



UNIVERSIDAD MICHOACANA DE
SAN NICOLÁS DE HIDALGO

FACULTAD DE INGENIERÍA ELÉCTRICA
DIVISIÓN DE ESTUDIOS DE POSGRADO

“OPTIMIZACIÓN Y CONTROL ÓPTIMO PARA LA
OPERACIÓN EFICIENTE DE UNA MICRORED
ELÉCTRICA”

TESIS

QUE PARA OBTENER EL GRADO DE
MAESTRO EN CIENCIAS EN INGENIERÍA ELÉCTRICA

PRESENTA
GUILLERMO CAPISTRANO ZUÑIGA NERIA

DIRECTOR DE TESIS
DR. FERNANDO ORNELAS TELLEZ
Doctor en Ciencias en la especialidad de Ingeniería Eléctrica

MORELIA, MICHOACÁN

AGOSTO DE 2014



Agradecimientos

Por encima de todo agradezco a Dios... "Porque no hay una hoja de un árbol que caiga sin que sea su voluntad".

A mi madre Carmen Neria Pérez, que por su cariño, comprensión y ejemplo de vida, me ha dado motivación, valor y fuerza para la realización de mis estudios, y que me ha guiado en la búsqueda de metas y sueños, sin esa fortaleza ya hubiera sucumbido a tantas dificultades que he tenido que afrontar.

A mis hermanos Víctor, Martín, Lucero, Pilar, pero en especial a mi hermano Juan, ya que su amor y confianza me han inspirado para realizar este trabajo de la mejor manera posible.

A la Universidad Michoacana de San Nicolás de Hidalgo por la oportunidad y facilidades brindadas para la realización de mis estudios de maestría plasmados en este trabajo, así como al Consejo Nacional de Ciencia y Tecnología (CONACYT) por el apoyo económico otorgado.

A mi director de tesis, con mucho respeto y admiración, al Dr. Fernando Ornelas Tellez por confiarme la responsabilidad de este trabajo y por la paciencia brindada en el desarrollo de la misma, ya que sin su esfuerzo no hubiese sido posible la culminación de esta tesis.

A mis amigos y compañeros de clase: Burgara, Gabo, Mayra, Joel, Gil, Omar, Dani, Edgar y Migue, por su amistad y apoyo durante estos dos años de maestría.

Resumen

En este trabajo de tesis se presenta el desarrollo de un modelo de optimización dinámica para gestionar la energía generada en una microred eléctrica. Sin pérdida de generalidad, la microred eléctrica consta de los siguientes componentes: un sistema de energía eólica, un elemento de almacenamiento de energía, una carga y la interconexión a la red de suministro eléctrico. El esquema de optimización considera la minimización del costo asociado debido a la compra de energía eléctrica y al mismo tiempo la maximización de los beneficios asociados a la venta de la energía generada a la red de suministro eléctrico. El modelo de optimización considera la dinámica de la carga y la descarga del elemento de almacenamiento de energía, los precios de la energía y el pronóstico para la energía eólica, los precios de compra y venta de la energía y la demanda de energía de la carga, de modo que se pueda lograr un uso eficiente de la energía generada en la microred. Es importante incluir la dinámica del elemento de almacenamiento para el desarrollo del modelo de optimización, ya que nos permite almacenar o extraer la energía de acuerdo a los requisitos de la microred para maximizar las ganancias.

Por otro lado, para realizar el intercambio de energía y la interconexión entre los componentes de la microred, se utilizan convertidores de potencia, y para lograr un desempeño adecuado de los convertidores, se requiere de un algoritmo de control eficiente. Por esta razón, en esta tesis se presenta un esquema de control óptimo para los convertidores de potencia de la microred eléctrica.

Palabras clave: Microred Eléctrica, Optimización, Energías Renovables, Control Óptimo, Convertidores de Potencia.

Abstract

This thesis the development of a dynamic optimization model to manage the generated energy in a microgrid is presented. The microgrid consists of the following components: a wind energy system, an energy storage element, a load, and the interconnection to the utility grid. The optimization scheme considers the minimization of the associated cost due to the purchase of energy from the utility grid and simultaneously maximizing the profits associated with the sale of the generated energy to the utility grid. The optimization model considers the dynamics of charge and discharge of the storage element, energy prices and forecasting for wind energy, buying and selling prices and load demand energy, such that an efficient use of energy generated in the microgrid can be achieved. It is important to include the dynamics of the storage element for the development of the optimization model, since it allows us to store or extract energy in accordance of the microgrid requirements to maximize the profits.

Furthermore, energy exchange and the interconnection in the microgrid is realized using power converters. Hence, an appropriate performance of a power converter requires an efficient control algorithm. Therefore, in this thesis is presented an optimal control scheme for power converter of the electrical microgrid.

Key words: Electrical Microgrid, Optimization, Renewable Energy, Optimal Control, Power Converters.

Lista de Acrónimos

AC	Corriente Alterna
ARIMA	Autorregresivo Integrado de Medias Móviles
CFE	Comisión Federal de Electricidad
CRAN	Comprehensive R Archive Network
DC	Corriente Directa
DER	Recursos Energéticos Distribuidos
DG	Generación Distribuida
DS	Almacenamiento Distribuido
ED	Evolución Diferencial
EMS	Sistema de Gestión de Energía
ETS	Suavizado Exponencial
FM	Margen de Fase
GM	Margen de Ganancia
HJB	Hamilton Jacobi Bellman
IFAP	Instituto Nacional de Investigaciones Forestales, Agrícolas y Pecuarias
LQR	Regulador Cuadrático Lineal
MG	Micro Red
NREL	Laboratorio Nacional de Energía Renovable
PI	Proporcional Integral
PV	Panel Fotovoltaico
PWM	Modulación por Ancho de Pulso
RB	Ruido Blanco
REMBIO	Red Mexicana de Bioenergía
RMSE	Error Cuadrático Medio
SARIMA	Estacional Autorregresivo de Medias Móviles
SDCF	Factorización de Coeficientes Dependientes del Estado
SDRE	Ecuación de Riccati Dependiente del Estado
SNL	Sistema No Lineal
UNAM	Universidad Nacional Autónoma de México
UPS	Fuente de Potencia Ininterrumpible

Índice general

1. Introducción	1
1.1. Planteamiento del problema	7
1.2. Estado del Arte	7
1.3. Motivación	9
1.4. Hipótesis	9
1.5. Objetivos	10
1.5.1. Objetivo General	10
1.5.2. Objetivos Particulares	10
1.6. Aportaciones	10
1.7. Organización de la Tesis	11
2. Preliminares Matemáticos	13
2.1. Pronóstico	13
2.1.1. Modelo ARIMA	17
2.1.2. Modelo de Suavizado Exponencial	18
2.2. Optimización	20
2.2.1. Evolución Diferencial	23
2.3. Teoría de Control Óptimo	25
2.3.1. Factorización de Coeficientes Dependientes del Estado en Sistemas No Lineales	27
2.3.2. Seguimiento Óptimo para SDCF de Sistemas No Lineales	28
3. Operación Eficiente de una Microred	31
3.1. La Microred Eléctrica	31
3.2. Microred Eléctrica Propuesta	33

3.2.1.	Energía Eólica	34
3.2.2.	Elemento de Almacenamiento de Energía	36
3.2.3.	Carga en la Microred	37
3.2.4.	Energía de la Red Eléctrica Nacional	37
3.3.	Pronósticos de las Series de Tiempo para la Microred	38
3.3.1.	Pronóstico de la Demanda Eléctrica	38
3.3.2.	Pronóstico de Precios	40
3.3.3.	Pronóstico de Energía Eólica	42
3.4.	Optimización de la Microred Propuesta	43
3.4.1.	Resultados de la Optimización	44
4.	Modelado y Control Óptimo de Convertidores de Potencia	49
4.1.	Introducción	49
4.2.	Convertidor DC-DC	50
4.2.1.	Modelo	50
4.2.2.	Control	51
4.2.3.	Simulación	52
4.3.	Convertidor AC-DC	54
4.3.1.	Modelo	55
4.3.2.	Control	57
4.3.3.	Simulación	57
4.4.	Convertidor DC-AC	60
4.4.1.	Modelo	61
4.4.2.	Control	62
4.4.3.	Simulación	62
5.	Conclusiones y trabajo futuro	67
5.1.	Conclusiones	67
5.2.	Trabajo futuro	68
	Bibliografía	69
A.	Esquema para el PWM	77

ÍNDICE GENERAL

IX

B. Paquete R

79

C. Modelos ETS

83

D. Publicaciones

85

Índice de figuras

1.1. <i>Micro-red piloto en Kythnos, Grecia (©Fraunhofer IWES).</i>	6
2.1. <i>Integración de la Serie Y_t.</i>	15
3.1. <i>Comparación de generación centralizada y generación distribuida.</i>	32
3.2. <i>Esquema de una Micro-red.</i>	33
3.3. <i>Esquema de optimización conectado a los convertidores de potencia.</i>	34
3.4. <i>Izquierda: Parque eólico en el cerro La Virgen, Zacatecas. Derecha: Turbina eólica típica, (Siemens).</i>	35
3.5. <i>Dispositivo de almacenamiento de energía.</i>	37
3.6. <i>Pronóstico de la demanda eléctrica (Con línea discontinua se muestra la serie real. Con línea continua se muestra el pronóstico de la serie).</i>	39
3.7. <i>Pronóstico de los precios de compra de la energía eléctrica (Con línea discontinua se muestra la serie real. Con línea sólida el pronóstico de la serie).</i>	40
3.8. <i>Pronóstico de los precios de venta de la energía eléctrica (Con línea discontinua se muestra la serie real. Con línea solida el pronóstico de la serie).</i>	41
3.9. <i>Pronóstico de la velocidad del viento y potencia eléctrica generada (Con línea discontinua la serie real. Con línea continua el pronóstico de la serie).</i>	42
3.10. <i>Esquema de optimización de una microred eléctrica.</i>	43
3.11. <i>Resultado de optimización.</i>	46
3.12. <i>Voltaje y corriente en el supercapacitor.</i>	47
4.1. <i>Circuito de un convertidor CD-CD para el intercambio de energía.</i>	50
4.2. <i>Parámetro variante en el tiempo α.</i>	53
4.3. <i>Corrientes a través de los inductores.</i>	54
4.4. <i>Flujo de potencia.</i>	54

4.5. Ley de control óptimo.	55
4.6. Convertidor de potencia tipo Boost de puente completo.	55
4.7. Voltaje de salida en el capacitor.	58
4.8. Ley de control óptimo.	58
4.9. Ley de control óptimo.	59
4.10. Entrada de voltaje de la fuente de alimentación y corriente de entrada en el inductor.	59
4.11. Espectro de armónicos de la corriente x_1	60
4.12. Señal de voltaje de ac con frecuencia variable.	61
4.13. Voltaje de salida en el capacitor para una entrada con frecuencia variable.	62
4.14. Convertidor de potencia de puente completo tipo Buck.	63
4.15. Voltaje de salida del convertidor dc-ac.	64
4.16. Señal de corriente x_1 y voltaje de salida x_2 en el convertidor de dc-ac.	64
4.17. Ley de control óptimo para el convertidor dc-ac.	65
4.18. Espectro de armónicos en el convertidor dc-ac.	65
A.1. Esquema para la generación de un PWM.	77
B.1. Plataforma del paquete R.	79
B.2. Entorno de programación.	80
B.3. Cargar conjunto de Datos.	81
B.4. Ventana de visualización del resultado.	82

Índice de tablas

1.1. <i>Principales programas nacionales e internacionales para la evaluación de los recursos energéticos renovables, acopio de datos y distribución de información.</i>	3
2.1. <i>Clasificación de los modelos de Suavizado Exponencial.</i>	19
C.1. <i>Modelos ETS con errores Aditivos.</i>	83
C.2. <i>Modelos ETS con errores Multiplicativos.</i>	84

Capítulo 1

Introducción

El cambio climático mundial, los compromisos de los países para reducir las emisiones de gases de efecto invernadero, los avances tecnológicos aunados a los problemas petroleros son algunos de los motores que han instado a la utilización de fuentes de energía renovables en todo el mundo. También esto ha sido impulsado por el pronóstico de escasez y el aumento de los precios de los combustibles fósiles, que se ha convertido en algo ya evidente. Por lo tanto, se ha tornado urgente garantizar un suministro de energía limpia mediante energía renovable, y son principalmente los países desarrollados los que mediante programas financiados para la investigación y desarrollo de tecnologías, los que han ido implementando una industria de productos y servicios en el tema de las energías renovables [1]. Con fuentes de energía renovables se hace referencia a la energía proveniente de diversas formas de procesos naturales. A menudo se deriva del sol o el calor dentro de la tierra e incluye la energía solar, eólica, biomasa, ecotérmica, hidroeléctrica y los recursos oceánicos. Durante los últimos años, la tecnología y la producción de energía renovable han mejorado y, por lo tanto, se utilizan para la producción de electricidad en mayor escala. La predicción precisa de las fuentes de suministro y de almacenamiento de energía, ayudará a la promoción de las energías renovables en el mercado abierto de la electricidad [1].

Las fuentes renovables de energía pueden suministrar toda la energía eléctrica que requiere un país. Llegar a esa meta implica recorrer un largo camino donde existen dificultades económicas, políticas, sociales, ambientales y más, que solamente se pueden ir sorteando si se cuenta con una estrategia integral, donde uno de los puntos de partida debe ser, sin duda, la cuantificación de los recursos [2].

Precisamente México dispone de suficientes recursos energéticos renovables y leyes que favorecen su aprovechamiento; sin embargo, falta mucho por hacer para contar con un conocimiento adecuado de su distribución, así como de pronósticos confiables que faciliten el desarrollo de proyectos y su interconexión a la red eléctrica [2].

El conocimiento a fondo del potencial de los recursos de energía renovable a nivel mundial ha sido, desde hace ya varios años, preocupación de organismos internacionales y de muchos

gobiernos, principalmente de los países avanzados, por lo que han emprendido importantes programas para tal efecto (Ver Tabla 1.1) [2].

Durante varios años, instituciones nacionales y extranjeras han tenido interés en conocer las características y el potencial de los recursos energéticos renovables de nuestro país, y se han dado a la tarea de hacer levantamientos de información ya existente, mediciones en sitios de interés e incluso mapas regionales. Así, por ejemplo, el Laboratorio Nacional de Energía Renovables de los Estados Unidos de América (NREL por sus siglas en Inglés) han elaborado mapas del recurso eólico de la región de la Ventosa y de la franja fronteriza de nuestro territorio colindante con ese país. El gran recurso hidráulico ha sido muy estudiado con miras de desarrollo de las grandes centrales hidroeléctricas, al igual que el recurso geométrico hidrotermal de alta temperatura, en ambos casos gracias a los programas de la Comisión Federal de Electricidad (CFE). El recurso solar ha sido estudiado desde hace ya muchos años por varias instituciones. Notablemente los institutos de geofísica e ingeniería de la Universidad Nacional Autónoma de México (UNAM), la Universidad Veracruzana y otras instituciones académicas, el Instituto Nacional de Investigaciones Forestales, Agrícolas y Pecuarias (INIFAP) y el Servicio Meteorológico Nacional, en conjunto cuentan con el mayor número de estaciones solarimétricas en el país. Por el lado de la biomasa, las instituciones que conforman la Red Mexicana de Bioenergía (REMBIO), encabezadas por el Centro de Investigaciones en Ecosistemas de la UNAM, han hecho un trabajo importante para generar información sobre el potencial y distribución de este recurso que en sí mismo tiene una gran diversidad. El potencial de la energía oceánica permanece prácticamente inexplorado, a pesar de que el país cuenta con cerca de 11,000 *km* de costa [2].

El uso de estas fuentes de energía renovable han llevado al desarrollo de las microrredes eléctricas. Una microrred se ha conceptualizado como una red eléctrica integrada, que utiliza fuentes de energía distribuidas (en su mayoría renovables) y, generalmente, dispositivos de almacenamiento de energía para suministrar la demanda en forma local. Normalmente la microrred opera conectada al sistema eléctrico de la empresa suministradora, pero con la capacidad de autoabastecerse y operar de forma aislada cuando sea necesario, para aumentar la confiabilidad de suministro a la carga local. La microrred proporciona beneficios a los usuarios en cuanto a confiabilidad y calidad del servicio, no disponibles en la red principal, así como beneficios a la empresa suministradora al resolver problemas de sobre carga en sus instalaciones [3].

El interés y la necesidad de optimizar los procesos, así como de estar a la vanguardia científica y tecnológica, han llevado a muchos centros de investigación a desarrollar tecnologías tanto para el sector privado como para el público. Siendo las microrredes un campo fértil para la innovación, las cuales se consideran como un modelo óptimo para el suministro de energía [4], desde las plantas de generación hasta los consumidores, mejorando la eficiencia, la confiabilidad, la disponibilidad y la seguridad del suministro y uso de la energía eléctrica.

Por otro lado, una parte importante que complementa a una microrred, es la electrónica de potencia y el uso de convertidores de potencia, los cuales sirven como gestores de energía

Tabla 1.1: *Principales programas nacionales e internacionales para la evaluación de los recursos energéticos renovables, acopio de datos y distribución de información.*

Nombre del Programa	Principal Objetivo	Cobertura	Recursos Involucrados
Solar and Wind Energy Resource Assessment (SWRA)	Proveer datos de manera libre para el desarrollo de proyectos, mediante una plataforma.	Mundial	Solar, eólica
Global Atlas	Ofrecer mapas de recursos provenientes de los principales institutos de todo el mundo.	Mundial	Solar, eólica
Renawable Energy Mapping Program (REMAP)	Elaborar mapas, validar los conjuntos de datos existentes, estandarizar metodologías de evaluación de los recursos y desarrollar capacidades de instituciones y expertos locales.	Pakistán, Indonesia, Lesotho, Madagascar, Maldivas, Papúa, Nueva Guinea, Tanzania, Vietnam y Zambia	Solar, eólica, biomasa, minihidráulica
Wind Program	Caracterizar y predecir el viento en tierra y mar.	Estados Unidos	Eólica
Anemometer Loan Program	Proveer de equipo anemométrico a interesados en desarrollar proyectos eólicos que cuenten con una torre.	Estados Unidos	Eólica
Solar Radiation Resource Assessment (SRRA)	Desarrollar el atlas solar del país.	India	Solar
Biomasa Energy Europe (BEE)	Armonizar metodologías para la estimación de la biomasa con propósitos energéticos.	Europa	Biomasa
Landfill Methane Outreach Program (LMOP)	Fomentar la recuperación y el uso de gas de rellenos sanitarios como fuente de energía.	Mundial	Residuos sólidos urbanos
Marine and Hydrokinetic Resource Assessment and Characterization	Evaluar la energía de las olas, ríos, corrientes de marea y gradientes térmicos oceánicos.	Estados Unidos	Océano, ríos
Laboratorio Nacional para la Evaluación de los Recursos Energéticos Renovables en México (LERM)	Desarrollar infraestructura técnica necesaria para creación de bases de datos confiables sobre los recursos energéticos renovables del país. Elaborar la cartografía correspondiente.	México, países usuarios	Solar, eólica, minihidráulica, biomasa, oceánica

dentro de la microred, transfiriendo la energía de manera eficiente hacia cada uno de los elementos que la conforman. La electrónica de potencia se puede definir como la conversión y acondicionamiento de energía eléctrica mediante interruptores electrónicos [5]. La tecnología que permite la conversión eficiente de la potencia eléctrica involucra componentes que realizan la tarea de conmutación y circuitos electrónicos, tales como condensadores e inductores, principalmente. En toda la familia de convertidores de potencia, la conversión de energía es una función de diferentes estados de conmutación; este proceso de conmutar los dispositivos de potencia de un estado a otro en las distintas topologías de convertidores de potencia se denomina modulación [6]. Claramente el control de los interruptores determina el funcionamiento del convertidor. Un desempeño adecuado de un convertidor de potencia requiere de un algoritmo de control eficiente. El control de los convertidores de potencia es un área activa de la investigación [7, 8, 9, 10], esto es debido al hecho de que los convertidores de potencia están, en términos generales, en todas las fuentes de potencia cuya aplicabilidad varía desde electrodomésticos y computadoras digitales, hasta la electrónica industrial y sofisticados equipos de comunicaciones. Estas características hacen que los convertidores de potencia sean atractivos para estudios orientados tanto a la aplicación teórica como a la práctica.

Existen muchas ventajas en el uso de las microredes las cuales incentivan a implementarlas, pero hay que analizar todos los factores que afectan la decisión para llevar a cabo su implementación. A continuación se presenta una lista de las principales desventajas actuales que presenta el uso de las microredes:

- El uso de energías renovables es costoso.
- Las energías renovables son de naturaleza intermitente.
- Se necesitan grandes extensiones de terreno para obtener una cantidad apreciable de energía.
- Producen impactos visuales elevados (contaminación visual).
- Actualmente su funcionamiento es ineficiente.

En este sentido, en esta tesis se propone un esquema de optimización para un microred eléctrica basado en el pronóstico de series de tiempo, tales como la demanda de energía de la carga, los precios de la energía eléctrica y el pronóstico para la energía eólica generada en una microred. La microred propuesta está formada por un elemento de almacenamiento de energía y un generador de energía eólica, además considera una carga conectada a la microred y la interconexión a la red de suministro eléctrico. Cabe señalar que la microred propuesta cuenta con una potencia de generación de 1 kW y con una potencia de consumo por una carga de 900 W , la cual es la potencia promedio que se podría consumir en una casa habitación, donde se podría instalar la microred. Es necesario enfatizar que el objetivo principal de la presente tesis es gestionar de manera eficiente la energía dentro de la microred.

La tarea de pronóstico se realiza por medio de técnicas para el modelado de series de tiempo, tales como el modelo Autoregresivo Integrado de Media Móvil (ARIMA) [11, 12, 13] y el modelo de Suavizado Exponencial (ETS) [14, 15, 16]. Dado que la energía renovable es de naturaleza intermitente, esto motiva a desarrollar un algoritmo de optimización para la gestión de la energía en una microred, de tal manera que la energía en la carga se garantice mediante el correcto almacenamiento/extracción de energía desde/hacia un dispositivo de almacenamiento de energía y la determinación de la cantidad de energía para ser utilizado de la red pública. Uno de los principales objetivos de la optimización es obtener la máxima utilidad por la venta de energía generada o almacenada, lo cual ha de lograrse a partir de la información pronosticada.

Además en esta tesis se presenta el control de convertidores de potencia. Existen varios trabajos previos para el control de convertidores de potencia; por ejemplo, en [17] se plantea el control de convertidores utilizando un esquema proporcional integral (PI), que no requiere conocimiento del modelo matemático y es robusto para perturbaciones paramétricas; sin embargo, este controlador tiene la limitación de que ofrece un rendimiento adecuado sólo cerca a un punto de operación específico. En [6] el control del convertidor de potencia se realiza utilizando la técnica de modos deslizantes, la cual es robusta a incertidumbres y disturbios, no obstante, produce el efecto de “chattering”. Las técnicas de control antes citadas no son, en general, eficientes y no consideran la optimización de un índice de desempeño para evaluar el movimiento del sistema. Es por esto que se propone un esquema de control óptimo para convertidores de potencia en donde los resultados de la optimización serán utilizados como los valores de referencia para los convertidores de potencia con el fin de gestionar la energía en la microred.

Existen una continua investigación y desarrollo en el campo de las microredes, las cuales han sido, y siguen siendo, construidas en países alrededor del mundo. Por lo que en seguida se describen algunas instalaciones piloto bajo el concepto de microred. Se hace la aclaración de que sólo es una muestra de las actividades que en esta área se han intensificado, principalmente en los continentes americano y europeo [3].

Kythnos, Grecia (2002) Esta microred consta de los siguientes elementos principales (Ver Figura 1.1)

- Carga: Doce casas conectadas de forma monofásica a la red de 230 V de CA.
- Generación: Cinco unidades fotovoltaicas (PV) conectadas de forma estándar a la red por inversores y un generador diesel de 9 kVA.
- Almacenamiento: Batería (60 V, 52 kWh) a través de 3 inversores bidireccionales operando en paralelo.
- Monitoreo: Equipo de registro de datos.

Mannheim, Alemania (2005)



Figura 1.1: *Micro-red piloto en Kythnos, Grecia (©Fraunhofer IWES).*

Elementos principales:

- 480 hogares.
- Cinco sistemas PV instalados.
- Una planta de potencia y calor instalada.

Parque Bronsberger, Holanda (2000)

Elementos principales:

- 108 casas con paneles solares.
- Dos bancos de baterías como almacenamiento de energía para la demanda pico.
- Un centro de despacho y equipo de medición que controla el intercambio de energía entre la microrred y la red de distribución.

SmartGridCity, Estados Unidos (2008) El proyecto incluye la automatización de tres de las cuatro subestaciones de distribución, cuatro alimentadores de potencia con equipo supervisorio y otros 23 alimentadores que presentan irregularidades de voltaje. Aproximadamente 200 millas de cable de fibra óptica, 4, 600 transformadores residenciales y de pequeñas empresas, y casi 16, 000 medidores inteligentes se conectaron al sistema de red inteligente

Principales características:

- Banda ancha en líneas de potencia.
- Comunicación bidireccional.
- Monitores y relevadores inteligentes en las subestaciones.

- Monitores en transformadores, interruptores de circuito y restauradores.

Los tres primeros ejemplos son de los más relevantes en Europa, mientras que la microred en Estados Unidos es la de mayor impacto en el continente Americano. No obstante existen una gran cantidad de prototipos y proyectos ya en funcionamiento en diferentes países.

1.1. Planteamiento del problema

Se ha realizado un amplio número de investigaciones, para dar respuesta al diseño adecuado y operación eficiente de una microred. Un elemento clave cuando se implementa una microred, es el objetivo de proveer de energía de calidad a los usuarios. A pesar de presentar una gran cantidad de ventajas que hacen a la microred adecuada para diferentes aplicaciones, puede involucrar algunos potenciales inconvenientes que se deben identificar y corregir para hacer óptimo su aprovechamiento, en donde el problema más importante es como lograr una operación eficiente de la misma.

