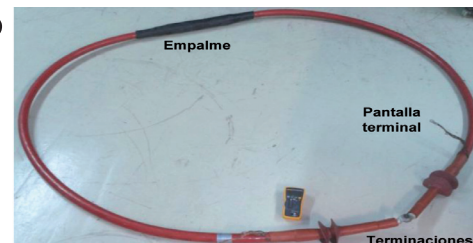


Identificación de defectos en cables de media tensión aplicando métodos multivariantes

DEFECTS IDENTIFICATION IN XLPE MEDIUM-VOLTAGE CABLES BY APPLYING MULTIVARIATE METHODS

DOI: <http://dx.doi.org/10.6036/7161> | Recibido: 14/05/2014 • Aceptado: 09/07/2014



Jordi Roger-Riba¹, Pau Casals-Torrens², Ricard Bosch²

¹ Universitat Politècnica de Catalunya. Electrical Engineering Department. Rambla Sant Nebridi, 22 - 08222 Terrassa. Tfno: +34 93 8035300. riba@ee.upc.edu

² Universitat Politècnica de Catalunya. Electrical Engineering Department. Avda. Diagonal, 647 - 08028 Barcelona. Tfno: +34 93 4017797

ABSTRACT

- Partial discharges in high-voltage power cables are a focus of concern due to their harmful effects regarding insulation degradation.

Therefore, their fast and accurate identification is of paramount importance. This paper deals with the diagnosis and identification of cable defects in medium-voltage XLPE insulated cables. Partial discharge pulses are acquired by means of a standard partial discharge detector. Data acquired are further processed by means of the fast Fourier transform and by applying suitable multivariate feature extraction and classification methods, namely principal component analysis, canonical variate analysis and k nearest neighbors. Experimental results show that the proposed identification methodology provides improved classification accuracy, simplicity and very low time response to classify a new sample object. Therefore, the data processing system presented here is the main contribution of this work, which can be extended to other insulated cable types.

- Keywords:** Partial discharge, flow, power cable, spectral analysis, multivariate methods, classification.

RESUMEN

Las descargas parciales en cables de media y alta tensión tienden a degradar el aislamiento, provocando daños irreparables a medio y largo plazo, por lo que su pronta detección y localización es especialmente interesante.

En este artículo se describe un método de diagnóstico y clasificación de daños en cables de media tensión tipo XLPE, mediante la adquisición de pulsos de descargas parciales, utilizando un detector estándar de descargas parciales, y a continuación procesando los datos adquiridos vía transformada rápida de Fourier y mediante la aplicación de métodos multivariantes de extracción de características, es decir análisis de componentes principales (ACP) y análisis de variables canónicas (AVC). Posteriormente, se aplica el clasificador k vecinos más cercanos (kVC). Los datos experimentales aportados evidencian que el sistema propuesto de identificación es sencillo, preciso y requiere de muy poco tiempo para clasificar una muestra desconocida. Así pues, este sistema multivariable de procesamiento de datos es la principal aportación de este trabajo que además se puede extender a otros tipos de cables aislados o equipos eléctricos.

Palabras clave: descargas parciales, defecto, cables eléctricos, cables aislados, análisis espectral, métodos multivariantes, clasificación.

1. INTRODUCCIÓN

Los cables de media y alta tensión juegan un papel decisivo en los actuales sistemas de distribución y transporte de potencia eléctrica. Dichos cables utilizan aislamientos poliméricos, por ejemplo polietileno reticulado (XLPE), requiriendo de procedimientos especiales en la preparación y reconstrucción del aislamiento en terminales y empalmes.

Los cables en servicio se deben someter a pruebas periódicas para determinar la posible degradación del sistema y así minimizar los fallos de servicio del sistema eléctrico. Entre ellas cabe destacar las pruebas de descargas parciales y pérdidas dieléctricas (tangente de delta), siendo pruebas diagnósticas que permiten una evaluación del aislamiento de los cables en condiciones de tensión y frecuencia de operación. Estas pruebas también se pueden realizar a menor tensión y muy baja frecuencia (VLF), normalmente a 0,1 Hz, en líneas fuera de servicio. En este caso los equipos de prueba tienen menor potencia y son más pequeños que los de frecuencia industrial.

La fiabilidad y continuidad del suministro eléctrico, en las redes subterráneas de distribución y transporte de energía eléctrica, se ven afectadas por una tasa de fallos más elevada en los accesorios de instalación de cables (empalmes y terminales), en comparación con la tasa de fallos debida a los propios cables [1-3]. Es importante destacar que una vez finalizada la fabricación de los cables y antes de su instalación, estos son sometidos a rigurosos ensayos de calidad, tanto de rigidez dieléctrica, como de descargas parciales, que aseguran la ausencia de defectos de fabricación en los mismos [2,3]. Los accesorios, en cambio, no pueden ser totalmente evaluados como conjunto unitario, ya que después de la fabricación y ensayo de sus partes, sufren un proceso de manipulación durante el montaje que también afecta la instalación del cable. Todo este proceso es propenso a errores y daños que difícilmente pueden ser detectados durante los ensayos de puesta en servicio de la instalación, debido a las limitaciones de las pruebas en campo, ya que son menos rigurosas que las pruebas de laboratorio [2]. Las pruebas de campo se suelen realizar a un nivel menor de tensión con tiempos de prueba inferiores y en entornos donde la sensibilidad de los equipos de detección de descargas parciales se ve reducida, además que dicho ensayo no es requisito normativo obligatorio [4,5].

Es conocido que los empalmes y terminales de los cables son puntos especialmente delicados, donde las descargas parciales (DP) tienen más probabilidad de aparecer [6-8], respecto a la longitud del propio cable. En el caso de cables con aislamiento de XLPE, aproximadamente un tercio de los fallos ocurren en dichos puntos [9]. Los cables tienen una vida útil de unos 30 años, aunque los daños o defectos en el aislamiento pueden reducir dicha vida útil [10]. La adquisición y detección de las DP se ha convertido en un método fundamental para analizar la degradación de los aislantes en sistemas de alta tensión [11,12], los cuales incluyen transformadores, grandes motores y generadores o cables [7,8] entre otros.

Los sistemas de adquisición y análisis de DP permiten prevenir fallos en sistemas eléctricos de potencia, mejorando ostensiblemente su fiabilidad [13]. Los sistemas de monitoreo de DP se han basado, primordialmente, en detectar la ocurrencia de dicho fenómeno e identificar el tipo de defecto que lo ha provocado. Mientras que la primera estrategia se puede llevar a cabo usando detectores de DP comerciales, la segunda es reciente y se encuentra aún bajo investigación y optimización debido a que involucra métodos matemáticos y estadísticos para reconocer e interpretar los patrones asociados a los efectos de las DP [12].

