



**UNIVERSIDAD MICHOACANA DE SAN NICOLÁS
DE HIDALGO**



**DIVISIÓN DE ESTUDIOS DE POSGRADO DE LA FACULTAD
DE INGENIERÍA MECÁNICA**

TESIS

**“EMULADOR PARA LA SELECCIÓN DE SISTEMAS DE GENERACIÓN CON
ENERGÍAS NO CONVENCIONALES, INTERCONECTADOS A LA RED
ELÉCTRICA”**

**QUE PARA OBTENER EL GRADO DE
DOCTOR EN CIENCIAS EN INGENIERÍA MECÁNICA**

PRESENTA:

M. en C. Jorge Luis Tena García

ASESOR: Dr. Erasmo Cadenas Calderón

CO-ASESOR: Dr. Gilberto González Ávalos

Morelia, Michoacán, agosto de 2019



Contenido

Índice de figuras	4
Índice de tablas	8
Glosario	9
Agradecimientos	11
Dedicatoria	12
Resumen	13
Abstract	14
Planteamiento del problema	15
Justificación	17
Hipótesis	19
Objetivo Principal	20
Objetivos Específicos	20
Capítulo 1. Introducción	21
Capítulo 2. Modelos existentes para el diseño de HRES	23
2.1 Aerogeneradores	24
2.2 Fotovoltaicos	26
2.3 Baterías	27
2.4 Respaldos	27
2.5 Demanda	28
2.6 Conclusiones del capítulo	30
2.7 Bibliografía del capítulo	31
Capítulo 3. Emulador, análisis conceptual.	32
3.1 Estructura de un emulador	32
3.2 Simuladores de HRES y sistemas de micro - generación	34
3.3 Estructura FV_W pro	37

3.4 Conclusiones del capítulo	39
3.5 Bibliografía del capítulo	41
Capítulo 4. Dimensionamientos de HRES con <i>FV_W Pro</i>	42
4.1. Complicaciones a la hora de dimensionar HRES	42
4.1.1. Detección de datos atípicos (Outliers)	42
4.1.2. Energías renovables	45
4.1.2.1. Caso de estudio de una turbina eólica en funcionamiento	46
4.1.2.2. Generalidades de la energía solar y de generadores fotovoltaicos	47
4.1.3. Demanda. Características y curvas comunes	50
4.2. Consideraciones y características de los casos de estudio para dimensionar HRES	52
4.2.1. Bases de datos de variables meteorológicas	52
4.2.2. Equipos en el simulador	53
4.2.3. Demanda	53
4.3. Dimensionamientos usando los modelos matemáticos del emulador	56
4.3.1. Demanda constante	56
4.3.2. Demanda real	57
4.4 Simulaciones con el algoritmo de <i>FV_W pro</i>	57
4.5 Discusión de los resultados	62
4.6 Conclusiones del capítulo	63
4.7 Bibliografía del capítulo	65
Capítulo 5. Interfaz de <i>FV_W pro</i>	67
5.1. Características de la interfaz	67
5.2. ¿Cómo funciona <i>FV_W pro</i> ?	68
5.3. Mejoras para esta versión de <i>FV_W pro</i>	75
5.4 Conclusiones del capítulo	75
5.5 Bibliografía del capítulo	77

Capítulo 6. Análisis de sensibilidad	78
6.1. ¿Cómo realiza HOMER® el análisis de sensibilidad?	78
6.2. Escenarios de serie de tiempo	79
6.2.1. Fractales ²	79
6.2.1.1. Dimensión fractal (Df)	81
6.2.1.2. Movimiento Browniano fractal (mBf)	82
6.2.1.3. Exponente de Hausdorff (Ha)	82
6.2.1.4. Exponente o coeficiente de Hurst (H)	83
6.2.2. Fractales y variables de interés	84
6.2.3. Caminatas aleatorias	84
6.2.3.1. Desplazamiento aleatorio del punto medio	84
6.3. Casos de estudio	87
6.3.1. Metodología para generar Escenarios estocásticos límite	87
6.3.2. Características de la serie de tiempo del caso de estudio	88
6.3.3. Determinando los parámetros de entrada para los escenarios estocásticos límite (EEL)	89
6.3.3.1. Determinando el número de pasos	89
6.3.3.2. Obteniendo el coeficiente de Hurst (H)	89
6.3.3.3. Determinando el Rango	90
6.3.4. Generando escenarios estocásticos límite (EEL)	93
6.3.5. Discusión de resultados	98
6.4 ¿Cómo integrar el mBf en el análisis de sensibilidad?	99
6.5 Conclusiones del capítulo	100
6.6 Bibliografía del capítulo	102
Capítulo 7. Conclusiones de la investigación	105
Índice de anexos	108
Bibliografía del documento	157

Índice de figuras

- Figura 1.1a** Proyección del suministro de energía eléctrica mundial y las fuentes de energía involucradas.
- Figura 1.1b** Proyección del consumo energético (eléctrico y calorífico) mundial y las fuentes involucradas
- Figura 2.1** Esquema de un sistema híbrido complejo
- Figura 2.2** Producción de energía eléctrica en una planta no intermitente y de una planta eólica con la misma capacidad nominal
- Figura 2.3** Viento en el área de barrido de un aerogenerador
- Figura 2.4a** Aerogenerador con regulador. Curva de potencia simplificada
- Figura 2.4b** Curva de potencia aerogenerador Bornay® Bee 800. Fabricante
- Figura 2.5** Balance en un sistema interconectado, ejemplo conceptual.
- Figura 2.6a** Curvas de tres días consecutivos de demanda
- Figura 2.6b** Curvas de tres días consecutivos de velocidad de viento
- Figura 2.7** Comportamiento del usuario final por actividad y frecuencia, así como horario de actividad
- Figura 3.1** Estructura de un emulador: aplicado a un proceso de control de una planta de manejo de mantos acuíferos
- Figura 3.2** Sistema emulador-usuario. El usuario no tiene influencia pertinente en el funcionamiento del programa. El emulador solo permite cambios en los datos de entrada
- Figura 3.3** Diagrama de flujo de los procesos del control de una casa inteligente basados en la situación de carga de la batería (SOC por sus siglas en inglés)
- Figura 3.4** Diagrama preliminar de cálculo de Emulador
- Figura 3.5** Diagrama de flujo de emulador Fv_W pro
- Figura 4.1** Distribución de Weibull en una muestra de velocidades de viento con eliminación de Outliers. Datos horarios en Morelia Michoacán
- Figura 4.2** Diagrama de flujo para eliminar outliers. Utilizando las metodologías de Barnett y de Lewis
- Figura 4.3** Conceptualización de energía disponible, energía no aprovechable, pérdidas por conversión y energía convertida en generadores con energía renovable o HRES
- Figura 4.4** Análisis de la producción de una turbina eólica. Por seis meses hay alta producción y los restantes meses baja producción

- Figura 4.5** Modelo de cielo despejado y mediciones reales de irradiancia solar con mediciones cada 5 minutos
- Figura 4.6** Función de correlación para la demanda diaria de una casa habitación de Chile.
- Figura 4.7** Curvas de demanda analizadas en un trabajo específico de la demanda
- Figura 4.8** Curvas de demanda de Morelia del 1-7 de enero de 2014, lado izquierdo CPE4015, lado derecho CPE4045
- Figura 4.9** 10 % de la demanda real y la demanda constante objetivo, ejemplo.
- Figura 4.10** Producción estimada de 1 panel FV y 1 turbina de viento para el mes de enero de Temixco.
- Figura 4.11a** Nueve propuestas de HRES para demanda constante en Temixco.
- Figura 4.11b** Acercamiento de tres días de tres de nueve propuestas de HRES para demanda constante en Temixco.
- Figura 4.12a** Cinco propuestas de HRES para demanda constante en Zacatecas.
- Figura 4.12b** Acercamiento de dos días de las nueve propuestas de HRES para demanda constante en Zacatecas
- Figura 4.13a** Cinco propuestas de HRES para demanda real en Temixco
- Figura 4.13b** Acercamiento de dos días para las cinco propuestas de HRES para demanda real en Temixco
- Figura 4.14a** Quince propuestas de HRES para demanda real en Zacatecas
- Figura 4.14b** Acercamiento de tres días de producción de cuatro de las quince propuestas de HRES para demanda real en Zacatecas
- Figura 5.1** Fv_W pro. Ventana de inicio de emulador
- Figura 5.2** Fv_W pro. Menú de Información de autor y el proyecto
- Figura 5.3** Fv_W pro. Menú de selección de un autor previamente guardado
- Figura 5.4** Fv_W pro. Ficha de información de proyecto
- Figura 5.5** Fv_W pro. Seleccionando proyecto guardado del menú archivo
- Figura 5.6** Fv_W pro. Proyectos guardados
- Figura 5.7** Fv_W pro. Proyecto guardado, abierto desde archivo o ventana principal
- Figura 5.8** Fv_W pro. Cargar datos en el emulador
- Figura 5.9** Fv_W pro. Menú desplegado por el botón “Preparación”

Figura 5.10 Fv_W pro. En la “operación” se eligen los equipos FV y WT para realizar las simulaciones

Figura 5.11 Fv_W pro. Visualización de los resultados

Figura 5.12 Fv_W pro. Equipos disponibles en emulador

Figura 6.1 Relación conceptual entre simulación, optimización y análisis de sensibilidad en HOMER®.

Figura 6.2 Espiral de Fibonacci

Figura 6.3 Ejemplos de fractales geométricos. Izquierda: tapete de Sierpinski. Centro: conjunto de Mandelbrot. Derecha: Curva de Koch

Figura 6.4 Ejemplos de Series de tiempo aleatorias con valores diferentes de coeficiente H

Figura 6.5 Desplazamiento del primer punto medio con el rango reescalado

Figura 6.6 Ejecutando el algoritmo del DAPM, dos versiones. Arriba: versión estándar, abajo Versión “al vuelo”, en el eje de las equis aparece el orden de los quiebres o desplazamientos

Figura 6.7a Serie horaria real de Demanda (año 2017)

Figura 6.7b Histograma

Figura 6.8a Primera diferencia (año 2017)

Figura 6.8b Histograma

Figura 6.9a Identificando Outliers en las series de tiempo. a.1) Demanda real invierno 2014, a.2) Y_{dif} de la demanda invierno 2014

Figura 6.9b Identificando Outliers en las series de tiempo. b.1) Real verano 2015, b.2) Y_{dif} de la demanda de verano 2015

Figura 6.10a $Y_{dif(+)}$ de la fase de validación de NAR24.

Figura 6.10b $Y_{dif(-)}$ de la fase de validación de NAR24

Figura 6.11 Diagrama de flujo para clasificar los EEP

Figura 6.12 Ejemplo de 3 EEP mínimos, comparación con los IP y serie real Ont_2017

Figura 6.13 Ejemplo de 3 EEP máximos, comparación con los IP y serie real Ont_2017

Figura 6.14 Comparación entre los escenarios EEL mínimo y EEL máximo con IP de 80% y 99%.

Figura 6.15 ETA24 de serie real de Ont_2017, EEL mínimo y EEL máximo, IP de 80% y 99%.

Figura 6.16 Comparación entre los escenarios EEL mínimo y EEL máximo con IP de 80% y 99%. Para M1_2014

Figura 6.17 Comparación entre los escenarios EEL mínimo y EEL máximo con IP de 80% y 99%.
Para M2_2014

Figura 6.18a Acumulado diario con escenarios límite: M1_2014

Figura 6.18b Acumulado diario con escenarios límite: M2_2014

Índice de tablas

Tabla 2.1	Configuraciones de sistemas energéticos híbridos por año de publicación. 2008 (tomada directamente de fuente)
Tabla 3.1	Simulador Vs Emulador
Tabla 4.1	Características de la serie de tiempo de velocidad de viento en Morelia Michoacán. Septiembre 2008. Mediciones en m/s
Tabla 4.2	Características de la turbina eólica
Tabla 4.3	Características de las bases de datos de variables meteorológicas
Tabla 4.4	Características de equipos usados en las pruebas del algoritmo
Tabla 4.5	Características de las fases de los circuitos de Morelia
Tabla 4.6	Resultados de HRES para satisfacer demanda constante. Temixco, Morelos
Tabla 4.7	Resultados de HRES para satisfacer demanda constante. Zacatecas, Zacatecas
Tabla 4.8	Resultados de HRES para satisfacer demanda real. Temixco, Morelos
Tabla 4.9	Resultados de HRES para satisfacer demanda real. Zacatecas, Zacatecas
Tabla 6.1	Técnicas para encontrar la dimensión fractal integradas en el software Benoit®
Tabla 6.2	Datos Estadísticos Ont_2017
Tabla 6.3	H_G y H_L de la serie real y de la primera diferencia.
Tabla 6.4	Datos estadísticos de las series Y_{dif} de la demanda de los años 2014, 2015 y 2016 sin outliers
Tabla 6.5	Datos de entrada para simulaciones con SRA o DAPM
Tabla 6.6	Parámetros para realizar CA

Glosario

CA	Caminata aleatoria. Datos generados de manera aleatoria con comportamiento fractal, dependientes del coeficiente de Hurst (H)
Carga eléctrica	Parte terminal del sistema de distribución de energía eléctrica que la convierte a otro tipo de energía
Corriente de corto circuito	Es la corriente a través de la celda FV cuando el voltaje a través de la celda FV es cero
Corriente de máxima potencia	Es la corriente a la que una celda FV logra máximo voltaje y, por ende, máxima potencia
DAPM	Desplazamiento aleatorio del punto medio
Datos crudos	Son los datos de una muestra estadística sin ningún tratamiento
Demanda eléctrica	Es la cantidad de energía utilizada en un determinado tiempo por la carga. Carga por unidad de tiempo
Dimensión fractal	Escala en que se repite la geometría principal de un fractal
EE	Escenario estocástico. Cualquier serie de tiempo fractal creada a partir de parámetros conocidos, de una serie de tiempo conocida.
EEL	Escenario estocástico límite. Escenario estocástico probable que representa un enfoque de alta demanda o baja demanda
EEP	Escenario Estocástico Probable. Datos aleatorios generados mediante técnicas fractales que cumplen con medidas estadísticas de una serie de tiempo dada.
Emulador	Sistema para solucionar modelos matemáticos con interfaz gráfica aislada para el usuario
Energía disponible	Cantidad de energía en un sitio considerando las energías renovables del lugar
ER	Energía Renovable. Energía que tiene su origen en fuentes renovables de energía
Escenario límite	Datos generados aleatoriamente que cumple con las características de un fenómeno conocido
Estocástico	Fenómeno que cuyas observaciones tienen una baja correlación
FAE	Fuentes alternas de energía. Aquellas fuentes de energía que se consideran una alternativa a los combustibles fósiles
Fractal	Un fractal es un objeto geométrico cuya estructura básica, fragmentada o irregular, se repite a diferentes escalas
FRE	Fuentes renovables de energía. Tipos de energía “inagotables”
FV	Fotovoltaico
FV, celda	Celda fotovoltaica
FV, generador	Conjunto de paneles fotovoltaicos conectados en serie y/o paralelo
FV, panel	Conjunto de celdas fotovoltaicas conectadas en serie y/o paralelo

GUI	Inglés, Interfaz Gráfica de Usuario
HRES	Inglés, Sistemas Híbridos con Energías Renovables
Hurst, coeficiente de	Define parámetros de interés cuando se aplica a un fractal (Correlación de su recursividad)
I	Corriente eléctrica
Interconexión	Cuando un sistema de micro generación está conectado a la red de distribución principal de energía eléctrica
mBf	Movimiento Browniano Fractal
Muestra	Estadística. Referente a datos medidos que conforman un subconjunto de una población.
NOCT	Inglés, Temperatura Normal de Operación de la Celda
Outliers	Inglés, datos atípicos o que no pertenecen a una muestra estadística
Serie de tiempo	Conjunto de datos medidos en diferentes momentos de una misma variable
Simulador	Sistema computacional complejo para resolver modelos matemáticos de problemas físicos
Sistema Híbrido	Conjunto de equipos que emplean diferentes fuentes de energía para generar electricidad
SRA	Inglés, Adiciones aleatorias sucesivas
Suministro	Acción de proporcionar la energía o corriente eléctrica para satisfacer la carga de un circuito
Velocidad de arranque	Velocidad media del viento a la que el rotor de un generador eólico comienza a moverse
Velocidad de paro	Velocidad media del viento a la que el rotor de un generador eólico se desconecta del generador o se detiene para proteger la turbina eólica
Velocidad nominal	Velocidad media del viento a la que el generador eléctrico de una turbina eólica alcanza su potencia nominal
Voltaje de circuito abierto	Voltaje límite donde no hay corriente eléctrica
Voltaje de máxima potencia	Voltaje en el que una celda FV logra máxima corriente, por ende, máxima potencia
WS	Inglés, velocidad del viento
WT	Inglés, turbina eólica
β	Coefficiente de corrección por temperatura, porcentaje de eficiencia perdida por grado centígrado (-%/°C)
η	Eficiencia, en todos los casos

Agradecimientos

Agradezco por su apoyo a:

- La Universidad Michoacana, que desde los inicios de mi formación me acogió como un segundo hogar y en estos 18 años que he pasado en sus aulas me ha permitido crecer profesional y personalmente
- La Facultad de Ingeniería Mecánica y a toda la plantilla docente que siempre ha facilitado el desarrollo intelectual y cultural de nosotros alumnos
- Mis asesores por su paciencia y consejos que permitieron que este trabajo doctoral lograra la calidad de excelencia
- Los doctores responsables de la división de posgrado por su consejo adecuado para tantas consultas realizadas
- CONACYT que con el apoyo económico del programa de becas para estudiantes de posgrado “Becas nacionales” me permitió solventar mis gastos de manutención durante mis estudios de maestría y doctorado
- M. C. Roberto Rangel Heras por su participación para concretar la visión que se tenía de este proyecto y sus conocimientos indispensables para materializarlo en esta tesis.
- Mis compañeros Eduardo Rangel, y Alain Mbikayi, con los que logramos formar un equipo de trabajo incipiente y con los que he podido producir trabajos de excelencia que ayudaron a obtener los resultados que se presentan en esta tesis.

Dedicatoria

Este trabajo lo dedico a:

Mis padres, sin su apoyo me habría perdido desde el principio.

Mi esposa, sin su compañía me habría quebrado desde hace mucho.

Mi hermano, sin su vida me habría convertido en otro.

Mi “Abue” Loreto, sin su comida habría sido flaco (QEPD).

Erasmus Cadenas, sin su paciencia no podría haber continuado con este trabajo.

Mis amigos, sin ustedes me habría sentido solo, siempre.

Resumen

El uso de combustibles fósiles (CF) para la producción de energía eléctrica es muy común ya que son altamente confiables. Sin embargo, se les considera agentes importantes del calentamiento global y, al ser no renovables, son recursos que se agotan. Por estas y otras razones, las fuentes alternas de energía (FAE) deben ser consideradas, principalmente aquellas amigables con el ambiente y que sean más duraderas, como las fuentes renovables de energía (FRE). El crecimiento de sistemas que utilizan FAE en el mercado actual ha dado paso a una nueva necesidad: volver más competitivos y accesibles los sistemas de este tipo. Generalmente, los sistemas que utilizan FRE utilizan varias fuentes de energía para producir energía eléctrica, es decir, son sistemas híbridos (HRES). En este trabajo se presenta el emulador: *FV_W pro*, capaz de dimensionar HRES para cualquier sitio, siendo un sistema flexible y adecuado para la solución de problemas tipo. Para proponer este emulador se explican a detalle los principales problemas a la hora de diseñar HRES, dando importancia a la confiabilidad de las bases de datos, proporcionando una metodología para hacer un tratamiento probabilístico de las observaciones. También se aborda un problema común para las variables que tienen mayor impacto en HRES (la energía eólica, energía solar y la demanda): la incertidumbre asociada a ellas. Se introducen varios casos de estudio en los que se modelan dos de estas variables. Después se describe el funcionamiento del algoritmo que gobierna el programa de cálculo, se presentan junto con éste, resultados del cálculo para dos casos de estudio, considerando una demanda constante y una real, basada esta última en una demanda conocida de una zona residencial en Morelia. Posteriormente, se explica la importancia de las interfaces gráficas de usuario (GUI), y se presenta una versión del emulador que, si bien no está finalizada, logra mostrar a los lectores la capacidad de cálculo de *FV_W pro* y la apariencia general de la interfaz gráfica. Se presentan dimensionamientos para un caso de estudio en Oaxaca, para un mes de datos históricos, gracias a la capacidad de esta herramienta computacional, se pueden obtener muchas configuraciones de HRES para el mismo sitio con un rendimiento propio que depende de los equipos fotovoltaicos (FV) y turbinas eólicas (WT), los cuales pueden seleccionarse de los catálogos alimentados a *FV_W pro*. Todas las restricciones consideradas en este trabajo fueron de aspecto técnico, enfocadas principalmente al balance energético, se anexa la tabla de resultados generada por *FV_W pro* donde se indican 463 combinaciones de varios tipos de WT y FV para satisfacer un porcentaje de la demanda real (80%). Estos HRES logran una producción total para el periodo evaluado igual o mayor al 80% de la cantidad de energía total que se consume en dicho periodo, por este motivo se observa que cada HRES produce un total de energía muy similar al de los demás, aunque los totales reportados sean diferentes. Finalmente, se presenta la propuesta novedosa de utilizar la metodología de adiciones sucesivas aleatorias (SRA) para crear caminatas aleatorias (CA) y así generar escenarios estocásticos probables (EEP), Esto con la intención de modelar series de tiempo de demanda, que cumplan con las condiciones de los datos originales, lo que se demuestra al comparar los coeficientes de variación de los EEP con el de los datos originales. Se explica que esta metodología puede adaptarse para generar escenarios de velocidad del viento y de radiación solar, siendo también probable incluir estos escenarios en un análisis de sensibilidad en el que se entregue un porcentaje de efectividad de cada HRES propuesto, de forma que mantengan un rendimiento aceptable, a pesar de variaciones factibles de las condiciones de operación. Se logra demostrar que, al realizar las CA, el usuario no necesitará aplicar criterios con sesgo, volviendo el análisis de sensibilidad más independiente de las capacidades del usuario. Gran parte de este trabajo de investigación consistió en aplicar las metodologías ya conocidas de modelado de HRES, mientras se desarrollaba la GUI. También fue posible proponer nuevas técnicas que prometen tener un impacto en la manera de evaluar los sistemas híbridos, aunque aún queda trabajo por realizar en la materia, como completar los módulos pendientes de *FV_W pro*, comprobar las técnicas de SRA aplicadas a otras variables de interés, y validar todo mediante un caso de estudio concreto.

Palabras clave: Escenarios Límite, Fractales, Análisis de sensibilidad, Modelado de series de tiempo aleatorias, Interfaz gráfica de usuario (GUI).

Abstract

Using fossil fuels (FF) to produce electricity is very common due to their reliability. However, they are considered important agents in global warming and, as they are not renewable, they will be depleted. For these and other reasons, alternative sources of energy should be considered, mainly those that are friendly to the environment and that are more durable, such as renewable energy sources (RES). The growth of systems that use RES in the current market has given rise to a new need: to make these systems more competitive and accessible. Generally, systems that use RES use several sources of energy to produce electrical energy, that is, they are hybrid systems (HRES). This document presents the *FV_W pro* emulator capable of dimensioning HRES for any site, being a flexible and adequate system to solve this type of problems. To propose this emulator the main problems when designing HRES are explained in detail, giving importance to the reliability of the databases, providing a methodology to make a probabilistic treatment to the observations. A common problem is also addressed for the variables that have the greatest impact on HRES (wind energy, solar energy and demand): the uncertainty associated with them. Several case studies that studied the modeling of two of these variables are cited. Next, the algorithm that governs the calculation program is described and, together with it, the calculation results are presented for two case studies, considering a constant and real demand, based on a known demand from a residential area in Morelia. Subsequently, the importance of the graphical user interfaces (GUI) is explained and a version of the emulator is presented, which, although not finished, manages to show readers the calculation capacity of *FV_W pro* and the general appearance of the GUI. Sizing is presented for a case study in Oaxaca, for a month of historical data, thanks to the capacity of this computational tool, many HRES configurations can be obtained for the same site with its own performance that depends on photovoltaic equipment (PV) and wind turbines (WT), which can be selected from the catalogs fed to *FV_W pro*. All the restrictions considered in this work were of a technical aspect, focused mainly on the energy balance, the results table generated by *FV_W pro* is attached where 463 combinations of various types of WT and FV are indicated to satisfy a certain percentage of the real demand (80%). These HRES achieve a total production for the evaluated period equal to or greater than 80% of the amount of total energy consumed in that period, for this reason it is observed that each HRES produces a total of energy very similar to the others, although totals reported are different. Finally, the novel proposal of using the methodology of random successive additions (SRA) to create random walks (RW) and thus generate probable stochastic scenarios (PSS) is presented. This is intended to model time series of demand, which meet the conditions of the original data, which is demonstrated by comparing the coefficients of variation of the PSS with that of the original data. It is explained that this methodology can be adapted to generate wind speed and solar radiation scenarios, being also likely to include these scenarios in a sensitivity analysis in which a percentage of effectiveness of each proposed HRES is delivered, so that they maintain a performance acceptable, despite feasible variations of the operating conditions. It is possible to demonstrate that, when performing RW, the user will not need to apply biased criteria, making the sensitivity analysis more independent of the emulator's user skills. Much of this research work consisted in applying the already known methodologies of HRES modeling, while developing the GUI. It was also possible to propose new techniques that promise to have an impact in the way of evaluating hybrid systems, although there is still work to be done in the matter, such as completing the pending modules of *FV_W pro*, prove SRA techniques applied to other variables of interest, and validate everything through a specific case study.

Planteamiento del Problema

La producción de energía eléctrica ha sido una necesidad básica para el desarrollo de la humanidad. En el afán de producirla a gran escala según las exigencias del tiempo y lugar específicos se buscaron fuentes energéticas ad hoc. El impulso para el uso de fuentes energéticas convencionales, particularmente los combustibles fósiles (CF), se debe, en gran medida, a que son altamente confiables respecto de la energía que se les puede extraer. Sin embargo, todos los beneficios que se pueden encontrar en los combustibles fósiles contrastan en gran medida con el impacto ambiental de la quema de los mismos, al grado que han sido considerado como agentes portantes del calentamiento global, además del hecho de que los CF son considerados una fuente de energía no renovable, es decir que se agota al irse consumiendo.

Estos y otros motivos que abarcan los aspectos sociales, económicos y culturales, han provocado que se busquen alternativas energéticas, dando mayor énfasis en el aprovechamiento de fuentes alternas de energía (FAE) más amigables con el ambiente y con una expectativa más alta de tiempo de vida. Por este motivo, no es raro que el interés en el desarrollo y fortalecimiento de fuentes renovables de energía, como la solar y la eólica, haya experimentado un alza significativa desde el punto de vista científico, comercial e institucional (a nivel estado).

El crecimiento de sistemas que utilizan FAE en el mercado actual, ha dado paso a una nueva necesidad: volver más competitivos y accesibles los sistemas de este tipo. Pueden encontrarse de manera más y más común sistemas que utilizan una de las diversas FAE, aunque, generalmente, se proyectan para funcionar en conjunto con otras fuentes de energía, incluyendo las convencionales, dependiendo de las necesidades y alcances de los proyectos para cada caso en particular.

Cuando hablamos de sistemas híbridos nos referimos a aquellos que utilizan varias fuentes de energía para entregar un producto [1], por ejemplo, aprovechar la energía calorífica del sol para calentar un fluido de trabajo que entre en un ciclo tipo ranking, y al mismo tiempo se tenga un generador fotovoltaico (FV), donde ambas fuentes producen electricidad. Los sistemas híbridos se conocen como HRES (por sus siglas en inglés), cuando utilizan fuentes renovables de energía.[2] Los HRES aún siguen teniendo rezagos competitivos en relación con otro tipo de tecnologías, sin embargo, es un campo de estudio en auge y con una alta tasa de desarrollo tecnológico como se ha argumentado anteriormente.

Particularmente, hay grandes esfuerzos para explotar la energía solar y eólica debido a que son no agotables, dependientes del sitio, no contaminantes y con potencial de convertirse en FAE viables. [3]

La viabilidad de la explotación de la energía solar y eólica es que pueden usarse a diversas escalas, según las necesidades particulares de cada caso, así como las FAE ya fortalecidas y que se utilizan, normalmente, a grandes escalas: geotérmica, hidroeléctrica, nuclear.[4]

Varios aspectos de los HRES presentan una complejidad inherente, lo que provoca que seleccionar los equipos, proyectar la operación o identificar los factores que pueden afectar un sistema de este tipo, se convierte en un problema de gran complejidad para resolverse a partir de un único modelo matemático. Además, como la revisión bibliográfica posterior lo demuestra, el dimensionamiento de HRES debe emplear un análisis integral de los HRES para incrementar su eficiencia global.

Cabe señalar que es cada vez más común encontrar herramientas computacionales o simuladores complejos para el dimensionamiento de HRES, sin embargo, es difícil hallar coincidencias respecto

a los enfoques con el que se aborda cada uno de los problemas relacionados con los HRES, así que, resulta evidente que el desarrollo de herramientas computacionales que ayuden a solucionar los problemas generales relacionados con el dimensionamiento de HRES a diversas escalas sigue siendo un tema que ocupa a la comunidad científica, y que por lo tanto, es un problema vigente a nivel global.

Justificación

Ante el crecimiento y proliferación de proyectos relacionados con los sistemas híbridos con energía renovable y su empleo en nuevos desarrollos o la actualización de instalaciones ya existentes, es importante contar con herramientas que faciliten la toma de decisiones con respecto al dimensionamiento y viabilidad de la implementación de generadores tipo HRES.

Tras un análisis de las circunstancias actuales en las que se toman las decisiones para la selección de equipos y las proyecciones de estos desarrollos, un paso muy importante para el estudio y la implementación de los HRES es la elaboración de un emulador que permita realizar el dimensionamiento de HRES con variables que se puedan modificar, jerarquizar, interrelacionar y, por ende, ponderar de manera lógica; de manera que permita el dimensionamiento que incluya los factores de diseño, las condiciones de operación, la compra-venta de energía eléctrica, el análisis ambiental de ciclo de vida; así como el estudio de riesgo, y el análisis económico, y todos los modificadores incluidos en los diferentes análisis, como: cambio de la legislación de compra venta de energía, cambios en la demanda a lo largo del tiempo, aumento de los costos de producción, operación, etc.; que cuente con interfaz que sea funcional y tenga un aspecto atrayente para los usuarios.

Para los países en desarrollo es necesario plantear la pregunta ¿cómo deben enfrentar el crecimiento que se avecina? Para poder responder esta pregunta es necesario indicar los factores que impiden que las tecnologías que ofrecen un futuro sustentable se conviertan en el principal objetivo del desarrollo tecnológico de dichos países (de los cuales México forma parte) [4].

Los obstáculos económicos, sociales y de políticas públicas, son de los más importantes, los investigadores deben emprender esfuerzos para contrarrestarlos mediante proyectos que vuelvan más competitivas a las tecnologías antes mencionadas, y es necesidad de los países en pleno crecimiento fomentar apoyos a dichos proyectos.

No se puede dejar de lado que el cambio climático ha generado no solo una alerta para los ecologistas, sino que en algunos casos se ha convertido en un riesgo económico, ya que afecta varios temas sociales. Además, que en algunas regiones del mundo representa un costo económico para empresas y particulares directamente involucrados en el consumo de combustibles fósiles [5], [6].

México, forma parte de un conjunto de países de Latinoamérica que se encuentra a la cabeza del crecimiento económico de la región, por ende, se convierte en un país que debe ser punta de lanza en cuanto a la generación de conocimiento, aplicación y desarrollo de los proyectos de sustentabilidad. A pesar de ser uno de los productores de petróleo más importantes de Latinoamérica se debe reconocer la necesidad de generar progresos tecnológicos en el ámbito de las energías renovables debido a que México cuenta con una ubicación geográfica que beneficia la explotación de las energías renovables en diversas plataformas, como son la geotérmica, hidroeléctrica, solar (energía calorífica y fotovoltaica), eólica, mareomotriz, etc.

Las políticas públicas pueden desempeñar un importante factor para la decisión de implementar Sistemas con Energías Renovables, híbridos o no [7], [8]. En [7] se realizó un análisis para el estado de California en Estados Unidos de América, en el que la inversión de carácter público a realizar en campañas de ahorro y apoyo para la implementación de nuevas tecnologías se ve recuperada en diversos escenarios probables. Para que México incluya nuevas políticas públicas más ambiciosas es necesario demostrar que un nivel de análisis más detallado para realizar proyectos con HRES más competitivos y, además, fomentar que más usuarios busquen estas alternativas para crear un campo de aprovechamiento mayor.

El principal beneficio que puede traer el uso de herramientas para mejorar la selección de los HRES mediante la comparación de varias alternativas con varias configuraciones de HRES para comparar escenarios a futuro es la de asegurar y aumentar su confiabilidad.

Hipótesis

Al utilizar un modelo matemático que determine el dimensionamiento de equipos para la generación de energía eléctrica que utilicen Energías Renovables, será posible realizar un emulador para resolución de problemas de este tipo, capaz de analizar diferentes escenarios de importancia para el usuario, siendo intuitivo, de sencillo uso, ahorrando tiempo y costo computacional, brindando soluciones aceptables validadas mediante soluciones analíticas, bibliografía especializada o, si se tiene acceso, casos de estudio reales.

Objetivo Principal

Realizar un emulador que integre diversas tecnologías de energías no convencionales, que sea de fácil utilización para el usuario interesado y que genere de manera interactiva con éste una serie de propuestas, a base de sistemas híbridos y que éstas tomen en cuenta para la evaluación integral de las opciones viables lo siguiente: las condiciones generales del sitio en el que se pretende su instalación, la utilización de datos estadísticamente validados y la evaluación de escenarios límites generados con técnicas estocásticas.

Objetivos Específicos

1. Revisar los modelos existentes para el dimensionamiento de sistemas híbridos
2. Proponer un modelo generalizado para el dimensionamiento de sistemas híbridos (HRES) que utilicen diversas fuentes alternas de energía (Eólico, solar, Diésel, entre otros).
3. Contar con una herramienta que permita realizar una evaluación previa de los datos ingresados al emulador para asegurar un dimensionamiento adecuado
4. Asegurar el análisis integral de las propuestas generadas por el emulador, considerando escenarios Límites para el análisis de sensibilidad.
5. Evaluar los resultados obtenidos mediante la revisión bibliográfica y, de ser posible, con casos reales
6. Crear una interfaz amigable para el usuario que facilite el uso del programa con un mínimo de entrenamiento.

Capítulo 1. Introducción

“El crecimiento urbano en países en vías de desarrollo es un rasgo característico del siglo 21. Cerca del 90 por ciento del crecimiento urbano ahora, se presenta en dichos países, y entre 2000 y 2030, se proyecta que el área total construida se triplicará.”[9]

Los Sistemas Híbridos con Energías Renovables, HRES por sus siglas en inglés, son sistemas que suelen producir energía eléctrica utilizando diferentes fuentes de energía, siendo algunas de éstas, fuentes renovables de energía (FRE), y pueden producir uno o más productos (generalmente energía eléctrica y/o calor). Sin embargo, debido a la alta competitividad económica que hoy tienen los combustibles fósiles y sus derivados, y a que las FRE son intermitentes y aleatorias, particularmente la eólica y la solar, los HRES aún tienen dependencia de respaldos tradicionales.

Un hecho que favorece al desarrollo de las HRES es que, a pesar de la amplia difusión de los combustibles fósiles, existe evidencia abundante de que las reservas mundiales decaen y las estimaciones de su tiempo de explotación varía entre unos pocos años hasta unas pocas décadas. Este tiempo, comparado con las FRE que se consideran “inagotables”, podría considerarse prácticamente efímero. Por esta y otras motivaciones que implican el impacto ambiental de la quema de combustibles provocando los conocidos efectos de sus residuos y gases de efecto invernadero (GEI), investigadores a nivel mundial han buscado alternativas energéticas.

Por esto, los países en vías de desarrollo pueden jugar un papel muy importante para el desarrollo y popularización de las FRE. El principal motivo de esto, es que los países en estas circunstancias presentan un constante crecimiento económico, lo que puede traducirse en infraestructura que podría contar con un enfoque orientado hacia la sustentabilidad, siempre y cuando las políticas de desarrollo de país lo incluyera.[9]

En gran medida se ha comprobado que las tendencias de crecimiento de las fuentes alternativas de energía en el sector energético tienen un comportamiento, en varios casos, exponencial en proyecciones a largo plazo.[10] Y se puede ver una mayor dependencia de fuentes alternativas de energía para varios sectores energéticos, cómo se muestra en la figura 1.1.

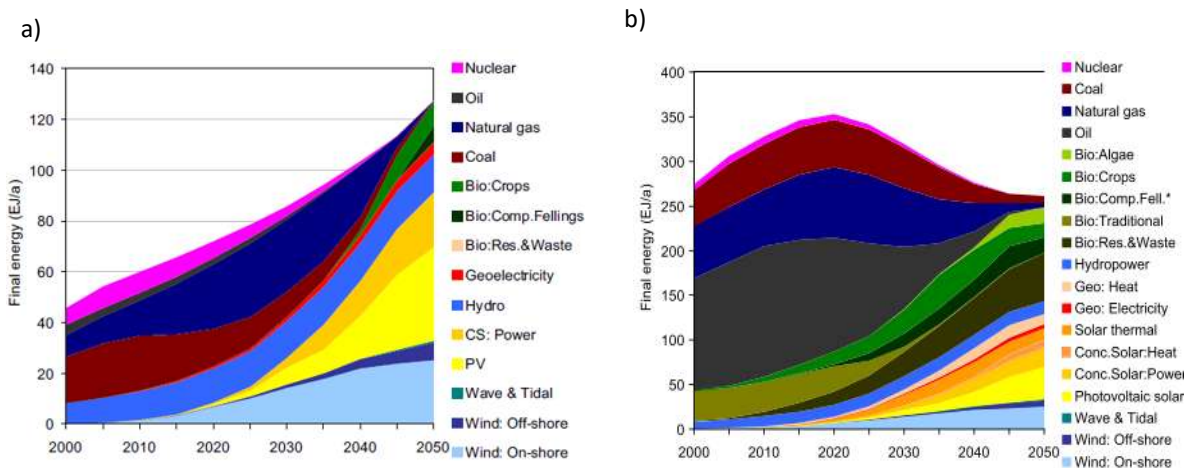


Figura 1.1. a) Proyección del suministro de energía eléctrica mundial y las fuentes de energía involucradas. b) Proyección del consumo energético (eléctrico y calorífico) mundial y las fuentes involucradas [10]

En la Figura 1.1 vemos del lado izquierdo cómo las proyecciones de suministro energético hasta 2050 pueden incrementarse y triplicarse comparadas con las condiciones del 2000. Mientras que en la derecha podemos observar cómo la tendencia de demanda tiene una reducción bastante pronunciada. Es decir, es un escenario tal que las condiciones en las que el consumo de energía mundial se reduciría con un esfuerzo importante de ahorro y optimización de todos los sectores involucrados (energético, transporte, doméstico, industrial), con el fin de lograr la mayor independencia de fuentes fósiles.

En [10] se habla de escenarios de la situación energética mundial, donde no importa la configuración o bajo que esquema se produce la energía eléctrica (si se trata de sistemas híbridos o simples), pero se realizan proyecciones de los niveles de utilización de energías alternativas. Así mismo podemos encontrar en la literatura un gran número de trabajos relacionados específicamente con los sistemas híbridos con energía renovable HRES.

Esto se puede constatar en el trabajo por parte de M. Deshmukh y S. Deshmukh. [3]. Que se encuentra condensado en la tabla 2.1, que presenta el resultado de su revisión del estado de la cuestión, y que, de manera significativa, demuestra una tendencia bastante clara al alza de estudios enfocados en el análisis de sistemas Híbridos. En dicho trabajo se evaluaron trabajos con la combinación de energía eólica, fotovoltaica con o sin respaldos de Diesel, exclusivamente.

Tabla 2.1 Configuraciones de sistemas energéticos híbridos por año de publicación¹ [3]. 2008 (tomada directamente de fuente)

Year of publication publications	Upto 1995	Beyond 1995	Number of
Hybrid PV energy systems	[21]	[3,12,13,15–20,23,67,85]	13
Hybrid wind energy systems	[30,42]	[20,26,29,37,39–41,43,44,86]	12
Hybrid PV/wind energy systems	[49,53,54,56,61,87]	[1,2,4,7,8,10,14,45–48,50,52,55,57–60,62–65,88]	30
Total	9	46	

En la tabla 2.1 se hace evidente la tendencia y la popularidad de los estudios sobre HRES. Y aunque se trata de una cita de 2008, nos brinda una idea de cómo emergieron investigaciones en este campo tan amplio.

En 2015 se realizó una encuesta a usuarios, académicos, clientes y especialistas de los temas de micro generación por parte de los desarrolladores de HOMER®, software para dimensionamiento de estos sistemas. Los resultados indicaron que la comunidad especializada tenía como principal preocupación para lograr una mayor competitividad de los sistemas con energía renovable el desarrollo de metodologías, o la implementación de optimizaciones e innovación de los métodos para incrementar la eficiencia de los HRES y sistemas de cogeneración, mientras que otras opciones de mejora como el desarrollo de nuevos equipos, sistemas o innovación tecnológica en el área, no representaban mayores preocupaciones. [11]

¹ Los paréntesis cuadrados aquí indican la bibliografía citada en la fuente

Capítulo 2. Modelos existentes para el diseño de HRES

“Debido al aumento en el nivel de consumo de energía en todo el mundo y, por otro lado, algunos informes de disminución en el nivel de accesibilidad a la energía, investigadores y expertos en energía han encontrado la necesidad de proporcionar métodos alternativos de producción”. [2]

Los modelos para HRES son difíciles de dimensionar, dado que todos los programas para la selección de este tipo de tecnologías utilizan la manera clásica para el dimensionamiento de estos sistemas. Debido a que se utilizan fuentes diversas de energía, independientes entre sí y aleatorias, se emplea a su vez un dimensionamiento individual para cada tecnología, donde se obtienen resultados para cada fuente de energía seleccionada y al final lo que se elige es la combinación necesaria para satisfacer la demanda o consumo objetivo. Cómo se puede entender de esta descripción, múltiples problemáticas surgen: ¿cómo calcular el recurso disponible?, ¿cómo elegir los sistemas necesarios?, ¿cómo satisfacer la demanda si la aleatoriedad de estas fuentes es tan significativa?

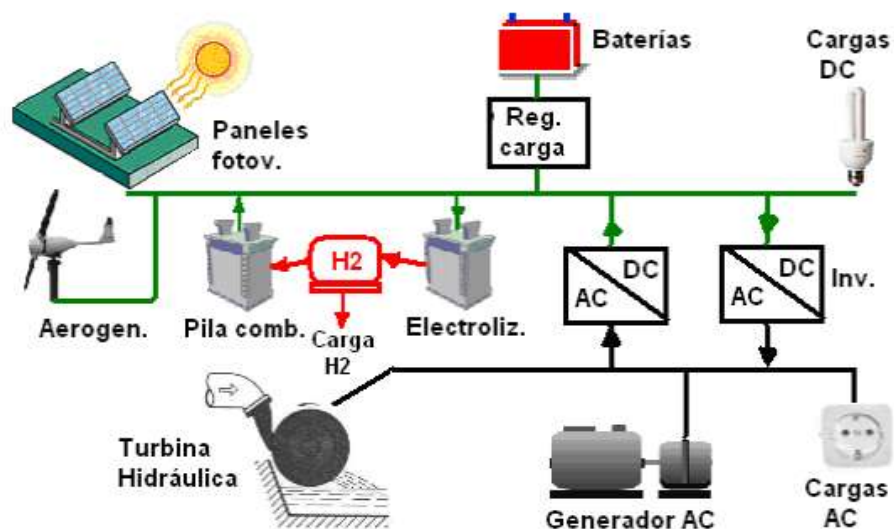


Figura 2.1. Esquema de un sistema híbrido complejo [12]

En la figura 2.1 podemos observar un esquema de un HRES que utiliza energía fotovoltaica, eólica, celdas de hidrógeno/catalizador de hidrógeno, banco de baterías, convertidores de AC/CD y CD/AC, turbina hidráulica y generador de respaldo. En este capítulo se definen los modelos de los sistemas que utilizan fuentes alternas de energía, y, por lo tanto, los recursos *in situ*.

Debido a las características de los HRES se deben considerar por separado cada componente del sistema híbrido [3]. De esta manera se tiene para cada componente un modelo matemático para definir la energía entregada por cada equipo. En [2] se hace referencia al sistema HRES más investigado tradicionalmente: un *PV- Wind HS*, que es un sistema híbrido fotovoltaico-eólico. El principal problema que surge de utilizar fuentes alternativas de energía, particularmente las renovables, es la aleatoriedad y poca constancia de su disponibilidad, en la figura 2.2 podemos observar cómo la intermitencia vuelve bastante complejo el suministro de energía, cuando se compara una instalación tradicional (no intermitente) contra una planta eólica con la misma capacidad nominal.

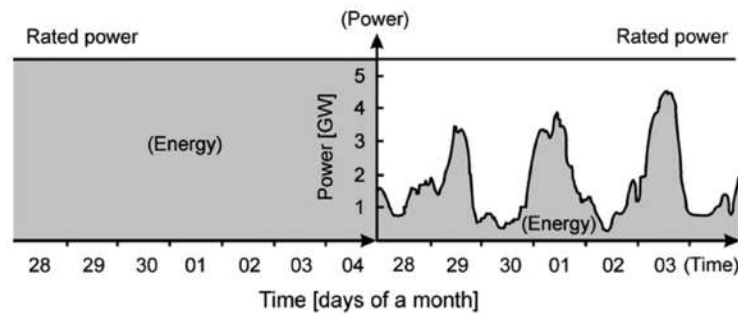


Figura 2.2. Producción de energía eléctrica en una planta no intermitente y de una planta eólica con la misma capacidad nominal [2]

En las siguientes secciones abordamos el caso de cada parte del sistema híbrido. Además, en la sección 2.5, se describe a grandes rasgos cómo la demanda tiene características que afectan el suministro de energía a diferentes niveles, por lo que también la hemos incorporado como un objeto de estudio para los sistemas híbridos, ya que, desde nuestro punto de vista, una adecuada evaluación y comprensión de la demanda o carga a satisfacer es vital para una propuesta de HRES adecuada.

2.1. Aerogeneradores

A medida que se ha ido desarrollando el mercado, los costos de la energía eólica han mostrado una drástica reducción. El costo de producción de la energía eólica es hoy en día una quinta parte que hace 20 años. Los costos de los aerogeneradores se sitúan en el rango de los 1300 USD/kW, variando en función de la tecnología y el tamaño de máquina. Los precios por kilovatio instalado oscilan entre 1500 y 1800 USD/kW. [13]

Para el caso de los aerogeneradores, el primer problema que surge es el de reconocer un sitio propicio para la explotación de estos recursos. Para poder decidir si instalar o no un aerogenerador, se debe contar con los datos de velocidad de viento del sitio donde se sospecha que existe recursos eólicos. [14].

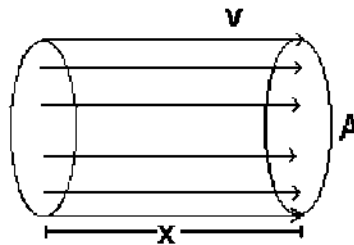


Figura 2.3. Viento en el área de barrido de un aerogenerador

La figura 2.3 indica la forma en la que el viento es atrapado en el área que comprende el giro de los álabes del aerogenerador. La potencia que entrega el viento es una función de su velocidad y su densidad, así como del área que cubre el aerogenerador. La transformación de velocidad de viento en energía eléctrica ocurre por la transformación de la potencia mecánica del viento en potencia eléctrica en el generador eléctrico. Nominalmente, los aerogeneradores se nombran según la capacidad en watts eléctricos.

En la ecuación 2.1 se aprecia la potencia debido a la energía cinética del viento, esta sólo depende de la velocidad registrada y de un área, que en el caso de los aerogeneradores es el área circular que se barre al moverse el rotor con los álabes.

$$Pot_{ws} = \frac{E_{ws}}{t} = \frac{1}{2} \rho A v^3 \quad (2.1)$$

donde Pot_w es la potencia del viento en Watts, ρ (rho) es la densidad del aire, que en general, y principalmente en este documento, es la densidad del aire estandarizada a 1.225 kg/m^3 , A es el área de barrido en metros cuadrados y v es la velocidad del viento en m/s .

Si utilizamos la ecuación de la potencia del viento para calcular la potencia eléctrica producida por un generador eólico con regulador de velocidad, la curva de funcionamiento es similar a la de la figura 2.4a. Sin embargo, en la literatura pueden encontrarse muchas versiones de la curva clásica de potencia de un aerogenerador con regulador. Aunque, en general, todas presentan los mismos tres puntos críticos a considerar: velocidad de arranque, velocidad nominal y velocidad de salida.

Velocidad de arranque: Aunque lo ideal sería que la capacidad de los generadores comprendiera cualquier flujo de aire por muy lento que fuera, la realidad es que para generar un torque que venza la fuerza electromagnética de los generadores eléctricos de las turbinas eólicas, el viento debe alcanzar una velocidad de alrededor de 3.5 a 4 m/s para que el rotor comience a girar

Velocidad nominal: es la velocidad de viento que produce un giro del rotor tal que el generador eólico logra producir la electricidad según las capacidades nominales del generador eléctrico.

Velocidad de salida o paro: es la velocidad de las corrientes de viento a la que el generador eléctrico corre peligro, debido a que el rotor gira con mucha rapidez, lo que puede dañar al tanto al generador eléctrico como la estructura de los álabes del rotor.

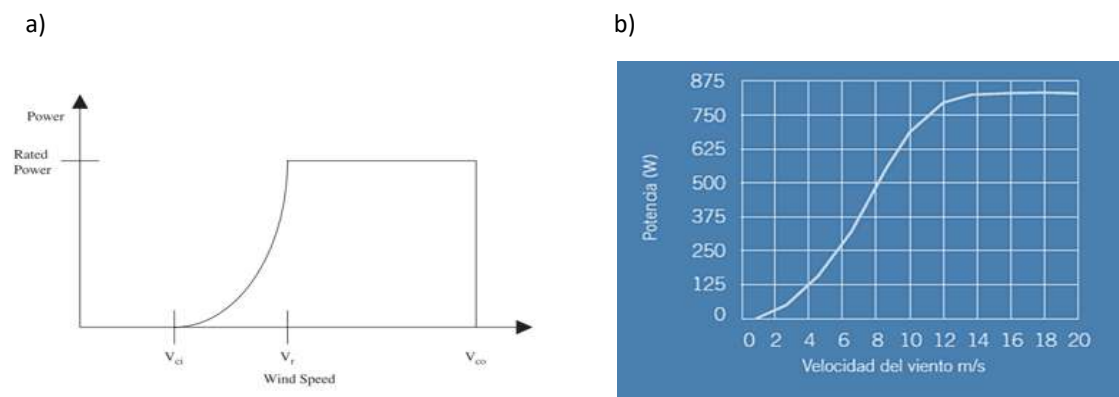


Figura 2.4. a) Aerogenerador con regulador. Curva de potencia simplificada [3]. b) Curva de potencia aerogenerador Bornay® Bee 800. Fabricante [15]

En la figura 2.4 se pueden observar dos versiones de la curva de funcionamiento de generadores eólicos. La curva de potencia puede variar dependiendo de la regulación del generador, pero en todos los aerogeneradores, los tres datos críticos son los mismos. Para una estimación práctica, se pueden utilizar modelos simplificados como el que se emplea en [3], o algún otro. Es necesario recordar que

para turbinas eólicas sin regulación la curva de potencia se parece más a una curva cúbica ascendente y que sale de operación poco después de alcanzar el punto de máxima potencia, el cual coincide con la velocidad nominal. Para mayores referencias observe el conjunto de curvas de potencia del catálogo de productos de la empresa Bornay®, que aparece en el Anexo A de esta tesis.

2.2. Fotovoltaicos

Los sistemas fotovoltaicos están compuestos por un conjunto de paneles compuestos de celdas fotovoltaicas que funcionan como un generador al conectarse en serie y paralelo, según convenga. La conversión de la energía a causa de la radiación solar en las celdas fotovoltaicas ocurre gracias al efecto conocido como *efecto fotovoltaico*. Dicho efecto se explica en los subsecuentes párrafos, pero el lector puede considerarlo por el momento como que la luz se comporta como partículas que excitan un material propenso a perder electrones, lo que provoca la corriente eléctrica.

Al igual que los sistemas eólicos, los sistemas fotovoltaicos son altamente dependientes de las condiciones climatológicas. Sí bien la radiación solar que recibe la tierra es un dato más o menos constante y, dependiendo de la época del año y la latitud, se puede saber la radiación extraterrestre que llega a un sitio específico, las condiciones de nubosidad y contaminación son las variables que reducen y vuelven aleatoria la radiación total que llega a la superficie terrestre.

Es bien sabido que la radiación es un medio de transferencia de calor y que por lo tanto la luz solar es una fuente de energía calórica aprovechable, por equipos como los colectores solares que emplean algunas plantas concentradoras para calentar fluidos de trabajo y producir energía mediante turbinas de vapor, o los calentadores domésticos de agua de uso cotidiano. Sin embargo, en el año de 1887 Heinrich Hertz, descubrió el efecto fotoeléctrico y se determinó que algunos materiales tienen la propiedad de reaccionar a dicho efecto. [16]

El efecto fotoeléctrico o fotovoltaico consiste en que la luz tiene un comportamiento dual, ya que se puede considerar como una onda electromagnética y como partícula al mismo tiempo. Los estudios realizados por Albert Einstein lo condujeron a formular la teoría que describe el efecto fotoeléctrico, y que indica que, a ciertas longitudes de onda, la luz provoca un desprendimiento de electrones de superficies metálicas. [16]

Una celda fotovoltaica transforma parte de la radiación solar en electricidad mediante la combinación de materiales semiconductores y otros componentes dentro de una cápsula que se interconecta con otras celdas, para formar un panel o módulo FV. La potencia de un Módulo FV viene dada por la curva característica de este equipo, la cual se genera a partir de pruebas de laboratorio con condiciones controladas. Para Deshmukh y Deshmukh [3] el sistema fotovoltaico se define como el conjunto de colectores solares (paneles FV). Por lo tanto, la potencia generada por un generador fotovoltaico está dada por la producción de cada panel multiplicado por el total de paneles dentro del área total de captación. Por lo que los parámetros más importantes de estos sistemas se reducen a la capacidad de cada módulo FV y el área de captación disponible.

$$P_s = I_T \eta A_{FV} \quad (2.2)$$

donde P_s es la potencia del sistema FV; I_T es la irradiancia sobre la superficie de captación η es la eficiencia o tasa de conversión y A_{FV} es el área total de captación.

Es necesario definir que la eficiencia de conversión η es también función de la eficiencia del módulo, de la eficiencia por acondicionamiento de potencia (conversión) y el factor de empaquetamiento Pf :

$$\eta = \eta_m \eta_{pc} Pf \quad (2.3)$$

donde la eficiencia del módulo η_m está dada por:

$$\eta_m = \eta_r [1 - \beta(T_c - T_r)] \quad (2.4)$$

los subíndices r indican datos de referencia de productor, eficiencia y Temperatura, β es el coeficiente de corrección por temperatura, T_c es la temperatura de la celda que está dada por la ecuación 2.5.

$$T_c = T_a + \frac{\alpha\tau}{U_L} I_T \quad (2.5)$$

de donde podemos definir $U_L/\alpha\tau = I_{T,NOCT}/(NOCT - T_{a,NOCT})$; donde NOCT es la temperatura normal de funcionamiento de la celda, $T_{a,NOCT} = 20^\circ\text{C}$ y $I_{T,NOCT} = 800\text{W}/\text{m}^2$ con una velocidad de viento de 1 m/s.

2.3. Baterías

En la modalidad de instalaciones aisladas de la red eléctrica, se considera necesario una autonomía de dos o tres días, por lo que un banco de baterías debe proveer de energía por sí solo [3]. El tamaño o capacidad del banco puede determinarse por la ecuación:

$$E_{c(Ah)} = (DOD)_{max} \eta_t \quad (2.6)$$

en donde $E_{c(Ah)}$ es la carga en ampere-hora, D_s es la autonomía de las baterías, $(DOD)_{max}$ es la máxima profundidad de descarga y η_t es el coeficiente de corrección por temperatura.

La carga de batería debe ser determinada también, esto se logra utilizando la ecuación 2.7.

$$E_{B(t)} = E_{B(t-1)}(1 - \sigma) + (E_{GA(t)} - E_{L(t)}/\eta_{inv})\eta_{batt} \quad (2.7)$$

La carga del banco de Baterías actual depende entonces de la carga anterior, la tasa de descarga propia de las baterías σ , la energía total generada en el lapso de t-1 a t, $E_{GA(t)}$, menos la energía que se destinó a satisfacer la demanda en el mismo periodo $E_{L(t)}$, con la respectiva eficiencia del inversor η_{inv} y la eficiencia de carga del banco de baterías η_{batt} .

2.4. Respaldos

Se pueden considerar como respaldos para HRES desde sistemas de generadores DIESEL, hasta celdas de combustible o incluso recurrir a la red de distribución de la compañía eléctrica, en el caso de sistemas interconectados. En [3] se supone un sistema aislado para el que se debe de calcular un generador Diesel, y el cual se puede calcular para dos casos:

1. Si se conecta directo a la carga, el generador Diesel debe ser igual a la máxima carga conectada. Como en la figura 2.2.
2. Si el generador será utilizado para cargar las baterías, el generador no debe exceder $C_{Ah}/5A$, donde C_{Ah} es la capacidad de la batería en ampere hora.

En el caso de interconexión, la red de distribución suele tener dos funciones para un HRES: sirve como sumidero o como respaldo. De manera que suele hacerse un balance de compra-venta o consumo-reinyección con el proveedor del servicio. Además, no es común contar con un respaldo de banco de baterías en combinación de una instalación con interconexión.

En la figura 2.5 se puede ver cómo se conceptualiza la relación compra-venta de energía eléctrica. Se puede visualizar que cuando la producción no satisface la demanda, la red eléctrica sirve de respaldo y complementa al equipo de energías renovables. En cambio, en las horas 10, 23 y 24, cuando se sobrepasa las necesidades energéticas, se puede suministrar energía a la red.

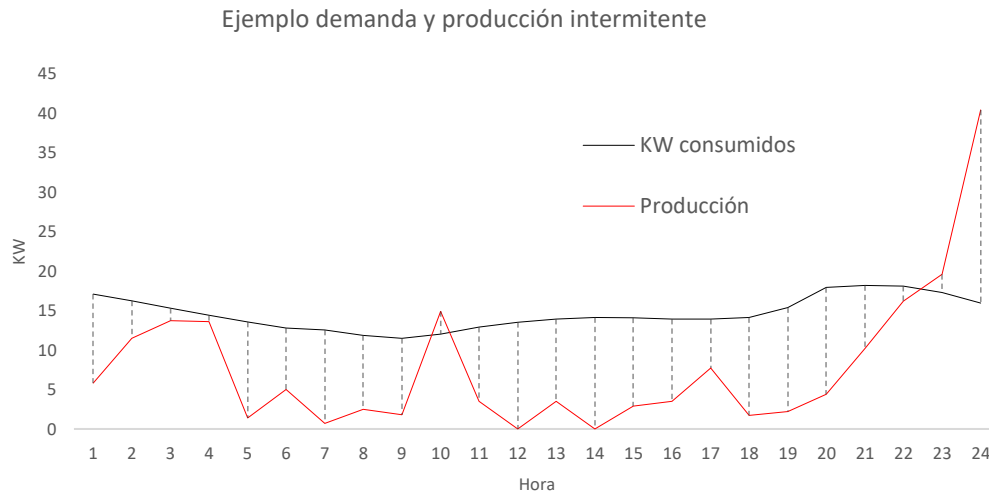


Figura 2.5. Balance en un sistema interconectado, ejemplo conceptual. (Elaboración propia)

2.5. Demanda

La demanda es un tema difícil de analizar. En general, su comportamiento se vuelve más previsible conforme se aumenta el número de usuarios finales de energía eléctrica. De la revisión bibliográfica sobre el estudio de la demanda, se pudo constatar que existen diversos comportamientos de la demanda que dependen en gran medida del nivel de demanda que se está midiendo. Por ejemplo en [17] se presenta la aleatoriedad de la demanda a gran escala, se comparan tres días consecutivos usando datos tomados de la red nacional de Estados Unidos arrojando una curva, que se puede considerar representativa de la alta demanda en zonas urbanas, aunque cada región puede presentar curvas particulares. Estas curvas representativas generalmente presentan dos crestas y un valle bastante pronunciado que se presentan a las mismas horas del día, es decir, es un fenómeno estacional. En este mismo estudio, se presenta un análisis donde se describe el comportamiento del viento para los mismos días en que se analizó la demanda.

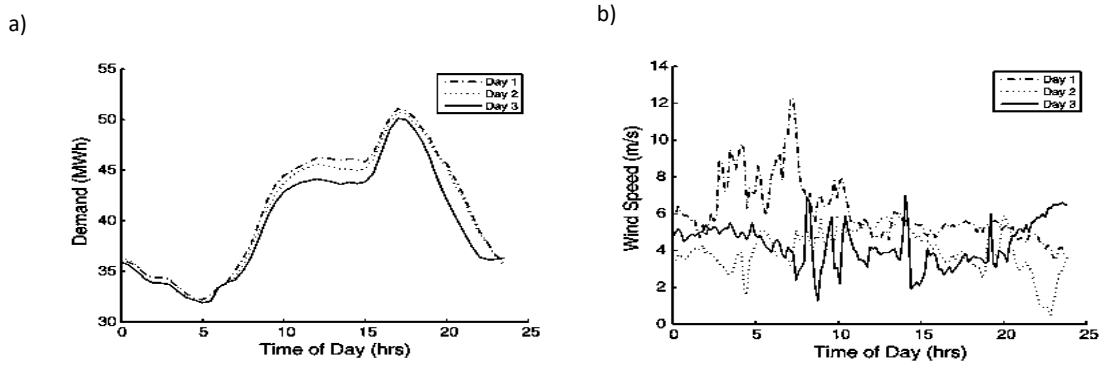


Figura 2.6. Curvas de tres días consecutivos de a) demanda, b) Velocidad de Viento [17]

En la figura 2.6 podemos observar estas curvas, claramente tienen características muy disímiles, lo que, definitivamente, toma mucha relevancia para la selección de los HRES que usan sistemas eólicos. Además, esto permite ir abordando el tema del balance de energía eléctrica que debe considerar estas características.

Mientras que en [18] Torriti *et al.* presentan el análisis de la demanda energética de varios usuarios en una zona residencial, para varios equipos electrodomésticos comunes. Presentan mediante una investigación a detalle del comportamiento de cada usuario doméstico curvas de consumo muy distintas a la demanda a gran escala. Este comportamiento nos permite asumir que entre consumidores domésticos la carga requerida tiene un comportamiento bastante diferente del de la demanda a gran escala, sin embargo, conforma una parte muy importante de la demanda a más altos niveles.

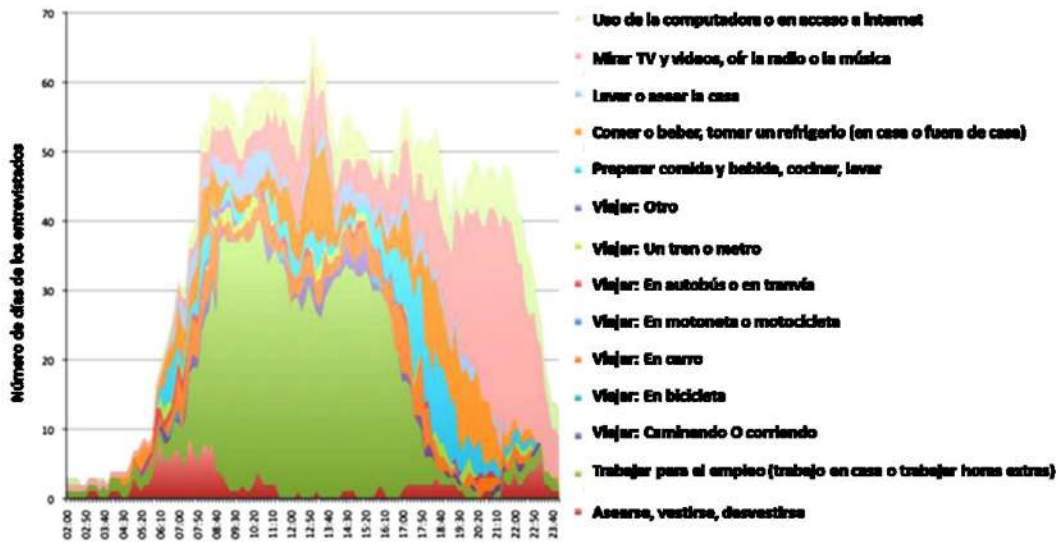


Figura 2.7. Comportamiento del usuario final por actividad y frecuencia, así como horario de actividad [18]

En la figura 2.7, se observa cómo los usuarios domésticos influyen en la demanda acumulada. Si bien cada usuario y sus hábitos aparecen “muy aleatorios”, esta aleatoriedad “se pierde” o se suaviza en el análisis a gran nivel de demanda. Esto es que satisfacer una demanda de menor nivel, digamos personalizada, es más complicado.

Este comportamiento que puede revisarse en cualquier serie de tiempo de demanda, según lo revisado en la literatura, puede desembocar en ser un problema bastante complicado y más aún cuando involucramos fuentes de energía intermitentes como las ER. De hecho, consideramos que es uno de los factores más importantes para cualquier HRES. En capítulos posteriores se realiza un análisis profundo de los datos de interés en estos temas y su impacto en los sistemas híbridos.

2.6. Conclusiones del capítulo.

En este capítulo se explicó cómo operan los equipos de un HRES, se presentaron las fuentes alternas y sus características principales. Además, se presentan características generales de la demanda en general. Tras revisar la literatura especializada en sistemas híbridos, se logró apreciar que los HRES presentan alta complejidad a la hora de seleccionar el número de equipos y la capacidad de los mismos. Esto se debe a la cantidad de variantes de equipos existentes y la complejidad de las fuentes de energía utilizadas.

Se pudo identificar como el problema principal de los HRES la intermitencia y aleatoriedad de las fuentes renovables involucradas. Si bien al combinar varias fuentes de energía se mitiga un poco esta problemática, la aleatoriedad de ellas sigue siendo muy relevante como se observa en la figura 2.2.

Se hace claro que las tecnologías que pueden presentar mayores temas de interés a la hora de dimensionar HRES son aquellos que tienen más problemas de disponibilidad o aleatoriedad. Por este motivo nuestro trabajo se acota en gran medida, los esfuerzos más importantes consisten en atacar las afectaciones de la incertidumbre existente en estas variables tan relevantes del dimensionamiento de HRES.

Centraremos el estudio de esta tesis en las fuentes alternas que además de ser las más comunes en los HRES, son también las más aleatorias y que, por ende, tienen un impacto mayor en la eficiencia de los sistemas híbridos: la energía eólica y la energía solar. Respecto a la energía solar, solo se analizarán paneles FV, ya que los calentadores son un campo de estudio por sí mismos; mientras que los generadores eólicos que se considerarán son los de eje horizontal con y sin regulación.

2.7. Bibliografía del capítulo.

- [2] Y. S. Mohammed, M. W. Mustafa, and N. Bashir, “Hybrid renewable energy systems for off-grid electric power: Review of substantial issues,” *Renew. Sustain. Energy Rev.*, vol. 35, pp. 527–539, Jul. 2014.
- [3] M. K. Deshmukh and S. S. Deshmukh, “Modeling of hybrid renewable energy systems,” *Renew. Sustain. Energy Rev.*, vol. 12, pp. 235–249, 2008.
- [11] Kevin Normandeau, “Microgrid Market Survey,” 2016.
- [12] Unknown, “Sistemas híbridos con energías renovables.” [Online]. Available: <https://eliseosebastian.com/sistemas-hibridos-de-energias-renovables/7-12/>.
- [13] T. Convocatoria, A. Energ, and E. N. Casa, “Proyecto FSE.” 2014.
- [14] E. Cadenas and W. Rivera, “Wind speed forecasting in three different regions of Mexico , using a hybrid ARIMA e ANN model,” *Renew. Energy*, vol. 35, no. 12, pp. 2732–2738, 2010.
- [15] Bornay, “Catalogo Aerogeneradores.”
- [16] M. A. Rodríguez Meza and J. L. Cervantes Cota, “Efecto Foelectrico,” *Cienc. Ergo Sum*, vol. 13, pp. 303–311, 2006.
- [17] L. Kuznia, B. Zeng, G. Centeno, and Z. Miao, “Stochastic optimization for power system configuration with renewable energy in remote areas,” *Ann. Oper. Res.*, vol. 210, pp. 411–432, 2013.
- [18] J. Torriti, “A review of time use models of residential electricity demand,” *Renew. Sustain. Energy Rev.*, vol. 37, pp. 265–272, 2014.

