

# Predicción de la temperatura de un transformador de distribución para centros de transformación tipo interior y subterráneos

## PREDICTION OF THE DISTRIBUTION TRANSFORMER TEMPERATURE FOR INSIDE AND UNDERGROUND TRANSFORMER CENTRES



DOI: <http://dx.doi.org/10.6036/7050> | Recibido: 10/12/2013 • Aceptado: 28/04/2014



Pedro-Manuel del-Rosal-Cimadevilla<sup>1</sup>,  
Ignacio Campa-González<sup>2</sup>, Sara Busto-Rodríguez<sup>2</sup> y  
Javier Gómez-Aleixandre-Fernández<sup>3</sup>

<sup>1</sup> HC ENERGIA DISTRIBUCIÓN. Plaza de la Gesta 2 - 33007 Oviedo.  
Tfno: +34 902 830100. [prosal@edpenergia.es](mailto:prosal@edpenergia.es)

<sup>2</sup> BECAS FUNDACIÓN EDP ESPAÑA. Plaza de la Gesta, 2 -  
33007 - Oviedo. Tfno.: +34 902 830100

<sup>3</sup> UNIVERSIDAD DE OVIEDO. Área de Ingeniería Eléctrica. Edificio  
Departamental Oeste. Despacho 4217. Campus de Viesques, s/n -  
33203 Gijón. Tfno: +34 985 182093

### ABSTRACT

• Distribution transformers in the transformation centres, which produce thermal losses, are closely linked with their correct proper operation, maintenance and life of these transformers. In a practical way it would be useful to estimate the temperature of the transformer from easily measurable data such as its outside temperature, the ground temperature (in underground transformers) and the power supplied by the transformer.

The aim of this research is to model the behaviour of a transformer (either inside or underground transformer) in order to predict the temperature of the transformer, to optimize operating system installation and to extend the life of the machine.

The methods proposed in this study for such a model are artificial neural networks (RNA) and least squares polynomial regressions (RP). There were used three transformation centres for data collection.

• **Keywords:** distribution transformer temperature, loss of life, integral transformer substation, artificial neural network, polynomial regression.

### RESUMEN

Los transformadores de distribución de los centros de transformación (CT) producen pérdidas de tipo térmico que están estrechamente ligadas con el correcto funcionamiento, el mantenimiento y la vida de dichos transformadores. De una manera práctica sería útil poder estimar la temperatura del transformador a partir de datos fácilmente medibles, tales como la temperatura exterior del centro de transformación, la temperatura del terreno (en caso de transformadores subterráneos) y la potencia suministrada por el transformador.

El objetivo de esta investigación es modelizar el comportamiento de un CT (ya sea tipo interior de edificio o tipo subterráneo) para predecir la temperatura del transformador, optimizar el régimen de funcionamiento de la instalación y alargar la vida útil de la máquina.

Los métodos empleados en este estudio para dicha modelización han sido las redes neuronales artificiales (RNA) y regresiones polinomiales (RP) por mínimos cuadrados. Se han utilizado datos de tres CT reales: CT Llamaquique (Oviedo), CT Quevedo (Gijón) y CT Ronda3 (Madrid).

**Palabras clave:** temperatura transformador distribución, pérdida vida útil transformador, centro transformación, red neuronal artificial, regresión polinomial.

### 1. INTRODUCCIÓN

Del equipamiento existente en el interior de un CT, el transformador de distribución es el que produce una emisión de calor - como consecuencia de las pérdidas durante su funcionamiento - que es necesario evacuar del interior del local para mantener las condiciones de temperatura dentro de un régimen aceptable para la totalidad de equipos allí albergados.

El resto de equipos generan también pérdidas por motivos diversos (resistencias en las conexiones, *efecto Joule* en cables, etc.), pero son despreciables frente a las generadas por el transformador. En la Tabla 1 se pueden ver las diferentes pérdidas existentes en un CT a plena carga: las que son debidas al propio transformador y las que generan el resto de elementos. Se aprecia que más del 96% de las pérdidas se producen en el transformador [1,2,3].

Plena carga	Wattios
Pérdidas transformador (630 kVA)	6300,00
Pérdidas no debidas al transformador:	229,89
Pérdidas alimentadores Baja Tensión	157,11
Pérdidas Entrada/Salida Media Tensión (100 A)	42,30
Pérdidas Alimentador transformador Media Tensión	0,48
Pérdidas Cuadro Baja Tensión	30,00
Pérdidas salidas Baja Tensión (exteriores al local)	0,00
Pérdidas totales del CT	6529,89
<b>Porcentaje pérdidas transformador/pérdidas totales del CT</b>	<b>96,49%</b>

Tabla 1: Pérdidas en los diferentes equipos de un centro de transformación. Fuente: Hidrocantábrico Distribución Eléctrica

Las pérdidas de un transformador son función de diversas variables, en orden de mayor a menor importancia [4]:

- Carga que esté entregando (proporcionales al cuadrado de la intensidad)
- Potencia Nominal (a mayor potencia mayores pérdidas absolutas)
- Tipo de transformador (según sus características constructivas)
- Pérdidas en el hierro por magnetización (pérdidas en vacío).

Los efectos negativos que generan una elevada temperatura del transformador y, por tanto, del interior del local del CT son los siguientes:

- Actuación de las protecciones de máxima temperatura del transformador de distribución que implicarán un corte de suministro a los clientes dependientes de esta instalación.
- Aumento de riesgo de un defecto de aislamiento en cualquiera de los equipos alojados en el interior del local, con las consecuencias graves que ello podría producir en caso de generarse un incendio.
- Pérdida de vida o aumento del envejecimiento de todos los componentes existentes en el interior del local y en particular del transformador, como consecuencia de las tensiones térmicas y degradaciones generadas por las altas temperaturas en sus aislamientos interiores [5,6,7,8].

