



Universidad Nacional de Rosario

Facultad de Ciencias Exactas, Ingeniería y Agrimensura

Escuela de Ingeniería Electrónica

Área de Gestión de Proyectos

Ingeniería Electrónica

Proyecto Final

Estudio e Implementación de un Sistema de Administración de Baterías de Li-Ion de baja y mediana potencia

Autores:

Federico Ceccarelli (C-6241/3)
Martin Moya (M-6132/8)
Lucio Santos (S-4966/2)

Directora:

Dra. Monica Romero

Asesor:

Ing. Edgardo Arnejo

Firma:

Resumen

En el presente trabajo se detalla el proceso de desarrollo e investigación de un administrador de baterías o, también conocido como, BMS (del inglés *Battery Management System*) compatible con un pack de baterías de iones de litio, capaz de estimar el estado de carga utilizando filtros cuadráticos, balancear, proteger, cargar y comunicar, a través del protocolo CAN, todas las variables del mismo. El dispositivo es orientado a vehículos eléctricos de baja y mediana potencia, como por ejemplo, bicicletas/monopatines hasta triciclos de transporte con , y busca resolver mucha de las problemáticas intrínsecas de la tecnología litio-ion, como por ejemplo, su volatilidad ante operaciones fuera del área segura de operación, como también la falta de proyectos abiertos de esta índole en el mercado. A pesar de estar caracterizado para vehículos eléctricos, el mismo puede ser aplicado a almacenadores de energía, tales como los paneles solares, incluso hasta sistemas de alimentación ininterrumpida, o UPS (del inglés, *Uninterruptible Power Supply*).

Índice

1. Introducción	4
1.1. Motivación del proyecto	4
1.1.1. foxBMS	5
1.1.2. openBMS	5
2. Descripción	6
2.1. Objetivos Generales	6
2.2. Especificaciones	6
3. Aspectos Teóricos	7
3.1. Batería de Litio-Ion	7
3.1.1. Principios básicos	7
3.1.2. Litio	8
3.1.3. Principio de funcionamiento	9
3.2. Modelado de baterías de litio-ion	12
3.2.1. Modelos Físicos	12
3.2.2. Modelos empíricos	14
3.2.3. Modelos abstractos	14
3.2.3.1. Circuito simple	14
3.2.3.2. Modelos basados en el espectro de impedancia	15
3.2.4. Comparación de modelos y su evaluación para aplicaciones en vehículos eléctricos	17
3.3. Algoritmos de Estimación del Estado de Carga	17
3.3.1. Métodos tradicionales basados en experimentos	18
3.3.1.1. Método en base al voltaje de circuito abierto	18
3.3.1.2. Método de integración de corriente	20
3.3.1.3. Medición de resistencia interna	21
3.3.2. Métodos modernos basados en la teoría de control	22
3.3.2.1. Método del Filtro de Kalman	23
3.3.3. Métodos basados en el aprendizaje automático	26
3.3.3.1. Redes Neuronales Artificiales	27
3.3.3.2. Máquinas de Vectores de Soporte	28
3.3.3.3. Lógica Difusa	28
3.3.4. Algoritmo de Estimación	29
3.4. Proceso de Carga	30
3.4.1. Corriente Constante CC - Voltaje Constante CV	30
3.5. Ecuación de celdas	32
3.5.1. Inconsistencias entre celdas	32
3.5.1.1. Inconsistencias causadas por la producción	33
3.5.1.2. Inconsistencias causadas por el ensamblaje del pack	33
3.5.1.3. Inconsistencias causadas por el uso	34
3.5.1.4. Administración de la inconsistencia	34
3.5.2. Sistema de Administración de Ecuación	35
3.5.2.1. Clasificaciones	35
3.5.3. Control de balanceo pasivo	36
3.5.4. Controlador de Balanceo Activo	37
3.5.4.1. Camino de transferencia de energía	37
3.5.4.2. Controlador de balanceo basado en capacitores	38
3.5.4.3. Controlador de balanceo basado en inductores	40
3.5.4.4. Controlador de balanceo basado en transformadores	42
3.5.4.5. Balanceadores basados en convertidores de potencia	43
3.5.5. Topologías híbridas	44
3.5.5.1. Comparación de topologías	45
3.5.6. Estrategias de ecuación	46
3.5.7. Variables de Ecuación	46

3.5.7.1.	Estrategias de Ecualización basadas en voltaje (VBES)	46
3.5.7.2.	Estrategias de Ecualización basadas en el SoC (CBES)	47
3.5.7.3.	Estrategia de Ecualización basada en el SoC	47
3.5.7.4.	Estrategia de Ecualización basada en métodos híbridos	47
3.5.7.5.	Comparación de las variables de control	48
3.5.8.	Algoritmos de control para la ecualización	48
3.5.8.1.	Algoritmos clásicos de control	48
3.5.8.2.	Algoritmos de control avanzado	48
3.5.8.3.	Comparación de algoritmos de control	49
3.6.	Sensado de Corriente	50
3.6.1.	Resistencia Shunt	50
3.6.2.	Sensor de efecto Hall	50
3.6.3.	Tecnología Seleccionada	51
3.7.	Simulaciones	52
3.7.1.	Simulación Filtro de Kalman	52
3.7.2.	Tecnología Seleccionada	57
3.8.	Plan de Trabajo	58
3.9.	Extensión a futuros proyectos	58
4.	Desarrollo	59
4.0.1.	Pack de baterías	59
4.1.	Tiempo de Muestreo	59
5.	Ensayos	62
6.	Conclusiones	63
A.	Desarrollo matemático del Filtro de Kalman	64
A.1.	Error Cuadrático Medio	64
A.2.	Máxima Probabilidad	64
A.3.	Derivación del Filtro de Kalman	65
A.3.1.	Derivación a partir del espacio de estados	65
Tabla de Abreviaturas		69

1. Introducción

A partir de la relevancia que ha comenzado a tomar el calentamiento global en las últimas décadas y el inquietante impacto que el mismo tiene sobre la calidad de vida de las personas, se han intentado buscar distintas soluciones para apaciguar las principales causas que generan un deterioro del medio ambiente, entre ellas, se encuentra el desarrollo de nuevas fuentes de energía renovables y su aprovechamiento.

El vehículo eléctrico (VE) (fig. 1) es considerado una de las transiciones tecnológicas más importantes de los últimos años debido a que no emiten dióxido de carbono (CO_2) al medio ambiente y no utilizan combustibles fósiles para su funcionamiento, esto los convierte en uno de los avances tecnológicos más atractivos de los últimos tiempos teniendo en cuenta el avance del calentamiento global y el crecimiento del valor del petróleo.

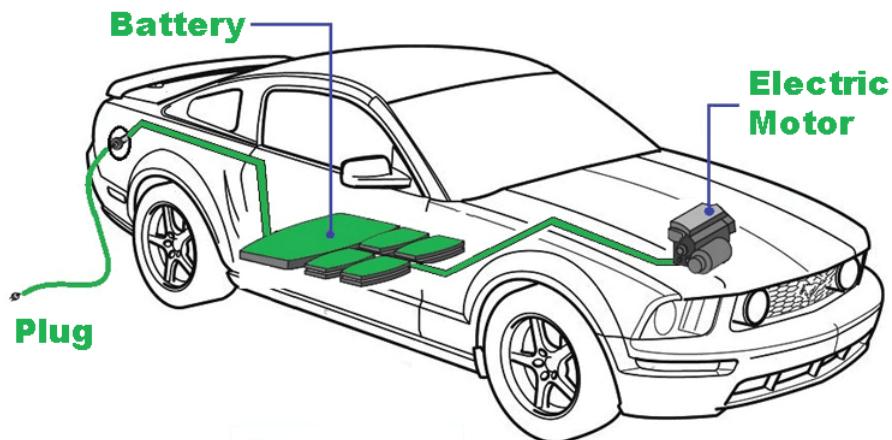


Figura 1: Esquemático de un vehículo eléctrico

Siendo las baterías eléctricas la única fuente de energía en los vehículos eléctricos (VVEE), éstas tienen un gran impacto en la performance de los mismos determinando la autonomía del vehículo. En base a este criterio, las baterías de iones de litio (*Li-Ion*) resultan las más adecuadas para esta aplicación debido a su alta densidad energética, es decir, que éste tipo de baterías tienen una gran capacidad para su reducido volumen a comparación de otras tecnologías. Para poder ser utilizados en VVEE, las baterías de Li-Ion son conectadas en forma de arreglos o packs de baterías en serie que permiten obtener mayores valores de tensión y, otras, en paralelo para aumentar la capacidad del pack.

1.1. Motivación del proyecto

Una de las grandes problemáticas de las baterías de Litio-ion reside en que se debe tener en cuenta ciertas precauciones a la hora de implementarlas, debido a que las mismas son propensas a fallar al ser sobrecargadas, completamente descargadas u operadas fuera del rango seguro de temperatura, tensión o corriente, además, en un pack de baterías conectadas en serie, se pueden manifestar pequeñas diferencias de capacidades a través de todas las celdas, causado por tolerancias de producción o diferentes condiciones de operación, que tienden a incrementar con cada ciclo de carga. Por último, las baterías sufren un proceso de *auto-descarga* (típicamente entre un 2-10% dependiendo de la temperatura y el estado de carga de la misma). Si la distribución de temperatura a lo largo del pack es heterogénea, las celdas con mayor temperatura tienden a una mayor pérdida de capacidad provocando un desbalanceo de carga. Esto trae varias consecuencias, entre ellas, se encuentran:

- **Seguridad:** Si el voltaje máximo de carga es excedido por unos cientos de milivoltios, puede provocar un embalamiento térmico, derritiendo el pack de baterías y, por lo tanto, el dispositivo que alimenta. En el peor de los casos puede explotar poniendo en riesgo el bienestar del usuario.
- **Salud de la batería:** La degradación de la batería es extremadamente sensible a la operación de la misma fuera de la zona indicada. Si la temperatura de operación o la tensión máxima de carga es excedida esto provoca una aceleración en la degradación de su vida útil.

- **Autonomía:** Consideremos que el circuito de protección detecta que una de las baterías se encuentra descargada a niveles cercanos de operación insegura. En este caso, la protección frena la descarga del pack por una sola celda y el resto se encuentran con voltajes más altos y, por lo tanto, con un remanente de energía para entregar a la carga desaprovechando la capacidad del pack entero.

Lo que conllevan a la implementación de un sistema de administración de baterías (*BMS* por sus siglas en inglés Battery Management System). En definitiva, un BMS es un dispositivo encargado de controlar las funciones vitales de las baterías para que operen de forma correcta y segura, con el objetivo de otorgar seguridad al usuario y prolongar la autonomía del vehículo. Las funciones más relevantes que llevan a cabo son:

- Protección del pack para su operación en la región segura tanto en tensión, corriente como también en temperatura.
- Ecuación de las celdas individuales del pack, es decir, controlar que la carga entre celdas sea uniforme
- Estimación del estado de carga del pack de batería (*SoC* por sus siglas en inglés State Of Charge).
- Estimación del estado de salud del pack de batería (*SoH* por sus siglas en inglés State Of Health).
- Informar a la computadora central del vehículo los distintos parámetros del pack de baterías.

Ademas de las problemáticas mencionadas anteriormente, en el mercado actual se venden una gran variedad de BMS con **escasa** documentación sobre el mismo, dificultando su implementación con otros dispositivos, tales como computadoras centrales de vehículos eléctricos hasta UPS.

Por su contraparte, existen solamente dos proyectos de código/hardware abiertos relacionados al desarrollo de BMS, detallados a continuación.

1.1.1. foxBMS

foxBMS es un proyecto desarrollado por el Instituto de Sistemas Integrados y Tecnologías de Dispositivos de la sociedad *Fraunhofer* o tambien llamado Fraunhofer IISB (del ingles *Institute for Integrated Systems and Device Technology*), una organización de investigación alemana que comprende 72 institutos esparcidos por todo el territorio alemán.

El desarrollo de este proyecto es el resultado de 15 años de investigación en el área de energías renovables y es diseñado para administrar innovadores prototipos de sistemas de baterías basados en la tecnología iones de litio, desde pocas celdas conectadas en serie hasta centenares de kWh y kW, especialmente para sistemas que requieren altos niveles de fiabilidad.

El proyecto no tiene intenciones de ser usado de forma comercial en productos ya que no cumple con estandards específicos y requieren determinados certificados para ser vendidos en el mercado. Solamente cumple con el propósito de ser una plataforma de ensayo y desarollo que provee todas las funcionalidades del manejo de la complejidad y tamaño de los sistemas de almacenamiento mas avanzados al día de la fecha.

Si bien el mismo tiene extensa documentacion, originalmente fue desarrollado para manejar packs de 12 a 18 celdas en serie, lo cual excede el propósito de la aplicación en cuestión por lo que no resulta viable para ser implementado de forma directa. Tambien el hardware del proyecto es extensivamente costoso y complejo, ya que implementa varios microcontroladores e integrados dedicados hasta FPGAs (del ingles, *Field Programmable Gate Arrays*).

1.1.2. openBMS

A diferencia de *foxBMS*, este proyecto fue desarrollado por ingenieros independientes con el objetivo de diversificar los proyectos abiertos relativos al tema en cuestión.

El mismo busca desarrollar un BMS capaz de manejar un pack de baterías de 4 a 96 celdas en serie, realizar el balanceo de las mismas y comunicar las variables del pack a traves del protocolo CAN.

Si bien, se encuentran todos los archivos del proyecto a disposición del publico, la documentación es muy escasa para ser implementado fácilmente para un proyecto relacionado.

En definitiva, las motivaciones para llevar a cabo el **presen trabajo** se basan en la complejidad en el manejo de grandes packs de baterías basadas en celdas de litio-ion y la falta de proyectos abiertos disponibles relacionados al tema.

Finalmente, el informe se encuentra dividido en 6 secciones, en la **Sección 2** se realiza una descripción en alto nivel del proyecto, detallando los objetivos generales, las especificaciones y requerimientos del trabajo, a continuación, se encuentra el fundamento teórico (Sección 3), donde se detalla el funcionamiento de una celda de litio-ion, los fundamentos básicos de modelados de celdas y algoritmos de estimación de carga, como también aquellos relacionados a la equalización de celdas, además, se presenta el desarrollo matemático de mucho de los métodos como también una comparativa, por ultimo se presentan las secciones 4 y 5 donde se describe el desarrollo de la batería en si, en conjunto con su modelo y algoritmos como también su final implementación en un sistema embebido con los ensayos realizados para validar el funcionamiento del sistema. Finalmente, en la **sección 6** se describen las conclusiones y futuros proyectos a continuar sobre el eje de estudio.



2. Descripción

2.1. Objetivos Generales



Como solución a los problemas planteados, se propone desarrollar un BMS que cumpla con los siguientes requisitos:

- Proteger el pack de baterías evitando que el mismo salga de su zona de operación segura, tanto en tensión, corriente como en temperatura, evaluando los umbrales correspondientes para las celdas de Litio-Ion.
- Estimar el estado de carga en tiempo real.
- Balancear la carga entre celdas, priorizando el menor costo energético posible del sistema y la mayor autonomía final del pack.
- Comunicar los parámetros fundamentales del pack a una computadora central a través de algún protocolo estandarizado.

Para lograr estos objetivos, se plantea un estudio pormenorizado del estado del arte de la temática en cuestión procurando seleccionar las prácticas y metodologías más adecuadas para la solución del problema planteado, a partir de un estudio teórico. Finalmente se validará la solución elegida a partir de la implementación y ensayo de la solución desarrollada.

2.2. Especificaciones

El sistema a implementar debe ser capaz de poder administrar un pack de baterías de 6 módulos conectados en serie, donde cada modulo está compuesto por 3 celdas en paralelo encargado de:

- Sensar la tensión de las celdas individuales del pack y de la corriente que circula desde y hacia el pack así como también la temperatura media.
- Realizar el balanceo de los módulos que componen a la batería.
- Proteger el mismo, desconectando el pack de baterías de la carga frente a operaciones fuera de la zona segura.
- Estimar el estado de carga y detectar las celdas que se encuentran en desbalance utilizando una unidad de cómputo como por ejemplo, un microcontrolador o MCU (del inglés *Microcontroller Unit*).
- Controlar el proceso de carga del pack de baterías.
- Comunicar las variables del sistema a una computadora central a través de un protocolo especificado

La descripción anterior se puede visualizar en el Diagrama de Bloques (DB) de la Figura 2. Como puede observarse, el microcontrolador es el encargado de comunicarse y comandar los **modulos** de protección, equalización y carga de la **bateria**, como también obtener variables de los mismos para poder estimar el SoC, determinar el

desbalanceo de una o más celdas y tomar acción al respecto, y por último, pero más relevante, comandar las protecciones en caso de una falla y/o alerta de la batería. De forma simultánea, el mismo debe estar a cargo de comunicar las distintas variables del sistema a una computadora central.

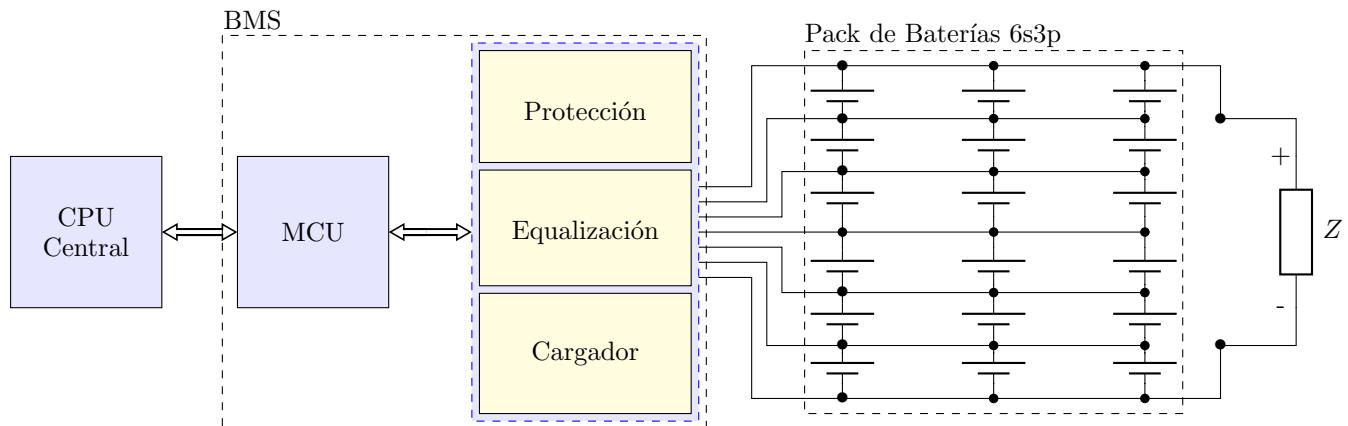


Figura 2: Diagrama en Bloques del BMS y el pack de baterías

3. Aspectos Teóricos

3.1. Batería de Litio-Ion

La energía eléctrica ha empoderado a la sociedad desde su descubrimiento y, gracias a sus avances tecnológicos, el acceso a la misma se ha convertido mas facil y mas eficiente, aun así con la ausencia de conexiones eléctricas en la cercanía. Sumado a eso, tambien nos dirigimos a una sociedad que aprovecha de la movilidad a medida que los dispositivos dependen menos de una conexión eléctrica local.

En gran parte, estos desarrollos son posibles gracias al descubrimiento del litio-ion y su aplicación en baterías. Este tipo de batería ha revolucionado la tecnología en almacenamiento de energía y ha logrado impulsar la revolución digital empoderando los dispositivos móviles, a través de su gran capacidad y densidad energética.

3.1.1. Principios básicos

El principio básico de funcionamiento de una batería, en su configuración básica, consiste en una celda compuesta por dos electrodos (fig. 3), cada una conectada a un circuito eléctrico, separado por un electrolito que es capaz de acomodar cargas dentro de sí. Frecuentemente, los electrodos son físicamente separados por una barrera que previene que estén en contacto físico entre ellos, evitando así un corto circuito en la batería. En descarga, cuando la batería entrega corriente al circuito, toma lugar un proceso de oxidación en el electrodo negativo (ánodo), resultando en un movimiento de electrones a través del circuito. Por el otro lado, en el electrodo positivo (cátodo), ocurre un proceso de reducción, reabastecido por los electrones del circuito. El voltaje de la celda depende fuertemente de la diferencia de potencial entre los electrodos, y del proceso espontáneo en su totalidad. Para baterías recargables el proceso puede ser reversible aplicando electricidad externa produciendo un proceso complementario de *redox* (reducción-oxidación) en los electrodos. Este proceso es dependiente de la energía y es no espontáneo, es decir, que sucederá si y solo si un agente externo participa en el proceso.

En base a este principio de funcionamiento, surgen una gran variedad de tecnologías, partiendo de la pila voltaica, hecha de dos discos de metales distintos, uno de zinc y otro de cobre o plata, separados por un dieléctrico (como cartón o cuero) sumergido en una solución electrolítica. Durante la operación, el disco de zinc actúa como ánodo, liberando electrones al circuito y produciendo iones de metal (proceso de oxidación), mientras que la reacción en el electrodo opuesto depende de las condiciones de trabajo. En presencia del aire, el metal de cobre es parcialmente oxidado a CuO, y la reducción de CuO a Cu se da en el electrodo. En la ausencia de aire, los protones en el electrolito son reducidos a hidrógeno en la superficie del cobre. El voltaje de la celda es de

aproximadamente 0.8-1.1V, dependiendo de la exposición al aire. Esencialmente, la pila voltaica es una batería no recargable.

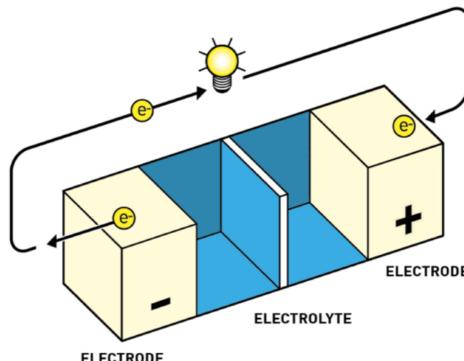


Figura 3: Diagrama del principio básico de funcionamiento de una batería en el proceso de descarga.

Después surgieron las baterías de plomo-ácido, que su principio de operación es similar a las baterías voltaicas expuestas al aire, pero con la posibilidad de ser recargadas. Esta tecnología se basa en dos electrodos de plomo, donde uno se encuentra parcialmente oxidado, en este caso es óxido de plomo (PbO_2), separado por ácido sulfúrico que contiene un electrolito. Durante el proceso de descarga, ocurre un proceso de oxidación en el electrodo de plomo (ánodo), produciendo electrones, protones y sulfato de plomo ($PbSO_4$), mientras que el óxido de plomo es reducido a $PbSO_4$ en el cátodo. En este caso, el potencial de una celda es de alrededor 2V.

Otro logro en el desarrollo de baterías, ocurrió en el 1899 cuando se desarrolló la primera batería de níquel-hierro (Ni-Fe) y níquel-cadmio (Ni-Cd) o también conocidas como baterías alcalinas, que fueron predecesoras del híbrido níquel-metal (Ni-MH) que fue comercializada en 1898.

Las baterías anteriores son basadas en soluciones acuosas, y la densidad energética de las mismas no es alta, específicamente son menores a los 100Wh/kg. Para incrementar la densidad energética de estas baterías, es necesario encontrar una estabilidad electroquímica del agua ya que juega un rol muy importante en ello. Además, cuando ambos electrodos utilizan el potencial del plomo, el voltaje de salida solo puede alcanzar un máximo de 2.2V. Como resultado de los avances tecnológicos dentro del mercado de consumo electrónico surge la necesidad de incrementar la densidad energética de una celda, por lo tanto se impulsó la búsqueda de nuevas tecnologías que permitan obtener una mayor capacidad en las baterías con un tamaño reducido, permitiendo el descubrimiento las propiedades del metal de litio y su aplicación en las celdas que llevan su nombre.

3.1.2. Litio

El litio es un metal descubierto en 1818 que tiene excelentes propiedades para servir como material para el desarrollo de baterías. Es el metal más liviano con una densidad de 0.53g/cm^3 . También tiene un potencial de reducción muy bajo, que lo hace ideal para celdas de alta densidad y alto voltaje. Sin embargo, es un metal reactivo que debe ser protegido, por ejemplo, del agua y del aire, ya que el contacto con estos provoca que el mismo sea muy complicado de controlar, imposibilitando su uso para la aplicación deseada. Esta protección al medio no es trivial, y factores, tales como su carácter inerte, punto de fusión, la estabilidad del redox, solubilidad de iones de litio y sales, velocidades de transferencia ion/electrón, viscosidad, entre otros, deben ser considerados.

Las primeras baterías de litio alcanzaron el mercado en 1970 y la comercialización de las mismas comenzó en Japón en el año 1991, cuando Sony Corporation presentó el primer modelo.

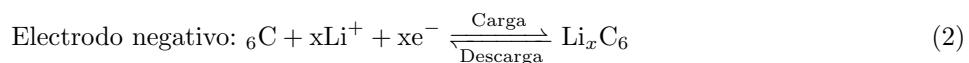
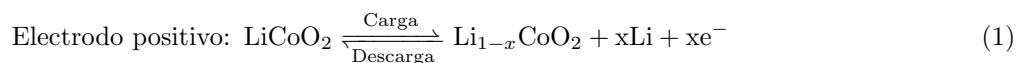
Las baterías de litio-ion son definidas en **defliion** como almacenadores de energía que utilizan iones de Litio como portadores de carga. En base a esta definición, el término *batería de Litio-Ion* no se corresponde con una sola composición química, como lo son las baterías de ácido o níquel-cadmio, si no que expresa una familia de baterías que dependen de los iones de litio pero que pueden ser conformadas por distintos materiales.

A diferencia de las baterías de ácido, hay dos razones principales por las cuales las baterías de litio-ion han crecido en popularidad en tan poco tiempo: su excelente rendimiento y la capacidad de adaptarse al creciente mercado de la electrónica de consumo, como por ejemplo, videocámaras, celulares y computadoras. A partir de la primera década del siglo XXI, se comenzaron a utilizar en vehículos eléctricos, como también en grandes sistemas de almacenamiento de energía, capaces de alimentar barrios enteros.

Desde el 2000 al presente, se desarrollaron varios tipos de baterías basadas en el litio. Entre ellas se encuentran las baterías de litio-sulfuro (Li-S) y litio-aire (Li-air), cuya densidad energética teórica ronda los 2600Wh/kg y 11400 Wh/kg, respectivamente. En 2012, se desarrolló una batería de litio-ion recargable acuosa o ARLB (del inglés *Aqueous rechargeable lithium batteries*), que utiliza metal de litio recubierto como ánodo en una solución de electrolitos mejorando ampliamente la densidad energética.

3.1.3. Principio de funcionamiento

El principio de los procesos de carga y descarga en las baterías de litio-ion se pueden describir utilizando como ejemplo el óxido de litio-cobalto (LiCoO_2) y grafito que son materiales de electrodo típicos en la fabricación de las mismas. La Figura 4 ilustra el principio de operación, y las reacciones de los electrodos se expresan en las Ecuaciones 1, 2 y 3



El LiCoO_2 tiene una estructura reticular octaédrica con un arreglo alternativo de capas de Li^+ y Co^{3+} . Durante el proceso de carga, los iones de litio (en estado iónico) se desintercalan de la estructura de capas del material del electrodo positivo, liberando electrones, al mismo tiempo, el Co^{3+} se oxida convirtiéndose en Co^{4+} . Por el otro lado, durante el proceso de descarga, con la intercalación de Li^+ dentro de la retícula, el Co^{4+} es reducido a Co^{3+} , ganando electrones, además se obtienen electrones de la retícula para convertirse en litio en estado atómico. Durante este proceso, el estado atómico del litio pierde electrones convirtiéndose en iones de litio, este proceso se puede resumir en que el ánodo provee al electrodo positivo iones de litio. Dado que el litio se mueve entre el electrodo positivo y negativo hacia ambos lados a este tipo de baterías se las puede definir como una batería *mecedora* (del inglés, *rocking chair*).

La mayoría de estas baterías usan materiales de carbón, tales como el grafito o el carbón duro como ánodo. Otros utilizan óxidos de metales, como por ejemplo, el titanato de litio ($\text{Li}_4\text{Ti}_5\text{O}_{12}$) o el pentóxido de niobio (Nb_2O_5), debido a que pueden aceptar iones de litio cuando son cargados, y liberarlos en el proceso de descarga, éstas reacciones se denominan como inserción y extracción respectivamente. Los potenciales de reacción de estos materiales son mucho más bajos que los electrodos de hidrógeno estándares, por lo tanto, el electrolito debería ser estable inclusive para niveles de potencial tan bajos. Ésta es la razón por la cual, los electrolitos orgánicos, que consisten de solventes orgánicos y sales de litio, son utilizados en las baterías de Litio-ion en vez de electrolitos acuosos.

El material activo del cátodo debe contener Litio en su composición química para proveer una fuente de iones de litio. Durante la primera etapa de desarrollo de las celdas de litio, se utilizaba óxido de litio-cobalto. También se estudió el uso de LiNiO_2 (óxido de litio-nickel) como material activo para el cátodo pero fue inmediatamente descartado debido a su inestabilidad térmica. Sin embargo, se desarrollaron y utilizaron derivados de esta composición, formulados como $\text{LiM}_x\text{Ni}_{1-x}\text{O}_2$ (M : elemento metálico tales como, el cobalto, manganeso, aluminio o magnesio).

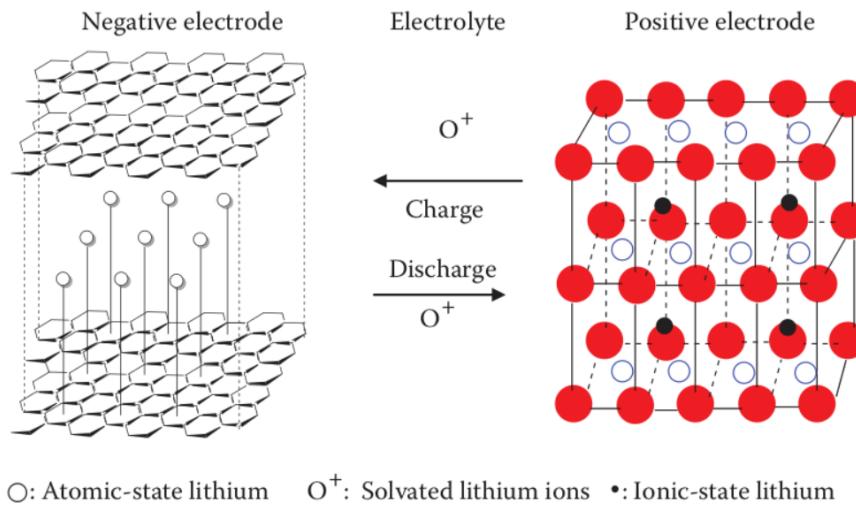


Figura 4: Esquemático del principio de operación de una batería de litio-ion.

