

---

**Universidad Michoacana de San Nicolás de Hidalgo**



**Facultad de Ingeniería Eléctrica**



**Modelado no-paramétrico de fluctuaciones y rampas de potencia en generadores fotovoltaicos conectados a la red basado en regresión no lineal simple, ajuste de mínimos cuadrados y datos de corte transversal**

**TESIS**

**Que para obtener el grado de  
INGENIERO ELECTRÓNICO**

**Presenta**

**FREDY NUÑEZ CAMPOS**

**Asesor**

**DR. NORBERTO GARCÍA BARRIGA**

# Agradecimientos

A Dios, por darme la fortaleza de ser constante en todo lo que hago.

A mis padres, Celerina Campos y Celestino Nuñez. Por su gran trabajo, apoyo, educación, tiempo, cariño incondicional y ejemplo de superación que a lo largo de mi vida han formado mis valores y mi carácter, gracias por la herencia más grande por la cual viviré eternamente agradecido.

A mis amigos, por ser parte de la misma enseñanza, por vivir juntos la etapa de estudiantes, esos momentos nunca se olvidaran.

A mis maestros, a todos y cada uno de mis profesores que me han apoyado una y otra vez, por compartir su conocimiento y experiencia.

Al profesor M.I. Salvador Ramírez Zavala, con el cual curse la materia de seminario de tesis la cual me ayudo a mejorar esta investigación.

A mi asesor Dr. Norberto García Barriga, por ser parte de este proyecto pero sobre todo por sus consejos tan acertados durante el desarrollo de este trabajo.

A la Facultad de Ingeniería Eléctrica, por brindarme la oportunidad de crecer profesionalmente.

A la Universidad Michoacana de San Nicolás de Hidalgo, por brindarme la oportunidad, satisfacción y orgullo de pertenecer a esta gran institución.

## **Dedicatoria**

El presente trabajo se lo dedico con mucho orgullo a mi familia, quienes siempre me han apoyado, sobre todo a mis padres, quienes me permitieron cumplir el objetivo de estudiar una licenciatura y haber estado a mi lado todo este tiempo, porque estoy seguro que comparten cada triunfo conmigo y en cada caída son el apoyo que quisiera cualquier hijo, son los mejores padres que pudo darme dios y gracias por hacerme tan feliz, este trabajo también es de ustedes.

Quiero dedicarle este trabajo también a Dios, por permitirme estar en este momento tan anhelado y culminante en mi vida, por dejar que mis objetivos se cumplan, por bendecirme con mucha salud tanto a mí como a mi familia y permitirme seguir adelante.

# Resumen

En este trabajo de tesis se propone un modelo no-paramétrico para predecir la potencia de salida de instalaciones fotovoltaicas conectadas a la red eléctrica. Se aplica un procedimiento basado en regresión no lineal simple, ajuste de mínimos cuadrados y datos de corte transversal para modelar la potencia activa de salida de sistemas fotovoltaicos respecto a la variabilidad de la irradiancia. El método de mínimos cuadrados se implementa en este trabajo usando los algoritmos “Levenberg-Marquardt” y “Trust-Region-Reflective”. Las mediciones de variables ambientales y variables eléctricas de un sistema fotovoltaico de 9 kW localizado en el Posgrado de Ingeniería Eléctrica de la Universidad Michoacana de San Nicolás de Hidalgo se usan para desarrollar y validar el modelo propuesto. La precisión del modelo propuesto se analiza mediante medidas estadísticas y formas de onda en el tiempo de las variaciones de potencia. El efecto de la irradiancia en la potencia de salida del sistema fotovoltaico se cuantifica para días soleados y nublados. Además, en esta tesis se propone un modelo analítico para cuantificar las rampas de potencia a partir del modelo no-paramétrico de las fluctuaciones de potencia del generador fotovoltaico. Los resultados obtenidos indican que el modelo propuesto predice con precisión la potencia de salida de la instalación fotovoltaica ya que la medida estadística MAPE es menor de 8% en el 91.67% de los días analizados. Respecto al método de mínimos cuadrados, se observó que tanto el método “Levenberg-Marquardt” como el método “Trust-Region-Reflective” producen resultados similares. Sin embargo, el método “Trust-Region-Reflective” requirió 21% menos iteraciones que el método “Levenberg-Marquardt”. El modelo no-paramétrico reportado en esta tesis será de utilidad en etapas de planeación del sistema eléctrico de potencia, en la predicción de los impactos de altos niveles de penetración en los sistemas eléctricos de distribución y transmisión, en el dimensionamiento de sistemas de almacenamiento de energía y en el desarrollo de algoritmos de control para la rampa de potencia.

**Palabras clave:** Sistemas fotovoltaicos, pronóstico de la potencia, rampas de potencia, mínimos cuadrados, regresión no lineal.

## Abstract

In this thesis work, a non-parametric model is proposed to predict the output power of photovoltaic installations connected to the electric power grid. A procedure based on simple nonlinear regression, least squares fitting algorithm and cross-sectional data is applied to model the active power output of photovoltaic systems with respect to the variability of irradiance. The least squares method is implemented in this work using the “Levenberg-Marquardt” and “Trust-Region-Reflective” algorithms. Measurements of environmental variables and electrical variables of a 9 kW photovoltaic system located in the Electrical Engineering Postgraduate of the Universidad Michoacana de San Nicolás de Hidalgo are used to develop and validate the proposed model. The accuracy of the proposed model is analyzed through statistical measurements and time domain waveforms of the power variations. The effect of irradiance on the output power of the photovoltaic system is quantified for sunny, cloudy and rainy days. Furthermore, an analytical model to quantify power ramps based on the non-parametric model of the power fluctuations of the photovoltaic generator is proposed in this thesis. Forecasting results indicate that the proposed model accurately predicts the output power of the photovoltaic installation since the MAPE statistical measure is less than 8% in the 91.67% of the days analyzed. Regarding the least squares method, it was observed that both the "Levenberg-Marquardt" method and the "Trust-Region-Reflective" method produce similar results. However, the “Trust-Region-Reflective” method required 21% fewer iterations than the “Levenberg-Marquardt” method. The non-parametric model reported in this thesis will be useful in the planning stages of the electric power system, in predicting the impacts of high levels of penetration in the electrical distribution and transmission systems, in the sizing of storage systems energy and in the development of control algorithms for the power ramp.

# Contenido

Agradecimientos .....	2
Dedicatoria .....	3
Resumen .....	4
Abstract .....	5
Lista de Figura .....	7
Lista de Tablas .....	8
Lista de Símbolos y Abreviaciones .....	9
<b>Capítulo 1. Introducción</b> .....	10
1.1 Descripción del problema .....	10
1.2 Antecedentes .....	11
1.3 Objetivos .....	17
1.4 Justificación .....	17
1.5 Metodología .....	18
1.6 Descripción por capítulos .....	19
<b>Capítulo 2. Sistemas fotovoltaicos conectados a la red</b> .....	20
2.1 Componentes de un sistema fotovoltaico conectado a la red .....	20
2.2 Impacto de sistemas fotovoltaicos en la red eléctrica .....	24
2.3 Estación de investigación de recarga de vehículos eléctricos de la UMSNH .....	24
2.4 Horizonte de pronóstico .....	27
2.5 Resumen del capítulo .....	27
<b>Capítulo 3. Modelado de la potencia de salida fotovoltaica</b> .....	29
3.1 Series de tiempo y datos de corte transversal .....	29
3.2 Modelado paramétrico y no-paramétrico .....	34
3.3 Análisis de correlación .....	35
3.4 Parámetros estadísticos .....	40
3.5 Perfil diario de potencia e irradiancia .....	41
3.6 Modelos de regresión .....	42
3.7 Estimación de mínimos cuadrados no lineal .....	43
3.8 Datos normalizados .....	44
3.9 Razón de rampa de potencia .....	46
3.10 Conclusiones del capítulo .....	49
<b>Capítulo 4. Casos de estudio</b> .....	50
4.1 Convergencia del método de mínimos cuadrados .....	50
4.2 Análisis estadístico .....	55
4.3 Predicción de la potencia de salida .....	56
4.4 Rampa de potencia .....	61
4.5 Conclusiones .....	62
<b>Capítulo 5. Conclusiones y trabajos futuros</b> .....	64
5.1 Conclusiones generales .....	64
5.2 Trabajos futuros .....	66
<b>Referencias</b> .....	67

# Lista de Figuras

**Figura 1.1** Métodos para la identificación de sistemas.

**Figura 1.2.** Clasificación de los métodos para pronosticar la potencia de salida de instalaciones fotovoltaicas.

**Figura 2.1.** Topologías de sistemas fotovoltaicos: (a).- dos-etapas de conversión y aislamiento galvánico, (b).- una-etapa de conversión y aislamiento galvánico y (c).- una-etapa de conversión sin aislamiento galvánico.

**Figura 2.2** Estación de recarga de vehículos eléctricos de la UMSNH.

**Figura 2.3** Sensores ambientales: (a).- Irradiancia, (b).- temperatura ambiente y (c).- temperatura del módulo.

**Figura 3.1.** Serie de tiempo de la irradiación.

**Figura 3.2.** Serie de tiempo de la potencia de salida.

**Figura 3.3.** Serie de tiempo de la temperatura ambiente.

**Figura 3.4.** Serie de tiempo de la temperatura de celda.

**Figura 3.5.** Datos de corte transversal como un subconjunto de la serie de tiempo obtenidos con ventanas: a).- irradiancia, b).- potencia y c).- irradiancia vs. voltaje.

**Figura 3.6.** Representación de un modelo (a) paramétrico y (b) no-paramétrico.

**Figura 3.7.** Diagramas de dispersión para: (a).-Relación lineal positiva, (b).-Relación lineal negativa, (c).-Relación no lineal y (d).-Relación nula.

**Figura 3.8.** Diagramas de dispersión del día 04.02.2019: (a).-Potencia vs Irradiancia, (b).- Potencia vs Temperatura ambiente, (c).-Potencia vs Temperatura modulo.

**Figura 3.9.** Potencia e irradiancia medida el día 04.02.2019 en la estación de investigación fotovoltaica de 9kW de la UMSNH: (a).-diagrama de dispersión. , (b).-potencia de salida. e (c).-irradiancia.

**Figura 3.10.** Procedimiento para el cálculo de la predicción de potencia de salida pronosticada.

**Figura 3.11.** Procedimiento para el cálculo de la rampa de potencia.

**Figura 4. 1.** Comparación de potencia de salida medida y pronosticada para los días: (a).- mes de enero, (b).-mes de febrero, (c).-mes de marzo, (d).-mes de abril, (e).-mes de mayo, (f).-mes de junio, (g).-mes de julio, (h).-mes de agosto, (i).-mes de septiembre, (j).-mes de octubre, (k).-mes de noviembre y (l).-mes de diciembre.

**Figura 4. 2.** Rampa de potencia medido y modelado.

## Lista de Tablas

**Tabla 2.1.** Principales características de los componentes que integran la estación de investigación de vehículos eléctricos.

**Tabla 2.2.** Ventanas de tiempo para pronóstico de energía eólica.

**Tabla 3. 1.** Análisis de correlación de días específicos durante el año 2019.

**Tabla 4.1.** Convergencia del proceso iterativo con datos en valores reales: a).- método “Levenberg-Marquardt” y b).- método “Trust-Region-Reflective”.

**Tabla 4.2.** Convergencia del proceso iterativo con datos normalizados: a).- método “Levenberg-Marquardt” y b).- método “Trust-Region-Reflective”.

**Tabla 4.3.** Criterios para detener el proceso iterativo.

**Tabla 4.4.** Parámetros del modelo de regresión no lineal obtenido con datos en valores reales.

**Tabla 4.5.** Parámetros del modelo de regresión no lineal obtenido con datos normalizados.

**Tabla 4. 6.** Análisis estadístico de días específicos durante el año 2019.

**Tabla 4. 7.** Interpretación de valores típicos de MAPE.

# Lista de Símbolos y Abreviaturas

## Lista de símbolos

$T_a$	Temperatura ambiente
$T_c$	Temperatura de la celda
$G$	Irradiancia solar
$P$	Potencia

## Lista de abreviaturas

GFV	Generador Fotovoltaico
SFV	Sistema Fotovoltaico
CC	Corriente Continua
CA	Corriente Alterna
MPPT	Seguidor del punto de máxima potencia
MBE	Error medio de sesgo
RMSE	Error medio cuadrático
MAPE	Error porcentual medio absoluto

# Capítulo 1

## Introducción

En este capítulo se describe el problema que se aborda y los antecedentes de esta tesis. Además, se presenta el objetivo, metodología y justificación del trabajo de tesis.

### 1.1 Descripción del problema

Las limitaciones en las reservas de combustibles fósiles y los problemas ambientales han incrementado el interés en las fuentes renovables de energía. La generación fotovoltaica es una de las fuentes de energía renovable más prometedoras. En los años recientes, se ha incrementado la presencia de los sistemas fotovoltaicos gracias a la reducción de costos de inversión, tecnología fotovoltaica más eficiente así como también importantes avances en el área de la electrónica de potencia y control. China es el líder a nivel mundial en términos de capacidad instalada con 204.7 GW en el año 2020, la cual equivale a casi un tercio de la capacidad fotovoltaica instalada global [1]. En México, la generación fotovoltaica contribuyó con el 6.7% de la generación en 2020 [2] la cual equivale a 5.795 GW. Sin embargo, la incertidumbre y variabilidad de las fuentes fotovoltaicas representan los mayores obstáculos para elevar sus niveles de penetración en las redes eléctricas. Además, las fuentes fotovoltaicas no poseen inercia rotacional que permita soportar la red eléctrica durante los transitorios.

La potencia eléctrica inyectada por un generador fotovoltaico puede cambiar rápidamente debido al paso de las nubes. Los cambios repentinos en la generación fotovoltaica pueden producir fluctuaciones de voltaje en los sistemas de distribución y fluctuaciones de frecuencia en redes débiles con altos niveles de penetración, provocando problemas de estabilidad en la red eléctrica [3] [4]. Por lo tanto, la predicción de la potencia de salida en instalaciones fotovoltaicas es una labor importante para la planeación y manejo de los sistemas eléctricos de potencia.

Por otra parte, el concepto de la “curva pato” se utiliza ampliamente para describir el desbalance de potencia activa entre la demanda pico y la generación fotovoltaica en un sistema eléctrico de potencia. Este tipo de curvas proveen información sobre el impacto de altos niveles de penetración fotovoltaica, tales como rampas pronunciadas y riesgos de sobre generación. Este tipo de curvas se utilizan en la planeación de fuentes de energía flexible tales como generadores de regulación pico, almacenamiento de energía y respuestas de la demanda [5]. Por lo tanto, en estos estudios de planeación de fuentes de energía flexibles es importante predecir la generación fotovoltaica diaria ya que las fluctuaciones de la irradiancia como consecuencia del paso de nubes puede producir fluctuaciones importantes del voltaje y la frecuencia en las redes eléctricas de potencia.

## 1.2 Antecedentes

La generación fotovoltaica depende en gran medida de factores meteorológicos altamente fluctuantes y poco controlables tales como la irradiación solar, la temperatura ambiente, la temperatura del módulo, la humedad, la velocidad y la dirección del viento. La potencia de salida de una instalación fotovoltaica cambia con el tiempo debido a la variabilidad de los factores ambientales. Por lo tanto, la predicción con alto grado de precisión de la potencia de generación fotovoltaica no es una tarea fácil. La potencia de salida no pronosticable en instalaciones fotovoltaicas tiene un efecto adverso en el despacho, en la confiabilidad y en la estabilidad de los sistemas eléctricos de potencia [6]. En este sentido, el desarrollo de metodologías para el pronóstico de la potencia de salida en instalaciones fotovoltaicas puede ayudar a reducir el impacto en la red eléctrica vinculado a la incertidumbre de la energía fotovoltaica y a incrementar el nivel de penetración de los sistemas fotovoltaicos.

El problema de la identificación de un sistema consiste en estimar un modelo basado en un conjunto de datos de entrada y salida. En particular, la identificación de un sistema fotovoltaico consiste en relacionar diversas mediciones de entradas tales como la irradiancia, temperatura y la velocidad del viento respecto a una variable de salida como la potencia inyectada a la red eléctrica. La Figura 1.1 describe los enfoques de modelado para

la estimación de la potencia de salida del sistema fotovoltaico. Se puede apreciar que el enfoque de identificación paramétrica se aplica a aquellos sistemas en donde se conoce la relación física entre las señales de entrada y salida. Los parámetros del modelo son aquellos que interpretan la dinámica del proceso físico. Por otra parte, la identificación no-paramétrica se aplica cuando no es posible modelar la estructura física del sistema. La relación entre las señales de entrada y salida se formula entonces mediante un análisis de regresión y/o correlación. Por lo tanto, la identificación del sistema en este caso se vincula a la determinación de los coeficientes de regresión y/o correlación. En algunas ocasiones, a estos coeficientes se les conoce también como parámetros. Sin embargo, estos parámetros en modelos no-paramétricos no representan los parámetros del proceso bajo investigación, sino que relacionan las señales de entrada y salida sin ningún significado físico [7].

