

La mejora de la seguridad y fiabilidad del transporte ferroviario mediante RCM²

Fausto Pedro García Márquez , Juan R. Trapero

Área de Organización de Empresas. Escuela Técnica Superior de Ingenieros Industriales, Universidad de Castilla-La Mancha, Edificio Politécnico, Campus Universitario de Ciudad Real, 13071 Ciudad Real. FaustoPedro.Garcia@uclm.es, JuanRamon.Trapero@uclm.es

Resumen

Hoy en día está cobrando mayor importancia en Europa el transporte ferroviario, y más concretamente España. Esto es debido a los avances en la fiabilidad, el confort y la seguridad en este tipo de transporte. Este incremento de seguridad es posible, en parte, por el desarrollo de nuevas técnicas de mantenimiento, especialmente aquellas que se llevan a cabo en los elementos críticos que conforman el transporte ferroviario. En este artículo se presenta la técnica RCM² aplicada a un caso práctico, en la que se han desarrollado diversos métodos para llevar a cabo un mantenimiento predictivo, como es el análisis de los parámetros estadísticos y geométricos de los datos que están siendo tratados, la transformada wavelet, PCA, etc.

Palabras clave: *Transporte ferroviario, Mantenimiento Centrado en la Fiabilidad, Monitorización Remota Basada en la Condición.*

1. Introducción

En el seno de la Unión Europea, la política común del transporte ferroviario encuentra su origen a nivel constitucional en el Título IV del Tratado de Roma (1957). Desde entonces se han desarrollado numerosas directivas con el fin de velar por la seguridad en dicho transporte. Continuando en dicha línea, las nuevas directivas siguen poniendo de manifiesto la necesidad de incrementar la seguridad y fiabilidad en este tipo de transportes, tanto por la salud de los pasajeros como por la de los trabajadores (Directivas 2001/12/CE, 2001/13/CE y 2001/14/CE).

Este incremento de seguridad lleva normalmente asociado el empleo de un adecuado y eficiente sistema de mantenimiento, especialmente en sus elementos críticos. Los autores se han centrado en los desvíos ferroviarios, por ser éste uno de los elementos críticos más importantes de la infraestructura ferroviaria desde el punto de vista de la seguridad de la misma.

La técnica de mantenimiento que se ha implantado es conocida como RCM². Dicha técnica viene dada a su vez por las técnicas de Mantenimiento Centrado en la Fiabilidad y la Monitorización Remota Basada en la Condición, las cuales se describen en secciones posteriores.

En RCM² se han aplicado diversas técnicas para analizar la variabilidad de los datos de cada experimento, así como otros métodos que analizan y comparan fallos entre si. Entre ellos están el análisis de los parámetros estadísticos y geométricos de los datos que están siendo tratados, la transformada wavelet, PCA, etc.

2. Desvíos Ferroviarios

Los desvíos ferroviarios constituyen unos de los elementos críticos en la infraestructura ferroviaria, e influyen de forma notable en la seguridad de este tipo de transporte. Por ejemplo, en España, el 12 % de los descarrilamientos producidos son consecuencia directa de los desvíos. Además, es uno de los elementos de la vía sometido a mayores esfuerzos mecánicos y desgaste. Ello hace que dichos elementos suela tener, por lo general, una vida útil de 3 a 5 veces inferior al resto de la vía. Esto se debe a las discontinuidades que se dan en los desvíos, siendo éstas de aceleraciones transversales, en la dirección, la elasticidad de la vía, en el apoyo de las ruedas al paso de las vías. Todo ello se ve agravado por la velocidad que en ese instante lleve el ferrocarril y por el estado en el que se encuentre el desvío. De este modo, García y Rodríguez (1995) afirman que los desvíos constituyen el punto más débil de la superestructura de la vía, siendo su ciclo de vida inferior a la del resto de la vía y las exigencias de concepción, diseño, fabricación y montaje las más estrictas. Además, el coste de primera inversión es, proporcionalmente, el más alto. En la Figura 1 se representan los elementos más importantes que constituyen el accionamiento de agujas.

