

Modelado de la Radiación Solar y la Generación Fotovoltaica mediante Técnicas de Computación Evolutiva

Sánchez Reinoso C.R.^{(1) (2)}, Milone D.H.⁽¹⁾ y Buitrago R.H.⁽²⁾

⁽¹⁾ Centro de Investigación en Señales, Sistemas e Inteligencia Computacional (SINC), Universidad Nacional del Litoral (UNL)- CONICET, Ciudad Universitaria UNL, 3000, Santa Fe, Argentina.

⁽²⁾ Instituto de Desarrollo Tecnológico para la Industria Química (INTEC), Universidad Nacional del Litoral (UNL)- CONICET, Guemes 3450, 3000, Santa Fe, Argentina.
csanchezreinoso@santafe-conicet.gov.ar

Resumen - La optimización de los sistemas de generación fotovoltaicos implica la necesidad de disponer datos reales de las diferentes variables involucradas como así también la determinación de sus correlaciones.

En este tipo de energía resulta de interés poder predecir la energía generada en función de los parámetros climáticos. Con esta finalidad, resulta necesario un correcto censado y medición de dichos parámetros.

En este trabajo, se propone un método basado en técnicas de inteligencia artificial, que permite obtener la energía generada para distintas condiciones climáticas durante varios meses. Además, se propone un modelo que relaciona la corriente de cortocircuito con la radiación, pero a diferencia de lo usual, se considera el verdadero comportamiento no lineal de la relación entre las variables.

Los resultados del método propuesto empleando datos reales muestran su validez y utilidad en la predicción de energía generada por paneles fotovoltaicos y en avances tendientes a encontrar métodos de medición de radiación alternativos con bajo error.

Palabras Claves: Energía fotovoltaica, monitoreo, predicción de generación, programación genética

Modeling of the Solar Radiation and the Photovoltaic Generation using Evolutionary Computation Techniques

Abstract - The optimization of photovoltaic systems requires the use of real data of the different variables which are involved as well as the determination of their correlations. In the area of photovoltaic solar energy is interesting to predict the generation of energy in terms of solar radiation and climatic parameters.

For this purpose it is necessary a precise measurement of the latter.

In this paper we propose a method based on artificial intelligence techniques which makes it possible to obtain the generated energy under different climatic conditions for several months. In addition we propose a model that relates the short circuit current with radiation considering the true nonlinear behavior of the relationships between variables. The results of the proposed method show its validity and usefulness in predicting the generated energy by photovoltaic panels and a progress in finding alternative methods of measuring global radiation at lower cost and error.

Keywords: Photovoltaic energy, measurements, generation prediction, artificial intelligence

INTRODUCCIÓN

Al definir un proyecto de instalación para la generación de energía solar fotovoltaica es fundamental conocer, además de la disponibilidad del recurso solar, información de los parámetros meteorológicos para saber

cuál es la energía disponible que podría ser aprovechada por la instalación a lo largo del año o en una época dada. Además, para conseguir dicho propósito es necesario una correcta medición de las variables involucradas y comprender cuales son las más importantes.

Debido a la necesidad de cuantificar la energía solar disponible en una determinada ubicación, se utilizan frecuentemente modelos matemáticos, algunos de ellos complejos (Philips, 1984; Herrero, 1993; Dorvlo 1999). Sin embargo, actualmente se están utilizando modelos de redes neuronales, los que son capaces de encontrar correlaciones entre datos diversos y que han mostrado ser útiles en la determinación de parámetros de módulos fotovoltaicos (Karatepe et al., 2003; Tamizh et al., 2003), en la estimación de la radiación incidente (Elminir et al., 2001; Tymvios et al., 2005; Lopez et al., Serrano et al., 2006; Mellit et al., 2005; Hontoria et al., 2005) y simulación de sistemas de generación de energía eléctrica (Sánchez Reinoso et al. 2011 y 2009).

