

Desempeño de un regulador-estabilizador neurodifuso en un sistema multimáquinas

Jacob Efrain Diaz Lavariega, David Romero Romero

Instituto Politécnico Nacional,
Ciudad de México, México

jediazl@ipn.mx, dromero@ipn.mx

Resumen. En este trabajo se aplica un sistema de control neurodifuso a un sistema de potencia multimáquinas que durante su operación puede ocasionar un colapso de voltaje u oscilaciones electromecánicas, locales o interárea y que puede generar la pérdida del servicio eléctrico hacia un mercado eléctrico cada vez más demandante. El regulador automático de voltaje mantiene el voltaje terminal del generador en un valor estable durante diferentes tipos de eventos (cambios de carga y estado transitorio); el estabilizador de potencia genera una señal para amortiguar las oscilaciones electromecánicas generadas por los cambios en el sistema. El control neurodifuso propuesto cumple con estas dos funciones y se obtiene mediante un entrenamiento fuera de línea de una red neurodifusa basada en la Teoría de Resonancia Adaptable (ART, por sus siglas en inglés). Al concluirse el entrenamiento de esta red neurodifusa, se obtienen los elementos de un control difuso convencional: funciones de membresía, base de reglas y sintonización óptima de la funciones de membresía. El control se instala en uno de los generadores del sistema de potencia interconectado, en sustitución del sistema de excitación convencional tipo ST1A IEEE, el cual está conformado por el regulador automático de voltaje y el estabilizador de potencia. Durante las pruebas, el control neurodifuso diseñado mejora el desempeño global del sistema de potencia durante condiciones de cambio de carga y fallas trifásicas en el sistema, la pruebas muestran un mejor desempeño del sistema cuando uno de los generadores opera con este tipo de control.

Palabras clave: Sistemas de potencia multimáquinas, Estabilidad transitoria, Control difuso, Sistemas neurodifusos, Regulador automático de voltaje, Estabilizador de sistemas de potencia.

Performance of a Neuro Fuzzy Excitation System in a Mutimachine Power System

Abstract. In this work the application of a neurofuzzy control system in a multimachine power system is presented. The neurofuzzy control is obtained by the off-line training of a fuzzy neural network based on

Adaptive Resonance Theory (ART). Once the training is concluded, the control elements such as: membership functions, rules base and membership functions optimal tuning are obtained. The neurofuzzy control is installed in one of the generators connected to the system in substitution of its conventional ST1A IEEE excitation system which is constituted by an automatic voltage regulator and by a power system stabilizer. During the operation of the test power system, the designed neurofuzzy control improves the power system performance during load increments and transients disturbs. The system stability is maintained in operation points in which a higher load is demanded from the system generators. When compared with a standard ST1A IEEE excitation system the designed control ART neurofuzzy system enhances the robustness and margins faults of the test power system.

Keywords: Multimachine power systems, Transient stability, Fuzzy control, Neurofuzzy systems, Automatic voltage regulator, Power system stabilizer.

1 Introducción

El sistema de excitación de un generador ha sido objeto de estudio al ser sustituido por redes neuronales que logran mejorar el comportamiento de sistemas de potencia multimáquinas durante diferentes condiciones de operación. Un sistema de excitación lo constituyen el regulador automático de voltaje (RAV) y estabilizador de potencia (ESP) y ambos sistemas, han sido sustituidos por controles difusos para mejorar la estabilidad de sistemas eléctricos de potencia con generadores interconectados [7,13,15]. El estabilizador de potencia, que es el medio para amortiguar las oscilaciones electromecánicas de un sistema eléctrico de potencia, también ha sido sustituido por sistemas neuronales artificiales para mejorar la estabilidad de sistemas de potencia interconectados [6, 16, 19, 20].

Los estabilizadores diseñados con sistemas neuronales, se denominan estabilizadores inteligentes, para diferenciarlo del estabilizador convencional. También, los estabilizadores se diseñan con sistemas de redes neurodifusas para dar como resultado estabilizadores inteligentes neurodifusos [18], estos estabilizadores inteligentes se insertan en los sistemas eléctricos de potencia multimáquinas para observar su comportamiento. Las redes neurodifusas unifican la teoría difusa y los sistemas de redes neuronales artificiales en sus algoritmos. Permiten obtener sistemas de control robustos que son de gran valor cuando se aplican a sistemas dinámicos que deben mantener la estabilidad durante disturbios severos. En [17] se realiza un estudio que sustituye el ESP con un sistema neuronal (Identificador y ESP neuronal) para mejorar la estabilidad del sistema de potencia estudiado. En este trabajo se presenta el comportamiento de un sistema de potencia multimáquinas que genera oscilaciones locales e interárea durante su operación. En este sistema, se ha sustituido el estabilizador (ESP) y regulador (RAV) convencionales por un sistema neurodifuso en uno de los generadores del sistema interconectado con el objetivo de lograr un mayor amortiguamiento

