



TRABAJO TEORICOEXPERIMENTAL

Procesamiento de datos mediante Wavelet para la modelación térmica de transformadores de potencia

Data processing using wavelet for power transformers thermal model

Rómulo - Pérez
Enrique - Matos

Carmen - Vásquez
Sergio- Fernández

Recibido: Noviembre del 2011

Aprobado: Enero del 2012

Resumen/ Abstract

En este trabajo las mediciones recabadas por una estación experimental instalada en un Transformador de 100 MVA de la Subestación Barquisimeto de Venezuela son procesadas para eliminar factores de ruido que introducen errores en la identificación de parámetros del modelo térmico para el cálculo de la temperatura superior del aceite. Se usa una metodología para el control de calidad y eliminación del ruido en las mediciones recabadas basada en experiencias propias y reforzadas con experiencias de reconocidos autores internacionales, la cual aplica la Transformada Discreta de Wavelet DWT para obtener datos que muestran buenos indicadores de calidad en las principales variables del modelo térmico, como lo son la corriente de carga, la temperatura ambiente y la temperatura del aceite superior. Finalmente se comparan los resultados de la modelación térmica antes y después de ser procesados los datos, donde se evidencia un notable incremento en la exactitud del modelo.

Palabras clave: procesamiento de datos, transformada discreta de Wavelet, identificación de parámetros, modelación térmica, transformadores de potencia.

In this work measurement get of experimental station connected in a power transformer of 100 MVA in a Barquisimeto Substation in Venezuela are processing to eliminate noise that introduce mistake in the parameters identification for top oil temperature model calculation. A methodology based in your experiences with experiences of international authors for the control of quality and elimination of the noise in the successfully obtained measurements is used. It's apply the Discreet Wavelet Transform (DWT) to collect data that show good indicators of quality in the main values of the thermal model, as the load current, the ambient temperature and the top oil temperature. Finally is compared thermal model results after and before data processing, where at increase in the exactitude of the thermal model is demonstrated.

Key words: data processing, discrete wavelet transform, parameters identification, thermal model, power transformer.

INTRODUCCIÓN

Los transformadores de potencia se han considerado como equipos confiables del sistema eléctrico con alto costo de reposición, no sólo por el precio que ellos tienen en el mercado internacional sino por las pérdidas que demandan su sustitución y fundamentalmente por la indisponibilidad que produce sus salidas inesperadas; las cuales en muchos casos pueden alcanzar el orden de los millones de dólares. Es comprensible entonces el temor de las empresas de energía eléctrica de perder los transformadores de potencia, por lo que en estos últimos años en los países desarrollados, se han instalado sistemas de diagnóstico en tiempo real, con la finalidad de supervisar constantemente su funcionamiento y permitir realizar una labor de mantenimiento adecuado [1] para mantenerlo en óptimas condiciones de funcionamiento.

Es en este marco donde la empresa Energía Eléctrica de Barquisimeto (ENELBAR) conjuntamente con la Universidad Nacional Experimental Politécnica “Antonio José de Sucre” (UNEXPO) Barquisimeto de Venezuela y el Grupo de Diagnóstico Integral del Centro de Investigaciones y Pruebas Electroenergéticas (CIPEL) del Instituto Superior Politécnico “José Antonio Echeverría” (CUJAE) de Cuba deciden impulsar una investigación tendiente a asegurar la disponibilidad, confiabilidad y mantenibilidad de los transformadores de potencia en la Subestación Barquisimeto, específicamente en el Autotransformador Nº 2 de 100 MVA 230/115 kV. Estas investigaciones se han mantenido hasta el día de hoy y el presente trabajo es un ejemplo de esto.

Una de las técnicas de diagnóstico más ampliamente utilizadas a escala mundial es el desarrollo de modelos térmicos para su implementación en línea. El desarrollo de estos modelos comienza por los recomendados en la norma IEEE Std. C.57.91[2] e IEC-354[3], el anexo G de la norma IEEE Std. C.57.91-1995 propuesto por Pierce[4] y otros desarrollados en los últimos años por Lesieutre[5], Tylavsky[6], Swift[7-8], Lachman[9], Predhan[10], Radakovic[11] y Susa[12-14], entre otros. Su desarrollo y aplicabilidad han variado con el tiempo y en la actualidad se aplican varios modelos en tiempo real que dependen fundamentalmente de los transductores propios de ellos y un tratamiento efectivo de los datos.

En la actualidad se trabaja con diferentes técnicas de procesamiento de los datos como son las estadísticas, las cuales son de obligatorio uso por todos aquellos que quieran conocer la caracterización de los datos a través del tiempo y de esta forma obtener los patrones de comportamiento de los transformadores. A partir de estas condiciones se han introducido técnicas de procesamiento de datos por medio de transformadas en el tiempo y en la frecuencia como es el caso de la transformada de Wavelet.

