

Charlier, Leandro Jesús

# Sistemas inteligentes aplicados a dispositivos fotovoltaicos para la generación de energía no contaminante : informe final de la PPS

2017

*Instituto de Ingeniería y Agronomía*  
*Ingeniería en Informática*



Esta obra está bajo una Licencia Creative Commons Internacional.  
Atribución - No Comercial - Compartir Igual 4.0.  
<https://creativecommons.org/licenses/by-sa/4.0/>

Documento descargado de RID - UNAJ Repositorio Institucional Digital de la Universidad Nacional Arturo Jauretche

*Cita recomendada:*

Charlier, L. J. (2017). *Sistemas inteligentes aplicados a dispositivos fotovoltaicos para la generación de energía no contaminante: Informe final de la PPS [Informe final]*. Universidad Nacional Arturo Jauretche. Disponible en RID - UNAJ Repositorio Institucional Digital UNAJ <https://biblioteca.unaj.edu.ar/rid-unaj-repositorio-institucional-digital-unaj>



Universidad Nacional  
**ARTURO JAURETCHE**

Instituto de Ingeniería y Agronomía

Ingeniería en Informática

Práctica Profesional  
Supervisada (PPS)

## PRÁCTICA PROFESIONAL SUPERVISADA (PPS) Informe Final

### DATOS DEL ESTUDIANTE

Apellido y Nombres: Charlier, Leandro Jesús

Nº de Legajo: 3998

Correo electrónico: leandrocharlier@gmail.com

Firma:

 CHARLIER, LEANDRO

### PROFESOR COORDINADOR DE LA UNAJ

Apellido y Nombres: Hasperué, Waldo

Correo electrónico: whasperue@unaj.edu.ar

Firma:

 HASPERUE, WALDO

### DATOS DE LA ORGANIZACIÓN DONDE SE REALIZA LA PPS

Nombre o Razón Social: GEMyDE (Grupo de Estudio de Materiales y Dispositivos  
Electrónicos), Facultad Ingeniería, Universidad Nacional de La Plata

Dirección: 48 y 116, La Plata (CP. 1900), Buenos Aires.

Teléfono: 0221-4258911

Sector: Física de Semiconductores

### TUTOR DE LA EMPRESA/INSTITUCIÓN

Apellido y Nombres: Cappelletti, Marcelo


Correo electrónico: marcelo.cappelletti@ing.unlp.edu.ar


Firma:

 CAPPELLETTI, MARCELO

### FIRMA DEL COORDINADOR DE LA CARRERA

Leandro Jesús Charlier

  
Dr. Ing. MARTÍN MOCHALES  
Coordinador de la Carrera Ingeniería  
en Informática  
Instituto de Ingeniería y Agronomía  
Universidad Nacional ARTURO JAURETCHE

 <p>Universidad Nacional <b>ARTURO JAURETCHE</b> <i>Instituto de Ingeniería y Agronomía</i> <i>Ingeniería en Informática</i></p>	<p><b>Práctica Profesional Supervisada (PPS)</b></p>
---	--

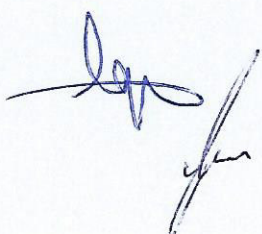
## 1. Introducción

El presente trabajo forma parte de la Práctica Profesional Supervisada (PPS) correspondiente a la carrera de Ingeniería en Informática de la Universidad Nacional Arturo Jauretche (UNAJ). El mismo tiene por objetivo general el diseño, desarrollo e implementación de un software para ser utilizado en sistemas tecnológicos relacionados con aplicaciones energéticas. El desarrollo del software se llevó a cabo a través de modelos y algoritmos basados en diferentes técnicas subsimbólicas de inteligencia artificial, tales como algoritmos genéticos y redes neuronales artificiales. Específicamente, el software permite realizar las siguientes tareas:

- 1) Extracción de parámetros físicos de interés de celdas solares, a través de la técnica de algoritmos genéticos.
- 2) Estimación de la radiación solar en diferentes zonas de nuestro país, a través de la técnica de redes neuronales artificiales.

El tema seleccionado presenta un marcado interés tecnológico, social y ecológico. Por lo tanto, la utilización del software combinando ambos sistemas posibilita, entre otras prestaciones, desarrollar soluciones para problemas actuales, como por ejemplo: 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 y de la aplicación específica que tendrá el dispositivo.

En el desarrollo del presente Informe serán explicados los diversos temas que éste aborda, desde una caracterización de celdas solares, pasando por una explicación de los conceptos teóricos de las técnicas de algoritmos genéticos y





Universidad Nacional  
ARTURO JAURETCHE

*Instituto de Ingeniería y Agronomía*

*Ingeniería en Informática*

**Práctica Profesional  
Supervisada (PPS)**

redes neuronales, hasta el estado final del software desarrollado y algunos de los resultados obtenidos con esta herramienta.

### **1.1. Estado actual del tema de estudio**

La evolución y progreso de la humanidad están ligados al uso de la energía. Existen actualmente tres grandes problemas a nivel mundial a considerar en materia energética. En primer lugar, el aumento ininterrumpido del consumo global de energía. Según la Agencia de Energía Internacional (IEA) se estima que para el año 2030 habrá un 40% más de consumo que en el último año<sup>1</sup>. En segundo lugar, el agotamiento de reservas de combustibles fósiles, como el carbón, petróleo y gas natural, en un tiempo más o menos finito. Estos recursos no renovables tienen un alto contenido energético y con ellos se satisface en la actualidad en el mundo aproximadamente el 78% del consumo de energía global, de acuerdo a datos suministrados por la Red de Políticas en Energía Renovable para el Siglo XXI (RED21)<sup>2</sup>. En tercero y último lugar, la combustión de los recursos fósiles produce la emisión de gases a la atmósfera, tales como el dióxido de carbono (CO<sub>2</sub>), que ocasiona impactos ambientales nocivos al medio ambiente, provocando el denominado calentamiento global y cambio climático.

Las problemáticas mencionadas anteriormente hacen que la conversión de energía sea una de las razones más importantes a considerar en los tiempos actuales.

---

<sup>1</sup>International Energy Agency (2015). Energy and climate change. París: OECD/IEA. Disponible en: <https://www.iea.org/publications/freepublications/publication/WEO2015SpecialReportonEnergyandClimateChange.pdf> Consultado en abril de 2017.

<sup>2</sup>Red de Políticas de Energías Renovables para el Siglo XXI (2016). Energías renovables 2016: reporte de la situación mundial, hallazgos clave. París: REN21. Disponible en: [http://www.ren21.net/wp-content/uploads/2016/06/GSR\\_2016\\_KeyFindings\\_SPANISH.pdf](http://www.ren21.net/wp-content/uploads/2016/06/GSR_2016_KeyFindings_SPANISH.pdf) Consultado en abril de 2017.



Universidad Nacional  
**ARTURO JAURETCHE**

*Instituto de Ingeniería y Agronomía*

*Ingeniería en Informática*

**Práctica Profesional  
Supervisada (PPS)**


Dos posibles soluciones para remediar estos inconvenientes están relacionadas con el uso racional y eficiente de la energía y con la utilización de recursos renovables y no contaminantes para la conversión de energía. 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.

La energía solar es la energía que proviene del Sol en forma de radiación electromagnética y es la principal fuente de energía renovable disponible en la naturaleza. Según las investigaciones realizadas por el ingeniero e investigador del Conicet Dr. Kurt Taretto, la energía solar recibida anualmente en nuestro planeta es más de 10.000 veces superior al consumo global anual de energía (Taretto, 2015). Por esta razón, se presenta como el recurso más promisorio tendiente a sustituir las fuentes de energía no renovables y reducir las emisiones de gases a la atmósfera, dado que permite diversas formas de captación y transformación.

En este sentido, las celdas solares son hoy en día uno de los dispositivos más prometedores para generar energía de forma no contaminante y eficiente para aplicaciones domésticas, industriales y en vehículos espaciales. 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.

## **1.2. Motivación: problemas que se plantean**

Si bien las celdas solares convierten energía solar en energía eléctrica a un bajo costo operativo, solamente aprovechan una pequeña cantidad de toda la energía solar que reciben. Esta cantidad depende de varios factores, entre ellos:

 <p>Universidad Nacional <b>ARTURO JAURETCHE</b> <i>Instituto de Ingeniería y Agronomía</i> <i>Ingeniería en Informática</i></p>	<p><b>Práctica Profesional Supervisada (PPS)</b></p>
---	--

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

Un conocimiento preciso de cada uno de estos factores es esencial para maximizar el rendimiento de las celdas solares y minimizar los efectos ambientales adversos en función de su localización y aplicación particular.

Sin embargo, el problema se plantea con dos de los factores mencionados anteriormente. Ellos son:

- 1) Existe falta de datos de radiación solar en muchas regiones de nuestro país.
- 2) Existe falta de datos de parámetros de interés de celdas solares.

Respecto al primer ítem, la medición de la radiación solar 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 los lugares de interés. La mayoría de las estaciones meteorológicas proveen datos de temperatura, humedad relativa, precipitación y velocidad y dirección del viento, pero no así de radiación solar.





Universidad Nacional  
ARTURO JAURETCHE

*Instituto de Ingeniería y Agronomía*

*Ingeniería en Informática*

**Práctica Profesional  
Supervisada (PPS)**

Con relación al segundo ítem, 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. Esto se debe tanto a la dificultad para determinar estos parámetros de manera experimental (utilización de instrumentos de medición sofisticados con el consecuente incremento de tiempo y costos), como a la restricción por parte de las empresas al acceso de esta información por razones de confidencialidad.

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, como por ejemplo: modelos lineales, polinómicos, exponenciales y logarítmicos, técnicas geoestadísticas, técnicas estocásticas, técnicas basadas en imágenes satelitales y métodos directos que utilizan valores experimentales de la curva característica corriente-tensión (I-V) bajo iluminación o en la oscuridad.

En los últimos años, gracias al crecimiento de las capacidades de cálculo y al mejoramiento de los algoritmos implementados, se han comenzado a emplear 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.

Específicamente, las RNA se han utilizado recientemente con la finalidad de realizar la estimación de la radiación solar (Priya-Iqbal, 2015). Esta técnica posee la capacidad de generalizar y 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



Universidad Nacional  
**ARTURO JAURETCHE**

*Instituto de Ingeniería y Agronomía*

*Ingeniería en Informática*

**Práctica Profesional  
Supervisada (PPS)**

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 con el objetivo de realizar la extracción de parámetros de interés de celdas solares (Jervase, 2001).

## **2. Celdas solares**

Esta sección presenta una caracterización de las celdas solares. Dichas celdas se aprovechan del efecto fotovoltaico que implica al recurso natural más importante como fuente de energía alternativa: el Sol. Estos dispositivos constituyen la más importante fuente de potencia de larga duración en aplicaciones terrestres y espaciales. Se exponen tanto las características eléctricas de las celdas solares como una breve descripción acerca de su evolución histórica.

### **2.1. Características eléctricas de las celdas solares**

Las celdas solares son dispositivos semiconductores que convierten la radiación solar directamente en energía eléctrica a un bajo costo operativo y disminuyen los niveles de contaminación. La Figura 1 muestra una celda solar típica de silicio.

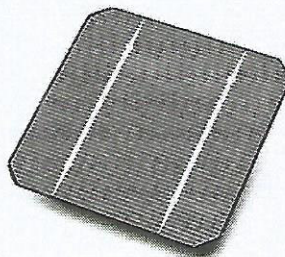




Figura 1. Imagen de una celda solar de silicio.

En la práctica, las celdas solares no se emplean como elementos independientes, sino que se usan en agrupaciones denominadas paneles solares o baterías solares, formados por la combinación serie y paralelo de las celdas individuales, como puede observarse en la Figura 2 para un panel solar de silicio.

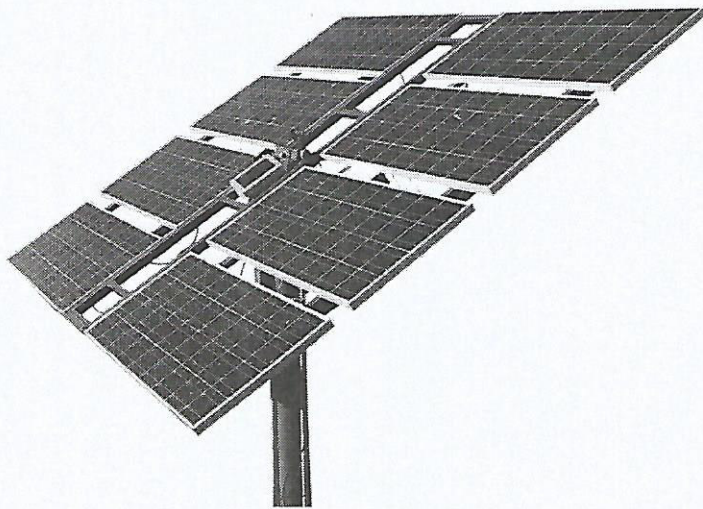


Figura 2. Imagen de un panel solar de silicio.

El análisis de las celdas solares requiere de un profundo conocimiento de sus parámetros físicos, eléctricos y ópticos. El comportamiento de estos dispositivos puede ser descrito a partir de modelos matemáticos formulados a través de ecuaciones, cuyas incógnitas representan las magnitudes de interés. En este sentido, para predecir el comportamiento de una celda solar real bajo diferentes condiciones de funcionamiento, es necesario utilizar un modelo de un circuito eléctrico equivalente del dispositivo.

La Figura 3 muestra el circuito eléctrico equivalente de una celda solar, constituido por un diodo.

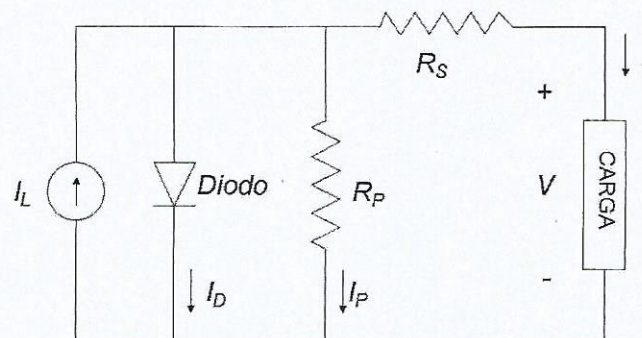


Figura 3. Circuito eléctrico equivalente de una celda solar. Modelo de un diodo.

La fuente de corriente  $I_L$  modeliza una celda solar ideal. El valor de  $I_L$ , denominado fotocorriente, es la diferencia entre la corriente generada por la celda solar con luz incidente proveniente de la radiación solar y en la oscuridad. En una celda solar real el comportamiento de la fotocorriente generada se desvía del comportamiento ideal, debido a pérdidas ópticas y eléctricas dentro del dispositivo. Para considerar estos efectos, se encuentra un diodo de juntura P-N conectado en paralelo con la fuente de corriente (Tiwari-Dubey, 2010). La corriente  $I_D$  que circula por el diodo, representa la corriente debido a la difusión y recombinación de portadores. La resistencia serie  $R_S$  modeliza la resistencia en el camino de la corriente de salida  $I$ , debido a los contactos óhmicos y a las regiones base y emisor. Por su parte, la resistencia paralela  $R_P$ , representa la resistencia a la corriente de fuga  $I_P$  a través de la juntura P-N de la celda solar.

En este circuito, la corriente de salida ( $I$ ) y la tensión de salida ( $V$ ) están relacionadas entre sí a través de la ecuación:



$$I = I_L - I_D - I_P = I_L - I_0 \cdot \left[ \exp\left(\frac{V + R_S I}{nV_T}\right) - 1 \right] - \left(\frac{V + R_S I}{R_P}\right). \quad (1)$$

donde  $I_0$  es la corriente de saturación inversa del dispositivo (conocida también como corriente oscura),  $n$  es denominado factor de idealidad del dispositivo y el parámetro  $V_T$  viene dado por la siguiente ecuación:

$$V_T = \frac{kT}{q}, \quad (2)$$

donde  $k = 1.381 \times 10^{-23}$  J/K es la constante de Boltzmann,  $T$  es la temperatura absoluta y  $q = 1.6 \times 10^{-19}$  C, es la carga del electrón. El valor aproximado de  $V_T$  a temperatura ambiente ( $T = 300$  K) es de 26 mV.

La celda solar ideal tiene resistencia serie de valor nulo, resistencia paralela de valor infinito, factor de idealidad igual a la unidad y corriente de saturación inversa igual a cero.

La Figura 4 muestra la curva corriente-tensión (curva I-V) de una celda solar típica con y sin iluminación solar incidente.

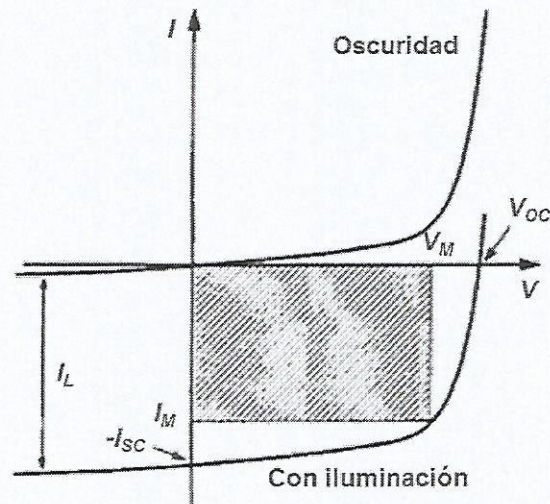


Figura 4. Característica corriente–tensión de una celda solar con y sin iluminación.

Los parámetros eléctricos que se presentan en esta figura son:

- $I_{sc}$ , corriente de corto-circuito (*short-circuit current*);
- $V_{oc}$ , tensión de circuito abierto (*open-circuit voltage*);
- $I_M$ , corriente en el punto de operación óptimo;
- $V_M$ , tensión en el punto de operación óptimo.

La zona de operación de la celda solar es el cuarto cuadrante de la Figura 4. Sin embargo, por razones de comodidad, en general se suele presentar como la curva característica corriente–tensión de una celda solar únicamente a lo que allí sucede, pero reflejado al primer cuadrante; es decir, con los valores de corriente negativos en el eje positivo de las ordenadas, tal como se aprecia en la Figura 5 para la celda solar iluminada. En esta figura se presenta conjuntamente a la curva característica corriente–tensión, la curva potencia–tensión.

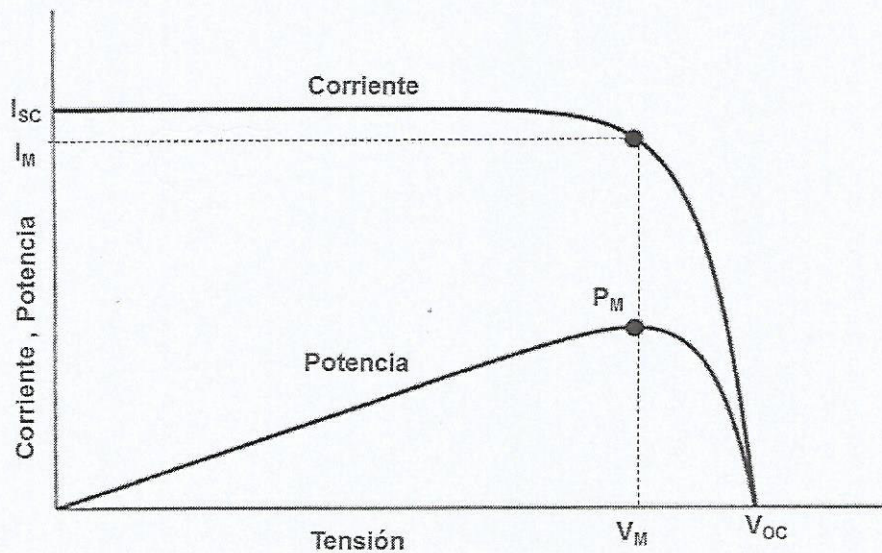


Figura 5. Curvas características corriente–tensión y potencia–tensión de una celda solar bajo iluminación.

El parámetro eléctrico  $P_M$  es la potencia máxima de salida (*maximum power point*) y es definida como el producto de la corriente y la tensión en el punto de operación óptimo ( $P_M = V_M \cdot I_M$ ).

La corriente de corto-circuito ( $I_{sc}$ ) es la corriente obtenida cuando no hay tensión eléctrica ( $V = 0$ ) en la celda solar y la tensión de circuito abierto ( $V_{oc}$ ) es la tensión obtenida cuando no circula corriente por el dispositivo ( $I = 0$ ).

Otros dos parámetros eléctricos que se utilizan para caracterizar una celda solar son: el factor de llenado  $FF$  (*fill factor*) y la eficiencia de conversión de energía  $\eta$ . El factor de llenado mide la agudeza de la curva corriente – tensión y es expresado como:

$$FF = \frac{P_M}{V_{oc} I_{sc}} \quad (3)$$



Mientras que la eficiencia de conversión de energía de la celda solar es definida como la relación de la potencia máxima de salida y la potencia solar incidente  $P_{IN}$  sobre el dispositivo, es decir:

$$\eta = \frac{P_M}{P_{IN}} \cdot 100\% , \quad (4)$$

donde  $P_{IN}$  toma el valor aproximado de  $1367 \text{ W/m}^2$  en el ambiente espacial (espectro solar AM0) y el valor aproximado de  $1000 \text{ W/m}^2$  en la superficie terrestre considerando el espectro solar AM1.5G.

Un modelo más completo que el anterior es el modelo de doble diodo (Wolf, 1977), el cual cuenta con dos diodos de juntura P-N conectados en paralelo con la fuente de corriente generada por la luz, como se observa en la Figura 6.

