

Planificación del mantenimiento de material rodante

Optimización automática basada en la predicción de averías



Jesús Gormaz-González *

Francisco Javier González-Fernández**

Javier Rodríguez-Nieto***

Sergio Saludes-Rodil***

Ingeniero Industrial

Dr. Ingeniero Industrial

Ingeniero Industrial

Dr. en Ciencias Físicas

* Metro de Madrid. Unidad de Mantenimiento de Material Móvil. C/ Néctar, s/n - 28022 Madrid. Tfno: +34 913 798900. jesus_gormaz@mail.metromadrid.es

** Universidad Politécnica de Madrid. E.T.S. de Ingenieros de Caminos, Canales y Puertos. C/ Profesor Aranguren, s/n - 28040 Madrid. Tfno: +34 913 366727.

*** Centro Tecnológico CARTIF. Parque Tecnológico de Boecillo, parcela 205 - 47151 Boecillo (Valladolid). Tfno: +34 983 546504.

Recibido: 04/05/2011 • Aceptado: 07/11/2011

DOI: <http://dx.doi.org/10.6036/4146>

Rolling stock maintenance planning. Automatic optimization based on failure prediction

ABSTRACT

• Nowadays, industry faces the optimisation of all the processes that concerns its activities: costs, quality, timing, production, etc. In this way, maintenance in transportation system, including underground passengers transport, deals with the same requirements. So, maintenance management strategies can be optimised both from technical and economical point of view. In this paper a system for optimising maintenance planning in underground metropolitan transport vehicles is presented. The system is based on failure prediction that uses failure data filed along time. Two different prediction approaches are used. The first one is based on the probability density function estimation associated to the time and mileage between failures. The second one considers the time and mileage between failures as a time series and forecasts values using a Support Vector Machine.

The predictions obtained are compared against maintenance planning, which is designed according to coach manufacturer, operator experience and applicable regulations. Depending on the comparison result, the system can propose to modify the maintenance planning in three possible ways: to create new maintenance operations, to delete some of them and to change planned date or mileage of selected maintenance tasks. Preliminary results are shown.

• **Keywords:** maintenance scheduling, failure prediction, predictive maintenance, Support Vector Machines.

RESUMEN

La industria actual está sometida a la necesidad de una optimización en todos sus aspectos: costes, calidad, tiempos, sistemas de producción, etc. En este sentido, el mantenimiento de los sistemas de transporte, entre ellos el transporte subterráneo de pasajeros, presenta la misma necesidad de analizar las mejoras que puedan ser introducidas para la optimización de su gestión; mejoras tanto técnicas como económicas.

En este artículo se presenta un sistema desarrollado que permite la optimización de los planes de mantenimiento de los vehículos de transporte metropolitano subterráneo. Este sistema está basado en la predicción de fallos futuros en los diferentes componentes de los vehículos utilizando la información procedente del histórico de averías registrado para cada uno de ellos. Esta predicción se obtiene aplicando dos algoritmos diferentes: el primero realiza una estimación de la función de densi-

dad de probabilidad del tiempo y/o kilometraje entre averías, y el segundo utiliza *Support Vector Machines* (SVM). Las predicciones de averías obtenidas se contrastan con la planificación de mantenimiento más reciente, la cual se ha programado de acuerdo a la experiencia del fabricante, del operador y la normativa aplicable. A partir de esta comparación, junto a los históricos de reparaciones realizadas, el sistema desarrollado presenta las recomendaciones para modificar los planes de mantenimiento existentes de tres formas posibles de acuerdo con las predicciones de averías obtenidas: creando, eliminando o modificando las tareas de mantenimiento programadas inicialmente. Se mostrarán los resultados preliminares obtenidos.

Palabras Clave: planificación del mantenimiento, predicción de fallos, mantenimiento predictivo, Support Vector Machines.

1. INTRODUCCIÓN

Las estrategias de mantenimiento practicadas por la mayor parte de los operadores de ferrocarril se basan en la inspección periódica de los diferentes componentes del tren, las unidades, según ciclos de mantenimiento más largos o más cortos dependiendo de las necesidades de cada elemento a revisar (González 2009, 2010). Esta metodología no tiene en cuenta el estado de los elementos en cada momento realizándose únicamente siguiendo criterios de kilometraje basados en la experiencia previa. Por tanto, esta metodología se puede optimizar si se consigue predecir de forma fiable el momento en el que se pueden presentar las averías. Con este tipo de predicción, los planes de mantenimiento existentes se pueden adaptar para impedir la avería si ésta se predice con la suficiente antelación, o para evitar la repetición de tareas de mantenimiento innecesarias para elementos que hayan pasado recientemente por los talleres como consecuencia de alguna reparación. Esta metodología, muy relacionada con el mantenimiento predictivo (Keith 2002), se ha utilizado en aplicaciones similares en el campo del mantenimiento aeronáutico (Letourneau, Famili y Matwin, 1997, 1999, Famili y Letourneau 1999) aunque, en este caso, se ha desarrollado atendiendo a las necesidades planteadas por *Metro de Madrid*. No obstante, puede ser extrapolable a otros entornos, principalmente de flotas de transporte.