Las DP generan pulsos de corrientes que deben ser registrados con instrumentos muy rápidos así como otros efectos y emisiones, como luz visible, ruido acústico, calentamiento local y reacciones químicas entre otros [14]. Estos efectos tienden a intensificar aún más el campo eléctrico en el entorno de la zona de generación de DP [15].

El objetivo principal de este artículo es la identificación de defectos en cables XLPE de media tensión mediante la adquisición de los pulsos de DP con un detector comercial. En este estudio se detectan, analizan y clasifican las descargas parciales que presentan tres empalmes, dos con defectos que suelen producirse en la preparación de los empalmes de cables y el tercero un empalme sin defecto, mediante el análisis de los grupos de pulsos contenidos en el patrón de

descarga parcial capturado y de sus espectros en frecuencia. Los datos adquiridos son posteriormente procesados mediante métodos apropiados de análisis multivariables, los cuales incluyen métodos de extracción de características y métodos de clasificación. Los métodos utilizados presentan dos características fundamentales como son simplicidad y reducida carga computacional. El proceso de identificación realizado en este artículo se basa en el análisis de los datos originales (sin tratar) adquiridos por el detector comercial de DP así como de los datos originales una vez tratados vía transformada rápida de Fourier (TRF). Por lo tanto, los métodos multivariables de extracción de características y de clasificación, clasifican directamente un pulso de descarga parcial desconocido en uno de los tres tipos de defectos estudiados a partir del análisis de los datos numéricos de este pulso, ya sean en formato original o de su espectro obtenido a partir de la TRF.

Es conocido que los pulsos de DP generados por fuentes diferentes suelen tener patrones distintos [16] debido a que suelen estar provocados por diferentes procesos físicos fundamentales [17]. Consecuentemente, dichas señales pueden separarse y clasificarse automáticamente aplicando algoritmos multivariables apropiados. Para la clasificación de DP se han aplicado diferentes algoritmos de extracción de características. Por ejemplo, en [18] los pulsos de DP se clasifican basándose en localización temporal y frecuencial. En [7] se aplica la transformada de *Hilbert-Huang* en combinación con un indicador fractal usado como método de extracción de características. En [17] se compara la transformada discreta *wavelet* con el análisis de componentes principales (ACP) como métodos de extracción de características, donde se concluye que el último método da mejores resultados para discriminar los pulsos de las DP. Actualmente, el método ACP es probablemente el algoritmo de extracción de características más aplicado [16,19]. Sin embargo, este artículo propone la aplicación del análisis de variables canónicas (AVC) como método supervisado de extracción de características ya que como se demuestra mediante los resultados obtenidos, está mejor adaptado para sistemas de clasificación que el algoritmo ACP. El enfoque aplicado en este artículo también se basa en la

Característica	Descripción
Designación	RHZ1 H-16 Al
Tensión nominal	18/30 kV
Reactancia inductiva	0.117 Ω /km
Capacitancia	0.211 μ F/km
Temperatura máxima	90 °C, operación permanente
Conductor	Aluminio, 240 mm ² , semirígido clase 2
Aislamiento	Polietileno reticulado (XLPE)
Pantalla	Corona de alambres de cobre con cinta contra espira
Cubierta	Poliolefina termoplástica, sin halógenos
Aplicaciones	Distribución en media tensión para aplicaciones de exterior, instalaciones entubadas o subterráneas

Tabla 1: Propiedades principales de los cables analizados en este trabajo

aplicación de un método adecuado de clasificación. Aunque se han aplicado diferentes tipos de clasificadores para clasificar pulsos de DP como por ejemplo *redes neuronales artificiales* [7,16,20], máquinas de vector soporte [12], *k-means classifier* [21] o *lógica difusa* [13]. En este trabajo se ha aplicado el algoritmo de los k-vecinos más cercanos (kVC) debido a su simplicidad y excelentes resultados de clasificación [22].

2. MATERIALES Y MÉTODOS

Este artículo analiza cables con aislamiento XLPE de media tensión, cuyas características principales se muestran en la Tabla 1.

La Fig. 1 presenta una muestra de los cables analizados, con una longitud total de 6.5 m.

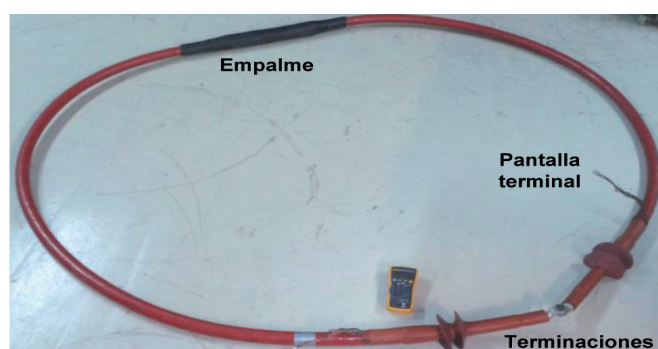


Fig. 1: Muestra de los cables XLPE de media tensión analizados en este trabajo

Las muestras analizadas fueron realizadas por un técnico especialista en la preparación de empalmes unipolares tipo *Cellpack* CHM 30/3 así como terminaciones termorretráctiles unipolares tipo CHE-I.

Los problemas analizados en este trabajo son: el primero (Tipo A), un defecto que consiste en una cavidad de aproximadamente 6 mm localizada en la pantalla semiconductora exterior del empalme, que ha sido provocada deliberadamente durante la realización del empalme. El defecto fue posteriormente cubierto con cinta semiconductora autovulcanizable. El segundo (Tipo B) un defecto que consiste en un empalme en que una porción del conector mecánico del conductor no fue envuelta correctamente con cinta de sellado. Es importante destacar que los defectos Tipo A y B fueron realizados intencionadamente por el técnico especialista. El tercer caso o no defecto (Tipo C) consiste en un empalme realizado de acuerdo a las especificaciones del fabricante y realizado sin ninguna intención de dañar el aislamiento. Incluso un buen empalme realizado en un cable sano puede presentar DP ya que la reconstrucción de un aislamiento suele tener una fiabilidad inferior a la del aislamiento original [3]. Las cavidades en aislamientos pueden ser debidas a grietas o cortes (con origen en la fabricación o manipulación de instalación), la falta de adhesión de los electrodos (capas semiconductoras), conductores incrustados o burbujas de gas desprendidas durante la vulcanización (o curado) del aislamiento. Todos estos defectos provocan una intensificación del campo eléctrico en la zona afectada. El que provocamos es

cilíndrico, normalmente son esféricos (gas), pero pueden ser achatados (ovoides) y grietas (árboles o cortes).