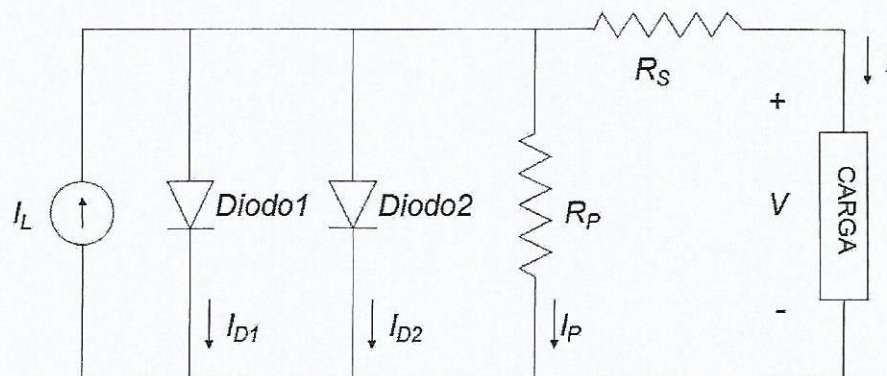



Figura 6. Circuito eléctrico equivalente de una celda solar. Modelo de dos diodos.

Las corrientes a través del primer y segundo diodo,  $I_{D1}$  e  $I_{D2}$ , representan las corrientes debido a la difusión en las regiones neutras y a la recombinación en la

 <p>Universidad Nacional <b>ARTURO JAURETCHE</b> <i>Instituto de Ingeniería y Agronomía</i> <i>Ingeniería en Informática</i></p>	<p><b>Práctica Profesional Supervisada (PPS)</b></p>
---	--

región de carga espacial, respectivamente. Por su parte, las resistencias serie  $R_s$  y paralela  $R_p$ , son definidas de igual manera que en el modelo de un diodo.

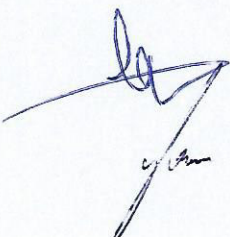
En este modelo, la corriente de salida ( $I$ ) y la tensión de salida ( $V$ ) están relacionadas entre sí a través de la ecuación:

$$I = I_L - I_{D1} - I_{D2} - I_P = I_L - I_{01} \cdot \left[ \exp\left(\frac{V + R_s I}{n_1 V_T}\right) - 1 \right] - I_{02} \cdot \left[ \exp\left(\frac{V + R_s I}{n_2 V_T}\right) - 1 \right] - \left(\frac{V + R_s I}{R_p}\right) \quad (5)$$

donde  $I_{01}$  e  $I_{02}$  son las corrientes de saturación inversa de los diodos 1 y 2 debido a la difusión y recombinación respectivamente, y  $n_1$  y  $n_2$  son los factores de idealidad de difusión y recombinación del dispositivo, respectivamente.

En este caso, la celda solar ideal tiene resistencia serie de valor nulo, resistencia paralela de valor infinito, factores de idealidad iguales a la unidad y corrientes de saturación inversa iguales a cero.

Las expresiones (1) y (5) son ecuaciones trascendentes, cuya solución no puede obtenerse empleando solo las herramientas propias del álgebra, sino que se hacen necesarios métodos numéricos, como por ejemplo, el método de Newton-Raphson (Appelbaum-Peled, 2014). En los últimos años, con el propósito de resolver tales ecuaciones y obtener soluciones aproximadas a las soluciones exactas, se han comenzado a utilizar también técnicas subsimbólicas de la inteligencia artificial, tales como, Algoritmos Genéticos (Castro-Algarín-Pabón, 2014).





Universidad Nacional  
**ARTURO JAURETCHE**

*Instituto de Ingeniería y Agronomía*

*Ingeniería en Informática*

**Práctica Profesional  
Supervisada (PPS)**

## **2.2. Evolución de las celdas solares**


La generación de tensión eléctrica, entendida ésta cuando un dispositivo es expuesto a la luz, denominado efecto fotovoltaico, fue descubierta por el físico francés Alexandre-Edmond Becquerel en el año 1839. Sus estudios sobre el espectro solar, el magnetismo, la electricidad y la óptica fueron el pilar científico para el comienzo de la energía fotovoltaica. Becquerel observó que al iluminar una junta formada entre un electrodo y un electrolito (electrodos de oro y platino sumergidos en una solución alcalina o ácida) se producía una cierta fuerza electromotriz (diferencia de potencial) (Kusumawati, 2015, p. 3).

En el año 1883 el inventor de origen estadounidense Charles Fritts desarrolló la primera celda solar, la cual fue construida con selenio (Se) como semiconductor recubierto con una capa de oro muy delgada. Esta celda alcanzó una eficiencia del 1% (Fritts, 1883). Debido al alto costo de esta celda solar, se la utilizó para usos diferentes a la generación de electricidad, como por ejemplo, en sensores de luz para la exposición de cámaras fotográficas.

En los años 1940 y 1946, los estadounidenses Russell Ohl y Seymour Benzer, desarrollaron las primeras celdas solares de silicio basada en una junta P-N y de germanio, respectivamente. Las celdas solares de silicio llegaron a una eficiencia por encima del 5% en el año 1960.

Sin embargo, fue recién en los últimos 30 años que las continuas investigaciones en el área de la tecnología fotovoltaica han producido un avance significativo. Estos recientes estudios han dado origen a una enorme variedad de celdas solares, las cuales generalmente son clasificadas en tres generaciones en base a los diferentes materiales semiconductores, configuraciones y procesos de fabricación de cada una de ellas. A continuación, se presenta una breve descripción de las diferentes generaciones de celdas solares.



 <p>Universidad Nacional <b>ARTURO JAURETCHE</b> <i>Instituto de Ingeniería y Agronomía</i> <i>Ingeniería en Informática</i></p>	<p><b>Práctica Profesional Supervisada (PPS)</b></p>
---	--

### **2.2.1. Celdas solares de primera generación**

Se denominan celdas solares de primera generación a las celdas solares desarrolladas en base a la tecnología de silicio cristalino (mono- o poli-cristalino). En la actualidad, cerca del 90% de las celdas solares disponibles en el mercado mundial están basadas en esta tecnología y son utilizadas principalmente para aplicaciones terrestres. Además, el porcentaje de este tipo de celdas solares para uso doméstico es aún mayor. Si bien es una tecnología que ha sido probada largamente y que ha resultado ser muy confiable y de larga vida útil, ya se han logrado eficiencias máximas en laboratorio cercanas al 25%<sup>3</sup>, valor muy próximo a su límite teórico calculado por Shockley-Queisser (1961), en base a argumentos de balance detallado de energía, de 31% bajo 1 sol de iluminación y 40.8% bajo la máxima concentración de soles.

El silicio es un material muy abundante en la naturaleza y, por consecuencia, muy económico (es el segundo elemento en la corteza terrestre, después del oxígeno), además sus propiedades y características son ampliamente conocidas. El silicio utilizado en los dispositivos fotovoltaicos puede tomar muchas formas, donde la diferencia principal entre ellas es la pureza del material. Cuanto más perfectamente alineadas se encuentren las moléculas de silicio, mejor comportamiento tendrá la celda solar para convertir la energía solar en electricidad. De esta manera, la eficiencia de los paneles solares va de la mano con la pureza del material; sin embargo, los procesos utilizados para mejorar la pureza del silicio son costosos. Por lo tanto, la eficiencia no es el único parámetro a considerar a la hora de elegir la mejor celda solar, sino que debe tenerse en cuenta la relación costo-eficiencia por metro cuadrado.

<sup>3</sup>National Renewable Energy Laboratory (2016) Efficiency Chart. Washington: NREL. Disponible en: [http://www.nrel.gov/pv/assets/images/efficiency\\_chart.jpg](http://www.nrel.gov/pv/assets/images/efficiency_chart.jpg)  
Consultado en febrero de 2016.





Las celdas solares de silicio mono-cristalino (mono-Si) se reconocen fácilmente por tener una apariencia externa uniforme, lo cual indica la alta pureza del silicio. Son producidas a partir de lingotes de silicio, los cuales tienen forma cilíndrica, recortando en sus cuatro esquinas. De esta manera, las celdas solares mono-Si están compuestas por un único cristal de silicio y se reconocen por su forma circular u octogonal, como se aprecia en la Figura 7. En la misma figura se muestra una celda solar de silicio poli-cristalino, las cuales están formadas por pequeñas partículas cristalizadas. El silicio crudo se derrite y se vierte en un molde cuadrado, que se enfría y se corta en obleas perfectamente rectangulares, sin bordes redondeados.

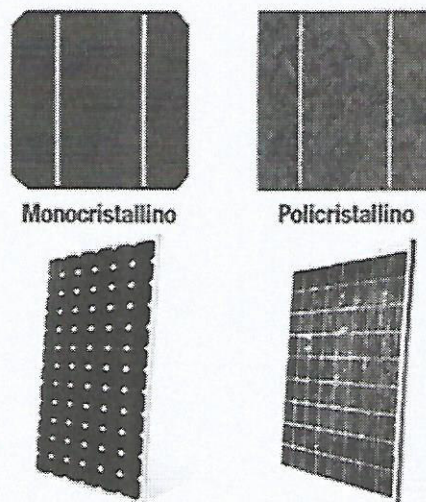



Figura 7. Celdas solares y paneles solares de silicio mono-cristalino y poli-cristalino.

Si bien las celdas solares de silicio mono-cristalino son más costosas que las de silicio poli-cristalinas, por estar hechas del silicio de un alto grado de pureza, tienen las ventajas de ser más eficientes, de desempeñarse mejor en condiciones de poca luz y baja temperatura, y de tener una mayor vida útil (25

 <p>Universidad Nacional <b>ARTURO JAURETCHE</b> <i>Instituto de Ingeniería y Agronomía</i> <i>Ingeniería en Informática</i></p>	<p><b>Práctica Profesional Supervisada (PPS)</b></p>
---	--

años aproximadamente).

### **2.2.2. Celdas solares de segunda generación**


Las denominadas celdas solares de segunda generación incluyen dispositivos fotovoltaicos de películas delgadas basadas en materiales, tales como: telurio de cadmio (CdTe), cobre-indio-galio-selenio (CIGS) o silicio con estructura amorfa (a-Si), que es cuando el silicio no se ha cristalizado. Independientemente del semiconductor empleado, las películas delgadas ofrecen una gran reducción en el costo del material respecto a la oblea de silicio. Recientemente celdas solares de CIGS, de CdTe y de a-Si han alcanzado eficiencias máximas del 22.6%, 22.1% y 14%, respectivamente. Una de las mayores ventajas de este tipo de celdas es, que por las propiedades de los materiales que la conforman, pueden ser flexibles, resultando sumamente útiles para diversas aplicaciones.

### **2.2.3. Celdas solares de tercera generación**

En los últimos años, las estructuras semiconductoras en las que se basan las celdas solares, se han sofisticado con el propósito de mejorar su capacidad de convertir la energía solar incidente en energía eléctrica y/o disminuir sus costos de producción, con respecto a las celdas solares de primera y de segunda generación. En este contexto, se encuentran las denominadas celdas solares de tercera generación.

Entre ellas se distinguen, por un lado, las celdas solares que apuntan a obtener costos más bajos de fabricación como, por ejemplo, las celdas solares Gratzel (o sensibilizadas por colorante), las cuales producen electricidad a través de un efecto foto-electro-químico, transformando la energía lumínica incidente en energía eléctrica. Estas celdas solares han alcanzado recientemente eficiencias



 <p>Universidad Nacional <b>ARTURO JAURETCHE</b> <i>Instituto de Ingeniería y Agronomía</i> <i>Ingeniería en Informática</i></p>	<p><b>Práctica Profesional Supervisada (PPS)</b></p>
---	--

cercanas al 12%. Además de ser de del bajo costo y su fácil fabricación, las principales ventajas de esta tecnología, comparado a las celdas solares de silicio de primera generación, son semiflexibles, semitransparentes y pueden generar energía eléctrica aún con bajas condiciones de luz (amanecer, anochecer, días nublados, luces artificiales, etc.), lo que las hace atractivas para diversas aplicaciones como ventanas, parabrisas, entre otras.

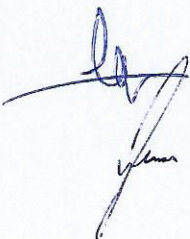
Por otro lado, se encuentran las celdas solares que buscan obtener las más altas eficiencias, entre ellas: las celdas solares tipo tandem (o multijunturas), las cuales se basan en la utilización de dos o más celdas solares de diferentes materiales semiconductores, apiladas una encima de la otra, donde cada una de ellas absorberá fotones de una porción diferente del espectro solar, mejorando así el rendimiento en comparación con las celdas individuales separadas. Su gran desventaja es el elevado costo de fabricación, pero poseen una eficiencia máxima teórica del 68.2% y del 86.8% bajo 1 sol y bajo la máxima concentración de soles, respectivamente (Dimroth, 2006). Recientemente han sido obtenidas eficiencias de conversión record experimentales cercanas al 38% y al 44.4% para 1 sol y para 302 soles de iluminación, respectivamente.

### **3. Algoritmos Genéticos**

#### **3.1. Concepto**

Los Algoritmos Genéticos (AG), también conocidos por sus siglas en inglés como GA (*Genetic Algorithms*), son una técnica estocástica de optimización por búsqueda heurística que imita el proceso de evolución de una especie biológica para la resolución de problemas en un amplio dominio, utilizando como criterio los principios de la selección natural y la supervivencia de los individuos más aptos, postulados por Darwin en el año 1859.

Según la Dra. Melanie Mitchell los AG pertenecen a la familia de la





Universidad Nacional  
**ARTURO JAURETCHE**

*Instituto de Ingeniería y Agronomía*

*Ingeniería en Informática*

**Práctica Profesional  
Supervisada (PPS)**

computación evolutiva y se destacan por ser una técnica adaptativa con alta performance, confiabilidad, robustez y capacidad de búsqueda global y optimización de soluciones (Mitchell, 1999). Estos algoritmos están dentro de las técnicas metaheurísticas poblacionales donde un conjunto de individuos sigue un proceso evolutivo y cooperan entre sí para hallar una solución.

Cada individuo representa o codifica un punto del espacio de búsqueda de soluciones en un problema dado y está representado como un conjunto de caracteres, denominados genes, los cuales agrupados forman un vector de valores llamado cromosoma.

En términos biológicos, el conjunto de caracteres que conforman un cromosoma se denomina fenotipo. El fenotipo contiene la información requerida para construir un organismo, el cual es denominado genotipo. Los mismos términos se utilizan en el campo de los Algoritmos Genéticos.

Un cromosoma de cierta longitud de genes, representa en cada uno de ellos determinada información que resulta clave para la solución del problema.

Los AG pueden ser aplicados para resolver una gran variedad de problemas de diferentes áreas, incluidas aquellas en las que otros métodos presentan dificultades. Sin embargo, los AG no garantizan obtener la mejor solución del problema, si bien la solución hallada puede ser aceptable y en un tiempo mínimo comparado con otros métodos. En general, si para un determinado problema existen técnicas especializadas de resolución, éstas serán más precisas y veloces que los AG; por lo tanto, los AG son sumamente útiles en aquellos problemas para los cuales no existen técnicas especializadas de resolución.

El procedimiento de la técnica de AG se explica a continuación.



### 3.2. Procedimiento de la técnica de AG


La evolución de los individuos (soluciones) hacia valores óptimos del problema bajo estudio, dependerá fuertemente de dos aspectos cruciales en el comportamiento de los Algoritmos Genéticos: por un lado, de una adecuada codificación o representación de los individuos; por otro lado, de una apropiada función de aptitud o adaptación al problema dado.

Respecto de la codificación o representación de los individuos, en general, el cromosoma de cada individuo se representa como una secuencia de bits (ceros y unos) de una determinada longitud, denominada representación binaria, aunque también pueden utilizarse otras representaciones, tales como, las basadas en números reales (Eshelman-Schaffer, 1993).

A su vez, para la aplicación de la técnica de AG se requiere de una función denominada función de aptitud (*fitness*) o de adaptación al problema, la cual es evaluada para cada individuo. La función de aptitud debe ser diseñada para cada problema de manera específica. Por lo general, estas funciones resultan en maximizar o minimizar con algún criterio que es dependiente del problema. La función de aptitud le asigna un número real a cada individuo particular (posible solución) evaluado por ella. Este valor numérico pone de manifiesto el nivel de adaptación al problema del individuo representado por el cromosoma; es decir, indica cuán buena es la solución que representa ese individuo.

Para comenzar la ejecución del algoritmo, se debe generar una población inicial de individuos. En la mayoría de los casos, la población inicial es generada de manera aleatoria; sin embargo, pueden también utilizarse soluciones iniciales conocidas, las cuales aceleran la convergencia del algoritmo, pero con la desventaja que pueden converger hacia óptimos locales y no hacia el óptimo global del problema.

Luego, cada individuo de la población inicial generada es evaluado con la

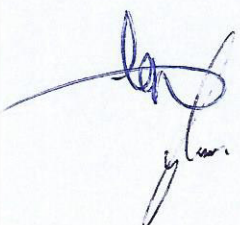
 <p>Universidad Nacional <b>ARTURO JAURETCHE</b> <i>Instituto de Ingeniería y Agronomía</i> <i>Ingeniería en Informática</i></p>	<p><b>Práctica Profesional Supervisada (PPS)</b></p>
---	--

función de aptitud propia del problema.

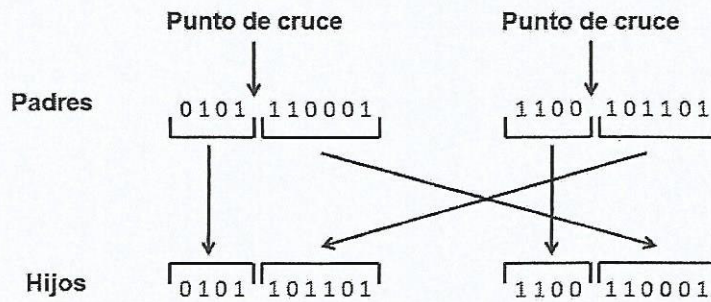
A continuación, se debe aplicar un criterio de selección de dos individuos (padres) de la población actual, para comenzar la fase reproductiva y producir descendientes (hijos) que constituirán la siguiente generación de individuos. Uno de los criterios de selección más utilizados es el de la ruleta, el cual consiste en que a cada individuo se le asigna una probabilidad de ser seleccionado que es proporcional al valor de su aptitud. De esta manera, la selección de padres favorece a los individuos mejor adaptados al problema, dado que de acuerdo a este procedimiento, los individuos más aptos se escogerán, varias veces por generación, mientras que los menos aptos al problema sólo serán elegidos ocasionalmente.

Una vez seleccionados dos padres, sus cromosomas se combinan generando dos hijos para la próxima etapa del algoritmo (por medio de dos operadores genéticos de reproducción denominados operador de cruce – *crossover*- y operador de mutación), con el objetivo de ordenar y seleccionar a los mejores individuos.

El operador de cruce corta la cadena de cromosomas de los dos padres seleccionados en una posición elegida de manera aleatoria. Esto produce la división de cada cromosoma en dos subcadenas iniciales y dos finales. Las subcadenas iniciales se mantienen en el individuo al que pertenecen, mientras que las subcadenas finales son intercambiadas entre ambos padres. De esta manera, se generan dos nuevos individuos con diferentes cromosomas, pero donde ambos descendientes heredan genes de cada uno de los padres. La Figura 8 esquematiza al operador de cruce con un ejemplo. En general, el operador de cruce no es aplicado a todos los pares de individuos que han sido seleccionados para emparejarse, sino que es aplicado de manera aleatoria basado en una probabilidad. En aquellos casos donde no se aplique el operador de cruce, los dos

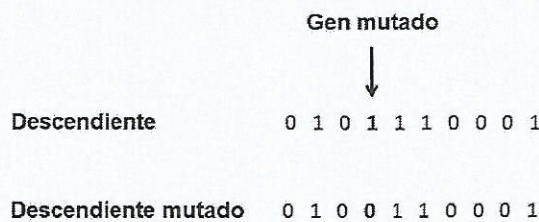


individuos descendientes se obtienen duplicando a los padres.



**Figura 8.** Esquema de un ejemplo del operador de cruce.


Por su parte, el operador de mutación es aplicado a cada hijo de manera individual y consiste en el cambio de manera aleatoria de cada gen del cromosoma. En general, la probabilidad de cambio es pequeña; sin embargo, el operador de mutación es muy importante, dado que posibilita que ningún punto del espacio de búsqueda quede sin ser examinado (permite garantizar la diversidad en la población) y además asegura la convergencia del algoritmo. La Figura 9 presenta un ejemplo del operador de mutación para el cuarto gen del cromosoma.



**Figura 9.** Esquema de un ejemplo del operador de mutación.

Los individuos descendientes incorporan información adicional respecto de sus padres y son evaluados con la función de aptitud e insertados en la nueva



 <p>Universidad Nacional <b>ARTURO JAURETCHE</b> <i>Instituto de Ingeniería y Agronomía</i> <i>Ingeniería en Informática</i></p>	<p><b>Práctica Profesional Supervisada (PPS)</b></p>
---	--

generación. Continuando de manera iterativa con esta metodología, una generación de individuos da paso a otra nueva generación, donde en cada nueva descendencia se tiene una proporción mayor de individuos mejor adaptados al problema. También seguirán existiendo, de todos modos, individuos iguales o menos aptos que aquellos que los originaron. Sin embargo, si el Algoritmo Genético ha sido bien diseñado, la población inicial evolucionará hacia la solución óptima del problema (óptimo global) luego de sucesivas generaciones.

Finalmente, se debe establecer un criterio de fin del algoritmo, el cual puede terminar luego de un número máximo de iteraciones o bien cuando el mejor individuo hallado es aceptable para representar la mejor de las soluciones al problema planteado.

Según De Jong el concepto de convergencia está relacionado con la progresión hacia la uniformidad: "un gen converge cuando al menos el 95% de los individuos de la población comparten el mismo valor para dicho gen. Es decir, que la población converge cuando todos los genes han convergido" (De Jong, 1975).