Comparada con las baterías de litio-ion originales en los principios de 1990, el rendimiento de las mismas ha mejorado, de forma significativa, con el paso del tiempo. Los últimos desarrollos tienen ventajas dominantes sobre las baterías recargables tradicionales:

- **Alta densidad energética:** La densidad energética por volumen y masa para una batería de litio modelo 18650 puede alcanzar los 500 Wh/dm^3 y 230 Wh/kg , respectivamente, que además se encuentra en continuo aumento a medida que se investigan y desarrollan nuevas tecnologías.
- **Alto voltaje de salida (3.6V):** Esto es 3 veces mayor a las baterías recargables de Ni-Cd o Ni-MH.
- **Alta potencia de salida:** Pueden alcanzar hasta 2kW/kg for un corto período de tiempo.
- **Baja auto-descarga:** La descarga media de las celdas de litio son menores a un 3 % mensuales, que es la mitad que las celdas basadas en Ni-Cd y Ni-MH.
- **Bajo efecto de histéresis** A diferencia de las celdas de Ni-Cd y Ni-MH las celdas de litio tienen un efecto de histéresis despreciable con el paso de los ciclos de carga-descarga de la misma, resultando en un mejor ciclo de vida con respecto a los otros tipos de celdas.
- **Ciclos de carga-descarga rápidos:** Las baterías de litio-ion pueden ser cargadas con corrientes de hasta un 80 % de su capacidad. Es decir, si la batería tiene una capacidad de 3Ah, la misma se puede cargar a una corriente de 3A.
- **Alta eficiencia culómbica:** La Eficiencia Culombica o EC, es un parámetro que permite obtener que porcentaje del material activo se convierte en energía. Su medición es importante porque permite medir el desempeño de la batería con respecto a otras tecnologías. En el caso de las celdas de Litio-ion, la Eficiencia Culombica se mantiene casi en un 100 % inclusive despues del primer ciclo.
- **Gran rango de temperaturas:** Las baterías de litio-ion pueden operar entre -25°C a $+45^\circ\text{C}$. Las investigaciones actuales quieren extender ese rango desde -40°C a $+70^\circ\text{C}$ con mejoras en el electrolito y los materiales de los electrodos.
- **Alta energía específica:** Esto depende fuertemente del alto voltaje, porque la energía específica es el producto del voltaje de la celda y su capacidad específica, lo que hace que las celdas de litio-ion se destaqueen a comparación de otras tecnologías, como por ejemplo, las celdas de Niquel-metal con un voltaje de 1.2V pero con mayor capacidad tienen menor energía específica.
- **Alta eficiencia energética:** Esto se debe a dos factores principales, por un lado se debe a la alta eficiencia de carga y descarga debido a que no hay pérdidas durante las reacciones químicas de la celda en ambos procesos y, nuevamente, esto se atribuye también a su alto voltaje. Éste último, se debe a que la eficiencia

energética, es el restante de la tensión operativa en relación a la tensión en circuito abierto. Suponiendo que tenemos una celda A con una tensión de circuito abierto (V_A) mayor que otra celda B con una tensión V_B , que tiene la misma pérdida de voltaje X, la eficiencia de A va a ser mayor que la de B, dado por:

$$\frac{V_A - X}{V_A} > \frac{V_B - X}{V_B}$$

- **Larga duración:** Esto se atribuye a que las reacciones dentro de la celda, durante los ciclos de carga y descarga, no realizan cambios morfológicos significativos. Esto es bastante distinto con las baterías de ácido, donde la reacción que se lleva a cabo involucra la disolución y deposición de materiales, lo que representa grandes cambios morfológicos durante los ciclos de carga y descarga.

Por último, las baterías de Litio-ion utilizan electrolitos orgánicos. El electrolito permite que la celda tenga altos niveles de tensión, sin embargo la combustibilidad del mismo genera problemas de seguridad. Por lo tanto, es clave para el desarrollo de estas baterías minimizar la causa y efecto de la combustión de la misma sin sacrificar rendimiento.

El estado de las baterías de Litio-ion con respecto a las otras tecnologías se puede observar en la Figura 5, donde se remarca la dominancia de las mismas en términos de densidad energética (Wh/L) y energía específica (Wh/kg). La flecha de la esquina derecha indica que ésta tecnología se encuentra en constante desarrollo y puede mejorar con el paso del tiempo.

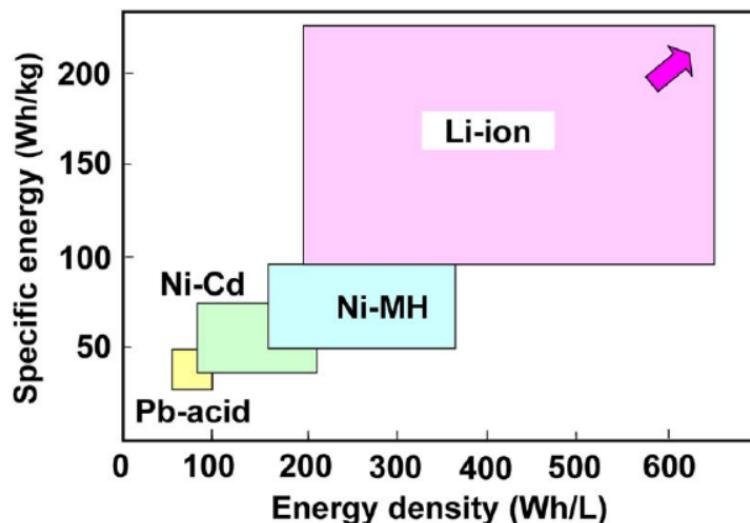


Figura 5: Gráfica comparativa entre distintas tecnologías de baterías.

La aplicación práctica de las baterías de Litio-ion involucra la integración de las mismas dentro de un sistema, involucrando un controlador central (BMS), sistemas de refrigeración, sensores y conectores entre las celdas. En tales sistemas las celdas pueden conectarse de distintas formas, por ejemplo, pueden conectarse en paralelo, para incrementar la capacidad del pack, en serie, para incrementar el voltaje, o combinadas para lograr ambos cometidos al mismo tiempo. Por ejemplo, un auto eléctrico de la marca *Tesla*, posee un pack de baterías de 85KWh compuesto por 7104 celdas, con una arquitectura de 16 módulos conectados en serie , donde cada uno posee 444 celdas conectadas en paralelo.

3.2. Modelado de baterías de litio-ion

Como se menciona anteriormente, las celdas de litio-ion son utilizadas ampliamente en el mercado de consumo electrónico para un gran espectro de aplicaciones. Sin embargo, su fiabilidad y tiempo de vida son limitados y depende considerablemente de condiciones ambientales como **tambien** de su uso histórico. Por lo tanto, se necesitan modelos de baterías exactos y eficaces para que sean correctamente monitoreados por un BMS.

Una celda, como se describe en la Sección 3.1.3, puede ser caracterizada como un sistema electrotermoquímico y actualmente existen una cantidad numerosa de modelos que logran describir el funcionamiento tanto estático como dinámico de la misma. Un modelo exacto y eficiente permite optimizar al máximo el ciclo de vida de una batería ya que permite obtener información sobre el SoC como también conocer parámetros críticos de la batería como por ejemplo, el perfil de descarga de la misma permitiendo ajustar los distintos algoritmos de protección y/o ecualización que se apliquen en el desarrollo del BMS.

A continuación se definen y se comparan los distintos modelos disponibles en la literatura actual. Esta comparación es basada en tres criterios:

- **Precisión:** La precisión define cuán cercano un modelo puede predecir los **parámetros y/o** valores de las variables de interés de una batería.
- **Complejidad:** Se refiere a la cantidad de parámetros que necesita el modelo. Dependiendo de la complejidad del modelo, el cálculo del mismo tomará mayor o menor tiempo, cuestionando su utilidad para una aplicación en tiempo real.
- **Interpretación física:** Esto se define como el nivel de interpretación analítico que el modelo puede dar con respecto al funcionamiento interno de una batería.

3.2.1. Modelos Físicos



Los modelos físicos, o también conocidos como cajas blancas, son modelos de bajo nivel con un **nivel** de exactitud muy alto. Permiten describir la estructura de los materiales y logran describir los complejos fenómenos electroquímicos que suceden dentro de celda, también denominados fenómenos termodinámicos, kinéticos y de transporte.

Schmidt (2013) presenta un resumen del fenómeno físico como se muestra en la Figura 6. En ella, se pueden observar cuatro procesos en tres regiones de operación: las dos fases sólidas del material de los electrodos, y la fase líquida del electrolito.

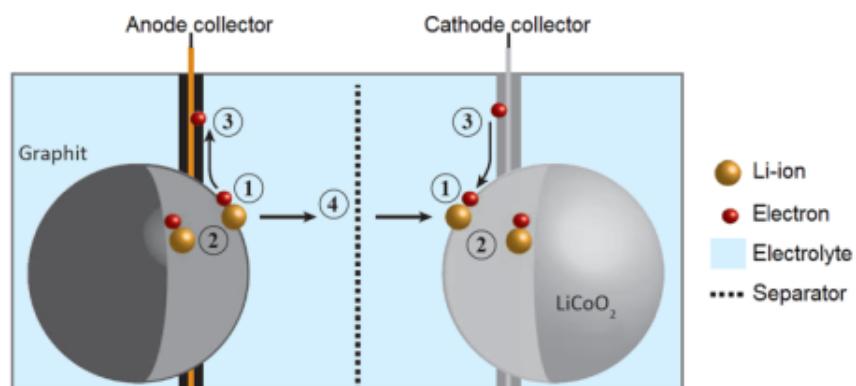


Figura 6: Descripción gráfica del proceso interno de una celda de litio ion.

El primer proceso se denomina *pasaje de cargas* y se da en la primera región de operación: la fase sólida del electrodo. Este proceso describe la intercalación como también la desintercalación de los iones de litio dentro del material activo. El segundo proceso, ocurre en la misma región, y se la denomina la *difusión del estado sólido* de los iones de litio forzado por el gradiente de concentración de iones entre la superficie y el volumen del electrodo. El tercer proceso, se describe como la *conducción de electrones* entre un electrodo y otro a través

de un circuito externo. Por último, el cuarto proceso es la *conducción de iones* en el electrolito a través del separador, que también es forzado por un gradiente de concentración y basado en la difusión pero ocurre a mucha mayor velocidad que en los electrodos.

Estos tipos de modelos dependen de una gran cantidad de parámetros, como también de ecuaciones diferenciales interdependientes, para poder replicar el comportamiento de una celda se utilizan coeficientes de difusión y propiedades de los materiales dentro de las ecuaciones dependientes del mismo. En Li2016 se basa en un modelo unidimensional a lo largo de la sección de la celda, dividiéndolo en cinco secciones, aplicando las siguientes ecuaciones diferenciales:

- **Conservación de carga en un sólido homogéneo**

$$\nabla(-\sigma \nabla \varphi_s) = -j^{Li} \quad (4)$$

- **Conservación de masa en un sólido homogéneo**

$$\frac{\partial c_s}{\partial t} = \nabla \cdot (D_s \nabla c_s) \quad (5)$$

- **Conservación de masa en un electrolito homogéneo**

$$\varepsilon_e \frac{\partial c_e}{\partial t} + \nabla \cdot (-D_e \nabla c_e) = \left(\frac{1 - t_+^0}{F} \right) j^{Li} \quad (6)$$

- **Conservación de carga en un electrolito homogéneo**

$$\nabla \cdot (\kappa \nabla \varphi_e + \kappa_D \nabla \ln c_e) = -j^{Li} \quad (7)$$

- **Ecuación de Butler-Volmer:** Esta ecuación representa el movimiento de cargas en una unión entre un sólido conductor y una solución de iones de litio con el efecto de doble capa

$$j^{Li} = a_s i_0 \left[e^{\frac{F \eta}{2RT}} - e^{-\frac{F \eta}{2RT}} \right] + a_s C_{dl} \frac{\partial(\varphi_s - \varphi_e)}{\partial t} \quad (8)$$

En las ecuaciones 4 - 8, se utilizan las siguientes variables:

- σ : Conductividad de la fase sólida del electrodo.
- φ_s : Potencial eléctrico de la fase sólida.
- φ_e : Potencial eléctrico del electrolito.
- j^{Li} : Densidad de corriente producida por el consumo de iones de litio.
- t : Tiempo transcurrido.
- c : Concentración de iones de litio.
- D : Coeficiente de difusión del material.
- F : Constante de Faraday.
- ε : Fracción por volumen.
- t_+^0 : Número de transferencia.
- κ : Conductividad del electrolito.
- κ_D : Conductividad de la difusión.
- i_0 : Corriente de intercambio.
- η : Sobretensión.
- a : Área específica de la sección.
- C_{dl} : Cápacidad de la doble capa.

A pesar de su alta exactitud, este tipo de modelo resulta complejo de implementar en sistemas de tiempo real debido a la gran cantidad de ecuaciones diferenciales a implementar con su extensa cantidad de parámetros a ajustar en el mismo, imposibilitando su uso en vehículos eléctricos.

3.2.2. Modelos empíricos

Los modelos empíricos, o también conocidos como *cajas negras*, debido a que proveen pobres conocimientos sobre el funcionamiento interno del sistema, se basan en parámetros que no significado físico en algunos casos. Las aproximaciones matemáticas que se utilizan para definir la función transferencia entre las entradas y las salidas de estos modelos permiten que los mismos sean fáciles de configurar como también generar predicciones y respuestas rápidas. Sin embargo, la exactitud es limitada, especialmente si el modelo es muy simple, aunque puede ser mejorado si se combina con un modelo de bajo nivel.

3.2.3. Modelos abstractos

También conocidos como *cajas grises*, los modelos abstractos proveen una representación alternativa de la entidad física a modelar. A pesar de que hay varias formas posibles de realizarlo, la más utilizada dentro de la bibliografía es su representación en un circuito eléctrico equivalente. Los modelos basados en circuitos son simples y prácticos porque permiten que el proceso electroquímico que ocurre dentro de la celda sea reemplazado por un simple circuito. La correlación con las dinámicas de la batería son preservados sin comprometer demasiada exactitud en su predicción.

 El costo de configuración para tales modelos es reducido en comparación a modelos de bajo nivel, sin embargo éstos requieren de *Look-up Tables* para coincidir con los datos experimentales. La complejidad de los mismos es más flexible dependiendo de la unidad de cómputo como también de la memoria disponible. Los mismo se pueden complicar utilizando efectos de segundo orden, tales como la temperatura, degradación de la capacidad como también el envejecimiento de las celdas.

A continuación se describen los modelos más utilizados dentro de la literatura actual.

3.2.3.1 Circuito simple

El circuito eléctrico mas simple que representa una batería de litio ion es un circuito con constante de tiempo cero que se puede observar en la Figura 7. Si el usuario no necesita representar la dinámica de la batería, este modelo es capaz de representar el comportamiento estático del sistema.

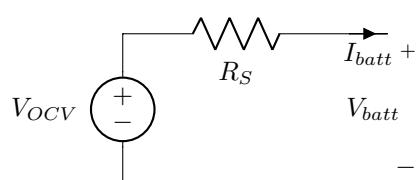


Figura 7: Modelo de constante de tiempo cero para una celda de litio ion.

El OCV se relaciona directamente con el SoC, definido en la Ecuación 9

$$SoC = \frac{C_{current}}{C_{full}} \cdot 100\% \quad (9)$$

Donde $C_{current}$ es la cantidad de carga disponible en la celda y C_{full} es la capacidad de la celda cuando está completamente cargada. La ecuación del modelo es expresada en la Ecuación 10.

$$V_{batt} = V_{OC} - R_S \times I_{batt} \quad (10)$$

La curva del OCV como función del tiempo muestra una caída del voltaje para ciertas condiciones de descarga. Los importantes parámetros que afectan el proceso de descarga son la corriente de descarga, la temperatura y el historial de carga/descarga.

El efecto de la temperatura en el proceso de descarga es visto a temperaturas mucho más bajas que a temperatura ambiente, donde la actividad química disminuye y la resistencia de la batería aumenta. A temperaturas más altas que la ambiente, la resistencia interna disminuye, mejorando la velocidad de la actividad química, por lo tanto, y desafortunadamente, induciendo un efecto de auto descarga.

La desventaja principal del modelo de constante de tiempo cero es que no contempla la dinámica de las celdas. Sin embargo, esto puede ser mitigado de forma fácil agregando un tanque RC en serie a la resistencia (*fig. 8*), que describe la respuesta dinámica de la batería durante el proceso de carga/descarga.

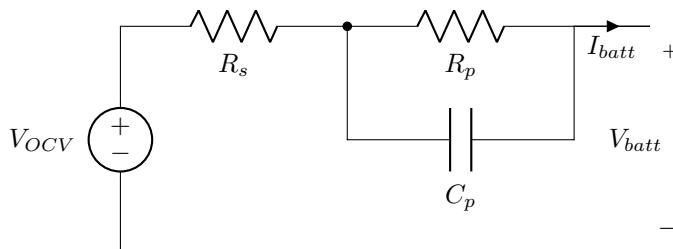


Figura 8: Modelo de primer orden para una celda de litio ion.

La exactitud del modelo y su comportamiento dinámico, pueden ser mejorados agregando más tanques RC al circuito, esto a su vez incrementa la complejidad del mismo.

3.2.3.2 Modelos basados en el espectro de impedancia



Para describir la dinámica de una celda a niveles de medianas y altas frecuencias, se utiliza el método de impedancia electroquímica por espectroscopía (EIS, del inglés Electrochemical Impedance). Sin embargo, para aplicar este método, es necesario un sistema lineal invariantes en el tiempo, por lo tanto, dado que las baterías son sistemas altamente no lineales durante el proceso de carga y descarga, el EIS es aplicado a niveles de SoC cuando la batería tiene un determinado tiempo de descanso, para garantizar determinada linealidad necesaria.

La impedancia (Z) es una variable compleja representada en el diagrama de Nyquist por una componente real y otra imaginaria. La Figura 9 muestra un típico diagrama de Nyquist, como resultado de varias mediciones EIS de una celda de litio-ion a distintos niveles de SoC. Cuantitativamente, los valores dependen de varios factores, como mencionamos anteriormente, la temperatura, el SoC y la corriente de carga/descarga.

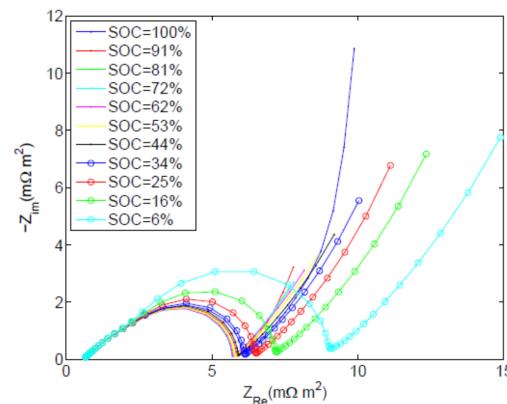


Figura 9: Diagrama de Nyquist - Espectroscopía Dieléctrica (EIS) de una batería de Li-Ion obtenida por barrido frecuencial.

La curva puede ser subdividida según los rangos de frecuencia en distintas secciones, como se puede observar en la Figura 10. Estas secciones están asociadas con fenómenos físicos y electroquímicos bien definidos que ocurren dentro de la celda.

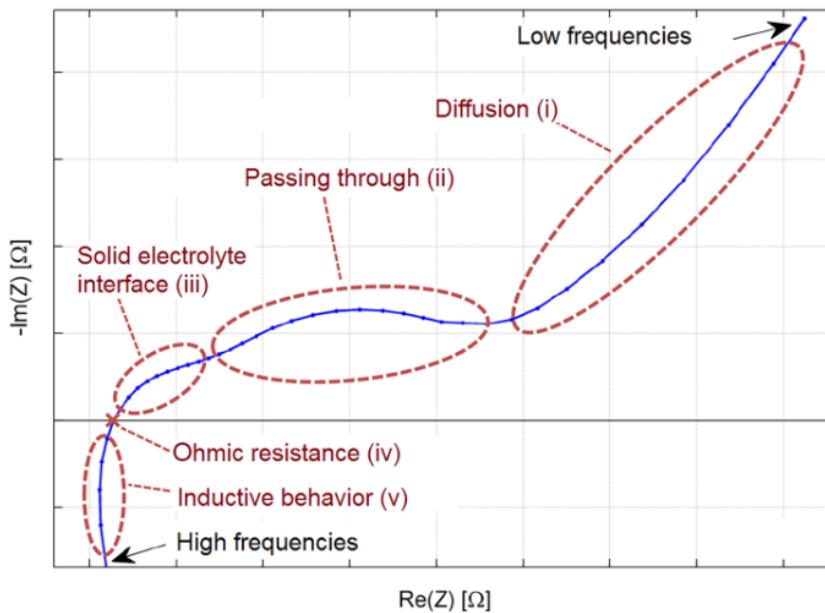


Figura 10: Secciones identificables dentro del diagrama de Nyquist.

La sección con $Z'' < 0$ consiste de tres áreas bien reconocibles. El arco a frecuencias muy bajas (cerca de la corriente continua) se asocia con el comportamiento de difusión introducido en la Sección 3.1.3 y es representado por la impedancia de *estado sólido de Warburg*. El segundo arco a frecuencias un poco más altas (arco [ii] en Fig. 10) corresponde a la kinética de la transferencia de carga. El tercer y arco más pequeño cerca del eje real (arco [iii] en Fig. 10) representa los efectos entre capas de la interfaz sólida del electrolito.

El punto (iv) de la Figura 10 representa la resistencia óhmica total del sistema, incluyendo la resistencia del electrolito como también la de los electrodos. Este punto generalmente ocurre a una frecuencia dentro del rango de los KHz pero puede variar considerablemente con el diseño de la celda y los materiales utilizados.

Las altas frecuencias muestran un comportamiento inductivo con $Z'' > 0$ (sección (v) de la Figura 10) correspondiente a la estructura porosa de los electrodos y los conectores de la batería.

El circuito equivalente de la respuesta de la impedancia es introducido por Moss et al. (2008) y se puede observar en la Figura 11

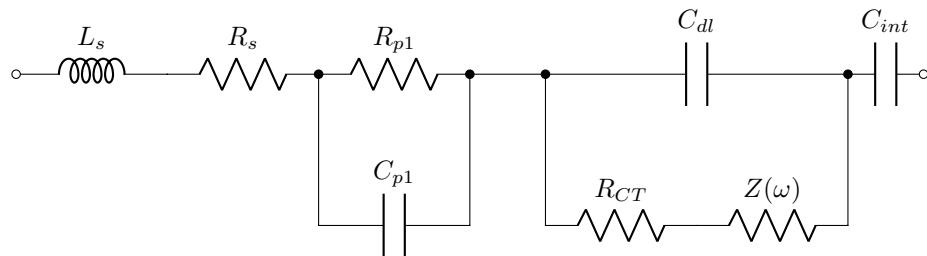


Figura 11: Modelo equivalente a la respuesta del EIS

Donde los componentes representan las siguientes partes física de la celda:

- C_{dl} : Capacitancia electroquímica de doble capa de la celda.
- R_{CT} : Resistencia a la corriente farádica

- C_{int} : Capacitancia de intercalación correspondiente a la acumulación de iones de litio dentro de la matriz del electrodo.
- $Z(\omega)$: Impedancia de estado sólido de Warburg que depende de la frecuencia del ensayo.

Moss et al. (2008) sugiere la substitución de la impedancia de difusión de Warburg con una cadena de tanques RC. La nueva cadena no refleja la impedancia del elemento de warburg pero representa una aproximación con una exactitud aceptable. Tomando esta aproximación en consideración, se valida el uso de modelos eléctricos para modelar celdas en un circuito compuesto por una fuente de tensión con una resistencia R_s y una cadena de tanques RC conectadas en serie. Esto es solo posible gracias a las relaciones de Kramers-Kronig (Schmidt, 2013), que pueden ser aplicadas en redes equivalentes, y sugiere que distintos circuitos pueden tener una respuesta equivalente o similar sin tener la misma topología. En otras palabras, la batería puede ser modelada con una topología más simple con elementos de circuito que no tienen una directa interpretación física. Este modelo es válido, porque tiene la misma respuesta en frecuencia, y es más fácil de parametrizar.

3.2.4. Comparación de modelos y su evaluación para aplicaciones en vehículos eléctricos

La Tabla 1 presenta un vistazo general sobre la comparación de los modelos según el criterio previamente explicado. Los modelos simples pueden ser menos costosos desde un punto de vista computacional como también en desarrollo, a su vez, éstos son mas susceptibles a incertezas en los parámetros del mismo. Por el otro lado, modelos complejos necesitan mayor tiempo para resolver los algoritmos inherentes a ellos. Dependiendo de la aplicación, la extracción del método del modelo y usabilidad deben ser evaluados antes de comenzar su desarrollo. Dentro de un ambiente de laboratorio, se puede invertir más tiempo para extraer un modelo más preciso. Sin embargo, en el campo se necesitan resultados de forma rápida para evaluar si las celdas son aptas para ser aplicadas en un vehículo, por ejemplo, en estos casos los modelos son utilizados para el desarrollo de un BMS como es lo que se busca en el presente trabajo.

Tener una extensa comprensión de la batería en estos casos no es necesario, aunque puede resultar beneficioso. Dado que el mismo es embebido dentro de una unidad de monitoreo en tiempo real, como puede ser un MCU y/o FPGA. Es más conveniente que el modelo sea simple, para que los tiempos de cómputo no sean muy altos comprometiendo niveles aceptables de exactitud en los mismos.

Modelos	Exactitud	Complejidad	Interpretación física	Aplicación apropiada
Físicos	Muy alta	>50 parámetros	Alta	diseño de baterías
Empíricos	Media	2 a 3 parámetros	Baja	Predicciones
Abstractos	Media	2 a 30 parámetros	Limitada	Monitoreo y diagnóstico



Cuadro 1: Resumen de la comparación entre modelos de celdas de litio-ion.

3.3. Algoritmos de Estimación del Estado de Carga

El SoC es el equivalente a medir la cantidad de combustible restante en un vehículo convencional basado en combustibles fósiles. La función principal de esta variable es comunicar de forma intuitiva el estado de la batería al conductor y, al mismo tiempo, evitar problemas tales como la sobrecarga y sobredescarga del pack de baterías, en otras palabras, mantener el pack de batería dentro de la zona de operación segura como también lograr mantener las celdas ecualizadas entre sí.

Esta tarea involucra el uso de sensores que permitan obtener las señales de tensión, corriente y temperatura de la batería para que el circuito de control pueda procesarlos y computar el SoC, usando uno de los algoritmos disponibles en la literatura actual que es un tema en constante investigación debido al comportamiento no-lineal de las celdas de litio ion inherentes a sus elementos electroquímicos, que se ven afectados por condiciones internas y externas.

Cuando se menciona el SoC, se refiere a la relación entre la capacidad de corriente que queda en la batería con respecto a la capacidad total bajo determinadas condiciones (temperatura, corriente de carga/descarga, envejecimiento, entre otras), y su expresión matemática se puede observar en la Ecuación 11

$$SOC = \frac{Q_c}{Q} \times 100\% \quad (11)$$

Donde, desde el punto de vista de los vehículos eléctricos, Q_c es la energía residual de la batería en el momento que se calcula, y su unidad es Ah (Ampere-hora); Q es la capacidad total de la batería teniendo la misma unidad que Q_c .

El hecho de que la batería dependa de varios factores, obliga a que la Ecuación 11 sea modificada, obteniendo la siguiente expresión (eq. 12).

$$SOC(t) = SOC(t_0) - \int_{t_0}^t \frac{\eta I}{C_n} d\tau \quad (12)$$

En la Ecuación 12, C_n es la capacidad nominal de la batería (en Ah), η es la eficiencia culombica de la celda e I es la corriente que circula sobre la celda en el instante de tiempo t .

Además del comportamiento de la celda, también se debe modelar el efecto de envejecimiento de la celda sobre el estado de carga, que puede ser afectado por el ensamblado de la batería, temperatura, condiciones de ventilación, corriente de auto-descarga, concentración de electrolitos, por el otro lado, también se lo relaciona con inconsistencias entre las distintas celdas que componen el pack de baterías, como por ejemplo, voltaje, resistencia interna, capacidad y otros parámetros que afectan el envejecimiento del pack. La relación del envejecimiento y el SoC se ve reflejado por el SoH, que es una variable que permite cuantificar la antigüedad de una batería. La influencia del envejecimiento de la celda sobre el SoC se puede expresar en la Ecuación 13.

$$SOC(t) = SOH(t) - DOD(t) \quad (13)$$

En la Ecuación 13, SOH(t) es el estado de salud. Cuando la batería es nueva, se considera que el SOH está a un 100 %. Por el otro lado, el DOD (del inglés, Depth of Discharge) indica cuanto de la capacidad total de la batería puede ser descargado realmente, este valor se toma en cuenta cuando solo se puede descargar el 80 % de la capacidad total de la celda.

Basado en características experimentales y teóricas, existen varios métodos para estimar el SoC y pueden ser clasificados dentro de tres grupos: Los métodos tradicionales de estimación que se basan meramente en datos experimentales, métodos modernos basados en teorías de control y, por último, métodos basados novedosos basados en algoritmos pertenecientes a lo que hoy se denomina la *ciencia de datos*.

3.3.1. Métodos tradicionales basados en experimentos

Estos métodos dependen exclusivamente de una interpretación de mediciones directas e indirectas de la batería, como por ejemplo, la corriente, la tensión, la temperatura e, inclusive, el cálculo de otras variables en base a estos valores con respecto al SoC, por lo general se caracterizan por ser simples de implementar mostrando un alto grado de error del modelo.

3.3.1.1 Método en base al voltaje de circuito abierto

La medición del voltaje de circuito abierto, u OCV (del inglés Open Circuit Voltage), se basa en la relación entre la medición de este voltage y el SoC representado en la Ecuación 14.

$$V_{OC} = f(SOC) \quad (14)$$

Esta relación se determina realizando el experimento HPPC (del inglés, Hybrid Pulse Power Characterization) que consiste en descargar la batería con pulsos de corrientes equivalentes a un tercio de su capacidad comenzando

desde el 100 % de la batería hasta un 10 % de su capacidad en donde, después de cada pulso, se deja descansar a la celda por un intervalo de 2 horas, permitiendo que la misma se equilibre de forma térmica y electroquímica antes de aplicar el próximo pulso de corriente. Durante el proceso de este ensayo, se toman mediciones de corriente y tensión en bornes de la batería, permitiendo obtener una curva de OCV vs SoC como se puede observar en la Figura 12.

