



UNIVERSIDAD AUTÓNOMA DE YUCATÁN

FACULTAD DE INGENIERÍA

UNIDAD DE POSGRADO E INVESTIGACION

**“DISEÑO DE UNA RED INTELIGENTE CON
FUENTES DE ENERGÍAS RENOVABLES”**

TESIS

PRESENTADA POR:

I.M. EMMANUEL DE LA CRUZ MAY

EN OPCIÓN AL GRADO DE

MAESTRO EN INGENIERÍA

OPCIÓN ENERGÍAS RENOVABLES

MÉRIDA, YUCATÁN, MÉXICO

2017

“Aunque este trabajo hubiere servido para el examen de grado y
hubiere sido aprobado por el H. Sínodo, sólo el autor es responsable de las
doctrinas emitidas en él.”

Agradecimientos

Antes que nada, quiero agradecer a Dios por permitirme concluir de manera satisfactoria esta etapa tan importante en mi vida. También le agradezco a mi madre, Venancia de la Cruz May, el apoyo incondicional que me brindó para la realización de mis estudios, gracias por impulsarme para continuar con mi formación profesional.

Quiero agradecer a mi asesor de tesis y director de tesis, Dr. Luis Josué Ricalde Castellanos, el haber confiado en mí para la realización de este trabajo, gracias por enseñarme los fundamentos de las redes neuronales, programación en Matlab y alentarme a participar en un congreso para presentar desarrollo de ésta investigación y por todo el apoyo académico que me brindó desde que lo conocí.

Al M. Eduardo Ernesto Ordoñez Lopez, por enseñarme la teoría de los sistemas eólicos y fotovoltaicos, por proporcionarme el equipo tecnológico para realizar las distintas pruebas se llevaron a cabo, además del apoyo para desarrollar una tarjeta medición de potencia, la cual fue clave para concluir la presente investigación y por el tiempo que dedicó para apoyarme en el desarrollo de esta tesis.

Resumen

En este trabajo de tesis se presenta un diseño para la operación óptima de una micro red de energía eléctrica con fuentes de energías renovables, basada en redes neuronales recurrentes para la predicción y gestión de cargas. Se define la configuración de la red de energía, producto de la revisión de la literatura de distintos sistemas híbridos propuestos y se dimensionan los elementos que la componen. La configuración del sistema híbrido de generación de energía (SHGE) está compuesta de un arreglo fotovoltaico y aerogeneradores como fuentes de generación renovable, la red de energía eléctrica de Comisión Federal de Electricidad (CFE) como sistema de respaldo, banco de baterías y vehículos eléctricos que funcionan como medio de almacenamiento y suministro de energía, cargas eléctricas en corriente alterna e inversores para interconexión a la red.

El objetivo final de esta tesis es determinar las cantidades óptimas de energía para los sistemas eólico, solar, de baterías y el consumo de la red de energía eléctrica de CFE. El proceso de optimización requiere minimizar los costos de operación del SHGE. Se utiliza el prototipo del SHGE de la Universidad Autónoma de Yucatán (UADY), facultad de ingeniería, en Mérida, Yucatán, para solucionar el problema de optimización de su operación. Se diseña un algoritmo de predicción y optimización el cual se implementa en simulación de la operación de un SHGE en el software Matlab.

Se diseña y construye un sistema de monitoreo de potencia, el cual fue elaborado y caracterizado para su implementación en una red eléctrica inteligente. El dispositivo fue elaborado con el propósito de crear una tarjeta de medición de bajo costo para el monitoreo de la generación de fuentes de energías renovables como son sistemas eólicos y fotovoltaicos. El desarrollo de este dispositivo tiene la finalidad de procesar las mediciones de generación energética para ser empleadas en un sistema de gestión que pueda tomar decisiones de cuales cargas en el edificio puedan ser alimentadas mediante la implementación de predicciones usando redes neuronales.

Abstract

In this thesis, an optimization is presented for the operation of a micro electrical network, based on recurrent neural networks for the operation of a micro electrical network. First, the configuration of the power grid is defined as result of the review of configurations of hybrid systems proposed. The configuration of the SHGE includes: photovoltaic arrays and wind turbines as sources of renewable generation, the CFE power supply, battery bank and an electric car as a storage and energy supply, electric charges in alternating current and DC / AC inverters.

A program is implemented to simulate the operation of a SHGE in MATLAB. The final objective of this thesis is to determine the optimal amounts of energy for the wind, solar, battery systems and the consumption of the electric power supply from CFE. The optimization process requires minimizing SHGE's operating costs. The SHGE prototype of UADY, is used to solve the presented optimization scheme.

A power measurement card is used, which was developed and characterized for its implementation in a smart grid. The device was developed with the purpose of creating a low-cost power measurement card for the monitoring of the generation of renewable energy sources such as wind and photovoltaic systems. The development of this device has the purpose of processing energy generation measurements to be used in an energy management system that can make decisions on which loads in the building can be fed through the implementation of neural networks.

Índice

Agradecimientos	II
Resumen	III
Abstract.....	IV
Índice de figuras.....	VIII
Índice de tablas.....	X
Capítulo 1	1
1.1. Introducción	1
1.2. Problemática	2
1.3. Antecedentes	3
1.4. Planteamiento del problema.....	4
1.5. Justificación	5
1.6. Metodología	6
Capítulo 2	10
2.1 Energías renovables	10
2.2 Energías renovables a nivel mundial.....	11
2.3 Energía eólica	14
2.3.1. Clasificación de los aerogeneradores.....	14
2.3.1. Generación eléctrica con energía eólica	17
2.4 Energía solar.....	18
2.4.1. Tipos de paneles fotovoltaicos	20
2.4.2. Generación eléctrica con energía solar fotovoltaica	21
Capítulo 3	22
3.1. Sistemas híbridos de generación eléctrica (SHGE)	22

3.2. Funcionamiento de un sistema híbrido	24
3.3. Aplicaciones de los sistemas híbridos	25
3.4. Clasificación de los SHGE	25
3.4.1. Topología en serie de un SHGE.....	26
3.4.2. Topología en paralelo con acoplamiento en CD.....	27
3.4.3. Topología en paralelo con acoplamiento en CA	29
3.5. Tipos de instalaciones de energía eléctrica	30
3.5.1. Instalaciones aisladas de la red eléctrica	30
3.5.2. Instalaciones conectadas a la red eléctrica	32
3.6. Tipos de sistemas híbridos	34
Capítulo 4	36
4.1. Red eléctrica inteligente	36
4.1.1 Principios de operación de una red eléctrica inteligente.....	38
4.1.2 Normatividad en México de redes energéticas.....	38
4.2. Sistema de gestión de energía	40
4.2.1 Tarjeta de medición de potencia	41
Capítulo 5	51
5.1. Redes neuronales artificiales.....	51
5.2. Modelo de una neurona artificial.....	52
5.3. Tipos de funciones de activación	55
5.4. Arquitecturas neuronales	58
5.5. Aprendizaje en redes neuronales	61
5.6. Filtro de Kalman	63
5.6.1 Entrenamiento por el filtro extendido de Kalman	64

5.7. Redes neuronales recurrentes de alto orden	67
Capítulo 6	70
6.1. Optimización de operación del SHGE.....	70
6.2. Descripción del problema de optimización.....	70
6.3. Redes neuronales para programación lineal.....	73
6.4. Costos de operación del SHGE	76
6.4.1. Costos de operación de los sistemas eólico y solar	76
6.4.2. Costos del ciclado en baterías	77
6.5. Determinación de coeficientes de costo.....	78
6.6. Resultados en simulación	80
Conclusiones	89
Referencias.....	90

Índice de figuras

Figura 1. Panorama global de la capacidad de energía renovable y generación de electricidad.....	11
Figura 2. Capacidad instalada en Latinoamérica con energías renovables.	12
Figura 3. Evolución de la generación de electricidad en Latinoamérica (TWh).....	13
Figura 4. Potencial de generación eléctrica con energías limpias en México (GWh).	13
Figura 5. Capacidad instalada y generación bruta de centrales eólicas (MW, GWh).	17
Figura 6. Capacidad instalada y generación bruta de centrales eólicas por área de control (MW, GWh).	18
Figura 7. Capacidad instalada y generación bruta de centrales solares fotovoltaicas (MW, GWh).....	21
Figura 8. Capacidad instalada y generación de electricidad de energía fotovoltaica por área de control (MW, GWh).	22
Figura 9. Diagrama de bloques de un SHGE.	23
Figura 10. Instalación híbrida (solar y eólica).	24
Figura 11. Topología serie de un SHGE.....	26
Figura 12. Topología en paralelo con acoplamiento CD de un SHGE.	27
Figura 13. Topología Paralelo con acoplamiento en CA de un SHGE.....	29
Figura 14. Esquema de una instalación aislada de la red eléctrica.	32
Figura 15. Esquema de una instalación conectada a la red eléctrica.	33
Figura 16. Sistema fotovoltaico con sistemas hidráulicos.....	34
Figura 17. Sistema fotovoltaico con un grupo electrógeno.	35
Figura 18. Sistema fotovoltaico con sistemas eólicos.....	35
Figura 19. Aerogeneradores Colibrí de 10kW instalados en la UADY.	42

Figura 20. Inversores del sistema eólico para interconexión a red.	42
Figura 21. Esquema de medición de potencia en sistemas eólicos.....	43
Figura 22. Procesamiento de las variables de medición.....	44
Figura 23. Diagrama de la tarjeta de medición de potencia.....	45
Figura 24. Tarjeta de medición de potencia.	46
Figura 25. Gráfica de caracterización de filtros pasa bajos.	47
Figura 26. Medición de los sensores de corriente.	48
Figura 27. Sistema de monitoreo de potencia eólica instalado.....	48
Figura 28. Generación de una turbina eólica empleando la tarjeta de medición...	49
Figura 29. Generación de una turbina empleando el analizador FLUKE.	49
Figura 30. Modelo de una neurona artificial.	52
Figura 31. Otro modelo neuronal.....	54
Figura 32. Función de activación escalón.	55
Figura 33. Función de activación sigmoide logística.	56
Figura 34. Función de activación lineal a tramos.....	57
Figura 35. Función de activación sigmoide tangente hiperbólica.	58
Figura 36. Red neuronal unicapa.....	59
Figura 37. Red neuronal multicapa.....	60
Figura 38. Red neuronal recurrente sin auto lazos y sin neuronas ocultas.	60
Figura 39. Red neuronal recurrente con neuronas ocultas.	61
Figura 40. Sistema dinámico lineal en tiempo discreto.....	63
Figura 41. Red neuronal de segundo orden.	67
Figura 42. Esquema de una RNRAO discreta.	69
Figura 43. Esquema del prototipo del SHGE instalado en la UADY.	71

Figura 44. Predicción de velocidad de viento (cinco días).....	81
Figura 45. Predicción de potencia eólica (cinco días).....	81
Figura 46. Eficiencia del inversor eólico (un día).	82
Figura 47. Eficiencia del inversor eólico (cinco días).	82
Figura 48. Predicción de potencia del sistema fotovoltaico (cinco días).	83
Figura 49. Eficiencia del inversor fotovoltaico.....	83
Figura 50. Eficiencia del inversor fotovoltaico (cinco días).	84
Figura 51. Predicción de la demanda de potencia (cinco días).	85
Figura 52. Predicción de la demanda de potencia (un día).....	85
Figura 53. Simulación total de la red propuesta (un día).	86
Figura 54. Simulación total de la red propuesta (cinco días).	86
Figura 55. Costos de operación de la red de energía pública.....	87
Figura 56. Estado de carga de baterías.	88

Índice de tablas

Tabla. 1. Costos de los componentes del sistema eólico.	78
Tabla. 2. Parámetros utilizados para la evaluación tecnológica-económica del sistema eólico.	79
Tabla. 3. Costos de componentes del sistema solar.	79
Tabla. 4. Parámetros utilizados para la evaluación tecnológica-económica del sistema solar.....	79

Capítulo 1

1.1. Introducción

En la actualidad se vive una crisis de energía debido a que las reservas de los combustibles derivados del carbón se están agotando, encareciéndose su explotación y consumo; independientemente de que al generar energía con este tipo de combustible se emiten gases de efecto invernadero, causantes del calentamiento global, la alteración del clima y el hábitat.

La península de Yucatán es considerada como la tercera región más rica del país en términos del potencial eólico y solar. La potencia eólica se estima en 1000 MW y la irradiación solar se encuentra alrededor de 6 kWh/m². Este gran potencial ha captado la atención de corporativos públicos y privados con el propósito de establecer plantas de generación de gran escala (F. Torres, 2006).

Se han disminuido considerablemente los costos de producción y almacenamiento de diversas fuentes de energía renovables de baja capacidad, actualmente se trabaja a nivel mundial en su integración a las redes eléctricas públicas. Los primeros pasos en la integración de fuentes de energía renovable se dieron con la implementación de sistemas híbridos fotovoltaico-eólicos como fuentes complementarias para aplicaciones rurales y conexiones débiles a la red (L. J. Ricalde, E. Ordonez, M. Gamez, y E. N. Sanchez, 2011). Actualmente se realiza investigación en la integración de diversas fuentes de energía de pequeña escala tales como solar térmica, biomasa, celdas de combustible y mareomotriz, bajo nuevos y avanzados esquemas de control constituyendo lo que se denomina una red eléctrica inteligente. Dado que los costos de producción de las aplicaciones fotovoltaicas y eólicas se han reducido considerablemente se han convertido en la elección primaria de generación de energía en las redes eléctricas inteligentes.

Una red inteligente es aquella que puede integrar de manera eficiente el comportamiento y las acciones de todos los usuarios conectados a ella, de tal forma que se asegure un sistema energético sostenible y eficiente, con bajas pérdidas y altos niveles de calidad y seguridad de suministro.

1.2. Problemática

La humanidad ha experimentado en el último siglo un desarrollo inmenso sustentado en el consumo energético basado en el aprovechamiento de fuentes de energía de origen fósil. Estas energías han sido explotadas suponiendo una disponibilidad ilimitada, y sin valorar en ningún momento el impacto ambiental.

Basados en la forma de consumir combustibles fósiles, el ser humano ha fundamentado su desarrollo, hasta la actualidad, en un modelo energético que sigue una rigurosa cadena de generación, distribución, transporte y consumo. Sin embargo, el cambio de este modelo es más que una necesidad hoy en día. El nuevo modelo tiende a la diversificación e integración de las fuentes de energía, un mayor aprovechamiento de las energías renovables, la eficiencia y el ahorro energético.

El nuevo modelo energético pretende transformar el sistema actual en un sistema distribuido, en el cuál cualquier agente que esté conectado a la red tiene la posibilidad de aportar energía, posibilitando la creación de micro generadores, de forma que no exista una dependencia directa.

Gracias al uso de redes inteligentes es posible disminuir drásticamente las pérdidas por el transporte energético, facilitar la conexión a la red de todo tipo de energías renovables facilitando la integración de energías como la eólica y solar, soportar las capacidades de almacenamiento energético, y la conexión de vehículos eléctricos o híbridos.

A pesar de que no existe una definición general estándar de una red inteligente, la plataforma tecnológica europea de redes inteligentes (*Smart Grids: European Technology Platform*) define una red inteligente como “Una red eléctrica capaz de integrar de forma inteligente el comportamiento y las acciones de todos los usuario conectados a ella, generadores, consumidores y aquellos que realizan ambas acciones, con la finalidad de distribuir de forma segura y eficiente el suministro eléctrico, desde el punto de vista sostenible y económico.”

1.3. Antecedentes

La tecnología de redes eléctricas inteligentes surge de los intentos por usar controles de consumo mediante medidores y sistemas de monitoreo. En 1980, los medidores automáticos fueron utilizados para monitorear las cargas de millones de clientes, lo que derivó en una Infraestructura avanzada en 1990 que era capaz de determinar la cantidad de energía que se utilizaba en diferentes momentos del día.

La red eléctrica inteligente se mantiene en constante comunicación, por lo que los controles se pueden hacer en tiempo real y se pueden utilizar como un puente para la creación de sistemas inteligentes de ahorro de energía en las casas. Uno de los primeros dispositivos de sistemas inteligentes fue el de demanda pasiva que permite determinar las variaciones de frecuencia en la provisión de energía en las casas.

Los dispositivos domésticos e industriales como son los aires acondicionados, cámaras de refrigeración, y calentadores ajustan su ciclo de trabajo para evitar su activación en los momentos en donde exista un pico en el consumo de energía, evitando así la sobrecarga de los sistemas de abastecimiento. En el 2000, Italia creó el primer proyecto de redes inteligentes que abarcó cerca de 27 millones de hogares usando medidores inteligentes conectados a través de una línea de comunicación.

Los procesos de sincronización y monitoreo de las redes se desarrollaron enormemente cuando la *Bonneville Power Administration* creó un nuevo prototipo de sensores que eran capaces de analizar con gran rapidez las anomalías en la calidad de energía eléctrica en áreas geográficas muy grandes. Esto derivó en el primer sistema de medición de amplia área, "*Wide Area Measurement System*" (WAMS) en el 2000. Otros países han integrado también esta tecnología, China, está construyendo su WAMS, que estará terminada en el 2016.

Una microred eléctrica inteligente debe garantizar sustentabilidad energética de una edificación principalmente a partir de la generación por fuentes renovables. En este trabajo, la principal fuente de generación es un arreglo fotovoltaico. En las situaciones donde la generación del sistema fotovoltaico exceda la demanda, la energía excedente podría ser almacenada y emplearla posteriormente, de acuerdo a un esquema de precios dinámicos, convenga ser suministrada a la red.

En (H. Tischer, G. Verbic, 2012) se presenta un sistema de gestión de energía para una casa inteligente. Esta casa está equipada con una celda de combustible utilizada para cogeneración de potencia y calor, un sistema fotovoltaico, un carro eléctrico y una unidad de almacenamiento de energía térmica. La micro red se analiza utilizando programación dinámica que considera las consecuencias financieras de la demanda energética y generación y la disponibilidad de energía para la carga del carro eléctrico de acuerdo con las preferencias y hábitos del usuario. Se evalúa el desempeño y se compara con un sistema de gestión más simple que trata de generar la mayor cantidad de energía posible dentro de la casa. Se muestra que el sistema responde adecuadamente a la demanda y generación eléctrica en la casa ante una tarifa eléctrica variable.

La Comisión Europea se reunió en 2008 para elaborar el plan conocido como “Plan 20-20-20”. La estrategia 20-20-20 es una iniciativa lanzada para luchar contra el cambio climático con un objetivo claro: reducir las emisiones de gases invernadero en un 20%; ahorrar un 20% en el consumo energético; y proveer al sistema energético con al menos un 20% de renovables; todo ello para 2020.

1.4. Planteamiento del problema

Las redes inteligentes tienen un importante reto para ayudar a mitigar la crisis de energía y el calentamiento global; y en los años recientes se han convertido en un tema muy discutido en el campo de la ingeniería eléctrica. Con el objetivo de alcanzar las metas de las redes inteligentes, se han realizado muchos esfuerzos para presentar nuevas teorías, técnicas y mecanismos para construir un sistema de potencia seguro, económico y amigable con el medio ambiente (Oviedo, 2014). En este contexto muchas investigaciones sobre redes inteligentes incluyen la integración de las energías renovables para mitigar la contaminación provocada por la utilización de combustibles fósiles (Corona, 2014).

Las nuevas redes de distribución de energía eléctrica deben evolucionar en un esquema de redes eléctricas inteligentes incorporando fuentes energías renovables. Con esta nueva estrategia se incrementa la calidad de la energía ya que la producción se vuelve descentralizada e integra sistemas de pequeña escala con tecnologías avanzadas de control para incrementar la flexibilidad y confiabilidad del sistema. Estas fuentes de energía renovables se conectan principalmente a la red de distribución pública, pero tienen la flexibilidad de operar en forma autónoma.

Los diseños de microrredes consideran como método de almacenamiento el uso de baterías de plomo-ácido, debido a su bajo costo. Sin embargo, el impacto ambiental de estos dispositivos es alto al momento de desecharlas y su tiempo de vida es relativamente corto. Para el desarrollo de este trabajo consideraremos un sistema de generación compuesto de un arreglo de paneles fotovoltaicos, generadores eólicos, banco de baterías y un módulo para interconexión a red.

1.5. Justificación

A pesar de la extensión de la red eléctrica lograda en el último siglo, en la actualidad gran parte de la población mundial carece de una fuente de energía eléctrica. Más de mil millones de personas en países en vías de desarrollo no cuentan con un suministro de electricidad o éste no satisface sus requerimientos.

Actualmente se vive una crisis energética debido a que se están agotando las reservas de los combustibles derivados del carbón, encareciendo su explotación y consumo. Los costos de producción y almacenamiento de diversas fuentes de energía renovables de baja capacidad han disminuido sensiblemente, ahora se trabaja a nivel mundial en su integración a redes eléctricas inteligentes (*Smart grids*) utilizando avanzados sistemas de monitoreo, comunicaciones y control (Corona, 2014).

La red eléctrica inteligente requiere de dispositivos de almacenamiento de energía ya que la demanda de la microred no coincide en el tiempo con la generación de fuentes renovables,. El sistema de almacenamiento más utilizado hasta ahora se ha basado en las baterías electroquímicas de plomo-ácido. En este trabajo de tesis, se propone diseñar una microred eléctrica compuesta por sistemas de generación fotovoltaica, eólico y una fuente de respaldo como la red de CFE.

Las variables de radiación solar se caracterizan con los datos experimentales de una estación meteorológica y los generadores son dimensionados de acuerdo a la demanda de energía del edificio de Mecatrónica en la Facultad de Ingeniería de la UADY. Un sistema de gestión basado en una red neuronal artificial será diseñado con el fin de medir y controlar las cargas en el interior del edificio. La base de conocimientos del sistema utiliza los modelos matemáticos necesarios, las predicciones de generación de energía y demanda de carga mediante redes neuronales que serán entrenadas con un algoritmo basado en el filtro de Kalman.

1.6. Metodología

1. Estudio del estado del arte.

Se revisarán artículos de investigación referentes al diseño de microredes y esquemas de control. Se revisará la literatura para obtener los modelos matemáticos de generación eléctrica de los elementos que integran una microred: paneles fotovoltaicos, generadores eólicos, banco de baterías, inversor para conexión a red.

2. Caracterización de las curvas de potencia del sistema híbrido fotovoltaico y eólico.

Se plantearán los modelos eléctricos de los componentes de la microred con enfoque en las curvas de potencia de los sistemas de generación. Se determinarán los parámetros (eléctricos, ambientales, térmicos) que influyen en la generación de energía de los dispositivos para establecer la estructura de la red neuronal que realizará la predicción de la generación.

3. Aproximación de las curvas I-V a partir de mediciones.

Se tomarán mediciones de la energía generada en una instalación de paneles fotovoltaicos y generadores eólicos ubicados en la Facultad de Ingeniería de la UADY. Para esto se utilizará un equipo para medición de la calidad energética.

4. Caracterización de las curvas de potencia de los paneles fotovoltaicos y aerogeneradores utilizando redes neuronales de alto orden.

Se diseñará e implementará una red neuronal de alto orden, entrenada con el filtro de Kalman para aproximar las curvas I-V de los sistemas de generación de la microred. La aproximación de la red se validará con las mediciones tomadas.

5. Estudio del algoritmo de Optimización de microredes utilizando redes neuronales dinámicas.

Se revisarán los algoritmos de programación de redes neuronales dinámicas desarrollados por (M. Gamez, E. N. Sanchez, y L. J. Ricalde, 2011) para la optimización de flujo de energía en microredes basados en redes neuronales y se seleccionará un esquema adecuado a la estructura de la microred propuesta en esta tesis.

6. Diseño de la microred considerando perfiles de generación y carga a partir de datos reales.

Se realizarán mediciones de generación y demanda energética del prototipo de microred de la Facultad de ingeniería de la UADY. Estos datos serán utilizados en la validación del algoritmo de gestión de cargas.

7. Simulación en Matlab de la microred.

Se desarrollará un programa de simulación de la microred en el entorno Matlab. Se utilizarán los datos de mediciones y perfiles de irradiación para determinar el flujo de energía proveniente del sistema de generación.

8. Diseño y elaboración de un sistema de monitoreo de potencia.

Se diseñará y construirá un sistema de monitoreo de potencia de los generadores eólicos integrados en la microred de la facultad de ingeniera de la UADY.

Preguntas de investigación

¿Se puede garantizar la autonomía energética de una microred eléctrica utilizando un sistema de gestión inteligente?

¿Es posible establecer las condiciones de operación óptima para satisfacer las necesidades de cargas en una micro red que integre generación fotovoltaica y generadores eólicos utilizando un algoritmo basado en redes neuronales artificiales?

¿Cuál es el consumo de energía de la red de CFE y fuentes renovables?

Hipótesis

Se puede resolver el problema de optimización de la operación de una microred eléctrica inteligente interconectada a la red CFE considerando generación fotovoltaica y eólica utilizando técnicas basadas en redes neuronales de alto orden.

Objetivos

Objetivo general

Modelar un sistema híbrido basado en la combinación de un dispositivo fotovoltaico, generador eólico, y la red pública dentro de una microred eléctrica inteligente utilizando un sistema de gestión basado en redes neuronales artificiales.

Objetivos específicos

- Modelar matemáticamente las características de generación eléctrica de una microred eléctrica compuesta de un arreglo de paneles fotovoltaicos, generadores eólicos y un convertidor de potencia a corriente alterna.
- Diseñar un algoritmo basado en redes neuronales artificiales para resolver el problema de una gestión óptima de las cargas en la microred considerando cargas críticas y cargas ordinarias.
- Validar los algoritmos en un entorno de simulación por computadora.

Preguntas de investigación

¿Se puede garantizar la autonomía energética de una microred eléctrica utilizando un sistema de gestión inteligente?

¿Es posible establecer las condiciones de operación óptima para satisfacer las necesidades de cargas en una micro red que integre generación fotovoltaica y generadores eólicos utilizando un algoritmo basado en redes neuronales artificiales?

¿Cuál es el consumo de energía de la red de CFE y fuentes renovables?

Hipótesis

Se puede resolver el problema de optimización de la operación de una microred eléctrica inteligente interconectada a la red CFE considerando generación fotovoltaica y eólica utilizando técnicas basadas en redes neuronales de alto orden.

Objetivos

Objetivo general

Modelar un sistema híbrido basado en la combinación de un dispositivo fotovoltaico, generador eólico, y la red pública dentro de una microred eléctrica inteligente utilizando un sistema de gestión basado en redes neuronales artificiales.

Objetivos específicos

- Modelar matemáticamente las características de generación eléctrica de una microred eléctrica compuesta de un arreglo de paneles fotovoltaicos, generadores eólicos y un convertidor de potencia a corriente alterna.
- Diseñar un algoritmo basado en redes neuronales artificiales para resolver el problema de una gestión óptima de las cargas en la microred considerando cargas críticas y cargas ordinarias.
- Validar los algoritmos en un entorno de simulación por computadora.

Capítulo 2

2.1 Energías renovables

Las energías renovables son recursos abundantes y limpios que proceden de fuentes que son prácticamente inagotables tal como el sol, el agua, el aire, la biomasa y la geotermia. Las ventajas de usar este tipo de energías es que no son finitas como el caso de las energías fósiles, no producen gases de efecto invernadero ni otras emisiones dañinas para el medio ambiente como las emisiones de CO₂.

Cabe destacar, que la energía renovable ha sustituido gradualmente a los combustibles convencionales en cinco mercados distintos: la generación de electricidad, calentamiento de agua, calefacción, combustibles para transporte y la provisión de energía en centros rurales alejados de la red pública.

En comparación a los efectos contaminantes de combustibles fósiles como el petróleo o el carbón, las energías renovables tienen menos emisiones de carbono, reciclan y son más respetuosas con el medio ambiente.

Los combustibles fósiles crean emisiones de gases efecto invernadero que contribuyen al calentamiento global. Las energías renovables no emiten estos gases y son básicas para frenar el calentamiento global y el cambio climático.

La producción de energías renovables a nivel local, reduce los costes de transportes que tienen las energías fósiles. Potenciar el uso de energías renovables crea puestos de trabajo. Por otra parte, gracias a su disponibilidad, las energías renovables están sujetas a menos fluctuaciones de precios, a diferencia del petróleo o el gas. Finalmente, frente a los recursos finitos de las energías fósiles, las energías renovables presentan un potencial prácticamente ilimitado.

2.2 Energías renovables a nivel mundial

De acuerdo a las cifras de “*International Renewable Energy Agency*” (IRENA, por sus siglas en ingles), a nivel mundial la capacidad instalada con energías renovables en 2015 fue de 503.8 GW¹¹. Las regiones con mayor participación de energías renovables son Asia con el 39.7% y Europa con 25.1% del total mundial, mientras que la región con menor participación es Centroamérica y el Caribe con 0.6%

Por tipo de tecnología, la energía hidráulica concentró el 61.5% del total de capacidad mundial, seguido de la energía eólica con 21.2%, energía solar con 11.4%, 5.2% bioenergía y el restante 0.7% se atribuye a tecnologías con energía geotérmica y marina. Datos estadísticos obtenidos de (SENER, 2015).

