



## ESTIMACION DE LA ENERGIA GENERADA POR PANELES FOTOVOLTAICOS A PARTIR DE PARAMETROS CLIMATICOS MEDIANTE EL USO DE REDES NEURALES

L.S. De Bernardez<sup>1</sup>, M. Battioni<sup>2</sup>, M. Cutrera<sup>2</sup>, G. Risso<sup>3</sup>, N.O. Garcia<sup>1</sup>, R.H. Buitrago<sup>2,3</sup>

(1) Facultad de Ingeniería y Ciencias Hídricas (FICH), Universidad Nacional del Litoral, Campo Universitario, El Pozo, 3000 Santa Fe. Tel 0342-457-5244/46. E-mail : [ldeberna@pilar-ciudad.com.ar](mailto:ldeberna@pilar-ciudad.com.ar).

(2) Instituto de Desarrollo Tecnológico para la Industria Química (INTEC), Universidad Nacional del Litoral – CONICET, Güemes 3450, 3000 Santa Fe. Tel/Fax: 0342-455-9174/77, E-mail: [rbuitre@intec.unl.edu.ar](mailto:rbuitre@intec.unl.edu.ar).

(3) Departamento de Física, Facultad de Ingeniería Química, Universidad Nacional del Litoral, Sgo. Del Estero 2829, 3000 Santa Fe. Tel.:0342-457-1164. E-mail: [rbuitre@intec.unl.edu.ar](mailto:rbuitre@intec.unl.edu.ar).

**RESUMEN:** Se utilizaron redes neurales para predecir la energía eléctrica generada por un panel fotovoltaico, en una dada región, a partir de las características climáticas de la misma. También se pudo correlacionar la eficiencia del panel en función de la temperatura máxima de trabajo y ésta en función de la temperatura máxima del medio ambiente y la velocidad del viento. Los resultados hallados permiten afirmar que las redes neurales pueden utilizarse para evaluar a priori la disponibilidad del recurso solar y la energía eléctrica que puede ser generada por una instalación fotovoltaica, en una dada ubicación, conociendo ciertos parámetros meteorológicos

**Palabras claves:** Redes neurales – Parámetros climáticos – Modelos de simulación – Paneles fotovoltaicos

### 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 parámetros meteorológicos, para saber cuál es la energía disponible que podría ser aprovechada por la instalación. Asimismo es importante definir el ángulo con el cual se instalarán los módulos respecto del plano horizontal, ya que dependiendo del ángulo se puede optimizar la energía total generada a lo largo del año o la máxima generada en una época dada.

En nuestro país, el Servicio Meteorológico Nacional (SMN) cuenta con abundante información sobre parámetros como temperatura, humedad, velocidad del viento, nubosidad, precipitaciones y heliofania relativa. Sólo en pocas estaciones el SMN mide la radiación solar global incidente mediante piranómetros o solarímetros y, en ese caso, sólo en el plano horizontal. Dada la importancia de determinar la energía solar disponible en una dada 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 neurales, los que son capaces de encontrar correlaciones entre datos diversos y que han mostrado ser útiles en la determinación de parámetros de paneles solares (Tamizh Mani et al., 2003; Karatepe et al., 2003), en la estimación de la radiación incidente (Elminir et al., 2001; Tymvios et al., 2005; López et al., 2005; Serrano et al., 2006; Mellit et al., 2005; Hontoria et al., 2005) y en la optimización de redes de distribución de energía (Regan et al., 2003).

En este trabajo presentamos los primeros resultados de correlaciones entre la energía eléctrica generada por módulos fotovoltaicos y parámetros meteorológicos como radiación global, temperatura de medio ambiente, turbidez atmosférica y velocidad del viento, para nuestra base en el campo universitario de la ciudad de Santa Fe.

### MODELO UTILIZADO Y RESULTADOS

Las redes neurales son algoritmos de cómputo que reproducen el funcionamiento de las neuronas biológicas. Consisten en una capa de nodos de entrada, una de nodos de salida y una intermedia de nodos ocultos. Cada nodo de una capa está vinculado con todos los nodos de la capa siguiente a través de funciones de peso.