Capítulo 3. Emulador, análisis conceptual.

“... (respecto a variables meteorológicas) su estimación es una tarea desafiante. Una inspección precisa de los rangos de incertidumbre de cada factor puede requerir muestras grandes y varios miles de ejecuciones de los modelos. En presencia de modelos computacionalmente intensivos, esto podría hacer que los métodos matemáticos independientes del momento sean inaplicables. Se podrían prever dos formas de resolver el problema: una es la aplicación de un método de detección, seguido del cálculo de las mediciones de importancia que son independientes del momento en un número reducido de factores. La segunda consiste en la sustitución del modelo por un emulador que reduzca drásticamente el tiempo de cálculo”. [19]

En general, un emulador es un sistema de cálculo que utiliza modelos matemáticos para resolver problemas de la naturaleza, y normalmente presenta una interfaz para separar al usuario final del simulador (parte del emulador donde se resuelven las ecuaciones). En este capítulo se discuten las características del emulador en la parte general del concepto y de las características deseadas y se definen los retos más importantes a la hora de resolver los modelos matemáticos de mayor interés. Para ver una descripción detallada de la apariencia y funcionalidades de *FV_W Pro*, vea el capítulo 5 de esta tesis donde se presenta a detalle la interfaz realizada para nuestro emulador.

3.1. Estructura de un emulador

Worm *et al.*, en su estudio de las mantos acuíferos y las plantas de tratamiento [20] analizan y definen como los simuladores han sido muy útiles en el ámbito de los problemas de la naturaleza y resaltan la importancia de las interfaces gráficas para el usuario (GUI por sus siglas en inglés), incluso comparando su importancia con la del modelo matemático, ya que, para el usuario final, una interfaz amigable puede ser el motivo de aceptar o no el emulador.

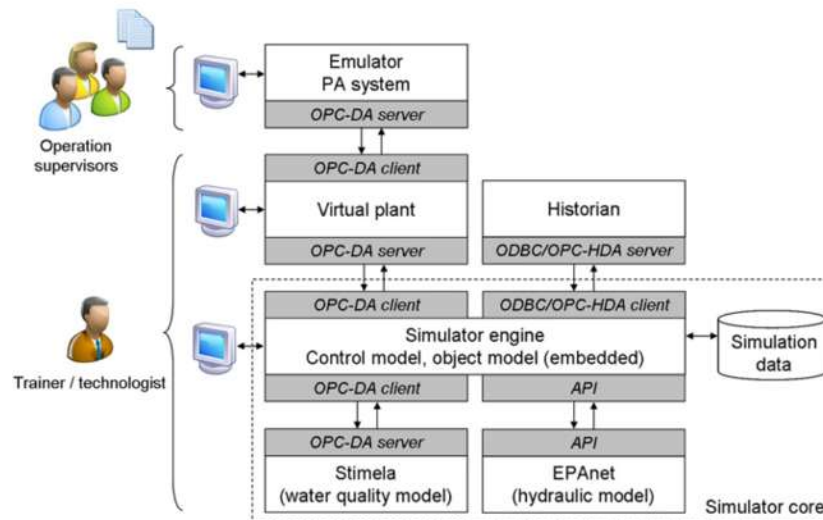


Figura 3.1. Estructura de un emulador: aplicado a un proceso de control de una planta de manejo de mantos acuíferos [20]

Para fenómenos ambientales y el análisis de las variables involucradas, se deben considerar aspectos particulares a la hora de manejar las bases de datos, sobre todo si se busca caracterizar las muestras,

de manera que las propiedades de éstas sean bien representadas [19]. Esto quiere decir, que las bases de datos deben tener una confiabilidad aceptable antes de utilizarse.

En la figura 3.1 se presenta la estructura de un emulador para el manejo de una planta procesadora de agua, principalmente se observa cómo los emuladores cuentan con una interfaz gráfica, a la que el usuario final tiene acceso y puede manejar las operaciones y tomar decisiones con base a resultados arrojados por el simulador. El simulador es una parte importante del emulador, es el que resuelve las operaciones y los modelos matemáticos, estas operaciones no están al alcance de las decisiones del usuario final ya que no tiene acceso, ahí solo el desarrollador puede modificar el código.

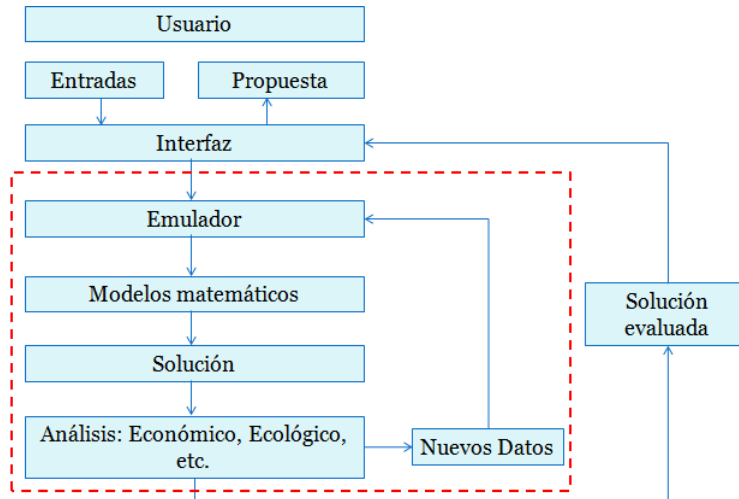


Figura 3.2. Sistema emulador-usuario. El usuario no tiene influencia pertinente en el funcionamiento del programa. El emulador solo permite cambios en los datos de entrada

Una forma de interpretar esto se observa en la figura 3.2, donde de manera conceptual, se separa la influencia del usuario de los cálculos realizados. Mientras que el emulador está en una “zona aislada” junto con los procesos de cálculo o solución que necesita de los modelos matemáticos.

Tabla 3.1. Simulador Vs Emulador

SIMULADOR	EMULADOR
El usuario modifica un número alto de variables que afectan los resultados obtenidos por el simulador	El usuario tiene una interacción indirecta con la arquitectura del programa, puede ver los resultados y modificar variables, pero no puede involucrarse en el proceso de cálculo
Los resultados obtenidos deben ser evaluados por el proyectista, quien debe discriminar la información en base a sus conocimientos y su experiencia.	Los resultados obtenidos son dependientes del proceso de solución que es responsabilidad del programador
La especialización del proyectista es mayor cuando se maneja este tipo de software	El entrenamiento que llegan a recibir los usuarios es mínimo
La interface varía en gran medida, desde aquella que es directamente el código fuente, donde se reportan los resultados, hasta aquella que cuenta con ayudas gráficas y animaciones	Llegan a ser altamente intuitivos, la adaptación del usuario es rápida gracias a interfaces amigables

Debido a que tienen muchas características en común, los simuladores suelen compararse a los emuladores. Es necesario distinguir entre los dos, algunas diferencias importantes entre un simulador y un emulador se presentan en la tabla 3.1.

La efectividad del emulador recae en la capacidad del simulador para realizar las operaciones necesarias de acuerdo a los modelos matemáticos. En el caso de HRES el modelo de integración de los diferentes componentes del sistema a elegir es el que se encarga de dar las propuestas, es decir cómo interactúan los equipos para satisfacer una demanda dada.

Algunos conceptos que conviene aclarar antes de proseguir con otras características esenciales de un emulador para el dimensionamiento de HRES, se mencionan a continuación:

- **Demanda.** El nivel de demanda o carga objetivo varía respecto de las necesidades de cada usuario y cada proyecto. Las características de los niveles de carga o demanda a satisfacer deben identificarse desde el inicio del proyecto a evaluar. En general, para la agencia reguladora de México las clasificaciones de demanda para sistemas intermitentes con interconexión son: pequeña, menor a 0.5 MW; mediana, entre 0.5 y 10 MW; alta, mayor a 10 MW, para distribución en la Red Nacional [21].
- **Operación.** Es decir, cómo se busca satisfacer la demanda, dado que los objetivos de los posibles usuarios de un emulador de HRES puede variar ampliamente el objetivo de consumo a satisfacer. Por ejemplo, si se busca la mayor independencia de la red; si se quiere realizar un balance constante compra-venta de energía para sistemas interconectados, donde se obtengan beneficios económicos; si se busca reducir un porcentaje de energía proveniente de la red hasta un nivel específico; etcétera.
- **Tecnologías.** Los HRES realizan un dimensionamiento de cada componente del sistema híbrido por separado: fotovoltaico (FV), eólica (W), biomasa (BM); así como sus auxiliares: bancos de baterías, sistemas de apoyo (Back-up), tales como generadores Diesel (DG), y más recientemente celdas de Combustible (FC) y sus componentes, todas las siglas son por su nombre en inglés. Si bien existen temas técnicos para cada uno de estos módulos de cálculo, centraremos nuestro análisis en los casos del módulo de fotovoltaicos FV y de velocidad de viento WS.

Los modelos de los equipos (curvas de funcionamiento), son fundamentales para una correcta actuación del emulador, sin embargo, en ocasiones éstos pasan a un plano secundario dado que en el dimensionamiento de HRES, definitivamente las bases de datos de recursos naturales y su nivel de confiabilidad, son más significativas, ya que son el cimiento de todo cálculo posterior. Esto quiere decir que curvas reales de funcionamiento, que tengan todo el respaldo empírico, pueden no tener un impacto tan grande como una base de datos de buena calidad en el dimensionamiento final de un HRES.

Algunas características de la demanda se presentan en la siguiente sección para comenzar a visualizar el enfoque que el emulador propuesto tiene sobre la misma.

3.2. Simuladores de HRES y sistemas de micro - generación

Se analizaron algunos simuladores y herramientas computacionales dirigidas a usuarios de fuentes renovables [22]–[25], de ellos se puso particular atención en el software comercial HOMER®.

Algunos simuladores de HRES son:

DGIS: Algunos trabajos similares encontrados en la bibliografía se enfocan al carácter didáctico de los simuladores como lo hacen Peña et al. [26] (2010) que exponen su simulador llamado “Simulador Interactivo De Generación Distribuida”, DGIS, por sus siglas en inglés (Distributed Generation Interactive Simulator). A grandes rasgos estas son las características de su proyecto:

- Un simulador adecuado para la comprensión en el aprendizaje de estudiantes de posgrado de ingeniería (relacionados con generación de potencia).
- Su enfoque recae en un sistema de observación y control de un caso de estudio, que pudo validarse mediante otro simulador comercial Matlab/Simulink®.
- Sin embargo, una de sus conclusiones es que su simulador permite la manipulación de varios parámetros según las necesidades del usuario, considerando que el usuario debe ser experto en el tema.

Como éste, se encontraron diversos trabajos en los que se proponen soluciones a casos de estudio muy particulares como lo ejemplifica Margeta y Glasnovich [27] (2011), que exponen un caso para un sistema fotovoltaico con un sistema de almacenamiento de energía basado en el bombeo de agua.

También se encontraron trabajos enfocados a la integración de energías renovables pero evaluadas en la conexión a la red eléctrica pertinente, en el que los esfuerzos se dirigen a realizar una adecuada interacción entre los sistemas de generación distribuida y la red. [28] (2009).

Algoritmo para casa inteligente utilizando HRES: Boynuegri et al. [24] (2013) proponen que se debe tener un control generalizado de la red de distribución eléctrica para poder realizar un correcto y más eficiente despacho de la energía eléctrica y hace un énfasis que para lograrlo se debe considerar que la demanda de la energía debe coordinarse en cada punto de entrega de la misma (en el caso de su trabajo reportado, se refiere al usuario final, es decir cada casa debe de contar un control dinámico y flexible entre la demanda y las fuentes de energía que la satisfacen). En general Boynuegri et al. proponen un algoritmo que se puede resumir en la figura 3.3 donde se puede observar el diagrama de flujo para la operación de un sistema híbrido que usa el estado de la carga de la batería para definir la operación del sistema

En un trabajo posterior vemos como Boynuegri et al. [29] proponen un modelo de control que reduce gastos y mejora la respuesta del sistema utilizando pronóstico de las variables más aleatorias del sistema: energía eólica, energía fotovoltaica, demanda eléctrica. Podemos observar cómo este algoritmo está diseñado para controlar de manera instantánea el consumo y la fuente de energía suministrada para una casa inteligente, lo que lo vuelve complejo, al grado de tener muchas entradas y muchos procesos para controlar de manera automática el suministro adecuado dependiendo de las condiciones en el momento t y también considerando el pronóstico para los siguientes tiempos $t+1$, $t+2$, etcétera.

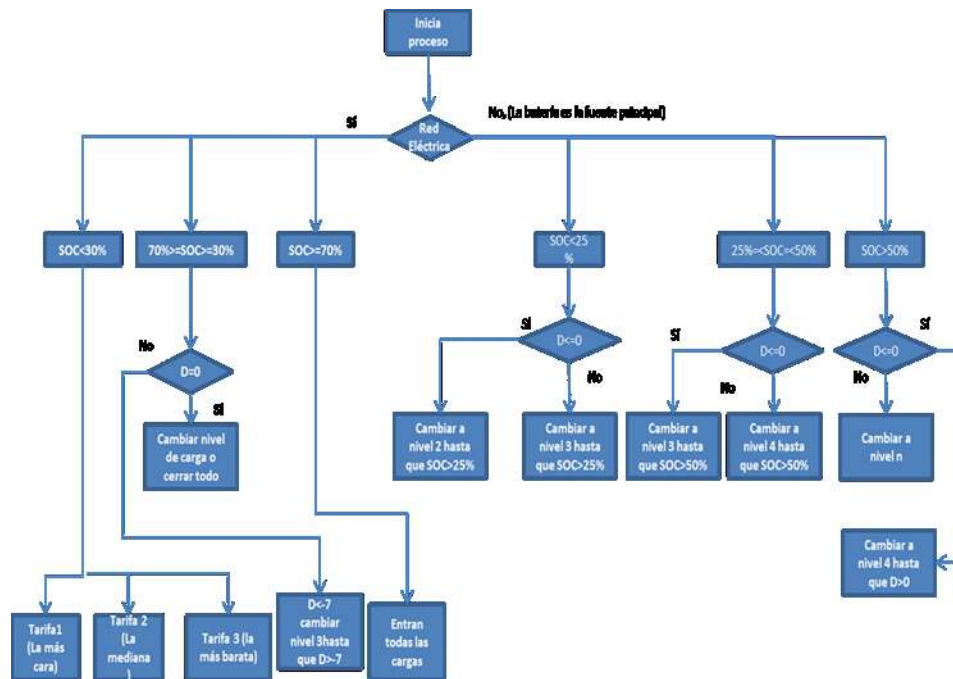


Figura 3.3. Diagrama de flujo de los procesos del control de una casa inteligente basados en la situación de carga de la batería (SOC por sus siglas en inglés). [29]

HOMER®: está diseñado para realizar una selección de componentes para sistemas de generación distribuida. Sus características principales pueden verse a detalle en el trabajo descriptivo realizado por Lambert et al. en [30]. Sus características más relevantes para comparación con otros simuladores, son las siguientes:

- HOMER® es un simulador que permite introducir equipos a analizar que satisfagan demanda eléctrica y demanda térmica. Por lo tanto, puede resolver problemas de cogeneración.
- El usuario debe seleccionar los equipos, es decir que debe conocer las características técnicas a detalle de Turbinas Eólicas (WT, por sus siglas en inglés), Celdas Fotovoltaicas (FV), Baterías, motores Diesel, Micro turbinas, celdas de combustible y otros componentes; debe entender el mercado eléctrico, los detalles técnicos de la interconexión y el comportamiento económico de los insumos, entre otras habilidades.
- Los datos a ingresar para la revisión de la energía disponible en el sitio (velocidad de viento, radiación solar, temperatura y otros datos meteorológicos) pueden ser de mediciones propias o bases de datos proporcionados por el usuario, aunque también, pueden vincularse a una base de datos pública de la NASA.
- El programa realiza tres etapas de Cálculo: 1) Simulación, donde el sistema arroja un gran número de soluciones que satisfacen las demandas eléctrica y de energía calorífica, de acuerdo a la preparación realizada por el usuario; 2) Optimización, donde se permite determinar una variable a minimizar o maximizar (la variable a minimizar suele ser el costo, en otras ocasiones se maximiza el ahorro de CO₂) reorganizando las soluciones según esta restricción, y; 3) Análisis de sensibilidad, que permite una nueva revisión sobre las propuestas

optimizadas, mediante las variaciones del precio del combustible, tarifas eléctricas o alteraciones de la demanda, todas ellas decisión del usuario y que pueden ser arbitrarias.

En general, HOMER® es una herramienta muy completa para un diseñador que desea realizar una modificación o una instalación nueva de un sistema de generación distribuida, sin embargo, se necesita de un amplio conocimiento de las tecnologías existentes y, para realizar un análisis de sensibilidad significativo, deben tenerse nociones certeras del comportamiento de las variables que afectan el rendimiento de los HRES. Esta dependencia hacia el diseñador y que éste debe contar con conocimientos sólidos en varias áreas de impacto para los HRES vuelven a simuladores como HOMER® susceptibles del factor humano.

Las características que más sobresalen de HOMER® dan pie a las características deseables en nuestro emulador. Aunque limitaremos nuestras restricciones de manera que las decisiones más importantes del usuario serán cuales equipos se utilizarán, así como el régimen de demanda que se desea satisfacer, a continuación, se describen algunas de las características de nuestro emulador:

- Una estructura modular parece la más adecuada en un simulador para realizar el dimensionamiento de HRES, ya que los cálculos para determinar la energía eléctrica producida por cada componente son independientes.
- Las expectativas de operación según las necesidades del usuario son de importancia y deben ser la restricción principal para la selección de equipos y deben siempre tener una correlación con las bases de datos originales.
- Al tratar con bases de datos el emulador deberá proporcionar la capacidad de asegurar que el modelo de HRES que se obtenga sea confiable, para esto podría incluirse un módulo de análisis probabilístico para aplicarlo a, particularmente, las bases de datos de las fuentes renovables; aunque también pueda aplicarse a la demanda, según sea el caso.
- La aleatoriedad y arbitrariedad de algunas decisiones involucradas en el proceso de análisis de sensibilidad de un HRES, produce un grado alto de incertidumbre. Aun estando conectados a la Red Eléctrica Principal, la incertidumbre en sistemas híbridos sigue siendo un reto, y debe reducirse mejorando el análisis de sensibilidad.

3.3. Estructura FV_W Pro

En la figura 3.4 se observa un diagrama conceptual del emulador en sus etapas iniciales, con los módulos correspondientes. Al compararlo con HOMER® y otros simuladores, se observan dos módulos adicionales: uno para análisis de los datos de entrada y otro con un énfasis particular en el análisis de sensibilidad. Se debe considerar la jerarquización como una manera de ordenamiento de los HRES seleccionados, en función de las prioridades del usuario.

Esta configuración cambió a lo largo del proyecto para quedar muy diferente, de hecho, en la figura 3.5 se muestra el diagrama de flujo para el cálculo de HRES con FV y WS, sin respaldos. En este diagrama de flujo se muestra como algunas decisiones están hechas por el usuario directamente, mientras que otras consideraciones están dentro de los módulos especializados para cada cálculo. Los módulos están estructurados de manera muy sencilla, aunque cabe recalcar, que la parte más importante de esos módulos de cálculo es el modelo matemático que se puede ver a detalle en el capítulo 2.

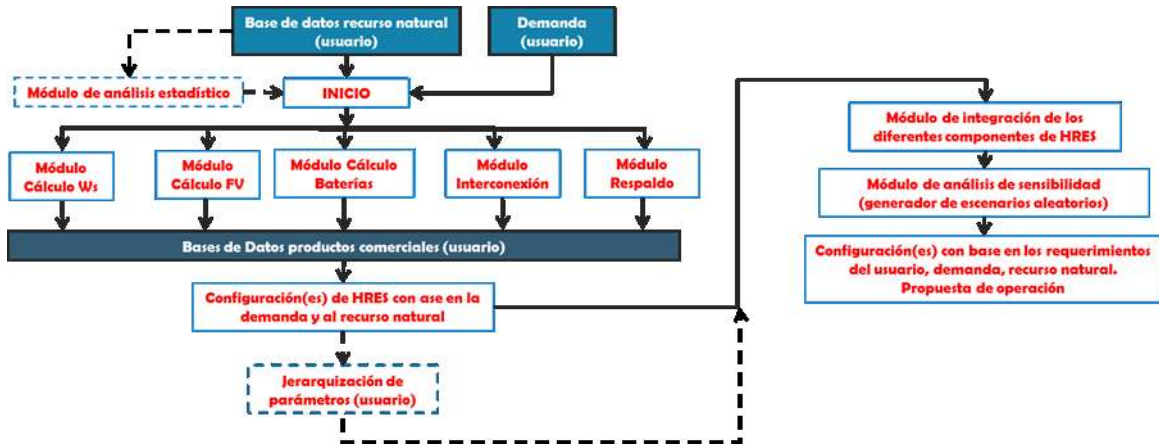


Figura 3.4. Diagrama preliminar de cálculo de Emulador.

La estructura del emulador propuesto cuenta con una arquitectura modular. En un inicio, habíamos considerado que indicar varias acciones simultáneas era lo correcto, como se ve en [29], sin embargo, nos percatamos que era mejor un enfoque secuencial ya que las consideraciones técnicas que encontramos en la literatura, en otros simuladores y en las recomendación de personas especializadas, así lo sugirieron.

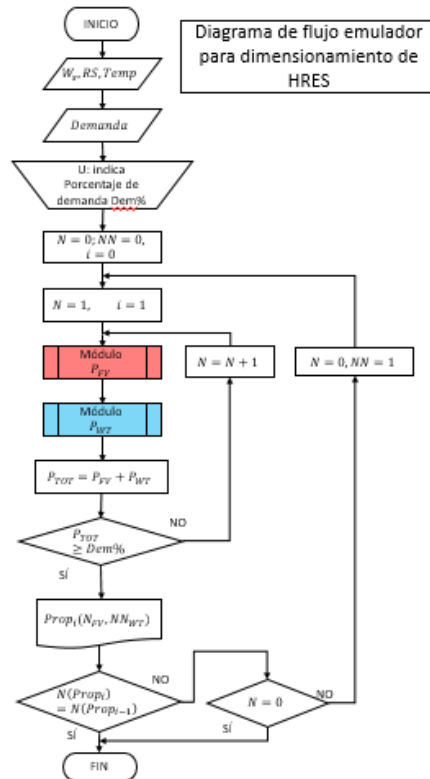


Figura 3.5. Diagrama de flujo de emulador $Fv_W pro$

En el Anexo C se pueden observar el algoritmo y su código fuente, se presenta una versión preliminar en Matlab®. Esta versión prácticamente fue implementada en su totalidad en el emulador final, aunque con ciertas adecuaciones para incluir la selección de varios equipos para cada fuente de ER y la posibilidad de dar de alta nuevos equipos. El diagrama de flujo que se presenta en la figura 3.5 corresponde más bien a la versión preliminar de Matlab®.

En el diagrama del emulador se puede distinguir de manera sencilla los procesos en los que el usuario tiene interacción; y aunque sí es muy relevante su participación, los efectos sobre el cálculo de la energía disponible y la energía entregada por las diferentes propuestas calculadas son mínimos.

Cabe mencionar que *Fv_W pro* cuenta con una interfaz que facilita la interacción con el algoritmo, siendo una interfaz amigable de ventanas parecida al ambiente Windows. Si bien el usuario puede ver todos los pasos, hasta cierto nivel, su verdadero impacto se ve en la selección de equipos disponibles o en la creación de nuevas entradas con datos técnicos de equipos nuevos, además de indicar las restricciones de la demanda a satisfacer. Las características específicas de esta interfaz pueden observarse en las figuras correspondientes en los anexos de este documento, sin embargo, en el capítulo 5. *Interfaz de FV_W pro* se puede observar como el usuario puede dar de alta nuevos equipos y como los resultados se entregan en forma de lista.

3.4. Conclusiones del capítulo.

Se presenta en este capítulo una introducción en la que se define el concepto de emulador. En este concepto se encuentran aquellos programas computacionales que resuelven problemas físicos mediante modelos matemáticos, en los que el usuario no tiene grandes atribuciones para modificar los modelos, que en general, solamente influye en los datos de entrada y en algunas condiciones o restricciones.

Después se presenta la estructura de un emulador encontrado en la investigación bibliográfica para un caso de estudio muy específico. En ese caso se analiza el uso y el control de una planta de tratamientos de agua residuales y se especifica que hay una interfaz a la cual el usuario final tiene acceso, una etapa de solución de modelos que se llama simulador y que resuelve todas las instancias y problemas relacionados con el control, para después, arrojar resultados directamente a la interfaz. Por esto mismo nosotros incluimos un esquema en el que se identifica esta estructura de emulador, pero de manera generalizada. Además, se incluye una comparativa entre un simulador y un emulador en la tabla 3.1 de manera que no haya confusiones a la hora de referirnos a uno u otro concepto.

Se presentan, además, varios casos en los que se proponen simuladores para dimensionar HRES, de estos varios casos podemos identificar datos muy importantes y condiciones que se toman en cuenta para desarrollar estas herramientas. Por ejemplo, en el caso del sistema DGIS el objetivo es controlar la interconexión entre un sistema de distribución de generación distribuida y la red eléctrica, para ayudar a estudiantes de posgrado a resolver problemas de control; en otro caso encontramos que se busca controlar la actividad de un sistema eólico-fotovoltaico en una casa inteligente, teniendo como objetivo mejorar la operación de la misma con un sistema automatizado. También se discute el simulador HOMER® que maneja varias opciones de energía renovable y convencional para satisfacer demandas o consumos definidos por el usuario, este software tiene las prestaciones que los emuladores para dimensionar HRES buscan ofrecer por default.

Finalmente se presentó la estructura que tiene el emulador razón de esta tesis. Su estructura es modular, cada uno de los módulos se encarga de una tecnología diferente, se escogió una arquitectura

secuencial e iterativa para el dimensionamiento de HRES. La estructura final del emulador es resultado de la evaluación de los sistemas similares encontrados en la bibliografía, así como de las consideraciones a las que llegamos tras muchos intentos y resultados no favorables.

En el siguiente capítulo se presentan a mayor detalle los módulos de cálculo, resultados obtenidos para varios tipos de operación considerando los equipos que se dieron de alta en el emulador. Además en el capítulo 5 aparecen las características principales de la interfaz y los retos de la misma.

3.5. Bibliografía del capítulo.

- [19] E. Borgonovo, W. Castaing, and S. Tarantola, “Model emulation and moment-independent sensitivity analysis: An application to environmental modelling,” *Environ. Model. Softw.*, vol. 34, pp. 105–115, 2012.
- [20] G. I. M. Worm, a. W. C. van der Helm, T. Lapikas, K. M. van Schagen, and L. C. Rietveld, “Integration of models, data management, interfaces and training support in a drinking water treatment plant simulator,” *Environ. Model. Softw.*, vol. 25, no. 5, pp. 677–683, 2010.
- [21] DOF, “Acuerdo de la Comisión Reguladora de Energía que define los criterios administrativos para dar cumplimiento al artículo Décimo Tercero Transitorio, fracción 1, inciso c) de la Ley de la Industria Eléctrica.” pp. 1–9, 2017.
- [22] a. Castelletti, S. Galelli, M. Restelli, and R. Soncini-Sessa, “Data-driven dynamic emulation modelling for the optimal management of environmental systems,” *Environ. Model. Softw.*, vol. 34, pp. 30–43, 2012.
- [23] R. Yang and L. Wang, “Multi-zone building energy management using intelligent control and optimization,” *Sustain. Cities Soc.*, vol. 6, pp. 16–21, 2013.
- [24] a. Tascikaraoglu, a. R. Boynuegri, and M. Uzunoglu, “A demand side management strategy based on forecasting of residential renewable sources: A smart home system in Turkey,” *Energy Build.*, vol. 80, pp. 309–320, Sep. 2014.
- [25] M. Severini, S. Squartini, and F. Piazza, “Hybrid soft computing algorithmic framework for smart home energy management,” *Soft Comput.*, vol. 17, pp. 1983–2005, 2013.
- [26] R. Peña, A. Medina, O. Anaya-Lara, and G. M. Burt, “DGIS: Interactive simulator for distributed generation systems,” *Comput. Appl. Eng. Educ.*, vol. 20, no. 4, pp. 594–603, Dec. 2012.
- [27] J. Margeta and Z. Glasnovic, “Hybrid RES-HEP Systems Development,” *Water Resour. Manag.*, vol. 25, no. September 2010, pp. 2219–2239, 2011.
- [28] C. Choon, C. Coates, and A. Viswanath, “Renewable Energy Source Emulator,” *Sustain. Energy Build.*, pp. 297–304, 2009.
- [29] E. Drives, “Renewable Energy Sources,” no. May, pp. 13–17, 2013.
- [30] T. Lambert, P. Gilman, and P. Lilienthal, “Micropower System Modeling with Homer,” *Integr. Altern. Sources Energy*, pp. 379–418, 2006.

Capítulo 4. Dimensionamientos de HRES con FV_W Pro

“El análisis y el diseño de los sistemas de micro potencia pueden ser desafiantes, debido a la gran cantidad de opciones de diseño y la incertidumbre en los parámetros clave, como el tamaño de la carga y el precio futuro del combustible. Las fuentes de energía renovables añaden una mayor complejidad debido a que su producción de energía puede ser intermitente, estacional y no suministrable, y la disponibilidad de recursos renovables puede ser incierta.” [30]

En este capítulo se describen los problemas de mayor impacto en los HRES y se plantean soluciones para mitigar su impacto, además se presentan casos de estudio donde solucionar uno de éstos puede implicar un estudio muy profundo sobre el tema en particular. También se exploran dos enfoques de operación y se describen sus características y, sobre todo, se hace hincapié en los retos de los mismos. Finalmente, se presentan resultados obtenidos mediante el algoritmo que rige los módulos de cálculo de *FV_W pro* por lo que se tiene una discusión de los mismos y se concluye la factibilidad de utilizar los modelos matemáticos con este algoritmo integrador para el dimensionamiento de HRES.

4.1. Complicaciones a la hora de dimensionar HRES

En la literatura, cada vez que se diseña un HRES es indispensable contar con bases de datos confiables para comenzar con el análisis y poder realizar un modelado adecuado de los sistemas involucrados. En particular, para calcular los límites de generadores fotovoltaicos (FV) o turbinas eólicas (WT) antes de su implementación, es necesario contar con al menos un año de datos de radiación solar y velocidad de viento, respectivamente. [31]

Para dimensionar correctamente los equipos que utilizan FRE se suele recurrir a métodos probabilísticos para definir su disponibilidad en un año típico. Como se presenta en Luna- Rubio et al. [1] los modelos probabilísticos aún tienen vigencia y desde los años noventa aparecen reiteradamente en la bibliografía. Una forma de realizar estos modelos consiste en el enfoque de la probabilidad de pérdida de potencia suministrada que plantea el peor caso posible: probabilidad de que no haya suficiente energía para satisfacer la carga. Bajo esta premisa, se realizan estudios estadísticos de las FAE para identificar si podrían satisfacer al 100% los requerimientos de carga.

Para el emulador presentado, hemos retomado esto para proponer un tratamiento previo de los datos para evitar que las bases de datos del usuario contengan valores atípicos que tengan injerencia en el dimensionamiento, ya que al incluirlos en el análisis se podría sobreestimar la producción de energía eléctrica de un equipo.

En este capítulo además se explican los módulos de cálculo del emulador con mayor detalle y se presentan los códigos que permiten el dimensionamiento de HRES, es decir, que están encargados de la integración del sistema híbrido. Además, se presentan los resultados para algunos casos de estudio a los que se tuvo acceso con las correspondientes bases de datos de datos meteorológicos de al menos un año calendario.

4.1.1. Detección de datos atípicos (*Outliers*)

Sin duda, una sobreestimación de la producción de potencia de los equipos que utilizan FAE puede producir un pobre rendimiento de un HRES. En algunas aplicaciones se considera que los datos atípicos no forman parte de un escenario probabilístico típico o común, dada la naturaleza de las variables meteorológicas que rigen la producción de potencia de los sistemas híbridos, incluirlos

provocaría que el desempeño del sistema híbrido pronosticado para funcionar por más de 20 años no sea satisfactorio.

Como se describe en [1] es evidente que en un inicio, cuando los modelos probabilísticos se comenzaban a implementar, las bases de datos eran limitadas. Según la revisión bibliográfica en ese artículo, conforme avanza el tiempo las bases de datos se demuestran cada vez más completas, es decir, con mayor número de mediciones de velocidad de viento y radiación solar, (que son las variables con mayor estocasticidad), lo que permite una mejor interpretación de las condiciones en las que operaría un HRES.

En general, se espera que una base de datos de ER cuente con mediciones con una frecuencia de al menos una hora, aunque encontrar bases de datos con frecuencias cada vez más cortas se vuelve más común: cada 15 minutos, cada 10 minutos como en [32], cada 5 minutos o hasta medidas cada minuto.

Para la detección de *outliers* de muestras estadísticas con pocos datos, utilizando la prueba de Grubbs, se determina la media de la muestra y después se calcula el valor absoluto de la diferencia entre el valor que está muy lejos de la media y la varianza. Después se divide entre la desviación estándar de la muestra, lo que arroja un coeficiente T, el cual se compara con datos críticos de una tabla donde aparece la t de Taylor. Si el valor obtenido es mayor que ese valor crítico, ese dato se etiqueta como un valor atípico bajo este criterio. Sin embargo, en nuestro caso, como son series de tiempo muy grandes hasta de 8760 datos, se pueden hacer varias pruebas que utilizan diferentes criterios, para que, si en varias de las pruebas se etiqueta al valor estudiado como atípico, entonces se elimina de la muestra con más certeza, y después, se repite el proceso hasta que no haya más valores atípicos. [33]

Este estudio resulta muy útil a la hora de definir Rangos de las muestras, pues un *outlier* puede incrementar mucho el rango de los valores, y termina por ser un dato que no aporta información de calidad al diseñador de HRES.

En el caso de la energía renovable puede parecer que un análisis de este tipo está de sobra, sin embargo, para poder ejemplificar que impacto puede tener el incluir valores atípicos en el dimensionamiento de un generador eólico, se decidió realizar un análisis de este tipo a una muestra de velocidad de viento.

Para esta prueba de *outliers*, se utilizaron los datos de un mes de promedios horarios de la velocidad de viento y las pruebas aplicadas consisten en determinar la normalidad de la muestra, y que tanto se alejan de la media los valores extremos. En caso de cumplir con algunas condiciones establecidas según los valores predeterminados que rigen el modelo estadístico deseado, es posible concluir si son, o no, valores que “contaminan” la muestra.

El objetivo es discriminar aquellos datos que aumentan la incertidumbre de la muestra o que alteran el promedio o la desviación estándar más allá de lo aceptable. Estos datos pueden ser resultado del error humano, el mal funcionamiento de los equipos de medición o a que son datos demasiado esporádicos y no representan las condiciones normales de un experimento o de la medición de fenómenos reales.

Las características de la serie de tiempo de velocidad de viento a la que se le aplicó la metodología para la detección de *outliers* aparecen en la tabla 4.1. Como se observa en la tabla, la eliminación de los valores atípicos permite corregir el promedio y la desviación estándar y el rango de la muestra

analizada, aunque se pierden algunos datos que se consideran atípicos bajo los criterios estadísticos preestablecidos. La figura 4.1 muestra como se ve el histograma de la serie con y sin esos datos atípicos.

Tabla 4.1. Características de la serie de tiempo de velocidad de viento en Morelia Michoacán. Septiembre 2008. Mediciones en m/s

Estadística	Con outliers	Sin outliers
Número de datos	720	718
Promedio	1.450	1.380
Desviación estándar	1.035	1.029
Mínimo	0	0
Máximo	10	4.89
Rango	10	4.89

En este caso, la distribución de probabilidad sigue siendo una distribución de Weibull después de la eliminación de *Outliers*. Pero la estadística básica nos indica que los datos atípicos sí provocaban variaciones a la media, desviación estándar y al rango, siendo de éstos el más gravemente afectado, el rango, ya que se reduce significativamente a menos del 50% del rango original.

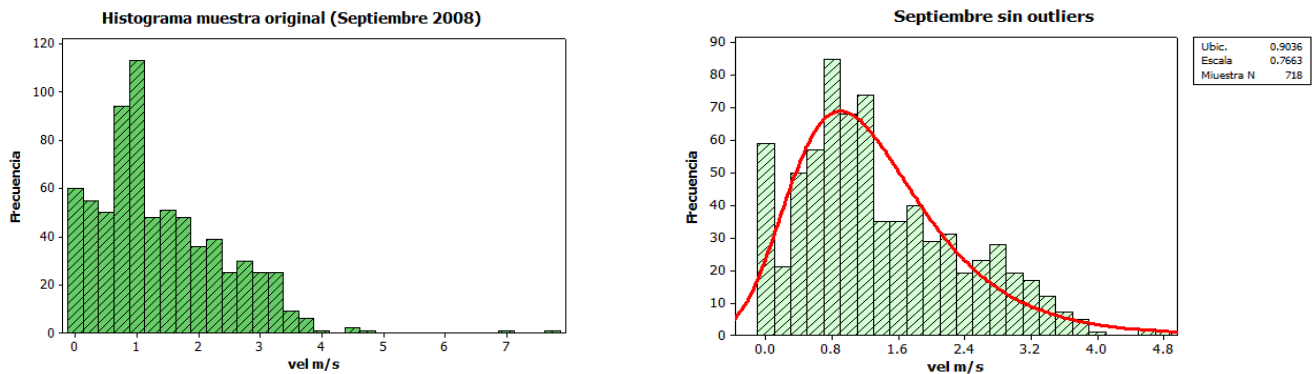


Figura 4.1. Distribución de Weibull en una muestra de velocidades de viento con eliminación de *Outliers*. Datos horarios en Morelia Michoacán.

El diagrama de flujo que define la rutina para identificar los datos atípicos aparece en la figura 4.2. Se observa que se emplean dos condiciones de valores críticos para definir si son o no *outliers*.

Dependiendo del tipo de muestra, su tamaño, su rango y su modelo estadístico, se puede realizar un análisis de datos atípicos por estación del año, por mes, o por año. Cada caso tiene peculiaridades, pero se debe considerar si es necesaria la detección de *outliers* para reducir las sobreestimaciones en el caso de la energía eólica o solar, así como inhibir los cálculos muy bajos de demanda eléctrica.

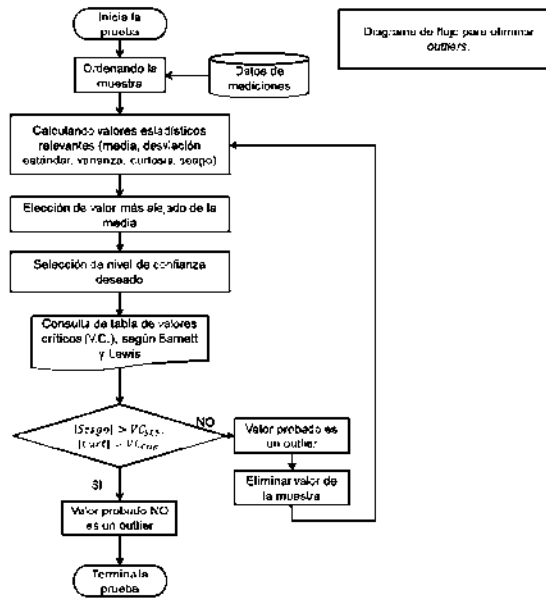


Figura 4.2. Diagrama de flujo para eliminar outliers. Utilizando las metodologías de Barnett y de Lewis

4.1.2. Energías renovables

Los HRES tienen características muy específicas, relacionadas con las fuentes alternas de energía que deben tomarse en cuenta. Podríamos hablar de un término que aparece por primera vez en este texto, que en general se puede considerar como obvio o muy intuitivo, pero vale la pena identificarlo para el resto del documento: la energía disponible.

La energía disponible, como podemos apreciar en la figura 4.3, representa la energía total proveniente de fuentes alternas de energía. Se observa que no toda la energía existente en un sitio puede convertirse en energía eléctrica para la carga que se quiere satisfacer. En la figura aparecen tres conceptos adicionales, la energía no aprovechable, las pérdidas en la conversión y la energía convertida.

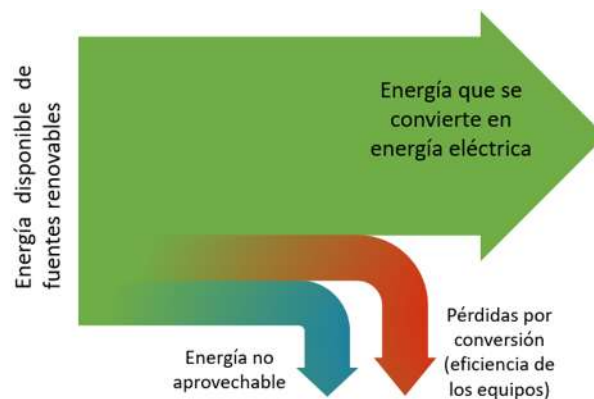


Figura 4.3. Conceptualización de energía disponible, energía no aprovechable, pérdidas por conversión y energía convertida en generadores con energía renovable o HRES.

De este esquema, se puede observar que las flechas que indican la energía no aprovechable y las pérdidas son aproximadamente del mismo tamaño, sin embargo, no necesariamente son proporcionales a su impacto para una u otra fuente de energía.

En el caso de la energía eólica, por ejemplo, la energía disponible corresponde a toda la energía cinética del aire y no es aprovechable, dadas las características técnicas de los equipos, por debajo de los 3 o 3.5 m/s , situación que, en muchos casos, puede representar un gran porcentaje de la energía total del sitio, mientras que la conversión de energía cinética a eléctrica depende del generador eléctrico y diseño de los álabes. Por esto, cuando se explota la energía del viento queda claro que la energía no aprovechable debería ser mucho más grande que las pérdidas por conversión.

El caso contrario ocurre con los generadores fotovoltaicos, dadas las características de funcionamiento de las celdas solares, pueden aprovechar bajas intensidades de luminosidad, sin embargo, la conversión depende de las características limitantes de los materiales empleados en su fabricación, por lo que la energía no aprovechable casi podría representar un porcentaje despreciable de la energía disponible, no obstante, las pérdidas por conversión y en general todas las pérdidas relacionadas con la transmisión de energía son mucho más representativas proporcionalmente.

4.1.2.1. Caso de estudio de una turbina eólica en funcionamiento.

En [34] hemos realizado el análisis de una turbina eólica que tiene un generador eléctrico no regulado. El artículo en su versión publicada se encuentra en el Anexo J de esta tesis, el objetivo principal en este, fue el de poder predecir el comportamiento de la turbina y la producción de energía eléctrica de la misma. La turbina estudiada está instalada en la azotea de un edificio dentro de la universidad michoacana, puede observarse las características del sitio y de la turbina que aparece en la tabla 4.2.

Tabla 4.2. Características de la turbina eólica

Fabricante/ modelo	XZERES/Skystream 3.7
Máxima potencia	2.6kW
Potencia nominal	2.1kW at 11 m/s
Peso	77 kg
Diámetro del Rotor	3.72m
Rotor RPM	350 r/min
Voltaje	120 V, 1 fase, 60Hz

Como se observa en el documento mencionado, fue necesario un análisis estadístico muy completo para poder identificar las características principales de la turbina instalada y la producción de electricidad registrada. Se analizó una muestra de energía total suministrada diaria a un circuito durante un año calendario, y después se demostró como esa muestra presentaba dos periodos con comportamientos disímiles, de manera que se manejó como dos muestras con características diferentes de aproximadamente seis meses cada una. Esto sirve de ejemplo para entender que en ocasiones no es conveniente basar el dimensionamiento de un sistema eólico o híbrido que use energía eólica en “datos crudos”.

La figura 4.4 presenta el resultado de esta separación de los datos que, en este caso, corresponde a un comportamiento estacional en el que hay dos partes, una de baja producción y otra de alta producción. Además se observa que las mediciones son muy oscilantes, aparecen muchas mediciones de cero en ambos casos, pero el rango de las dos difiere bastante.

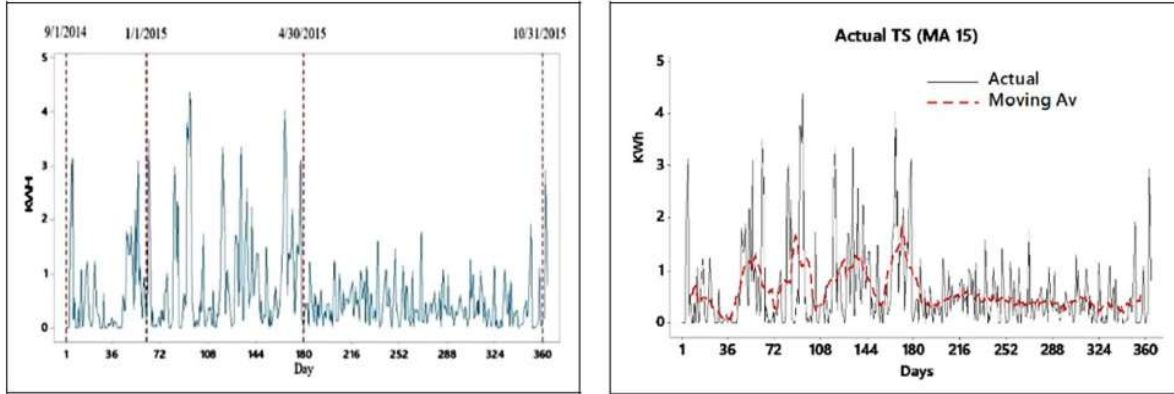


Figura 4.4. Análisis de la producción de una turbina eólica. Por seis meses hay alta producción y los restantes meses baja producción. [34]

En este caso de estudio, aparecen muchos días en los que no hay producción registrada de la turbina eólica, la razón se puede deber a la ausencia total de energía aprovechable. Además de esto, el valor de la energía neta producida por cualquier turbina eólica está ligado a algunos otros factores como a la inercia del rotor, consumo de equipos auxiliares y posibilidades de almacenamiento de las centrales eólicas [35] (en el caso de estudio no existe almacenamiento).

Se observa que el comportamiento estacional produce la identificación de dos regímenes de funcionamiento de la turbina. Este comportamiento es particular del sitio, esto no quiere decir que no se presenten casos similares en otras circunstancias o casos de estudio, pero cada sitio es susceptible de un análisis específico.

4.1.2.2. Generalidades de la energía solar y de generadores fotovoltaicos.

El curioso caso de la radiación solar, implica ciertas características muy específicas de la misma. Al depender de un astro en constante combustión, la radiación que llega a la tierra, tiene una intensidad más o menos regular a lo largo del año en todos los sitios de la tierra. Es decir, se puede saber cuánta radiación llega a la tierra en un cierto sitio, en un día y hora determinados, ya que el cálculo de la radiación solar extraterrestre se basa en una fórmula de dominio general en el ámbito de los ingenieros solares y especialistas. Apareciendo versiones de la misma recurrentemente en trabajos científicos. Por ejemplo, tenemos la ecuación 4.1, donde vemos la expresión para calcular la radiación extraterrestre diaria.[36]

$$H_0 = \frac{24 \times 3600}{\pi} I_0 f \left(\cos \lambda \cos \delta \sin \omega_s + \frac{\pi}{180} \omega_s \sin \lambda \sin \delta \right) \quad (4.1)$$

donde, H_0 es la radiación total extraterrestre esperada en un sitio cualquiera, l_0 es la nueva constante solar de $= 1366.1 W/m^2$ [37], λ es la latitud en grados, δ es la declinación solar que depende del día del año y ω_s es el ángulo a la hora de salida del sol. El factor de corrección por excentricidad, la declinación solar y el ángulo a la hora de salida del sol se pueden calcular, respectivamente como [38]:

$$f = 1 + 0.33 \left(\cos \frac{360n}{365} \right) \quad (4.2)$$

$$\delta = 23.45 \sin \left[\frac{360(284 + n)}{365} \right] \quad (4.3)$$

$$\omega_s = \arccos(-\tan\lambda \tan\delta) \quad (4.4)$$

donde n es el número de día del año empezando en el primero de enero. Como se observa todos los valores son derivados de la posición de la tierra respecto del sol, y operaciones trigonométricas.

En varias fuentes, se estudia la irradiación solar con muchos enfoques, puede ser de periodos mensuales, diarios, horarios o con frecuencias más cortas. Por ejemplo en [36] el objetivo es identificar los promedios mensuales de radiación solar total para varias coordenadas de interés al estudiar las observaciones, se logra identificar los modelos correspondientes para cada sitio y finalmente, se explican las principales causas de las variaciones de las mediciones de la radiación solar.

Dependiendo de la aplicación, la frecuencia con la que se necesita registrar la energía solar puede variar, aunque en general se tiene un consenso acerca de que la radiación solar que se mide es la radiación total en la superficie que incluye todas las fuentes de radiación solar. Se considera que la radiación extraterrestre no llega enteramente a la superficie de la Tierra, ya que la atmósfera terrestre la disminuye, la bloquea o la desvía, mientras que las superficies de la tierra pueden absorberla o reflejarla. Por esto, se considera que la radiación total en la superficie está compuesta por la radiación directa, la radiación difusa y, en ocasiones, la radiación reflejada por las superficies. [39]

Para aplicaciones FV, lo más común es desestimar el origen de las componentes de la radiación y se mide la radiación total en la superficie horizontal, y si se mide por unidad de área, se le conoce como irradiación total. Sin embargo, existe cierta aleatoriedad que afecta las mediciones de radiación, en general, la nubosidad, sombras y otros obstáculos interfieren con la radiación medible. De hecho, se conoce que uno de los principales problemas técnicos en instalaciones FV es su susceptibilidad de tener un factor de potencia muy sensible [40], que es un tema técnico bastante interesante, pero que para efectos de este trabajo no se abordará.

Para simplificar el dimensionamiento de los generadores FV se puede recurrir a bases de datos que indican promedios mensuales o diario de radiación solar y simplemente referirse a la energía disponible como un día típico de un mes específico. Además, se puede presentar el caso en el que la producción estimada se realice de manera muy poco detallada, casi como un acumulado directo de la energía que se puede convertir y que tiene resultados aceptables para muestras pequeñas o con bases de datos con mediciones medias. [41]

Sin embargo, esas aproximaciones generalmente utilizan un enfoque de día despejado, que normalmente no es aplicable para todo el año calendario. En la figura 4.5 podemos ver tres días de mediciones de radiación solar con frecuencia de cada cinco minutos, sin las mediciones nocturnas (puesto que son ceros) en el eje de las abscisas, se presentan etiquetas que contabilizan cada medición y por cada 120 mediciones se representan 10 horas reales.

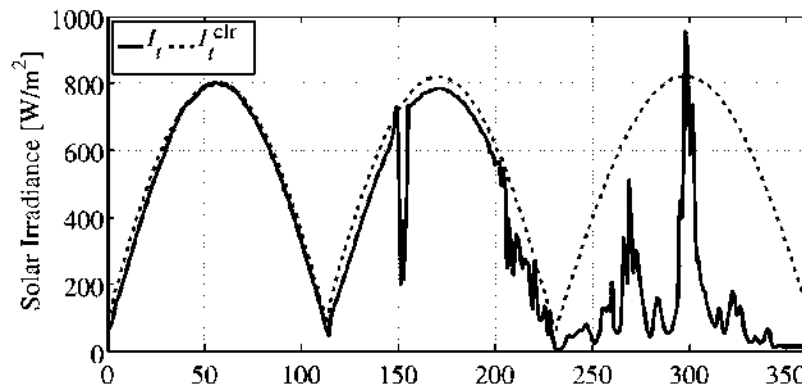


Figura 4.5. Modelo de cielo despejado y mediciones reales de irradiación solar con mediciones cada 5 minutos. [39]

Se observa como en el día uno la línea sólida casi sigue una campana perfecta como calcando la línea punteada que es la irradiación ideal con cielo despejado calculada con la ecuación 4.1, mientras que los días dos y tres, presentan disminuciones puntuales de la campana esperada y que tienen similitudes con series de tiempo con características estocásticas, estas variaciones se deben a condiciones atmosféricas.

Como pudimos observar, las mediciones de radiación solar normalmente generan una curva con forma de campana, que en ausencia de sol (horas nocturnas) se vuelven cero. Algunas maneras de presentar la energía solar disponible o medible es ignorando las horas nocturnas, sin embargo, en el análisis de HRES, se deben incluir todas las mediciones disponibles, ya que se deben de satisfacer condiciones de carga para las 24 horas del día.

La potencia generada a partir de paneles FV depende directamente de la radiación recibida en el plano por unidad de área, o irradiación, de la temperatura y de factores de composición propios del panel. De todos estos factores el que puede presentar variaciones importantes dependiendo de las condiciones meteorológicas es la radiación solar, por esto la incertidumbre asociada a los generadores FV es similar hasta cierto punto a la de otras variables meteorológicas como el viento.

Cabe señalar que, para la radiación solar siempre existe una noción o expectativa de la cantidad de energía proveniente del sol dadas las condiciones del fenómeno, y que, en general, el comportamiento estocástico tiene su origen en la nubosidad que es un obstáculo para que la radiación llegue a la superficie. Por este motivo, aunado a su indisponibilidad por la noche, la energía solar suele incorporarse como complementaria de otras fuentes de energía, y debe analizarse en conjunto para obtener la producción energética deseada.

Además de las complicaciones asociadas con las FRE, en ocasiones los regímenes en los que se operan los HRES tienen características particulares para satisfacer la demanda, estos requerimientos

merecen un estudio particular, ya que dependiendo del rango en que se encuentre la demanda, su aleatoriedad puede ser poco o muy significativa, por esto, en la siguiente sección se estudian las características de la demanda eléctrica a varios niveles de carga.

4.1.3. Demanda. Características y curvas comunes

La demanda es una medida de la energía que se utiliza a lo largo de un lapso definido: una hora, un día, una semana, un mes, etcétera y suele medirse en Watts por unidad de tiempo. La carga eléctrica se refiere a la magnitud de energía necesaria en un momento específico, generalmente se mide en Watts. Por ejemplo, en [42] Verdejo *et al.* estudian el comportamiento del consumo diario de energía eléctrica para una casa habitación en Chile.

En el caso de Verdejo *et al.* se observa que hay una caída de la energía necesaria para satisfacer la demanda cada siete días, como se presenta en la figura 4.6, además se muestra en rojo la función de correlación que permite identificar la influencia de las mediciones anteriores con la medición actual. En este caso el rango máximo de la demanda no alcanza los 3.6 KW- día. El estilo del consumo de este usuario representa un reto, en el sentido que tiene variaciones importantes del consumo energético con lapsos regulares, aunque se observa más variabilidad en las últimas mediciones.

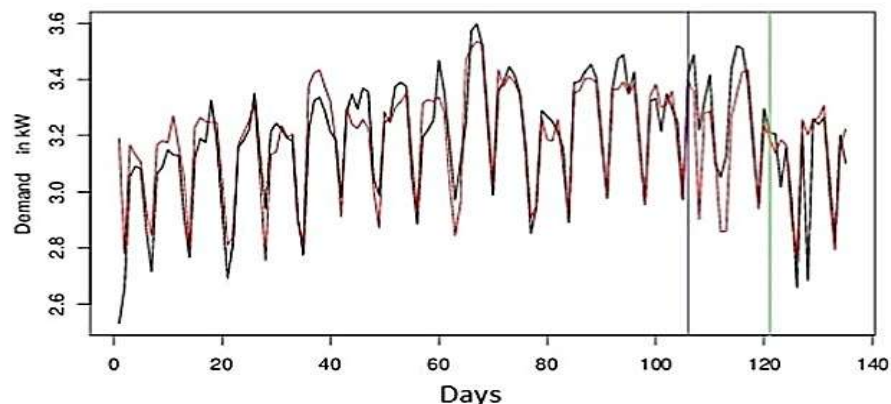


Figura 4.6. Función de correlación para la demanda diaria de una casa habitación de Chile. [42]

Es importante señalar que el consumo energético generalmente se mide en kW-h en México, ya que se toma un promedio total del consumo por hora y luego se realiza un acumulado para el cálculo de las tarifas y del costo de la energía. Si se realiza una conversión del valor de la gráfica, el consumo en KW-h sería el promedio sería de 0.15 KW-h.

Como hemos expuesto en [43] la demanda se divide en diferentes niveles de acuerdo con criterios que pueden variar en relación a las aplicaciones o al alcance del análisis que se desea hacer. Se hace hincapié en la literatura acerca de que se debe modelar la demanda adecuadamente para varios niveles de consumo, como en [44], [45]. En general, a mayor nivel de consumo se espera ver una curva de demanda más predecible, aunque con ciertas variaciones.

Por ejemplo, en [43] exploramos la posibilidad de utilizar una técnica para modelar la demanda a dos niveles: uno de muy alto nivel, a nivel de ciudad; y otro a nivel de transformador ². Pero pudimos identificar que, a pesar de la gran diferencia de escala, las características principales de estas bases de datos tuvieron resultados relativamente similares. En la figura 4.7 se observan las curvas analizadas y como existen las mismas tendencias, en las que, por la noche, cerca de las 20 o 21 horas, hay una hora pico de consumo, mientras que decae por la madrugada, hasta cerca de las 7 am donde comienza a subir de nuevo, y finalmente alcanza una zona “estable” durante la mañana y parte de la tarde.

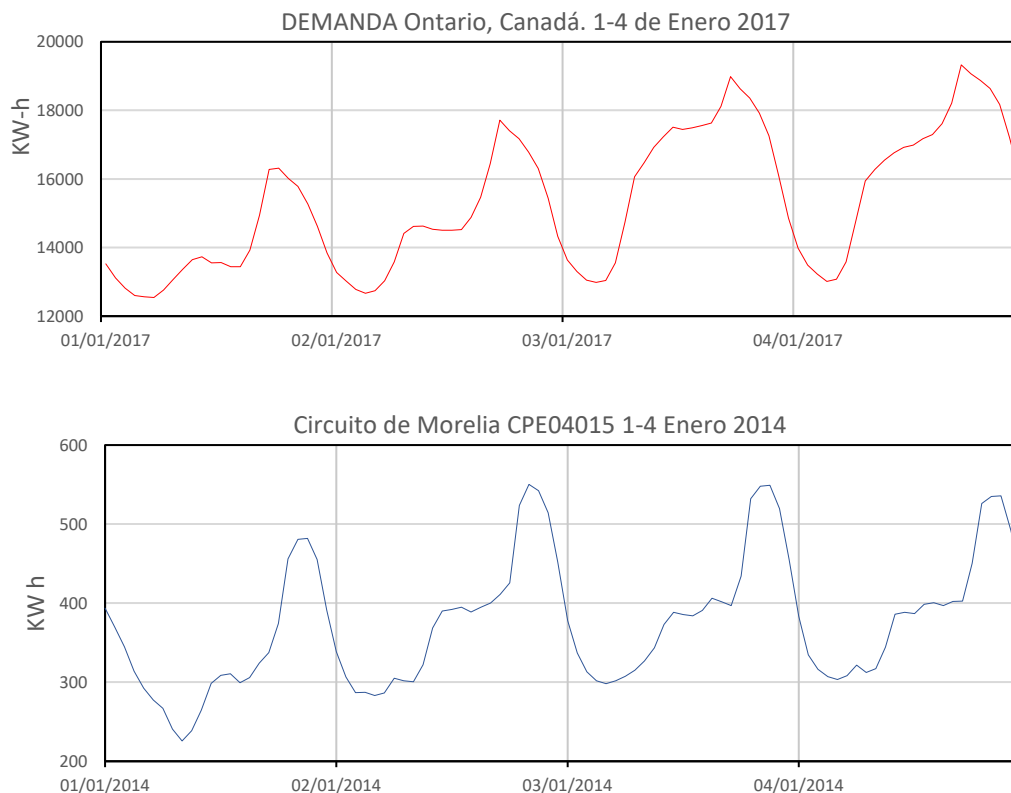


Figura 4.7. Curvas de demanda analizadas en un trabajo específico de la demanda [43]

Lo anterior contradice a lo dicho por Marinescu et al. [46] que expresa que: “*La demanda a pequeña escala plantea más obstáculos en la forma de pronosticar, principalmente debido a los frecuentes cambios en la demanda de energía y, por lo tanto, a una demanda menos suave, con una mayor variabilidad en el comportamiento del usuario en comparación con la gran escala*”.

Esto quiere decir que, a pesar de la diferencia presente en la escala de la demanda de las bases de datos de demanda mencionadas, quizás entran en la misma clasificación. Por lo que, para catalogar el nivel de demanda, se requiere un criterio unificado.

En [47] se explica que gran escala incluye todos los niveles de consumo desde ciudad, estado, país, regional o global. Ya que comparan algunos sistemas de planeación para la implementación de

² Para más detalles vea la sección 5.2.4 donde se explica a detalle las características de estas bases de datos.

energías alternativas, no es raro que con su criterio a partir del nivel de ciudad todo lo superior sea de gran escala también.

Nuevamente en [48] Marinescu et al. indican que a nivel transformador puede ser considerado un nivel de “muy baja escala” de demanda, aplicado a una zona residencial.

Para el diseño de HRES existe la posibilidad de que el nivel demanda deseado llegue a un muy bajo nivel, hasta el nivel de usuario, lo que seguramente representará mayores complicaciones para definir qué tan suave será la curva de demanda y que variará en gran medida entre casos de estudio. En nuestro caso particular, la dificultad de encontrar todos los datos requeridos para poder dimensionar un HRES dependen de la oportunidad de un desarrollo de energías renovables. Hemos utilizado los datos de entrada en el simulador usando como base los datos referentes a los circuitos de Morelia, dado que éstos representan una zona residencial, con un consumo relativamente alto.

En la siguiente sección se describen las consideraciones que se tomaron para realizar los dimensionamientos de varios casos de estudio con diferentes variaciones.

4.2. Consideraciones y características de los casos de estudio para dimensionar HRES

En el caso del emulador *FV_W pro*, se ha realizado una búsqueda por contar con los datos necesarios para evaluar sistemas de paneles FV en combinación con turbinas eólicas. También se ha realizado la identificación de los principales patrones de consumo eléctrico, de acuerdo con la revisión bibliográfica y de acuerdo con las bases de datos a las que se ha tenido acceso. A continuación, se describen los datos y criterios que se emplearon para realizar pruebas con el emulador.

4.2.1. Bases de datos de variables meteorológicas

Como ha quedado claro, las variables meteorológicas que impactan a los equipos estudiados son la radiación solar y la temperatura a los paneles FV [3], [49], [50], mientras que la velocidad del viento y, en algunos casos, la dirección del mismo a las turbinas eólicas [3], [51].

Tabla 4.3. Características de las bases de datos de variables meteorológicas

Sitio	Zacatecas	La venta	Temixco	Chihuahua
Frecuencia	1 hr	1 hr	1hr	1hr
No de horas	8760	744	8760	8760
Periodo cubierto	2007	2014 (enero)	2010	2014
Velocidad del viento	Sí (m/s)	Sí (m/s)	Sí (m/s)	No
Dirección del viento	No	Sí (Rad)	No	No
Radicación solar	Sí (W/m^2)	Sí (W/m^2)	Sí (W/m^2)	Sí
Temperatura	Sí (°C)	No	Sí (°C)	Sí
Otras variables	No	No	No	Presión

En la tabla 4.3 se observan las características de las bases de datos de variables meteorológicas a las que se tuvo acceso, las cuales sirvieron para realizar los dimensionamientos mediante el emulador, convirtiéndose en los casos de estudio.

Se observa que la columna 5 representa una serie de tiempo que no se utilizó porque no hay datos para la velocidad del viento en el sitio. No se tomó en cuenta la dirección del viento, pero las demás variables de impacto sí se tomaron en cuenta para los cálculos.

Tabla 4.4. Características de equipos usados en las pruebas del algoritmo

Turbina de viento (WT) estimación		Panel FV [52]	
Característica	Dato	Característica	Dato
Velocidad de arranque (m/s)	4	Voltaje de circuito abierto V_{OC} , (V)	37.8
Velocidad nominal (m/s)	12	Voltaje de máxima potencia V_{mpp} , (V)	30.65
Velocidad de salida (m/s)	25	Corriente de corto circuito I_{SC} , (A)	8.74
Potencia nominal (W)	1000	Corriente de máxima potencia I_{mpp} , (A)	8.17
Diámetro de rotor (m)	2	Potencia nominal Pot_{NOM} , (W)	250
Área del rotor (m ²)	3.14	Eficiencia del módulo (%)	15.3
		Coefficiente por temperatura $Pot_{nom}(\%/^{\circ}C)$	-0.45
		Coefficiente por temperatura V_{OC} ($\%/^{\circ}C$)	0.05
		Coefficiente por temperatura I_{SC} ($\%/^{\circ}C$)	-0.35
		NOCT ($^{\circ}C$)	47
		Largo (mm)	1640
		Ancho (mm)	992
		Espesor (mm)	40
		Área (m ²)	1.627
		Peso (KG)	19.5
		Marca	Panel solar fotovoltaico CORA 250W

4.2.2. Equipos en el simulador

Se obtuvieron modelos de algunos equipos de la literatura y de información de los proveedores, de sus páginas web o de catálogos en línea. Vea la tabla 4.4 para conocer los principales parámetros de los equipos con los que se comprobó la capacidad para producir cálculos con el algoritmo del emulador. Para las primeras pruebas solo se utilizaron datos comunes de un generador eólico no especificado, así como de un panel fotovoltaico.

4.2.3. Demanda

Otro aspecto de gran impacto, como ya se ha mencionado, es el comportamiento de demanda que se busca satisfacer. Debido a que los datos climatológicos obtenidos son de 4 regiones en México, se decidió utilizar una base de datos de una ciudad mexicana. En la tabla 7 se presentan algunos rasgos

relevantes de las curvas de demanda de dos circuitos trifásicos de Morelia, los cuales se utilizaron como base para caracterizar la curva de demanda a satisfacer.

Tabla 4.5. Características de las fases de los circuitos de Morelia.

Circuito	CPE 04015			CPE 04045		
Fase	α	β	γ	α	β	γ
Frecuencia	10 min	10 min	10 min	10 min	10 min	10 min
Fallas (ceros)	Sí	Sí	Sí	Sí	Sí	Sí
Mínimo (KW)	258.63	127.10	257.07	116.75	197.25	116.57
Máximo (KW)	1277.57	1038.12	1401.27	1079.65	1072.34	1038.22
Rango (KW)	1018.94	911.02	1144.20	962.9	875.09	921.65
Promedio (KW)	470.01	310.37	526.14	537.62	560.02	536.87

La zona a la cual los circuitos suministran energía es una zona residencial, altamente poblada, con edificios e instalaciones con más de 30 años de antigüedad, en donde conviven usuarios domésticos, usuarios del sector comercial con pequeños comercios y locales, oficinas privadas y/o gubernamentales, tiendas de conveniencia, alumbrado público, principalmente. Dicha zona está ubicada en las coordenadas: Latitud: 19.691342, Longitud: -101.180996.

En la fila de fallas (ceros) se indica si las mediciones en ese circuito o fase marcaron cero, en ocasiones esto se debe a cortos de la energía por mantenimiento o incidentes, fallas en las mediciones o a que la información se haya perdido. Evidentemente, las mediciones de cero no deben ser tomadas como datos reales o esperados de consumo, ya que, en caso de ser mediciones correctas, representan eventos poco comunes. En la tabla se presenta los datos post depuración de las series de tiempo.

En la figura 4.8 observamos las curvas para unos cuantos días de cada fase de ambos circuitos, el rango de las gráficas es entre 200 y 800 KW-h. Podemos observar que del lado izquierdo aparecen las fases del circuito CPE4015 y del lado derecho las fases del circuito CPE4045. Como los días mostrados son del 1 al 7 de enero, se trata de una semana completa de actividades, aunque podemos considerar que son días de actividades irregulares ya que mucha gente se encuentra aún de vacaciones.

Sin embargo, los patrones de consumo comienzan a aparecer, ya que en el primer circuito se observa que, para las tres fases, las curvas se mantienen prácticamente iguales, a simple vista, cada día similar al anterior en el comportamiento para las 24 horas y con un rango también similar. Este comportamiento puede deberse al predominio de usuarios domésticos con actividades limitadas en el hogar.

Mientras que, en el segundo circuito, se observa inmediatamente que en las tres fases aparecen días muy diferentes respecto a la demanda para intervalos de las 24 horas, donde el primero y el cuarto día tienen menor consumo en general, disminuyendo el rango, y que presentan un comportamiento muy diferente al de los demás días. Los otros cinco días para cada fase presentan dos picos de demanda durante el día, mientras que en los días de “bajo consumo” se tiene solo uno por la noche.

Este comportamiento puede deberse a la combinación de usuarios domésticos y comerciales, con días de asueto en el caso de los clientes con giro comercial, lo que explicaría la baja demanda en esos días.