de las oscilaciones generadas durante disturbios de cambio de carga y una recuperación más rápida del voltaje terminal de todos los generadores durante eventos transitorios. Para lograr esto, se implementó el sistema de potencia multimáquinas en la herramienta digital de análisis de sistemas de potencia [5], la cual permite integrar segmentos de código del usuario dentro del programa principal. Los datos de este sistema se integran en el Apéndice A [9–11, 14]. Para el diseño del control, se entrena -fuera de línea- una red neurodifusa basada en la Teoría de Resonancia Adaptable [1–4] (ART, por sus siglas en inglés.); la cual proporciona las funciones de membresía, la base de reglas de decisión y la sintonización correcta de los parámetros del sistema de control difuso [12]. Basándose en algoritmos de la Teoría de Resonancia Adaptable, esta red neurodifusa particiona el espacio difuso y el ajusta de parámetros mediante el algoritmo de retropropagación del error [8]. Los beneficios de usar este sistema inteligente es minimizar el tiempo de entrenamiento y obtener, una vez finalizado el entrenamiento, los elementos de un control difuso convencional y que puede integrarse al control de un generador eléctrico el cual que forma parte de un sistema eléctrico interconectado. La mejoría del sistema eléctrico en general, puede comprobarse al verificar los índices de comportamiento del voltaje terminal de cada uno de los generadores. El amortiguamiento de las oscilaciones del sistema eléctrico pueden observarse en el comportamiento de la velocidad y de las potencias activas y reactivas. Los resultados de la pruebas indican que la integración de un estabilizador inteligente logra una mejoría global en todo el sistema con diferentes condiciones de operación.

En la sección II se presentan las ecuaciones y parámetros que gobiernan la red neurodifusa y la sección III muestra arquitectura fundamental de entrenamiento. La sección IV incluye una descripción del sistema de prueba mediante un diagrama unifilar. La sección V contiene aspectos generales de diseño del control inteligente desarrollado en este trabajo, como son: el tipo de entradas y salidas de la planta que se estudia, la cantidad y características de datos para el entrenamiento, también contiene la estructura final del control que se obtiene como resultado del entrenamiento fuera de línea. La sección VI presenta las pruebas realizadas al sistema eléctrico de potencia de prueba para verificar su desempeño cuando uno de los generadores del sistema opera con el control neurodifuso. La sección VII presenta las conclusiones del trabajo y el trabajo futuro.

2 Red de control de aprendizaje difuso basado en la teoría de resonancia adaptable (ART)

2.1 Regla de aprendizaje

La red se gobierna por una regla de aprendizaje supervisado. Para el entrenamiento son necesarios los pares de vectores $(\mathbf{x}^{(1)}, \mathbf{y}^{(1)}), (\mathbf{x}^{(2)}, \mathbf{y}^{(2)}), \dots, (\mathbf{x}^{(k)}, \mathbf{y}^{(k)})$ que son las entradas $[\mathbf{x}(t)]$ y salidas $[\mathbf{y}(t)]$ del sistema actual. Cada par de vectores se presenta simultáneamente a la red, la cual para cada par de vectores

(\mathbf{x}, \mathbf{y}) generará un error entre la salida actual de la red $\hat{y}^{(k)}$ y $y(t)$ la salida deseada. La señal de error se envía a la red y por medio de un algoritmo de retropropagación del error, se ajustan los pesos de la red para disminuir el error del mismo vector en la presentación siguiente. En este esquema de aprendizaje, se supone que se conoce con anticipación las salidas deseadas $\mathbf{y}(t)$ para cada vector de entrada $\mathbf{y}^{(k)}$.

2.2 Estructura

La Fig. 1 muestra los componentes de la red. Las capas son:

- *Capa 1:* Variables lingüísticas del espacio de entrada.
- *Capa 2:* Genera las funciones de membresía de entrada.
- *Capa 3:* Base de reglas de decisión y consecuencias.
- *Capa 4:* Genera las funciones de membresía de salida.
- *Capa 5:* Variables lingüísticas del espacio de salida.

Las flechas en la capa 5, operan en ambos sentidos durante la etapa de entrenamiento, y en la etapa de producción las señales fluyen solo en el sentido de las flechas oscuras.

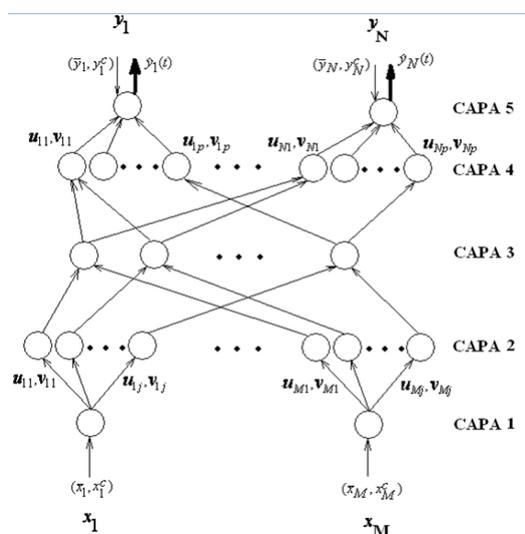


Fig. 1. Estructura general de la red.