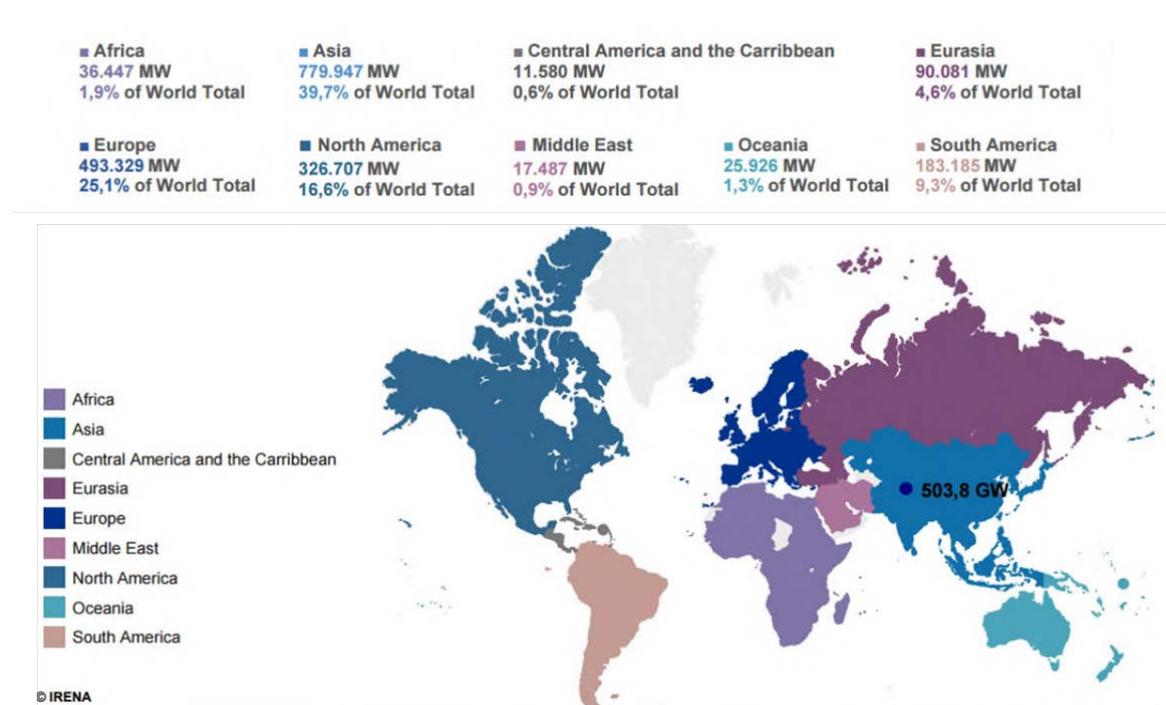


Figura 1. Panorama global de la capacidad de energía renovable y generación de electricidad.

En América Latina y el Caribe, gracias a la diversidad energética con la que se cuenta, existe uno de los mercados de energía renovables más dinámicos del mundo. Al cierre del 2015, la capacidad de generación por energías renovables fue 212.4 GW de la cual, la energía hidráulica representó la mayor participación del total regional con una capacidad instalada de 172 GW proveniente de grandes plantas mayores a 10 MW.

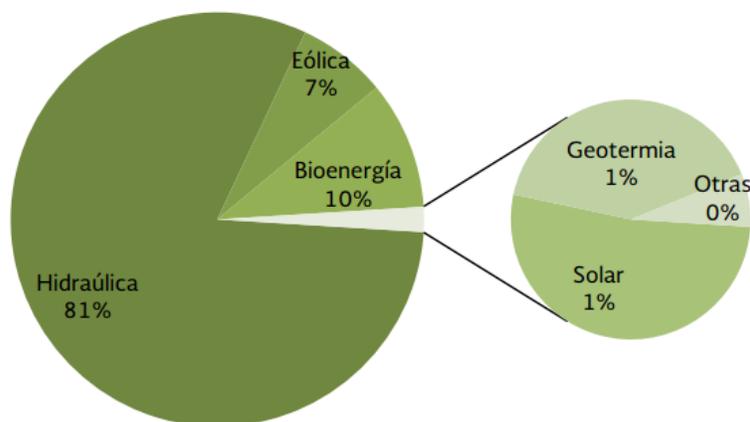


Figura 2. Capacidad instalada en Latinoamérica con energías renovables.

La generación de energía eléctrica con energías renovables en esta región en 2014 fue de 817 TWh, siendo la energía hidroeléctrica la que concentró la mayor parte con 720 TWh, seguido de la bioenergía con 61 TWh proveniente en su mayoría de bagazo y otras industrias de procesamiento forestal.

La energía eólica representó 25 TWh de generación de electricidad, seguida de energía geotérmica y solar con 10 TWh y 1.5 TWh respectivamente.

Entre el año 2000 al 2014, la diversidad de energías renovables utilizadas para generar electricidad ha aumentado significativamente en los últimos años, como se aprecia en la *Figura 3*.

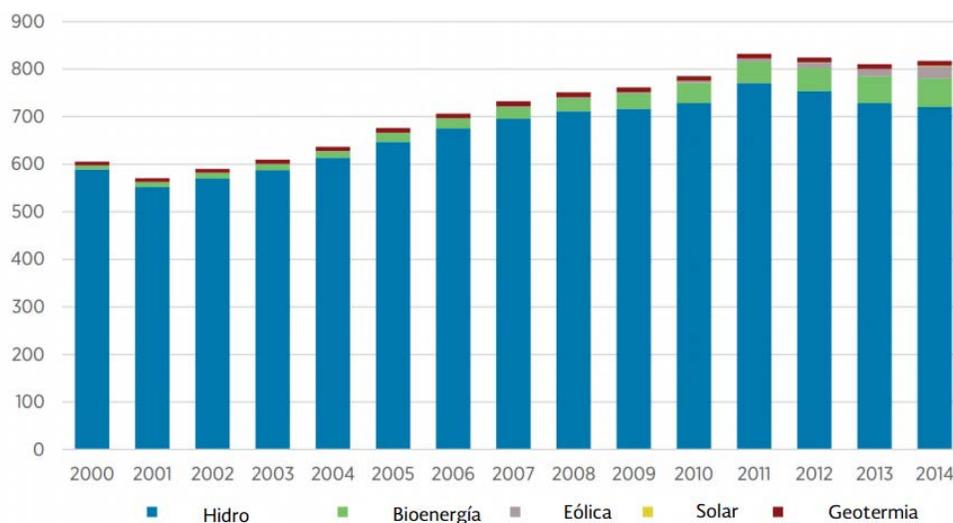


Figura 3. Evolución de la generación de electricidad en Latinoamérica (TWh).

De acuerdo al Inventario Nacional de Energías Renovables (INERE), el mayor potencial probado para generación de electricidad, es decir, aquel que cuenta con estudios técnicos y económicos que comprueban la factibilidad de su aprovechamiento, se encuentra en las energías eólica y solar.

El mayor potencial probable identificado, aquel que cuenta con estudios de campo que comprueban la presencia de los recursos, pero que no son suficientes para evaluar la factibilidad técnica y económica de explotación, corresponde a los recursos geotérmicos.

El mayor potencial posible se refiere al potencial teórico de los recursos pero que carece de los estudios necesarios para evaluar la factibilidad técnica y los posibles impactos económicos, ambientales y sociales. En este rubro el mayor potencial está en la energía solar seguida de la eólica.

Recursos	Eólica	Solar	Hidráulica	Geotérmica	Biomasa
Probado	19,805.0	16,351.0	4,796.0	2,355.0	2,396.0
Probable	-	-	23,028.0	45,207.0	391.0
Posible	87,600.0	6,500,000.0	44,180.0	52,013.0	11,485.0

Figura 4. Potencial de generación eléctrica con energías limpias en México (GWh).

2.3 Energía eólica

La energía eólica es una de las energías abundantes de la naturaleza, proviene de la conversión de la energía cinética que traen las masas de aire en movimiento hacia energía mecánica y luego a energía eléctrica. Para conseguir esta conversión se utilizan máquinas llamadas aerogeneradores. Estos dispositivos, a través de una superficie aerodinámica expuesta al viento, producen trabajo mecánico en un eje. Existen distintos diseños aerodinámicos para adaptar los aerogeneradores a las condiciones climáticas de cada zona.

El viento, como recurso energético es abundante, sin embargo, también es variable. Esto produce importantes fluctuaciones en la entrega de energía de los aerogeneradores. En la actualidad existen dos tipos de aplicaciones para la energía mecánica obtenida a partir del viento. Las instalaciones para la producción de electricidad y las instalaciones de bombeo de agua.

Para llevar adelante estas transformaciones se utilizan distintos tipos de máquinas. Generalmente no se requieren grandes velocidades de viento para producir energía. En la mayoría de los casos los equipos están diseñados para comenzar a generar energía con velocidades del viento de unos 15 km/h. y entregan su potencia máxima a una velocidad del orden de los 40 a 55 km/h.

2.3.1. Clasificación de los aerogeneradores

Clasificación de acuerdo a la potencia eléctrica que pueden generar

- Pequeños Aerogeneradores: Hasta 30 kW y a su vez se puede dividir en 3 subgrupos dependiendo del tamaño del diámetro del rotor.
 - Micro Aerogeneradores: Son los más pequeños de todos, tendiendo un diámetro hasta de 1.25 m.
 - Mini Aerogeneradores: Con un diámetro de hasta 3 m.
 - Aerogeneradores tamaño casero: Con un diámetro de hasta 10 m.
- Medianos Aerogeneradores: Aquellos que generan de 30 kW hasta 600 kW. Llegan a tener un diámetro de hasta 50 m.

- Grandes Aerogeneradores: Generan de 1.5 a 3 MW, llegan a tener un diámetro poco más de 100 m.

Clasificación por la orientación del eje de giro del rotor

- Eje Horizontal

Conocidos como HAWT por sus siglas en inglés que significan: *Horizontal Axis Wind Turbine*.

Ventajas

- Pueden transformar la energía cinética del viento en un 70%.
- Pueden ser construidos a escalas mayores.
- Pueden aprovechar al máximo la fuerza de arrastre variando la aerodinámica de la pala.

Desventajas

- Requieren flujos de viento constante para un buen desempeño.
- Presentan problemas por las fuerzas giroscópicas en el rotor, para cambiar su orientación con la dirección del viento.
- Eje Vertical

Conocidos como VAWT por sus siglas en inglés que significan: *Vertical Axis Wind Turbine*.

Ventajas

- Aceptan la dirección del viento en cualquier dirección.
- Tienen el generador montado a nivel de piso.
- Costos de mantenimiento más bajos.
- Bajos niveles de ruido.
- Pueden funcionar en condiciones climáticas extremas.

Desventajas

- Vientos lentos y escasos por estar a nivel de suelo.
- Requiere más material por metro cuadrado en comparación con los de eje horizontal.

- Baja relación de velocidad máxima.
- Incapacidad para controlar la potencia entregada por no poder moderar las palas.
- Difícil colocar un sistema que regule la velocidad cuando hay grandes cantidades de viento.

Clasificación por el número de palas

- Una pala

Al tener una sola pala estos aerogeneradores precisan un contrapeso en el otro extremo para equilibrar. La velocidad de giro es muy elevada. Su gran inconveniente es que introducen en el eje unos esfuerzos muy variables, lo que acorta la vida de la instalación.

- Dos palas

Los diseños de aerogeneradores bipala tienen la ventaja de ahorrar el costo de una pala y, por supuesto, su peso. Sin embargo, suelen tener dificultades para penetrar en el mercado, en parte porque necesitan una mayor velocidad de giro para producir la misma energía de salida. Esto supone una desventaja tanto en lo que respecta al ruido como al aspecto visual.

- Tres palas

La mayoría de los aerogeneradores actuales tienen este diseño, con el rotor mantenido en la posición corriente arriba, usando motores eléctricos en sus mecanismos de orientación. Este diseño tiende a imponerse como estándar al resto de los conceptos evaluados. La gran mayoría de las turbinas vendidas en los mercados mundiales poseen este diseño.

- Multipala

Tienen un número superior de palas. Se trata del llamado modelo americano, debido a que una de sus primeras aplicaciones fue la extracción de agua.

2.3.1. Generación eléctrica con energía eólica

En los últimos años, la generación de energía eólica ha mostrado un crecimiento anual promedio equivalente a 2,330 GWh. Al cierre del 2015 la capacidad instalada alcanzó los 2,805.1 MW, lo que significó un incremento del 37.75 % respecto del 2014.

En 2015, la generación eólica fue de 8,745.1 GWh, 36.08% mayor a la generada en 2014. La generación de energía eléctrica a través de la energía eólica ha crecido significativamente desde 2005, de 5.0 GWh/año a 8,745.1 GWh, lo que representa un incremento de cerca del 174,802.0%, clasificándose así en la segunda fuente de generación renovable.

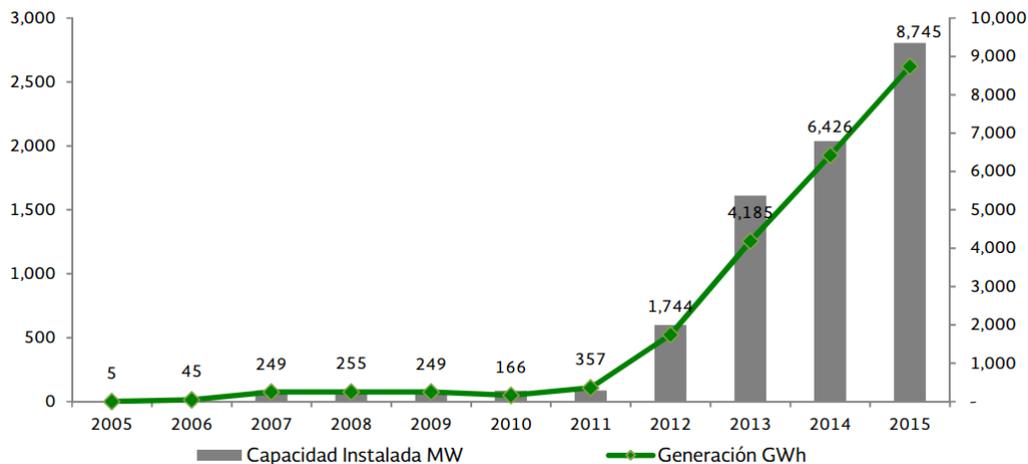


Figura 5. Capacidad instalada y generación bruta de centrales eólicas (MW, GWh).

La generación de energía eléctrica por tecnología eólica es la ubicada en el área operativa Occidental, con 445.6 GWh en el año 2015. Se encuentra el área de Baja California, con una capacidad instalada de 166.0 MW y generación de electricidad anual de 272.6 GWh.

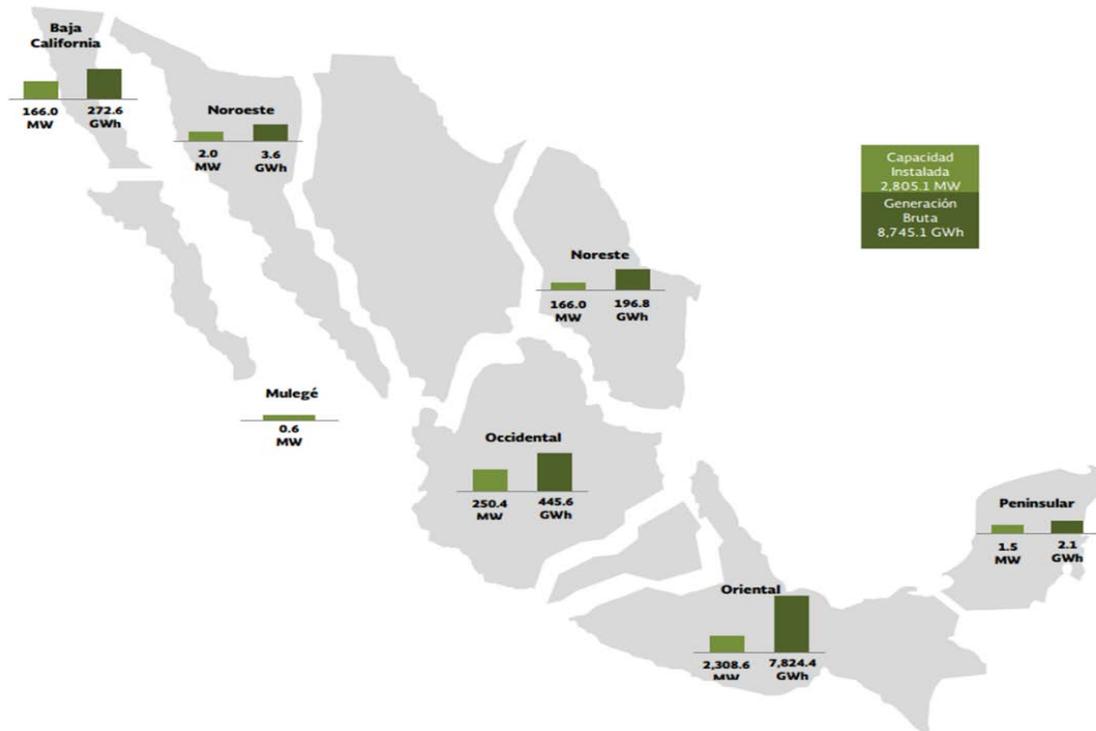


Figura 6. Capacidad instalada y generación bruta de centrales eólicas por área de control (MW, GWh).

2.4 Energía solar

La energía solar es la energía producida por el Sol, la cual es convertida a energía útil por el ser humano. El Sol, fuente de vida y origen de las demás formas de energía que el ser humano ha utilizado a lo largo de la historia.

La radiación solar que llega a la atmósfera de la Tierra disminuye por diversos elementos como son, la absorción de la radiación, los gases en la atmósfera, como dióxido de carbono, ozono, y otros gases más, el vapor de agua, partículas de polvo, moléculas y gotas de agua, reflexión de las nubes y por la inclinación en la que se recibe la radiación, es decir, no se recibe la misma radiación en el Ecuador que en la Antártida.

La energía solar se usa principalmente para dos propósitos, primero para calentar, conocida como energía solar térmica, y la segunda para generar electricidad, conocida como energía solar fotovoltaica.

Algunas aplicaciones potenciales de la energía solar son:

- Calentamiento de agua
- Generación de energía eléctrica
- Refrigeración
- Calefacción domestica
- Destilación (desalinización)
- Fotosíntesis
- Hornos solares
- Cocinas
- Evaporación
- Acondicionamiento de aire
- Secado

Recolectando de forma adecuada a la radiación solar, se puede obtener calor y electricidad. El calor se logra mediante los captadores o colectores térmicos y la electricidad a través de los llamados módulos fotovoltaicos.

Dentro de las variantes de utilización de la energía solar, la fotovoltaica es la única que se convierte directamente en electricidad, sin emplear agua. Es versátil, silenciosa, se instala fácilmente, incluso por partes, generando energía inmediatamente.

Los sistemas fotovoltaicos se basan en la capacidad de las celdas fotovoltaicas en transformar energía solar en energía eléctrica (DC). En un sistema conectado a la red eléctrica esta energía, mediante el uso de un inversor, es transformada a corriente alterna (AC), la cual puede ser utilizada en hogares e industrias.

Los elementos principales de una instalación fotovoltaica son los siguientes: módulo de celdas solares, estructura para módulos, instrumentos de operación, reguladores y controladores de voltaje, baterías de almacenamiento eléctrico, interruptor y cableado.

Las celdas solares son los dispositivos por medio de los cuales se absorbe la energía solar. Estos son elementos de los sistemas fotovoltaicos que tienen la capacidad de producir energía eléctrica al aprovechar la luz que incide en ellos.

Al incidir la luz sobre una celda solar, genera un voltaje entre sus terminales y al mismo tiempo una corriente que circula por un circuito externo, produciendo una potencia $P = V I$.

Las celdas solares se fabrican con materiales semiconductores, tales como el silicio, que tienen la función de recibir los fotones que viajan a través de los rayos solares.

2.4.1. Tipos de paneles fotovoltaicos

El material actualmente más utilizado para la fabricación de las celdas solares, es el silicio utilizado por la industria electrónica, el cual se puede clasificar en:

- Silicio Monocristalino: de rendimiento energético hasta 14%-16 %;
- Silicio Policristalino: de rendimiento energético hasta 12%-14 %.
- Silicio Amorfo: con rendimiento energético menor del 8 %.
- Otros materiales: Arseniuro de galio, diseleniuro de indio y cobre, telurio de cadmio.

Debido a que el panel solar aprovecha la energía proveniente del Sol, el potencial técnico de aprovechamiento se puede considerar prácticamente infinito. Suponiendo una eficiencia del 15%, bastaría un cuadrado de 25 Km. de lado en el desierto de Sonora o Chihuahua para generar toda la energía eléctrica que requiere hoy en día el país.

Paneles fotovoltaicos monocristalinos

El material más utilizado en la fabricación de paneles fotovoltaicos es el silicio monocristalino que presenta eficiencia y durabilidad superior a cualquier otro material utilizado para el mismo fin.

Los paneles fotovoltaicos monocristalinos están basados en secciones de una barra de silicio perfectamente cristalizado en una sola pieza. En laboratorio se han alcanzado rendimientos máximos del 24.7% para éste tipo de paneles siendo en los comercializados del 16%.

Entre las ventajas se encuentra que tienen un buen rendimiento, el número de fabricantes es elevado, sin embargo, el costo es elevado.

Paneles fotovoltaicos Policristalinos

En la actualidad el panel policristalino es el más versátil y adaptable, con potencias de 220 a 300 W, es adecuado para instalaciones a gran escala. Con componentes fiables y cuidadosamente seleccionados, probados en laboratorio generalmente ofrecen una garantía de rendimiento de 25 años para una producción de potencia al 80%.

2.4.2. Generación eléctrica con energía solar fotovoltaica

La capacidad instalada y la generación de energía eléctrica a partir de energía solar se incrementó de 18.5 MW y 8.8 GWh en el año 2007 a 170.24 MW y 190.26 GWh en el año 2015. Este incremento se ha visto reforzado por el crecimiento importante de los Contratos de Interconexión Legados (Pequeña y Mediana Escala), los cuales desde 2010 han observado tasas de crecimiento importantes.

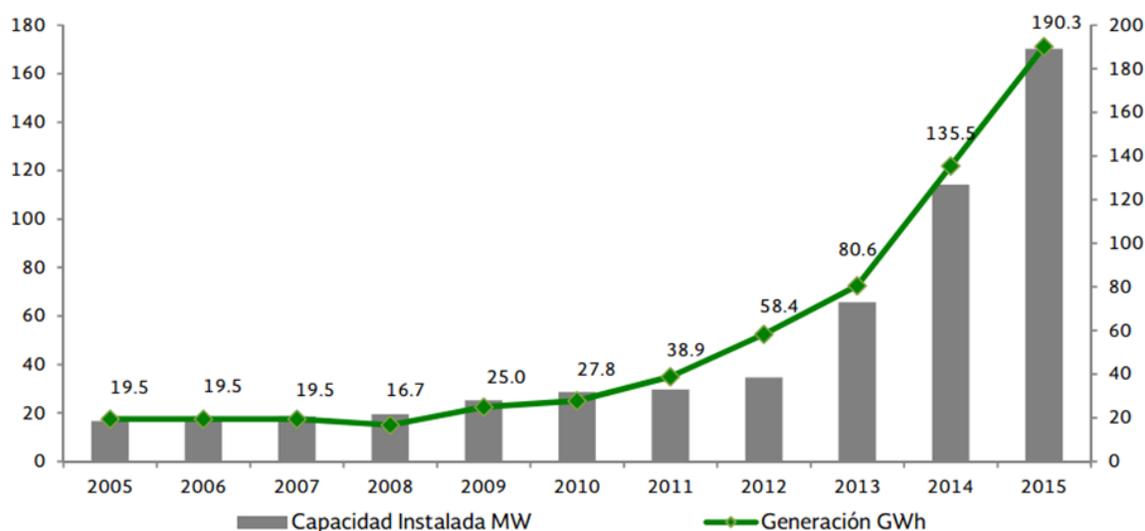


Figura 7. Capacidad instalada y generación bruta de centrales solares fotovoltaicas (MW, GWh).

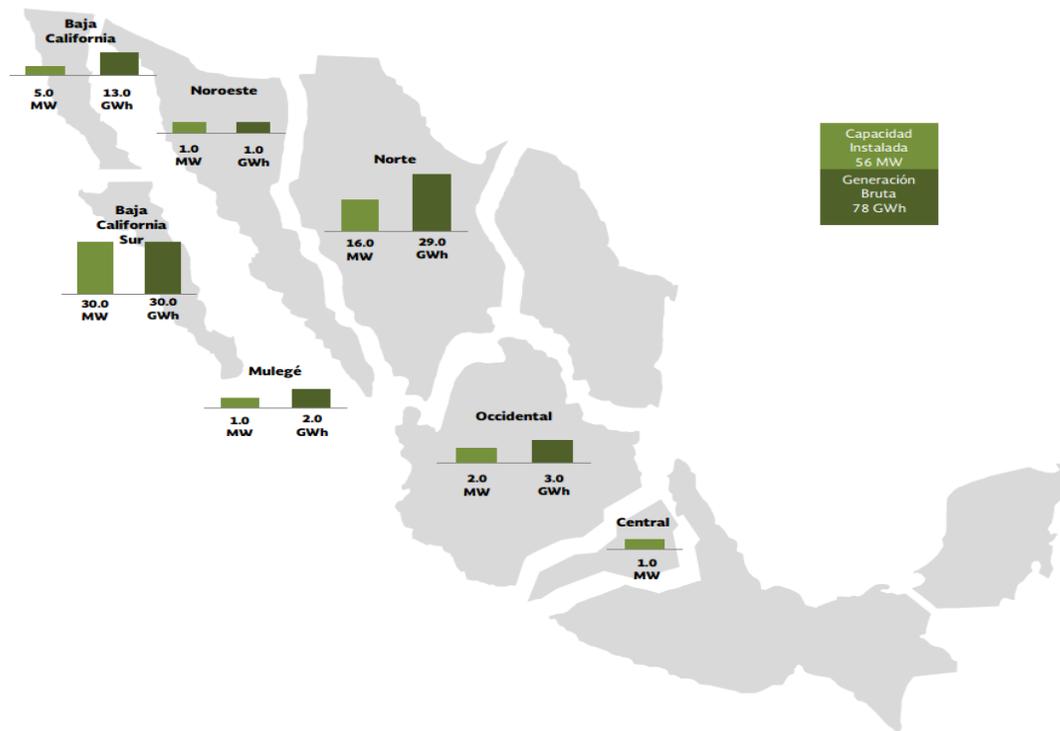


Figura 8. Capacidad instalada y generación de electricidad de energía fotovoltaica por área de control (MW, GWh).

En México, al 2015 se reportaron 9 centrales de generación con energía solar fotovoltaica, éstas se encuentran distribuidas en distintas áreas operativas: dos en Baja California, una en Baja California Sur, una en Noroeste, una en el área Norte, dos en el área Occidental, una en el área central y la última en Mulegé. En conjunto, suman 56.0 MW de capacidad y generaron 78.0 GWh de energía eléctrica.

Capítulo 3

3.1. Sistemas híbridos de generación eléctrica (SHGE)

Un SHGE está integrado por diferentes tecnologías de energías renovables, además de generadores eléctricos, inversores y baterías (M. Ashari y C. Nayar,

1999). Un SHGE se define como la integración de dos o más fuentes de energía (solar, eólica, biomasa, etc.) con el objetivo de satisfacer las demandas de energía a un costo competitivo (Mejía, 2001).

Los SHGE son una combinación entre un sistema fotovoltaico y otra fuente de suministro de energía eléctrica complementaria que no se trate de la red eléctrica, como son generadores diésel o eólicos, pequeñas plantas hidroeléctricas y, en general, cualquier otro tipo de fuente energética (R. Newnham, W. Baldsing, 2002).

En la *Figura 9*, se muestra la configuración típica de un SHGE, con sus principales componentes: fuentes de generación, elementos de conversión de energía y control, almacenamiento de energía y carga (Usher, 1998).

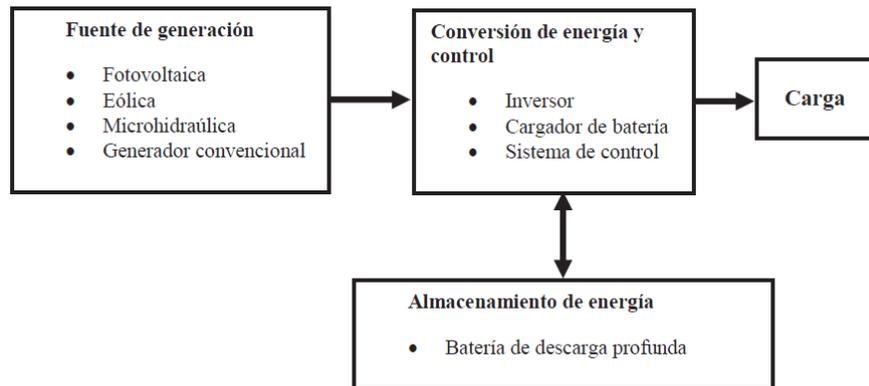


Figura 9. Diagrama de bloques de un SHGE.

Los SHGE se utilizan para electrificación de lugares aislados de la red eléctrica debido a sus ventajas ambientales y económicas. Muchos países en el mundo, entre ellos Australia, Canadá, China, Indonesia, Malasia, México y Rusia cuentan actualmente con sistemas híbridos de gran capacidad instalados (M. Ashari y C. Nayar, 1999).

En ocasiones el dimensionado de una instalación fotovoltaica por sí sola se encuentra por debajo del margen de seguridad que garantiza la cobertura del suministro eléctrico todo el año, ya sea por motivos económicos o bien porque se dispone de otra fuente de generación eléctrica que completará la generada por la instalación.

Aunque el dimensionado de una instalación fotovoltaica sea el correcto, se pueden producir demandas de consumo muy por encima del habitual, o simplemente, tener periodos anormalmente largos de tiempo nublado y que por diferentes necesidades se deba garantizar en cualquier situación. En estos casos se recomienda disponer de algún sistema de generación auxiliar que permita hacer frente ante las circunstancias mencionadas, garantizando así un estado de carga aceptable en los acumuladores y una prolongación de su vida útil (C. Nayar, S. Phillips, W. James, T. Pryor, y D. Remmer, 1993).

3.2. Funcionamiento de un sistema híbrido

Los sistemas híbridos para la generación de energía son aquellos que emplean dos o más fuentes de energía con el objetivo básico de generar energía eléctrica, para una determinada carga aislada de la red o interconectada a la misma. Los sistemas híbridos normalmente están compuestos por fuentes renovables cuyos recursos son inagotables y de ser necesario se complementan con grupos de generación con motores a combustión constituyéndose en una opción concreta, compatible a nivel medio ambiental y social.