A continuación, se presenta un pseudocódigo que resume el procedimiento de la técnica de AG:

```

INICIO /* Algoritmo Genético */
  Generar una población inicial.
  Computar la función de aptitud de cada individuo.
  MIENTRAS NO Terminado HACER
    INICIO /* Producir nueva generación */
      PARA Tamaño Población/2 HACER
        INICIO /* Ciclo Reproductivo */
          Seleccionar 2 individuos de la generación anterior,
          con probabilidad proporcional a la función de aptitud
          de cada individuo.
          Cruzar con cierta probabilidad, los 2 individuos
          obteniendo 2 descendientes.
          Mutar los 2 descendientes, con cierta probabilidad.
        FIN
      FIN
    FIN
  FIN

```



 <p>Universidad Nacional <b>ARTURO JAURETCHE</b> <i>Instituto de Ingeniería y Agronomía</i> <i>Ingeniería en Informática</i></p>	<p><b>Práctica Profesional Supervisada (PPS)</b></p>
---	--

Calcular la función de aptitud de los 2 descendientes.  
Insertar los 2 descendientes en la nueva generación.  
**FIN** /\* Ciclo Reproductivo \*/  
**SI** La población ha convergido **ENTONCES**  
Terminado = **VERDADERO**  
**FIN** /\* Producir nueva generación \*/  
**FIN** /\* Algoritmo Genético \*/

#### 4. Redes Neuronales Artificiales

##### 4.1. Concepto

La Red Neuronal Artificial (RNA), también conocida por sus siglas en inglés como ANN (*Artificial Neural Network*), es un sistema de procesamiento de información inspirado en el funcionamiento y operación del cerebro humano (Haykin, 1994).

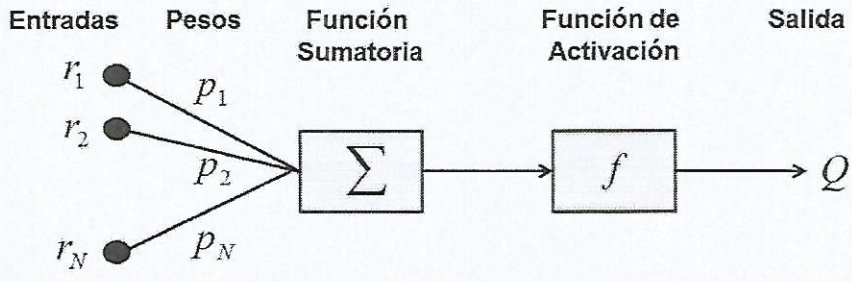
La RNA consiste en una arquitectura conformada por un conjunto de elementos simples denominados neuronas artificiales, las cuales procesan información y constituyen las unidades básicas de las RNA. Estas neuronas están conectadas entre sí a través de enlaces que las unen, intercambiando información o estímulos. Cada neurona puede recibir uno o más estímulos como entrada y cada conexión entre neuronas posee un peso asociado que multiplica la señal transmitida, determinando la fuerza del estímulo recibido. Además, cada neurona utiliza una función de transferencia o activación a su entrada con el propósito de formular su señal de salida.

Las RNA permiten crear modelos de predicción, dado que, poseen la capacidad de generalizar y de aprender de patrones de entrada produciendo valores de salida ante la recepción de estímulos similares.

En una RNA las neuronas están organizadas en capas. La mayoría de las arquitecturas poseen una capa de entrada en la cual la RNA recibe los estímulos externos (datos de entrenamiento o patrones a clasificar), una capa de salida que



ofrece la respuesta de la red y una o más capas intermedias, denominadas capas ocultas, que conectan las capas de entrada y de salida. En general, en la mayoría de las arquitecturas las neuronas solo se conectan con neuronas pertenecientes a otras capas, aunque existen arquitecturas donde existen conexiones entre neuronas de la misma capa o incluso entre ellas mismas. En la Figura 10 se muestra una configuración típica de una RNA.



**Figura 10.** Arquitectura general de una Red Neuronal Artificial.

Como se mencionó anteriormente, la unidad fundamental de las RNA son las neuronas artificiales, que son elementos simples que se pueden combinar de diversas formas, dando lugar a diferentes arquitecturas de RNA. Sin embargo, independientemente de su estructura y propiedades, la principal característica de todas las RNA es su capacidad de aprender. El proceso de aprendizaje de las RNA consiste básicamente en el ajuste entre las conexiones de las neuronas.

**4.2. Reseña histórica de las RNA**

En esta sección se presenta una breve enumeración de las principales investigaciones que han permitido establecer las bases respecto de las RNA.

En el año 1943, el matemático Walter Pitts y el neurofisiólogo Warren McCulloch, fueron los pioneros en desarrollar una teoría para explicar el



Universidad Nacional  
ARTURO JAURETCHE

*Instituto de Ingeniería y Agronomía*  
*Ingeniería en Informática*

**Práctica Profesional  
Supervisada (PPS)**


funcionamiento del cerebro humano a través de una red de células conectadas entre sí (McCulloch-Pitts, 1943). Ellos realizaron el primer modelo abstracto de neurona artificial, en el que la probabilidad de que una neurona se activase, dependía de la señal de entrada a ésta y de la manera en la que se conectan (sinapsis).

Unos años más tarde, en 1949, fue el fisiólogo Donald Hebb quien explicó los procesos sobre cómo ocurre el aprendizaje, elemento básico de la inteligencia humana, desde un punto de vista psicológico, a través de una regla conocida como regla de aprendizaje de Hebb (Hebb, 1949). Aún hoy, la mayoría de las funciones de aprendizaje que pueden hallarse en una RNA se basan en esta regla, cuya idea principal es que el aprendizaje ocurre cuando determinados cambios en una neurona son activados.

Posteriormente, en el año 1957, Frank Rosenblatt desarrolló una estructura denominada Perceptrón (Rosenblatt, 1959), la cual consistía en una red neuronal con aprendizaje supervisado, cuya regla de aprendizaje era una modificación de la propuesta por Hebb. Este modelo era capaz de generalizar; es decir, luego de aprender una serie de patrones de entrada, podía reconocer otros estímulos similares. Este sistema de clasificación de patrones podía interpretar tanto patrones abstractos como geométricos. Su primera aplicación estuvo vinculada al estudio del reconocimiento óptico de patrones.

En el año 1960, Bernard Widrow y Marcial Hoff desarrollaron la primera red neuronal aplicada a un problema real, específicamente, para el estudio de filtros adaptativos para la eliminación de ecos en las líneas telefónicas. Este modelo, denominado Adaline (ADAPTative LINEar Elements) ha sido utilizado comercialmente durante varias décadas (Widrow, 1975).

Luego, en el año 1969, Marvin Minsky y Seymour Papert, demostraron matemáticamente que el Perceptrón no era capaz de resolver operaciones

 <p>Universidad Nacional <b>ARTURO JAURETCHE</b> <i>Instituto de Ingeniería y Agronomía</i> <i>Ingeniería en Informática</i></p>	<p><b>Práctica Profesional Supervisada (PPS)</b></p>
---	--

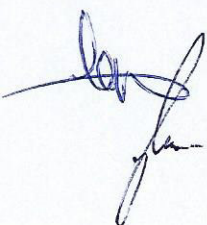
simples, tales como, la función lógica O-exclusiva (XOR), lo cual limitaba su interés (Minsky-Papert, 1969). Pero, por otro lado, ellos sugirieron que una red neuronal de un Perceptrón con varias capas sí podría resolver el problema de la XOR, pero se desconocía hasta entonces un mecanismo que pudiese entrenar la RNA multicapa para configurar los pesos correspondientes cuando la salida de la misma era incorrecta.

Estos resultados, provocaron que, durante algunos años, el campo de las redes neuronales perdiera la dedicación de los investigadores. Sin embargo, en el año 1974, Paul Werbos desarrolló la idea básica del algoritmo de aprendizaje denominado backpropagation (propagación hacia atrás) para RNA multicapas con capas ocultas intermedias (Werbos, 1974).

En el año 1977, el ingeniero electrónico Teuvo Kohonen, desarrolló una gran cantidad de reglas de adaptación en las que los pesos eran modificados únicamente de forma dependiente de los valores anteriores de los mismos, y del estado post y presináptico (Kohonen, 1977). Este investigador también propuso el principio de aprendizaje competitivo, en el cual los elementos de proceso compiten para responder a estímulos de entrada y el vencedor se autoadapta para responder más activamente a esos estímulos. Se trata de un aprendizaje no supervisado.

Fue en el año 1982, cuando John Hopfield desarrolló un sistema que ha sido denominado como el Modelo de Hopfield constituido por elementos de proceso totalmente interconectados que buscaba un estado de mínima energía (Hopfield, 1982). Este trabajo produjo nuevamente el interés de parte de los científicos en el campo de las redes neuronales.

Finalmente, es importante hacer mención a David Rumelhart, Geoffrey Hinton y Ronald Williams quienes, en el año 1986, redescubrieron el algoritmo de aprendizaje de propagación hacia atrás (backpropagation). Ellos mostraron a





Universidad Nacional  
ARTURO JAURETCHE

Instituto de Ingeniería y Agronomía

Ingeniería en Informática

Práctica Profesional  
Supervisada (PPS)

través de experimentos computacionales que este método puede generar representaciones internas útiles de datos entrantes en capas ocultas de redes neuronales (Rumelhart-Hinton-Williams, 1986).

A partir de este último trabajo y del de Hopfield en 1982, las investigaciones y desarrollos de las RNA tuvieron un panorama alentador. Se aprecia entonces que el campo de las redes neuronales artificiales tiene más de setenta años de estudio; sin embargo, recién en las últimas décadas se ha desarrollado la tecnología que permite su aplicación de manera eficiente.

#### 4.3. Clasificación de las RNA


No existe una estructura óptima o un algoritmo de aprendizaje óptimo de RNA para todas las situaciones, sino que varían de acuerdo al problema específico a estudiar. Por lo tanto, existen numerosos modelos de RNA con variaciones en sus parámetros más característicos.

En general, una RNA se caracteriza por dos propiedades: su topología y el algoritmo de aprendizaje.

- **RNA según su topología:**

En función de la topología, es decir, del patrón de conexiones entre neuronas (también denominado arquitectura), las RNA se clasifican en:

- a) **Feed-forward:** la propagación de la información es hacia adelante, es decir, todas las señales van desde la capa de entrada hacia la capa de salida. En esta configuración no pueden existir ciclos ni conexiones hacia atrás ni entre neuronas de la misma capa. Las RNA feed-forward, en función de su estructura, pueden ser de dos clases: el Perceptrón Monocapa y el Perceptrón Multicapa.

 <p>Universidad Nacional <b>ARTURO JAURETCHE</b> Instituto de Ingeniería y Agronomía Ingeniería en Informática</p>	<p>Práctica Profesional Supervisada (PPS)</p>
---	---

b) **Recurrente:** esta topología presenta al menos una conexión entre neuronas de la misma capa.

- **RNA según el algoritmo de aprendizaje:**

El algoritmo de aprendizaje es el método de determinación de los pesos sobre las conexiones entre las neuronas. Las RNA poseen diferentes modelos de acuerdo al tipo de aprendizaje como, por ejemplo:

- a) **Aprendizaje supervisado:** es aquel que necesita un conjunto de datos de entrada previamente clasificado o cuya respuesta objetivo sea conocida. Entre ellos, el Perceptrón Monocapa y el Perceptrón Multicapa.
- b) **Aprendizaje no supervisado:** es aquel que no necesita de tal conjunto previo.

#### 4.4. RNA de tipo Perceptrón Multicapa

Una RNA de tipo Perceptrón Multicapa (*MLP: Multi Layer Perceptron*) es la arquitectura de RNA más utilizada en la actualidad para la solución de problemas científicos, dado que posee una gran capacidad para aproximar relaciones no lineales entre entradas y salidas con cualquier grado de exactitud (Reed-Marks, 1998).

Los principales elementos que caracterizan una RNA de tipo Perceptrón Multicapa son: la estructura de la red, la función de activación que tengan sus neuronas y el algoritmo de aprendizaje, los cuales serán descritos a continuación.



#### 4.4.1. Estructura de la RNA

Una RNA con arquitectura de tipo MLP cuenta con, al menos, una capa de neuronas ocultas, y cada capa se conecta hacia adelante con todas las neuronas de la siguiente capa. No existen conexiones hacia atrás ni tampoco autorrecurrentes. En estas redes ninguna salida de las neuronas es entrada de neuronas del mismo nivel o de niveles precedentes. Esto se repite hasta obtener un valor en las neuronas de la capa de salida.

#### 4.4.2. Función de activación

La Tabla 1 presenta las diferentes funciones de activación que suelen utilizarse en este tipo de RNA:

**Tabla 1.** Funciones de activación de Redes Neuronales Artificiales.

Función de activación	$f(u)$
sigmoidal logística	$\frac{1}{1 + e^{-u/T}}$
sigmoidal tangente hiperbólica	$\tanh\left(\frac{u}{T}\right)$
tangente inversa	$\frac{2}{\pi} \tan^{-1}\left(\frac{u}{T}\right)$
Umbral	$\begin{cases} 1, & u > 0 \\ -1, & u < 0 \end{cases}$
Lineal	$au + b$

#### 4.4.3. Algoritmo de aprendizaje

El aprendizaje o entrenamiento de una RNA es un proceso fundamental que consiste en el ajuste de todos los parámetros de la RNA con respecto al







problema específico bajo estudio. A partir de un conjunto de pesos de valores aleatorios, el aprendizaje tiene como objetivo buscar un conjunto de pesos que le permita a la RNA desarrollar la tarea encomendada (predicción, ajuste de curvas, regresión, etc.). El aprendizaje de una RNA consiste en un proceso iterativo donde mediante alguna técnica preestablecida, la RNA va refinando sus parámetros, y los pesos de las conexiones de las neuronas se adaptan de tal forma que la RNA comienza a aprender y a producir en la salida la información esperada ante una entrada específica con un mínimo error.

Entre los algoritmos más comúnmente utilizados para el aprendizaje de una RNA se encuentran:


(i) **Algoritmo de gradiente descendiente:**

En este algoritmo el aprendizaje busca un mínimo global de la función de error  $E(p)$  modificando el vector de pesos  $p$ . El algoritmo es:

$$p[n+1] = p[n] - \alpha \cdot \Delta E(p[n]). \quad (6)$$

donde  $\alpha$  es un parámetro denominado tasa de aprendizaje de la RNA. El valor de  $\alpha$  determina el tamaño del paso de las iteraciones y tiene influencia sobre la velocidad de convergencia del algoritmo. Específicamente, si  $\alpha$  toma valores demasiado pequeños, al algoritmo le llevará mucho tiempo alcanzar la convergencia, mientras que, por el contrario, si  $\alpha$  toma valores demasiado grandes, el algoritmo puede oscilar o directamente diverge.

La idea de este algoritmo es a partir de un vector de pesos iniciales  $p[0]$  se calcula de manera iterativa la dirección de mayor variación de la función de error, dada por el gradiente  $\Delta E$ . Para cada iteración se actualiza el vector de pesos de

 <p>Universidad Nacional <b>ARTURO JAURETCHE</b> <i>Instituto de Ingeniería y Agronomía</i> <i>Ingeniería en Informática</i></p>	<p><b>Práctica Profesional Supervisada (PPS)</b></p>
---	--

acuerdo a la expresión (6).

La desventaja de este algoritmo es que no asegura que el valor mínimo encontrado sea un mínimo global de la función de error.

(ii) **Algoritmo backpropagation:**

Este algoritmo es muy similar conceptualmente al de gradiente descendiente pero mejorado, dado que además de considerar la tasa de aprendizaje  $\alpha$ , considera otro parámetro  $\mu$  denominado momento o inercia del algoritmo. En este algoritmo, modificando el vector de pesos  $p$ , el aprendizaje busca un mínimo global de la función de error  $E(p)$  dada por:

$$p[n+1] = p[n] - \alpha \cdot \Delta E(p[n]) + \mu \cdot \Delta p(t). \quad (7)$$

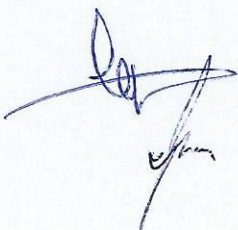
El efecto del momento en esta expresión es el de acelerar el cambio si las direcciones de las dos iteraciones son similares, o bien, realizar pasos más pequeños si se produce oscilación en el gradiente.


A continuación, se presenta un pseudocódigo que resume el procedimiento de la RNA:

```

INICIO /* Red Neuronal */
  Inicialización de la red neuronal
  Escalado de los datos seleccionados.
MIENTRAS NO Terminado HACER
  INICIO /* Presentación de patrón de entrada */
    PARA Patrón seleccionado HACER
      Acumulación de error cometido en este patrón.
      Calculo de error de cada neurona de la capa de salida.
      Calculo de error de cada neurona de la capa oculta.
      Actualización de los pesos.
    SI Error = mínimo seleccionado ENTONCES

```



 <p>Universidad Nacional <b>ARTURO JAURETCHÉ</b> <i>Instituto de Ingeniería y Agronomía</i> <i>Ingeniería en Informática</i></p>	<p><b>Práctica Profesional Supervisada (PPS)</b></p>
---	--

*Terminado = VERDADERO*  
**SI** Las iteraciones llegaron a su máximo **ENTONCES**  
*Terminado = VERDADERO*  
**FIN** /\* Presentación de patrón de entrada \*/  
**FIN** /\* Red Neuronal \*/

## **5. Diseño, desarrollo e implementación de un software aplicado a la eficiencia energética**

En esta sección se presenta el resultado más significativo, que consiste en el diseño, desarrollo e implementación de un software de simulación, que pueda ser utilizado en sistemas tecnológicos relacionados con aplicaciones energéticas, a través de modelos y algoritmos basados en diferentes técnicas subsimbólicas de inteligencia artificial.

El software finalizado posibilita la realización de las siguientes tareas:

1) La extracción de parámetros de interés no conocidos de celdas solares de diferentes tecnologías de fabricación y bajo diferentes condiciones de operación (potencia solar incidente, temperatura, espectro solar, etc.), a través de la técnica de algoritmos genéticos.

2) El entrenamiento y testeo de diferentes modelos de predicción de redes neuronales artificiales para la estimación de la radiación solar en diferentes zonas de nuestro país, a partir de parámetros climatológicos históricos conocidos de manera real y confiable.

Este Informe presenta todo el proceso llevado a cabo para la realización de ambas tareas.

El software desarrollado, ha sido implementado en el lenguaje de programación Java<sup>4</sup>. Esta herramienta computacional posee una interfaz gráfica

<sup>4</sup>Java Oracle Corporation (2014) ¿Qué es Java?. [s.l]: Oracle. Disponible en: [https://www.java.com/es/about/whatis\\_java.jsp](https://www.java.com/es/about/whatis_java.jsp) Consultado en abril de 2017.





Universidad Nacional  
ARTURO JAURETCHE

*Instituto de Ingeniería y Agronomía*

*Ingeniería en Informática*

**Práctica Profesional  
Supervisada (PPS)**


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*, o en español Lenguaje de Consultas Estructuradas), para el almacenamiento y recuperación de la información relacionada con: parámetros meteorológicos históricos conocidos, durante un período de tiempo; y las principales características de diversos paneles solares, bajo diferentes condiciones de operación.

El software desarrollado posee conexiones a dichas 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 la base de datos;
- (ii) Desarrollo de una aplicación que obtenga los datos de la base de datos;
- (iii) Implementación de las técnicas de RNA y de AG.

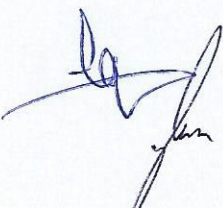
 <p>Universidad Nacional <b>ARTURO JAURETCHE</b> <i>Instituto de Ingeniería y Agronomía</i> <i>Ingeniería en Informática</i></p>	<p><b>Práctica Profesional Supervisada (PPS)</b></p>
---	--

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

### **5.1. Creación y diseño de la base 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 11 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 en ese sitio, y de la *Tabla Panel Solar*, que contiene a 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.




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

Figura 11. Diseño de las *Tabla Localización* y *Tabla Panel Solar* de las bases de datos creadas.

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: la radiación solar global, la temperatura máxima y mínima del aire, la humedad relativa media, 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 Quimilí (provincia de Santiago del Estero), Capilla de Sitón (provincia de Córdoba) y Luján (provincia de Buenos Aires). La elección de estas tres localidades, es debido a la gran dificultad que se tuvo para obtener datos históricos experimentales de variables climatológicas, que incluyan la radiación solar global durante un determinado período de tiempo, en otros lugares de



 <p>Universidad Nacional <b>ARTURO JAURETCHE</b> <i>Instituto de Ingeniería y Agronomía</i> <i>Ingeniería en Informática</i></p>	<p><b>Práctica Profesional Supervisada (PPS)</b></p>
---	--

interés. Esto motivó a que el análisis se limitara a aquellas localidades en las que sí se han podido obtener datos experimentales diarios, en forma real y confiable, de radiación solar y demás variables climatológicas.

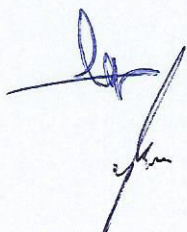
Los datos meteorológicos utilizados en el caso de las localidades de Quimilí y Capilla de Sitón corresponden a valores experimentales diarios obtenidos a través del Sistema de Información y Gestión Agrometeorológico (SIGA)<sup>5</sup>, perteneciente al Instituto Nacional de Tecnología Agropecuaria (INTA). 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.

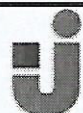
Y en el caso de la localidad de Luján, los datos meteorológicos fueron brindados por el Grupo de Estudios de la Radiación Solar (GERSolar), de la Universidad Nacional de Luján (UNLu), quienes poseen su propia estación meteorológica y han cooperado gentilmente con esta investigación.

La Tabla 2 muestra algunos de los parámetros considerados en la *Tabla Localización* de la base de datos, tales como la localización geográfica de cada estación meteorológica y las fechas iniciales y finales de los valores almacenados en la base de datos.