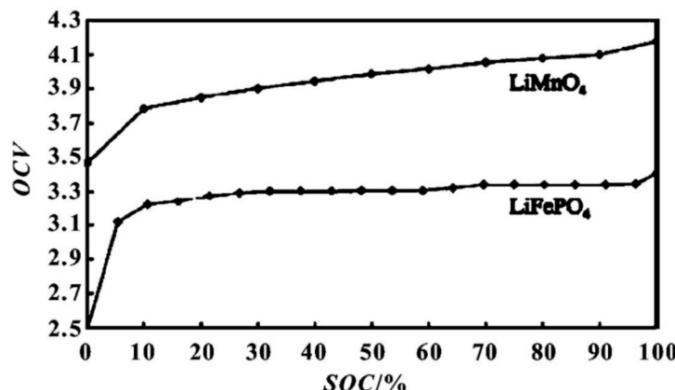


Figura 12: Curva OCV vs SoC de una celda de hierro litio fosfato y otra de litio ácido manganeso.

La ventaja del método basado en la medición del OCV es que es muy simple de implementar, solo hace falta tener una lectura de la tensión en bornes de la celda. Sin embargo, a pesar de su simpleza, el método no es apto para realizar una estimación en tiempo real debido a las dinámicas internas de la celda.

Por ejemplo, el voltaje de la celda tiene una respuesta muy dinámica ante fluctuaciones de corriente, como se puede observar en la Figura 13, lo que imposibilita utilizar este método como estimador del SoC en tiempo real, ya que ante una pequeña circulación de corriente la correlación entre el voltaje y el SoC no es directa.

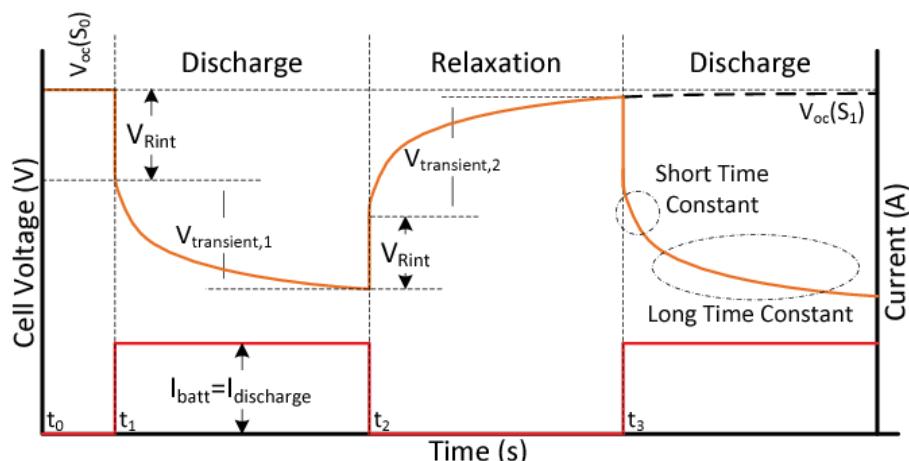


Figura 13: Repuesta de la tensión de salida de una celda de Litio-ion ante un escalón de corriente

Por el otro lado, las celdas de litio-ion poseen un voltage de histéresis en el proceso de carga y descarga, como se puede observar en la Figura 14, donde en la misma se muestrea el SoC para distintos períodos de relajación, en ella se puede notar como afecta el período de relajación para realizar la estimación, donde a mayor tiempo mejor es la estimación, esto se relaciona de forma directa con el proceso de difusión del litio dentro de la celda.

Finalmente, la curva OCV vs SoC de la Figura 12 muestra secciones en la que la señal del OCV es plana ante una variación del SoC, particularmente entre el 40 % y el 60 %. Además, hay una variación muy pequeña en tensión entre el 20 % y 80 %, lo cual, ante un mínimo error en la lectura de la tensión de la celda puede llevar a mediciones muy inexactas del SoC. Estas observaciones son los principales retos de estimar el SoC utilizando solamente la medición del OCV, lo cual llevó al desarrollo de nuevas metodologías de estimación.

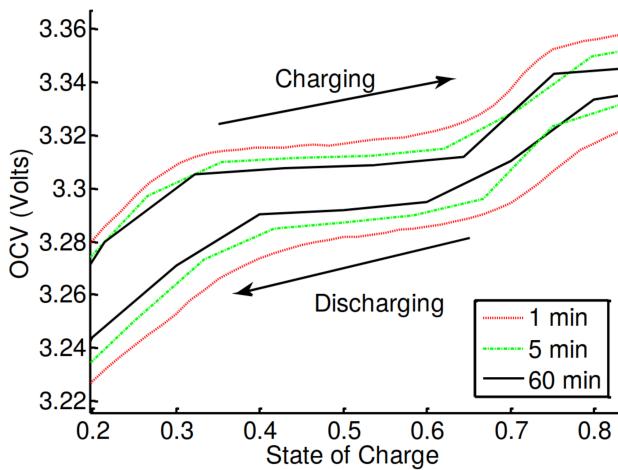


Figura 14: curva OCV vs SoC durante el proceso de carga y descarga para distintos tiempos de relajación, denotando el fenómeno de histéresis.

3.3.1.2 Método de integración de corriente

Este método se basa en el cálculo de la circulación de corriente acumulada durante el proceso de carga y descarga de una batería. En la literatura se plantean varias versiones de la ecuación matemática utilizada por este método, la más utilizada se puede describir en la Ecuación 15.

$$SOC = \frac{Q_0 + \int_0^t i_c \eta dt - \int_0^t i_d dt - S}{Q} \quad (15)$$

En la Ecuación 15, Q es la capacidad total de la batería, Q_0 es la carga inicial de la celda, η es la eficiencia de carga, S es la cantidad estimada de auto-descarga de la celda, i_c es la corriente de carga e i_d es la corriente de descarga.

Por el otro lado, en la literatura también se encuentran versiones mejoradas de éste método para corregir el error estimado. El principio de operación se puede observar en la Ecuación 16.

$$SOC = \alpha SOC_0 - \frac{1}{\delta c} \int \eta_e Idt \quad (16)$$

En esta ecuación, SOC_0 es obtenida por el método de OCV descripto en la Sección 3.3.1.1, α es el coeficiente que representa el factor de corrección de auto-descarga y envejecimiento de la celda, que se obtiene en base a varios experimentos en la celda, δ es el factor de corrección por la capacidad de la batería que se puede obtener a partir de la Ecuación 17. El parámetro η_e es la eficiencia culóbica equivalente de la celda, cuyo valor se obtiene unificando la eficiencia culóbica de distintas corrientes.

$$\delta = 0,0010N^2 - 0,032N + 11,8819 \text{ donde } N \text{ es el número de ciclos} \quad (17)$$

El método de integración de corriente tiene la ventaja de ser un cálculo simple, estable y permite ser implementado en tiempo real. Considerando la auto-descarga, temperatura, eficiencia de carga y descarga, el método puede alcanzar niveles de exactitud aceptables para una implementación rápida para la estimación del SoC en un BMS. Sin embargo, este método tiene dos principales desventajas:

1. Dado que solo se integra corriente en un largo período de tiempo, el método es propenso a acumular una considerable cantidad de error en el tiempo.
2. El mismo no logra eliminar la pérdida de la capacidad de carga como consecuencia del envejecimiento de la celda, logrando que se acumule error por cada ciclo de carga.

Por esto mismo, varias bibliografías proponen fusionar el método por OCV junto a éste para compensar los errores inherentes, así obteniendo una metodología simple y eficiente para estimar el SoC de una celda.

3.3.1.3 Medición de resistencia interna

Éste método tiene el objetivo de relacionar la resistencia interna de una celda con el SoC, considerando la corriente de descarga y la resistencia interna de la batería. Sin embargo, en la práctica, la relación entre los parámetros de una celda y el SoC es bastante compleja. En la etapa inicial y final de la descarga, la resistencia interna aumenta considerablemente obteniendo como resultado grandes fluctuaciones, mientras que durante el resto del proceso de descarga la resistencia interna se caracteriza por una meseta, debido a ello, éste método es generalmente implementado durante el principio y el final del proceso de descarga. Este comportamiento se puede observar en la Figura 15.

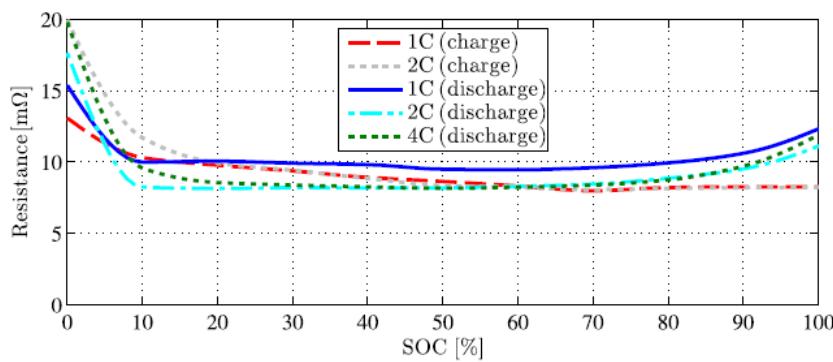


Figura 15: Resistencia en corriente continua de una batería de litio ion vs. SOC obtenida por HPPC

La resistencia interna de una batería puede ser dividida en la resistencia de corriente alterna y corriente continua. Por lo tanto, éste método puede ser dividido en dos métodos para cada una. La impedancia en alterna es la función transferencia entre el voltage y la corriente de la celda cuando se le aplica una corriente alterna y ambos pueden ser medidos fácilmente con un medidor de impedancias. Sin embargo, a pesar de ser un método muy simple de implementar, la relación de la resistencia interna con el SoC se acomplejiza dependiendo de la tecnología de la batería, especialmente en las celdas de litio ion.

El método consiste en excitar la batería por breves instantes (menores a 10ms) con un pulso de corriente, asumiendo que este período es lo suficientemente acotado para que la variación de tensión sea atribuida a la resistencia interna y no a la carga/descarga de la batería, el cálculo de la resistencia se podría obtener según la Ecuación 18:

$$\frac{\Delta V}{\Delta I} = R_{\Omega} \quad (18)$$

Sin embargo, a pesar de su simpleza, este método no resulta atractivo para implementar en sistemas en tiempo real dado que, como se menciona anteriormente, tiene una gran exactitud únicamente en bajos y altos valores de SoC, además, también debe inyectarse una corriente de valor conocido para poder estimar su valor, resultando en mayor complejidad al circuito del BMS, dado que debe generar esta corriente constante de forma periódica y en tiempo real.

En resumen, los métodos de estimación del SoC basados en experimentos, como se menciona anteriormente, tienen la ventaja de ser simples y fáciles de implementar, pero requieren de mucha inversión experimental en las celdas en relación al bajo rendimiento que proveen en estimar de forma exacta el SoC. Con respecto a la exactitud de estimación y características de los ensayos de cada método, se puede decir que:

- **Estimación por OCV:** La exactitud de éste método depende exclusivamente del tiempo en el que la batería estuvo relajada, mientras mayor sea este tiempo más exacto es la estimación.
- **Estimación por integración de corriente:** Es principalmente utilizado para determinar el SoC inicial, pero su exactitud disminuye con el tiempo de medición, debido a que la resistencia interna cambia

constantemente y es propenso a acumular errores.

- **Método de resistencia interna:** Éste método es solo estable sobre la etapa final e inicial de descarga y tiene un alto grado de precisión, pero el tiempo de ensayo no se puede obtener de forma precisa por lo que genera un error en el mismo.

3.3.2. Métodos modernos basados en la teoría de control

Dentro de la ingeniería y las matemáticas, la teoría de control se encarga de modelar y controlar la dinámica de un sistema, independientemente de su naturaleza. Cuando una o más variables de salida necesitan seguir determinada referencia, un controlador manipula las entradas del mismo para que el sistema pueda lograr el efecto deseado a su salida.

La mayoría de los conceptos dentro de ésta temática son basados en sensores que permiten medir la variable bajo control. De hecho, también se asume una perfecta disponibilidad de la variable de retroalimentación dentro del esquema de control. Desafortunadamente, tal suposición no siempre es válida. Los sensores físicos siempre tienen limitaciones que afectan estos sistemas. Por ejemplo, en algunos casos los sensores son componentes muy costosos tanto económicamente como en su implementación, en otros casos la variable a medir no puede ser accesible o físicamente medible debido a ambientes hostiles. Finalmente, los sensores inducen errores significativos, tales como el ruido, retardo de fase, errores determinísticos y respuesta limitada en ancho de banda.

Para mitigar este problema, se plantea el uso de *observadores*. Los observadores son algoritmos que combinan señales que provienen de sensores con conocimientos del sistema para producir señales *observadas*. Éstas señales pueden ser igual de exactas que el sentido, menos costosas de producir, y de mayor confianza que las señales proveniente de sensores. Los observadores le ofrece a un alternativa de agregar nuevos sensores, o mejorar los existentes agregando solamente costo computacional, sin reimplementaciones de hardware ahorrando traer altos costos de diseño durante la etapa de desarrollo de un producto.

El principio de operación de un observador se basa en combinar la medición de salida de la planta con conocimientos previos de los distintos componentes que modelan a la misma, obteniendo un mayor conocimiento sobre el comportamiento de la planta a comparación de utilizar solamente la señal de salida de la misma. Como se puede observar en la Figura 16, el observador aumenta la capacidad del sensor de salida y provee una señal de realimentación a las leyes de control.

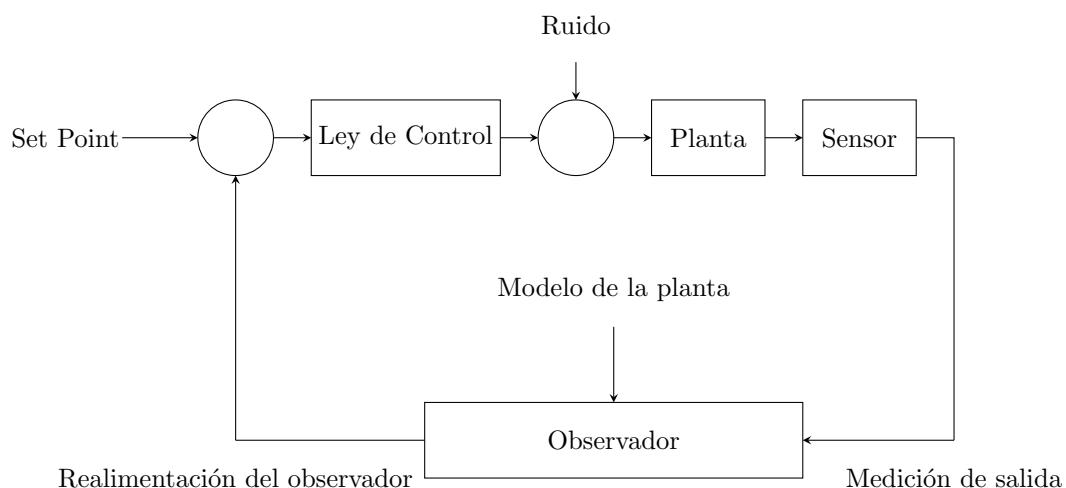


Figura 16: Rol del observador en un sistema de control

Sin embargo, la tecnología del observador no es la solución final a estos problemas. Como mencionamos anteriormente, los observadores agregan trabajo computacional al producto final y, además, no son igual de robustos que un sensor, especialmente cuando la planta se modifica substancialmente cuando se mueve dentro del punto de operación.



Dentro de los observadores disponibles, la bibliografía relacionada a la estimación del SoC hace un gran énfasis en la utilización del *filtro de Kalman* como un buen candidato (*spagnoli et. al 2011, zhihao et. al 2015, atsushi et. al 2014*) obteniendo resultados prometedores. A continuación se desarrolla su principio de funcionamiento, beneficios y como se utiliza como observador del SoC.

3.3.2.1 Método del Filtro de Kalman

Dentro de las herramientas matemáticas que pueden ser utilizadas para estimación de variables a partir de mediciones ruidosas, una de las más conocidas y usadas es el *Filtro de Kalman*. Esencialmente, el filtro de Kalman es un conjunto de ecuaciones matemáticas que implementan un estimador de tipo *predictor-corrector* que es óptimo en el sentido de que minimiza la covarianza del error dadas determinadas condiciones y, a pesar de que estas condiciones son rara vez dadas, se obtienen buenos resultados para varias aplicaciones.

En principio, el filtro logra estimar la variable de interés usando un control de retroalimentación: El filtro estima el estado del proceso en determinado instante de tiempo y después obtiene la realimentación en forma de mediciones ruidosas, en base a esta realimentación, calcula el error y reacomoda su ganancia para disminuir el mismo. Las ecuaciones del filtro se dividen en dos grupos: *ecuaciones de actualización en el tiempo* y *ecuaciones de actualización de medición*. El primer conjunto de ecuaciones es responsable de proyectar la estimación el estado actual y la covarianza del error en el tiempo, para obtener estimaciones *a priori*. El segundo conjunto de ecuaciones son responsables de la realimentación, por ejemplo, incorporando nuevas mediciones dentro del estado estimado de forma *a priori* para obtener una estimación *a posteriori* mejorada.

Las ecuaciones de actualización del tiempo también pueden ser interpretadas como ecuaciones de *predicción*, mientras que las ecuaciones de actualización de medición pueden ser interpretadas como ecuaciones de *corrección*. Obteniendo como resultado, un algoritmo recursivo de tipo *predictor-corrector* para resolver problemas numéricos como se puede observar en la Figura 17.

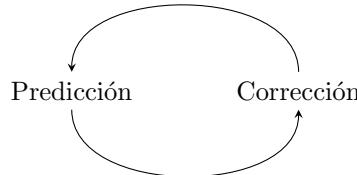


Figura 17: El ciclo perpétuo del filtro de Kalman. La actualización en el tiempo proyecta el estado actual. Mientras que la actualización de medición ajusta la proyección estimada previamente a una actual medición a ese instante.

Las ecuaciones específicas para la estimación del estado (o actualización en el tiempo) se representan en las Ecuaciones 19 y 20.

$$\hat{x}_{n+1,n} = F\hat{x}_{n,n} + Gu_n \quad \text{Estimación de estado} \quad (19)$$

$$P_{n+1,n} = FP_{n,n}F^T + Q \quad \text{Estimación de incertezza} \quad (20)$$

Donde F es una matriz (n x n, donde n es la cantidad de estados del sistema) que relaciona la proyección del estado con el estado actual, G es una matriz (n x l, donde l es la cantidad de entradas del sistema) que relaciona las señales de entrada con la proyección del estado del sistema y, por último, Q (n x n) es la covarianza del ruido relacionado al proceso interno del sistema.

En las ecuaciones anteriores se puede observar como se proyecta el estado y la covarianza desde el paso n al paso n+1, obteniendo una predicción del estado del sistema.

Por el otro lado, las ecuaciones relacionadas a la actualización de las mediciones se pueden observar en las Ecuaciones 21, 22 y 23.

$$K_n = P_{n,n-1} H^T (H P_{n,n-1} H^T + R_n)^{-1} \quad (21)$$

$$\hat{x}_{n,n} = \hat{x}_{n,n-1} + K_n (z_n - H \hat{x}_{n,n-1}) \quad (22)$$

$$P_{n,n} = (I - K_n H) P_{n,n-1} (I - K_n H)^T + K_n R_n K_n^T \quad (23)$$

La primer tarea durante el proceso de *corrección* es calcular la ganancia de Kalman, K_k , después el algoritmo procede a medir el proceso obteniendo la variable z_k , y con esta información generar el estado *a posteriori* incorporando las mediciones como se puede observar en la Ecuación 22, que es similar a la Ecuación 19 pero con mediciones actuales utilizando la ganancia de Kalman como un corrector. Por último se obtiene una estimación del error de covarianza *a posteriori* como se realiza en la Ecuación 23.

Para cada instante de tiempo y medición, el proceso se repite con estimaciones previas usadas para proyectar o predecir nuevo estados. Esta naturaleza recursiva es una de las características atractivas del filtro de Kalman, a comparación de, por ejemplo, un filtro de Wiener (Brown and Hwang 1996) que es diseñado para operar con toda la información en cada estimación. En cambio, el filtro de Kalman, utiliza, de forma recursiva, las mediciones pasadas para estimar el estado actual. La Figura 18 muestra la operación del filtro, combinando un diagrama de alto nivel combinando las ecuaciones 19-23.

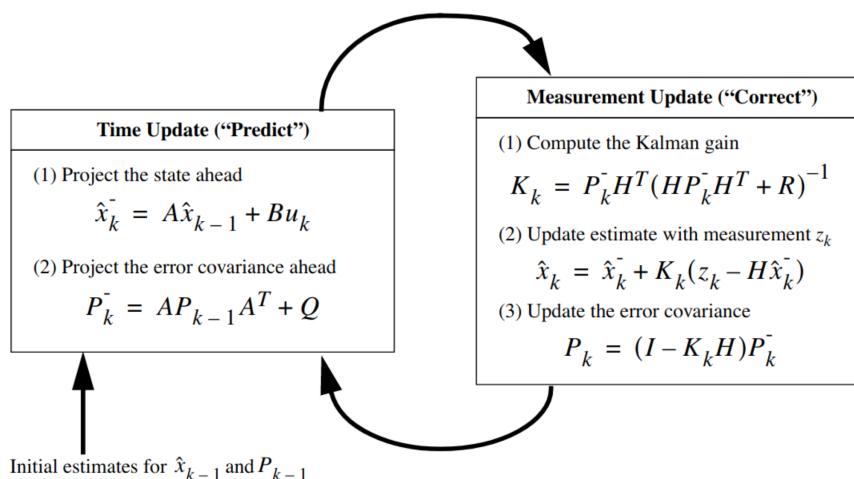


Figura 18: Diagrama detallado del funcionamiento del filtro de Kalman

Éste método puede ser fácilmente utilizado para estimar el SoC de una celda. En principio se necesita un modelo linealizado de la celda de litio-ion representado en un sistema de ecuaciones de estado e implementar el filtro para poder estimar el SoC tomando una variable que se pueda utilizar y medir como salida para poder calcular un error de la estimación del estado, de forma tal que el algoritmo pueda iterar y calcular la ganancia de Kalman para poder *corregir* su estimación.

Por ejemplo, *Spagnol et. al* propone implementar un filtro de Kalman utilizando un modelo en ecuaciones de estado que permite fusionar la representación de la celda en un modelo eléctrico (típico para estimación del OCV) con metodologías de conteo de Coulomb (desarrollada en 3.3.1.2) obteniendo un método que permite rechazar tanto el ruido de las mediciones como también errores paramétricos del modelo.

Los autores plantean el uso de un modelo eléctrico de la batería basado en dos tanques RC conectados a una resistencia en serie y dos fuentes de tensión controladas por el SoC representando el OCV de la celda, como se puede observar en la Figura 19.

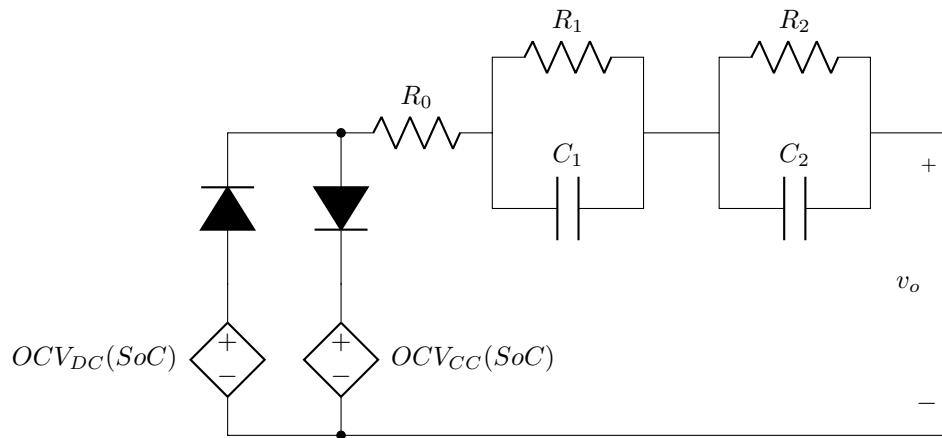


Figura 19: Modelo eléctrico utilizado para representar la dinámica de una celda de litio-ion

Una vez caracterizado este modelo, se busca obtener un sistema de ecuaciones de estado para poder implementar el filtro de Kalman, partiendo desde la ecuación de la tensión de salida sobre un punto conocido del SoC con el objetivo de linealizarlo, una vez planteado este sistema de ecuaciones, se puede proceder a implementar el Filtro de Kalman, donde su ganancia es recalculada para minimizar el error entre la tensión de salida estimada con la obtenida en la medición.



Este procedimiento nos permite obtener un algoritmo apto para operar en tiempo real bajo la aplicación de un vehículo eléctrico, ya que no es costoso de implementar a nivel de requerimiento computacional y solo depende de dos sensores, un sensor de corriente y un sensor de tensión que permita medir ambas variables para fusionarlas dentro del algoritmo. Por último, cabe destacar que el mismo es robusto ante ruido en las mediciones, errores en la parametrización del modelo y error de inicialización, es decir, tener una estimación errónea del estado inicial del sistema. Esto se puede observar en los resultados de la Figura 20.

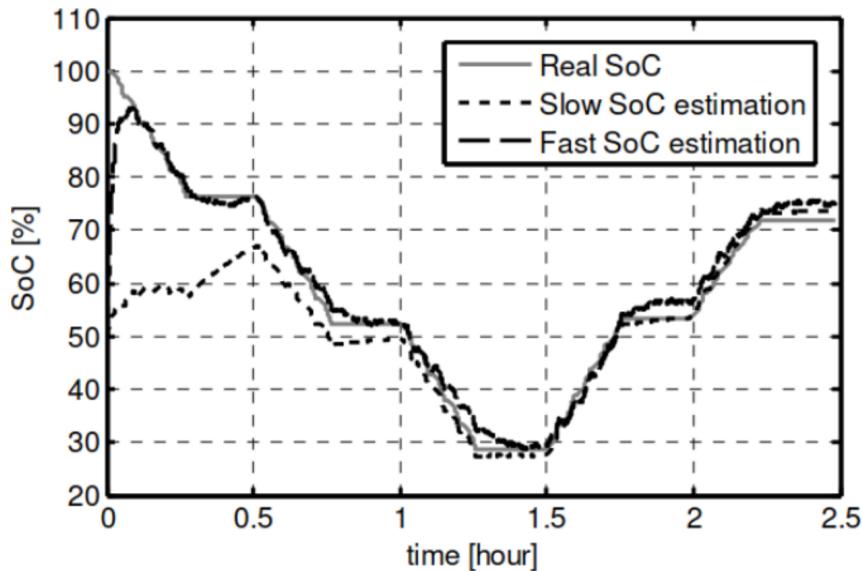


Figura 20: Resultados obtenidos en *spagnoli et. al.* sobre la estimación del Kalman con distintos parámetros de ajuste, con un SoC inicial de un 50 %, se puede observar que la señal del SoC converge a distintas velocidades al valor real.



Los resultados de investigaciones relacionadas al Filtro de Kalman como un observador del Estado de Carga obtuvieron resultados prometedores que hacen que el algoritmo sea un gran candidato para sistemas en tiempo real, tales como VVEE o UPS.

3.3.3. Métodos basados en el aprendizaje automático

El aprendizaje automático o, en inglés, Machine Learning (ML) surge como una metodología alternativa a la ingeniería actual para el diseño de una solución basado en un algoritmo. Como se ilustra en la Figura 21, el diagrama de flujo comienza con la *adquisición del conocimiento sobre el tema*: El problema bajo estudio se analiza en detalle, produciendo un *modelo matemático* que captura la *física* del sistema. Con este modelo, se desarrolla un *algoritmo optimizado* que ofrece determinado rendimiento asumiendo que el modelo físico tiene un cierto grado de exactitud en la representación de la realidad.

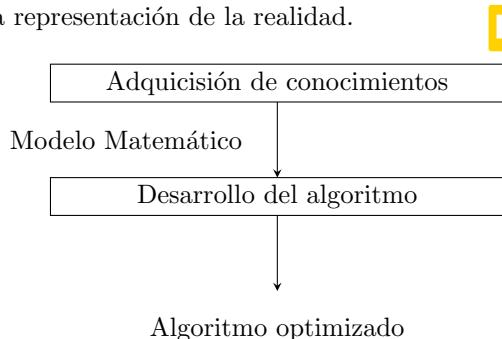


Figura 21: Diagrama de flujo convencional para el desarrollo de algoritmos

Por su contraparte, y en su forma más básica, el método por aprendizaje automático substituye el paso de la adquisición del conocimiento previo con la tarea de recolección de un gran conjunto de datos (o, en inglés, *dataset*) con un comportamiento específico del sistema a modelar. Este conjunto de datos se lo denomina *set de entrenamiento*. Como se puede observar en la Figura 22, este set de datos es la entrada a un algoritmo de aprendizaje que, como resultado, produce una *máquina* entrenada que lleva la tarea deseada. El aprendizaje es realizado a través de un conjunto de algoritmos, también conocidos como *hipótesis*, donde el algoritmo de aprendizaje toma la decisión durante el entrenamiento. Los algoritmos de aprendizaje están generalmente basados en la optimización de un criterio que mide cuán bien es el algoritmo de aprendizaje seleccionado para la información disponible.

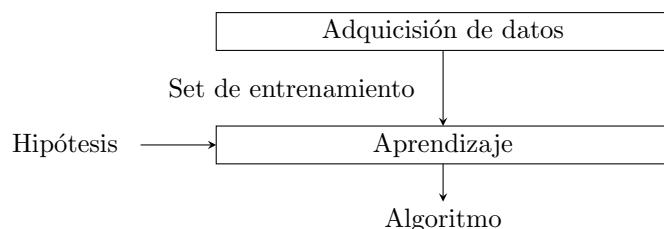


Figura 22: Diagrama de flujo básico para la generación de un modelo utilizando aprendizaje automático

Técnicas más avanzadas del aprendizaje automático integran conocimiento disponible sobre el problema dentro del proceso de aprendizaje para lograr un algoritmo más robusto, esto suele ser aplicado, por ejemplo, en aplicaciones para el procesamiento de imágenes donde el conocimiento sobre la invariancia translacional de las características visuales son utilizadas para adoptar redes neuronales convolucionales (CNN, del inglés *Convolutional Neural Networks*) como hipótesis para ser entrenadas. Generalmente, como se muestra en la Figura 23, el conocimiento previo al problema puede dictar la elección de hipótesis específicas para el uso durante el proceso de entrenamiento.