2.3 Preprocesamiento de vectores

Los vectores de entrada, $\mathbf{x}(t)$ y $\mathbf{y}(t)$, se normalizan y complementan antes de ser clasificados. La normalización permite lograr una magnitud constante en estos vectores, esto es:

$$|\mathbf{x}| = \text{constante}, \quad |\mathbf{y}| = \text{constante}. \quad (1)$$

La complementación se obtiene tomando $\mathbf{x}(t)$ y $\mathbf{y}(t)$ como:

$$\begin{aligned} \mathbf{x}' &= (\bar{\mathbf{x}}, \mathbf{x}^c) = (\bar{x}_1, \dots, \bar{x}_M, \bar{x}_c^1, \dots, \bar{x}_M^c), \\ \mathbf{y}' &= (\bar{\mathbf{y}}, \mathbf{y}^c) = (\bar{y}_1, \dots, \bar{y}_N, \bar{y}_c^1, \dots, \bar{y}_N^c), \end{aligned} \quad (2)$$

donde $\bar{\mathbf{x}}$ y $\bar{\mathbf{y}}$ son los vectores normalizados y M es la dimensión del vector $\mathbf{x}(t)$ y N es la dimensión del vector $\mathbf{y}(t)$. Los vectores complementados \mathbf{x}^c y \mathbf{y}^c son, respectivamente:

$$\begin{aligned} x_i^c &= 1.0 - \bar{x}_i, \\ y_i^c &= 1.0 - \bar{y}_i. \end{aligned} \quad (3)$$

2.4 Funciones de activación

Las funciones de activación se definen como sigue: *Capa 1*: Envía a la capa 2 los valores de las variables lingüísticas:

$$a^{capa1} = (\bar{x}^i, 1.0 - \bar{x}^i) = (u_{ij}^{capa2}, v_{ij}^{capa2}). \quad (4)$$

Capa 2: Esta capa es una función de activación rampa:

$$a^{capa2} = [1.0 - g(\bar{x}_i - v_{ij}^{capa2}, \gamma) - g(u_{ij}^{capa2} - \bar{x}_i, \gamma)], \quad (5)$$

donde:

$$g(s, \gamma) = \begin{cases} 1, & \text{si } s\gamma > 1, \\ s\gamma, & \text{si } 0 \leq s\gamma \leq 1, \\ 0, & \text{si } s\gamma < 0, \end{cases} \quad (6)$$

y γ es parámetro de sensibilidad.

Capa 3: Esta capa verifica el cumplimiento de la precondiciones de las reglas difusas, y lo lleva a cabo realizando la operación producto:

$$a^{capa3} = \prod_{i=1}^n a^{capa2}. \quad (7)$$

Capa 4: Esta capa lleva a cabo la operación OR sobre las reglas activadas que tienen la misma consecuencia:

$$a^{capa4} = \max[a_1^{capa3}, a_2^{capa3}, \dots, a_p^{capa3}]. \quad (8)$$

Capa 5: En esta capa se salida se usan las funciones siguientes para realizar el método de centro de gravedad:

$$a_j^{capa5} = \frac{\sum_j m_{ij}^{(5)} a_j^{capa4}}{\sum_j a_j^{capa4}}, \quad (9)$$

donde $m_{ij} = [u_{ij}^{capa4} + (1.0 - v_{ij}^{capa4})]/2$.

Los términos u_{ij} y v_{ij} son los pesos de memoria de largo plazo y que se encuentran en las capa 2 y 4, y se ajustan en la etapa de aprendizaje, estos representan los valores que se muestran en la Fig. 2, que es una función de membresía trapezoidal.

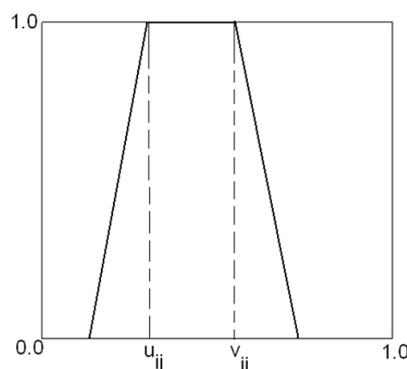


Fig. 2. Función de membresía trapezoidal en capas 2 y 4.

2.5 Aprendizaje ART de parámetros

El propósito del aprendizaje de los parámetros de la red es minimizar la función del error cuadrática, Ec. 10, donde $y(t)$ es la salida deseada, y $\hat{y}(t)$ es la salida actual de la red. El algoritmo de propagación del error hacia atrás se aplica a las funciones de activación de cada una de las capas:

$$E = \frac{1}{2}[y(t) - \hat{y}(t)]^2. \tag{10}$$

3 Arquitectura de entrenamiento

Para el entrenamiento de la red, se establece la arquitectura de la Fig. 3, el sistema incluye como vector de entrada: la velocidad, el error de la velocidad, el voltaje terminal, el error del voltaje terminal. El vector de salida del sistema es el voltaje de campo que provee el sistema de excitación al generador. La señal de voltaje de campo se retroalimenta y es la señal de salida de red. La finalidad de la retroalimentación es mejorar y acelerar el aprendizaje.

Los vectores de entrada/salida (E/S) a la red se obtuvieron simulando el sistema de potencia de la Fig. 4 y que se describe en la Sección 4.

