



## EL FILTRO DE KALMAN COMO HERRAMIENTA DE MEJORA DE LA SEGURIDAD Y FIABILIDAD DEL TRANSPORTE FERROVIARIO

FAUSTO PEDRO GARCÍA MÁRQUEZ  
ETSICCP

Universidad de Castilla-La Mancha  
Ciudad Real, Spain

e-mail: FaustoPedroGarcia@uclm.es, <http://faustospain.cjb.com>

FÉLIX SCHMID

Department of Mechanical Engineering  
University of Sheffield  
England

JAVIER CONDE COLLADO

ETSICCP

Universidad de Castilla-La Mancha  
Ciudad Real, Spain

**Resumen:** 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, las empresas operadoras del sector han sido, en su gran mayoría, de carácter estatal, cuyo mercado de actuación ha sido monopolista. Estas empresas han venido soportando grandes déficits, respaldados con ayudas y/o subvenciones públicas, así como, con políticas de actuación centradas en el ámbito social y estratégico de la Nación. Todo ello ha perdurado hasta 1991, dictándose numerosas normas con el fin de regular y liberalizar dicho mercado del sector del transporte. Las nuevas directivas ponen de manifiesto la necesidad de incrementar la seguridad y fiabilidad en este tipo de transportes como consecuencia de dicha liberalización, tanto por la salud de los pasajeros como por la de los trabajadores, intentando con ello evitar las consecuencias catastróficas que se han estado dando tras dichas liberalizaciones en otros países, como es, por ejemplo, en el Reino Unido. Para aumentar la fiabilidad de estos sistemas, en los cuales se emplean normalmente acciones de mantenimiento predictivo, se suelen utilizar el filtrado y la estimación como principales técnicas de tratamiento de las señales consideradas. El Filtro de Kalman permite estimar estados futuros en base a datos históricos. El Filtro de Kalman es empleado en este trabajo como herramienta para filtrar la señal que se está tratando. Los autores de este artículo han desarrollado un Filtro de Kalman aplicado a la señal de la corriente eléctrica del motor de accionamiento de las agujas de un desvío ferroviario, mostrando las mejoras obtenidas para poder detectar fallos con una alta fiabilidad.

### 1. INTRODUCCIÓN

En los sistemas de transportes en general, y en particular el transporte ferroviario de alta velocidad, la seguridad juega un papel primordial. La fiabilidad es el factor, tras la seguridad, donde se centran la mayoría de los propósitos en el desarrollo y mantenimiento de los elementos relacionados con este medio de transporte.

Por fiabilidad se entiende la probabilidad de que un producto realice sin fallo una función concreta bajo unas condiciones y un periodo de tiempo dado. La fiabilidad puede ser expresada en términos de probabilidad de un funcionamiento correcto, tiempo medio entre fallos, ciclos medios de funcionamiento entre fallos o disponibilidad, entendiendo ésta como la medida del estado del producto en un momento dado cuando es requerido para su funcionamiento. Uno de los parámetros que contribuye a la

disponibilidad del producto es la mantenibilidad. En el mantenimiento se consideran los efectos de los fallos del producto y la forma de minimizarlos. Por el contrario, la fiabilidad considera las causas de fallos del producto y su eliminación. Dentro de las distintas técnicas de mantenimiento, los autores han trabajado en el mantenimiento centrado en la fiabilidad, cuyas principales conclusiones se exponen en el presente artículo.

El Mantenimiento Centrado en la Fiabilidad (Reliability Centred Maintenance, RCM<sub>1</sub>) es una metodología de análisis objetivo, sistemático y documentado, el cual se centra en el mantenimiento preventivo o predictivo de los elementos críticos del producto, así como, en un mantenimiento correctivo en los elementos no críticos de dicho producto [1], [2] y [3].

Las fases principales a llevar a cabo en el RCM<sub>1</sub> son:

- i. Planificación del estudio. En esta primera fase, su objetivo principal es:
  - Definir los propósitos del estudio.
  - Hacer una selección de los propósitos del estudio.
  - Precisar los recursos necesarios.
  - Establecer el proceso técnico a llevar a cabo en el desarrollo del estudio RCM<sub>1</sub>.
  - Formación e información de dicho estudio al personal implicado.
- ii. Identificación de la criticidad de los componentes del sistema en función de la probabilidad de fallo y su gravedad, y clasificación de dichos componentes. Entre las técnicas empleadas en esta fase están el análisis de los modos de fallos y de sus efectos (AMFE) [4] y la lista de criticidad (LC).
- iii. Selección de los componentes críticos, donde se evaluarán y asignarán las funciones críticas de la anterior fase. Una vez definido esto, se determinarán las correspondientes funciones a llevar a cabo en el RCM<sub>1</sub> para cada componente.
- iv. Las funciones definidas para ser llevadas a cabo por el RCM<sub>1</sub> son comparadas con las actuales funciones de mantenimiento. Como resultado de esto, se abolirán funciones actuales que se crean prescindibles, se implantarán nuevas funciones propuestas por el RCM<sub>1</sub> y que no están desarrolladas en las actuales funciones de mantenimiento, siendo conservadas o mejoradas las funciones que sean contempladas tanto por el RCM<sub>1</sub> como por el actual sistema de mantenimiento.
- v. Redacción de un nuevo plan de mantenimiento. Las recomendaciones dadas en la fase anterior son redactadas en un nuevo plan de mantenimiento, donde se detallarán los correspondientes cambios en la asignación de tareas, recursos y operarios, las formas de trabajar, los canales y medios de información, así como las distintas implicaciones que condicionan a los restantes subsistemas.
- vi. Una vez implantado el nuevo plan de mantenimiento, se ha de llevar a cabo un preciso control de los resultados. Para ello es necesario definir los parámetros e índices de seguimiento, así como sus correspondientes procesos de captación y tratamiento de datos. La aplicación de las nuevas tecnologías referentes a los distintos sensores, medios de control, transmisión de información, etc., dan origen a la Monitorización Remota Basada en la Condición (RCM<sub>2</sub>, Remote Condition Monitoring [5]).

En un principio, RCM<sub>2</sub> se definió 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, y debido al gran avance de las nuevas tecnologías, el concepto de la monitorización contempla también la adquisición, preprocesamiento y almacenamiento de datos [1], [2] y [5]. El principio básico en el que se basa RCM<sub>2</sub> es el llevar a cabo un control del estado del sistema, detectando fallos y clasificando a estos según la gravedad del mismo. El propósito es evitar fallos graves o irreparables, llegando a parar el sistema según la gravedad y las posibles consecuencias del fallo. Tan importante es el

detectar el fallo como conocer su identificación y origen. Esto ayudará a desarrollar un adecuado mantenimiento del equipo, consiguiendo alargar de este modo, tanto como sea posible, la vida del equipo, así como, optimizar su disponibilidad y tiempo de trabajo.

El mantenimiento predictivo en general, y en particular el RCM<sub>2</sub>, está siendo desarrollado e implantado en numerosas empresas. Como consecuencia, las estrategias de la empresa dependen de una continua o periódica monitorización del estado de los equipos. RCM<sub>2</sub> podría no sólo mejorar la fiabilidad, sino que podría mejorar también la relación entre el coste y la eficacia. Algunos de los factores que influyen en esto son: el ahorro económico, la mejora de la fiabilidad y la detección de forma automática de los fallos y posibles anomalías del equipo, distinguiendo para ello entre el rumbo normal de los parámetros que están siendo monitorizados y los indicios de fallos [6] y [7]. Las clases y la cantidad de parámetros que deben ser monitorizados serán establecidas en base al coste y la mejora que producen en caso de ser empleados.

