



UNIVERSIDAD DE CHILE
FACULTAD DE CIENCIAS FÍSICAS Y MATEMÁTICAS
DEPARTAMENTO DE INGENIERÍA ELÉCTRICA

MODELACIÓN DE GENERADOR FOTOVOLTAICO Y BANCO DE BATERÍAS DE PLOMO
ÁCIDO COMO ELEMENTOS DE UNA MICRORRED

MEMORIA PARA OPTAR AL TÍTULO DE
INGENIERO CIVIL ELECTRICISTA

BERNARDO ANDRÉS SEVERINO ASTUDILLO

SANTIAGO DE CHILE
JUNIO 2011



UNIVERSIDAD DE CHILE
FACULTAD DE CIENCIAS FÍSICAS Y MATEMÁTICAS
DEPARTAMENTO DE INGENIERÍA ELÉCTRICA

MODELACIÓN DE GENERADOR FOTOVOLTAICO Y BANCO DE BATERÍAS DE PLOMO
ÁCIDO COMO ELEMENTOS DE UNA MICRORRED

MEMORIA PARA OPTAR AL TÍTULO DE
INGENIERO CIVIL ELECTRICISTA

BERNARDO ANDRÉS SEVERINO ASTUDILLO

PROFESOR GUÍA:
DORIS SÁEZ HUEICHAPAN

MIEMBROS DE LA COMISIÓN:
RODRIGO PALMA BEHNKE
LORENZO REYES CHAMORRO

SANTIAGO DE CHILE
JUNIO 2011

RESUMEN DE LA MEMORIA
PARA OPTAR AL TÍTULO DE
INGENIERO CIVIL ELECTRICISTA
POR: BERNARDO ANDRÉS SEVERINO ASTUDILLO
FECHA: 11 AGOSTO 2011
PROF. GUÍA: DORIS SÁEZ HUEICHAPAN

MODELACIÓN DE GENERADOR FOTOVOLTAICO Y BANCO DE BATERÍAS DE PLOMO ÁCIDO COMO ELEMENTOS DE UNA MICRORRED

Nuevas formas de generación basadas en recursos energéticos distribuidos, asociados a cargas locales se han estado desarrollando. Sin embargo, su masificación puede tener un alto impacto en el control del flujo de potencias y frecuencia del sistema. Por lo tanto, se requiere de una arquitectura de control y gestión que permita la inclusión de los generadores distribuidos y el manejo de las potencias activas en el sistema. Una forma de aprovechar el potencial emergente de los generadores distribuidos es considerar un enfoque sistémico que incluya a la generación y las cargas como un sub-sistema: una microrred.

En este marco y con el objetivo de crear un innovador sistema de coordinación que permita aprovechar en forma económica los abundantes recursos energéticos en Chile, el Centro de Energía de la Facultad de Ciencias Físicas y Matemáticas de la Universidad de Chile, ha desarrollado una microrred aislada en el poblado de Huatacondo. En esta memoria se desarrolla la modelación de dos de las unidades que conforman la microrred aislada en Huatacondo y que son elementos usuales de las microrredes: la unidad de generación fotovoltaica y la unidad de banco de baterías de plomo ácido. El propósito es generar un aporte futuro para el desarrollo de un simulador integrado de una microrred. Además, debido a las necesidades del proyecto del Centro de Energía, se propone un estimador del estado de carga de las baterías de plomo ácido basado en el modelo no lineal de Copetti y en el método de estimación de estados usando filtro de Kalman extendido.

El primer tema abordado es la estimación de los parámetros para los modelos de baterías de: Thevenin, Randles y Copetti. Para este último, se propone un método para que la relación entre el voltaje de circuito abierto y el estado de carga sea igual a la determinada por el fabricante. Los resultados obtenidos revelan que el modelo de Copetti tiene el mejor desempeño, con un error de estimación de la tensión de la batería igual a un 1.15%, en comparación con los modelos de Thevenin y Randles que presentan un error de estimación de un 2.22% y 10.7%, respectivamente.

El segundo tema abordado es la estimación de los parámetros de un modelo de celda fotovoltaica que incluya el efecto de la temperatura, la dinámica del sol y la orientación de la montura. Además, se incluye en el análisis el efecto de la nubosidad usando un modelo básico de estimación de atenuación. Los resultados obtenidos muestran que, para una planta fotovoltaica de 21 [kW], el error de estimación de la potencia es igual a 1.35 [kW].

Por último, se implementa un estimador del estado de carga de las baterías usando el modelo de Copetti adaptado a un filtro de Kalman extendido. Para un estado inicial de carga diferente al real, el error de estimación de la tensión de la batería del filtro es de 1.25%, mientras que el modelo

presenta un error de 8.8%, lo que refleja las ventajas de usar el estimador propuesto. Sin embargo, para determinar con precisión el desempeño de éste, es necesaria la validación con respecto al estado de carga real de las baterías.

Como principal trabajo futuro se propone el desarrollo de un simulador de una microrred que incorpore los modelos desarrollados en esta memoria; cuyo objetivo es ser una herramienta útil para: la planificación de futuras plantas, el diseño de estrategias de control a nivel supervisor, el desarrollo de un administrador de contingencias, el análisis de la respuesta transitoria del sistema y la estimación de estados del sistema.

Dedicada a mi hermana.

Agradecimientos

Le agradezco mis padres, Bernardo y Carmen, por todo el apoyo que me han brindado durante esta larga etapa de mi vida. También a mi hermana, gracias por todo el apoyo brindado en estos años que hemos vivido juntos. Quiero darle un gran reconocimiento a mis tíos, Sergio y Cecilia, quienes encendieron la vocación que hoy tengo. También a mis primos del alma, Dani y Gonzalo y por supuesto al resto de la familia que siempre me a apoyado y con quienes he pasado los momentos felices de la vida. Además quiero agradecer a mi polola Ángela, gracias por todo el cariño y la compañía que me has dado durante estos años y especialmente por la gran ayuda brindada durante estos últimos meses.

Muchas gracias a todos los compañeros de la universidad, a los amigos de siempre de la sección 3: Coté, Andrés, Isma, Nico, Lupy, Trini, Vale, Cristi y tantos otros. A los del departamento de eléctrica: Román, Lili, Gabo, Romina, Chino, Bernuy, Daniel, Felipe. Quiero darle las gracias de forma especial a un gran amigo: Ignacio. También quiero agradecer a los que trabajan en GeVi: Loro, Naty, Mariel, Nico, Pablo y Ed. Gracias por el apoyo y la acogida.

Por último agradecer a mis amigos de toda la vida: Dani, Rafa, Andre y Cris.

Índice general

1. Introducción	12
1.1. Objetivos	14
1.2. Estructura de la memoria	14
2. Antecedentes	15
2.1. Microrredes	15
2.1.1. Orígenes: generación distribuida	15
2.1.2. Definición de microrred	16
2.1.3. Arquitectura de una microrred	16
2.2. Banco de baterías de plomo ácido	18
2.2.1. Introducción	18
2.2.2. Descripción de una batería de plomo ácido	19
2.2.3. Principio de funcionamiento	20
2.2.4. Estimación del estado de carga	23
2.2.5. Modelación batería de plomo ácido	24
2.3. Generador fotovoltaico	29
2.3.1. Introducción	29
2.3.2. Principio de funcionamiento	30
2.3.3. Modelación celda fotovoltaica	30
2.3.4. Irradiación solar y montura de seguimiento	32
3. Metodología	36

3.1. Identificación de sistemas	36
3.1.1. Definición	37
3.2. Filtro extendido de Kalman	39
3.2.1. Algoritmo EFK	40
4. Modelación unidades de la microrred en Huatacondo	41
4.1. Banco de baterías de plomo ácido	41
4.1.1. Descripción de la planta	41
4.1.2. Experimento considerado	42
4.1.3. Estimación de parámetros	44
4.2. Generador fotovoltaico	56
4.2.1. Descripción de la planta	56
4.2.2. Experimentos considerados	56
4.2.3. Estimación de parámetros	57
5. Estimación de carga de una batería	61
5.1. Implementación	61
5.2. Resultados	63
6. Conclusiones	66
6.1. Trabajos futuros	67
A. Relación de V_{oc} v/s SoC baterías Trojan-105	70

Índice de figuras

1.1. Esquema microrred Huatacondo.	12
1.2. Diagrama del EMS para microrred en Huatacondo.	13
2.1. Esquema general de una microrred.	17
2.2. Esquema del la unidad banco de baterías de plomo ácido.	18
2.3. Esquema batería plomo ácido	19
2.4. Modelo de Thevenin.	25
2.5. Modelo de Randles.	25
2.6. Modelo de Copetti.	26
2.7. Esquema del la unidad de generación fotovoltaica.	29
2.8. Circuito eléctrico equivalente celda fotovoltaica.	30
2.9. Característica $V - I$ de una celda fotovoltaica.	31
2.10. Esquema de la posición del sol.	33
2.11. Esquema de la rotación combinada de la montura cardinal.	35
3.1. Pasos en la identificación de sistemas.	39
4.1. Datos de entrenamiento modelo batería.	42
4.2. Datos de validación modelo batería.	43
4.3. Resultados con data de entrenamiento para el modelo de Thevenin.	44
4.4. Resultados con data de validación para el modelo de Thevenin.	45
4.5. Resultados con data de entrenamiento para el modelo de Thevenin.	46
4.6. Resultados con data de entrenamiento para el modelo de Thevenin.	47

4.7. Resultados salida con data de validación para el modelo de Copetti 1.	49
4.8. Resultados estados con data de validación para el modelo de Copetti 1.	49
4.9. Comparación de curvas de V_{oc} v/s SoC del modelo Copetti 1 y del fabricante. . . .	50
4.10. Resultados con data de validación para el modelo de Copetti 2.	51
4.11. Resultados estados con data de validación para el modelo de Copetti 2.	51
4.12. Comparación de curvas de V_{oc} v/s SoC del modelo Copetti 2 y del fabricante. . . .	52
4.13. Resultados con data de validación para el modelo de Copetti 3.	52
4.14. Resultados estados con data de validación para el modelo de Copetti 3.	53
4.15. Comparación de curvas de V_{oc} v/s SoC del modelo Copetti 3 y del fabricante. . . .	54
4.16. Resultados con data de validación para el modelo de Copetti 4.	54
4.17. Resultados estados con data de validación para el modelo de Copetti 4.	55
4.18. Comparación de curvas de V_{oc} v/s SoC del modelo Copetti 4 y del fabricante. . . .	55
4.19. Data de entrenamiento para la estimación de parámetros del modelo celda fotovoltaica.	57
4.20. Data de validación para la estimación de parámetros del modelo celda fotovoltaica.	58
4.21. Resultados modelación generador fotovoltaico con data de entrenamiento.	59
4.22. Resultados modelación generador fotovoltaico con data de validación.	60
5.1. Data de validación para el estimador de estado de la batería.	63
5.2. Estimación de la salida del modelo y de la salida del filtro de Kalman Extendido	64
5.3. Estimación del estado interno de la batería según el modelo y el estimador de carga.	65
A.1. Estimación del estado interno de la batería según el modelo y el estimador de carga.	70

Índice de tablas

3.1. Algoritmo Filtro de Kalman Extendido	40
4.1. Características del banco de baterías de plomo ácido.	41
4.2. Parámetros estimados del modelo de Thevenin.	44
4.3. Parámetros estimados del modelo de Randles.	45
4.4. Variaciones del modelo de Copetti.	48
4.5. Comparación de resultados modelos de batería.	56
4.6. Características del generador fotovoltaico.	56
4.7. Parámetros estimados del modelo de generador fotovoltaico.	59

Capítulo 1

Introducción

Este trabajo de investigación se enmarca dentro de la iniciativa GeVi (Generador Virtual), proyecto del Centro de Energía de la Facultad de Ciencias Físicas y Matemáticas de la Universidad de Chile, que propone la creación de un innovador sistema de coordinación que permita aprovechar en forma económica los abundantes recursos energéticos en Chile. Esto a través de la inserción de pequeñas unidades generadoras distribuidas en una misma área geográfica y conectada a la red de suministro eléctrico.

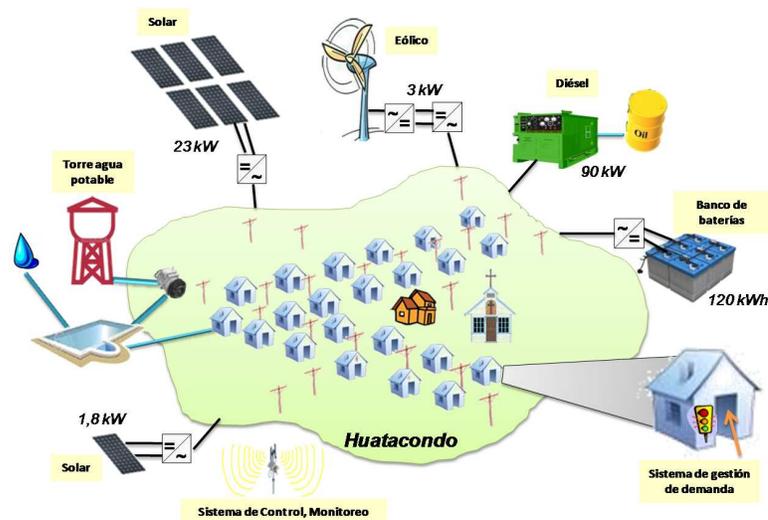


Figura 1.1: Esquema microrred Huatacondo.

El proyecto GeVi se inició con el desarrollo e instalación de una microrred aislada en el poblado de Huatacondo, ubicado en la comuna de Pozo Almonte, en el norte de Chile. Como se aprecia en la Figura 1.1 el sistema está compuesto por: un generador fotovoltaico con seguimiento, un generador fotovoltaico sin seguimiento, un generador eólico, un generador diesel, un banco de baterías de plomo ácido, un sistema de alimentación de agua, un sistema de gestión de demanda,

una red de equipos de medida y un sistema de control nivel supervisor.

Para aprovechar de buena manera los recursos disponibles en el área, un sistema de gestión de energía (EMS: Energy Management System) de nivel supervisor determina las referencias de operación de los dispositivos involucrados, con el objetivo de minimizar los costos de operación del sistema [1]. El EMS, ver Figura 1.2, recibe como entradas las predicciones a dos días a futuro de: potencia suministrada por los generadores fotovoltaico y eólico, y consumo de electricidad y agua potable. Además, se debe conocer el estado actual del sistema compuesto por: nivel del agua, nivel del diesel, nivel del estado de carga del banco de baterías y estado de operación del generador diesel. Luego, mediante modelos en régimen permanente de los dispositivos que componen la planta y una función de costos, el EMS establece las referencias para dos días de operación. Este proceso se realiza cada 15 minutos con el fin de incluir mejoras en las predicciones futuras y la medida del estado del sistema [2].

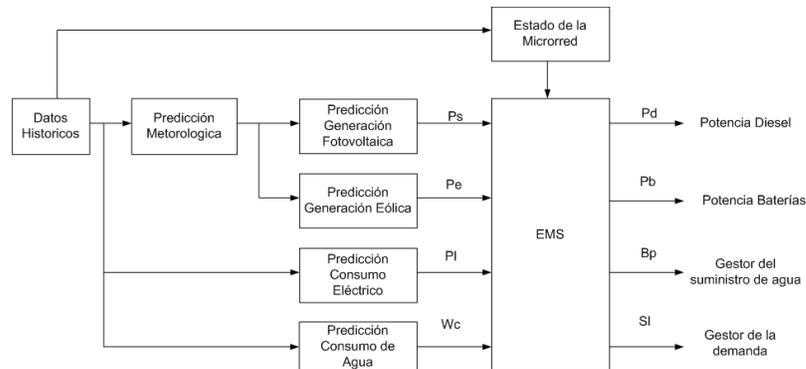


Figura 1.2: Diagrama del EMS para microrred en Huataacundo.

Además, es necesario la predicción de los recursos renovables disponibles en el área: irradiación solar en el plano horizontal y velocidad del viento. Estas son las entradas de los modelos de generación fotovoltaica y eólica. En la predicción de estos recursos se utilizan modelos matemáticos a partir de información de mesoescala, de manera independiente de estaciones meteorológicas locales [3]. El rendimiento final de la predicción de potencia de los generadores depende altamente de una buena estimación de los recursos renovables.

Uno de los desafíos inmediatos, que surge a partir del esquema del EMS explicado, es la medición del estado de carga del banco de baterías. Debido a la operación ininterrumpida del banco de baterías, las metodologías tradicionales de cálculo del estado de carga, que usan la medición de tensión en circuito abierto, no son aplicables. Otras posibilidades son el uso de sensores de densidad o resistencia que puedan operar junto al banco, sin embargo, estas soluciones resultan ser caras y difíciles de implementar [4].

Aun cuando la planta cuenta con un sistema de gestión de demanda, esto es, un dispositivo que indica a los consumidores los horarios en que es recomendable demandar mayor o menor energía eléctrica, no se tiene certeza del comportamiento resultante del consumidor. Por lo tanto, y dado que se cuenta con una microrred en isla, surge la problemática de cómo administrar la energía excedente del sistema.

Existen otros desafíos a mediano plazo que convergen en una única solución de ingeniería: el desarrollo de un simulador de una microrred, el cual sería una herramienta para:

- La planificación de futuras plantas.
- El diseño de estrategias de control a nivel supervisor.
- El desarrollo de un administrador de contingencias.
- El análisis de la respuesta transitoria del sistema.
- La estimación de estados del sistema.

En sintonía con los desafíos mencionados a corto y mediano plazo, esta investigación se desarrollará a partir de los siguientes objetivos:

1.1. Objetivos

El objetivo principal de este trabajo es desarrollar la modelación de un generador fotovoltaico y un banco de baterías de plomo ácido que serán parte de un simulador dinámico de una microrred.

A continuación se plantean los objetivos específicos:

- Modelar un banco de baterías de plomo ácido.
 - Desarrollar un modelo lineal para la batería de plomo ácido.
 - Desarrollar un modelo no lineal para la batería de plomo ácido.
- Modelar un generador fotovoltaico
 - Desarrollar un modelo para una celda fotovoltaica.
 - Desarrollar un modelo para una estructura de seguimiento.
- Desarrollar estimador dinámico del estado de carga de las baterías.

1.2. Estructura de la memoria

La memoria se estructura en 6 capítulos. En el capítulo 2 se discute sobre generación distribuida, microrredes y dos de las unidades que la componen: generador fotovoltaico y banco de batería de plomo ácido. En el capítulo 3 se discute sobre la metodología de identificación de sistemas y de estimación de estados mediante filtro de Kalman extendido. En el capítulo 4 se determinan los parámetros de los modelos del generador fotovoltaico y banco de baterías de plomo ácido para el caso de estudio de la microrred instalada en Huatacondo. En el capítulo 5 se diseña e implementa la estimación de estado de carga del banco de baterías de plomo ácido usando la metodología de filtro de Kalman extendido. Además se discute sobre los resultados obtenidos. En el capítulo 6 se presentan las conclusiones de esta investigación y los trabajos futuros recomendados por el autor.

Capítulo 2

Antecedentes

En este capítulo se presentan los conceptos que definen un microrred. Además se explica en detalle dos unidades que podrían ser parte de una microrred: banco de baterías de plomo ácido y generador fotovoltaico.

2.1. Microrredes

2.1.1. Orígenes: generación distribuida

Los sistemas convencionales de generación de energía están presentando problemas vinculados a [5], [6]:

- La creciente escasez de combustibles fósiles.
- Una pobre eficiencia energética.
- Una alta contaminación ambiental.

Debido a esto se ha generado una nueva tendencia de generación de energía a nivel local mediante el uso de centrales pequeñas integradas a redes de distribución y cercanas a los centros de consumo. A esta nueva forma de generación de energía se le ha denominado Generación Distribuida y a los dispositivos de generación que participan en ella se les ha nombrado Recursos de Energía Distribuidos (DER: Distributed Energy Resources), en donde se incluyen a los Generadores Distribuidos (DG: Distributed Generation) y a los Almacenadores Distribuidos (DS: Distributed Storage).

La definición no implica restricciones con respecto al tipo de DERs salvo que sean de pequeña escala de generación, sin embargo, y debido a la creciente insatisfacción social de usar generadores contaminantes¹, los DG suelen ser en base a fuentes de energía no renovables bajos en emisiones de carbono o renovables no convencionales (ERNC), tales como las centrales en base a: biomasa,

¹El protocolo de Kyoto (1997) representa una declaración y toma de conciencia pública del problema.

biodiesel, energía termo-solar, energía eólica, celdas fotovoltaicas, celdas de combustible, energía hidráulica de pasada, energía mareomotriz y energía geotérmica [7]. Las DERs son generalmente dispositivos de generación eléctrica, sin embargo, en [5], [6] se incluyen dispositivos de generación conjunta de electricidad y de calor (CHP: Combined Heat and Power).

Un aumento de la generación distribuida y en general de los DG tendría un alto impacto no despreciable en el control de potencia y frecuencia de los sistemas eléctricos de potencia. Por lo tanto, se requiere una arquitectura de control y gestión con el fin de facilitar la integración de los DG y manejar la carga activa dentro del sistema. Una forma prometedora de aprovechar el potencial emergente de los DG es tomar un enfoque sistémico que considera a la generación y las cargas asociadas como un sub-sistema [6].

