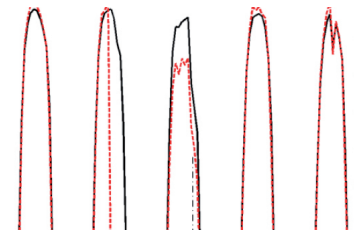


# Enfoque para la detección y diagnóstico de fallos en sistemas de energía fotovoltaica basado en la distribución de Weibull



## An approach for failure detection and diagnosis in photovoltaic power systems based on Weibull distribution function



Jesús Ferrero<sup>1</sup>, Juan Gómez<sup>1</sup>, Fernando Olivencia<sup>2</sup>, Gonzalo Cerruela<sup>2</sup> y Adolfo Crespo<sup>1</sup>

<sup>1</sup> Universidad de Sevilla. Avda. Camino de los Descubrimientos, s/n – 41092 Sevilla. Tfno: +34 954487215.

<sup>2</sup> Universidad de Córdoba. Dpto de Computación y Análisis Numérico. Campus de Rabanales. Edificio Albert Einstein – 14071 Córdoba. Tfno: +34 957218349.

DOI: <http://dx.doi.org/10.6036/8252> | Recibido: 19/12/2016 • Evaluado: 10/01/2017 • Aceptado: 29/03/2017

### ABSTRACT

This paper proposes a method to predict photovoltaic (PV) energy production based on the hypothesis that during the hours of activity of the plant, its production behaves as a stochastic process with a Weibull distribution function of two parameters which take into account the characteristics of the photovoltaic plant and the weather parameters measured in real time by a sensor network. The versatility and accuracy of the model has been validated through the deployment of a real-time SCADA system. The system developed includes power generation prediction and real-time comparison between the power expected and the power measured, for failure detection. With the implementation of the proposed system was achieved a production improvement of more than 7% with respect to the periods with failures.

**Keywords:** Information Systems, photovoltaic; energy; prediction; failure, Weibull distribution.

### RESUMEN

Este trabajo propone un método para predecir la producción de energía fotovoltaica (PV) basado en la hipótesis de que durante las horas de actividad de la planta, su producción se comporta como un proceso estocástico con una función de distribución Weibull de dos parámetros que tienen en cuenta las características de la Instalación Fotovoltaica y los parámetros meteorológicos medidos en tiempo real por una red de sensores. La versatilidad y precisión del modelo ha sido validada mediante el despliegue de un sistema SCADA en tiempo real. El sistema desarrollado incluye la predicción de generación de energía y la comparación en tiempo real entre la potencia esperada y la potencia medida, para la detección de fallos. Con la implementación del sistema propuesto se logró una mejora de la producción de más del 7% con respecto a los períodos con fallos.

**Palabras clave:** Sistemas de Información; Fotovoltaico; Energía; Predicción; Fallo, Distribución de Weibull.

### 1. INTRODUCCIÓN

La energía solar fotovoltaica presenta una gran variabilidad y dependencia de la naturaleza aleatoria de los fenómenos climatológicos, siendo muy importante conocer y predecir tanto la cantidad de energía generada como los fallos de los sistemas de producción para una integración práctica y exitosa en las redes de

transporte eléctricas [1]. La legislación de muchos países considera penalizaciones y bonificaciones económicas a los productores de energías renovables de acuerdo con el cumplimiento de su compromiso de producción y algunas investigaciones han estado enfocadas en el estudio de los mecanismos de coordinación para la integración en la red de diferentes fuentes de energía renovable [2,3].

En los últimos años el esfuerzo académico ha estado dirigido hacia el mantenimiento predictivo de las instalaciones para minimizar el impacto de la integración en las redes de transporte. La ejecución regular de tests de funcionamiento y el seguimiento continuo de la producción requiere un sistema de monitorización complejo, y el análisis estadístico de las series temporales de la producción necesita de una importante red de sensores distribuidos, registradores y otros dispositivos inteligentes, por lo que se requiere de un mantenimiento intensivo y de alto coste de los mismos, sólo justificado en grandes instalaciones fotovoltaicas. Para asegurar los beneficios, incrementando la eficiencia de la planta fotovoltaica, es muy importante desarrollar métodos efectivos para la detección temprana de fallos en el sistema.

Tradicionalmente, la detección automática de fallos en los sistemas fotovoltaicos requieren el registro y análisis de una gran cantidad de variables eléctricas, tales como las corrientes que circulan por los paneles solares y las tensiones de las cadenas constituidas por los mismos, conjuntamente con datos ambientales y de operación, como la radiación y la temperatura. Muchas investigaciones han estado orientadas al estudio de la relación existente entre la vida útil de los componentes de un sistema fotovoltaico y las condiciones de operación de estrés, tales como la presencia de humedad, altas temperaturas y elevadas tensiones de polarización, así como con las limitaciones del proceso, como el estado de las soldaduras, presencia de defectos en células fotovoltaicas, corrosión, etc. [4,5]. Algunas propuestas tratan de reducir la complejidad del algoritmo de detección de fallos utilizando un número limitado de variables y complejos análisis estadísticos [6].