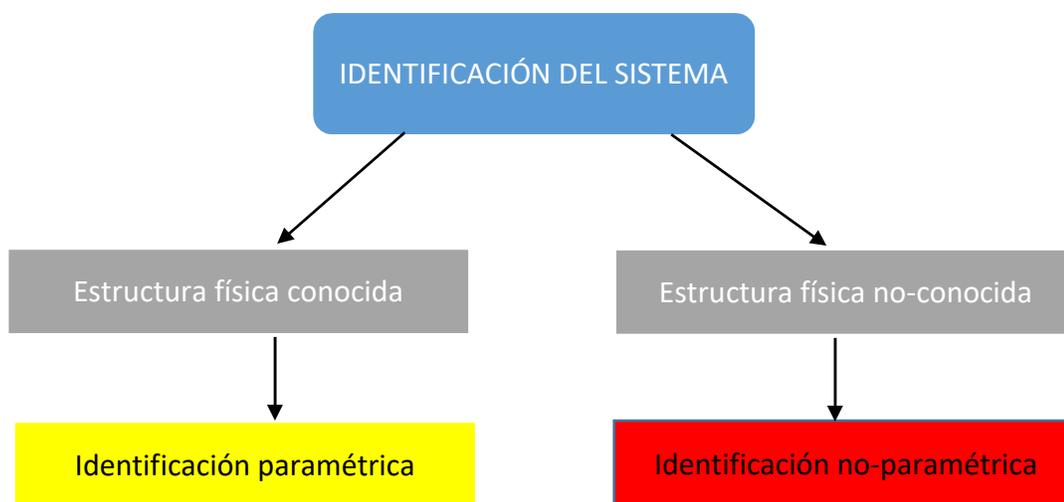
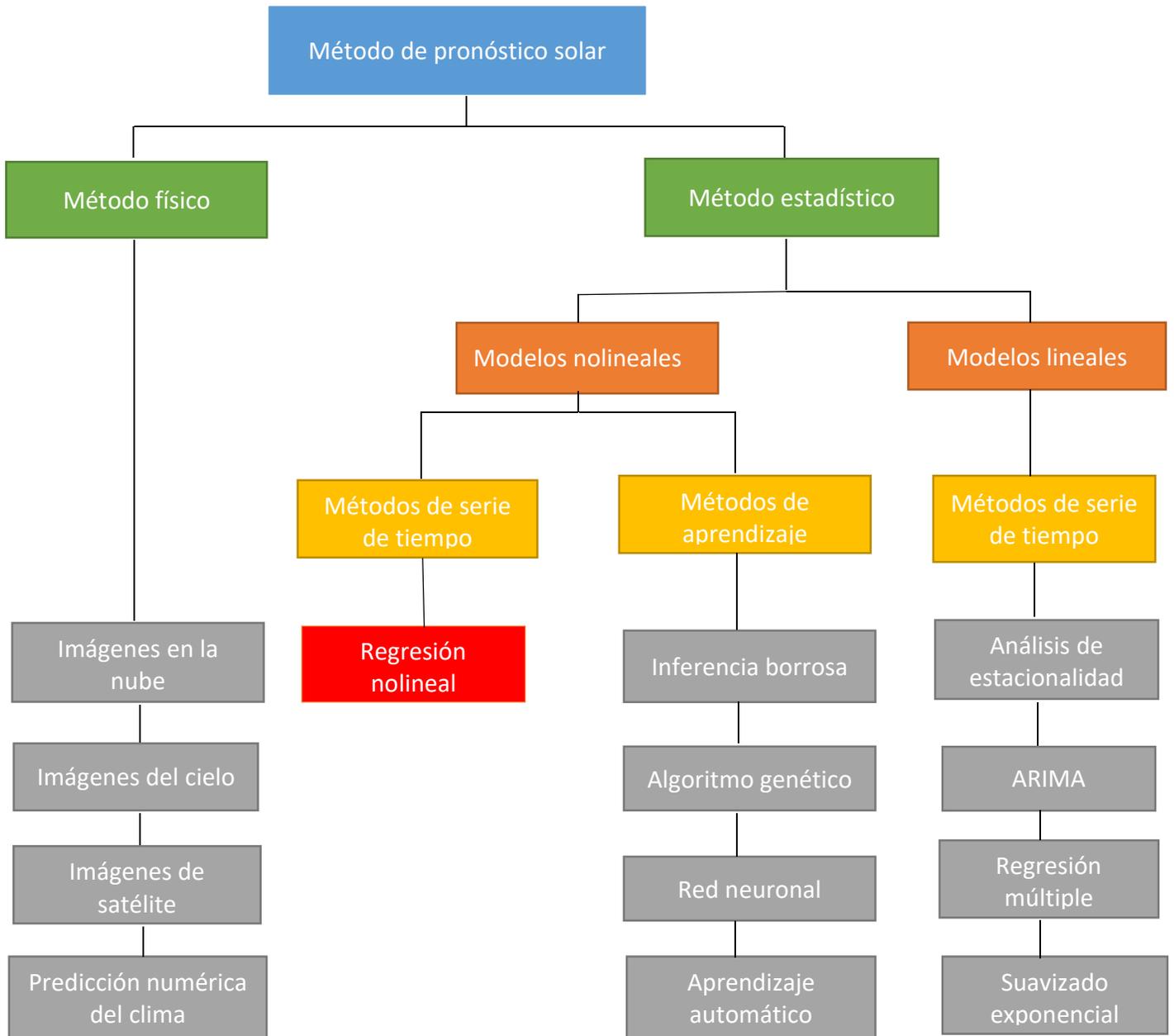


Figura 1.1 Métodos para la identificación de sistemas.

El pronóstico de la potencia de salida de las instalaciones fotovoltaicas es un tópico que ha recibido gran atención durante los últimos años. Los primeros estudios se enfocaron a predecir la irradiancia solar, mientras que en estudios más recientes se ha buscado predecir la potencia de salida. La revisión del estado del arte indica que existe una gran cantidad de metodologías de pronóstico diseñadas especialmente para predecir el recurso solar. Dichas contribuciones se pueden clasificar en términos de los datos meteorológicos

disponibles, el horizonte de pronóstico y los métodos aplicados [8] [9]. La Figura 1.2 describe la clasificación de métodos de pronóstico de la potencia de salida de instalaciones fotovoltaicas basada en el tipo de metodología propuesta. Se puede apreciar dos grandes categorías identificadas como métodos físicos y estadísticos. Mientras que los métodos estadísticos se basan en el procesamiento de datos históricos de irradiancia solar, los métodos físicos se basan en el procesamiento de imágenes satelitales e imágenes del cielo y las nubes tomadas desde la superficie. Los modelos numéricos de predicción del clima determinan el estado de la atmósfera usando ecuaciones diferenciales que describen las leyes de la Física que rigen el clima.

Los métodos estadísticos presentan a su vez dos sub-categorías denominadas modelos no-lineales y modelos lineales. Respecto a los modelos no-lineales, existen las siguientes categorías: métodos de series de tiempo y métodos de aprendizaje. Los métodos de aprendizaje aplican paradigmas de inteligencia artificial para desarrollar modelos no-lineales. Por su parte, los métodos de regresión son métodos estadísticos usados para establecer una relación entre un conjunto de variables climatológicas y la potencia de salida del generador fotovoltaico. El modelo propuesto en esta tesis se puede ubicar en la Figura 1.2 en la categoría de modelos no-lineales basado en regresión no-lineal, marcado en rojo en la figura.



**Figura 1.2.** Clasificación de los métodos para pronosticar la potencia de salida de instalaciones fotovoltaicas.

En la literatura se han reportado varios artículos que se han enfocado en comparar métodos de regresión y redes neuronales. Por ejemplo, en [10] se aplican métodos de regresión y redes neuronales para realizar la predicción de corto plazo de la potencia de un generador fotovoltaico. Se aplican métodos de regresión lineal simple y múltiple para evaluar tres modelos lineales que describen la relación entre la potencia del generador fotovoltaico y las variables ambientales tales como temperatura e irradiancia. Además, se aplican redes neuronales para desarrollar un modelo de pronóstico que no requiere un modelo matemático. Los resultados comparativos en este trabajo indican que la regresión lineal simple presenta mejores resultados en términos del error MAPE en comparación con el modelo de redes neuronales. Sin embargo, la opción con redes neuronales provee mejores resultados respecto a la regresión lineal múltiple. Los autores en [11] siguen un enfoque similar para desarrollar modelos de predicción de la potencia de una estación de generación fotovoltaica basados en regresión general múltiple y redes neuronales con propagación hacia atrás. En ese trabajo se proponen modelos de predicción para días soleados, nublados y lluviosos usando datos recolectados correspondientes a tres meses para ajustar y entrenar dichos modelos. Los resultados indican que el modelo basado en redes neuronales es más preciso que el modelo de regresión.

En [12] se propone una metodología para pronosticar la potencia de corriente continua en un sistema de generación fotovoltaico. La predicción de la irradiancia y temperatura ambiente se realiza mediante el algoritmo de vecinos cercanos, mientras que el pronóstico de la potencia de salida del generador fotovoltaico se realiza con una Red Neuronal Artificial. De acuerdo a los resultados reportados, el algoritmo de entrenamiento de la Red Neuronal basado en un algoritmo Levenberg-Marquardt presenta mejor desempeño respecto a algoritmos equivalentes como el Gradiente conjugado con reinicios y el Gradiente Descendiente con tasa de aprendizaje adaptivo.

Por su parte, en [13] se aplican cinco técnicas de pronóstico para predecir la potencia de salida de una instalación fotovoltaica de 1 MW [13]. Se evalúan los métodos Persistente, ARIMA, k-Vecinos Cercanos, Redes Neuronales y Algoritmos Genéticos. Además, se usan datos recolectados y promediados cada hora correspondiente a un año completo de

mediciones para desarrollar los diferentes modelos. Los resultados reportados indican que los modelos de pronóstico basados en Redes Neuronales presentan mejores resultados para predecir la potencia de salida. Además, los autores concluyen que los resultados se pueden mejorar aún más si se aplica optimización basada en Algoritmos Genéticos a los parámetros determinados con redes neuronales. Finalmente, los autores concluyen que la precisión de todos los modelos desarrollados depende de las características de la variabilidad solar de cada temporada del año.

Un estudio comparativo de procedimientos de pronóstico para grandes y pequeñas centrales fotovoltaicas usando modelos paramétricos y no-paramétricos se reporta en [14]. Mientras que el modelo paramétrico se basa en un modelo matemático con una gran cantidad de parámetros que describen cada uno de los sub-sistemas de la central fotovoltaica, el enfoque no-paramétrico se basa en regresión cuantílica de bosque. A pesar que el enfoque no-paramétrico no requiere conocimiento previo sobre los componentes de la central fotovoltaica, si requiere los datos históricos de producción y pronóstico fotovoltaico. Los resultados indican que el enfoque no paramétrico ofrece mejores resultados, particularmente para días altamente y medianamente soleados. Además, se concluye que el enfoque paramétrico presenta un error más significativo debido básicamente a los datos de entrada y a un modelo de transposición usado para trasladar la irradiancia en una superficie horizontal al plano del arreglo fotovoltaico.

En este trabajo, se propone un nuevo modelo para la predicción de la potencia de salida de una instalación fotovoltaica basada en un modelo de regresión no-lineal y ajuste de curvas de mínimos cuadrados. El modelo no-lineal se ajusta con mediciones ambientales y de producción fotovoltaica correspondientes a un día soleado que se procesan como datos de corte transversal. Las mediciones de variables ambientales y de la producción fotovoltaica con una resolución de 5 minutos se obtuvieron de un generador fotovoltaico de 9 kW conectado a la red eléctrica localizado en la División de Estudios de Posgrado de Facultad de Ingeniería Eléctrica en la Universidad Michoacana de San Nicolás de Hidalgo.

### 1.3 Objetivos

El objetivo general de esta tesis es proponer un nuevo modelo no-paramétrico para la predicción de muy corto plazo de fluctuaciones de potencia y rampas de potencia en sistemas fotovoltaicos conectados a la red eléctrica.

Los objetivos particulares de este trabajo son:

- Desarrollar un modelo no lineal usando regresión no-lineal y ajuste de curvas basado en mínimos cuadrados para la predicción de la potencia de salida en sistemas fotovoltaicos conectados a la red eléctrica.
- Desarrollar un modelo de la rampa de potencia en sistemas fotovoltaicos conectados a la red eléctrica a partir del modelo no-paramétrico no lineal para la predicción de la potencia de salida.
- Aplicar mediciones de variables eléctricas y atmosféricas obtenidas en una estación de generación fotovoltaica para desarrollar el modelo no lineal y para validar el desempeño de dicho modelo.

### 1.4 Justificación

El agotamiento de los combustibles fósiles y el daño ocasionado al medio ambiente ha evidenciado la necesidad de desarrollar un nuevo modelo energético. La generación de la energía eléctrica en el siglo XX y aún hoy en día se ha desarrollado en gran medida en torno a combustibles fósiles. Sin embargo, el desarrollo de las redes eléctricas modernas favorece el incremento de los niveles de penetración provenientes de fuentes renovables de energía.

La generación solar es la alternativa de generación renovable con mayor potencial y disponibilidad en México. Sin embargo, los sistemas de generación del tipo solar-fotovoltaico o termo-solar son altamente dependientes de la incertidumbre y variabilidad de factores meteorológicos.

El Programa de Desarrollo del Sistema Eléctrico Nacional 2020-2034 recientemente publicado [2] indica que la capacidad instalada con tecnología fotovoltaica en el Sistema Eléctrico Nacional perteneciente a la CFE y permisionarios fue de 3,646 MW y 5,795 MW para el año 2019 y 2020, respectivamente. Por su parte, la generación distribuida fotovoltaica alcanzó 1,023 MW en el Sistema Eléctrico Nacional, lo cual corresponde al 99.4% del total de la generación distribuida en el sistema eléctrico nacional al cierre del 2019. La integración de generación distribuida fotovoltaica en el Sistema Eléctrico de Potencia plantea grandes retos para los pronósticos de demanda y consumo, así como también a la interoperabilidad entre la Red Nacional de Transmisión y la Red General de Distribución. Es por ello que es necesario desarrollar modelos alternativos que pronostiquen las fluctuaciones de potencia y rampas de potencia en sistemas fotovoltaicos conectados a la red para predecir su desempeño ante diferentes escenarios de operación.

## 1.5 Metodología

Se hará uso de una base de datos de mediciones de variables ambientales y variables eléctricas obtenidas de una estación de recarga de vehículos con un generador fotovoltaico de 9kW. Las mediciones se procesarán como datos de corte transversal y se ajustarán a modelos de regresión no lineales usando mínimos cuadrados. El método de mínimos cuadrados se utilizará para ajustar los coeficientes de un modelo de regresión no lineal. Los datos de corte transversal se obtienen a partir de series de tiempo muestreadas con una ventana de tiempo correspondiente a un día. El sistema de ecuaciones no-lineales resultante es un sistema sobre-determinado y se resolverá con un algoritmo “Levenberg Marquardt” y “Trust-Region-Reflective”. Con el propósito de comparar los resultados del modelo propuesto con los valores medidos, se aplicarán un conjunto de mediciones estadísticas basadas en el error medio de sesgo, el error medio cuadrático y el error porcentual medio absoluto.

A partir del modelo de regresión no lineal, se aplicará la regla de la cadena y diferenciación numérica para proponer un modelo de rampas de potencia en sistemas fotovoltaicos.

## 1.6 Descripción por capítulos

La descripción por capítulos de esta tesis se detalla a continuación.

En el capítulo 2 se describen los componentes principales de un sistema fotovoltaico y el impacto de los sistemas fotovoltaicos en la red eléctrica. Además, se describen las características de la estación de investigación de generación fotovoltaica usada en este trabajo y el horizonte de pronóstico desarrollado en este trabajo.

En el capítulo 3 se introducen conceptos importantes para el desarrollo de esta tesis tales como el modelado paramétrico y no-paramétrico, análisis de correlación, modelos de regresión, series de tiempo y de corte transversal. Además, se describirá el perfil diario de potencia e irradiancia y la estimación de mínimos cuadrados no-lineal.

Por su parte, en el capítulo 4 se presenta los resultados de la tesis en términos del análisis estadístico, convergencia de los métodos de mínimos cuadrados, la potencia de salida y la rampa de potencia.

Finalmente, en el capítulo 5 se presentan conclusiones generales y trabajos futuros de esta tesis.

## Capítulo 2

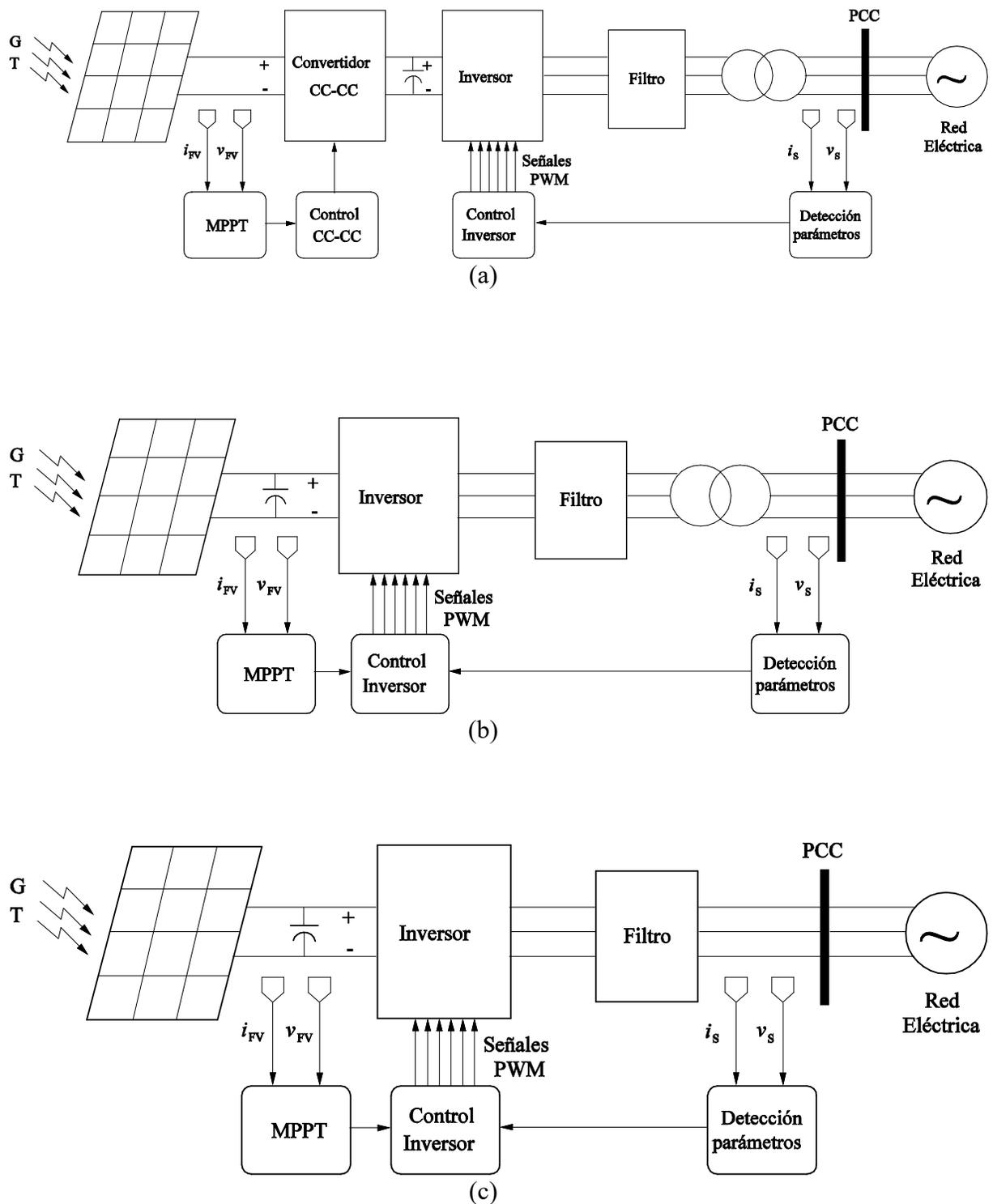
### Sistemas fotovoltaicos conectados a la red

Se espera que durante los próximos años se instale una gran cantidad de generación fotovoltaica en la forma de instalaciones residenciales o comerciales conectadas en las redes de distribución y plantas de gran escala conectadas en las redes de transmisión. La adecuada representación de los sistemas fotovoltaicos en simulaciones de gran escala es muy importante para capturar los efectos potenciales tanto en áreas locales como en todo el sistema.

#### 2.1 Componentes de un sistema fotovoltaico conectado a la red

A continuación, se presentan las topologías de sistemas fotovoltaicos más ampliamente utilizadas (ver Figura 2.1). Los sistemas fotovoltaicos se pueden clasificar de diferentes maneras como se describe a continuación:

- Los sistemas fotovoltaicos se pueden clasificar en términos de su operación como sistemas aislados y sistemas conectados a la red. Los sistemas fotovoltaicos mostrados en la Figura 2.1 representan precisamente a sistemas conectados a la red.
- En términos de su estructura, los sistemas fotovoltaicos se pueden clasificar en dos estructuras, dependiendo del número de etapas de conversión. Los sistemas fotovoltaicos con dos etapas de conversión poseen un primer convertidor para extraer la máxima potencia del arreglo fotovoltaico, mientras que un segundo convertidor permite regular el intercambio de potencia con la red eléctrica. La Figura 2.1 (a) muestra la estructura del generador fotovoltaico con dos etapas de conversión, mientras que la Figura 2.1 (b) y (c) muestran topologías con una sola etapa de conversión.



**Figura 2.1** Topologías de sistemas fotovoltaicos: a).- dos-etapas de conversión y aislamiento galvánico, b).- una-etapa de conversión y aislamiento galvánico y, c).- una-etapa de conversión sin aislamiento galvánico.

