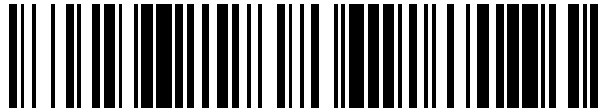


19



OFICINA ESPAÑOLA DE
PATENTES Y MARCAS

ESPAÑA



11 Número de publicación: **2 773 728**

21 Número de solicitud: 201931045

51 Int. Cl.:

G05B 23/02 (2006.01)

G05B 19/048 (2006.01)

G07C 5/00 (2006.01)

12

SOLICITUD DE PATENTE

A1

22 Fecha de presentación:

26.11.2019

43 Fecha de publicación de la solicitud:

14.07.2020

71 Solicitantes:

RODRÍGUEZ LÓPEZ, Miguel Ángel (100.0%)
Av. Juan Carlos I (Gran Vía), Nº 52, 8ºJ
26005 Logroño (La Rioja) ES

72 Inventor/es:

RODRÍGUEZ LÓPEZ, Miguel Ángel

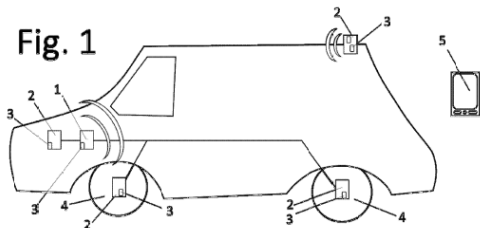
74 Agente/Representante:

MASLANKA KUBIK, Dorota Irena

54 Título: **Dispositivo estándar y procedimiento de detección prematura de malfuncionamientos**

57 Resumen:

Dispositivo autónomo y estándar, así como procedimiento de detección prematura de malfuncionamientos en equipos o maquinaria, estimación de vida remanente, evaluación de actuaciones de mantenimiento y búsqueda de origen de causas raíz. El dispositivo comprende una unidad principal (1), conectada con al menos dos sensores (3) de dos o más variables de uno o más componentes (4) del equipo o maquinaria, de las cuales al menos una es una variable objetivo de mantenimiento predictivo, portados por al menos un módulo periférico (2). La unidad principal (1) crea un modelo del comportamiento de la variable objetivo a partir de las lecturas de las demás variables, mediante computación de niebla y para cada variable objetivo, y simula el comportamiento esperado de los valores objetivo a partir de los datos de las variables de entrada y los modelos previamente generados para obtener una diferencia entre el valor medido y el simulado.



DESCRIPCIÓN

5 **Dispositivo estándar y procedimiento de detección prematura de malfuncionamientos**

SECTOR DE LA TÉCNICA

10 La presente invención se refiere a un dispositivo autónomo y estándar para detección prematura de malfuncionamientos en equipos y para monitorización de su condición. También se refiere al procedimiento.

Es aplicable en el campo del mantenimiento de cualquier tipo de máquinas.

15 **ESTADO DE LA TÉCNICA**

20 Se conoce en el estado de la técnica la existencia del mantenimiento basado en la condición (CBM), en el cual se vigila una serie de variables o parámetros de los componentes de una máquina o equipo, por ejemplo, la temperatura o el sonido, para detectar los cambios que señalan desgaste o una posible avería incipiente.

25 Los actuales sistemas de control generalmente activan una alarma cuando se supera un valor límite prefijado para los rangos de operación, que no tiene en cuenta las condiciones de operación. En estos sistemas también se definen los mismos límites para cualquier máquina o equipo similar, sin tener en cuenta que las condiciones de utilización de cada equipo o máquina son diferentes. Tampoco hay dos máquinas exactamente iguales ni con ensamblajes idénticos. Por lo tanto, los valores de alarma que se han de definir corresponden a un valor estimado que, según el equipo o máquina real, pueden ser completamente inadecuados aumentando el mantenimiento realizado o retrasándolo de forma injustificada.

30 Algunos métodos se han implantado de forma automática, por ejemplo en las solicitudes US20050209814A1, US20140116124A1 y US6609051.

35 El dispositivo de la presente invención presenta varias ventajas y novedades respecto a lo existente:

- Genera un clon digital de cualquier componente, siendo un equipo estándar que puede ser acoplado a cualquier tipo de equipo o maquinaria.

- Permite la evaluación de un número indeterminado de variables, tanto target (objetivo) como de entrada.
- 5 • Permite la comunicación directa con otros dispositivos electrónicos (comunicación máquina – máquina *M2M*), por ejemplo sistemas de control (PLCs).
- Detecta fallos muy incipientes en cualquier máquina.
- Estima el tiempo de vida hasta el fallo o vida remanente.
- 10 • Ofrece la opción de monitorizar el estado de salud, todo ello en un mismo componente. Lo que permite evaluar las actuaciones de mantenimiento e identificar el origen del mal funcionamiento.

El solicitante no conoce ninguna solución a estos problemas que pueda considerarse
15 igual de eficaz que la reivindicada.

BREVE EXPLICACIÓN DE LA INVENCION

La invención consiste en un dispositivo autónomo y estándar de detección prematura
20 de malfuncionamientos según las reivindicaciones. Sus diferentes realizaciones resuelven los problemas citados.

El dispositivo de la invención está definido para detectar fallos incipientes en equipos y
cualquier tipo de maquinaria, para estimar la vida remanente de cualquier
25 componente. Comprende una unidad principal que permite la conexión sencilla con múltiples orígenes de datos (Wifi, cable de red o conexión directa), registra los datos, aprende automáticamente el comportamiento normal de cada máquina, simula su comportamiento esperado, define unos límites correctos de operación propios para cada máquina y evalúa cualquier desviación respecto a su comportamiento inicial,
30 generado alarmas si su comportamiento supera unos límites estadísticamente aceptables. Además, según la realización puede permitir una sencilla monitorización del comportamiento de la máquina en continuo y examinar los valores históricos, in situ o por vía remota.

El dispositivo tiene la finalidad de detectar malfuncionamientos prematuros en las
35 máquinas (aerogeneradores, coches eléctricos, máquinas industriales, trenes...) o cualquier tipo de equipo. La sensibilidad de detección es muy elevada de tal forma que se detectan fenómenos que pasan desapercibidos para los actuales sistemas de

control. El algoritmo se basa en inteligencia artificial o aprendizaje máquina (*Machine learning*), y en cuanto se conecta a una nueva máquina aprende y memoriza su funcionamiento correcto. La más mínima desviación de este comportamiento puede desencadenar alarmas que avisan al sistema de control o a los operarios de una posible situación de riesgo. Las alarmas pueden utilizarse para detener el proceso y que pueda revisarse del equipo antes de que ocurra un fallo mayor, consiguiendo grandes ahorros y reducción del número y gravedad de las averías.

El dispositivo detecta pequeñas desviaciones en el comportamiento esperado y puede generar alarmas con mucha antelación, días e incluso meses, respecto del momento de la avería. Además, se puede calcular la tendencia de la degradación y se da una estimación de la vida remanente del equipo.

El dispositivo tendrá generalmente un módulo de visualización (cuadro de mando) o podrá conectarse a un panel industrial que muestre el estado de salud y las alarmas activas y pasadas de la máquina. Además, según la realización, puede accederse desde otro ordenador en las cercanías del equipo o bien remotamente desde internet.

Es de especial interés para equipos móviles o en situaciones remotas donde la captura de información sea muy costosa.

Esta metodología permite detectar fallos muy incipientes, los cuales no son detectables por los actuales sistemas de control.

Así, el dispositivo autónomo de detección prematura de malfuncionamientos en equipos o maquinaria comprende una unidad principal conectada con al menos dos sensores de dos o más variables de uno o más componentes del equipo o maquinaria a vigilar. De estas variables, al menos una es una variable objetivo de mantenimiento predictivo. Los sensores están portados por al menos un módulo periférico.

La unidad principal está configurada para crear, por ejemplo mediante una arquitectura de computación de niebla y para cada variable objetivo de mantenimiento predictivo, un modelo del comportamiento de la variable objetivo a partir de las lecturas de las demás variables medidas por los sensores. Esta modelización se realiza durante un plazo de entrenamiento definido, inicial, para no ser reajustada hasta que no se realice la sustitución del componente correspondiente. Una vez creado el modelo, pasa a simular el comportamiento esperado de los valores objetivo a partir de los datos de las variables de entrada y de los modelos previamente generados y finalmente a evaluar el estado del componente en función de la amplitud de la diferencia entre el valor

medido y el simulado y de la frecuencia con la que se supera uno o más límites prefijados (límite de aviso y de alarma, por ejemplo).

Preferiblemente, la unidad principal está configurada para utilizar redes neuronales.

5 El procedimiento de detección prematura de malfuncionamientos en equipos o maquinaria que utiliza el dispositivo anterior comprende las etapas de:

- 10 • Crear un modelo del comportamiento de la variable objetivo a partir de las lecturas de las demás variables medidas por los sensores para cada variable objetivo de mantenimiento predictivo durante un plazo de entrenamiento definido.
- Simular el comportamiento esperado de los valores objetivo a partir de los datos de las variables de entrada y de los modelos previamente generados.
- 15 • Evaluar el estado del componente en función de la diferencia entre el valor medido y el simulado.