Otras propuestas no utilizan redes de sensores en la planta, sino que la inferencia se basa en la comparación de la producción real con respecto a la estimada exclusivamente en función de la información disponible de irradiancia, la ficha técnica de los dispositivos instalados, la localización geográfica y otros parámetros estáticos. En [7] se propone un sistema de este tipo donde se estima la producción horaria de la planta en función de los mapas de radiación solar obtenidos por el satélite Meteosat-8, aplicando una versión mejorada del método Heliostat [8]. El operador del

sistema introduce la información de los principales componentes de la planta (fabricante, tipo y número de módulos). La energía realmente producida se registra con una periodicidad horaria y es analizada diariamente por el sistema automático de detección de fallos [9]. Este algoritmo detecta la ocurrencia de un error y avisa al operador.

Por otro lado, muchos estudios sugieren que las causas que afectan de forma más importante a la fiabilidad de la planta son los fallos en los inversores [10]. En las referencias [11,12] se analizan diferentes arquitecturas de inversores, concluyendo que el factor de estrés dominante en los mismos es la temperatura de operación, destacando que la presencia de dispositivos MOSFET es el punto más vulnerable.

Otros estudios sugieren que la principal causa de fallo en los inversores es la presencia de condensadores electrolíticos. En [13,14] se presenta una nueva tipología de inversor que evita el empleo de grandes condensadores. Algunos fallos son debidos a causas naturales, tales como rayos cerca de los módulos fotovoltaicos o como entradas de agua en un inversor integrado en el módulo.

En los inversores, una de las consideraciones más importantes está relacionada con la fiabilidad de la gestión térmica, ya que los componentes de conmutación y los condensadores son muy sensibles a la temperatura. Las nuevas propuestas de modelos están dirigidas a permitir a los fabricantes investigar estrategias innovadoras de gestión térmica.

Los problemas serios aparecen cuando el inversor fotovoltaico no se desconecta después de que la red se ha disparado. Por este motivo es importante analizar las relaciones entre el inversor y la red de CA y entre el inversor y el conjunto fotovoltaico para mejorar la fiabilidad del sistema fotovoltaico. En la referencia [5] se puede encontrar una revisión de los problemas de fiabilidad relacionados con los fenómenos de isla y la eficiencia del MPPT.

En la referencia [15] se propuso una metodología para mejorar la confiabilidad del inversor, basada en la descomposición de los subsistemas del inversor. Se requiere una gran cantidad de datos detallados de fallos de componentes para permitir descomposiciones más profundas de los subsistemas del inversor y un estudio más profundo de los modos de fallo. Es una estrategia que estudia sistemáticamente los efectos de los parámetros del diseño de los inversores en sistemas fotovoltaicos de tal manera que la fiabilidad se optimiza, tal y como se propuso en la referencia [11]. El procedimiento identifica los parámetros con mayor impacto en la confiabilidad, estableciendo las especificaciones de diseño del inversor de manera sistemática. Esta técnica tiene un alto costo computacional.

En la referencia [16] se describe un método para el cálculo de la tasa de fallo de un inversor conforme al estándar MIL-HDBK 217, en configuraciones de dos y tres etapas. Los transistores de conmutación fueron los elementos identificados como los más débiles, desde el punto de vista de la fiabilidad. Otros componentes, sin embargo, como las bobinas de inducción no contribuían significativamente a la tasa de fallo.

En la referencia [17] se proponen modelos de fiabilidad para inversores simples y en configuraciones en paralelo para determinar configuraciones óptimas. Aplicando un análisis de sensibilidad es posible identificar el efecto de los diferentes parámetros de diseño tanto en la fiabilidad como en el coste del Sistema

Para monitorizar y controlar un sistema fotovoltaico conectado a la red, comúnmente se usa un Sistema de Control de Supervisión y Adquisición de Datos (SCADA). Los sistemas SCADA tradicionales con arquitecturas similares se han descrito anteriormente

para diversas aplicaciones [9], [18], [19], [20]. Normalmente, el flujo de datos en un sistema SCADA se limita a las conexiones de campo fijo entre hardware y una estación maestra. Aplicaciones especiales como el control de grandes sistemas fotovoltaicos necesitan una amplia gama de dispositivos y componentes físicamente conectados.

Este trabajo propone un método y un sistema para realizar la predicción de la salida del generador fotovoltaico para comparar este valor con los registrados por un sistema de adquisición de datos, para detectar fallos y emitir un pre-diagnóstico.

El artículo se ha organizado de la siguiente manera: en la Sección 2 se presenta brevemente el estado de las técnicas de los modelos de predicción de energía fotovoltaica y se presentan tanto los aspectos teóricos como el modelo propuesto para monitorizar y controlar la planta conectada a la red fotovoltaica. La sección 3 describe la arquitectura del sistema propuesto. La sección 4 muestra los resultados experimentales para el modelo de predicción de energía y el comportamiento del sistema de detección de fallas. Finalmente, las principales conclusiones se resumen en la sección 5.

## 2. TEORÍA

La tecnología de fabricación de componentes para instalaciones solares fotovoltaicas está muy madura. Los principales elementos han sido estudiados en laboratorio y entornos controlados. La energía producida depende de los siguientes factores:

1. Especificaciones de los módulos, tales como la tensión y características de la corriente, los coeficientes térmicos de los semiconductores y las formas de interconexión y las tolerancias de las células fotovoltaicas. El efecto de este factor puede alterar la producción hasta en un 10% de la potencia nominal. Asimismo, esto origina una distribución irregular de las pérdidas de energía cuando se conectan módulos con similares pero no idénticas características, lo que hace que todos funcionen al nivel mínimo.
2. Factores ambientales que afectan significativamente al generador: radiación solar (directa y difusa), temperatura ambiente, suciedad de los paneles, y, en general, fenómenos atmosféricos como el viento o las precipitaciones.
3. Factores derivados del diseño de la instalación: seguimiento solar, la existencia de sombreados parciales o la correcta ventilación de los módulos, entre otros.