Todas las muestras de cables se ensayaron en el laboratorio de alta tensión de la *Universitat Politècnica de Catalunya* (Barcelona, España), cuyo sistema de prueba en alta tensión en corriente alterna se muestra en la Fig. 2. Consiste en un autotransformador de tensión regulable en el rango 0-220 V y 50 Hz, conectado a un transformador de aislamiento de 220V/440V. Dicho autotransformador está conectado a un transformador de alta tensión de 440V/300kV. Se utiliza un condensador de acoplamiento de 1 nF para medir los pulsos de DP, de acuerdo con lo especificado en la norma IEC 60270 [14], utilizando un circuito indirecto con el sistema de medida conectado a una impedancia en serie con el condensador de acoplamiento. Los ensayos se realizaron bajo las condiciones ambientales siguientes: 26 °C, 73% HR y 1021 hPa.

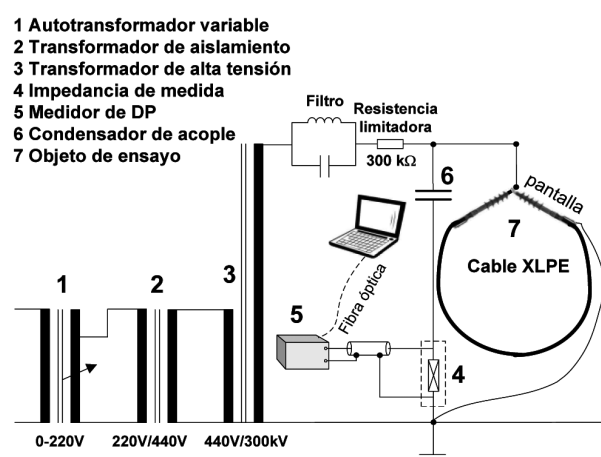


Fig. 2: Dispositivo experimental

Los pulsos de DP fueron adquiridos con un detector comercial de DP modelo *Techimp PDBaseII* con un ancho de banda de 16 kHz a 48 MHz y una velocidad de muestreo de hasta 200 Mmuestras/s. El detector de DP permite expresar la tensión medida como carga equivalente en pC. Se calibró el objeto de ensayo previamente a la medida definitiva inyectando pulsos de corriente entre los terminales del objeto de ensayo mediante un calibrador [14]. Para reducir el efecto del ruido de fondo durante la sesión de calibración se tomaron 2000 pulsos de calibración, calculándose su valor medio. Los pulsos de DP se adquirieron seleccionando el ancho de banda estándar IEC60270 de 115-440 kHz. Este ancho de banda es más estrecho que el máximo ancho de banda admitido por el detector *Techimp PDBaseII*. Se operó de este modo a propósito para trabajar con pulsos de DP calibrados; de este modo sus amplitudes se pueden comparar al ensayar y evaluar diferentes disposiciones de cables [3]. Una vez los patrones de pulsos de DP han sido adquiridos, y almacenados en el disco duro del ordenador, fueron procesados posteriormente offline mediante los algoritmos estadísticos detallados en la Sección 3.

En la Fig. 3 se puede ver una muestra de quince pulsos de DP sin tratar, tal cual los presenta el detector de DP. Aunque se pueden ver pequeñas diferencias en sus formas de onda, no hay diferencias muy significativas entre los diferentes defectos analizados.

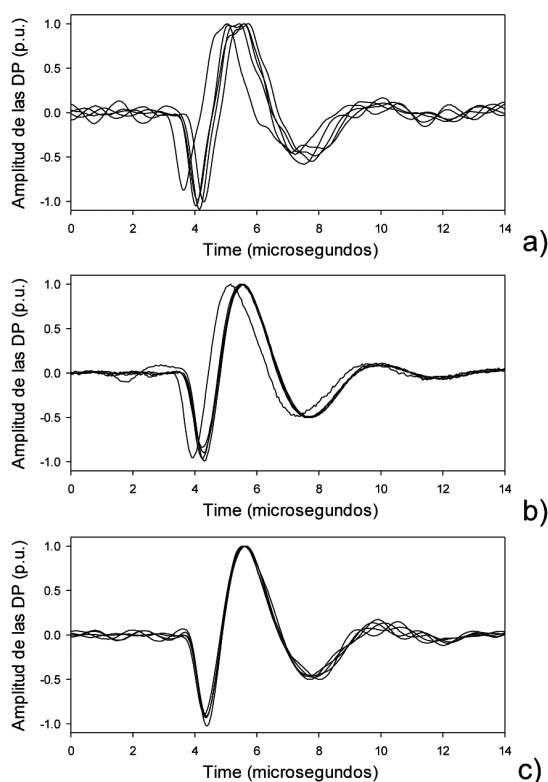


Fig. 3: Quince muestras de los pulsos de DP adquiridos con el detector de DP y extraídos de los patrones.

a) Tipo A. b) Tipo B. c) Tipo C

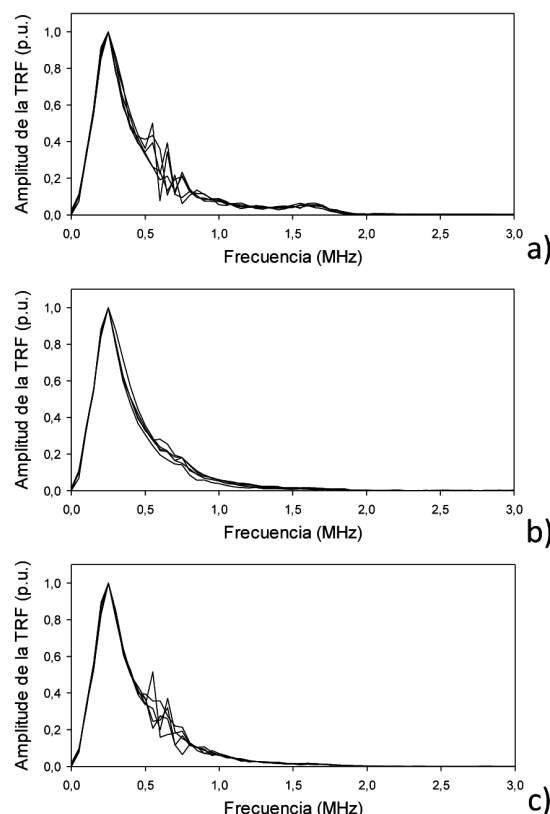


Fig. 4: Espectro obtenido vía TRF de los 15 pulsos de DP mostrados en la Fig. 3. a) Tipo A. b) Tipo B. c) Tipo C

La Fig. 4 muestra los espectros de *Fourier* de los pulsos de DP mostrados en la Fig. 3, siendo también muy similares. De la similitud de los pulsos se desprende que el problema bajo estudio supone un reto importante para los métodos matemáticos de extracción de características y de clasificación, siendo muy recomendable extraer la información relevante contenida en los espectros de las DP para diseñar un sistema de clasificación automática efectivo y rápido.

