



19



OFICINA ESPAÑOLA DE
PATENTES Y MARCAS

ESPAÑA

11 Número de publicación: **2 304 919**

51 Int. Cl.:
G08B 29/26 (2006.01)
G08B 17/12 (2006.01)

12

TRADUCCIÓN DE PATENTE EUROPEA

T3

86 Número de solicitud europea: **00105438 .6**
86 Fecha de presentación : **15.03.2000**
87 Número de publicación de la solicitud: **1134712**
87 Fecha de publicación de la solicitud: **19.09.2001**

54 Título: **Procedimiento para procesar las señales de un avisador de peligro y avisador de peligro con medios para realizar el procedimiento.**

45 Fecha de publicación de la mención BOPI:
01.11.2008

45 Fecha de la publicación del folleto de la patente:
01.11.2008

73 Titular/es: **Siemens Aktiengesellschaft**
Wittelsbacherplatz 2
80333 Munich, DE

72 Inventor/es: **Thuillard, Marc Pierre**

74 Agente: **Zuazo Araluze, Alexander**

Aviso: En el plazo de nueve meses a contar desde la fecha de publicación en el Boletín europeo de patentes, de la mención de concesión de la patente europea, cualquier persona podrá oponerse ante la Oficina Europea de Patentes a la patente concedida. La oposición deberá formularse por escrito y estar motivada; sólo se considerará como formulada una vez que se haya realizado el pago de la tasa de oposición (art. 99.1 del Convenio sobre concesión de Patentes Europeas).

DESCRIPCIÓN

Procedimiento para procesar las señales de un avisador de peligro y avisador de peligro con medios para realizar el procedimiento.

La presente invención se refiere a un procedimiento para procesar las señales de un avisador de peligro que presenta al menos un sensor para vigilar parámetros de peligro y una electrónica de evaluación asociada al sensor, de los que al menos hay uno, realizándose la vigilancia de los parámetros de peligro mediante comparación de las señales del sensor, de los que al menos hay uno, con parámetros predeterminados. El avisador de peligro puede ser por ejemplo un avisador de humo, un avisador de llama, un avisador de infrarrojos pasivo, un avisador de microondas, un avisador dual (sensor de infrarrojos pasivo más sensor de microondas) o un avisador de ruido.

El documento US 6011464 describe cómo se compagina en un procedimiento para el análisis de frecuencias de una señal de un avisador de peligro, una transformación de Wavelet con una evaluación de lógica difusa (fuzzy). En la transformación mediante una wavelet ortonormal o semi-ortonormal se lleva la señal inicial a una cascada de filtros de varias etapas de pares de filtros pasoalto/pasobajo. En cada etapa de filtrado se generan a partir de resultados del filtrado pasoalto, coeficientes wavelet y valores de la señal inicial, una función de pertenencia. Estas funciones están normalizadas y se utilizan en esta forma para la evaluación a continuación según las reglas de la lógica difusa. El procedimiento es en particular adecuado para la evaluación de la señal de salida de avisadores de peligro como avisadores de llama, avisadores de ruido y similares. La transformación de wavelet y la evaluación de lógica difusa se realizan mediante una pequeña cantidad de líneas de código de procesador, con lo que la evaluación puede realizarse con un procesador económico y se realiza aceleradamente a igualdad de precisión o con una precisión mayor.

Los avisadores de peligro actuales han alcanzado en cuanto a la detección de parámetros de peligro una sensibilidad tal que ya no existe el problema principal de detectar un parámetro de peligro lo antes posible, sino que lo es el diferenciar con seguridad entre señales de perturbación y señales de peligro reales y de esta manera evitar alarmas intempestivas. La diferenciación entre señales de peligro y señales de perturbación se realiza entonces esencialmente utilizando varios sensores diferentes y realizando la correlación de sus señales o mediante el análisis de distintas características de las señales de un único sensor y/o mediante el correspondiente procesamiento de señal, habiéndose logrado ya recientemente mediante la utilización de lógica difusa una mejora esencial de la seguridad frente a perturbaciones.

La lógica difusa (fuzzy) es conocida en general. Con respecto a la evaluación de las señales de avisadores de peligro, hay que resaltar que los valores de señales se asignan a los llamados fuzzy sets o conjuntos borrosos según una función de pertenencia, siendo el valor de la función de pertenencia o el grado de pertenencia a un conjunto borroso entre cero y uno. Al respecto es importante que la función de pertenencia es normalizable, es decir, que la suma de todos los valores de la función de pertenencia es igual a uno, con lo que la evaluación de la lógica difusa permite una interpretación inequívoca de la señal.

Mediante la presente invención debe indicarse un procedimiento del tipo indicado al principio para procesar las señales de un avisador de peligro que esté mejorado en cuanto a la sensibilidad frente a perturbaciones y a la seguridad frente a perturbaciones.

El procedimiento correspondiente a la invención se caracteriza porque las señales del sensor, de los que al menos hay uno, se analizan en cuanto a si se presentan repetida o regularmente y porque las señales que se presentan repetida o regularmente son clasificadas como señales de perturbación.