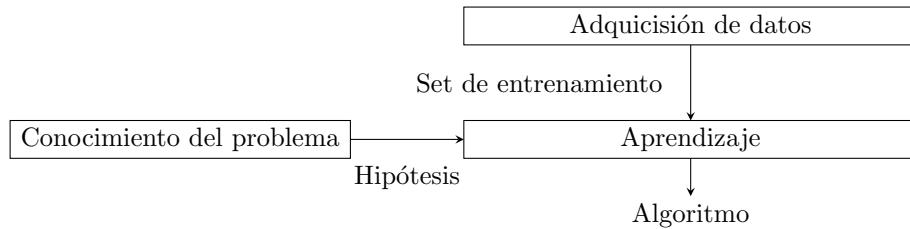


Figura 23: Diagrama de flujo para la generación de un algoritmo utilizando aprendizaje automático y conocimientos del problema

Dentro de la literatura que utiliza algoritmos de aprendizaje automático para la estimación del SoC, se propone el uso de varias hipótesis detalladas a continuación,

3.3.3.1 Redes Neuronales Artificiales

Las redes neuronales artificiales (ANN, del inglés *Artificial Neural Network*) tienen la capacidad de aprendizaje y adaptación para poder representar un modelo no-lineal de gran complejidad. Las ANN puede usar un set de datos de entrenamiento para estimar el SoC sin conocer información sobre la estructura interna de la batería ni el SoC inicial. Generalmente, se requieren al menos tres capas para formar el algoritmo, incluyendo la capa de entrada, una o más capas ocultas y la capa de salida. La estructura de una ANN para estimar el SoC se puede observar en la Figura 24.

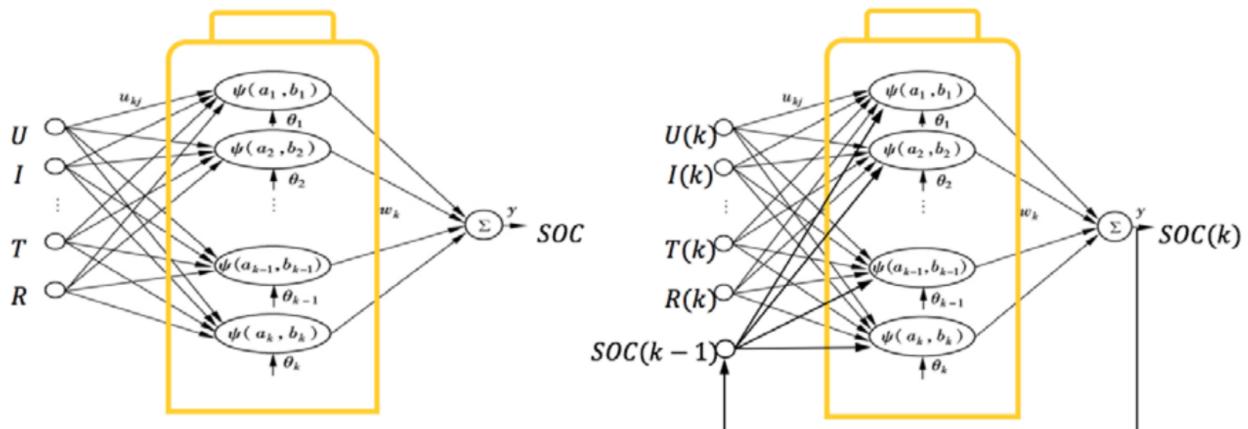


Figura 24: Estructura de una ANN para la estimación del SoC

Este método utiliza el voltaje de la terminal, la corriente de carga y descarga, y la temperatura ambiental como la entrada y la salida del algoritmo es el SoC. Ruifeng and Cui et al. [1] propone el algoritmo de Levenberg-Marquardt, una red neuronal optimizada basada en *wavelets*. Xuanju Dang et al. propone una red neuronal dual fusionada con un modelo de la batería para estimar el SoC. Shijie Tong et al. [2] propone una nueva arquitectura para la estimación SoC usando una red neuronal para clasificación de carga alcanzando un error de un 3.8 % en promedio. La gran ventaja de este método es que puede operar bajo condiciones no-lineales obteniendo resultados óptimos para su aplicación. Sin embargo, el algoritmo necesita un gran set de datos de entrenamiento, que no solo requiere gran poder computacional para poder entrenarlo, si no que también un gran espacio de almacenamiento por lo cual su desarrollo es costoso si el presupuesto es limitado.

3.3.3.2 Máquinas de Vectores de Soporte

El método basado en las Máquinas de Vectores de Soporte (SVN del inglés Support Vector Machines) utiliza el algoritmo de regresión lineal para transformar un modelo de baja dimensión (R^m) a otro de alta dimensión (R^n). SVM fue diseñado, en principio, para resolver problemas no-lineales de clasificación de dos clases. El punto clave de este método es relacionar la muestra original del modelo de bajas dimensiones a uno de un espacio con mayores dimensiones encontrando un plano que puede separar ambas muestras de dos clases distintas, como se puede observar en la Figura 25

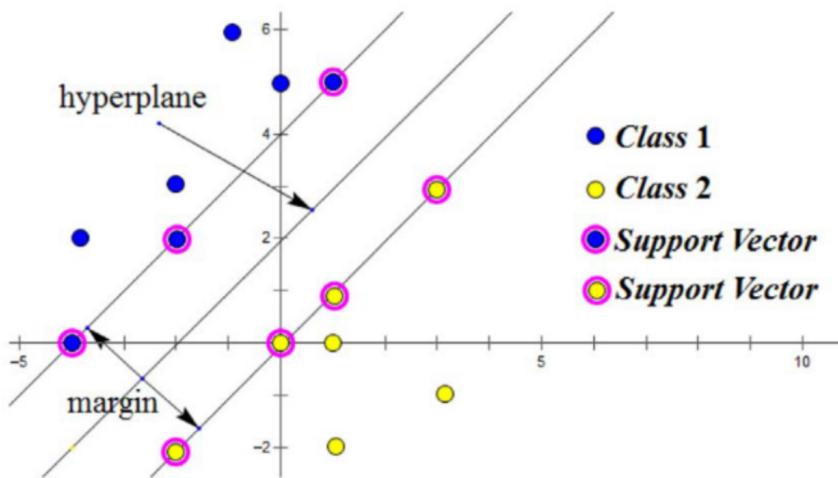


Figura 25: Hiperplano que separa ambas clases

J.N. Hu et al. [1] propone estimar el SoC basado en SVM optimizado para regresiones con un proceso de optimización de doble búsqueda, utilizando

La arquitectura SVM, tiene la habilidad de tolerar el ruido y escalar para integrar conocimientos de otros indicadores, tales como la temperatura, la energía entregada/consumida, entre otras variables de interés. Sin embargo, este método consume una gran cantidad de tiempo lo que lo imposibilita para funcionar en un sistema en tiempo real.

3.3.3.3 Lógica Difusa

La lógica difusa (FL, del inglés Fuzzy Logic) es un algoritmo utilizado para generar modelos complejos no-lineales con la ayuda de un set de datos de entrenamiento. En este caso, Haifeng Dait et al. [1] propone un algoritmo para la estimación del SoC de forma *online*, combinando un estimador clásico del SoC con un sistema fuzzy de inferencia adaptativo (ANFIS, del inglés Adaptive neuro-fuzzy inference system). Éste método es propicio para adaptarse a distintas condiciones de operación de la batería incluyendo el proceso de envejecimiento. La Figura 26 ilustra una estructura básica ANFIS con cinco capas.

A pesar de que la FL tiene una poderosa habilidad para predecir modelos no lineales, la misma requiere algoritmos computacionales complejos y unidades de memorias de almacenamiento lo suficientemente amplios, logrando que el sistema sea excesivamente costoso.

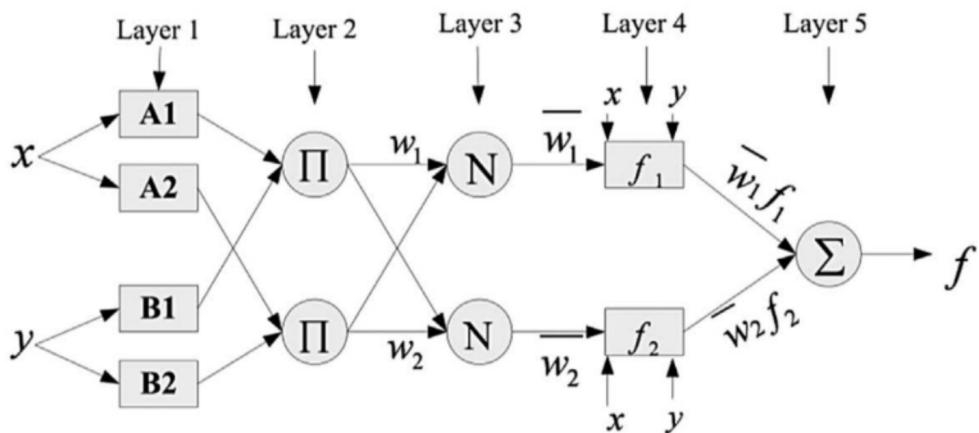


Figura 26: Arquitectura básica para un ANFIS de cinco capas

3.3.4. Algoritmo de Estimación

La Figura 27 demuestra la complejidad computacional en base al error en la estimación sobre los métodos de estimación de SoC.

En el presente, la estimación con mayor potencial y usado ampliamente dentro de los BMS es la combinación entre el modelo eléctrico equivalente y un filtro de Kalman. El error más significativo de este método proviene de los sensores de voltaje y corriente y no de la influencia de los efectos intrínsecos de la batería, como por ejemplo, el envejecimiento, la temperatura y el efecto de histérisis.

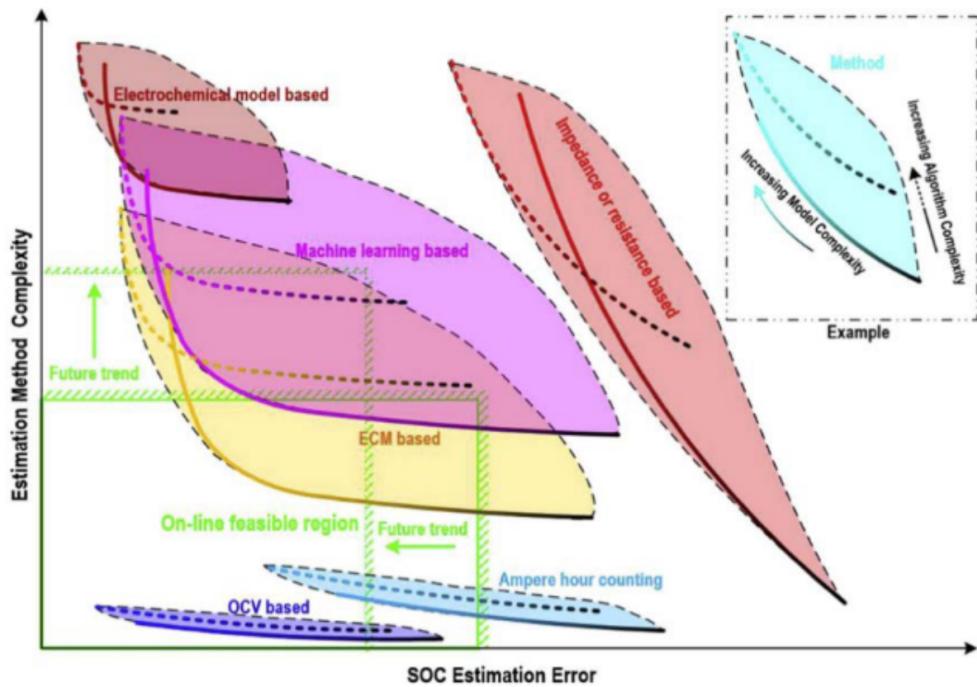


Figura 27: Gráfica comparando los métodos en base a la complejidad y exactitud

3.4. Proceso de Carga

El proceso de carga de una Batería de Ion Litio (Ion-Li) no es trivial. Aplicar una tensión constante en bornes, como podríamos proceder con baterías de plomo ácido, no es el procedimiento más adecuado en este caso. En aras de optimizar la autonomía y la vida útil del pack de baterías el proceso de carga debe responder a lineamientos particulares de acuerdo a las características constructivas de las celdas que lo componen. Este proceso está descripto por un perfil de Corriente Constante (CC) - Voltaje Constante (CV)

3.4.1. Corriente Constante CC - Voltaje Constante CV

El perfil de carga que se ajusta a las celdas de Ion-Li, como se observa en la figura 28, es el perfil CC - CV. Este consiste en tres fases, una primera etapa de acondicionamiento o pre carga donde se inyecta a la batería una corriente constante pequeña de magnitud equivalente a la corriente de fin de carga. Una fase de carga rápida a corriente constante CC y una tercer y última fase de carga a tensión constante CV.

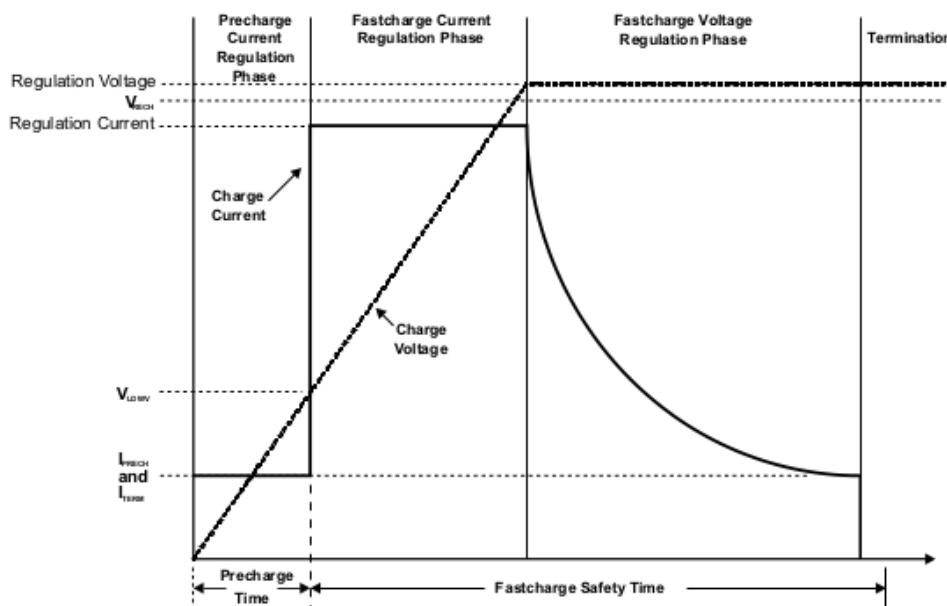


Figura 28: Perfil de carga típico de una batería de Ion-Litio

El proceso de pre carga o pre-acondicionamiento proporciona a las celdas la capacidad de recuperar su capa de pasivación, la cual puede haberse visto afectada o disuelta tras largos períodos de almacenamiento en estados de descarga profunda. A su vez permite introducir las celdas en la zona de operación segura en caso de que se encuentre profundamente descargadas. Es importante limitar el proceso de acondicionamiento en tiempo para prevenir pre cargar indefinidamente una celda que se encuentre agotada. Si tras un periodo completo de acondicionamiento la celda no alcanza el voltaje mínimo necesario puede considerarse que la misma alcanzó el final de su vida útil.

El voltaje umbral de inicio de carga rápida depende de la composición química de la celda y en el caso de las baterías Ion-Li, la misma se ubica generalmente entre los 2.5V y 3.0V. Una vez que la celda supera su voltaje umbral mínimo el cargador deberá entrar en la zona de carga rápida, es decir, en la etapa de corriente constante CC. La fase de carga rápida permite a la batería transformar la energía eléctrica entregada en energía electroquímica dentro de la batería en el menor tiempo posible. La magnitud de la corriente de carga rápida depende de la celda y es limitada generalmente entre 0.5C y 1C para prevenir el calentamiento del pack y su degradación prematura. El pack de batería admitirá carga rápida a corriente constante hasta alcanzar el voltaje límite de regulación.

En esta tercer, y última fase, la corriente drenada del pack decae exponencialmente hasta alcanzar la magnitud de fin de carga, situación que nos indica que el ciclo se completo exitosamente. La corriente de terminación de carga ronda entre 5 % y 10 % de la corriente de carga rápida. Cabe aclarar que en esta instancia del proceso de

carga la corriente decae naturalmente dado que la magnitud controlada por el cargador es la tensión en bornes de la celda.

Es importante remarcar que durante todo el proceso de carga, fundamentalmente durante la fase de carga rápida a corriente constante, es de vital importancia monitorear la temperatura de las celdas evitando que las mismas se aparten de la zona de operación segura, ya que el proceso de carga implica intrínsecamente una elevación de la temperatura de la celda, entre otras causas, debido a su resistencia interna.

El tiempo total de carga es una variable determinante a la hora de implementar un cargador de batería que extienda al máximo la vida útil y los ciclos de carga de un pack de baterías y de sus celdas. Es la magnitud de corriente de carga rápida la variable determinante de este tiempo. Por ejemplo, para una carga rápida a 1C, la batería alcanzará, durante la fase de CC, el 70 % de su capacidad total en el 30 % del tiempo de carga mientras que tardará el 70 % del tiempo total de carga para acumular el 30 % restante de su capacidad durante la fase CV.

La existencia de una resistencia interna en serie en las celdas no ideales implica que a mayor corriente de carga rápida a CC se alcance más rápido la tensión de umbral de paso a la fase de tensión constante CV acortando el tiempo de CC pero extendiendo el tiempo de CV. Podemos inferir entonces que a menor resistencia interna menor tiempo de carga. Y que aumentar la corriente a CC también reducirá el tiempo de carga. Sin embargo, se desaconseja completamente implementar regímenes de carga rápida que superen 1C por el impacto en el número de ciclos de vida útil de las celdas del pack de batería. La figura 29 muestra como a medida que aumentamos el régimen de carga

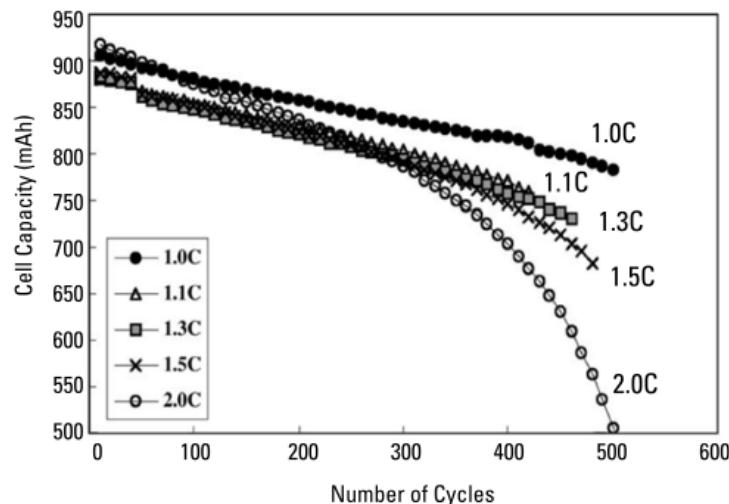


Figura 29: Relación Corriente de carga vs Ciclos de vida útil de una celda de Ion-Litio con un cátodo de $LiCoO_2$

A mayores tasas de corriente, mayor cantidad de iones de litio se depositan sobre el ánodo convirtiéndose en litio metálico al liberar sus electrones disponibles. El litio metálico es sumamente reactivo con el electrolito resultando en una pérdida permanente de Ion-Li, el elemento almacenador de la energía, acelerando el envejecimiento prematuro de la celda y en consecuencia reduciendo los ciclos de vida útiles de la misma.

Normalmente, a mayor voltaje en bornes de una celda mayor es la capacidad de la misma. Podríamos entonces vernos tentados a aumentar el voltaje límite de regulación y sobre cargar una celda para aumentar la carga almacenada. Por ejemplo, una celda cargada a 4,3V en vez de 4,2V va a permitirnos almacenar un 10 % más de carga inicial. El inconveniente aquí reside nuevamente en el impacto que tendrá este procedimiento en el número de ciclos de carga y la vida útil de la celda. La vida útil de una celda sobrecargada se vería reducida en un 50 %. Por el otro lado, cargar una celda con un voltaje menor (40mV menor) implicaría una reducción aproximada de un 10 % de su carga inicial. Podemos arribar a la conclusión que el control del voltaje de carga y su precisión es de vital importancia en un circuito de carga. La figura 30 muestra la relación entre el número de ciclos de carga y los diferentes voltajes de carga.

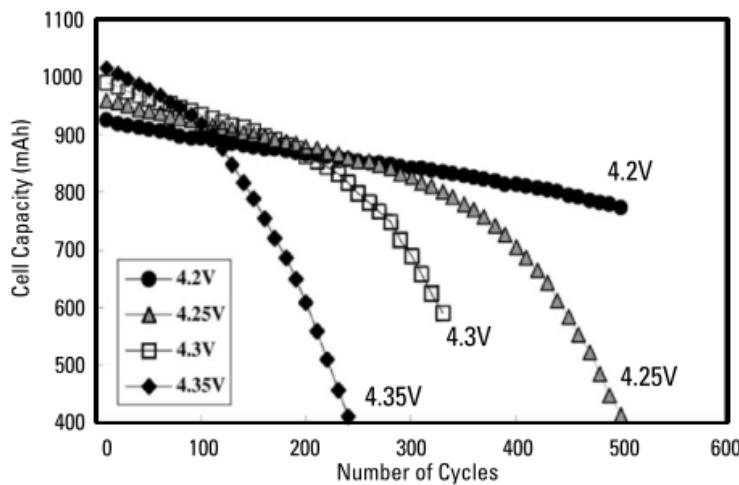


Figura 30: Relación Voltaje de carga la batería vs Ciclos de vida de una celda de Ion-Litio con un cátodo de $LiCoO_2$

A voltajes mayores el material del cátodo reacciona a mayor velocidad con el electrolito perdiéndose material en la reacción resultando en una perdida de capacidad de almacenamiento de energía. Sumado al control del proceso de carga, también se debe monitorear sobre el mismo la ecualización de las celdas en caso de que el pack de baterías posea una arquitectura con mayor cantidad de celdas conectadas en serie.

3.5. Ecualización de celdas

Los packs de baterías en los VVEE consisten de un gran número de celdas agrupadas en serie y en paralelo para proveer la suficiente energía y potencia al vehículo. Sin embargo, las características internas de la batería incluyendo capacidad inicial, impedancia interna, volumen físico, corriente de auto-descarga, etc., y condiciones externas, tales como la temperatura ambiental, son siempre inconsistentes en la vida real. Al nivel del pack de baterías, las variaciones de parámetros entre celdas en serie puede llevar a una degradación acelerada del mismo, con un impacto negativo en la potencia, capacidad, tiempo de vida restante, entre otras limitaciones. El desbalance puede deteriorar este degradamiento al punto de poner en riesgo al vehículo desencadenando un embalamiento térmico del pack. Por lo tanto, la ecualización del pack de baterías, que puede mejorar la seguridad y rendimiento del mismo es una tecnología crítica dentro del BMS para la reducción del desbalance entre celdas.

La ecualización también es crítica para un segundo uso de celdas de litio-ion que se encuentra en desuso. Las baterías con una capacidad degradada en un 20 % deberían ser reemplazadas para garantizar seguridad y autonomía al VE. Reacondicionando celdas en desuso para bicicletas eléctricas, vehículos eléctricos de excursión y sistemas de almacenamiento de energía, pueden generar beneficios tanto ambientales como económicos, y esto es posible gracias a una eficiente ecualización de las celdas.

Los circuitos de ecualización, o *ecualizadores*, combinados con estrategias de ecualización pueden ayudar evitar el problema del desbalanceo dentro del pack de baterías. A pesar de que distintas aplicaciones de VE tienen distintos requerimientos, la topología del diseño del hardware está limitado por el costo, tamaño y fiabilidad. A pesar del progreso dentro de esta tecnología, las soluciones existentes no puede resolver todos los requerimientos de estos sistemas. Por lo tanto, es esencial primero describir los motivos de las inconsistencias entre celdas y el estado de arte de la tecnología actual para el diseño del BMS

3.5.1. Inconsistencias entre celdas

Para satisfacer la demanda de voltaje, potencia y energía en los VVEE, los packs de batería contienen desde decenas hasta miles de celdas conectadas en serie o en paralelo y, las inconsistencias entre ellas son inevitables

por una gran cantidad de motivos. Uno de los primeros problemas que traen estas inconsistencias es que la capacidad del pack de baterías está limitado por la celda de menor capacidad, este defecto tienen un nombre y es el *efecto barril*, el mismo se puede visualizar en la Figura 31A, en este caso el pack de baterías cesará la descarga del pack si cualquiera de las celdas alcanza el fin de la descarga. De forma similar, la carga disponible del pack de baterías, como se puede observar en la Figura 31B, está limitado por la celda con menor capacidad, donde el pack finalizará el proceso de carga si cualquiera de las celdas alcanza el final de carga. Por lo tanto, la capacidad de carga/descarga del pack está fuertemente influenciado por estas inconsistencias.

Sumado a eso, estas inconsistencias son variantes en el tiempo y asociadas a varios factores, especialmente con la degradación del pack. Las características no lineales del envejecimiento de las celdas de litio-ion afectarán gradualmente la inconsistencia del pack. A pesar de que las celdas pueden tener un desapareamiento de capacidad inicial de un 3 %, esta inconsistencia no puede ser eliminada y tiene una tendencia a empeorar llevando a una degradación prematura y aumentar los riesgos de sobrecarga/descarga durante cada ciclo llegando finalmente a un embalamiento térmico.

Los orígenes de las inconsistencias pueden ser separados en dos grupos: el proceso de producción y el uso de las mismas. El primero puede ser causado por variaciones en los materiales, equipo de producción y procedimientos, que llevan a una inconsistencia en los parámetros entre celdas del mismo modelo. Mientras que el segundo está fuertemente relacionado con las diferencias ambientales durante el uso y almacenamiento de las baterías. Ambas inconsistencias influyen directamente sobre el rendimiento del pack de baterías.

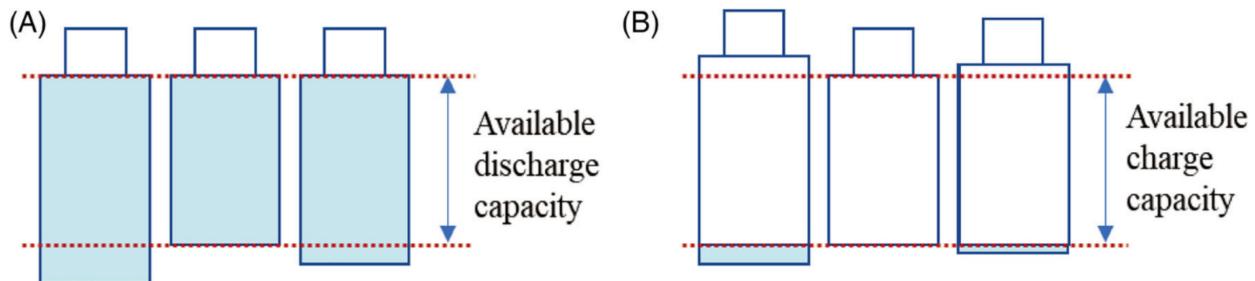


Figura 31: (A) Capacidad de descarga disponible. (B) Capacidad de carga disponible

3.5.1.1 Inconsistencias causadas por la producción

El proceso de producción de las celdas de litio-ion consiste en mezclar materiales acuosos, cubrir, cortar, devanar, ensamblar e injectar electrolito.¹ Debe tenerse en cuenta que cada paso puede provocar variaciones y afectar la inconsistencia en la producción de distintos baches.² Por ejemplo, la mezcla no uniforme de las sustancias puede provocar defectos sutiles en la microestructura de la celda, que afecta de forma directa al rendimiento de las mismas. Debido a las diferencias en el material, precisión en los equipos y la incerteza del proceso de producción, las diferencias entre baches de producción son inevitables. La otra influencia de heterogeneidad inicial incluye a la capacidad inicial y a la resistencia interna, concentración de litio-ion, grosos del separador entre otros.

Las inconsistencias causadas por el proceso de producción no pueden ser eliminadas por completo. Sin embargo, se pueden utilizar métodos de apareamiento a la hora de ensamblar el pack de baterías para aparear aquellas que sean consistentes entre ellas, mejorando la fiabilidad, seguridad y tiempo de vida de un pack de baterías. Éstos métodos se basan en criterios tales como la capacidad, la resistencia interna y la corriente de auto-descarga.

3.5.1.2 Inconsistencias causadas por el ensamblaje del pack

Además del proceso de producción, la tecnología de ensamblado de los packs de baterías también son esenciales para mantener la consistencia de los parámetros. Por ejemplo, el grado de ajuste afectará el estrés mecánico impuesto sobre las celdas, y el espacio entre baterías puede afectar la disipación del calor generado por la corriente de carga/descarga. Ji et al. estudia el efecto la uniformidad entre el espacio entre celdas. Los resultados muestran un modelo térmico-electroquímico acoplado que ilustra como la variación del espacio puede mejorar la

homogeneidad entre celdas modelo 18650, y concluye en que la temperatura puede reducirse en un 13 % cuando el espacio es modificado de 3mm a 5.5mm.

La distribución de temperatura puede influir ampliamente en la inconsistencia de la batería, que se encuentra directamente relacionado con el diseño del ensamblado. Las baterías pueden generar calor durante su uso, que no puede disiparse instantáneamente incrementando así la temperatura de la batería. Adicionalmente, el intercambio de calor con el ambiente de la batería también es diferente, por ejemplo, las baterías externas tienen una gran superficie de intercambio de calor, mientras que las baterías encapsuladas internamente pueden intercambiar calor solamente con las baterías adyacentes. Por lo tanto, el diseño del ensamblaje puede llevar a diferentes distribuciones de temperatura, que lleva a una inconsistencia entre celdas.

3.5.1.3 Inconsistencias causadas por el uso

Las celdas en el mismo pack tienden a mantener la uniformidad después del ensamblaje inicial, pero la inconsistencia de este ensamblaje puede incrementar gradualmente, ya sea por el almacenamiento de la batería o el uso, reduciendo el rendimiento del pack. El estrés físico y químico puede acumularse de forma gradual durante el uso de la batería. El proceso de degradación es muy complicado, incluyendo varios mecanismos de envejecimiento y sus interacciones dentro de las baterías, y la degradación de los electrodos es el factor principal que causa el declive en el rendimiento de la batería. Factores tales como la temperatura, corriente, SoC pueden afectar significativamente los materiales activos y las microestructuras, y la variación entre estos factores inevitablemente afectará de forma negativa las inconsistencias dentro del pack.

