



Pronóstico de las pérdidas en redes de distribución mediante redes neuronales

Felier Fernández
Sergio de la Fé
Dante Miraglia

Recibido: Octubre del 2004
Aprobado: Diciembre del 2004

Resumen / Abstract

Se establece un modelo matemático que tiene en cuenta la variación de la resistencia de los conductores de las líneas de distribución debida a los cambios de la temperatura ambiente y al calentamiento del conductor como consecuencia de la potencia transmitida. Con el modelo establecido se calculan las pérdidas de potencia y energía para un circuito de distribución ante distintas temperaturas ambientes y estados de carga, y se entrena una red neuronal para el pronóstico de pérdidas de energía y potencia teniendo como variable de entrada el estado de carga del sistema y la temperatura ambiente y como salida las pérdidas de potencia horaria y la pérdida de energía diaria. Se determinan variaciones del 1,6 al 8,11 % de la resistencia y del 4 al 6 % en la energía al comparar los resultados con los programas actuales.

Palabras clave: pérdidas en distribución, redes de distribución, redes neuronales artificiales

A mathematical model that keeps in mind the resistance's variation of the conductors of the distribution lines due to the change of the ambient temperature and the conductor's heating as consequence of the transmitted power settles down. With the established pattern the losses of power and energy are calculated for a distribution circuit for a set of different ambient temperatures and load states. An artificial neuronal network is trained for the presage of energy losses and power having as inputs the load state of the circuit and the ambient temperature and as output the losses of power in each hour and the loss of daily energy. Variations are determined from the 1,6 to 8,11% of the resistance and of the 4 to 6% in the energy when comparing the results with the current programs.

Key words: distribution losses, distribution network, artificial neural network

INTRODUCCIÓN

Las pérdidas de energía eléctrica en las redes inciden notablemente en la eficiencia de un sistema de distribución; por tanto, es de vital importancia conocer con la mayor exactitud el nivel de estas pérdidas al planificar el trabajo de las redes. En la actualidad, el cálculo de estas pérdidas se realiza considerando la resistencia de las líneas constantes, lo que conduce a errores que, en determinadas circunstancias, pueden ser notables.

Las redes neuronales artificiales poseen una serie de características tales como: posibilidad de

reconocimiento de patrones nuevos a partir de los ya conocidos, manejo de grandes volúmenes de información y ausencia de complejos que las hacen muy útiles para el pronóstico, que permiten su aplicación en el campo de la ingeniería eléctrica.

DESARROLLO

La resistencia de los conductores de los circuitos de distribución depende del material empleado en su construcción, su sección y longitud, y otros factores tales como la temperatura, la distribución no uniforme de la corriente, etcétera.¹⁻²

En los conductores eléctricos, el calor surge en el interior de estos, debido a la circulación de la corriente eléctrica. El desprendimiento de calor puede ser tanto uniforme, como variable, para estos procesos tiene una gran importancia el concepto potencia de las fuentes internas de calor, ya que esta magnitud determina la cantidad de calor que desprende un cuerpo por unidad de tiempo.³ En este caso la principal tarea consiste en calcular el campo de temperatura en el interior del conductor, donde se origina un proceso de conducción y por fuera de este, donde se produce la convección libre.

El calor desprendido se transmite por la superficie del conductor al medio ambiente, el cual se determina por la expresión:

$$t_{\max} - t_1 = \frac{1}{4} \frac{Q \cdot r}{\lambda} \quad \dots(1)$$

donde:

t_{\max} : Temperatura máxima que alcanza el conductor.

t_1 : Temperatura en la superficie del conductor.

Q : Calor que desprende el conductor.

r : Radio del conductor.

λ : Conductividad térmica del conductor.

El fenómeno de convección lo caracteriza el coeficiente de transferencia de calor, el cual se determina con ayuda de la fórmula de Newton-Richman.³

$$Q = h \cdot A(t_1 - t_a) \quad \dots(2)$$

donde:

h : Coeficiente de transferencia de calor por convección.

A : Área de la sección transversal al flujo de calor del conductor.

t_a : Temperatura ambiente.

El resto de los factores ya fueron explicados.

El coeficiente de transferencia de calor por convección h se seleccionó a partir de recomendaciones prácticas.⁴

El cálculo de la resistencia de los conductores teniendo en cuenta la temperatura ambiente se realiza con:⁵

$$R_f(T) = R \cdot [1 + \alpha \cdot (t_{\max} - t_o)] \quad \dots(3)$$

donde:

$R_f(T)$: Resistencia del conductor dependiente de la temperatura.

