

## **APRENDIZAJE DE SISTEMAS BASADOS EN LÓGICA DIFUSA: APLICACIÓN AL CONTROL DE LA PÉRDIDA DE POTENCIA DE PANELES FOTOVOLTAICOS.**

**Roberto F. Farfán<sup>a</sup> y Carlos A. Cadena<sup>b</sup>**

<sup>a</sup> *Facultad de Ingeniería, INENCO, UNSa- CONICET Av. Bolivia 5150, 4400, Salta, Argentina,  
fede\_farfan@hotmail.com*

<sup>b</sup> *Facultad de Ciencias Exactas INENCO, UNSa- CONICET Av. Bolivia 5150, 4400, Salta,  
cadenacinenco@gmail.com*

**Palabras claves:** Lógica difusa, Aprendizaje, Panel Fotovoltaico.

**Resumen:** El siguiente trabajo muestra la aplicación del aprendizaje de un sistema adaptativo difuso, propuesto como lógica para un sistema de control, que permita detectar la pérdida de potencia de paneles fotovoltaicos en una instalación. El aprendizaje se plantea como método para obtener información de un panel fotovoltaico, utilizando la corriente de corto circuito y la tensión de circuito abierto como variables de entrada y el punto de máxima potencia como salida. El aprendizaje se realiza por medio de un algoritmo de ajuste que utiliza terna de valores pertenecientes a un panel (corriente de corto circuito, tensión de circuito abierto y máxima potencia) y permite encontrar la relación entre las variables de entrada y salida, información que se plasma en el plano de control del sistema difuso y sirve como referencia de la potencia máxima que puede entregar el panel en el momento que se realizó el aprendizaje. La degradación de las celdas que componen el panel tiene como consecuencia la pérdida de potencia que este puede entregar, de manera que la medida de tensión de circuito abierto y corriente de corto circuito en esta situación, se relaciona con un punto de máxima potencia distinto al que se obtuvo en la referencia y menor. El sistema difuso procesa esta información, detecta la variación de potencia y produce un nuevo aprendizaje, obteniéndose del mismo un plano de control distinto al inicial. El proceso que consiste en realizar distintos aprendizajes permite realizar un seguimiento de la potencia máxima que un panel fotovoltaico puede entregar en el tiempo a traves de los distintos planos de control generados.

## 1 INTRODUCCIÓN

En el trabajo se muestra la aplicación del aprendizaje de un sistema adaptativo difuso, propuesto como lógica para un sistema de control, que permita detectar la pérdida de potencia de paneles fotovoltaicos. El panel fotovoltaico constituye la principal fuente de energía de una instalación fotovoltaica autónoma y es el resultado de asociar un conjunto de celdas fotovoltaicas en serie y paralelo, encapsuladas entre dos superficies que hacen impermeable el módulo. La superficie superior es de vidrio templado de alta transmisividad, mientras que la inferior puede ser de material plástico. El uso diario de este sistema de paneles y su exposición a la intemperie, provoca la degradación de las celdas que componen el panel, provocando una disminución en la potencia que entrega. Los efectos de la degradación se observa en la curva I-V de los paneles a traves del tiempo, ya que la pérdida de potencia viene acompañada de la modificación de su curva. En el modelo matemático de panel se puede cuantificar la pérdida de potencia, ya que la modificación de la curva debido a la degradación se puede simular modificando los parámetros del modelo.

A diferencia del método convencional, en el trabajo se utiliza un sistema basado en lógica difusa, que mediante un sistema de aprendizaje busca obtener información de un panel fotovoltaico. Este sistema solo trabaja con dos variables de entrada, la corriente c.c. (corriente de corto circuito) y la tensión c.a. (tensión de circuito abierto), y una variable de salida, el punto de máxima potencia. El sistema de lógica difusa mediante la implementación del aprendizaje, encuentra una relación entre dos puntos característicos de la curva del panel y la potencia máxima que este puede entregar en ese momento. En el transcurso de la vida útil del panel fotovoltaico la potencia del mismo disminuye debido a su deterioro, de manera que el ingreso de una corriente c.c. y una tensión c.a. se relacionen con un punto de máxima potencia distinto al que se obtuvo en aprendizaje. Esta variación de potencia el sistema detecta y produce un nuevo aprendizaje, obteniéndose del mismo un plano de control distinto al inicial. El proceso que consiste en realizar distintos aprendizajes permite realizar un seguimiento de la potencia máxima que un panel fotovoltaico puede entregar en el tiempo a traves de los distintos planos de control generados. Estas simulaciones y estudio del aprendizaje de un sistema difuso, son los primeros pasos para el desarrollo de la lógica de un sistema electrónico de control para el seguimiento del deterioro de los paneles fotovoltaicos.