Otro aspecto importante a considerar en RCM<sub>2</sub> es la telemetría remota. Aspectos como la inmunidad electromagnética, fiabilidad y coste son actualmente objeto de estudio [8]. Investigaciones recientes dentro de la estructura ferroviaria se han centrado en el uso de la fibra óptica y sus aplicaciones en las necesidades de RCM<sub>2</sub> [9] y [10]. RCM<sup>2</sup> es el resultado de desarrollar conjuntamente los dos conceptos RCM<sub>1</sub> [11].

El objetivo principal de este artículo ha sido desarrollar un Filtro de Kalman con el fin de aumentar la fiabilidad de un sistema de accionamiento de agujas. Para ello, se ha aplicado el filtro a la curva de corriente ( $A$ ) versus tiempo ( $s$ ), ver Figura 5, correspondiente al motor eléctrico del accionamiento de agujas [11].

## 2. DESVÍOS FERROVIARIOS

García y Rodríguez [12] definen el desvío ferroviario como *un aparato de vía que permite la separación de una vía férrea en dos o varias, cuyos ejes se acuerdan tangencialmente con el de la primera o formando un ángulo muy pequeño con él*. La principal vía es llamada vía directa, siendo la otra vía, en el caso de un desvío sencillo, vía desviada. El desvío consta de tres zonas, llamadas cambio, carriles de unión y cruzamiento, delimitadas éstas por 6 juntas.

En la Figura 1 se representan los carriles de unión y cruzamiento, así como las partes más importantes que lo componen. En las Figura 3 y Figura 2 se muestran el cambio y sus elementos más significativos. La separación de las vías se da en el cambio, y el cruce de los hilos se produce en el cruzamiento.

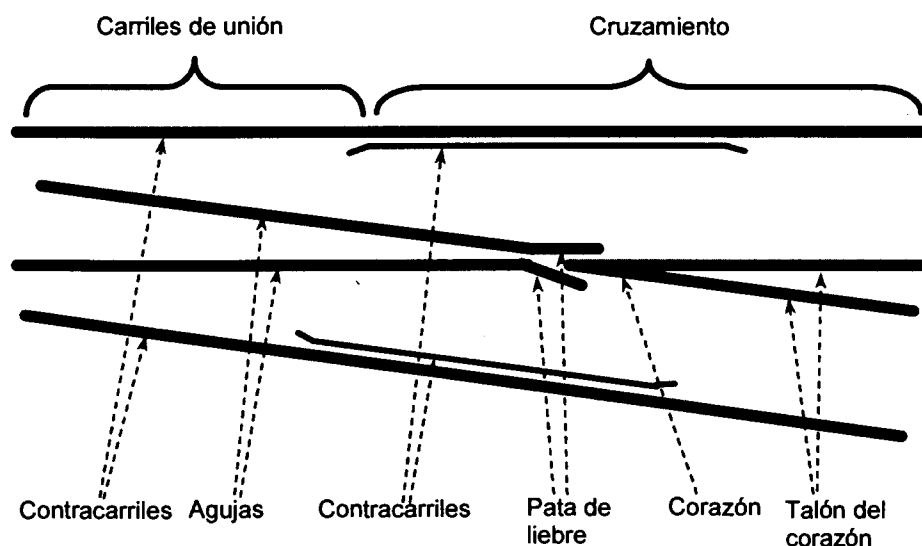


Fig. 1. Cruzamiento y carriles de unión

En el cambio se da desviación de las circulaciones de los vehículos hacia la vía directa o la desviada, mediante la separación dos a dos de las filas de carriles. El cambio consta de, básicamente, agujas, contraagujas, punta de la aguja y talón de la aguja.

Las contraagujas son los carriles exteriores a las agujas, ajustándose, visto en planta, el espadín, o punta de aguja, a ellas. La cara exterior está cepillada para albergar a la aguja, en especial a la punta de la misma, ya que es la parte de la aguja que más vulnerable es ante golpes de las ruedas de los vehículos. Consta de una sujeción elástica en la traviesa por la parte exterior de la contraaguja, mientras que en su parte interior se sitúan los cojinetes de resbalamiento o placas resbaladeras (ver Figura 2). Éstas favorecen el desplazamiento lateral de las agujas, aunque dificultan la sujeción elástica de la contraaguja en la traviesa. Los requisitos a cumplir por una sujeción interior de la contraaguja son:

- Mantenimiento del ancho de vía.
- Protección contra deslizamiento relativo entre el carril y la traviesa.