R : Resistencia específica del conductor (está normado en tablas).

α : Coeficiente de incremento de la resistencia por la temperatura (este depende del tipo de material del conductor).

t_o : Temperatura de aforo (es de 20 °C).

El otro factor se explicó en ecuaciones anteriores.

En el proceso combinado de transferencia de calor, la ecuación (1) representa la conducción del calor por el conductor y la ecuación (2) la de convección libre por fuera de este.

Desarrollando las ecuaciones anteriores y despejando a t_{\max} , queda la siguiente expresión:

$$t_{\max} = \frac{1}{4} \cdot \frac{Q \cdot r^2}{\lambda} + \frac{Q}{h \cdot A} + t_a \quad \dots(4)$$

Donde los factores ya son conocidos.

El calor que desprende el conductor (Q), se puede calcular por la siguiente ecuación:

$$Q = \frac{i^2 \cdot R_f(T)}{A} \quad \dots(5)$$

donde:

i : Corriente que circula por el conductor debido a la carga.

El resto de los factores se explicaron en ecuaciones anteriores.

APLICACIÓN DEL MODELO

El conductor del circuito estudiado es del tipo CN03, de resistencia específica de 0,183 Ω/km y el diámetro (d) de 5,28 mm.

El valor de la conductividad térmica del conductor (λ), se selecciona consultando la referencia 4, siendo de 384 W/(m °C). (Ver tabla, p. 32.)

El coeficiente de transferencia de calor por convección (h), se selecciona igual a 18 W/(m²K).

El área de la sección transversal al flujo de calor (A), es calculada para un kilómetro de línea, como se muestra en la expresión siguiente:

$$A = \pi \cdot d \cdot L \quad \dots(6)$$

donde:

d : Diámetro del conductor.

L : Longitud del conductor.

El rango de variación de la temperatura ambiente (t_a) se toma de 15 a 37 °C, ya que entre estos valores es que oscila dicha temperatura en Santiago de Cuba.⁷ Despejando (1) y (2) en (3) y esta última a su vez en (4), queda la siguiente expresión:

$$t_{\max} = \frac{\gamma - \gamma \cdot \alpha \cdot t_o + t_a}{1 - \gamma \cdot \alpha} \quad \dots(7)$$

donde:

$$\gamma = \frac{i^2 \cdot R_f(T)}{A} \cdot \left(\frac{1}{4} \cdot \frac{r^2}{\lambda} + \frac{1}{h \cdot A} \right)$$

El resto de los factores fue explicado en ecuaciones anteriores.

Con esta expresión, es posible calcular los valores de temperatura máxima que alcanza el conductor ($t_{\text{máx}}$) para cada valor de temperatura ambiente (t_a) y carga, mostrando los resultados del circuito en estudio en la tabla 1.

Como se puede observar en la tabla 1, los valores de temperatura máxima que alcanza el conductor ($t_{\text{máx}}$) no varían significativamente de la temperatura en la superficie de este, es decir, que la distribución de temperatura en el conductor es uniforme. Esto se puede apreciar en el número de Biot, que se calcula como se muestra a continuación:

$$B_i = \frac{h \cdot r}{2 \cdot \lambda} \quad \dots(8)$$

donde:

B_i ; Número de Biot.

El resto de los factores se explicó en ecuaciones anteriores.

Sustituyendo los valores de h , r y λ en (8), se obtiene lo siguiente:

$$B_i = 6,187 \cdot 10^{-5} < 0,1$$

Como se aprecia es menor que 0,1, lo que confirma lo planteado anteriormente.

Hallando los valores de $t_{\text{máx}}$, se calculan los valores de resistencia para cada caso mediante (3). Los resultados obtenidos al aplicar dicha ecuación a las condiciones del circuito en estudio, se muestran en la tabla 1.

En la tabla 1 se puede observar además, que los valores de resistencias en la línea a una misma carga varían entre el 1,6 y el 8,11 % de los valores de diseño para las variaciones de la temperatura estudiadas, con el consiguiente incremento de las pérdidas.

En la tabla 1 también se puede observar que los valores de resistencias en la línea a una misma carga varían entre el 1,6 y el 8,11 % de los valores de diseño para las variaciones de la temperatura estudiadas, con el consiguiente incremento de las pérdidas.