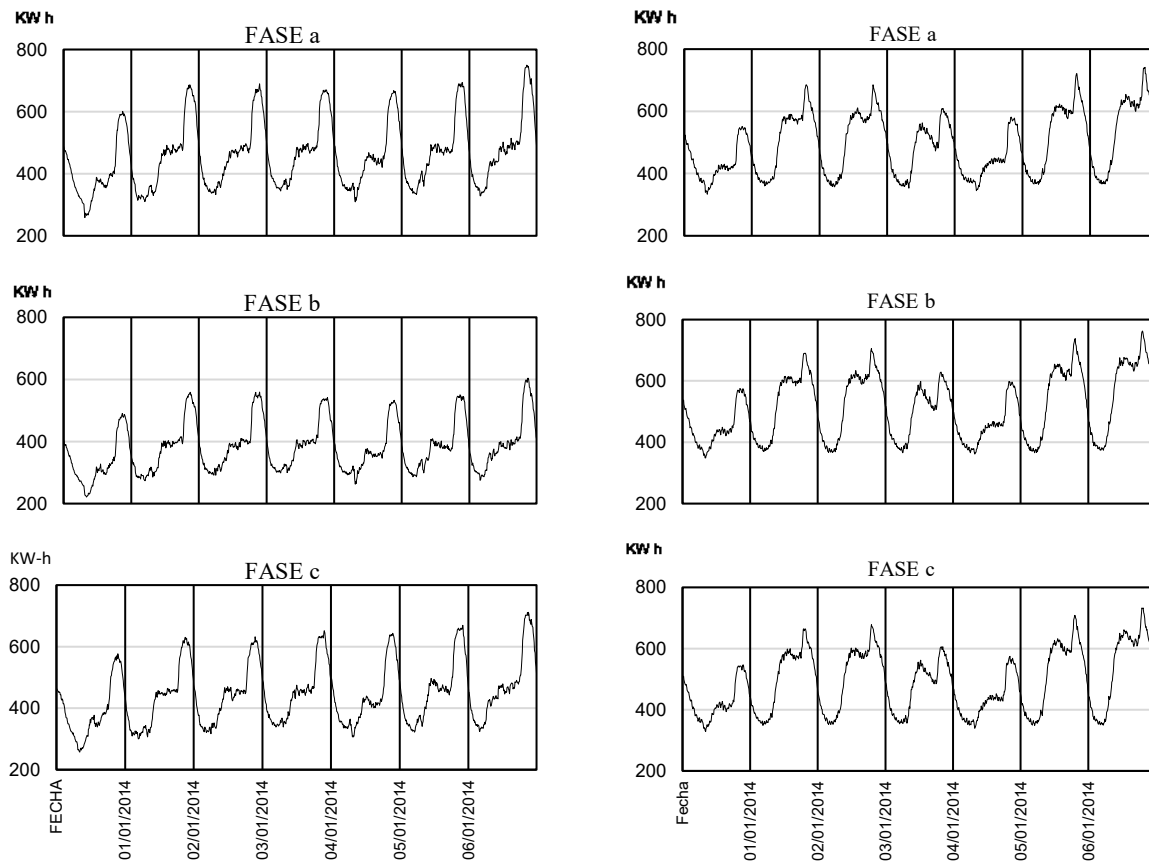


Figura 4.8. Curvas de demanda de Morelia del 1-7 de enero de 2014, lado izquierdo CPE4015, lado derecho CPE4045

Cada circuito suministra energía a un número no especificado de usuarios, pero por las magnitudes de las mediciones, se puede llegar a un estimado. Si observamos el caso de una vivienda, el consumo mensual puede llegar desde los 80 KW-h-mes hasta más de 500 KW-h-mes. Cabe señalar que CFE cobra el consumo acumulado por el periodo marcado.

En el primer caso, 80 KW-h-mes representa un promedio de 2.6 KW-h diarios o 0.1111 KW, en el segundo caso, 500 KW-h-mes representan 16.66 KW-h diarios o 0.6944 KW. Por esto, al observar los promedios de cada fase del circuito CPE 4015 que aparecen en la tabla 4.5, podemos conjeturar que podría representar cada fase entre 250 hasta 700 usuarios, si no hubiera alimentación de alumbrado público por medio ese circuito y considerando un consumo elevado.

Por todo lo anterior, se decidió utilizar la fase beta del circuito CPE 4015 para realizar las pruebas de los modelos matemáticos del emulador ya que representa una carga menor, lo que significaría un número de usuarios más bajo. Esta demanda se utiliza como modelo para todos los sitios estudiados. Sin embargo, los resultados se entregan para dos modos de operación, uno que busca satisfacer un consumo o demanda constante, y otro que busca satisfacer un porcentaje de la demanda real, es decir, en lugar del 100 % de los usuarios, satisfará un 10 %, 20 %, etcétera de los clientes de CFE.

4.3. Dimensionamientos usando los modelos matemáticos del emulador

Los modelos utilizados para la generación de los resultados teóricos de los HRES están documentados como se ha visto. En el pasado, se habían programado los algoritmos por separado y se había realizado la interfaz de cada uno, con el fin de unirlos mediante un módulo de la integración de los generadores de FAE. No obstante, para poder realizar las pruebas preliminares de los HRES consideramos necesario realizar un modelado más simple mediante Matlab® para su rápida corrección y ajuste a las necesidades de los casos de estudio.

4.3.1. Demanda constante

Primero se considera una demanda constante, para comprobar que los objetivos del diseño se cumplan. Se producen varios HRES sin respaldos que, al tener una producción de energía variable y dependiente de la disponibilidad de las FAE, se definen las siguientes condiciones como restricciones:

- Debe satisfacer por lo menos una producción x de la energía necesaria a lo largo de un año. La idea en el caso de la demanda constante, es que ésta representaría una parte de una demanda. Vea figura 4.9, donde se presenta el concepto de demanda en relación con una demanda real, utilizando la serie de demanda seleccionada en la sección 4.2.3.

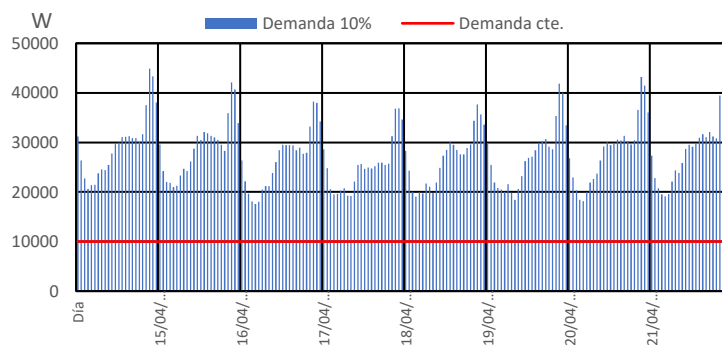


Figura 4.9. 10 % de la demanda real y la demanda constante objetivo, ejemplo.

- La demanda constante que sería la demanda objetivo y que se define al inicio del cálculo debe ser cubierta al 100% por lo menos un n número de horas. Es una alternativa que el HRES produzca por encima de la demanda, y el objetivo en este caso representaría la posibilidad de vender los excedentes a CFE o de ser redirigidos a bancos de baterías para almacenamiento de la energía.

Lo que realiza el algoritmo es reproducir las ecuaciones que dominan el fenómeno para la producción de energía con fuentes alternas y después compararlo con las restricciones planteadas. Después de eso comienza el cálculo, como se observa en la figura 3.5. Primero se busca una alternativa para solo satisfacer las restricciones con paneles FV, después reinicia el cálculo añadiendo una turbina eólica, y después se repite el ciclo añadiendo más y más turbinas eólicas hasta que añadirlas no produce un gran cambio en la producción de energía.

Los resultados se reportan en forma de tabla con ciertos parámetros de interés y con una gráfica donde se muestran todas las configuraciones y su producción a lo largo de un año. Las configuraciones dependerán de la energía disponible, esto depende del sitio o del caso de estudio específico.

Los resultados se reportan en este capítulo en la sección 4.4, donde también se realizan las discusiones y conjeturas al respecto. El algoritmo realizado en Matlab® se puede encontrar en el Anexo E de esta tesis. En dicho Anexo E se observa el código para calcular la producción de energía de n paneles FV y nn turbinas eólicas, así como el código para integrar ambas contra una demanda constante, y contra una demanda real.

4.3.2. Demanda real

Respecto al caso de la demanda real, no hay demasiado que agregar acerca de las restricciones que se plantean, simplemente aclarar que, al ser una demanda real, con variaciones, los HRES y sus propias variaciones de producción, vuelve más difícil de previsualizar la cobertura de la demanda antes de realizar la integración del sistema.

Todo lo demás, queda de la misma manera. El porcentaje de la carga que se desea satisfacer se refiere al total producido por el HRES comparado con el total consumido en el año de demanda, que son los datos utilizados en el dimensionamiento del sistema.

4.4. Simulaciones con el algoritmo de FV_W pro

Inicializamos los datos de entrada al algoritmo de Matlab® como datos de los equipos, series de tiempo de variables meteorológicas y de demanda. Se modifican las restricciones de diseño que son el porcentaje de demanda a satisfacer o en su defecto la demanda constante que se satisfará con el HRES.

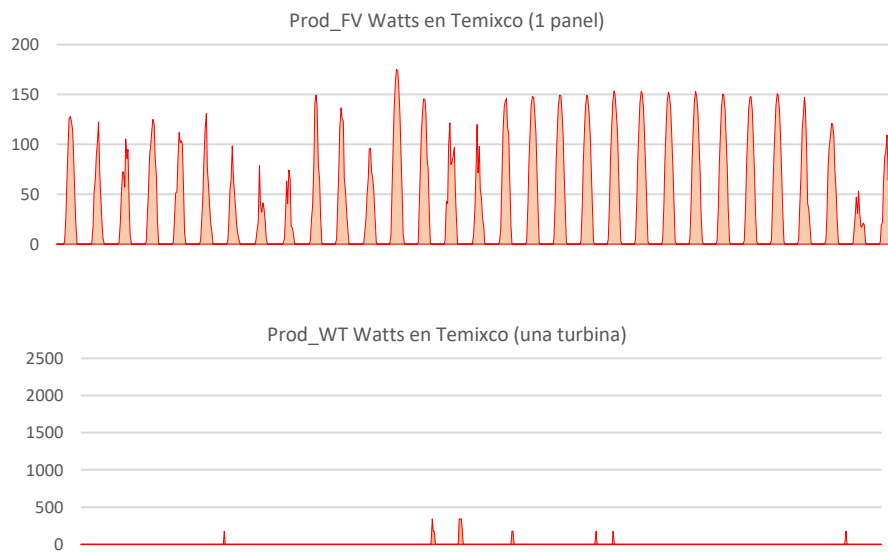


Figura 4.10. Producción estimada de 1 panel FV y 1 turbina de viento para el mes de enero de Temixco.

Para cada caso de estudio, las configuraciones variarán aun manteniendo la misma curva de demanda, esto se debe obviamente a las condiciones de las variables meteorológicas. Para las simulaciones se utilizan las bases de datos descritos en la tabla 4.3: Temixco y Zacatecas. Además, se tiene un único modelo de un panel FV y una turbina eólica. Se presentan los resultados de las simulaciones con el

código fuente realizado para Matlab®. Aprovechando las capacidades del programa utilizado para realizar el código, se obtiene varias operaciones de interés y son reportadas también en las tablas 4.6 hasta la tabla 4.9. En la figura 4.10 podemos observar cómo se comporta un panel FV y una turbina para los dos casos de estudio. Solo se muestra un mes para evitar confusión de todo el año, para ver la serie completa vea el Anexo F de esta tesis.

La producción por medio de paneles presenta prácticamente el mismo comportamiento para el periodo mostrado, con pocas variaciones en general.

En cambio, la velocidad del viento es muy diferente entre Zacatecas y Temixco. Mientras que en zacatecas la turbina produce de manera bastante competente, la misma turbina produce en pocas ocasiones algo de potencia/energía en Temixco, prácticamente es inexistente, al menos para el periodo mostrado en la figura 4.10.

Tabla 4.6. Resultados de HRES para satisfacer demanda constante. Temixco, Morelos

Resultados	Prop 1	Prop 2	Prop 3	Prop 4	Prop 5	Prop 6	Prop 7	Prop 8	Prop 9
No. FV	89	89	89	89	88	88	88	88	88
No. WT	0	1	2	3	4	5	6	7	8
% de horas cubre la demanda	20.88	20.92	20.96	20.99	20.71	20.74	20.80	20.82	20.89
% de energía	40.15	40.24	40.32	40.41	40.05	40.14	40.22	40.31	40.40
Energía FV MW	34.19	34.19	34.19	34.19	33.81	33.81	33.81	33.81	33.81
Energía WT MW	0.00	0.07	0.15	0.22	0.30	0.37	0.45	0.52	0.60
Energía total producida MW	34.19	34.27	34.34	34.42	34.11	34.18	34.26	34.33	34.41
Balance de energía MW	-50.97	-50.90	-50.82	-50.75	-51.06	-50.98	-50.91	-50.83	-50.76

Tabla 4.7. Resultados de HRES para satisfacer demanda constante. Zacatecas, Zacatecas

Resultados	Prop 1	Prop 2	Prop 3	Prop 4	Prop 5
No. FV	103	77	51	24	0
No. WT	0	1	2	3	4
% de horas cubre la demanda	19.69	16.05	10.87	3.801	0
% de energía	40.27	40.32	40.36	40.02	40.84
Energía FV MW	34.3	25.64	16.98	7.992	0
Energía WT MW	0	8.696	17.39	26.09	34.78
Energía total producida MW	34.3	34.34	34.37	34.08	34.78
Balance de energía MW	-50.87	-50.83	-50.79	-51.09	-50.38

Tabla 4.8. Resultados de HRES para satisfacer demanda real. Temixco, Morelos

Resultados	Prop. 1	Prop 2	Prop 3	Prop 4	Prop 5
No. FV	215	215	215	215	215
No. WT	0	1	2	3	4
% de horas cubre décima parte de la demanda	10.16	10.17	10.19	10.21	10.22
% de energía	3.04	3.04	3.04	3.05	3.05
Energía FV MW	82.60	82.60	82.60	82.60	82.60
Energía WT MW	0.00	0.07	0.15	0.22	0.30
Energía total producida MW	82.60	82.67	82.75	82.82	82.90
Balance de energía MW	-2636.28	-2636.20	-2636.13	-2636.05	-2635.98

Tabla 4.9. Resultados de HRES para satisfacer demanda real. Zacatecas, Zacatecas.

Resultados	Prop 1	Prop 2	Prop 3	Prop 4	Prop 5	Prop 6	Prop 7	Prop 8	Prop 9
No. FV	240	228	216	204	191	177	162	144	126
No. WT	0	1	2	3	4	5	6	7	8
% de horas cubre décima parte de la demanda	10.00	10.00	10.03	10.05	10.03	10.05	10.02	10.00	10.09
% de energía	2.94	3.11	3.29	3.46	3.62	3.77	3.90	4.00	4.10
Energía FV MW	79.92	75.92	71.93	67.93	63.60	58.94	53.94	47.95	41.96
Energía WT MW	0.00	8.70	17.39	26.09	34.78	43.48	52.18	60.87	69.57
Energía total producida MW	79.92	84.62	89.32	94.02	98.39	102.42	106.12	108.82	111.53
Balance de energía MW	-2638.96	-2634.26	-2629.56	-2624.86	-2620.49	-2616.45	-2612.75	-2610.05	-2607.35

Tabla 4.9. (cont) Resultados de HRES para satisfacer demanda real. Zacatecas, Zacatecas.

Resultados	Prop 10	Prop 11	Prop 12	Prop 13	Prop 14	Prop 15
No. FV	104	78	57	36	14	0
No. WT	9	10	11	12	13	14
% de horas cubre décima parte de la demanda	10.09	10.14	10.18	10.18	10.16	12.72
% de energía	4.15	4.15	4.22	4.28	4.33	4.48
Energía FV MW	34.63	25.97	18.98	11.99	4.66	0.00
Energía WT MW	78.27	86.96	95.66	104.35	113.05	121.75
Energía total producida MW	112.90	112.93	114.64	116.34	117.71	121.75
Balance de energía MW	-2605.98	-2605.94	-2604.24	-2602.53	-2601.16	-2597.13

En las figuras 4.11 hasta la 4.14 podemos visualizar las propuestas para demanda constante y demanda real respectivamente. En las gráficas se hace un acercamiento para poder visualizar de mejor manera las curvas de la potencia producida por cada HRES. Como es evidente, las curvas en las que se complementan de mejor manera las FAE, como en Zacatecas, existe una clara separación entre las curvas de producción, mientras que para casos en los que alguna de las FAE no tiene relevancia, es difícil observar las curvas. Se muestra un fragmento en cada caso para facilitar la evaluación del comportamiento, para revisar las curvas completas, vea el Anexo G de esta tesis.

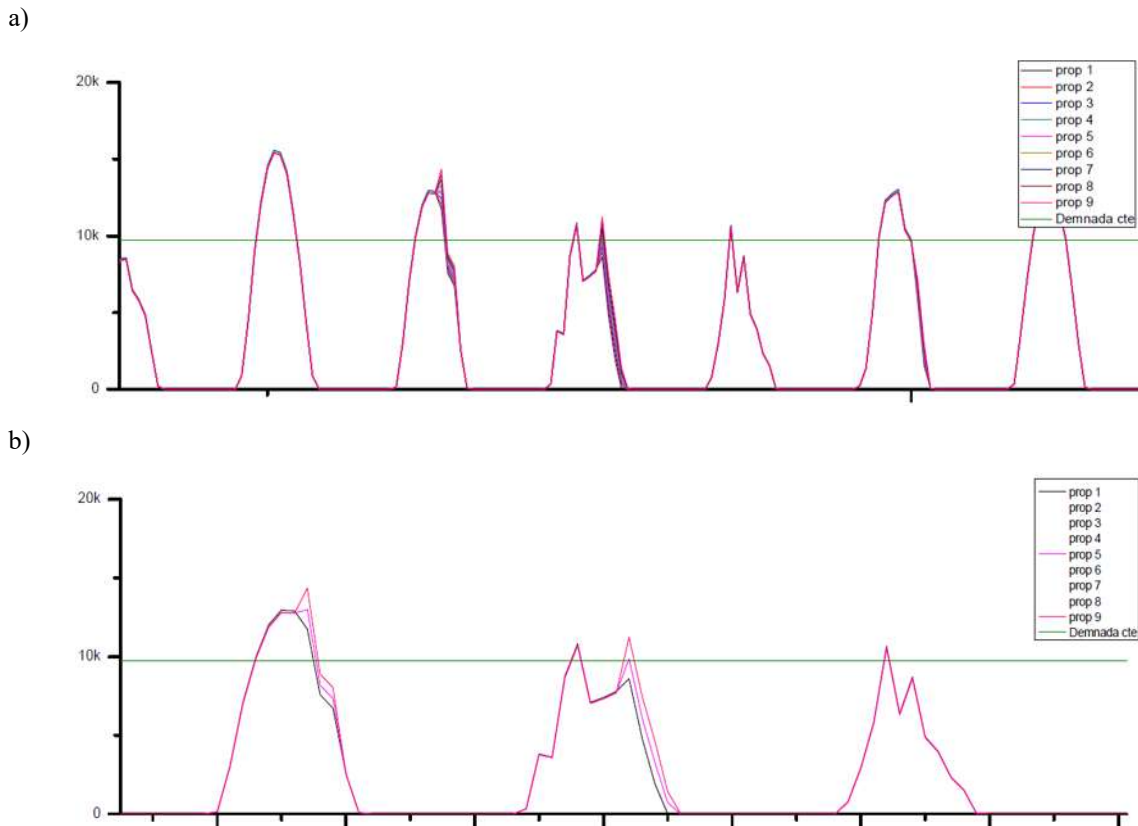


Figura 4.11. a) Nueve propuestas de HRES para demanda constante en Temixco. b) Acercamiento de tres días de tres de nueve propuestas de HRES para demanda constante en Temixco. Se resaltan tres propuestas: la que no tiene WT, la que tiene 4 y la que tiene 8 WT

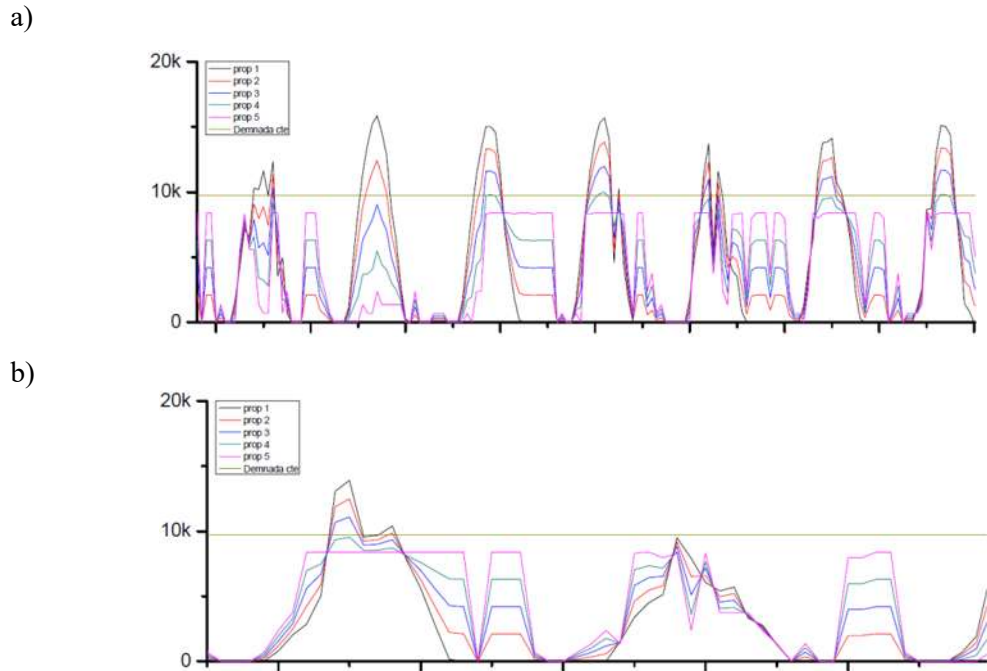


Figura 4.12. a) Cinco propuestas de HRES para demanda constante en Zacatecas. b) Acercamiento de dos días de las nueve propuestas de HRES para demanda constante en Zacatecas.

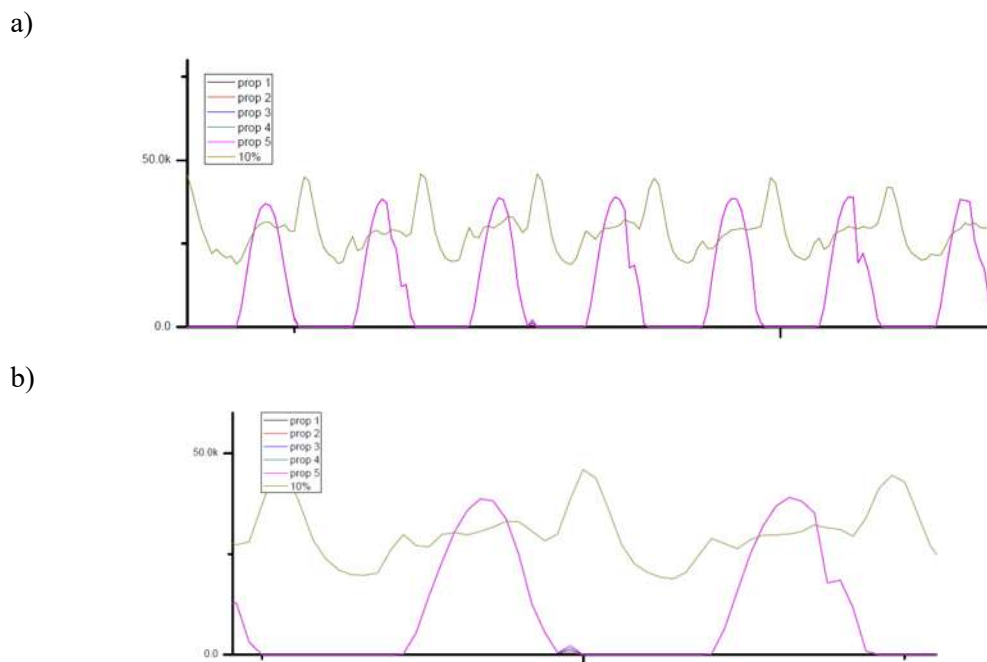
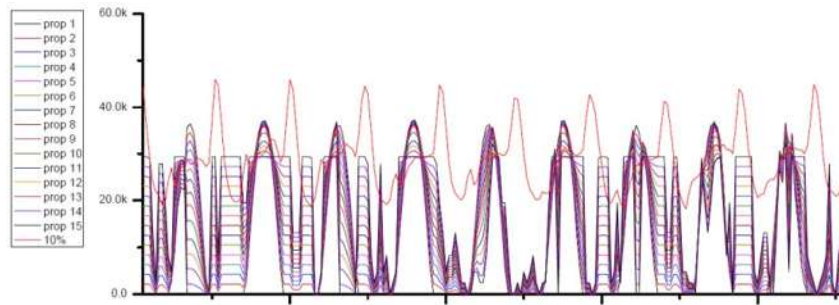


Figura 4.13. a) Cinco propuestas de HRES para demanda real en Temixco b) Acercamiento de dos días para las cinco propuestas de HRES para demanda real en Temixco.

a)



b)

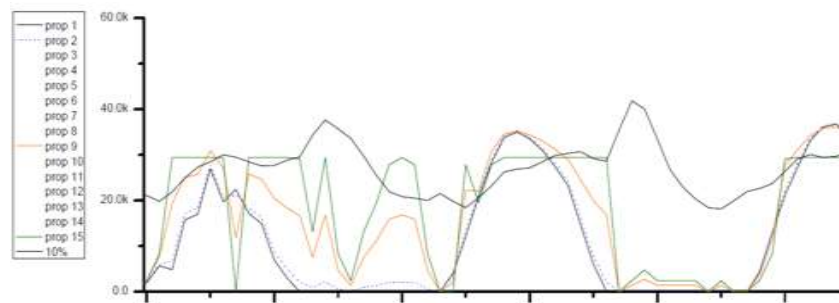


Figura 4.14. a) Quince propuestas de HRES para demanda real en Zacatecas b) Acercamiento de tres días de producción de cuatro de las quince propuestas de HRES para demanda real en Zacatecas

4.5. Discusión de los resultados

Lo que podemos observar es que, con los datos de los dos casos de estudio, podemos visualizar que hay gran potencial para la utilización de energía solar y energía eólica en Zacatecas, mientras que, para Temixco, solo la energía solar parece viable para su explotación, vea figura 4.10.

La forma en que el algoritmo calcula las configuraciones de HRES con un ciclo iterativo que consiste en iniciar con un sistema de FV sin WT, después agrega una WT y vuelve a determinar los FV necesarios para cubrir las condiciones, hasta que, de ser posible, se utilicen solamente WT.

En el caso de la demanda constante se satisface aproximadamente 9.7 KW para cualquier momento a lo largo de todo un año. Mientras que para demanda real se toma una escala del 10% del valor real de demanda, dado que, de otra manera, la cantidad de FV y WT resultaba muy alta, lo que volvía inviable esa configuración.

Además de esto, para evitar bucles infinitos, se tomó como una consideración la de revisar las similitudes de los últimos dos HRES, para ver el ciclo continuaría agregando WT, considerando que agregar turbinas incrementa con mayor impacto el costo del sistema.

Se observa de inmediato que, para demanda constante, el algoritmo produce 9 propuestas de HRES para Temixco, mientras que para Zacatecas produce 5. Sin embargo, los 9 HRES de Temixco no son demasiado diferentes, siendo que el último tiene 8 WT y casi la misma cantidad de FV que el primero, pero con un crecimiento de la producción casi nulo, ni tampoco en la cantidad de horas que alcanza la cobertura de la demanda. Esto se debe a la alta predominancia de la energía solar y la escasez de

energía eólica aprovechable. Además, la restricción para evitar bucles infinitos le permitió producir varios HRES con resultados muy similares dado que si hay cierta mejoría para cada nuevo HRES en la cantidad total de energía producida. En el caso de Zacatecas para demanda constante se producen 5 HRES que representan producciones muy diferentes cada que se agregan WT. Esto es un claro indicador que la presencia de velocidades de viento aprovechables está comprobada, además se reduce en gran medida el número de FV necesarios conforme cambia el número de WT. Vea tablas 4.6 y 4.7.

Para demanda real, el comportamiento del algoritmo es muy diferente, para Temixco se producen 5 HRES, parecidos a los que se producen en el caso de demanda constante, dado que al agregar WT no tiene un impacto muy relevante en los parámetros de interés. En cambio, para Zacatecas, el incremento de WT sí reduce el número de FV hasta que se pueden cumplir las restricciones de inicio sin FV. Vea tablas 4.8 y 4.9.

Es fácil concluir que en Zacatecas la energía eólica representa un porcentaje más grande en las propuestas de HRES tanto para demanda constante como de demanda real que en Temixco.

Se observa que el algoritmo presenta soluciones basadas en las condiciones climatológicas y de demanda. Que definitivamente, cada caso tendrá resultados particulares y que la decisión será del usuario para descartar o no bajo algún otro criterio los HRES propuestos.

En la figura 4.11 se observa que la demanda constante permite que la producción de energía mediante HRES en Temixco cubra por completo el límite de demanda constante, sólo en los picos de producción que para Temixco coincide casi siempre con las horas del mediodía (por el gran impacto de la energía solar en sus sistemas híbridos). Aunque en la figura 4.11b se observa algunos picos fuera de estas horas debido a ráfagas de viento atrapadas por los generadores eólicos.

En la figura 4.12 se observa que el incremento de turbinas modifica el comportamiento de la curva de producción para los sistemas híbridos en Zacatecas. Lo interesante es que al reducir los FV y aumentar las WT se puede cubrir en varias ocasiones la demanda constante a lo largo de varias horas del día.

La figura 4.13 es muy difícil de apreciar, ya que la producción de energía por medio de todas HRES propuestos, prácticamente coincide, por lo que incluso es difícil separarlas en varias curvas, solamente se ve la diferencia en los picos donde seguramente hay ráfagas de viento. La única ventaja es que se logra cubrir completamente la demanda eléctrica escalada al 10% en las horas de alta producción dado que coinciden con horas de baja demanda.

En la figura 4.14 se observa que es poco probable cubrir con la combinación de energía el total de la demanda eléctrica real de Zacatecas, pero esto se debe a una restricción del programa, y que se logra una cobertura más consistente a lo largo de todo el año, por lo que se consigue el objetivo porcentual de cobertura, mientras que cuando hay FV presentes en el HRES se obtiene el mismo fenómeno que en Temixco, que en las horas de baja demanda, se logra cubrir completamente el total de la demanda.

4.6. Conclusiones del capítulo.

En este capítulo se presentan las complicaciones que representan los mayores retos a la hora de dimensionar HRES. Desde los datos atípicos hasta los problemas intrínsecos a las FAE y de mediciones de demanda.

Además, se presentan los casos de estudio que pudieron someterse al diseño de HRES. Y como se debieron descartar bases de datos que están incompletas o que no consideran todas las variables necesarias para el correcto cálculo de los paneles FV y WT.

Se presenta como base un equipo FV real y una WT conceptual. Estos son utilizados para comprobar las capacidades del algoritmo. Precisamente se logra evaluar la capacidad de cálculo del emulador mediante la simulación de la operación a demanda constante y después tratando de satisfacer el 10% de la demanda real (considerando como si la demanda solo se escalara al 10%, sin cambios en su comportamiento).

Se presentan dos casos de estudio, Temixco y Zacatecas. De estos casos de estudio, uno permite la explotación de viento y sol, Zacatecas; mientras que en el otro la energía eólica no tiene gran peso, Temixco. Se reportan los HRES propuestos, sus tasas de producción y algunos parámetros de interés, tanto en resultados numéricos como con gráficas en series de tiempo. En general se puede concluir que el desempeño del simulador permite un cálculo rápido del dimensionamiento para los casos de estudio expuestos, que son congruentes con el análisis efectuado de las condiciones de ambos sitios de estudio.

En el siguiente capítulo se explora la necesidad y el complemento que otorga la interfaz a este programa, además de que se explica la necesidad de una base de datos de equipos FV y WT confiable y de cómo esto podría mejorar las cualidades del simulador.

4.7. Bibliografía del capítulo.

- [1] R. Luna-Rubio, M. Trejo-Perea, D. Vargas-Vázquez, and G. J. Ríos-Moreno, “Optimal sizing of renewable hybrids energy systems: A review of methodologies,” *Sol. Energy*, vol. 86, no. 4, pp. 1077–1088, 2012.
- [3] M. K. Deshmukh and S. S. Deshmukh, “Modeling of hybrid renewable energy systems,” *Renew. Sustain. Energy Rev.*, vol. 12, pp. 235–249, 2008.
- [30] T. Lambert, P. Gilman, and P. Lilienthal, “Micropower System Modeling with Homer,” *Integr. Altern. Sources Energy*, pp. 379–418, 2006.
- [31] H. X. Yang, L. Lu, and J. Burnett, “Weather data and probability analysis of hybrid photovoltaic – wind power generation systems in Hong Kong,” vol. 28, pp. 1813–1824, 2003.
- [32] V. Vaara, M. Pitkänen, and T. Hämäläinen, “Wind Turbine Sensor Data Analysis and Production Forecast,” vol. 2, no. 1, pp. 309–314, 2014.
- [33] J. K. Taylor and C. Cihon, *Statistical Techniques for data analysis*, Second edi. New York: Chapman and Hall/CRC, 2004.
- [34] J. L. Tena García, E. Cadenas Calderón, G. Gonzalez Ávalos, E. Rangel Heras, and A. Mbikayi Tshikala, “Forecast of daily output energy of wind turbine using sARIMA and nonlinear autoregressive models,” vol. 11, no. 2, pp. 1–15, 2019.
- [35] T. G. Hovgaard, L. F. S. Larsen, J. B. Jørgensen, and S. Boyd, “MPC for Wind Power Gradients — Utilizing Forecasts , Rotor Inertia , and Central Energy Storage,” pp. 4071–4076, 2013.
- [36] Y. Jiang, “Computation of monthly mean daily global solar radiation in China using artificial neural networks and comparison with other empirical models,” *Energy*, vol. 34, no. 9, pp. 1276–1283, 2009.
- [37] C. A. Gueymard, “The sun ’ s total and spectral irradiance for solar energy applications and solar radiation models,” vol. 76, pp. 423–453, 2004.
- [38] P. Haessig, B. Multon, H. Ben Ahmed, S. Lascaud, and P. Bondon, “Energy storage sizing for wind power : impact of the autocorrelation of day-ahead forecast errors,” no. October 2013, pp. 43–57, 2015.
- [39] R. H. Inman, H. T. C. Pedro, and C. F. M. Coimbra, “Solar forecasting methods for renewable energy integration,” *Prog. Energy Combust. Sci.*, vol. 39, no. 6, pp. 535–576, Dec. 2013.
- [40] M. Bazilian *et al.*, “Re-considering the economics of photovoltaic power,” *Renew. Energy*, vol. 53, pp. 329–338, 2013.
- [41] P. J. Axaopoulos, E. D. Fylladitakis, and K. Gkarakis, “Accuracy analysis of software for the estimation and planning of photovoltaic installations,” *Int. J. Energy Environ. Eng.*, vol. 5, no. 1, p. 1, 2014.
- [42] H. Verdejo, A. Awerkin, C. Becker, and G. Olguin, “Statistic linear parametric techniques for residential electric energy demand forecasting. A review and an implementation to Chile,” *Renew. Sustain. Energy Rev.*, vol. 74, no. November 2016, pp. 512–521, 2017.
- [43] J. L. Tena García, E. Cadenas Calderón, E. Rangel Heras, and C. Morales Ontiveros, “Generating electrical demand time series applying SRA technique to complement NAR and sARIMA models,” 2019.
- [44] M. A. Piette, S. Kiliccote, and J. H. Dudley, “Field demonstration of automated demand response for both winter and summer events in large buildings in the Pacific Northwest,” *Energy Effic.*, vol. 6, no. 4, pp. 671–684, 2013.
- [45] J. Granderson, M. A. Piette, and G. Ghatikar, “Building energy information systems: User case studies,” *Energy Effic.*, vol. 4, no. 1, pp. 17–30, 2011.
- [46] A. Marinescu, I. Dusparic, C. Harris, V. Cahill, and S. Clarke, “A dynamic forecasting method for small scale residential electrical demand,” *Proc. Int. Jt. Conf. Neural Networks*, pp. 3767–3774, 2014.
- [47] F. Rogan *et al.*, “LEAPs and Bounds-an Energy Demand and Constraint Optimised Model of the Irish Energy System,” *Energy Effic.*, vol. 7, no. 3, pp. 441–466, 2014.

- [48] A. Marinescu, C. Harris, I. Dusparic, S. Clarke, and V. Cahill, "Residential electrical demand forecasting in very small scale: An evaluation of forecasting methods," *2013 2nd Int. Work. Softw. Eng. Challenges Smart Grid, SE4SG 2013 - Proc.*, pp. 25–32, 2013.
- [49] V. H. Benitez, G. Torres, L. Gamez, and J. Pacheco, "Sistema fotovoltaico de iluminación solar," *Cts Epistemus*, pp. 86–92, 2013.
- [50] M. Moro, *Instalaciones solares fotovoltaicas*, First edit. Cd. de México: Editoriales Parainfo, 2010.
- [51] E. Cadenas and W. Rivera, "Wind speed forecasting in three different regions of Mexico, using a hybrid ARIMA e ANN model," *Renew. Energy*, vol. 35, no. 12, pp. 2732–2738, 2010.
- [52] Coradir S.A., "Panel Solar Cora 250W hoja de datos," Buenos Aires, Argentina.

Capítulo 5. Interfaz de *FV_W pro*

“Cuando un modelo se ha desarrollado, al nivel de haberse utilizado para tomar decisiones, la distancia entre el usuario y el modelo se incrementa. La aceptación y apreciación del simulador por el usuario final aumenta según la ‘apariencia y cómo se siente’ el sistema. Por lo que el aumento de la importancia de las interfaces gráficas de usuario (GUI por sus siglas en inglés) ha sido reconocido.” [20]

En general, la existencia de las interfaces gráficas de usuario (GUI) es un tema que prácticamente se da por sentado en muchos trabajos relacionados con emuladores, simuladores o programas computacionales que pueden referirse al cálculo, control, monitoreo, etcétera, de varias aplicaciones en general, vea [19], [20], [53]–[59]. Las aplicaciones van desde la forma en que se comunican el usuario y el simulador o procesador, el control de ciertos parámetros en tiempo real, supervisión de equipos, hasta para aislar el modelo matemático del usuario.

La importancia de una interfaz gráfica es, en gran medida, subjetiva, pero sí que se ve incrementada según la especialización del usuario final, por ejemplo, en [53] Ahmed *et al.* explican que la GUI para un sistema de monitoreo y control facilita la visualización de entradas y salidas al programa, pero también agiliza las modificaciones rápidas en una serie de simulaciones. Aunque, lo más relevante que explica al respecto es que una interfaz amigable es útil para los usuarios poco experimentados en el sistema de monitoreo analizado en ese trabajo.

Incluso, para mejorar la aceptación de una interfaz y a su vez de un emulador, incluso se pide ayuda de diseñadores gráficos para estandarizar colores, formas y distribución de aspecto, como explican Worm *et al* [20].

5.1. Características de la interfaz de *FV_W pro*

Después de trabajar con plataformas para la creación de interfaces como Delphi® y Lazarus® que es una versión de código abierto de Delphi®, llegamos a un tope para realizar con eficiencia una interfaz que pudiera cubrir los requerimientos para ser considerada una plataforma “estandarizada” [20], se decidió mudar de plataforma para código abierto MySQL.

La aplicación *FV_W pro* es una interfaz intuitiva para la obtención de sistemas híbridos para generar energía eléctrica. Puede ser usada en sistemas operativos de Windows. Fue construida utilizando la plataforma para gestión de bases de datos MySQL. Esta plataforma está basada en un lenguaje de código abierto.

El usuario sólo puede realizar algunas modificaciones respecto a las condiciones en que se dan los cálculos, dar de alta bases de datos de variables meteorológicas, agregar nuevos equipos de fotovoltaicos y turbinas de viento, seleccionar los equipos que se quieren incluir en el cálculo y modificar el tipo de operación, es decir, si se llevará a cabo un cálculo para satisfacer demanda constante o un porcentaje de demanda real.

Además, los proyectos realizados pueden ser almacenados, exportados y los resultados aparecerán siempre como un registro anterior en el emulador. Dada las características de MySQL como plataforma para manejo de bases de datos, existe una separación entre el código fuente y el usuario final, y entre los dos existe un administrador remoto que puede o no modificar el código fuente.

Esto permite definir a *FV_W pro* como un emulador que es: flexible, ya que puede utilizar varios modelos de FV y WT para un solo proyecto, por lo que el número de resultados que arroja depende de los modelos elegidos para el proyecto en particular; confiable, debido a que los modelos matemáticos utilizados son los que fueron definidos en esta tesis en el capítulo 1; eficiente, ya que se puede observar que el algoritmo utilizado es modular y escalonado; adaptable, debido a las características de la plataforma utilizada para su realización, se pueden modificar en caso de ser requerido, los parámetros o incluir nuevas secciones o módulos para optar por opciones con otras fuentes de energía o de almacenamiento.

5.2. ¿Cómo funciona *FV_W pro*?

Para entender el funcionamiento de *FV_W pro*, se consideró necesario realizar esta sección en la que aparece un “paso-a-paso” para realizar un proyecto en el que se calculan varios HRES con varios modelos de FV y WT, de esta manera, se observan los resultados obtenidos.

Una vez que se ha iniciado un nuevo cálculo en el programa, los pasos de cálculo se pueden enlistar como sigue:

- Input de bases de datos de variables meteorológicas
- Selección/Dar de alta equipos FV y WT
- Definir tipo de operación Demanda constante o demanda real (porcentaje)
- Simular/calcular
- Revisión de resultados (ordenados de acuerdo a los parámetros preestablecidos)

Sin embargo, primeramente, se describirá la interfaz gráfica y analizaremos las funciones de cada proceso. Este programa consiste en una serie de ventanas que van indicando diferentes menús a los que se tiene acceso.



Figura 5.1. *Fv_W pro*. Ventana de inicio de emulador

Al iniciar la aplicación se ve una ventana simple en la que aparece un mensaje, este mensaje pregunta al usuario si desea realizar un nuevo proyecto o abrir un proyecto guardado. También se observa en la parte superior el menú principal que aparece en todos los procesos del emulador (vea figura 5.2). En esta barra se observan cuatro pestañas una que dice "archivo", otra que dice "preparación", otra

que dice "simulación" y una más que indica "análisis sensorial" refiriéndose al análisis de sensibilidad. Ninguna de estas pestañas funcionará hasta que este iniciado un nuevo proyecto.

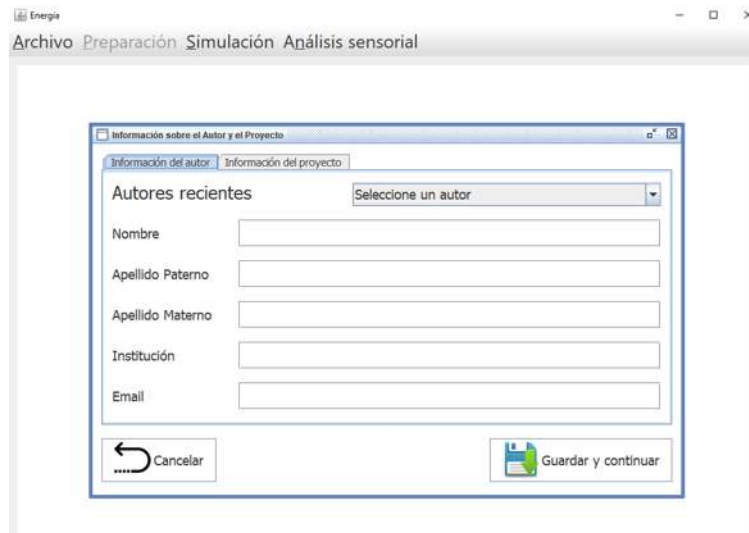


Figura 5.2. Fv_W pro. Menú de Información de autor y el proyecto

Al seleccionar "Nuevo" y presionar el botón continuar aparece un menú donde hay que dar de alta información tanto del autor como del proyecto (vea figura 5.2). Cómo se observa en la figura aparece una ficha bajo una pestaña que dice "información del autor", dónde se solicita información personal del usuario; en una segunda pestaña se puede leer "información del proyecto", al abrir esta pestaña se despliega un nuevo menú para dar la información básica del proyecto que se quiere comenzar.

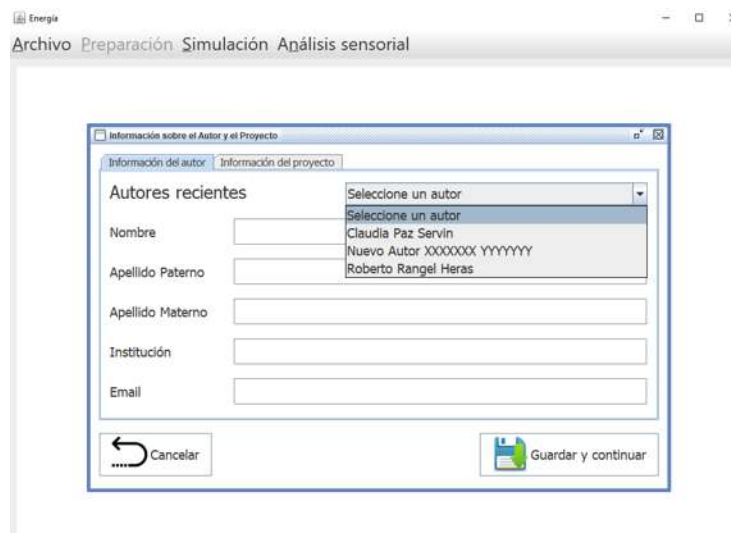


Figura 5.3. Fv_W pro. Menú de selección de un autor previamente guardado

En la ficha de información del autor aparecen los siguientes campos: Nombre, apellido paterno, materno, institución, email, además podemos seleccionar entre los autores que ya estén guardados (vea figura 5.3). En la ficha de información del proyecto aparece en los siguientes campos: Nombre de proyecto, latitud, longitud y descripción (vea figura 5.4). Para dar de alta a un nuevo autor es

necesario crear un nuevo proyecto llenando todos los campos requeridos, tanto de la información personal, cómo de la información del proyecto.

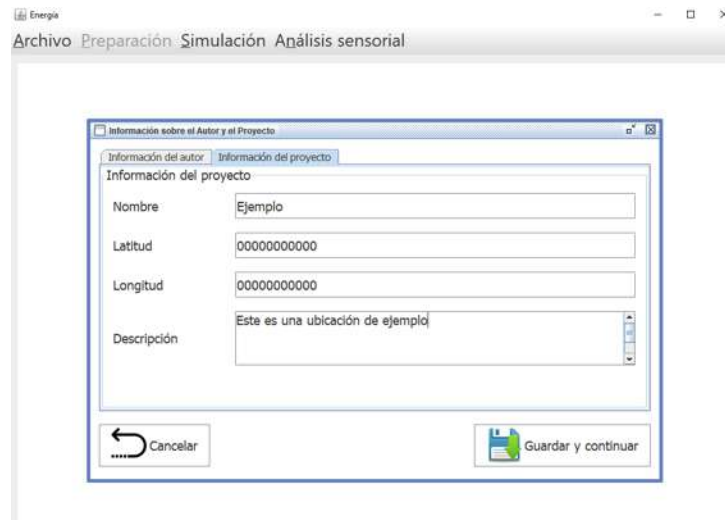


Figura 5.4. Fv_W pro. Ficha de información de proyecto

Una vez capturada la información necesaria se procede a pulsar el botón que dice "guardar y continuar". En caso de que la información no fuera correcta o que realmente lo que se necesita es abrir un archivo ya guardado, se puede cancelar la acción pulsando el botón "cancelar".

En caso de seleccionar la opción de abrir un proyecto guardado, qué puede hacerse desde el menú de inicio o desde la pestaña archivo en la ventana principal (vea figura 5.5). Aparecerá una nueva ventana donde aparecerán todos los proyectos guardados a lo largo del tiempo de uso de la herramienta. (vea figura 5.6)



Figura 5.5. Fv_W pro. Seleccionando proyecto guardado del menú archivo

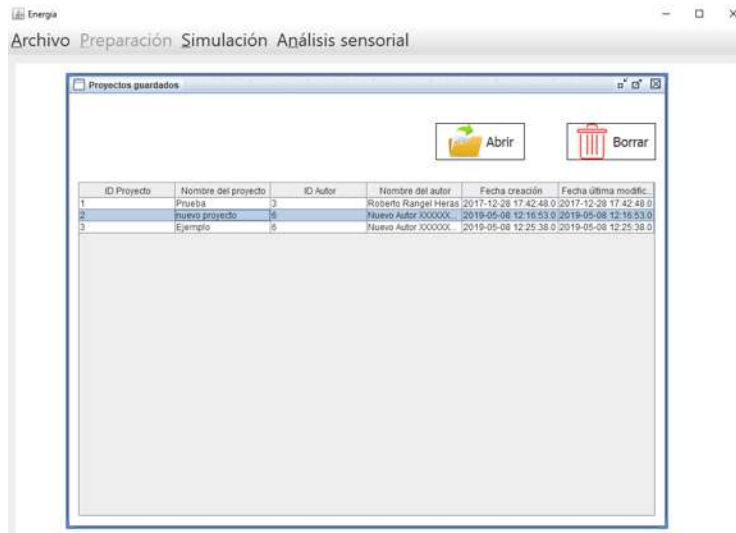


Figura 5.6. Fv_W pro. Proyectos guardados

Se selecciona un proyecto de la lista, lo que habilita el botón de “abrir”, si se está seguro de que es el proyecto que se desea abrir, es necesario pulsar el botón “abrir”. Al pulsar el botón “abrir”, veremos aparecer otra ventana con un nuevo menú. Donde aparecen los datos utilizados y un menú con botones, pestañas y tablas (vea figura 5.7).

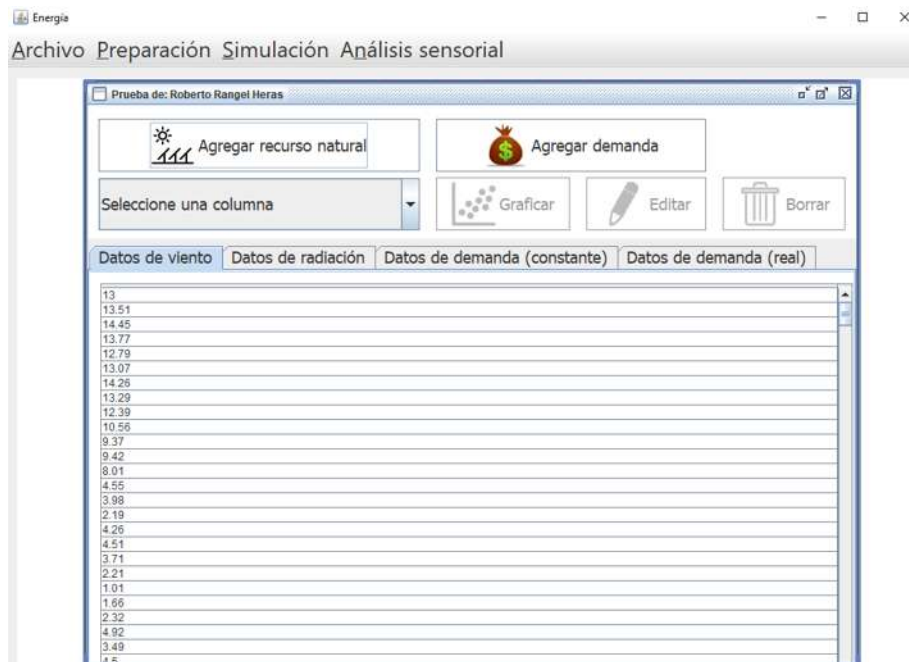


Figura 5.7. Fv_W pro. Proyecto guardado, abierto desde archivo o ventana principal

En la figura 5.7 se muestra la ventana que en el encabezado tiene el título elegido para el proyecto y el autor del proyecto. Se observan dos botones en la parte superior: uno que dice "agregar recurso natural" y otro que dice "agregar demanda". A su vez, vemos que en la parte inferior aparece una tabla, y sobre esta tabla aparecen unas pestañas, las cuales leen: "datos de viento", "datos de

radiación", "datos de demanda constante", "datos de demanda real". Si el botón "agregar recurso natural" es presionado mientras la pestaña de datos de viento está activada, los datos que se guarden quedarán registrados como velocidad de viento en metros sobre segundo y aparecerá en la tabla. Si se da clic en "agregar recurso natural" cuando la pestaña datos de radiación está activada los datos se guardarán como radiación solar en watts por metro cuadrado.

Cuando se desea agregar una demanda real o constante se debe seleccionar, de la misma manera, la pestaña indicada y después pulsar el botón agregar demanda, estos datos aparecerán como valores de demanda por hora (W-h). Por default y para homogeneizar los datos, se consideran lapsos para cada medida de velocidad de viento, radiación solar por metro cuadrado y demanda, como mediciones horarias.

En la figura 5.8 se ve la ventana que permite copiar los datos desde el portapapeles de Windows® para darlos de alta como valores de recursos natural o demanda. Al seleccionar datos de una hoja de cálculo de Excel®, de un documento .txt o de algún otro tipo de tabla, se agregan o copian al portapapeles y se pulsa el botón que lee “Pegar del portapapeles”.

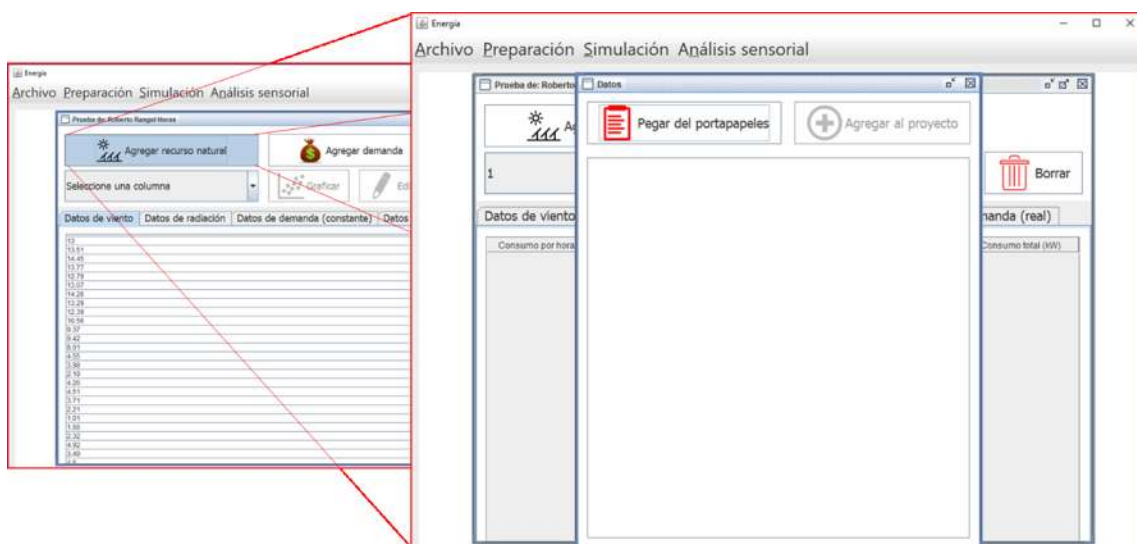


Figura 5.8. Fv_W pro. Cargar datos en el emulador.

Cuando se ha pegado un set de datos se pulsa “agregar al proyecto”, lo que introduce esos datos en el campo seleccionado previamente, y que serán incluidos en el cálculo. Esta acción se repite para datos de viento, datos de radiación y datos de demanda. Concluido este proceso, es posible seleccionar el tipo de operación que se desea, en esta versión del programa, son dos: demanda constante o demanda real, en caso de seleccionar la demanda real se debe indicar un porcentaje que se debe considerar de la carga, entre 0 y 100 por ciento, para realizarlo, se debe abrir la pestaña del menú principal que lee “Preparación” donde se desplegará un submenú con los accesos a “recurso natural”, “demanda” y “operación” (vea figura 5.9).

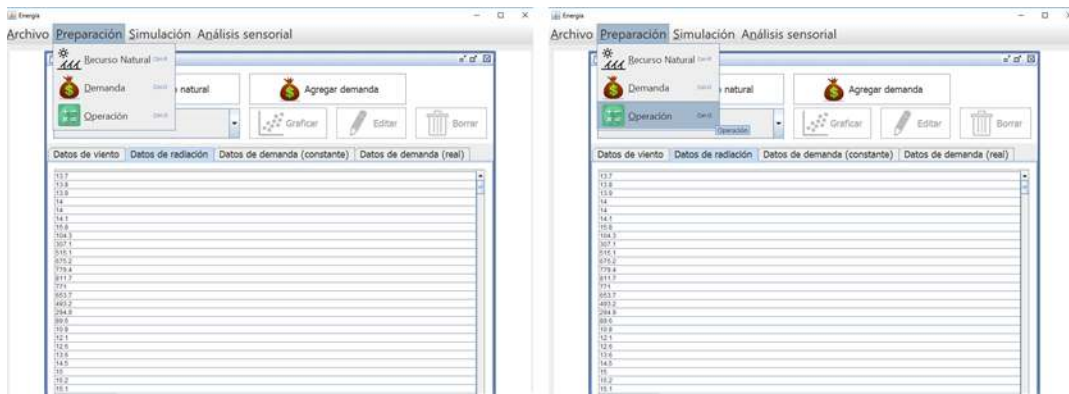


Figura 5.9. Fv_W pro. Menú desplegado por el botón “Preparación”

Además, al pulsar “operación” se deben seleccionar de los equipos dados registrados una turbina eólica y un panel FV, aunque existe la posibilidad de correr el programa con todas las opciones disponibles (vea figura 5.10). Una vez seleccionados, se elige el porcentaje de la demanda que se quiere satisfacer y el emulador simplemente resuelve los modelos.

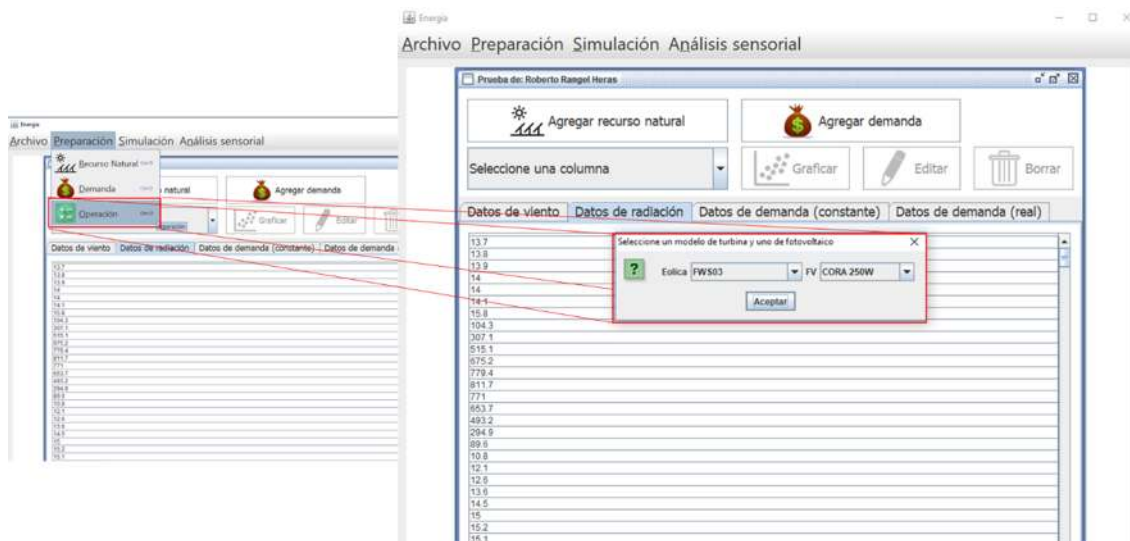


Figura 5.10. Fv_W pro. En la “operación” se eligen los equipos FV y WT para realizar las simulaciones

Una vez que se han resuelto los modelos matemáticos, se presenta una tabla de resultados, donde cada línea es un HRES que cumple con la restricción de cubrir el porcentaje de demanda indicado. Cuando se selecciona una de estas opciones, el botón “graficar” se activa, por lo que es posible usarlo. Al dar clic en el botón “Graficar”, se despliega una gráfica con tres series de tiempo: El balance de demanda que es la diferencia entre la demanda y la producción del HRES, un porcentaje de la demanda (es un re-escalamiento de la demanda), y la producción de energía eléctrica del HRES seleccionado (Vea figura 5.11).

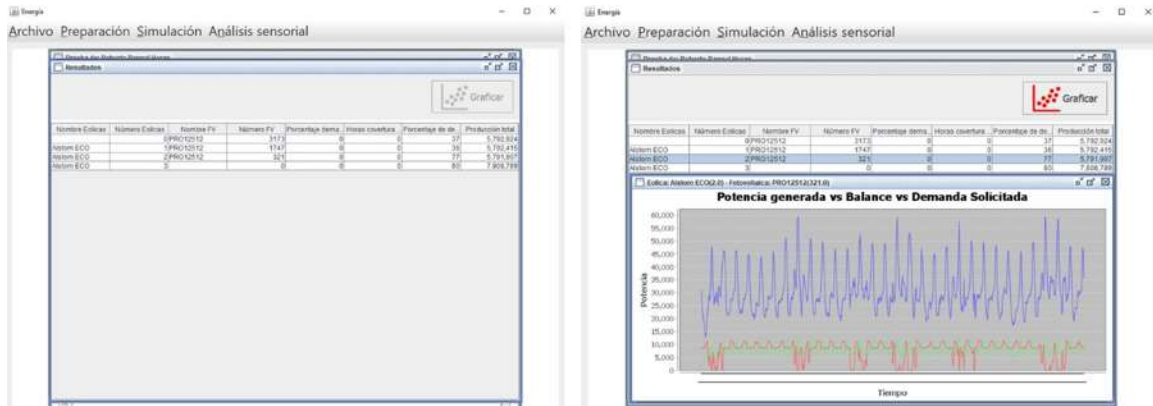


Figura 5.11. Fv_W pro. Visualización de los resultados

Como hay varios aspectos a considerar de los resultados, podemos clasificarlos respecto a: nombre de eólica, número de eólicas, nombre de fotovoltaicos, número de FV, porcentaje de demanda cubierta, horas de cobertura total, porcentaje de horas en que se cubre la demanda objetivo o energía total generada (vea figura 5.11).

Se observa que proceso para obtener resultados con varias propuestas de HRES es fluido y simple para los usuarios. En el caso presentado se utiliza información para un mes, porque la visualización de un año completo sería muy poco ilustrativa. Para este caso, se utilizan datos meteorológicos de La venta, Oaxaca, del mes de enero de 1999, y la demanda basada en la demanda del circuito de Morelia presentado en la sección 3.2.3. Se tienen en las bases de datos varios equipos FV y varios WT para el dimensionamiento de los HRES, una lista se despliega en el momento de seleccionar los equipos. (vea figura 5.12)

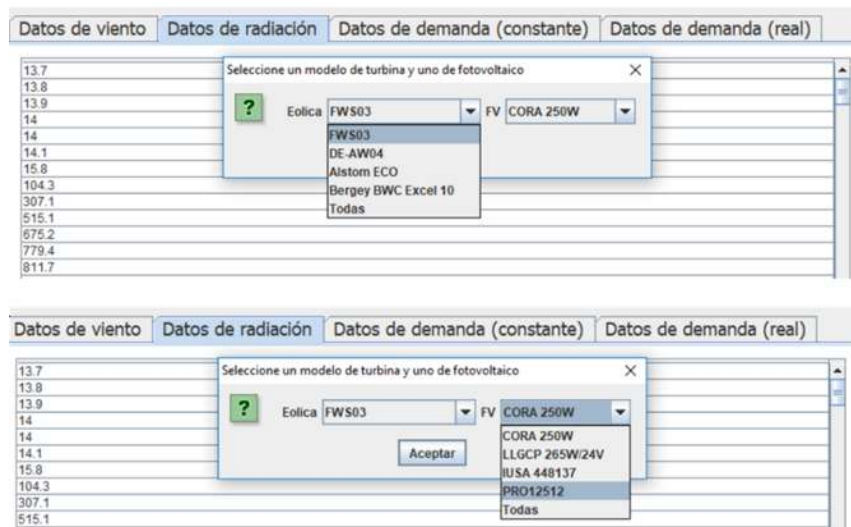


Figura 5.12. Fv_W pro. Equipos disponibles en emulador

Como se observa, podría optarse por la opción “Todas”, lo que arroja una tabla más grande de resultados, considerando la combinación de WT y FV. En el Anexo F de esta tesis se observa los resultados de utilizar todas las opciones de los FV y WT. Estas soluciones están validadas por los

modelos matemáticos que se utilizaron para el emulador y los resultados preliminares obtenidos mediante el algoritmo en Matlab®. En general se observa la eficiencia de la interfaz para desenvolverse con fluidez para realizar proyectos con HRES.

5.3. Mejoras para esta versión de FV_W pro

Como se puede intuir, algunas de las funciones del emulador no están activas, por ejemplo, el análisis de sensibilidad. Esto se debe a que en esta versión de la interfaz aún no está concluida y a la característica de que la idea principal es que el emulador pueda adaptarse poco a poco a requerimientos no contemplados originalmente.

Por ejemplo, hace falta una mejora para la visualización de los resultados, de manera que se puedan observar varios HRES en una misma gráfica, como se presentó en la sección “3.4 simulaciones con el algoritmo”. Algunas funciones como dar de alta nuevos equipos, al momento de la presentación de este trabajo aún no se ha desarrollado, algunas mejoras en la apariencia y la facilidad de exportación de los resultados a otros programas, son de los aspectos más sencillos de perfeccionar. Finalmente, el análisis de outliers, no se ha incluido dado que su automatización aún no se ha programado para esta versión del emulador, así como el módulo automatizado del análisis de sensibilidad, que es de vital importancia de acuerdo al criterio utilizado.

Desde la perspectiva de este trabajo, se considera que el análisis de sensibilidad, históricamente, se realiza de manera muy subjetiva y depende demasiado de los atributos del proyectista o diseñador del HRES. Para evitar este enfoque parcial y reducir la dependencia de las habilidades y conocimientos del proyectista, se presenta un método para la generación de escenarios que puede aplicarse a cualquiera de las variables del problema en el capítulo 6 de esta tesis.

5.4. Conclusiones del capítulo.

En este capítulo se presentan las razones principales por las que una interfaz gráfica de usuario debe ser producida para las herramientas computacionales y que se mantengan competitivas. Se comentó que para llegar a esta interfaz fue necesario entrar en la dinámica de prueba y error para entender las características que se buscan en este tipo de sistema.

Como se puede ver en la sección de 5.1, se optó por MySQL que permite una separación entre el usuario final y el código. Además, como se menciona en esa sección, se debe mantener un formato estandarizado de la apariencia de la interfaz. De esta manera se busca una sensación de profesionalismo o formalidad con los elementos que aparecen en la misma.

Se presenta un paso-a-paso de como realizar un proyecto de HRES y se presentaron 463 resultados obtenidos, para esto se utilizó un caso de estudio como ejemplo: La venta, Oaxaca con un mes de los datos históricos de condiciones meteorológicas y las condiciones de demanda de una zona residencial basada en datos reales de Morelia. Se observa que los HRES propuestos tienen una producción total muy parecida, cercana al 80% de la demanda total definida por el usuario de todo el periodo, sin embargo, son muy diferentes las horas donde se cubre por completo la demanda, o en donde se satisface el 80% de la demanda actual para cada uno de los HRES. Se obtienen tantos resultados debido a las características del emulador, y a que la única restricción activa es la de la demanda total.

Finalmente, se hace hincapié en el hecho de que la interfaz es una versión inconclusa y que para mejorarla es necesario terminar algunos de sus módulos de cálculo, además, como el de análisis de

outliers y que también es necesario atender el caso del análisis de sensibilidad que se considera un gran campo de oportunidad en el que se puede brindar una solución novedosa y adecuada, dadas las condiciones de las series de tiempo utilizadas. Por esto, en el capítulo 6 se presenta una metodología que puede reducir en gran medida la parte subjetiva de este análisis en proyectos de HRES.