La temperatura es un factor crítico de envejecimiento que afecta la velocidad de degradación. La diferencia de temperatura causará que las celdas envejezcan a distinta velocidad, agravando las inconsistencias dentro del pack de baterías. Tanto altas como bajas temperaturas aceleran este proceso. Trabajando o almacenando en altas temperaturas pueden acelerar las reacciones secundarias, y cargar a bajas temperaturas puede resultar en el depósito de litio sólido y el crecimiento de dendritas dentro del material activo. Además, las diferencias en la resistencia interna y la capacidad calorífica entre celdas puede resultar en una distribución heterogénea dentro del pack. Acoplado con convección forzada y un canal de enfriamiento, la disipación de calor uniforme incrementa la diferencia en la degradación entre celdas afectando el tiempo de vida y la capacidad disponible de ellas.

Corrientes altas de circulación desde y hacia el pack pueden incrementar el proceso de difusión inducido poniendo de esta forma las baterías bajo estrés, acelerando el proceso de envejecimiento. Adicionalmente, la diferencia de corriente entre baterías puede causar variaciones en temperatura entre ellas, por lo tanto, como se mencionó anteriormente empeorando las inconsistencias entre el pack. Para las baterías conectadas en paralelo donde el voltaje entre celdas es el mismo, se pueden encontrar pequeñas diferencias debido a la resistencia en el cable y los puntos de soldadura hasta en la posición de las baterías. Por el otro lado, para las celdas en serie, la corriente que circula a través de ellas es siempre la misma, a pesar de ello, el estrés sobre los módulos de menor capacidad es mayor, haciendo que su capacidad disminuya rápidamente, como consecuencia de esto, se forma un proceso de realimentación positiva, ya que al disminuir la capacidad de estas celdas, su resistencia interna aumenta por lo que aumenta la temperatura de las mismas llegando a una instancia de riesgo térmico.

Por último, el SoC es otro factor de estrés importante. Un SoC alto o una sobrecarga significa menos potencial en el ánodo, que desencadena reacciones secundarias, descomposición del electrolito y una mayor posibilidad de que se forme litio metálico alrededor del ánodo (ver Anexo ??) durante el proceso de carga, mientras que un SoC puede llevar a la corrosión del cobre en el colector del ánodo u desordenar la estructura del material en el cátodo. Diferencias de SoC entre celdas puede llevar a velocidades de envejecimiento inconsistente, causando también una diferencia entre el DOD.

3.5.1.4 Administración de la inconsistencia



La inconsistencia en el pack no puede ser completamente eliminada pero puede ser **restringido** a un rango de voltaje razonable. Para **solventar** es  existe un gran espectro de métodos a aplicar.

Las inconsistencias generadas por los procesos de manufactura y ensamble pueden ser **atenuados** mejorando la estabilidad y consistencia de los materiales utilizados (como por ejemplo, el material del cátodo, ánodo, electrolito, etc) y mejorando la uniformidad de los procesos de producción. El apareamiento de las celdas previo al ensamblado también influye en la mejora de las inconsistencias del pack de baterías.

Una vez ensamblado, la consistencia de las celdas disminuirá durante el uso de las mismas y puede llevar a serios desperfectos si no es administrado de manera correcta. La consistencia entre celdas puede ser mejorada a través de estructuras mecánicas apropiadas, mientras que el proceso de ecualización en el BMS es uno de los medios que permite mantener la consistencia a través del pack.

3.5.2. Sistema de Administración de Ecualización

El sistema de administración de ecualización (EMS, del inglés *Equalization Management System*) juega un papel importante en la reducción de inconsistencias entre las celdas del pack. Existe una gran variedad de técnicas de ecualización que fueron investigadas e implementadas en VVEE.

3.5.2.1 Clasificaciones

EMS pueden ser clasificados entre sistemas pasivos y activos dependiendo de la topología del circuito. Independientemente de la topología, la batería a balancear debe ser seleccionada según un criterio específico, que usualmente se basa en las características de la misma, como la tensión de los terminales, SoC o capacidad, que son consideradas variables de balanceo. Dependiendo de las variables específicas, EMS pueden ser clasificados en ecualización basada en voltage, basado en capacidad y basado en SoC. Dependiendo de la estrategia de control de balanceo, EMS pueden ser divididos entre control clásico, control de lógica difusa, control predictivo y otros métodos avanzados. La típica clasificación de los EMS se puede visualizar en la Figura 32.

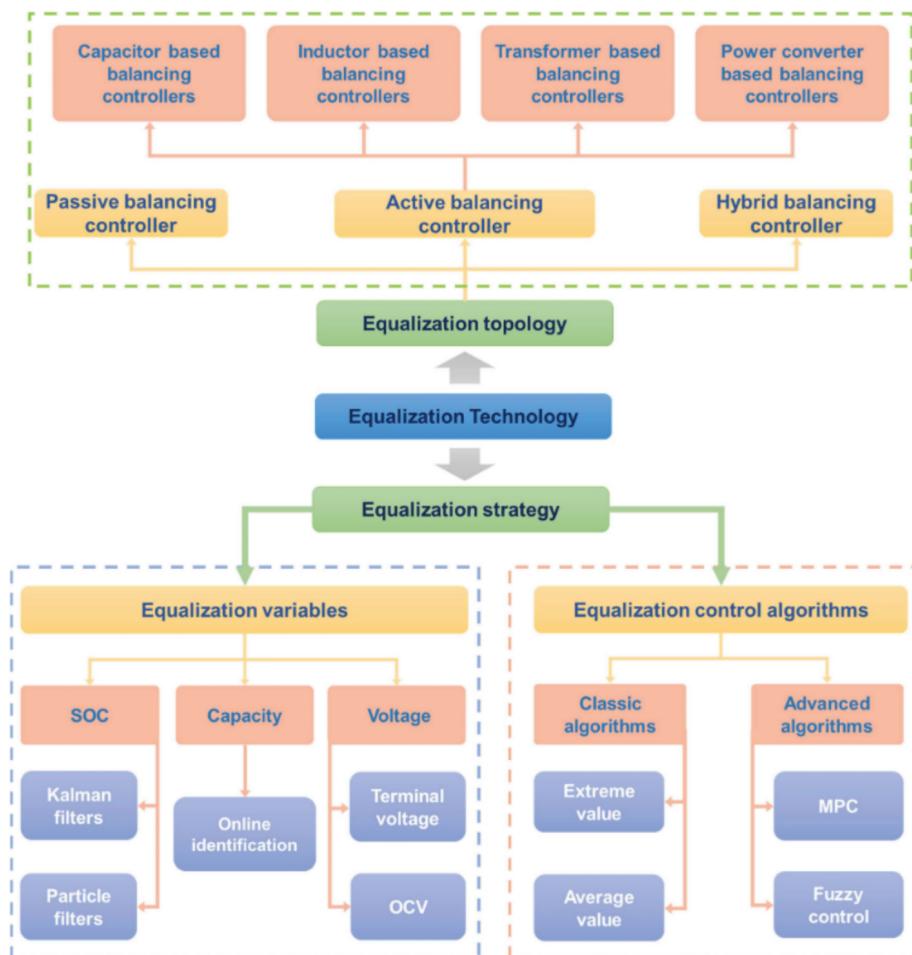


Figura 32: Clasificaciones típicas de los EMS

Como se observa en la Figura 33, la topología de ecualización pasiva generalmente emplea una resistencia

en paralelo para disipar la energía excesiva. Como se muestra en las Figuras ?? a ??, las topologías activas pueden transferir energía entre celdas, módulos y packs con la ayuda de estructuras que no disipan energía, tales como inductores y capacitores. Ambas topologías son beneficiosas para desacelerar la degradación de un pack de baterías extendiendo su vida útil.

EMS es aplicado en condiciones estáticas o semi-estáticas como por ejemplo, en el proceso de fin de carga, aunque investigaciones recientes mostraron aplicaciones de balanceo bajo condiciones dinámicas del proceso de carga y descarga. Shen et al. propone un esquema de ecualización activa que comienza el trabajo una vez que la batería está completamente cargada o descargada para minimizar la transferencia de carga durante el proceso de balanceo.

3.5.3. Control de balanceo pasivo

Los controladores de balanceo pasivos (PBC, del inglés *Passive Balancing Controllers*) generalmente emplean resistencias *shunt* en paralelo con las baterías para disipar la energía excesiva de las celdas con alto voltaje o alto SoC.

Como se muestra en la Figura 33A, el PBC puede controlar switches dedicados (K_1, K_2, \dots, K_n), típicamente semiconductores como MOSFETs, que disipan energía de las celdas correspondientes. Por ejemplo, asumiendo que la celda 1 tiene mayor energía que el resto, entonces el interruptor K_1 se cierra para descargar esta celda. El camino de la energía es indicado por la linea a trazos de color azul. Dependiendo de la estrategia de ecualización, los interruptores pueden funcionar continuamente o de forma intermitente, y la energía disipada por la resistencia *shunt* puede ser estimada por la ley de Joule (eq. 24).

$$Q_{disipada} = I_{balanceo}^2 R \quad (24)$$

Donde $Q_{disipada}$ es la potencia disipada, $I_{balanceo}$ es la corriente de *bypass* que circula por la resistencia *shunt*, y R es el valor de la resistencia *shunt*.

La técnica PBC es popular en VVEE debido a su simple topología y baja complejidad. Sin embargo, posee desventajas tales como la baja eficiencia de balanceo y largos tiempos de ecualización debido a su limitada potencia de disipación por los componentes pasivos, limitando su aplicación particularmente para baterías de alta capacidad.

 Campestrini et al estudia el balanceo pasivo tradicional de celdas de litio-ion usando 8 módulos conectados en serie, cada uno compuesto por 14 celdas conectadas en paralelo (8s14p). Los resultados muestran que los módulos con PBC tienen menos de 1 % de variación en capacidad después de 1200 ciclos. Sin embargo, la celda utilizada en este estudio tiene una capacidad nominal de 2800mAh que no es suficiente para predecir el efecto de la ecualización de esta técnica sobre baterías de alta capacidad.

Para incrementar la corriente de balanceo, Xu et al. propone el desarrollo de una topología de balanceo especial, en donde la resistencia shunt es reemplazada por un MOSFET, como se puede observar en la Figura 33B. Por ejemplo, asumiendo que la celda 2 tiene mayor energía que el resto, entonces el MOSFET S_2 funciona como una resistencia *shunt* mientras que el resto permanece apagado.  El circuito de control es controlable hasta 1.2A.

 Amin et al propone una topología de balanceo pasiva que combina una resistencia shunt con MOSFETs.  The PBC fue implementado en un pack de 15 celdas LiFePO₄ con una capacidad de 200Ah. Sin embargo, el proceso de balanceo toma mucho tiempo bajo condiciones de operación.

Schmid et al propone una topología de ecualización denominada *balanceo electroquímico* para balancear celdas sin dispositivos electrónicos adicionales que consiste en conectar cada celda en serie con una celda de níquel-metal o níquel-zinc en paralelo. Las celdas de litio-ion pueden alcanzar la ecualización con el proceso electroquímico de las celdas de níquel. Los resultados verifican que este método es posible de implementar, sin embargo hay una limitación de costos, volumen y complejidad muy alta.

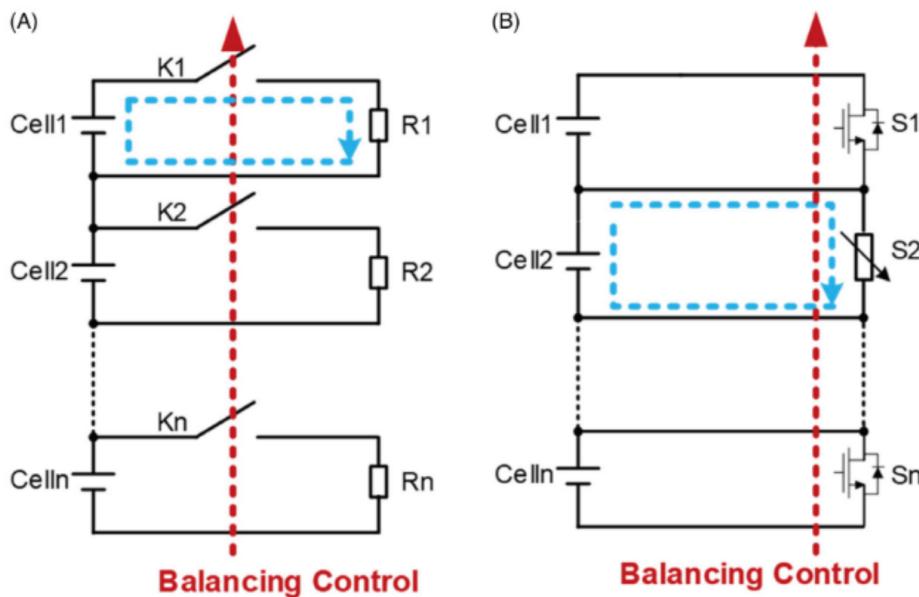


Figura 33: Topología de un circuito balanceador pasivo. (A) Resistencia tradicional con baja corriente de balanceo. (B) Topología basada en MOSFET que utiliza $R_{DS_{on}}$ soportando altas corrientes.

3.5.4. Controlador de Balanceo Activo

Los controladores de balanceo activo (ABC, del inglés Active Balancing Controllers) tienen topologías que, en vez de disipar energía, transfieren entre distintas celdas y módulos/packs usando varios dispositivos que actúan como *buffers* de energía, incluyendo capacitores, transformadores, inductores y convertidores de potencia.

Las principales ventajas de los ABCs consiste en alta eficiencia, alta velocidad y alta precisión. Sin embargo, comparado con PBCs, ABCs tienen que enfrentar ciertas dificultades, como por ejemplo estructuras complejas, grandes tamaños y sistemas costosos de implementar.

3.5.4.1 Camino de transferencia de energía

Una de las ventajas superiores de los ABCs es que la energía se puede transferir entre distintos niveles para alcanzar un balanceo del sistema, que reduce el consumo de energía cuando se busca lograr la ecualización del pack de baterías. Considerando el camino de esta transferencia de energía, los ABCs pueden clasificarse en balanceo entre celda-a-celda (C2C, del inglés *cell-to-cell*), balanceo entre celda-a-módulo (C2M, del inglés *cell-to-module*), balanceo entre módulo-a-celda (M2C, del inglés *module-to-cell*). La flexibilidad en la transferencia de energía se puede observar en la Figura 34.

Como se observa en la Figura 34A, la ecualización C2C denota que la energía puede ser transferida entre las celdas de un mismo módulo/pack, que es el modo fundamental de los ABCs. Phung et. al presenta una arquitectura C2C optimizada que se basa en la topología tradicional de balanceo contiguo, que es más compacto y fácil de implementar. Para n celdas conectadas en series, la arquitectura C2C generalmente necesita $n-1$ componentes de transferencia de energía. Por lo tanto, a medida que el número de celdas conectadas en serie incrementa, el circuito se hace más complicado de implementar.

Como se muestra en la Figura 34B, la ecualización C2M puede transferir energía entre el módulo y la celda interna de forma bidireccional, que tiene la ventaja de desaparecer la inconsistencia entre los módulos de las baterías. Lu et al propone un controlador aislado bidireccional tipo C2M con una commutación suave a cero voltaje. Cuando funciona en modo *boost*, el convertidor puede transferir energía de la batería al módulo, mientras que cuando funciona en modo *buck* la transferencia de energía se realiza desde el módulo a la celda descargada. Esta metodología demuestra resultados experimentales con buen rendimiento tanto en velocidad como eficiencia.

En la Figura 34C, muestra una arquitectura M2M donde la transferencia de energía se realiza entre módulos.

Comparado con las arquitecturas C2C y C2M, M2M generalmente tiene un tamaño considerablemente grande considerando la aislación de corriente y una estrategia más compleja para evitar el desbalanceo, haciendo que esta implementación sea más dificultosa que el resto. Ji et al. propone un esquema de ecualización usando múltiples transformadores que con los cuales la energía puede ser transferida entre módulos de distintos voltajes, alcanzando una corriente de balanceo a 3A mientras que la inconsistencia entre voltajes es de 24mV.

Otros métodos no ilustrados en la Figura 34 también fueron estudiados. Li et al propone una topología de ecualización módulo-a-celda-a-módulo. Con la ayuda de conmutación suave a cero voltaje y un circuito bidireccional resonante, la velocidad y eficiencia del método puede ser mejorado de forma considerable. Los resultados experimentales muestran que la topología puede obtener una eficacia del 93 % en modo C2M y 72.5 % en modo M2C.

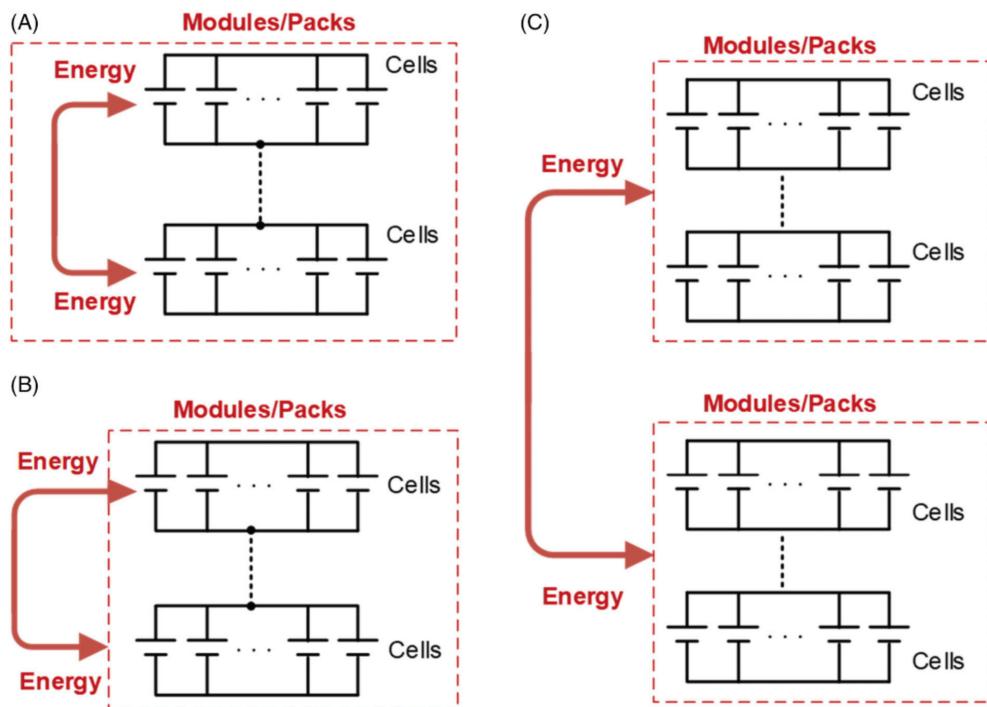


Figura 34: Diferentes caminos de transferencia de energía. (A) Celda-A-Celdas (C2C). (B) Celda-A-Módulo (C2M). (C) Módulo-A-Módulo (M2M)



3.5.4.2 Controlador de balanceo basado en capacitores

Los controladores de balanceo basados en capacitores (CBBC, del inglés *Capacitor based balancing controllers*) pueden transportar energía entre celdas o entre celdas, módulos y sistemas.

Como se muestra en la Figura 36 puede ser clasificado en una topología de un solo capacitor, capacitor alternado y una topología de capacitores multi-capa. Los CBBC solo pueden transferir energía entre baterías que poseen un voltage de diferencia significativo.

Una típica topología de un solo capacitor se puede observar en la Figura 36A, que consiste de un solo capacitor (C), varios interruptores unipolares (SPST, del inglés *Single-Pole Single Throw*) y bipolares (SPDT, del inglés *Single-Pole Double Throw*).

La topología CBBC con un solo capacitor, con una estrategia de control muy simple y baja pérdida de energía, tiene la desventaja de que el tiempo de balanceo es extenso. Durante la operación, el ecualizador detecta las celdas con mayores y menores voltajes, y después realiza la transferencia de energía entre las celdas seleccionadas con el control de los SPST. El proceso de ecualización comienza con la carga del capacitor por la batería de alto voltaje y continúa con la descarga del capacitor en la celda de bajo voltaje. Por ejemplo, asumiendo que la celda 1 y la celda 2 son las celdas con el mayor y el menor voltaje respectivamente, inicialmente, los SPST

K_1 y K_2 son conectados con el lado de bajo voltaje y los SPDT S_1 y S_2 son conectados al lado de alto voltaje, provocando la transferencia de la energía desde la celda 1 al capacitor C como se muestra en la linea azul. Una vez cargado el capacitor, K_1 es desconectado, mientras que K_2 y K_3 se cierran, por el otro lado S_1 y S_2 son conectados al lado bajo y la energía será transferida desde el buffer hasta la celda 2 como se muestra en la linea verde.

Una topología típica de un capacitor alterado se muestra en la Figura 36B, que consiste de varios capacitores e SPDT para transmitir energía entre baterías contiguas con el control de los SPDT. CBBCs con esta topología tienen ventajas similares a la estructura de un solo capacitor, como por ejemplo, una estructura simple y de bajo costo, pero requiere de una estrategia de control finamente ajustada, especialmente cuando hay una pequeña diferencia de voltaje entre las celdas adyacentes. Las líneas azul y verde muestran como es el camino de transferencia de la energía.

La Figura 36C muestra una topología de capacitores de dos capas que transfiere energía entre celdas adyacentes a través de la primera capa y transfiere energía entre las baterías que no están conectadas de forma directa a través de la segunda capa, reduciendo significativamente el tiempo de ecualización. La línea azul muestra la transferencia de energía entre la celda 1 y la celda 2 a un capacitor de la segunda capa (C_{21}), y la energía puede ser transferida desde C_{21} a la celda 2 y 3 para lograr la transmisión de la celda 1 a la 3 como se muestra en la linea verde.

Una topología típica multicapa se puede observar en la Figura 36D. Además de la transferencia entre celdas del mismo módulo, esta topología nos permite transmitir energía entre módulos.

Por último, a pesar de las típicas estructuras todavía se encuentran en desarrollo e investigación nuevas tecnologías basadas en capacitores, como por ejemplo, Shang et al. propone un ecualizador de capacitores basados en una estructura de tipo malla (del inglés *mesh*) que mejora de manera significativa la eficiencia y velocidad del balanceo. Su estructura se puede observar en la Figura 35

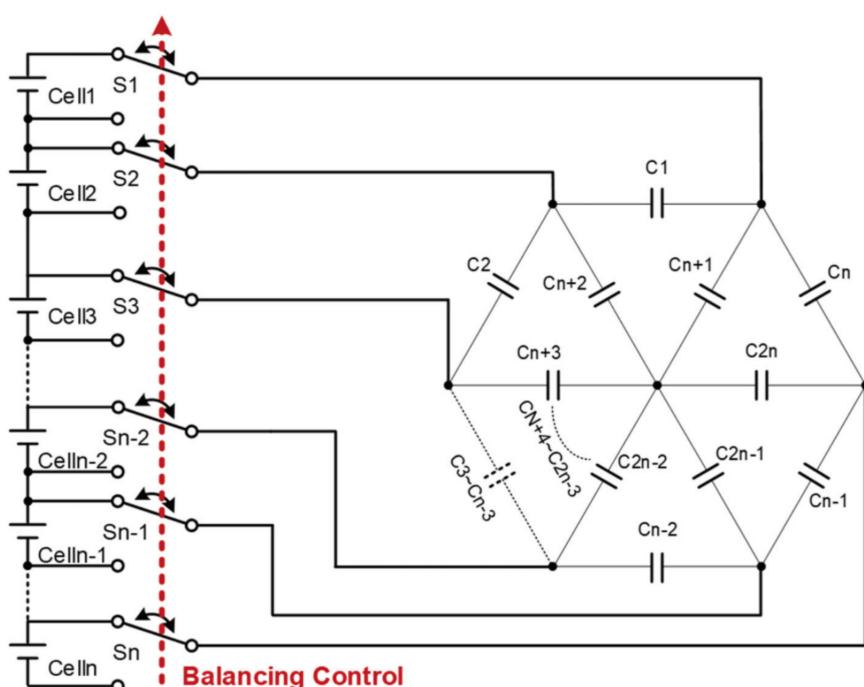


Figura 35: Balanceador de celdas basado en capacitores con una topología de tipo red.

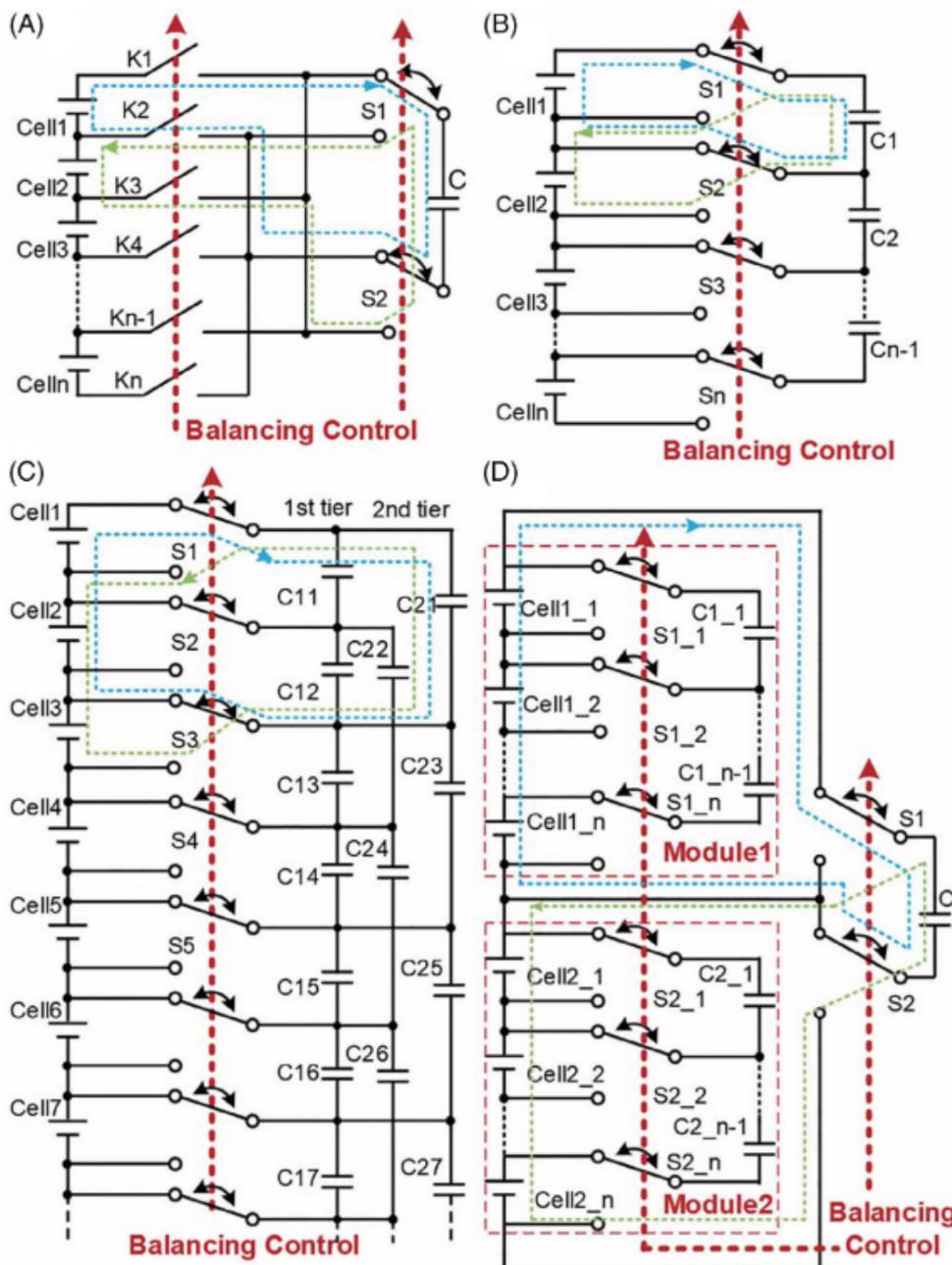


Figura 36: Topologías de balanceo basada en capacitores. (A) Topología de capacitor simple (C2C). (B). Topología de capacitores alternantes (C2C). (C) Topología basada en dos capas de capacitores (C2C). (D) Topología de capacitores multi-capa (C2C)

3.5.4.3 Controlador de balanceo basado en inductores

Los controladores de balanceo basado en inductores (IBBC, del inglés Inductor Based Balancing Controllers) pueden transferir energía entre celdas y módulos a través de inductores externos. Comparado con los CBBCs, IBBCs típicamente están relacionados con velocidades de balanceo más rápidas debido a una corriente de ecualización más alta, sin embargo IBBCs son generalmente más costosos y menos eficientes.

IBBCs pueden ser clasificado entre distintas topologías, como por ejemplo, una topología de un inductor simple o inductores alternativos, como se observa en la Figura 37.

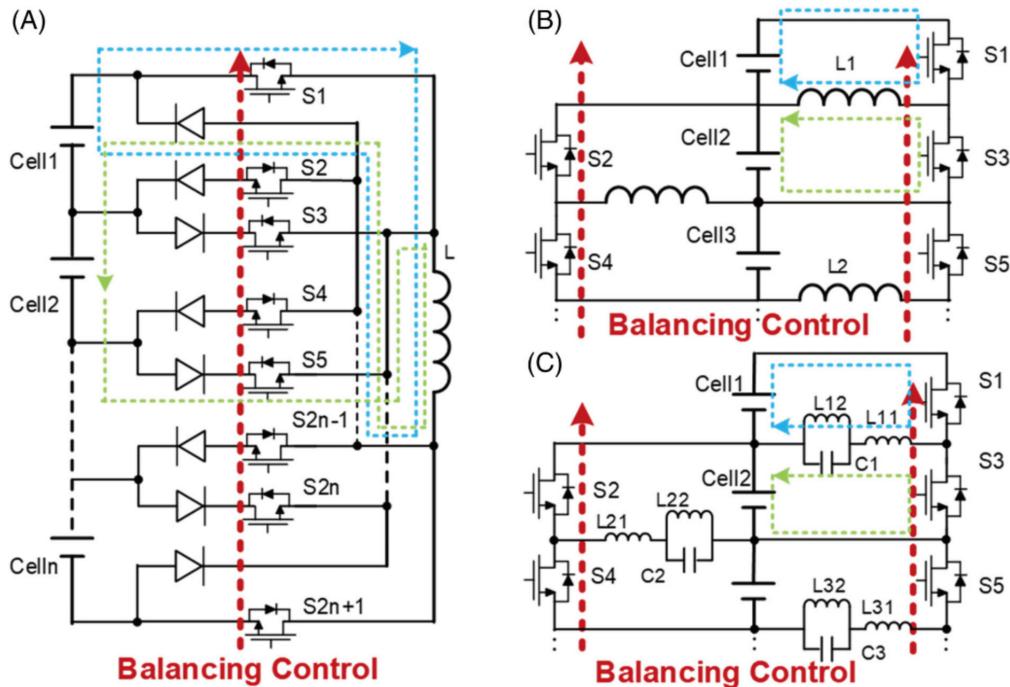


Figura 37: topologías de balanceo basadas en inductores. (A) Topología de inductor simple (C2C). (B) Topología de múltiples inductores (C2C). (C) Topología de inductores resonantes (C2C)

Una topología típica de inductor simple se puede observar en la Figura 37A, que incluye un solo inductor y varios MOSFETs que permite transferir la energía entre celdas seleccionadas controlando los MOSFETs con señales PWM (del inglés *Pulse-width Modulation*). Por ejemplo, asumiendo que la celda 1 y 2 son las celdas con mayor y menor voltage respectivamente. MOSFET S1 y S2 son inicialmente encendidos, permitiendo que la energía se transfiera de la celda 1 a la inductancia L, como muestra la linea azul. La energía transferida se puede calcular con la Ecuación 25:

$$\dot{Q} = UI = IL \frac{dI}{dt} \quad (25)$$

donde L es el valor de la inductancia, U e I son la tensión de los terminales de la batería y la corriente que circula por el inductor respectivamente. Entonces cuando el interruptor S1 se apaga y se enciende S5, la energía se transfiere desde la inductancia a la celda 2 como muestra la linea verde. Las señales PWM son usadas para controlar los MOSFETs para transferir energía entre las celdas.

