



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

DESARROLLO DE SOFTWARE DE EVALUACIÓN DE SISTEMAS DE
ALMACENAMIENTO BASADO EN BATERÍAS ENFOCADO EN MODELOS DE
ENVEJECIMIENTO PARA SU USO EN UN EMS

MEMORIA PARA OPTAR AL TÍTULO DE
INGENIERO CIVIL ELÉCTRICO

CRISTIAN FRANCISCO RETAMAL VALLEJOS

PROFESOR GUÍA:
PATRICIO MENDOZA ARAYA

MIEMBROS DE LA COMISIÓN:
GUILLERMO JIMÉNEZ ESTÉVEZ
RODRIGO MORENO VIEYRA.

SANTIAGO DE CHILE
2018

RESUMEN DE LA MEMORIA PARA OPTAR
AL TÍTULO DE INGENIERO CIVIL ELÉCTRICO
POR: CRISTIAN FRANCISCO RETAMAL VALLEJOS
FECHA: 2018
PROF. GUÍA: PATRICIO MENDOZA ARAYA

DESARROLLO DE SOFTWARE DE EVALUACIÓN DE SISTEMAS DE
ALMACENAMIENTO BASADO EN BATERÍAS ENFOCADO EN MODELOS DE
ENVEJECIMIENTO PARA SU USO EN UN EMS

El cambio climático que afecta a nuestro planeta ha sido un tema de debate en los últimos años en la comunidad científica. En el área de energía se han desarrollado diversas soluciones para afrontar este problema, entre las más destacadas están, la integración masiva de ERNC, políticas de contención de gases de efecto invernadero para centrales térmicas, la integración de pequeñas fuentes de generación de energía en un área de distribución (Generación Distribuida) y la incorporación de pequeños sistemas independientes como las micro-redes.

El presente trabajo tiene por objetivo principal el desarrollo de un software de evaluación económica orientado en la implementación de diversos modelos de envejecimiento del sistema de almacenamiento de una micro-red, aplicados al controlador que determina el pre-despacho de las unidades de generación (EMS). Este software se comunica con el usuario mediante una interfaz gráfica, la cual se diseñó considerando un total control sobre las variables de simulación y los parámetros de la micro-red de estudio. La interfaz gráfica cumple además, la función de mostrar los resultados y estadísticas principales en la misma pantalla. El primer paso para el desarrollo de este software fue encontrar modelos de envejecimiento de baterías que se ajustaran a las necesidades del EMS. Estos modelos deben ser caracterizados por una cantidad pequeña de variables. El EMS plantea un problema de programación lineal entera mixta, por lo que las variables de los modelos encontrados deben ser fácilmente linealizadas. Se logró identificar tres modelos que responden a los requerimientos mencionados. Estos modelos son el de Drouilhet, el de Copetti y el de Bo Zhao. Posteriormente, se trabajó en integrar los modelos al EMS, en forma de restricciones en el problema de optimización.

Antes de realizar las simulaciones pertinentes, se debió elegir una micro-red de pruebas que tuviera una extensa base de datos de operación, en este caso se seleccionó la micro-red de Huatacondo. Los parámetros fijos asociados a cada modelo de envejecimiento de las baterías se estimaron a partir de la base de datos antes mencionada y de la ficha técnica entregada por el fabricante. Estos parámetros fueron validados, encontrándose un error de un 6 % entre el valor de estado de salud propuesto por los modelos, y el valor esperado de estado de salud en función de las fechas de recambio de baterías encontradas en los informes realizados por el Centro de Energía.

Para demostrar la versatilidad y eficacia de la herramienta, se efectuaron simulaciones en el corto y largo plazo, utilizando métodos de pre-despacho clásico y de horizonte deslizante. Los resultados de las simulaciones mostraron una reducción en los costos operacionales del orden del 38 % entre el EMS Base (sin considerar modelos de envejecimiento) y el EMS actualizado. Se observó una reducción en la actividad del banco de baterías, independiente del modelo implementado, la cual se reemplazó por una operación extendida de la unidad térmica. Algo similar se obtuvo con las simulaciones usando el método de pre-despacho con horizonte deslizante, los costos se redujeron en un 22 % con respecto al método clásico, esto debido a la disminución de la incertidumbre de las variables de entrada estimadas.

Tabla de Contenido

1. Introducción	1
1.1. Motivación	1
1.2. Objetivos	3
1.2.1. Objetivo Principal	3
1.2.2. Objetivos Específicos	3
1.3. Alcances	3
2. Marco Teórico	4
2.1. Micro-redes	4
2.1.1. Componentes de las micro-redes	5
2.2. Micro-Red de Huatacondo	6
2.2.1. EMS de Huatacondo	7
2.3. Almacenamiento de Energía Eléctrica	8
2.4. Baterías	9
2.4.1. Clasificación de Baterías	10
2.4.2. Principio de Funcionamiento	11
2.5. Modelación de un banco de baterías	12
2.5.1. Tensión	13
2.5.2. Corriente	14
2.5.3. Temperatura del electrolito	14
2.5.4. Densidad del electrolito	15
2.5.5. Capacidad	15
2.5.6. Resistencia interna	15
2.5.7. Estado de Carga (SoC)	16
2.5.8. Estado de Salud (SoH)	16
2.6. Batería Plomo-Ácido	17
2.6.1. Química	18
2.6.2. Factores que afectan el deterioro de una batería Plomo-Ácido	18
2.7. Modelos de Batería	21
2.7.1. Modelo de Copetti y Chenlo	21
2.7.2. Modelo de envejecimiento cíclico de Drouilhet	23
2.7.3. Modelo de envejecimiento cíclico de Zhao	26
3. Propuesta Metodológica	27
3.1. Planteamiento del problema de Optimización (EMS)	27
3.1.1. Función Objetivo	27

3.1.2.	Modelación de la unidad térmica	28
3.1.3.	Modelación del banco de baterías	30
3.1.4.	Modelación de la Demanda	37
3.2.	Determinación de parámetros de los diferentes modelos de envejecimiento . .	38
3.2.1.	Determinación de parámetros modelo de envejecimiento Drouilhet . .	38
3.2.2.	Determinación de parámetros modelo de envejecimiento Copetti . . .	43
3.2.3.	Determinación de parámetros modelo de envejecimiento Zhao	43
3.3.	Diseño y estructura del Software implementado	45
3.3.1.	Código del EMS	47
3.3.2.	Código principal de la aplicación	49
3.3.3.	Interfaz usuario-máquina	53
3.3.4.	Configuración de Simulación	54
3.3.5.	Resultados de la aplicación	61
4.	Resultados y discusión	65
4.1.	Potencia Solar y Demanda esperada	65
4.2.	Operación en corto plazo	66
4.3.	Operación en el largo plazo usando el método clásico	71
4.4.	Operación en el largo plazo usando método del horizonte deslizante	74
4.5.	Análisis de Desempeño de Software de Simulación	78
4.5.1.	Tiempos de Simulación	78
4.6.	Resumen de Resultados	82
	Conclusión	82
	Bibliografía	85

Capítulo 1

Introducción

1.1. Motivación

En el año 1992, la Cumbre para la Tierra dio lugar a la Convención Marco de las Naciones Unidas sobre el Cambio Climático (CMNUCC) como primer paso para afrontar este problema. En aquel entonces 1700 científicos firmaban una carta sobre las negativas tendencias ambientales que amenazaban seriamente el bienestar humano y causaban daños sustanciales e irreversibles a la Tierra, un ejemplo, la emisión de gases de efecto invernadero que daña directamente la capa de ozono.

En medio de las sesiones de la cumbre de cambio climático COP23 en Bonn 2017 y 25 años después de la primera carta, se dio a conocer el “Segundo Aviso” que consistió en una carta abierta, esta vez firmada por 15.000 científicos, asegurando que el planeta está peor que hace 15 años. Esto motiva a la ciencia a crear nuevas ideas y tecnologías para amortiguar esta situación y eventualmente mitigarla.

Chile es un país extenso territorialmente, alcanzando una longitud de 4.270 [Km] en el territorio continental. Esta característica ha traído diversos desafíos en cuanto a la planificación eléctrica del país, dado que la mayoría de los centros de generación se encuentran alejados de los centros de distribución, lo que conlleva a una alta inversión en líneas de transmisión. Sin embargo, esta condición también nos trae ventajas, entre las cuales destaca la alta diversidad energética renovable en el territorio. Contamos con energía solar y geotérmica en el norte del país, energía solar e hidráulica en el centro del país, energía hidráulica y eólica en el sur del país y conforme avance la tecnología, será posible hacer uso de la energía disponible en el litoral del territorio aprovechando la energía de las olas (Undimotriz) y de las mareas (Mareomotriz).

Esta diversidad energética y en el contexto de una matriz energética amigable con el medio ambiente, han motivado diversas políticas sustentables a nivel nacional. En abril del 2008 se publica la Ley 20.257, la cual propone metas de generación mediante ERNC que hasta el día de hoy se han cumplido con creces. Además, se han creado iniciativas como Energía 2050, en donde uno de sus pilares fundamentales es la implementación de energías renovables como

principal medio de generación en la matriz energética chilena [1].

A nivel mundial se han propuesto tecnologías y normativas para integrar las ERNC de manera local dentro de los centros de distribución (a esto se le conoce como Generación Distribuida). Una de las soluciones más destacadas que hoy presenta la ingeniería son las Micro-redes. Estas micro-redes son capaces de energizar una comunidad completa minimizando los costos de la energía para sus locatarios [2]. Esta solución se torna muy atractiva, ya que permite un abastecimiento continuo y seguro, pudiendo suministrar energía eléctrica incluso ante la ocurrencia de una falla en el sistema principal de distribución (funcionando en modo isla). Esta característica fundamental de las micro-redes la transforman en una novedosa solución, dado que existen localidades que por su ubicación geográfica es imposible de abastecer mediante una línea de transmisión, ya que esta se hace económicamente inviable.

Estas micro-redes en general (y principalmente cuando funcionan aislados de la red) cuentan con sistemas de almacenamiento, los cuales ayudan a la operación de ésta almacenando energía renovable que generalmente se pierde en el día para utilizarla en reemplazo de otros medios de generación más costosos. Estos sistemas de almacenamiento incurren en un alto costo de inversión, lo que se traduce en un factor determinante a la hora de dimensionar una micro-red. Normalmente estos sistemas son operados para satisfacer las necesidades de la red, y no toman en cuenta los factores que aceleran su envejecimiento. Por lo tanto, se ve la necesidad de implementar modelos de envejecimiento aplicados a las unidades de control de estos sistemas, que sean capaces de intervenir en la operación para maximizar su vida útil. Una de estas unidades de control es el EMS, el cual mediante la resolución de un problema de optimización determina cuando y cuanto debe generar cada unidad de la micro-red. Al integrar un modelo de envejecimiento a esta unidad de control se esta asignando de forma implícita un valor al uso del sistema de almacenamiento, que conlleva a una inminente reducción de la actividad de éste. Si bien existe una variada gama de modelos a los que se puede optar, pocas son las opciones que resultan útiles de implementar, debido a la complejidad de ciertos modelos en intentar replicar los mecanismos de envejecimiento de forma práctica.

Antes de aplicar un modelo de envejecimiento a una micro-red, es necesario demostrar que el modelo funciona correctamente. Este trabajo propone metodologías de integración de diferentes modelos propuestos en la literatura actual, además de simplificar la tarea de configuración, simulación y visualización de resultados haciendo uso de una herramienta computacional dedicada.

1.2. Objetivos

1.2.1. Objetivo Principal

Desarrollo de un software capaz de configurar, simular y visualizar los resultados de operación de diferentes versiones del EMS en el corto y largo plazo, permitiendo de esta forma la evaluación económica de diferentes modelos de envejecimiento de la unidad de almacenamiento, implementados en cada versión del EMS.

1.2.2. Objetivos Específicos

- Estudiar distintos modelos de envejecimiento encontrados actualmente en la literatura.
- Incorporar los distintos modelos de envejecimiento encontrados en el problema de optimización planteado en el EMS.
- Diseñar interfaz gráfica que permita al usuario un fácil manejo del software.
- Implementar problema de optimización planteado en el EMS, en un software especializado.
- Evaluar desempeño económico de los distintos modelos de envejecimiento encontrados en el corto y largo plazo, para una red de prueba determinada.

1.3. Alcances

Se adaptarán al menos tres modelos de envejecimiento distintos al problema de optimización. Se tomará como base el problema de optimización utilizado por la micro-red de Huatacondo, a la cual se le efectuarán leves cambios.

Para implementar los modelos encontrados, se usará estrictamente la base de datos que se tiene al día de hoy de la operación de Huatacondo. Esto implica que no se realizarán pruebas de laboratorio para determinar cualquier parámetro necesario para incluir en un modelo. Además, se supondrá que todos los parámetros son calculados para un sistema de almacenamiento basado en baterías de Plomo-Ácido.

La evaluación económica se centrará en estimar costos de operación y exactitud al estimar la vida del sistema de almacenamiento.

Capítulo 2

Marco Teórico

En el presente capítulo se introducirá a los conceptos y modelos utilizados para la realización de este estudio. Abarcando desde los conceptos más básicos, hasta indagar en las definiciones más complejas de forma simplificada. Además, se presentarán los modelos implementados desde el punto de vista matemático y su origen teórico.

2.1. Micro-redes

Una micro-red se puede considerar como una red independiente de distribución integrando unidades de generación, cargas controlables y comúnmente sistemas de almacenamiento. Estas micro-redes proveen de energía eléctrica a una carga eléctrica, que pueden ser poblaciones residenciales, recintos académicos o bien redes industriales. Parques industriales pueden ser manejados como micro-redes con el fin de minimizar la dependencia energética, operando como parques con bajas emisiones de carbono e incrementando la competitividad económica [3]. En la Figura 2.1, podemos apreciar una configuración típica de una micro-red:

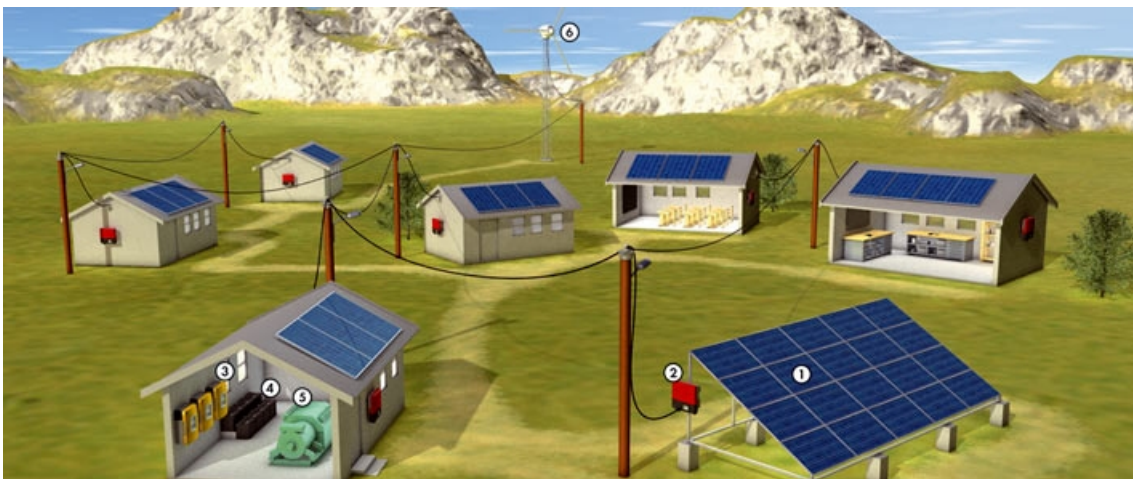


Figura 2.1: Esquema general de una micro-red.

Las micro-redes pueden proporcionar beneficios, tanto a la empresa distribuidora, como a los participantes de la micro-red. Para la empresa distribuidora, las micro-redes pueden ser consideradas como entidades controlables. Para los consumidores, las micro-redes entregan energía limpia, estable y segura [3].

Las micro-redes pueden funcionar conectadas a la red o bien aisladas de ella [3]. Esta propiedad posibilita la energización de zonas inalcanzables por los centros de distribución y junto con ello, una protección extra frente a fallas del sistema principal de alimentación.

2.1.1. Componentes de las micro-redes

Para que una micro-red pueda funcionar de forma autónoma y aislada debe contar con los siguientes componentes:

Unidad de Generación

Una de las características principales de las micro-redes es que se comportan como pequeños centros de generación distribuida. Esto significa que las unidades de generación se encuentran suficientemente cerca de los centros de distribución o bien inmersos en ellos. Estas unidades de generación pueden ser renovables o no renovables, dependiendo de los recursos energéticos de la zona. En general las fuentes más utilizadas son:

- Paneles Fotovoltaicos.
- Aerogeneradores.
- Micro-hidros.
- Unidad Térmica.

Unidad de Control

Es la unidad encargada de ejercer los controles primarios, secundarios y terciarios en la micro-red, sujetos a una jerarquía y arquitectura de diseño determinados (depende de cada micro-red). Algunas de las funciones de control que realiza esta unidad se muestran a continuación:

- Interfaz con la red aguas arriba:
 - Operación en modo isla.
 - Participación en el mercado.
 - Coordinación aguas arriba.
- Control de la Micro-red:
 - Control de tensión/frecuencia.
 - Control de potencia activa/reactiva.

- Partida en negro.
- Demanda eléctrica.
- Control Local y protecciones:
 - Control primario de tensión/frecuencia.
 - Control primario de potencia activa/reactiva.
 - Manejo del banco de baterías.

Junto con lo anterior podemos encontrar un sistema de protecciones, que corresponde al conjunto de interruptores, relés de protección, medidores y fusibles. Se encargan de aislar zonas del sistema ante una eventual falla. Es necesario que este sistema de protecciones cuente con un sistema de comunicación robusto, independiente de la arquitectura de control implementada en la micro-red, además deben ser adaptativas, modificando sus consignas de actuación dependiendo si se encuentran conectadas o aisladas de la red eléctrica [4].

Sistema de Almacenamiento

Estos son los encargados de almacenar o entregar energía eléctrica cuando el sistema lo requiere (exceso de energía renovables, regulación de voltaje, reserva primaria, recorte de carga máxima, etc). En los sistemas eléctricos de potencia existen diversas tecnologías de almacenamiento de energía eléctrica, dentro de las cuales destacan:

- Baterías.
- Supercondensadores.
- Volantes de inercia.
- Centrales de Bombeo.

En sistemas eléctricos pequeños como las micro-redes es muy común implementar el primer grupo dada su facilidad de uso y precio.

2.2. Micro-Red de Huatacondo

La presente memoria utiliza como micro-red de pruebas, la micro-red de Huatacondo, haciéndose imprescindible por ello, tener una perspectiva general de la estructura de esta micro red.

Huatacondo es un pueblo ubicado a 230 km al sureste de Iquique, en la comuna de Pozo Almonte. Hasta el 7 de Septiembre del 2010 este poblado se abastecía de energía eléctrica por 10 horas al día, de lunes a viernes, y 8 horas al día los sábados y domingos mediante la utilización de un generador diésel. Se constató que dada la ubicación geográfica de este poblado el potencial energético renovable era altísimo, por lo que el Centro de Energía de la FCFM con recursos otorgados por la Compañía Minera Doña Inés de Collahuasi desarrollaron una micro-red para proveer de energía eléctrica limpia y segura por la totalidad del día. La red de Huatacondo se dimensionó como se muestra a continuación:

Parámetros	Valor	Unidad
Potencia panel fotovoltaico	22	[kW]
Potencia turbina eólica	2.5	[kW]
Energía máxima de acumulador	150	[kWh]
Potencia máxima de grupo electrógeno	120	[kW]
Potencia máxima de acumulador	40	[kWh]
Bomba de agua	1-2	[HP]
Volumen máximo del estanque de agua	16000	[l]
Volumen mínimo del estanque de agua	1600	[l]

Tabla 2.1: Componentes de la micro-red de Huatacondo [5].

Tener en cuenta que este dimensionamiento fue preliminar. Al día de hoy la micro-red cuenta con dos unidades menos, la bomba de agua se reemplazó por una tecnología que no requería de energía eléctrica para su funcionamiento. El aerogenerador dejó de utilizarse luego de que una fuerte ventisca derribara la unidad, dejando las fundaciones destruidas y los componentes principales de la unidad inutilizables [6].

2.2.1. EMS de Huatacondo

Originalmente se implementó un EMS el cual tomaba las siguientes consideraciones [7]:

- Consumo energético de la bomba de agua.
- Volumen del estanque de agua.
- Control de la demanda.
- Consumo residencial.
- Consigna de potencia para Generador Diesel.
- Generación para la planta fotovoltaica.
- Generación de la planta eólica.
- Uso inteligente del banco de baterías.

Para obtener una operación óptima del sistema, se planteó un problema de programación lineal entera mixta (MILP). La principal ventaja del planteamiento de este tipo de problemas es que al ser lineales implican paralelamente concavidad y convexidad. Esta propiedad de las funciones lineales supone una afirmación más trascendente en el contexto de la programación, un mínimo local es un mínimo global y un máximo local es un máximo global. La desventaja principal esta relacionada con la exactitud en la que un parámetro se ajusta a una aproximación lineal. Para modelar una variable no lineal en un MILP, ésta debe linealizarse por tramos, estos tramos se traducen en variables binarias de decisión. Mientras más tramos contenga un modelo, más variables binarias se introducen, conduciendo a un problema ineficiente en términos de tiempo de resolución.

El enfoque utilizado por este EMS es del *Unit Commitment with Rolling Horizon*, en donde *Unit commitment* hace referencia al pre-despacho clásico de las unidades minimizando los

costos del sistema y *Rolling Horizon* hace referencia a la retroalimentación de este esquema cuando ha finalizado un intervalo de tiempo y ha ingresado nueva información a la base de datos [7].

En la Figura 2.2 se presenta un diagrama de funcionamiento del EMS de Huatacondo. En pocas palabras, en función de la operación histórica de la micro-red se generan vectores de generación (solar y eólica) y consumo esperado (demanda y consumo de agua). A lo anterior, se le suma un estimador del estado de carga inicial del sistema de almacenamiento y estado inicial de la unidad térmica (encendida o apagada). Estos vectores entran al EMS, el que resuelve el problema de optimización entregando finalmente las consignas de generación (Potencia Solar, Potencia del Inversor y Potencia de unidad térmica).

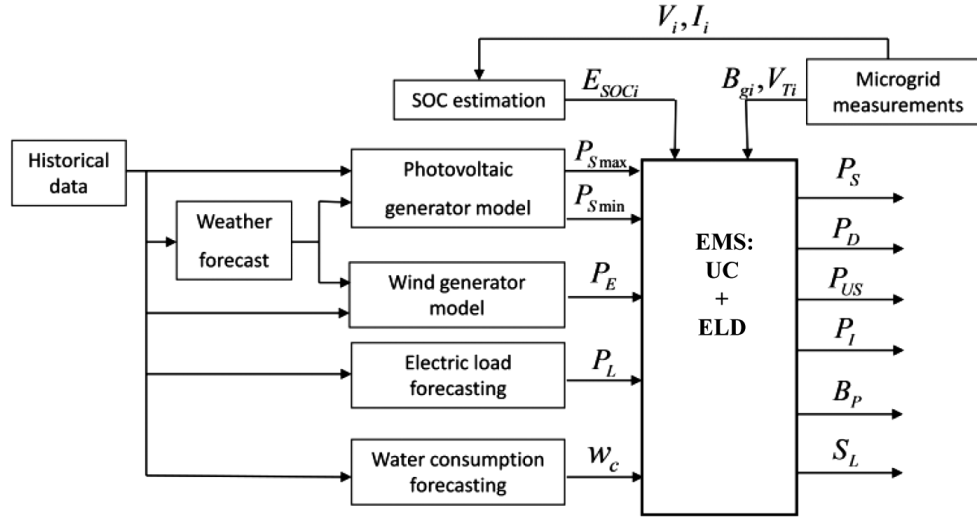


Figura 2.2: Diagrama de bloques del EMS propuesto en Huatacondo [7].

Se incorporan a las consignas de generación los siguientes conceptos:

- P_{US} : esta consigna representa la potencia de falla (en inglés *Unserved*, se refiere a la energía no servida).
- B_p : variable binaria que representa el encendido o apagado de la bomba de agua.
- S_L : variable que representa el valor del coeficiente de deslizamiento, permitiendo controlar levemente la demanda.

2.3. Almacenamiento de Energía Eléctrica

Como se mencionó en la sección 2.1.1 almacenar energía eléctrica en un sistema eléctrico es tremendamente beneficioso desde muchos puntos de vista. Los sistemas de almacenamiento permiten guardar la energía renovable cuando ésta es mayor a la demanda del sistema y utilizarla en reemplazo de energías más costosas. Permiten entregar servicios complementarios como reserva primaria y regulación de tensión [8]. Ante la ocurrencia de una falla éstos pueden alimentar los sistemas auxiliares de diversas instalaciones que necesitan estar energizadas

en la totalidad de su operación (*uninterruptible power supply* o UPS). A continuación, se mencionan las tecnologías más estudiadas en los últimos años:

- **Baterías:** esta tecnología es capaz de transformar energía eléctrica en energía química y luego devolverla al sistema como energía eléctrica. A grandes rasgos consiste en dos electrodos (ánodo y cátodo) capaces de intercambiar carga eléctrica a través de una interfaz, la cual se conoce como electrolito.
- **Supercondensadores:** esta tecnología, a diferencia de la anterior, almacena energía en el campo eléctrico generado en el material dieléctrico. Se caracterizan por tener una densidad de potencia muy alta, a costa de una densidad energética reducida. Es por esto que en ciertas aplicaciones éstos se complementan con la tecnología anterior, ya que sus deficiencias se ven compensadas con las ventajas de las baterías.
- **Volantes de inercia:** consiste en almacenar la energía eléctrica en una masa rotatoria transformándola en energía cinética rotacional. Estos giran proporcionalmente a la frecuencia de la red. Su función consiste en aportar inercia al sistema para amortiguar la respuesta natural de éste frente a fallas (cambios bruscos de frecuencia).
- **Centrales de Bombeo:** una novedosa tecnología de almacenamiento de energía son las centrales de bombeo de agua. Esta tecnología consiste en utilizar energía eléctrica para alimentar una estación de bombeo de agua, la cual transporta el agua a un estanque o embalse con una posición más elevada (transformando la energía eléctrica en energía potencial gravitacional). Cuando el sistema lo requiera el embalse libera el agua para mover una turbina, la cual convierte la energía gravitacional del agua en energía eléctrica.

2.4. Baterías

Una batería es un dispositivo capaz de convertir energía química en energía eléctrica mediante la reacción electroquímica de reducción-oxidación (re-dox). Este tipo de reacciones involucra la transferencia de electrones desde un material al otro, a través de un circuito eléctrico [9].

La unidad básica que conforma una batería es la celda, por lo que el término batería puede ser encontrado en la literatura como un conjunto de celdas conectadas en serie o en paralelo dependiendo de la capacidad y voltajes de salida deseados. En su forma más simple, una celda esta conformada de 3 componentes:

- **Electrodo negativo o Ánodo:** es el electrodo reductor (o electrodo combustible), entrega electrones al circuito y se oxida durante la reacción.
- **Electrodo positivo o Cátodo:** es el electrodo oxidante, recibe electrones del circuito y por lo tanto, se reduce durante la reacción electroquímica.
- **Electrolito:** es el conductor iónico, provee un medio para la transferencia de carga en forma de iones entre los electrodos, pero a su vez anula un contacto eléctrico entre los electrodos previniendo un cortocircuito.

Físicamente, el ánodo y el cátodo están eléctricamente aislados en la celda, pero están

rodeados por el electrolito. De forma práctica para prevenir un eventual cortocircuito dentro de la celda se agrega al diseño de éstas un material separador, capaz de permitir el flujo iónico en el electrolito, pero aislar eléctricamente los electrodos.