5.5. Bibliografía del capítulo

- [19] E. Borgonovo, W. Castaings, and S. Tarantola, “Model emulation and moment-independent sensitivity analysis: An application to environmental modelling,” *Environ. Model. Softw.*, vol. 34, pp. 105–115, 2012.
- [20] G. I. M. Worm, a. W. C. van der Helm, T. Lapikas, K. M. van Schagen, and L. C. Rietveld, “Integration of models, data management, interfaces and training support in a drinking water treatment plant simulator,” *Environ. Model. Softw.*, vol. 25, no. 5, pp. 677–683, 2010.
- [53] A. Ahmed, I. P. Kenneth, A. Miller, and K. Gidado, “Simulated performance of Earthtube for cooling of office buildings in the Southeast of UK.,” in *In Sustainability in Energy and Buildings*, 2009, pp. 403–411.
- [54] W. Zeiler, R. van Houten, and G. Boxem, “SMART buildings: Intelligent software agents.,” in *Sustainability in Energy and Buildings*, 2009, pp. 9–17.
- [55] C. Mallett, “Network-enabled intelligent photovoltaic arrays.,” in *Sustainability in energy and buildings*, 2009, pp. 39–47.
- [56] R. Patel, C. V. Patki, and V. Agarwal, “Armature and field controlled DC motor based wind turbine emulation for wind energy conversion systems operating over a wide range of wind velocity,” in *Sustainability in Energy and Buildings*, 2009, pp. 117–125.
- [57] A. Elmualim, “Integrated building management systems for sustainable technologies: Design aspiration and operational shortcoming,” in *Sustainability in Energy and Buildings*, 2009, pp. 275–280.
- [58] C. C. Choon, C. Coates, and A. Viswanath, “Renewable Energy Source Emulator,” in *Sustainability in Energy and Buildings*, 2009, pp. 297–304.
- [59] J. Šochman and J. Matas, “Learning fast emulators of binary decision processes,” *Int. J. Comput. Vis.*, vol. 83, pp. 149–163, 2009.

Capítulo 6. Análisis de sensibilidad

“En ciencias ambientales, los modelos informáticos desempeñan un papel esencial para guiar a los analistas a comprender el comportamiento de los sistemas naturales. Cuando los fenómenos bajo investigación cubren grandes escalas temporales y espaciales, los cálculos bastante elaborados se interponen entre la entrada y la salida del modelo ... Los análisis de sensibilidad e incertidumbre son ingredientes esenciales de la lista de verificación de garantía de calidad del modelo. Sin un análisis de sensibilidad adecuado, uno está expuesto al llamado efecto de caja negra, a saber, el riesgo de no comprender completamente el comportamiento de los modelos en los que se basa la inferencia”. [19]

El análisis de sensibilidad evalúa los efectos en los resultados de un modelo matemático debidos a los cambios que ocurren en sus variables de entrada o sus suposiciones [19]. En gran medida un análisis de sensibilidad de cualquier modelo se lleva a cabo desde su validación. Mismo que se realiza en el capítulo 3 de esta tesis.

Hay muchos factores que afectan los sistemas para calcular balances de energía-demanda, de hecho, en [60] Chari et al. exploran un modelo de pronóstico para el consumo energético en edificios con muchas variables de entrada, 68, y modificando el modelo al cambiar la cantidad de entradas a 34 y 16. Realizan un análisis de sensibilidad mediante una matriz de confusión, observando como varían los resultados para trece mediciones y comparar las predicciones obtenidas para cada rubro y su impacto en el total de energía consumida. Este enfoque para aplicar un análisis de sensibilidad a un modelo matemático se refiere a identificar qué tan cercanos son las suposiciones obtenidas y su impacto en el resultado final.

Sin embargo, es necesario recordar que los HRES son sistemas que generalmente están planificados para operar por muchos años, incluso se consideran proyectos a 15 años o más para algunos de sus componentes [30].

6.1. ¿Cómo realiza HOMER® el análisis de sensibilidad?

Como se menciona en el capítulo 2, HOMER® realiza tres procesos de para realizar el cálculo de HRES o sistemas de cogeneración, simulación, optimización y análisis de sensibilidad. Estos procesos se llevan a cabo de la siguiente manera: simulación, solo necesita datos de entrada y genera varias opciones que satisfacen los requerimientos de carga para un año típico; optimización, hace el cálculo económico del costo de operación en x años con las mismas condiciones de operación, por lo que repite las simulaciones con las nuevas condiciones n veces; finalmente, análisis de sensibilidad, modificando variables de entrada y considerando algunos modelos simples para modificar velocidad de viento, radiación solar, costos de insumos, demanda, etc. Repite el proceso para la simulación y la optimización, cuantificando los resultados en costo monetario [30]. En la figura 6.1 se observa la relación de estos procesos.



Figura 6.1. Relación conceptual entre simulación, optimización y análisis de sensibilidad en HOMER®. [30]

Si bien HOMER® introduce algo de aleatoriedad para cada variable utilizando algunos modelos mencionados en las referencias, en general, el análisis de sensibilidad surge del criterio del usuario. Por ejemplo en [30] se expone un ejemplo en el que el promedio diario de consumo es modificado a juicio del usuario y los resultados se grafican contra la velocidad de viento anual promedio, la cual también varía gradualmente desde 3 hasta 7 metros por segundo. Dando por resultado zonas en la que ciertas combinaciones de equipos satisfacen las restricciones y cumplen con los costos económicos de la optimización para ese amplio rango de posibilidades.

Queda claro que algunos aspectos respecto del análisis de sensibilidad pueden ser mejorados, particularmente el modelado de las variables para la generación de series sintéticas que se emplean. Y como una característica de tener un emulador es el de distanciar al usuario de los modelos de las variables y de los equipos, es vital intentar reducir la injerencia directa del usuario en el análisis de sensibilidad.

En nuestro caso, definir un modelo de las variables investigadas es de la mayor importancia, ya que no se realiza una optimización económica y, por lo tanto, el análisis de sensibilidad podría representar una invaluable herramienta para seleccionar los HRES. Por esto, en las secciones siguientes se expondrá el modelado de series de tiempo con una nueva metodología que utiliza los conceptos relacionados con la teoría del caos para describir variables estocásticamente: los fractales [61].

6.2 Escenarios de series de tiempo

Cuando se habla de escenarios, no se habla de pronóstico *per se*, sin embargo, se habla de la incertidumbre que puede presentarse en el futuro, generalmente, a largo plazo [47], [62], [63]. En el caso de pronóstico, se necesita cumplir con una cierta precisión y se pueden comparar los resultados porque se tienen datos a la mano para evaluar los modelos de pronóstico, (vea referencias sobre pronóstico de diferentes variables [7], [51], [72], [64]–[71]).

Para tener una certeza de la validez de los escenarios futuros suele hacerse mediante proyecciones de tendencias, estadísticas y ciertos conocimientos de antemano del autor del estudio, no obstante, hay algunos enfoques en los que, para validar los datos supuestos o proyectados, se realiza una revisión del comportamiento resultante de los datos. Normalmente, se pueden definir algunos criterios como un resultado optimista (si algo cambia a favor), pesimista (si algo cambia en contra) o neutral (todo sigue igual) [73], [74].

Es vital definir entonces como podría establecerse una aplicación de los escenarios que pueden presentarse, cuales variables pueden ser modeladas y cómo se aplicarán en el análisis de sensibilidad. Para esto, hablemos de la incertidumbre y el papel de los fractales para definir la aleatoriedad en la siguiente sección.

6.2.1. Fractales

Los modelos estocásticos trabajan para analizar fenómenos en los que las mediciones instantáneas tienen una correlación relativamente baja con datos anteriores y posteriores [75]. Esto las vuelve difíciles de modelar. Para tratar los fenómenos con alta estocasticidad hay varios enfoques, pero uno que ha logrado desentrañar los misterios de la incertidumbre en fenómenos de la naturaleza, es el concepto de fractal.

Los fractales se encuentran en todas partes de la naturaleza, un fractal es la repetición de la misma geometría una y otra vez a diferente escala, de manera recursiva e infinita [76]. En la naturaleza se pueden observar las formas repetidas a diferentes escalas en las nubes, en las hojas de los helechos, en las plumas de las aves, en los pétalos de las flores, entre otros muchos [77].

Existen además los fractales geométricos de los que un ejemplo clásico es la espiral de Fibonacci [61], la cual se forma al trazar un cuarto de círculo y escalar su radio siguiendo la sucesión de Fibonacci para luego ir conectando los nuevos trazos, como se observa en la figura 6.2.

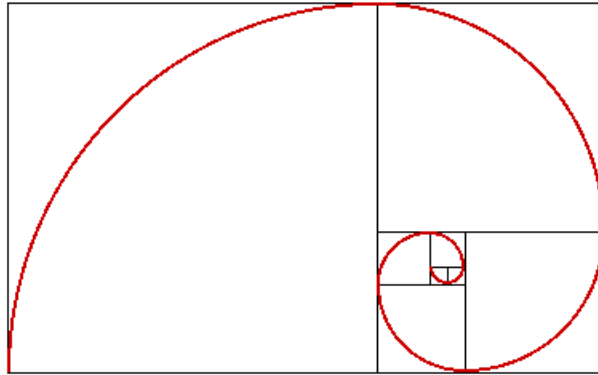


Figura 6.2. Espiral de Fibonacci. [78]

Hay muchos otros ejemplos que permiten entender el concepto de fractal, como el copo de nieve de Koch, el conjunto de Mandelbrot, o el tapete de Sierpinski. En los cuales se observa una figura principal que se repite en formas más pequeñas cada vez, lo que genera figuras bastante complejas, pero que si se hacen acercamientos aparece la misma figura, y esto sucede de manera infinita conforme nos acercamos más y más. Vea la figura 6.3 donde se observan estos tres ejemplos de las geometrías fractales.

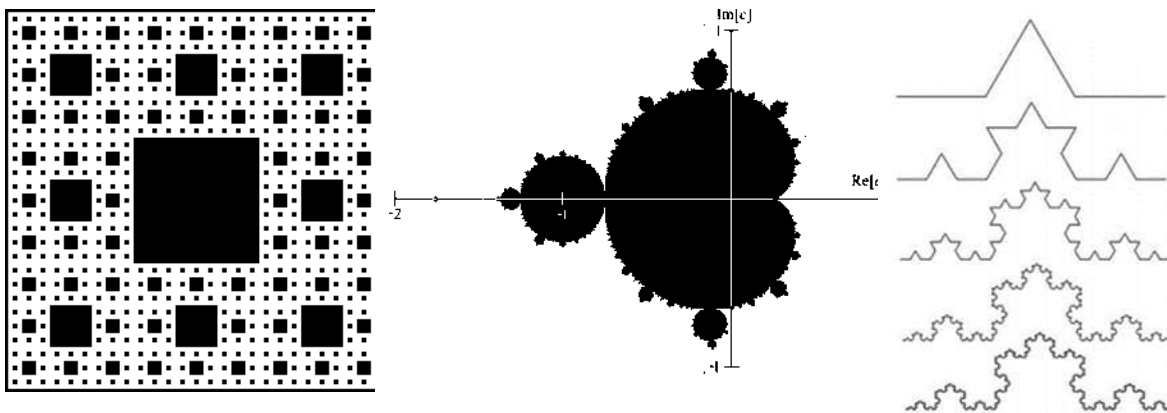


Figura 6.3. Ejemplos de fractales geométricos. Izquierda: tapete de Sierpinski. Centro: conjunto de Mandelbrot. Derecha: Curva de Koch

En la figura aparecen fractales geométricos de cierta relevancia en la historia de los fractales, son figuras que se generan mediante procesos iterativos, que surgen de una forma simple, un cuadrado, un triángulo, una curva, y que al repetir esa forma n veces, a menor escala, se generan formas considerablemente más complejas. Sobre la geometría fractal, sírvase leer las referencias fundamentales: [61], [77], [79].

A partir de este enfoque y del análisis de las formas autosimilares, surgen conceptos que permiten el estudio de fenómenos en diferentes campos, por ejemplo, es posible analizar señales electromagnéticas que se presentan como una gráfica desordenada, con datos poco correlacionados y que está compuesta por una parte de ruido blanco y otras de singularidades [76]; o puede programarse un algoritmo que tome en cuenta la dimensión fractal para reconocer patrones gráficos de series de tiempo [80].

La utilización de la teoría de los fractales tiene muchas aristas y cubre una gran área de las ciencias físicas, ya que incluso existe el término de serie de tiempo fractal [81]. Prácticamente cualquier serie de tiempo de alguna variable medible con un número de datos elevado podría caer bajo la definición de ésta. Podríamos ver varios ejemplos en infinidad de aplicaciones, pero antes de continuar se deben presentar algunas definiciones fundamentales de este campo de la ciencia.

6.2.1.1. Dimensión fractal (D_f):

A grandes rasgos y generalizando bastante, se puede definir como la dimensión fractal al valor irracional, que define cuanto del campo en el que está ubicado un cuerpo es ocupado por ese cuerpo. Esta definición es una conceptualización a la que se ha llegado, pero se puede explicar con la teoría presentada en varios trabajos de la literatura al respecto como en [79].

Aunque nunca sobra un ejemplo: si se traza una línea en diagonal sobre un papel, esa línea es de dimensión 1 y el área que se necesita para trazarla es de dimensión igual a 2, ambos números enteros, por lo tanto, se sigue considerando la geometría euclidiana; sin embargo, en el caso en el que se realice un trazo continuo sobre la misma área, con muchos cambios de dirección, esa línea “ocupará” parcialmente el área que se tiene disponible, de manera que si analizamos la relación de la línea y el área que tiene por llenar, podríamos determinar que esa línea tendría una dimensión entre 1 y 2, es decir una dimensión fractal siempre mayor que 1 y siempre menor que 2. Otro ejemplo que podría ser de gran utilidad para entender la dimensión fractal, sería el de tomar una superficie de dimensión euclidiana 2 y deformarla (como si tomáramos una hoja de papel y la arrugamos haciendo una bola) de manera que ocupe un espacio en tres dimensiones, pero sin llenarlo (como si pusiéramos esa hoja arrugada dentro de una esfera de navidad) se podrá determinar una dimensión fractal de esa superficie deformada que estará entre 2 y 3.

Matemáticamente, la definición de dimensión fractal es bastante más complicada, pero la referencia [82] aborda de manera precisa el tema. Sin embargo, en la tabla 6.1 se presentan algunos métodos muy populares para identificar la dimensión fractal con sus características principales y que pueden ser calculados utilizando un software llamado Benoit®:

Tabla 6.1. Técnicas para encontrar la dimensión fractal integradas en el software Benoit®

Nombre de la Técnica	Características principales
R/S Analysis (Rescaled range analysis)	Es la medida estadística de la variabilidad de una serie de tiempo, según la fórmula: $= \frac{1}{s} \left[\text{Max}_k \sum_{i=1}^k (x_i - \bar{x}) - \text{Min}_k \sum_{i=1}^k (x_i - \bar{x}) \right]$ <p>Su creador fue Harold Edwin Hurst</p>
Power spectrum analysis	Utiliza la teoría de las series de Fourier para señales (series de tiempo) que no tienen transformada de Fourier
Rugosidad-longitud	Relaciona la rugosidad y la longitud de la serie de tiempo, mediante ésta calcula la dimensión fractal y el coeficiente de Hurst
Variograma	El variograma mide la diferencia entre la dirección vertical y la horizontal, en escala logarítmica de diferentes puntos de un perfil de una superficie, aplicable a trazas autoafines
Método de Wavelets	Descompone la serie en funciones muy sencillas, pero que son dependientes del tiempo, normalmente se aplica a mediciones de señales

6.2.1.2. Movimiento Browniano fractal (mBf):

El movimiento browniano indica que las partículas pueden moverse en cualquier dirección y con cualquier velocidad, es decir que los valores en el tiempo $t-1$ no tienen mucha importancia para las observaciones en el tiempo t . A este concepto, se acopla ahora el concepto de fractales, es decir que si bien habrá un movimiento aleatorio (browniano) deberá presentar las características de ser recursivo y autosimilar, para ser catalogado en el concepto más específico de movimiento Browniano fractal [83]. Gracias a esta definición, se puede considerar a las series de tiempo como si se tratara del trazo de un punto o partícula que se va desplazando en un plano, dejando una huella que sería la línea del trazo, y que como se desplaza de un punto a otro en línea recta, va transformando una línea recta entre el punto inicial y el punto final, en muchas líneas pequeñas similares al trazo inicial y recursivamente más y más pequeñas. En muchas ocasiones, el mBf se emplea para la generación de series sintéticas para el estudio del comportamiento de fenómenos físicos [84]. Algunos métodos para crear las series de tiempo sintéticas con mBf son el método del desplazamiento del punto medio, sumas sucesivas de caminatas aleatorias, entre muchas otras.

6.2.1.3. Exponente de Hausdorff (Ha)

Este valor numérico se usa como exponente para fabricar series de tiempo sintéticas con algunas características deseadas que cuentan con una Df en el rango $1 < Df < 2$, para poder definir la correlación entre los puntos de esa serie de tiempo y está definido en términos de la dimensión fractal para series de tiempo por la siguiente expresión[85]:

$$Ha = 2 - Df \quad (6.1)$$

Por esta razón H_a siempre estará en el rango $0 < H_a < 1$, y su importancia radica en que puede ser usado para determinar cuan correlacionados están los datos de la serie bajo los siguientes tres criterios [86]:

$$\begin{aligned} \text{Si } 0 \leq H_a < 0.5 &\rightarrow \text{persistente} \\ \text{Si } H_a = 0.5 &\rightarrow \text{ruido blanco} \\ \text{Si } 0.5 < H_a \leq 1 &\rightarrow \text{antipersistente} \end{aligned}$$

6.2.1.4. Exponente o coeficiente de Hurst (H)

Similar al llamado exponente de Hausdorff, este parámetro mide la correlación entre valores de las series de tiempo fractales, y se rige bajo las mismas reglas, donde puede representar una correlación positiva (serie persistente), negativa (antipersistente) o ruido blanco, con los mismos valores críticos que H_a , debido a que cumple con la misma relación con la D_f [81].

$$H = 2 - D_f \quad (6.2)$$

Para algunos casos, los menos, H y H_a tienen los mismos valores, esto se debe a que en la forma de calcularlos hay una metodología muy distinta, derivadas del enfoque que se quiere utilizar para conseguir un movimiento browniano fractal (mBf). Estas metodologías aparecen simultáneamente en [81] donde Gomes y Turcotte realizan una comparación de ambos números como indicadores de la correlación entre puntos, que en ese caso de estudio corresponden al flujo de agua en ríos.

Las aplicaciones de H_a y H pueden variar, e en ocasiones, pueden superponerse, sin embargo, es común utilizar el coeficiente de Hurst en el análisis de series de tiempo con mBf [82], [87].

Como hemos comentado, las variables meteorológicas incluidas en el análisis de HRES y su desempeño, así como la demanda eléctrica son series de tiempo. Estas series de tiempo pueden catalogarse como mBf si cumplen con las características de ser autosimilares, recursivas y autoafines, caso que se observa en algunos ejemplos de la literatura.

En la figura 6.4 se observan series de tiempo aleatorias con valores diferentes de Hurst y su forma. Se observa que la curva es más suave cuando hay una correlación persistente, y que es más “áspera” con valores mayores a 0.5, pues es una serie anti persistente.

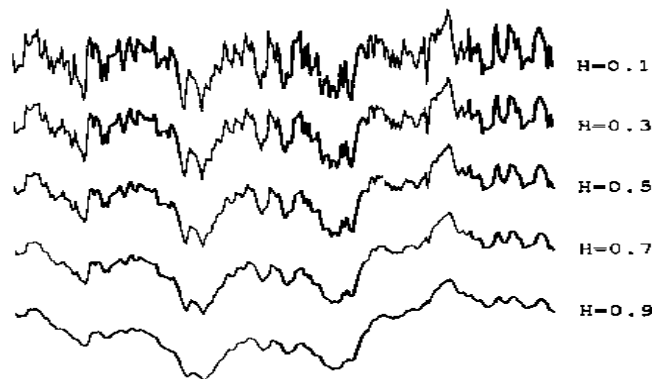


Figura 6.4. Ejemplos de Series de tiempo aleatorias con valores diferentes de coeficiente H. [88]

6.2.2. Fractales y variables de interés

Los fractales pueden aparecer en series de tiempo de interés para los HRES. Por ejemplo, en [85] Harrouni et al. catalogan series de tiempo de radiación solar como mBf y determinan sus características fractales para obtener resultados para determinar la similitud de los patrones de comportamiento de la radiación solar en un punto determinado.

En múltiples aplicaciones el análisis de fractales para mediciones de viento y en general, de otras variables meteorológicas es muy importante, de hecho, sirve para comparar modelos de las series de tiempo [89], caracterizar sitios o fenómenos [90], [91], o anticipar eventos poco previsibles [92]. Todo esto demuestra que tanto energía eólica como solar pueden ser series de tiempo fractales.

La aleatoriedad puede aplicarse incluso a aquellas series de tiempo que no parecen ser fractales, si se realizan transformaciones para, por ejemplo, medir la variaciones o primera diferencia de la serie de demanda de las que hemos mencionado en varias secciones de esta tesis [43]. En ese trabajo se ha propuesto cómo aplicar un análisis para definir las características fractales de las curvas de diferencias de varias series de demanda. En la sección 5.2.4. *Casos de estudio* se presenta a detalle la metodología.

6.2.3 Caminatas aleatorias

Las caminatas aleatorias son series de tiempo sintéticas que cumplen algunas características, tanto estadísticas como fractales. Están caracterizadas por tener propiedades que manipulan la correlación entre puntos, y dependiendo de la metodología para generarlas, la complejidad del algoritmo y el costo computacional pueden incrementarse bastante, además que en cada técnica, los resultados pueden variar considerablemente [88].

De los métodos descritos en [88] Saupe comienza detallando el desplazamiento aleatorio del punto medio (DAPM), que es un método que se exploró para realizar un módulo para la generación de escenarios extremos en una versión primitiva del emulador, además describe un par de métodos como variantes de este DAPM, de los cuales destaca el de las adiciones aleatorias sucesivas o SRA por sus siglas en inglés.

La metodología del punto medio aparece en la sección 6.2.3.1 *Desplazamiento aleatorio del punto medio* que detalla la producción de caminatas aleatorias fractales. El método SRA es realizar el DAPM para un número determinado de puntos, y después agregar otro tramo del mismo tamaño de curva generado con DAPM y así hasta obtener la cantidad de pasos deseados en la serie sintética. [88], [93]

6.2.3.1 Desplazamiento aleatorio del punto medio

La metodología del algoritmo del punto medio necesita establecer tres parámetros iniciales para llevarse a cabo: el número de datos que se quiere generar (idealmente debe ser un número igual a 2^n , aunque no es restrictivo), el rango en que se van a generar los datos, y el coeficiente de Hurst que indicará la correlación entre puntos y se utiliza para ir cambiando el rango (re-escalando) para cada iteración. El procedimiento consiste en algunos pasos una vez que se conocen los tres parámetros iniciales con el fin de “crear” una serie de puntos aleatorios que se puede emplear en la generación de series de tiempo sintéticas [84]. Se describen a grandes rasgos a continuación:

Primero. Debe definirse parámetros como el Rango en el que los puntos deberán encontrarse, la longitud de la serie (cuantos pasos va a tener), el coeficiente de Hurst que definirá cuál será la correlación entre puntos.

Segundo. Se generan dos puntos aleatorios que serán el primero y último punto de la serie sintética, es decir, y_0 e y_1 ambos números deben estar en el rango R.

Tercero. Se debe localizar el punto medio de la recta que une y_0 e y_1 , lo que se llamará $pm_{(1/2)}$ para efectos de esta explicación.

Cuarto. Una vez localizado $pm_{1/2}$ se debe desplazar, este punto tiene las coordenadas $(\frac{x}{2}, y_{pm})$. Para desplazarlo, la coordenada y deberá moverse en el rango re-escalado por primera vez, para este paso definimos nuestro factor de escala como:

$$Sf = \frac{1}{\sqrt{1 - (2 - H)^2}} \quad (6.3)$$

Este factor de escala permite obtener un comportamiento del mBf [77]. Sólo se utiliza para el primer punto medio, de esta manera el Rango re-escalado tendrá el valor dado por:

$$R_s = S_f \cdot R \quad (6.4)$$

De forma que la coordenada y final del punto medio podrá encontrarse en el rango:

$$y_{1/2} \in \left(pm_{1/2} - \frac{R_s}{2}, pm_{1/2} + \frac{R_s}{2} \right) \quad (6.5)$$

Lo que indica que puede desplazarse a partir de su posición original un medio del rango re-escalado hacia abajo o hacia arriba, este desplazamiento será aleatorio también.

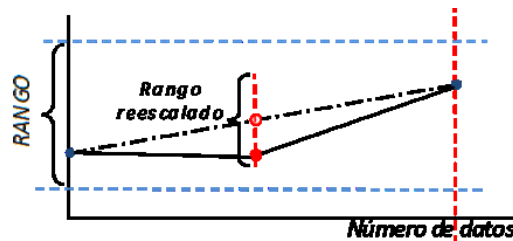


Figura 6.5. Desplazamiento del primer punto medio con el rango reescalado

En la figura 6.5 se muestra un ejemplo del primer desplazamiento de un punto medio, en este momento la serie queda formada por dos rectas que se interceptan en $pm_{(1/2)}$.

Quinto. Teniendo el primer punto medio desplazado, se elimina el primer trazo entre y_0 y y_1 , para tener ahora dos rectas una entre y_0 y un nuevo punto $y_{1/2}$, así como otra que irá de $y_{1/2}$ a y_1 , se puede ver en la figura 6.6 cómo se aplica el desplazamiento

Sexto. Una vez que se tienen estas dos rectas, se procede a la localización de los puntos medios respectivos, que se denominarán $pm_{1/4}$ y $pm_{3/4}$

Séptimo. Se desplazan los dos puntos localizados de la misma manera en que se desplazó el $pm_{1/2}$ sin embargo al momento de re-escalar nuevamente el rango R_s , debemos aplicar la siguiente formulación al factor de escala que se aplicará de aquí en adelante hasta obtener el número de datos deseado para la serie de datos sintética o Traza auto-afín (del inglés self-affine trace):

$$Sf = \frac{1}{2^H} \tag{6.6}$$

De esta manera el rango para el desplazamiento de este par de puntos es:

$$R_{s1} = Sf \cdot R_s \tag{6.7}$$

Es importante recalcar que en este paso en el que se generan dos puntos medios $pm_{1/4}$ y $pm_{3/4}$, sólo se utilizará una vez el factor de escala de forma que ambos desplazamientos tendrán que encontrarse dentro del rango re-escalado correspondiente:

$$y_{1/4} \in \left(pm_{1/4} - \frac{R_{s1}}{2}, pm_{1/4} + \frac{R_{s1}}{2} \right) \tag{6.8}$$

$$y_{3/4} \in \left(pm_{3/4} - \frac{R_{s1}}{2}, pm_{3/4} + \frac{R_{s1}}{2} \right) \tag{6.9}$$

Así, cada vez que haya un nuevo “re-escalamiento” del rango corresponderá a 2^n puntos medios de los nuevos trazos. Para visualizar mejor el proceso iterativo, puede verse la figura 6.6.

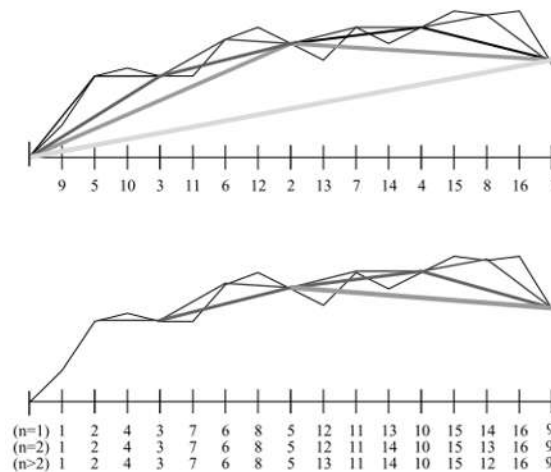


Figura 6.6. Ejecutando el algoritmo del DAPM, dos versiones. Arriba: versión estándar, abajo Versión “al vuelo”, en el eje de las equis aparece el orden de los quiebres o desplazamientos. [84]

Utilizando DAPM se logró realizar un algoritmo que genera muchas caminatas aleatorias en un determinado rango, para un número específico de puntos y con un coeficiente H conocido. Con la particularidad que se automatizó la selección de aquellas series que no cumplen con ciertos valores estadísticos que, para el criterio aplicado, son descriptivos de las características del fenómeno que se quiere emular. Este módulo de cálculo, no se ha terminado ni integrado al emulador, sin embargo, se busca la posibilidad de incluirlo.

6.3. Casos de estudio

En el estudio de la velocidad del viento, existen algunos factores que pueden ser muy diferentes para cada sitio, por ejemplo, Cadenas *et al.* demostraron el comportamiento multi-fractal en series de tiempo de velocidad de viento [94]. Dicho comportamiento corresponde a que en una serie de tiempo fractal, existen múltiples valores de D_f , que permite encontrar en varios valores de H para diferentes escalas analizadas [95]–[97].

Para la radiación solar, se ha demostrado que puede catalogarse como una serie de tiempo fractal. [85]. En este estudio, Harrouni *et al.* definen una metodología para caracterizar la energía de irradiación solar global por su dimensión fractal.

Sin embargo, esto indica que las series de tiempo de viento pueden ser susceptibles de un análisis que incluya la teoría de las formas autosimilares. Para este estudio, los principales esfuerzos se han centrado en reproducir modelos fractales de series de demanda. En un trabajo anterior para simular series aleatorias sintéticas con el objetivo de incluirlas en el análisis de sensibilidad, nos encontramos con la dificultad de simular correctamente los patrones presentes en series de tiempo del tipo de la demanda que tiene una estacionalidad muy evidente, cada 24 se repite casi el mismo patrón, algo parecido a lo que ocurre con la radiación solar. En algunos estudios de la literatura se ha tratado de incluir el estudio estocástico de la demanda. Aunque no hay demasiados trabajos de las características fractales de la misma [42], [74], [98], [99].

Por eso, se ha incluido un análisis para la demanda en [43] donde se presentó un estudio para producir un escenario extremo optimista y un escenario extremo pesimista de dos modelos de pronóstico de tres series de tiempo de demanda: una de Canadá (Ont_{2017}) y dos de Morelia (M_1 y M_2).

A continuación, se describe la metodología aplicada a la primera serie de tiempo: Ont_{2017} . Comenzando con la descripción de las características de las observaciones, la metodología empleada y el proceso para generar escenarios posibles, validados mediante la comparación de medidas estadísticas de interés. En el caso de este trabajo, la intención era la de generar múltiples escenarios posibles como complemento de modelos de pronóstico, pero la metodología para encontrar escenarios límite, como fueron nombrados es flexible y puede usarse para realizar un análisis de sensibilidad sin contar con modelos estadísticos de pronóstico.

6.3.1. Metodología para generar Escenarios estocásticos Límite

Para aplicar los escenarios estocásticos límite (EEL) a un modelo base de demanda (MBD), debemos considerar los siguientes pasos:

0) Tener un MBD (un día típico, un año típico, un modelo de pronóstico) de una serie de tiempo de demanda real.

1) Identificar aplicando la primera diferencia, la variación de la serie real (VSR). Los escenarios estocásticos posibles (EEP) tendrán su origen en el MB y la VSR.

2) Encontrar valores que definen a la primera diferencia (Y_{dif}) y que son los parámetros de entrada (INPUT) para producir caminatas aleatorias: RANGO--COEF de HURST—LONGITUD.

3) Utilizar INPUT en el algoritmo para producir caminatas aleatorias (DAPM, Adiciones aleatorias sucesivas o SRA, etc.).

4) Agregar las series generadas al Modelo MBD para modificarlo y así producir un modelo ajustado MBD_{adj} .

5) Comparar el Modelo MBD_{adj} con el MBD, si coinciden, hasta un cierto rango con el coeficiente de variación, esto demostrará que MBD_{adj} es un escenario que representa el comportamiento de la demanda.

6) Obtener n escenarios estocásticos probables y encontrar la energía acumulada para cada 24 horas (ET24) de cada uno.

7) La energía acumulada total (EAT) definirá según su valor al escenario estocástico límite máximo o mínimo (EEL_{max} o EEL_{min}).

El paso 6 y 7 pueden sufrir modificaciones, por ejemplo, se puede utilizar el promedio como indicador de cuál será el EEL_{Max} y EEL_{min} .

6.3.2. Características de la serie de tiempo del caso de estudio

La serie de tiempo de la demanda de Ontario, Canadá analizada (Ont_{2017}) tiene la forma que se ve en la figura 6.7a. Originalmente se trataron estos datos en crudo, para ser ingresados en el modelo NAR24 que será utilizado como el MBD. Asimismo, se realizó el mismo ejercicio para seleccionar las entradas que serían utilizadas para encontrar varios EEP. Se realizó también el histograma de esta serie. Cómo lo muestra la figura 6.7b.

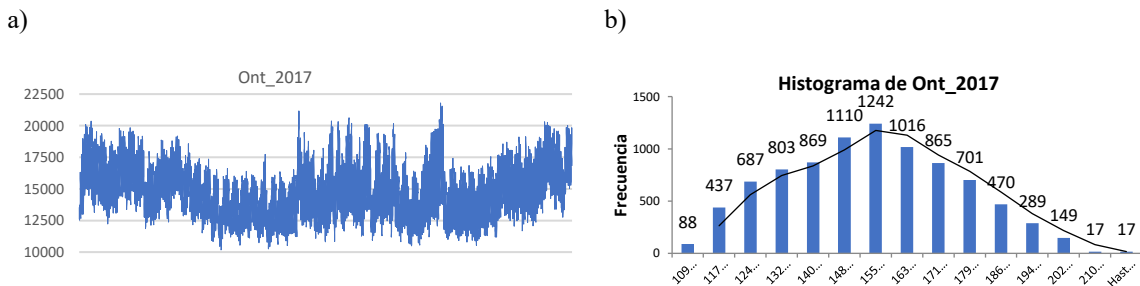


Figura 6.7. a) Serie horaria real de Demanda (año 2017). b) Histograma

De los datos estadísticos de la serie mostrados en la tabla 6.2 y del histograma de Ont_{2017} , podemos concluir que esta muestra tiene un comportamiento cercano a la distribución normal de probabilidad.

Tabla 6.2. Datos Estadísticos Ont_{2017}

ESTADÍSTICA	Valor
No datos	8760
Mínimo	10167
Máximo	21786
RANGO	11619
CLASES	15
AMPLITUD	775
Promedio	15078.88
Desviación estándar	2172.83

Como puede intuirse, la demanda estudiada, al estar en el rango de DEMANDA MUY ALTA (en los 200 GW), representa un gran número de usuarios. Como es sabido, es común que la demanda eléctrica de este tipo presente una alta estacionalidad cada 24 horas. Por lo que cualquier modelo de demanda, debe considerar este hecho para representar de buena manera esta serie de tiempo.

6.3.3. Determinando los parámetros de entrada para los escenarios estocásticos límite (EEL)

Los Escenarios estocásticos en general (EE) surgen a partir de caminatas aleatorias (CA) o generación de números aleatorios. Las CA tienen una evidente recursividad desde el punto de vista de la teoría de los fractales. Esa misma recursividad permite identificar patrones de comportamiento que pueden alterarse de manera que las CA pueden representar un sinnúmero de fenómenos en la forma de series de tiempo (ST).

Para iniciar una CA que represente algún fenómeno es necesario contar con sólo tres parámetros de entrada (INPUT): Número de pasos (NP), Coeficiente de Hurst (H) y Rango (R).

6.3.3.1 Determinando el número de Pasos

Dado que la hipótesis que se busca demostrar indica que debemos considerar los resultados de un modelo base, en este caso un modelo de pronóstico NAR24, las caminatas aleatorias o EEP se agregarán a los resultados de la fase de prueba de este pronóstico.

Por lo tanto, las simulaciones producirán CA de 1314 pasos, para coincidir con el 15% reservado para la fase de prueba.

6.3.3.2. Obteniendo el coeficiente de Hurst (H)

El coeficiente de Hurst (H), a veces llamado también exponente de Hurst, ha demostrado ser una buena medida de la correlación de puntos en una gráfica de señal, además de tener una relación directa con la Dimensión fractal ya que relaciona el espacio de trazado con el “área” ocupada por el trazo de la línea de la gráfica o serie de tiempo (ST). El coeficiente H de una ST se calcula mediante varias técnicas, entre las cuales se destacan el conteo de cajas, el análisis R/S y el análisis del espectro de potencias. Todas varían en cuanto a la manera de determinar el valor de H, sin embargo, tienen un concepto similar, para estimarlo.

Por ejemplo, en el análisis R/S se mide a diferentes escalas para determinar la proporción de área utilizada por la señal, para después graficar en una escala exponencial los resultados para cada una. Esto determina una serie de puntos para la cual se tiene una ecuación de la forma:

$$Y = CX^H \tag{6.10}$$

donde Y es el área utilizada por la ST, C es una constante a calcular, X es el número de divisiones para cada escala y H es el exponente que ajusta la gráfica. En todos los métodos se obtiene una ecuación similar, aunque con diferentes significados de los ejes x e y. Al final se obtiene un resultado con valor entre cero y uno.

Asimismo, se sabe que una señal o ST suficientemente larga puede presentar diferentes valores de H cuando se analizan porciones de la misma al compararse contra el total de datos. De la misma forma que cuando se hace un acercamiento a una superficie aparentemente poco rugosa y encontramos que esa “lisura” no es tan lisa de cerca.

Los casos en los que H del total de datos es considerablemente diferente de H de los fragmentos de la misma, se le diferencian utilizando un subíndice para H global (H_G) o H local (H_L).

En este caso se calculó H para varios segmentos de la serie real, como medio de comparación, los resultados están en la tabla 6.3. H_G en cada caso representa el coeficiente para el 100% de los datos y para el 85% de los datos correspondiente a las fases de entrenamiento y validación del modelo de pronóstico, mientras que H_L corresponde a fracciones de 15% de los datos, para comparación.

Tabla 6.3. H_G y H_L de la serie real y de la primera diferencia.

Coeficiente	REAL Ont 2017	Y _{dif}	Y _{dif} (-)	Y _{dif} (+)
H_G (100%)	0.193	0.080	0.029	0.045
H_G (85%)	0.188	0.078	0.029	0.045
H _{L1}	0.196	0.126	0.157	0.057
H _{L2}	0.224	0.098	0.066	0.070
H _{L3}	0.268	0.174	0.109	0.111
H _{L4}	0.318	0.185	0.057	0.147
H _{L5}	0.239	0.141	0.092	0.073
H _{LTEST}	0.226	0.155	0.127	0.118

Al observar que los resultados varían considerablemente, se decidió usar el H_L más cercano a la zona de Prueba de NAR24.

6.3.3.3 Determinando el rango

Para la obtención del Rango (R) en el que se moverá la caminata aleatoria, hay ciertas consideraciones que se deben pensar antes de tomar una decisión.

Primero, se va a trabajar con la primera diferencia de la serie real Y_{dif}, la cual puede observarse en la figura 6.8a. El correspondiente histograma se encuentra en la figura 6.8b.

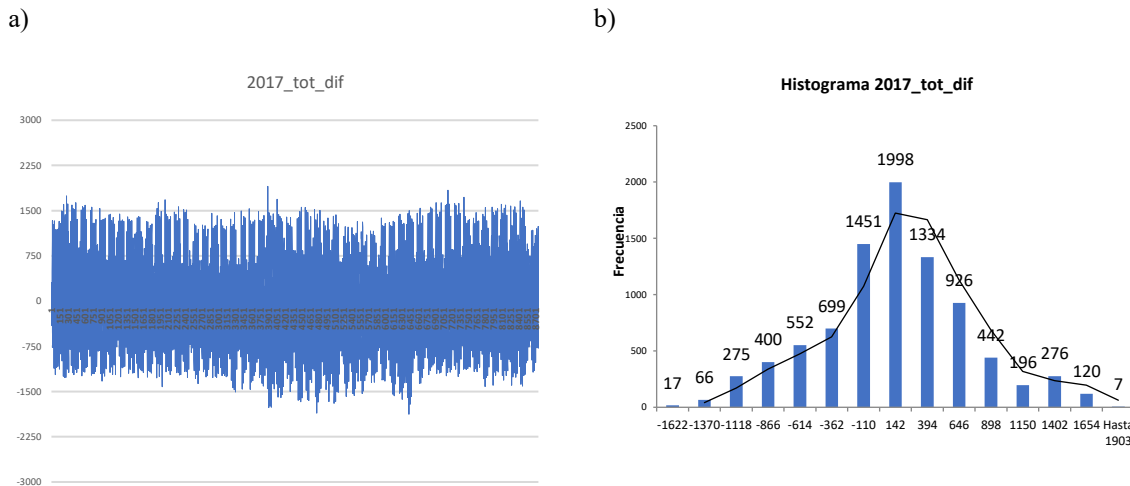


Figura 6.8. a) primera diferencia (año 2017). b) Histograma

Segundo, como puede intuirse, el promedio de Y_{dif} es muy cercano a 0 (cero).

Finalmente, en la serie de tiempo real (Figura 6.7a) hay comportamientos considerablemente diferentes para cada estación del año, donde el consumo se mueve en rangos diferentes para cada una de ellas.

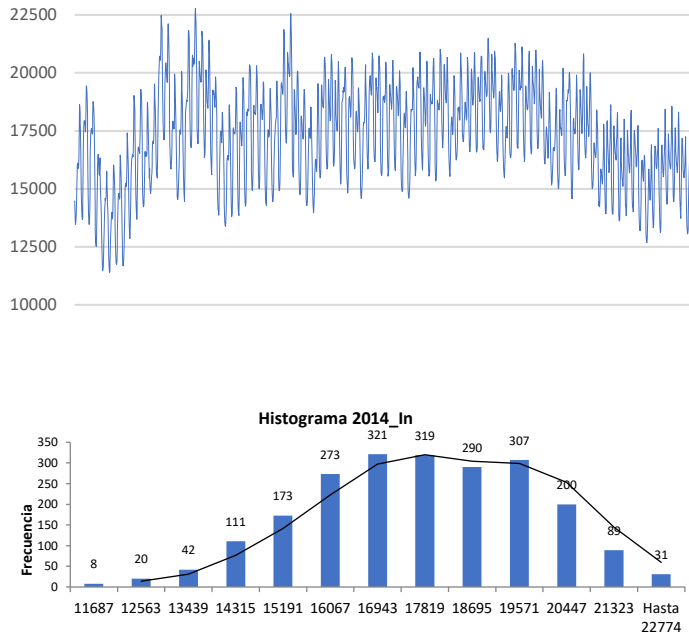
En la figura 6.8a, se ve claramente que, si bien en Y_{dif} están disminuidas las zonas donde la demanda tiene comportamientos marcadamente diferentes en función de la estación del año, podemos encontrar máximos o mínimos locales, que no se presentan en otras temporadas.

Sin dividir la Y_{dif} en función de las estaciones del año, su histograma y los datos estadísticos, pueden llevar al error de seleccionar mal R para generar las CA. Por lo que se concluyó que sería mejor, así como en el caso de H , elegir un máximo y un mínimo local.

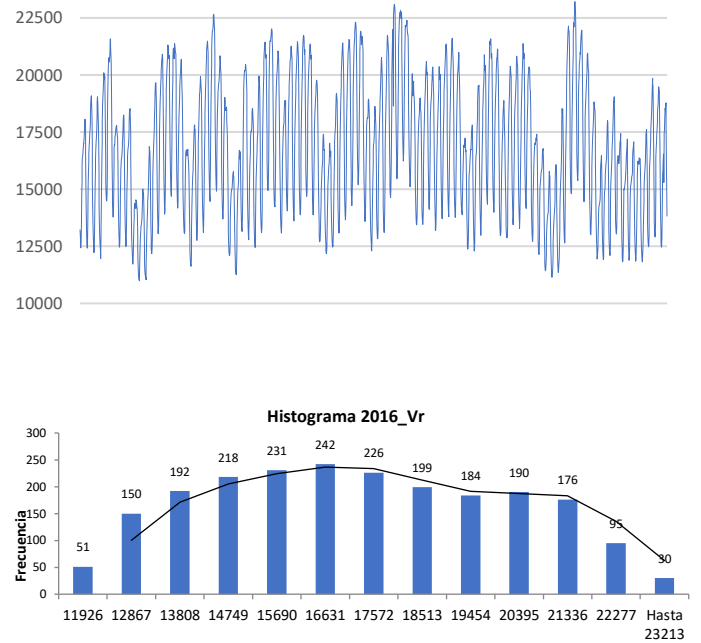
También es necesario para escoger un Máximo y un Mínimo local, considerar los datos históricos con los que se cuente. Para este estudio, se utilizaron los datos históricos de tres años anteriores (2014, 2015, 2016). Se decidió buscar en cada estación de cada año los respectivos máximos y mínimos, previo análisis de los datos para evitar la selección de datos atípicos. Ejemplo de estos datos atípicos o Outliers, se pueden ver en la figura 6.9.

En la figura 6.9 se observan dos casos en los que la Y_{dif} presenta datos atípicos y que no deben ser considerados a la hora de elegir el rango de las simulaciones

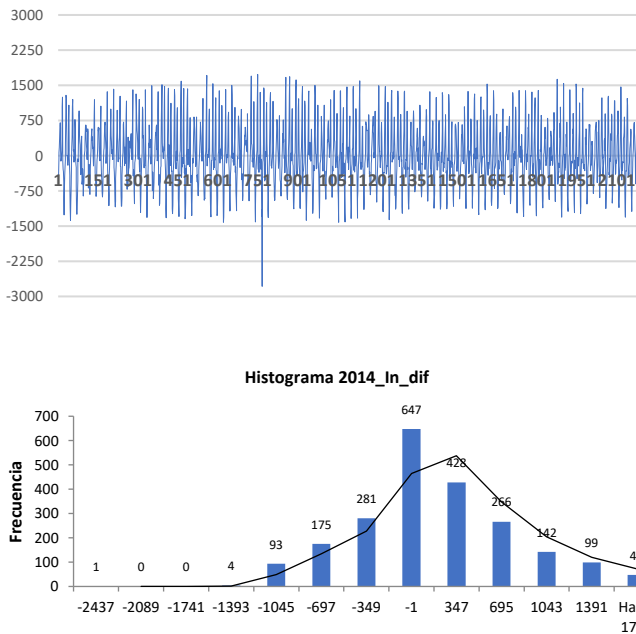
a.1) Serie real invierno 2014 e histograma



b.1) Serie real verano 2016 e histograma



a.2) Serie diferenciada de invierno 2014 e histograma



b.2) Serie diferenciada de verano 2016 e histograma

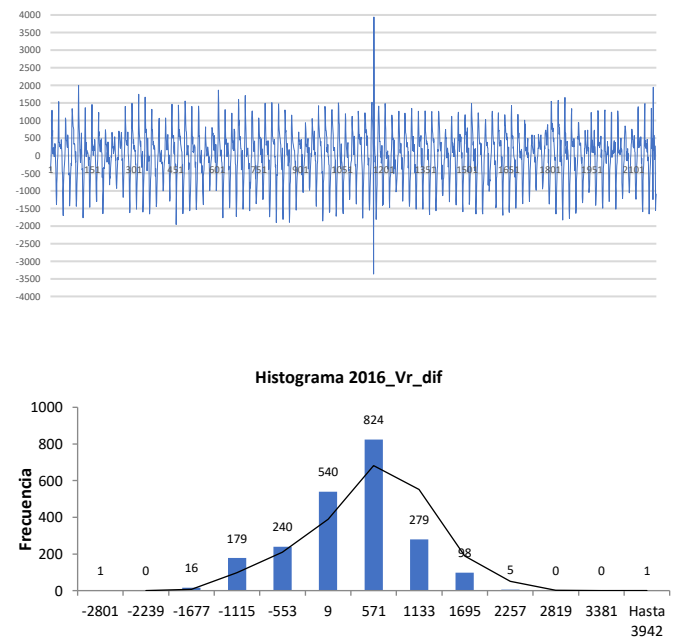


Figura 6.9. Identificando Outliers en las series de tiempo. a.1) Demanda real invierno 2014, a.2) Y_{dif} de la demanda invierno 2014, b.1) Real verano 2015, b.2) Y_{dif} de la demanda de verano 2015

Se encontraron para cada Y_{dif} sus datos estadísticos y sus histogramas para cada estación de cada año. Los valores mínimo y máximo para cada estación de cada año después de la remoción de los datos atípicos se concentran en la tabla 6.4.

Tabla 6.4. Datos estadísticos de las series Y_{dif} de la demanda de los años 2014, 2015 y 2016 sin outliers.

Serie	Mínimo	Máximo	Promedio	Desviación estándar
¹ In_2014	-1421	1733	-0.01	613.98
Pr_2014	-1874	1840	0.17	570.06
Ve_2014	-1729	1594	-0.21	619.39
Ot_2014	-1563	1814	1.71	639.62
In_2015	-1421	1716	0.47	607.37
¹ Pr_2015	-1731	1641	-0.54	564.78
Ve_2015	-1867	1537	-0.52	642.15
Ot_2015	-1555	1873	0.91	622.08
In_2016	-1480	1708	-0.21	598.65
² Pr_2016	-1850	1826	-2.07	578.91
⁵ Ve_2016	-1958	1745	-2.66	694.62
Ot_2016	-1520	1763	1.25	615.49

¹, ² y ⁵ indica los outliers que se quitaron de la muestra

Así, tomando los valores de la tabla 4.3, se definen el valor mínimo y máximo para las simulaciones. Esos valores dependen de la estación del año en que cae la fase de prueba de NAR24.

En este caso, las pruebas corren desde el 7 de noviembre a las 8:00 horas pues se utilizan los últimos 1314 datos horarios de la ST.

6.3.4. Generando escenarios estocásticos límite (EEL)

El 15 % de los datos de la fase de prueba corresponde al final del otoño e inicios de invierno, por lo que se tomó el mínimo y máximo valor histórico de ambas temporadas. En la tabla 6.5 se pueden ver los datos de INPUT para las simulaciones que se utilizaron en primera instancia: No. De pasos, Rango, derivado del mínimo y máximo locales, y coeficiente H local.

Tabla 6.5. Datos de entrada para simulaciones con SRA o DAPM.

Parámetro	Referencia	Valor
N. Pasos	Fase de Prueba NAR24	1314
Mínimo	Mínimo Ot_2014	-1563
Máximo	Máximo de Ot_2015	1873
Rango	Máximo-Mínimo	3436
Hurst (H)	H_{L5}	0.1410
-CV Real 85% de los datos	$\frac{\sigma}{\bar{x}}$	0.1441
-CV NAR24 15% validación		0.1714
-CV Real 15% validación		0.1712

Después de dar muchos resultados insatisfactorios, se decidió realizar una separación de Y_{dif} en dos series: una que contiene los datos positivos $Y_{dif(+)}$ y otra que contiene sólo los datos negativos $Y_{dif(-)}$. Como se puede apreciar en las figuras 6.10a y 6.10b.

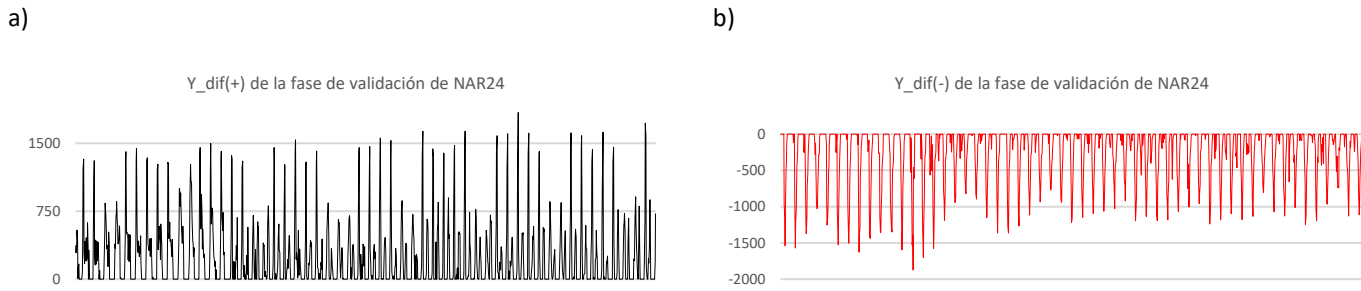


Figura 6.10. a) $Y_{dif(+)}$ de la fase de validación de NAR24. b) $Y_{dif(-)}$ de la fase de validación de NAR24

En la tabla 6.6 se pueden examinar los valores que se utilizaron en las simulaciones. También se puede ver en la tabla 6.6 los coeficientes H de $Y_{dif(-)}$ y de $Y_{dif(+)}$.

Tabla 6.6. Parámetros para realizar CA

INPUT	$Y_{dif(-)}$	$Y_{dif(+)}$
N pasos	1314	1314
Mínimo	-1563	0
Máximo	0	1873
R	-1563	1873
H	0.092	0.073

Como puede intuirse, las caminatas aleatorias se realizaron para dos enfoques: cuando se trata de un escenario estocástico máximo o mínimo (EEL_{max} y EEL_{min} respectivamente), por lo tanto, se recurrió a realizar simulaciones para cada caso. En la tabla 6.6 se tienen los INPUT para realizar CA en ambos casos.

Se agregaron las CA obtenidas a partir de los datos INPUT de $Y_{dif(-)}$ y $Y_{dif(+)}$ a NAR24. En la tabla 6.5, podemos ver algunos valores relevantes de Coeficiente de variación CV. Después se revisó el CV de cada EE obtenido, aquellos que cumplieron con la condición de estar suficientemente cercanos al CV de NAR24 en la fase de validación, se consideraron EEP:

$$CV_{EE} = CV_{NAR24} \pm 5\% \tag{Ec. (22)}$$

Para considerar a estos EEP obtenidos cómo EEP mínimo o EEP máximo, también tenían que tener un promedio menor al del intervalo de predicción (IP) inferior o tener un promedio mayor al del IP superior, respectivamente. La figura 6.11 muestra el diagrama de flujo que representa esta metodología de manera gráfica. Donde se respetan las siguientes condiciones:

$$¿EEP es mínimo o máximo? \begin{cases} \bar{X}_{PSS} < \bar{X}_{PInf} & \rightarrow PSSmin \\ IP_{inf} \leq CV \leq IP_{sup} & \rightarrow No \\ \bar{X}_{PISup} < \bar{X}_{PSS} & \rightarrow PSSmax \end{cases}$$

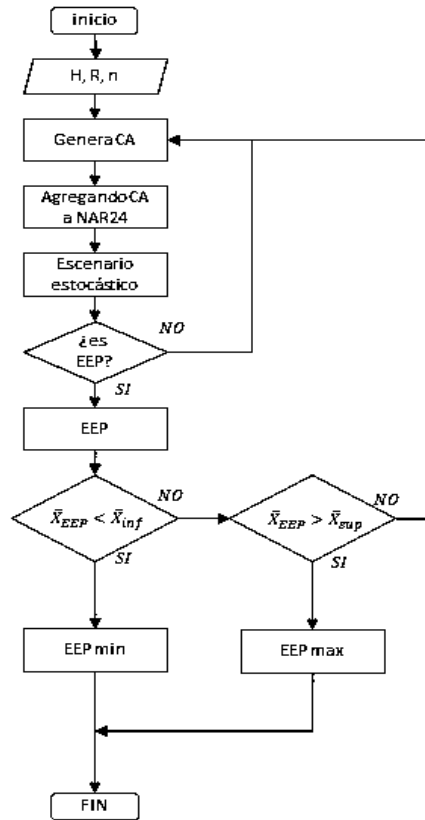


Figura 6.11. Diagrama de flujo para clasificar los EEP

Se realizaron varias CA para ambos casos. Obteniendo varios resultados probables para cada caso. En la figura 6.12 y figura 6.13 se presentan EEP mínimos y EEP máximos, respectivamente, junto con los modelos de pronóstico y sus intervalos de predicción al 80% y al 99% de confianza, además de la serie REAL. Se puede observar que la línea negra continua no siempre aparece dentro del rango que dan los IP.

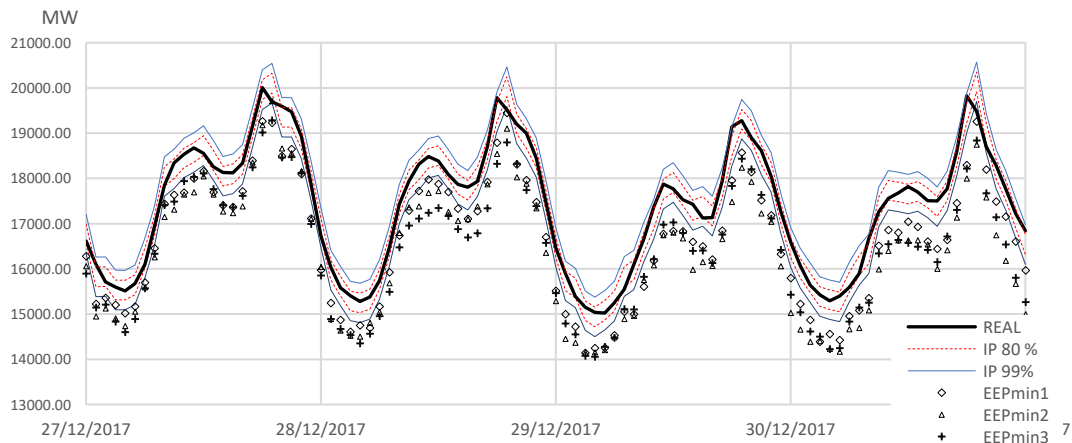


Figura 6.12. Ejemplo de 3 EEP mínimos, comparación con los IP y serie real Ont_2017

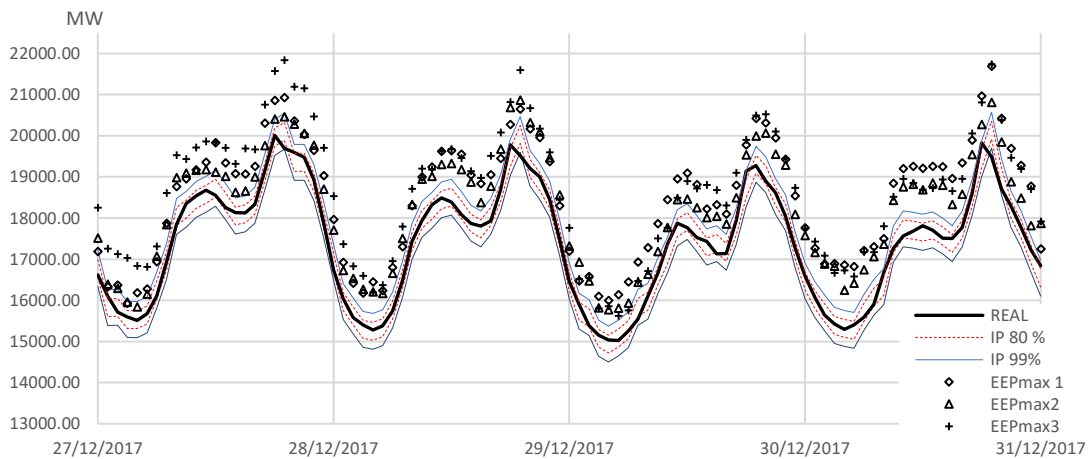


Figura 6.13. Ejemplo de 3 EPP máximos, comparación con los IP y serie real Ont_2017

Para seleccionar el escenario estocástico límite máximo (EEL_{max}) de los EEP máximos, se usó el criterio de elegir el de mayor promedio de éstos. De la misma forma, sólo que utilizando el de menor promedio entre los EEP mínimos, se realizó la selección del EEL mínimo (EEL_{min}).

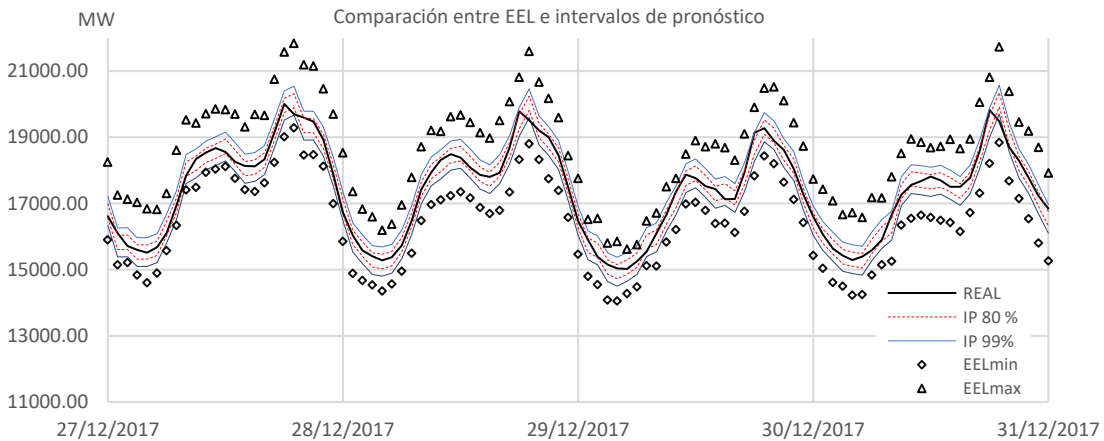


Figura 6.14. Comparación entre los escenarios EEL mínimo y EEL máximo con IP de 80% y 99%.

La figura 6.14 contienen los resultados obtenidos. En ésta se muestra a los EEL_{max} y EEL_{min} junto con los IP para 80% y 99% de certeza, en este caso el modelo NAR es muy acertado y tiene un MSE bajo, lo que hace que los IP produzcan una franja relativamente delgada.

Se calculó la energía total acumulada cada 24 horas (ETA24) a EEL_{max} , EEL_{min} , así como a los IP, para poder comparar los resultados, que se reportan en la figura 6.15 donde se observan los 54 días que componen la fase de prueba del NAR24.

Se observa que los escenarios máximo y mínimo no mantienen el mismo rango para cada día, a diferencia de los intervalos de predicción, ya que su comportamiento se debe a la acumulación de las variaciones generadas como una serie de diferencias fractal, mientras que los escenarios de pronóstico están pensados como un rango seguro y estable.

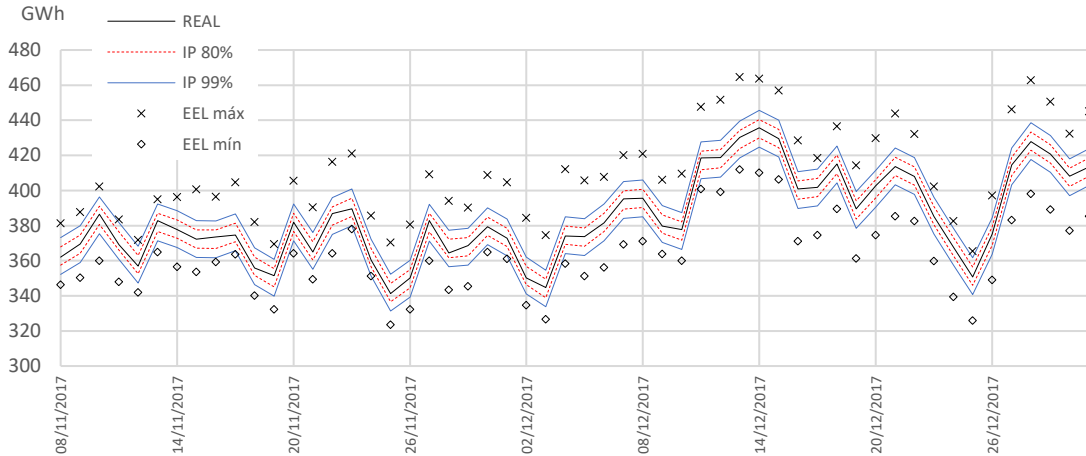


Figura 6.15. ETA24 de serie real de Ont_2017, EEL mínimo y EEL máximo, IP de 80% y 99%.

Los resultados demuestran que los CV de los IP son modificados en función de cuánto se modifica el promedio del NAR24 aplicando un ajuste de la curva. Mientras que en los EEP máximos y mínimos se modifican tanto la desviación estándar como la media del NAR24, lo que produce cambios en función de la correlación de la serie real cuantificada en el coeficiente de HURST (H), por lo que deberían semejarse más a la demanda según su CV, que sólo desplazando una curva.

El desarrollo para calcular los escenarios de demanda para la ciudad de Morelia es el mismo, y se observan esos resultados en las figuras 6.16 a la 6.18. Esta metodología aparece en la referencia [43] junto con los resultados presentados aquí. Cabe mencionar que la generación de escenarios fractales fue empleada como complemento de dos modelos de pronóstico para cada sitio de estudio. Aquí solo se reportan los casos para el mismo tipo de modelo que el de Ontario y se demuestra una forma de generar escenarios probables de demanda para tres casos de estudio diferentes, validando de esta manera la metodología.

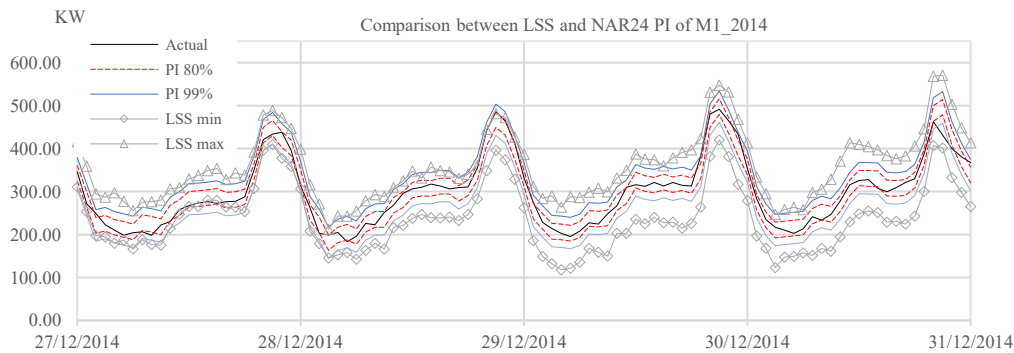


Figura 6.16. Comparación entre los escenarios EEL mínimo y EEL máximo con IP de 80% y 99%. Para M1_2014

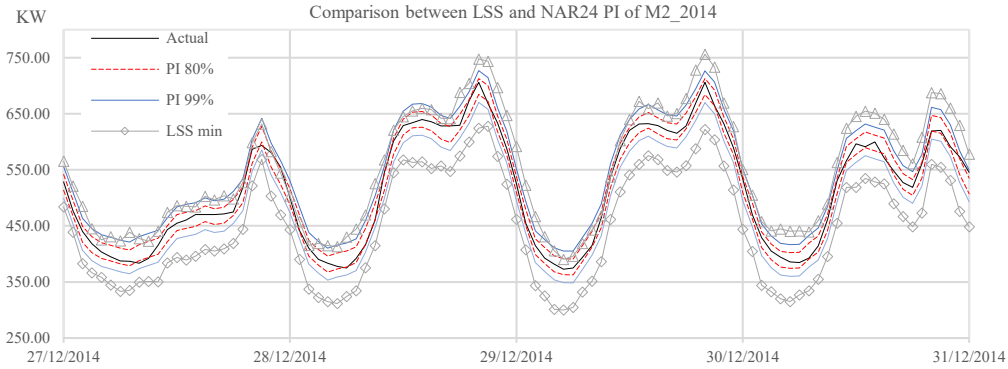


Figura 6.17. Comparación entre los escenarios EEL mínimo y EEL máximo con IP de 80% y 99%. Para M2_2014

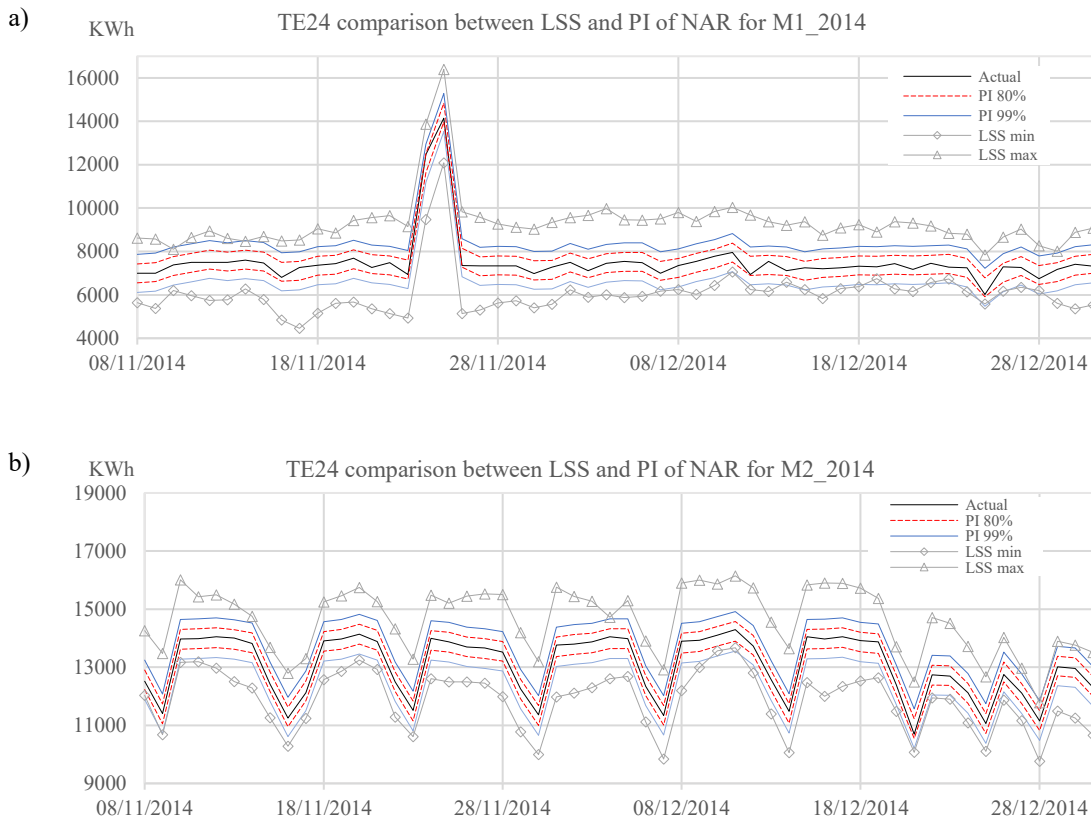


Figura 6.18. Acumulado diario con escenarios límite: a) M1_2014, b) M2_2014 [43]

6.3.5. Discusión de resultados

En este capítulo se presentan varios conceptos fundamentales para entender las aplicaciones del mBf. Se observó que, en los casos de demanda, que presentan curvas muy suaves, la manera de aplicar la teoría del mBf es utilizar la serie de diferencias de la curva original como base para encontrar el comportamiento estocástico o fractal, debido a que la curva de diferencias o primera diferenciación de la serie de tiempo es una serie de tiempo fractal.