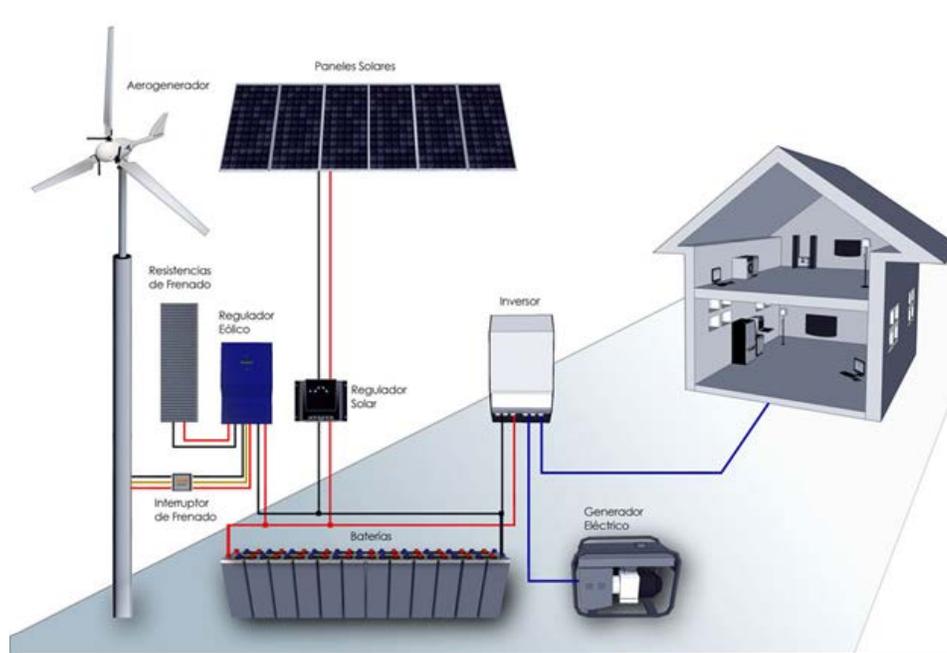


Figura 10. Instalación híbrida (solar y eólica).

3.3. Aplicaciones de los sistemas híbridos

Las aplicaciones más comunes de los sistemas híbridos, se resumen en las siguientes:

- Sistemas para usuarios o comunidades aisladas. Se trata de sistemas hasta un máximo de 100 kW de potencia.
- Sistemas híbridos interconectados a la red. Se trata de sistemas instalados en redes locales, la potencia puede llegar a ser de varios MW, con el fin de reducir las horas de funcionamiento de los generadores diésel, ahorrando combustible y reduciendo las emisiones contaminantes.
- Sistemas combinados completamente renovables. Considerando las características intermitentes de las fuentes utilizadas estos sistemas se pueden utilizar en aplicaciones conectadas a la red. Estos sistemas unen las tecnologías fotovoltaica, eólica e hidroeléctrica.
- Sistemas autosuficientes. En algunas situaciones, se pueden instalar sistemas híbridos completamente renovables, que permiten la autosuficiencia de la red eléctrica. Estos sistemas combinan una fuente continua, para cubrir la necesidad energética de base (biomasa y/o energía geotérmica), y una o más fuentes intermitentes, para cubrir los picos de potencia solicitada (hidroeléctrica, eólica, solar).

3.4. Clasificación de los SHGE

Los SHGE se pueden clasificar dentro de dos topologías, desde el punto de vista de la aplicación, estas son: serie y paralelo y estos últimos a su vez se pueden clasificar como topología en paralelo con acoplamiento en CD (corriente directa) y topología en paralelo con acoplamiento en CA (corriente alterna) (H. Dehbonei, C. V. Nayar, y L. Chang, 2003).

3.4.1. Topología en serie de un SHGE

En los SHGE de topología en serie *Figura 11*, el generador y las fuentes de energía renovable se utilizan para cargar el banco de baterías. El generador convencional está conectado en serie con el inversor para alimentar la carga. El inversor convierte la energía del banco de baterías y del generador convencional a corriente alterna (CA); esta corriente es suministrada a la carga. La capacidad del banco de baterías y del inversor debe ser suficiente para cubrir la demanda pico de la carga, mientras que la capacidad del generador diésel debe ser adecuada para soportar el pico de demanda y cargar el banco de baterías simultáneamente. La potencia entregada a la batería se puede controlar de dos formas; controlando la excitación del generador de corriente alterna o incorporando un regulador de carga en las fuentes de energía renovables.

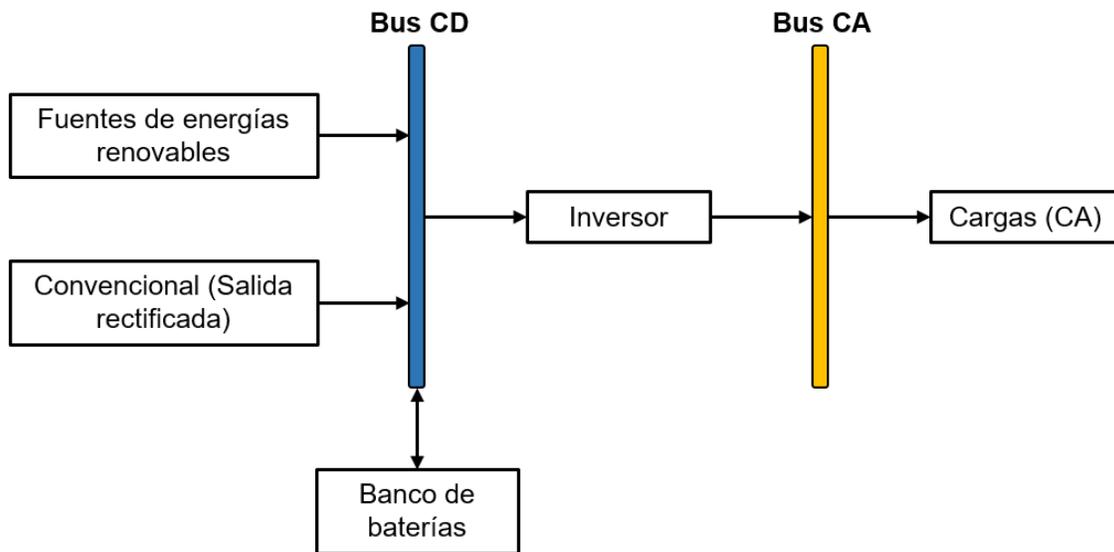


Figura 11. Topología serie de un SHGE.

La topología en serie permite suministrar energía a la carga sin ninguna interrupción cuando se realiza el cambio del generador convencional o del arreglo fotovoltaico (FV) para cargar el banco de baterías. Los principios de diseño de este sistema son relativamente sencillos de implementar. Sin embargo, se presentan algunas desventajas:

- Baja eficiencia del sistema debido a la configuración en serie de los elementos. Una cierta cantidad de energía se pierde debido a la baja eficiencia del inversor y la batería.
- Debe emplearse un inversor de gran tamaño de manera que su capacidad sea sustancialmente más grande que el pico de demanda máxima.
- Se tiene un control limitado del generador diésel cuando las fuentes de energía renovable están generando en el sistema.

3.4.2. Topología en paralelo con acoplamiento en CD

Los SHGE con topología en paralelo con acoplamiento en CD tienen un funcionamiento mejor en comparación con los sistemas de topología en serie. En este esquema, las fuentes de energía renovables y el generador convencional suministran una porción de la demanda de la carga directamente, lo que resulta en una mayor eficiencia de todo el sistema.

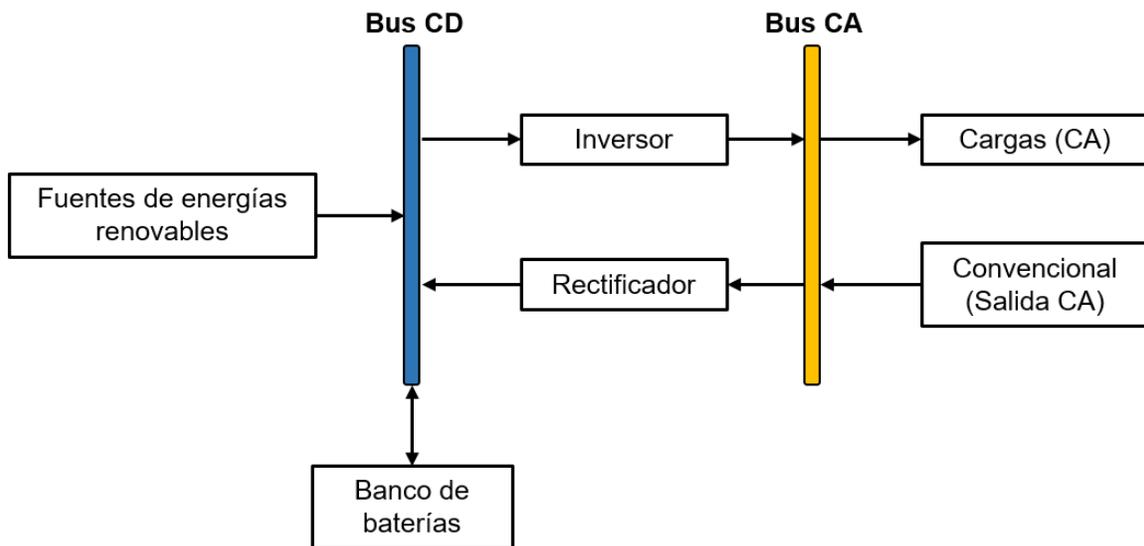


Figura 12. Topología en paralelo con acoplamiento CD de un SHGE.

El rectificador y el inversor que se muestran separados en la *Figura 12*, sin embargo se pueden combinar en un inversor bidireccional. Éste puede alimentar a la carga o aceptar potencia de éste y operar como un cargador de batería. Para ello se requiere un controlador que supervise la operación del sistema y que seleccione el modo de operación más apropiado para alimentar la carga sin interrumpir la potencia entregada a ésta. Esta topología tiene las siguientes desventajas (Dehbonei, et al., 2003):

- La integración en CD de las fuentes renovables de energía resulta en una solución a la medida, es decir, la solución es para una determinada aplicación en particular.
- Se requieren altos costos de ingeniería, hardware, reparaciones y mantenimiento.
- Es difícil hacer una ampliación de la capacidad de generación y de demanda del sistema.

En esta topología, el generador convencional y el inversor pueden operar en modo autónomo o paralelo, lo que ofrece diferentes combinaciones de componentes para alimentar a la carga. Cuando la carga es baja, este puede ser alimentada por el generador o el inversor en modo autónomo. Sin embargo, durante la demanda pico, ambos elementos operan en modo paralelo. Debido a esta operación, la capacidad del inversor y del generador diésel puede ser menor que si operaran en modo autónomo. Los principios de diseño de este sistema son relativamente complicados de implementar debido a la operación paralelo, pero se tienen algunas ventajas:

- La carga del sistema se puede alimentar en forma óptima.
- La eficiencia del generador convencional se puede maximizar debido a que tiene una potencia de operación promedio más alta.
- El mantenimiento del generador convencional se puede minimizar debido a la reducción del tiempo de operación.
- Con esta configuración es posible reducir las capacidades del generador convencional, la batería y las fuentes renovables, garantizando el suministro de la demanda pico del sistema.

3.4.3. Topología en paralelo con acoplamiento en CA

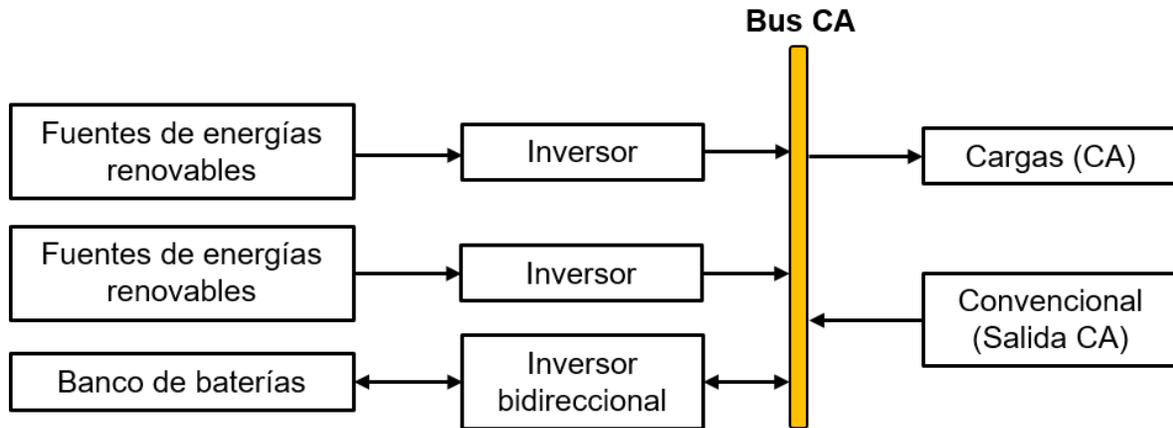


Figura 13. Topología Paralelo con acoplamiento en CA de un SHGE.

Esta topología se presenta en la *Figura 13*, y tiene las siguientes ventajas:

- Se puede aumentar fácilmente la demanda y la capacidad de las fuentes de generación, sin mayores cambios en la configuración, debido a que la topología funciona en forma similar a una red eléctrica de gran escala.
- Se tienen también las ventajas enumeradas para la topología en paralelo con acoplamiento en CD.

Esta topología requiere de un sistema de control que debe cubrir dos aspectos diferentes (Newnham, et al., 2002): control dinámico, que funcione en segundos o milisegundos, para el control del voltaje y frecuencia de la red, su estabilidad y su protección, y el control de la estrategia de operación.

El control dinámico involucra decisiones desde del flujo de energía en un tiempo de segundos a horas, hasta acciones para mejorar la operación del sistema. Ésta topología presenta las siguientes desventajas:

- El sistema requiere de un controlador más sofisticado enfocado al control dinámico y control de la estrategia de operación.
- Cada fuente de generación renovable requiere de un inversor para acoplar su voltaje y frecuencia a los de la red eléctrica del sistema y además se debe garantizar su adecuada sincronización para no desestabilizar o introducir ruido a la red.
- Existe un incremento en el costo del sistema debido al control y a los inversores requeridos por cada una de las fuentes de generación renovable.
- Por tratarse de un sistema en CA, se requiere realizar el control de la potencia reactiva.

3.5. Tipos de instalaciones de energía eléctrica

Los principales tipos de instalaciones de energía eléctrica son:

- Instalaciones aisladas de la red eléctrica.
- Instalaciones conectadas a la red eléctrica convencional.

3.5.1. Instalaciones aisladas de la red eléctrica

Las instalaciones aisladas son la solución ideal cuando el suministro de energía eléctrica a través de la red pública es demasiado costoso, o es imposible su transporte.

En este caso, las instalaciones fotovoltaicas y eólicas no sólo son la alternativa más limpia, sino también la más económica, ya que se emplea la energía del Sol y del aire directamente o almacenándola en una batería.

Como los paneles sólo producen energía en las horas de Sol y los aerogeneradores cuando hay presencia de viento, a pesar de que la energía se necesita durante las 24 horas del día, es necesario un sistema de almacenamiento.

Durante las horas de luz solar y/o viento hay que producir más energía de la que se consume, para acumularla y posteriormente poder utilizarla cuando no se esté generando. La cantidad de energía que se necesita acumular se calcula en función de las condiciones climáticas de la zona y el consumo de electricidad (B. Wichert, 1999).

Invirtiéndose en la instalación de un sistema eólico-fotovoltaico es posible disponer de energía eléctrica sin estar conectado a la red eléctrica pública además de contar con fuentes de energía gratuitas y ecológicas.

El sistema aislado se compone de los elementos siguientes:

- Paneles solares/aerogeneradores. Son los encargados de transformar la energía del sol y del viento en energía eléctrica. La orientación ideal de los paneles es hacia el sur geográfico y con una inclinación equivalente a la latitud del lugar donde se vaya a realizar la instalación.
- Regulador de carga. Evita sobrecargas y descargas profundas de la batería a través de los paneles en los periodos sin irradiación; ya que esto puede provocar daños irreversibles en la misma.
- Inversor. Es necesario un inversor que transforme la corriente continua en alterna ya que los paneles como las baterías trabajan siempre en CD.
- Baterías. La función prioritaria de las baterías es la de acumular la energía que se produce para poder ser utilizada cuando se requiera o durante periodos prolongados de mal tiempo.

Para optimar el sistema es necesario calcular correctamente la demanda con el fin de no sobredimensionar la instalación. Conviene utilizar electrodomésticos e iluminación de bajo consumo, para que de esta manera el sistema sea más económico. Actualmente existe una gran variedad de productos de bajo consumo.

Aunque el suministro eléctrico está muy extendido, quedan lugares aislados cuyo abastecimiento no resulta fácil; y en los que el costo de una instalación fotovoltaica es menor que el de la prolongación de la línea eléctrica u otra alternativa.

Estos sistemas se instalan para viviendas aisladas de ocupación permanente, viviendas de fin de semana, refugios de montaña, ermitas, granjas, bodegas, áreas recreativas, colonias de verano, entre otros.

Los paneles fotovoltaicos son sistemas de muy improbable avería, al carecer de partes móviles, y resiste las peores condiciones atmosféricas. Permite el uso de automatismos, como riego por goteo, iluminación programada y otros electrodomésticos de uso continuo.

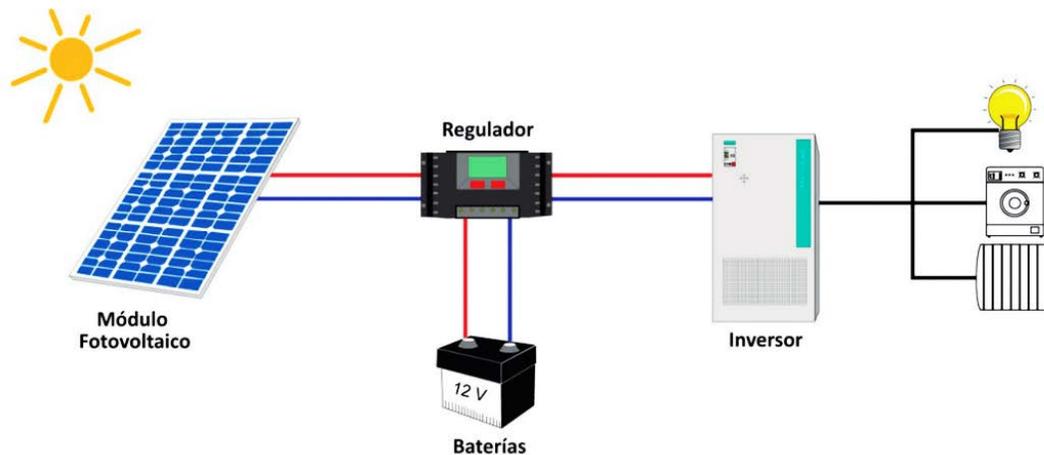


Figura 14. Esquema de una instalación aislada de la red eléctrica.

3.5.2. Instalaciones conectadas a la red eléctrica

La conexión a la red de los sistemas fotovoltaicos y eólicos es una solución para contribuir a la reducción de emisiones de dióxido de carbono (CO₂) a la atmósfera. Esta aplicación se ajusta muy bien a la curva de demanda de la electricidad. El momento en que los paneles generan más energía es cuando hay luz solar y cuando más electricidad se demanda (B. Ai, H. Yang, H. Shen, y X. Liao, 2003).

Al instalar un sistema fotovoltaico o eólico conectado a la red, se dispone de una mini central eléctrica que inyecta kWh a la red para que se consuman allí donde sean demandados, lo que ocasiona una generación descentralizada, permitiendo así mayor calidad energética.

Para que estas instalaciones sean técnicamente variables es necesario:

- La existencia de una línea de distribución eléctrica cercana con capacidad para admitir la energía producida por la instalación fotovoltaica.
- La determinación, con la compañía distribuidora, del punto de conexión.
- Proyectar un sistema que incluya equipos de generación y transformación de primera calidad, con las protecciones establecidas y debidamente verificados y garantizados por los fabricantes.
- Una instalación realizada por personal especializado.

En las instalaciones conectadas a red, el tamaño de la instalación no depende del consumo de electricidad de la vivienda o edificio, simplificando enormemente su diseño. Para dimensionar la instalación es necesario conocer la inversión inicial, el espacio disponible y la rentabilidad que se quiere obtener.

El consumo de electricidad es independiente de la energía generada por los paneles fotovoltaicos. El usuario sigue comprando la electricidad que consume a la distribuidora al precio establecido y además es propietario de una instalación generadora de electricidad que puede vender los kWh producidos a la compañía de electricidad que proporciona el servicio.

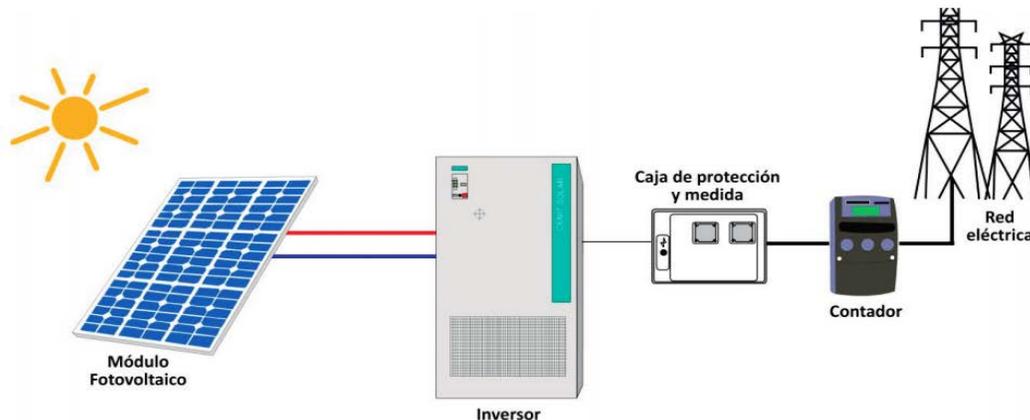


Figura 15. Esquema de una instalación conectada a la red eléctrica.

3.6. Tipos de sistemas híbridos

Se pueden clasificar a los sistemas híbridos de la siguiente manera:

- Los sistemas fotovoltaicos con sistemas hidráulicos.
- Los sistemas fotovoltaicos con grupos electrógenos de motor a explosión.
- Los sistemas fotovoltaicos con sistemas eólicos.

Sistema fotovoltaico con sistemas hidráulicos

Se emplea cuando el potencial hidráulico por sí solo no es suficiente para cubrir toda la demanda de energía, ya sea porque es pequeño o bien porque es de régimen estacional o fluctuante. En gran número de zonas, la disponibilidad de agua corriente varía según la época del año, soliendo ser abundante durante el período invierno. Por lo tanto, la energía hidráulica se complementa perfectamente con la fotovoltaica, que tiene su máxima disponibilidad en verano.

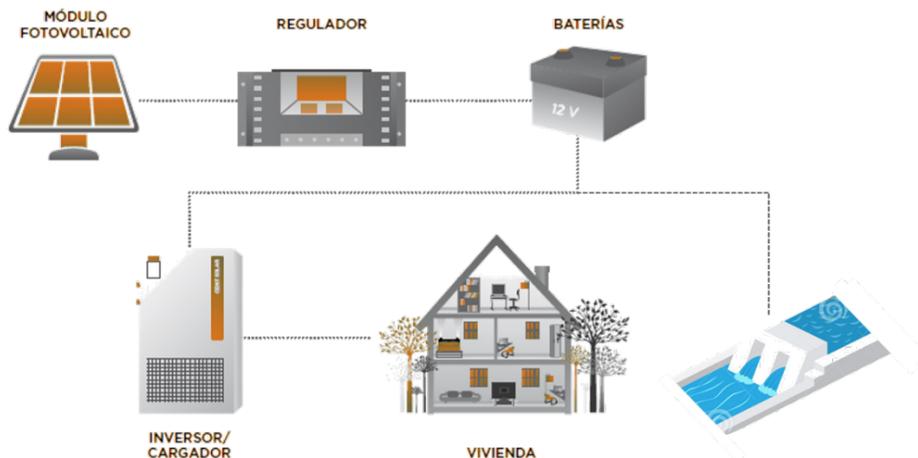


Figura 16. Sistema fotovoltaico con sistemas hidráulicos.

Sistema fotovoltaico con un grupo electrógeno de pequeña potencia

Este sistema puede generar electricidad en cualquier momento, en cualquier lugar donde se necesite y con una gama de potencias muy amplia. Es el sistema idóneo para funcionar como auxiliar para momentos de déficit de una instalación diseñada únicamente con un sistema fotovoltaico, o bien para cubrir consumos. La potencia del grupo electrógeno dependerá de la función a la que va destinado.

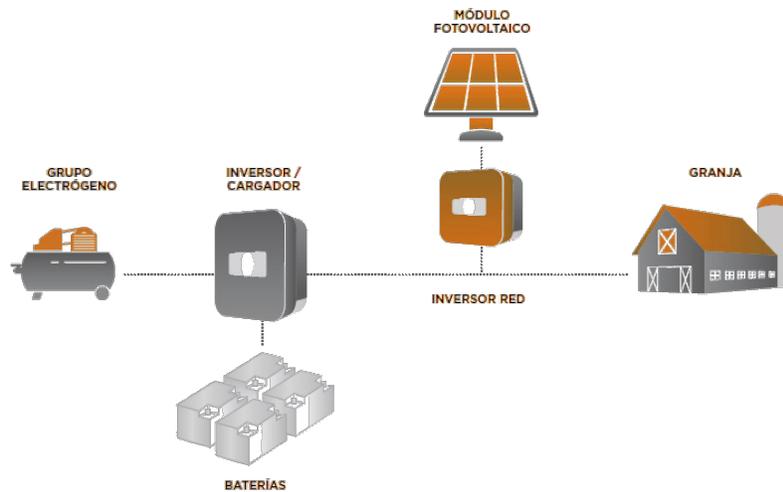


Figura 17. Sistema fotovoltaico con un grupo electrógeno.

Sistema fotovoltaico con sistemas eólicos

Se contempla esta posibilidad, cuando en el lugar de la instalación hay presencia de viento y luz solar. Estas condiciones no se dan en todas partes, por lo que es necesario conocer con detalle el potencial eólico y solar de un lugar antes de decidirse por esta opción.

Uno de los sistemas de generación está formado por un aerogenerador que, a través de un regulador de carga, se encarga de suministrar la energía producida a las baterías. En paralelo, se encuentra un sistema modular de paneles fotovoltaicos.

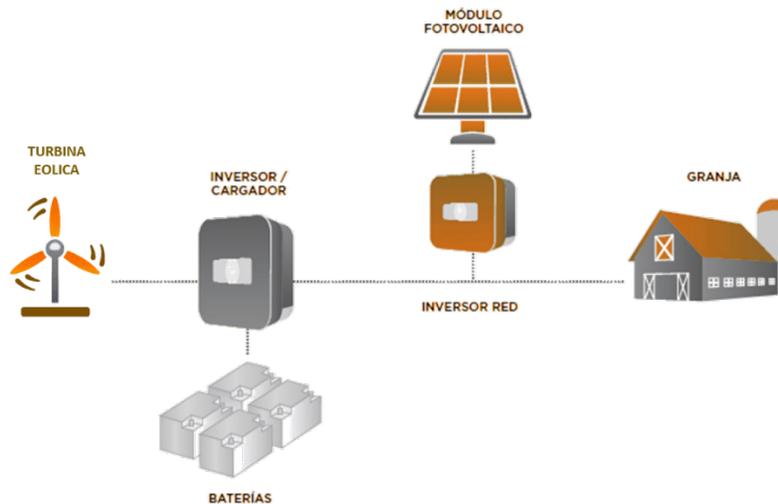


Figura 18. Sistema fotovoltaico con sistemas eólicos.

Capítulo 4

4.1. Red eléctrica inteligente

Una red eléctrica inteligente (*Smart grid*) es un sistema interconectado de tecnologías de información y comunicación, de generación, almacenamiento, transmisión y distribución de electricidad, así como de fuentes renovables y almacenamiento de energía.

Las redes inteligentes tienen un importante reto para ayudar a mitigar la crisis de energía y el calentamiento global; y en los años recientes se han convertido en un tema muy discutido en el campo de la ingeniería eléctrica. Con el objetivo de alcanzar las metas de las redes inteligentes, los investigadores han realizado muchos esfuerzos para presentar nuevas teorías, técnicas y mecanismos para construir un sistema de potencia seguro, económico y amigable con el medio ambiente. En este contexto muchas investigaciones sobre redes inteligentes incluyen la integración de las energías renovables para mitigar la contaminación provocada por la utilización de combustibles fósiles (Ricalde, et al., 2011).

Antes de 1990 la mayoría de las aplicaciones de software se usaban solamente para uso interno y no estaban preparadas para el acceso sin restricciones a través de la conectividad de internet. Similarmente las redes eléctricas no fueron diseñadas para funcionar como redes interconectadas modernas.

El futuro de la producción de energía está orientado hacia los esquemas de integración de fuentes de energía renovables con las fuentes convencionales a través de las redes inteligentes. Este esquema incrementa la calidad de la energía ya que la producción se vuelve descentralizada e integra sistemas de pequeña escala con tecnologías avanzadas de control para incrementar la flexibilidad y confiabilidad del sistema eléctrico. Estas fuentes de energía renovables se conectan principalmente a la red de distribución pública, pero tienen la flexibilidad de operar en forma autónoma.