2.1.2. Definición de microrred

Una microrred puede ser definida como un sistema de distribución de electricidad compuesto por cargas y DERs capaces de operar controlada y coordinadamente en modo conectado a la red principal o aislada de ella. En esta definición se consideran como DERs a:

1. Generadores distribuidos (DG): todas las fuentes a escala y en el contexto de la microrred, tales como centrales en base recursos energéticos no renovables bajos en emisiones de carbono, renovables no convencionales, o CHP. En caso de que este último tipo de dispositivos fuera base de generación, sería conveniente flexibilizar la definición a una que apunte a un sistema de distribución de energía, no sólo de electricidad.
2. Acumuladores distribuidos (DS): todas las formas de acumulación de energía como la electroquímica, presión, gravitacional o calórica, que estén en el contexto de la microrred. Los generadores distribuidos permiten alcanzar los requerimientos de potencia y energía requeridos por la microrred.
3. Cargas controladas: las variaciones de carga en una microrred generan efectos importantes debido a que se trata de un sistema eléctrico de potencia pequeño. Por lo tanto, el control de carga puede hacer una gran contribución en una microrred. Normalmente son luminarias regulables o bombas de agua que presentan una escala relevante con la microrred.

En [6] se propone que una microrred debe ser capaz de alcanzar los siguientes objetivos:

1. Control local de la distribución y generación, eliminando o reduciendo el despacho central.
2. La microrred se puede separar de la red principal cuando hay perturbaciones.
3. Una microrred puede operar intencionalmente en isla, lo que mejora la confiabilidad local.

2.1.3. Arquitectura de una microrred

En la Figura 2.1 se observa la arquitectura genérica de una microrred propuesta en [6]. Un sistema de distribución de energía conectado a la línea de transmisión contiene en su interior un microrred

que alberga a generadores distribuidos, acumuladores distribuidos, cargas locales, el switch de conexión, controladores de las DERs (MC: Microsource Controller [5]) y un sistema de control central(CC: Central Controller [5]).

El switch de conexión es el punto de unión entre la microrred y el resto del sistema de distribución. Nuevas tecnologías en esta área consolidan las variadas funciones que este elemento debe tener: desconexión en carga, funcionamiento como relé de protección, monitoreo y comunicaciones. Los MC son los encargados de controlar la potencia y el apagado de las DERs en comunicación con el CC. Básicamente son los que controlan el funcionamiento de los DG y DS. Por último, el control central es la unidad encargada de velar por que la microrred logre los objetivos ya descritos. Sus funciones se pueden dividir en dos módulos: el gestor de la energía y el de protección coordinada. El primer módulo provee las referencias de potencia activa y reactiva que los MC deben controlar en sus respectivos dispositivos. Las referencias son calculadas a partir de algún requisito de operación, típicamente disminuir los costos de operación del sistema. El módulo de protección coordinada es el encargado de adaptar el funcionamiento de la microrred en caso de fallas y caída del sistema de distribución. Además de estos elementos, faltaría agregar el sistema de comunicaciones que haga posible la coordinación entre el CC, el switch y los MC de la microrred. El uso del sistema SCADA es el reportado en estos sistemas debido a su estabilidad y compatibilidad con distintos equipos. Además están concebidos para la comunicar equipos de campo, característica obvia de las unidades distribuidas en una microrred.

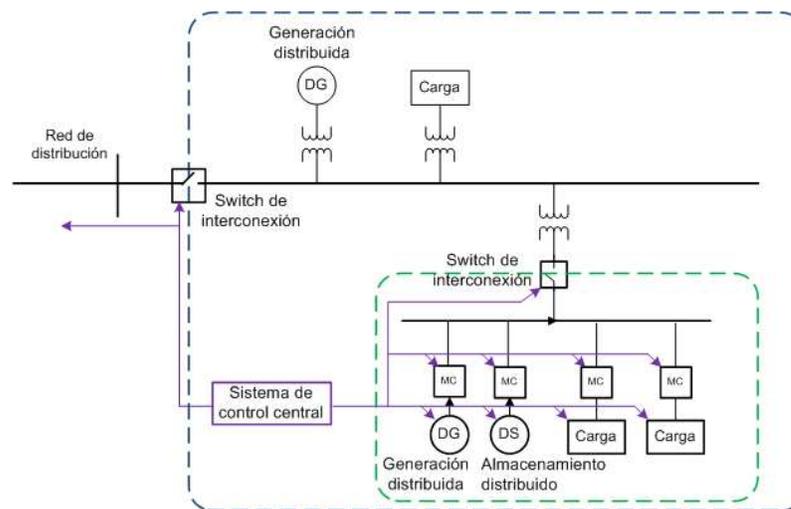


Figura 2.1: Esquema general de una microrred.

A continuación se detalla el funcionamiento y la modelación de dos unidades que podrían ser parte de una microrred.

2.2. Banco de baterías de plomo ácido

2.2.1. Introducción

Uno de los componentes principales de una microrred son los acumuladores, dispositivos capaces de guardar o entregar energía en la medida que el CC lo estime conveniente. Para microrredes basadas en generación de energía eléctrica es usual el uso de acumuladores electroquímicos reversibles, usualmente llamados bancos de baterías.

Un banco de baterías es un arreglo de n_b baterías conectadas en n_s series y/o n_p paralelos. La batería es la unidad fundamental de un banco y en ella se albergan las sustancias que al reaccionar químicamente permiten la acumulación o liberación de energía eléctrica. Por su parte, una batería está compuesta por n_c celdas conectadas por lo general en serie, celdas que a su vez están formadas por una asociación de n_{pl} placas de electrodos conectadas en paralelo.

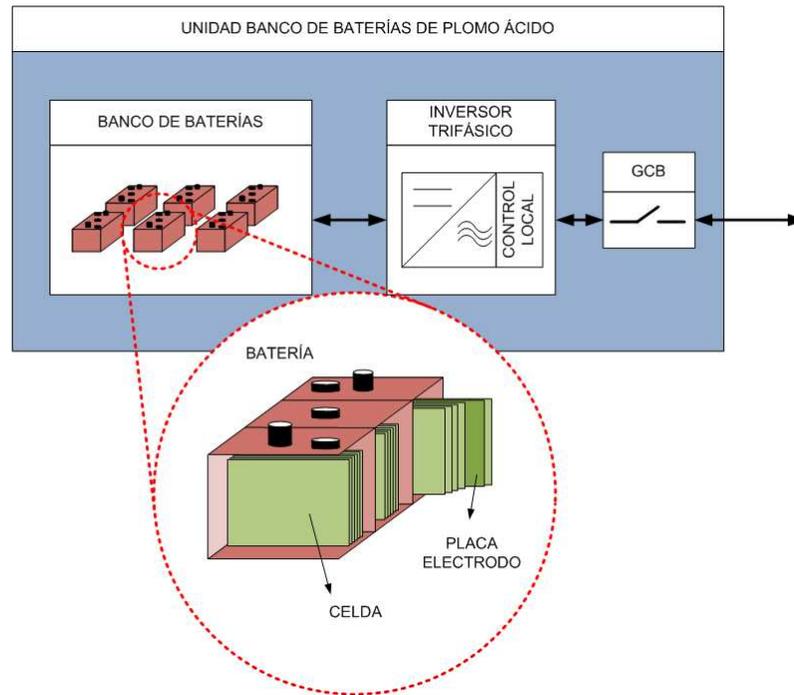


Figura 2.2: Esquema de la unidad banco de baterías de plomo ácido.

En caso que el banco de baterías esté conectado a una línea de distribución en continua, será necesario el uso de un dispositivo de potencia que regule la tensión continua de salida (convertor DC/DC). En el caso contrario, es decir, que el banco de baterías esté conectado a una línea de distribución en alterna, se debe usar un inversor de voltaje (convertor DC/AC). Los convertidores DC/AC pueden ser monofásicos o trifásicos y su elección dependerá, lógicamente, del tipo de línea de distribución. Además, debido a que la batería puede ser cargada o descargada, es necesario que el equipo sea bidireccional.

Otros elementos necesarios para que un banco de baterías pueda ser operado en una microrred son: el MC, sensores y dispositivos de seguridad tales como: interruptores generales y fusibles.

En asociación, todos los elementos antes mencionados, forman lo que denotaremos por “Unidad banco de baterías de plomo ácido”, como se aprecia en la Figura 2.2. Sin duda la unidad fundamental de este sistema es la batería, puesto que, permite la acumulación de energía. Sin embargo, siempre será necesario el uso de un regulador o inversor de tensión, dependiendo de la arquitectura particular de la red de distribución. Además, los dispositivos electrónicos de potencia hospedados al MC, luego son relevantes en la unidad.

2.2.2. Descripción de una batería de plomo ácido

Las baterías de plomo ácido pertenecen a un conjunto más grande de dispositivos: los acumuladores reversibles.

En [8] se define un acumulador reversible como un reservorio capaz de entregar energía eléctrica a un circuito exterior, a expensas de la energía química contenida en las sustancias activas que existen en su interior y, alternativamente, capaz de acumular energía química en las sustancias que contiene, a expensas de la energía eléctrica suministrada desde el exterior.

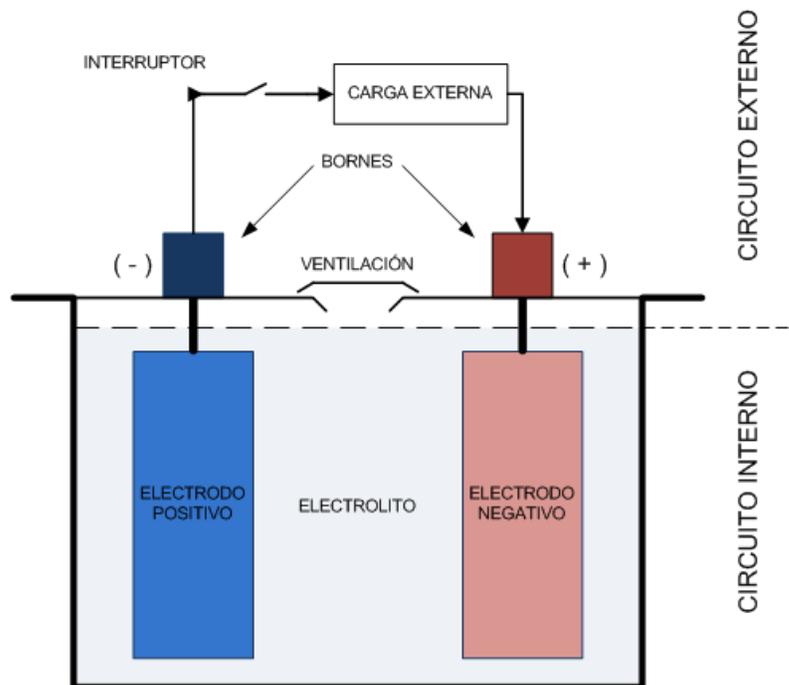


Figura 2.3: Esquema batería plomo ácido

En un acumulador reversible se puede distinguir un circuito eléctrico interior y un circuito eléctrico exterior, como se observa en la Figura 2.3. El primero está formado por la sustancia activa del polo o electrodo positivo, el electrolítico y la sustancia activa del polo o electrodo negativo. El circuito

exterior lo componen las estructuras conductoras que soportan el material activo, los bornes, el cableado exterior y la carga que representan los consumos.

El electrolito de una batería está formado por un compuesto activo y un solvente. El compuesto activo al entrar en contacto con el solvente se disocia generándose iones positivos y negativos libres, los cuales, eventualmente, se moverán ante la aplicación de un campo eléctrico, estableciéndose una corriente eléctrica. Por otra parte, tanto la sustancia activa del polo negativo como la del polo positivo de una batería son susceptibles a entrar en combinación con la sustancia activa del electrolito. Los compuestos resultantes se caracterizan por ser de menor nivel energético que las sustancias activas originales.

Las baterías se diferencian principalmente por la composición del electrolito y las sustancias activa, en el caso de las baterías de plomo ácido, la sustancia del polo negativo es Plomo (*Pb*), la del polo positivo es Óxido de Plomo (*PbO₂*), mientras que el electrolítico está formado por Ácido Sulfúrico (*H₂SO₄*) disuelto en Agua (*H₂O*).

A continuación se presenta el principio de funcionamiento de acumulador reversible de plomo ácido. En general, el comportamiento de otras baterías es similar salvo las reacciones electroquímicas que ocurren al interior de éstas.

2.2.3. Principio de funcionamiento

Al entrar en contacto la sustancia activa del polo negativo con el electrolito, los átomos de la superficie de contacto se ionizan, formándose iones positivos. En este proceso los electrones de valencia del metal difunden hacia el interior del electrodo, alejándose de la superficie. Simultáneamente los iones positivos, así formados, se orientan en el sentido necesario para combinarse con los iones negativos existentes en el electrolito.

De la misma forma, al entrar en contacto la sustancia activa del polo positivo con el electrolito los átomos de la superficie de contacto se ionizan, formándose iones negativos. En este proceso, huecos positivos se difunden hacia el interior del electrodo en desmedro de electrones de valencia disponibles del circuito exterior. Simultáneamente los iones negativos, así formados, se orientan en el sentido necesario para combinarse con los iones positivos existentes en el electrolito.

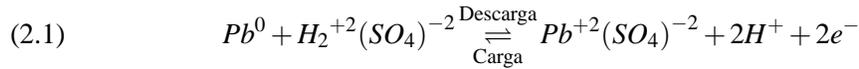
En ambos casos se genera una barrera de potencial, pero de signos opuestos: *np* y *pn* respectivamente. Estas barreras generan en cada polo un campo eléctrico mayor que el que permite la atracción y posterior combinación de los iones en las superficies de contacto, por lo tanto, para que se produzcan las reacciones químicas, es necesario que tanto los electrones de valencia del polo negativo como los huecos del polo positivo se alejen de la superficie de contacto. La solución es agregar un circuito eléctrico exterior que permita la conducción de electrones de valencia desde el polo negativo hacia el polo positivo, o de igual manera, huecos desde el polo positivo hacia el polo negativo.

Debido a que las sustancias activas en cada polo son distintas, las barreras de potencial y los campos eléctricos asociados también lo son. Luego, en los bornes de la batería y sin la presencia de un circuito exterior, se apreciará una tensión de circuito abierto estacionario o de equilibrio V_{oc} . A esta tensión también se le conoce con el nombre de fuerza electromotriz y es característica de

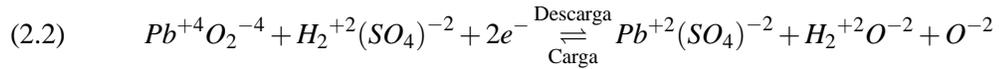
cada tipo de batería.

Al cerrar el interruptor, como se observa en la Figura 2.3, se completa el circuito eléctrico necesario para que puedan circular los electrones de valencia. La tensión efectiva aplicada al sistema electroquímico está dada por la diferencia entre la tensión externa aplicada V y la tensión en circuito abierto V_{oc} . Dependiendo del signo de dicha tensión efectiva se llevarán a cabo las reacciones electroquímicas de carga o de descarga en la batería. Estas reacciones son:

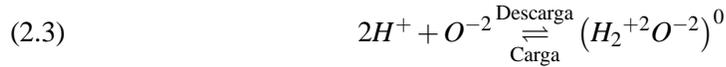
- En la superficie de contacto del polo negativo con el electrolito:



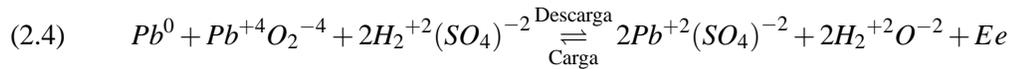
- En la superficie de contacto del polo positivo con el electrolito:



- En el interior del electrolito:



- El balance general resultante es:



A continuación se explican los tres procesos que se llevan a cabo en una batería de plomo ácido:

- **Proceso de descarga:** Cuando $V < V_{oc}$ se produce un inyección de energía desde el circuito interior hacia el exterior. Las reacciones químicas que ocurren generan sustancias con menor nivel energético que las sustancias originales, por lo tanto, se libera energía hacia el circuito exterior.

En el electrodo negativo un átomo de plomo reacciona con una molécula de ácido sulfúrico y se forma una molécula de sulfato de plomo. En el electrodo positivo una molécula de dióxido de plomo reacciona con una molécula de ácido sulfúrico y se forma, también, sulfato de plomo. Por último, en el electrolito, dos moléculas de ácido sulfúrico son reemplazadas por una molécula de agua.

Por lo tanto, en el proceso de descarga los electrodos se sulfatan y el electrolito se “agua-chenta”, producto de lo cual su densidad disminuye. El proceso termina cuando se acaban las sustancias activas en los electrodos que estén en contacto con el electrolito. En dicho momento se esperaría ver los electrodos completamente sulfatados y el electrolito con su mínima densidad.

- **Proceso de carga:** Cuando $V > V_{oc}$ se produce una inyección de energía al sistema electroquímico desde el circuito exterior. Las reacciones químicas que ocurren generan sustancias con mayor nivel energético que las sustancias originales, por lo tanto, se consume energía desde el circuito exterior.

En los electrodos aparecen las sustancias activas originales en desmedro del sulfato de plomo. Mientras tanto, en el electrolito, una molécula de agua es reemplazada por dos moléculas de ácido sulfúrico por lo cual la densidad empieza a aumentar nuevamente.

El circuito externo debe ser capaz de entregar el número de electrones necesarios para que se completen las valencias de los elementos degradados. Cuando éstos reaccionan por completo se interrumpe la circulación de corriente aún cuando la tensión aplicada externa sea mayor que la de circuito abierto. No obstante, la corriente total de carga sigue circulando debido a fenómenos de corrientes parásitas o fenómenos no deseados como la electrólisis del agua.

- **Proceso de sobrecarga:** La electrólisis del agua es un fenómeno que ocurre en el proceso de carga de una batería cuando el campo aplicado externo es lo suficientemente intenso como para romper los enlaces intermoleculares del agua, produciendo que se disocie en sus respectivos iones de oxígeno e hidrógeno. Estos viajan a través del electrolito según la polaridad respectiva. Cuando el oxígeno entra en contacto con el electrodo positivo se produce un intercambio de electrones de valencia formándose oxígeno gaseoso. Cuando el hidrógeno entra en contacto con el electrodo negativo se produce el mismo intercambio formándose hidrógeno gaseoso.

Debido que en este proceso los iones tienen un nivel energético mayor que la molécula de agua, el proceso se lleva a cabo a expensas de consumo de energía externa. Además, para que la gasificación pueda llevarse a cabo, es necesario un cierto aporte energético para convertir el agua líquida a gaseosa a la temperatura del electrolito. En [8] se llega a la conclusión que la tensión externa aplicada, para que la electrólisis tenga lugar, debe ser mayor igual a la denominada tensión de gaseo $V_g = 2.3[V]$ por celda.

No obstante, para que el fenómeno de electrólisis ocurra debe primero completarse el proceso de carga del acumulador. Los procesos químicos siguen el principio de la mínima energía, por lo tanto primero se llevan a cabo las reacciones químicas que involucran a los elementos degradados en los electrodos y luego, si la tensión lo permite, se dará lugar al proceso de electrólisis del agua o sobrecarga de la batería. En [9] se señala que este proceso empieza a ocurrir aproximadamente cuando las baterías están a un 90% de carga según el punto de operación y que existe una tensión máxima V_m en bornes de la batería.

Resistencia del electrolito

Durante los procesos de descarga y recarga, los iones del sistema electroquímico se aceleran por efecto del campo, moviéndose al interior del electrolito, colisionando a su paso con las moléculas del soluto. En este proceso se transfiere energía cinética a las moléculas del soluto, es decir, se consume energía. Desde el punto de vista eléctrico estas pérdidas pueden modelarse mediante una resistencia. En [8] se discute sobre la dependencia de la resistencia del electrolito de las siguientes variables: la densidad del electrolito, la temperatura del electrolito y el estado de carga de la batería.

- **Resistencia v/s densidad:** Al aumentar la concentración de iones libres en el electrolito aumenta también la conductividad de éste. Por lo tanto la resistencia disminuye con el aumento de la densidad.
- **Resistencia v/s temperatura:** Al aumentar la temperatura aumenta la energía cinética de las moléculas del electrolito, por lo tanto, los iones disueltos también aumentan su energía cinética, y debido a que la conductividad es un indicador de movilidad de electrones, se concluye que la resistencia interna disminuye con un aumento de temperatura.
- **Resistencia v/s estado de carga:** A medida que el estado de carga disminuye, la cantidad de sustancia activa en los electrodos decae y aumenta la superficie sulfatada. En consecuencia, la superficie conductora útil disminuye y es reemplazada por superficie aislante. Por lo tanto, a medida que la batería se descarga, la resistencia interna aumenta. Para el caso en que la batería se esté cargando la superficie útil será la que esté cubierta por la sustancia degradada, por lo tanto, los papeles se invierten pero en definitiva la resistencia también aumenta durante carga.

2.2.4. Estimación del estado de carga

El estado de carga de una batería (SoC, State of Charge) indica cuanta energía ha almacenado la batería con respecto a su capacidad instantánea. Por otra parte, la profundidad de descarga de una batería (DoD, Depth of Charge) indica cuanta energía se ha extraído de la batería con respecto a su capacidad instantánea. Lógicamente se tiene que $DoD = 1 - SoC$.