Se trabajó con el software Synapse, ([www.peltarion.com](http://www.peltarion.com)) definiendo una red neural con la configuración de la figura 1 para encontrar la relación entre ciertos parámetros atmosféricos y la energía generada por un panel fotovoltaico. La red incluye 4 nodos de entrada, 5 nodos ocultos y 3 nodos de salida.

Los datos meteorológicos para las correlaciones se obtuvieron de la estación ubicada en la Facultad de Ingeniería y Ciencias Hídricas de la ciudad de Santa Fe, ubicada en el campo universitario. En el mismo predio se montaron varios paneles solares y un solarímetro Kipp y Zonen en el mismo plano de los paneles. La instalación permitió obtener datos durante varios meses tanto de la radiación solar disponible como de la energía generada por los paneles.

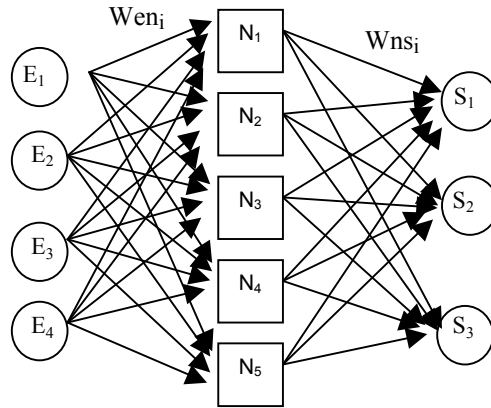


Figura 1: Representación esquemática de la red neuronal utilizada indicando las tres capas de nodos

Como datos de los nodos de entrada se consideraron:

1. Mínimo ángulo solar al cenit
2. Transparencia atmosférica
3. Temperatura máxima del ambiente
4. Velocidad del viento

El mínimo ángulo solar al cenit va variando a lo largo del año, este se calculó utilizando la expresión (Hartmann, 1994):

$$\cos \theta = \text{sen } \phi \cdot \text{sen } \delta + \cos \phi \cdot \cos \delta \cdot \cos( h )$$

Siendo:  $\theta$  el ángulo al cenit,  $\phi$  latitud,  $\delta$  declinación y  $h$  el ángulo horario. El mínimo ángulo se da a mediodía y es  $h=0^\circ$ . La latitud en Santa Fe es  $31^\circ 39'$  y la declinación  $\delta$  se puede obtener de (Spencer, 1971):

$$\delta = (0.006918 - 0.399912 \cos \Gamma + 0.070257 \text{sen} \Gamma - 0.006758 \cos 2\Gamma + 0.000907 \text{sen} 2\Gamma - 0.002697 \cos 3\Gamma + 0.00148 \text{sen} 3\Gamma) \left( \frac{180}{\pi} \right)$$

Donde:

$$\Gamma = \frac{2\pi(d_n - 1)}{365} \quad \text{siendo } d_n \text{ el día del año}$$

La transparencia atmosférica se estimó con los promedios de los datos horarios de la nubosidad utilizando la escala de la Tabla I, la que se definió de forma tal de tener una relación aproximadamente lineal entre la energía generada y la transparencia atmosférica.

Despejado	5.0
Leve nubosidad	4.5
Alguna nubosidad	4.2
Algo nublado	3.8
Parcialmente nublado	3.5
Nublado	2.5
Cubierto	1.0

Tabla I: Ponderación de la transparencia atmosférica en función de la nubosidad observada

Los promedios de transparencia atmosférica y de velocidad de viento se calcularon sobre las horas diurnas. Se tomó también el valor de temperatura máxima del ambiente.

Los datos de los nodos de salida considerados fueron:

1. Energía generada por el módulo fotovoltaico
2. Eficiencia de generación
3. Temperatura máxima del módulo fotovoltaico

Los valores de energía generada se obtuvieron por integración de los datos obtenidos cada 10 minutos de un panel con 33 celdas de silicio monocristalino de  $10 \times 10$  cm, con una potencia nominal de 48Wp. La eficiencia del panel se calculó

utilizando los valores de insolación obtenidos con el solarímetro Kipp & Zonen y la temperatura máxima del módulo mediante una termocupla colocada en su cara posterior.