Una operación eficiente de una microred eléctrica garantiza un uso adecuado de la energía generada y/o almacenada, en donde se maximizan las utilidades por la venta de energía y se aprovecha de una mejor forma los recursos renovables. De esta forma, el problema que se abordara en este trabajo es el de proponer un esquema de optimización para realizar la operación eficiente de una microred eléctrica basada en información pronosticada de precios de mercadeo de la energía, demanda de la energía y energía eólica; en esta microred se propone que cuente con un aerogenerador como elemento de generación de energía y un supercapacitor como dispositivo de almacenamiento, también se consideran las cargas conectadas a la microred y la conexión con la red eléctrica pública. Además se hace uso de convertidores de potencia para realizar la tarea de intercambio de energía entre los distintos componentes dentro de la microred, mediante un esquema de control óptimo.

1.2. Estado del Arte

Las microredes durante los últimos años son un tema de mucho interés por los beneficios que brindan respecto al impacto sobre el medio ambiente y la creciente demanda de energía eléctrica por parte de la constante urbanización, por lo tanto, se han desarrollado diversas investigaciones sobre microredes. Se han encontrado varias referencias interesantes abordando el diseño de microredes, su operación, aspectos económicos y su regulación.

El concepto de microred (MG) que es adoptado en este trabajo, es el descrito por el Dr. Lasseter en [18], que describe a la MG como un conjunto de cargas y pequeños generadores, operando como un sólo sistema controlable, que proveen energía a un área local asociada. En [19] y [20] se abordan los sistemas de MG de una manera muy amplia, asimismo, se discuten las tecnologías actuales y las barreras regulatorias para su implementación. En [21],[22] y [23],

se enumeran algunas de las ventajas de una MG, mientras que se sugiere que esta forma de red puede probablemente ser el futuro del concepto actual de red. En [24] y [25], se presenta la continua investigación, desarrollo y opciones de control para la operación de las MG que han sido, y están siendo, construidas en países alrededor del mundo.

La implementación de las MG generan impactos sociales y económicos en la sociedad; las cuestiones sociales que pueden ser influenciadas por las MG en términos del presente entorno socio-económico son discutidas y analizadas en [26] y [27], así como los problemas de medio ambiente y los beneficios que los clientes-generadores pueden ofrecer a las empresas eléctricas. La realización de MG de baja tensión requiere que todas las cuestiones técnicas, tales como balance de energía y potencia, calidad de la energía y protección, sean resueltos, lo que es analizado en [28].

Una MG está compuesta generalmente de diferentes fuentes de energía tales como turbinas de viento, paneles fotovoltaicos (PV), generadores diésel de respaldo y sistemas de almacenamiento. Uno de los elementos esenciales para el funcionamiento de la MG es el uso de convertidores de potencia, los cuales son los encargados de intercambiar la energía dentro de la misma. En [29], [30] y [31] se presenta un panorama de los convertidores de potencia conectados en la MG, se examinan diferentes topologías, estrategias de control y gestión de energía. Por ejemplo en [32] se desarrolló un router dinámico para conseguir la transferencia eficiente de la energía eléctrica entre subsistemas, donde cada subsistema puede generar, almacenar o consumir energía. Este router se basa en la topología de un convertidor de dc-dc tipo Boost usando un esquema de control Proporcional Integral (PI). En [33] se realiza un control óptimo para el convertidor de potencia de dc-dc tipo Boost para asegurar el intercambio eficiente de la energía entre las diferentes fuentes en una MG.

Por otro lado, la operación de la MG debe efectuarse de manera optimizada para garantizar un uso adecuado de la energía, como en [34] que se presenta el desarrollo de un modelo de optimización para el funcionamiento óptimo de centros de energía residencial en redes inteligentes, aquí se toma en consideración los modelos matemáticos de los electrodomésticos en un hogar, además de los modelos para los dispositivos de generación y almacenamiento, los modelos resultan en un problema de optimización de programación lineal entera mixta. En [35] se presenta un problema de optimización multi-objetivo en el que se busca reducir las emisiones de una MG eléctrica y los costos de operación, se utiliza como elemento de almacenamiento la batería, pero no usa su modelo dinámico. El mismo problema es abordado en [36], donde se trata el problema de optimización multi-objetivo para minimizar las emisiones de los generadores térmicos y minimizar los costos totales de operación, usando computación evolutiva. Un caso de estudio sobre optimización en una MG se encuentra en [37], donde se desarrolla una MG de generación descentralizada renovable y optimizada utilizando el software HOMER como plataforma para analizar los datos dinámicos en tiempo real, utilizando datos del departamento meteorológico de la NASA.

Como se puede observar, los diversos aspectos relacionados con los sistemas MG son muy amplios, y hay avances en diferentes direcciones para resolverlos; sin embargo, todavía hay

mucho por hacer. Cuestiones con respecto a los aspectos legales y modelos de optimización que consideren el pronóstico de series de tiempo y el modelo dinámico del elemento de almacenamiento, por mencionar algunos, se encuentran bajo investigación.

1.3. Motivación

Actualmente se produce un crecimiento de la demanda de energía eléctrica, como consecuencia del constante crecimiento de la población. Esto aumenta la posibilidad de que se produzcan problemas de estabilidad y comprometiendo la calidad del servicio eléctrico que se da a los clientes. Por otro lado, se requiere un aumento del gasto de combustibles fósiles para satisfacer la demanda eléctrica, lo que hace que crezca la emisión de gases de efecto invernadero y se agraven las consecuencias derivadas del cambio climático. Esto incentiva a la utilización de energías renovables para garantizar un suministro de energía limpia, mediante el desarrollo de microredes eléctricas.

Lo anterior motiva para la realización de la presente tesis, en la cual se plantea la operación eficiente de una microred eléctrica, a través de la operación optimizada de la misma y el control óptimo de convertidores de potencia. La microred propuesta es amigable con el medio ambiente, ya que utiliza energía renovable, además de proporcionar beneficios a los usuarios en cuanto a confiabilidad y calidad de la energía, y proporcionar la máxima utilidad por la venta de energía generada y/o almacenada en la microred.

1.4. Hipótesis

El concepto de microred se refiere a un sistema el cual coordina el suministro y generación de energía eléctrica de una forma eficiente a nivel local. Esto permite contar con una plataforma para la integración de varias fuentes de energía renovable a través de sistemas de generación sostenible. Por lo tanto, para la realización de la presente tesis podemos partir de la siguiente hipótesis: *es posible diseñar algoritmos de optimización y control óptimo, para lograr una operación eficiente de una microred eléctrica, la cual se considera que cuente con un aerogenerador como elemento de generación de energía el cual proporcione una potencia de generación en promedio de 1 kW, un supercapacitor como dispositivo de almacenamiento de energía, una potencia de consumo por las cargas en promedio de 900 W y un bus de corriente directa como arquitectura de la microred.*

1.5. Objetivos

1.5.1. Objetivo General

Proponer un esquema de optimización para la operación eficiente de una microred eléctrica basada en fuentes renovables de energía, mediante el uso de información pronosticada acerca de los precios de mercadeo de la energía, la demanda de la energía y la energía eólica generada en base a un perfil de viento, e introduciendo la dinámica del elemento de almacenamiento en el esquema de la microred. Además se diseña el control óptimo de los convertidores de potencia que se involucran en una microred, para realizar el intercambio de energía entre los elementos que la conforman.

1.5.2. Objetivos Particulares

Para conseguir el objetivo principal, se plantean los siguientes objetivos secundarios.

- Analizar y realizar el pronóstico de las diferentes series de tiempo relacionadas con la compra/venta de energía, demanda de energía y de la energía eólica, así como obtener el modelo matemático que caracteriza a cada una de ellas.
- Desarrollar un esquema de optimización para administrar la energía dentro de la microred, haciendo un análisis de cada uno de los elementos que la conforman, incluyendo dinámicas y restricciones físicas.
- Aplicar una estrategia de control óptimo para cada topología de los convertidores que se incluyen dentro de la microred.
- Plantear un esquema de operación eficiente para una microred, que combine la optimización y el esquema de control.

1.6. Aportaciones

La presente tesis aporta al estudio de las microredes con un esquema de optimización para la operación eficiente de una microred, utilizando la información de pronóstico de las series de demanda eléctrica, de generación eólica, y precios de compra y venta de energía, en donde la principal aportación de este esquema de optimización es que considera la dinámica del elemento de almacenamiento en conjunto con todos los elementos ya antes mencionados.

Además aporta un esquema de control óptimo para convertidores de potencia, los cuales son los encargados de transferir la energía dentro de la microred.

1.7. Organización de la Tesis

La tesis está organizada como se describe a continuación.

- **Capítulo 2.** Se presentan los preliminares matemáticos básicos para desarrollar este trabajo. Aquí se detallan conceptos, definiciones, modelos matemáticos, estrategias y metodologías, que en el transcurso de la tesis se irán utilizando.
- **Capítulo 3.** Se desarrolla el esquema de optimización para la microred propuesta y se presentan los resultados respectivos. Se desarrollan los modelos de pronósticos utilizados en la optimización. Este capítulo es uno de los más importantes, ya que es donde se desarrolla un esquema para la operación eficiente de la microred.
- **Capítulo 4.** Se describe el diseño del control óptimo para seguimiento de trayectorias en convertidores de potencia. Se analiza la topología de cada convertidor para su modelo matemático respectivo. Se presenta la estrategia de control, y por último, se muestran los resultados obtenidos al aplicar la ley de control óptimo.
- **Capítulo 5.** Se presentan las conclusiones y comentarios finales del trabajo realizado. Además, se plantean propuestas para trabajos futuros.

Capítulo 2

Preliminares Matemáticos

En este capítulo se dan a conocer los fundamentos teóricos que conforman las bases para el desarrollo de la presente tesis, como son el pronóstico de series de tiempo en la Sección 2.1, optimización de la microred en la Sección 2.2 y la teoría del diseño de controladores en la Sección 2.3.

2.1. Pronóstico

En diversos análisis o aplicaciones se requiere conocer el comportamiento futuro de fenómenos con el fin de planificar y prever los recursos necesarios. La planificación racional exige prever los sucesos del futuro que probablemente vayan a ocurrir basándose en lo que ha ocurrido en el pasado. La técnica más importante para hacer inferencias sobre el futuro, es el análisis de series de tiempo [11]. Uno de los problemas que intentan resolver las series de tiempo es el de predicción; esto es, dado un conjunto de observaciones de una determinada variable en forma de serie, denotada como Y_1, Y_2, \dots, Y_t , los objetivos de interés son describir el comportamiento de la serie, investigar el mecanismo generador y obtener el pronóstico de valores futuros de la misma con el fin de ayudar a tomar decisiones que tienen consecuencias importantes. En general, se trabaja con series de tiempo en cualquier caso en que se intente ajustar un modelo teórico que nos permita hacer predicciones sobre el comportamiento futuro de un proceso. Enseguida se presentan las definiciones que describen a las series de tiempo.

Definición 1 (Series de tiempo): Una serie de tiempo, denotada por Y_1, Y_2, \dots, Y_t , es una familia de variables aleatorias, observaciones o mediciones ordenadas de acuerdo a una unidad de tiempo t [12].

Algunos ejemplos de series de tiempo son: observaciones de radiación solar, la demanda de la energía a cierta hora del día, el costo de la energía en determinado tiempo, el clima el cual es un gigantesco cúmulo de procesos estocásticos interrelacionados (velocidad del viento, humedad del aire, etc) que evolucionan en el espacio y en el tiempo, y que pueden ser analizadas como series de tiempo.

Los modelos para análisis de series de tiempo están definidos generalmente por tres componentes: tendencia T_t , componente estacional S_t y componente aleatoria ε_t . Esta última componente se considera un proceso estocástico, que se define como una familia de variables aleatorias clasificadas mediante un parámetro t . Las componentes T_t y S_t son funciones determinísticas de t . Estas componentes se definen como:

Definición 2 (Tendencia T_t): Es una función que describe la evolución lenta y a largo plazo del nivel medio de la serie [11].

Definición 3 (Componente estacional S_t): Es la tendencia de los datos de las series de tiempo para presentar un comportamiento que se repite cada L periodos. Por lo tanto L es la duración de la estación en periodos [38].

Definición 4 (Componente aleatoria ε_t): Son aquellos movimientos que no muestran un carácter periódico reconocible; se consideran aleatorios o producidos por causas no previsibles y se supone que son independientes entre si, siendo su media cero y varianza σ^2 [39].

Se pueden considerar dos principales modelos para el análisis de series de tiempo, los cuales están definidos por la forma de integrar las tres componentes anteriormente mencionadas: el modelo aditivo y el modelo multiplicativo.

Dada una serie Y_1, Y_2, \dots, Y_t , el modelo aditivo de componentes parte de la hipótesis de que el valor de la serie de tiempo está compuesto por la adición de las tres componentes

$$Y_t = T_t + S_t + \varepsilon_t. \quad (2.1)$$

Mientras que el modelo multiplicativo, considera que el valor de la serie de tiempo está compuesto por la multiplicación de las tres componentes

$$Y_t = T_t S_t \varepsilon_t. \quad (2.2)$$

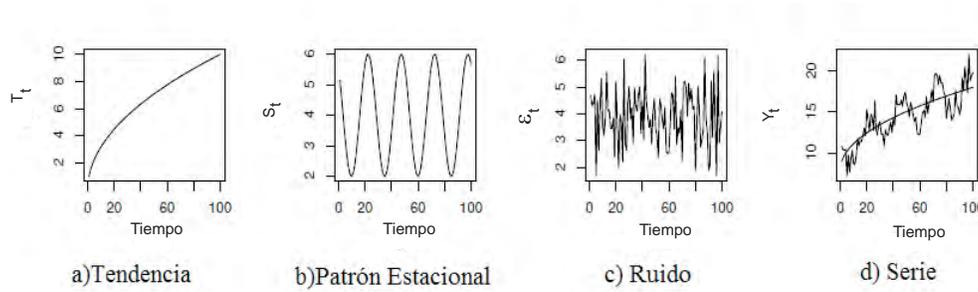
El modelo aditivo debe usarse cuando la composición de tendencia y movimiento estacional, conducen a una variación de amplitud constante. El modelo multiplicativo se empleará cuando dicha composición conduzca a una variación creciente en el tiempo.

La Figura 2.1 muestra la idea de la integración de las tres componentes para formar una serie.

Un análisis para realizar pronóstico consiste en modelar y estimar T_t y S_t , posteriormente extraerlas de Y_t para obtener $\hat{\varepsilon}_t = Y_t - \hat{T}_t - \hat{S}_t$. La serie resultante $\hat{\varepsilon}_t$ se modela y estima para finalmente reconstruir Y_t a partir de la estimación $\hat{Y}_t = \hat{T}_t + \hat{S}_t + \hat{\varepsilon}_t$, y poder realizar el pronóstico de la serie como $\hat{Y}_{T+h} = \hat{T}_{T+h} + \hat{S}_{T+h} + \hat{\varepsilon}_{T+h}$, utilizando la información disponible Y_1, \dots, Y_T , y donde $h = 1, 2, \dots, m$, con m el número de observaciones a pronosticar.

A continuación se proponen algunos modelos usados comúnmente para realizar la estimación de las dos componentes T_t y S_t .

Tendencia T_t : Para la tendencia se propone la siguiente lista de posibles modelos

Figura 2.1: Integración de la Serie Y_t .**Modelo:**

$$\begin{aligned}
 \text{Lineal} & T_t = \beta_0 + \beta_1 t \\
 \text{Cuadrático} & T_t = \beta_0 + \beta_1 t + \beta_2 t^2 \\
 \text{Cúbico} & T_t = \beta_0 + \beta_1 t + \beta_2 t^2 + \beta_3 t^3 \\
 \text{Exponencial} & T_t = \exp(\beta_0 + \beta_1 t) \\
 \text{Logístico} & T_t = \frac{\beta_2}{1 + \beta_1 \exp(-\beta_0 t)}
 \end{aligned}$$

La estimación de la tendencia se puede obtener mediante modelos de regresión lineal, modelos de regresión no lineal, los filtros lineales y no lineales y las medias móviles. Para la estimación de los parámetros $\beta = (\beta_0, \beta_1, \beta_2, \beta_3)^T$ en los modelos lineales, cuadráticos, cúbicos y logarítmicos, generalmente se utiliza el método de mínimos cuadrados ordinarios. En este método el vector de parámetros estimados $\hat{\beta}$, es el vector que produce el valor mínimo de la suma de errores cuadrados [40].

Para los modelos exponencial y logístico se usa el método de mínimos cuadrados no lineales, que también minimiza la suma de errores cuadrados.

Componente Estacional S_t :

Al igual que para la tendencia, existen métodos y modelos que pueden estimar la componente estacional. Un método para estimar la componente S_t es con base en filtros lineales, y otro método con base en un algoritmo recursivo, que suaviza la serie sin eliminar la componente estacional [40]. El método de Holt-Winters [13] es un algoritmo que permite estimar recursivamente S_t , el cual es básicamente un procedimiento de suavizado exponencial, esto se describirá en la sección 2.1.2.

A continuación se muestran algunos modelos para la estimación de la componente estacional.

- Modelo con variables indicadoras

$$S_t = \sum_{j=1}^s \delta_j I_j(t), t = 1, 2, \dots \quad (2.3)$$

donde s es valor de la frecuencia estacional en días, semanas meses o años ($s = 12$ significa que la frecuencia estacional es por mes y se muestra doce veces al año), δ_j es un parámetro

a estimar e $I_j(t) = \begin{cases} 1 & , t = j, j + s, j + 2s, \dots \\ 0 & , \text{en otro caso.} \end{cases}$

Si se define un modelo para la componente de tendencia T_t , por ejemplo, $T_t = \sum_{j=0}^k \beta_j t^j$, para $k = 1, 2, 3, \dots$, y el modelo para la componente estacional con variables indicadoras (2.3), entonces el modelo para Y_t esta dado por:

$$Y_t = \beta_0 + \sum_{j=0}^k \beta_j t^j + \sum_{j=1}^s \delta_j I_j(t) + \varepsilon_t \quad (2.4)$$

donde β_j y δ_j son parámetros a estimar, y se pueden utilizar todos los recursos de regresión lineal para la estimación de los parámetros de este modelo [40].

▪ **Modelos con funciones trigonométricas:** En este caso el modelo a estimar es

$$Y_t = \beta_0 + \sum_{j=1}^m \beta_j t^j + \sum_{j=1}^k \beta_{1,j} \text{sen} \left(\frac{2\pi jt}{s} \right) + \beta_{2,j} \text{cos} \left(\frac{2\pi jt}{s} \right) + \varepsilon_t \quad (2.5)$$

donde el límite k debe estar acotado por: $1 \leq k \leq \frac{s}{2} - 1$, si s es par, o por $1 \leq k \leq \frac{s-1}{2}$ si s es impar.

Una vez determinado el modelo de la tendencia y estacionalidad, la componente estimada $\hat{\varepsilon}$ resulta de sustraer de Y_t las estimaciones de las dos primeras componentes, es decir

$$\hat{\varepsilon}_t = Y_t - \hat{T}_t - \hat{S}_t. \quad (2.6)$$

Para calcular el pronóstico de \hat{Y}_{T+h} , se debe analizar la serie $\hat{\varepsilon}_t$ para detectar si tiene una dinámica o por el contrario, es solamente ruido aleatorio. En el primer caso es posible pronosticar los residuos estructurales e incorporarlos a los pronósticos estructurales, es decir, a los pronósticos de la tendencia y la componente estacional. En el segundo caso el pronóstico de un ruido aleatorio es cero [40].

Todos los métodos mencionados anteriormente son capaces de modelar una serie de tiempo, analizando cada una de sus componentes por separado, lo cual resulta en un proceso complejo y tardado. Existen algoritmos de predicción automática para determinar un modelo apropiado de una serie de tiempo. Los algoritmos de predicción automática más populares se basan en los modelos Autorregresivo Integrado de Media Móvil (ARIMA) o Suavizado Exponencial (ETS), estos algoritmos se encuentran ya programados en paquetes o software de fácil acceso para el público como son el paquete **R**, Wolfram Mathematica, Matlab,

siendo estos los más conocidos. A continuación se describen estas dos técnicas para realizar pronóstico.

2.1.1. Modelo ARIMA

A finales de 1960, Box y Jenkins [11] desarrollaron la metodología ARIMA (acrónimo del inglés Autoregressive Integrated Moving Average) de series de tiempo a partir de modelos de parámetros finitos. Un modelo autoregresivo integrado de media móvil es un modelo estadístico que utiliza variaciones y regresiones de datos estadísticos con el fin de utilizar los datos históricos de una serie para predecir valores futuros de ésta. Un modelo ARIMA se suele expresar como $ARIMA(p, d, q)$, donde los parámetros p , d y q son números enteros no negativos que indican el orden de las distintas componentes del modelo, tales como componente autoregresiva, integrada y de media móvil, respectivamente. El modelo de orden p , d y q puede ser descrito como [11, 13]

$$\Delta^d Y_t = \sum_{u=1}^p \phi_u \Delta^d Y_{t-u} + \sum_{w=0}^q \theta_w \varepsilon_{t-w}, \quad t \in \mathbb{Z} \quad (2.7)$$

donde d corresponde a las d diferencias que son necesarias para convertir la serie original en estacionaria y las constantes ϕ_1, \dots, ϕ_p y $\theta_1, \dots, \theta_q \in \mathbb{R}$ son los parámetros pertenecientes a la parte autorregresiva y a la parte de medias móviles, respectivamente; \mathbb{Z} es el conjunto de los enteros. Por otro lado, $\Delta Y_t = Y_t - Y_{t-1}$, mientras ε es el ruido blanco del proceso con media cero y varianza σ^2 ($\varepsilon_t \sim RB(0, \sigma^2)$, RB: Ruido Blanco). O bien, de manera más compacta, se puede expresar como

$$\phi(B) (1 - B)^d Y_t = \theta(B) \varepsilon_t \quad (2.8)$$

donde $\phi(B)$ es el polinomio autorregresivo (AR) de orden p , $\theta(B)$ es el polinomio de medias móviles (MA) de orden q y B es el operador de corrimiento en el tiempo ($Y_{t-1} = BY_t$, o bien $B^j Y_t = Y_{t-j}$)

$$\begin{aligned} \phi(B) &= (1 - \phi_1 B - \phi_2 B^2 - \dots - \phi_p B^p) \\ \theta(B) &= (1 + \theta_1 B + \theta_2 B^2 + \dots + \theta_q B^q). \end{aligned}$$

Un modelo ARIMA (1, 1, 1) satisface

$$\Delta Y_t = \phi \Delta Y_{t-1} + \varepsilon_t + \theta \varepsilon_{t-1}, \quad t \in \mathbb{Z} \quad (2.9)$$

donde $|\phi| < 1$, $\theta \neq 0$ y ε_t es ruido blanco, el cual también se puede describir como

$$Y_t - Y_{t-1} = \phi(Y_{t-1} - Y_{t-2}) + \varepsilon_t + \theta \varepsilon_{t-1}, \quad t \in \mathbb{Z} \quad (2.10)$$

lo que implica que

$$Y_t = (\phi + 1)Y_{t-1} - \phi Y_{t-2} + \varepsilon_t + \theta \varepsilon_{t-1}. \quad (2.11)$$

El modelo ARIMA puede generalizarse aun más para considerar el efecto de la estacionalidad (componente estacional). En ese caso, se habla de un modelo SARIMA(p, d, q) (P, D, Q) _{s} (acrónimo del inglés Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average), el cual está definido como [13]

$$\Phi(B^s) \phi(B) (1 - B^s)^D (1 - B)^d Y_t = \Theta(B^s) \theta(B) \varepsilon_t \quad (2.12)$$

donde $\Phi(B^s)$ es el polinomio correspondiente a la parte autorregresiva (AR) de orden P , $\Theta(B^s)$ es el polinomio correspondiente a la parte de medias móviles (MA) de orden Q , $\phi(B)$ es el polinomio correspondiente a la parte autorregresiva (AR) de orden p y $\theta(B)$ es el polinomio correspondiente a las medias móviles (MA) de orden q , d es el número de diferenciación para que la serie sea estacionaria, D es el número de diferenciación estacional para que la serie sea estacionaria, B es el operador de corrimiento en el tiempo y s es la frecuencia estacional [41].

$$\begin{aligned} \Phi(B^s) &= (1 - \Phi_1 B^s - \Phi_2 B^{2s} - \dots - \Phi_P B^{Ps}) \\ \Theta(B^s) &= (1 - \Theta_1 B^s + \Theta_2 B^{2s} + \dots + \Theta_Q B^{Qs}) \\ \phi(B) &= (1 - \phi_1 B - \phi_2 B^2 - \dots - \phi_p B^p) \\ \theta(B) &= (1 - \theta_1 B + \theta_2 B^2 + \dots + \theta_q B^q) \end{aligned}$$

2.1.2. Modelo de Suavizado Exponencial

El suavizado exponencial fue planteado por Robert G. Brown [14]. Aunque los métodos de suavización exponencial han existido desde la década de 1950, un marco de modelado que incorpora los procedimientos de selección del modelo fue desarrollado en [15, 16]. El suavizado exponencial se suele expresar como ETS, donde las tres letras hacen referencia a tres componentes: error, tendencia y estacionalidad. La notación ETS(\cdot, \cdot, \cdot) es usada para representar el modelo de una serie de tiempo, además que describe el tipo en que se especifican las componentes del modelo [42], por ejemplo, el modelo ETS(A, N, A) se refiere a un modelo con errores aditivos (denotado por la A en el modelo), sin tendencia (denotado por N) y estacionalidad aditiva (denotada por A).