Es importante notar que el indicador debe estar referenciado a la capacidad instantánea. Esto quiere decir que, dependiendo del punto de operación, la capacidad de almacenamiento o de descarga puede variar.

En [8] se definen dos tipos de capacidades, la nominal y la útil. La capacidad útil se define como la carga que puede entregar una batería, durante un tiempo t , para una determinada corriente de descarga I_d , de tal manera que la tensión en bornes al final de la descarga sea igual o superior a una determinada tensión mínima admisible V_{min} . En operación dinámica la corriente de descarga varía, por lo tanto, la capacidad útil también. Por otra parte, se define la capacidad nominal de un acumulador como la capacidad útil que puede entregar de tal manera que la tensión, medida en bornes, sea igual o superior a la tensión mínima comercial admisible, para un determinado tiempo normalizado de descarga a corriente constante.

Se han desarrollado varias metodologías para la estimación del SoC de una batería. En general los métodos se pueden separar en dos grupos, los que son aplicables en régimen permanente y los que no. Además existen otros factores que pueden incidir en la elección de uno u otro, tales como: los costos asociados y los tiempos de cómputo cuando se trata de métodos en línea. A continuación se revisan las diferentes metodologías:

- **Densidad del electrolito:** El método más básico para estimar el SoC es simplemente medir densidad del electrolito, que como se ha mencionado, es proporcional al estado de carga de la batería, puesto que da cuenta del número de reacciones ocurridas [8].

Sin embargo, medir la densidad durante la operación hace necesario el uso de sensores, los cuales tienen un costo elevado. También durante la carga, los procesos químicos ocurren a diferentes niveles de altura dentro del contenedor. Por lo tanto ocurre un efecto de estratificación del electrolito y en consecuencia la densidad durante este proceso no es uniforme. Luego una medición de la densidad en la superficie de la batería puede llevar a errores de estimación. [8].

- **Voltaje en circuito abierto:** En [10] se presenta la dependencia del voltaje de circuito abierto con el SoC para una batería de plomo ácido, más aun, se establece la relación entre V_{oc} y la densidad.

Sin embargo, para poder medir este voltaje, es necesario que la corriente de la batería sea cero hasta que el voltaje en bornes se estabilice. Este proceso tarda un tiempo debido a los procesos internos de la batería y depende del tipo de batería. Por lo anterior, no es posible utilizar este método en línea, ya que para poder realizar la estimación se debería interrumpir la operación de la batería.

- **Integración de la corriente:** Este método se basa en medir la corriente de la batería e integrarla para estimar el SoC, sin embargo es necesario corregir la estimación debido a diferentes factores que afectan el comportamiento de la batería como temperatura, eficiencia de carga y de descarga, ciclo de vida, etc.

Puede ser aplicable en línea y entrega una estimación precisa cuando se hacen las correcciones pertinentes.

- **Modelos adaptativos:** Se han utilizado diferentes métodos como redes neuronales o lógica difusa para determinar el estado de carga de una batería [11]. Los métodos anteriores requieren de muchos datos para entrenar las redes, en el caso del primero, y para determinar las reglas en caso del segundo método.

Otro método adaptivo usado en la estimación del SoC, [12], [13] es el Filtro de Kalman el cual se utiliza para determinar un estado interno, no medible a partir de mediciones de entradas y salidas reales y de un modelo lineal en variables de estado de la batería considerando perturbaciones gaussianas en los estados y las mediciones. Este método tiene la ventaja de poder ser utilizado en línea y ser dinámico, debido a que en cada instante realiza una corrección de la estimación del estado no medible en base a las salidas reales y las salidas del modelo [4].

2.2.5. Modelación batería de plomo ácido

A continuación se presenta la formulación de los modelos, basados en circuitos eléctricos equivalentes, considerados en este estudio de manera de comparar su desempeño.

Modelo de Thevenin

En [14] se describe el modelo Thevenin como una fuente ideal de voltaje V_{oc} , una resistencia interna R_i , una capacitancia C_0 y una resistencia de sobre-voltaje R_0 . En la Figura 2.4 se observa el circuito

equivalente del modelo de Thevenin.

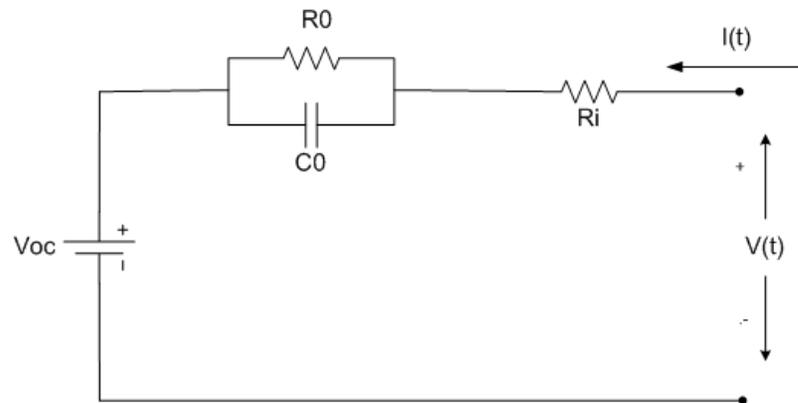


Figura 2.4: Modelo de Thevenin.

El parámetro C_0 representa la capacitancia de las placas paralelas y R_0 representa la resistencia no lineal debido a la resistencia de contacto de las placas con el electrolito. La resistencia interna representa las pérdidas en el electrolito y los circuitos conductores.

Este modelo no considera variación de sus parámetros, los que se mantienen constantes luego de su determinación por pruebas experimentales.

Modelo de Randles

En [12] se presenta el modelo asociado a Randles. Es básicamente un modelo Thevenin, salvo que ahora la fuente ideal es reemplazada por un circuito R_1C_1 , donde V_{C1} representa el voltaje de circuito abierto y R_1 la resistencia de auto descarga. En la Figura 2.5 se observa el circuito equivalente del modelo de Randles.

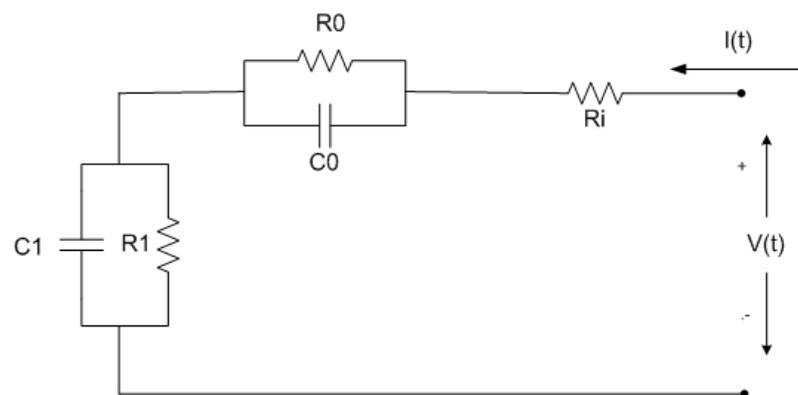


Figura 2.5: Modelo de Randles.

En [13] se explica un método experimental para obtener los parámetros R_i , C_0 y R_0 . La capacidad

de C_1 se puede calcular según la ecuación 2.5, y R_1 se toma lo suficientemente grande para que la batería dure años sin descargarse.

$$(2.5) \quad C_1 = \frac{C_{nom} \cdot V_{100\%SoC}}{\frac{1}{2} (V_{100\%SoC}^2 - V_{0\%SoC}^2)}$$

Modelo de Copetti

En [15] se modela la batería como el circuito eléctrico equivalente de la Figura 2.6, en donde la fuente de voltaje $V_{oc}(t)$ representa la tensión en circuito abierto y la resistencia en serie $R_{in}(t)$ modela la oposición al flujo de electrones al interior de la batería. Ambas variables son funciones no lineales dependientes del tiempo, según se observa a continuación:

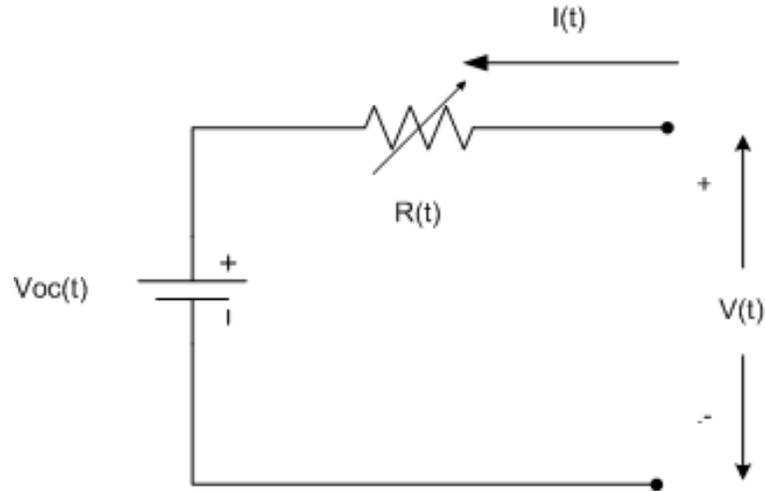


Figura 2.6: Modelo de Copetti.

$$(2.6) \quad R_{in}(t) = f_1(I(t), \Delta T(t), SoC(t))$$

$$V_{oc}(t) = f_2(SoC(t))$$

En la ecuación 2.6 $I(t)$ es la corriente que circula por la batería, esta se define con signo positivo cuando entra hacia la batería (carga) y con signo negativo si sale (descarga). $\Delta T(t)$ es la diferencia de temperatura del electrolito con respecto a $25^\circ C$ y $SoC(t)$ es el estado de carga de la batería que se obtiene a partir de la siguiente expresión:

$$(2.7) \quad SoC(t) = \frac{1}{C(t)} \left(SoC_0 + \int_0^t \eta(\omega) \cdot I(\omega) \cdot d\omega \right)$$

donde SoC_0 corresponde al estado de carga de la batería en el instante inicial $t = 0$, $\eta(t)$ es la eficiencia de carga o descarga instantánea de la batería, y $C(t)$ representa la capacidad instantánea de la batería. En [15] se propone la ecuación 2.8 para el cálculo de la eficiencia, en donde I_{10} corresponde a la corriente de descarga para una capacidad útil de 10 horas², y E_a y E_b son parámetros de ajuste.

$$(2.8) \quad \eta(t) = \begin{cases} 1 & I(t) \leq 0 \\ 1 - e^{-\frac{E_a}{I(t) + E_b} (1 - SoC(t))} & I(t) > 0 \end{cases}$$

Por otra parte, la capacidad instantánea, $C(t)$, se obtiene a partir de la siguiente ecuación, también propuesta en [15]:

$$(2.9) \quad C(t) = \frac{C_{nom} \cdot C_c}{1 + A_c \left(\frac{|I(t)|}{I_{nom}} \right)^{B_c}} \cdot (1 + q_{1c} \cdot \Delta T(t) + q_{2c} \cdot \Delta T^2(t))$$

donde C_{nom} es la capacidad nominal de la batería³ obtenida a una corriente de descarga I_{nom} , y A_c , B_c , C_c , q_{1c} y q_{2c} son parámetros de ajuste. Si los parámetros de ajuste son todos positivos, es fácil notar que $C(t)$ crece con el aumento de temperatura y disminuye con el incremento de corriente. Si se restringe el análisis a un ciclo de descarga, la batería adquiere su máxima capacidad al operar a una baja corriente y a una alta temperatura. Sin embargo, operar la batería a altas temperaturas produce un desgaste que, a medida que se suceden los ciclos, genera una disminución drástica en su capacidad [9].

La ecuación 2.8 muestra que durante la descarga de la batería todo el flujo de electrones participa del proceso químico descrito en la sección 2.2.3. Por el contrario, durante el proceso de carga, la eficiencia de una batería disminuyen al aumentar el SoC, tendiendo a 0 cuando está completamente cargada, por lo tanto, el estado de carga es una variable que toma valores entre 0 y 1. Además, el SoC depende de $C(t)$, que a su vez depende del valor de la corriente y la temperatura de operación, luego, una variación en la operación de la batería puede repercutir en un cambio del SoC sin que necesariamente se haya producido un proceso de “carga” o “descarga” de electrones.

Producto del comportamiento variable del SoC en función de la operación de la batería, en [9] se introduce el concepto de Nivel de Energía (LoE, por sus siglas en inglés) y se calcula según la siguiente expresión:

$$(2.10) \quad LoE(t) = \frac{1}{C_n} \left(LoE_0 + \int_0^t \eta(\omega) \cdot I(\omega) \cdot d\omega \right)$$

²La norma europea indica que la capacidad nominal, C_{nom} , es igual a la capacidad útil a 10 horas, C_{10}

³Generalmente es información dada por el fabricante y no siempre coinciden con C_{10}

en donde C_n corresponde a la capacidad nominal máxima sujeta a la operación, es decir:

$$(2.11) \quad C_n = \max_{I, \Delta T} C(t)$$

En la ecuación 2.10 LoE_0 corresponde al nivel de energía inicial y su cálculo se debe derivar del valor inicial del SoC ya que no hay forma de medirlo experimentalmente, recordar que el SoC sí se puede medir experimentalmente usando la medida del voltaje en vacío o la densidad del electrolito corregida por temperatura. De la ecuación 2.10 se deduce que el LoE corresponde al estado de carga de la batería con respecto a su capacidad máxima, a diferencia del SoC que indica el estado de carga con respecto a la capacidad instantánea determinada por la corriente y temperatura de operación.

A continuación se presentan las ecuaciones que determinan el comportamiento de la batería según la zona de operación:

1. **Zona de descarga:** Ocurre cuando $I(t) < 0$. En este caso la batería se encuentra entregando energía al sistema, la eficiencia es unitaria y la tensión en bornes es:

$$(2.12) \quad V(t) = (V_{0d} - K_{0d} \cdot (1 - SoC(t))) - \frac{|I(t)|}{C_{10}} \cdot \left(\frac{P_{1d}}{1 + |I(t)|^{P_{2d}}} + \frac{P_{3d}}{SoC(t)^{P_{4d}}} + P_{5d} \right) \cdot (1 - q_d \cdot \Delta T)$$

2. **Zona de carga:** Ocurre cuando $I(t) > 0$. Ahora la batería recibe energía desde el sistema, la eficiencia depende de las condiciones de operación y la tensión en bornes es:

$$(2.13) \quad V(t) = (V_{0c} + K_{0c} \cdot SoC(t)) + \frac{|I(t)|}{C_{10}} \cdot \left(\frac{P_{1c}}{1 + |I(t)|^{P_{2c}}} + \frac{P_{3c}}{(1 - SoC(t))^{P_{4c}}} + P_{5c} \right) \cdot (1 - q_c \cdot \Delta T)$$

3. **Zona de sobrecarga:** Cuando la batería se ha cargado lo suficiente, se llega al punto donde se produce la electrólisis del agua, y por lo tanto la batería cambia su comportamiento. En esta zona de operación se distingue $I(t) > 0$ y $V > V_g$. Luego la tensión en bornes queda determinada por:

$$(2.14) \quad V(t) = V_g(t) + (V_m(t) - V_g(t)) \cdot \left(1 - e^{-\frac{(LoE(t) \cdot C_n - SoC_g(t) \cdot C(t))}{I(t) \cdot \tau(t)}} \right)$$

Donde:

$$V_g(t) = \left(A_g + B_g \cdot \ln \left(1 + \frac{I(t)}{C_{10}} \right) \right) (1 - q_g \Delta T)$$

$$V_m(t) = \left(A_m + B_m \cdot \ln \left(1 + \frac{I(t)}{C_{10}} \right) \right) (1 - q_m \Delta T)$$

$$\tau(t) = \frac{A_\tau}{1 + B_\tau \left(\frac{I(t)}{C_{10}} \right)^{C_\tau}}$$

4. **Zona de transición:** Para evitar problemas numéricos en [9] se busca una transición continua entre la zona de carga y la zona de descarga. Para ello, se define un umbral $|I_d|$ que delimita esta zona. Cuando la magnitud de la corriente es menor que el umbral, la batería opera en la zona de transición y la tensión en bornes queda determinada por:

$$(2.15) \quad V(t) = \left(\frac{V_c|I_d - V_d|I_d}{2 \cdot I_d} \right) \cdot I(t) + \frac{V_c|I_d + V_d|I_d}{2}$$

2.3. Generador fotovoltaico

2.3.1. Introducción

Un generador fotovoltaico se define como un conjunto de módulos fotovoltaicos, a su vez estos módulos están constituidos por arreglos de paneles, los que se conforman por un arreglo de celdas fotovoltaicas. Cada uno de los arreglos anteriores, ya sean módulos, paneles o celdas, se pueden conectar en ns componentes serie y/o np paralelo, según se aprecia en la Figura 2.7.

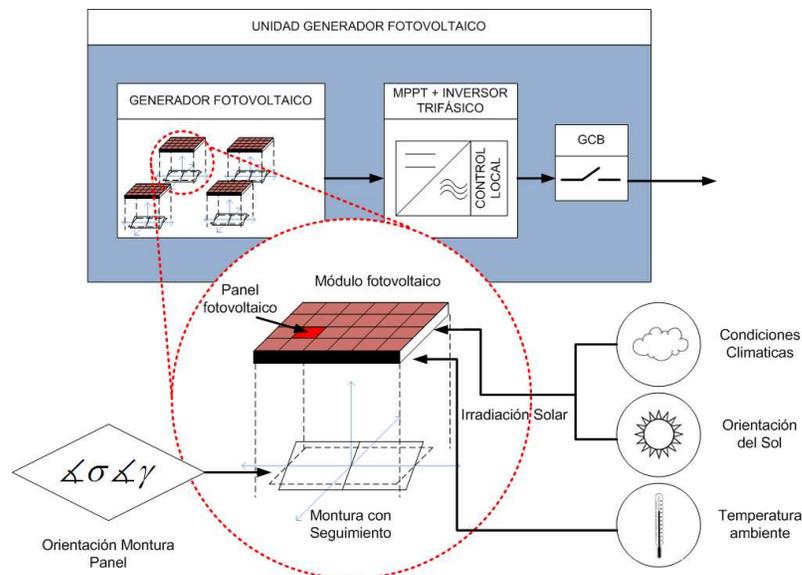


Figura 2.7: Esquema de la unidad de generación fotovoltaica.

Cada uno de los módulos está soportado sobre una estructura rígida, que se denominará montura de seguimiento, la cual puede ser fija (seguimiento nulo), ecuatorial o cardinal, estas dos últimas permiten mover el panel en dos ejes.

Para asegurar la máxima transferencia de potencia del panel, se utiliza un seguidor del punto de máxima potencia (MPPT, Maximum Power Point Tracking), dispositivo de electrónica de potencia que permite ajustar la impedancia de la carga para cumplir el objetivo anterior.

Adicional a esto, dependiendo de la línea de distribución a la cual estén conectados los módulos fotovoltaicos, será necesario el uso de convertidores DC/DC, para el caso de una línea de corriente

continua, o inversores para el caso de corriente alterna, estos últimos pueden ser monofásicos o trifásicos.

Además el sistema fotovoltaico debe incluir una serie de protecciones para su correcto funcionamiento, tales como diodos de corriente inversa, interruptores, etc.

2.3.2. Principio de funcionamiento

Una celda fotovoltaica es un semiconductor de juntura PN . La radiación incidente es recibida en el lado N de la juntura. Al incidir sobre la celda fotones de luz con suficiente energía, electrones de la capa externa (de valencia), aumentan su nivel de energía, pasando a la capa de conducción. Estos pueden ser atraídos hacia el lado P , debido al campo eléctrico de la juntura. Si se cierra el circuito mediante un conductor entre el lado P y N del panel, se observará circulación de corriente eléctrica, denominada I_{PH} . Una visión más profunda del funcionamiento de una celda solar se puede encontrar en [16].

2.3.3. Modelación celda fotovoltaica

En la Figura 2.8 se observa el circuito equivalente de la celda fotovoltaica descrito en [17].

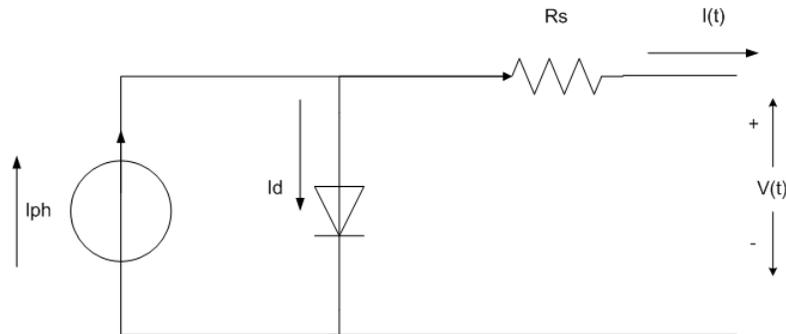


Figura 2.8: Circuito eléctrico equivalente celda fotovoltaica.

En el circuito anterior se tiene una fuente de corriente I_{PH} que representa la irradiancia, una resistencia R_S representando pérdidas en los cables y pérdidas internas, y un diodo representando el comportamiento del semiconductor.