Un primer perfeccionamiento preferente del procedimiento correspondiente a la invención se caracteriza porque la clasificación de señales como señales de perturbación activa la correspondiente adaptación de los parámetros.

El procedimiento correspondiente a la invención se basa en el nuevo conocimiento de que por ejemplo un avisador de incendio entre dos revisiones o dos fallos de corriente nunca “ve” más de unos pocos incendios reales y porque las señales que se presentan repetida o regularmente indican la existencia de fuentes de perturbación. Las señales de perturbación originadas por las fuentes de perturbación se reconocen como tales y los parámetros de aviso se adaptan correspondientemente. De esta manera los avisadores que funcionan según el procedimiento correspondiente a la invención son susceptibles de aprendizaje y pueden distinguir mejor entre señales verdaderas de peligro y señales de perturbación.

Un segundo perfeccionamiento preferente del procedimiento correspondiente a la invención se caracteriza porque al presentarse señales de perturbación, antes de la adaptación de los parámetros se comprueba el resultado del análisis de las señales del sensor, de los que al menos hay uno, en cuanto a su validez y porque la adaptación de los parámetros se realiza en función del resultado de esta prueba de validez.

Un tercer perfeccionamiento preferente se caracteriza porque la prueba de validez se realiza mediante métodos que se basan en la resolución múltiple.

Un cuarto perfeccionamiento preferente del procedimiento correspondiente a la invención se caracteriza porque para la prueba de validez se utilizan wavelets, preferentemente wavelets “biortogonales” o “de segunda generación” o “lifting scheme” (esquemas de actualización).

La transformación de wavelet es una transformación o reproducción de una señal de la gama de tiempos a la gama de frecuencias (ver al respecto por ejemplo “La transformación rápida de Wavelet” de Mac. A. Cody en Dr. Dobb’s Journal, abril 1992); la misma es por lo tanto básicamente similar a la transformación de Fourier y a la transformación rápida de Fourier. No obstante, se diferencia de éstas mediante la función básica de la transformación según la que se desarrolla la señal. En una transformación de Fourier se utiliza una función seno y coseno que está nítidamente localizada en la gama de frecuencias y que está indeterminada en la gama de tiempos. En una transformación de wavelet se utiliza el llamado wavelet o paquete de ondas. Del mismo hay diversos tipos, como por ejemplo un wavelet gaussiano, de spline o de haar, que mediante dos parámetros pueden en cada caso desplazarse arbitrariamente en la gama de tiempos y expandirse o comprimirse en la gama de frecuencias. Recientemente se han presentado nuevos métodos de wavelet, que a menudo se denominan “de la segunda generación”. Tales wavelets están contruidos con el llamado “lifting scheme” o esquema de actualización (Sweldens).

Resulta una serie de aproximaciones de la señal inicial, de las cuales cada una presenta una resolución más gruesa que la precedente. La cantidad de operaciones que son necesarias para la transformación es en cada caso proporcional a la longitud de la señal inicial, mientras que en la transformación de Fourier esta cantidad es más que proporcional a la longitud de la señal. La transformación rápida de wavelet puede también realizarse a la inversa, restableciendo la señal inicial a partir de los valores aproximados y coeficientes para la reconstrucción. El algoritmo para el fraccionamiento y reconstrucción de la señal, así como una tabla de los coeficientes del fraccionamiento y reconstrucción, se indican en el ejemplo para un wavelet de spline en “Introducción a los wavelets” de Charles K. Chui (Academic Press, San Diego, 1992). Ver también respecto a este tema “Un recorrido por wavelet en relación con el procesamiento de señales” de S. Mallat (Academic Press, 1998).

Otro perfeccionamiento preferente del procedimiento correspondiente a la invención se caracteriza porque los valores esperados para los coeficientes de aproximación o de aproximación y detalle determinan los wavelets y se comparan para distintas resoluciones. Ventajosamente se realiza la determinación de los citados coeficientes en un estimador o mediante una red neuronal.

La invención se refiere además a un avisador de peligro con medios para realizar el citado procedimiento, con al menos un sensor para un parámetro de peligro y con una electrónica de evaluación que contiene un microprocesador para evaluar y analizar las señales del sensor, de los que al menos hay uno.

El avisador del peligro correspondiente a la invención se caracteriza porque el microprocesador contiene un programa de software con un algoritmo de aprendizaje basado en resolución múltiple para el análisis de las señales del sensor, de los que al menos hay uno.

Una primera forma constructiva preferente del avisador de peligro correspondiente a la invención se caracteriza porque mediante el algoritmo de aprendizaje por un lado tiene lugar un análisis de las citadas señales de sensor en cuanto a su presencia repetida o regular y por otro lado se realiza una prueba de validez del resultado del análisis y porque el algoritmo de aprendizaje utiliza para la prueba de validez wavelets, preferentemente wavelets “biortogonales” o “de la segunda generación”.