La red fue entrenada con un conjunto de datos diarios correspondientes al período agosto-noviembre de 2005. A modo ilustrativo se presenta en la tabla II una pequeña parte de los datos utilizados. Los datos de transparencia atmosférica, velocidad del viento energía generada y eficiencia corresponden a valores promedio.

Fecha	Angulo solar al cenit	Transparencia atmosférica	Velocidad del viento [km/h]	Temperatura máxima diaria [°C]	Energía generada cristalino [Wh]	Eficiencia %	Temperatura máxima panel [°C]
10-Aug	47.45	3.9	9.7	23.0	239	11.18	41.8
11-Aug	47.16	4.3	9.0	25.0	245	11.15	43.6
12-Aug	46.86	3.3	7.3	22.8	214	11.18	42.2
14-Aug	46.26	4.0	15.9	16.0	258	11.31	32.3
15-Aug	45.95	3.6	9.2	20.0	230	11.22	39.2
16-Aug	45.64	1.4	11.8	18.2	41	11.24	27.5

Tabla II: datos utilizados para el entrenamiento de la red neural

Con el objetivo de verificar la calidad de la estimación de energía generada que puede obtenerse de la red neural, un conjunto de datos de entrada fueron utilizados para hallar los valores de energía correspondientes, los que se compararon con los valores iniciales. Esta comparación se presenta en la figura 2, donde se observa una buena correspondencia entre los dos conjuntos de datos.

Luego de entrenada la red neural pueden obtenerse correlaciones entre diferentes parámetros, como la energía generada en función del ángulo solar al cenit para diferentes valores de la transparencia atmosférica.

Estas relaciones se logran ingresando, como datos de entrada, un conjunto de valores de ángulo del sol al cenit para valores constantes de la transparencia atmosférica, la temperatura máxima ambiente y la velocidad de viento.

Repetiendo el cálculo para distintos valores de la transparencia atmosférica se obtuvieron los resultados de la figura 3. Debe tenerse presente que mayor nubosidad corresponde a menores valores de transparencia atmosférica. En la figura 3 se observa que la energía generada muestra una fuerte dependencia con la nubosidad y también varía con el ángulo del sol al cenit.

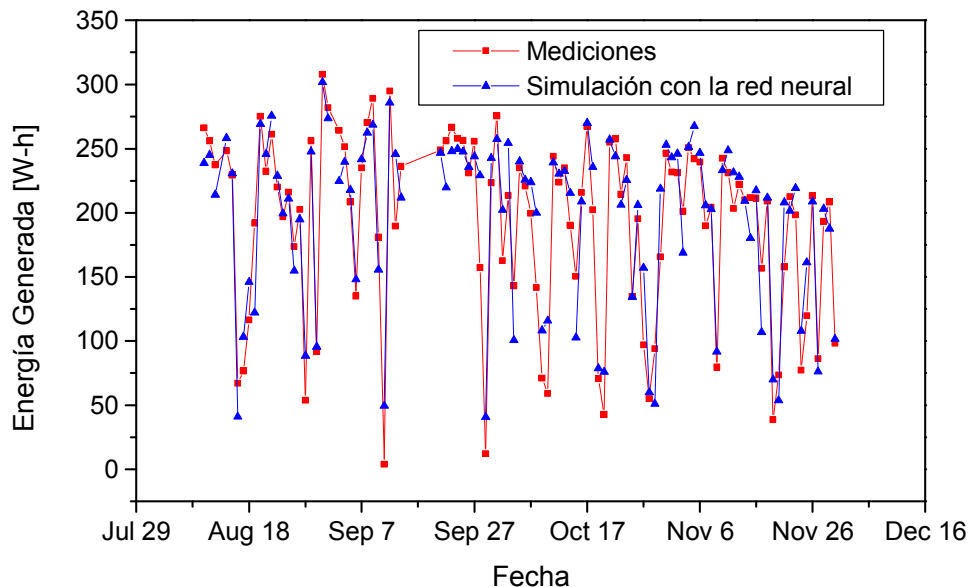


Figura 2: Comparación de los valores de energía experimentales con los obtenidos a partir de la red neural