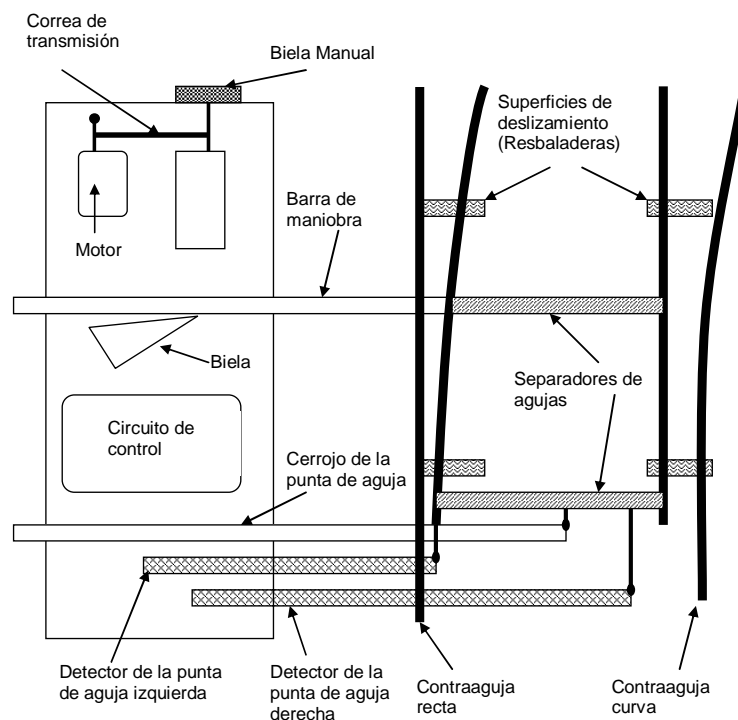


Figura 1. Accionamiento de agujas

Todo ello ha hecho que los autores se centren en diseñar, desarrollar e implantar en los desvíos, y más concretamente en los accionamientos de aguja, una nueva técnica de mantenimiento predictivo conocida como RCM², con el fin de aumentar y asegurar la seguridad en este tipo de transportes, así como, disminuir los costes directos e indirectos consecuencia de un fallo y/o avería en este tipo de mecanismos.

3. Mantenimiento Centrado en la Fiabilidad y Monitorización Remota Basada en la Condición, RCM². Caso de Estudio

Los autores de este artículo presentan esta nueva técnica, RCM², aplicado a los accionamientos de aguja. RCM² es el resultado de desarrollar conjuntamente el Mantenimiento Centrado en la Fiabilidad y la Monitorización Remota Basada en la Condición.

El mantenimiento basado en la fiabilidad (RCM₁) es una metodología de análisis objetivo, sistemático y documentado, la cual se centra en el mantenimiento preventivo y/o predictivo de los elementos críticos del equipo, así como en un mantenimiento correctivo de los elementos no críticos de dichos productos, Moubray J. (1991).

Por monitorización remota basada en la condición (RCM₂) se entiende como la medición de una variable física representativa de la condición de la máquina, y la comparación de esta variable con valores representativos del estado del equipo. Actualmente, la incorporación de las nuevas tecnologías ha hecho posible que dicho concepto se extienda también a la adquisición, preprocesamiento y almacenamiento de datos, Fararooy S. et al. (1995).

Los experimentos se han realizado mediante la colaboración del grupo de investigación Advanced Railway Research Centre (ARRC) de la Universidad de Sheffield (Inglaterra) y el Área de Organización de Empresas de la ETSII de Ciudad Real (Universidad de Castilla-La Mancha) la compañía inglesa Balfour Beatty Research (BBR), implantando la técnica de mantenimiento RCM² en los accionamientos de aguja. En dicho proyecto se han desarrollado una serie de herramientas, algoritmos y tecnologías para la detección y resolución de problemas de mantenimiento predictivo, siendo éstas descritas en la siguiente sección.