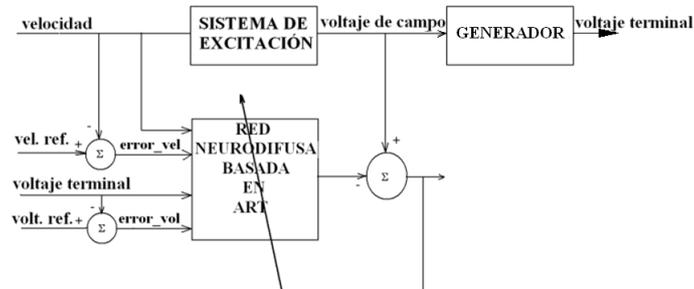


Fig. 3. Arquitectura de entrenamiento.

4 Sistema de prueba

El sistema de potencia de prueba utilizado se muestra en la Fig. 4. El sistema está diseñado para exhibir modos locales e interárea [14] presentes en los sistemas de potencia grandes y pequeños, además, los parámetros y estructura del sistema son realistas. Este sistema es inestable a pequeños disturbios aún sin uno de los estabilizadores de potencia, lo que significa que se generan oscilaciones electromecánicas inestables de baja frecuencia (0.5-2.5 Hz). El diagrama unifilar del sistema de potencia de la Fig. 4, es un sistema de dos áreas, es simétrico y conecta al área 1 y área 2. Cada una de las áreas contiene dos máquinas síncronas de 900 MVA y 22 kV. Cada uno de los generadores tiene un transformador con una impedancia de $0+j0.0167$ por unidad a una base de 22/230 kV, con un tap nominal de 1. Los transformadores en el nodo 4 y 14, tienen una impedancia de $0+j0.005$ por unidad a una base de 230/115 kV, con un tap nominal de 1. El voltaje nominal del sistema de transmisión es de 230 kV, las longitudes de las líneas se muestran en la 4. Los parámetros de las líneas en p.u. se muestran en la Tabla 1 a una base de 100 MVA, 230 kV.

5 Diseño del control

El control que se diseña en este trabajo está enfocado a sustituir el sistema de excitación instalado en el generador GEN 1 del sistema de prueba (Fig. 4). Para lograr esto, se registraron las entradas y salidas del sistema de excitación de la Fig. 3, que se describen como sigue:

- ENTRADAS: velocidad, voltaje terminal, y
- SALIDAS: voltaje de campo

Adicionalmente a estas señales se generaron durante el entrenamiento, el error del voltaje terminal y el error de la velocidad; todas estas señales se agruparon en un total de 200000 pares de entrada/salida. El sistema de excitación del

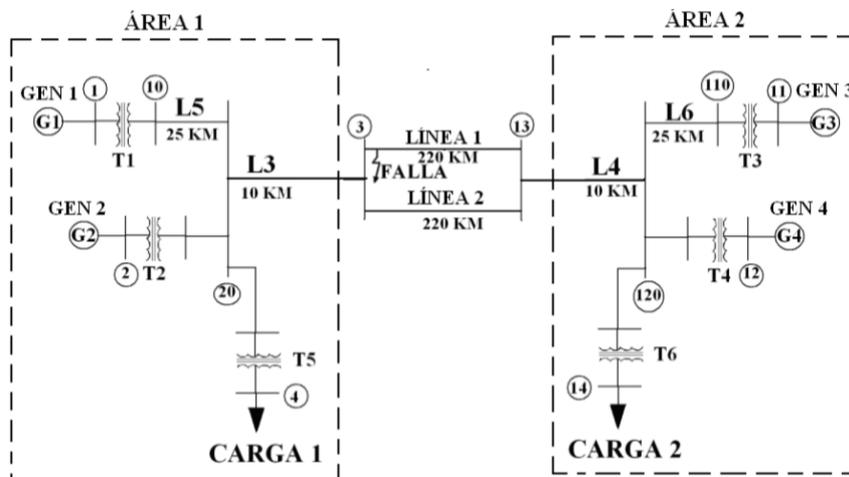


Fig. 4. Sistema de potencia interconectado utilizado en la pruebas.

generador GEN 1, se sometió a diferentes condiciones de operación, estas condiciones se obtuvieron al operar el sistema de prueba en diferentes condiciones de operación, que abarcaron: Cambios en el voltaje de referencia en el rango de $[-0.01, 0.01]$, fallas trifásicas en ambas líneas (línea 1 y línea 2), cambios de carga activa y reactiva (carga 1 y carga 2). La sintonización del control se llevó a cabo fuera de línea y durante el entrenamiento se alimentó al algoritmo utilizando la arquitectura de la sección 3 teniendo como vector de entrada: *velocidad*, *error de velocidad*, *voltaje Terminal*, *error del Voltaje terminal*; y el vector de salida estaba formado por el *voltaje de campo*.

Las funciones de membresía utilizadas por el algoritmo son funciones trapezoidales (Fig. 2), cuyos *hombros* son valores que la red neurodifusa utiliza para crear el centro de gravedad de cada una de las funciones de membresía (Ec. 9) para la defusificación de las salidas del control y que también son ajustados de acuerdo al algoritmo de propagación del error. Durante el entrenamiento, la red crea el número necesario de funciones de membresía de acuerdo a los criterios de la ART.