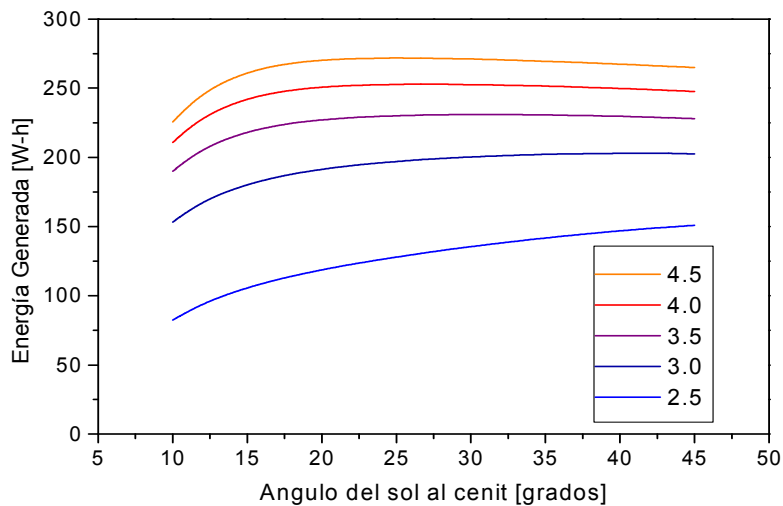


Figura 3: Energía generada en función del ángulo del sol al cenit para distintos valores de transparencia atmosférica

Mediante un procedimiento similar puede obtenerse la variación de la temperatura del panel con la temperatura ambiente. Este resultado se muestra en la Figura 4, donde se observa que la temperatura del panel aumenta, como es esperable, con el incremento de la temperatura ambiente.

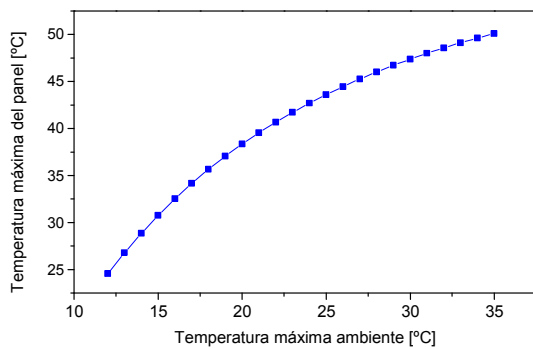


Figura 4: Variación de la temperatura máxima del panel con la temperatura máxima ambiente

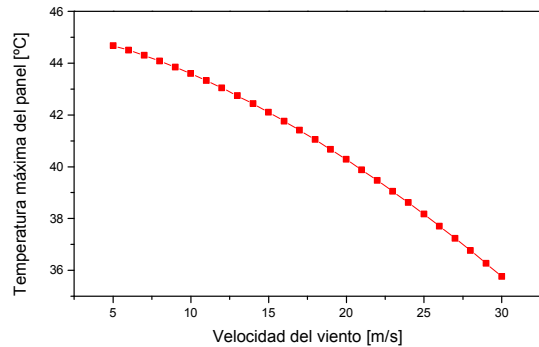


Figura 5: Variación de la temperatura máxima del panel con la velocidad del viento para una temperatura ambiente de 25°C

Por otra parte, la temperatura máxima del panel disminuye al aumentar la velocidad del viento, como puede verse en la figura 5. También puede obtenerse la variación de la eficiencia del panel con la temperatura ambiente. Este resultado se muestra en la Figura 6 donde se observa que la eficiencia disminuye con el aumento de la temperatura.

