

## **DESARROLLO DE UN SISTEMA PREDICTIVO DE POTENCIA FOTOVOLTAICA PARA SU UTILIZACIÓN EN SISTEMAS HÍBRIDOS**

**Roberto F. Farfán<sup>1</sup>, Carlos A. Cadena<sup>2</sup>**

<sup>1</sup>INENCO (CONICET)-, Facultad de Ingeniería, U.N.Sa. Avda. Bolivia 5150 – Salta, Argentina.

<sup>2</sup>INENCO (CONICET)-, Facultad de Ciencias Exactas, U.N.Sa. Avda. Bolivia 5150 – Salta, Argentina.  
farfan.roberto.f@gmail.com

*Recibido 12/08/14, aceptado 23/09/14*

**RESUMEN:** En el trabajo se desarrolla un sistema predictivo de potencia para paneles fotovoltaicos (FV) utilizando el concepto de series temporales y lógica difusa. La predicción de la potencia FV puede ser de gran utilidad, debido a que muchos sistemas implementan esta tecnología como una de sus principales fuentes de energía y anticiparse a la potencia que puede generar el conjunto de paneles FV, determina la energía con la que contará el sistema. El sistema desarrollado predice los próximos 5 valores de potencia FV por delante, uno por minuto. La potencia FV es predicha en función de la irradiancia y la temperatura de celda de los paneles FV. Para cada variable se utiliza un sistema de lógica difusa, desarrollado como una función que permite predecir una magnitud cinco minutos posteriores. Cada sistema ingresa como variable de entrada cinco valores de irradiancia y cinco valores de temperatura, consecutivos con un tiempo de muestreo de un minuto. Cada bloque utiliza un sistema de aprendizaje que ajusta la base de conocimiento de los sistemas difusos, utilizando dos años y medio de datos medidos para la irradiancia y un año y medio de medida para la temperatura de celda. Con la información que entregan los bloques, puede determinarse la potencia del panel FV. El trabajo utiliza la irradiancia como variable de entrada, debido a que esta magnitud por lo general tiene un importante historial de información. El tiempo de predicción se debe a que el sistema se desarrolla para mejorar la acción de conexión de un sistema híbrido FV-grupo electrógeno. En el trabajo se observan diferentes medidas, las cuales permiten concluir que el sistema desarrollado muestra una adecuada precisión en la predicción mencionada.

**Palabras Claves:** irradiancia, temperatura de celda lógica difusa.

### **INTRODUCCIÓN**

Los sistemas FV en la actualidad se presentan como una buena alternativa a la electrificación de los lugares alejados de las redes eléctricas convencionales. El aprovechamiento óptimo de la energía solar en un panel FV depende de parámetros internos relacionados con sus características constructivas y calidad de las celdas FV que lo conforman, así como también de parámetros externos como la irradiancia y la temperatura de celda (Duffie and Beckman, 1991; Villalva et al., 2009). La optimización de la energía solar, en la actualidad suele relacionarse con caracterización y predicción del recurso solar. Esta herramienta permite estimar la potencia de centrales eléctricas FV, que permiten mejorar el manejo de energía generada y estimar el ahorro de combustible fósil que consumirían centrales de energía convencional.

Entre las herramientas que pueden utilizarse para la predicción de variables se encuentran aquellas que pertenecen a la inteligencia artificial como las redes neuronales y la lógica difusa (Del Brío y Sanz, 1997). Estas herramientas son muy utilizadas para este tipo de trabajo, en particular para la predicción de datos meteorológicos como la irradiancia y la temperatura (Chaabene y Ammar, 2008; Ogliari et al. 2013; Linares-Rodríguez et al. 2011). En la bibliografía se encuentran diferentes trabajos en donde se observa la capacidad de las redes neuronales artificiales para predecir series de tiempo de datos meteorológicos (Paoli et al. 2010). En el trabajo desarrollado se implementa un sistema basado en lógica difusa el cual se utiliza para predecir series temporales.

El sistema en base a información, utiliza un sistema de aprendizaje el cual ajusta la base de conocimiento, relacionando variables medidas consecutivamente en un determinado periodo de tiempo y la variable que se desea conocer a futuro. El objetivo principal del trabajo es estimar la potencia de un conjunto de paneles FV. La predicción se realiza en función de la irradiancia y la temperatura de celda, ya que la primera es una variable que por lo general suele medirse constantemente y por lo tanto su historial es abundante. En cuanto a la temperatura de celda su historial es menor, y también su influencia en la variación de potencia. En el trabajo desarrollado se presenta un análisis en donde se observa un buen comportamiento del sistema propuesto, observándose predicciones de potencia FV con errores menores a un 5%.

### **MODELO DE PANEL FOTOVOLTAICO**

El panel fotovoltaico constituye la principal fuente de energía de una instalación fotovoltaica y es el resultado de asociar un conjunto de celdas fotovoltaicas en serie y paralelo. En la Figura 1 se observa el modelo que se utiliza en el trabajo para representar un panel FV en condiciones de iluminación, el mismo también puede utilizarse para representar una celda fotovoltaica o un conjunto de paneles (Duffie and Beckman, 1991; Villalva et al., 2009).

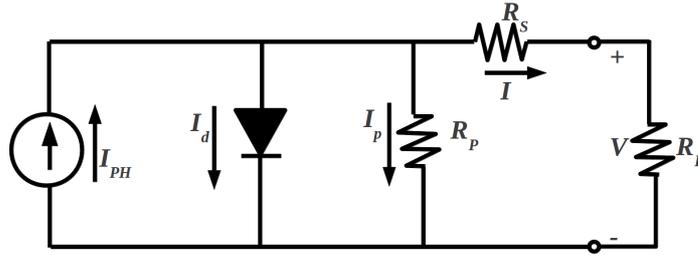


Figura 1. Modelo de panel fotovoltaico.

