

TÉCNICAS SUBSIMBÓLICAS DE INTELIGENCIA ARTIFICIAL APLICADAS A LA EFICIENCIA ENERGÉTICA

Morales, D. Martín, Universidad Nacional Arturo Jauretche, Instituto de Ingeniería y Agronomía (UNAJ-IIyA). Universidad Tecnológica Nacional, Facultad Regional La Plata, Unidad CodApli, martin.morales@unaj.edu.ar

Cappelletti, Marcelo, Universidad Nacional Arturo Jauretche, Instituto de Ingeniería y Agronomía (UNAJ-IIyA). Universidad Nacional de La Plata, Facultad de Ingeniería (UNLP-FI), Dpto. de Electrotecnia, mcappelletti@unaj.edu.ar

Resumen— En este trabajo se presenta el diseño, desarrollo e implementación de un código computacional para la simulación de sistemas tecnológicos relacionados con aplicaciones energéticas, en particular, sistemas fotovoltaicos, a través de modelos y algoritmos basados en diferentes técnicas subsimbólicas de inteligencia artificial. Específicamente, esta herramienta de simulación permite estimar la radiación solar en una determinada localidad y extraer parámetros de interés de celdas solares. Estos temas presentan en la actualidad un marcado interés tecnológico. La utilización del software posibilita, entre otras prestaciones, desarrollar soluciones para problemas actuales, como predecir con suficiente confiabilidad la respuesta de una celda solar, minimizar los efectos ambientales adversos y optimizar la relación costo-eficiencia energética, en función de la localización (temperatura y potencia solar incidente en un sitio de interés) y de la aplicación específica que tendrá el dispositivo, tanto para la superficie terrestre como para el ambiente espacial. El código desarrollado posibilita el entrenamiento y testeo de Redes Neuronales Artificiales para formular modelos de predicción de la radiación solar global diaria en diferentes localidades de nuestro país, a partir de datos meteorológicos experimentales previamente conocidos. Y por otro lado, a través de la técnica de Algoritmos Genéticos, el software permite la extracción de parámetros de interés de celdas solares basadas en diferentes materiales, procesos de fabricación y bajo diferentes condiciones de operación.

Palabras clave— *eficiencia energética, redes neuronales artificiales, algoritmos genéticos.*

1. Introducción

El sostenido incremento del consumo global de energía a nivel mundial, conjuntamente con la disminución de reservas de combustibles fósiles y el impacto ambiental asociado a su combustión, constituyen uno de los principales problemas a resolver por la humanidad en su conjunto. Fomentar el uso racional y eficiente de la energía e investigar nuevos sistemas tecnológicos basados en energías renovables para producir

calor y electricidad, son dos de las principales acciones a desarrollar en pos de remediar estos inconvenientes [1]. De esta manera se contribuye en forma significativa a reducir el consumo, a maximizar el aprovechamiento de los recursos naturales y a reducir los efectos sobre el medioambiente.

Al respecto, el gran potencial de energía solar disponible, se presenta como uno de los recursos más importantes tendiente a sustituir las fuentes de energía no renovables (carbón, petróleo, gas natural), reducir las emisiones de dióxido de carbono a la atmósfera, proteger nuestro medio ambiente y mejorar la calidad de vida de la humanidad. En este sentido, los sistemas fotovoltaicos son hoy en día uno de los sistemas más prometedores para generar energía de forma no contaminante y eficiente para aplicaciones domésticas, industriales y en vehículos espaciales. El componente principal de un sistema fotovoltaico es la celda solar. Estos dispositivos convierten la luz solar directamente en electricidad sin pasar por un ciclo térmico, es decir que pueden proveer potencia casi permanentemente a un bajo costo operativo, sin requerir polarización externa y disminuyendo los niveles de contaminación. Sin embargo, la mayor dificultad que se presenta en los sistemas fotovoltaicos, es que de la energía solar incidente recibida por las celdas solares, solamente es aprovechada para la conversión en energía eléctrica, una pequeña fracción. Existe, por lo tanto, un fuerte incentivo en la comunidad científica relacionada con esta línea de investigación para mejorar la eficiencia energética de las celdas solares.

La cantidad de energía solar que es aprovechada por las celdas solares en energía eléctrica es variable fundamentalmente debido a dos razones:

- (i) la localización geográfica que tendrán los dispositivos (latitud, longitud, altura sobre el nivel del mar), período del año y los microclimas locales del sitio (radiación solar incidente, temperatura, humedad, etc.);
- (ii) la propia característica de cada dispositivo (materiales que lo componen, procesos de fabricación, variación de los parámetros físicos y eléctricos que los caracterizan, etc.).

Respecto al ítem (i), un conocimiento preciso de la radiación solar en un determinado lugar durante un período de tiempo considerable, es esencial para poder efectuar un análisis climático, realizar estimaciones meteorológicas y fundamentalmente también para poder tener un aprovechamiento óptimo de la energía solar incidente sobre las celdas solares. Por ejemplo, a partir del conocimiento de la radiación solar en un cierto sitio, se podría predecir a corto plazo la producción de energía eléctrica o térmica que potencialmente se podría obtener en dicho lugar. La optimización de la recolección de la energía proveniente del Sol es un factor clave en numerosas aplicaciones, no solamente en el dimensionamiento de sistemas fotovoltaicos o fototérmicos, sino también en actividades agropecuarias, en la ecología, en la hidrología, entre otras. El problema que aquí se presenta es que la intensidad de radiación solar disponible en un punto determinado de la superficie terrestre es variable con el tiempo de manera instantánea, horaria, diaria y estacional, con la latitud, longitud, altura sobre el nivel del mar y con los microclimas locales del sitio. Su medición requiere el uso de equipamientos específicos, tales como pirheliómetros y piranómetros. Debido al elevado costo de instalación, operación y mantenimiento de estos equipos, no siempre es posible contar con datos experimentales de la radiación solar en superficie en los lugares de interés.