Se puede apreciar en la Figura 2.1 (a) que los sistemas fotovoltaicos contienen un conjunto de subsistemas básicos tales como el arreglo fotovoltaico, un convertidor CC-CC, un inversor, un filtro de CA y un transformador. Estos subsistemas se describen a continuación:

- Arreglo fotovoltaico: Está constituido por un conjunto de módulos fotovoltaicos conectados en serie y paralelo. Cada módulo fotovoltaico posee a su vez un número de celdas fotovoltaicas, las cuales constituyen la unidad básica de generación de tipo fotovoltaico. Las variables ambientales tales como la irradiancia y la temperatura afectan al voltaje de circuito abierto y la corriente de corto circuito del arreglo fotovoltaico.
- Convertidor CC-CC: Este convertidor tiene la función de elevar o reducir el voltaje de entrada provisto por el arreglo fotovoltaico a niveles tales que permitan la operación de la etapa de conversión de CC-CA.
- Capacitor de enlace de CC: Este capacitor minimiza el rizado de la fuente fotovoltaica. El voltaje a través del capacitor se regula por medio del sistema de control convertidor CC-CC o el inversor.
- Inversor: El inversor permite acoplar la fuente de CC que representa el arreglo fotovoltaico a la red eléctrica. La Figura 2.1 describe exclusivamente topologías trifásicas para el inversor. Sin embargo, en aplicaciones residenciales es común usar configuraciones monofásicas.
- Filtro CA: La etapa de filtrado en terminales del inversor tiene como finalidad reducir el rizado del voltaje de salida generado con las técnicas de conmutación a alta frecuencia.
- Transformador: El transformador del sistema fotovoltaico actúa como aislamiento galvánico y adecua los voltajes para acoplarse a la red eléctrica. El tipo de aislamiento más comúnmente utilizado se basa en un transformador convencional de baja frecuencia operando a la frecuencia de la red. Sin embargo, la Figura 2.1 (c) describe la estructura del sistema fotovoltaico sin transformador, lo cual representa

una solución atractiva para sistemas operados en los sistemas de distribución ya que presenta menores pérdidas, peso y costo que las topologías con transformadores operando a la frecuencia de la red eléctrica.

- Algoritmo de búsqueda del punto de máxima potencia: Este algoritmo tiene como finalidad determinar el punto de operación de extracción de la máxima potencia del arreglo fotovoltaico. El voltaje de referencia que genera este algoritmo se usa en el sistema de control del convertidor CC o bien en el inversor.
- Sistemas de control: Los sistemas de control asociados al convertidor de CC y el inversor son responsables de maximizar la extracción de la máxima potencia del arreglo fotovoltaico, regular el voltaje en el capacitor de enlace de CC y regular el intercambio de potencia activa y reactiva con la red eléctrica.

La respuesta dinámica del sistema eléctrico de potencia cambia conforme se incrementa los niveles de penetración de la generación fotovoltaica. Esto se debe en parte por la reducción de la inercia ocasionado por la salida de operación de las centrales de generación térmicas. Con el propósito de realizar estudios de planeación y asegurar la operación confiable de la red eléctrica, la generación variable se debe modelar con el mismo nivel de precisión que los generadores síncronos [15]. Sin embargo, como se puede observar en la Figura 2.1, el modelo de un sistema fotovoltaico incluye varios sub-sistemas y un gran número de parámetros. El modelo dinámico resultante de un sistema fotovoltaico es un modelo complejo con un gran número de variables. Por lo tanto, es importante desarrollar propuestas para contar con modelos compactos que caractericen la respuesta de los sistemas fotovoltaicos ante variaciones de variables ambientales o variables eléctricas del sistema eléctrico. En particular, en este trabajo de tesis se propone caracterizar la potencia activa de salida de un sistema fotovoltaico respecto a la variabilidad de la irradiancia.

## 2.2 Impacto de sistemas fotovoltaicos en la red eléctrica

Los sistemas fotovoltaicos conectados a la red se instalan normalmente para mejorar el desempeño de las redes eléctricas mediante la reducción de las pérdidas y mejorar el perfil de voltaje de la red. Sin embargo, la operación de los sistemas fotovoltaicos puede introducir impactos negativos en la red eléctrica, particularmente si se tienen niveles de penetración altos. Algunos de dichos impactos negativos incluyen las fluctuaciones de potencia y voltaje, distorsión armónica, mal funcionamiento de dispositivos de protección y sobrecarga/descarga de alimentadores.

Los estudios de impacto de sistemas fotovoltaicos en las redes eléctricas ocupan un lugar importante y atención tanto por parte de investigadores como de compañías suministradoras de energía. En México, el Código de Red establece que la rampa de potencia para una central eléctrica tipo A es 10% de la capacidad nominal, mientras que las rampas de potencia para centrales eléctricas tipo B, C y D se especifican para cada central en función de sus características específicas [16]. Por su parte, el estándar IEEE 1547 establece que las fuentes de energía distribuidas no deben causar cambios súbitos de voltaje que excedan 3% para una interconexión a medio voltaje y 5% para interconexión en bajo voltaje [17].

## 2.3 Estación de investigación de recarga de vehículos eléctricos de la UMSNH.

La estación de investigación de recarga de vehículos eléctricos se encuentra localizada en el estacionamiento del edificio  $\Omega 2$ , Ciudad Universitaria, Av. General Francisco J. Múgica S/N, Morelia Michoacán (ver Figura 2.2). Las coordenadas de la estación de recarga son Lat= 19.689245°, Lon=-101.205806°. Esta estación cuenta con un cargador dual de vehículos eléctricos nivel 2 de 7 kW. Además, en el techo de la estación de recarga se localiza un generador fotovoltaico de 9 kW con una topología con una etapa de conversión y sin transformador como se muestra en la Figura 2.1 (c). Esta instalación fotovoltaica contiene 36 módulos fotovoltaicos conectados en un arreglo 9x4 que abarca un área de aproximadamente 60 m<sup>2</sup>.



**Figura 2.2** Estación de recarga de vehículos eléctricos de la UMSNH.

Como parte de esta estación de investigación se cuenta con una estación meteorológica que provee mediciones de irradiancia, temperatura ambiente y temperatura del módulo fotovoltaico. La Figura 2.3 muestra los sensores usados en la estación de investigación los cuales se instalaron en noviembre del 2017. La Tabla 2.1 sintetiza las características de los diversos componentes que integran la estación de investigación de recarga de vehículos eléctricos.



**Figura 2.3** Sensores ambientales: a).- Irradiancia, b).- temperatura ambiente y c).- temperatura del módulo.

Las funciones de esta estación de investigación se enlistan a continuación:

- Proveer servicios de recarga para vehículos eléctricos de forma gratuita mediante un cargador nivel 2.
- Realizar mediciones de la calidad de la energía suministrada a los vehículos eléctricos.
- Suministrar la energía demandada por los vehículos eléctricos mediante un sistema de generación fotovoltaico.
- Realizar mediciones de variables ambientales vinculadas con la producción fotovoltaica como irradiancia, temperatura ambiente y temperatura del módulo.
- Establecer una base de datos de la estación de recarga de vehículos eléctricos y del generador fotovoltaico.

**Tabla 2.1.** Principales características de los componentes que integran la estación de investigación de vehículos eléctricos.

ESTACIÓN DE INVESTIGACIÓN DE RECARGA DE VEHÍCULOS ELÉCTRICOS		
Cargador de vehículos eléctricos	Cargador	Schneider & Electric nivel 2 dual de 7 kW
	Medidor de Calidad de la Energía	SEL-735
Generador fotovoltaico	Módulo fotovoltaico	IUSASOL PV-01-250 policristalino 250 W, eficiencia=15.1%
	Arreglo fotovoltaico	36 módulos 9x4
	Inversor Trifásico	Fronius Symo 10 kVA, 220V
Estación meteorológica	Sensor de irradiancia	Spektron 210, sensor de voltaje Si monocristalino, 70mV a 1000V/m <sup>2</sup>
	Sensor de temperatura ambiente	Fronius PT1000, precisión de ±0.8°C en el rango de -40°C a 100°C
	Sensor de temperatura en el módulo	Fronius PT1000, precisión de ±0.8°C en el rango de -20°C a 100°C

## 2.4 Horizonte de pronóstico.

El modelo de pronóstico se establece para un horizonte de predicción, es decir, el periodo de tiempo en el futuro en el cual se realiza la predicción. El estado del arte del pronóstico de la energía solar es relativamente nuevo y presenta un desarrollo menos avanzado que el pronóstico de la energía eólica. Por lo tanto, el pronóstico de la energía eólica se puede considerar como una referencia adecuada debido a los avances observados durante los últimos años. La Tabla 2.2 sintetiza el horizonte de predicción y el interés de la predicción para la energía eólica [18]. Se puede apreciar que el horizonte de predicción se puede clasificar como de muy corto-plazo, corto-plazo, mediano-plazo y largo-plazo.

En este trabajo se propone desarrollar un modelo de predicción de muy corto-plazo con un horizonte de pronóstico de 5 minutos en adelante.

**Tabla 2.2.** Ventanas de tiempo para pronóstico de energía eólica.

<b>Horizonte de tiempo</b>	<b>Rango</b>	<b>Propósito</b>
Muy corto-plazo	Segundos a 30 min	Mercados de electricidad
Corto-plazo	30 min a 6 horas	Despacho económico
Mediano-plazo	6 horas a 1 día	Seguridad de operación
Largo-plazo	Más de un día	Programa de mantenimiento para optimizar los costos de operación

## 2.5 Resumen del capítulo.

En este capítulo se presentó la estructura y componentes que integran un sistema fotovoltaico conectado a la red eléctrica. Se enfatizó la complejidad de estos sistemas de generación modernos debido a su mecanismo de conversión de energía basado en sistemas de control y electrónica de potencia.

Por otra parte, se presentaran las instalaciones de investigación de generación fotovoltaicas usadas en este trabajo. Se describieron importantes elementos en este trabajo tales como la estación meteorológica y el generador fotovoltaico ubicados en la División de Estudios de Posgrado de la Universidad Michoacana.

Finalmente, se introduce el concepto de horizonte de pronóstico. Se definieron las ventanas de tiempo más comúnmente utilizadas para realizar pronóstico en estudios de fuentes de generación renovables.

## Capítulo 3

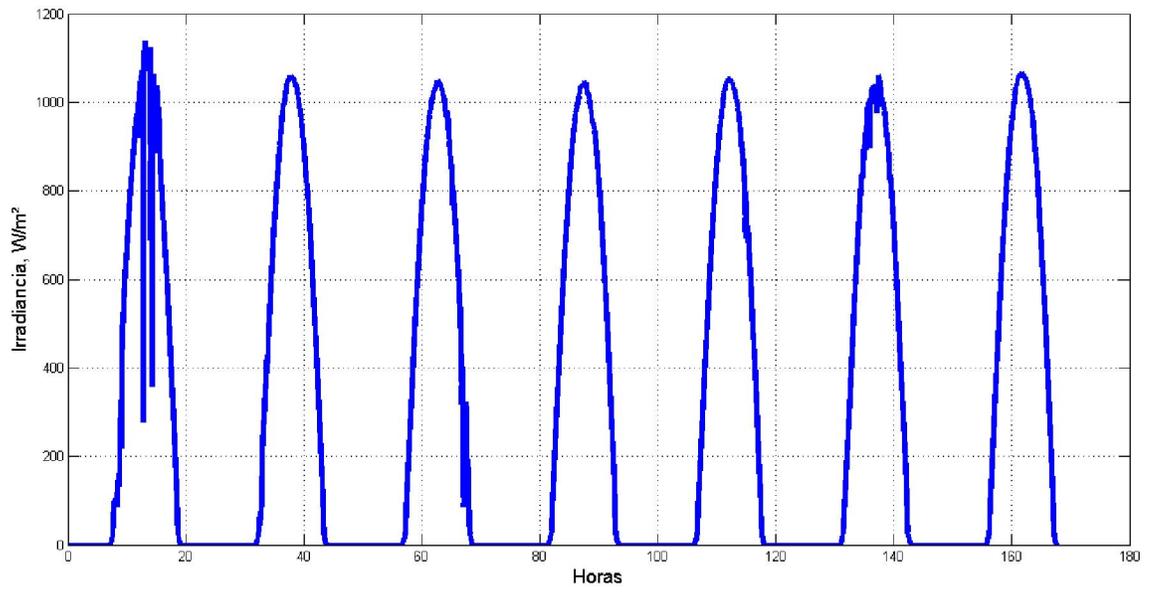
### Modelado de la potencia de salida fotovoltaica

En este capítulo se presentan las principales herramientas utilizadas para llevar a cabo la predicción de la potencia de salida en centrales fotovoltaicas. Además, se describe el modelo de regresión no lineal basado en ajuste de mínimos cuadrados para predecir la potencia de salida y el modelo no lineal para predecir la rampa de potencia.

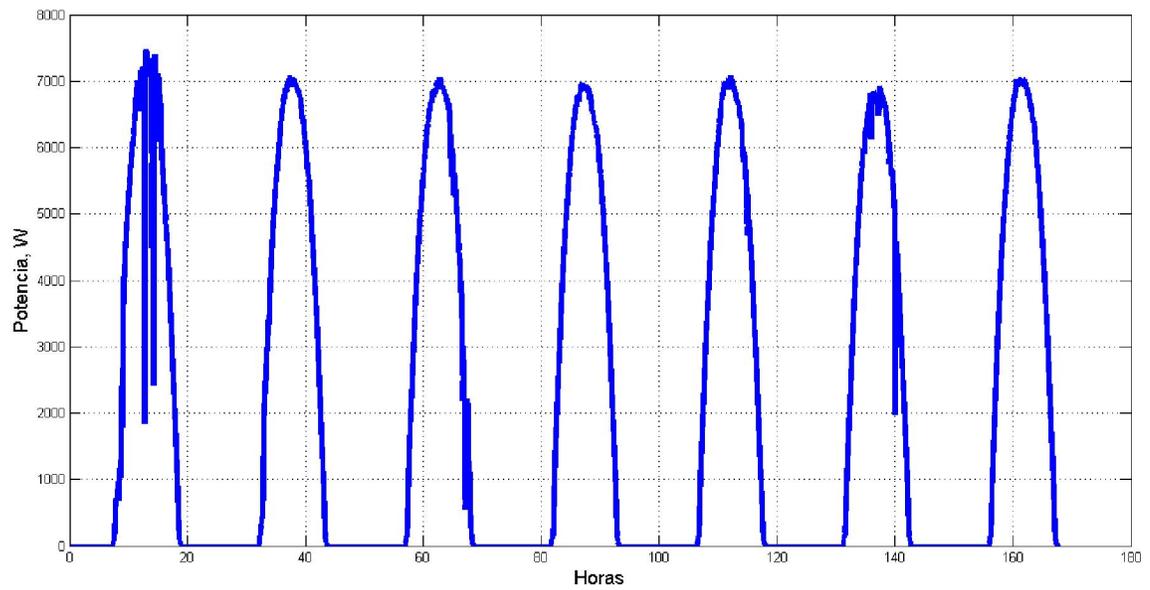
#### 3.1 Series de tiempo y datos de corte transversal.

Una serie de tiempo consiste de una secuencia de observaciones en el tiempo. Normalmente se asume que las observaciones se encuentran igualmente espaciadas. En el análisis de series de tiempo se realiza la predicción de una variable específica, asumiendo que se conoce dicha variable en el tiempo pasado. Por su parte, en los datos de sección transversal la componente del tiempo se ignora o no está disponible [19].

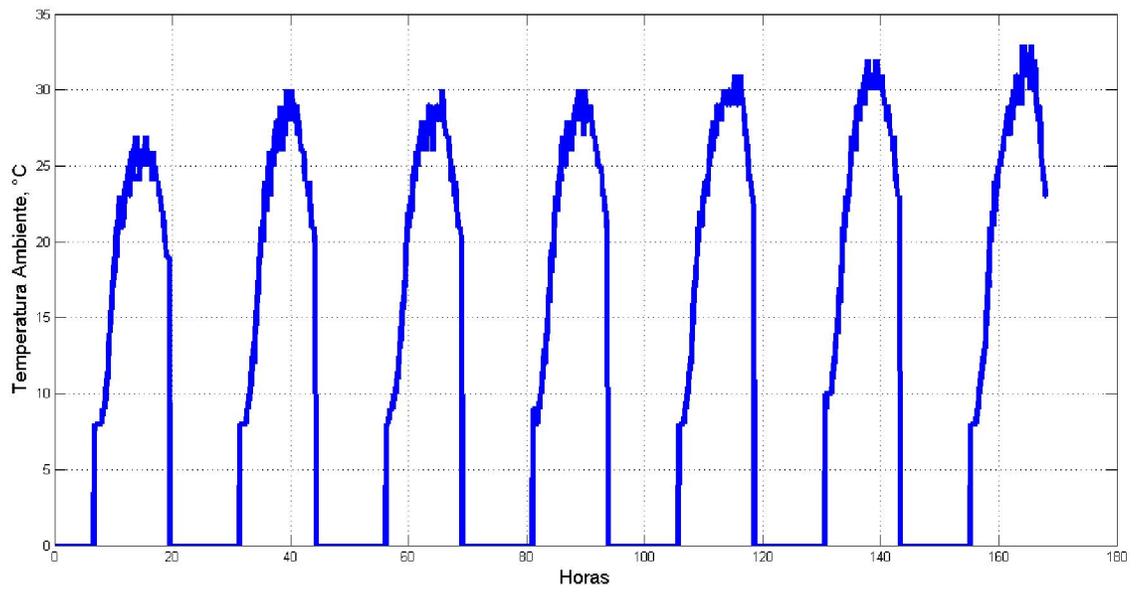
Las Figuras 3.1, 3.2, 3.3 y 3.4 muestran las series de tiempo de la irradiancia, potencia de salida de CA, temperatura ambiente y temperatura del módulo fotovoltaico para los días 1 al 7 de febrero del 2019. Estas mediciones corresponden a la operación del inversor trifásico con un factor de potencia  $FP=1.0$ . Las Figuras 3.1 y 3.2 indican una clara relación entre la irradiancia y la potencia de salida. Por otra parte, las Figuras 3.3 y 3.4 muestran que la temperatura del módulo fotovoltaico alcanza valores del doble de la temperatura ambiente. Además, se aprecia un gradiente de temperatura de aproximadamente  $12^{\circ}\text{C}$  tanto en la temperatura ambiente como en la temperatura del módulo. Es decir, la temperatura ambiente y la temperatura del módulo en el instante que el inversor trifásico comienza a operar en la mañana es  $12^{\circ}\text{C}$  menor que la temperatura cuando el inversor fotovoltaico deja de operar en el atardecer.