En el 2010 la Organización para el desarrollo de nuevas energías y tecnología industrial (NEDO) de Japón financió una investigación llevada a cabo sobre las estructuras de pequeñas redes de suministro de energía y un ejemplo práctico con recursos energéticos renovables; en el reporte de los resultados se discute la transición de la regulación en Japón y los resultados de una prueba de campo de una red de suministro pequeña, y hace hincapié en el sistema de gestión de la energía, que organiza generadores dispersos controlables e incontrolables en una sola unidad controlada, reduciendo al mínimo los costos operativos y el impacto ambiental (Maejima, 2010)

Los autores en (Lisserre M., Cardenas R., 2011), enfatizan que los sistemas de energía renovable contienen muchos aspectos que deben desarrollarse como son: la eficiencia, la confiabilidad y los costos de la energía, la capacidad para pronosticar la generación, la conexión segura a la red eléctrica, la capacidad de gestión de micro redes, la eficiencia en el almacenamiento de energía y el transporte con bajo impacto ambiental, el desarrollo de algoritmos de control y el monitoreo, las redes de productores y consumidores, así como la disponibilidad de buenas herramientas de simulación y experimentación.

En el trabajo realizado por (Tekiner M., 2012), se desarrolló el tema sobre la planeación de la expansión de la generación en los sistemas eléctricos de potencia considerando el impacto de la tecnología de las redes inteligentes. Plantean que las tecnologías de las redes inteligentes mejoran el comportamiento de las redes de distribución, y que tienen la capacidad de modificar las horas de demanda pico.

Pronto se deben tomar decisiones sobre la transformación de la red con la finalidad de estar preparados para afrontar los extraordinarios retos económicos y requerimientos de energía, respetando una forma sustentable de vida. La investigación de la generación, control e integración de las fuentes de energía renovables es ahora de interés mundial debido a su impacto en los temas ambientales y económicos.

4.1.1 Principios de operación de una red eléctrica inteligente

Los principios de operación de una red inteligente que se han consensuado a nivel mundial son:

1. Garantizar la confiabilidad del suministro de la energía con el nivel de calidad requerido para satisfacer todas las necesidades de la economía del siglo XXI.
2. Permitir la conexión de todas las opciones de generación y almacenamiento de energía (sostenibles).
3. Optimizar la operación de los activos y su operación eficiente, minimizar los costos de operación y mantenimiento mientras se mantiene la seguridad de operación de la red.
4. Incentivar la sostenibilidad y mejorar el medio ambiente.
5. Minimizar los disturbios mediante la prevención automatizada, la contención y la auto restauración (detectar, analizar, responder y restaurar el servicio).
6. Resistir ataques de seguridad informática y desastres naturales.
7. Permitir la participación informada y activa de los clientes (gestión de la demanda).
8. Permitir e incentivar nuevos productos, servicios y mercados eléctricos.

4.1.2 Normatividad en México de redes energéticas

En la actualidad, la mayoría de los sistemas fotovoltaicos operan con factor de potencia unitario debido a la norma IEEE. 1547 *Guide Standard for Interconnecting Distributed Resources with Electric Power Systems*. Con el rápido crecimiento de sistemas fotovoltaicos y el hecho de que algunas empresas de servicios públicos están experimentando altos niveles de penetración de los sistemas fotovoltaicos en los circuitos de distribución, las guías para la regulación de potencia activa y reactiva (voltaje/var) para fuentes de energía distribuidas están siendo revisadas

por el grupo de trabajo IEEE 1547.8 de SCC 21 *Recommended Practice for Establishing Methods and Procedures that Provide Supplemental Support for Implementation Strategies for Expanded Use of IEEE Standard 1547*, para identificar los requerimientos de control local de voltaje/var para la generación distribuida y energías renovables.

En México con el objetivo de mantener la operación del Sistema Eléctrico Nacional con seguridad, confiabilidad y competitividad la Comisión Reguladora de Energía publicó en el diario oficial de la federación el pasado 22 de mayo de 2012 las “Reglas Generales de Interconexión al Sistema Eléctrico Nacional (SEN) para generadores o permisionarios con fuentes de energía renovables o cogeneración eficiente”, en las que se establecen entre otros los siguientes requerimientos técnicos:

Las fuentes interconectadas en baja tensión (voltaje menor a 1 kV), deben de operar y mantenerse conectadas ante fluctuaciones de voltaje que no excedan de un rango de + 5% a -10% del valor nominal de voltaje en el punto de interconexión.

Para fuentes interconectadas en media tensión (voltaje mayor a 1 kV y menor a 69 kV) y en alta tensión (voltaje igual o mayor a 69 kV), adicionalmente a lo establecido en baja tensión deberán de contar con capacidad de control del factor de potencia en el rango de 0,95 en atraso o adelanto, así como evitar las variaciones cíclicas de voltaje, desbalanceo de fases y corrientes armónicas que demeriten el servicio público de energía eléctrica. Adicionalmente se requiere un canal dedicado de comunicación de voz y datos entre el sistema fotovoltaico y el centro de control más cercano del suministrador, por el cual se puedan enviar órdenes de generación de potencia reactiva o valores de referencia. En un circuito de distribución que opera a 13.8 kV la cantidad máxima de generación acumulada a lo largo del circuito que se puede interconectar es de 4 MW (8 MW en 34.5 KV) pudiendo ser mayor si los estudios técnicos así lo determinan dependiendo de la ubicación del punto de interconexión en la red. La capacidad máxima que se puede interconectar al bus de 13.8 Kv de una subestación es de 8 MW y en el caso de un bus de 34.5 Kv sube a 16 MW.

Las fuentes de energía con capacidad mayor a 10 MW deberán participar en el control de voltaje del sistema eléctrico.

De acuerdo con la norma CFE-G0100-04 los sistemas fotovoltaicos conectados a una red con voltaje menor a 1 kV pueden tener hasta un máximo de capacidad de 10 kW si son residenciales y hasta 30 kW en el caso de servicios de uso general. Los sistemas serán monofásicos si su capacidad es hasta de 10 kW y trifásicos si son mayores. En general los sistemas conectados a redes de baja tensión (menores a 1 kV) deben de operar dentro del rango de + 5% y -10% del voltaje nominal, de 59.3 Hz y 60.5 Hz de frecuencia; con valores máximos de: 6% de componente armónico individual en voltaje, 8% de distorsión armónica total en voltaje, 3% de desbalance de voltaje y 5% de desbalance de corriente.

4.2. Sistema de gestión de energía

Un sistema de gestión energética (SGE) puede definirse como una metodología para lograr la mejora sostenida y continua del desempeño energético. La implementación de un SGE no debe entenderse como un objetivo por sí mismo, es decir, lo realmente importante son los resultados de todo el sistema. Entendido de este modo, la efectividad de un SGE dependerá, en gran medida, del compromiso y disponibilidad de todos los actores involucrados para gestionar el uso y el costo de la energía (Newnham, et al., 2002).

Los SGE buscan la mejora continua en el empleo de la energía mediante un uso más eficiente de la misma, reduciendo su consumo, los costes financieros asociados y las emisiones de gases de efecto invernadero, así como mediante el mejor aprovechamiento de las energías renovables.

Un SGE aporta los beneficios siguientes

- Ayuda a identificar, priorizar y seleccionar las acciones para la mejora del desempeño energético, con base en su potencial de ahorro y el nivel de inversión requerido.
- Reduce costos al aprovechar al máximo los recursos energéticos.

- Impulsa la productividad y el crecimiento (mayor aprovechamiento, menor desperdicio).
- Promueve las mejores prácticas de gestión energética.
- Asegura la confianza y calidad de la información que se utiliza para la toma de decisiones.
- Facilita la integración de sistemas de gestión ya existentes.
- Transformación entrada-salida. El proceso de aprendizaje de la red, consiste en presentarle un ejemplo y modificar sus pesos sinápticos de acuerdo con la respuesta deseada. Aprende, por lo tanto, una transformación entrada-salida.
- Adaptabilidad. La red tiene la posibilidad de adaptar sus pesos sinápticos a los cambios en su medio ambiente, es capaz de cambiar dinámicamente.
- Tolerancia a fallas. Debido a la interconexión paralela, la falla de un procesador no impide que la red continúe presentando un buen comportamiento.

4.2.1 Tarjeta de medición de potencia

Una tarjeta de medición de potencia, permite la medición de variables de corriente y de voltaje, es decir que con éste dispositivo podemos reemplazar el uso de vóltmetros y ampérmetros, adicionando la capacidad de medir energía e incorporando beneficios adicionales como la comunicación por medio de protocolos ZigBee, con los que podemos integrar estos equipos a softwares para realizar gestión de energía implementando un sistema de monitoreo.

Un sistema de monitoreo de indicadores energéticos es aquel capaz de registrar variables eléctricas de interés que en determinado momento proporcionen información para establecer el comportamiento de un sistema de potencia. Es importante contar estos sistemas en donde se midan en tiempo real las variables de los equipos y sistemas a fin de vigilar su desempeño energético y operativo.



Figura 19. Aerogeneradores Colibrí de 10kW instalados en la UADY.

En la *Figura 19* se muestran los dos generadores eólicos instalados en la facultad de ingeniería de la UADY con una capacidad de generación de 10 kW cada uno.



Figura 20. Inversores del sistema eólico para interconexión a red.

La tarjeta de medición diseñada en esta tesis cuenta con dos transductores de voltaje y cuatro transductores de corriente, los cuales convierten las variables energéticas de entrada en otras variables de salida de valores pequeños. Los datos resultantes pasan a través de unos filtros pasa bajos de orden 6, diseñados para acondicionar la señal y finalmente dirigirlos a las entradas analógicas de un “Arduino DUE”. Se conecta un módulo Xbee para llevar a cabo una comunicación con el ordenador y obtener los datos de medición en tiempo real.

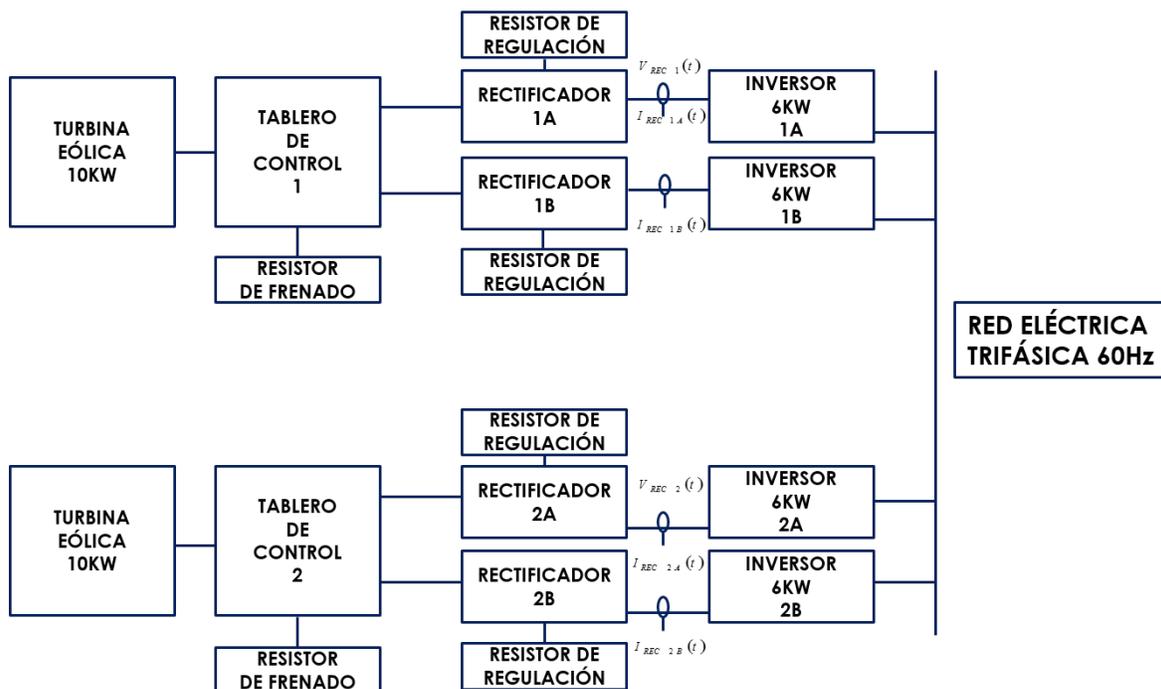


Figura 21. Esquema de medición de potencia en sistemas eólicos.

Los Xbee son dispositivos inalámbricos fabricados por Digi International, tienen su propio protocolo de comunicación por radio frecuencia, son robustos, de bajo costo, bajo consumo y tienen un alcance en sus distintos modelos entre 100 metros y los 10 kilómetros.

Los dispositivos Xbee utilizan el protocolo IEEE 802.15.4 mejor conocido como ZigBee, estos fueron diseñados para aplicaciones que requieren de un alto tráfico de datos, baja latencia y una sincronización de comunicación predecible.

En la *Figura 21*, se muestran los principales componentes del sistema de generación eólica instalado en la Facultad de Ingeniería de la UADY. La energía proveniente de las turbinas pasa a través del tablero de control, dónde se verifica que se encuentre dentro de los rangos de operación permitidos, de lo contrario la turbina se protege apagando todo el sistema. Posteriormente, la energía producida se dirige a los rectificadores que cuentan con resistores de regulación. Los resistores entran en funcionamiento cuando existe excedente de energía. De la potencia resultante al pasar por los rectificadores, se generan dos corrientes y un mismo voltaje para cada par de rectificadores. En esta etapa del proceso de generación del sistema eólico es donde se lleva a cabo la medición de los voltajes y corrientes de la tarjeta de medición.

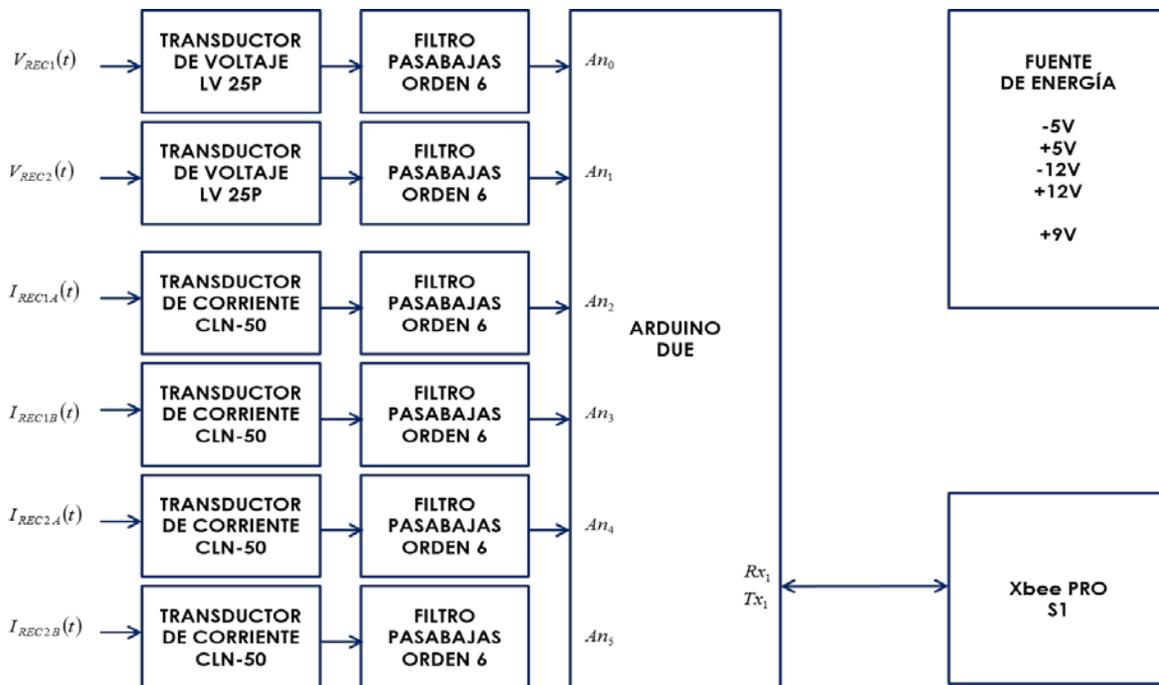


Figura 22. Procesamiento de las variables de medición.

En la *Figura 22*, se observa que las corrientes y voltajes adquiridos pasan a través de los transductores de voltaje y corriente respectivamente. La transformación resultante pasa a través de unos filtros pasa bajos de orden 6 para el acondicionamiento de la señal que entra por los puertos analógicos de un Arduino DUE para posteriormente transmitir la información mediante un módulo Xbee a un ordenador.

Se cuenta con fuentes de alimentación variadas, ± 5 V para la alimentación de los filtros pasa bajos, ± 12 V para la alimentación de los transductores y $+9$ V para el Arduino DUE. Entre sus características de corriente y voltaje, la tarjeta de medición de potencia soporta hasta 440 V y un máximo de 50 A.

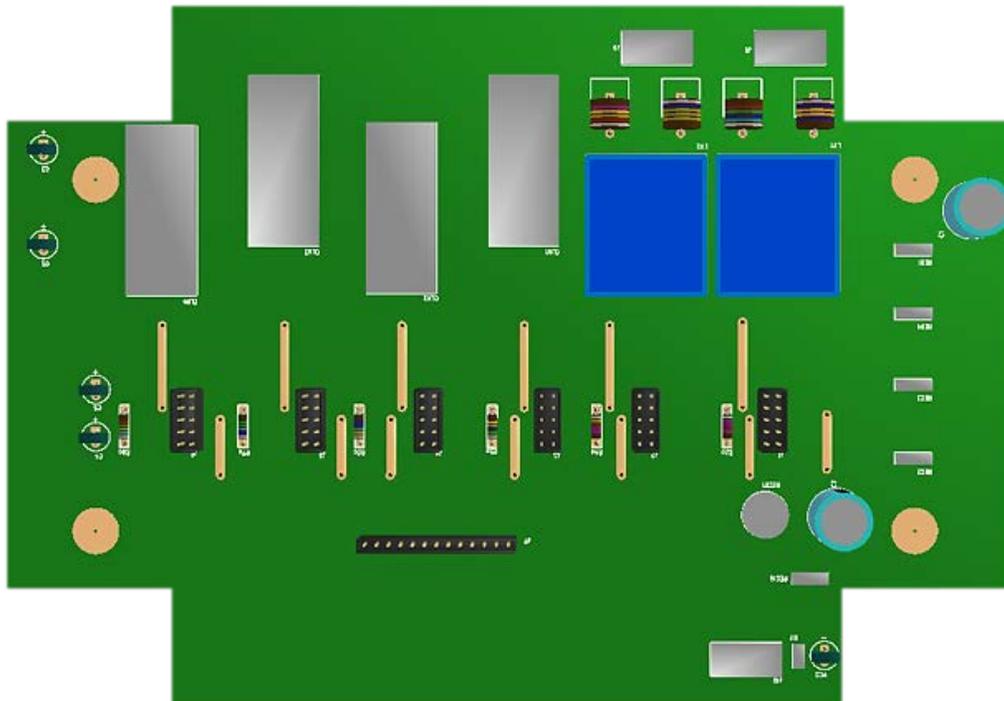


Figura 23. Diagrama de la tarjeta de medición de potencia.

Se realizó del diseño del circuito en el software “Altium Designer”, donde se verificó que los componentes se encontraran distribuidos de uniformemente, y que existiera suficiente espaciado entre los mismos como se muestra en la *Figura 23*. Posteriormente se obtuvieron las coordenadas para la elaboración de la tarjeta en la máquina CNC de circuitos impresos, obteniendo como resultado la tarjeta mostrada en la *Figura 24*.

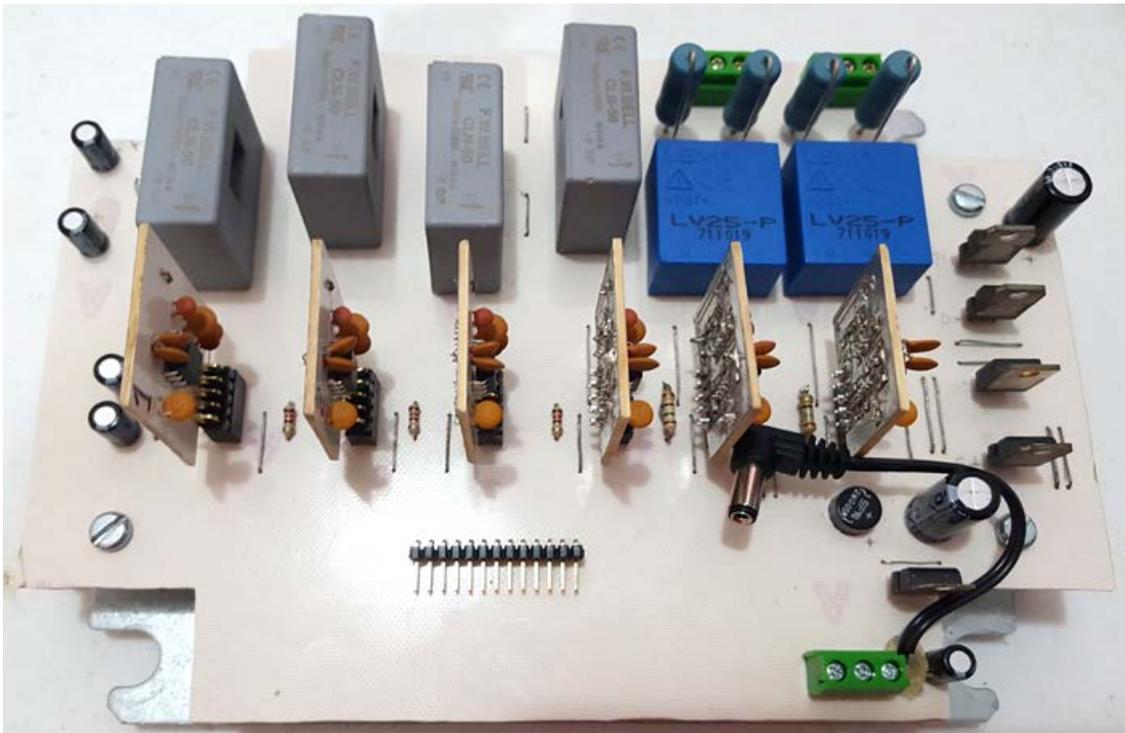


Figura 24. Tarjeta de medición de potencia.

En la *Figura 25*, se muestra la caracterización de los filtros pasa bajos de acondicionamiento de señales que se elaboraron para la tarjeta de medición de potencia. Se graficó el comportamiento de cada uno de los filtros, variando la frecuencia de 0 hasta 2000 hertz. Se observa que la banda de transición empieza alrededor de los 800 hertz y termina en los 1200 hertz. La frecuencia de corte 800 hertz equivale a la 13a. armónica de 60 hertz, ya que únicamente se utilizaron ondas senoidales para realizar la caracterización de los filtros.

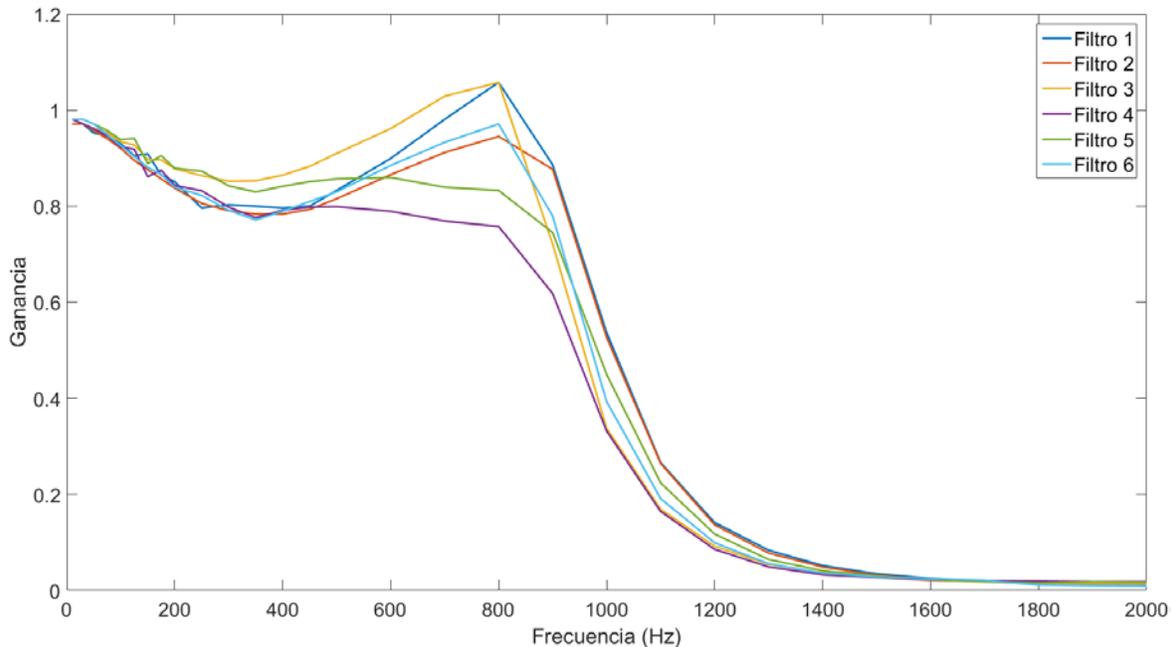


Figura 25. Gráfica de caracterización de filtros pasa bajos.

A pesar de las variaciones que se observan en la respuesta de magnitud en el rango de [0.8 a 1.00], la fidelidad de los filtros es completa ya que los filtros empleados no interrumpen con la señal de muestreo del sistema. Estas no afectan a las señales que se procesan en el Arduino DUE, debido a que el rango de frecuencia de las señales con las que se trabajó está comprendido entre 0 y 10 hertz siendo la señal muy constante y con oscilaciones mínimas.

La comprobación de los 4 transductores de corriente se llevó a cabo en el laboratorio de la UADY, donde se verificó el funcionamiento de cada uno de los sensores de corriente de la tarjeta. En esta prueba se varió la corriente que circulaba a través del sistema desde 0 hasta 20 Amperes. Como se muestra en la *Figura 26*, el comportamiento de los transductores es lineal con algunas variaciones, mismas que se corregirán en la programación del Arduino. Así mismo se conectó la tarjeta a la corriente alterna con 180 V pico, empleando un rectificador de media onda, obteniendo en ambos transductores de voltaje una medición de 1.40 V pico.

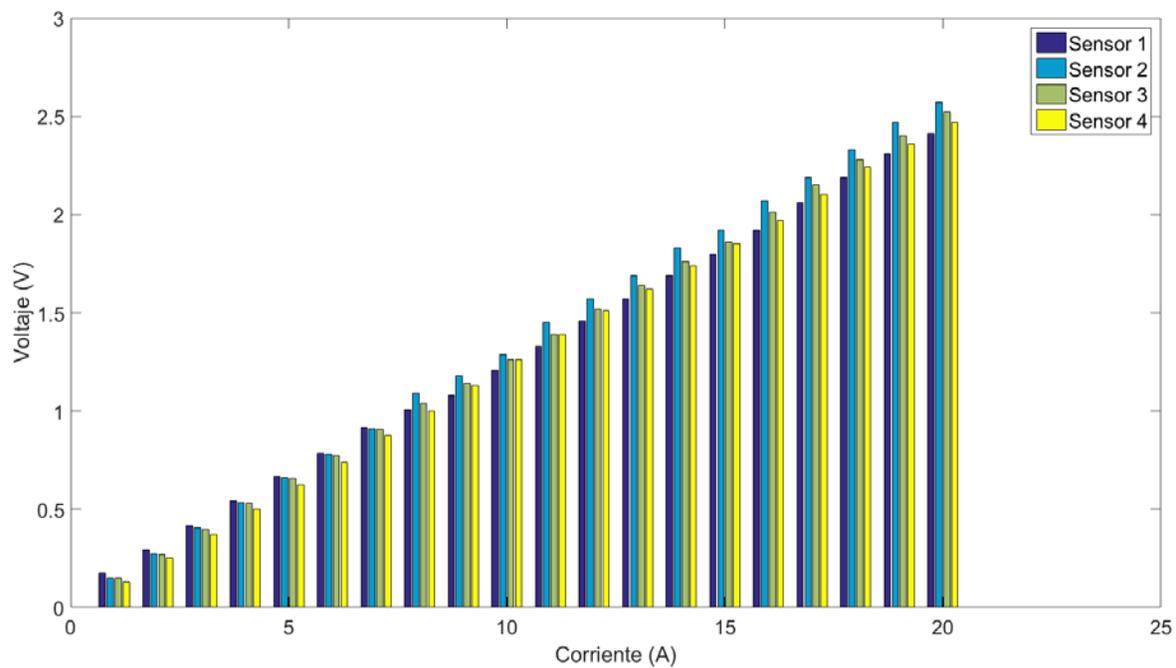


Figura 26. Medición de los sensores de corriente.



Figura 27. Sistema de monitoreo de potencia eólica instalado.

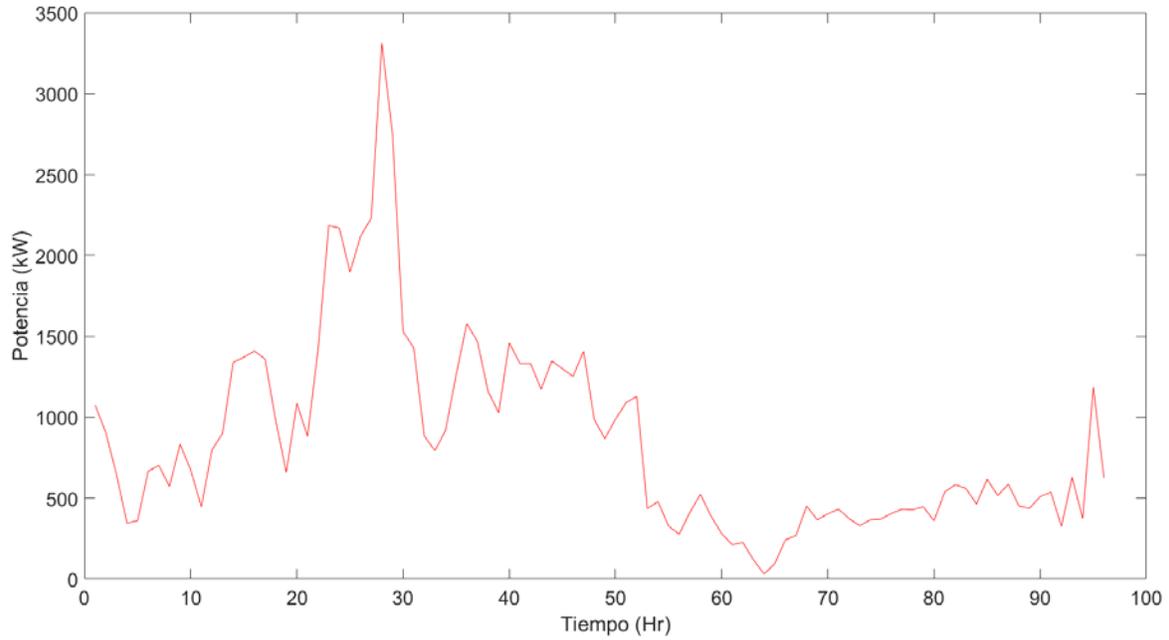


Figura 28. Generación de una turbina eólica empleando la tarjeta de medición.