Con los valores de resistencia calculados como función de la temperatura ambiente y la carga, utilizando como herramienta de trabajo el software Radial, se obtienen los valores de pérdidas activas en líneas, los que se muestran en la tabla 2.

Tabla 1

Valores de la resistencia del circuito en estudio para distintos valores de temperatura ambiente y de carga

S (MVA)	I (A)	Temperaturas máximas (°C)						
		15	19	23	27	31	35	37
7,8	144,6	15,76	19,77	23,78	27,79	31,81	35,82	37,82
8,08	150,3	15,82	19,83	23,84	27,86	31,87	35,88	37,89
9,14	171,6	16,07	20,09	24,10	28,12	32,14	36,15	38,16
10,35	196,3	16,40	20,42	24,45	28,47	32,49	36,51	38,52

Tabla 2

Valores de pérdidas activas en líneas del circuito en estudio, teniendo en cuenta la carga y la temperatura ambiente

S (MVA)	ΔP (kW)	Pérdidas activas en líneas (kW)						
		15 °C	19 °C	23 °C	27 °C	31 °C	35 °C	37 °C
7,8	132	130	132	134	136	138	140	142
8,08	143	140	143	145	147	149	152	153
9,14	187	184	186	189	192	195	198	200
10,35	244	241	245	248	252	256	260	262

TIPO DE RED A UTILIZAR

En aras de lograr un trabajo rápido y efectivo del personal del despacho, y teniendo en cuenta que en el mismo existe en explotación una red neuronal para determinar zonas en fallas,⁷ se determinó instrumentar una red neuronal para pronosticar las pérdidas en las líneas.

Para este trabajo se eligió como red a utilizar la Perceptron multicapas con algoritmo Backpropagation, este es un algoritmo de aprendizaje supervisado, que necesita conocer cuál es la salida esperada (pérdidas de potencia activa en línea) asociada a cada una de las entradas (potencia aparente y temperatura ambiente).⁷⁻¹⁰

Una de las mayores ventajas de las redes multicapas, y en especial del tipo de algoritmo Backpropagation, es que pueden aproximar cualquier función si se escoge una adecuada configuración para la red y un adecuado número de neuronas en la capa oculta, la selección depende de la experiencia del desarrollador de la red.

El proceso de aprendizaje no es fijo para ninguna red neuronal, el éxito consiste en probar con diferentes configuraciones hasta obtener la respuesta deseada; para este circuito se escogió una red 2:8:8:1 (con esta configuración se obtuvieron los mejores resultados), es decir, que para un vector de entrada de dos dimensiones y esperando una salida de red, se tienen 8 neuronas en la primera y segunda capa oculta.

El código de entrenamiento para esta red se desarrolló sobre la base de la herramienta de redes neuronales del Matlab. La red es creada mediante el comando newff para creación de redes Backpropagation.

Los valores de iniciación de la matriz de pesos se generaron aleatoriamente; después de varias pruebas, los parámetros que determinan el entrenamiento se fijaron en valores mediante los cuales se alcanzó el rendimiento óptimo de la red y que fueron los siguientes:

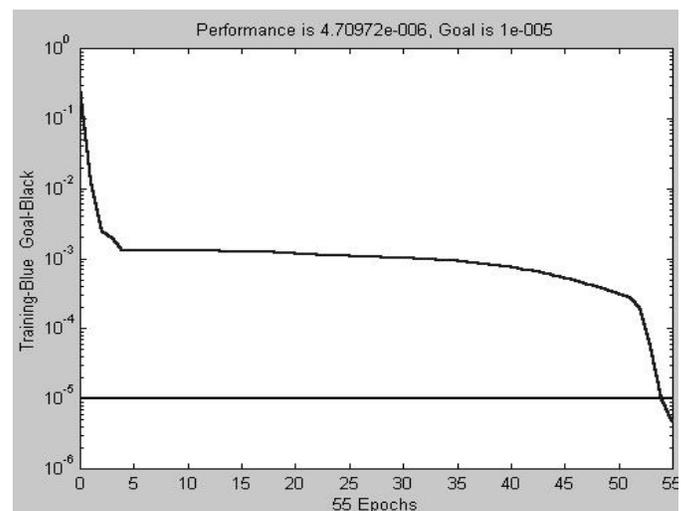
Intervalo de visualización de los resultados. =10
 Máximo número de iteraciones del entrenamiento =1 000
 Error deseado. = $1e^{-5}$;
 Razón de aprendizaje. lr=0,075
 Número máximo de veces que falla el valor de $Mu=5$
 Factor de fraccionamiento de Jacobiano para ahorrar memoria =1
 Mínimo rendimiento del gradiente = $1e^{-12}$
 Tiempo máximo de entrenamiento en segundos. = inf;

Los valores de entrada a la red se agruparon en el vector de dos entradas g , las cuales describen la potencia aparente y temperatura ambiente para las que desea saberse el valor de las pérdidas. La red se entrenó con 91 valores de entrada.