En el mercado existen diferentes sistemas comerciales que realizan tareas similares a la presentada (por ejemplo, *SAP*, *Maximo*, *Prisma*, *Abismo*, etc). La mayor parte de ellos permiten realizar cambios en los planes de mantenimiento basados en la disponibilidad de los trenes. Sin embargo, la principal diferencia entre estos sistemas y el presentado aquí es que este último no está basado en información precedente de ningún sensor, sino que se basa en la información disponible en taller sobre averías pasadas y el histórico de operaciones de mantenimiento realizadas, siendo ésta la principal contribución del trabajo realizado. Esto hace de él un sistema muy fácil de implementar y sin grandes costes asociados. Los sistemas basados en la sensorización de los equipos implican un aumento de los costes tanto por los sensores instalados (acelerómetros, sondas de temperatura, sensores de velocidad, etc.), como por la necesidad de analizar las señales recogidas por técnicos cualificados, sobre todo cuando esta sensorización no está considerada de antemano en los diseños originales. El sistema propuesto, además mejora la eficacia de las tareas de mantenimiento y reduce los costes asociados a paradas por averías imprevistas y las perturbaciones en el desplazamiento de viajeros.

El artículo presenta la siguiente estructura. En la sección 2 se describe el problema particular de *Metro de Madrid*, se describe la metodología utilizada actualmente y las necesidades planteadas para el mantenimiento de su material rodante. En la sección 3 se presenta una descripción del sistema automático de optimización desarrollado para la planificación de tareas de mantenimiento, las entradas de información al sistema, los módulos de predicción y recomendación que lo componen, y su implementación.

En la sección 4 se expone la metodología utilizada para probar la fiabilidad del sistema y los resultados preliminares obtenidos, tanto técnicos como económicos. Finalmente, en la sección 5 se presentan las conclusiones.

2. DESCRIPCIÓN DEL PROBLEMA

Los convoyes de *Metro de Madrid* están compuestos por varias unidades, y cada unidad por dos o tres coches. De cara a la identificación de las tareas de mantenimiento, cada uno de estos coches está compuesto de seis sistemas: circuito de control, dispositivos de circuitos auxiliares, equipamiento neumático, *bogies*, carrocería y sistemas de suspensión, y sistemas de control automático del tren (ATC). Cada sistema está, a su vez, formado por hasta doce equipos, los cuales son diferentes dependiendo de la clase de coche y si tiene capacidad de tracción o no. El plan de mantenimiento tiene en consideración todos estos sistemas y equipos, y determina cuándo debe ser revisado cada uno de ellos, así como los procedimientos que deben aplicarse.

2.1. DESCRIPCIÓN DEL MÉTODO DE MANTENIMIENTO DE MATERIAL RODANTE EMPLEADO ACTUALMENTE EN METRO DE MADRID

El mantenimiento de *Metro de Madrid* se basa todavía, en una buena parte, como en la mayoría de las explotaciones ferroviarias, en un mantenimiento de tercera generación por detrás de otros sectores más innovadores como el de la aviación o de las centrales nucleares (González 2009). Este mantenimiento consiste en la realización de mantenimientos preventivos periódicos de ciclo largo y de ciclo corto y en intervenciones correctivas. En lo que se refiere al mantenimiento preventivo desde *Metro de Madrid* se ha intentado siempre ir a la vanguardia en el sector ferroviario, utilizando técnicas predictivas en los elementos claves (reductoras, cajas de grasas, motores de tracción, compresores, baterías, etc.), de la misma forma y siempre de acuerdo con los constructores (para evitar perder la garantía de los diferentes elementos y, además, las posibles consecuencias jurídicas no deseadas por no realizar el mantenimiento indicado por el constructor) se han redefinido los periodos de mantenimiento con la aplicación de la técnica RCM (*mantenimiento basado en la fiabilidad*), en concreto estos estudios se iniciaron aproximadamente en 1995. En los últimos años, este mantenimiento se ha venido optimizando mediante la modularización de intervenciones periódicas fuera de las franjas horarias punta, y, en cuanto al mantenimiento correctivo, intentando una localización rápida del equipo averiado a través de técnicas avanzadas de diagnóstico y realizando sustituciones rápidas. Una vez localizado el fallo en el equipo averiado, se sustituye el elemento afectado por otro nuevo o previamente reparado y el averiado se manda a reparar, con lo cual se agiliza la disponibilidad del material ferroviario para su uso.

Posteriormente se analizan las causas de las averías de los elementos averiados.