La falta de datos medidos de radiación solar es generalizada a nivel mundial. Hasta el año 2005 solo una de cada 500 estaciones meteorológicas realizaba observaciones de radiación solar incidente [2]. Argentina no es la excepción, en la actualidad la mayoría de las estaciones meteorológicas proveen datos de temperatura, humedad relativa, precipitación y velocidad y dirección del viento. Existe por lo tanto falta de datos de radiación solar en muchas regiones de nuestro país.

Y respecto al ítem (ii), otro de los problemas que se plantea, es la limitación para conocer de manera fehaciente la información respecto del comportamiento de parámetros de interés de celdas solares bajo diversas condiciones de operación, tales como densidades de dopado, espesores de capas, tiempos de vida media, movilidades, resistencia serie, resistencia paralela, corriente oscura, fotocorriente, factor de idealidad, entre otros. Esto se debe principalmente a dos motivos: la dificultad para determinar estos parámetros de manera experimental, lo cual requiere del desarrollo y/o utilización de instrumentos de medición sofisticados con el consecuente incremento de tiempo y costos; y a que las empresas fabricantes de los dispositivos suelen restringir el acceso a esta información por razones de confidencialidad. El conocimiento preciso del comportamiento de estos parámetros de interés para diferentes materiales y diferentes condiciones de operación (potencia solar incidente, temperatura, espectro solar, etc.), es fundamental entre otras cosas, para tener una descripción rigurosa del funcionamiento de las celdas solares, y proponer mejoras en el diseño de los dispositivos con características específicas que optimicen la relación costo-beneficio y minimicen los efectos ambientales adversos en función de su localización y aplicación particular.

La falta de datos mencionada para los dos ítems anteriores, hace necesario la utilización de métodos teóricos tanto para la estimación de la radiación solar, como para la extracción de parámetros de interés de celdas solares.

Respecto a la estimación de la radiación solar en la superficie terrestre a partir de la información meteorológica previamente existente, se utilizan diferentes métodos teóricos, entre ellos: modelos lineales, polinómicos, exponenciales y logarítmicos [3], técnicas geoestadísticas [4], estocásticas [5] y basadas en imágenes satelitales [6].

Mientras que respecto a la extracción de parámetros de interés de celdas solares, en general, la mayoría de los métodos teóricos utilizan valores experimentales de la curva característica corriente-tensión (I-V) bajo iluminación o en la oscuridad [7-9].

Como una alternativa a estos métodos, en los últimos años se han comenzado a emplear, gracias al crecimiento de las capacidades de cálculo y al mejoramiento de los algoritmos implementados, técnicas de inteligencia artificial subsimbólica, tales como Redes Neuronales Artificiales (RNA) y Algoritmos Genéticos (AG). Las técnicas subsimbólicas de inteligencia artificial pueden ser utilizadas para modelar, identificar, optimizar, predecir, pronosticar y controlar el comportamiento dinámico de diferentes sistemas reales, y se han convertido en las últimas décadas en un complemento o alternativa sumamente valiosa al empleo de métodos numéricos.

Específicamente, las RNA se han utilizado recientemente para la estimación de la radiación solar [10-12]. Esta técnica posee la capacidad de generalizar y de aprender de patrones de entrada produciendo valores de salida ante la recepción de estímulos similares. Las RNA pueden manejar una gran cantidad de datos y son sumamente útiles para resolver sistemas complejos y no lineales, mejorando la performance de las técnicas teóricas convencionales.

A su vez, los AG, basados en los conceptos de búsqueda global y de optimización de soluciones, se han utilizado recientemente para la extracción de parámetros de interés de celdas solares [13–15].

En este trabajo se presenta el diseño, desarrollo e implementación de un código computacional para la simulación de sistemas tecnológicos relacionados con aplicaciones energéticas, en particular, sistemas fotovoltaicos, a través de modelos y algoritmos basados en RNA y AG. Específicamente, esta herramienta de simulación permite estimar la radiación solar en una determinada localidad y extraer parámetros de interés de celdas solares.

2. Materiales y Métodos

El software desarrollado ha sido implementado en el lenguaje de programación Java, posee una interfaz gráfica amena, simple e intuitiva a la vista para que cualquier usuario que desee utilizarlo pueda lograr su cometido sin problema alguno. Para lograr las características antes mencionadas se utilizó una librería muy importante de Java llamada JavaFX, la cual es una familia de productos y tecnologías desarrolladas por la compañía Oracle Corporation, para la creación de aplicaciones web con similares características y capacidades de las aplicaciones de escritorio. Estos productos brindan una variedad de herramientas a la hora de diseñar una interfaz gráfica, desde botones personalizables, posibilidad de libre diseño, hasta una aplicación entera solo para diseñar las vistas de la aplicación elaborada.