El valor esperado de pérdida en un instante determinado, es representado por el escalar l .

Luego de varias iteraciones el error estuvo por debajo de $1e^{-5}$, el desempeño del error medio cuadrático puede observarse en la figura 1.

El programa desarrollado posee un ambiente amigable, logrado a través de ventanas que interactúan, permite la ejecución de los cálculos de una manera rápida, segura y sencilla.



Error medio cuadrático del entrenamiento.

1

CONCLUSIONES

La temperatura máxima que alcanza el conductor (t_{\max}), no difiere sustancialmente de la temperatura en la superficie de este (t_s), comportándose de forma uniforme la distribución de temperaturas, lo que se corrobora con el valor obtenido para el número de Biot, menor que 0,1.

A una misma carga, la resistencia en el conductor del circuito estudiado varía entre el 1,6 y el 8,11 % de los valores de diseño, con el consiguiente incremento proporcional de las pérdidas en el mismo.

La comparación entre los resultados brindados por la red y los valores del conjunto de prueba muestra que la desviación mínima fue de 0,032 % (0,05 kW) y la

desviación máxima fue de 1,377 % (3,443 kW) ambas con respecto al valor esperado, lo que demuestra la exactitud de la red.

REFERENCIAS

1. **Grainger, J. y W. Stevenson:** *Análisis de sistemas de potencia*, McGraw-Hill/ Interamericana de México, SA de CV, México, 1996.
2. **Stevenson, Wilian D.:** *Análisis de sistemas eléctricos de potencia*, Ediciones del Castillo, SA Marques de Monteagudo, 16, Madrid.
3. **Mijeev, M.A. y I. M. Mijeeva:** *Fundamentos de Termotransferencia*, Ed. Mir, Moscú. 1979.
4. **F. Mills, Anthony:** *Transferencia de calor*, University of California, Los Angeles, 1999.
5. **Hudson, Ralph G.:** *The Engineers' Manual*, Universidad de La Habana, Asociación de Estudiantes de Ingeniería, Cuba, 1961.
6. *Reportes de Estación Meteorológica del Grupo de Energías Renovables Aplicadas (GERA)*, Universidad de Oriente, 1995-2000.
7. **Miraglia D. Y S. de la Fe:** *Utilización de una red neuronal para la detección de la zona en falla en sistemas de distribución eléctricos*. Anales Convención FIE 2000m, Santiago de Cuba, Cuba, julio, 2000.
8. *Tutorial de redes neuronales. 2002* <http://ohm.utp.edu.co/neuronales>. Consultado (10\abril\2003).
9. **Gómez, A.; J.L. Martínez, J. Riquelme Y D. Cros:** "Posibilidades de las redes neuronales en la predicción de la demanda eléctrica a corto plazo". *Energía*. Vol. 4. No. 158, pp. 93-98, 2001.
10. **Riquelme, J.; J. L. Martínez; A. Gómez and D. Cros:** "Load Pattern Recognition and Load Forecasting by Artificial Neural Networks". *International Journal of Power and Energy Systems*. Vol. 22. No. 2, pp. '74-79', 2002.

AUTORES

Felier Fernández Enríquez

Ingeniero Electricista, Despacho de Distribución de Guantánamo, Guantánamo, Cuba
e-mail: felier@elegtm.une.cu

Sergio de la Fé Dotres

Ingeniero Electricista, Doctor en Ciencias Técnicas, Profesor Titular, Facultad de Ingeniería Eléctrica, Universidad de Oriente, Santiago de Cuba, Cuba
e-mail: sergiof@fie.uo.edu.cu

Dante Miraglia Ubals

Ingeniero Electricista, Máster en Ingeniería Eléctrica, Despacho de Distribución de Santiago de Cuba, Santiago de Cuba, Cuba
e-mail: dante@elecstg.une.cu

REVISTAS CIENTÍFICAS
DE LA CUJAE
AHORA EN FORMATO ELECTRÓNICO
¡VISÍTENOS!



• <http://intranet/ediciones/>