Los parámetros introducidos al algoritmo para la etapa de entrenamiento es el número de entradas ($M = 4$) y el número de salidas ($N = 1$), la sensibilidad del control difuso a sintonizar: $\gamma = 1$, el número total de patrones (200000) y el número de veces (Épocas) a realizar el entrenamiento que para este caso de estudio fue de 50 Épocas.

Terminada la sintonización del control, todas las variables, de entrada y de salida, tienen el mismo número de funciones de membresía, y se definen a como sigue: **MA** = Muy Alto; **MeA** = Medio Alto; **A** = Alto; **M** = Medio; **B** = Bajo; **MeB** = Medio Bajo; **MB** = Muy Bajo. Estas funciones de membresía se relacionan en una base de reglas difusas que, una vez finalizado el entrenamiento,

Tabla 1. Datos de líneas para el sistema de potencia de la Fig. 4.

LINES			
from bus	to bus	R p.u.	X p.u.
1	10	0	0.0167
2	20	0	0.0167
3	4	0	0.005
3	20	1.00E-03	0.01
3	101	0.011	0.11
3	101	0.011	0.11
10	20	0.0025	0.025
11	110	0	0.0167
12	120	0	0.0167
13	101	0.011	0.11
13	101	0.011	0.11
13	14	0	0.005
13	120	1.00E-03	0.01
110	120	0.0025	0.025

pueden enlistarse como sigue:

1. Si (velocidad es **M**) y (err_vel es **MA**) y (volt_term es **MB**) y (err_volt_term es **MA**) entonces (volt_campo es **A**).
2. Si (velocidad es **A**) y (err_vel es **B**) y (volt_term es **MeB**) y (err_volt_term es **MeA**) entonces (volt_campo es **M**).
3. Si (velocidad es **MeB**) y (err_vel es **A**) y (volt_term es **B**) y (err_volt_term es **A**) entonces (volt_campo es **MeA**).
4. Si (velocidad es **MB**) y (err_vel es **MeA**) y (volt_term es **M**) y (err_volt_term es **M**) entonces (volt_campo es **MB**).
5. Si (velocidad es **B**) y (err_vel es **M**) y (volt_term es **A**) y (err_volt_term es **B**) entonces (volt_campo es **MA**).
6. Si (velocidad es **MeA**) y (err_vel es **MeB**) y (volt_term es **MeA**) y (err_volt_term es **MeB**) entonces (volt_campo es **B**).
7. Si (velocidad es **MA**) y (err_vel es **MB**) y (volt_term es **MA**) y (err_volt_term es **MB**) entonces (volt_campo es **MeB**).

Pesumiendo los detalles del control, entradas, salidas, funciones de membresía y conjunto de reglas difusas, pueden agruparse gráficamente en una estructura similar a la presentada en la Fig. 1, y que se muestra en la Fig. 5.

El segmento de código *Algorithm 1*, se implementa en una herramienta digital de análisis de sistemas de potencia, para realizar las pruebas. El algoritmo requiere como entradas: la velocidad, el error de la velocidad, voltaje terminal, error del voltaje terminal, definidas en el algoritmo como: *Speed*, *SpeedDev*, *TermVolt*, *TermVoltDev*, respectivamente. Así, como también la señal de retroalimentación, el voltaje de campo, definida en el algoritmo como *FeedBack*. En la Fig. 5, puede verse que cada una de las entradas tiene 7 funciones de membresía, por lo que existen en total 35 u_{ij} 's y 35 v_{ij} 's, las cuales dependiendo

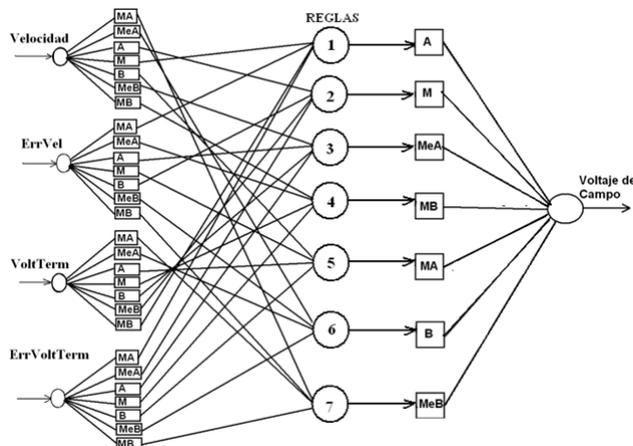


Fig. 5. Estructura del control difuso convencional obtenido.

de la entrada son seleccionadas de su arreglo unidimensional correspondiente, por ello en el algoritmo se define solamente como u_i 's y v_i 's. Adicionalmente se han calculado previamente los centroides m_{ij} de la Ec. 9. Todos estos parámetros permanecen sin cambios, una vez terminado el entrenamiento.

6 Pruebas efectuadas

El control diseñado en la sección 5 se incluyó en el generador GEN 1 como sistema de excitación para observar su desempeño. Las pruebas efectuadas al sistema consisten en: cambios de carga, cambios en el voltaje de referencia y falla trifásica a tierra de 6 ciclos, pruebas estándar para un sistema de excitación. Los cambios de carga es para observar el desempeño del control en eventos que pueden generar oscilaciones electromecánicas en el sistema y hacerlo colapsar. Los cambios en el valor de referencia del voltaje terminal, verifican el desempeño del control diseñado al funcionar con regulador automático de voltaje. La falla trifásica a tierra de 6 ciclos es para verificar la velocidad con la cual se recupera el voltaje terminal después de una falla muy severa.