A su vez, han sido creadas bases de datos MySQL (Structured Query Language), para el almacenamiento y recuperación de la información relacionada con: parámetros meteorológicos históricos conocidos durante un período de tiempo en las dos localidades donde se efectúa el análisis; y principales características de diversos paneles solares bajo diferentes condiciones de operación. El software desarrollado posee conexiones a tales bases de datos, mediante las cuales se pueden seleccionar, tanto la localidad, el período de tiempo, así como la celda solar deseada y sus condiciones de funcionamiento, entre otras opciones, para su posterior análisis a través de las técnicas de RNA y de AG, según corresponda.

En definitiva, la implementación del software está basada en tres etapas diferentes:

- (i) Creación y diseño de las bases de datos;
- (ii) Desarrollo de una aplicación que obtenga los datos de las bases de datos;
- (iii) Implementación de las técnicas de RNA y de AG.

A continuación se describe cada una de las etapas mencionadas anteriormente.

2.1 Creación y diseño de las bases de datos

Para satisfacer los requerimientos pretendidos para el software, se crearon dos bases de datos diferentes de acuerdo al análisis que se desee efectuar. Cada una de las bases de datos utiliza una herramienta de organización de la información, en un caso denominada *Tabla Localización* y en otro caso *Tabla Panel Solar*, las cuales sirven para el almacenamiento de los datos, la recuperación de la información y su posterior manipulación. La Figura 1 muestra los diseños de la *Tabla Localización*, que contiene

todo lo relacionado con los datos geográficos y meteorológicos históricos para la estimación de la radiación solar, y de la *Tabla Panel Solar*, con las características más relevantes de los paneles solares para la extracción de parámetros de interés de estos dispositivos, parámetros no conocidos y/o difíciles de medir de manera experimental.

La *Tabla Localización* incluye la localización geográfica donde se realizará el análisis (localidad, latitud, longitud, altura sobre el nivel del mar) y los datos meteorológicos diarios, tales como por ejemplo, la radiación solar global, la temperatura del aire, la humedad relativa, la velocidad media y/o máxima del viento, la presión atmosférica media, la precipitación, entre otras. En esta primera versión del software, las localidades en las que se puede efectuar la estimación de la radiación solar a través del entrenamiento y testeo de RNA son Capilla de Sitón (provincia de Córdoba) y Quimilí (provincia de Santiago del Estero). La elección de estas dos localidades, es debido a la gran dificultad que se tuvo para obtener datos históricos experimentales de variables meteorológicas, que incluyan la radiación solar global durante un determinado período de tiempo, en otros lugares de interés.

Localización	Panel Solar
<ul style="list-style-type: none"> • Localidad • Latitud • Longitud • Altura s.n.m. • Fecha • Radiación Solar • Temperatura máxima • Temperatura mínima • Humedad • Velocidad del viento • Presión atmosférica • Precipitación 	<ul style="list-style-type: none"> • Marca • Modelo • Tipo • N° de Celdas • Superficie • Peso • I_{sc} • V_{oc} • I_M • V_M • P_M • Eficiencia • Potencia solar • Temperatura • Curva I-V

Figura 1. Diseño de las *Tabla Localización* y *Tabla Panel Solar*.
(Elaboración propia).

Los datos meteorológicos utilizados en el caso de las localidades de Quimilí y Capilla de Sitón corresponden a valores experimentales diarios obtenidos a través del Sistema de Información y Gestión Agrometeorológico (SIGA) [16], perteneciente al Instituto Nacional de Tecnología Agropecuaria (INTA). Este sistema de información permite conectarse a más de 200 estaciones meteorológicas distribuidas en todo nuestro país, a través de internet y monitorear los datos sensados en tiempo real, los cuales se van actualizando cada 10 minutos. Allí se pueden obtener tanto datos actuales, como históricos y estadísticas mensuales. Si bien a través del SIGA se pueden obtener datos meteorológicos de más de 200 localidades, sólo las localidades de Capilla de Sitón y de Quimilí, poseen los instrumentos necesarios para la medición de la radiación solar.

Por su parte, la *Tabla Panel Solar* incluye tanto características específicas de cada panel solar (marca, modelo, tipo o materiales que los componen, número de celdas solares que los conforman, superficie, peso), como también a los principales parámetros eléctricos (corriente de corto-circuito I_{sc} , tensión de circuito abierto V_{oc} , corriente en el punto de

operación óptimo I_M , tensión en el punto de operación óptimo V_M , potencia máxima de salida P_M y eficiencia η). Todos los paneles solares almacenados en la base de datos correspondiente, son o bien dispositivos comerciales (cuyos valores fueron obtenidos de las hojas de datos proporcionada por las empresas fabricantes de los mismos), o dispositivos de laboratorio (cuyos valores son obtenidos a través de artículos científicos). La *Tabla Panel Solar* incluye un conjunto de valores de cada una de las curvas características corriente-tensión (I-V) correspondientes a los paneles solares allí incluidos. Este conjunto de valores es el que se utilizó para ejecutar la técnica de AG.