Se obtuvieron entonces series de tiempo de diferencias que se agregaron a un modelo base, en este caso, un modelo de pronóstico de la demanda eléctrica. Esto permite modificar el modelo base y obtener escenarios con dos enfoques: uno de alto consumo y otro con bajo consumo. De estos enfoques se saca un escenario máximo y un escenario mínimo, que se emplean como parámetro para considerarlos como los límites en los que la demanda se puede mover para cada paso de la curva.

Estadísticamente, los escenarios escogidos cumplen con una restricción en la que se compara el coeficiente de variación del escenario con el de la serie original, lo que implica que estas series son posibles variaciones del fenómeno estudiado, en el caso de estudio desarrollado, la demanda.

6.4. ¿Cómo integrar el mBf en el análisis de sensibilidad?

Según lo planteado en la referencia [30] HOMER® realiza el análisis de sensibilidad de las variables con aleatoriedad involucradas en el dimensionamiento de HRES mediante la introducción de un modelo “base”. En el caso de la demanda es un día típico, en el caso de velocidad de viento se utiliza un promedio mensual y se especifican valores que describen el modelo probabilístico de Weibull para cada sitio y en el caso de la energía solar se utiliza un promedio diario y después se utiliza un algoritmo para generar las series de tiempo generando desviaciones aleatorias. Para la demanda y radiación solar, el modelo que siguen los datos aleatorios debe corresponder al modelo de probabilidad normal o gaussiano.

Después de haber generado estos modelos con una cierta aleatoriedad, se repite el cálculo de la producción de los HRES propuestos con estas nuevas condiciones, y se arrojan valores de costos de operación. Que tras la optimización para el costo total del ciclo de vida de los equipos se representa con un valor económico en dólares.

Una propuesta que se describe a continuación es la de realizar algo parecido, pero a la vez bastante diferente. Como hace HOMER®, se utilizaría un modelo base para, después, adicionar las series de tiempo fractales correspondientes, categorizadas, con el número de Hurst correcto. Entonces, obtener múltiples escenarios mediante la metodología descrita en la sección 5.3 *casos de estudio*, puede ser que se requieran cientos de miles de simulaciones para conseguir, por ejemplo, 1000 escenarios que cumplan con los parámetros estadísticos determinados en un inicio, como el coeficiente de variación. Una vez almacenados estos 1000 escenarios sintéticos, se harían reanálisis de los HRES propuestos por *FV_Wpro*, donde se evalúe de manera porcentual la eficiencia de cada configuración. Idealmente en cada reanálisis podría haber escenarios de demanda, de energía eólica y de energía solar, modificando una, dos o todas las variables a la vez para cada escenario.

Así, utilizando un margen para evaluar que se cumplan algunas restricciones, como, horas de cobertura total, horas en que se cubre el porcentaje específico de demanda, producción total igual o mayor a la producción con datos reales, etcétera, se puede comparar el rendimiento de los HRES propuestos. Para garantizar un comportamiento suficientemente robusto, arriba se menciona obtener 1000 escenarios sintéticos, sin embargo, podría usarse un método iterativo en el que se utilicen aquellos escenarios necesarios hasta que ya no cambien las tendencias. Contando todos los casos en que se logra cumplir con los objetivos (especificados al inicio del análisis de sensibilidad) y luego dividiendo entre el número total de escenarios utilizados.

6.5. Conclusiones del capítulo

En este capítulo se explica el análisis de sensibilidad que realiza HOMER® a grandes rasgos, y se observa que se realiza con base en encontrar un modelo como origen, ya sea un día típico, ya sea un promedio mensual de velocidad de viento, y luego se le agrega la aleatoriedad con ciertas consideraciones como los parámetros para producir números aleatorios con una distribución de Weibull u otra, dependiendo el caso. Con esto, realizan una nueva simulación y una optimización de cada propuesta. Sin embargo, HOMER® tiene un enfoque muy sesgado hacia valorar económicamente los sistemas propuestos, por lo que, incluso su análisis de sensibilidad lo entrega como una cuantificación monetaria.

Se explica en qué consisten los escenarios de series de tiempo, que cubren grandes lapsos o que incluyen modificaciones de las condiciones normales o actuales, produciendo variantes de las proyecciones del mismo fenómeno o variable. Entonces, se presenta el concepto de fractales y se describen los conceptos más relevantes de esta teoría. Se demuestra que se las variables de interés tienen un comportamiento de series de tiempo fractal, siempre y cuando se analice de manera adecuada cada caso.

Después se presenta la metodología para generar caminatas aleatorias con movimiento Browniano fractal (mBf), el cual es utilizado para generar series con correlaciones que permiten representar muchos fenómenos de muchas áreas de estudio, pero para el caso de HRES, puede emular las características de la energía eólica, energía solar y la demanda a diferentes niveles.

Se mencionan casos de estudio que aparecen en la literatura para caracterizar la velocidad del viento, aunque en general, se define como una serie de tiempo multifractal, y que para cada caso de estudio tiene sus propias particularidades.

Se menciona que dadas las características de estacionalidad de la demanda y de la radiación solar, una metodología que sea aplicable para una puede ser aplicable para la otra. En el caso de la radiación solar Harrouni *et al.* encontraron una manera de catalogarla como serie de tiempo fractal [84].

Finalmente se presenta el caso de estudio en el que se logró aplicar una metodología para producir series de tiempo sintéticas de demanda eléctrica. Estas series sintéticas fractales son definidas como escenarios posibles de demanda bajo los criterios del coeficiente de Hurst, y el coeficiente de variación, medida estadística que relaciona la desviación estándar y la media aritmética. Estos escenarios luego son utilizados como complemento de modelos de pronóstico, esto debido a que se producen siguiendo un enfoque de alto consumo y otro de bajo consumo. En la discusión de resultados observamos como estos escenarios posibles cubren con un rango de condiciones más estrictas que solo la decisión de un proyectista.

Por último, se escribe la manera en que los escenarios sintéticos pueden ser implementados en el análisis de sensibilidad de HRES. Se propone realizar escenarios en los que pueden variar hasta tres variables a la vez, pudiendo incluso ser tan flexible el algoritmo que se visualiza la posibilidad de permitir la creación de un número indefinido de escenarios hasta que se vean pocos cambios en los valores de referencia y los resultados del análisis de sensibilidad.

Es evidente que el enfoque respecto del análisis de sensibilidad de HOMER® y el propuesto en este capítulo son muy diferentes, ya que en el primero se busca realizar una optimización económica con varios años de operación. Mientras que en el segundo se propone someter a los equipos a muchos escenarios probables y medir el rendimiento técnico para cada escenario sintético (pudiendo representar un año de variaciones cada uno).

6.6. Bibliografía del capítulo

- [7] F. V. Gonçalves, L. H. Costa, and H. M. Ramos, “ANN for Hybrid Energy System Evaluation: Methodology and WSS Case Study,” *Water Resour. Manag.*, vol. 25, pp. 2295–2317, 2011.
- [19] E. Borgonovo, W. Castaings, and S. Tarantola, “Model emulation and moment-independent sensitivity analysis: An application to environmental modelling,” *Environ. Model. Softw.*, vol. 34, pp. 105–115, 2012.
- [30] T. Lambert, P. Gilman, and P. Lilienthal, “Micropower System Modeling with Homer,” *Integr. Altern. Sources Energy*, pp. 379–418, 2006.
- [42] H. Verdejo, A. Awerkin, C. Becker, and G. Olguin, “Statistic linear parametric techniques for residential electric energy demand forecasting. A review and an implementation to Chile,” *Renew. Sustain. Energy Rev.*, vol. 74, no. November 2016, pp. 512–521, 2017.
- [43] J. L. Tena García, E. Cadenas Calderón, E. Rangel Heras, and C. Morales Ontiveros, “Generating electrical demand time series applying SRA technique to complement NAR and sARIMA models,” 2019.
- [47] F. Rogan *et al.*, “LEAPs and Bounds-an Energy Demand and Constraint Optimised Model of the Irish Energy System,” *Energy Effic.*, vol. 7, no. 3, pp. 441–466, 2014.
- [51] E. Cadenas and W. Rivera, “Wind speed forecasting in three different regions of Mexico , using a hybrid ARIMA e ANN model,” *Renew. Energy*, vol. 35, no. 12, pp. 2732–2738, 2010.
- [60] A. Chari and S. Christodoulou, “Building energy performance prediction using neural networks,” *Energy Effic.*, vol. 10, no. 5, pp. 1315–1327, 2017.
- [61] H.-O. Peitgen, H. Jürgens, and D. Saupe, *Chaos and Fractals: New Frontiers of Science*, 2nd editio., vol. 25, no. 6. New York: Springer-Verlag + Business Media, Inc., 2004.
- [62] S. Simoes, J. Seixas, P. Fortes, and G. Huppés, “The savings of energy saving: Interactions between energy supply and demand-side options-quantification for Portugal,” *Energy Effic.*, vol. 7, no. 2, pp. 179–201, 2014.
- [63] S. Mohammadi, S. Soleymani, and B. Mozafari, “Electrical Power and Energy Systems Scenario-based stochastic operation management of MicroGrid including Wind , Photovoltaic , Micro-Turbine , Fuel Cell and Energy Storage Devices,” *Int. J. Electr. POWER ENERGY Syst.*, vol. 54, pp. 525–535, 2014.
- [64] Y. He, Q. Xu, J. Wan, and S. Yang, “Electrical load forecasting based on self-adaptive chaotic neural network using Chebyshev map,” *Neural Comput. Appl.*, 2016.
- [65] A. Costa, A. Crespo, J. Navarro, G. Lizcano, H. Madsen, and E. Feitosa, “A review on the young history of the wind power short-term prediction,” vol. 12, pp. 1725–1744, 2008.
- [66] V. Garcia-Heller, R. Espinasa, and S. Paredes, “Forecast study of the supply curve of solar and wind technologies in Argentina, Brazil, Chile and Mexico,” *Renew. Energy*, no. 93, pp. 168–179, 2016.
- [67] E. Cadenas and W. Rivera, “Wind speed forecasting in the South Coast of Oaxaca, M??xico,” *Renew. Energy*, vol. 32, no. 12, pp. 2116–2128, 2007.
- [68] S. Park, S. Son, J. Park, K. Y. Lee, and H. Hwang, *An Irradiation Prediction Model for Photovoltaic Power Generations Under Limited Weather Information*, vol. 47, no. 3. IFAC, 2014.
- [69] P. Yi, C. Zhang, L. Guo, and T. Shi, “Dynamic modeling and analysis of load sharing characteristics of wind turbine gearbox,” 2015.
- [70] J. Guo, X.-Y. Zhang, W. Jang, and H. Wang, “An improved wind power forecasting model based on eliminating outliers,” *Wind Eng.*, vol. 40, no. 1, pp. 50–58, 2016.
- [71] H. Chen *et al.*, “Stochastic Scheduling of Integrated Energy Systems Considering Wind Power and Multienergy Loads Uncertainties,” *J. Energy Eng.*, vol. 143, no. 5, pp. 1–9, 2017.
- [72] K. Benmouiza and A. Cheknane, “Forecasting hourly global solar radiation using hybrid k -means and nonlinear autoregressive neural network models,” *ENERGY Convers. Manag.*, vol. 75, pp. 561–569, 2013.

- [73] T. Hong, P. Pinson, S. Fan, and H. Zareipour, “Probabilistic energy forecasting : Global Energy Forecasting Competition 2014 and beyond,” *Int. J. Forecast.*, 2016.
- [74] M. Sperandio, D. P. Bernardon, G. Bordin, M. O. Oliveira, and S. Bordignon, “Probabilistic demand forecasting to minimize overtaking the transmission contract,” *Electr. Power Syst. Res.*, vol. 112, pp. 27–36, 2014.
- [75] Y. Ashkenazy, “Use of generalized information dimension in measuring fractal dimension of time series,” *Phys. A Stat. Mech. its Appl.*, vol. 271, pp. 427–447, 1999.
- [76] P. B. DePetrillo, D. Speers, and U. E. Ruttimann, “Determining the Hurst exponent of fractal time series and its application to electrocardiographic analysis,” *Comput. Biol. Med.*, vol. 29, pp. 393–406, 1999.
- [77] B. Mandelbrot, “The Fractal Geometry of Nature,” *Am. J. Phys.*, vol. 51, p. 286, 1983.
- [78] Unknown, “Fibonacci’s spirals.” [Online]. Available: <http://www.uv.es/aprenggeom/espiales.html> .
- [79] B. B. Mandelbrot, *Fractals: form, chance, and dimension*. San Francisco: WH Freeman, 1977.
- [80] Y. Tang, “Status of pattern recognition with wavelet analysis,” *Front. Comput. Sci. China*, vol. 2, no. 3, pp. 268–294, 2008.
- [81] L. M. Gomes da Silva and D. L. Turcotte, “A comparison between Hurst and Hausdorff measures derived from fractional time series,” *Chaos, Solitons and Fractals*, vol. 4, no. 12, pp. 2181–2192, 1994.
- [82] B. Klinkenberg, “A review of methods used to determine the fractal dimension of linear features,” *Math. Geol.*, vol. 26, no. 1, pp. 23–46, 1994.
- [83] R. Panigrahy, “Fractal structures in Adversarial Prediction,” pp. 75–84.
- [84] I. Norros, P. Mannersalo, and J. L. Wang, “Simulation of fractional {Brownian} motion with conditionalized random midpoint displacement,” *Adv. Perform. Anal.*, vol. 2, pp. 77–101, 1999.
- [85] S. Harrouni and a. Guessoum, “Using fractal dimension to quantify long-range persistence in global solar radiation,” *Chaos, Solitons and Fractals*, vol. 41, no. 3, pp. 1520–1530, 2009.
- [86] F. Martínez-López, M. a. Cabrerizo-Vílchez, and R. Hidalgo-Álvarez, “A study of the different methods usually employed to compute the fractal dimension,” *Phys. A Stat. Mech. its Appl.*, vol. 311, pp. 411–428, 2002.
- [87] J. L. McCauley, G. H. Gunaratne, and K. E. Bassler, “Hurst exponents, Markov processes, and fractional Brownian motion,” *Phys. A Stat. Mech. its Appl.*, vol. 379, no. 1, pp. 1–9, 2007.
- [88] D. Saupe, “Algorithms for random fractals,” in *The Science of Fractal Images*, 1988, pp. 71–136.
- [89] T.-P. Chang *et al.*, “Fractal dimension of wind speed time series,” *Appl. Energy*, vol. 93, pp. 742–749, 2012.
- [90] T. Feng, Z. Fu, X. Deng, and J. Mao, “A brief description to different multi-fractal behaviors of daily wind speed records over China,” *Phys. Lett. Sect. A Gen. At. Solid State Phys.*, vol. 373, no. 45, pp. 4134–4141, 2009.
- [91] M. C. Breslin and J. a. Belward, “Fractal dimensions for rainfall time series,” *Math. Comput. Simul.*, vol. 48, pp. 437–446, 1999.
- [92] S. Rehman and a. H. Siddiqi, “Wavelet based hurst exponent and fractal dimensional analysis of Saudi climatic dynamics,” *Chaos, Solitons and Fractals*, vol. 40, no. 3, pp. 1081–1090, 2009.
- [93] D. R. McGaughey and G. J. . Aitken, “Statistical analysis of successive random additions for generating fractional Brownian motion,” *Phys. A Stat. Mech. its Appl.*, vol. 277, no. 1, pp. 25–34, 2000.
- [94] E. Cadenas *et al.*, “Wind speed variability study based on the Hurst coefficient and fractal dimensional analysis,” no. December 2018, pp. 361–378, 2019.
- [95] R. Lopes and N. Betrouni, “Fractal and multifractal analysis: A review,” *Med. Image Anal.*, vol. 13, no. 4, pp. 634–649, 2009.
- [96] R. B. Govindan and H. Kantz, “Long-term correlations and multifractality in surface wind speed,” *Europhys. Lett.*, vol. 68, no. October, pp. 184–190, 2007.

- [97] Y. Yuan, X. tian Zhuang, and X. Jin, “Measuring multifractality of stock price fluctuation using multifractal detrended fluctuation analysis,” *Phys. A Stat. Mech. its Appl.*, vol. 388, no. 11, pp. 2189–2197, 2009.
- [98] A. Chari, S. Xanthos, and S. E. Christodoulou, “Stochastic assessment of the energy performance of buildings,” *Energy Effic.*, vol. 10, no. 6, pp. 1573–1591, 2017.
- [99] S. Moghimi, F. Azizpour, S. Mat, C. H. Lim, E. Salleh, and K. Sopian, “Building energy index and end-use energy analysis in large-scale hospitals-case study in Malaysia,” *Energy Effic.*, vol. 7, no. Sebitosi 2008, pp. 243–256, 2014.

Capítulo 7. Conclusiones de la investigación

En esta investigación se presenta el trabajo para desarrollar un emulador que dimensiona equipos híbridos que utilizan energía renovable (HRES).

La metodología para realizar el cálculo de sistemas híbridos fue definida después de revisión bibliográfica extensa, a partir de ésta, se logró determinar la metodología para dimensionar HRES. Debido a varios factores: las características particulares de cada uno de los equipos, a que cada uno explota una fuente de energía específica y a que estas fuentes de energía son independientes entre sí; se reconoce la necesidad de tener un modelo matemático para cada tipo de energía renovable a utilizar.

Después se explica la relevancia y las características principales que tienen los emuladores computacionales, se comparan éstos con los simuladores. En esta parte se describe que el emulador tiene como característica principal una separación entre el usuario y los modelos matemáticos o código de programación. De manera que, en un emulador, el usuario tiene poca injerencia en los modelos para lograr los resultados, siendo su participación más importante la de determinar las variables de entrada, las restricciones y la selección desde catálogos con equipos conocidos (para dimensionamiento de HRES). Además, se reportan varios desarrollos similares utilizados para calcular HRES encontrados en la literatura, siendo el más parecido a *FV_Wpro*, el software HOMER.

Se presenta en el capítulo 3 la estructura del emulador como un sistema de cálculo secuencial pero modular, con un proceso iterativo para la producción de sistemas híbridos con energía renovable y que pueden contar con interconexión a la red eléctrica. Los cuales cumplen con restricciones técnicas específicas, como la cobertura de la carga eléctrica o la producción total de energía en un periodo.

Después, en el capítulo 4 se definen las complicaciones que presenta el dimensionamiento de HRES. Incluso se presenta el caso de estudio de una turbina eólica que está instalada en Ciudad Universitaria de la UMSNH, y que registra una producción muy irregular de energía eléctrica a consecuencia de la energía disponible del sitio. Se hace un recuento de otros factores que afectan el desempeño de los HRES como el de la confianza en las bases de datos y el problema que representa la aleatoriedad en otras variables como la radiación solar o el consumo energético. Se explica también que la demanda puede ser muy variable a escala pequeña o muy pequeña, y que esto puede afectar en gran medida los dimensionamientos de HRES.

En ese capítulo, además, se presenta el algoritmo que producen dimensionamientos de HRES que satisfacen dos modos operativos para la producción de energía eléctrica, uno de ellos con demanda constante y el otro con demanda real, presentando resultados para dos sitios. Los resultados fueron satisfactorios debido a que, al ser un sistema automatizado para la generación de n propuestas, se ha comprobado que el modo de operación afecta los dimensionamientos y que la energía disponible también modifica esos resultados, logrando obtener varias configuraciones de HRES para dos sitios de estudio. En el caso de Temixco, los resultados muestran que la energía eólica es poco relevante, mientras que, en Zacatecas, la inclusión de WT ayuda mucho a reducir la dependencia de FV, ya que la energía eólica del sitio es muy relevante para los HRES. Con la certeza de que el algoritmo entrega resultados congruentes y satisfactorios, posteriormente, se hace hincapié en la importancia de las interfaces para los usuarios (GUI).

Normalmente al hablar de herramientas computacionales suele incluirse el concepto de GUI. La interfaz gráfica ayuda a volver más sencilla la adaptación del usuario y la utilización de un software, por lo que toma una relevancia muy importante para la aceptación del emulador. En cierta forma un algoritmo muy eficiente pero que no cuenta con una GUI fácil de manejar, puede considerarse como una herramienta computacional incompleta o inconclusa. Por este motivo, la sensación de que este software queda completo hasta que se presenta una GUI funcional está bien fundamentada. En el capítulo 5 se presenta la interfaz propuesta en la que el desarrollo de varias funciones aún queda pendiente, pero que cuenta con una estructura modular para ir complementándola.

En el capítulo 5, mediante una descripción de los pasos para lograr el cálculo de HRES con *FV_W pro* podemos experimentar la familiaridad brindada por la GUI producida, ya que cumple con ciertos parámetros incluidos en la bibliografía consultada para la estandarización de GUI. *FV_W pro* logra proveer un número de propuestas para satisfacer las condiciones técnicas de algunos modos de operación (demanda constante y demanda real), puede cambiar entre varios equipos tanto paneles fotovoltaicos (FV) como de turbinas eólicas (WT), sin embargo, el módulo para el análisis de sensibilidad (AS) aún no se integró a la interfaz gráfica. La razón por la que el módulo para AS no está incluido en el emulador es que el método que se propone para lograr que el usuario no tenga una gran injerencia en él aún no se ha automatizado completamente. De hecho, debido a su complejidad, este método se presenta por separado en el capítulo 6.

Para poder generalizar y volver más independiente del usuario el análisis de sensibilidad, se presenta en el capítulo 6 una metodología para generar múltiples escenarios probables de demanda con base en los datos estadísticos y las características fractales de las series de tiempo de las variables de interés. El método presentado para tres casos de estudio de demanda puede ser adaptado para producir escenarios de otras variables como la radiación solar y la velocidad del viento. Con los resultados que se obtienen en el capítulo 6 se utilizan dos enfoques para producir los escenarios probables: uno de consumo de energía por encima de lo habitual y otro en el que hay un consumo menor al habitual; partiendo de un modelo base. ¿Cómo se utilizaría esta metodología para realizar un AS en un conjunto de HRES propuestos por *FV_W pro* (o cualquier otro programa)? La propuesta para utilizar esta metodología de generación de escenarios para el AS, es la de producir muchos escenarios posibles, de ser necesario podría establecerse un algoritmo en el que se obtengan n escenarios generados sintéticamente con el objetivo de medir la capacidad de los HRES propuestos de adaptarse a cambios *factibles* de las variables de interés (demanda, radiación solar y velocidad de viento).

A través del trabajo de esta investigación se ha podido comprobar que la generación de un emulador que puede producir propuestas de sistemas HRES puede mejorarse al agregar la metodología para la evaluación de los equipos, al someterlos a un análisis de sensibilidad menos dependiente de las decisiones del usuario. Basando este análisis de sensibilidad en el concepto de serie de tiempo fractal o movimiento Browniano fractal (mBf) que consiste en entender las series de tiempo como una forma autosimilar y recursiva que puede emularse generando series aleatorias fractales. Además, se ha acotado este trabajo a un análisis del balance de la energía del sitio y la demanda de energía. Esto no es restrictivo para realizar otro tipo de evaluaciones, como la económica, o de viabilidad técnica o de impacto ambiental, incluso para otros tipos de HRES. En este sentido, sería necesario agregar módulos de cálculo al emulador para incluir otras fuentes de energía para generar electricidad. Todo esto representa un campo de oportunidad para producir una herramienta computacional más robusta, de manera que las necesidades del usuario puedan ser satisfechas en estos y otros aspectos. Sin

embargo, dada la complejidad de estos temas en sí mismos, el alcance de este trabajo de investigación no los ha abordado, pero en algún trabajo futuro, deberían ser analizados para mejorar el desempeño de los HRES.

Índice de Anexos

ANEXO A	Curvas de potencia varios modelos de Bornay®.	109
ANEXO B	Acciona hoja técnica de modelos AW1500 y AW3000 (porción).	110
ANEXO C	Diagramas de flujo <i>FV_W pro</i> .	111
ANEXO D	Producción de potencia de un panel fotovoltaico y de una turbina para dos casos de estudio usando el modelo propuesto.	116
ANEXO E	Códigos de Matlab® para cálculo de FV, WT y balance de energía a demanda Constante y demanda real.	117
ANEXO F	Resultados de <i>FV_W pro</i> con interfaz, todos los equipos disponibles, ejemplo para un mes de demanda La venta Oaxaca.	122
ANEXO G	Referencia 34. Artículo completo. “Forecast of daily output energy of wind turbine using sARIMA and nonlinear autoregressive models”	130
ANEXO H	Referencia 43. Artículo completo. “Generating electrical demand time series applying SRA technique to complement NAR and sARIMA models”	138
ANEXO I	Referencia 94. Artículo completo. “Wind speed variability study based on the Hurst coefficient and fractal dimensional analysis”	148

ANEXO A. Curvas de potencia varios modelos de Bornay®. [15]



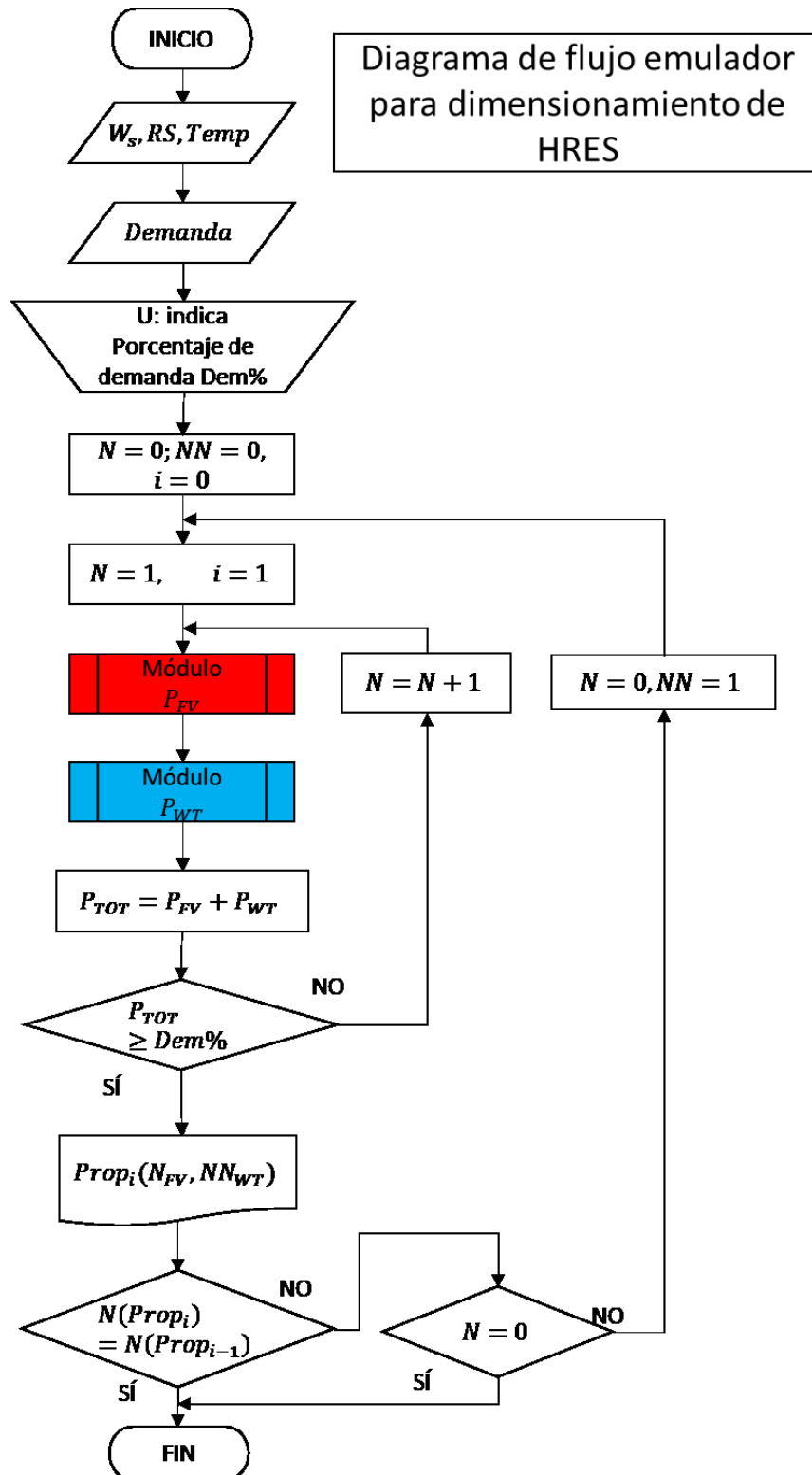
ANEXO B. Acciona- hoja técnica de modelos AW1500 y AW3000 (porción). [100]

	AW1500		AW3000				
	AW 70/1500	AW 77/1500	AW 82/1500	AW 100/3000	AW 109/3000	AW 116/3000	AW 125/3000
Rotor diameter	70 m	77 m	82 m	100m	109m	116m	125m
Wind class	IEC Ia	IEC IIa+	IEC IIa	IEC Ia	IEC IIa+	IEC IIa	IEC IIIa
OPERATING DATA							
Cut-in wind speed	4m/s	3.5 m/s	3 m/s	4m/s	3.5 m/s	3 m/s	3.5 m/s
Cut-out wind speed	25 m/s	25 m/s	25 m/s	25 m/s	25 m/s	25 m/s	25 m/s
Nominal power	1,500 kW			3,000 kW			
Cold Weather Operational Temperature range (Optional)	-30°C to + 40°C						
ROTOR							
Swept area	3,848 m ²	4,657 m ²	5,289 m ²	7,864 m ²	9,360 m ²	10,568 m ²	12,305 m ²
Nominal rotation speed	20.2 rpm	18.3 rpm	16.7 rpm	14.3 rpm	13.2 rpm	13.2 rpm	13.2 rpm
Maximum sound level	105.4 dBA	104.9 dBA	103.9 dBA	105.2 dBA	106.4 dBA	107.4 dBA	109.2 dBA
Nominal tip speed	74.1 m/s	73.9 m/s	71.7 m/s				
Power regulation	Independent pitch regulated with variable speed			Independent pitch regulated with variable speed			
DRIVE TRAIN							
Gearbox	3 stages: 1 planetary, 2 parallel (helical)			3 stages: 2 planetary, 1 parallel (helical)			
Bearings	Double spherical roller bearings			Double spherical roller bearings			
Lubrication	Pressure and splash with oil cooler/oil filter			Pressure and splash with oil cooler/oil filter			

TECHNICAL INFORMATION

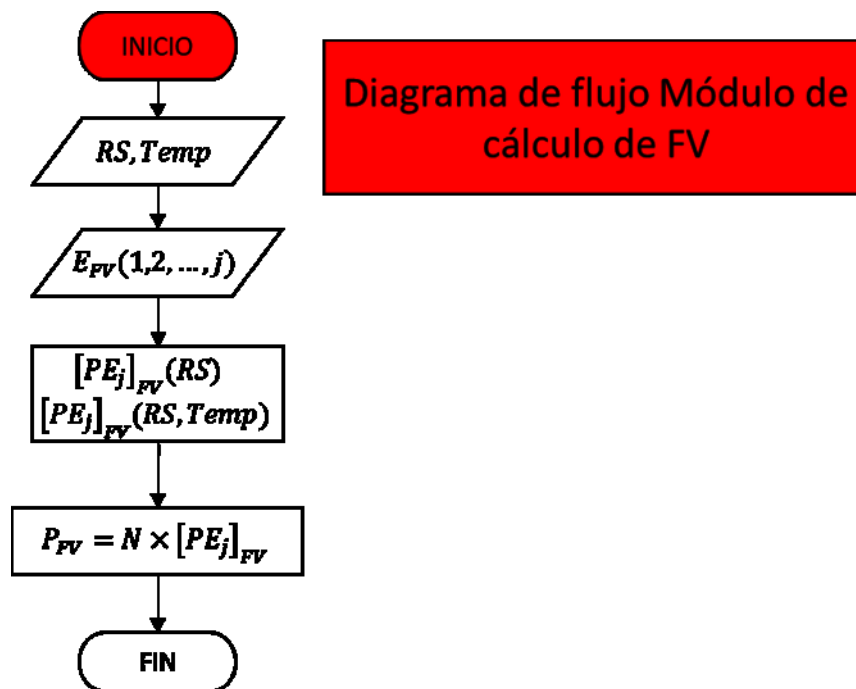
ANEXO C-1. Diagramas de flujo *Fv_W pro. 1/5*

Diagrama de flujo principal de emulador. Se indican las decisiones del usuario y los datos de entrada necesarios. Se observan procesos secundarios.



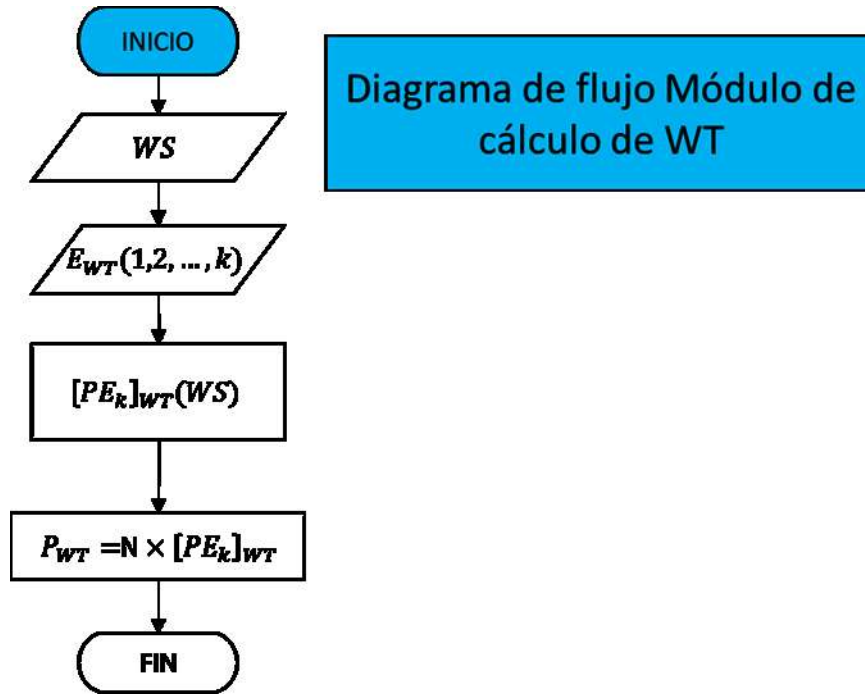
ANEXO C-2. Diagramas de flujo *Fv_W pro. 2/5*

Diagrama de módulo de cálculo FV. Proceso secundario. Se indican las operaciones para obtener la potencia producida por N paneles fotovoltaicos de j equipos con características técnicas diferentes seleccionados por el usuario.



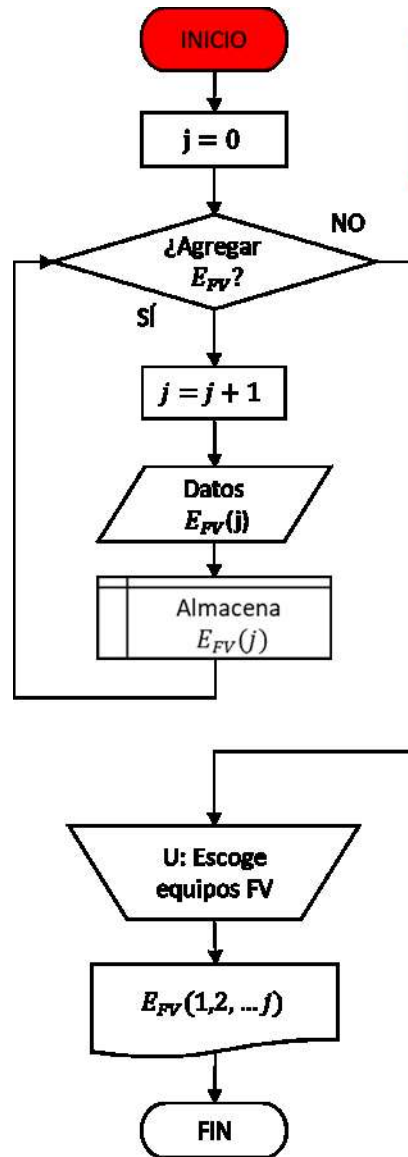
ANEXO C-3. Diagramas de flujo Fv_W pro. 3/5

Diagrama de módulo de cálculo WT. Proceso secundario. Se indican las operaciones para obtener la potencia producida por N paneles fotovoltaicos de k equipos con características técnicas diferentes seleccionados por el usuario.



ANEXO C-4. Diagramas de flujo Fv_W pro. 4/5

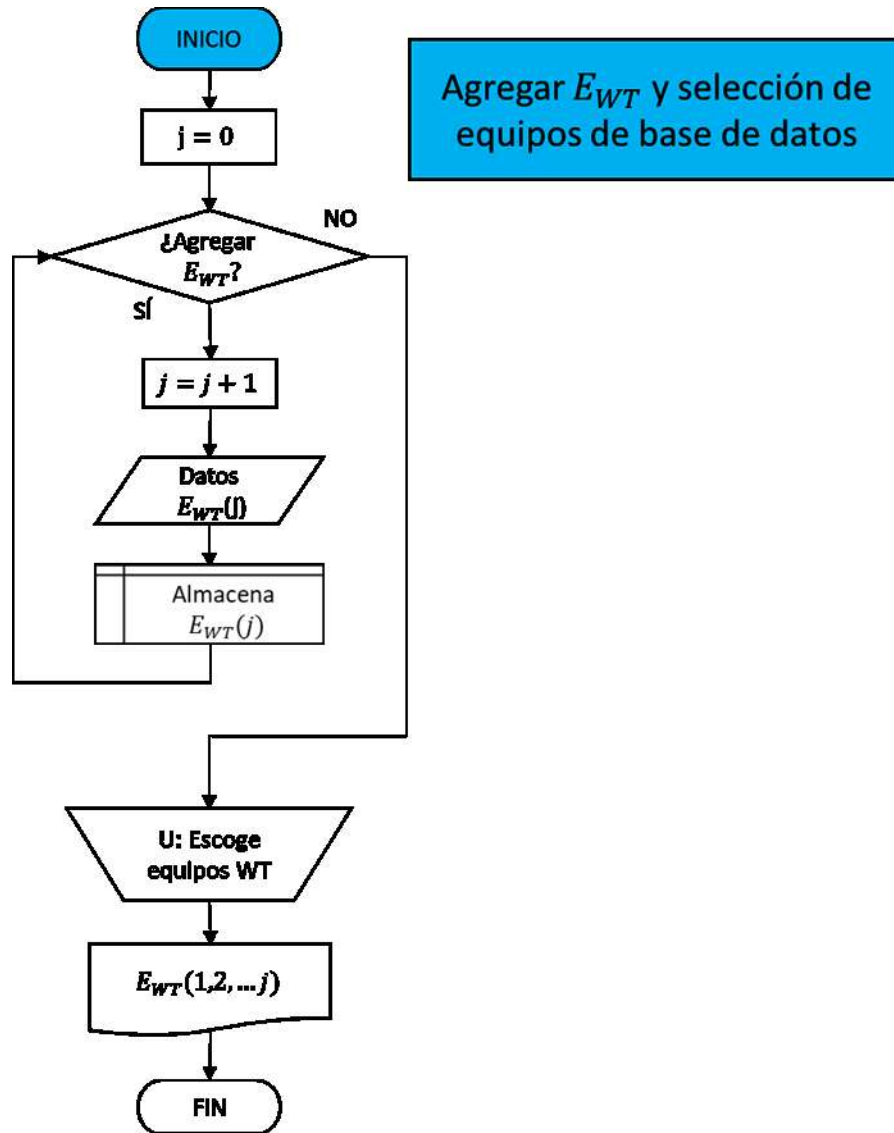
Diagrama de modulo para seleccionar módulos FV. Proceso de preparación. Indica que se podrá seleccionar y/o agregar equipos FV para iniciar los cálculos de potencia FV del HRES.



Agregar E_{FV} y selección de equipos de base de datos

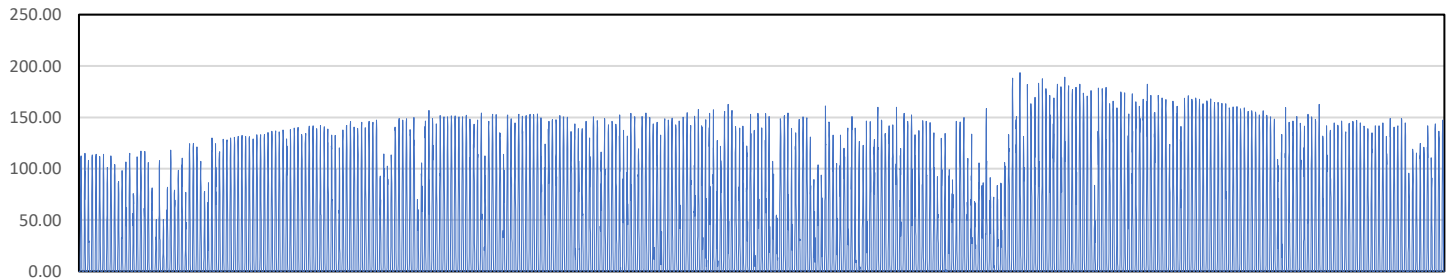
ANEXO C-5. Diagramas de flujo Fv_W pro. 5/5

Diagrama de modulo para seleccionar módulos WT. Proceso de preparación. Indica que se podrá seleccionar y/o agregar equipos WT para iniciar los cálculos de potencia WT del HRES.

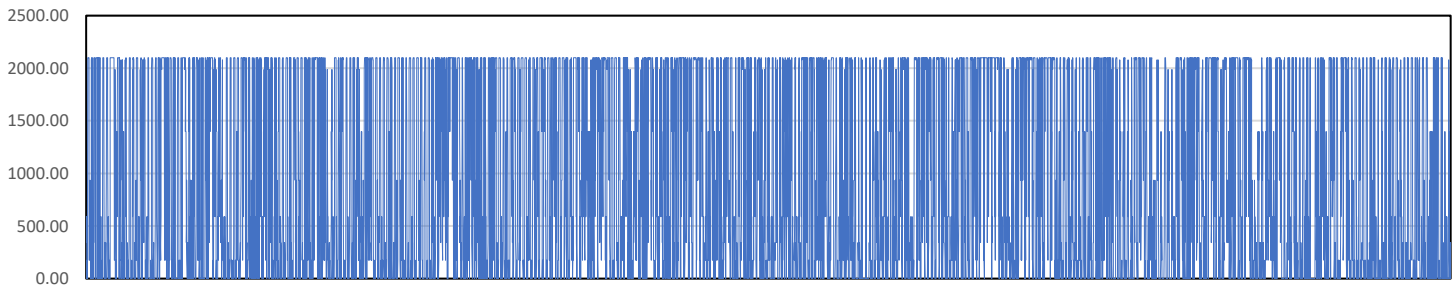


ANEXO D. Producción de potencia de un panel fotovoltaico y de una turbina para dos casos de estudio usando el modelo propuesto.

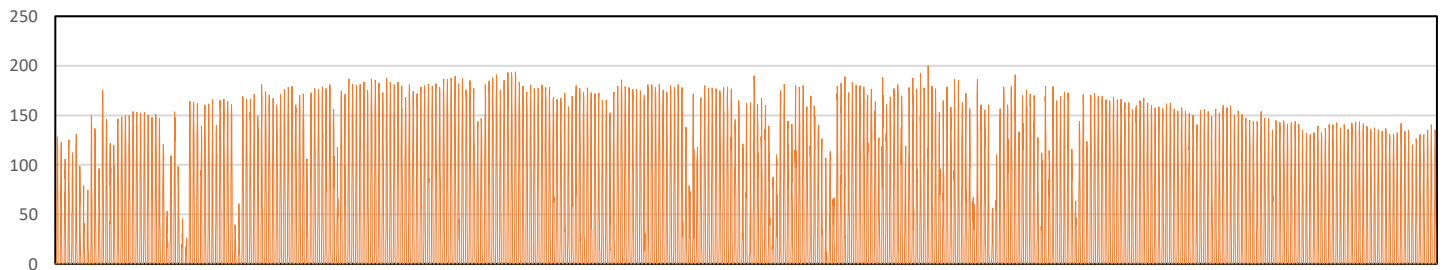
Prod_FV (Watts) en Zacatecas (1 panel)



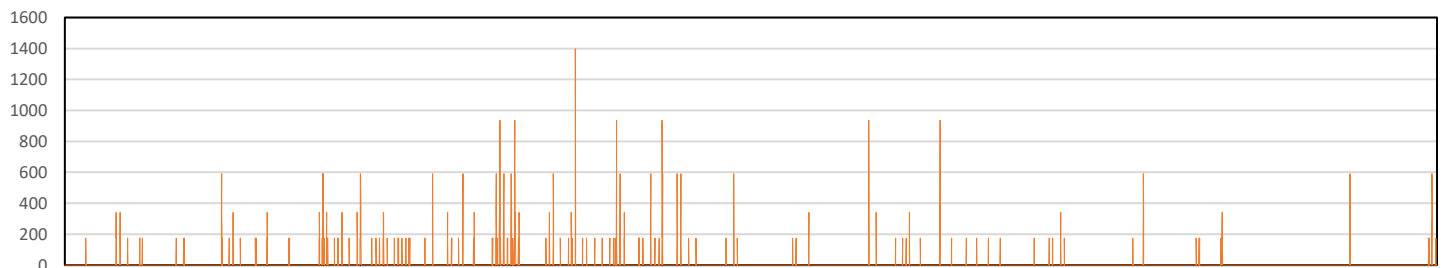
Prod_WT (Watts) en Zacatecas (1 WT)



Prod_FV (Watts) en Temixco (1 panel)



Prod_WT (Watts) en Temixco (1 WT)



ANEXO E-1. Códigos de Matlab® para cálculo de FV, WT y balance de energía a demanda Constante y demanda real. 1/3

Código para cálculo de FV {PotenciaFVFOR}

```
FV_AREA=(FV_Largo/1000)*(FV_Ancho/1000);
n_datos=8760;
Sum_FV=0;
%RAD (W/m2)
for j=1:n_datos;
FV_Pot(j,1)=(FV_Ef/100)*(FV_Ef_Bal/100)*FV_AREA*RAD(j,1);
FV_Pot_Temp(j,1)=FV_Pot(j,1)+((FV_Coef_Temp/100)*(((Temp_K(j,1))+(RAD(j,1)
)*((FV_NOCT-20)/800)))-25));
    if (FV_Pot_Temp(j,1)<0)
        FV_Pot_Temp(j,1)=0;
    end
Sum_FV=Sum_FV+FV_Pot_Temp(j,1);
end
plot (Hora,FV_Pot_Temp);
```

Código para el Cálculo de WT {PotenciaVientoFOR}

```
%ciclo for potencia viento
n_datos=8760;
WT_AREA=(WT_radio^2)*pi;
Sum_WT=0;
for i=1:n_datos
if WS_Actual(i,1) <WS_in
WT_Pot(i,1)=0;
else;
if (WS_Actual(i,1)>=WS_in) && (WS_Actual(i,1)<WS_nom)
WT_Pot(i,1)=0.5*Dens_air*WT_AREA*(WS_Actual(i,1)^3)*(WT_Cp/100);
else;
if (WS_Actual(i,1) >=WS_nom) && (WS_Actual(i,1)<WS_out)
WT_Pot(i,1)=WT_Pot_nom;
else;
WT_Pot(i,1)=0;
end;
end;
end;
if (WT_Pot(i,1)>WT_Pot_nom)
WT_Pot(i,1)=WT_Pot_nom*0.99;
end;
Sum_WT=Sum_WT+WT_Pot(i,1);
end
plot (Hora,WT_Pot)
```

ANEXO E-2. Códigos de Matlab® para cálculo de FV, WT y balance de energía a demanda Constante y demanda real. 2/3

```

Código para cálculo de producción de energía combinado para demanda constante.
{Balance_FV_WT_cte}
j=1;
Prop=zeros(10,10);
Prop(1,1)=1;
Load_cte = (Load_men/(30*24))*n_casas;
Load_tot = Load_cte*n_datos;
FV_n = 0;
WT_n = 0;
prueba=0;
cover=0;
Sum_Pot=0;
disp (Load_cte)
Tot_Pot=0;
n_datos=8760;
while Prop(1,j)~=0

    while cover <40
        cont=0;
        Sum_Pot=0; %inicializando variables
        for i = 1:n_datos
            FV_Pot_n(i,1)=FV_Pot_Temp(i,1)*FV_n;
            WT_Pot_n(i,1)=WT_Pot(i,1)*WT_n;
            %Load_line(i,1)=Load_cte;
            Sum_Pot=Sum_Pot+(FV_Pot_n(i,1)+WT_Pot_n(i,1));%revisar
            if (((FV_Pot_n(i,1)+WT_Pot_n(i,1))/Load_cte)*100)>99)
                cont=cont+1;
            end
        end
        cover=(Sum_Pot/(Load_tot))*100;
        covs=['porcentaje de energía cubierta en el año = ',num2str(cover)];
        disp(covs);
        X=['Horas que cubren demanda 90% = ', num2str(cont)];
        disp (X);
        prueba=(cont/n_datos)*100;
        XX=['Porcentaje horas que cubren demanda = ',num2str(prueba)];
        disp(XX)
        FVs=['Número de módulos FV = ', num2str(FV_n)];
        disp(FVs)
        FV_n=FV_n+1;
        WTs=['Número de turbinas de viento = ', num2str(WT_n)];
        disp (WTs)
    end
    for k=1:n_datos
        Tot_Pot(k,j)=FV_Pot_Temp(k,1)*(FV_n-1)+WT_Pot(k,1)*WT_n;
        Tot_Pot(k,j+1)=Load_cte;
    end
    Prop (1,j)=FV_n-1; %Almacenando propuesta FV
    Prop (2,j)=WT_n; %Almacenando propuesta WT
    Prop (3,j)=prueba; %Almacenando % hrs donde se cubre la
    demanda
    Prop (4,j)=cover; %Almacenando % de energía cubierto
    Prop (5,j)=(Sum_FV*(FV_n-1))/1000000; %Almacenando energía FV

```

```
Prop (6,j)=(Sum_WT*WT_n)/1000000;           %Almacenando energía WT
Prop (7,j)=Sum_Pot/1000000;                 %Almacenando energía Tot
Prop (8,j)=(Sum_Pot-Load_tot)/1000000;      %Balance energía Tot
WT_n=WT_n+1;
j=j+1;
if j>5
    if (FV_n~=1)
        Prop(1,j)=1;
    end
    if ((FV_n-1)==Prop(1,j-2)) && ((FV_n-1)==Prop(1,j-3)) && ((FV_n-
1)==Prop(1,j-4)) && ((FV_n-1)==Prop(1,j-5))
        Prop(1,j)=0;
    end
else
    if (FV_n~=1)
        Prop(1,j)=1;
    end
end
disp (Sum_Pot);
FV_n = 0; %inicializando las variables
prueba=0; %
cover=0; %
end
disp(Prop);
plot (Hora,Tot_Pot)
```


ANEXO E-3. Códigos de Matlab® para cálculo de FV, WT y balance de energía a demanda Constante y demanda real. 3/3

```

Código para cálculo de producción de energía combinado para demanda real. {Balance_FV_WT_r}
j=1;
Prop=zeros(10,30);
Prop(1,1)=1;
%Load_cte = (Load_men/(30*24))*n_casas;
%Load_tot = Load_cte*n_datos;
Sum_Load=0;%en Watt-hora
for i = 1:n_datos
    Load_r(i,1)=Load_r1(i,1)*1000;
    Sum_Load=Sum_Load+Load_r(i,1);
end
FV_n = 0;
WT_n = 0;
prueba=0;
cover=0;
Sum_Pot=0;
%disp (Load_cte);
Tot_Pot=0;
n_datos=8760;
while Prop(1,j)~=0

    while prueba <10
        cont=0;
        Sum_Pot=0; %inicializando variables
        for i = 1:n_datos
            FV_Pot_n(i,1)=FV_Pot_Temp(i,1)*FV_n;
            WT_Pot_n(i,1)=WT_Pot(i,1)*WT_n;
            %Load_line(i,1)=Load_cte;
            Sum_Pot=Sum_Pot+(FV_Pot_n(i,1)+WT_Pot_n(i,1));%revisar
            if (((((FV_Pot_n(i,1)+WT_Pot_n(i,1)))/Load_r(i,1))*100)>10)
                cont=cont+1;
            end
        end
        cover=(Sum_Pot/(Sum_Load))*100;
        covs=['porcentaje de energía cubierta en el año = ',num2str(cover)];
        disp(covs);
        X=['Horas que cubren demanda 10% = ', num2str(cont)];
        disp (X);
        prueba=(cont/n_datos)*100;
        XX=['Porcentaje horas que cubren demanda = ',num2str(prueba)];
        disp(XX)
        FVs=['Número de módulos FV = ', num2str(FV_n)];
        disp(FVs)
        FV_n=FV_n+1;
        WTs=['Número de turbinas de viento = ', num2str(WT_n)];
        disp (WTs)
        js=['P ',num2str(j)];
    end
    for k=1:n_datos
        Tot_Pot(k,j)=FV_Pot_Temp(k,1)*(FV_n-1)+WT_Pot(k,1)*WT_n;
        Tot_Pot(k,j+1)=Load_r(k,1);
        Tot_Pot(k,j+2)=Load_r(k,1)*0.1;
    end
end

```

```
Prop (1,j)=FV_n-1;           %Almacenando propuesta FV
Prop (2,j)=WT_n;           %Almacenando propuesta WT
Prop (3,j)=prueba;         %Almacenando % hrs donde se cubre la
demanda
Prop (4,j)=cover;          %Almacenando % de energía cubierto
Prop (5,j)=(Sum_FV*(FV_n-1))/1000000; %Almacenando energía FV
Prop (6,j)=(Sum_WT*WT_n)/1000000; %Almacenando energía WT
Prop (7,j)=Sum_Pot/1000000; %Almacenando energía Tot
Prop (8,j)=(Sum_Pot-Sum_Load)/1000000; %Balance energía Tot
Prop (9,j)=j;
WT_n=WT_n+1;
j=j+1;
if j>5
    if (FV_n~=1)
        Prop(1,j)=1;
    end
    if ((FV_n-1)==Prop(1,j-2)) && ((FV_n-1)==Prop(1,j-3)) && ((FV_n-
1)==Prop(1,j-4)) && ((FV_n-1)==Prop(1,j-5))
        Prop(1,j)=0;
    end
else
    if (FV_n~=1)
        Prop(1,j)=1;
    end
end
disp (Sum_Pot);
FV_n = 0; %inicializando las variables
prueba=0; %
cover=0; %
end
disp(Prop);
plot (Hora,Tot_Pot)
```

ANEXO F. Resultados de *FV_W pro* con interfaz, todos los equipos disponibles, ejemplo para un mes de demanda La venta Oaxaca.

Nombre eólicas	Número eólicas	Nombre FV	Número FV	Porcentaje demanda cubierta total	Horas de cobertura total	Porcentaje de demanda solicitada	Producción total
	0	CORA 250W	738	37	273	37	28973604
FWS03	1	CORA 250W	719	37	274	37	28982171
FWS03	2	CORA 250W	700	37	274	37	28990738
FWS03	3	CORA 250W	680	37	274	37	28960046
FWS03	4	CORA 250W	661	37	273	37	28968613
FWS03	5	CORA 250W	642	37	273	37	28977180
FWS03	6	CORA 250W	623	37	272	37	28985747
FWS03	7	CORA 250W	604	36	270	36	28994314
FWS03	8	CORA 250W	584	36	265	36	28963622
FWS03	9	CORA 250W	565	35	263	35	28972189
FWS03	10	CORA 250W	546	35	262	35	28980756
FWS03	11	CORA 250W	527	35	261	35	28989323
FWS03	12	CORA 250W	508	35	259	35	28997890
FWS03	13	CORA 250W	488	35	260	35	28967198
FWS03	14	CORA 250W	469	35	257	35	28975765
FWS03	15	CORA 250W	450	35	258	35	28984332
FWS03	16	CORA 250W	431	35	259	35	28992899
FWS03	17	CORA 250W	411	35	259	35	28962206
FWS03	18	CORA 250W	392	35	261	35	28970774
FWS03	19	CORA 250W	373	35	261	35	28979341
FWS03	20	CORA 250W	354	35	261	35	28987908
FWS03	21	CORA 250W	335	35	261	35	28996475
FWS03	22	CORA 250W	315	36	266	36	28965782
FWS03	23	CORA 250W	296	37	272	37	28974349
FWS03	24	CORA 250W	277	37	275	37	28982916
FWS03	25	CORA 250W	258	36	267	36	28991484
FWS03	26	CORA 250W	238	71	527	71	28960791
FWS03	27	CORA 250W	219	69	511	69	28969358
FWS03	28	CORA 250W	200	68	503	68	28977925
FWS03	29	CORA 250W	181	68	503	68	28986492
FWS03	30	CORA 250W	162	68	503	68	28995059
FWS03	31	CORA 250W	142	68	503	68	28964367
FWS03	32	CORA 250W	123	68	503	68	28972934
FWS03	33	CORA 250W	104	68	503	68	28981501
FWS03	34	CORA 250W	85	68	503	68	28990068
FWS03	35	CORA 250W	65	68	503	68	28959376
FWS03	36	CORA 250W	46	68	503	68	28967943
FWS03	37	CORA 250W	27	68	503	68	28976510
FWS03	38	CORA 250W	8	68	503	68	28985077
FWS03	39		0	68	503	68	29425500
DE-AW04	1	CORA 250W	722	37	274	37	28980978
DE-AW04	2	CORA 250W	706	37	274	37	28988353
DE-AW04	3	CORA 250W	690	37	274	37	28995727
DE-AW04	4	CORA 250W	673	37	274	37	28963841
DE-AW04	5	CORA 250W	657	37	273	37	28971216
DE-AW04	6	CORA 250W	641	37	273	37	28978590
DE-AW04	7	CORA 250W	625	37	272	37	28985964
DE-AW04	8	CORA 250W	609	36	270	36	28993338
DE-AW04	9	CORA 250W	592	36	268	36	28961453
DE-AW04	10	CORA 250W	576	35	264	35	28968827

DE-AW04	11	CORA 250W	560	35	264	35	28976201
DE-AW04	12	CORA 250W	544	36	265	36	28983575
DE-AW04	13	CORA 250W	528	35	264	35	28990949
DE-AW04	14	CORA 250W	512	35	262	35	28998324
DE-AW04	15	CORA 250W	495	35	262	35	28966438
DE-AW04	16	CORA 250W	479	35	260	35	28973812
DE-AW04	17	CORA 250W	463	35	261	35	28981186
DE-AW04	18	CORA 250W	447	35	261	35	28988561
DE-AW04	19	CORA 250W	431	35	259	35	28995935
DE-AW04	20	CORA 250W	414	35	259	35	28964049
DE-AW04	21	CORA 250W	398	35	259	35	28971424
DE-AW04	22	CORA 250W	382	35	258	35	28978798
DE-AW04	23	CORA 250W	366	35	261	35	28986172
DE-AW04	24	CORA 250W	350	35	259	35	28993546
DE-AW04	25	CORA 250W	333	35	260	35	28961661
DE-AW04	26	CORA 250W	317	35	263	35	28969035
DE-AW04	27	CORA 250W	301	36	267	36	28976409
DE-AW04	28	CORA 250W	285	36	271	36	28983783
DE-AW04	29	CORA 250W	269	37	278	37	28991157
DE-AW04	30	CORA 250W	253	37	274	37	28998532
DE-AW04	31	CORA 250W	236	36	270	36	28966646
DE-AW04	32	CORA 250W	220	35	263	35	28974020
DE-AW04	33	CORA 250W	204	72	532	72	28981394
DE-AW04	34	CORA 250W	188	70	519	70	28988769
DE-AW04	35	CORA 250W	172	69	514	69	28996143
DE-AW04	36	CORA 250W	155	69	512	69	28964257
DE-AW04	37	CORA 250W	139	69	511	69	28971632
DE-AW04	38	CORA 250W	123	69	511	69	28979006
DE-AW04	39	CORA 250W	107	69	511	69	28986380
DE-AW04	40	CORA 250W	91	69	511	69	28993754
DE-AW04	41	CORA 250W	74	69	511	69	28961869
DE-AW04	42	CORA 250W	58	69	511	69	28969243
DE-AW04	43	CORA 250W	42	69	511	69	28976617
DE-AW04	44	CORA 250W	26	69	511	69	28983991
DE-AW04	45	CORA 250W	10	69	511	69	28991365
DE-AW04	46		0	69	511	69	29234297
Alstom ECO	1	CORA 250W	672	37	274	37	28985398
Alstom ECO	2	CORA 250W	606	37	272	37	28997193
Alstom ECO	3	CORA 250W	539	36	265	36	28969727
Alstom ECO	4	CORA 250W	473	36	267	36	28981522
Alstom ECO	5	CORA 250W	407	36	267	36	28993316
Alstom ECO	6	CORA 250W	340	35	260	35	28965850
Alstom ECO	7	CORA 250W	274	35	262	35	28977645
Alstom ECO	8	CORA 250W	208	36	265	36	28989439
Alstom ECO	9	CORA 250W	141	38	284	38	28961973
Alstom ECO	10	CORA 250W	75	77	573	77	28973768
Alstom ECO	11	CORA 250W	9	76	568	76	28985562
Alstom ECO	12		0	77	576	77	31235155
Bergey BWC Excel 10	1	CORA 250W	683	37	274	37	28961402
Bergey BWC Excel 10	2	CORA 250W	629	37	272	37	28988459
Bergey BWC Excel 10	3	CORA 250W	574	36	265	36	28976257
Bergey BWC Excel 10	4	CORA 250W	519	36	265	36	28964054
Bergey BWC Excel 10	5	CORA 250W	465	35	263	35	28991111
Bergey BWC Excel 10	6	CORA 250W	410	35	262	35	28978909
Bergey BWC Excel 10	7	CORA 250W	355	35	257	35	28966707
Bergey BWC Excel 10	8	CORA 250W	301	35	262	35	28993764
Bergey BWC Excel 10	9	CORA 250W	246	37	277	37	28981561

Bergey BWC Excel 10	10	CORA 250W	191	73	541	73	28969359
Bergey BWC Excel 10	11	CORA 250W	137	71	526	71	28996416
Bergey BWC Excel 10	12	CORA 250W	82	70	519	70	28984214
Bergey BWC Excel 10	13	CORA 250W	27	69	514	69	28972012
Bergey BWC Excel 10	14		0	69	514	69	30059079
	0	LLGCP 265W/24V	735	37	273	37	28971107
FWS03	1	LLGCP 265W/24V	716	37	274	37	28976694
FWS03	2	LLGCP 265W/24V	697	37	274	37	28982281
FWS03	3	LLGCP 265W/24V	678	37	274	37	28987868
FWS03	4	LLGCP 265W/24V	659	37	273	37	28993455
FWS03	5	LLGCP 265W/24V	639	37	273	37	28959625
FWS03	6	LLGCP 265W/24V	620	37	272	37	28965213
FWS03	7	LLGCP 265W/24V	601	36	270	36	28970800
FWS03	8	LLGCP 265W/24V	582	36	265	36	28976387
FWS03	9	LLGCP 265W/24V	563	35	263	35	28981974
FWS03	10	LLGCP 265W/24V	544	35	262	35	28987561
FWS03	11	LLGCP 265W/24V	525	35	261	35	28993148
FWS03	12	LLGCP 265W/24V	505	35	259	35	28959318
FWS03	13	LLGCP 265W/24V	486	35	260	35	28964905
FWS03	14	LLGCP 265W/24V	467	35	257	35	28970492
FWS03	15	LLGCP 265W/24V	448	35	258	35	28976079
FWS03	16	LLGCP 265W/24V	429	35	259	35	28981666
FWS03	17	LLGCP 265W/24V	410	35	259	35	28987253
FWS03	18	LLGCP 265W/24V	391	35	261	35	28992840
FWS03	19	LLGCP 265W/24V	372	35	262	35	28998428
FWS03	20	LLGCP 265W/24V	352	35	261	35	28964598
FWS03	21	LLGCP 265W/24V	333	35	261	35	28970185
FWS03	22	LLGCP 265W/24V	314	36	266	36	28975772
FWS03	23	LLGCP 265W/24V	295	37	272	37	28981359
FWS03	24	LLGCP 265W/24V	276	37	275	37	28986946
FWS03	25	LLGCP 265W/24V	257	36	267	36	28992533
FWS03	26	LLGCP 265W/24V	238	71	528	71	28998120
FWS03	27	LLGCP 265W/24V	218	69	510	69	28964291
FWS03	28	LLGCP 265W/24V	199	68	503	68	28969878
FWS03	29	LLGCP 265W/24V	180	68	503	68	28975465
FWS03	30	LLGCP 265W/24V	161	68	503	68	28981052
FWS03	31	LLGCP 265W/24V	142	68	503	68	28986639
FWS03	32	LLGCP 265W/24V	123	68	503	68	28992226
FWS03	33	LLGCP 265W/24V	104	68	503	68	28997813
FWS03	34	LLGCP 265W/24V	84	68	503	68	28963984
FWS03	35	LLGCP 265W/24V	65	68	503	68	28969571
FWS03	36	LLGCP 265W/24V	46	68	503	68	28975158
FWS03	37	LLGCP 265W/24V	27	68	503	68	28980745
FWS03	38	LLGCP 265W/24V	8	68	503	68	28986332
DE-AW04	1	LLGCP 265W/24V	719	37	274	37	28975971
DE-AW04	2	LLGCP 265W/24V	703	37	274	37	28980836
DE-AW04	3	LLGCP 265W/24V	687	37	274	37	28985701
DE-AW04	4	LLGCP 265W/24V	671	37	274	37	28990565
DE-AW04	5	LLGCP 265W/24V	655	37	273	37	28995430
DE-AW04	6	LLGCP 265W/24V	638	37	273	37	28960878
DE-AW04	7	LLGCP 265W/24V	622	37	272	37	28965743
DE-AW04	8	LLGCP 265W/24V	606	36	270	36	28970608
DE-AW04	9	LLGCP 265W/24V	590	36	268	36	28975472
DE-AW04	10	LLGCP 265W/24V	574	35	264	35	28980337
DE-AW04	11	LLGCP 265W/24V	558	35	264	35	28985201
DE-AW04	12	LLGCP 265W/24V	542	36	265	36	28990066
DE-AW04	13	LLGCP 265W/24V	526	35	264	35	28994931