6.1 Cambios de carga

Como condición inicial para esta prueba, la carga 1 y carga 2 (Fig. 4) se establecieron de acuerdo con la Tabla 2:

Las condiciones de carga de la Tabla 2 definen los puntos de operación de los generadores conectados al sistema que se indican en la Tabla 3. Con estas condiciones iniciales el sistema se pone en operación y después de 5 segundos se efectúa una serie programada de elevaciones de carga en la carga 1 acuerdo con la Tabla 4.

Algorithm 1 Calculo de Voltaje De Campo (*FieldVoltage*)**Require:** {vector de entrada \mathbf{x}, u_i, v_i , $centroide_i$ }

```

 $\mathbf{x} = (Speed, SpeedDev, TermVolt, TermVoltDev, FeedBack)$ 
 $u_i, i = 1, \dots, 35$ 
 $v_i, i = 1, \dots, 35$ 
 $centroid_i, i = 1, \dots, 7$  {el centroide ( $m_{ij}$ ) se define en la Sección 2.4}
 $\bar{\mathbf{x}} \leftarrow \mathbf{x} / \|\mathbf{x}\|$  {vea Sección 2.3}
 $NA \leftarrow 7$  {NA es el número de funciones de membresía para cada una de las entradas}
 $NB \leftarrow 7$  {NB es el número de funciones de membresía para cada una de las salida}
 $DIM \leftarrow 5$  {DIM es el número de entradas a la red neurodifusa}
 $DIMB \leftarrow 1$  {DIMB es el número de salidas de la red neurodifusa}
 $L = 1$  {L es una variable auxiliar}
for  $k = 1$  to  $NA$  do
  for  $i = 1$  to  $DIM$  do
     $s(1) = [\bar{x}(i) - v(L)] * gamma$ 
    {Se evalúan los componentes de la ecuación 6}
     $s(2) = [u(L) - \bar{x}(i)] * gamma$ 
     $L = L + 1$ 
    for  $n = 1$  to  $2$  do
      if  $s(n) < 0.0$  then
         $s(n) = 0$ 
      else if  $s(n) = 1.0$  then
         $s(n) = 1.0$ 
      end if
    end for
     $neta(i) = (1.0 - s(1) - s(2))$  {se evalúa la ecuación 5}
  end for
   $producto(k) = product(neta)$  {en esta línea se evalúa cada regla de la base, ecuación 7}
end for
{valor inicial de la salida de la red neurodifusa}
 $fneta = 0.0$ 
for  $j = 1$  to  $DIMB$  do
   $suma = 0.0$  {se calcula numerador y denominador de la ecuación 9}
  for  $j = 1$  to  $NB$  do
     $fneta(i) = fneta(i) + (centroid(j) * producto(j))$ 
     $suma = suma + producto(j)$ 
  end for
   $fneta(i) = fneta(i) / suma$  {se evalua la ecuación 9}
end for
 $FieldVoltage = fneta(1)$  {se obtiene la salida de la red, el voltaje de campo}

```

Tabla 2. Cargas iniciales del sistema.

	CARGA 1	CARGA 2
P(MW)	1350	1350
Q(MVARS)	60	100

Tabla 3. Condiciones de Carga en los Generadores definidas por las Cargas Iniciales de la 2.

	P (MW)	Q (MVAR)	δ (grad)	Vt (p.u.)	% CAP
GEN 1	691.94	138.4	47.64	1.03	78.41
GEN 2	693.32	285.69	44.01	1.005	83.32
GEN 3	692.43	103.6	49.66	1.022	77.79
GEN 4	693.7	286.21	43.05	0.998	83.38

Entre otras variables, la variable monitoreada es el voltaje terminal del generador que opera con el control neurodifuso, que se muestra en la Fig. 6, la respuesta de esta variable muestra que el generador logra un mejor desempeño durante esta prueba al operar con el control diseñado, de los dos índices de desempeño de la Fig. 7, el de menor valor indica que el control diseñado supera al control convencional IEEE ST1A.

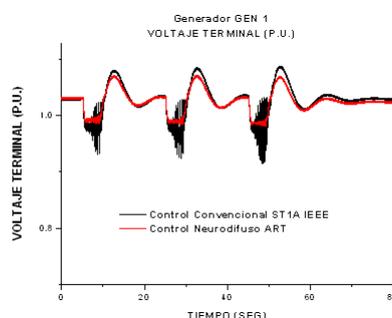


Fig. 6. Voltaje terminal (P.U.) del Generador GEN 1.

Tabla 4. Secuencia de Aumentos de Cargas.

t (seg)	P (MW)	Q (MVAR)
5	60	15
25	60	15
45	60	15

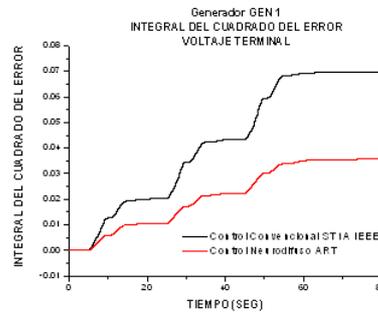


Fig. 7. Índice de comportamiento $\int e^2 dt$ del voltaje terminal del GEN 1.