En este trabajo se exponen los resultados obtenidos en la actualidad de la aplicación de Transformada Discreta de Wavelet (DWT) para obtener datos con altos indicadores de calidad necesarios para una buena identificación de parámetros de la modelación térmica en transformadores de potencia y que son comprobados empleando el modelo térmico del MIT (Massachusetts Institute of Technology) en tiempo real.

MODELO MATEMÁTICO

El modelo para el cálculo de la temperatura del aceite superior dado por la IEEE Std. C57.91 en su cláusula 7 [3], es fundamental para la predicción de la temperatura del aceite superior. Sin embargo, tiene la limitación de que no es el más ideal, para ser aplicado en sistemas de monitoreo en línea (on-line). Buscando corregir esta deficiencia el grupo de investigación del MIT liderado por Lesieutre [5], propuso en el año 1997 el modelo modificado de la temperatura del aceite superior que es una mejora a la indicada en la referencia [3], así ellos proponen:

$$\tau_o \cdot d\theta_o / dt = -\theta_o + \theta_a + \Delta\theta_{ou} \quad (1)$$

Que de forma discretizada se expresa:

$$\theta_o[i] = k_1 * \theta_o[i-1] + (1-k_1) * \theta_a[i] + \left[k_2 * (K[i])^2 + k_3 \right]^n \quad (2)$$

Simplificando para el modo de enfriamiento “n” =1; se reduce a la expresión del modelo lineal:

$$\theta_o[i] = k_1 * \theta_o[i-1] + (1-k_1) * \theta_a[i] + k_2 * (K[i])^2 + k_3 \quad (3)$$

Finalmente, resulta un modelo lineal (3) que los autores [5],[6],[15],[20] consideran para su simplificación " $n=1$ " y proceden a la estimación de sus respectivos parámetros (k_1 , k_2 , y k_3).

PARTE EXPERIMENTAL

ESTACIÓN EXPERIMENTAL Y TRATAMIENTO DE LOS DATOS

Una vez estudiado los modelos térmicos propuestos por diferentes autores y su aplicabilidad con los transductores propios de temperatura instalados en el transformador seleccionado, se propone la utilización del modelo de Lesieure [5], también conocido como modelo térmico del MIT, como un elemento comprobatorio de los resultados en el procesamiento de los datos, dado a su versatilidad, utilidad y exactitud.

Para lograr esta tarea, se instaló una estación experimental [15- 18] conformada por el siguiente equipamiento:

- ❖ 1 sistema de adquisición de datos.
- ❖ 1 Analizador de Redes Eléctricas.
- ❖ 3 Transductores de Corriente.
- ❖ 12 Transductores de Temperatura tipo platino RTD PT 1000 y PT100 de los cuales se tienen:
 - 3 para medir la temperatura ambiente
 - 3 para medir la temperatura externa superior de los radiadores.
 - 3 para medir la temperatura externa inferior de los radiadores.
 - 1 para medir la temperatura del arrollado
 - 1 para medir la temperatura superior del aceite
 - 1 para medir la temperatura inferior del aceite.

En la figura 1, se muestra el transformador seleccionado para su estudio.



Fig. 1. Transformador seleccionado.

El tiempo de muestreo escogido fue de 10 minutos [5, 16, 17, 18]. Las variables empleadas en el modelo son la corriente de carga, la temperatura ambiente y la temperatura del aceite superior, las cuales son registradas con equipos de adquisición de datos que garantizan el límite del error en $\pm 0,5\%$. El rango de medición de las variables son de hasta $40\text{ }^{\circ}\text{C}$ para la temperatura ambiente, hasta $150\text{ }^{\circ}\text{C}$ para la temperatura del aceite superior y de 502 A para la corriente de carga. Una vez comenzado a registrar y almacenar las lecturas de las temperaturas por el sistema de adquisición de datos, los cuales son analizados estadísticamente comprobándose que en algunos casos que los mismos se comportan erráticamente y observándose problemas en la medición de algunas variables como es el caso de la temperatura ambiente y la superior del aceite. Se detectan variaciones físicamente imposibles para intervalos cortos de medición, debido fundamentalmente a los cambios bruscos que presentan. En el caso de la temperatura ambiente se observan variaciones de hasta 1 y $2\text{ }^{\circ}\text{C}$ entre cada muestreo sobre todo cuando hay condiciones adversas de altas temperaturas o lluvia y que en algunos casos no se presentan de forma continua, es decir que es provocada por condiciones externas al transductor.

Al contrastar estos registros de la temperatura ambiente con datos de la estación de meteorología de la Fuerza Aérea Bolivariana de la ciudad de Barquisimeto, se evidencia una variación inconsistente, lo que evidencia que hay problemas de ruido en la medición. Entre las causas investigadas a través de los años en este trabajo y que son ratificadas en experiencias de otros autores y nuestras [5, 9, 17, 18, 19, 20] se encuentran:

- ❖ Incidencia de radiación solar, la lluvia y corriente de aire de forma directa e indirecta sobre los transductores de temperatura.
- ❖ Error en la precisión de resistencia graduada (caso temperatura del arrollado).