La señal analizada ha sido la corriente del motor del accionamiento de agujas. El accionamiento de agujas lleva a cabo dos posibles movimientos, uno en el sentido normal del movimiento de las agujas, Figura 2, y el otro en el sentido inverso, Figura 3.

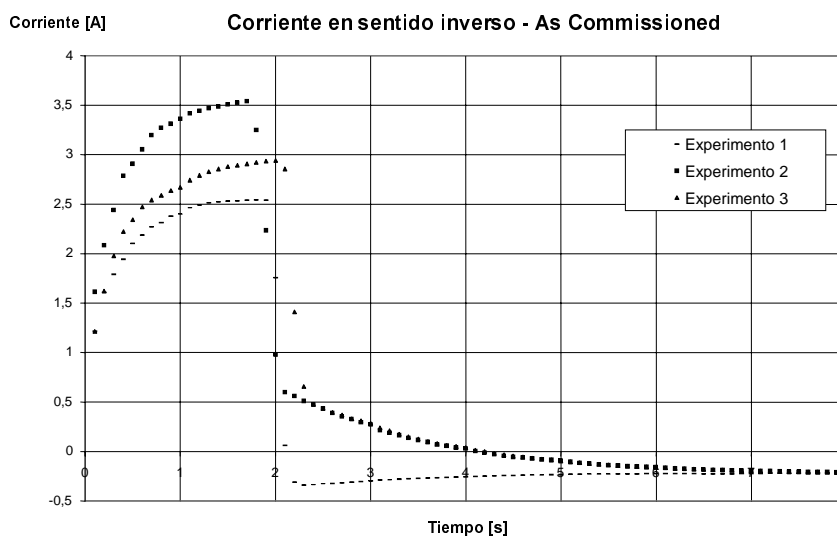


Figura 2. Corriente [A] vs. Tiempo [s] del motor del accionamiento de agujas en el sentido normal

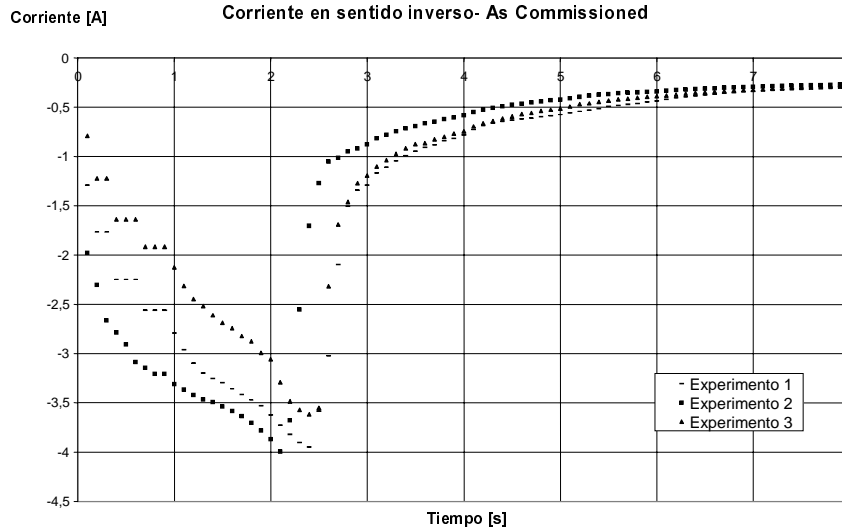


Figura 3. Corriente [A] vs. Tiempo [s] del motor del accionamiento de agujas en el sentido inverso

3. Métodos propuestos

3.1. Parámetros estadísticos y geométricos

La ventaja principal del uso de los parámetros estadísticos y geométricos es que los cálculos y los valores finales que se obtienen pueden ser fácilmente interpretados y no requieren de complicadas operaciones. Además, el coste computacional es relativamente bajo. Los parámetros estadísticos y geométricos empleados han sido:

- Máximo: X_{\max}
- Mínimo: X_{\min}
- Media: $\bar{x} = \frac{\sum_{i=1}^n x}{n}$
- Coeficiente Peak to Peak: $Peak\ to\ Peak = x_{\max} - x_{\min}$
- Desviación estándar: $\sigma = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2}$
- Root Mean Square (RMS): $x_{RMS} = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n x_i^2}{n}}$
- Coeficiente de forma (Shape Factor): $Shape\ Factor = \frac{x_{RMS}}{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |x_i|}$
- Coeficiente de Cresta (Crest Factor): $Crest\ Factor = \frac{x_{Peak}}{x_{RMS}}$
- Coeficiente de impulso (Impulse Factor): $Impulse\ Factor = \frac{x_{Peak}}{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |x_i|}$

- Coeficiente de Curtosis (Kurtosis): $Kurtosis = \frac{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^4}{x_{RMS}^4}$
- Definite Integral: $Area = \sum_{i=1}^n \left[\frac{(x_i \times x_{i-1})}{2} \times \frac{1}{f} \right]$

En la Figura 4 se observa claramente como el parámetro de Máximos, por ejemplo, varía a través de un amplio rango de valores, y como éstos son agrupados en grupos de dos o tres experimentos (en la figura vienen agrupados por círculos), donde cada punto representa un vector de datos relativos a un experimento. Cada uno de estos datos corresponde a un diferente fallo. Por ejemplo, los experimentos 1, 2 y 3 corresponden al caso “as commissioned”, los experimentos 4, 5 y 6 son para “Tight lock reverse side (Sand on bearers both sides)”, etc. Esta etapa no es muy significativa para la detección de fallos, aunque los parámetros estadísticos definen bien los distintos grupos de experimentos.

Se ha desarrollado un simple algoritmo para agrupar conjuntos de experimentos en este estudio inicial. El siguiente paso ha sido analizar los parámetros por pares para mejorar esta agrupación de experimentos.

