



Modelo Neuronal Dinámico del Generador Sincrónico con vistas al Diagnóstico

Miriam Vilaragut
Angel A. Costa

Resumen / Abstract

En el trabajo se presentan los resultados más importantes obtenidos por los autores en la elaboración de una Red Neuronal Dinámica para la detección de cortocircuitos entre espiras en el rotor de los generadores sincrónicos. Mediante esta red puede captarse la dinámica del rotor, lo cual es equivalente a estimar su constante de tiempo. Se justifican las variables de entrada y salida que se emplean en el desarrollo de la red y se selecciona su topología utilizando patrones de entrenamiento y trabajo sacados de un sistema modular de simulación elaborado por los autores. Se simula la existencia de fallos en el rotor y mediante su comparación con la Red entrenada se demuestra su aplicación en la detección de los fallos en el rotor.

Palabras claves: Modelo dinámico de generadores sincrónicos, redes neuronales.

In this paper, the more important results concerning the application of Dynamic Neural Model, developed by the authors, are presented. It will be used to detect interturn short circuits in the rotor winding. It permits to capture the rotor dynamics, i.e. to estimate the rotor time constant. The input and output variables employed in the artificial neural network are justified. Its topology is determined utilizing the learning and testing patterns, which are extracted from the simulation carried out using a Modular Simulation System proposed by the authors. Different rotor faults are simulated and, by its comparison with the trained artificial neural network in order to detect the failure condition, the applicability of the method is demonstrated.

Key words: Synchronous generator dynamic models, neural network, condition monitoring.

1. INTRODUCCIÓN

La utilización de los métodos basados en modelos para el diagnóstico de fallos en procesos industriales se ha venido utilizando ampliamente en las dos últimas décadas ^[1, 2] con relativo éxito. Se basan en comparar la salida de un modelo con el comportamiento real del proceso diagnosticado. Existen dos tipos de modelos: los Estáticos o en Régimen Permanente y los Dinámicos. Los autores de este trabajo han venido investigando la utilización de estos modelos en la detección de espiras en cortocircuito en el rotor de los generadores sincrónicos ^[3]. El Modelo Estático ha sido presentado en otros trabajos anteriormente ^[4, 5], estando dedicado el que aquí se presenta a la exposición de la propuesta de Modelo Dinámico.

En ^[3] se demostró que las Variables Claves que permiten diagnosticar este tipo de fallo son la corriente de excitación para una determinada potencia activa y reactiva, los parámetros dinámicos del rotor (constante de tiempo, resistencia) y la amplitud de las vibraciones del rotor. El Modelo Estático utiliza la primera y la tercera está bien establecida desde hace muchos años y no será analizada. La segunda es detectada mediante la utilización del Modelo Dinámico.

La variante que se propone en esta tesis es utilizar las Redes Neuronales Artificiales a partir

de la idea de Narendra y Parthasarathy ^[6] de usarlas en la identificación de sistemas dinámicos, idea que ya ha sido desarrollada para el control de los accionamientos eléctricos ^[7, 8, 9] y el diagnóstico de procesos ^[2], pero que aún no ha sido aplicada a los generadores sincrónicos. Para su realización práctica es necesario disponer de un Sistema de Adquisición de Datos basado en un "PLC" o en un microcontrolador de una frecuencia de trabajo adecuada que permita registrar y almacenar la dinámica de la variación de la corriente de excitación. Usa un software relativamente sencillo y de fácil aplicación.

La primera etapa en este trabajo consiste en la validación y consolidación del método, tal y como se hizo para el Modelo Estático. Para ello, se parte inicialmente de la simulación de la respuesta del generador operando con su sistema de excitación, ante perturbaciones típicas. A partir de ella se obtienen los patrones de entrenamiento necesarios para el aprendizaje de la red a utilizar. Una segunda etapa consistiría en la validación práctica del modelo obtenido para finalmente lograr su aplicación en tiempo real, ambas cuestiones están fuera de los objetivos planteados en este trabajo.