- ❖ Error en la medición indirecta de la temperatura del aceite superior provocada por la poca superficie de contacto de las RTD PT 1000, así como suciedad penetrada y variación de su resistencia en el tiempo.
- ❖ Suciedad penetrada en la cubierta de los transductores RTD PT 100 de temperatura ambiente.
- ❖ Error de conversión en el circuito analógico-digital de la tarjeta de adquisición de datos.
- ❖ Sensibilidad de los transductores y obsolescencia de los mismos (caso de la temperatura superior del aceite y temperatura del arrollado).

Es de destacar que el comportamiento de las señales de temperatura y corriente, que son fundamentales en el análisis de la modelación térmica, son señales de lenta variación, aunque esta última si experimenta variaciones "bruscas" en un instante determinado, debido al cambio imprevisto de la carga. Lo que realmente interesa de la corriente de carga, es la tendencia de la misma, la cual es usada para el diagnóstico del comportamiento del transformador. Ahora bien, sobre este tipo de comportamiento surgen una serie de valores que como antes se explico, dependen de un grupo de factores que son difíciles de controlar, los cuales deben ser eliminados a través de un estudio riguroso para filtrar esas variaciones tan nocivas que en muchos casos pueden provocar falsas alarmas en el sistema de diagnostico de los transformadores de potencia.

Comportamiento original de los datos

Un tratamiento estadístico de los datos se hace necesario independientemente del procesamiento que se les realice, debido a que se necesitan obtener los patrones de comportamiento por meses y semanas, de forma tal de poder comparar el comportamiento de los mismos con los factores externos como la temperatura, la lluvia, la carga necesaria a cubrir, etc. Este tratamiento se realiza en el caso de la Subestación Barquisimeto a partir de la introducción de una base de dinámica de datos [17] que obtiene los valores estadísticos necesarios como los correspondientes a la medida de la dispersión alrededor del valor medio de la muestra, análisis de frecuencia, etc. Este análisis muestra que ocurre variaciones debido a las razones explicadas anteriormente y que impiden una identificación correcta del modelo, por lo cual se necesita la utilización de técnicas de procesamiento y filtrado capaces de mejorar los datos iniciales.

Para resolver este problema se representa la señal ruidosa mediante funciones que permitan luego separar el ruido existente en esta y obtener una señal que conserve las principales propiedades de la original y suprima las componentes ruidosas. Una de las opciones clásicas para realizar esta tarea es el uso de la Transformada de Fourier, la cual descompone la señal original en una suma de senos y cosenos permitiendo así obtener las frecuencias que componen la señal y luego modificando los coeficientes de las altas frecuencias y finalmente se suprimen las variaciones más inconsistentes, obteniendo así una señal de variaciones más suaves y naturales. En la forma general de la Transformada de Fourier se asume que todas las componentes siempre están presente a lo largo del tiempo que dura la señal; pero en nuestro caso los factores que afectan las señales no siempre están presentes y también es difícil determinar cuándo lo están, por lo que se necesita una descomposición basada en funciones que puedan caracterizar estas componentes ruidosas de ocurrencia casual y finita. Debido a que la Transformada de Wavelets está basada en funciones que tienen la propiedad solo de ser distintas de cero en un intervalo finito se escogen estas para realizar el filtrado de nuestros datos. A continuación se exponen brevemente sus elementos básicos.

Breve análisis de la Transformada de Wavelet [21- 22]

En el presente trabajo se necesita analizar, visualizar y manipular una gran cantidad de datos (más de 60.000/mes) que conforman señales no estacionarias de la forma más simple posible, es decir representar dicha información mediante una sucesión $(t_i; y_i)$ de puntos que brindan información del comportamiento de la señal en un instante dado (t_i) lo cual permite analizar sus tendencias, cambios abruptos, principios y extremos de eventos por ellas señalizadas. Este tipo de señal tiene en condiciones normales componentes de frecuencia altos en "cortos" períodos de tiempo y componentes de baja frecuencias en intervalos de tiempo prolongados. Para la descomposición de esta señal se utiliza actualmente la Transformada de Wavelet (Matlab [21]).

Pero una parte muy importante en los procesos de trabajo con Wavelet, es la apropiada selección de la misma, la cual debe tener propiedades similares a las de la señal original (continuidad, continuidad de las derivadas, etc.). Las Wavelet son capaces de representar funciones mediante una colección de coeficientes, cada uno de los cuales provee una limitada información sobre la posición y la frecuencia (a través de la escala a la cual se utiliza la base de Wavelet) de la función, la cual fue propuesta por Alfred Haar en 1909 (Base de Haar) Vetterli [22]. La transformada continua de Wavelet está definida como la suma durante todo el tiempo de la señal multiplicada por versiones escalonadas y trasladadas de la función de Wavelet Ψ .

$$C(\text{escala}, \text{pos}) = \int_{-\infty}^{\infty} f(t) \cdot \psi(\text{escala}, \text{pos}, t) \cdot dt \quad (4)$$

Multiplicando cada coeficiente (C) por su apropiada escala y posición producen las Wavelets constituyentes de la señal original. En la figura 2, se observa la descomposición.