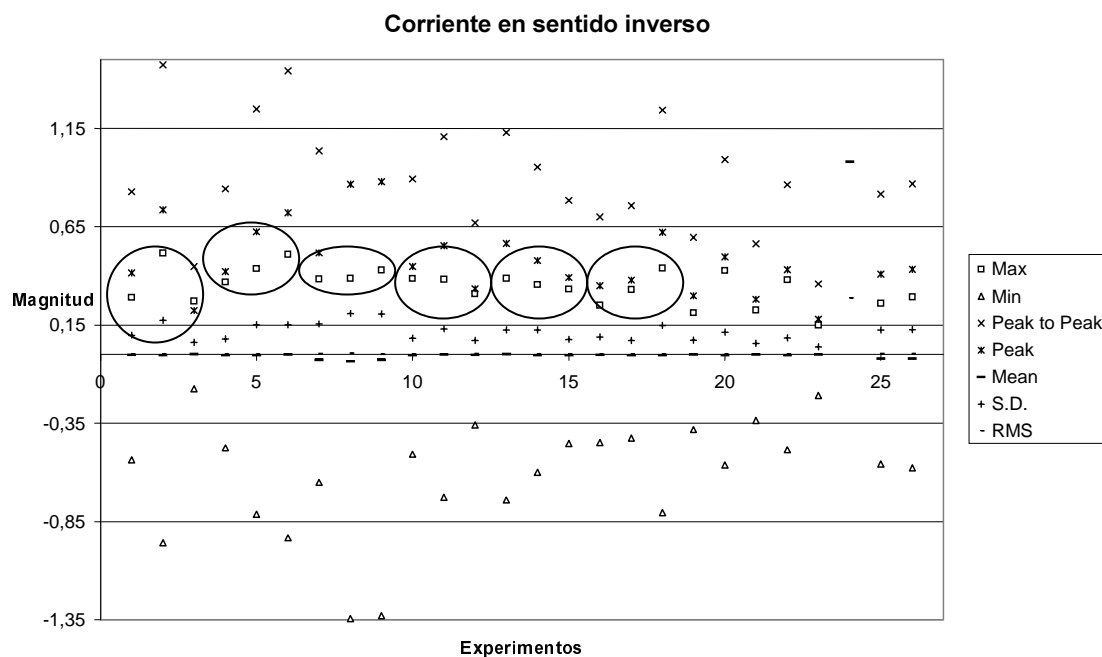


Figura 4. Parámetros estadísticos y geométricos de la señal correspondiente a diversos experimentos

3.2. Análisis de la transformada Wavelet

La transformada wavelet, en general, considera una función, normalmente dependiente del tiempo, en términos de oscilaciones tanto en el tiempo como en la frecuencia. Existen básicamente dos tipos de transformadas wavelet, la discreta y la continua. La transformada wavelet discreta se emplea para la codificación de señales, mientras la continua se utiliza en el análisis de señales.

Su forma de operar es muy similar a la transformada de Fourier. Sin embargo, a diferencia de la transformada de Fourier, el análisis de wavelets emplea funciones definidas para realizar descomposiciones. En este trabajo se ha aplicado la transformada wavelet para identificar fallos en el mecanismo del accionamiento de agujas aplicando la transformada continua de wavelet (Continuous Wavelet Transform, CWT), aunque también se suele emplear la transformada discreta para este tipo de análisis (Newland, D (1993), Staszewski, W J (2000), Polikar, R. (2004) y Mallat, S. (1998)).

El análisis discreto wavelet a menudo se asocia con funciones escalares. Su función básica puede ser definida como:

$$\phi(t) = \sum_{k=0}^{N-1} c_k \phi(2t - k) \quad (1)$$

donde los valores c_k son los coeficientes wavelets. Estos coeficientes deben de cumplir una serie de condiciones. Las funciones escalares dadas en la ecuación (1) se emplean para construir las correspondientes wavelets $\psi(t)$, donde

$$\psi(t) = \sum_{k=0}^{N-1} (-1)^k c_k \phi(2t + k - N + 1) \quad (2)$$

Cualquier señal arbitraria $x(t)$ puede ser representada como una suma ponderada de funciones wavelets mostrada por la expresión:

$$x(t) = \sum_i \sum_k c_{i,k} \psi(2^i t - k) \quad (3)$$

Las funciones wavelets pueden ser construidos de forma que puedan formar una familia de base ortogonal. Varias bases ortogonales son empleados en este estudio. Los autores del presente trabajo utilizaron el orden cuarto de Daubechies Wavelet, el cual se basa en una longitud de 3 ($0 \leq t < 3$). La ecuación (3) se basa en cuatro coeficientes Wavelets. Con el fin de mejorar una transformada discreta wavelet, el rango de la variable t es limitado frecuentemente a un intervalo de valores ($0 \leq t < 1$) empleando la conocida transformada wavelet circular. Esta aproximación es similar al análisis Fast Fourier Transform (FFT). En esta aproximación, la descomposición wavelet de $x(t)$ puede ser representado en el intervalo $0 \leq t < 1$ de la forma:

$$x(t) = a_0 \phi(t) + a_1 \psi(t) + \left| a_2 \quad a_3 \right| \begin{array}{l} \psi(2t) \\ \psi(2t-1) \end{array} + \left| a_4 \quad a_5 \quad a_6 \quad a_7 \right| \begin{array}{l} \psi(4t) \\ \psi(4t-1) \\ \psi(4t-2) \\ \psi(4t-3) \end{array} + \dots \quad (4)$$

donde los coeficientes $a_0, a_1, a_2, a_3, \dots$ proporcionan las amplitudes de todos los wrapped wavelets. A partir de la ecuación (4) la señal analizada puede ser representada como una suma de los niveles wavelets dados por:

$$x_m(t) = \begin{cases} a_0\phi(t) & \text{para } m = -1 \\ \sum_n a_{2^m+n} \psi(2^m t - n) & \text{para } m = 0,1,2,3.. \end{cases} \quad (5)$$