Aunque se han desarrollado modelos físicos para los diferentes componentes de una instalación solar fotovoltaica, la presencia de los citados factores hace que una caracterización práctica de la misma sea muy difícil. No es posible obtener analíticamente una función de transferencia para una predicción ajustada de la producción. Es más, considerar la degradación temporal de los componentes, la deposición de polvo en los módulos y/o el mantenimiento aplicado dificultan aún más esta posibilidad.

Por ese motivo, los investigadores han desarrollado diferentes propuestas para abordar esta problemática [21]. En la referencia [7] se propone un modelo para estimar la producción de energía como una función de la radiación y la temperatura ambiente, considerando que los módulos están trabajando en su punto de operación de máxima potencia [22], y unas aproximaciones de las pérdidas del sistema. La eficiencia de un generador fotovoltaico trabajando en condiciones de máxima potencia se puede caracterizar por un modelo paramétrico de la radiación y de la temperatura del dispositivo. Esta aproximación se basa en los trabajos [23,24] donde se demuestra su aplicación tanto en módulos convencionales como en los de capa fina.

Otros modelos físicos se basan en el conocido *modelo del doble diodo* [25], aplicado en diferentes líneas de investigación [26-30]. Este modelo es extendido con la aplicación de una red neuronal de tres capas en [31].

El empleo de sistemas inteligentes en la simulación del comportamiento de los paneles fotovoltaicos se desarrolla en [32,33], empleando redes neuronales [34], lógica difusa [35] e incluso sistemas híbridos [36]. Sin embargo, es difícil obtener un modelo que contemple todos los elementos de una instalación solar fotovoltaica.

Nuestra propuesta parte de la hipótesis de considerar que la producción de energía de un sistema generador fotovoltaico puede ser caracterizada durante las horas de actividad de la planta como un proceso estocástico con una *distribución de Weibull* de dos parámetros (1), en la que el factor de forma ( $\beta$ ) es característico de la planta y su ubicación, y el factor ( $\eta$ ) es dependiente de la temperatura (T) y del logaritmo neperiano de la radiación (R), de acuerdo al *modelo generalizado de Eyring* (2), comúnmente utilizado en los test acelerados en el ámbito de la teoría de la fiabilidad [37]. La contribución de Henry Eyring a la teoría de las reacciones químicas [38] condujo al desarrollo de un modelo muy potente de la degradación acelerada en condiciones de estrés, o equivalentemente, de la evolución del tiempo de supervivencia de un elemento en condiciones de estrés.

$$f(x) = \frac{\beta}{\eta} \times \left(\frac{x}{\eta}\right)^{\beta-1} \times e^{-\left(\frac{x}{\eta}\right)^\beta} \quad (1)$$

$$\eta(T, R) = \frac{1}{T} \times e^{(A+\frac{B}{T}+C \times R+D \times \frac{R}{T})} \quad (2)$$

El *modelo de Eyring* incorpora los principales factores que afectan tanto a los dispositivos semiconductores de los módulos fotovoltaicos como a los de la electrónica de potencia. Los cambios en la radiación y en la temperatura se consideran factores de estrés con respecto a la operación del sistema en condiciones normales

Para estimar la producción horaria de la planta se utilizó la mediana de la distribución de Weibull (3) obtenida mediante un ajuste MLE (*Maximun Likelihood Estimation*) de los datos históricos.

$$\hat{P} = \eta \times (\ln 2)^{\frac{1}{\beta}} \quad (3)$$

La incorporación de este algoritmo al SCADA del entorno de trabajo se realizó aplicando la metodología de desarrollo de sistemas SysML [39] sobre el agente Modelador.

### 3. ARQUITECTURA Y FUNCIONAMIENTO DEL SISTEMA

El sistema propuesto utiliza la arquitectura del sistema abierto en lugar de un entorno controlado por un propietario. El sistema utiliza estándares y protocolos abiertos, distribuyendo así la funcionalidad a través de una WAN en lugar de una LAN que sólo se utiliza para la comunicación entre unidades terminales remotas asociadas con los sensores SCADA. El uso de una arquitectura abierta facilita la conexión de dispositivos periféricos de terceros, unidades de disco, impresoras, etc. La Figura 1 muestra un diagrama de la arquitectura general del sistema.

El nivel más bajo en la arquitectura del sistema está compuesto por los componentes de hardware SCADA: La Unidad Terminal Principal (MTU) tiene la función de recoger los datos de todas las unidades terminales remotas (RTU), que concentran la información de todos los sensores distribuidos en la estación fotovoltaica,

y proporciona una interfaz humana para el funcionamiento local. Se abre como un cluster de alta accesibilidad, lo que permite la extensión del sistema a otras estaciones fotovoltaicas.

Además, la arquitectura soporta hardware para implementar una arquitectura cliente-servidor de tres niveles donde: a) la capa de presentación está relacionada con servicios a los que los usuarios pueden acceder desde sus aplicaciones, como un sitio web, aplicaciones móviles, etc. b) la capa de aplicación incluye La lógica de negocio de nivel, nivel lógico o nivel medio, y c) la capa de base de datos, compuesta por el servidor de base de datos. Aquí la información se almacena y recupera independientemente de los servidores de aplicaciones o de la lógica empresarial.

