

INSTITUTO TECNOLÓGICO SUPERIOR DE IRAPUATO



ESTUDIOS CON RECONOCIMIENTO DE VALIDEZ OFICIAL NÚMERO 11-00065

ESTUDIO DE MÉTODOS PARA LA IDENTIFICACIÓN DE PARÁMETROS DE UNA BATERÍA

OPCIÓN I: TESIS PROFESIONAL

PARA OBTENER EL GRADO DE MAESTRO EN INGENIERÍA

PRESENTA:

IVAN LÓPEZ GRANADOS

**DIRECTORES DE TESIS:
DR. JOSÉ MIGUEL SOSA ZUÑIGA
DR. GERARDO VÁZQUEZ GUZMÁN**



Instituto Tecnológico Superior de Irapuato

Irapuato, Guanajuato, 13/diciembre/2021

OFICIO No: CIPI-002/2021

ASUNTO: Autorización de impresión de tesis de maestría

DR. ADOLFO RAFAEL LOPEZ NUÑEZ
PRESIDENTE DEL CONSEJO DE POSGRADO
MAESTRÍA EN INGENIERÍA ELECTRÓNICA
PRESENTE

Por medio de la presente y a solicitud del comité tutorial integrado por:

Dr. José Miguel Sosa Zúñiga
Dr. Gerardo Vázquez Guzmán
Dr. Mario Alberto Juárez Balderas
M.C. José Juan Alfaro Rodríguez

se autoriza la impresión de la tesis titulada "Estudio de métodos para la identificación de parámetros de una batería" realizada por el estudiante C. Iván López Granados con número de control IP19110036 la cual ha sido desarrollada dentro del programa de la Maestría en Ingeniería Electrónica bajo la dirección del Dr. José Miguel Sosa Zúñiga y la codirección del Dr. Gerardo Vázquez Guzmán y ha sido revisada y aprobada por el comité tutorial antes mencionado.

Sin otro en particular, le envío un cordial saludo.

ATENTAMENTE
Excelencia en Educación Tecnológica
Espíritu de Excelencia en Desarrollo Tecnológico

INSTITUTO TECNOLÓGICO SUPERIOR
DE IRAPUATO

DIRECCIÓN ACADÉMICA

M. I. OSCAR OMAR CUIN MACEDO
TITULAR DE LA DIRECCIÓN ACADÉMICA
PRESIDENTE DEL CIPI
TECNM/ITS DE IRAPUATO

ccp.

M. I. J. Sacramento Solórzano Lujano
M.C. Akira Torreblanca Ponce
Archivo
OOCM/atp

Titular de la Coordinación de Ingeniería Electrónica
Titular del Departamento de Investigación

para su conocimiento y atención
mismo fin



Carr. Irapuato - Silao km 12.5 Colonia El Copal,
Irapuato, Guanajuato
C.P. 36821 Tels. 462 6967900 y 6067602
tecnm.mx | irapuato.tecnm.mx





Constancia de aprobación de la tesis

La tesis **Estudio de métodos para la identificación de parámetros de una batería** presentada para obtener el Grado de Maestro en Ingeniería Electrónica con opción en Electrónica de Potencia fue elaborada por el **Ing. Ivan López Granados** y aprobada el **13 de Diciembre de 2021** por los suscritos, designados por el Consejo de Posgrado de la Maestría en Ingeniería Electrónica del Instituto Tecnológico Superior de Irapuato.

Dr. José Miguel Sosa Zúñiga
(Director de la tesis)

Dr. Gerardo Vázquez Guzmán
(Co-director de la tesis)

Dr. Mario Alberto Juárez Balderas
(Sinodal)

MC. José Juan Alfaro Rodríguez
(Sinodal)



Créditos Institucionales

Esta tesis fue elaborada en el Laboratorio de Eléctrica y Electrónica de Potencia (LEEP) del Tecnológico Nacional de México / Instituto Tecnológico Superior de Irapuato, bajo la dirección de los profesores Dr. José Miguel Sosa Zuñiga y Dr. Gerardo Vázquez Guzmán.

AGRADECIMIENTOS

Agradezco al Consejo Nacional de Ciencia y Tecnología (CONACYT) mediante la beca para estudios de posgrado, durante el transcurso de la maestría, ya que gracias a esto fue posible realizarla.

Al Instituto Tecnológico Superior de Irapuato (ITESI) por prestar sus instalaciones y equipo, y al Consejo de Posgrado de la Maestría en Ingeniería Electrónica por brindar la oportunidad de pertenecer al posgrado.

En general al grupo de profesores que conforma la maestría por todos los conocimientos transmitidos y la disponibilidad de tiempo en ayudarnos a aprender, y en específico al Dr. José Miguel Sosa Zúñiga, quien durante todo el desarrollo de este proyecto brindó de su tiempo, paciencia, experiencia y conocimientos para orientar adecuadamente el desarrollo.

Especialmente a mis padres, familiares y amigos quienes desde el primer día apoyaron en la decisión de aspirar a la maestría, y durante el transcurso dieron todo su apoyo.

Ivan López Granados, Irapuato, Guanajuato, México, Diciembre de 2021.

Índice general

<i>Resumen</i>	X
<i>Abstract</i>	XII
<i>Notación</i>	XIII
<i>Índice de figuras</i>	XIV
1.. <i>Generalidades de tesis</i>	1
1.1. <i>Objetivos</i>	1
1.1.1. <i>Objetivo general</i>	1
1.1.2. <i>Objetivos específicos</i>	1
1.2. <i>Justificación</i>	2
2.. <i>Introducción</i>	3
3.. <i>Estado del arte</i>	5
3.1. <i>Identificación de parámetros</i>	5
3.1.1. <i>Identificación de parámetros en línea y fuera de línea</i>	6
3.1.2. <i>Algoritmos de identificación de parámetros de baterías</i>	10

3.1.3. Mínimos Cuadrados	11
3.1.4. Filtro Kalman extendido	12
3.1.5. Algoritmo genético	13
3.1.6. Lógica difusa	14
4.. Marco teórico	17
4.1. Generalidades de las baterías	17
4.1.1. Almacenamiento de energía	17
4.1.2. Baterías	18
4.1.3. Aplicaciones de baterías	19
4.1.4. Tipos de baterías	20
4.1.5. Funcionamiento de baterías	23
4.1.6. Modelos de batería	24
4.1.7. Parámetros de modelo de batería	30
4.2. Variables que afectan el valor de los parámetros de la batería	36
4.3. Modelo equivalente de Thévenin	37
4.4. Método de mínimos cuadrados	39
4.5. Filtro Kalman extendido	41
5.. Identificación de parámetros en un modelo de circuito equivalente de batería	44
5.1. Estrategia de identificación.	45
5.2. Discretización del modelo de la batería	46
5.2.1. Transformación bilineal de Tustin	46

5.2.2. Discretización exacta	47
5.3. Determinación de la relación de voltaje de circuito abierto	49
5.4. Diseño de algoritmos de identificación	50
5.4.1. Mínimos cuadrados	51
5.4.2. Filtro Kalman extendido	53
5.5. Convertidor SEPIC - Buck	56
5.5.1. Diseño de convertidores	57
5.5.2. Modelo promedio	63
5.5.3. Diseño de controlador.	67
6.. <i>Validación numérica</i>	70
6.1. Resultados de identificación por mínimos cuadrados	73
6.2. Resultados de identificación por filtro Kalman	75
6.3. Comparación	78
7.. <i>Validación experimental</i>	83
7.1. Parámetros de implementación	84
7.2. Relación del voltaje de circuito abierto y estado de carga	86
7.3. Implementación de algoritmos identificación de parámetros	88
7.3.1. Implementación de mínimos cuadrados	88
7.3.2. Filtro Kalman extendido	92
8.. <i>Conclusiones</i>	96

Referencias 97

RESUMEN

En este trabajo de tesis se presenta la identificación de los parámetros de un modelo de batería de circuito eléctrico equivalente basado en una aplicación en línea donde una batería está suministrando potencia constante a una carga eléctrica. Se proponen dos métodos diferentes para la identificación de parámetros que son validados mediante simulaciones numéricas y experimentalmente.

La estrategia de identificación propuesta se basa en el uso del regulador de energía, que se suele utilizar en diferentes aplicaciones de baterías y que se encarga de acondicionar los niveles de corriente y voltaje de la carga. El convertidor utilizado es un convertidor en cascada formado por los convertidores SEPIC y buck. El primer convertidor es un SEPIC que se conecta a las terminales de la batería y se encarga de aplicar una perturbación periódica a la corriente de la batería y de regular el voltaje de salida para la siguiente etapa. En este convertidor, la perturbación se establece para aumentar la precisión de la identificación y se puede habilitar solamente cuando se realiza la identificación. La segunda etapa del convertidor es un convertidor reductor y se utiliza para regular el voltaje de salida de una carga eléctrica que requiere un voltaje más bajo que el voltaje de la batería. Ambos convertidores conmutan y controlan de forma independiente para lograr la regulación de voltaje de referencias de voltaje del tipo escalón.

La identificación se procesa mediante algoritmos recursivos que obtienen estimaciones óptimas de un conjunto de valores de los parámetros de un modelo de un circuito eléctrico de una batería. Los algoritmos procesan los datos adquiridos de las variables eléctricas de la batería, es decir, corriente y voltaje, que se miden constantemente a intervalos de un período de muestreo fijo.

La simulación numérica se realizó con MATLAB Simulink y los algoritmos validados son los basados en mínimos cuadrados y filtro de Kalman extendido. La validación experimental de estos algoritmos se realizó fuera de línea para el modelo Thévenin de una batería de iones de litio. Mediante validación experimental se obtuvo la relación entre el voltaje de circuito abierto y el estado de carga de una batería comercial de iones de litio. También se obtuvieron estimaciones de los parámetros constantes de resistencia interna, capacidad y constante de tiempo del

proceso de difusión de voltaje.

ABSTRACT

This thesis work presents the identification of the parameters of an equivalent electric circuit battery model based on an online application where a battery is supplying constant power to an electric load. Two different methods are proposed for the identification of parameters that are validated by numerical simulations and experimentally.

The proposed identification strategy is based on the use of the energy regulator, which is usually used in different battery applications and which is responsible for conditioning the current and voltage levels of the load. The converter used is a cascade converter made up of SEPIC and buck converters. The first converter is a SEPIC that is connected to the battery terminals and is responsible for applying a periodic disturbance to the battery current and regulating the output voltage for the next stage. In this converter, the disturbance is set to increase the accuracy of the identification and can be enabled only when the identification is performed. The second stage of the converter is a buck converter and is used to regulate the output voltage of an electrical load that requires a voltage lower than the battery voltage. Both converters switch independently and have independent controllers to achieve voltage regulation of step-type voltage references.

The identification is processed by recursive algorithms that obtain optimal estimates of a set of values of the parameters of a model of an electrical circuit of a battery. The algorithms process the data acquired from the electrical variables of the battery, that is, current and voltage, which are constantly measured at intervals of a fixed sampling period.

The numerical simulation was performed with MATLAB Simulink and the validated algorithms are those based on least squares and the extended Kalman filter. The experimental validation of these algorithms was performed offline for the Thevenin model of a lithium ion battery. Through experimental validation, the relationship between the open circuit voltage and the state of charge of a commercial lithium ion battery was obtained. Estimates of the constant parameters of internal resistance, capacity and time constant of the voltage diffusion process were also obtained.

NOTACIÓN

Acrónimos frecuentes

BMS	Battery Management System
SOC	State Of Charge
SOH	State Of Health
SOF	State Of Function
OCV	Voltaje de circuito abierto
RES	Espectroscopia de impedancia interna
REDOX	Reducción y oxidación
Pb-Ácido	Plomo-Ácido
Na-S	Sulfuro de Sodio
Ni-C	Níquel-Cadmio
Ni-MH	Níquel-Metal Hidruro
Li-Ion	Iones de Litio
Li-Po	Polímero de Litio
RC	Resistencia - Capacitor
PNGV	Partnership for a New Generation of Vehicles
DP	Polarización dual
T_s	Tiempo de muestreo
C	Capacidad
Ah	Amperes-hora
Ts	Tiempo de muestreo
ESR	Resistencia en serie equivalente
SEPIC	Convertidor de inductor primario de un solo extremo
RMS	Error cuadrático medio

Índice de figuras

3.1. Pruebas de descarga constante a distinto nivel de corriente.	8
3.2. Comportamiento de voltaje ante una corriente pulsante.	8
3.3. Comportamiento de voltaje ante una corriente con perturbación.	9
3.4. Diagrama de Nyquist de algunos arreglos RC	10
4.1. Relación de energía y potencia de sistemas de almacenamiento [3, 39].	18
4.2. Diagrama de batería.	24
4.3. Modelo de batería cinético.	26
4.4. Modelo de batería estocástico.	26
4.5. Modelo de circuito equivalente de resistencia interna.	28
4.6. Modelo de circuito equivalente RC	28
4.7. Modelo de circuito equivalente de Thévenin.	28
4.8. Modelo de circuito equivalente PNGV.	29
4.9. Modelo de circuito equivalente de polarización doble.	29
4.10. Representación ideal de batería.	31
4.11. Voltaje de circuito abierto en función al estado de carga.	32
4.12. Representación de la resistencia interna.	34
4.13. Comportamiento del voltaje de difusión.	35

4.14. Representación de la capacidad de la batería.	36
4.15. Modelo de circuito equivalente de Thévenin.	38
4.16. Modelo de circuito equivalente de Thévenin en función del estado de carga. . .	38
4.17. Diagrama a bloques del filtro Kalman.	42
5.1. Diagrama de la estrategia de identificación propuesta.	45
5.2. Diagrama de integración trapezoidal.	47
5.3. Comportamiento de respuestas de la discretización exacta y transformación bi- lineal de Tustin del modelo de Thevenin.	49
5.4. Comportamiento del voltaje de circuito abierto con respecto al estado de carga.	50
5.5. Diagrama eléctrico de convertidor Buck convencional.	58
5.6. Comportamiento de la corriente en el convertidor reductor.	58
5.7. Diagrama eléctrico del convertidor SEPIC convencional.	60
5.8. Comportamiento de las variables del inductor L_1 en el convertidor SEPIC. . . .	60
5.9. Comportamiento de las variables del inductor L_2 del convertidor SEPIC.	61
5.10. Diagrama eléctrico de convertidor SEPIC - Buck.	64
5.11. Modos de operación de convertidor SEPIC - Buck, a) modo I , cuando ambos interruptores están desactivados, b) modo II , cuando solo el interruptor de la etapa del Buck está activado, c) modo III , cuando solo el interruptor del con- vertidor SEPIC está activado y d) modo IV , cuando ambos interruptores están activados.	64
5.12. Diagrama de estrategia de control de convertidor SEPIC - Buck.	68
5.13. Diagrama de control de convertidor, a) diagrama eléctrico de convertidor SEPIC - Buck, b) estrategia de control de convertidor SEPIC, c) estrategia de control de convertidor Buck.	69

6.1. Diagrama de simulación.	72
6.2. Comportamiento de resultado de identificación por mínimos cuadrados.	74
6.3. Error de identificación y variables de la batería por mínimos cuadrados.	74
6.4. Variables del convertidor SEPIC - Buck por mínimos cuadrados.	75
6.5. Comportamiento de las variables de la batería ante perturbación.	75
6.6. Comportamiento de resultado de identificación por filtro Kalman.	77
6.7. Error de identificación y variables de la batería por filtro Kalman.	77
6.8. Variables del convertidor SEPIC - Buck por filtro Kalman.	78
6.9. Comportamiento de las variables de la batería ante perturbación.	79
6.10. Diagrama de simulación para la comparación.	80
6.11. Comparación de identificación de parámetros por ambos algoritmos.	81
6.12. Error de identificación en comparación de métodos y comportamiento de identificación ante una fuente de ruido.	81
7.1. Diagrama de implementación de identificación de parámetros.	84
7.2. Diagrama de extracción de las variables de la batería.	85
7.3. Implementación de circuito de filtrado.	86
7.4. Resultados de la identificación de la relación entre el $SOC - voc$	87
7.5. Aplicación del método algoritmos de identificación.	89
7.6. Forma de onda de la corriente de descarga con perturbación durante un periodo.	89
7.7. Comportamiento de corriente y voltaje de la batería bajo los cuatro perfiles de descarga para mínimos cuadrados.	90
7.8. Comportamiento de la identificación de parámetros por mínimos cuadrados.	91

7.9. Comportamiento de corriente y voltaje de la batería a los cuatro perfiles de descarga para filtro Kalman.	93
7.10. Comportamiento de la identificación de parámetros por filtro Kalman.	94
7.11. Comparación de salida medida con salida estimada por el filtro Kalman.	95

1. GENERALIDADES DE TESIS

1.1. Objetivos

1.1.1. Objetivo general

Estudiar los métodos para la identificación de parámetros de baterías de iones de litio y proponer una estrategia de identificación.

1.1.2. Objetivos específicos

- Estudio de las generalidades de las baterías.
- Estudio y análisis de los métodos de identificación de parámetros en línea.
- Estudio y análisis de los métodos de identificación de parámetros fuera de línea.
- Propuesta o modificación de una estrategia de identificación de parámetros.
- Validación mediante simulaciones numéricas.

1.2. Justificación

Ante el crecimiento tecnológico, la necesidad de almacenamiento de energía se ha convertido en algo indispensable en el desarrollo de prácticamente cualquier aplicación principalmente en el desarrollo de dispositivos portátiles, transporte y sistemas de respaldo de energía. Ante esto, es fundamental obtener el aprovechamiento óptimo de la vida útil y de la energía que es capaz de almacenar la batería.

El monitoreo constante del estado de una batería es posible realizarlo a partir de un modelo que describa el comportamiento de sus variables internas. Por lo que es importante determinar un modelo que represente con precisión el comportamiento de las variables de la batería y de igual forma determinar con precisión los parámetros que caracterizan determinado modelo. Para aumentar la efectividad de modelado, es importante parametrizar adecuadamente el modelo, un conjunto de parámetros preciso aumenta las cualidades del modelo.

Modificar y mejorar las técnicas de identificación de parámetros da oportunidad de optimizar los sistemas de monitoreo actuales, intentando mejorar aspectos de complejidad en el diseño del sistema, precisión de parametrización, eficiencia del sistema y reducción de los sistemas de identificación.

2. INTRODUCCIÓN

A lo largo de la historia el almacenamiento de energía ha tomado una alta relevancia ya que se encuentra en diversas aplicaciones que facilitan el trabajo de los humanos para realizar determinadas actividades. Los dispositivos de almacenamiento se pueden encontrar en todos aquellos dispositivos portátiles que facilitan aspectos sociales como la comunicación y el entretenimiento, aspectos industriales como la metrología, controles de calidad, equipos de mantenimiento y dispositivos de aumento de productividad en procesos de producción. El transporte es un aspecto importante en el cual encuentra aplicación el almacenamiento de energía eléctrica ya que, desde las máquinas de combustión interna, los dispositivos de almacenamiento se han encargado de suministrar de energía para el arranque de motor y actualmente además suministra a todo el sistema de iluminación, audio y seguridad de los sistemas de transporte. [1, 3, 40]

A lo largo del tiempo se ha trabajado en el desarrollo de nuevas tecnologías de almacenamiento, ya que para algunas aplicaciones es necesario mejorar algunas de las características. Las baterías basadas en litio, han tenido un crecimiento entre otras características, debido principalmente a la alta densidad de energía que son capaces de tener. El consumo de estos dispositivos crece cada día más dado a las necesidades de diversas aplicaciones, como la incorporación de vehículos eléctricos, el crecimiento de los sistemas de generación de energía renovable y el desarrollo de nuevas tecnologías en dispositivos móviles. Sin embargo, que el desarrollo de sistemas de almacenamiento basado en litio es relativamente nuevo, es necesario la investigación de nuevas estrategias de monitoreo, con el objetivo de mejorar las condiciones de uso y el aprovechamiento de la energía que es capaz de almacenar el dispositivo. Los sistemas de administración de baterías BMS (Battery Management System), se encargan de controlar la energía que entra y sale del dispositivo de almacenamiento. Los BMS son sistemas importantes en baterías que son conformadas por un determinado número de celdas y en baterías basadas en litio. Estos sistemas son diseñados con los principales objetivos de proteger el paquete de celdas de

la batería de daños, prolongar la vida útil de la batería y mantener la batería en condiciones en las que pueda suministrar de energía adecuadamente a determinada carga eléctrica [2, 1, 3].

En general un BMS se basa en el control de las variables de voltaje, corriente y temperatura de la batería, en donde el sistema contiene la información necesaria para evitar que la batería sufra sobre cargas de voltaje, descargas profundas provocando aumento en la temperatura, pérdida de capacidad de almacenamiento y aumento en la autodescarga. Al monitorear constantemente las variables de la batería, es posible determinar una estimación del estado de carga (SOC) y el estado de salud en el que se encuentra (SOH), y conociendo estos estados es posible determinar en todo momento cuál es el estado de funcionamiento de la batería (SOF). Esto es posible determinarlo a partir un modelo que represente el comportamiento dinámico de la batería, en donde el estado de carga, el estado de salud y el estado de función sean variables internas de este modelo [2, 1, 3].

3. ESTADO DEL ARTE

Resumen

En este capítulo se muestra una revisión del estado del arte de los métodos de identificación de parámetros de modelos de batería, en donde se aborda la identificación en línea y fuera de línea. Se describen las técnicas para la mejora en precisión de la identificación de parámetros y obtención de una aproximación de algunos parámetros de la batería. También se aborda la identificación por cálculos analíticos y numéricos, en donde, se explica el principio de funcionamiento de los algoritmos de identificación con más implementación en la literatura y se indica las principales referencias de trabajos en donde se han implementado estos métodos de identificación.

3.1. Identificación de parámetros

La identificación de parámetros se puede definir como la metodología para el desarrollo de la construcción de un modelo dinámico de determinado sistema a partir de la medición de las variables de entrada y salida del sistema. En el siguiente capítulo se va a abordar más a detalle la descripción de los parámetros de un modelo de circuito equivalente para una batería. La identificación de los parámetros de un sistema se realiza con base en un modelo. El proceso general de la identificación de parámetros se puede resumir en los siguientes pasos [4, 5, 6, 7]: En el desarrollo de este trabajo se estudia la identificación de parámetros de un modelo eléctrico

que represente el comportamiento dinámico de una batería.

1. Acondicionamiento de las variables físicas de la batería adecuadamente para obtener una identificación de parámetros precisa.
2. Selección de parámetros a identificar del modelo seleccionado.
3. Selección y análisis del modelo equivalente que describa el comportamiento de la batería.
4. Configurar las opciones de optimización como método de optimización, algoritmo y tolerancia de parámetros y funciones.
5. Ejecutar el proceso de estimación de parámetros aplicando la solución de optimización seleccionado.

En la literatura se pueden encontrar diversos métodos de identificación de parámetros, sin embargo, estos pueden ser clasificados de en tres categorías, identificación analítica o numérica, identificación en línea e identificación fuera de línea. Las aplicaciones de estos métodos difieren en complejidad y precisión, pero su aplicación depende de la complejidad con la que se desee identificar los parámetros.

3.1.1. Identificación de parámetros en línea y fuera de línea

En la literatura se pueden encontrar diversos métodos de identificación de parámetros, sin embargo, estos pueden ser clasificados por identificación en línea e identificación fuera de línea. Las aplicaciones de estos métodos difieren en que parámetros se deseen identificar y de la complejidad con la que se diseñe el método de identificación, es decir, la complejidad del modelo, que varía con respecto al número de variables a considerar, a mayor número de variables a considerar aumenta la complejidad y, por tanto, el procesamiento necesario para la identificación aumenta, esto dificulta la posibilidad de una identificación en línea.

Los métodos de identificación en línea son capaces de identificar los parámetros cuando la batería está suministrando de energía a la carga eléctrica. Se aplican normalmente para la estimación del estado de carga en modelos de circuito equivalente, y como los parámetros dependen del estado de carga, es posible obtener una estimación o ajuste de los estados a partir de la variación del estado de carga. La aplicación de este método se basa en la medición de las variables físicas de la batería durante su operación, las cuales a la vez van generando una estimación de

los parámetros de acuerdo a la evolución del sistema, las principales variables consideradas son la corriente, voltaje, temperatura y envejecimiento de la batería. [4, 5].

Los métodos de identificación fuera de línea son aquellos que son diseñados para identificar los parámetros de una batería cuando no está suministrando de energía a la carga, este método puede ser preciso para obtener una estimación del modelo, sin embargo, al realizar una identificación fuera de línea se puede perder cierto grado de información al no obtenerse los parámetros del modelo en el momento de su aplicación. La aplicación de este método se obtiene de la extracción de un determinado número de muestras de las variables físicas de la batería, como la corriente, voltaje y temperatura interna, las cuales son procesadas para obtener la estimación de los parámetros [4, 5].

Cual sea el método que se implemente, existen diversas técnicas que ayudan a mejorar la precisión en la identificación de parámetros, los cuales dependen de que parámetros sean los que se deseen extraer. En general estas técnicas se basan en modificar la corriente de la batería, con el objetivo de poder analizar de mejor manera como se comporta el voltaje de la batería ante cambios en la amplitud de la corriente. De esta forma el método llega a ser más preciso al analizar de mejor forma la dinámica del sistema. Las técnicas se pueden dividir en descarga a corriente constante, carga o descarga pulsante o variante y espectroscopia de impedancia, aunque este último es un método utilizado en identificación fuera de línea ya que es un método para obtener una aproximación de la resistencia interna de la batería. De igual forma si se estudia previamente el modelo mediante pruebas experimentales fuera de línea se pueden aplicar estas técnicas para obtener una aproximación de los parámetros del modelo [4, 5].

Descarga a corriente constante

La técnica de descarga a corriente constante se basa en la medición de el voltaje y la corriente de la batería durante todo el tiempo en que dura en descargarse. Esta prueba se debe realizar por diversas ocasiones para poder tener una comparación entre resultados y poder obtener el más óptimo. Comúnmente esta técnica es utilizada para aumentar la precisión en la identificación de la potencia y de la capacidad de la batería. Para esto es necesario la medición del voltaje y corriente en la batería con respecto al tiempo. Es recomendado realizarse a distintos niveles de corriente de descarga para mejorar la precisión de identificación.

En la Fig. 3.1 se muestra, el tiempo de descarga de la batería, depende de la corriente aplicada. En la figura se observa la ejemplificación de dos descargas completas a distinta corriente, en donde la descarga a mayor nivel de corriente se realiza con mayor rapidez. Esta prueba co-

múnmente es aplicada para la obtención de la estimación de la capacidad real de la batería. [4, 5, 6].

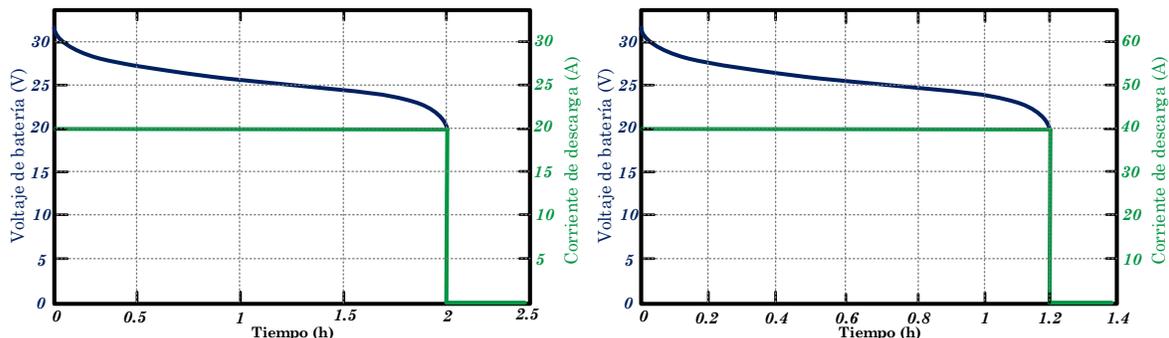


Fig. 3.1: Pruebas de descarga constante a distinto nivel de corriente.

Carga o descarga a corriente pulsante o variable

Esta técnica es la más utilizada ya que consiste en modificar durante intervalos de tiempo el nivel de carga o descarga de la corriente para obtener la identificación de parámetros. Esto para estudiar adecuadamente la dinámica de la batería, por lo que es indispensable este tipo de técnica. Esto puede ser a corriente pulsante, la cual se basa en interrumpir periódicamente la corriente de la batería, como se muestra en la Fig. 3.2, donde se puede observar el comportamiento del voltaje de difusión al interrumpir la corriente ya sea en carga o en descarga, cuando se trata de una descarga, se produce un incremento cuando la corriente se interrumpe y en el caso de la carga un decremento [4, 5, 7].

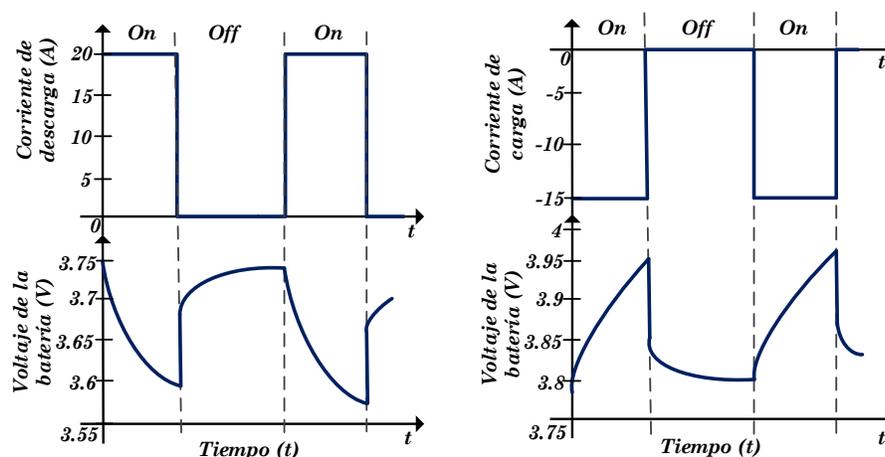


Fig. 3.2: Comportamiento de voltaje ante una corriente pulsante.

Otra forma de aplicar esta técnica es a partir de la carga o descarga a corriente variable, en donde, se inyecta una corriente de perturbación a la corriente nominal de la batería, como

se muestra en la Fig. 3.3. Al inyectar la perturbación se refleja un cambio en la salida, de esta forma es posible analizar el cambio de fase y magnitud de la señal inyectada ocasionado por la resistencia interna de batería.

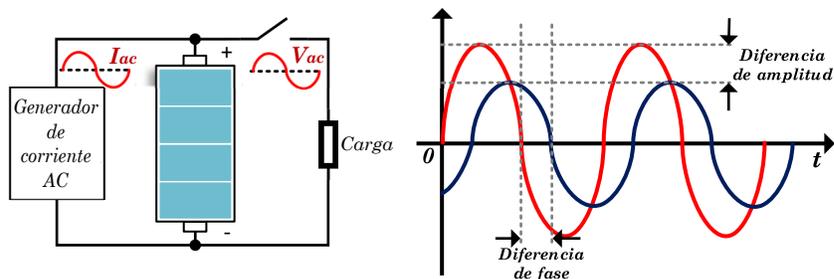


Fig. 3.3: Comportamiento de voltaje ante una corriente con perturbación.

Espectroscopia de impedancia

La espectroscopia es considerada como un método de identificación fuera de línea y es una técnica utilizada para la identificación de la impedancia de la batería. Es una técnica con la cual es posible obtener una identificación precisa ya que es sensible a pequeños cambios en el sistema.

La espectroscopia consiste en la aplicación de una señal de pequeña amplitud y frecuencia a la batería, ocasionando una respuesta en la salida con características similares pero modificada debido a la resistencia interna, en particular con diferente amplitud y fase. La respuesta es analizada, partiendo de la definición de la impedancia eléctrica (3.1), para determinar la amplitud y fase de la impedancia de la batería [5].

$$Z = \frac{V_b}{I_b} = \frac{V_b \sin(\omega t)}{I_b \sin(\omega t + \varphi)} = Z_0 \frac{\sin(\omega t)}{\sin(\omega t + \varphi)} \quad (3.1)$$

Los resultados de la impedancia de la batería por espectroscopia se pueden obtener gráficamente en diagrama de Nyquist o en diagrama de Bode. En el diagrama de Nyquist, la parte imaginaria se representa por $-Z$ y la parte real es representada por Z . En diagrama de Bode, se representa el logaritmo de la magnitud $\log|Z|$ y la fase f en función a la frecuencia.

Utilizando un analizador es posible obtener la relación de impedancia de la batería con respecto a las muestras de corriente y voltaje medidas, obteniendo gráficamente el comportamiento de la impedancia. En la Fig. 3.4, se puede observar una relación de las formas de onda de arreglos de impedancia conformados por capacitores y resistencias más comunes en modelos de batería [5].