2.2. Desarrollo de una aplicación que obtenga los datos de las bases de datos

Luego de la creación y llenado de las bases de datos, se desarrolló una aplicación capaz de obtener los valores de las mismas para que puedan ser utilizados por las técnicas de RNA y AG. Esta aplicación fue desarrollada en el lenguaje de programación Java, a partir del programa de diseño JavaFX Scene Builder, el cual genera un código que representa a la interfaz gráfica inicial de la aplicación. Con este código y la utilización de la librería MySQL JDBC Driver es posible conectarse a las bases de datos para comenzar a obtener los valores deseados. La Figura 2 muestra, a modo de ejemplo, la interfaz gráfica inicial del software para la selección de los paneles solares, permitiendo al usuario elegir un panel solar de acuerdo a su marca, modelo o tipo. Una vez establecida la conexión entre la aplicación y las bases de datos, el software procede a realizar las consultas que permitan obtener los valores almacenados correspondientes o bien a la localización o al panel solar seleccionado. Un aspecto muy importante del software es el siguiente: el usuario, además de poder seleccionar un panel solar ya incorporado a la base de datos, para la extracción de parámetros de interés, tiene también la posibilidad de agregar un panel solar personalizado, es decir, no incluido hasta ese momento en la base de datos. Para ello, el usuario debe introducir un conjunto de valores de la curva corriente-tensión del nuevo dispositivo a analizar.

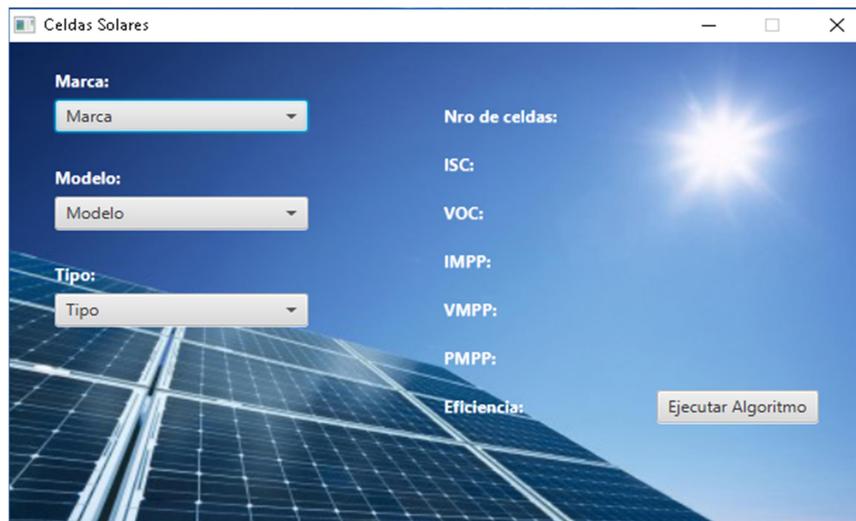


Figura 2. Interfaz gráfica al iniciar la aplicación para la selección de un panel solar. (Elaboración propia).

Del mismo modo, el usuario, además de poder seleccionar una de las dos localidades donde se realizará la estimación de la radiación solar, tiene la posibilidad también de incorporar una nueva localización personalizada, no incluida hasta ese momento en la base de datos. Para ello, el usuario debe introducir la nueva ubicación donde desea realizar el análisis y los datos meteorológicos de dicha zona durante un período de tiempo determinado. En consecuencia, el software le permite al usuario seleccionar entre dos opciones de paneles solares:

- aquellos que están almacenados en la base de datos;
- personalizados a partir de introducir valores de la curva I-V conocidos;

y seleccionar entre dos opciones de localización:

- aquellas que están almacenadas en la base de datos;
- personalizada a partir de introducir valores de variables meteorológicas en un lugar determinado durante un período de tiempo específico.

2.3. Implementación de la técnica de RNA

La RNA implementada en el software desarrollado es diseñada para formular modelos de predicción de la radiación solar global diaria utilizando diferentes datos meteorológicos experimentales previamente conocidos. Con el propósito de obtener el mejor modelo de predicción con el mínimo error posible, el software desarrollado le permite inicialmente al usuario configurar la estructura de la RNA y definir los parámetros principales para las etapas de entrenamiento y testeo. Específicamente, el software ofrece las siguientes opciones:

- *Elección de la cantidad de neuronas en la capa oculta.*
- *Elección de la función de activación.*
- *Elección de la tasa de aprendizaje y de la inercia.*
- *Elección de la cantidad de datos para entrenamiento y testeo.*

La estructura de la RNA implementada en este trabajo consiste de tres etapas: una capa de entrada, una capa oculta y una capa de salida. Además, se eligió la RNA de tipo Perceptrón [17]. La capa de salida es donde se produce el cálculo final y presentación de la variable deseada, en este caso de la radiación solar global diaria estimada. Mientras que la capa de entrada es quien recibe los datos conocidos de las restantes variables meteorológicas consideradas en el análisis (por ejemplo: temperatura del aire, humedad relativa, velocidad del viento, presión atmosférica, etc.). Finalmente, la capa oculta es importante para conectar las capas de entrada y de salida a través de un conjunto de neuronas artificiales. Cada neurona puede recibir uno o más estímulos como entrada donde cada conexión posee un peso que determina la fuerza del estímulo recibido. La salida de una neurona está dada por la información pesada que recibe y una función de activación que determina el valor de salida de dicha neurona. Como función de activación se puede optar entre la función lineal, la función sigmoideal tangente hiperbólica y la función sigmoideal logística.

El proceso de aprendizaje de las RNA consiste básicamente en el ajuste entre las conexiones de las neuronas. La Figura 3 presenta el diagrama esquemático correspondiente a la RNA implementada en el software desarrollado para el caso particular de nueve neuronas en la capa oculta y siete diferentes variables meteorológicas que ingresan a la capa de entrada.