2.4.1. Clasificación de Baterías

Eléctricamente las baterías pueden ser clasificadas como primarias y secundarias, dependiendo de su capacidad de ser recargadas. Pero dentro de esta clasificación, podemos encontrar otros subgrupos para identificar distintos tipos de estructuras y diseños [9].

- **Baterías primarias:** son las baterías que no son capaces de ser recargadas de forma eficiente, y por lo tanto, son desechadas una vez que se cumple su ciclo de vida. Las baterías primarias son más baratas que su competencia, además de presentar una alta densidad energética. Estas baterías se usan principalmente en dispositivos electrónicos portátiles, iluminación, cámaras fotográficas, juguetes, memorias de respaldo, entre otros.
- **Baterías secundarias:** este tipo de baterías pueden ser restauradas a su condición original luego de ser descargadas completamente. Las baterías secundarias presentan una alta densidad de potencia, curvas de descarga planas y buen comportamiento a bajas temperaturas. Estas baterías se usan en el transporte urbano, sistemas de alimentación ininterrumpida (UPS), sistemas estacionarios de almacenamiento (SES) y sistemas para estabilización de la demanda.
- **Baterías de reserva:** son esencialmente baterías primarias que no están activas hasta que se las necesita. Esto se hace con el fin de poder almacenar la batería por un altísimo período de tiempo sin deterioro alguno, luego la batería se activa mediante calor, deritiendo el electrolito el cual se conserva en estado sólido. Las aplicaciones principales de este tipo de baterías son misiles, torpedos y otros sistemas armamentísticos.
- **Celdas de combustible:** Las celdas de combustible, tal como las baterías, almacenan la energía eléctrica en forma de energía química. Su principal diferencia recae en el lugar físico donde almacenan la energía. Las baterías almacenan la energía eléctrica en el material activo que se encuentra en los electrodos, por lo tanto, todo el proceso ocurre dentro del armazón de ésta. El material activo de las celdas de combustible no es una parte integral del armazón de la celda, ya que éste es proporcionado de forma externa (se almacena en forma líquida o gaseosa). Esta peculiaridad permite a las celdas de combustible entregar grandes cantidades de energía por largos períodos de tiempo (siempre y cuando exista combustible) a diferencia de las baterías que al agotar su material activo éstas deben desconectarse.

2.4.2. Principio de Funcionamiento

En esta sección se explicará de forma simple como es el proceso de producción de energía eléctrica a partir de reacciones químicas.

Descarga

Cuando la celda esta conectada a una carga externa, los electrones fluyen desde el ánodo (el cual se oxida) a través de la carga externa, hacia el cátodo donde los electrones son aceptados y el material se reduce. El circuito eléctrico es completado por el flujo de iones en el electrolito [9].

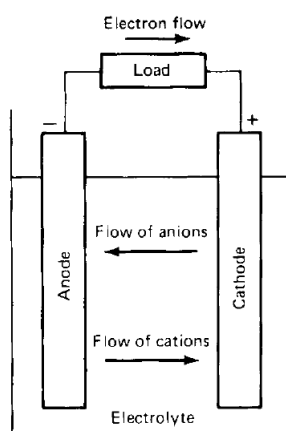
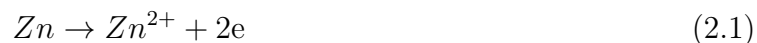


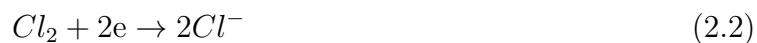
Figura 2.3: Operación electroquímica de una celda (descarga) [9].

La reacción de descarga puede ser escrita como se muestra a continuación. Se toma como ejemplo una pila Zinc-Cloro.

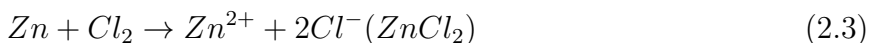
Electrodo negativo:



Electrodo positivo:



Reacción completa:



Carga

Durante la recarga de una celda, la corriente de electrones fluye en el sentido inverso y la oxidación toma lugar en el electrodo positivo y la reducción en el electrodo negativo como se muestra en la figura a continuación. Por definición el ánodo es el electrodo en el que ocurre la oxidación, por lo que ahora el ánodo corresponde al electrodo positivo y el cátodo al electrodo negativo [9].

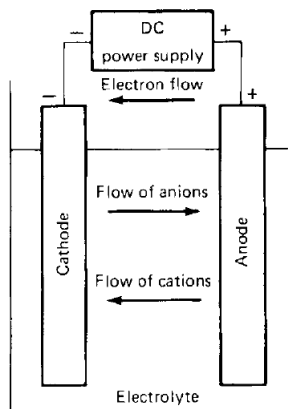


Figura 2.4: Operación electroquímica de una celda (carga) [9].

La reacción que caracteriza a la carga de una celda se muestra a continuación.

Electrodo negativo:



Electrodo positivo:



Reacción completa:



2.5. Modelación de un banco de baterías

Para lograr integrar de forma óptima un sistema de almacenamiento basado en baterías a un sistema eléctrico, se debe tener amplia información con respecto a su comportamiento frente a las distintas condiciones de operación a las cuales se verá enfrentado el banco. Debido

a lo anterior, es importante tener en consideración las variables que afectan el comportamiento de éste.

2.5.1. Tensión

Podemos encontrar diferentes conceptos relacionados con la tensión en una batería:

- **Tensión teórica:** esta tensión es determinada por el tipo de material activo presente en la celda, puede ser calculado con la energía libre obtenida experimentalmente.
- **Tensión de circuito abierto:** es la tensión que se obtiene cuando no se esta alimentando una carga eléctrica.
- **Tensión de circuito cerrado:** es la tensión que se obtiene cuando se esta alimentando una carga eléctrica.
- **Tensión nominal:** es la tensión que se acepta como tensión de operación de la batería.
- **Tensión de trabajo:** es el rango de tensiones en los que opera la batería bajo carga.
- **Tensión media:** es la tensión promedio durante la descarga.
- **Tensión de corte:** es la tensión de seguridad mínima que alcanza la batería antes de agotar la energía almacenada en ella.
- **Tensión de flotación:** tensión que la batería alcanza cuando esta completamente cargada.

La tensión de la batería no es una variable constante y depende directamente del estado de carga de la batería (SoC) [10] y en menor medida de la temperatura y antigüedad de la batería. La diferencia entre la tensión teórica y la tensión real de operación se debe a las pérdidas óhmicas producidas por la resistencia interna y polarización de los materiales activos durante la descarga.

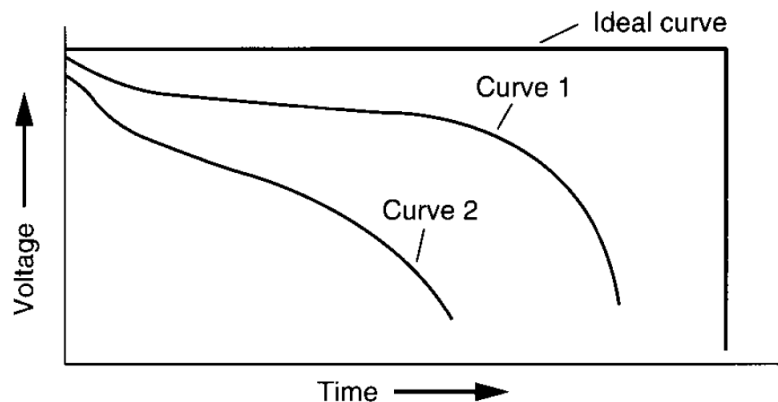


Figura 2.5: Curva de descarga característica de una celda [9].

Se puede observar en la Figura 2.5 que la tensión se mantiene relativamente constante en la mayor parte de su recorrido y cuando a ésta le queda poca energía disponible, la tensión cae drásticamente. Esto motiva a crear un límite de seguridad (tensión de corte) dejando de esta forma una capacidad disponible y una no disponible.

2.5.2. Corriente

El nivel de corriente de descarga en una batería es determinante para estimar el estado de carga de ésta. No tan sólo porque determina cuanta energía se ha drenado de ésta, sino que también determina las pérdidas producidas por la resistencia interna y la polarización.

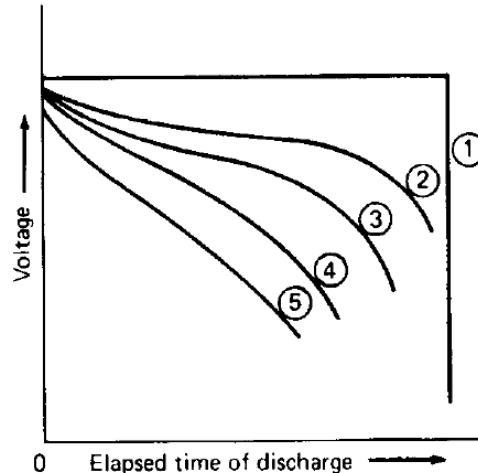


Figura 2.6: Curva de descarga característica de una celda. Curvas correspondientes a distintas tasas de descarga, ordenadas de menor a mayor tasa de descarga (1 al 5) [9].

En la Figura 2.6 notamos que a mayor tasa de descarga, menor será la duración de un ciclo. Se puede observar en la imagen que a mayor tasa de descarga, la tensión de corte se alcanza antes.

2.5.3. Temperatura del electrolito

Es la temperatura de trabajo del banco de baterías. Depende en gran medida de la temperatura de almacenamiento y en menor medida de las pérdidas joule del mismo banco, por lo que en una primera aproximación se puede estimar como la temperatura de almacenamiento [11].

Esta variable es de gran importancia, tanto en la operación en tiempo real, como en la operación en el largo plazo. En el corto plazo (dentro de un mismo ciclo), temperaturas bajas producen reducción en la capacidad de la batería debido a una reducción en la actividad química y un aumento en la resistencia interna. Muy altas temperaturas también pueden causar pérdidas en la capacidad de la batería debido al fenómeno conocido como auto-descarga (porcentaje de energía perdida aún cuando no se ha conectado una carga entre los electrodos) [9] [12].

En el largo plazo, temperaturas altas generan un aumento en la actividad química acelerando procesos como pérdida de material activo, sulfatación, corrosión, entre otros, causando pérdida de capacidad máxima permanente [12].

2.5.4. Densidad del electrolito

Se refiere a la densidad relativa de la solución, que varía según el estado de carga del acumulador, por lo que puede ser utilizada para estimar dicha variable [11]. Además, puede ser de ayuda al momento de estimar el estado de salud de la batería, ya que el electrolito puede sufrir del efecto de estratificación. Este efecto consiste en una mayor densidad en el fondo de la carcasa disminuyendo la conductividad iónica en la parte superior de los electrodos.

2.5.5. Capacidad

La capacidad útil se define como la carga máxima que puede obtenerse del acumulador durante un determinado período de tiempo, para una determinada corriente de descarga, de tal forma, que al final de la descarga no se llegue a la tensión de corte que podría indicar un exceso de carga extraída .

Es importante destacar que este parámetro no es constante en el tiempo, ya que varía tanto en el corto, como en el largo plazo [13]. Se mostró anteriormente que la capacidad instantánea que se puede obtener de una batería dependía del nivel de corriente de descarga (debido a las pérdidas óhmicas y polarización) y de la temperatura del electrolito (velocidad de reacción y aumento en la resistencia interna). En el largo plazo, la capacidad máxima disminuye principalmente por efectos de envejecimiento producidos por la temperatura y los ciclos de uso.

2.5.6. Resistencia interna

La resistencia interna es una característica inherente de la batería, y se asocia principalmente a los materiales que la conforman y que cierran el circuito eléctrico. La resistencia interna no es un parámetro constante y depende principalmente de la temperatura de electrolito y de la energía restante en la batería [9].

En el corto plazo la energía restante está relacionada directamente con la cantidad de material activo remanente en los electrodos. Al consumir el material activo, se genera una capa de material degradado, que tiene características eléctricas muy distintas al material activo y en general, posee una mayor resistencia eléctrica. Al seguir consumiendo material activo y generando material degradado, el área efectiva entre los electrodos que pueden transferir iones disminuye, aumentando inevitablemente la resistencia interna de la celda [5].

En el largo plazo, la resistencia interna se ve afectada por procesos de envejecimiento como desprendimiento de material activo, estratificación del electrolito, etcétera.

2.5.7. Estado de Carga (SoC)

Corresponde al porcentaje de la capacidad total instantánea del acumulador. Se considera que la batería está completamente cargada cuando el SoC se encuentra al 100% y completamente descargada cuando se encuentra en un 0%. Es común encontrarse que el SoC se define a partir de la capacidad nominal de la batería (es decir, cuando esta nueva) y no de su capacidad instantánea [14].

Se mencionó en secciones anteriores que esta magnitud se relacionaba directamente con la tensión en circuito abierto (2.5.1), la corriente (2.5.2), la resistencia interna (2.5.6), entre otras. En particular ésta última magnitud no puede obtenerse en tiempo real, y debido a ello, para determinar su valor debe realizarse una estimación.

Existen diversos métodos para estimar el SoC de una batería dependiendo de la aplicación. A continuación, se entablan los métodos más importantes:

Estimación del SoC	
Método	Campo de aplicación
Test de descarga	Usado para determinar la capacidad al comienzo de la vida útil
Conteo Coulomb	Todo tipo de baterías
OCV (<i>Open-Circuit Voltage</i>)	Plomo, Litio, etc.
EMF (<i>Electromotive Force</i>)	Plomo, Litio, etc.
Modelo Lineal	Baterías de Plomo en sistema PV
Espectroscopia de impedancia	Todos los sistemas
Resistencia interna DC	Plomo, Niquel-Cadmio
Redes Neuronales	Todos los sistemas
Lógica difusa	Todos los sistemas
Filtros de Kalman	Todos los sistemas

Tabla 2.2: Métodos de Estimación de SoC [15].

En la red de Huatacondo el método utilizado para estimar el estado de carga es el de filtros de Kalman [14]. Esta estrategia propone un algoritmo capaz de identificar un estado oculto en un sistema dinámico, para esto debe conocerse el modelo del sistema (Modelo Copetti de la batería en el caso de Huatacondo) y en el caso de las baterías el SoC debe ser un estado del sistema [10]. La estimación del SoC se realiza a partir de mediciones reales de las entradas y salidas del sistema.

2.5.8. Estado de Salud (SoH)

El estado de salud corresponde a una representación de la vida útil restante de la batería. Diversos estudios [13] [12] consideran que la batería llega al término de su vida útil cuando la capacidad máxima en un determinado instante es 0.8 veces la capacidad máxima al inicio de su vida útil (equivalente a decir que el SoH llegó a un 0%). Esto se debe a que la curva de capacidad es relativamente plana hasta llegar al 80% de la capacidad nominal, luego de eso la capacidad máxima disminuye drásticamente conforme se siga usando. De la información entregada anteriormente, se puede deducir la siguiente ecuación:

$$SoH(t) = \frac{5C_{max}(t)}{C_{nom}} - 4 \quad (2.7)$$

Donde $C_{max}(t)$ corresponde a la capacidad máxima de la batería de manera instantánea (recordemos que la capacidad depende de factores como la temperatura y la corriente de descarga) y C_{nom} corresponde a la capacidad nominal de la batería al inicio de su vida útil (la que usualmente es entregada en la hoja de datos del fabricante). Idealmente todo el material activo que es ionizado y transportado en el electrolito cuando la batería se está cargando, debería ser devuelto en la descarga, pero esta reacción no es ideal y parte del material queda en el electrolito o bien se combina con otros materiales. Es importante acotar que la temperatura juega un rol importante en la aceleración de las reacciones químicas, esto se justifica directamente con la ecuación de Arrhenius, la cual relaciona la temperatura con la velocidad de la reacción química:

$$k(T) = A \cdot e^{-\frac{E_a}{R \cdot T}} \quad (2.8)$$

Donde A corresponde a una constante pre-exponencial que indica la frecuencia de las colisiones y depende de cada reacción en particular, E_a representa la energía de activación de la reacción en [J/mol] (energía mínima requerida para que se inicien un determinado proceso), R representa la constante de los gases ideales y T corresponde a la Temperatura a la cual ocurre la reacción en [K]. A mayor temperatura, mayor será la velocidad a la que ocurren las reacciones.

Existen dos tipos de envejecimiento que afectan directamente al estado de salud de la batería. El envejecimiento cíclico corresponde al deterioro del acumulador al completar ciclos de carga y descarga, es decir, cuando la batería permanece en estado activo. El envejecimiento calendario corresponde al deterioro de la batería cuando está en un estado pasivo, no se descarga ni se carga [16] [17]. En [16] se enfatiza que el envejecimiento cíclico es más profundo que el envejecimiento calendario, pero en ciertas aplicaciones en las que las baterías deben permanecer inactivas por largos períodos de tiempo, el envejecimiento calendario puede tomar un rol importante.

2.6. Batería Plomo-Ácido

Desde su invención en el año 1860, esta tecnología de almacenamiento de energía eléctrica ha ido desarrollándose enormemente, por un lado debido a los bajos costos de producción en comparación con tecnologías similares y por otro, a su desempeño en general. Las baterías de plomo-ácido son conocidas por entregar una gran densidad de potencia con una excelente eficiencia energética (por sobre el 80%), encontrándose principalmente en aplicaciones de transporte (sistema de ignición, iluminación y partida de vehículos). Últimamente se han implementado para el almacenamiento de energía en redes eléctricas de diversas escalas (un ejemplo de un sistema a gran escala es el banco de baterías de 40 [MWh] instalado en Chino, California [9]).

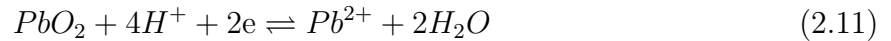
2.6.1. Química

La batería de plomo-ácido usa dióxido de plomo como material activo en el electrodo positivo y plomo metálico repartido en una superficie porosa (para incrementar el área de contacto con el electrolito) como electrodo negativo. El electrolito es una solución de ácido sulfúrico en agua, típicamente con una densidad relativa de 1,28.

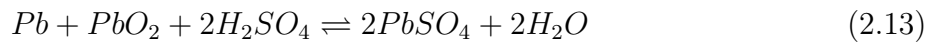
Cuando la celda se descarga, ambos electrodos son convertidos en sulfato de plomo. En el electrodo negativo podemos observar las siguientes reacciones:



En el electrodo positivo se observa:



Finalmente, la reacción completa:



Como se puede observar, el electrolito es consumido durante la descarga, generando agua. El electrolito se puede considerar como material activo y puede resultar como un material limitante en la capacidad nominal de la celda [9].

2.6.2. Factores que afectan el deterioro de una batería Plomo-Ácido

Las baterías plomo-ácido son conocidas por la amplia vida útil que entregan, pero no están exentas de deteriorarse. En [12] se presentan diversos mecanismos que afectan la vida útil de esta tecnología, los cuales se resumen a continuación.

Corrosión del electrodo positivo

Existen varios parámetros que determinan el nivel de corrosión producido en el electrodo positivo, pero hay tres que destacan por sobre los demás:

- **Tensión:** la dependencia de la tensión es compleja de modelar, pero en general, mientras mayor sea la diferencia de potencial de los electrodos, mayor será la tasa de corrosión del material.
- **Concentración del ácido:** concentraciones muy elevadas del electrolito aumentan la velocidad de corrosión del material.
- **Temperatura:** temperaturas muy elevadas también juegan un rol importante en la corrosión, mientras mayor sea la temperatura del electrolito, mayor será la velocidad a la que el material se corroe.

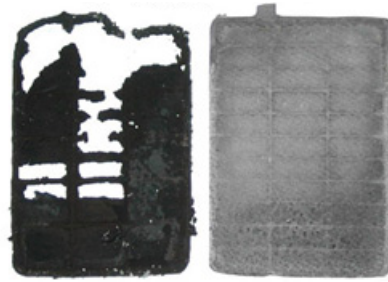


Figura 2.7: A la izquierda se puede ver el electrodo positivo corroído, a la derecha se observa el electrodo negativo de la misma celda [18].

La corrosión juega un papel importante en la vida útil de la batería, ya que acelera el incremento del valor de la resistencia interna debido a la reducción de conductividad del material corroído, disminuyendo a su vez la capacidad de la celda.

Sulfatación irreversible

La sulfatación es la creación de cristales de sulfato de plomo como producto de la descarga de la celda. Cuando la celda vuelve a cargarse, estos cristales son convertidos nuevamente en plomo metálico y dióxido de plomo. Sin embargo, si la celda no es operada de forma adecuada (dejarla en un estado de carga cercano a 0% por un período prolongado de tiempo), los cristales de sulfato de plomo crecen en tamaño, y debido a que estos cristales no son fáciles de disolver, quedan de forma permanente. De esta forma se pierde parte del material activo presente en los electrodos, disminuyendo la capacidad final de la celda.

Desprendimiento de material activo

Corresponde al proceso en que parte del material activo presente en los electrodos se desprende y cae al fondo del contenedor de la celda, reduciendo la capacidad de ésta. Este proceso se ve altamente influenciado por la sulfatación, ya que la diferencia en volumen de los cristales de sulfato de plomo con respecto a los de dióxido de plomo potencian el estrés mecánico al cual se ven afectados los electrodos. Otro factor que afecta este proceso es el sobrevoltaje, ya que este produce burbujas (electrolisis) que pueden causar el desprendimiento del material.

Degradación del material activo

Este efecto corresponde al cambio de estructura mecánica de los electrodos y del material activo. Este cambio afecta en la disminución de la porosidad y por lo tanto, la superficie efectiva en que se produce el transporte de iones, disminuyendo así la capacidad nominal de la celda.

Estratificación del electrolito

El electrolito es un componente fundamental de la celda, ya que éste permite el intercambio de iones entre los electrodos posibilitando la transformación de energía química en energía eléctrica. Cuando el electrolito está por mucho tiempo estático, tiende a concentrarse en el fondo del contenedor por efecto de la gravedad (la densidad del H_2SO_4 es de $1,84[g/cm^3]$), a este efecto se le llama estratificación. Debido a que la concentración de ácido en la parte superior de los electrodos es menor, la conductividad iónica se reduce derivando en una pérdida de capacidad nominal de la celda. En la Figura 2.8 podemos observar un claro ejemplo de estratificación en una batería:

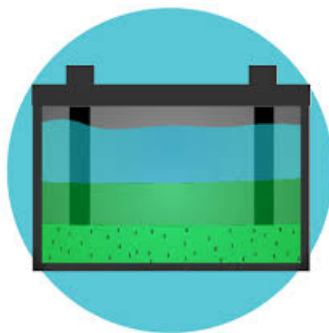


Figura 2.8: Estratificación. Se observa una capa más densa de electrolito en el fondo del contenedor [19].

Pérdida de agua en el electrolito

Cuando la batería se sobrecarga, la diferencia de potencial entre los electrodos supera la tensión de flotación produciendo burbujas de hidrógeno y oxígeno como resultado del fenómeno conocido como electrolisis, derivando en la pérdida de agua en el electrolito. En general, este efecto se ve reducido en baterías que están selladas herméticamente. En las baterías que no se puede controlar el burbujeo, se puede reponer el agua abriendo el contenedor de las celdas.

Los mecanismos presentados en esta sección son muy complejos de modelar y en general requieren de un gran recurso computacional para poder simularlos [12]. Es por esto que en la siguiente sección se presentan distintos modelos simplificados enfocados a ser implementados en micro-redes.

2.7. Modelos de Batería

Para lograr introducir la dinámica de una batería en un sistema de potencia, es imprescindible tener un modelo simplificado del sistema de almacenamiento. En particular esta memoria se enfoca en modelos que estimen el estado de salud del banco de baterías.

2.7.1. Modelo de Copetti y Chenlo

Este modelo es capaz de modelar tanto el estado de carga de la batería, como el estado de salud. A continuación se muestra el modelo de SoC, para luego introducir el modelo de SoH:

Modelo SoC

La micro-red de Huatacondo implementa el modelo de Copetti y Chenlo para realizar una estimación de forma instantánea del estado de carga [7] [14]. Este modelo representa a la batería como una fuente de tensión y una resistencia interna, que dependen de variables como el SoC, la temperatura y la corriente de carga.

$$R = f(I(t), SoC(t), T) \quad (2.14)$$

$$V_{OC} = f(SoC(t)) \quad (2.15)$$

El SoC se determina a partir de la capacidad instantánea $C(t_i)$, capacidad máxima que puede almacenar la batería en un momento determinado t_i [13]:

$$SoC(t_i) = \frac{1}{C(t_i)} \int_{-\infty}^{t_i} \eta_c(t) I(t) \partial t \quad (2.16)$$

A su vez, la capacidad instantánea se puede definir en función de la capacidad nominal, la corriente y la temperatura del banco:

$$C(t_i) = \frac{C_{nominal} C_{tcoef}}{1 + A_{cap} \left(\frac{|I(t)|}{I_{nominal}} \right)^{B_{cap}}} (1 + \alpha_C \Delta T(t) + \beta_C \Delta T(t)^2) \quad (2.17)$$

En donde $C_{nominal}$ corresponde a la capacidad nominal de la batería en su estado inicial, ΔT corresponde a la variación de temperatura con respecto a una referencia ($T_{ref} = 10^\circ C$ [7]), η_c corresponde a la eficiencia de carga de la batería, C_{tcoef} , A_{cap} , B_{cap} corresponden a constantes del modelo y α_C , β_C , corresponden a coeficientes de temperatura, estos últimos se ajustan con información conocida de la operación de la batería.

Modelo SoH

Para incorporar el efecto de envejecimiento cíclico de la batería, el modelo divide la operación de esta en 5 zonas, a las cuales les asigna un ponderador que contribuye en distinta medida en la degradación de la batería. A continuación se resumen las zonas de operación:

- **Zona de Descarga:** esta zona corresponde a un estado normal de operación de la batería y es cuando se encuentra inyectando energía al sistema dentro de los valores nominales entregados por el fabricante.
- **Zona de Sobre-descarga:** esta zona se activa cuando se esta operando cerca de la tensión de corte (batería cercana a descargarse por completo).
- **Zona de Carga** esta zona corresponde a un estado normal de operación de la batería y es cuando se encuentra absorbiendo energía al sistema dentro de los valores nominales entregados por el fabricante.
- **Zona de Sobre-carga:** esta zona se activa cuando se esta operando cerca de la tensión de flotación.
- **Zona de Saturación:** es la situación más perjudicial para la batería. Se produce cuando el estado de carga esta en un 100 %, pero sigue ingresando corriente a la batería o bien el estado de carga de la batería esta en un 0 % y se sigue extrayendo corriente de ésta.