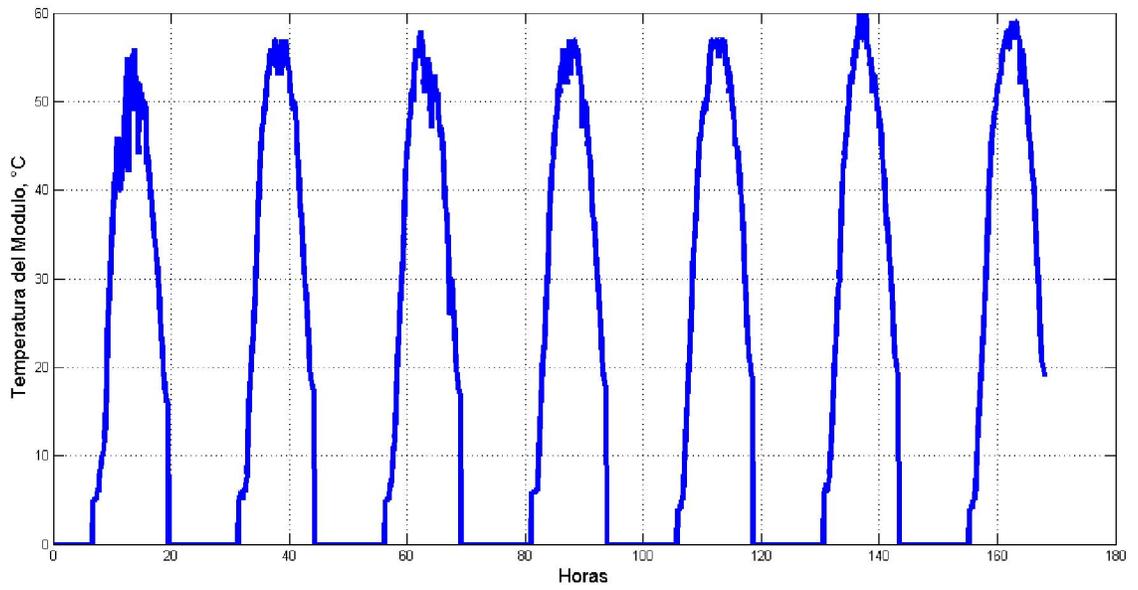
**Figura 3.1.** Serie de tiempo de la irradiación.



**Figura 3.2.** Serie de tiempo de la potencia de salida.

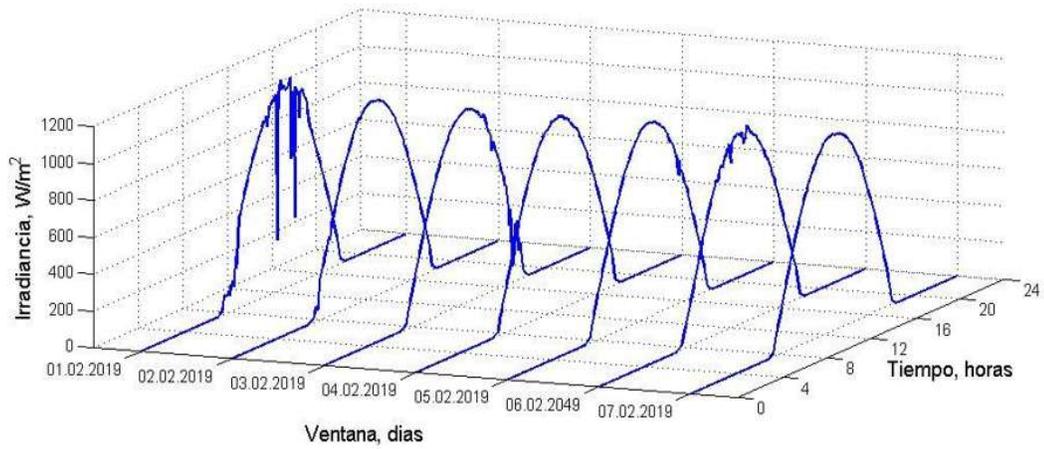


**Figura 3.3.** Serie de tiempo de la temperatura ambiente.

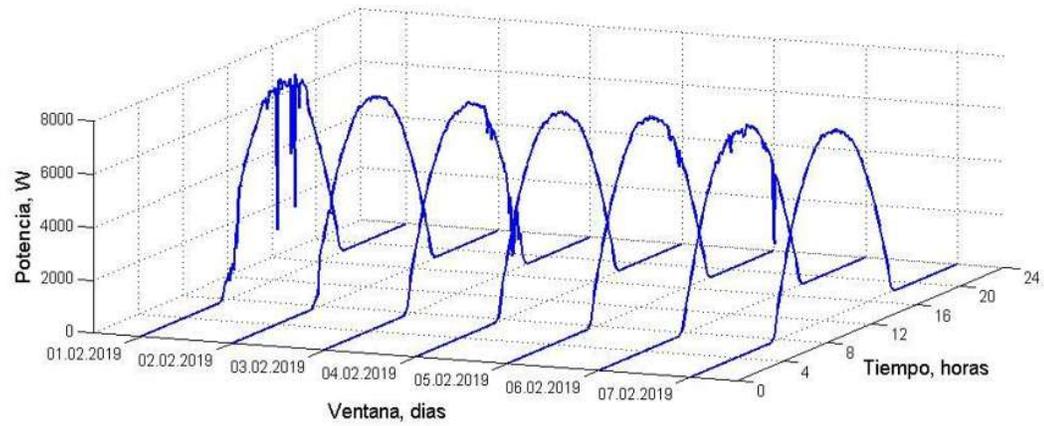


**Figura 3.4.** Serie de tiempo de la temperatura del módulo.

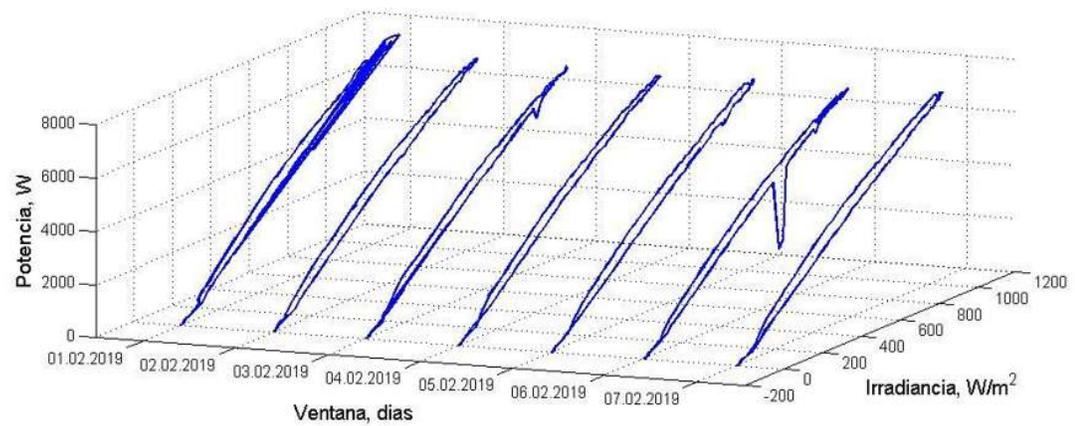
Por su parte, los datos de sección transversal no contienen la componente del tiempo o no está disponible [19]. Los datos en series de tiempo se pueden transformar en datos de corte transversal usando ventanas. Las técnicas de ventanas extraen un conjunto de datos consecutivos de la serie de tiempo para formar los datos de corte transversal. La Figura 3.5 presenta la representación de las series de tiempo de las mediciones realizadas los días 1-7 de febrero de 2019 en la forma de datos de corte transversal. En esta tesis, los datos de la serie de tiempo se convierten en datos de sección transversal. Este proceso de conversión se realiza usando una ventana de muestreo correspondiente a una ventana de tiempo de un día. El tamaño de la ventana de tiempo establece el número de datos que se usarán para crear los datos de sección transversal. Una vez que la ventana extrae los datos de corte transversal a partir de la serie de tiempo, el modelo de regresión no-lineal propuesto en este trabajo se puede ajustar mediante la relación existente entre las variables independientes y dependientes. Por lo tanto, el modelo de regresión no-lineal se ajusta usando los datos de corte transversal correspondientes a una de las ventanas.



(a)



(b)



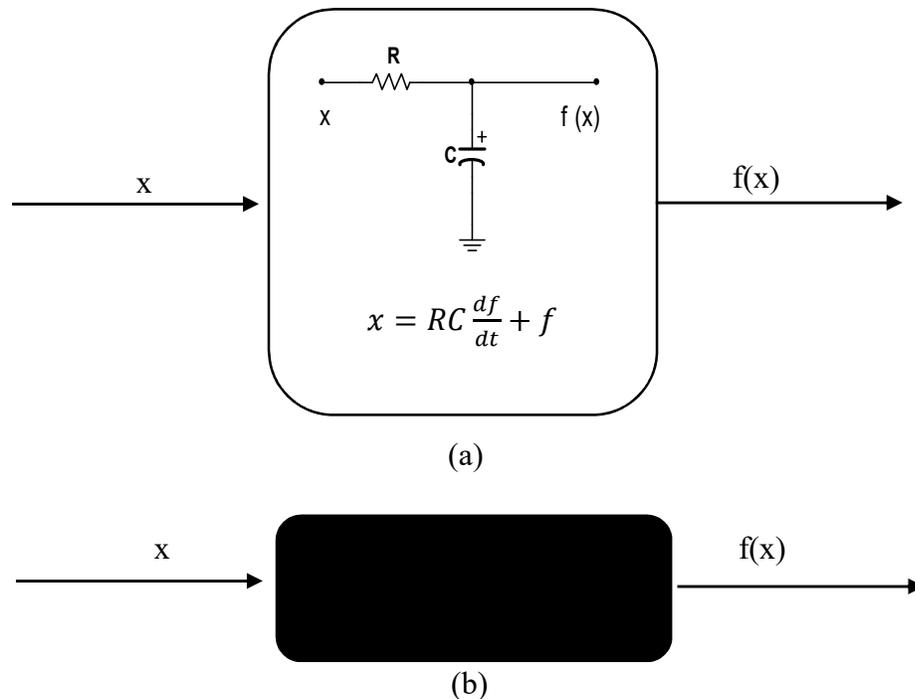
(c)

Figura 3.5. Datos de corte transversal como un subconjunto de la serie de tiempo obtenidos con ventanas: a).- irradiancia, b).- potencia y c).- irradiancia vs. potencia.

### 3.2 Modelado paramétrico y no-paramétrico

Una instalación fotovoltaica se puede analizar como una caja con un conjunto de entradas, tales como irradiancia y temperatura, y la potencia de CA inyectada a la red eléctrica como salida. En este sentido, existen dos grandes enfoques que se pueden emplear para representar el sistema fotovoltaico y estimar la potencia de salida de CA [20]:

- Modelado paramétrico: este enfoque concibe al sistema fotovoltaico como una caja blanca en donde cada subsistema o componente se modela usando un conjunto de parámetros y ecuaciones físicas. Algunas de dichas ecuaciones se usan para modelar el desempeño de componentes y algunas otras para determinar las condiciones de operación de la planta fotovoltaica (ver Figura 3.6 a).
- Modelado no-paramétrico: este enfoque reconoce a la planta fotovoltaica como una caja negra, sin conocimiento de las características o procesos internos del sistema. Este enfoque estima el comportamiento del sistema fotovoltaico a partir de series de tiempo históricas de entradas y salidas (ver Figura 3.6 b).



**Figura 3.6.** Representación de un modelo a) paramétrico y b) no-paramétrico.

Se puede apreciar que el enfoque paramétrico requiere información detallada sobre las características y el comportamiento de cada subsistema relevante de la planta fotovoltaica. Debido a que esta información no siempre está disponible, se necesitan algunas simplificaciones y suposiciones, con la consiguiente incertidumbre en la salida. En consecuencia, la exactitud y precisión de las estimaciones de un modelo paramétrico está impulsada por el rendimiento de los modelos que lo componen y la exactitud de las mediciones o estimaciones de los parámetros. Sin embargo, su principal ventaja es la posibilidad de calcular la potencia de salida de CA antes de la construcción de una planta fotovoltaica, durante las etapas de proyecto y planificación [20].

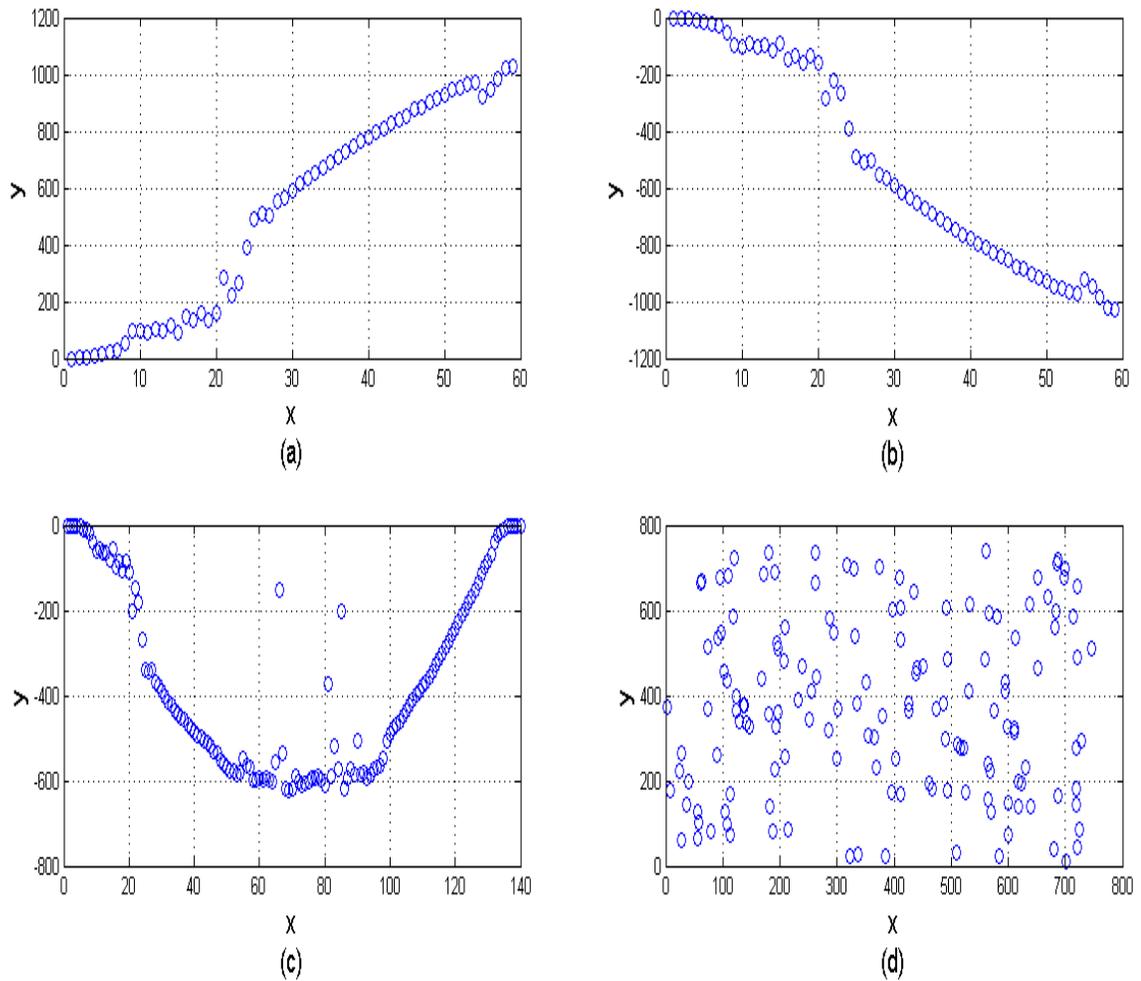
Por otro lado, los modelos no paramétricos evitan la necesidad de plantear consideraciones de simplificación y el uso de parámetros internos precisos mediante el uso de series de tiempo históricas de variables meteorológicas y mediciones de potencia de CA. Por lo tanto, la precisión de un modelo no paramétrico depende principalmente de la calidad de los datos medidos.

### 3.3 Análisis de correlación

El concepto de relación o correlación se refiere al grado de variación conjunta existente entre dos o más variables. Antes de investigar la relación entre dos variables, es recomendable crear una representación gráfica que incluya ambas variables. Dicha representación gráfica se conoce como diagrama de dispersión.

La Figura 3.7 muestra cuatro ejemplos de diagramas de dispersión que describen cuatro diferentes tipos de relación. El patrón observado en cada uno de los diagramas de dispersión mostrados en la Figura 3.7 se pueden describir en términos de la dirección y forma de la relación [21]. La Figura 3.7 (a) compara las variables X y Y, en donde se observa que ambas variables mantienen una asociación positiva. Es decir la variable Y se incrementa conforme se incrementa X. La Figura 3.7 (b) muestra una asociación negativa entre dos variables, ya que al aumentar X disminuye Y. En cuanto a la forma, se puede apreciar que

los ejemplos mostrados en los diagramas de dispersión 3.7 (a) y 3.7 (b) indican una relación lineal entre las variables X y Y, mientras que en la Figura 3.7 (c) se muestra una relación no lineal. Finalmente, la Figura 3.7 (d) no describe una relación clara, lo cual queda reflejado en una nube de puntos dispersa. Como se puede apreciar, la interpretación de los diagramas de dispersión es muy subjetiva y, por lo tanto, se requiere evidencia más precisa para determinar la relación entre dos variables.

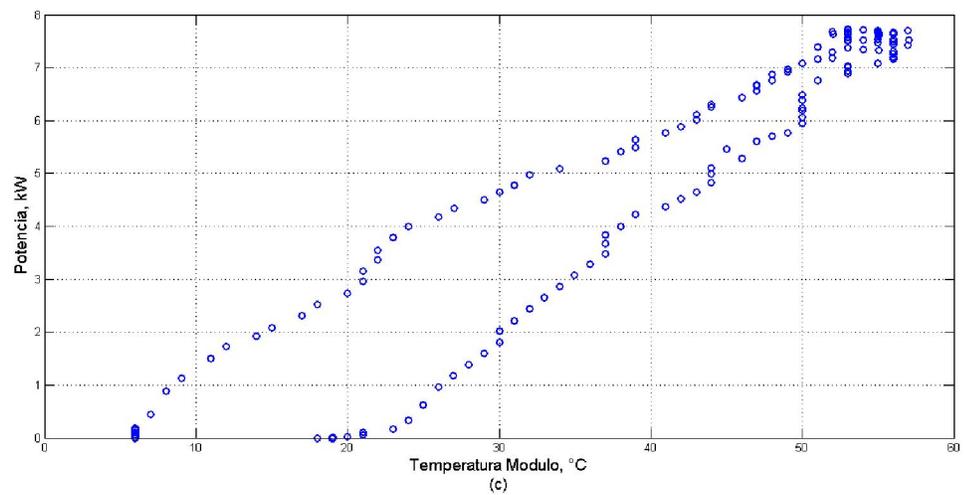
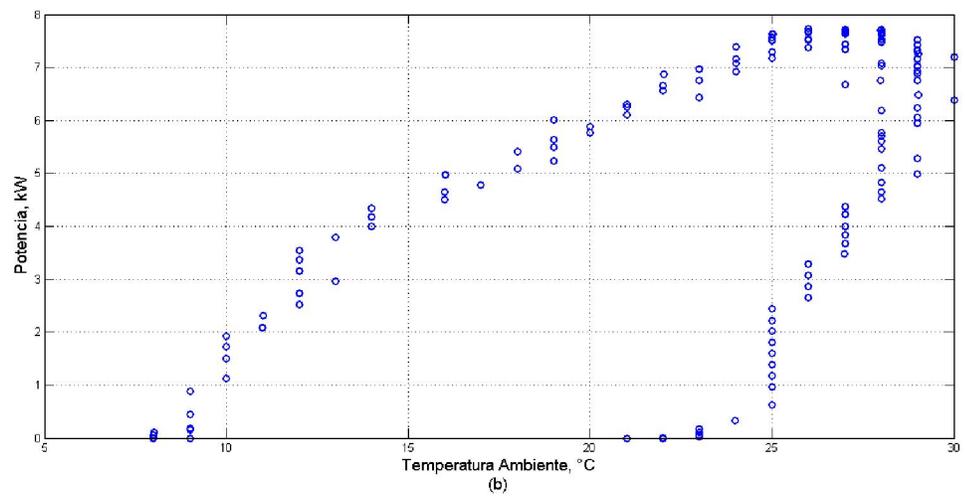
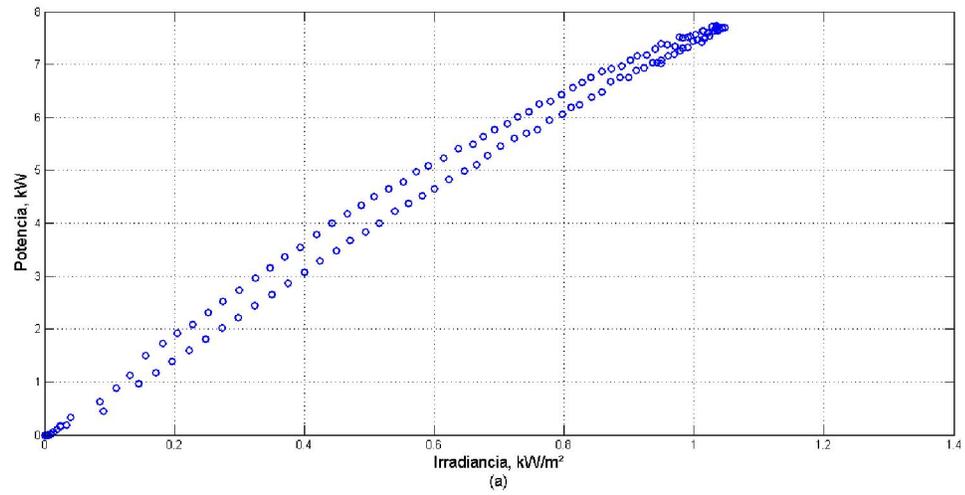


**Figura 3.7.** Diagramas de dispersión para: a).-Relación lineal positiva, b).-Relación lineal negativa, c).-Relación no lineal y d).-Relación nula.