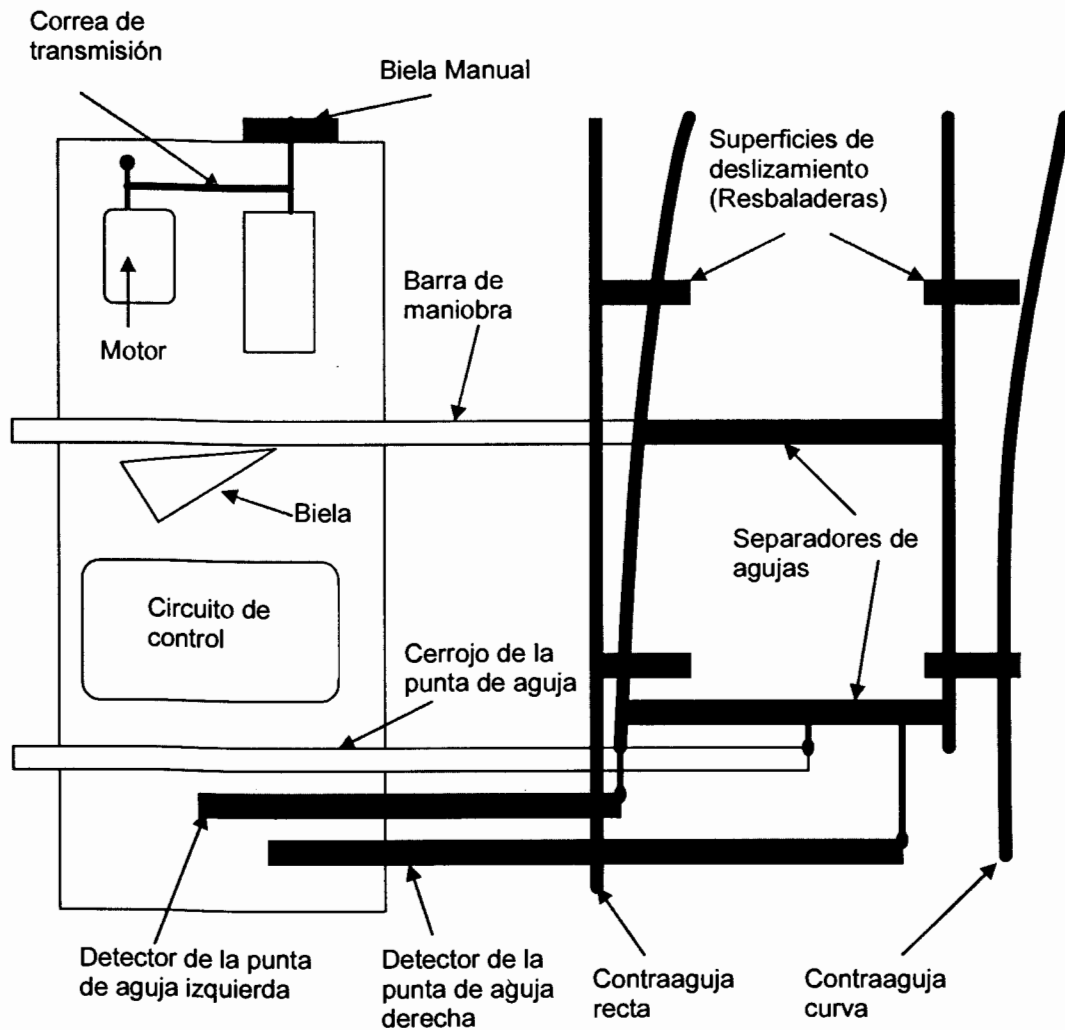


Fig. 2.- Partes más significativas del cambio

El encerrojamiento es el dispositivo empleado para asegurar la posición de las agujas mediante el enclavamiento, anulando los esfuerzos dinámicos correspondientes a la acción que el vehículo ejerce sobre él. De esta forma, se establece una posición correcta de las agujas y las señales, y se evita que se presenten holguras entre la aguja y la contraaguja, y se permite la huella necesaria para el paso de la pestaña. A su vez, en dicha retención se impide el movimiento de las agujas mediante esfuerzos estáticos o cuasiestáticos.

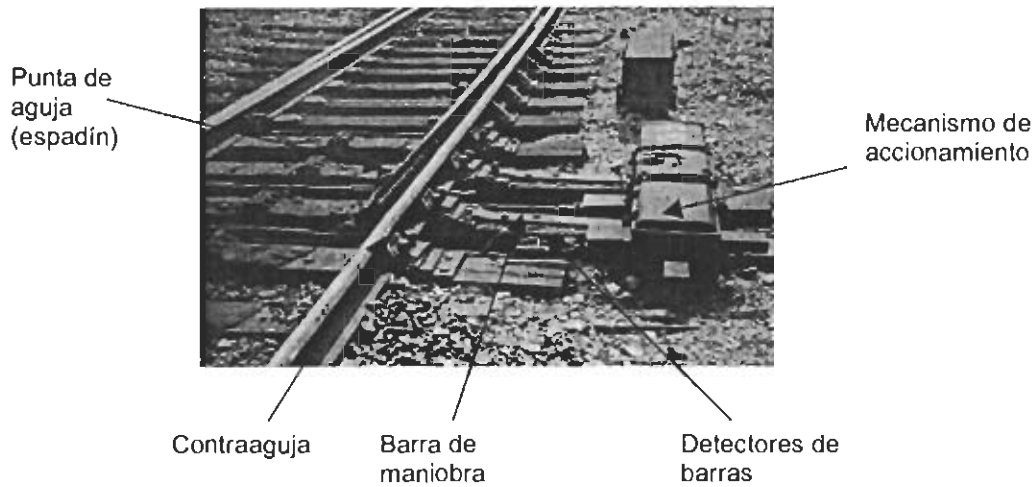


Fig. 3.- Principales elementos del mecanismo de accionamiento de agujas

Las agujas son el elemento más representativo de un desvío. Las distintas definiciones correspondientes a las agujas vienen recogidas en ORE D-72 [13].

El desvío ferroviario, y más concretamente el accionamiento de agujas, es un sistema bastante complejo en el que a priori es muy difícil detectar la causa, o las causas, que originan, en general, cualquier fallo. Para ello, lo primero que se llevó a cabo en el proyecto que está siendo descrito en este artículo fue analizarlas, así como realizar una clasificación de los posibles fallos que se pueden dar en el accionamiento de agujas.

A continuación, se muestra la probabilidad del origen directo de los fallos más importantes dados en los accionamientos de aguja, siendo las variables más comunes que los originan las dadas en la Figura 4:

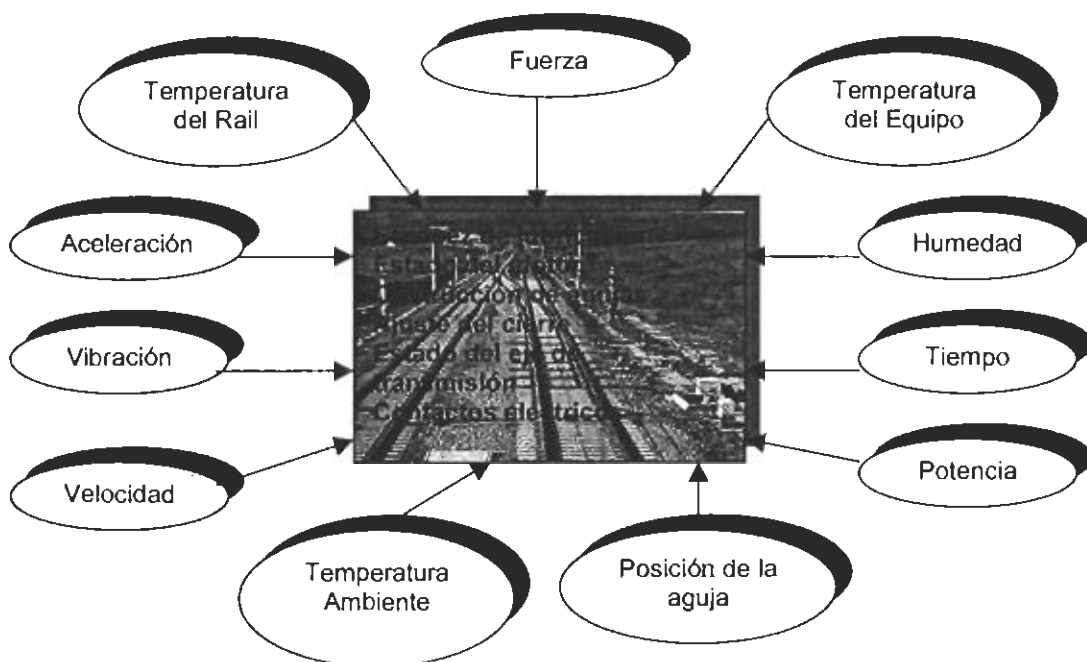


Fig. 4.- Variables y fallos en los accionamientos de aguja

- Civil, 13 %:
  - Vibración, 43 %.
  - Movimiento del accionamiento, 9 %.
  - Geometría del trayecto, 4 %.
  - Estado del trayecto, 14 %.
- Condiciones medioambientales, 7 %.
- Maquinaria del accionamiento, 66 %:
  - HW de accionamiento, 33 %.
  - HW cerrojo, 33 %.
  - Barra de retorno, 17 %.
  - Detector suplementario, 1 %.
  - HW Detector, 17 %.
- Tráfico ferroviario, 1 %.
- Estándares S & T, 13 %.