La presente invención también se refiere al programa de ordenador que comprende instrucciones para realizar todas las etapas del procedimiento de detección prematura de malfuncionamientos en equipos o maquinaria cuando dicho programa se ejecuta en un equipo informático.

Otras soluciones particulares se incluyen en las reivindicaciones dependientes y se describen en detalle más adelante.

25 **DESCRIPCIÓN DE LOS DIBUJOS**

Para complementar la descripción que se está realizando y con objeto de ayudar a una mejor comprensión de las características del invento, se acompaña un juego de dibujos en donde con carácter ilustrativo y no limitativo, se ha representado lo siguiente.

Figura 1: Vista lateral esquemática de un ejemplo de dispositivo aplicado a un automóvil.

Figura 2: Indicador AF aplicado a la temperatura del motor eléctrico

35

MODOS DE REALIZACIÓN DE LA INVENCION

A continuación, se pasa a describir de manera breve un modo de realización de la invención, como ejemplo ilustrativo y no limitativo de ésta.

5 La invención es un dispositivo plug and play autónomo y estándar de detección prematura de malfuncionamientos en todo tipo de equipos y maquinaria, y que permite vigilar la condición en la que operan y prever cualquier posible avería o fallo, reduciendo sus efectos.

10 El dispositivo comprende una unidad principal (1) y una serie de módulos periféricos (2), que pueden estar conectados por cableado o por una vía inalámbrica, como puede ser WiFi, Bluetooth u otros protocolos o estándares. La unidad principal (1) y los módulos periféricos (2) poseerán sus respectivas fuentes de alimentación (no representadas).

15 Cada uno de los módulos periféricos (2) comprende uno o más sensores (3) orientados para vigilar una variable. Por ejemplo, los sensores (3) pueden ser acústicos, de temperatura, de distancia (para vigilar deformaciones), acelerómetros o giroscopios... El tipo de lecturas de cada sensor (3) no es relevante y dependerá de la maquinaria o equipo al que está acoplado. Cada sensor (3) estará asociado en la
20 unidad principal (1) a un componente (4), que será su objetivo. La unidad principal (1) puede comprender alguno de los sensores (3).

25 La unidad principal (1) puede conectarse vía cable de red o vía red inalámbrica con otros dispositivos como por ejemplo sistemas de control (PLCs). También puede conectarse mediante cableado con otros sensores conectados directamente a un bornero de entrada.

30 La unidad principal (1) recibe las lecturas de los diferentes sensores (3) para comparar con los valores objetivo (*target*) almacenados en memoria. La unidad principal (1) es un componente electrónico, o grupo de componentes electrónicos, con capacidad de ejecución de algoritmos de inteligencia artificial (IA) y generalmente de cálculo distribuido. En especial, tendrá la capacidad de realizar computación de niebla (*Fog Computing*). Al realizar Fog Computing no hay tiempos de latencia entre el momento en que se genera el dato y el momento en que se evalúa el estado de salud del equipo.

35 La unidad principal (1) puede estar preparada para conectarse a internet, ya sea por sus propios medios (tarjeta SIM...) o mediante un accesorio (5) externo que puede ser una tableta, un ordenador, o el panel de control de la máquina o equipo que está controlando si éste es suficientemente flexible y puede conectarse a la unidad principal

(1) y ejecutar su configurador y otras aplicaciones. Esta conexión permite actualizar drivers, programas, almacenar datos en servidores remotos. El accesorio (5) puede ser un ordenador conectado por cableado o inalámbricamente, lo cual facilita la configuración del dispositivo. El accesorio (5) tendrá un módulo de visualización que está preferiblemente preparado para mostrar la evolución de cada variable, ya sea las variables objetivo o las demás variables.

En uso, la primera vez que se conecta la unidad principal (1) se ha de desbloquear y configurar, identificando los módulos periféricos (2) que se conectan a ésta. La clave de desbloqueo será generalmente única y asociada al hardware. Igualmente se debe asociar cada sensor (3) a su componente (4). La unidad principal (1) crea una red inalámbrica, generalmente WiFi, para la conexión de los diferentes módulos periféricos (2).

El dispositivo permite controlar los valores aceptables de las diferentes variables en cada componente (4) o en el equipo o máquina entero, para identificar las diferentes necesidades de tratamiento de los datos. Estos valores aceptables dependen de la variable física analizada (por ejemplo, no es de esperar valores de temperatura ambiente de 100°C, por tanto valores más allá de este límite son filtrados por el dispositivo).

Por ejemplo, si el dispositivo se conecta a un coche eléctrico con cuatro motores eléctricos (uno en cada rueda): El objetivo es monitorizar y evaluar el estado de salud de cada uno de esos motores, de tal forma que el dispositivo genere alarmas cuando detecte que alguno de dichos motores pueda estar presentando un fallo incipiente. El experto (usuario de dispositivo), sabe que los fallos suelen dar indicios antes de que llegue el fallo en forma de “sobrecalentamientos” o de ruidos, por tanto, las variables “target” a monitorizar pueden ser las temperaturas de los motores y sus sensores (3) serán sondas térmicas u otros aparatos similares.

También se debe determinar qué otras variables del coche afectan a la temperatura. En este caso la temperatura del motor puede depender de: las revoluciones del eje del motor (sensor (3) tipo encoder o lectura propia del vehículo), la velocidad del coche (acelerómetro o lectura propia del vehículo), el tiempo de marcha (reloj), el consumo eléctrico del motor (amperímetro), temperatura ambiente, pendiente de la carretera (inclinómetro o acelerómetro), peso del vehículo ... y así con todas las variables que puedan afectar a la temperatura del motor. Por tanto, para proceder con la configuración del sistema el experto sabrá qué señales deberá mandar a la unidad principal (1) y dónde ha de localizar los sensores (3) y los módulos periféricos (2).

La unidad principal (1) tiene una salida de la información, por ejemplo unas luces que indiquen la necesidad de realizar mantenimiento o la parada inmediata. Igualmente puede estar conectada al panel de control de la máquina o equipo.

5 El algoritmo aplicado es un conjunto de metodologías de IA que limpian (filtran) los datos al recibirlos y los analizan para modelizar el comportamiento de la máquina o equipo. Este modelo se almacena en la unidad principal (1) y pueden hacerse copias de seguridad remotas (en la nube, en la máquina o equipo, etc.). Además de la utilización de modelos de comportamiento normal, también es preciso desarrollar una
10 serie de indicadores complejos que determinan el estado de salud del equipo.

El dispositivo realiza un clon digital de la máquina y lo utiliza para evaluar su estado. Analiza de forma independiente la evolución de cada uno de los valores objetivos o target mediante tres procesos:

- 15 1. Generación de modelos de comportamiento a partir de datos almacenados en la base de datos de entrada.
2. Simulación del comportamiento esperado de los valores objetivo a partir de los datos de las variables de entrada y los modelos previamente generados. El valor simulado se guarda en la base de datos interna del dispositivo.
- 20 3. Evaluar el estado de salud de los diferentes targets, comparando con el modelo.

La generación de modelos de comportamiento normal se hace a partir de los datos de operación registrados. Para la realización del modelo se utilizan técnicas de
25 aprendizaje automático (supervisado o no supervisado), como por ejemplo redes neuronales o VSM.

El prototipo utiliza redes neuronales artificiales, las cuales son modelos matemáticos tipo caja negra. Internamente se esconde una ecuación compleja, cuyos parámetros deben ser ajustados. Para realizar este ajuste es necesario entrenar la red y para ello
30 se utilizan los datos de operación de la máquina o equipo registrado, de tal forma que el modelo aprende cual debe ser el valor esperado.

En el ejemplo del coche eléctrico, el target es la temperatura esperada para cada motor en función de las otras variables de entrada (tiempo de encendido, pendiente, velocidad, temperatura exterior...). Cuando el dispositivo tiene datos suficientes,
35 automáticamente comienza el proceso de entrenamiento. Una vez entrenado el

modelo, éste puede utilizarse para simular la temperatura del motor a partir de nuevas mediciones de variables de entrada.

5 Para realizar el modelo, se necesita tener varios registros temporales de las variables de entrada, por ejemplo datos de operación del coche durante un día. Estos datos se almacenan en la base de datos previa.

10 Con los datos normalizados se procede a entrenar la red neuronal. La configuración de la red neuronal se realiza automáticamente en función del número de entradas definidas por los usuarios, es decir el número de sensores (3) o de mediciones de los mismos (un acelerómetro permite obtener varias mediciones). La configuración interna de la red neuronal se genera automáticamente según una lógica desarrollada en el dispositivo.

15 El entrenamiento de la red requiere una elevada capacidad de cálculo, y para ello la unidad principal (1) está construida con un procesador potente.

20 Este modelo debe hacerse con datos de operación de la máquina cuando es nueva, si no fuera posible no sería un impedimento, ya que la red neuronal aprende del funcionamiento más frecuente y es de esperar que cualquier equipo esté más tiempo funcionando sin fallo y los fallos sean fenómenos transitorios, luego la red neuronal artificial aprende como normales aquellos comportamientos más frecuentes. El periodo o plazo de entrenamiento será suficientemente largo, pero muy dentro de la vida esperable del equipo o máquina. Por ejemplo, puede ser de un año para ver la incidencia de las cuatro estaciones del año. En algunos casos, la temperatura exterior en un vehículo o en una máquina o equipo en la intemperie (un aerogenerador, una estación de bombeo de un oleoducto ...) puede ser una variable muy relevante.