La zonas de operación de la batería se definen a partir de la tensión de la batería como se muestra en la Figura 2.9:

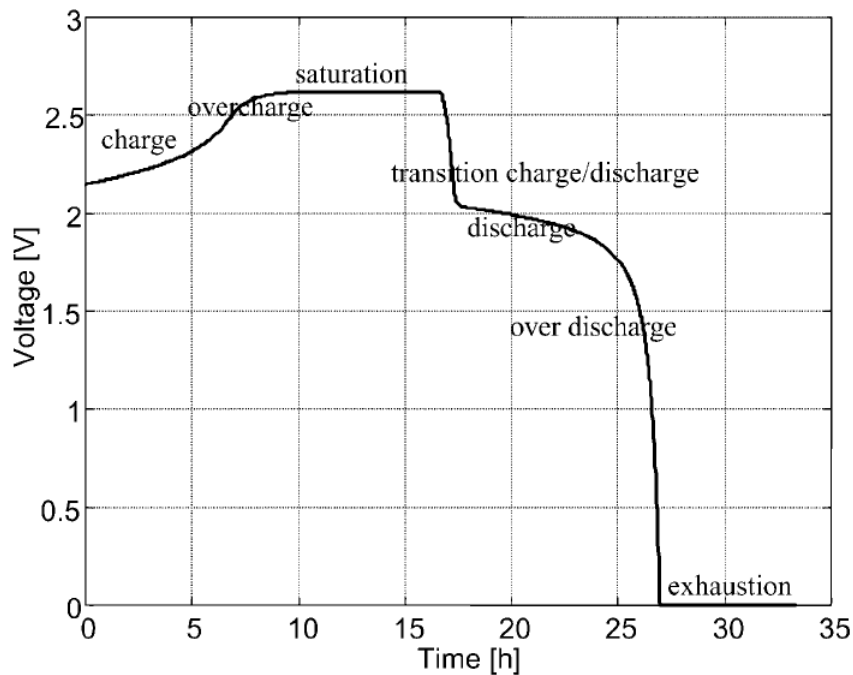


Figura 2.9: Zonas de operación en función de la tensión [13]

Los valores propuestos para cada zona de operación se muestran a continuación:

Ponderadores propuestos en el modelo de envejecimiento de Copetti		
Zona de Operación	Condición	Valor del ponderador [seg^{-1}]
Zona de carga	$0,05 \leq SoC \leq 0,95$ y $I < 0$	$2,7 \cdot 10^{-7}$
Zona de descarga	$0,05 \leq SoC \leq 0,95$ y $I > 0$	$2,7 \cdot 10^{-7}$
Zona de sobre-carga	$0,95 \leq SoC \leq 1$ y $I < 0$	$5,5 \cdot 10^{-7}$
Zona de sobre-descarga	$0 \leq SoC \leq 0,05$ y $I > 0$	$5,5 \cdot 10^{-7}$
Zona de saturación	$SoC = 1$ y $I < 0$	$5,5 \cdot 10^{-6}$
Zona de extenuación	$SoC = 0$ y $I > 0$	$5,5 \cdot 10^{-6}$

Tabla 2.3: Resumen ponderadores propuestos en [13]. Notar que el valor del SoC está en p.u.

2.7.2. Modelo de envejecimiento cíclico de Drouilhet

El siguiente modelo fue propuesto por S. Drouilhet y se basa en tres supuestos principales [20].

Cada celda tiene una vida finita, la cual se mide a partir de la suma de las descargas efectivas acumuladas durante el transcurso de su vida útil. La descarga efectiva se define como la descarga real extraída, ponderada por los factores de estrés que se presentan en las premisas restantes. La descarga nominal total Γ_n que se puede extraer de una celda en la totalidad de su vida se puede obtener de la siguiente ecuación:

$$\Gamma_n = L_n D_n C_n \quad (2.18)$$

Donde L_n corresponde al número de ciclos nominales que pueden obtenerse de una celda a una cierta profundidad de descarga D_n . C_n corresponde a la capacidad nominal de la celda a una determinada corriente de descarga nominal. Este supuesto asume que las condiciones de operación de la celda no varían en gran magnitud en cada ciclo (temperatura, etcétera) con respecto a las condiciones en los que los valores nominales fueron determinados.

El segundo supuesto postula que la vida útil de una celda no queda determinada solo con la cantidad de ampere-hora extraídos de ésta, si no que depende de la profundidad de descarga de cada evento de descarga.

El tercer y último supuesto postula que la descarga nominal total de una celda se verá afectada cuando la corriente de descarga sea mayor a la corriente nominal de la celda. De forma alternativa, la relación entre la descarga efectiva y la descarga real a un cierto nivel de corriente de descarga, estará directamente relacionado con la capacidad nominal de la celda (a corriente nominal) y la capacidad instantánea de la batería a una determinada corriente de descarga.

Efecto de la profundidad de descarga

Para determinar la relación funcional entre el número de ciclos de operación y la profundidad de descarga, se propone la siguiente ecuación:

$$L(D) = L_n \left(\frac{D_n}{D} \right)^{u_0} e^{u_1 \left(1 - \frac{D}{D_n} \right)} \quad (2.19)$$

Esta curva puede ser ajustada con cualquier hoja de datos suministrada por el fabricante (usando métodos como regresión lineal, los k-vecinos más próximos, entre otros). Habiendo encontrado los parámetros de ajuste u_0 y u_1 , la descarga efectiva para un evento de descarga en particular puede ser expresado como:

$$d_{ef} = \left(\frac{D_r}{D_n} \right)^{u_0} e^{u_1 \left(\frac{D_r}{D_n} - 1 \right)} d_r \quad (2.20)$$

Donde d_{ef} corresponde a la descarga efectiva en amperere-hora, D_r corresponde a la profundidad de descarga del evento de descarga y d_r corresponde a la descarga real. Es común encontrarse con definiciones de profundidad de descarga representadas en función del estado de carga como se muestra a continuación:

$$DoD = 1 - SoC_{fin} \quad (2.21)$$

Donde SoC_{fin} es el estado de carga al final del evento de descarga. Pero aplicar este concepto no es muy factible de forma práctica, ya que la operación de una batería puede ser muy aleatoria, no llegando siempre al 100% de estado de carga en un ciclo. Es por esto que para realizar los ajustes mencionados en los párrafos anteriores debemos modificar la definición de profundidad de descarga que se ajuste a una operación más realista:

$$DoD = SoC_{ini} - SoC_{fin} \quad (2.22)$$

Donde SoC_{ini} y SoC_{fin} corresponden al estado de carga inicial y final de la batería respectivamente.

Efecto de la corriente de descarga

Para determinar el efecto que produce la corriente de descarga por sobre la descarga efectiva, debemos entender que a mayor corriente de descarga, mayor será la pérdida de conductividad entre las partículas adyacentes del material activo. Se propone el siguiente modelo para determinar la descarga efectiva en función de la corriente de descarga:

$$d_{ef} = \frac{C_n(I_n)}{C_r(I_r)} d_r \quad (2.23)$$

Donde $C_n(I_n)$ corresponde a la capacidad nominal de la celda a corriente nominal y $C_r(I_r)$ corresponde a la capacidad real de la celda a una corriente determinada I_r .

Así el efecto completo puede modelarse multiplicando la ecuación 2.20 y la ecuación 2.23 :

$$d_{ef} = \left(\frac{D_r}{D_n}\right)^{u_0} e^{u_1\left(\frac{D_r}{D_n}-1\right)} \frac{C_n(I_n)}{C_r(I_r)} d_r \quad (2.24)$$

Si se requiere estimar el estado de salud de la batería en el instante T de su vida, se utiliza la siguiente ecuación:

$$SoH(T) = 1 - \frac{\sum_{t=1}^T d_{ef}(t)}{\Gamma_n} \quad (2.25)$$

Donde Γ_n se definió en 2.18.

2.7.3. Modelo de envejecimiento cíclico de Zhao

Este modelo fue propuesto por Bo Zhao en [21]. El modelo es una modificación del modelo de Drouilhet y el modelo de Copetti, ya que éste define diferentes zonas de operación para la batería. Estas zonas de operación están separadas en función del estado de carga de la batería como se muestra en la Figura 2.10:

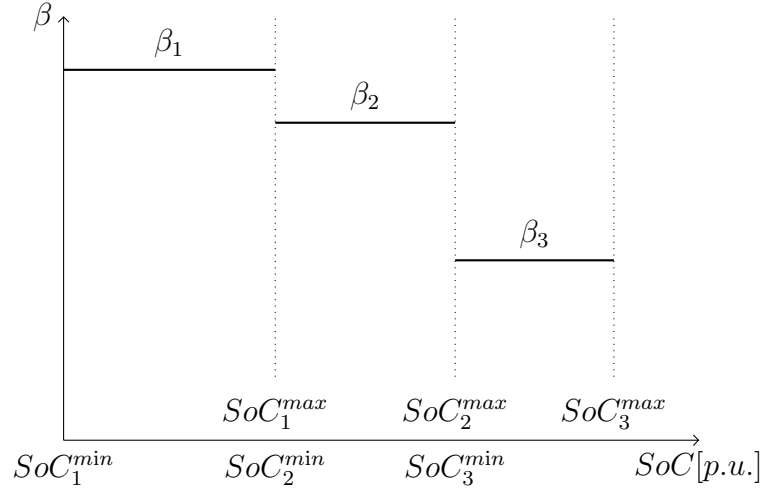


Figura 2.10: Zonas de operación en función del SoC.

Cada zona de trabajo introduce un ponderador, el cual determina la cantidad efectiva de corriente que se extrae de la descarga nominal total (la misma presentada en el modelo de Drouilhet). Para determinar la cantidad de corriente extraída por la operación del banco de baterías se debe seguir la siguiente relación:

$$d_{ef} = \beta_z d_r \quad (2.26)$$

Donde d_{ef} representa la descarga efectiva obtenida, d_r corresponde a la descarga real y β_z corresponde al ponderador de la zona z . Si se requiere estimar el estado de salud de la batería en el instante T de su vida, se utiliza la siguiente ecuación:

$$SoH(T) = 1 - \frac{\sum_{t=1}^T d_{ef}(t)}{\Gamma_n} \quad (2.27)$$

Donde Γ_n se definió en 2.18.

Capítulo 3

Propuesta Metodológica

El presente capítulo está enfocado en el planteamiento del problema de optimización integrando los modelos de envejecimiento del sistema de almacenamiento. Se muestra además, la metodología seguida para validar éstos modelos en la micro-red de pruebas. Finalmente, se muestran las herramientas utilizadas en la implementación computacional del problema de optimización y el software de evaluación.

3.1. Planteamiento del problema de Optimización (EMS)

El EMS tiene por finalidad minimizar los costos de operación de la micro-red en un horizonte de tiempo determinado tomando como entradas, la generación solar y la demanda del sistema, dejando así como variable de decisión, la potencia entregada por la unidad térmica y la potencia entregada (o absorbida) por el banco de baterías.

3.1.1. Función Objetivo

La función objetivo del problema aborda todos los costos que incurren en la operación del sistema, ya sean directos o indirectos:

$$J = \delta_t \sum_{t=1}^T C_{com}(t) + \sum_{t=1}^T C_{par}(t) + \delta_t C_{man} T_{man} + \delta_t C_f \sum_{t=1}^T P_f(t) + \delta_t C_{ver} \sum_{t=1}^T P_{ver}(t) + C_{inv} S_o H_{per} \quad (3.1)$$

De la ecuación anterior podemos rescatar:

- Costos directos:
 - $\delta_t \sum_{t=1}^T C_{com}(t)$ representa el costo combustible por uso de unidad térmica.

- $\sum_{t=1}^T C_{par}(t)$ representa los costos de partida de la unidad térmica, estimación de combustible usado para una partida en frío.
- $\delta_t C_{man} T_{man}$ representa los costos asociados al mantenimiento de la unidad térmica en función de las horas de uso. Donde T_{man} es el número de intervalos en que la unidad térmica estuvo operando.
- Costos indirectos:
 - $\delta_t C_f \sum_{t=1}^T P_f(t)$ representa el costo de falla, es decir, no abastecer la demanda en su completitud.
 - $\delta_t C_{ver} \sum_{t=1}^T P_{ver}(t)$ representa el costo asociado a la energía renovable vertida por excesos.
 - $C_{inv} SoH_{per}$ representa al costo por pérdida de vida útil de la batería.

Destacamos en el planteamiento de este problema, que la unidad temporal t representa un intervalo discreto de tiempo, y no una variable continua como comúnmente se define. Esto se hace para simplificar la proposición del problema de optimización, minimizando la cantidad de subíndices incorporados en las ecuaciones y restricciones.

3.1.2. Modelación de la unidad térmica

El consumo de combustible de una unidad térmica puede ser representado por una curva no lineal. Para incorporar una curva de consumo no lineal a un problema de optimización lineal, se propone aproximar la curva en n_v tramos lineales como se muestra en la Figura 3.1:

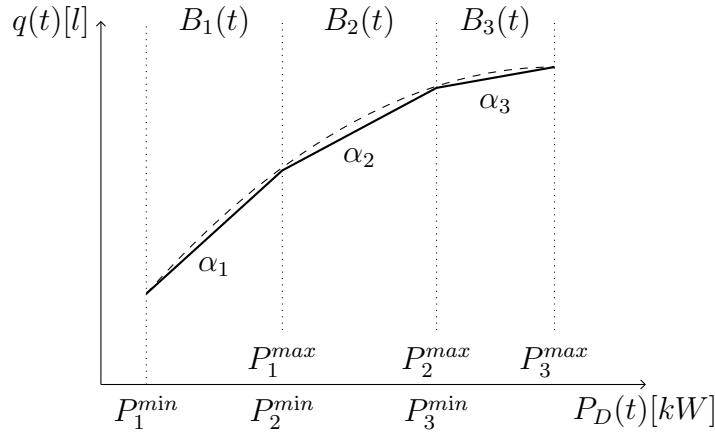


Figura 3.1: Curva segmentada de consumo de unidad térmica.

Cada tramo introduce la variable binaria $B_v(t)$ la cual representa qué tramo de la linealización se encuentra activo. Además, se incorpora la variable auxiliar $P_v(t)$ que representa la potencia generada en cada tramo v , por cada intervalo t . El consumo de combustible de la unidad térmica queda determinado por la siguiente relación:

$$q(t) = \sum_{v=1}^{n_v} (\alpha_v P_v(t) + \beta_b B_v(t)) \quad (3.2)$$

Eventualmente, solo un tramo puede estar activo por cada intervalo t , a lo que se incorpora la siguiente restricción:

$$\sum_{v=1}^{n_v} B_v(t) \leq 1 \quad (3.3)$$

La desigualdad se explica debido a que el EMS podría determinar el apagado de la unidad térmica, es decir $\sum_{v=1}^{n_v} B_v(t) = 0$.

La relación entre la variable auxiliar $P_v(t)$ y la potencia real generada por la unidad térmica $P_D(t)$ queda representada en la siguiente restricción:

$$P_D(t) = \sum_{v=1}^{n_v} P_v(t) \quad (3.4)$$

La siguiente restricción asegura que la potencia auxiliar $P_v(t)$ sea cero cuando no se encuentre dentro del tramo correspondiente:

$$P_v^{min} B_v(t) \leq P_v(t) \leq P_v^{max} B_v(t) \quad (3.5)$$

Donde P_v^{min} y P_v^{max} son los límites inferior y superior de cada tramo v . Por otro lado, el costo del combustible usado queda representado por la siguiente ecuación:

$$C_{com}(t) = C_{die}q(t) \quad (3.6)$$

Donde C_{die} corresponde al valor del combustible por litro. Los costos de partida quedan representados en las siguientes restricciones:

$$C_{par}(t) \geq C_D \left(\sum_{v=1}^{n_v} B_v(t) - B_{g0} \right) \quad t = 1 \quad (3.7)$$

$$C_{par}(t) \geq C_D \left(\sum_{v=1}^{n_v} B_v(t) - \sum_{v=1}^{n_v} B_v(t-1) \right) \quad t > 1 \quad (3.8)$$

$$C_{par}(t) \geq 0 \quad (3.9)$$

Donde C_D corresponde al costo de partida en frío. Para incorporar períodos de indisponibilidad de la unidad térmica, debemos incorporar la matriz de indisponibilidad M_{ind} , en donde $M_{ind}(i, 1)$ contiene los intervalos de inicio de la indisponibilidad y $M_{ind}(i, 2)$ contiene los intervalos finales de la indisponibilidad, n_i representa el número de indisponibilidades en

el horizonte de optimización. La restricción asociada a los períodos de indisponibilidad se muestra a continuación:

$$\forall i \in \{1..n_i\}, \sum_{v=1}^{n_v} B_v(t) = 0 \quad \forall t \in \{M_{ind}(i, 1)..M_{ind}(i, 2)\} \quad (3.10)$$

Debido a que el tanque de combustible que utiliza la unidad térmica es de volumen finito, debemos considerar restricciones sobre esta unidad:

$$V_D(t) = V_D(t-1) - \left(\sum_{v=1}^{n_v} \alpha_v P_v(t) + \beta_b B_v(t) \right) \quad (3.11)$$

La restricción 3.11 representa el volumen del estanque en cada intervalo t en función del volumen del intervalo anterior. Para garantizar el correcto funcionamiento de la unidad térmica, el estanque siempre debe tener combustible dentro de los rangos nominales:

$$V_D^{min} \leq V_D(t) \leq V_D^{max} \quad (3.12)$$

Adicionalmente, se agrega una restricción que limita el consumo de combustible en el horizonte de optimización imponiendo un volumen mínimo al final del horizonte:

$$V_D(T) \geq V_{fin}^{min} \quad (3.13)$$

3.1.3. Modelación del banco de baterías

Para implementar un modelo del banco de baterías, se debe tener en consideración las siguientes variables que determinaran la operación óptima del sistema:

- $E(t)$: Energía disponible del banco de baterías en el intervalo t .
- $P_B^+(t)$: Potencia entregada por el banco de baterías en el intervalo t , en régimen de descarga.
- $P_B^-(t)$: Potencia consumida por el banco de baterías en el intervalo t , en régimen de carga.
- $P_I(t)$: Potencia del inversor vista desde el lado AC, determinada por las potencias de carga o descarga de las baterías.

Restricciones de energía y potencia

La energía disponible en cada intervalo t , queda representada por la siguiente restricción:

$$E(t) = E(t-1) - \delta_t \eta_B^+ P_B^+(t) - \delta_t \eta_B^- P_B^-(t) \quad (3.14)$$

Los valores η_B^+ y η_B^- representan los valores de eficiencia energética del banco de baterías en régimen de descarga y carga respectivamente. A partir de la ecuación 3.14 podemos definir el estado de carga de la batería, como la relación entre la energía disponible en el intervalo t y la energía máxima que puede almacenar el banco de baterías (Notar que se hizo referencia a la definición simplificada mostrada en 2.5.7):

$$SoC(t) = \frac{E(t)}{E_{max}} \quad (3.15)$$

Si se desea, se puede restringir la operación del banco de baterías entre un rango determinado de estados de carga:

$$SoC_{min} \leq SoC(t) \leq SoC_{max} \quad (3.16)$$

Se restringe además, la energía disponible en el último intervalo del horizonte de optimización:

$$E(T) \geq E_{fin}^{min} \quad (3.17)$$

La potencia entregada por el inversor en el lado AC queda representado por la siguiente ecuación:

$$P_I(t) = \eta_{Id} P_B^+(t) + \eta_{Ic} P_B^-(t) - P_{I0} \quad (3.18)$$

Donde η_{Id} y η_{Ic} corresponde a la eficiencia del inversor en la descarga y carga respectivamente, P_{I0} corresponde a la potencia consumida internamente por el inversor. Además, el banco está limitado por la corriente de carga y descarga, que se ve reflejado en la potencia de carga y descarga:

$$0 \leq P_B^+(t) \leq B_B^+(t) P_B^{max} \quad (3.19)$$

$$0 \geq P_B^-(t) \geq -B_B^-(t) P_B^{max} \quad (3.20)$$

Podemos observar que las restricciones 3.19 y 3.20 introducen nuevas variables binarias $B_B^+(t)$ y $B_B^-(t)$ que indican cuando la batería entrega o recibe energía de la micro-red. Ya que el banco puede estar entregando o bien recibiendo energía de la micro-red, se impone la siguiente restricción:

$$B_B^+(t) + B_B^-(t) \leq 1 \quad (3.21)$$

Restricciones de potencia máxima de carga

Cuando las baterías están a un cierto nivel de estado de carga, y entregando corriente a una carga, la tensión de circuito cerrado puede superar el umbral máximo impuesto por la tensión de flotación. Este efecto se acentúa conforme nos acercamos a un estado de carga completo (100%) y depende de la corriente de descarga de la batería. Como este modelo representa la corriente de la batería como potencia, se presentan las siguientes restricciones que aseguran que el umbral de la tensión de flotación nunca se supere, operando la batería en un nivel seguro. El siguiente gráfico muestra la relación entre la potencia máxima de carga, y el estado de carga de la batería:

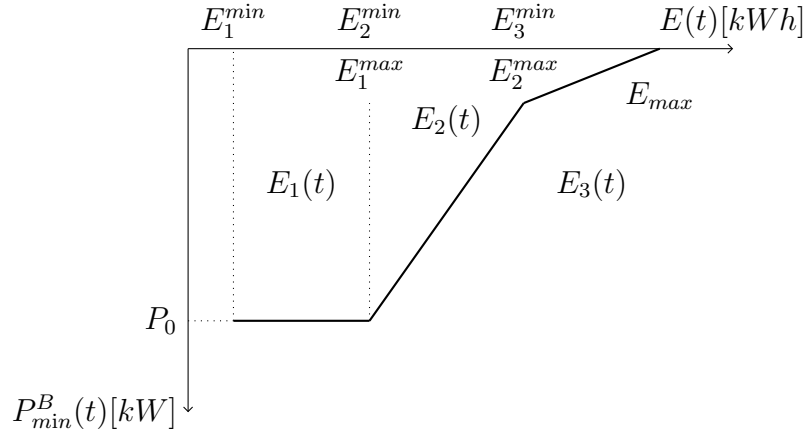


Figura 3.2: Curva de potencia máxima de carga de una batería.

Para la integración de esta restricción al problema de optimización, se debe linealizar por tramos al igual que se hizo con la curva de consumo de la unidad térmica, como se muestra a continuación:

$$P_{min}^B(t) = P_0 + \sum_{s=1}^{n_s} \alpha_s^B E_s(t-1) \quad (3.22)$$

$$(E_s^{max} - E_s^{min})B_{s+1}(t) \leq E_s(t) \leq (E_s^{max} - E_s^{min})B_s(t) \quad (3.23)$$

$$0 \leq E_{n_s}(t) \leq (E_{n_s}^{max} - E_{n_s}^{min})B_{n_s}(t) \quad (3.24)$$

Donde n_s representa el número de tramos totales, E_s^{min} y E_s^{max} representan los límites inferiores y superiores de cada tramo s . Se introduce la variable binaria $B_s(t)$, y la variable auxiliar $E_s(t)$ que ayudan a determinar el tramo de la curva que debe estar activo. La variable auxiliar se relaciona con la variable real como se muestra a continuación:

$$E(t) = E_{soc}^{min} + \sum_{s=1}^{n_s} E_s(t) \quad (3.25)$$

Donde E_{soc}^{min} representa el límite inferior del primer tramo de la linealización. Finalmente, la potencia máxima de carga queda determinada por la siguiente restricción:

$$P_B^-(t) \geq P_{min}^B(t) \quad (3.26)$$

Restricciones de modelo de envejecimiento cíclico (Drouilhet)

El primer obstáculo que se presenta al integrar este modelo al EMS, es que éste trabaja con la potencia del banco de baterías y no con la corriente. Por esta razón, se asumió tensión nominal (6 [V] por batería, que para un banco de 96 baterías implica una tensión total de 576 [V]) y se multiplicó la corriente por esta tensión, para tener una estimación de la potencia entregada por el banco.

El segundo obstáculo tiene que ver con que el modelo de Drouilhet no es lineal, por lo que se ejecutó el modelo para obtener una curva de descarga efectiva versus descarga real (ver sección 3.2.1). Luego ésta se separó en n_d tramos, cada uno de los cuales fueron linealizados como se muestra a continuación:

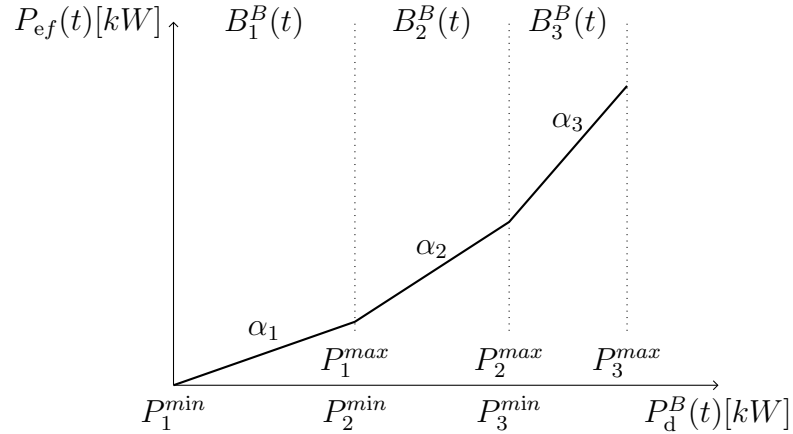


Figura 3.3: Curva de potencia máxima de carga de una batería.

Al linealizar el modelo de Drouilhet se debió agregar más restricciones al problema de optimización. La siguiente restricción impone que sólo uno de los tramos del modelo estará activo en cada intervalo del horizonte de optimización:

$$P_d^{min} B_d^B(t) \leq P_d^B(t) \leq P_d^{max} B_d^B(t) \quad (3.27)$$

Donde $P_d^B(t)$ es una variable auxiliar que ayuda a determinar la potencia de descarga del banco de baterías, $B_d^B(t)$ es una variable auxiliar binaria que indica qué tramo del modelo

estará activo y en qué momento se estará descargando el banco de baterías, los parámetros P_d^{min} y P_d^{max} corresponden a los límites inferior y superior del tramo d del modelo. Las restricciones que determinan la relación entre las variables auxiliares $P_d^B(t)$ y $B_d^B(t)$ con sus respectivas variables reales se muestra a continuación:

$$P_B^+(t) = \sum_{d=1}^{n_d} P_d^B(t) \quad (3.28)$$

$$B_B^+(t) = \sum_{d=1}^{n_d} B_d^B(t) \quad (3.29)$$

Donde n_d es el número total de tramos en que se linealizó el modelo. Para determinar la potencia efectiva, se aplica la siguiente relación:

$$P_B^{ef}(t) = \sum_{d=1}^{n_d} \alpha_d P_d^B(t) + \beta_d B_d^B(t) \quad (3.30)$$

Con esta última restricción podemos calcular la pérdida de vida útil en el horizonte de optimización:

$$SoH_{per} = \frac{\sum_{t=1}^T P_B^{ef}(t)}{\Gamma_n} \quad (3.31)$$

Donde Γ_n corresponde a la descarga nominal total definida en la ecuación 2.18. Finalmente, se incorpora el costo por pérdida de vida útil $C_{inv} SoH_{per}$ en la función objetivo, donde C_{inv} representa el costo de inversión del banco de baterías.

Restricciones de modelo de envejecimiento cíclico (Copetti)

Es importante resaltar que no pueden estar ambos modelos activados, ya que sólo sumarían costos por uso del banco de baterías. Cuando un modelo este activado, las restricciones de los modelos alternativos se ignoran.

Para determinar que ponderador utilizar en el momento indicado se introdujo la variable auxiliar $SoC_c(t)$ y la variable auxiliar binaria $B_c^{soc}(t)$:

$$SoC_c^{min} B_c^{soc}(t) \leq SoC_c(t) \leq SoC_c^{max} B_c^{soc}(t) \quad (3.32)$$

Donde SoC_c^{min} y SoC_c^{max} representan los límites inferior y superior de la zona de operación c . La relación entre la variable auxiliar $SoC_c(t)$ y la variable original $SoC(t)$ queda determinada por la restricción:

$$SoC(t) = \sum_{c=1}^{n_c} SoC_c(t) \quad (3.33)$$

Donde n_c corresponde al número de zonas de operación. Además, dado que el ponderador debe estar activo en una sola zona de operación por intervalo, se incorpora la siguiente restricción:

$$\sum_{c=1}^{n_c} B_c^{soc}(t) = 1 \quad (3.34)$$

Otras variables auxiliares binarias que debieron ser implementadas fueron $B_c^+(t)$ y $B_c^-(t)$, las cuales representan cuando el banco de baterías está entregando potencia a la micro-red o bien, cuando éste se está cargando, recorriendo todos los intervalos y todas las zonas de operación. Estas variables se relacionan con las variables originales imponiendo las siguientes restricciones:

$$B_B^+(t) = \sum_{c=1}^{n_c} B_c^+(t) \quad (3.35)$$

$$B_B^-(t) = \sum_{c=1}^{n_c} B_c^-(t) \quad (3.36)$$

Esta restricción a su vez impone que sólo una zona de operación esté activa para cada intervalo del horizonte de optimización. La siguiente restricción obliga a las variables auxiliares $B_c^+(t)$ y $B_c^-(t)$ a tomar valor 0 cuando no se está en la zona de operación correspondiente, pero le da la libertad de operar (tomar valor 1) o no operar cuando se está en la zona de operación correspondiente:

$$B_c^+(t) \leq B_c^{soc}(t) \quad (3.37)$$

$$B_c^-(t) \leq B_c^{soc}(t) \quad (3.38)$$

Se agrega la ecuación que calcula la pérdida de estado de salud por intervalo y la pérdida de estado de salud en el horizonte de optimización:

$$SoH_{per}^+(t) = \sum_{c=1}^{n_c} \eta_c^{wz} B_c^+(t) \quad (3.39)$$

$$SoH_{per}^-(t) = \sum_{c=1}^{n_c} \eta_c^{wz} B_c^-(t) \quad (3.40)$$

$$SoH_{per} = \sum_{t=1}^T SoH_{per}^+(t) + SoH_{per}^-(t) \quad (3.41)$$

Donde η_c^{wz} corresponde al valor del ponderador en la zona de trabajo c . De forma análoga al modelo anterior, se incorpora el costo por pérdida de vida útil $C_{inv}SoH_{per}$ en la función objetivo, donde C_{inv} representa el costo de inversión del banco de baterías.