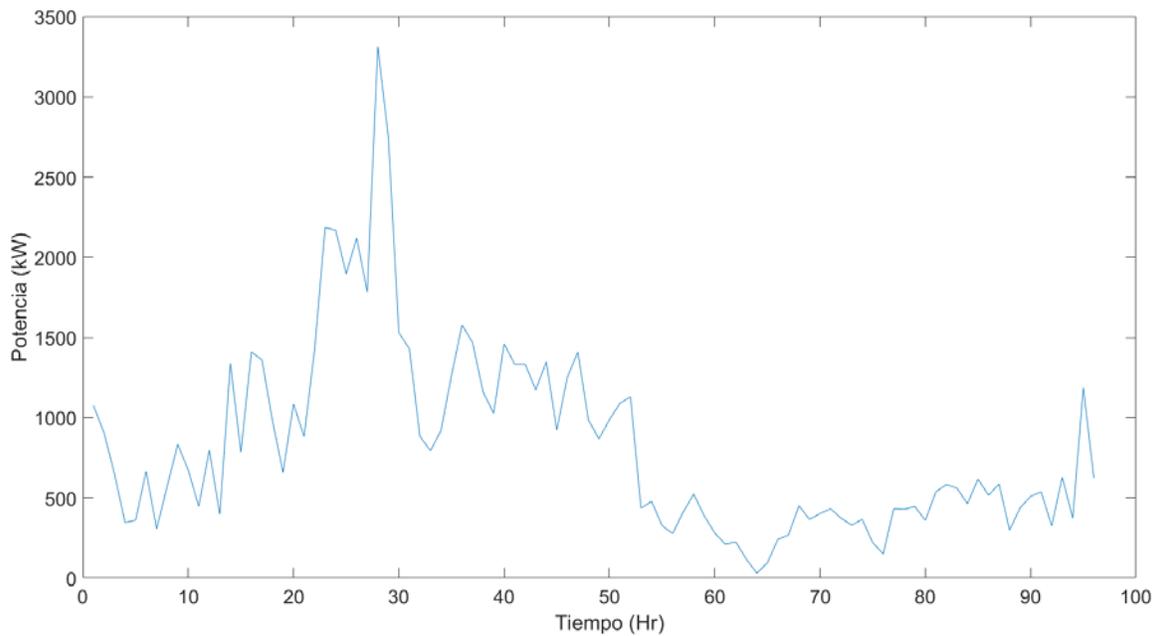


Figura 29. Generación de una turbina empleando el analizador FLUKE.

Como se puede apreciar en la *Figura 28* y *Figura 29*, el analizador de energía de Fluke es más preciso al lograr detectar pequeños cambios en la generación de energía del sistema. Sin embargo, la tarjeta de medición de potencia presentada de acuerdo a los datos obtenidos experimentalmente, se asemeja al comportamiento que nos muestra el analizador de calidad de potencia Fluke. Cabe destacar que se calibró mediante software la tarjeta de medición propuesta.

Discusión

Algunas compañías del mercado han desarrollado nuevos sistemas para la medición de energía que ponen al alcance de los usuarios industriales prestaciones de calidad de energía y análisis que eran exclusivos de los medidores de gama avanzada. Estos medidores permiten recopilar, almacenar y analizar información de los sistemas, adaptándose a las necesidades de hoy y del futuro, ayudando a todo aquel usuario industrial que busque conocimiento total de su consumo y que requiera alta confiabilidad y disponibilidad en la red eléctrica.

Los analizadores de calidad de potencia Fluke son una opción para implementar sistemas de gestión de energía, estos permiten localizar, predecir, evitar y solucionar problemas en los sistemas de distribución de alimentación e incluyen numerosas características para capturar detalles que permiten detectar problemas rápidamente y de manera segura. La solución de problemas es rápida gracias a la visualización en pantalla de tendencias y sucesos capturados, mientras la grabación de fondo continúa.

Los sistemas Fluke cuentan con la herramienta de localización de averías completa en tres fases: mide la tensión, la corriente, la frecuencia, la potencia, la fluctuación, la armonía, y el consumo de energía. La desventaja de emplear estos sistemas para la gestión energética como monitoreo de la producción de energía de fuentes renovables es debido al elevado costo de los equipos, el riesgo que implica dejar el equipo en cuartos de control por tiempo indefinido, donde podría presentar alguna avería del equipo.

Otra de las desventajas que presentan los sistemas Fluke, es en la obtención de datos, ya que se requiere extraerlos de forma manual, por otro lado la tarjeta que se elaboró es ideal para el monitoreo en tiempo real de generación de energía, debido a la transmisión de datos vía inalámbricamente, con esta característica la tarjeta sólo necesita ser instalada en el lugar que se desee tomar mediciones, sin la necesidad de extraer manualmente los datos, además el costo de elaboración de la misma es mucho menor al de los equipos Fluke y otros sistemas.

Capítulo 5

5.1. Redes neuronales artificiales

Una red neuronal artificial es un procesador paralelo distribuido formado por unidades simples de procesamiento (neuronas), que almacena conocimiento experimental y lo hace disponible para su uso. El conocimiento es adquirido por la red a través de un proceso de aprendizaje y los pesos de conexión entre las neuronas, conocidos como sinápticos, son usados para almacenar dicho conocimiento. El procedimiento usado para realizar el proceso de aprendizaje es llamado algoritmo de entrenamiento, cuya función es modificar los pesos sinápticos de la red en una manera ordenada para alcanzar un objetivo de diseño deseado (M. Gamez, E. N. Sanchez, y L. J. Ricalde, 2011).

El uso de redes neuronales ofrece las siguientes características

- No linealidad. Una neurona puede ser lineal o no lineal. Si una red neuronal está formada por neuronas no lineales, entonces se dice que es no lineal. Esta propiedad es de gran importancia si el medio responsable de la generación de la señal de entrada a la red es no lineal.
- Transformación entrada-salida. El proceso de aprendizaje de la red, consiste en presentarle un ejemplo y modificar sus pesos sinápticos de acuerdo con la respuesta deseada, aprende, por lo tanto, una transformación entrada-salida.

- Adaptabilidad. La red tiene la posibilidad de adaptar sus pesos sinápticos a los cambios en su medio ambiente, es capaz de cambiar dinámicamente.
- Tolerancia a fallas. Debido a la interconexión paralela, la falla de un procesador no impide que la red continúe presentando un buen comportamiento.

5.2. Modelo de una neurona artificial

La neurona es la unidad de procesamiento de información fundamental para la operación de una red neuronal. En la *Figura 30* se muestra el modelo de una neurona, la cual forma la base para el diseño de redes neuronales artificiales (E. N. Sánchez, A. Alanís, 2006).

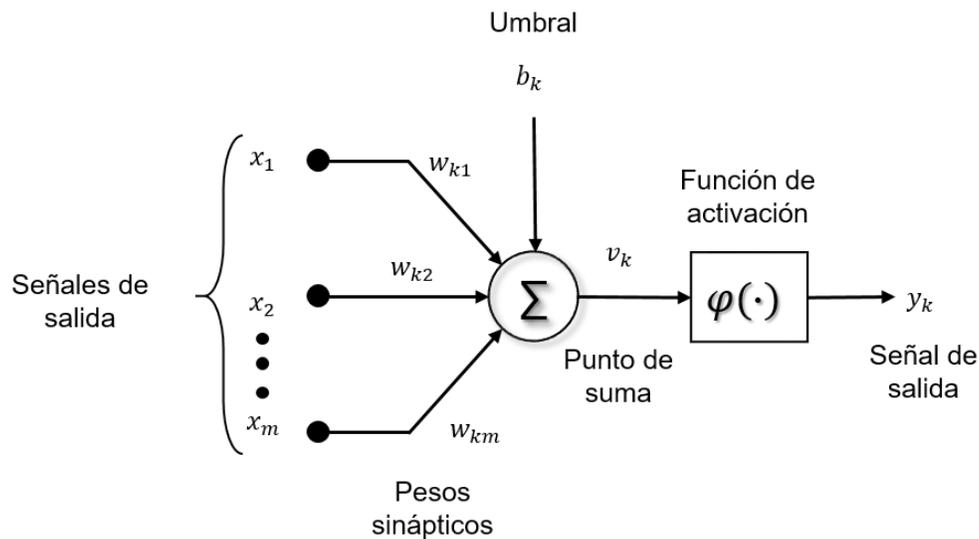


Figura 30. Modelo de una neurona artificial.

En el modelo neuronal presentado en la *Figura 30* se identifican 4 elementos básicos:

1. Enlaces de conexión (w_{kj}). Caracterizados por un peso propio. Específicamente, una señal x_j en la entrada de la sinapsis j conectada a la neurona k es multiplicada por el peso sináptico w_{kj} . Es importante observar la notación: el primer subíndice se refiere a la neurona receptora y el segundo se refiere a la entrada de la sinapsis a la cual el peso se refiere. Si $w_{kj} > 0$ la conexión es excitadora; asimismo, si $w_{kj} < 0$, la conexión es inhibitoria.
2. Sumador (Σ). Suma las señales de entrada multiplicadas por w_{kj} . Las operaciones descritas en este punto constituyen una combinación lineal.
3. Función de activación (φ). Limita la amplitud de la salida de una neurona a un valor finito. Típicamente, el rango de amplitud normalizado de la salida de una neurona se escribe como el intervalo cerrado unitario $[0, 1]$ o alternativamente $[-1, 1]$.
4. Umbral b_k . Tiene el efecto de incrementar (valor positivo) o disminuir (valor negativo) la entrada total a la función de activación.

Se puede describir una neurona k por el siguiente par de ecuaciones

$$U_k = \sum_{j=1}^m w_{kj} x_j \quad (1)$$

y

$$y_k = \varphi(u_k + b_k) \quad (2)$$

donde x_1, x_2, \dots, x_m son las señales de entrada; $w_{k1}, w_{k2}, \dots, w_{km}$ son los pesos sinápticos de la neurona k ; u_k es la salida de la combinación lineal debida a las señales de entrada; b_k es el umbral; $\varphi(\cdot)$ es la función de activación; y y_k es la señal de salida de la neurona. El uso del umbral b_k tiene el efecto de aplicar una transformación afín a la salida como se muestra por

$$v_k = u_k + b_k \quad (3)$$

El umbral b_k es un parámetro externo de la neurona k , pero es posible considerarlo como parte de las señales de entrada, de tal forma que si se combinan las ecuaciones (1) – (3) se tiene

$$v_k = \sum_{j=0}^m w_{kj} x_j \quad (4)$$

y

$$y_k = \varphi(v_k) \quad (5)$$

donde a v_k se le denomina potencial de activación. Para incorporar el umbral en se considera una sinapsis x_0 cuya entrada es

$$x_0 = +1 \quad (6)$$

Y su peso correspondiente es

$$w_{k0} = b_k \quad (7)$$

de tal forma que el modelo neuronal de la ecuación se puede representar como en la *Figura 31*. Estos modelos son matemáticamente equivalentes.

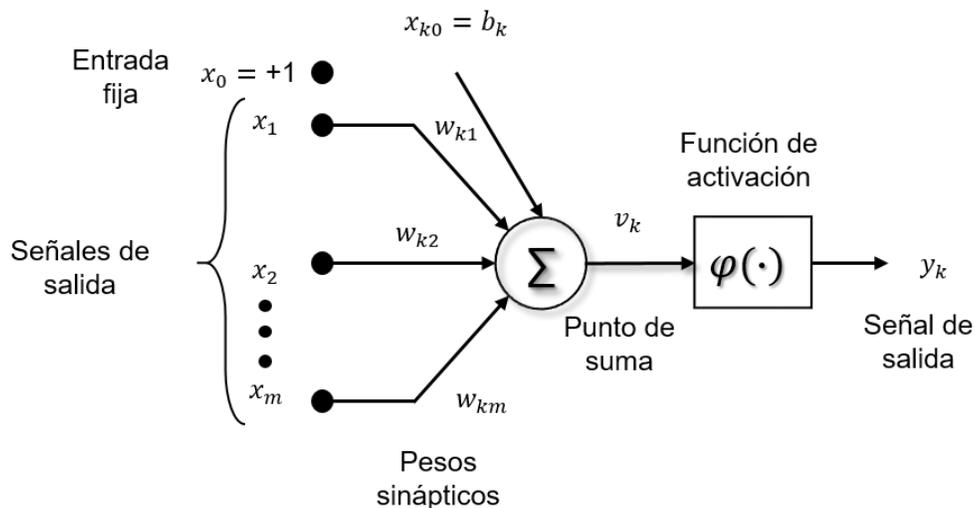


Figura 31. Otro modelo neuronal.

5.3. Tipos de funciones de activación

Las funciones de activación, denotadas por $\varphi(v)$, definen la salida de la neurona en función del potencial de activación. Se incluyen 4 tipos de funciones de activación básicas

1. Función escalón o umbral. Para este tipo de función de activación, presentada en la *Figura 32*.

$$\varphi(v) = \begin{cases} 1 & \text{si } v \geq 0 \\ 0 & \text{si } v < 0 \end{cases} \quad (8)$$

Correspondientemente, la salida de la neurona k empleando esta función de activación queda expresada como

$$y_k = \begin{cases} 1 & \text{si } v_k \geq 0 \\ 0 & \text{si } v_k < 0 \end{cases} \quad (9)$$

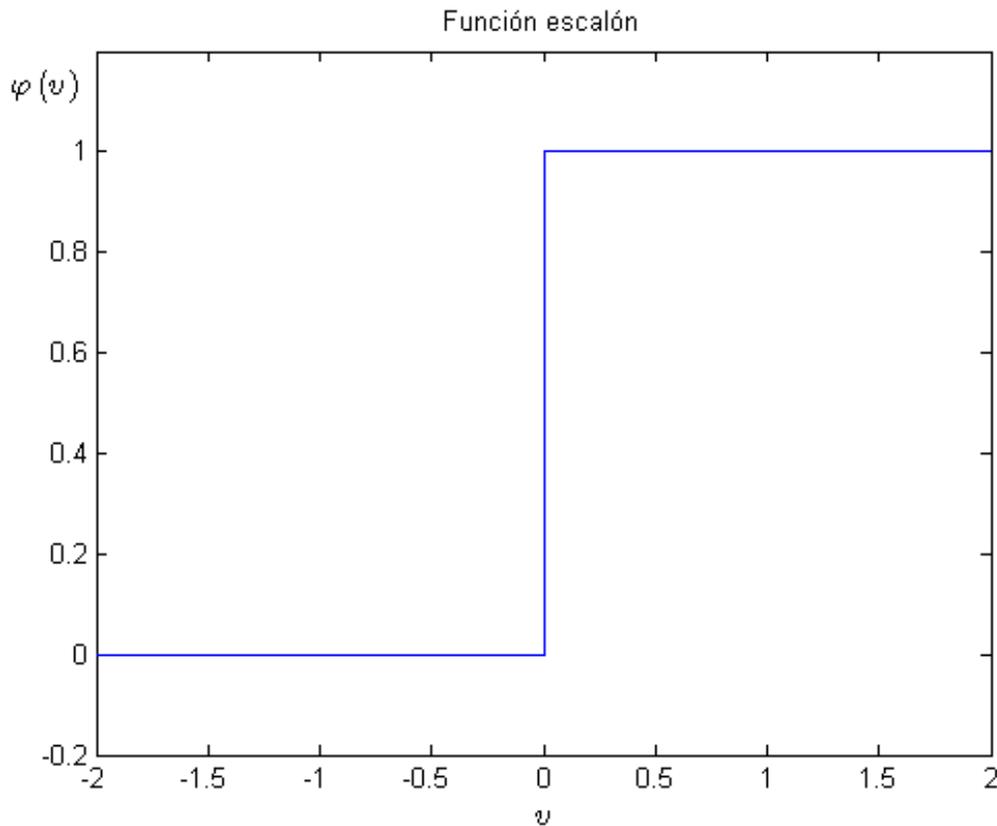


Figura 32. Función de activación escalón.

2. Función sigmoide logística. Es la función más utilizada en la construcción de redes neuronales artificiales. Es estrictamente creciente y exhibe un balance perfecto entre el comportamiento lineal y no lineal. Esta función se define por

$$\varphi(v) = \begin{cases} 1 & \text{si } v \geq 1 \\ v & \text{si } -1 < v < 1 \\ -1 & \text{si } v \leq -1 \end{cases} \quad (10)$$

donde a es el parámetro que determina la pendiente de la función. Variando el parámetro a , se obtienen las funciones ilustradas en la *Figura 33*.

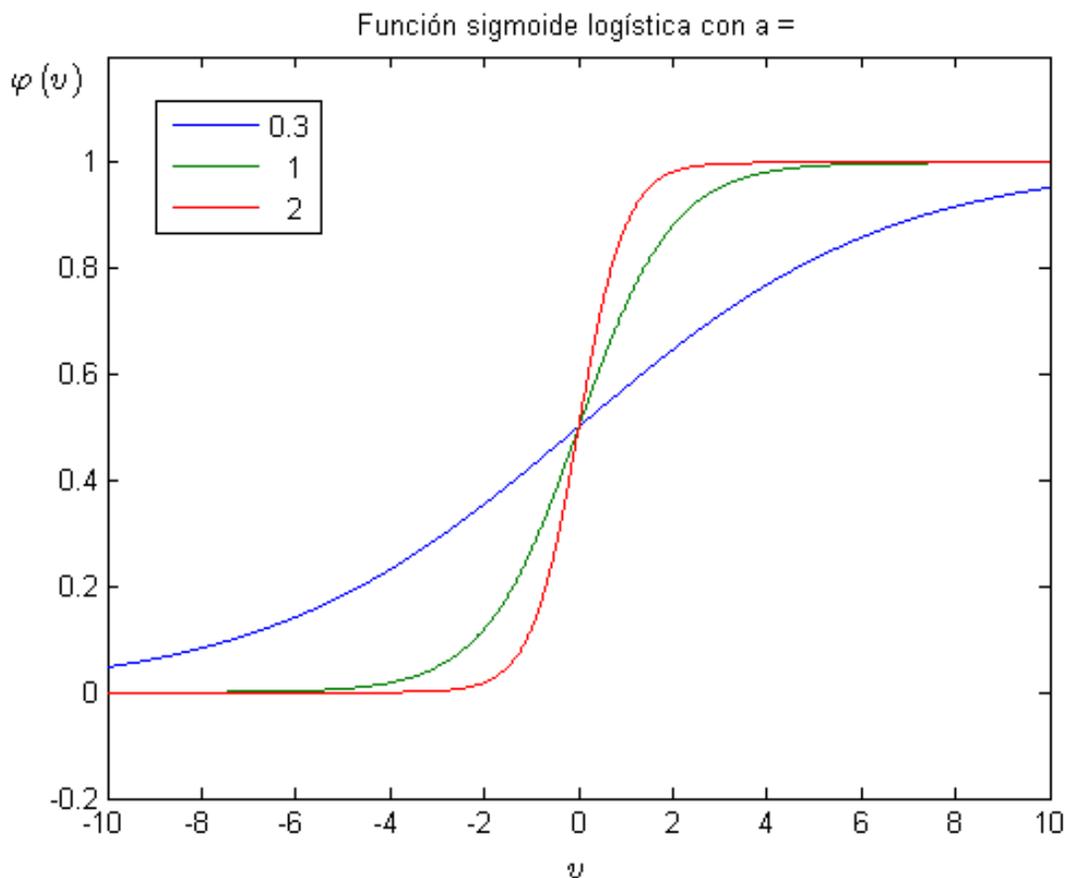


Figura 33. Función de activación sigmoide logística.

3. Función lineal a tramos. Esta función se muestra en la Figura 34 y está definida como

$$\varphi(v) = \begin{cases} 1 & \text{si } v \geq 1 \\ v & \text{si } -1 < v < 1 \\ -1 & \text{si } v \leq -1 \end{cases} \quad (11)$$

4. Función sigmoide tangente hiperbólica. La ecuación que define esta función es

$$\varphi(v) = \frac{2}{1 + e^{-2av}} - 1 \quad (12)$$

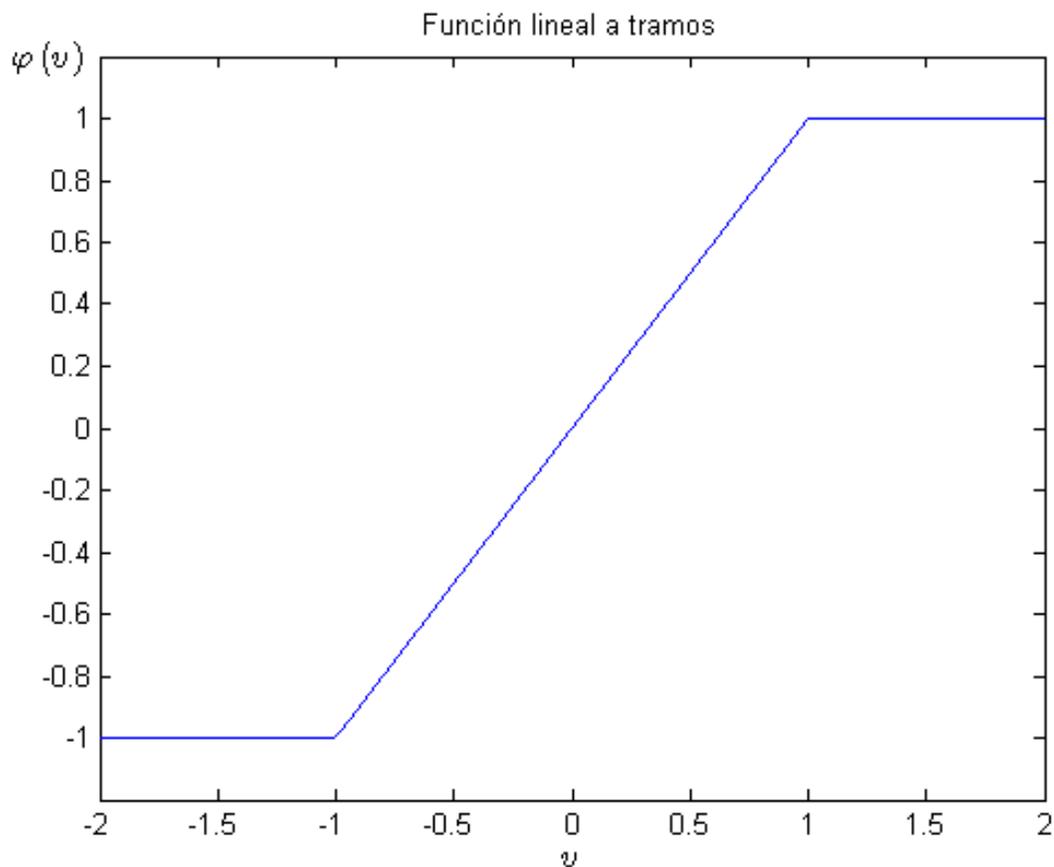


Figura 34. Función de activación lineal a tramos.

Esta función se muestra en la *Figura 35* para diferentes valores del parámetro a , el cual también tiene el efecto de variar la pendiente de la función.

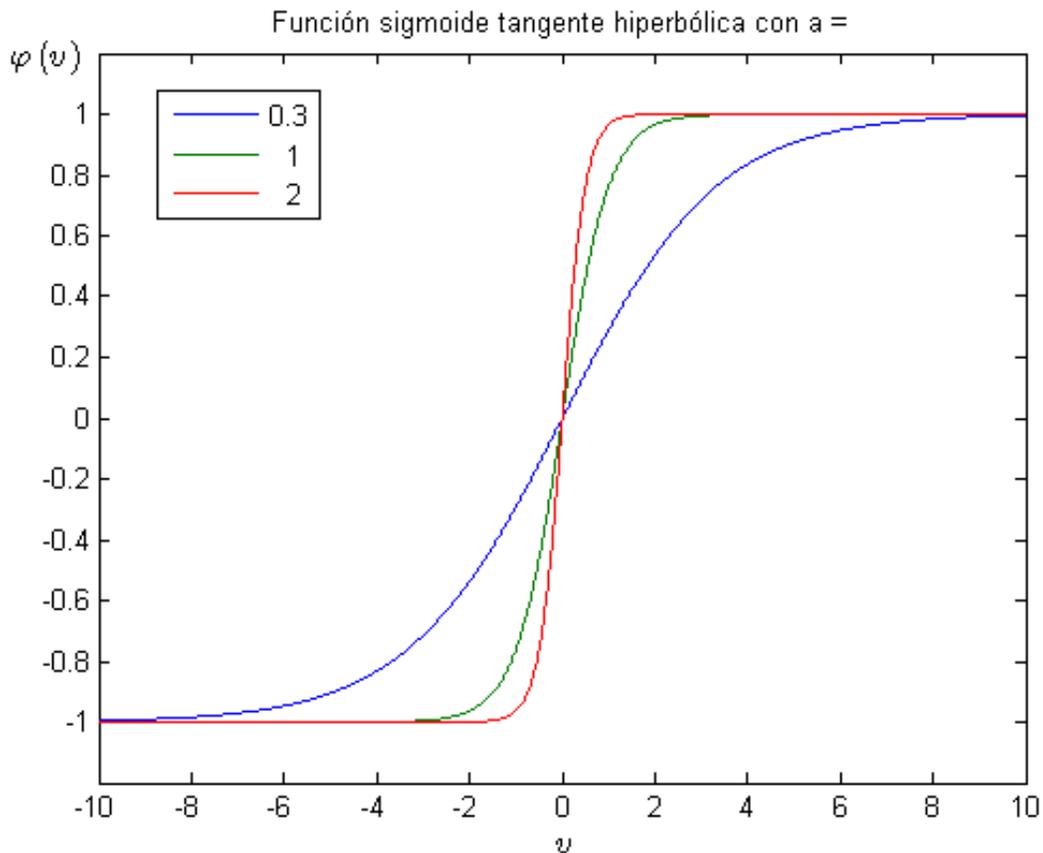


Figura 35. Función de activación sigmoide tangente hiperbólica.

Como puede observarse en la *Figura 34* y *Figura 35*, las dos primeras toman valores en el intervalo cerrado $[0, 1]$, mientras que las dos últimas extienden su rango de valores en el intervalo cerrado $[-1, 1]$.

5.4. Arquitecturas neuronales

Las neuronas en las redes neuronales están organizadas por capas. En general, las redes neuronales se clasifican de acuerdo con su estructura.

Redes neuronales unicapa

Es la arquitectura más simple. En este caso, la capa de entrada se conecta directamente a la capa de neuronas de salida por medio de las sinapsis. Esto se ilustra en la *Figura 36*. A esta estructura se le da la designación de unicapa porque sólo tiene una capa con nodos computacionales; para esta designación no se toma en cuenta la capa que contiene los nodos de entrada.

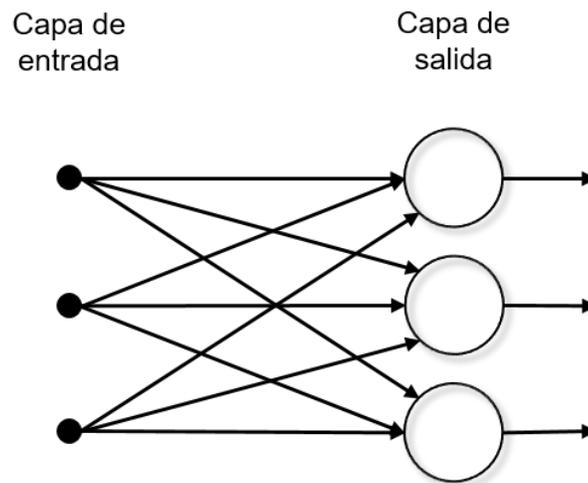


Figura 36. Red neuronal unicapa.

Redes neuronales multicapa

Este tipo de arquitectura contiene neuronas ocultas en una o más capas, también llamadas unidades ocultas. La red mostrada en la *Figura 37*, se dice que está totalmente conectada, ya que todos los nodos en cada capa de la red están conectados a todos los nodos en la siguiente capa. En el caso de que falte alguna de las sinapsis de la red, entonces se dice que la red está parcialmente conectada.

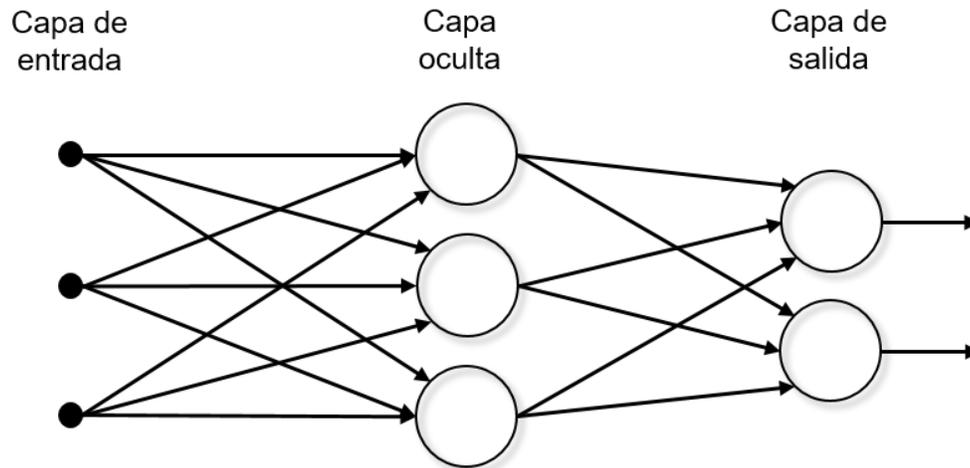


Figura 37. Red neuronal multicapa.