25 Una vez terminado el proceso de entrenamiento, el modelo se almacena en la memoria interna de la unidad principal (1), para poder ser utilizado tantas veces como sea necesario. Una vez que existe un modelo, el dispositivo sabe que puede realizar la evaluación del estado de salud del equipo. En ese momento se activa el segundo proceso de simulación. El entrenamiento del modelo se puede recomenzar cuando se indica a la unidad principal (1) que se ha realizado algún mantenimiento importante, como una sustitución total. Este nuevo modelo puede partir de cero y volver a realizarse durante un plazo similar al modelo inicial. Igualmente puede ser evolutivo a partir del modelo anterior, y modificarse durante ese mismo plazo, en su caso dando
30 menos peso al modelo anterior que a la modelación actual.
35

El dispositivo simula la temperatura del motor para cada nuevo valor de las variables de entrada recibidas. Este valor simulado se almacena en la base de datos de entrada y además se comunica al conjunto de módulos periféricos (2) o “clientes” conectados a la unidad principal (1).

5 El coche eléctrico puede utilizar el valor de la señal simulada como información de respaldo al control, es decir, si se rompiese el sensor de temperatura del motor es posible que el coche no pudiese continuar funcionando por motivos de seguridad, sin embargo, teniendo al menos una estimación de la temperatura simulada del motor en función del resto de variables, puede continuarse la marcha hasta llegar a una situación de control o un punto de mantenimiento. Todas las señales simuladas son
10 enviadas en tiempo real al sistema de control de la máquina mediante comunicación M2M.

15 El siguiente paso a partir del entrenamiento del modelo y la simulación de los valores de temperatura esperados, es la evaluación del estado de salud del motor. Para ello, dentro de la unidad principal (1) hay un módulo especialmente dedicado a calcular el nivel de degradación del equipo. Un equipo comienza a degradarse cuando su comportamiento comienza a ser diferente al del modelo. Hay que tener en cuenta que el modelo representa el comportamiento normal de la máquina.

20 El estado de salud lo determina la evolución de los residuos o diferencias entre el valor estimado y el valor medido de la variable objetivo o target.

25 Se examina la evolución de los residuos (amplitud y frecuencia) para detectar el valor de la diferencia (amplitud) y cuántas veces esa diferencia supera un límite predefinido al valor esperado (frecuencia) de forma ponderada. Mientras no exista una situación de error, los contadores de la amplitud y la frecuencia se mantendrán dentro de unos márgenes. Sin embargo, según se va produciendo la degradación, el comportamiento del componente (4) se irá diferenciando del modelo, por lo que la amplitud y/o la frecuencia aumentarán.

30 Cada uno de los target de la máquina o equipo tendrá sus propios límites de aviso y de alarma ya que utiliza su propio modelo de comportamiento. Se pueden volcar en la frecuencia dando peso diferente a ambas situaciones. Por ejemplo, superar el límite de alarma se puede considerar equivalente a superar dos o más veces el valor de superar el límite de aviso.

35 Se puede reducir ambas mediciones, amplitud y frecuencia a un único indicador AF normalizando ambos a partir de los residuos medidos durante la realización del

modelo y multiplicándolos. De esta forma se eliminan las desventajas de ambos contadores. Un valor aberrante o una circunstancia puntual puede dar un valor de A muy elevado, pero como su frecuencia es baja no se considera más de la cuenta. En cambio, los errores de poca amplitud pero muy repetidos se aprecian en la frecuencia y no en la amplitud y no son tampoco preocupantes a corto plazo. Es necesaria una desviación conjunta mínima (estadísticamente significativa) en ambos indicadores para que el dispositivo de aviso o alarma por fallo incipiente.

Como los valores se han normalizado, pueden aparecer resultados negativos (por debajo de la media esperable) que corresponden a un funcionamiento correcto. En cambio, si los dos contadores son negativos el valor final puede ser positivo, marcando un error o fallo inexistente. Por lo tanto, se recomienda controlar también el signo de al menos uno de los contadores para evitar falsos positivos.

Cuando el valor del indicador AF supera los valores de normalidad, el dispositivo generará alarmas que serán transmitidas al sistema de control del equipo. Estas alarmas no indican fallos inminentes, sino degradaciones incipientes.

Para estimar la vida remanente se realiza un estudio de la tendencia del indicador, proyectando a futuro su tendencia actual y estimando de esta forma los valores futuros del indicador. De esta forma el dispositivo puede estimar los días que faltan hasta que el indicador rebasará el límite de comportamiento normal del "target".

Indicador AF: Amplitud-Frecuencia

Se trata de un indicador compuesto con la finalidad de ser utilizado en la detección de malfuncionamientos en equipos a partir de un modelo de comportamiento operativo normal (sin fallo) de un componente expuesto a procesos degradatorios. Dicho indicador analiza la evolución de la amplitud de los residuos obtenidos entre el modelo de comportamiento normal y el comportamiento real que presenta el equipo, conjuntamente con la evolución de la frecuencia del número de veces que dichos residuos superan el umbral de funcionamiento normal del equipo.

Cuando un equipo no presenta fallo, es de esperar que el error entre el modelo de comportamiento y su comportamiento real (media y desviación) se mantenga a lo largo del tiempo. Sin embargo, cuando se produce degradación en el equipo, este error varía a lo largo del tiempo, en amplitud, en frecuencia o ambos. En ocasiones un error en amplitud reducido, pero frecuente, podría pasar desapercibido por un indicador simple. Por otro lado, un error en amplitud elevado pero no recurrente podría

interpretarse como fallo del equipo cuando tal vez solo sea un evento transitorio o un dato aberrante, pudiendo provocar un falso positivo.

5 El indicador propuesto evalúa de forma conjunta ambos factores, dando como resultado un indicador muy sensible a degradaciones pero a la vez muy estable, evitando los falsos positivos, sirviendo tanto para detectar un posible mal funcionamiento en el equipo y además siendo útil en la evaluación de las tareas de mantenimiento realizadas en el equipo.

10 El Indicador AF (Amplitud-Frecuencia) analiza conjuntamente, por un lado, "cuánto" es la diferencia entre los datos monitoreados en el SCADA (Supervisory Control And Data Acquisition - Supervisión, Control y Adquisición de Datos), o los registrados por los PLC's (Controlador Lógico Programable), que muestra el comportamiento real de un dispositivo y su valor esperado (Amplitud), y por otro lado "cuántas veces" tiene un valor fuera de lo esperado (Frecuencia).

15 Para el diseño del indicador AF, el cálculo del indicador "A" y el indicador "F" se desarrollaron individualmente. Con base en estos indicadores independientes, se presenta la metodología necesaria para combinarlos de manera eficiente.

20 Se decidió utilizar el error positivo (PE) para la elaboración de los indicadores, siendo un parámetro configurable por el usuario. De esta forma, se evita que el indicador de estado recupere los valores normales debido a errores negativos (por ejemplo, temperatura del modelo por encima de la realidad), que podría deberse a desequilibrios en el modelo de comportamiento normal o situaciones operativas en las que la degradación no es evidente.

25 De esta manera, el error positivo es similar al error absoluto, pero solo se tienen en cuenta los errores positivos y se ignoran los negativos en lugar de tener en cuenta su valor absoluto.

30
$$PE = \frac{\text{Real} - \text{Model} > 0}{\text{NaN} < 0}$$

[Ecuación 1]

En la ecuación 1 NaN representa a un registro vacío o nulo.

35 Ambos indicadores de estado (A, F) se basan en el cálculo del valor promedio de un parámetro en un período determinado, convirtiéndose en medios móviles. El indicador "A" es la media móvil de los residuos positivos, y el indicador "F" es la media móvil del

recuento ponderado del número de veces que los residuos exceden un límite de normalidad. Si el valor de los indicadores se calcula con un conjunto de datos en los que el equipo no ha mostrado mal funcionamiento o degradación, se espera que se mantenga el valor promedio (error o conteo), por lo tanto, se espera que los indicadores se mantengan dentro de algunos rangos de variación. Sin embargo, cuando un componente monitorizado se degrada, su comportamiento será cada vez más diferente del del modelo, por lo tanto, se espera que los residuos aumenten y, por lo tanto, el valor medio del error y el número de veces que se exceden los límites la normalidad sería mayor.

El procedimiento general para calcular el indicador AF está de acuerdo con la siguiente lista. Para esto, se utiliza un conjunto de datos en el que un componente monitorizado no presentó ningún fallo para establecer los límites de normalidad de los residuos y los indicadores. Otro conjunto de datos en el que el componente monitorizado presentaba un fallo se utilizó para configurar los parámetros de los indicadores, ya que son los que afectan la capacidad de reacción de los mismos.