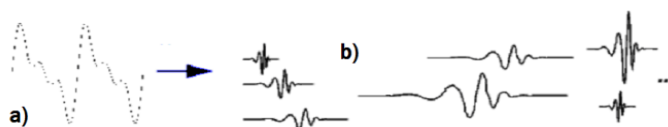


Fig. 2 Proceso de descomposición de una señal mediante Wavelets. a) Señal original. b) Wavelets a diferentes escalas y posiciones.

Ahora bien calculando los coeficientes de Wavelet a cada posible escala se genera una gran cantidad de cálculos donde es posible cometer errores en los datos. Si se escogen las escalas y posiciones como potencias de 2, entonces se logra un análisis mucho más eficiente y preciso obteniéndose la Transformada Discreta de Wavelet.

Papel de los coeficientes de aproximación y los de detalles

Para el tipo de señal que se procesa en este trabajo, el contenido de bajas frecuencias es la parte más importante ya que les da su identidad en el tiempo, mientras el contenido de alta frecuencia es lo que permite observar los cambios “bruscos”. Al hablar de la transformada de Wavelet, a menudo se habla de coeficientes de aproximación (alta escala – baja frecuencia) y de detalles (bajas escalas - altas frecuencias) en Vetterli [22]. De igual forma ellos sirven para componer o ensamblar la señal original sin pérdida de información o eliminando parte de ella (Filtrado), a este proceso de manipulación matemática es llamada la Inversa de la Transformada Discreta de Wavelet. Existen muchas formas de seleccionar los coeficientes de detalle para realizar el filtraje. Las dos principales plantean hacer un Filtrado por Umbral Duro (Hard thresholding) o Filtrado por Umbral Blando (Soft thresholding) en Vetterli [22].

Eliminando el Ruido

Para eliminar el ruido, es utilizada una Wavelet de la familia Daubechies de orden 4, y se hace una descomposición a nivel 5 (parámetros ajustados mediante pruebas empíricas realizadas), tomando los coeficientes de detalles de cada nivel, igualando a cero los menores en modulo que un umbral determinado t , e igualando a:

$$\text{sign}(x) \cdot (|x| - t) \quad (5)$$

Los coeficientes modularmente mayores o iguales que “ t ” (filtrado por Soft thresholding), técnica que ha demostrado tener buenas propiedades matemáticas para nuestro estudio.

El umbral “ t ” es escogido de forma fija, estrategia propuesta por Donoho [23]:

$$t = s \cdot \sqrt{2 \cdot \log\left(\frac{n \cdot \log(n)}{\log(2)}\right)} \quad (6)$$

Donde “ s ” es la desviación estándar del ruido y “ n ” es la cantidad de muestras de la señal.

METODOLOGÍA PARA EL CONTROL DE CALIDAD Y ELIMINACIÓN DEL RUIDO EN LAS MEDICIONES

Para controlar la calidad de este proceso de eliminación de ruido se evalúan algunas de las técnicas y metodologías propuestas por Pérez [17] y Tylavsky [19]. La data seleccionada para el estudio fue registrada en el mes de Septiembre de 2010 en las semanas 1, 2 y 3 con las variables temperatura ambiente, corriente de carga y temperatura del aceite superior.

Temperatura Ambiente

La temperatura ambiente en la ciudad de Barquisimeto estuvo entre mínimas de 20 °C y máximas de 34 °C, por lo que las mediciones obtenidas fuera de estos rangos fueron eliminadas. Otro factor que se observa en la data son los saltos y decrecimientos bruscos de temperatura, que pueden ser producidos por efectos de radiación directa, lluvia y ráfagas de viento sobre el transductor como se explico en la sección de comportamiento original de los datos. Para eliminar este error en la medición, el criterio utilizado es el de filtrar variaciones de temperatura en modulo superiores a 0,5 °C entre 2 periodos de muestreo consecutivos.

La variación de la temperatura ambiente es:

$$\Delta \theta_a[k] = |\theta_a[k] - \theta_a[k-1]| \quad (7)$$

Corriente de Carga

En el caso de la corriente se observan picos elevados producto de cambios abruptos en la carga a determinadas horas del día. El criterio fijado es que no debe haber picos de corriente en modulo mayores al 5 % de la corriente nominal, es decir 25 A entre 2 variaciones de corriente consecutivas. La expresión matemática para evaluar la magnitud de este pico de corriente $P(I[k])$ es:

$$P(I[k]) = \begin{cases} 0 & \text{si } I[k] \geq I[k-1] \geq 0 \\ \min(|\Delta I[k]|, |\Delta I[k-1]|) & \text{si } (|\Delta I[k]|, |\Delta I[k-1]|) < 0 \end{cases} \quad (8)$$