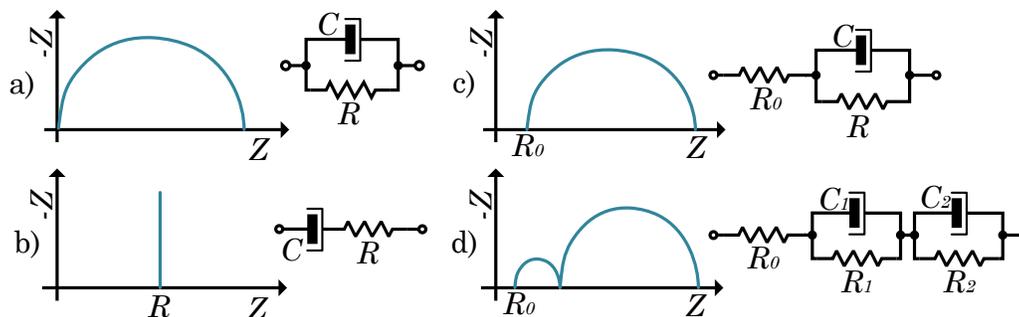


Fig. 3.4: Diagrama de Nyquist de algunos arreglos RC.

3.1.2. Algoritmos de identificación de parámetros de baterías

Sea en línea o fuera de línea, es necesario analizar los resultados de las pruebas experimentales mediante el análisis del comportamiento dinámico del modelo a parametrizar. Los algoritmos de identificación, son métodos numéricos capaces de obtener recursivamente los parámetros de cualquier modelo que pueda ser representado por ecuaciones dinámicas, además, los algoritmos están diseñados con el objetivo de obtener una respuesta óptima, es decir, en cada iteración el algoritmo busca reducir la diferencia entre la estimación generada y las mediciones del sistema, este concepto es conocido en estadística como error cuadrático medio.

Los algoritmos de identificación se pueden considerar como una metodología mixta al tener la capacidad de obtener una identificación en línea o fuera de línea, ya que pueden aplicarse a un conjunto de pruebas experimentales obtenidas y ser analizadas posterior a la prueba o pueden aplicarse directamente a la batería en funcionamiento normal para optimizar los valores de los parámetros del modelo de acuerdo con la evolución del sistema. Los algoritmos de identificación son aquellos que, a partir de la medición de las variables físicas de la batería, son capaces de obtener una estimación óptima de los parámetros de la dinámica de determinado modelo. El diseño del algoritmo se realiza con base en un modelo en específico seleccionado para representar determinado sistema [5].

En el estado del arte de algoritmos de identificación de parámetros de modelos de baterías, existen diferentes algoritmos y procedimientos que han sido reportados en la literatura especializada. Por ejemplo, mínimos cuadrados el cual se basa en la reducción obtención de un conjunto de parámetros que minimice el error cuadrático medio de la medición de la salida de la batería, al ser comparada con una salida generada por el mismo algoritmo [9, 10, 11, 12, 13, 14]. Los algoritmos genéticos que se basan en la extracción de conjuntos de muestras de las variables de la batería, corriente voltaje y temperatura, cada conjunto es denominado como una población [24, 25, 26, 27, 28, 29]. El filtro Kalman extendido (EKF) es un estimador óptimo. En el análisis

de este método es necesario tomar las mediciones de las variables físicas, voltaje y corriente de la batería, como una función que depende de los estados, los parámetros, las entradas y el ruido del sistema, es decir, como la función de un sistema no lineal [16, 17, 18, 19, 20, 21, 22]. La lógica difusa el cual tiene la capacidad de describir los antecedentes de operación de una batería mediante una regla y aproximar propiedades dinámicas no lineales con alta precisión. La metodología se basa en determinar ciertas reglas “difusas” bajo las cuales estará regida la identificación de parámetros. [31, 32, 33, 34]. Estos algoritmos son complejos de reproducir y requieren de experiencia y conocimiento para el diseño en algoritmos de optimización. Esto puede llegar a dificultar el análisis y estudio de un modelo en particular. Este método ha sido más utilizado en la literatura, debido a que el diseño del mismo no es complejo.

3.1.3. Mínimos Cuadrados

Es un procedimiento de análisis numérico en el que, a partir de un conjunto de datos recabados, se determina la mejor aproximación a la función correspondientes. Este método es utilizado comúnmente para analizar determinado número de datos que se registren de algún sistema, con el fin de expresar su comportamiento de manera lineal y así minimizar los errores entre los datos obtenidos.

Es el método utilizado para la identificación de parámetros de baterías más simple es el de mínimos cuadrados ya que este no requiere de la asignación de reglas empíricas, depende de solamente de análisis y basa su funcionamiento en la extracción de los parámetros de una función de transferencia a partir de la minimización del error entre una medición de las variables con otra medición posterior [5].

La aplicación del método de mínimos cuadrados para identificación de parámetros se da a partir de la extracción de las componentes de la ecuación de diferencias de determinado sistema, en donde se diseñan vectores que contienen las variables del sistema, el vector φ contiene las entradas y salidas del sistema a analizar, y el vector θ contiene los parámetros del sistema en tiempo discreto. Considerando un sistema con n salidas y m entradas, la dimensión de ambos vectores será $(n + m) \times 1$. El proceso de identificación de parámetros mediante mínimos cuadrados se puede resumir como [8].

- Obtención de ecuación de diferencias de modelo

$$y_k + a_1 y_{k-1} + \dots + a_n y_{k-n} = b_1 u_{k-1} + \dots + b_m u_{k-m}$$

- Diseño de vector θ y φ

$$\begin{aligned}\phi_k &= [y_{k-1}, y_{k-2}, \dots, y_{k-n}, u_{k-1}, \dots, u_{k-m}]' \\ \theta &= [-a_1, -a_2, \dots, -a_n, -b_1, \dots, -b_m]'\end{aligned}$$

- Obtención de N muestras de las variables de la batería

$$Z = \begin{bmatrix} y[1] & y[2] & \dots & y[N-1] & y[N] \\ u[1] & u[2] & \dots & u[N-1] & u[N] \end{bmatrix}$$

- Almacenamiento de muestras en el vector φ
- Cálculo de vector θ con respecto a las muestras almacenadas

$$V(\theta, Z) = (1/N) \sum_{i=1}^N (y[i] - \phi'[i]\hat{\theta})^2.$$

El método de mínimos cuadrados es uno de los más utilizados en modelado de baterías en la literatura. Se pueden encontrar gran variedad de aplicaciones, como en [10], donde se presenta la separación de los estados y los parámetros del modelo de la batería de acuerdo a su dinámica, lenta o rápida, aplicando el algoritmo de mínimos cuadrados para obtener una estimación de los parámetros. En [11, 12], se utiliza el método para la identificación de parámetros, sin embargo, en [11], se estima el estado de carga de la batería por medio del filtro Kalman a partir de los parámetros obtenidos por el algoritmo de mínimos cuadrados.

3.1.4. Filtro Kalman extendido

El filtro Kalman convencionalmente es un estimador de estados recursivo en sistemas lineales, sin embargo, existen técnicas para identificar los parámetros de un sistema no lineal a partir del filtro Kalman extendido. El filtro Kalman basa su funcionamiento en dos etapas, la predicción y la corrección, es un método óptimo ya que en la etapa de corrección hace una comparación entre la salida del sistema a parametrizar y la salida estimada por el algoritmo. El método radica en la consideración de todos los parámetros de las ecuaciones dinámicas del sistema en tiempo discreto como variables, esto resulta en un espacio de estados expandido. Al realizar esta consideración se obtienen no linealidades en el sistema, por lo que al aplicar la extensión del filtro Kalman, es posible estimar los estados y los parámetros en un vector de estados a la vez. Lo cual consiste en una linealización para obtener una expresión del sistema en

una ecuación de espacio de estados. Posteriormente se aplica el filtro Kalman simple el cual se basa en la predicción de los estados del sistema y su corrección dependiendo de la ganancia de Kalman. La linealización de la función se basa en la derivación de la función con respecto a los parámetros, a los estados y el ruido del sistema para obtener una aproximación lineal. El proceso identificación de parámetros del filtro Kalman extendido podría resumirse en los siguientes pasos [15, 22].

- Diseño de ecuaciones con parámetros como variables del sistema
- Linealización de ecuaciones por derivación
- Predicción de vector de estados del sistema a partir del estado de corrección anterior
- Estimación de la salida de acuerdo a la predicción de estados
- Cálculo de la ganancia de Kalman
- Corrección de vector de estados de acuerdo a optimización y ganancia de Kalman.

En literatura se pueden encontrar diversas aplicaciones que varían con respecto al método de linealización implementado en el filtro Kalman. En [16], se puede observar la aplicación del filtro Kalman dual, aplicando dos filtros Kalman, uno obtiene una estimación de los parámetros y el otro la estimación de los estados del sistema simultáneamente, El método de linealización utilizado en este caso es la transformación Unscented. En [17], se muestra la aplicación de la linealización por transformación Unscented en un sistema de espacio de estado expandido, obteniendo la estimación conjunta de parámetros y estados. La aplicación del filtro Kalman con la linealización por derivación se muestra en [18], donde se realiza una identificación conjunta de parámetros y estados en un sistema de espacio de estados expandido.

3.1.5. Algoritmo genético

Los algoritmos genéticos son métodos para realizar una identificación de parámetros óptima de modelos. El funcionamiento de este tipo de método se basa en el análisis del comportamiento dinámico previo a la identificación, es decir, se obtiene un determinado número de muestras de las variables de la batería, corriente, voltaje y temperatura, y se analiza el comportamiento de

estas variables, este conjunto de muestras es denominado como una población. Posterior al análisis de diversas poblaciones, las nuevas muestras de las variables de la batería serán comparadas con las poblaciones existentes, determinando que población tiene mejor similitud, la cual determinará la dinámica del sistema. En cada iteración el algoritmo puede cambiar de población si existe un cambio en la dinámica y las nuevas muestras tienen mayor similitud a otra población. En la identificación, se asigna una población óptima de acuerdo a la tendencia de las nuevas muestras, donde cada población tiene un conjunto de parámetros asignados. Finalmente, durante el proceso de identificación si la tendencia de las nuevas muestras converge a otra población diferente a la asignada, se vuelve a evaluar cuál es la población más óptima [23].

El proceso del sistema de identificación basado en GA se puede dividir en los siguientes pasos.

1. Asignación de límites de los parámetros del modelo con base en los datos registrados.
2. Generación de valor inicial con base en determinado rango asignado de acuerdo a las poblaciones analizadas.
3. Evaluación del valor medido en función a los datos analizados previamente, seleccionando cual es el más óptimo.
4. Si se denota que los datos que se miden convergen con mayor frecuencia a una población distinta a la asignada, se reasignan los valores dados para mejorar la optimización.

Los algoritmos genéticos reportados en la literatura varían con respecto a la aplicación. En [24], se muestra de identificación de parámetros de modelos de ultra capacitores, donde se busca un método de optimización al ajustar los parámetros dependiendo del error del valor error medio cuadrático de la salida del sistema real con la salida simulada del modelo parametrizado. En [25], se muestra la identificación de parámetros con algoritmos genéticos similar al anterior, sin embargo, en este caso se parametriza un modelo de envejeciendo electroquímico de batería, en [26], se presenta el mismo caso de identificación de parámetros por algoritmos genéticos, pero para el modelo de batería de flujo redox de vanadio (VRFB).

3.1.6. Lógica difusa

Otro método de identificación en modelos son los basados en lógica difusa, la cual tiene la capacidad de que puede describir varios antecedentes en una regla y aproximar propiedades

dinámicas no lineales con alta precisión. Por lo tanto, puede decirse que la identificación de parámetros con este método será precisa.

Este tipo de metodología se basa en la determinación de ciertas reglas difusas, las cuales son asignadas de acuerdo a la dinámica del sistema. En identificación de parámetros de un modelo de batería, se determina la evolución de los parámetros de acuerdo al comportamiento de las variables de la batería, corriente, voltaje y temperatura. Conforme cambia una variable en el tiempo, los parámetros tienden a cambiar lentamente.

Dentro de los límites, se asignan diversos casos en los cuales se ponen diversos rangos para cada variable, cada uno de estos casos da un valor diferente de identificación de esta forma se obtiene una mejor precisión.

Particularmente este método es un proceso que depende del conocimiento previo del sistema, ya que es necesario para realizar una buena asignación de reglas difusas. El proceso de diseño de este método se puede determinar de la siguiente manera [30].

- Conocimiento previo de una aproximación de la dinámica del sistema.
- Definición de las variables físicas de la batería que se tomarán de referencia para el ajuste de parámetros.
- Establecer que parámetros del modelo varían con respecto a las variables.
- Determinar incremento de parámetro de acuerdo a los rangos de variación en cada variable.
- Determinar decremento de parámetro de acuerdo a los rangos de variación en cada variable.
- Medición de las variables consideradas para que el algoritmo ajuste los parámetros de acuerdo a las reglas difusas asignadas.

En la literatura se pueden encontrar diversos trabajos de identificación de parámetros basados en lógica difusa, los cuales difieren entre sí, de las variables que considera el algoritmo, como en [32], donde se utiliza la lógica difusa para parametrizar un modelo con base a la potencia, la temperatura, al espesor del electrolito y al voltaje de la celda, además se presenta una optimización por el método del enjambre de partículas. En [33], se identifican los parámetros de un modelo de circuito equivalente, donde las variables a considerar son el estado de carga y la temperatura de la batería.

En la Tab. 3.1, se muestran las referencias de más relevantes para cada uno de los algoritmos mencionados, además de los ya mencionados, en donde se puede encontrar aplicaciones a modelos de batería y algunos libros donde se presenta la teoría en la que está basada la aplicación de determinado algoritmo.

Tab. 3.1: Aplicación y teoría de algoritmos de identificación.

Algoritmo	Referencias
Mínimos cuadrados	[8, 9, 10, 11, 12, 13, 14]
Filtro Kalman	[15, 16, 17, 18, 19, 20, 21, 22]
Algoritmos genético	[23, 24, 25, 26, 27, 28, 29]
Lógica difusa	[30, 31, 32, 33, 34]

Los algoritmos genéticos y lógica difusa son considerados como métodos heurísticos, ya que basan su funcionamiento en la determinación de ciertas reglas o condiciones que regirán el desarrollo de la identificación, aunado a cualquier tipo de análisis dinámico del modelo a parametrizar. Ante esto el diseño de este tipo de algoritmos requiere de experiencia en el diseño de este tipo de métodos y el conocimiento de la dinámica de las baterías.

4. MARCO TEÓRICO

Resumen

Este capítulo abarca la teoría necesaria para la implementación de un método de identificación de parámetros de un modelo de batería, Se presentan las generalidades de las baterías como, métodos de almacenamiento, estructura interna, funcionamiento, aplicaciones y tipos de baterías. Una batería al ser un sistema complejo, se puede analizar considerando los fenómenos que ocurren en la batería. Se presentan los principales enfoques de modelado, con mayor enfoque en los modelos eléctricos, comparando la precisión de representación de las variables de la batería. También se presenta los parámetros que construyen un modelo eléctrico y las variables que influyen en el modelo. El desarrollo de este trabajo se enfocará en la parametrización del modelo de Thévenin por los algoritmos de identificación de mínimos cuadrados y filtro Kalman extendido, por lo que se muestra con mayor detalle el análisis del funcionamiento de este modelo y estos algoritmos.

4.1. Generalidades de las baterías

4.1.1. Almacenamiento de energía

Actualmente ha crecido la necesidad del almacenamiento de energía eléctrica debido a que con la introducción de nuevos tipos de tecnología, se demanda el almacenamiento de energía.

Las baterías, los capacitores y las celdas de combustible, son considerados como los principales sistemas para las diversas aplicaciones de almacenamiento de energía por su corto tiempo de fabricación y por su capacidad de almacenamiento. La diferencia entre estos tres dispositivos varía en el proceso interno de almacenamiento de la energía, lo cual condiciona la densidad de energía y la potencia que son capaces de suministrar [3, 39].

Las baterías y las celdas de combustible son aquellos dispositivos que transforman la energía química en energía eléctrica por medio de reacciones que ocurren en los electrodos que las conforman. Los capacitores almacenan la energía debido a una polarización electrostática entre sus electrodos. Sin embargo, las baterías y celdas de combustible tienen la capacidad de almacenar una mayor cantidad de energía por masa, y los capacitores pueden suministrar más potencia como se muestra en la gráfica de la Fig. 4.1 [3, 39].

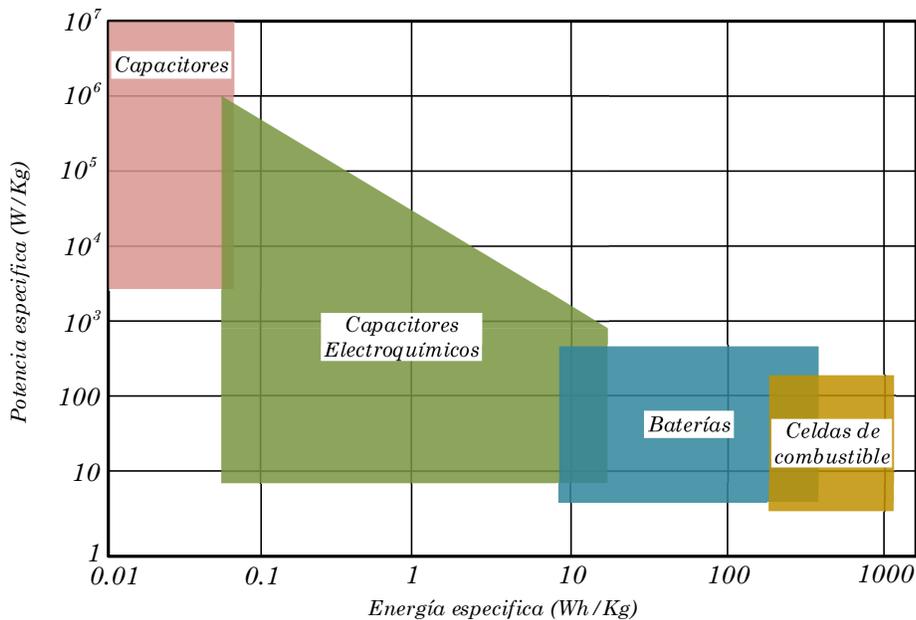


Fig. 4.1: Relación de energía y potencia de sistemas de almacenamiento [3, 39].

4.1.2. Baterías

En la actualidad existen diversos dispositivos de almacenamiento de la energía, pero las baterías poseen ventajas con respecto a los demás sistemas, principalmente la portabilidad, disponibilidad y económicamente las hace una de las mejores opciones en sistemas de almacenamiento de energía.

Una batería es aquel dispositivo capaz de convertir energía eléctrica en energía química y viceversa. Existen diversos tipos de baterías las cuales se diferencian por el compuesto químico.

co que las conforma, pero en general las baterías pueden dividirse en dos categorías, baterías primarias o secundarias [39].

- **Baterías primarias.** Son aquellas que se caracterizan por que la conversión de energía de química en eléctrica es irreversible, es decir, una vez la batería se ha descargado completamente no se puede volver a cargar.
- **Baterías secundarias.** Son aquellas conocidas como baterías recargables. Este tipo de baterías se caracterizan por que al descargarse pueden ser recargadas inyectando una corriente eléctrica externa, revirtiendo el proceso electroquímico de la descarga.

En general el término batería se les da a aquellos dispositivos compuestos de un determinado número de celdas conectadas entre sí en serie o paralelo, el número de celdas y la conexión entre ellas dependerá de las características con las que se desee que cuente la batería. Una celda es aquel dispositivo electroquímico compuesto por dos electrodos, un electrolito y un separador [3, 39].

- **Electrolitos:** es una sustancia en la que se encuentran sumergidos los electrodos. Una de las principales características que debe contener esta sustancia es una alta densidad de iones.
- **Electrodos:** se dividen en ánodo y en cátodo, el material de estos depende de la composición de la batería.
- **Separador:** por lo general es un plástico poroso encargado de separar los electrodos.

4.1.3. Aplicaciones de baterías

Las baterías han sido seleccionadas en prácticamente todas las aplicaciones por sus características de capacidad de almacenamiento, potencia y funcionamiento, por lo que han abarcado gran parte del mercado en cuestión tecnológica, facilitando el desarrollo de actividades. En el campo de aplicación de las baterías, las de más relevancia se encuentran en:

- **Dispositivos móviles:** Aquellos dispositivos que cuentan con un procesador, cuentan con la capacidad de comunicar con otro dispositivo y tienen la característica de ser inalámbricos cuentan con una batería que se encarga de suministrar de energía [1, 3].

- **Industria:** Se encuentran todas aquellas herramientas y dispositivos portátiles utilizados durante el proceso de producción, la automatización de procesos, metrología y dispositivos de seguridad en procesos industriales [1, 3].
- **Sistemas de energías renovables:** Se han diseñado sistemas de almacenamiento de energía para de esta forma controlar la generación y el consumo de la energía producida por un sistema de generación [1, 3, 40].
- **Vehículos de combustión:** Las baterías suministran de energía a los vehículos durante el arranque y constantemente en el encendido de iluminación y tablero [1, 3].
- **Vehículos eléctricos:** En este tipo de vehículos la batería debe de suministrar constantemente energía, ya que debe ser capaz de mantener las revoluciones demandadas por el conductor del vehículo [1, 3].

4.1.4. Tipos de baterías

Las baterías se pueden dividir entre recargables y no recargables. Enfocándose en las baterías recargables, a continuación, se abordarán las composiciones químicas más comunes. Las baterías se componen de diversos tipos de compuestos, las más utilizadas son las compuestas por Plomo-Ácido (Pb - Ácido), Sodio - Azufre (Na-S), basadas en níquel, hidruro de metal níquel (NiMH) y Níquel-Cadmio (NiCd) y basada en Litio, polímero de Litio (Li-Po) y iones de Litio (Li-Ion) [38, 39].

Baterías de plomo ácido

Las baterías de plomo ácido son actualmente las baterías más utilizadas en la industria automotriz. Por su baja vida útil, este tipo de baterías no son las más adecuadas para aplicaciones de gestión de energía, por su alta eficiencia son ideales para sistemas ininterrumpidos de energía (UPS).

Están compuestas de un electrodo positivo de dióxido de plomo y un electrodo negativo poroso de plomo, separados por un material micro poroso, con electrolito basado en ácido sulfúrico. Son las más utilizadas en diversas aplicaciones, aunque son las de menor densidad de energía, son de gran dimensión y el peso es mayor que el de cualquier otro tipo de batería. Una desventaja de estas baterías es que la vida útil es relativamente corta que alcanza los 500

ciclos para las baterías más básicas y 1000 ciclos para los últimos modelos. Ciclo se le denomina a cada proceso de carga y descarga de las baterías. Las ventajas de este tipo es que son seguras y pueden tener descargas rápidas en periodos de tiempo de milisegundos, por esta razón es que tienen alta eficiencia eléctrica. El funcionamiento de este tipo de batería se basa en el proceso químico de reducción y oxidación (redox). Sin embargo, Las reacciones de reducción y oxidación que se llevan a cabo internamente durante la operación de la batería, deterioran los electrodos, afectando la vida útil y la cantidad de ciclos de carga máxima de la batería [38, 39].

Baterías basadas en Níquel

Las baterías compuestas por Níquel Cadmio (NiCd) tienen un electrodo positivo de cadmio y uno negativo de hidróxido de níquel. Este tipo de batería se ve afectada por el llamado efecto memoria, también conocido como efecto de la batería o la memoria de la batería. Es un efecto en el que las baterías pierden gradualmente su capacidad máxima de energía. Las baterías NiCd tienen la ventaja de una larga vida útil que consta de hasta 2000 ciclos de carga y descarga, además de mantener adecuadamente sus propiedades al final de su vida. La principal desventaja es su alto costo de inversión, pudiendo ser 10 veces el de un sistema de Pb-Ácido, debido al proceso de fabricación necesario y a la disponibilidad de los materiales que la conforman. Las principales ventajas de esta tecnología es que puede mantener estados de descarga por periodos largos la resistencia interna baja. Las desventajas de este tipo de batería es que sufren de efecto memoria y el costo es alto debido al proceso que con lleva la fabricación [38, 39].

Las baterías compuestas por Níquel Hidruro metálico (NiMH) comparten varias características con las baterías de NiCd, a diferencia que están conformadas por el electrodo de hidróxido de níquel y en este caso, el otro electrodo por una aleación de hidruro metálico, una ventaja de este tipo de compuesto que no tienen efecto memoria y como desventaja que el pico de potencia es menor. Las baterías NiMH, tienen una vida útil de hasta 1500 ciclos de carga y descarga [38, 39].

Baterías de Sulfuro de Sodio

Las baterías de Sulfuro de Sodio Na - S consisten en un ánodo sodio y un cátodo de azufre, y un material cerámico de Beta Alúmina (*Beta - Al₂O₃*) comúnmente utilizado en celdas ya que es un material conductor de iones. Este tipo de baterías tienen su mejor rendimiento a temperaturas entre 300 y 350° C. Cuando trabaja a esta temperatura obtiene algunas cualidades como alta

densidad de potencia y energía. En general este tipo de baterías tienen ventajas ambientalmente debido al sistema con el que está construida su estructura protectora. Entre las ventajas de este tipo de baterías es que el 99 % de los materiales pueden ser reciclados, tienen una alta eficiencia en carga y descarga, y una vida útil larga. La principal desventaja de las baterías compuestas de sodio para las aplicaciones de dimensiones grandes, el costo de fabricación es elevado [38, 39].

Baterías basadas en Litio

Estas baterías están construidas con capas de electrodos. Este tipo de baterías cuenta con una importante ventaja que es la alta densidad de energía esto debido a que el Litio es el elemento de la familia de los metales con menor peso, además de contar con solo un electrón. Esto ocasiona que cuente con un alto potencial electroquímico, es decir, que es susceptible a atraer electrones. Además, soportan una gran cantidad de ciclos de carga y descarga, haciéndolas idóneas para dispositivos portátiles de uso frecuente.

La batería de Litio de igual forma a las demás, se conforma de un electrolito, dos electrodos y un separador. El electrodo positivo no es puramente Litio, sino que es un compuesto con otros metales [3, 38, 39], por lo general se combina con Cobalto, Aluminio, Niquel, Manganeseo o Hierro. El electrodo negativo por lo general es de grafito.

Las baterías de Li-Ion no tienen efecto de memoria y permiten ser recargadas antes de ser descargadas por completo. La vida útil de este tipo de batería depende del metal con el que se compone el electrodo positivo. El problema de las baterías de iones de Litio es que no acepta sobrecargas. El electrolito de este tipo de batería normalmente es un compuesto de hexafluorofosfato de litio.

Las baterías de polímero de Litio son una variación del Li-Ion, la diferencia radica en el electrolito, en las baterías de Li-Ion es una sal de Litio y en esta tecnología es un sólido o gel mezclado con polímeros. Sus características son similares, pero permiten mayor densidad de energía y nivel de descarga. Este tipo de batería por lo general cuentan una vida útil de 1000 ciclos de carga y descarga [3, 38, 39].

En la Tab. 4.1 se muestra una comparativa de las principales características entre algunas de las baterías más utilizadas en general, de acuerdo a la composición química [3, 37, 38, 39].

Tab. 4.1: Características de las principales tecnologías de batería [3, 37, 38, 39].

Característica	Pb-Ácido	NiCd	NiMH	Li-Ion	Li-Po
Comercialización (Año)	1881	1956	1990	1992	1999
Tiempo de vida (Años)	5 - 15	10 - 20	10 - 15	2 - 5	2 - 7
Densidad de energía (Wh/Kg)	30 - 50	48 - 80	60 - 120	110 - 160	100 - 130
Voltaje de celda (V)	2	1.25	1.25	3.16	3.7
Ciclos de carga - descarga (ciclos)	1000	2000	1500	2000	1000
Tiempo de carga (Hrs)	8 - 6	10 - 14	2 - 4	2 - 4	1 - 1.5
Eficiencia (%)	50 - 92	70 - 90	66	80 - 95	90 - 95
Tasa de auto descarga mensual (%)	20	10	30	8	5

4.1.5. Funcionamiento de baterías

En general las baterías, funcionan con base en la extracción de electrones de un electrodo a otro. En el caso de las baterías compuestas por Li-Ion se basan en el proceso químico denominado intercalación.

El proceso de intercalación se basa en la separación de átomos de Litio del óxido de metal, ocasionando electrones libres o iones de Litio. Esto es posible realizarlo externamente al colocar una fuente de energía eléctrica entre las terminales del cátodo y ánodo (cargador), como se muestra en la Fig. 4.2, esto atraerá los electrones del átomo de Litio contenidos en el cátodo. Los electrones fluyen por el circuito externo hasta la capa de grafito, mientras que los iones de Litio pasan a la capa de grafito (ánodo) a través del electrolito al ser atraídos por los electrones que se encuentran en esa capa, una vez que todos los átomos de Litio se encuentran en la capa de grafito, la batería se encuentra completamente cargada. Para el proceso de descarga, es necesario la colocación de una carga eléctrica entre las terminales de la celda, ya que el átomo de Litio por si solo es inestable, pero al ser parte de un compuesto metálico se vuelve estable. Para esto el átomo de Litio busca la forma de estabilizarse, por tanto, al cerrar el circuito se brinda un camino a los electrones hacia el cátodo y los iones de Litio regresan por el electrolito, cuanto todos los átomos de Litio se encuentran en el cátodo la batería se ha descargado [3, 37].

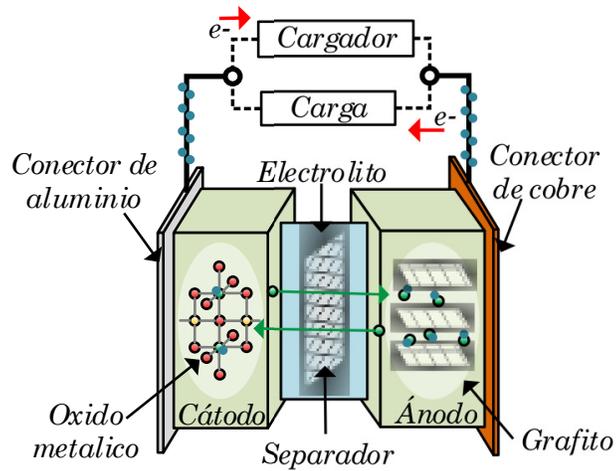


Fig. 4.2: Diagrama de batería.

4.1.6. Modelos de batería

El modelado de batería busca representar ciertos aspectos físicos que ocurren en el tiempo, como el comportamiento de las variables eléctricas, térmicas o de envejecimiento. Considerando estas variables, se pueden obtener diversos tipos de modelado, en donde a partir de principios teóricos se puede determinar un modelo que represente el comportamiento de determinadas variables de la batería. Estos tipos se pueden dividir en modelos eléctricos, modelos térmicos, modelos de envejecimiento, modelos matemáticos y modelos electroquímicos [5].

Modelos térmicos

Durante el proceso de la carga y descarga de la batería se genera calor interno, que se conduce naturalmente de la parte interna a la superficie de la batería. Dado que algunos problemas de rendimiento y seguridad en las baterías dependen de la temperatura, es importante modelar las baterías en este enfoque. Por esto, es un enfoque de utilidad, sin embargo, experimentalmente tiene algunas limitantes ya que requiere ser caracterizado en condiciones específicas, como temperaturas estables a determinados perfiles de descarga. Además, por la infraestructura de una batería se contará con un error en la obtención de la temperatura, ya que es prácticamente imposible obtener directamente la temperatura interna, la cual se obtiene al relacionarla con la temperatura de la superficie de la batería. Por tanto, los modelos térmicos de batería se basan principalmente de las expresiones que describen el balance de energías, la generación de calor y la relación con las condiciones del entorno [5, 6, 7].

Principalmente este tipo de modelado se basa en expresiones que describen el balance de

energías, a partir la ley de conservación de la energía, la cual representa la distribución de la temperatura interna. Se busca comparar la energía almacenada en una batería con las expresiones de velocidad de conducción y generación de calor [5, 6, 7].

La generación de calor en las baterías se conforma del calor reversible, que es aquel ocasionado por las reacciones electroquímicas internas y el irreversible, es aquel ocasionado por la polarización y la resistencia a la transferencia de energía a la carga eléctrica [5, 6, 7].

En la literatura se han desarrollado diversas teorías para describir el comportamiento de la generación de calor, sin embargo, la ecuación más utilizada en la actualidad es aquella en la que se busca se dividir en varias partes el calor. El calor por polarización, el calor por reacciones, el calor generado por la resistencia a la conducción en la fase sólida y el calor ocasionado por la resistencia de conducción de fase electrolítica [5, 6, 7].

El calor de la batería es generado internamente y se conduce a la superficie para ser disipado por el medio o por el sistema de enfriamiento por convección o radiación. La transferencia de calor entre la superficie de la batería y el disipador es obtenida al comparar el calor de conducción interna y las tasas de transferencia de calor [5, 6, 7].