La corriente que se inyecta hacia el sistema queda determinada por:

$$(2.16) \quad I = I_{PH} - I_D = I_{PH} - I_0 \left(\exp \left(\frac{V + I \cdot R_S}{V_t} \right) - 1 \right)$$

Donde V_t es denominado el voltaje térmico, que se puede calcular de la siguiente manera:

$$(2.17) \quad V_t = \frac{m \cdot T_c}{q}$$

Donde k es la constante de Boltzmann, q la carga del electrón, T_c la temperatura de la celda y m un factor de corrección.

Si se conectan los terminales de la celda a una carga resistiva variable, se puede obtener la característica $V - I$ de la celda, tal como se observa en la Figura 2.9. Se puede apreciar que existe un punto, para el cual se transfiere la máxima potencia, es decir, existe una resistencia para la cual se transfiere la máxima potencia bajo las mismas condiciones de radiación. Para asegurar mantenerse en este punto se utiliza un MPPT.

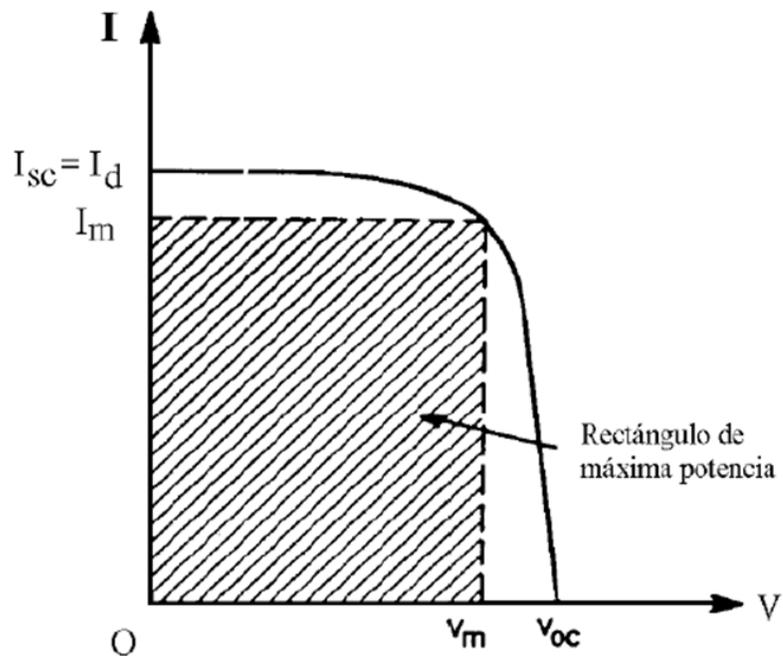


Figura 2.9: Característica $V - I$ de una celda fotovoltaica.

La eficiencia de la celda se puede calcular como la relación entre la potencia máxima del panel y la potencia solar incidente:

$$(2.18) \quad \eta = \frac{P_{max}}{P_{in}} = \frac{I_{max} \cdot V_{max}}{A \cdot G_a}$$

Donde A es el área del panel, G_a es la irradiación y P_{max} es la potencia nominal. El valor de la eficiencia tiene relación con la temperatura de la celda: un aumento de ésta perjudica el rendimiento de la transferencia de electrones. Por lo tanto se puede asumir que:

$$(2.19) \quad \eta(\Delta T(k)) = P_0 \cdot \sum_{i=1}^m (1 + P_i \cdot \Delta T(k-i))$$

Donde $\Delta T = T_{ref} - T(t)$. La temperatura de referencia puede ser tomada de manera arbitraria.

2.3.4. Irradiación solar y montura de seguimiento

Para poder determinar la potencia que se inyecta a la microrred es necesario conocer la potencia incidente, y por tanto la irradiancia. El término irradiancia corresponde a la potencia incidente sobre una superficie por unidad de área de todo tipo de radiación electromagnética. Esta magnitud se mide en $[Wm^{-2}]$. La irradiancia proveniente del sol se denomina irradiación solar, y tiene dos componentes:

- Irradiación solar directa: es aquella que llega al plano orientado desde la dirección del Sol o disco solar; y,
- Irradiación solar difusa: es aquella cuya dirección ha sido modificada por diversas circunstancias (densidad atmosférica, partículas u objetos con los que colisionar, etc.). Por su característica esta irradiación se considera que viene de todas direcciones exceptuando el disco solar.

En la modelación de irradiación solar, se despreciará el efecto de la radiación difusa, con lo cual:

$$(2.20) \quad G_{GLOBAL} = G_{DIRECT} + G_{DIFUSO} \cong G_{DIRECT}$$

Debido a que el sol cambia su posición normal sobre la tierra a cada hora del día y en cada día del año, es necesario desarrollar un modelo que permita determinar, primero la posición del sol y posteriormente determinar la irradiación que incide sobre una superficie orientada en un cierto ángulo azimutal y cenital.

La radiación directa incidente en un plano inclinado queda determinada por la ecuación 2.21.

$$(2.21) \quad G_{DIRECT} = CS \cdot \langle \hat{r}, \hat{p} \rangle \cdot T_N$$

Donde:

- Constante solar (CS): es la cantidad de potencia por unidad de área en una superficie perpendicular a los rayos solares a la distancia media Sol-Tierra (1 UA) antes de que éstos penetren la atmósfera.

- Transmitividad neta (T_N): porcentaje de radiación solar que pasa a través de la atmósfera.

$$T_N = (0.6 + 2 \cdot \sin(\beta)) \cdot C_{at}$$

El término C_{at} es una constante de atenuación que representa el efecto de las nubes. Esta atenuación se puede determinar midiendo la irradiancia real y comparándola con el modelo de día claro ($C_{at} = 1$), es decir:

$$(2.22) \quad C_{at} = \frac{G_{D \text{ real}}}{G_{D \text{ diaclaro}}}$$

El vector \hat{r} guarda relación con la dirección desde donde llegan los rayos solares. En la Figura 2.10— se observa la posición del sol en un día cualquiera del año y a una hora cualquiera.

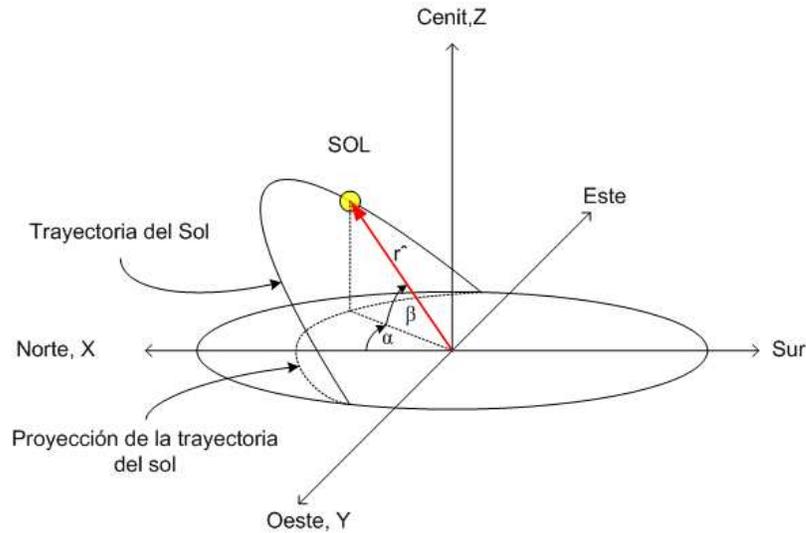


Figura 2.10: Esquema de la posición del sol.

El vector \hat{r} se puede calcular como:

$$(2.23) \quad \hat{r} = \begin{pmatrix} \cos(\beta) \cdot \cos(\alpha) \\ \cos(\beta) \cdot \sin(\alpha) \\ \sin(\beta) \end{pmatrix}$$

Con:

$$(2.24) \quad \sin(\beta) = \sin(\delta(t)) \cdot \sin(\varphi) + \cos(\delta(t)) \cdot \cos(\varphi) \cdot \cos(h(t))$$

$$(2.25) \quad \sin(\alpha) = \frac{-\cos(\delta(t)) \cdot \sin(h(t))}{\cos(\beta(t))}$$

donde φ es la latitud geográfica, $\delta(t)$ es la declinación solar en función del día y $h(t)$ es el ángulo horario en función de la hora.

La declinación solar corresponde a la latitud geográfica en que el Sol de mediodía cae verticalmente sobre el lugar. En cualquier día del año, aproximadamente:

$$\delta = 23.45^\circ \cdot \cos\left(\frac{2\pi \cdot (d_j - d_{sv})}{365.25}\right)$$

donde es el día juliano para el cual se calcula la declinación y $d_{sv} = 173$ es el día juliano de solsticio de verano para el hemisferio norte.

El ángulo horario es una transformación lineal del tiempo a grados, donde cada hora corresponde a 15° , es decir:

$$h = 15^\circ (m - hora)$$

En la expresión anterior m es la hora cuando β es máximo, equivalente a la hora del mediodía solar, que se calcula con la siguiente ecuación:

$$m = \frac{\lambda}{15} + 12 - h_{UTC}$$

donde λ es la longitud geográfica y h_{UTC} Hora con respecto al meridiano de Greenwich.

El vector \hat{p} depende de la posición del panel. En una montura cardinal se puede orientar el panel según el ángulo σ y γ como se muestra en la Figura 2.11.

dado lo anterior es fácil notar, como se observa en la Figura 2.11, que el vector unitario perpendicular al plano del panel solar es:

$$(2.26) \quad \hat{p} = \begin{pmatrix} \cos(\gamma) \cdot \sin(\sigma) \\ \sin(\gamma) \\ \cos(\gamma) \cdot \cos(\sigma) \end{pmatrix}$$

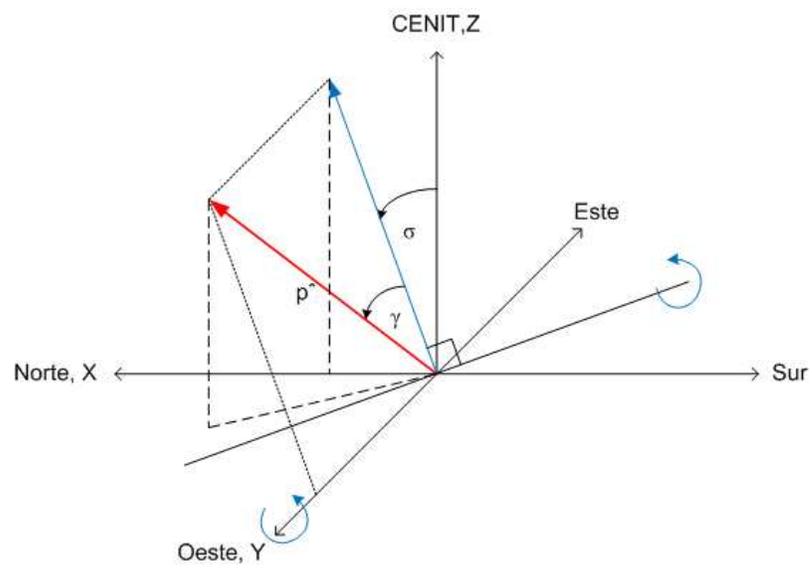


Figura 2.11: Esquema de la rotación combinada de la montura cardinal.

Capítulo 3

Metodología

3.1. Identificación de sistemas

El problema de la identificación de sistemas consiste en encontrar un modelo matemático que represente a un sistema en forma óptima, según algún criterio y para determinados fines.

El modelo debe ser tal que contenga las características necesarias del sistema para el problema o la aplicación que se trate. Con respecto a lo anterior, los modelos pueden ser utilizados para los siguientes fines [18]:

1. **Predicción:** El objetivo es estimar la salida del sistema en el siguiente instante de muestreo a partir de las entradas y salidas pasadas. Típicamente la predicción se define a un paso, sin embargo, es posible definirla a $l - \text{pasos}$ en donde l es llamado horizonte de predicción.
2. **Simulación:** Esto corresponde a un caso particular de predicción en donde $l \rightarrow \infty$. Los simuladores son usados para la optimización, control y detección de fallas. Otra importante aplicación en esta área es el diseño de sensores virtuales, esto es, el reemplazo del sensor físico (hardware) por un modelo (software) capaz de llevar a cabo la medición de la variable con la precisión requerida. La diferencia fundamental entre predicción y simulación es que esta última, típicamente, requiere componentes de realimentación en el modelo. Esto hace que la modelación resulte más difícil y requiera atención especial para asegurar la estabilidad del modelo.
3. **Optimización:** Un modelo, usado como predictor o simulador, puede ser utilizado para encontrar un punto de operación óptimo o una referencia de entrada óptima. La ventaja de usar modelos es que se independiza la optimización de la planta real. Sin embargo hay que tener cuidado en que el modelo represente con precisión la planta real y sus puntos de operación, de lo contrario, puede que el óptimo alcanzado a través del modelo sea muy distinto del óptimo real.
4. **Análisis:** Los modelos también pueden ser utilizados para hacer análisis del comportamiento de la planta. Mediante el modelo es posible tener una aproximación de la respuesta del sistema ante distintas condiciones de operación.

5. **Control:** Los modelos pueden ser usados en el diseño de controladores. Una aplicación usual es obtener un modelo y linealizarlo con respecto a un punto de operación para luego diseñar un controlador lineal de la planta. Es importante entender que el modelo se usa como una herramienta en el diseño y no como un elemento del lazo de control. Si el modelo tiene una buena precisión el comportamiento del controlador puede ser evaluado con el mismo modelo. Otro ejemplo del uso de modelos, en donde éste sí participa en el lazo de control es en el diseño de estrategia de control predictivo basado en modelos. Este enfoque consiste en estimar la evolución futura de las variables controladas sobre el horizonte de predicción y aplicar las salidas de control que minimice el error entre la trayectoria de referencia y la predicciones de la variable de control.
6. **Detección de fallas:** Otro posible uso es en la detección de fallas. La forma más usual es construir un modelo describiendo el proceso en condiciones de operación normal y otros modelos son construidos para cada falla describiendo el comportamiento cuando la falla ha ocurrido. Mediante la comparación de las salidas del modelo de operación normal y del modelo en falla con la salida de la planta real, una falla puede ser detectada. Normalmente los modelos utilizados en la detección de fallas deben ser más precisos para frecuencias bajas. La razón es que es muy difícil lograr la detección de fallas bajo condiciones transientes en donde las medidas suelen estar distorsionadas debido al filtrado usualmente utilizado para evitar falsas alarmas.

3.1.1. Definición

Se puede definir la “Identificación de Sistemas” como la determinación de un modelo M perteneciente a una clase de modelos C_M tal que M sea la mejor representación de un sistema, dada una clase de señales U de entrada y un criterio V . Todo esto sobre la base de mediciones sólo de las variables de entrada y salida del sistema [19].

La clase de modelos C_M corresponde a un conjunto de modelos que comparten estructuras similares. Ejemplos de clases de modelos son: modelos fenomenológicos, modelos grises, modelos caja negra. Por ejemplo, dentro de esta última clase se encuentran aquellos modelos basados en redes neuronales. Otros ejemplos de clases de modelos son los paramétricos y los no paramétricos. Un ejemplo del primer tipo es el modelo de posición de una partícula, en efecto, $F = m \cdot \ddot{x}$, donde F es la variable de entrada, $y = x$ es la variable de salida y m el parámetro del modelo.

La clase de señales U corresponde a las señales que excitan al sistema. Estas pueden ser señales: contantes, sinusoidales, ruido blanco, ruido blanco binario, escalones, pulsos, etc. Las señales U deben ser tal de excitar todos los modos de operación de la planta.

El criterio V puede ser cualquiera que se estime conveniente, sin embargo, lo usual es minimizar el error cuadrático medio (RMSE: Root Mean Square Error) entre la salida estimada a partir del modelo y_e y la salida real del proceso y , ver ecuación 3.1.

$$(3.1) \quad RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (y_e - y)^2}$$

donde N corresponde al número total de datos.

En el proceso de identificación de una planta o sistema se pueden distinguir, a grandes rasgos, 4 etapas [20]:

1. **Diseño del experimento:** Básicamente consiste en escoger las entradas del modelo y el tipo de clase de señales con las que se excitará el sistema. Para lo primero el ensayo y error más el previo conocimiento del proceso suelen ser suficientes. El tipo de señal de excitación debe ser tal de que la respuesta del sistema recorra todo los modos de operación. Cuando las plantas están siendo utilizadas es complejo intervenirlas con señales externas, debido a esto, un enfoque es usar las señales de operación normal como señales de excitación.
2. **Procesar data:** En todo ajuste de modelos, es conveniente dividir los datos en dos conjuntos: conjunto A para identificar el modelo y conjunto B para validar el modelo identificado. El primero es usualmente llamado conjunto de entrenamiento debido a que se usa para ajustar los parámetros del modelo minimizando el criterio V . El segundo conjunto se le llamada de validación y se utiliza para validar el modelo generalmente evaluando el valor del criterio V . Además es usual que la data obtenida tenga errores tales como: datos repetidos en el tiempo, datos fuera de los rangos aceptables, pérdida de datos, etc. Por lo tanto, es necesario, según se amerite, arreglar las imperfecciones.
3. **Determinación de la estructura del modelo:** Se trata de encontrar la forma general del modelo dentro de una clase de modelos, independientemente del valor que puedan tener los parámetros que particularizan el modelo para diferentes condiciones de operación. Para una determinada planta puede que existan varias estructuras, dependiendo de los puntos de operación. Para la determinación de la estructura del modelo se suele usar un criterio que penalicen el número excesivo de parámetros. La sobre-parametrización no es buen enfoque, porque puede obtenerse un RMSE muy pequeño para los datos de entrenamiento, pero muy grande si el modelo diseñado se prueba con datos validación. Otro enfoque es utilizar el conocimiento previo de la planta para proponer modelos fenomenológicos paramétricos.
4. **Estimación de los parámetros del modelo:** Una vez determinada la estructura, el problema es sólo de estimación de los parámetros para la estructura dada, ya que la clase de modelos se ha reducido a una en que la estructura es fija y solamente los parámetros del modelo son diferentes. Cuando los modelos son no lineales el problema de minimizar el RMSE es más complejo. En esto casos, metodologías de optimización no lineal deben ser usadas con el fin de encontrar los valores óptimos de los parámetros del modelo. Softwares como Matlab® proporcionan una amplia variedad de herramientas para resolver problemas de minimización de funciones no lineales.

El diagrama de la Figura 3.1 resume los pasos generales en el proceso de identificación de sistemas.

Si no se está conforme con los resultados obtenidos en la validación del modelo se puede volver a cualquiera de los pasos previos e iterar. Una vez se obtengan resultados aceptables el proceso de identificación finaliza.

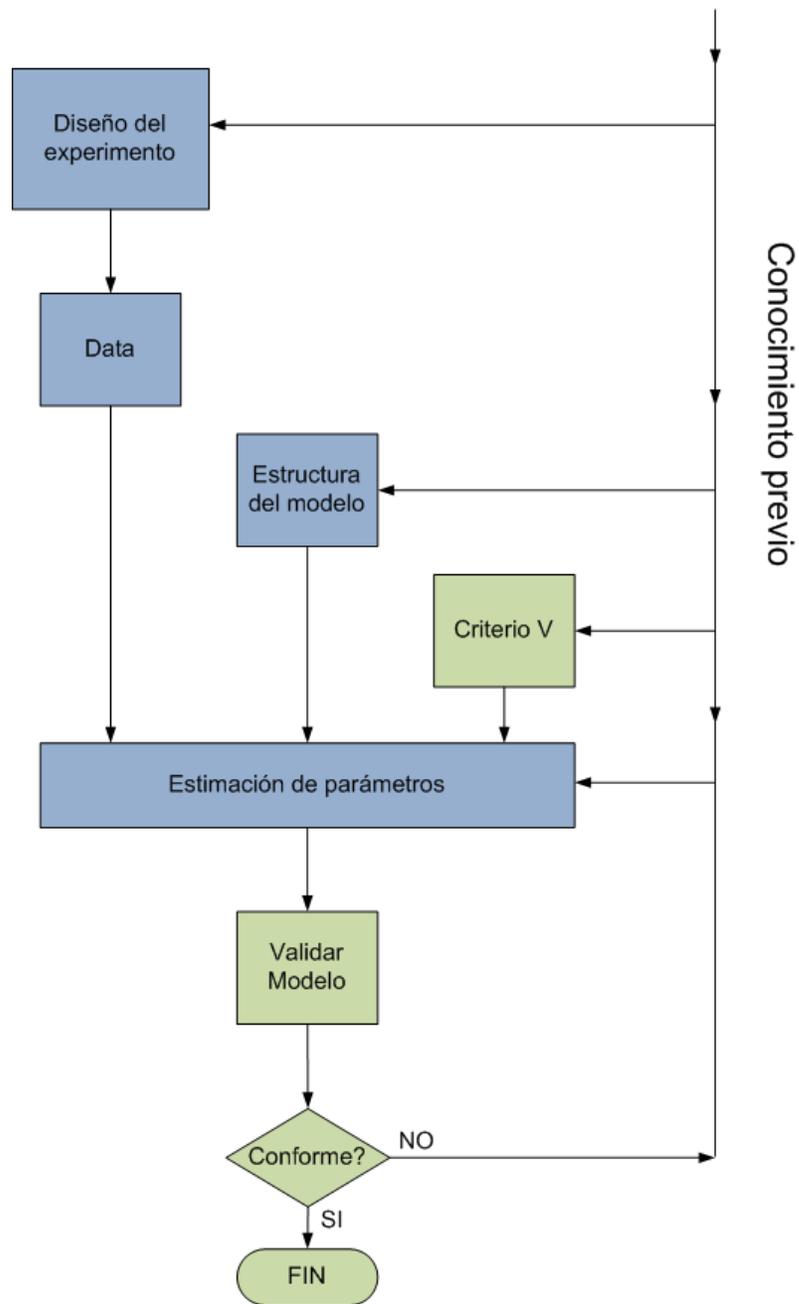


Figura 3.1: Pasos en la identificación de sistemas.