1. Seleccionar el periodo de tiempo en el que el generador no presentaba anomalía y calcular el vector de error $e^{OK}(t)$

2. Calcular el error utilizado en el cálculo de los indicadores (PE) y calcular su matriz de estadísticos (μ, σ) , siendo $e_{PE}^{OK}(t)$ y $(\mu_{e_{PE}^{OK}}, \sigma_{e_{PE}^{OK}})$. Es decir, se calculan los estadísticos de los residuos positivos (según la configuración del error elegida por el usuario) entre el modelo y la realidad.

3. Configurar los parámetros (T y umbral de conteo) de forma manual por el usuario desde el menú del dispositivo.

4. Calcular los indicadores $IA(t)$ y $IF(t)$, su matriz de estadísticos compuesta por: $IA_{PE}^{OK}(t)$ y $(\mu_{IA_{PE}^{OK}}, \sigma_{IA_{PE}^{OK}})$ para el indicador A e $IF_{PE}^{OK}(t)$ y $(\mu_{IF_{PE}^{OK}}, \sigma_{IF_{PE}^{OK}})$ para el indicador F.

5. Calcular el indicador $IAF(t)$ y su matriz de estadísticos determinados por $IAF_{PE}^{OK}(t)$ y $(\mu_{IAF_{PE}^{OK}}, \sigma_{IAF_{PE}^{OK}})$.

Durante el proceso de configuración de indicadores, se almacenan los estadísticos del error $(\mu_{e_{PE}^{OK}}, \sigma_{e_{PE}^{OK}})$ y los de los indicadores $(\mu_{IA_{PE}^{OK}}, \sigma_{IA_{PE}^{OK}}, \mu_{IF_{PE}^{OK}}, \sigma_{IF_{PE}^{OK}})$. Los primeros se utilizarán en la normalización de los valores de error en el conjunto de datos de detección. Dado que el Indicador "AF" es combinación del "A" y del "F" y tienen

diferentes escalas, han de normalizarse dichos indicadores para no dar más peso a uno que a otro.

Los parámetros de operación normal del Indicador "AF" se calculan a partir de los estadísticos del indicador (μIAF_{PE}^{OK} , σIAF_{PE}^{OK}), los cuales se fijan tanto para el nivel de aviso como para el nivel de alarma. Cuando un indicador supere alguno de estos límites es posible que se esté dando una situación anómala en el equipo.

Definición del Indicador "A": Amplitud.

El indicador de detección de fallo "A" propuesto en estudios previos se basa en el cálculo de la media móvil del error presentado por el modelo en comparación con la situación real. Un modelo de media móvil es aquel en el que el valor de la variable para un instante t es una función de un término independiente y de una sucesión ponderada de errores correspondientes a los instantes anteriores. Después de varios experimentos y pruebas de respuesta del indicador "A", se decidió que la ponderación de todos los errores anteriores debería ser la unidad, es decir, se le dio el mismo peso al error del instante t que al error del instante t-T, donde T es la ventana móvil de cálculo del error medio.

De esta manera, se construye el indicador de estado (Ind A):

$$Ind A = \frac{\sum_{n=t-T}^t PE(n)}{T}$$

[Ecuación 2]

Definición del Indicador "F": Frecuencia.

El indicador F es una media móvil del número de veces (ponderada) que el error positivo (PE, según la configuración elegida por el usuario) supera un límite de normalidad determinado (μe_{PE}^{OK} , σe_{PE}^{OK}).

El indicador F se calcula a partir de un indicador auxiliar acumulativo $I_{Aux}(t)$, el cual cuenta de forma ponderada el número de veces que se han superado los límites establecidos. El conteo se realiza por escalones, es decir, se han establecido dos límites de conteo (Límite I y Límite II), de tal forma que si se supera el primer límite, pero no se supera el segundo, el $I_{Aux}(t)$ se incrementa en 1 unidad, pero si se supera el segundo límite $I_{Aux}(t)$ se incrementa en 2 unidades.

Si $e_{PE}(t) > \text{Límite I}$, entonces $I_{Aux}(t) = I_{Aux}(t-1) + 1$

Si $e_{PE}(t) > \text{Límite II}$, entonces $I_{Aux}(t) = I_{Aux}(t-1) + 2$

[Ecuación 3]

5 Se utilizará $e_{PE}(t) = e_{PE}^{OK}(t)$ para el cálculo de los límites de normalidad de indicadores en ausencia de fallo y $e_{PE}(t) = e_{PE}^{FAILURE}(t)$ para la validación de la configuración del indicador y posterior detección de fallos.

10 Finalmente, el indicador F se calcula como el número de veces que se supera un valor límite (I y II) en un periodo T previo al instante t.

$$Ind F(t) = I_{Aux}(t) - I_{Aux}(t - T)$$

[Ecuación 4]

15 Para determinar los límites de conteo idóneos para construir los indicadores, se realizaron varias pruebas con diferentes configuraciones en base a los estadísticos de los residuos. No obstante, el usuario puede configurarlo en el dispositivo.

Definición del Indicador "AF": Amplitud-Frecuencia.

20 Los dos indicadores A y F por si mismos aportan información, pero si se combinan, se consiguen eliminar "los contras" de cada uno de ellos. Por ejemplo, si se produce un error puntual muy elevado debido un dato aberrante o una circunstancia puntual, el valor de Indicador A puede verse incrementado sustancialmente (sobre todo cuanto más pequeño sea el periodo T), y puede que dicho incremento active el nivel de aviso o alarma. Un fallo puntual por sí mismo no debería penalizar de esta forma al indicador AF. Este elevado error puntual no afecta al Indicador F ya que solo cuenta un sobrepasamiento del valor límite, sin importar si el sobrepasamiento es mucho o poco.

25 El indicador F está pensado para que, errores de menor amplitud pero muy repetitivos, no pasen desapercibidos. Tan grave es tener pocos errores muy elevados, como muchos errores de pequeña amplitud.

30 De esta forma, mediante la multiplicación directa de los indicadores A y F normalizados se consigue el Indicador AF.

35

$$Indicador AF(t) = \frac{Ind A(t) - \mu_{IAPE}^{OK}}{\sigma_{IAPE}^{OK}} \cdot \frac{Ind F(t) - \mu_{IFPE}^{OK}}{\sigma_{IFPE}^{OK}}$$

[Ecuación 5]

Al normalizar los indicadores se deberá tener en cuenta el signo de cada uno de los indicadores para poder desarrollar el Indicador AF, ya que los valores normalizados tendrán signo positivo o negativo. El signo negativo del indicador normalizado significa que se encuentra por debajo de la media, por tanto se interpreta que el equipo está en estado operativo correcto. Sin embargo, cuando multiplicamos los dos indicadores, si los dos tienen signo negativo, el resultado da positivo, por lo que se pasa de estar en un estado operativo correcto en los dos indicadores, a un estado operativo de fallo. A esta peculiaridad del indicador se ha denominado efecto "signo".

Generalmente cuando se aproxima un mal funcionamiento del equipo, tanto la amplitud de los errores (A) como la frecuencia (F) de aparición de estos errores crece, luego ambos indicadores tendrán un valor normalizado positivo.

Con esta corrección del indicador se consigue que los valores de indicador sean inferiores a cero siempre que haya un signo negativo en alguno de los dos indicadores normalizados. Sólo cuando, los dos indicadores presentan valores por encima de la media será cuando el indicador se vuelva positivo, gracias a esta peculiaridad de los signos en los valores normalizados obtenemos una rápida reacción del indicador y evitamos falsos positivos.

Ejemplo 1

Según una realización preferida de la presente invención, la unidad principal (1) puede comprender:

- Una caja o encapsulado, preparado para trabajar en entornos industriales;
- Ranuras de ventilación en la caja.
- Entrada de alimentación, que permite la entrada de energía eléctrica a una tensión de por ejemplo 12 V, 24 V o similar;
- Sistema de alimentación ininterrumpida (SAI) que dispone de baterías que garantizan el suministro energético en caso de fallo de la alimentación externa.
- Clavijas de conexión para periféricos (ratón, teclado, etc.), por ejemplo puertos del tipo USB o similar;
- Clavijas de conexión para redes (tales como redes Ethernet entre otras);
- Clavijas de conexión para elementos de monitorización (tales como pantallas entre otros), por ejemplo puertos del tipo HDMI;
- Una o varias antenas de comunicación inalámbrica, por ejemplo antenas wifi, radio, etc;

- Módulo de adquisición de datos, por ejemplo un datalogger;
 - Módulo de cómputo y análisis;
 - Módulo de activación, por ejemplo mediante de relés;
 - Módulo de lectura de señales analógicas y digitales;
- 5 - Borneros dispuestos en la parte exterior de la caja, que permiten el cableado de señales;
- Módulo de visualización informativa, que está conformado por ejemplo por leds y/o una pantalla, que provee información sobre diferentes aspectos como el estado del dispositivo (encendido/apagado), fallo en el dispositivo, nivel de batería del sistema
- 10 SAI, estado de salud del equipo o máquina monitorizada, etc.

Ejemplo 2

Detección del indicador AF en un aerogenerador

15 Se ha probado la capacidad de detección del indicador AF en el rodamiento de varios generadores asíncronos que presentaron fallo del mismo. En todos los casos el indicador reaccionó de forma enérgica antes del fallo, llegando a avisar del potencial fallo incluso con varios meses de antelación.