**Tabla 2.** Parte de los parámetros de la *Tabla Localización* almacenados en la base de datos, para cada una de las localidades bajo análisis.

<sup>5</sup> Sistema de Información y Gestión Agrometeorológico (2010) Argentina: SIGA. Disponible en: <http://siga2.inta.gov.ar/> Consultado en mayo de 2017.





Universidad Nacional  
ARTURO JAURETCHÉ

Instituto de Ingeniería y Agronomía  
Ingeniería en Informática

Práctica Profesional  
Supervisada (PPS)


Localidad	Latitud	Longitud	Altura s.n.m.	Fecha inicio	Fecha final
Capilla de Sitón	-30.572	-63.652	212	14/04/2015	31/07/2016
Quimilí	-27.544	-62.352	137	09/09/2015	31/07/2016
Luján	-34.588	-59.063	21	01/01/2013	31/12/2014

Mientras que la Tabla 3 muestra a modo de ejemplo, los datos climatológicos para la localidad de Capilla de Sitón, provincia de Córdoba, Argentina, durante el mes de enero del año 2016.

Tabla 3. Datos climatológicos de la localidad de Capilla de Sitón, durante el mes de enero de 2016 almacenados en la base de datos.

Fecha	Rad. solar global (MJ/m <sup>2</sup> )	T_Máx (°C)	T_Min (°C)	Hum. (%)	V <sub>MED</sub> viento (km/h)	V <sub>MAX</sub> viento (km/h)	P <sub>ATM</sub> (hPa)	Precip. (mm)
01/01/16	28.4	36.3	19.1	65	5.6	28.7	991.8	0
02/01/16	20.9	36.9	21.2	65	5.9	24.6	991.9	0
03/01/16	8.4	31.2	19.8	86	8.8	49.7	992.9	15.3
04/01/16	20.9	34.6	22	86	5.5	39.3	992.3	0.8
05/01/16	9.3	29	21.7	92	7.2	24.2	997.3	8.8
06/01/16	20.2	32.3	21.2	79	6.7	21.5	998.4	0
07/01/16	18.4	30.9	19.2	64	5.5	23	997.6	0
08/01/16	23.2	32.7	18.4	74	4.2	19.4	995.3	10.3
09/01/16	22.1	32.8	21.4	71	4.8	21.7	996.1	0
10/01/16	24.5	35.1	19.5	68	4.3	25.4	993.4	0
11/01/16	27.4	36.4	20.5	71	3.6	21.1	991.6	0
12/01/16	16.5	33.7	21.7	79	8.5	54.8	991.6	0
13/01/16	17.7	33.1	20.1	72	2.7	13.8	996.1	0.3
14/01/16	23.9	36.3	19.1	71	3.4	23.4	993.3	0
15/01/16	23.2	36.1	18	77	4.1	52.3	994.3	0.5
16/01/16	27.5	35.8	20.7	68	3.4	23.6	996.1	0
17/01/16	26	41.2	18	49	6.7	32.1	993.4	0
18/01/16	27.6	41.9	17	50	6.6	31.3	991.2	0
19/01/16	24.3	40.5	20	53	6.2	30.9	991.5	0
20/01/16	23	32.7	15.9	69	4.9	20.8	993.1	3
21/01/16	25.4	31.4	16.7	72	4.9	26.1	996.7	2.5
22/01/16	26.7	34.2	15.8	63	6.4	31.7	995.2	0



 <b>Universidad Nacional ARTURO JAURETCHE</b> <i>Instituto de Ingeniería y Agronomía</i> <b>Ingeniería en Informática</b>	<b>Práctica Profesional Supervisada (PPS)</b>
---	---

23/01/16	24.6	33.8	15.2	64	4.8	22.3	994.3	0
24/01/16	5.7	28.2	20.4	88	5.9	22	995.9	1.8
25/01/16	14.1	28.3	18.4	88	7	26.6	999.2	30.3
26/01/16	26.1	30.9	19.1	73	5.6	26.9	1000.9	0
27/01/16	28.4	36.3	19.1	65	5.6	28.7	991.8	0
28/01/16	20.9	36.9	21.2	65	5.9	24.6	991.9	0
29/01/16	8.4	31.2	19.8	86	8.8	49.7	992.9	15.3
30/01/16	20.9	34.6	22	86	5.5	39.3	992.3	0.8
31/01/16	9.3	29	21.7	92	7.2	24.2	997.3	8.8

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  $\eta$ ).

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 4 muestra algunos de los paneles solares incluidos en la base de datos.



**Tabla 4.** Características de paneles solares almacenados en la base de datos.

ID	Marca	Modelo	Tipo	N° de Celdas	Superficie (m <sup>2</sup> )	Masa (kg)
1	SUN POWER	C60 G	Mono-Si	60	0.921	14.7
2	LUXEN	LUXPOWER LNSE-270M	Mono-Si	60	1.627	20.0
3	LUXEN	LUXPOWER LNSE-260P	Poli-Si	60	1.627	20.0
4	MITSUBISHI ELECTRIC	PV-MLE260HD	Mono-Si	120	1.656	20.0
5	SUNMODULE	SW250 MONO	Mono-Si	60	1.677	21.2
6	SUNMODULE	SW240 POLY	Poli-Si	60	1.677	21.2
7	YINGLI	YL260P-29b	Poli-Si	60	1.633	19.1
8	CORADIR	CORA-250W	Poli-Si	60	1.627	19.5
9	CHINA SOLAR LTD	25W Amorphous Silicon Solar Module	a-Si		0.49	3.5

En general, las hojas de datos de las empresas fabricantes de los paneles solares, ofrecen los valores de sus parámetros eléctricos principales cuando son medidos bajo condiciones de ensayo estándar; es decir, potencia solar incidente  $P_{IN}$  de 1000 W/m<sup>2</sup>, espectro solar AM1.5G y temperatura ambiente 25°C. Sin embargo, en ciertas hojas de datos o en algunos artículos científicos, también se encuentra información de los valores de estos parámetros eléctricos para diferentes condiciones de operación, por ejemplo, diferentes potencias solares incidentes y temperaturas, razón por la cual estos dos parámetros deben ser considerados en la *Tabla Panel Solar*.

Finalmente, 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 utilizará para ejecutar la técnica de Algoritmos Genéticos.

Para un dado panel solar almacenado en la base de datos, puede tenerse más de una curva I-V, una para cada potencia solar incidente o temperatura. Por ejemplo, el panel solar PV-MLE260HD de la compañía japonesa Mitsubishi





Electric brinda en su hoja de datos nueve curvas I-V para nueve diferentes valores de potencia solar incidente (desde  $1000 \text{ W/m}^2$  hasta  $200 \text{ W/m}^2$ )<sup>6</sup>. La Tabla 5 muestra los valores de los parámetros eléctricos principales de este dispositivo para los nueve valores de  $P_{IN}$ . Para cada una de las curvas I-V, la base de datos almacena un conjunto de valores de corriente y tensión que la representen.

**Tabla 5.** Características eléctricas del panel solar PV-MLE260HD de Mitsubishi Electric para nueve diferentes potencia solar incidente, espectro AM1.5G y temperatura  $25^\circ\text{C}$ .

$P_{IN} \text{ (W/m}^2\text{)}$	$I_{sc} \text{ (A)}$	$V_{oc} \text{ (V)}$	$I_M \text{ (A)}$	$V_M \text{ (V)}$	$P_M \text{ (W)}$	$\eta \text{ (\%)}$
1000	8.98	38.0	8.29	31.4	260.0	15.70
900	8.07	37.52	7.37	31.3	230.6	15.47
800	7.16	37.06	6.59	30.8	202.9	15.31
700	6.28	36.87	5.75	30.6	175.9	15.17
600	5.39	36.60	4.89	30.4	148.8	14.98
500	4.47	36.14	4.07	29.9	121.8	14.71
400	3.58	35.49	3.23	29.5	95.4	14.40
300	2.68	34.85	2.35	29.4	69.1	13.91
200	1.81	33.84	1.57	28.4	44.6	13.47

## 5.2 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 posteriormente puedan ser utilizados por las técnicas de Redes Neuronales Artificiales y de Algoritmos Genéticos.

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

<sup>6</sup>Mitsubishi Electric US. (2012) Mitsubishi Electric Photovoltaic Modules. Cypress: Mitsubishi Electric US. Disponible en: [http://www.mitsubishielectric.com/bu/solar/pv\\_modules/pdf/L-175-2-B9064-A.pdf](http://www.mitsubishielectric.com/bu/solar/pv_modules/pdf/L-175-2-B9064-A.pdf) Consultado en abril de 2017.

utilización de la librería MySQL JDBC Driver es posible conectarse a la base de datos para comenzar a obtener los valores deseados.

La Figura 12 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, tipo y/o irradiancia.

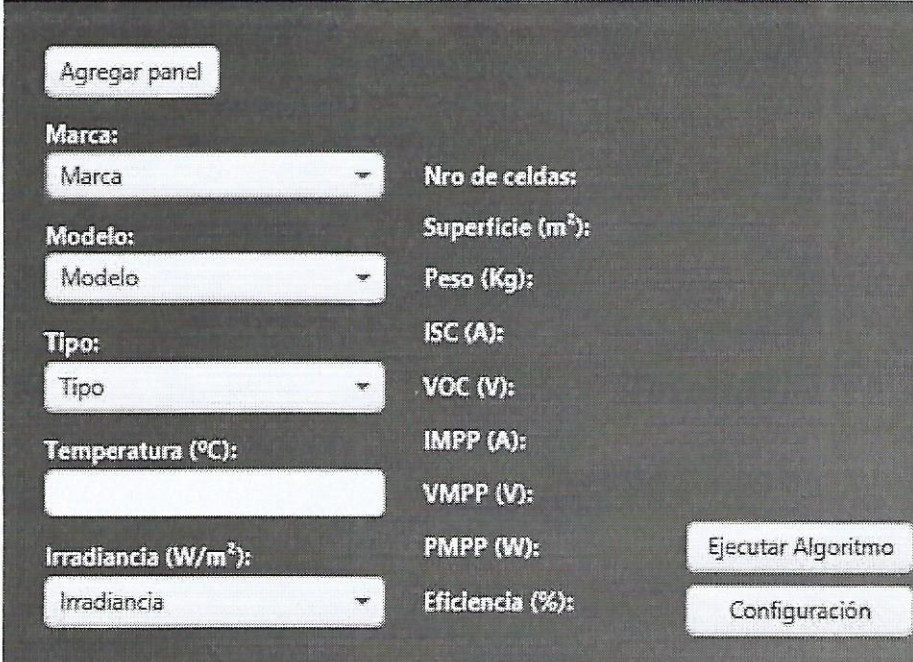
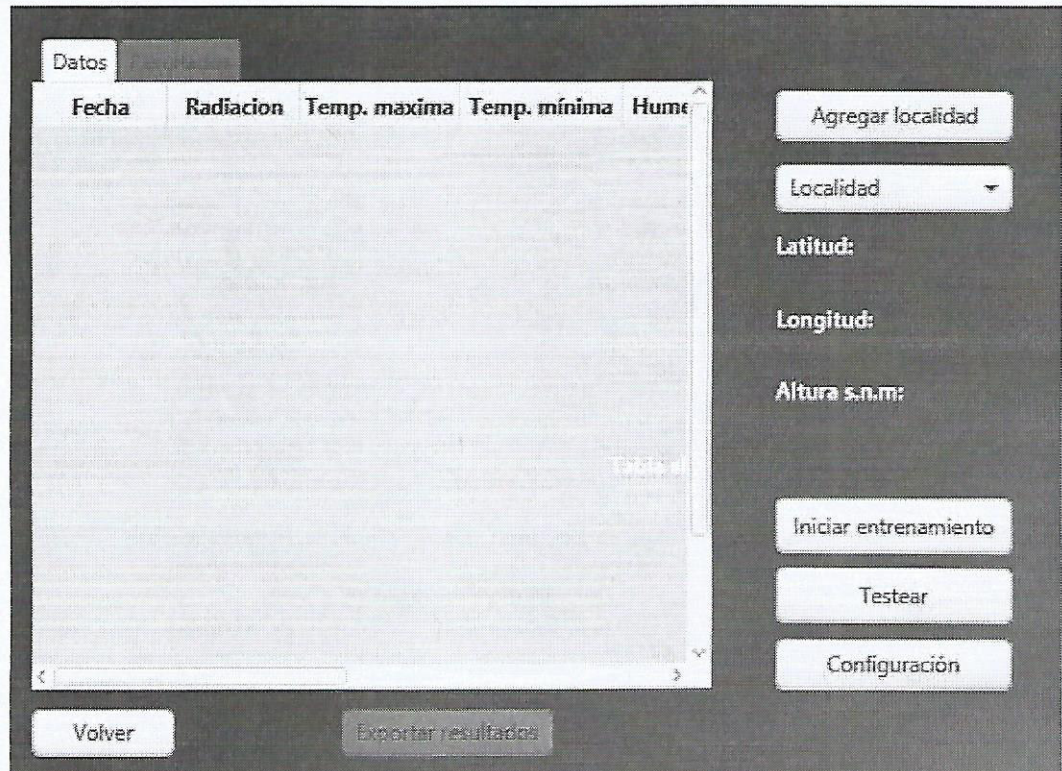


Figura 12. Interfaz gráfica para la extracción de parámetros físicos.

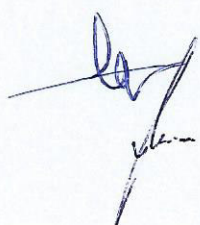
Por otra parte, la Figura 13, muestra la interfaz gráfica inicial para la selección de localidades y posterior entrenamiento de la red neuronal.

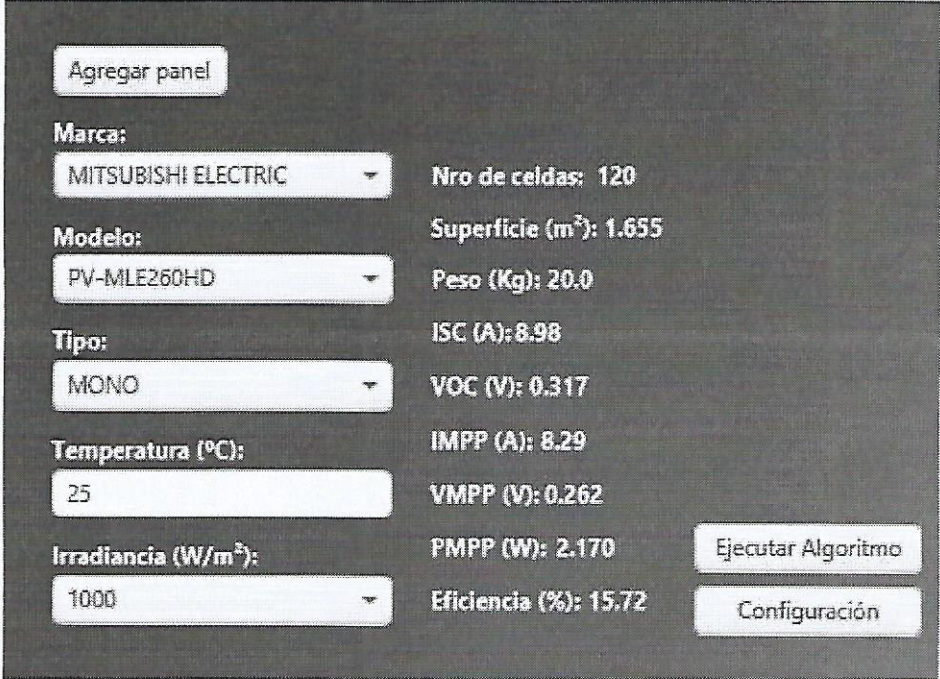




**Figura 13.** Interfaz gráfica para la estimación de radiación solar.

Una vez establecida la conexión entre la aplicación y la base de datos, el software procede a realizar las consultas que permitan obtener los valores almacenados correspondientes al panel solar o la localidad seleccionado/a. A continuación, el software muestra estos datos en la interfaz gráfica. Por ejemplo, en la Figura 14 se observa el caso de seleccionar el panel solar PV-MLE260HD de la compañía japonesa Mitsubishi Electric.

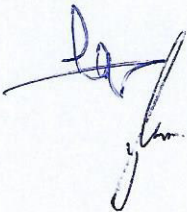




Agregar panel	
<b>Marca:</b> MITSUBISHI ELECTRIC	Nro de celdas: 120
<b>Modelo:</b> PV-MLE260HD	Superficie (m <sup>2</sup> ): 1.655
<b>Tipo:</b> MONO	Peso (Kg): 20.0
<b>Temperatura (°C):</b> 25	ISC (A): 8.98
<b>Irradiancia (W/m<sup>2</sup>):</b> 1000	VOC (V): 0.317
	IMPP (A): 8.29
	VMPP (V): 0.262
	PMPP (W): 2.170
	Eficiencia (%): 15.72
	Ejecutar Algoritmo
	Configuración

Figura 14. Interfaz gráfica con los valores obtenidos de la base de datos para un panel solar seleccionado.

A su vez, en la Figura 15, se pueden observar los datos obtenidos al seleccionar la localidad de Quimilí.





Universidad Nacional  
ARTURO JAURETCHE

Instituto de Ingeniería y Agronomía

Ingeniería en Informática

Práctica Profesional  
Supervisada (PPS)

Datos

Fecha	Radiacion	Temp. máxima	Temp. mínima	Hume
01/10/2015	20.8	36.5	18.9	52
01/11/2015	11.5	27.6	17.8	79
01/12/2015	27.2	33	15.8	54
02/10/2015	2.6	29.5	14.6	79
02/11/2015	20.7	29	15.9	67
03/10/2015	11.7	19.9	11.5	64
03/11/2015	21.2	29.9	16.2	66
04/10/2015	18.7	26.9	13.3	53
04/11/2015	18.2	27.5	17.2	75
05/10/2015	20.1	32.6	18.5	58
05/11/2015	16	26.9	16.3	75
06/10/2015	15.9	37.2	17.1	64

Agregar localidad

Quimilí

Latitud:  
-27.544

Longitud:  
-62.352

Altura s.n.m:  
137

Iniciar entrenamiento

Testear

Configuración

Volver

Exportar resultados

Figura 15. Interfaz gráfica con los valores obtenidos de la base de datos para un 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, como se observa en la Figura 16:



Universidad Nacional  
ARTURO JAURETCHE

Instituto de Ingeniería y Agronomía

Ingeniería en Informática

Práctica Profesional  
Supervisada (PPS)

Marca:	Voc (V):
<input type="text"/>	<input type="text"/>
Modelo:	Impp (A):
<input type="text"/>	<input type="text"/>
Tipo:	Vmpp (V):
<input type="text"/>	<input type="text"/>
Nro de celdas:	Temperatura (°C):
<input type="text"/>	<input type="text"/>
Isc (A):	Irradiancia (W/m <sup>2</sup> ):
<input type="text"/>	<input type="text"/>
Superficie (m <sup>2</sup> ):	Peso (Kg) (Opcional):
<input type="text"/>	<input type="text"/>
Parametros adicionales:	
Coef. temp. Isc (A/°C)	Coef. temp. Voc (V/°C)
<input type="text"/>	<input type="text"/>
Coef. temp. Impp (A/°C)	Coef. temp. Vmpp (V/°C)
<input type="text"/>	<input type="text"/>
<input type="button" value="Crear panel"/>	

Figura 16. Interfaz gráfica que permite agregar un panel solar personalizado.

Del mismo modo, el usuario, además de poder seleccionar una de las tres 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, tal como se muestra en la Figura 17:


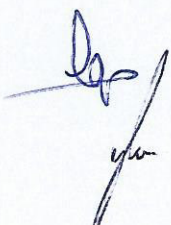



Figura 17. Interfaz gráfica que permite agregar una nueva localidad.

En consecuencia, el software le permite al usuario seleccionar entre dos opciones de dispositivos:

- Paneles solares que están almacenados en la base de datos;
- Paneles solares personalizados a partir de introducir valores de la curva I-V; conocidos a través de códigos de simulación numérica de



 <p>Universidad Nacional <b>ARTURO JAURETCHE</b> <i>Instituto de Ingeniería y Agronomía</i> <i>Ingeniería en Informática</i></p>	<p><b>Práctica Profesional Supervisada (PPS)</b></p>
---	--

dispositivos fotovoltaicos como el PC1D<sup>7</sup>, o bien a través de publicaciones científicas.

y seleccionar entre dos opciones de localización:

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

### **5.3. Implementación de las técnicas de AG y RNA**

La última etapa de desarrollo del software es la más importante, dado que involucra y pone en práctica el concepto sobre las técnicas de AG y RNA presentadas anteriormente.

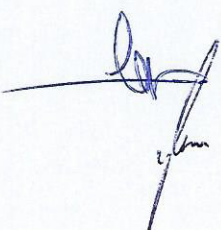
#### **5.3.1. Técnica de AG en el software desarrollado**

##### **5.3.1.1. Configuración inicial**

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. Ellos son:

---

<sup>7</sup>University New South Wales Sydney. Faculty of Engineering (----) One-dimensional Optical Device Simulator PC1D. Sydney: UNSW. Disponible en <http://www.engineering.unsw.edu.au/energy-engineering/pc1d-software-for-modelling-a-solar-cell>  
Consultado en febrero de 2016.





- **Elección del circuito eléctrico equivalente de la celda solar.**

Lo primero que debe seleccionar el usuario es cuál modelo de circuito eléctrico equivalente de celda solar desea utilizar para efectuar el análisis. Las dos opciones son: el modelo de un diodo o el modelo de doble diodo, en los cuales la corriente y la tensión de salida del dispositivo están relacionadas entre sí a través de las ecuaciones trascendentes (1) y (5) respectivamente, que no pueden resolverse de manera analítica, sino que se hacen necesarios métodos numéricos o técnicas subsimbólicas de la inteligencia artificial, tales como Algoritmos Genéticos.

El seleccionar una de las opciones o la otra, cambia la función de aptitud que utilizará el algoritmo. Esta función evalúa la aptitud de cada individuo (posibles soluciones del problema) cuantificando la solución que representa de manera relativa al óptimo que pueda alcanzarse. 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.