Modelos matemáticos

Los modelos matemáticos pueden ser considerados aquellos de enfoques analíticos o estocásticos. Los analíticos se basan en diversos principios básicos, pero en diseño del modelo se busca obtener pocas ecuaciones reduciendo la complejidad del análisis. Los principales principios físicos utilizados en el modelado matemático son a partir de la cinética del proceso químico de una batería, en donde, la carga total de la batería se modela como líquido en dos tanques por relaciones de fracción de capacidad como se muestra en la Fig. 4.3, donde c representa la capacidad de la batería. En este modelado se representa la carga total de la batería en función a dos tanques conectados mediante una válvula en donde el líquido contenido en los tanques es una función del estado de carga de la batería, un tanque representa la carga disponible para la carga eléctrica y el otro tanque representa la carga estática encargado de suministrar al tanque de carga disponible [5].

Otro tipo de modelado matemático son estocásticos, que se basan en el principio de la cadena de Markov. Este principio basa un funcionamiento de predecir el comportamiento de un proceso en función al estado actual y sin conocer el historial de los estados. El modelado se da a partir

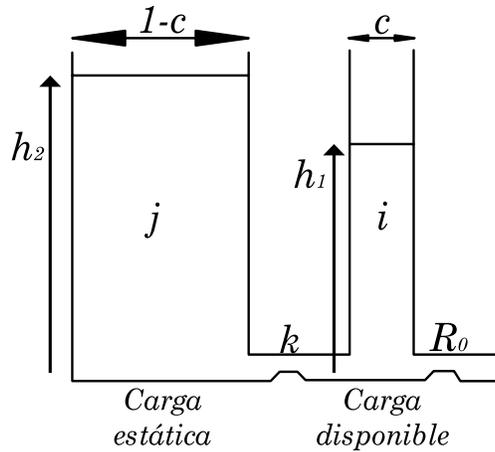


Fig. 4.3: Modelo de batería cinético.

de la determinación de reglas de transición, como se muestra en Fig. 4.4, que solo dependen del estado actual del sistema [5]. Es decir, con este modelo se busca representar la capacidad real de la batería, denotada como N , en donde en cada instante de tiempo se cuantifica la cantidad de carga que se pierde dependiendo del perfil de carga o descarga, así como de las condiciones de uso.

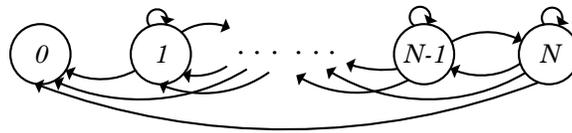


Fig. 4.4: Modelo de batería estocástico.

Modelos electroquímicos

Los modelos electroquímicos son capaces de entregar una completa representación interna del proceso electroquímico en la batería. Se basa en la obtención de ecuaciones diferenciales parciales acopladas que describan cómo se produce el potencial de la celda y cómo se ve afectado por las reacciones electroquímicas por las reacciones internas en la batería.

El enfoque de este tipo de modelado se puede obtener a partir de la obtención de las concentraciones de sólidos en cada electrodo y concentración de electrolito. También se puede modelar considerando el cálculo de los potenciales de electrolitos y electrodos, sin embargo, este tipo de modelado ignora aspectos externos al proceso electroquímico que ocurren en la batería, como la temperatura o envejecimiento. El modelo de Sheperd es el más empleado en el análisis de baterías en aplicaciones de vehículos híbridos, en términos de voltaje y corriente con respecto al

estado de carga. Este modelo suele ser modificado para incluir algunos parámetros que puedan mejorar la representación de la batería, como la sobrecarga, la generación de gases o para el cálculo de la resistencia interna.

Modelos de envejecimiento

Los modelos de envejecimiento tienen como objetivo reproducir la degradación de la batería, que se refleja en un desvanecimiento de capacidad o aumento de la impedancia interna, sin embargo, no es tan utilizado ya es complicado obtener físicamente las variables que depende de este modelado. El envejecimiento es considerado como una función que puede depender tanto de la temperatura como del estado de carga, en donde con el calentamiento se afectará gradualmente la capacidad de la batería.

Este tipo de modelado depende de los principios teóricos y fenómenos considerados, uno de los principios del envejecimiento es el estudio de la reacción de oxidación por solvente. Otro enfoque en este tipo de modelado es el estudio de la formación de la interface de electrolito sólidos [5].

Modelos eléctricos

Los modelos eléctricos tienen como objetivo reproducir el comportamiento de las variables eléctricas en las terminales de la batería. En donde a partir de elementos pasivos se busca representar la polarización y la resistencia en la interface. En la actualidad se han desarrollado diversas configuraciones que representan el modelo en circuitos eléctricos. Estas configuraciones son conocidas como modelos de circuito equivalente. Entre las configuraciones más utilizadas se encuentra el modelo de resistencia interna, el modelo RC , el modelo de Thévenin y el modelo PNGV (Partnership for a New Generation of Vehicles) [5, 42, 43, 45].

El modelo más sencillo es el modelo de una resistencia interna, mostrado en la Fig. 4.5, el cual está conformado por una fuente de alimentación (V_{OC}) que representa el voltaje en la batería y una resistencia (R_0) en serie que representa la caída de voltaje interna de la batería al aplicar una carga.

Otro modelo sencillo es el modelo RC que se basa en el modelo de resistencia interna descrito previamente, mostrada en la Fig. 4.6, este modelo se conforma del capacitor C_1 , el cual tiene un valor de capacitancia elevada con la finalidad de representar el almacenamiento de energía.

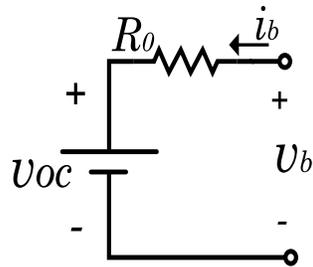


Fig. 4.5: Modelo de circuito equivalente de resistencia interna.

El capacitor C tiene una capacitancia baja y representa los efectos transitorios de la batería, mientras que la resistencia R_1 representa la caída de voltaje interna en la batería y R_0 representa la resistencia de los terminales de la batería [5, 42, 43, 45].

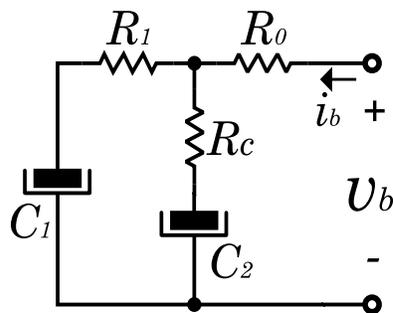


Fig. 4.6: Modelo de circuito equivalente RC.

El modelo de Thévenin parte del modelo de una resistencia interna, mostrado en la Fig. 4.7, añadiendo en serie una rama RC que consiste en un capacitor y una resistencia en paralelo con el objetivo de representar el comportamiento dinámico y la polarización de la batería y de igual forma está conformado por el voltaje de circuito abierto U_{OC} y la caída de voltaje interna de la batería R_0 [5, 42, 43, 45].

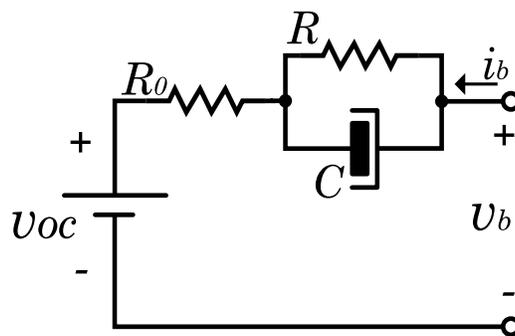


Fig. 4.7: Modelo de circuito equivalente de Thévenin.

Un modelo más complejo derivado del modelo de Thévenin es el modelo PNGV, mostrado

en la Fig. 4.8, propuesto por colaboraciones de compañías como Ford, Daimler y GM. El modelo consiste en la adición de un capacitor C_1 en serie con el objetivo de representar las variaciones de voltaje producidas durante el proceso de carga de la batería [5, 42, 43, 45].

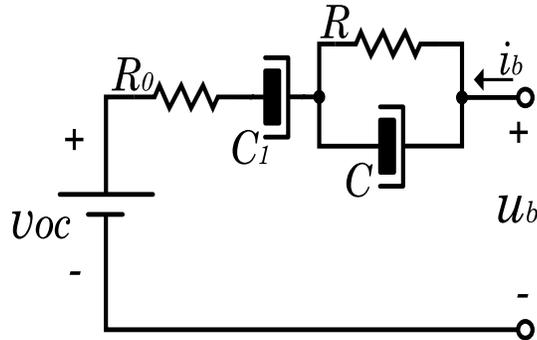


Fig. 4.8: Modelo de circuito equivalente PNGV.

El modelo de polarización doble, es derivado del modelo de Thévenin, como se muestra en la Fig. 4.9, en donde se puede observar que en este modelo se agrega una rama RC, debido a que este modelo se busca mejorar la precisión considerando las características de polarización y simular la polarización de concentración y la polarización electroquímica por separado [5, 42, 43, 45].

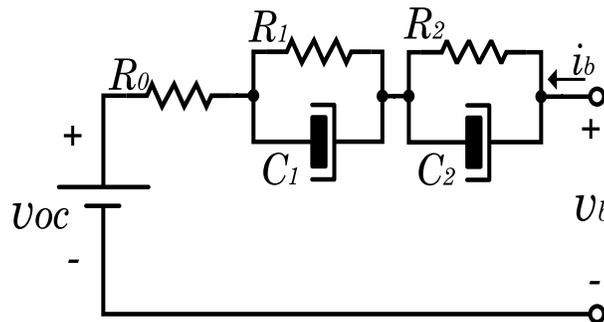


Fig. 4.9: Modelo de circuito equivalente de polarización doble.

El modelo se compone del voltaje de circuito abierto V_{OC} , la resistencia en serie R_0 , las ramas RC se componen de la conexión de una resistencia y un capacitor. Las resistencias R_1 y R_2 que buscan representar la resistencia que caracteriza la polarización electroquímica y la resistencia que caracteriza la polarización de concentración y las capacitancias C_1 y C_2 , que representan el comportamiento transitorio de la batería [5, 42, 43, 45].

La aplicación depende que tipo de modelado es conveniente utilizar, de acuerdo a las nece-

sidades de la aplicación se debe seleccionar un modelo que considere las variables físicas de la batería con las que se cuentan [5, 42, 43, 45].

- **Precisión.** Para este criterio es indispensable tomar en cuenta la complejidad, ya que antes de seleccionar un modelo se debe definir la precisión que se desea. A mayor precisión aumentará la complejidad ya que se van considerando más fenómenos de la batería en el modelo. En modelos precisos se requiere de tiempo y capacidad de cálculo en comparación de modelos más simples con precisión inferior pero suficiente para algunas aplicaciones.
- **Complejidad.** Este criterio se puede determinar a partir de varios factores, la complejidad para la parametrización del modelo, complejidad de implementación computacional o la complejidad de diseño y análisis del modelo dependiendo de la cantidad de variables y fenómenos a representar. En algunas aplicaciones se opta por utilizar modelos no complejos en cuanto a número de variables que represente el modelo, y de esta forma se reduce también la complejidad en la parametrización y el modelado computacionalmente.
- **Parametrización.** Cual sea el modelo a utilizar por más complejo que sea, si no se parametriza adecuadamente puede perder toda la precisión estimada. La parametrización se da a partir del análisis del comportamiento dinámico del modelo, y a partir de la medición de las variables consideradas se determina los parámetros del modelo.
- **Análisis.** Algo importante a considerar a la hora de selección del modelo, es necesario considerar que tanto la parametrización como el modelado computacional dependen del análisis de la dinámica de las variables consideradas en el modelo, el análisis depende de los teoremas seleccionados para el estudio de cada fenómeno de la batería.

En la Tab. 4.2, se puede observar una comparación en cuanto a la precisión de los modelos eléctricos mencionados [46], entre el error en los niveles de voltaje y en el estado de carga, en donde se observa que el modelo de Thévenin es el de mejor precisión, además de ser un modelo de baja complejidad, al solo contar con dos variables.

4.1.7. Parámetros de modelo de batería

La precisión con la que un modelo describe a una batería, dependerá siempre del conjunto de valores que lo parametriza. Si no se tiene una relación adecuada de los parámetros del sistema, las buenas características del modelo se perderán por completo.

Tab. 4.2: Comparación de precisión en modelos eléctricos [46].

Modelo	Tasa de error de voltaje (%)	Variación de SOC
Resistencia interna	0.0012	2.8176
RC	0.0009	2.0337
Thévenin	0.0004	0.5151
PNGV	0.0005	1.0020
DP	0.00004	0.3790

El término parámetros se refiere a las cantidades que caracterizan el sistema, incluidas ya sean las cantidades eléctricas como resistencia interna, capacitancia, potencia y voltaje de circuito abierto o las cantidades químicas como la conductividad de fase sólida y coeficientes de difusión [5, 47, 34].

Voltaje de circuito abierto

El voltaje de circuito abierto es considerado como el parámetro de más importancia en un modelo. Si se considera una batería ideal, se representaría como en la Fig. 4.10, en donde el voltaje en las terminales de la batería depende de una fuente de voltaje lineal V_{oc} . Sin embargo, en la batería influyen otros factores [5, 47, 34].

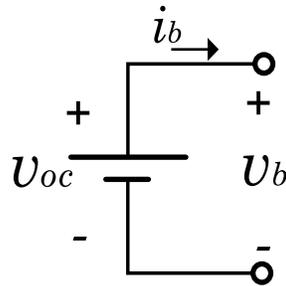


Fig. 4.10: Representación ideal de batería.

Por tanto, el voltaje de circuito abierto se puede definir como el voltaje en las celdas de la batería en condiciones de equilibrio, es decir, el voltaje en la batería cuando no fluye una corriente por la batería, por lo tanto, no provoca ninguna reacción dentro de la batería [5, 47, 34].

El voltaje de circuito abierto en una batería completamente cargada siempre será mayor que cuando está completamente descargada. Esta variación de voltaje es denominada estado de carga (SOC). El estado de carga es el principal factor que influye en el voltaje de circuito abierto, el

cual depende directamente de la capacidad de la capacidad de la batería a modelar. Donde se puede definir que cuando el estado de carga es el 100 %, la batería está completamente cargada y 0 % para cuando está completamente descargada. El estado de carga dependerá de la capacidad de la batería y de la intensidad de descarga de la batería. Por tanto, el estado de carga se puede representar por la ecuación (4.1),

$$SOC = \frac{-n(t)i(t)}{Q_r} \quad (4.1)$$

donde, $n(t)$ representa la eficiencia de la carga o descarga, $i(t)$ la corriente de la batería y Q_r capacidad de la batería [47]. El signo negativo es debido a que cuando la corriente es positiva (durante la descarga), el estado de carga disminuye y cuando la corriente es negativa (durante la carga) el estado de carga aumenta [5, 47, 34].

El voltaje de circuito abierto se puede representar como en la Fig. 4.11, en donde el voltaje de circuito abierto está dado por una función del estado de carga.

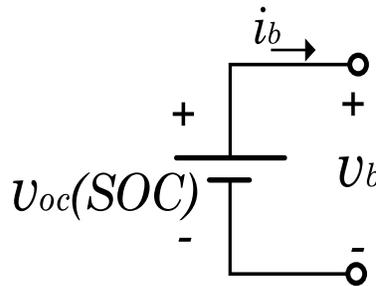


Fig. 4.11: Voltaje de circuito abierto en función al estado de carga.

Como se ha mencionado, el estado de carga y el voltaje de circuito abierto están relacionados a partir de una función. La función depende de la complejidad y precisión de la aproximación a utilizar. Existen diversas formas de expresar el voltaje de circuito abierto. A continuación, se muestran los principales tipos de modelado de la relación del voltaje de circuito abierto y el estado de carga [35, 36].

- **Modelo exponencial.** Este modelo, contiene una relación de la variación de la temperatura con respecto al estado de carga y el voltaje de circuito abierto, como en (4.2),

$$V_{OC} = f(SOC) = a_1 e^{b_1 SOC} + a_2 e^{b_2 SOC} + c SOC^2 \quad (4.2)$$

donde, las variables a_1 , a_2 , b_1 , b_2 y c , son coeficientes que dependen de la temperatura, por lo que con este modelo es posible representar el voltaje de circuito abierto a diversas temperaturas [35].

- **Modelo de adaptación polinomial.** La representación del voltaje de circuito abierto con respecto al estado de carga puede ser expresada como una ecuación de polinomios, como en (4.3),

$$V_{OC} = f(SOC) = a_1 SOC^n + a_2 SOC^{n-1} + \dots + a_n SOC + a_{n+1} \quad (4.3)$$

donde, las variables a_1 a a_{n+1} son coeficientes que ayudan al ajuste de curvas por mínimos cuadrados, por lo que este método busca representar el comportamiento de la curva del voltaje de circuito abierto con respecto al estado de carga, a partir del ajuste de los coeficientes de la expresión [35, 36].

- **Modelo de sumatoria de funciones sinusoidales.** Este modelado se basa en la representación de la curva de $V_{OC} - SOC$ como una suma de funciones sinusoidales, como en (4.4),

$$V_{OC} = f(SOC) = \sum_{i=1}^n a_n \sin(b_n SOC + c_n) \quad (4.4)$$

donde, a_n , b_n y c_n son los coeficientes de las funciones sinusoidales, i y n son los elementos que dan el incremento y el número de incrementos que tendrá la sumatoria [35].

- **Modelo Gaussiano.** El método Gaussiano de representación de la relación $V_{OC} - SOC$, es expresado como (4.5),

$$V_{OC} = f(SOC) = \sum_{i=1}^n a_n e^{\left(\frac{SOC-b_n}{c_n}\right)^2} \quad (4.5)$$

donde, a_n , b_n y c_n son los coeficientes de la función, i y n son los elementos que dan el incremento y el número de incrementos que tendrá la sumatoria [35].

- **Modelo de error cuadrático medio.** El voltaje de circuito abierto puede ser expresado como una función de estimación basada en el error cuadrático medio (RMSE), como en (4.6), el cual depende del error entre el voltaje de circuito abierto real y una estimación de V_{OC} ,

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum (V_{OC,estimado}^i - V_{OC,real}^i)^2} \quad (4.6)$$

donde, i es el instante en el que se realiza la medición de acuerdo al SOC , n es el número total de muestras obtenidas, $V_{OC,real}$ es el valor de V_{OC} medido y $V_{OC,estimado}$ es el valor de V_{OC} estimado [35].

En general, estos tipos de modelado del estado de carga han sido desarrolladas en la literatura, las cuales varían de acuerdo a la aplicación y la complejidad del modelado que se desee

estudiar. De acuerdo al modelado de adaptación polinomial, el V_{OC} se puede expresar como en la ecuación (4.7), donde β_0 y β_1 son variables que dependerán de la capacidad de la batería, así como de condiciones de operación. El parámetro β_0 es el voltaje mínimo de la batería, es decir, cuando la batería está completamente descargada y β_1 es la tasa de cambio del voltaje de circuito abierto con respecto al SOC. El voltaje de circuito abierto será igual a la suma de β_0 y β_1 , dependiendo del estado de carga [12].

$$V_{OC} = f(SOC) = \beta_0 + \beta_1(SOC) \quad (4.7)$$

Resistencia interna

El voltaje de la batería es una función del voltaje de circuito abierto con respecto al estado de carga, sin embargo, el voltaje en los terminales de la batería siempre será distinto al voltaje de circuito abierto. Cuando se somete a una carga eléctrica el voltaje terminal de la celda cae por debajo del voltaje de circuito abierto, y cuando se carga la batería, el voltaje en las terminales aumenta por encima del voltaje de circuito abierto. Este fenómeno se ilustra en la Fig. 4.12. Este efecto es representado por una resistencia en serie al voltaje de circuito abierto, conocida como resistencia en serie equivalente. Esta resistencia también tiene como objetivo representar la potencia disipada en forma de calor por la resistencia interna de la batería por lo que la resistencia siempre dependerá de la temperatura interna de la batería. Por lo que, el voltaje en las terminales será la diferencia entre el voltaje de circuito abierto y el voltaje en la resistencia R_0 [5, 47, 34].

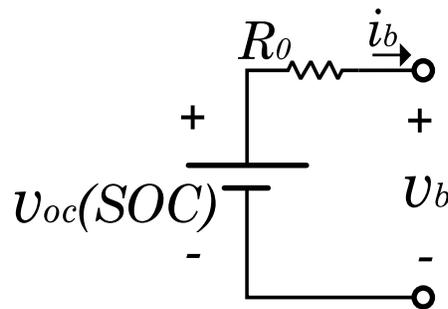


Fig. 4.12: Representación de la resistencia interna.

Además, la resistencia interna representa el denominado voltaje de difusión, ya que el voltaje en los terminales no tiene un comportamiento puramente resistivo, cuando se aplica una corriente de polarización, el voltaje evoluciona lentamente en el tiempo y cuando se deja reposar la batería el voltaje decae lentamente, como se muestra en Fig. 4.13, en donde pasa de estar

en reposo a ser sometida a un impulso de determinada corriente de descarga, para posteriormente dejar de ser sometida por la corriente, convergiendo lentamente al estado de reposo [5, 47, 34].

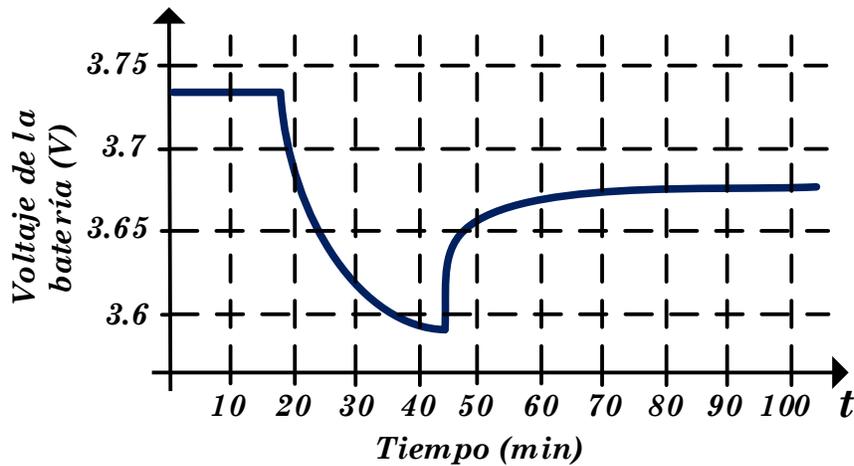


Fig. 4.13: Comportamiento del voltaje de difusión.

Por lo general el voltaje de difusión es representado por un arreglo de capacitores y resistencias que varía dependiendo de las características diseño del modelo, ya que el capacitor amortiguará la evolución del voltaje con respecto al tiempo.

Capacidad

El estado de carga es una variación en el voltaje en el tiempo que depende de la capacidad de la batería. La capacidad de una batería es la energía total que puede suministrar o almacenar una batería, se mide en amperios hora (Ah). La capacidad es un parámetro que a comparación de otros no depende su valor de la temperatura o la corriente, sin embargo, la variación de la capacidad tiende a disminuir lentamente con el tiempo, debido a reacciones secundarias químicas parasitarias no deseadas y a la ruptura estructural de los materiales de los electrodos de la celda.

En un modelo de circuito equivalente la capacidad es representada por un capacitor, denotado por Q_r , como se muestra en la Fig. 4.14, en donde se puede observar que el almacenamiento de la energía en el capacitor depende de la corriente con la que se carga o descarga. Por tanto, el voltaje en el capacitor V_{Q_r} representa el estado de carga [5, 47, 34].

En general la capacidad de almacenamiento de una capacitor (capacitancia) es determinada como en la ecuación (4.8), que describe la cantidad de carga eléctrica almacenada al aplicar determinado voltaje [5, 47, 34].

$$\text{Capacitancia} = \frac{q}{V} \quad (4.8)$$

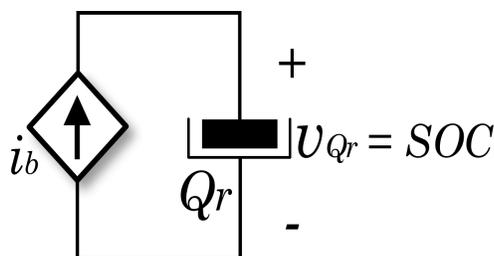


Fig. 4.14: Representación de la capacidad de la batería.

De donde, q representa la carga eléctrica almacenada en Coulombs (cantidad de carga eléctrica por segundo), V el voltaje entre los terminales del capacitor y C la capacidad de almacenamiento por el capacitor en Faradios, al relacionar la capacidad con la capacitancia, V es el voltaje de la batería y q la capacidad de la batería en Amperes por segundo. Por tanto, la relación se puede observar a continuación en donde se determina la capacitancia a partir de la capacidad de una batería de 3.75 Ah [12].

$$Q_r = \frac{1.5 \text{ Ah}}{3.7 \text{ V}} \cdot \frac{3600 \text{ s}}{1 \text{ H}} \quad (4.9)$$

4.2. Variables que afectan el valor de los parámetros de la batería

Además de los parámetros mencionados anteriormente, existen algunos factores de los cuales depende el valor de los parámetros en una batería pero que en la literatura no son factores que se tomen en cuenta como primordiales. Entre ellos se encuentra la temperatura interna T y el envejecimiento de la batería [38].

Temperatura interna

La temperatura interna es un factor del cual depende del voltaje de circuito abierto y la resistencia interna [2]. En el caso del voltaje de circuito abierto, como se mencionó anteriormente es representado por una función con respecto al estado de carga, al considerar la temperatura ahora el voltaje será una función que dependerá del estado de carga y de la temperatura como se muestra en (4.10), donde la temperatura varía con respecto al tiempo [38].

$$V_{OC} = f(SOC, T) \quad (4.10)$$

La resistencia en serie también se ve afectada por la temperatura ya que este parámetro se encarga de representar la potencia disipada. La potencia disipada por la resistencia en serie

puede ser expresada como se muestra en la ecuación (4.11), en donde i_b es la corriente de la batería, y R_0 la resistencia en serie [38].

$$P_{disipada} = \frac{i_b^2}{R_0} \quad (4.11)$$

Envejecimiento

Las baterías se deterioran gradualmente de forma natural debido a reacciones químicas no deseadas y cambios físicos propios de los químicos activos que componen la batería, esto es denominado envejecimiento. El envejecimiento se ocasiona debido a la corrosión producida por cualquier otra reacción química ajena a la de la batería. El envejecimiento en una batería es un proceso inevitable que evoluciona con el tiempo y es un factor que afecta la identificación de los parámetros de un modelo, afectando la resistencia interna y la capacidad de la batería [38].

- **Resistencia interna:** La resistencia interna tiende a aumentar conforme va envejeciendo la batería. Esto debido a que el envejecimiento representará una mayor pérdida de energía, por lo que la resistencia interna limita cada vez más la energía que es capaz de suministrar.
- **Capacidad:** La capacidad de la batería tiende a disminuir conforme aumenta el envejecimiento. Aunque para el caso de la capacidad puede ser posible revertir un poco por reacondicionamiento el efecto del envejecimiento sobre la capacidad, sin embargo, la tendencia con el uso de la batería será a disminuir su capacidad. Este fenómeno de la disminución de la capacidad de la batería es conocido como desvanecimiento de la capacidad.

4.3. Modelo equivalente de Thévenin

El modelo de Thévenin es actualmente el más aplicado en la literatura, por sus características de representación del comportamiento de la batería y la complejidad de análisis. El modelo de Thévenin de una rama RC , mostrado en la Fig. 4.15, tiene como objetivo representar el comportamiento transitorio de la batería. Donde la fuente de alimentación denotada por V_{OC} , representa el voltaje de equilibrio conocida como voltaje de circuito abierto, el cual depende del nivel del estado de carga y la temperatura a la que se encuentre la batería. La forma de determinar el voltaje de circuito abierto es a partir de pruebas experimentales en donde se debe registrar las variables con respecto a que se deseen considerar en el modelado, las cuales pueden

ser el tiempo para determinar la capacidad de la batería, de esta forma obtener una relación con el estado de carga, la temperatura, la corriente y el voltaje en los terminales de la batería [5, 12, 44].

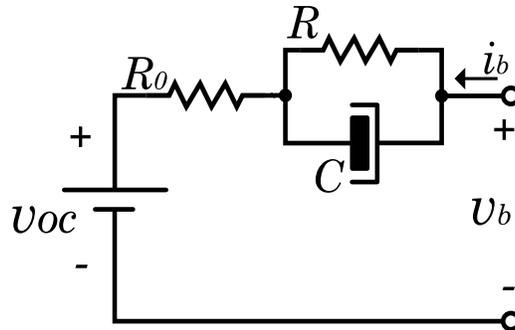


Fig. 4.15: Modelo de circuito equivalente de Thévenin.

De acuerdo al modelo de Thévenin se podía determinar que el voltaje en las terminales equivale al voltaje de circuito abierto menos las pérdidas ocasionadas por la resistencia interna, representada por R_0 y R , las cuales dependen su magnitud de las características químicas de la batería, la temperatura y la corriente de carga o descarga. En este modelo la resistencia interna es representada por dos resistencias en lugar de una, debido a que una la resistencia R y el capacitor C ayudan a la representación del efecto transitorio de la batería durante el proceso de polarización y difusión que ocurre internamente en la batería, como se explicó en el capítulo anterior [12, 44].

Para el desarrollo de la identificación de parámetros se ha considerado el modelo de Thévenin, Fig. 4.16, en donde el voltaje de circuito abierto V_{OC} es una función del estado de carga $f(SOC)$. El estado de carga es representado por el voltaje en el capacitor denotado por Q_r , el voltaje de este capacitor dependerá de la corriente de la batería [5, 12, 44].

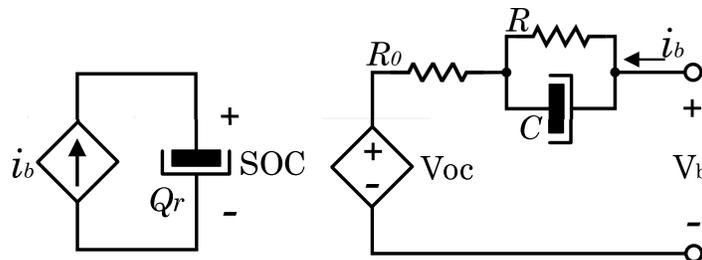


Fig. 4.16: Modelo de circuito equivalente de Thévenin en función del estado de carga.

La función del estado de carga del voltaje de circuito abierto está dada por (4.12), en donde β_0 y β_1 son variables que dependen de las características de la batería [5, 12, 44].

$$V_{OC} = f(SOC) = \beta_0 + \beta_1 SOC \quad (4.12)$$

Donde, β_0 representa el valor mínimo de voltaje en la batería y β_1 la amplitud de voltaje que varía con respecto al estado de carga, de este modo, el voltaje máximo de la batería será la suma de β_0 y β_1 .

Tomando esto se puede determinar las ecuaciones de la dinámica del modelo, en el desarrollo de este modelado se consideran dos variables las cuales son el voltaje en Q_r o SOC y el voltaje en C , en (4.13) se muestra el espacio de estados en tiempo continuo del modelo obtenido de las ecuaciones dinámicas, donde la salida del sistema se considera como $v_b - \beta_0$, ya que β_0 es una constante que siempre estará presente afectando el voltaje de la batería pero no va a influir en el comportamiento dinámico del sistema [5, 12, 44].

$$\begin{aligned} \begin{bmatrix} \dot{SOC} \\ \dot{V}_{RC} \end{bmatrix} &= \begin{bmatrix} 0 & 0 \\ 0 & -\frac{1}{RC} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} SOC \\ V_{RC} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \frac{1}{Q_r} \\ \frac{1}{C} \end{bmatrix} i_b \\ v_b - \beta_0 &= \begin{bmatrix} \beta_1 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} SOC \\ V_{RC} \end{bmatrix} + R_0 i_b \end{aligned} \quad (4.13)$$

A partir de la expresión $G(s) = C(Is - A)B + D$, de donde es posible obtener la función de transferencia del modelo de Thévenin es la descrita por la ecuación (4.14),

$$G(s) = \frac{V_b(s) - \beta_0}{i_b(s)} = \frac{R_0 s^2 + \left(\frac{\beta_1}{Q_r} + \frac{1}{C} + \frac{R_0}{RC} \right) s + \frac{\beta_1}{RCQ_r}}{s^2 + \frac{1}{RC}s} \quad (4.14)$$

4.4. Método de mínimos cuadrados

Es un procedimiento de análisis numérico en el que, a partir de un conjunto de datos, se determina la mejor aproximación a la función correspondiente a los datos recabados. Este método es utilizado comúnmente para analizar determinado número de datos que se obtengan de algún sistema, con el fin de expresar su comportamiento de manera lineal y así minimizar los errores entre los datos obtenidos.