Donde

$$\begin{aligned} \Delta I[k] &= |I[k] - I[k-1]| \\ \Delta I[k-1] &= |I[k-1] - I[k-2]| \end{aligned} \quad (9)$$

Temperatura del Aceite Superior

Al hacer el análisis preliminar de la temperatura del aceite superior, se observan picos de hasta 1,5 °C entre dos mediciones consecutivas, específicamente cuando hay cambios significativos en la corriente de carga. Este pico de temperatura no es físicamente posible, por lo que se considera que estas mediciones son un error y deben ser eliminadas de inmediato. El criterio para eliminar este error es el de filtrar picos superiores en modulo a 0,5 °C entre 2 variaciones consecutivas de temperatura del aceite superior. De forma análoga al caso de la corriente de carga, la expresión matemática para evaluar la amplitud de este pico $P(\theta_o[k])$ es:

$$P(\theta_o[k]) = \begin{cases} 0 & \text{si } \theta_o[k] \geq \theta_o[k-1] \geq 0 \\ \min(|\Delta \theta_o[k]|, |\Delta \theta_o[k-1]|) & \text{si } (|\Delta \theta_o[k]|, |\Delta \theta_o[k-1]|) > 0 \end{cases} \quad (10)$$

donde

$$\begin{aligned} \Delta \theta_o[k] &= |\theta_o[k] - \theta_o[k-1]| \\ \Delta \theta_o[k-1] &= |\theta_o[k-1] - \theta_o[k-2]| \end{aligned} \quad (11)$$

Una vez definidos los criterios para el control de calidad y eliminación del ruido se procede a aplicar el filtrado usando la transformada de Wavelet para adecuar la data a dichos criterios. Para efectos de comparación entre los datos filtrados y originales se emplean los estimadores de valor medio (μ), la desviación estándar (σ^2) y el valor máximo (max) que se presentarán tabulados en la sección de resultados.

METODOLOGÍA PARA LA IDENTIFICACIÓN Y VALIDACIÓN DEL MODELO TÉRMICO

Se dividirá la data en 3 conjuntos de datos, semana 1, semana 2 y semana 3.

Los conjuntos de datos serán divididos en 2 subconjuntos. El primer subconjunto será la data original sin aplicar filtrado y control de calidad denominado: "No Filtrados". El segundo subconjunto de datos, será la data original filtrada y con control de calidad denominado: "Filtrados".

La técnica empleada para la identificación de las constantes del modelo es la de mínimos cuadrados lineales. El conjunto de datos donde se identifican los parámetros del modelo se denomina conjunto de Ajuste o de entrenamiento. El conjunto de datos donde se prueban los resultados del entrenamiento, se denomina conjunto de predicción.

Se Identificaran los parámetros con datos de la semana 1 y se probaran los resultados para su predicción con datos de la semana 2. Se Identificaran los parámetros con datos de la semana 2 y se probaran los resultados para su predicción con datos de la semana 3. Este procedimiento se aplicará a ambos subconjuntos.

Los enunciados matemáticos para realizar las comparaciones entre los subconjuntos son:

- ❖ Raíz del error medio cuadrático (RMSE):

$$\sqrt{\frac{1}{n} \sum_{j=1}^n (\theta_{\theta[j]} \text{medido} - \theta_{\theta[j]} \text{identificado})^2} \quad (12)$$

- ❖ Media de los valores absolutos de los errores (EM):

$$\frac{1}{n} \sum_{j=1}^n |\theta_{\theta[j]} \text{medido} - \theta_{\theta[j]} \text{identificado}| \quad (13)$$

- ❖ Máximo error (MaxE); esta dado por la expresión:

$$\max_{j=1}^n |\theta_{\theta[j]} \text{medido} - \theta_{\theta[j]} \text{identificado}| \quad (14)$$

RESULTADOS

En la tabla I se muestran los resultados de la evaluación del proceso de control de calidad y eliminación del ruido de la data seleccionada.

Tabla I. Evaluación del Proceso de Control de Calidad y Eliminación del Ruido

Estimador	$\Delta\theta_a(^{\circ}\text{C})$		$P(I[k])$ (A)		$P(\theta_{\theta}[k])$ ($^{\circ}\text{C}$)	
	Original	Filtrado	Original	Filtrado	Original	Filtrado
μ	0,49751073	0,13527654	3,83669528	2,30803348	0,18346209	0,00070458
σ^2	0,40314264	0,11187444	4,07512926	2,38516381	0,27041435	0,00452568
max	1,72	0,5007	30,18	19,1489	1,5	0,0547

A continuación en la tabla II se muestran los resultados de la evaluación de la identificación de parámetros del modelo térmico y los errores respectivos.