DE-AW04	14	LLGCP 265W/24V	509	35	262	35	28960379
DE-AW04	15	LLGCP 265W/24V	493	35	262	35	28965244
DE-AW04	16	LLGCP 265W/24V	477	35	260	35	28970108
DE-AW04	17	LLGCP 265W/24V	461	35	261	35	28974973
DE-AW04	18	LLGCP 265W/24V	445	35	261	35	28979838
DE-AW04	19	LLGCP 265W/24V	429	35	259	35	28984702
DE-AW04	20	LLGCP 265W/24V	413	35	259	35	28989567
DE-AW04	21	LLGCP 265W/24V	397	35	260	35	28994432
DE-AW04	22	LLGCP 265W/24V	380	35	258	35	28959880
DE-AW04	23	LLGCP 265W/24V	364	35	261	35	28964744
DE-AW04	24	LLGCP 265W/24V	348	35	259	35	28969609
DE-AW04	25	LLGCP 265W/24V	332	35	260	35	28974474
DE-AW04	26	LLGCP 265W/24V	316	35	263	35	28979338
DE-AW04	27	LLGCP 265W/24V	300	36	267	36	28984203
DE-AW04	28	LLGCP 265W/24V	284	36	271	36	28989068
DE-AW04	29	LLGCP 265W/24V	268	37	278	37	28993932
DE-AW04	30	LLGCP 265W/24V	251	37	272	37	28959381
DE-AW04	31	LLGCP 265W/24V	235	36	270	36	28964245
DE-AW04	32	LLGCP 265W/24V	219	35	263	35	28969110
DE-AW04	33	LLGCP 265W/24V	203	72	532	72	28973974
DE-AW04	34	LLGCP 265W/24V	187	70	519	70	28978839
DE-AW04	35	LLGCP 265W/24V	171	69	514	69	28983704
DE-AW04	36	LLGCP 265W/24V	155	69	512	69	28988568
DE-AW04	37	LLGCP 265W/24V	139	69	511	69	28993433
DE-AW04	38	LLGCP 265W/24V	123	69	511	69	28998298
DE-AW04	39	LLGCP 265W/24V	106	69	511	69	28963746
DE-AW04	40	LLGCP 265W/24V	90	69	511	69	28968611
DE-AW04	41	LLGCP 265W/24V	74	69	511	69	28973475
DE-AW04	42	LLGCP 265W/24V	58	69	511	69	28978340
DE-AW04	43	LLGCP 265W/24V	42	69	511	69	28983205
DE-AW04	44	LLGCP 265W/24V	26	69	511	69	28988069
DE-AW04	45	LLGCP 265W/24V	10	69	511	69	28992934
Alstom ECO	1	LLGCP 265W/24V	669	37	274	37	28972549
Alstom ECO	2	LLGCP 265W/24V	603	37	272	37	28973992
Alstom ECO	3	LLGCP 265W/24V	537	36	265	36	28975434
Alstom ECO	4	LLGCP 265W/24V	471	36	267	36	28976877
Alstom ECO	5	LLGCP 265W/24V	405	36	267	36	28978319
Alstom ECO	6	LLGCP 265W/24V	339	35	260	35	28979761
Alstom ECO	7	LLGCP 265W/24V	273	35	262	35	28981204
Alstom ECO	8	LLGCP 265W/24V	207	36	265	36	28982646
Alstom ECO	9	LLGCP 265W/24V	141	38	284	38	28984089
Alstom ECO	10	LLGCP 265W/24V	75	77	574	77	28985531
Alstom ECO	11	LLGCP 265W/24V	9	76	568	76	28986974
Bergey BWC Excel 10	1	LLGCP 265W/24V	681	37	274	37	28989694
Bergey BWC Excel 10	2	LLGCP 265W/24V	626	37	272	37	28968865
Bergey BWC Excel 10	3	LLGCP 265W/24V	572	36	265	36	28987453
Bergey BWC Excel 10	4	LLGCP 265W/24V	517	36	265	36	28966624
Bergey BWC Excel 10	5	LLGCP 265W/24V	463	35	263	35	28985212
Bergey BWC Excel 10	6	LLGCP 265W/24V	408	35	262	35	28964383
Bergey BWC Excel 10	7	LLGCP 265W/24V	354	35	257	35	28982970
Bergey BWC Excel 10	8	LLGCP 265W/24V	299	35	262	35	28962141
Bergey BWC Excel 10	9	LLGCP 265W/24V	245	37	277	37	28980729
Bergey BWC Excel 10	10	LLGCP 265W/24V	190	73	541	73	28959900
Bergey BWC Excel 10	11	LLGCP 265W/24V	136	71	526	71	28978488
Bergey BWC Excel 10	12	LLGCP 265W/24V	82	70	519	70	28997075
Bergey BWC Excel 10	13	LLGCP 265W/24V	27	69	514	69	28976246
	0	IUSA 448137	820	37	273	37	28988245

FWS03	1	IUSA 448137	798	37	274	37	28965012
FWS03	2	IUSA 448137	777	37	274	37	28977130
FWS03	3	IUSA 448137	756	37	274	37	28989248
FWS03	4	IUSA 448137	734	37	273	37	28966015
FWS03	5	IUSA 448137	713	37	273	37	28978133
FWS03	6	IUSA 448137	692	37	272	37	28990251
FWS03	7	IUSA 448137	670	36	270	36	28967017
FWS03	8	IUSA 448137	649	36	265	36	28979136
FWS03	9	IUSA 448137	628	35	263	35	28991254
FWS03	10	IUSA 448137	606	35	262	35	28968020
FWS03	11	IUSA 448137	585	35	261	35	28980138
FWS03	12	IUSA 448137	564	35	259	35	28992256
FWS03	13	IUSA 448137	542	35	260	35	28969023
FWS03	14	IUSA 448137	521	35	257	35	28981141
FWS03	15	IUSA 448137	500	35	258	35	28993259
FWS03	16	IUSA 448137	478	35	259	35	28970026
FWS03	17	IUSA 448137	457	35	259	35	28982144
FWS03	18	IUSA 448137	436	35	261	35	28994262
FWS03	19	IUSA 448137	414	35	261	35	28971029
FWS03	20	IUSA 448137	393	35	261	35	28983147
FWS03	21	IUSA 448137	371	35	261	35	28959913
FWS03	22	IUSA 448137	350	36	266	36	28972031
FWS03	23	IUSA 448137	329	37	272	37	28984150
FWS03	24	IUSA 448137	307	37	275	37	28960916
FWS03	25	IUSA 448137	286	36	267	36	28973034
FWS03	26	IUSA 448137	265	71	527	71	28985152
FWS03	27	IUSA 448137	243	69	510	69	28961919
FWS03	28	IUSA 448137	222	68	503	68	28974037
FWS03	29	IUSA 448137	201	68	503	68	28986155
FWS03	30	IUSA 448137	179	68	503	68	28962922
FWS03	31	IUSA 448137	158	68	503	68	28975040
FWS03	32	IUSA 448137	137	68	503	68	28987158
FWS03	33	IUSA 448137	115	68	503	68	28963925
FWS03	34	IUSA 448137	94	68	503	68	28976043
FWS03	35	IUSA 448137	73	68	503	68	28988161
FWS03	36	IUSA 448137	51	68	503	68	28964927
FWS03	37	IUSA 448137	30	68	503	68	28977046
FWS03	38	IUSA 448137	9	68	503	68	28989164
DE-AW04	1	IUSA 448137	802	37	274	37	28987446
DE-AW04	2	IUSA 448137	784	37	274	37	28986647
DE-AW04	3	IUSA 448137	766	37	274	37	28985848
DE-AW04	4	IUSA 448137	748	37	274	37	28985049
DE-AW04	5	IUSA 448137	730	37	273	37	28984250
DE-AW04	6	IUSA 448137	712	37	273	37	28983450
DE-AW04	7	IUSA 448137	694	37	272	37	28982651
DE-AW04	8	IUSA 448137	676	36	270	36	28981852
DE-AW04	9	IUSA 448137	658	36	268	36	28981053
DE-AW04	10	IUSA 448137	640	35	264	35	28980254
DE-AW04	11	IUSA 448137	622	35	264	35	28979455
DE-AW04	12	IUSA 448137	604	36	265	36	28978656
DE-AW04	13	IUSA 448137	586	35	264	35	28977857
DE-AW04	14	IUSA 448137	568	35	262	35	28977057
DE-AW04	15	IUSA 448137	550	35	262	35	28976258
DE-AW04	16	IUSA 448137	532	35	260	35	28975459
DE-AW04	17	IUSA 448137	514	35	261	35	28974660
DE-AW04	18	IUSA 448137	496	35	261	35	28973861
DE-AW04	19	IUSA 448137	478	35	259	35	28973062

DE-AW04	20	IUSA 448137	460	35	259	35	28972263
DE-AW04	21	IUSA 448137	442	35	259	35	28971463
DE-AW04	22	IUSA 448137	424	35	258	35	28970664
DE-AW04	23	IUSA 448137	406	35	261	35	28969865
DE-AW04	24	IUSA 448137	388	35	259	35	28969066
DE-AW04	25	IUSA 448137	370	35	260	35	28968267
DE-AW04	26	IUSA 448137	352	35	263	35	28967468
DE-AW04	27	IUSA 448137	334	36	267	36	28966669
DE-AW04	28	IUSA 448137	316	36	271	36	28965870
DE-AW04	29	IUSA 448137	298	37	277	37	28965070
DE-AW04	30	IUSA 448137	280	37	272	37	28964271
DE-AW04	31	IUSA 448137	262	36	270	36	28963472
DE-AW04	32	IUSA 448137	244	35	263	35	28962673
DE-AW04	33	IUSA 448137	226	72	532	72	28961874
DE-AW04	34	IUSA 448137	208	70	519	70	28961075
DE-AW04	35	IUSA 448137	190	69	514	69	28960276
DE-AW04	36	IUSA 448137	172	69	512	69	28959477
DE-AW04	37	IUSA 448137	155	69	511	69	28994029
DE-AW04	38	IUSA 448137	137	69	511	69	28993230
DE-AW04	39	IUSA 448137	119	69	511	69	28992431
DE-AW04	40	IUSA 448137	101	69	511	69	28991632
DE-AW04	41	IUSA 448137	83	69	511	69	28990832
DE-AW04	42	IUSA 448137	65	69	511	69	28990033
DE-AW04	43	IUSA 448137	47	69	511	69	28989234
DE-AW04	44	IUSA 448137	29	69	511	69	28988435
DE-AW04	45	IUSA 448137	11	69	511	69	28987636
Alstom ECO	1	IUSA 448137	746	37	274	37	28975162
Alstom ECO	2	IUSA 448137	672	37	272	37	28962080
Alstom ECO	3	IUSA 448137	599	36	265	36	28984348
Alstom ECO	4	IUSA 448137	525	36	267	36	28971266
Alstom ECO	5	IUSA 448137	452	36	267	36	28993534
Alstom ECO	6	IUSA 448137	378	35	260	35	28980451
Alstom ECO	7	IUSA 448137	304	35	262	35	28967369
Alstom ECO	8	IUSA 448137	231	36	265	36	28989637
Alstom ECO	9	IUSA 448137	157	38	284	38	28976555
Alstom ECO	10	IUSA 448137	83	77	573	77	28963472
Alstom ECO	11	IUSA 448137	10	76	568	76	28985740
Bergey BWC Excel 10	1	IUSA 448137	759	37	274	37	28978880
Bergey BWC Excel 10	2	IUSA 448137	698	37	272	37	28969514
Bergey BWC Excel 10	3	IUSA 448137	637	36	265	36	28960148
Bergey BWC Excel 10	4	IUSA 448137	577	36	265	36	28986134
Bergey BWC Excel 10	5	IUSA 448137	516	35	263	35	28976769
Bergey BWC Excel 10	6	IUSA 448137	455	35	262	35	28967403
Bergey BWC Excel 10	7	IUSA 448137	395	35	257	35	28993389
Bergey BWC Excel 10	8	IUSA 448137	334	35	262	35	28984024
Bergey BWC Excel 10	9	IUSA 448137	273	37	277	37	28974658
Bergey BWC Excel 10	10	IUSA 448137	212	73	541	73	28965292
Bergey BWC Excel 10	11	IUSA 448137	152	71	526	71	28991278
Bergey BWC Excel 10	12	IUSA 448137	91	70	519	70	28981913
Bergey BWC Excel 10	13	IUSA 448137	30	69	514	69	28972547
	0	PRO12512	15863	37	273	37	28960970
FWS03	1	PRO12512	15449	37	274	37	28959633
FWS03	2	PRO12512	15036	37	274	37	28960122
FWS03	3	PRO12512	14623	37	274	37	28960611
FWS03	4	PRO12512	14210	37	273	37	28961099
FWS03	5	PRO12512	13796	37	273	37	28959762
FWS03	6	PRO12512	13383	37	272	37	28960251

FWS03	7	PRO12512	12970	36	270	36	28960740
FWS03	8	PRO12512	12556	36	265	36	28959403
FWS03	9	PRO12512	12143	35	263	35	28959892
FWS03	10	PRO12512	11730	35	262	35	28960380
FWS03	11	PRO12512	11317	35	260	35	28960869
FWS03	12	PRO12512	10903	35	259	35	28959532
FWS03	13	PRO12512	10490	35	260	35	28960021
FWS03	14	PRO12512	10077	35	257	35	28960510
FWS03	15	PRO12512	9664	35	258	35	28960998
FWS03	16	PRO12512	9250	35	259	35	28959661
FWS03	17	PRO12512	8837	35	259	35	28960150
FWS03	18	PRO12512	8424	35	260	35	28960639
FWS03	19	PRO12512	8010	35	261	35	28959302
FWS03	20	PRO12512	7597	35	261	35	28959791
FWS03	21	PRO12512	7184	35	261	35	28960279
FWS03	22	PRO12512	6771	36	266	36	28960768
FWS03	23	PRO12512	6357	37	272	37	28959431
FWS03	24	PRO12512	5944	37	275	37	28959920
FWS03	25	PRO12512	5531	36	266	36	28960409
FWS03	26	PRO12512	5118	71	527	71	28960897
FWS03	27	PRO12512	4704	69	510	69	28959560
FWS03	28	PRO12512	4291	68	503	68	28960049
FWS03	29	PRO12512	3878	68	503	68	28960538
FWS03	30	PRO12512	3465	68	503	68	28961027
FWS03	31	PRO12512	3051	68	503	68	28959690
FWS03	32	PRO12512	2638	68	503	68	28960178
FWS03	33	PRO12512	2225	68	503	68	28960667
FWS03	34	PRO12512	1811	68	503	68	28959330
FWS03	35	PRO12512	1398	68	503	68	28959819
FWS03	36	PRO12512	985	68	503	68	28960308
FWS03	37	PRO12512	572	68	503	68	28960796
FWS03	38	PRO12512	158	68	503	68	28959460
DE-AW04	1	PRO12512	15514	37	274	37	28959331
DE-AW04	2	PRO12512	15166	37	274	37	28959518
DE-AW04	3	PRO12512	14818	37	274	37	28959705
DE-AW04	4	PRO12512	14470	37	274	37	28959892
DE-AW04	5	PRO12512	14122	37	273	37	28960079
DE-AW04	6	PRO12512	13774	37	273	37	28960266
DE-AW04	7	PRO12512	13426	37	272	37	28960453
DE-AW04	8	PRO12512	13078	36	270	36	28960640
DE-AW04	9	PRO12512	12730	36	268	36	28960827
DE-AW04	10	PRO12512	12382	35	264	35	28961014
DE-AW04	11	PRO12512	12033	35	264	35	28959376
DE-AW04	12	PRO12512	11685	36	265	36	28959563
DE-AW04	13	PRO12512	11337	35	263	35	28959750
DE-AW04	14	PRO12512	10989	35	262	35	28959937
DE-AW04	15	PRO12512	10641	35	262	35	28960124
DE-AW04	16	PRO12512	10293	35	260	35	28960311
DE-AW04	17	PRO12512	9945	35	261	35	28960498
DE-AW04	18	PRO12512	9597	35	261	35	28960685
DE-AW04	19	PRO12512	9249	35	259	35	28960872
DE-AW04	20	PRO12512	8901	35	259	35	28961059
DE-AW04	21	PRO12512	8552	35	259	35	28959420
DE-AW04	22	PRO12512	8204	35	258	35	28959607
DE-AW04	23	PRO12512	7856	35	261	35	28959794
DE-AW04	24	PRO12512	7508	35	259	35	28959981
DE-AW04	25	PRO12512	7160	35	260	35	28960168

DE-AW04	26	PRO12512	6812	35	263	35	28960355
DE-AW04	27	PRO12512	6464	36	267	36	28960542
DE-AW04	28	PRO12512	6116	36	271	36	28960729
DE-AW04	29	PRO12512	5768	37	277	37	28960916
DE-AW04	30	PRO12512	5420	37	272	37	28961103
DE-AW04	31	PRO12512	5071	36	270	36	28959464
DE-AW04	32	PRO12512	4723	35	263	35	28959651
DE-AW04	33	PRO12512	4375	72	532	72	28959838
DE-AW04	34	PRO12512	4027	70	519	70	28960025
DE-AW04	35	PRO12512	3679	69	514	69	28960212
DE-AW04	36	PRO12512	3331	69	512	69	28960399
DE-AW04	37	PRO12512	2983	69	511	69	28960586
DE-AW04	38	PRO12512	2635	69	511	69	28960773
DE-AW04	39	PRO12512	2287	69	511	69	28960960
DE-AW04	40	PRO12512	1938	69	511	69	28959321
DE-AW04	41	PRO12512	1590	69	511	69	28959508
DE-AW04	42	PRO12512	1242	69	511	69	28959695
DE-AW04	43	PRO12512	894	69	511	69	28959882
DE-AW04	44	PRO12512	546	69	511	69	28960069
DE-AW04	45	PRO12512	198	69	511	69	28960256
Alstom ECO	1	PRO12512	14437	37	274	37	28960461
Alstom ECO	2	PRO12512	13011	37	272	37	28959952
Alstom ECO	3	PRO12512	11585	36	265	36	28959444
Alstom ECO	4	PRO12512	10160	36	267	36	28960760
Alstom ECO	5	PRO12512	8734	36	266	36	28960252
Alstom ECO	6	PRO12512	7308	35	260	35	28959743
Alstom ECO	7	PRO12512	5883	35	262	35	28961060
Alstom ECO	8	PRO12512	4457	35	264	35	28960551
Alstom ECO	9	PRO12512	3031	38	284	38	28960042
Alstom ECO	10	PRO12512	1605	77	573	77	28959533
Alstom ECO	11	PRO12512	180	76	568	76	28960850
Bergey BWC Excel 10	1	PRO12512	14687	37	274	37	28961032
Bergey BWC Excel 10	2	PRO12512	13511	37	272	37	28961094
Bergey BWC Excel 10	3	PRO12512	12334	36	265	36	28959330
Bergey BWC Excel 10	4	PRO12512	11158	36	265	36	28959392
Bergey BWC Excel 10	5	PRO12512	9982	35	263	35	28959454
Bergey BWC Excel 10	6	PRO12512	8806	35	262	35	28959516
Bergey BWC Excel 10	7	PRO12512	7630	35	257	35	28959578
Bergey BWC Excel 10	8	PRO12512	6454	35	262	35	28959640
Bergey BWC Excel 10	9	PRO12512	5278	37	277	37	28959702
Bergey BWC Excel 10	10	PRO12512	4102	73	541	73	28959764
Bergey BWC Excel 10	11	PRO12512	2926	71	526	71	28959826
Bergey BWC Excel 10	12	PRO12512	1750	70	519	70	28959888
Bergey BWC Excel 10	13	PRO12512	574	69	514	69	28959949

ANEXO G. Referencia 34. Artículo completo. "Forecast of daily output energy of wind turbine using sARIMA and nonlinear autoregressive models"

that is still an obstacle to achieve a deeper penetration of these technologies in power market is the intermittent behavior of wind speed.² Thus, forecast models (FMs) for wind speed and wind turbine power generation are valuable support tools for operators of Control Energy Center of power utility.³

Regarding output power of a wind turbine (OPWT) has proved to be highly dependent on wind speed over other meteorological variables as air temperature and atmospheric pressure,⁴ nevertheless, it also has some dependence on residual inertial momentum of blades and power losses due to complementary equipment load and energy conversion.⁵

To predict wind power is important to understand that many issues affect it, for instance, Stathopoulos et al.⁶ tested two approaches to forecast wind power: the first one uses historical hourly data of OPWT to obtain the forecast for future values of OPWT; the second one uses a database of wind speed to forecast future wind speed and then uses this result to calculate the wind power applying the turbine power curve from provider. It was concluded that for the data utilized, it was slightly better the first approach.⁶

In Murugan et al.,⁷ the performance after 10 years of operation of three wind turbines was reported. The turbines were operating in a wind farm at different heights from the ground. Researchers only presented theoretical ideal (analytical formulae) and actual ideal wind speed (power curve) as a comparison to the actual OPWT. Calculated power was different from observations in all cases, which means that using the original power curve to calculate output power become less accurate after long term operation. In Coratti et al.,⁸ it was proved and concluded that actual power curve of a brand-new wind turbine may be different to power curve of provider; hence, actual OPWT can be significantly different from the originally expected one.

To select the approach to predict wind turbine, it is important to clarify that every case of study has its own characteristics and goals. In Nigamais et al.,⁹ the authors made a review of approaches to forecast separately wind speed/power, electrical load, and energy prices. It was found that for each variable, artificial intelligence, fuzzy theory, regression methods, numerical prediction (NWP), and statistical methods were employed. However, the characteristics of each case of study were not clarified. Some other approaches may consider less common scopes according to each case center, for example, in Nguyen and Metzger,¹⁰ the goal was to have monthly averaged wind speed forecast to improve wind turbine performance by controlling rotor speed in advance, while authors focused in theoretical single horizontal wind turbines to be placed in urban and suburban areas. Nevertheless, it is highly recommended to have at least hourly or even more dense data samples of observations; thus, performance of

hourly forecasts of wind power could be improved,^{11,12} nevertheless, sometimes available data do not have these features or the research goal is to analyse daily output energy (DOE).^{11,13}

In this work, an analysis of a yearlong sample of DOE of a Skystream Wind Turbine is presented. After analyzing the original time series, it was found that it may be composed by two populations corresponding to year seasons. The main contributions of this work to the state of the art are a sARIMA model and a nonlinear autoregressive (NAR) model to forecast DOE for the next day of a wind turbine. The proposed models are suitable for different sections of the original data. The results showed that this annual time series can be separated into shorter time series corresponding to different power regimes and therefore, they need ad hoc forecasting models. Finally, a methodology to identify the current wind power regime is presented which will indicate the FM to select. In this method, it is proposed to use the DOE average of the previous days and the wind speed forecast for the following 24 h obtained through the weather research forecast (WRF) model. A list of all abbreviations is given in Table 1.

Forecast models

In order to propose any FM, it is important to identify the main characteristics of the prevailing models according to the literature. There are many time series prediction models, however, to identify the current FM to predict wind speed and wind turbine power output in the literature is essential, for a deeper search retrieve to references.^{3,14} Nevertheless, probabilistic, statistical, and artificial intelligence approaches can be considered as the most frequently used.³ A concise description of most common models is presented in the following sections.

Forecast horizons

To understand the meaning of the forecast horizons and their dependence on historical data, Veit et al.¹⁵ can be revised in which a clear definition is established: "the prediction horizons are the number of points in the future that the algorithm will predict." In addition, granularity of forecast cannot be higher than the original data's. If a time series has data every t hours, the nearest prediction will be t hours in the future and all other predicted points will appear with intervals of t hours.¹⁵

Generally, prediction horizons can be classified as: very-short-term forecast, which predicting up to 6-step-forward; short-term, which reaches up to 72-step-forward; and mid- and long-term forecast, when predicting over 72-step-forward.

Forecast of daily output energy of wind turbine using sARIMA and nonlinear autoregressive models

Jorge Luis Tena García¹, Erasmo Cadenas Calderón¹, Gilberto González Avalos², Eduardo Rangel Heras¹ and Alain Mbilikayi Tshikala¹

Abstract

Forecast models for wind speed and wind turbine power generation are valuable support tools for operators of Control Energy Center. In this work, a year of daily energy output of a wind turbine is analyzed. The original time series was separated into a high-power sample and a low-power sample. High-power sample has a seasonal pattern while low-power sample does not. Afterward, a sARIMA model was produced for high-power sample forecast, with a good performance, while for low-power sample any ARIMA model deflated persistence model; thus, a couple of nonlinear autoregressive artificial neural networks are proposed. Mean absolute error and mean square error are reported and demonstrated that the sARIMA model can predict satisfactorily high-power sample, even with limited data, while to forecast low-power sample, it is necessary to use a neural networks approach and all data available to produce accurate forecasts. In each case, a normalized comparison with persistence model is also reported. Finally, a method which uses previous data of daily output energy and forecasted future wind speed values from a numeric weather prediction model is presented to objectively identify whether the current time is in a high-power or low-power regime to choose the ad hoc daily output energy forecast model.

Keywords

Daily wind output power, sARIMA, artificial neural network, one-step-ahead forecasting, weather research forecast model

Date received: 16 April 2018; accepted: 11 October 2018

Handling Editor: Gang Xiao

Introduction

Renewable energies have become a common alternative to generate electric power and have been established an important subject of governments' development schemes. In Garcia-Heller et al.,¹ government development schemes of Latin American Countries were analyzed. In all of those schemes, scenarios for year 2025, in which renewable energies should cover from 15% to 25% of total electrical demand, are presented. In each of the four evaluated Country development schemes, wind energy is considered among other renewable sources.

In these days, several scientific manuscripts focused in one or more of the many issues regarding wind speed

and wind power analyses to increase the confidence and improve operative characteristics of wind power technologies are easily found. However, one of the aspects

¹Faculty of Mechanical Engineering, Universidad Michoacana de San Nicolás de Hidalgo, Morelia, Mexico
²Faculty of Electric Engineering, Universidad Michoacana de San Nicolás de Hidalgo, Morelia, Mexico

Corresponding author:

Jorge Luis Tena García, Faculty of Mechanical Engineering, Universidad Michoacana de San Nicolás de Hidalgo, Francisco J. Migón Avenue, University City 58030 Morelia, Mexico.
Email: jlap@umich.mx

$$MSE = \frac{\sum_{t=1}^n (A_t - F_t)^2}{n} \quad (3)$$

Methodology

This section lists the activities that were conducted during this investigation and the order in which they appear in the manuscript. The original time series is described by descriptive statistics:

- Based on the results, it was decided to separate it into two time series: one with a high-power regime and another with a low power regime.
- These time series were analyzed separately.
- When analyzing the seasonality of the resulting HPS and LPS series, it is evident that the high-power series has a seasonal pattern, whereas the low power series does not.
- Therefore, to predict the DOE energy a step forward, we obtained a sARIMA model with good error measurements. Considering the data features, it was concluded that this FM is suitable to predict DOE whenever high variability is detected.
- For LPS an attempt was made to look for an ARIMA model, however, none of the ARIMA models achieved a better performance than persistence. Therefore, a NAR model was used for this part of the data.
- Two approaches are proposed in the approach to use NAR, one in which only the LPS data are used to train the neural network, and another in which training is done with all the data of the original series.
- Finally, a method to select between the FMs found is exposed. Based on the DOE average of the previous 15 days and the wind speed forecast obtained by WRF for the next 24 h, the current time regime can be identified, and thus, the ad hoc model can be selected.

In the following sections, the case study is described, and the separation of the time series according to the power regime is presented.

Case of study

In the presented case study, the performance of a Skystream wind turbine (SKYSTREAM) with the characteristics of Table 2 is analyzed.²³

The SKYSTREAM is placed in the city of Morélia in Michoacán, México, in the campus of the Universidad Michoacana de San Nicolás de Hidalgo Campus on the roof of Omega building facilities

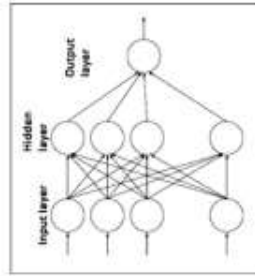


Figure 1. Scheme of a non-autoregressive neural network.²⁸

finally the remaining data are used to test the forecast.²⁵ An 80-(10-10) percentage share of data is commonly use, respectively for each phase.

NWP models

NWP models are widely utilized in mesoscale approaches of wind speed predictions. Generally, these models are proposed to characterize places where there are no direct measurements of meteorological stations.^{30,31} In the case of using NWP models to predict wind power, some approaches include those in which operational wind farms performance can be predicted or those in which the goal is to project power generation in a mid-term forecast with sufficiently good level of accuracy.³²

Hybrid models

It is common to find case studies in which researchers decide to apply hybrid forecasting model with a wide variety of configurations, however, hybrid models can be roughly defined as those that utilize different techniques or approaches in order to improve a given model, whether statistical or ANN.^{3,31} Hybrid models can also include results obtained by NWP models.³²

Forecast validation

In each case, it is mandatory to analyze the certainty or accuracy of the models. To accomplish this, it can be computed the mean absolute error (MAE) and the mean square error (MSE). Their formulae are as follows:³³

$$MAE = \frac{\sum_{t=1}^n |A_t - F_t|}{n} \quad (2)$$

can highlight the work of Kocak,²³ where the authors use the persistence model as a benchmark to compare hourly energy forecast models of a wind turbine with many forecast horizons (up to 24-step-forward).

Due to the characteristics of our time series, in which the energy production of a wind turbine is quantified, in which its resolution allows only one data per day to be considered, persistence can be used as a reference model that can allow an adequate comparison for our one-step-forward models.

ARIMA models

Basic statistical models to forecast time series can be (1) autoregressive (AR), (2) autoregressive with moving average (ARMA), and (3) autoregressive integrated with moving average (ARIMA), among several variations of them. These models are quite accurate to forecast wind speed and power of wind turbines.^{30,35}

Non-seasonal ARIMA models are represented as ARIMA (p, d, q), and to select all the coefficients, usually Box-Jenkins methodology is used.²⁶ In ARIMA models, p is the order of the autoregressive part, d is the order of the derivative, and q indicates the degree of the moving average. Linear representation is condensed in equation (1) as follows:²⁷

$$y_t = \sum_{i=1}^p \phi_i y_{t-i} + \sum_{j=1}^q \theta_j y_{t-j} + \epsilon_t \quad (1)$$

ARIMA models that have seasonal features are known as sARIMA and consist in the addition of more terms to the equation of above. The condensed form is sARIMA (p, d, q) (P, D, Q). The P, D, and Q represent the same as in ARIMA, while s indicates the number of lags.²⁷

ANN

Artificial neural network (ANN) is numerical model that has some similar characteristics to human neurons in the way they share information. Information enters to the ANN through the first layer of neurons and then it passes into the inner layers (hidden layers) that can be one or multiple layers of neurons which spread the “weight” of the received inputs. Finally, the output layer, which consists in a single neuron layer, delivers the model’s result.²⁷ In Figure 1, a conceptual scheme of a nonlinear autoregressive (NAR) neural network is presented.²⁸

Neural networks use a training phase that requires a part of the series, this enables to correct the initial weight distribution in the hidden layers, other percentage of observations is used to validate the model, and

Table 1. Abbreviations and relevant definitions.

Abbreviation/symbol	Meaning
AC	Alternating current
ACE	Autocorrelation function
ANN	Artificial neural network
AR	Autoregressive
ARIMA	Autoregressive with mean average and lags
ARMA	Autoregressive with mean average
DC	Direct current
DOE	Daily output energy
Domain	Section of globe grid where the WRF model is solved
En level	Indicates the height from the ground
FM	Forecast model
High-power regime	Part of a given time series where high-power is observed
HPS	Part of a given time series where low power is observed
Low-power regime	Part of a given time series where low power is observed
LPS	Low-power regime
MAE	Mean absolute error
MSE	Mean square error
NAR	Non-autoregressive
NWP	Numerical weather prediction model
OPWT	Output power of a wind turbine
PKCF	Partial autocorrelation function
Pm	Persistence model
sARIMA	Seasonal ARIMA
SKYSTREAM	Model of the studied wind turbine
Spatial resolution	Length between nodes in a domain
WRF model	Weather research forecast model

In our case study, the time series of historical data has a frequency of one data per day, in which each of these data indicates the total energy produced in a day. So, the model for this case study make a short-term prediction because it is a forecast one-step ahead.

Persistence

Along the years, persistence model (Pm) has been chosen as a model to forecast intermittent phenomena related to meteorological variables. This is due to its simplicity, since it consists in considering the last observed value (t-1) as the value that will present at time t + 1. Pm is also very accurate, specially, in short horizons forecasts.⁹

In addition, Pm is widely used as a comparison in order to validate any proposed FM related to highly random phenomena, as seen in several works.^{9,10,31-32} For very short and short-term forecasts, persistence is the most used due to its simplicity as benchmark since it does not need even the calculation of coefficients. We



Figure 2. (a-d) Installed turbine. Screenshot 3.7. (e) Image from website of manufacturer.

Table 2. Wind turbine characteristics.³⁴

Manufacturer/model	XZERES/Stream 3.7
Max power	2.4 kW
Rated power	2.1 kW at 11 m/s
Weight	77 kg
Rotor diameter	3.72 m
Rotor RPM	350 r/min
Voltage	120 V, 1 phase, 60 Hz
Cut-in speed	3.2 m/s
Rated speed	11 m/s

(Electrical Engineering Faculty accommodations) at the coordinates: 19.686935 North, -101.204436 East. The rotor is located at 18 m of height from the ground on the top of the roof, as shown in Figure 2.

The energy of the turbine is a direct current (DC) source that passes through a controller-inverter that convert it in alternating current (AC). Afterwards, it is connected directly to facilities' main circuit that is an interconnected circuit that uses main energy network as backup supply. This turbine has a datalogger that register daily cumulative energy provided to the building, it has an interface where actual RPM, of rotor and actual power produced can be observed, giving the possibility of register data in several formats. However, the automated acquisition routine of datalogger registers only daily energy; thus, the best yearly DOE dataset from those available was chosen.

Due to limitations of datalogger and data acquisition, DOE data between 2013 and 2016 were available. However, there are some lacks in data acquisition due to failure of operation or maintenance. Hence, a year

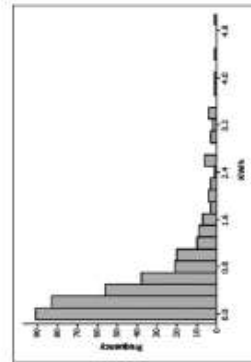


Figure 3. Frequency histogram of DOE (2015).

with no missed data was analyzed. This dataset has the following features:

1. There are acceptable values of DOE in the first months of the year.
2. The mid-year months present lower power.
3. The last months of the year are again acceptable.

In Figure 3, the histogram of DOE is presented. It is easily observed that probability distribution fits the Weibull distribution function. In Table 3, descriptive statistics of original sample are also presented.

Box diagram of sample with outliers can be observed in Figure 4. Many values are possible outliers; however, due to the fact that probability distribution corresponds

Table 3. Descriptive statistics of dataset of DOE.

Mean (kWh)	0.519
Mode (kWh)	0 (55 times)
Standard deviation (kWh)	0.7969
Maximum (kWh)	5.55
Minimum (kWh)	0
Total production of year (kWh)	216.76

DOE: daily output energy.

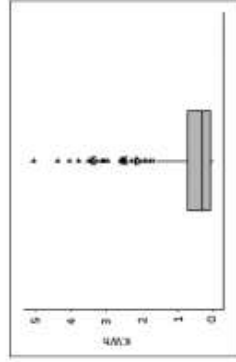


Figure 4. Box diagram of DOE (2015).

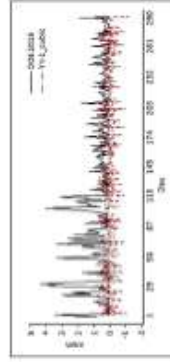


Figure 5. Annual DOE and stabilized series on the variance.

to Weibull distribution; there was no outliers analysis to this dataset.

Before choosing the forecasting model, it is necessary to stabilize the mean and variance to try to identify the best model. In Figure 5, the results of this process are shown, where the new range of time series lies between -1 and 1. To stabilize this dataset, its third derivative was applied.

Autocorrelation function (ACF) and partial autocorrelation function (PACF) of stabilized series were revised, in order to define whether to consider or not the lags to select an ARIMA model. Figure 6 shows both ACF and PACF. In (a) only the first lag appears as significant, while in (b) there is a group of some lags that may appear as significant; thus, ARIMA model must consider some lags in order to be more accurate.

In the following section, further analyses are presented, including a seasonality test and the FMs proposed for these data.

Results

ARIMA and SARIMA models

Initially, a model for a whole year of power output of a wind turbine was proposed: 2015 (actual data, Figure 5) was considered. An 80-10-10 percentage share was utilized: 80% of observations to obtain the model's coefficients, 10% for validation, and 10% to make the a-step-ahead forecast.

Several ARIMA models were tested from which histograms, ACF and PACF of residuals were obtained to select the one with the best performance. When results of forecasts and actual data were compared, it was found that none of the ARIMA models did accomplished to have an acceptable performance of the error tests (MAE and MSE). Because of the fact that wind power depends on meteorological variables, it was concluded that the poor performance of the originally

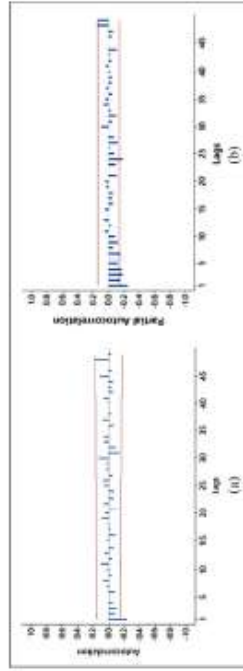


Figure 6. (a) ACF and (b) PACF of original stabilized series with a 5% of confidence level.

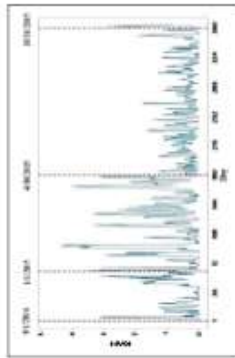


Figure 7. Actual data and relevant data—beginning and ending of population within original data.

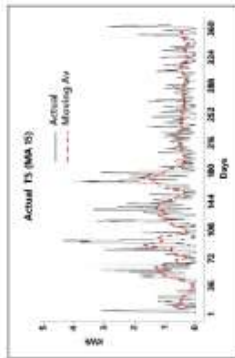


Figure 8. Actual time series starting from 1 November 2014 to 31 October 2015 and moving average.

lated ARIMA models had a straight relation with site’s weather characteristics.

Addressing more properly the original dataset in Figure 5 (black line), it was identified that these data may have two populations. In addition, there is some evidence that may indicate that these populations have a correlation with seasons and time of the year.

The first months as well as the last ones of the year have a higher variability than the one that show the months between April and August. From mid-summer to the early spring, DOE reaches higher peaks, while the rest of the year appear to have lower ones. In Figure 7, a whole year of DOE is shown; however, this sample initiates in 1 November 2014 and concludes in 31 October of the next year, covering 12 consecutive months of historic data.

After these considerations, this dataset was divided into two time series: one from 1 November to 30 April covering the coldest weather months that present higher DOE peaks, starting at the end of the hurricane season and finishing in the middle of spring. The second covers the rest of the dataset, until 31 October. This is why it was proposed to treat this dataset as two series: high-power sample (HPS) and low-power sample (LPS). In Figure 7, the dates of starting and ending of each series, as well as 1 January as a reference, are highlighted.

Seasonality analysis and series decomposition. The analyzed time series is the energy produced by a wind turbine, which is highly dependent on weather-related measurements. Given its origin, the climatological variables can present characteristics of seasonality, so it is advisable to determine whether the series in question has these characteristics.¹⁴ This becomes relevant because such seasonality must be included in a seasonal ARIMA model (sARIMA) if it exists.

There are some indicators that help to identify if the effects of seasonality are relevant in time series, such as

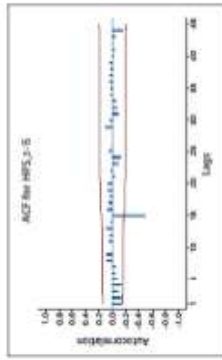


Figure 10. ACF of 15-data lag.

to both. In Figure 11, HPS and LPS as well as their histograms are presented. It is clear that both datasets have Weibull distribution, while LPS may have a possible outlier; this analysis was not conducted.

Figure 12 shows both stabilized series using the first-order differentiation and also the ACF and PACF of the second-differentiation for HPS and LPS can be observed. In this way, it can be identified the part of ARIMA model for each case; obviously, for the seasonal time series, a seasonal component will be added.

Analyses showed that the first and second lag seemed to be really significant to HPS, while for LPS both cases.

the first lag did not appear to be highly relevant; nevertheless, second and fourth lag showed some relevance. A performance analysis of predictions of the sARIMA model for HPS and some ARIMA models for LPS forecasts was carried out as well as a comparison against the Pm as seen in section “Methodology”. The Pm is also presented as $\gamma-1$. Generally, when making predictions, one-step-ahead to have a good performance of Pm is expected, Table 4 shows the results of prediction models for both regimes, as well as Pm of both HPS and LPS. Computing MAE and MSE measures the prediction accuracy.

Quantitatively, in Table 4, the sARIMA model presented lower error values than Pm for high power data, while for low regime data, these values were higher. This may be due to the fact of the lower variations of LPS. Hence, hypothesis that there are two populations within these data was confirmed, this also support the decision of treat them separately. Figure 13 presents the sARIMA and ARIMA models from Table 4 as well as the actual curve and the Pm. In the case of sARIMA model for HPS, a slight offset is presented, while in the case of the two ARIMA models for LPS, it seems like they do not achieve a great fitting to actual curve. Persistence has a natural offset in both cases.

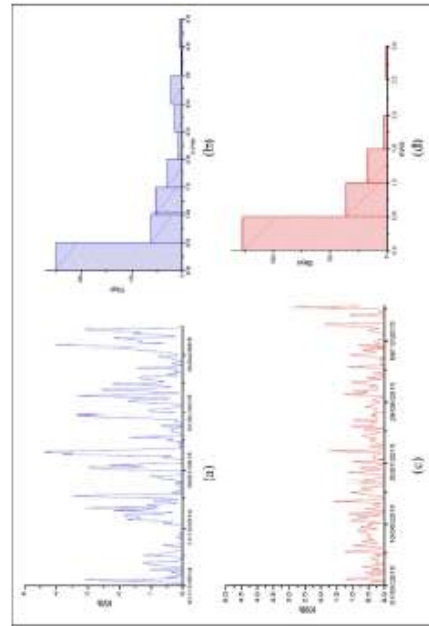


Figure 11. (a) DOE from 1 November 2014 to 30 April 2015 (HPS). (b) Histogram of HPS. (c) DOE from 1 May 2015 to 31 October 2015 (LPS). (d) Histogram of LPS.

the autocorrelation and partial autocorrelation functions. For the original data, no obvious patterns appear throughout the series, see Figure 6.

To confirm the first intuition generated by the ACF and the PACF, the graph of the moving averages of the original time series can be obtained, which also facilitates the identification of the patterns. When patterns appear on the probability distribution of the residuals are far from a normal distribution, the time series can be assumed as a seasonal time series.¹⁴

Figure 8 shows the original series and the graph of the moving averages every 15 days. In the first part of the series, called HPS, a seasonal pattern appears, while for the rest of the data, the low power part, no patterns are observed.

For more clarity, see Figure 9, which shows only the data in the high-power regime and the corresponding moving averages. A seasonal pattern is identified. In addition, in Figure 10, the autocorrelation function is shown for a 15-data lag and its high-relevance is revealed. Each new time series was stabilized in the variance and later the second-differentiation was applied

Figure 9. HPS and moving averages with a length of 15.

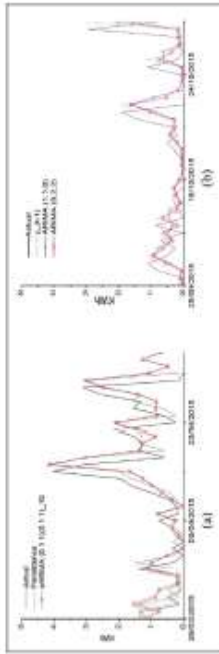


Figure 13. (a) ARIMA model of HPS, (b) ARIMA models of LPS.

series, which is obtained by applying the SARIMA model. To obtain the synthetic series, the observations of the real series are necessary; for our case, we need the observations y_{t-1} , y_{t-15} , and y_{t-36} . With the synthetic series generated, it is possible to compare the performance of the sARIMA model and the Pm through the forecasting error measurements MAE and MSE.

The sARIMA model and the NAR model should perform better than persistence to make them worthwhile. Finally, the sARIMA model will be used in prediction a step forward, where there is no real data, that is, y_t of the obtained equation by sARIMA becomes y_{t-1} , y_{t-15} is the last data of the wind speed we know, and y_{t-15} and y_{t-36} become y_{t-16} and y_{t-37} , respectively. So, the prediction of wind speed is generated one step forward, called forecast outside the sample.

After obtaining these results and due to the fact that ARIMA models failed to outperform persistence when forecasting LPS, a NAR to forecast this time series was produced; to this purpose, MATLAB® packages were employed.

NAR

Neural networks have a layered structure. This structure is composed by an input layer, some hidden layers and an output layer. Hidden layers usually work as a black boxes where information of the input layer is decomposed through some operations and distributed on their neurons with different "weights". Afterwards, thanks to other operations, the output layer presents the result of the NAR.

The number of configurations of neural networks to produce forecasts is quite large, depending on the type of variables to be forecasted. The most important characteristics that modify the performance of neural networks and enable them to produce suitable forecasts for each particular case study are their structure and

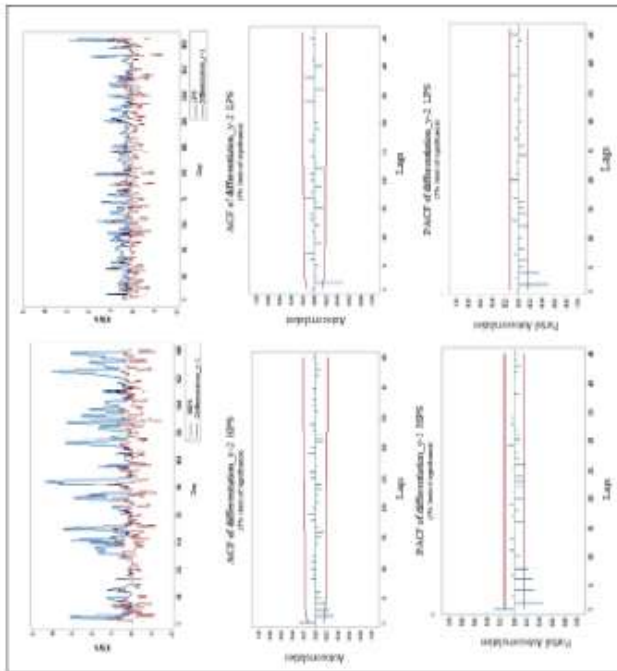


Figure 12. Stabilized series, ACF and PACF. Left: HPS, Right: LPS.

Table 4. Normalized MAE and MSE values of ARIMA models and Pm, HPS and LPS.

HPS		LPS		LPS			
Model	Equation	MAE	MSE	Model	Equation	MAE	MSE
Pm	$Y_t = Y_{t-1}$	0.157	0.120	Pm	$Y_t = Y_{t-1}$	0.146	0.173
sARIMA (0,1,1)	$Y_t = Y_{t-1} + Y_{t-15} - Y_{t-16}$	0.155	0.212	ARIMA	$Y_t = -0.00328 - 0.4879Y_{t-1}$	0.161	0.176
(0,1,1)15	$Y_t = -0.36646 - 0.86656Y_{t-15} + 0.31746Y_{t-36}$			(1,1,0)	$Y_t = 1 - 0.4879Y_{t-2} + 0$		

MAE: mean absolute error; MSE: mean square error; Pm: persistence model; HPS: high-power sample; LPS: low-power sample; ANN: artificial neural network.

The final decision to select the most suitable FM to make a prediction of a time series should accomplish both quantitative and qualitative tests. Therefore, for HPS, the model is sARIMA (0, 1, 1) (0, 1, 1)15 that includes the seasonal pattern every 15 lags, without considering autoregressive properties. While, for LPS,

and the generation of a time series called synthetic

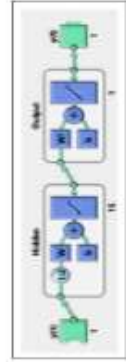


Figure 14. Structure of a NAR with sinusoidal function.²⁵

the selection of the internal function to perform the weight distribution.²⁷

Figure 14 shows the default NAR design of MATLAB. The first module in the figure $Y(t)$ are the observations of the variable. It has a hidden layer that spreads the weight of the inputs by a sinusoidal function that has 15 neurons and 2 lags. Finally, the output layer makes a linear operation to regroup the weights from the neurons in the previous layer and gives a single result or forecast. In our case study, to produce a NAR that had a sufficiently good performance of the validation phase, many tests were carried out by changing, heuristically, the number of neurons and number of lags as well as the percentage of data to be used in the training phase.

In Table 5, the results of MAE and MSE of both NAR and Pm are shown. In both cases, the training phase uses 70% of the data, the validation phase uses 15% and 15% (27 points) is reserved to forecast. Due to the size of LPS (187 data), the training phase had to be fully reliable. Nevertheless, two NARs were found and compared to Pm: ANN 187/10-4 and ANN 187/15-2. The code used to name the ANN includes the length of time series, the number of neurons in the hidden layer and the number of lags, that is, ANN 187/15-2 indicates a time series of 187 data, 15 hidden neurons, and 2 lags.

Due to the difficulties that training phase presented, to rely only on this information may mislead one to an

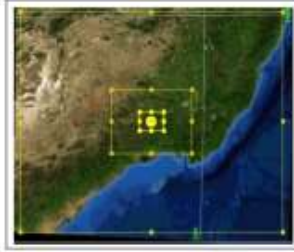


Figure 17. Domains of WRF model. D1 with 45 km resolution; D2 with 15 km resolution; D3 with 3 km resolution.

Model	% Improvement of MAE	% Improvement of MSE
sARIMA (0,1,1) (0,1,1)h	0.2%	0.8%
ANN 18710-4	0.2%	3.9%
ANN 36510-2	8.3%	3.3%

Pm: persistence model; MAE: mean absolute error; MSE: mean square error; ANN: artificial neural network; sARIMA: seasonal ARIMA.

a simple way if the series will behave as a series of low or high power. In fact, there are occasions when there is an overlap of both behaviors. Therefore, it can be complicated to select the ad hoc model to predict DOE in the current time. This indicates the need to have a method for the standardized selection of the FM to be used.

Furthermore, since in the presented case study each point in the time series represents the daily cumulative value of the wind turbine power production, such value of the forecast, even if it is a step forward, includes the following 24 h; therefore, it is affected by atmospheric dynamics. As can be seen in Giebel et al.,¹⁶ Montero et al.,¹⁷ for wind energy forecasts beyond 6h ahead, it is known that purely statistical prediction models do not have performances as good as NWP models, since the latter represent better atmospheric changes.¹⁸⁻²⁰

As can be seen, given the conditions of the current problem, it is necessary to involve an analysis that will help (1) to discern in an objective (standardized) manner if the time series will be in the high or low power regime and (2) to increase the effectiveness of the NAR or sARIMA models when they are implemented.

In order to identify the type of time series that is currently in place, we must consider what has happened in the recent past, as well as identify a trend in the future. To visualize the past, the average of the DOE of the previous 15 days is recorded to have an initial estimation. For the visualization of the future, it has been considered to use a known NWP in the scientific environment, the WRF model, in order to predict the wind behavior for the study site for the following 24 h in 6-h intervals. This will help to estimate what the wind speed process will be like, which will allow, in combination with the DOE average, to select the ad hoc DOE FM. The following section describes the characteristics of the WRF model, its application for the study site, as well as its role in the selection a FM of DOE.

Parameters of WRF for the study site

The numerical simulations were performed with the WRF model in its version 2.84 for a parent domain, D1, with a spatial resolution of 45 km, and two nested domains, D2 and D3, with spatial resolution of 15 and

Physical parameterizations	Schemes
Planetary boundary layer	Milko-Vinicovich-Nikolovich-Viro level
Microphysics	TRMM (TNN)
Longwave radiative transfer	WRF implementation 3-class (RRTM)
Shortwave radiative transfer	Fast radiative transfer mode (RRTP)
Cloud microphysics	Kain-Fritsch
Surface layer	Munich-Oblukhov similarity theory
WRF-weather research forecast	

5 km, respectively, as observed in Figure 17. The mother domain is centered at 19°58' N and 101°18' W, with a LAMBERT map projection and 27 6th levels in the vertical.

The physical parameterizations used for this study are shown in Table 8.

An analysis of the wind speed is made and a forecast of the following day is delivered in 6-h intervals. This is done to see a trend or future behavior of the wind speed, as shown in Figure 18. This information will be analyzed to discern if, at the current time, the data is in a low power or high power regime, as will be discussed below.

Identifying LPS and HPS

To have greater certainty about the power regime that occurs in the current time, be it HPS or LPS, first the average of the previous days of the DOE is calculated as a reference. In the event that the average has a value

Model	Equation	MAE	MSE
Pm	$Y_t = Y_{t-1}$	0.146	0.173
ANN 18710-4	10 neurons in hidden layer and 4 lags	0.144	0.134
ANN 18715-2	15 neurons in hidden layer and 2 lags	0.154	0.156

NAR: non-autoregressive; LPS: low-power regime; Pm: persistence model; MAE: mean absolute error; MSE: mean square error; ANN: artificial neural network.

Model	Equation	MAE	MSE
Pm	$Y_t = Y_{t-1}$	0.145	0.112
ANN 36510-2	10 neurons in hidden layer and 2 lags	0.092	0.072
ANN 36510-2	10 neurons in hidden layer and 2 lags	0.066	0.079

NAR: non-autoregressive; Pm: persistence model; MAE: mean absolute error; MSE: mean square error; ANN: artificial neural network.

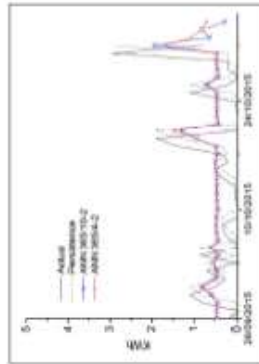


Figure 15. NAR forecasts, persistence, and actual curve of LPS (187 observations).

erroneous conclusion, thus it is mandatory to contrast the prediction to real series and Pm plot.

In Table 6, the results of MAE and MSE of Pm and two NAR are shown: ANN 365/4-2 and ANN 365/10-2. In these cases, an 80% of data was utilized in the training phase, 10% in the validation phase, and 10% to forecast. In both cases, training difficulties were reduced. Also, more reliable models than in the case where only LPS data were used, were produced. Additionally, both ANN achieved had lower error measurements than Pm.

In Figure 15, the predictions of ANN 18715-2 and ANN 18710-4 for the LPS are shown. Even though both ANN had a lower value for MAE and MSE, they do not fit the path of the real series, especially in those observations equal to zero.

In Figure 16 the resulting prediction of ANN 365/10-2 and ANN 365/4-2 for the low powered regime is shown along with the actual data and the Pm. In both

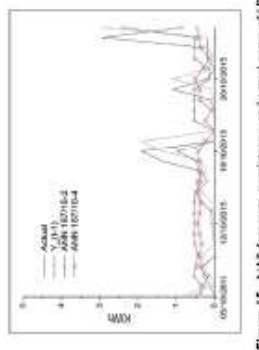


Figure 16. NAR forecasts, persistence, and actual curve of LPS (365 observations).

cases, a closer following of actual data is evident. As observed in the case of the sARIMA model, the actual data are used to compare and to obtain error measurements, and a forecast outside the sample is presented.

ANN 365/10-2 has a behavior very similar to Pm; nevertheless, the model beats Pm in the error measurements. Evidently, having more data and defining a larger training phase resulted in a better fitting to actual curve, considering that in this case are 80-10-10 percentage share was applied as recommended in the literature.

In Table 7, the improvement regarding to Pm of the corresponding models is shown.

Selection of FM

In time series such as the one in the described problem, there are periods in which it is not possible to define in

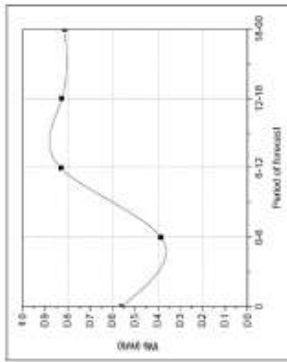


Figure 18. Wind speed prediction for the next day with 4-h averaged forecast.

higher than the LPS average, this may indicate that the time series is an HPS.

In the case in which the average speed estimated by the WRF is close to the nominal speed of the turbine, in addition to a high DOE average of the previous 15 days, it can be concluded that the current measurement corresponds to the high-power regime. Only in the case in which both of the verification processes are true, the current data will be considered as a high-power time series; in any other case, it will be considered as a low power time series. In the flow chart in Figure 19, the process of identification between LPS and HPS is shown.

The wind dependable time series, being meteorological data, generally have variable velocity values. Average speeds may vary on a monthly, seasonal, or annual basis.

To generate a prediction model with statistical techniques such as SARIMA, or with artificial intelligence techniques such as NAR, it is necessary to have historical data and analyze the general behavior of them. It is possible, therefore, to identify patterns where the wind speeds are high or of lower intensity. In these periods of time, we can propose the model that presents the best prediction results (SARIMA, NAR, in our case). On the other hand, the WRF model can be used anywhere in the world; therefore, the proposed method can be applied as a general method to forecast the wind speed. However, the final decision must be made by the forecaster after analyzing his historical.

Conclusion

In this article, the forecast of wind power is presented by identifying a SARIMA and NAR models to predict one step ahead of DOE of a XZERES Skystream 3.7 wind

one of Pm, although they do not properly fit actual curve. Due to the contradictory results, a new approach was considered: to utilize the whole dataset to obtain better training performance.

Utilizing 365 data in a 80-10-10 percentage share, allowed to produce two NAR models with reliable training performances and better error measurements than in the first approach. And even more, they fitted better to actual curve than the NAR models that only utilized 177 data.

It is possible that the difficulties to obtain FMs (particularly, ARIMA models) to forecast LPS with better performance than Pm may be related to the lower variations of this regime and the reduced number of observations available. However, it was demonstrated that even with small samples, the proposed sARIMA model can produce better results of error measurements than Pm, for example, in HPS where "high" variations of data provoke higher error measurements of the Pm. At the same time, small samples resulted in training issues of NAR models because unreliable models, for example, the case of using only LPS data resulted in a lower error measurement of Pm but a poor fitting of actual curve. However, NAR models that use more data to complete training phase had reliable training performances, the lowest error measurements and a better fitting to actual curve of low power regime dataset.

To select which of the proposed models to use, we must know if a regime with seasonality and high power is happening or, on the contrary, the current time corresponds to the case of non-seasonality and low power regime. For this, the DOE average of the previous 15 days and the forecast of the wind speed of the future 24 h obtained by means of a numerical weather prediction model (WRF), are necessary. With this information, the forecaster can know in advance the *ad hoc* model to forecast the DOE for the next day.

The presented sARIMA and NAR models demonstrated that had strengths and weaknesses; however, forecasters can take this into consideration and try to exploit, without bias, both approaches. It is not simply about which approach (ARIMA or NAR) is better, it is about the specific goals and scope of each case study, and how they can be cover using all information available and all techniques in the literature.

Acknowledgements

The authors would like to recognize the excellent facilities and all donations showed during the data acquisition by the Electric Engineering Faculty staff.

Declaration of conflicting interests

The author(s) declared no potential conflicts of interest with respect to the research, authorship, and/or publication of this article.

Funding

The author(s) received no financial support for the research, authorship, and/or publication of this article.

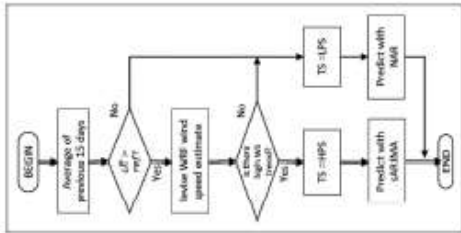
ORCID iD

Jorge Luis Tena García <https://orcid.org/0000-0001-9179-9872>

References

- García-Heller V, Espinosa R and Paredes S. Forecast study of the supply curve of solar and wind technologies in Argentina, Brazil, Chile and Mexico. *Renew Energy* 2016; 91: 168-179.
- Deshmukh M and Deshmukh S. Modeling of hybrid renewable energy systems. *Renew Sust Energy Rev* 2008; 12: 234-269.
- Cadmus E and Rivers W. Wind speed forecasting in three different regimes of Mexico using a hybrid ARIMA-ANN model. *Renew Energy* 2010; 35: 2732-2734.
- Vaura V, Prikazen M and Hjalmlund T. Wind turbine sensor data analysis and production forecast. In: *European wind energy conference (EWEC)*, Pisa, 21-23 October 2014, pp.309-314. New York: IEEE.
- Muragin N, Uzunbatersen M, Yimaz S, et al. Experimental investigation on power output in aged wind turbines. *Appl Mech Eng* 2012; 4: 38068.
- Sarathopoulos C, Kapronou A, Galanis G, et al. Wind power prediction based on numerical and statistical models. *J Wind Eng Ind Aerodyn* 2013; 112: 25-38.
- Goerri G, Duffy A and Lie TT. The impact of power curve estimation on commercial wind power forecasts—an empirical analysis. In: *Proceedings of the 14th International conference on the European energy market (EEM)*, Dresden, 6-9 June 2017, p.14. New York: IEEE.
- Suvaraja V, Devaraju T, Kumar MV, et al. A survey on wind energy, load and rating forecasting (Forecasting methods), In: *International conference on electrical, electronics, and optimization techniques (ICEEOT)*, Chennai, India, 3-5 March 2016, pp.783-788. New York: IEEE.
- Nguyen L and Metzger M. Comparison of forecasting methods for vertical axis wind turbine applications in an urban/suburban area. *J Renew Sust Energy* 2017; 9: 023502.
- Cuomas E, Riven W, Campos-Amorim R, et al. Wind speed forecasting using the NARX model, case: La Mata, Oaxaca, Mexico. *Renew Comp Sci Appl* 2016; 27: 2417-2428.
- Park SW, Son SY, Park JB, et al. An irradiation prediction model for photovoltaic power generations under limited weather information. *IPAC Proc Vol* 2014; 47: 3670-3675.
- Martin D, Zhang W, Chan J, et al. A comparison of Gaussian and Weibull statistical models to estimate wind speed for wind power generation. In: *Australian university power engineering conference (AUPEC)*, Perth, WA, Australia, 28 September-1 October 2014, pp.1-6. New York: IEEE.

Figure 19. Flow chart of the identification process to define high or low regime process.



turbine, placed in Morelia, Mexico. Initial results of ARIMA models applied to a yearly dataset of DOE performed poorly. A deeper analysis of actual data showed evidence of a double behavior along a year. Thus, by an inspection and visual correlation, it was proposed to separate original time series into two populations: HPS and LPS, one with greater power range than the other.

It was decided to treat HPS and LPS separately. The high-power regime was located between November of 2014 and the end of April of 2015. The low powered data comprehends from May to October of 2015, comprising 12 consecutive months, hence a year of historic data. A review of the seasonality present in the data was made, finding that the data of the high-power regime have a seasonal pattern every 15 steps, while the low power one does not have an evident seasonal pattern.

In the HPS, a sARIMA model that had lower error measurements than the Pm is proposed, while for the LPS none of the ARIMA models had a better performance than Pm. Hence, it was proposed to use NAR models to predict LPS.

Afterwards, two NAR models to predict low power regime were determined. On a first approach, NAR models used just LPS data (187), which provoked poor training performances, hence low reliability. Nevertheless, their error measurement is lower than the

13. Masrur H, Nimer M, Faisal M, et al. Short term wind speed forecasting using artificial neural network: a case study. In: *International conference on innovations in systems, engineering and technology (ICSET)*, Dhaka, Bangladesh, 28-29 October 2016, pp.1-5. New York: IEEE.

14. Chaitani F, Arafat D, Muna M, et al. Wind power forecasting techniques in complex terrain: ANN vs. ANN-CFD hybrid approach. *J Phys Conf Ser* 2016; 753: 082002.

15. Veit A, Guebel C, Tiede R, et al. Household electricity demand forecasting: benchmarking state-of-the-art methods. In: *Proceedings of the 16th international conference on future energy systems*, Cambridge, 11-13 June 2014, pp.233-234. New York: ACM Press.

16. D'Amico G, Petrol F and Praticca F. Wind speed and energy forecasting at different time scales: a nonparametric approach. *Physica A* 2014; 406: 59-66.

17. Czornikowski C and Dahl CM. Accurate medium-term wind power forecasting in a crosswind classification framework. *Energy* 2014; 75: 221-232.

18. Kay M. The application of TAPM for site specific wind energy forecasting. *Atmosphere* 2016; 7: 23.

19. Shal A, Finson P and Guskema SD. Probabilistic maximum-value wind prediction for offshore environments. *Wind Energy* 2015; 18: 1725-1738.

20. Wilczak J, Fiedler C, Friebehn J, et al. The wind forecast improvement project (WFIP): a public-private partnership addressing wind energy forecast needs. *B Am Meteorol Soc* 2013; 96: 1699-1718.

21. Han L, Romero CE and Yao Z. Wind power forecasting based on principle component phase space reconstruction. *Renew Energy* 2015; 81: 737-744.

22. Ulkar D and Girmay ME. Prediction of mean monthly wind speed and optimization of wind power by artificial neural networks using geographical and atmospheric variables: case of Aegean Region of Turkey. *Neural Computing and Applications* 2013; 30: 3037-3048.

23. Kopak K. Practical ways of evaluating wind speed performance. *Energy* 2008; 33: 65-70.

24. Hayashi M and Nagasaka K. Wind speed prediction and determination of wind power output with multi-ores weather data by deterministic chaos. In: *Proceedings of the international conference on advanced mechatronic systems (ICAMechS)*, Kumamoto, Japan, 10-12 August 2014, pp.192-197. New York: IEEE.

25. Yuan X, Tan Q, Lei X, et al. Wind power prediction using hybrid autoregressive fractionally integrated moving average and least square support vector machine. *Energy* 2017; 129: 122-137.

26. Sharma SK and Ghosh S. Short-term wind speed forecasting: application of linear and non-linear time series models. *Int J Green Energy* 2016; 13: 1490-1500.

27. Cuevas E and Kruera W. Wind speed forecasting in the south coast of Oaxaca, Mexico. *Renew Energy* 2007; 32: 2116-2128.

28. Xiao L, Wang J, Ding Y, et al. Combined forecasting models for wind energy forecasting: a case study in China. *Renew Sust Energy Rev* 2015; 44: 271-288.

29. Nielsen MA. Neural network and deep learning. *DeepLearning Press*, 2015. <http://neuralnetworksanddeeplearning.com/>

30. Soria D, West G and Stull R. WRF hub-height wind forecast sensitivity to PBL scheme, grid length, and initial condition choice in complex terrain. *Weather Forecast* 2017; 32: 493-509.

31. Eldehaidon A, Sforzo A and Goussari N. The suitability of high resolution downscaled seasonal models for the energy assessment of the building sector. *Energy Buildings* 2016; 111: 176-183.

32. Yu W, Phelan A, Dyck S, et al. An operational application of NWP models in a wind power forecasting demonstration experiment. *Wind Engineering* 2014; 38: 1-21.

33. Xosha. Wind Turbine products. Xosha Skystream 3.7 product information. *Xosha*. <http://www.xosha.com/wind-turbine-products/xosha-skystream-3-7-wind-turbine/> (2012, accessed January 2017).

34. Makridakis S, Wheelwright SC and Hyndman RJ. *Forecasting: methods and applications*. Hoboken, NJ: John Wiley & Sons, 2008.

35. Demuth H, Beale M and Hagan M. *Neural network toolbox: TM 6: user's guide*, vol. 10. Natick, MA: MathWorks, 2008.

36. Guebel C, Brownwood R, Karimzadeh G, et al. *The state-of-the-art in short-term prediction of wind power: a literature overview*. ANEMOS Plus, 2011.

37. Monterro C, Bessa R, Miranda V, et al. Wind power forecasting: state-of-the-art 2004. Technical report, Argonne National Lab (ANL), Lemont, IL, 6 November 2009.

38. Poley AM, Lonny PG, Murvugin A, et al. Current methods and advances in forecasting of wind power generation. *Renew Energy* 2012; 37: 1-8.

39. Costa A, Crespo A, Navarro J, et al. A review on the young history of the wind power short-term prediction. *Renew Sust Energy Rev* 2008; 12: 1725-1744.

ANEXO H. Referencia 43. Artículo completo. “Generating electrical demand time series applying SRA technique to complement NAR and sARIMA models”.

Energy Efficiency

It is also important to understand that demand forecast highly depends on the approach that is considered, e.g., it can be treated as an issue of microgrid generation, especially in those cases that implicate renewable energy sources (Marinescu et al. 2013; Marinescu et al. 2014a, b).

Some authors treat demand forecast as a problem in small scales solely, while others focus only in high level demands. In 2013 and 2014, Marinescu et al. (2013, 2014a, b) justify their studies on demand at low level scales (at a transformer level) due to the fact that extensive bibliography about studying demand at large scale was found. Still, in Marinescu et al. (2014b), authors proposed a hybrid forecast model at a very low level (90 dwellings), and then, they scaled it up to 230 dwellings having a good performance after scaling it, with values of MAPE of around 3% in each case.

It is also common to find large-scale studies like in references (Hasanov et al. 2016; Keitsch and Bruckner 2016; McNeil et al. 2013; Shakout and Kazem 2016) where electricity and energy issues including demand forecast were evaluated at country size levels under various approaches. For instance, Keitsch and Bruckner (2016) managed a demand database that raises over 80 TW, proposing a hybrid ANN that combined a day-type model and a support vector machine.

In order to increase accuracy of forecast models of demand time series, many researchers complement their proposals by taking into account lots of variables, from economic, social, and weather fields, which result in high-level management of databases. This becomes more evident when including the analysis of both electrical and heat load, no matter if it is carried out at country scale consumption (Hasanov et al. 2016) or at individual households level (Soto and Jentsch 2016; Paudel et al. 2017; Tasckaraglu et al. 2014; Williams and Gomez 2016).

It is possible to simplify manage of database of demand forecast model by reducing the number of variables, even heuristically and still obtain equal or better results with less variables like in Chari and Christodoulou (2017), where Chari et al. achieved to improve results of energy demand forecast model at one-user level by reducing stochasticity after eliminate variables.