La aplicación de método de mínimos cuadrados para identificación de parámetros se da a partir de la extracción de las componentes de la ecuación de diferencias (4.15) de determinado sistema, en donde el vector ϕ contiene las entradas y salidas del sistema a analizar, y el vector θ contiene los parámetros del sistema en tiempo discreto. Considerando un sistema con n salidas y m entradas, la dimensión de ambos vectores será $(n + m) \times 1$ [8, 12].

$$\begin{aligned} y_k + a_1 y_{k-1} + \dots + a_n y_{k-n} &= b_1 u_{k-1} + \dots + b_m u_{k-m} \\ y_k &= -a_1 y_{k-1} - \dots - a_n y_{k-n} + b_1 u_{k-1} + \dots + b_m u_{k-m} \end{aligned} \quad (4.15)$$

$$\varphi_k = \begin{bmatrix} \varphi_{1,k} \\ \varphi_{2,k} \\ \vdots \\ \varphi_{n,k} \\ \varphi_{n+1,k} \\ \vdots \\ \varphi_{n+m,k} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} y_{k-1} \\ y_{k-2} \\ \vdots \\ y_{k-n} \\ u_{k-1} \\ \vdots \\ u_{k-m} \end{bmatrix} \quad \theta = \begin{bmatrix} \theta_1 \\ \theta_2 \\ \vdots \\ \theta_n \\ \theta_{n+1} \\ \vdots \\ \theta_{n+m} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -a_1 \\ -a_2 \\ \vdots \\ b_n \\ b_1 \\ \vdots \\ b_m \end{bmatrix}$$

Por tanto, la ecuación (4.15) se puede expresar por,

$$y_k = \phi'_k \theta \quad (4.16)$$

Suponiendo N número de muestras de entrada y de salida del sistema, se determina la matriz Z , en la que se registraran los datos de entrada y salida del sistema [8, 12].

$$Z = [y_1 \quad u_1 \cdots y_N \quad u_N] \quad (4.17)$$

Ahora, se define la función V de las variables θ y de Z .

$$V(\theta, Z) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (y[i] - \varphi'[i]\hat{\theta})^2 \quad (4.18)$$

El objetivo de este método es obtener el valor de $\hat{\theta}$ tal que, minimice la ecuación (4.18). El valor mínimo de V , se puede obtener estableciendo la derivada de la expresión (4.19) como 0 [8, 12].

$$\begin{aligned} \frac{\partial V}{\partial \hat{\theta}}(\theta, Z) &= \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \frac{\partial}{\partial \hat{\theta}} (y[i] - \varphi'[i]\hat{\theta})^2 = 0 \\ \frac{2}{N} \sum_{i=1}^N (y[i] - \varphi'[i]\hat{\theta}) \frac{\partial}{\partial \hat{\theta}} (y[i] - \varphi'[i]\hat{\theta}) &= 0 \\ -\frac{2}{N} \sum_{i=1}^N (y[i] - \varphi'[i]\hat{\theta}) \frac{\partial}{\partial \hat{\theta}} (\varphi'[i]\hat{\theta}) &= 0 \\ -\frac{2}{N} \sum_{i=1}^N (y[i] - \varphi'[i]\hat{\theta}) \varphi'[i] & \quad (4.19) \end{aligned}$$

Ordenando la expresión y aplicando la transpuesta a ambos lados de la ecuación (4.20) se obtiene la expresión para $\hat{\theta}$ [8, 12].

$$\sum_{i=1}^N \varphi'[i] (y[i] - \varphi'[i]\hat{\theta}) = 0$$

$$\begin{aligned}
\sum_{i=1}^N \varphi'[i]y[i] - \sum_{i=1}^N \varphi[i]\varphi'[i]\hat{\theta} &= 0 \\
\left(\sum_{i=1}^N \varphi[i]\varphi'[i] \right) &= \sum_{i=1}^N \varphi'[i]y[i] \\
\hat{\theta} &= \left(\sum_{i=1}^N \varphi[i]\varphi'[i] \right)^{-1} \sum_{i=1}^N \varphi'[i]y[i] \tag{4.20}
\end{aligned}$$

Por tanto, los parámetros del modelo son obtenidos de la función de transferencia del modelo a parametrizar una vez que se determine el vector $\hat{\theta}$ [8, 12].

4.5. Filtro Kalman extendido

El filtro Kalman convencionalmente es un estimador de estados recursivo que se caracteriza de los demás estimadores por considerar en el proceso de estimación el ruido blanco Gaussiano durante el proceso. El ruido Gaussiano es aquel que se caracteriza por tener una distribución normal, con un valor promedio de orden bajo y con probabilidad baja de que aumente de este valor. [15, 22].

El filtro Kalman es un método que basa su funcionamiento en procesos de predicción y corrección que se llevan a cabo consecutivamente. Sin embargo, el filtro Kalman puede ser utilizado para estimar los valores de los parámetros de un modelo de espacio de estados en tiempo discreto [15, 17, 22].

Ecuaciones de predicción:

Actualización de la predicción de estados:

$$x_k = Ax_k + Bu_k$$

Predicción de salida:

$$y_k = Cx_k + Bu_k$$

Actualización de la predicción de matriz de covarianza:

$$P_k = A_k P_k A_k' + Q_k$$

Ecuaciones de corrección:

Estimación de la ganancia de Kalman:

$$K_k = P_k C_k' [C_k P_k C_k' + R_k]$$

Actualización de la estimación de estados:

$$x_k = x_k + K_k(y_k - C_k x_k)$$

Actualización de la matriz de covarianza:

$$P_k = (I - K_k C_k) P_k$$

Donde Q y R son matrices de covarianza, que contienen la relación de varianza estimada en cada estado de acuerdo a la magnitud del ruido de proceso y medición. La matriz de covarianza P , contiene la relación de variación entre el ruido de proceso con la dinámica del sistema, como en (4.21). Esta matriz se encarga de dar la información necesaria a la ganancia de Kalman de la dinámica de cada estado para que se ajuste correctamente. La ganancia de Kalman K_k da la amplitud necesaria para que el estado se corrija correctamente de acuerdo al error en la comparación de la salida medida y la salida de predicción. Las variables A , B , C y D , son elementos que conforman el espacio de estados del sistema. En la Fig. 4.17, se puede observar un diagrama del proceso que conlleva la estimación del filtro Kalman, en donde la estimación dependerá en cada instante del error en la salida y de la entrada del sistema [15, 17, 22].

$$P_k = \begin{bmatrix} Cov(x_1, x_1) & Cov(x_1, x_2) & \cdots & Cov(x_1, x_n) \\ Cov(x_2, x_1) & Cov(x_2, x_2) & \cdots & Cov(x_2, x_n) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ Cov(x_{n-1}, x_1) & Cov(x_{n-1}, x_2) & \cdots & Cov(x_{n-1}, x_n) \\ Cov(x_n, x_1) & Cov(x_n, x_2) & \cdots & Cov(x_n, x_n) \end{bmatrix} \quad (4.21)$$

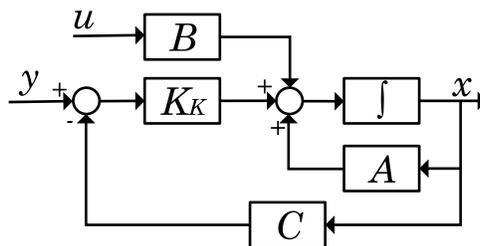


Fig. 4.17: Diagrama a bloques del filtro Kalman.

Para identificar parámetros de un sistema, es necesario la suposición de los parámetros del sistema como variables, como en (4.22), donde se puede observar un espacio de estados en tiempo discreto de determinado sistema pero expandido, donde r_{k-1} representa el efecto del ruido de proceso sobre los parámetros [15, 17, 22].

$$x_k = \begin{bmatrix} x_k \\ \theta_k + r_k \end{bmatrix} \quad (4.22)$$

Al realizar la consideración de los parámetros como variables, se obtienen no linealidades en el sistema, ante esto es necesario la aplicación el filtro Kalman extendido. La extensión del filtro Kalman se basa en la linealización por derivación de sistema no lineales. Donde las ecuaciones de linealización para la obtención de las matrices A , B , C y D del espacio de estados que representen el sistema linealmente en determinado instante de tiempo discreto k , donde las linealizaciones son evaluadas en relacion al vector de estados y la relacion de ruido de medicion en el estado anterior [15, 17, 22].

$$A_k = \frac{\partial F(x_{k-1}, u_{k-1}, W_{k-1})}{\partial x_k}, \quad B_k = \frac{\partial F(x_{k-1}, u_{k-1}, W_{k-1})}{\partial W_k}$$

$$C_k = \frac{\partial h(x_k, u_k, v_k)}{\partial dx_k}, \quad D_k = \frac{\partial h(x_k, u_k, v_k)}{\partial v_k}$$

Donde W_k y v_k , representan el ruido en el proceso y la medición del sistema.

Una vez que se obtienen las expresiones anteriores es posible identificar los parámetros aplicando el proceso de predicción y corrección del filtro Kalman convencional, se obtiene una estimación del vector de estados incluyendo los parámetros. El procedimiento del filtro Kalman para identificación de parámetros se muestra a continuación [15, 17, 22].

Ecuaciones de predicción:

Actualización de la predicción de estados:

$$\hat{x}_{k,p} = f(\hat{x}_{k-1,c}, u_{k-1}, W_{k-1})$$

Predicción de salida:

$$\hat{y}_k = h(\hat{x}_{k,p}, u_k, v_k)$$

Predicción de matriz de covarianza:

$$P_{k,p} = A_k P_k A_k' + Q_k$$

Ecuaciones de corrección:

Estimación de la ganancia de Kalman:

$$K_k = P_k C_k' [C_k P_k C_k' + R_k]$$

Actualización de la estimación de estados:

$$\hat{x}_{k,c} = \hat{x}_{k,p} + K_k (y_k - \hat{y}_k)$$

Actualización de la matriz de covarianza:

$$P_{k,c} = (I - K_k C_k) P_{k,p}$$

5. IDENTIFICACIÓN DE PARÁMETROS EN UN MODELO DE CIRCUITO EQUIVALENTE DE BATERÍA

Resumen

En este capítulo se presenta la propuesta de un esquema para la identificación de parámetros en línea de una batería. La propuesta se basa en que la batería entrega potencia a una carga a través de un convertidor SEPIC - Buck controlado. El controlador del convertidor permite tener en la carga un voltaje regulado y además perturbar la corriente de la batería para realizar la identificación de los parámetros. La corriente y el voltaje de la batería son medidas y procesadas por los algoritmos de identificación. Al aplicar los algoritmos de identificación, el diseño se realiza en tiempo discreto, En este capítulo también se presentan dos diferentes discretizaciones; la discretización por aproximación de la transformada bilineal de Tustin y la discretización exacta para las cuales se presentan las funciones de transferencia discreta. Se muestra a detalle el diseño de los algoritmos de mínimos cuadrados y filtro Kalman extendido para el modelo seleccionado a parametrizar. Finalmente se muestra el análisis para la obtención del modelo promedio del convertidor SEPIC - Buck, así como el análisis de cada convertidor en régimen permanente para el diseño de los elementos pasivos de los convertidores. De igual forma se muestra la estrategia de control propuesta para el seguimiento y regulación de voltaje de acuerdo a la estrategia de identificación propuesta.

5.1. Estrategia de identificación.

La estrategia consta de la identificación en línea de los parámetros de un modelo de batería de circuito eléctrico equivalente. Se proponen dos diferentes métodos para la estimación de parámetros basados en el algoritmo de mínimos cuadrados y en el filtro Kalman extendido [48, 45, 50]. Se considera que la batería está proporcionando una potencia constante a una carga a través de un convertidor controlado. La corriente y el voltaje de la batería son pasados a los métodos de identificación de parámetros para obtener estimaciones de los parámetros continuamente [48, 45, 50].

El diagrama de la estrategia de identificación se muestra en la Fig. 5.1, en donde se aprovecha del hecho que por lo general las baterías cuentan con un regulador de energía a la salida para acondicionar adecuadamente la carga a energizar. En este punto es donde plantea el uso de dos convertidores en serie. El primer convertidor se utilizar para inyectar una perturbación a la corriente de la batería por medio de un controlador. El objetivo del controlador del primer convertidor es regular, en promedio, el voltaje a su salida al valor del voltaje de la batería pero añadiendo una perturbación periódica de promedio cero de tipo escalera. Esta perturbación se verá reflejada en la corriente de la batería y permitirá la identificación de los parámetros de la batería mediante los algoritmos propuestos. Cabe resaltar que esta perturbación puede estar activa solamente cuando se lleva a cabo la estimación de los parámetros. El segundo convertidor se encarga de regular los niveles de voltaje que requiere la carga eléctrica. El controlador de este convertidor tiene como objetivo proporcionar un voltaje regulado a la salida [48, 45, 50].

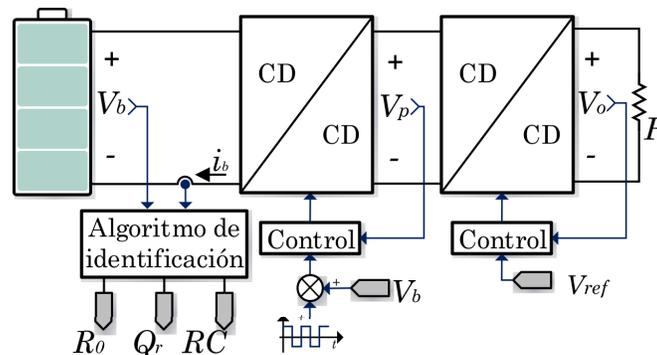


Fig. 5.1: Diagrama de la estrategia de identificación propuesta.

Para el estudio adecuado de la dinámica de la batería y obtener un conjunto de parámetros precisos, es necesario la realización de pruebas dinámicas, esto a partir de la inyección de perturbación. En general, las funciones utilizadas en pruebas dinámicas son la función escalón, impulsiones, de rampa y sinusoidales. La aplicación de este tipo de funciones depende de las

características dinámicas del sistema a estudiar o el tipo de análisis a realizar [48, 45, 50].

En este caso, al considerarse la entrada del sistema (corriente de la batería), como una señal constante durante intervalos de tiempo prolongados, es recomendable la perturbación por medio de una función escalón. Además, en sistemas de tiempo discreto, es común la realización de pruebas dinámicas con señales cuadradas, ya que en sistemas en frecuencia es común la perturbación con funciones sinusoidales [48, 45, 50]. Por estas razones, se ha determinado la inyección de una señal de perturbación escalonada, con amplitud y frecuencia que depende de la corriente de la batería, del tiempo de muestreo y del método de identificación. Con esta estrategia se busca que el monitoreo de estado de la batería se pueda realizar en el momento deseado aplicando el algoritmo y la perturbación solo durante el proceso de identificación [48, 45, 50].

5.2. Discretización del modelo de la batería

En esta sección, se presentan y comparan dos discretizaciones diferentes para el modelo de circuito eléctrico equivalente de la batería en consideración. El desarrollo de los algoritmos de identificación que se presentan posteriormente utiliza uno de estos modelos discretizados. Se presenta una discretización exacta y una discretización de aproximación que hace uso de la transformación bilineal de Tustin [54].

5.2.1. Transformación bilineal de Tustin

Es una técnica de aproximación de un sistema en tiempo continuo a discreto y se basa en integrar la función a discretizar, como se muestra en la Fig. 5.2. En donde, la transformación se da considerando la función de un punto T a otro, obteniendo la función de a partir del cálculo de la pendiente entre los puntos. La diferencia de este tipo de aproximación a otras es que se utiliza la técnica de la integración trapezoidal. Se utiliza comúnmente ya que tiene una aplicación simple y los resultados son precisos [54].

La aproximación discreta de una función de transferencia en tiempo continuo se obtiene al usar la equivalencia (5.3), donde T denota el tiempo de muestreo. Al aplicarla a la función de transferencia (5.1) del modelo de circuito equivalente considerado se obtiene (5.3) [54].

$$s \rightarrow \frac{2}{T} \frac{z - 1}{z + 1} \quad (5.1)$$

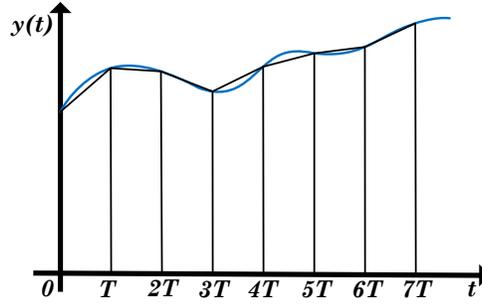


Fig. 5.2: Diagrama de integración trapezoidal.

$$G(s) = \frac{R_0 s^2 + \left(\frac{\beta_1}{Q_r} + \frac{1}{C} + \frac{R_0}{RC} \right) s + \frac{\beta_1}{RCQ_r}}{s^2 + \frac{1}{RC}s} \quad (5.2)$$

$$G(z) = \frac{b_0 z^2 + b_1 z + b_2}{z^2 + a_1 z - (a_1 + 1)} \quad (5.3)$$

donde,

$$b_0 = \frac{\beta_1 T^2 + 2T(\beta_1 RC + RQ_r + R_0 Q_r) + 4R_0 RC Q_r}{2Q_r(T + 2RC)}, \quad b_1 = \frac{\beta_1 T^2}{Q_r(2RC + T)} - \frac{4R_0 RC}{2RC + T}$$

$$b_2 = \frac{\beta_1 T^2 - 2T(\beta_1 RC + RQ_r + R_0 Q_r) + 4R_0 RC Q_r}{2Q_r(T + 2RC)}, \quad a_1 = \frac{-4RC}{2RC + T}.$$

La función de transferencia en tiempo discreto (5.3) es una aproximación a la discretización de (5.2) que conserva las mismas propiedades de estabilidad. El objetivo de esta transformación es obtener la ecuación de diferencias en tiempo discreto del modelo de batería, de modo que al ordenar la expresión (5.3), la ecuación de diferencias está dada por (5.4).

$$y_k = -a_1 y_{k-1} + (a_1 + 1) y_{k-2} + b_0 u_k + b_1 u_{k-1} + b_2 u_{k-2} \quad (5.4)$$

5.2.2. Discretización exacta

El modelo de batería en tiempo discreto puede ser expresado a partir de la discretización exacta (5.5). Esto se logra del análisis de la solución de la ecuación de estados en tiempo continuo del modelo de batería [54].

$$\begin{aligned} x_{k-1} &= A_d x_k + B_d u_k \\ y_{k-1} &= C_d x_k + D_d u_k \end{aligned} \quad (5.5)$$

Donde,

$$A_d = e^{AT}, \quad B_d = \left(\int_0^T e^{AT} dt \right) B, \quad C_d = C, \quad D_d = D.$$

Al aplicar esto a la ecuación de estados en tiempo continuo de la batería se obtiene la ecuación de estados en tiempo discreto como lo describe ecuación (5.6)

$$\begin{aligned} \begin{bmatrix} SOC_{k-1} \\ v_{RC,k-1} \end{bmatrix} &= \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & e^{-\frac{1}{RC}T} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} SOC_k \\ v_{RC,k-1} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \frac{T}{Q_r} \\ \frac{RC-RCe^{-\frac{1}{RC}T}}{C} \end{bmatrix} i_{b,k} \\ v_{b,k} &= \begin{bmatrix} \beta_1 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} SOC_k \\ v_{RC,k} \end{bmatrix} + R_0 i_{b,k} \end{aligned} \quad (5.6)$$

La función de transferencia en tiempo discreto es obtenida mediante $G(z) = C_d(Iz - A_d)^{-1}B_d + D_d$, mostrada en (5.7)

$$G(z) = \frac{b_0 z^2 + b_1 z + b_2}{z^2 + a_1 z - (a_1 + 1)} \quad (5.7)$$

$$\begin{aligned} b_0 &= R_0, \quad b_1 = \frac{\beta_1 T}{Q_r} + R - R e^{-\frac{T}{RC}} - R_0 e^{-\frac{T}{RC}} - R_0 \\ b_2 &= -\frac{\beta_1 T}{Q_r} e^{-\frac{T}{RC}} - R + R e^{-\frac{T}{RC}} + R_0 e^{-\frac{T}{RC}}, \quad a_1 = -e^{-\frac{T}{RC}} - 1 \end{aligned}$$

Con el objetivo de observar el comportamiento de las discretizaciones estudiadas, se realiza una validación en simulación de la discretización exacta y transformación bilineal de Tustin. El sistema simulado es el mostrado en los análisis anteriores (5.3), (5.7), con los parámetros mostrados en Tab. 5.1. En la Fig. 5.3, se puede observar la respuesta del sistema al aplicarse una entrada constante unitaria, comparándose el comportamiento de las respuestas discreteadas en con la respuesta en tiempo continuo del mismo sistema. En ambos casos, la respuesta en tiempo discreto sigue con precisión la respuesta en tiempo continuo, sin embargo, por el método de transformación bilineal de Tustin el valor de la respuesta en cada iteración (0.01 s) cuenta con un error de baja magnitud.

Tab. 5.1: Parámetros de simulación de métodos de discretización.

Parámetros	Valor
Tiempo de muestreo T	0.01 s
Resistencia R_0	0.03 Ω
Capacitor Q_r	1460 F
Resistencia R	0.012 Ω
Capacitor C	780 F

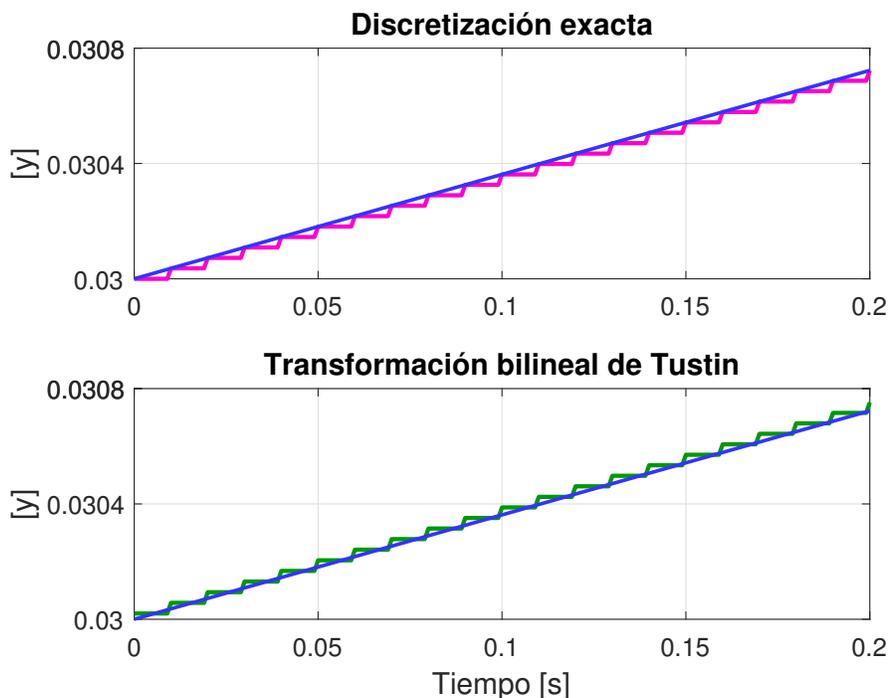


Fig. 5.3: Comportamiento de respuestas de la discretización exacta y transformación bilineal de Tustin del modelo de Thevenin.

5.3. Determinación de la relación de voltaje de circuito abierto

El voltaje de circuito abierto de un modelo de batería puede ser representado como una función que depende del estado de carga y de la temperatura. La estimación de esta función es obtenida fuera de línea, en donde, como se muestra en la Fig. 5.4, se estudia el comportamiento del voltaje de circuito abierto con respecto al porcentaje de carga de la batería [5, 47].

Si bien el concepto de voltaje de circuito abierto indica que será igual al voltaje resultante cuando no existe una corriente en la batería, experimentalmente se aplica una corriente pequeña, haciendo que el proceso de descarga sea prolongado. El objetivo de descargar lentamente la batería se enfoca en minimizar la excitación de las dinámicas de la batería, intentando mantenerla cerca del equilibrio [5, 47].

La técnica para la obtención de una aproximación de la función del voltaje de circuito abierto se aplica al descargar constante y lentamente la batería al cien por cien de la capacidad. En este experimento se monitorea constantemente el voltaje en la batería, manteniendo una corriente de descarga constante y controlando el tiempo de descarga, el cual depende de la corriente de descarga y de la capacidad de la batería. Usualmente se considera que la descarga se realice a una

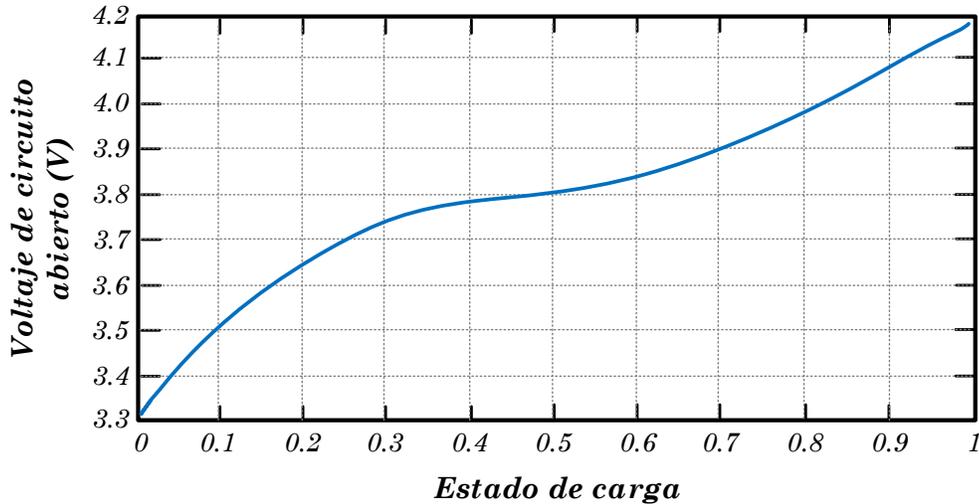


Fig. 5.4: Comportamiento del voltaje de circuito abierto con respecto al estado de carga.

amplitud de la capacidad entre treinta $C/30$. Sin embargo, esta técnica solo es considerada una aproximación ya que aun con la descarga lenta existe cierto grado de polarización y difusión.

Esto permite analizar el comportamiento del voltaje de circuito abierto con respecto al estado de carga. El estado de carga estará dado por el tiempo total de la descarga, el cual será el tiempo total que tarda la descarga en llegar al voltaje mínimo de la batería.

En el desarrollo de este trabajo se hace una aproximación de la función del voltaje de circuito abierto como en la expresión (5.8), en donde, las variables β_0 y β_1 se obtienen del análisis de la gráfica $V_{OC} - SOC$, en donde se busca una aproximación lineal que minimice el error de los datos del experimento. Entonces β_1 es la pendiente con la que aumenta el voltaje conforme al estado de carga, y β_0 , el voltaje mínimo de la batería.

$$V_{OC} = f(SOC) = \beta_0 + \beta_1 SOC \quad (5.8)$$

5.4. Diseño de algoritmos de identificación

En esta subsección se mostrará el procesamiento necesario para identificar los parámetros del modelo aplicando la metodología mostrada en el capítulo anterior. En este caso, cada uno de los métodos de identificación fueron diseñados con base en obtener los parámetros del modelo de Thévenin con función del estado de carga.

5.4.1. Mínimos cuadrados

El diseño del algoritmo de mínimos cuadrados inicia por la obtención de la ecuación de diferencias del modelo de Thévenin (5.9), a partir de la función de transferencia en tiempo discreto obtenida de la transformación bilineal de Tustin (4.14).

$$G(z) = \frac{b_0 z^2 + b_1 z + b_2}{z^2 + a_1 z - (a_1 + 1)}$$

donde,

$$b_0 = \frac{\beta_1 T^2 + 2T(\beta_1 RC + RQ_r + R_0 Q_r) + 4R_0 RC Q_r}{2Q_r(T + 2RC)}, \quad b_1 = \frac{\beta_1 T^2}{Q_r(2RC + T)} - \frac{4R_0 RC}{2RC + T}$$

$$b_2 = \frac{\beta_1 T^2 - 2T(\beta_1 RC + RQ_r + R_0 Q_r) + 4R_0 RC Q_r}{2Q_r(T + 2RC)}, \quad a_1 = \frac{-4RC}{2RC + T}$$

$$y_k = -a_1 y_{k-1} + (a_1 + 1)y_{k-2} + b_0 u_k + b_1 u_{k-1} + b_2 u_{k-2} \quad (5.9)$$

Una vez que se obtiene la ecuación de diferencias se definen los vectores θ y φ como en (5.10),

$$\theta = \begin{bmatrix} a_1 \\ b_0 \\ b_1 \\ a_2 \end{bmatrix}, \quad \varphi = \begin{bmatrix} y_{k-1} \\ y_{k-2} \\ u_k \\ u_{k-1} \\ u_{k-2} \end{bmatrix} \quad (5.10)$$

Dado que el parámetro a_0 es dependiente de a_1 , solo se identifican los parámetros indicados en el vector θ . Además, con la finalidad de representar correctamente la ecuación de diferencias, se determina la matriz H y el vector h .

$$h = \begin{bmatrix} 0 \\ 1 \\ 0 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix}, \quad H = \begin{bmatrix} -1 & 0 & 0 & 0 \\ 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (5.11)$$

Considerando esto, se puede determinar que la expresión para identificar los parámetros está dada por la ecuación (5.12).

$$\hat{\theta} = \left(H' \left(\sum_{k=1}^N \varphi_k \varphi_k' \right) H \right)^{-1} \times \left(H' \sum_{k=1}^N \varphi_k (y_k - \varphi_k' h) \right) \quad (5.12)$$

Como se mencionó anteriormente, el algoritmo de mínimos cuadrados se basa en la obtención de N muestras de entrada y salida, los cuales son agrupados en la matriz Z , en (5.13). Se puede observar la forma de la matriz Z , cuya dimensión de la matriz está determinada por la dimensión del vector φ y el número de muestras consideradas.

$$Z = [\varphi_{1,1}, \varphi_{1,2}, \dots, \varphi_{1,N}] \quad (5.13)$$

La lógica en el diseño del algoritmo de mínimos cuadrados se basa en el almacenamiento de N muestras de corriente y voltaje de la batería. Las muestras son contenidas en la matriz Z , posteriormente se realizan las operaciones matriciales para la determinación del vector θ .

- Ciclo de j desde 1 a $N - 1$, guardando las muestras de entrada y salida en variables.

For $j = 1 : N - 1$;

$Y_{LSM}(j) = Y(1, j + 1)$;

$Y_{LSM}(j) = u(2, j + 1)$;

End;

$Y_{LSM}(N) = Y(t)$;

$u_{LSM}(N) = u(t)$;

- Colocación de las muestras en un ciclo de 1 a $N - 2$ muestras guardadas en la matriz Z .

For $j = 1 : N - 2$;

$Z(:, j) = [Y_{LSM}(j)u_{LSM}(j + 1)u_{LSM}(j)]'$;

end;

- Obtención de la solución $\hat{\theta}$, a partir de Z , H y h .