## 2 METODOLOGÍA UTILIZADA EN EL TRABAJO

El trabajo se dividió en tres partes. La primera consiste en describir los modelos físicos de Irradiancia ( $W/m^2$  que llegan del sol) y panel fotovoltaico. Los modelos permiten generar información que se utilizara para el aprendizaje del sistema difuso. La información se genera al simular el comportamiento de la curva de un panel fotovoltaico en función de la Irradiancia a lo largo de todo un año. En la segunda parte se describe el sistema de lógica difusa y el método de aprendizaje. En la tercera parte, se utiliza la información obtenida de la primera etapa y se realiza el aprendizaje del sistema.

## 3 DESCRIPCIÓN DEL MODELO DE IRRADIANCIA

Para simular el comportamiento de un panel fotovoltaico a lo largo de todo un año, se necesita contar con un modelo de panel fotovoltaico y un modelo de Irradiancia que brinde información del recurso solar a lo largo de todo un año, ya que esta es la principal fuente de energía con la que cuenta un panel. El modelo que se utilizo en este trabajo es el de Hottel, para estimar la Irradiancia solar para días claros, sin nubosidad, teniendo en cuenta el ángulo

del Sol y la altura del lugar para cuatro tipos de climas. Para el modelo es necesario calcular la transmitancia atmosférica  $\tau_b$  para Irradiancia directa normal con la siguiente expresión.

$$\tau_b = a_0 + a_1 e^{\left(\frac{-k}{\cos\theta_{zs}}\right)} \quad (1)$$

La transmitancia atmosférica da la proporción del haz que incide normal al plano horizontal del lugar y llega a la superficie de la tierra. Esta se encuentra en función del ángulo cenital  $\Theta_{zs}$ , que es el ángulo formado por el vector sol-tierra con el eje z del sistema de referencia.

$$\cos\theta_{zs} = \cos\phi \cos\delta \cos\omega + \sin\phi \sin\delta \quad (2)$$

$$\delta = 23.45 \operatorname{sen}\left(\frac{360}{365}(284+n)\right) \quad (3)$$

Donde  $\phi$  es la latitud del lugar,  $\delta$  es el ángulo de declinación solar que se obtiene de la ecuación 3,  $\omega$  es el ángulo horario (variación de  $15^\circ$  por hora) y  $n$  es el día del año (varia de 1 a 365). En la ecuación de transmitancia encontramos tres constantes que son validas para atmósferas con visibilidad de 23 Km,  $a_0$ ,  $a_1$  y  $k$ . Estas constantes se encuentran en función de la altura sobre el nivel del mar del lugar donde se necesita calcular la Irradiancia y de parámetros relacionados con el clima del lugar (Lorenzo, 1994). La Irradiancia directa de cielo claro sobre plano horizontal se calcula por medio de la ecuación 4.

$$G_{bc} = G_{on} \tau_b \cos\theta_{zs} \quad (4)$$

Donde  $G_{on}$  es la Irradiancia solar extraterrestre.

$$G_{on} = 1367 \left(1 + 0.033 \cos\left(\frac{360n}{365}\right)\right) \text{ en } W/m^2 \quad (5)$$

La Irradiancia directa de cielo claro sobre plano inclinado es la que le llega al panel, se calcula con la expresión 6.

$$G_{bcp} = G_{bc} R_b \quad (6)$$

En esta última ecuación se observa el factor geométrico  $R_b$ , que permite transformar los datos de Irradiancia directa de cielo sobre superficies horizontal en datos de Irradiancia sobre el plano del panel y se encuentra en función del ángulo de incidencia solar  $\Theta_s$  (Lorenzo, 1994).

Para la Irradiancia difusa se utilizó un modelo anisotrópico que divide la misma en tres componentes, difusa isótropa de fondo, difusa circunsolar y difusa de horizonte (Lorenzo, 1994). La Irradiancia directa difusa se puede calcular por medio de la expresión 7.

$$I_d = G_{on} \tau_d \cos\theta_{zs} \quad (7)$$

Donde  $\tau_d$  es un coeficiente de transmitancia atmosférica para Irradiancia difusa que se calcula por medio de la expresión 8.

$$\tau_d = 0.271 - 0.294 \tau_b \quad (8)$$

#### 4 DESCRIPCIÓN DEL MODELO DE PANEL FOTOVOLTAICO

Un panel se compone de un conjunto de celdas fotovoltaicas conectadas. La conversión de la energía radiante en energía eléctrica es un fenómeno físico conocido como efecto

fotovoltaico y las celdas son las encargadas de producir este fenómeno. En la figura 1 se indica la diferencia de potencial de los bornes de la celda con la variable  $V$  y la corriente que entrega la celda con la variable  $I$ . El resto de las magnitudes marcadas en la figura responde a parámetros internos del modelo que caracterizan la eficiencia de la celda.