3.2. Filtro extendido de Kalman

Para utilizar el método de filtro de Kalman Extendido, se debe plantear un modelo en variable de estados del proceso. Se asume que existe ruido blanco gaussianico en las mediciones $n(k)$ y en los

estados $v(k)$ del sistema.

$$x(k+1) = f(x(k), u(k), v(k))$$

$$y(k) = g(x(k), n(k))$$

Ambos ruidos distribuyen normal de media cero y matriz de covarianza Q y R respectivamente.

$$p(v) \sim N(0, R)$$

$$p(n) \sim N(0, Q)$$

Se asume que el ruido no está correlacionado con los estados, ni con las salidas. Tampoco los ruidos están correlacionados entre sí, para todo instante.

3.2.1. Algoritmo EFK

El primer paso consiste en generar un pronóstico del estado tomando en cuenta las entradas y los estados anteriores, sin considerar ruido y en un segundo paso, corrige esta estimación, mediante la diferencia entre la entrada y la salida.

A continuación se presenta el algoritmo.

El algoritmo del filtro de Kalman Extendido se describe a continuación:

Algoritmo Filtro de Kalman Extendido
Etapa de Predicción
1. Proyección del estado hacia adelante $\hat{x}(t) = f(x(t), u(t))$
2. Proyección de la covarianza del error hacia adelante $\hat{P}(t) = A(t)P(t-1)A(t)^T + R(t)$
Etapa de Actualización
3. Cómputo de la ganancia de Kalman $K(t) = \hat{P}(t)C(t)^T(C(t)P(t)C(t)^T + Q(t))^{-1}$
4. Actualización del estado con la medida $y(t)$ $x(t) = \hat{x}(t) + K(t)(y(t) - g(x(t)))$
5. Actualización de la covarianza del error $P(t) = (I - K(t)C(t))\hat{P}(t)$
Devuelve $x(t), P(t)$

Tabla 3.1: Algoritmo Filtro de Kalman Extendido

En el algoritmo anterior: $A = \frac{df(t+1)}{dx(t)}$ y $C = \frac{dg(t)}{dx(t)}$, también cabe notar que es necesario entregarle un punto de partida al filtro.

Capítulo 4

Modelación unidades de la microrred en Huatacondo

En este capítulo se presentan y analizan los resultados obtenidos en la estimación de parámetros del banco de baterías de plomo ácido y el generador fotovoltaico pertenecientes a la microrred instalada en Huatacondo, tomando como base los modelos desarrollados en la secciones 2.2.5 y 2.3.3.

4.1. Banco de baterías de plomo ácido

4.1.1. Descripción de la planta

La unidad de acumulación de energía de la microrred de Huatacondo consta de un banco de 96 baterías de plomo ácido conectadas en serie. Las baterías son de la marca Trojan modelo T-105 con capacidad nominal de 186.3 [Ah] para una corriente de descarga constante de 25 [A], tal de mantener una tensión en bornes mayor 1.75 [V/celda] a una temperatura de 27 [°C]. Notar que dicha especificación, otorgada por el fabricante, no cumple con la normativa norteamericana ni europea. En la siguiente Tabla 4.1 se resumen las características del banco.

Característica	Variable	Valor	Unidades
N° baterías	nb	96	-
N° baterías en serie	ns	96	-
N° baterías en paralelo	np	1	-
N° celdas por batería	nc	3	-
Capacidad nominal batería*	C_{nom}	186.3	[Ah]

Tabla 4.1: Características del banco de baterías de plomo ácido.

Debido a la arquitectura de la red el sistema cuenta con un inversor trifásico bidireccional de

30kVA. Cabe mencionar que el banco está ubicado en una pieza techada que cumple con la normativa chilena vigente respecto a la utilización de baterías en sistemas de respaldo de energía.

4.1.2. Experimento considerado

Para la estimación de parámetros se ha utilizado datos de la operación del sistema en régimen normal. Las señales corresponden al voltaje (variable de salida) y corriente (variable de entrada) del banco de baterías. Los datos fueron recolectados entre el 18/03/2011 y el 26/03/2011 con un tiempo de muestreo de 10 segundos. La data presentan defectos tales como: pérdida de datos, datos que están fuera de los rangos de operación, datos repetidos y datos muestreado a mayor frecuencia. Debido a lo anterior fue necesario un tratamiento previo de los datos antes de ser usados en la estimación de parámetros.

La data resultante consta de 95099 datos de cada señal los que se han separado en dos grupos, datos de entrenamiento (30% de la data original), ver Figura 4.1 y datos de validación (70% restante), ver Figura 4.2.

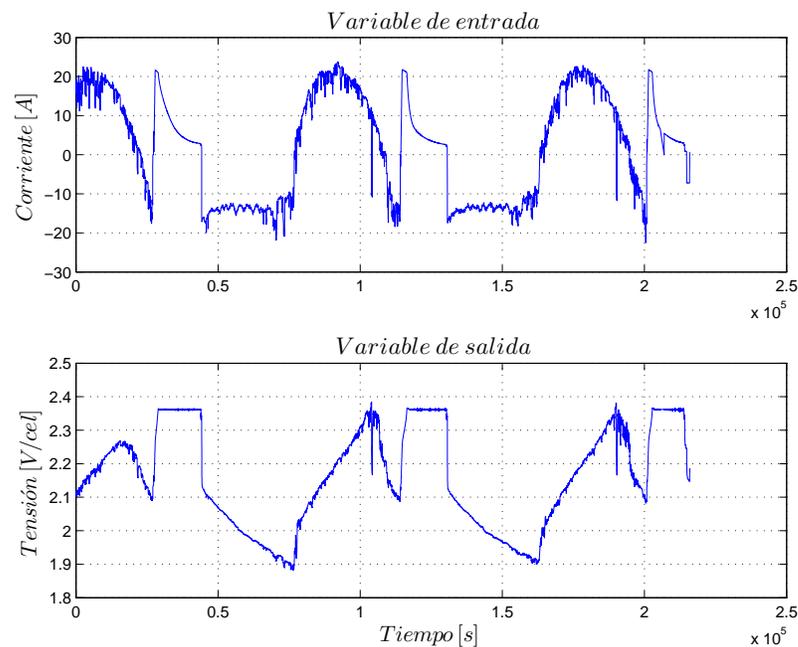


Figura 4.1: Datos de entrenamiento modelo batería.

Usualmente los modelos se definen para una celda, por lo tanto, se trabaja con dicha tensión, tal cual se muestra en los gráficos de las Figuras 4.1 y 4.2. Para esto se ha asumido que:

$$(4.1) \quad V_c \approx \frac{V_{bco}}{ns \cdot nc} = \frac{V_{bco}}{279}$$

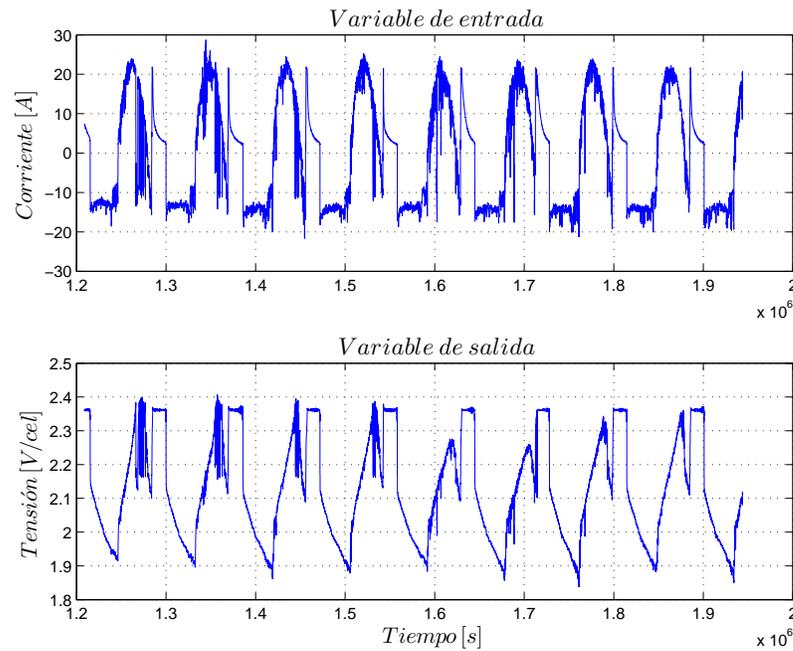


Figura 4.2: Datos de validación modelo batería.

La igualdad se tiene cuando todas las baterías y celdas son idénticas. Esto es prácticamente imposible debido a perturbaciones, diferencias diminutas de construcción y/o baterías dañadas, sin embargo, representa una buena aproximación.

La operación del sistema se puede dividir en cuatro etapas. Durante la madrugada (00:00 – 06:00) las baterías se descargan producto del consumo aleatorio del poblado de Huatacundo. Entre la salida y puesta del sol (06:00 – 18:00) las baterías empiezan a cargarse debido a la energía aportada por el sistema fotovoltaico. Ya en la tarde (18:00 – 00:00), y con ausencia de energía solar, un generador diesel entra en operación, entregando carga al pueblo y a las baterías. Debido a un controlador que limita la tensión máxima de las baterías, la corriente de carga empieza a disminuir hasta que se desconecta el generador diesel y nuevamente las baterías se descargan.

La data de validación se ha escogido de tal manera que en el instante inicial se tenga conocimiento del SoC . Como se aprecia en la Figura 4.2 la data de validación parte cuando la tensión está en su máximo, justo antes que empiece la descarga. Según el fabricante, para ese instante el banco de baterías está aproximadamente a su carga máxima, por lo tanto, se puede asumir que el $SoC_0 \approx 1$. Este valor se usará cuando se requiera validar los modelos que dependan del estado inicial del estado de carga.

4.1.3. Estimación de parámetros

Modelo de Thevenin

Los resultados de la estimación de los parámetros del modelo de Thevenin se resumen en la Tabla 4.2. En este caso se consideró el voltaje en circuito abierto de la celda igual a 2.044 [V] [8].

Parámetro	Unidad	Min	Valor inicial	Max	Flag	Valor óptimo
V_{oc}	[V]	-	2.044	-	0	2.044
R_0	[Ω]	0	0.5	100	1	0.1768
C_0	[F]	1	10000	10^7	1	$1.39 \cdot 10^6$
R_i	[Ω]	0	0.5	1	1	0.0069

Tabla 4.2: Parámetros estimados del modelo de Thevenin.

En la Figura 4.3 se observa la salida estimada (V_e) versus la salida real medida de la planta (V_m) usando los datos de entrenamiento. En la Figura 4.4 se observa la misma comparación pero utilizando los datos de validación.

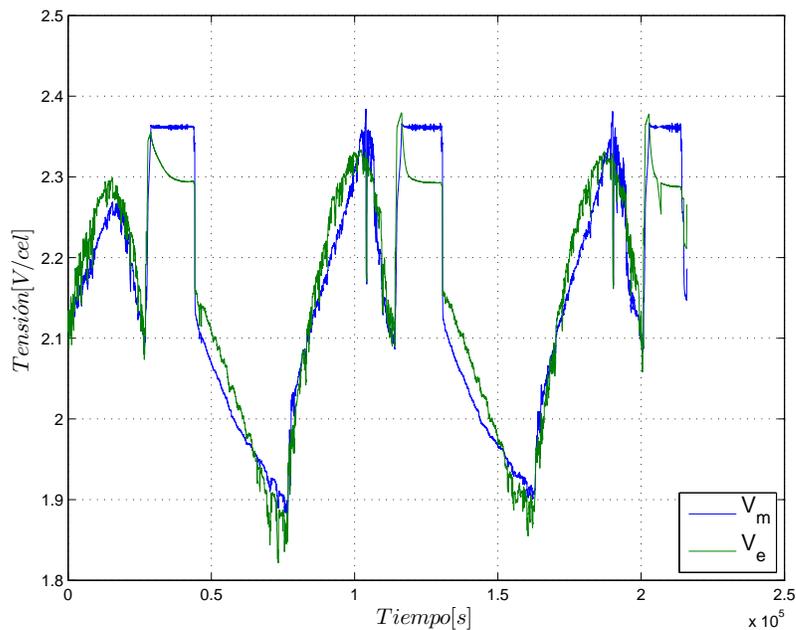


Figura 4.3: Resultados con data de entrenamiento para el modelo de Thevenin.

En la Figura 4.4 se observa que la salida del modelo coincide bien con la realidad cuando se opera en zona de carga y descarga, sin embargo, el modelo no es capaz de dar una buena estimación cuando la batería está muy cargada. Esto se debe a que se considera la resistencia interna del electrolito constante y no dependiente del SoC. Aun así, dada la simplicidad del modelo, se obtuvieron resultados positivos, reflejados en el valor del error cuadrático medio con datos de validación:

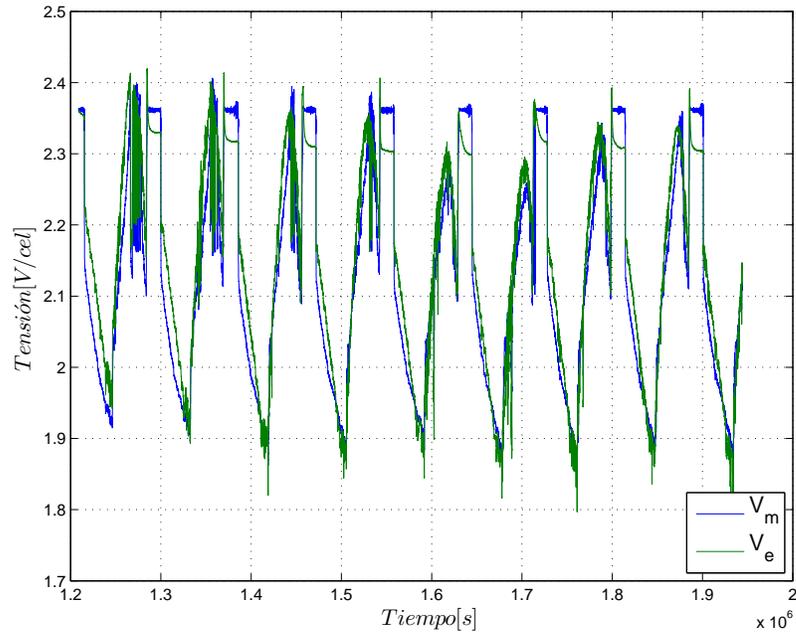


Figura 4.4: Resultados con data de validación para el modelo de Thevenin.

$RMSE = 0.0477$. El modelo de Thevenin se usará como base para evaluar el comportamiento de los otros modelos.

Modelo de Randles

Los resultados de la estimación de los parámetros del modelo de Randles se resumen en la Tabla 4.3. Para este caso se ha considerado que los parámetros R_1 y C_1 no participen de la optimización. El valor de R_1 se tomó de los resultados de [13]. Por otra parte valor de C_1 se calculó en base a la ecuación, tomando $V_{oc}(SoC = 1) = 6.37/3$ [V/cel] y $V_{oc}(SoC = 0) = 5.69/3$ [V/cel], ver Apéndice A.

Parámetro	Unidad	Min	Valor inicial	Max	Flag	Valor óptimo
R_0	[Ω]	0	0.5	100	1	0.0047
C_0	[F]	1	10000	10^7	1	1
R_i	[Ω]	0	0.5	1	1	0
R_1	[Ω]	-	10000	-	0	10000
C_1	[F]	-	3125570	-	0	3125570

Tabla 4.3: Parámetros estimados del modelo de Randles.

Los valores óptimos resultantes no son físicamente satisfactorios. Se esperaba que los parámetros de R_0 y C_0 fueran similares a los del modelo de Thevenin, puesto que representan el mismo

fenómeno. Por otra parte, la resistencia interna de la batería resultó nula, valor que no representa la realidad. Otros valores más coherentes se pueden obtener si se restringen más las condiciones de borde a lo físicamente esperado. Sin embargo, al hacer esto se obtiene resultados peores tanto para la data de entrenamiento como para la de validación, lo que indica que los parámetros del modelo no son suficientes para representar la realidad.

En la Figura 4.5 se observa la salida estimada versus la salida real de la planta usando los datos de entrenamiento. En la Figura 4.6 se observan los mismos resultados pero considerando la data de validación. De esta última se aprecia que el modelo no estima bien el comportamiento de la batería en ninguna de sus zonas de operación. Más aun, se observa que a medida que pasa el tiempo y procesos de carga y descarga han ocurrido, el voltaje estimado aumenta. Este comportamiento se debe a que el modelo no impone restricción sobre eficiencia de carga. Como resultado se obtuvo un $RMSE = 0.2244$, casi cinco veces mayor al obtenido del modelo de Thevenin.

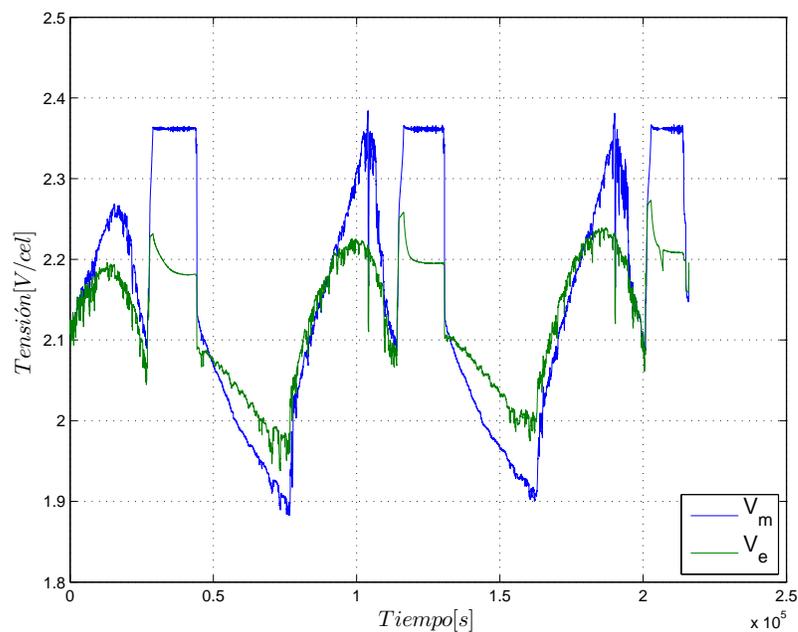


Figura 4.5: Resultados con data de entrenamiento para el modelo de Thevenin.

Modelo de Copetti

Un aporte de este trabajo es considerar que el voltaje en circuito abierto en función del estado de carga del modelo sea igual al que presenta la batería. Para esto se impuso que, en torno a un punto de operación $SoC_{op} = 0.5$. y $\Delta T_{op} = 0$, la serie de Taylor de primer orden de la curva de $V_{oc}(SoC)$ tuviese la misma pendiente M y punto de corte N de la curva de V_{oc} v/s SoC que indica el fabricante de las baterías Trojan ver Apéndice A.