La suavización exponencial es una técnica de pronóstico de series de tiempo que pondera los datos históricos exponencialmente para que los datos más recientes puedan tener mayor peso sobre los datos previos. El nombre, suavizado exponencial, refleja el hecho de que la influencia de valores pasados de la serie disminuyen exponencialmente a medida que se tienen observaciones recientes.

Tabla 2.1: Clasificación de los modelos de Suavizado Exponencial.

Componente de Tendencia	Componente Estacional		
	N (Ninguno)	A (Aditivo)	M (Multiplicativo)
N (Ninguno)	N, N	N, A	N, M
A (Aditivo)	A, N	A, A	A, M
A_d (Aditivo amortiguado)	A_d, N	A_d, A	A_d, M
M (Multiplicativo)	M, N	M, A	M, M
M_d (Multiplicativo amortiguado)	M_d, N	M_d, A	M_d, M

En suavizado exponencial, se empieza por la componente tendencia, la cual es combinación de un termino Nivel (ℓ) y un termino de Crecimiento (b). El nivel y el crecimiento pueden ser combinados dando cinco tipos de Tendencias; tendencia lineal o sin tendencia, tendencia aditiva, tendencia aditiva amortiguada, tendencia multiplicativa y tendencia multiplicativa amortiguada. Los modelos de Suavizado Exponencial pueden ser clasificados en quince modelos, como se pueden ver en la Tabla 2.1 [43].

Algunos de estos modelos son mejor conocidos bajo otros nombres. Por ejemplo, la celda (N, N) describe el modelo Suavizado Exponencial Simple (SES), la celda (A, N) describe el modelo lineal de Holt, y la celda (A_d, N) describe el modelo de tendencia amortiguada. El modelo aditivo de Holt-Winters es dado por la celda (A, A) y el modelo multiplicativo de Holt-Winters es dado por la celda (A, M). Las otras celdas corresponden a modelos menos usados [13].

Para cada uno de los quince modelos de la Tabla 2.1, hay dos opciones, uno correspondiente a modelos con errores aditivos y el otro a modelos con errores multiplicativos, por lo que hay 30 posibles modelos descritos en esta clasificación (ver Tabla C.1 y Tabla C.2 en el Apéndice C). En cada caso, ℓ_t denota el nivel de la serie en el tiempo t , b_t denota el crecimiento en el tiempo t , s_t denota la componente estacional de la serie en el tiempo t , ε_t es el ruido blanco con media cero y varianza σ^2 y m denota el número de estaciones en un año; α , β , γ y ϕ son constantes. Sea $\mu_t = \hat{y}_t$ el pronóstico de y_t , entonces para el modelo con errores aditivos se tiene que $\varepsilon_t = y_t - \mu_t$, por lo tanto $y_t = \mu_t + \varepsilon_t$ y para el caso del modelo con errores multiplicativo se tiene que $\varepsilon_t = (y_t - \mu_t) / \mu_t$, por lo tanto $y_t = \mu_t (1 + \varepsilon_t)$ [43].

Por ejemplo, para un modelo $ETS(A, A_d, A)$, el cual tiene un error aditivo, usando la información de la Tabla C.2 y sabiendo que $y_t = \mu_t + \varepsilon_t$, el modelo queda descrito como

$$\begin{aligned}
 y_t &= \ell_{t-1} + \phi b_{t-1} + s_{t-m} + \varepsilon_t \\
 \ell_t &= \ell_{t-1} + \phi b_{t-1} + \alpha \varepsilon_t \\
 b_t &= \phi b_{t-1} + \beta \varepsilon_t \\
 s_t &= s_{t-m} + \gamma \varepsilon_t
 \end{aligned} \tag{2.13}$$

Los modelos ETS también pueden ser representados por una notación estándar en espacios de estados. Para esto se involucra un vector de estados que contiene las componentes que describen el Nivel, Tendencia y Estacionalidad. Entonces un modelo lineal en espacios de estados puede ser escrito como [43]

$$y_t = w^\top x_{t-1} + \varepsilon_t \quad (2.14)$$

$$x_t = Fx_{t-1} + g\varepsilon_t \quad (2.15)$$

donde

$$x_t = (\ell_t, b_t, s_t, s_{t-1}, \dots, s_{t-m+1})^\top; w^\top = [1 \ \phi \ 0 \ \dots \ 0 \ 1];$$

$$F = \begin{bmatrix} 1 & \phi & 0 & 0 & \dots & 0 & 0 \\ 0 & \phi & 0 & 0 & \dots & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & \dots & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & \dots & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & \dots & 0 & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots \\ 0 & 0 & 0 & 0 & \dots & 1 & 0 \end{bmatrix}; g = \begin{bmatrix} \alpha \\ \beta \\ \gamma \\ 0 \\ \vdots \\ 0 \end{bmatrix}$$

La ecuación (2.14) es conocida como la ecuación de medición (u observación) la cual describe la relación entre los estados observados x_{t-1} y la observación y_t . La ecuación (2.15) es conocida como la ecuación de transición (o estados) la cual describe la evolución de los estados en el tiempo [43].

2.2. Optimización

Existe una gran variedad de actividades en el mundo cotidiano que pueden ser útilmente descritas como sistemas, tales como una planta industrial hasta entidades teóricas tales como los modelos económicos, los cuales se enfrentan al problema constante de mejorar (optimizar) su rendimiento. La operación eficiente de los sistemas usualmente requiere de un intento por optimizar varios índices que miden el desempeño del sistema. Algunas veces, esos índices son cuantificados y representados como variables algebraicas. Entonces se deben encontrar valores para esas variables, que maximicen la ganancia o beneficio del sistema, o bien minimicen los gastos o pérdidas. A este proceso general de maximización o minimización se lo denomina Optimización.

Un problema de Optimización es, en general, un problema de decisión [44], cuya solución requiere identificar tres componentes: las alternativas de decisión, las restricciones o

limitaciones bajo las cuales se toma la decisión y el criterio objetivo adecuado para evaluar las alternativas. Con el fin de resolver el problema de optimización es necesario expresar el problema en términos matemáticos, es decir, crear un modelo matemático del problema.

En general, el primer paso crucial es la definición de las variables de decisión del problema, enseguida se usan las variables de decisión para construir la función objetivo y las restricciones del modelo. Estos elementos se repiten en todos los problemas de optimización y se definen a continuación:

- Variables de decisión: El primer elemento clave en la formulación de problemas de optimización es la selección de las variables independientes que sean adecuadas para caracterizar los posibles diseños candidatos y las condiciones de funcionamiento del sistema. Como variables independientes se suelen elegir aquellas que tienen un impacto significativo sobre la función objetivo. Representaremos las variables de decisión mediante el vector $x^T = (x_1, x_2, \dots, x_n)$.
- Restricciones: Una vez determinadas las variables independientes, el siguiente paso es establecer, mediante ecuaciones o desigualdades, las relaciones existentes entre las variables de decisión. Estas relaciones son debidas, entre otras razones, a limitaciones en el sistema, a leyes naturales o a limitaciones tecnológicas y son las llamadas restricciones del sistema. Se pueden distinguir dos tipos de restricciones:

a) Restricciones de igualdad: Son relaciones entre las variables de la forma

$$h(x) = h(x_1, x_2, \dots, x_n) = 0$$

b) Restricciones de desigualdad: Son inecuaciones entre las variables de la forma

$$g(x) = g(x_1, x_2, \dots, x_n) \leq 0$$

- Función objetivo: El último ingrediente de un problema de optimización es la función objetivo $f(x_1, x_2, \dots, x_n)$, también llamado índice de rendimiento o criterio de elección. Este es el elemento utilizado para decidir los valores adecuados de las variables de decisión que resuelven el problema de optimización. La función objetivo permite determinar los mejores valores para las variables de decisión. Independientemente del criterio seleccionado, dentro del contexto de la optimización matemática, el adjetivo “mejor” siempre indica los valores de las variables de decisión que producen el mínimo o máximo valor (según el criterio utilizado) de la función objetivo elegida. Algunos de estos criterios pueden ser por ejemplo, de tipo económico (costo total, beneficio), de tipo tecnológico (energía mínima, máxima capacidad de carga, máxima tasa de producción) o de tipo temporal (tiempo de producción mínimo), entre otros.

Con la introducción de estos tres elementos, el objetivo de los problemas de optimización está claro: Un problema de optimización consiste en la búsqueda de valores para determinadas variables (variables de decisión) de forma que, cumpliendo un conjunto de requisitos representados mediante ecuaciones y/o desigualdades algebraicas (restricciones) que limitarán la elección de los valores de las variables de decisión, proporcionen el mejor valor posible para una función (función objetivo) que es utilizada para medir el rendimiento del sistema que se estudia.

Una vez vistos estos tres elementos, el modelo de optimización se suele organizar con el siguiente formato:

Maximizar o minimizar la **función objetivo**
 Sujeta a
restricciones

Una solución del modelo es factible si satisface todas las restricciones, y es óptima si además de ser factible, produce el mejor valor (máximo o mínimo) de la función objetivo. La solución óptima de un modelo sólo es la mejor para ese problema, mientras que la calidad de la solución que se obtenga depende de la exactitud del modelo para representar el sistema real [44].

En optimización no se tiene una sola técnica general con la que se resuelvan todos los modelos matemáticos que surgen en la práctica; en lugar de ello, la clase y la complejidad del modelo matemático determina la naturaleza del método de solución [44].

Una de las herramientas más importante de la optimización es la **programación lineal**. Un problema de programación lineal está dado por una función lineal de varias variables que debe ser optimizada cumpliendo con cierto numero de restricciones también lineales. Existe un algoritmo llamado el método simplex, el cual sirve para resolver problemas de este tipo. Hay otras técnicas, como la **programación entera**, en la que algunas o todas las variables toman estrictamente valores enteros; la **programación dinámica**, en la que el modelo original se puede descomponer en subproblemas más pequeños, de tal manera que en vez de intentar optimizar alguna medida de desempeño viendo a todo el problema como una unidad, la programación dinámica optimiza una etapa por vez a fin de producir un conjunto de decisiones óptimas para todo el proceso; la **programación de red**, en la que el problema se puede modelar como una red (nodos conectados por ramas), y la **programación no lineal**, en la que las funciones del modelo son no lineales. Las técnicas mencionadas no son más que una lista parcial de la gran cantidad de herramientas disponibles en optimización [44].

Una peculiaridad de la mayor parte de las técnicas de optimización es que, en general, las soluciones no se obtienen en forma cerrada, en lugar de ello, se determinan mediante algoritmos. Algunos modelos matemáticos pueden ser tan complicados que es imposible resolverlos con cualesquiera de los algoritmos disponibles de optimización, en esos casos se podrá nece-

sitar abandonar la búsqueda de la solución óptima para sólo buscar una solución “buena” usando heurísticas [44].

Como se mencionó anteriormente, una de las aportaciones más importantes de esta investigación es la de involucrar la dinámica del dispositivo de almacenamiento en el esquema de optimización, lo cual conlleva a tratar un problema de optimización no lineal. Para resolver este tipo de problema se utilizará el método de evolución diferencial, el cual es un algoritmo de optimización global. A continuación se describe con mayor detalle este método.

2.2.1. Evolución Diferencial

Desde comienzo de 1950 el interés en algoritmos que se basan en analogías de procesos naturales ha ido en aumento. Desde esos tiempos, los investigadores están usando los conceptos basados en la teoría de la evolución de Darwin, para la solución de problemas de optimización. Numerosos algoritmos basados en el principio de Darwin, se han empezado a desarrollar en los últimos años, estos algoritmos están usando el término de “métodos de computación evolutiva”, los cuales son un conjunto de heurísticas para la resolución de una variada gama de problemas en las áreas de optimización, búsqueda de información, control de dispositivos y aprendizaje automático, entre otros [45].

El algoritmo de Evolución Diferencial (ED) fue propuesto por Storm y Price en 1997, es un método de optimización perteneciente a la categoría de computación evolutiva, aplicado en la resolución de problemas complejos. Al igual que otros algoritmos de esta categoría, la ED mantiene una población de soluciones candidatas, las cuales se recombinan y mutan para producir nuevos individuos los cuales serán elegidos de acuerdo al valor de su función de desempeño. Lo que caracteriza a la ED es el uso de vectores de prueba, los cuales compiten con los individuos de una población a fin de sobrevivir. La ED, maneja funciones objetivo no diferenciables, no lineales y multimodales [46].

El algoritmo asume que las variables del problema a optimizar están codificadas como un vector de números reales. ED se compone básicamente de cuatro pasos, inicialización, mutación, recombinación y selección. En seguida se describen cada uno de los pasos [47].

- **Inicialización:** El algoritmo ED tiene como objetivo la evolución de una población de NP vectores D -dimensionales, también llamados individuos, los cuales codifican las soluciones candidatas hacia el óptimo global.

$$X_{i,G} = \{x_{1,G}^1, \dots, x_{i,G}^D\}, \quad i = 1, \dots, NP$$

La población inicial debe cubrir todo el espacio de búsqueda tanto como sea posible. La población es inicializada (primera generación) aleatoriamente, considerando los valores mínimos y máximos de cada variable $X_{min} = \{x_{min}^1, \dots, x_{min}^D\}$ y $X_{max} = \{x_{max}^1, \dots, x_{max}^D\}$. Por ejemplo, el valor inicial de el j -ésimo parámetro en el individuo

i –ésimo en la generación $G = 0$ es generado por

$$X_{i,0}^j = x_{min}^j + rand(0, 1) \cdot (x_{max}^j - x_{min}^j), \quad j = 1, 2, \dots, D$$

donde $rand(0, 1)$ representa una variable aleatoria uniformemente distribuida dentro del rango $[0, 1]$ [47].

- **Mutación:** Después de la inicialización, ED emplea la operación mutación para crear un vector mutante $V_{i,G}$ con respecto a cada individuo $X_{i,G}$, denominado vector objetivo, en la población actual. Para cada vector objetivo $X_{i,G}$ en la generación G , su vector mutante asociado $V_{i,G} = \{v_{i,G}^1, v_{i,G}^2, \dots, v_{i,G}^D\}$ puede ser generado de acuerdo a

$$V_{i,G} = X_{r_1,G} + F \cdot (X_{r_2,G} - X_{r_3,G})$$

con índices aleatorios $r_1, r_2, r_3 \in \{1, 2, \dots, NP\}$, enteros, mutuamente diferentes y $F > 0$. Los números enteros elegidos aleatoriamente r_1 , r_2 y r_3 también se eligen para ser diferente de el índice de funcionamiento i . F es un factor real y constante $\in [0, 2]$ el cual controla la tasa de mutación [47].

- **Recombinación:** Después de la fase de mutación, la operación recombinación es aplicada a cada par de vectores objetivo $X_{i,G}$ y su correspondiente vector mutante $V_{i,G}$ para generar un vector de prueba: $U_{i,G} = (u_{i,G}^1, u_{i,G}^2, \dots, u_{i,G}^D)$. Este vector de prueba se obtiene de la siguiente manera

$$u_{i,G}^j = \begin{cases} v_{i,G}^j, & \text{sí } (rand_j[0, 1] \leq CR) \text{ ó } (j = j_{rand}) \\ x_{i,G}^j, & \text{sí } (rand_j[0, 1] > CR) \text{ y } (j \neq j_{rand}) \end{cases} \quad j = 1, 2, \dots, D.$$

donde la velocidad de recombinación CR es una constante especificada por el usuario dentro del rango $[0, 1)$. j_{rand} es un entero elegido aleatoriamente en el intervalo $[1, D]$. El operador recombinación copia el j –ésimo parámetro del vector mutante $V_{i,G}$ para el elemento correspondiente en el vector de prueba $U_{i,G}$ sí $rand_j[0, 1] \leq CR$ ó $j \neq j_{rand}$. De lo contrario, se copia a partir del vector objetivo correspondiente $X_{i,G}$ [47].

- **Selección:** El valor de la función objetivo de cada vector de prueba $f(U_{i,G})$ se compara con la de su correspondiente vector objetivo $f(X_{i,G})$ en la población actual. Si el vector de prueba tiene menos o igual valor que el vector de objetivo correspondiente, el vector de prueba reemplazará el vector objetivo y entrar en la población de la próxima generación. De lo contrario, el vector objetivo permanecerá en la población para la próxima generación. La operación de selección se puede expresar de la siguiente manera:

$$X_{i,G+1} = \begin{cases} U_{i,G}, & \text{sí } f(U_{i,G}) \leq f(X_{i,G}) \\ X_{i,G}, & \text{lo contrario.} \end{cases}$$

De manera resumida los pasos que sigue el algoritmo son la inicialización, la cual se realiza al principio de la ejecución de la búsqueda, y los pasos de mutación, recombinación y selección se realizan repetidas veces, hasta que una condición de término sea satisfecha (número de generaciones, tiempo transcurrido, o calidad de solución alcanzada, entre otras) [47].

2.3. Teoría de Control Óptimo

En esta sección se presenta la técnica de control utilizada para los diversos convertidores de potencia que realizarán el intercambio de energía dentro de la microred. La técnica de control utilizada es el control óptimo no lineal para una clase de sistemas no lineales (SNL). Esta técnica es una adaptación de la técnica tradicional Regulador Cuadrático Lineal (LQR por sus siglas del inglés Linear Quadratic Regulator) para sistemas lineales.

El control óptimo es una rama del control moderno que se relaciona con el diseño de controladores para sistemas dinámicos tal que se minimice una función de medición que se denomina índice de desempeño o funcional de costo del sistema. En términos más formales, el objetivo principal de la teoría de control óptimo es determinar las señales de control que causan que un proceso satisfaga las restricciones físicas que se tengan y asimismo minimizar o maximizar, según sea el caso, cierto criterio de desempeño.

El control óptimo tiene propiedades que presentan ventajas en comparación con otras clases de estrategias de control. A continuación se enuncian algunas de las propiedades de este esquema de control, particularmente del RQL, donde éstas vienen determinadas por parámetros que ponderan el desempeño de las variables del sistema y el esfuerzo de control (a través de las matrices Q y R en un funcional de costo, como se describe en la Sección 2.3.2), y del propio sistema (mediante su descripción por las matrices A , B y C , en una representación en espacio de estados).

Las propiedades del LQR son:

- La estabilidad del control óptimo lineal en lazo cerrado es garantizada si el sistema de control cumple que: $R > 0$, $Q \geq 0$, el par (A, B) es estabilizable y el par (A, C) es detectable, donde $Q = C^T C$ [48].
- El control óptimo (LQR), por default provee de un margen de ganancia (GM) infinito, i.e., $GM = \infty$ y un margen de fase (FM) de al menos 60° . Lo anterior se puede considerar como márgenes de estabilidad adecuados, y son propiedades de robustez que todo diseño de control debería proveer. La primera propiedad permitiría utilizar una ganancia (teóricamente) infinita sin que el sistema se desestabilice; esto es, la ganancia podría variar entre $[1/2, \infty)$. Por otro lado, la segunda propiedad permite tener ciertas variaciones paramétricas o retardos en el sistema de control, los cuales afectarían el margen de fase del sistema, sin llegar a desestabilizar al sistema de control [48].

- Un LQR tiene un índice de funcionamiento (funcional de costo), que justamente evalúa el desempeño del sistema de control.
- La sintonización del LQR se hace regularmente a prueba y error, pero cumpliendo las condiciones del punto uno mencionado previamente, no se afectaría la estabilidad en el lazo cerrado, independiente de la elección de Q y R [48].
- Los valores Q_{ii} y R_{ii} pueden ser seleccionados de acuerdo a la importancia relativa de cada variable de estado y de acción de control. Lo anterior permite que la selección de las matrices Q y R , sea un método intuitivo para determinar su valor.
- Existen métodos (Reglas de Bryson), que incluso permiten incorporar restricciones para las variables de estado y de control, mediante una elección adecuada de los valores Q_{ii} y R_{ii} [49].
- El control óptimo busca hacer evolucionar al sistema mediante una entrada, tal que la energía necesaria para lograrlo sea mínima, lo que permite un ahorro de la misma [50], en contraposición con el control por modos deslizantes, en el cual la señal de control varía de 1 a 0 de la energía, o sea, se tiene toda la energía o no se tiene nada.
- Evita divisiones por cero, caso contrario a lo que podría darse en el control de linealización por retroalimentación.

Es importante destacar que las ventajas anteriores son válidas para el LQR. Para el caso de sistemas no lineales, que es lo que concierne a esta tesis, su demostración no está al alcance de este trabajo, pero son apreciadas en las simulaciones obtenidas, y queda como trabajo futuro su demostración formal.

El control óptimo se puede resolver mediante el uso del principio del máximo de Pontryagin (una condición necesaria) [51] y el método de programación dinámica, desarrollado por Bellman [52]. Este último conduce a una ecuación diferencial parcial no lineal llamada la ecuación de Hamilton-Jacobi-Bellman (HJB) (una condición suficiente), cuya solución proporciona controladores de realimentación de estado y trayectorias óptimas para cada condición inicial [53, 54]. La aplicación de esta ecuación está bien establecida en la solución del problema de control óptimo para sistemas lineales, donde el resultado se basa en la ecuación diferencial o algebraica de Riccati [48]. Sin embargo, la solución de la ecuación HJB es más complicada para sistemas no lineales [54, 55]. Diferentes estrategias de control han sido propuestas para proporcionar controladores de retroalimentación no lineales, incluyendo el enfoque de la ecuación de Riccati dependiente del estado (SDRE), [56, 57, 58, 59]. En seguida se describe el diseño de un controlador óptimo de horizonte infinito basado en el enfoque SDRE para resolver el problema de seguimiento para una clase de sistemas no lineales, que puede ser presentado como una factorización de coeficientes dependientes del estado (SDCF).

2.3.1. Factorización de Coeficientes Dependientes del Estado en Sistemas No Lineales

Esta sección describe la solución del control óptimo para realizar seguimiento de sistemas no lineales, los cuales pueden ser presentados como una factorización de coeficientes dependientes del estado. La solución propuesta considera que todos los estados son medidos y disponibles para retroalimentación.

Consideremos el siguiente sistema no lineal, lineal con respecto a la entrada

$$\dot{x} = f(x) + B(x)u, \quad x(t_0) = x_0 \quad (2.16)$$

$$y = h(x) \quad (2.17)$$

donde $x \in \mathbb{R}^n$ es el vector de estados, $u \in \mathbb{R}^m$ es la entrada de control y $y \in \mathbb{R}^p$ es la salida del sistema; las funciones $f(x)$, $B(x)$ y $h(x)$ son mapeos suaves de dimensiones apropiadas.

Considere que las funciones $f(x)$ en (2.16) y $h(x)$ en (2.17) pueden ser descompuestas en una factorización de coeficientes dependientes del estado como $f(x) = A(x)x$ y $h(x) = C(x)x$, respectivamente [58, 60, 61, 62]. Entonces el sistema (2.16)-(2.17) resulta en

$$\dot{x} = A(x)x + B(x)u \quad (2.18)$$

$$y = C(x)x \quad (2.19)$$

Como es establecido en [57, 63], las suposiciones $f(0) = 0$, $h(0) = 0$, $f(\cdot) \in C^1$ y $h(\cdot) \in C^1$ garantizan que la factorización como se describe en (2.18)-(2.19) pueda llevarse a cabo. Hay que notar que las factorizaciones $A(x)x$ y $C(x)x$ no son únicas [56]. Con el fin de obtener esquemas de control bien definidos, la factorización apropiada para estas representaciones debe determinarse de tal manera que las propiedades de observabilidad y controlabilidad se cumplen para el sistema (2.18) y la salida (2.19).

En [56, 60], la generalización de la prueba de rango (“rank”) para la matriz de controlabilidad dependiente del estado del sistema (2.18), es definida como

$$\text{rank} \{C(x)\} = n, \quad \forall x \quad (2.20)$$

donde

$$C(x) = [B(x) \quad A(x)B(x) \quad \cdots \quad A^{n-1}(x)B(x)] \quad (2.21)$$

mientras que la matriz de observabilidad dependiente del estado es definida como [56]

$$\mathcal{O}(x) = \begin{bmatrix} C(x) \\ C(x)A(x) \\ \vdots \\ C(x)A^{n-1}(x) \end{bmatrix}. \quad (2.22)$$

Por lo tanto, la factorización $A(x)x$ debe ser determinada tal que $\mathcal{C}(x)$ tenga rango completo y entonces la controlabilidad dependiente del estado es cumplida. Un análisis similar se debe hacer para determinar la observabilidad dependiente del estado [64, 65].

2.3.2. Seguimiento Óptimo para SDCF de Sistemas No Lineales

Para muchas aplicaciones, tales como convertidores de potencia, en ingeniería aeroespacial, máquinas eléctricas, robótica, entre otros, es importante que el controlador pueda realizar el seguimiento de una trayectoria deseada; entonces se requiere que una salida del sistema de lazo cerrado siga una trayectoria deseada tan cerca como sea posible y con un gasto mínimo de esfuerzo de control [48, 66].

Con el fin de presentar el seguimiento de trayectoria, se define el error de seguimiento como

$$\begin{aligned} e &= r - y \\ &= r - C(x)x \end{aligned} \quad (2.23)$$

donde r es la referencia deseada para que la salida del sistema y haga el seguimiento.

El funcional de costo cuadrático J a ser minimizado, asociado con el sistema (2.18), es definido como

$$J = \frac{1}{2} \int_{t_0}^{\infty} (e^T Q e + u^T R u) dt \quad (2.24)$$

donde Q es una matriz simétrica semidefinida positiva y R es una matriz definida positiva. Por lo tanto, la solución de seguimiento óptimo está relacionado con determinar la entrada de control $u(t)$, $t \in [t_0, \infty)$, tal que el criterio (2.24) es minimizado. La solución de seguimiento óptimo es establecido en el siguiente teorema.