$\theta = (H'(Z(:, j)Z(:, j)')H)(Z(:, j)y_{LSM}(j + 1))$

Dado que el algoritmo obtiene los valores de a_1 , b_0 , b_1 y b_2 para determinar el valor de R_0 , RC y Q_r es necesario obtener los parámetros en tiempo continuo c_1 , d_0 , d_1 y d_2 ,

$$G(s) = \frac{d_0s^2 + d_1s + d_2}{s^2 + c_1s}$$

$$d_0 = \frac{b_0 - b_1 + b_2}{2a_1}, \quad d_1 = \frac{-2(b_0 - b_2)}{Ta_1}, \quad d_2 = \frac{-2(b_0 + b_1 + b_2)}{T^2a_1}, \quad c_1 = d_1 = \frac{-2(a_1 + 2)}{Ta_1}.$$

donde,

$$d_0 = R_0, \quad d_1 = \left(\frac{\beta_1}{Q_r} + \frac{1}{C} + \frac{R_0}{RC} \right), \quad d_2 = \text{frac}\beta_1RCQ_r, \quad c_1 = d_1 = \frac{1}{RC}.$$

se obtienen expresiones para obtener estimaciones de los parámetros R_0 , RC y Q_r .

$$R_0 = d_0, \quad Q_r = \frac{c_1\beta_1}{d_2}, \quad RC = \frac{1}{c_1}.$$

5.4.2. Filtro Kalman extendido

Para la aplicación del filtro Kalman extendido es necesario obtener las expresiones dinámicas del sistema en tiempo discreto y asignar variables a los parámetros. En (5.14)-(5.20), se muestran las ecuaciones dinámicas del modelo de Thévenin considerando los parámetros como variables, y son denotadas por θ_i , $i = 1, \dots, 4$.

$$\dot{x}_1 = i_b \theta_1 \quad (5.14)$$

$$\dot{x}_2 = i_b \theta_3 - x_2 \theta_2 \theta_3 \quad (5.15)$$

$$\dot{\theta}_1 = 0 \quad (5.16)$$

$$\dot{\theta}_2 = 0 \quad (5.17)$$

$$\dot{\theta}_3 = 0 \quad (5.18)$$

$$\dot{\theta}_4 = 0 \quad (5.19)$$

$$y = \beta_1 x_1 + x_2 + \theta_4 I_b \quad (5.20)$$

Donde,

$$\theta_1 = \frac{1}{Q_r}, \quad \theta_2 = \frac{1}{R}, \quad \theta_3 = \frac{1}{C}, \quad \theta_4 = R_0.$$

Como se puede observar en (5.21), el sistema tiene términos no lineales debidos a productos de estados y dependencia de la entrada del sistema. Un sistema no lineal puede discretizarse usando el método de Euler a través de la expresión (5.21),

$$x_{n,k} = x_{n,k-1} + f(x_n)T \quad (5.21)$$

Se obtienen entonces las expresiones en tiempo discreto (5.22)-(5.28).

$$x_{1,k} = x_{1,k-1} + T i_b \theta_{1,k-1} \quad (5.22)$$

$$x_{2,k} = x_{2,k-1} + i_b \theta_3 - x_2 \theta_2 \theta_3 \quad (5.23)$$

$$\theta_{1,k} = \theta_{1,k-1} \quad (5.24)$$

$$\theta_{2,k} = \theta_{2,k-1} \quad (5.25)$$

$$\theta_{3,k} = \theta_{3,k-1} \quad (5.26)$$

$$\theta_{4,k} = \theta_{4,k-1} \quad (5.27)$$

$$y_k = \beta_1 x_{1,k} + x_{2,k} + \theta_{4,k} I_b \quad (5.28)$$

El primer paso para el diseño del filtro Kalman es considerar el ruido de proceso y de medición en las ecuaciones dinámicas del sistema. La variable $w_{in,k}$, representa el ruido de proceso

en los estados $x_{i,k}$, $r_{m,k}$, representa el ruido de proceso que afecta a las variables $\theta_{i,k}$ y v_k el ruido de salida del sistema. Se considera entonces las ecuaciones (5.29)-(5.35).

$$x_{1,k} = x_{1,k-1} + T i_b \theta_{1,k-1} + w_{1,k-1} \quad (5.29)$$

$$x_{2,k} = x_{2,k-1} + i_b \theta_3 - x_2 \theta_2 \theta_3 + w_{2,k-1} \quad (5.30)$$

$$\theta_{1,k} = \theta_{1,k-1} + r_{1,k-1} \quad (5.31)$$

$$\theta_{2,k} = \theta_{2,k-1} + r_{2,k-1} \quad (5.32)$$

$$\theta_{3,k} = \theta_{3,k-1} + r_{3,k-1} \quad (5.33)$$

$$\theta_{4,k} = \theta_{4,k-1} + r_{4,k-1} \quad (5.34)$$

$$y_k = \beta_1 x_{1,k} + x_{2,k} + \theta_{4,k} I_b + v_{k-1} \quad (5.35)$$

Como se mostró en el capítulo anterior, al aplicar la linealización por derivación a las expresiones anteriores, es posible obtener la ecuación de espacio de estados del sistema a partir de la serie de Taylor. Para este caso se obtienen a partir de la derivación con respecto al vector W_k , el vector (5.36) contiene la relación de ruido en los estados del sistema y las nuevas variables.

$$A = \begin{bmatrix} 1 & 0 & I_b T & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 - T \theta_2 \theta_3 & 0 & -T x_2 \theta_3 & -T x_2 \theta_2 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}, \quad B = \begin{bmatrix} 1 \\ 1 \\ 1 \\ 1 \\ 1 \\ 1 \end{bmatrix},$$

$$C = [\beta_1 \quad 1 \quad 0 \quad 0 \quad 0 \quad I_b], \quad D = 1.$$

$$W_k = \begin{bmatrix} w_{1,k} \\ w_{2,k} \\ r_{1,k} \\ r_{2,k} \\ r_{3,k} \\ r_{4,k} \end{bmatrix} \quad (5.36)$$

Por tanto, el proceso del filtro Kalman y lógica del algoritmo se muestra a continuación. La matriz Q , contiene en la diagonal la relación de la amplitud del ruido de proceso y R contiene la amplitud del ruido de salida, como se muestra en (5.37), esta amplitud es denominada como

covarianza, denotada como COV .

$$Q = \begin{bmatrix} COV(x_1) & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & COV(x_2) & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & COV(\theta_1) & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & COV(\theta_2) & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & COV(\theta_3) & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & COV(\theta_4) \end{bmatrix}, R = COV(v) \quad (5.37)$$

Predicción

- Estimación de los estados de acuerdo a las ecuaciones no lineales.

$$x_{1,k} = x_{1,k-1} + T i_b \theta_{1,k-1} + w_{1,k-1}$$

$$x_{2,k} = x_{2,k-1} + i_b \theta_3 - x_2 \theta_2 \theta_3 + w_{2,k-1}$$

$$\theta_{1,k} = \theta_{1,k-1} + w_{1,k-1}$$

$$\theta_{2,k} = \theta_{2,k-1} + r_{2,k-1}$$

$$\theta_{3,k} = \theta_{3,k-1} + r_{3,k-1}$$

$$\theta_{4,k} = \theta_{4,k-1} + r_{4,k-1}$$

- Estimación de salida del sistema con base en la estimación de estados.

$$y_{p,k} = \beta_1 x_{1,k} + x_{2,k} + \theta_{4,k} I_b + v_{k-1}$$

- Cálculo de matriz A con base en los valores de la estimación.

$$A = \begin{bmatrix} 1 & 0 & I_b T & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 - T \theta_{2,k} \theta_{3,k} & 0 & -T x_{2,k} \theta_{3,k} & -T x_{2,k} \theta_{2,k} & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

- Estimación de la matriz de covarianza que depende de la matriz A y de la matriz de covarianza en el estado anterior.

$$P_{p,k} = A * P_{c,k-1} * A' + Q$$

Corrección

- Cálculo de la matriz C , la cual depende de la corriente de la batería.

$$C = \begin{bmatrix} \beta_1 & 1 & 0 & 0 & 0 & I_b \end{bmatrix}$$

- Cálculo de la ganancia de Kalman que depende de la matriz de covarianza y la matriz C .

$$L_k = P_{p,k} C' ((C P_{p,k} * C' + R)^{-1})$$

- Corrección del vector de estados con base en el error de la salida del sistema, a la estimación de estados en predicción y a la ganancia de Kalman.

$$x_{c,k} = x_{p,k} + L_k * (y - y_{p,k})$$

- Corrección de la matriz de covarianza de acuerdo la ganancia de Kalman.

$$P_{c,k} = P_{p,k} - L_k * (C * P_{p,k} * C' + R) * L_k'$$

5.5. Convertidor SEPIC - Buck

En general los convertidores CD - CD, son circuitos de electrónica de potencia que adecuan la energía eléctrica en su forma de CD y que basan su funcionamiento en el control de la carga y descarga de elementos pasivos, con el objetivo de regular los niveles de potencia de la salida con respecto a la entrada. La principal ventaja de los convertidores de potencia sobre otros tipos de reguladores de energía es que cuentan con una eficiencia superior al 90 %. Una suposición común en el análisis del diseño del convertidor es el que la potencia de entrada es igual a la potencia de salida [52, 53].

Las principales topologías de convertidores son el convertidor reductor (Buck), convertidor elevador (Boost) y convertidor reductor - elevador (Buck - Boost) que como su nombre lo indica tienen la capacidad de disminuir o aumentar el nivel de voltaje de salida con respecto al de entrada o una combinación de estas dos. Además de estas topologías, existen otras topologías que buscan mejorar las características o con una mayor relación de conversión el uso de transformadores, como el convertidor Cuk, SEPIC, Zeta, Flyback, Forward y convertidores reductor o elevador con filtros de entrada [52, 53].

Para el desarrollo de este trabajo se ha seleccionado utilizar un convertidor SEPIC (Single

Ended Primary Inductance Converter) para la etapa de medición de las variables de la batería e inyección de la perturbación para permitir la identificación de los parámetros de la batería. Para la etapa de regulación de de voltaje en la carga se ha considerado un convertidor reductor, considerando una determinada aplicación donde la carga eléctrica a suministrar de energía requiere de un nivel de voltaje inferior al nominal de la batería. A continuación, se muestran las principales características de cada uno de los convertidores propuestos para la estrategia de identificación [52, 53].

Convertidor SEPIC

- Reducción o elevación de voltaje de entrada.
- Corriente de entrada continua.
- Interruptor aterrizado a tierra.
- No invierte polaridad de voltaje en la salida.
- Convertidor de cuarto orden.

Convertidor Buck

- Reducción de voltaje de entrada.
- Corriente de entrada discontinua.
- Interruptor flotado.
- Convertidor de segundo orden.

5.5.1. Diseño de convertidores

Para el diseño del convertidor, se ha analizado por separado la dinámica de los convertidores.

Analisis de convertidor reductor

Esta configuración de convertidor cumple con la función de disminuir la magnitud de voltaje de salida con respecto a la entrada. En la Fig. 5.5, se puede observar el diagrama correspondiente,

en donde, el transistor funciona como un interruptor teniendo los estados de corte y saturación [52, 53].

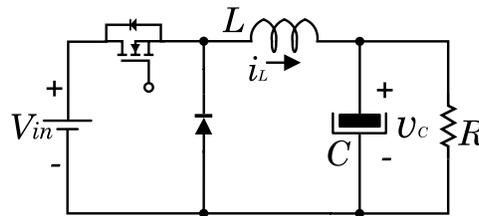


Fig. 5.5: Diagrama eléctrico de convertidor Buck convencional.

Observando el diagrama anterior se realiza el análisis de las formas de onda, Fig. 5.6, donde se relaciona el comportamiento de la corriente con respecto a la señal de activación del interruptor [52, 53].

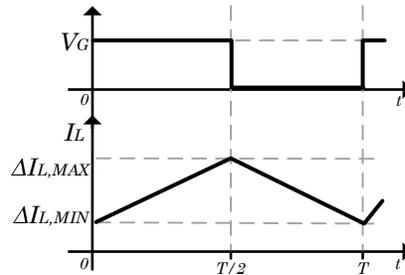


Fig. 5.6: Comportamiento de la corriente en el convertidor reductor.

Este convertidor cuenta con dos modos de operación, que dependen de la activación del interruptor. Sabiendo que el voltaje en el inductor se define como,

$$V_L = L \frac{di_L}{dt} = L \frac{\Delta i_L}{dt} \quad (5.38)$$

Observando el circuito se puede determinar que el voltaje en el inductor es la diferencia entre el voltaje de entrada y el de salida cuando el interruptor está activado, como en (5.39)

$$V_{IN} - V_O = L \frac{\Delta i_{L,ON}}{t_{ON}} \quad (5.39)$$

De la ecuación se obtiene la magnitud del rizo de corriente en el inductor definida por la ecuación (5.40), donde dt es representado por el intervalo de tiempo en el que se está considerando, es decir, cuando el interruptor está activado.

$$\Delta i_{L,ON} = \frac{t_{ON}(V_{IN} - V_O)}{L} \quad (5.40)$$

Durante el intervalo en el que el interruptor se encuentra apagado, se puede determinar que el voltaje en el inductor es igual al voltaje de salida, de donde se puede determinar el rizo de la corriente en el inductor.

$$\Delta i_{L,OFF} = \frac{t_{OFF}V_O}{L} \quad (5.41)$$

Dado que se analiza el convertidor en régimen permanente, si se realiza la suma de las expresiones obtenidas para el rizo de la corriente en el inductor, se puede determinar la relación de transformación del convertidor con respecto al ciclo de trabajo.

$$\Delta i_{L,ON} + \Delta i_{L,OFF} = 0 \quad (5.42)$$

Sustituyendo y desarrollando la ecuación anterior se obtiene lo siguiente, donde T_s , representa el periodo de conmutación.

$$t_{ON}V_{IN} = V_O(t_{OFF} - t_{ON}) = V_OT_s \quad (5.43)$$

Dado que el ciclo de trabajo D , se define como la fracción de tiempo con respecto al periodo, se puede determinar que,

$$D = \frac{V_O}{V_{IN}} \quad (5.44)$$

La determinación de los valores de los elementos pasivos del convertidor parte del análisis del comportamiento de las variables del sistema. Comenzando por la ecuación que describe la corriente en el inductor, la cual describe el voltaje durante el periodo en el inductor. Sin embargo, el voltaje en el inductor es posible determinar analizando el diagrama del convertidor, durante el intervalo que el interruptor está activado, es igual a la diferencia de potencial entre el voltaje de entrada y salida, como en (5.45).

$$\Delta i_L = \frac{(V_{IN} - V_O)DT_s}{L} = \frac{(V_{IN} - V_O)D}{Lf_s} \quad (5.45)$$

Para determinar el valor del capacitor se realiza el mismo procedimiento, pero con la ecuación que define el voltaje del capacitor, la cual describe la corriente total en un intervalo de tiempo entre la capacitancia. En el caso del capacitor del convertidor se considera la corriente. La corriente se puede definir como la diferencia de potencial entre la entrada y la salida del convertidor durante el intervalo en el que el interruptor está activado entre la inductancia, en el análisis de convertidores en régimen permanente una de las consideraciones tomadas es el ciclo de trabajo de 50 %, por lo que la expresión puede ser representada como en (5.46).

$$\Delta V_O = \frac{1}{C} \int_0^{\frac{T_s}{2}} \frac{(V_{IN} - V_O)D}{4Lf_s} = \frac{(V_{IN} - V_O)D}{8LCf_s^2} \quad (5.46)$$

Analisis de convertidor SEPIC.

Para obtener las ecuaciones que describan la impedancia y la capacitancia de los elementos pasivos del convertidor se analiza el comportamiento del convertidor, mostrado en la Fig. 5.7, en el cual se observa la configuración del convertidor SEPIC convencional [52, 53].

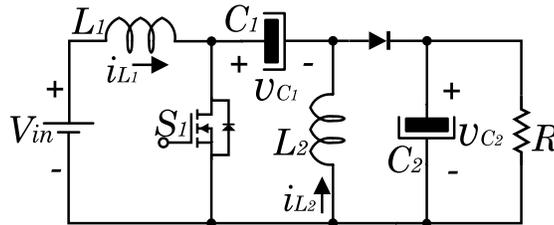


Fig. 5.7: Diagrama eléctrico del convertidor SEPIC convencional.

El análisis del convertidor se realizó en régimen permanente y en modo de conducción continua. Cuando el interruptor L_1 está activado, el voltaje en el inductor es igual al voltaje de entrada, mientras que cuando el interruptor está apagado, el voltaje en L_1 es igual a la diferencia de potencial entre el voltaje de entrada y el voltaje de salida. Considerando el voltaje promedio en el inductor cero, y al igualar la suma de voltajes del inductor en los dos modos de operación, se obtiene la expresión (5.47). En la Fig. 5.8, se puede observar gráficamente el comportamiento del voltaje y la corriente en el inductor L_1 [52, 53].

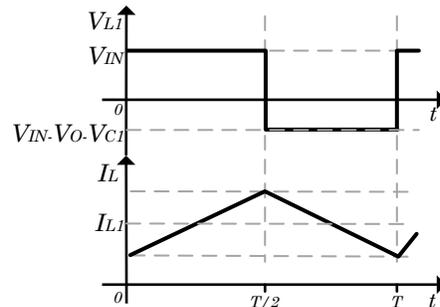


Fig. 5.8: Comportamiento de las variables del inductor L_1 en el convertidor SEPIC.

$$\frac{1}{T_s}(V_{IN}DT_s + (V_{IN} - V_O - V_{C_1})(1 - D)T_s) = 0$$

$$V_{IN} = (V_O + V_{C_1})(1 - D)$$

$$V_O + V_{C_1} = \frac{V_{IN}}{1 - D} \quad (5.47)$$

En (5.48) se puede observar la expresión obtenida al desarrollar la equivalencia del voltaje promedio en el inductor L_2 . En la Fig. 5.9, se puede observar la forma de onda de la corriente

y voltaje en el inductor durante un periodo. El voltaje en el inductor cuando el interruptor está activado es igual al voltaje en el capacitor C_1 y cuando está apagado es igual al voltaje de salida [52, 53].

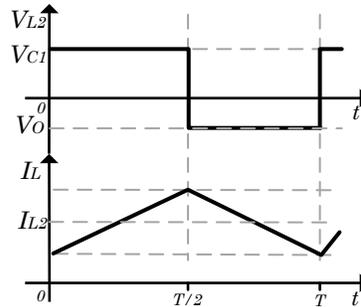


Fig. 5.9: Comportamiento de las variables del inductor L_2 del convertidor SEPIC.

$$\begin{aligned} V_{C_1}D - V_O(1 - D) &= 0 \\ V_O + V_{C_1} &= \frac{V_O}{D} \end{aligned} \quad (5.48)$$

Al igualar las expresiones (5.47) y (5.48), se obtiene la relación de transformación del convertidor SEPIC (5.49), con respecto al ciclo de trabajo.

$$\begin{aligned} \frac{V_0}{D} &= \frac{V_{IN}}{1 - D} \\ \frac{V_0}{V_{in}} &= \frac{D}{1 - D} \end{aligned} \quad (5.49)$$

Al despejar de la ecuación (5.49) el voltaje de salida, y al sustituirlo de la ecuación (5.48), es posible obtener la igualdad (5.50), donde se determina que el voltaje en el capacitor C_1 es igual al voltaje de entrada.

$$\begin{aligned} V_{C_1} &= \frac{V_{IN}}{1 - D} - V_O = \frac{V_{IN}}{1 - D} - \frac{DV_{IN}}{1 - D} \\ V_{C_1} &= V_{IN} \end{aligned} \quad (5.50)$$

El voltaje en el capacitor C_2 , se obtiene directamente del diagrama eléctrico del convertidor, ya que al estar en paralelo a la carga eléctrica, se determina que será igual al voltaje de salida.

$$V_{C_2} = V_O \quad (5.51)$$

Para obtener la expresión que describe la corriente en los inductores, es necesario partir de una de las suposiciones comunes en el análisis de los convertidores de potencia, en donde la potencia de entrada es igual a la potencia de salida, como en (5.52).

$$V_{IN}I_{IN} = V_OI_O \quad (5.52)$$

Al analizar el diagrama del convertidor se puede definir que la corriente en el inductor L_1 es igual a la corriente de entrada y sustituyendo en la ecuación (5.45), se obtiene la expresión que describe la corriente en L_1 . Al sustituir la relación de transformación de la ecuación (5.52) se obtiene la expresión (5.53).

$$I_{L_1} = I_{IN} = \frac{V_O I_O}{V_{IN}} = \frac{D}{1-D} I_O \quad (5.53)$$

Para determinar la corriente en L_2 , considerando el análisis en régimen permanente se dice que la corriente promedio en los capacitor es cero. Al observar diagrama del convertidor se puede determinar la corriente de salida por (5.54), al suponer que la corriente en C_2 igual a cero.

$$I_O = \frac{1}{T_s} (I_{L_1} + I_{L_2}) (1-D) T_s \quad (5.54)$$

Al sustituir la corriente en L_1 , se determina que la corriente en L_2 es igual a la corriente de salida.

$$I_O = \frac{D}{1-D} I_O (1-D) + I_{L_2} (1-D) \quad (5.55)$$

$$I_O = I_{L_2}$$

El rizado de corriente en los inductores se determina a partir de la consideración de que el voltaje en un inductor es igual a derivada en el tiempo de la corriente en el inductor. Por tanto, sabiendo que el voltaje en el inductor L_1 es igual al voltaje de entrada en el intervalo en el que el interruptor está activado, se puede determinar la variación de la corriente en el tiempo Δi_{L_1} como en (5.56), de la cual es posible determinar el valor del inductor L_1 .

$$\Delta i_{L_1} = \frac{V_{IN} D T_s}{L_1} \quad (5.56)$$

Aplicando el mismo concepto para el rizo en el inductor L_2 , considerando que el voltaje durante el intervalo en el que está apagado el interruptor, es igual al voltaje de salida, se obtiene la expresión (5.57).

$$\Delta i_{L_2} = \frac{V_O (1-D) T_s}{L_2} \quad (5.57)$$

Para la determinación del rizo de voltaje en los capacitores se considera que el voltaje en los capacitores es igual a la derivada de la carga con respecto a voltaje. Reescribiéndolo se puede decir que la variación del voltaje en el capacitor está dada por la variación de la carga entre la capacitancia. La variación de la carga se determina como la corriente total, para el caso del capacitor C_1 , se determina como en (5.58), donde la corriente en el capacitor se puede determinar que es igual a la corriente en el inductor L_2 , durante el intervalo en el que está activado el interruptor, la cual ya ha sido determinada igual a la corriente de salida.

$$\Delta V_{C_1} = \frac{I_O D T_s}{C_1} \quad (5.58)$$

Lo mismo ocurre para el capacitor C_2 , en este caso se considera que la corriente en el capacitor es igual a la corriente de salida cuando el interruptor está activado, obteniendo la expresión (5.59).

$$\Delta V_{C_2} = \frac{I_O D T_s}{C_2} \quad (5.59)$$

5.5.2. Modelo promedio

Los convertidores CD - CD son configuraciones capaces de regular los niveles de voltaje en determinada aplicación, generalmente basan su funcionamiento en la carga y descarga de elementos pasivos, este proceso se logra a partir de la activación y desactivación de elementos activos que hacen la función de interruptores. En el caso de las baterías, son utilizados para regular los niveles de energía para determinada carga. Un punto indispensable en el diseño y análisis de cualquier controlador es la obtención de un buen modelo dinámico de mismo, en donde el objetivo es obtener ecuaciones que describan el comportamiento de las variables del convertidor [52, 53].

En general un modelo es una representación dinámica de un sistema con entradas y salidas, los modelos cuentan con variables y parámetros. Las variables son magnitudes que varían con el tiempo y los parámetros podrían considerarse constantes ya que tienen una variación lenta en el tiempo [51, 54].

En el caso de los convertidores de potencia, las variables representan el comportamiento de la corriente y el voltaje en capacitores e inductores, las salidas y las entradas de convertidor. Los parámetros son las cantidades físicas constantes de los elementos del convertidor, es decir, capacitancia, resistencia e inductancia. Para la obtención de las ecuaciones que describen el comportamiento de los convertidores, se realiza el análisis de mallas y nodos, donde se obtienen las ecuaciones que describen el comportamiento en determinado elemento buscando en todo momento expresiones con respecto a la corriente de los capacitores y al voltaje de los inductores. Por lo general, la entrada del convertidor es la señal de control de conmutación de los interruptores [51, 52, 53].

Para el desarrollo de este trabajo se han diseñado controladores basados en el modelo promedio del convertidor y también las evaluaciones numéricas se han realizado considerando el modelo promedio del convertidor. El objetivo es reducir trabajo de procesamiento, enfocando la capacidad de procesamiento en el algoritmo de identificación de parámetros. Para esto se determina el modelo promedio del convertidor SEPIC - Buck, considerando las entradas de control de los interruptores u_1 y u_2 independientes, u_1 representa la señal de conmutación del interruptor

S_1 y u_2 la señal para S_2 . En la Fig. 5.10, se puede observar el diagrama eléctrico del convertidor SEPIC - Buck en cascada [51].

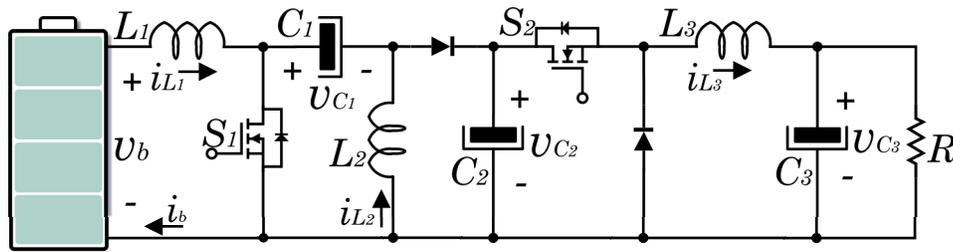


Fig. 5.10: Diagrama eléctrico de convertidor SEPIC - Buck.

Para comenzar el análisis se deben considerar todos los posibles modos de operación del convertidor, en la Fig. 5.11, se pueden observar los los circuitos equivalentes del convertidor en cada uno de sus modos de operación, donde 0 indica que el interruptor está desactivado y 1 que está activado, en a) el modo *I*, donde $u_1 = 0$ y $u_2 = 0$, en b) el modo *II*, donde $u_1 = 0$ y $u_2 = 1$, en c) el modo *III*, donde $u_1 = 1$ y $u_2 = 0$ y en d) el modo *IV*, donde $u_1 = 1$ y $u_2 = 1$ [51].

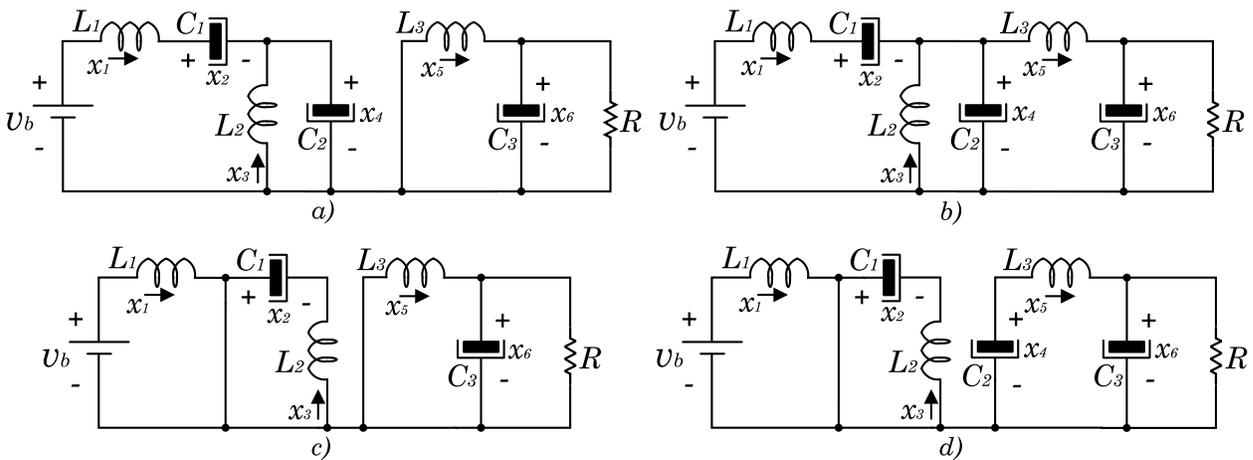


Fig. 5.11: Modos de operación de convertidor SEPIC - Buck, a) modo *I*, cuando ambos interruptores están desactivados, b) modo *II*, cuando solo el interruptor de la etapa del Buck está activado, c) modo *III*, cuando solo el interruptor del convertidor SEPIC está activado y d) modo *IV*, cuando ambos interruptores están activados.

Modo *I*

Al realizar el análisis por mallas y por nodos del primer modo de operación se obtienen las

ecuaciones (5.60)-(5.65)

$$L_1\dot{x}_1 = v_b(1 - u_1) - (1 - u_1)(x_2 + x_4) \quad (5.60)$$

$$C_1\dot{x}_2 = x_1(1 - u_1) \quad (5.61)$$

$$L_2\dot{x}_3 = -x_4(1 - u_1) \quad (5.62)$$

$$C_2\dot{x}_4 = (1 - u_1)(x_1 + x_3) \quad (5.63)$$

$$L_3\dot{x}_5 = -x_6(1 - u_2) \quad (5.64)$$

$$C_3\dot{x}_6 = x_5(1 - u_2) - \frac{x_6}{R} \quad (5.65)$$

Modo II

Al realizar el análisis por mallas y por nodos del segundo modo de operación se obtienen las ecuaciones (5.66)-(5.71)

$$L_1\dot{x}_1 = v_b(1 - u_1) - (1 - u_1)(x_2 + x_4) \quad (5.66)$$

$$C_1\dot{x}_2 = x_1(1 - u_1) \quad (5.67)$$

$$L_2\dot{x}_3 = -x_4(1 - u_1) \quad (5.68)$$

$$C_2\dot{x}_4 = (1 - u_1)(x_1 + x_3) - x_5u_2 \quad (5.69)$$

$$L_3\dot{x}_5 = x_4u_2 - x_6u_2 \quad (5.70)$$

$$C_3\dot{x}_6 = x_5u_2 - \frac{x_6}{R} \quad (5.71)$$

Modo III

Al realizar el análisis por mallas y por nodos del tercer modo de operación se obtienen las ecuaciones (5.72)-(5.76)

$$L_1\dot{x}_1 = v_bu_1 \quad (5.72)$$

$$C_1\dot{x}_2 = -x_3u_1 \quad (5.73)$$

$$L_2\dot{x}_3 = x_2u_1 \quad (5.74)$$

$$L_3\dot{x}_5 = -x_6(1 - u_2) \quad (5.75)$$

$$C_3\dot{x}_6 = x_5(1 - u_2) - \frac{x_6}{R} \quad (5.76)$$

Modo IV

Al realizar el análisis por mallas y por nodos del cuarto modo de operación se obtienen las ecuaciones (5.77)-(5.82)

$$L_1 \dot{x}_1 = v_b u_1 \quad (5.77)$$

$$C_1 \dot{x}_2 = -x_3 u_1 \quad (5.78)$$

$$L_2 \dot{x}_3 = x_2 u_1 \quad (5.79)$$

$$C_2 \dot{x}_4 = -x_5 u_2 \quad (5.80)$$

$$L_3 \dot{x}_5 = x_4 u_2 - x_6 u_2 \quad (5.81)$$

$$C_3 \dot{x}_6 = x_5 u_2 - \frac{x_6}{R} \quad (5.82)$$

Al analizar las ecuaciones de los cuatro modos de operación para cada estado del convertidor, se puede determinar unas ecuaciones (5.83)-(5.88) que describen el comportamiento en general.

$$L_1 \dot{x}_1 = v_b - (1 - u_1)(x_2 + x_4) \quad (5.83)$$

$$C_1 \dot{x}_2 = x_1(1 - u_1) - x_3 u_1 \quad (5.84)$$

$$L_2 \dot{x}_3 = x_2 u_1 - x_4(1 - u_1) \quad (5.85)$$

$$C_2 \dot{x}_4 = (1 - u_1)(x_1 + x_3) - x_5 u_2 \quad (5.86)$$

$$L_3 \dot{x}_5 = x_4 u_2 - x_6 \quad (5.87)$$

$$C_3 \dot{x}_6 = x_5 - \frac{x_6}{R} \quad (5.88)$$

Del diagrama del convertidor se puede observar la ecuación de estados del convertidor reductor, del cual se obtiene las matrices de controlabilidad y observabilidad como en (5.90).

$$\begin{bmatrix} \dot{x}_1 \\ \dot{x}_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 & -1/L \\ 1/C & -1/RC \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} V_{in}/L \\ 0 \end{bmatrix} u$$

$$y = \begin{bmatrix} 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \end{bmatrix} \quad (5.89)$$

$$\mathcal{C} = \begin{bmatrix} 0 & 1 \\ 1/C & -1/RC \end{bmatrix}, \quad \mathcal{O} = \begin{bmatrix} V_{in}/L & 0 \\ 0 & V_{in}/LC \end{bmatrix} \quad (5.90)$$

Analizando las matrices obtenidas, se puede determinar que el convertidor reductor es controlable y observable.

Al igual que con el convertidor reductor, se analiza el convertidor SEPIC a partir de la ecuación de estados (5.91), en donde al obtener las matrices correspondientes (5.92) se puede deter-

minar que el convertidor es controlable y observable.

$$\begin{bmatrix} \dot{x}_1 \\ \dot{x}_2 \\ \dot{x}_3 \\ \dot{x}_4 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 & -1/L_1 & 0 & 0 \\ 1/C_1 & 0 & -U/C_1 & 0 \\ 0 & u/L_2 & 0 & -1/L_2 \\ 0 & 0 & 1/C_2 & -1/C_2 R \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \\ x_3 \\ x_4 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 1/L_1 \\ 0 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix} V_{in}$$

$$y = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \\ \end{bmatrix} \quad (5.91)$$

$$\mathcal{C} = \begin{bmatrix} 1/L_1 & 0 & 1/L_1^2 & 0 \\ 0 & 1/C_1 & 0 & -1/L_1^2 C_1 - u^2/L_1 L_2 C_1 \\ 0 & 0 & u/L_1 L_2 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & -1/L_1 L_2 C_2 \end{bmatrix},$$

$$\mathcal{O} = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 1/C_2 & -1/C_2 R \\ 0 & u/L_2 C_2 & 1/L_2 C_2 R & 1/C_2^2 R^2 \\ 1/L_1 C_1 C_2 & u/L_2^2 C_2 R & u^2/L_2 C_1 C_2 + 1/C_2^3 R & 1/C_2^3 R^3 \end{bmatrix} \quad (5.92)$$

5.5.3. Diseño de controlador.

Independientemente del valor de los elementos que conforman al convertidor, los niveles de potencia de la salida dependen del ciclo de trabajo, por lo que con el objetivo de mantener los niveles adecuados de acuerdo a un monitoreo de los estados del convertidor.

