



Lámpsakos

E-ISSN: 2145-4086

lampsakos@amigo.edu.co

Fundación Universitaria Luis Amigó

Colombia

Bryantsevich, Alexandro
Simulación Mediante Redes Neuronales del Enfriamiento del Arco Eléctrico en
Disyuntores de Alta Tensión
Lámpsakos, núm. 4, julio-diciembre, 2010, pp. 7-11
Fundación Universitaria Luis Amigó
Medellín, Colombia

Disponible en: <https://www.redalyc.org/articulo.oa?id=613965343002>

- Cómo citar el artículo
- Número completo
- Más información del artículo
- Página de la revista en redalyc.org

redalyc.org

Sistema de Información Científica

Red de Revistas Científicas de América Latina, el Caribe, España y Portugal

Proyecto académico sin fines de lucro, desarrollado bajo la iniciativa de acceso abierto

Simulation by Neural Networks of Electric Arc Quenching in High Voltage Circuit Breakers

Simulación Mediante Redes Neuronales del Enfriamiento del Arco Eléctrico en Disyuntores de Alta Tensión

Alexandro Bryantsevich
Moscow Power Engineering Institute
uvs@mpei.ru

(Artículo de INVESTIGACIÓN. Recibido el 14-07-2010. Aprobado el 25-10-2010)

Abstract – *The formulation of analytical models of cooling of electric arcs in high voltage circuit breakers still presents many difficulties, and requires new hypotheses that simplify substantially in relation to reality. From a technical standpoint, the application of neural networks could be an objective source for simulating the cooling of the electric arc, and to obtain results closer to the actual properties of the switch. This paper describes the problems of development of analytical models linked to the cooling of the arc of high voltage circuit breakers using neural networks.*

Keywords: *Circuit breaker, neural networks, arc electric, high voltage.*

Resumen – La formulación de los modelos analíticos de enfriamiento de los arcos eléctricos en disyuntores de alta tensión todavía presenta muchas dificultades, y requiere nuevas hipótesis que los simplifique sustancialmente en relación con la realidad. Desde un punto de vista técnico, la aplicación de las redes neuronales podría ser una fuente objetiva para la simulación del enfriamiento del arco eléctrico, y para obtener resultados más cercanos a las propiedades reales del interruptor. En este trabajo se describe la problemática del desarrollo de modelos analíticos vinculados al enfriamiento del arco eléctrico de disyuntores de alta tensión mediante redes neuronales.

Palabras clave: Disyuntor, redes neuronales, arco eléctrico, alta tensión.

1. Introducción

La evolución del arco eléctrico en un medio ionizado, a menudo a temperaturas de 14.726,85°C (Vacquié, 1995) (Habedank, 1993), hace que las mediciones físicas precisas sean muy delicadas, o por lo menos imposibles de lograr, especialmente si tenemos en cuenta el hecho de que el fenómeno se desarrolla a una velocidad impresionante (Theoleyre, 1998). Por otra parte, a pesar de la importante labor científica acumulada en el enfriamiento de arcos eléctricos, así como en los dominios teórico y experimental, este fenómeno físico se escapa al modelamiento matemático que permita predecir su comportamiento, con un margen de incertidumbre débil (Vacquié, 1995) (Gleizes *et al.* 2005).

De la misma forma, la elaboración del modelo analítico todavía se basa en suposiciones que son,

en la mayoría de los casos, físicamente menos justificables. Por lo tanto, las redes neuronales parecen ser capaces de responder a la necesidad de la simulación, porque pueden proporcionar una representación matemática de los fenómenos físicos no lineales, aunque basadas en la regeneración de una relación de entrada-salida desde un conjunto de funciones ordinarias y pesos asociados. Por otra parte, una red neuronal no necesita ningún modelo teórico de la relación a identificar; le es suficiente con tener algunos ejemplos que se puedan generar experimentalmente. Ben Hamed *et al.* (2008) demuestran que las redes neuronales se pueden utilizar con éxito en fenómenos de los que se desconocen las leyes que los gobiernan, para las que se puede lograr un gran número de mediciones.