El Sistema de Gestión de Mantenimiento de Material Móvil tiene como misión definir la estrategia de la organización del mantenimiento del parque de material para alcanzar una gestión más eficaz y eficiente basada en procesos. Éstos permiten una gestión objetiva que deriva en la optimización de los recursos y en la orientación hacia la satisfacción del cliente interno y externo, concentrándose en tener el material rodante a disposición del servicio al cliente, preparado y a punto de forma segura, rentable y competitiva, y así eliminar los derroches que puedan surgir en los procesos (Suzaki 2010).

Los procesos de mantenimiento preventivo y mantenimiento correctivo de material rodante, las actuaciones de mejora en los vehículos ferroviarios, las fabricaciones y los nuevos diseños y sus desarrollos dentro del ámbito ferroviario, constituyen las líneas fundamentales del mantenimiento de material móvil.

2.2. DESCRIPCIÓN DE LAS NUEVAS NECESIDADES O DE LAS MEJORAS DESEABLES EN EL MANTENIMIENTO DE MATERIAL RODANTE DE METRO DE MADRID

El sistema de gestión utilizado actualmente para realizar el plan de mantenimiento no tiene en cuenta si un sistema o equipo ha sido reparado recientemente a causa de una avería o si un equipo ha sido reemplazado. Las tareas de mantenimiento se planifican de forma totalmente estable para todo el parque o serie de trenes de que se trate, independientemente del historial de reparaciones de los coches en particular. Con este sistema se incurre en diferentes ineficiencias, siendo estas principalmente:

- Realizar operaciones de mantenimiento preventivo a sistemas que acaban de ser sustituidos y que no serían realmente necesarias realizar.
- No aprovecha las paralizaciones por mantenimiento preventivo para realizar operaciones en sistemas próximos a averiarse y que posteriormente se averían produciendo situaciones de indisponibilidad del material rodante para prestar servicio.
- No se dispone de un sistema capaz de detectar posibles averías y que posteriormente producen indisponibilidad del material rodante para prestar servicio.

Cabe destacar que el sistema que se propone tiene en cuenta las consideraciones legales sobre mantenimiento (Trabalón 2008). De esta forma, los profesionales del mantenimiento tienen garantizado el cumplimiento de cualquier regulación legal aplicable.

Con el fin de optimizar la planificación del mantenimiento, el sistema desarrollado permite modificarla de tres formas diferentes. La primera consiste en eliminar aquellas operaciones que son redundantes, ya que involucran a equipos que han sido reparados o reemplazados recientemente. La segunda forma consiste en modificar los

planes de mantenimiento dependiendo de la predicción de las averías. Esta modificación consiste en el adelanto de una operación de mantenimiento, de manera que un elemento determinado sea revisado antes de la avería que para él se predice. La tercera manera de modificar el mantenimiento planificado consiste en la creación de operaciones de mantenimiento, no planificadas inicialmente, para aquellos elementos en los que se predice una avería.

3. DESCRIPCIÓN DEL SISTEMA

3.1. DESCRIPCIÓN DE LA SOLUCIÓN PROPUESTA

El sistema propuesto se ha desarrollado a la medida de las necesidades planteadas por Metro de Madrid. Este sistema está compuesto por dos módulos principales que son los que realmente proponen las modificaciones a la planificación del mantenimiento y cuenta además con herramientas auxiliares para la gestión de diferentes tareas, carga de datos históricos, definición de niveles de usuario, definición de los umbrales de avería y de decisión y otras operaciones.

Los dos módulos principales son los siguientes:

- *Módulo de predicción de averías*, encargado de realizar predicciones sobre las averías para cada coche, para cada sistema de cada coche y para cada equipo de cada sistema de cada coche.
- *Módulo de recomendación de modificaciones* a realizar sobre los planes de mantenimiento, que tiene la capacidad de proponer modificaciones en la planificación inicial del mantenimiento, basándose en las salidas del módulo de predicción anterior (las fechas en las que se predice que ocurran las averías).

El módulo de predicción de averías se ha programado de forma que utiliza dos algoritmos diferentes para el cálculo de la predicción de la próxima avería de cada coche y para cada uno de sus sistemas y equipos. Uno de estos algoritmos se basa en la estimación de la densidad de probabilidad del tiempo y kilometraje entre averías, mientras que el otro se basa en una SVM. Ambas predicciones se pueden unir mediante una combinación aritmética a través de un factor de peso.

3.2. IMPLEMENTACIÓN DEL SISTEMA

Los dos módulos principales de la aplicación desarrollada (predicción y recomendación) utilizan la siguiente información para su correcto funcionamiento:

- *Kilometraje acumulado* para cada unidad (una unidad es indivisible y suele estar formada por tres coches; en algunos casos dos). El histórico de kilometraje es un registro de los kilómetros totales acumulados para cada coche y se asume que cada uno de sus equipos tiene el mismo kilometraje que el coche completo.
- *Historial de averías* de cada coche. El histórico de averías acumula datos relacionados con cada una

de las averías que ha sufrido cada coche. Los datos más importantes en este conjunto son las fechas en las que una determinada avería tuvo lugar y los equipos que se vieron afectados por dicha avería.