Una configuración típica de múltiples inductores se puede observar en la Figura 37B, que consiste de varios inductores y MOSFETs. La energía transferida entre celdas es controlada por los MOSFETs. Las líneas azules y verdes muestran los caminos de la transferencia de energía para la descarga de la celda 1 y la carga de la celda 2. La velocidad de ecualización para tales topologías se encuentra afectada por la escala del pack, y la velocidad es generalmente baja porque la transferencia de energía solo se puede realizar entre celdas adyacentes.

En la Figura 37C se muestra un circuito de inductor resonante. Este circuito es utilizado como reemplazo del inductor simple, debido a que puede reducir la interferencia electromagnética (EMI, del inglés *Electromagnetic Interference*) e incrementar las pérdidas provocadas por la conmutación durante el proceso de ecualización. Las líneas azul y verde muestran el intercambio de energía para la descarga de la celda 1 y la carga de la celda 2 respectivamente.

Una característica particular de los circuitos IBBCs es que la transferencia de energía se puede hacer desde una celda con menor voltage a una celda de mayor voltage. Por lo tanto, la estrategia de balanceo debe ser considerada cuidadosamente para evitar un error de balanceo.

3.5.4.4 Controlador de balanceo basado en transformadores

Los controladores de balanceo basados en transformadores (TBBC, del inglés Transforme Based Balancing Controllers) pueden transferir energía entre distintas celdas y módulos a través de transformadores externos. Como se muestra en la Figura 38, los TBBC se pueden dividir en transformadores de devanado simple o transformadores de múltiples devanados.

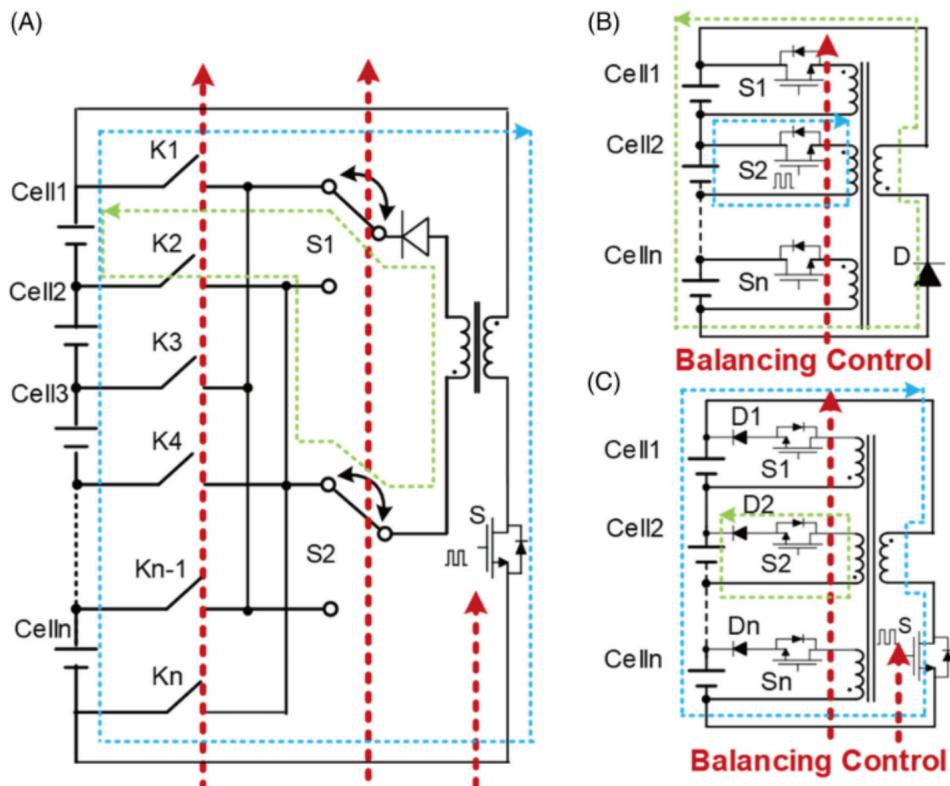


Figura 38: Topologías de balanceo basados en transformadores. (A) topología basada en un transformador de devanado simple (M2C). (B) Topología de transformadores de devanados múltiples (C2M). (C) Topología de transformadores de devanados múltiples (M2C)

En la Figura 38A se puede observar una topología TBBC basada en un transformador de devanado simple, que **peude** transferir energía de forma M2C controlando los interruptores del circuito. Por ejemplo, asumiendo que la celda 1 es la celda con la mejor energía. Inicialmente, el MOSFET S se cierra y comienza a circular corriente desde el módulo hacia el transformador. La linea azul muestra el camino de esta transferencia de energía. Una vez que el MOSFET S se apaga, los interruptores S1 y S2 son conectados a la parte alta y baja de la celda 1 respectivamente, y la energía almacenada en el transformador es transferida a la misma. La **linea verde** muestra como se transfiere la energía desde el transformador a la celda 1. La primer desventaja que se puede observar para este tipo de topología es que se necesitan transformadores de alto voltaje y una gran cantidad de interruptores para packs de baterías con muchas celdas conectadas en serie, lo que implica un costo alto y un gran tamaño para ser implementado.

Una topología de múltiples devanados para una transferencia de energía C2M se puede observar en la Figura 38B. Por ejemplo, asumiendo que la celda 2 es la celda con mayor energía, el MOSFET S2 se enciende y la corriente comienza a circular hacia el transformador en el sentido directo. Una vez que el MOSFET S2 se apaga, la energía almacenada en el transformador será transferida al módulo. Las **lineas azul y verde** muestran los caminos de esta transferencia de energía.

Por el otro lado, en la Figura 38C se muestra una topología basada en transformadores de múltiples devanados para una transferencia tipo M2C. Por ejemplo, asumiendo que la celda 2 es la batería con menor energía en el pack. Inicialmente, el MOSFET S se enciende y la corriente comienza a circular hacia el transformador. Una vez que el MOSFET S se apaga, el MOSFET S2 se enciende y la energía almacenada es transferida a la celda

2. Las señales de PWM son utilizadas para regular la transferencia de energía entre las celdas.

La velocidad de ecualización de los TBBCs son generalmente rápidas, pero los voltajes en el devanado secundario son inconsistentes debido a pérdidas de inductancia en los devanados de los transformadores. Otro gran problema de estas topologías es que la fabricación de devanados simétricos para aplicaciones de alta potencia son costosos.

3.5.4.5 Balanceadores basados en convertidores de potencia



Los convertidores DC/DC, o convertidores de potencia, puede convertir una fuente DC de un voltage a otro distinto. Los controladores de balanceo basados en convertidores de potencia (PBBC, del inglés Power Converter based Balancing Controllers) tienen la ventaja de ser altamente eficientes y precisos para la transformación de energía de forma bidireccional. PBBCs pueden trasnferir la energía entre distintas celdas y módulos. Los convertidores de potencia aplicados en estas topologías pueden funcionar en modo reductor (del inglés *buck*), elevador (del inglés *boost*), elevador-reductor, Cuk y otros tipos. Ya que los convertidores de potencia DC/DC usan inductores o transformadores como componentes de almacenamiento de energía, los PBBCs tienen algunas similitudes con los IBBCs e TBBCs. PBBCs pueden alcanzar un control muy preciso en el proceso de ecualización pero con la contraparte de ser costosos y complejos de implementar.

El convertidor de potencia reductor disminuye el voltaje de entrada con al menos dos semiconductores y un inductor. Una topología de ecualización basado en un convertidor reductor se puede observar en la Figura 39A. Durante el proceso de carga, cada circuito reductor puede servir como un circuito de carga y controlar la corriente de carga de cada celda de forma independiente. Asumiendo que el circuito reductor funciona en modo de conducción continua, el voltage de cada celda conectada en serie se puede expresar en la Ecuación 26,

$$V_{mi} = V_{ci} \times D_i \quad (26)$$

donde V_{mi} es el voltage promedio en la i -ésima celda, V_{ci} es el voltage promedio del capacitor correspondiente, y D_i es el ciclo de trabajo de la señal de PWM. Debido a que cada módulo trabaja de forma independiente, es posible alcanzar una ecualización del pack en corto tiempo.

Los convertidores de potencia elevadores aumentan la tensión de entrada con al menos dos semiconductores y un elemento de almacenamiento de energía. El esquemático de un circuito de balanceo basado en convertidores elevadores se puede observar en la Figura 39B. La corriente promedio de todos los circuitos elevadores son iguales, pero cada corriente individual difiere dependiendo del voltage del módulo y el ciclo de trabajo de la señal de PWM para alcanzar la ecualización.

Los convertidores reductores-elevadores pueden implementar funciones de ambas topologías, y el voltage de salida puede ser mayor o menor al de entrada. Una topología típica que implementa estos convertidores se puede observar en 39C, que permite transferir energía entre baterías adjacentes a través del control de los interruptores.. For ejemplo, asumiendo que la energía debe ser transferred desde la celda 2 a la celda 1. Inicialmente, el MOSFET S3 se enciende y la corriente comienza a circular hacia la inductancia L1. Una vez que el MOSFET S3 se apaga, la energía es trasnferida a la celda 1 a través del diodo de S1. Las señales PWM son utilizadas para controlar la transferencia de energía entre celdas a través de los MOSFETs. Esta topología bidireccional es ideal para las aplicaciones de balanceo debido a su eficiencia y conveniencia. Sin embargo, nuevamente son costosos y complejos de implementar, por lo que solo rinden para baterías a gran escala y con grandes capacidades. Shang et al. introdujo la investigación de convertidores reductores-elevadores junto a sus resultados experimentales.

Los convertidores Cuk aumentan o disminuyen y, a la vez, invierten la tensión de entrada. Un convertidor de tipo Cuk implementado en un balanceador se puede observar en la Figura 39D, que contiene dos inductores y dos MOSFETs. Durante el proceso de ecualización, la energía puede ser transferida entre baterías contiguas con MOSFETs controlados por señales PWM, los capacitores sirven como almacenadores principales para la transferencia de energía. Comparado con la topología elevador-reductor, los circuitos Cuk tienen un bajo riple y alta eficiencia, sin embargo, los mismos continen más elementos resultando en una implementación más costosa.

Finalmente, los convertidores tipo flyback también fueron implementados en topologías de balanceadores basados en convertidores de potencia. Lin et al propone una topología bidireccional basada en convertidores tipo flyback, que puede transferir energía entre la batería y un capacitor, que actua como almacenador de energía. Los

resultados experimentales demuestran su factibilidad sobre baterías de tipo LiFePO₄ adoptando una modalidad de transferencia entre módulos (M2M).

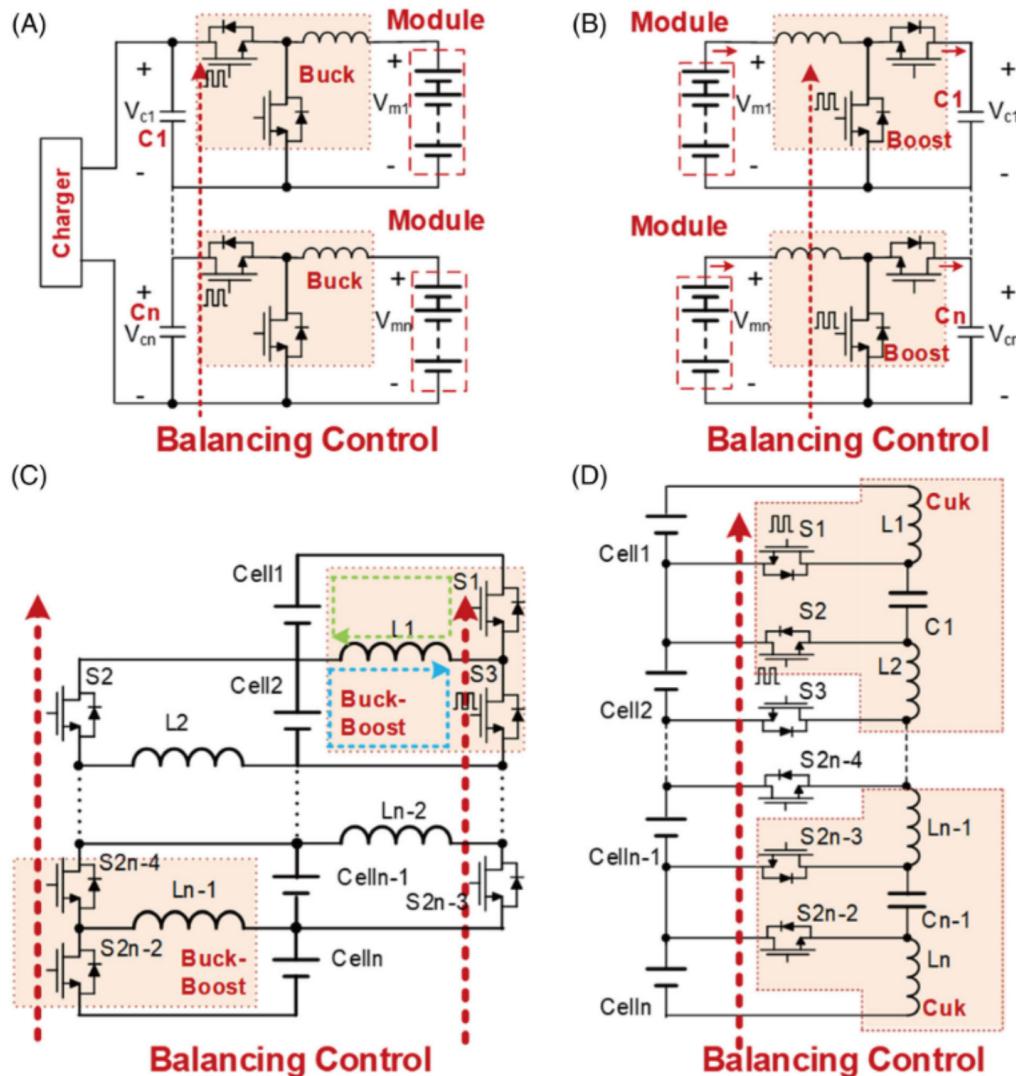


Figura 39: Topologías de balanceo basadas en convertidores de potencia. (A) Topología de ecualización basadas en convertidores reductores. (B) Topología de ecualización basadas en convertidores elevadores. (C) Topología de ecualización basadas en un tpología reductor-elevador (C2C). (D) Topología Cuk (C2C).

3.5.5. Topologías híbridas

Las topologías híbridas pueden mejorar el rendimiento del balanceador gracias a la combinación de una ecualización pasiva con una activa. Fang et al propone una topología híbrida basada en convertidores de potencia y resistencias *shunt*. El convertidor de potencia puede transferir energía del módulo para cargar las baterías con un voltaje bajo, y las baterías con mayor carga pueden ser descargadas por a través de la resistencia *shunt* conectadas en paralelo.

Zhang et al propone una topología de balanceo jerárquica para mejorar la ecualización de celdas conectadas en serie, cuyo esquemático se puede observar en la Figura 40. Esta topología incluye dos capas de balanceo. La capa superior transfiere energía entre ambos módulos basados en transformadores de múltiples devanados, y la capa inferior implementa convertidores de potencia reductor-elevador para transferir energía entre baterías contiguas del mismo módulo. De esta manera, esta topología logra disminuir las corrientes de pérdida durante el proceso de balanceo.

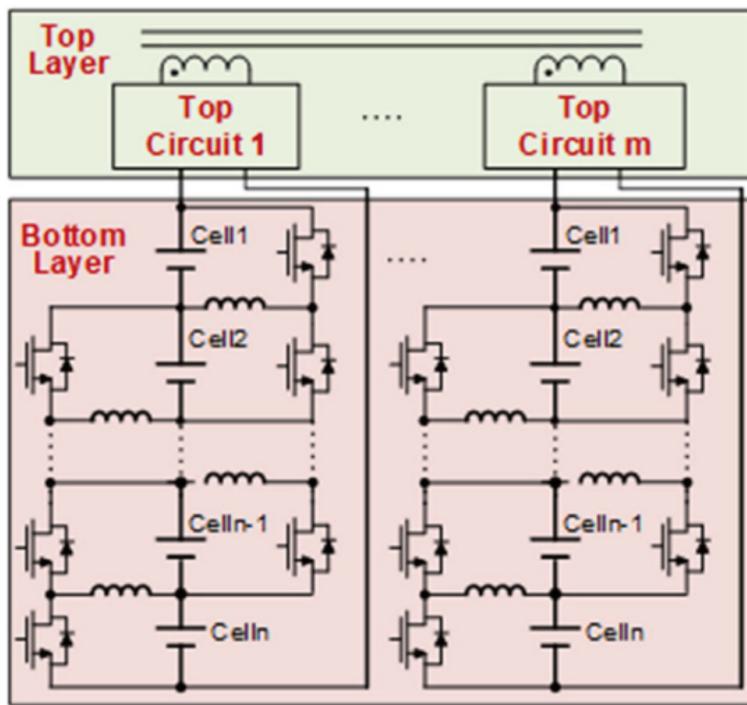


Figura 40: Topología de balanceo jerárquica

3.5.5.1 Comparación de topologías

La topología es el fundamento principal de los sistemas de ecualización de baterías, la misma determina el costo y el tamaño del sistema completo. Una topología eficiente es esencial para extender el ciclo de vida de un pack de baterías y mejorar su rendimiento efectivamente. Es crucial seleccionar la topología adecuada según los requerimientos del sistema.

Las topologías pasivas tienen las ventajas de ser circuitos simples, de bajo costo y convenientes de implementar, por lo tanto, han sido ampliamente adoptados por los VVEEs. Sin embargo, esta clase de topologías generalmente tienen tiempos de balanceo muy lentos y solo disipan energía reduciendo la eficiencia del sistema.

Por el otro lado, la topología activa es popular gracias a su buena eficiencia y bajas pérdidas de potencia. Comparado con la ecualización pasiva, la topología activa puede efectivamente reducir la inconsistencia entre las capacidades entre celdas y resistencias internas mejorando el tiempo de vida del pack de baterías y su energía disponible.

Dentro de los sistemas de balanceo activo, los CBBCs tienen el mérito de implementar una estrategia muy simple y de bajo costo, con la contraparte de que los tiempos de ecualización son muy bajos. Los IBBCs pueden transferir energía de forma bidireccional y tienen una velocidad de balanceo moderada, pero tienen problemas de EMI y una estrategia de balanceo compleja de implementar. TBBCs pueden proveer altas corrientes de ecualización, con la contraparte de que su manufactura es compleja debido a la fabricación de transformadores con devanados simétricos. Por último los PBBCs tales como los convertidores reductores-elevadores y Cuk son atractivos gracias a su alta corriente de balanceo y su fácil integración en el circuito, sin embargo, estos resultan complejos y traen apareados estrategias de control complicados.

Debido a que el esquema pasivo y activo tienen características muy distintas entre si, pueden ser aplicados en distintos escenarios según la aplicación en cuestión, por ejemplo, los esquemas pasivos pueden ser implementados en VVEEs de baja potencia o en vehículos híbridos mientras que las topologías activas son generalmente implementadas en VVEEs de alta potencia.

El Cuadro 2 condensa las ventajas y desventajas de cada topología y la Figura 41 muestra un resultado de las comparaciones entre ellas.

Topologías de balanceo	Tiempo	Estructura	Control	Eficiencia	Volumen	Costo
CBBC	Ecualización pasiva	2	5	5	1	5
	Capacitor alternativo	2	4	4	4	4
	Dos capas de capacitores	3	3	3	3	4
IBBC	Multi-capas de capacitores	3	2	2	2	3
	Multiples inductores	4	3	3	3	2
TBBC	Multiples devanados	4	2	3	3	2
	Cuk	4	2	2	2	2
PBBC	reductor-elevador	4	2	2	2	2

Cuadro 2: La clasificación está puntuada del 1 al 5. Donde 1 es el peor y 5 el mejor.

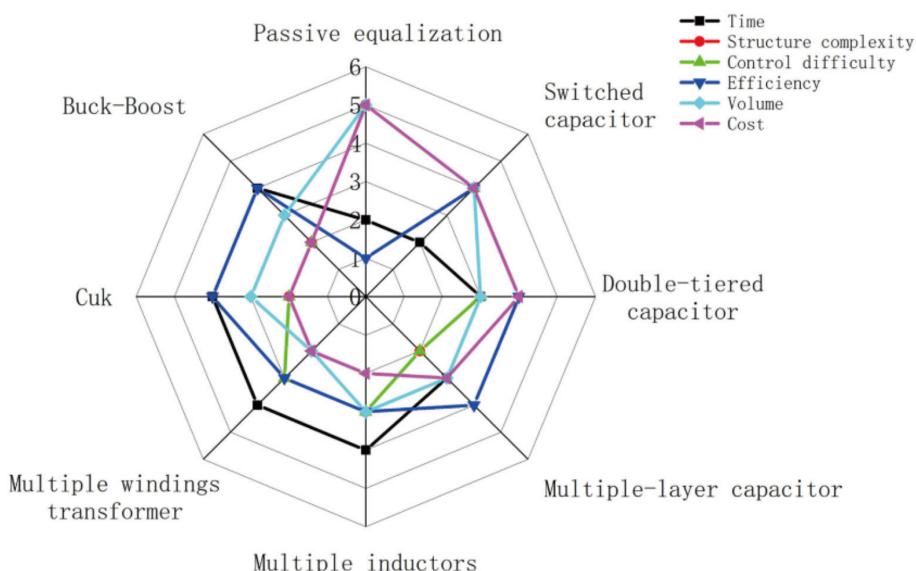


Figura 41: Gráfica comparativa de las distintas topologías disponibles

3.5.6. Estrategias de ecualización



Las estrategias de ecualización son utilizadas para controlar la operación de los de balanceo teniendo un alto impacto sobre el efecto de balanceo. Estrategias de ecualización inapropiadas para la ecualización pueden llevar a problemas de desbalanceo o sobrebalanceo, resultando en pérdida de potencia innecesaria y decaimiento del pack de baterías. Las variables a ecualizar y los algoritmos de control son los temas a tener en cuenta en las estrategias de ecualización, y el desglose de las mismas se puede observar en la Figura 42.

3.5.7. Variables de Ecualización



Las variables de ecualización son la base para las estrategias de ecualización. El error de la muestra, el costo computacional, el carácter histéresis deben ser consideradas a la hora de elegir que variable ecualizar. Para la ecualización se pueden encontrar un largo espectro de variables, como por ejemplo, el voltaje de las celdas, SoC, capacidad y resistencia interna.

3.5.7.1 Estrategias de Ecualización basadas en voltaje (VBES)

Los VBES (del inglés, Voltage-based equalization strategy) usan el voltaje de la terminal medida por el BMS como la base para seleccionar que baterías deben ser seleccionadas. El voltaje de la terminal en cada celda

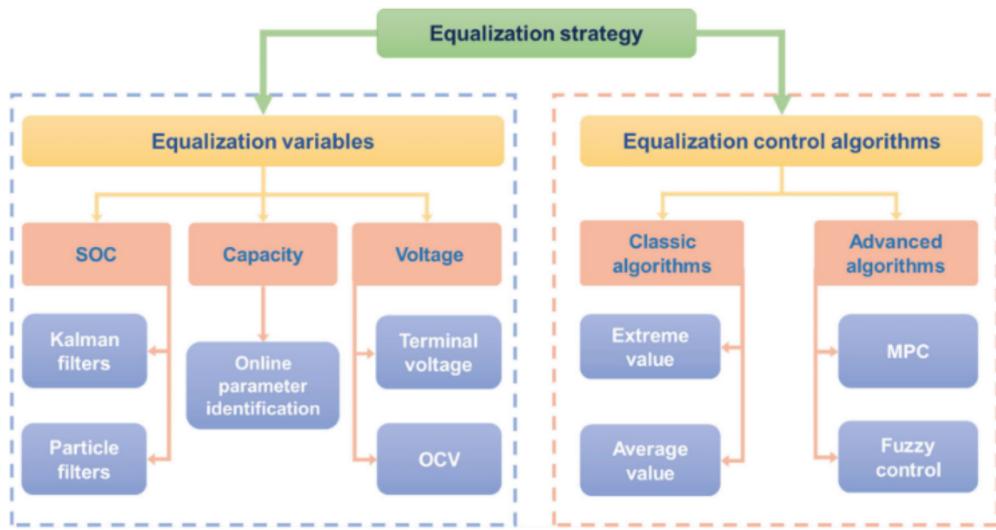


Figura 42: Los perfiles de las estrategás de ecualización y sus clasificaciones

conectada en serie puede ser realizado de forma directa con una exactitud aceptable, por lo tanto, los VBESs son uno de los métodos viables más básicos a implementar. Sin embargo, los efectos no lineales de las celdas de litio, como se menciona en secciones anteriores cubre el OCV causando problemas de ecualización de las celdas.

Para subsanar este problema, se propone una estrategia de ecualización basada en el OCV. Sin embargo, la medición en tiempo real de esta variable no es viable ya que se necesita un largo tiempo de descanso para que la celda refleje esta variable en los terminales de la misma.

Debido a que la resistencia interna puede causar una caída de voltaje inmediata cuando circula corriente sobre la celda, la diferencia de tensión se ve afectada a través de todas las celdas conectadas en serie ante un mínimo estímulo sobre ellas. Por lo tanto, esta metodología no funcionará adecuadamente salvo que el vehículo esté completamente parado. Generalmente, este tipo de estrategias son usadas con ternas de celdas de litio-ion con una linealidad relativa en la curva OCV-SoC, pero no son efectivas y corren el riesgo de un desbalanceo cuando son utilizadas en celdas tipo LiFePO₄.

3.5.7.2 Estrategias de Ecualización basadas en el SoC (CBES)

Las CBES (del inglés, *Capacity-based equalization strategy*) se basan en balancear la capacidad actual de la batería. Sin embargo, la capacidad de las baterías se ven influenciadas por condiciones tales como la corriente y la temperatura por lo que identificar su valor es complicado y lograr una uniformidad entre celdas de un pack.

3.5.7.3 Estrategía de Ecualización basada en el SoC

Como se menciona en la sección 3.3, el SoC es una variable que permite caracterizar la capacidad remanente en una celda. La literatura actual demuestra que la ecualización basada en SoC puede ser más robusta que la basada en voltaje bajo condiciones dinámicas de operación. Sin embargo, el SoC no puede ser medido de forma directa, si no que tiene que ser estimado con cierta gravedad de error.

3.5.7.4 Estrategia de Ecualización basada en métodos híbridos

Este tipo de método consiste en tomar ventaja de varias estrategias de ecualización. Por ejemplo, Zhang et al propone el desarrollo de un algoritmo híbrido basado en el SoC y el voltaje, y adopta estrategias correspondientes según distintos rangos de voltaje. Las simulaciones muestran resultados de balanceo más eficientes que las basadas solamente en el SoC.

Por el otro lado, considerando la relación entre la inconsistencia con la degradación de la batería, el SoC y el SoH pueden ser combinados para obtener un mejor rendimiento de balanceo. Ren et al presenta un sistema de ecualización híbrido que consiste en acoplar la estimación de ambas variables. Los resultados de las simulaciones realizadas demuestran que un método de balanceo activo puede mejorar el desbalanceo del SoC entre celdas.

3.5.7.5 Comparación de las variables de control

Como se menciona anteriormente, la variable a controlar para realizar la ecualización del pack de baterías es crucial para lograr un balanceo eficiente. La ecualización basada en el voltaje de cada celda es el método más fácil de implementar ya que su medición se puede realizar de forma directa, sin embargo, lleva aparejado una gran cantidad de inconvenientes, como por ejemplo, la polarización de la celda y el error de la medición pueden llevar a que el balanceo sea ineficiente poniendo en riesgo la salud del pack de baterías. Por el otro lado, las estrategias basadas en SoC y capacidad de la batería tienen el beneficio de poder determinar un desbalanceo de forma más eficiente pero bajo el costo de necesitar un sistema de cómputos que permita estimar las variables bajo estudio. Finalmente, surgen los métodos híbridos que se encargan de fusionar ambas variables, como el voltaje y el SoC para combinar ambas ventajas y obtener una ecualización más robusta del sistema.

3.5.8. Algoritmos de control para la ecualización



Los algoritmos de control son cruciales para el rendimiento de la ecualización, son utilizados para determinar el tiempo de balanceo y corriente. Generalmente, estos algoritmos se pueden dividir en dos grupos: algoritmos clásicos de control (CCA, del inglés Classic Control Algorithms) y algoritmos avanzados de control (ACA, del inglés Advanced Control Algorithms). Estos algoritmos son posibles de implementar en determinados casos y deben ser seleccionados acorde al costo computacional, intervalo de muestreo y el nivel de robustez requerido.

3.5.8.1 Algoritmos clásicos de control

Los CCAs realizan operaciones matemáticas basadas en las variables de ecualización seleccionadas. Normalmente, CCAs utilizan el resultado de operaciones aritméticas clásicas tales como el promedio, desviaciones estandares y varianzas como los criterios de ecualización. Devido a las ventajas en flexibilidad de cálculo y fácil implementación estos métodos han sido adoptados en aplicaciones de VVEEs en las últimas décadas.

El algoritmo de ecualización basado en valores extremos (EVEA, del inglés *Extrem Value Equalization Algorithm*) aplica los extremos de la variable de ecualización como el objetivo de balanceo. EVEAs son básicos y efectivos con un costo computacional bastante limitado, sin embargo suelen tener problemas de desbalanceo debido a que no son robustos en casos como en la que la diferencia entre ambos extremos no es lo suficiente grande, el sistema puede llegar a sobre-balancear el sistema y degradar el rendimiento de la batería.