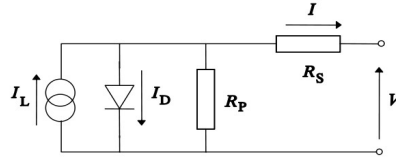


Figura 1. Modelo circuital de una celda fotovoltaica.

Las variables involucradas en el modelo circuital se relacionan por medio de la expresión 9, donde  $I_L$  es la corriente fotogenerada producida por la energía radiante,  $I_0$  es la corriente de saturación inversa producida por la recombinación de portadores,  $V_t$  es el voltaje térmico dado por la expresión 10,  $R_s$  es una resistencia denominada serie que engloba la región emisora y base, metalización de la celda y la terminación de la caja de juntura y  $R_p$  es la resistencia paralelo, que representa cualquier camino de alta conductividad a través de las juntas p-n o en el borde.

$$I = I_L - I_0 \left( e^{\left( \frac{V + IR_s}{V_t} \right)} - 1 \right) - \frac{(V + I R_s)}{R_p} \quad (9)$$

En la expresión del voltaje térmico,  $T$  representa la temperatura de celda en grados kelvin,  $K$  es la constante de Boltzmann,  $e$  es la carga del electrón y  $n$  es el factor de idealidad del diodo.

$$V_t = \frac{nKT}{e} \quad (10)$$

La corriente  $I_L$  se encuentra en función de las dimensiones de la celda, su área  $A$  en  $\text{cm}^2$ , la densidad de corriente de corto circuito  $J_{sc}$  en  $\text{A}/\text{cm}^2$ , la temperatura de trabajo  $T$  en  $^\circ\text{C}$ , el factor de temperatura  $\alpha_{j_{sc}}$  en  $\text{A}/^\circ\text{C cm}^2$  y la Irradiancia  $G$  en  $\text{W}/\text{m}^2$ , como muestra la expresión 11.

$$I_L = A \left( \frac{J_{sc} G}{1000} + \alpha_{j_{sc}} (T - 27) \right) \quad (11)$$

La corriente  $I_0$  se calcula en función del voltaje térmico  $V_t$ , la energía del gap  $E_g$  en eV, la tensión de circuito abierto  $V_{oc}$  en voltios y la temperatura  $T_k$  en kelvin. Los parámetros  $\alpha_{gap}$  y  $\beta_{gap}$  son coeficientes de temperatura,  $E_{g0}$  la energía del gap a  $0^\circ\text{C}$  y  $V_t'$  es el voltaje térmico a  $300^\circ\text{K}$ .

$$I_0 = \frac{J_{sc} A T_k^3 e^{\frac{E_g}{V_t}}}{\frac{V_{oc}}{e^{\frac{E_g}{V_t'}} - 1} 300^3 e^{\frac{E_g}{V_t'}}} \quad (12)$$

$$E_g = E_{g0} - \frac{\alpha_{gap} T_k^2}{\beta_{gap} + T_k} \quad (13)$$

El modelo de celda fotovoltaica descripto permite plantear un modelo de panel. Generalmente el conjunto de celdas de un panel no tienen las mismas características, sin embargo la mayoría de los problemas prácticos no precisa de grandes detalles y por ello se recurre a las siguientes simplificaciones: las celdas son idénticas, están iluminadas de la misma forma y trabajan a la misma temperatura. Estas simplificaciones permiten calcular la corriente y la tensión de un conjunto de celdas mediante un cálculo sencillo por medio de la siguiente expresión.

$$V = N_s V_c \quad V_c = V_{\text{celda}} \quad (14)$$

$$I = N_p I_c \quad I_c = I_{\text{celda}} \quad (15)$$

Donde  $N_s$  es el número de celdas en serie y  $N_p$  número de ramas conectadas en paralelo.

## 5 SIMULACIÓN DE UN PANEL A LO LARGO DE UN AÑO

La simulación del comportamiento de un panel fotovoltaico a lo largo de todo un año, necesita del cálculo de la Irradiancia que llega al panel en ese tiempo. Para cada valor de Irradiancia se calculan los puntos pertenecientes a la curva del panel, utilizando la expresión 9 para la curva de celda y las expresiones 14-15 para la curva del panel. En la figura 2 se muestra la curva obtenida del modelo de panel para un valor de Irradiancia, donde se observan los tres puntos característicos de la curva con los que se van a trabajar el aprendizaje, la tensión c.a., la corriente c.c. y el punto de máxima potencia.

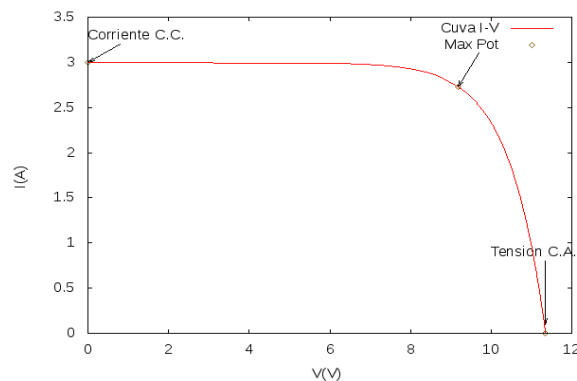


Figura 2. Curva I-V de un panel fotovoltaico.