La matriz Q en (2.24) es una matriz que pondera el desempeño del vector de estado x , mientras que R es una matriz que pondera el gasto del esfuerzo de control, por lo que estas matrices son usadas para establecer un equilibrio entre el rendimiento del estado y el esfuerzo de control [50]. Particularmente en [49], las entradas para estas matrices son seleccionadas de

tal manera que las restricciones físicas de los estados y las señales de control sean incluidas en el esquema de control.

Teorema 2.1: Considere que el sistema (2.18)-(2.19) es controlable dependiente del estado y observable dependiente del estado. Entonces la ley de control óptima

$$u^*(x) = -R^{-1}B^\top(x)(P(x)x - z(x)) \quad (2.25)$$

logra el seguimiento de trayectoria para el sistema (2.18), a lo largo de una trayectoria deseada r , donde $P(x)$ es la solución para la ecuación matricial diferencial de Riccati

$$\dot{P}(x) = -C^\top(x)QC(x) + P(x)B(x)R^{-1}B^\top(x)P(x) - A^\top(x)P(x) - P(x)A(x) \quad (2.26)$$

y $z(x)$ es la solución para la ecuación vectorial diferencial

$$\dot{z}(x) = -[A(x) - B(x)R^{-1}B^\top(x)P(x)]^\top z(x) - C^\top(x)Qr \quad (2.27)$$

con condiciones de frontera $P(\infty) = 0$ y $z(\infty) = 0$, respectivamente. La ley de control (2.25) es óptima en el sentido de que minimiza el funcional de costo (2.24), el cual tiene un valor óptimo dado como

$$J^* = \frac{1}{2}x^\top(t_0)P(t_0)x(t_0) - z^\top(t_0)x(t_0) + \varphi(t_0) \quad (2.28)$$

donde φ es la solución a la función escalar diferenciable

$$\dot{\varphi} = -\frac{1}{2}r^\top Qr + \frac{1}{2}z^\top B(x)R^{-1}B^\top(x)z \quad (2.29)$$

con $\varphi(\infty) = 0$.

Prueba: Para detalles de la prueba ver [67].

Capítulo 3

Operación Eficiente de una Microred

Este capítulo se desarrollará en cuatro secciones. La Sección 3.1 describe las partes importantes en las que se basa la operación de la microred y su definición; la Sección 3.2 trata la microred propuesta y los elementos que la conforman; en la Sección 3.3 se presenta el pronóstico realizado a las series de demanda de energía eléctrica, precios de compra y venta de energía eléctrica; por último, en la Sección 3.4 se presenta la optimización de la microred, así como su modelo de optimización, en el cual se incluyen las dinámicas de los elementos que conforman la microred y los datos de pronóstico con el fin de lograr un uso eficiente de la energía generada y/o almacenada en la microred.

3.1. La Microred Eléctrica

Alrededor del mundo, los sistemas convencionales de energía se enfrentan a los problemas de la gradual reducción de los recursos fósiles, la pobre eficiencia de la producción de energía y la contaminación del medio ambiente. Estos problemas han llevado a una tendencia de generación de energía eléctrica usando fuentes de energía renovables y no convencionales tales como el gas natural, biogas, energía eólica, células solares fotovoltaicas, micro-turbinas, etc. Este tipo de generación de energía es muy utilizado en los sistemas de Generación Distribuida (DG). La DG se define como un sistema de generación de energía eléctrica (típicamente en el rango de unos pocos kW a decenas de MW) que no es parte de un gran sistema de potencia centralizado y está localizado cerca de la carga para suplir sus necesidades energéticas o para soportar la operación de la red, o bien, para ambos fines. Las fuentes de energía utilizados en la DG son llamados fuentes de energía distribuida. El aprovechamiento de los recursos de generación local mediante la generación distribuida presenta la alternativa más conveniente para llevar energía a las zonas no interconectadas a la red eléctrica. La Figura 3.1 presenta la comparación entre el sistema de distribución de energía tradicional y la de generación distribuida [1].

La DG debe ser completada con recursos de almacenamiento distribuido (DS), conforman-

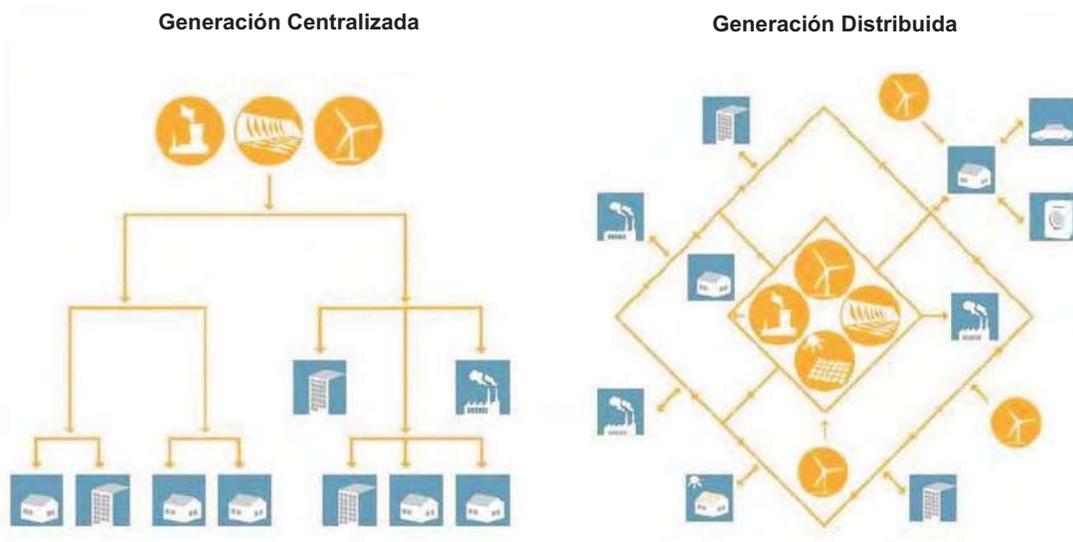


Figura 3.1: Comparación de generación centralizada y generación distribuida.

do así los llamados recursos energéticos distribuidos (DER). Estos DER incluyen, además de generadores de pequeña potencia ubicados cerca de las cargas que pueden suministrar energía eléctrica o térmica, almacenamiento de energía, control de carga, y para ciertas clases de sistemas, interfaces avanzadas de electrónica de potencia entre los generadores de energía y el proveedor mayorista. La aplicación de generadores individuales distribuidos pueden causar tantos problemas, como los que podría resolver, por lo tanto, el gran potencial de los pequeños DER puede ser mejor captado por la organización de estos recursos en subsistemas que puedan aislarse de la red de distribución, a estos subsistemas se les denomina microredes, más conocidas por su nombre en Inglés como “micro-grid”, esto permitirá satisfacer las utilidades y necesidades de los clientes de manera óptima [68].

El concepto de microred supone un conjunto de cargas y pequeños generadores, operando como un solo sistema controlable, que proveen de energía a su área local asociada. La microred puede ser vista como una célula controlada del sistema de potencia diseñada para satisfacer sus necesidades especiales, tales como, mejorar la seguridad local, reducir las pérdidas de conexión, soportar tensiones locales, corregir la caída de tensión o proporcionar fuentes de alimentación ininterrumpida, etc.; además, la microred podría tener la capacidad de responder en cuestión de segundos para cumplir con necesidades del sistema de transmisión como compensación de voltaje, absorción o suministro de armónicos, entre otras [69, 18, 70, 71]. Una microred utiliza fuentes de energía distribuidas (en su mayoría renovables) y, generalmente, dispositivos de almacenamiento de energía para suministrar la demanda en forma local. Normalmente la microred opera conectada al sistema eléctrico de la empresa suministradora, pero con la capacidad de autoabastecerse y operar de forma aislada o en coordinación con la red de la empresa suministradora cuando sea necesario, para aumentar la confiabilidad de

suministro a la carga local, así como la posibilidad de vender sus excedentes de energía a la empresa suministradora. En la Figura 3.2 se muestra una microred eléctrica, en la cual se observan todos los elementos que la conforman, desde el elemento generador de energía como es un aerogenerador, hasta la conexión con la red eléctrica pública, además de que muestra como carga a un vehículo eléctrico conectado a la microred.

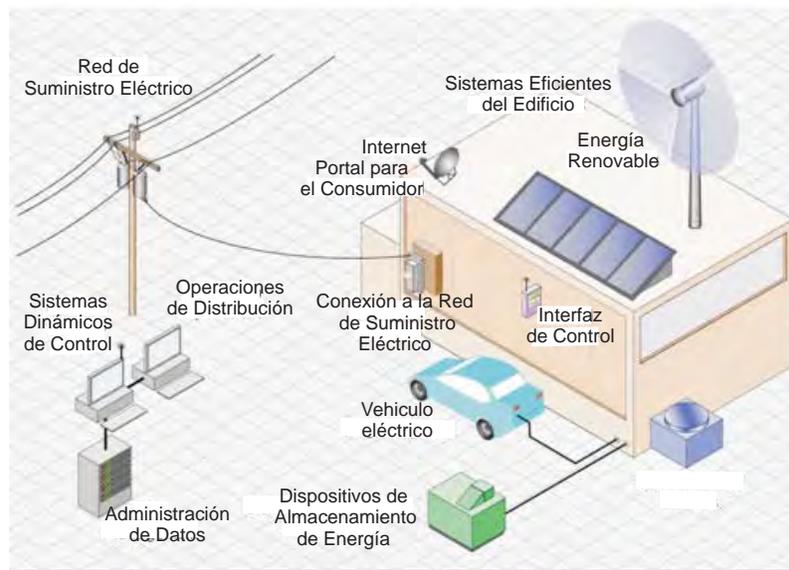


Figura 3.2: Esquema de una Micro-red.

En paralelo a las tecnologías, uno de los motores principales para la realización del concepto de microred, ha sido el desarrollo de inversores que enlazan las fuentes de energía, así como dispositivos de almacenamiento a la microred con el sistema eléctrico principal, manteniendo la operación de la microred aun cuando la red principal presente una falla [3].

3.2. Microred Eléctrica Propuesta

En esta sección se describen los componentes eléctricos que integran la microred propuesta para ser optimizada en este trabajo de tesis, entre los cuales se tiene la generación eléctrica a partir de energía eólica, un elemento de almacenamiento de energía, consumo de energía mediante cargas y por último la energía desde/hacia la red eléctrica nacional. Se propone una microred eléctrica con una capacidad de 1 kW de generación y un consumo por una carga de 900 W , la cual es la potencia promedio que se podría consumir en una casa habitación donde se planea que se instalaría la microred.

La Figura 3.3 muestra la idea general de la microred propuesta, en donde se encuentra integrada la parte del esquema de optimización y los convertidores de potencia, en la cual los

resultados de optimización servirán para establecer los valores de referencia para el sistema de control de los convertidores de potencia. Sin embargo, los alcances de la presente tesis no logran la integración las dos partes (optimización y control), si no que se analizan cada una de ellas de forma separada, y en un trabajo futuro lograr la integración.

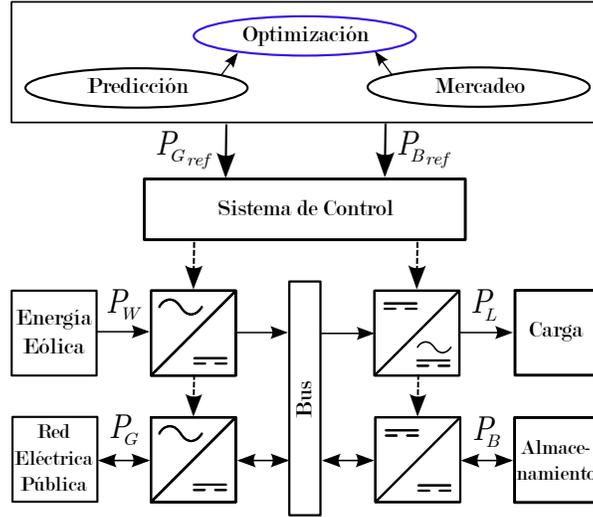


Figura 3.3: Esquema de optimización conectado a los convertidores de potencia.

3.2.1. Energía Eólica

La fuerza del viento puede ser muy fuerte, como se puede observar después del paso de un huracán o un tifón. Históricamente, la humanidad ha aprovechado esta fuerza. El más importante uso probablemente ha sido la propulsión de barcos usando velas antes de la invención de la máquina a vapor y los motores de combustión interna. Durante el siglo *XX*, la energía del viento ha sido utilizada mediante turbinas de viento con un rotor conectado mecánicamente a un generador eléctrico [72]. En la Figura 3.4 se muestra una turbina típica.

Es posible convertir la energía del viento en energía eléctrica mediante generadores eléctricos [73]. La potencia mecánica de un generador eólico $P_{W_{m,k}}$, en un instante k , está definida como

$$P_{W_{m,k}} = \begin{cases} 0, & v_k < v_1 \text{ ó } v_3 \leq v_k \\ \frac{1}{2} C_p \rho A v_k^3, & v_1 \leq v_k < v_2 \\ P_{W_{max}}, & v_2 \leq v_k < v_3 \end{cases} \quad (3.1)$$

donde C_p es el coeficiente de potencia que relaciona la cantidad de energía eólica que se transfiere al generador eléctrico. En la práctica, este coeficiente toma valores entre 0.25 y 0.45 [73]. El parámetro ρ es la densidad del aire con un valor aproximado de 1.225 kg/m^3 ,



Figura 3.4: Izquierda: Parque eólico en el cerro La Virgen, Zacatecas. Derecha: Turbina eólica típica, (Siemens).

A es el área en m^2 de barrido realizado por las hélices del aerogenerador y v_k es la velocidad del viento en m/s en el instante k ; v_1 es la velocidad mínima del viento para que se inicie a generar energía, v_2 es la velocidad nominal del viento para la generación de energía y v_3 es la máxima velocidad del viento permitida por el generador de acuerdo a su construcción y capacidad de generación. Para un determinado lugar donde la velocidad promedio del viento es de v_{av} en m/s , se tiene que aproximadamente $v_1 = 0.6 v_{av}$, $v_2 = 1.5 v_{av} \sim 1.75 v_{av}$ y $v_3 = 3 v_{av}$ [73].

Finalmente, considerando que la potencia mecánica $P_{W_{m,k}}$ se puede convertir a potencia eléctrica $P_{W,k}$, mediante un generador (con una eficiencia η), se tiene que

$$P_{W,k} = \eta P_{W_{m,k}}. \quad (3.2)$$

El aprovechamiento de la energía eólica se ha incrementado significativamente, especialmente en aplicaciones de mediana y gran escala, debido principalmente al desarrollo de un competitivo mercado internacional de tecnologías, así como al apoyo de acertadas políticas de promoción especialmente en Europa. Sin embargo, el desarrollo de tecnologías para la aerogeneración a pequeña escala no ha tenido el mismo avance, más aún, en países donde las energías renovables aun no son consideradas en los planes energéticos.

3.2.2. Elemento de Almacenamiento de Energía

Es común tener que almacenar la energía para ciertas aplicaciones. Un elemento de almacenamiento puede ser un banco de baterías, celdas de combustible, supercapacitores, una combinación de los anteriores, etc. Los capacitores permiten un almacenamiento directo, pero las cantidades son pequeñas. En las baterías, la energía de los compuestos químicos actúan como medio de almacenamiento, y durante la descarga, un proceso químico ocurre que genera energía el cual puede ser extraída desde la batería en forma de una corriente eléctrica bajo un cierto voltaje. En general, el almacenamiento de energía eléctrica requiere su conversión en otra forma de energía [74].

Sin pérdida de generalidad, para el presente trabajo de tesis se considera como elemento de almacenamiento un supercapacitor como se describe en la Figura 3.5; lo cual significa que se puede utilizar cualquier otro dispositivo de almacenamiento de energía y no se pierde generalidad, pero se opta por el supercapacitor ya que su modelo matemático es más sencillo, además de que su curva de carga/descarga es muy parecida a la curva de una batería en su punto de operación.

Los supercapacitores son dispositivos electrolíticos de muy alta capacidad que almacenan energía en forma de carga eléctrica. Se componen de dos electrodos con una separación muy fina. La capacidad de almacenamiento de energía aumenta conforme el área de superficie de los electrodos aumenta. Los supercapacitores tienen la capacidad de manejar altos valores de corriente, gran rango de tensión y temperatura, fácil mantenimiento, y pueden tener ciclos de funcionamiento largos con muy altas tasas de descarga y podrían manejar los cambios de carga rápida en la microred.

La dinámica del voltaje de la carga/descarga en tiempo continuo de este dispositivo está dado como

$$\dot{V}_c = -\frac{V_c}{R_C C} - \frac{1}{C}i \quad (3.3)$$

donde V_C es el voltaje del capacitor, i es la corriente en el elemento del dispositivo de almacenamiento, C es la capacitancia y R_C es la resistencia interna del capacitor. Considerando que el modelo del supercapacitor es lineal, se puede usar una discretización invariante al escalón [75] para obtener el modelo dinámico en tiempo discreto como

$$V_{C,k+1} = \alpha V_{C,k} + \beta i_k \quad (3.4)$$

donde $\alpha = e^{-T_s/R_C C}$, $\beta = -R_C(1 - e^{-T_s/R_C C})$ y T_s es el periodo de muestreo. Así, la potencia eléctrica de este dispositivo en el tiempo k es dada por $P_{S,k} = V_{C,k}i_k$. Adicionalmente, se puede imponer una restricción de potencia para limitar el intercambio de energía como

$$P_{S_{max}^-} \leq P_{S,k} \leq P_{S_{max}^+} \quad (3.5)$$

donde $P_{S_{max}^-}$ es la máxima potencia almacenada en el supercapacitor y $P_{S_{max}^+}$ es la máxima potencia extraída del elemento de almacenamiento, o equivalentemente

$$V_{C_{min}} \leq V_{C,k} \leq V_{C_{max}} \text{ y } i_{max}^- \leq i_k \leq i_{max}^+ \quad (3.6)$$

donde $V_{C_{min}}$ y $V_{C_{max}}$ son el mínimo y el máximo valor de voltaje permitido por el capacitor, respectivamente, y i_{max}^- es la máxima cantidad de corriente inyectada en el elemento de almacenamiento y i_{max}^+ es la máxima cantidad de corriente extraída desde el elemento de almacenamiento.

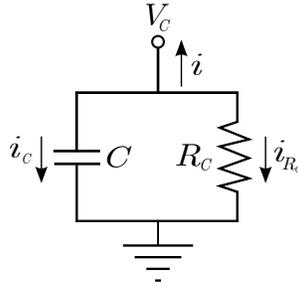


Figura 3.5: *Dispositivo de almacenamiento de energía.*

3.2.3. Carga en la Microred

En una microred se tiene conectados usuarios de tipo domiciliario con diferentes hábitos de consumo. Estos usuarios pueden ser casas individuales, o, pueden ser un grupo de domicilios que conforman una calle o manzana y que están conectados a un mismo punto de acoplamiento de la microred. Su comportamiento se puede caracterizar mediante una curva de demanda eléctrica.

El consumo de energía debido a la carga conectada a la microred puede ser representada en forma general como

$$P_{L_{min}} \leq P_{L,k} \leq P_{L_{max}} \quad (3.7)$$

donde $P_{L,k}$ es la potencia de la carga en el instante k , $P_{L_{min}}$ y $P_{L_{max}}$ son la mínima y la máxima potencia consumida por a carga respectivamente.

3.2.4. Energía de la Red Eléctrica Nacional

En algunos momentos, la microred necesitará abastecerse de energía desde alguna fuente externa, por lo que para el análisis y el procedimiento de diseño realizado en este trabajo de tesis se considera que una cantidad de energía puede ser extraída desde la red eléctrica

para proveer de energía a la carga y al elemento de almacenamiento de la microred. Además, es considerado que una gran cantidad de energía puede ser inyectada hacia la red eléctrica nacional desde las fuentes de alimentación renovable y desde los elementos de almacenamiento de energía. Por lo tanto, una restricción de la potencia extraída o suministrada para la red eléctrica nacional es dada como

$$P_{G_{max}^-} \leq P_{G,k} \leq P_{G_{max}^+} \quad (3.8)$$

donde $P_{G,k}$ es la potencia de la red eléctrica nacional en el instante k , $P_{G_{max}^-}$ es la máxima potencia que puede ser generada en la microred e inyectada a la red eléctrica, mientras que $P_{G_{max}^+}$ es la máxima potencia que puede ser extraída desde la red eléctrica para proveer de energía a la microred.

3.3. Pronósticos de las Series de Tiempo para la Microred

Para la realización del esquema de optimización basado en pronóstico se utilizan los datos correspondientes a las series de Demanda, Costos y Energía Eólica. Los modelos de series que se utilizan fueron determinados automáticamente por el paquete computacional **R** [76], de código abierto, para programación orientada a objetos y dedicado a cómputos estadísticos y financieros. Este paquete cuenta con varias librerías para diferentes tipos de aplicaciones, para el caso de pronóstico se utilizó la librería “*forecast*”, la cual tiene implementado dos algoritmos de predicción automática: el ARIMA y el algoritmo de Suavizado Exponencial. Para las diferentes series de tiempo se realiza un pronóstico a 24 horas hacia adelante a partir de información previa tomada cada hora durante varios días, ya que se consideró que con esta información es suficiente para que el algoritmo de optimización decida en que momento y en que cantidad se almacene o sustraiga energía del elemento de almacenamiento, así como extraer o inyectar energía de la red eléctrica nacional.

3.3.1. Pronóstico de la Demanda Eléctrica

La serie de tiempo correspondiente a la demanda de energía eléctrica en la ciudad de New York, USA, durante el periodo de Enero del 2008 a Febrero 2013; fue obtenida de [77], cuyos datos fueron tomados cada hora. Con fines ilustrativos, la serie de la demanda en New York es escalada para cumplir con las especificaciones de capacidad de demanda de 900 Watts para la microred que se propone. Utilizando el paquete computacional **R**, se desarrolla el programa para obtener de manera automática los modelos ARIMA y ETS, haciendo uso de los datos históricos de los primeros 10 días. Los modelos obtenidos ARIMA y ETS, con su respectivo error tomado como la raíz cuadrada del error cuadrático medio (RMSE, acrónimo

del Inglés Root-Mean-Square-Error), resultaron como

$$\begin{array}{ll} ARIMA(1, 1, 0)(2, 0, 2)_{24} & \text{con } RMSE = 9.2132 \\ ETS(A, N, A) & \text{con } RMSE = 11.7064. \end{array}$$

Por lo tanto, se utiliza el modelo ARIMA, ya que tiene el menor error RMSE. El resultado del pronóstico se puede observar en la Figura 3.6, donde la parte sombreada es el área de confianza donde se encuentra el pronóstico.

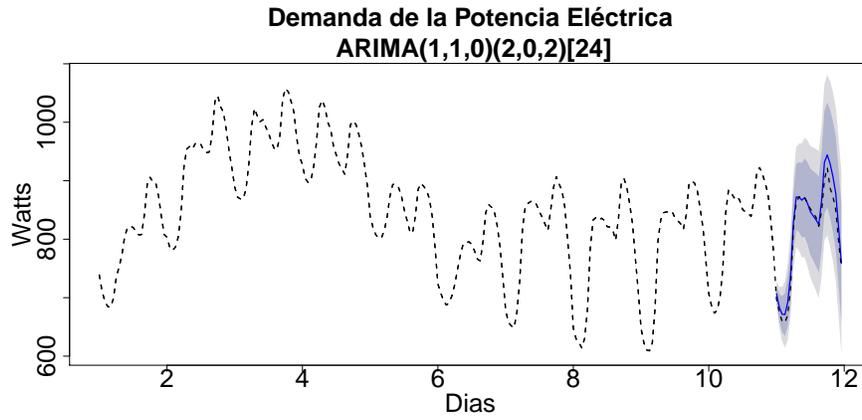


Figura 3.6: *Pronóstico de la demanda eléctrica (Con línea discontinua se muestra la serie real. Con línea continua se muestra el pronóstico de la serie).*

De (2.12) y desarrollando los polinomios, se obtiene el modelo matemático correspondiente al modelo $ARIMA(1, 1, 0)(2, 0, 2)_{24}$ como

$$\begin{aligned} (1 - \Phi_1 B^{24} - \Phi_2 B^{48})(1 - \phi_1 B)(1 - B^{24})^0(1 - B)^1 Y_t &= (1 - \Theta_1 B^{24} + \Theta_2 B^{48})(1) \varepsilon_t \\ (1 - \Phi_1 B^{24} - \Phi_2 B^{48})(1 - \phi_1 B)(Y_t - Y_{t-1}) &= \varepsilon_t - \Theta_1 \varepsilon_{t-24} + \Theta_2 \varepsilon_{t-48} \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} Y_t &= (1 + \phi_1) Y_{t-1} - \phi_1 Y_{t-2} + \Phi_1 Y_{t-24} - (\Phi_1 + \phi_1 \Phi_1) Y_{t-25} + \phi_1 \Phi_1 Y_{t-26} \\ &\quad + \Phi_2 Y_{t-48} - (\Phi_2 + \phi_1 \Phi_2) Y_{t-49} + \phi_1 \Phi_2 Y_{t-50} + \varepsilon_t - \Theta_1 \varepsilon_{t-24} + \Theta_2 \varepsilon_{t-48}. \end{aligned} \quad (3.9)$$

Las constantes calculadas automáticamente por el Software **R** son las siguientes: $\phi_1 = 0.3663$, $\Phi_1 = 0.7709$, $\Phi_2 = 0.2654$, $\Theta_1 = -0.1333$, $\Theta_2 = -0.6165$.

3.3.2. Pronóstico de Precios

La serie de los precios fue tomada de [77], cuyos datos corresponden a los precios de compra de la energía eléctrica en la ciudad de New York, USA, durante el periodo de Enero del 2008 a Febrero del 2013. Los datos fueron tomados cada hora. Utilizando el paquete computacional **R**, se desarrolló el programa para obtener de manera automática los modelos ARIMA y ETS, usando los datos históricos de los primeros 10 días. Los modelos obtenidos y sus errores son

$$\begin{aligned} ARIMA(4, 1, 2)(2, 0, 2)_{24} & \text{ con } RMSE = 20.9412 \\ ETS(A, N, A) & \text{ con } RMSE = 19.4268. \end{aligned}$$

Por lo tanto, se elige el modelo ETS, ya que es el que presenta un menor error RMSE. El resultado del pronóstico se puede observar en la Figura 3.7.