Una segunda forma constructiva preferente del avisador de peligro correspondiente a la invención se caracteriza porque el algoritmo de aprendizaje utiliza métodos neurodifusos.

Una tercera forma constructiva preferente del avisador de peligro correspondiente a la invención se caracteriza porque el algoritmo de aprendizaje contiene ambas ecuaciones

$$f_m(x) = \sum \hat{c}_{mn} \cdot \varphi_{m,n}(x) \quad (\sum \text{ de todos los } n) \quad y$$

55

$$\hat{c}_{mn}(k) = \tilde{\varphi}_{m,n}(x_i) \cdot y_i / \sum \tilde{\varphi}_{m,n}(x_i) \quad (\sum \text{ de todos los } i = 1 \text{ a } k)$$

en las que $\varphi_{m,n}$, designa las funciones de escalación wavelet, $\hat{c}_{m,n}$ n coeficientes de aproximación e y_k el punto de entrada número k de la red neuronal y $\tilde{\varphi}_{m,n}$ la función dual (función dual, ver definición en S. Mallat) de $\varphi_{m,n}$.

A continuación se describirá más en detalle la invención en base a ejemplos de ejecución y de los dibujos; se muestra en:

figura 1 un diagrama para aclarar el funcionamiento;

figura 2 un esquema de bloques de un avisador de peligro equipado con medios para realizar el procedimiento correspondiente a la invención,

figuras 3a, 3b dos variantes de un detalle del avisador de peligro de la figura 2; y

figura 4 otra variante de un detalle del avisador de peligro de la figura 3.

Mediante el procedimiento correspondiente a la invención se procesan las señales de un avisador de peligro tal que se captan y caracterizan señales típicas de perturbación. Cuando en la presente descripción se habla predominantemente de avisadores de incendio, esto no significa que el procedimiento correspondiente a la invención esté limitado a avisadores de incendio. Más bien el procedimiento es adecuado para avisadores de peligro de todo tipo, en particular también para avisadores de intrusión y movimiento.

Las señales de perturbación citadas se analizan con un método sencillo y fiable. Una importante característica de este método consiste en que las señales de perturbación no sólo se captan y caracterizan, sino que el resultado del análisis se comprueba. Para ello se utiliza la teoría de Wavelet y el análisis de resolución múltiple (análisis multirresolución). En función del resultado de la comprobación, se adaptan los parámetros del avisador o los algoritmos. Esto significa que por ejemplo se reduce la sensibilidad o se bloquean determinadas conmutaciones automáticas entre distintos bloques de parámetros.

Aclaremos esto último en base a un ejemplo: En la solicitud de patente europea 99 122 975.8 se describe un avisador de incendio que presenta un sensor óptico para luz difusa, un sensor de temperatura y un sensor de gas de incendio. La electrónica de evaluación del avisador contiene un regulador difuso (fuzzy), en el que se realiza una combinación de las señales de los sensores individuales y un diagnóstico del correspondiente tipo de incendio. Para cada tipo de incendio se tiene a disposición un algoritmo especial específico de la aplicación y puede elegirse en base al diagnóstico. Además contiene el avisador diversos bloques de parámetros para la protección de las personas y protección de inmuebles, entre los que en el caso normal se realiza una conmutación online. Cuando se diagnostican en el sensor de temperatura y/o en el sensor de gas de incendio señales de perturbación, se bloquea la conmutación entre estos bloques de parámetros.

Cuando se utiliza la lógica difusa, uno de los problemas a resolver reside en la transformación del conocimiento memorizado en un banco de datos en reglas difusas lingüísticamente interpretables. Los métodos neurodifusos desarrollados para este fin podrían no convencer, porque aportan en parte reglas difusas muy difíciles de interpretar. Una posibilidad de obtener reglas difusas interpretables lo ofrecen por el contrario las llamadas técnicas de resolución múltiple. La idea de las mismas consiste en utilizar un vocabulario de funciones de pertenencia, que forman una resolución múltiple y determinar qué funciones de pertenencia son adecuadas para la descripción de una superficie de control.

En la figura 1 se representa un diagrama de una resolución múltiple como la indicada. La línea a muestra la evolución de una señal cuya amplitud se mueve en las zonas de pequeña, media y grande. Correspondientemente, se dibujan en la línea b las funciones de pertenencia c1 “bastante pequeña”, c2 “media” y c3 “bastante grande”. Estas funciones de pertenencia forman una resolución múltiple, lo cual significa que cada función de pertenencia puede fraccionarse en una suma de funciones de pertenencia de un nivel de resolución más elevado. Esto da como resultado las funciones de pertenencia dibujadas en la línea c c5 “muy pequeña”, c6 “pequeña a muy pequeña”, c7 “bastante mediana”, c8 “grande a muy grande” y c9 “muy grande”. Según la línea d puede por lo tanto fraccionarse por ejemplo la función triangular spline c2 en la suma de las funciones triangulares transformadas del nivel más alto de la línea c.