Control de voltaje

Este tipo de control se realiza con base en un seguimiento del voltaje de salida del convertidor, es decir, los convertidores contienen un capacitor en paralelo a la carga eléctrica, por lo que se monitorea el voltaje en este capacitor. El voltaje es comparado con una referencia, como en (5.93), la cual depende del nivel de voltaje de salida deseado, de esta comparación se obtiene un error que accionará un ajuste en el ciclo de trabajo del convertidor [54, 55].

$$u_v = K_v (V_C - V_{ref}) \quad (5.93)$$

Donde V_C es el voltaje de salida del convertidor, V_{ref} es la señal de referencia del controlador y K_v es la ganancia que amplifica el error del controlador.

Control de corriente

Este tipo de controlador se encarga de hacer un seguimiento de la corriente promedio del inductor del convertidor, como en (5.94), el objetivo del controlador de corriente es el seguimiento de una corriente de referencia, el término de control está determinado por (5.94) [54, 55].

$$u_i = K_I(i_L - i_{ref}) \quad (5.94)$$

Donde i_L es la corriente promedio en el inductor, i_{ref} es la corriente de referencia y K_i la amplificación del error al comparar la corriente de referencia y del inductor.

Para el desarrollo de este trabajo se ha seleccionado el uso de un controlador en voltaje y corriente, combinando el seguimiento del voltaje a la salida del controlador y la estabilidad ante variaciones. Este tipo de controladores es comúnmente conocido como doble lazo de control y es utilizado por las características ya mencionadas [54, 55].

El control de la operación de los convertidores fue diseñado para cada uno con el objetivo de seguir referencias, que se mantenga estable ante perturbaciones. Por lo que se ha considerado el diseño de un controlador convencional, como se muestra en la Fig. 5.12, donde se busca comparar la salida del sistema con una señal de referencia r . La señal de error x_a es compensada por la ganancia K_a y comparada con el estado x , compensada por la ganancia K [54, 55].

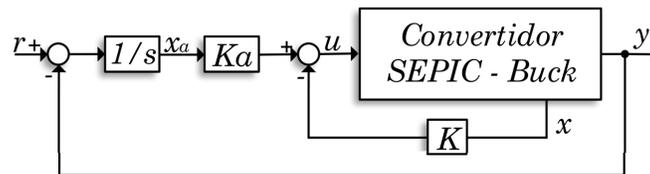


Fig. 5.12: Diagrama de estrategia de control de convertidor SEPIC - Buck.

La relación de la referencia y la señal de control u , están dadas por,

$$\dot{x}_a = r - y, \quad u = [k \ k_a] \begin{bmatrix} x \\ x_a \end{bmatrix} \quad (5.95)$$

En ambos casos se ha propuesto el uso de la misma estrategia de control, como se muestra en la Fig. 5.13, en donde se muestra el diagrama de la aplicación de los controladores al convertidor SEPIC - Buck, en Fig. a) se muestra el diagrama del convertidor con las variables a controlar en Fig. b) se muestra el diagrama del controlador del convertidor SEPIC, en donde se busca que el voltaje de salida del convertidor V_{C_2} siga al voltaje de la batería, por tanto r_1 es igual al voltaje de la batería. Sin embargo, r_1 se compone de la suma del voltaje de referencia y una señal de perturbación V_{per} , el estado a controlar es la corriente en el inductor L_1 . En Fig. c) se

puede observar el diagrama del controlador para el convertidor reductor, en donde el voltaje de referencia depende del voltaje de salida V_{C_3} deseado el cual depende de la aplicación, en este caso se controla el voltaje en el inductor L_3 [54, 55]. Las ganancias de los controladores se asignan de manera que el sistema en lazo cerrado sea estable.

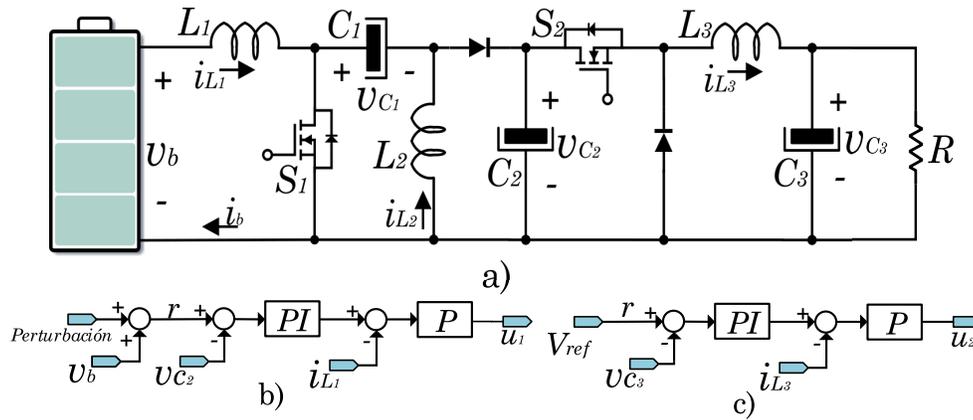


Fig. 5.13: Diagrama de control de convertidor, a) diagrama eléctrico de convertidor SEPIC - Buck, b) estrategia de control de convertidor SEPIC, c) estrategia de control de convertidor Buck.

6. VALIDACIÓN NUMÉRICA

Resumen

En este capítulo se presentan las simulaciones numéricas desarrolladas para validar el funcionamiento de la estrategia de identificación propuesta. Se presentan las características con las que ha sido diseñado el convertidor, así como el valor de los elementos que lo conforman. La batería a modelar fue seleccionada con el objetivo de tener un punto de referencia, por lo que se tomó una batería que ha sido estudiada y poder comparar los resultados obtenidos por la identificación.

Se introduce una perturbación en la corriente de la batería a través de un controlador para que el algoritmo sea capaz de identificar con precisión los parámetros, ante esto se muestra las características de la perturbación en cada método. También se muestran las formas de onda obtenidas de la estimación de los parámetros, el comportamiento de las variables del convertidor, las variables de la batería y el error de identificación para cada uno de los métodos. Finalmente se diseña una comparación entre los métodos, en donde se muestra la diferencia entre los métodos al identificar los parámetros bajo las mismas condiciones, es decir, se asigna una perturbación tal que los dos algoritmos sean capaces de extraer los parámetros.

Con base en los análisis mostrados en el capítulo anterior se ha desarrollado una simulación para los métodos de mínimos cuadrados y filtro Kalman extendido, con el objetivo de identificar los parámetros del modelo de Thévenin de determinada batería. En este caso se realizó la simulación con los parámetros de una batería comercial KOKAM con identificación SLPB723870H4

con fines de validación. En la Tab. 6.1, se puede observar las principales características físicas de la batería seleccionada.

Tab. 6.1: Características de batería KOKAM SLPB723870H4.

Característica	Valor
Capacidad nominal	1.5Amp – hora
Voltaje nominal	3.7V
Condiciones de carga	1C(1.5 amp – hora) a $4.2 \pm 0.03V$
Condiciones de descarga	20C(30 amp – hora) a 2.7V
Impedancia CA (mΩ)	Max.9(1 kHz)
Temperatura en carga	0°C a 45°C
Temperatura en descarga	-20°C a 60°C
Peso	Max. 41g

Este modelo de batería ha sido seleccionado debido a que se conoce los parámetros del modelo de Thévenin correspondiente, ya que ha sido estudiada en otros trabajos [12]. En la Tab. 6.2, se puede observar los parámetros del modelo de Thévenin de la batería seleccionada.

Tab. 6.2: Valor de los elementos del modelo de batería.

Parámetro	Valor
R_0	0.03Ω
R	0.012Ω
C	780F
β_0	0.7482
β_1	3.424

El diseño del convertidor SEPIC - Buck, fue simulado usando los parámetros de diseño de la Tab. 6.3. El diseño de estos parámetros está basado en una aplicación en la que la carga requiere de un nivel de voltaje inferior al de los terminales de la batería. También se muestran los valores de los elementos pasivos de los convertidores con las características mencionadas.

La metodología empleada en el desarrollo de la simulación en Simulink de MATLAB se muestra en la Fig. 6.1, en donde se puede observar el modelo de Thévenin, el cual tomara el valor de los parámetros correspondientes a la batería seleccionada. El voltaje de salida de la batería suministra de energía al modelo promedio del convertidor SEPIC - Buck, la corriente

Tab. 6.3: Parámetros de diseño de convertidor SEPIC - Buck.

Parámetro	Valor
Frecuencia de conmutación	50 kHz
Voltaje de salida	1.52 V
Potencia	5.55 W
Inductor L_1	50 μH
Inductor L_2	50 μH
Inductor L_3	50 μH
Capacitor C_1	200 μF
Capacitor C_2	200 μF
Capacitor C_3	6 μF
Carga R_{out}	0.42 Ω

de descarga la demanda el convertidor de acuerdo a la potencia con la que fue diseñado. Se miden las variables de voltaje y corriente de la batería para ser procesadas por el algoritmo de identificación. La corriente de la batería contiene una perturbación generada por el controlador de convertidor SEPIC. El bloque del algoritmo de identificación se implementa con un bloque de función S en Simulink, la cual permite simular sistemas en tiempo continuo o tiempo discreto en forma de código.

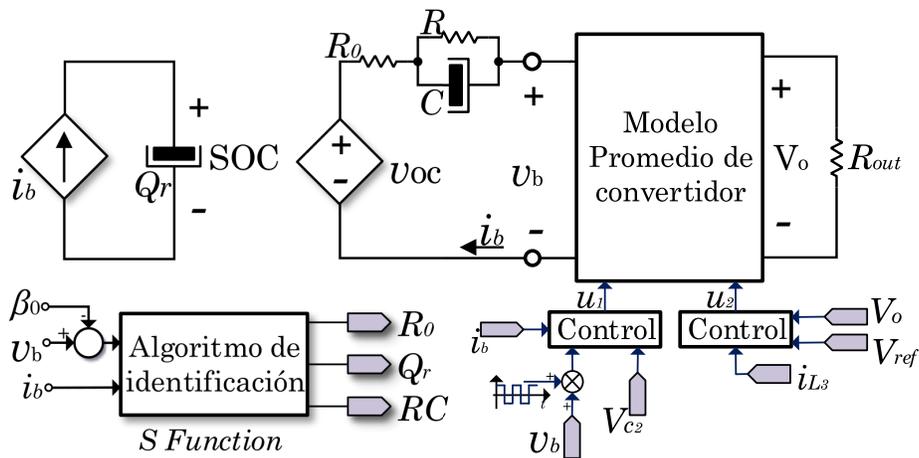


Fig. 6.1: Diagrama de simulación.

6.1. Resultados de identificación por mínimos cuadrados

Una vez desarrollado el algoritmo de identificación por mínimos cuadrados con la estrategia seleccionada, es necesario asignar las características de la perturbación para que el algoritmo identifique parámetros con precisión y que sea capaz de extraer los parámetros de acuerdo a la frecuencia de muestreo asignada. En la Tab. 6.4, se muestran las especificaciones de la simulación para la estrategia de identificación por mínimos cuadrados.

Tab. 6.4: Especificaciones de simulación.

Parámetro	Valor
Periodo de muestreo	0.5 s
Frecuencia de perturbación	0.1 Hz
Amplitud de perturbación	0.005 V pico-pico

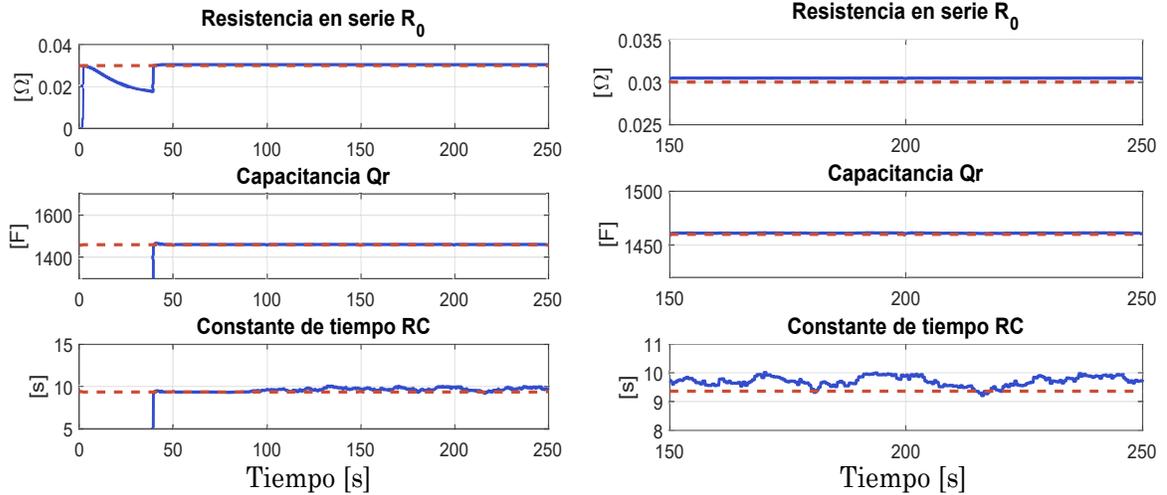
En la Fig. 6.2 a) se puede observar la identificación de parámetros obtenida, en donde, se muestra la simulación durante 250 segundos, en línea punteada de color rojo se puede observar el valor ideal de los parámetros, y en azul el comportamiento de los parámetros obtenidos por el algoritmo, en donde una vez obtiene el primer conjunto de muestras, la señal converge al valor ideal. En la Fig. 6.2 b), se puede observar un acercamiento en un intervalo en estado estacionario de los parámetros extraídos, en donde, se percibe una variación constante que oscila en un valor cercano al ideal.

Al comparar los valores extraídos de la identificación con los valores ideales, se obtiene el error en la identificación, mostrado en la Fig. 6.3 a).

El comportamiento de la corriente y el voltaje en los terminales de la batería se muestran en la Fig. 6.3 b), en donde se puede observar que la perturbación es prácticamente nula ya que su amplitud es pequeña. En la forma de onda de corriente, la forma de onda converge al valor de la amplitud de descarga en negativo, esto debido a que convencionalmente se denota la corriente de carga positiva y la de descarga como negativa.

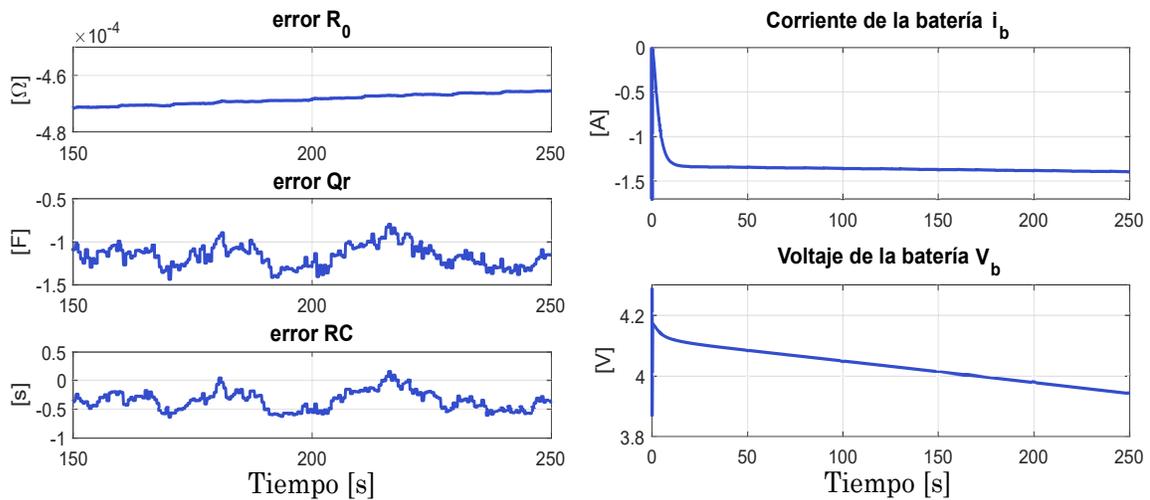
En la Fig. 6.4, se muestran las formas de onda del convertidor SEPIC - Buck. La corriente de entrada del convertidor es igual a la corriente en el primer inductor i_{L_1} , el voltaje en la salida del convertidor SEPIC V_{C_2} , la corriente en el inductor del convertidor reductor i_{L_3} y el voltaje en de salida del convertidor V_{C_2} .

En la Fig. 6.5, se puede observar la forma de onda que toman la corriente y el voltaje de la



(a) Resultado de identificación por mínimos cuadrados. (b) Resultado de identificación por mínimos cuadrados en intervalo estable.

Fig. 6.2: Comportamiento de resultado de identificación por mínimos cuadrados.



(a) Error en la identificación de parámetros por mínimos cuadrados. (b) Variables de la batería por mínimos cuadrados.

Fig. 6.3: Error de identificación y variables de la batería por mínimos cuadrados.

batería ante la perturbación, en donde se puede destacar que para este método al ser tan pequeña la amplitud de la perturbación, en el voltaje es prácticamente imperceptible y en la corriente se observa como en cada periodo de perturbación varía y lentamente converge a la forma de onda nominal.

En la Tab. 6.5, se puede observar a detalle una relación en cuanto a la precisión de la identificación obtenida con esta estrategia aplicando el algoritmo de mínimos cuadrados, en donde

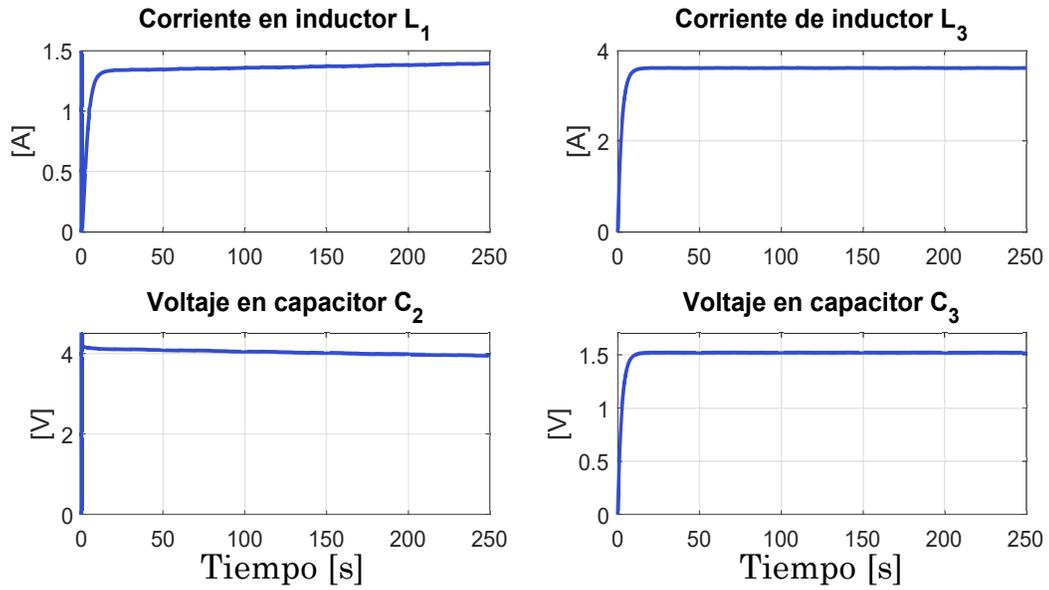


Fig. 6.4: Variables del convertidor SEPIC - Buck por mínimos cuadrados.

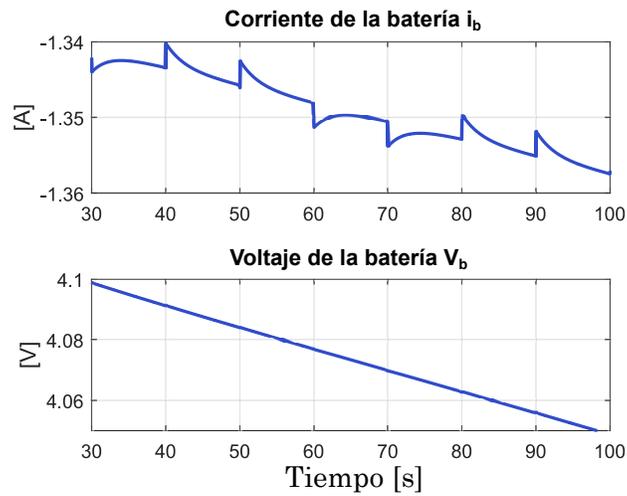


Fig. 6.5: Comportamiento de las variables de la batería ante perturbación.

se calcula el error total de la identificación con base en el porcentaje de error en cada uno de los parámetros identificados, R_0 , Q_r y RC .

6.2. Resultados de identificación por filtro Kalman

De igual forma que en el caso de mínimos cuadrados, es necesario determinar la señal de perturbación con la que se obtienen una mejor identificación. Para esto es importante considerar

Tab. 6.5: Características de identificación por mínimos cuadrados.

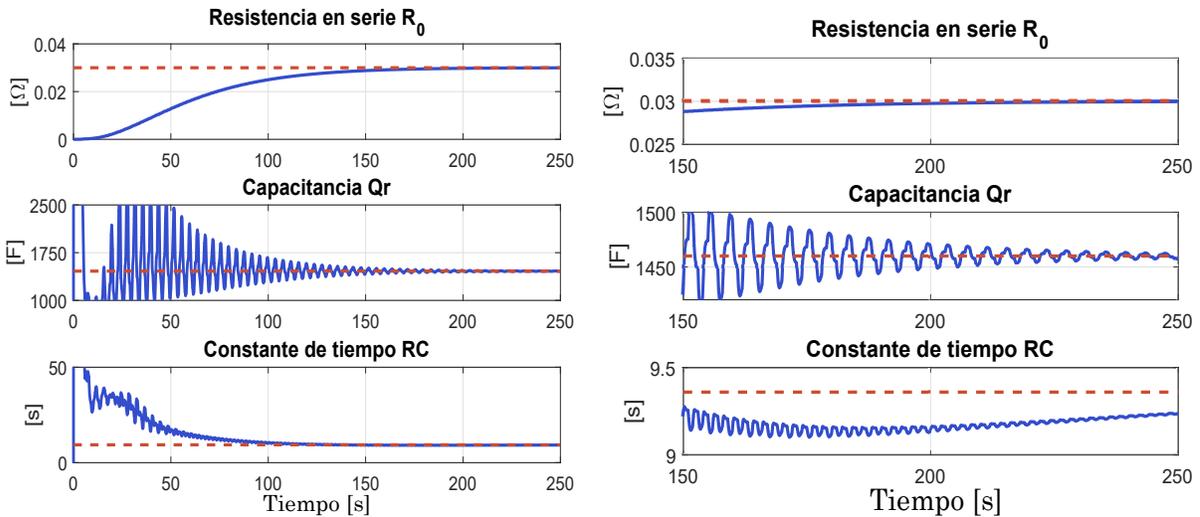
Parámetro	R_0 (Ω)	Q_r (F)	RC (s)
Valor ideal	0.03	1460	9.36
Media identificación	0.03047	1461	9.544
Media error	0.0004692	1.108	0.1837
Porcentaje de error (%)	1.564	0.0758	1.9626
Error total (%)	3.6024		

que el filtro Kalman opera igual que el sistema real, al simular el comportamiento con base en la estimación, por lo que la frecuencia de muestreo debe ser superior, aunque también se debe considerar el tiempo necesario para que el ordenador sea capaz de realizar las operaciones de estimación. En la Tab. 6.6, se puede observar las características de la perturbación y de la simulación.

Tab. 6.6: Especificaciones de simulación.

Parámetro	Valor
Periodo de muestreo	0.003 s
Frecuencia de perturbación	1 Hz
Amplitud de perturbación	0.3 V pico-pico

En la Fig. 6.6 a, se muestra el comportamiento de la identificación por filtro Kalman durante 250 segundos, en donde se puede observar como en cada iteración los parámetros extraídos, convergen lentamente a un conjunto de valores cercanos a los ideales. El estimador en cada tiempo de muestreo estima un determinado conjunto de valores de parámetros y estados que cumpla con la optimización en la salida. Los transitorios en la identificación no se perciben en su totalidad en la gráfica debido a que son de amplitud grande, al considerarse condiciones iniciales igual a cero, el vector de estados y parámetros parte de cero, asignando en cada instante de tiempo discreto un conjunto de valores tales que se elimine el error entre la estimación de la salida y la medición de la salida del sistema. En el diseño se consideró la identificación del producto $1/RC$, por lo que al obtener la equivalencia de RC , se observa que desciende de un valor inicial grande. En la Fig. 6.6 b, se puede observar un acercamiento a la identificación de parámetros por filtro Kalman en un intervalo cercano al estado estacionario, en el que conforme el tiempo se incrementa, los valores se mantienen en un valor cercano al ideal.

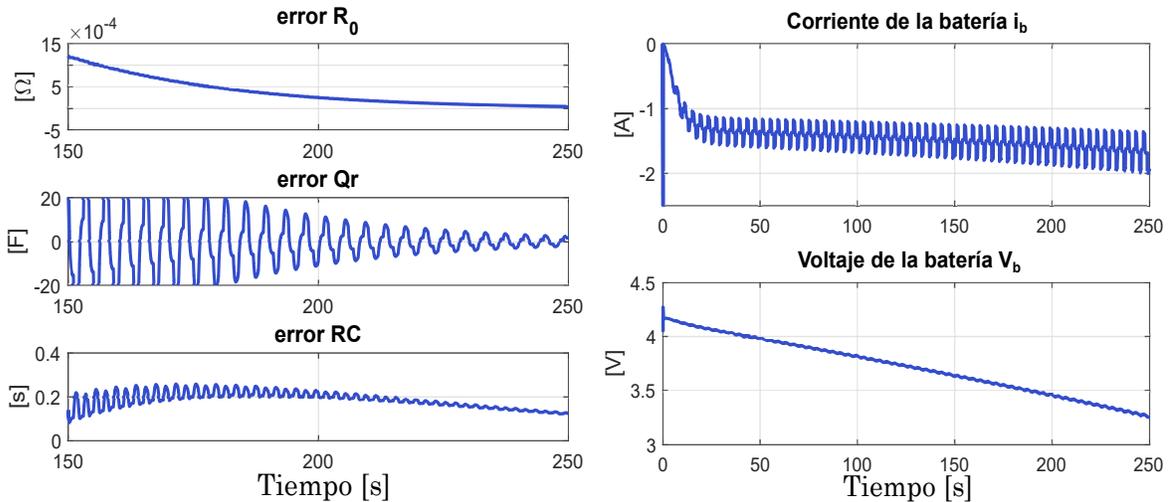


(a) Resultado de identificación por filtro Kalman. (b) Resultado de identificación por filtro Kalman en intervalo estable.

Fig. 6.6: Comportamiento de resultado de identificación por filtro Kalman.

Al obtener el error entre los parámetros obtenidos con los ideales, se obtiene lo mostrado en la Fig. 6.7 a, en donde, los valores se mantienen en cada iteración convergiendo al valor de identificación, manteniendo con un nivel bajo de error.

En la Fig. 6.7 b, se puede observar el comportamiento de la corriente y el voltaje en la batería. En donde se puede observar que la amplitud de la perturbación necesaria para mejorar la identificación es mayor para filtro Kalman que para mínimos cuadrados.



(a) Error en la identificación de parámetros por filtro Kalman. (b) Variables de la batería por filtro Kalman.

Fig. 6.7: Error de identificación y variables de la batería por filtro Kalman.

El comportamiento de las variables del convertidor se muestra en la Fig. 6.8, en donde se puede observar la corriente en los inductores del convertidor i_{L_1} , i_{L_3} y el voltaje en los capacitores V_{C_1} y V_{C_3} , que corresponden a la corriente de entrada y el voltaje de salida de cada topología de convertidor.

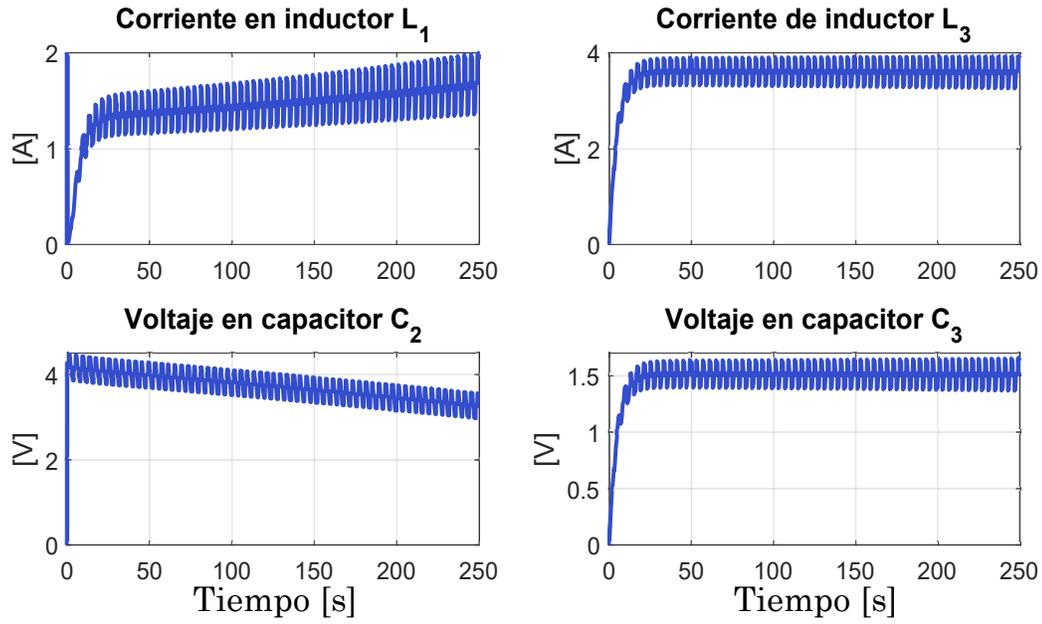


Fig. 6.8: Variables del convertidor SEPIC - Buck por filtro Kalman.

En este método, la perturbación inyectada es de mayor amplitud y menor periodo en comparación al método de mínimos cuadrados, por lo que en las variables físicas de la batería se verán reflejadas con claridad. En la Fig. 6.9, se puede observar el comportamiento de las variables de la batería en un intervalo en el que se logra percibir algunos periodos de la perturbación.

En la Tab. 6.7, se puede observar la relación de precisión en la identificación de la estrategia aplicando el filtro Kalman, en donde el error total del algoritmo es obtenido a partir del error en cada parámetro obtenido del algoritmo.

6.3. Comparación

Con el objetivo de comparar la precisión en la identificación entre los algoritmos validados con la estrategia propuesta, se ha diseñado una simulación para la cual los algoritmos operen bajo las mismas condiciones, es decir, como se muestra en la Fig. 6.10, en la misma simulación

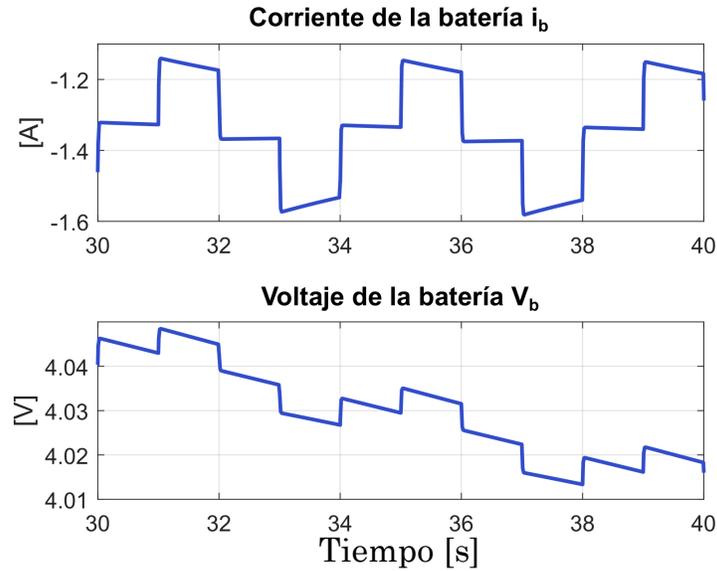


Fig. 6.9: Comportamiento de las variables de la batería ante perturbación.

Tab. 6.7: Características de identificación por mínimos cuadrados.

Parámetro	R_0 (Ω)	Q_r (F)	RC (s)
Valor ideal	0.03	1460	9.36
Media identificación	0.02748	1461	9.551
Media error	0.002524	0.6465	0.1914
Porcentaje de error (%)	8.4133	0.044	2.0448
Error total (%)	10.5021		

se realiza la identificación por mínimos cuadrados y filtro Kalman, en donde las variables que procesas los algoritmos son las mismas.