20 Para ello se seleccionó el periodo de tiempo en el que el generador no presentaba anomalía y se calculó el vector de error $e^{OK}(t)$. Este periodo sin error es generalmente el inicio, si acaso eliminando un periodo inicial de rodaje que, en general, es despreciable.

25 A continuación, se calculó el error utilizado en el cálculo de los indicadores de error, positivo si se refiere a valores que aumentan con la degeneración. Igualmente se calculó su matriz de estadísticos (μ, σ) , siendo $e_{PE}^{OK}(t)$ y $(\mu e_{PE}^{OK}, \sigma e_{PE}^{OK})$. Es decir, se calcularon los estadísticos de los residuos entre el modelo y la realidad medida durante la modelización.

30 A continuación se calcularon los indicadores de amplitud, $IA(t)$, y de frecuencia, $IF(t)$, y su matriz de estadísticos compuesta por: $IA_{PE}^{OK}(t)$ y $(\mu IA_{PE}^{OK}, \sigma IA_{PE}^{OK})$ para el indicador A e $IF_{PE}^{OK}(t)$ y $(\mu IF_{PE}^{OK}, \sigma IF_{PE}^{OK})$ para el indicador F.

35 Durante el proceso de configuración de indicadores, se almacenaron los estadísticos del error $(\mu e_{PE}^{OK}, \sigma e_{PE}^{OK})$ y los de los indicadores $(\mu IA_{PE}^{OK}, \sigma IA_{PE}^{OK}, \mu IF_{PE}^{OK}, \sigma IF_{PE}^{OK})$. Los primeros se utilizaron en la normalización de los valores de error en el conjunto de datos de detección. Dado que el Indicador "AF" es combinación del "A" y del "F" y

tienen diferentes escalas, han de normalizarse dichos indicadores para no dar más peso a uno que a otro. Por tanto, para poder seguir el mismo criterio de conteo y de normalización en la fase de detección se guardaron los parámetros de normalización.

5 Los parámetros de operación normal del Indicador “AF” se calcularon a partir de los estadísticos del indicador (μIAF_{PE}^{OK} , σIAF_{PE}^{OK}), los cuales se fijaron tanto para el nivel de aviso como para el nivel de alarma. Cuando un indicador supere alguno de estos límites es posible que se esté dando una situación anómala en el equipo. El periodo mínimo recomendado para calcular los estadísticos del indicador AF será
10 relativamente largo, por ejemplo de 1 año.

Se demostró que indicadores arriba expuestos evalúan de forma conjunta cuanto se desvía el comportamiento del equipo respecto de un modelo de referencia y el número de veces que presentan una desviación elevada, han demostrado tener un mejor comportamiento, detectando el 100% de los mal funcionamientos.

15 El indicador creado es altamente estable, manteniéndose estable en situaciones de datos aberrantes o situaciones transitorias, evitando de esta forma falsos positivos.

También se demostró la capacidad del indicador AF para recuperar valores sin fallo, lo que ofrece una aplicación muy valiosa, lo que es útil para evaluar la efectividad de la
20 tarea de mantenimiento.

En la figura 2, se muestra el indicador AF aplicado a la temperatura del motor eléctrico de una de las ruedas del vehículo. Se observa como el indicador se encuentra muy
25 próximo al valor de comportamiento normal durante muchos meses (línea horizontal discontinua). Sin embargo, en un momento determinado (entre noviembre de 2018 y enero de 2019) su comportamiento cambia, es en ese momento cuando el indicador reacciona y supera el límite de aviso (línea horizontal de puntos) y seguidamente el límite de alarma (línea punto-rama). En ese momento, el dispositivo daría la alerta para
30 realizar una inspección inmediata, sin embargo, al no disponer del equipo, no se detectó el mal funcionamiento hasta mayo-junio de 2019.

Las líneas verticales representan actuaciones de mantenimiento en el motor, de tal forma que, en mayo de 2019, cuando se percataron del mal funcionamiento, se reparó
35 el equipo, restaurando su comportamiento normal. Es en ese momento cuando el indicador vuelve a situarse con valores bajos dentro de la zona de comportamiento normal. Por tanto, se ve como el indicador no sirve únicamente para detectar de forma

prematura los fallos, sino que además sirve para evaluar las actuaciones de mantenimiento.

5 Buscando el origen del fallo, solo hay que buscar el momento en que el indicador muestra un cambio de comportamiento, para ello el dispositivo permite la opción de monitorizar la evolución del indicador. En el caso del ejemplo, se evidencia que el origen (causa raíz) del fallo fue la primera actuación de mantenimiento (un preventivo). Esta funcionalidad es de gran valor a la hora de mejorar operaciones, diseño de máquina, o bien como peritaje de accidentes/averías.

10 Además de detectar el mal funcionamiento al desviarse, la monitorización de la evolución del indicador, permite identificar la fecha (o el momento exacto) en que cambió el comportamiento del equipo, esto es muy importante de cara a hacer análisis de causa raíz (evaluar el origen del fallo). En el caso del ejemplo, el comportamiento de la máquina cambia después de la Intervención 1, por tanto el origen del fallo posterior (intervención 2) fue la propia intervención 1, es decir se realizó mal el mantenimiento 1. Además, se puede ver como después de la intervención 2, el indicador se recupera, eso significa que el mantenimiento 2 se ha realizado correctamente. Así se puede ver, que el dispositivo permite:

20 Detectar fallos de forma prematura.

Identificar el origen del mal funcionamiento (momento exacto del cambio de comportamiento)

Evaluar la ejecución de las tareas de mantenimiento.

25 Ejemplo 3: Operación del dispositivo.

En el presente ejemplo el término RoT hace referencia a la unidad principal (1).

30 RoT se enchufa por primera vez a la red y se procede al desbloqueo del dispositivo, así como a su configuración inicial, la cual puede cambiarse en cualquier momento. Para realizar esta configuración se dispone de un menú de configuración accesible de 3 formas simultáneas. 1.- Mediante la pantalla táctil del frontal de RoT, 2.- Mediante una pantalla externa conectada a uno de los puertos HDMI (o similar) y 3.- conectando un ordenador personal de forma inalámbrica (wifi) a RoT, utilizando un software de comunicación como por ejemplo Putty, vía escritorio remoto de Windows.

35

En cualquiera de las tres formas de acceso, el usuario ve un menú de configuración que incluye varios campos de datos, como por ejemplo denominación, fecha de inicio, valores de filtrado, clave de acceso, etc.

5 En el menú de configuración se debe introducir la clave correspondiente para desbloquear el dispositivo. La clave es única para cada unidad ya que va asociada al hardware. Tras introducir correctamente la clave, el resto de campos de datos del menú de configuración se desbloquean.

10 Un mismo dispositivo sirve para evaluar el estado de salud de múltiples componentes (denominados target) de la máquina en la que se conecte. Por cada uno de los componentes hay un menú de configuración similar al mencionado.

15 En este menú, se indica por cada target, cuántas variables de entrada se van a considerar para estimar su estado de salud. Por ejemplo, imaginemos que RoT se va a conectar a un coche eléctrico con 4 motores eléctricos (uno en cada rueda). El objetivo sería monitorizar y evaluar el estado de salud de cada uno de esos motores, de tal forma que RoT genere alarmas cuando detecte que alguno de dichos motores puedan estar presentando un fallo incipiente. El usuario de RoT, sabe que los fallos suelen dar indicios fallo en forma de “sobrecalentamientos” antes de que llegue dicho fallo, y por tanto, decide que las variables “target” a monitorizar deben ser las temperaturas de los
20 motores.

Una vez se conoce cuáles serán las variables objetivo (target), se debe determinar qué otras variables del coche hacen que esa temperatura varíe. En este caso la temperatura del motor puede depender de las revoluciones del eje del motor
25 (In_1_target_1), la velocidad del coche (In_2_target_1), el consumo eléctrico del motor (In_3_target_1), la temperatura ambiente (In_4_target_1), pendiente de la carretera (In_5_target_1), peso del vehículo (In_6_target_1), etc., y así con todas las variables que puedan afectar a la temperatura del motor.

30 Por tanto, para proceder con la configuración del sistema el usuario sabrá qué señales deberá mandar a RoT:

Temperatura del motor 1 → Target_1

Revoluciones por minuto del motor 1 → In_1_target_1

35 Velocidad del coche → In_2_target_1

Consumo eléctrico del motor 1 → In_3_target_1

Temperatura ambiente → In_4_target_1

Pendiente carretera → In_5_target_1

5 Peso del vehículo en la rueda 1 → In_6_target_1

Etc.

Temperatura del motor 2 → Target_2

10

Revoluciones por minute del motor 2 → In_1_target_2

Velocidad del coche → In_2_target_2

Consumo eléctrico del motor 2 → In_3_target_2

15

Temperatura ambiente → In_4_target_2

Pendiente carretera → In_5_target_2

Peso del vehículo en la rueda 2 → In_6_target_2

Etc., y así con todas las variables a monitorizar.