6.2 Cambios en el voltaje de referencia

Para esta prueba, las condiciones iniciales del sistema se mantuvieron en el punto de operación de la sección 6.1. Con el sistema en operación se indica un cambio en el voltaje de referencia del Generador GEN 1 del ± 2 . El primer cambio del voltaje de referencia se efectúa en $t = 5.0$ segundos, el segundo cambio, al voltaje de referencia inicial, se efectúa en $t = 16.0$ segundos.

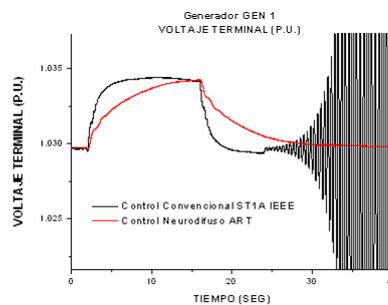


Fig. 8. Voltaje Terminal del Generador GEN 1.

Las variables monitoreadas en esta prueba fue el voltaje terminal y la velocidad el Generador GEN 1 (Fig. 8 y Fig. 9), respectivamente, ya que son las variables que muestran el desempeño del sistema de excitación, el voltaje terminal en función del regulador automático de voltaje y el velocidad que muestra la magnitud de las oscilaciones en el sistema. De una manera cualitativa, las oscilaciones que se generan con el control neurodifuso son de menor amplitud. Estas gráficas permiten verificar la estabilidad del sistema durante el disturbio de cambios en el voltaje de referencia, el sistema se mantiene estable con el control neurodifuso operando en el generador GEN 1.

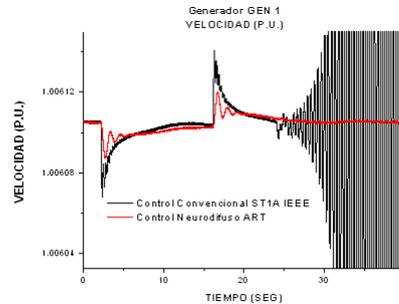


Fig. 9. Velocidad del Generador GEN 1.

6.3 Falla trifásica a tierra de 6 ciclos de duración

Para esta prueba se efectuó una falla trifásica a tierra de 6 ciclos de duración sobre la línea 1 del sistema de la Fig. 4, la falla se realiza para el punto de operación con las condiciones iniciales definidas en la sección 6.1. La falla trifásica a tierra se aplica en el bus de la línea de enlace línea 1 que se ubica en el área 1, y se indica en la Fig. 5 como FALLA. Para la prueba, una vez que el sistema se pone en operación, en $t = 2.0$ segundos se aplica una falla de 6 ciclos de duración, con este evento el interruptor que se ubica más cerca de la falla libera el extremo correspondiente de la línea de enlace. El interruptor en el extremo opuesto libera la línea 3 ciclos más tarde. En la Fig. 10 se puede observar el comportamiento en el tiempo del voltaje terminal durante esta prueba, y en la Fig. 11 se grafica el índice de comportamiento del voltaje, este índice indica que durante la prueba el voltaje del generador que opera con el sistema de excitación inteligente mejora su comportamiento en comparación con el sistema de excitación convencional.

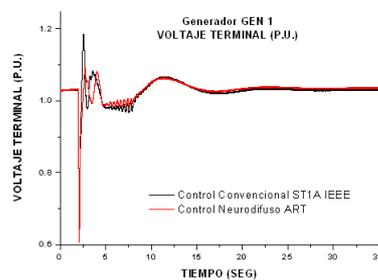


Fig. 10. Voltaje Terminal del Generador GEN 1.

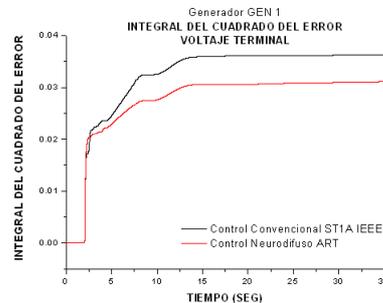


Fig. 11. Índice de comportamiento $\int e^2 dt$ del Voltaje terminal del Generador GEN 1.

Durante la prueba, el índice de comportamiento indica que el voltaje terminal del generador tiene una recuperación más rápida cuando el generador opera con el control neurodifuso diseñado.

7 Conclusiones y trabajo futuro

En el presente trabajo se presenta el desarrollo de un sistema de excitación inteligente basado en la ART que no necesita un estabilizador de sistemas de potencia convencional. Este sistema de excitación incluye características de regulador y estabilizador. Al equiparse un generador del sistema con el control diseñado, el sistema mostró más robustez al compararse con un sistema de excitación estándar IEEE ST1A. Se presentaron pruebas de cambios de carga en las cuales el índice de comportamiento del voltaje terminal permite verificar que el desempeño del sistema se mejora al instalar el control neurodifuso diseñado en el generador GEN 1. Durante la prueba de cambios en el voltaje de referencia, el sistema mantiene la estabilidad durante este tipo de disturbios. La prueba se llevó a cabo en puntos de operación en los que los generadores deben alimentar una mayor carga.