El objetivo de este artículo es introducir, en un primer momento, las redes neuronales en el modelado matemático del enfriamiento del arco en los interruptores de alta tensión, y luego presentar un estudio comparativo entre los diferentes algoritmos de entrenamiento con el fin de habilitarlos para seleccionar la red neuronal de propagación y el algoritmo de propagación inversa lo más adaptados posible a la simulación. Este estudio se aplicó para un interruptor de línea de 245kV/50kA/50Hz, y se utilizó una corriente por defecto del 90% de la capacidad del interruptor.

El desarrollo de un modelo analítico y los resultados experimentales permiten una validación de la simulación, especialmente mediante comparación con las obras de Schavemaker *et al.* (2000) y Guardado & Maximov (2005) quienes estudiaron experimentalmente el mismo interruptor entre 0 y 90µs.

2. Principio de corte

En condiciones básicas por defecto de un circuito, la corriente a reducir puede alcanzar varias decenas o algunos cientos de kilo Amperios (Theoleyre, 1998) (Guardado & Maximov, 2005) (Gleizes *et al.*, 2005). Y, gracias a las notables propiedades del arco eléctrico, la energía electromagnética almacenada en los circuitos inductivos se puede disipar. El arco que aparece

se forma a partir de una columna de plasma compuesto por iones y electrones procedentes del inter contacto con el medio, o por vapores metálicos emitidos desde los polos del interruptor.

Las zonas de anclaje del puente entre los contactos están a temperaturas cercanas a la de fusión del metal, por lo que es posible la emisión termo-iónica. El ambiente en los puentes fundidos es entonces una mezcla de gas ionizado y vapores metálicos.

Cuando los dos polos están suficientemente separados, los puentes fundidos se rompen como consecuencia de su exposición a la alta inestabilidad térmica, y las roturas evolucionan como explosiones. Las micro-partículas de metal fundido son expulsadas con una velocidad de entre 100 y 300 m/s, permitiendo así la ionización del medio luego de la aparición del arco eléctrico (Vacquié, 1995). El arco creado se mantendrá por la energía térmica que se libera por el efecto Joule, y será muy alta su temperatura.

Se sabe que el arco se inicializa muy rápidamente en el interruptor, pero su comportamiento durante los primeros milisegundos luego del corte es mucho menos conocido a pesar de los numerosos trabajos acumulados (Vacquié, 1995) (Theoleyre, 1998) (Gleizes *et al.*, 2005) (González *et al.*, 2005).

3. Modelo analítico del arco eléctrico

Con el propósito de modelar el fenómeno involucrado al momento de la apertura del interruptor y, particularmente, para estudiar la evolución de la tensión del arco u , se desarrolló un nuevo modelo OD de enfriamiento del arco (Ziani & Moulai, 2009), que se inspiró en el modelo térmico de Cassie (1939) e implica la radiación térmica emitida por el arco eléctrico durante su enfriamiento. Este modelo ofrece buenos resultados especialmente al principio de la ruptura.

Se supone entonces que la conductancia del arco se expresa únicamente en función de la energía Q utilizada para su formación (Theoleyre, 1998). Por lo tanto, la energía eléctrica total prevista para el arco por una corriente $i = 50.000\sqrt{2} \sin(314t)$ se puede escribir:

$$P = ui = P_P \frac{dQ}{dt} + P_R \quad (1)$$

P es la energía total prevista para el arco, P_P es la energía perdida por conducción eléctrica, P_R representa la energía perdida por la radiación térmica y dQ/dt es la energía necesaria para crear el arco. Se obtiene una ecuación para los modelos de extinción del arco en la apertura de los polos de un interruptor de alta tensión:

$$\frac{dg}{dt \cdot g} = \frac{1}{\tau} = \left[\frac{u^2}{u_a^2} - 1 - \frac{P_R}{P_P} \right]$$

En este estudio, se propuso el conjunto $f = P_R/P_P$ para evaluar la contribución de la energía térmica intercambiada por radiación con respecto a la energía perdida por conducción eléctrica. La ecuación que se obtuvo se puede finalmente escribir como:

$$\frac{d \ln g}{dt} = \frac{1}{\tau} = \left[\frac{u^2}{u_a^2} - 1 - f \right] \quad (2)$$

Para la solución numérica de la ecuación (1), se utilizó el método de Runge Kutta en un entorno MATLAB. La conductancia inicial se fijó a $10^4 S$ (Schavemaker & van der Sluis, 2000). Las constantes τ y u_a se deducen a partir de (Schavemaker & van der Sluis, 2000) y (Guardado & Maximov, 2005).