En la Figura 3.8 se muestran los diagramas de dispersión asociados al día 04.02.2019, el cual corresponde a un día soleado. Se reportan en esta Figura los diagramas de dispersión Potencia vs Irradiancia (Figura 3.8 a), Potencia vs Temperatura Ambiente (Figura 3.8 b) y Potencia vs Temperatura del Módulo (Figura 3.8 c). Se puede apreciar de la Figura 3.8 (a) que la potencia y la irradiancia mantienen una relación no lineal conforme la irradiancia varia de cero hasta alcanzar un valor máximo. Además, se observa que existe también una relación no lineal pero ligeramente diferente entre potencia e irradiancia cuando la irradiación varia del valor máximo a cero.

Por ejemplo, se puede observar que para un valor de potencia de 5kW se tienen dos valores de irradiancia, esto es, se tienen valores de  $665.5 \text{ W/m}^2$  y  $715.49 \text{ W/m}^2$ . De manera similar se puede apreciar 3.8 (b) una diferencia de temperatura ambiente de  $19^\circ\text{C}$  y  $28^\circ\text{C}$ , mientras que en la Figura 3.8 (c) se aprecia una diferencia de temperatura en el módulo de  $39^\circ\text{C}$  y  $46^\circ\text{C}$ .

En los diagramas de dispersión de la Figura 3.8 se grafica la variable que se desea pronosticar en el eje vertical, mientras que la variable independiente se grafica en el eje horizontal. Cada punto en los diagramas de dispersión representa un dato medido durante el día 04.02.2019.



**Figura 3.8.** Diagramas de dispersión del día 04.02.2019: a).-Potencia vs Irradiancia, b).-Potencia vs Temperatura ambiente, c).-Potencia vs Temperatura modulo.

La relación entre dos variables se puede cuantificar numéricamente mediante el cálculo del coeficiente de correlación. Este coeficiente de correlación es una medida relativa de la asociación lineal entre dos variables numéricas, el cual se define como [22],

$$r_{XY} = \frac{\sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})(Y_i - \bar{Y})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2} \sqrt{\sum_{i=1}^n (Y_i - \bar{Y})^2}} \quad (1)$$

$$\bar{X} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i \quad (2)$$

$$\bar{Y} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n Y_i \quad (3)$$

en donde X es la variable independiente, Y es la variable dependiente y  $\bar{Y}$  es la variable estimada.

El coeficiente de correlación está restringido al intervalo -1 a 1. Este coeficiente es adimensional y se encuentra siempre dentro del rango mencionado independientemente de las unidades de las variables X y Y. Cuando el coeficiente de correlación es mayor de 0, las dos variables están correlacionados de forma positiva, mientras que cuando es menor de 0 se dice que la correlación es negativa.

En la Tabla 3.1 se muestra el análisis de correlación numérico entre variables eléctricas y variables ambientales para un conjunto de días seleccionados durante el año 2019. Los días seleccionados incluyen días soleados, días nublados y días lluviosos. Se observa en la Tabla 3.1 que existe mayor correlación en la columna Potencia vs Irradiancia con los valores numéricos entre 0.9943 y 0.9987. En la siguiente columna se observa la menor correlación entre Potencia vs Temperatura Ambiente con resultados en el rango entre 0.5392 y 0.8402. Por su parte, la última columna reporta los resultados de correlación entre Potencia vs Temperatura del módulo, la cual presenta valores de correlación entre 0.8496 y 0.9728. Por lo tanto, la irradiancia solar es una importante variable de entrada en el desarrollo de un modelo de pronóstico de la potencia de salida fotovoltaica debido a su alto coeficiente de correlación ( $r_{xy}=0.9987$ ).

Tomando en cuenta estos resultados, en este trabajo de tesis se decidió enfocar los esfuerzos para estudiar la relación entre las variables “Potencia” e “Irradiancia”.

**TABLA 3. 1.** Análisis de correlación para días específicos durante el año 2019.

<b>Fecha</b>	<b>Tipo de clima</b>	<b>Potencia vs Irradiancia</b>	<b>Potencia vs Temperatura Ambiente</b>	<b>Potencia vs Temperatura Módulo</b>
02.01.2019	Nublado	0.9969	0.6215	0.8496
04.02.2019	Soleado	0.9960	0.6405	0.9454
17.03.2019	Nublado	0.9968	0.5392	0.8974
03.04.2019	Nublado	0.9983	0.6022	0.9367
30.05.2019	Nublado	0.9981	0.8178	0.9616
07.06.2019	Soleado/lluvioso	0.9987	0.7943	0.9728
29.07.2019	Nublado/lluvioso	0.9969	0.7186	0.9194
22.08.2019	Nublado/lluvioso	0.9943	0.8402	0.9563
10.09.2019	Nublado/lluvioso	0.9959	0.6661	0.9246
31.10.2019	Soleado/nublado/lluvioso	0.9979	0.5414	0.9359
23.11.2019	Soleado/nublado	0.9974	0.5642	0.9199
08.12.2019	Soleado	0.9959	0.6032	0.9204

### 3.4 Parámetros estadísticos

En este trabajo, se aplican un conjunto de medidas estadísticas con el propósito de comparar los resultados del modelo de pronóstico propuesto en este trabajo y los valores medidos. Las medidas estadísticas utilizadas son el error de sesgo medio (MBE), la raíz del error medio cuadrático (RMSE) y el error porcentual medio absoluto (MAPE). El modelo se evalúa con la siguiente formulación:

$$MBE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n (Y_t - F_t) \quad (4)$$

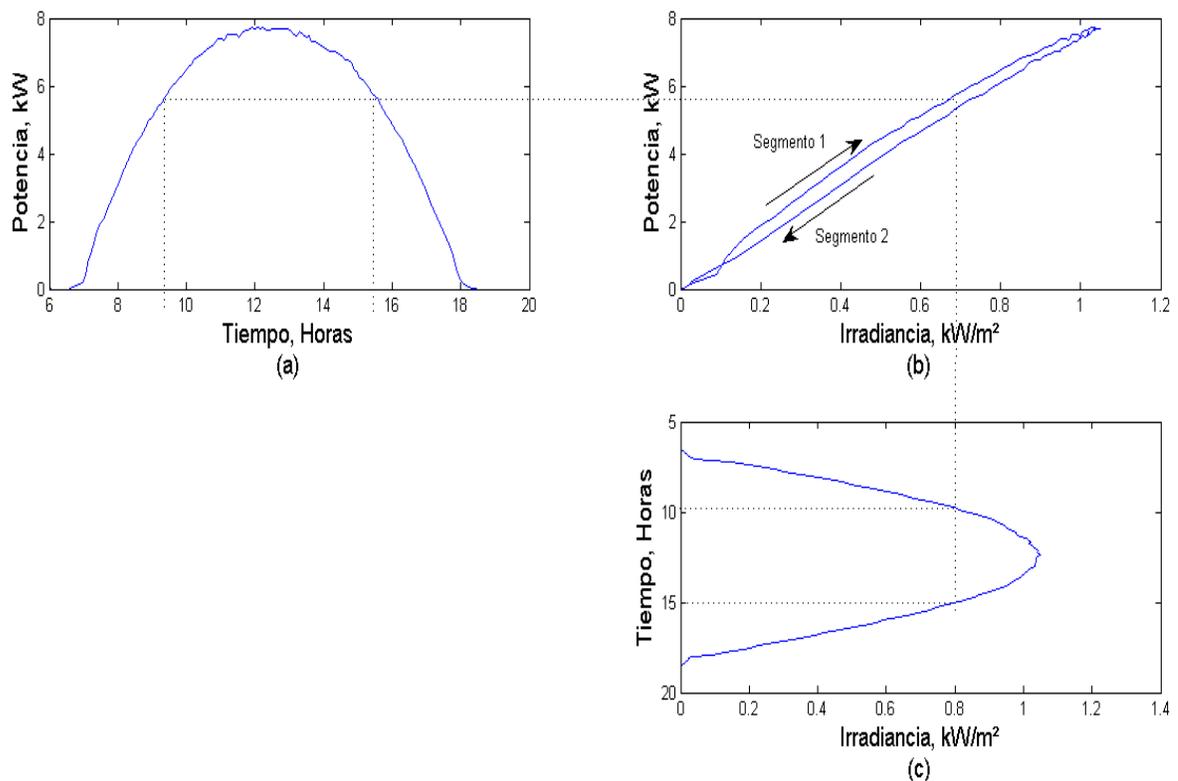
$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{t=1}^n (Y_t - F_t)^2} \quad (5)$$

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n \left| \frac{Y_t - F_t}{Y_t} \right| \cdot 100\% \quad (6)$$

en donde  $Y_t$  es el valor medido y  $F_t$  es el valor pronosticado.

### 3.5 Perfil diario de potencia e irradiancia

La Figura 3.9 describe los datos de corte transversal de la potencia de salida fotovoltaica y la irradiancia solar para un periodo de tiempo de un día. En particular, la Figura 3.9 corresponde al día soleado del 4 de febrero de 2019 medido en la estación de investigación fotovoltaica de la UMSNH. Las Figuras 3.9 (a) y (c) presentan la serie de tiempo de la potencia de salida y la irradiancia, respectivamente. Se puede apreciar que conforme el sol aparece, tanto la irradiancia como la potencia de salida fotovoltaica se incrementan. Durante la tarde, tanto la irradiancia como la potencia de salida disminuyen (ver Figura 3.9 (a) y (c)). Se puede apreciar en la Figura 3.9 (a) que la potencia de salida posee la curva de producción típica con forma de campana, la cual es típica para un día soleado con un sistema de orientación fijo. Sin embargo, se puede apreciar que la potencia de salida es no-simétrica respecto del eje vertical.



**Figura 3.9.** potencia e irradiancia medida el día 04.02.2019 en la estación de investigación fotovoltaica de 9kW de la UMSNH: (a).-serie de tiempo de la potencia de salida, (b).-datos de corte transversal de potencia vs irradiancia y (c).-serie de tiempo de la irradiancia.

Por su parte, la Figura 3.9(b) muestra el diagrama de dispersión que corresponde a los datos de corte transversal de potencia vs irradiancia. A partir de la Figura 3.9(b) se pueden hacer las siguientes observaciones: 1.- La potencia de salida varía de una forma no lineal conforme varía la irradiancia. 2.- Se observa un fenómeno de histéresis entre la potencia de salida fotovoltaica y la irradiancia. Este fenómeno de histéresis es similar al fenómeno de histéresis de un transformador de CA. Sin embargo, en este caso dicho fenómeno de histéresis no está vinculado a la saturación de un material ferromagnético sino al gradiente de temperatura que se observa al interior del módulo fotovoltaico y que se observó ya en la Figura 3.8.

### 3.6 Modelos de regresión

Los modelos de regresión se describen mediante ecuaciones que relacionan la variable dependiente y las variables independientes. En algunos casos, se desea predecir una variable  $Y$  y se dispone de una variable independiente  $X$ . Por lo tanto, el objetivo es desarrollar un modelo que relacione  $Y$  y  $X$  mediante un modelo de regresión simple. En general, se hace uso de un número  $n$  de pares de observaciones definidas de la siguiente forma  $(X_i, Y_i)$ , en donde  $i = 1, 2, 3, \dots, n$ .

Por otra parte, en los casos en donde se desea predecir la variable dependiente  $Y$  mediante un conjunto de variables independientes  $(X_1, X_2, \dots, X_k)$ , entonces se debe de proponer un modelo de regresión múltiple de  $Y$  en  $X_1$  hasta  $X_k$ . Finalmente, los modelos de regresión econométricos son adecuados en los casos en donde se busca pronosticar más de una variable dependiente  $(Y_1, Y_2, \dots, Y_j)$  mediante un conjunto de variables independientes  $(X_1, X_2, \dots, X_k)$  [22].

Con el propósito de establecer una función que describa la característica no lineal Potencia–Irradiancia, la trayectoria con forma de histéresis que se describe en la Figura 3.9 (b) se divide en dos segmentos no lineales. Por lo tanto, el lazo Potencia–Irradiancia que se muestra en la Figura 3.9 (b) se divide en dos segmentos, en donde cada segmento se aproxima mediante un polinomio. El lazo cerrado diario con forma de histéresis de la Figura 3.9 (b) consiste de un polinomio  $\hat{p}_1(g)$  para el segmento ascendente y un polinomio  $\hat{p}_2(g)$

para el segmento descendente. Las funciones no lineales para describir los dos segmentos de la Figura 3.9(b) son,

$$\hat{p}(A, g) = \begin{bmatrix} \hat{p}_1 \\ \hat{p}_2 \end{bmatrix} = \begin{cases} A_1 + A_2 e^{-A_3 g} & \text{para segmento 1} \\ A_4 + A_5 e^{-A_6 g} & \text{para segmento 2} \end{cases} \quad (7)$$

en donde  $\{A_1, A_2, A_3, A_4, A_5, A_6\}$  son los coeficientes desconocidos y la variable independiente  $g$  se define como la irradiancia en las funciones no lineales.

Las funciones no lineales tipo exponencial descritas en (7) se eligieron después de realizar un conjunto de experimentos realizados en diversas funciones lineales y no lineales. Al ajustar a una función lineal, logarítmica y exponencial, se observó que el residuo era menor usando funciones no lineales tipo exponencial.

### 3.7 Estimación de mínimos cuadrados no lineal

En este trabajo de tesis se usa el método de mínimos cuadrados para determinar los coeficientes desconocidos de las funciones no lineales descritas en (7). El método de mínimos cuadrados minimiza la suma de los cuadrados de los residuos. El residuo para el  $k$ -ésimo par de datos se define como la diferencia de la potencia de salida observada  $p_k$  y la respuesta estimada  $\hat{p}_k$  de la siguiente manera,

$$r_k = p_k - \hat{p}_k(A, g) \quad (8)$$

El problema de mínimos cuadrados no lineal se define como,

$$\min_A \|r_k\|_2^2 = \min_A \|p_k - \hat{p}_k(A, g)\|_2^2 = \min_A \sum_{k=1}^n (p_k - \hat{p}_k(A, g))^2 \quad (9)$$

Sustituyendo los dos polinomios definidos en (7) y en (9) se obtiene,

$$\begin{cases} \min_A \sum_{k=1}^n (p_k - \hat{p}_{k1}(A, g))^2 & \text{para segmento 1} \\ \min_A \sum_{k=1}^n (p_k - \hat{p}_{k2}(A, g))^2 & \text{para segmento 2} \end{cases} \quad (10)$$

El sistema de  $n$  ecuaciones no-lineales simultáneas definido en (10) es sobre determinado debido a que  $n$  es mayor que el número de incógnitas. En este trabajo se utiliza la función `lsqcurvefit` de Matlab, la cual permite hacer uso de los algoritmos “Reflectivo de región-confiable” [23] y “Levenberg-Marquardt” [24] para resolver el problema de mínimos cuadrados no lineal definido en (10).

### 3.8 Datos normalizados

Las variables independientes y dependientes pueden tener diferentes escalas, lo cual puede dificultar aún más el problema a modelar. Las variables independientes no escaladas pueden producir procesos de aprendizaje lentos o inestables, mientras que las variables dependientes no escaladas en problemas de regresión pueden causar que los gradientes crezcan rápidamente y, por lo tanto, el proceso de aprendizaje falla [25]. De forma similar, se ha observado en este trabajo de tesis que la normalización de los datos es necesario debido a que los algoritmos para resolver el problema de mínimos cuadrados podrían no encontrar un mínimo cuando los datos usados en el modelado se describen en valores reales. Por lo tanto, la principal motivación para pre-procesar las variables independientes y dependientes en valores reales radica en el escalamiento de los datos de forma tal que los métodos de mínimos cuadrados para problemas de regresión converjan adecuadamente.

La preparación de los datos consiste en un re-escalamiento lineal simple de las variables independientes y dependientes basado en un procedimiento de normalización. La normalización es un re-escalamiento de los datos originales de un rango en valores reales de tal forma que todos los datos se encuentran en el rango de 0 a 1. Por lo tanto, la

preparación de los datos involucra el uso de normalización para re-escalar las variables de entrada y salida previo al desarrollo del modelo de regresión.

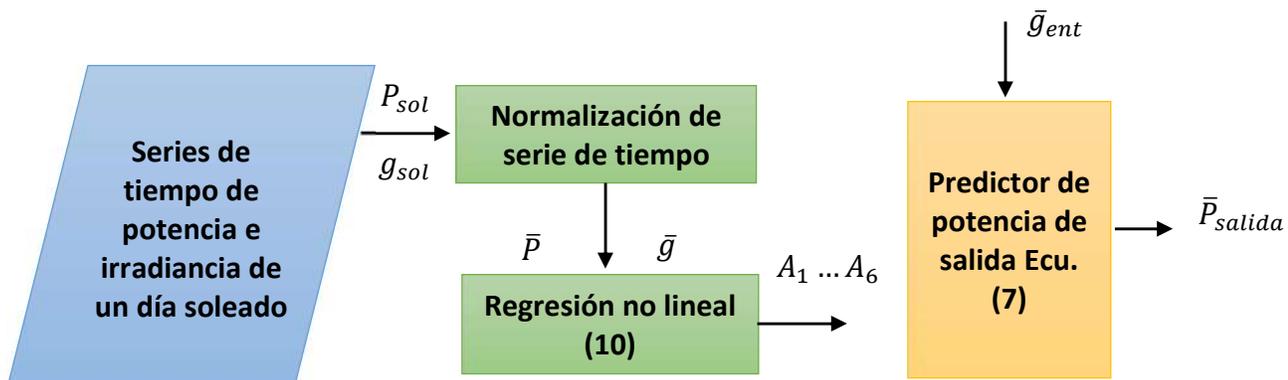
En este trabajo, la normalización de la irradiancia solar y la potencia de salida fotovoltaica se obtienen usando,

$$\bar{g} = \frac{g_{sol}}{g_{pico}} \quad (11)$$

$$\bar{P} = \frac{P_{sol}}{P_{nom}} \quad (12)$$

en donde  $g_{pico}$  es la irradiancia solar pico igual a  $1 \text{ kW}/\text{m}^2$  y  $P_{nom}$  es la potencia nominal del generador fotovoltaico.