En el modelo de Tagaki-Sugeno se expresan las reglas difusas según la ecuación

$$R_i: \text{cuando } x \text{ es } A_i \text{ entonces } y_i = f_i(x_i). \quad (1)$$

Aquí son A_i expresiones lingüísticas, x es la variable de entrada lingüística e y es la variante de salida. El valor de las variantes lingüísticas de entrada puede ser claro o difuso (fuzzy). Cuando por ejemplo x_i es una variable lingüística para la temperatura, entonces puede ser el valor $\hat{x}$ un número claro como “(30°C)” o bien una magnitud difusa como “aproximadamente 25(°C)”, siendo el propio “aproximadamente 25” un conjunto borroso (fuzzy).

Para un valor de entrada claro, el valor de salida del sistema difuso viene dado por:

$$\hat{y} = \sum \beta_i f_i(\hat{x}) / \sum \beta_i \quad (2)$$

viniendo dado el grado de cumplimiento β_i por la expresión, $\beta_i = \mu_{A_i}(\hat{x})$ en la cual $\mu_{A_i}(\hat{x})$ designa la función de pertenencia relativa al término lingüístico A_i . En muchas aplicaciones se toma una función lineal: $f(\hat{x}) = a^T \hat{x} + b_i$, cuando para la descripción del valor de salida claro y se toma una constante b_i , y entonces el sistema se transforma en:

$$R_i: \text{ cuando } x \text{ es } A_i, \text{ entonces } y_i = b_i \quad (3)$$

5 Cuando se toman funciones spline N^k , por ejemplo como función de pertenencia, $\mu_{A_i}(\hat{x}) = N^k[2^m(\hat{x}-n)]$, entonces el sistema de la ecuación (3) es equivalente a

$$y_i = \sum b_i N^k[2^m(\hat{x}-n)] \quad (4)$$

10 En este caso especial la salida y es una suma lineal de funciones spline transformadas y expandidas. Y esto significa que bajo la ecuación (4) el modelo de Tagaki-Sugeno es equivalente a un modelo spline de resolución múltiple. Y de ello resulta que aquí pueden utilizarse técnicas wavelet.

15 La figura 2 muestra un esquema de bloques de un avisador de peligro equipado con un algoritmo de aprendizaje neurodifuso. El avisador designado con la referencia M es por ejemplo un avisador de incendio y presenta tres sensores 2 a 4 para parámetros de incendio. Por ejemplo, está previsto un sensor óptico 2 para la medición de luz difusa o trasluz, un sensor de temperatura 3 y un sensor de gas de incendio, por ejemplo un sensor de CO 4. Las señales de salida de los sensores 2 a 4 están llevadas a una etapa de procesamiento 1, que presenta medios adecuados para procesar las
20 señales, como por ejemplo amplificadores y llegan desde éste a un microprocesador o microcontrolador denominado en lo que sigue $\mu P6$.

En el $\mu P6$ se comparan las señales de sensor tanto entre sí como también individualmente con determinados bloques de parámetros para los distintos parámetros de incendio. Evidentemente la cantidad de sensores no queda limitada a tres. Así puede también estar previsto sólo un único sensor, extrayéndose y analizándose en este caso a partir de la
25 señal de un sensor distintas características, por ejemplo el gradiente de señal o la fluctuación de señal. En el $\mu P6$ están integradas por software una red neurodifusa 7 y una prueba de validez (validación) 8. Cuando se evalúa la señal que resulta de la red neurodifusa 7 como señal de alarma, se lleva a un dispositivo de alarma 9 o a una central de alarmas la correspondiente señal de alarma. Si la validación 8 da como resultado que se presentan repetida o regularmente señales de perturbación, entonces se corrigen correspondientemente los bloques de parámetros memorizados en el $\mu P6$.

La red neurodifusa 7 es una serie de redes neuronales que utilizan las funciones de escala simétricas $\varphi_{m,n}(x) = \varphi_m(x-n)2^m$ como función de activación. Las funciones de escala son tales que $\{\varphi_{m,n}(x)\}$ forman una resolución múltiple. Cada red neuronal utiliza funciones de activación de una resolución dada. La red neuronal número m optimiza
35 los coeficientes $\hat{c}_{m,n}$ con $f_m(x)$, a la salida de la red neuronal número m.

$$f_m(x) = \sum \hat{c}_{m,n} \cdot \varphi_{m,n}(x) \quad (\text{sum de todos los } n) \quad (5)$$

40 Los coeficientes $\hat{c}_{m,n}$ se calculan con la siguiente ecuación

$$\hat{c}_{m,n}(k) = \sum \tilde{\varphi}_{m,n}(x_i) \cdot y_i / \sum \tilde{\varphi}_{m,n}(x_i) \quad (\text{sum de todos los } i = 1 \text{ a } k) \quad (6)$$

siendo $y_k(x)$ el punto de entrada número k y $\tilde{\varphi}_{m,n}(x)$ la función dual de $\varphi_{m,n}(x)$. Ambas ecuaciones (5) y (6) forman el algoritmo principal de la red neurodifusa.

