

Uso de la técnica PCA para la validación de la detección de objetos en entornos ferroviarios

Cristina Losada, Juan Jesús García, Manuel Mazo, Jesús Ureña, Álvaro Hernández, M^a Jesús Díaz, Carlos De Marziani

Departamento de Electrónica, Universidad de Alcalá
Alcalá de Henares, Madrid, España
losada@depeca.uah.es

Abstract — En este trabajo se propone el uso de la técnica de análisis de componentes principales PCA (Principal Components Analysis), para validar la detección de objetos en entornos ferroviarios. Previamente, para la detección de los objetos se dispone de un sistema sensorial basado en emisores y receptores infrarrojos, entre los que se establecen diferentes enlaces ópticos. Este sistema se ubica en los segmentos de las vías férreas de los que se desea conocer su estado en cuanto a la presencia de objetos, de forma que la circulación ferroviaria por ellos se realice de forma segura. La interrupción de uno o varios de los enlaces que se establecen en el sistema sensorial deben producir una alarma. Ya que el tamaño mínimo del objeto que debe generar alarma está limitado a 50x50x50cm, pueden darse situaciones en las que aunque se interrumpen varios enlaces, no se deben generar alarmas por existencia de objetos. Casos típicos son el vuelo de hojas o el movimiento de pequeños animales en la zona supervisada. Ya que la interrupción de los enlaces es la condición necesaria para que existan objetos, se propone el uso de la técnica PCA para validar estas situaciones, de forma que se evite la generación de falsas alarmas.

I. INTRODUCCIÓN

El gran desarrollo que está teniendo el ferrocarril como medio de transporte, hace que cada vez sean más exigentes los sistemas de seguridad requeridos para el mismo. Entre estos sistemas se encuentran los denominados detectores de caída de objetos, necesarios fundamentalmente en las líneas de alta velocidad, para detectar la existencia de objetos sobre las vías en las zonas vinculadas a túneles y pasos elevados.

Este tipo de sistemas están basados en diferentes elementos sensoriales, pero en [1] se requería uno basado en barreras infrarrojas, estableciéndose enlaces entre los emisores y los receptores. La detección de objetos se realiza por la interrupción de estos enlaces.

Debido a que la detección de objetos se basa en la falta de radiación en los receptores, no siempre que se dé esta condición se puede indicar que existe un objeto peligroso para el tráfico ferroviario. Existen circunstancias en las que pequeños objetos pueden interrumpir los enlaces (hojas volando, pequeños animales, etc), o incluso un mal funcionamiento de un sensor, puede ser confundido con la existencia de un objeto. Para evitar estas situaciones, en este trabajo se propone el uso de la técnica PCA, de forma que se

realice un análisis global de toda la información suministrada por la barrera, que permita concluir si existen objetos en el área supervisada.

En este trabajo se analizan los siguientes aspectos. En primer lugar se muestra brevemente el sistema sensorial diseñado, para establecer los fundamentos matemáticos de PCA. A continuación se presenta su uso en la barrera infrarroja diseñada, mostrándose finalmente las conclusiones más relevantes de este trabajo.

II. SISTEMA SENSORIAL DISEÑADO

A. Estructura del sistema sensorial

El sistema sensorial diseñado se compone de dos barreras infrarrojas, una emisora y otra receptora, situadas a ambos lados de las vías, tal como se muestra en la figura 1.

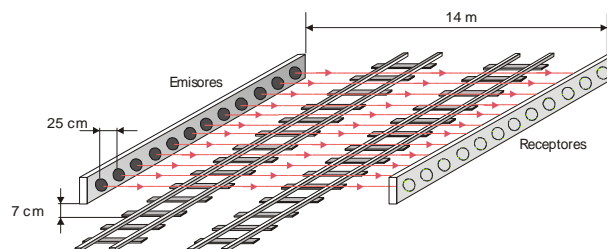


Fig. 1. Esquema del sistema sensorial diseñado.