- Historial de mantenimiento realizado en cada coche. Recoge las reparaciones que ha sufrido cada uno de los coches.
- Plan de mantenimiento previsto. Recoge las tareas planificadas para el futuro según las prescripciones del fabricante, o normativa legal e interna.

Esta información se tiene que proporcionar para cada coche y procede de un sistema MES (*Manufacturing Execution System*), habitualmente utilizado en el taller. Aunque el sistema dispone de una gran cantidad de datos, debido ante todo de la gran disciplina por parte del mantenimiento de Metro de Madrid en recoger todas las tareas realizadas en los trenes, sin duda las que mayor valor le dan a este sistema son los datos del mantenimiento correctivo realizado y los kilómetros realizados por las unidades, de forma que se consigue predecir las futuras averías y de esta forma modificar los planes de mantenimiento preventivo.

3.2.1. Módulo de predicción de averías

Como se ha expuesto anteriormente, el sistema desarrollado incorpora dos algoritmos diferente para obtener la predicción. El sistema utiliza una media ponderada a través de un factor de peso para el cálculo de la predicción, de forma que es el usuario final el que decide mediante este factor el peso que quiere dar a cada uno de los dos algoritmos: este usuario final suelen ser los mandos intermedios (técnicos titulado o no titulados con amplia formación ferroviaria y gran experiencia).

3.2.1.1. Predicción mediante FDP

El primero de los algoritmos considera como variable aleatoria el kilometraje entre averías a la hora de hacer la predicción de las averías. La función de densidad de probabilidad (FDP) se estima de forma empírica con los datos de entrada que aparecen en 3.2. La estimación de esta función de densidad de probabilidad se realiza en tres niveles. El primero de ellos es el nivel de coche. Para hacer esta estimación se consideran todos los datos de averías disponibles para un determinado coche. El segundo nivel es el nivel de sistema. En este caso, los datos disponibles son separados de acuerdo a los sistemas afectados por las averías. Así, de esta forma, se obtienen hasta seis FDP una por cada sistema de cada coche. El tercer nivel es el nivel de equipo. En este caso, para estimar la FDP se utilizan los datos relacionados con cada equipo dentro de cada sistema. Así, se pueden calcular hasta setenta y nueve funciones por coche, correspondientes a los setenta y nueve equipos que se pueden encontrar en él.

La FDP se estima a través del histograma. Una vez que la FDP está disponible, se calcula la función de distribución acumulativa (FDA) integrando la función anterior. Dado un valor de probabilidad p , la FDA se utiliza para calcular el

kilometraje y los días que pueden transcurrir con probabilidad p antes de que una avería tenga lugar. El valor p es elegido por el usuario.

3.2.1.2. Predicción mediante SVM

Las SVM constituyen un método para modelar datos empíricos. Suelen ser comparadas con las redes neuronales y consideradas una evolución de éstas, al menos desde un punto de vista experimental. Una descripción detallada de los principios subyacentes a las SVM puede encontrarse en (Cristiani y Shawe-Taylor 2000).

Las SVM pueden usarse para hacer clasificación y también para hacer regresión. En este último caso, una SVM toma la forma (1,2):

$$f(x) = \sum (\alpha_i - \alpha_i^*) k(x_i, x) + b \quad (1)$$

Donde:

$$k(x, x') = \exp\left(-\frac{\|x - x'\|^2}{2\sigma^2}\right) \quad (2)$$

A la función k se le llama *kérnel* y puede tomar diversas formas. En el caso mostrado es el llamado *kernel gaussiano* o de base radial. Estas funciones presentan una interesante propiedad: la de permitir conocer el valor del producto escalar en un espacio de dimensión superior, sin necesidad de conocer la función que realiza la transformación del espacio de entrada en ese espacio de dimensión superior. Gracias a esta propiedad, el problema de regresión, que es - en principio - no lineal, se convierte en uno lineal más fácil de resolver. Un estudio minucioso de las SVM para regresión puede encontrarse en (Schölkopf y Smola 2002).

Los factores α se obtienen en el proceso de entrenamiento de la SVM, que consiste en resolver un problema de optimización.

Para utilizar la SVM para predecir los kilómetros que faltan para que se dé una avería es necesario formar una serie temporal con los valores de kilometraje entre averías. Es $x(k)$ esta serie temporal en la que k representa el instante temporal. La función de predicción que se hace con la SVM tiene la forma (3):

$$\hat{x}(k+1) = f(x(k), x(k-1), x(k-2), \dots, x(k-l)) \quad (3)$$

El valor de l se ha de elegir de manera que el vector formado por los $x(t-n)$, $n = \{0, 1, \dots, l\}$ no contenga elementos correlacionados.

Dado que los datos de kilometraje entre averías se actualizan continuamente, adoptar una estrategia de entrenamiento incremental es lo más adecuado. De esta manera es posible mantener unos modelos de predicción

actualizados que den cuenta de los posibles cambios que se produzcan en la dinámica de la serie temporal formada dicha variable. Este entrenamiento incremental se ha hecho mediante el algoritmo AOSVR (Ma y Perkins 2003).