Una de las características de los modelos neuronales es que son del tipo caja negra, es decir, no permiten obtener una función explícita de las variables físicas involucradas.

En este trabajo se presentan dos correlaciones explícitas considerando los parámetros climáticos, y que se obtuvieron mediante computación evolutiva. La primera correlación permitió obtener la radiación global en función de la corriente de cortocircuito y parámetros meteorológicos. La segunda permitió obtener la energía eléctrica generada por los módulos fotovoltaicos en función de las variables climáticas, la radiación y el ángulo. En ambos casos la idea es obtener funciones explícitas que permitan un modelado alternativo de los fenómenos bajo estudio.

MEDICIONES

Las mediciones fueron realizadas en el predio de la Universidad Nacional del Litoral, ubicado en el paraje El Pozo de la ciudad de Santa Fe, cuya latitud es $31^{\circ} 42' S$.

Se montaron 4 módulos SOLARTEC de 42 Wp con los siguientes ángulos de inclinación respecto al plano horizontal: 0, 24, 36 y 58 grados. Los módulos se instalaron a nivel del suelo sobre cobertura vegetal, orientados en dirección Norte, sin recibir en ningún momento sombra de árboles o edificios.

Se obtuvieron datos de temperatura ambiente y humedad relativa provenientes de la estación meteorológica instalada en el predio por el Centro de Investigaciones Meteorológicas perteneciente a la Facultad de Ingeniería y Ciencias Hídricas de la UNL. Es de notar que la distancia entre los módulos fotovoltaicos instalados y la estación meteorológica es de aproximadamente 4 metros.

Un sistema de adquisición de datos diseñado en nuestro laboratorio del Instituto de Desarrollo Tecnológico para la Industria Química (INTEC) se empleó para medir cada 5 minutos la corriente de corto circuito I_{cc} , el voltaje de circuito abierto V_{oc} , la temperatura de los módulos, y curvas $I-V$ de cada uno de ellos a las 10, 14 y 16 horas. El equipamiento instalado en el lugar obtiene dichas curvas mediante cargas electrónicas que le conecta a los módulos. Estas mediciones se realizaron sin interrupciones durante todo un cuatrimestre, desde enero hasta abril del 2011 inclusive. Simultáneamente, con dos solarímetros Kipp & Zonen CM 6 se midió, en el plano horizontal, la radiación solar global y la difusa, usándose para esta última un aro provisto por Kipp & Zonen, montado de forma que proyecte sombra sobre el detector, cuya posición se corrigió semanalmente de acuerdo al corrimiento del ángulo del sol respecto al horizonte. Se efectuaron las correcciones de la radiación difusa medida, conforme a lo indicado en el manual del solarímetro para el aro de sombra CM 11/121.

La energía generada en Wh por los módulos se calculó utilizando la siguiente ecuación:

$$E = FF \cdot I_c \cdot V_o \cdot t \quad (1)$$

donde I_{cc} es la corriente de cortocircuito; V_{oc} es la tensión a circuito abierto, t es el intervalo de tiempo entre mediciones que en este caso es de 5 minutos y FF es el factor de llenado de los módulos calculado diariamente a partir de las curvas $I-V$ medidas mediante la expresión

$$FF = \frac{I_M \cdot V_M}{I_{SC} \cdot V_{OC}} \quad (2)$$

donde I_M es la corriente máxima; V_M es la tensión máxima y la corriente de cortocircuito es denotada mediante I_{SC} .

MODELO EVOLUTIVO

Computación evolutiva

La Computación Evolutiva (CE) se basa en el paradigma del Neo-Darwinismo y pretende simular el proceso evolutivo en una computadora (Fogel, 1966).