Específicamente, la función de aptitud correspondiente al modelo de un diodo es expresada como:

$$\begin{aligned} f(I_L, I_0, R_S, R_P, n) &= I_L - I - I_D - I_P \\ &= I_L - I - I_0 \cdot \left[ \exp\left(\frac{V + R_S I}{nV_T}\right) - 1 \right] - \left(\frac{V + R_S I}{R_P}\right) \end{aligned} \quad (8)$$

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 del dispositivo  $n$ .



Mientras que la función de aptitud para el modelo de doble diodo viene dada por:

$$\begin{aligned} f(I_L, I_{01}, I_{02}, R_S, R_P, n_1, n_2) &= I_L - I - I_{D1} - I_{D2} - I_P \\ &= I_L - I - I_{01} \cdot \left[ \exp\left(\frac{V + R_S I}{n_1 V_T}\right) - 1 \right] \\ &\quad - I_{02} \cdot \left[ \exp\left(\frac{V + R_S I}{n_2 V_T}\right) - 1 \right] - \left(\frac{V + R_S I}{R_P}\right) \end{aligned} \quad (9)$$

y cuenta con siete variables con posibilidades ciertas de ser ajustadas: la fotocorriente  $I_L$ , las corrientes oscuras  $I_{01}$  e  $I_{02}$  (debido a los procesos de difusión y recombinación de portadores respectivamente), la resistencia serie  $R_S$ , la resistencia paralela  $R_P$  y los factores de idealidad del dispositivo  $n_1$  y  $n_2$ .

- **Cantidad de parámetros a ajustar. Cantidad de bits por parámetro.**

Una vez definido el modelo equivalente de celda solar a analizar, el usuario debe indicarle al software cuántas y cuáles variables desea ajustar. Así, por ejemplo, si se seleccionó el modelo de un diodo, el máximo número de variables a ajustar será de cinco. Sin embargo, el usuario puede querer solamente extraer los valores de tres de estas variables, dejando fijo el valor de las dos restantes.

A su vez, el usuario debe elegir la cantidad de bits por variable a ajustar. El producto entre la cantidad de parámetros a ajustar y la cantidad de bits por parámetro determina la longitud del cromosoma de cada individuo.



- **Restricciones de cada parámetro a ajustar.**

Para cada una de las variables a ajustar, el usuario debe introducir los valores mínimos y máximos que pueden tomar durante la ejecución del algoritmo genético. De esta manera, se acota el número de individuos que sean soluciones consistentes con el sistema real. Por ejemplo, en el caso de querer ajustar las resistencias serie y paralela  $R_S$  y  $R_P$ , sus valores mínimos deben ser cero, dado que una resistencia eléctrica no puede tomar valores negativos.

De acuerdo al comportamiento eléctrico de una celda solar, las restricciones generalmente utilizadas son las siguientes:

$$\left\{ \begin{array}{l} R_S \geq 0 \text{ (cerca a cero),} \\ R_P \geq 0 \text{ (lejana a cero),} \\ 1 \leq n \leq 2, \quad (1 \leq n_{1,2} \leq 2) \\ 0 \leq V \leq V_{OC}, \\ 0 \leq I \leq I_{SC}. \end{array} \right.$$

Estos serán los límites de intervalos que se utilizarán para convertir los cromosomas, como fue explicado anteriormente.


- **Tamaño de la población.**

El usuario debe indicar el tamaño de la población inicial.

- **Probabilidad de cruce y Probabilidad de mutación.**

Otros dos parámetros que puede modificar el usuario en la configuración inicial del software, respecto a los valores que vienen cargados por defecto, son los de la probabilidad de cruce y la probabilidad de mutación.

La probabilidad de cruce, en general comprendida entre 0.5 y 1, es utilizada

 <p>Universidad Nacional <b>ARTURO JAURETCHE</b> <i>Instituto de Ingeniería y Agronomía</i> <i>Ingeniería en Informática</i></p>	<p><b>Práctica Profesional Supervisada (PPS)</b></p>
---	--

para determinar a cuáles pares de individuos, que han sido seleccionados para emparejarse, se les aplica el operador de cruce. En aquellos casos donde no se aplique el operador de cruce, los dos individuos descendientes se obtienen duplicando los padres.

Mientras que la probabilidad de mutación, normalmente de pequeño valor, es utilizada para alterar de manera aleatoria cada gen del cromosoma de cada uno de los descendientes.

- ***Cantidad máxima de generaciones.***

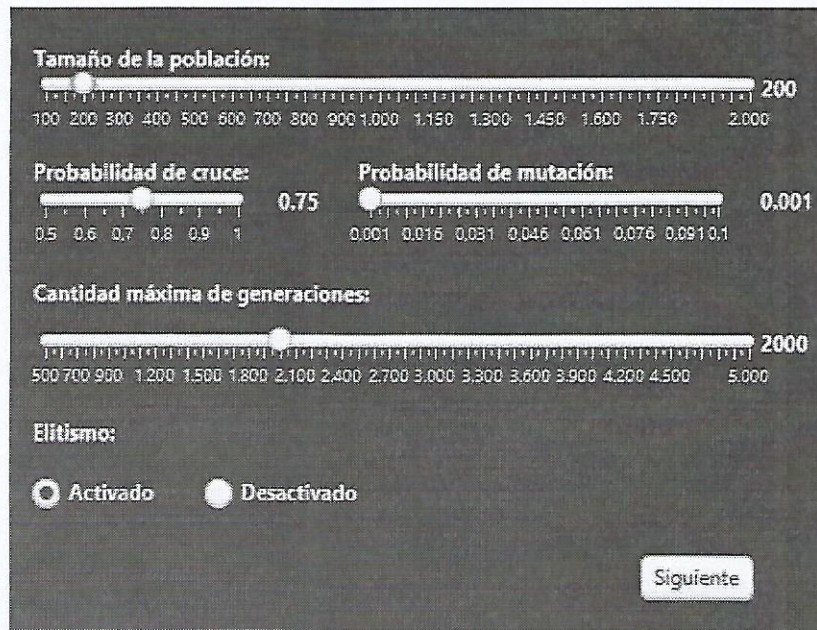
El algoritmo puede finalizar cuando la mejor solución hallada sea aceptable para el problema planteado, o bien, luego de un número máximo de iteraciones (generaciones) que el usuario puede modificar.

- ***Elitismo.***

Finalmente, el software le da la opción al usuario de elegir si se utiliza o no elitismo de un individuo; es decir, si en cada generación el mejor individuo pasa a la siguiente.

La Figura 18 muestra la interfaz gráfica que le permite al usuario seleccionar el tamaño de la población, la probabilidad de cruce y de mutación, la cantidad máxima de generaciones y la opción de elitismo.





**Figura 18.** Interfaz gráfica para realizar la configuración inicial del AG.

Por su parte, la Figura 19 muestra la interfaz gráfica para realizar el ajuste de los parámetros de la función de aptitud correspondiente al modelo de un diodo.



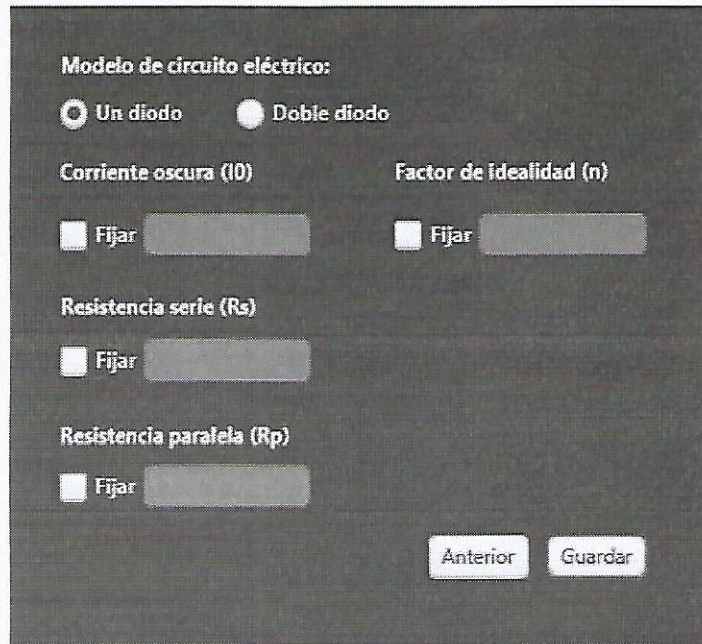


Figura 19. Interfaz gráfica para realizar el ajuste de parámetros respecto al modelo de un diodo.

### 5.3.1.2. Algoritmo de búsqueda genética

Para comprender la implementación de la técnica de AG a continuación se hará referencia al diagrama de flujo del algoritmo de búsqueda genética presentado en la Figura 20.







### BÚSQUEDA GENÉTICA

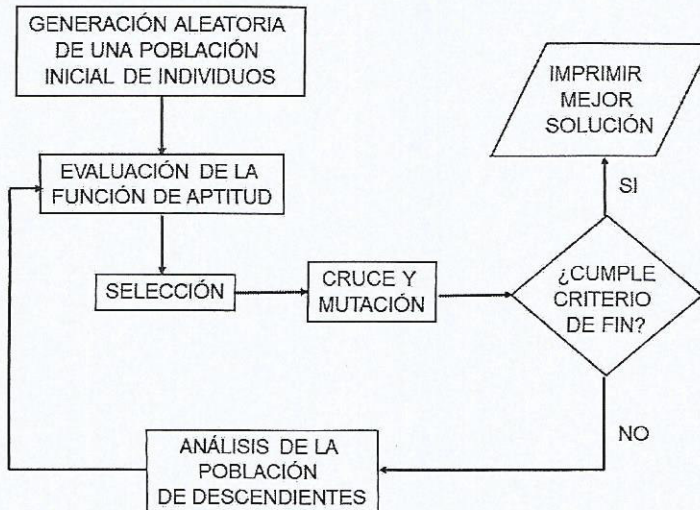


Figura 20. Diagrama de flujo de la técnica de Algoritmo Genético.

En primer lugar, el software genera una población inicial de individuos de manera aleatoria, cuyo tamaño fue elegido por el usuario en la configuración inicial. Cada uno de los individuos está conformado por un cromosoma y representa una posible solución al problema. Esta primera versión del software utiliza representación binaria (ceros y unos) para construir el cromosoma de cada individuo.

Luego, en base al modelo de circuito eléctrico equivalente de celda solar seleccionado por el usuario y utilizando los individuos de la población inicial, el algoritmo procede a la evaluación de la función de aptitud correspondiente a dicho modelo para cada individuo. Esta etapa se realiza como se describe a continuación.

A partir del panel solar seleccionado por el usuario, 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 Figura 21 presenta un ejemplo genérico con ocho puntos ( $P_1, P_2, \dots, P_8$ ) que representan una curva I-V de un panel solar dado y para una cierta potencia solar incidente y temperatura. Cada uno de estos puntos consiste en un par ordenado de la forma  $P = (V ; I)$ . Para este ejemplo, puede observarse que:  $P_1 = (0; I_{SC})$ ,  $P_4 = (V_M; I_M)$  y  $P_8 = (V_{OC}; 0)$ .

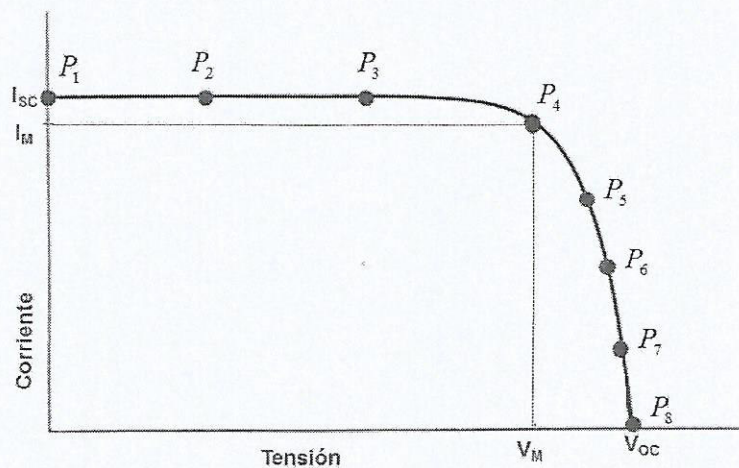



Figura 21. Curva I-V con ocho puntos seleccionados.

La aptitud de cada individuo de la población es obtenida evaluando la ecuación (8) ó (9), de acuerdo al modelo de circuito eléctrico equivalente de celda solar seleccionado por el usuario, en cada uno de los ocho puntos de la curva I-V. Así, por ejemplo, para el modelo de un diodo, la evaluación del punto  $P_1$  en la ecuación (8) resulta:

$$\begin{aligned} \text{Error}_{-1} &= f(I_L, I_0, R_S, R_P, n) = I_L - I_{SC} - I_D - I_P \\ &= I_L - I_{SC} - I_0 \cdot \left[ \exp\left(\frac{R_S I_{SC}}{n V_T}\right) - 1 \right] - \left(\frac{R_S I_{SC}}{R_P}\right), \end{aligned} \quad (10)$$

 <p>Universidad Nacional <b>ARTURO JAURETCHÉ</b> <i>Instituto de Ingeniería y Agronomía</i> <i>Ingeniería en Informática</i></p>	<p><b>Práctica Profesional Supervisada (PPS)</b></p>
---	--

la evaluación del punto P<sub>4</sub> en la misma ecuación resulta:

$$\begin{aligned}
 \text{Error}_{-4} &= f(I_L, I_0, R_S, R_P, n) = I_L - I_M - I_D - I_P \\
 &= I_L - I_M - I_0 \cdot \left[ \exp\left(\frac{V_M + R_S I_M}{nV_T}\right) - 1 \right] - \left(\frac{V_M + R_S I_M}{R_P}\right) \quad (11)
 \end{aligned}$$

y así con los restantes seis puntos. El cromosoma del individuo, que se está analizando, contiene la información de las cinco variables a ajustar ( $I_L$ ,  $I_0$ ,  $R_S$ ,  $R_P$  y  $n$ ).

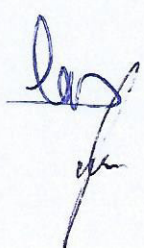
La solución óptima es alcanzada cuando  $f(I_L, I_0, R_S, R_P, n) = 0$  (o bien cuando  $f(I_L, I_{01}, I_{02}, R_S, R_P, n_1, n_2) = 0$ ), de acuerdo a si se trata del modelo de un diodo o de doble diodo respectivamente.

Finalmente, los valores resultantes se suman al cuadrado y se toma la raíz cuadrada como la aptitud del individuo, es decir:

$$\text{Aptitud} = \sqrt{(\text{Error}_{-1})^2 + (\text{Error}_{-2})^2 + \dots + (\text{Error}_{-8})^2} \quad (12)$$

Cuanto menor es el valor de la aptitud, más cerca de la solución óptima se estará.

Una vez que todos los individuos de la población tienen su aptitud calculada, a continuación, 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.

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. La mejor aproximación a los parámetros que se desean ajustar corresponde al individuo que posee el valor mínimo de la aptitud dada por la ecuación (12). Caso contrario, se repite el análisis con una nueva población de individuos (nuevas posibles soluciones del problema). 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.

La Figura 22 muestra la interfaz gráfica con los resultados de la extracción de la corriente oscura  $I_0$ , de las resistencias  $R_S$  y  $R_P$  y el factor de idealidad  $n$ , para





Universidad Nacional  
ARTURO JAURETCHE

Instituto de Ingeniería y Agronomía

Ingeniería en Informática

Práctica Profesional  
Supervisada (PPS)

el caso particular del panel solar de silicio monocristalino C60 H de la compañía Sun Power. Como se puede observar, los resultados obtenidos cumplen con las restricciones planteadas anteriormente y son valores calculados a través de numerosas generaciones del Algoritmo Genético.

Cabe aclarar, que desde esta interfaz se permite exportar los resultados en formato de texto, para que así, el usuario pueda hacer uso de ellos y manipularlos en cualquier momento.

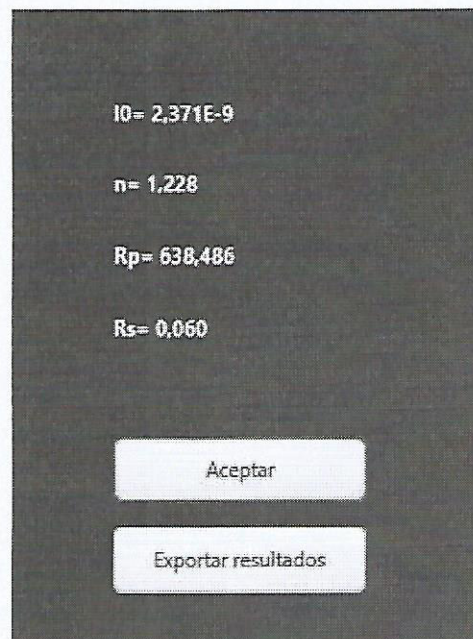



Figura 22. Interfaz gráfica para la presentación de los resultados finales de la extracción de parámetros de celdas solares.

Por lo tanto, la utilización de la técnica de AG a través del software desarrollado, posibilita extraer información de manera precisa de diferentes parámetros de interés de celdas solares comerciales o de laboratorio basadas en diferentes materiales y procesos de fabricación y bajo diferentes condiciones de operación.

 <p>Universidad Nacional <b>ARTURO JAURETCHE</b> <i>Instituto de Ingeniería y Agronomía</i> <i>Ingeniería en Informática</i></p>	<p><b>Práctica Profesional Supervisada (PPS)</b></p>
---	--

### 5.3.2. Técnica de RNA en el software desarrollado

#### 5.3.2.1. Configuración inicial

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.***

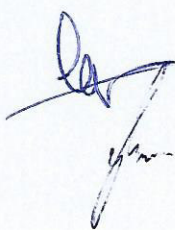
El usuario puede configurar la estructura de la RNA seleccionando el número de neuronas en la capa oculta. Estas neuronas serán las encargadas de conectarse con las neuronas de la capa de entrada y la neurona de la capa de salida.

- ***Elección de la función de activación.***

Otro parámetro, que puede modificar el usuario en la configuración inicial del software, es la función de activación de las neuronas de la capa oculta y de la neurona de la capa de salida. Las funciones de activación entre las que se puede optar son la función lineal, la función sigmoideal tangente hiperbólica y la función sigmoideal logística, las cuales fueron presentadas en la Tabla 1.

- ***Elección de la tasa de aprendizaje y de la inercia.***

Respecto a los valores que vienen cargados por defecto, el usuario también puede modificar la tasa de aprendizaje y la inercia del algoritmo backpropagation utilizado para el aprendizaje de una RNA y dado por la ecuación (7).



- **Elección de la cantidad de datos para entrenamiento y testeo.**

Finalmente, el software le da la opción al usuario de elegir qué porcentaje de los datos meteorológicos totales será utilizado para la etapa de entrenamiento de la RNA y qué porcentaje será empleado para el testeo. Además, el usuario puede elegir la manera en que se dividen los datos para entrenamiento y testeo, si se realiza de manera aleatoria o de manera personalizada por el usuario, por ejemplo, elegir el 70% de los primeros datos para entrenamiento y el 30% restante para el testeo de la RNA.

Las Figuras 23 y 24, muestran las diferentes interfaces gráficas que le permiten al usuario realizar la configuración de los parámetros previamente explicados:

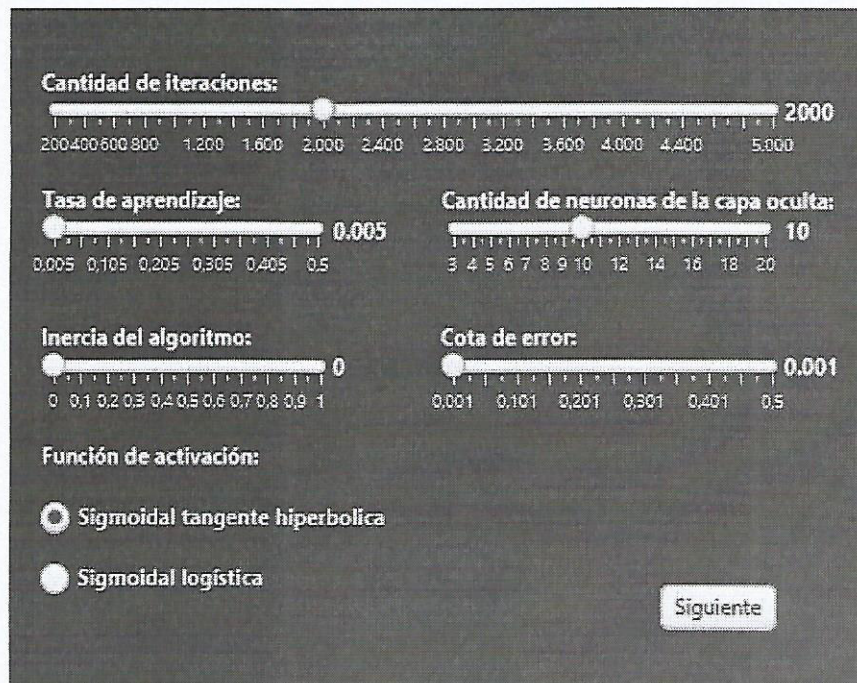


Figura 23. Interfaz gráfica para realizar la configuración inicial de la RNA.