La Figura 3.10 resume el procedimiento para el cálculo de la potencia de salida pronosticada. Se puede apreciar que como primer paso se normalizan los datos de la serie de tiempo correspondiente a un día soleado ( $g_{sol}, P_{sol}$ ). Enseguida se aplica el método de mínimos cuadrados (10) para determinar los coeficientes del modelo de regresión no lineal (7). El modelo no lineal resultante se encuentra en función de la irradiancia y, por lo tanto, se le alimenta con los datos de entrada de la irradiancia  $\bar{g}_{ent}$  correspondientes a cualquier día de interés.



**Figura 3.10.** Procedimiento para el cálculo de la predicción de potencia de salida pronosticada.

### 3.9 Razón de rampa de potencia

Los generadores fotovoltaicos (GFV) sufren fluctuaciones de la potencia de salida debido a la fuente de energía primaria altamente fluctuante. Con un nivel de penetración fotovoltaica importante, estas fluctuaciones pueden provocar inestabilidad en el sistema de potencia y problemas de calidad de la energía [26]. Por lo tanto, los operadores de las redes de potencia solicitan la regulación de la variabilidad de la potencia de salida fotovoltaica en la forma de límites de cambios de rampa [16].

En este trabajo se propone un modelo analítico para pronosticar las fluctuaciones en instalaciones fotovoltaicas. Dichas fluctuaciones representan cambios repentinos en la potencia de salida de las instalaciones fotovoltaicas, las cuales se les llamara en este trabajo rampas de potencia fotovoltaica. Este modelo se deduce a partir del modelo de regresión no lineal para pronosticar la potencia de la salida de la planta fotovoltaica descrito en (7).

Sea la rampa de potencia definida como  $\frac{dP}{dt}$  en donde  $P$  es la potencia de salida del generador fotovoltaico. Aplicando la regla de la cadena se tiene,

$$\frac{dP}{dt} = \frac{dP}{dg} \frac{dg}{dt} = \frac{dP}{dg} \frac{dg}{dt} \quad (13)$$

en donde el termino  $\frac{dP}{dg}$  se define como,

$$\frac{dP}{dg} = \frac{d}{dg} (A_1 + A_2 * e^{(-A_3 * g)}) = -A_2 A_3 * e^{(-A_3 * g)} \quad (14)$$

El término  $\frac{dg}{dt}$  en (13) se puede obtener aplicando diferenciación numérica a las mediciones de la irradiancia. En este trabajo se aplica el método de diferencias finitas hacia adelante para aproximar la derivada de la irradiancia respecto del tiempo, la cual se define de la siguiente manera,

$$\frac{g(t+\Delta t) - g(t)}{\Delta t} \quad (15)$$

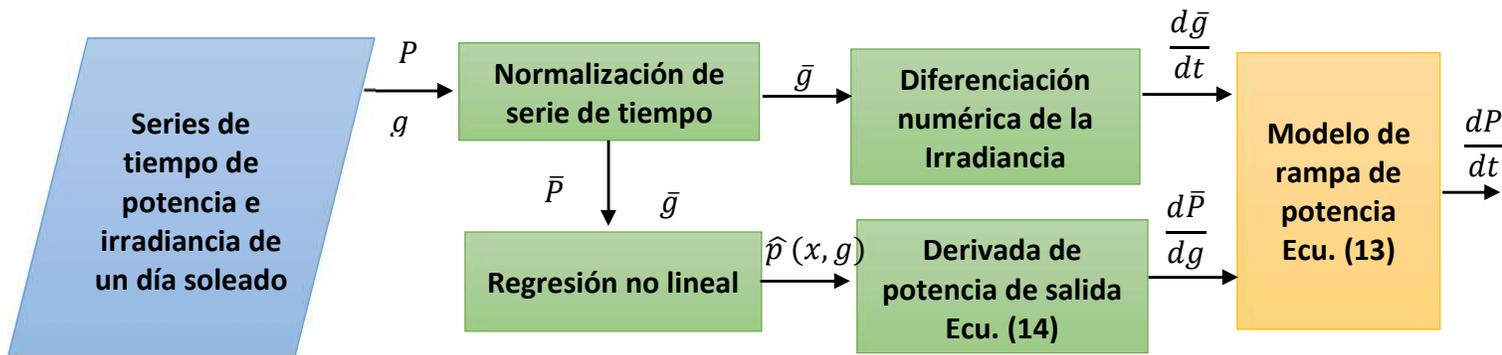
en donde  $\Delta t$  representa el paso de tiempo,  $g(t + \Delta t)$  es el valor de la irradiancia en el instante  $t + \Delta t$  y  $g(t)$  es el valor de la irradiancia en el instante  $t$ .

El modelo de la rampa de potencia fotovoltaica propuesto en este trabajo se puede aplicar en el dimensionamiento de los sistemas de almacenamiento de energía para compensar la variabilidad de potencia [26]. Los sistemas de almacenamiento de energía se han propuesto como la solución para compensar la variabilidad de la energía fotovoltaica y otras fuentes de energía variables. El problema clave en la utilización de sistemas de almacenamiento para compensar las fluctuaciones de energía fotovoltaica es el tamaño de la unidad de almacenamiento para minimizar los costos económicos y el desarrollo de sistemas de control adecuados.

El dimensionamiento del sistema de almacenamiento de energía se determina con la diferencia de la potencia generada por el sistema fotovoltaico y la potencia solicitada por la red eléctrica. Posteriormente esta diferencia de potencias se integra y se obtiene la energía que debe almacenar el sistema de almacenamiento de energía [26]. En este sentido, el modelo propuesto en esta tesis para la determinación de la rampa de potencia podría proveer una alternativa directa para determinar el valor de energía que debe almacenar el sistema de almacenamiento de energía. El valor arrojado de la rampa de potencia se puede comparar con el valor máximo de la rampa especificado para la red eléctrica de potencia y la diferencia permitirá determinar la cantidad de energía que se debe almacenar y, por ende, la dimensión del sistema de almacenamiento. Los sistemas de control de los sistemas de almacenamiento de energía basados en la limitación de la relación de la rampa de potencia reportados en la literatura [26] pueden adaptarse para utilizar el modelo de la rampa de potencia implementado en este trabajo. De esta manera, las fluctuaciones de la potencia del sistema fotovoltaico son compensadas mediante la recarga del sistema de almacenamiento de energía cuando el modelo de la rampa de potencia indica una pendiente positiva y mediante la descarga del sistema de almacenamiento de energía cuando el modelo de la rampa de potencia indica valores negativos. Además, se pueden implementar estrategias de control de lazo cerrado para el sistema de almacenamiento de energía tales como el control de estado de carga [26], en donde el conocimiento de la

energía que debe almacenar o inyectar a la red eléctrica se puede determinar también mediante el modelo de la rampa de potencia.

La Figura 3.11 sintetiza el procedimiento para obtener el modelo de rampa de potencia a partir del modelo de regresión no lineal de la potencia de salida fotovoltaica. Se puede apreciar que como primer paso se normaliza la serie de tiempo de la potencia de salida y de la irradiancia. Los datos normalizados se alimentan al método de mínimos cuadrados para determinar los coeficientes del modelo de regresión no lineal. Una vez determinados los coeficientes se obtiene mediante la expresión (14), la cual representa la derivada de la potencia de salida respecto de la irradiancia. Por su parte, se aplica diferenciación numérica a la serie de tiempo normalizada de la irradiancia para obtener  $\frac{d\bar{g}}{dt}$ . Finalmente, se obtiene el modelo de la rampa de potencia descrito en (13).



**Figura 3.11.** Procedimiento para el cálculo de la rampa de potencia.

### 3.10 Conclusiones del capítulo

En este capítulo se presentaron conceptos esenciales para el desarrollo del modelo propuesto en este trabajo como las series de tiempo, modelo paramétrico y no paramétrico, análisis de correlación, perfil diario de potencia e irradiancia, modelos de regresión y estimación de mínimos cuadrados no lineal.

Se analizaron las series de tiempo de las variables ambientales y la potencia de salida fotovoltaica proporcionados por la estación de investigación de recarga de vehículos eléctricos de la UMSNH. El análisis de correlación arrojó valores máximos para Potencia-Irradiancia, Potencia-Temperatura Ambiente y Potencia-Temperatura del Módulo con valores de 0.9987, 0.8402 y 0.9728, respectivamente. Por lo tanto, se eligió desarrollar un modelo de regresión no lineal simple basado en las variables de Potencia e Irradiancia. Además, se analizaron los datos de corte transversal correspondientes a un día soleado, en donde se observó claramente una relación no lineal entre la irradiancia y la potencia de salida. Asimismo, se observó un efecto de histéresis en la relación Potencia-Irradiancia, la cual se considera que está vinculada a los gradientes de temperatura que se observan en el módulo fotovoltaico.

Tomando en cuenta la relación no lineal e histéresis observados en el diagrama de dispersión vinculado a los datos de corte transversal de la Potencia-Irradiancia, se propuso un modelo de regresión no lineal basado en dos polinomios. Además, se propuso normalizar los datos de corte transversal antes de alimentar el método de mínimos cuadrados no lineal. De esta manera, los métodos de mínimos cuadrados podrán converger a un mínimo y, por lo tanto, se podrán determinar los coeficientes del modelo de regresión no lineal.

## Capítulo 4. Casos de estudio

En este capítulo se presentan un conjunto de estudios para evaluar el desempeño del modelo no paramétrico no lineal propuesto en esta tesis.

### 4.1 Convergencia del método de mínimos cuadrados

Las Tablas 4.1 y 4.2 reportan los resultados de convergencia de los métodos de mínimos cuadrados no lineales usando datos en valores reales y datos normalizados, respectivamente. En estas tablas se reportan el número de iteraciones (NI), el número de evaluaciones de la función (NEF), la medida de optimalidad de primer orden (OPO), la norma del paso  $x$  (NP) y la norma del residuo (NR). Además,  $(p_1)$  y  $(p_2)$  representan los polinomios que describen los segmentos 1 y 2 en la curva P\_G del sistema fotovoltaico, respectivamente. La optimalidad de primer orden es una medida de que tan cerca se encuentra un punto solución del valor óptimo. La optimalidad de primer orden es una condición necesaria para encontrar un mínimo, pero no es una condición suficiente. Esta medida debe tomar un valor de cero en un mínimo. Sin embargo, un punto con optimalidad de primer orden igual a cero no es necesariamente un mínimo. Por su parte, NP y NR se definen como,

$$NP = \|x_i - x_{i+1}\| \quad (16)$$

$$NR = \|f(x_i) - f(x_{i+1})\| \quad (17)$$

El número de iteraciones requerido por el método de mínimos cuadrados depende de los criterios establecidos para terminar el proceso iterativo. La Tabla 4.3 resume los criterios usados en este trabajo para terminar el proceso iterativo en los métodos

“Levenberg-Marquardt” y “Trust-Region-Reflective”. Estos criterios se definen a continuación:

- Max iter: Este criterio indica un número máximo de iteraciones.
- Max eval: Este criterio especifica un número máximo de evaluaciones.
- Tol x: Representa el límite más pequeño del tamaño de paso de la variable independiente  $x$ . El proceso iterativo termina si se intenta realizar un paso menor de Tol  $x$ . Esto es, cuando el proceso se ha detenido.

$$NP < \text{Tol } x$$

- Tol  $f(x)$ : Representa el límite más pequeño en el cambio del valor de la función objetivo  $f(x)$  durante un paso. El proceso iterativo se termina cuando se cumple alguna de las siguientes condiciones, Esto es, cuando el proceso ya no mejora.

$$NR < \text{Tol } f(x)$$

o bien,

$$OPO < \text{Tol } f(x)$$

La Figura 4.1 sintetiza los resultados en términos de convergencia de los métodos “Levenberg-Marquardt” y “Trust-Region-Reflective” cuando se aplican para determinar los coeficientes de los polinomios  $p_1$  y  $p_2$  descritos en (7). En la Tabla 4.1(a) se reporta la convergencia del método Levenberg-Marquardt con datos en valores reales para determinar los coeficientes de la función  $p_1$ . Se puede apreciar que la medida OPO converge a un valor menor de Tol  $f(x)$ , mientras que las medidas NI, NEF y NP no alcanzan sus valores máximos de tolerancia. Aparentemente, estos resultados indican que este método converge adecuadamente y determina un valor mínimo. Sin embargo, la columna de la norma del residuo NR en la Tabla 4.1(a) indica que el residuo prácticamente no cambia, y por lo tanto, la solución no converge. De manera similar, se puede observar en la Tabla 4.1(a) para la función  $p_2$  que a pesar que la medida OPO tiende a disminuir, el residuo NR no converge.

**Tabla 4.1.** Convergencia del proceso iterativo con datos en valores reales: a).- método “Levenberg-Marquardt” y b).- método “Trust-Region-Reflective”.

Función $p_1$					Función $p_2$				
NI	NEF	OPO	NP	NR	NI	NEF	OPO	NP	NR
1	8	8.6300e+3	2.2353e+4	3.9796e+8	1	8	4.3900e+3	1.4751e+4	3.7057e+8
2	12	1.1800e-1	1.2071e+2	3.9695e+8	2	12	6.3600e-2	8.9931e+1	3.7029e+8
3	16	8.4600e-7	8.7045e-3	3.9695e+8	3	16	1.4552e-6	1.4669e-2	3.7029e+8

(a)

Función $p_1$					Función $p_2$				
NI	NEF	OPO	NP	NR	NI	NEF	OPO	NP	NR
1	8	3.0600e+5	1.0000e+1	1.7389e+9	1	8	3.0200e+5	1.0000e+1	1.6956e+9
2	12	3.0500e+5	2.0000e+1	1.7267e+9	2	12	3.0100e+5	2.0000e+1	1.6835e+9
3	16	3.0200e+5	4.0000e+1	1.7024e+9	3	16	2.9800e+5	4.0000e+1	1.6596e+9
:	:	:	:	:	:	:	:	:	:
75	304	5.7200e+5	1.0825e-2	1.2561e+9	74	304	7.8500e+5	1.0825e-2	1.2360e+9

(b)

Por su parte, la Tabla 4.1(b) resume los resultados de convergencia usando el método “Trust-Region-Reflective” y datos en valores reales. Se puede observar que las medidas OPO, NP y NR no convergen hacia los valores de tolerancia pero el proceso iterativo se detiene debido a que se alcanza el valor máximo de número de evaluaciones de la función. Estos pobres resultados de los métodos de mínimos cuadrados en términos de convergencia se obtienen debido al uso de datos en términos de valores reales.

**Tabla 4.2.** Convergencia del proceso iterativo con datos normalizados: a).- método “Levenberg-Marquardt” y b).- método “Trust-Region-Reflective”.

Función $p_1$					Función $p_2$				
NI	NEF	OPO	NP	NR	NI	NEF	OPO	NP	NR
1	8	5.7500e+0	2.3078e+0	5.6807e-1	1	8	2.8900e+1	2.6943e+0	1.3835e+1
2	12	2.1200e+0	4.1031e-1	8.9861e-2	2	12	3.600e+0	1.0324e+1	3.5107e-1
3	16	1.8400e-1	2.1714e-1	4.3761e-3	3	19	1.0500e-1	2.6609e-1	3.1526e-2
4	20	6.2200e-5	5.0618e-3	3.7726e-3	4	23	4.3400e-1	2.0070e-1	2.6619e-2
5	24	3.4300e-7	1.8048e-4	3.7726e-3	5	28	1.5000e-1	1.4396e-1	1.9446e-2
					6	32	1.0200e-1	1.1602e-1	1.6529e-2
					:	:	:	:	:
					55	250	2.1800e-5	2.9749e-3	3.1128e-3
					56	254	1.5500e-9	3.6335e-5	3.1128e-3

(a)

Función $p_1$					Función $p_2$				
NI	NEF	OPO	NP	NR	NI	NEF	OPO	NP	NR
1	8	1.6500e+1	2.4972e+0	4.5816e+0	1	8	4.5200e+1	1.3568e+0	3.3616e+1
2	12	8.5500e-1	5.6035e-1	2.7730e-2	2	12	6.9300e-1	1.2738e+0	1.0494e-1
3	16	8.5500e-1	3.5294e-1	2.7730e-2	3	16	6.9300e-1	3.1845e-1	1.0494e-1
4	20	1.6100e-1	8.8236e-2	1.2361e-2	4	20	1.4000e+0	7.9614e-2	1.0169e-1
5	24	1.5900e-1	1.7647e-1	5.5082e-3	5	24	3.1200e-1	1.5923e-1	6.6818e-2
6	28	1.2700e-1	1.2454e-1	4.0655e-3	6	28	3.8500e-1	3.1845e-1	3.3974e-2
7	32	8.3600e-5	4.5717e-3	3.7726e-3	7	32	3.8500e-1	7.9614e-2	3.3974e-2
8	36	1.0665e-7	8.0134e-5	3.7726e-3	8	36	6.9100e-2	1.5923e-1	2.8660e-2
					:	:	:	:	:
					39	160	5.6300e-6	7.7107e-4	3.1128e-3
					40	164	1.1869e-8	4.9617e-5	3.1128e-3

(b)

**Tabla 4.3.** Criterios para detener el proceso iterativo.

Max iter	Max eval	Tol x	Tol f(x)
400	300	1e-6	1e-6

La Tabla 4.2 (a) reporta los resultados de convergencia obtenidos al aplicar el método Levenberg-Marquardt y datos normalizados. Se puede apreciar que la media OPO converge a un valor menor de Tol  $f(x)$  en 5 y 56 iteraciones para las funciones  $p_1$  y  $p_2$ , respectivamente. Por su parte, la Tabla 4.2 (b) resume los resultados de la convergencia del método “Trust-Region-Reflective” y datos normalizados. Se puede observar que la medida OPO converge a un valor menor de Tol  $f(x)$  en 8 y 40 iteraciones para las funciones  $p_1$  y  $p_2$ , respectivamente. En este caso, los dos métodos de mínimos cuadrados convergen a una solución que representa un mínimo debido al uso de datos normalizados.

La Tabla 4.4 reporta los parámetros  $\{A_1, A_2, A_3, A_4, A_5, A_6\}$  del modelo de regresión no lineal obtenidos con los métodos Levenberg-Marquardt, Trust-Region-Reflective y datos en valores reales. Se puede observar que los dos métodos de ajuste de mínimos cuadrados no lineales determinaron parámetros del modelo de regresión no lineal muy diferentes y con grandes magnitudes. Al sustituir estos valores en el modelo de regresión no lineal se obtienen valores de pronóstico de la potencia de salida fotovoltaica erróneos.

Por su parte, la Tabla 4.5 sintetiza los valores de los coeficientes  $\{A_1, A_2, A_3, A_4, A_5, A_6\}$  obtenidos con los dos métodos de ajuste de mínimos cuadrados no lineales y datos normalizados. Se puede apreciar que ambos métodos determinan los mismos coeficientes del modelo no lineal. Al evaluar el modelo de regresión no lineal con estos parámetros se obtienen muy buenos resultados de predicción de la potencia de salida, como se demostrará en las siguientes secciones.