Restricciones de modelo de envejecimiento cíclico (Zhao)

Para determinar la zona de operación en la que se trabajará, se ve la necesidad de introducir la variable auxiliar $SoC_z(t)$ y la variable auxiliar binaria $B_z^{soc}(t)$:

$$SoC_z^{min} B_z^{soc}(t) \leq SoC_z(t) \leq SoC_z^{max} B_z^{soc}(t) \quad (3.42)$$

Donde SoC_z^{min} y SoC_z^{max} son los límites inferior y superior de la zona de operación z . La relación entre la variable auxiliar $SoC_z(t)$ y la variable original $SoC(t)$ queda determinada por la restricción:

$$SoC(t) = \sum_{z=1}^{n_z} SoC_z(t) \quad (3.43)$$

Donde n_z corresponde al número de zonas de operación. Se restringe la variable binaria $B_z^{soc}(t)$ para que sólo una de las zonas de operación esté activa en cada intervalo:

$$\sum_{z=1}^{n_z} B_z^{soc}(t) = 1 \quad (3.44)$$

Se incorpora la nueva variable auxiliar $P_z^+(t)$, la cual está restringida a ser activada en la zona de operación pertinente por la variable binaria $B_z^{soc}(t)$:

$$0 \leq P_z^+(t) \leq P_B^{max} B_z^{soc}(t) \quad (3.45)$$

Luego, se genera la relación entre la variable auxiliar $P_z^+(t)$ y la variable original:

$$P_B^+(t) = \sum_{z=1}^{n_z} P_z^+(t) \quad (3.46)$$

Posteriormente, se calcula la potencia efectiva en cada intervalo según el modelo:

$$P_B^{ef}(t) = \sum_{z=1}^{n_z} \beta_z P_z^+(t) \quad (3.47)$$

Donde β_z corresponde al valor del ponderador en la zona de operación z . Con esta última restricción podemos calcular la pérdida de vida útil en el horizonte de optimización:

$$SoH_{per} = \frac{\sum_{t=1}^T P_B^{ef}(t)}{\Gamma_n} \quad (3.48)$$

Donde Γ_n corresponde a la descarga nominal total definida en la ecuación 2.18. Finalmente, se incorpora el costo por pérdida de vida útil $C_{inv}SoH_{per}$ en la función objetivo, donde C_{inv} representa el costo de inversión del banco de baterías.

3.1.4. Modelación de la Demanda

Las ecuaciones presentes en este EMS toman como supuesto que la demanda puede ser levemente controlada, enviando señales de retroalimentación a los consumidores. Esta modificación queda determinada por los coeficientes de deslizamiento $S_L(t)$, los cuales son entregados como resultados por el EMS. Así, para una estimación de demanda determinada:

$$P_L(t) = S_L(t)\tilde{P}_L(t) \quad (3.49)$$

Donde $\tilde{P}_L(t)$ corresponde a la demanda estimada, y $P_L(t)$ a la demanda modificada. Los coeficientes de deslizamientos están restringidos a tomar valores dentro de un rango determinado:

$$S_L^{min} \leq S_L(t) \leq S_L^{max} \quad (3.50)$$

Se asume además, que el consumo energético modificado, puede ser mayor al consumo energético estimado:

$$\sum_{t=T1}^{T2} P_L(t) \geq \sum_{t=T1}^{T2} \tilde{P}_L(t) \quad (3.51)$$

Destacar que el control de demanda puede ejercerse por subperíodos dentro del horizonte de optimización.

3.2. Determinación de parámetros de los diferentes modelos de envejecimiento

En esta sección se planteará la metodología propuesta para determinar los diferentes parámetros relacionados con los distintos modelos de envejecimientos usados para ser incorporados en el EMS. Recordar que la micro-red de pruebas será Huatacondo, por lo que todos los parámetros se calcularán a partir de la operación de esta micro-red.

3.2.1. Determinación de parámetros modelo de envejecimiento Drouilhet

Debido a que el modelo esta basado en la multiplicación de dos variables de decisión, se debe fijar una de éstas para lograr integrarlo al problema de optimización lineal que presenta el EMS de Huatacondo. Para esto, se observó la operación de la micro-red entre los períodos de Marzo del 2014 hasta Julio del 2016, que es cuando se decide realizar un estudio para considerar el reemplazo del banco de baterías [22]. Esto se puede ver reflejado en la eficiencia energética del banco entre las fechas presentadas:

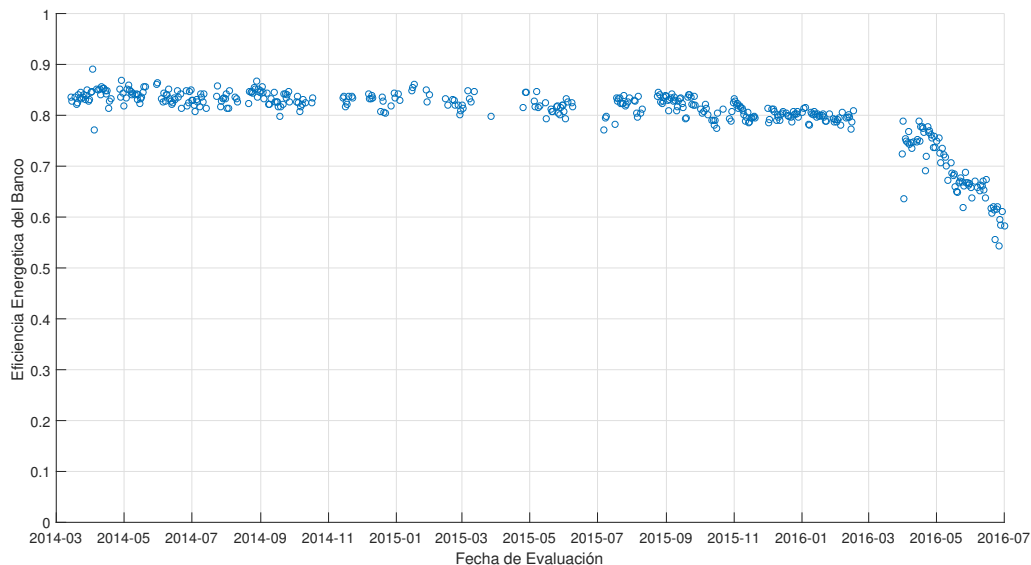


Figura 3.4: Evolución de la eficiencia energética del banco de baterías de Huatacondo.

La Figura 3.4 muestra que la eficiencia energética empieza a caer en Mayo del 2016, por lo que se determina que en Julio del 2016 ha llegado al fin de su vida útil. Se decidió fijar la variable profundidad de descarga, ya que la corriente puede ser representada directamente en el EMS dividiendo la potencia de descarga, por la tensión nominal del banco. Para determinar qué valor fijo tomará la profundidad de descarga, se obtuvo el histograma de funcionamiento de esta variable:

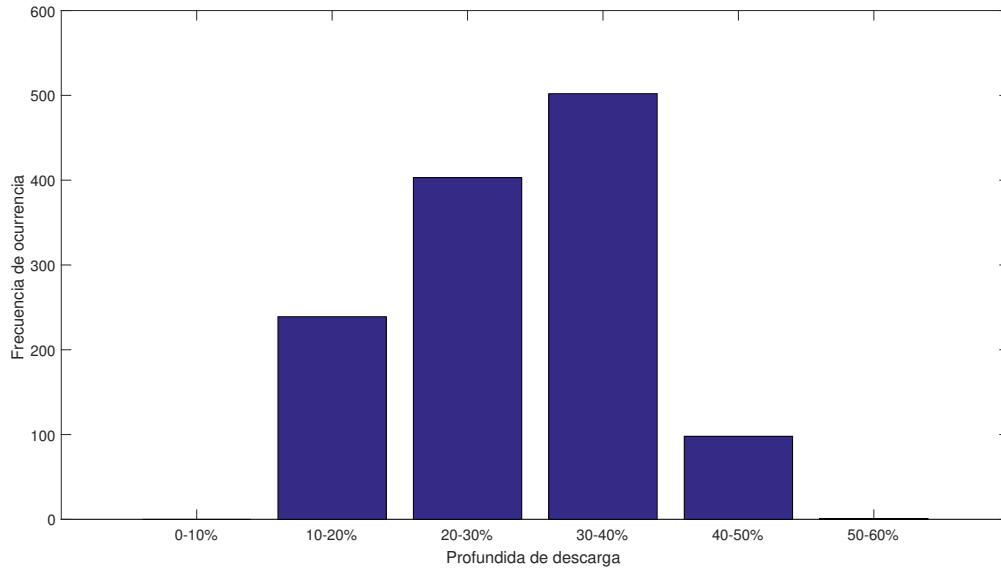


Figura 3.5: Histograma representativo de la ocurrencia de diferentes profundidades de descarga en la operación de Huatacondo entre los períodos de Marzo 2014 y Julio 2016. Notar que se hizo uso de la definición planteada en la ecuación 2.22.

Podemos observar que, dentro del horizonte de operación, la profundidad de descarga se concentra entre los 20% y 40% de profundidad, donde podemos rescatar el valor esperado de un 28,6% y una desviación estándar de un 8,8% (el cual representa un 22% del espectro de valores). Por lo que se decide fijar la profundidad de descarga en un 28,6%. Para determinar el número de ciclos nominales que se obtiene al imponer el valor esperado de profundidad de descarga, debemos mirar la curva de la Figura 3.6 que nos entrega el fabricante:

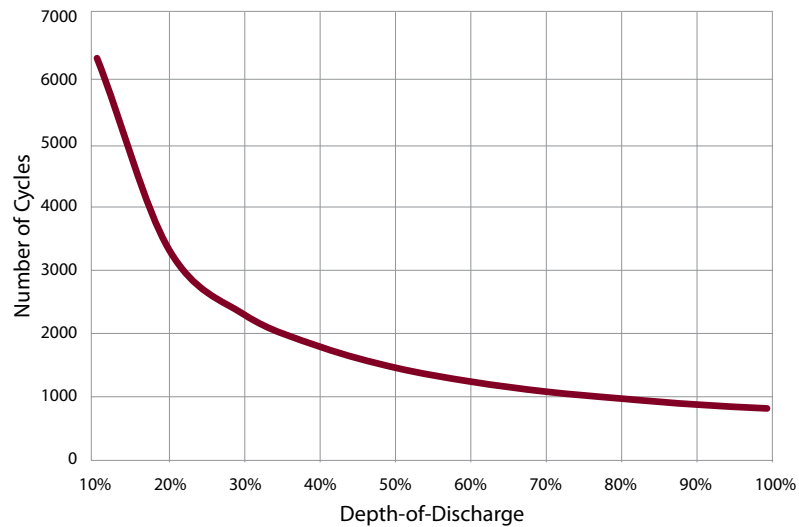


Figura 3.6: Curva de vida útil de batería Trojan T105 [23].

Para una profundidad de descarga de un 28,6% encontramos que el número de ciclos totales de esta batería es de 2.400 [ciclos]. Imponiendo de esta forma una descarga nominal

total de 154.440 [Ah], o bien, 88.957,44 [kWh]. Para determinar la curva que representa la capacidad instantánea versus la corriente de descarga, el fabricante nos presenta la siguiente tabla de valores:

Capacidad de batería Trojan T105							
Tiempo de descarga	2 [Hr]	5 [Hr]	10 [Hr]	20 [Hr]	48 [Hr]	72 [Hr]	100 [Hr]
Corriente de descarga	73 [A]	37 [A]	20,7 [A]	11,25 [A]	5 [A]	3,4 [A]	2,5 [A]
Capacidad	146 [Ah]	185 [Ah]	207 [Ah]	225 [Ah]	240 [Ah]	245 [Ah]	250 [Ah]

Tabla 3.1: Capacidad de batería en función de la corriente de descarga [23].

Se realizó un ajuste cuadrático del tipo $C(I) = \alpha I^2 + \beta I + \gamma$ el cual entregó los siguientes valores:

Ajuste cuadrático de capacidad	
α	0,01251
β	-2,368
γ	252,7

Tabla 3.2: Capacidad de batería en función de la corriente de descarga.

Generando la siguiente curva:

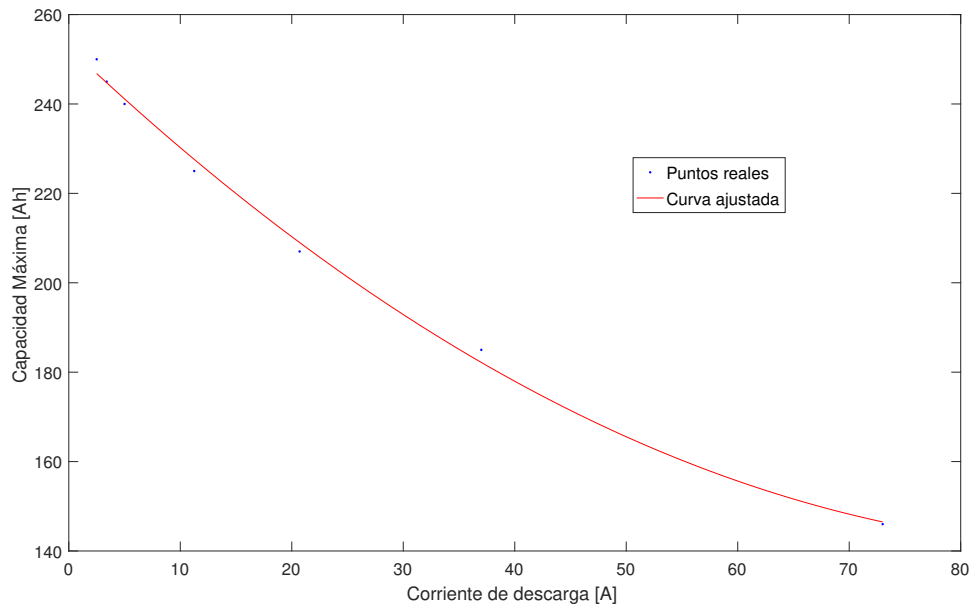


Figura 3.7: Curva de ajuste Capacidad versus Corriente de descarga.

Finalmente, la expresión que representa la descarga efectiva queda determinada por la ecuación 3.52:

$$d_{ef} = \frac{C_n}{C(I)} d_r = \frac{225}{0,01251I^2 - 2,368I + 252,7} d_r \quad (3.52)$$

Dado que la operación de Huatacondo se encuentra con una resolución de 1 minuto por muestra, la descarga real por minuto puede calcularse como:

$$d_r^{min}[Ah] = \frac{I}{60} \quad (3.53)$$

Esta última ecuación nos permite calcular la descarga efectiva por minuto de la red de Huatacondo:

$$d_{ef}^{min} = \frac{C_n}{C(I)} d_r^{min} = \left(\frac{225}{0,01251I^2 - 2,368I + 252,7} \right) \left(\frac{I}{60} \right) \quad (3.54)$$

Para obtener una medida del estado de salud de las baterías entre Marzo del 2014 y Julio del 2016 se filtró la columna que agrupaba la corriente del banco de baterías de la base de datos disponible. Luego, se filtró los valores que eran mayores que cero, ya que éstos representan eventos de descarga. A estos valores se le aplicó la ecuación 3.54 para finalmente, deducir el valor de descarga efectiva. Se sumó todos los aportes de la descarga efectiva y se determinó el estado de salud perdido del banco a partir de la siguiente función:

$$SoH_{per} = \frac{\sum_{mar-2014}^{jul-2016} d_{ef}^{min}}{\Gamma_n} \quad (3.55)$$

Considerando que el banco de baterías operó entre Septiembre del 2013 y Julio del 2016 (973 días), la pérdida de salud esperada entre las fechas que se tiene datos (Marzo del 2014 hasta Julio del 2016) es de un 81,4%. Además, si restamos a este resultado los días en los que no se tiene datos (80 días sin datos entre las fechas propuestas), la pérdida de salud esperada finalmente queda en 73,18%. Al correr la simulación la pérdida de salud obtenida fue finalmente 66,33%, es decir, un error de un 6,85%. Este error se produce principalmente por el supuesto tomado inicialmente, una profundidad de descarga fija, la cual sabemos tiene una desviación estándar de un 8,8% (22% del espectro de valores). Aún así, este error es lo suficientemente pequeño para implementar el modelo en el EMS sin pérdida de generalidad.

Es importante destacar que para que este modelo funcionara se consideraron las siguientes suposiciones:

- El envejecimiento calendario no afectó en gran medida en el cálculo de pérdida de salud, lo cual es cierto ya que, en comparación, sólo el 1% del tiempo la batería operó en estado estacionario.
- Se consideró que el banco operó dentro del rango de temperaturas que el fabricante recomienda, por lo que este factor no actuó de forma predominante en la aceleración de la pérdida de vida útil.

Para ingresar el modelo al EMS se debe tener en consideración que éste trabaja con la potencia del banco de baterías, y no con la corriente. Para abordar este problema se propuso dividir la ecuación 3.52 por 1 [Hr], resultando:

$$I_{ef}[A] = \frac{225}{0,01251I^2 - 2,368I + 252,7}I[A] \quad (3.56)$$

Esta ecuación representa la descarga efectiva que se obtendría por descargar por una hora el banco de baterías a una corriente I . Sabemos que el banco cuenta con 96 baterías de 6[V] en serie, generando una tensión nominal del banco de 576[V], por lo que:

$$I[A] = P[W]/576[V] \quad (3.57)$$

Al reemplazar 3.57 en 3.56 se obtiene:

$$P_{ef}[W] = \frac{225}{0,01251(P/576)^2 - 2,368(P/576) + 252,7}P[W] \quad (3.58)$$

Esta ecuación representa la descarga efectiva (en Watt-hora) que se obtendría al operar por una hora el banco de baterías a potencia P . Al graficar P_{ef} versus P , obtenemos:

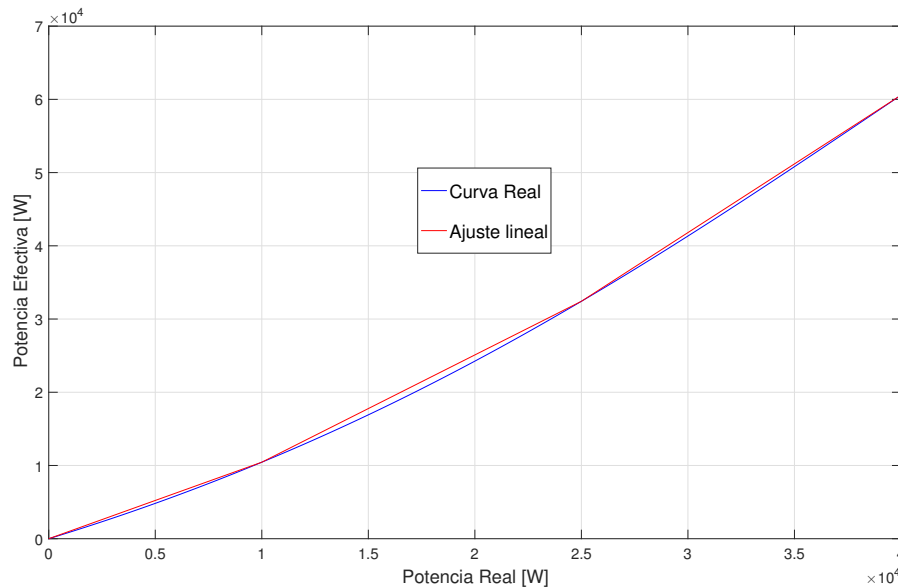


Figura 3.8: Curva que representa la potencia efectiva versus la potencia real.

A continuación se muestran los valores encontrados en la linealización de la curva:

Resultados de la linealización del modelo de Drouilhet				
Tramo	$P_{min}[kW]$	$P_{max}[kW]$	α	$\beta[kW]$
1	0	10	1,0448	0
2	10	25	1,4650	-4,202
3	25	40	1,8765	-14,490

Tabla 3.3: Resumen de resultados de linealización de modelo de Drouilhet.

3.2.2. Determinación de parámetros modelo de envejecimiento Copetti

Para lograr implementar este modelo en el EMS propuesto, se debió ajustar los ponderadores de las zonas de trabajo al banco de baterías usado en Huatacondo. Para esto, se utilizó la misma base de datos que se usó para validar el modelo anterior. Debido a que el estimador de estado de carga se implementó en Diciembre del 2015, y los datos disponibles llegan hasta el 24 de Mayo del 2018 (905 días), la pérdida de estado de salud esperada es de un 93,01 %. Además, dentro de las fechas mencionadas se encontraron 150 días sin datos, esto reduce la pérdida de estado de salud a un 77,6 %.

Debido a que el modelo propone 5 zonas de trabajo distintas y los valores propuestos están calculados para un banco de baterías de Plomo-Ácido, se opta por calcular los ponderadores en la misma proporción que los originales, pero ajustados de forma que representen la operación de Huatacondo.

Ponderadores propuestos en el modelo de envejecimiento de Copetti			
Zona de Operación	Condición	Ponderador original [seg^{-1}]	Ponderador modificado [Hr^{-1}]
Zona de carga	$0,05 \leq SoC \leq 0,95$ y $I < 0$	$2,7 \cdot 10^{-7}$	$3,978 \cdot 10^{-5}$
Zona de descarga	$0,05 \leq SoC \leq 0,95$ y $I > 0$	$2,7 \cdot 10^{-7}$	$3,978 \cdot 10^{-5}$
Zona de sobre-carga	$0,95 \leq SoC \leq 1$ y $I < 0$	$5,5 \cdot 10^{-7}$	$7,956 \cdot 10^{-5}$
Zona de sobre-descarga	$0 \leq SoC \leq 0,05$ y $I > 0$	$5,5 \cdot 10^{-7}$	$7,956 \cdot 10^{-5}$
Zona de saturación	$SoC = 1$ y $I < 0$	$5,5 \cdot 10^{-6}$	-
Zona de extenuación	$SoC = 0$ y $I \leq 0$	$5,5 \cdot 10^{-6}$	-

Tabla 3.4: Resumen ponderadores modificados en función de la operación de Huatacondo. Considerar que el valor del SoC está en p.u.

Se destaca el hecho de que el mismo EMS limita la corriente de carga (Potencia) cuando éste ha alcanzado un SoC de un 100 %, de forma análoga, el EMS limita la corriente de descarga cuando este ha alcanzado un SoC de un 0 %, por lo que puede omitirse el cálculo de la zona de saturación.

3.2.3. Determinación de parámetros modelo de envejecimiento Zhao

Al igual que el modelo anterior, [21] propone valores para los ponderadores de un determinado banco de baterías de plomo-ácido, el cual debe ser ajustado para el banco de baterías de Huatacondo. A diferencia de la metodología planteada anteriormente (ponderar los multiplicadores de la zona de trabajo en forma proporcional a los valores originales), en este caso se propone observar el porcentaje de la operación en que se encuentran los tramos propuestos por el modelo y en función de éstos definir los ponderadores, esto es:

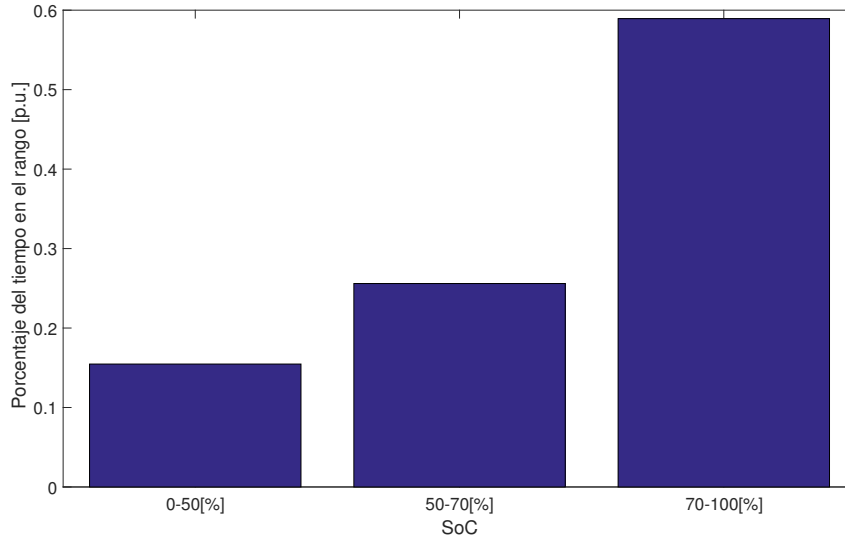


Figura 3.9: Distribución de diferentes estados de carga del banco de baterías, en la operación de Huatacondo.

A continuación, se muestra el ajuste acorde a los datos de operación de Huatacondo:

Tramo SoC	Ponderador Original	Distribución en la Operación	Distribución Normalizada al segundo tramo [p.u.]	Ponderador modificado
0-50 %	1,3	15,47 %	0,6042	0,7855
50-70 %	1	25,6 %	1	1
70-100 %	0,6	58,93 %	2,3021	1,3813

Tabla 3.5: Ajuste realizado para los ponderadores propuesto en el modelo de Zhao, en función de la operación de Huatacondo.

Este cálculo se realiza con el supuesto de que los valores de ponderación original fueron tomados de pruebas de laboratorio, en donde la distribución de las zonas de operación eran idénticas (lo que es muy común en este tipo de pruebas).

Debido a que este modelo plantea calcular la vida útil en función de la descarga efectiva acumulada (como lo plantea el modelo de Drouilhet), se procede de forma análoga a lo presentado en la sección 3.2.1. La expresión que representa la descarga efectiva queda determinada por la ecuación 3.59:

$$d_{ef} = \beta_z d_r \quad (3.59)$$

Donde β_z corresponde al ponderador correspondiente de la zona de trabajo. La descarga real por minuto puede calcularse como:

$$d_r^{min}[Ah] = \frac{I}{60} \quad (3.60)$$

Esta última ecuación nos permite calcular la descarga efectiva por minuto de la red de Huatacondo, usando el enfoque de Zhao:

$$d_{ef}^{min} = \beta_z \left(\frac{I}{60} \right) \quad (3.61)$$

Se aplicó este modelo en la operación de Huatacondo entre Diciembre del 2015 y Mayo del 2018 y se calculó la pérdida de estado de salud aplicando la ecuación 3.55, la cual entregó como resultado una pérdida de un 80,89 % (recordemos que la pérdida esperada de estado de salud entre las fechas propuestas es de un 77,6 %), distando del valor esperado un 3,29 % (mejor a lo encontrado en el modelo de Drouilhet).

3.3. Diseño y estructura del Software implementado

Para entender como fue diseñada la aplicación, se separó el problema principal en tres capas:

- Código del EMS.
- Código principal de la aplicación.
- Interfaz usuario-máquina.