Este artículo analiza los pulsos originales o crudos adquiridos por el detector de DP así como sus espectros obtenidos al aplicar el algoritmo TRF.

Este estudio se basa en el análisis de un total de 300 pulsos de DP, 100 de cada tipo de defecto, es decir tipos A, B y C. Las señales originales sin tratar, proporcionadas por el detector de DP, contienen cada una 4000 datos con una resolución temporal de 5 ns. Por tanto, que cada espectro proporcionado por la TRF contiene 2000 datos, con una resolución frecuencial de 50 kHz en un intervalo 0-100 MHz.

Para evaluar el comportamiento de los sistemas de clasificación analizados, el conjunto total de pulsos de DP se divide en dos subconjuntos, el conjunto de pulsos de calibración y el conjunto de pulsos de validación/predicción. Mientras que el conjunto de datos de calibración se utiliza para entrenar o calibrar el modelo matemático de clasificación, el conjunto de datos de validación/predicción se usa para evaluar el comportamiento del modelo de clasificación ante muestras diferentes de las utilizadas para calibrarlo.

3. MÉTODOS DE EXTRACCIÓN DE CARACTERÍSTICAS Y DE CLASIFICACIÓN

La fase de clasificación es crítica ya que debe ser capaz de generalizar de forma automática [19]. El sistema de identificación propuesto en este trabajo aplica un sistema de extracción de características, seguido de un método de clasificación.

Para mejorar el comportamiento de los algoritmos a aplicar, es necesario concentrar la información contenida en los datos originales en un número reducido de variables (llamadas variables latentes), reduciendo también el ruido aleatorio contenido en los datos originales [22]. Este procedimiento se puede realizar aplicando métodos multivariantes especialmente diseñados para calcular un conjunto reducido de variables latentes, que se suelen denominar métodos de extracción de características o también métodos de reducción de dimensiones.

3.1 ANÁLISIS DE COMPONENTES PRINCIPALES (ACP)

Aunque existen diferentes métodos de extracción de características, seguramente el más ampliamente aplicado es el método de análisis de componentes principales, ACP. Pero éste es un método no supervisado de extracción de características, especialmente concebido para condensar la información de las variables originales en un conjunto reducido de variables latentes que se llaman componentes principales (CP) [23] obtenidos a partir de combinaciones

lineales de las variables originales, que se posicionan en el espacio de las variables originales siguiendo las direcciones de varianza máxima perpendiculares entre sí. El algoritmo ACP calcula tantos CP como variables originales hay definidas en el problema, aunque desde un punto de vista estadístico sólo son representativos los primeros CP que explican un porcentaje suficientemente grande de la varianza total del conjunto de variables. Por tanto, es esencial retener un número adecuado de CP para evitar el sobreajuste del modelo matemático.

3.2 ANÁLISIS DE VARIABLES CANÓNICAS (AVC)

El algoritmo AVC es un método supervisado multiclase de extracción de características especialmente diseñado para maximizar las diferencias entre diferentes clases [24]. Aunque el algoritmo de extracción de características ACP se ha usado extensivamente en sistemas de clasificación, se basa en criterios de regresión y no de separación de clases. Contrariamente, el método AVC se basa en criterios de discriminación o separación de clases [25]. Esto hace que el algoritmo AVC sea más adecuado en problemas de clasificación. AVC explora las direcciones en el espacio definido por las variables originales que maximizan la separación entre diferentes clases [24]. Estas nuevas direcciones o variables latentes se llaman variables canónicas (VC) y no son necesariamente ortogonales entre sí. AVC calcula tantas VC como número de clases definidas en el problema menos una. El algoritmo ACV presenta un inconveniente debido a que requiere trabajar con conjuntos de datos que contengan más muestras que variables. Pero este no es el caso del problema analizado en este artículo, ya que los pulsos de DP proporcionados por el detector están compuestos por 300 muestras y cada una con 4000 variables, mientras que en el caso de procesar los pulsos vía la TRF el problema contiene 2000 variables. Para superar esta limitación se propone aplicar el algoritmo ACP previo a la aplicación del algoritmo AVC [17].

3.3 EL CLASIFICADOR K-VECINOS MÁS CERCANOS (KVC)

Una vez reducidas las dimensiones del problema es necesario aplicar un método de clasificación adecuado. Este artículo utiliza el clasificador kVC, porque es clasificador supervisado no paramétrico ampliamente utilizado que clasifica una muestra de entrada en una de las clases definidas en el problema. Además kVC es uno de los métodos de clasificación más simples y efectivos [26]. Este clasificador se basa en la regla del voto mayoritario, asociando una muestra de entrada a una clase determinada de acuerdo al voto ponderado de los k vecinos más cercanos del conjunto de calibración a la muestra en cuestión. Aunque son posibles diferentes valores de k, muchos autores recomiendan utilizar valores entre 3 y 5 [26].

En la literatura se han aplicado otros métodos multivariantes como las *wavelets* [20], redes neuronales [16], algoritmos genéticos o las máquinas de vector soporte, entre otros, para clasificar pulsos de DP, pero estas técnicas requieren el ajuste de diferentes parámetros. Por ejemplo, en el caso de las *wavelets* se ha de seleccionar la familia de *wavelet* utilizada así como el número de escalas calculadas [27]. De modo similar, en el caso de las redes neuronales se ha de seleccionar el tipo de red, el número de capas ocultas o el número de neuronas

por capa, haciendo que sea más complicado trabajar con estos algoritmos especialmente para usuarios no muy expertos. Contrariamente, los métodos multivariantes aplicados en este artículo no requieren seleccionar parámetros específicos, siendo su aplicación muy rápida. La Fig. 5 resume las etapas del método propuesto en este trabajo.