50 En cada etapa de iteración se comprueban (validan) los valores de las distintas redes neuronales de forma cruzada, para lo que se aprovecha una propiedad del fraccionamiento wavelet, precisamente aquella de que los coeficientes de aproximación $\hat{c}_{m,n}$ de un nivel m puede obtenerse a partir de los coeficientes de aproximación y wavelet del nivel m-1, utilizando el algoritmo de reconstrucción o fraccionamiento.

55 En una ejecución preferente $\tilde{\varphi}_{m,n}(x)$ es una función spline de segundo orden y $\varphi_{m,n}(x)$ una función de interpolación. En una segunda ejecución $\varphi_{m,n}(x)$ es una función spline y $\tilde{\varphi}_{m,n}(x)$ la función dual de $\varphi_{m,n}(x)$. En una tercera ejecución es $\tilde{\varphi}_{m,n}(x) = \varphi_{m,n}(x)$, siendo $\varphi_{m,n}(x)$ la función haar. En estos casos es posible la implementación del algoritmo de aprendizaje en un microprocesador sencillo.

60 En las figuras 3a y 3b se representan dos variantes de una red neurodifusa 7 y de la correspondiente etapa de validación 8. En el ejemplo de la figura 3a se realiza la aproximación de la señal de entrada en distintas etapas de resolución como suma ponderada de wavelets $\Psi_{m,n}$ y funciones de escala $\varphi_{m,n}$ con una resolución dada. La etapa de validación 8 compara con los coeficientes de aproximación $\hat{c}_{m,n}$ con los coeficientes de aproximación y detalle de los wavelets en el nivel de la etapa de resolución siguiente más baja. Con p y q se designan coeficientes de filtrado de
65 reconstrucción wavelet.

En el ejemplo de la figura 3b se realiza la aproximación de la señal de entrada en distintas etapas de resolución como suma ponderada de las funciones de escala $\varphi_{m,n}$ con una resolución dada. La etapa de validación 8 compara los

coeficientes de aproximación $\hat{c}_{m,n}$ con los coeficientes de aproximación en el nivel de la etapa de resolución siguiente más baja. Con g se denominan coeficientes wavelet de fraccionamiento pasobajo.

En lugar de en una red neurodifusa 7, puede realizarse la determinación de los coeficientes citados en un estimador del tipo representado en la figura 4. Este estimador es un llamado estimador spline de resolución múltiple, que para la estimación de los coeficientes $\hat{c}_{m,n}$ en la ecuación $f_m(x) = \hat{c}_{m,n} \cdot \varphi_{m,n}(x)$ utiliza estimadores spline duales basados en las funciones $\tilde{\varphi}_{m,n}(x)$. Se utilizan estimadores spline wavelet para la determinación adaptativa de la resolución adecuada, para describir localmente una hipersuperficie que sirva de base en un proceso de aprendizaje online. Un estimador conocido es el estimador Nadaraya-Watson, con el que la ecuación de la hipersuperficie $f(x)$ se estima mediante la siguiente expresión:

$$f(x) = \frac{\sum_{k=1}^{k_{\max}} K((x-x_k)/\lambda) \cdot y_k}{\sum_{k=1}^{k_{\max}} K((x-x_k)/\lambda)}. \quad (6)$$

Los estimadores Nadaraya-Watson tienen dos propiedades interesantes, que son estimadores de la desviación local cuadrada media y que puede mostrarse que los mismos en el caso de un diseño aleatorio son los llamados estimadores Bayes'sche de (x_k, y_k) siendo (x_k, y_k) copias iid de una variable aleatoria continua (X, Y) .

Las funciones spline $\varphi(x)$ y su función dual $\tilde{\varphi}(x)$ pueden utilizarse como estimadores. Nosotros utilizamos primeramente la función $\tilde{\varphi}(x)$ para la estimación $f(x)$ con $\lambda = 2^{-m}$ (m es un número entero) en x_n con $x_n \cdot 2^m \in \mathbb{Z}$:

Con la utilización de la simetría de $\tilde{\varphi}(x)$ la ecuación (6) para la función spline dual es equivalente a la utilización de un estimador centrado para x_n :

$$\hat{f}(x_n) = \frac{\sum_{k=1}^{k_{\max}} \tilde{\varphi}((x_k - x_n) \cdot 2^m) \cdot y_k}{\sum_{k=1}^{k_{\max}} \tilde{\varphi}((x_k - x_n) \cdot 2^m)}. \quad (7)$$

El valor esperado del contador en la ecuación (7) es proporcional al coeficiente de aproximación $c_{m,n}$. La ecuación (6) aporta una estimación de $\hat{c}_{m,n}$ en $f_m(x) = \hat{c}_{m,n} \cdot \varphi_{m,n}(x)$

$$\hat{c}_{m,n} = \hat{f}(x_n). \quad (8)$$

En la figura 4 se designan los datos (valores) disponibles con un pequeño cuadrado, su proyección sobre funciones spline duales, con un pequeño círculo y la estimación sobre una cuadrícula regular con una pequeña cruz.