Las características sensoriales y funcionales más relevantes del sistema están recogidas en [1]. De forma resumida se puede decir que las dimensiones mínimas del objeto a detectar son 50x50x50cm, y para ello se establece como distancia entre sensores contiguos 25 cm. De esta forma, si un objeto de dimensiones mínimas se encuentra en la zona supervisada, se interrumpen al menos dos enlaces. Por otra parte, la distancia entre emisores y receptores es de 14 m, que viene fijada por la anchura del trazado de las vías, aunque podría ser superior.

Debido a que la emisión infrarroja no es puntual, cada emisor ilumina a un grupo de receptores. Esto permite que en el sistema sensorial se establezcan múltiples enlaces, además de los del eje axial mostrados

en la figura 1. Concretamente, para un emisor infrarrojo con un ángulo de apertura de $\pm 2^\circ$, si la distancia entre emisores y receptores es de 14 m, este emisor ilumina hasta 5 receptores, estableciéndose por tanto cinco enlaces por cada emisor, tal como muestra la figura 2.

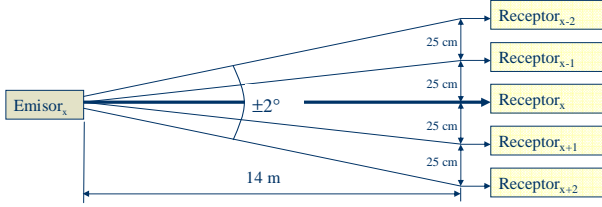


Fig. 2. Apertura de la emisión en recepción.

La figura 3 muestra los enlaces que se establecen para un segmento de barrera con 10 emisores (2.25 m). Con esta estructura sensorial, cada vez que existe un objeto de dimensiones superiores a las mínimas, se interrumpen al menos 10 enlaces.

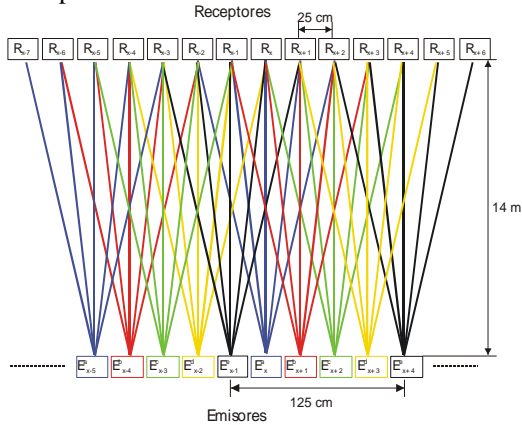


Fig. 3. Enlaces establecidos en un segmento de barrera de 2.25m.

B. Codificación de las emisiones

Ya que en la barrera se establece un funcionamiento multimodo (multiemisión y multirecepción simultánea), es necesario codificar cada emisión adecuadamente, de forma que se eviten las interferencias entre las distintas emisiones, y puedan ser distinguidas en el bloque receptor. Para ello, se han utilizado conjuntos complementarios de secuencias mutuamente ortogonales [2]. La detección de las diferentes emisiones se realiza mediante la operación de correlación, siendo la salida de cada receptor en cada instante de muestreo un vector de cinco medidas, correspondientes a los valores de correlación obtenidos para cada enlace, tal como muestra la ecuación (1).

$$\mathbf{y}_k^{(x)} = [y_k^{(1,x)} \quad y_k^{(2,x)} \quad y_k^{(3,x)} \quad y_k^{(4,x)} \quad y_k^{(5,x)}]^T \quad (1)$$

representando x la posición del receptor en la barrera, y k el instante de tiempo en que se capturan los datos. Si el valor de correlación supera un determinado umbral se puede concluir que no existen objetos interrumpiendo el enlace. En la ecuación (2) se muestra

la matriz que contiene el estado de todos los enlaces de la barrera en el instante k .

$$\mathbf{Y}_k = \begin{bmatrix} y_k^{(1,1)} & \cdots & y_k^{(1,x)} & \cdots & y_k^{(1,X)} \\ y_k^{(2,1)} & \cdots & y_k^{(2,x)} & \cdots & y_k^{(2,X)} \\ y_k^{(3,1)} & \cdots & y_k^{(3,x)} & \cdots & y_k^{(3,X)} \\ y_k^{(4,1)} & \cdots & y_k^{(4,x)} & \cdots & y_k^{(4,X)} \\ y_k^{(5,1)} & \cdots & y_k^{(5,x)} & \cdots & y_k^{(5,X)} \end{bmatrix}_{5 \times X} \quad (2)$$

La matriz \mathbf{Y}_k será procesada mediante PCA para validar globalmente la existencia de objetos en la zona vigilada.