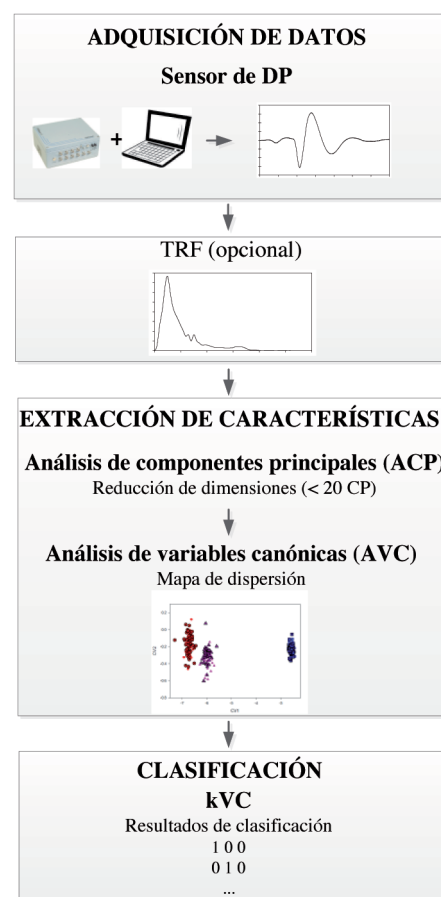


Fig. 5: Diagrama de flujo del método matemático aplicado

4. RESULTADOS Y DISCUSIÓN

En esta sección se realiza una clasificación automática de los tres defectos analizados en cables de media tensión aplicando dos estrategias. En el primer caso, se analizan los pulsos originales adquiridos por el detector de DP. En el segundo caso, se parte de los espectros de dichos pulsos obtenidos a partir de la TRF. Además, el comportamiento de dos algoritmos de extracción de características, es decir, el algoritmo ACP trabajando sólo y el algoritmo ACV en combinación de ACP (ACP + AVC). En todos los casos se utiliza el clasificador kVC para realizar la clasificación de las muestras desconocidas.

Se han analizado un total de 300 pulsos de DP. 100 pulsos de cada tipo de defecto. Sus espectros se han obtenido mediante la aplicación del algoritmo TRF. A continuación, el total de muestras se ha dividido aleatoriamente en dos conjuntos de 150 muestras cada uno, el conjunto de muestras de calibración y el conjunto de muestras de validación del modelo. Esta estrategia ha sido aplicada tanto a los pulsos de DP originales como a sus espectros. La Fig. 6 muestra un resumen de la estrategia aplicada.

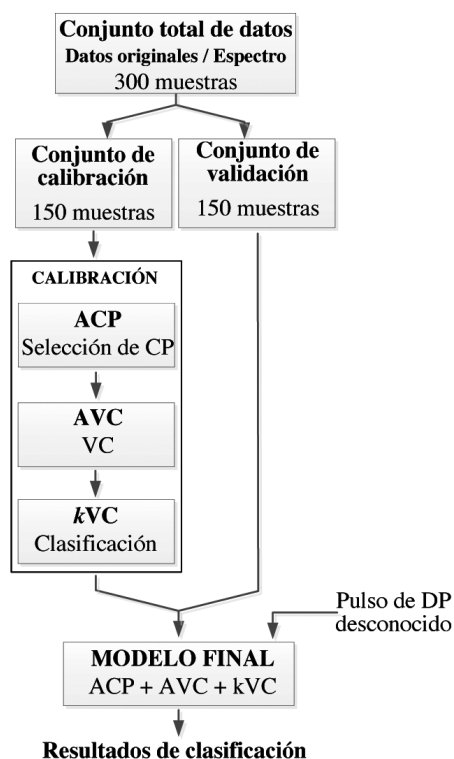


Fig. 6: Diagrama de flujo de la estrategia utilizada para calibrar el modelo y clasificar los pulsos de DP desconocidos

Es importante destacar que para clasificar un pulso desconocido, éste o su espectro en frecuencia, sólo se debe entrar al bloque llamado “modelo final” de la Fig. 6, para así ser clasificado en una de las clases de defectos definidas en el problema.

4.1. RESULTADOS OBTENIDOS DE LOS PULSOS DE DATOS ORIGINALES

En esta sección se aplican los algoritmos de extracción de características a los pulsos originales de DP sin procesado posterior proporcionados por el detector de DP. Primero, se aplica el algoritmo ACP a los pulsos originales. Aunque ACP proporciona el mismo número de CP que variables

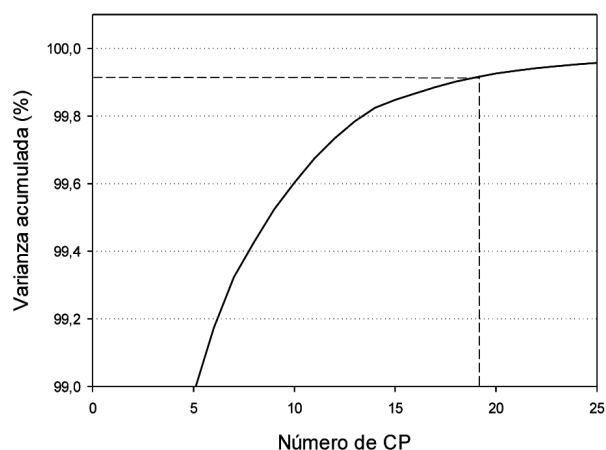


Fig. 7: Varianza acumulada en función del número de CP seleccionados en el conjunto de muestras de calibración

tienen los datos originales (4000 en este problema), es muy necesario reducir el número de variables para evitar sobreajuste del modelo matemático de clasificación, que haría perder capacidad de generalización. Con este propósito se han retenido sólo los primeros CP que explican el 99,9% de la varianza total de los datos. Esta condición se cumple reteniendo los primeros 19 CP, como muestra la Fig. 7. Este método de selección del número de CP se comprobó realizando también una validación cruzada (*leave-one-out cross-validation*), que condujo al mismo resultado. Por tanto, las dimensiones del problema se reducen notoriamente de 4000 variables originales a sólo 19 variables latentes o CP, facilitando además la aplicación posterior del algoritmo AVC.

Posteriormente, se aplicó el algoritmo ACP a las 150 muestras del conjunto de calibración y a las 150 muestras del conjunto de validación, cuyo diagrama de dispersión en el espacio definido por los primeros 3 CP se muestra en la Fig. 8. Aunque las muestras tienden a agruparse de acuerdo al tipo de defecto de cada una, se observa un cierto grado de solapamiento entre los tres grupos. Esto corrobora la tasa de clasificación pobre proporcionada por ACP + kVC, tal y como muestra la Tabla 2.