Para la validación del coeficiente $\hat{c}_{m,n}$ son necesarias dos condiciones:

$$\left| \hat{c}_{m,n} - \sum_p g_{p-2n} \cdot \hat{c}_{m+1,p} \right| < \Delta \quad (9)$$

correspondiendo los coeficientes de filtrado g a los coeficientes de fraccionamiento pasobajo para funciones spline. Además se exige que

$$\left| \sum_{k=1}^{k_{\max}} \tilde{\varphi}((x_k - x_n) \cdot 2^m) \right| > T \quad (10)$$

para que se eviten divisiones por valores muy pequeños.

El punto fuerte de este método reside en que el cálculo de un coeficiente $\hat{c}_{m,n}$ exige la memorización de sólo dos valores, del contador y del denominador en la ecuación (7). El procedimiento es por lo tanto muy adecuado para el aprendizaje online con un microprocesador sencillo con baja capacidad de memoria.

ES 2 304 919 T3

El procedimiento puede adaptarse fácilmente a una estimación de densidad, sustituyéndose las ecuaciones (7) y (8) por la siguiente ecuación:

$$\hat{c}_{m,n} = 1/k_{\max} \cdot \sum_{k=1}^{k_{\max}} \tilde{\varphi}_{m,n}(x_k) \cdot y_k \quad (11)$$

REIVINDICACIONES

1. Procedimiento para el procesamiento de las señales de un avisador de peligro que presenta al menos un sensor (2, 3, 4) para vigilar parámetros de peligro y una electrónica de evaluación (1) asociada al sensor (2, 3, 4), de los que al menos hay uno, en la que se realiza una comparación de las señales del sensor (2, 3, 4), de los que al menos hay uno, con parámetros predeterminados,

caracterizado porque las señales del sensor (2, 3, 4), de los que al menos hay uno, se analizan en cuanto a sí se presentan repetida o regularmente, porque las señales que se presentan repetida o regularmente se clasifican como señales de perturbación y porque el resultado del análisis de las señales se comprueba en cuanto a su validez mediante métodos que se basan en una resolución múltiple.

2. Procedimiento según la reivindicación 1, **caracterizado** porque la clasificación de las señales como señales de perturbación activa la correspondiente adaptación de los parámetros.

3. Procedimiento según la reivindicación 2,

caracterizado porque al presentarse señales de perturbación, antes de la adaptación de los parámetros, se comprueba el resultado del análisis de las señales del sensor (2, 3, 4), de los que al menos hay uno, en cuanto a su validez y porque la adaptación de los parámetros se realiza en función del resultado de esta prueba de validez.

4. Procedimiento según la reivindicación 3,

caracterizado porque para la prueba de validez se utilizan wavelets, preferentemente wavelets “biortogonales” o “segunda generación”, o bien “lifting scheme” (esquemas de actualización).

5. Procedimiento según la reivindicación 4,

caracterizado porque los valores esperados para los coeficientes de aproximación o de aproximación y detalle determinan los wavelets y se comparan para distintas resoluciones.

6. Procedimiento según la reivindicación 5,

caracterizado porque la determinación de los citados coeficientes se realiza en un estimador o mediante una red neuronal.

7. Avisador de peligro con medios para realizar el procedimiento según la reivindicación 1,

con al menos un sensor (2, 3, 4) para un parámetro de peligro y con una electrónica de evaluación (1) que contiene un microprocesador (6), para la evaluación y análisis de las señales del sensor (2, 3, 4), de los que al menos hay uno,

caracterizado porque el microprocesador (6) contiene un programa de software con un algoritmo de aprendizaje que se basa en resolución múltiple para el análisis de las señales del sensor (2, 3, 4), de los que al menos hay uno.

8. Avisador de peligro según la reivindicación 7,

caracterizado porque mediante el algoritmo de aprendizaje se realiza por un lado un análisis de las citadas señales del sensor en cuanto a su presencia repetida o regular y por otro lado una prueba de validez del resultado del análisis y porque el algoritmo de aprendizaje utiliza para la prueba de validez wavelets, preferentemente wavelets “biortogonales” o “de la segunda generación”.

9. Avisador de peligro según la reivindicación 8,

caracterizado porque el algoritmo de aprendizaje utiliza métodos neurodifusos.