Un estudio más completo del sistema sensorial diseñado, las prestaciones del mismo y la codificación realizada para distinguir las diferentes emisiones se encuentra en [3].

III. FUNDAMENTOS DE LA TÉCNICA PCA PARA LA VALIDACIÓN DE MEDIDAS

A. Introducción

Un problema fundamental en el análisis multivariante es la reducción de la dimensionalidad de modo que sea posible describir con precisión los valores de n variables mediante un pequeño subconjunto de tamaño m , siendo $m < n$, sin apenas pérdida de información [4].

Existen diferentes técnicas para la reducción de la dimensionalidad, basadas en la realización de una transformación lineal del espacio original P , a un nuevo espacio P' (espacio transformado). Una de estas técnicas es PCA (Principal Components Analysis), que se caracteriza por ser muy apropiada para aplicaciones de clasificación ya que permite representar óptimamente en un espacio de pequeñas dimensiones observaciones de un espacio multidimensional de gran tamaño. Por otra parte, permite transformar las variables originales, en general muy correladas, en nuevas variables incorreladas, facilitando de esta manera la interpretación de la información que contienen.

Cuando se usa PCA en aplicaciones de clasificación, las variables que forman los vectores de observaciones son las características utilizadas para la clasificación, de ahí que se les denomine vectores de características. Conocido el vector de características de un elemento perteneciente a una clase de un total de p posibles, PCA permite deducir la clase a la que pertenece dicho elemento a partir del conocimiento *a priori* (observaciones) que se tiene de cada clase.

Si se particulariza PCA al problema tratado, se puede establecer un modelo de referencia (o clase) que se corresponda con las condiciones normales de funcionamiento, esto es, la no existencia de objetos. Ya que el funcionamiento del sistema será en exteriores,

dicho modelo se creará para diferentes condiciones meteorológicas y con diferentes niveles de ruido. Cada vez que se obtenga una medida de todos los receptores de la barrera (matriz de datos \mathbf{Y}_k , véase la ecuación (2)), se comprobará mediante PCA si pertenecen al modelo de referencia. Como resultado de esta comparación se obtendrá una variable indicativa del nivel de similitud entre el modelo y el vector de medidas, también denominado error o distancia de recuperación. A partir de la misma, y con la correspondiente umbralización, se concluirá si existen o no objetos en la sección de vía supervisada.

A continuación se analizarán brevemente los fundamentos matemáticos de PCA, para evaluar los resultados de su aplicación en el sistema propuesto en este trabajo.

B. Fundamentos matemáticos de PCA

Los fundamentos matemáticos de PCA se encuentran en numerosas referencias [5], por lo que aquí se tratará brevemente su formulación para ser aplicado al proceso de validación de medidas. En esta situación, los datos sobre los que se aplica la técnica PCA son, en cada instante de tiempo discreto k , el conjunto de medidas tomadas por el sistema en dicho instante, que deben agruparse en forma de un vector columna \mathbf{y}_k , este vector recibe el nombre de vector de medidas, y su espacio asociado se conoce como espacio de medidas. Con objeto de hacer más sencilla la notación, a pesar de que PCA se aplica a los vectores de medida obtenidos en cada instante k , de aquí en adelante se prescindirá de este subíndice.

Como ya se ha comentado, el análisis de componentes principales (PCA) define una transformación lineal, dicha transformación se realiza del espacio de medidas de media nula y dimensión n , a un nuevo espacio (el espacio de características), m -dimensional, con $m \leq n$, mediante una la matriz de transformación $\mathbf{U} = [\mathbf{u}_1 \ \mathbf{u}_2 \ \dots \ \mathbf{u}_m]_{n \times m}$, real y de dimensiones $n \times m$, cuyas columnas son linealmente independientes y forman un espacio ortonormal.