En efecto, cuando la corriente es nula el modelo considera la ecuación 2.15 para determinar el voltaje de salida, por lo tanto se tendrá que:

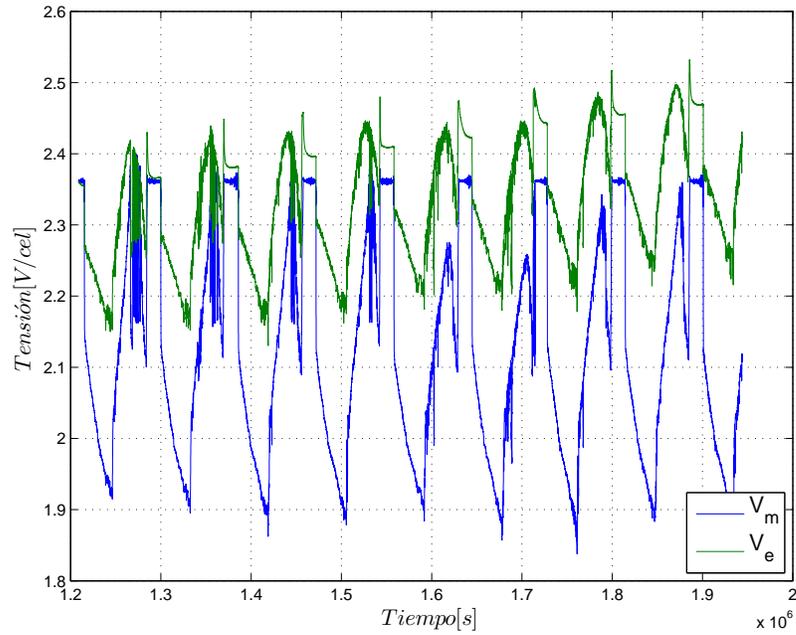


Figura 4.6: Resultados con data de entrenamiento para el modelo de Thevenin.

$$V_{oc}(t) = \left(\frac{V_c(I_d) - V_d(I_d)}{2 \cdot I_d} \right) \cdot I(t) + \left(\frac{V_c(I_d) + V_d(I_d)}{2} \right)$$

$$V_{oc}(t) = (V_{0c} + K_{oc} \cdot SOC(t)) + \frac{|I_d|}{C_{10}} \cdot \left(\frac{P_{1c}}{1 + |I_d|^{P_{2c}}} + \frac{P_{3c}}{(1 - SOC(t))^{P_{4c}}} + P_{5c} \right) \cdot (1 - q_c \cdot \Delta T) \cdot \frac{1}{2}$$

$$+ (V_{0d} - K_{od} \cdot (1 - SOC(t))) - \frac{|I_d|}{C_{10}} \cdot \left(\frac{P_{1d}}{1 + |I_d|^{P_{2d}}} + \frac{P_{3d}}{SOC(t)^{P_{4d}}} + P_{5d} \right) \cdot (1 - q_d \cdot \Delta T) \cdot \frac{1}{2}$$

Luego, tomado la derivada con respecto al SoC:

$$\frac{\partial V_{oc}(t)}{\partial SOC} = \left[K_{oc} + \frac{I_d}{C_{10}} \cdot \left(\frac{P_{3c} \cdot P_{4c}}{(1 - SOC(t))^{P_{4c}+1}} \right) \right] \cdot \frac{1}{2} + \left[K_{od} + \frac{I_d}{C_{10}} \cdot \left(\frac{P_{3d} \cdot P_{4d}}{SOC(t)^{P_{4d}+1}} \right) \right] \cdot \frac{1}{2}$$

Entonces, dado el punto de operación, se tiene que la expansión de Taylor de primer orden es:

$$V_{oc}(SoC) = V_{oc}(SoC_{op}) + \frac{\partial V_{oc}(SoC_{op})}{\partial SoC} \cdot (SoC - SoC_{op})$$

$$(4.2) \quad \boxed{V_{oc}(SoC) = \underbrace{\frac{\partial V_{oc}(SoC_{op})}{\partial SoC}}_{\text{Pendiente ! = M}} \cdot SoC - \underbrace{\frac{\partial V_{oc}(SoC_{op})}{\partial SoC} \cdot SoC_{op} + V_{oc}(SoC_{op})}_{\text{Pto de corte ! = N}}}$$

Para la optimización es necesario partir con parámetros que cumplan con las restricciones, incluyendo las no lineales. Tomando $P_{1d} = P_{1c}$, $P_{2d} = P_{2c}$, $P_{3d} = P_{3c} = P_{4d} = P_{4c} = 1$, $P_{5d} = P_{5c}$, $V_{0c} = V_{0d}$ y $K_{0c} = K_{0d}$, entonces:

$$V_{0c} = N + \frac{M}{2}$$

$$K_{0c} = M - \frac{1}{C_{10} \cdot 0.5^2}$$

Para analizar los alcances de incluir esta restricción no lineal se ha dividido el modelo de Copetti en dos. También se quiere evaluar el comportamiento del modelo cuando se obvia la operación de sobrecarga. La siguiente tabla resume las variaciones que se adoptaron del modelo de Copetti.

Modelo	Restricción no lineal	Operación sobrecarga
Copetti 1	No	No
Copetti 2	No	Si
Copetti 3	Si	No
Copetti 4	Si	Si

Tabla 4.4: Variaciones del modelo de Copetti.

A continuación se presentan los resultados obtenidos en la estimación de parámetros para cada caso.

Copetti 1

En la Figura 4.7 se aprecia que la salida del modelo no sigue el comportamiento real del voltaje de la batería. Esto se debe a que la condición inicial de SoC considerada para la data de validación no coincide con el SoC inicial que el modelo estima.

Sin embargo, se aprecia que a medida que transcurre los ciclos de carga y descarga la salida estimada se acerca cada vez más a la salida real. La explicación se encuentra en la eficiencia de carga que el modelo asume. En un comienzo, al estar el SoC real por sobre el estado de carga del modelo, la eficiencia de carga es muy pequeña y por lo tanto la batería se carga poco. Esto ocurrirá hasta que la carga de un ciclo coincida con la carga que el modelo considera correcta para dicho punto. Este comportamiento del modelo se puede apreciar en la Figura 4.8.

En la Figura 4.8 se observa que tanto el SoC como el LoE disminuyen a medida que pasan los ciclos de carga y descarga. Se esperaría que en el infinito la curva de SoC siga un comportamiento uniforme. Sin embargo, a los operadores del sistema les consta que al final de cada día el SoC de la batería ha estado muy cercano al 100%. Por lo tanto, los estados del modelo no reflejan el verdadero comportamiento de la batería, a pesar de que para un tiempo largo la salida de éste coincida con la real.

En la Figura 4.9 se observa por qué los estados internos del modelo no representan el comportamiento esperado de la batería. Aquí se aprecia que la curva de voltaje en circuito abierto del modelo no coincide con la otorgada por el fabricante. Debido a que no se consideró la restricción no lineal

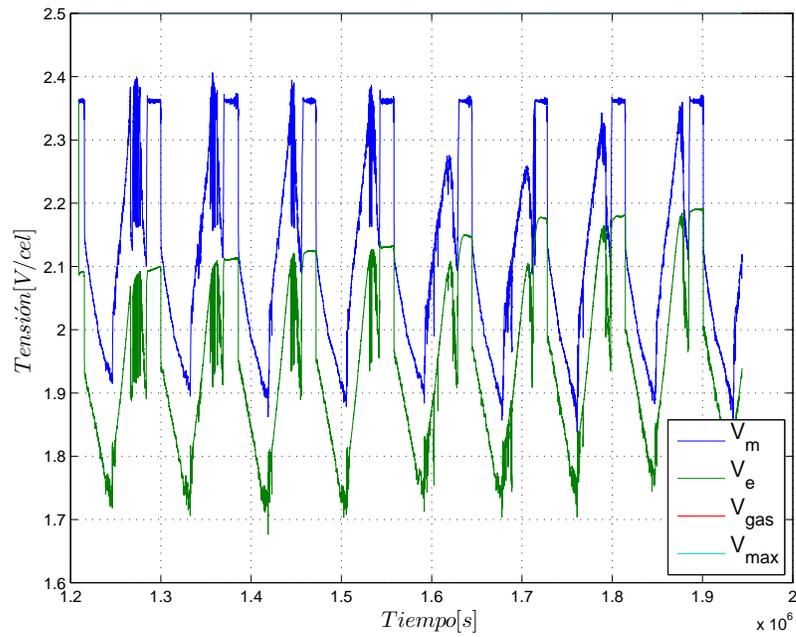


Figura 4.7: Resultados salida con data de validación para el modelo de Copetti 1.

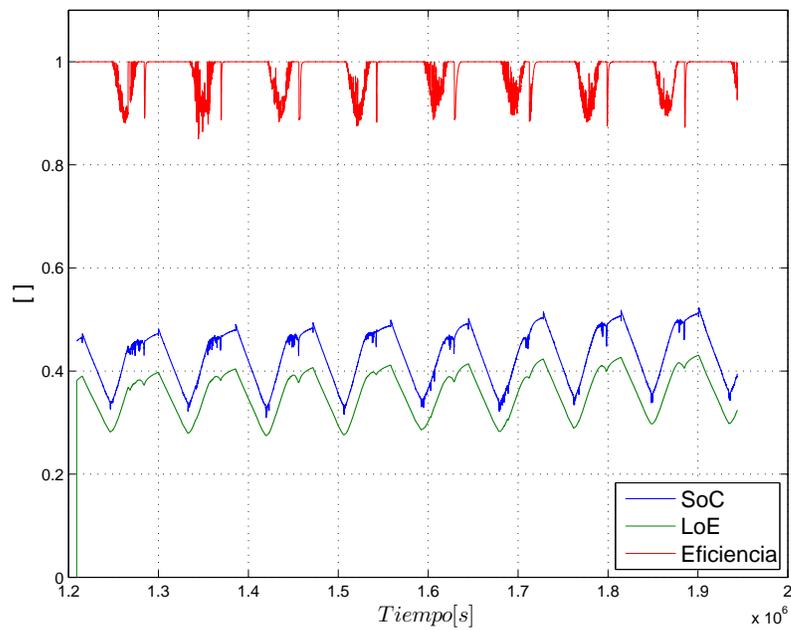


Figura 4.8: Resultados estados con data de validación para el modelo de Copetti 1.

en el problema de optimización los parámetros del modelo se ajustaron de tal forma de minimizar el error cuadrático del voltaje de salida, sin tomar en cuenta la característica real de V_{oc} v/s SoC . Se

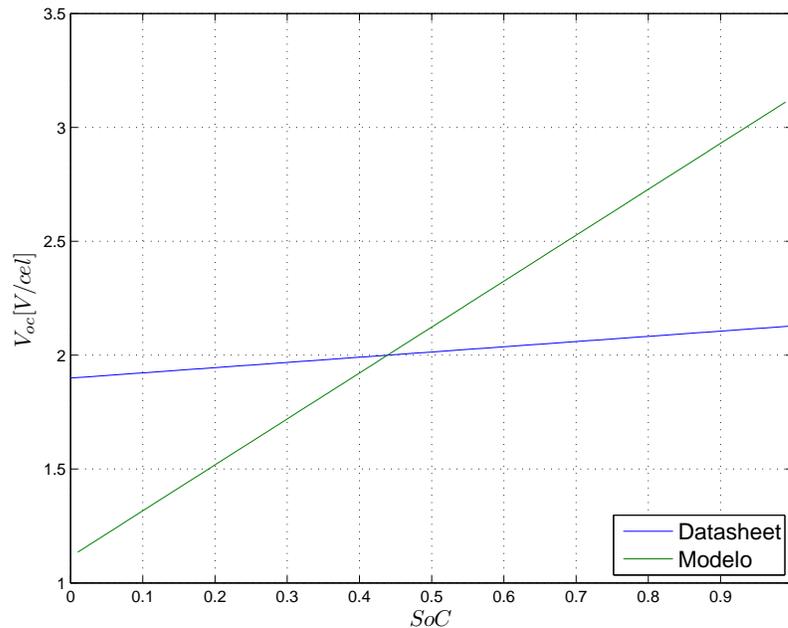


Figura 4.9: Comparación de curvas de V_{oc} v/s SoC del modelo Copetti 1 y del fabricante.

aprecia que el problema radica en el parámetro $C_c = 5$. Esto quiere decir que el modelo considera una capacidad 5 veces la capacidad nominal de la batería.

Copetti 2

En la Figura 4.10 se aprecia que la salida del modelo estima bien la medición usando data de validación. Esto a pesar que el modelo no considera la restricción no lineal del $V_{oc} = f(SOC)$. Además, se aprecia el efecto de operar en la zona de sobrecarga, justo luego que el voltaje de salida sobrepasa el voltaje de gaseo. Sin embargo, la salida real no da cuenta de este efecto en todos los ciclos.

En la Figura 4.11 se observa que el SoC de la batería oscila entre 0.82 y 0.4. La cota superior se acerca un poco a lo que se espera realmente de este indicador, sin embargo, la cota inferior está muy alta. Es poco convincente pensar, dada la carga de sistema, que el banco de baterías sólo se descarga hasta un 40% de su capacidad nominal. Nuevamente la causa de esto es debido al valor de $C_c = 1.7$. Este valor genera que el modelo considere una capacidad mayor a la real. Sin embargo, el valor obtenido es menor al del caso anterior, lo que explica la mayor amplitud del SoC.

En la Figura 4.12 se observa que la curva de SOC v/s Voc del modelo es levemente más similar que en el caso anterior, aun así, no se cumple con la restricción. Además, se aprecia que para un SoC pequeño la curva no puede ser aproximada por una expansión de Taylor de primer orden.

Copetti 3

En la Figura 4.13 se aprecia que esta variación del modelo estima de muy buena manera la salida real del sistema. Esto quiere decir que el modelo considera que la carga máxima del ciclado es

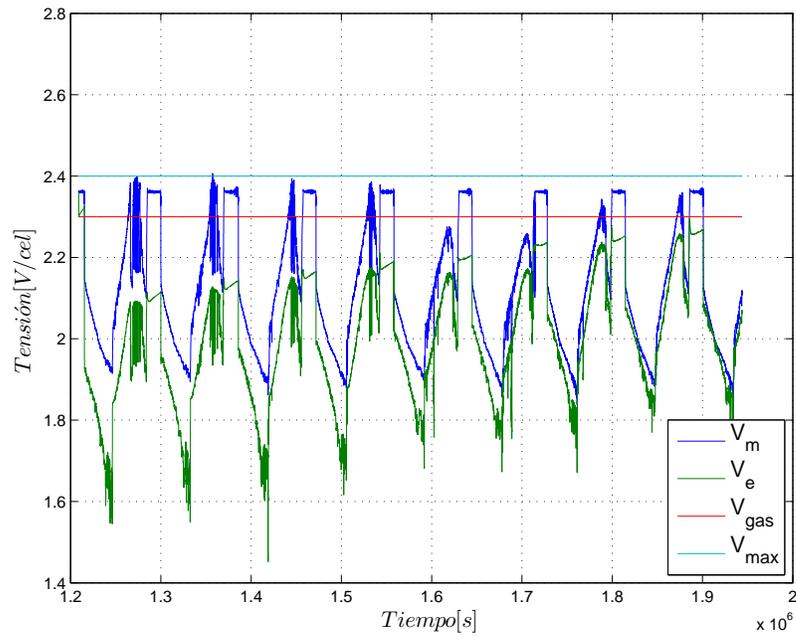


Figura 4.10: Resultados con data de validación para el modelo de Copetti 2.

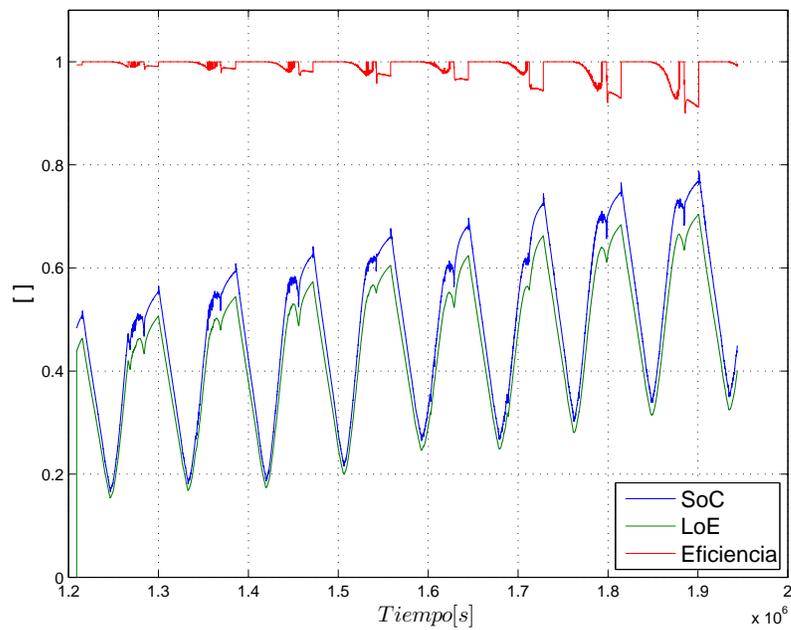


Figura 4.11: Resultados estados con data de validación para el modelo de Copetti 2.

cercana a 1. Sin embargo, se observa que el modelo no estima muy bien la salida cuando la batería está muy cargada y la corriente de carga disminuye con el fin de que el voltaje de salida se sature.

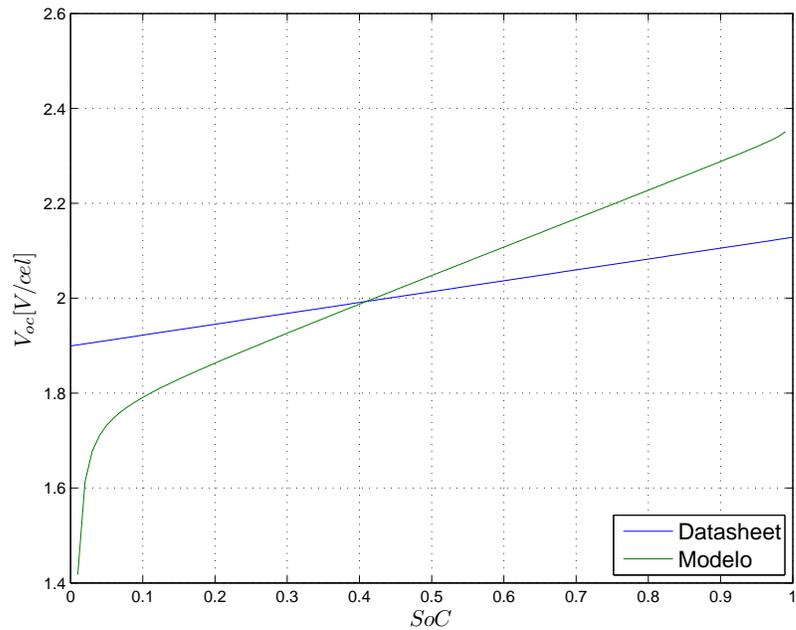


Figura 4.12: Comparación de curvas de V_{oc} v/s SoC del modelo Copetti 2 y del fabricante.

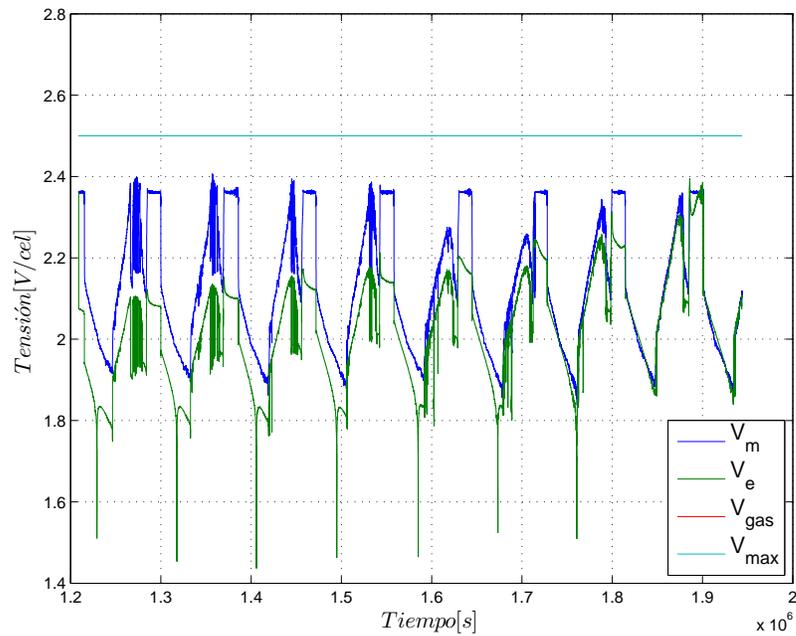


Figura 4.13: Resultados con data de validación para el modelo de Copetti 3.

En la Figura 4.14 se aprecian los estados internos del modelo. El SoC estimado se asemeja bastante a lo esperado, a pesar que la cota inferior del indicador es igual a 0.1, quizás muy baja. El buen

comportamiento de este indicador se debe a que $C_c = 1$, es decir, la capacidad del modelo es exactamente igual a la capacidad nominal entregada por el fabricante. Sin embargo, no es requisito que en la estimación de parámetros esto último suceda. Lo que se espera es que este valor esté en torno de 1.

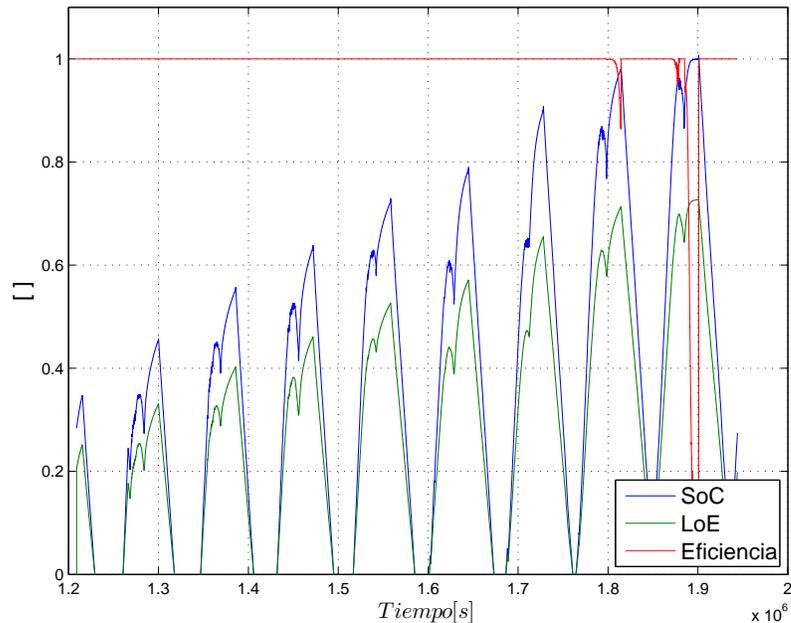


Figura 4.14: Resultados estados con data de validación para el modelo de Copetti 3.