El nivel de software en la arquitectura que consiste en los siguientes subsistemas:

- **Subsistema de Adquisición de Datos (DAS):** Este subsistema hace que los datos estén disponibles en línea. El servidor de adquisición de datos proporciona los otros subsistemas de la información que necesitan de los datos capturados por el sistema SCADA.
- **Subsistema administrativo (AS):** Incluye las funciones de configuración y la administración del sistema.
- **Servicios de aplicación de usuario (UAS):** proporciona todos los servicios necesarios exigidos por las aplicaciones cliente, tales como: servicio de plataforma específico y servicios de software ad-hoc.
- **Subsistema de planificación de recursos empresariales (ERP):** el sistema ERP permite gestionar todas las partes elementales de las funciones de gestión empresarial, incluida la información sobre los activos, el personal de la empresa y la planificación del mantenimiento. La información almacenada por el ERP se utilizó para el subsistema de mantenimiento predictivo para verificar si las diferencias entre la producción real y estimada se debían a la ocurrencia de una falla real o debido a un mantenimiento planificado.
- **Subsistema de mantenimiento predictivo:** Incluye el modelo predictivo de producción de energía y el procedimiento de detección de fallas.

#### 3.1. SUBSISTEMA DE MANTENIMIENTO PREDICTIVO

El algoritmo fue implementado en los siguientes componentes dentro del subsistema de mantenimiento predictivo:

1. Modelador. En este módulo se analizan dentro de una ventana de tiempo predefinida las series R, T y P (producción

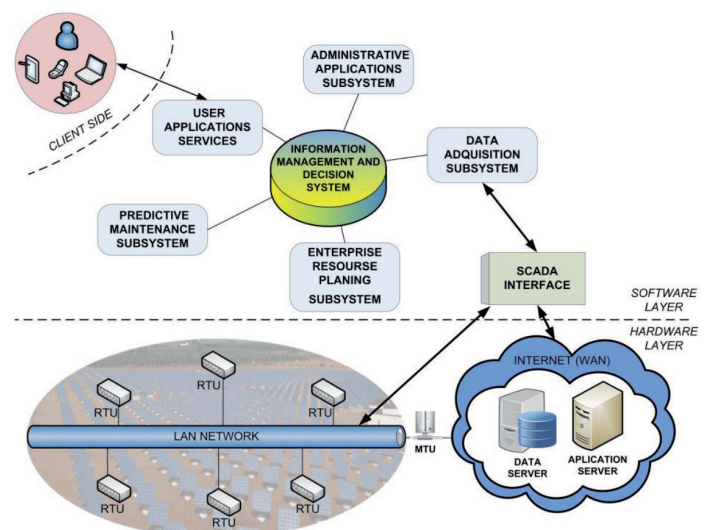


Figura 1: Arquitectura del Sistema

- real), generando varios modelos: uno para la predicción de la generación de energía (), otro para la predicción del comportamiento atmosférico en las siguientes 48 horas () y, por último, el umbral de la diferencia máxima de producción utilizado en el algoritmo de detección de fallo.
2. Predictor. Los modelos generados se utilizan para la predicción a medio y largo plazo de la producción de energía. La predicción del comportamiento atmosférico se utiliza con el fin de detectar fallos en los sensores ambientales.
  3. Detector de fallos. Este módulo compara la energía real con respecto a la estimada. Si la diferencia excede el umbral establecido, se envía una señal al módulo de localización de fallos.
  4. Localizador de averías. Una vez detectada la presencia de fallo por el detector de fallos, este módulo analiza las señales de alarma SCADA disponibles y utiliza estos datos en combinación con una red bayesiana para identificar el origen del fallo. La información de ERP se utiliza además para descartar que los errores del sistema se deban a un fallo real o a un tiempo de inactividad para un mantenimiento planificado.

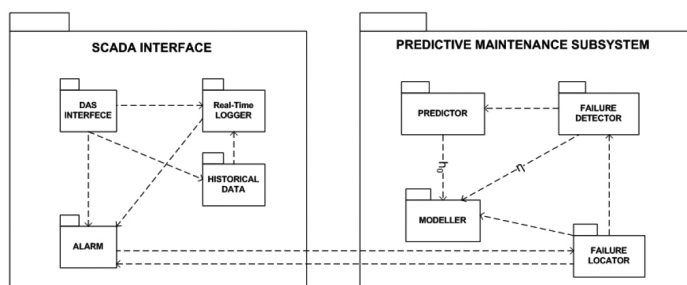


Figura 2: Subsistema de Mantenimiento Predictivo

Utilizando la información ofrecida por el SCADA y el modelo de predicción energética anteriormente descrito, es posible predecir la producción de energía y la posible ocurrencia de fallos en la planta.

El procedimiento de fallo analiza algunas propiedades de la pérdida de energía tales como cantidad, duración y frecuencia para clasificar el fallo. Por ejemplo, los defectos del inversor o del dispositivo de control producen un apagón total en la producción de energía; Una pérdida constante de energía puede ser causada por defectos en algunos módulos del seguidor solar, suciedad en la célula fotovoltaica o un error en los umbrales de la operación de configuración para el inversor. Cuando la pérdida de energía no es constante el fallo se debe a pérdidas de baja potencia, sombras, temperatura muy alta o sobrecalentamiento en los inversores.

Es factible discriminar entre las posibles causas que generan pérdidas de energía no constantes utilizando la información procedente de estaciones meteorológicas y de la información sobre las tareas de mantenimiento almacenadas en el sistema SCADA. Para estos casos se realiza una verificación adicional, descartando por ejemplo posibles fallos debidos a fallos falsos para desconexiones parciales para llevar a cabo tareas de mantenimiento.