La vida útil de un transformador está estrechamente ligada con la temperatura del punto más caliente del mismo [9], sin embargo medir la temperatura en dicho punto es difícil y costoso [10]. En el caso de transformadores sumergidos en aceite, una manera de poder estimar la temperatura del punto más caliente es a partir de la temperatura de la parte superior del aceite. Puede suponerse en términos generales (aunque estrictamente aplica cuando la temperatura ambiente es constante y de valor 30°C) que la temperatura del punto más caliente son 25°C más que la temperatura de la parte superior del aceite [8]. Ésta depende de variables como la temperatura exterior al centro de transformación y la potencia que suministra [8].

El objeto de esta investigación es proporcionar un método

sencillo y fiable para calcular en el tiempo con una precisión razonable el envejecimiento o pérdida de vida útil del transformador.

No puede ser un cálculo exacto de la temperatura de la parte superior del aceite porque además de los errores intrínsecos a las fórmulas estadísticas utilizadas para cada transformador del tipo sumergido en baño de aceite, influyen sus características constructivas específicas. Pero sí pretende ser una herramienta que permita aproximar ese valor lo suficiente para, a partir de las normas técnicas de transformadores [8] [11], realizar el cálculo de pérdida de vida útil, ya sea a futuro como predicción o a posteriori, como valoración. Estos cálculos técnicos tienen diversas aplicaciones en la gestión de una empresa que emplee este tipo de activos (transformadores sumergidos en baño de aceite), como son las empresas distribuidoras de energía eléctrica y cualquier otra que emplee transformadores de estas características en su proceso productivo, entre ellas poder calcular el valor contable y el valor residual de sus activos.

Para ello se parte de variables fácilmente medibles y accesibles, como son la temperatura exterior y la potencia suministrada<sup>1</sup>, que nos permitan obtener el valor de la temperatura de la parte superior del aceite como valor fundamental para el cálculo a realizar de pérdida de vida [8]. Una vez que es posible predecir esta temperatura de tapa<sup>2</sup>, podrá utilizarse en sistemas de monitorización de transformadores sumergidos en baño de aceite basados en modelos de comportamiento [10], y también para el diseño de sistemas de refrigeración del centro de transformación con el fin de prolongar la vida útil de la máquina.

A su vez, como variante adicional, se analizará para el caso de los centros de transformación subterráneos si hay alguna influencia de la temperatura del terreno en la temperatura del transformador, y en consecuencia, en su envejecimiento.

Uno de los métodos elegidos para modelizar el sistema es la aplicación de *redes neuronales artificiales* (RNA), que pueden ser definidas como un sistema destinado al tratamiento de la información cuya unidad de procesado se inspira en la neurona biológica. Las RNA se suelen utilizar para modelizar fenómenos complejos de los que se dispone únicamente de resultados experimentales [12].

Para resolver un problema determinado mediante una RNA, se debe realizar un proceso de entrenamiento a partir de un conjunto de datos tomados, que permitan a la red neuronal extraer las reglas básicas de su comportamiento. Después de

<sup>1</sup> Se emplea el valor al cuadrado de la potencia aparente, porque las pérdidas en el cobre o pérdidas Joule, que junto a las pérdidas en vacío o de magnetización, son una de las razones del calentamiento del transformador, son función de la intensidad al cuadrado

<sup>2</sup> La temperatura de la parte superior del aceite de un transformador sumergido en baño de aceite, es un valor que aunque se mide en todos ellos a partir de la indicación visual del termómetro ubicado en esa posición, no se registra ni se monitoriza, razón por la que se ha intentado estimar en este estudio. Para determinar la fiabilidad de estas averiguaciones, se han contrastado los valores obtenidos con los valores registrados en sistemas de monitorización instalados específicamente en los centros de transformación analizados.

procesar los datos de la muestra, la RNA encuentra sus patrones característicos, los cuales pueden ser proyectados sobre otros transformadores de distribución.

El otro método empleado para predecir la temperatura del transformador ha sido la *regresión polinomial* (RP) cuadrática múltiple o multivariable. Con este método se obtiene una función que relaciona de forma no lineal varias variables independientes con una variable dependiente.

## 2. MATERIAL Y MÉTODOS

### 2.1. CT ESTUDIADOS Y TOMA DE DATOS

Se han utilizado tres centros de transformación en explotación real para la toma de datos de la investigación: CT Llamaquique, CT Quevedo y CT Ronda3.

Estos CT resultan de especial interés, puesto que son de distinto tipo: subterráneos y de interior (local en edificio), y además están situados en diferentes localizaciones geográficas, donde la demanda de energía, y las condiciones climatológicas son sensiblemente distintas.

En ellos se han medido y monitorizado de forma continua las siguientes variables (valor medio quince-minutal):

- Temperatura de la parte superior del aceite: servirá para calcular el error que se comete en el modelado, comparando la temperatura real con la del modelo.
- Temperatura exterior: influye directamente en la temperatura de la parte superior del aceite del transformador a través de la temperatura interior del local.
- Potencia entregada: influye directamente en la temperatura de la parte superior del aceite del transformador.
- Temperatura del terreno: se ha medido para ver si influye en la temperatura del centro de transformación subterráneo y por lo tanto en la temperatura de la parte superior del aceite del transformador, a través de la temperatura interior del local.

El sistema de medida y toma de datos ha sido mediante equipos RTU (*remote terminal unit*) conectadas a un sistema SCADA/DMS [13]. Además de las variables anteriormente mencionadas se recogen otros parámetros que pueden servir de utilidad en el seguimiento y estudio de los centros de transformación, como puede ser la temperatura interior y el grado de humedad relativa del aire [14].

#### 2.1.1. Llamaquique

Este CT es de tipo subterráneo y construido de obra civil, situado en el núcleo urbano de Oviedo (Asturias). Dispone de un transformador de 800kVA sumergido en baño de aceite. El volumen del local es de 75 m<sup>3</sup>. En él se han recogido experimentalmente datos de temperaturas (temperatura exterior, temperatura de la parte superior del aceite) y potencia en el período 2009-2014.