2. Identificación Neuronal Dinámica del Generador Sincrónico y su Sistema de Excitación.

Para lograr la identificación neuronal dinámica es necesario realizar una estructura que sea capaz de "captar" la dinámica de la corriente de excitación. En [3] se demostró que, para los efectos prácticos, este sistema podía aproximarse a uno de primer orden. Por otra parte, en la operación normal de los generadores el flujo resultante que atraviesa el devanado de excitación no varía apreciablemente, por lo que las variaciones del estado de saturación de la máquina no son muy grandes.

Teniendo en cuenta lo anterior en el modelo propuesto sólo se consideró variaciones alrededor del punto de operación.

De acuerdo a esto la estructura de la red neuronal, que se muestra en la figura 1 a), tiene como salida la variación de la corriente de excitación en dos períodos de muestreo consecutivos, es decir:

$$\Delta i_{exc}(k) = i_{exc}(k) - i_{exc}(k-1)$$

y como entradas:

$$\Delta U_y(k) = U_y(k) - U_{y0}$$

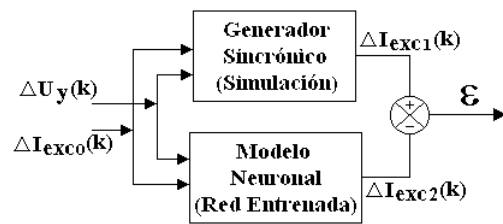
$$\Delta i_{exc0}(k) = i_{exc}(k) - I_{exc0}$$

donde U_{y0} e I_{exc0} son los valores de la tensión de control y la corriente de excitación en estado estacionario correspondientes al punto de operación dado por el estado de carga de la máquina, antes de ocurrir la perturbación.

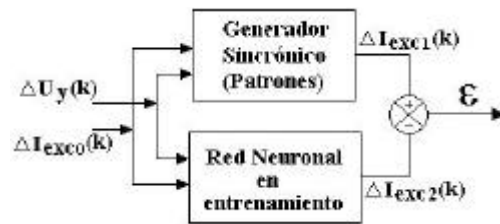
Este modelo debe ser capaz, por tanto, de detectar un funcionamiento anormal en el generador mediante la comparación de su salida con la variación real de la corriente de excitación del mismo, como se muestra en la figura. Como el modelo responde al comportamiento en condiciones normales de operación, en la medida en que aumente el error ε es porque varían los parámetros dinámicos del devanado de excitación del generador como consecuencia de la ocurrencia

de fallos en el rotor.

El esquema correspondiente al entrenamiento es similar al de funcionamiento y se muestra en la figura 1 b). Los patrones de entrenamiento se obtienen de la simulación dinámica realizada. Al igual que en el caso de la red neuronal estática se trabajó la dinámica con el algoritmo supervisado de retropropagación del error y los patrones de entrada y salida se normalizaron adecuadamente.



a) Modelo Neuronal Dinámico.



b) Red Neuronal en fase de entrenamiento.

Fig .1. Identificación Dinámica del Generador Sincrónico utilizando Redes Neuronales Artificiales.

Debe señalarse que este modelo es sensible no sólo a cortocircuitos entre espiras en el devanado del rotor, sino también a cualquier otro fallo que aparezca entre la entrada de control a la excitatriz y el devanado de excitación. Ejemplos de esto pueden ser tiristores abiertos o en cortocircuito en la excitatriz estática, desgaste de los anillos colectores del rotor, problemas en las escobillas, falsos contactos en el circuito entre la salida de la excitatriz y la entrada del campo, etc. Los fallos en la excitatriz estática los detecta también el sistema de diagnóstico propio de este dispositivo y para los que se relacionan con las escobillas y anillos colectores y falsos contactos existen otros métodos que deben estar contemplados en un Sistema de Diagnóstico Integral del Generador en Tiempo Real.

3. SELECCIÓN DE LA TOPOLOGÍA DE LA RED Y OBTENCIÓN DE LOS PATRONES DE ENTRENAMIENTO Y PRUEBA. ENTRENAMIENTO Y COMPROBACIÓN

La topología inicial de la red quedó definida en el epígrafe anterior con dos neuronas en la capa de entrada, para procesar los valores de $\Delta U_y(k)$ y $\Delta i_{exc o}(k)$, y una neurona en la capa de salida, para sus correspondientes valores de $\Delta i_{exc}(k)$. El número de capas y la cantidad de neuronas ocultas, así como los valores de la razón de aprendizaje (h) y del coeficiente del momento (M), se definen en el proceso de entrenamiento a prueba y error.