La aplicación de PCA a la validación de medidas conlleva dos fases diferentes. La primera fase, que se realiza *off-line*, es una fase de entrenamiento, en la que se obtiene la matriz de transformación \mathbf{U} , a partir de un conjunto de N vectores de medida, obtenidos en las condiciones de funcionamiento normal del sistema. Las diferentes etapas que deben completarse durante el proceso *off-line* se muestran en la figura 4.

En cuanto a la segunda fase, que se realiza *on-line*. Dado un vector de medidas \mathbf{y} , éste se transforma al espacio de características mediante la ecuación (3) en la que $\Phi \in \mathcal{R}^n$ es el vector de medida con media nula sobre el que se realiza la transformación, $\Omega \in \mathcal{R}^m$ es el vector resultado de la transformación, $\mathbf{U} \in \mathcal{R}^{n \times m}$ es la matriz de transformación que ha sido previamente

obtenida en la fase *off-line*, y Ψ es el vector media de los vectores de medida utilizados para la obtención de la matriz \mathbf{U} .

$$\Omega = \mathbf{U}^T \Phi = \mathbf{U}^T (\mathbf{y} - \Psi) \quad (3)$$

Tras la transformación anterior, la recuperación del vector Φ , a partir del espacio transformado, se identifica por $\hat{\Phi}$, se realiza a través de la transformación inversa definida como sigue:

$$\hat{\Phi} = \mathbf{U} \Omega \quad (4)$$

La diferencia entre el vector de medidas original Φ , y el recuperado $\hat{\Phi}$ se conoce como error o distancia de recuperación ε_{PCA} y se determina tal como se muestra:

$$\varepsilon_{PCA} = \|\Phi - \hat{\Phi}\| \quad (5)$$

El caso de que el número m de componentes principales seleccionadas sea igual al número de componentes iniciales n ($n=m$), entonces al ser \mathbf{U} un conjunto ortonormal se cumple que $\mathbf{U}\mathbf{U}^T = \mathbf{I}$, siendo \mathbf{I} la matriz identidad. Esto indica que la recuperación de los datos al espacio original tras su proyección es perfecta, mientras que, en caso de que m sea menor que n , se producirá un error en la recuperación, tanto mayor, cuanto más alta sea la diferencia entre n y m .

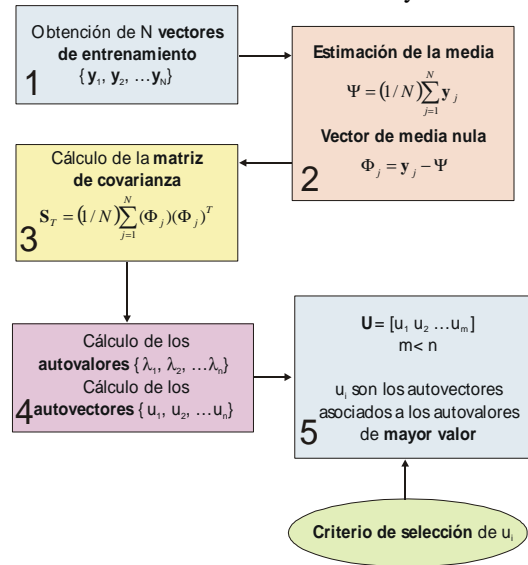


Fig. 4. Diagrama que resume las operaciones realizadas para obtener la matriz de transformación \mathbf{U} . Fase *off-line*.

Para la validación de medidas, en caso de que dado un vector de medidas \mathbf{y} se cumpla que el error de recuperación de PCA sea menor que un umbral de error establecido γ_e , ($\varepsilon_{PCA} \leq \gamma_e$), significará que \mathbf{y} tiene una gran semejanza con alguno de los N vectores de entrenamiento $\{\mathbf{y}_1, \mathbf{y}_2, \dots, \mathbf{y}_N\}$ utilizados en la obtención de la matriz de transformación \mathbf{U} , esto implica que la medida obtenida guarda una gran similitud con los datos utilizados en el proceso *off-line*.