Los puntos obtenidos de la simulación que se observa en la figura 3. La información de la figura muestra la variación del punto de máxima potencia a lo largo de todo un año, de manera que la gráfica permite determinar los valores de potencia que el módulo puede entregar en cualquier situación. Claramente se observa una región donde la potencia es máxima, estos puntos corresponden a los valores de Irradiancia máximos que se obtienen en la época de mayor energía radiante (verano) y en inmediaciones del mediodía solar. La información de la figura 3 se obtuvo al simular un panel de 45W formado por 36 celdas con una  $R_s = 0,03\Omega$  y una  $R_p = 1000\Omega$ .

La degradación de un panel fotovoltaico en el modelo planteado se manifiesta por medio de la variación de la resistencia serie y paralelo del panel. En la figura 4 se observa la variación de la curva I-V de un panel a medida que la resistencia serie aumenta. Idealmente la resistencia serie de un panel fotovoltaico es cero, sin embargo la degradación del mismo produce un aumento de la resistencia, afectando la potencia máxima que este puede entregar.

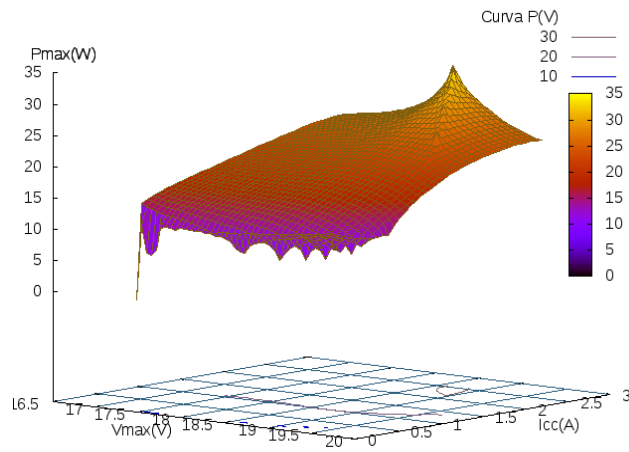


Figura 3. Potencia máxima obtenida al simular un panel fotovoltaico de 45W un año.

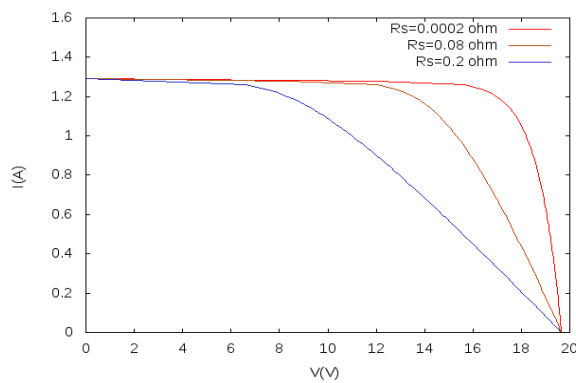


Figura 4. Característica de la curva I-V mediante la variación de la resistencia serie

Si la resistencia serie del panel de 45 W crece debido a la degradación de su celdas a un valor de  $0,05\Omega$ , modifica la potencia máxima que este puede entregar como se observa en la figura 5.

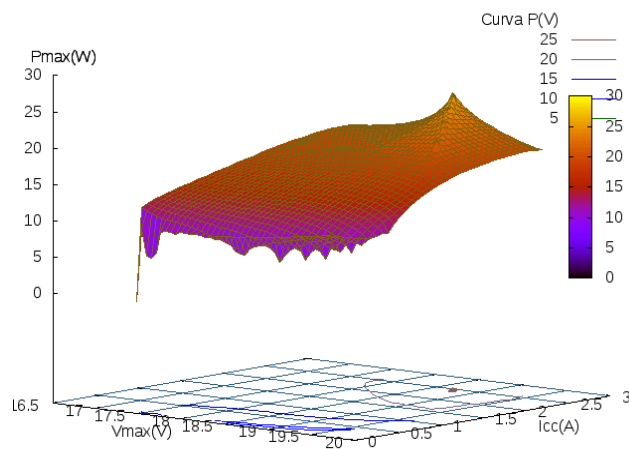


Figura 5. Potencia máxima obtenida al simular un panel fotovoltaico de 45W degradado un año.

De la misma manera, la resistencia paralelo de un panel ideal es infinita y su decrecimiento debido a la degradación provoca una disminución en la potencia que debe entregar el panel.