Redes neuronales recurrentes

Este tipo de arquitectura se distingue de las arquitecturas anteriores porque tiene por lo menos un lazo de retroalimentación. Puede incluir o no capas ocultas. En la *Figura 38*, se muestra una red recurrente sin neuronas ocultas y en la *Figura 39*, se presenta este tipo de estructura con neuronas ocultas. En ambas figuras se incluye el operador de retardo unitario z^{-1} en los lazos de retroalimentación.

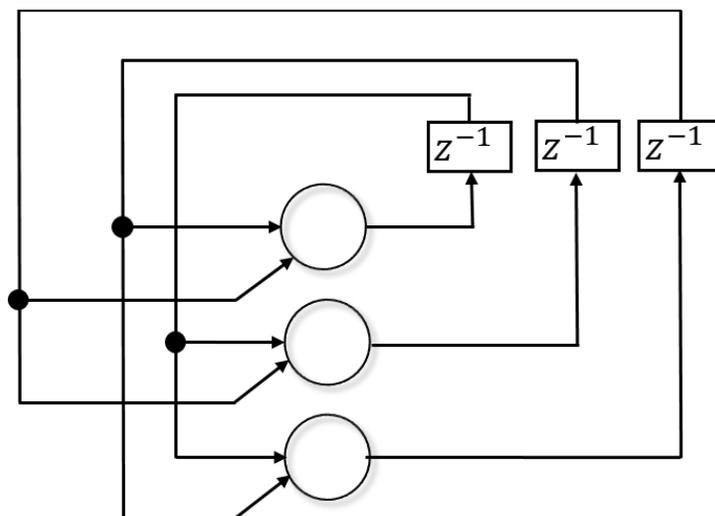


Figura 38. Red neuronal recurrente sin auto lazos y sin neuronas ocultas.

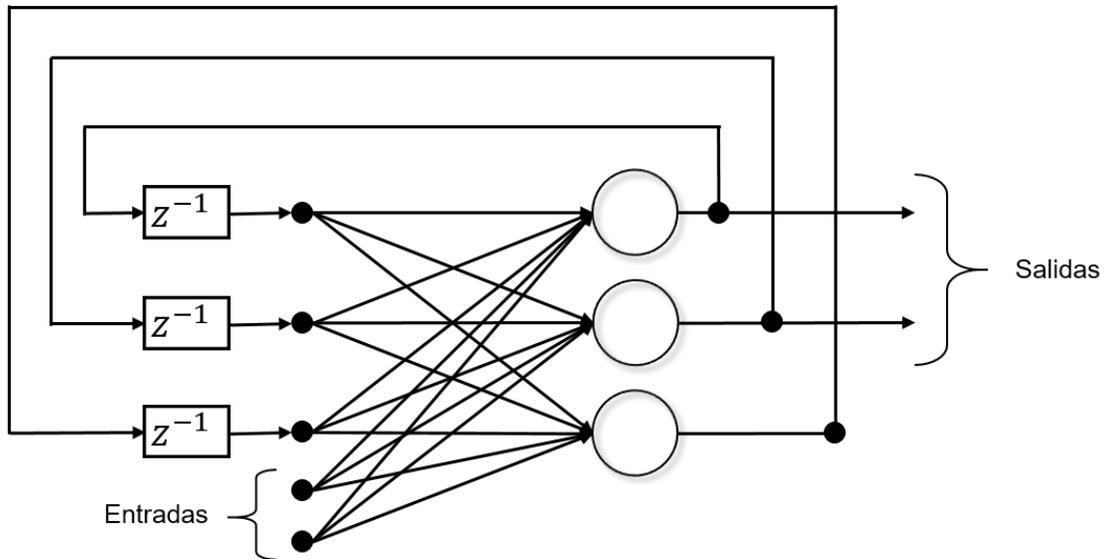


Figura 39. Red neuronal recurrente con neuronas ocultas.

5.5. Aprendizaje en redes neuronales

El conocimiento se refiere a la información almacenada o a modelos y procedimientos usados por una persona o máquina para interpretar, predecir y responder apropiadamente a los estímulos del medio ambiente. En la representación del conocimiento se considera qué información está contenida y cómo está codificada. La red neuronal construye un modelo de la interacción con el medio ambiente, por medio del aprendizaje de relaciones entrada-salida. Este modelo debe ser compatible con el mundo real. La información puede adquirirse por conocimiento a priori o por mediciones obtenidas por sensores. Usualmente la utilización de una red neuronal se divide en:

- a) Aprendizaje por ejemplos (entrenamiento).
- b) Aplicación (generalización).

El aprendizaje es el proceso mediante el cual los parámetros de la red neuronal (pesos sinápticos) se adaptan.

El aprendizaje implica la siguiente secuencia de eventos

- La red neuronal es estimulada por el medio ambiente.
- La red neuronal ajusta sus parámetros.
- La red neuronal genera una nueva respuesta.

Existen dos tipos principales de aprendizaje: aprendizaje supervisado y aprendizaje no supervisado. Se describe el tipo de aprendizaje supervisado, por ser éste el que se aplicó en el presente trabajo. Los pasos de este tipo de aprendizaje enfocado en la identificación de un sistema dinámico son:

- Se dispone de un conjunto de datos de entrenamiento de longitud M , $\{x_i; d_i\}_{i=1}^M$, donde x_i es el vector de entrada y d_i es el vector de la respuesta deseada al vector de entrada.
- Se introducen las entradas x_i y se espera que la red responda.
- La red responde mediante un vector de salida y_i .
- Se comparan las señales de la respuesta deseada d_i y la respuesta de la red y_i , creando una señal de error, $e_i = d_i - y_i$.
- Con la señal de error e_i se ajustan los parámetros de la red neuronal mediante algún algoritmo de aprendizaje. Un algoritmo de aprendizaje es el conjunto de reglas empleadas para determinar el incremento en los pesos sinápticos de las neuronas.

La secuencia completa de los M pares entrada-respuesta deseada es conocida como una época. El aprendizaje se detiene cuando la red alcanza algún criterio de error definido antes de iniciar su entrenamiento o cuando se alcanza un número de épocas preestablecido. El algoritmo de aprendizaje empleado en esta tesis está basado en el filtro de Kalman, el cual se describe en la siguiente Sección.

5.6. Filtro de Kalman

Está basado en la formulación en espacio de estado de sistemas dinámicos lineales, proporciona una solución recursiva al problema del filtrado lineal óptimo. Se aplica en ambientes estacionarios como no estacionarios. La solución es recursiva; por lo que cada actualización del estado estimado se calcula a partir de la estimación previa y de los nuevos datos de entrada, así que solamente la estimación previa requiere almacenamiento. En la aplicación del filtro de Kalman, al entrenamiento de redes neuronales, los pesos sinápticos de la red son los estados que el filtro de Kalman estima, y la salida de la red neuronal es la medición usada por este filtro.

Considérese el sistema dinámico lineal, en tiempo discreto. El concepto de estado es fundamental en esta descripción. El vector de estado o simplemente estado, denotado por $w(k)$, es definido como el conjunto mínimo de datos que es suficiente para describir el comportamiento dinámico no forzado del sistema; el subíndice k denota la iteración. En otras palabras, el estado es la cantidad mínima de datos del comportamiento pasado del sistema que es necesaria para predecir su comportamiento futuro. Típicamente, el estado $w(k)$ es desconocido. Para estimarlo, se usa un conjunto de datos observados, denotados por el vector $y(k)$. Se distinguen 2 tipos de ecuaciones en el sistema presentado en la *Figura 40*, la ecuación del proceso y la ecuación de medición, también llamada ecuación de observación.

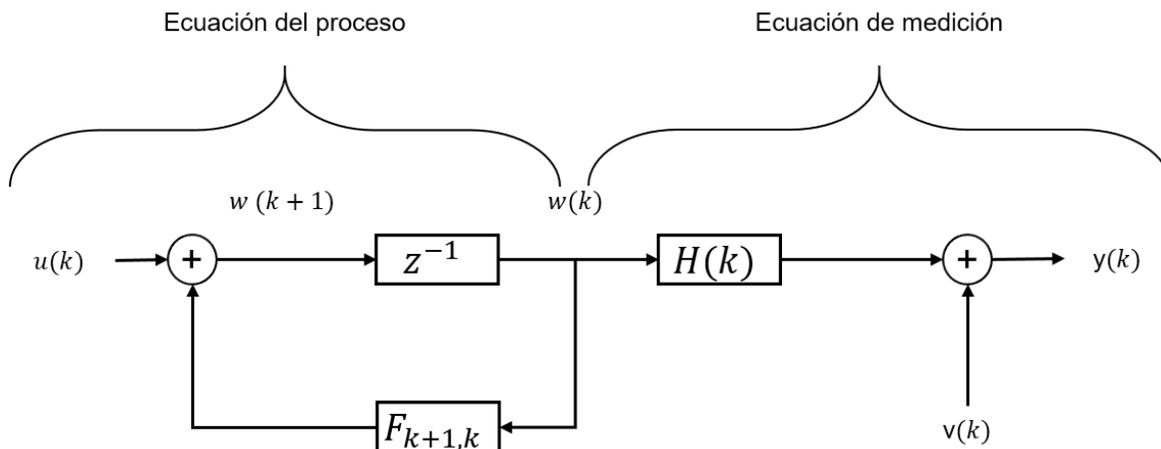


Figura 40. Sistema dinámico lineal en tiempo discreto.

5.6.1 Entrenamiento por el filtro extendido de Kalman

En los últimos años, algoritmos basados en el Filtro Extendido de Kalman (*Extended Kalman Filter EKF*) se han introducido para entrenar las redes neuronales (A. Y. Alanis, L. J. Ricalde, y E. N. Sanchez, 2009). Con el algoritmo basado en el EKF, se mejora la convergencia de aprendizaje. El entrenamiento por EKF de las redes neuronales, tanto estáticas y las recurrentes, ha demostrado ser fiable para muchas aplicaciones en los últimos diez años. Sin embargo, este entrenamiento requiere la selección heurística de algunos parámetros de diseño que no es siempre una tarea fácil (Alanis et al, 2009).

El filtro de Kalman supone un modelo lineal de un sistema dinámico. Sin embargo, si el modelo es no lineal, se aplica el filtro de Kalman a través de un procedimiento de liberalización. Para el aprendizaje en redes neuronales, debido a que las funciones de activación de las neuronas en la capa oculta de la red son no lineales, es necesario emplear un algoritmo de aprendizaje basado en el EKF.

Considere un sistema dinámico no lineal descrito por el siguiente modelo en espacio de estado

$$w(k + 1) = f(k, w(k)) + u(k) \quad (13)$$

$$y(k) = h(k, w(k)) + v(k) \quad (14)$$

Como antes, $u(k)$ y $v(k)$ son ruidos independientes, blancos, gaussianos, con media cero y con matrices de covarianza $Q(k)$ y $R(k)$, respectivamente. $f(k, w(k))$ denota la función matricial no lineal de transición, la cual puede ser variante en el tiempo y $h(k, w(k))$ denota la función matricial de medición no lineal, que también puede ser variante en el tiempo.

La idea del filtro extendido de Kalman es linealizar el modelo en espacio de estado de (13) y (14) a cada instante de muestreo alrededor del estado estimado más reciente, el cual puede ser tomado como $\hat{w}(k)$ o $\hat{w}^-(k)$. Una vez obtenido el modelo, se aplican las ecuaciones del filtro de Kalman. La aproximación procede en:

Etapla 1. Se construyen las siguientes matrices

$$F_{k+1,k} = \left. \frac{\partial f(k, w(k))}{\partial w} \right|_{w=\hat{w}(k)} \quad (15)$$

$$H(k) = \left. \frac{\partial h(k, w(k))}{\partial w} \right|_{\hat{w}^-(k)} \quad (16)$$

Etapla 2. Una vez que las matrices $F(\cdot)$ y $H(\cdot)$ son evaluadas, se emplean en una aproximación en series de Taylor de primer orden para las funciones no lineales $f(k, w(k))$ y $h(k, w(k))$ alrededor de $\hat{w}(k)$ y $\hat{w}^-(k)$ respectivamente. Específicamente, se aproximan como sigue

$$f(k, w(k)) \approx F(w, \hat{w}(k)) + F_{k+1,k}(w, \hat{w}(k)) \quad (17)$$

$$h(k, w(k)) \approx H(w, \hat{w}^-(k)) + H_{k+1,k}(w, \hat{w}^-(k)) \quad (18)$$

Con (17) y (18), las ecuaciones de estado no lineales (19) y (20) se aproximan como:

$$w(k+1) \approx F_{k+1,k}w(k) + u(k) + d(k) \quad (19)$$

$$\bar{y}(k) \approx H(k)w(k) + v(k) \quad (20)$$

donde

$$\bar{y}(k) = y(k) - (h(w, \hat{w}^-(k)) - H(k)\hat{w}^-(k)) \quad (21)$$

$$d(k) = f(w, \hat{w}^-(k)) - F_{k+1,k}\hat{w}^-(k) \quad (22)$$

A pesar de que existen algunas diferencias entre las ecuaciones que definen las redes neuronales de esta tesis, ambas pueden ser representadas por el modelo

$$\begin{aligned} w(k+1) &= w(k) \\ \hat{y}(k) &= h(w(k), q(k)) \end{aligned} \quad (23)$$

que es una simplificación del modelo en espacio de estado dado por (13) y (14). En (23), $w(k)$ es el vector de pesos sinápticos, $\hat{y}(k)$ es el vector de salida de la red neuronal, $q(k)$ representa el vector de entrada a la red neuronal y $h(\cdot)$ es la función no lineal de salida de la red. Al considerar el modelo (23) y el filtro extendido de Kalman, resulta el siguiente conjunto de ecuaciones mediante las cuales se actualizan los pesos sinápticos de las redes neuronales en cada iteración

$$\begin{aligned}
 K(k) &= P(k)H^T(k)[R + H(k)P(k)H^T(k)]^{-1} \\
 w(k+1) &= w(k) + K(k)[y(k) - \hat{y}(k)] \\
 P(k+1) &= P(k) - K(k)H(k)P(k) + Q
 \end{aligned} \tag{24}$$

donde $P(k) \in \mathfrak{R}^{N \times N}$ y $P(k+1) \in \mathfrak{R}^{N \times N}$ son las matrices de covarianza del error de la predicción en las iteraciones k y $k+1$, respectivamente; N representa el número total de pesos sinápticos en la red neuronal; $w(k) \in \mathfrak{R}^N$ es el vector de pesos (estados); $y(k) \in \mathfrak{R}^o$ es el vector con la salida deseada de la red; o es el número total de salidas de la red neuronal; $\hat{y}(k) \in \mathfrak{R}^o$ es el vector de la salida producida por la red neuronal; $K(k) \in \mathfrak{R}^{N \times o}$ es la matriz de ganancia de Kalman; $Q \in \mathfrak{R}^{N \times N}$ es la matriz de covarianza del ruido del proceso; $R \in \mathfrak{R}^{o \times o}$ es la matriz de covarianza del ruido de medición y $H(k) \in \mathfrak{R}^{o \times N}$ es la matriz que contiene las derivadas de cada salida de la red neuronal \hat{y}_i con respecto a cada uno de los pesos (w_j) de la red, como se indica por:

$$H_{ij}(k) = \left[\frac{\partial \hat{y}_i(k)}{\partial w_j(n)} \right]_{w(k)=\hat{w}(k+1)}, \quad i = 1, \dots, o; \quad j = 1, \dots, N \tag{25}$$

Las matrices P , Q y R son inicializadas como matrices diagonales con entradas P_0 , Q_0 y R_0 , respectivamente. Durante todo el proceso de aprendizaje de las redes neuronales, las matrices Q y R permanecen constantes.

5.7. Redes neuronales recurrentes de alto orden

Las redes neuronales recurrentes son aquellas que cuentan con uno o más lazos de retroalimentación. La retroalimentación puede ser local, es decir, cuando la neurona se retroalimenta a sí misma, o global, cuando la neurona retroalimenta neuronas de la misma capa o de capas anteriores. Una red recurrente responde temporalmente a una señal de entrada externa. Más aún, la retroalimentación habilita a las redes neuronales recurrentes a tener una representación en espacio de estado, lo cual las hace convenientes para diversas aplicaciones.

La palabra orden se utiliza para referirse a la forma en que se define el potencial de activación de una neurona. Cuando el potencial de activación local, se combina con multiplicaciones de las señales provenientes de la retroalimentación o cuando se multiplican estas últimas junto con señales de entrada externas a la red, se produce una red neuronal de orden r , donde r representa el número de señales multiplicadas. La frase alto orden se emplea cuando la entrada a una neurona incluye el producto de más de dos señales. En la *Figura 41*, se presenta una red neuronal de segundo orden.

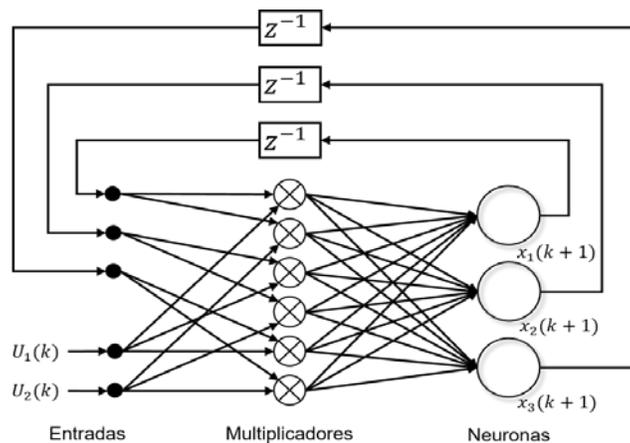


Figura 41. Red neuronal de segundo orden.

$$\hat{x}_i(k+1) = w_i^T z_i(\hat{x}(k), u(k)), i = 1, 2, \dots, A \quad (26)$$

donde $\hat{x}_i(k)$ es el estado de la i - ésima neurona en la iteración k con $i = 1, 2, \dots, A$; L es el número respectivo de conexiones de alto orden, $\{I_1, I_2, \dots, I_L\}$ es una

colección de L subconjuntos no ordenados de $\{1, 2, \dots, A + m\}$, A es la dimensión del estado, m es el número de entradas externas a la red, w_i es el vector de pesos adaptables en línea y $z(\hat{x}(k), u(k))$. está dada por

$$z(\hat{x}(k), u(k)) = \begin{bmatrix} z_1 \\ z_2 \\ \cdot \\ \cdot \\ z_L \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \Pi_j \in I_1 \xi_j^{d_j(1)} \\ \Pi_j \in I_2 \xi_j^{d_j(2)} \\ \cdot \\ \cdot \\ \Pi_j \in I_L \xi_j^{d_j(L)} \end{bmatrix} \quad (27)$$

con $d_j(l)$ representando enteros no negativos y ξ es un vector construido por las entradas a cada neurona, definido como

$$\xi = \begin{bmatrix} \xi_1 \\ \cdot \\ \cdot \\ \cdot \\ \xi_A \\ \xi_{A+1} \\ \cdot \\ \cdot \\ \cdot \\ \xi_{A+m} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} S(\hat{x}_1) \\ \cdot \\ \cdot \\ \cdot \\ S(\hat{x}_A) \\ S(u_1) \\ \cdot \\ \cdot \\ \cdot \\ S(u_m) \end{bmatrix} \quad (28)$$

donde $u = [u_1, u_2, \dots, u_m]^T$ es el vector de entradas externas a la red neuronal y $S(\cdot)$ es la función sigmoide logística, estrictamente creciente. Esta función se define por

$$S(\hat{x}) = \frac{1}{1 + e^{-a\hat{x}}} \quad (29)$$

donde a es una constante positiva. El esquema de una RNRAO discreta se muestra en la *Figura 42*. De (23) pueden derivarse tres modelos

Modelo Paralelo

$$\hat{x}_i(k+1) = w_i^T z(\hat{x}(k), u(k)), \quad i = 1, 2, \dots, A \quad (30)$$

Modelo serie-paralelo

$$\hat{x}_i(k+1) = w_i^T z(x(k), u(k)), \quad i = 1, 2, \dots, A \quad (31)$$

Modelo prealimentado

$$\hat{x}_i(k) = w_i^T z(u(k)), \quad i = 1, 2, \dots, A \quad (32)$$

En las ecuaciones (27) - (29), \hat{x} es el vector de estado de la red neuronal, x es el vector de estado de la planta y u es el vector de entradas externas. El modelo de red neuronal que se utiliza en este capítulo, es el modelo serie-paralelo. A continuación, se proporcionan más detalles sobre las redes neuronales de alto orden.

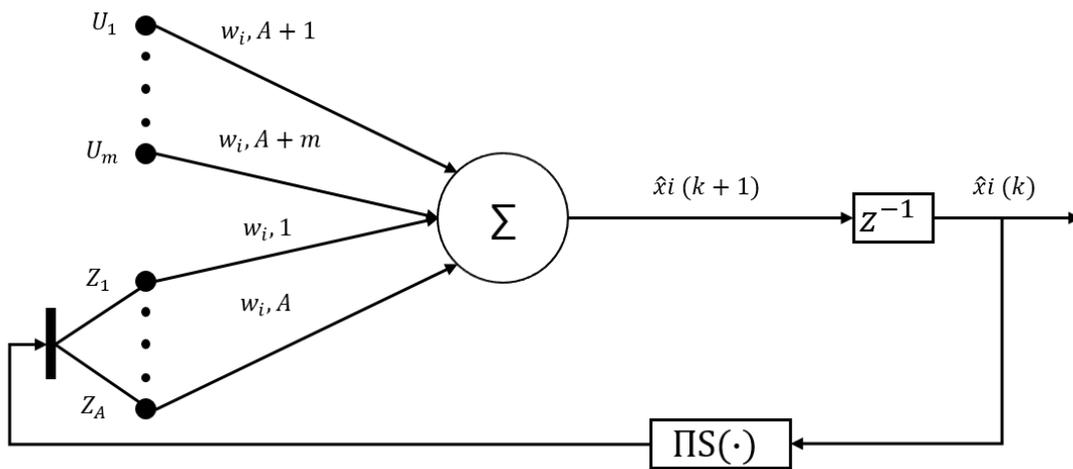


Figura 42. Esquema de una RNRAO discreta.

Capítulo 6

6.1. Optimización de operación del SHGE

Se desarrolla la solución al problema de optimización de la operación de una micro red de energía eléctrica, interconectada a la red de CFE de la facultad de ingeniería de la UADY, además son consideradas baterías para almacenamiento y suministro de energía.

El objetivo es determinar las cantidades óptimas de energía para los sistemas eólico, solar, baterías y la red de suministro de energía eléctrica (CFE), buscando satisfacer la demanda generada por un edificio de la facultad de ingeniería. Se propone un esquema que minimiza la compra de energía de la red de CFE y los costos de operación de las fuentes de energía del SHGE.

El problema de optimización a resolver es del tipo de programación lineal, y para su solución, se propone una red neuronal recurrente capaz de resolver el problema de optimización original sin necesidad de realizarle ningún ajuste. Se diseñan los programas computacionales en Matlab para simular la operación óptima del SHGE, empleando la red neuronal propuesta. Los resultados de simulación obtenidos muestran el desempeño de la red neuronal. Además, es necesario definir los costos de operación de cada fuente de energía que conforma el SHGE.

6.2. Descripción del problema de optimización

El SHGE instalado en la UADY se muestra en la *Figura 43*. Se compone de la red eléctrica pública, generadores eólicos, sistemas fotovoltaicos, baterías para almacenamiento de energía y un sistema de gestión de cargas. El problema de optimización de la operación del SHGE es determinar las cantidades óptimas de potencia para cada fuente de energía, para satisfacer la demanda eléctrica, respecto a un horizonte de tiempo.

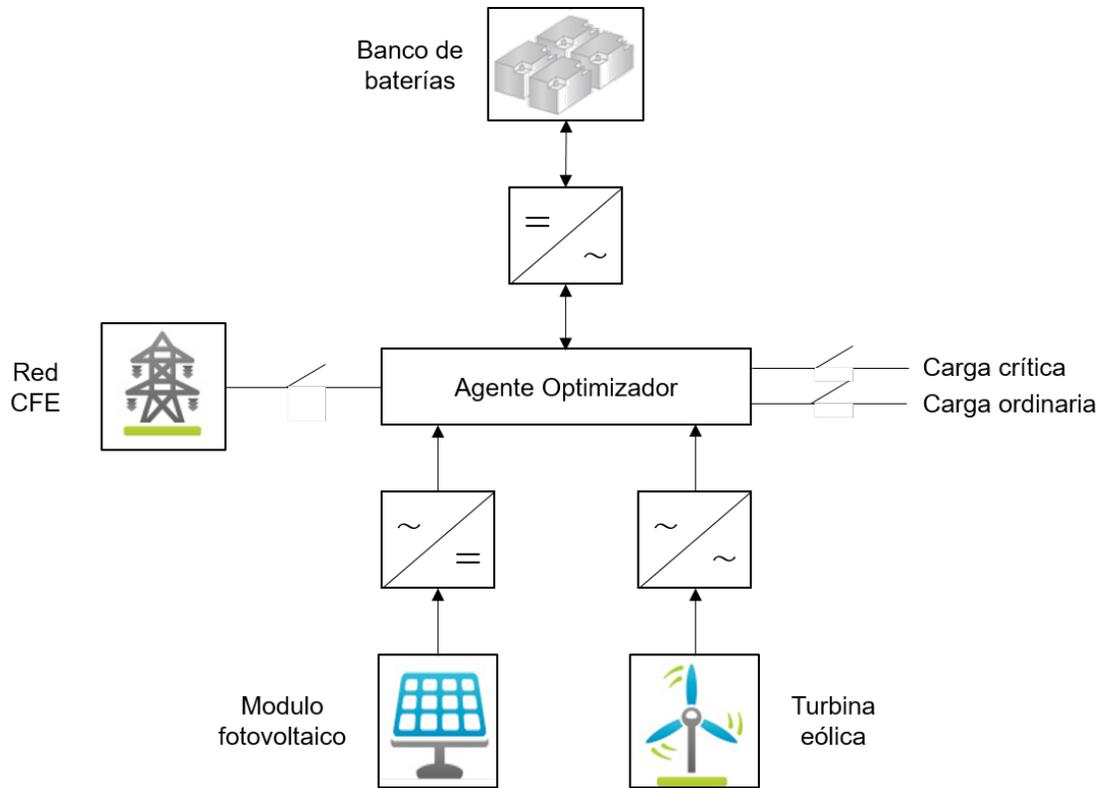


Figura 43. Esquema del prototipo del SHGE instalado en la UADY.

Para optimizar la operación de la micro-red eléctrica, el horizonte de tiempo se divide en T intervalos, como se muestra a continuación

$$CT = \sum_{t=1}^N FC(t) \quad (33)$$

El problema de optimización minimiza la compra de energía de la red de CFE y los costos de operación del SHGE, la función objetivo se plantea de la siguiente manera

Minimizar

$$FC(t) = C_G P_G(t) + C_W P_W(t) + C_S P_S(t) + C_{BD} P_{BD}(t) + C_{BC} P_{BC}(t) \quad (34)$$

donde

$P_{BD}(t)$	Potencia de descarga del banco de baterías.
$P_{BC}(t)$	Potencia de carga del banco de baterías.
C_G	Costo de potencia suministrada por la red de CFE en \$/kW.
C_w	Costo de la potencia eólica en \$/kW.
C_S	Costo de la potencia solar en \$/kW.
C_{BD}	Costo de la potencia de descarga del banco de baterías en \$/kW.
C_{BC}	Costo de la potencia de carga del banco de baterías en \$/kW.

donde $P_B(t) = P_{BD}(t) - P_{BC}(t)$. El problema de optimización se encuentra sujeto a restricciones, las cuales también se definen en cada subsistema que componen la micro-red eléctrica como se muestra en (32).

$$P_G(t) + P_W(t) + P_S(t) + P_{BD}(t) - P_{BC}(t) = L_c(t) + L_o(t) \quad (35)$$

donde:

$L_c(t)$	Demanda de potencia critica
$L_o(t)$	Demanda de potencia ordinaria
$L_T(t)$	Demanda total de potencia

Se considera $L_T(t) = L_c(t) + L_o(t)$

Las funciones del sistema de gestión óptima son:

- Especificar las tareas a realizar por cada controlador de subsistema y la operación coordinada del sistema total basado en los resultados de las acciones indicadas.
- Evaluar el desempeño de las acciones realizadas por cada controlador.

Las ventajas emplear el esquema de gestión, es decir, de los controladores locales y el algoritmo optimizador son autonomía, robustez, escalabilidad y flexibilidad entre otras.

Las restricciones de la microred dependen de los valores máximos y mínimos de potencia que la red de energía puede suministrar en un intervalo de tiempo.

P_{wMax}	Potencia eólica máxima.
P_{wMin}	Potencia eólica mínima.
P_{sMax}	Potencia solar máxima.
P_{sMin}	Potencia solar mínima.
P_{GMax}	Potencia máxima de la red de CFE.
P_{GMin}	Potencia mínima de la red de CFE.
P_{BMax}	Potencia máxima del banco de baterías.
P_{BMin}	Potencia mínima del banco de baterías.
P_{CL}	Demanda de potencia crítica.
P_{OL}	Demanda de potencia ordinaria.