Tabla II. Evaluación de la Identificación de Parámetros del Modelo Térmico

Datos	Conjunto de Ajuste	Constantes de la Ecuación			Errores en el entrenamiento $^{\circ}\text{C}$			Errores de predicción en el próximo conjunto $^{\circ}\text{C}$		
		k1	k2	k3	RMSE	EM	MaxE	RMSE	EM	MaxE
No Filtrados	semana 1	0,9637	0,5336	0,4255	0,5575	0,2955	5,0660	0,5636	0,3189	4,8500
Filtrados		0,9628	0,5439	0,4386	0,2699	0,1901	1,1564	0,2141	0,1449	1,3372
No Filtrados	semana 2	0,9652	0,6796	0,3519	0,5634	0,3163	4,8882	0,4104	0,2350	5,1526
Filtrados		0,9601	0,6761	0,4417	0,2156	0,1440	1,3704	0,1493	0,1106	0,8480

ANÁLISIS DE RESULTADOS

Proceso de control de calidad y eliminación del ruido

Al observar los resultados de la tabla I, para el caso de la variación de la temperatura ambiente filtrada ($\Delta\theta_a$), su valor máximo corresponde a 0,5 °C, lo que refleja una mejoría del 71 % con respecto a los datos originales sin filtrar.

En la figura 3 se presenta la grafica de la temperatura ambiente.

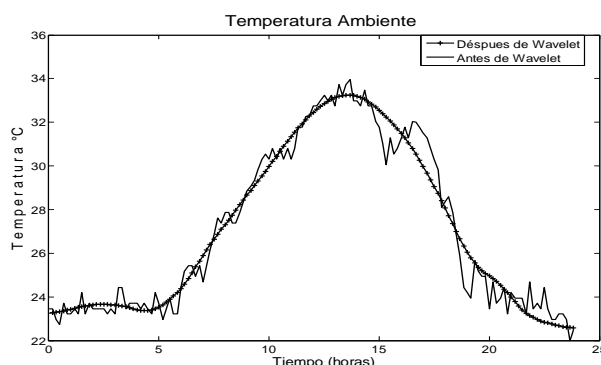


Fig. 3. Temperatura Ambiente antes y después de aplicar filtrado por Wavelet

En cuanto a la corriente de carga filtrada (tabla I), el pico máximo es de 19,14 A, lo que se traduce en una mejoría del 36,54 % con respecto a los datos originales sin filtrar. En la figura 4, se presenta la grafica de la corriente de carga.

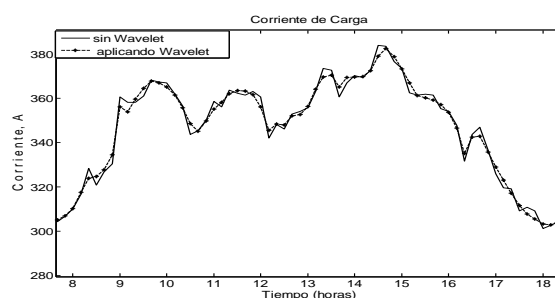


Fig.4. Corriente de carga antes y después de aplicar filtrado por Wavelet.

Para la Temperatura del aceite superior filtrada (ver tabla I), el pico máximo es de 0,054 °C lo que representa una mejoría del 96,86 % con respecto a los datos originales no filtrados.

Además se comprueba que el modulo de la variación máxima entre 2 lecturas consecutivas es menor a 0,5 °C. En la figura 5, se observa en detalle la temperatura del aceite superior antes y después de aplicar Wavelet.

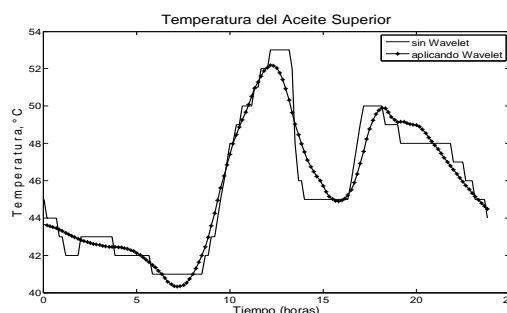


Fig. 5. Temperatura del aceite superior antes y después de aplicar Wavelet.

Identificación y Validación del Modelo Térmico

Conjunto de datos de entrenamiento para semana 1

Al comparar los valores de los errores descritos en la tabla II, se observa que el MaxE de la identificación con datos no filtrados de la semana 1 es de 5,066 °C, mientras que MaxE con datos filtrados es de 1,1564 °C. Esta diferencia representa un mejoramiento de 77,17 % del MaxE. En cuanto al mejoramiento del EM es del orden del 35,67 % y del RMSE del 51,59 %. En la figura 6 se muestran con detalles estos resultados para 1 día de la semana 1.

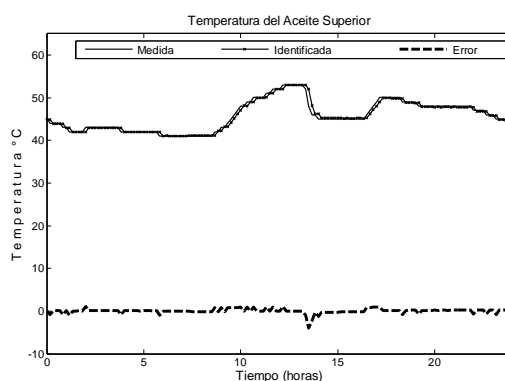


Fig. 6. Temperatura del aceite superior con datos de la semana 1 no filtrados.