#### 2.1.2. Quevedo

Se trata de un CT de tipo interior (Figura 1) localizado en los bajos de un edificio de viviendas en Gijón (Asturias) y con un volumen de 42 m<sup>3</sup>. Dispone de un transformador de 630 kVA sumergido en baño de aceite. En el período Febrero 2010 a Febrero 2014 se han muestreado cada 15 minutos datos que recogen valores de la temperatura de la parte superior del

aceite del transformador, la potencia y la temperatura externa al CT, entre otros. De dichos datos, más de 100.000 muestras, se han seleccionado los más relevantes (en función de la época del año, temperatura exterior y diferentes regímenes de carga, para cubrir el espectro más amplio posible), para crear tanto la RNA como la RP, lo que permite que los resultados de ambos métodos sean totalmente comparables.



Figura 1: CT tipo interior de edificio, visto desde afuera y desde adentro

#### 2.1.3. Ronda3

Este CT situado en Pinto (Madrid) es de tipo subterráneo prefabricado (Figura 2) y se ha utilizado para obtener el modelo de RP. Dispone de un transformador de 630 kVA sumergido en baño de aceite. El volumen del local es de 37.5 m<sup>3</sup>. Al igual que CT-Quevedo, en el mismo período se han recogido datos cada 15 minutos de temperaturas de la tapa del transformador y del exterior del CT y valores de la potencia que está suministrando el mismo. A su vez, dado que se trata de un CT subterráneo, se han recogido valores de la temperatura del terreno para ver si tiene influencia en la temperatura del transformador. Los criterios de selección de los datos entre el total del amplio número de muestras disponibles se ha hecho con igual criterio, es decir, para cubrir los valores más amplios posibles de la temperatura exterior y de la carga del transformador, como se hizo en el CT Quevedo.

La Figura 2 muestra un CT de este tipo, visto desde el interior y su exterior antes de enterrarlo.



Figura 2: Centro de transformación subterráneo, vista del interior y exterior antes de enterrarlo

## 2.2. MODELOS DESARROLLADOS

### 2.2.1. Pérdida de vida útil de un transformador de distribución (sumergido en aceite)

El envejecimiento normal de un transformador se produce cuando la temperatura del punto más caliente es igual a 110°C, siendo la temperatura ambiente 30°C. Para temperaturas infe-

riores el envejecimiento es más lento que el esperado (180.000 horas = 20,55 años como referencia) y para valores superiores envejece más rápidamente. [8]

Es decir, si está funcionando a un régimen de carga y temperatura ambiente 30°C de manera que la temperatura del punto más caliente es de 110° C constante, la vida esperada del mismo es igual a 180.000 horas, o lo que es lo mismo 20,55 años.

Si por el contrario el régimen de carga y temperatura ambiente producen temperaturas en el punto más caliente del devanado por debajo de 110° C, en ese período de tiempo transcurrido en esas condiciones la vida útil gastada del transformador será un valor inferior al tiempo realmente contabilizado. Lo opuesto sucederá en valores superiores a 110°C.

La relación entre la degradación del aislamiento con el tiempo y la temperatura define la pérdida de vida de la siguiente manera:

$$PUL = A * \ell^{\left(\frac{B}{\theta_{HS} + 273}\right)}$$

Donde

PUL: vida útil unitaria (per unit life)

A = 9,8 \* 10<sup>-18</sup>

B = 15.000

$\theta_{HS}$  = Temperatura del punto más caliente del devanado (°C)

La curva de pérdida de vida del aislamiento del transformador puede ser utilizada como base para el cálculo del aumento de envejecimiento del mismo, lo que se denomina FAA (Factor de aceleración de edad, “aging acceleration factor”). Este factor se calcula para una carga y una temperatura del transformador determinada, o para una curva de carga y temperatura en un período de 24 horas, según la siguiente ecuación:

$$F_{AA} = \ell^{\left(\frac{15000}{383} - \frac{15000}{\theta_{HS} + 273}\right)}$$

La pérdida de vida en horas o días a una temperatura de referencia que podría ser consumida en un período de tiempo dado para un ciclo de temperatura determinado se obtiene por la siguiente ecuación:

$$F_{EQA} = \frac{\sum_{n=1}^N F_{AA} \times \Delta t_n}{\sum_{n=1}^N \Delta t_n}$$

$F_{EQA}$  = Factor de edad equivalente (“equivalent aging factor”) para el período de tiempo total

n = índice del intervalo de tiempo

N = número total de intervalos de tiempo

$F_{AA,n}$  = es el Factor de aceleración de edad para la temperatura existente en el intervalo de tiempo  $\Delta t_n$ .

Para obtener el % de pérdida de vida total es necesario definir, aunque sea aproximadamente, la normal pérdida de vida del aislamiento (en horas o años) a la temperatura de re-

ferencia. La pérdida de vida en horas, en relación al período de tiempo total se obtiene multiplicando el factor equivalente por el tiempo expresado en horas. Con este método se obtienen las horas equivalentes de vida perdidas a una temperatura de referencia, que son consumidas en un período dado de tiempo. Habitualmente se utiliza un período de tiempo total de 24 horas. La ecuación de la pérdida de vida en % es la siguiente:

$$LOL(\%) = \frac{F_{EQA} \times t \times 100}{\text{vida normal del aislamiento}}$$

Resulta claro entonces que la temperatura del punto más caliente del transformador depende de dos factores:

- 1) La curva de carga que esté entregando la máquina.
- 2) La temperatura ambiente a la que está sometida.

### 2.2.2. Obtención de un modelo mediante redes neuronales artificiales

La RNA utilizada en este trabajo consta de una capa de entrada, en la cual hay tantos nodos como variables de entrada tiene el sistema, en nuestro caso: la temperatura exterior del CT (°C) y la potencia (aparente en kVA) al cuadrado que suministra el transformador (Figura 3).