Cada una de estas capas tienen un código principal que las diferencia unas de otras, pero no pueden funcionar por si solas. En la Figura 3.10 podemos observar un diagrama general de como funciona la aplicación completa, mostrando los lazos que se generan entre las diferentes capas, las cuales se explicaran con mayor detalle en las siguientes secciones.

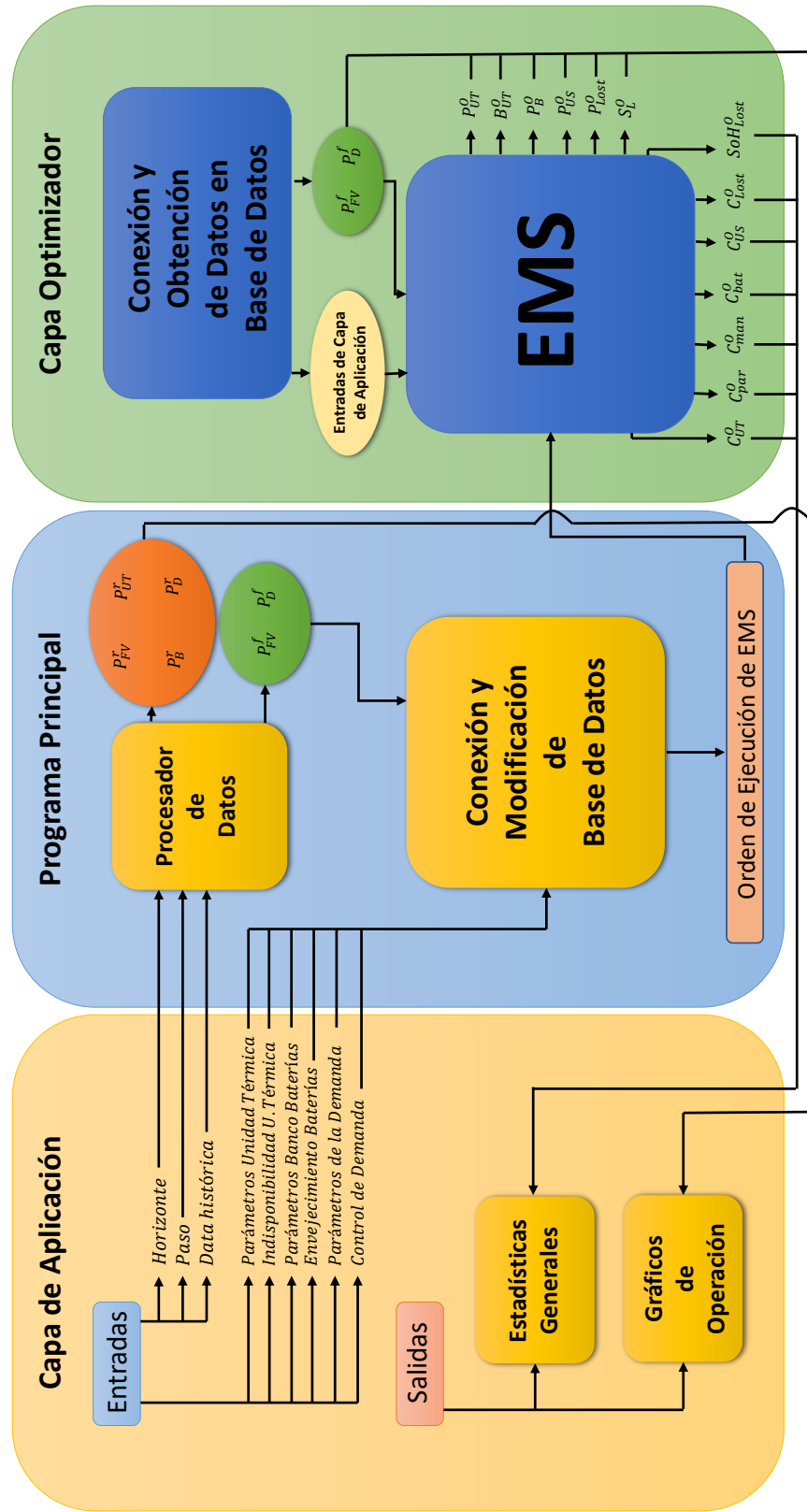


Figura 3.10: Diagrama de funcionamiento de Software.

Donde:

- P_{FV}^r corresponde a la generación real fotovoltaica.
- P_{UT}^r corresponde a la potencia real generada por la unidad térmica.
- P_B^r corresponde a la potencia real entregada por el banco de baterías.
- P_D^r corresponde a la demanda real.
- P_{FV}^f corresponde a la generación esperada fotovoltaica.
- P_D^f corresponde a la demanda esperada.
- P_{UT}^O corresponde a la potencia generada por la unidad térmica optimizada.
- B_{UT}^O corresponde a los intervalos en que la unidad térmica esta operando.
- P_B^O corresponde a la potencia entregada por el banco de baterías optimizada.
- P_{US}^O corresponde a la potencia de falla optimizada.
- P_{Lost}^O corresponde a la potencia de vertida optimizada.
- S_L^O corresponde a los valores de deslizamiento de la demanda optimizada.

3.3.1. Código del EMS

Dado que la aplicación se diseñó enfocada en el testeo de diferentes modelos de envejecimiento, se utilizó un conjunto de órdenes por cada modelo distinto, diferenciándose principalmente en las restricciones del modelo en sí.

El código del EMS fue implementado en Xpress IVE 8.4 64 bit. La estructura principal de los códigos parte iniciando las librerías que serán usadas en la compilación. En este caso particular se inician 3 librerías:

- “mmxprs”: este módulo permite el acceso a la librería Xpress-Optimizer, la cual contiene los códigos necesarios para implementar el problema de optimización.
- “mmodbc”: este módulo permite acceder a los códigos relacionados con la conexión, extracción y modificación de información de una base de datos (se asume que a la base se le otorgó un origen de datos de forma previa).
- “mmsheet”: este módulo permite el acceso a una gran variedad de controladores que permiten la creación y/o modificación de tablas de datos de diferentes formatos (CSV, XLS, etc.). Este modulo es opcional y se encuentra inactivo dentro del código del EMS.

Luego viene la sección de declaraciones. En primer lugar, se declaran las constantes y parámetros del problema, en el siguiente orden (si bien el orden no importa, ayuda a orientarse para posteriores modificaciones):

- Entradas de potencia demandada y generación solar esperadas.
- Parámetros de la unidad térmica.
- Parámetros del banco de baterías y el inversor.
- Parámetros de la demanda.
- Parámetros de la simulación.

Una vez declarados los parámetros del problema, se procede a declarar las variables de decisión:

- Variables de la unidad térmica.
- Variables del banco de baterías e inversor.
- Variables de la demanda.
- Costos.

Los costos se ingresan como variables al sistema para poder rescatarlos posteriormente como datos de salida. Finalmente, declaramos las restricciones del problema, si bien este paso no es completamente necesario, ayuda a mantener un orden en el código y permite ver la actividad de las restricciones una vez resuelto el problema de optimización:

- Restricción de balance de potencia.
- Restricciones de la unidad térmica.
- Restricciones del banco de baterías e inversor.
- Restricciones de la demanda.
- Función objetivo.

Si bien la función objetivo se declara como una restricción, ésta no se restringe de manera alguna. Luego de declarar todos los parámetros, variables y restricciones del problema, se debe extraer los valores de los parámetros de la base de datos adjunta. Para esta aplicación se decidió utilizar una base de datos implementada en Microsoft Access. El ruteo de los parámetros esta previamente definido, ya que esta base de datos es la utilizada actualmente por la micro-red de Huatacondo. Es en este punto cuando se empieza a escribir el problema de optimización, nuevamente con un orden lógico:

- Función Objetivo.
- Restricción de balance de potencia.
- Restricciones de la unidad térmica.
 - Determinación de tramo de consumo y restricciones de volumen mínimo y máximo del estanque.
 - Determinación de tramos de indisponibilidad.
 - Determinación de períodos de encendido de unidad térmica.
 - Cálculo de volumen de estanque.
 - Restricción de volumen final de estanque.
- Restricciones del banco de baterías e inversor.
 - Restricciones para determinar potencia máxima de carga.
 - Restricciones de modelo de envejecimiento cíclico.
 - Restricciones de potencia y energía del banco de baterías.
 - Cálculo de pérdida de estado de salud debido a la operación.
- Restricciones de la demanda.
- Cálculo de los costos diferenciados.
- Minimización de la función objetivo.

Posteriormente, se obtienen los resultados y se guardan en el espacio de trabajo de Matlab usando la función “initializations” de Xpress.

3.3.2. Código principal de la aplicación

El código principal de la aplicación reúne todos los conjuntos de órdenes encargados de conservar la funcionalidad e integridad de la aplicación. Este código, al igual que la interfaz usuario-máquina fueron escritos en Matlab R2016a.

Programa Principal

La aplicación se apoya en una función escrita ubicada en el mismo directorio que la aplicación. Esta función se podría describir como la espina dorsal de la aplicación, ya que se encarga de ejecutar secuencialmente las órdenes que se muestran a continuación:

- **Entradas que ingresan en la interfaz:** este segmento de código almacena la información relacionada con la configuración de la simulación, ya sea para ejecutar un día o bien un barrido de días.
- **Entradas de datos no constantes en el Horizonte:** este segmento está dedicado para procesar las variables que se dividen por tramos en la optimización (indisponibilidad de unidad térmica y control de demanda). Para esto se ejecutan dos conjuntos de ordenes que cumplen las siguientes funciones:
 - *convertidor_fecha*: este conjunto de órdenes se encarga de procesar los vectores de fecha inicial de indisponibilidad y fecha final de indisponibilidad ingresadas en la interfaz, convirtiéndolos en una matriz con las fechas transformadas en intervalos sujetos al tamaño del intervalo ingresado en la interfaz.
 - *control_demanda*: este conjunto de órdenes se encarga de procesar el vector de fechas de control de demanda, convirtiéndolo en una matriz con las fechas transformadas en intervalos sujetos al tamaño del intervalo ingresado en la interfaz.
- **Obtención y preparación de datos operación real:** Este segmento se encarga de leer los archivos de variables separados por coma (CSV) que almacenan la operación real histórica de la red de Huatacondo. Dentro de sus funciones, podemos encontrar dos conjuntos de órdenes que se explican a continuación:
 - *obtención_de_datos*: Este conjunto de órdenes cumple principalmente dos funciones, la primera es leer los datos de la operación (generación solar y demanda) del día que se ingresó en la aplicación y los días anteriores a ésta (la cantidad de días que se leerán hacia atrás depende directamente del horizonte de optimización). Esto se hace debido a que la generación solar y la demanda de los días anteriores se ingresan como variables de predicción en el optimizador (supuesto suficiente ya que estos no cambian de forma radical en una misma semana). La segunda función se relaciona con la obtención de la operación real en el día de evaluación y los días siguientes, nuevamente la cantidad de días siguientes a leer dependerá del horizonte de optimización configurado.

- *obtención_soc_ini*: conjunto de órdenes encargado de obtener el estado de carga del banco de baterías al inicio del horizonte.
- **Comunicación con Base de Datos en Microsoft Access:** Este segmento establece la conexión con la base de datos del optimizador y se encarga de actualizar los datos con la información ingresada en la aplicación. Para esto, cuenta con la ayuda de tres conjuntos de órdenes que se activan dependiendo del número de intervalos original de la base de datos:
 - *BD_replace*: este conjunto de órdenes se activa cuando el número de intervalos de la base de datos, coincide con el número de intervalos calculado en el primer segmento del código. Cuando éste está activo, simplemente reemplaza las variables que se han ingresado en la aplicación.
 - *BD_delete_replace*: este conjunto de órdenes se activa cuando el número de intervalos original es mayor al número de intervalos calculado. Elimina filas de la base de datos cuando es necesario, y posteriormente, actualiza los valores imputados en la aplicación. *BD_replace_delete* es un subprograma que ayuda a *BD_delete_replace* cuando éste genera errores.
 - *BD_insert_replace*: este conjunto de órdenes se activa cuando el número de intervalos original es menor al número de intervalos calculado. Inserta nuevas filas y posteriormente, actualiza todo el conjunto con los nuevos datos.
 - *obtención_intervalos*: es un conjunto de órdenes adicional utilizado para obtener el número de intervalos original de la base de datos.
- **Ejecución de EMS:** dependiendo de que modelo de envejecimiento se decidió aplicar en la interfaz, esta sección de código se encarga de ejecutar el código del EMS y guardar los resultados, tanto de la operación real (calcula los costos de operación), de los resultados del EMS base (sin incorporar costos por uso de batería en función objetivo) como de los resultados del EMS con modelo de envejecimiento.

A continuación se explicará con mayor detalle los conjuntos de órdenes mencionados anteriormente:

Convertidor de fechas

La primera parte del código consiste en transformar el vector de fechas en un arreglo de fechas, para esto se implementa la función de Matlab "datetime". Luego se verifica que el número de periodos de indisponibilidad sea distinto de cero, en cuyo caso no se realizan cambios (si el archivo original de base de datos poseía algún período de indisponibilidad, éste se elimina automáticamente).

Dependiendo del número de períodos de indisponibilidad ingresado, el programa crea un arreglo de celdas, el cual almacena la diferencia numérica entre las fechas ingresadas y la fecha de evaluación.

Debido que la función "datenum" transforma las fechas en números (representados en días), estos deben ser transformados en intervalos. Una vez transformados son almacenados en una matriz.

Control de demanda

El comportamiento de esta función es idéntico al anterior hasta la creación de la matriz de salida. En este caso, dado que los intervalos deben ser continuos, se agrega un paso adicional que asegura la continuidad de los tramos creando una dependencia de una columna con la otra.

Obtención de datos

Para obtener los datos de entrada de la base de datos se prosigue como se muestra a continuación:

- Se genera una matriz con las fechas que deben ser analizadas.
- Las fechas ya convertidas en números (días) deben ser transformadas en cadenas de caracteres, con el mismo formato en que los archivos de valores separados por coma están guardados (yyyy-mm-dd en este caso). Para esto, se implementa la función "datestr".
- Luego se agrega la extensión CSV para ser leídos.
- Los datos son almacenados en el arreglo de celdas.
- Se extraen los datos del arreglo de celdas y se guardan en diferentes vectores (Potencia unidad térmica, Potencia solar, Potencia inversor, etc.).
- Debido a que la resolución de los datos en los archivos de valores separados por coma es de 1 minuto, estos vectores deben adecuarse al número de intervalos totales dentro del horizonte de optimización.

De forma análoga, se obtiene la información de la operación real, con la diferencia que éste conjunto de ordenes observa las fechas hacia adelante y no hacia atrás.

Obtención SoC inicial

El comportamiento de esta función es esencialmente el mismo que el anterior, la diferencia principal recae en el directorio y nombre final con que se le adjudica el archivo de valores separados por coma.

Reemplazo de valores en base de datos (BD_replace.m)

La primera parte del código consiste en habilitar la conexión de Matlab con la base de datos. Además, se crean las variables que almacenan los nombres de las tablas dentro de la base de datos que se modificarán y el nombre de las columnas dentro de las tablas. Considerar que el nombre de las tablas se almacena en una cadena de caracteres, y el nombre de las columnas se almacena en un arreglo de celdas.

Luego, se procede al reemplazo de los valores de operación predichos, en este caso se

reemplazan los valores de demanda y generación solar. Para esto, se usa el comando `update`". Notar que este comando recibe parámetros en un formato específico, en el caso de la orden que condiciona la variable que se actualizará, éste debe ser almacenado como una cadena de caracteres. Los datos pueden estar en cualquier formato, en este caso se ingresó como una cadena de caracteres debido a que este es el formato del archivo original.

Luego, se chequea la existencia de períodos de indisponibilidad en la base de datos. En caso de existir, éstos son eliminados. El siguiente paso consiste en determinar si se ingresaron períodos de indisponibilidad en la aplicación. Si el número de períodos de indisponibilidad es distinto de cero, entonces se procede a insertar la información en la base de datos.

Se prosigue con el reemplazo de control de la demanda, se verifica la existencia de tramos de control de demanda, en caso de existir estos son eliminados. En caso de haber ingresado uno o varios tramos de control, se debe tener especial cuidado en que estos tramos sean continuos y abarquen la totalidad del horizonte.

Posteriormente, se procede al reemplazo de los valores entregados por la aplicación de las curvas de consumo de la unidad térmica, carga máxima del banco de baterías y valores de configuración para cada uno de los modelos de envejecimiento. Notar que independiente del modelo que se elija en la aplicación, éste reemplazará todos los valores en la ejecución del programa.

Luego, se procede con el reemplazo de las variables continuas en el horizonte de optimización, tales como, restricciones para el generador, baterías y demanda. Finalmente, se cierra la conexión con la base de datos para no provocar errores más adelante, cuando el optimizador proceda a leer los datos.

Eliminar y reemplazar valores en la base de datos (BD_delete_replace.m)

El funcionamiento de este conjunto de órdenes es idéntico en muchos aspectos al anteriormente explicado, se diferencia principalmente en cómo se procede al reemplazar los datos. Lo primero que se hace, luego de iniciada la conexión con la base de datos, es eliminar las filas sobrantes debido al cambio en el horizonte de optimización o bien en el tamaño de los intervalos. Notar que se eliminan las filas a partir del número de intervalos calculado. Luego, se procede a reemplazar los datos como se describió anteriormente.

Agregar y reemplazar valores en la base de datos (BD_insert_replace.m)

El comportamiento de este subprograma es similar al anterior, con la diferencia que, en vez de eliminar filas, éste las agrega. Luego, se reemplazan las variables pertinentes.

3.3.3. Interfaz usuario-máquina

El EMS de Huatacondo cuenta con una interfaz gráfica para configurar y operar la micro-red, mas no cuenta con una interfaz para realizar simulaciones orientadas al desarrollo y prueba de éste.

En esta sección se expone la estructura básica que se sigue para la programación de la interfaz usuario-máquina. Es importante destacar que desde un principio se buscó compatibilidad con versiones anteriores de Matlab, por lo que la interfaz se escribió a partir de una figura generada por el programa.

La primera parte del código se encarga principalmente de generar todas las pestañas, paneles, cuadros editables, tablas, botones, gráficos y cuadros de chequeo que participarán de la configuración preliminar de la simulación.

A continuación, se muestra un ejemplo de la configuración de una simulación mostrando todos los valores que están disponibles para su modificación.

3.3.4. Configuración de Simulación

Períodos de Indisponibilidad Unidad Térmica

Configuración de Simulación Resultados

Períodos de Indisponibilidad Unidad Térmica Curva de consumo y configuración de Unidad Térmica Control y configuración de Demanda Curva de carga y configurur...

Fechas iniciales de indisponibilidad

Número de Indisponibilidades: 0

Año	Mes	Día	Hora	Minuto	Segundo
-----	-----	-----	------	--------	---------

Fechas finales de indisponibilidad

Año	Mes	Día	Hora	Minuto	Segundo
-----	-----	-----	------	--------	---------

Chequeo de consistencia de fechas

Figura 3.11: Pestaña de períodos de indisponibilidad de unidad térmica de la aplicación.

En la primera pestaña “Períodos de Indisponibilidad Unidad Térmica” podemos configurar, si deseamos o no, que en el horizonte de optimización la Unidad Térmica este disponible. En caso de imponer uno o varios períodos de indisponibilidad, éste debe ingresarse en el orden que se agrega una nueva fila a la tabla. La resolución de la fecha impuesta debe estar sujeta al paso de los intervalos que se configurará más adelante. El botón de la esquina superior derecha “+” nos permite agregar fácilmente nuevas filas, que representan las fechas iniciales y finales de los períodos de indisponibilidad. Finalmente, en la esquina inferior derecha encontramos el botón “Chequeo de Consistencia de Fechas” que nos permite verificar los siguientes parámetros:

- Fechas finales e iniciales dentro del horizonte de optimización.
- Períodos consistentes, es decir que la fecha final de cada período debe ser mayor o igual a la fecha inicial del mismo período.
- La fecha final de cada período debe ser menor a la fecha inicial del período posterior.

Curva de consumo y configuración de Unidad Térmica

En esta sección se configura la curva de consumo del generador, y los parámetros característicos de éste.

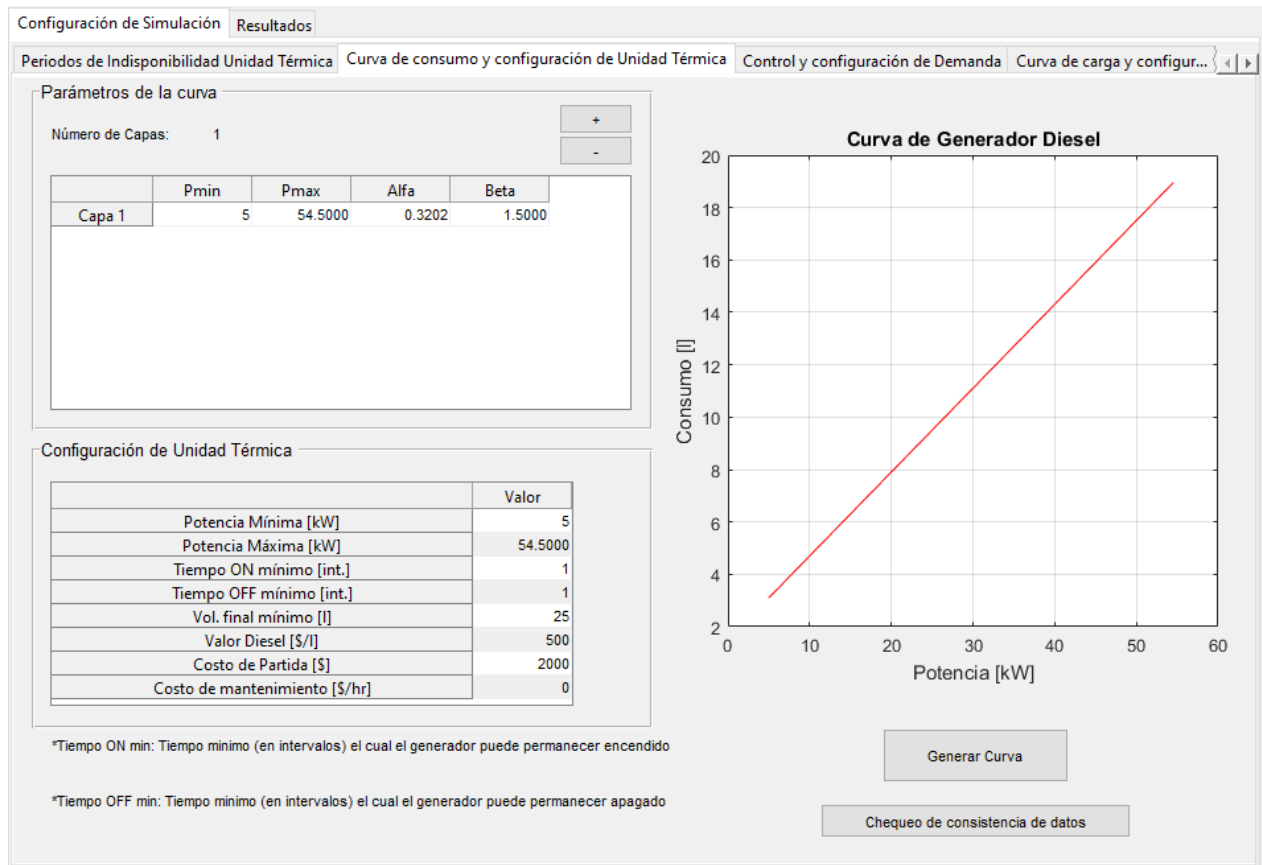


Figura 3.12: Pestaña de configuración de unidad térmica y curva de consumo de la aplicación.

En el primer panel encontramos una tabla, la cual podemos ir agregando filas conforme más capas requiera el modelo. Cada capa representa un tramo de la curva del generador. Una vez completadas las filas, podemos visualizar la forma de la curva con el botón “Generar Curva”. En el panel inferior encontramos parámetros que podemos modificar de la operación de la unidad térmica.

A esto se le suma el botón de “Chequeo de Consistencia de Datos”, el cual verifica lo siguiente:

- Potencia mínima del primer tramo sea igual a la potencia mínima del generador.
- Potencia máxima del último tramo sea igual a la potencia máxima del generador.
- Volumen final mínimo este dentro del rango nominal.
- Continuidad de la curva de consumo del generador.

Control y configuración de Demanda

La tercera pestaña muestra la configuración de “Control y configuración de Demanda” como se muestra a continuación:

Configuración de Simulación Resultados

Periodos de Indisponibilidad Unidad Térmica Curva de consumo y configuración de Unidad Térmica Control y configuración de Demanda Curva de carga y configur...

Control de Demanda

Número de Tramos para control: 3

Inicio de Tramo 1 es por defecto la fecha de evaluación

	Año	Mes	Día	Hora	Minuto	Segundo	SLmin	SLmax
Fin Tramo 1	2016	7	12	16	0	0	1	1
Fin Tramo 2	2016	7	13	8	0	0	1	1
Fin Tramo 3	2016	7	13	23	45	0	1	1

Configuración de Demanda

	Valor
Potencia mínima E.N.S [kW]	0
Potencia máxima E.N.S [kW]	20
Potencia mínima E. pérdida [kW]	-30
Potencia máxima E. pérdida [kW]	0

*E.N.S: Restricciones de potencia en regimen de Energía no suministrada (Demanda > Generación)

*E. pérdida: Restricciones de potencia en regimen de Energía perdida (Generación ERNC > Demanda)

Chequeo de consistencia de datos

Figura 3.13: Pestaña de control y configuración de la demanda en la aplicación.

En esta pestaña podemos configurar la actuación del control de demanda. Para esto, se debe agregar cuantas filas uno desee segregar la demanda, y posteriormente, se ingresan las fechas de cada fin de tramo. Notar, que el fin de un tramo determina el inicio del siguiente tramo, por ejemplo, el fin del tramo uno es el mismo que el inicio del tramo dos. A la derecha de cada fin de tramo, se ingresa el valor mínimo y máximo que puede tomar el factor de desplazamiento de la demanda. El inicio del tramo 1 es por defecto el primer intervalo. Al igual que en la sección anterior, se debe tener especial cuidado en que las fechas deben estar sujetas al tamaño de los intervalos.

Además, se puede configurar valores de potencia mínima y máxima en régimen de E.N.S (Potencia de falla) y E. Pérdida (Potencia renovable vertida). Finalmente, observamos el botón de “Chequeo de consistencia de datos”, el cual verifica que el:

- Fin del primer tramo, sea mayor o igual que el inicio del primer tramo, esto deriva en que la duración del primer tramo, será mayor o igual a un intervalo.
- Fin de cada tramo, sea mayor o igual que fin del tramo anterior.

- Fecha de último tramo, sea igual a la fecha final del período de optimización, garantizando el control dentro de todo el horizonte.