3.2.2. Módulo de recomendación

A partir de las predicciones obtenidas por el módulo anterior, el módulo de recomendaciones es capaz de proporcionar tres tipos de avisos o recomendaciones que pueden modificar la planificación del mantenimiento:

1. El sistema propone eliminar una tarea de mantenimiento programada.
2. El sistema propone adelantar tareas de mantenimiento ya planificadas.
3. El sistema propone crear nuevas tareas de mantenimiento no planificadas.

Una vez que el módulo de predicción calcula los kilómetros o días que faltan para una avería procediendo según el algoritmo de la Fig. 1, el sistema proporciona la recomendación para el coche, los sistemas y equipos integrantes de la unidad seleccionada. Para ello el sistema necesita que el usuario seleccione la tarea de mantenimiento planificada sobre la que se desea comprobar si el sistema plantea alguna modificación y el historial de operaciones de mantenimiento que se encuentran en el sistema para el coche, sistema o equipo correspondiente. Este algoritmo puede proporcionar varios resultados diferentes.

- Puede proponer la creación de una nueva tarea de mantenimiento antes de la avería predicha, si no hay ninguna tarea planificada entre la fecha de la predicción y la fecha de la avería que afecte al coche, sistema o equipo seleccionado.
- También puede proponer añadir una nueva tarea a una de las revisiones de mantenimiento programadas para un coche, sistema o equipo de la unidad seleccionada, si el sistema encuentra alguna revisión en la planificación que afecte a dicho

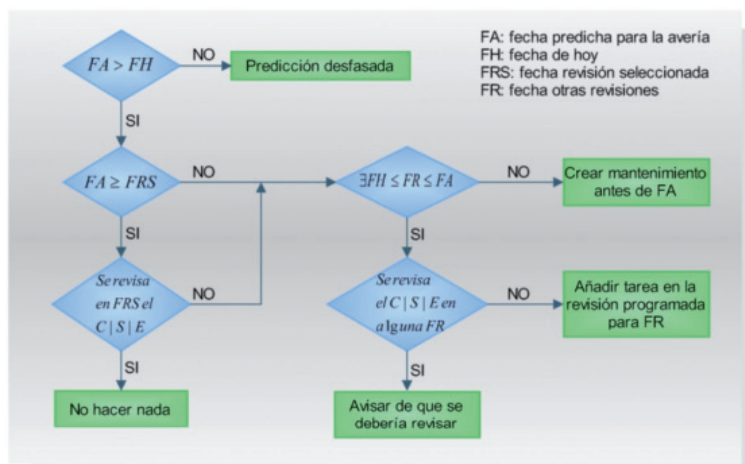


Fig. 1: Algoritmo utilizado por el módulo de recomendaciones para la adición / creación de tareas de mantenimiento

coche, sistema o equipo anterior a la fecha de la avería y posterior a la fecha de la predicción.

- Finalmente, puede generarse una mera notificación de la avería para el operario, en caso de que el coche, sistema o equipo para el que se predice la avería tenga programada una revisión en una fecha anterior a que ésta se produzca.

3.2.2.1. Adelanto y creación de tareas

Siempre que se predice una avería, el sistema busca aquellas tareas entre las del plan programado de mantenimiento que incluyen al elemento (coche, sistema o equipo) afectado por la predicción. En caso de que el sistema encuentre una tarea planeada para una fecha o kilometraje anteriores a la fecha o kilometraje para la que se predice la avería, el sistema recomienda adelantar la tarea de mantenimiento de forma que dicho elemento sea inspeccionado antes de que se produzca la avería.



Fig. 2: Esquema de eliminación de tareas de mantenimiento utilizado por el módulo de recomendación

En el caso de que el sistema no sea capaz de encontrar una tarea de mantenimiento programada para una fecha o kilometraje anteriores a los predichos para la avería, el sistema recomendará crear una tarea de mantenimiento en la planificación inicial, anterior al valor predicho, de forma que el problema quede resuelto antes de su ocurrencia. La fecha o kilometraje para esta nueva tarea podrá ser cualquiera anterior a la predicha para la avería, a criterio del técnico de mantenimiento.

Si existe alguna tarea de mantenimiento planificada para una fecha posterior a la predicción que incluya al coche, sistema o equipo afectado por la predicción, el sistema

notifica que dicho elemento debe ser revisado en cualquiera de las tareas de mantenimiento programadas que lo incluyan.