En la naturaleza los individuos de una población compiten entre sí en la búsqueda de recursos tales como comida, agua y refugio. Aquellos individuos que tienen más éxito en sobrevivir y en atraer compañeros tienen mayor probabilidad de generar un gran número de descendientes. Por el contrario los individuos poco dotados producirán un menor número de descendientes. Esto significa que los genes de los individuos mejor adaptados se propagarán en sucesivas generaciones hacia un número de individuos creciente. La combinación de buenas características provenientes de diferentes ancestros puede a veces producir descendientes cuya adaptación es mucho mayor que la de cualquiera de sus ancestros. De esta manera, las especies evolucionan logrando unas características cada vez mejor adaptadas al entorno en el que viven.

Este tipo de algoritmos requiere los siguientes elementos (Michalewicz, 1996):

- Una representación para las soluciones potenciales al problema.
- Una manera de crear una población inicial de dichas soluciones potenciales.
- Una función de evaluación o fitness que juega el papel del ambiente, comparando las soluciones en términos de su aptitud.
- Operadores genéticos que alteran la composición de la descendencia.
- Valores para los parámetros que usa la técnica (tamaño de la población, probabilidades de aplicar los operadores genéticos, entre otros).

La CE se ha aplicado en problemas de búsqueda, de optimización y aprendizaje de máquina, donde las soluciones son difíciles de hallar por medio de técnicas convencionales, debido a que los espacios de búsqueda son extremadamente grandes, complejos y frecuentemente con restricciones difíciles de satisfacer.

Los algoritmos empleados en la CE manipulan un conjunto de soluciones potenciales, lo que implica un alto grado de paralelismo, puesto que se exploran varias regiones del espacio de búsqueda a la vez. Sus operadores son probabilísticos y no determinísticos, lo que evita que queden atrapados en óptimos locales fácilmente.

Programación genética

Una de las principales variantes de las técnicas evolutivas es la Programación genética (PG) (Koza, 1992). En esta técnica la inspiración biológica es similar a la descrita anteriormente pero los individuos son programas que se representan mediante árboles.

Los individuos se forman mediante conjuntos de términos y funciones, los cuales actúan como primitivas que sirven de base para la construcción de programas. El conjunto de términos se compone de las variables que sirven como argumentos de las funciones. Los términos son considerados como hojas en la estructura de árbol. Mientras que el conjunto de funciones está compuesto por los operadores aritméticos o funciones de dominio específico, y en el árbol se les conoce como nodos de tipo función (Koza, 1998; Koza, 1999).

Se usó el algoritmo de GP (Koza, 1999) y se lo implementó considerando el pseudocódigo siguiente:

- Generar una población aleatoria de n individuos.

- Evaluar los individuos de la población de acuerdo a la función de fitness.
- Repetir hasta cumplir el criterio de terminación:
 - Aplicar el operador de selección para elegir s individuos de la población.
 - Aplicar los operadores genéticos a esos s individuos para generar la descendencia.
 - Evaluar los nuevos individuos mediante la función de fitness.
 - Reemplazar los peores individuos en la población por los individuos recién creados.

El operador de selección empleado usa el método de torneo (Koza, 1998).

Para implementar el operador de cruce (Koza, 1999) se siguieron los siguientes pasos:

- Seleccionar dos individuos como padres.
- Seleccionar aleatoriamente un subárbol o segmento de instrucciones.
- Intercambiar los subárboles o segmentos de código entre los dos padres.

El operador de mutación (Banzhaf et al., 1998) empleado funciona seleccionando un nodo al azar y cambiando dicho subárbol por uno nuevo generado aleatoriamente.

RESULTADOS

Radiación global en función de parámetros climáticos y de funcionamiento del módulo

Se realizaron experimentos para entrenar el programa genético con datos de corriente de cortocircuito de la celda solar, temperatura máxima de la celda, temperatura ambiente, humedad relativa, radiación difusa, radiación directa y radiación global en el plano horizontal. Esta última se planteó como una función de las restantes variables. El conjunto de datos fue particionado en entrenamiento y prueba. Luego de realizar una serie de experimentos se seleccionó la solución con menor error de prueba. Dicha solución se obtuvo con los siguientes parámetros: Tamaño de población=65, probabilidad de cruce=0.5, probabilidad de mutación=0.02.