Predicción en Semana 2

Al comparar los valores de los errores descritos en la Tabla II, se observa que el MaxE de la identificación con datos no filtrados es de 4,85 °C, mientras que MaxE con datos filtrados es de 1,3372 °C. Esta diferencia representa un mejoramiento del 72,42 % del MaxE., el del EM es del orden del 54,56 % y el RMSE es del 62,01 %.

Conjunto de datos de entrenamiento para semana 2

Al comparar los resultados descritos en la Tabla II correspondientes al conjunto de entrenamiento en la semana 2, se observa que el MaxE de la identificación con datos no filtrados es de 4,8882 °C, mientras que MaxE con datos filtrados es de 1,3704 °C. Esta diferencia representa un mejoramiento del 71,97 % del MaxE., el del EM es del 54,47 % y el RMSE es del 61,73 %.

Predicción en Semana 3

Al comparar los valores de los errores descritos en la tabla II correspondientes a identificación realizada con datos de la semana 2 y probados en la semana 3, se observa que el MaxE de la identificación con datos no filtrados es de 5,1526 °C, mientras que MaxE con datos filtrados es de 0,8480 °C. Esta diferencia representa un mejoramiento del 83,54 % del MaxE con respecto a los datos no filtrados. En cuanto al mejoramiento del EM es del 52,93 % y del RMSE es del 61,73 %.

CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES

Se ha comprobado que el aplicar filtrado de datos usando criterios de control de calidad y eliminación del ruido de las mediciones utilizando la Transformada Discreta de Wavelet, permite que la identificación de los parámetros del modelo térmico del MIT aplicando mínimos cuadrados sea más exacta que cuando se identifica sin usar ninguna técnica de filtrado. El mejoramiento en promedio del MaxE es del 76,31 %, el del EM del 49,41 % y el del RMSE del 59,27 %. Estos resultados garantizan que las predicciones obtenidas con dicho modelo sean más exactas, lo que mejora sustancialmente la herramienta de diagnóstico para el control de la condición en tiempo real del transformador bajo estudio.