En el gráfico se identifica la diferencia de potencial entre los bornes del panel con la variable V y la corriente que entrega el mismo con la variable I. Las magnitudes involucradas en la Figura 1 se relacionan por medio de la expresión 1 (Remus Teodorescu y Rodriguez, 2007; Villalva et al., 2009).

$$I = I_{ph} - I_0 \left( \exp\left(\frac{V + IR_s}{n_s V_t}\right) - 1 \right) - \frac{V + IR_s}{R_p} \quad (1)$$

$$V_t = \frac{nKT}{q} \quad (2)$$

- $I_{ph}$  = Corriente fotogenerada.
- $I_0$  = Corriente de saturación inversa.
- $V_t$  = Voltaje térmico dado por la expresión (2).
- $n_s$  = Número de celdas fotovoltaicas conectadas en serie en el panel.
- $R_s$  = Resistencia serie.
- $R_p$  = Resistencia paralelo.
- $T$  = temperatura de celda.
- $K$  = Constante de Boltzmann.
- $e$  = carga del electrón.
- $n$  = factor de idealidad del diodo.

La determinación de la tensión y la corriente por medio de la expresión (1) es importante, ya que por medio de esta información puede obtenerse la potencia generada por los paneles FV. La expresión (1) suele resolverse mediante algoritmos iterativos, los cuales determinan los diferentes valores de tensión y corriente que forman la curva IV del conjunto. Para cada valor de irradiancia y temperatura de celda se encuentra una curva IV definida. Emplear la expresión (1) para determinar la potencia de los paneles FV es una tarea laboriosa, ya que deben conocerse los valores de los diferentes parámetros descriptos, y trabajar con las expresiones que permiten determinar la variación de cada uno respecto a la irradiancia y temperatura. Un ejemplo de variación, es la corriente fotogenerada ( $I_{ph}$ ), descrita en la expresión (3).

$$I_{ph} = I_{phn} + K_1(T - T_n) \quad (3)$$

- $T_n$  = temperatura de condición estándar (298°K).
- $I_{phn}$  = corriente fotogenerada a 1000W/m<sup>2</sup> y a  $T_n$ .
- $\alpha_{Isc}$  = coeficiente corriente de cortocircuito temperatura (A/°K).
- $G_n$  = 1000 W/m<sup>2</sup>.

En el trabajo se decidió determinar la máxima potencia en función de la irradiancia y la temperatura de celda. Medir la que llega al plano del conjunto de paneles suele realizarse por medio de una medida directa, utilizando un sensor FV en el plano del conjunto de paneles. Pero la temperatura de celda no es una variable que generalmente se determina de una medida directa, es por ello que se recurre a diferentes métodos para determinarla. Una medida indirecta de la temperatura de celda puede realizarse por medio de un balance térmico, un cálculo que necesita el planteo de un sistemas de ecuaciones con un gran número de variables (Tina y Scrofani, 2008; Sopian et al., 1996). Una solución más practica con buena aproximación se encuentra en la utilización de ecuaciones empíricas como la que se observa en la expresión (4) (Almonacid, 2009).

$$T_c = T_m + \frac{G}{G_n} \Delta T \quad (4)$$

En donde  $T_m$  indica la temperatura de panel en su superficie posterior en grados centígrados, y  $\Delta T$  es la temperatura entre el vidrio del panel y el Tedlar®, generalmente para este último se utiliza 3 °C. En la bibliografía pueden encontrarse aproximadamente alrededor de 30 métodos para determinar la potencia máxima de un conjunto de paneles FV por medio de la temperatura y la irradiancia. Entre los diferentes métodos encontramos el que utiliza Yang et al. (2000).

$$P_{FV} = (\alpha T_C + \beta)G \quad (5)$$

En donde  $\alpha$  es el coeficiente de temperatura y  $\beta$  un coeficiente de calibración.

### SISTEMA EXPERTO DE CONTROL DIFUSO (FLC) Y SERIES TEMPORALES

Los FLC necesitan ordenar su estructura lógica en el Núcleo de Inferencia Difusa, compuesto por tres bloques. El bloques denominado Fuzzyficador, encargado de transformar la información que ingresa del sistema que se desea controlar en un valor difuso. El bloque Evaluación de Reglas, encargado de relacionar los conjuntos difuso de entrada con un conjunto difuso de salida. El bloque Defuzzyficador, encargado de transformar la salida difusa en un valor no difuso. En la Figura 2 se observa un esquema que describe la estructura de un sistema FLC.

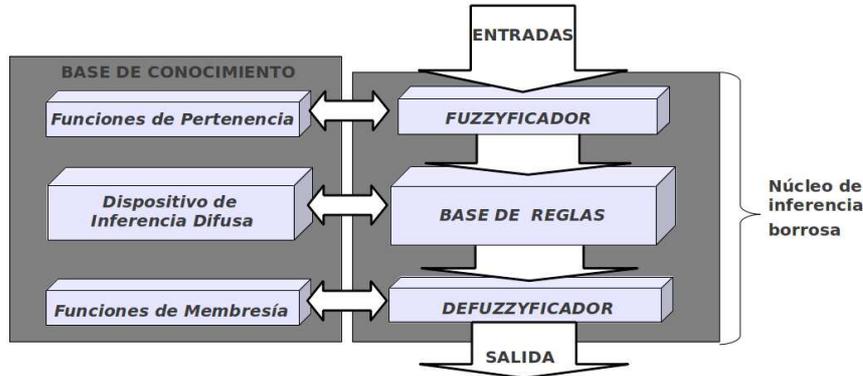


Figura 2. Esquema de un sistema FLC.