Como criterio de error se empleó el error medio absoluto y como criterio de complejidad la cantidad de nodos de la representación en árbol de la solución. Basado en un criterio de doble ordenamiento, se obtuvo una solución que cumplía el requisito de menor error en primer lugar y de menor complejidad en segundo lugar. Dicha ecuación es

$$y = 0.805x_2 + 8.15e3x_1 + 27.8\text{sen}\left(\frac{23.5 + x_3}{4.49 + 74.9x_2}\right) \quad (3)$$

donde x_1 es la corriente de cortocircuito en A; x_2 es la temperatura de celda en °C; x_3 es la radiación difusa en W/m²; y es la radiación global en W/m². La solución seleccionada es la de menor error, pero habiendo otras con idéntico error, se tomó aquella que estaba formada por menos términos.

El coeficiente de correlación entre la variable medida y la calculada por la expresión encontrada es de 0.997, lo cual indica un buen ajuste a los datos.

Es importante destacar que también se consideró al inicializar el programa genético otras variables tales como temperatura ambiente, humedad relativa, y radiación directa. Durante el proceso evolutivo se encontraron soluciones que prescindían de dichas variables para obtener un buen ajuste de los datos. Por lo tanto, se puede afirmar que dichas variables no necesitan ser medidas para obtener una buena correlación de I_{cc} con respecto a la radiación global. También se desprende de este comportamiento que para una buena correlación además de la corriente de cortocircuito se deben incorporar la temperatura de la celda y la radiación difusa. Para el caso que se pretenda usar únicamente la corriente de cortocircuito a costa de un aumento en el error, la relación de ésta con la radiación global es no lineal.

Puede verse en la Fig. 1 un análisis estadístico para determinar las variables explicativas más relevantes para el problema planteado. Lo que se muestra es la frecuencia con que las variables explicativas se encuentran

en las soluciones encontradas cuya cota máxima de error medio absoluto es de 0.07. Claramente las soluciones que más contribuyen a la disminución del error son la corriente de cortocircuito y la radiación difusa. La temperatura máxima de la celda también contribuye, pero en menor medida. En cuanto a la temperatura ambiente y la humedad relativa, en pocas ocasiones mejoran la solución, por lo que no son necesarias si se disponen de las otras variables.

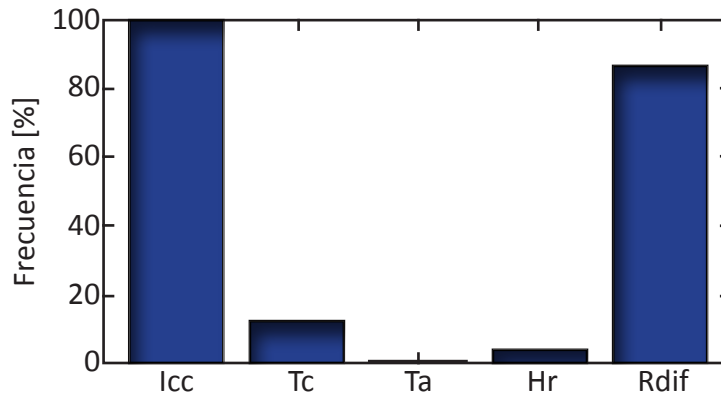


Fig. 1 - Frecuencia de aparición de las variables medidas en las mejores soluciones

La Fig. 2 muestra el comportamiento de radiación global en el plano horizontal en función de las variables corriente de cortocircuito, temperatura de la celda y radiación difusa para las diferentes horas del día, correspondientes al período comprendido entre enero y abril inclusive del año 2011. Los resultados graficados corresponden a los datos reales y a los proporcionados por el modelo. Se observó un buen ajuste de la solución encontrada.

La expresión resultante es útil para la determinación de la radiación global en función de la corriente de cortocircuito y parámetros climáticos.