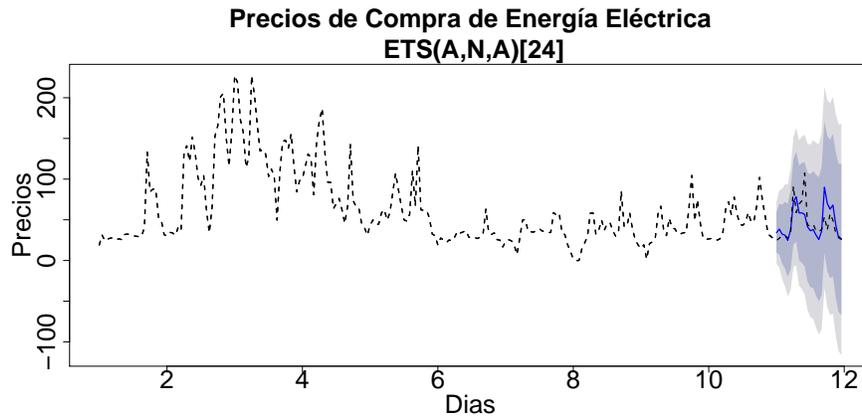


Figura 3.7: *Pronóstico de los precios de compra de la energía eléctrica (Con línea discontinua se muestra la serie real. Con línea sólida el pronóstico de la serie).*

Desarrollando el modelo matemático proporcionado automáticamente por el paquete computacional, se obtiene que

$$\begin{aligned} y_t &= \ell_{t-1} + s_{t-m} + \varepsilon_t \\ \ell_t &= \ell_{t-1} + \alpha \varepsilon_t \\ s_t &= s_{t-m} + \gamma \varepsilon_t \end{aligned} \tag{3.10}$$

reescribiendo (3.10) como un modelo en espacio de estados se tiene

$$y_t = [1 \ 0 \ 0 \ \cdots \ 0 \ 1] x_{t-1} + \varepsilon_t \quad (3.11)$$

$$x_t = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & \cdots & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & \cdots & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & \cdots & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & \cdots & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & \cdots & 0 & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots \\ 0 & 0 & 0 & 0 & \cdots & 1 & 0 \end{bmatrix} x_{t-1} + \begin{bmatrix} \alpha \\ 0 \\ \gamma \\ 0 \\ \vdots \\ 0 \end{bmatrix} \varepsilon_t$$

donde $x_t = (\ell_t, b_t, s_t, s_{t-1}, \dots, s_{t-m+1})^\top$, y las constantes toman el valor de $\alpha = 0.7499$ y $\gamma = 1 \times 10^{-4}$; y los valores iniciales son $\ell_0 = 12.4934$ y $s_0 = -20.6986$.

Por otro lado, para la realización del esquema de optimización planteado, se toma en cuenta la serie que corresponde a los precios por venta de energía de la microred hacia la red eléctrica nacional. Con fines de análisis, se considera que los precios de venta de energía es 10% menor que los precios de compra. Por lo tanto, la serie de precios de energía se obtiene a partir de la serie de precios de compra escalada por un factor de 0.9 y posteriormente se realiza el pronóstico. De igual manera que en el caso de la serie de precios de compra, se eligió un modelo $ETS(A, N, A)$ ya que presentaba el menor error RMSE. El desarrollo del modelo matemático para el pronóstico de la serie de precios de venta puede ser representado como (3.10), con el valor de las constantes dadas como; $\alpha = 0.7467$ y $\gamma = 1 \times 10^{-4}$; y los valores iniciales son $\ell_0 = 8.5916$ y $s_0 = -16.2994$.

En la Figura 3.8 se muestra el resultado del pronóstico.

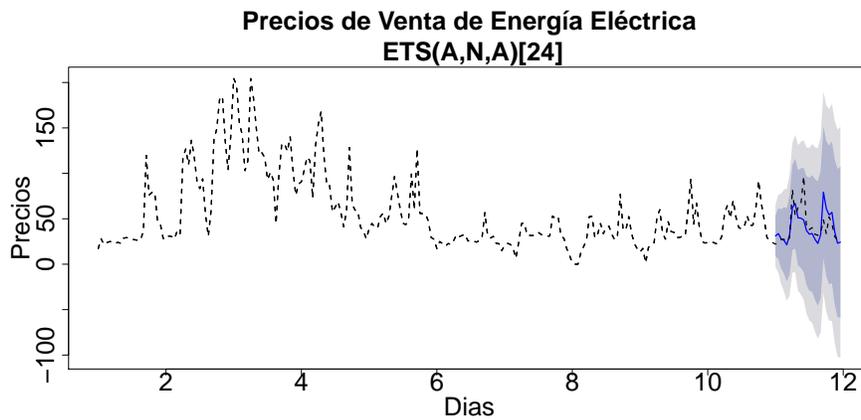


Figura 3.8: Pronóstico de los precios de venta de la energía eléctrica (Con línea discontinua se muestra la serie real. Con línea sólida el pronóstico de la serie).

3.3.3. Pronóstico de Energía Eólica

A partir de los datos muestreados cada hora de la velocidad del viento, a una altura de 10 metros en la Ventosa en el Estado de Oaxaca, durante el periodo comprendido entre el mes de enero de 1999 hasta el mes de junio del mismo año, y utilizando el paquete computacional **R**, se programó para obtener de forma automática los modelos ARIMA y ETS, usando los datos históricos de los primeros 24 días. Los modelos obtenidos y sus respectivos errores son

$$\begin{aligned} ARIMA(1, 1, 0)(2, 0, 1)_{24} & \text{ con } RMSE = 1.8337 \\ ETS(A, A_d, A) & \text{ con } RMSE = 2.5564. \end{aligned}$$

Por lo tanto, se elige el modelo ARIMA ya que tiene el menor error RMSE. A partir de (2.12), el desarrollo del modelo matemático correspondiente al modelo $ARIMA(1, 1, 0)(2, 0, 1)_{24}$ se describe como

$$\begin{aligned} (1 - \Phi_1 B^{24} - \Phi_2 B^{48})(1 - \phi_1 B)(1 - B^{24})^0(1 - B)^1 Y_t &= (1 - \Theta_1 B^{24})(1) \varepsilon_t \\ (1 - \Phi_1 B^{24} - \Phi_2 B^{48})(1 - \phi_1 B)(Y_t - Y_{t-1}) &= \varepsilon_t - \Theta_1 \varepsilon_{t-24} \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} Y_t &= (1 + \phi_1) Y_{t-1} - \phi_1 Y_{t-2} + \Phi_1 Y_{t-24} - (\Phi_1 + \phi_1 \Phi_1) Y_{t-25} + \phi_1 \Phi_1 Y_{t-26} \\ &+ \Phi_2 Y_{t-48} - (\Phi_2 + \phi_1 \Phi_2) Y_{t-49} + \phi_1 \Phi_2 Y_{t-50} + \varepsilon_t - \Theta_1 \varepsilon_{t-24} \end{aligned} \quad (3.12)$$

donde las constantes calculadas automáticamente por el Software **R** son las siguientes: $\phi_1 = 0.3317$, $\Phi_1 = 0.8919$, $\Phi_2 = 0.0687$, $\Theta_1 = -0.9114$. El resultado del pronóstico de la velocidad

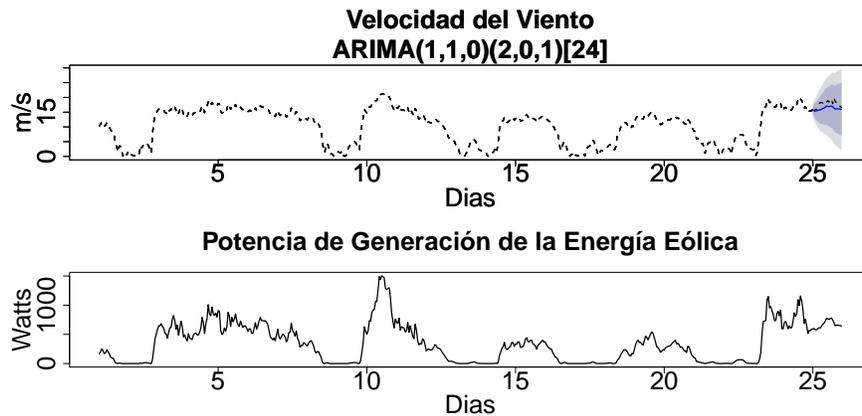


Figura 3.9: Pronóstico de la velocidad del viento y potencia eléctrica generada (Con línea discontinua la serie real. Con línea continua el pronóstico de la serie).

del viento se puede observar en la gráfica superior de la Figura 3.9, mientras que en la gráfica inferior se muestra la potencia generada a partir de la velocidad del viento y sus valores pronosticados, a partir de (3.1)-(3.2), con $C_p = 0.40$, un valor de $A = 0.7854 m^2$, una velocidad promedio de $v_{av} = 9 m/s$ y una eficiencia del generador eléctrico de $\eta = 0.94$.

3.4. Optimización de la Microred Propuesta

La microred eléctrica para la cual se propone el esquema de optimización se muestra en la Figura 3.10. La figura ilustra el flujo de energía entre los diferentes componentes de la microred. La cantidad y la dirección de la energía está determinada por un esquema de optimización, el cual considera la predicción de la energía eólica disponible, la demanda de la energía eléctrica y los costos de la energía eléctrica a lo largo de un periodo de tiempo T .

El objetivo principal del esquema de optimización es determinar la cantidad óptima de energía que ha de transferirse desde o hacia el elemento de almacenamiento y la red eléctrica nacional, tal que se minimice el costo de energía eléctrica consumida desde la red eléctrica nacional y al mismo tiempo se maximice la utilidad debida a la venta de la energía eléctrica almacenada y generada hacia la red eléctrica nacional.

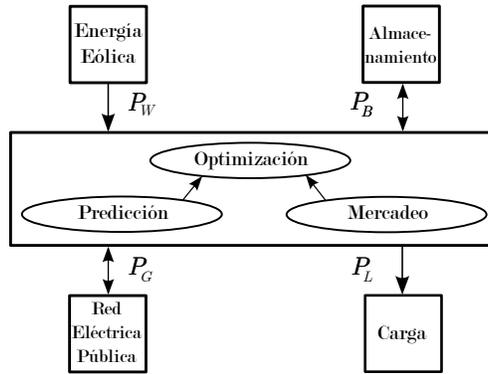


Figura 3.10: Esquema de optimización de una microred eléctrica.

Tomando en cuenta (3.1)-(3.8), la función objetivo para ser minimizada en el proceso de optimización corresponde a una función compuesta de 24 valores futuros ($T = 24$) para las variables, en donde los valores son tomados en periodos de una hora. El modelo considera los valores de predicción de la sección 3.3 para cada serie de tiempo analizada. El modelo de optimización propuesto está dado como

$$\min \sum_{k=0}^{T-1} \lambda^k [C_{B,k} P_{L,k} P_{G,k} - C_{S,k} P_{W,k} P_{S,k}] \quad (3.13)$$

sujeto a

$$\begin{aligned}
P_{G,k} + P_{S,k} &= P_{L,k} - P_{W,k} \\
V_{C,k+1} &= \alpha V_{C,k} + \beta i_k \\
(i_{k+1} - i_k)^2 &\leq \gamma^2 \\
V_{C_{min}} &\leq V_{C,k} \leq V_{C_{max}} \\
i_{max}^- &\leq i_k \leq i_{max}^+ \\
P_{G_{max}}^- &\leq P_{G,k} \leq P_{G_{max}}^+ \\
V_{C,0} &= 0.70V_{C_{nom}} \\
V_{C,T} &= 0.85V_{C_{nom}}
\end{aligned} \tag{3.14}$$

donde $0 < \lambda \leq 1$ es un factor de descuento u olvido, que pondera con menor importancia los datos pronosticados a partir del instante $k = 0$ hasta el instante $k = T$; $C_{B,k}$ es el costo por kWh asociado a la compra de energía eléctrica desde la red eléctrica nacional, $C_{S,k}$ es el costo por kWh asociado a la venta de energía eléctrica hacia la red eléctrica nacional, $V_{C_{min}} = 0.7V_{C_{nom}}$ y $V_{C_{max}} = V_{C_{nom}}$, $V_{C_{nom}}$ es el voltaje nominal del elemento de almacenamiento, γ es una constante positiva la cual limita el flujo de corriente. Las variables de decisión son $P_{G,k}$ y $P_{S,k}$.

La función objetivo propuesta busca minimizar los costos asociados por la compra de la energía consumida y maximizar las ganancias asociadas a la venta de la energía generada/almacenada, cumpliendo restricciones como son un balance de potencias, que dice que la suma de la potencias de la carga, del dispositivo de almacenamiento de energía y del elemento de generación de energía, debe ser igual a la potencia que se consume de la red eléctrica nacional; además, se considera como restricción la dinámica del dispositivo de almacenamiento de energía.

Se hace notar que al involucrar la dinámica del supercapacitor, el esquema de optimización se convierte en un problema de optimización no lineal, como se observa en $P_{S,k}$, la cual es la multiplicación de $V_{C,k}i_k$. Además, el problema es no convexo, esto debido a que la matriz Hessiana, obtenida de la función objetivo, no es definida positiva, como se muestra enseguida

$$Hessiana = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & -C_S P_W \\ 0 & -C_S P_W & 0 \end{bmatrix}.$$

3.4.1. Resultados de la Optimización

En seguida se describirán los resultados de la aplicación del esquema de optimización. El problema de optimización a tratar es de origen no lineal, y su solución se obtuvo mediante el paquete computacional *Wolfram Mathematica*[®], el cual tiene herramientas que realizan

el cálculo de estos tipos de problemas de optimización. Como ya se ha venido mencionando el problema de optimización es de tipo no lineal, por lo que con la ayuda del paquete computacional, se resolvió el problema utilizando el algoritmo de Evolución Diferencial.

Los valores utilizados para el esquema de optimización son: $T = 24hrs$, $\lambda = 0.995$, el tiempo de muestreo $T_s = 1hr$, $\gamma = 4$, $R_C = 10 M\Omega$, $C = 100F$, $V_{C_{nom}} = 12V$, $i_{max}^- = -10A$ y $i_{max}^+ = 10A$.

En la Figura 3.11 se muestran los resultados de optimización, donde la figura superior muestra el flujo de potencia de los componentes de la microred y en la figura inferior los respectivos precios de la energía. Los resultados son descritos como sigue:

- Para el tiempo (1, 6.15) *hrs*: la energía generada es mayor que la consumida por la carga, y además la energía es barata, entonces la energía es extraída de la red eléctrica y almacenada en el supercapacitor.
- Para el tiempo (6.15, 10.5) *hrs*: la energía consumida por la carga es mayor que la generada por el aerogenerador, y el costo de la energía es cara, así la energía es tomada del supercapacitor y sólo una pequeña cantidad de energía es tomada de la red eléctrica.
- Para el tiempo (10.5, 17.38) *hrs*: la energía generada es mayor que la consumida por la carga, y el costo por la energía es barata, por lo tanto, hay energía para ser vendida a la red eléctrica y para cargar el supercapacitor.
- Finalmente para el tiempo (17.38, 23.4) *hrs*: la energía consumida por la carga es mayor que la energía generada por el aerogenerador, y además el costo por la energía es alto, por lo tanto, la energía almacenada es usada por la carga y adicionalmente, es requerida la compra de energía desde la red eléctrica con el fin de proporcionar plenamente de energía a la carga.

Como resultado de el esquema de optimización, la carga y descarga del supercapacitor es representada en la Figura 3.12.

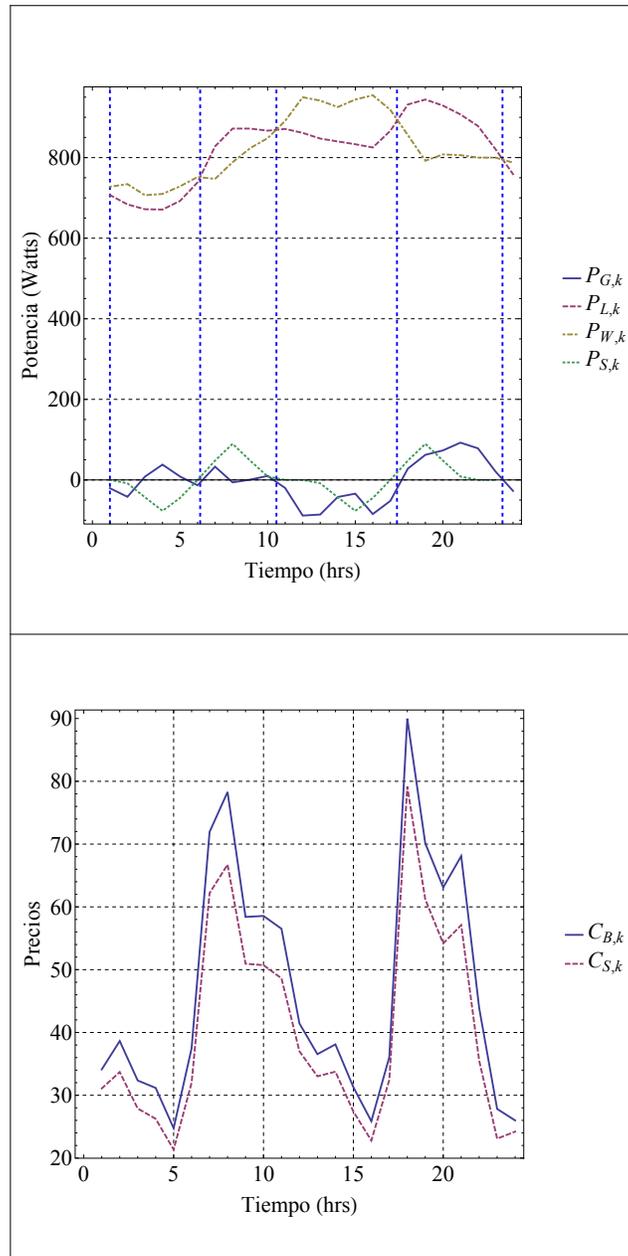


Figura 3.11: Resultado de optimización.

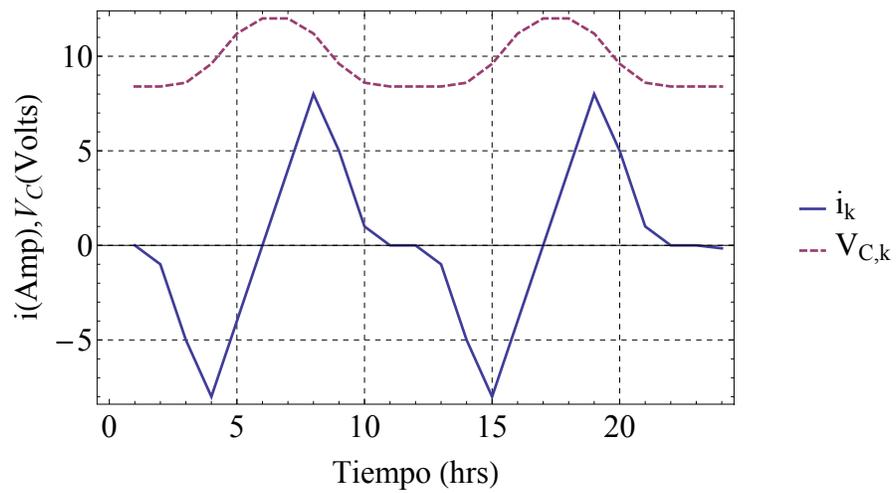


Figura 3.12: Voltaje y corriente en el supercapacitor.

Capítulo 4

Modelado y Control Óptimo de Convertidores de Potencia

Este capítulo aborda el modelado y el control óptimo aplicado a tres topologías de convertidores: convertidor DC-DC (corriente directa-corriente directa) de tipo Boost, el cual es tratado en la Sección 4.2; en la Sección 4.3 el convertidor AC-DC (corriente alterna-corriente directa) o mejor conocido como rectificador, y el convertidor DC-AC (corriente directa-corriente alterna) o inversor, que se describe en la Sección 4.4.

4.1. Introducción

Para garantizar el intercambio de energía, la interconexión de almacenamiento y los dispositivos de carga dentro de la microred, se realiza mediante el uso de convertidores de potencia. Estos subsistemas son circuitos conmutados electrónicamente capaces de adaptar el nivel de voltaje en el puerto o magnitudes de corriente a un valor deseado. Hay tres principales familias de convertidores de potencia los cuales son usados en sistemas de energía renovable, los cuales son:

- Convertidor DC-DC

- Convertidor AC-DC

- Convertidor DC-AC

En esta tesis se propone un controlador eficiente, basado en la teoría de control óptimo para sistemas no lineales, que se aplica a los convertidores de potencia ya antes mencionados.

4.2. Convertidor DC-DC

Uno de los elementos clave en la infraestructura de la microred es un controlador que responda en milisegundos y use la información local para controlar las fuentes locales durante todos los eventos a cumplir de acuerdo a un calendario planificado del uso de la energía.

4.2.1. Modelo

El circuito de conmutación presentado en la Figura 4.1 es una topología basada en el convertidor Boost que puede ser usada en un sistema de gestión de la energía (EMS por sus siglas en inglés) para lograr el intercambio de energía. En el circuito, el arreglo en paralelo de R_C con C_1 y R_C con C_2 , representan los dispositivos de almacenamiento (supercapacitores, baterías, celdas de combustible, etc.).

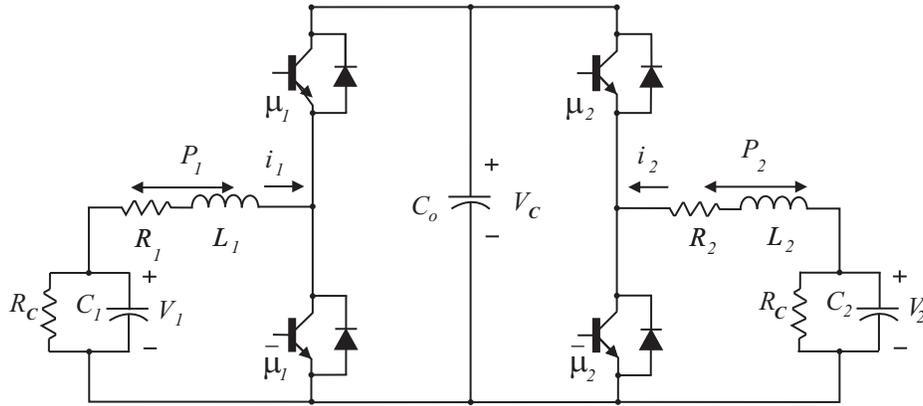


Figura 4.1: Circuito de un convertidor CD-CD para el intercambio de energía.

El modelo puede ser presentado como

$$\begin{aligned}
 \frac{di_1}{dt} &= (-R_1 i_1 - V_c \mu_1 + v_1) / L_1 \\
 \frac{di_2}{dt} &= (-R_2 i_2 - V_c \mu_2 + v_2) / L_2 \\
 \frac{dV_c}{dt} &= (i_1 \mu_1 + i_2 \mu_2) / C_o \\
 \frac{dv_1}{dt} &= i_1 / C_1 - v_1 / (R_C C_1) \\
 \frac{dv_2}{dt} &= i_2 / C_2 - v_2 / (R_C C_2)
 \end{aligned} \tag{4.1}$$

donde i_1 , i_2 son las corrientes a través de los inductores L_1 y L_2 , respectivamente; V_c es el voltaje en el capacitor C_o ; v_1 , v_2 son los voltajes en los capacitores C_1 y C_2 , respectivamente;

las entradas $\mu_1, \mu_2 \in \{0, 1\}$ definen la posición de los switches en el circuito; los parámetros $R_1, R_2, L_1, L_2, C_o, C_1, C_2, v_1$ y v_2 en el circuito son las resistencias, inductancias, capacitancias y fuentes de voltaje, respectivamente. El EMS es considerado un esquema de conservación de la energía, ya que no se incluyen cargas en el circuito ya que se considera sólo la tarea para la transferencia de energía entre C_1 y C_2 . Por lo tanto, el objetivo principal de control es manejar la conmutación de cada transistor con un ciclo de trabajo de tal manera que un flujo de potencia deseado está garantizada por el esquema del convertidor dc-dc.

Es bien conocido [10, 6] que cuando la frecuencia de conmutación es alta, el sistema (4.1), correspondiente a un modo de conducción continua, puede ser representado por un modelo promediado dado como

$$\begin{aligned}\dot{x}_1 &= (-R_1x_1 - x_3u_1 + x_4)/L_1 \\ \dot{x}_2 &= (-R_2x_2 - x_3u_2 + x_5)/L_2 \\ \dot{x}_3 &= (x_1u_1 + x_2u_2)/C_o \\ \dot{x}_4 &= x_1/C_1 - x_4/(R_C C_1) \\ \dot{x}_5 &= x_2/C_2 - x_5/(R_C C_2)\end{aligned}\tag{4.2}$$

donde $[x_1, x_2, x_3, x_4, x_5]^T = [i_1, i_2, V_C, v_1, v_2]^T$ y las entradas de control $u_1, u_2 \in [0, 1]$ se convierten en el ciclo de trabajo de un PWM. Tenga en cuenta que para el sistema (4.2), las variables de estado representan valores promedios para las corrientes y voltajes en el circuito.

4.2.2. Control

Se propone un esquema de control óptimo aplicado para lograr una estrategia de control eficaz para el EMS, que es manejado por convertidores electrónicos de potencia. El EMS se puede utilizar para aplicaciones como sistemas de energías renovables distribuidas (microrredes), la conversión eficiente de la energía en los generadores como la solar, eólicas, baterías y supercondensadores, entre otros.