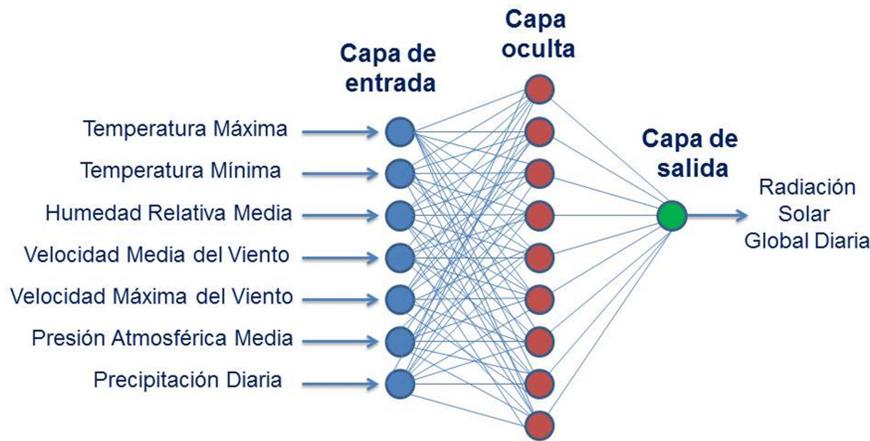


Figura 3. Topología de la RNA implementada para el caso particular de 9 neuronas en la capa oculta y 7 variables meteorológicas en la capa de entrada. (Elaboración propia).

2.4. Implementación de la técnica de AG

Inicialmente el usuario, luego de seleccionado el panel solar a analizar y previo a la ejecución del software, debe configurar una serie de parámetros relacionados directamente con la técnica de AG [18]. Ellos son:

- **Elección del circuito eléctrico equivalente de la celda solar.** Puede ser el modelo de un diodo o el modelo de doble diodo [19-20].
- **Cantidad de parámetros a ajustar. Cantidad de bits por parámetro.** Su producto determina la longitud del cromosoma de cada individuo.
- **Restricciones de cada parámetro a ajustar.** Valores mínimos y máximos que cada variable puede tomar durante la ejecución del algoritmo genético.
- **Tamaño de la población inicial.**
- **Probabilidad de cruce y Probabilidad de mutación.**
- **Cantidad máxima de generaciones.**
- **Elitismo.**

La Figura 4 presenta el diagrama de flujo del algoritmo de búsqueda genética donde se implementa la técnica de AG. En primer lugar, el software genera una población inicial de individuos de manera aleatoria. Cada uno de los individuos está conformado por un cromosoma y representa una posible solución al problema. Luego, el algoritmo procede a la evaluación de la función de aptitud para cada individuo correspondiente al modelo elegido. A partir del panel solar seleccionado, se utiliza el conjunto de valores de la curva I-V correspondientes al dispositivo y a las condiciones de operación elegidos (potencia solar incidente y temperatura), para el cálculo de la aptitud de cada individuo. La función de aptitud recibe como entrada el cromosoma del individuo y devuelve un valor que representa cuán apto es el individuo para resolver el problema. Una vez que todos los individuos de la población tienen su aptitud calculada, se aplica el criterio de selección de dos individuos de la población actual para realizar un cruce entre ellos. El criterio de selección que utiliza el software es el de la ruleta, el cual consiste en seleccionar un individuo en una cantidad proporcional a su aptitud. De esta manera, los mejores individuos tendrán mayores probabilidades de ser elegidos.

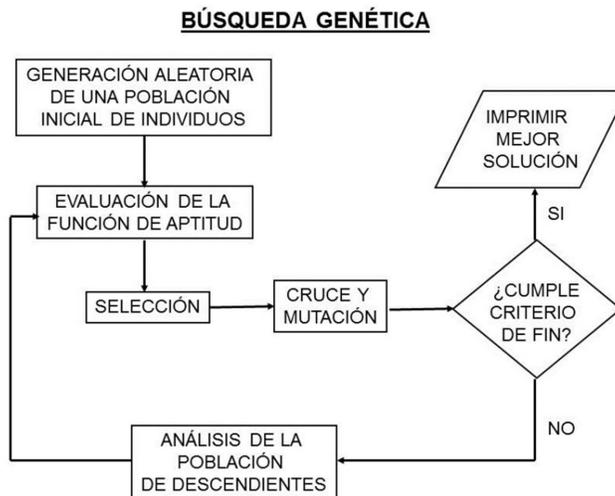


Figura 4. Diagrama de flujo de la técnica de Algoritmo Genético. (Elaboración propia).

La población actual de soluciones (padres) produce los hijos para la próxima etapa del algoritmo a través de dos operadores genéticos de reproducción: cruce y mutación. Estos operadores son aplicados entre los pares de individuos seleccionados, para el intercambio de parte de sus cromosomas, dando lugar así a nuevos individuos, los cuales pueden resultar en individuos más aptos que aquellos que los originaron.