## 6 LÓGICA DIFUSA Y APRENDIZAJE

Un sistema de control basado en lógica difusa ordena su estructura lógica en el denominado núcleo de inferencia compuesto por tres bloques, cada uno cumple una determinada función dentro del algoritmo. Estos bloques se denominan Fuzzyficador, Evaluación de Reglas y Defuzzyficador, como muestra la figura 6.

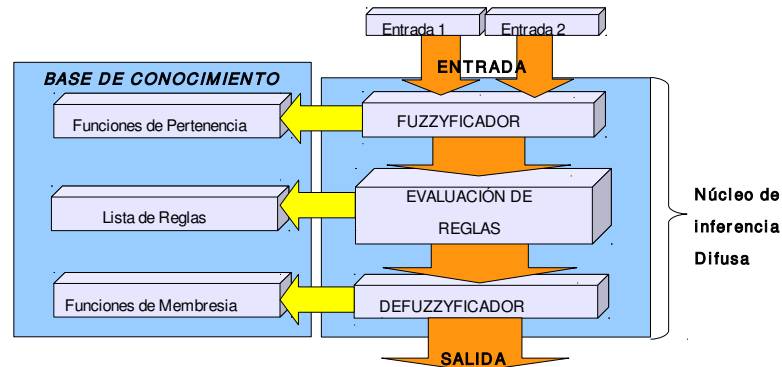


Figura 6. Esquema básico de un sistema difuso.

En la figura 6 se observa que ingresan al núcleo valores de entrada no difusos, pudiendo ser estos números reales que brinden información de algún sistema que se desea controlar y en la salida, se obtiene un valor también no difuso que es la respuesta de la lógica a la entrada. Los valores de entrada ingresan al bloque Fuzzyficador, en el se definen las funciones de pertenencia que caracteriza a cada subconjunto del conjunto de entrada. La información fuzzyficada ingresa al bloque Evaluación de Reglas donde se relacionan los conjuntos difusos de entrada y salida mediante un conjunto de sentencias. La información obtenida en la salida del bloque Evaluación de Reglas ingresa al Bloque Defuzzyficador, transformando la entrada difusa en un valor no difuso por medio de una función denominada de membresía.

Desde el punto de vista matemático, un sistema difuso permite realizar un mapeo no-lineal entre entradas y salidas (Brío, 1997). El ajuste de este mapeo lo realiza el aprendizaje y para ello tenemos que definir la estructura de la base de conocimiento. En el trabajo se utiliza el propuesto por Hiroyoshi Namura (Nomura, 1992) que utiliza el método de gradiente descendente para el aprendizaje. En el bloque Fuzzyficador se definen funciones de pertenencia del tipo triangular, caracterizadas por la base  $b_{ij}$  (ancho sobre el eje de las abscisas) y el centro  $a_{ij}$  (eje central del triángulo) como muestra la figura 7.

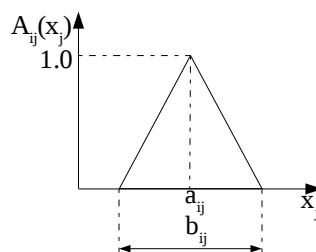


Figura 7. Función de pertenencia para los conjuntos de entrada.

Las entradas se pueden expresar como  $x_1, x_2, \dots, x_n$ , estas son fuzzyficadas por las funciones de pertenencia que describe la expresión 17 al asignarle un número entre cero y uno.

$$A_{ij}(x_j) = \begin{cases} 1 - 2 \frac{|x_j - a_{ij}|}{b_{ij}} & \text{para } a_{ij} - \frac{b_{ij}}{2} < x_j < a_{ij} + \frac{b_{ij}}{2} \\ 0 & \text{otro caso} \end{cases} \quad (17)$$

El subíndice  $i$  indica la regla que dispara cualquier entrada y el subíndice  $j$  indica los parámetros del subconjunto de los conjuntos de entrada que están relacionado con las reglas disparadas. En el bloque Evaluación de Regla se definen sentencias denominadas regla de inferencia y se la expresar de la siguiente manera.

$$\text{IF } x_1 \text{ is } A_{i1} \text{ and } \dots \text{ and } x_m \text{ is } A_{im} \text{ THEN } y \text{ is } w_i (i=1, \dots, n) \quad (18)$$

La variable  $w_i$  es un número real que esta relacionado con el conjunto difuso de salida. La salida del razonamiento difuso  $y$  se calcula por medio de la función de membresia dada por la expresión 19.

$$y = \frac{\sum_{i=1}^n \mu_i w_i}{\sum_{i=1}^n \mu_i} \quad (19)$$

En la expresión 19  $\mu_i$  indica el valor de pertenencia de la parte antecedente y se calcula por medio de la expresión 20.