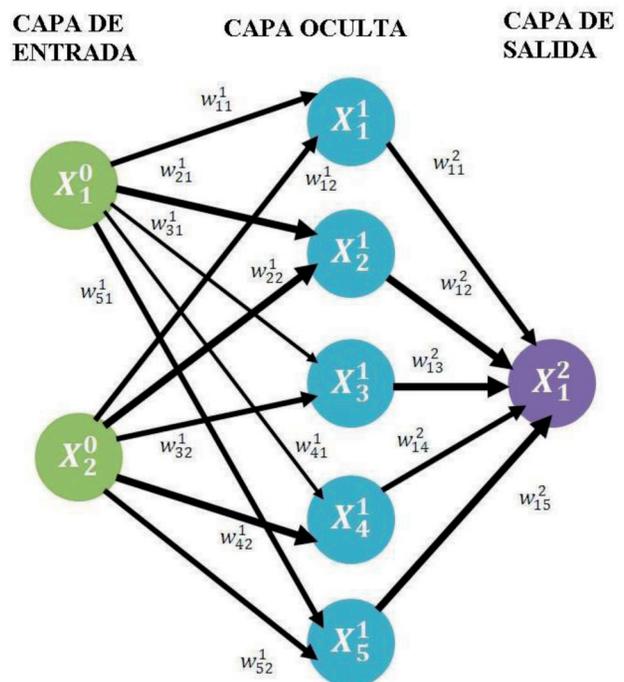


Figura 3: Arquitectura de la red diseñada

Posteriormente hay una capa, denominada capa oculta, formada por neuronas propiamente dichas. Estas neuronas están conectadas con todos los nodos o neuronas de la capa inmediatamente anterior a través de conexiones llamadas sinapsis. Las neuronas responden al modelo indicado en la Ecuación (1):

$$x_j^k = f \left( \sum_{i=1}^n w_{ji}^k \cdot x_i^{k-1} + b_j^k \right) \tag{1}$$

Donde  $k$  representa el número de la capa,  $x_i^k$  es la salida de la neurona  $i$  de la capa  $k$ ,  $w_{ji}^k$  es el peso asignado en la neurona  $j$  de la capa  $k$  a la entrada procedente de la neurona  $i$  de la capa anterior,  $b_j^k$  es la tendencia, y el  $n$  es el número de neuronas de una capa. La función  $f$  (función de activación) de cada neurona puede ser de distintos tipos: escalón, lineal, logarítmica sigmoideal o tangente sigmoideal. El término  $b$  permite añadir valores constantes a las salidas aunque las entradas sean cero. El valor de esa entrada constante a cada neurona es 1 y el valor del peso que se le aplica  $b_j^k$  se ajusta de manera similar a los  $w_{ji}^k$  durante un entrenamiento [12].

Finalmente, hay una capa de salida formada por tantas neuronas como salidas tenga la RNA. En nuestro caso, tenemos una salida, la temperatura de la parte superior del aceite (°C). Esta medida está estrechamente relacionada con la vida útil del transformador, ya que la temperatura del punto más caliente se puede estimar a partir de la temperatura del aceite en la parte superior de la cuba o lo que es lo mismo la temperatura de la parte superior del aceite del transformador [8]. Con ese valor se puede determinar el nivel de envejecimiento al que está sometido el transformador [7, 8, 15].

Se ha utilizado una red con 5 neuronas en la capa oculta ya que, siguiendo las recomendaciones de otros autores, se ha encontrado que ese es el tamaño adecuado [12].

La RNA se ha implementado en el entorno MATLAB, usando una función de activación de tipo logaritmo sigmoideal para la capa oculta y una lineal para la capa de salida.

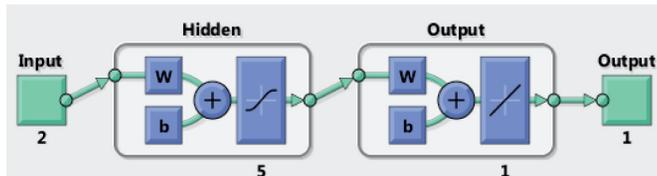


Figura 4: Funciones de activación en cada capa

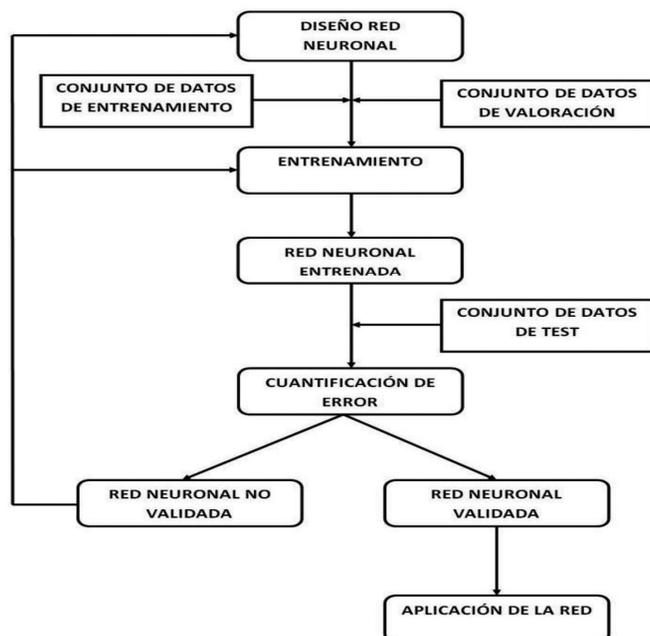


Figura 5: Proceso de construcción de una red neuronal

Se ha definido un procedimiento de generalización mediante regulación Bayesiana, una metodología elegante y potente basada en la probabilidad y la estadística que permite construir modelos de probabilidad conjunta manejables que representan las dependencias relevantes entre un conjunto de variables [16]. Se han puesto 200 iteraciones para realizar el entrenamiento. Se hacen entrenamientos variando el número de neuronas de 1 a 20 para ver cuál es el óptimo y que finalmente se ve que el mejor resultado es 5 (ya que a partir de este valor la ganancia porcentual es muy pequeña) [12, 17].