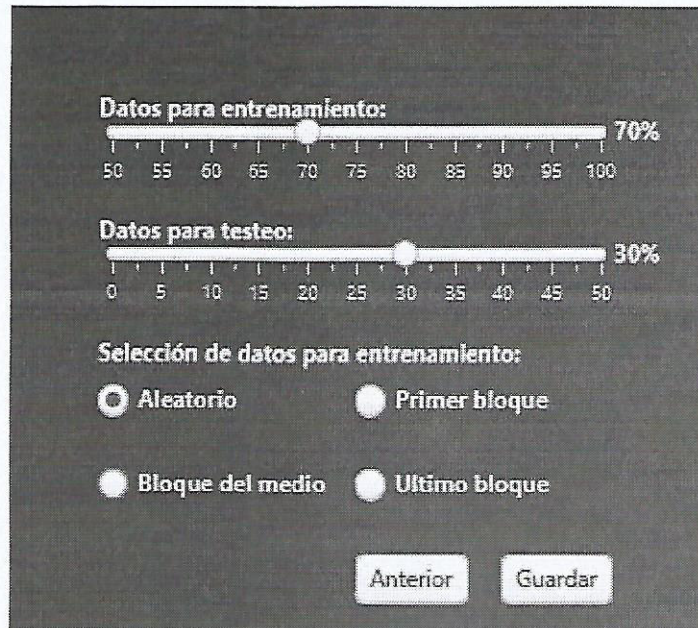
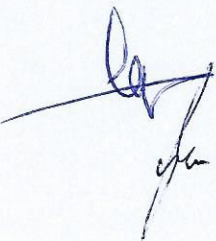


Figura 24. Interfaz gráfica para seleccionar el porcentaje de datos usados para entrenamiento y testeo.


### 5.3.2.2. Estructura de la RNA

Las RNA pueden ser utilizadas para variados objetivos tales como: predicción, ajuste de curvas, regresión, entre otros. En este caso, 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.

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. En general, una única capa oculta es suficiente para la mayoría de las aplicaciones complejas (Karoro, 2011). Además, se eligió la RNA de tipo Perceptrón Multicapa con propagación de la información hacia adelante.

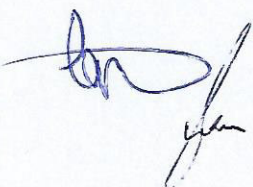


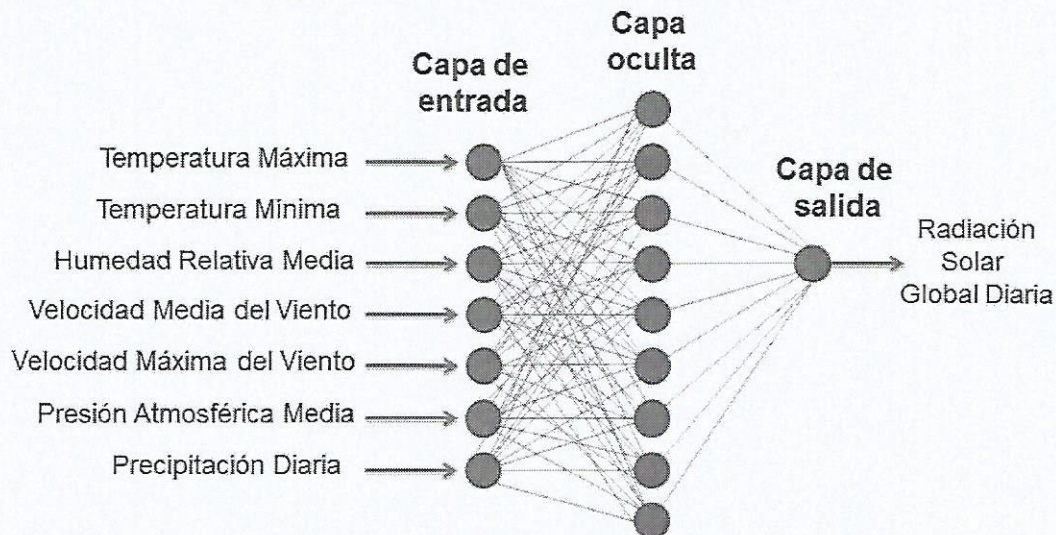


 <p>Universidad Nacional <b>ARTURO JAURETCHE</b> <i>Instituto de Ingeniería y Agronomía</i> <i>Ingeniería en Informática</i></p>	<p><b>Práctica Profesional Supervisada (PPS)</b></p>
---	--

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 transferencia o activación que determina el valor de salida de dicha neurona. El proceso de aprendizaje de las RNA consiste básicamente en el ajuste entre las conexiones de las neuronas.

La Figura 25 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 25.** Topología de la Red Neuronal Artificial implementada en el software desarrollado para el caso particular de nueve neuronas en la capa oculta y siete variables meteorológicas en la capa de entrada.

### 5.3.2.3. Normalización de los datos utilizados

La normalización de los datos utilizados es un requerimiento necesario para la convergencia de los modelos de RNA y mejora de su rendimiento.

En el software desarrollado, tanto los datos meteorológicos utilizados en la capa de entrada como en la capa de salida (radiación solar global diaria), fueron normalizados en el rango entre -1 y +1 antes de proceder al análisis de la RNA, con el fin de adaptarlos a los requerimientos de la función de activación seleccionada (Badaoui, 2013).

### 5.3.2.4. Entrenamiento y testeo de la RNA

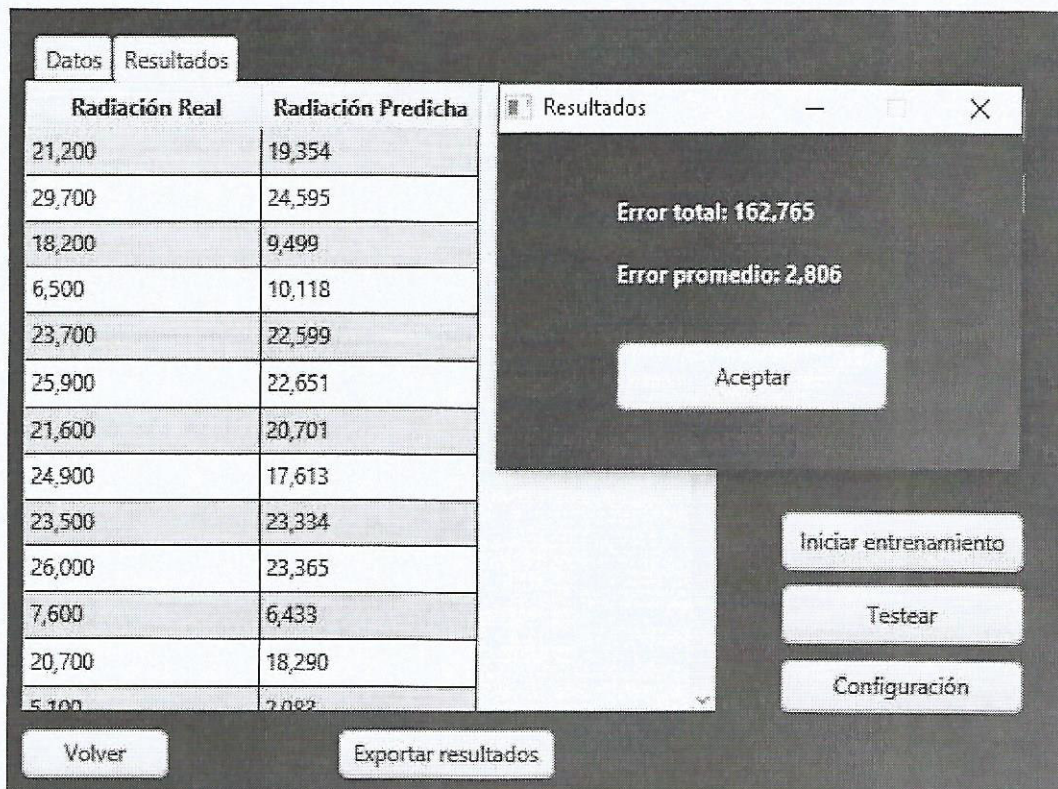
En cada modelo de predicción que se propone analizar, el valor de la salida puede ser estimado mediante el entrenamiento y testeo de la RNA.

Las RNA de tipo Perceptrón Multicapa utilizan una función de error que

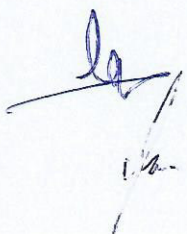
mide su rendimiento actual, en función de sus pesos. El aprendizaje o entrenamiento se convierte entonces en un proceso de búsqueda de aquellos pesos que hagan mínima dicha función.

El software desarrollado utiliza como algoritmo de aprendizaje al algoritmo backpropagation, dado por la ecuación (7). Por su parte, el testeo de una RNA es utilizado para evaluar el desempeño del modelo de predicción analizado.

La Figura 26 muestra la interfaz gráfica con los resultados de la estimación de la radiación solar para la localidad de Quimilí. Una vez obtenidos los resultados, la aplicación permitirá al usuario exportar los mismos en formato de planilla de cálculo, para su posterior acceso y uso.



**Figura 26.** Interfaz gráfica para la presentación de los resultados finales de la estimación de la radiación solar.





### 5.3.2.5. Evaluación de la RNA


Una vez que el software realizó el entrenamiento y testeo de la RNA, los desempeños de cada uno de los modelos de predicción formulados pueden ser evaluados y comparados sobre la base de parámetros estadísticos, los cuales permiten elegir el mejor modelo con el mínimo error posible.

Los parámetros estadísticos que se consideran en el software desarrollado son: el error absoluto medio (*MAE: Mean Absolute Error*), la raíz cuadrática del error cuadrático medio (*RMSE: Root Mean Square Error*), el coeficiente de correlación lineal  $R$  y el coeficiente de determinación  $R^2$ .

En estadística, el error absoluto medio (MAE) es definido como una cantidad utilizada para medir cuán próximos se encuentran los valores calculados respecto de los valores medidos. Por su parte, la raíz cuadrática del error cuadrático medio (RMSE) indica el nivel de dispersión que produce el modelo de RNA bajo análisis. Mientras que el coeficiente de correlación lineal ( $R$ ) y el coeficiente de determinación ( $R^2$ ) son utilizados para encontrar la relación entre los valores medidos y los estimados por los modelos de RNA. Ambos parámetros determinan la calidad del modelo para replicar los resultados. Si  $R = 1$  (o  $R^2 = 1$ ), significa que existe una relación lineal exacta entre los valores medidos y los estimados por el modelo.

De esta manera, los valores mínimos de MAE y de RMSE y los valores máximos de  $R$  y  $R^2$ , determinan el modelo de RNA más exacto e idóneo para predecir la radiación solar global diaria.

Según Ozgur Solmaz y Muammer Ozgoren, los parámetros MAE, RMSE y  $R^2$  son expresados por las siguientes ecuaciones (Solmaz-Ozgoren, 2012):

 <p>Universidad Nacional ARTURO JAURETCHE Instituto de Ingeniería y Agronomía Ingeniería en Informática</p>	<p>Práctica Profesional Supervisada (PPS)</p>
--	---

$$\text{MAE} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |X_i - Y_i| ,$$

(13)

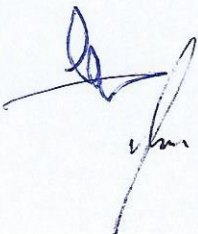
$$\text{RMSE} = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (X_i - Y_i)^2} , \quad (14)$$


y

$$R^2 = 1 - \left( \frac{\sum_{i=1}^N (X_i - Y_i)}{\sum_{i=1}^N (Y_i)^2} \right)^2 , \quad (15)$$

donde  $N$  es el número total de datos,  $X_i$  es el valor de la radiación solar global diaria medida, y  $Y_i$  es el valor de la radiación solar global diaria estimada por el modelo desarrollado de RNA considerado.

Es usual, para poder realizar comparaciones, utilizar los parámetros estadísticos MAE y RMSE en términos porcentuales, los cuales son definidos como el error absoluto medio porcentual (*MAPE: Mean Absolute Percentage Error*) y la raíz cuadrática del error cuadrático medio porcentual (*%RMSE: Percentage Root Mean Square Error*), respectivamente. Según Premalatha Neelamegam y Valan Arasu Amirtham el MAPE es expresado como (Neelamegam-Amirtham, 2016):



 <p>Universidad Nacional <b>ARTURO JAURETCHE</b> <i>Instituto de Ingeniería y Agronomía</i> <i>Ingeniería en Informática</i></p>	<p><b>Práctica Profesional Supervisada (PPS)</b></p>
---	--

$$\text{MAPE} = \frac{100}{N} \sum_{i=1}^N \left| \frac{X_i - Y_i}{X_i} \right|, \quad (16)$$

Por lo tanto, la utilización de la técnica de RNA mediante el software desarrollado, posibilita estimar la radiación solar de manera precisa en diferentes localizaciones.

## 6. Resultados

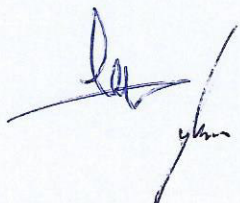
En esta sección se presentan los resultados obtenidos utilizando el software desarrollado, tanto para la extracción de parámetros de interés de celdas solares, como para la estimación de la radiación solar en diferentes localidades de nuestro país.

### 6.1. Extracción de parámetros de celdas solares

Se presenta el análisis para celdas solares de silicio para la extracción y evaluación del comportamiento de parámetros tales como: fotocorriente, corriente oscura, resistencia serie, resistencia paralela y factor de idealidad. El análisis se realiza considerando el espectro solar AM1.5G (superficie terrestre).

Tal como se mencionó anteriormente, el software desarrollado le permite al usuario estudiar, además de celdas solares comerciales incluidas en la base de datos, también celdas solares personalizadas, de las cuales se debe conocer un conjunto de puntos de la curva I-V que el usuario ingresará como datos de entrada para el Algoritmo Genético. El conjunto de valores de la curva I-V puede ser obtenido, por ejemplo, a través de códigos de simulación numérica de dispositivos fotovoltaicos, o bien a través de publicaciones científicas.

En este trabajo, se utilizó una herramienta de simulación numérica de





dispositivos fotovoltaicos basada en software libre denominada PC1D, desarrollado en el "Photovoltaics Special Research Centre" de la University of New South Wales en Sydney, Australia, que modeliza el comportamiento de celdas solares en una dimensión. Este software resuelve mediante el método de diferencias finitas las ecuaciones que gobiernan el funcionamiento de una estructura semiconductor en un dominio unidimensional, formada por una o más regiones cuyas características son definidas por el usuario a partir de una interfaz que permite ingresar el valor de cada parámetro, por ejemplo: tiempos de vida de portadores minoritarios, concentraciones de impurezas en cada región, espesores, etc. El programa PC1D es ampliamente utilizado por la comunidad científica que investiga y desarrolla celdas solares buscando optimizar su rendimiento (Elfiky, 2010).

La celda solar bajo estudio tiene la estructura presentada en la Figura 27, donde  $x_F$ ,  $x_B$  y  $x_T$ , son los espesores de las regiones frontal, base y trasera, respectivamente y  $L$  es la longitud total del dispositivo.

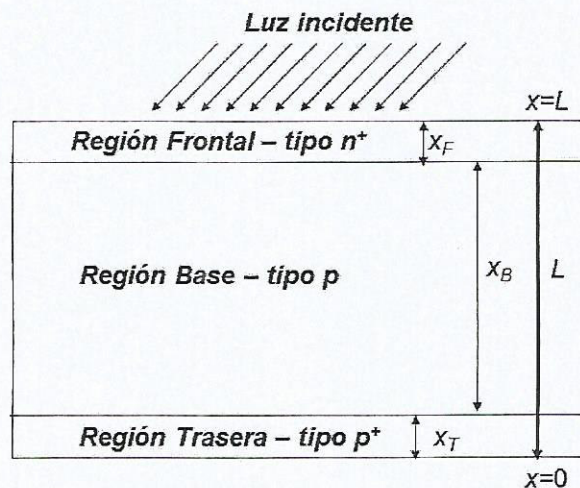



Figura 27. Estructura  $n^+$ - $p$ - $p^+$  de la celda solar simulada con el PC1D.

 <p>Universidad Nacional <b>ARTURO JAURETCHE</b> <i>Instituto de Ingeniería y Agronomía</i> <i>Ingeniería en Informática</i></p>	<p><b>Práctica Profesional Supervisada (PPS)</b></p>
---	--

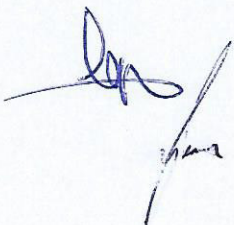
Las principales características de la celda solar estudiada son las siguientes:

- (i) Tipo: silicio policristalino;
- (ii) Superficie: 100 cm<sup>2</sup>;
- (iii) Longitud total L: 50 μm;
- (iv) Dopado N<sub>F</sub> región frontal tipo n<sup>+</sup>: 1.00 × 10<sup>19</sup> cm<sup>-3</sup>;
- (v) Longitud región frontal x<sub>F</sub>: 0.15 μm;
- (vi) Dopado N<sub>B</sub> región base tipo p: 1.00 × 10<sup>15</sup> cm<sup>-3</sup>;
- (vii) Longitud región base x<sub>B</sub>: 49.65 μm;
- (viii) Dopado N<sub>T</sub> región trasera tipo p<sup>+</sup>: 5.00 × 10<sup>17</sup> cm<sup>-3</sup>;
- (ix) Longitud región trasera x<sub>T</sub>: 0.2 μm;

Para esta estructura se consideraron once tiempos de vida de portadores minoritarios diferentes. Este parámetro constituye una medida del grado de degradación que sufre la celda solar cuando se encuentra operando en ambientes desfavorables, como por ejemplo bajo condiciones de radiación. Las partículas de alta energía (protones, neutrones y/o electrones) que inciden en una celda solar producen una disminución del tiempo de vida de portadores minoritarios, afectando fuertemente el comportamiento eléctrico del dispositivo. Los tiempos de vida de portadores minoritarios son parámetros no proporcionados por el fabricante de la celda solar.

En primer lugar, con el código PC1D se obtuvieron once curvas características corriente-tensión (I-V) y potencia-tensión (P-V) para cada uno de los tiempos de vida de portadores minoritarios considerados.

En segundo lugar, se utilizaron ocho puntos de cada una de las curvas I-V como datos de entrada en el software desarrollado para la aplicación de la técnica







Universidad Nacional  
ARTURO JAURETCHE

Instituto de Ingeniería y Agronomía  
Ingeniería en Informática

Práctica Profesional  
Supervisada (PPS)

de AG. Previo a la ejecución del software, la configuración inicial del mismo fue la siguiente:

- **Circuito eléctrico equivalente de la celda solar:** Modelo de un diodo;
- **Cantidad de parámetros a ajustar:** 5 ( $R_S$ ,  $R_P$ ,  $n$ ,  $I_L$ ,  $I_0$ );
- **Cantidad de bits por parámetro:** 32;
- **Longitud del cromosoma de cada individuo:** 160 bits;
- **Tamaño de la población:** 200;
- **Probabilidad de cruce:** 0.75;
- **Probabilidad de mutación:** 0.001;
- **Cantidad máxima de generaciones:** 500;
- **Elitismo:** Si.
- **Restricciones de cada parámetro a ajustar:**

$$\left\{ \begin{array}{l} 0 \leq R_S \leq 1000 , \\ 0 \leq R_P \leq 20000 , \\ 1 \leq n \leq 2, \\ 0 \leq V \leq V_{OC}, \\ 0 \leq I \leq I_{SC}, \\ I_L = I_{SC} \end{array} \right.$$

Finalmente, al ejecutar el software con la técnica de AG se obtuvieron los valores de la fotocorriente  $I_L$ , la corriente oscura  $I_0$ , la resistencia serie  $R_S$ , la resistencia paralela  $R_P$  y el factor de idealidad del dispositivo  $n$  para los once tiempos de vida de portadores minoritarios bajo análisis. Excepto la corriente oscura, el resto de los parámetros no pueden ser obtenidos de manera directa con el PC1D. Según Matthew Wolf, suele asumirse a menudo que la fotocorriente  $I_L$  es igual a la corriente de corto-circuito  $I_{SC}$  (Wolf, 1977).


Las Figuras 28, 29, 30 y 31 muestran los resultados obtenidos sobre la variación de la resistencia serie, la resistencia paralela, el factor de idealidad y la corriente de saturación inversa, en función del tiempo de vida de portadores minoritarios de la celda solar analizada, respectivamente. En todos los casos, el valor de tiempo de vida igual a 30  $\mu\text{s}$  se corresponde con la celda solar bajo condiciones normales de operación, es decir, sin estar expuesta a la radiación. Mientras que los valores más pequeños del tiempo de vida representan un comportamiento del dispositivo sometido a la radiación de partículas de alta energía.

Se puede observar en todas estas figuras como se desvía el comportamiento de la celda solar respecto de su funcionamiento ideal. Específicamente, cuando el tiempo de vida de portadores minoritarios disminuye desde 30  $\mu\text{s}$  hasta  $3 \times 10^{-4}$   $\mu\text{s}$ , la resistencia serie sufre un incremento de hasta cuatro veces su valor original (desde 11  $\text{m}\Omega$  hasta 44  $\text{m}\Omega$ ). El valor de la resistencia serie tiene un efecto significativo tanto en la eficiencia de conversión de energía como en el factor de llenado (Martil, 1992). Por su parte, la resistencia paralela disminuye 150 veces aproximadamente de su valor inicial (desde 152  $\Omega$  hasta 1  $\Omega$ ); el factor de idealidad aumenta desde 1.03 hasta 1.83 (casi un 77%) y la corriente de saturación inversa aumenta cinco órdenes de magnitud (desde 45 nA hasta 10 mA).

Estos resultados fueron presentados en un Congreso Nacional como artículo completo con Referato<sup>8</sup>.

---

<sup>8</sup> D.M. Morales, M. Cappelletti, W. Hasperué, L. Charlier y G. Casas. "Redes Neuronales Artificiales y Algoritmos Genéticos en Aplicaciones Energéticas". 4to Congreso Nacional de Ingeniería en Informática / Sistemas de Información (CoNaIISI 2016). Salta, Argentina. 17-18 de noviembre de 2016.