Por otra parte, la distancia Euclídea en el *espacio transformado* entre el vector de características resultado de la proyección actual Ω , y el de cada una de las N muestras de entrenamiento (proceso *off-line*) proyectadas, Ω_j (con $j=1, 2, \dots, N$), viene dada por la siguiente ecuación:

$$d_j = \|\Omega - \Omega_j\| \quad (6)$$

Si existe un j tal que $d_j \leq \gamma_d$, siendo γ_d otro umbral de error lo suficientemente pequeño, esto significará que y se aproxima a una de las muestras del conjunto de entrenamiento que se corresponden a la situación de funcionamiento normal del sistema de medidas.

La figura 5 muestra en forma de diagrama de la aplicación de PCA para evaluar *on-line* el conjunto de medidas obtenidas en cada instante de tiempo discreto k , particularizado para el caso de la aplicación de PCA para la detección de obstáculos en una barrera infrarroja que se expone a continuación.

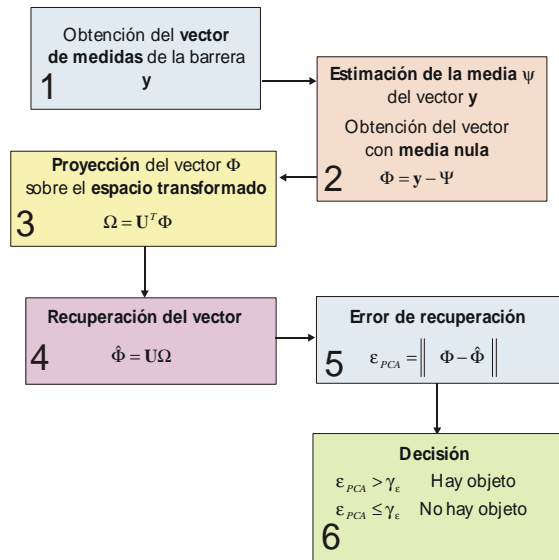


Fig. 5. Algoritmo de evaluación de medidas aplicando PCA. Fase *on-line*.

IV. APLICACIÓN DE PCA PARA LA DETECCIÓN DE OBSTÁCULOS MEDIANTE UNA BARRERA INFRARROJA

La barrera infrarroja está compuesta por un número variable de emisores, siendo su longitud habitualmente un múltiplo de 3 metros. Si se sitúan los sensores cada 25 centímetros, cada sección de 3 metros dispondrá de 12 receptores, y por cada uno de ellos existirán 5 medidas, correspondientes a cada uno de los enlaces que se establecen en cada receptor.

En cada instante de tiempo discreto k , se obtiene de la barrera una matriz de dimensiones $5 \times X$ -ecuación (2)-, donde cada columna $y^{(x)}$ contiene las medidas para los 5 enlaces del receptor x -ecuación (1)-, y X es el número

de receptores disponibles. Si se concatenan las X columnas de la matriz, se obtiene la representación de los datos en forma de vector columna, como el mostrado en la ecuación (7), el cual es más apropiado para la aplicación de PCA.

$$y = [y^{(1)} \dots y^{(x)} \dots y^{(X)}]^T \quad (7)$$

Para obtener la matriz de transformación U , se ha realizado una fase de entrenamiento según el diagrama mostrado en la figura 4. Los vectores del conjunto de entrenamiento, definidos según la ecuación (7), se deben caracterizar por reflejar las diferentes situaciones, en cuanto a relación señal a ruido (SNR) y condiciones meteorológicas de la barrera sin objetos. Debido a que no se dispone de un entorno completo para obtener datos reales, los vectores necesarios para el entrenamiento del sistema se han obtenido mediante un simulador [6], para nueve condiciones meteorológicas distintas, y en cada una de ellas, para cinco situaciones diferentes de ruido, tal como se muestra en la Tabla 1. Por cada combinación meteorología-ruido se han tomado 10 muestras de modo el número de vectores de entrenamiento de que se dispone es $N = 450$.