El resultado de la combinación de las funciones anteriores será un conjunto de individuos (posibles soluciones al problema), los cuales en la evolución del AG formarán parte de la siguiente población. Una vez finalizados estos mecanismos de reproducción, el software verifica si se cumple con el criterio de fin del algoritmo, de acuerdo a lo que se logre primero, el número máximo de iteraciones, o bien, cuando la mejor aptitud de un individuo sea aceptable. Si se cumple con el criterio de fin, el algoritmo finaliza y visualiza la mejor solución obtenida. Por lo tanto, la población inicial converge a la solución óptima luego de sucesivas generaciones.

Se debe tener en cuenta que las técnicas de AG no determinan una única solución sino que la función de aptitud puede tener más de una combinación de los parámetros de entrada a ajustar que obtengan la misma salida, lo cual es conocido como problema inverso. Sin embargo, los AG constituyen herramientas poderosas para resolver tal ecuación y obtener soluciones muy aproximadas a las soluciones exactas.

3. Resultados y Discusión

3.1 Resultados Parte I: Predicción de la Radiación Solar con RNA

En esta sección se presentan resultados obtenidos utilizando el software desarrollado, del entrenamiento y testeo de diferentes RNA que permiten predecir a corto plazo la radiación solar en una localidad de nuestro país. Los datos meteorológicos utilizados corresponden a valores experimentales diarios provenientes de la estación meteorológica automática tipo Nimbus THP, ubicada en la localidad de Capilla de Sitón (Latitud: -30,572; Longitud: -63,652, Altura: 212 metros), situada en el departamento Totoral, provincia de Córdoba, Argentina. Las magnitudes meteorológicas elegidas para

llevar a cabo el entrenamiento y testeo de diferentes modelos de RNA en esta localidad han sido: radiación solar global diaria ($\text{MJ}/\text{m}^2\text{día}$), temperatura máxima y mínima del aire en abrigo a 1,5 metros de altura ($^{\circ}\text{C}$), humedad relativa media (%), velocidad media y máxima del viento (km/h), presión atmosférica media (hPa) y precipitación diaria (mm), durante el período comprendido desde el 01/06/2015 (**Dato 1**) hasta el 31/05/2016 inclusive (**Dato 366**), abarcando así un año completo.

Para este conjunto de datos se propuso un caso de estudio de acuerdo a la cantidad de neuronas en la capa oculta de la RNA. En todos los casos, se utilizaron como funciones de activación en la capa oculta y en la capa de salida, a la función sigmoïdal tangente hiperbólica y a una función lineal, respectivamente. Además, para finalizar la fase de aprendizaje o entrenamiento se consideraron 2000 iteraciones o un error menor que 0,001, se utilizó una tasa de aprendizaje de 0.001 y de los 366 valores totales, se utilizó para el entrenamiento el 75% de los datos, mientras que el 25% restante se los empleó para la etapa de testeo o validación de los modelos.

Para analizar lo que ocurre cuando los modelos de predicción difieren en la cantidad de neuronas en la capa oculta de la RNA, se formularon 18 modelos diferentes, denominados L_i (con i variando desde 3 hasta 20), donde el subíndice i representa el número de neuronas en la capa oculta de la RNA. En todos los modelos se tomaron en orden cronológico, los primeros 273 datos para el entrenamiento de la red, dejando los últimos 93 datos para validar los modelos.

La Figura 5 presenta los resultados obtenidos del RMSE% (Raíz del error cuadrático medio porcentual) para la totalidad de los modelos L_3 - L_{20} , en donde se puede apreciar que los modelos con menos número de neuronas en la capa oculta poseen un error menor entre los valores de radiación medida y la estimada por los modelos. En particular, el modelo L_8 es quien posee el mínimo error (aproximadamente un 9%), siendo por lo tanto ocho el número de neuronas óptimas en la capa oculta de la RNA para los datos considerados en este trabajo [21].

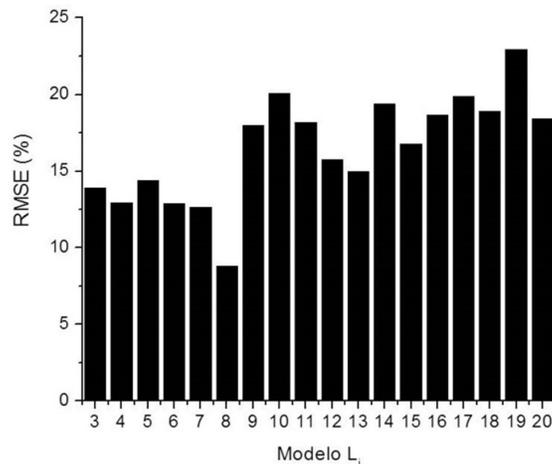


Figura 5. Raíz del error cuadrático medio porcentual para los modelos de predicción formulados para la localidad de Capilla de Sitón. (Elaboración propia).

Por su parte, la Figura 6 presenta el diagrama de dispersión entre la radiación solar global medida y la estimada obtenida por el modelo L8, conjuntamente con la recta identidad, la cual permite distinguir que los errores de este modelo son producto principalmente de sobreestimaciones respecto de los valores de radiación solar medidos.