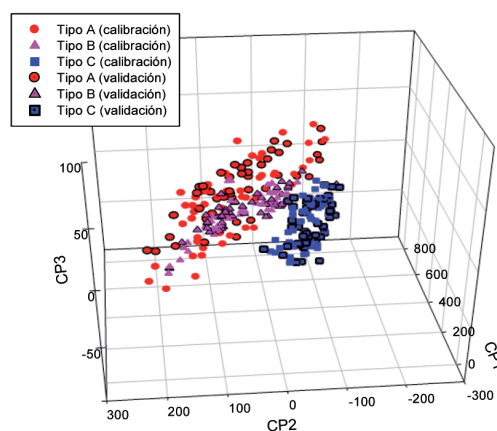


Fig. 8: Pulsos originales de descargas parciales utilizados en los conjuntos de calibración y validación en el espacio definido por los tres primeros componentes principales. Este dibujo presenta una vista parcial ya que sólo se muestran 3 de los 19 componentes principales seleccionados

k	Tasa de éxitos en la clasificación
3	123/150 (82.0 %)
4	124/150 (82.7 %)
5	124/150 (82.7 %)

Tabla 2: Pulsos de DP originales. Resultados de clasificación aplicando ACP + kVC a las 150 muestras de validación

Para mejorar la precisión del sistema de clasificación, se aplicó el algoritmo AVC a los 19 CP. Los resultados proporcionados por la aplicación combinada de ACP + AVC se muestran en la Fig. 9. Al aplicar esta metodología, los resultados mejoran notablemente como demuestra la Fig. 9 y la Tabla 3.

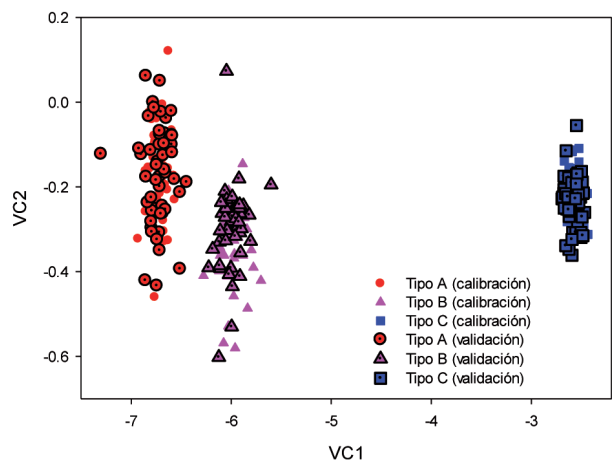


Fig. 9: Pulsos originales de descargas parciales utilizados en los conjuntos de calibración y validación en el espacio definido por las dos variables canónicas. Los ejes VC1 y VC2 no están pintados en la misma escala

k	Tasa de éxitos en la clasificación
3	150/150 (100 %)
4	150/150 (100 %)
5	150/150 (100 %)

Tabla 3: Pulsos de DP originales. Resultados de clasificación aplicando ACP + ACV + kVC a las 150 muestras de validación

4.2 RESULTADOS OBTENIDOS A PARTIR DE LOS ESPECTROS DE LOS PULSOS DE DP

En esta sección se aplican los algoritmos de extracción de características y de clasificación a los espectros de los pulsos de DP obtenidos aplicando la TRF. Primeramente, se aplica el algoritmo ACP a los datos espectrales. Aplicando la misma estrategia que en el apartado 4.1, se determinó que los 9 primeros CP explican el 99.9% de la varianza total. El método de validación cruzada (*leave-one-out cross-validation*)

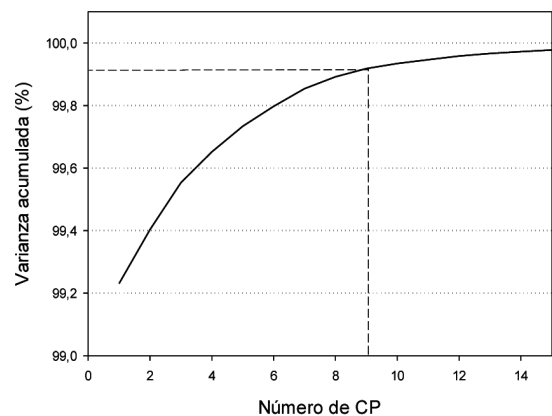


Fig. 10: Varianza acumulada en función del número de CP considerados en el conjunto de muestras de calibración analizando los datos espectrales

también proporcionó resultados similares, reteniendo así los 9 primeros CP. En este caso las dimensiones del problema se reducen de 2000 variables hasta sólo 9 CP. La Fig. 10 muestra la varianza acumulada explicada por los 9 primeros CP.

La Fig. 11 muestra el gráfico de dispersión proporcionado por los datos espectrales de las muestras de calibración y validación en el espacio de los 3 primeros CP. Hay un solapamiento importante entre clases diferentes, lo que conlleva una tasa de clasificación pobre de las muestras de validación, como muestra la Tabla 4.

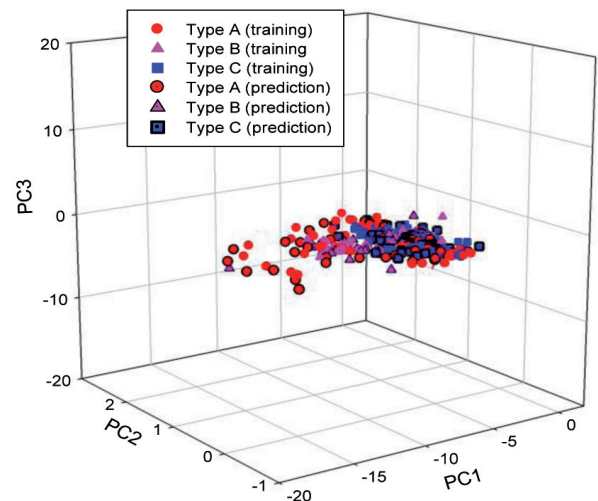


Fig. 11: Espectros de los pulsos de DP utilizados en los conjuntos de calibración y validación en el espacio definido por los tres primeros componentes principales. Este dibujo presenta una vista parcial ya que sólo se muestran 3 de los 9 componentes principales seleccionados

k	Tasa de éxitos en la clasificación
3	107/150 (71.3%)
4	110/150 (73.3 %)
5	115/150 (76.7 %)

Tabla 4: Datos espectrales. Resultados de clasificación aplicando ACP + kVC a las 150 muestras de validación

A continuación, el algoritmo AVC se aplicó a los 9 CP calculados mediante el algoritmo ACP, cuyos resultados se muestran en la Fig. 12. La Tabla 5 muestra resultados excelentes de clasificación de las muestras de validación al aplicar esta estrategia.