El enfoque de control óptimo no lineal, como se describe en la sección 2.3, es usado para lograr seguimiento de las corrientes en los inductores, que se considera que se establecerán previamente por el EMS, tal que un intercambio preespecificado de la energía se garantice. Las referencias de las corrientes en los inductores se establecen como se propone en [32]. Por lo tanto, con el fin de transferir energía desde (hacia) C_1 hacia (desde) C_2 , las corrientes de referencias se pueden calcular en función de la energía a transferir [32], como

$$\begin{aligned}x_{1,Ref} &= \alpha x_4 x_5^2 \\ x_{2,Ref} &= -\alpha x_4^2 x_5\end{aligned}\tag{4.3}$$

donde el parámetro α (variante en el tiempo) se determina en función de la dirección y cantidad del flujo de energía a transferir. Hay que mencionar que los estados x_3 , x_4 y x_5 se consideran constantes y por lo tanto \dot{x}_3 , \dot{x}_4 y \dot{x}_5 son cero, cancelando así las tres últimas ecuaciones en el sistema (4.2).

Dado que se desea controlar sólo las corrientes en los inductores, definimos un vector de estado como $x = [i_1, i_2]^T = [x_1, x_2]^T$ tal que la dinámica de estas variables correspondientes en el sistema (4.2) puede presentarse como

$$\begin{aligned} \dot{x} &= A(x)x + B(x)u + E \\ y &= C(x)x \end{aligned} \quad (4.4)$$

donde

$$A(x) = \begin{bmatrix} -\frac{R_1}{L_1} & 0 \\ 0 & -\frac{R_2}{L_2} \end{bmatrix}; B(x) = \begin{bmatrix} -\frac{x_3}{L_1} & 0 \\ 0 & -\frac{x_3}{L_2} \end{bmatrix}; E = \begin{bmatrix} E_1 \\ E_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{x_4}{L_1} \\ \frac{x_5}{L_2} \end{bmatrix}; C(x) = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix}$$

el vector E es una perturbación conocida, $u = [u_1 u_2]^T$ es la entrada de control. Basado en (2.25), la ley de control óptimo para (4.4) resulta en

$$u^*(x) = \begin{bmatrix} \bar{u}_1 \\ \bar{u}_2 \end{bmatrix} - R^{-1}B^T(x)(Px - z) \quad (4.5)$$

donde $\bar{u}_1 = x_4/x_3$, y $\bar{u}_2 = x_5/x_3$ son incluidas para cancelar los términos E_1 y E_2 , respectivamente, en (4.4), P es la solución a la ecuación matricial simétrica diferencial de Riccati (2.26) y z es la solución a la ecuación vectorial diferencial (2.27).

Para el análisis y síntesis del controlador de este sistema, se considera al vector E como una perturbación constante y conocida, que corresponde a la dinámica de los capacitores C_1 y C_2 , representadas por los estados x_4 y x_5 , respectivamente, y que es lenta debido al valor de capacitancia muy alto. Además, el estado V_C permanece constante debido a el balance de transferencia de energía. En consecuencia, lo anterior permite reducir la dimensión del sistema y simplificar el diseño de control.

4.2.3. Simulación

Todas las simulaciones son realizadas utilizando *Wolfram Mathematica*[®]. Los parámetros para el modelo del convertidor utilizados para fines de simulación son $L_1 = L_2 = 195 \mu H$, $R_1 = R_2 = 0,01 \Omega$, $R_C = 10 M\Omega$, $C_1 = C_2 = 50 F$, $C_o = 1,05 mF$, y las condiciones iniciales para los voltajes de los capacitores como $x_3(0) = 100 V$, $x_4(0) = x_5(0) = 10 V$ y para las corrientes de los inductores como $x_1(0) = 10 A$ y $x_2(0) = -10 A$.

Las matrices Q y R para resolver la ecuación matricial simétrica diferencial de Riccati (2.26), están dadas como

$$Q = \begin{bmatrix} 5 & 0 \\ 0 & 5 \end{bmatrix} \text{ y } R = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix}.$$

El vector de referencias para la ecuación diferencial z (2.27) se convierte en

$$r = \begin{bmatrix} r_1 \\ r_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x_{1,Ref} \\ x_{2,Ref} \end{bmatrix}.$$

En la Figura 4.2 se representa el valor del parámetro α , que define la dirección y la cantidad de energía para ser transferidos.

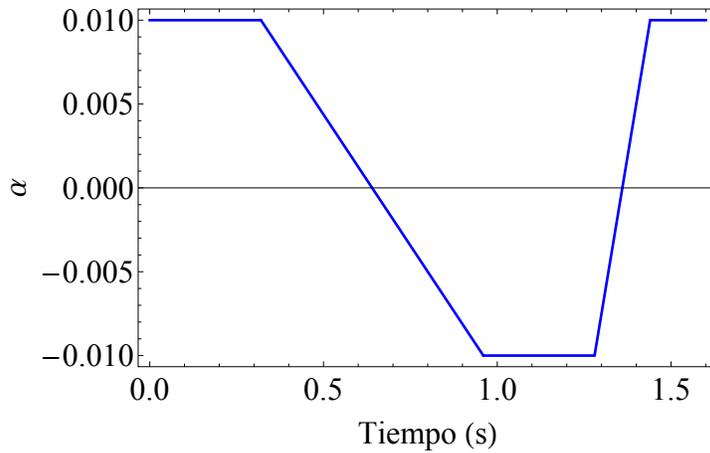


Figura 4.2: *Parámetro variante en el tiempo α .*

La Figura 4.3 presenta la respuesta en el tiempo del seguimiento de trayectoria para las corrientes en los inductores

En la Figura 4.4 se muestra la potencia que se transfiere, y se calcula como $P_1 = x_1x_4 = i_1v_1$ y $P_2 = x_2x_5 = i_2v_2$. Note en la figura, que durante el intervalo de tiempo $[0, 0,32] s$ la energía es transferida desde el capacitor C_1 hacia C_2 con un flujo constante; durante el intervalo $(0,32, 0,96] s$ un cambio dinámico de dirección se lleva a cabo; durante el intervalo $(0,96, 1,28] s$ una cantidad constante de energía es transferida desde C_2 hacia C_1 ; en el intervalo $(1,28, 1,44] s$, de nuevo un intercambio dinámico de la energía se lleva a cabo, y finalmente un flujo constante de energía es transferido durante el intervalo $(1,44, 1,6] s$.

Por último, en la Figura 4.5 se muestra la ley de control óptimo aplicado $u^*(x)$, que corresponde al ciclo de trabajo promedio. Para poder realizar el control de forma práctica con circuitos físicos, es necesario que el promedio de la ley de control óptimo sea aplicado a un modulador de ancho de pulso (PWM) con el fin de generar las señales respectivas para los dispositivos de conmutación. En el apéndice A se describe el esquema PWM utilizado para el convertidor.

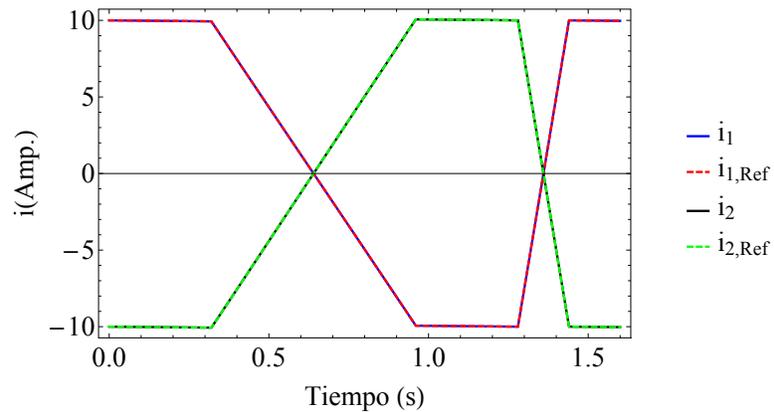


Figura 4.3: Corrientes a través de los inductores.

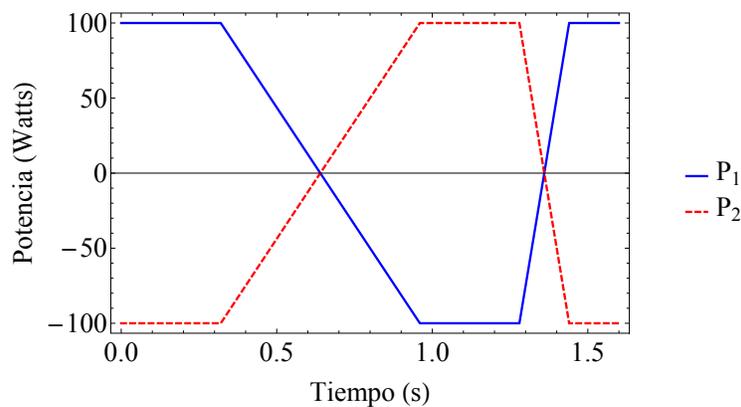


Figura 4.4: Flujo de potencia.

4.3. Convertidor AC-DC

Los puentes rectificadores de diodos no tienen ninguna capacidad de regulación y la tensión continua de salida varía con los cambios en la línea y la carga. Este inconveniente se supera con la utilización de rectificadores controlados por dispositivos de conmutación, como son los tiristores, IGBT, transistores, etc. Los convertidores ac-dc, o rectificadores, se usan en la entrada de casi la totalidad de los equipos electrónicos conectados a una línea de alimentación de corriente alterna. Estos rectificadores controlados se emplean principalmente para aplicaciones de alta potencia donde se requiere la regulación de la tensión continua de salida [78]. En seguida presentaremos un esquema de control de seguimiento óptimo para un convertidor ac-dc.

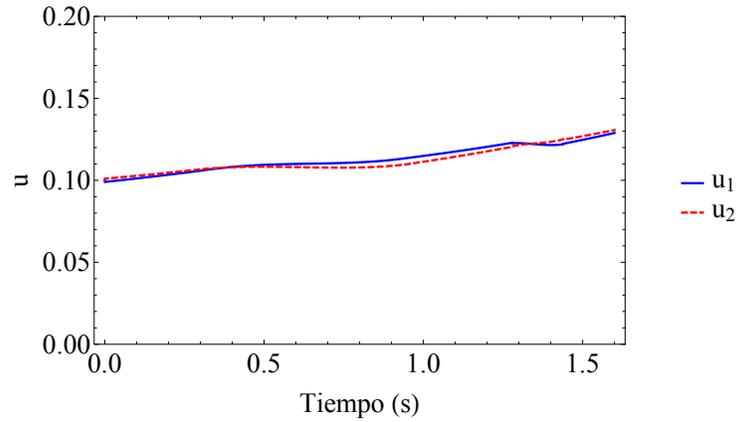


Figura 4.5: Ley de control óptimo.

4.3.1. Modelo

Considere el circuito del convertidor tipo Boost de puente completo, como se muestra en la Figura 4.6. Los interruptores formados por un diodo en paralelo a un transistor son controlados en sus compuertas por una señal de conmutación μ , la cual denota la posición del interruptor, tomando valores dentro del conjunto finito $\{-1, 1\}$ [79]. Mientras la tensión de entrada es positiva, la entrada μ toma valores en el conjunto $\{0, 1\}$ y cuando se convierte en negativo, toma valores en el conjunto $\{-1, 0\}$, donde $\mu = 0$ corresponde al estado de no conducción del transistor.

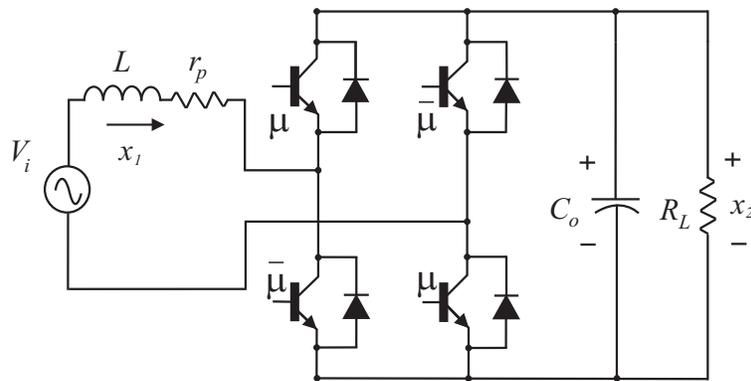


Figura 4.6: Convertidor de potencia tipo Boost de puente completo.

Considere que la frecuencia de conmutación es suficientemente alta, el modelo que describe el comportamiento del circuito puede ser representado por su modelo promediado como [10, 6]

$$\begin{aligned} L\dot{x}_1 &= -ux_2 - r_p x_1 + V_i \\ C_o\dot{x}_2 &= ux_1 - \frac{1}{R_L}x_2 \end{aligned} \quad (4.6)$$

donde x_1 es la corriente de entrada en el inductor, x_2 es la salida de voltaje del capacitor, $V_i = V_p \sin(\omega t)$ es el voltaje de la fuente de alimentación de corriente alterna con $\omega = 2\pi f$, donde f es la frecuencia en Hertz, V_p es la amplitud del voltaje de entrada, r_p es la resistencia que modelo los efectos de la resistencia parásita del inductor y la impedancia asociada a la fuente de alimentación y a los dispositivos de conmutación, L es la inductancia, C_o es la capacitancia, el parámetro R_L es la resistencia de carga y la señal u se convierte en la entrada de control para el sistema, que pertenece al intervalo cerrado $[-1, 1]$. Para mejorar la eficiencia en estos convertidores, es deseable operar el circuito con un factor de potencia cercano a uno. Esto se consigue al asegurar que, en estado estable, el inductor x_1 siga una señal sinusoidal con la misma frecuencia y fase que la fuente de voltaje de ac como

$$x_1 = I_d \sin(\omega t) \quad (4.7)$$

donde el valor de I_d es un valor constante.

Para este convertidor, el propósito es el control de la salida de voltaje en el capacitor, lo cual se hace por la elección de la salida como

$$y = x_2. \quad (4.8)$$

Sin embargo, para esta elección de salida, el modelo promediado (4.6) se convierte en un sistema de fase no mínima, por lo tanto, un seguimiento exacto a una referencia deseada y_d , que es $y = y_d \forall t$, no puede ser lograda [65]. Con el fin de superar este problema, el control del voltaje de salida se consigue indirectamente por medio del control de la corriente del inductor, por lo tanto, la salida a controlar es la corriente del inductor como

$$y = x_1. \quad (4.9)$$

La elección de la salida (4.9) para el sistema (4.6), lo convierte en un sistema de fase mínima. La relación entre el voltaje V_p y la corriente I_d , usada para controlar indirectamente la salida de voltaje del convertidor $ac-dc$ a través de la corriente en el inductor, está definida como [79]

$$I_d = \frac{V_p}{2r_p} \sqrt{\frac{V_p^2}{4r_p^2} - \frac{2x_{2,Ref}^2}{r_p R_L}}. \quad (4.10)$$

Por lo tanto, (4.10) es establecido como el valor de referencia para I_d en (4.7).

4.3.2. Control

El sistema (4.6) puede ser presentado como

$$\begin{aligned}\dot{x} &= A(x)x + B(x)u + E \\ y &= C(x)x\end{aligned}\quad (4.11)$$

donde

$$x = \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \end{bmatrix}; A(x) = \begin{bmatrix} -\frac{r_p}{L} & 0 \\ 0 & -\frac{1}{R_L C_o} \end{bmatrix}; B(x) = \begin{bmatrix} -\frac{x_2}{L} \\ \frac{x_1}{C_o} \end{bmatrix}; E = \begin{bmatrix} \frac{V_i}{L} \\ 0 \end{bmatrix}; C(x) = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix}$$

y u es la entrada de control. Las matrices para el controlador son seleccionadas como

$$Q = \begin{bmatrix} 100000 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix}; R = 50.$$

Estas matrices se utilizan para obtener la solución de las ecuaciones diferenciales (2.26) y (2.27). Finalmente, el vector de referencia usado en el esquema de control es

$$r = \begin{bmatrix} r_1 \\ r_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} I_d \sin(\omega t) \\ x_{2,Ref} \end{bmatrix}$$

donde $x_{2,Ref}$ es el valor deseado para la salida de voltaje, el cual es seleccionado como una referencia variante en el tiempo descrita como: $300 V$ durante el intervalo de tiempo $t \in [0, 1,1) s$, $250 V$ durante el intervalo de tiempo $t \in [1,1, 2) s$ y $300 V$ durante el intervalo de tiempo de $t \in [2, 3] s$. El control óptimo para (4.11) resulta en

$$u^*(x) = \bar{u} - R^{-1}B^T(x)(Px - z) \quad (4.12)$$

donde $\bar{u} = V_i/x_2$, el cual es incluido para cancelar el término constante E en (4.11), P es la solución a la ecuación matricial simétrica diferencial de Riccati (2.26) y z es la solución a la ecuación vectorial diferencial (2.27).

4.3.3. Simulación

Los parámetros del modelo del convertidor usados para propósito de simulación son $L = 1 mH$, $r_p = 2,2 \Omega$, $C_o = 2200 \mu F$, $R_L = 120 \Omega$, $V_i = V_p \sin(\omega t)$ con $V_p = 150 V$ y $\omega = 2\pi f$, donde f es la frecuencia en Hertz. Las condiciones iniciales son $x_1(0) = 0 A$ y $x_2(0) = 0,1 V$. Se analizarán dos casos, el primer caso considerando un voltaje de alimentación de ac con frecuencia fija y el segundo caso se considera una frecuencia variable.

Caso 1. Frecuencia fija para la fuente de alimentación de ac:

Este caso considera V_i como el voltaje de la red eléctrica con frecuencia fija $f = 60 \text{ Hz}$. En la Figura 4.7 se presenta la salida de voltaje del convertidor, donde x_2 llega a la referencia deseada $x_{2,Ref}$ la cual es considerada como una referencia variable en el tiempo.

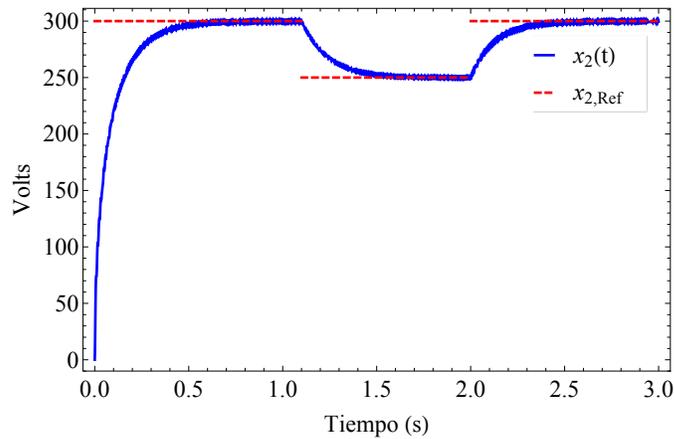


Figura 4.7: Voltaje de salida en el capacitor.

En la Figura 4.8 se muestra la señal de la ley de control óptimo, la cual es el valor promedio del ciclo de trabajo.

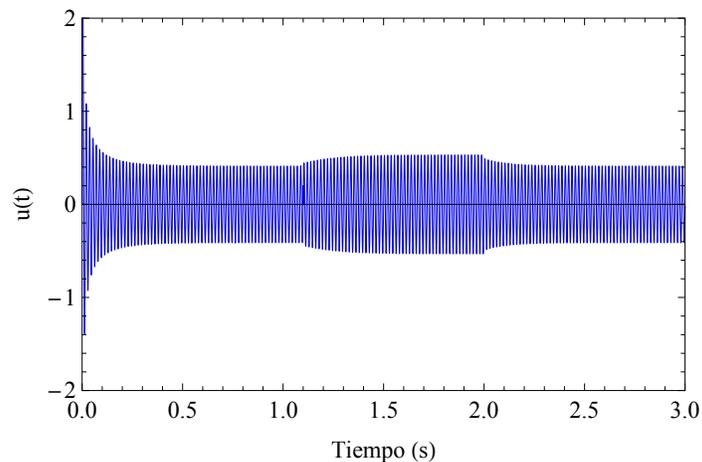


Figura 4.8: Ley de control óptimo.

En la Figura 4.9 se muestra un zoom a la señal de control en el intervalo de (1, 2), donde se puede observar con mayor detalle la forma que tiene la señal de control.

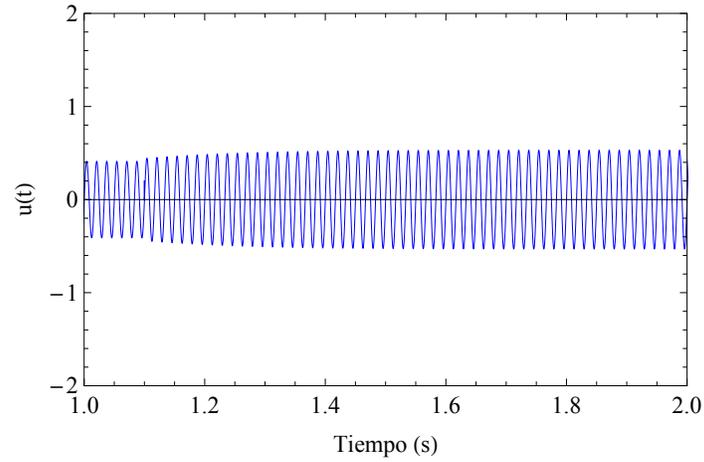


Figura 4.9: *Ley de control óptimo.*

La Figura 4.10 muestra la entrada de voltaje V_i y la corriente x_1 a través del inductor. En esta figura se observa que las dos señales se encuentran en fase y en consecuencia el factor de potencia es uno. Además, en la Figura 4.11 puede verse la ausencia de armónicos de alto orden en la corriente x_1 del inductor usando esta topología del convertidor y considerando un modelo promediado.

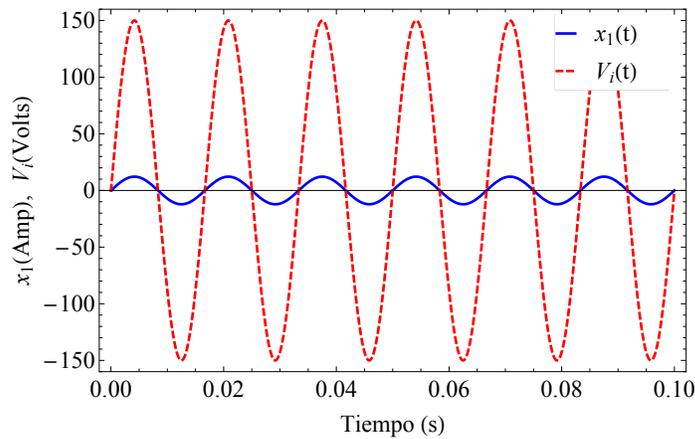


Figura 4.10: *Entrada de voltaje de la fuente de alimentación y corriente de entrada en el inductor.*

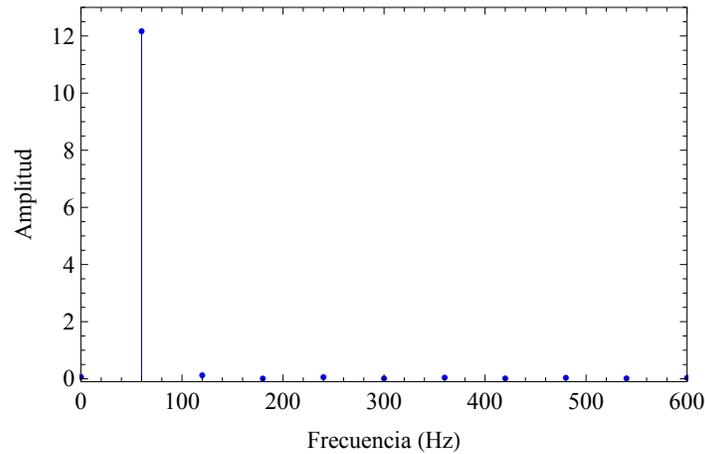


Figura 4.11: *Espectro de armónicos de la corriente x_1 .*

Caso 2. Frecuencia variable para la fuente de alimentación de ac :

En este caso, es considerado que la frecuencia de fuente de alimentación de ac varía su valor; este es el caso cuando la fuente de ac viene de un sistema aerogenerador. Esta entrada de voltaje de ac con frecuencia variable puede ser descrita como [80]

$$V_i = V_p \sin(\omega t + b \cos(\alpha t)) \quad (4.13)$$

donde V_p es la amplitud de la señal, $\omega = 2\pi f_p$ donde f_p es la frecuencia de la señal portadora, $\alpha = 2\pi f_m$ donde f_m es la frecuencia de la señal moduladora y b es el índice de modulación. Usando (4.13) con $V_p = 150 V$, $f_p = 60 Hz$, $f_m = 0,5 Hz$ y $b = 40$, se obtiene la señal de voltaje de ac como se muestra en la Figura 4.12.

La Figura 4.13 muestra la señal controlada del voltaje de salida x_2 , la cual sigue a la referencia deseada.

4.4. Convertidor DC-AC

Los convertidores dc-ac constituyen una porción significativa de los convertidores electrónicos de potencia. Estos convertidores, también son llamados inversores, son usados en aplicaciones tales como drivers para motores eléctricos, fuentes de potencia ininterrumpibles (UPS), y utilizados en aplicaciones tales como conexión a la red de fuentes de energía renovable [78]. Usualmente los circuitos de la etapa de potencia a cargo del desempeño del convertidor de dc-ca son basados en la topología de un convertidor de conmutación tipo Buck de puente completo [81].