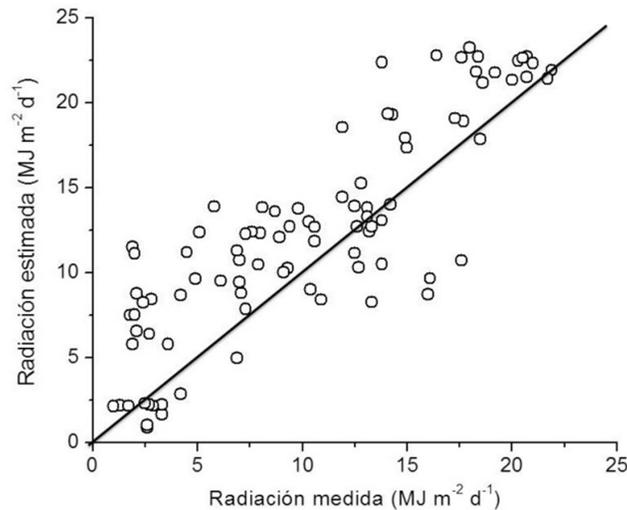


Figura 6. Diagrama de dispersión entre la radiación solar medida y la estimada, esta última obtenida por el modelo L8. (Elaboración propia).

3.2 Resultados Parte II: Extracción de Parámetros de Celdas Solares con AG

En esta sección se presentan resultados obtenidos utilizando el software desarrollado, de la extracción de parámetros de interés, a través de la técnica de AG, de una celda solar de silicio, bajo el espectro solar AM1.5G (superficie terrestre), cuando el dispositivo es expuesto a diferentes potencia solar incidentes. La Tabla 1 resume los valores principales de los parámetros eléctricos de la celda solar bajo análisis.

Tabla 1. Principales parámetros eléctricos de la celda solar bajo estudio.

Parámetros eléctricos	Potencia solar incidente (W/m^2)				
	1000	800	600	400	200
I_{sc} (A)	3.46	2.77	2.08	1.38	0.69
V_{oc} (V)	0.52	0.52	0.51	0.50	0.48
P_M (W)	1.47	1.16	0.85	0.56	0.27
Eficiencia (%)	14.66	14.46	14.23	13.88	13.30

(Elaboración propia).

La configuración inicial del software fue la siguiente:

- **Circuito eléctrico equivalente de la celda solar:** Modelo de un diodo;
- **Cantidad de parámetros a ajustar:** 5 (I_L , I_0 , R_S , R_P , n);
- **Cantidad de bits por parámetro:** 32;
- **Longitud del cromosoma de cada individuo:** 160 bits;
- **Restricciones de cada parámetro a ajustar:**

$$\begin{cases} 0 \leq R_S \leq 1000, \\ 0 \leq R_P \leq 20000, \\ 1 \leq n \leq 2, \\ 0 \leq V \leq V_{OC}, \\ 0 \leq I \leq I_{SC}, \\ I_L = I_{SC} \end{cases}$$
- **Tamaño de la población:** 200;
- **Probabilidad de cruce:** 0.75;
- **Probabilidad de mutación:** 0.001;
- **Cantidad máxima de generaciones:** 500;
- **Elitismo:** Si.

donde las cinco variables posibles a ajustar son: la fotocorriente I_L , la corriente oscura I_0 , la resistencia serie R_S , la resistencia paralela R_P y el factor de idealidad n .

El valor de la corriente oscura y del factor de idealidad son independientes de la potencia solar incidente. Estos parámetros tomaron los siguientes valores: $I_0 = 2.0 \times 10^{-8}$ A y $n = 1.06$. Por su parte, la Figura 7 y la Figura 8 muestran las variaciones de R_S y de R_P en función de la potencia solar incidente, respectivamente [21].

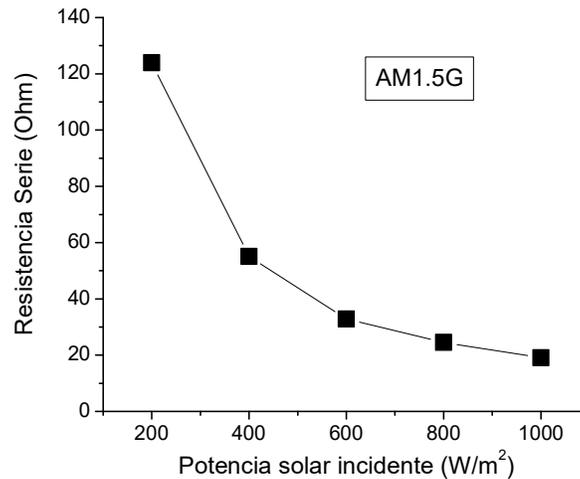


Figura 7. Resistencia serie en función de la potencia solar incidente. Valores obtenidos con el software desarrollado. (Elaboración propia).

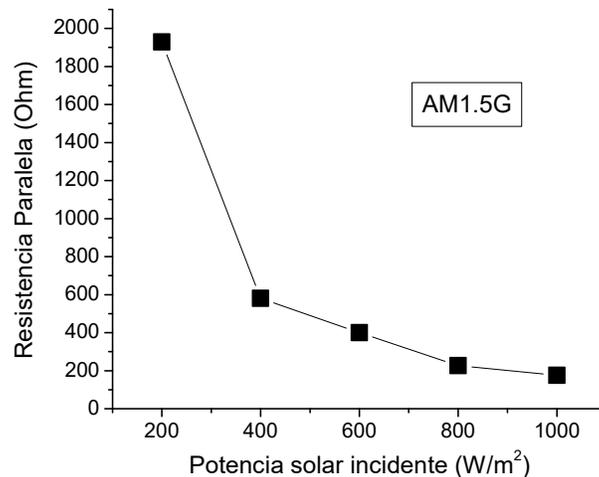


Figura 8. Resistencia paralela en función de la potencia solar incidente. Valores obtenidos con el software desarrollado. (Elaboración propia).