Finalmente, el procedimiento de detección de fallos propone un plan de acción de acuerdo con la clasificación de fallos y habilita las alarmas en el sistema SCADA.

Las variables empleadas en el estudio, la radiación normal en los módulos fotovoltaicos y la temperatura interna del inversor, ya se contemplaban en el diseño del sistema de monitorización. Sin embargo, para completar esto, se ha implementado una red de sensores a posteriori, considerando la producción de las diferentes

cadena de conexión que componen el área de servicio del inversor (intensidad, tensión y potencia continua).

#### 4. RESULTADOS

El sistema descrito en este trabajo ha sido implementado y validado en un auténtico parque solar ubicado en España. Esta planta fotovoltaica está constituida por 1.342 seguidores solares de dos ejes y 61 inversores, 6,1 MWp en total.

Para probar el modelo de predicción propuesto en las secciones 2 y 3 se eligió un generador fotovoltaico de 105,32 kWp (Pinst). La Figura 3 muestra las distribuciones de probabilidad obtenidas aplicando un ajuste de estimación de máxima verosimilitud (MLE) de los parámetros  $\beta$ , A, B, C y D para los registros de producción en dos meses (m1, m2) Condiciones estándar de 298 K y 1000 W / m2. La Tabla 1 muestra los valores obtenidos para los valores del ajuste.

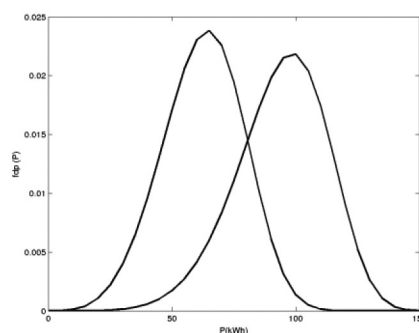


Figura 3: Distribuciones de Probabilidad para el ajuste MLE

A medida que las condiciones climáticas se hacen uniformes en el período analizado, el valor del parámetro  $\beta$  obtenido (forma del Weibull) es mayor. Es posible observar un comportamiento similar para el parámetro  $\eta$  en períodos de mayor producción.

Time	B	A	B	C	D
m1	5.95	7.21	-966.74	0.34	173.99
m2	4.31	29.22	-7337.79	-2.24	898.59

Tabla 1: Valores de los coeficientes para el ajuste MLE

Las formas de ambas distribuciones son muy similares; Por lo tanto, esto permite enfocar el modelo en la variación del parámetro de escala, como fue la hipótesis con el uso del modelo de Eyring para el parámetro de escala.

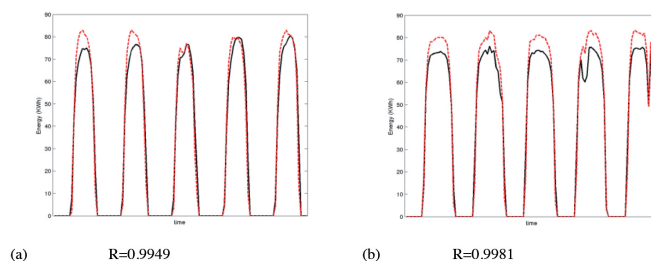


Figura 4: Valores de producción estimados (línea continua) y producción real (línea de puntos) en (a) m2, (b) m1

El coeficiente de correlación entre los valores de producción estimados y los reales se calcula de acuerdo con la siguiente fórmula:



$$R = \frac{n \sum x_i y_i - \sum x_i \sum y_i}{\sqrt{n \sum x_i^2 - (\sum x_i)^2} \sqrt{n \sum y_i^2 - (\sum y_i)^2}} \quad (4)$$

La Figura 4 muestra los valores de producción estimados y reales para los primeros cinco días de m2 y m1. El error en la estimación de los datos de producción para m2 es de 1,33%, para el mes m1 es de 7,07%. Considerando el mes completo (m1), el error es 4.45%.

Para validar la propuesta se utilizaron periodos de tiempo cruzados como conjuntos de entrenamiento y validación (Figura 5). Se construyó un nuevo modelo utilizando los datos de producción para un periodo dado, y luego utilizando este modelo y los valores de temperatura y radiación, se predijo la producción de otro periodo. La Figura 5 (a) muestra los resultados obtenidos si aplicamos el modelo usando datos de producción del m1 considerando los registros de temperatura y radiación de los primeros cinco días del m2. Por el contrario, aplicando el modelo utilizando los datos de producción del m2 a los registros de temperatura y radiación de los primeros cinco días del m1 se obtuvieron los resultados mostrados en la Figura 5 (b).