Los FLC pueden incorporar herramientas que permiten modificar su base de conocimiento, con la intención de optimizar su funcionamiento. Estas herramientas se denominan algoritmos de aprendizaje y su idea general es la de realizar un procesamiento para aprender o extraer información de un conjunto de patrones. Las redes neuronales artificiales y los FLC son aproximadores funcionales genéricos, desde el punto de vista matemático, ambos pueden realizar un mapeo no-lineal entre entradas y salidas (Del Brío y Sanz, 1997). Esta idea puede observarse de forma más clara en un FLC con dos entradas y una salida, como se observa en la figura 3. Para cada par de entrada se observa una salida otorgada por el plano de control. Es común representar la repuesta que brinda un sistema de lógica difusa por medio del plano de control, el cual esquematiza el conocimiento del sistema FLC.

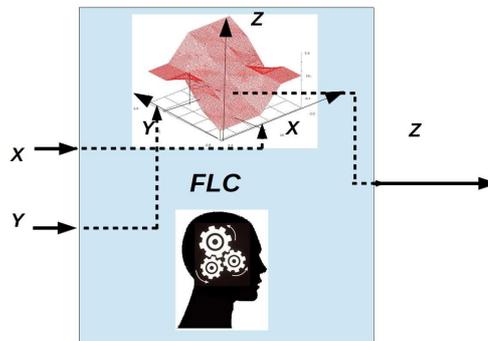


Figura 3. Representación de un sistema FLC

Los FLC pueden aproximar cualquier función con un error menor al fijado (Del Brío y Sanz, 1997). Los FLC modifican por medio del aprendizaje parámetros del algoritmo a partir de información externa, perteneciente al sistema que se desea controlar o modelar. Esta modificación cambia el plano de control hasta que la señal de salida se adapte a la señal deseada. Pueden encontrarse en la bibliografía diferentes tipos de aprendizaje, en el trabajo realizado se utilizó el aprendizaje supervisado. Para esta implementación se necesita de los patrones que se relacionan en el ajuste, datos de entrada y salida. Los parámetros del algoritmo suelen ajustarse hasta que su salida se aproxime a la salida deseada (dato de salida). La variable más importante en el sistema de aprendizaje es el error de la salida, la cual varía a medida que el algoritmo itera y logra estabilizarse a medida que error tiende a cero (Del Brío y Sanz, 1997). A medida que el error es más pequeño, la salida de un sistema neuronal o FLC se aproxima más a la salida deseada.

Los FLC y en especial las redes neuronales, suelen utilizarse como un sistema basado en series temporales. Una serie temporal es una secuencia de N observaciones o datos ordenadas y equidistantes ordenadas cronológicamente. El modelo planteado busca prever la evolución futura de dicha serie. En el trabajo se implementa un FLC como un sistema basado en series temporales, con características como la descrita en la Figura 4.

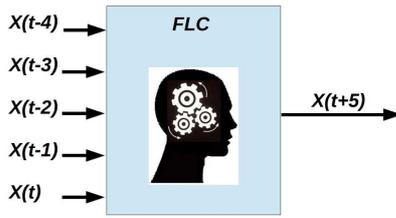


Figura 4. Esquema de un FLC utilizado para la predicción por medio de series temporales.

### ESQUEMA DEL SISTEMA PROPUESTO PARA LA PREDICCIÓN DE POTENCIA FV

Las centrales híbridas que utilizan fuentes de energía renovables y fuentes de energías convencionales, suelen implementarse y presentan diferentes ventajas con respecto a generadores convencionales, desde puntos de vista económicos y técnicos. En la Figura 5 se observa dos sistemas híbridos, configuración serie y configuración conmutada. En la configuración conmutada el grupo puede alimentar directamente la carga, lo que aumenta la fiabilidad del suministro ya que el grupo puede conectarse al bus de continua si sufre algún desperfecto el inversor. Con esta configuración, hay una interrupción momentánea del suministro eléctrico durante la conmutación entre el inversor y el grupo, ya que estos dispositivos no pueden trabajar en paralelo (sumando sus potencias). En la configuración serie el grupo se conecta al bus de continua y por medio de un inversor, se alimenta las cargas de corriente alterna. Para esta configuración no es necesario desconectar la alimentación de las cargas cuando se conecta el grupo. La operación del sistema, al igual que la configuración anterior, puede realizarse de manera automática o manual.

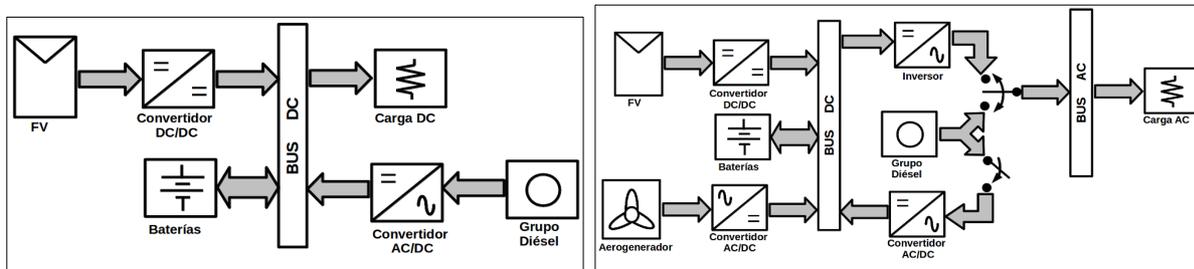


Figura 5. Sistema híbrido de configuración serie a) y conmutada b).