20

Target_1, In_1_target_1, ... son los nombres internos en RoT de todas las señales recibidas y analizadas (más adelante se describe como se realiza la conexión “física” de estas variables, es decir, como se introducen en RoT). Volviendo a la pantalla de configuración, para cada una de las variables que el usuario utilizará, se deben definir unos límites, éstos se utilizan, más adelante para limpiar (filtrar) datos aberrantes en las entradas. De esta forma:

25

- Para Target_1 el valor mínimo será = 30°C y máximo 200°C
- Para In_1_target_1 el valor mínimo será = -500 rpm y máximo 2000 rpm
- 30 - Para In_2_target_1 el valor mínimo será = - 20 m/s y máximo 250 m/s
- Etc.

Al introducir los límites de las diferentes variables y la fecha de inicio de funcionamiento, el dispositivo queda listo para funcionar y se queda a la espera de que empiecen a llegar valores para dichas variables (target_1,...)

35

Los valores de cada una de las señales puede mandarse a RoT de diferentes formas, mediante conexión inalámbrica, red local o directamente cableado en los borneros de

entrada. RoT utiliza por defecto el protocolo de comunicación mosquitto (MQTT) (Pudiendo cambiarse por otros mediante una configuración interna no accesible por el usuario), en este protocolo de comunicación existen dos figuras, el “bróker” y los “clientes”. RoT ocupa la figura de bróker, es decir es el que controla toda la información de las comunicaciones entre los diferentes dispositivos de la red. Esta red puede ser inalámbrica o física. RoT como *Broker* será el que preferiblemente genere la red inalámbrica (pudiendo conectarse a otra red externa) y dentro de esta red tendrá una dirección IP o nombre identificativo (RoT_NºSerie_wifi).

Volviendo al ejemplo del coche, tan pronto como se conecta RoT se genera una red inalámbrica alrededor del dispositivo. A esta red podrán conectarse un número determinado de “Clientes” MQTT. En el vehículo vemos que el sensor de temperatura (3) no está cableado al PLC del coche, se trata de un sensor IoT de temperatura, para que RoT pueda recibir el valor de temperatura únicamente hay que indicarle al sensor la red a la que debe conectarse “RoT_NºSerie_wifi”, la clave de acceso a la red y el “topic” donde manda el valor de temperatura medido. Según la configuración previa descrita, el topic sería “In_4_Target_1”, “In_4_target_2”,... Cuando se manda un dato en ese “topic”, RoT lo lee automáticamente.

Lo mismo sucede con los datos que proceden por el cable, para ellos el nombre de identificador del “bróker” (RoT) es diferente al nombre visto desde la red wifi, pero igualmente es conocido (RoT_NºSerie_LAN). La mayoría de los sistemas de control actuales (como los PLC Siemens 1200 o 1500) pueden publicar topics fácilmente en una red local. Igualmente se deberá configurar un PLC con el nombre identificativo de bróker (RoT) y los valores de los topic que se publican. En el caso del coche serán aquellas variables monitorizadas por el PLC: In_1_target_1, In_2_target_2, target_1,...

Vemos que, en el RoT colocado en el coche, el sensor de pendiente ha tenido que cablearse directamente a una de las entradas de los borneros de entradas/salidas (Analógico/digitales). En este caso no es necesario definir un topic para el sensor, ya que el módulo de entradas/salidas tiene una serie de topics reservados, en este caso sería “in_5_target_1”. Una vez que se han configurado los “topic” donde se publican los valores en la red, RoT comienza a leerlos automáticamente y los registra en una base de datos interna. La base de datos se desarrolla en Influx (o similar). En dicha base de datos se registran los valores de todas las variables que se han dado de alta, conservando los mismo nombres en la base de datos (Target_1,...) y se incluye el *timestamp* (o fecha) de cada registro.

La captura de los valores de los diferente topic se realiza con node-red (o similar), en este módulo se lee el valor del topic que entra en formato "string" (texto) y lo transforma a valor numérico., éste valor es el que se registra en la base de datos. Además en node red hacemos los valores agregados de las variables medidas, es decir en la base de datos influx, no solo se almacenan los datos RAW medidos (Target_1,...), sino que también sus valores estadísticos, como por ejemplo el valor medio en un periodo (10 minutas), la desviación estándar de las mediciones en cada intervalo,...

Desde node-red también se gestiona la lectura de los puertos de entrada de la tarjeta (los borneros de E/S analógicos y digitales), se leen de las entradas y se almacenan en la base de datos.

Desde node-red también se gestionan las salidas del sistema (las comunicaciones de salida con los client de la red), pero esta parte se describe más adelante. Node-red está trabajando en dos direcciones del flujo, por un lado, mira los datos que vienen de fuera y lo guarda en la base de datos, y en sentido contrario también se revisan otros topics de la base de datos y se publican en la red de vuelta para los "clientes". Un ejemplo serían las alarmas generadas en el dispositivo, para cada registro temporal de las variables de entrada se guarda un registro del estado de salud de la máquina (un registro por cada target). A la vez se realiza la lectura de topics, se publica el estado de salud de todos los targets analizados, de tal forma que el PLC lo recibe y puede actuar en consecuencia.

El módulo de evaluación de la salud del equipo funciona de forma autónoma, para cada uno de los targets metidos, el sistema hace el análisis de su evolución de forma independientemente. El proceso de evaluación se subdivide a la vez en tres (3) procesos independientes:

1.- Generación de modelos de comportamiento a partir de datos almacenados en la base de datos influx.

2.- Simulación del comportamiento esperado de los (target_1....) a partir de los datos de las variables de entrada In_1_target_1,... y los modelos previamente generados. El valor simulado se guarda en la base de datos.

3.- Evaluar el estado de salud de los diferentes targets y su vida remanente hasta el fallo.

La generación de modelos de comportamiento normal se hace a partir de los datos de operación registrados. Volviendo al ejemplo del coche y al modelo de temperatura del motor 1. Para la realización del modelo se utilizan técnicas de aprendizaje automático (supervisado o no supervisado), como por ejemplo redes neuronales o VSM. El prototipo utiliza redes neuronales artificiales, las cuales son modelos matemáticos tipo caja negra. Internamente se esconde una ecuación compleja, cuyos parámetros deben ser ajustados. Para realizar este ajuste es necesario entrenar la red y para ello se utilizan los datos de operación del coche registrados, de tal forma que el modelo aprende cual debe ser la temperatura esperada para el motor 1 (target_1) en función de las otras variables de entrada (In_1_target_1,...). Cuando el dispositivo tiene datos suficientes, automáticamente comienza el proceso de entrenamiento. Una vez entrenado el modelo, éste puede utilizarse para simular la temperatura del motor 1 (Target_1_Sim) a partir de nuevas mediciones de variables de entrada (In_1_target_1,...)

Para realizar el modelo, se necesita tener varios registros temporales de las variables de entrada, por ejemplo datos de operación del coche durante un día. Estos datos se almacenan en la base de datos previa (influx).

Se seleccionarán (automáticamente) los datos de entrenamiento para el modelo de temperatura del motor, y antes de proceder a entrenar el modelo, se realiza un pre-tratamiento de los datos de entrada. Éste tratamiento consiste en filtrado y normalización de las variables. Para el filtrado se utilizan los valores límite que introdujo el usuario en la pantalla de configuración inicial que ya se ha descrito, de tal forma que se eliminan de la muestra de entrenamiento aquellos valores que no se encuentran entre los valores mínimo y máximo de cada variable.

Posteriormente cada una de las variables (target_1,...) se normalizan, para ello cada valor de la base de datos y variable a variable, se transforma según la siguiente expresión.

$$\text{Target_1_norm} = (\text{target_1} - \text{min_target_1}) / (\text{max_target_1} - \text{min_target_1})$$

Con los datos normalizados procedemos a entrenar la red neuronal. La configuración de la red se realiza automáticamente en función del número de entradas definidas por los usuarios, en el caso del modelo de temperatura del motor 1, la red neuronal tendrá 6 entradas y una variable de salida que es el target_1. La configuración interna de la red se genera automáticamente según una lógica desarrollada en RoT.

El entrenamiento de la red (modelo) requiere una elevada capacidad de cálculo, y para ello el dispositivo está construido con un potente procesador.

5 Una vez terminado el proceso de entrenamiento, el modelo se almacena en la memoria interna del dispositivo, para poder ser utilizado tantas veces como sea necesario. Una vez que existe modelo el dispositivo sabe que puede realizar la evaluación del estado de salud del equipo. En ese momento se activa el proceso 2 de simulación.

10 El dispositivo simula la temperatura del motor para cada nuevo valor de las variables de entrada recibidas (in_1_target_1...). Este valor simulado se almacena en la base de datos de influx y además se comunica al conjunto de dispositivos "clientes" conectados a la red RoT, publicando los valores con el topic "target_1_sim".

15 El coche eléctrico puede utilizar el valor de la señal simulada como información de respaldo al control, es decir, si se rompiera el sensor de temperatura de la rueda es posible que el coche no pudiese continuar funcionando por motivos de seguridad, sin embargo, teniendo al menos una estimación de la temperatura simulada del motor en función del resto de variables, puede continuarse la marcha hasta llegarse a una situación de control.