4. Concepción del modelo neural

4.1 Presentación de los datos

El parámetro que mejor describe la extinción de enfriamiento de los arcos eléctricos es su tensión (Theoleyre, 1998) (Gleizes *et al.*, 2005). Varios autores han realizado mediciones de la tensión del arco en la apertura de los interruptores de alta tensión (Habedank, 1993) (Theoleyre, 1998) (Guardado & Maximov, 2005) (Gleizes *et al.*, 2005) (González, *et al.*, 2005). Estos autores observaron primero un fuerte aumento de la tensión de arco en la apertura de los contactos, que corresponde a la iniciación del arco, después de eso, midieron tensiones de arco relativamente débiles con respecto a la tensión de la red. Schavemaker & van der Sluis (2000) midieron esta tensión de arco entre 0 y 90 μs en la apertura de un interruptor 245kV/50kA/50Hz, para una corriente por defecto del 90% de la capacidad de corte. Su evolución se presenta en la Fig. 1. Las entradas y salidas del modelo neuronal son respectivamente los valores de tiempo y la tensión del arco, cuyos valores se toman de la Fig. 1.

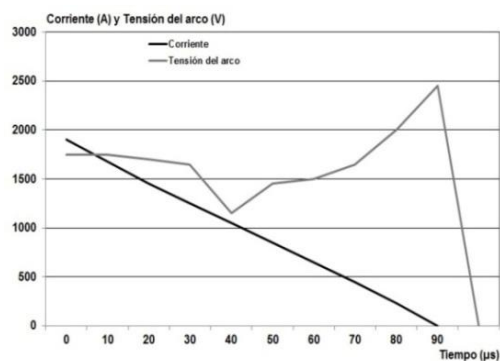


Fig. 1. Corriente y Tensión del arco como una función del tiempo (Schavemaker & van der Sluis, 2000)

El tamaño de la base de datos se obtiene mediante una evaluación de la convergencia de la red neuronal. Las pruebas ejecutadas llevaron, en una primera instancia, a una base de datos de paso 1, y en segunda instancia, la longitud de la base de datos se redujo al tiempo que aumentó el paso a 5.

4.2 Fase de entrenamiento

El método de entrenamiento utilizado en este trabajo es de tipo re-propagación, basado en el algoritmo de gradiente decreciente. La fase de entrenamiento se ejecutó con el ajuste de los pesos por el algoritmo de re-propagación hasta obtener un error cuadrático fijo entre la salida buscada y la salida de la red neuronal (Ben Hamed *et al.*, 2008). Para las diferentes iteraciones, el algoritmo de re-propagación proporcionó la función de rendimiento *Mean Square Error* (MSE).

La inicialización de pesos se llevó a cabo en forma de incertidumbre. Los algoritmos de re-propagación que se utilizaron actualizaron los pesos y el sesgo con el objetivo de minimizar más rápidamente el MSE. El entrenamiento se consideró completo después de 1.000 épocas —número óptimo obtenido por simulación— o cuando el error máximo en todas las neuronas de salida, entre el valor buscado y el valor real, es inferior a 10^{-5} , para una entrada determinada de la base de datos de entrenamiento.

4.3 Fase de pruebas

Para la fase de prueba, se compararon los valores simulados por la red neuronal con los valores experimentales obtenidos por Schavemaker *et al.* (2000) para un período de extinción entre 0 y $90\mu s$. Para este propósito, se utilizaron otros datos, diferentes de los utilizados durante la fase de entrenamiento.

4.4 Arquitectura de la red neuronal

Las diferentes pruebas realizadas durante la fase de formación favorecieron la red de propagación —bajo esta configuración, todas las neuronas de una capa dada generalmente se unen a todas las neuronas de la siguiente capa, Fig. 2. Se habilitó el comando *newff*, en un entorno MATLAB, para crear este modelo neuronal.