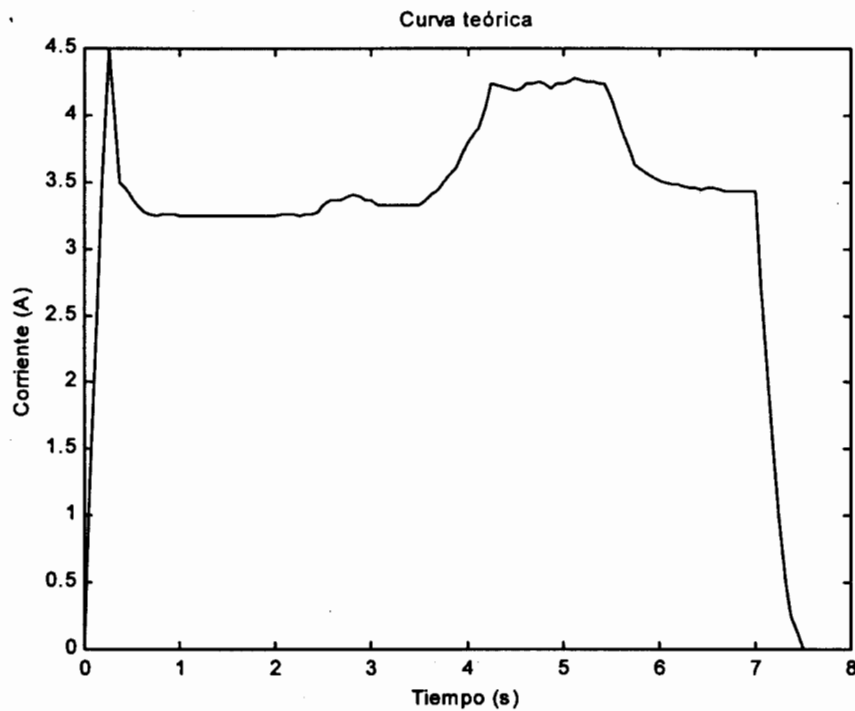


Fig. 5.- Curva teórica «corriente (A) versus tiempo (s)» del motor eléctrico correspondiente al mecanismo del accionamiento de agujas.

### 3. FILTRO DE KALMAN

El filtrado y la estimación son dos de las herramientas más empleadas en la ingeniería. Cuando el estado de un sistema ha de ser estimado mediante la información proporcionada por sensores que aportan algo de ruido, entendiéndose por ruido como la distorsión de la medida dada en la propia medida, es necesario recurrir a cierta clase de estimadores para poder obtener, de la forma más fiable posible, la verdadera señal. En la Figura 6, se representan la curva teórica de la corriente eléctrica [A] versus tiempo [s] de un motor eléctrico de accionamiento de agujas, y la curva real de dicha señal, donde se consideran los ruidos ocasionados por el sistema o bien por los sensores que están siendo empleados, limitando los

valores en  $\pm 0.1 A$  con respecto a los valores de la señal teórica. Cuando este tipo de sistemas es dinámico y los modelos estudiados son lineales, el error cuadrático medio mínimo estimado suele ser calculado mediante el Filtro de Kalman, en adelante FK. El FK es uno de los algoritmos de tratamiento de datos más empleados para filtrar y estimar datos, debido a su simplicidad, optimalidad y robustez. El FK consiste en contemplar estimaciones del pasado y presente y de los futuros estados [14].

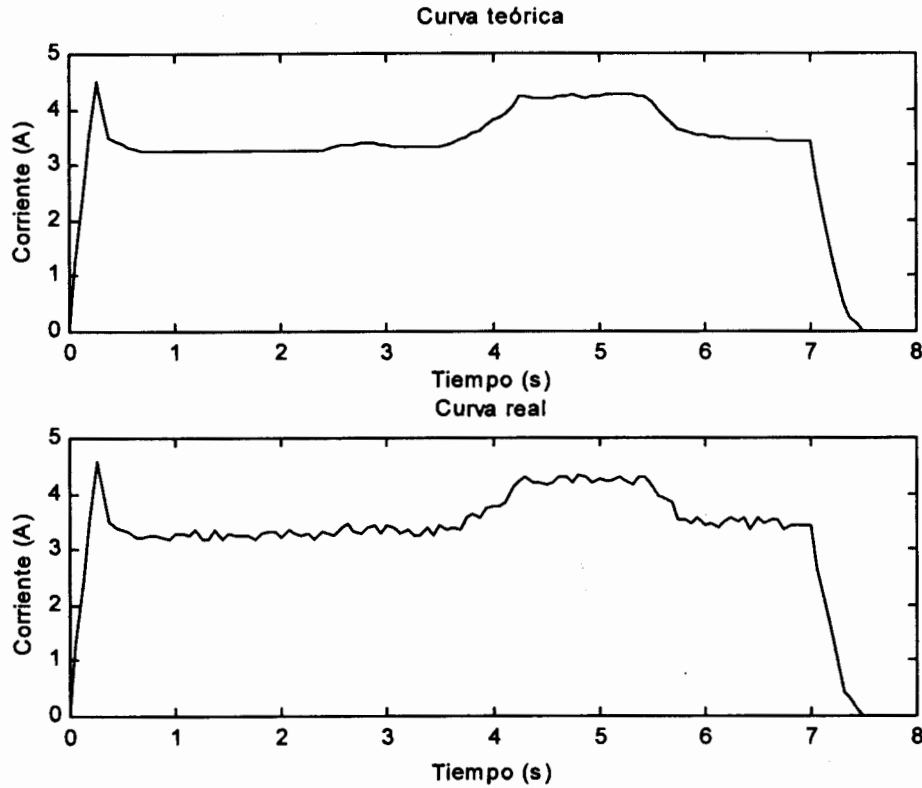


Fig. 6. Curvas teórica y real «corriente (A) versus tiempo (s)» de un motor eléctrico correspondiente al mecanismo del cambio de agujas de un sistema férreo de alta velocidad.

Consideremos que el vector de estado del proceso  $x_k \in \mathcal{N}^m$  correspondiente al momento 'k' viene dado por la siguiente ecuación

$$x_{k+1} = f(x_k, u_k, w_k) \tag{1}$$

siendo  $u_k \in \mathcal{N}^n$  el vector de iniciación y  $w_k \in \mathcal{N}^n$  el ruido correspondiente a  $x_k$ .

La ecuación que relaciona la media  $z_k \in \mathcal{N}^m$  con la variable del proceso  $x$  viene dado por la siguiente relación

$$z_k = h(x_k, v_k, k), \tag{2}$$

donde  $v_k \in \mathcal{N}^1$  representa el ruido correspondiente a la medida  $z_k$  respectivamente. Los ruidos son considerados aleatorios e independientes entre si, cuyos valores de las medias y covarianzas vienen dados por

$$E[w_k] = 0; \quad E[w_k w_k^T] = Q_k \delta_{ij}, \tag{3}$$

$$E[v_k] = 0; \quad E[v_k v_k^T] = R_k \tag{4}$$

$$E[w_k v_k^T] = 0, \tag{5}$$

donde  $E$  es la esperanza matemática y  $\delta_{kj}$  es la función delta de Kronecker (6):

$$\delta_{kj} = \begin{cases} 1, & k=j, \\ 0, & k \neq j. \end{cases} \quad (6)$$

El FK debe ajustar y actualizar las ecuaciones mediante un estimador y unos nuevos datos de medida. Este proceso se lleva a cabo en dos etapas:

- i. El primer paso es estimar el nuevo vector de estado  $x_{k+1}$  del siguiente instante ' $k+1$ '. Esta etapa es conocida como predicción de ecuaciones.
- ii. El siguiente paso consiste en incorporar un nuevo vector de datos de medida dentro del nuevo vector de estado  $x_{k+1}$ . Esta etapa es conocida como reajuste de ecuaciones o actualización de la medida.