Como se observa en la Figura 4.15 la restricción se cumple en torno al punto de operación y también, sin imponerlo, lejos de él.

Copetti 4

La Figura 4.16 se aprecia que la salida del modelo es muy semejante a la real, al igual que en el caso anterior. Para este caso, además de la restricción no lineal, se ha considerado la posibilidad que el modelo entre en zona de sobrecarga. Del gráfico se observa que esto sucede siempre al final de ciclo de carga, sin embargo, esto contribuye a que la estimación en dicha zona sea mejor que en el caso anterior. Por lo menos en la salida no se aprecian peaks, debido a que siempre se saturará al valor de V_{max} .

En la Figura 4.17 se observa una variación del SoC muy similar al caso anterior, con la cota inferior levemente mayor. Al menos que no se hagan mediciones del estado de carga verdadero en los puntos de máxima descarga nunca se sabrá con certeza si el modelo estima bien el indicador de estado de carga.

Por último, en la Figura 4.18 se observa que la restricción no lineal se cumple en torno al punto de operación $SoC = 0.5$. A diferencia del caso anterior, ahora se tiene que, para valores de SoC altos, la restricción deja de cumplirse. Esto explicaría la estimación mediocre de voltaje cuando se está en zona de sobrecarga.

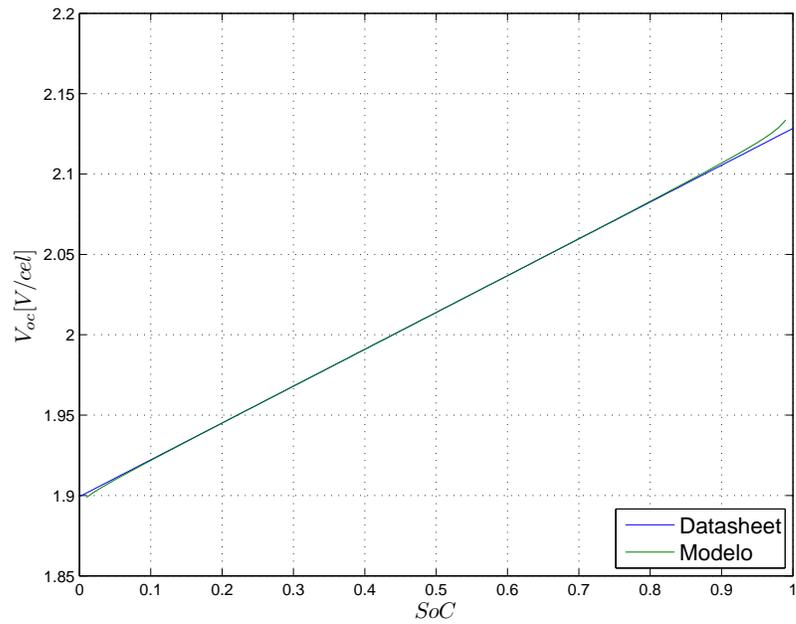


Figura 4.15: Comparación de curvas de V_{oc} v/s SoC del modelo Copetti 3 y del fabricante.

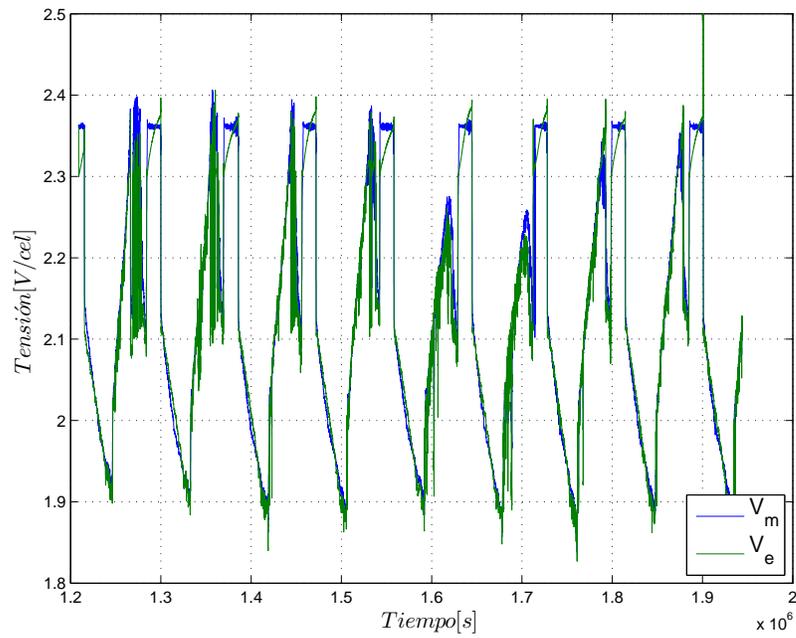


Figura 4.16: Resultados con data de validación para el modelo de Copetti 4.

Análisis comparativo de modelos

La Tabla 4.5 resume el comportamiento de los modelos analizados a la luz de los resultados gráficos.

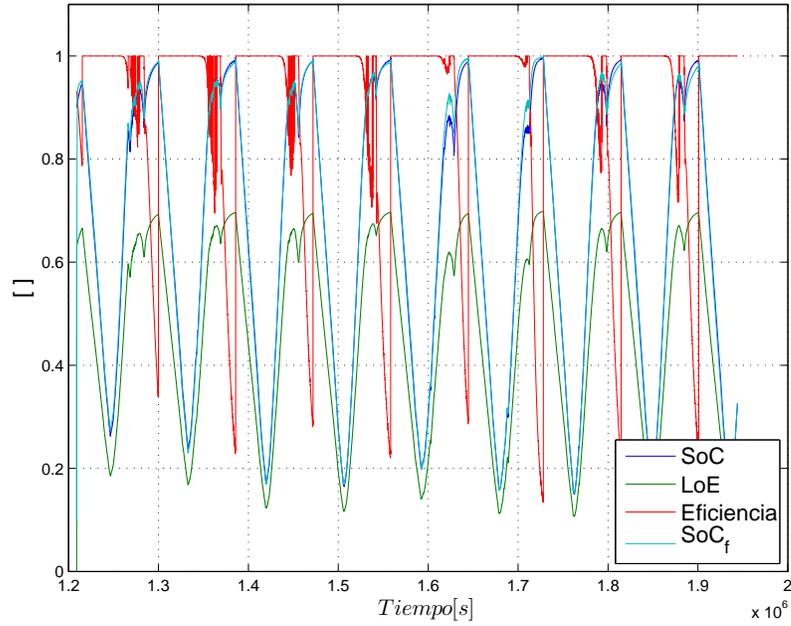


Figura 4.17: Resultados estados con data de validación para el modelo de Copetti 4.

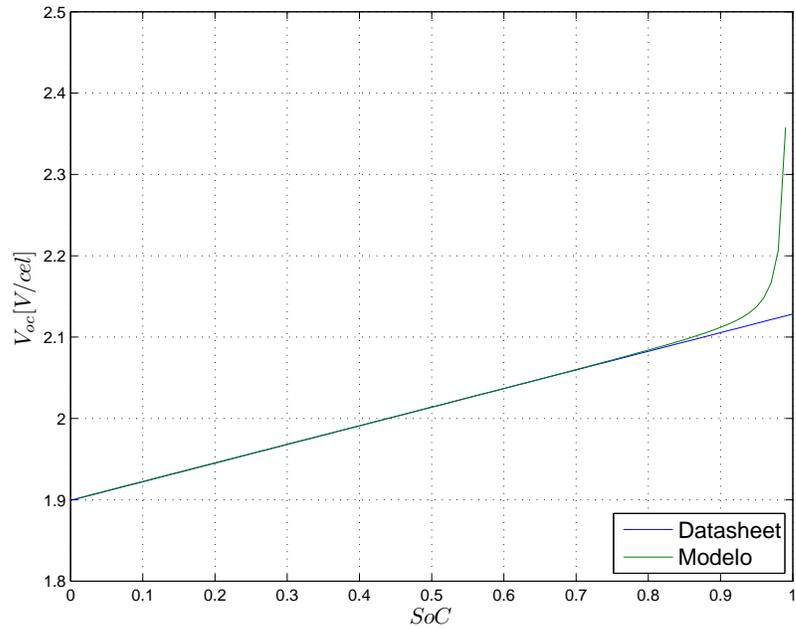


Figura 4.18: Comparación de curvas de V_{oc} v/s SoC del modelo Copetti 4 y del fabricante.

El modelo de Copetti 4 es el que presenta menor error cuadrático medio de validación. Por el contrario, el modelo de Randles presenta un comportamiento muy mediocre, incluso comparado con el modelo más simple de todos, por lo tanto, su uso para otras aplicaciones debería cuestionarse.

Modelo	RMSE con data de entrenamiento	RMSE con data de validación
Thevenin	0.0418	0.0477
Randles	0.0863	0.2244
Copetti 1	0.0223	0.3536
Copetti 2	0.0245	0.0536
Copetti 3	0.0282	0.0286
Copetti 4	0.0272	0.0255

Tabla 4.5: Comparación de resultados modelos de batería.

Finalmente, se aprecia que los modelos de Copetti que incluyen la restricción no lineal presentan mejores resultados que el modelo de Thevenin. La inclusión del comportamiento del voltaje en circuito abierto ha permitido no solo obtener modelos que estimen mejor el voltaje de salida, también sus estados internos explican de mejor manera el ciclado de carga y descarga del banco de baterías.

4.2. Generador fotovoltaico

4.2.1. Descripción de la planta

El generador fotovoltaico lo componen 6 módulos fotovoltaicos cada uno de 14 paneles conectados en serie. Cada panel está compuesto de 80 celdas fotovoltaicas. Cada módulo tiene asociado una montura cardinal que le permite realizar seguimiento de este-oeste. El ángulo de inclinación de la montura con respecto al norte es de 18° .

A cada par de módulos conectados en serie se enlaza un equipo de electrónica de potencia el cual realiza la función de MPPT e inversor monofásico (Sunny MiniCentral), además de estar a cargo del control local del sistema. La Tabla 4.6 resumen las características de la planta.

Característica	Variable	Valor	Unidades
Área total paneles	A	168	$[m^2]$
Potencia total nominal	P_{nom}	21	[kW]
Ángulo norte montura	σ	18	$[^\circ]$
Latitud ubicación	Lat	20.92	$[^\circ]$

Tabla 4.6: Características del generador fotovoltaico.

4.2.2. Experimentos considerados

Para la estimación de parámetros se han utilizado datos de la operación del sistema en régimen normal. La data corresponde a la potencia de salida del sistema fotovoltaico (variable de salida), la irradiación solar en el plano horizontal (variable de entrada 1) y la temperatura externa (variable

de entrada 2). Esta fue recolectada entre el 1/01/2011 y el 7/01/2011 con un tiempo de muestreo de 5 minutos. La data presenta defectos tales como: pérdida de datos, datos que están fuera de los rangos de operación, datos repetidos y datos muestreados a mayor frecuencia. Debido a lo anterior fue necesario un tratamiento previo de los datos antes de ser usados en la estimación de parámetros.

La data resultante consta de 2016 datos los que se han separado en dos grupos, data de entrenamiento (30% de la data original), ver Figura 4.19 y data de validación (70% restante), ver Figura 4.20.

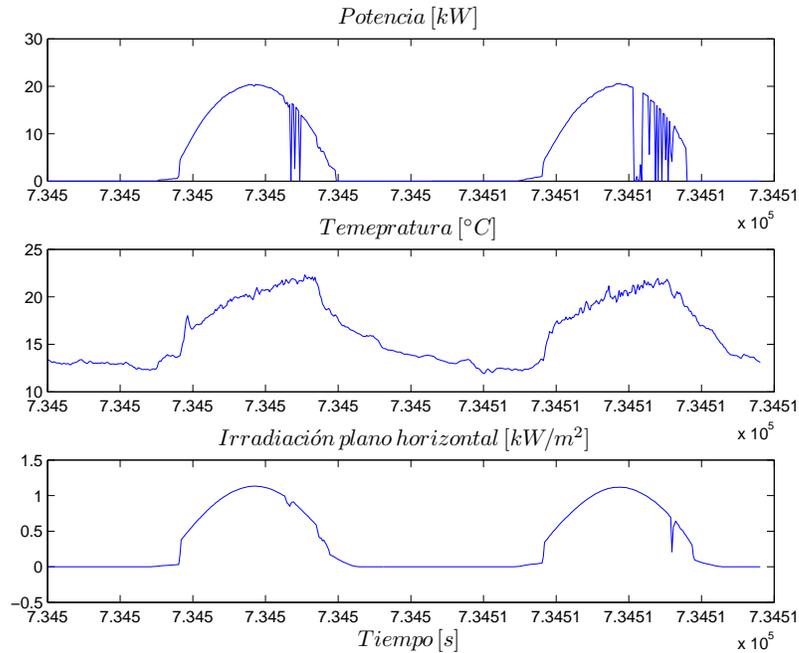


Figura 4.19: Data de entrenamiento para la estimación de parámetros del modelo celda fotovoltaica.

4.2.3. Estimación de parámetros

Para la estimación de parámetros se utilizará el modelo de eficiencia visto en la sección 2.3.3. Se ha considerado 3 regresores para la entrada de temperatura externa, luego de la ecuación 2.19:

$$(4.3) \quad \eta(\Delta T(k)) = P_0 \cdot \sum_{i=1}^3 (1 + P_i \cdot \Delta T(k-i))$$

Donde $T_{ref} = 18^\circ C$. Notar que, dado el tiempo de muestreo, se está considerando en la estimación de la eficiencia el valor de temperatura hace 15 minutos atrás.

La entrada de irradiación en el plano horizontal se usa para calcular la constante de atenuación según la ecuación 2.22. Luego la irradiación perpendicular al plano se obtiene a partir de la ecuación 2.21, y la constante de atenuación C_{at} calculada.

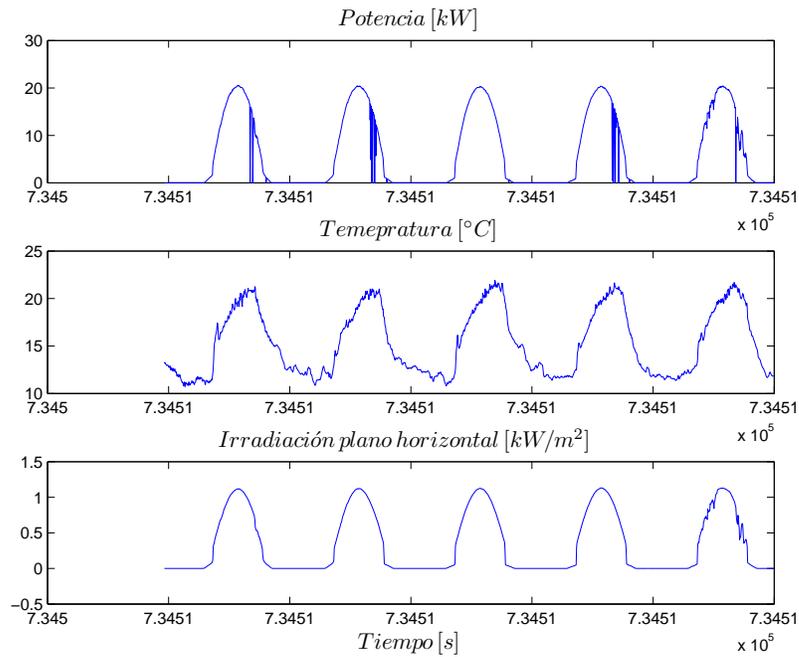


Figura 4.20: Data de validación para la estimación de parámetros del modelo celda fotovoltaica.

Los resultados de la estimación de los parámetros del modelo de Thevenin se resumen en la Tabla 4.7.

En la Figura 4.21 se observa la variable de salida estimada v/s la variable de salida real usando data de entrenamiento.

Los resultados para la data de validación se muestran en la Figura 4.22. Se observa que el modelo planteado estima satisfactoriamente la salida del sistema en función de las entradas seleccionadas. El comportamiento se puede cuantificar mediante el valor del error cuadrático medio: $RMSE = 1.3750$.

De la estimación de parámetros se ha obtenido que la eficiencia de la celda fotovoltaica a una temperatura de operación de 18°C es igual a 11.77%. Este valor está dentro de los márgenes esperados.

Otro resultado relevante es que los parámetros que ponderan el valor de la diferencia de temperatura aumentan en función del retardo. Esto está reflejando la dinámica de transmisión de calor de las celdas fotovoltaicas.

Parámetro	Unidad	Min	Valor inicial	Max	Flag	Valor óptimo
lat	[°]	-	-20.9288	-	0	-20.9288
lon	[°]	-	0	-	0	0
mds	[horas]	-	12.78	-	0	12.78
cs	[W]	-	1360	-	0	1360
σ	[°]	-	18	-	0	18
A	[m ²]	-	168	-	0	168
p_0	[]	0	0.11	50	1	0.1177
p_1	[]	-1	0	1	1	0.0176
p_2	[]	-1	0	1	1	0.0908
p_3	[]	-1	0	1	1	-0.1026

Tabla 4.7: Parámetros estimados del modelo de generador fotovoltaico.

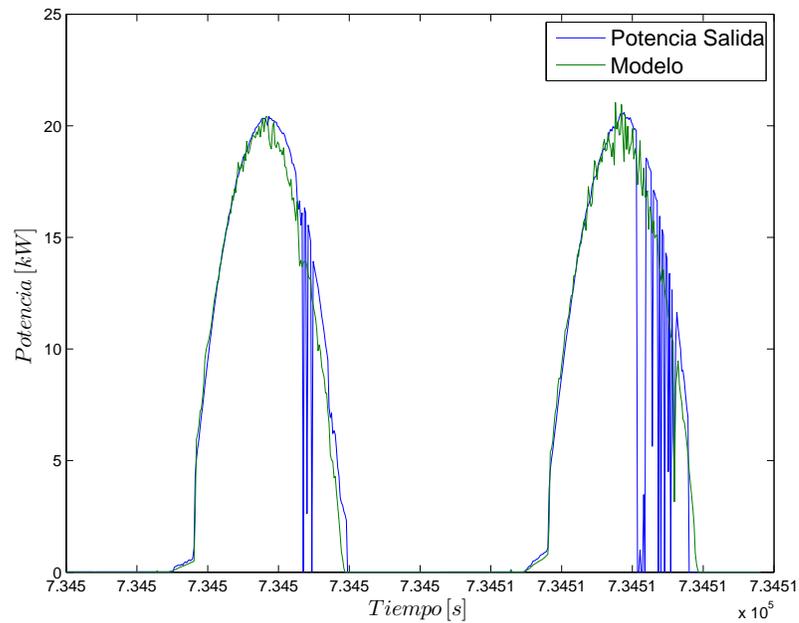


Figura 4.21: Resultados modelación generador fotovoltaico con data de entrenamiento.

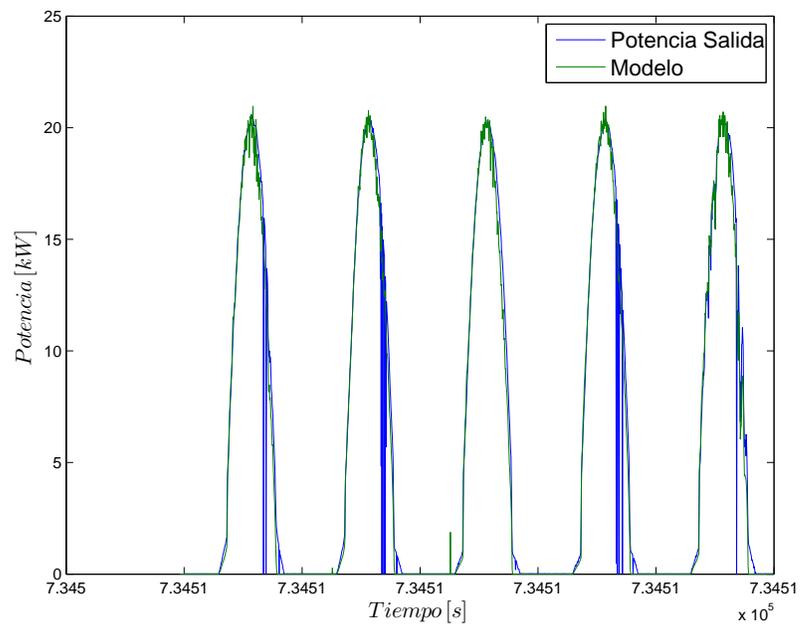


Figura 4.22: Resultados modelación generador fotovoltaico con data de validación.

Capítulo 5

Estimación de carga de una batería

En este capítulo se presenta la implementación del estimador de estado de carga usando un filtro de Kalman extendido y el modelo de Copetti 4.

5.1. Implementación

Para poder implementar el filtro, se deben discretizar las ecuaciones presentadas en la sección 2.2.5, para el caso del estado de carga se tendrá que:

$$SoC(t+1) = x(t+1) = \frac{1}{C_i(t+1)} \sum_{\tau=1}^{t=\tau} \eta(\tau)\Delta t$$

Donde se hizo una pequeña simplificación en la capacidad instantánea, en vez de usar la corriente actual, se utiliza la anterior para calcularla (se asume que la corriente no varía demasiado entre un punto y otro).