4. Conclusiones

Teniendo en cuenta el incesante aumento del consumo global de energía, sumado a la disminución de reservas de combustibles fósiles y a los efectos nocivos que éstos producen sobre el medio ambiente, el principal beneficio del presente trabajo es que permite contribuir con un pequeño aporte a atacar estos problemas, maximizando el aprovechamiento de la energía solar y optimizando el funcionamiento de las celdas solares, en base a su localización geográfica, condiciones meteorológicas y condiciones de operación. Este es un tema que presenta en la actualidad un marcado interés tecnológico, como lo son todos aquellos sistemas basados en energías renovables para producir calor y electricidad. El software de simulación fue desarrollado a través de modelos y algoritmos basados en Redes Neuronales Artificiales y Algoritmos Genéticos. Por un lado, posibilita el entrenamiento y testeado de diferentes modelos de predicción de Redes Neuronales Artificiales para la estimación de la radiación solar global diaria en diversas regiones de nuestro país, a partir de parámetros meteorológicos históricos conocidos de manera real y confiable. Y por otro lado, permite extraer, por medio de la utilización de Algoritmos Genéticos, parámetros de interés de celdas solares de diferentes materiales y tecnologías de fabricación y bajo diferentes condiciones de operación (potencia solar incidente, temperatura, espectro solar, etc.).

5. Referencias

- [1] Energías Renovables 2016. Reporte de la situación actual. REN 21. Año 2016. (http://www.ren21.net/wp-content/uploads/2016/06/GSR_2016_KeyFindings_SPANISH.pdf)
- [2] RAICHIJK, C. et al. (2005). Evaluación de un método alternativo para la estimación de valores medios mensuales de irradiación global en Argentina. *Avances en Energías Renovables y Medio Ambiente*. v.9.
- [3] MENGES, H. et al. (2006). Evaluation of global solar radiation models for Konya, Turkey. *Energy Conversion and Management*. v.47. p.3149–3173.

- [4] LEAL, S. et al. (2009). Modelos estadísticos para determinação da irradiação solar UV diária no estado de Pernambuco. *Avances en Energías Renovables y Medio Ambiente*. v.13.
- [5] KAPLANIS, S. et al. (2010). Stochastic prediction of hourly global solar radiation for Patra, Greece. *Applied Energy*. v87. p.3748–3758.
- [6] POLO MARTÍNEZ, J. (2010). Optimización de modelos de estimación de la radiación solar a partir de imágenes de satélite. *Tesis Doctoral*. Universidad Complutense de Madrid.
- [7] DE BLAS, M. et al. (2002). Selecting a suitable model for characterizing photovoltaic devices. *Renewable Energy*. v.25. p.371–380.
- [8] JAIN, A. y KAPOOR, A. (2004). Exact analytical solutions of the parameters of real solar cells using Lambert W-function. *Sol. Energy Mat. & Solar Cells*. v.81. p.269-277.
- [9] ORTIZ-CONDE, A. et al. (2006). New method to extract the model parameters of solar cells from the explicit analytic solutions of their illuminated I–V characteristics. *Solar Energy Materials and Solar Cells*. v90. p.352-361.
- [10] PRIYA, S. y IQBAL, M. (2015). Solar Radiation Prediction using Artificial Neural Network. *International Journal of Computer Applications*. v.116. p.28–31.
- [11] FADARE, D. et al. (2010). Modeling of solar energy potential in Africa using an artificial neural network. *American J. of Sc. and Industrial Research*. v.1. p.144–157.
- [12] MELLIT, A. et al. (2005). Artificial neural network model for prediction solar radiation data: application for sizing stand-alone photovoltaic power system. *IEEE Power Engineering Society General Meeting*. p.40-44.
- [13] APPELBAUM, J. y PELED, A. (2014). Parameters extraction of solar cells – A comparative examination of three methods. *Solar Energy Materials & Solar Cells*. v.122. p.164–173.
- [14] JERVASE, J. et al. (2001). Solar cell parameter extraction using genetic algorithms. *Measurement Science Technology*. v.12. p.1922-1925.
- [15] OSPINO CASTRO, A.; ROBLES ALGARÍN, C. y DURAN PABÓN, A. (2014). Modelado y simulación de un panel fotovoltaico empleando técnicas de inteligencia artificial. *Ingeniería Energética*. v.XXXV. p.225-233.
- [16] Sistema de Información y Gestión Agrometeorológico (SIGA) (<http://siga2.inta.gov.ar>)
- [17] HOPFIELD, J. (1982). Neural networks and physical systems with emergent collective computational abilities. *Proceedings of the National Academy of Science*. USA. v.79. p.2554-2558.
- [18] HOLLAND, J.H. (1975). *Adaptation in Natural and Artificial Systems*, The University of Michigan Press.
- [19] TIWARI, G y DUBEY, S. (2010). Fundamentals of Photovoltaic Modules and Their Applications, *Editorial RSC Publishing*, Ed. 2°.
- [20] WOLF, M. et al. (1977). Investigation of the double exponential in the current-voltage characteristics of silicon solar cells. *IEEE Trans. Elect. Dev.* v.24. p.419-428.
- [21] MORALES, D.M. (2016). Tesis Doctoral, Universidad Nacional de Quilmes.