El desarrollo del sistema predictivo se realiza para poder mejorar el sistema de conexión entre la carga, el sistema FV y el grupo electrógeno. Mejorar su conexión implica conectar el grupo electrógeno en los momentos adecuados, esto significa en los momentos donde combina recurso solar escaso y bajo estado de carga de la batería, de acuerdo al consumo que se está realizando. En el trabajo aborda uno de estos puntos y es el análisis del recurso solar para determinar la potencia del conjunto de paneles FV, cinco minutos por delante del tiempo actual. La predicción de la potencia en los próximos cinco minutos permite mejorar la conexión del sistema, implicando ahorro de combustible fósil o proyectar los cortes de energía en la implementación de sistemas híbridos de configuración conmutada. En la Figura 6 se presenta un esquema del sistema propuesto.

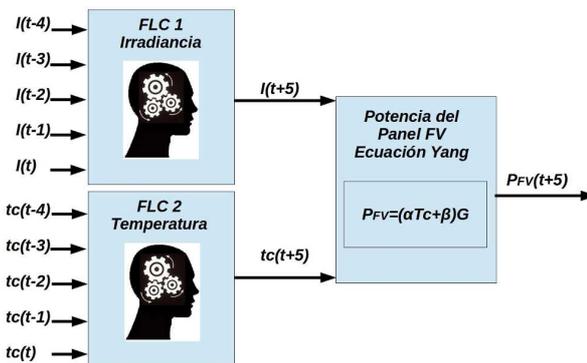


Figura 6. Sistema híbrido de configuración conmutada.

En el sistema se observan tres bloques, compuestos por dos FLC que determinan la irradiancia y la temperatura de celda cinco minutos por delante del tiempo actual y un tercero que contiene la expresión que relaciona las magnitudes mencionadas con la potencia de los paneles FV. La predicción de la irradiancia y la temperatura de celda cinco minutos por delante del tiempo actual, permiten la predicción de la potencia de los paneles FV en el tiempo mencionado.

En la figura 6 se observa que cada FLC necesita de cinco valores medidos de temperatura y de irradiancia, tomados en periodos consecutivos de un minuto, para estimar estas magnitudes 5 minutos por delante. Al transcurrir un minuto de la

primera predicción, se toma los últimos cinco datos medidos para estimar las magnitudes un minuto posterior al ya estimado. A medida que el sistema comienza a estimar ambas variables de forma continua, como se observa en un esquema de la Figura 7, se aprecia que transcurridos diez minutos de estimación, el sistema tiene la predicción de los cinco minutos posteriores.

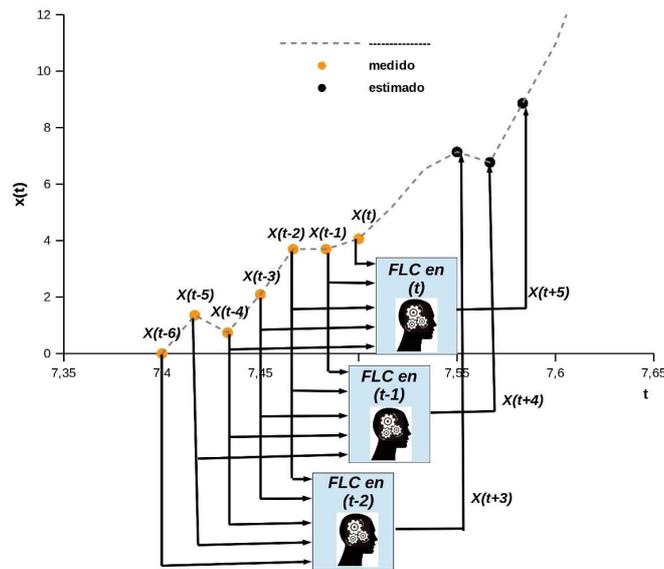


Figura 7. Estimación del sistema predictor al trabajar en forma continua.

### PREDICCIÓN DE LA IRRADIANCIA Y TEMPERATURA DE CELDA

El desarrollo de los FLC se implementa con el software Xfuzzy 3.0 que permite realizar ajustes de la base de conocimiento de un sistema FLC utilizando la herramienta aprendizaje supervisado. De los diferentes métodos que pueden implementarse para el aprendizaje, en el trabajo se utiliza el de Levenberg-Marquardt. Cada FLC se desarrolla con 243 reglas y para el aprendizaje del sistema predictivo de irradiancia se utilizaron dos años y medio de medidas, mientras que para el sistema predictivo de temperatura de celda un año y medio de medidas. Las medidas se realizaron tomando el promedio de las magnitudes por minuto, utilizándose cerca de 150.000 series de datos para el aprendizaje de la irradiancia y 90.000 para el aprendizaje de la temperatura de celda. En la Figura 8 se observa la ventana en donde Xfuzzy grafica la variación de los errores a medida que realiza el aprendizaje para la irradiancia, en función del número de iteraciones que realiza el algoritmo.