3.2.2.2. Eliminación de tareas

El objetivo de la eliminación de tareas de mantenimiento de la programación inicial permite evitar la realización de trabajos redundantes, lo que implica un ahorro de costes tanto por materiales, como por el tiempo de parada de la unidad. Cuando algún elemento ha sido reparado recientemente y está incluido en una revisión de mantenimiento cercana en el tiempo o kilometraje, la tarea de mantenimiento que concierne a ese elemento se elimina de la planificación inicial. Para determinar si una reparación se ha realizado en un tiempo o kilometraje lo suficientemente cercano como para ser eliminada, el usuario debe fijar un umbral. Hay que señalar que actualmente el sistema no tiene en cuenta la normativa legal aplicable, por lo que es el técnico de mantenimiento el responsable final de evitar la eliminación de aquellas tareas de mantenimiento que sean obligatorias de acuerdo al marco legal aplicable.

El algoritmo de eliminación de tareas de mantenimiento se muestra en la Fig. 2. El primer paso es la comparación de los días o kilómetros transcurridos desde la fecha o kilometraje de la reparación con el umbral (T) correspondiente. En el caso de que el umbral no se sobrepase es posible eliminar la tarea de la planificación de mantenimiento.

3.3. RESULTADOS CON DATOS ALMACENADOS

Se han realizado pruebas “off line” del sistema desarrollado que han mostrado las capacidades de predicción del sistema. El error de predicción para las predicciones calculadas al nivel de coche utilizando el método basado en FDP se muestra en la Fig. 3. En esta figura el eje de ordenadas representa el error de predicción, mientras que el eje de abscisas es el tiempo expresado en unidades arbitrarias, es decir, cada incremento representa una solicitud de cálculo del error. Cada vez que se incrementa el conjunto de datos

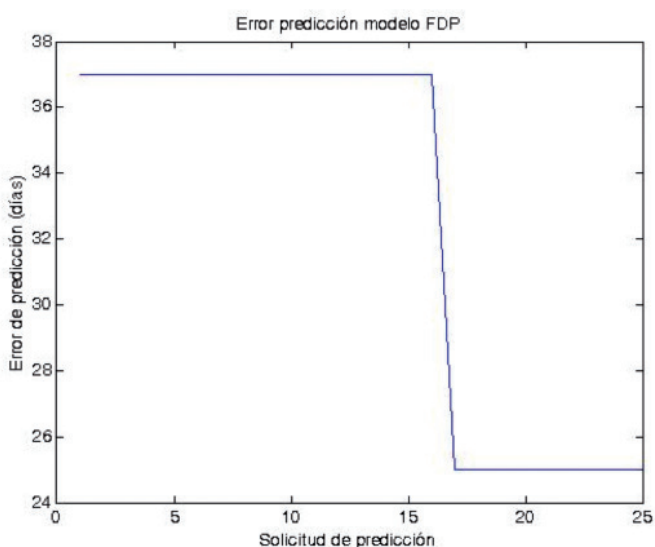


Fig. 3: Error de predicción para el modelo FDP

disponible con nuevos datos introducidos por el usuario, el cálculo de la función de densidad de probabilidad se realiza de nuevo, lo cual conduce a una predicción más precisa. Como consecuencia de esto, el error de predicción se va reduciendo a lo largo del tiempo; a medida que se tienen más datos para realizar la predicción, como se puede observar en la Fig. 3.

De manera análoga, el error de predicción para el modelo basado en SVM se muestra en la Fig. 4. En este caso, al utilizarse un entrenamiento incremental también es de esperar que el error de predicción disminuya con el tiempo. Puede observarse que los errores de predicción del modelo SVM son menores que los del modelo FDP.

Ambas predicciones se combinan en una sola calculando una media aritmética ponderada de ambas.

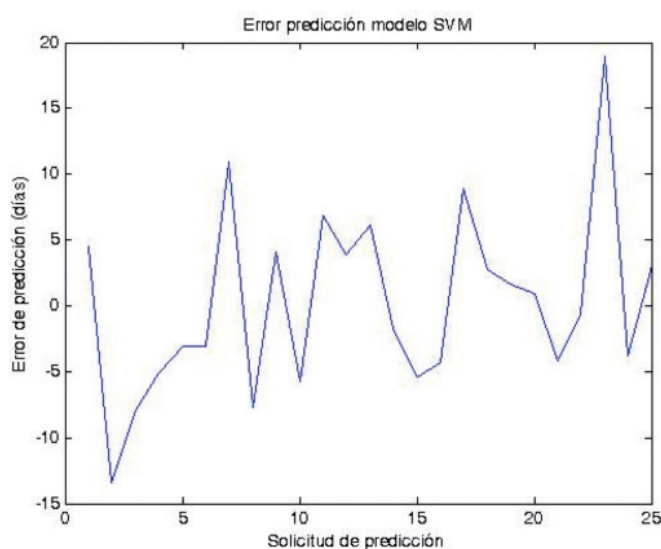


Fig. 4: Error de predicción para el modelo SVM

4. RESULTADOS EN TALLER

4.1. DESCRIPCIÓN DE LA METODOLOGÍA SEGUIDA PARA PROBAR EL SISTEMA

La implantación de un sistema novedoso no se puede realizar sin tener una serie de precauciones, por lo cual se ha optado por la realización de una simulación, esta se esta realizando de la siguiente forma:

- La población a analizar es de 132 coches, cada uno de ellos con 6 grupos y cada grupo con 15 o más equipos, lo que proporciona una muestra grande de equipos para analizar. Las averías en función del tiempo se pueden aproximar por una distribución normal. Para determinar el tamaño de la muestra se ha considerado un margen de confianza del 97% y un error máximo de 0,02. Con estos datos y aplicando la ecuación (4) (Law y Kelton 1991) se obtiene que la muestra debe tener aproximadamente

$$n = \left(\frac{\sigma \cdot Z_{1-\frac{\alpha}{2}}}{d} \right)^2 \quad (4)$$

donde n es el tamaño mínimo de la muestra del ensayo para un determinado margen de confianza y error, d es el error máximo deseado, s es la desviación típica, Z es un valor que se obtiene a partir de la tabla de la distribución normal para un determinado intervalo de confianza y α es el nivel de significación.

- Se ha optado por un muestreo aleatorio simple para elegir las unidades a analizar.
- Semanalmente se cargan las averías, kilómetros, operaciones de mantenimiento correctivo y preventivo realizado a todas las unidades.
- Con los datos anteriores se realiza la simulación y se obtiene del programa SGIMFe, que es el nombre del sistema desarrollado: Unidades más problemáticas, previsión de averías, recomendaciones de añadir o eliminar operaciones de mantenimiento preventivo.
- Los datos que se obtienen de SGIMFe se van almacenando y se comparan con la realidad, para comprobar la fiabilidad del programa.

4.2. RESULTADOS OBTENIDOS TÉCNICOS Y ECONÓMICOS

Aunque se considera que el tiempo de prueba es todavía corto para tomar decisiones, los resultados obtenidos son los siguientes.

4.2.1 Eliminación de operaciones

En el caso de la eliminación de operaciones de mantenimiento preventivo, las operaciones que ha recomendado SGIMF e eliminar han sido en base a averías anteriores al mantenimiento preventivo correspondiente, siendo el porcentaje de acierto del 100%.

4.2.2. Creación de operaciones

En lo referente a la creación de operaciones de mantenimiento para aquellos elementos para los que se predice una avería antes de su próxima revisión los resultados obtenidos han proporcionado un margen de acierto aproximado del 15%. En todo caso este valor debe ir mejorando según se vayan introduciendo más datos de averías en la aplicación.

4.2.3. Modificación de operaciones

Cuando el programa calcula una probabilidad elevada de que se produzca una avería en un determinado sistema o equipo, propone la modificación mediante la adición de una operación de revisión del mismo en la operación de mantenimiento programada más cercana a la fecha para la que se ha predicho la avería.

La comparación de las modificaciones propuestas con el historial de averías indica que en el 20% de los casos la adición de operaciones de mantenimiento hubiera sido correcta. En el resto de los casos no hubiera sido necesaria ninguna adición. Aunque en principio este dato podría ser negativo, debe tenerse en cuenta que el sistema utilizado por SGIMFe es de aprendizaje constante y estos valores con el paso del tiempo deben ir mejorando.

4.2.4. Resultados económicos

Atendiendo a los resultados obtenidos en la eliminación de operaciones de mantenimiento que resultan superfluas por haberse realizadas anteriormente, se puede decir que se produce un ahorro de aproximadamente el 23% del mantenimiento preventivo, lo cual es muy positivo.

La creación y modificación de operaciones de mantenimiento no suponen un ahorro de tiempo de trabajo. El ahorro hay que buscarlo en evitar la falta de disponibilidad de vehículos por avería, lo que no sólo supone un ahorro económico, sino que también influye en la calidad del servicio ofrecido a los viajeros. Los resultados obtenidos hasta el momento no permiten hacer una evaluación definitiva de los mismos.

5. CONCLUSIONES

Se ha desarrollado un sistema que permite la optimización de la planificación del mantenimiento en flotas de trenes metropolitanos, extrapolable a otras flotas de vehículos de transporte. El sistema está basado en la predicción de averías desde un enfoque estadístico automatizado, el cual se realiza a través de dos algoritmos diferentes: el primero es una estimación experimental de la función de densidad de probabilidad asociada al tiempo y kilometraje transcurrido entre averías y el segundo de ellos basado en SVM. El sistema desarrollado utiliza únicamente datos históricos para obtener las predicciones y no se considera utilizar entradas