En los resultados mostrados anteriormente se mostró las características de la perturbación, en donde contenían una variación con respecto a amplitud y frecuencia, en ese caso se analizó las características de la perturbación adecuada en la que ambos algoritmos sean capaces de operar, estas características son mostradas en la Tab. 6.8.

Una vez desarrollada la simulación se obtuvieron los conjuntos de valores de parámetros de cada algoritmo, mostrados en la Fig. 6.11 a), en donde en color rojo se puede observar la identificación por mínimos cuadrados y en azul por filtro Kalman, en este caso no se realiza la inyección de una señal de ruido que es capaz de considerar en la estimación el filtro Kalman. En donde se puede observar que los valores identificados convergen más rápido a un valor cercano al

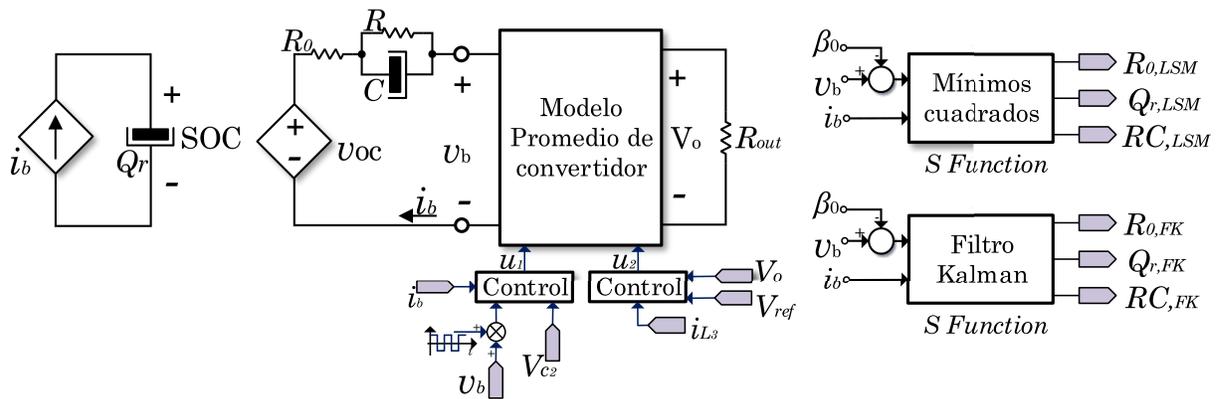


Fig. 6.10: Diagrama de simulación para la comparación.

Tab. 6.8: Especificaciones de simulación de comparación.

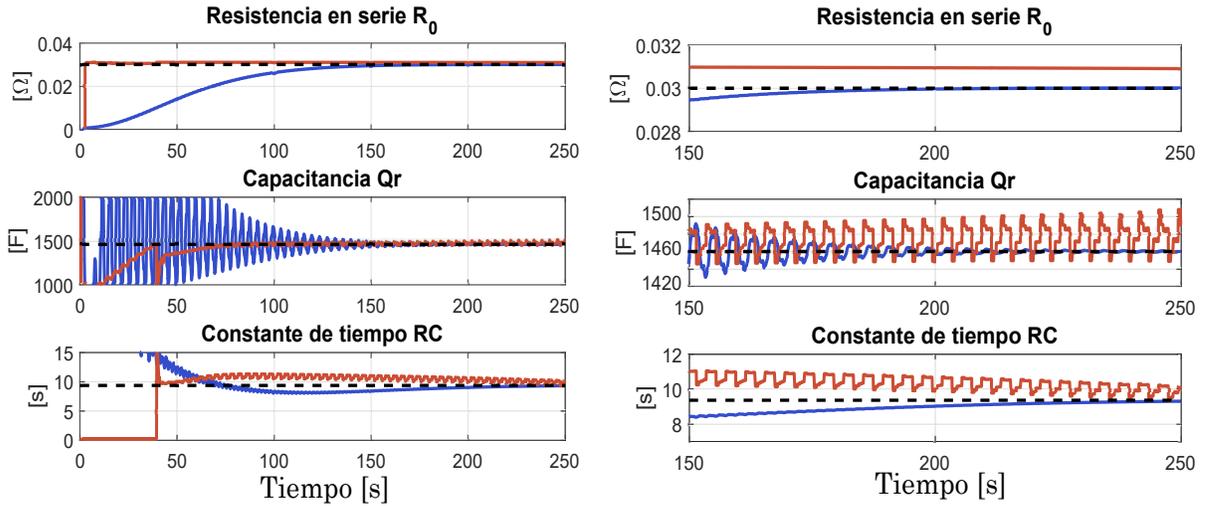
Parámetro	Valor
Tiempo de muestreo mínimos cuadrados	0.5 s
Tiempo de muestreo filtro Kalman	0.005 s
Frecuencia de perturbación	1 Hz
Amplitud de perturbación	0.2 V pico-pico

ideal, mostrado por una línea punteada. En la Fig. 6.11 b), se puede observar un acercamiento en la identificación para observar en comportamiento de la identificación en un intervalo posterior al transitorio.

En la Fig. 6.12 a), se puede observar el error de identificación de cada algoritmo, en donde se puede observar la variación de la identificación en un intervalo de tiempo posterior al transitorio.

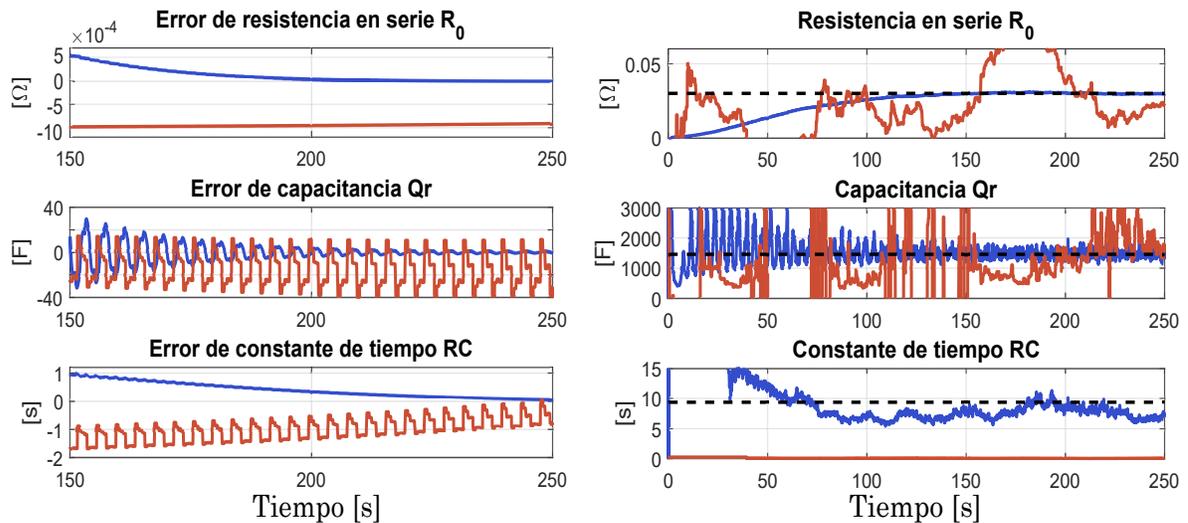
Finalmente, en la Fig. 6.12 b), se muestra los resultados de identificación si existe una fuente de ruido, en donde se puede observar que con el tiempo la identificación converge a un valor cercano al ideal con el algoritmo de filtro Kalman, sin embargo, en el caso de mínimos cuadrados, los valores oscilan en valores alejados al ideal e incluso el parámetro RC se mantiene en cero.

En la Tab. 6.9, una comparativa entre la precisión de los algoritmos en esta estrategia, entre el error de cada uno de los parámetros obtenidos, finalmente se obtiene el porcentaje de error total de identificación por cada algoritmo.



(a) Comportamiento de identificación de parámetros por (b) Comportamiento de identificación de parámetros por ambos algoritmos posterior al transitorio.

Fig. 6.11: Comparación de identificación de parámetros por ambos algoritmos.



(a) Comparación de error en identificación. (b) Comportamiento de identificación de parámetros por ambos algoritmos con inyección de ruido.

Fig. 6.12: Error de identificación en comparación de métodos y comportamiento de identificación ante una fuente de ruido.

Tab. 6.9: Comparación de precisión de algoritmos.

Parámetro	Mínimos cuadrados			Filtro Kalman		
	R_0	Q_r	RC	R_0	Q_r	RC
Valor Ideal	0.03	1460	9.36	0.03	1460	9.36
Media de identificación	0.03097	1462	10.42	0.02878	1460	9.078
Media error	0.9724 <i>m</i>	1.761	1.063	1.221 <i>m</i>	7.558 <i>m</i>	0.2818
Porcentaje de error (%)	3.2413	0.1206	11.3568	4.07	51.7 <i>m</i>	3.0106
Error total (%)	14.7187			7.0811		

7. VALIDACIÓN EXPERIMENTAL

Resumen

En este capítulo se muestra la identificación fuera de línea de una batería experimentalmente, con el objetivo de comprobar el funcionamiento de los algoritmos diseñados experimentalmente. Para esto, se muestra el procedimiento desarrollado para realizar la óptima medición de las variables eléctricas de la batería, la metodología tomada para obtener un buen funcionamiento de los algoritmos y finalmente se muestran los resultados de la parametrización del modelo de Thévenin de un modelo de batería comercial.

Con el objetivo de observar el comportamiento experimental de los algoritmos de identificación diseñados en simulación, se realizó una implementación de los algoritmos de identificación fuera de línea, como se muestra en la Fig. 7.1, el procedimiento seleccionado para realizar esta implementación se divide en las etapas de medición e identificación de datos. En la primera etapa se realizó la extracción de las variables eléctricas de la batería, las cuales fueron muestreadas, adquiridas y almacenadas, con un tiempo de muestreo de acuerdo al algoritmo al que será sometido. Posteriormente, los datos almacenados son procesados por el algoritmo de identificación.

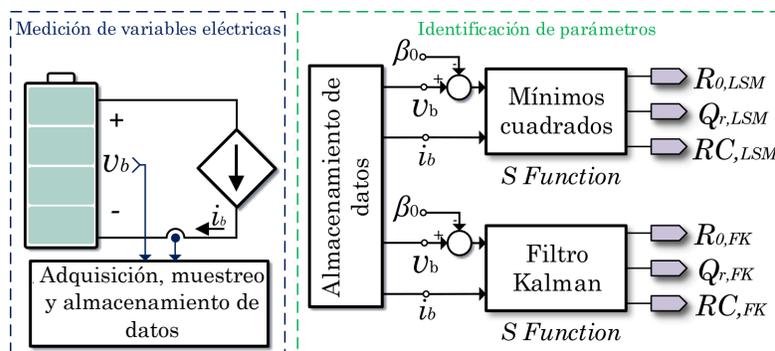


Fig. 7.1: Diagrama de implementación de identificación de parámetros.

7.1. Parámetros de implementación

La medición y adquisición de las variables eléctricas de corriente y voltaje de la batería consta de una etapa de sensado y una etapa de instrumentación. El circuito ACS712ELCTR-05B-T se utilizó para el sensor de corriente. La señal de salida del sensor de corriente y voltaje de la batería fueron filtradas por filtros pasa bajas y sus amplitudes ajustadas por amplificadores de ganancias constantes como se muestra en la Fig. 7.2. Los circuitos fueron construidos usando amplificadores operacionales que permiten recortar el rango de medición y filtrar señales de ruido. El muestreo de las variables medidas fueron almacenados en MATLAB, en donde la conversión analógica a digital fue desarrollada por medio de un microcontrolador, donde la amplitud de la corriente y voltaje medidas son convertidas con una resolución de 5v a 10 bits. A continuación, se muestran las características principales de los elementos utilizados en el desarrollo del sensado y las principales características de la batería analizada.

Sensor de corriente ACS712ELCTR-05B-T.

- Bajo nivel de ruido en señal analógica.
- Tiempo de subida de salida de $5 \mu s$.
- Ancho de banda de 80 kHz.
- Error de salida total 1.5 % a 25 C.
- Resistencia del conductor interno de $1.2 m\Omega$.
- Voltaje de alimentación de 5 V.
- Sensibilidad de salida de $185 mV/A$.

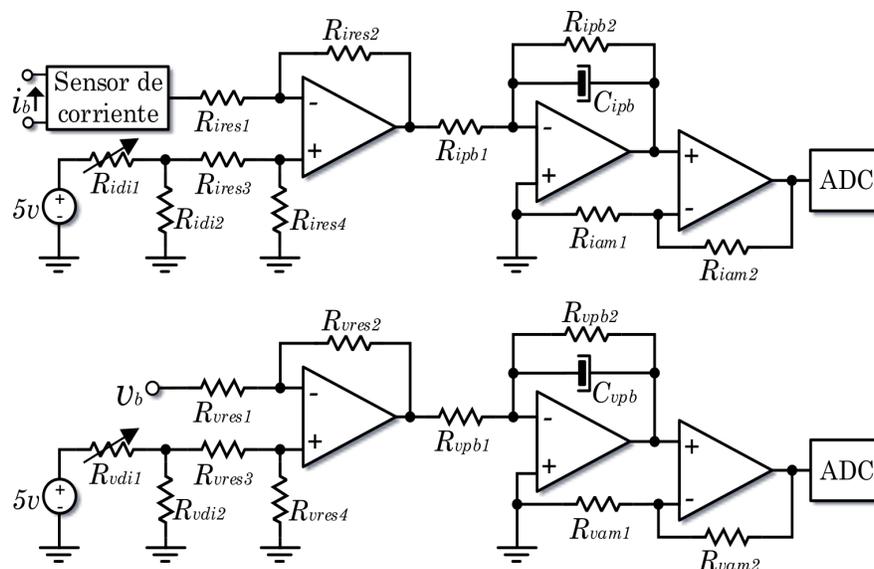


Fig. 7.2: Diagrama de extracción de las variables de la batería.

Amplificador operación TL082.

- Voltaje de alimentación $\pm 18 V$.
- Voltaje de entrada $\pm 15 V$.
- Baja polarización de entrada y corriente de compensación.
- Temperatura de operación de 0 a $70^{\circ} C$.
- Salida de protección contra cortocircuitos
- Etapa de entrada J-FET de alta impedancia de entrada
- Alta velocidad de $16 V/\mu s$.

Batería BP-727.

- Tecnología ion de litio
- Capacidad de la batería $2685 mAh$
- Voltaje de la batería $3.6 V$
- Potencia $9.7 Wh$

El filtro pasa bajas fue diseñado tal que la frecuencia de corte se encuentre en 1 kHz . La amplificación de las señales sensadas pueden tener un error ocasionado por errores en los valores de los elementos pasivos de la etapa de instrumentación. Este error es compensado en el código encargado de almacenar los datos.

Como se muestra en la Fig. 7.3, se puede observar el circuito impreso desarrollado para la medición de las variables físicas, en donde, para cada se utilizaron los dos canales del primer amplificador operacional para implementar el restador y filtro pasa bajas, mientras que el segundo amplificador se implementa el amplificador no inversor, ajustando la alimentación del amplificador operacional con el objetivo de limitar la amplitud de la salida y no dañar al microcontrolador.

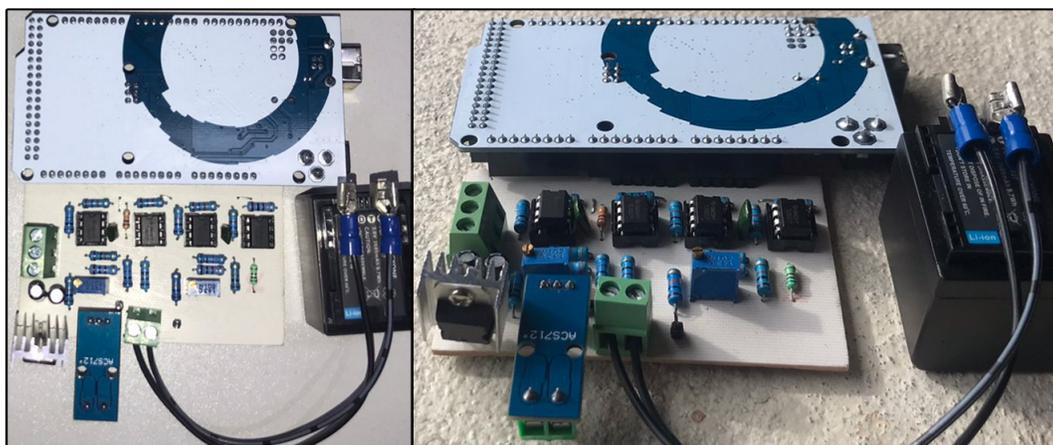


Fig. 7.3: Implementación de circuito de filtrado.

7.2. Relación del voltaje de circuito abierto y estado de carga

En esta sección se presenta la identificación de la relación entre el estado de carga y el voltaje de circuito abierto. Para propósitos de esta tesis, esta relación se aproxima por una función lineal de la forma $V_{oc} = \beta_1 SOC + \beta_0$. Esta aproximación es válida para un rango amplio de valores del estado de carga, excepto cuando la batería está casi totalmente descargada [47].

El método que se usa para la identificación de la relación se revisa en la sección 5.3 y se basa en la descarga a una corriente pequeña el total de la capacidad de la batería, con el objetivo de tener la menor polarización y voltaje de difusión posible. Para esto se realizó una descarga de 30 horas, en donde, se obtuvo que la corriente necesaria para esto es de 0.089 A , como en (7.1).

$$i_b = \frac{C}{30 * h} = \frac{2685\text{ mAh}}{30\text{ h}} = 0.089\text{ A} \quad (7.1)$$

Esta prueba fue realizada midiendo el voltaje de la batería con un tiempo de muestreo de 10 minutos. Posteriormente fueron graficadas las muestras obtenidas, en donde el tiempo total de la prueba corresponde a la descarga de la capacidad total de la batería, como es muestra en la Fig. 7.4. En color azul se muestra la respuesta de una función polinomial obtenida del ajuste de curvas por minimos cuadrados de la grafica obtenida experimentalmente, este ajuste de curvas cuenta con un error de 0.2432.

La finalización de esta prueba termina cuando se cumplen las 30 horas o si el voltaje de la batería llega al voltaje mínimo antes de las 30 horas, en este caso, el voltaje mínimo de la batería se alcanzó en 26:10 horas. Considerando esto, se puede decir que la capacidad real de la batería está dada como en (7.2).

$$C = 26 : 10 h \times 0.089 A = 2329 mAh \quad (7.2)$$

Por tanto, el valor de capacitancia calculado se obtiene como en (7.3)

$$Q_r = \frac{2.329 Ah \times 3600 s}{3.6v \times h} = 2330 F \quad (7.3)$$

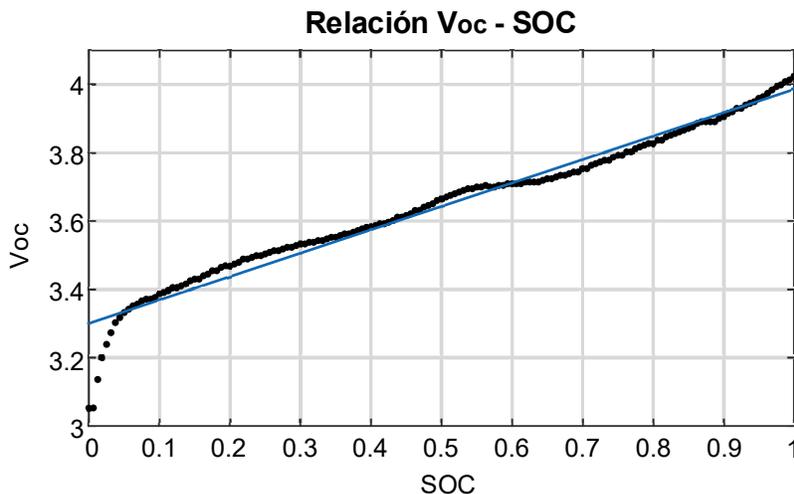


Fig. 7.4: Resultados de la identificación de la relación entre el $SOC - voc$.

En (7.4), se puede observar el valor para β_0 y β_1 , que represente el comportamiento del voltaje de circuito abierto con respecto al estado de carga en función a una ecuación de polinomios en la forma $V_{oc} = f(SOC) = \beta_1 SOC + \beta_0$.

$$\beta_0 = 0.645, \quad \beta_1 = 3.3 \quad (7.4)$$

7.3. Implementación de algoritmos identificación de parámetros

Para obtener una mejor identificación es necesario el estudio dinámico de la batería, por lo que para esta implementación se propuso el control de la descarga de la batería a una corriente dada, utilizando la carga eléctrica *BK PRECISION* 8540, que tiene la capacidad de mantener una corriente, resistencia o voltaje constante. Utilizando la función memoria es posible programar 25 intervalos en los que se puede fijar un nivel de corriente, resistencia o voltaje. Para este caso, se programó la carga eléctrica para mantener una corriente promedio de descarga de 1.5 A, cada 10 segundos cambia la amplitud de acuerdo a la perturbación adecuada para el algoritmo a implementar.

Carga electrónica BK PRECISION 8540.

- Potencia nominal: 150 W
- Tipo de carga: CC - Ajustable
- Voltaje mínima de operación: 0 V
- Voltaje de máximo de operación: 60 V
- Corriente máxima de operación: 30 A
- Corriente mínima de operación 1 mA

Una vez obtenidos los datos de muestreo de corriente y voltaje de la batería, fueron procesados por el algoritmo de identificación en Simulink de MATLAB, como se muestra en la Fig. 7.5. Los datos fueron almacenados con un periodo que depende del algoritmo a implementar ya como se observó en la simulación, el filtro Kalman tiene una dinámica rápida en comparación al método mínimos cuadrados.

7.3.1. Implementación de mínimos cuadrados

Para la implementación de este algoritmo se propuso el análisis de cuatro perfiles de perturbación con el objetivo de observar el comportamiento de la identificación a diversas amplitudes de perturbación, como se muestra en la Tab. 7.1.

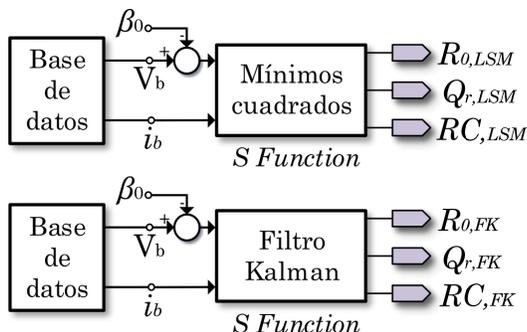


Fig. 7.5: Aplicación del método algoritmos de identificación.

Tab. 7.1: Características de corriente de descarga con perturbación para mínimos cuadrados.

Perfil	Periodo por paso	Corriente promedio	Amplitud
1	10 s	1.5 A	$\pm 0.03 A$
2	10 s	1.5 A	$\pm 0.05 A$
3	10 s	1.5 A	$\pm 0.07 A$
4	10 s	1.5 A	$\pm 0.09 A$

Como se muestra en la Fig. 7.6, donde la corriente de descarga promedio es de 1.5 A variando cada 10 segundos de acuerdo a la amplitud de la perturbación, en la figura la amplitud es denotada como δ .

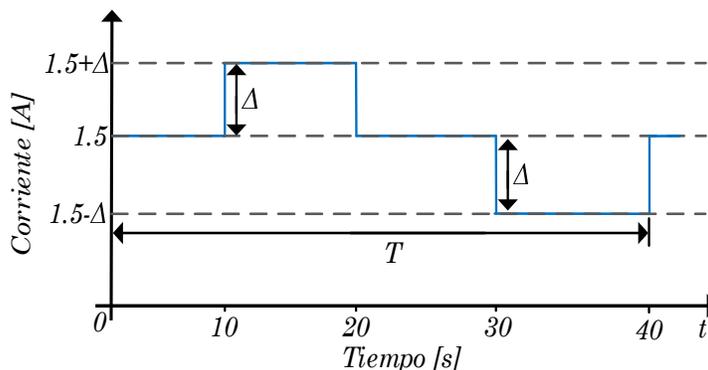


Fig. 7.6: Forma de onda de la corriente de descarga con perturbación durante un periodo.

Con base en estos perfiles de descarga, se tomaron los datos que fueron almacenados con un muestreo de 0.5 segundos. En la Fig. 7.7, se puede observar la forma de onda de los datos obtenidos de corriente y voltaje de la batería para cada uno de los perfiles de descarga, en a) el comportamiento de las variables de la batería a una descarga de 1.5 A y amplitud de perturbación de $\pm 0.03 A$, en b) el caso de descarga, pero con una amplitud de perturbación de $\pm 0.05 A$, en

c) con una amplitud de $\pm 0.07 A$ y en c) de $\pm 0.09 A$.

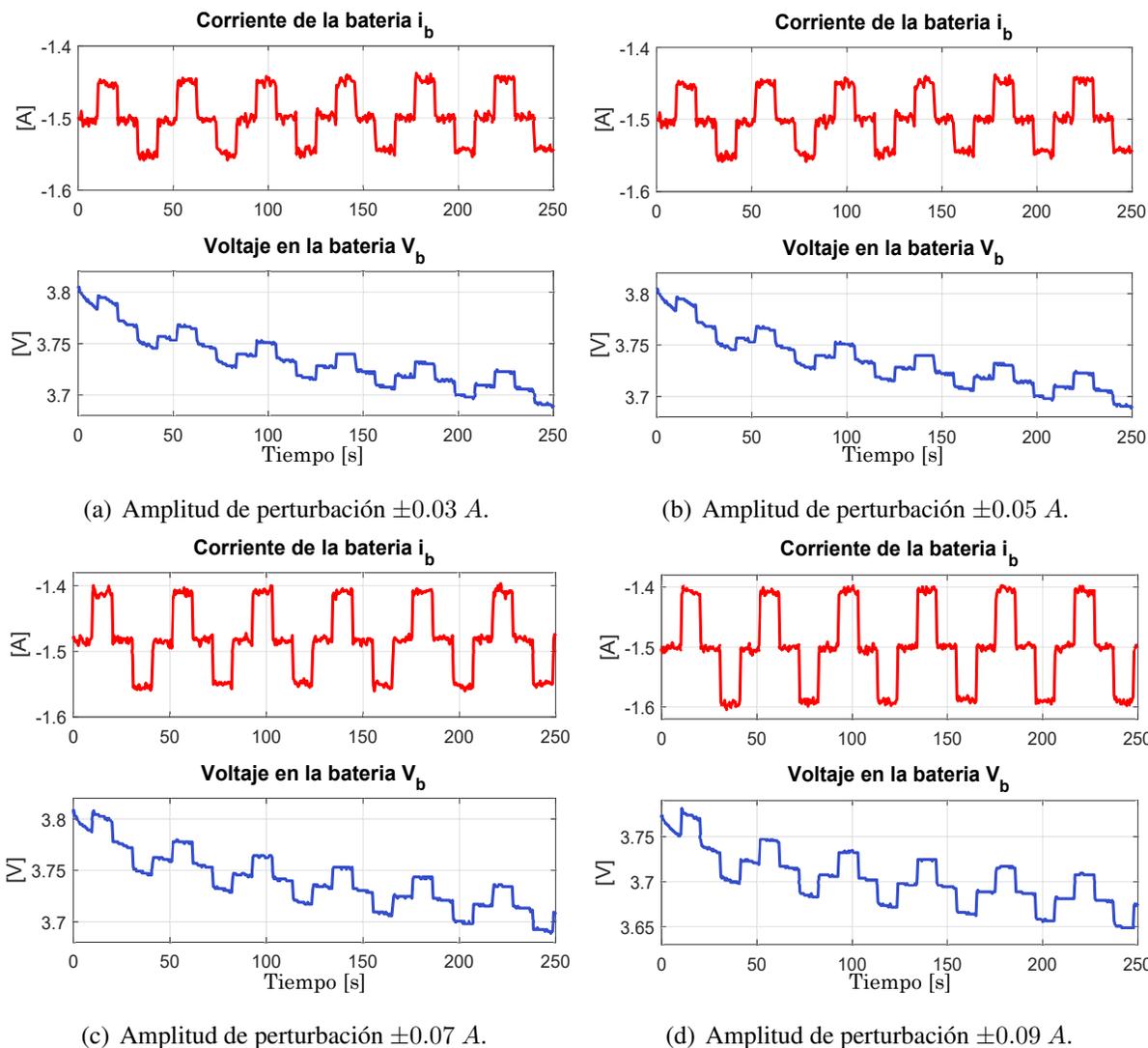


Fig. 7.7: Comportamiento de corriente y voltaje de la batería bajo los cuatro perfiles de descarga para mínimos cuadrados.

Una vez analizados los datos por el algoritmo de mínimos cuadrados de cada una de los perfiles de descarga, se obtuvieron las formas de onda mostradas en la Fig. 7.8, en donde se puede observar que con el tiempo los parámetros R_0 , Q_r y RC , convergen a un valor. En la Fig. 7.8 a) se puede observar el comportamiento de los parámetros en con el primer perfil de descarga, de igual forma en la Fig. 7.8 b) se puede observar la convergencia de la identificación con el segundo perfil de descarga, en la Fig. 7.8c) el mismo caso a las formas anteriores, pero para el tercer perfil, y finalmente el cuarto perfil en la Fig. 7.8 d).

Como se puede observar en las formas de onda anteriores y en las formas de onda mostradas

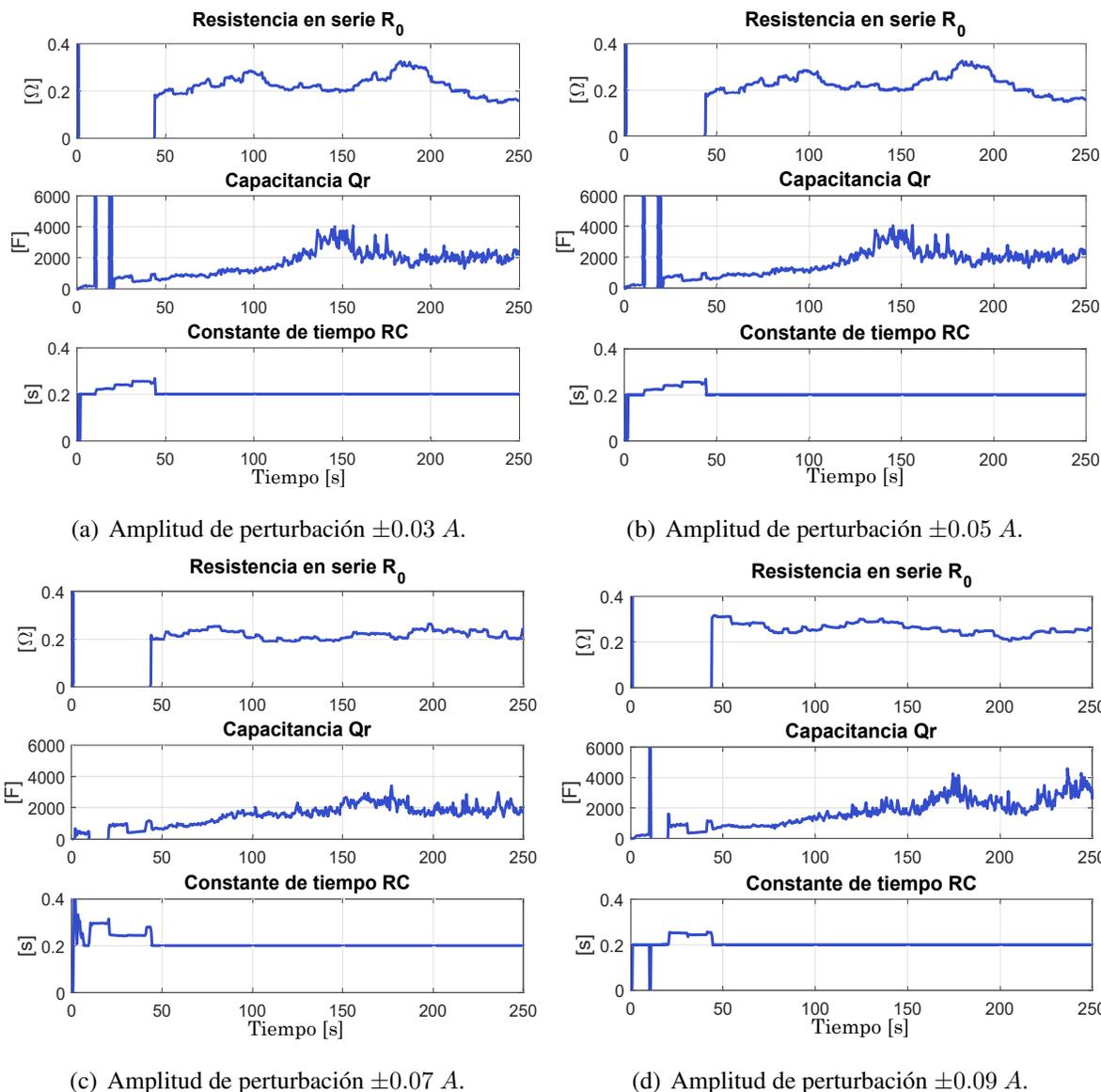


Fig. 7.8: Comportamiento de la identificación de parámetros por mínimos cuadrados.

en la simulación del algoritmo de mínimos cuadrados, el valor de los parámetros converge después del primer intervalo de muestreo del algoritmo al valor óptimo identificado. En este caso se seleccionó un número de muestreo N de 90 y un tiempo de muestreo de 0.5 segundos. Por lo que, se ha obtenido el valor promedio de la identificación durante el intervalo transitorio en el que el algoritmo ya obtenido un conjunto de valores para los parámetros, como se muestra en la Tab. 7.2. en donde los valores de la tabla, corresponden a el valor promedio de los parámetros identificados, en un intervalo de tiempo posterior al transitorio.