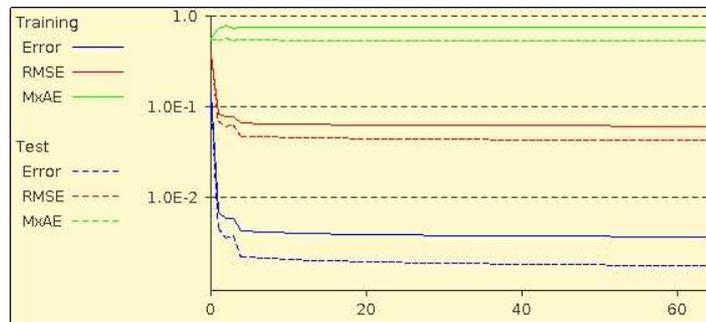


Figura 8. Información de los errores cometidos en el proceso de aprendizaje en función del número de iteraciones.

Una vez realizado el aprendizaje, el sistema permite generar el algoritmo del FLC en diferentes lenguajes, en este caso es C++. Xfuzzy 3.0 crea el algoritmo del FLC utilizado para la predicción de las dos variables.

Al realizar estimaciones es necesario contar con herramientas que permitan evaluar los pronósticos realizados. Entre los diferentes parámetros que pueden utilizarse para su evaluación, se decidió utilizar NRMSE y el NMBE, ambos utilizados en diferentes artículos en donde se proyectan estimaciones (Chaabene y Ammar, 2008). Estas variables se definen por medio de las expresiones 6 y 7.

$$NRMSE\% = \frac{\sqrt{\frac{1}{N} \sum_1^N (\text{valorestimido} - \text{valormedido})^2}}{\frac{1}{N} \sum_1^N \text{valoresmedido}} \times 100 \quad (6)$$

$$NMBE\% = \frac{\sum_1^N (\text{valorestimido} - \text{valormedido})}{\sum_1^N \text{valoresmedido}} \times 100 \quad (7)$$

En la expresión N es el número de valores medidos.

En los siguientes gráficos se observan valores reales medidos de las dos variables junto a los valores predichos por los FLC.

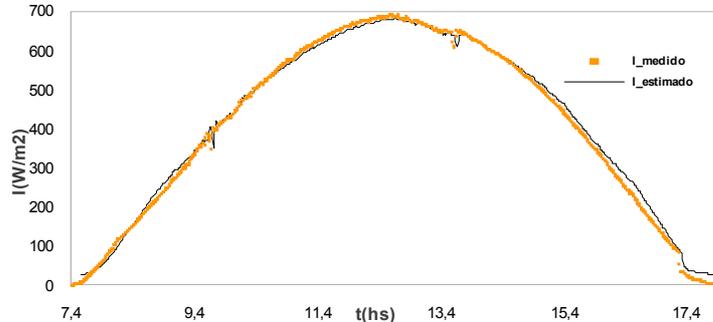


Figura 9. Predicción de la irradiancia a lo largo de un día con poco nubosidad, NRMSE=3,68% y NMBE=1,33%.

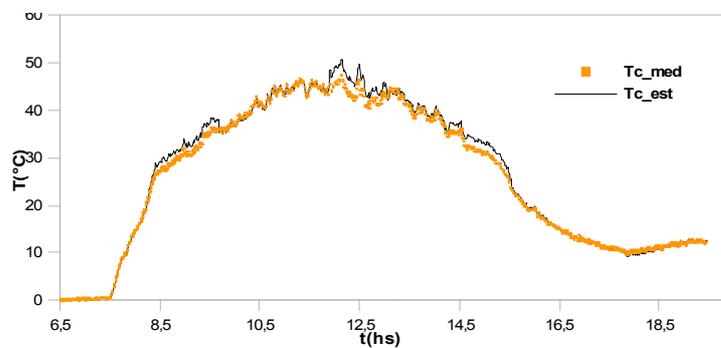


Figura 10. Predicción de la Tc a lo largo de un día, NRMSE=5,42% y NMBE=2,61%.

En las estimaciones realizadas por los FLC pueden observarse una gran precisión, ya que los errores calculados prácticamente no superan el 10%

### DETERMINACIÓN DE LA POTENCIA MÁXIMA DE UN CONJUNTO DE PANELES

Para determinar la potencia máxima de un conjunto de paneles FV suele utilizarse un sistema de seguimiento. Estos se componen por lo general de un circuito electrónico conmutado de alta frecuencia. Estos convertidores DC-DC permiten modificar la potencia de salida de los paneles fotovoltaicos en función de una señal modulada. Entre los dispositivos más utilizados para esta implementación podemos citar los convertidores buck y boost, trabajando los mismos en un amplio rango de frecuencias a partir de los 20 kHz. En el trabajo se utiliza un convertidor boost que en su entrada se conecta a dos paneles FV en paralelo de 80Wp cada uno de la marca SOLARTEC a un sistema de baterías en 24V.

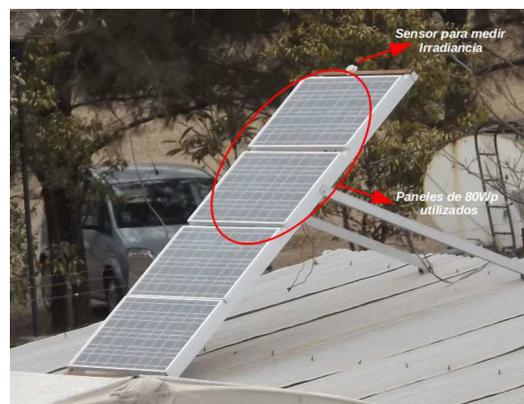


Figura 11. Paneles Fotovoltaicos utilizados en el trabajo.