20 El siguiente paso a partir del entrenamiento del modelo y la simulación de los valores de temperatura esperados, es la evaluación del estado de salud del motor 1 (en este caso) para ello, dentro del dispositivo hay otro módulo especialmente dedicado a calcular el nivel de degradación del equipo. Un equipo comienza a degradarse cuando su comportamiento comienza a ser diferente al de su modelo. Hay que tener en cuenta
25 que el modelo representa el comportamiento normal de esa máquina. Este modelo debe hacerse con datos de operación de la máquina cuando es nueva, si no fuera posible no sería un impedimento, ya que la red neuronal aprende del funcionamiento más frecuente y es de esperar que cualquier equipo esté más tiempo funcionando sin fallo y los fallos sean fenómenos transitorios, luego la red neuronal artificial aprende
30 como normales aquellos comportamientos más frecuentes.

Cuando la desviación del comportamiento del motor supera un valor estadísticamente representativo (es decir está más tiempo del debido con un comportamiento anómalo respecto del comportamiento de esa máquina cuando era nueva) se general alarmas.

35 Esta metodología permite detectar fallos muy incipientes, los cuales no son detectables por los actuales sistemas de control. Pongamos un ejemplo, tal vez sea

posible que el motor eléctrico tenga una temperatura de 50 °C (target_1) cuando las variables de entrada tienen los valores de :

in_1_target_1=700 rpm

5 In_2_target_1=50 m/s

In_3_target_1=350 W/h

In_4_target_1=35 °C

10 In_5_target_1=3%

In_6_target=272 kg

Sin embargo, es posible que esos 50°C sean un valor atípico para otra situación como por ejemplo la siguiente:

15 in_1_target_1=700 rpm

In_2_target_1=50 m/s

In_3_target_1=350 W/h

In_4_target_1=32 °C

20 In_5_target_1=1%

In_6_target=272 kg

Los actuales sistemas de control generalmente activan una alarma cuando se supera un valor límite prefijado para los rangos de operación, tal vez en el caso del coche no se hubiese generado la alarma si no llega a superarse este valor por ejemplo 60°C independientemente del resto de variables de operación.

Además, estos límites suelen ser fijos para todos los motores de una misma tecnología, sin embargo, los límites de RoT son propios para cada máquina, es decir, el comportamiento normal de cada motor es diferente en la realidad, esto es debido a que no hay dos motores exactamente iguales ni su ensamblaje en el vehículo es idéntico,... RoT aprende del comportamiento normal de cada componente y fija los límites en base a esa realidad.

35 RoT detecta pequeñas desviaciones en el comportamiento esperado y general alarmas con mucha antelación días e incluso meses. Además, se calcula la tendencia de la degradación y se da una estimación de la vida remanente del equipo.

El estado de salud la determina la evolución de los residuos entre la variable target_1 y la variable target_1_sim, es decir entre la temperatura real del motor y la temperatura simulada de ese motor, la cual es la temperatura que tenía ese motor para unas condiciones de operación similares, pero cuando el motor era nuevo.

5 La diferencia entre la temperatura real y la simulada son los residuos, el análisis de los residuos es el principal knowhow de RoT.

10 En la base de datos se registra el valor de los residuos (target_1 – target_1_sim) a lo largo del tiempo para cada nuevo registro temporal se calcula la media móvil de los residuos, de tal forma que el valor medio en el instante (t) será la media de los residuos del periodo (t-T), siendo (T) un parámetro pre configurado. Ésta media móvil se registra en la base de datos (influx) con el nombre target_1_Ind_A. Éste indicador representa la desviación en amplitud del componente (cuanto de grande es su cambio de comportamiento). En paralelo se evalúa la frecuencia de aparición de datos fuera de lo normal, los límites de normalidad se definen como la media y desviación de todos los residuos registrados hasta ese momento, si un nuevo residuo supera el valor $\mu + 2 \sigma$ se cuenta como 1 registro fuera de rango de normalidad, si el residuo supera el valor $\mu + 3 \sigma$ se cuenta como 2 registros.

20 En la base de datos se almacena la media móvil de la cuenta del número de registros fueras de rango con el nombre target_1_Ind_F, para el instante (t), el valor de target_1_Ind_F será la media móvil del número de registros fuera de rango en el periodo (t-T).

25 El siguiente paso consiste en combinar target_1_Ind_A y target_1_Ind_F, para ello han de normalizarse previamente. La normalización se realiza en base a sus valores μ , σ hasta el instante (t), es decir

$$\text{Target_1_Ind_A_norm} = (\text{target_1_Ind_A} - \mu(\text{Target_1_Ind_A})) / \sigma(\text{target_1_Ind_A})$$

30 Una vez normalizados se genera el indicador definitivo target_1_Ind_AF. Este indicador es muy expresivo, ya que es muy estable frente a fallos transitorios o errores en las variables de entrada y reacciona muy enérgicamente cuando hay varios fallos consecutivos en el equipo.

35 El hecho de que el indicador AF se calcule con otros previamente normalizados permite determinar fácilmente los límites estadísticamente aceptables como comportamiento normal, siendo estos límites los valores 6 como nivel de aviso y 9 el límite de alarma.

Matemáticamente se calcula la tendencia del indicador AF (como proyección de su pendiente en el periodo $(t-T)$), de tal forma que puede estimarse el tiempo que falta hasta que el `target_1` supere el valor 6 o 9.

5 Todos estos indicadores se almacenan en la base de datos de Influx en tiempo real. Tan pronto como se almacena, `node-red` pública en la red de RoT el último valor de los valores simulados (`target_1_sim`), el valor de alarma para cada una de los `target` (`target_1_alarma`), pudiendo tener valores 0 (normal), 1 (aviso) y 2 (Alarma) y además se publica para cada `target` la estimación de su vida remanente (RUL), como
10 (`target_1_RUL`), de esta forma cada cliente conoce el estado de salud de sus componentes, en el caso del ejemplo, el PLC del coche, tendrá una estimación del estado de salud de los 4 motores de las ruedas y sabrá si es necesario o no realizar una inspección, un mantenimiento y la fecha máxima recomendada para ello.

15 El indicador AF sirve además para evaluar la tarea de mantenimiento realizada en un equipo. Si tras la intervención, la alarma generada por RoT desaparece, significará que la máquina (motor) está bien nuevamente ya que funciona como si fuese nuevo. Si se ha sustituido el componente habría que hacer un nuevo modelo de comportamiento normal del nuevo motor, para ello el usuario tiene que cambiar la fecha de inicio de modelo en el menú de configuración que hemos descrito
20 previamente.

Existe un último proceso independiente, es el de la representación de los resultados en un cuadro de mando pre configurado para todos los `targets` que puede monitorizar RoT.

25 Para esta funcionalidad se utiliza `grafana` (o similar). Se han generado una serie de cuadros de mando, donde el usuario puede comprobar el estado de salud de toda la máquina en el instante actual y lo que ha pasado anteriormente. Los cuadros de mando se visualizan en una pantalla táctil conectada directamente al dispositivo, o bien mediante un ordenador portátil, conectándose a la red inalámbrica Wifi que
30 genera RoT y accediendo a un IP específico dentro de la red

Grafana lee todos los datos necesarios de la base de datos generada en `influx` y monitoriza todos los valores de las variables (`target_1`, `In_1_target_1`,...) los valores de los indicadores y las alarmas activas, así como también un histórico de las alarmas previas registradas.
35

Mediante esta funcionalidad, un operador de la planta puede ver el estado de salud del equipo sin necesidad de meterse en la electrónica del PLC. Además, gracias a la

capacidad de almacenamiento de datos de RoT podrá visualizar que pasó en el pasado en su máquina. Esto, permite además identificar el origen de los mal funcionamientos, ya que puede verse en qué fecha cambió el comportamiento del equipo (variación del indicador AF), y determinar la causa raíz del fallo.

5

Según todo lo expuesto, el dispositivo dado a conocer en la presente invención ofrece todas las bondades del mantenimiento predictivo. La metodología dada a conocer en la presente invención es aplicable a cualquier equipo del cual se estén registrando datos operacionales, de tal forma que podrían conseguirse importantes ahorros en la explotación de las plantas, realizando la monitorización de la condición de los equipos, y el consiguiente mantenimiento basado en la condición.

10

Aunque se ha proporcionado una descripción detallada de realizaciones preferidas de la presente invención, el experto en la técnica entenderá que pueden aplicarse modificaciones y variaciones a las mismas sin por ello apartarse del alcance de protección definido exclusivamente por las reivindicaciones adjuntas.

15

20

25

30

35

REIVINDICACIONES

5 1- Dispositivo estándar de detección prematura de malfuncionamientos en equipos o maquinaria caracterizado por que comprende una unidad principal (1), conectada con al menos dos sensores (3) de dos o más variables de uno o más componentes (4) del equipo o maquinaria, de las cuales al menos una es una variable objetivo de mantenimiento predictivo o mantenimiento basado en la condición, portados por al menos un módulo periférico (2), y por que:

10 la unidad principal (1) está configurada para crear, para cada variable objetivo de mantenimiento predictivo, un modelo del comportamiento de cada variable objetivo a partir de las lecturas de las demás variables medidas por los sensores (3) durante un plazo de entrenamiento definido, simular el comportamiento esperado de los valores objetivo a partir de nuevos datos de las variables de entrada y los modelos previamente generados y evaluar el estado del componente (4) en función de la diferencia entre el valor medido y el simulado.

15 2- Dispositivo, según la reivindicación 1, caracterizado por que la unidad principal (1) está conectada inalámbricamente con al menos un módulo periférico (2).