Por tanto, considerando  $\hat{x}_{k+1|k}$  como el estimador del vector de estado del proceso  $x_{k+1}$ , conocido los datos de la medida  $z_k$  en el instante ' $k$ '. La covarianza de esta estimación será  $P_{k+1|k}$ . Dichos valores vendrán dados por las siguientes expresiones

$$\hat{x}_{k+1|k} = E[f(x_k, u_k, v_k, k) | Z_k], \quad (7)$$

$$P_{k+1|k} = E\left[\{x_{k+1} - \hat{x}_{k+1|k}\}\{x_{k+1} - \hat{x}_{k+1|k}\}^T | Z_k\right]. \quad (8)$$

La probabilidad de  $x_k$  dada una medida  $z_k$  vendrá dada por la expresión (9) (ver referencias [15] y [16]):

$$p(x_k | z_k) \sim N(\hat{x}_k, P_k). \quad (9)$$

El error estimado a posteriori  $e_k$  viene definido como

$$e_k \equiv x_k - \hat{x}_k, \quad (10)$$

siendo la covarianza del error estimado

$$P_k = E[e_k \cdot e_k^T]. \quad (11)$$

Normalmente, se desconoce el valor de los ruidos  $w_k$  y  $v_k$  en cada etapa del proceso. Así pues, una aproximación que normalmente se aplica a las ecuaciones (1) y (2) es desprestigiar esos ruidos [17], quedando dichas expresiones de la siguiente forma

$$\tilde{x}_{k+1} = f(\hat{x}_k, u_k, 0, k), \quad (12)$$

$$\tilde{z}_k = h(\tilde{x}_k, 0, k), \quad (13)$$

siendo respectivamente  $\tilde{x}_{k+1}$  y  $\tilde{z}_k$  las aproximaciones consideradas de los vectores de estado y de la medida.

Con la intención de poder tener una relación lineal entre las variables  $x_{k+1}$  y  $z_k$ , supondremos las siguientes aproximaciones en las expresiones (12) y (13), resultando

$$x_{k+1} \approx \tilde{x}_{k+1} + A_k(x_k - \hat{x}_k) + W_k w_k, \quad (14)$$

$$z_k \approx \tilde{z}_k + H_k(x_k - \hat{x}_k) + V_k v_k, \quad (15)$$



donde  $A_k$ ,  $W_k$ ,  $H_k$  y  $V_k$  son matrices Jacobianas, cuyos elementos vienen dados por las siguientes igualdades

$$A_{[i,j]} = \frac{\partial f_{[i]}}{\partial x_{[j]}}(\hat{x}_k, u_k, 0), \quad (16)$$

$$W_{[i,j]} = \frac{\partial f_{[i]}}{\partial w_{[j]}}(\hat{x}_k, u_k, 0), \quad (17)$$

$$H_{[i,j]} = \frac{\partial h_{[i]}}{\partial x_{[j]}}(\tilde{x}_k, 0), \quad (18)$$

$$V_{[i,j]} = \frac{\partial h_{[i]}}{\partial v_{[j]}}(\tilde{x}_k, 0), \quad (19)$$

Con esta nueva notación, se definen el error de predicción  $\tilde{e}_{x_k}$  y el residuo de medida  $\tilde{e}_{z_k}$  como

$$\tilde{e}_{x_k} \equiv x_k - \hat{x}_k, \quad (20)$$

$$\tilde{e}_{z_k} \equiv z_k - \tilde{z}_k. \quad (21)$$

Sustituyendo las igualdades (14) y (15) en las anteriores expresiones (20) y (21), tendremos

$$\tilde{e}_{x_{k+1}} \approx A(x_k - \hat{x}_k) + \zeta_k, \quad (22)$$

$$\tilde{e}_{z_k} \approx H\tilde{e}_{x_k} + \varphi_k, \quad (23)$$

donde  $\zeta_k$  y  $\varphi_k$  representan unas nuevas variables aleatorias e independientes, cuyas medias son cero y matrices de covarianza  $W_k Q_k W_k^T$  y  $V_k R_k V_k^T$  respectivamente. Las variables  $Q$  y  $R$  son las matrices de covarianza de los ruidos  $w_k$  y  $v_k$  anteriormente descritos.

Hay que destacar que las igualdades (22) y (23) son relaciones lineales. Esto origina que se utilice el residuo de la medida  $\tilde{e}_{z_k}$  (23) y un hipotético segundo filtro de Kalman para estimar el error de predicción  $\tilde{e}_{x_k}$  dado en la expresión (22). Este estimador, denominado  $\hat{e}_k$ , sustituido en la expresión (20), se suele emplear, para calcular el estimador del estado a posteriori del proceso, de la siguiente forma

$$\hat{x}_k = \tilde{x}_k + \hat{e}_k. \quad (24)$$

Las variables aleatorias  $\tilde{e}_{x_k}$ ,  $\zeta_k$  y  $\varphi_k$  siguen aproximadamente las siguientes distribuciones normales (ver referencia [16])

$$p(\tilde{e}_{x_k}) \sim N(0, E[\tilde{e}_{x_k} \tilde{e}_{x_k}^T]), \quad (25)$$

$$p(\zeta_k) \sim N(0, W_k Q_k W_k^T), \quad (26)$$

$$p(\varphi_k) \sim N(0, V_k R_k V_k^T). \quad (27)$$

Considerando las aproximaciones dadas en las expresiones (25), (26) y (27), la ecuación del filtro de Kalman empleada para estimar  $\hat{e}_k$  será

$$\hat{e}_k = K_k \tilde{e}_{z_k}, \quad (28)$$

donde  $K_k$  se define como el factor de ganancia del filtro de Kalman. Este factor hace mínima la covarianza del error de medida. Dicho factor de ganancia viene dado por la siguiente expresión (ver referencia [17]):

$$K_k = \frac{P_k^- H_k^T}{H_k P_k^- H_k^T + R_k}, \quad (29)$$

siendo  $P_k^-$

$$P_k^- = A_{k-1} P_{k-1} A_{k-1}^T + W_{k-1} Q_{k-1} W_{k-1}^T. \quad (30)$$

#### 4. APLICACIÓN DEL FILTRO DE KALMAN.

En esta sección los autores describen las aproximaciones consideradas en el filtro de Kalman, aplicándolo a la señal de la corriente eléctrica de un motor de accionamiento de agujas de un desvío ferroviario (ver Figura 5).

Las aproximaciones consideradas por los autores en el filtro de Kalman son:

- La señal analizada es la Corriente  $[A]$  versus Tiempo  $[s]$ , con lo que las variables consideradas hasta ahora serán escalares y reales.
- La aproximación en el vector de estado en el instante  $k+1$  será igual al estimador del vector de estado en el instante momento  $k$ , es decir,  $\hat{x}_k = \tilde{x}_{k+}$
- El filtro no cambiará de una etapa a la siguiente, por tanto,  $A = 1$ .
- El ruido se ha tenido en cuenta tan solo en la medida, por lo que  $w = 0$ .
- No hay control sobre los valores de entrada, por lo que el vector de iniciación será  $u = 0$ .