Curva de carga máxima y configuración de Baterías

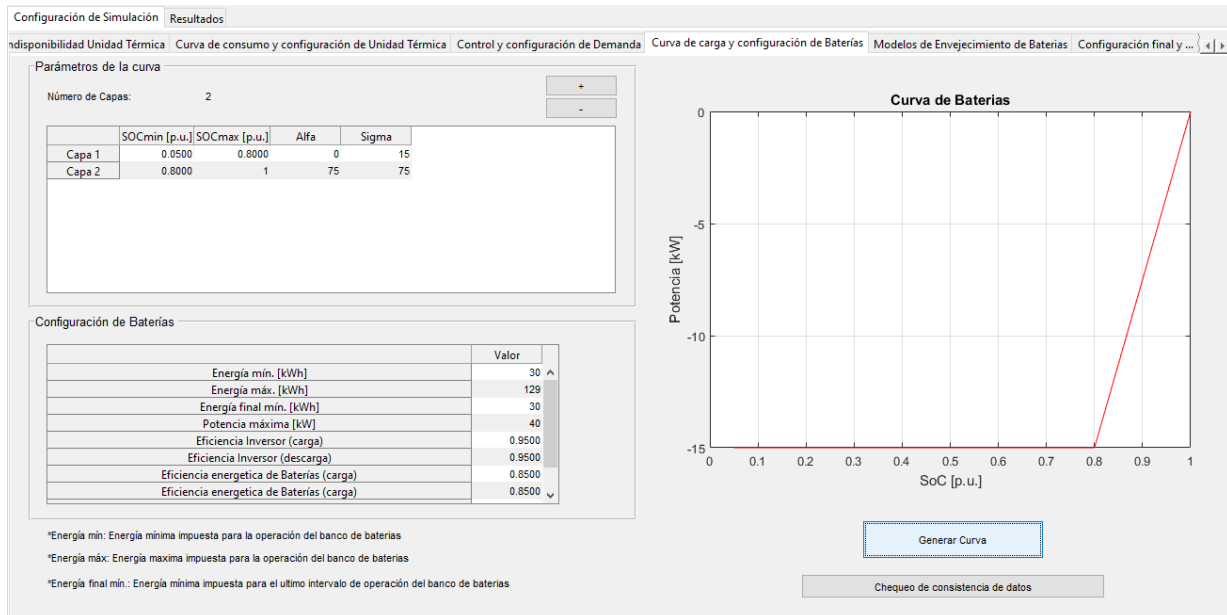


Figura 3.14: Pestaña de configuración y curva de carga del banco de baterías en la aplicación.

En esta sección podemos configurar la curva que limita la potencia máxima de carga (ingresa como potencia negativa en optimizador) del banco de baterías. Podemos agregar filas dependiendo del número de tramos por el cual queramos dividir la curva. A la derecha, observamos un gráfico en el cual podemos ver la curva resultante presionando el botón “Generar Curva”.

Más abajo observamos un cuadro en donde podemos configurar parámetros de la batería. Finalmente, tenemos el botón para chequear la consistencia de los datos puestos en la configuración y en la curva, el cual verifica:

- Energía mínima y máxima dentro de rango nominal.
- Energía máxima mayor que energía mínima.
- Energía final mínima dentro de rango nominal.
- SoC_{min} y SoC_{max} de cada capa dentro de rango.
- Continuidad de la curva de potencia máxima de carga.

Modelos de envejecimiento de baterías

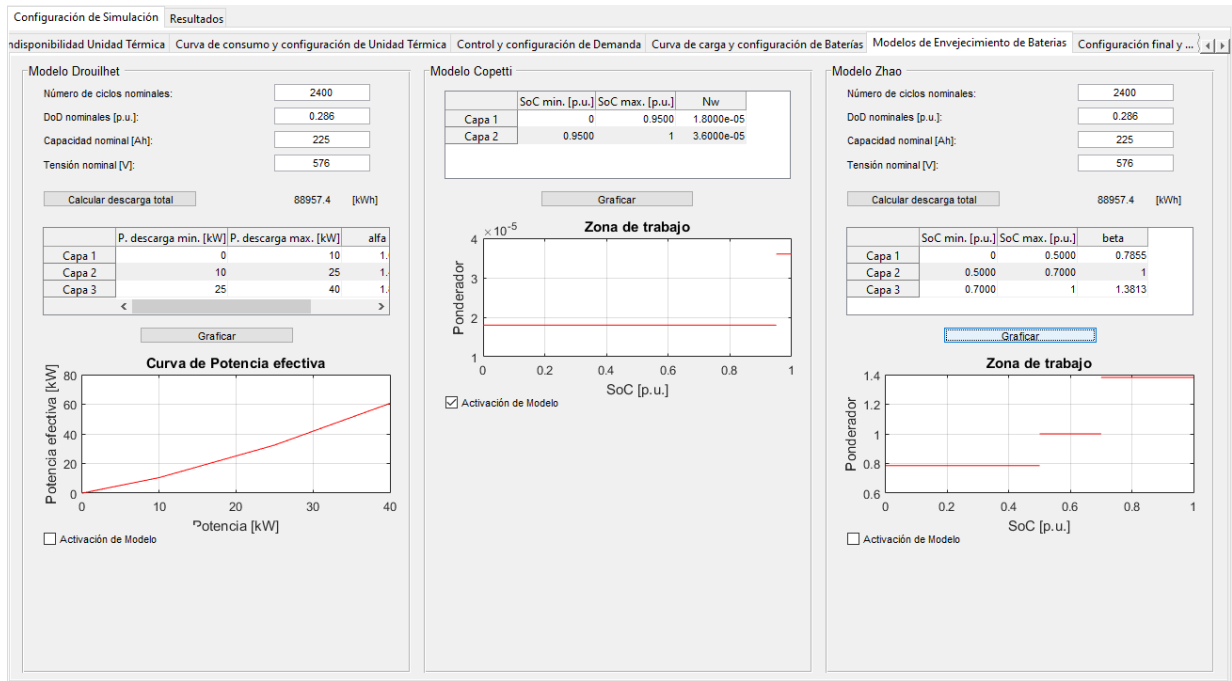


Figura 3.15: Pestaña de modelos de envejecimiento del banco de baterías en la aplicación.

En esta sección podemos seleccionar y configurar los modelos de envejecimiento propuestos para iniciar la simulación. El primer panel permite la configuración del modelo Drouilhet, el cual en primer lugar, nos permite calcular la descarga nominal total en función de los valores entregados por el fabricante. Luego, podemos configurar la curva de potencia efectiva hasta un máximo de 3 tramos. El segundo panel permite la configuración del modelo Copetti, configurando los límites de las zonas de trabajo y sus respectivos ponderadores. El último panel permite la configuración del modelo Zhao y funciona de forma análoga a los dos mencionados anteriormente.

Para activar un modelo, éste debe registrarse en la caja de chequeo que se encuentra al final de cada panel de configuración.

Configuración final y Simulación

Configuración de Simulación | Resultados

Unidad Térmica | Curva de consumo y configuración de Unidad Térmica | Control y configuración de Demanda | Curva de carga y configuración de Baterías | Modelos de Envejecimiento de Baterías | Configuración final y Simulación

Selección de Directorio

Directorio de Programa C:\Users\Ferro\Desktop\Respaldo\Programas\Aplicacion

Directorio de Optimizador 1 C:\Users\Ferro\Desktop\Respaldo\Programas\Optimizador con base de datos fico

Directorio de Optimizador 2 C:\Users\Ferro\Desktop\Respaldo\Programas\Optimizador con base de datos fico

Directorio de Data Historica C:\Users\Ferro\Desktop\Respaldo\Operacion

Funciones extra

Importa datos para visualizar en la aplicación

Exporta datos para creados en la simulación

*Horizonte: Horizonte de optimización, periodo en el cual la simulación se ejecutará

*Intervalos: Duración de los intervalos en los que se dividirá el horizonte.

*Gap de simulación: Margen de error permitido para alcanzar el optimo en la simulación.

*Tiempo máx. sim.: Tiempo máximo de simulación antes de que se interrumpa automáticamente.

Configuración de Simulación

	Valor
Horizonte [horas]	48
Intervalos [min]	15
Gap de simulación [p.u.]	1.0000e-03
Tiempo máx. sim. [min]	500

Fecha Evaluación 2016 - 7 - 12 0 : 0

Figura 3.16: Pestaña de configuración final y inicio de simulación en la aplicación.

En esta pestaña se configuran los parámetros de la simulación:

- Horizonte de optimización.
- Tamaño de los intervalos.
- Gap de simulación.
- Tiempo máximo de simulación.
- Fecha de evaluación.

Todos los parámetros anteriores vienen con un valor por defecto. Una vez ingresado todos los parámetros del simulador, se oprime el botón simular, el cual indica al programa principal ser ejecutado. Este programa se encarga de realizar todas las tareas de conexión y análisis de datos para ser mostrados en la aplicación.

Dentro de la pestaña también podemos encontrar un panel con funciones extra, las cuales permiten importar y exportar resultados calculados por la simulación. El botón exportar guarda la información generada por el programa una vez realizada la simulación, éste preguntará en qué lugar se desea guardar el archivo MAT que contiene los resultados. El botón importar permitirá al usuario abrir archivos MAT que contengan resultados de simulaciones realizadas por otros computadores o bien, con diferentes parámetros de simulación para ser observados en la pestaña de “Resultados”.

Barrido de Fechas

Configuración de Simulación | Resultados

Periodos de Indisponibilidad Unidad Térmica | Curva de consumo y configuración de Unidad Térmica | Control y configuración de Demanda | Curva de carga y configuración de Baterías | Modelos de Envejecim...

Configuración de Barrido - Método Clásico

Fecha Inicio: 2017 - 1 - 1 0 : 0

	Valor
Horizonte [horas]	24
Intervalos [min]	60
Número de Iteraciones	30
Delta tiempo [min]	1440

Directorio de salida de datos: C:\Users\Ferro\Desktop\Respaldo\Programas\Aplicacion\Datos Salida Barrido

Configuración de Barrido - Método Horizonte Deslizante

Fecha Inicio: 2017 - 1 - 1 0 : 0

	Valor
Horizonte [horas]	24
Intervalos [min]	60
Número de Iteraciones	3
Delta tiempo [min]	60

Directorio de salida de datos: C:\Users\Ferro\Desktop\Respaldo\Programas\Aplicacion\Datos Salida Barrido - RH

Figura 3.17: Pestaña de Barrido de fechas en la aplicación.

En esta sección se puede realizar un barrido de fechas, es decir, correr un número determinado de simulaciones secuenciales, con el fin de obtener una simulación de largo plazo que representaría un resultado más realista y un análisis posterior más profundo. En esta pestaña encontraremos un panel de configuración en el cual indicaremos la fecha inicial del barrido, el horizonte de optimización de cada simulación, la duración del intervalo en cada simulación, la distancia entre las simulaciones y el número total de simulaciones. Además, podremos indicar el directorio de salida de los resultados obtenidos.

El segundo panel está configurado para realizar simulaciones usando el método del horizonte deslizante. Se usa una base de optimizadores diferente, ya que las entradas iniciales son diferentes.

Esta pestaña será la principal herramienta de obtención de resultados para el análisis general de la aplicación.

3.3.5. Resultados de la aplicación

En esta sección se explica cómo interpretar y obtener resultados mostrados en las tablas de “Resultados”, “Costos de Operación” y “Resultado Baterías”.

Resultados

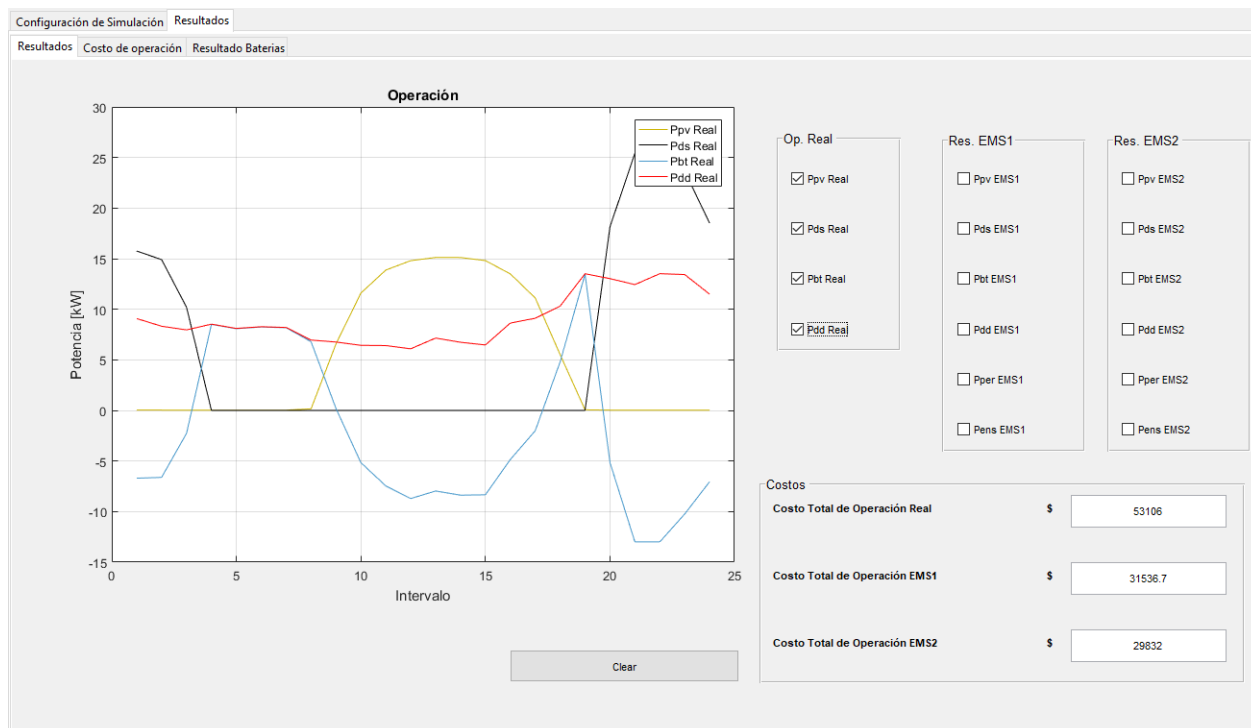


Figura 3.18: Pestaña de Resultados gráficos en la aplicación.

En esta pestaña se almacenan los resultados principales relacionados con la operación de Huatacondo. La aplicación permite al usuario elegir qué resultado mostrar en el gráfico, en el ejemplo de la imagen se observan los resultados entregados por la operación real. Esta herramienta permite comparar las curvas reales de operación con las encontradas por los distintos optimizadores, como se muestra a continuación:

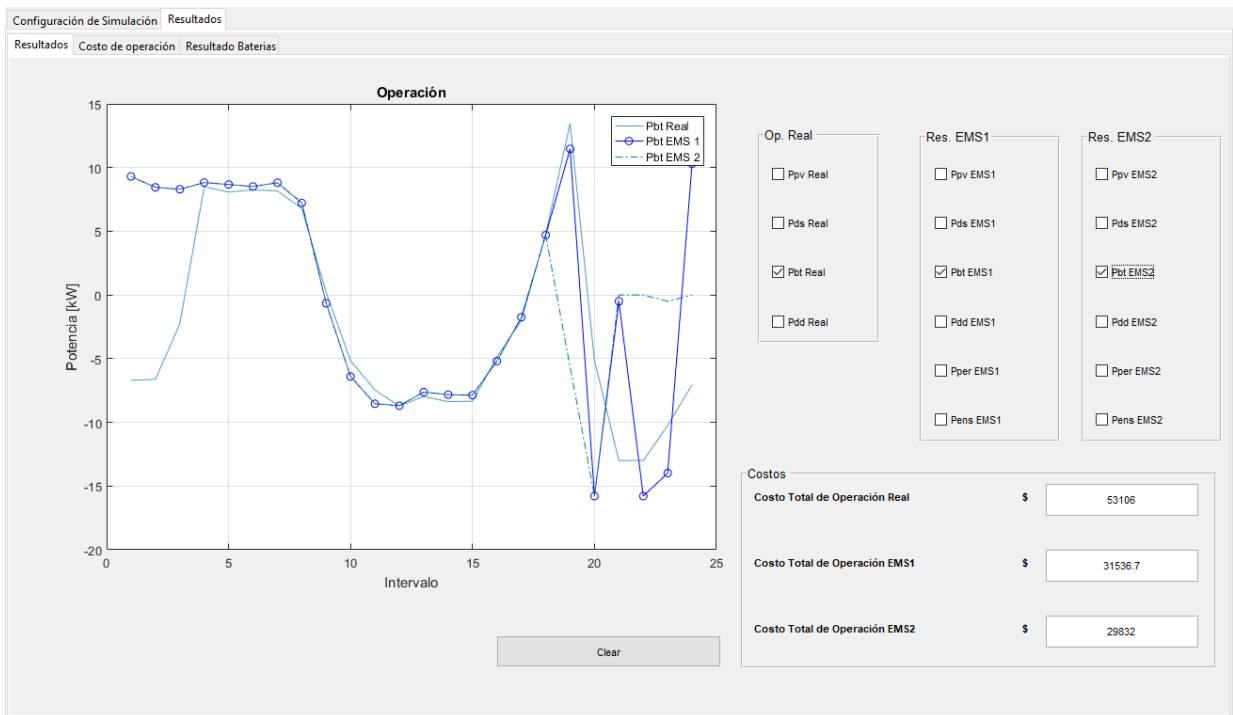
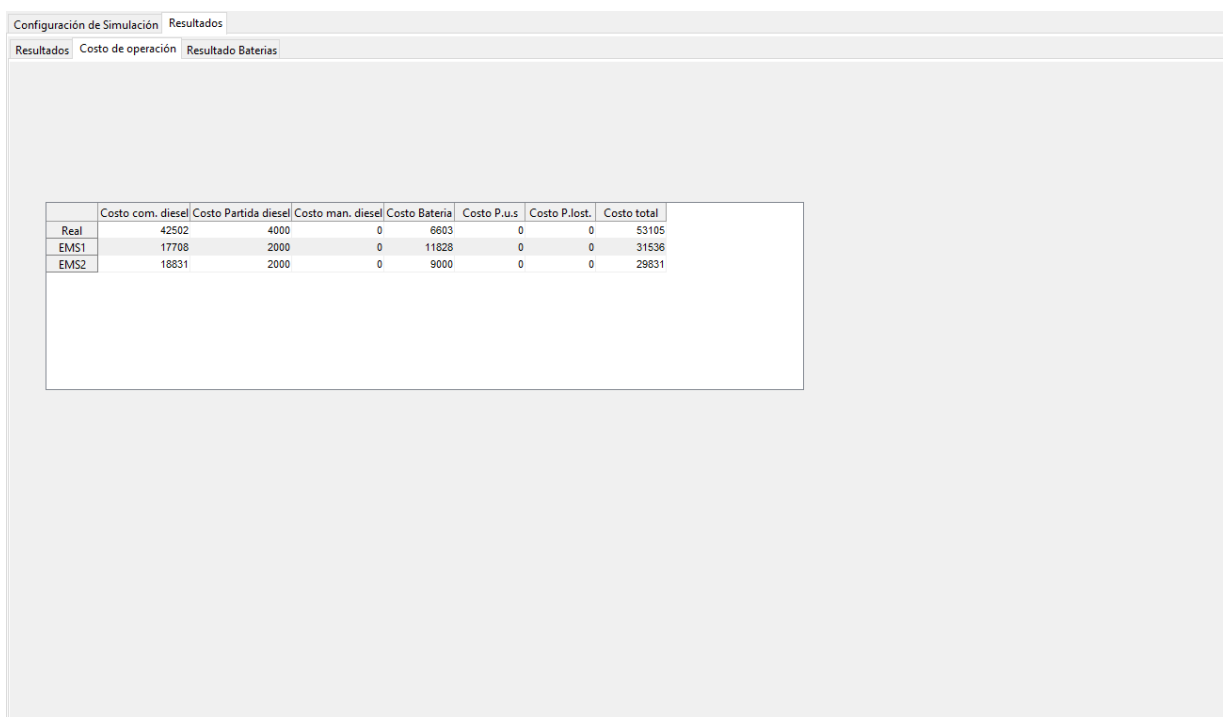


Figura 3.19: Resultados gráficos, Potencia del banco de baterías.

En este ejemplo se han seleccionado las curvas de potencia del banco de baterías. Se ha implementado un botón “Clear”, para limpiar el gráfico con la finalidad de observar otros parámetros. Se incluye en los resultados el costo total de operación en el horizonte de optimización. Donde:

- P_{pv} : Potencia Fotovoltaica.
- P_{ds} : Potencia Unidad Térmica.
- P_{bt} : Potencia Banco de Baterías.
- P_{dd} : Demanda.
- P_{per} : Potencia Vertida.
- P_{ens} : Potencia de Falla.

Costos de operación



	Costo com. diesel	Costo Partida diesel	Costo man. diesel	Costo Bateria	Costo P.us.	Costo P.lost.	Costo total
Real	42502	4000	0	6603	0	0	53105
EMS1	17708	2000	0	11828	0	0	31536
EMS2	18831	2000	0	9000	0	0	29831

Figura 3.20: Resultados, Costos de Operación.

En esta pestaña se entablan los costos operacionales diferenciados, con la finalidad de observar los costos reales del sistema (Costo combustible, Costo de partida, Costos de mantenimiento), versus los costos sombra (Costo por operación de batería, costo de falla, costo de potencia vertida).

Resultado Baterías

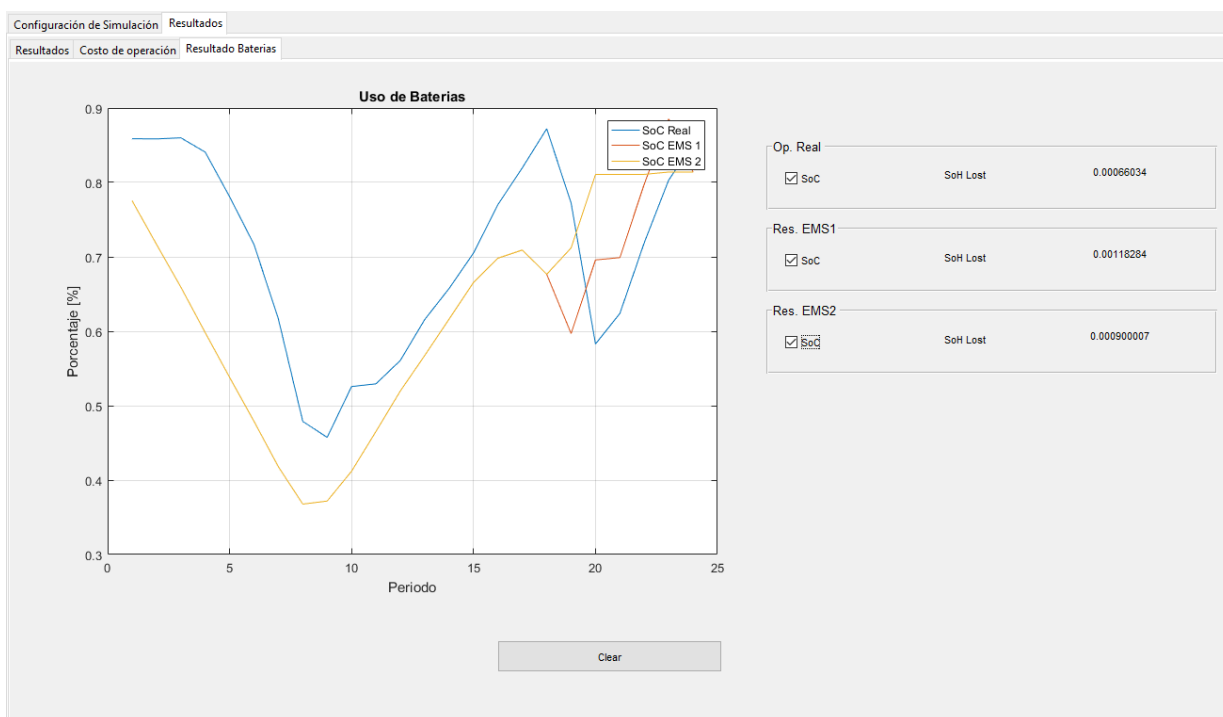


Figura 3.21: Resultados, Operación de Baterías.

En esta pestaña se muestra el uso de la batería en el horizonte de optimización. Al igual que en la pestaña de resultados gráficos se pueden seleccionar qué datos se quieren mostrar en el gráfico. En el ejemplo de la Figura 3.21 se compara el estado de carga (SoC) en la operación real, versus el estimado por cada EMS. Además, se muestra la pérdida de estado de salud (SoH) debido a la operación de ésta.

Capítulo 4

Resultados y discusión

El siguiente capítulo retrata los resultados y discusiones obtenidos de realizar diversas simulaciones con el software desarrollado, con el propósito de mostrar el correcto funcionamiento de éste.

4.1. Potencia Solar y Demanda esperada

Como se mencionó en la sección 3.3.2, los vectores potencia solar esperada y demanda esperada, se obtienen de la operación real del día anterior. A continuación, se muestran perfiles típicos encontrados en distintos meses en la operación de Huatacondo:

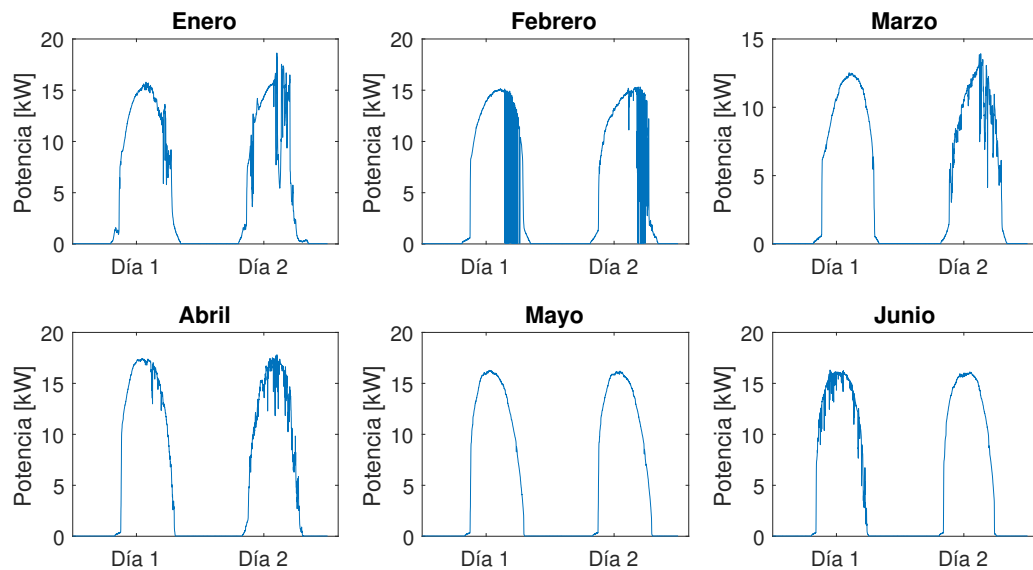


Figura 4.1: Perfil generación solar de típico en el transcurso de dos días.

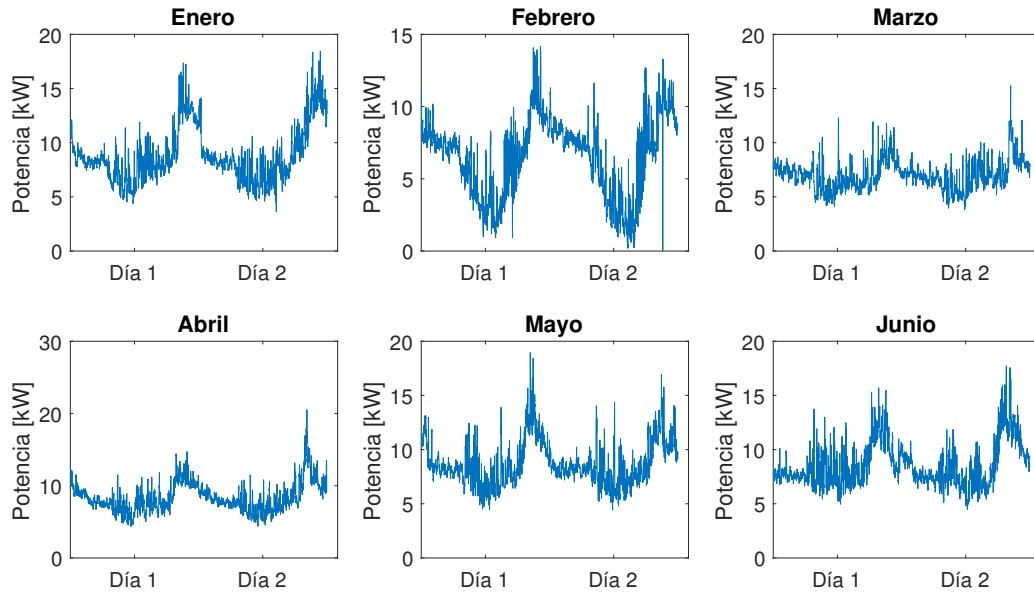


Figura 4.2: Perfil de demanda de típico en el transcurso de dos días.