$$\mu_i = A_{i1}(x_1) A_{i2}(x_2) \dots A_{im}(x_m) \quad (20)$$

El aprendizaje consiste en cambiar los parámetros que definen la base de conocimiento de forma iterativa hasta que el sistema difuso encuentre el ajuste que mejor relaciona la información del sistema que se desea controlar. La información consiste en fila de valores de la forma  $x_1, x_2, \dots, x_n, y^r$ , donde las variables  $x_n$  son valores de entrada para el sistema difuso y la variable  $y^r$  es respuesta esperada del sistema a dicha entrada. Los valores de entrada ingresan al sistema difuso y el sistema responde obteniendo en su salida un valor  $y$  dado por la expresión 19. La modificación de los parámetros de la base de conocimiento se realiza hasta que la función  $E$ , dada por la expresión 21 sea menor a un determinado valor de aceptación  $\epsilon$ .

$$E = \frac{1}{2} (y - y^r)^2 \quad (21)$$

La modificación de la base de conocimiento se realiza por medio de la expresión 22, 23 y 24.

$$a_{ij}(t+1) = a_{ij}(t) - \frac{K_a \mu_i}{\sum_{i=1}^n \mu_i} (y - y^r) (w_i(t) - y) \operatorname{sgn}(x_j - a_{ij}(t)) \frac{2}{b_{ij}(t) A_{ij}(x_j)} \quad (22)$$

$$b_{ij}(t+1) = b_{ij}(t) - \frac{K_b \mu_i}{\sum_{i=1}^n \mu_i} (y - y^r) (w_i(t) - y) \frac{1 - A_{ij}(x_j)}{A_{ij}(x_j)} \frac{1}{b_{ij}(t)} \quad (23)$$



$$w_i(t+1) = w_i(t) - \frac{K_w \mu_i}{\sum_{i=1}^n \mu_i} (y - y^r) \tag{24}$$

Las parámetros  $K_a, K_b$  y  $K_w$  son constantes que representan la ganancia del aprendizaje y  $\text{sgn}$  es la función signo.

### 7 COMPORTAMIENTO Y SIMULACIÓN

En la actualidad se encuentran distintos software que permiten de manera fácil y didáctica el diseño y ajuste mediante métodos de aprendizaje de sistemas basados en lógica difusa, como por ejemplo Xfuzzy3.0. Muchos estos software permiten generar el código del sistema difuso desarrollado en lenguaje C, C++, Java y VHDL, información valiosa para el desarrollo físico del sistema. Sin embargo no generan información con respecto al método de aprendizaje utilizado, recurso que distingue a los sistemas difusos de los sistemas tradicionales de control y herramienta fundamental si se desea desarrollar un sistema adaptativo. Debido a esto, se desarrollo el algoritmo en lenguaje C utilizando el método de Hiroyoshi Namura (Nomura, 1992), que pueda manipularse y en un futuro aplicarse a un sistema electrónico de control. En la figura 8 se observa el diagrama de flujo del algoritmo desarrollado.

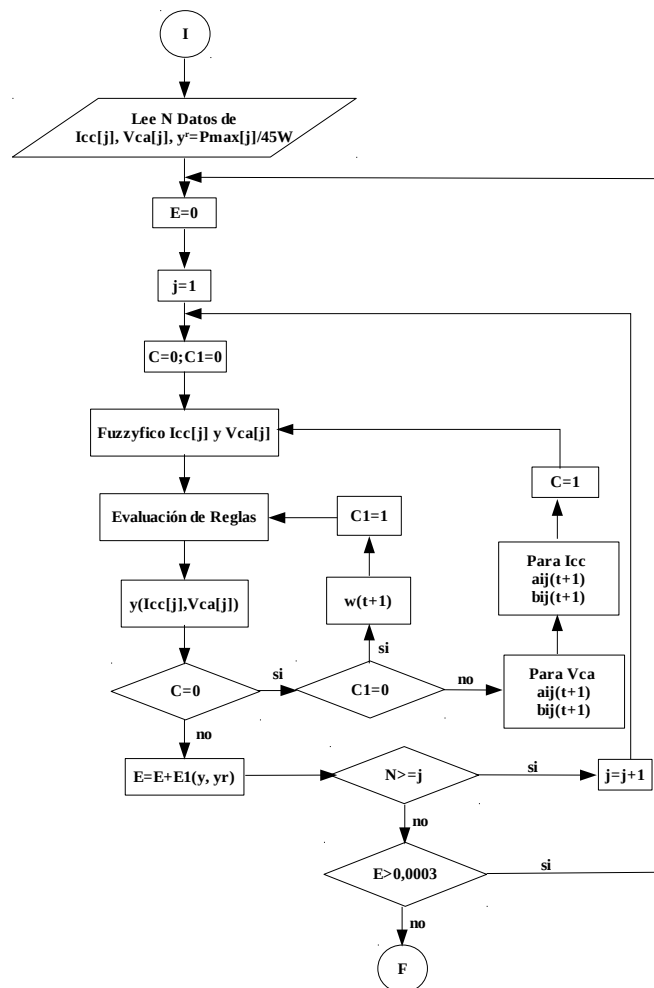


Figura 8. Diagrama de flujo.