En la Figura 5 se puede ver el proceso de construcción de la red descrita anteriormente:

Para valorar la calidad de la predicción de la RNA se utilizan los indicadores estadísticos: raíz del error cuadrático medio (RMSE) y el coeficiente de determinación ( $R^2$ ) [18, 19].

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^{i=n} (y_i - \hat{y}_i)^2}{n}} \quad (2)$$

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^{i=n} (y_i - \hat{y}_i)^2}{\sum_{i=1}^{i=n} (y_i - \bar{y})^2} \quad (3)$$

Siendo  $n$  el número de muestras,  $y_i$  la medida tomada en la muestra  $i$ ,  $\bar{y}$  la media de las medidas e  $\hat{y}_i$  el valor predicho por el modelo.

Los datos de partida para este estudio han sido tomados durante los meses de julio, agosto y noviembre de 2013 así como enero y febrero de 2014, correspondientes al CT - Quedo (Gijón). Esta variedad en la toma de datos tiene como finalidad contar con una muestra representativa que contenga todos los posibles escenarios en cuanto a potencia y temperatura ambiental.

La muestra está compuesta por 9044 datos, de las cuales se han seleccionado aleatoriamente 7236 para conformar el conjunto de entrenamiento (un 80%), 904 para la validación (10%) y otro 10% para el conjunto de test.

Se crea la RNA con 5 neuronas en la capa oculta y se procede al entrenamiento, validación y test de la misma, obteniendo los resultados que más adelante se indican.

### 2.2.3. Obtención de un modelo mediante regresión polinomial

El análisis de regresión es una técnica estadística que tiene como objetivo establecer modelos matemáticos para representar formalmente las relaciones de dependencia existente entre un conjunto de variables.

Esta metodología puede utilizarse para explorar y cuantificar la relación entre una variable dependiente y una o más variables independientes ( $x_1, x_2, \dots, x_k$ ), así como para desarrollar una ecuación lineal o no (depende de los casos) con fines predictivos. La idea consiste en encontrar una función que minimice la distancia entre el valor real ( $y_i$ ) y el pronosticado ( $\hat{y}_i$ ). Las diferencias entre los valores observados  $y_i$  y los valores que predice el modelo  $f(x_i)$ , se denominan residuos [18].

En la Figura 6 se muestran los puntos del conjunto de datos y la recta de regresión,  $Y=a+bX$ , que hace mínima la distancia ( $d_i$ ) entre el valor real ( $y_i$ ) y el estimado ( $\hat{y}_i$ ).

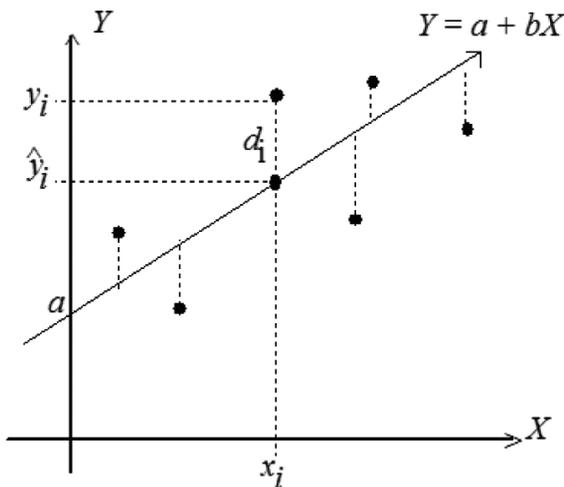


Figura 6: Dibujo esquemático de la regresión lineal simple

Del mismo modo, una RP multivariable como la que se va a crear en este estudio será del tipo:

$$y = k_0 + k_1x_1 + k_2x_2 + \dots + k_nx_n + error \quad (4)$$

Además, el análisis de regresión lleva asociados una serie de procedimientos de diagnóstico que informan sobre la estabilidad e idoneidad del análisis y que proporcionan pistas sobre cómo perfeccionarlo. Entre ellos se encuentra el coeficiente de determinación de error ( $R^2$ ) y el RMSE, definidos anteriormente, entre otros [18].

El estudio realizado se ha llevado a cabo con la herramienta informática Excel, utilizando el complemento “Solver”, obteniendo un modelo óptimo de regresión polinomial cuadrática que relaciona las mismas variables que en caso de la RNA, esto es la temperatura de la parte superior del aceite del transformador con la potencia aparente al cuadrado que suministra el transformador y con la temperatura exterior si es un CT de tipo interior; así como de la potencia aparente al cuadrado, temperatura exterior y temperatura del terreno si es un CT tipo subterráneo.

Para cada tipo de CT se obtendrá un modelo diferente. Para el CT Quevedo, CT de tipo interior, donde las paredes de la caseta están en contacto con el aire, la temperatura exterior al mismo jugará un papel importante en la temperatura del

transformador. En un CT de este tipo la regresión polinomial creada será:

$$T_{tapa}(^{\circ}C) = k_0 + k_1 \cdot S^2(kVA) + k_2 \cdot T_{exterior}(^{\circ}C) \quad (5)$$

Con respecto a Ronda3, CT de tipo subterráneo, todas las paredes de la caseta excepto la superior están en contacto con el terreno, por lo que la temperatura del mismo podría jugar un papel importante en la temperatura del transformador, además de la Text.