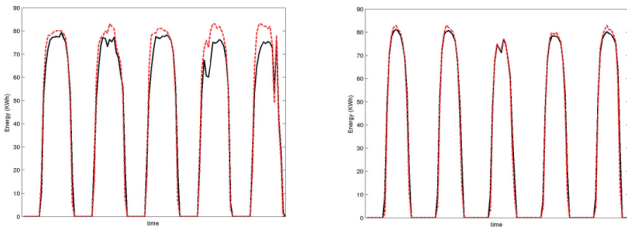


Figura 5: Valores estimados de producción (línea continua) y producción real (línea discontinua) en (a) m1, (b) m2

En la predicción de producción para el periodo de 5 días en m2 el error en la estimación fue de -2.21%, mientras que para todo el mes fue -2.90%. Para el segundo caso, el error fue de 5,30%. Los resultados muestran una alta correlación entre la producción real y la predicha por el modelo, que permitió establecer una línea de base para la producción real. La producción de línea de base es el resultado del análisis de las desviaciones en la relación de

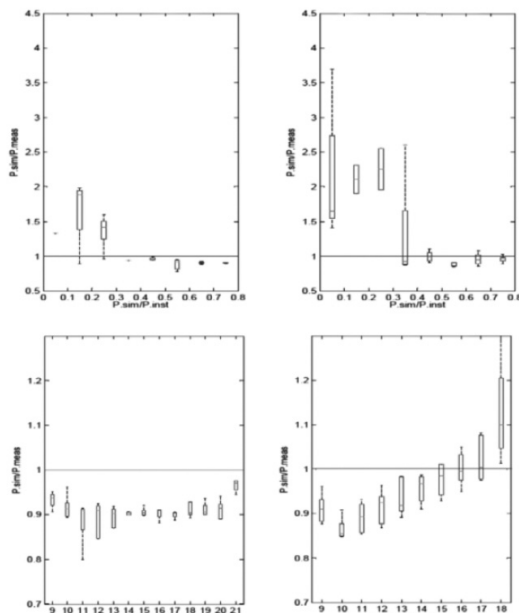


Figura 6. P simulado / relación P real versus punto de trabajo del generador fotovoltaico y hora del día para m1 (izquierda) y m2 (derecha)

potencia frente al punto de trabajo del generador fotovoltaico y la hora del día (ver Figura 6). Durante las horas centrales del día, la potencia prevista es superior al 90% de la medida. Por otra parte, cuando la potencia predicha es superior al 30% de la potencia de pico de la planta, también está por encima del 90% de la medida.

Si la producción real de la planta es inferior al valor resultante del modelo, el sistema puede detectar la existencia de un posible fallo, cuya naturaleza puede determinarse en base a la cantidad de energía perdida y su extensión en el tiempo, para generar una alarma apropiada en el sistema de gestión. Por ejemplo, un inversor o defectos del dispositivo de control producen un apagón total en la producción de energía; Una pérdida constante de energía puede ser causada por defectos en algunos módulos del seguidor solar, suciedad en la célula fotovoltaica o un error en los umbrales de la operación de configuración para el inversor. Cuando la pérdida de energía no es constante el fallo se debe a pérdidas de baja potencia, sombras, temperatura muy alta o sobrecalentamiento en los inversores.

La Figura 7 muestra un escenario de aplicación real del sistema propuesto, en el momento "B" el método detecta una pérdida abrupta de potencia, clasificada por el sistema como un fallo general de un inversor. El equipo de mantenimiento reemplazó el inversor roto por uno nuevo, y luego durante el periodo C el sistema detecta un fallo nuevo, en este caso debido a un error de configuración en los umbrales de operación para el nuevo inversor instalado. El equipo de mantenimiento después de recibir la segunda alarma, ajusta correctamente el inversor y el sistema sigue funcionando a plena capacidad.

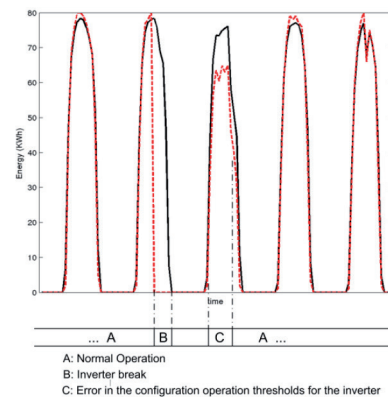


Figura 7: Producción estimada (línea continua) y real (línea discontinua)

## 5. CONCLUSIONES

Este trabajo propone un método estadístico para caracterizar un sistema fotovoltaico para modelar su comportamiento con respecto a las principales variables meteorológicas: radiación y temperatura, con las cuales es posible predecir la producción de energía fotovoltaica, considerando esto como un proceso estocástico con una función de distribución de Weibull.

Además, los modelos estadísticos obtenidos para diferentes periodos de tiempo (más de dos años de diferencia) tienen una alta correlación con la producción real en ausencia de fallos y delimitan un límite inferior muy aproximado de este valor, lo que permite desarrollar un método computacionalmente eficiente y efectivo para la detección de fallos en una aplicación SCADA.

Aunque existen modelos más precisos para estimar la producción de plantas, en los escenarios de previsión de predicción inmediata y previsión [40], [41], [42], el método desarrollado es muy útil por su simplicidad computacional y constituye una buena

referencia sobre la producción en el intervalo de tiempo de gran interés en la ausencia de fracaso, reemplazando el análisis estadístico avanzado y los complejos procesos de monitorización con series temporales sólo asequibles para grandes sistemas fotovoltaicos.

Debido a la simplicidad de este método, no será posible la autoadaptación dinámica de los parámetros a los datos de diferentes plantas ubicadas en diferentes entornos. Después de la investigación experimental, este modelo ha sido extrapolado con predicciones precisas a otras plantas fotovoltaicas, y sólo es aplicable en casos con las mismas condiciones operativas y ambientales.

A pesar de esta simplicidad, los técnicos de mantenimiento han generado rápidamente modelos adaptados a las diferentes condiciones operativas y ambientales de cada una de las plantas supervisadas, además de conocer el comportamiento modelado de diferentes tipos de inversores de potencia o de diferentes proveedores.