Tabla 1. Condiciones meteorológicas y SNR usadas en la fase de entrenamiento de PCA

Condición meteorológica	Visibilidad
Niebla densa	50 m
Niebla intermedia	200 m
Niebla moderada	500 m
Niebla ligera	1 Km
Niebla muy fina	2 Km
Neblina	4 Km
Neblina ligera	10 Km
Despejado	20 Km
Muy despejado	50 Km
SNR (dB): 0, 3, 6, 9 y 12	

Si se trabaja con una sección de barrera de 3 metros, en la que se dispone de 12 receptores, la dimensión de los vectores de medida, así como de los de entrenamiento, es de $n = 60$ (12 receptores \times 5 enlaces). Para obtener los autovectores que forman la matriz U es necesario decidir la dimensión m del espacio transformado. En caso de emplear como criterio el error cuadrático medio residual normalizado (RMSE) [5] e imponer que el valor máximo sea del 10%. Según se indica en la ecuación (8), el número de autovectores necesarios para representar el espacio en las condiciones del entrenamiento es de 7.

$$RMSE(m) = \frac{\sum_{i=m+1}^n \lambda_i}{\sum_{i=1}^n \lambda_i} \leq 10\% \quad (8)$$

No obstante, dado que, como se puede observar en la figura 6, uno de los autovalores es mucho mayor que los demás, se han realizado diversos ensayos para las hipotéticas condiciones de funcionamiento, que muestran que usar únicamente el autovector vinculado al autovalor más significativo es suficiente para discriminar entre las situaciones de presencia o ausencia de objeto.

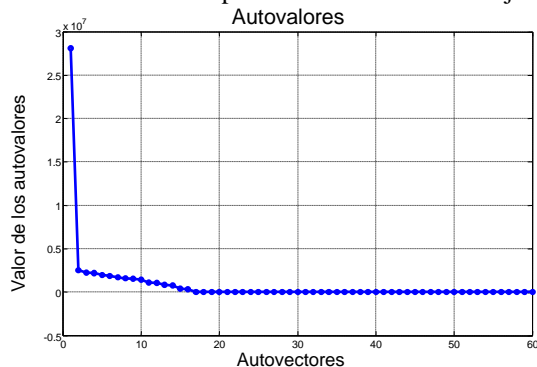


Fig. 6. Representación de los autovalores para los vectores de entrenamiento de una barrera de 3m.

El siguiente paso es establecer el umbral de decisión del error de recuperación, γ_e , de forma que cada vez que se calcule el error de recuperación ϵ_{PCA} se pueda concluir si existe o no objeto. Para ello, en la figura 7 se ha representado el error de recuperación máximo obtenido para diferentes situaciones de ruido tomando como vectores de entrada los utilizados en el proceso *off-line* siempre que no existen objetos. Conforme el número de autovectores crece, el error de recuperación disminuye. Como se aprecia en la figura, si se elige un umbral $\gamma_e=2400$, se podrán detectar las situaciones de presencia de objeto siempre que la $SNR \geq -1dB$.

En la figura 8 se muestra el error de recuperación con $m=1$, cuando existe un objeto en la vía durante 10 segundos que interrumpe 10 enlaces, para $SNR = -1dB$. En cuanto a la figura 9, representa el error de recuperación, en las mismas condiciones, cuando existe un objeto que cruza el área supervisada diagonalmente. Dado que el número de enlaces que se interrumpen depende de la posición del objeto, el error de recuperación presenta un perfil escalonado que refleja el movimiento del citado objeto.

Para evaluar la viabilidad del uso de PCA, también se ha probado el algoritmo en ausencia de objetos, pero con interrupción aleatoria de los enlaces, simulando situaciones como las del vuelo de hojas. La figura 10 muestra el error de recuperación con $m=1$, $SNR=3dB$ y con un 30% de los enlaces interrumpidos de forma aleatoria. Aunque el error de recuperación aumenta, no es suficiente como para superar el umbral establecido.

Ya que el algoritmo PCA se aplica en cada instante de muestreo o de *scan* de la barrera, otro detalle que confirmará la presencia de objeto, además del error de recuperación, es el mantenimiento en el tiempo del mismo. Para ello, el sistema de proceso de alto nivel

debe valorar estas dos informaciones para determinar la existencia de objetos.