REFERENCIAS

- [1] PÉREZ, R. M., ENRIQUE; FERNÁNDEZ, SERGIO. *Parameter Estimation and Validation of Power Transformers Top Oil Temperature Model by Applying Genetic Algorithms* Revista Técnica de la Facultad de Ingeniería de la Universidad del Zulia. vol 32, núm. 3, p. 266-275, Disponible en:
http://www.scielo.org.ve/scielo.php?script=sci_issuetoc&pid=0254-077020090003&lng=es&nrm=iso.
- [2] IEEE, "Guide for Loading Mineral-Oil-Immersed Transformers, Std. C57.91-1995,1995,
- [3] IEC, "Loading Guide for Oil Immersed Power Transformers". IEC-354. 1991,
- [4] PIERCE, L. "Predicting Liquid Filled Transformer Loading Capability". *IEEE Transactions on Industry Applications*. 1994, vol. 30, nº 1, p. 170-178.
- [5] LESIEUTRE, B. H., WAYNE; KIRTLEY, JAMES. "An Improved Transformer Top Oil Temperature Model for Use in An On-Line Monitoring and Diagnostic System". *IEEE Transactions on Power Delivery*. 1997, vol. 12, nº. 1, p. 249-256.
- [6] TYLAVSKY, D., ET AL. "Transformer Top-Oil Temperature Modeling and Simulation". *IEEE Transactions on Industry Applications*. 2000, vol. 36, n. 5, p. 1219 - 1225.
- [7] SWIFT, G., ET AL. "A Fundamental Approach to Transformer Thermal Modeling". *IEEE Transactions on Power Delivery*. Part I. vol 16, n. 2, p. 171-175.
- [8] SWIFT, G., ET AL. "A Fundamental Approach to Transformer Thermal Modeling". *IEEE Transactions on Power Delivery*. Part II, vol. 16, n. 2, p. 176-180.
- [9] LACHMAN, M., ET AL. "Real - Time Dynamic Loading and Thermal Diagnostic of Power Transformers". *IEEE Transactions on Power Delivery*. 2003, vol. 18, n. 1. p. 142-148.
- [10] PRADHAN, M., ET AL. "Prediction of Hottest Spot Temperature (HST) in Power and Station Transformers". *IEEE Transactions on Power Delivery*. 2003, vol. 18, n. 4, p. 1275 - 1283.
- [11] RADAKOVIC, Z. F., KURT. "A New Method for the Calculation of the Hot-Spot Temperature in Power Transformers With ONAN Cooling". *IEEE Transactions on Power Delivery*. 2003, vol. 18, n. 4, p. 1284-1288.
- [12] SUSA, D., MATTI L. Y HASSE N. "Dynamic thermal modelling of power transformers". *IEEE Transactions on Power Delivery*. 2005, vol. 20, n. 1. p. 197- 204.
- [13] SUSA, D. L., MATTI. "Dynamic thermal modeling of power transformers: - Further Development: part I". *IEEE Transactions on Power Delivery*. 2006, vol. 21, n. 4, p. 1961- 1970.
- [14] SUSA, D. L., MATTI. "Dynamic thermal modeling of power transformers: further Development-part II". *IEEE Transactions on Power Delivery*. 2006, vol. 21, n. 4, p. 1971- 1980.
- [15] PÉREZ, R. R., OVIDIO; FERNÁNDEZ, SERGIO. "Sistema de Diagnostico de Transformadores de Potencia a Distancia". *Revista Universidad Ciencia y Tecnología*. 2006, vol. 10, nº 41, p. 269-275. Disponible en:
http://www.scielo.org.ve/scielo.php?script=sci_issuetoc&pid=1316-482120060005&lng=es&nrm=iso
- [16] PÉREZ, R. M., ENRIQUE; FERNÁNDEZ, SERGIO. Identificación del Modelo de la Temperatura del Aceite Superior en Transformadores de Potencia aplicando Algoritmos Genéticos. En: *Memorias del Congreso IEEE Andescon Cuzco*, Perú, 15 al 17 de Octubre. 2008.
- [17] PÉREZ, R. *Modelación Térmica para el Diagnóstico del Aislamiento Principal en Transformadores de Potencial*. Tesis de Doctorado, dirigida por Sergio Fernández, CIPEL- CUJAE, Cuba, 2009
- [18] PÉREZ, R. M., ENRIQUE; FERNÁNDEZ, SERGIO. "Identification of the Nonlinear Model Proposed by the MIT for Power Transformers by Applying Genetic Algorithms". *IEEE LATIN AMERICA TRANSACTIONS*. 2009, vol. 7, núm. 6, p. 636-642. Disponible en:
<http://www.ewh.ieee.org/reg/9/etrans/ieee/issues/vol7/vol7issue6Dec.2009/Vol7issue6Dec.2009TLA.htm>
- [19] TYLAVSKY, D., ET AL. "Transformer Thermal Modeling: Improving Reliability Using Data Quality Control". *IEEE Transactions on Power Delivery*. 2006, vol. 21, nº. 3, p. 1357-1366.
- [20] VILAITHONG, Rummiya; TENBOHLEN, Stefan; STIRL, Tobias. "Improved Top Oil Temperature model for Unsteady-State Conditions of Power Transformers". *Proceedings of the XIVth International Symposium on High Voltage Engineering*, 2006. Tsinghua University, Beijing, China, August 25-29, F. 42. Disponible en www.uni-stuttgart.de/ieh/forschung/veroeffentlichungen/2005_ish_rummiya.pdf
- [21] MATLAB SIMULINK, "Toolbox Wavelet" version 7.01, . 2006,
- [22] VETTERLI, M. H., CORMAC. "Wavelets and Filters Banks: Theory and Design". *IEEE Transactions on Signal Processing*. 1992, vol. 40, nº 9, p. 2207-2232. Disponible en:
<http://esentec.com/ESTUDIOVetterliTimeFrequencyTheory.pdf>
- [23] DONOHO, D. "De-Noising by soft-thresholding". *IEEE Transactions on Information Theory*. 1995, vol. 41, nº. 3, p. 613-627. Disponible en: <http://www-stat.stanford.edu/~donoho/Reports/1992/denoiserelease3.pdf>

AUTORES



Rómulo Pérez. Profesor Agregado de la UNEXPO Venezuela. Investigador “B” del Programa de Estimulo a la Investigación (PEI-2011). Doctor en Ciencias Técnicas
e-mail: rperez@unexpo.edu.ve



Enrique Matos. Profesor del Instituto Superior Minero-Metalúrgico de Moa (ISMMM), Cuba.



Carmen Vásquez. Profesora Asociado de la UNEXPO Venezuela. Investigador “C” del Programa de Estimulo a la Investigación (PEI-2011). Doctora en Ciencias Técnicas
e-mail: cvasquez@unexpo.edu.ve



Sergio Fernández. Doctor en Ciencias Técnicas Profesor e Investigador del Instituto Superior Politécnico José Antonio Echeverría, CUJAE La Habana, Cuba
e-mail: sfg@electrica.cujae.edu.cu

NOMENCLATURA

θ_o	Temperatura del aceite superior, °C.
θ_a	Temperatura ambiente, °C.
$\Delta\theta_{ou}$	Última temperatura del aceite superior, °C.
k_1, k_2, k_3	Parámetros del modelo
“n”	Exponente empírico usado para calcular la variación de $\Delta\theta_{ou}$ con los cambios en la corriente de carga.
τ_o	Constante de tiempo del aceite, horas.
K	Relación de corriente de carga / a corriente nominal.