4.2. Operación en corto plazo

La primera tanda de simulaciones se realizó en el corto plazo, para determinar cómo se comportaban los optimizadores en general. Para esto, se eligió una fecha aleatoria y una configuración estandarizada de la red de Huatacondo, como se muestra a continuación:

Configuración de simulación en el corto plazo	
Parámetro	Valor
Fecha de Evaluación	12-07-2016
Horizonte de Evaluación	24 [Hr]
Duración de los intervalos	60 [min]
Gap	10^{-3} [p.u.]
Número de indisponibilidades de Unidad Térmica	0
Número de tramos de control de demanda	0
SoC_{min} del banco de baterías	23 %
SoC_{max} del banco de baterías	100 %
SoC_{min}^{fin} del banco de baterías	23 %
Costo diesel [\$/lt]	500
Costo partida [\$]	2.000
Costo mantenimiento [\$/Hr]	0
Costo inversión banco de baterías [\$]	10.000.000
Costo falla [\$/kWh]	2.000
Costo de potencia vertida [\$/kWh]	10

Tabla 4.1: Configuración de simulación en el corto plazo.

Los resultados encontrados se muestran en la Figura 4.3:

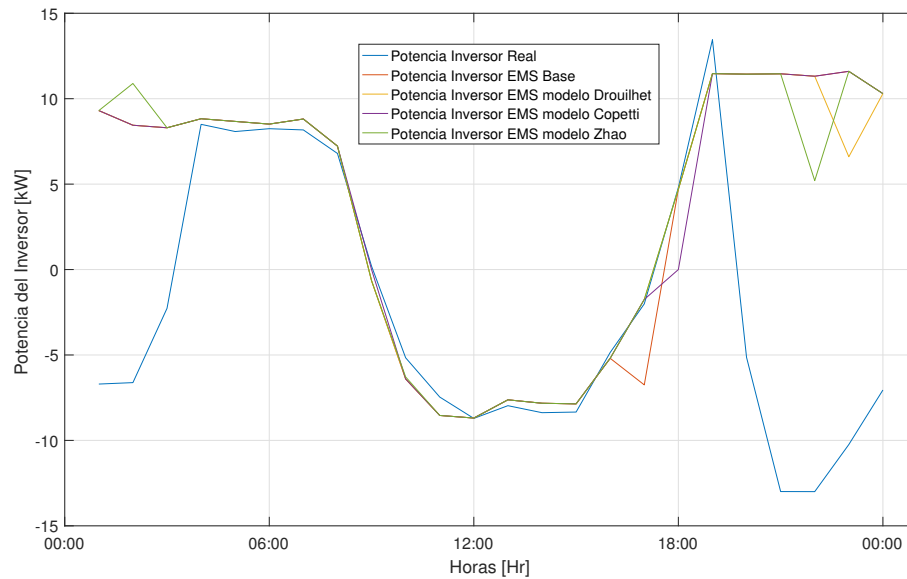


Figura 4.3: Potencia de Inversor determinada por diferentes modelos de EMS aplicados al 12-07-2016.

Notamos que los resultados, tanto del EMS base, como de los EMS's con modelo de envejecimiento incorporado, determinan que en las horas finales del día, el banco de baterías se descargue por completo (hasta el estado de carga mínimo impuesto en el programa), como se puede observar la Figura 4.4:

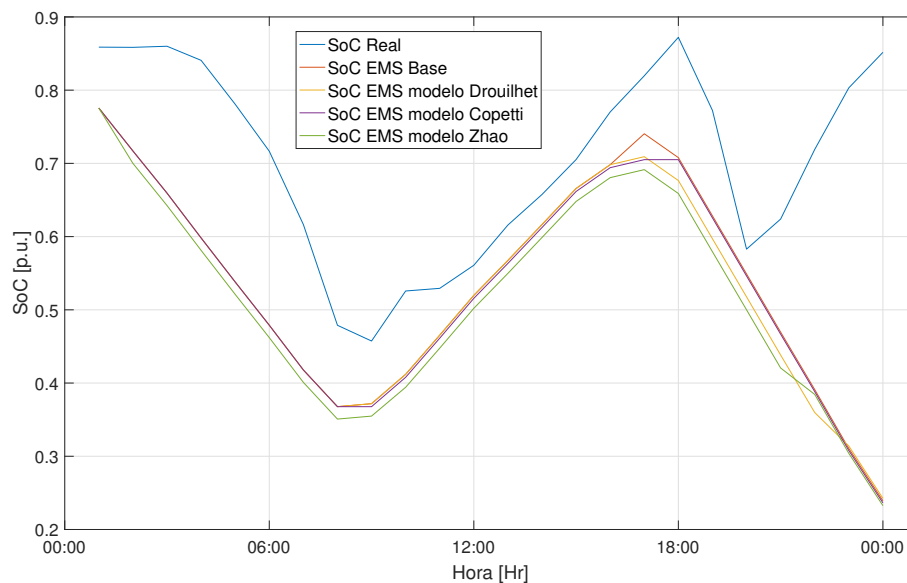


Figura 4.4: SoC del banco de baterías determinado por diferentes modelos de EMS aplicados al 12-07-2016.

Este resultado se debe principalmente a que el EMS corrió los resultados por sólo un día,

y determinó que una operación óptima se encontraba al reemplazar la unidad térmica por el banco de baterías:

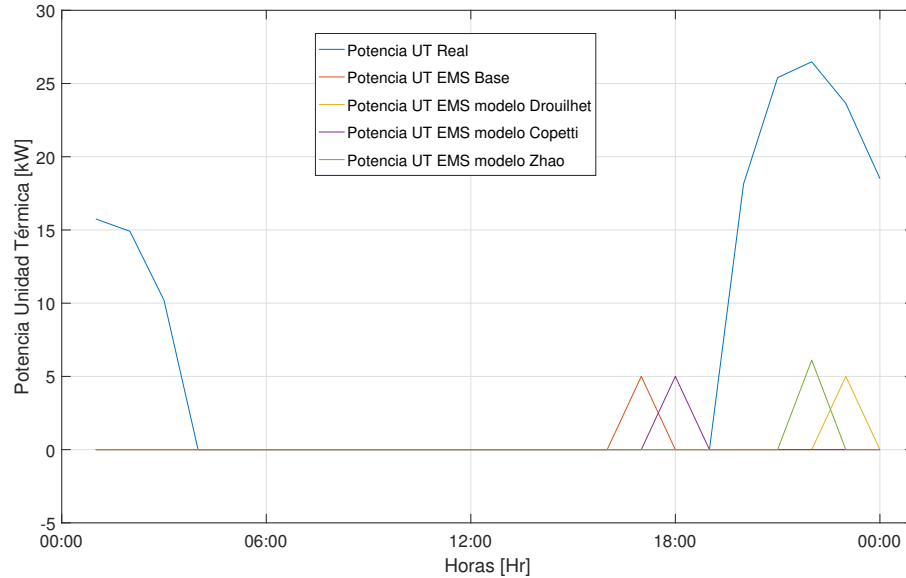


Figura 4.5: Potencia de Unidad Térmica determinada por diferentes modelos de EMS aplicados al 12-07-2016.

En la figura 4.5 podemos observar que los distintos EMS's determinaron una operación mínima de la unidad térmica a diferencia de la operación real, la cual se define a partir del criterio del operador de la micro-red. En la siguiente tabla se resumen los costos operacionales de la simulación:

Resumen de costos [\$]							
Modelo	C_{die}	C_{par}	C_{man}	C_{bat}	C_f	C_{ver}	C_{tot}
Operación Real (mod. Drouilhet)	42.502	4.000	0	6.603	-	-	53.105
Operación Real (mod. Copetti)	42.502	4.000	0	9.547	-	-	56.049
Operación Real (mod. Zhao)	42.502	4.000	0	8.485	-	-	54.988
EMS Base (mod. Drouilhet)	1.550	2.000	0	17.880	0	0	21.430
EMS Base (mod. Copetti)	1.550	2.000	0	9.547	0	0	13.097
EMS Base (mod. Zhao)	1.550	2.000	0	15.866	0	0	19.416
EMS modelo Drouilhet	1.550	2.000	0	17.157	0	0	20.708
EMS modelo Copetti	1.906	2.000	0	8.353	0	24	12.284
EMS modelo Zhao	1.728	2.000	0	14.703	0	25	18.458

Tabla 4.2: Resumen de costos operación corto plazo.

Es importante destacar que en el cálculo de los costos, tanto de la operación real, como de los entregados por el EMS base, se incluyó el costo por uso del banco de baterías, debido a que cada modelo calcula este costo de forma diferente. En la tabla 4.2 se explicitan estos costos, aún cuando la operación es idéntica en cada caso (costos de diésel, partida y mantenimiento iguales). Observamos que los costos de consumo de la unidad térmica se redujeron de \$42.502 a \$1.550, nuevamente se hace énfasis en el reemplazo de la unidad térmica por el banco de baterías determinada por los diferentes modelos de EMS.

Lamentablemente esta operación no se considera óptima para el largo plazo, ya que sólo logra mover la operación de la unidad térmica en el horizonte, y no un remplazo total de ésta. Este efecto puede observarse al correr la simulación para el día siguiente, cuando el estado de carga de las baterías se encuentra en su valor mínimo, al inicio del horizonte de optimización:

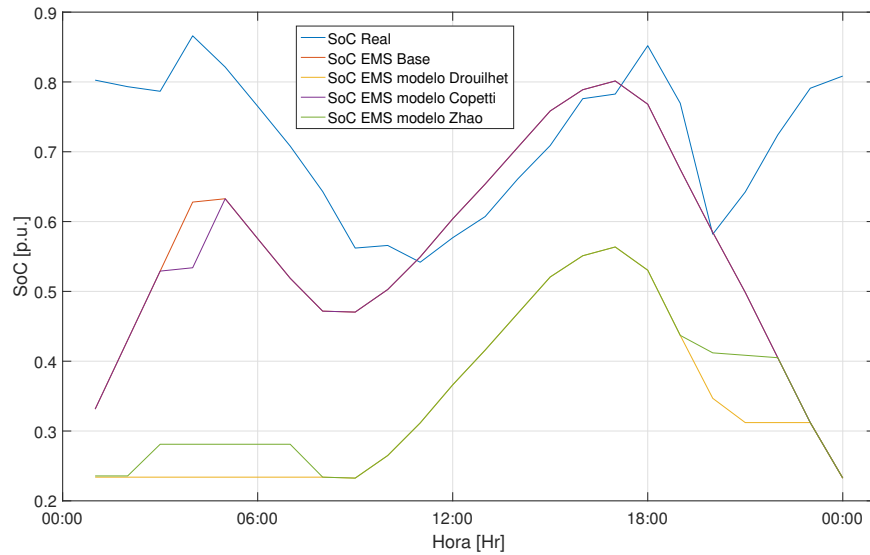


Figura 4.6: SoC del banco de baterías determinado por diferentes modelos de EMS aplicados al 13-07-2016.

Observamos en la Figura 4.6, que en todos los casos el EMS trata de cargar el banco de baterías lo más rápido posible, y de esta forma generar la energía suficiente para entregar a la red en lo que resta del día. Esta carga la realiza en la noche, encendiendo la unidad térmica:

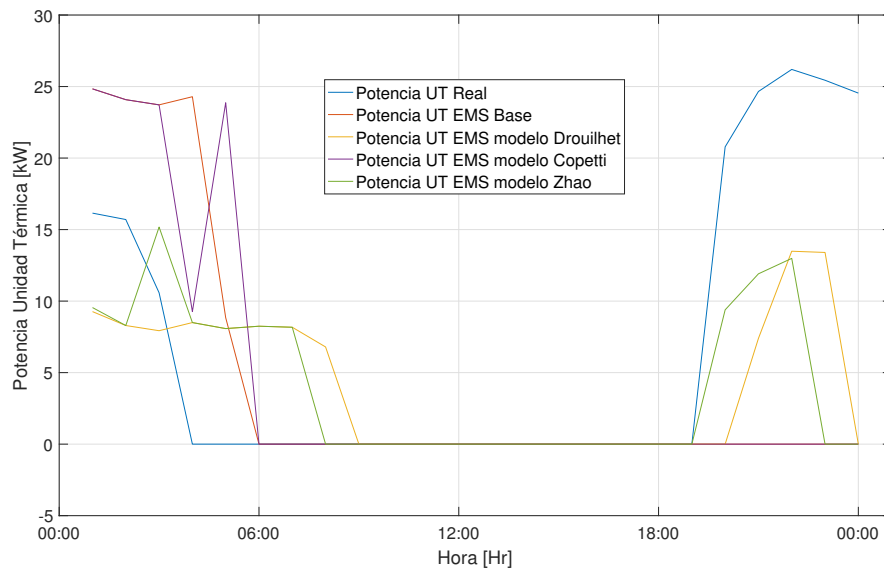


Figura 4.7: Potencia de Unidad Térmica determinada por diferentes modelos de EMS aplicados al 13-07-2016.

A continuación se entablan los costos de operación de ambos días de la simulación:

Resumen de costos [\\$]							
Modelo	C_{die}	C_{par}	C_{man}	C_{bat}	C_f	C_{ver}	C_{tot}
Operación Real (mod. Drouilhet)	86.766	8.000	0	13.325	-	-	108.092
Operación Real (mod. Copetti)	86.766	8.000	0	19.094	-	-	113.860
Operación Real (mod. Zhao)	86.766	8.000	0	17.918	-	-	112.585
EMS Base (mod. Drouilhet)	22.232	4.000	0	31.918	0	0	58.151
EMS Base (mod. Copetti)	22.232	4.000	0	19.094	0	0	45.326
EMS Base (mod. Zhao)	22.232	4.000	0	27.091	0	0	53.323
EMS modelo Drouilhet	25.738	6.000	0	23.550	0	1	55.289
EMS modelo Copetti	23770	4.000	0	15.911	391	24	44.098
EMS modelo Zhao	25.283	6.000	0	19.911	0	25	51.221

Tabla 4.3: Resumen de costos operación corto plazo (dos días de simulación).

Tener presente que estos costos representan la operación continuada de dos simulaciones con un horizonte de un día, y no la operación de una simulación con un horizonte de dos días. Esta operación en el largo plazo no resulta conveniente, por lo que se realiza una simulación de mediano plazo, para determinar un patrón en el uso de la batería y de esta forma fijar un punto de operación al final del horizonte de optimización:

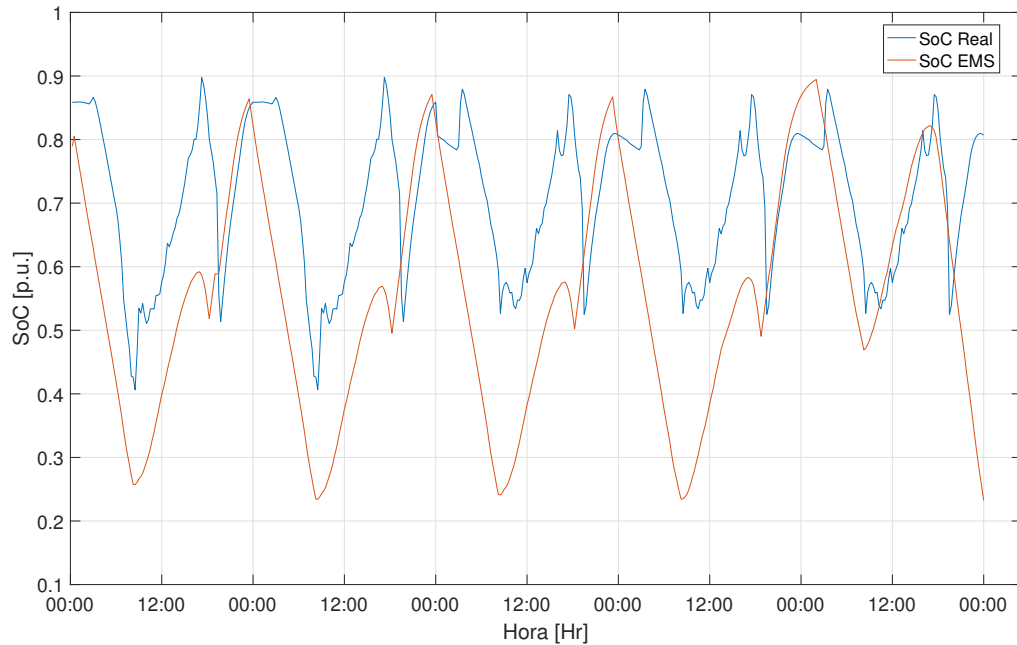


Figura 4.8: SoC del banco de baterías determinado por el EMS base entre el 12-07-2016 y el 16-07-2016.

Notamos que para una operación óptima de la micro-red, el EMS siempre intenta llevar al banco de baterías a un SoC de un 85 % a las 00:00 horas, esto efecto se puede ver en la Figura 4.8. De esta, forma la micro-red puede alimentarse del banco cuando es más conveniente. Finalmente, se fija el estado de carga mínimo al final del horizonte de optimización a un 85 % para simulaciones de un día.

4.3. Operación en el largo plazo usando el método clásico

El método clásico consiste resolver el problema de optimización cada vez que el horizonte de optimización de la iteración anterior se ha cumplido. La configuración utilizada para correr la simulación se muestra a continuación:

Configuración de simulación en el largo plazo	
Parámetro	Valor
Fecha de Evaluación inicial	01-01-2017
Fecha de Evaluación final	30-06-2017
Número de iteraciones	181
Separación entre las simulaciones [min]	1.440
Horizonte de Evaluación [Hr]	24
Duración de los intervalos [min]	60
Gap absoluto	10^{-3} [p.u.]
Número de indisponibilidades de Unidad Térmica	0
Número de tramos de control de demanda	0
SoC_{min} del banco de baterías	23 %
SoC_{max} del banco de baterías	100 %
SoC_{min}^{fin} del banco de baterías	85 %
Costo diesel [\$/lt]	500
Costo partida [\$]	2.000
Costo mantenimiento [\$/Hr]	0
Costo inversión banco de baterías [\$]	10.000.000
Costo falla [\$/kWh]	2.000
Costo de potencia vertida [\$/kWh]	10

Tabla 4.4: Configuración de simulación en el largo plazo.

A continuación se muestra una tabla resumen de los costos de operación obtenidos de la simulación en el largo plazo:

Resumen de costos largo plazo [\\$]								
Modelo	C_{die}	C_{par}	C_{man}	C_{bat}	C_f	C_{ver}	C_{tot}	SoH_{per}
Op. Real (mod. Drouilhet)	6.787.663	838.000	0	1.523.707	-	-	9.149.371	15,23 %
Op. Real (mod. Copetti)	6.787.663	838.000	0	1.938.479	-	-	9.564.143	19,38 %
Op. Real (mod. Zhao)	6.787.663	838.000	0	2.038.341	-	-	9.664.005	20,38 %
EMS Base (mod. Drouilhet)	3.433.716	410.000	0	2.013.928	5.185	0	5.862.830	20,13 %
EMS Base (mod. Copetti)	3.433.716	409.999	0	1.735.999	5.185	0	5.584.900	17,35 %
EMS Base (mod. Zhao)	3.433.716	409.999	0	2.002.410	5.185	0	5.851.311	20,02 %
EMS modelo Drouilhet	3.857.333	484.000	0	1.245.671	0	1	5.587.004	12,45 %
EMS modelo Copetti	3.632.975	404.000	0	1.418.554	12.427	1.981	5.469.939	14,18 %
EMS modelo Zhao	3.729.417	409.999	0	1.435.954	3.621	274	5.579.268	14,35 %

Tabla 4.5: Resumen de costos operación en el largo plazo (6 meses).

Si nos centramos en los resultados entregados por el EMS base en contraste con la Operación Real, encontramos que la unidad térmica vio reducido sus costos operacionales a la mitad. Se puede observar que los modelos determinan una pérdida de estado de salud que bordea el 17% en la operación real, este valor se ajusta al valor esperado obtenido de dividir la cantidad de días simulados (181 días) por la cantidad de días en que se espera que la batería agote su vida útil (973 días), éste valor corresponde a un 18,6%.

Notamos que el costo por uso del banco de baterías entre la operación real y los costos entregados por el EMS base no varían en gran medida. Lo que se observa es un desplazamiento en el horario de uso de las baterías, causando a su vez el desplazamiento de encendido de la unidad térmica.

Los cambios más importantes en cuanto al uso del banco se observan en las filas de costos que implementan los modelos de envejecimiento. Los tres modelos propuestos determinan que una operación óptima de la red se encuentra al usar de forma balanceada la unidad térmica y el banco de baterías. En la Figura 4.9 se muestra la distribución de energía entregada a la red, tanto de la unidad térmica, como del banco de baterías:

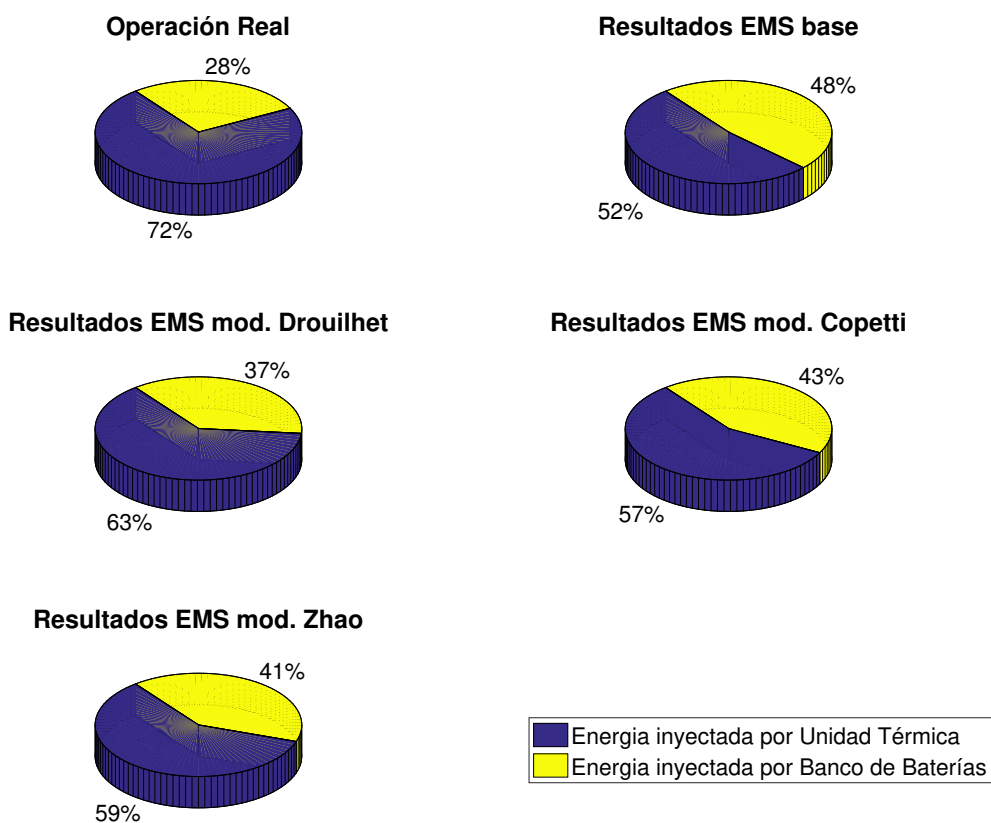


Figura 4.9: Distribución de energía entregada a la red en el largo plazo.

Estos gráficos muestran explícitamente la utilización del banco de baterías (a diferencia de los costos, los cuales dependen de cada modelo). Originalmente la unidad térmica inyecta la mayor cantidad de energía a la micro-red, pero al aplicar el EMS base, la inyección de energía se equilibra entre estas unidades, al punto de entregar casi la misma energía en el periodo simulado. Cuando se integran los modelos de envejecimiento, la balanza vuelve a equilibrarse hacia la unidad térmica, esto debido a que el precio por generar un kWh con la unidad térmica compite con el precio de generar un kWh con el banco de baterías. Estos costos se muestran a continuación:

Costos variables de las unidades	
Parámetro	Valor
CV^{min} Unidad Térmica	173 [\$/kWh]
CV^{max} Unidad Térmica	310 [\$/kWh]
CV Banco de baterías	112 [\$/kWh]

Tabla 4.6: Resumen de costos variables de las unidades evaluadas.

Se hace hincapié en que la unidad térmica tiene una curva de consumo no lineal. Esta unidad es más eficiente cuando se encuentra a plena carga (con un CV de 173[\$/kWh]) y cuando se opera en el mínimo técnico, la unidad consume demasiado diésel (CV de 310[\$/kWh]).

La maximización de la vida útil se presenta en los tres modelos propuestos, en promedio la pérdida de vida útil se redujo en un 26,55 %, que equivale a un aumento porcentual de un 36,15 % de la vida esperada de la batería (si se realizara una simulación considerando toda la vida de la batería). Si se considera la implementación de estos modelos podría llegar a extenderse la vida hasta unos 351 días, o bien 0,96 años en promedio. A continuación se resume el aumento de vida esperado de cada modelo implementado:

Vida útil del banco para los distintos modelos			
Modelo de envejecimiento	Reducción de pérdida de vida	Aumento porcentual de vida	Vida esperada
Modelo Drouilhet	33,06 %	49,39 %	3,98 años
Modelo Copetti	23,76 %	31,16 %	3,49 años
Modelo Zhao	22,85 %	29,62 %	3,45 años

Tabla 4.7: Vida útil del banco de baterías para los distintos modelos de envejecimiento propuestos.

4.4. Operación en el largo plazo usando método del horizonte deslizante

El método del horizonte deslizante consiste en la retroalimentación del sistema de control, con la entrada de nuevos valores de predicción. En el caso del problema de optimización propuesto, los valores que retroalimentan al EMS son:

- Nuevo valor de demanda.
- Nuevo valor de generación solar.
- Valor real del estado de carga inicial del banco de baterías.
- Estado inicial de la unidad térmica (encendida o apagada).

El EMS resuelve el problema de optimización para el horizonte indicado (por ejemplo, un horizonte de un día, entre las 00:00 y las 24:00), con un intervalos de tiempo determinados (por ejemplo 1 hora). La consigna resuelta en el primer intervalo, es decir, entre las 00:00 y las 01:00, se aplica como referencia en la micro-red. Al pasar una hora, se obtiene el valor real

de demanda, la generación solar, el estado de la unidad térmica y el estado de carga de las baterías en esa hora. Estos nuevos valores retroalimentan al EMS, el cual vuelve a resolver el problema de optimización, pero ahora entre las 01:00 y las 01:00 del día siguiente, deslizando así el horizonte de optimización. Este método se implementa con la finalidad de minimizar la incertidumbre de las variables de predicción.

Debido a que este problema se trata como una simulación en la aplicación, se deben hacer ciertos ajustes. La simulación no afecta la operación real de la micro-red, por lo que para determinar el valor del estado de carga inicial y el estado inicial de la unidad térmica, se utiliza el valor entregado por la iteración anterior. Esta aproximación es suficiente si suponemos que la micro-red operó en valores cercanos a los determinados por el EMS.

Para implementar este método se debe ajustar la pestaña de barrido de fechas como se muestra a continuación:

Configuración de simulación en el largo plazo	
Parámetro	Valor
Fecha de Evaluación inicial	01-01-2017
Fecha de Evaluación final	31-01-2017
Número de iteraciones	744
Separación entre las simulaciones [min]	60
Horizonte de Evaluación [Hr]	24
Duración de los intervalos [min]	60
Gap absoluto	10^{-3} [p.u.]
Número de indisponibilidades de Unidad Térmica	0
Número de tramos de control de demanda	0
SoC_{min} del banco de baterías	23 %
SoC_{max} del banco de baterías	100 %
SoC_{min}^{fin} del banco de baterías	23 %
Costo diesel [\$/lt]	500
Costo partida [\$]	2.000
Costo mantenimiento [\$/Hr]	0
Costo inversión banco de baterías [\$]	10.000.000
Costo falla [\$/kWh]	2.000
Costo de potencia vertida [\$/kWh]	10

Tabla 4.8: Configuración de simulación en el largo plazo usando el método de horizonte deslizante.