20 3- Dispositivo, según la reivindicación 1, caracterizado por que la unidad principal (1) está configurada para utilizar algoritmos de aprendizaje automático, preferiblemente redes neuronales.

25 4- Dispositivo, según la reivindicación 1, caracterizado por que la unidad principal (1) está configurada para evaluar el estado del componente mediante la amplitud y la frecuencia a partir de los datos obtenidos durante la modelización.

5- Dispositivo, según la reivindicación 1, caracterizado por que comprende un módulo de visualización de las variables y de configuración.

30 6- Procedimiento de detección prematura de malfuncionamientos en equipos o maquinaria, mediante el dispositivo de cualquiera de las reivindicaciones 1 a 5, que comprende al menos dos sensores (3) de dos o más variables de uno o más componentes (4) del equipo o maquinaria, de las cuales al menos una es una variable objetivo de mantenimiento predictivo o mantenimiento basado en la condición, caracterizado por que comprende las etapas de:

35 crear un modelo del comportamiento de la variable objetivo a partir de las lecturas de las demás variables medidas por los sensores (3) para cada variable objetivo de mantenimiento durante un plazo de entrenamiento definido;

simular el comportamiento esperado de los valores objetivo a partir de los datos de las variables de entrada y de los modelos previamente generados; y

5 evaluar el estado del componente (4) en función de la diferencia entre el valor medido y el simulado.

7- Procedimiento, según la reivindicación 6, caracterizado por que utiliza un algoritmo de aprendizaje automático, preferiblemente redes neuronales.

10 8- Procedimiento, según la reivindicación 6, caracterizado por que estima la vida remanente del componente (4) en función de la evolución del estado del componente.

9- Procedimiento, según la reivindicación 6, caracterizado por que realiza una nueva modelización de la variable objetivo cuando se realiza la sustitución del componente (4), durante un plazo de entrenamiento definido.

15 10- Procedimiento, según la reivindicación 6, caracterizado por que evalúa el estado del componente (4) en función de la amplitud de la diferencia entre el valor medido y el simulado y de la frecuencia con la que se supera uno o más límites prefijados.

11- Procedimiento, según la reivindicación 10, caracterizado por que la evaluación se realiza mediante un indicador AF producto de la amplitud y la frecuencia normalizadas.

20 12- Programa de ordenador que comprende instrucciones para realizar todas las etapas de las reivindicaciones 6-11 cuando dicho programa se ejecuta en un equipo informático.

25

30

35

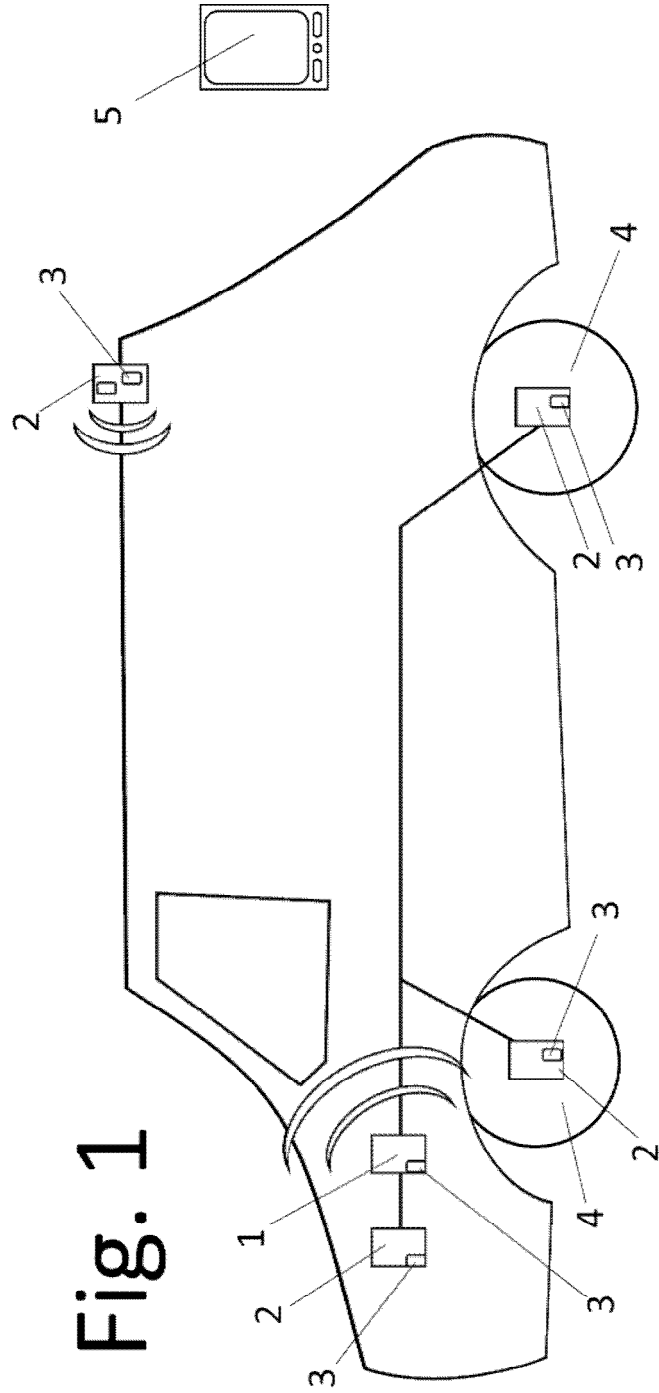
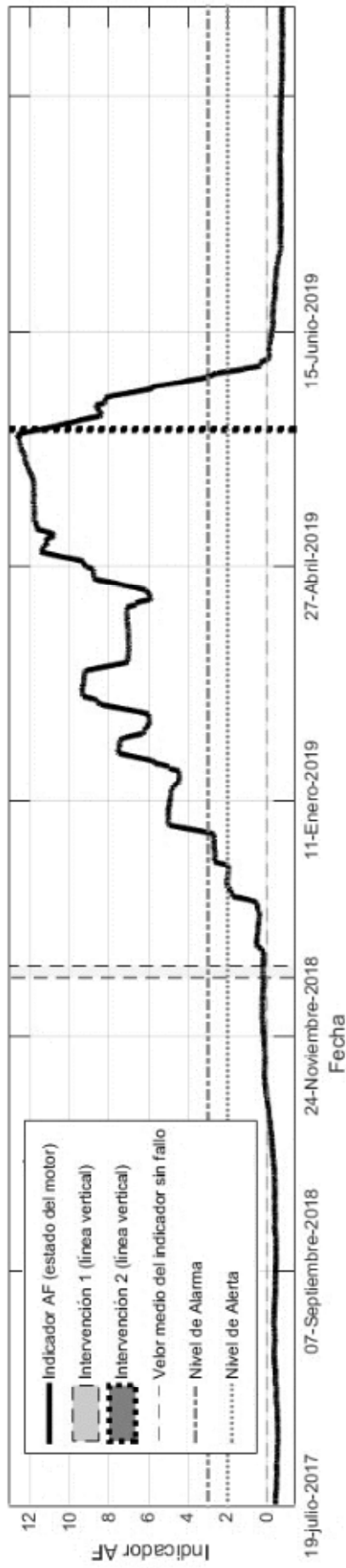


Fig. 2





②① N.º solicitud: 201931045

②② Fecha de presentación de la solicitud: 26.11.2019

③② Fecha de prioridad:

INFORME SOBRE EL ESTADO DE LA TECNICA

⑤① Int. Cl.: Ver Hoja Adicional

DOCUMENTOS RELEVANTES

Categoría	⑤⑥ Documentos citados	Reivindicaciones afectadas
X	CN 107379898 A (HUAIYIN INST TECHNOLOGY) 24/11/2017, párrafos [6, 7, 9, 13, 25, 26, 33, 35, 37] reivindicaciones 1, 3	1-12
X	US 2009300417 A1 (BONISSONE et al.) 03/12/2009, párrafos 44-45, 59, 73-90; reivindicaciones 1, 13-15; figuras 1, 14; resumen	1-12
A	CN 105071771 A (UNIV HOHAI CHANGZHOU) 18/11/2015, todo el documento	1-12

Categoría de los documentos citados

X: de particular relevancia

Y: de particular relevancia combinado con otro/s de la misma categoría

A: refleja el estado de la técnica

O: referido a divulgación no escrita

P: publicado entre la fecha de prioridad y la de presentación de la solicitud

E: documento anterior, pero publicado después de la fecha de presentación de la solicitud

El presente informe ha sido realizado

para todas las reivindicaciones

para las reivindicaciones nº:

Fecha de realización del informe
06.07.2020

Examinador
F. J. Olalde Sánchez

Página
1/2

CLASIFICACIÓN OBJETO DE LA SOLICITUD

G05B23/02 (2006.01)

G05B19/048 (2006.01)

G07C5/00 (2006.01)

Documentación mínima buscada (sistema de clasificación seguido de los símbolos de clasificación)

G05B, G07C

Bases de datos electrónicas consultadas durante la búsqueda (nombre de la base de datos y, si es posible, términos de búsqueda utilizados)

INVENES, EPODOC, WPI, Texto completo, Google Patents