El MOSFET IRF3205 se implementa en el convertidor Boost y se emplea con un periodo de PWM de 0,00005 segundos. En la implementación final de la lógica de control se utiliza una placa diseñada y comercializada por la empresa DIGILENT denominada ChipKIT uno 32. La misma consta de un micro controlador de Microchip®: el PIC32MX320F128H. Entre sus principales características se puede mencionar: 32-bit, Flash de 128K y SRAM de 16K. La placa incorpora un chip FT232R, el cual permite la conexión entre el micro controlador PIC y una PC, vía USB. Las magnitudes que el sistema puede medir son: Tensión de Panel FV, Corriente de Panel FV, irradiancia, temperatura ambiente, temperatura de celda y tensión de batería, como se observa en la Figura 12.

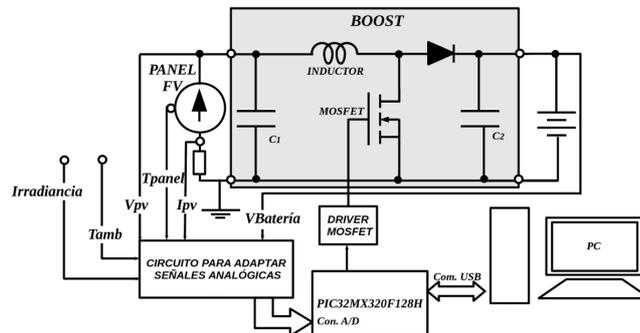


Figura 12. Detalle del sistema de monitoreo utilizado en el trabajo.

La conexión USB puede utilizarse para enviar información desde una PC al micro o recibir información del sistema fotovoltaico a través del mismo para su procesamiento. En el trabajo se utiliza esta propiedad para controlar el sistema boost y almacenar en una PC la información proveniente de los paneles FV. La implementación del convertidor permite seguir la curva I-V del conjunto de paneles FV al variar el ciclo de trabajo de la señal modulada de 0 al 100% o realizar la búsqueda del punto de máxima potencia. En la Figura 13 se observan algunas medidas de la curva IV realizadas en el conjunto de paneles FV.

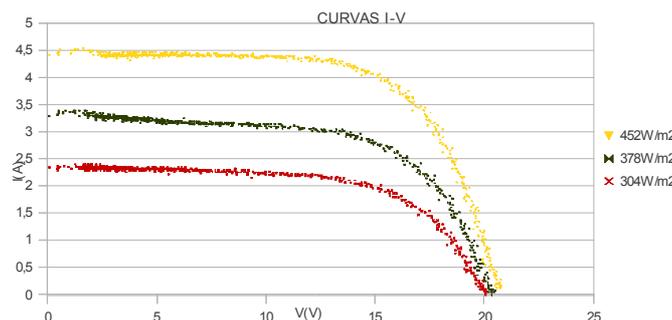


Figura 13. Barrido de la curva I-V por medio del convertidor boost desarrollado.

Para los ensayos que se realizaron en este trabajo se implementa un sistema de seguimiento utilizando como lógica de control el algoritmo P&O en el PIC32. En los momentos que el convertidor boost determina la potencia máxima del conjunto de paneles FV, se sensan las dos variables. Esta información es útil si se desea determinar el coeficiente de temperatura  $\alpha$  y el coeficiente de calibración  $\beta$  de la expresión 5. Para ello es necesario medir en diferentes situaciones de irradiancia y temperatura, la potencia que entrega el conjunto de paneles FV y con los puntos obtenidos, realizar un ajuste de  $\alpha$  y  $\beta$  hasta minimizar el error cometido. Para la determinación de los coeficientes se utiliza la herramienta de Excel: el SOLVER, como se observa en la Figura 14.

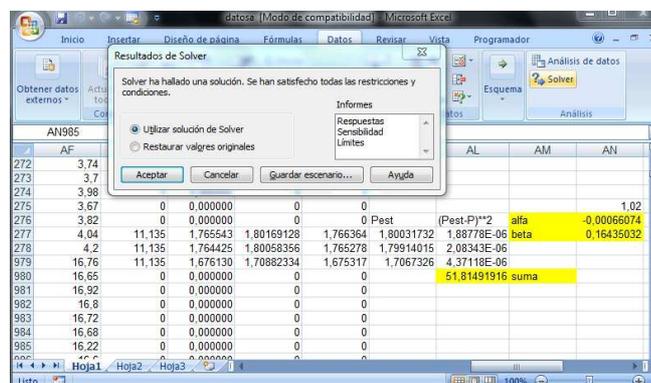


Figura 14. Ventana en donde se observa el resultado final del ajuste.

El ajuste realizado permite determinar las constantes mencionadas, cuyos valores se observan en la tabla 1.

A ( $m^2/^{\circ}C$ )	$\beta$ ( $m^{\wedge}2$ )
-0.00066	0.16435

## RESULTADOS

Para comprobar la eficiencia del dispositivo se realizaron diferentes medidas, en donde se sensoron: irradiancia, temperatura de celda y la potencia de los paneles FV. El micro controlador toma en un minuto el promedio de las magnitudes mencionadas y guarda la información en la PC. Esta, es almacenada y utilizada como datos de entrada para el sistema predictor, cuyo algoritmo se encuentra en la PC. El algoritmo para los FLC desarrollados se realiza en C++, generados por Xfuzzy 3.0. La PC utilizada en el trabajo tiene incorporado un sistema operativo UBUNTU, de manera que la comunicación entre el micro y la PC vía USB, puede realizarse por medio de diferentes herramientas que brinda un sistema operativo LINUX. La manipulación de estos dispositivos puede realizarse de diferentes maneras, por medio de una consola del sistema operativo utilizando los comandos ECHO o SCREEN, o diseñando un programa en algún lenguaje como C++ como se realiza en este trabajo. En el programa se implementa la librería LibSerial, que permite la comunicación entre computadora y micro controlador vía USB de forma sencilla. La información obtenida de los ensayos se compara con la generada vía software por el predictor como la que se observa en los siguientes días de medida.