**Tabla 4.4.** Parámetros del modelo de regresión no lineal obtenido con datos en valores reales.

Método	Función $p_1$ $\{A_1, A_2, A_3\}$	Función $p_2$ $\{A_4, A_5, A_6\}$
Levenberg-Marquardt	{4389.4131, -4389.4131, 21445.7200}	{ 4393.5617, -4393.5617, 13337.3461}
Trust-Region-Reflective	{892.4507, -5.4267, 0.0119}	{858.8267, -5.1465, 0.0103}

**Tabla 4.5.** Parámetros del modelo de regresión no lineal obtenido con datos normalizados.

Método	Función $p_1$ $\{A_1, A_2, A_3\}$	Función $p_2$ $\{A_4, A_5, A_6\}$
Levenberg-Marquardt	{1.5141, -1.5242, 0.7001}	{4.1123, -4.1194, 0.2012}
Trust-Region-Reflective	{1.5141, -1.5242, 0.7001}	{4.1123, -4.1194, 0.2012}

## 4.2 Análisis estadístico

En la Tabla 4.6 se muestran los errores estadísticos entre los datos medidos y los resultados obtenidos con el modelo de regresión no lineal. Se puede observar que el análisis estadístico se reporta en términos del error MBE, RMSE y MAPE. Además, en la Tabla 4.7 se muestra la interpretación numérica del valor MAPE reportado en [27] con el propósito de clasificar los resultados reportados en la Tabla 4.6.

**TABLA 4. 6.** Análisis estadístico de días específicos durante el año 2019.

<b>Fecha</b>	<b>MBE (W)</b>	<b>RMSE (W)</b>	<b>MAPE (%)</b>
02.01.2019	-70.191	220.95	6.7753
04.02.2019	6.606	57.438	4.1363
17.03.2019	131.148	219.492	6.3612
03.04.2019	230.697	261.567	12.2675
30.05.2019	41.742	100.872	4.6126
07.06.2019	42.957	91.584	7.0567
29.07.2019	-26.361	133.668	4.9347
22.08.2019	57.654	202.707	5.8693
10.09.2019	-3.438	157.707	6.8265
31.10.2019	-9.864	91.125	4.7545
23.11.2019	-4.203	60.948	3.8748
8.12.2019	81.45	122.877	7.2634

**TABLA 4. 7.** Interpretación de valores típicos de MAPE.

<b>MAPE</b>	<b>Interpretación</b>
<10	Pronóstico de alta precisión
10-20	Buen pronóstico
20-50	Pronóstico Razonable
>50	Pronóstico Inexacto

Al comparar los resultados de la Tabla 4.6 con los valores de interpretación de la Tabla 4.7, se puede observar que el valor del MAPE es menor de 10 en todos los casos, lo que indica que el pronóstico es de alta precisión. La única excepción es el día 03 de abril de 2019, para el cual se obtuvo un valor de MAPE de 12.2675, lo cual indica un buen pronóstico. Por otra parte, se puede apreciar en la Tabla 4.6 que la medida estadística MBE se encuentra entre  $-7.0191 \times 10^1$  W y  $2.3069 \times 10^2$  W, mientras que la medida RMSE se

encuentra entre los valores de  $5.7438 \times 10^1$  W y  $2.6156 \times 10^2$  W . Se puede apreciar que el máximo valor del error MBE y RMSE representan 2.6% y 2.9% de la potencia nominal del generador fotovoltaico. Por lo tanto, se puede apreciar que estos errores se mantienen en valores pequeños.

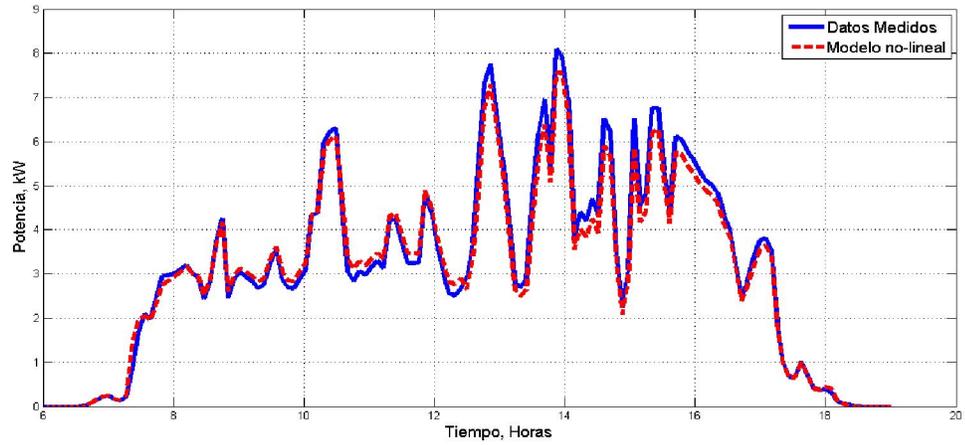
### 4.3 Predicción de la potencia de salida

La Figura 4.1 compara las mediciones y los valores pronosticados para la potencia de salida en diferentes días del año 2019. Como se puede observar, los valores pronosticados de la potencia de salida se comparan muy bien con los valores medidos para el conjunto de días seleccionados. Se puede apreciar que la potencia pronosticada con el modelo no lineal no solo sigue el nivel principal de la potencia de salida, sino que también reproduce las fluctuaciones causadas por cambios súbitos asociados a nubosidades.

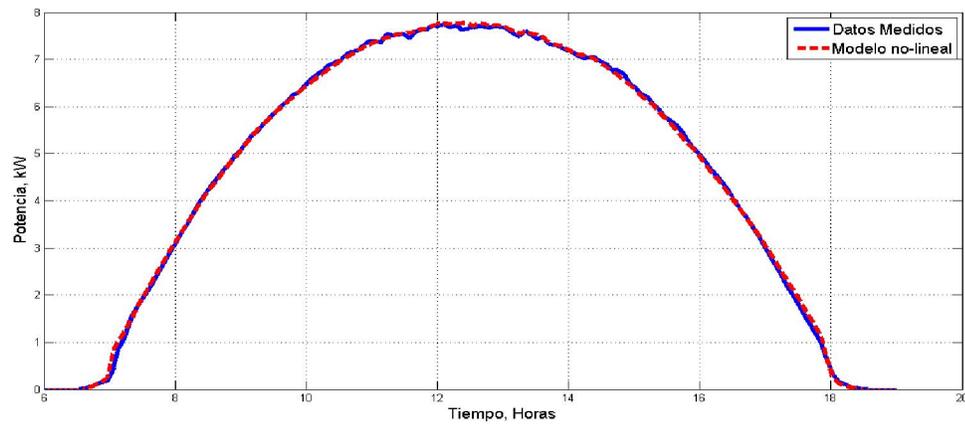
A continuación, se presentan los resultados de la predicción de la potencia de salida obtenidos en el software Matlab. Las mediciones de la irradiancia  $g$  se alimentan a las funciones no lineales (7) para graficar la producción fotovoltaica durante un día. Los polinomios del modelo no lineal son los siguientes,

$$\begin{aligned} p1 &= 15141 + (-15242) e^{-0.0001 * g} \\ p2 &= 41123 + (-41194) e^{-0.0012 * g} \end{aligned} \quad (18)$$

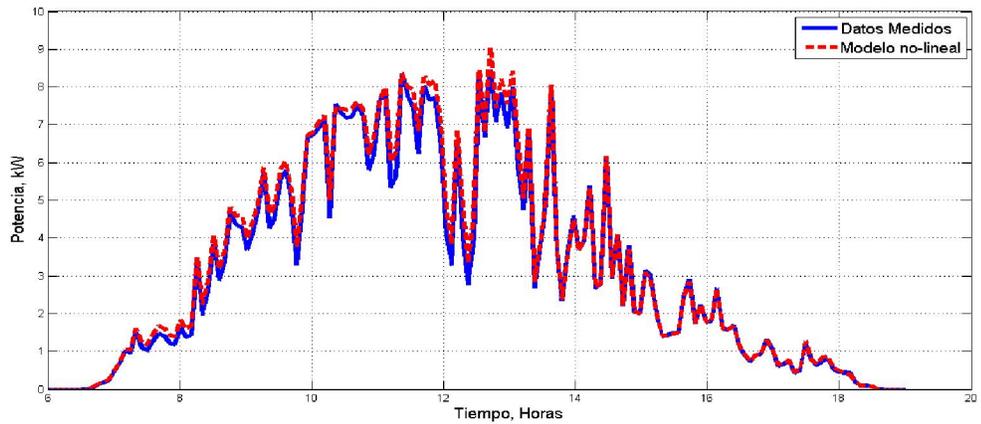
Las predicciones reportadas en la Figura 4.1 se realizaron utilizando una estrategia de salida múltiple. En contraste a la estrategia de pronóstico de un paso que predice solamente un paso a la vez y utiliza las observaciones en el paso actual para predecir el siguiente paso, la estrategia de salida múltiple involucra el desarrollo de un solo modelo que es capaz de predecir la secuencia entera de pronóstico en una sola aplicación [28]. Obsérvese que el resultado de la predicción no es solo un escalar sino toda una serie de tiempo por sí misma. Además, obsérvese que el modelo de pronóstico de salida múltiple aprende la estructura de dependencia entre las entradas y las salidas, así como también entre las salidas en caso de existir más de una salida.



(a)

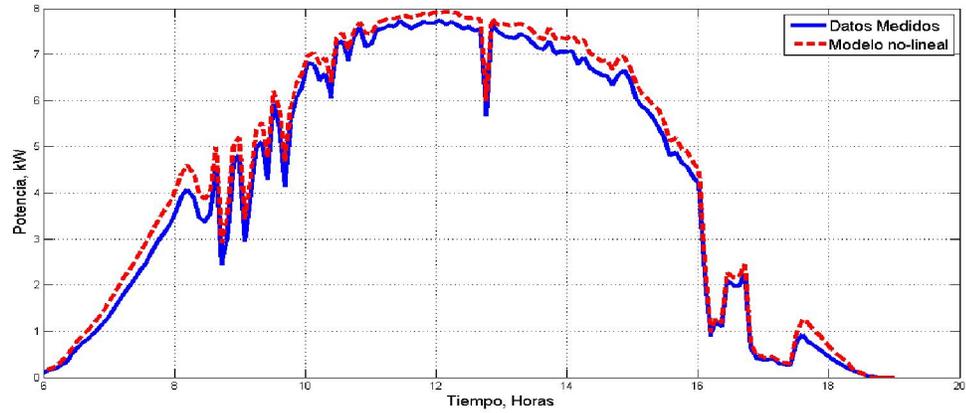


(b)

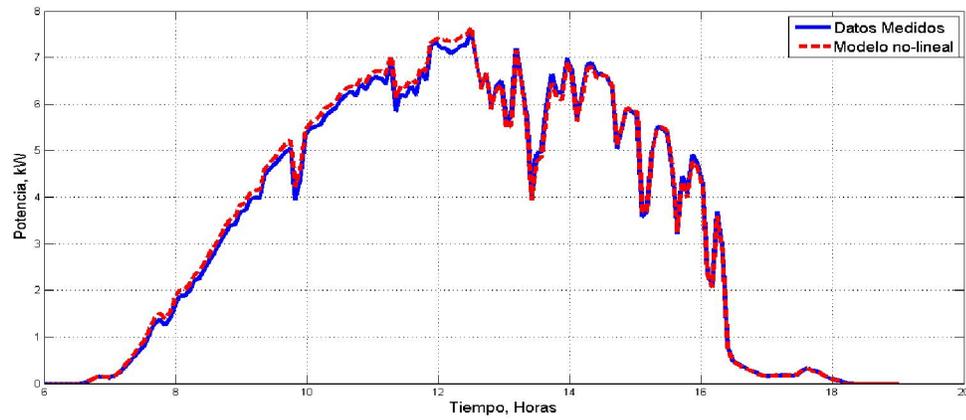


(c)

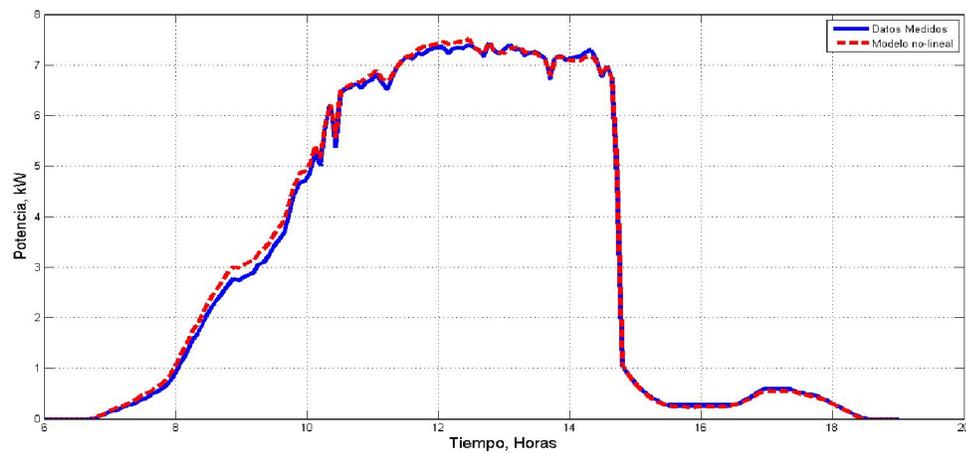
**Figura 4. 1.** Comparación de potencia de salida medida y pronosticada para los días: (a).- 02.01.2019, (b).-04.02.2019 y (c).-17.03.2019.



(d)

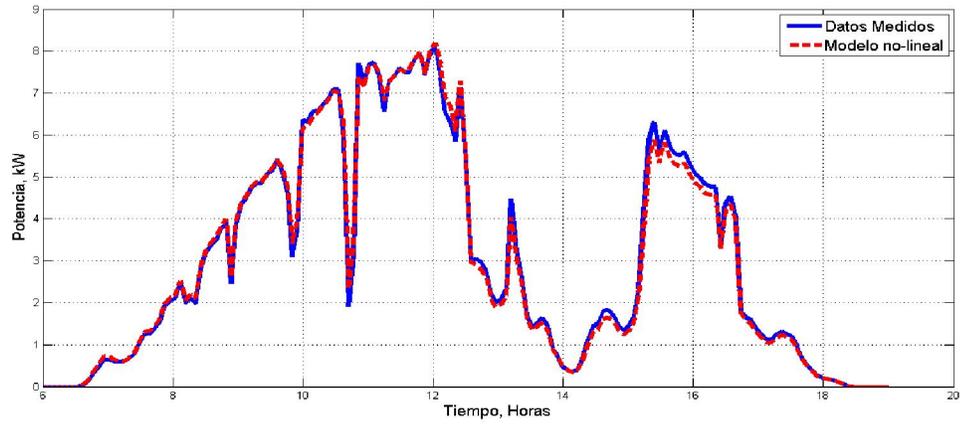


(e)

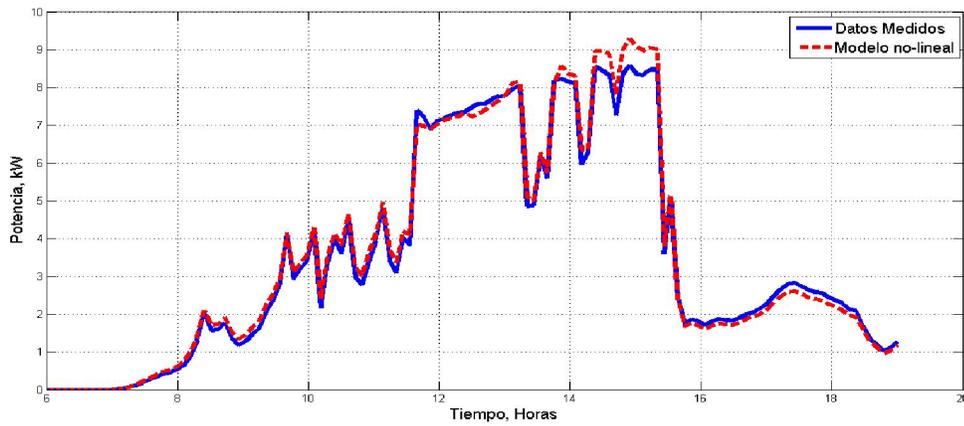


(f)

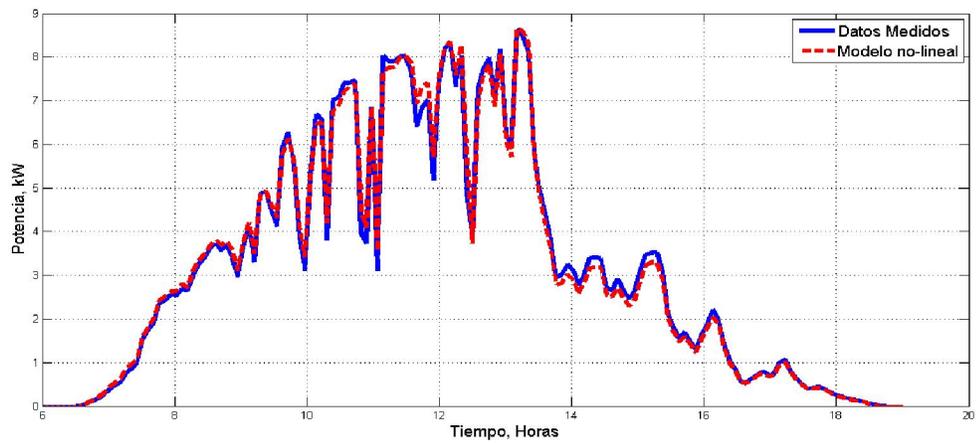
**Figura 4. 1.** Comparación de potencia de salida medida y pronosticada para los días: d).- 03.04.2019, e).-30.05.2019 y f).-07.06.2019 (Continuación).