Until this moment in this manuscript, the punctual forecast model approach has been discussed, and it is necessary to take under consideration that *all forecast model are wrong* (Hong and Fan 2016). What Hong

next hour, the next day, and even other perspectives as long as a week or a month in advance. However, it is still hard to classify load forecast range so it is usual to classify it according to forecast horizon (Hong et al. 2016). Roughly, the classification of load forecast can be considered as short-term load forecast and long-term load forecast; considering 2 weeks as the cut-off horizon, other ranges are mentioned and detailed in Hong et al. (2016).

Nevertheless, it was found by Martínez-Alvarez et al. (2015) that a day ahead was the most common FH of DH. There are two principal approaches to predict electricity demand: total energy for next day (TE24) and hourly needs for the next 24 h.

Electric demand (demand) is a variable that is affected by many factors; so, there is easy to find approaches which focus in finding and using all data available of every variable implicated in electric load, like in Granderson et al. (2011) where demand at user level was analyzed. Additionally, it is also frequent to find that forecasting models used in demand forecast are the linear and nonlinear ones, among other approaches as can be revised in Martínez-Alvarez et al. (2015).

Among linear FM, there are the autoregressive (AR), those of moving average (MA), those with autoregressive with moving average (ARMA), and those that also take into account lags (ARIMA), also there can be found those that take into account seasonal features like seasonal ARIMA (sARIMA). Among non-linear FM, there can be found those that use an artificial intelligence approach, like artificial neural network (ANN), that can be nonlinear autoregressive (NAR) and may have multiple input other variables besides historic data (NARX); it may be also found support vector machine and other approaches. There are hybrids models that combine two or more approaches to increase accuracy (Lee and Hong 2015; Olauson et al. 2016; Paudel et al. 2017).

To evaluate forecast models of time series, usually one or several of error measures are used such as mean average error (MAE), mean average percentage error (MAPE), mean square error (MSE), and root mean square error (RMSE), and other less popular descriptive error measures as can be revised in several references (e.g., Alptinar and Yurmusuk 2016; Granderson et al. 2011; He et al. 2018; Jung et al. 2017; Lee and Hong 2015; Tasckaraglu et al. 2014; Williams and Gomez 2016).

Springer



Energy Efficiency

<https://doi.org/10.1007/s12053-019-09774-2>

ORIGINAL ARTICLE

Generating electrical demand time series applying SRA technique to complement NAR and sARIMA models

Jorge L. Tena García · Erasmo Cadena Calderón · Eduardo Rangel Heras · Christian Morales Ontiveros

Received: 5 April 2017 / Accepted: 9 January 2019
© Springer Nature B.V. 2019

Abstract Prediction of demand time series is commonly approached to deliver a punctual forecast model, however, it is highly recommended to provide probabilistic models that give a range to each future value of forecasting horizon. In this paper, three demand series are analyzed and forecasted by a non-linear autoregressive (NAR24) neural network and a seasonal ARIMA (sARIMA) model from which native prediction intervals (PI) are also computed. The error measurement for the forecast models indicated adequate accuracy and forecast performance (MAPE values under 4%), in general. As the major innovation to the literature, a methodology to provide complementary limit stochastic scenarios (LSS) for each forecast model is presented with two approaches: high consumption (HCA) and low consumption (LCA). Using fractal Brownian motion (Bm) concepts and the successive random addition technique (SRA), random walks (RW) were simulated and then added to both forecast models to generate stochastic scenarios. To start a random walk, three input parameters were determined for each case study: range, length, and Hurst coefficient (H). The most probable stochastic scenarios (PSS) se-

conding to the variation coefficient were selected from all the produced scenarios. The PSS with the highest and the lowest average were selected as the limit stochastic scenarios, LSS_{low} and LSS_{high} respectively. Total energy for the following 24 h was calculated and it showed that the range provided by LSS delivers additional information to electricity dispatchers accordingly to HCA and LCA situations which not forecast models nor PI can foresee. Finally, in order to compare the LSS, the maximum and minimum limit scenarios were averaged to produce a stochastic “model” for each case study. Using common error measurements MAE, MSE, and MAPE, the LSS applied to NAR24 demonstrated to be more reliable in two out of three case studies.

Keywords Hurst coefficient · Random walks · Probabilistic forecast models · High level demand · Low level demand

Introduction

Prediction tools have become important for agents participating in electricity markets. Electricity generation companies need to schedule electrical energy production to satisfy the forecasted load. In this sense, demand forecasting plays an important role for electricity power suppliers, because both excess and insufficient energy production may lead to increased costs and a significant reduction of profits (Duque-Piñor et al. 2016).

Depending on the circumstances and regulation, dispatchers are required to prepare an energy plan for the

J. L. Tena García (✉) · E. Cadena Calderón ·
E. Rangel Heras
Escuela de Ingeniería Mecánica, Universidad Michoacana de San
Nicolás de Hidalgo, Santiago Tapia 403, 58000 Morelia,
Michoacán, México
e-mail: j.l.tena@gmail.com

C. Morales Ontiveros
Facultad de Física Matemática, Universidad Michoacana de San
Nicolás de Hidalgo, Santiago Tapia 403, 58000 Morelia,
Michoacán, México

Published online: 21 January 2019

Springer

et al. sustain it that every forecast model gives a value to each point or step ahead forecast and it is possible to calculate an error between these points and actual observations. This is why it could be a better approach to utilize probabilistic forecast models (PFM), which give a range instead of a unique value for each step ahead value. That range is given by calculating the prediction intervals (PI) of the forecast model.

To obtain native PI of a PFM, it can be simply apply the delta method which uses MSE to determine a factor to calculate PI with a desired confidence level (Hong and Fan 2016). There are other techniques to obtain PI, like in Quan et al. (2014) where Quan et al. proposed a PFM of energetic demand from the beginning by using an ANN with two outputs, which are taken as the superior and inferior values of PI, respectively.

In this manuscript, a new methodology to use random walks (RW) generated from a fractal and statistical characterization of three demand time series to obtain synthetic time series with the properties of actual demand is presented. The synthetic time series that fulfill all requirements are presented as probable stochastic scenarios (PSS). From a universe of all PSS, limit stochastic scenarios (LSS) are selected. LSS surpasses native PI of demand forecast, to give additional information, which can be used by electricity dispatchers. The description of the methodology to generate random walk (RW) and details about fractal characterization are presented in the section of “Stimulations”.

The description of the methodology is presented in section “Forecast models”. Results demonstrate the utility of LSS on three case studies: at city level in Ontario, Canada (Ont. 2017); and at transformer level in two case studies in Morelia, Mexico (MI_2014 and M2_2014).

Methodology

To apply random walker to demand forecast models, the following steps are followed:

- i) Obtain a punctual demand forecast model that has an adequate performance as found in literature according to error measurements as MAPE, MAE, and MSE.
- ii) Characterize the original time series with descriptive statistics and a fractal theory approach to determine the input parameters and restrictions of stimulations.

iii) Simulate several random walks that will be aggregated to given forecast models obtaining several synthetic time series.

iv) Evaluate these synthetic time series to identify probable stochastic scenarios that fulfill the criteria previously defined.

v) Select from all the PSS those with the highest and lowest average, they will be denominated as the maximum limit stochastic scenario (LSS_{max}) and minimum limit stochastic scenario (LSS_{min}), respectively.

vi) Compare the LSS with the native PI as a reference.

vii) Obtain a stochastic “model” by averaging LSS_{max} and LSS_{min} in both cases; the one that uses NAR24 as base curve and the one that uses sARIMA as base curve. By using MAE, MAPE, and MSE, conduct a simple comparison.

A detailed explanation of these steps can be found in the successive sections and subsections.

Forecast models

As it has been briefly explained, to forecast demand, it is possible to use a linear, non-linear, or hybrid approaches because all approaches of forecast model can be applied to a given time series and is the expert the one that choose the best one to each case study (Moghtam and Rahman 1989). In this investigation, a sARIMA that takes into account seasonality of last 24 h and a NAR with 24 lags (NAR24) are presented. A report for the persistence model (Pm) for the next 24 h is also presented as a direct comparison.

Databases

We count with a public database of Ontario, Canada (IESO n.d.). In that database, demand for all zones in Ontario is found, as well as total demand, each dataset is considered a demand time series (DTS) of high level (HDTS). It was utilized data from “vital zones” dataset of year 2017 (Ont. 2017) because it has the highest range of the database. In Fig. 1, a chart data is shown along with its histogram.

By a formal request, it was required to the corresponding department of the Federal Electricity Commission (CFE) demand data of the city of Morelia, Mexico. CFE allowed us to use two demand databases at

transformer level of a residential zone in Morelia. Each database has observations of a triphasic transformer where each phase feed an individual circuit, each circuit delivers electricity to an unrevealed number of users; in each group of users, it is possible to find a mixture of small business, small office blocks, and domestic users.

To compare the effect of demand forecast models and the applicability of LSS, it was decided to use data from only one phase of each transformer, in order to count with two low level demand time series and, in this way, have a contrast against Ont. 2017. The datasets we used came from the circuits Mor-4015-B_2014 (MI_2014) and Mor-4045-B_2014 (M2_2014), where the 2014 indicates the year of observations.

When a new approach is proposed to obtain demand forecast, it is desirable to report results at different levels of demand to appreciate the applicability of the novel approach (Granderson et al. 2011; Piette et al. 2013). In Table 1, characteristics of the studied time series are presented.

sARIMA

Non-seasonal ARIMA models are represented as ARIMA (p, d, q) to identify its coefficients of the Box-Jenkins methodology is usually applied (Cadenas and Rivera 2007; Piette et al. 2013). In ARIMA, p is the order of the autoregressive part, d is the order of the derivative and q indicates the degree of the moving average. A linear representation is condensed in (1) as follows (Cadenas and Rivera 2007):

$$y_t = \sum_{i=1}^p \phi_i y_{t-i} + \sum_{j=1}^q \theta_j y_{t-j} + \epsilon_t \tag{1}$$

The ARIMA models are compound of a seasonal and non-seasonal part and are represented by the following way:

$$ARIMA(p, d, q) / (P, D, Q)S_s$$

where P, D, and Q are the seasonal part of the model, S the number of periods per season. Linear representation can be made adding the seasonal part to the expression (1) (Cadenas and Rivera 2007).

Due to the fact that demand is a variable that is affected by many external conditions, FM with seasonality considerations have demonstrated to perform well

(Martínez-Álvarez et al. 2015; Moghtam and Rahman 1989).

NAR24

Artificial neural network (ANN) is numerical models that have some similar characteristics to human neurons in the way they share information. Information enters to the ANN through the first layer of neurons, then it passes into the inner layers (hidden layers) that can be one or multiple layers of neurons which spread the “weight” of the received inputs. Finally, the output layer, which consists in a single neuron layer, delivers the model’s result (Cadenas and Rivera 2007). In Fig. 2, a conceptual scheme of a nonlinear autoregressive (NAR) neural network is presented (Bourmiza and Chebanne 2013).

No external data was used, just the TS. In this investigation, several NAR models were proved for each case study varying the number of lags and the one with best performance was selected for each case study. As expected, the NAR models that included 24 lags have the lowest values of error measurements in each case. Every NAR had a hidden layer with 10 neurons.

Persistence model

For demand forecast, it is usual to compare all proposals with a naive forecast model like the persistence (Ketich and Bruckner 2016; Marinescu et al. 2014; Martínez-Álvarez et al. 2015). The persistence, commonly, infers that the observation of a 24 h before is the most probable to repeat itself, due to seasonality of demand time series. A general expression may be

$$P_t = Y_{t-24} \tag{2}$$

where P_t is the prediction at time t and Y_{t-24} is the observation of 24 steps behind from time t.

Probabilistic forecasting models

In the case of demand forecast, two approaches may be used to produce probabilistic forecast model, according to its origin (Hong and Fan 2016). The first approach is to improve into a probabilistic forecast models a given forecast model by aggregating prediction models to the resulting curve. The second approach is to generate a

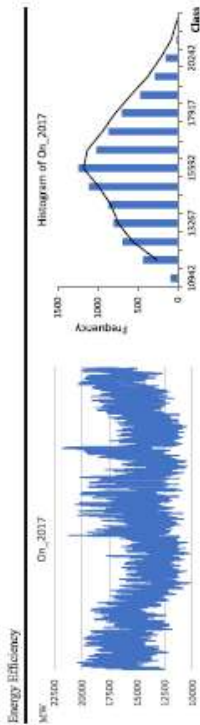


Fig. 1 Actual TS of demand and its histogram, case study of Ontario, Canada

probabilistic forecast model from scratch; this occurs if, instead of a point for each step ahead of the prediction curve, the probabilistic forecast model produces two values that must be taken as a forecast range, like in Qian et al. (2014), where the weight of the neurons of the hidden layer of a NAR was analyzed to generate a two-neuron output layer for a demand time series.

In our work, the approach of modifying a given punctual forecast model to turn it into a probabilistic forecast model with the adding of random walks is presented. And to make a comparison, the naive approach to generate prediction intervals was used.

To obtain naive prediction intervals (PI) with no resolution for a given forecast model (Hong and Fan 2016), a probabilistic analysis of actual data and prediction points must be conducted, so a coefficient to determine prediction intervals will result from the desired level of confidence and MSE of the forecast model, the following equation expresses it in a simple way:

$$PI = Y_{t+1} \pm z\sqrt{MSE} \quad (3)$$

where Y_{t+1} is the prediction, z is the factor that depends on the confidence level. To see z values for different confidence level, see Maktidakis et al. (1985).

Table 1 Characteristics of datasets. One dataset of Ontario, Canada and 2 datasets of Mexico, Mexico

Sample	Range	Density of observations	First treatment of data	Year
Ont_2017 (total zonal demand)	~9GW to ~20GW	Every hour (8760 data)	None	2017
M1_2014 (demand of a phase of a transformer)	~250 KW to 800 KW	Every 10 min (52,560 data)	Hourly average data	2014
M2_2014 (demand of a phase of a transformer)	~250 KW to 800KW	Every 10 min (52,560 data)	Hourly average data	2014

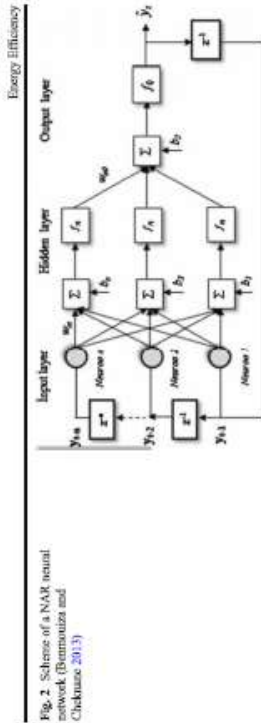


Fig. 2 Scheme of a NAR neural network (Barron and Cherkassky 2013)

Simulations

The first step to make the proposed simulations in this investigation consists in determining the probabilistic and fractal properties of original time series to identify the input parameters to generate random walks (RW) (Entezaz 2004).

To use any algorithm to simulate RW, only three parameters are needed: range (R), length (L), and Hurst coefficient (H). More details about the physical meaning of H can be found in the vast literature related to fractal Brownian motion (fBm), especially in the fundamental references (Gao et al. 2007; Peitgen et al. 2006; Sauepe 1988). In Hurst coefficient subsection, an explanation of the utility of this coefficient in the proposed methodology is presented.

For the three case studies, the same methodology to turn given forecast models into probabilistic forecast models with the delta method and then compare it with the generated limit stochastic scenarios (LSS) drawn from the successive random additions (SRA) technique (McGaughey and Aitken 2000). In the following subsection, a full description for the case of Ontario is presented in great detail; however, because of space limitations, just results for M1_2014 and M2_2014 are presented.

Length of simulation

The easiest input parameter to be determined is the length of simulations due to the fact that the validation of the given forecast model is 15% of data; the RW must be as long as the curve of the forecast model; hence, they will be 1314 points long.

Hurst coefficient:

The Hurst exponent is a measurement of correlation between steps in a time series (Peitgen et al. 2000). It is calculated by applying rescaled range analysis (R/S analysis) that has been extensively used to determine Hurst coefficient in time series of all kind of phenomena, with several approaches: from simulation of time series to evaluation of synthetic time series, see DePietro and Ruttimann (1999); Dong et al. (2009); Feng et al. (2009); Gori et al. (2007); Lopes and Betrouni (2009); McCauley et al. (2007); McGaughey and Aitken (2000).

R/S analysis consists in applying for a given set of observations defined with the following expression:

$$\{X_k, k = 1, 2, \dots, n\} \quad (4)$$

with an average $\bar{X}(n)$ and a variance $S(n)^2$. The statistical R/S represented by

$$R(n) = \frac{1}{S(n)}$$

$$\left[\max(0, W_1, W_2, \dots, W_n) - \min(0, W_1, W_2, \dots, W_n) \right] \quad (5)$$

where

$$W_k = \sum_{i=1}^k [X_i - \bar{X}(n)] \quad (6)$$

the $S(n)$ factor which represents the square root of the first variance (standard deviation) is introduced for

Table 2 Characteristics of datasets. One dataset of Ontario, Canada and two datasets of Mexico, Mexico

	Pin	4ARIMA	NAR24
Ont_2017	MAE	144.59	123.40
	MSE	37,297.60	27,913.46
	MAPE	0.91	0.76
M1_2014	MAE	34.38	13.67
	MSE	663.80	400.24
	MAPE	4.51	8.10
M2_2014	MAE	41.69	8.22
	MSE	187.92	139.39
	MAPE	1.82	1.52

normalization purposes. Therefore, $R(n)$ characterizes the normalized measure or range in process W_t . It is expected that the square of this scale measurement generated with n . Now with ρ^H be similar to the scale between the variance of a random walk and n , generating the following expression (Gao et al. 2007):

$$E \left[\frac{R(n)}{S(n)} \right] \sim \rho^H, \text{ as } n \rightarrow \infty \tag{7}$$

where E is a constant. The accuracy in the determination of H in all the time intervals depends upon the number of data used in the calculation. If the number is reasonably large (when the maximum time interval is drawn several times), it is expected that the (R/S) curve will provide information regarding the auto similarity in every time interval. If the registered time has only a short-term correlation, then the graph log-log will be a straight line with a 0.5 slope (Gao et al. 2007). A given time series is categorized according to the correlation (H) presented in the series (Gomes da Silva and Turcotte 1994). In that reference, Hausdorff coefficient is analyzed, which is a measurement of the correlation in time series, along with Hurst coefficient, and it is mentioned that both are defined as virtually equal for a set of values that may label the time series or signal as follows:

- $0 < H < 0.5$ the series is considered persistent;
- $0.5 < H < 1$ the series is considered anti-persistent;
- $H = 0.5$ the time series is considered as not correlated (white noise) (Gomes da Silva and Turcotte 1994)

Table 3 H_0 , H_1 , H_2 of actual TS and first difference (Y_{diff}). Case study Ontario

H coefficient	Ont_2017	Y_{diff}	$Y_{diff}(t)$	$Y_{diff}(t+)$
H_0 (100%)	0.105	0.080	0.029	0.045
H_1 (85%)	0.188	0.078	0.029	0.045
H_2	0.196	0.126	0.157	0.057
H_{L1}	0.224	0.098	0.066	0.070
H_{L2}	0.268	0.174	0.109	0.111
H_{L3}	0.318	0.185	0.057	0.147
H_{L4}	0.239	0.141	0.092	0.073
H_{L5}	0.226	0.155	0.127	0.118

be removed to conserve these values that have a major probability to appear (Duque-Piñero et al. 2016). Especially, in the cases that a simulation of a random technique to simulate DTS as explained in Marmesou et al. (2013) and Ortiz et al. (2014). In Fig. 3, Y_{diff} of Ont_2017 is presented.

As it can be appreciated, the mean of Y_{diff} is very close to zero, the meaning of this can be assumed that the x axis in this case represents the average of original data. As in the case of original Ont_2017, H_0 and H_1 were obtained for Y_{diff} , $Y_{diff}(t)$ and $Y_{diff}(t+)$. See Table 3.

Also, to identify R_t , it is taken into account that not every period of the year has the same behavior because electricity demand depends on social and weather variations. In the case of Ontario, the determination of R was improved by historic data, we analyzed the previous 3 years selecting the maximum and minimum value for Y_{diff} , $Y_{diff}(t)$ and $Y_{diff}(t+)$ for different periods of year to each dataset. Previously, an outlier identification was conducted.

In Fig. 4, two examples of the presence of outliers are shown. In a1 and b1, the demand of winter 2014 and summer 2016 with their corresponding histograms are presented. In a2 and b2, Y_{diff} of demand and the respective histograms are presented. Some outliers are clearly identified; these values must be removed from the sample to further analysis. The process was repeated for each of the 3 years of historic data (2014 to 2016).

Due to the fact that FM are tested using last 1314 data of original time series, the values of minimum and maximum corresponding to that period of time were chosen as input parameters. In the Table 4, minimum and maxima of every Y_{diff} are shown. It was concluded that values of winter and autumn will determine the

input parameter, so the minimum value of winter 2016 and the maximum value of autumn 2015 were selected. In the case of Mexico, for both series M1_2014 and M2_2014, only the available data was used, which correspond to year 2014.

Random walks using SRA technique and limit scenarios As it can be intuitively concluded, RW are simulated under two approaches: high consume (HCA), which considers that only positive deviations from the forecast models curve will occur (using $Y_{diff}(t)$), and low consumption (LCA), which considers that only negative deviations from the forecast model curve may occur ($Y_{diff}(t+)$). In Fig. 5, plots of $Y_{diff}(t)$ and $Y_{diff}(t+)$ are shown, both were originally obtained from Ont_2017.

In Table 5, values of the input parameters of simulations to generate RW can be seen. The way in which RW are drawn by the SRA technique initiates by introducing the three input parameters, the algorithm will start by producing a couple of random points and will trace a line between them, then this line is divided into two by localizing the midpoint between the first two, then the midpoint is randomly displaced, this is repeated until we produce a RW of $2n + 1$ points. Until here, this is the general description of random midpoint displacement (MPD) algorithm. The difference between MPD and SRA is that SRA first traces a short RW and then produces a new one using the last point of that curve and a new random point, then repeats the MPD process adding short RW until it constitutes a large RW of length L . The algorithm to generate RW using SRA can be found in more detail in references like McCanley et al. (2007) and McCanley and Aldken (2000).

Limit stochastic scenario definition

The representation of the forecast of a series of time is done through the application of the generated model with the historical data, from one to several steps forward, depending on the horizon. To know between what limits the calculated forecast will be with a determined degree of probability (80%, 90%, etc.) the prediction intervals are used (Makridakis et al. 1984).

In the present article, the limit scenario is defined as the event that the prediction and the prediction interval do not contemplate, but that it is possible that it happens; therefore, it is additional information that the forecaster can count on to make decisions.



Fig. 3 V_{diff} of actual demand, Ont_2017

Its construction uses a forecast to which random walks are added with the characteristics of historical observations, particularly the Hurst coefficient. Then, the resulting scenarios are selected according to their coefficient of variation. As appears in the following subsection limit stochastic scenario construction.

Figure 6 shows how the limit scenarios produce a range that in the graph is observed as a gray area, which covers beyond the prediction intervals, giving more information to the forecaster. The prediction intervals with 80 and 99% confidence level are observed and it is demonstrated that they fail to cover (forecast) some points of the curve, especially after 72 h, since the forecast model does not manage to adjust some disturbances until after 24 new observations.

Limit scenario construction

To construct a limit stochastic scenario, as the first step according to the methodology, we must consider results from given forecast models (NAR24 and sARIMA), after simulate RW, they must be aggregated to the test phase of forecast models. And this will produce some stochastic scenarios.

Then, it is necessary to test the generated stochastic scenarios and determine if they are statistically similar to actual demand time series. Hence, we compare a simple statistical information in the variation coefficient that relates the average and the standard deviation of a given dataset. The VC of the scenarios must be close enough to VC of original time series. As the expression (8) indicates

$$(VC_{sc} - 5\%) < VC_{sc} < (VC_{sc} + 5\%) \tag{8}$$

The scenarios that surpass this validation are considered as probable stochastic scenarios (PSS). Then, the

average of the PSS compared to naive PI average. When applying HCA, the obtained PSS that have greater average than upper PI will be labeled as PSS_{up} while applying an LCA, all PSS with lower average than lower PI will be named PSS_{low} . This is shown below.

$$PSS \begin{cases} \bar{X}_{PSS} < \bar{X}_{PI_{up}} & \rightarrow PSS_{low} \\ \bar{X}_{PI_{low}} \leq \bar{X}_{PSS} < \bar{X}_{PI_{up}} & \rightarrow No \\ \bar{X}_{PI_{low}} < \bar{X}_{PSS} & \rightarrow PSS_{up} \end{cases} \tag{9}$$

From these classified PSS, we will the limit stochastic scenarios (LSS) for both approaches, respectively, LSS_{low} and LSS_{up} respectively. A flow chart is presented in Fig. 7 to clarify this procedure.

Results and discussion

After simulations, we obtained several RW and scenarios. After validating these scenarios, we identify some PSS. In Figs. 8 and 9, some of the PSS along with the naive PI of Ont_2017 are shown; nevertheless, HCA and LCA are presented separately to show how some PSS_{up} and PSS_{low} behave, respectively. In these figures, only 4 days are presented to facilitate readability and comprehension.

Figure 10 shows NAR24 and its naive PI for confidence levels of 80% and 99% along with LSS_{low} and LSS_{up} for Ont_2017. It is evident that in the shown data that limit scenarios produce a wider band than PI, although this not necessarily occurs in the whole curve. In fact, there are some times that LSS may lay inside PI range.

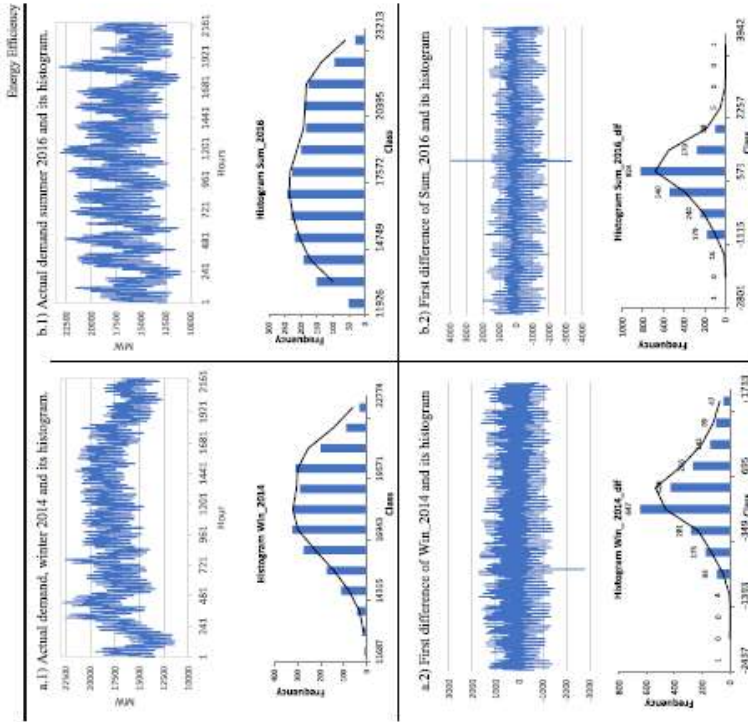


Fig. 4 Identifying outliers. a1 Actual demand, winter 2014 and histogram. a2 First difference of Wnt_2014 and histogram. b1 Actual demand summer 2016 and histogram. b2 First difference of Sum_2016 and histogram. Case study Ontario, Canada

Other important difference between naive PI and LSS is that PI are only a uniform displacement of the base curve. While LSS have variations more representative of actual demand behavior, while both HCA and LCA are studied.

We later calculated the total energy for 24 h (TE24) for the test phase of FM that correspond to last 1314 h of year, which means that 54 days are studied. In Fig. 11, a chart that includes TE24 of actual curve, NAR24-PI at

80% and 99%, as well as LSS_{low} and LSS_{up} of the case study Ont_2017.

To compare the other case study results, see Figs. 12, 13, and 14 where the same information of LSS for sARIMA and NAR24 for each case study is shown. In the same manner, a condensed chart comparison is presented in Figs. 15 and 16 with the results of TE24 of LSS for both sARIMA and NAR24 of each case study.

Table 4 Descriptive statistics of $Y_{d,t}$ of demand. Periods of 2014, 2015, and 2016 without outliers

TS	Minimum	Maximum	Mean	Standard deviation
¹ Win_2014	-1421	1733	-0.01	613.98
² Spr_2014	-1874	1840	0.17	570.06
³ Sum_2014	-1729	1594	-0.21	619.39
⁴ Aut_2014	-1565	1814	1.71	639.62
⁵ Win_2015	-1421	1716	0.47	607.37
⁶ Spr_2015	-1731	1661	-0.54	566.78
⁷ Sum_2015	-1867	1537	-0.52	662.15
⁸ Aut_2015	-1355	1873	0.91	622.08
⁹ Win_2016	-1480	1708	-0.21	598.65
¹⁰ Spr_2016	-1830	1826	-2.07	578.91
¹¹ Sum_2016	-1958	1745	-2.56	694.62
¹² Aut_2016	-1520	1763	1.25	615.49

¹, ², and ³ indicate the number of removed outliers

In Fig. 12, the behavior of LSS for sARIMA is closer to naive PI in some of the data; in fact, it seems that LSS_{best} and LSS_{min} coincide with PI at 99% confidence level in many parts of the curve. At the same time, while in the case of NAR24, coincidences occur briefly in some points, the band formed by the limit scenarios is clearly wider than that in the sARIMA case. However, as few days are shown for clarity purposes, the behavior of the limit scenarios may be different in other sections of the curve, that is why calculating ET24 is necessary since it gives additional information about the behavior of limit scenarios.

In the case of M1_2014, shown in Fig. 13, LSS_{best} and LSS_{min} are quite close to PI of NAR24 and that even a few points lay inside PI band, while for sARIMA is

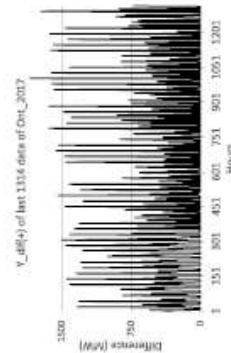


Fig. 5 $Y_{d,t} - Y_{d,t-1}$ and $Y_{d,t-1}$ of last 15% of data

only LSS_{best} is the one that stay close and even inside the PI band, while LSS_{min} is clearly far from it.

In Fig. 14, the case of M2_2014 is shown where LSS_{best} of NAR24 lay inside PI band. In the case of sARIMA LSS_{best} and LSS_{min} remain outside the PI band.

When analyzing results for TE24 of the three case studies, we can visualize the behavior of the total curve in a condensed way. For Oct_2017, it is clear that the band of LSS_{best} and LSS_{min} is wider than PI and there is not a single point in which PI band is wider; consequently, all actual data is covered by LSS . See Fig. 15.

Figure 16 shows TE24 of M1_2014 and M2_2014. In the case of M1_2014, there are a couple of atypical days at the beginning of the chart; however, NAR24 and sARIMA PI cover them in an efficient way, see a.i. and a.ii. For NAR24, the band of LSS_{best} and LSS_{min} is clearly wider than the one in the case of sARIMA; this is due to the input parameters to generate RW and the forecast model used as the base curve.

In the case of M2_2014, results are more regular, without atypical days; however, it shows an evident decrease every 7 days; this is surely provoked by weekend days. Both forecast models have certain difficulties to follow actual curve even with PI at a confidence level of 99%. These problems are clearly reduced when LSS ranges are observed, especially in the case of sARIMA.

In general, differences on behavior of LSS for the forecast models of the case studies may be due to the level of demand, since input parameters estimations of random walks vary considerably, especially H, depending on the time series and its roughness.

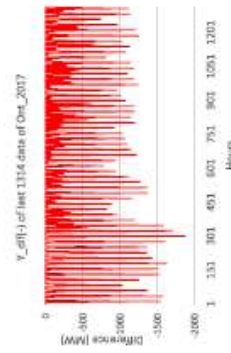


Fig. 6 Range of LSS (PI) of forecast and actual curve

Table 5 Input parameters to simulate RW of all three case studies

Input	Oct_2017		M1_2014		M2_2014	
	$Y_{d,t}$	$Y_{d,t-1}$	$Y_{d,t}$	$Y_{d,t-1}$	$Y_{d,t}$	$Y_{d,t-1}$
Length (L)	1314	1314	1314	1314	1314	1314
Minimum	-1563 (MW)	0	-105.55 (KW)	0	-97.63 (KW)	0
Maximum	0	1873 (MW)	0	131.79 (KW)	0	114.21 (KW)
Range (R)	1563 (MW)	1873 (MW)	105.55 (KW)	131.79 (KW)	97.63 (KW)	114.21 (KW)
HURST (H)	0.092	0.073	0.148	0.044	0.185	0.097

In the next subsection, a quantitative comparison of limit stochastic scenarios models is presented.

Error measurement in limit stochastic scenarios

To make a comparison based on error measurements of the limit scenarios that complement the sARIMA and NAR24 models, respectively, an average curve of the maximum and minimum limit scenarios of each model was generated. This average curve was called the stochastic model (SM) and is calculated according to the expression (10):

$$(SM_{NAR24})_t = (LSS_{best})_t + \frac{(LSS_{min} - LSS_{best})_t}{2} \quad (10)$$

The comparison of the curves of each stochastic model was made using the error measures of forecast MAE, MSE, and MAPE, in which results appear in the Table 6. From the previous table, it can be seen that the stochastic model generated with NAR24 exceeds the

model generated with sARIMA for the Oct-2017 and M2-2014 cases; however, for the case of M1-2014, the sARIMA model surpasses NAR24. This is probably due to the characteristics of the time series or the evaluation of MAPE in which, according to Goodwin and Lawton (1999), overestimations are penalized more than underestimations.

Conclusions

In this investigation, a methodology that helps forecast models of demand to establish probable scenarios that cannot be anticipated by results of models use their PI was proposed. This occurs because PI consider a business as usual approach and they only provide a forecast range regarding the forecast model curve which depends on an adjustment factor obtained from MSE, while LSS use two approaches: high consumption (HCA) and low consumption (LCA). In this paper, three case studies of demand time series with dissimilar characteristics are presented: Ontario, a high-level demand which

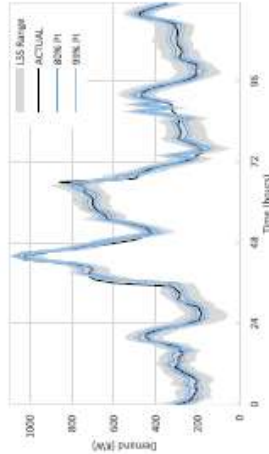


Fig. 6 Range of LSS (PI) of forecast and actual curve

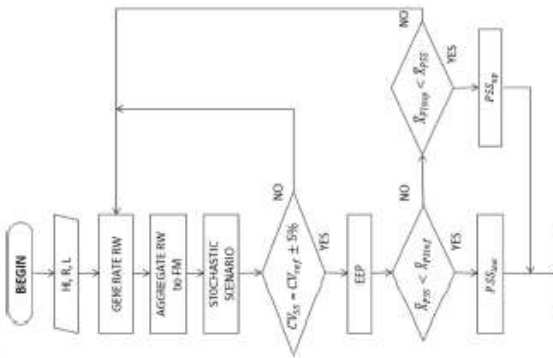


Fig. 7 Classification of PSS flow chart

fluctuate between 9 and 20 GW, M1_2014 and M2_2014, both low-level demand data that fluctuate between 250 and 850 kW.

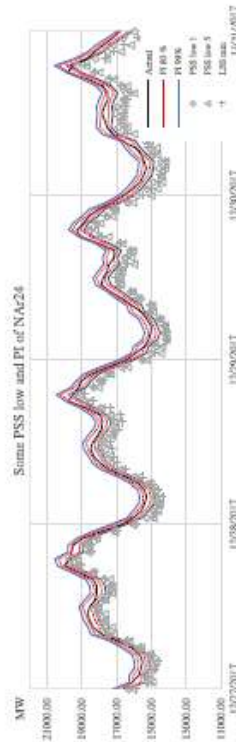


Fig. 8 Some PSS_{low} , PI of NAR24 and actual Oct_2017

A NAR24 and a sARIMA models with a horizon of 24 steps ahead for each case study are presented, obtaining acceptable performances (low MAPE values) and other low error measurements of both forecast models for each case study. Then, the models were used as the base curve to add the random walks obtained by the SRA technique.

Input parameters (R, L, and H) were obtained, for which each demand time series was analyzed, determining a variation time series by differentiating Y (Y_{diff}). The SRA technique was then applied to produce representative RW of the time series of variations with two approaches: HCA and LCA. These random walks were then aggregated to forecast model curves, which produced several stochastic scenarios. Then, all scenarios were tested and those that fulfill criteria regarding the variation coefficient (VC) were identified as PSS, which, depending on the approach, are also identified as PSS_{up} and PSS_{low} . From the PSS limit, stochastic scenarios (LSS) for HCA and LCA were obtained (LSS_{low} and LSS_{high} , respectively).

Finally, results to visualize the behavior of limit scenarios and PI of NAR24 and sARIMA of each case study were presented. The total energy for the next 24 h (TE24) of every day in the test phase was also determined (54 days); this was made to provide a more complete visualization of LSS.

In the case of Ont_2017, LSS generate a “forecast band” wider than the one given by PI of both FM; This reveals that the applied methodology provides additional probabilistic results to electricity dispatcher.

In the cases of M1_2014 and M2_2014, there are many times in which the forecast band of LSS lays

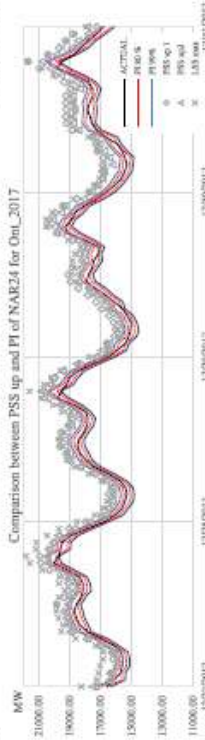


Fig. 9 Some PSS_{up} , comparison with PI of NAR24 and actual Oct_2017

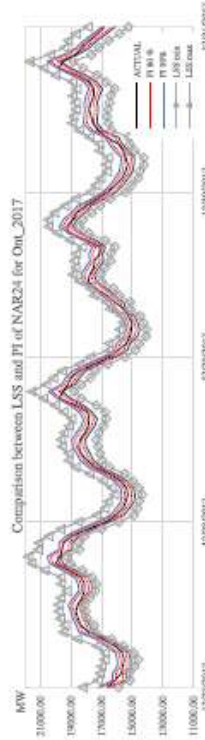


Fig. 10 Comparison between selected LSS_{low} , LSS_{up} , and PI of NAR24

inside PI bands; in these cases, the value given by PI must be considered as the limit value of demand. This may be due to the fact that variations (Y_{diff}) of DTS of M1_2014 and M2_2014 are more representative accordingly to their demand level than deviations of Ont_2017.

We also present a comparison between scenarios based on the error measurements. To accomplish this, a stochastic “model” for each forecast model in each case study was produced by obtaining the average of the

LSS_{low} and LSS_{high} . After this, we were able to obtain measures of MAE, MSE, and MAPE for those averaged models, see Table 6. In every case, those stochastic models were conditioned by its base curve (forecast models sARIMA and NAR24), and their accuracy and performance are similar to the results for NAR24 and sARIMA in Table 2.

Summarizing, for the three case studies, two forecast models were determined, in each case NAR24

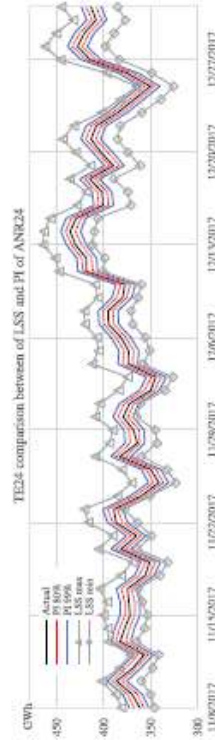


Fig. 11 TE24 of Oct_2017, PI of 80% and 99% confidence level, LSS_{low} and LSS_{high}

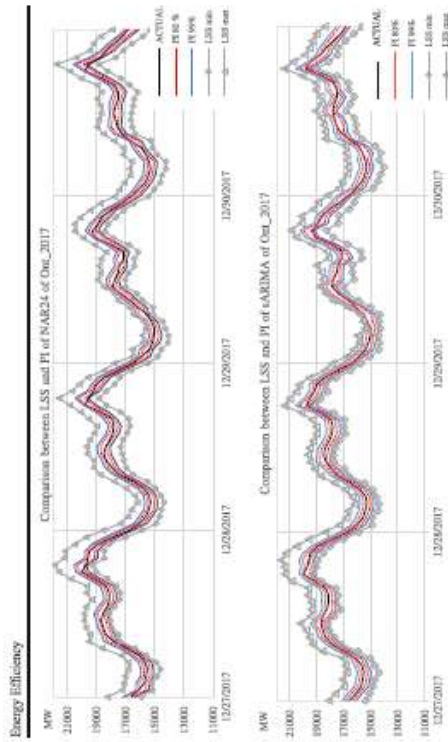


Fig. 12 LSS results for Oct_2017, NAR24 and sARIMA

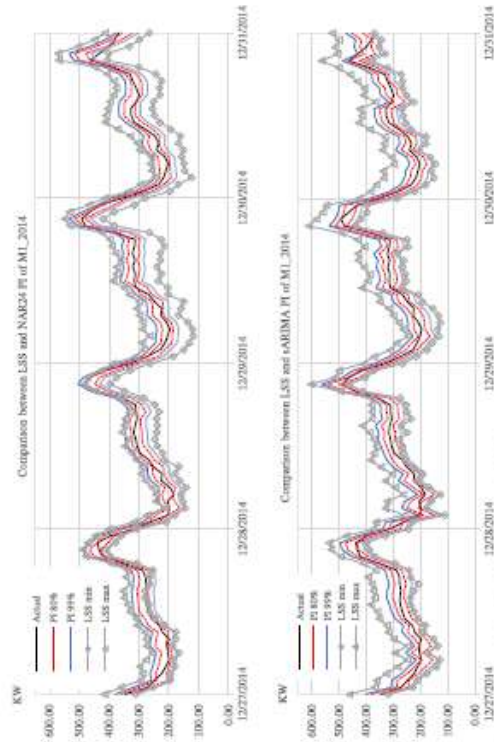


Fig. 13 LSS results for M1_2014, NAR24, and sARIMA

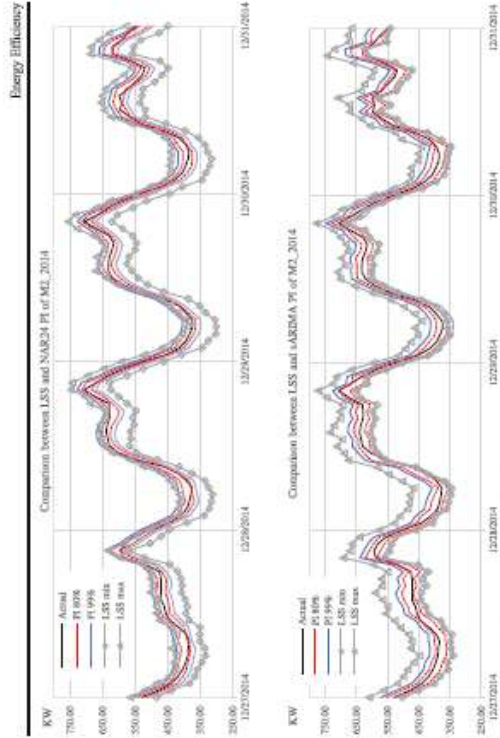


Fig. 14 LSS results for M2_2014, NAR24, and sARIMA

and sARIMA had adequate performances; however, NAR24 presented a better adjustment to actual curve according to error measurements in most cases (see Table 2). In the case of Oct_2017, the LSS applied to NAR24 provided a wider band forecast than the LSS in sARIMA. In the case of M1_2014, LSS in NAR24 also presented a wider range than LSS in sARIMA; this may not be very clear in

Fig. 13; nevertheless, when observing Fig. 16, it is proved more easily. In the case of M2_2014, LSS in sARIMA are the ones that presented a wider forecast band, see Figs. 14 and 16; however, in Fig. 16, the LSS lays inside of PI band at the end of the curve, which does not give additional information to dispatchers, while NAR24 does provide it for the whole test phase.

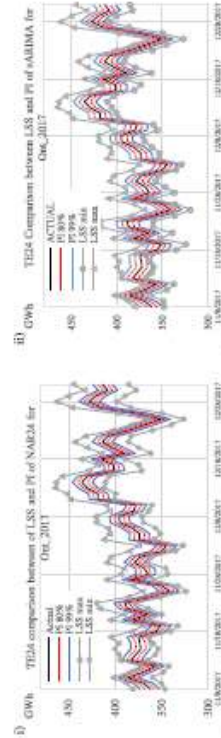


Fig. 15 TE24 comparison between LSS and PI of (i) NAR24 of Oct_2017 and (ii) sARIMA of Oct_2017

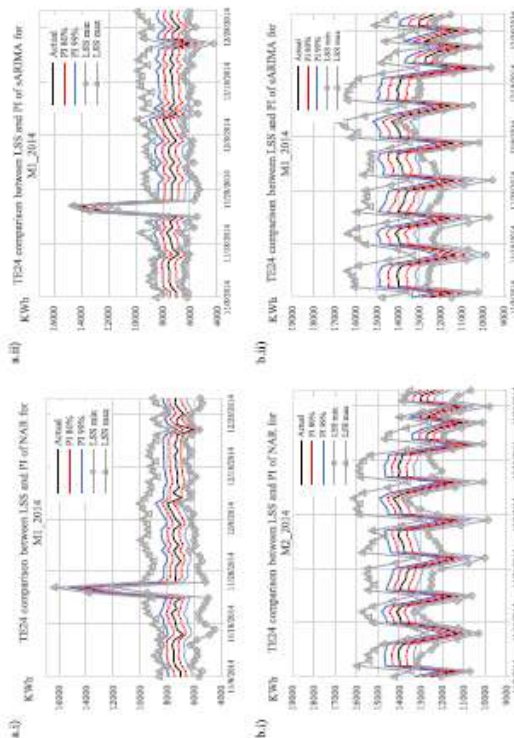


Fig. 16 TEd4 comparison between LSS and PI of a) NAR24 of M1_2014, b) NAR24 of M2_2014, c) sARIMA of M1_2014, d) sARIMA of M2_2014

In order to compare the stochastic scenarios, the limit scenarios were averaged for all cases, obtaining the stochastic models that presented a similar result to

Table 6 Comparison between stochastic models generated by the limit scenarios of each case study

	Error measurement	SM_{sARIMA}	SM_{sAR24}
One-2017	MAE	236.22	223.24
	MSE	90,729.51	81,025.45
	MAPE	1.50	1.39
M1-2014	MAE	19.88	20.09
	MSE	953.03	734.26
	MAPE	6.67	7.13
M2-2014	MAE	20.81	15.90
	MSE	664.64	394.47
	MAPE	3.97	2.93

those of NAR24 and sARIMA for the three case studies. Where the LSS applied to sARIMA had a lower MAPE value than the LSS applied to NAR24 only for M2_2014. A data worthy of analysis is that the MAPE of NAR24 for M2_2014 was greater than that of its own stochastic model; this may be due to overestimates NAR24 and these have caused the value of MAPE to rise.

The principal novelty of this paper in addition to the forecast model for the three case studies is that with the given results, it is possible to affirm that the proposed methodology provides additional information to electricity dispatchers that will contribute to decision making and energy planning for the next 24 h. The obtained results corroborate that LSS may complement other forecasting tools (FM) of demand time series. Also, it resulted that error measurements indicated that LSS in NAR24 had better performance than LSS in sARIMA in two out of three case studies.

Compliance with ethical standards

The authors declare that they have no conflict of interest.

Publisher's Note Springer Nature remains neutral with regard to jurisdictional claims in published maps and institutional affiliations.

References

Alpiniz, M., & Yarnusk, N. (2016). Year ahead demand forecast of city natural gas using seasonal time series method. *Energies*, 9(9), 727. <https://doi.org/10.3390/ener9090727>.

Banrouza, K., & Chakraborty, A. (2015). Forecasting hourly global solar radiation using hybrid k-nearest and nonlinear autoregressive neural network models. *Energy Conversion and Management*, 75, 561–569.

Cabrera, E., & Rivas, W. (2007). Wind speed forecasting in the south coast of Oaxaca, Mexico. *Renewable Energy*, 32(12), 2116–2128. <https://doi.org/10.1016/j.renene.2006.10.005>.

Chan, A., & Christodoulou, S. (2017). Building energy performance prediction using neural networks. *Energy Efficiency*, 10(5), 1315–1327. <https://doi.org/10.1007/s12053-017-9524-5>.

DelPavolo, P. B., & Ruffinatti, U. E. (1999). Determining the Hurst exponent of fractal time series and its application to hydrological time series analysis. *Computers, Environment and Urban Systems*, 23(4), 395–406. [https://doi.org/10.1016/S0198-8433\(99\)00019-9](https://doi.org/10.1016/S0198-8433(99)00019-9).

Dong, X., Li, J., & Guo, J. (2009). Multi-fractal analysis of world crude oil prices. In *Computational Sciences and Optimization*, 2009, CSO 2009, International Joint Conference on (Vol. 2, pp. 489–493). IEEE. <https://doi.org/10.1109/CSO.2009.52>.

Duque-Pinar, F. J., Fernández-Gómez, M. J., Troncoso, A., & Martínez-Abejón, F. (2016). A new methodology based on imbalanced classification for predicting outages in electricity demand time series. *Energies*, 9(9), 752. <https://doi.org/10.3390/ener9090752>.

Enriquez, N. (2004). A simple construction of the fractional Brownian motion. *Stochastic Processes and their Applications*, 109(2), 203–223. <https://doi.org/10.1016/j.spa.2003.10.008>.

Feng, T., Fu, Z., Deng, X., & Man, J. (2009). A linear description to different multi-fractal behaviors of daily wind speed records over China. *Physica Letters A*, 373(45), 4134–4141. <https://doi.org/10.1016/j.physleta.2009.09.032>.

Gao, J., Cao, Y., Tang, W. W., & Hu, J. (2007). Chaotic Time Series Analysis. In *Multivariate analysis of complex time series: Integration of chaos and random fractal theory and beyond*. John Wiley & Sons. <https://doi.org/10.1002/9780470191651.ch13>.

Gomes da Silva, L. M. G., & Furcate, D. L. (1994). A comparison between Hurst and Hausdorff measures derived from fractional time series. *Chaos, Solitons & Fractals*, 6(12), 218–2192. [https://doi.org/10.1016/0960-0779\(94\)90038-8](https://doi.org/10.1016/0960-0779(94)90038-8).

Goodwin, P., & Lawton, R. (1999). On the asymmetry of the symmetric MAPE. *International Journal of Forecasting*, 15(4), 405–408.

Gooi, F., Ludovisi, D., & Cervellati, P. F. (2007). Forecast of oil price and consumption in the short term under three scenarios: Peak oil, linear and chaotic behavior. *Energy*, 32(7), 129–1296.

Großmann, R. B., & Karz, H. (2004). Long-term correlations and multifractality in surface wind speed. *EPJ Special Topics*, 6(2), 18–190. <https://doi.org/10.1209/epl/12004-10188-3>.

Granderson, J., Potts, M. A., & Ghoshal, G. (2011). Building energy information systems: user case studies. *Energy Efficiency*, 4(1), 17–30. <https://doi.org/10.1007/s12053-010-9084-4>.

Hassan, F. J., Hum, L. C., & Mikheylov, C. I. (2016). Modeling and forecasting electricity demand in Azerbaijan using combination techniques. *Energies*, 9(12), 1045. <https://doi.org/10.3390/ener9121045>.

He, Y., Xu, Q., Wu, J., & Yang, S. (2018). Electrical load forecasting based on self-adaptive chaotic neural network using Chaoyue map. *Neural Computing and Applications*, 29(7), 603–612. <https://doi.org/10.1007/s00521-016-2460-8>.

Hong, T., & Fan, S. (2016). Probabilistic electric load forecasting: A tutorial review. *International Journal of Forecasting*, 32(3), 91–9598. <https://doi.org/10.1016/j.ijforecast.2015.10.011>.

Huang, L., Pinson, P., Fan, S., Zarepour, H., Troccoli, A., & Hyndman, R. J. (2016). Probabilistic energy forecasting: Global energy forecasting competition 2014 and beyond. <https://doi.org/10.1016/j.ijforecast.2016.02.001>.

IESO (n.d.). IESO data directory - Ontario demand. [Online]. Retrieved from: <http://www.ieso.ca/Pages/Power-Data-Data-Directory.aspx>.

Jiang, P., Liu, F., & Song, Y. (2017). A hybrid forecasting model based on data-framework strategy and improved feature selection technology for short-term load forecasting. *Energies*, 10, 694–709. <https://doi.org/10.1016/j.ener.2016.11.034>.

Kamthard, J. W., Zechinger, S. A., Kosselberg-Bunde, E., Havlin, S., Brande, A., & Stanley, H. E. (2002). Multifractal detrended fluctuation analysis of nonstationary time series. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, 316(1–4), 8–14. [https://doi.org/10.1016/S0378-4371\(02\)01383-3](https://doi.org/10.1016/S0378-4371(02)01383-3).

Kelch, K. A., & Bruckner, T. (2016). Modular electrical demand forecasting framework: A novel hybrid model approach. In *Systems, Signals & Devices (SSD), 2016 13th International Multi-Conference on (pp. 454–458)*. IEEE. <https://doi.org/10.1109/SSSD.2016.7473662>.

Khoorvari, A., Nahaivandi, S., & Creighton, D. (2010). Construction of optimal prediction intervals for load forecasting problems. *IEEE Transactions on Power Systems*, 25(3), 1465–1505. <https://doi.org/10.1109/TPWRS.2010.2042309>.

Lee, W. J., & Hong, J. (2015). A hybrid dynamic and fuzzy time series model for mid-term power load forecasting. *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, 64, 1057–1062. <https://doi.org/10.1016/j.ijepes.2014.08.006>.

- Lopes, R., & Betrouni, N. (2009). Fractal and multifractal analysis: A review. *Medical Image Analysis*, 13(4), 634–669. <https://doi.org/10.1016/j.media.2009.05.003>.
- Maderlakts, S., Wheelerwright, B., & McCree, V. (1984). *Forecasting: Methods and applications* (3rd ed.). New York: Wiley.
- Martinez, A., Dupont, J., Harris, C., Clark, S., & Cahill, V. (2013). Residential electrical demand forecasting in very small scale: An evaluation of forecasting methods. In *Software Engineering Challenges for the Smart Grid (SEASG) 2013 2nd International Workshop on* (pp. 25–32). IEEE. <https://doi.org/10.1109/SEASG.2013.6596108>.
- Martinez, A., Dupont, J., Harris, C., Cahill, V., & Clarke, S. (2014). A hybrid forecasting method for small scale residential electrical demand. In *Neural Networks (ICNN), 2014 International Joint Conference on* (pp. 3762–3774). IEEE. <https://doi.org/10.1109/ICNN.2014.6889425>.
- Martinez, A., Harris, C., Dupont, J., Cahill, V., & Clarke, S. (2014b). A hybrid approach to very small scale electrical demand forecasting. In *Innovative Smart Grid Technologies Conference (ISGT), 2014 IEEE PES* (pp. 1–5). IEEE. <https://doi.org/10.1109/ISGT.2014.6816626>.
- Martinez-Alvarez, F., Troncoso, A., Arsenau-Corres, G., & Riquelme, J. C. (2015). A survey on data mining techniques applied to electricity-related time series forecasting. *Energies*, 8(11), 13162–13193. <https://doi.org/10.3390/ener81112361>.
- McCloskey, J. L., Guarascio, G. H., & Buesler, K. E. (2007). Hurst exponents, Markov processes, and fractional Brownian motion. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, 379(1), 1–6. <https://doi.org/10.1016/j.physa.2006.12.028>.
- McGoughy, D. R., & Aikim, G. J. (2000). Statistical analysis of successive random additions for generating fractional Brownian motion. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, 277(1–2), 2–34. [https://doi.org/10.1016/S0378-4371\(99\)00438-0](https://doi.org/10.1016/S0378-4371(99)00438-0).
- McNeil, M. A., Lenczner, V. E., & Ke, J. (2013). Bottom-up energy efficiency policy tool. *Energy Efficiency*, 6(2), 191–217. <https://doi.org/10.1007/s12053-012-0182-6>.
- Magham, J., & Rahmani, S. (1980). Analysis and evaluation of five short-term load forecasting techniques. *IEEE Transactions on Power Systems*, 4(4), 1484–1491. <https://doi.org/10.1109/59.541700>.
- Olsson, J., Bladh, J., Lennberg, J., & Duggqvist, M. (2016). A new approach to obtain synthetic wind power forecasts for integration studies. *Energies*, 9(10), 801. <https://doi.org/10.3390/ener9108000>.
- Ortiz, J., Guano, F., Salm, J., Corchero, C., & Cellura, M. (2014). Stochastic model for electrical loads in Mediterranean residential buildings: Validation and applications. *Energy and Buildings*, 80, 23–36. <https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2014.04.053>.
- Paoli, S., Elmriti, M., Cautinet, S., Nguyen, P. H., Kamphuis, R., Lacarriere, B., & Le Corre, O. (2017). A relevant data selective method for energy consumption prediction of low energy building based on support vector machine. *Energy and Buildings*, 138, 248–256. <https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2016.11.009>.
- Peitgen, H. O., Jurgens, H., & Saper, D. (2006). *Chaos and fractals: New frontiers of science*. Springer Science & Business Media. <https://doi.org/10.1007/978-0-387-21023-6>.
- Pietra, M. A., Kilicova, S., & Dulleit, J. H. (2013). Field demonstration of automated demand response for both winter and summer events in large buildings in the Pacific northwest. *Energy Efficiency*, 6(4), 671–684. <https://doi.org/10.1007/s12053-013-9206-x>.
- Quan, H., Srinivasan, D., & Khosravi, A. (2014). Short-term load and wind power forecasting using neural network-based prediction intervals. *IEEE transactions on neural networks and learning systems*, 25(2), 303–315. <https://doi.org/10.1109/TNNLS.2013.2276053>.
- Saper, D. (1988). Algorithms for random fractals. In *The science of fractal images* (pp. 71–130). New York: Springer. https://doi.org/10.1007/978-1-4612-3784-6_2.
- Shahmorad, H., & Karami, A. (2016). Solution of the best ARMAX model for forecasting energy demand: Case study at the residential and commercial sectors. In *Iran. Energy Efficiency*, 9(2), 339–352. <https://doi.org/10.1007/s12053-015-9388-5>.
- Seo, A. M., & Jettoda, M. F. (2016). Comparison of prediction models for determining energy demand in the residential sector of a country. *Energy and Buildings*, 128, 34–55. <https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2016.06.063>.
- Tasikharrofi, A., Boyanoglu, A. R., & Uzunoglu, M. (2014). A demand side management strategy based on forecasting of residential renewable sources: A smart home system in Turkey. *Energy and Buildings*, 86, 309–320. <https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2014.03.042>.
- Williams, K. T., & Gomez, J. D. (2016). Predicting future monthly residential energy consumption using building characteristics and climate data: A statistical learning approach. *Energy and Buildings*, 128, 1–11. <https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2016.06.076>.
- Yuan, Y., Zhuang, X. T., & Jin, X. (2009). Measuring multifractality of stock price fluctuation using multifractal detrended fluctuation analysis. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, 388(11), 2189–2197. <https://doi.org/10.1016/j.physa.2009.02.026>.

ANEXO I. Referencia 94. Artículo completo. “Wind speed variability study based on the Hurst coefficient and fractal dimensional analysis”

CADPINA ET AL.

KEYWORDS
 Hurst coefficient, scale invariance, wind speed time series

1 | INTRODUCTION

In 2017, Mexico increased the wind power total capacity to 327 MW, representing about 4.7% of total generation capability. Thanks to the abundant wind resource, the region of the Isthmus of Tehuantepec in the state of Oaxaca, Mexico, concentrates 76.8% of the total installed wind power.¹ The wind in the southern region of the Isthmus of Tehuantepec, where the town of La Venta is located, has well defined seasonal behaviour. The fall and winter seasons show the strongest and most continuous wind speeds of the year, from October to January, these winds can reach sustained speeds of over 20 m/s. The weakest winds occur during April, May, and June, with a peak in July and a decrease again in August and September. The interannual variability is also present, that is, there are some years with high wind speeds and years with low wind speeds. The average wind speed varies monthly and yearly from one to the next, with the same tendency being observed from 1 week to the next and from 1 day to the next.²

The analysis of wind speed time series has recently focused on the generation of new models of prediction using statistical or artificial intelligence techniques; their results are based on the amount of historical data available. Examples of these techniques are the autoregressive models of Box-Jenkins,^{3,4} as well as those of artificial neural networks, genetic algorithms, and others.⁵ However, due to the high variability of the wind speed, it is reasonable to question how consistent a particular time series is, before attempting to model the data and trying to predict its behavior.

Harold Edwin Hurst developed a useful tool for this purpose, the statistical measurement known as the Hurst exponent or Hurst coefficient. *H*. It is used to characterize the dependency of a series of data over a long period. Hurst used it particularly in the field of geophysics,⁶ where he had a generous amount of hydrologic data and was able to compare it with traditional methods that handled stochastic variables. The Hurst exponent can classify different time series and distinguish a random one from one that is not, as well as determine if a series has or not a Gaussian distribution. Hurst discovered that the most natural systems do not follow a random trajectory and that *H* represents a numeric estimate that can determine the degree of predictability of a time series.

In the 1950s, the mathematician Benoit Mandelbrot used the fractal term as an adjective to describe physical systems whose geometric complexity could be defined more precisely with a parameter known as fractal dimension, than with the traditional Euclidean dimension.⁷ The fractal dimension is a number that reflects the change in the topological

measurement of a physical set at different scales and is directly related to the Hurst coefficient. The main attraction of fractal geometry is its ability to describe irregular forms and complex objects which cannot be defined by traditional Euclidean geometry.⁸ A tangible example can be the dimension of the time series, an objective of this study.

Chang et al.⁹ used the concept of fractal dimension to study the characteristics of wind speed in three different sites in Taiwan, using only the box counting technique, analyzing monthly and yearly window width from a time series of 3 years. Their results indicate a significant dependency between fractal dimension and weather conditions. The value of the fractal dimension on an annual scale for the three sites ranges between 1.61 and 1.66 establishing a tendency for the series toward randomness. The authors state that the fractal dimension value increases about 8% if the number of data used in the analysis is doubled.

Harrouni et al.¹⁰ analyzed a time series of solar radiation to study persistence through the calculation of its fractal dimension. Daily and annual measurements have been collected for 14 years using the rectangular covering method. Their results indicate that the solar time series on a daily and annual scale are antipersistent. Kohnan et al.¹¹ studied the correlation between various meteorological variables at different stations in Saudi Arabia. They used the wavelet analysis applied to time series for the variables: pressure, temperature, rainfall, relative humidity, and wind speed using daily averages for a time series of a period of 16 years. The result of the analysis shows either a strong correlation or anticorrelation depending on the timescale used. With regard to wind speed, the series indicate a strong correlation on a weekly scale.

Liao et al.¹² presented a different technique for the calculation of fractal dimension in a time series. This technique defines the errors of interpolation in some segments of the series and concludes that such errors are proportional to the exponent law. In the conducted exercise, the procedure proved to be accurate and straightforward for the studied time series. Pasquadio and de la Barra¹³ applied multifractal analysis to study the wind velocity. They concluded that the wind spectrum is of Weierstrass type and compared the different Weierstrass spectra with the wind spectrum obtaining information on the Weierstrass parameter values that agree with the wind spectrum. Mahbub-Alain et al.¹⁴ studied the wind variability in both in time and spatial domain using wavelet transform and fast Fourier transform power spectrum techniques.

Teléseca et al.¹⁵ found that the dynamics of the wind speed time series have two characteristics at different timescales:

Wind speed variability study based on the Hurst coefficient and fractal dimensional analysis

Erasmo Cadena¹ | Rafael Campos-Ameczcú² | Wilfrido Rivera³ | Eduardo Rangel¹ | Marco Antonio Espinosa-Medina⁴ | Alma Rosa Méndez-Gordillo⁵ | Jorge Tena¹

Abstract
 This paper presents a study of a wind speed time series from La Venta, Oaxaca, Mexico. The time series consists of anemometric measurements taken by the Federal Electricity Commission of Mexico throughout a little over 6 years. The study was conducted to calculate the Hurst correlation coefficient using box counting, rescaled range, power spectrum, detrended fluctuation analysis, and multifractal detrended fluctuation analysis techniques. The main objective of this research is to know the correlation among wind speed data to obtain a better description of real conditions of the time series, which is not always available, and to define the structure of its behavior. In this way, more suitable wind speed prediction models can be achieved. Results obtained from techniques above were used to generate fractal time series for a typical month, using the Hurst coefficient and a self-affine trace generator, which produces fractal time series whose probability distribution is always normal. These time series were compared against time series generated by using random numbers with Gaussian behavior and the characteristics of a typical month. Fractal time series highlight in the qualitative part regarding the modeling of wind speed variability and the descriptive statistics (average, standard deviation, and coefficient of variation), which is similar to the real series. Discordance tests were applied to the datasets to detect deviated values, and so ensure the normal behavior of the samples. These tests showed the existence of different populations with normal behavior in the samples that had bimodal characteristics. By separating the samples, it was possible to apply the self-affine trace generator to each population found, to generate the fractal time series. An additional objective was to find the level of change in the structure of the original series concerning its statistical and fractal characteristics at different window widths of the time series (daily, monthly, seasonal, and annual) to identify either a specific tendency or dynamic behavior. The results showed a wind speed time series with a negative correlation (antipersistent), a high degree of scale invariance (homothetic), and a fractal dimension very close to 2, thus indicating that the time series is more irregular than a random process.

Correspondence
 Rafael Campos-Ameczcú, Tecnología Nacional de México/Instituto Tecnológico de Puebla, Puebla, Hgo, Mexico.
 Email: rafael@tecnologia.com.mx

Funding Information
 del Estado de México, Secretaría de San Nicolás de Hidalgo de INAM, PGR/PA, PARRIT Program, Grant/Award Number: IA1010146

Received: 15 November 2017 | Revised: 21 December 2018 | Accepted: 2 January 2019
 DOI: 10.1002/eqe.2277

RESEARCH ARTICLE

This article is distributed under the terms of the Creative Commons Attribution License, which permits use, distribution and reproduction in any medium, provided the original work is properly cited.
 © 2019 The Authors. Energy Science & Engineering published by the Society of Chemical Industry and John Wiley & Sons Ltd.

Energy Sci Eng. 2019;15:181–191.

wileyonlinelibrary.com/journal/es

301

persistency and multifractality at long timescales, and anti-persistency and monofractality at short timescales. Wang et al.¹⁸ proposed that the fragmentation of the time series must be higher than 1 day when applying the multifractal detrended fluctuation analysis (MDEFA) (scale); this lets to avoid the differences and the sudden drops in the scale coefficients calculation.

The number of data necessary to perform an adequate calculation of the fractal dimension depends on the nature of the time series, as well as the proper identification of the cycles that occur in the studied series. Therefore, in this study, it was necessary to identify the cycles that occur throughout 1 year. This was possible thanks to that the time series was built of almost 7 years of hourly measurements. Furthermore, to have an additional support element that contributes to identifying the cyclic behavior of the time series, the random walk of the time series was obtained, which allows visualizing all the possible trajectories of the walk generated over the almost 7 years.

From the literature review, it can be seen that some studies analyze wind speed time series using the fractal dimension as a relevant parameter. In this study, an hourly time series with measurements taken during a period a little over 6 years was examined. Daily, monthly, seasonal, and annual window widths of the hourly time series were analyzed with the aid of four different techniques. In the same way, the MDEFA technique was used to investigate if the time series were mono- or multifractal. So, the most appropriate management of time series was proposed.

In the same way, a simulation of a typical month was carried out using a self-affine trace generator to demonstrate that by involving the Hurst coefficient in the generation of wind time series the typical variability of the time series can be calculated, which is not achieved by simulating the time series only using random numbers. All these analyses contribute to increasing the knowledge of the wind speed time series structure in the Isthmus of Tehuantepec region in Mexico.

The dataset from the wind measurements shows a bimodal behavior. This phenomenon was analyzed to know the way in which it would affect the modeling process. Therefore, in addition to calculating the Hurst coefficient, the MDEFA technique was applied to determine if the time series requires more than one Hurst coefficient.

The wind measurements data with bimodal characteristics has shown a multifractal structure. Discordance tests were applied to model those time series to eliminate the deviated values and to determine the number of populations with normal characteristics that a sample has. Once the populations have been identified, it is possible to make a model for each population.

This analysis is complemented with the calculation of the statistical measurements (mean, standard deviation, and coefficient of variation) of the analyzed time series and their comparison against each other. The statistical and fractal

similarities of the different scales in the time series (invariance of the scaling) were likewise compared.