El diagrama de flujo muestra que el algoritmo necesita  $N$  terna de datos obtenidos de la simulación del panel a lo largo de un año, con los datos de potencia máxima normalizados. Generalmente los software que trabajan con este tipo de algoritmo permiten finalizar el aprendizaje si en el programa se cumple alguna condición, como cantidad de iteraciones, función error entre otras. El diagrama de flujo muestra que el algoritmo utiliza la expresión 25 como condición de termino para el aprendizaje, que es la sumatoria del cuadrado de las distancias entre la respuesta que brinda el sistema de lógica difusa a una entrada y la respuesta esperada a dicha entrada.

$$E = \sum_{i=1}^N (y_i - y_i^r)^2 \quad (25)$$

Las variables  $C$  y  $C1$  son banderas que indican el momento de cambiar las variables relacionadas al conjunto de entrada o salida del sistema difuso. Las constantes que representan la ganancia del aprendizaje pueden definirse con el mismo valor como lo plantean algunos software, sin embargo en el trabajo se lo uso de forma independiente pudiendo tomar valores distintos, incluso para los cambios de los parámetros de las funciones de pertenencia que involucra la corriente c.c. y tensión c.a.. En la figura 9 se observa como varia la función  $E$  de la expresión 25 para distintos valores de ganancia a medida que itera el algoritmo.

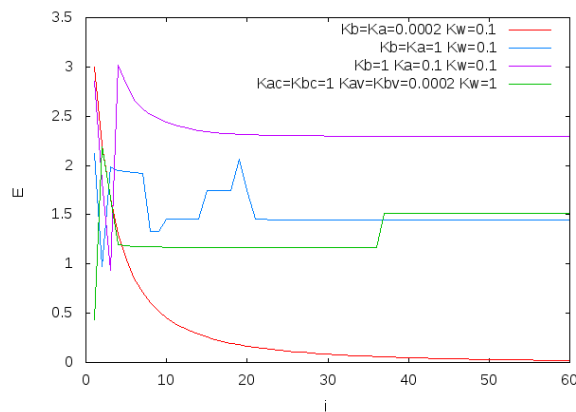


Figura 9. Variación de la función  $E$  a medida que itera el algoritmo.

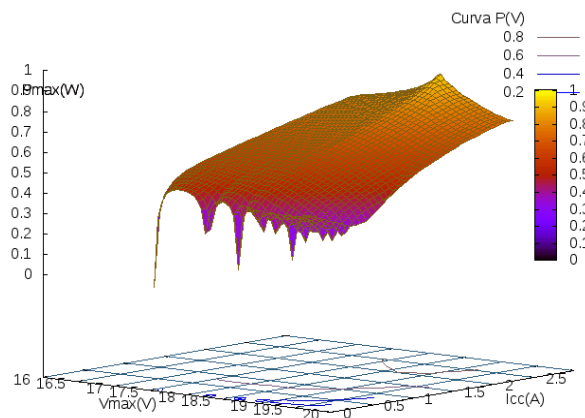


Figura 10. Información utilizada para realizar el aprendizaje.

El algoritmo necesita condiciones iniciales, estas son: Los conjuntos de entrada del sistema difusos deben estar espaciados uniformemente, las bases entre conjuntos adyacentes traslapadas entre si y los pesos iniciales de las reglas difusas  $w_i$  en 0.5.

El ejemplo puesto a continuación corresponde a la simulación de un panel fotovoltaico de 45W para el día primero de enero, utilizando para el aprendizaje la corriente c.c., tensión c.a. y máxima potencia que entrega el panel entre las primeras horas del día y el mediodía solar (12hs). Los puntos utilizados se observan en la figura 10, parte de los valores que se obtuvieron al simular el panel fotovoltaico a lo largo de todo un año.

En el algoritmo se utilizó un valor de 0,0001 para la constante  $K_a$  y  $K_b$ , utilizándose esta tanto para las funciones relacionadas a la corriente c.c. y la tensión c.a.. Para la constante  $K_w$  se utilizó un valor de 0,1. El aprendizaje realizado bajo estas condiciones produjo una variación de la función E como muestra la figura 11.