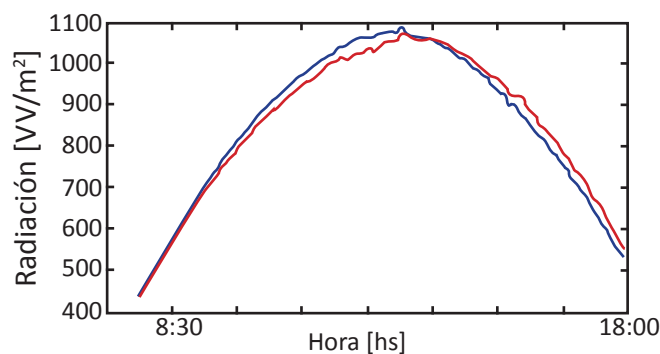


Fig. 2 - Radiación global en el plano horizontal en función de variables climáticas para diferentes horas del día

Energía generada en función de variables climáticas

Considerando la obtención de correlaciones de la energía generada por módulos fotovoltaicos con variables climáticas y el ángulo de instalación de los módulos, se intentó encontrar relaciones explícitas basadas en datos reales.

Mediante computación evolutiva se realizaron experimentos con diferentes parametrizaciones, con datos particionados en entrenamiento y prueba.

Se tuvo en cuenta en la selección del mejor modelo el compromiso error de prueba-complejidad. Los parámetros empleados en la búsqueda de dicha solución fueron un tamaño de población=300, probabilidad de cruza=0.5, probabilidad de mutación=0.3 .

La ecuación obtenida es

$$y = x_2 + \frac{8.34e6}{12.7x_4 + \frac{1.42e7}{x_4} + x_1^2} - x_2x_3^{0.185} \tag{4}$$

donde x_1 es el día del año numerado desde enero, x_2 es la temperatura máxima del panel en °C; x_3 es la radiación difusa en W/m²; x_4 es la radiación global en W/m²; y es la energía generada en Wh. La solución final fue seleccionada por tener menor cantidad de términos que otras de error muy similar.

Cabe destacar que dentro de las mejores soluciones encontradas por el algoritmo, en su mayoría incluyen las variables explicativas de (4).

Si se intenta relacionar la variable predicha medida con la calculada por el modelo, se consigue un coeficiente de correlación de 0.96, indicando un buen desempeño de la función encontrada.

Un gráfico de la energía generada en función de x_1 , x_2 , x_3 y x_4 (Fig. 3) permite observar un adecuado comportamiento del modelo. En dicho gráfico se distinguen las mediciones y los resultados obtenidos por el modelo. El modelo obtenido permitió realizar una adecuada predicción de la energía generada.

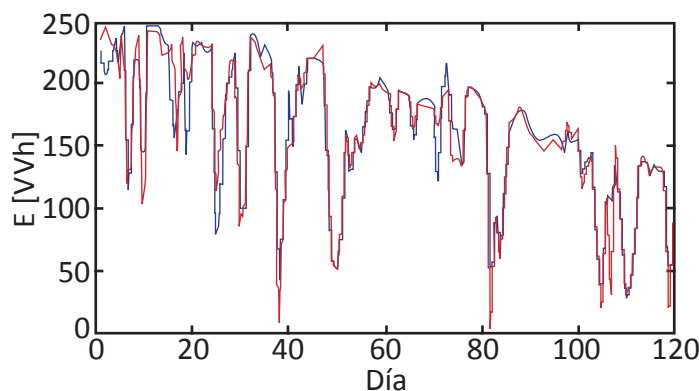


Fig - 3. Energía generada en función de variables climáticas en el plano horizontal para los distintos días del año. La cantidad de días corresponde a datos tomados desde enero hasta abril. La línea azul muestra los datos medidos y la línea roja los datos que proporciona el modelo

CONCLUSIONES

Se encontró una expresión útil para la determinación de la radiación global en función de la corriente de cortocircuito y parámetros climáticos. Como trabajo futuro se planean obtener métodos que permitan encontrar una función cuyas variables independientes sean tales que permitan usar una celda fotovoltaica como medidor de radiación global con buena fiabilidad.