Teniendo en cuenta las anteriores aproximaciones, las ecuaciones (14), (22) y (30) quedarán de la siguiente forma

$$x_{k+1} = x_k, \quad (31)$$

$$P_k^- = P_{k-1} + Q_{k-1}. \quad (32)$$

$$\tilde{e}_{x_{k+1}} = x_k - \hat{x}_k + \quad (33)$$

- El estado es medido directamente, así pues  $H = 1$ . De este modo, tendremos

$$K_k = \frac{P_k^-}{P_k^- + R_k}, \quad (34)$$

$$P_k = P_k^- (1 - K_k), \quad (35)$$

$$\tilde{e}_{z_k} = \tilde{e}_{x_k} + \varphi, \quad (36)$$

- Para inicializar el algoritmo, deberemos asignar un valor inicial a  $\hat{x}_k$ , siendo este valor supuesto normalmente como  $\hat{x}_{k=0} = 0$ . Como no siempre es así, el valor considerado de  $P_k^-$  en el instante inicial deberá ser distinto de cero.

En la Figura 7 se representa la forma de la señal aplicándola el FK y considerando  $Q$  variable, con valores de 0.05, 0.005, 0.5 y 0.0005. Se observa en dicha figura que el mejor valor de  $Q$  es  $Q = 0.05$ . Para valores de  $Q$  muy bajos, por ejemplo  $Q = 0.0005$ , la curva filtrada no representa correctamente la curva real, teniendo una forma muy aplanada y presentando muy poca sensibilidad ante los cambios que se dan en la curva real. Por el contrario, para valores de  $Q$  mayores,  $Q = 0.5$ , dicha curva filtrada presenta una forma muy similar a la curva real, cuya diferencia principal con la misma es que está adelantada en el tiempo. Este caso tampoco sería idóneo para nuestros objetivos, ya que la curva filtrada no podría eliminar los ruidos que contiene la curva real, puesto que el principal interés es conseguir una mayor sensibilidad para detectar pequeñas perturbaciones en la curva teórica, que nos sirvan para detectar los fallos que se están dando en el mecanismo. En todos los casos se ha considerado un valor constante de  $R=0.1$ .

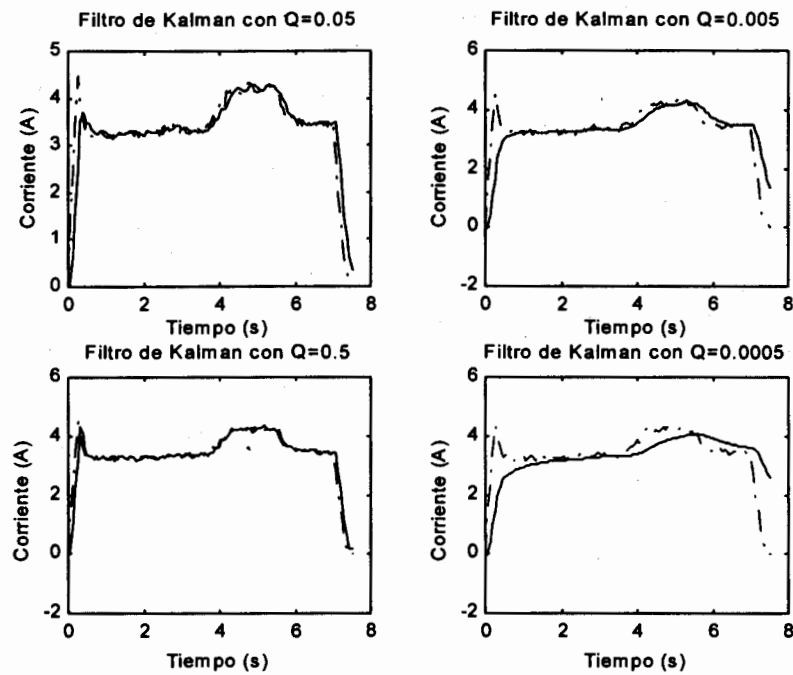


Fig. 7. Filtro de Kalman aplicado a la medida de la corriente [A] del motor de accionamiento de agujas versus tiempo [s], considerando el factor  $Q$  variable. Señal filtrada —, señal real — · —.

La forma de la curva filtrada, considerando  $R$  variable, es muy similar al caso en el que  $Q$  es variable, aunque las formas que toma la curva filtrada siguen un comportamiento distinto en función de la magnitud de la variable considerada. Como se aprecia en la Figura 8, el mejor valor de  $R$  en los experimentos es de 0.1. Para valores de  $R$  pequeños, por ejemplo  $R = 0.001$ , la forma de la curva filtrada es muy similar a la curva real y, por el contrario, para valores muy altos,  $R = 1$ , la forma de la curva filtrada es muy aplanada. En todas las simulaciones se ha considerado un valor constante de  $Q = 0.05$ . Las conclusiones tomadas según la forma de la curva filtrada son las mismas que las expuestas anteriormente considerando  $Q$  variable.

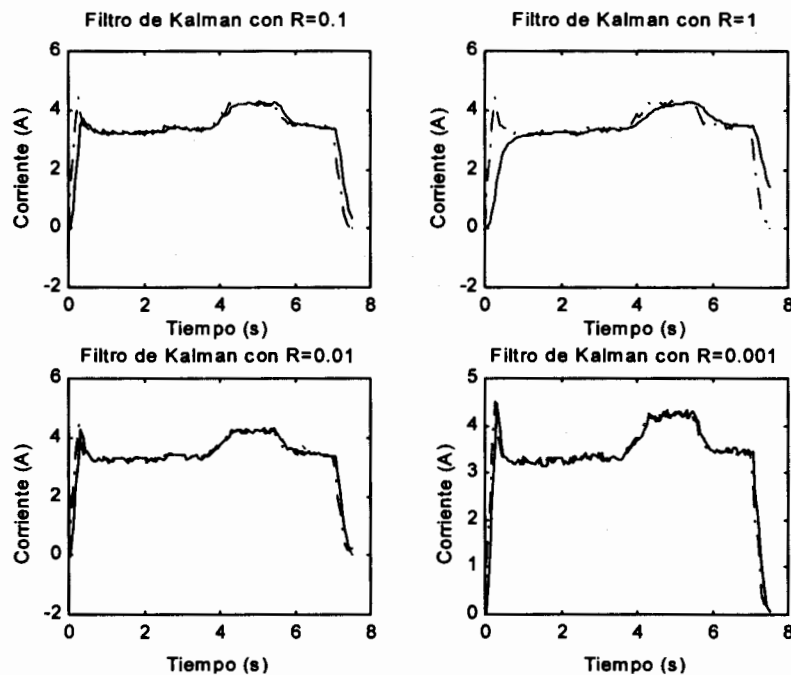


Fig. 8. Filtro de Kalman aplicado a la medida de la corriente [A] del motor de accionamiento de agujas versus tiempo [s], considerando el factor  $R$  variable. Señal filtrada —, señal real — · —.