Luego:

$$SoC(t+1) = x(t+1) = \frac{C_i(t)x(t) + \eta(t)u(t)\Delta t}{C(t+1)}$$

La función $y(t+1) = g(x(t+1), u(t+1))$ se puede obtener de la sección 2.2.5.

Como se ve, $x(t+1) = f(x(t), u(t))$ y $y(t+1) = g(x(t+1), u(t+1))$, con f y g funciones no lineales. Para poder utilizar el filtro de kalman extendido, se debe linealizar en cada momento el sistema en torno a un punto de operación. Se quiere llegar a:

$$\Delta x(t+1) = A\Delta x(t) + B\Delta u(t)$$

$$\Delta y(t) = C\Delta x(t) + D\Delta u(t)$$

Donde

$$A = \frac{df(t+1)}{dx(t)}$$

$$B = \frac{df(t+1)}{du(t)}$$

$$C = \frac{dg(t)}{dx(t)}$$

$$D = \frac{dg(t)}{du(t)}$$

Para efectos del filtro de Kalman sólo se necesita calcular A y C, con lo cual:

$$A = \frac{df(t+1)}{dx(t)} = \frac{C_i(t)}{C_i(t+1)} + \frac{u(t)\Delta t}{C(t+1)} \frac{d\eta(t)}{dx(t)}$$

$$\frac{d\eta(t)}{dx(t)} = \begin{cases} 1 & u(t) \leq 0 \\ e^{\frac{E_a}{I_{10} + E_b} (1-x(t))} & u(t) > 0 \\ e^{\frac{E_a}{I_{10} + E_b}} & u(t) > 0 \end{cases}$$

Para calcular C se debe derivar la ecuación de cada zona respecto del estado.

- Zona de carga: $u(t) < -I_d$

$$C = \frac{dg(t)}{dx(t)} = K_{OD} + \frac{|u(t)|}{C_{10}} (P_{3D}P_{4D}x(t))^{-P_{4D}-1}$$

- Zona de descarga: $u(t) > Id$

$$C = \frac{dg(t)}{dx(t)} = \frac{|u(t)|}{C_{10}} (P_{3C}P_{4C}(1-x(t)))^{-P_{4C}-1}$$

- Zona de transición: $|u(t)| < Id$

$$C = \frac{dg(t)}{dx(t)} = (K_{OC} + \frac{I_d}{C_{10}} (P_{3C}P_{4C}(1-x(t)))^{-P_{4C}-1}) (\frac{u(t)}{2I_d} + \frac{1}{2}) - (K_{OD} + \frac{I_d}{C_{10}} (P_{3D}P_{4D}x(t))^{-P_{4D}-1}) (\frac{u(t)}{2I_d} - \frac{1}{2})$$

- Zona de Sobrecarga

$$C = \frac{dg(t)}{dx(t)} = [V_m(t) - V_g(t)] (e^{\frac{SoC_{Vg}C_i(t) - x(t)C_i(t)}{u(t)\tau(t)}}) \frac{C_i(t)}{u(t)\tau(t)}$$

Una vez calculadas las matrices A y C, se debe decidir sobre dónde existirá error, en este caso se utilizó error en el estado y en la medida, con covarianza R=0.001 y Q= 10, respectivamente.

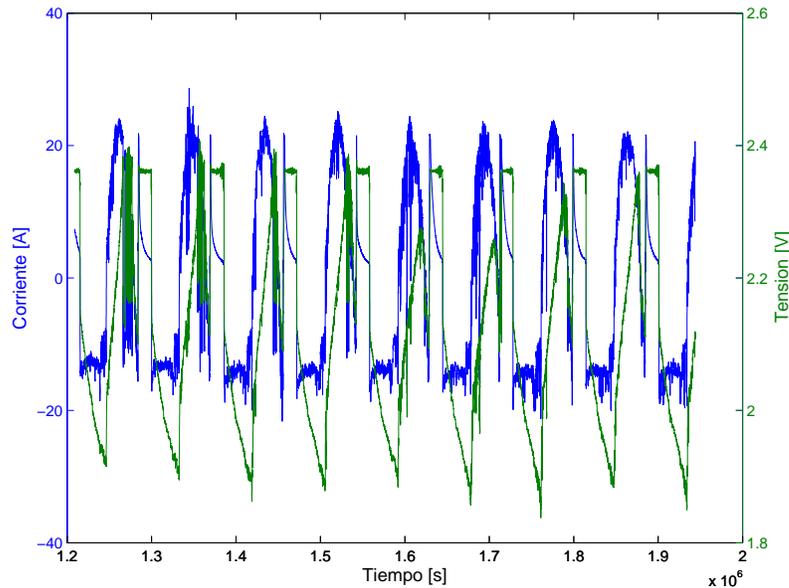


Figura 5.1: Data de validación para el estimador de estado de la batería.

5.2. Resultados

Para validar el estimador de carga usando filtro de Kalman extendido y el modelo de Copetti 4, se usará la data de validación en la estimación de parámetros de modelos de baterías, ver Figura 5.1.

En la sección 4.1.2 se explicó que la data de validación se escogió tal que al inicio se supiera el estado de carga. Como la data parte justo un momento antes de la descarga se asumió que $SoC \approx 1$. Esta hipótesis dio resultados: para el modelo de Copetti 3 y el modelo Copetti 4 se representa bien el sistema para la condición inicial dada. Sin embargo, como se observa en la Figura 4.8, si el valor del SoC_0 es muy diferente al del modelo entonces la estimación difiere de lo medido durante varios días.

Por lo tanto, para validar el estimador, se supondrá desconocido el valor inicial del estado de carga ($SoC \neq 1$) y se estimará el estado interno de la batería usando el modelo y el filtro de Kalman extendido.

La Figura 5.2 muestra la salida medida del sistema, la salida estimada del modelo y la salida estimada del filtro de Kalman extendido. Como se observa, debido a que el estado inicial de SoC es igual a un 10% la salida estimada del modelo no coincide con la real medida. Sin embargo y por lo comentado en la sección 4.1.3 se espera que a largo plazo dicha estimación converja a la medida.

Por otra parte la salida estimada del filtro de Kalman extendido es muy similar a la salida real. Esto se debe a que internamente el filtro está reajustando el estado de tal forma de lograr que el error entre la salida estimada y la medida sea cero.

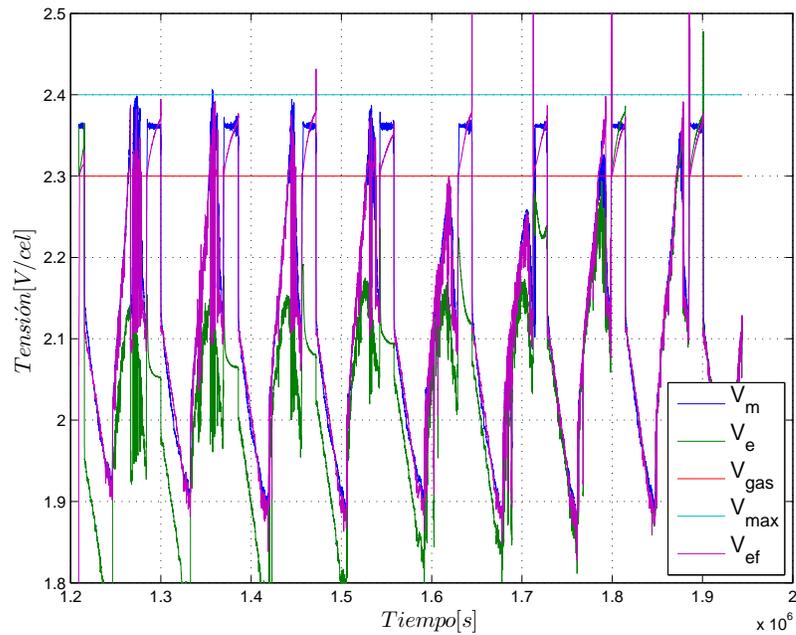


Figura 5.2: Estimación de la salida del modelo y de la salida del filtro de Kalman Extendido

Lo anterior se refleja en la Figura 5.3, donde el SoC estimado por el EKF rápidamente (menos de un día) converge al valor que se asume real, mientras que el estado estimado del modelo lentamente converge a lo que se espera de la operación del banco de baterías.

A pesar de los resultados expuestos aún no queda demostrado fehacientemente que el estado de carga es igual al estimado por el filtro. Simplemente se ha asumido que el modelo estima con error nulo el estado interno de la batería para una condición inicial cierta, es decir, se ha comprobado la ventaja del tener un estimador que rápidamente actualiza su estado gracias a la medida de la salida.

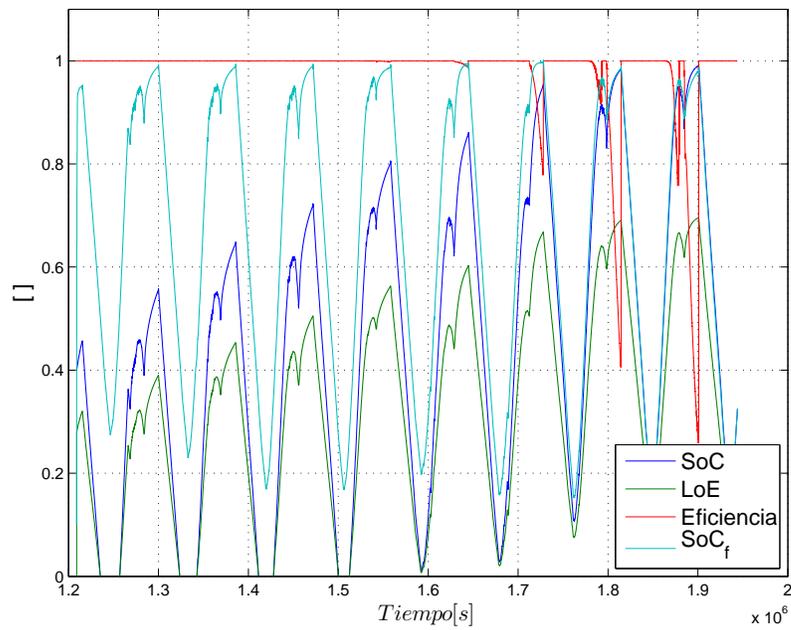


Figura 5.3: Estimación del estado interno de la batería según el modelo y el estimador de carga.

Capítulo 6

Conclusiones

A lo largo de este trabajo se describió la unidad banco de baterías de plomo ácido como elemento de una microrred. Se explicó el principio de funcionamiento del elemento fundamental de dicha unidad: la batería de plomo ácido. Con ello se revisaron 3 diferentes modelos de baterías, dos de ellos lineales y de parámetros constantes y el tercero no lineal de parámetros variables. Además se revisaron las metodologías usadas en la estimación del estado de carga de una batería.

Se describió la unidad de generación fotovoltaica como elemento de una microrred. Se explicó el principio de funcionamiento del componente principal del sistema: la celda fotovoltaica. Se revisó un modelo de celda fotovoltaica y se decidió usar el parámetro de eficiencia en función de la temperatura como elemento de modelación debido a que el sistema cuenta con un MPPT. Se revisó la modelación de la posición del sol y el movimiento de la montura cardinal para el cálculo de la constante de atenuación.

Se hizo la identificación del sistema banco de baterías de plomo ácido que opera en la microrred instalada en Huatacondo. Mediante la metodología de identificación de sistemas se logró estimar los parámetros involucrados para cada modelo de batería propuesto. El modelo de Thevenin, el más simple de todos, estima con bajo error la salida del sistema, sin embargo no entrega mayor información asociada al sistema. El modelo de Randles resultó no ser un buen estimador de la salida del sistema. Su mayor problema es que no impone restricción a la carga, por lo tanto, puede aceptar tanta energía como la que se le inyecte.

En la estimación de parámetros del modelo de Copetti se incluyó la restricción no lineal que fuerza a que el V_{oc} del modelo tenga el mismo comportamiento que el real en función del SoC. Dicha consideración fue un aporte a la hora de evaluar los resultados. Los modelos que no consideraban lo anterior, a pesar de estimar bien la salida del sistema, presentan una estimación del SoC que no refleja la realidad. Por el contrario, al estimar parámetros incluyendo la restricción, tanto los resultados de la salida como del SoC coinciden con la medida y lo heurísticamente esperado, respectivamente. Se concluye que el mejor modelo obtenido bajo la metodología mostrada es el de Copetti que incluye la restricción no lineal y la operación de sobrecarga. Sin embargo, se observó que el parámetro estimado C_c es gravitante en la relación del V_{oc} v/s SoC. En algunos casos C_c tomó valores muy por sobre 1 lo cual significó una distorsión en el valor de la capacidad nominal de la batería. Ciertamente este punto es un tema a considerar para futuras aplicaciones con el

modelo de Copetti.

Se alcanzó la identificación del sistema generador fotovoltaico que es parte de la microrred en Huatacondo. El modelo propuesto, en base a regresores de temperatura, entrega buenos resultados en la estimación de la potencia de salida. Se ha utilizado el modelo de posición del sol y movimiento de la montura cardinal para la obtención de la constante de atenuación C_{at} .

El estimador de SoC desarrollado usando filtro de Kalman extendido resultó tener resultados auspiciosos. Los operadores de la planta estiman que el SoC del banco de baterías debería ir de 1 a 0.2 entre la máxima carga y la descarga máxima. Los resultados del estimador arrojan resultados que apuntan en esa dirección. Sin embargo para asegurar la exactitud del estimador se deben realizar pruebas de medición del SoC usando las técnicas convencionales (densidad del electrolito o voltaje en circuito abierto). Otra dimensión de los resultados muestran que utilizar el estimador de SoC resultaría muy útil en casos que se desconozca el estado inicial de carga, como por ejemplo, para partidas en negro con un largo tiempo de falla.

6.1. Trabajos futuros

Como trabajo futuro se propone el desarrollo de un simulador de una microrred basada en la arquitectura descrita en la sección 2.1.3 y que incorpore los resultados del capítulo 4 para la modelación de la unidad banco de baterías de plomo ácido y la unidad de generación fotovoltaica. El objetivo es que el simulador sea una herramienta para: la planificación de futuras plantas, el diseño de estrategias de control a nivel supervisor, el desarrollo de un administrador de contingencias, el análisis de la respuesta transitoria del sistema y la estimación de estados del sistema.

También se propone diseñar e implementar un dispositivo que permita realizar experimentos controlados sobre un banco de baterías genérico. El dispositivo debe tener como mínimo las siguientes características: ser capaz de controlar la corriente que circula por la batería y la temperatura del electrolito, y medir de forma precisa el estado de carga de la batería. Con esto se podría estudiar el comportamiento del modelo de Copetti para otro tipo de baterías y se podría generar una plataforma de investigación de modelos de baterías basados en inteligencia computacional.

Por último, se propone desarrollar y estudiar modelos de estimación de irradiación solar considerando factores del tiempo, irradiación difusa y topología del lugar geográfico. Esto podría ser el punto inicial para el estudio de plantas fotovoltaicas despachables.

Bibliografía

- [1] R. Palma-Behnke, C. Benavides, E. Aranda, J. Llanos, and D. Saez, “Energy management system for a renewable based microgrid with a demand side management mechanism,” in *Computational Intelligence Applications In Smart Grid (CIASG), 2011 IEEE Symposium on*, april 2011, pp. 1–8.
- [2] F. Lanas, “Planteamiento de optimización del sistema de coordinación gevi,” Memoria (Título Ingeniero Civil Electricista), Universidad de Chile, Facultad de Ciencias Físicas y Matemáticas, Santiago, Chile, 2010.
- [3] D. de Geofísica de la Universidad de Chile, “Modelación del recurso solar y eólico en el norte de Chile,” Comisión Nacional de Energía, Tech. Rep., 2009.
- [4] V. Pop, H. J. Bergveld, D. Danilov, P. P. Regtien, and P. H. Notten, *Battery Management Asystems*, ser. Philips Research Book Series. Springer, 2008, vol. 9, ch. 1 and 2.
- [5] S. Chowdhury, S. Chowdhury, and P. Crossley, *Microgrids and Active Distribution Networks*, ser. Renewable Energy Series. London, United Kingdom: The Institution of Engineering and Technology, 2009, vol. 6, ch. 1 and 4.
- [6] R. H. Lasseter, “Microgrids and distributed generation,” *Energy Engineering*, 2007.
- [7] P. Breeze, *Renewable Energy Focus Handbook*. Oxford, United Kingdom: Elsevier Ltd, 2009, vol. 6, ch. 3.
- [8] E. Bianchi, “Elementos de electroquímica: Electrolisis y acumuladores reversibles,” Universidad de Chile, Santiago, Chile, Apunte curso 12, 2008.
- [9] D. G. Murillo, “Modelado y análisis de sistemas fotovoltaicos,” Tesis Doctoral, Universitat Politècnica de Catalunya, Departament D’Enginyeria Electrònica, Barcelona, España, Abril 2003.
- [10] R. A. Huggins, *Energy Storage*. London, United Kingdom: Springer, 2010, ch. 15.
- [11] G. Capizzi, F. Bonanno, and G. Tina, “Recurrent neural network-based modeling and simulation of lead-acid batteries charge-discharge,” *Energy Conversion, IEEE Transactions on*, vol. 26, no. 2, pp. 435–443, june 2011.
- [12] B. Bhangu, “Observer techniques for estimating the state-of-charge and state-of-health of vrlabs for hybrid electric vehicles,” in *Vehicle Power and Propulsion, 2005 IEEE Conference*, sept. 2005, p. 10 pp.

- [13] B. Bhangu, P. Bentley, D. Stone, and C. Bingham, "Nonlinear observers for predicting state-of-charge and state-of-health of lead-acid batteries for hybrid-electric vehicles," *Vehicular Technology, IEEE Transactions on*, vol. 54, no. 3, pp. 783–794, may 2005.
- [14] H. Chan, "A new battery model for use with battery energy storage systems and electric vehicles power systems," in *Power Engineering Society Winter Meeting, 2000. IEEE*, vol. 1, 2000, pp. 470–475.
- [15] J. B. Copetti, E. Lorenzo, and F. Chenlo, "A general battery model for pv system simulation," *Progress in Photovoltaics: Research and Applications*, vol. 1, pp. 283–292, May 1993.
- [16] C. Vergara, "Adaptador de impedancia para fuentes fotovoltaicas," Memoria (Título Ingeniero Civil Electricista), Universidad de Chile, Facultad de Ciencias Físicas y Matemáticas, Santiago, Chile, 2008.
- [17] A. D. Hansen, P. S. rensen, L. H. Hansen, and H. Bindner, "Models for a stand-alone pv systems," RisøNational Laboratory, Roskilde, Dinamarca, Tech. Rep., December 2000.
- [18] O. Nelles, *Nonlinear System Identification*. London, United Kingdom: Springer, 2001.
- [19] G. Gonzáles, "Identificación de sistemas," Universidad de Chile, Santiago, Chile, Apunte curso EM728-1, Semestre Otoño 2000.
- [20] L. Ljung, *System Identification Theory for the User*, 2nd ed. United States of America: Prentice Hall, 1999, ch. 1.

Apéndice A

Relación de V_{oc} v/s SoC baterías Trojan-105

En la Figura A.1 se observa la relación entre el V_{oc} y el SoC determinada por el fabricante y en laboratorio.

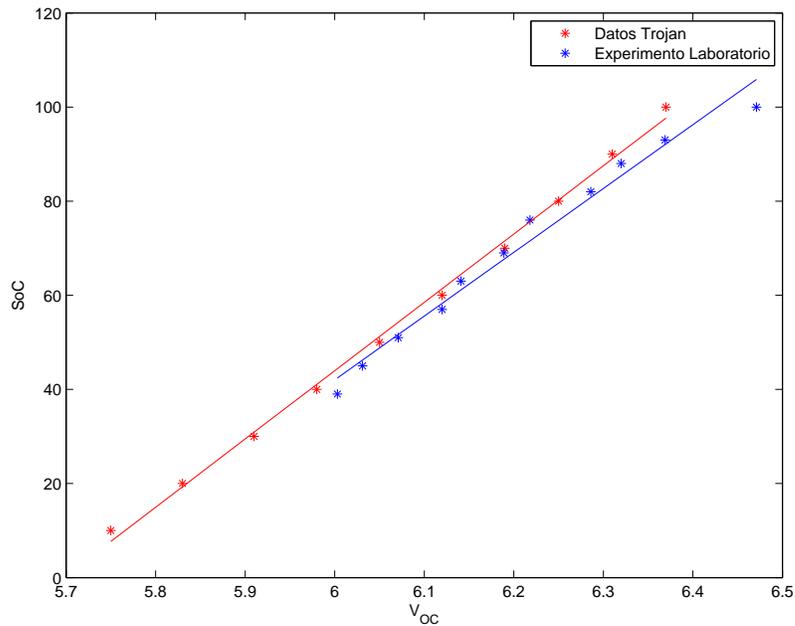


Figura A.1: Estimación del estado interno de la batería según el modelo y el estimador de carga.

La pendiente de la curva otorgada por el fabricante es igual a 145.1 y el punto de corte es -826.9. Experimentalmente se obtuvo que la pendiente es igual a 135.6 y el punto de corte es igual a -771.6.