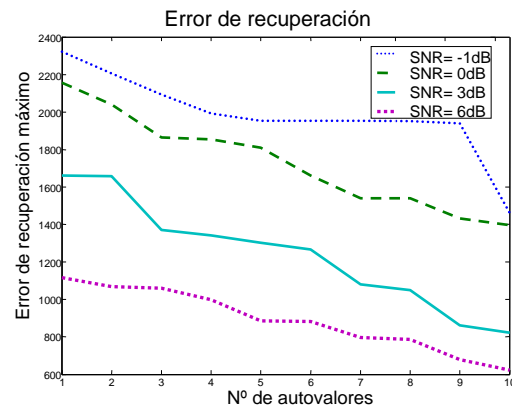


Fig. 7. Error de recuperación máximo en diferentes condiciones de ruido, según el número de autovalores usado.

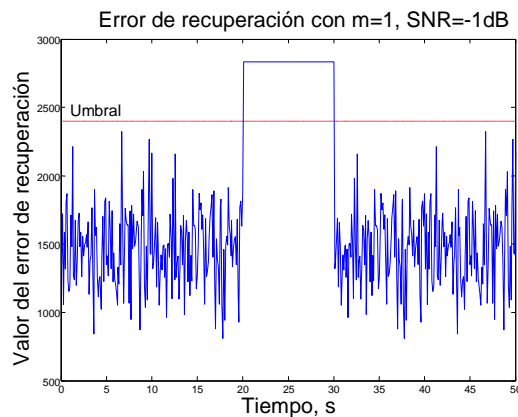


Fig. 8. Error de recuperación obtenido en presencia de un objeto, con permanencia 10 segundos, $SNR = -1dB$ y $m = 1$.

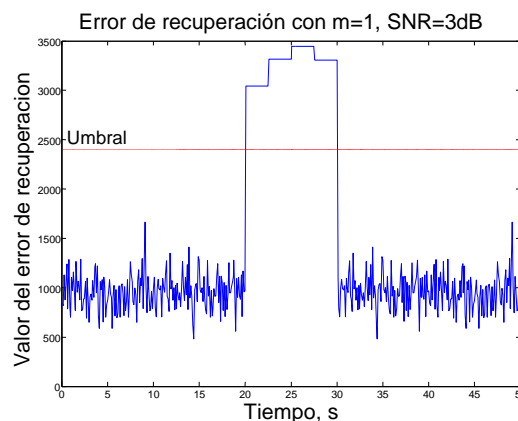


Fig. 9. Error de recuperación obtenido en presencia de un objeto en movimiento que cruza la zona de medida diagonalmente con $SNR=3dB$ y $m=1$

Finalmente, se ha aplicado PCA a una situación en la que el valor de la visibilidad es variable, entre la situación de máxima visibilidad (50Km, día muy despejado) y la de mínima visibilidad (50m, niebla muy

densa) con $m = 1$ y la SNR = 3dB. Además, se añade la presencia de varios obstáculos de dimensiones mínimas – interrumpen 10 enlaces – según se define en la Tabla 2. En la figura 11 se puede observar cómo en las situaciones que aparecen los 6 objetos definidos en la tabla anterior, el error de recuperación es bastante elevado, con respecto a las situaciones de ausencia de objetos.

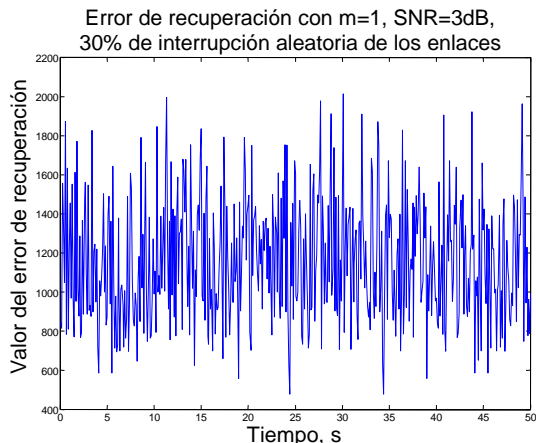


Fig. 10. Error de recuperación obtenido en ausencia de objetos, cuando se produce una interrupción aleatoria del 30% de los enlaces, con SNR=3dB y $m = 1$.