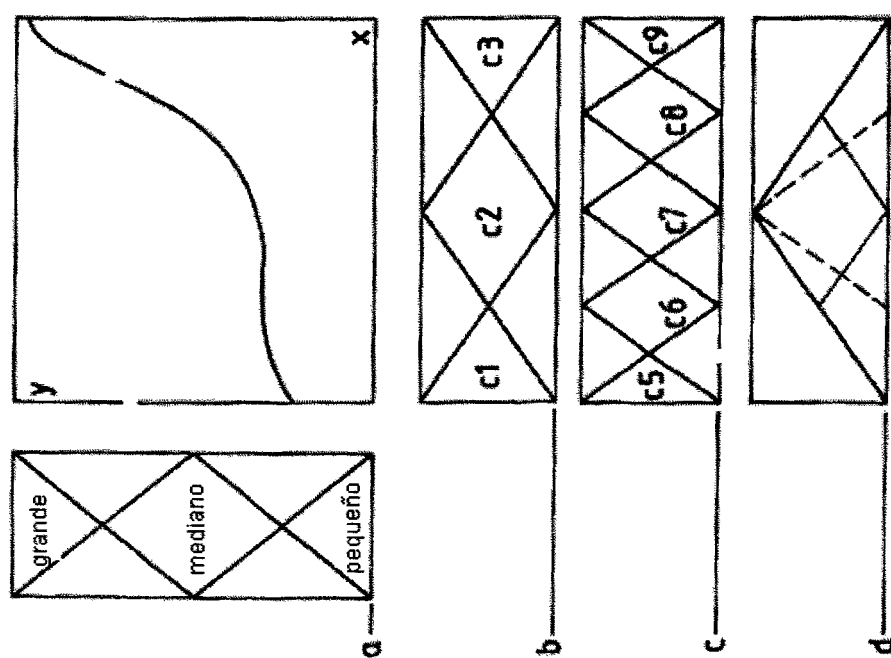
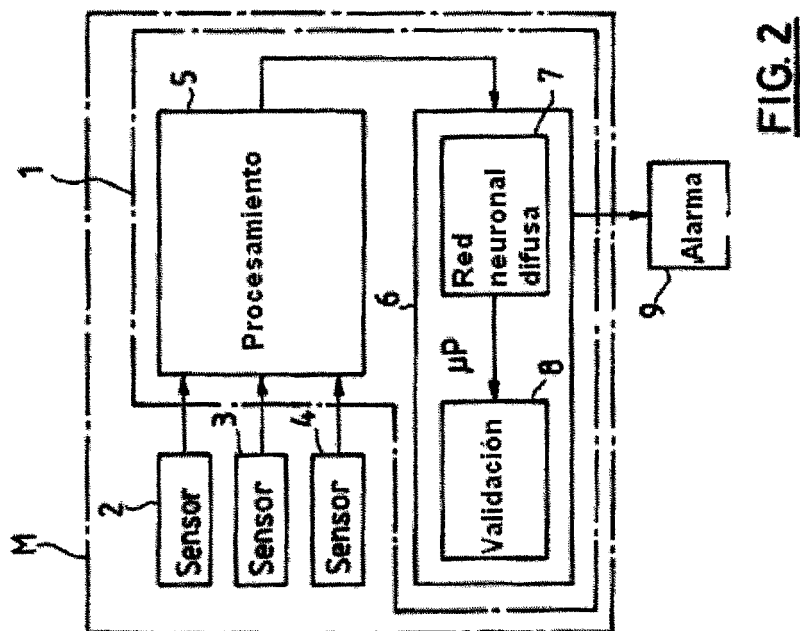
10. Avisador de peligro según la reivindicación 9,

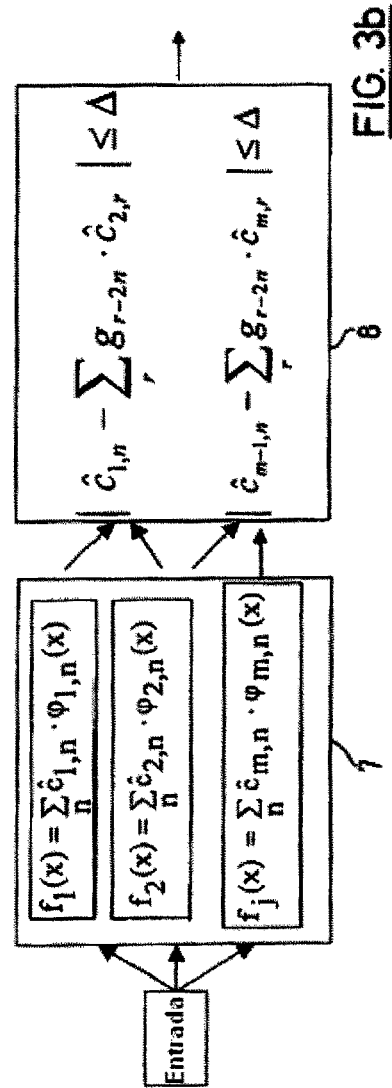
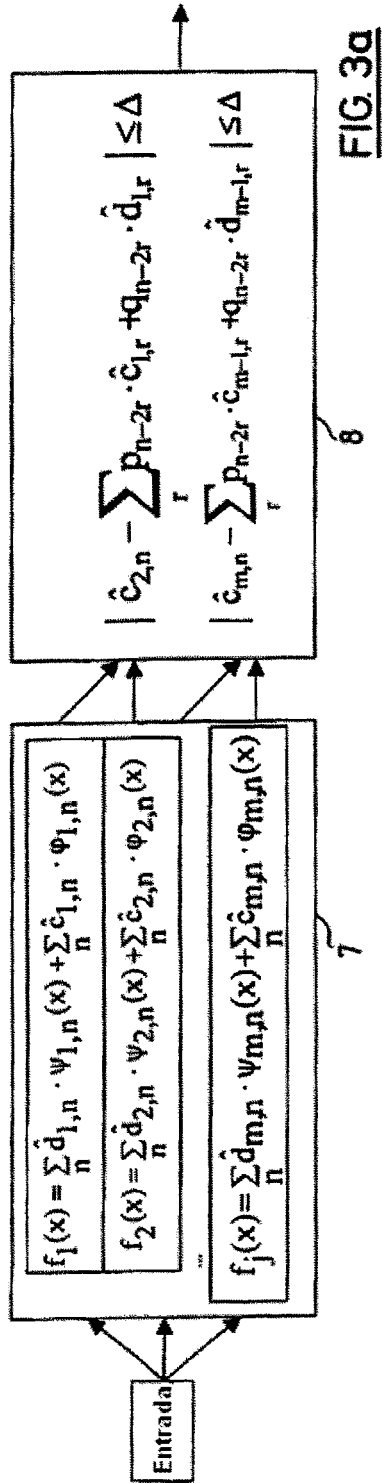
caracterizado porque el algoritmo de aprendizaje contiene ambas ecuaciones