Los resultados mostrados indican claramente que la aplicación del algoritmo AVC mejora notablemente los resultados de clasificación, tanto al trabajar con los pulsos temporales de DP (datos originales) como con sus espectros en frecuencia, obteniendo en ambos casos un 100% de éxitos de clasificación. Contrariamente, en el caso de aplicar como único método de reducción de dimensiones el algoritmo ACP, los resultados con los pulsos de DP son un poco mejores que los obtenidos a partir de sus espectros de frecuencia.

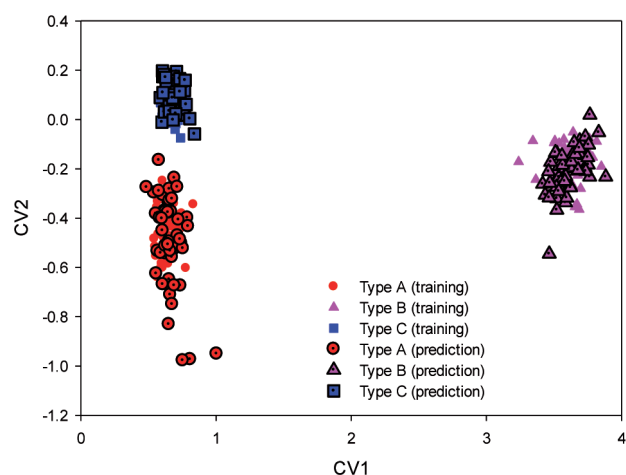


Fig. 12: Espectros de los pulsos de descargas parciales utilizados en los conjuntos de calibración y validación en el espacio definido por las dos variables canónicas. Los ejes VC1 y VC2 no están pintados en la misma escala

k	Tasa de éxitos en la clasificación
3	150/150 (100 %)
4	150/150 (100 %)
5	150/150 (100 %)

Tabla 5: Datos espectrales. Resultados obtenidos al aplicar ACP + AVC + kVC a las 150 muestras de validación

Es importante destacar que todos los esquemas propuestos, una vez entrenados, son muy rápidos ya que el tiempo requerido para clasificar una nueva muestra es inferior a 6 ms usando un ordenador Pentium Dual-Core CPU 2.5 GHz.

5. CONCLUSIÓN

En este artículo se han utilizado y analizado tres tipos de causas de DP, representativos de los que se producen en accesorios (empalmes, terminales) de cables de media tensión. Para este fin, se ha utilizado un detector comercial de descargas parciales para adquirir los pulsos patrones debidos a dicho fenómeno; estos pulsos son los datos de entrada para analizar e identificar dichos defectos. A continuación se ha aplicado un sistema multivariantes de procesamiento de los datos aportados por el detector de DP para clasificar defectos típicos en empalmes de cables XLPE de media tensión. Estos defectos, que fueron preparados por un técnico especialista, incluyen una cavidad localizada en la pantalla exterior semiconductora del empalme, un empalme en que una porción del conector mecánico del conductor no fue envuelta correctamente con cinta de sellado y un empalme realizado de acuerdo a las especificaciones del fabricante sin defecto intencionado.

Los resultados mostrados indican que se puede obtener una tasa de éxitos de clasificación muy elevada al trabajar

tanto con los pulsos temporales de DP (datos originales) como con sus espectros en frecuencia. También se ha probado que la aplicación del algoritmo AVC (análisis de variables canónicas) mejora notablemente los resultados de clasificación, siendo muy recomendable su aplicación aún a costa de un aumento moderado de la complejidad del sistema global de procesamiento de los datos. El sistema aplicado tiene diversas ventajas entre las que cabe destacar la facilidad de aplicación e interpretación ya que no requiere la selección de parámetros específicos para ajustar el comportamiento de los métodos matemáticos involucrados. Este sistema también proporciona una respuesta automática, rápida y precisa y es especialmente útil en aplicaciones de mantenimiento basado en el estado de la condición, tanto on-line como off-line, que requieran la identificación y clasificación de defectos, siendo aplicable al monitoreo del estado del aislamiento de empalmes y terminales de cables aislados de potencia y en general a cualquier tipo de equipo de alta tensión como generadores, transformadores o GIS, entre otros. Los resultados experimentales evaluados en este trabajo muestran que es posible detectar y clasificar los defectos analizados con una precisión muy elevada y con un coste computacional muy limitado.

El sistema propuesto no está industrializado como tal pero es fácilmente adaptable a los sistemas actuales de detección de DP, ya que es un producto software que realiza un procesamiento posterior de los datos aportados por dichos equipos. Además al no requerir de hardware específico, el coste de este sistema es muy reducido en comparación con el del sistema de detección de DP.

AGRADECIMIENTOS

Los autores quieren agradecer la ayuda económica para realizar este trabajo del KIC InnoEnergy bajo el proyecto de investigación CIPOWER.

BIBLIOGRAFÍA

- [1] CIGRE Working Group 21.10. Report of Study Committee 21 Insulated Cables. "Survey on the Service Performance on HV AC Cable Systems". Electra. August 1991. Vol. 137, p. 47-59.
- [2] R.M. Bucci, R.V. Rebbapragada, A.J. McElroy, E.A. Chebli, S.Driller. "Failure Prediction on Underground Distribution Feeder Cables". IEEE Transactions on Power Delivery. October 1994. Vol. 9- 4, p. D2.1-D2.7. DOI: <http://dx.doi.org/10.1109/61.329501>.
- [3] Rizzi A, Mascioli FMF et al. "Genetic optimization of a pd diagnostic system for cable accessories". IEEE Transactions on Power Delivery. July 2009. Vol. 24-3, p.1728-1738. DOI: <http://dx.doi.org/10.1109/TPWRD.2009.2016826>
- [4] IEC. Power cables with extruded insulation and their accessories for rated voltages from 1 kV ($U_m = 1,2$ kV) up to 30 kV ($U_m = 36$ kV). Part 4: Test requirements on accessories for cables with rated voltages from 6 kV ($U_m = 7,2$ kV) up to 30 kV ($U_m = 36$ kV). IEC 60502-4:2010. 3rd edition. Geneva, Switzerland 2010.