Los datos de entrenamiento, prueba y trabajo fueron obtenidos de la simulación del Generador Sincrónico y su Sistema de Excitación utilizando un software preparado por los autores denominado GESINC^[10], y luego normalizados para ser procesados por la red neuronal. Los patrones de entrenamiento y prueba, utilizados para configurar los parámetros libres adecuados de la red, se obtuvieron a partir de las condiciones normales de operación del generador mientras que los patrones de trabajo se extrajeron de las corridas realizadas para el generador operando tanto en condiciones normales como en condiciones de fallo en. Se realizaron corridas para diferentes valores de potencia activa P y reactiva Q en el rango de la curva de cargabilidad de la máquina.

Se trabajó con función de activación logística sigmoideal y se normalizaron todos los valores entre 0 y 1. Se utilizaron los valores extremos de 0,1 y 0,9 para representar los vectores de entrada mínimos y máximos, respectivamente. En la Tabla I se muestran los valores límites utilizados para cada señal de entrada o salida.

Tabla I: Valores límites de las señales al ser normalizadas para su utilización por parte de la red neuronal dinámica.

	Min	Max
$\Delta U_y(k)$	-17	4
$\Delta i_{exc o}(k)$	-1,7	0,25
$\Delta i_{exc}(k)$	-0,15	0,25

Luego de entrenar redes de una y dos capas ocultas procediendo por el método de prueba y error se obtuvo la red utilizada como identificador neuronal dinámico del generador sincrónico para la detección de fallos en el rotor. En la tabla II se muestra su topología final.

Tabla II: Topología final de la red neuronal dinámica seleccionada.

neuronas de entrada/salida	2 / 1
capas ocultas	2
neuronas en las capas ocultas	3 / 5
Razón de aprendizaje	0,2
Momento	0,9
error máximo permisible	0,01

En la figura 2 se muestran los gráficos correspondientes a los resultados de la simulación en condiciones normales de operación y a la salida de la red al aplicarle como entradas los datos de prueba obtenidos de la propia simulación de un generador que operaba establemente con valores de potencia activa igual a 0,8 y reactiva igual a 0,6 (valores nominales) y se le aplicó un decremento en escalón del 20% en la tensión de referencia, con el objetivo de disminuir el reactivo entregado. Se observa la calidad del entrenamiento realizado por la coincidencia de ambas curvas.

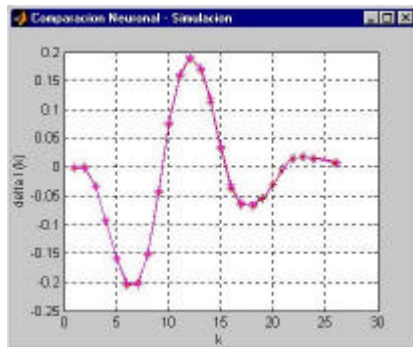


Fig 2. Comparación entre los resultados de la simulación y las obtenidas usando la Red Neuronal entrenada

4. DETECCIÓN DE CORTOCIRCUITOS ENTRE ESPIRAS DEL ROTOR A PARTIR DEL MODELO NEURONAL DINÁMICO.

Después de demostrar que el Modelo Neuronal Dinámico es un buen aproximador funcional del comportamiento transitorio de la corriente de excitación del generador, correspondiente a determinadas variaciones de la tensión de control en el tiempo, es necesario demostrar entonces que el mismo puede utilizarse para la detección de cortocircuitos entre espiras en el rotor. Para esto, en la figura 3 se comparan las salidas del modelo, correspondientes a los patrones obtenidos de las características del generador sano, con los obtenidos al aplicar diferentes niveles de cortocircuito entre espiras, para lo cual se supuso un aumento de la reactancia de dispersión diferencial y una disminución de la corriente de excitación base, como se explica en [3]. Se observa como en la medida en que aumenta el fallo aumenta la diferencia entre dos valores consecutivos de la corriente de excitación.