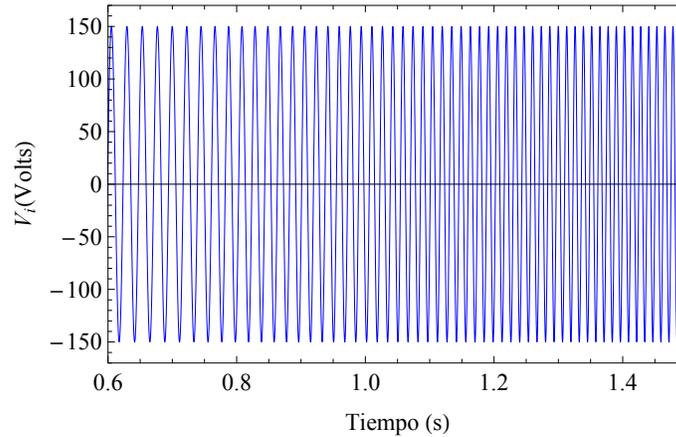


Figura 4.12: Señal de voltaje de ac con frecuencia variable.

4.4.1. Modelo

Para el convertidor $dc - ac$ es utilizada la topología del convertidor Buck con una ligera modificación para incluir las posibilidades de producir valores de voltaje de salida negativos. Esto se consigue invirtiendo la polaridad de la fuente de entrada en el momento en que el seguimiento sinusoidal requiere la generación de valores de salida negativo. Esta modificación particular es realizada por medio de un circuito de puente doble, cambiando la polaridad de la fuente de alimentación según se requiera. El resultado es expandir el conjunto de entradas de control posible en el modelo promedio del convertidor Buck de doble puente, esto es que el intervalo cerrado de existencia para la entrada de control promedio es ahora el intervalo $[-1, 1]$ [6].

Considerando el circuito de puente completo tipo Buck representado en la Figura 4.14, el modelo promediado está dado como

$$\begin{aligned}
 L_1 \dot{x}_1 &= -x_2 + V_i u \\
 C_o \dot{x}_2 &= x_1 + x_3 \\
 L_2 \dot{x}_3 &= x_2 - R_L x_3
 \end{aligned}
 \tag{4.14}$$

donde x_1 y x_3 son las corrientes a través de los inductores, x_2 es el voltaje en el capacitor, V_i es el voltaje de dc de la fuente de alimentación, L_1 y L_2 son las inductancias, C_o es la capacitancia, el parámetro R_L es el resistor. Los interruptores formados por un diodo en paralelo al transistor son controlados en su compuerta por una señal de conmutación u la cual denota la posición del interruptor, esta señal de conmutación u se convierte en la entrada de control para el sistema y pertenece al intervalo cerrado $[-1, 1]$.

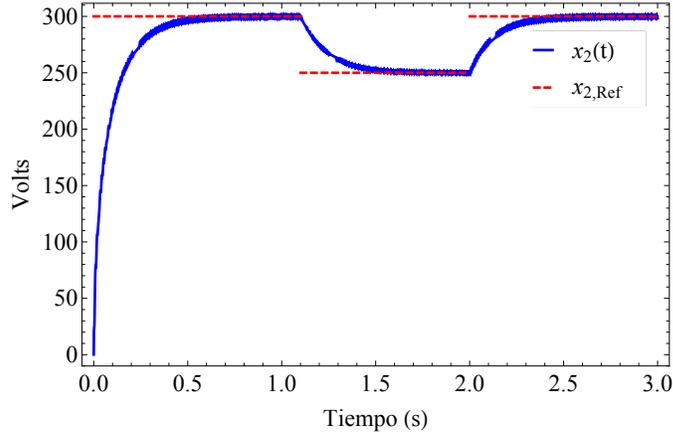


Figura 4.13: Voltaje de salida en el capacitor para una entrada con frecuencia variable.

4.4.2. Control

El sistema (4.14) puede presentarse como

$$\begin{aligned}\dot{x} &= A(x)x + B(x)u \\ y &= C(x)x\end{aligned}\quad (4.15)$$

donde

$$x = \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \\ x_3 \end{bmatrix}; A(x) = \begin{bmatrix} 0 & -\frac{1}{L_1} & 0 \\ \frac{1}{C_o} & 0 & -\frac{1}{C_o} \\ 0 & \frac{1}{L_2} & -\frac{R_L}{L_2} \end{bmatrix}; B(x) = \begin{bmatrix} \frac{V_i}{L_1} \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix}; C(x) = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

y u es la entrada de control, la cual está dada como la ley de control óptimo de la siguiente manera

$$u^*(x) = -R^{-1}B^T(x)(Px - z) \quad (4.16)$$

donde P es la solución a la ecuación matricial simétrica diferencial de Riccati (2.26) y z es la solución a la ecuación vectorial diferencial (2.27).

4.4.3. Simulación

Los parámetros para el modelo del convertidor utilizados con fines de simulación son $L_1 = 15,91 \mu H$, $L_2 = 2,3 mH$, $C_o = 50 \mu F$, $R_L = 5 \Omega$, $V_i = 24 V$, y la condición inicial para

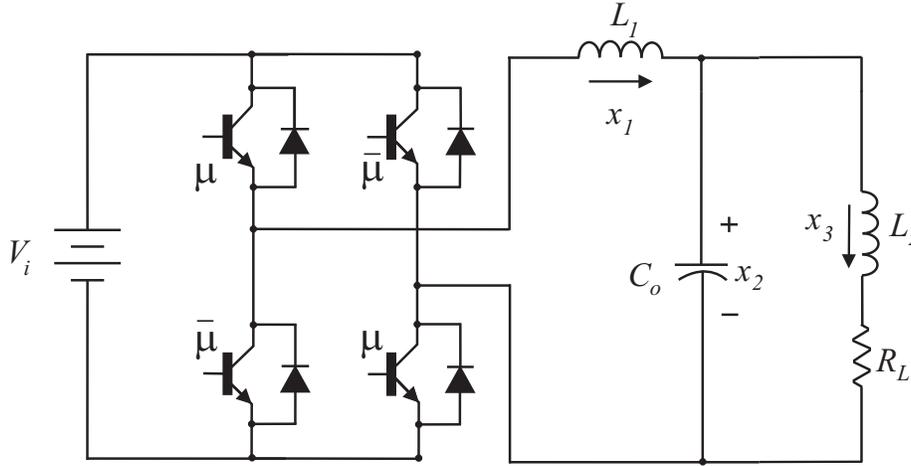


Figura 4.14: *Convertidor de potencia de puente completo tipo Buck.*

el voltaje en el capacitor es $x_2(0) = 0$ y para las corrientes en los inductores es $x_1(0) = 0$ y $x_3(0) = 0$.

Las matrices Q y R para resolver la ecuación matricial simétrica diferencial de Riccati (2.26), están dadas como

$$Q = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 100000 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}; R = [1].$$

El vector de referencias para la ecuación diferencial z (2.27) se convierte en

$$r = \begin{bmatrix} r_1 \\ r_2 \\ r_3 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x_{1,Ref} \\ x_{2,Ref} \\ x_{3,Ref} \end{bmatrix}$$

donde $x_{1,Ref} = x_{3,Ref} = 1$ y $x_{2,Ref} = V_o$, donde $V_o = 12 \sin(\omega t)$ con $\omega = 2\pi f$, donde $f = 60 \text{ Hz}$ la frecuencia de la señal. Basados en la ley de control (4.16) para el sistema (4.15), podemos ver en la Figura 4.15 la señal del seguimiento de trayectoria del voltaje de salida x_2 .

En la Figura 4.16 se muestra la señal de corriente en el inductor L_1 y el voltaje de salida en el capacitor C_o , donde se observa que hay un pequeño defasamiento entre las dos señales, lo que indica que hay un factor de potencia diferente a uno, debido al efecto de la carga RL formada por el inductor L_2 y la resistencia R_L .

La Figura 4.17 muestra la señal de la ley de control óptimo, la cual es el valor promedio del ciclo de trabajo del PWM, esta señal como se observa se encuentra dentro del intervalo cerrado $[-1, 1]$.

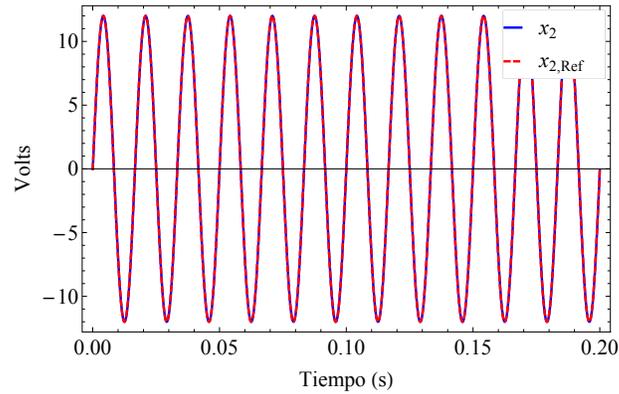


Figura 4.15: Voltaje de salida del convertidor dc-ac.

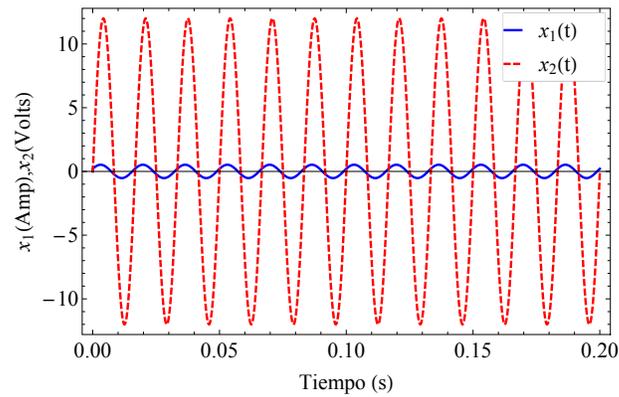


Figura 4.16: Señal de corriente x_1 y voltaje de salida x_2 en el convertidor de dc-ac.

Por último en la Figura 4.18 se observa el espectro de armónicos generados por el convertidor de potencia de dc-ac, en donde se observa la componente fundamental y el resto de armónicos de pequeña amplitud para la señal x_2 .

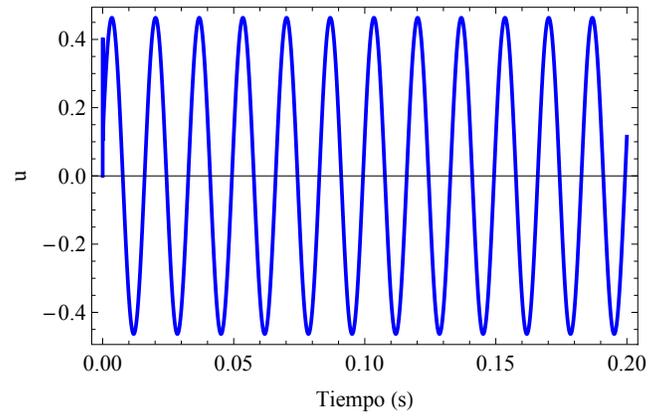


Figura 4.17: Ley de control óptimo para el convertidor dc-ac.

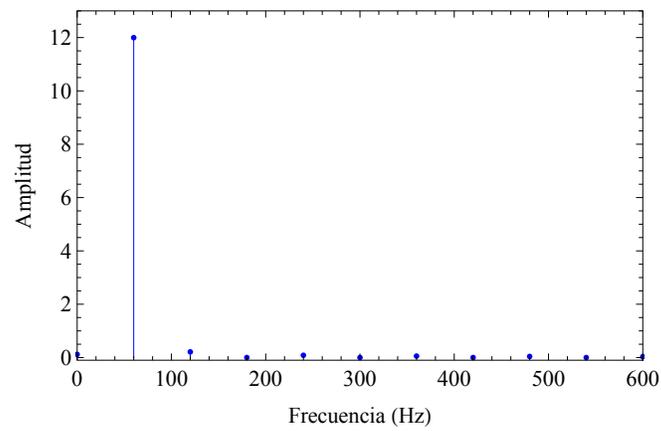


Figura 4.18: Espectro de armónicos en el convertidor dc-ac.

Capítulo 5

Conclusiones y trabajo futuro

5.1. Conclusiones

Este trabajo presenta una propuesta de operación eficiente de una microred, basada en un esquema de optimización. Adicionalmente, se presentó un esquema de control óptimo no lineal para los diferentes convertidores de la microred, los cuales realizan la interconexión e intercambio de energía.

De manera general se tienen los siguientes puntos:

- Se plantea un esquema de operación para mantener el equilibrio entre generación y demanda de microredes basadas en energías renovables, donde las fuentes de energía presentan fluctuaciones.
- Se logra desarrollar un esquema de optimización para una microred, basada en energías renovables, utilizando pronóstico de la demanda eléctrica, los precios de compra/ venta de energía eléctrica y de la energía eólica. Lo anterior permitió una eficiente operación en el despacho energético de la microred.
- Se desarrolla un gestor de energía que determina un intercambio de energía optimizado en la microred. Además los estudios realizados permitirán la implementación en tiempo real en una microred eléctrica.
- Las simulaciones realizadas son una primera aproximación al funcionamiento de una microred que contiene una fuente de energía renovable, la dinámica del elemento de almacenamiento, cargas eléctricas y considera la red de suministro eléctrico. El uso de la dinámica del elemento de almacenamiento dentro del esquema de optimización hace el modelo de la microred sea más completo y cercano a la realidad.
- El esquema de control óptimo propuesto para los convertidores de potencia, ha logrado el seguimiento de trayectoria deseada, lo cual muestra la efectividad del esquema

de control. La metodología propuesta sirve para resolver el problema de control de seguimiento óptimo para una clase de sistemas no lineales.

5.2. Trabajo futuro

La investigación descrita en esta tesis presenta la oportunidad de seguir investigando en la incorporación de fuentes de generación que conlleven a un sistema de suministro energético completamente sostenible y amigable con el medio ambiente.

A continuación se plantean las siguientes propuestas de trabajo futuro que pueden ser de utilidad para el desarrollo de las microredes.

- Mejorar el pronóstico de las series de tiempo, para reducir el error de predicción.
- En cuanto al esquema de optimización, se propone introducir al modelo la dinámica de la batería de plomo-ácido, ya que es el elemento de almacenamiento más usado.
- Realizar la demostración formal de las propiedades de control óptimo para sistemas no lineales, como es el caso de márgenes de estabilidad.
- Tratar el caso de otras fuentes de energía renovable como son los paneles fotovoltaicos o escalarlo a el caso de un parque eólico.
- Hacer uso de fuentes de energía convencionales, como el caso de un generador diesel u otros.
- En relación con los convertidores de potencia, se propone analizar el caso trifásico de cada uno de ellos, además de hacer la interconexión con el esquema de optimización, en donde los resultados del esquema de optimización sirvan como valores de referencia para los convertidores de potencia. A demás para el caso del convertidor DC-AC realizar la conexión con la red de suministro eléctrico y su respectiva sincronización.
- Finalmente, se propone realizar la implementación en tiempo real de la microred, con la finalidad de analizar y poner a prueba diferentes esquemas de optimización y estrategias de control para los convertidores.

Bibliografía

- [1] L. Tzu, “Application of artificial neural network and genetic algorithm to forecasting of wind power output,” Ph.D. dissertation, University of Jyväskylä, Department of Physics, Programme in Renewable Energy, Jyväskylä, Finlandia, 2006.
- [2] J. M. H. Villamar, “El inventario de las energías renovables en el marco de la transición energética de México,” *Boletín IIE Cuantificación de las energías renovables en México*, vol. 37, no. 3, pp. 92–100, 2013.
- [3] R. Sanchez, H. Uruchurtu, J. Farías, G. López, and R. Gómez, “Introducción al concepto de microrredes,” *Boletín IIE Red Eléctrica Inteligente (Smart Grid)*, vol. 34, no. 3, pp. 102–108, 2010.
- [4] G. V. López, R. C. Luna, F. R. Garduno, D. P. Maldonado, F. A. Gabelich, and A. D. Fernández, “Incorporación de electrodomésticos al concepto de red eléctrica inteligente,” *Boletín IIE Red Eléctrica Inteligente (Smart Grid)*, vol. 34, no. 3, pp. 95–101, 2010.
- [5] T. G. Habetler and R. G. Harley, “Power electronic converter and system control,” *Proceedings of the IEEE*, vol. 89, no. 6, pp. 913–925, 2002.
- [6] H. J. Sira-Ramirez and R. Silva-Ortigoza, “Control design techniques in power electronics devices,” Berlin, Germany, 1996.
- [7] D. Czarkowski and M. Kazimierczuk, “Energy-conservation approach to modeling pwm dc-dc converters,” *Aerospace and Electronic Systems, Transactions*, vol. 29, no. 3, pp. 1059–1063, 1993.
- [8] G. Escobar and H. Sira-Ramirez, “A passivity based-sliding mode control approach for the regulation of power factor precompensators,” *Proceedings of the 37th IEEE Conference on Decision and Control*, vol. 3, pp. 2423–2424, 1998.
- [9] M. E. Elbuluk, G. C. Verghese, and D. E. Cameron, “Nonlinear control of switching power converters,” vol. 5, no. 4, pp. 601–617, 1989.

- [10] R. Ortega, A. Loría, P. J. Nicklasson, and H. Sira-Ramírez, *Passivity-based Control of Euler-Lagrange Systems: Mechanical, Electrical and Electromechanical Applications*. Berlin, Germany: Springer-Verlag, 1998.
- [11] M. Falk, *A First Course on Time Series Analysis-Examples whit SAS*. Würzburg, Alemania: Chair of Statistics, 2006.
- [12] B. Kedem, *Time Series Analysis by Higer Order Crossings*. New York: IEEE Press,Inc, 1994.
- [13] R. J. Hyndeman and Y. Khandakar, “Automatic time series forecasting: The forecast package for r,” *Journal of Statistical Software*, vol. 27, no. 3, pp. 2–15, 2008.
- [14] R. G. Brown’s, *Exponential Smoothing for Predicting Demand*. Massachusetts: Arthur D. Little Inc., 1956.
- [15] R. J. Hyndman, A. B. Koehler, R. D. Snyder, and S. Grose, “A state space framework for automatic forecasting using exponential smoothing methods,” *International Journal of Forecasting*, no. 18, pp. 439–454, 2002.
- [16] J. W. Taylor, “Exponential smoothing with a damped multiplicative trend,” *International Journal of Forecasting*, no. 19, pp. 715–725, 2003.
- [17] M. Pérez, R. Ortega, and J. R. Espinoza, “Passivity-based pi control of switched power converters,” *Control System Technology, Transactions*, vol. 12, no. 6, pp. 881–890, 2004.
- [18] R. H. Lasseter, “Microgrids,” *IEEE Power Engineering Society Winter Meeting*, vol. 1, pp. 305–308, 2002.
- [19] E. Perea, J. Oyarzabal, and R. Rodríguez, “Definition, evolution, applications and barriers for deployment of microgrids in the energy sector,” *e & i Elektrotechnik und Informationstechnik*, vol. 125, no. 12, pp. 432–437, 2008.
- [20] A. Banerji, D. Sen, A. K. Bera, D. Ray, D. Paul, A. Bhakat, and S. K. Biswas, “Microgrid: A review,” in *Global Humanitarian Technology Conference: South Asia Satellite (GHTC-SAS)*. IEEE, 2013, pp. 27–35.
- [21] C. Marnay and G. Venkataramanan, “Microgrids in the evolving electricity generation and delivery infrastructure,” in *Power Engineering Society General Meeting*. IEEE, 2006.
- [22] L. Tao and C. Schwaegerl, “Advanced architectures and control concepts for more microgrids,” EC Project, Tech. Rep. SES6-019864, Tech. Rep., 2009.

- [23] I. Mitra, T. Denger, and M. Braun, “Distributed generation and microgrids for small island electrification in developing countries: A review,” *Solar Energy Society of India*, vol. 18, no. 1, pp. 6–20, 2008.
- [24] N. Hatziargyriou, H. Asano, R. Iravani, and C. Marnay, “Microgrids,” *Power and Energy Magazine*, vol. 5, no. 4, pp. 78–94, 2007.
- [25] M. Barnes, “Real-world microgrid-an overview,” in *IEEE International Conference on System of Systems Engineering*, 2007.
- [26] D. E. King, “Electric power micro-grids: Opportunities and challenges for an emerging distributed energy architecture,” Ph.D. dissertation, CARNEGIE MELLON UNIVERSITY, 2006.
- [27] A. Krkoleva, V. Taseska, N. Markovska, R. Taleski, and V. Borozan, “Social aspects of wider microgrids deployment,” in *7th Mediterranean Conference and Exhibition on Power Generation, Transmission, Distribution and Energy Conversion (MedPower 2010)*. IET, 2010, pp. 1–8.
- [28] H. J. Laaksonen, “Protection principles for future microgrids,” *IEEE Transactions on Power Electronics*, vol. 25, no. 12, pp. 2910–2918, 2010.
- [29] M. Jamil, B. Hussain, S. M. Sharkh, M. Abu-Sara, and R. J. Boltryk, “Microgrid power electronic converters: State of the art and future challenges,” 2009.
- [30] I. Vechiu, O. Curea, A. Llaría, and H. Camblong, “Control of power converters for microgrids,” *COMPEL: The International Journal for Computation and Mathematics in Electrical and Electronic Engineering*, vol. 30, no. 1, pp. 300–309, 2011.
- [31] X. Wang, J. M. Guerrero, F. Blaabjerg, and Z. Chen, “A review of power electronics based microgrids,” *Journal of Power Electron*, vol. 12, no. 1, pp. 181–192, 2012.
- [32] A. Sanchez-Squella, R. Ortega, R. Grino, and S. Malo, “Dynamic energy router,” *IEEE Control Systems*, vol. 30, no. 6, pp. 72–80, 2010.
- [33] F. Ornelas-Tellez and J. J. Rico-Melgoza, “Optimal tracking control for energy management systems in microgrids,” in *2013 IEEE 56th International Midwest Symposium on Circuits and Systems (MWSCAS)*. IEEE, 2013, pp. 489–492.
- [34] M. C. Bozchalui, S. A. Hashmi, H. Hassen, C. A. Cañizares, and K. Bhattacharya, “Optimal operation of residential energy hubs in smart grids,” *IEEE Transactions on Smart Grid*, vol. 3, no. 4, pp. 1755–1766, 2012.
- [35] F. A. Mohamed and H. N. Koivo, “Online management of microgrid with battery storage using multiobjective optimization,” in *International Conference on Power Engineering, Energy and Electrical Drives (POWERENG 2007)*. IEEE, 2007, pp. 231–236.

- [36] J. Xu, S. Tan, and S. K. Panda, "Optimization of economic load dispatch for a microgrid using evolutionary computation," in *IECON 2011-37th Annual Conference on IEEE Industrial Electronics Society*. IEEE, 2011, pp. 3192–3197.
- [37] K. M. Krishna, "Optimization analysis of microgrid using homerãa case study," in *India Conference (INDICON)*. IEEE, 2011, pp. 1–5.
- [38] P. S. Kalekar, "Time series forecasting using holt-winters exponential smooting," pp. 2–3, ,2004.
- [39] A. Papoulis, *Probability Random Variables and Stochastic Processes*. USA: McGraw-Hill, Inc, 1991.
- [40] N. G. Gómez, "Notas: Series de tiempo con r," Ph.D. dissertation, Universidad Nacional de Colombia, Medellín, Colombia, 2006.
- [41] J. M. Cortez-Osorio, "Desestacionalizacion-x12 arima- con efecto calendario," *Notas*, no. 12, pp. 6–10, 2008.
- [42] E. S. Gardner, "Exponential smoothing: The state of the art-part ii," *Notas*, pp. 2–15, 2005.
- [43] R. J. Hyndman, A. B. Koehler, J. K. Ord, and R. D. Snyder, *Forecasting with Exponential Smoothing: The State Space Approach*. Berlin, Germany: Springer, 2008.
- [44] H. A. Taha, *Investigación de operaciones*. México: Pearson Educación, 2004.
- [45] E. Raffo-Lecca and E. Ruiz-Lizama, "Optimización por computación evolucionaria," *Industrial Data*, vol. 8, no. 2, pp. 061–068, 2014.
- [46] R. Storn and K. Price, "Differential evolution—a simple and efficient heuristic for global optimization over continuous spaces," *Journal of global optimization*, vol. 11, no. 4, pp. 341–359, 1997.
- [47] A. K. Qin, V. L. Huang, and P. N. Suganthan, "Differential evolution algorithm with strategy adaptation for global numerical optimization," *Evolutionary Computation, IEEE Transactions on*, vol. 13, no. 2, pp. 398–417, 2009.
- [48] B. D. O. Anderson and J. B. Moore, *Optimal Control: Linear Quadratic Methods*. Englewood Cliffs, NJ, USA: Prentice-Hall, 1990.
- [49] A. E. Bryson and Y. C. Ho, *Applied Optimal Control: Optimization, Estimation and Control*. New York, NY, USA: Taylor and Francis Group, 1975.
- [50] D. E. Kirk, *Optimal Control Theory: An Introduction*. Englewood Cliffs, NJ, USA: Prentice-Hall, 1970.