## 5. DESCRIPCIÓN DE LOS EXPERIMENTOS

La variable física representativa de la condición del accionamiento de agujas ha sido, como se ha comentado en la sección anterior, la corriente del motor [4]. Así pues, para determinar el estado del mecanismo, será necesario comparar esta variable con los valores representativos del estado del equipo, con el fin de tener un control del estado del sistema. Este tipo de mantenimiento predictivo es conocido como mantenimiento basado en la condición, RCM<sub>2</sub>.

Lo que se pretende con la implantación de este tipo de sistema de mantenimiento predictivo es aumentar la fiabilidad del sistema minimizando los costes del mantenimiento. Para ello, no es necesario llevar a cabo un control en todos los elementos del sistema, pero si al menos en los elementos críticos del mismo. Este tipo de sistema de mantenimiento se denomina mantenimiento basado en la fiabilidad, RCM<sub>1</sub>.

RCM<sup>2</sup> es el resultado de desarrollar conjuntamente los dos conceptos RCM<sub>i</sub>, con las ventajas de usar los avances en la electrónica, control, ordenadores y tecnologías de comunicación para conseguir mejorar los objetivos de la relación coste-eficiencia, la seguridad, la fiabilidad y los servicios.

Para ello, se han identificado en la señal que está siendo analizada las principales operaciones en la maniobra del mecanismo del cambio de agujas [11].

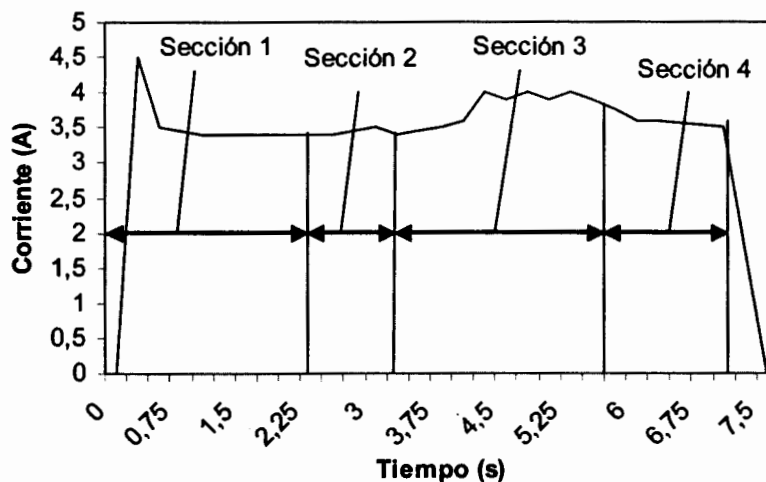


Fig. 9. División en secciones de la curva de la corriente [A] versus tiempo [s] del motor de un mecanismo de accionamiento de agujas.

En la Figura 9 se ha dividido la curva representada en la Figura 5 en cuatro secciones, con el fin de poder identificar las distintas anomalías de los elementos críticos del sistema con respecto a las perturbaciones de dicha curva. A continuación se muestran los fallos de los elementos críticos del mecanismo dados en las distintas secciones anteriormente señaladas.

- En la sección 1, comprendida entre los dos primeros segundos del movimiento, las variaciones en la curva de la corriente del motor corresponden a fallos debidos al motor de accionamiento, fuerzas de fricción en el movimiento inicial de las agujas, potencia eléctrica suministrada al motor o fallos en el embrague.
- En la sección 2, dada durante el siguiente segundo y medio, se dan los fallos ocasionados por la apertura del mecanismo del cerrojo del sistema.
- En la sección 3, enmarcada aproximadamente desde el último cuarto del tercer segundo al sexto segundo, se identifican los fallos correspondientes a las partes móviles de la aguja.
- En la sección 4, los fallos ocasionados en este último periodo de funcionamiento del mecanismo son debidos a un mal ajuste o funcionamiento del cierre cerrojo del sistema.

## 6. RESULTADOS

El principal objetivo en los experimentos realizados ha sido poder analizar la sensibilidad del algoritmo para detectar un determinado fallo, el cual se simula mediante una distorsión de la curva teórica de la corriente [A] versus tiempo [s] del motor de accionamiento del mecanismo de accionamiento de agujas. En la señal analizada para detectar dicho fallo, se ha introducido ruido de forma aleatoria tanto en la señal como en la medida, limitado éste en  $\pm 0.1 A$ .

En los experimentos llevados a cabo, se ha modificado la curva teórica (ver Figura 5) para representar dicho fallo, generando dos distorsiones de  $+0.05 A$  y  $+0.1 A$  en el intervalo  $\{1.129, 2.063\} s$ , como puede apreciarse en la Figura 10. El fallo que estamos simulando se estaría produciendo en la sección I (ver Figura 9), cuya elemento crítico afectado sería, según lo indicado en la sección anterior, el motor de accionamiento, fuerzas de fricción en el movimiento inicial de las agujas (posible falta de lubricación), potencia eléctrica suministrada al motor o un fallo en el embrague.

Para poder detectar el fallo provocado, se ha analizado primeramente la curva real, y posteriormente la curva filtrada, con el fin de poder estudiar la efectividad del filtro en la detección de fallos en este tipo de sistemas. Para ello, se realizaron 100 experimentos en cada desviación considerada de  $+0.05$  y  $+0.1 A$ . En el caso de la desviación de  $+0.05 A$ , el fallo se detectó en el 13 % de los experimentos, mientras que analizando la curva filtrada fue en el 29 %, es decir, en más del doble de ocasiones. Por otro lado, cuando la desviación que representaba el fallo es de  $+0.1 A$ , el número de veces que se manifestó dicho fallo analizando la curva real fue en el 50% de los experimentos, y empleando la curva filtrada fue del 88%, un 38 % superior que si analizásemos la curva real directamente.

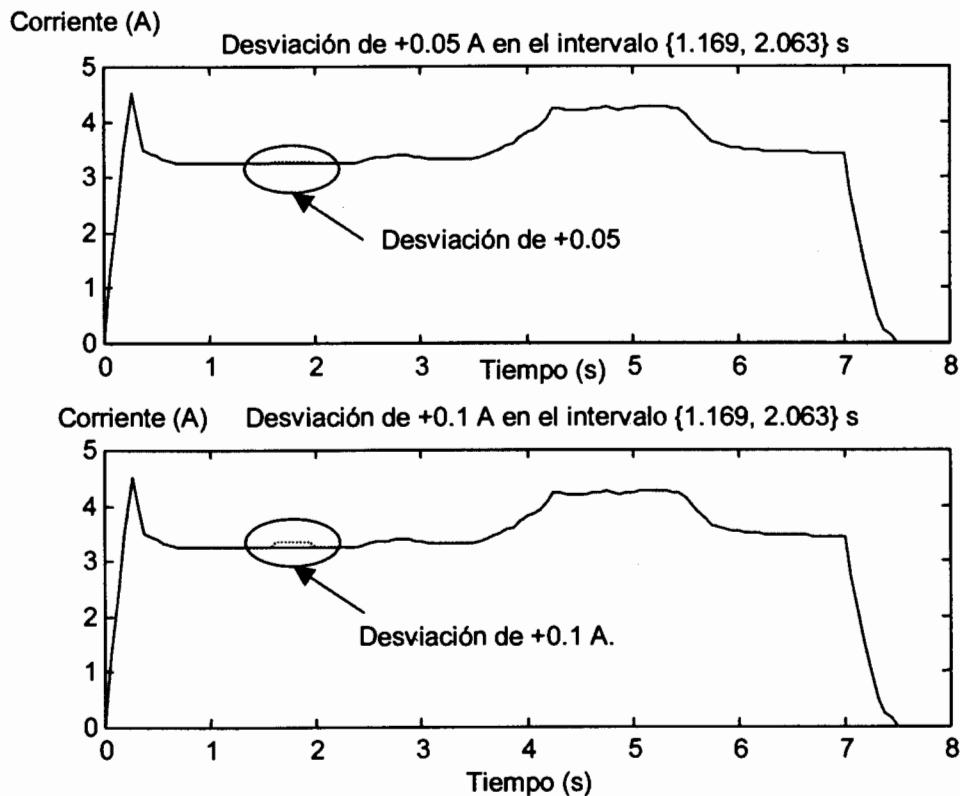


Fig. 10. Desviaciones de 0.05 y 0.1 A en el intervalo  $\{1.169, 2.063\} s$  de la curva teórica mostrada en la Figura 5.