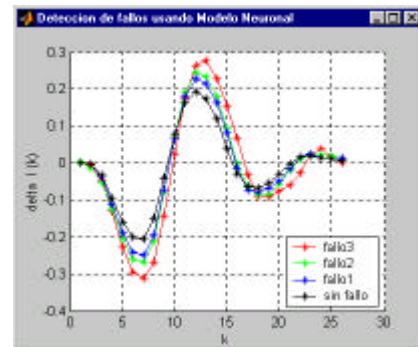


Fig 3. Detección de fallos utilizando el modelo neuronal dinámico obtenido.

CONCLUSIONES

- Como Modelo Dinámico del Generador Síncrono y su sistema de excitación se seleccionó uno basado en los métodos de identificación neuronal de Narendra y Parthasarathy [6]. Como primera aproximación al problema, los patrones de entrenamiento se tomaron de la simulación dinámica del sistema a lazo cerrado.
- Los patrones de entrenamiento de la Red Neuronal Artificial se tomaron a partir de la simulación del Sistema de Excitación a Lazo Cerrado considerando sólo aquellos factores que intervienen en la dinámica de la corriente de excitación
- La presencia del fallo se puede detectar mediante la comparación entre las respuestas del sistema en las dos condiciones de trabajo.
- Una Red Neuronal Artificial dinámica que tiene como entradas las variaciones de la tensión de control y la corriente de excitación con respecto a sus valores estacionarios y como salida el incremento de la corriente de excitación de un período de muestreo al otro permite detectar y seguir el fallo.

Referencias

- [1] Tutorial de las II Jornadas Centroamericanas y del Caribe de Automática e Informática celebradas en Ochomogo, Costa Rica, Septiembre, 1996.
- [2] Muñoz San Roque A.: "Aplicación de Técnicas de Redes Neuronales Artificiales al Diagnóstico de Procesos Industriales." Tesis Doctoral. Universidad Pontificia Comillas. Madrid. Escuela Técnica Superior de Ingenieros Industriales. Departamento de Electrotecnia y Sistemas. Madrid, 1996.
- [3] Vilaragut, M. Identificación Neuronal del Generador Sincrónico y su Sistema de Excitación para la detección de cortocircuito entre espiras en el rotor., Tesis Doctoral, Habana, Cuba , 2002.
- [4] Vilaragut, M., Costa, A.: "Modelo Estático Neuronal como Identificador Funcional de Generadores Sincrónicos para la Detección de Fallos en el Rotor." Revista Energética. Artículo aceptado para su publicación.
- [5] Vilaragut, M., Costa, A.: "Utilización de las Redes Neuronales Artificiales en la Detección de Fallos Incipientes en el Devanado de Excitación de un Generador Sincrónico." Seminario Anual Español de Automática, Electrónica Industrial e Instrumentación, Hotel Meliá Varadero, Septiembre 2001.
- [6] Narendra K.S., Parthasarathy K.: "Identification and Control of Dynamical Systems Using Neural Networks." *IEEE Transaction on Neural Networks*, Vol 1, No.1, pp 4-26, March 1990.
- [7] Weerasooriya S., El Sharkawi M.: "Identification and Control of D.C. Motor using Back Propagation Neural Networks." *IEEE Transaction on Energy Conversion*. Vol 6, 1991
- [8] Weerasooriya S., El Sharkawi M.: "Laboratory Implementation of a Neural Network Trajectory Controller for a D.C. Motor." *IEEE Transaction on Energy Conversion*. Vol 8, No.1, 1993.
- [9] Hong-Tzer Y., Kven-Yen H., Ching-Lien H.: "An Artificial Neural Network Based Identification and Control Approach for The Field Oriented Induction Motors." *Electric Power System Research* 30, 1994.
- [10] Vilaragut, M., Costa, A.: "A Modular Simulation System for Synchronous Generators Utilizing Simulink." *Software for Electrical Engineering. Analysis and Design IV*. WIT Press, pp. 297-305. ISBN 1 85312 6845 WITPress, 1999.

DATOS DEL AUTOR

Miriam Vilaragut, Angel A. Costa
CIPEL (Centro de Investigaciones y Pruebas Eléctricas), C.Habana, Cuba
Teléfono: (537) - 2614952 Fax: (537) - 666081
E-mail: miriamv@cipel.ispjae.edu.cu;
aacm@cipel.ispjae.edu.cu;
Model Dynamic Neur