Todos los niveles son señales reconstruidas de los correspondientes coeficientes wavelets a_k . La suma de todos los niveles de la señal original será

$$x(t) = \sum_m x_m(t) \quad (6)$$

Cada uno de los niveles representa una banda diferente de frecuencia de la señal analizada e informa acerca de la contribución de la banda de energía de la señal. Los niveles mayores corresponden a altas frecuencias, mientras que los niveles inferiores corresponden a bajas frecuencias de la señal.

En este estudio también se ha desarrollado la transformada discreta de wavelet basada en wavelets ortogonales. A diferencia de la transformada wavelet continua, no hay residuos cuando se calcula la transformada wavelet ortogonal al ser todos los datos empleados en el dominio discreto.

El programa desarrollado en este estudio ha sido escrito en C. Los parámetros empleados en cada vector fueron de Orden 4, donde dicho orden hace referencia al correspondiente orden wavelet Daubechies.

Los vectores analizados en este estudio constan de 80 puntos. Han sido incorporados 48 ceros al final de cada vector para permitir un análisis completo con 8 niveles de wavelets, trabajando de esta forma con un vector de 128 datos. Un ejemplo de los distintos niveles wavelets para diferentes experimentos viene dado en la Figura 5.

Esto ha sido comprobado mediante los parámetros estadísticos aplicados a los vectores transformados, obteniéndose un mayor grado en la distinción de fallos. Además, los conjuntos de fallos son definidos mejor.