## CONCLUSIONES

Los últimos avances tecnológicos que se están dando en la industria en general, y más concretamente en el sector del transporte ferroviario, hacen que se mejoren los tiempos de recorrido debido a una mayor velocidad alcanzada por los trenes. Esto lleva consigo el que se necesite una mayor disponibilidad de los equipos que se están empleando, y que la fiabilidad sea la máxima posible. Para conseguir este propósito, es necesario implantar un mantenimiento predictivo óptimo, que maximice dichos factores minimizando los costes que ello conlleva.

Los autores han desarrollado un sistema de mantenimiento predictivo RCM<sup>2</sup>, aplicándolo a un accionamiento de agujas, considerado clave este mecanismo dentro de la infraestructura ferroviaria desde el punto de vista de la seguridad.

RCM<sup>2</sup> es el resultado de desarrollar conjuntamente los conceptos de mantenimiento predictivo centrado en la fiabilidad, RCM<sub>1</sub>, y la monitorización remota basada en la condición, RCM<sub>2</sub>.

El RCM<sub>1</sub> 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.

Por RCM<sub>2</sub> 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.

Cuando el estado de un sistema ha de ser estimado mediante la información proporcionada por sensores que aportan algo de ruido, como es en la mayoría de los casos, entendiendo por ruido como la distorsión de la medida dada en la propia medida, es necesario recurrir a cierta clase de estimadores para poder obtener, de la forma más fiable posible, la verdadera señal. Los autores han empleado como dicho estimador el filtro de Kalman.

La señal que ha sido tomada para representar la condición del mecanismo del accionamiento de agujas ha sido la curva de la corriente [*A*] versus tiempo [*s*] del motor.

Tras numerosos experimentos llevados a cabo, se ha comprobado que analizando las señales filtradas se pueden detectar en muchas más ocasiones el fallo que se está analizando.

## REFERENCIAS

- [1] García Márquez F.P., Schmid F. and Conde J., «A Reliability Centered Approach to Remote Condition Monitoring. A Railway Points Case Study». Pendiente de publicación en *Reliability Engineering and System Safety*.
- [2] García Márquez F.P., Schmid F. and Conde J., «Mantenimiento Centrado en la Fiabilidad y Monitorización Remota Basada en la Condición, RCM<sup>2</sup>: Un caso de Estudio». Pendiente de publicación en *Gestión de Activos Industriales*.
- [3] Moubray J, *Reliability Centred Maintenance (RCM-II)*, Butterworth Heinemann, Oxford, 1991.
- [4] British Standard 5760, «Reliability of Systems, Equipment and Components: Part 5». *Guide to Failures Modes, Effects and Criticality Analysis (FMEA and FMECA)*, 1991.
- [5] García Márquez F.P., Schmid F. and Conde J., «Wear Assessment Employing Remote Condition Monitoring: A Case Study». Pendiente de publicación en *Wear*.
- [6] Fararooy S. and Allan J., «Condition-Based Maintenance of Railway Signaling Equipment, Electric Railway in a United Europe: Railink'95,1995», IEE Conf. Pub. 405, pp. 33-37.
- [7] Fararooy S., Allan J., Abed S.K. y Lehrasad-Khan N., «Condition Monitoring of Railway Equipment: Experiences from Case Studies», the 9<sup>th</sup> International Congress on Condition Monitoring & Diagnostic Engineering Management: COMADEM'96, Sheffield, Rail Sessions Supplementary Proceedings, 1996.

- [8] Stott P.F. *Automatic open level crossing a review of safety*. Her Majesty's Stationery Office, London (UK) 1987.
- [9] Huston D.R., Fuhr P.L., Ambrose T.P. and Barker D.A., *Intelligent Civil Structures – Activities in Vermont, Smart Materials and Structures*, Institute of Physics Publishing Ltd, Bristol (UK), 1994, vol. 3, num. 2, pp. 129-139.
- [10] Furh P.L., Huston D.R., Ambrose T.P. and Mowat E.F., *Internet Observatory: Remote Monitoring of Instrumented Civil Structures Using the Information Superhighway, Smart Materials and Structures*, Institute of Physics Publishing Ltd, Bristol (UK), 1994, vol. 4 num. 1, pp. 14-19.
- [11] Shimonae T, Kawakami T, Miki H, Matsuda O, And Tekeuchi H. *Development of a monitoring system for electric point machines*. IRSE Aspect Int. Conf. 1991: 395-401.
- [12] García, J.M y Rodríguez, M. 1995 . *Desvíos Ferroviarios*. Ingeniería Cantabria, S.A.
- [13] Question D 72. *Principes Directeurs pour la Conception des Appareils de Voie* (Profile de Rails UIC 54 et UIC 60). 1969. ORE, Utrech, Rapport 1.
- [14] Kalman R.E., 1960, «A New Approach to Linear Filtering and Prediction Problems, Transaction of the ASME», *Journal of Basic Engineering*, pp. 35-45.
- [15] Julier S.J., Uhlmann J.K and Durrant-Whyte H.F., 1995, «A New Approach for Filtering Nonlinear Systems», *Proceedings of the 1995 American Control Conference*, Seattle, Washington, pp. 1628-1623.
- [16] Julier S.J. and Uhlmann J.K, 1995, *A General Method of Approximating Nonlinear Transformations of Probability Distributions*, Robotics Research Group, Department of Engineering Science, University of Oxford.
- [17] Jacobs O.L.R., 1993, *Introduction to Control Theory*, 2<sup>nd</sup> Edition, Oxford University Press.

## THE KALMAN FILTER AS AN IMPROVEMENT TOOL OF THE SAFETY AND RELIABILITY IN THE RAILWAY TRANSPORTATION

**Abstract:** The common policy of the railway transportation in the European Union finds its constitutional origin in the Title IV of the Rome Treaty (1957). Since then, the operator companies in this sector have been, mainly, public companies, most of them monopolistic character. These companies have had large deficits, supported by aids and/or public subsidies, as well as with policies centered in the national strategic and social environment. This framework has lasted until 1991, a period in which numerous regulations have been issued in order to regulate and to liberalize the transport market. The new directives show the need to increase the safety and reliability in this type of transport as a result of this liberalization, so much the safety of the passengers and workers, trying to avoid with these regulations the disastrous consequences after this liberalization in other countries (like the United Kingdom).