Mediante la aplicación de nuevas técnicas analíticas, como la Red Neural Artificial, será posible identificar sobre los diferentes datos ambientales, la proporcionalidad entre las combinaciones de variables de Eyring, que pueden ofrecer propiedades mejoradas en la naturaleza de la sensibilidad a la localización. Este importante aspecto de la propiedad de autoadaptación se incorporará en futuras ampliaciones del modelo, tras una exhaustiva investigación de la influencia de cada variable y el comportamiento interno de cada tipo de inversor. Sin embargo, este modelo simple puede descomponer la energía producida por las contribuciones de diferentes variables ambientales, cada una con su propia tasa y dependencia.

Este modelo ha sido probado con éxito en una planta solar fotovoltaica de 6,1 MWp en el sur de España, donde se han identificado y corregido fallos sutiles (fallos de fusibles en varias cadenas de paneles), alcanzando una mejora de producción superior al 7% con respecto a los períodos con fallos.

## BIBLIOGRAFÍA

- [1] H. Kanchev et al., 2011 "Energy Management and Operational Planning of a Microgrid With a PV-Based Active Generator for Smart Grid Applications," *Industrial Electronics, IEEE Transactions on*, vol. 58, no. 10, pp. 4583-4592.
- [2] R. Badawy et al., 2013 "A novel multi-agent system utilizing quantum-inspired evolution for demand side management in the future smart grid," *Integrated Computer-Aided Engineering*, vol. 20, no. 2, pp. 127-141.
- [3] R. Badawy, B. Hirsch, and S. Albayrak, 2010 "Agent-based coordination techniques for matching supply and demand in energy networks," *Integrated Computer-Aided Engineering*, vol. 17, no. 4, pp. 373-382.
- [4] E. D. Dunlop, D. Halton, and H. A. Ossenbrink, 2005 "20 years of life and more: where is the end of life of a PV module?," in *Photovoltaic Specialists Conference, 2005. Conference Record of the Thirty-first IEEE*, pp. 1593-1596.
- [5] G. Petrone et al., 2008 "Reliability Issues in Photovoltaic Power Processing Systems," *Industrial Electronics, IEEE Transactions on*, vol. 55, no. 7, pp. 2569-2580.
- [6] D. Guasch, S. Silvestre, and R. Calatayud, 2003 "Automatic failure detection in photovoltaic systems," in *Photovoltaic Energy Conversion. Proceedings of 3rd World Conference on*, 2003, pp. 2269-2271 Vol.3.
- [7] A. Drews et al., 2007 "Monitoring and remote failure detection of grid-connected PV systems based on satellite observations," *Solar Energy*, vol. 81, no. 4, pp. 548-564.
- [8] A. Hammer et al., 2003 "Solar energy assessment using remote sensing technologies," *Remote Sensing of Environment*, vol. 86, no. 3, pp. 423-432.
- [9] F. J. A. Cardoso, 1999 "A universal system for laboratory data acquisition and control," in *Real Time Conference, 1999. Santa Fe 1999. 11th IEEE NPSS*, pp. 140-143.
- [10] A. B. Maish et al., 1997 "Photovoltaic system reliability," in *Photovoltaic Specialists Conference, 1997. Conference Record of the Twenty-Sixth IEEE*, pp. 1049-1054.
- [11] F. Chan, and H. Calleja, 2009 "Design Strategy to Optimize the Reliability of Grid-Connected PV Systems," *Industrial Electronics, IEEE Transactions on*, vol. 56, no. 11, pp. 4465-4472.
- [12] F. Chan, H. Calleja, and E. Martinez, 2006 "Grid Connected PV Systems: A Reliability-Based Comparison," in *Industrial Electronics, 2006 IEEE International Symposium on*, pp. 1583-1588.
- [13] T. Shimizu, K. Wada, and N. Nakamura, 2006 "Flyback-Type Single-Phase Utility Interactive Inverter With Power Pulsation Decoupling on the DC Input for an AC Photovoltaic Module System," *Power Electronics, IEEE Transactions on*, vol. 21, no. 5, pp. 1264-1272.
- [14] W. Bower, R. West, and A. Dickerson, 2006 "Innovative PV Micro-Inverter Topology Eliminates Electrolytic Capacitors for Longer Lifetime," in *Photovoltaic Energy Conversion, Conference Record of the 2006 IEEE 4th World Conference on*, pp. 2038-2041.
- [15] A. Ristow et al., 2008 "Development of a Methodology for Improving Photovoltaic Inverter Reliability," *Industrial Electronics, IEEE Transactions on*, vol. 55, no. 7, pp. 2581-2592.
- [16] F. Chan, and H. Calleja, 2011 "Reliability Estimation of Three Single-Phase Topologies in Grid-Connected PV Systems," *Industrial Electronics, IEEE Transactions on*, vol. 58, no. 7, pp. 2683-2689.
- [17] Y. Xiaoxiao, and A. M. Khambadkone, 2012 "Reliability Analysis and Cost Optimization of Parallel-Inverter System," *Industrial Electronics, IEEE Transactions on*, vol. 59, no. 10, pp. 3881-3889.
- [18] R. Singlchar, and B. Mukherjee, 1997 "An advanced PC-PLC-based SCADA system for a commercial medical cyclotron," *Nuclear Instruments and Methods in Physics Research Section A: Accelerators, Spectrometers, Detectors and Associated Equipment*, vol. 399, no. 2-3, pp. 396-406.