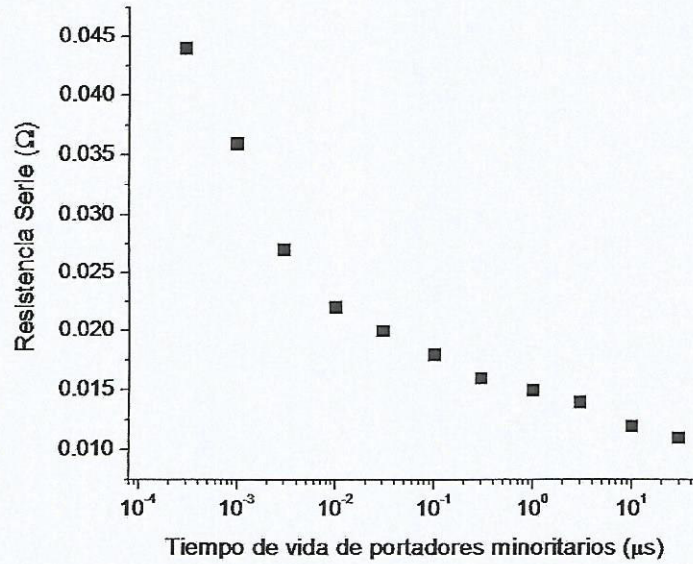


Figura 28. Resistencia serie en función del tiempo de vida de portadores minoritarios de la celda solar analizada.

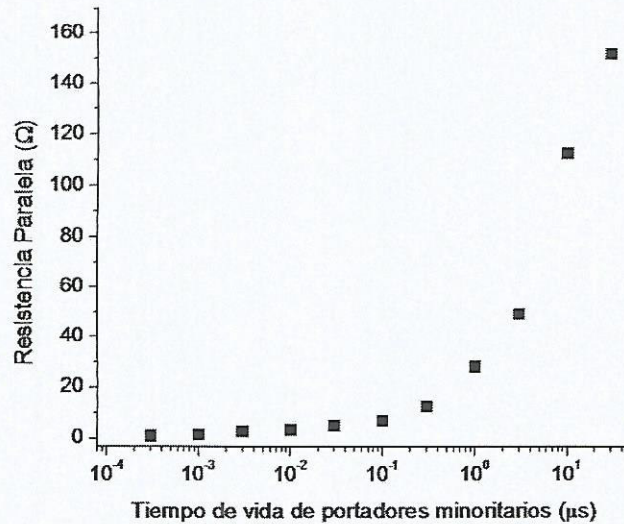


Figura 29. Resistencia paralela en función del tiempo de vida de portadores minoritarios de la celda solar analizada.

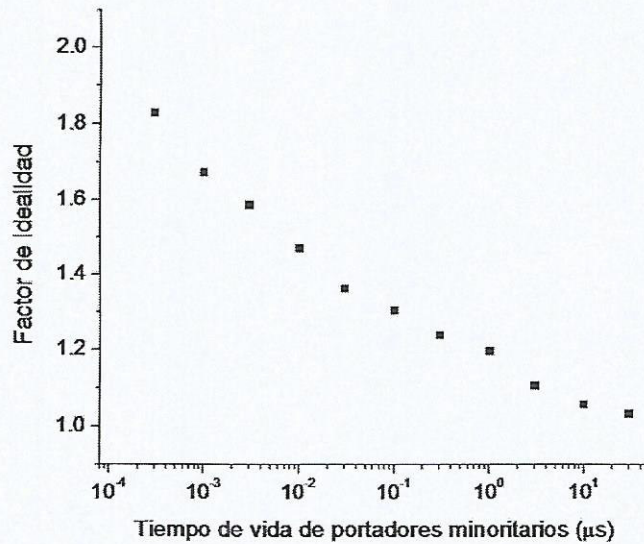


Figura 30. Factor de idealidad en función del tiempo de vida de portadores minoritarios de la celda solar analizada.

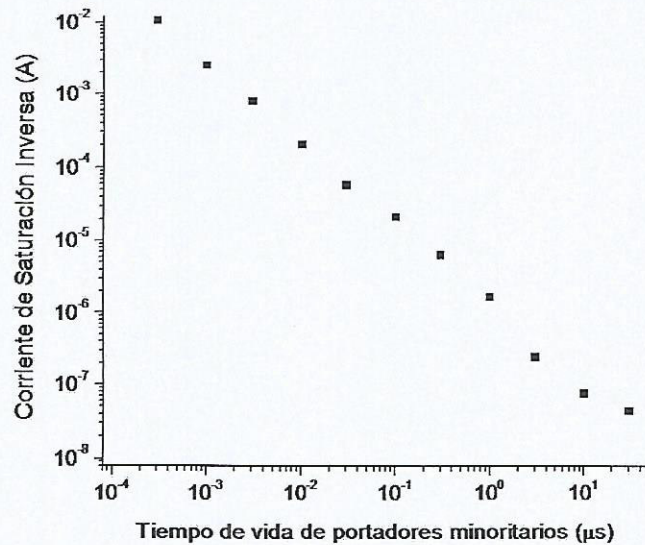



Figura 31. Corriente de saturación inversa en función del tiempo de vida de portadores minoritarios de la celda solar analizada.

 <p>Universidad Nacional <b>ARTURO JAURETCHE</b> <i>Instituto de Ingeniería y Agronomía</i> <i>Ingeniería en Informática</i></p>	<p><b>Práctica Profesional Supervisada (PPS)</b></p>
---	--

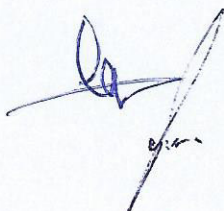
## 6.2. Estimación de la radiación solar

En esta sección se presentan los resultados obtenidos utilizando el software desarrollado, del entrenamiento y testeo de diferentes Redes Neuronales Artificiales (RNA) que permiten predecir a corto plazo la radiación solar en tres localidades de nuestro país: Capilla de Sitón (provincia de Córdoba), Quimilí (provincia de Santiago del Estero) y Luján (provincia de Buenos Aires). Específicamente, el objetivo es analizar diferentes modelos de RNA para determinar los modelos más eficientes capaces de estimar la radiación solar global diaria en dichas localidades.

### 6.2.1. Análisis para la localidad de Capilla de Sitón

Aquí se presenta el estudio del entrenamiento y testeo de una RNA para predecir la radiación solar global diaria en la localidad de Capilla de Sitón, ubicada en el departamento de Totoral, provincia de Córdoba, Argentina. Como se mencionó anteriormente, los datos meteorológicos de esta localidad utilizados en la técnica de la RNA corresponden a valores experimentales diarios obtenidos a través del Sistema de Información y Gestión Agrometeorológico (SIGA), perteneciente al Instituto Nacional de Tecnología Agropecuaria (INTA).

Se trata de una estación meteorológica automática tipo Nimbus THP, la cual comenzó a funcionar desde el 14/04/2015 y está situada en la Latitud: -30.572; Longitud: -63.652 y Altura: 212 metros sobre el nivel del mar. Esta estación meteorológica cuenta con los instrumentos necesarios para sensar radiación solar global diaria, además de otras variables agrometeorológicas tales como: precipitación diaria, temperaturas máxima, mínima y media del aire, humedad relativa media, velocidad media y máxima del viento, duración del follaje mojado, presión de vapor medio, evapotranspiración, punto de rocío, presión





atmosférica media y heliofanía relativa, entre otras. Específicamente, 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 ( $\text{km}/\text{h}$ ), presión atmosférica media ( $\text{hPa}$ ) y precipitación diaria ( $\text{mm}$ ), durante el período comprendido desde el 01/06/2015 hasta el 31/05/2016 inclusive. Por lo tanto, se trabajó con 366 vectores de datos, abarcando un año completo (dado que el año 2016 es un año bisiesto).

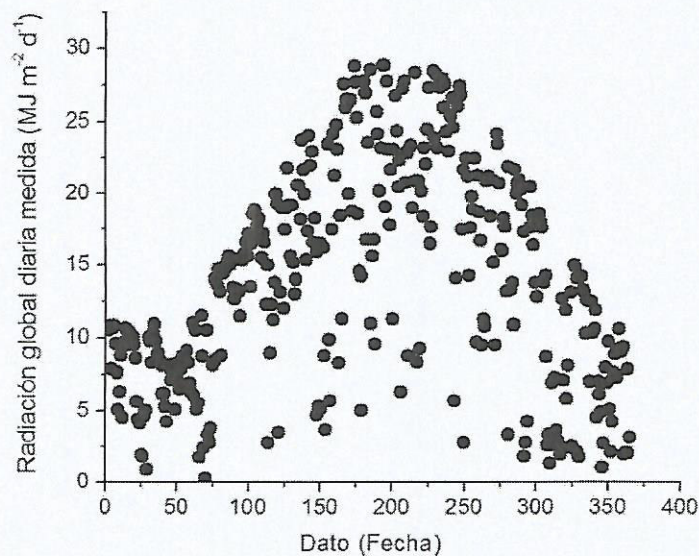
La Tabla 6 presenta los valores mínimos y máximos de las variables meteorológicas para el análisis de la RNA en la localidad de Capilla de Sitón.

**Tabla 6.** Valores extremos de las variables meteorológicas consideradas en el análisis de la RNA para la localidad de Capilla de Sitón desde el 01/06/2015 hasta el 31/05/2016.

Magnitudes meteorológicas	Valores mínimos y máximos durante el período analizado
Radiación solar global diaria ( $\text{MJ}/\text{m}^2\text{día}$ )	0.3-28.9
Temperatura máxima del aire en abrigo a 1,5 metros de altura ( $^{\circ}\text{C}$ )	11.2-41.9
Temperatura mínima del aire en abrigo a 1,5 metros de altura ( $^{\circ}\text{C}$ )	-3.6-23.5
Humedad relativa media (%)	44-100
Velocidad media del viento ( $\text{km}/\text{h}$ )	0.8-16.5
Velocidad máxima del viento ( $\text{km}/\text{h}$ )	9.5-70.8
Presión atmosférica media ( $\text{hPa}$ )	984.1-1015.3
Precipitación diaria ( $\text{mm}$ )	0-77.5



La Figura 32 muestra los valores correspondientes a la radiación solar global diaria medida por la estación meteorológica de la localidad de Capilla de Sitón, en función de la fecha de registro. De esta manera, el *Dato 1* es el valor medido el 01/06/2015, el *Dato 2* es el valor correspondiente al 02/06/2015, y así sucesivamente, hasta el *Dato 366* siendo éste el valor observado el 31/05/2016.



**Figura 32.** Valores medidos de radiación solar global diaria a lo largo de todo un año completo (desde el 01/06/2015 hasta el 31/05/2016) en la localidad de Capilla de Sitón, provincia de Córdoba, Argentina.

Se puede observar en esta figura, como es esperable, los mayores valores de radiación solar ocurren para los valores centrales, los cuales corresponden al período de los meses entre octubre y marzo.

Para este conjunto de datos se propusieron tres casos de estudio diferentes de acuerdo a la forma de tomar los parámetros iniciales 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,



Universidad Nacional  
ARTURO JAURETCHE

*Instituto de Ingeniería y Agronomía*

*Ingeniería en Informática*

**Práctica Profesional  
Supervisada (PPS)**

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.

A continuación, se presentan los resultados obtenidos para los modelos de predicción formulados para los tres casos de estudio. Estos resultados fueron presentados en dos Congresos Nacionales como artículos completos con Referato<sup>9</sup>.

**a) Caso I: Modelos con diferente número de neuronas en la capa oculta de la RNA:**

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 33 presenta los resultados obtenidos del RMSE 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

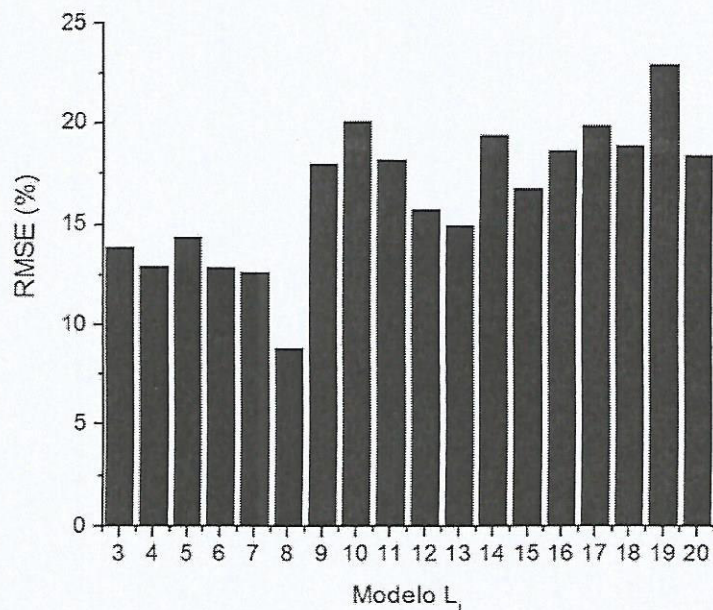
<sup>9</sup> D.M. Morales, M. Cappelletti, W. Hasperué y L. Charlier. "Entrenamiento de una red neuronal artificial para la predicción de la radiación solar". II Congreso de Energías Sustentables (CES 2016). Bahía Blanca, Buenos Aires, Argentina. 26-28 de octubre de 2016. Publicado en los Anales del Congreso. ISBN 978-987-1896-62-2. pp. 405-412. Año 2016.

D.M. Morales, M. Cappelletti, W. Hasperué, L. Charlier y G. Casas. "Redes Neuronales Artificiales y Algoritmos Genéticos en Aplicaciones Energéticas". 4to Congreso Nacional de Ingeniería en Informática / Sistemas de Información (CoNaIISI 2016). Salta, Argentina. 17-18 de noviembre de 2016.





quien posee el mínimo error (aproximadamente un 9%), siendo por lo tanto ocho el número de neuronas óptimas en la capa oculta de la red neuronal artificial para los datos considerados en esta sección.



**Figura 33.** Raíz del error cuadrático medio porcentual para los modelos de predicción formulados para el caso de estudio I en la localidad de Capilla de Sitón.

Por su parte, la Figura 34 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.

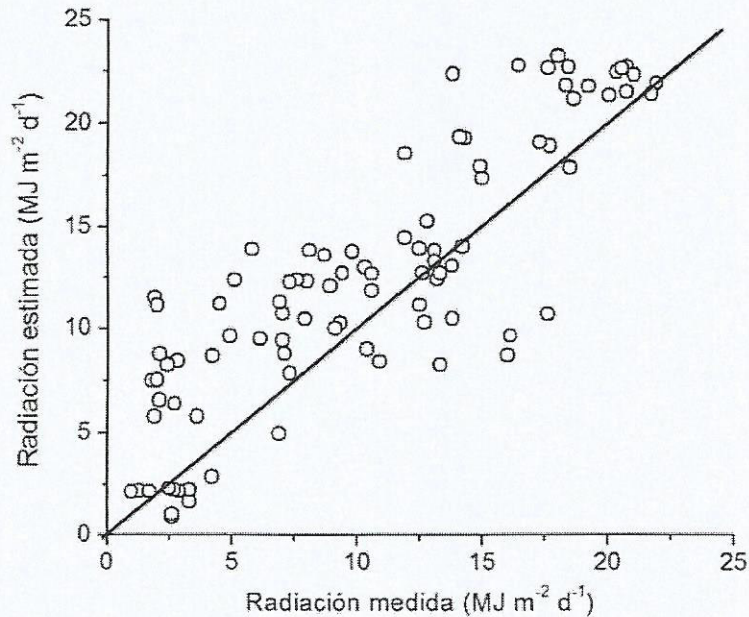


Figura 34. Diagrama de dispersión entre la radiación solar medida y la estimada, esta última obtenida por el modelo L8.

**b) Caso II: Modelos con diferentes datos para entrenamiento y testeo de la RNA:**

En este caso, se consideraron 6 modelos de predicción diferentes (M0-M5), todos ellos con 8 neuronas en la capa oculta, los cuales se diferencian entre sí en la manera de tomar los datos para entrenamiento y validación. Los modelos analizados son los presentados en la Tabla 7, donde los datos son denominados de manera similar a los mencionados en la Figura 32. Puede observarse que el modelo M0 coincide con el modelo L8 del Caso I, mientras que el modelo M5 se armó con datos tomados al azar.

**Tabla 7.** Modelos de predicción formulados para el Caso II para la localidad de Capilla de Sitón.

Modelo de predicción	Datos para Entrenamiento	Datos para Testeo
M0 = L8	Dato 1 a Dato 273	Dato 274 a Dato 366
M1	Dato 74 a Dato 346	Dato 1 a Dato 73 y Dato 347 a Dato 366
M2	Dato 1 a Dato 53 y Dato 147 a Dato 366	Dato 54 a Dato 146
M3	Dato 1 a Dato 126 y Dato 220 a 366	Dato 127 a Dato 219
M4	Dato 1 a Dato 199 y Dato 293 a 366	Dato 200 – Dato 292
M5	Aleatorio	Aleatorio

La Tabla 8 muestra los valores del coeficiente de determinación  $R^2$  obtenidos en la fase de testeo de cada uno de los modelos M0 hasta M5.

**Tabla 8.** Coeficiente de determinación  $R^2$  de los diferentes modelos de predicción formulados para el Caso II para la localidad de Capilla de Sitón.

Modelo de predicción	$R^2$
M0 = L8	0.89
M1	0.59
M2	0.72
M3	0.59
M4	0.64
M5	0.80

Puede observarse que el mejor modelo de predicción es el M0. También puede apreciarse que existe una gran variación de valores de  $R^2$ , lo cual indica la



dependencia de la RNA respecto de la elección de los datos para realizar las etapas de entrenamiento y de testeo.

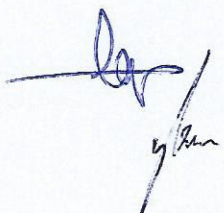
**c) Caso III: Modelos con diferentes variables meteorológicas de entrada a la RNA:**

Finalmente, en este caso, se consideraron 8 modelos de predicción diferentes (N0-N7), todos ellos con 8 neuronas en la capa oculta, donde los datos para el entrenamiento y el testeo fueron tomados de la misma manera que el modelo M0, pero se diferencian entre sí en las variables meteorológicas de entrada a la RNA, tal como se aprecia en la Tabla 9.

**Tabla 9.** Modelos de predicción formulados para el Caso III para Capilla de Sitón.

Modelo de predicción	Temp. Máx.	Temp. Mín.	Hum. Relat.	Veloc. Media	Veloc. Máx	Pres. Atmosf	Precip.
N0 = M0 = L8	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓
N1	✓	✓	✓	x	x	x	x
N2	✓	✓	x	✓	✓	x	x
N3	✓	✓	x	x	x	✓	x
N4	✓	✓	x	x	x	x	x
N5	✓	✓	x	✓	✓	✓	✓
N6	✓	✓	✓	x	x	✓	✓
N7	✓	✓	✓	✓	✓	x	✓

En la Tabla 10 se presentan los valores obtenidos del coeficiente de determinación  $R^2$  para la fase de testeo de cada uno de los modelos N0 hasta N7.



**Tabla 10.** Coeficiente de determinación  $R^2$  de los diferentes modelos de predicción formulados para el Caso III para la localidad de Capilla de Sitón.


Modelo de predicción	$R^2$
N0 = M0 = L8	0.89
N1	0.70
N2	0.67
N3	0.81
N4	0.78
N5	0.64
N6	0.63
N7	0.62

Nuevamente, puede observarse que el mejor modelo de predicción es el N0. Además, también existe una gran variación de valores de  $R^2$ , lo cual indica la dependencia de la RNA respecto de las variables meteorológicas de entrada utilizadas.

### 6.2.2. Análisis para la localidad de Quimilí

En esta sección se presentan los resultados obtenidos para la predicción de la radiación solar global diaria en la localidad de Quimilí, ubicada en el departamento de Moreno, provincia de Santiago del Estero, Argentina. Los datos meteorológicos utilizados corresponden a valores experimentales diarios suministrados por la estación meteorológica automática tipo Nimbus THP, la cual entró en funcionamiento el 09/09/2015 y está ubicada en la Latitud: -27.544; Longitud: -62.352 y Altura sobre el nivel del mar: 137 metros. Estos datos también



 <p>Universidad Nacional <b>ARTURO JAURETCHE</b> <i>Instituto de Ingeniería y Agronomía</i> <i>Ingeniería en Informática</i></p>	<p><b>Práctica Profesional Supervisada (PPS)</b></p>
---	--

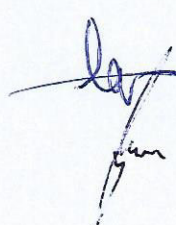
han sido obtenidos a través del Sistema de Información y Gestión Agrometeorológico (SIGA), perteneciente al Instituto Nacional de Tecnología Agropecuaria (INTA). Esta estación meteorológica, al igual que la de la localidad de Capilla de Sitón, cuenta con los instrumentos necesarios para sensar radiación solar global diaria, precipitación diaria, temperaturas máxima, mínima y media del aire, humedad relativa media, velocidad media y máxima del viento, duración del follaje mojado, presión de vapor medio, evapotranspiración, punto de rocío, presión atmosférica media y heliofanía relativa, entre otras.

Las magnitudes meteorológicas consideradas para ingresar a la capa de entrada de la RNA son las mismas que las elegidas para la localidad de Capilla de Sitón, es decir: temperatura máxima y mínima del aire en abrigo a 1,5 metros de altura (°C), humedad relativa media (%), velocidad media y máxima del viento (km/h), presión atmosférica media (hPa) y precipitación diaria (mm). Se trabajó con un total de 243 vectores de datos, abarcando el período comprendido desde el 10/09/2015 hasta el 09/05/2016 inclusive.

La Tabla 11 presenta los valores mínimos y máximos de las variables meteorológicas elegidas para el análisis de la RNA en la localidad de Quimilí.

**Tabla 11.** Valores extremos de los datos utilizados de las variables meteorológicas consideradas en el análisis de la RNA para la localidad de Quimilí desde el 10/09/2015 hasta el 09/05/2016.