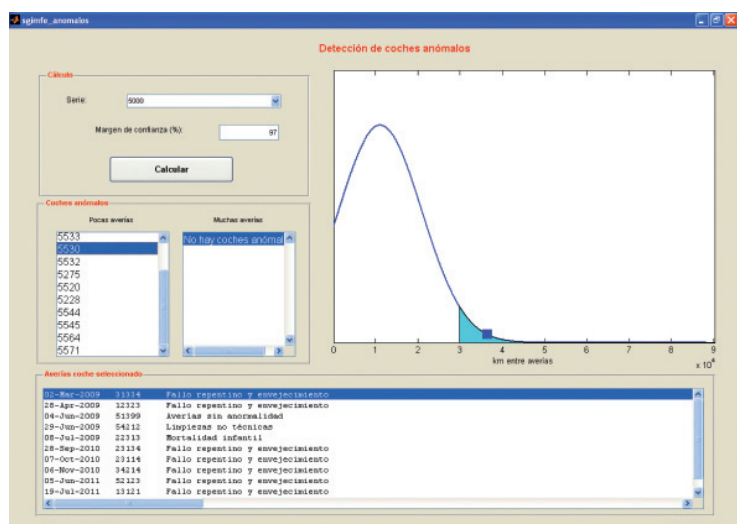




procedentes de sensores, lo que hace de él una herramienta muy eficaz, económica y de fácil implantación en flotas ya existentes con bajo o nulo nivel de sensorización. Las predicciones se comparan con el plan de mantenimiento y las tareas de este plan inicial se modifican de acuerdo a las predicciones obtenidas creando o añadiendo nuevas tareas a la planificación. Además de esto, el historial de datos de reparaciones se compara con la planificación de mantenimiento de forma que las operaciones redundantes pueden ser eliminadas de la planificación. Esto implica la eliminación de operaciones superfluas, lo que a la postre implica una mayor fiabilidad y reducción de costes.

El sistema actualmente está siendo probado en taller, por lo que las ventajas reales del sistema no pueden cuantificarse de forma exacta todavía.

Las pruebas de rendimiento realizadas “off line” revelan un decrecimiento del error de predicción a lo largo de tiempo y que el modelo de predicción del error es adecuado para el objetivo perseguido.



Los resultados obtenidos en taller indican que la eliminación de operaciones de mantenimiento se realiza con una tasa de acierto del 100% y un ahorro económico de aproximadamente el 23% del mantenimiento preventivo. Respecto a la modificación de operaciones de mantenimiento, la tasa de acierto es del 20%, aunque este resultado ha de considerarse preliminar porque el número de casos contemplados no es suficientemente alto. La creación de operaciones de mantenimiento arroja una tasa de acierto del 15%, aunque se está en una fase inicial del ensayo.

6. BIBLIOGRAFÍA

- González-Fernández FJ. *Teoría y Práctica del Mantenimiento Industrial Avanzado*. 3ª Edición. Madrid: FC Editorial, 2009. 598p. ISBN 978-84-96743-92-2.
- González-Fernández FJ. *Reducción de Costes y Mejora de Resultados en Mantenimiento*. 1ª Edición. Madrid: FC Editorial, 2010. 332p. ISBN 978-84-92735-34-1.
- Keith Mobley R. *An Introduction to Predictive Maintenance*. 2nd Edition. Hardbound: Butterworth-Heinemann (imprint of Elsevier Science), 2002. 437p. ISBN 0-7506-7531-4.
- Letourneau S, Famili A, Matwin S. "Discovering Useful Knowledge from Aircraft Operation/Maintenance Data". *Proceedings of the Workshop on Machine Learning in the Real World, at the 14th International Conference on Machine Learning*. London, England. July 8-12, 1997. p.34-41.
- Letourneau S, Famili F, Matwin S. "Data Mining to Predict Aircraft Component Replacement". *Intelligent Systems and their Applications*, IEEE. 1999, Vol.14-6, p.59-66.
- Famili F, Letourneau S. "Monitoring of Aircraft Operation using Statistics and Machine Learning". *ICTAI '99 Proceedings of the 11th IEEE International Conference on Tools with Artificial Intelligence*. Chicago, November 9-11, 1999. p.279-286. ISBN: 0-7695-0456-6.
- Suzaki K. *Competitividad en Fabricación: Técnicas para la mejora continua*. Editorial FC, 2010. 407p. ISBN-13: 978-84-92735-31-0.
- Trabalón C. *Consideraciones legales del Mantenimiento de Instalaciones*. Editorial Tébar, 2008. 304p. ISBN: 978-84-7360-313-3.
- Cristianini N, Shawe-Taylor J. *An introduction to Support Vector Machines and other Kernel-Based Learning Methods*. 1st Edition. Cambridge (Reino Unido): Cambridge University Press, 2000. 189p. ISBN 0-521-78019-5.
- Schölkopf B, Smola A J. *Learning with Kernels*. 1st Edition. Cambridge, Massachusetts (EE.UU.): MIT Press, 2002. 626p. ISBN 0-262-19475-9.
- Ma J, Theiler J, Perkins S. "Accurate online support vector regression". *Neural Computation*, Massachusetts Institute of Technology, 2003. Vol.15, p.2683-2703.
- Law A M, Kelton W D. *Simulation Modeling and Analysis* (2nd Edition). McGraw-Hill Higher Education, 1991. 544p. ISBN 0-07-036698-5.