Las pruebas de falla trifásica mostraron que el sistema de control neurodifuso mejora el desempeño del sistema de prueba en periodos de estado transitorio. En general, la introducción del control diseñado mejoró en el desempeño del sistema eléctrico de potencia en todas las pruebas realizadas.

Un trabajo derivado de los resultados presentados, es el diseño de controles inteligentes que se puedan obtener con un entrenamiento en línea. La actividad a desarrollar es elaborar y ejecutar algoritmos inteligentes en herramientas digitales para el análisis de sistemas complejos a controlar, como lo son los sistemas eléctricos de potencia.

Referencias

1. Carpenter, G.A., Grossberg, S., Rosen, D.B.: Fuzzy art: an adaptive resonance algorithm for rapid, stable classification of analog patterns. In: IJCNN-91-Seattle

- International Joint Conference on Neural Networks. vol. ii, pp. 411–416 vol.2 (Jul 1991)
2. Carpenter, G., Grossberg, S.: A self-organizing neural network for supervised learning, recognition, and prediction. *Communications Magazine, IEEE* 30(9), 38–49 (Sept 1992)
 3. Carpenter, G., Grossberg, S., Markuzon, N., Reynolds, J., Rosen, D.: Fuzzy art-map: A neural network architecture for incremental supervised learning of analog multidimensional maps. *Neural Networks, IEEE Transactions on* 3(5), 698–713 (Sep 1992)
 4. Carpenter, G.A., Grossberg, S.: The art of adaptive pattern recognition by a self-organizing neural network. *Computer* 21(3), 77–88 (Mar 1988), <http://dx.doi.org/10.1109/2.33>
 5. Centre, M.H.R.: Pscad v4.2 (2005)
 6. Chaturvedi, D., Malik, O.: Generalized neuron-based adaptive pss for multimachine environment. *Power Systems, IEEE Transactions on* 20(1), 358–366 (Feb 2005)
 7. El-Metwally, K., Malik, O.: Application of fuzzy logic stabilisers in a multimachine power system environment. *Generation, Transmission and Distribution, IEE Proceedings-* 143(3), 263–268 (May 1996)
 8. Gupta, M.M., Homma, N., Jin, L.: *Static and Dynamic Neural Networks: From Fundamentals to Advanced Theory*. John Wiley & Sons, Inc., New York, NY, USA, 1st edn. (2003)
 9. Klein, M., Rogers, G.J., Kundur, P.: A fundamental study of inter-area oscillations in power systems. *IEEE Transactions on Power Systems* 6(3), 914–921 (Aug 1991)
 10. Klein, M., Rogers, G.J., Moorty, S., Kundur, P.: Analytical investigation of factors influencing power system stabilizers performance. *IEEE Transactions on Energy Conversion* 7(3), 382–390 (Sep 1992)
 11. Kundur, P.: *Power System Stability and Control*. EPRI (1994)
 12. Lin, C.J., Lin, C.T.: An art-based fuzzy adaptive learning control network. In: *Fuzzy Information Processing Society Biannual Conference, 1994. Industrial Fuzzy Control and Intelligent Systems Conference, and the NASA Joint Technology Workshop on Neural Networks and Fuzzy Logic*, pp. 357–362 (Dec 1994)
 13. Lu, J., Nehrir, M., Pierre, D.: A fuzzy logic-based adaptive power system stabilizer for multi-machine systems. In: *Power Engineering Society Summer Meeting, 2000. IEEE*. vol. 1, pp. 111–115 vol. 1 (2000)
 14. Rogers, G.: *Power System Oscillations*. Kluwer Academic Publishers, U.S.A. (2000)
 15. Salem, M., Zaki, A., Mahgoub, O., Abu El-Zahab, E., Malik, O.: Studies on a multi-machine power system with a neural network based excitation controller. In: *Power Engineering Society Summer Meeting, 2000. IEEE*. vol. 1, pp. 105–110 vol. 1 (2000)
 16. Senjyu, T., Yoshiteru, M., Uezato, K.: Online learning recurrent neural network stabilization controller for multi-machine power system. In: *Power System Technology, 2000. Proceedings. PowerCon 2000. International Conference on*. vol. 1, pp. 223–228 vol.1 (2000)
 17. Shamsollahi, P., Malik, O.P.: Application of neural adaptive power system stabilizer in a multi-machine power system. *IEEE Transactions on Energy Conversion* 14(3), 731–736 (Sep 1999)
 18. You, R., Eghbali, H., Nehrir, M.: An online adaptive neuro-fuzzy power system stabilizer for multimachine systems. *Power Systems, IEEE Transactions on* 18(1), 128–135 (Feb 2003)

19. Zhang, Y., Chen, G., Malik, O., Hope, G.: A multi-input power system stabilizer based on artificial neural networks. In: WESCANEX 93. 'Communications, Computers and Power in the Modern Environment.' Conference Proceedings., IEEE. pp. 240–246 (1993)
20. Zhang, Y., Malik, O., Chen, G.: Artificial neural network power system stabilizers in multi-machine power system environment. *Energy Conversion, IEEE Transactions on* 10(1), 147–155 (Mar 1995)