<b>Magnitudes meteorológicas elegidas para el análisis de la RNA en Quimilí</b>	<b>Valores mínimos y máximos durante el período analizado</b>
Radiación solar global diaria (MJ/m <sup>2</sup> día)	2.6-33.1
Temperatura máxima del aire en abrigo a 1,5 metros de altura (°C)	16.2-43.7
Temperatura mínima del aire en abrigo a 1,5 metros de altura (°C)	1-27.5
Humedad relativa media (%)	30-100





Universidad Nacional  
ARTURO JAURETCHE

Instituto de Ingeniería y Agronomía

Ingeniería en Informática

Práctica Profesional  
Supervisada (PPS)

Velocidad media del viento (km/h)	2.5-12.9
Velocidad máxima del viento (km/h)	16.7-53.5
Presión atmosférica media (hPa)	979.8-1007.2
Precipitación diaria (mm)	0-81

La Figura 35 muestra los valores correspondientes a la radiación solar global diaria medida por la estación meteorológica de la localidad de Quimil, en función de la fecha de registro, siendo el *Dato 1* el valor medido el 10/09/2015, el *Dato 2* el valor correspondiente al 11/09/2015, y así sucesivamente, hasta el *Dato 243* el valor registrado el 09/05/2016. Los valores centrales de la Figura 35, correspondientes a los meses de enero y diciembre, son los que presentan los máximos valores de radiación solar global.

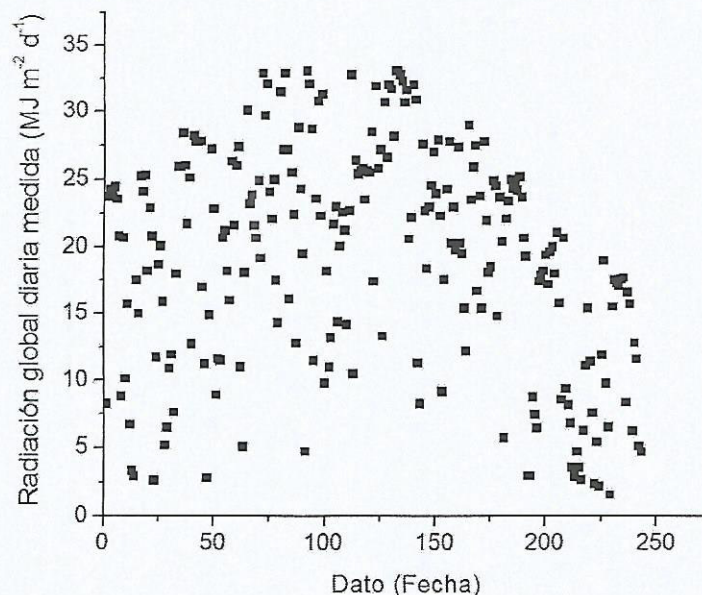



Figura 35. Valores medidos de radiación solar global diaria durante 243 días (desde el 10/09/2015 hasta el 09/05/2016) en la localidad de Quimilí, provincia de Santiago del Estero.

 <p>Universidad Nacional ARTURO JAURETCHE</p> <p><i>Instituto de Ingeniería y Agronomía</i></p> <p><i>Ingeniería en Informática</i></p>	<p><b>Práctica Profesional Supervisada (PPS)</b></p>
--	--

La metodología utilizada para el análisis de los datos presentados en la Figura 35 consistió en dos casos de estudio de la RNA, cada uno de ellos con diferente forma de configurar los parámetros iniciales de la red. Para ambos casos, se desarrollaron modelos de redes de tipo perceptrón multicapa con propagación de la información hacia adelante, 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 243 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.

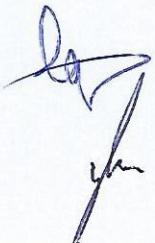
A continuación, se presentan los resultados obtenidos para los modelos de predicción formulados para los dos casos de estudio. Estos resultados fueron presentados en un Congreso Nacional como artículo completo con Referato<sup>10</sup>.

**a) Caso I: Modelos con diferente número de neuronas en la capa oculta de la RNA:**

En primer lugar, se consideraron 10 modelos de predicción diferentes, denominados  $Q_i$  (con  $i$  variando desde 4 hasta 13), donde el subíndice  $i$  representa el número de neuronas en la capa oculta de la RNA. En los 10 modelos se tomaron en orden cronológico los primeros 182 datos para entrenar la red, dejando los últimos 61 datos para la etapa de testeo de los modelos.

La Figura 36 presenta los resultados obtenidos del RMSE para la totalidad

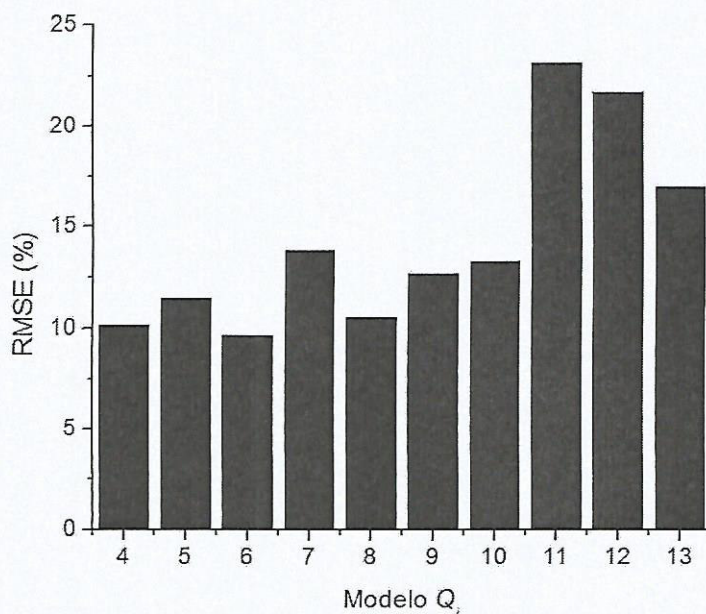
<sup>10</sup> D.M. Morales, M. Cappelletti, W. Hasperué y L. Charlier. "Predicción de la irradiancia solar diaria mediante redes neuronales". 3er Congreso Argentino de Ingeniería (CADI 2016). Resistencia, Chaco, Argentina. 7-9 de septiembre de 2016.





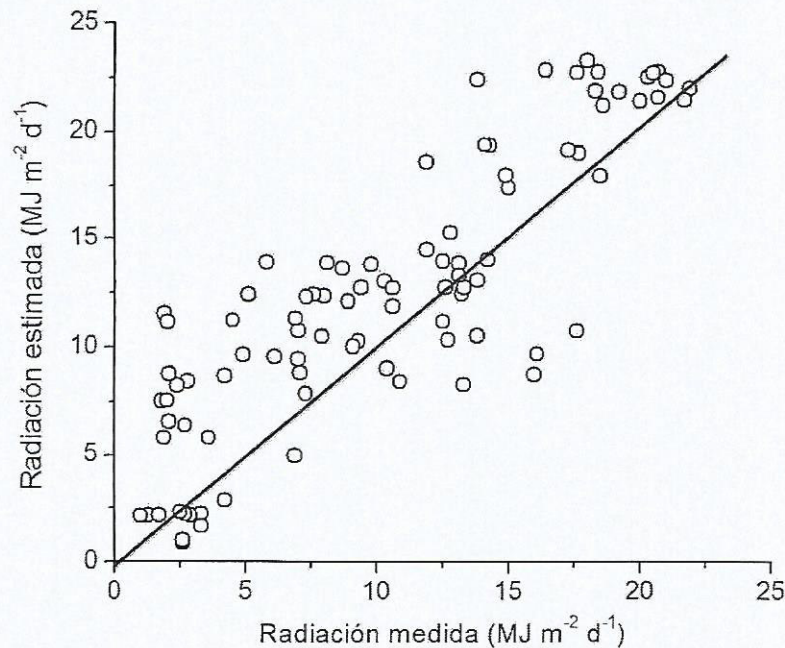


de los modelos Q4-Q13, en donde se puede apreciar que los modelos con menos número de neuronas en la capa oculta poseen un error menor entre los valores de radiación medida y la estimada por los modelos. En particular, el modelo Q6 es quien posee el mínimo error (aproximadamente un 9%), siendo por lo tanto seis el número de neuronas óptimas en la capa oculta de la red neuronal artificial para los datos considerados en esta subsección.



**Figura 36.** Raíz del error cuadrático medio porcentual para los modelos de predicción formulados para el caso de estudio I en la localidad de Quimilí.

El diagrama de dispersión entre la radiación solar medida y la estimada obtenida por el modelo Q6, es presentado en la Figura 37, conjuntamente con la recta identidad. Esta recta permite distinguir que los errores de este modelo son producto principalmente de sobreestimaciones respecto de los valores de radiación solar medidos.



**Figura 37.** Diagrama de dispersión entre la radiación solar medida y la estimada en la localidad de Quimilí obtenida por el modelo Q6.

**b) Caso II: Modelos con diferentes datos para entrenamiento y testeo de la RNA:**

En este caso, se consideraron 4 modelos de predicción diferentes (R0-R3), todos ellos con 6 neuronas en la capa oculta, los cuales se diferencian entre sí en la manera de tomar los datos para entrenamiento y testeo. Los modelos analizados son los presentados en la Tabla 12, donde los datos son denominados de manera similar a los mencionados en la Figura 35. Puede observarse que el modelo R0 coincide con el modelo Q6 del Caso I, mientras que el modelo R3 tiene los datos tomados de manera aleatoria.

**Tabla 12.** Modelos de predicción formulados para el Caso II para la localidad de Quimilí.

Modelo de predicción	Datos para Entrenamiento	Datos para Testeo
R0 = Q6	Dato 1 a Dato 182	Dato 183 a Dato 243
R1	Dato 62 a Dato 243	Dato 1 a Dato 61
R2	Dato 1 a Dato 90 y Dato 152 a Dato 243	Dato 91 a Dato 151
R3	Aleatorio	Aleatorio


Finalmente, la Tabla 13 muestra los valores del coeficiente de determinación  $R^2$  obtenidos en la fase de testeo de cada uno de los modelos R0 hasta R3.

**Tabla 13.** Coeficiente de determinación  $R^2$  de los diferentes modelos de predicción formulados para el Caso II para la localidad de Quimilí.

Modelo de predicción	$R^2$
R0 = Q6	0.77
R1	0.62
R2	0.83
R3	0.72

En este caso, puede observarse que el mejor modelo de predicción es el R2. Además, existe una gran variación de valores de  $R^2$ , lo cual indica la dependencia de la RNA respecto de la elección de los datos para realizar las etapas de entrenamiento y de testeo.



 <p>Universidad Nacional <b>ARTURO JAURETCHE</b> <i>Instituto de Ingeniería y Agronomía</i> <i>Ingeniería en Informática</i></p>	<p><b>Práctica Profesional Supervisada (PPS)</b></p>
---	--

## 7. Conclusiones

El área de estudio con el que se relacionó la Práctica Profesional Supervisada es con la energía, más precisamente con las energías renovables, las cuales presentan un alto impacto tecnológico y social actualmente.


De acuerdo a los objetivos específicos planteados al inicio de este proyecto, se puede concluir que se ha conseguido diseñar, desarrollar e implementar un código computacional para la predicción de la radiación solar y la simulación de sistemas fotovoltaicos, a través de técnicas basadas en redes neuronales artificiales y algoritmos genéticos, respectivamente.

La utilización del software posibilita:

- Formular modelos de predicción de la radiación solar en diferentes localidades de nuestro país, a partir de datos meteorológicos reales históricos;
- Extraer información de manera precisa de parámetros de interés de celdas solares comerciales o de laboratorio basadas en diferentes materiales y procesos de fabricación y bajo diferentes condiciones de operación (potencia solar incidente, temperatura, espectro solar, etc.).

El diseño del software fue pensado de manera tal que le permite al usuario seleccionar entre dos opciones de localización diferentes de acuerdo a donde se realizará la estimación de la radiación solar: (i) valores cargados por defecto de Capilla de Sitón (provincia de Córdoba), Quimilí (provincia de Santiago del Estero) y Luján (provincia de Buenos Aires), o bien (ii) una localización personalizada a partir de introducir valores de variables meteorológicas en un lugar determinado durante un período de tiempo específico. Del mismo modo, el usuario puede optar entre dos opciones de celdas solares para la extracción de sus parámetros: (i) celdas solares comerciales o (ii) celdas solares personalizadas (a partir de



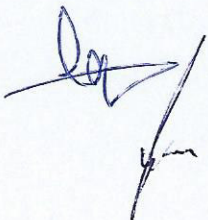
 <p>Universidad Nacional <b>ARTURO JAURETCHE</b> <i>Instituto de Ingeniería y Agronomía</i> <i>Ingeniería en Informática</i></p>	<p><b>Práctica Profesional Supervisada (PPS)</b></p>
---	--

introducir valores de la curva corriente-tensión conocidos).

Por lo tanto, la herramienta desarrollada contribuye a maximizar el aprovechamiento de la energía solar y a optimizar el funcionamiento de las celdas solares, en base a su localización geográfica, condiciones climatológicas y condiciones de operación. Además, el hecho de poder contar con un software de simulación propio ofrece importantes beneficios como, por ejemplo, permite tener un control pleno sobre cada una de sus partes, con la ventaja de poseer total grado de libertad para modificarlo e implementar nuevas funcionalidades y nuevos algoritmos de acuerdo a los estudios que se deseen realizar.

Los resultados obtenidos con el software desarrollado, dan muestra de la potencialidad de la primera versión de esta herramienta, la cual es original, pero que también presenta posibilidades de ser mejorada. Entre las posibles mejoras del software se pueden mencionar:

- Incorporar nuevos datos meteorológicos históricos (que incluyan radiación solar) de localidades que abarquen todas las regiones de nuestro país. De esta manera, a través de RNA se podrá predecir la radiación solar en aquellos lugares donde no haya instalados instrumentos de medición de esta magnitud;
- Incorporar un sistema de alarma temprana ante eventuales resultados fuera de un cierto rango como, por ejemplo, cuando la radiación solar supera un determinado valor durante un período de tiempo específico.





Universidad Nacional  
ARTURO JAURETCHÉ

Instituto de Ingeniería y Agronomía  
Ingeniería en Informática

Práctica Profesional  
Supervisada (PPS)

### Bibliografía consultada:

- Appelbaum, J y Peled, A. (2014) "Parameters extraction of solar cells: a comparative examination of three methods". *Solar energy materials & solar cells*, Vol. 122. pp. 164-173.
- Back, T., Fogel, D. Michalewicz, Z. (2000) *Evolutionary computation 2: advanced algorithms and operators*. [s.l]: Bristol Institute of Physics.
- Benzer, S. (1947) "Excess-defect germanium contacts". En *Physical Review*, Vol. 72. pp. 1267.
- De Blas, M. [et al]. (2002) "Selecting a suitable model for characterizing photovoltaic devices". En *Renewable energy*, Vol. 25. pp. 371-380.
- De Jong, K. A. (1975) *An analysis of the behavior of a class of genetic adaptive systems*. University of Michigan. College of Literature, sciences and the arts. Computer and Communications Sciences Department. Disponible en <https://deepblue.lib.umich.edu/handle/2027.42/4507> Consultado en mayo de 2017.
- Dimroth, F. (2006) "High-efficiency solar cells from III-V compound semiconductors". En *Physical status solidi*, Vol. 3. pp. 373-379.
- El Badaoui, H. [et al]. (2013) "Using MLP neural networks for predicting global solar radiation". En *the International Journal of Engineering and Science (IJES)*. Vol. 2. pp. 48-56.
- Elfiky, D. [et al]. (2010) "Effect of Base Doping Concentration on Radiation-Resistance for GaAs Sub-Cells in InGaP/GaAs/Ge". *Japanese Journal of Appl. Phys.* Vol. 49. pp. 121202.
- Eshelman, L. y Schaffer, J. (1993) "Real-coded genetic algorithms and interval-schema". En *Foundations of genetic algorithms 2*. Morgan Kaufmann Publishers. pp. 187-202.
- Fadare, D. [et al]. (2010) "Modeling of solar energy potential in Africa using an artificial neural network". En *American journal of scientific and industrial research*, Vol. 1. pp. 144-157.
- Fritts, C. (1883) "On a new form of selenium photocell". En *American journal of science*, Vol. 26. pp. 465.
- Haykin, S. (1994) *Neural Networks. A Comprehensive Foundation*. [s.l]: Macmillan Publishing.
- Hebb, D. (1949) *the organisation of behaviour*. New York: John Wiley & Sons.
- Hopfield, J. (1982) "Neural networks and physical systems with emergent collective computational abilities". En *Proceedings of the National Academy of Science*. Vol. 79. Pp. 2554-2558.
- Imaizumi, M. [et al]. (1999) "Analysis of structure change of Si solar cells irradiated with high fluence electrons". *J. Appl. Phys.* Vol. 85. pp. 1916-1920.
- Jain, A. y Kapoor, A. (2004) "Exact analytical solutions of the parameters of real solar cells using



Universidad Nacional  
ARTURO JAURETCHE

*Instituto de Ingeniería y Agronomía*

*Ingeniería en Informática*

**Práctica Profesional  
Supervisada (PPS)**

- Lambert W-function". En *Solar energy materials and solar cells*, Vol. 81. pp. 269-277.
- Jervase, J. [et al]. (2001) "Solar cell parameter extraction using genetic algorithms". En *Measurement science technology*, Vol. 12. pp. 1922-1925.
- Kaplanis, S. [et al]. (2010) "Stochastic prediction of hourly global solar radiation for Patra, Greece". En *Applied energy*, Vol. 87. pp. 3748-3758.
- Karoro, A. [et al]. (2011) "Predicting global solar radiation using an artificial neural network single parameter model". En *Advances in Artificial Neural Systems*. Vol. 2011. pp. 1-7.
- Kohonen, T. (1977) *Associative memory: a system theoretical approach*. New York: Springer Verlag.
- Kusumawati, Y. (2015). *Oxide and composite electron transport layers for efficient dye-sensitized solar cells* (Doctoral dissertation, Université Pierre et Marie Curie-Paris VI).
- Leal, S. [et al]. (2009) "Modelos estatísticos para determinação da irradiação solar UV diária no estado de Pernambuco". En *Avances en energías renovables y medio ambiente*, Vol. 13.
- Martil, I. y Diaz, G. (1992) "Determination of the dark and illuminated characteristic parameters of a solar cell for I-V characteristics". *Eur. J. Phys.* Vol. 13. pp. 193-197.
- McCulloch, W. y Pitts, W. (1943) "A logical calculus of the ideas immanent in nervous activity". *Bulletin of Mathematical Biophysics*, Vol. 5. pp. 510-519.
- Mellit, A. [et al]. (2005) "Artificial neural network model for prediction solar radiation data: application for sizing stand-alone photovoltaic power system". En *IEEE Power Engineering Society General Meeting*. pp. 40-44.
- Menges, H. [et al]. (2006) "Evaluation of global solar radiation models for Konya, Turkey". En *Energy conversion and management*, Vol. 47. pp. 3149-3173.
- Minsky, M y Papert, S. (1969) *Perceptrons: an introduction to computational geometry*. Cambridge, MA: The MIT Press.
- Mitchell, M. (1999) *An introduction to genetic algorithms*. [sl]: MIT Press.
- Neelamegam, P. y Amirtham, V. (2016) "Prediction of solar radiation for solar systems by using ANN models with different back propagation algorithms". En *Journal of Applied Research and Technology*. Vol. 14. pp. 206-214.
- Ohl, R. (1941) "Light-Sensitive Electric Device". U.S. Patent 2.402.662.
- 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". En *Solar energy materials and solar cells*, Vol. 90. pp. 352-361.



Universidad Nacional  
ARTURO JAURETCHE

*Instituto de Ingeniería y Agronomía*

*Ingeniería en Informática*

**Práctica Profesional  
Supervisada (PPS)**

- 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, Vol. 35. pp. 225-233.
- Polo Martínez, J. (2010) Optimización de modelos de estimación de la radiación solar a partir de imágenes de satélite: memoria para optar al grado de Doctor. Madrid: Universidad Complutense. Facultad de Ciencias Físicas. Departamento de física atómica, molecular y nuclear. Disponible en <http://eprints.ucm.es/10855/1/T31597.pdf> Consultado en mayo de 2017.
- Priya, S. y Iqbal, M. (2015) "Solar radiation prediction using artificial neural network". En International journal of computer applications, Vol. 116. pp. 28-31.
- Reed, R. y Marks, R. (1998) Neural smithing: supervised learning in feedforward artificial neural networks. [s.l]: MIT Press.
- Rosenblatt, F. (1959) Principles of Neurodynamis. New York: Spartan Books.
- Rumelhart, G., Hinton, G. y Williams, R. (1986) "Learning representations by back-propagating errors". Nature. Vol. 323. pp. 533-536.
- Sato, S. [et al]. (2009) "Degradation modeling of InGaP/GaAs/Ge triple-junction solar cells irradiated with various-energy protons". Sol. Energy Mater. Sol. Cells. Vol. 93. pp. 768-773.
- Shockley, W. y Queisser, H. (1961) "Detailed balance limit of efficiency of pn junction solar cells". En Journal of applied physics, Vol. 32. pp. 510-519.
- Solmaz, O. y Ozgoren, M. (2012) "Prediction of Hourly Solar Radiation in Six Provinces in Turkey by Artificial Neural Networks". En Journal of Energy Engineering Vol. 138. pp. 194-204.
- Taretto, K. (2015) Celdas Solares: teoría, ensayo y diseño 1a. ed. [s.l]: Nueva Librería.
- Tiwari, G. y Dubey, S. (2010) Fundamentals of photovoltaic modules and their applications. 2a. ed. [s.l]: RSC Publishing.
- Werbos, P. (1974) "Beyond Regression: New Tools for Predicting and Analysis in the Behavioural Sciences". En Ph. D. Thesis. Harvard University.
- Widrow, B. [et al]. (1975) "Adaptive noise cancelling: principles and applications". En Proceedings of the IEEE. Vol. 63. pp. 1692-1716.
- Wolf, M. [et al]. (1977) "Investigation of the double exponential in the current-voltage characteristics of silicon solar cells". En IEEE Transactions Electron Devices, Vol. 24. pp. 419-428.