Luego se obtuvo la función energía generada por los módulos con datos reales de variables climáticas como variables independientes. La ecuación obtenida permite cuantificar el efecto de la variación de las variables

climáticas y el día en la generación de energía de los módulos fotovoltaicos. Al disponer de mayor cantidad de datos medidos se replantearán las ecuaciones correspondientes para la predicción a lo largo del año.

REFERENCIAS

- Philips, "Harmonic analysis of climatic data", *Solar Energy*; 32, 319-328, (1984).
- Herrero, "Harmonic analysis of monthly solar radiation data in Spain", *Ambient Energy*; 14, 35-40, (1993).
- Dorvlo, Ampratwum, Modeling of weather data for Oman, "Renewable Energy"; 17, 421-428, (1999).
- Karatepe, Boztepe y Colak, "Estimation of equivalent circuit parameters of PV module using neural network", *IJCI Proceedings*, 1, 76-78, (2003).
- Tamizh Mani, Ji, Tang, Petacci y Osterwald, "Photovoltaic module thermal/wind performance", *NCPV and Solar Program Review Meeting*; NREL 520-33586, (2003).
- Elminir, Alamjam, Ali y Benda, "Estimation of Solar Radiations Incident on a Photovoltaic Solar Module using Neural networks", *XXVI ASR Seminar, Instruments and Control*, Ostrava, April 2001.
- Tymvios et al., "Comparative study of Angström's and artificial neural networks' methodologies in estimating global solar radiation", *Solar Energy*; 78, 752-762, (2005).
- López, Batles y Tovar, "Selection of input parameters to model direct solar irradiance by using artificial neural networks", *Energy*; 30, 1675-1684, (2005).
- Serrano, Lucio, Silva y Leite, "Meteorological Time Series Reconstruction via Artificial Neural Network", *Geophysical Research*; 8, 879, (2006).
- Mellit, Benghanem, Hadj y Guessoum, "A simplified model for generating sequences of global solar radiation data for isolated sites: Using artificial neural network and a library of Markov transition matrices approach", *Solar Energy*; 79, 469-482, (2005).
- Hontoria, Aguilera y Zufria, "A new approach for sizing stand alone photovoltaic systems based in neural networks", *Solar Energy*; 78, 313-319, (2005).
- Sánchez Reinoso, Milone y Buitrago, "Efficiency study of different photovoltaic plant efficiency connection schemes under dynamic shading", *International Journal of Hydrogen Energy*; 35, 5838-5843, (2010).
- Sánchez Reinoso, Milone y Buitrago, "Desarrollo de un modelo para estudio de centrales fotovoltaicas bajo diferentes configuraciones", *Eighth Latin American Congress on Electricity Generation and Transmission*, pp. 1-8, (2009).
- Fogel Lawrence, "Artificial Intelligence through Simulated Evolution", John Wiley, New York, (1966).
- Michalewicz Zbigniew, "Genetic Algorithms + Data Structures = Evolution Programs", third edition, Springer-Verlag; New York, USA, (1996).
- Koza John, "Genetic Programming. On the Programming of Computers by Means of Natural Selection", MIT Press, Cambridge, Massachusetts, (1992).
- Koza John, "Genetic Programming II. Automatic Discovery of Reusable Programs", MIT Press, Cambridge, Massachusetts, (1998).
- Koza John, "Genetic Programming III. Darwinian Invention and Problem Solving", Morgan Kaufmann Publishers, San Francisco, California, USA, (1999).
- Banzhaf Wolfgang, Nordin Peter, Keller Robert and Francone Frank, "Genetic programming an introduction", In *On the Automatic Evolution of Computer Programs and Its Applications*. Morgan Kaufmann Publishers, San Francisco, California, USA, (1998).