En los ensayos se trató de estudiar dos casos extremos, un día con poca nubosidad y un día con elevada nubosidad. El primer día estudiado (con poca nubosidad), se observan los siguientes resultados.

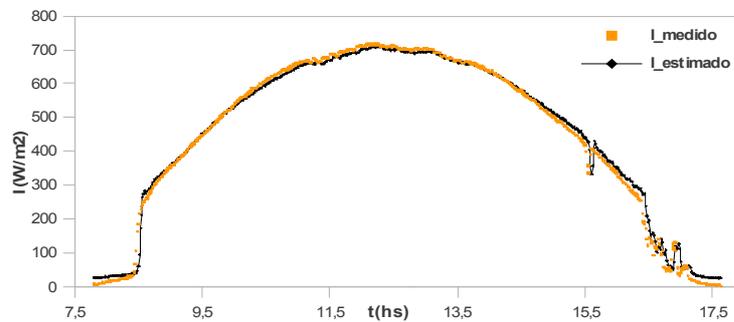


Figura 15. Predicción de la irradiancia a lo largo de un día con poca nubosidad,  $NRMSE=4,52\%$  y  $NMBE=0,75\%$ .

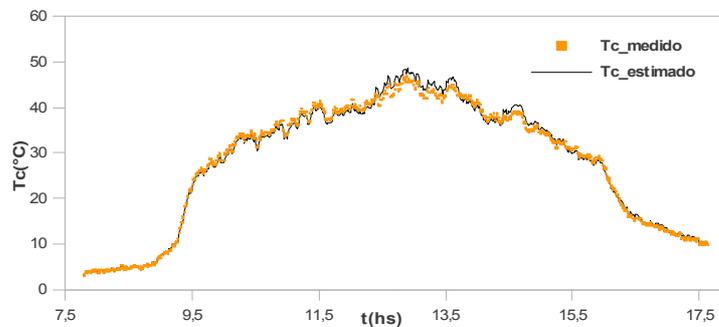


Figura 16. Predicción de la  $T_c$  a lo largo de un día,  $NRMSE=3,20\%$  y  $NMBE=0,37\%$ .

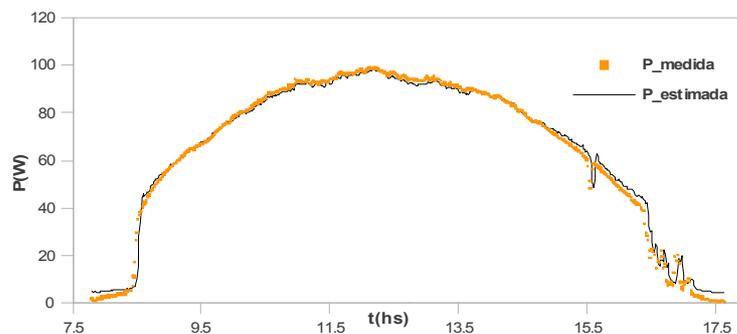


Figura 17. Predicción de la Potencia FV a lo largo de un día,  $NRMSE=4,90\%$  y  $NMBE=0,81\%$ .

El segundo día estudiado es un día con elevada nubosidad y los resultados obtenidos se muestran a continuación.

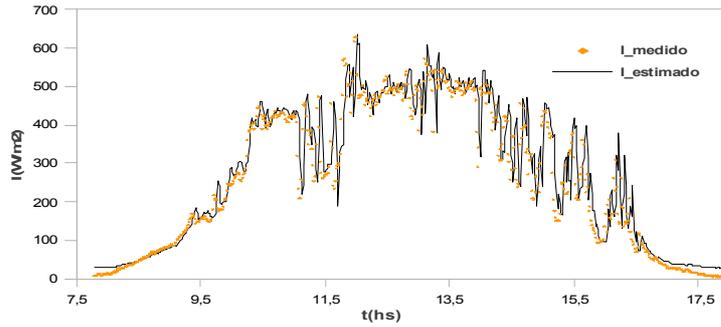


Figura 18. Predicción de la Tc a lo largo de un día, NRMSE=24,04% y NMBE=5,33%.

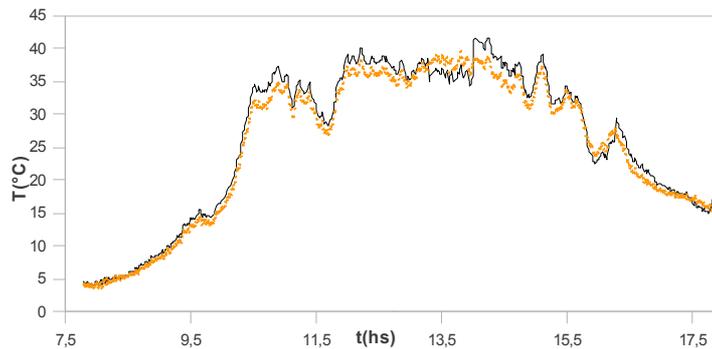


Figura 19. Predicción de la Tc a lo largo de un día, NRMSE=6,14% y NMBE=3,80%.