El algoritmo de ecualización basado en el valor promedio (AVAE, del inglés *Average Value Equalization Algorithm*) calcula el promedio de la variable de ecualización seleccionada y después utiliza el criterio del valor promedio para implementar la lógica de balanceo. Este tipo de algoritmo es usado ampliamente en VVEEs debido a que son simples y confiables. La eficiencia de ecualización y el tiempo de balanceo puede verse afectado por las variables seleccionadas, que deben ser consideradas cuidadosamente basado en condiciones específicas.

3.5.8.2 Algoritmos de control avanzado

Muchos de los métodos avanzados de control, como por ejemplo el control predictivo y el control por lógica difusa fueron implementados en muchas aplicaciones de ecualización.

El control predictivo es un método de la teoría de control avanzada que usa una optimización móvil en tiempo real para predecir los cambios dinámicos y ajustar el control acorde a estos cambios dinámicos, logrando en todo punto de operación un óptimo rendimiento en el balanceo. Comparado con los algoritmos de optimización, el control predictivo tiene menor costo computacional y ha sido usado ampliamente en sistemas de control no lineales. Éste método puede subsanar la no linealidad de las celdas de litio, ya que pueden predecir el estado de la batería y el offset de polarización. Comparado con un control promedio de SoC, el mismo puede converger a SoCs y voltajes más uniformes evitando de esta forma cualquier tipo de sobre-balanceo.

El control basado en lógica difusa es otro control perteneciente a la teoría del control avanzado que procesa información imprecisa que depende de un grado de conocimiento del sistema. Jia et al propone un controlador de tipo fuzzy que utiliza como entrada el nivel de desbalanceo y la corriente de carga que circula por el pack de baterías. Los resultados **de muestran** que este método es robusto y puede ecualizar el sistema en un tiempo corto.

Por último, en la literatura se propuso el uso de redes neuronales, controladores tipo PID y algoritmos acoplados como potenciales algoritmos de control para mejorar el rendimiento del balanceo.

3.5.8.3 Comparación de algoritmos de control

Los algoritmos basados en el control clásico fueron las primeras implementaciones de balanceo utilizadas en VVEEs ~~en VVEEs~~ debido a sus ventajas en cuanto a la baja complejidad de implementación. Sin embargo, éstos son propensos a causar desbalanceos debido a factores relacionados al ruido y al error de muestreo asociado con el límite computacional para sistemas embebidos en VVEEs.

Adicionalmente, los algoritmos de control avanzado también son ampliamente utilizados en aplicaciones de almacenamiento de energía en celdas de litio-ion. Son caracterizados por tener una rápida convergencia, estabilidad y robustos, mejorando los problemas de sobre y desbalanceo de celdas. Sin embargo, estos sistemas están apareados a un alto costo computacional, y el rendimiento del control depende exclusivamente de la precisión del modelo, que es complicado de obtener.

3.6. Sensado de Corriente

El sensado de la corriente de carga como de descarga del pack de batería juega un rol muy importante en el desarrollo exitoso de un BMS. Es a partir de conocer con precisión la magnitud de corriente que el sistema podrá mantener el pack de baterías operando dentro de la zona segura (SOA por sus siglas en inglés), monitorear la distribución de carga entre las celdas, implementar correctamente los algoritmos de ecualización de carga y mantener un seguimiento preciso del estado de carga.

Existen en el mercado una gran variedad de tecnologías y soluciones para la medición de corriente en las diferentes aplicaciones. Algunas de las tecnologías más relevantes, disponibles en el mercado son:

- Resistencia Shunt
- Transformadores de intensidad (TI)
- Bobina de Rogowski
- Sensores de Efecto Hall
- Sensores de Impedancia Magnética (MI)
- Sensores de Magnetoresistencia Gigante
- Sensores Ópticos (Experimental)

Dentro del amplio abanico de métodos y tecnologías utilizadas para la medición de corrientes los dos más elegidos e implementados en Sistemas de Administración de Baterías BMS son las mediciones a partir de resistencias Shunt y mediciones a partir de sensores de efecto hall.

3.6.1. Resistencia Shunt

La tecnología Shunt se vale del Sensado de la caída del voltaje sobre una resistencia de unos pocos milíohmios en serie con el paso de la corriente incógnita para la medición indirecta de la corriente.

El método de sensado por resistencia tipo shunt presenta una de las mejores relaciones costos-efectividad, presentando un empaquetado compacto y aplicable en mediciones de corrientes tanto continua como alterna encontrando su frecuencia de corte por encima de las decenas de MHz.

Las mediciones por resistencia shunt carecen naturalmente de aislación galvánica debiendo ser resuelta a partir del circuito de implementación. Generalmente, los shunts presentan bajo coeficiente de temperatura de resistencia, (Temperature Coefficient of Resistance (TCR) por sus siglas en inglés). Característica fundamental en las implementaciones de BMS en sistemas de vehículos eléctricos que permite aumentar el rango de temperatura de operación del sistema.

Aunque los shunts de corrientes operen bajo el principio de caída de voltaje ohmico, en la práctica las resistencias presentan una inductancia intrínseca que comprometen la precisión y el ancho de banda máximo de las mediciones.

3.6.2. Sensor de efecto Hall

El sensor de efecto Hall es un sensor de efecto magnético basado en el fenómeno físico homónimo que le da su nombre. El sensor de efecto Hall es un dispositivo aislado, no intrusivo que puede ser utilizado para medir corriente tanto continua como alterna de hasta unos cientos de kHz. El sensor Hall puede ser fabricado utilizando tecnología CMOS convencional pero a un costo mayor que las implementaciones con transformadores de corriente o bobinas de Rogowski.

El traductor de efecto Hall encuentra normalmente su límite de medición en los picos de corriente debido al fenómeno de saturación magnética del núcleo y encuentra su límite de ancho de banda en las frecuencias menores al MHz. A su vez, esta tecnología es sumamente sensible a la influencia de los campos magnéticos externos. Frente a estas limitaciones es común que los sensores de efecto Hall se implementen mayoritariamente con bobinas cerradas para lograr una mejor precisión y un rango mayor de operación dinámico.

El voltaje de offset presente en la medición del dispositivo es poco estable y varia fuertemente frente a las variaciones de temperatura de operación.

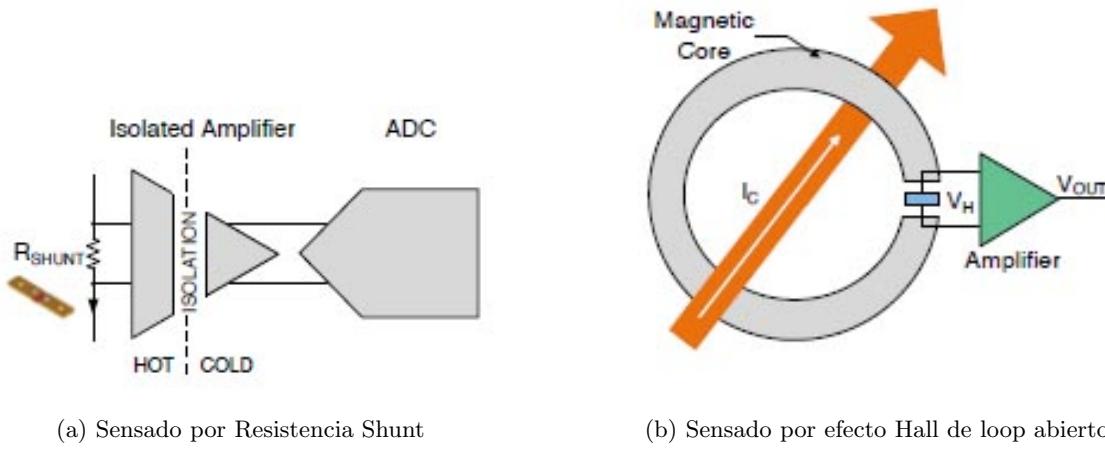


Figura 43: Diagramas - Métodos de sensado de corriente

3.6.3. Tecnología Seleccionada

Frente a los requerimientos y la naturaleza de un BMS hemos seleccionado la tecnología de sensado de corriente por resistencia Shunt. Actualmente existen en el mercado un sin número de soluciones de amplificadores y moduladores aislados que permiten alcanzar precisas mediciones de corrientes con este método logrando minimizar las injerencias del entorno siempre y cuando se seleccione una resistencia Shunt adecuada.

Las ventajas de la medición a partir del método de resistencia shunt son:

- Bajo offset y baja susceptibilidad frente a influencias de campos magnéticos externos y variaciones de temperatura.
- Alta linealidad de la solución en todo el rango de voltaje en comparación a la solución basada en tecnología Hall, sobre todo en la zona cercana a cero y la de saturación del nucleo.
- Mejor resolución para mediciones de corriente continua frente a las soluciones basadas en mediciones de efecto Hall. Particularmente debido a la baja sensitividad que presenta frente a las influencias de los campos magnéticos externos.
- Pueden soportar operaciones en ambientes de altas temperaturas manteniendo la linealidad debido a su bajo TCR. Los sensores de efecto Hall encuentran su rango de operación fuertemente acotado.
- Facilidad que presenta la tecnología para la integración en circuitos impresos priorizando el tamaño reducido.
- Disponibilidad en distribuidores nacionales

El integrado propuesto para el sensado de corriente es el INA226 de Texas Instruments. El INA226 es un conversor analógico digital de 16 bits (ADC) que implementa una interfaz compatible I2C para la comunicación con el módulo del control. El dispositivo monitorea simultáneamente la tensión que cae en una resistencia shunt y la del bus de alimentación. Permite múltiples calibraciones y seteos, entre ellos variar los tiempos de conversión y definir conversiones múltiples que al implementar internamente un multiplicador y divisor permite obtener lecturas directas de tensión y potencia en amperes y en Vatios.

Observamos en la figura 44 su implementación modelo.

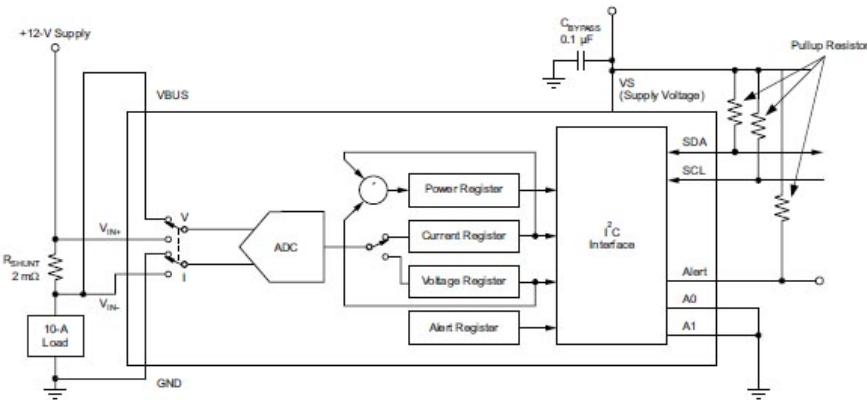


Figura 44: Implementación Tipo - INA226

3.7. Simulaciones



3.7.1. Simulación Filtro de Kalman

Para la implementación de este filtro es necesario obtener un modelo en espacio de estados de la batería de la forma :

$$\begin{aligned}\dot{x}(t) &= Ax + Bu \\ y(t) &= Cx + Du\end{aligned}\quad (27)$$

Para tal fin tomamos como referencia un modelo eléctrico con 2 elementos RC en serie, también conocido como modelo de Randles de segundo orden, representado en la figura 45, ya que este modelo tiene amplia aceptación debido a que ofrece un grado de ajuste alto sin resultar en un excesivo costo computacional en comparación con modelos electroquímicos de la batería.

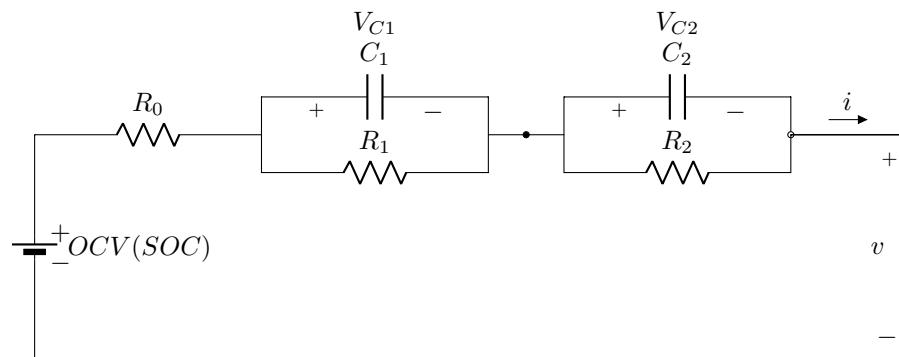


Figura 45: Circuito de Randles de Segundo Orden.

La fuente de tensión controlada $OCV(SoC)$ es linealizada para obtener un modelo lineal de la batería e ignoramos el efecto de la histéresis respecto a la carga y a la descarga.

Obteniendo una ecuación lineal de la forma 28, cuyos parámetros fueron obtenidos mediante la función *polyfit* de matlab como se muestra en la figura 46.



$$OCV = SOC \times K_e + OCV_0 \quad (28)$$

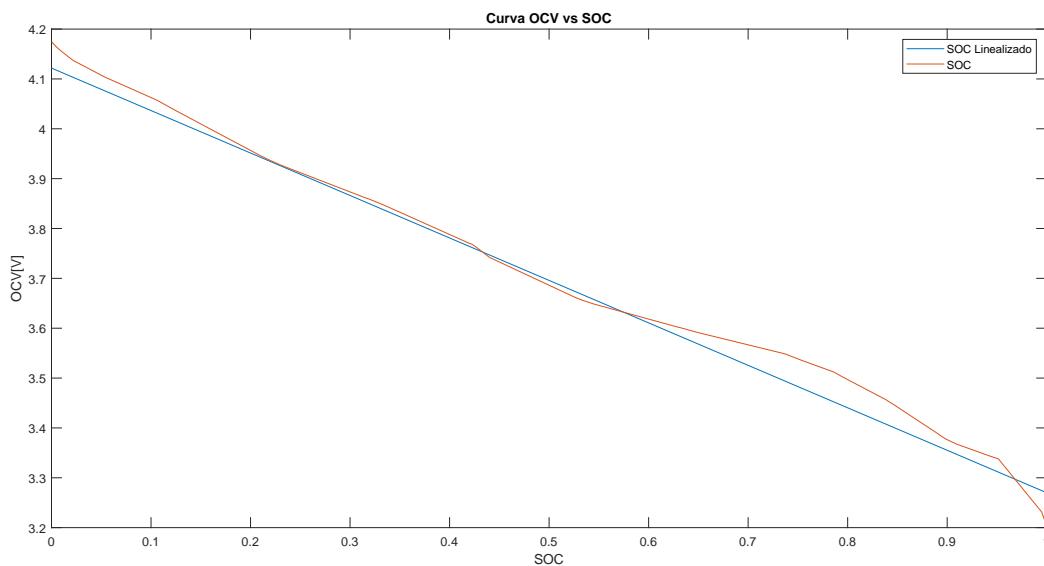


Figura 46: Curva de SOC vs OCV con su correspondiente linealización

Nuestro modelo eléctrico tiene 2 grados de libertad y se agrega una 3º variable de estado que es el estado de carga de la batería. Luego tomando la expresión diferencial de la ecuación ??, seleccionando arbitrariamente las tensiones en C_1 y C_2 , y tomando como entrada del sistema la corriente de la batería y como salida la tensión en bornes de la misma obtenemos el siguiente conjunto de ecuaciones 29.

$$\begin{aligned} \dot{x} &= \begin{bmatrix} -\frac{1}{R_1 C_1} & 0 & 0 \\ 0 & -\frac{1}{R_2 C_2} & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} x + \begin{bmatrix} -\frac{1}{C_1} \\ -\frac{1}{C_2} \\ -\frac{1}{3600 S_{C,a}} \end{bmatrix} i \\ y &= [-1 - 1 - K_e] x + [R_0] i \end{aligned} \quad (29)$$

Donde $S_{C,a}$ es la Capacidad Nominal en Ah de la batería.

Para hacer un ajuste de parámetros de las baterías se utilizó un dataset provisto por la universidad de Winsconsin-Madison por el Dr. Phillip Kollmeyer **Kollmeyer2018**. si bien todos los parámetros son dependientes del estado de carga, seleccionamos los correspondientes al 90 %, ya que las variaciones mas fuertes de los mismos se dan al entre el 0-10 % y en valores cercanos al 100 %

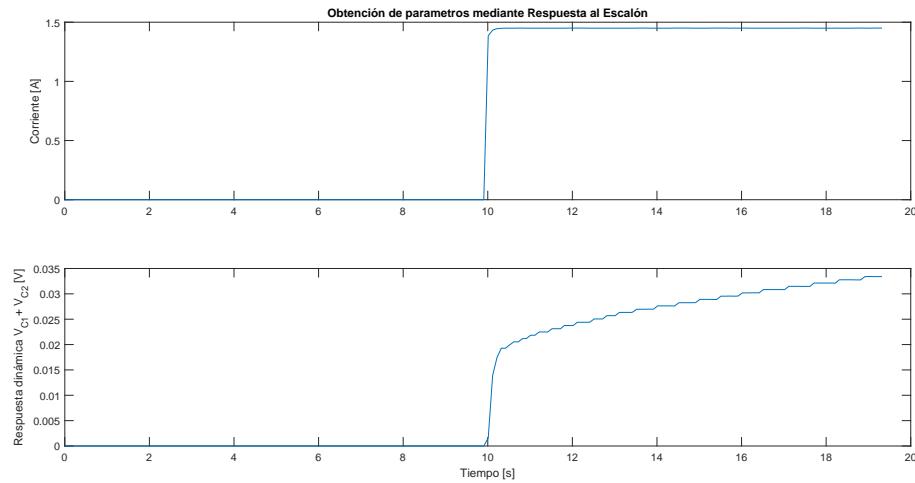


Figura 47: Estudio de la Rta al escalón para estimación de parámetros



También se necesita proporcionar valores de Varianza del modelo, ruido al que están sometidas las variables medibles, el estado inicial estimado y la varianza de esta estimación. Estas son denominadas Q,R,x₀ y P₀ respectivamente.

Partiendo de la base que nuestro sistema debe ser robusto ante la mala estimación inicial del estado de carga vamos a proponer un vector de estimación de estado inicial con un SoC con un error de 80 %.

$$P_0 = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$



El ciclo de la batería es seleccionado comienza con la batería cargada al 100 %, por lo que un error del 80 % se corresponde con 0.2 en el estado de carga relativo.

$$x_0 = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 0,2 \end{bmatrix}$$

El error en nuestra observación es del orden de los milivoltios (mV) calculado en base a la resolución del sensor.

$$R = 0,01$$

El error en nuestro modelo se estima bajo ya que los dataset nos proveen una buena fuente de información obtenida en base a ensayos de laboratorio

$$Q = \begin{bmatrix} 1 \cdot 10^{-6} & 0 & 0 \\ 0 & 1 \cdot 10^{-6} & 0 \\ 0 & 0 & 1 \cdot 10^{-6} \end{bmatrix}$$

Por último se volcaron estos parámetros en un bloque de la librería *System Identification Toolbox* que corre el algoritmo del filtro de Kalman. Además se simuló en paralelo el circuito eléctrico equivalente, como se observa en la Figura 48.

Los resultados de la simulación se muestran a continuación en las Figuras 49 y 50 correspondientes a la tensión en bornes de la batería y a las Figuras 51 y 52, las cuales corresponden al SOC simulado y a un contraste del error tomando como valor verdadero el SOC provisto por el dataset.

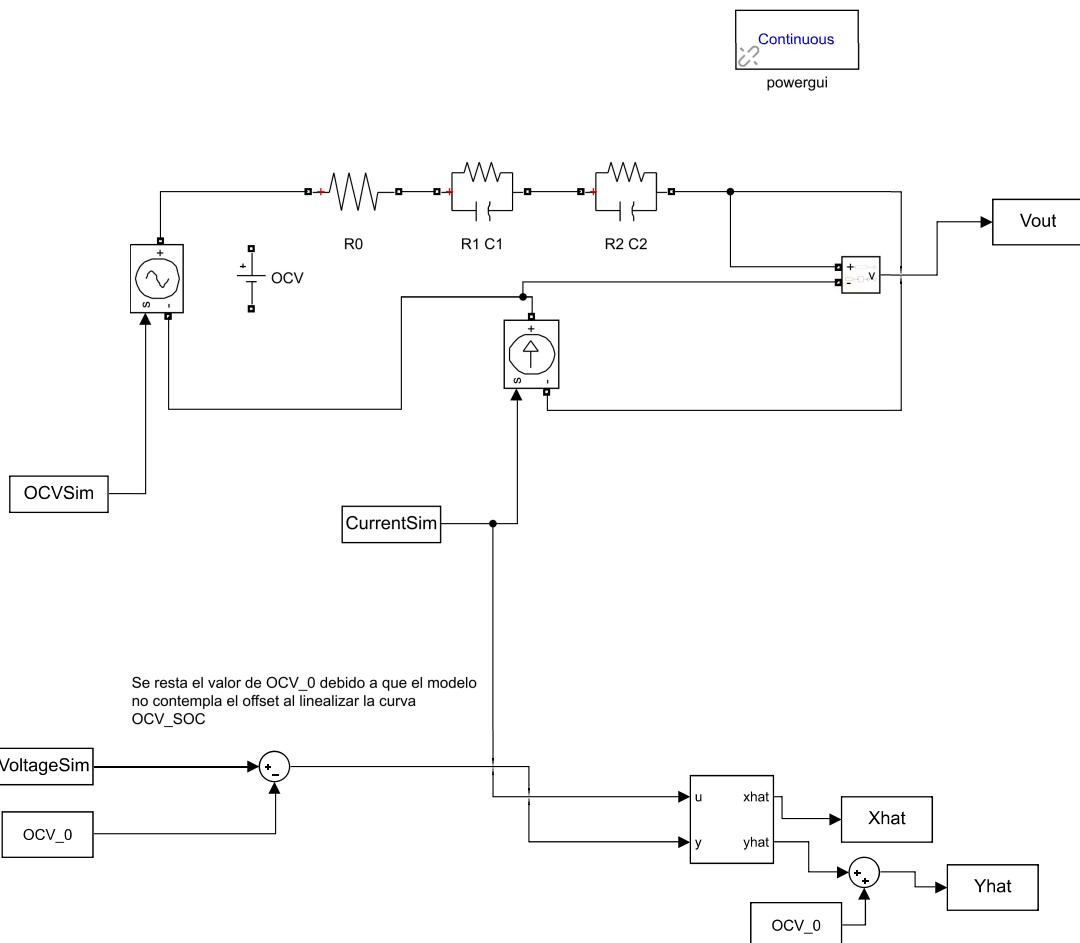


Figura 48: Diagrama de Simulink utilizado para simular el Filtro de Kalman

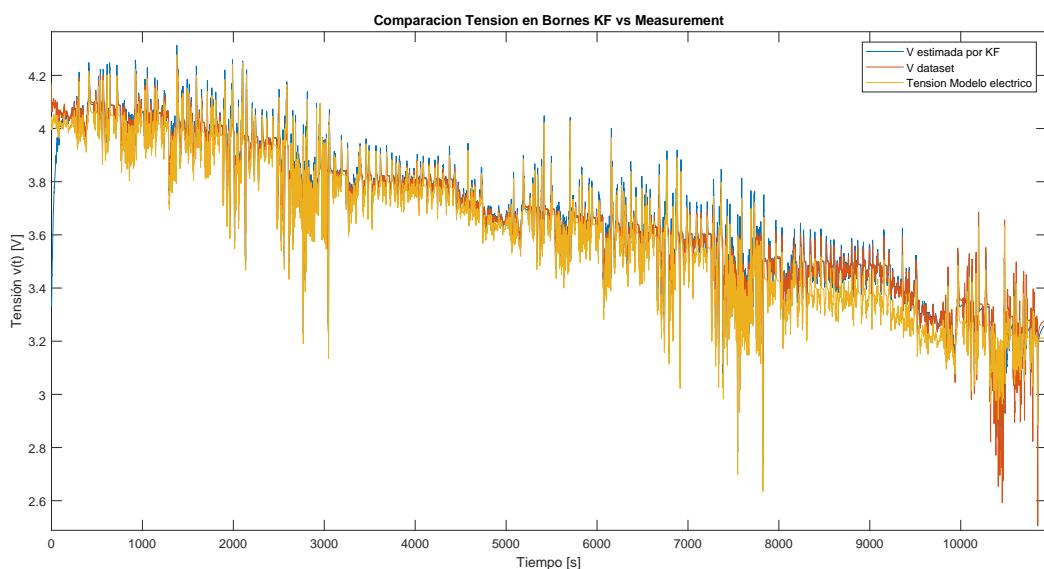


Figura 49: Resultado de la Simulación de la tensión en bornes de la batería sometida a condiciones de ciclo de manejo

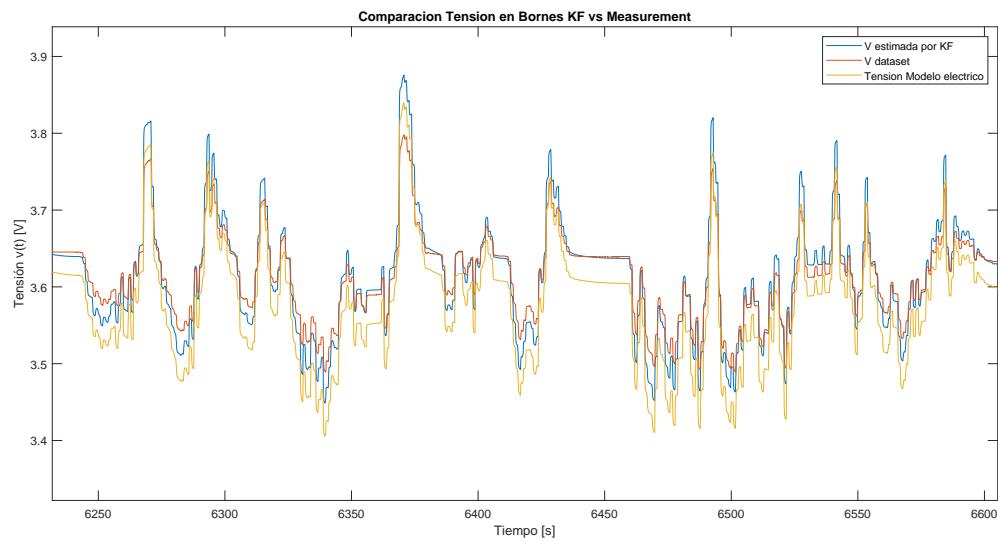


Figura 50: Detalle de la Simulación de la tensión en bornes de la batería sometida a condiciones de ciclo de manejo

Si se presta especial atención el error se mantiene en una cota del 6 % hasta que se dispara en la región de SOC menor al 15 % donde el sistema se vuelve fuertemente no lineal y nuestro modelo pierde validez. Por otro lado cumple satisfactoriamente con la corrección del SOC inicial ya que estaba seteado en 20 % y el Filtro corrige rápidamente a un valor aproximado de 100 %.

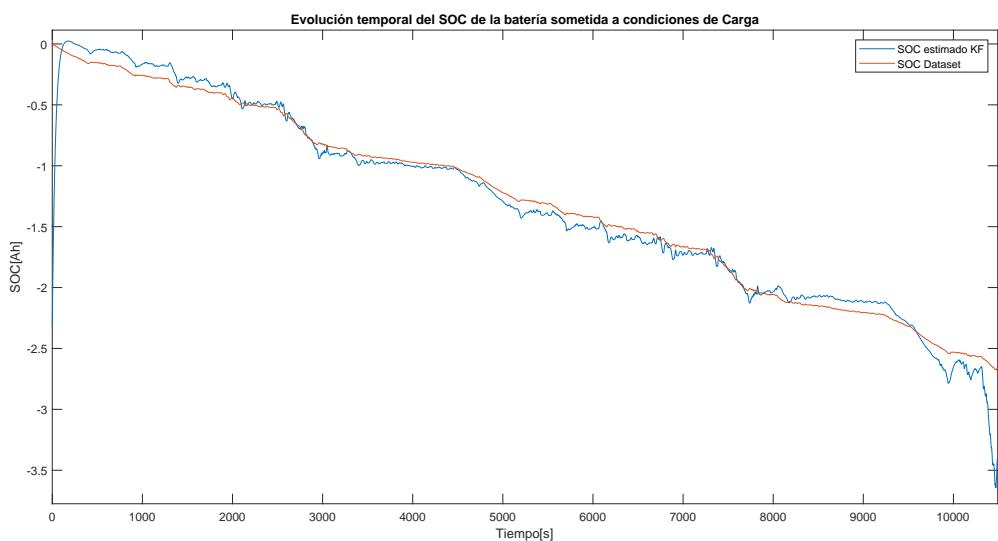


Figura 51: Resultados de la Simulación del sistema sometido a condiciones de ciclo de manejo

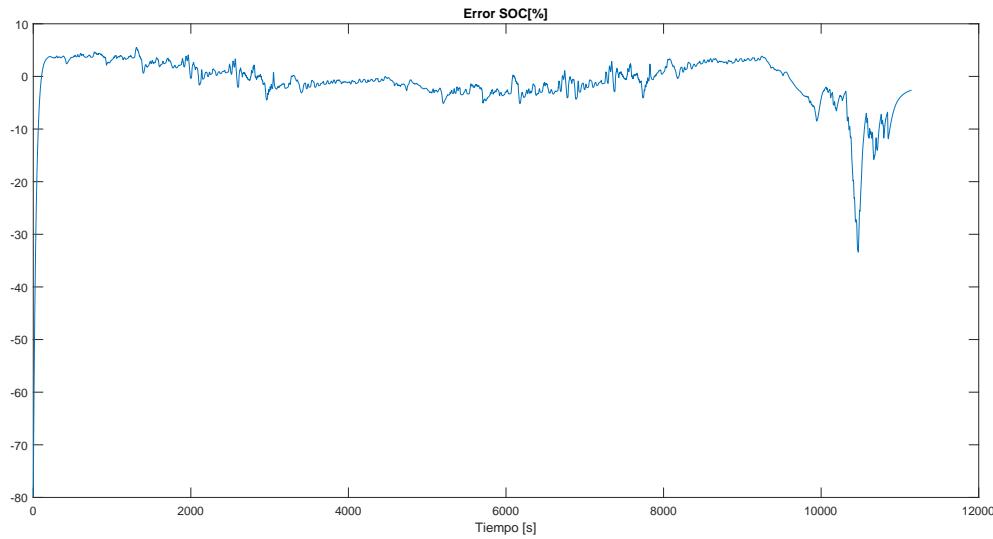


Figura 52: Resultados de Simulación del SOC de una batería sometida a condiciones de ciclo de manejo

3.7.2. Tecnología Seleccionada

Para un completo control del perfil de carga arriba descripto es que seleccionamos circuito integrado *bq24610* de la firma *Texas Instrument*.