$$f_m(x) = \sum \hat{c}_{m,n} \cdot \varphi_{m,n}(x) \quad (\text{sum de todos los } n) \quad \text{y}$$

$$\hat{c}_{m,n}(k) = \sum \tilde{\varphi}_{m,n}(x_i) \cdot y_i / \sum \tilde{\varphi}_{m,n}(x_i) \quad (\text{sum de todos los } i = 1 \text{ a } k)$$

en las que $\varphi_{m,n}$ designa funciones de escalación, $\hat{c}_{m,n}$ coeficientes de aproximación e y_k el punto de entrada k de la red neuronal y $\varphi_{m,n}$ es la función dual de $\varphi_{m,n}$.





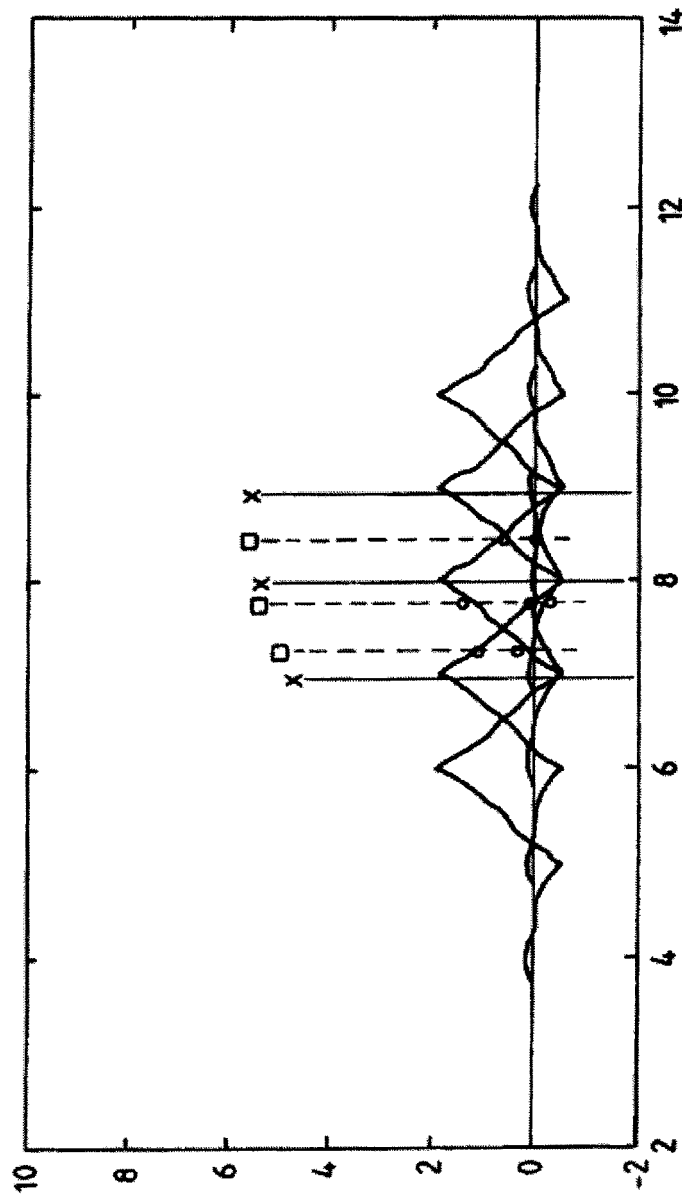


FIG. 4