(g)

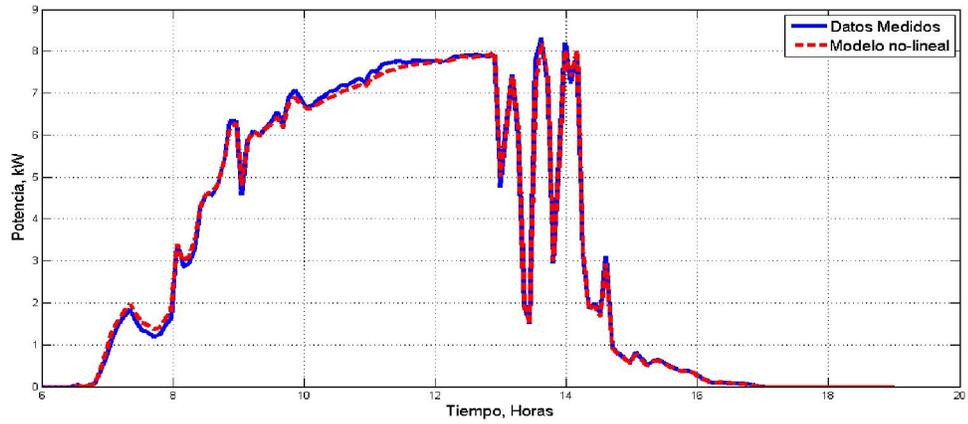


(h)

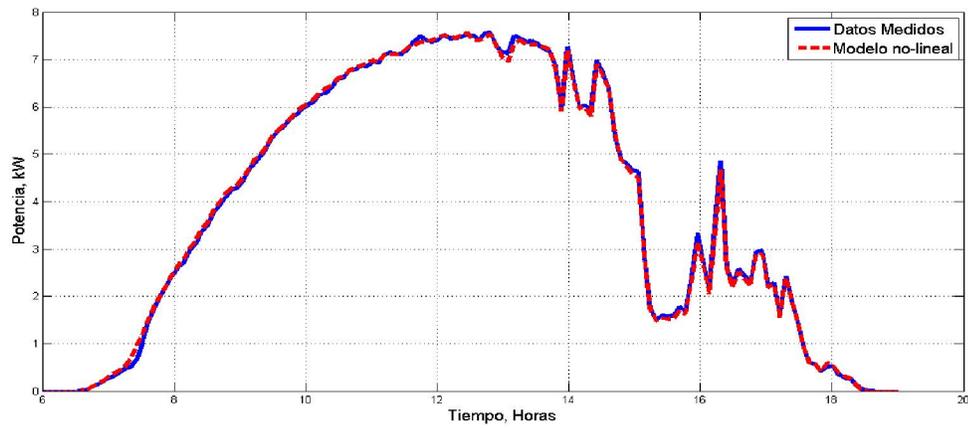


i)

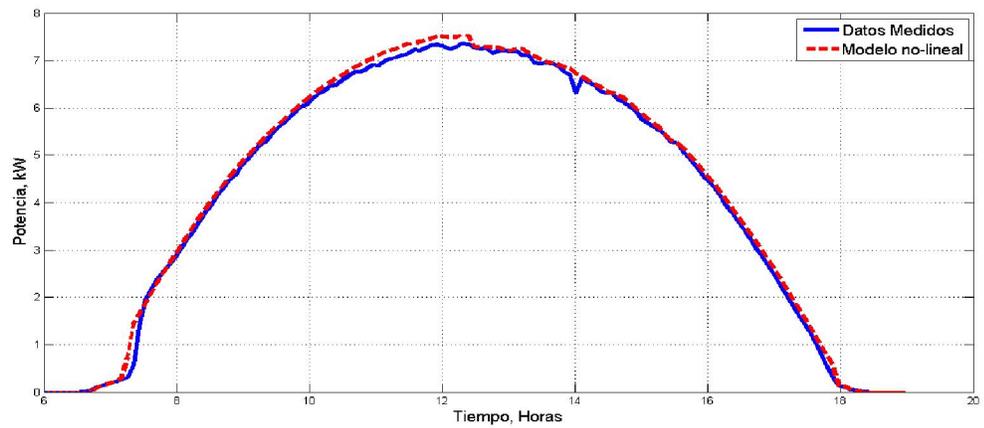
**Figura 4. 1.** Comparación de potencia de salida medida y pronosticada para: g).- 29.07.2019, h).-22.08.2019 y i).-10.09.2019 (Continuación)



(j)



(k)



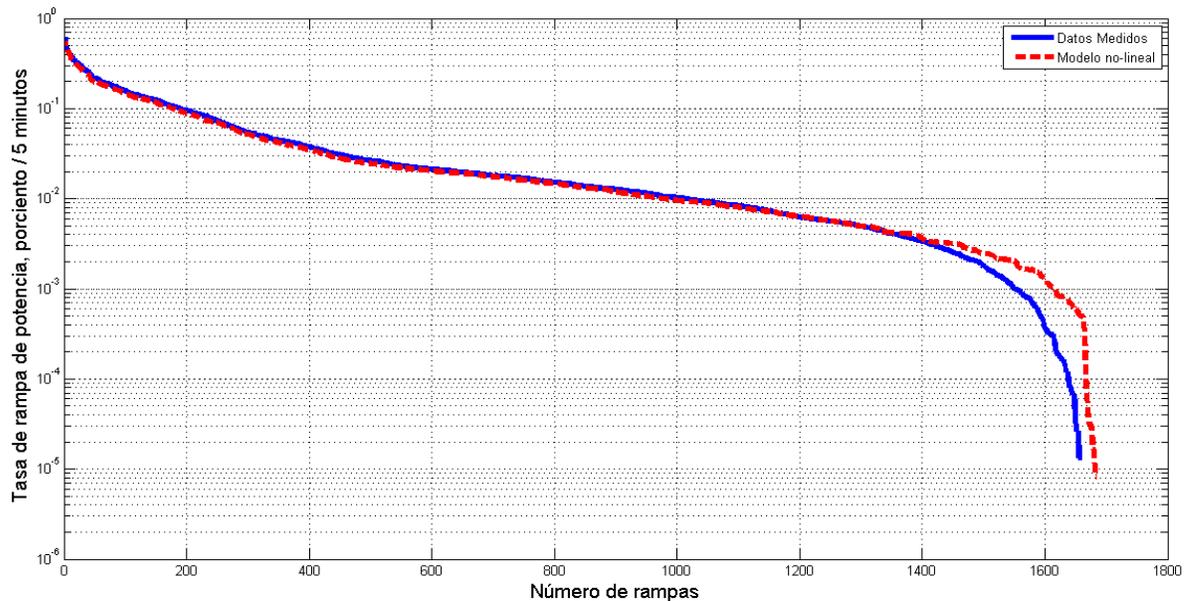
(l)

**Figura 4. 1.** Comparación de potencia de salida medida y pronosticada para: j).- 31.10.2019, k).-23.11.2019 y l).-08.12.2019 (Continuación).

Por otra parte, se puede apreciar en la Figura 4.1 inciso (d) una mayor discrepancia entre los datos medidos y el modelo no lineal. Estas discrepancias están asociadas a que los módulos fotovoltaicos evidenciaban en esos días la presencia de una capa de polvo en la superficie. La capa de polvo ocasiona que la potencia de salida generada se vea reducida mínimamente.

#### 4.4 Rampa de potencia

La Figura 4.2 muestra las magnitudes de las rampas de potencia con una resolución de 5-minutos para el conjunto de días seleccionados del año 2019 que se reportan en la Tabla 4.6. Los resultados se reportan como porcentaje de la potencia nominal de salida del sistema fotovoltaico y se ordenan por magnitud. Se puede observar que el modelo de la rampa de potencia se compara muy bien con los valores de la rampa de potencia obtenida a partir de mediciones. Se observan algunas diferencias entre los valores medidos y pronosticados pero estas discrepancias aparecen para valores de rampa pequeñas en el rango de  $4 \times 10^{-2}$  hasta  $1 \times 10^{-5}$ .



**Figura 4. 2.** Rampa de potencia medido y modelado.

Se puede apreciar también que el número de eventos asociados a rampas de potencia significativas es pequeño. Por ejemplo, se observan 10 eventos de rampas de potencia que excedieron el 40 % de la potencia nominal del sistema fotovoltaico, siendo la rampa más importante de 5.61 kW/5-min ó 62% de la potencia nominal del sistema fotovoltaico de 9.0 kW.

## 4.5 Conclusiones

En este capítulo se demostró el desempeño del modelo de regresión no lineal propuesto en este trabajo. Los resultados se reportaron en términos de convergencia de los métodos de ajuste de mínimos cuadrados no lineales, medidas estadísticas, potencia de salida fotovoltaica y rampas de potencia pronosticadas.

El análisis estadístico indica que el error MBE alcanzó un valor máximo de 231 W , mientras que el error RMSE arrojó un valor máximo de 262 W . Por su parte, el error MAPE fue menor del 10% en todos los casos analizados, lo cual indica un pronóstico de alta precisión. La única excepción se encontró en el día 03.04.2019 para el cual se obtuvo un valor de MAPE de 13%, por lo cual se puede concluir que se obtuvo un buen pronóstico.

Respecto a los métodos de mínimos cuadrados, se demostró que los métodos “Levenberg-Marquart” y “Trust-Region-Reflective” presentan problemas de convergencia al alimentarse con datos en valores reales. Como consecuencia, se determinaron coeficientes para el modelo de regresión no lineal con valores muy grandes y, por lo tanto, el pronóstico de la potencia de salida fotovoltaica es erróneo. Este problema se resolvió aplicando un procedimiento de normalización de los datos en valores reales usando un re-escalamiento lineal simple de las variables de entrada y salida. De esta forma, los dos métodos de ajuste de mínimos cuadrados convergieron adecuadamente y ambos determinaron exactamente los mismos coeficientes para el modelo.

Se realizaron comparaciones de las mediciones y pronósticos de la potencia de salida para un conjunto de días soleados, nublados y lluviosos durante el año 2019. Se observó que los valores pronosticados de la potencia de salida se compararon muy bien con los

valores medidos. Además se observó que la potencia pronosticada con el modelo de regresión no lineal no solo sigue el nivel principal de la potencia de salida, sino también reproduce las fluctuaciones causadas por cambios súbitos asociados a nubosidades.

Se propuso un modelo de la rampa de potencia a partir del modelo de regresión no lineal de la potencia de salida fotovoltaica. Los resultados indicaron que el modelo de predicción de la rampa de potencia se compara muy bien con los valores de la rampa de potencia obtenidas a partir de mediciones. Se observaron algunas discrepancias entre los valores medidos y pronosticados pero estas discrepancias aparecen para valores de rampa pequeños en el rango de  $4 \times 10^{-2}$  hasta  $1 \times 10^{-5}$  %/5min.

## Capítulo 5

### Conclusiones y trabajos futuros

#### 5.1 Conclusiones Generales

En esta tesis se desarrolló un modelo no paramétrico para pronosticar la potencia de salida de generadores fotovoltaicos conectados a la red de eléctrica. Se aplicó un procedimiento de regresión no lineal simple y ajuste de mínimos cuadrados. Además, la serie de tiempo de variables eléctricas y ambientales se procesaron como datos de corte transversal.

Se analizaron un conjunto de series de tiempo correspondiente a mediciones asociadas a días soleados, nublados y lluviosos a lo largo del año 2019. A partir de este análisis se propuso vincular las mediciones de variables eléctricas y variables ambientales mediante el uso de datos de corte transversal. Los diagramas de dispersión resultantes demostraron una relación no lineal y un efecto de histéresis entre la potencia de salida del generador fotovoltaico y la irradiancia.

La irradiación solar, la temperatura ambiente, la temperatura del módulo influyen en el rendimiento de un sistema fotovoltaico. Las características de salida se ven influidas en gran medida por esas variables ambientales y, por lo tanto, la precisión de la predicción depende en gran medida de las variables de entrada elegidas. Los resultados del análisis de correlación indican que la potencia y la irradiancia solar tienen la mayor correlación con un valor de 0.9987. Tomando en cuenta estos resultados se decidió desarrollar un modelo de regresión no lineal simple, en donde la variable de entrada es la irradiancia y la variable de salida pronosticada es la potencia de salida.

Se propuso un modelo de regresión no lineal basado en una representación polinomial. El modelo no lineal consiste de dos polinomios que permiten describir la característica no lineal y el fenómeno de histéresis observado en los datos de corte transversal de la potencia e irradiancia. Se aplicó el método de mínimos cuadrados no-lineal para determinar los coeficientes de los polinomios. El lazo Potencia-Irradiancia se divide en

dos segmentos, en donde cada segmento se describe por medio de un polinomio. Se aplicaron los métodos “Levenberg-Marquart” y “Trust-Region-Reflective” para determinar los coeficientes de los polinomios, y se obtuvieron los coeficientes [1.5141, -1.5142, 0.7001] para el segmento 1 y los coeficientes [4.1123, -4.1194, 0.2012] para el segmento 2. Se observó que los dos métodos de ajuste de mínimos cuadrados determinaron exactamente los mismos coeficientes para el modelo no lineal.

El análisis estadístico indicó que el error MBE alcanzó un valor máximo de 231 W, mientras que el error RMSE arrojó un valor máximo de 262 W. Por su parte, el error MAPE fue menor del 10% en todos analizados, lo cual indica un pronóstico de alta precisión. La única excepción se encontró en el día 03.04.2019 para el cual se obtuvo un valor de MAPE de 13%. Estos resultados se corroboraron al comparar la potencia medida y la potencia pronosticada para un conjunto de días seleccionados. Se observó que los valores pronosticados de la potencia de salida se compararon muy bien con los valores medidos. Además, se observó que la potencia pronosticada con el modelo de regresión no lineal no solo sigue el nivel principal de la potencia de salida, sino también reproduce las fluctuaciones causadas por cambios súbitos asociados a nubosidades.

El modelo de rampa de potencia fue desarrollado a partir del modelo de regresión no lineal propuesto para predecir producción fotovoltaica. Este modelo se dedujo aplicando la regla de la cadena y diferenciación numérica a la irradiancia y a la potencia de salida. Los resultados indicaron que el modelo de predicción de la rampa de potencia se compara muy bien con los valores de la rampa de potencia obtenidas a partir de mediciones. Se observaron algunas discrepancias entre los valores medidos y pronosticados pero estas discrepancias aparecen para valores de rampa pequeños en el rango de  $4 \times 10^{-2}$  hasta  $1 \times 10^{-5}$  %/5min. Además, el modelo de la rampa de potencia permitió determinar que 10 eventos de rampas de potencia que excedieron el 40 % de la potencia nominal del sistema fotovoltaico, siendo la rampa más importante de 5.61 kW/5-min ó 62% de la potencia nominal del sistema fotovoltaico de 9.0 kW.

## 5.2 Trabajos Futuros

Los trabajos futuros de esta tesis se enlistan a continuación:

- Desarrollar un modelo de regresión no lineal múltiple para involucrar un mayor número de variables ambientales.
- Aplicar nuevos métodos numéricos al modelo no lineal y comparar con el método de mínimos cuadrados.
- Investigar la factibilidad de aplicar el modelo de regresión no lineal propuesto en este trabajo para pronosticar la potencia de salida en horizontes de tiempo de corto-plazo, mediano-plazo y largo-plazo.
- Aplicar la metodología desarrollada en esta tesis para predecir la potencia reactiva, potencia de distorsión y potencia aparente de salida de las centrales fotovoltaicas.
- Aplicar la metodología propuesta para modelar centrales fotovoltaicas con seguidores en uno o dos ejes.
- Aplicar el modelo de rampas de potencia propuesto en esta tesis para dimensionar los sistemas de almacenamiento de energía que permitan compensar la variabilidad de potencia.
- Desarrollar sistemas de control para los sistemas de almacenamiento de energía basados en la limitación de la relación - rampa y en el estado de carga usando el modelo de la rampa de potencia propuesto en esta tesis.

## Referencias

- [1] International Energy Agency, "Task 1 strategic pv analysis and outreach-2020 snapshot of global pv markets", Report IEA-pvps TI-37, Abril 2020.
- [2] SENER, "Programa de desarrollo del Sistema Eléctrico Nacional 2020-2034", 2020.
- [3] J. Hu et al., "Voltage stabilization: a critical step toward high photovoltaic penetration", IEEE Industrial Electronics Magazine, vol 13, págs. 17-30, 2019.
- [4] P.G. Bueno et al., "Stability assessment for transmission systems with large utility-scale photovoltaic units", IET Renew. Power Gener., vol. 10, págs. 584-597, 2016.
- [5] Q. Hnu et al., "Probabilistic duck curve on high pv penetration power system: concept, modeling and empirical analysis in China", Applied Energy, págs. 205-215, 2019.
- [6] A. Woyte, V. Van Thong, R. Belmans y J. Nijs, "Voltage fluctuations on distribution level introduced by photovoltaic systems", IEEE Trans. on Energy Conversion, vol. 21, no. 9, págs. 202-209, 2006.
- [7] W.M. Welsch, O. Heunecke, "Models and terminology for the analysis of geodetic monitoring observations", Official Report of the Ad-Hoc Committee of FIG Working Group 6.1, vol. 25, February 2001.
- [8] A. Tuohy, J. Zack, S. E. Haupt, J. Sharp, M. et al. "Solar Forecasting: Methods, Challenges, and Performance", IEEE Power & Energy Magazine, vol. 13, no. 6, págs. 50-59, 2015.
- [9] U. Kupa Das et al., "Forecasting of photovoltaic power generation and model optimization: A review", Renewable and Sustainable Energy Reviews, no. 81, págs. 912-928, 2018.
- [10] SH. Oudjana, A . Hellal, IH. Mahamed, "Short term photovoltaic power generation forecasting using neural network", In Proceedings of the 11th IEEE international conference on environment and electrical engineering (EEEIC), págs. 706–11, 2012.
- [11] J. Zhong et al. "Prediction of photovoltaic power generation based on general regression and back propagation neural network", Applied Energy Symposium and Forum, Shanghai, China, 5-7 June, 2018.
- [12] J.L. Sánchez-García, J. Gómez Martínez, C. Pérez Negrón y C.R. Fuerte-Esquivel, "Pronóstico a corto plazo de la potencia de corriente directa de un sistema de generación fotovoltaico utilizando redes neuronales artificiales y el algoritmo de vecinos cercanos", Reunión Internacional de Verano RVP-AI/2018, Julio 2018.

- [13] H. Pedro y Carlos Coimbra, "Assessment of forecasting techniques for solar power production with no exogenous inputs", *Solar Energy*, vol. 86, págs. 2017-2028, 2012.
- [14] M. Pinho Almeida, M. Muñoz, I. de la Parra y O. Perpiñan, "Comparative study of PV power forecast using parametric and nonparametric PV models", *Solar Energy*, vol. 155, págs. 854-866, 2017.
- [15] WECC, "Solar photovoltaic power plant modeling and validation guideline", WECC, Diciembre 2019.
- [16] CENACE, "Criterios de eficiencia, calidad, confiabilidad, continuidad, seguridad y sustentabilidad del Sistema Eléctrico Nacional: Código de Red", *Diario oficial de la Federación*, Abril 2016.
- [17] IEEE Std. 1547-2018, "IEEE Standard for interconnection and interoperability of distributed energy resources with associated electric power systems interfaces", IEEE: Piscataway, NJ, USA, 2018.
- [18] F. Barbieri, S. Rajakaruna y A. Ghosh, "Very short-term photovoltaic power forecasting with cloud modeling: A review", *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, vol. 75, págs. 242-263, 2017.
- [19] V. Kotu y B. Deshpande, *Data Science; Concepts and Practice*, Cambridge: Morgan Knutmann, 2019.
- [20] M. Pinho-Almeida, L. Narvarte y O. Perpiñan, "PV power forecast using a nonparametric pv model", *Solar Energy*, vol. 115, págs. 354-368, 2015.
- [21] D. S. Moore, W. I. Notz y M.A. Fllnger, *The basic practice at statistics*, New York: W. H. Freeman, 2013.
- [22] S. Makridakis, S.C. Wheelwright and R. J. Hyndman, *Forecasting – Methods and Applications*, New Jersey: John Wiley & Sons, 1998.
- [23] T.F. Coleman and Y. Li, "An Interior Trust Region Approach for Nonlinear Minimization Subject to Bounds" *SIAM Journal on Optimization*, vol. 6, pp. 418–445, May 1996.
- [24] J.J.Moré, "The Levenberg-Marquardt algorithm: implementation and theory", *Numerical Analysis, Lecture Notes in Mathematics*, Springer Verlag, págs. 105-116, 1977.

[25] J. Brownlee, *Better Deep Learning: Train. Faster, Reduce Overfitting and Make Better Predictions*, Melbourne, Australia, Machine Learning Mastery, 2019

[26] Julius Schnabel, Seppo Valkealahti, "Energy Storage Requirements for PV Power Ramp Rate Control in Northern Europe", *International Journal of Photoenergy*, págs. 1-11, 2016.

[27] Lewis, C.D. *Industrial and business forecasting methods*. London: Butterworths. 1982.

[28] S. Ben Taieb, A. Sorjamaa y G. Bomtempi, "Multiple-output modeling for multi-step-ahead time series forecasting", *Neurocomputing*, vol. 73, págs. 1950-1957, 2010.