### 3. RESULTADOS

#### 3.1. MODELO POR REDES NEURONALES ARTIFICIALES

Con las muestras seleccionadas se entrenó la RNA con 5 neuronas en la capa oculta con las condiciones indicadas anteriormente y se calcularon los indicadores de calidad de la predicción, se obtienen los valores de la Tabla 2:

	RMSE	$R^2$
$T_{tapa}$	1.1511	0.962

Tabla 2: Indicadores de calidad en la RNA

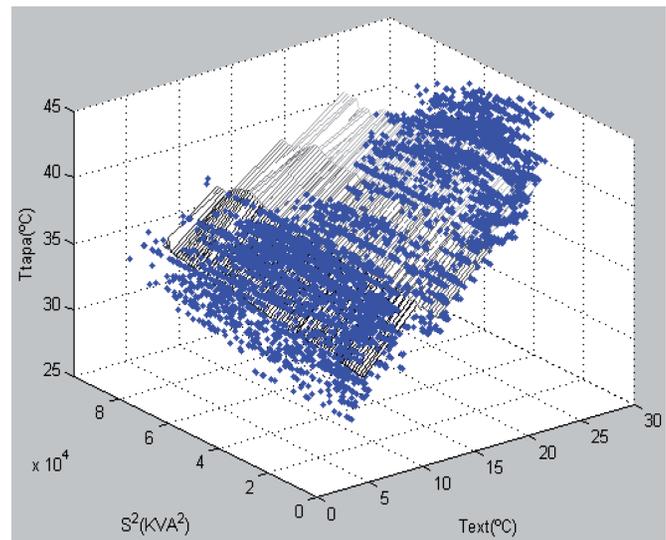


Figura 7: Modelo obtenido de la red neuronal (malla) junto con las muestras tomadas (puntos azules)

Caso	Tipo CT	Descripción
Caso 1	Interior (Quevedo)	Los datos tomados ( $T_{tapa}$ , $T_{exterior}$ y $S^2$ ) se utilizan en continuo para obtener la regresión polinomial.
Caso 2	Interior (Quevedo)	Los datos con los que se crea la regresión polinomial son la $T_{tapa}$ y los valores medios de $S^2$ y $T_{exterior}$ medidos dos horas antes.
Caso 3	Subterráneo (Ronda3)	Los datos tomados ( $T_{tapa}$ , $T_{exterior}$ y $S^2$ ) se utilizan en continuo para obtener la regresión polinomial.
Caso 4	Subterráneo (Ronda3)	Se crea una regresión polinomial mensual siendo los datos $T_{tapa}$ , y los valores medios de $S^2$ y $T_{exterior}$ medidos dos horas antes.

Tabla 3: Casos de generación de las regresiones polinomiales

Se obtiene un error cuadrático medio (RMSE) ligeramente por encima de 1, lo que suele ser producido por alguna muestra errónea por algún fallo puntual del total de las miles utilizadas, sin embargo el coeficiente de determinación ( $R^2$ ) resulta muy bueno, por lo que se puede considerar como más que aceptable el resultado obtenido.

En la Figura 7 se puede ver la representación gráfica del modelo de predicción obtenido junto con las muestras experimentales del conjunto de entrenamiento. Visualmente se comprueba un ajuste correcto entre muestras y predicción.

### 3.2. MODELO DE REGRESIÓN POLINOMIAL

Se ha aplicado la regresión polinomial en principio a cuatro casos diferentes, dos de ellos para el CT tipo interior en edificio (Quevedo) y los otros dos para el CT subterráneo (Ronda3), mostrados en la Tabla 3. Para cada RP se han tomado 96 muestras.

El estudio de estos 4 casos se llevó a cabo de forma evolutiva, observando los resultados de los análisis anteriores. Es decir, primeramente (Caso 1) se creó y se analizó la regresión polinomial propuesta en la ecuación 5 contrastando los resultados obtenidos con las muestras recogidas. Se observó que la tendencia de la temperatura recogida del aceite seguía un desfase aproximado de 2 horas posteriores a la tendencia de las otras dos variables. Este desfase tiene como explicación la inercia térmica que supone un cuerpo de las dimensiones de un transformador de distribución, en el que el calentamiento/enfriamiento del aceite tiene un retardo con relación a las variables que producen esta variación, y en consecuencia se decidió cambiar el formato de las mismas utilizando el valor de dos horas antes [20] (Caso 2).

Adicionalmente se decidió generar un tercer análisis al CT Quevedo (denominado caso 2') para mejorar la convergencia de la RP debida a la inercia térmica, de manera que se conside-

	Caso 1	Caso 2	Caso 3
$k_0$ (término independiente)	19.8352	21.835483	25.748952
$k_1$ (término de $S^2$ )	0.000027	0.000061	0.000079
$k_2$ (término de Text)	0.959477	0.797797	0.03639
RMSE	0.473068	0.439698	0.464947
$R^2$	0.681677	0.725002	0.218727

Tabla 4: Resultados de las RP y análisis estadístico

Caso 2'	$k_0$ (indep)	$k_1$ (Text-2h)	$k_2$ (Text)	$k_3$ ( $S^2$ -2h)	$k_4$ ( $S^2$ )	RMSE	$R^2$
Quevedo	21.384915	0.380739	0.451125	0.000053	0	0.402936	0.769064

Tabla 5: Resultados de las RP y análisis estadístico (I)

Caso 4					
	$k_0$	$k_1$	$k_2$	RMSE	$R^2$
Enero	23.204685	0.000189	0.1881776	0.291440	0.755971
Febrero	23.351231	0.000207	0.1163476	0.345578	0.878425
Marzo	25.634463	0.000091	0.1504103	0.522419	0.473161
Abril	25.268669	0.000267	0.11843	0.516546	0.866153
Mayo	30.486634	0.000233	0.0878963	0.502443	0.678551
Junio	36.694593	0.000199	0.0291578	0.377533	0.553936
Julio	41.125237	0.000180	0.0265101	0.384719	0.634471
Agosto	40.303386	0.000557	0.0698983	0.612076	0.871793
Septiembre	38.160335	0.000153	0.1475193	0.342459	0.857509
Octubre	30.580972	0.000118	0.1356189	0.286988	0.841613
Noviembre	27.158153	0.000196	0.2343579	0.52407	0.790757
Diciembre	23.841716	0.000018	0.2941854	0.197420	0.809001

Tabla 6: Resultados de las RP y análisis estadístico (II)

ren implícitamente los datos de la temperatura exterior y carga (kVA)<sup>2</sup> entregada por el transformador, en el instante t actual y t-2 horas, aplicando por tanto la siguiente ecuación:

$$T_{tapa} = k_0 + k_1 \cdot T_{ext-2h} + k_2 \cdot T_{ext} + k_3 \cdot S_{-2h}^2 + k_4 \cdot S^2 \quad (7)$$