El objetivo realizar una optimización es determinar los valores de las variables de decisión que maximizan o minimizan una función objetivo definida, sujeta a diferentes restricciones.

6.3. Redes neuronales para programación lineal

Muchos sistemas de tiempo real, tales como redes eléctricas interconectadas masivamente, requieren resolver problemas de programación lineal a gran escala en tiempo real (Wang, 1993). En tales aplicaciones, los algoritmos secuenciales existentes, como el simplex o los métodos de punto interior, son usualmente ineficientes debido a la limitación de su procesamiento secuencial (Gamez, et al., 2011).

En general, los algoritmos tradicionales pueden ser ineficientes ya que el tiempo de cálculo requerido para una solución, depende mucho de la dimensión y estructura de los problemas planteados (Li, 2008). Un posible enfoque, para la optimización en tiempo real, es aplicar redes neuronales artificiales; debido a su paralelismo masivo, el enfoque de redes neuronales puede resolver problemas de optimización de gran magnitud en tiempo real más rápido que los algoritmos de optimización más populares ejecutados en computadoras digitales de propósito general.

Para resolver el problema de gestión energética, consideramos una forma canónica de un problema de programación lineal descrita de la siguiente manera

$$\min \quad c^T v \quad (36)$$

$$Av \leq b \quad (37)$$

$$v \geq 0 \quad (38)$$

donde $v \in R^n$ es un vector columna de variables de decisión, $c \in R^n, b \in R^m$ son vectores columna de parámetros y $A \in R^{m \times n}$ es una matriz de coeficientes.

Por razones operativas, asumimos que la región factible denotada como \hat{V} no es vacío y limitado. Por lo tanto, un límite superior v_{max} existe como $0 \leq v \leq v_{max}$ for $i = 1, 2, \dots, n$. Además, la desigualdad de la ec. (34) puede convertirse fácilmente a igualdad mediante la adición de m variables de holgura. Sin pérdida de generalidad, consideramos a continuación el problema de programación lineal descrito como sigue

$$\min \quad c^T v \quad (39)$$

$$Av = b \quad (40)$$

$$0 \leq v_i \leq v_{max}, \quad i = 1, 2, \dots, n. \quad (41)$$

Para resolver un problema de optimización a través de la computación neuronal, la clave es proponer el problema en una red neuronal cuyo estado estable representa la solución al problema de optimización. En esta sección se aborda la configuración de las redes neuronales dinámicas propuestas para la resolución de programas lineales (Wang, 1993).

Las ecuaciones de estado de la red neuronal analógica se presentan de la siguiente manera

$$\dot{u}(t) = -\eta A^T A v(t) + \eta A^T b - c \xi(t) \quad (42)$$

$$v_i(t) = \frac{v_{max}}{1 + \exp[-\beta u_i(t)]}, \quad i = 1, 2, \dots, n \quad (43)$$

$$\xi(t) = \xi(0) \exp(-t/T) \quad (44)$$

donde $u(t) \in R^n$ es el vector de entrada instantáneo de la red a las neuronas y $v(t) \in R^n$ el vector del estado de la activación respectivamente. Las condiciones iniciales $u(0)$ y $v(0)$ no se especifican, $\xi(t) \in R^n$ es un vector de estado auxiliar y $\xi(0) > 0, \eta, \beta, y T$ son parámetros escalares positivos.

La red neuronal dinámica propuesta para la programación lineal consiste en n neuronas artificiales conectadas masivamente. Los pesos de conexión entre las neuronas están dados por $-\eta A^T A$ y los umbrales de polarización de las neuronas están dados por $\eta A^T b$.

La principal diferencia entre las redes recurrentes existentes para la optimización y la red neuronal recurrente dinámica propuesta radica en el tratamiento de sus procedimientos de penalización por violación de restricciones.

Para que una red neuronal realice un procedimiento de solución para un problema de programación lineal, el estado estable de una red neuronal debe representar, al menos, una solución factible en la región factible. Con este fin, se derivan dos teoremas demostrados en (Wang, 1993).

Teorema 1: El estado estacionario de la red neuronal propuesta representa una solución factible al problema de programación lineal (36), (37) y (38), $\lim_{t \rightarrow \infty} v(t) \in \hat{V}$.

Teorema 2: Si $T \gg \frac{4}{\beta V_{max} \lambda_{min}}$ donde $\lambda_{min} = \min\{\lambda_i; i = 1, 2, \dots, \min\{m, n\}\}$ y λ_i es el i – ésimo valor propio no nulo de $\eta A^T A$, entonces el estado estacionario de la red neuronal propuesta representa una solución óptima al problema de programación lineal (36), (37) y (38), $\lim_{t \rightarrow \infty} v(t) = \arg \min_{v \in \hat{V}} c^T v$.

De acuerdo con el teorema 1, la estabilidad asintótica de la red neuronal propuesta implica la viabilidad de la solución generada por la red neuronal.

6.4. Costos de operación del SHGE

6.4.1. Costos de operación de los sistemas eólico y solar

Los costos de operación de los sistemas eólico y solar del SHGE se calculan de acuerdo al Costo Unitario Normalizado de Electricidad (LUCE, por su nombre en inglés (“*Levelized Unit Cost of Electricity*”)) y a la cantidad de energía obtenida de dichas fuentes de energía. El LUCE, depende del costo de capital del equipo que constituye el sistema, costo del mantenimiento, entre otros, como se explica en (M. Nouni, S. Mullick, y T. Kandpal, 2006). Los aspectos básicos para determinar el costo de capital y el LUCE son explicados en esta subsección.

En el caso del sistema eólico, el costo de capital está dado por

$$C_{SE} = C_{te} + C_{ie} + C_{me} \quad (45)$$

donde el costo de capital del subsistema eólico es C_{SE} , C_{te} es el costo del generador eólico, incluyendo la torre y el controlador, C_{ie} es el costo del inversor y C_{me} es el costo de componentes misceláneos, de la obra civil e instalación.

Para el sistema solar se tiene

$$C_{SS} = C_{mf} + C_{is} + C_{ms} \quad (46)$$

donde el costo de capital del subsistema solar es C_{SS} , C_{mf} es el costo de los módulos fotovoltaicos, C_{is} es el costo del inversor y C_{ms} es el costo misceláneo.

El LUCE es uno de los indicadores utilizados comúnmente para la evaluación del desempeño financiero de energía renovable basada en sistemas de suministro de potencia descentralizada tales como sistemas eólicos y solar (Nouni, et al., 2007). El LUCE puede ser determinado como la tasa del costo total anualizado respecto a la energía suministrada anual por el sistema. El costo total anualizado se calcula tomando en consideración los costos de capitales de los diferentes componentes de cada subsistema, la operación anual y costos de mantenimiento. Para anualizar el costo, el factor de recuperación del capital (CRF) (P. Sharma y V. Agarwal, 2008) es empleado. El CRF de los distintos equipos que conforman el sistema es diferente, tal como cada uno de ellos tienen una tasa de descuento y periodo de vida útil diferentes.

6.4.2. Costos del ciclado en baterías

El costo del ciclado de la energía (carga y posterior descarga), correspondiente a una cierta potencia P (kW) durante 15 minutos en las baterías, incluyendo las pérdidas de energía en las baterías, puede ser calculado como (Dufo, 2007)

$$C_{ebat} = \frac{\left(\frac{1}{4}\right) \cdot P \cdot 1000 \cdot C_{bat}}{C_N \cdot N_{bat_p} \cdot U_{DC} \cdot N_{cycles_eq} \cdot \eta_{global_bat}} \quad (47)$$

donde

C_{bat}	Costo de adquisición del banco de baterías.
C_N	Capacidad nominal de la batería.
N_{bat_p}	Número de baterías en paralelo.
U_{DC}	Tensión del bus de corriente continua.
$N_{cycles_{eq}}$	Promedio de vida de una batería en ciclos equivalentes.
$\eta_{global_{bat}}$	Rendimiento total de las baterías (del proceso total carga/descarga).

Se ha supuesto que las baterías pueden ciclar una cierta cantidad de energía que, dividida por su capacidad nominal, permite calcular la vida media en ciclos equivalentes. En C_{ebat} no se incluyen los gastos de operación y mantenimiento de las baterías ya que se considera que son costos fijos anuales y, por lo tanto, no dependen del funcionamiento de las mismas.

6.5. Determinación de coeficientes de costo

En el caso del sistema eólico se consideran los siguientes datos

Capacidad nominal	Generador eólico y torre	Inversor	Compuestos miscelaneos	Total
20 kW	\$ 570,959.00	\$246,813.00	\$ 90,864.00	\$908,636.00

Tabla. 1. Costos de los componentes del sistema eólico.

En la Tabla 2, se presentan los valores base de los parámetros de entrada usados para la evaluación tecnológica-económica del sistema eólico que se indican en (Nouni, et al., 2006)

Parametro de entrada	Unidad	Valor
Costo de mantenimiento del aerogenerador eólico como fracción de su costo capital	fracción	0.02
Tasa de descuento	fracción	0.1
Tiempo de vida útil del controlador de turbina eolica e inversor	años	10
Tiempo de vida útil de los componentes misceláneos	años	20
Tiempo de vida útil del generador eolico	años	20

Tabla. 2. Parámetros utilizados para la evaluación tecnológica-económica del sistema eólico.

En el caso del sistema solar se consideran los siguientes datos

Capacidad nominal	Módulos fotovoltaicos	Inversor	Componentes misceláneos	Total
21.75 kW	\$ 414,520.00	\$246,813.00	\$ 95,786.00	\$757,119.00

Tabla. 3. Costos de componentes del sistema solar.

Parámetro de entrada	Unidad	Valor
Costo de mantenimiento anual como una fracción de su costo capital	fracción	0.03
Tasa de descuento	fracción	0.1
Tiempo de vida útil del controlador del inversor	años	10
Tiempo de vida útil de los componentes misceláneos	años	20
Tiempo de vida útil del módulo fotovoltaico	años	20

Tabla. 4. Parámetros utilizados para la evaluación tecnológica-económica del sistema solar.

6.6. Resultados en simulación

Para lograr la optimización de la operación de un SHGE es necesario conocer las capacidades de generación de las diversas fuentes de energía renovables con las que se cuenta: el sistema eólico y solar, así como también estimar la demanda energética en un periodo de tiempo determinado. Para cumplir este propósito se requiere realizar la predicción de generación y demanda energética, con la capacidad de hacer estimaciones a partir de datos previamente medidos.

Se presentan los resultados de simulación para la optimización de la operación del SHGE de la red instalada en la Facultad de ingeniería de Universidad Autónoma de Yucatán (UADY). Para realizar las simulaciones del SHGE, se emplean predicciones de velocidad de viento, potencia fotovoltaica y demanda energética usando redes neuronales de alto orden. Cada muestra de las series de tiempo utilizada en cada proceso de predicción, es la medición promedio en intervalos de 15 minutos. En la *Figura 44*, se presenta la predicción de la velocidad de viento, con un aceptable error de estimación por parte de la red neuronal.

Se implementa un predictor de red neuronal para la velocidad de viento y para la potencia eólica, con base en el método de entrenamiento de filtro de Kalman. Como primera etapa se determina la dimensión óptima del vector, a continuación, seleccionamos el número de unidades ocultas para ambas capas ocultas. El entrenamiento de la red se lleva a cabo utilizando los datos por 15 minutos para 5 días.

Para entrenar la red neuronal de alto orden (HONN) para cada variable, seguimos los siguientes parámetros de diseño para cada red neuronal: 8 entradas correspondientes a la velocidad de viento y potencia generada, se seleccionaron 7 regresores, 8 elementos en la capa oculta, 1 neurona en la capa de salida, 250 iteraciones máximo, los valores iniciales para pesos sinápticos seleccionados al azar. Se obtuvo un buen horizonte de predicción con un error cuadrático medio de 0.0048 para la predicción de la velocidad del viento y 0.0050 para la potencia eólica.

El sistema eólico cuenta con dos turbinas eólicas de 10kW. Por lo tanto, para obtener la potencia eólica total, se multiplica por dos los resultados del modelo eólico. La potencia eólica total se aplica al modelo matemático del inversor, para obtener la eficiencia del sistema, y éstos resultados se muestran en la *Figura 46* y *Figura 47*.

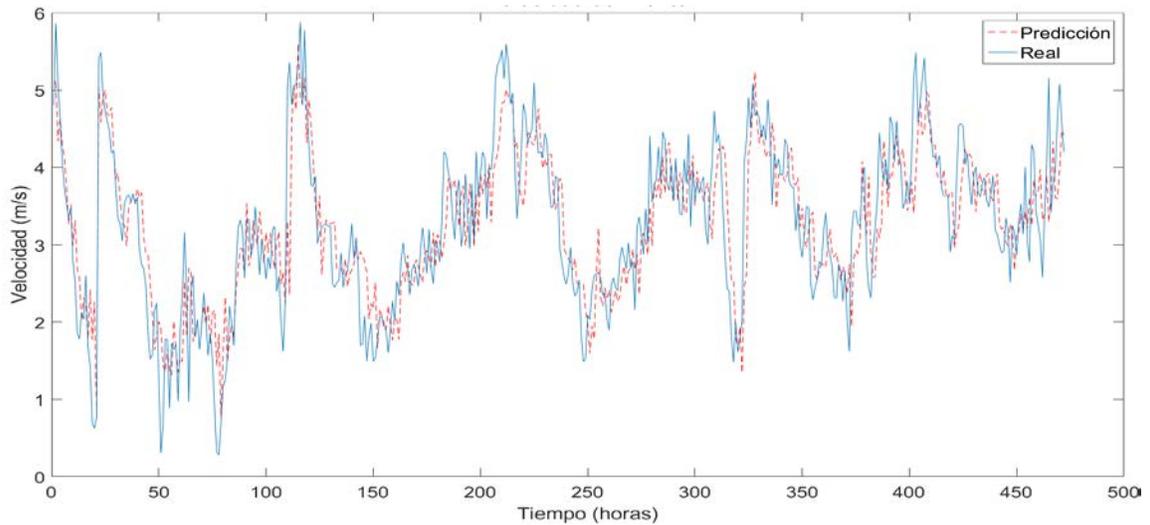


Figura 44. Predicción de velocidad de viento (cinco días).

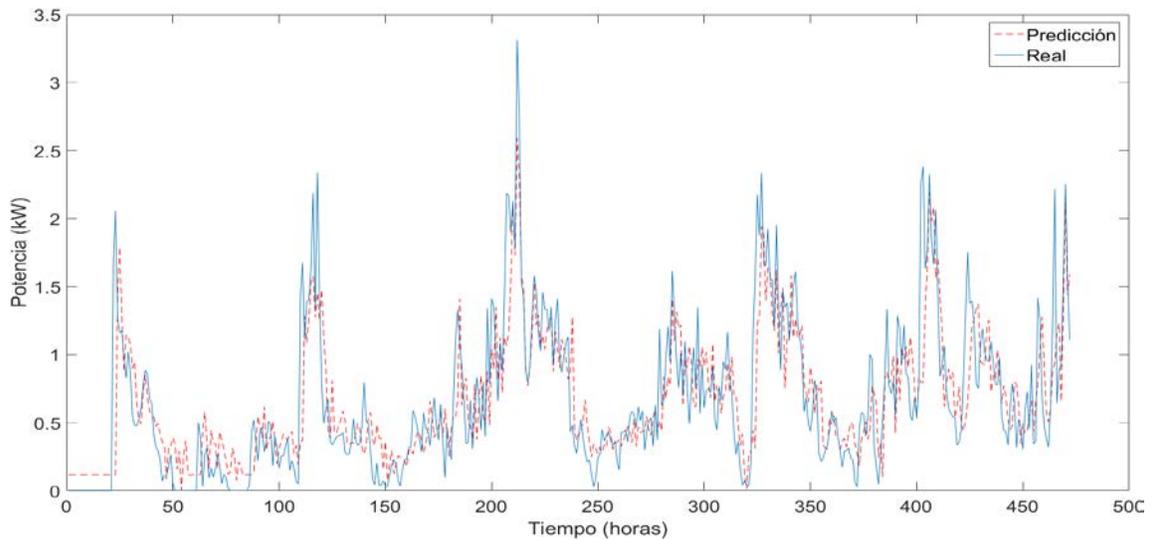


Figura 45. Predicción de potencia eólica (cinco días).

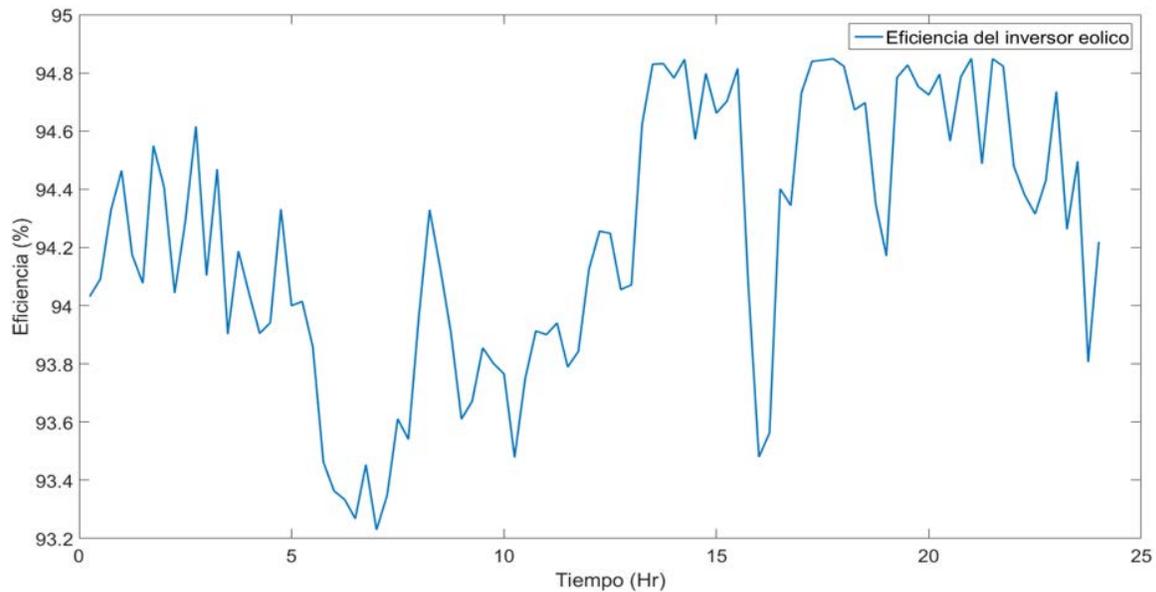


Figura 46. Eficiencia del inversor eólico (un día).

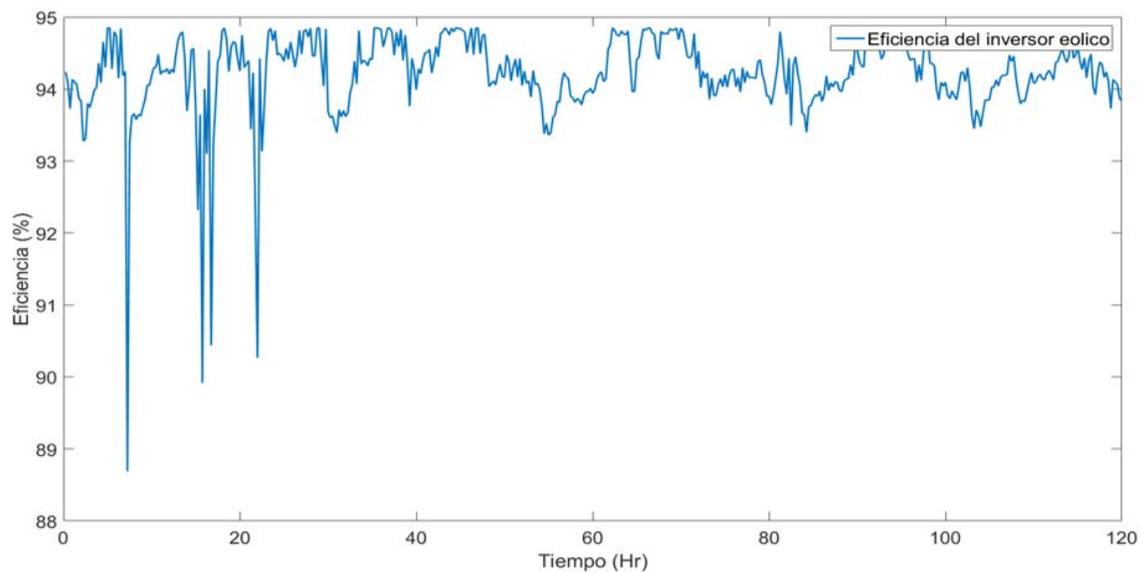


Figura 47. Eficiencia del inversor eólico (cinco días).

La potencia fotovoltaica total generada por 87 paneles, se aplica al modelo matemático del inversor, para obtener la potencia del sistema fotovoltaico, y estos resultados se muestran en la *Figura 48* y se usa una red neuronal recurrente para realizar la predicción de la generación fotovoltaica.

Para la predicción de generación de fotovoltaica, se seleccionaron 7 regresores que se incluyen en el vector de entrada de la red neuronal para la medición de la serie de tiempo de la salida de potencia de la instalación. Se seleccionaron 10 neuronas en la capa oculta, 1 neurona de salida, 200 iteraciones máximo, los valores iniciales para pesos sinápticos aleatorios y un error cuadrático medio de 0.00063. Los datos son normalizados antes de ser procesados por la red y la salida de la red es escalada para obtener los valores reales. En la *Figura 49* y *Figura 50*, se muestra la eficiencia del inversor fotovoltaico.

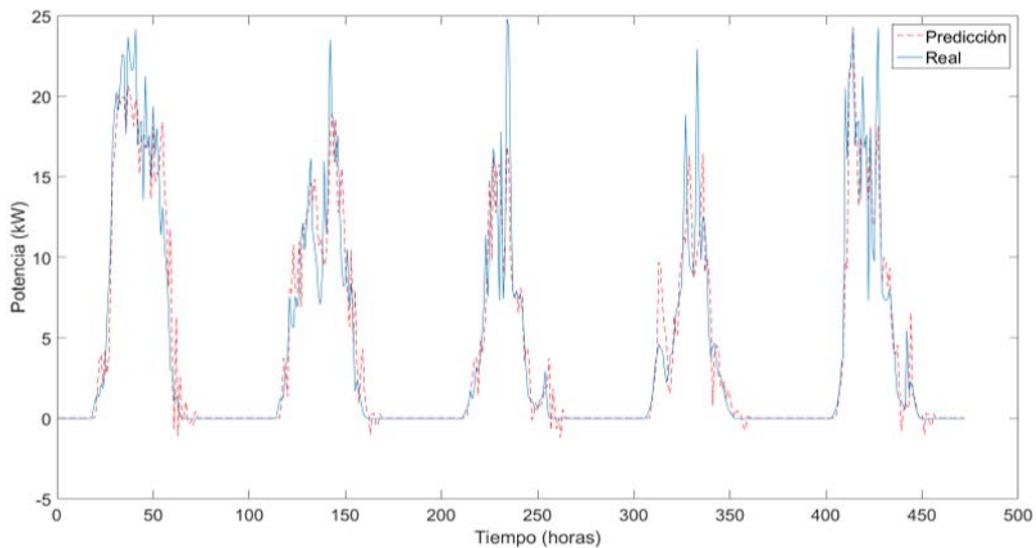


Figura 48. Predicción de potencia del sistema fotovoltaico (cinco días).

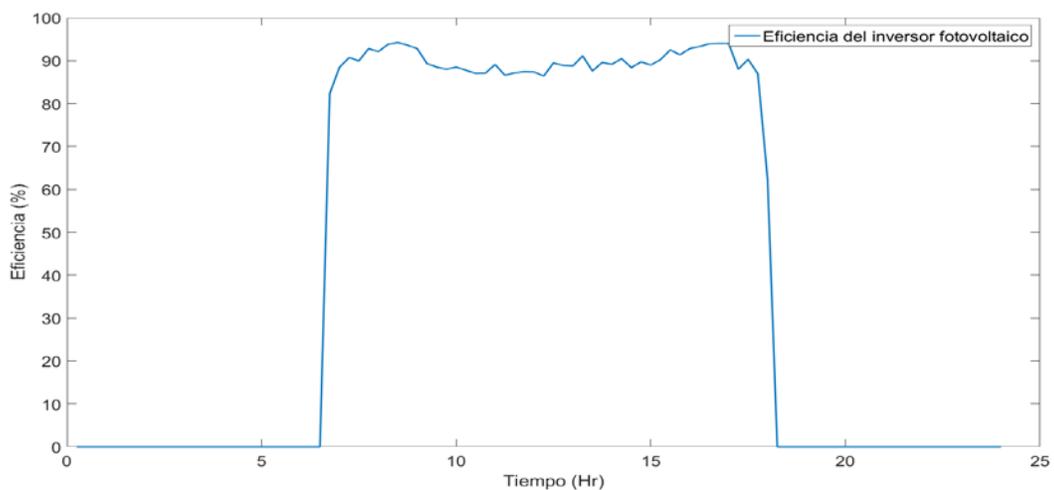


Figura 49. Eficiencia del inversor fotovoltaico.

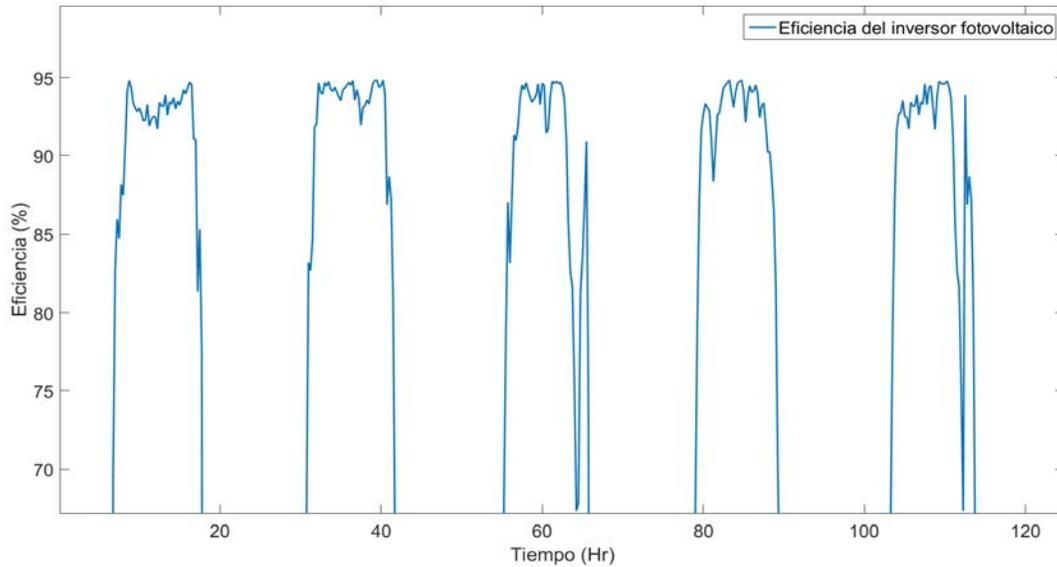


Figura 50. Eficiencia del inversor fotovoltaico (cinco días).

Para la predicción de demanda energética, seleccionamos 7 regresores, 8 neuronas en la capa oculta, 1 neurona en la capa de salida, 200 iteraciones máximo, los valores iniciales para pesos sinápticos aleatorios y un error como medida de desempeño de 1×10^{-4} . La *Figura 51* muestra que la predicción se realiza con éxito con un buen horizonte de predicción y un error cuadrático medio $E=0.00012$.

En la *Figura 51*, se presenta la predicción de la demanda energética utilizada en la simulación del SHGE. Para llevar a cabo la predicción de la demanda de energía se emplearon datos previamente obtenidos correspondientes al consumo de energía del edificio de mecatrónica de la facultad de ingeniería de la UADY.

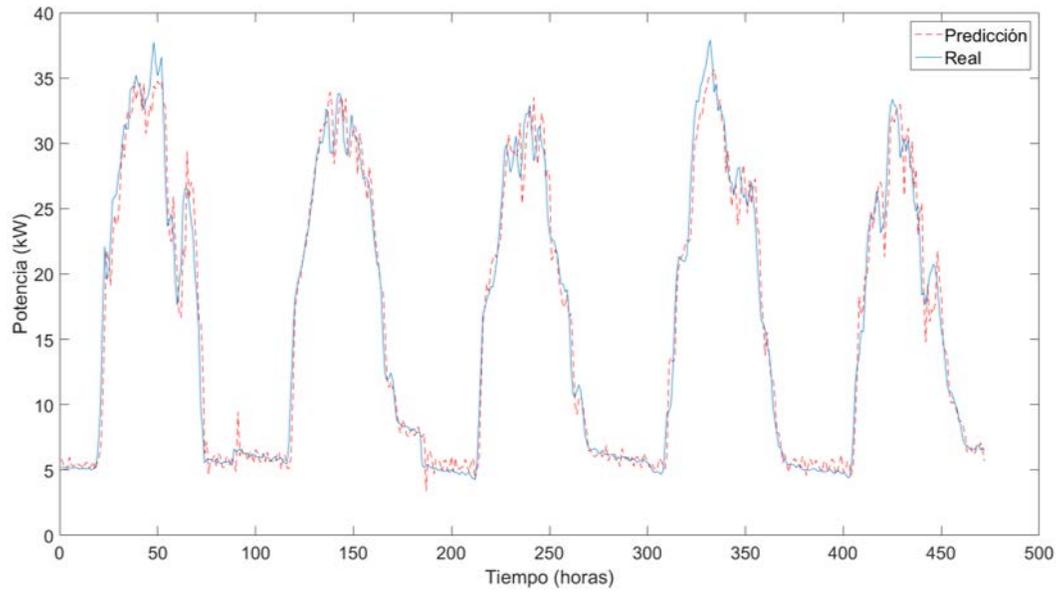


Figura 51. Predicción de la demanda de potencia (cinco días).