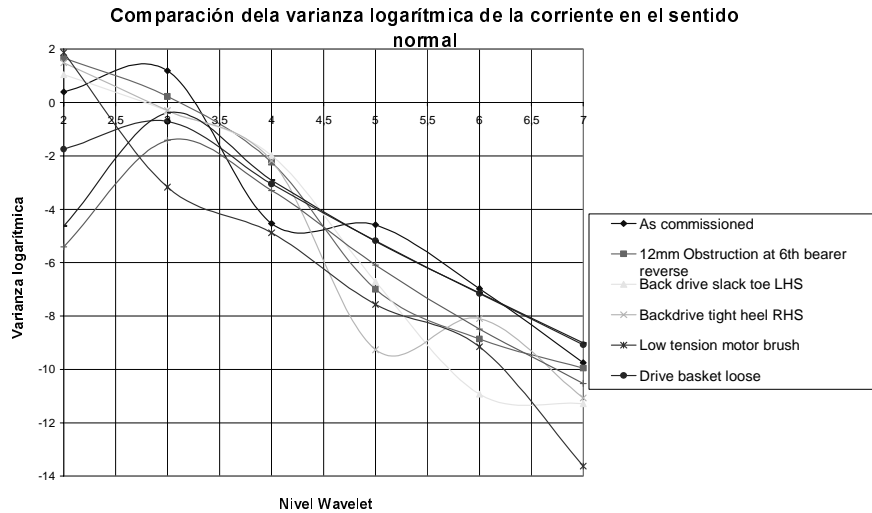


Figura 5. Niveles Waveles vs. varianza logarítmica para diversos experimentos

3.3. Principal Component Analysis (PCA)

PCA es una técnica empleada normalmente en el procesamiento de señales para descomponer el espectro de los datos en las variaciones espectrales más comunes, e identificar los correspondientes coeficientes espectrales, O'Connel, M.J. (1947), Jolliffe, I.T. (1986) y Kendall, M. (1975). El algoritmo empleado en el proyecto se basa en una transformación lineal de los datos originales $(x_1, x_2, x_3, \dots, x_n)$ en un nuevo conjunto p-dimensional de coordenadas cartesianas $(z_1, z_2, z_3, \dots, z_n)$. Las nuevas coordenadas tienen la siguiente propiedad: z_1 es la combinación lineal de las originales x_i con la máxima varianza, z_2 es la combinación lineal que explica la mayoría de las varianzas residuales, etc. De este modo, si las p-coordenadas son una combinación lineal de $q < p$ variables, los primeros q componentes caracterizarán completamente los datos, y las restantes $p - q$ serán ceros. En la práctica, donde las medidas están sujetas a ciertas incertidumbres, esto no suele ocurrir, y los principales componentes no serán ceros.

Su cálculo se realiza de la siguiente forma: dado un conjunto de datos $\{x\}_i = (x_{1i}, x_{2i}, \dots, x_{ip})$, $i = 1, \dots, N$, su matriz de covarianzas $[C]$ será:

$$[C] = \sum_{i=1}^N (\{x\}_i - \{\bar{x}\})(\{x\}_i - \{\bar{x}\})^T \quad (7)$$

siendo descompuesta como,

$$[C] = [A][\Lambda][A]^T \quad (8)$$

donde $[\Lambda]$ es una matriz diagonal. En este paso se puede aplicar el Singular Value Decomposition. Así pues, la transformación de los componentes principales será:

$$\{z\}_i = [A]^T (\{x\}_i - \{\bar{x}\}) \quad (9)$$

donde $\{\bar{x}\}$ es el vector de medias de los x -datos. Cabe destacar que esta transformación diagonaliza la matriz de covarianzas y produce vectores no correlacionados.

En la práctica, deberán obtenerse d eigenvectors si existen d dimensiones de los datos. En este trabajo, como es aplicado a los parámetros estadísticos, donde hay 13 parámetros, habrá, por tanto, 13 dimensiones en los datos. Estas 13 dimensiones son reducidas a 2 ó 3, permitiendo agrupar los diferentes fallos para ser identificados y clasificados.

3. Resultados

Aplicando los parámetros estadísticos y geométricos se pueden identificar algunos de los fallos fácilmente en ambas direcciones, siendo éstos: “12mm Obstruction at Toe, Reverse Side”; “Back Drive Tightened, Heel End RHS”; “Back Drive Slackened, Toe End LHS”; “Drive Rod Stretcher Bar Loose RHS”; “Back Drive Slackened, Toe End RHS”. La identificación de los restantes fallos considerados no es posible.

La transformada discreta wavelet (WT) es mejorada empleando la función Daubechies, como se ha comentado en el párrafo anterior. Los coeficientes WT fueron empleados para construir los niveles wavelets, y a partir de estos datos se encontraron los valores de las varianzas logarítmicas de los datos. En un primer estudio, los vectores para los niveles wavelets aparecen con mucho ruido. Posteriores análisis estadísticos de los niveles wavelets proporcionaron una información más útil. Algunos de los fallos detectados empleando esta técnica en ambos sentidos han sido: “12mm Obstruction at Toe, Reverse Side”; “Back Drive Tightened, Heel End RHS”; “Back Drive Slackened, Toe End LHS”; “Drive Rod Stretcher Bar Loose RHS” y, “Back Drive Slackened, Toe End RHS”. En el sentido inverso del movimiento de las agujas, fueron detectados los siguientes fallos: “Diode Snubbing Block Disconnected”, “Tight Lock Reverse Side” y; “Back Drive Tightened at Heel End LHS”. Estos fallos se pueden distinguir claramente del conjunto “As Commissioned”, aunque no se pueden distinguir entre ellos claramente. Esto no sucede en el sentido normal.

El empleo de los coeficientes wavelets para clasificar fallos proporciona unos resultados parecidos al caso en el que si se consideran los niveles wavelets. Los fallos detectados en ambas direcciones son: “12mm Obstruction at Toe, Reverse Side” y “Back Drive Tightened, Heel End RHS”. Además, se detectaron en sentido normal: “Back Drive Slackened, Toe End LHS”; “Drive Rod Stretcher Bar Loose RHS” y “Back Drive Slackened, Toe End RHS”.