En cuanto a Ronda3, por su condición de CT subterráneo cinco de sus seis paredes exteriores están en contacto directo con el terreno. En consecuencia la temperatura del terreno pudiera tener una influencia mayor que la temperatura exterior, y como aquella se mantiene más o menos constante durante el día, con unos cambios más estacionales en función de la época del año, se decidió crear una regresión polinomial para cada mes (caso 4) como alternativa al caso estándar (caso 3). Se hicieron para ambos casos (3 y 4) sendas regresiones para comprobar la influencia del terreno, una con esa temperatura y otra con la exterior. Finalmente los resultados que se muestran se corresponden considerando como variables independientes la media de la potencia al cuadrado dos horas antes y la media de la temperatura exterior dos horas antes, y como variable dependiente la temperatura de la parte superior del aceite del transformador. Estas variables ofrecieron resultados más precisos que los obtenidos con la temperatura del terreno.

Las Tablas 5 y 6 recogen las características y el comportamiento de la RP para los cuatro casos citados (1, 2, 3 y 4):

$$T_{tapa} = k_0 + k_1 \cdot S^2 + k_2 \cdot T_{ext}$$

En primer lugar destacan como favorables los pequeños valores del RMSE de las regresiones polinomiales comparados con el de la RNA (todos por debajo del 0,60), pero no así el coeficiente de determinación R<sup>2</sup> que varían notablemente pero comparativamente con la RNA son sensiblemente menores. Para los casos 1 y 3 donde no se tiene en cuenta la inercia térmica del sistema, R<sup>2</sup> es menor. Se observan mejoras considerables para los casos 2 y 2', siendo ésta última la más precisa.

Para el caso 4, en varios meses, dicho parámetro es bastante bueno (por encima de 0,80) lo cual indica una buena claridad en la predicción. Sin embargo en otros casos el coeficiente de determinación es más bajo (por debajo de 0,65).

Debido a que en los transformadores donde se tomaron las muestras, por cuestiones relacionadas con la red de distribución de la zona la carga habitual oscila entre un 25-50% de su potencia nominal, el peso de ésta en la temperatura de la parte superior del aceite es bajo, teniendo mucha más importancia las variaciones de temperatura exterior (Text). Así queda reflejado tanto en los resultados de la RNA como de las RP (coeficiente k<sub>1</sub>).

El tipo de respuesta es la misma para todos los casos: los coeficientes de potencia y temperatura lógicamente son positivos (al aumentar alguna de estas variables la temperatura de la parte superior del aceite también aumenta). La forma de la curva en cada tipo de CT es similar, la función evoluciona de forma cíclica con la temperatura exterior y la potencia suministrada a lo largo del día. En las Figuras 8 y 9 se muestran los modelos de estas RP para cada CT junto con las muestras tomadas.

#### 4. CONCLUSIONES

Los estudios realizados, tanto por RNA como por RP, arrojan valores estadísticos RMSE y R<sup>2</sup> aceptables, por lo que permiten aproximar con un grado razonable de precisión los valores de la temperatura del aceite de la parte superior de la cuba, a partir de la temperatura exterior (Text) y la potencia S<sup>2</sup> que entrega la máquina (kVA)<sup>2</sup>.

El valor con más peso es la Text, sensiblemente superior a la S<sup>2</sup>, debido al nivel de carga real (inferior al 50%) de los transformadores objeto de esta investigación. Este valor es función de la carga real de los clientes de la red de distribución de cada zona y no es un parámetro ajustable.

En el caso de CT subterráneos aunque la temperatura del terreno adquiere una relevancia especial para la refrigeración del local frente a los CT de caseta o edificio, la mejor convergencia se ha obtenido con el valor de la temperatura exterior (Text). Esta constatación tiene como punto a favor para los objetivos de esta investigación, la facilidad de utilizar el parámetro Text (accesible en múltiples registros) frente a la Tterreno (de escasa o nula medición).

Con estos métodos se puede por tanto establecer para cada transformador, en función del tipo de local en el que esté alojado y según los valores de la Text y carga (kVA<sup>2</sup>) registrados para cada caso, el valor de pérdida de vida útil, dato éste que puede tener diversos e importantes usos en las empresas que utilizan este tipo de activos dentro de su proceso productivo, fundamentalmente empresas de distribución de energía eléctrica.

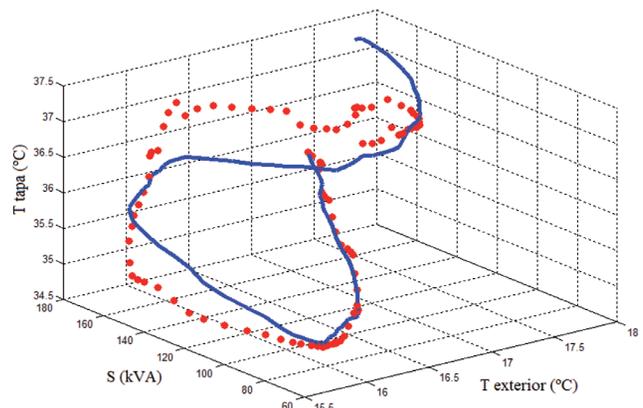


Figura 8: Modelo de RP obtenido para el caso 2 junto con las muestras tomadas

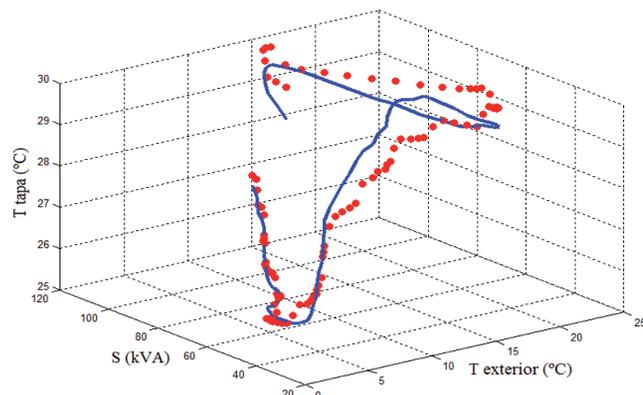


Figura 9: Modelo de RP obtenido para el caso 4 junto con las muestras tomadas

## AGRADECIMIENTOS

Se agradece a Hidrocantábrico Distribución Eléctrica, la inestimable colaboración para la realización de las pruebas en los centros de transformación en los que se han recogido desde hace varios años todos los datos relacionados con este artículo.