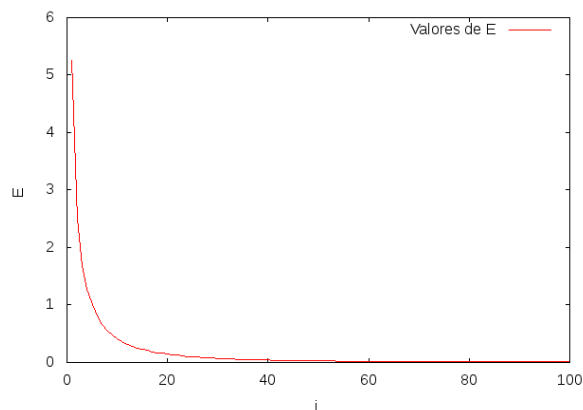


Figura 11. Variación de E en el aprendizaje realizado.

El plano de control del algoritmo difuso al terminar el aprendizaje se observa en la figura 12.

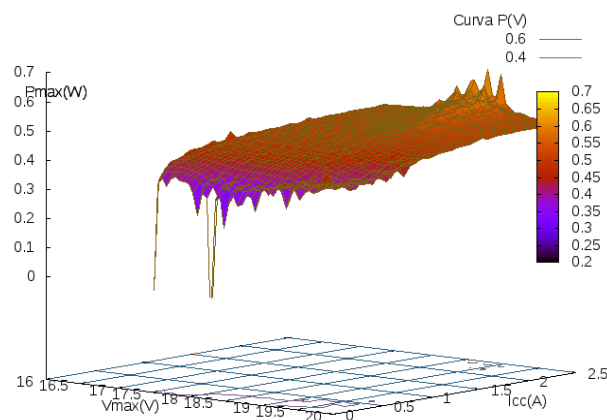


Figura 12. Plano de control del sistema difuso al término del aprendizaje.

Para observar los resultados obtenidos por del sistema difuso al terminar el aprendizaje, se grafico los valores con los que se realizó el aprendizaje y los valores que arrojaría el sistema difuso con esas entradas. En la figura 13 se grafican los valores de potencia normalizados

utilizados en el aprendizaje y los que brinda el sistema difuso. En la gráfica se observa que el día primero de enero, en inmediaciones de la 6 de la mañana llega Irradiancia al panel.

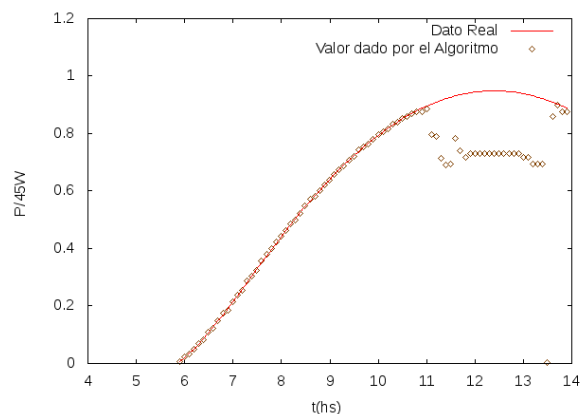


Figura 13. Datos generados por el algoritmo al finalizar el aprendizaje.

## 8 CONCLUSIONES

En el trabajo se pudo desarrollar un programa realizado en lenguaje C que permite realizar ajuste de la base de conocimiento de sistemas difusos (aprendizaje) basados en el método que plantea Hiroyoshi Namura. El algoritmo desarrollado permite realizar en general un aprendizaje adecuado como se observa en la figura 13, salvo en los puntos que se encuentran en inmediaciones del mediodía solar (12hs). Esto se debe en general a la forma que tiene que adquirir el plano de control en los puntos donde la Irradiancia máxima. Sin embargo en el resto de las horas, se observa un ajuste adecuado que permite estimar la potencia máxima del panel a Irradiancia baja.

Por otro lado, el algoritmo debería mejorarse para optimizar el aprendizaje en los puntos cercanos al mediodía solar, ajustando los parámetros de ganancia o concentrando mayor cantidad de puntos en inmediaciones del mediodía solar para realizar el aprendizaje. La mejora del algoritmo no tan solo permitirá llevar un control en la pérdida de potencia al guardar información del panel en el plano de control del sistema difuso, si no que puede utilizarse como un seguidor del punto de máxima potencia para optimizar el rendimiento de instalaciones fotovoltaicas.

## REFERENCIAS

- Imamura M.S., Helm P. y Palz W. Photovoltaic System Technology , *Commission of the European Communities*, 86-92, 1992.
- Lorenzo E. *Electricidad Solar – Ingeniería de los Sistemas Fotovoltaicos*, Progensa, primera edición, 1994.
- Lorenzo E. *Radiación Solar y Dispositivos Fotovoltaicos*, volumen II. Progensa, diciembre, 2006.
- Martín del Brío B., Sanz Molina A. *Redes Neuronales y Sistemas Borrosos*, Ra-ma, 1997.
- Nomura Hiroyoshi, Hayashi Isao and Wakamia Noboru, A Learning Method of Fuzzy Inference Rules by Descent Method . *Proceedings IEEE International Conference on Fuzzy System*, 203-210, 1992.