- [19] B. Dieu, 2001 "Application of the SCADA system in wastewater treatment plants," *ISA Transactions*, vol. 40, no. 3, pp. 267-281.
- [20] M. Patel et al., 2004 "Development of a novel SCADA system for laboratory testing," *ISA Transactions*, vol. 43, no. 3, pp. 477-490.
- [21] A. Orioli, and A. Di Gangi, 2013 "A procedure to calculate the five-parameter model of crystalline silicon photovoltaic modules on the basis of the tabular performance data," *Applied Energy*, vol. 102, no. 0, pp. 1160-1177.
- [22] J. M. Blanes et al., 2013 "In-Site Real-Time Photovoltaic I-V Curves and Maximum Power Point Estimator," *Power Electronics, IEEE Transactions on*, vol. 28, no. 3, pp. 1234-1240.
- [23] J. F. Randall, and J. Jacot, 2003 "Is AM1.5 applicable in practice? Modelling eight photovoltaic materials with respect to light intensity and two spectra," *Renewable Energy*, vol. 28, no. 12, pp. 1851-1864, 2003.
- [24] S. R. Williams et al., 2003 "Modelling long-term module performance based on realistic reporting conditions with consideration to spectral effects," in *Photovoltaic Energy Conversion, 2003. Proceedings of 3rd World Conference on*, pp. 1908-1911 Vol.2.
- [25] I. Caluianu et al., 2009 "Photovoltaic energy generation under partially shading conditions," in *Advanced Electromechanical Motion Systems & Electric Drives Joint Symposium, 2009. ELECTROMOTION 2009. 8th International Symposium on*, 2009, pp. 1-6.
- [26] K. F. Teng, and P. Wu, 1989 "PV module characterization using Q-R decomposition based on the least square method," *Industrial Electronics, IEEE Transactions on*, vol. 36, no. 1, pp. 71-75.
- [27] K. Araki, and M. Yamaguchi, 2003 "Novel equivalent circuit model and statistical analysis in parameters identification," *Solar Energy Materials and Solar Cells*, vol. 75, no. 3-4, pp. 457-466.
- [28] J. Merten et al., 1998 "Improved equivalent circuit and analytical model for amorphous silicon solar cells and modules," *Electron Devices, IEEE Transactions on*, vol. 45, no. 2, pp. 423-429.
- [29] J. Merten et al., 1999 "The role of the buffer layer in the light of a new equivalent circuit for amorphous silicon solar cells," *Solar Energy Materials and Solar Cells*, vol. 57, no. 2, pp. 153-165.
- [30] T. Ikegami et al., 2001 "Estimation of equivalent circuit parameters of PV module and its application to optimal operation of PV system," *Solar Energy Materials and Solar Cells*, vol. 67, no. 1-4, pp. 389-395.
- [31] E. Karatepe, M. Boztepe, and M. Çolak, 2007 "Development of a suitable model for characterizing photovoltaic arrays with shaded solar cells," *Solar Energy*, vol. 81, no. 8, pp. 977-992.
- [32] S. K. H. Chow, E. W. M. Lee, and D. H. W. Li, 2012 "Short-term prediction of photovoltaic energy generation by intelligent approach," *Energy and Buildings*, vol. 55, no. 0, pp. 660-667.
- [33] G. Capizzi, C. Napoli, and F. Bonanno, 2012 "Innovative Second-Order Generation Wavelets Construction With Recurrent Neural Networks for Solar Radiation Forecasting," *Neural Networks and Learning Systems, IEEE Transactions on*, vol. 23, no. 11, pp. 1805-1815.
- [34] A. Al-Amoudi, and L. Zhang, 2000 "Application of radial basis function networks for solar-array modelling and maximum power-point prediction," *Generation, Transmission and Distribution, IEE Proceedings*, vol. 147, no. 5, pp. 310-316.
- [35] M. T. Elhagry et al., 1997 "Fuzzy modeling of photovoltaic panel equivalent circuit," in *Circuits and Systems*, *Proceedings of the 40th Midwest Symposium on*, pp. 60-63 vol.1.
- [36] M. AbdulHadi, A. M. Al-Ibrahim, and G. S. Virk, 2004 "Neuro-fuzzy-based solar cell model," *Energy Conversion, IEEE Transactions on*, vol. 19, no. 3, pp. 619-624.
- [37] J. F. Gómez Fernández, Crespo Márquez, Adolfo, 2012 *Maintenance Management in Network Utilities*, London.
- [38] H. Eyring, 1935 "The Activated Complex in Chemical Reactions," *The Journal of Chemical Physics*, vol. 3, no. 2, pp. 107-115.
- [39] A. M. S. Friedenthal, and R. Steiner, 2011 *A practical guide to SysML the systems modeling language*.
- [40] W. Chine, A. Mellit, V. Lughi, A. Malek, G. Sulligoi, A. Massi Pavan, 2016 "A novel fault diagnosis technique for photovoltaic systems based on artificial neural networks," *Renewable Energy*, 90, pp. 501-512.
- [41] I.S. Kim, 2016 "On-line fault detection algorithm of a photovoltaic system using wavelet transform," *Solar Energy*, 126, pp. 137-145.
- [42] E. Martínez-Cámara, E. Jiménez-Macias, J. Blanco-Fernández, J.C. Sáenz-Díez, 2013 "Failure detection and prediction in wind turbines by using SCADA data," *Dyna Energía y Sostenibilidad. Enero-Diciembre 2013*, vol. 2, no. 1, p. [10 p.], DOI: <http://dx.doi.org/10.6036/ES5708>.