En este caso se evalúa la micro-red por un periodo de un mes (debido a la cantidad de iteraciones que requiere esta simulación) y se configura el estado de carga mínimo al final del horizonte al mismo valor que el mínimo absoluto en el horizonte. Se compara con los resultados obtenidos de usar el método tradicional:

Resumen de costos largo plazo [\\$]								
Tipo de Costo	C_{dir}		C_{ind}		C_{tot}		SoH_{per}	
Método	UC	UC-RH	UC	UC-RH	UC	UC-RH	UC	UC-RH
Op. Real (mod. Drouilhet)	1.456.367	1.456.367	279.172	279.172	1.735.539	1.735.539	2,79 %	2,79 %
Op. Real (mod. Copetti)	1.456.367	1.456.367	328.582	328.582	1.784.950	1.784.950	3,28 %	3,28 %
Op. Real (mod. Zhao)	1.456.367	1.456.367	371.612	371.612	1.827.979	1.827.979	3,71 %	3,71 %
EMS Base (mod. Drouilhet)	896.792	648.543	362.617	410.698	1.259.411	1.059.242	3,61 %	4,10 %
EMS Base (mod. Copetti)	896.792	663.103	297.382	296.117	1.194.176	959.220	2,95 %	2,95 %
EMS Base (mod. Zhao)	896.792	699.957	331.040	509.155	1.227.834	1.209.112	3,29 %	5,09 %
EMS modelo Drouilhet	1.053.974	601.210	135.723	328.961	1.189.698	930.172	1,35 %	3,28 %
EMS modelo Copetti	932.563	643.690	242.567	206.087	1.175.130	849.778	2,36 %	2,00 %
EMS modelo Zhao	980.897	521.082	205.748	445.945	1.186.648	967.028	2,04 %	4,44 %

Tabla 4.9: Resumen comparativo de costos operación en el largo plazo (1 mes) usando método tradicional y horizonte deslizante.

Con C_{dir} y C_{ind} se refiere a los costos directos e indirectos definidos en la sección 3.1.1. UC y $UC-RH$ hacen referencia al método utilizado, UC corresponde a las siglas de *Unit Commitment* que hace alusión al pre-despacho clásico y $UC-RH$ proviene de *Unit Commitment - Rolling Horizon* que corresponde al pre-despacho usando el método del horizonte deslizante. Observamos inmediatamente una reducción en los costos totales del sistema, por reducir la carga asociada a la unidad térmica. Este efecto se observa tanto, en los EMS base, como en los EMS con modelo de envejecimiento incorporado y es independiente del modelo usado. Se le puede atribuir este efecto a la disminución de la incertidumbre en la generación solar y la demanda.

En el caso del método clásico, al resolver el problema de optimización de un día, este envía las referencias a la unidades para todo el horizonte, cuando se ha cumplido este horizonte, el controlador central vuelve a resolver el problema de optimización para el siguiente horizonte. Este método genera una alta incertidumbre en las estimaciones de generación solar y demanda, especialmente en los periodos cercanos al final del horizonte de optimización. Esta diferencia entre el valor real de una variable, y el valor estimado produce un resultado ineficiente del problema de optimización, proponiendo referencias que no son óptimas. Esta no optimalidad se ve reflejada en las diferencias de costos totales (y parciales) mostradas anteriormente.

La Figura 4.10 muestra la evolución de energía entregada por la unidad térmica y el banco de baterías:

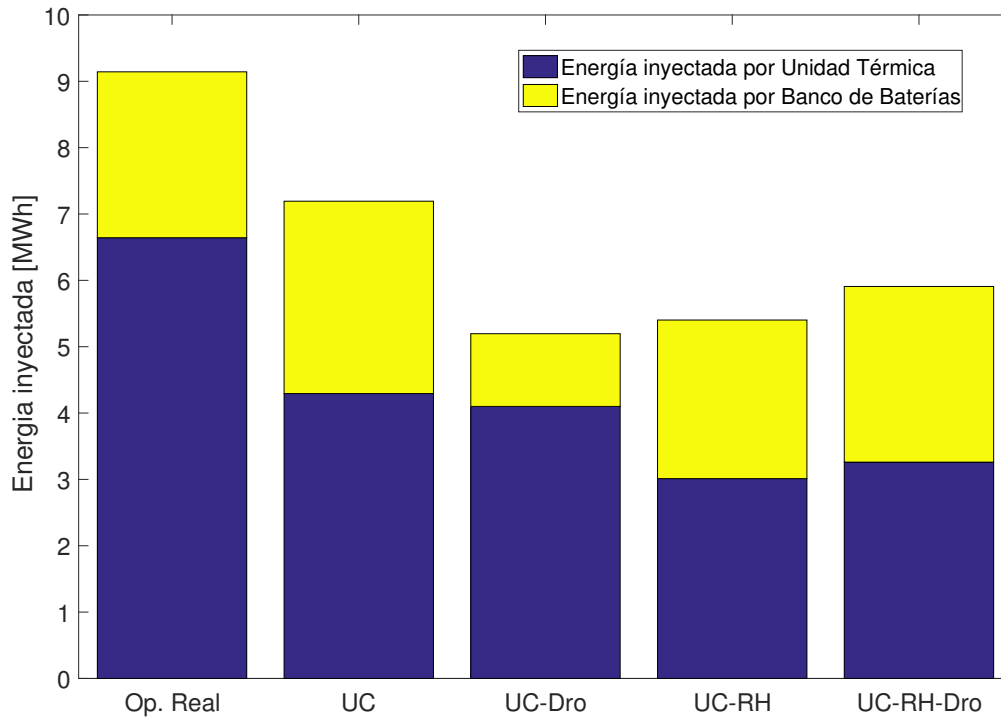


Figura 4.10: Distribución de energía entregada a la red en el largo plazo (método clásico y método del horizonte deslizante).

Primero notamos que la energía total inyectada a la micro-red no es idéntica en todos los casos, en particular en la operación real versus los EMS's, esto se debe principalmente a dos razones. En primer lugar toma peso lo explicado anteriormente, por muy compleja que sea la predicción de las variables de generación solar y demanda, siempre existirá un error de predicción, este error genera las inyecciones inconsistentes que se observan en los gráficos. En segundo lugar es el hecho que el gráfico no muestra la energía inyectada por la unidad de generación fotovoltaica, ya que esta para efectos económicos no se considera en el estudio.

La variación en la inyección de energía del banco de baterías entre el EMS base, y el EMS con modelo de envejecimiento, se debe a que éste penaliza precisamente la variable de potencia inyectada, y es lógico pensar que una vez resuelto el problema de optimización la cantidad de energía inyectada por el banco disminuirá.

4.5. Análisis de Desempeño de Software de Simulación

Esta sección analizará el comportamiento del software conforme realizaba las simulaciones presentadas en las secciones anteriores.

4.5.1. Tiempos de Simulación

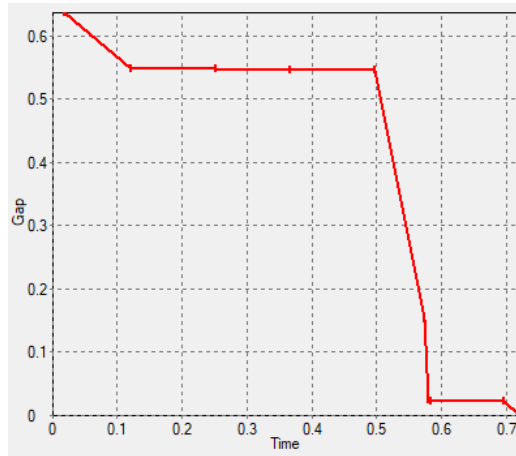
Para los resultados de desempeño mostrados en esta sección se utilizó el siguiente hardware:

Características del Hardware	
Parámetro	Valor
CPU	Intel I7 4770 3,4 GHz
Memoria	16GB DDR3 1.600 MHz
Sistema Operativo	Windows 10 Pro 64 bits

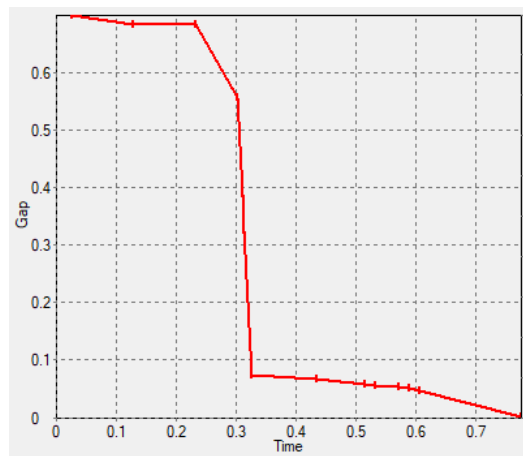
Tabla 4.10: Características principales del hardware utilizado en las simulaciones.

Tiempo de Ejecución del Optimizador

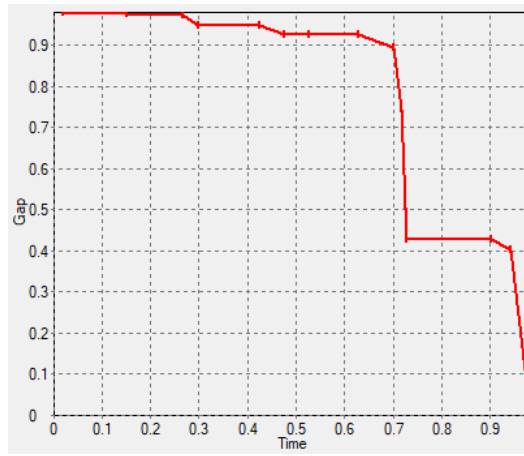
En esta sección se muestra el tiempo típico que tarda el software FICO Xpress IVE en encontrar la solución al problema de optimización planteado en este trabajo. Para esto se muestra la evolución del gap absoluto entre la función objetivo del problema relajado y la función objetivo de la iteración actual (el problema relajado se refiere a la proposición del problema de optimización ignorando las restricciones de variables enteras):



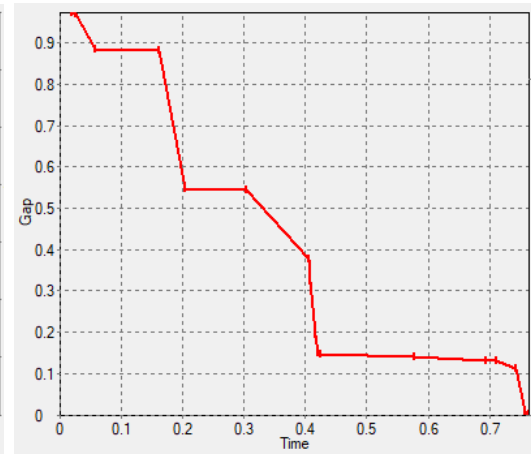
(a) EMS base (mod. Drouilhet)



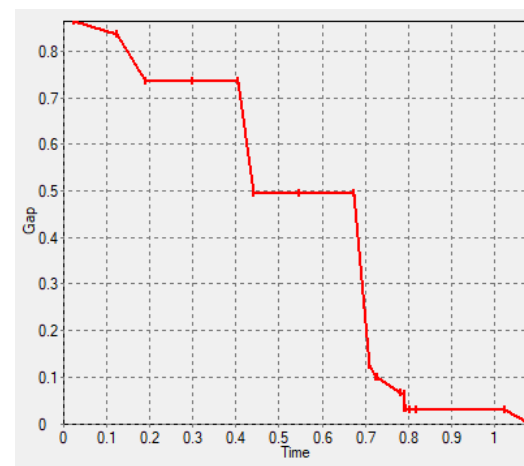
(b) EMS mod. Drouilhet



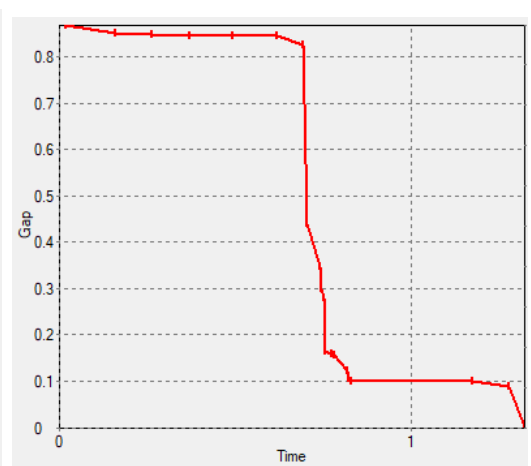
(c) EMS base (mod. Copetti)



(d) EMS mod. Copetti



(e) EMS base (mod. Drouilhet)



(f) EMS mod. Drouilhet

Figura 4.11: Evolución de gap absoluto en el tiempo para los distintos modelos, en la resolución del problema de optimización.

Tiempos de ejecución y estadísticas				
Modelo de envejecimiento	Tiempo de ejecución [s]	Número de restricciones	Número de variables	Número de iteraciones
EMS base (mod. Drouilhet)	0,71	1407	996	235
EMS mod. Drouilhet	0,76	1407	996	388
EMS base (mod. Copetti)	0,98	1599	1116	269
EMS mod. Copetti	0,76	1599	1116	264
EMS base (mod. Zhao)	1,07	1647	1116	302
EMS mod. Zhao	1,37	1647	1116	272

Tabla 4.11: Resumen de tiempos de simulación de optimizador y estadísticas generales de los distintos modelos implementados.

Notamos que existe una correlación entre el tiempo que le toma al software en alcanzar una solución óptima con el número de restricciones más variables de decisión totales del problema, no así con el número de iteraciones. Esto último se ve reflejado en la forma en la que evoluciona el gap absoluto en la Figura 4.11, ya que este se reduce en forma no lineal, y por lo tanto, el tiempo de simulación es independiente del número de iteraciones. En este aspecto podemos agregar que para optimizar el tiempo de simulación se debe modificar o reordenar el planteamiento del problema.

Tiempo de Simulación General

A continuación se resumen de los tiempos de simulación en el corto y largo plazo:

Tiempos de ejecución de simulación de corto plazo (1 día)				
Modelo de envejecimiento	Tiempo de obtención y procesamiento de datos [s]	Tiempo de reemplazo de base de datos [s]	Tiempo de ejecución de Optimizador y obtención de resultados [s]	Tiempo total de Simulación [s]
Modelo Drouilhet	0,0959	1,1948	1,8530	3,1437
Modelo Copetti	0,0661	1,0498	2,1721	3,2880
Modelo Zhao	0,0664	1,0330	2,6517	3,7511

Tabla 4.12: Resumen de tiempos de simulación y estadísticas generales de los distintos modelos implementados en el corto plazo.

Los resultados muestran una diferencia creciente entre los tiempos de simulación de los diferentes modelos, centrada principalmente en la sección de ejecución del optimizador y obtención de resultados. Esto se debe a la cantidad de restricciones a las que cada modelo debe enfrentarse. Notar que el tiempo de ejecución del optimizador difiere con los tiempos mostrados en la sección anterior, debido a que el programa ejecuta el EMS base junto con el EMS con modelo de envejecimiento de una sola vez, por lo que estos tiempos deben sumarse. Además, no considera el tiempo que le toma al programa en calcular los costos de operación reales junto con los tiempos de lectura de los resultados de los EMS's.

Tiempos de ejecución de simulación de largo plazo (6 meses)		
Modelo de envejecimiento	Tiempo total de Simulación [s]	Tiempo de Analizador de datos [s]
Modelo Drouilhet	852,71	20,160
Modelo Copetti	775,99	20,503
Modelo Zhao	1016,89	20,357

Tabla 4.13: Resumen de tiempos de simulación de los distintos modelos implementados en el largo plazo.

En el cuadro anterior observamos que el tiempo de ejecución en el largo plazo es consistente con el tiempo de ejecución en el corto plazo, en el sentido en que el modelo de Drouilhet y el modelo de Copetti están en el mismo rango de tiempo de ejecución, y el tiempo de ejecución del modelo de Zhao es aproximadamente un 20 % mayor que los tiempos anteriores. Apreciamos que el tiempo de ejecución no es consistente con el número de iteraciones (ejemplo en el caso del modelo de Drouilhet 181 iteraciones equivalen a un tiempo total de 570 segundos), esto se debe a la creación del archivo MAT que almacena toda la información relacionada con la configuración del EMS y los resultados. Por cada iteración se crea un archivo de resultados.

Finalmente, el tiempo de ejecución del analizador es casi idéntico en todos los casos debido a que siempre tiene que analizar la misma cantidad de datos.

4.6. Resumen de Resultados

En este capítulo se mostraron los resultados obtenidos de ejecutar el software desarrollado, usando distintos métodos de implementación y diferentes modelos de envejecimiento del banco de baterías. El software demostró ser capaz de ser una herramienta versátil, permitiendo al usuario una diversidad de configuraciones para el estudio económico de una micro-red, además de la implementación de nuevas versiones del EMS de una micro-red ya desarrollada.

Los resultados obtenidos, tanto en el corto, como en el largo plazo mostraron que implementar un modelo de envejecimiento del banco de baterías afecta directamente la operación de esta unidad, como también afecta la operación de la unidad térmica. En resumen se constató que asignarle un costo a la pérdida de vida útil es equivalente a asignarle un valor al costo variable de la unidad. Este costo variable compite con el costo variable de la unidad térmica, obligando a esta última a inyectar más energía de la que se estimó en la resolución del problema base, viéndose reflejados directamente en los costos operacionales.

Con respecto al método de implementación del EMS no fue sorpresa la disminución de costos observados, ya que estos se han estudiado anteriormente en [7]. Si es importante destacar en este estudio que una simulación (de la forma que fue planteada en esta memoria), nunca podrá igualar a la implementación real en la micro-red. Para observar resultados más realistas, las consignas encontradas por el EMS deben afectar el funcionamiento de la micro-red.

En términos de eficiencia computacional el software resultó ser bastante rápido, resolviendo problemas en el largo plazo en una escala de tiempo tolerable. Se determinó que el proceso que más trabajo le da al computador fue la resolución del problema de optimización, y se consignó que si se quiere perfeccionar el código, este proceso debería chequearse primero.

Conclusión

Este estudio contempló el desarrollo de una herramienta computacional capaz de evaluar distintos modelos de envejecimiento de baterías incorporados a la unidad de control encargada de despachar las unidades de generación (EMS). Esta herramienta considera la configuración previa de la micro-red, así como la configuración de la simulación a realizarse. Se encontraron diversos modelos de envejecimiento de baterías en la literatura, algunos de los cuales demostraron ser muy avanzados, pero complejos a la vez, razón por la cual fueron desechados. De los modelos encontrados anteriormente se distinguieron 3 modelos que por su simplicidad se ajustaban a los requerimientos del EMS (modelo de Drouilhet, modelo de Copetti, modelo de Bo-Zhao). Estos modelos fueron debidamente validados para la micro-red de pruebas de Huatacondo entregando estimaciones del estado de salud del banco de baterías con un error de un 5% en promedio. Posteriormente las variables y ecuaciones pertinentes a cada uno de estos modelos se transcribieron en forma de restricciones para ser incorporadas al MILP planteado en el EMS base.

El desarrollo de la aplicación se efectuó diferenciando el código en 3 capas, esta diferenciación permite al usuario una eventual modificación del código según estime conveniente, de manera eficiente y ordenada. Para demostrar el correcto y eficiente funcionamiento de las distintas funcionalidades que presenta el software, se realizaron diversas simulaciones, tanto en el corto, como en el largo plazo. Los principales resultados se muestran a continuación:

- Para simulaciones en el corto plazo (un día de simulación), se corroboró el correcto funcionamiento del EMS despachando la unidad térmica a un cuarto de lo que realmente generó, esto debido al incremento de actividad del banco de baterías. Para el caso de los EMS con modelo de envejecimiento, vimos que se compensó el uso del banco de baterías al valorizar el uso de éstas. Observamos también que para realizar una simulación en el corto plazo es necesario imponer un nivel alto de estado de carga al final del horizonte, ya que éste asegura una operación óptima de la micro-red los días siguientes a la simulación.
- En el caso de simulaciones de largo plazo usando el método clásico los resultados no se diferenciaron mucho. En este caso pudimos observar en mayor detalle el reemplazo y posterior compensación del uso del banco de baterías por la unidad térmica, enfocándonos principalmente en la variable que mide la pérdida de estado de salud. En promedio la pérdida de vida útil se redujo en un 26,55% al implementar un EMS con modelo de envejecimiento del banco de baterías, extendiendo la vida de esta unidad en 0,96 años.
- Para demostrar la versatilidad de la herramienta se realizaron una serie de simulaciones de largo plazo implementando el método de horizonte deslizante. Los resultados obteni-

dos al utilizar este método coinciden con los resultados obtenidos en estudios anteriores. En síntesis, se rescata la reducción de costos totales al minimizar la incertidumbre de las variables de predicción de entrada del EMS, reducción que llega al orden de un 22,63 % del costo total de operación.

- Para verificar la eficacia del software desarrollado, se midió el tiempo que tardaba en ejecutarse cada simulación. Se llegó a la conclusión que el proceso que más tardaba en ejecutarse era la resolución del problema de optimización, el cual depende directamente de los parámetros impuestos inicialmente en el programa. Se determinó que para agilizar la obtención de resultados, debía enfocarse en este último proceso.

Se expuso finalmente la diversidad de operaciones que el software es capaz de resolver, cumpliendo de esta forma el objetivo principal del trabajo. Se logró diseñar una interfaz amigable con el usuario, la que permite configurar los parámetros constantes de la micro-red, como también configurar parámetros de la simulación. Esta interfaz permite la visualización de los resultados obtenidos de la operación en el corto plazo, además de procesar los resultados de la operación en el largo plazo, ya sea utilizando el método clásico de despacho, o bien el método de horizonte deslizante.

De forma análoga, se logran cumplir los objetivos específicos de este trabajo, los cuales se concentraban en la incorporación y posterior implementación de los diversos modelos de envejecimiento del banco de baterías, además de la evaluación técnica y el impacto económico que conlleva su uso.

Como trabajo futuro se propone seguir desarrollando el software, considerando todas sus capas:

- Considerar validación de modelos de envejecimiento de baterías comparando la pérdida de estado de salud obtenida de la operación con modelos más precisos, que involucren una mayor cantidad de variables.
- Implementar el código del EMS en una plataforma de optimización de código abierto, con la finalidad de no restringir la simulación.
- Desarrollar de forma compacta la configuración del banco de baterías, para incorporar un número indefinido de modelos de envejecimiento y no limitarse a los tres modelos implementados en este trabajo.
- Implementar archivo de configuración preestablecida para una micro-red determinada, con el fin de ejecutar simulaciones de diferentes micro-redes de manera eficaz.
- En caso de tener un modelo eléctrico de la micro-red, implementar una pestaña que luego de ejecutado el pre-despacho, efectuar un flujo de potencia óptimo que verifique estabilidad de la red con las consignas obtenidas.

Bibliografía

- [1] Ministerio de Energía, “Energía 2050: Política Energética de Chile,” 2015.
- [2] A. França, T. T. de Sousa, V. T. Arioli, S. R. dos Santos, M. F. N. C. Rosolem, P. C. B. de Castro, T. C. do Nascimento, and C. S. Vieira, “A new approach to estimate soh of lead-acid batteries used in off-grid pv system,” in *2016 IEEE International Telecommunications Energy Conference (INTELEC)*, Oct 2016, pp. 1–7.
- [3] L. Schmitt, J. Kumar, D. Sun, S. Kayal, and S. S. M. Venkata, “Ecocity upon a hill: Microgrids and the future of the european city,” *IEEE Power and Energy Magazine*, vol. 11, no. 4, pp. 59–70, July 2013.
- [4] O. Nuñez, P. Gonzales, P. Mendoza, and G. Jiménez, “Clase de protecciones eléctricas,” Universidad de Chile, Curso de Micro-redes, 2017.
- [5] F. Lanas, “Desarrollo y validación de un modelo de optimización energética para una microrred,” Departamento de Ingeniería Eléctrica. Universidad de Chile, Tesis de Pregrado, 2011.
- [6] Área Redes Inteligentes CE, “Informe de daños colapso aerogenerador,” Centro de Energía FCFM, Informe Técnico, 2014.
- [7] R. Palma-Behnke, C. Benavides, F. Lanas, B. Severino, L. Reyes, J. Llanos, and D. Sáez, “A microgrid energy management system based on the rolling horizon strategy,” *IEEE Transactions on Smart Grid*, vol. 4, no. 2, pp. 996–1006, June 2013.
- [8] Y. Yang, H. Li, A. Aichhorn, J. Zheng, and M. Greenleaf, “Sizing strategy of distributed battery storage system with high penetration of photovoltaic for voltage regulation and peak load shaving,” *IEEE Transactions on Smart Grid*, vol. 5, no. 2, pp. 982–991, March 2014.
- [9] D. Linden and T. Reddy, *Handbook of Batteries*, 3rd ed. McGraw-Hill, 2001.
- [10] M. Murnane. A closer look at state of charge (soc) and state of health (soh) estimation techniques for batteries. [Online]. Available: <http://www.analog.com/media/en/technical-documentation/technical-articles/A-Closer-Look-at-State-Of-Charge-and-State-Health-Estimation-Techniques-....pdf>
- [11] E. Bianchi, “Elementos de electroquímica: electrolisis y acumuladores reversibles,” De-

partamento de Ingeniería Eléctrica. Universidad de Chile, Apunte del curso: Aplicaciones industriales de la energía eléctrica, 2017.

- [12] H. Bindner, T. Cronin, P. Lundsager, J. Manwell, U. Abdulwahid, and I. Baring-Gould, *Lifetime modelling of lead acid batteries*, 2005.
- [13] D. Guasch and S. Silvestre, “Dynamic battery model for photovoltaic applications,” *Progress in Photovoltaics: Research and Applications*, vol. 11, no. 3, pp. 193–206, 2003. [Online]. Available: <http://dx.doi.org/10.1002/pip.480>
- [14] C. Burgos, “Estimación del estado de carga para un banco de baterías basada en la modelación difusa y filtro extendido de kalman,” Departamento de Ingeniería Eléctrica. Universidad de Chile, Tesis de Magister, 2013.
- [15] “Clase de baterías,” Universidad de Chile, Curso de Micro-redes, 2017.
- [16] M. D. A. Devie, “Battery cycling and calendar aging: Year one testing results,” Hawaii Natural Energy Institute. University of Hawaii, Report, 2016.
- [17] J. Schmalstieg, S. Käbitz, M. Ecker, and D. U. Sauer, “From accelerated aging tests to a lifetime prediction model: Analyzing lithium-ion batteries,” in *2013 World Electric Vehicle Symposium and Exhibition (EVS27)*, Nov 2013, pp. 1–12.
- [18] Corrosion, shedding and internal short. [Online]. Available: https://batteryuniversity.com/index.php/learn/article/corrosion_shedding_and_internal_short
- [19] M. Roberts. Battery failure due to acid stratification, a problem with luxury cars. [Online]. Available: <https://www.batteriesontheweb.co.uk/battery-failure/>
- [20] S. Drouilhet, B. L. Johnson, S. D. P. E, and L. Johnson, “A battery life prediction method for hybrid power applications,” 1997.
- [21] B. Zhao, X. Zhang, J. Chen, C. Wang, and L. Guo, “Operation optimization of standalone microgrids considering lifetime characteristics of battery energy storage system,” *IEEE Transactions on Sustainable Energy*, vol. 4, no. 4, pp. 934–943, Oct 2013.
- [22] Área Redes Inteligentes CE, “Informe técnico cambio banco baterías bess - 02,” Centro de Energia FCFM, Informe Técnico, 2016.
- [23] T. B. Company, “T105-re data sheet,” 2011.