- [51] L. S. Pontryagin, V. G. Boltyanskii, R. V. Gamkrelidze, and E. F. Mischenko, *The Mathematical Theory of Optimal Processes*. New York, NY, USA: Interscience Publishers, Inc., 1962.
- [52] R. E. Bellman, *Dynamic Programming*. Princeton, NJ, USA: Princeton University Press, 1957.
- [53] J. A. Primbs, V. Nevistic, and J. C. Doyle, “Nonlinear optimal control: A control Lyapunov function and receding horizon perspective,” *Asian Journal of Control*, vol. 1, pp. 14–24, 1999.
- [54] R. Sepulchre, M. Jankovic, and P. V. Kokotović, *Constructive Nonlinear Control*. Berlin, Germany: Springer-Verlag, 1997.
- [55] R. A. Freeman and P. V. Kokotović, *Robust Nonlinear Control Design: State-Space and Lyapunov Techniques*. Cambridge, MA, USA: Birkhauser Boston Inc., 1996.
- [56] H. T. Banks, B. M. Lewis, and H. T. Tan, “Nonlinear feedback controllers and compensators: a state-dependent Riccati equation approach,” *Computational Optimization and Applications*, vol. 37, no. 2, pp. 177–218, 2007.
- [57] T. Cimen, “State-dependent Riccati equation (SDRE) control: A survey,” in *Proc. of the 17th World Congress, The Int. Federation of Automatic Control*, Seoul, Korea, July 2008, pp. 3761–3775.
- [58] J. R. Cloutier, C. N. D’Sousa, and C. P. Mracek, “Nonlinear regulation and nonlinear H_∞ control via the state-dependent Riccati equation technique: Part 1, theory,” in *Proc. of the First Int. Conf. on Nonlinear Problems in Aviation and Aerospace*, Daytona Beach, FL, USA, May 1996.
- [59] E. B. Erdem, “Analysis and real-time implementation of state-dependent Riccati equation controlled systems,” Ph.D. dissertation, University of Illinois at Urbana-Champaign, Urbana, Illinois, USA, 2001.
- [60] K. D. Hammett, C. D. Hall, and D. B. Ridgely, “Controllability issues in nonlinear state dependent Riccati equation control,” *Journal of Guidance, Control and Dynamics*, vol. 21, no. 5, pp. 767–773, 1998.
- [61] J. D. Pearson, “Approximation methods in optimal control I. Sub-optimal control,” *Journal of Electronics and Control*, vol. 13, no. 5, pp. 453–465, 1962.
- [62] M. Vidyasagar, *Nonlinear Systems Analysis*, 2nd ed. Englewood Cliffs, NJ, USA: Prentice-Hall, 1993.
- [63] J. R. Cloutier, “State-dependent riccati equation techniques: An overview,” in *Proc. of the 1997 American Control Conf., 1997.*, vol. 2, jun 1997, pp. 932–936.

- [64] R. Hermann and A. Krener, “Nonlinear controllability and observability,” *IEEE Trans. on Automatic Control*, vol. 22, no. 5, pp. 728–740, 1977.
- [65] A. Isidori, *Nonlinear Control Systems*. Berlin, Germany: Springer-Verlag, 1995.
- [66] M. Athans and P. L. Falb, *Optimal Control: An Introduction to the Theory And Its Applications*. New York, NY, USA: McGraw Hill, 1966.
- [67] F. Ornelas-Tellez, J. J. Rico, and R. Reeman-Cruz, “Optimal tracking for state-dependent coefficient factorized nonlinear systems,” *Asian Journal of Control*, vol. 16, no. 3, pp. 1–14, 2013, DOI: 10.1002/asjc.761.
- [68] R. Lasseter, A. Akhil, C. Marnay, J. Stevens, J. Dagle, R. Guttromson, A. S. Meliopoulos, R. Yinger, and J. Eto, “Integration of distributed energy resources,” U.S. Department of Energy, California Energy Commission, Tech. Rep., 2002.
- [69] S. P. Chowdhury, P. Crossley, and S. Chowdhury, *Microgrids and active distribution networks*. London, UK: Institution of Engineering and Technology, 2009.
- [70] R. Majumder, *Microgrids: stability, analysis and control*. VDM Verlag, 2010.
- [71] J. Momoh, *Smart grid: fundamentals of design and analysis*. New Jersey, USA: Wiley-Blackwell, 2012.
- [72] M. O. Hansen, *Aerodynamics of Wind Turbines*. London: Earthscan, 2008.
- [73] T. Burton, D. Sharpe, N. Jenkis, and E. Bossanyi, *Wind Energy Handbook*. New York, NY, USA: John Wiley and Sons, 2001.
- [74] H. A. Kiehne, *Battery Technology Handbook*. New York, USA: Marcel Dekker, Inc., 2003.
- [75] K. J. Astrom and B. Wittenmark, *Computer Controllerd Systems: Theory and Design*. Mainland, China: Prentice-Hall, 1997.
- [76] <http://www.r-project.org>, “R development core team.”
- [77] <http://www.pjm.com>, “Pjm interconnection.”
- [78] A. Kumar and R. Ayyanar, *Standard Handbook for Electrical Engineers*. McGraw Hill, 2006.
- [79] G. Escobar, D. Chevreau, R. Ortega, and E. Mendes, “An adaptive passivity-based controller for unity power factor rectifier,” *Transactions on control system technology*, vol. 9, no. 4, pp. 637–644, 2001.

- [80] W. Tomasi, *Electronic Communications System: Fundamentals Through Advanced*. New York, NY, USA: Prentice Hall, March, 2003.
- [81] D. Biel, F. Guinjoan, E. Fossas, and J. Chavarria, “Sliding-mode control design of a boost-buck switching converter for ac signal generation,” *Transactions on circuits and systems*, vol. 51, no. 8, pp. 1539–1551, 2004.

Apéndice A

Esquema para el PWM

En este apéndice se tratará el esquema para generar una señal PWM (Modulador de Ancho de Pulso) a partir de la señal de control que entrega el controlador óptimo.

Como ya se mencionó anteriormente, el control óptimo genera una señal de control la cual es el valor promedio del ciclo de trabajo, por lo tanto para poder generar una señal PWM que los dispositivos electrónicos de conmutación puedan interpretar, es necesario tratar la señal ya sea por medio de un Modulador $\Sigma - \Delta$ [6] o por un comparador como se muestra en la Figura A.1.

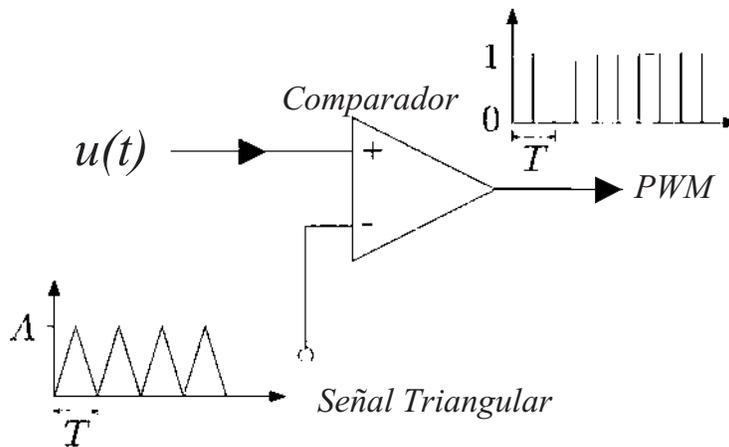


Figura A.1: Esquema para la generación de un PWM.

En la señal triangular, su periodo T corresponde al periodo de muestreo T_s y es comparada con la señal de control $u(t)$, como resultado se obtiene una señal PWM la cual será inyectada a las compuertas de los dispositivos electrónicos de conmutación. Para el caso de los convertidores de potencia tratados en esta tesis, es necesario obtener el recíproco de la señal PWM generada por el comparador para obtener así las dos señales de control $u(t)$ y $\bar{u}(t)$ y poder hacer las secuencias de conmutación necesarias para cada uno de los convertidores.

Apéndice B

Paquete R

En este apéndice se tratará una breve descripción de como se uso y se programó en el paquete **R** para la realización del pronóstico de las series de tiempo.

R es un sistema para análisis estadísticos y gráficos creado por Roos Ihaka y Robert Gentleman y su distribución es gratuita. Los archivos necesarios para instalar **R**, se distribuyen desde el sitio de Internet *Comprehensive R Archive Network* (CRAN) junto con las instrucciones de instalación [76]. Una vez instalado el paquete, el programa se puede iniciar corriendo el archivo ejecutable correspondiente. La pantalla inicial se ve en la Figura B.1.

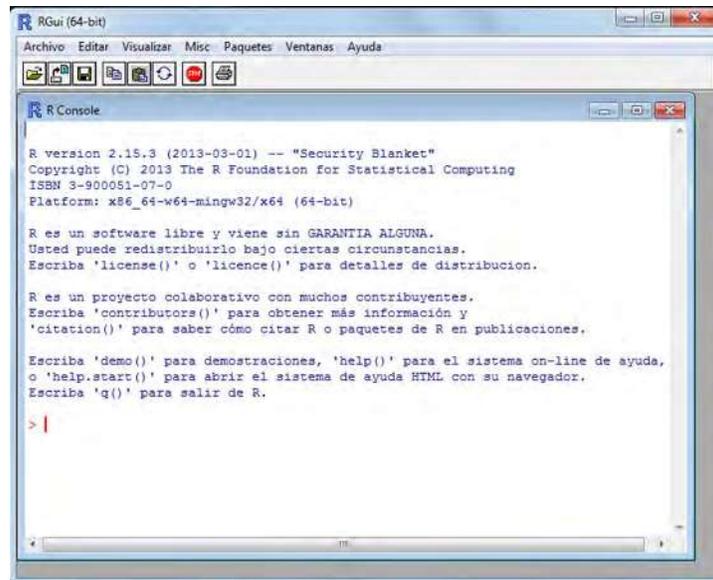


Figura B.1: *Plataforma del paquete R.*

En seguida en la barra de herramientas en **Paquetes** > **Cargar paquete**, buscaremos el paquete **Rcmdr** y lo abriremos, se desplegará una nueva ventana como se ve en la Figura B.2 donde tendremos un entorno para empezar a programar.



Figura B.2: Entorno de programación.

Usaremos como ejemplo la serie de la demanda eléctrica, pero primero se tiene que cargar los datos correspondientes a la serie. Para hacer esto nos ubicamos en la barra de herramientas en **Datos >Importar datos >desde archivo de texto,portapapeles o URL**. Aparecerá una pequeña ventana como se observa en la Figura B.3 donde se tiene que dar el nombre del conjunto de datos y seleccionar el separador de campos por comas, por último dar Aceptar y buscar los datos en la computadora.

El código escrito para realizar el pronóstico de la serie de tiempo de la demanda eléctrica se muestra a continuación

```
>library(forecast)

>Serie= Libro1[1:1886,2:25]
>SerieV=as.vector(t(Serie))
>SerieV1=as.numeric(SerieV)
>escalada=(1/100)*SerieV1

>Dias=10
>Horas=Dias*24
>Horas2=(Dias+1)*24
```



Figura B.3: *Cargar conjunto de Datos.*

```
>y=ts(escalada[1:Horas],start=c(1,1),frequency=24)
>y1=ts(escalada[1:Horas2],start=c(1,1),frequency=24)
>fit=auto.arima(y)

>par(cex.axis=2.5,cex.lab=2.5,cex.main=2.5,mar=c(4.1,5.1,5.1,0.5))
>plot(forecast(fit,h=24),lty=2,lwd=2,xlab="Dias",ylab="Watts",main="Demanda de la
Potencia Eléctrica ARIMA(1,1,0)(2,0,2)[24]",adj=0.5)
>legend(10.54,1101,c("Pronóstico","Serie de Demanda"),lty=c(1,2),lwd=c(3,3),col=
c("blue","black"))
>lines(y1,lty=2,lwd=2)

>summary(forecast(fit,h=24))
```

En la primera línea se carga la librería **forecast** dedicada para hacer pronóstico, el siguiente paquete de líneas son para convertir los datos en vector, después se declaran las variables *Dias* y *Horas*, en seguida se convierte el vector de datos en una serie de tiempo donde se determina el rango de la serie, se declara que empiece en el primer dato y se da la frecuencia igual a 24 que representa una frecuencia diaria, y también se utiliza la instrucción **auto.arima** la cual realiza el proceso de pronóstico automático utilizando el modelo ARIMA. Las siguientes líneas de código están dedicadas para graficar. La última línea muestra los resultados de pronóstico, los distintos errores, el modelo encontrado y sus coeficientes del modelo (Ver Figura B.4).

```

Forecast method: ARIMA(1,1,0)(2,0,2)[24]
Model Information:
Series: y
ARIMA(1,1,0)(2,0,2)[24]
Coefficients:
      ar1      sar1      sar2      sma1      sma2
      0.3663  0.7709  0.2654  -0.1333  -0.6165
s.e.  0.0620  0.0943  0.0997   0.1029   0.0776

sigma^2 estimated as 107.2:  log likelihood=-897.78
AIC=1802.16  AICC=1802.52  BIC=1823.02

Training set error measures:
      ME      RMSE      MAE      MPE      MAPE      MASE
-0.9561382  9.2132397  6.0713791 -0.1101638  0.7340114  0.2748880

Forecasts:
Point Forecast      Lo 80      Hi 80      Lo 95      Hi 95
11.00000      707.1448  693.6745  720.6152  686.5437  727.7460
11.04167      683.8379  661.0725  706.6034  649.0212  718.6546
11.08333      671.7486  641.3435  702.1537  625.2480  718.2492
11.12500      671.0353  634.1881  707.8824  614.6824  727.3881
11.16667      692.3842  649.9451  734.8233  627.4792  757.2892
11.20833      738.4273  691.0123  785.8422  665.9123  810.9422
11.25000      827.9382  776.0089  879.8675  748.5192  907.3572
11.29167      872.0435  815.9576  928.1295  786.2675  957.8196
11.33333      871.9507  811.9941  931.9073  780.2550  963.6464
11.37500      866.7917  803.1991  930.3844  769.5352  964.0483
11.41667      871.0979  804.0660  938.1298  768.5814  973.6144
11.45833      861.2916  790.9884  931.5949  753.7721  968.8111
11.50000      847.1852  773.7562  920.6141  734.8853  959.4851
11.54167      840.0877  763.6608  916.5147  723.2028  956.9726
11.58333      833.1417  753.8300  912.4534  711.8449  954.4385
11.62500      825.0756  742.9805  907.1708  699.5219  950.6294
11.66667      866.4162  781.6289  951.2035  736.7452  996.0871
11.70833      931.8321  844.4356  1019.2286  798.1706  1065.4935
11.75000      944.0629  854.1328  1033.9929  806.5267  1081.5990
11.79167      929.0676  836.6735  1021.4618  787.7631  1070.3722
11.83333      907.1611  812.3671  1001.9551  762.1862  1052.1360
11.87500      878.4241  781.2898  975.5583  729.8700  1026.9781
11.91667      820.8886  721.4700  920.3071  668.8410  972.9361
11.95833      759.0304  657.3816  860.6792  603.5720  914.4888

```

Figura B.4: *Ventana de visualización del resultado.*

Apéndice C

Modelos ETS

Tabla C.1: Modelos ETS con errores Aditivos.

Tendencia	Componente Estacional		
	N	A	M
N	$\mu_t = \ell_{t-1}$	$\mu_t = \ell_{t-1} + s_{t-m}$	$\mu_t = \ell_{t-1}s_{t-m}$
	$\ell_t = \ell_{t-1} + \alpha\varepsilon_t$	$\ell_t = \ell_{t-1} + \alpha\varepsilon_t$ $s_t = s_{t-m} + \gamma\varepsilon_t$	$\ell_t = \ell_{t-1} + \alpha\varepsilon_t/s_{t-m}$ $s_t = s_{t-m} + \gamma\varepsilon_t/\ell_{t-1}$
A	$\mu_t = \ell_{t-1} + b_{t-1}$	$\mu_t = \ell_{t-1} + b_{t-1} + s_{t-m}$	$\mu_t = (\ell_{t-1} + b_{t-1})s_{t-m}$
	$\ell_t = \ell_{t-1} + b_{t-1} + \alpha\varepsilon_t$ $b_t = b_{t-1} + \beta\varepsilon_t$	$\ell_t = \ell_{t-1} + b_{t-1} + \alpha\varepsilon_t$ $b_t = b_{t-1} + \beta\varepsilon_t$ $s_t = s_{t-m} + \gamma\varepsilon_t$	$\ell_t = \ell_{t-1} + b_{t-1} + \alpha\varepsilon_t/s_{t-m}$ $b_t = b_{t-1} + \beta\varepsilon_t/s_{t-m}$ $s_t = s_{t-m} + \gamma\varepsilon_t/(\ell_{t-1} + b_{t-1})$
A _d	$\mu_t = \ell_{t-1} + \phi b_{t-1}$	$\mu_t = \ell_{t-1} + \phi b_{t-1} + s_{t-m}$	$\mu_t = (\ell_{t-1} + \phi b_{t-1})s_{t-m}$
	$\ell_t = \ell_{t-1} + \phi b_{t-1} + \alpha\varepsilon_t$ $b_t = \phi b_{t-1} + \beta\varepsilon_t$	$\ell_t = \ell_{t-1} + \phi b_{t-1} + \alpha\varepsilon_t$ $b_t = \phi b_{t-1} + \beta\varepsilon_t$ $s_t = s_{t-m} + \gamma\varepsilon_t$	$\ell_t = \ell_{t-1} + \phi b_{t-1} + \alpha\varepsilon_t/s_{t-m}$ $b_t = \phi b_{t-1} + \beta\varepsilon_t/s_{t-m}$ $s_t = s_{t-m} + \gamma\varepsilon_t/(\ell_{t-1} + \phi b_{t-1})$
M	$\mu_t = \ell_{t-1}b_{t-1}$	$\mu_t = \ell_{t-1}b_{t-1} + s_{t-m}$	$\mu_t = \ell_{t-1}b_{t-1}s_{t-m}$
	$\ell_t = \ell_{t-1}b_{t-1} + \alpha\varepsilon_t$ $b_t = b_{t-1} + \beta\varepsilon_t/\ell_{t-1}$	$\ell_t = \ell_{t-1}b_{t-1} + \alpha\varepsilon_t$ $b_t = b_{t-1} + \beta\varepsilon_t/\ell_{t-1}$ $s_t = s_{t-m} + \gamma\varepsilon_t$	$\ell_t = \ell_{t-1}b_{t-1} + \alpha\varepsilon_t/s_{t-m}$ $b_t = b_{t-1} + \beta\varepsilon_t/(s_{t-m}\ell_{t-1})$ $s_t = s_{t-m} + \gamma\varepsilon_t/(\ell_{t-1}b_{t-1})$
M _d	$\mu_t = \ell_{t-1}b_{t-1}^\phi$	$\mu_t = \ell_{t-1}b_{t-1}^\phi + s_{t-m}$	$\mu_t = \ell_{t-1}b_{t-1}^\phi s_{t-m}$
	$\ell_t = \ell_{t-1}b_{t-1}^\phi + \alpha\varepsilon_t$ $b_t = b_{t-1}^\phi + \beta\varepsilon_t/\ell_{t-1}$	$\ell_t = \ell_{t-1}b_{t-1}^\phi + \alpha\varepsilon_t$ $b_t = b_{t-1}^\phi + \beta\varepsilon_t/\ell_{t-1}$ $s_t = s_{t-m} + \gamma\varepsilon_t$	$\ell_t = \ell_{t-1}b_{t-1}^\phi + \alpha\varepsilon_t/s_{t-m}$ $b_t = b_{t-1}^\phi + \beta\varepsilon_t/(s_{t-m}\ell_{t-1})$ $s_t = s_{t-m} + \gamma\varepsilon_t/(\ell_{t-1}b_{t-1}^\phi)$

En la Tabla C.1 y C.2 se muestran los diferentes modelos correspondientes a los modelos ETS con errores aditivos y multiplicativos, respectivamente. En donde para cada caso, ℓ_t denota el nivel de la serie en el tiempo t , b_t denota el crecimiento en el tiempo t , s_t denota la componente estacional de la serie en el tiempo t , ε_t es el ruido blanco con media cero y

varianza σ^2 y m denota el número de estaciones en un año; α , β , γ y ϕ son constantes [43].

Tabla C.2: Modelos ETS con errores Multiplicativos.

Tendencia	Componente Estacional		
	N	A	M
N	$\mu_t = \ell_{t-1}$ $\ell_t = \ell_{t-1}(1 + \alpha\epsilon_t)$	$\mu_t = \ell_{t-1} + s_{t-m}$ $\ell_t = \ell_{t-1} + \alpha(\ell_{t-1} + s_{t-m})\epsilon_t$ $s_t = s_{t-m} + \gamma(\ell_{t-1} - s_{t-m})\epsilon_t$	$\mu_t = \ell_{t-1}s_{t-m}$ $\ell_t = \ell_{t-1}(1 + \alpha\epsilon_t)$ $s_t = s_{t-m}(1 + \gamma\epsilon_t)$
A	$\mu_t = \ell_{t-1} + b_{t-1}$ $\ell_t = (\ell_{t-1} + b_{t-1})(1 + \alpha\epsilon_t)$ $b_t = b_{t-1} + \beta(\ell_{t-1} + b_{t-1})\epsilon_t$	$\mu_t = \ell_{t-1} + b_{t-1} + s_{t-m}$ $\ell_t = \ell_{t-1} + b_{t-1} + \alpha(\ell_{t-1} + b_{t-1} + s_{t-m})\epsilon_t$ $b_t = b_{t-1} + \beta(\ell_{t-1} + b_{t-1} + s_{t-m})\epsilon_t$ $s_t = s_{t-m} + \gamma(\ell_{t-1} + b_{t-1} + s_{t-m})\epsilon_t$	$\mu_t = (\ell_{t-1} + b_{t-1})s_{t-m}$ $\ell_t = (\ell_{t-1} + b_{t-1})(1 + \alpha\epsilon_t)$ $b_t = b_{t-1} + \beta(\ell_{t-1} + b_{t-1})\epsilon_t$ $s_t = s_{t-m}(1 + \gamma\epsilon_t)$
A _d	$\mu_t = \ell_{t-1} + \phi b_{t-1}$ $\ell_t = (\ell_{t-1} + \phi b_{t-1})(1 + \alpha\epsilon_t)$ $b_t = \phi b_{t-1} + \beta(\ell_{t-1} + \phi b_{t-1})\epsilon_t$	$\mu_t = \ell_{t-1} + \phi b_{t-1} + s_{t-m}$ $\ell_t = \ell_{t-1} + \phi b_{t-1} + \alpha(\ell_{t-1} + \phi b_{t-1} + s_{t-m})\epsilon_t$ $b_t = \phi b_{t-1} + \beta(\ell_{t-1} + \phi b_{t-1} + s_{t-m})\epsilon_t$ $s_t = s_{t-m} + \gamma(\ell_{t-1} + \phi b_{t-1} + s_{t-m})\epsilon_t$	$\mu_t = (\ell_{t-1} + \phi b_{t-1})s_{t-m}$ $\ell_t = (\ell_{t-1} + \phi b_{t-1})(1 + \alpha\epsilon_t)$ $b_t = \phi b_{t-1} + \beta(\ell_{t-1} + \phi b_{t-1})\epsilon_t$ $s_t = s_{t-m}(1 + \gamma\epsilon_t)$
M	$\mu_t = \ell_{t-1}b_{t-1}$ $\ell_t = \ell_{t-1}b_{t-1}(1 + \alpha\epsilon_t)$ $b_t = b_{t-1}(1 + \beta\epsilon_t)$	$\mu_t = \ell_{t-1}b_{t-1} + s_{t-m}$ $\ell_t = \ell_{t-1}b_{t-1} + \alpha(\ell_{t-1}b_{t-1} + s_{t-m})\epsilon_t$ $b_t = b_{t-1} + \beta(\ell_{t-1}b_{t-1} + s_{t-m})\epsilon_t / \ell_{t-1}$ $s_t = s_{t-m} + \gamma(\ell_{t-1}b_{t-1} + s_{t-m})\epsilon_t$	$\mu_t = \ell_{t-1}b_{t-1}s_{t-m}$ $\ell_t = \ell_{t-1}b_{t-1}(1 + \alpha\epsilon_t)$ $b_t = b_{t-1}(1 + \beta\epsilon_t)$ $s_t = s_{t-m}(1 + \gamma\epsilon_t)$
M _d	$\mu_t = \ell_{t-1}b_{t-1}^\phi$ $\ell_t = \ell_{t-1}b_{t-1}^\phi(1 + \alpha\epsilon_t)$ $b_t = b_{t-1}^\phi(1 + \beta\epsilon_t)$	$\mu_t = \ell_{t-1}b_{t-1}^\phi + s_{t-m}$ $\ell_t = \ell_{t-1}b_{t-1}^\phi + \alpha(\ell_{t-1}b_{t-1}^\phi + s_{t-m})\epsilon_t$ $b_t = b_{t-1}^\phi + \beta(\ell_{t-1}b_{t-1}^\phi + s_{t-m})\epsilon_t / \ell_{t-1}$ $s_t = s_{t-m} + \gamma(\ell_{t-1}b_{t-1}^\phi + s_{t-m})\epsilon_t$	$\mu_t = \ell_{t-1}b_{t-1}^\phi s_{t-m}$ $\ell_t = \ell_{t-1}b_{t-1}^\phi(1 + \alpha\epsilon_t)$ $b_t = b_{t-1}^\phi(1 + \beta\epsilon_t)$ $s_t = s_{t-m}(1 + \gamma\epsilon_t)$

Apéndice D

Publicaciones

Durante el desarrollo de la tesis se realizaron varias publicaciones en distintos congresos las cuales se enlistan a continuación:

- Guillermo C. Zuñiga, Fernando Ornelas Tellez, J. Jesus Rico Melgoza y Edgar N. Sanchez, *Optimización basada en Pronóstico para una Micro-red Eléctrica Inteligente*, Congreso Nacional de Control Automatico, Ensenada, México, Octubre 2013.
- Guillermo C. Zuñiga and Fernando Ornelas Tellez, *Optimal Tracking Control for an AC-DC Power Converter*, 2013 IEEE International Autumn Meeting on Power, Electronics and Computing (ROPEC), pp. 1-6, Morelia, Mexico, November 2013.
- Fernando Ornelas Tellez, Guillermo C. Zuñiga, Jesus Rico Melgoza, Edgar N. Sanchez and Felix Calderon, *Optimized Operation of a Micro-grid for Energy Resources*, The 19th World Congress of the International Federation of Automatic Control (IFAC 2014), Cape Town, South Africa, August 2014.
- Guillermo C. Zuñiga, Fernando Ornelas Tellez and Edgar N. Sanchez, *PSO Optimal Tracking Control for DC-AC Power Converter*, World Automation Congress (WAC 2014), Kona, Big Island of Hawaii, August 2014.