El *bq24610* es un circuito altamente integrado que implementa un cargador de Batería de Ion Litio (Ion-Li) o Batería de Polímero de Litio (Li-Po) y capaz de operar de forma independiente o stand-alone. Emplea un controlador de corriente y de tensión sincrónico switching PWM de frecuencia constante y de alta resolución del tipo buck cuya topología simplificada puede observarse en la figura 53.

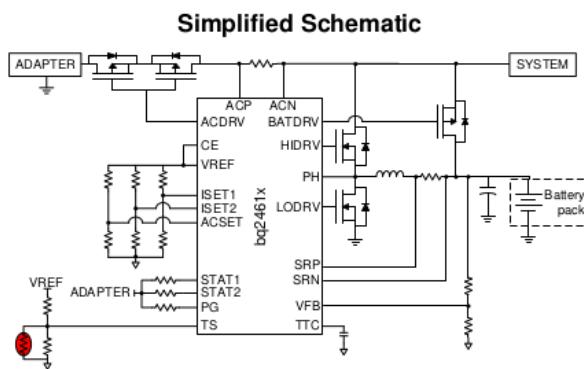


Figura 53: Esquema simplificado Cargador de Batería

El mismo admite la conexión de hasta 6 celdas en serie con una tensión y corriente máxima de entrada de hasta 28V y 10A respectivamente y una salida de hasta 26V y 10A ajustándose adecuadamente a nuestros requerimientos y a la topología de nuestro pack de baterías *6S3P* descripta en ???. El empaquetado del mismo es del tipo VQFN.

Como se comentó en secciones anteriores, cuando múltiples celdas se encuentran conectadas en serie, el voltaje de una celda no siempre coincide con la tensión equivalente del pack de baterías dividido por el número de celdas.

La ecualización de celdas es una técnica en la cual se trata de mantener los niveles de voltaje entre las celdas que conforman la cadena conectada en serie de un pack de baterías de forma homogénea, es decir, que los niveles de

tensión entre celdas sea lo más uniforme posible, con el objetivo de maximizar la eficiencia del pack de baterías.

El desbalance más típico generalmente se manifiesta en una variación en el voltaje entre éstas, que puede ser corregido instantáneamente o gradualmente conectando cargas externas en paralelo, a través de sus correspondientes transistores, provocando una corriente de descarga adicional que pueden ir desde miliamperes hasta varios Amperes, dependiendo del dimensionamiento energético del pack de baterías. Sin embargo, este desbalance en tensión es, por lo general, dado por desbalances químicos o distintas dinámicas de descarga entre celdas, provocando que el objetivo del balanceo no esté claramente definido provocando más perjuicios que beneficios al sistema completo. De hecho, la mayoría de las metodologías basadas en el desbalance de voltaje, llevan a un pack de baterías más desbalanceado que sin ellos.

Por lo tanto es necesario conocer la naturaleza de los distintos tipos de desbalances, los cuales son descriptos a continuación:

3.8. Plan de Trabajo

Se plantea el siguiente plan de trabajo con el tiempo estimado para la finalización del proyecto:

Tarea	Duración
Estudio, análisis y comparación del estado del arte de la tecnología. Estudio de los requerimientos de hardware.	2 Semanas
Modelado de baterías de Li-Ion en MatLab. Simulación de los distintos algoritmos y los circuitos de protección. Estudio y comparación. Validación y elección de los más adecuados.	4 Semanas
Desarrollo e implementación del hardware del BMS. *	6 Semanas
Desarrollo del Firmware del BMS con los algoritmos seleccionados. Implementación y depuración sobre el hardware.	4 semanas
Montaje del banco de pruebas para ensayar las protecciones y los algoritmos correspondientes. *	3 Semanas
Análisis de resultados, obtención de conclusiones y desarrollo del informe final.	3 Semanas
Total	24 Semanas

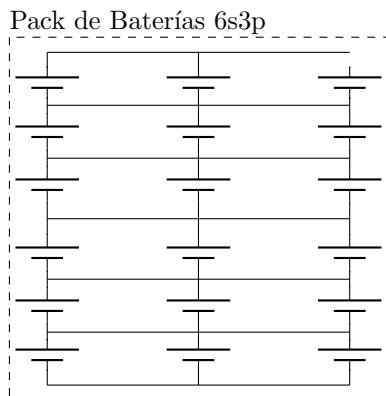
3.9. Extensión a futuros proyectos

El desarrollo del hardware y los algoritmos, tanto de ecualización como de estado de carga sirven como una buena base para futuros proyectos vinculados a la temática de energías renovables y VEs.

Como posible extensión se plantea el desarrollo de algoritmos novedosos para la estimación del Estado de Salud, su posible aplicación a sistemas de alta potencia e inclusive realizar estudios sobre nuevas tecnologías relacionadas a la composición química de las celdas.

4. Desarrollo

4.0.1. Pack de baterías



(a) Esquemático de la arquitectura del pack de baterías.



(b) Foto celda NCR18650PF.

Figura 54: Pack 6s3p y Celda NCR18650PF.

Estas celdas se caracterizan por su cátodo, cuya composición química se basa en el óxido de litio níquel cobalto aluminio (LiNiCoAlO_2) y, según su hoja de datos **18650 datasheet**, sus características eléctricas se pueden observar en la Tabla ??.

Especificaciones eléctricas	
Capacidad Específica	2700mAh
Capacidad	Mínimo: 2750mAh Tipico: 2900mAh
Corriente de Descarga Máxima	10000mAh($\sim 3.5\text{C}$)
Rango operativo de tensión	2.5V - 4.2V
Voltaje Nominal	3.6V
Charga	CC-CV, Std. 1375mA, 4.20V, 4.0 hrs
Peso	48g
Temperatura	Carga: 0 a 45C Descarga: -20 a 60C Almacenaje: -20 a 50C
Densidad Energética	Volumétrica: 577Wh/l Gravimétrica: 207wh/kg

Cuadro 3: Especificaciones eléctricas de una celda de litio NCR18650PF

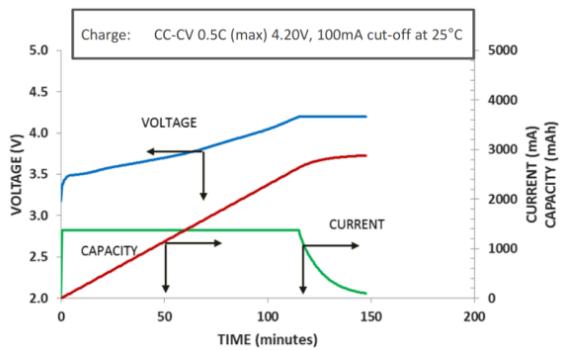
Por el otro lado, la hoja de datos también nos provee curvas significativas, como por ejemplo, la curva de carga (*Fig. 55a*), la curva de descarga para distintas corrientes (*Fig. 55b*) y la curva del ciclo de vida típico de la batería (*Fig. 55c*).

(insertar somewhere):

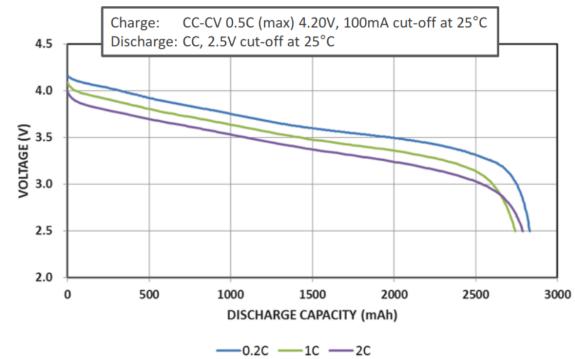
4.1. Tiempo de Muestreo

Al trabajar con estrategias de control basadas en microcontroladores y sensores digitales nos encontramos con la necesidad de discretizar los procesos y tener en cuenta los tiempos de muestreo.

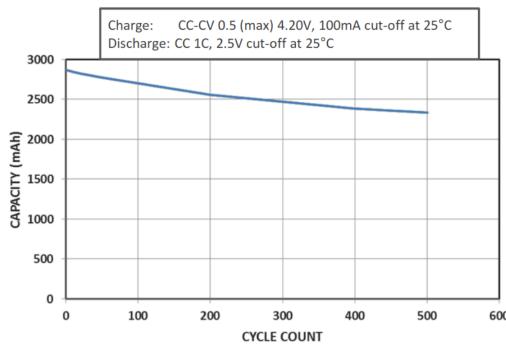
El teorema de Nyquist-Shannon nos permite calcular un límite inferior a la frecuencia de muestreo, ya que este establece que si la frecuencia de muestreo cumple con la condición 30 siendo f_s la frecuencia de muestreo y F_{MAX} la máxima frecuencia presente en la señal, se podrá reconstruir la señal sin perder información. Por el



(a) Curva de carga.



(b) Curva de descarga en base a distintas corrientes de descarga (0.5C, 1C, 1.5C y 2C)



(c) Curva del ciclo de vida de una celda 18650

Figura 55: Curvas significativas celda Panasonic 18650PF

contrario, si la señal y la frecuencia de muestreo no son las adecuadas se produciría *aliasing*.

$$f_s > 2F_{MAX} \quad (30)$$

Dado el sistema de ecuaciones 29 el cual es una representación de nuestro sistema en espacio de estados, podemos calcular los valores de los polos sabiendo los Eigenvalores o Autovalores de la matriz de evolución A. Además, la matriz de evolución de nuestro sistema es diagonal por lo que los autovalores y subsecuentemente los polos se corresponden con los elementos A_{nn} con $n = \{1; 2; 3\}$.

Tomando el valor del máximo valor absoluto entre los elementos A_{nn} de las todas matrices A obtenidas para cada valor de SoC obtuvimos de la ecuación 31, el valor del polo más rápido:

$$MAX \|A_{nn}(Soc)\| = \omega = 6,6379 rad/s \quad (31)$$

Dado que la frecuencia de corte f_c asociada al polo más rápido se calcula según la ecuación 32 obtenemos F y reemplazamos en 30 obteniendo nuestra frecuencia mínima de muestreo f_{smin} de la ecuación ??.

$$F = \frac{\omega}{2\pi} = 1,056 Hz \quad (32)$$

$$f_{smin} > 2F = 2,113 Hz \quad (33)$$

En la figura 56 se observa que a partir de $\omega = 10 rad/s$ la ganancia esta determinada por $-20\log(R_0) \approx -30 dB$, lo cual es coherente con los calculos previos.

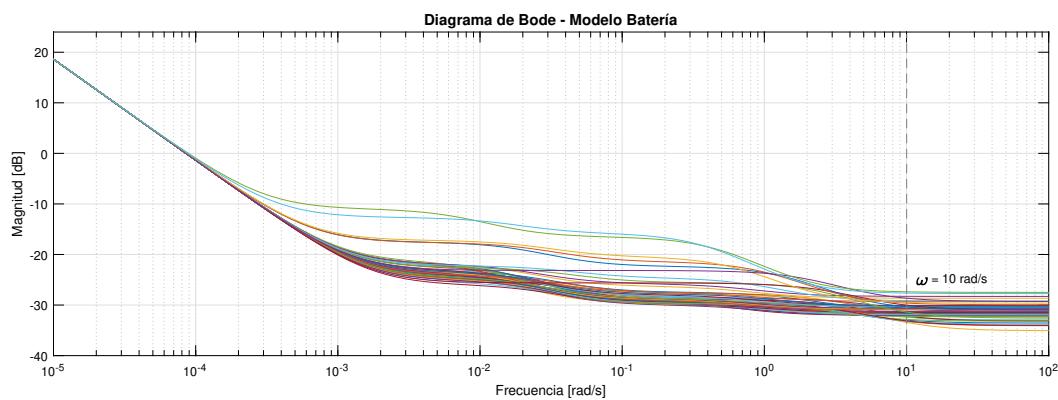


Figura 56: Diagrama de Bode del sistema.

Los tiempos de procesamiento del Microcontrolador del filtro de Kalman y los sensores en conjunto son de 10ms por lo que la frecuencia de muestreo de nuestro sistema es 100Hz cumpliendo con la condición 30.

5. Ensayos

6. Conclusiones

(Sección en desarrollo)

A. Desarrollo matemático del Filtro de Kalman

El filtro de Kalman es construido como un minimizador del error cuadrático medio (o MSE, del inglés *Mean Squared Error*), pero también existe una derivación alternativa del filtro motrando como el mismo maximiza las estadísticas de probabilidad.

El propósito de filtrar es extraer la información requerida de una señal, ignorando el resto. Evaluar el funcionamiento del filtro puede ser realizado utilizando funciones de costo o pérdida, por lo tanto, podemos definir que el objetivo del filtro es minimizar la función de pérdida (o en inglés, *loss*).

A.1. Error Cuadrático Medio

Las señales lineales pueden ser descriptas de la siguiente forma (*ec.34*):

$$y_k = a_k x_k + n_k \quad (34)$$

Donde y_k es la señal observada, a_k es la ganancia, x_k es la información que lleva la señal y n_k es el ruido aditivo.

El objetivo del filtro es estimar x_k . La diferencia entre la estimación de \hat{x}_k y x_k se puede definir en la Ecuación 35 como el error:

$$f(e_k) = f(x_k - \hat{x}_k) \quad (35)$$

La forma de $f(e_k)$ depende de la aplicación, sin embargo, es claro que la misma debe ser positiva y aumentar de forma monotónica. Una función de error que exhibe estas características es la función de error cuadrático (*ec. 36*).

$$f(e_k) = (x_k - \hat{x}_k)^2 \quad (36)$$

Dado que es necesario considerar la habilidad del filtro en predecir una cantidad de información determinada sobre un período de tiempo, cobra mayor sentido evaluar la métrica de la función de error sobre el tiempo, obteniendo la Ecuación 37.

$$\text{lossfuncion} = E(f(e_k)) \quad (37)$$

Que esto resulta en la función MSE (*ec. 38*).

$$\epsilon(t) = E(e_k^2) \quad (38)$$

A.2. Máxima Probabilidad

La derivación del error cuadrático medio, a pesar de ser intuitivo, se lo considera de carácter heurístico. Una derivación más rigurosa puede ser desarrollada usando la máxima probabilidad estadística (o MLE, del inglés Maximum Likelihood Estimation). Esto es logrado redefiniendo el objetivo del filtro en encontrar \hat{x} que maximiza la probabilidad de y . Que se define matemáticamente en la Ecuación 39.

$$\max [P(y|\hat{x})] \quad (39)$$

Asumiendo que el ruido aditivo es Gaussiano con una desviación estandar σ_k , obtenemos la Ecuación ;

$$P(y_k|\hat{x}_k) = K_k e^{\left(-\frac{(y_k - a_k \hat{x}_k)^2}{2\sigma_k^2}\right)} \quad (40)$$

Donde K_k es una constante de normalización. La función de máxima probabilidad Ecuación 40 se encuentra expresada en la Ecuación 41;

$$P(y|\hat{x}) = \prod_k K_k e^{\left(-\frac{(y_k - a_k \hat{x}_k)^2}{2\sigma_k^2} \right)} \quad (41)$$

Que lleva a la Ecuación 42;

$$\log[P(y|\hat{x})] = -\frac{1}{2} \sum_k \left(\frac{(y_k - a_k \hat{x}_k)^2}{2\sigma_k^2} \right) + constante \quad (42)$$

La función a la que deriva la Ecuación 42 es la MSE, que puede ser maximizada ante una variación de \hat{x}_k . Por lo tanto, el error cuadrático medio es una función aplicable cuando y_k es modelada con una distribución Gaussiana. En tal caso el MSE sirve para proveer el valor de \hat{x}_k que maximiza la probabilidad de la señal y_k .

En la próxima derivación se define el filtro *óptimo* como aquél filtro, de todos los posibles filtros que minimizan el MSE.

A.3. Derivación del Filtro de Kalman

Al momento de desarrollar el filtro de Wiener, Wiener describe un filtro óptimo de tipo respuesta al impulso finito, o FIR (del inglés, Finite Impulse Response) en el sentido del MSE, utilizando la auto correlación y la correlación cruzada de la señal recibida con la información original, para poder derivar la respuesta al impulso para el filtro.

Por el otro lado, Kalman presenta su filtro que logra optimizar el MSE pero a diferencia de que no necesita obtener la respuesta al impulso para poder determinar el filtro. Kalman describe su filtro usando técnicas basadas en el espacio de estados, lo que permite al filtro ser utilizado como un *suavizador* (o del inglés, *smoother*), un filtro o un predictor. El uso del mismo como predictor, permitió que el mismo sea aplicado en un gran rango de aplicaciones para problemas de trackeo y navegación. Definiendo el filtro en términos de un espacio de estados también simplifica la implementación del filtro en el dominio discreto, otra razón por la cual es utilizado ampliamente.

A.3.1. Derivación a partir del espacio de estados

Asumiendo que se quiere conocer el valor de una variable dentro de un proceso de la forma dada por la Ecuación 43.

$$x_{k+1} = Ax_k + w_k \quad (43)$$

Donde x_k es el vector de estados en el instante de tiempo k , A es la matriz de transición de estados ($n \times m$) y w_k ruido aditivo Gaussiano asociado al modelo del proceso con covarianza conocida ($n \times 1$). Podemos entonces, modelar las observaciones de esta variable con la forma propuesta por la Ecuación 44;

$$z_k = Hx_k + v_k \quad (44)$$

Donde z_k es la medición actual de x en el instante k ($m \times 1$), H es la conexión sin ruido entre el vector de estados y el vector de medición, que se asume estacionario en el tiempo ($m \times n$) y, por último, v_k es asociado con el error de medición. Que, nuevamente, esta última variable se asume como un ruido Gaussiano con una conocida covarianza y es independiente al ruido inherente al proceso ($m \times 1$).

Como se describe en la sección A.2 para minimizar MSE se debe poder modelar correctamente los errores del sistema utilizando distribuciones Gaussianas. La covarianza de los dos modelos de ruido se asumen estacionarios en el tiempo y están dadas por las Ecuaciones 45 y 46;

$$Q = E [w_k w_k^T] \quad (45)$$

$$R = E [v_k v_k^T] \quad (46)$$

El MSE está dada por la Ecuación 47;

$$E [e_k e_k^T] = P_k \quad (47)$$

Donde P_k es la matriz de covarianza del error en el instante k, ($n \times n$). La Ecuación 47 puede expandirse en la Ecuación 48;

$$P_k = E [e_k e_k^T] = E [(x_k - \hat{x}_k) (x_k - \hat{x}_k)^T] \quad (48)$$

Asumiendo que la estimación anterior de \hat{x}_k se llama \hat{x}_{k-1} , y que fue obtenido a partir del conocimiento del sistema. Es posible escribir una ecuación de actualización para la nueva estimación, combinando el estado anterior con datos obtenidos de los sensores obteniendo la Ecuación 49.

$$\hat{x}_k = \hat{x}_{k-1} + K_k (z_k - H\hat{x}_{k-1}) \quad (49)$$

Donde K_k es la ganancia de Kalman, cuya expresión es derivada en el desarrollo del tema. El término $z_k - H\hat{x}_{k-1}$ en la Ecuación 49 es conocida como *innovación* o *medición residual*, y sustituyendo la Ecuación 44 en la Ecuación 49 se obtiene la Ecuación 50;

$$\hat{x}_k = \hat{x}_{k-1} + K_k (Hx_k + v_k - H\hat{x}_{k-1}) \quad (50)$$

Sustituyendo la Ecuación 50 en la Ecuación 48 obtenemos una nueva expresión de la matriz de covarianza del error en el instante k, en la que se ve involucrada el ruido del proceso como también la ganancia de Kalman (ec. 51).

$$P_k = E \left[[(I - K_k H) (x_k - \hat{x}_{k-1}) - K_k v_k] [(I - K_k H) (x_k - \hat{x}_{k-1}) - K_k v_k]^T \right] \quad (51)$$

En esta instancia del desarrollo se puede observar que $x_k - \hat{x}_k$ es el error previo a la estimación. Es claro que esto es independiente al error de la medición, por lo tanto la probabilidad de expectativa puede ser re-escrita en la Ecuación 52;

$$P_k = (I - K_k H) E \left[(x_k - \hat{x}_{k-1}) (x_k - \hat{x}_{k-1})^T \right] (I - K_k H)^T + K_k E [v_k v_k^T] K_k^T \quad (52)$$

Sustituyendo las Ecuaciones 46 y 48 en la Ecuación 52, obtenemos la Ecuación 53;

$$P_k = (I - K_k H) P_{k-1} (I - K_k H)^T + K_k R K_k^T \quad (53)$$

donde P_{k-1} es la estimación previa de P_k .

La Ecuación 53 es la ecuación de la actualización de la covarianza del error. La diagonal de la matriz de covarianza contiene el MSE de los errores, como se puede observar en la Ecuación 54;

$$P_{k,kc} = \begin{bmatrix} E[e_{k-1} e_{k-1}^T] & E[e_k e_{k-1}^T] & E[e_{k+1} e_{k-1}^T] \\ E[e_{k-1} e_k^T] & E[e_k e_k^T] & E[e_{k+1} e_k^T] \\ E[e_{k-1} e_{k+1}^T] & E[e_k e_{k+1}^T] & E[e_{k+1} e_{k+1}^T] \end{bmatrix} \quad (54)$$

La suma de los elementos de la diagonal de una matriz es definida como la *traza* de una matriz. En el caso de la matriz de covarianza del error, la traza es la suma de los MSE. Por lo tanto, el MSE puede ser minimizado con solo minimizar la traza de P_k que, consecuentemente, minimiza la traza de $P_{k,k}$.

La traza de P_k es primero derivado con respecto a K_k y se iguala a cero para encontrar las condiciones del mínimo/máximo. Partiendo de la expansión de la Ecuación 53 obtenemos la Ecuación 55;

$$P_k = P_k - K_k H P_{k-1} - P_{k-1} H^T K_k^T + K_k (H P_{k-1} H^T + R) K_k^T \quad (55)$$

Teniendo en cuenta que la traza de la matriz, es igual a la traza de su transpuesta, podemos re-escribir 55 en la Ecuación 56;

$$T[P_k] = T[P_{k-1}] - 2T[K_k H P_{k-1}] + T[K_k (H P_{k-1} H^T + R) K_k^T] \quad (56)$$

donde; $T[P_k]$ es la traza de la matriz P_k . Derivando con respecto a K_k , obtenemos la Ecuación 57;

$$\frac{dT[P_k]}{dK_k} = -2(H P_{k-1})^T + 2K_k (H P_{k-1} H^T + R) \quad (57)$$

Igualando a cero, reacomodando la Ecuación 57 y resolviendo para K_k , obtenemos la Ecuación 58;

$$K_k = P_{k-1} H^T (H P_{k-1} H^T + R)^{-1} \quad (58)$$

La Ecuación 58 es la ecuación de la ganancia de Kalman, La *innovación* tiene una covariancia de predicción de la medición definida como 59;

$$S_k = H P_{k-1} H^T + R \quad (59)$$

Finalmente, sustituyendo la Ecuación 58 en la Ecuación 55 obtenemos la Ecuación 60:

$$\begin{aligned} P_k &= P_{k-1} - P_{k-1} H^T (H P_{k-1} H^T + R)^{-1} H P_{k-1} \\ &= P_{k-1} - K_k H P_{k-1} \\ &= (I - K_k H) P_{k-1} \end{aligned} \quad (60)$$

que representa la ecuación de actualización para la matriz de error de covarianza con la ganancia óptima. Las Ecuaciones 58 y 60 junto a la expresión de *innovación* desarrollan una estima de la variable x_k . La proyección del estado es lograda utilizando la Ecuación 61;

$$\hat{x}_{k+1} = A \hat{x}_k \quad (61)$$

Para completar la recursividad del algoritmo es necesario encontrar una ecuación que proyecte la matriz de la covarianza del error en el próximo intervalo ($k+1$). Esto es logrado formando una expresión para el error previo;

$$\begin{aligned} \hat{e}_{k+1} &= x_{k+1} - \hat{x}_{k+1} \\ &= (A x_k + w_k) - A \hat{x}_k \\ &= A e_k + w_k \end{aligned} \quad (62)$$

Extendiendo la Ecuación 48 al tiempo $k+1$, obtenemos la Ecuación 63

$$P_{k+1} = E[e_{k+1} e_{k+1}^T] = E[(A e_k + w_k)(A e_k + w_k)^T] \quad (63)$$

Cabe destacar que la correlación cruzada entre e_k y w_k es nula ya que el ruido se acumula entre k y $k+1$ mientras que el error es el error hasta el instante k . Por lo tanto;

$$\begin{aligned}
 P_{k+1} &= E [e_{k+1} e_{k+1}^T] \\
 &= E [A e_k (A e_k)^T] + E [w_k w_k^T] \\
 &= A P_k A^T + Q
 \end{aligned} \tag{64}$$

Esto completa la recursividad del filtro, que puede ser visualizada en la Figura 57.

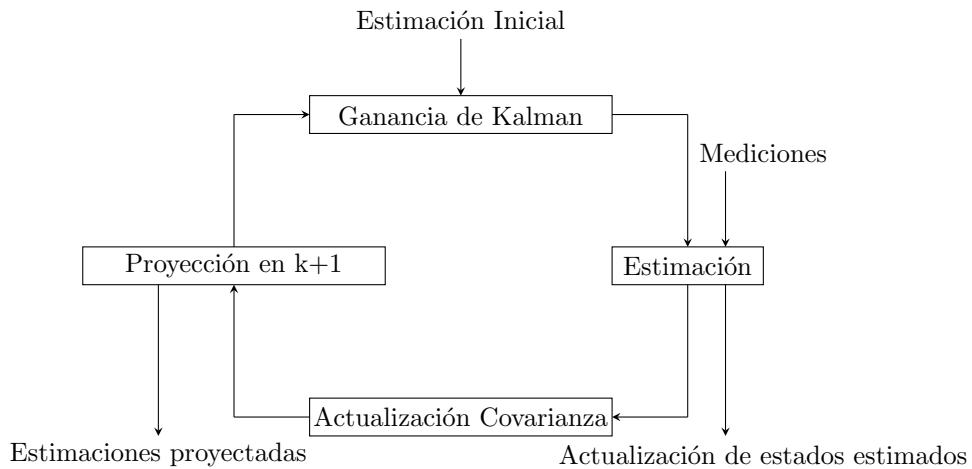


Figura 57: DB del algoritmo recursivo del Filtro de Kalman

Por último, las ecuaciones del Filtro de Kalman son resumidas en la Tabla 4.

Ganancia de Kalman	$K_k = (H P'_k)^T S_k^{-1}$
Actualización de la estimación	$\hat{x}_k = \hat{x}_k + K_k (z_k - H \hat{x}'_k)$
Actualización de la matriz de covarianza	$P_k = (I - K_k H) P'_k$
Proyección en $k+1$	$\hat{x}'_{k+1} = A \hat{x}_k$ $P'_{k+1} = A P_k A^T + Q$

Cuadro 4: Resumen del Filtro de Kalman

Abreviaturas

- ABC** Active Balancing Controllers. 37, 69
- ACA** Advanced Control Algorithms. 48, 69
- ANFIS** Adaptative neuro-fuzzy inference system. 28, 69
- ANN** Artificial Neural Network. 27, 69
- ARLB** Aqueous rechargeable lithium batteries. 9, 69
- AVAE** Average Value Equalization Algorithm. 48, 69
- BMS** Battery Management System. 1, 5, 6, 7, 11, 12, 17, 21, 29, 32, 34, 46, 50, 51, 58, 69
- C2C** cell-to-cell. 37, 38, 39, 40, 43, 69
- C2M** cell-to-module. 37, 38, 42, 69
- CAN** Controller Area Network. 1, 5, 69
- CBBC** Capacitor based balancing controllers. 38, 39, 40, 45, 69
- CBES** Capacity-based equalization strategy. 3, 47, 69
- CC** Constant Current. 30, 31, 69
- CCA** Classic Control Algorithms. 48, 69
- CNN** Convolutional Neural Networks. 26, 69
- CV** Constant Voltage. 30, 31, 69
- DB** Diagrama de Bloques. 6, 68, 69
- DOD** Depth of Discharge. 18, 34, 69
- EC** Eficiencia Culombica. 10, 69
- EIS** Electrochemical Impedance. 15, 16, 69
- EMI** Electromagnetic Interference. 41, 45, 69
- EMS** Equalization Management System. 35, 36, 69
- EVEA** Extrem Value Equalization Algorithm. 48, 69
- FIR** Finite Impulse Response. 65, 69
- FL** Fuzzy Logic. 28, 69
- FPGA** Field Programmable Gate Arrays. 5, 17, 69
- HPPC** Hybrid Pulse Power Characterization. 18, 69
- HRI** human-robot interactions. 69
- IBBC** Inductor Based Balancing Controllers. 40, 41, 43, 45, 69
- IISB** Institute for Integrated Systems and Device Technology. 5, 69
- Ion-Li** Batería de Ion Litio. 29, 30, 31, 57, 69

KF Kalman Filter. 69

Li-Po Batería de Polímero de Litio. 57, 69

LSTM Long Short-Term Memory. 69

M2C module-to-cell. 37, 38, 42, 69

M2M Module-to-Module. 37, 38, 43, 69

MCU Microcontroller Unit. 6, 17, 69

ML Machine Learning. 25, 69

MLE Maximum Likelihood Estimation. 64, 69

MSE Mean Squared Error. 64, 65, 66, 69

OCV Open Circuit Voltage. 14, 18, 19, 20, 24, 46, 47, 69

PBBC Power Converter based Balancing Controllers. 43, 45, 69

PBC Passive Balancing Controllers. 36, 37, 69

PWM Pulse-width Modulation. 40, 41, 42, 43, 69

RNN Recurrent Neural Network. 69

SOA Secure Operation Area. 50, 69

SoC State Of Charge. 3, 5, 6, 12, 14, 15, 17, 18, 19, 20, 21, 23, 24, 25, 27, 28, 29, 34, 35, 36, 46, 47, 48, 69

SoH State Of Health. 5, 18, 47, 69

SPDT Single-Pole Double Throw. 38, 39, 69

SPST Single-Pole Single Throw. 38, 69

SVM Support Vector Machine. 28, 69

SVN Support Vector Machines. 28, 69

TBBC Transforme Based Balancing Controllers. 41, 42, 43, 45, 69

TCR Temperature Coefficient of Resistance. 50, 69

UPS Uninterruptible Power Supply. 1, 5, 25, 69

VBES Voltage-based equalization strategy. 2, 46, 69

VE vehículo eléctrico. 4, 32, 58, 69

VVEE vehículos eléctricos. 4, 25, 32, 35, 36, 45, 48, 49, 69