2 | TECHNIQUES USED IN THE ANALYSIS

Five techniques were used to obtain the fractal dimension and the Hurst coefficient, H . These techniques were: the box counting method, the RS rescaled range analysis, the power spectrum, detrended fluctuation analysis (DFA), and multifractal detrended fluctuation analysis (MDEFA). The latter was used to determine if the time series has multifractal properties.

The box counting method is widely used because of its simplicity and easy computer implementation. This method can be applied to structures with and without self-similarity. It is also used when the structure of the series is very irregular. The studied objects can be considered immersed in a higher dimension space, for example, if the analysis is in the three-dimensional space, they are no longer flat boxes, but they have height, width, and depth.

The RS rescaled range technique, proposed by Mandelbrot and Wallis,¹⁷ is the best known to determine the value of H . This method lets to calculate the self-similarity H parameter, which measures the intensity and the long-term dependence of a time series.

The technique used was power spectrum, which has its origin in spectral analysis, and is the graphic representation of half the square of the spectral density as a function of its frequency. It is mainly used in the signal analysis to know the details of the frequencies that make them up.¹⁹

The DFA technique, proposed by Peng et al.,¹⁹ has been used to detect correlations in time series without stationarity. This technique has been successfully used in various fields of knowledge, such as heart rate dynamics, economic time series, etc.

The MDEFA technique²⁰ is a variation of the DFA technique. Commonly, it is used to determine if the time series is multifractal, meaning that the series must be represented with more than a single Hurst coefficient.

In this study, box counting, rescaled range, and power spectrum analyses were carried out using the Benoit software,²¹ which has been successfully used in several investigations.²² The DFA and MDEFA techniques were analyzed using MATLAB software.

2.1 | Box counting method

This method is one of the most used for estimating the fractal dimension of a picture.²³ The graphics of the time series were exposed at different scales allowing that the software did make the necessary calculations.

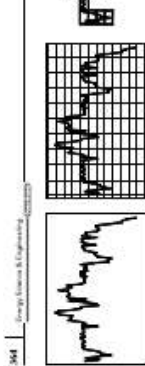


FIGURE 1 Box counting method

The method consists of the placement of the structure within a grid of side (r) and simply counting the number of flat boxes (squares) that contain part of the structure as can be seen in Figure 1, the obtained value, N_r , is a function of r , $N(r)$. If a grid, of side (r) increasingly smaller, is used, the structure can be represented by a double-logarithmic diagram $\log N(r)$ as a function of $\log(1/r)$. The slope resulting from joining the obtained points with a line will be the dimension of the boxes counted D_r .

2.2 | RS statistic

The following expression can define a set of observations:

$$\{X_k, k = 1, 2, \dots, n\} \quad (1)$$

where X_k defines a time series, with a mean $\bar{X}(n)$ and a variance $S(n)^2$. The RS statistic is given by:

$$\frac{R(n)}{S(n)} = \frac{1}{S(n)} \left[\max(0, W_1, W_2, \dots, W_n) - \min(0, W_1, W_2, \dots, W_n) \right] \quad (2)$$

where:

$$W_k = \sum_{i=1}^k [X_i - \bar{X}(n)] \quad (3)$$

The factor $S(n)$, which represents the square root of the variance (standard deviation), is introduced for normalization purposes. The expression (3) defines a random walk; therefore, $R(n)/S(n)$ essentially characterizes the normalized range of the process, W_k . It could be expected that the square of this scaled measurement generated with n now as n^{2H} would be like the scale between the variance of a random walk and n^{2H} thus producing the following expression:

$$E \left[\frac{R(n)}{S(n)} \right] \sim n^H, \text{ as } n \rightarrow \infty \quad (4)$$

where E is a constant of proportionality.

The accuracy in the determination of H , at all-time intervals, depends on the number of pieces of information (data) used in the calculation. If this number is reasonably large (this happens when the longest time interval is recorded several times), the RS curve is expected to provide information on self-similarity

at all-time intervals, but if the recorded time has correlation only in the short term, then the log-log graph will be a straight line with a slope of 0.5.

2.3 | Power spectrum

The power spectrum of a periodic function $f(t)$ is represented by the following expression²⁴:

$$P(\omega) = \lim_{T \rightarrow \infty} \frac{1}{T} \left| \int_0^T f(t) e^{-i\omega t} dt \right|^2 \quad (5)$$

where $P(\omega)$ is the power spectrum, T is the function period, ω is the frequency, and i is the time.

Schaubert et al.²⁵ decide to present the "power spectrum" using the sum of Fourier's transforms for each of the functions, thus obtaining the following representation:

$$P(\omega) = \frac{4\pi}{3} \delta \left(\frac{\omega T_0}{3} \right) \sum_{n=-\infty}^{\infty} \delta \left[\omega - (2n+1) \frac{2\pi}{4T_0} \right] \quad (6)$$

$$f(x) = cx^a \quad (7)$$

where c and a are constants.

Zwiggelaar et al.²⁶ indicate that the Fourier's transform and the fractal dimension of an image are related through the power spectrum. They also argue that the resulting power spectrum of a fractal image is proportional to a frequency, ω , with exponent $d_f - \omega^d$, whose value is linearly related to the fractal dimension.

2.4 | Detrended fluctuation analysis

The DFA method is a modified root mean square (RMS) analysis of a random walk, starting with a signal, $a(t)$, where $t = 1, \dots, N$, and N is the length of the signal. The first step of the DFA method is to integrate $a(t)$ to obtain:

$$s(t) = \sum_{i=1}^t a(i) - \bar{a} \quad (8)$$

where:

$$\bar{y} = \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N y(j) \quad (9)$$

The integrated profile $y(j)$ was then divided into boxes of equal length, n . In each box, $y(i)$ was fitted using a polynomial function $y(i)$, which represents the local trend in that box. Different orders of DFA-1 were used, when a different order of a polynomial is fitted.

Next, the integrated profile $y(i)$ was detrended by subtraction in the local trend $y_c(i)$ in each box of length n :

$$Y_c(i) = y(i) - y_c(i) \quad (10)$$

Finally, for each box n , the RMS fluctuation for the integrated and detrended signal was calculated:

$$F(n) = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N [Y_c(i)]^2} \quad (11)$$

The above calculation is then repeated for different box length n to obtain the behavior of $F(n)$ over a broad range of scales. For scale-invariant signals with power-law correlations, there is a power-law relationship between the RMS fluctuations function $F(n)$ and the scale n :

$$F(n) \sim n^\alpha \quad (12)$$

Because power laws are scale-invariant, $F(n)$ is also called the scaling function and the parameter α is the scaling exponent. The value of α represents the degree of the correlation of the signal: if $\alpha = 0.5$, the signal is uncorrelated (white noise); if $\alpha < 0.5$, the signal is correlated; and if $\alpha > 0.5$, the signal is anticorrelated.

2.5 | Multifractal detrended fluctuation analysis

As mentioned earlier, MDFA technique is a variation of DFA. The following procedure was followed to analyze a time series using this technique:

1. The random walk was generated according to the equation (13):

$$Y(i) = \sum_{j=1}^i [x_j - \bar{x}], j = 1, \dots, N \quad (13)$$

where $Y(i)$ is the random walk, x_j is the components of the time series, and \bar{x} is the average wind speed.

2. The profile obtained from the random walk was divided into equal segments (s):

$$N_s = \frac{N}{s} \quad (14)$$

3. The local trend for each segment was calculated ($2N_s$) by using an adjustment of least squares. After that, the coefficient of variation was determined:

$$F^2(s, v) = \frac{1}{s} \sum_{i=1}^{2N_s} [Y((v-1)s+1) - y_c(i)]^2 \quad (15)$$

For each segment, v , where $v = 1, \dots, N_s$; and,

$$F^2(s, v) = \frac{1}{s} \sum_{i=1}^{2N_s} [Y((v-1)s+1) - y_c(i)]^2 \quad (16)$$

For each segment, v , where $v = N_s + 1, \dots, 2N_s$; and $y_c(i)$ is the polynomial fit for the follow-up (v).

4. An average of all the segments was generated to obtain the order of the fluctuation function (q th), where the variable can take any value, except zero:

$$F_q(s) = \left\{ \frac{1}{2N_s} \sum_{i=1}^{2N_s} [F^2(s, v)]^{\frac{q}{2}} \right\}^{\frac{2}{q}} \quad (17)$$

5. Determining the scaling behavior of the fluctuation functions by analyzing log-log plots $F_q(s)$ vs s for each value of q .

If the behavior of the fluctuation functions is steady and the slopes are equal (same H value), then the time series is monofractal, but if the fluctuation functions are different, then the time series is multifractal.

3 | WIND SPEED DATABASE PROCESSING

The dataset used in this study was an hourly wind speed time series collected by the Federal Electricity Commission of Mexico in the wind power plant La Vena II. Measurements were taken at 30 m high. Sample rate and averaged period were defined as 1 Hz and 1 hour, respectively. The measurement period comprised from February 1, 1994 to April 27, 2000. So, the entire time series was made up of 54 610 hourly measurement data. Figure 2(A) shows the complete hourly time series. From this figure, a clear trend, cycles, seasonality, or typical patterns are not visible at first glance. Figure 2(B)-(H) show the corresponding hourly time series for the years 1994-2000, respectively. In the same way, the

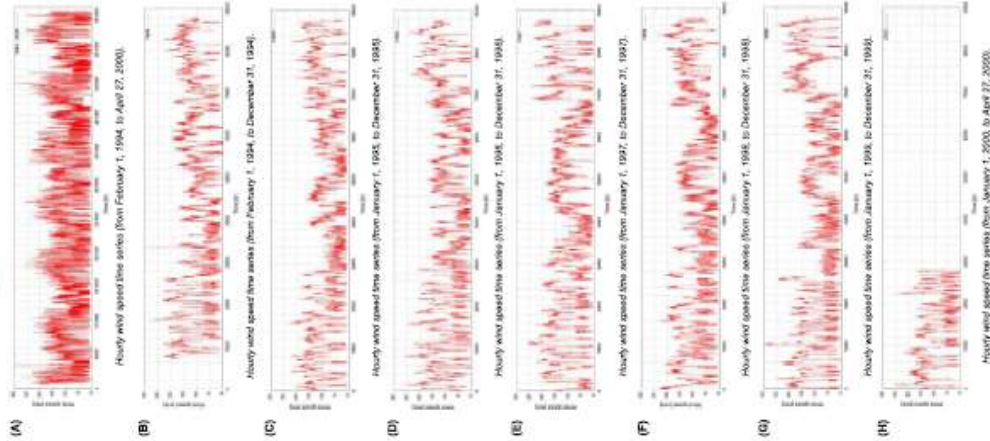


FIGURE 2 Hourly wind speed time series from the wind power plant La Vena II in Oaxaca, Mexico. (A) Hourly wind speed time series (from February 1, 1994 to April 27, 2000). (B) Hourly wind speed time series (from February 1, 1994 to December 31, 1994). (C) Hourly wind speed time series (from January 1, 1995 to December 31, 1995). (D) Hourly wind speed time series (from January 1, 1996 to December 31, 1996). (E) Hourly wind speed time series (from January 1, 1997 to December 31, 1997). (F) Hourly wind speed time series (from January 1, 1998 to December 31, 1998). (G) Hourly wind speed time series (from January 1, 1999 to December 31, 1999). (H) Hourly wind speed time series (from January 1, 2000 to April 27, 2000)

TABLE 1 Wind speed and wind direction sensors specifications

Specification	Manufacturer	Wind Value
Measurement range	0-45 m/s	0-360°
Accuracy	±1.5%	±1.5%
Resolution	<0.1 m/s	<1°

monthly and seasonal window widths of the time series were also generated.

Federal Electricity Commission of Mexico (CFE) has four measurement masts at the wind power plant La Venta II. Each mast has a three-cup anemometer class A, a wind vane, and a Campbell Scientific Datalogger. Characteristics of wind velocity sensors used to build the dataset are shown in Table 1.

3.1 | Random walk

A random walk of the wind speed time series was generated according to the equation (13) to know all the trajectories that follow the wind speed. Figure 3 shows the random walk of the time series of La Venta, Oaxaca. The reduction of data was due to the application of the square root transformation to the dataset to stabilizing the mean and variance.

3.2 | Fractal dimension (D)

The concept of dimension, used by Benoit Mandelbrot, is a simplification of the one used by Felix Hausdorff and corresponds to the definition of the capacity of a geometric figure, which was established in 1958 by the Russian mathematician Kalmogorov.³⁰

The dimension of a set E is defined by the following expression:

$$d_E = \lim_{r \rightarrow 0} \frac{\log N(r)}{\log \left(\frac{1}{r}\right)} \tag{18}$$

where E is a bounded subset of a p-dimensional Euclidean space, N(r) is the minimum number of p-dimensional cubes

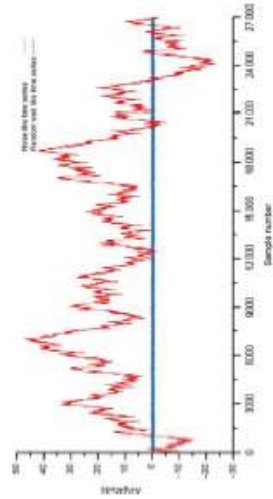


FIGURE 3 Random walk of the wind speed time series of La Venta, Oaxaca

of the r side, needed to cover E. For a point, N(r) = 1; for a line, N(r) = 1/r; for a surface, N(r) = 1/r². It is easy to verify, by applying equation (18), that d_E = 0, 1 and 2 for a point, a line, and a plane, respectively.

A two-dimensional object, such as a square on a plane, can also be divided into N self-similar parts, each of which is in relation r = 1/√N to the total. Like a three-dimensional object, like a cube, can be divided into N smaller cubes, each of which will be in relation r = 1/(N^{1/3}) to the total. In the same way, a D-dimensional, self-similar object can be divided into N smaller copies that are related r = 1/(N^{1/D}) to the original object, from where N = 1/r^D, the value of the fractal dimension, D, corresponding to an exact similarity can be calculated as:

$$D = \frac{\log N}{\log \left(\frac{1}{r}\right)} \tag{19}$$

where D does not have to be an integer and the logarithms can be taken at any base.

Finally, the fractal dimension provides an idea of the real capacity of an object to fill the space in which it is embedded.

3.3 | Fractal dimension, D, and Hurst coefficient, H

Fractal dimension of a geometric plane is 2. The fractal dimension of a random trajectory would be halfway between the path of a line and a plane, that is, it would be 1.5.

Hurst coefficient, H, can be converted into the fractal dimension, D, using the following expression:

$$D = 2 - H \tag{20}$$

Thus, for H = 0.5, a value for D = 1.5 is obtained, both values are consistent with a separate random system. A value of 1.0 < H < 0.5 will turn out to be a fractal dimension closer to a line. In summary, a persistent time series in Hurst's

TABLE 2 Descriptive statistics of the hourly wind speed time series

Statistical measure of data	Value
Number of data, N [1]	54 610
Maximum velocity, v _{max} [m/s]	32.88
Minimum velocity, v _{min} [m/s]	0
Mean velocity, v _{mean} [m/s]	9.53
Standard deviation, v _d [m/s]	5.63
Coefficient of variation, CV [%]	59.36

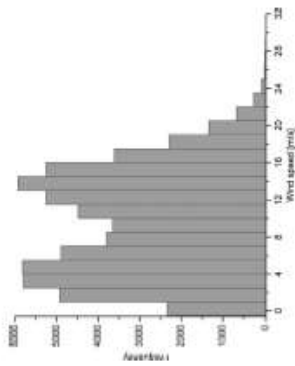


FIGURE 4 Histogram of wind speed at La Venta, Oaxaca (75 months)

terms would result in a softer line with fewer peaks than a random path. In the same way, an antipersistent time series 0 < H < 0.5 would produce a greater fractal dimension, a more rugged series than a random trajectory and thus a system subject to more setbacks due to its antipersistence.

The following is a classification of times series according to Hurst coefficient, H:

- 1. 0 < H < 1/2: In this case, antipersistent time series can be seen and, this is known as mean reversion, that is, if the

time series has been above a certain value that has served as a long-term mean in the previous period, it is more probable to go down in the next period and vice versa. A negative correlation among the events of the time series is seen and the time series is considered to have “pink noise” which is a common process in nature and is related to relaxation (dynamic equilibrium) and turbulence. The antipersistence is a stochastic process that occurs in time series that have a negative correlation between its increments. Events tend to come back to the original place, that is, if a data of the series has been above a specific value (average value of the previous period), it is more probably to be down in the following period and vice versa.

- 2. H = 1/2: In this case, the data are independent and have no memory (there is no correlation between the pieces of information). It is a random number which complies with all the features of standard Brownian motion.³¹ This is known as “white noise.”

- 3. 1/2 < H < 1: In this case, the time series is persistent and reaffirms the trend, that is, if the series is up (or down) of its long-term mean in the previous period, it will most likely continue up (or down) in the following period. If H = 1, the series is deterministic, the noise color is black and appears in long-term cyclic processes. Examples of this are the water level of rivers, the number of sun spots, etc.

4 | DESCRIPTIVE STATISTICS

La Venta, Oaxaca, located in the Isthmus of Tehuantepec, Mexico, is characterized by its high wind speeds, with records of 32.88 m/s for the hourly maximum speed and 9.53 m/s for the average speed, providing a high value for the standard deviation of 5.63 m/s. The coefficient of variation shows a proportion of 59.16% between measures of central tendency and dispersion, see Table 2.

The purpose of statistic measurements is to show the outstanding characteristics of the studied data. It is also suitable to make a graphic representation of it to get a qualitative impression of the information. Figure 4 shows the wind speed histogram used in this study; the bins width was defined

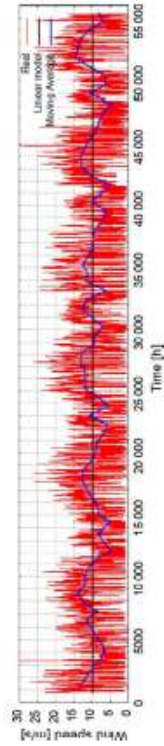


FIGURE 5 Comparison of real wind speed time series from La Venta, Oaxaca to linear trend and moving average models

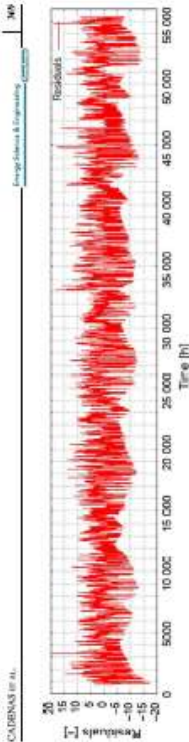


FIGURE 6 Residual values of the wind speed time series from La Verda, Oaxaca

according to Oito et al.²⁵ In this figure, it can be observed the bimodal behavior of wind speed distribution, which is a typical characteristic from the area of the Isthmus of Tehuantepec, and that it has been widely studied.²⁶

4.1 | Analysis of the time series components

It was necessary to choose a decomposition model that is capable of identifying the main characteristics of the time series to know the components of the wind speed time series. Two models can be used for this purpose: additive model or multiplicative model. The additive model is appropriate when the magnitude of the seasonal fluctuations of the series does not change as the trend does. On the other hand, multiplicative models are used when the magnitude of seasonal fluctuations in the time series grows and decreases proportionally with the trend.

In the case of the studied wind speed time series, a trend has not been observed. However, it shows fluctuations with different magnitudes. So, a multiplicative decomposition would be useful, according to equation (21), which allows defining the trend and the seasonality of the dataset.

$$Y_t = T_t S_t E_t \tag{21}$$

where Y_t is the observed value on one period, T_t is the trend, S_t is the seasonality, and E_t are the errors.

An analysis of the linear trend of the dataset allows establishing that all data oscillate around the average, that is, the dataset shows a little or null slope, according to following the equation: $Y_{t+1} = 42261 + 9.645$ (see Figure 5). In the same way, to find the time series seasonality, moving average was applied, whose order was defined as 720 hours (30 days). Figure 5 shows the real-time series vs the linear model, and the moving average, where the seasonality of the data, typical of meteorological events, can be clearly observed in the last model.

Residuals values were calculated, and were plotted as shown in Figure 6, to know if there was another pattern that the previous analysis could not detect. In this figure, it can be observed that these values oscillate around zero.

For this kind of analysis, it is essential to know the behavior of the time series components; however, to complement the

TABLE 3 Descriptive statistics of January 1999

Month	Average	Mode	St. Dev.	Variance	Skewness	Kurtosis
January	12.35	18.64	6.92	47.85	-0.33	-1.12

The dataset of January 1999 was selected as an example because of its bimodal behavior, where the first mode was presented at moderate wind speeds (between 0 and 9.5 m/s) and the second mode was presented at strong wind speeds (between 9.5 and 25 m/s). Table 3 shows the statistical measurements of the sample to know its behavior before applying the discordance tests.

It is well known that the measures of central tendency are similar in samples which have normal behavior. This condition was not appreciated in the analyzed sample of January. The skewness value near to zero suggests normality condition; however, the Kurtosis value is lower than the ideal normal value of 3. This is ratified qualitatively analyzing the histogram of the January 1999 dataset.

4.4 | Normality testing: skewness

The data required to perform the test are shown below for the value further from the mean, the critical values can be found in Ref. 36.

$$S_n = \frac{n^3 \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^3}{\left[\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2 \right]^{3/2}} \tag{22}$$

1. Skewness statistical test:

- Average of the sample: $\bar{x} = 12.33$ m/s.
- The tested value was the furthest from the average, in this case: 24.97 m/s.
- Skewness calculation: $S_n = -0.3332$ (absolute value was considered to the comparison vs the critical values).
- Critical value with 99% confidence: 0.22.
- Comparison of skewness value vs critical value: $0.3332 > 0.22$, then the tested value is an outlier.

The value found as an outlier was eliminated so that the sample was modified. Consequently, the values of the descriptive statistics measures changed. This process was repeated until the test does not detect outliers. Finally, the censured sample, that is, without outliers, was reduced to 487 data for January. So, 262 data of the original sample have been eliminated, of this normal

autocorrelation function and the partial autocorrelation function were generated to the original time series.³⁴ A square root transformation was applied to the time series to stabilize the mean. This kind of transformation was selected because of when applying it, no data were lost, or negative numbers remained, as was the case with the application of the base ten logarithms to the time series.

Once the mean was stabilized, a difference was made to the data, to establish the relationship with a single past event. Given that measurements data come from a meteorological sample, it was necessary to know if there was a relationship with seasonal situations. Thus, besides the data difference of 1 step backward, a data difference 24 steps backward was carried out.

Figure 7 shows the application to the autocorrelation function to the time series transform; the autocorrelation function values are always between -1 and 1. A positive value indicates a positive linear relationship between the occurred events and their lags. Autocorrelation and partial autocorrelation functions have a maximum value of 1. Similar explanation is for the negative part. In this figure, it is possible to observe a negative relationship with an approximate value of 0.5 that the time series has with its event 24 steps backward. The partial autocorrelation function shows the relationship that exists between the data without considering the intermediate events. In Figure 8, it can be observed the negative relationship between data of the time series, not only with the event 24 steps backward but every 24 steps.

4.3 | Discordance tests

Discordance tests were used to detect outlier values in normal samples. An outlier value is defined as an observation in a dataset (or subset) that seems inconsistent with the rest of the data. Statistical outlier tests can be classified into five main types:^{35,36}

- Statistical deviation or dispersion.
- Sum of squares.
- Statistical dispersion or total interval.
- Mean excess function.
- High-order moment.

TABLE 4 Descriptive statistics of the January's censured sample

Month	Average	St. Dev.	Mode	Variance	Skewness	Kurtosis
January S1	3.9	2.3	4.3	5.4	0.6	-0.1
January S2	17.1	5	18.6	9.3	0	-0.4

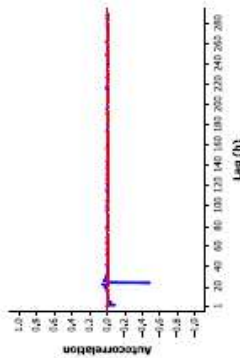


FIGURE 7 Autocorrelation function of the wind speed time series from La Verda, Oaxaca

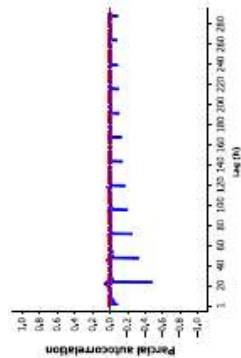


FIGURE 8 Partial autocorrelation function of the wind speed time series from La Verda, Oaxaca

measures of the time series presented in this figure are listed in Table 5. The probability models of the fractal curves are presented in the same figure, where it is observed the similar behavior between the histograms of the fractals series and the typical series of August. To establish a comparison that can highlight the implementation of the Hurst coefficient in the wind modeling, time series were generated using random numbers with Gaussian behavior, using the characteristics of the real-time series, that is, the mean speed of 8.69 m/s, and the standard deviation of 1.34 m/s. Simulations were performed using the Matlab software.³⁹

Comparing the time series from Figures 11 and 12, the differences in the time series structures are evident. The fractals time series captured the variable wind behavior, while the Gaussian time series showed a stationary behavior, which makes a different structure from the typical month of August. The energy production of a wind turbine varies as the wind. For the isolated systems, this means an additional cost in battery banks to store energy. In the case of wind farms, wind variability directly impacts the energy quality delivered to the electrical grid, due to problems with voltage and frequency stability. Usually, electronic converters must be added to the system to regulate these parameters and to, the cost of investment increases.

Prediction models can be used as a complementary solution to mitigate the undesirable effects of wind variability. In this context, it is vital to improve the time series prediction models by incorporating, for example, the new parameter as is the case of the Hurst coefficient that is the object of this work.

Finally, the typical month chosen for the analysis has a Gaussian behavior. The normal behavior found in the wind data is commonly simulated with a Weibull probability model. In that case, the random numbers required for the self-affine trace generator describe the behavior of a Weibull probability model.

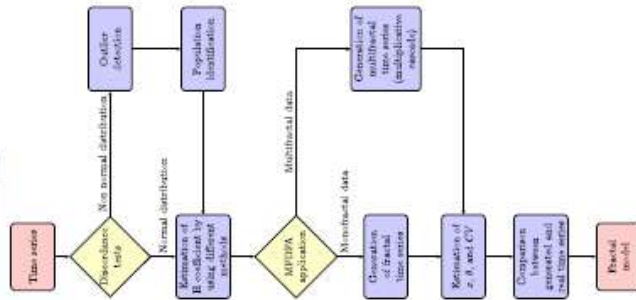


FIGURE 9 Modeling process flowchart of the fractal time series

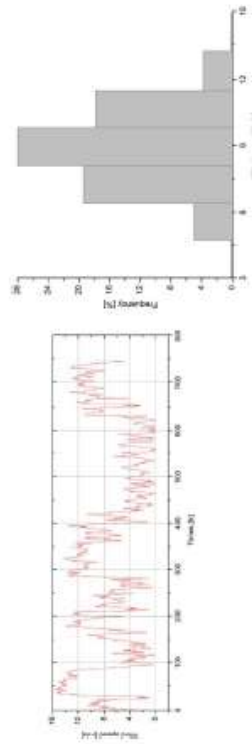


FIGURE 10 Wind speed time series and histogram of the typical month (August)

- Discard the generated segment and draw two new segments with the calculated value $X(1/2)$ and the others $X(0)$ and $X(1)$. Each time interval is divided into other two equal ones, and the values $X(1/4)$ and $X(3/4)$ are used as the measure for the values in the extremes plus two random values d_1 and d_2 , rescaled by $1/\sqrt{2}$.
- Discard the previous segments and draw the ones obtained with the new and previous values.
- Repeat the process n times using the scale $1/\sqrt{2^{n-1}}$ as a factor to obtain the random number d_k for $k = 1, 2, \dots, 2^n$.

The mBF is a particular case of the mB; it is an auto similar process meaning that it is invariant in distribution under an adequate change in time scale and space. To simulate the mB, it is possible to use a variant of the algorithm for the random midpoint displacement. The initial scale factor, which multiplies the random number used to calculate $X(1/2)$ is $\sqrt{1-2^{1-H}}$, and in the next steps should be multiplied by $1/2^H$.

In the case that the time series is multifractal, the model can be generated using the multiplicative cascade technique proposed by Muller and Iaberlande.³⁷

The month of August was randomly selected for the analysis of the dataset of La Verita, Oaxaca. There are seven samples corresponding to August each year from 1994 to 2000. All hourly data corresponding to each year were averaged to establish a typical time series of August, that is, all data corresponding to 00:00 hours of each sample were averaged, and the result was the typical value at 00:00 hours of August and so on. Figure 10 shows the data histogram of the typical month of August. The statistical measurements are: mean speed of 8.70 m/s; minimum speed of 4.50 m/s; maximum speed of 12.45 m/s; standard deviation of 1.34 m/s; and coefficient of variation of 15.48%.

The used parameters to carry out the simulations in the self-affine trace generator were as follows: $H = 0.13$, which was the obtained value for the month of August from the previous analysis using the power spectrum technique. The simulation range was defined by the difference between the minimum and maximum speed, in this case 7.95 m/s. Finally, the simulation horizon was defined of 744 hours. The optimal number of simulations was 140. This value was obtained from the following expression³⁸:

$$n = \frac{\sigma^2(\log 2)^2}{\epsilon^2} \quad (23)$$

where n is the optimal number of simulations, σ is a probability, ϵ is a standard normal statistic, k is the maximum permissible absolute deviation over the mean of the frequency distribution, and σ^2 is the variance of the frequency distribution.

Figure 11 shows a representative time series simulation corresponding to the typical month of August. The statistical

sample; however, the eliminated values are regrouped and again undergo the discreteness tests, which can detect more populations that make up the sample. This procedure must be carried out at least with the other four tests.

Statistical measures can be observed in Table 4, where the primary sample was segmented in two samples: the subset January S1 corresponds to the slow wind speeds and the subset January S2 corresponds to the high wind speeds. Thus, as long as both samples were analyzed separately, the datasets of January 1999 allowed a normal behavior.

4.5 | Modeling process

The flowchart of the modeling process proposed for the analysis of the fractal time series is presented in Figure 9. From this flowchart, it can be seen that it is necessary to determine whether the time series to be modeled is monofractal or multifractal, to use the proper modeling technique.

5 | MODELING OF A TIME SERIES OF MONTHLY WINDOW WIDTH

A self-affine trace generator was employed to illustrate the way of modeling long-term time series using the Hurst coefficient. This trace generator requires three main parameters: Hurst coefficient, speeds range, and the number of forward steps.

The technique for modeling time series as a fractional Brownian motion (mBF), is derived from Brownian motion (mB), described by Robert Brown in 1827 and modeled by Norbert Wiener in 1923. The mB as all movements is continuous, but its constant direction changes make it nondifferentiable. Its consistency characteristics are more statistical than geometrical. The model proposed by Wiener is also known as the random midpoint displacement. This model consists in altering the position of an intermediate point within a line, calculating the value of midpoint, and adding a certain random Gaussian value, which can be either positive or negative.

The systematic steps for the calculation are described below:

- A Gaussian distribution is defined for $[-1,1]$ from where it is possible to obtain all the needed random numbers.
- Make $X(0) = 0$, and select a random number $X(1)$.
- Draw a segment between the points $(0, X(0))$ and $(1, X(1))$.
- Divide the time interval into two intervals with the same length and calculate the value of $X(1/2)$, as the average between $X(0)$ and $X(1)$ adding a random value d_1 rescaled by $1/2$.

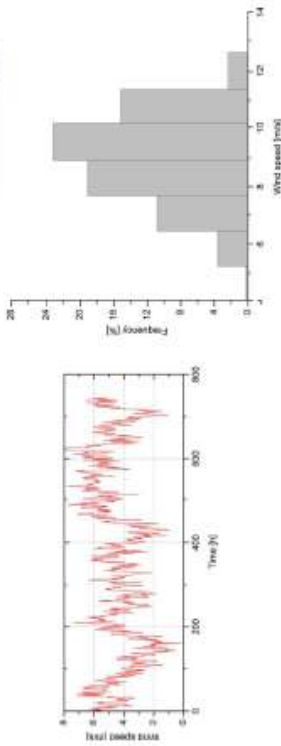


FIGURE 11 Fractal wind speed time series and histogram of the typical month (August)

TABLE 5 Descriptive statistics of real data and generated fractals

Model	v_{max} (m/s)	v_{sd} (m/s)	CV (%)
Real	8.6938	1.5491	15.65
Fractal 1	8.6576	1.4314	16.53
Fractal 2	8.4509	1.5072	17.64
Fractal 3	8.7199	1.3736	15.75
Fractal 4	8.3241	1.1468	13.78
Fractal 5	9.0332	1.4922	16.52
Fractal 6	8.7020	1.5803	18.16
Fractal 7	8.8745	1.2094	13.60
Fractal 8	8.7167	1.5339	18.67
Fractal 9	8.7774	1.4302	17.67
Fractal 10	7.9853	1.1123	15.06
Fractal 11	8.9046	1.2964	14.56
Fractal 12	8.1432	1.5002	18.42

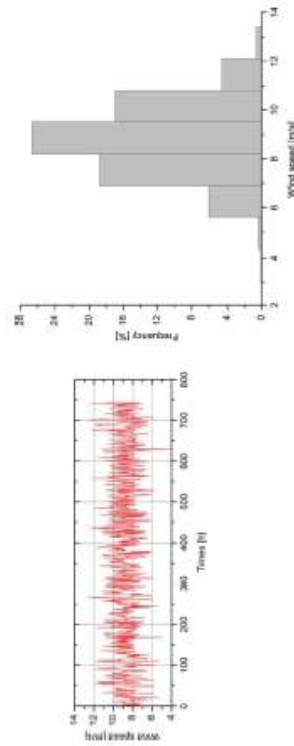


FIGURE 12 Gaussian wind speed time series and histogram

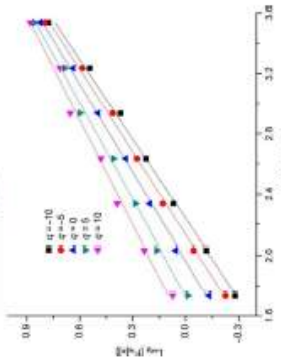


FIGURE 13 Multifractality of the complete wind speed time series

Since the entire wind speed time series shows multifractal characteristics, discordance tests were applied to identify the characteristics of the populations that form the time series. Tests results can be observed in Table 6. Sample segmentation guarantees the normal behavior of the data. Once the populations were detected, the MFDA test was again performed on each one of them. This time, the separated samples were monofractal.

With regard to fractal analysis as a function of the coefficient H and fractal dimension, the methods used for the calculation of H although showing different necessities, coincide in the time series being antipersistent with negative correlations among the events and a short-term memory. This type of series presents a tendency toward chaos also known for being rough and with reversion to the mean. Each event has a tendency to turn into itself

(repetition of speeds); this characteristic increases when H is closer to zero.

Figures 15–18 show a graphic representation of the models in the calculation of the Hurst coefficient, H , for August using the box counting method, rescaled range analysis, power spectrum technique, and FDA, respectively.

Figure 15 is the result of placing the structure of the August sample in grids with different square sizes and recording the different number of squares and their length in each case. The result of plotting in a graph the length of the squares that make up each grid against the number of squares (boxes) occupied by the series. The resultant points generate a model of linear regression with the slope representing the fractal dimension of the time series.

Figure 16 shows the result of calculating the fractal dimension of the same time series with the RS analysis technique. To apply this technique, the most viable option was to divide the series in 62 segments of approximately 26 880 pieces of information each and to calculate the statistical RS for each segment. The mean and standard deviation were calculated for each one, the variance of each piece of information with respect to the mean was determined, and these differences added. R was calculated by subtracting the highest and lowest values of the differences. Finally, the RS statistic was obtained by dividing R by the standard deviation for each segment. The fractal dimension (D) is the value of the slope resulting from the application of a linear regression model to the double logarithm.

When the data distribution is fitted to a theoretical distribution (in this case, normal distribution), the points are represented by a straight line, which coincides outstandingly with the adjustment model. From Figure 16, the points describe a different shape (curve), which indicates that the normal distribution of the data has an asymmetry oriented to the right.

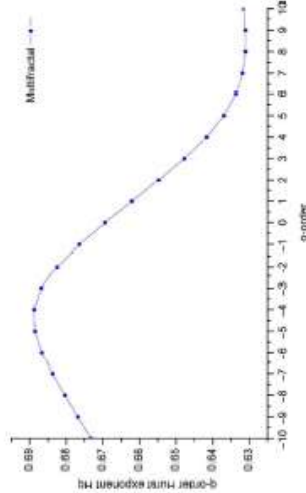


FIGURE 14 The q -order Hurst exponent, H_q , for the multifractal time series

6 | ANALYSIS OF RESULTS

6.1 | Daily time series analysis

Before calculating the Hurst coefficient, it is convenient to know if the time series presents multifractal characteristics, so the MFDA test was applied to the dataset. According to the procedure of the MFDA technique aforementioned, when time series are monofractal, the slopes of the functions F_q must be equal, which implies a single Hurst coefficient value. In the case of the wind speed time series analyzed, different slopes appear (see Figure 13). Figure 14 shows a graphic representation of the H_q coefficients vs the moments of order q .

The decreasing q -order Hurst exponent, H_q , indicates that the segments with small fluctuations have a random walk-like structure, whereas segments with large fluctuations have a noise-like structure.

TABLE 6 Descriptive statistics and Hurst coefficient on the daily scale of the wind time series

N	Average	Max.	Min.	St. Dev.	CV	H_{FC}	H_{RS}	H_{PS}	H_{HFA}
Sample 1	27.198	4.1	8.3	2.2	53.1%	0.26	0.08	0	0.09
Sample 2	29.648	13.2	18.0	8.3	19.2%	0.16	0.16	0	0.18
Sample 3	20.958	18.4	19.8	18.0	0.5	2.7%	0.10	0.02	0
Sample 4	65.3	20.2	20.7	19.8	0.3	1.3%	0.07	-0.01	0
Sample 5	608	21.3	22.2	20.7	0.4	1.8%	0.07	0.00	0
Sample 6	278	22.8	23.6	22.3	0.4	1.7%	0.07	0.08	0
Sample 7	118	24.5	23.8	23.6	0.6	2.5%	0.07	-0.01	0
Sample 8	44	27.3	28.9	26.0	1.0	3.7%	0.06	0.19	0

Figure 17 is the calculation of the fractal dimension using the power spectrum technique. The fractal dimension is the value of the slope of the linear regression model applied to the logarithmic transformation of the data.

Fractal dimensions were obtained using different techniques from the Hurst coefficients, whose values were close to 2. $D_{FC} = 1.75$, $D_{RS} = 1.93$, $D_{PS} = 2.06$, and $D_{HFA} = 1.91$. This condition ensures that the time series were close to filling up the plane and filling up more than a one-dimensional curve, but less than an area. The analysis of the original, daily time series provides the main structural patterns for the places observed, the antipersistence. In accordance with the techniques used in this study.

6.2 | Analysis of time series of monthly window width

The statistic values and fractal dimension of the time series of monthly window widths, such as mean, standard deviation, coefficient of variation, Hurst coefficient, and fractal

dimension were calculated for a normal sample of each month in the time series using the four techniques outlined in the study.

The time series of monthly window width presents an average wind speed ranging from 27.81 m/s in February to 3.22 m/s in June. Dispersion values from 3.74 m/s in December to 0.192 m/s in June. The coefficient of variation varies from 0.013 in June to 0.556 in January.

Regarding fractal analysis, calculations of the Hurst coefficient using the box counting technique are practically constant, from 0.064 to 0.1, using the RS analysis, the values range from 0 to 0.339, using the Power Spectrum, the range is between 0 and 0.153. Finally, using the DFA technique, the range is between 0.011 and 0.217.

All values indicate antipersistent samples. Negative values observed using the H_{RS} technique was a consequence of the little data of the samples, which represents a weakness of this method.

Power spectrum technique generates zero values, in most of its results, assuming a fractal dimension of 2.

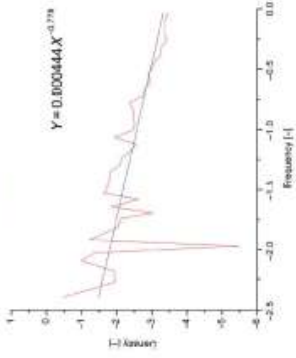


FIGURE 17 Calculation of the Hurst coefficient by the power spectrum method

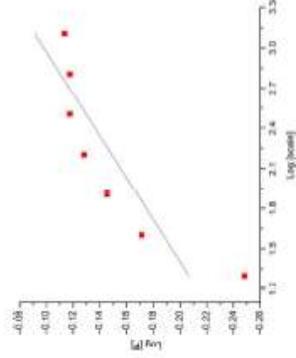


FIGURE 18 Calculation of the Hurst coefficient by using the FFA technique for "spring S1" sample

6.3 | Seasonal time series analysis

Results for the statistical and fractal calculations of the seasonal time series showed that the average wind speed was between 3.3 m/s in the summer and 27.75 m/s in winter. The standard deviation fluctuated between 0.33 and 4.7 m/s in the spring and winter, respectively. There is a minimum variation of 1.5% in the winter, and a maximum variation of 55.2% in the autumn.

Results of the Hurst coefficients show antipersistent time series. This behavior was similar to the complete time series and time series of monthly window width. Figure 18 shows the Hurst coefficient calculation using the FFA technique for "Spring S1" sample.

6.4 | Annual time series analysis

The annual time series has the same behavior being observed in the fractal analysis methods. The similar behavior obtained at different scales suggests an invariance to the scaling of the time series.

6.5 | Scaling invariance degree

A typical phenomenon of the fractal sets can be found in some time series. This phenomenon, called auto-affinity, is manifested in the time series if they are represented, in the first instance, in time intervals with decreasing duration, and it is observed that their appearance was similar. The study of the variables and the interactions of a dynamic system through time focuses on finding patterns, structures, critical points of stability or instability, as well as the initial conditions sensitivity to change, to achieve a certain degree of control.⁴⁹ A common property of natural dynamic systems is the *Scaling Invariance*, which means that the central moments of first, second, third, and fourth order remain asymptotically constant in space and time.⁴⁹ Generally, every real complex system exhibits scale invariance, that is, its behavior does not change by the rescaling of the variables that govern its dynamics.

It is important to point out that fractals that exist in nature tend to be irregular and self-similar only in a statistical sense. For example, if a sufficiently large set of objects of the same class is analyzed and a part of any of them is amplified, it is possible that it will not be identical to the original, but it will surely be similar to one of the other members of the set.

7 | CONCLUSIONS

It can be concluded from this study that the structure of the time series at La Venta, Oaxaca, Mexico, is antipersistent which indicates a negative correlation between each event (wind speed) that took place. This indicates a relevant characteristic of the time series structure, which must be taken into account when choosing the technique that will be used to generate a wind speed forecasting model for this site.

In this study, the bimodality observed on the histogram of the site was analyzed, concluding that the samples that have this characteristic are multifractal. On the other hand, the samples that present a normal distribution are monofractal.

Regarding the techniques used to calculate the Hurst coefficients, the RS and FFA techniques obtained similar H coefficient values in more occasions than the BC and PS techniques. The latter with most values close to zero. However, all values in the range of antipersistence. When the samples

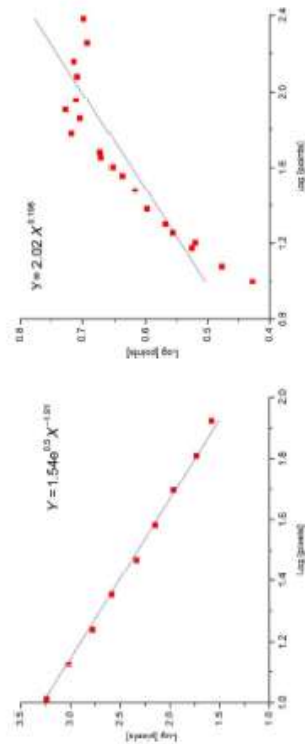


FIGURE 15 Calculation of the Hurst coefficient by the box counting method

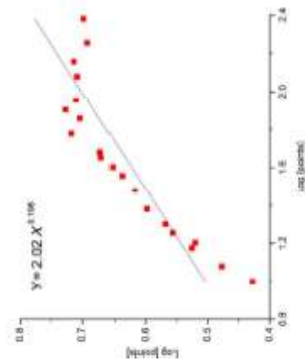


FIGURE 16 Calculation of the Hurst coefficient by the RS method

have few data, the *RS* technique showed negative values, which is a limitation of this technique.

Finally, it was shown that it is convenient to model the wind time series using the Hurst coefficient, which captures the variability in the time series structure and makes it possible to have additional information of the time series, to make decisions about management and techniques applied to the data, with the purpose of decrease the uncertainties.

ACKNOWLEDGMENTS

The authors thank the Comisión Federal de Electricidad (CFE), the Universidad Michoacana de San Nicolás de Hidalgo, and the UNAM-DGAPA PAPIIT Program IA107416 for their support and special considerations in carrying out this study.

ORCID

Rafael Campos-Ancosua  <https://orcid.org/0000-0003-3380-2398>
 Wilfrido Rivera  <https://orcid.org/0000-0002-9845-5542>

REFERENCES

- Global Wind Report, Annual market update. Global Wind Energy Council, 2017.
- Cabrera R, Saldivar G, Edicacián y Nieves Tecnológicas Central Educativa La Verita II. *Revista Digital Universitaria*. 2007;8(2):1-12.
- Lei M, Shyles J, Chatterjee J, Houghton L, Yan Z. A review on the forecasting of wind speed and generated power. *Renew Sustain Energy Rev*. 2009;13(4):915-920.
- Karimov RG, Sathiyamoan K. Day-ahead wind speed forecasting using I-CARMA models. *Renew Energy*. 2009;34(5):1384-1391.
- Barboun TG, Theodanis JB. A locally recurrent fuzzy neural network with application to the wind speed prediction using spatial correlation. *Neurocomputing*. 2007;70(7-9):1525-1542.
- Mandelbrot BB. *The Fractal Geometry of Nature*, 3rd edn. New York, USA: W.H. Freeman and Company; 2009.
- Hausdorff F. Dimension and measure. *Math. Monographs*. 1945;79:157-179.
- Lopes R, Bevilacqua N. Fractal and multifractal analysis: a review. *Met Image Analysis*. 2009;13(4):161-649.
- Chang TP, Ko HE, Lin HJ, et al. Fractal dimension of wind speed time series. *Appl Energy*. 2012;93:742-749.
- Harnout S, Guesoum A. Using a fractal dimension to quantify long-range persistence in global solar radiation. *Chaos, Solitons Fract*. 2009;41(3):1520-1530.
- Roberts S, Siddiqi AS. Wavelet-based correlation of time series of South Mesosynological Data. *Chaos, Solitons Fract*. 2008;39(4):1744-1767.
- Law SS, Chiu FT. Fractal dimension of time sequences. *Phys A: Stat Mech Appl*. 2009;286(1-4):310-316.
- Praquinato M, de la Barra A. Multifractal analysis of wind velocity data. *Energy Syst Dev*. 2012;22:48-56.

- Vermas SF, Estadística Rativa para el manejo de datos experimentales: aplicación en la propulsión (propulsiónmarítima). México, D.F.: UNAM; 2005.
- Müller H, Heberich U. Temporal rainfall disaggregation using a multiplicative cascade model for spatial application in urban hydrology. *J Hydrol*. 2018;558:847-864.
- Arang MB, García-Domínguez E. Simulación y análisis de estadística estadística. CIMEX, México: MG, Grupo IEE; 1996.
- Statistical Software Manuals, www.stata.com.
- Balchuk AS, Minale MD, Gillet MB, Papp AA. Crosses from antipersistent to persistent behavior in time series possessing the generalized dynamic scaling law. *Review Ser*. 2014;5(3):45-54.

How to cite this article: Cadizovi E, Campos-Ancosua R, Rivera W, et al. Wind speed variability study based on the Hurst coefficient and fractal dimensional analysis. *Energy Syst Dev*. 2019;7:361-378. <https://doi.org/10.1002/ese3.277>

- Velasquez-Villa MA, Velásquez-García JI, Muñoz-Villalobos JA, et al. Temporal invariance to scaling of time series of daily rainfall data. *Revista Mexicana de Ciencias Agrícolas*. 2010;1(4):473-472.

Bibliografía del documento

- [1] R. Luna-Rubio, M. Trejo-Perea, D. Vargas-Vázquez, and G. J. Ríos-Moreno, “Optimal sizing of renewable hybrids energy systems: A review of methodologies,” *Sol. Energy*, vol. 86, no. 4, pp. 1077–1088, 2012.
- [2] Y. S. Mohammed, M. W. Mustafa, and N. Bashir, “Hybrid renewable energy systems for off-grid electric power: Review of substantial issues,” *Renew. Sustain. Energy Rev.*, vol. 35, pp. 527–539, Jul. 2014.
- [3] M. K. Deshmukh and S. S. Deshmukh, “Modeling of hybrid renewable energy systems,” *Renew. Sustain. Energy Rev.*, vol. 12, pp. 235–249, 2008.
- [4] U. Hernandez Galvez, Geovanni (Centro de Investigación en Energía, “Dimensionado de sistemas integrados de energía eólica/hidrogeno/celdas de combustibles,” 2011.
- [5] E. Carpaneto, G. Chicco, P. Mancarella, and A. Russo, “Cogeneration planning under uncertainty. Part II: Decision theory-based assessment of planning alternatives,” *Appl. Energy*, vol. 88, no. 4, pp. 1075–1083, 2011.
- [6] E. Carpaneto, G. Chicco, P. Mancarella, and A. Russo, “Cogeneration planning under uncertainty. Part I: Multiple time frame approach,” *Appl. Energy*, vol. 88, no. 4, pp. 1059–1067, 2011.
- [7] F. V. Gonçalves, L. H. Costa, and H. M. Ramos, “ANN for Hybrid Energy System Evaluation: Methodology and WSS Case Study,” *Water Resour. Manag.*, vol. 25, pp. 2295–2317, 2011.
- [8] G. L. Barbose, C. a. Goldman, I. M. Hoffman, and M. Billingsley, “The future of utility customer-funded energy efficiency programs in the USA: Projected spending and savings to 2025,” *Energy Effic.*, vol. 6, pp. 475–493, 2013.
- [9] S. Hiroaki, D. Arish, S. Moffatt, Y. Nanae, and M. Hinako, *Eco2 cities, ecological cities as economic cities*, First edit. new york: The International Bank for Reconstruction and Development / The World Bank, 2010.
- [10] Y. Y. Deng, K. Blok, and K. van der Leun, “Transition to a fully sustainable global energy system,” *Energy Strateg. Rev.*, vol. 1, no. 2, pp. 109–121, 2012.
- [11] Kevin Normandeau, “Microgrid Market Survey,” 2016.
- [12] Unknown, “Sistemas híbridos con energías renovables.” [Online]. Available: <https://eliseosebastian.com/sistemas-hibridos-de-energias-renovables/7-12/>.
- [13] T. Convocatoria, A. Energ, and E. N. Casa, “Proyecto FSE.” 2014.
- [14] E. Cadenas and W. Rivera, “Wind speed forecasting in three different regions of Mexico , using a hybrid ARIMA e ANN model,” *Renew. Energy*, vol. 35, no. 12, pp. 2732–2738, 2010.
- [15] Bornay, “Catalogo Aerogeneradores.”
- [16] M. A. Rodríguez Meza and J. L. Cervantes Cota, “Efecto Fotoelectrico,” *Cienc. Ergo Sum*, vol. 13, pp. 303–311, 2006.
- [17] L. Kuznia, B. Zeng, G. Centeno, and Z. Miao, “Stochastic optimization for power system configuration with renewable energy in remote areas,” *Ann. Oper. Res.*, vol. 210, pp. 411–432, 2013.
- [18] J. Torriti, “A review of time use models of residential electricity demand,” *Renew. Sustain. Energy Rev.*, vol. 37, pp. 265–272, 2014.
- [19] E. Borgonovo, W. Castaings, and S. Tarantola, “Model emulation and moment-independent sensitivity analysis: An application to environmental modelling,” *Environ. Model. Softw.*, vol. 34, pp. 105–115, 2012.
- [20] G. I. M. Worm, a. W. C. van der Helm, T. Lapikas, K. M. van Schagen, and L. C. Rietveld, “Integration of models, data management, interfaces and training support in a drinking water treatment plant simulator,” *Environ. Model. Softw.*, vol. 25, no. 5, pp. 677–683, 2010.
- [21] DOF, “Acuerdo de la Comisión Reguladora de Energía que define los criterios administrativos para dar cumplimiento añ artículo Décimo Tercero Transitorio, fracción 1, inciso c) de la Ley de la Industria Eléctrica.” pp. 1–9, 2017.
- [22] a. Castelletti, S. Galelli, M. Restelli, and R. Soncini-Sessa, “Data-driven dynamic emulation modelling for the optimal management of environmental systems,” *Environ. Model. Softw.*, vol. 34, pp. 30–43, 2012.
- [23] R. Yang and L. Wang, “Multi-zone building energy management using intelligent control and optimization,” *Sustain. Cities Soc.*, vol. 6, pp. 16–21, 2013.
- [24] a. Tascikaraoglu, a. R. Boynuegri, and M. Uzunoglu, “A demand side management strategy based on

- forecasting of residential renewable sources: A smart home system in Turkey,” *Energy Build.*, vol. 80, pp. 309–320, Sep. 2014.
- [25] M. Severini, S. Squartini, and F. Piazza, “Hybrid soft computing algorithmic framework for smart home energy management,” *Soft Comput.*, vol. 17, pp. 1983–2005, 2013.
- [26] R. Peña, A. Medina, O. Anaya-Lara, and G. M. Burt, “DGIS: Interactive simulator for distributed generation systems,” *Comput. Appl. Eng. Educ.*, vol. 20, no. 4, pp. 594–603, Dec. 2012.
- [27] J. Margeta and Z. Glasnovic, “Hybrid RES-HEP Systems Development,” *Water Resour. Manag.*, vol. 25, no. September 2010, pp. 2219–2239, 2011.
- [28] C. Choon, C. Coates, and A. Viswanath, “Renewable Energy Source Emulator,” *Sustain. Energy Build.*, pp. 297–304, 2009.
- [29] E. Drives, “Renewable Energy Sources,” no. May, pp. 13–17, 2013.
- [30] T. Lambert, P. Gilman, and P. Lilienthal, “Micropower System Modeling with Homer,” *Integr. Altern. Sources Energy*, pp. 379–418, 2006.
- [31] H. X. Yang, L. Lu, and J. Burnett, “Weather data and probability analysis of hybrid photovoltaic – wind power generation systems in Hong Kong,” vol. 28, pp. 1813–1824, 2003.
- [32] V. Vaara, M. Pitkänen, and T. Hämäläinen, “Wind Turbine Sensor Data Analysis and Production Forecast,” vol. 2, no. 1, pp. 309–314, 2014.
- [33] J. K. Taylor and C. Cihon, *Statistical Techniques for data analysis*, Second edi. New York: Chapman and Hall/CRC, 2004.
- [34] J. L. Tena García, E. Cadenas Calderón, G. Gonzalez Ávalos, E. Rangel Heras, and A. Mbikayi Tshikala, “Forecast of daily output energy of wind turbine using sARIMA and nonlinear autoregressive models,” vol. 11, no. 2, pp. 1–15, 2019.
- [35] T. G. Hovgaard, L. F. S. Larsen, J. B. Jørgensen, and S. Boyd, “MPC for Wind Power Gradients — Utilizing Forecasts , Rotor Inertia , and Central Energy Storage,” pp. 4071–4076, 2013.
- [36] Y. Jiang, “Computation of monthly mean daily global solar radiation in China using artificial neural networks and comparison with other empirical models,” *Energy*, vol. 34, no. 9, pp. 1276–1283, 2009.
- [37] C. A. Gueymard, “The sun ’ s total and spectral irradiance for solar energy applications and solar radiation models,” vol. 76, pp. 423–453, 2004.
- [38] P. Haessig, B. Multon, H. Ben Ahmed, S. Lascaud, and P. Bondon, “Energy storage sizing for wind power : impact of the autocorrelation of day-ahead forecast errors,” no. October 2013, pp. 43–57, 2015.
- [39] R. H. Inman, H. T. C. Pedro, and C. F. M. Coimbra, “Solar forecasting methods for renewable energy integration,” *Prog. Energy Combust. Sci.*, vol. 39, no. 6, pp. 535–576, Dec. 2013.
- [40] M. Bazilian *et al.*, “Re-considering the economics of photovoltaic power,” *Renew. Energy*, vol. 53, pp. 329–338, 2013.
- [41] P. J. Axaopoulos, E. D. Fylladitakis, and K. Gkarakis, “Accuracy analysis of software for the estimation and planning of photovoltaic installations,” *Int. J. Energy Environ. Eng.*, vol. 5, no. 1, p. 1, 2014.
- [42] H. Verdejo, A. Awerkin, C. Becker, and G. Olguin, “Statistic linear parametric techniques for residential electric energy demand forecasting. A review and an implementation to Chile,” *Renew. Sustain. Energy Rev.*, vol. 74, no. November 2016, pp. 512–521, 2017.
- [43] J. L. Tena García, E. Cadenas Calderón, E. Rangel Heras, and C. Morales Ontiveros, “Generating electrical demand time series applying SRA technique to complement NAR and sARIMA models,” 2019.
- [44] M. A. Piette, S. Kiliccote, and J. H. Dudley, “Field demonstration of automated demand response for both winter and summer events in large buildings in the Pacific Northwest,” *Energy Effic.*, vol. 6, no. 4, pp. 671–684, 2013.
- [45] J. Granderson, M. A. Piette, and G. Ghatikar, “Building energy information systems: User case studies,” *Energy Effic.*, vol. 4, no. 1, pp. 17–30, 2011.
- [46] A. Marinescu, I. Dusparic, C. Harris, V. Cahill, and S. Clarke, “A dynamic forecasting method for small scale residential electrical demand,” *Proc. Int. Jt. Conf. Neural Networks*, pp. 3767–3774, 2014.
- [47] F. Rogan *et al.*, “LEAPs and Bounds-an Energy Demand and Constraint Optimised Model of the Irish Energy System,” *Energy Effic.*, vol. 7, no. 3, pp. 441–466, 2014.
- [48] A. Marinescu, C. Harris, I. Dusparic, S. Clarke, and V. Cahill, “Residential electrical demand forecasting in very small scale: An evaluation of forecasting methods,” *2013 2nd Int. Work. Softw. Eng. Challenges Smart Grid, SE4SG 2013 - Proc.*, pp. 25–32, 2013.
- [49] V. H. Benitez, G. Torres, L. Gamez, and J. Pacheco, “Sistema fotovoltaico de iluminación solar,” *Cts Epistemus*, pp. 86–92, 2013.

- [50] M. Moro, *Instalaciones solares fotovoltaicas*, First edit. Cd. de México: Editoriales Parainfo, 2010.
- [51] E. Cadenas and W. Rivera, “Wind speed forecasting in three different regions of Mexico, using a hybrid ARIMA e ANN model,” *Renew. Energy*, vol. 35, no. 12, pp. 2732–2738, 2010.
- [52] Coradir S.A., “Panel Solar Cora 250W hoja de datos,” Buenos Aires, Argentina.
- [53] A. Ahmed, I. P. Kenneth, A. Miller, and K. Gidado, “Simulated performance of Earthtube for cooling of office buildings in the Southeast of UK.,” in *In Sustainability in Energy and Buildings*, 2009, pp. 403–411.
- [54] W. Zeiler, R. van Houten, and G. Boxem, “SMART buildings: Intelligent software agents.,” in *Sustainability in Energy and Buildings*, 2009, pp. 9–17.
- [55] C. Mallett, “Network-enabled intelligent photovoltaic arrays.,” in *Sustainability in energy and buildings*, 2009, pp. 39–47.
- [56] R. Patel, C. V. Patki, and V. Agarwal, “Armature and field controlled DC motor based wind turbine emulation for wind energy conversion systems operating over a wide range of wind velocity,” in *Sustainability in Energy and Buildings*, 2009, pp. 117–125.
- [57] A. Elmualim, “Integrated building management systems for sustainable technologies: Design aspiration and operational shortcoming,” in *Sustainability in Energy and Buildings*, 2009, pp. 275–280.
- [58] C. C. Choon, C. Coates, and A. Viswanath, “Renewable Energy Source Emulator,” in *Sustainability in Energy and Buildings*, 2009, pp. 297–304.
- [59] J. Šochman and J. Matas, “Learning fast emulators of binary decision processes,” *Int. J. Comput. Vis.*, vol. 83, pp. 149–163, 2009.
- [60] A. Chari and S. Christodoulou, “Building energy performance prediction using neural networks,” *Energy Effic.*, vol. 10, no. 5, pp. 1315–1327, 2017.
- [61] H.-O. Peitgen, H. Jürgens, and D. Saupe, *Chaos and Fractals: New Frontiers of Science*, 2nd editio., vol. 25, no. 6. New York: Springer-Verlag + Business Media, Inc., 2004.
- [62] S. Simoes, J. Seixas, P. Fortes, and G. Huppés, “The savings of energy saving: Interactions between energy supply and demand-side options-quantification for Portugal,” *Energy Effic.*, vol. 7, no. 2, pp. 179–201, 2014.
- [63] S. Mohammadi, S. Soleymani, and B. Mozafari, “Electrical Power and Energy Systems Scenario-based stochastic operation management of MicroGrid including Wind, Photovoltaic, Micro-Turbine, Fuel Cell and Energy Storage Devices,” *Int. J. Electr. POWER ENERGY Syst.*, vol. 54, pp. 525–535, 2014.
- [64] A. Costa, A. Crespo, J. Navarro, G. Lizcano, H. Madsen, and E. Feitosa, “A review on the young history of the wind power short-term prediction,” vol. 12, pp. 1725–1744, 2008.
- [65] V. Garcia-Heller, R. Espinasa, and S. Paredes, “Forecast study of the supply curve of solar and wind technologies in Argentina, Brazil, Chile and Mexico,” *Renew. Energy*, no. 93, pp. 168–179, 2016.
- [66] E. Cadenas and W. Rivera, “Wind speed forecasting in the South Coast of Oaxaca, M??xico,” *Renew. Energy*, vol. 32, no. 12, pp. 2116–2128, 2007.
- [67] S. Park, S. Son, J. Park, K. Y. Lee, and H. Hwang, *An Irradiation Prediction Model for Photovoltaic Power Generations Under Limited Weather Information*, vol. 47, no. 3. IFAC, 2014.
- [68] P. Yi, C. Zhang, L. Guo, and T. Shi, “Dynamic modeling and analysis of load sharing characteristics of wind turbine gearbox,” 2015.
- [69] J. Guo, X.-Y. Zhang, W. Jang, and H. Wang, “An improved wind power forecasting model based on eliminating outliers,” *Wind Eng.*, vol. 40, no. 1, pp. 50–58, 2016.
- [70] H. Chen *et al.*, “Stochastic Scheduling of Integrated Energy Systems Considering Wind Power and Multienergy Loads Uncertainties,” *J. Energy Eng.*, vol. 143, no. 5, pp. 1–9, 2017.
- [71] K. Benmouiza and A. Cheknane, “Forecasting hourly global solar radiation using hybrid k -means and nonlinear autoregressive neural network models,” *ENERGY Convers. Manag.*, vol. 75, pp. 561–569, 2013.
- [72] Y. He, Q. Xu, J. Wan, and S. Yang, “Electrical load forecasting based on self-adaptive chaotic neural network using Chebyshev map,” *Neural Comput. Appl.*, 2016.
- [73] T. Hong, P. Pinson, S. Fan, and H. Zareipour, “Probabilistic energy forecasting: Global Energy Forecasting Competition 2014 and beyond,” *Int. J. Forecast.*, 2016.
- [74] M. Sperandio, D. P. Bernardon, G. Bordin, M. O. Oliveira, and S. Bordignon, “Probabilistic demand forecasting to minimize overtaking the transmission contract,” *Electr. Power Syst. Res.*, vol. 112, pp. 27–36, 2014.
- [75] Y. Ashkenazy, “Use of generalized information dimension in measuring fractal dimension of time series,” *Phys. A Stat. Mech. its Appl.*, vol. 271, pp. 427–447, 1999.

- [76] P. B. DePetrillo, D. Speers, and U. E. Ruttimann, "Determining the Hurst exponent of fractal time series and its application to electrocardiographic analysis," *Comput. Biol. Med.*, vol. 29, pp. 393–406, 1999.
- [77] B. Mandelbrot, "The Fractal Geometry of Nature," *Am. J. Phys.*, vol. 51, p. 286, 1983.
- [78] Unknown, "Fibonacci's spiral." [Online]. Available: <http://www.uv.es/aprenggeom/espirales.html>.
- [79] B. B. Mandelbrot, *Fractals: form, chance, and dimension*. San Francisco: WH Freeman, 1977.
- [80] Y. Tang, "Status of pattern recognition with wavelet analysis," *Front. Comput. Sci. China*, vol. 2, no. 3, pp. 268–294, 2008.
- [81] L. M. Gomes da Silva and D. L. Turcotte, "A comparison between Hurst and Hausdorff measures derived from fractional time series," *Chaos, Solitons and Fractals*, vol. 4, no. 12, pp. 2181–2192, 1994.
- [82] B. Klinkenberg, "A review of methods used to determine the fractal dimension of linear features," *Math. Geol.*, vol. 26, no. 1, pp. 23–46, 1994.
- [83] R. Panigrahy, "Fractal structures in Adversarial Prediction," pp. 75–84.
- [84] I. Norros, P. Mannersalo, and J. L. Wang, "Simulation of fractional {Brownian} motion with conditionalized random midpoint displacement," *Adv. Perform. Anal.*, vol. 2, pp. 77–101, 1999.
- [85] S. Harrouni and a. Guessoum, "Using fractal dimension to quantify long-range persistence in global solar radiation," *Chaos, Solitons and Fractals*, vol. 41, no. 3, pp. 1520–1530, 2009.
- [86] F. Martínez-López, M. a. Cabrerizo-Vilchez, and R. Hidalgo-Alvarez, "A study of the different methods usually employed to compute the fractal dimension," *Phys. A Stat. Mech. its Appl.*, vol. 311, pp. 411–428, 2002.
- [87] J. L. McCauley, G. H. Gunaratne, and K. E. Bassler, "Hurst exponents, Markov processes, and fractional Brownian motion," *Phys. A Stat. Mech. its Appl.*, vol. 379, no. 1, pp. 1–9, 2007.
- [88] D. Saupe, "Algorithms for random fractals," in *The Science of Fractal Images*, 1988, pp. 71–136.
- [89] T.-P. Chang *et al.*, "Fractal dimension of wind speed time series," *Appl. Energy*, vol. 93, pp. 742–749, 2012.
- [90] T. Feng, Z. Fu, X. Deng, and J. Mao, "A brief description to different multi-fractal behaviors of daily wind speed records over China," *Phys. Lett. Sect. A Gen. At. Solid State Phys.*, vol. 373, no. 45, pp. 4134–4141, 2009.
- [91] M. C. Breslin and J. a. Belward, "Fractal dimensions for rainfall time series," *Math. Comput. Simul.*, vol. 48, pp. 437–446, 1999.
- [92] S. Rehman and a. H. Siddiqi, "Wavelet based hurst exponent and fractal dimensional analysis of Saudi climatic dynamics," *Chaos, Solitons and Fractals*, vol. 40, no. 3, pp. 1081–1090, 2009.
- [93] D. R. McGaughey and G. J. . Aitken, "Statistical analysis of successive random additions for generating fractional Brownian motion," *Phys. A Stat. Mech. its Appl.*, vol. 277, no. 1, pp. 25–34, 2000.
- [94] E. Cadenas *et al.*, "Wind speed variability study based on the Hurst coefficient and fractal dimensional analysis," no. December 2018, pp. 361–378, 2019.
- [95] R. Lopes and N. Betrouni, "Fractal and multifractal analysis: A review," *Med. Image Anal.*, vol. 13, no. 4, pp. 634–649, 2009.
- [96] R. B. Govindan and H. Kantz, "Long-term correlations and multifractality in surface wind speed," *Europhys. Lett.*, vol. 68, no. October, pp. 184–190, 2007.
- [97] Y. Yuan, X. tian Zhuang, and X. Jin, "Measuring multifractality of stock price fluctuation using multifractal detrended fluctuation analysis," *Phys. A Stat. Mech. its Appl.*, vol. 388, no. 11, pp. 2189–2197, 2009.
- [98] A. Chari, S. Xanthos, and S. E. Christodoulou, "Stochastic assessment of the energy performance of buildings," *Energy Effic.*, vol. 10, no. 6, pp. 1573–1591, 2017.
- [99] S. Moghimi, F. Azizpour, S. Mat, C. H. Lim, E. Salleh, and K. Sopian, "Building energy index and end-use energy analysis in large-scale hospitals-case study in Malaysia," *Energy Effic.*, vol. 7, no. Sebitosi 2008, pp. 243–256, 2014.
- [100] NORDEX, "Acciona catálogo de turbinas de 1500W - Nordex," 2015. [Online]. Available: http://www.nordex-online.com/fileadmin/MEDIA/AW/11052015-aw1500_inusa_abril-2.pdf.