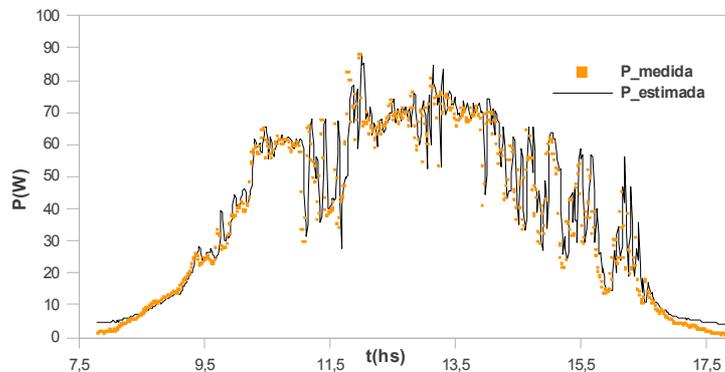


Figura 20. Predicción de la Tc a lo largo de un día, NRMSE=23,85% y NMBE=4,86%.

### CONCLUSIONES

En el trabajo se realiza el desarrollo de un sistema predictivo utilizando un FLC como un sistema de series temporales. Para ello se emplea de información para armar la base de datos que utiliza el FLC en el aprendizaje, alrededor de 150.000 series para la irradiancia y 90.000 series para la temperatura. En su evaluación se observa una gran precisión en la estimación de la irradiancia y temperatura de celda para días con poca nubosidad, con errores NRMSE y NMBE por lo general menores a un 5%. Sin embargo en días con mucha nubosidad se observa un incremento de los errores, en alrededor de un 20%. En las predicciones realizadas se observa que el sistema por lo general tiene más error para irradiancia menores a 40 W/m<sup>2</sup>.

Si bien la temperatura de celda depende de alguna manera de la irradiancia, se observan errores menores en su predicción. Esto puede deberse a que la variación de la misma, en comparación con la irradiancia, no es tan elevada debido a que actúa como una placa colectora con cierta inercia térmica. A pesar de los diferentes ensayos realizados, se observa un buen comportamiento del sistema predictivo, como se desprende del análisis de los gráficos que se obtienen de los ensayos, en donde la predicción de la potencia FV puede llegar a obtenerse con errores menores al 5% en días claros.

### AGRADECIMIENTOS

Al Dr. Germán Salazar del instituto INENCO por los datos de irradiancia aportados.

## BIBLIOGRAFIA

- Almonacid F., Rus C., Hontoria L., Fuentes M., Nofuentes G., 2009. Characterisation of Si-crystalline PV modules by artificial neural networks, *Renewable Energy* 34, 941–949.
- Chaabene Maher, Ammar Mohsen Ben, 2008. Neuro-fuzzy dynamic model with Kalman filter to forecast irradiance and temperature for solar energy systems, *Renewable Energy* 33, 1435–1443.
- Del Brío B. M., Sanz Molina A., 1997. *Redes Neuronales y Sistemas Borrosos*, primera edición, Ra-Ma, Madrid, España.
- Duffie, J.A., Beckman, W.A., 1991. *Solar Engineering of Thermal Processes*, second ed. John Wiley & Sons Inc., New York.
- Linares-Rodríguez Alvaro, Ruiz-Arias José Antonio, Pozo-Vázquez David, Tovar-Pescador Joaquín, 2011. Generation of synthetic daily global solar radiation data based on ERA-Interim reanalysis and artificial neural networks. *Energy* 36 5356e5365.
- Ogliari Emanuele, Grimaccia Francesco, Leva Sonia and Mussetta Marco, 2013. Hybrid Predictive Models for Accurate Forecasting in PV Systems. *Energies* 2013, 6, 1918-1929.
- Paoli Christophe, Voyant Cyril, Muselli Marc, Nivet Marie-Laure, 2010. Forecasting of preprocessed daily solar radiation time series using neural networks. *Solar Energy* 84, 2146–2160.
- Remus Teodorescu, D.S., Rodriguez, P., 2007. PV panel model based on datasheet values. *IEEE International Symposium on*, 2392-2396.
- Sopian K., Yigit K. S., Liu H. T., Kaka S., Veziroglu T. N., 1996. Performance analysis of photovoltaic thermal air heaters. *Energy Convers. Mgmt Vol. 37, No. 11*, pp. 1657-1670.
- Tina, G.M., Scrofanì, S., 2008. Electrical and Thermal Model for PV Module Temperature Evaluation. *The 14th IEEE Mediterranean*, 585- 590.
- Villalva, M. G., Gazoli, J. R., Ruppert F., E., 2009. Modeling and circuit – based simulation of photovoltaic arrays. *Brazilian Journal of Power Electronics*, 14, 35-45.

**ABSTRACT:** a predictive power system for photovoltaic (PV) is developed using the concept of time series and fuzzy logic in this paper. The prediction of PV power can be very useful, because many systems implement this technology as one of their main sources of energy. Also anticipate the power generated by the set of PV panels, and determines the available energy. The developed system predicts the next five PV power values ahead, one every minute. The PV power is predicted based on the irradiance and cell temperature of the PV panels. For each variable, a fuzzy logic system is used, developed as a function that predicts a magnitude five minutes later. Each system import as input variable, five values of irradiance and five values of temperature, consecutive with a sampling time of one minute. Each block uses a learning system that adjusts the knowledge base of fuzzy systems, using two and a half years of measurements for the irradiance and one and a half years of measurements for the cell temperature. With the information what provide the blocks, it possible to determine the power of the PV panel. The paper uses the irradiance as an input variable, because this magnitude usually has significant history information. The action of connecting a generator set FV-hybrid can be improved, if set through the system this “time prediction”. Different sizes are observed in this article to conclude that the developed system shows adequate accuracy in predicting said.