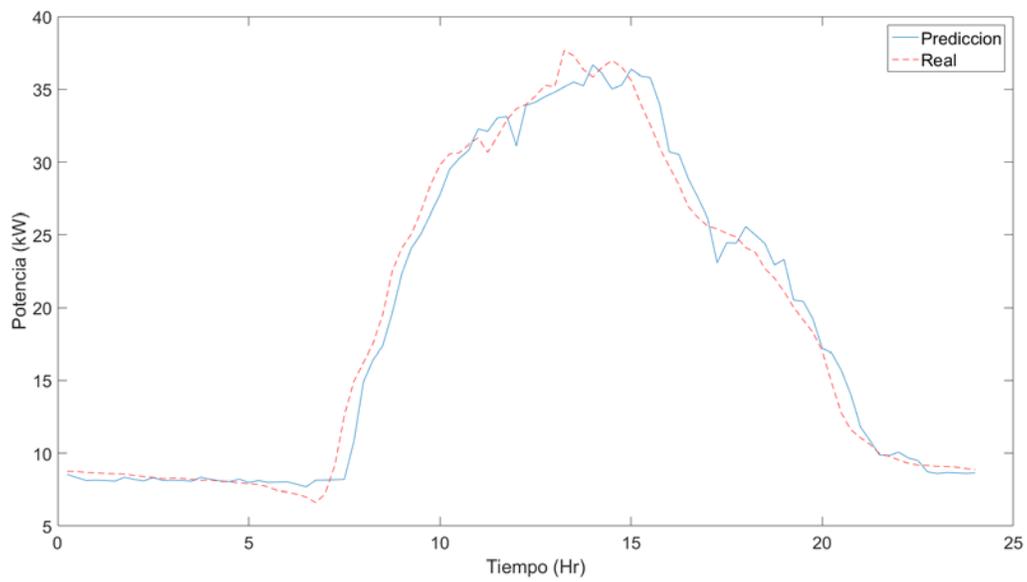


Figura 52. Predicción de la demanda de potencia (un día).

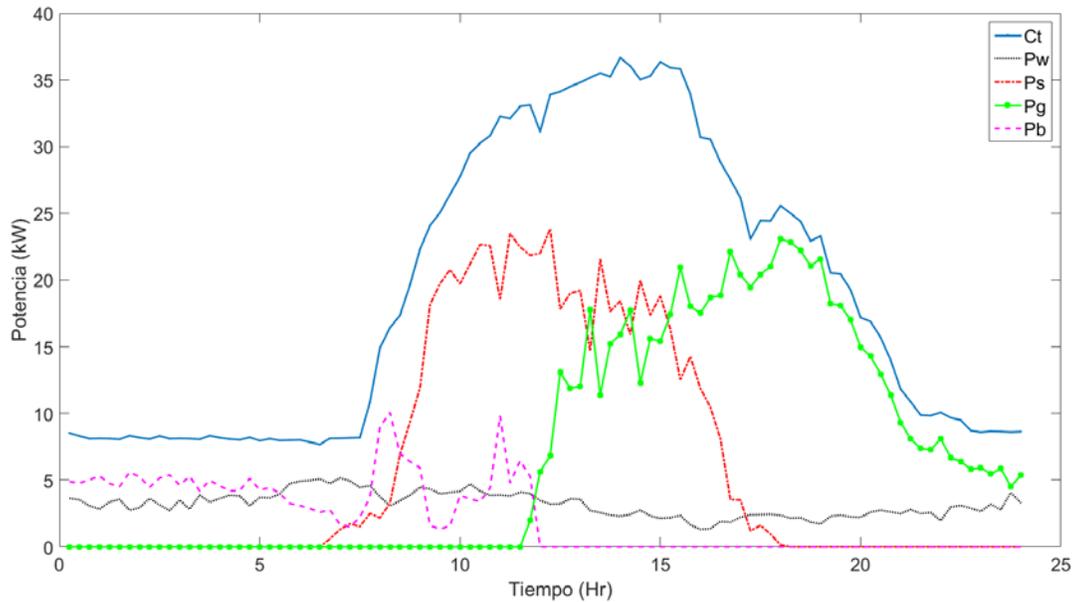


Figura 53. Simulación total de la red propuesta (un día).

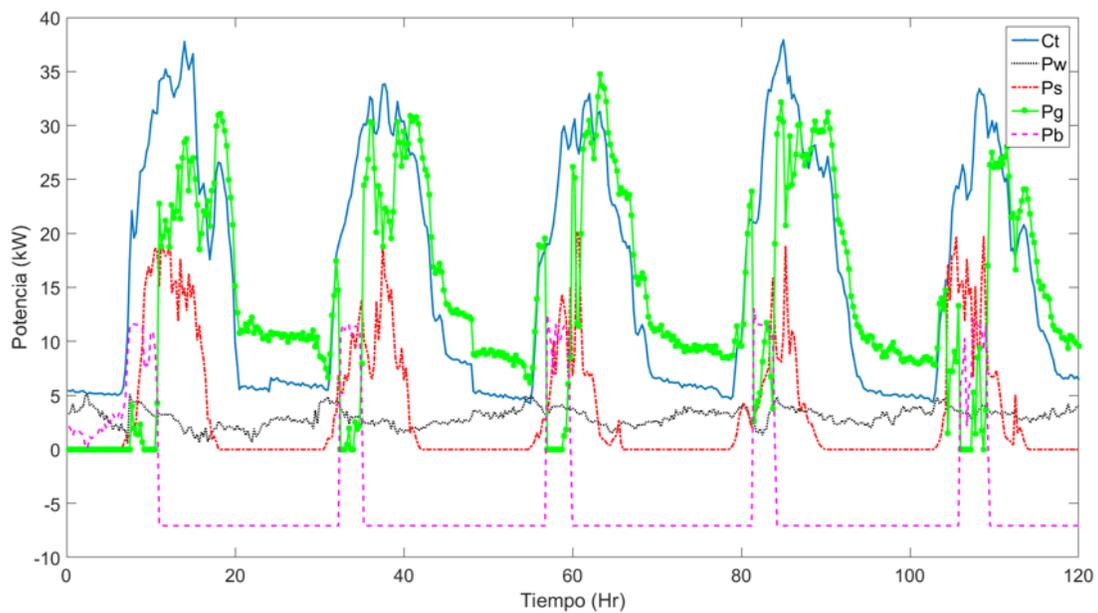


Figura 54. Simulación total de la red propuesta (cinco días).

A partir de las predicciones y el esquema tarifario, el algoritmo determinará si es necesario realizar almacenamiento de energía en el banco de baterías y cuando ésta debe ser utilizada, tomando como restricciones los requerimientos de estado de carga máximo y mínimos de las baterías. Por otra parte, en el caso en que la

potencia actual entregada por el sistema fotovoltaico y eólico no sea suficiente para satisfacer la demanda, el sistema de gestión determinará la cantidad potencia que deberá adquirir de la red pública.

Una vez obtenidas las predicciones correspondientes a la potencia y velocidad de viento, generación fotovoltaica y demanda energética, se emplearon en una red neuronal recurrente de alto orden, en donde se realiza la gestión de las cargas energéticas. En la Figura 53 y Figura 54 se muestran las gráficas correspondientes a 1 día, y 5 días de generación y consumo respectivamente. De acuerdo a los resultados obtenidos en la simulación se observa que la demanda energética es siempre mayor a la generación de los sistemas eólicos, fotovoltaicos y banco de baterías, por lo que el sistema determina la cantidad faltante de potencia y ésta se adquiere de la red pública.

De acuerdo a los resultados obtenidos en la simulación se obtiene que el costo total de operación de la red es de \$1395.70, donde el consumo de energía diaria de la red de CFE en kWh es 172.85 y el consumo de energía mensual de la red de CFE en kWh es 5185.73.

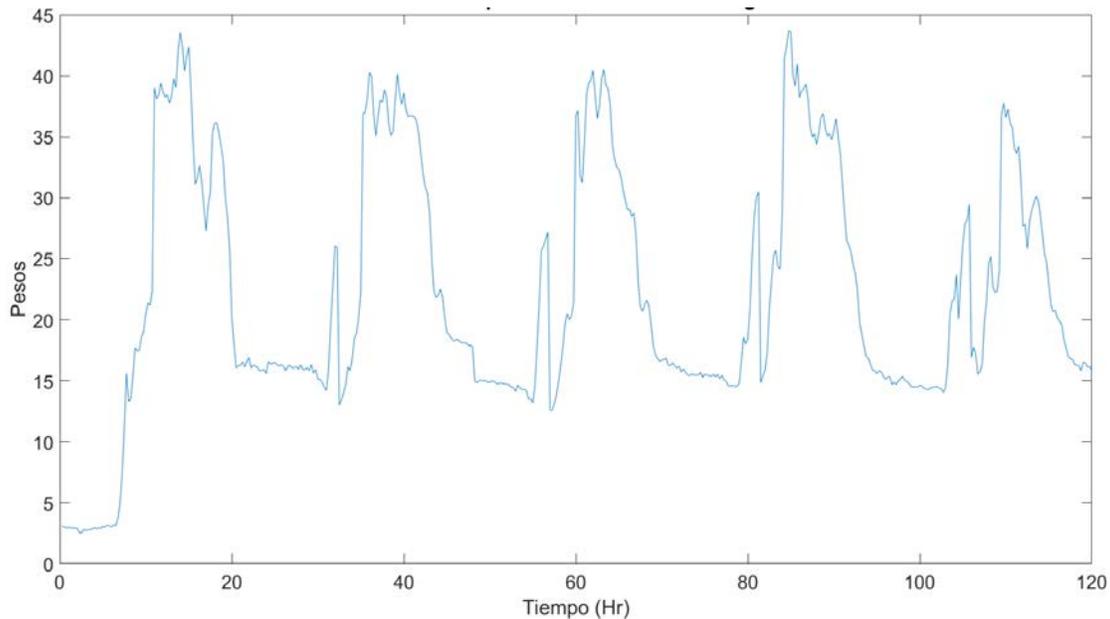


Figura 55. Costos de operación de la red de energía pública.

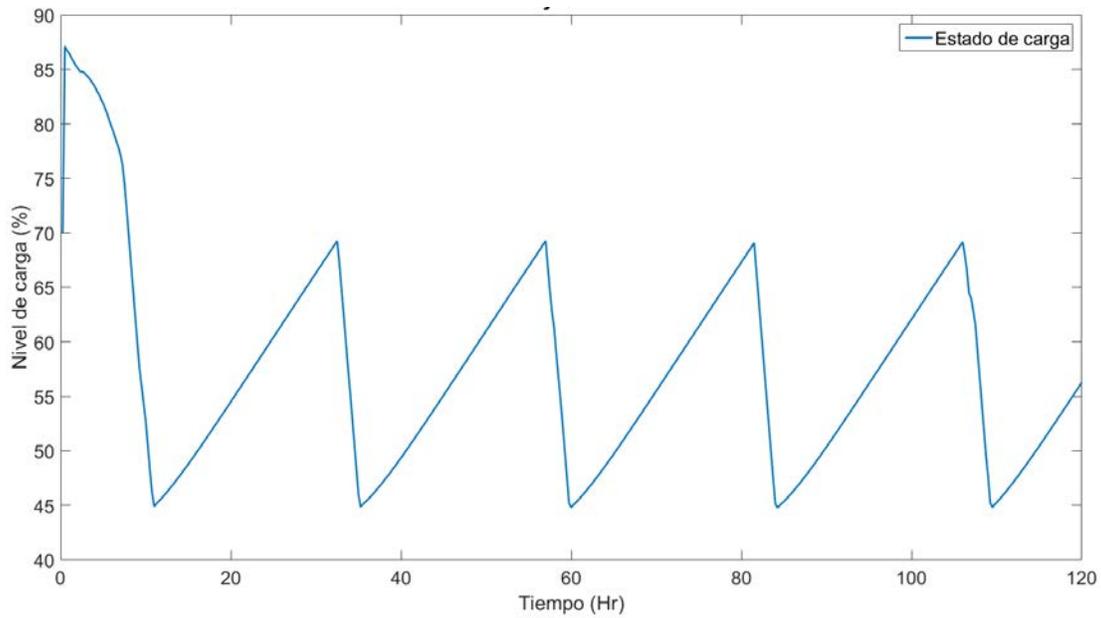


Figura 56. Estado de carga de baterías.

En la Figura 56 se muestra el estado de carga de las baterías en la operación del sistema durante 5 días, como se observa el comportamiento de carga y descarga es muy lineal, este comportamiento se debe a que la demanda energética es siempre mayor a la energía generada y almacenada, por lo que las baterías están en constante funcionamiento. El sistema se comporta correctamente dentro del rango de los parámetros establecidos.

Conclusiones

En este trabajo de tesis, se realizó la optimización de la operación de una micro-red de energía eléctrica basada en redes neuronales recurrentes. De acuerdo a los resultados obtenidos en este trabajo, se establece que la configuración de red propuesta resulta ser funcional. Además, a partir de la configuración propuesta se logra implementar en simulación los modelos matemáticos de los diferentes elementos del sistema. Se logró el objetivo de determinar las cantidades óptimas de energía para los sistemas eólico, solar, baterías y la red de energía eléctrica de CFE.

Se empleó una red neuronal recurrente, la cual se propuso para optimizar la operación del SHGE; para lograrlo se realizaron los ajustes necesarios al problema de programación lineal original. Además, esta red neuronal recurrente es capaz de resolver el problema de optimización, sin necesidad de realizar ajustes adicionales. Se diseñaron los programas computacionales necesarios para simular la operación óptima del SHGE. Los resultados de simulación, demuestran que el desempeño de la red neuronal optimizadora diseñada es óptimo para el objetivo de este trabajo.

La importancia de contar con un sistema permanente de medición, es que lleva a los usuarios tarde o temprano a lograr mejoras en el sistema eléctrico y a la obtención de ahorros de energía sustentados en una base real de comparación, así como en una verdadera administración del flujo energético.

Los resultados de este trabajo podrán extenderse para el monitoreo de generación de energía de diferentes tipos de fuentes renovables contando con datos en tiempo real para posteriormente implementarse en un sistema de gestión de micro redes empleando redes neuronales artificiales, tomando decisiones de donde tomar la energía demandada de acuerdo a datos de generación obtenidos, y costos de generación de las distintas fuentes de energía.

Cabe resaltar que cada vez, adquiere mayor importancia el conocer la eficiencia de una red eléctrica, lo que se convierte en herramienta fundamental para reducir el impacto tanto económico como ambiental.

Referencias

- [1] A. Wolf, J. B. Swift, H. L. Swinney, y J. A. Vastano. (1985). Determining Lyapunov exponents from a time series. 285-317.
- [2] A. Y. Alanis, L. J. Ricalde, y E. N. Sanchez. (2009). High Order Neural Networks for wind speed time series prediction. *International Joint Conference* (pp. 76-80). Atlanta, GA, USA: IEEE.
- [3] B. Ai, H. Yang, H. Shen, y X. Liao. (2003). Computer-aided design of PV/wind hybrid system. 1491-1512.
- [4] B. Wichert, W. L. (1999). First Experiences with a Novel Predictive Control Strategy for PV-Diesel Hybrid Energy Systems.
- [5] C. E. Zoumas, A. G. Bakirtzis, J. B. Theocharis, y V. Petridis. (2004). A genetic algorithm solution approach to the hydrothermal coordination problem. *IEEE Transactions*, 1356-1364.
- [6] C. Nayar, S. Phillips, W. James, T. Pryor, y D. Remmer. (1993). Novel wind/diesel/battery hybrid energy system. 65-78.
- [7] Catzin, G. (2011). Predicción de la velocidad del viento mediante redes neuronales de alto orden entrenadas con el filtro extendido de kalman. Mérida, Yucatán, México: Universidad Autónoma de Yucatán.
- [8] Ceraolo, M. (2000). New Dynamical Models of Lead-Acid Batteries. 1184-1190.
- [9] Chenlo, J. C. (1994). Lead/acid batteries for photovoltaic applications. Test results and modeling. *Journal of Power Sources*, 109-118.
- [10] Chenlo, J. C. (1994). Lead/acid batteries for photovoltaic applications. Test results and modeling. *Journal of Power Sources*, 109-118.
- [11] Corona, V. (2014). Control de voltaje mediante inversores fotovoltaicos en redes eléctricas inteligentes. In *Tesis de Maestría*. Mérida: Universidad Autónoma de Yucatán.

- [12] D. Das, R. Esmaili, L. Xu, y D. Nichols. (2005). An optimal design of a grid connected hybrid wind/photovoltaic/fuel cell system for distributed energy production. *Industrial Electronics Society*, 2499-2504.
- [13] Daubechies, I. (1990). The Wavelet Transform, Time-Frequency Localization and Signal Analysis. IEEE Transactions.
- [14] Dufo, R. (2007). Dimensionado y Control Óptimo de Sistemas Híbridos aplicando Algoritmos Evolutivos. Zaragoza, España.
- [15] E. N. Sánchez, A. Alanís. (2006). *Redes Neuronales. Conceptos Fundamentales y Aplicaciones a Control Automático*. Madrid, España: Pearson-Prentice Hall.
- [16] E. N. Sanchez, A. Y. Alanis, y J. Rico. (2004). Electric load demand prediction using neural networks trained by kalman filtering. *IEEE International Joint Conference*, (pp. 2771-2775). Budapest, Hungary.
- [17] Energy, U.S. Department. (2015). *International Energy Statistics, Energy Information Administration*. Washington, D.C.
- [18] F. Torres. (2006). Energías Renovables para el Desarrollo Sustentable en México. *SENER*.
- [19] G. Araujo, E. Lorenzo. (1994). Electricidad Solar: Ingeniería de los Sistemas Fotovoltaicos. España: PROGNSA.
- [20] G. Carrasco, P. Galimberti, y J. Barral. (2000). Desarrollo de componentes de sistemas fotovoltaicos para simulación bajo distintas condiciones climáticas. *Universidad Nacional de Río Cuarto*.
- [21] G. Winkler, C. Meisenbach, M. Hable, y P. Meier. (2001). Intelligent energy management of electrical power systems with distributed feeding on the basis of forecasts of demand and generation. *16th International Conference and Exhibition*. Amsterdam, Netherlands.
- [22] Güler, M. (1999). Neural Classifiers for Learning Higher-Order Correlations. *Turkish Journal of Physics*, 39-46.

- [23] H. Dehbonei, C. V. Nayar, y L. Chang. (2003). A New Modular Hybrid Power System. *IEEE International Symposium*, (pp. 985-990).
- [24] H. El-Tamaly, F. El-Kady, y B. Mohammed. (2004). Study the optimal operation of electric PV/B/D generation system by neural networks. *International Conference*, (pp. 887-890). Cairo, Egypt.
- [25] H. Tischer, G. Verbic. (2012). Towards a smart home energy management system - A dynamic programming approach. *IEEE*.
- [26] H. x. Guo, J. Wu, L. f. Kong, y X. h. Qiu. (2009). Distributed hybrid wind-PV power system based on multiagent. *3rd International Conference*, (pp. 1-3). Hong Kong, China.
- [27] I. Procaccia, P. Grassberger. (1993). Estimation of the Kolmogorov entropy from a chaotic signal. *Physical Review*, 2591-2593.
- [28] J. Manwell, A. Rogers, G. Hayman, C. Avelar, J. McGowan, U. Abdulwahid, y K. Wu. (1998). A Hybrid System Simulation Model.
- [29] J. Tang, P. Luh. (1995). Hydrothermal scheduling via extended differential dynamic programming and mixed coordination. 2021-2028.
- [30] Jie, W. (2009). Control technologies in distributed generation system based on renewable energy. *Power Electronics Systems and Applications*, 1-14.
- [31] K. Kalaitzakis, E. Koutroulis. (2004). Novel battery charging regulation system for photovoltaic applications. *Electric Power Applications, IEE Proceedings*, 191 - 197.
- [32] L. J. Ricalde, E. Ordonez, M. Gamez, y E. N. Sanchez. (2011). Design of a smart grid management system with renewable energy generation. *IEEE Symposium*, (pp. 1-4). Paris, France.
- [33] L. J. Ricalde, G. A. Catzin, A. Y. Alanis, y E. N. Sanchez. (2011). Higher Order Wavelet Neural Networks with Kalman learning for wind speed forecasting. *IEEE Symposium*, (pp. 1-6). Paris, France.
- [34] L. R. Phillips, L. Weiland, R. B. Smith, y H. E. Link. (2006). Agent-based

control of distributed infrastructure resources. In D. o. Energy. United States: Sandia National Laboratories.

- [35] Lagunas, J. (2004). Control Supervisorio Difuso para un Sistema Híbrido de Generación Eléctrica.
- [36] Li, W. (2008). A new neural network approach of linear programming. *Machine Learning and Cybernetics*, 723-727.
- [37] Liang, R. H. (1999). A neural-based redispatch approach to dynamic generation allocation. *IEEE Transactions*, 1388-1393.
- [38] Liao, R. H. Liang y J. H. (2007). A fuzzy-optimization approach for generation scheduling with wind and solar energy systems. *IEEE Transactions*, 1665-1674.
- [39] M. Ashari y C. Nayar. (1999). An Optimum Dispatch Strategy using set points for a Photovoltaic (PV)-Diesel-Battery Hybrid Power System. *Solar Energy*, 1-9.
- [40] M. Borja, R. Gonzalez, F. Mejía, J. Hacuz, M. Medrano, y R. Saldaña. (1998). Estado del arte y tendencias de la tecnología eoloeléctrica.
- [41] M. Gamez Urias, E. Sanchez, y L. Ricalde. (2014). Electrical Microgrid Optimization via a New Recurrent Neural Network. *IEEE Systems Journal*, 1-9.
- [42] M. Gamez, E. N. Sanchez, y L. J. Ricalde. (2011). Optimal operation via a recurrent neural network of a wind-solar energy system. *The 2011 International Joint Conference*, (pp. 2222-2228). San Jose, CA, USA.
- [43] M. Gamez, E. Sanchez, y L. Ricalde. (2012). Optimal Operation of an Electrical Microgrid via Recurrent Neural Network. *World Automation Congress (WAC)*, (pp. 1-6). Puerto Vallarta, México.
- [44] M. Kolhe, K. Agbossou, J. Hamelin, y T. Bose. (2003). Analytical model for predicting the performance of photovoltaic array coupled with a wind turbine in a stand-alone renewable energy system based on hydrogen. 727-742.

- [45] M. Kolhe, K. Agbossou, J. Hamelin, y T. Bose. (2003). Analytical model for predicting the performance of photovoltaic array coupled with a wind turbine in a stand-alone renewable energy system based on hydrogen. 727-742.
- [46] M. Liserre, R. C. (2011). Overview of Multi-MW Wind Turbines and Wind Parks. *IEEE*.
- [47] M. Marhl, S. Kodba. (2005). Detecting chaos from a time series. *European journal of physics*, 205.
- [48] M. Marwali, M. Haili, S. Shahidehpour, y K. Abdul-Rahman. (1998). Short-term generation scheduling in photovoltaic-utility grid with battery storage. *IEEE Transactions*, 1057-1062.
- [49] M. Nouni, S. Mullick, y T. Kandpal. (1998). Short-term generation scheduling in photovoltaic-utility grid with battery storage. *IEEE Transactions*, 1057-1062.
- [50] M. Nouni, S. Mullick, y T. Kandpal. (2006). Photovoltaic projects for decentralized power supply in India: a financial evaluation. 3727-3738.
- [51] M. Nouni, S. Mullick, y T. Kandpal. (2007). Techno-economics of small wind electric generator projects for decentralized power supply in India. *Energy Policy*, 2491-2506.
- [52] M. T. Rosenstein, J. J. Collins, y C. J. De Luca. (1993). A practical method for calculating largest Lyapunov exponents from small data sets. *Physica D: Nonlinear Phenomena*, 117-134.
- [53] Maejima, T. (2010). Improvement of quality of electricity distribution system using matrix converter. *IEEE*.
- [54] Mejía, F. (2001). Informe del proyecto 11692: Estudio Experimental para la Caracterización del Sistema Híbrido Solar-Eólico de Pachuca, Hidalgo. Cuernavaca, Morelos, México.
- [55] N. H. Packard, J. P. Crutchfield, J. D. Farmer, y R. S. Shaw. (1980). Geometry from a Time Series. *Physical Review Letters*, 712-716.

- [56] N. Hatziargyriou, A. L. Dimeas. (2005). Operation of a multiagent system for microgrid control. *Power Systems, IEEE Transactions*, 1447-1455.
- [57] N. Razak, M. Bin Othman, y I. Musirin. (2010). Optimal sizing and operational strategy of hybrid renewable energy system using homer. *Power Engineering and Optimization Conference*, (pp. 495-501). Shah Alam, Selangor, Malaysia.
- [58] Oviedo, R. (2014). Ecoisland: A hydrogen refueler and storage system with renewable energy sources. *IEEE PES*, 1-5.
- [59] P. H. Chen, H. C. Chang. (1996). Genetic aided scheduling of hydraulically coupled plants in hydro-thermal coordination. *IEEE Transactions*, 975-981.
- [60] P. Sharma y V. Agarwal. (2008). Optimization of Operational Energy Cost in a Hybrid Distributed Generation System. *Industrial and Information Systems*, 1-6.
- [61] P. Strauss, B. Burger, P. Funtan, W. Kleinkauf, y O. Haas. (2000). PV Hybrid Systems and Micro Grids with new Standard Power Components. *PV Hybrid Power Systems Conference*. France.
- [62] R. Chedid y Y. Saliba. (1996). Optimization and control of autonomous renewable energy systems. *International Journal of Energy Research*, 609-624.
- [63] R. Chedid, S. Rahman. (1997). Unit sizing and control of hybrid wind-solar power systems. *IEEE Transactions*, 7985.
- [64] R. H. Liang, Y. Hsu. (1994). Fuzzy linear programming: An application to hydroelectric generation scheduling. *IEE Proceedings-Generation*, 568-574.
- [65] R. Newnham, W. Baldsing. (2002). Bene"ts of partial-state-of-charge operation in remote-area power-supply systems. *Journal of power sources*, 273-279.
- [66] Ross, M. M. (2001). A simple but comprehensive lead-acid battery model for hybrid system simulation. *Proceedings of PV Horizon: Workshop on Photovoltaic Hybrid Systems*. Montreal, Canada.

- [67] Ross, M. M. (2001). A simple but comprehensive lead-acid battery model for hybrid system simulation. In *Proceedings of PV Horizon: Workshop on Photovoltaic Hybrid Systems*. Montreal, Canada.
- [68] S. Duryea, S. Islam, y W. Lawrance. (1999). A battery management system for stand alone photovoltaic energy systems. *Industry Applications Conference. Thirty-Fourth IAS Annual Meeting. Conference Record of the IEEE*, (pp. 2649-2654). Phoenix, AZ, USA.
- [69] S. Sato, M. Sano, y Y. Sawada. (1987). Practical Methods of Measuring the Generalized Dimension and the Largest Lyapunov Exponent in High Dimensional Chaotic Systems. *Progress of Theoretical Physics*, 1-5.
- [70] S. Silvestre, L. Castaner. (2002). *Modelling Photovoltaic Systems Using PSpice*. England.
- [71] SENER. (2015). *Programa de Desarrollo del Sector Eléctrico Nacional*. México D.F.
- [72] T. Maxwell, C. L. Giles. (1987). Learning, invariance, and generalization in high-order neural networks. *Applied optics*, 4972-4978.
- [73] T. Torikai, T. Takesue, Y. Toyota, y K. Nakano. (1992). Research and development of model-based battery state of charge indicator. *Industrial Electronics, Control, Instrumentation, and Automation*, 996-1001.
- [74] T. Werner y J. Verstege. (1999). An evolution strategy for short-term operation planning of hydrothermal power systems. *IEEE Transactions*, 1362-1368.
- [75] Takens, F. (1980). Detecting strange attractors in turbulence. In Warwick, *Dynamical Systems and Turbulence* (pp. 366-381). Springer Berlin Heidelberg.
- [76] Tekiner M. (2012). Electric power system generation expansion plans considering the impact of Smart Grid technologies. *International Journal of Electrical Power and Energy Systems*, 229-239.

- [77] Usher, E. (1998). Report IEA PVPS T3-05: Recommended Practices for Change Controllers. Photovoltaic Power Systems Programme. Paris, France: International Energy Agency IEA.
- [78] W. Liebert, H. Schuster. (1989). Proper choice of the time delay for the analysis of chaotic time series. *Physics Letters A*, 107-111.
- [79] Wang, J. (1993). Analysis and design of a recurrent neural network for linear programming. *Circuits and Systems I*, 613-618.
- [80] Wong, K. (1994). Short-term hydrothermal scheduling part. ii. parallel simulated annealing approach. 502-506.
- [81] X. Guan, P. B. Luh, y L. Zhang. (1995). Nonlinear approximation method in Lagrangian relaxation-based algorithms for hydrothermal scheduling. *IEEE Transactions*, 772-778.
- [82] X. He y H. Asada. (1993). A New Method for Identifying Orders of Input-Output Models for Nonlinear Dynamic Systems. *American Control Conference*, (pp. 2520-2523). San Francisco, CA, USA.
- [83] Y. Ohsawa, S. i. Emura, y K. Arai. (1993). Optimal operation of photovoltaic/diesel power generation system by neural network. *Proceedings of the Second International Forum on Applications*, (pp. 99-103). Yokohama, Japan.
- [84] Y. Wong, K. Wong. (1994). Short-term hydrothermal scheduling part. i. simulated annealing approach. 497-501.
- [85] Z. Jun, W. Jie, L. Jun feng, G. La mei, y L. Min. (2008). An agent-based approach to renewable energy management in eco-building. *Sustainable Energy Technologies*.
- [86] Zhang, Q. (1992). Wavelet Network: The Radial Structure and an Efficient Initialization Procedure.
- [87] Zhang, Q. (1997). Using wavelet network in nonparametric estimation. *IEEE Transactions*, 227-236.