- [5] IEC. *Power cables with extruded insulation and their accessories for rated voltages above 30 kV ($U_m=36$ kV) up to 150kV ($U_m=170$ kV) - Test methods and requirements*. IEC 60840:2011. 4th edition. Geneva, Switzerland 2010.
- [6] Herold C, Leibfried T. "Advanced Signal Processing and Modeling for Partial Discharge Diagnosis on Mixed Power Cable Systems". *IEEE Transactions on Dielectrics and Electrical Insulation*. June 2013. Vol. 20-3, p.791-800. DOI: <http://dx.doi.org/10.1109/TDEI.2013.6518949>.
- [7] Gu FC, Chang HC et al. "Application of the Hilbert-Huang transform with fractal feature enhancement on partial discharge recognition of power cable joints". *IET Science Measurement Technology*. November 2012. Vol. 6-6, p.440-448. DOI: <http://dx.doi.org/10.1049/iet-smt.2011.0213>.
- [8] Casals P, González A, Bosch R. "Online PD detection on high voltage underground power cables by acoustic emission". *Procedia Engineering*. April 2012. Vol. 35, p.22-30. DOI: <http://dx.doi.org/10.1016/j.proeng.2012.04.161>.
- [9] Sakoda T, Nakashima T et al. "Diagnostics of insulation deterioration of ethylene propylene rubber using an acoustic emission technique". *IEEE Transactions on Dielectrics and Electrical Insulation*. Aug. 2010. Vol. 17-4, p.1242-1248. DOI: <http://dx.doi.org/10.1109/TDEI.2010.5539696>.
- [10] Ashtiani MB, Shahrtash SM. "On-line decision tree-based insulation assessment employing mathematical morphology filters for HV cables". *IEEE Transactions on Dielectrics and Electrical Insulation*. August 2013. Vol. 20-4, p.1347-1355. DOI: <http://dx.doi.org/10.1109/TDEI.2013.6571455>.
- [11] Catterson VM, Bahadoorsingh S et al. "Identifying harmonic attributes from online partial discharge data". *IEEE Transactions on Power Delivery*. July 2011. Vol. 26-3, p.1811-1819. DOI: <http://dx.doi.org/10.1109/TPWRD.2011.2114373>.
- [12] Ibrahim K, Sharkawy RM et al. "Realization of partial discharge signals in transformer oils utilizing advanced computational techniques". *IEEE Transactions on Dielectrics and Electrical Insulation*. Dec. 2012. Vol. 19-6, p.1971-1981. DOI: <http://dx.doi.org/10.1109/TDEI.2012.6396955>.
- [13] Cavallini A, Montanari GC et al. "Diagnostic of HVDC systems using partial discharges". *IEEE Transactions on Dielectrics and Electrical Insulation*. Feb. 2011. Vol. 18-1, p.275-284. DOI: <http://dx.doi.org/10.1109/TDEI.2011.5704519>.
- [14] IEC. *High-voltage test techniques - Partial discharge measurements*. IEC 60270:2001. 3rd edition. Geneva, Switzerland 2000.
- [15] Apraiz I. "Evolución industrial de los aislamientos en media tensión". Julio-Agosto-Septiembre 2005. Vol. LXXX-6, p. 53-58 DYNA
- [16] Ma H, Chan JC et al. "Pattern recognition techniques and their applications for automatic classification of artificial partial discharge sources". *IEEE Transactions on Dielectrics and Electrical Insulation*. April 2013. Vol. 20- 2, p. 468-478. DOI: <http://dx.doi.org/10.1109/TDEI.2013.6508749>.
- [17] Liao R, Taylor G.A et al. "Comparative study of feature extraction methods applied to partial discharge signals". 47th International Universities Power Engineering Conference (UPEC). 4-7 September 2012. Vol. 1, p.1-6. DOI: [10.1109/UPEC.2012.6398585](http://dx.doi.org/10.1109/UPEC.2012.6398585).
- [18] Contin A, Cavallini A et al. "Digital detection and fuzzy classification of partial discharge signals". *IEEE Transactions on Dielectrics and Electrical Insulation*. June 2002. Vol. 9- 3, p.335-348. DOI: <http://dx.doi.org/10.1109/TDEI.2002.1007695>
- [19] Rahman MSA, Rapisarda P, Lewin PL. "Construction of finite impulse wavelet filter for partial discharge localisation inside a transformer winding". *Electrical Insulation Conference, Ottawa, Ontario, Canada*. 2-5 June 2013, p.30-34. DOI: <http://dx.doi.org/10.1109/EIC.2013.6554196>.
- [20] Evagorou D, Kyprianou A. et al. "Feature extraction of partial discharge signals using the wavelet packet transform and classification with a probabilistic neural network". *IET Science Measurement Technology*. May 2010. Vol. 4-3, p.177-192 177. DOI: <http://dx.doi.org/10.1049/iet-smt.2009.0023>.
- [21] Chen HC. "Partial discharge identification system for high-voltage power transformers using fractal feature-based extension method". *IET Science Measurement Technology*. March 2013. Vol. 7-2, p.77-84. DOI: <http://dx.doi.org/10.1049/iet-smt.2012.0078>.
- [22] Riba JR, Canals T, Cantero R. "Recovered paperboard samples identification by means of mid-infrared sensors". *IEEE Sensors Journal*. July 2013. Vol. 13- 7, p.2763-2770. DOI: <http://dx.doi.org/10.1109/JSEN.2013.2257943>.
- [23] Conde OM, Uriarte L et al. "Spectral and optimized marks for qualitative material discrimination". *IEEE Sensors Journal*. January 2012. Vol. 12-1, p.230-236. DOI: <http://dx.doi.org/10.1109/JSEN.2011.2156404>.
- [24] Norgaard L, Bro R, Westad F, Engelsen SB. "A modification of canonical variates analysis to handle highly collinear multivariate data". *Journal of Chemometrics*. August-October 2006. Vol. 20-8-10, p.425-435. DOI: <http://dx.doi.org/10.1002/cem.1017>.
- [25] R. A. Johnson, D. W. Wichern, *Applied Multivariate Statistical Analysis*. 6th ed. Englewood Cliffs, NJ: Prentice-Hall, 2007, ch. 8-10. ISBN: 000-0131877151.
- [26] Riba JR, Canals T, and Cantero R. "Comparative study of multivariate methods to identify paper finishes using infrared spectroscopy". *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*. Apr. 2012. Vol. 61-4, p.1029-1036. DOI: <http://dx.doi.org/10.1109/TIM.2011.2173048>.
- [27] Riba JR, Rosero JA., Garcia A, Romeral L. "Detection of Demagnetization Faults in Permanent-Magnet Synchronous Motors Under Nonstationary Conditions", *IEEE Transactions on Magnetics*. July 2009. Vol. 45- 7, p.2961-2969. DOI: <http://dx.doi.org/10.1109/TMAG.2009.2015942>.