Tabla 2. Duración de la presencia de objetos

Objeto	Duración (segundos)
1	100
2	10
3	100
4	50
5	2
6	0.2

V. CONCLUSIONES

Se ha propuesto el uso de la técnica PCA para realizar un análisis global del estado de todos los enlaces de la barrera infrarroja, obteniéndose una información bastante fiable cuando existen objetos que interrumpen varios enlaces simultáneamente. El buen funcionamiento de PCA se debe en parte a la estructura del sistema sensorial empleado, ya que cada vez que existe un objeto de dimensiones mínimas, se interrumpen simultáneamente al menos 10 enlaces.

Se ha probado el funcionamiento del algoritmo en las situaciones de interrupción aleatoria de los enlaces, que a priori era el caso más probable de generación de falsas alarmas. Los resultados obtenidos muestran como la técnica PCA filtra estas situaciones.

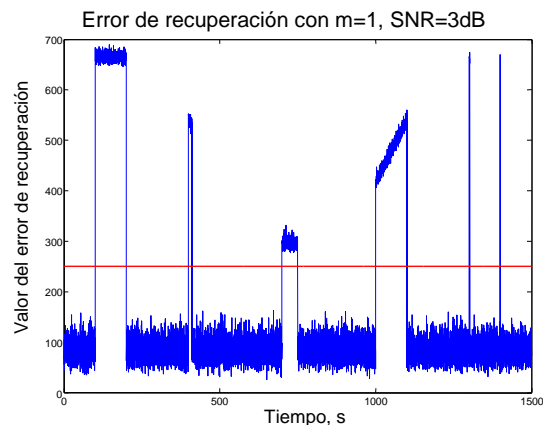


Fig. 11. Error de recuperación obtenido con visibilidad variable y presencia de 6 objetos. $m=1$ y SNR = 3dB.

Algunas medidas realizadas en exterior han puesto de manifiesto que la SNR va a ser superior a 0dB. Por esta razón, ha sido entrenado PCA para SNR \geq 0dB. Aun con este entrenamiento, el algoritmo ha proporcionado resultados satisfactorios haciendo uso de un autovector, y con SNR negativas.

AGRADECIMIENTOS

Este trabajo ha sido posible gracias a la financiación del Ministerio de Fomento -proyecto VIATOR (ref. 25-2005)- y la Comunidad de Madrid - proyecto ANESUS (ref. CAM-UAH2005/016)-.

REFERENCIAS

- [1] Gestor de Infraestructuras Ferroviarias. “Descripción funcional del sistema de detección de caída de objetos a vía basado en tecnología infrarroja”. GIF. Marzo 2004.
- [2] Tseng, C. C. and Liu, C. L.; “Complementary sets of sequences”, IEEE Trans. Inf. Theory, 1972, IT-18, (5), pp. 644–652.
- [3] García, J.J.; Hernández, Á.; Ureña, J.; García, J.C.; Mazo, M.; Lázaro, J.L.; Pérez, M.C.; Álvarez, F. “Low cost obstacle detection for smart railway infrastructures”, IEEE Intelligent Vehicles Symposium, Parma, Italy, June 14-17, 2004.
- [4] Peña, D., “Análisis de datos multivariantes”, Capítulo 5: Componentes Principales, pp. 133-170, ISBN-84-481-3610-1, McGraw-Hill, 2002.
- [5] Jiménez Calvo, José Antonio. “Clasificación y localización con ultrasonidos de reflectores tridimensionales utilizando técnicas geométricas y PCA”. Tesis Doctoral. Departamento de Electrónica. Universidad de Alcalá, 2004.
- [6] Losada, Cristina “Simulador para detección de obstáculos basado en técnicas ópticas”. Proyecto Fin de Carrera. Departamento de Electrónica. Universidad de Alcalá, 2004.