Tab. 7.2: Valor promedio de identificación por mínimos cuadrados.

Perfil	R_0	Q_r	RC
1	0.2092 Ω	2015 F	0.2 s
2	0.2092 Ω	1992 F	0.2 s
3	0.2094 Ω	1803 F	0.2 s
4	0.2508 Ω	2598 F	0.2 s

7.3.2. Filtro Kalman extendido

Al igual que para el algoritmo de mínimos cuadrados, para la implementación del filtro Kalman se realizó la obtención de las variables de las baterías en cuatro perfiles de descarga, variando la amplitud de la perturbación, como se muestra en la Tab. 7.3, donde la forma de la corriente con perturbación es igual a la del método de mínimos cuadrados pero con distinta amplitud.

Tab. 7.3: Características de corriente de descarga con perturbación para filtro Kalman.

Perfil	Periodo por paso	Corriente promedio	Amplitud
1	10 s	1.5 A	$\pm 0.4 A$
2	10 s	1.5 A	$\pm 0.5 A$
3	10 s	1.5 A	$\pm 0.6 A$
4	10 s	1.5 A	$\pm 0.7 A$

En este caso, los datos almacenados fueron registrados con un periodo de 0.1 segundos. En la Fig. 7.9, se puede observar el comportamiento de la corriente y el voltaje de la batería ante la aplicación de cada una de las corrientes de descarga seleccionadas. En la Fig. 7.9 a) con amplitud de perturbación de $\pm 0.4 A$, en la Fig. 7.9 b) con amplitud de $\pm 0.5 A$, en la Fig. 7.9 c) de $\pm 0.6 A$, y en la Fig. 7.9 d) de $\pm 0.7 A$.

Al introducir cada uno de estos perfiles se observa el comportamiento de la identificación por filtro Kalman. Como se muestra en la Fig. 7.10, el conjunto de parámetros converge lentamente dado que el tiempo de muestreo del algoritmo se asignó de 0.05 segundos, sin embargo, si se disminuye el periodo del muestreo, el filtro Kalman aumentará la velocidad de la dinámica en la estimación. En la Fig. 7.10 a) se puede observar el comportamiento de los parámetros identificados con el primer perfil de descarga, en la Fig. 7.10 b) la identificación con el segundo

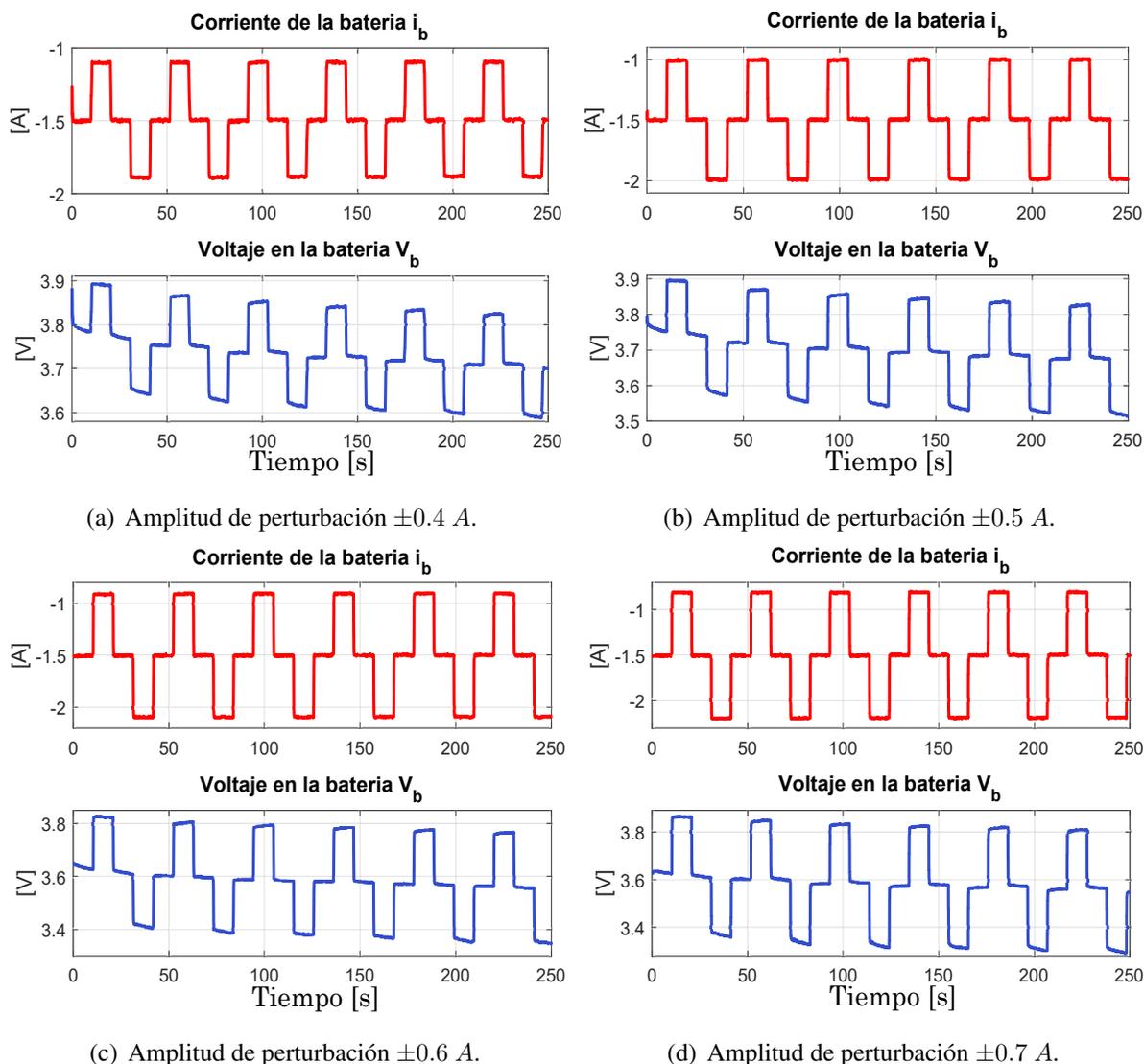


Fig. 7.9: Comportamiento de corriente y voltaje de la batería a los cuatro perfiles de descarga para filtro Kalman.

perfil de descarga, en la Fig. 7.10 c) la identificación con el tercer perfil y en la Fig. 7.10 d) con el cuarto perfil.

Con el objetivo de analizar los valores de los parámetros obtenidos por el algoritmo de filtro Kalman, se obtuvo el valor promedio de los cuatro perfiles de descarga en un intervalo en el que la identificación por filtro Kalman se mantiene estable, como se muestra en la Tab. 7.4, donde los valores corresponden al valor promedio en el intervalo en el que la identificación ya convergió a un valor.

Finalmente, el filtro Kalman se basa en la estimación de un conjunto de estados óptimos,

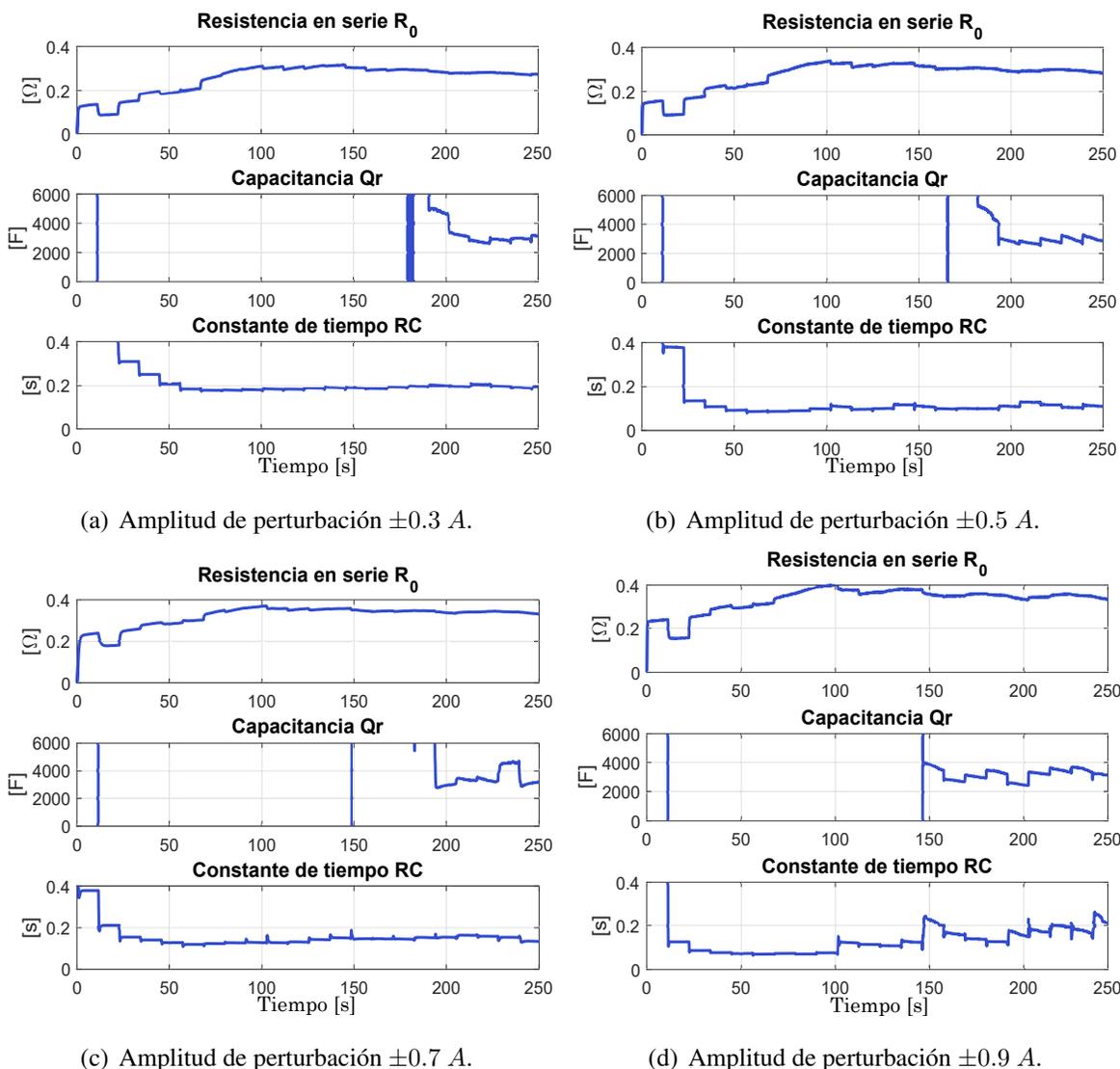


Fig. 7.10: Comportamiento de la identificación de parámetros por filtro Kalman.

Tab. 7.4: Valor promedio de identificación por filtro Kalman.

Perfil	R_0	Q_r	RC
1	0.2795Ω	$2975 F$	$0.1923 s$
2	0.2971Ω	$2873 F$	$0.1033 s$
3	0.3423Ω	$3138 F$	$0.3423 s$
4	0.3499Ω	$2441 F$	$0.1264 s$

tal que la diferencia entre la salida del sistema medida y la salida generada por el estimador sea cero. En la Fig. 7.11, se puede verificar el buen funcionamiento del filtro Kalman, en la Fig. 7.11 a) la estimación de salida con el perfil de descarga 1, en la Fig. 7.11 b) la estimación de salida

con el perfil de descarga 2, en la Fig. 7.11 c) con el perfil de descarga 3 y en la Fig. 7.11 d) con el perfil cuatro. En todos los casos se puede observar como el filtro Kalman ajusta el conjunto de valores de los estados del sistema, generando una salida estimada igual a la medición de salida.

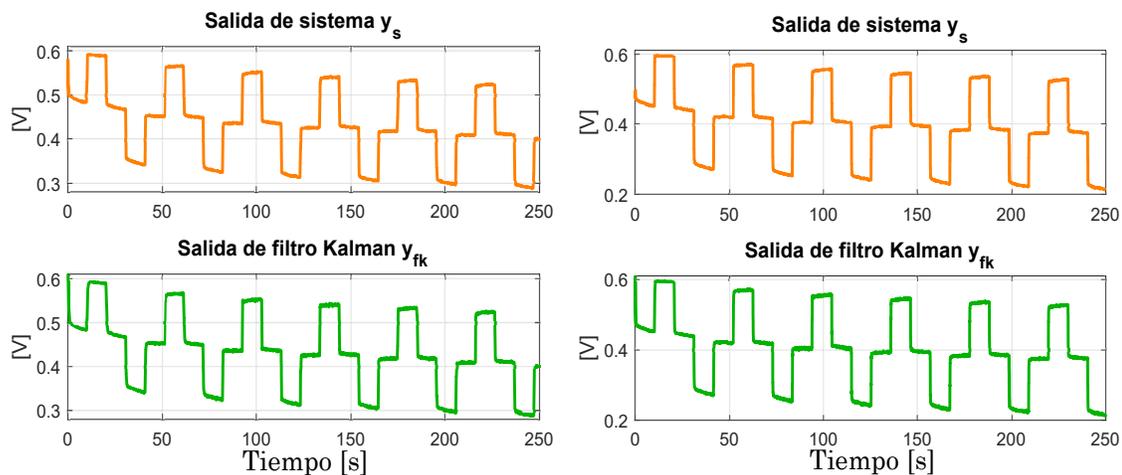
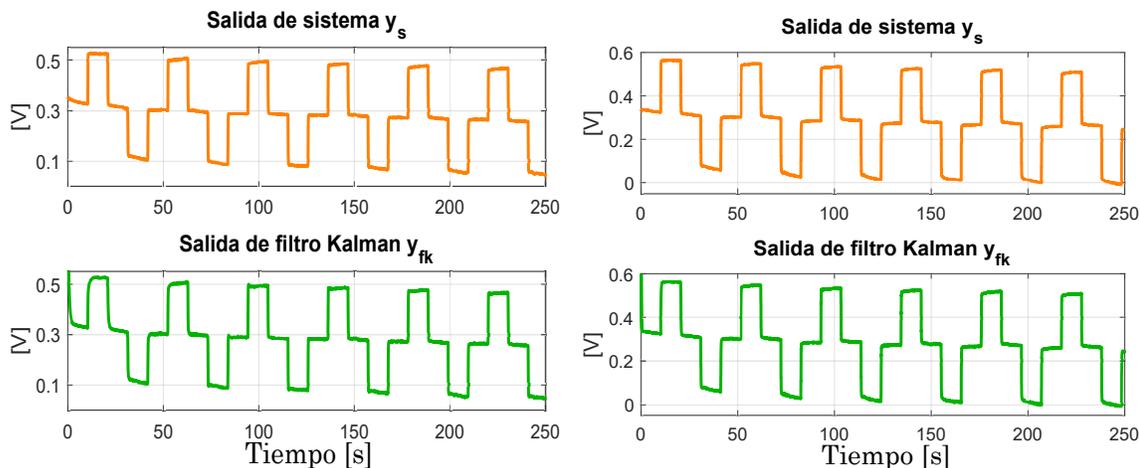
(a) Amplitud de perturbación $\pm 0.3 A$.(b) Amplitud de perturbación $\pm 0.5 A$.(c) Amplitud de perturbación $\pm 0.7 A$.(d) Amplitud de perturbación $\pm 0.9 A$.

Fig. 7.11: Comparación de salida medida con salida estimada por el filtro Kalman.

Como se observó en ambos métodos al implementar, la resistencia interna es un valor fácil de identificar ya que representa la caída de voltaje a determinada corriente de descarga. La rama RC , es un parámetro que también se puede obtener con claridad, y en este caso, para los dos métodos convergen a un valor similar. El parámetro más complejo de identificar para ambos métodos es Q_r , sin embargo, es un parámetro del cual se puede obtener una estimación a partir de la prueba a descarga lenta, de donde es posible obtener la capacidad total de la batería.

8. CONCLUSIONES

En este trabajo se propuso una metodología para identificar parámetros de una batería con base en un modelo de circuito eléctrico equivalente. La metodología propuesta considera la identificación en línea cuando la batería está entregando una potencia constante a una carga por medio de un convertidor SEPIC - Buck en cascada. El convertidor está controlado y dos algoritmos, el método de mínimos cuadrados y el filtro de Kalman extendido, se probaron tanto numéricamente como experimentalmente.

Identificar los parámetros de un modelo de batería es esencial en los sistemas de administración de baterías, ya que la mayoría de los algoritmos y métodos de administración de energía eléctrica se basan en un modelo de batería preciso. El conocimiento de un modelo permite implementar estimadores de estados de la batería interna como el estado de carga, el estado de salud y el estado de operación, lo que a su vez da como resultado perfiles de carga y entrega de energía a la carga más eficientes. Los modelos equivalentes de circuitos eléctricos son populares ya que el análisis se puede realizar utilizando las herramientas de análisis de circuitos eléctricos. Hasta el momento se han propuesto varios modelos de batería que varían en número de elementos, fenómenos descritos y complejidad. Los algoritmos de identificación de parámetros se pueden utilizar para obtener valores precisos que se refieren a un modelo específico. Dos de los algoritmos más populares son el método de mínimos cuadrados y el filtro de Kalman extendido, entre otros. Estos algoritmos tienen diferentes características en cuanto a velocidad de identificación, complejidad, precisión y carga de cálculo.

La validación de la simulación numérica, así como los experimentos, muestran que los dos algoritmos de identificación estudiados tienen la capacidad de obtener un conjunto óptimo de valores al monitorear constantemente el voltaje y la corriente de la batería en la aplicación considerada.

En aplicaciones de identificación en línea, el algoritmo de mínimos cuadrados no es ideal

con respecto al filtro de Kalman extendido ya que las operaciones realizadas en cada muestra de tiempo, que incluyen el cálculo de una matriz inversa cuya dimensión puede ser grande, requieren un gran esfuerzo de procesamiento.

En igualdad de condiciones de ruido Gaussiano, probado en simulaciones, el filtro Kalman extendido funciona mejor en términos de velocidad y precisión de identificación, mientras que el algoritmo de mínimos cuadrados no puede identificar correctamente los parámetros. Además, el algoritmo de mínimos cuadrados requiere una perturbación de amplitud mayor para la identificación en comparación con el filtro de Kalman extendido, lo que puede ser perjudicial para las cargas eléctricas sensibles.

El uso de convertidores de potencia y sus controladores ha mostrado una ventaja en la identificación de los parámetros del modelo de batería durante ciertos intervalos o de manera constante, sin necesidad de desconectar la batería, y sin el costo de diseñar un sistema específico de descarga constante y medición de variables.

El funcionamiento de esta estrategia fue propuesto en base a que la dinámica de los convertidores es rápida y la de una batería es lenta, por lo que no debe inferir la dinámica de los convertidores en el estudio de las variables de la batería. Sin embargo, el ruido de conmutación en la corriente puede afectar la precisión en la identificación.

Como trabajo futuro se puede implementar la estrategia de identificación en línea con uso de convertidores, con el objetivo de comparar el comportamiento dinámico de la batería ante la dinámica del convertidor.

Además, si se busca implementar el procesamiento de la identificación de parámetros en línea por medio de microprocesadores o microcontroladores, es importante validar el funcionamiento del filtro Kalman extendido, evaluando la capacidad de procesamiento y la velocidad de identificación.

Bibliografía

- [1] R. Korthauer, *Lithium-Ion Batteries: Basics and Applications*, vol. 1, Springer, 2018, ISBN 978-3-662-53069-6.
- [2] A.R. Dehghani-Sani, E. Tharumalingam, M.B. Dusseault, R. Fraser, “Study of energy storage systems and environmental challenges of batteries”, *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, vol. 104, 2019, pp 192-208.
- [3] J. Warner, *The Handbook of Lithium-Ion: Battery Pack Design*, vol. 1, ELSEVIER, 2015, ISBN 978-0-12-801456-1.
- [4] Y. Hu and S. Yurkovich and Y. Guezennec and B.J. Yurkovich, “Electro-thermal battery model identification for automotive applications”, *Journal of Power Sources*, vol. 196, no. 1, 2011, pp. 449-457.
- [5] S. Barcellona, L. Piegari, “Lithium Ion Battery Models and Parameter Identification Techniques”, *Energies* 2017, 10, 2007.
- [6] Brenna, M. and Foidadelli, F. and Longo, M. and Barcellona, S. and Piegari, L., “Lithium-ion battery: A simplified modeling procedure and system simulation”, *2016 International Symposium on Power Electronics, Electrical Drives, Automation and Motion (SPEEDAM)*, 2016, pp. 1034-1040.
- [7] Nissing, Dirk and Mahanta, Arindam and Sterkenburg, S., “Thermal Model Parameter Identification of a Lithium Battery”, *Journal of Control Science and Engineering*, vol. 2017, 2017.
- [8] L. Ljung, *System Identification: Theory for the User*, second edition, Linköping University, Prentice Hall PTR, 1999.
- [9] T. Feng, L. Yang, X. Zhao, H. Zhang, J. Qiang, “Online identification of lithium-ion battery parameters based on an improved equivalent-circuit model and its implementation on battery state-of-power prediction”, *Journal of Power Sources*, vol. 281, 2015, pp 192-203.

- [10] C. Zhang, W. Allafi, Q. Dinh, P. Ascencio, J. Marco, "Online estimation of battery equivalent circuit model parameters and state of charge using decoupled least squares technique", *Energy*, vol. 142, 2018, pp 678-688.
- [11] J. Zhang, Y. Wei, H. Qi, "State of charge estimation of LiFePO₄ batteries based on online parameter identification", *Applied Mathematical Modelling*, vol 40, 2016, pp 6040-6050.
- [12] H. Rahimi-Eichi, F. Baronti and M. Chow, "Online Adaptive Parameter Identification and State-of-Charge Coestimation for Lithium-Polymer Battery Cells", *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, vol. 61, no. 4, pp. 2053-2061, April 2014.
- [13] Z. Deng, H. Deng, L. Yang, Y. Cai, X. Zhao, "Implementation of reduced-order physics-based model and multi-parameters identification strategy for lithium-ion battery", *Energy*, vol. 138, pp. 509-519, 2017.
- [14] Locorotondo, Edoardo and Pugi, Luca and Berzi, Lorenzo and Pierini, Marco and Lutzemberger, Giovanni, "Online Identification of Thevenin Equivalent Circuit Model Parameters and Estimation State of Charge of Lithium-Ion Batteries", *2018 IEEE International Conference on Environment and Electrical Engineering and 2018 IEEE Industrial and Commercial Power Systems Europe (EEEIC / I CPS Europe)*, pp. 1-6, 2018.
- [15] G.L. Plett, *Battery Management System: Equivalent-Circuit Methods*, vol. 2, Artech House, 2016.
- [16] Q. Wang, J. Kang, Z. Tan, M. Luo, "An online method to simultaneously identify the parameters and estimate states for lithium ion batteries", *Electrochimica Acta*, vol. 289, 2018, pp 376-388.
- [17] M. Partovibakhsh and G. Liu, "An Adaptive Unscented Kalman Filtering Approach for Online Estimation of Model Parameters and State-of-Charge of Lithium-Ion Batteries for Autonomous Mobile Robots", *IEEE Transactions on Control Systems Technology*, vol. 23, no. 1, pp. 357-363.
- [18] D. V. Do, C. Forgez, K. El Kadri Benkara and G. Friedrich, "Impedance Observer for a Li-Ion Battery Using Kalman Filter", in *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, vol. 58, no. 8, pp. 3930-3937, Oct. 2009.
- [19] G. Liu, C. Xu, K. Jiang, K. Wang, "State of charge and model parameters estimation of liquid metal batteries based on adaptive unscented Kalman filter", in *Energy Procedia*, vol. 158, pp. 4477-4482, 2019.

- [20] H. Dai, T. Xu, L. Zhu, X. Wei, Z. Sun, "Adaptive model parameter identification for large capacity Li-ion batteries on separated time scales", in *Applied Energy*, vol. 164, pp. 119-131, 2016.
- [21] Park, Jinhyeong and Bae, Hynsu and Jang, Sung-Soo and Na, Woonki and Kim, Jonghoon, "Adaptive model parameter identification for large capacity Li-ion High accuracy temperature-dependent SOC estimation based on real-time parameter identification for rechargeable Li-Ion battery pack", in *2019 IEEE Applied Power Electronics Conference and Exposition (APEC)*, pp. 2934-2938, 2019.
- [22] M. S. Grewal, A. P. Andrews, *Kalman Filtering: Theory and practice using MATLAB*, vol. 2, A Wiley Interscience, 2001, ISBN 0-471-39254-5
- [23] L. Chambers, *The practical handbook of genetic algorithms - applications*, Chapman and Hall CRC, vol. 1, 2 edition, 2001.
- [24] L. Zhang, Z. Wang, X. Hu, F. Sun, D.G. Dorrell, "A comparative study of equivalent circuit models of ultracapacitors for electric vehicles", *Journal of Power Sources*, vol. 274, 2015, pp 899-906.
- [25] H. Pang, L. Mou, L. Guo, F. Zhang, "Parameter identification and systematic validation of an enhanced single-particle model with aging degradation physics for Li-ion batteries", *Electrochimica Acta*, vol. 307, 2019, pp 474-487.
- [26] Y.Y. Choi, S. Kim, S. Kim, J. Choi, "Multiple parameter identification using genetic algorithm in vanadium redox flow batteries", *Journal of Power Sources*, vol. 450, 2020.
- [27] Loukil, J. Masmoudi, F. Derbel, Nabil, "Modeling of internal parameters of a lead acid battery with experimental validation", *2016 13th International Multi-Conference on Systems, Signals Devices (SSD)*, vol. 478-483, 2016.
- [28] Thirugnanam, Kannan and P., Ezhil Reena Joy T. and Singh, Mukesh and Kumar, Praveen, "Mathematical Modeling of Li-Ion Battery Using Genetic Algorithm Approach for V2G Applications", *IEEE Transactions on Energy Conversion*, vol. 29, pp. 332-343, no. 2, 2014.
- [29] J. Brand, Z. Zhang, R. K. Agarwal, "Extraction of battery parameters of the equivalent circuit model using a multi-objective genetic algorithm", *Journal of Power Sources*, vol. 247, pp. 729-737, 2014.

- [30] D. Dubois, H. Prade, *Fuzzy Sets and Systems: Theory and Applications*, New York: Academic, 1980.
- [31] S. Dutta, "Fuzzy logic applications: Technological and strategic issues," *IEEE Transactions on Engineering Management*, vol. 40, no. 3, pp. 237-254.
- [32] W.H. Tanveer, H. Rezk, A. Nassef, M.A. Abdelkareem, B. Kolosz, K. Karuppasamy, J. Aslam, S.O. Gilani, "Improving fuel cell performance via optimal parameters identification through fuzzy logic based-modeling and optimization", *Energy*, vol. 204, 2020.
- [33] D. Jiani, L. Zhitao, W. Youyi and W. Changyun, "A fuzzy logic-based model for Li-ion battery with SOC and temperature effect", *IEEE International Conference on Control and Automation (ICCA)*, 2014, pp. 1333-1338.
- [34] Gandolfo, Daniel and Brandao, A.s and Patiño, Hector and Molina, Marcelo, "Dynamic model of lithium polymer battery - Load resistor method for electric parameters identification", *Journal of the Energy Institute*, 2014.
- [35] Zhang, Ruifeng and Xia, Bizhong and Li, Baohua and Cao, Libo and Lai, Yongzhi and Zheng, Weiwei and Wang, Huawen and Wang, Wei and Wang, Mingwang, "A Study on the Open Circuit Voltage and State of Charge Characterization of High Capacity Lithium-Ion Battery Under Different Temperature", *Energies*, vol. 11, 2019.
- [36] Chen, Zheng and Fu, Yuhong and Mi, Chunting Chris, "State of Charge Estimation of Lithium-Ion Batteries in Electric Drive Vehicles Using Extended Kalman Filtering", *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, vol. 62, 2013.
- [37] Chaturvedi, Nalin A. and Klein, Reinhardt and Christensen, Jake and Ahmed, Jasim and Kojic, Aleksandar, "Algorithms for Advanced Battery-Management Systems", *IEEE Control Systems Magazine*, 2010.
- [38] M. A. Hannan, M. M. Hoque, A. Hussain, Y. Yusof and P. J. Ker, "State-of-the-Art and Energy Management System of Lithium-Ion Batteries in Electric Vehicle Applications: Issues and Recommendations", *IEEE Access*, vol. 6, pp. 19362-1937.
- [39] T.B. Reddy, "Linden's Handbook of Batteries", McGraw Hall, 4 edition, 2011.
- [40] Sarasua, Antonio and Molina, Marcelo and Mercado, Pedro, "Dynamic Modelling of Advanced Battery Energy Storage System for Grid-Tied AC Microgrid Applications", pp. 26, 2013.

- [41] Ramadesigan, Venkatasailanathan, “Electrochemical-Engineering-Based Models for Lithium-Ion Batteries - Past, Present, and Future”, *The Electrochemical Society Interface*, vol. 26, pp. 69-71.
- [42] A. Fotouhi, D.J. Auger, K. Propp, S. Longo, M. Wild, “A review on electric vehicle battery modelling: From Lithium-ion toward Lithium - Sulphur”, *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, vol. 56, 2016, pp 1008-1021.
- [43] Zhang, Cheng and Li, Kang and Mcloone, Sean and Yang, Zhile, “Battery modelling methods for electric vehicles - A review”, *2014 European Control Conference (ECC)*, 2014, pp 2673-2678.
- [44] Lijun Gao and Shengyi Liu and Dougal, R.A., “Dynamic lithium-ion battery model for system simulation”, *IEEE Transactions on Components and Packaging Technologies*, vol. 25, no. 3, 2002, pp 495-505.
- [45] Huachun Han and Haiping Xu and Zengquan Yuan and Yingjie Zhao, “Modeling for lithium-ion battery used in electric vehicles”, *2014 IEEE Conference and Expo Transportation Electrification Asia-Pacific (ITEC Asia-Pacific)*, 2014, pp 1-5.
- [46] Hongwen, he and Xiong, Rui and Jinxin, Fan, “Evaluation of Lithium-Ion Battery Equivalent Circuit Models for State of Charge Estimation by an Experimental Approach”, *Energies*, vol. 4, 2011.
- [47] L. Plett, *Battery Management Systems: Battery Modeling*, vol. 1, Artech House, 2015.
- [48] Xia, Zhiyong and Qahouq, Jaber A. Abu, “Method for online battery AC impedance spectrum measurement using dc-dc power converter duty-cycle control”, *2017 IEEE Applied Power Electronics Conference and Exposition (APEC)*, 2017, pp. 1999-2003.
- [49] Huang, Wangxin and Abu Qahouq,A. Jaber, “An Online Battery Impedance Measurement Method Using DC - DC Power Converter Control”, *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, vol. 61, no. 11, 2014, pp. 5987-5995.
- [50] Qahouq, Jaber A. Abu and Xia, Zhiyong, “Single-Perturbation-Cycle Online Battery Impedance Spectrum Measurement Method With Closed-Loop Control of Power Converter”, *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, vol. 64, no. 9, 2017, pp. 7019-7029.
- [51] H. Sira, R Silva, “Power systems: Control design techniques in power electronics devices”, vol. I, Springer, 2006.

-
- [52] D. W. Hart, “Electrónica de potencia”, vol. I, Prentice Hall, 1997.
- [53] N. Mohan, T. M. Hundeland, W. P. Robbins, “Electrónica de potencia: Convertidores, aplicaciones y diseño”, vol. III, PMC Graw Hill, 2009.
- [54] C. T. Chen, “Linear system theory and design”, vol. III, Oxford university press, 1999.
- [55] Valdés-Delgado, Diana C. and Gómez-Saavedra, Carlos A. and Valdez-Carrera, Héctor O. and Sosa, José M. and Limones-Pozos, César A. and Vázquez-Guzmán, Gerardo and López, Adolfo R., “Single-Perturbation-Cycle Online Battery Impedance Spectrum Measurement Method With Closed-Loop Control of Power Converter”, *2019 IEEE International Autumn Meeting on Power, Electronics and Computing (ROPEC)*, 2019, pp. 1-6.