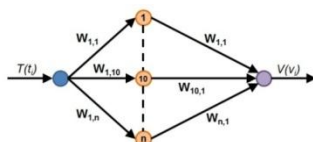


Fig. 2. Arquitectura de la red neuronal

4.5 Estructura de la red

La red está constituida por tres capas:

1. Una entrada compuesta por una sola neurona.

2. Una capa oculta con un número variable de neuronas que tiene una función de activación del tipo *sigmoid*. El comando “*logsig*” permite crear esta función.
3. Una capa de salida con una neurona en la que la función de activación es positiva lineal y el comando *under* de Matlab es “*poslin*”.

5. Elección de la re-propagación

Durante la fase de entrenamiento, los pesos de las conexiones se fijaron inicialmente en modo incertidumbre. A continuación, mediante el algoritmo de re-propagación, se corrigieron estos pesos, y ya que son conocidas las salidas buscadas en las redes neuronales, se ejecutó un entrenamiento supervisado (Davalo & Naim, 1993) (Krose & Van der Smagt, 1996).

Por razones de superabundancia de algoritmos y de la pobreza de los métodos que permiten comparar y aplicar bien estos algoritmos, sólo se estudiaron tres algoritmos de error de re-propagación:

1. La re-propagación resistente “*trainrp*”
2. La re-propagación con impulso —RPM— “*traingdm*”
3. El método Levenberg-Marquardt —LM— “*trainlm*”.

El uso de una función de activación de tipo *sigmoide* permite un modelado no lineal de la rotura del arco.

Para cada algoritmo se elaboró un programa en MATLAB, para favorecer la propagación de las entradas hasta obtener una salida calculada por la red; y luego para comparar la salida calculada con la salida real, modificando los pesos de tal forma que en la siguiente iteración se minimice el error cometido entre esas dos salidas. El entrenamiento se considera terminado después de un número de 1.000 épocas.

6. Resultados de la simulación

Se estableció, para cada tipo de algoritmo, la evolución del rendimiento de la red neuronal y la tensión simulada como una función del tiempo. Se fijó el mismo número de iteraciones —1.000— para cada simulación. Esto se refiere a las dos fases de la red neuronal: la de entrenamiento y la de prueba.

El rendimiento del entrenamiento de la red neuronal con el algoritmo *lm* —Fig. 3— alcanza un valor de $1.15302 \cdot 10^{-8}$ al final de 27 épocas. También se puede notar que el error llega a un rendimiento de $1.10503 \cdot 10^{-9}$ para el algoritmo de re-propagación *gdm* con impulso, después de 131 épocas —Fig. 4.



Fig. 3. Rendimiento de la red con el algoritmo *lm* (*trainlm*) después de 27 épocas

El modelo neuronal con estos dos algoritmos proporciona una simulación correcta. Las Fig. 5 y 6 muestran una pequeña diferencia entre los resultados de las simulaciones y las medidas experimentales.

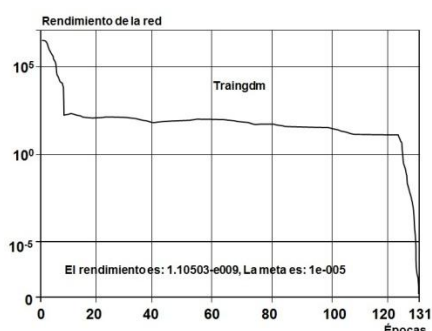


Fig. 4. Rendimiento de la red con el algoritmo *gdm* (*traingdm*)

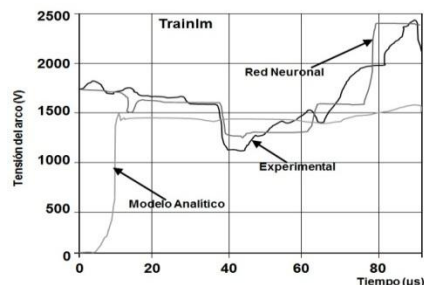


Fig. 5. Variación de la tensión del arco obtenida con el algoritmo *lm* (*trainlm*)

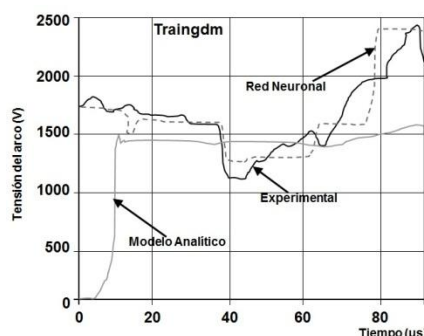


Fig. 6. Variaciones de la tensión del arco obtenida con el algoritmo *gdm* (*traingdm*)

La simulación de enfriamiento del modelo analítico para un factor $f = 0,25$ presenta tensiones de arco relativamente más cercanas a las experimentales, pero sólo al principio de la rotura –Fig. 4, 6 y 8.