Mediante la técnica PCA se pueden detectar fácilmente los siguientes fallos: “12mm Obstruction at Toe, Reverse Side”; “Drive Rod Stretcher Bar Loose RHS” y; “Diode Snubbing Block Disconnected”

Cabe destacar que los experimentos “*As Commissioned*” no son fácilmente diferenciados de los restantes experimentos. Si la técnica PCA se aplica sobre los 13 parámetros estadísticos, tan solo el experimento “12mm Obstruction at Toe, Reverse Side” puede ser detectado.

3. Conclusiones

Una vez analizado los resultados obtenidos en este trabajo, se puede observar que mediante las distintas técnicas presentadas en este trabajo se detectan numerosos fallos estudiando la corriente del motor, aunque otros muchos no son detectados. Esto es debido principalmente al ruido que contiene dicha señal. Este ruido viene provocado por las distintas interferencias de señales eléctricas que se dan en el accionamiento de agujas, por la propia señal eléctrica, así como la originada por los sensores y la transferencia de dicha señal.

Se recomienda en futuras líneas de trabajo el filtrado de la señal eléctrica para eliminar esas perturbaciones aplicando, por ejemplo, el filtro de Kalman o algoritmos de suavizado fijo. De este modo, es presumible que el estudio, aplicando las técnicas presentadas en este trabajo, se mejore los resultados presentados en este trabajo.

Referencias

- Directiva 2001/12/CE del Parlamento Europeo y del Congreso, de 26 de Febrero de 2001, por la que se Modifica la Directiva 91/440/CEE sobre el Desarrollo de los Ferrocarriles Comunitarios, Diario Oficial de las Comunidades Europeas, L 75 de 15 de Marzo de 2001, SIN 1012-9200.
- Directiva 2001/13/CE del Parlamento Europeo y del Congreso, de 26 de Febrero de 2001, por la que se Modifica la Directiva 91/440/CEE del Consejo sobre Concesión de Licencias a la Empresas Ferroviarias, Diario Oficial de las Comunidades Europeas, L 75 de 15 de Marzo de 2001, SIN 1012-9200.
- Directiva 2001/14/CE del Parlamento Europeo y del Congreso, de 26 de Febrero de 2001, Relativa a la Adjudicación de la Capacidad de Infraestructura Ferroviaria, Aplicación de Cánones por su Utilización y Certificación de la Seguridad, Diario Oficial de las Comunidades Europeas, L 75 de 15 de Marzo de 2001, SIN 1012-9200.
- Fararooy, S. and Allan, J.. 1995. *Condition-Based Maintenance of Railway Signalling Equipment, Electric Railway in a United Europe*. Railink'95, IEE Conf. Pub. 405, pp. 33-37.
- García, J.M y Rodríguez, M.. 1995 . *Desvíos Ferroviarios*. Ingeniería Cántabra, S.A.
- Jolliffe, I T. *Principal Component Analysis*. Springer-Verlag, 1986.
- Kendall, M. *Multivariate Analysis*. Charles Griffin&Co., 1975.
- Mallat, S. *A wavelet tour of signal processing*. San Diego, London: Academic Press, 1998.
- Moubray J, *Reliability Centred Maintenance (RCM-II)*, Butterworth Heinemann, Oxford, 1991.
- Newland, D. *Random Vibration, Spectral and Wavelet Analysis*. pp295-370, Longman Scientific and Technical, 1993.
- O'Connel, M J. *Search Program for Significant Variables*, Comp. Phys. Comm. 8 (1974) 49.
- Polikar, R. The Wavelet Tutorial, <http://www.stanford.edu/~unjung/mylec/WTpart1.html>
- Staszewski, W J. *Wavelets for mechanical and structural damage identification*, 2000.