Igualmente en la prestación de los recursos necesarios, entre ellos la beca con la Universidad de Oviedo, a partir de la que se ha procedido al análisis de todos los datos anteriormente citados.

## BIBLIOGRAFÍA

- [1] HC Energía Distribución. Especificaciones Técnicas de Guía de montaje y construcción de CT tipo interior en edificio destinado a otros usos. 2009.
- [2] HC Energía Distribución. Especificaciones Técnicas de Cables unipolares conductores de aluminio y aislamiento seco para redes AT hasta 30 kV. 2002.
- [3] HC Energía Distribución. Especificaciones Técnicas de Cables unipolares aislados con cubierta de poliolefina para redes de BT. 2011.
- [4] Theodore W. Máquinas eléctricas y sistemas de potencia. 6ª edición. México: Pearson Educación, México 2007. 960p. ISBN: 970-26-0814-7.
- [5] Gouvea M, Robba E, Belvedere E et al. "Thermal simulation for distribution transformers in underground vaults". En: Transmission and Distribution Conference and Exposition, (Latin America 8-11 de Noviembre de 2004). Conference Publications, 2004. p.987-991. ISBN: 0-7803-8775-9.
- [6] Antonio-Jardini J, Prieto-Schmidt H, Tahan C et al. "Distribution transformer Loss of Life Evaluation: a novel approach based on daily load profiles" IEEE Transactions on power delivery. Enero 2000. Vol.15-1 p.361-366.
- [7] De-Keulenaer H, Chapman D, Fassbinder S. "The scope for energy saving in the EU through the use of energy-efficient electricity distribution transformers". En: International Conference and Exhibition on Electricity Distribution (CIRED) (Amsterdam (Holanda) 18-21 de Junio de 2001) v. XVI. European Copper Institute Belgium, 2001. p.4-27. ISBN: 0-85296-735-7.
- [8] C57.91-2011 - IEEE Guide for Loading Mineral-Oil-Immersed Transformers and Step-Voltage Regulators March 2012, United States of America, ISBN: 978-0-7381-7195-1 (revision of IEEE Std C57.91-1995)
- [9] Qing H, Tylavsky DJ, Si J et al. "Prediction of Top-Oil temperature for transformers using neural networks". IEEE Transactions on Power Delivery. October 2000. Vol.15-4 p.1205-1211. (doi: <http://dx.doi.org/10.1109/61.891504>).
- [10] García-de-Burgos B, Burgos JC et al. "Modelado de la temperatura para monitorización de transformadores". Energía y Computación, Vol X, N° 2, 2º Semestre 2001 - Edición 18.
- [11] IEC 60076-7 Edition 1.0 2005-12 "Power Transformers: Loading guide for oil-immersed power transformers"
- [12] Álvarez-Huerta A, González-Miguélez R, García-Metola D et al. "Predicción de la temperatura de la contención primaria de una central nuclear mediante redes neuronales". DYNA. Agosto 2011. Vol.86-4 p.467-473. (doi: <http://dx.doi.org/10.6036/4025>).
- [13] Martínez-Camara e, Jimenez-Macias e, Blanco-Fernandez j et al. "predicción y detección de averías en aerogeneradores a partir de datos scada" DYNA Energía y Sostenibilidad. ENERO 2013. Vol. 2-1 p.[No Consta]. DOI: <http://dx.doi.org/10.6036/ES5708>
- [14] Tylavsky DJ, Qing H, McCulla GA et al. "Sources of error in substation distribution transformer dynamic thermal modeling". IEEE Transactions on Power Delivery. January 2000. Vol.15-1 p.178-185. (doi: <http://dx.doi.org/10.1109/61.847248>).
- [15] Najdenkoski K, Rafajlovski G, Dimcev V. "Thermal Aging of Distribution Transformers According to IEEE and IEC Standards" En: Power Engineering Society General Meeting, 2007. IEEE (24-28 de Junio de 2007). Conference Publications, 2007. p.1-5. ISBN: 1-4244-1298-6.
- [16] Ancell-Trueba R. "Aportaciones de las Redes Bayesianas en Meteorología. Predicción probabilística de precipitación". Director: Gutiérrez JM. Universidad de Cantabria, Departamento de Matemática Aplicada y Ciencias de la Computación, 2009.
- [17] Ortiz-Servin j, Castillo-Mendez j, pelta d et al. "uso eficiente de combustible nuclear en plantas de potencia" DYNA Energía y Sostenibilidad. Enero 2013. Vol. 2-1 p.[No Consta]. DOI: <http://dx.doi.org/10.6036/ES6912>
- [18] Walpole R, Myers R, Myers S. Probabilidad y estadística para ingenieros. 6ª edición. México: Prentice-Hall Hispanoamericana, S.A., 1999. 742p. ISBN: 970-17-0264-6.
- [19] Flórez-López R, Fernández-Fernández JM. Las redes neuronales artificiales. Fundamentos teóricos y aplicaciones prácticas. España: Netbiblio, S.L., 2008. 150p. ISBN: 978-84-9745-246-5.
- [20] Fernandez-Salvador v. "Simulación energética de una vivienda de consumo casi nulo" DYNA Energía y Sostenibilidad. ENERO 2012. Vol. 1-1 p.[No Consta]. DOI: <http://dx.doi.org/10.6036/ES1012>