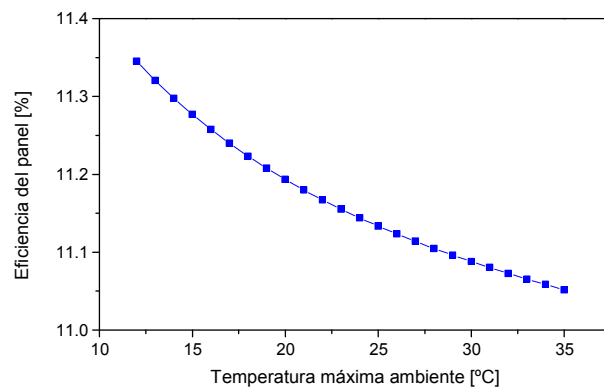


Figura 6: Variación de la eficiencia del panel con la temperatura máxima ambiente

## CONCLUSIONES

Se encontró una buena correlación entre los valores medidos de energía eléctrica generada por un panel fotovoltaico y los precedidos a partir de una red neural, contemplando los factores climáticos. La red permite además obtener la dependencia de la energía generada con parámetros como la nubosidad y del ángulo del sol al cenit. Se observó que la eficiencia del módulo disminuye al aumentar la temperatura ambiente y que su temperatura máxima aumenta con la temperatura ambiente y disminuye con la velocidad del viento.

Estos resultados muestran que es posible utilizar redes neurales para estimar la energía eléctrica que puede ser generada por una instalación fotovoltaica en una dada región, a partir de los datos técnicos propios de los módulos y un conjunto de parámetros meteorológicos. El conocimiento solo de la radiación global en el plano horizontal es insuficiente para el diseño apropiado de una instalación fotovoltaica.

## REFERENCIAS

- Dorvlo, A., Ampratwum, B. (1999). Modeling of weather data for Oman. *Renewable Energy* 17, 421
- Elminir K.H. et al. (2001). Estimation of Solar Radiations Incident on a Photovoltaic Solar Module using Neural networks. XXVI. ASR 2001 Seminar, Instruments and Control, Ostrava, April 2001
- Hartmann D.L. (1994). *Global Physical Climatology*, Academic Press
- Herrero, A.C. (1993). Harmonic analysis of monthly solar radiation data in Spain. *Ambient Energy* 14, 35
- Hontoria L. et al. (2005). A new approach for sizing stand alone photovoltaic systems based in neural networks. *Solar Energy* 78, 313
- Karatepe E. et al. (2003). Estimation of equivalent circuit parameters of PV module using neural network, IJCI Proceedings of Intl. XII. Turkish Symposium on Artificial Intelligence and Neural Networks, Vol.1, No .1, July 2003
- López G. et al. (2005). Selection of input parameters to model direct solar irradiance by using artificial neural networks. *Energy* 30, 1675
- Mellit A. et al. (2005). 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
- Philips, W.F. (1984). Harmonic analysis of climatic data. *Solar Energy* 32, 319
- Regan T. et al. (2003). Distributed Energy Neural Network Integration System. Year One Final Report, NREL/SR-560-34216 June 2003
- Serrano A.I. et al. (2006). Meteorological Time Series Reconstruction via Artificial Neural Network. *Geophysical Research Abstracts*, Vol. 8, 00879
- Spencer J.W. (1971). Fourier series representation of the position of the sun. *Search* 2 (5) 172
- Tamizh Mani G. et al. (2003). Photovoltaic module thermal/wind performance, NCPV and Solar Program Review Meeting
- Tymvios F.S. et al. (2005). Comparative study of Angström's and artificial neural networks' methodologies in estimating global solar radiation. *Solar Energy* 78, 752

## ABSTRACT

Neural nets were used to predict the energy produced by a photovoltaic module under given meteorological conditions. The conversion efficiency was correlated with module's temperature and this latter with ambient temperature and wind speed. From the results it is possible to assert that neural nets can be used to determine the generated photovoltaic energy for a given geographical place knowing certain meteorological parameters.

**Key words:** Neural nets – Climate parameters – Simulation models – Photovoltaic panels