Fig. 7. Rendimiento de la red con el algoritmo *rp* (*trainrp*)

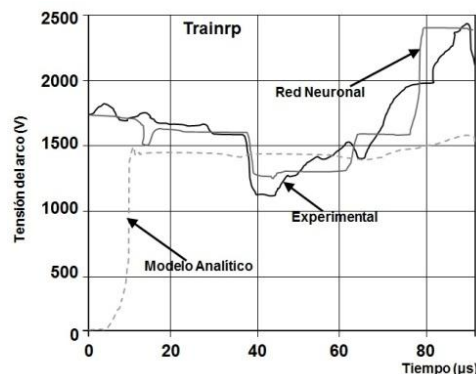


Fig. 8. Variaciones de la tensión del arco obtenida con el algoritmo *rp* (*trainrp*)

7. Conclusiones

En este trabajo se presentó un estudio comparativo de tres algoritmos de entrenamiento. Con los algoritmos de re-propagación “*lm*” y con impulso “*gdm*”, se obtiene el mejor rendimiento para la predicción del enfriamiento del arco con interruptores de circuito de alta tensión.

El rendimiento de simulación ofreció resultados cercanos a los experimentales. Sin embargo, este enfoque neuronal todavía es como una caja negra que no permite una interpretación fina de los fenómenos físicos responsables del enfriamiento del arco eléctrico.

Sería interesante, para darle continuidad a este trabajo, investigar otros parámetros vinculados a la ruptura como la temperatura del plasma y su presión.

Referencias

- Ben Hamed, M., Sbita, L. and Abboud, W. (2008). Neural Networks for controlled Speed Sensorless Direct Field Oriented Induction Motor Drives. International Journal of Electrical Engineering, Vol. 8, No. 11, pp. 88-99.
- Cassie, A. M. (1939). Arc rupture and circuit severity, a new theory. International Conference on Large Electric High Tension Systems. Paris, France, Octubre 30-1, pp. 1-14.

- Davalo, E. and Naim, P. (1993). Des Réseaux de Neurones. Paris: Ed. Eyrolles, 232 p.
- Gleizes, A., Gonzalez, J. J. and Freton, P. (2005). Thermal plasma modelling. Journal of Physics D: Applied Physics, Vol.38, No. 9, May, pp. 153-184.
- González, J. J., Lago, F., Freton, P., Masquère, M. and Franceries, X. (2005). Numerical modelling of an electric arc and its interaction with the anode: Part II. Journal of Physics D: Applied Physics, Vol. 38, No. 2, January, pp. 306-318.
- Guardado, J. L. and Maximov, S. G. (2005). An Improved Arc Model Before Current Zero Based on the Combined Mayr and Cassie Arc Models. IEEE Transactions on Power Delivery, Vol. 20, No. 1, January, pp. 138–142.
- Habedank, U. (1993). Application of a New Arc Model for the Evaluation of Short-circuit Breaking Tests. IEEE Trans. on Power Delivery, Vol. 8, No. 4, October, pp. 1921-1925.
- Krose, B. and Van der Smagt, P. (1996). An introduction to neural network. Netherlands: The University of Amsterdam, November.
- Schavemaker, P. H. and van der Sluis, L. (2000). An Improved Mayr-Type Arc Model Based on Current-Zero Measurements. IEEE Transactions on Power Delivery, Vol. 15, No. 2, April, pp. 580-584.
- Theoleyre, S. (1998). Les techniques de coupure en MT. Collection Technique: Cahier Technique No. 193. Paris: Groupe Schneider, 36 p.
- Vacquié, S. (1995). Arc électrique. En Collection Sciences et techniques de l'ingénieur, Traité de Génie Electrique. Paris: Éditions Eyrolles, 28 p.
- Ziani, A. and Moulai, H. (2009). Extinction properties of electric arcs in high voltage circuit breakers. Journal of Physics D: Applied Physics, Vol. 42, No. 10, April, pp. 105-117. [Ω](#)