

19



OFICINA ESPAÑOLA DE  
PATENTES Y MARCAS

ESPAÑA



11 Número de publicación: **2 627 844**

51 Int. Cl.:

**G05B 17/02** (2006.01)

**G05B 23/02** (2006.01)

**G05B 13/02** (2006.01)

12

TRADUCCIÓN DE PATENTE EUROPEA

T3

86 Fecha de presentación y número de la solicitud internacional: **03.11.2003 PCT/US2003/035001**

87 Fecha y número de publicación internacional: **21.05.2004 WO04042531**

96 Fecha de presentación y número de la solicitud europea: **03.11.2003 E 03781728 (5)**

97 Fecha y número de publicación de la concesión europea: **15.03.2017 EP 1579288**

54 Título: **Monitorización del estado de un sistema usando una máquina de aprendizaje local recurrente**

30 Prioridad:

**04.11.2002 US 423476 P**

45 Fecha de publicación y mención en BOPI de la traducción de la patente:

**31.07.2017**

73 Titular/es:

**GE INTELLIGENT PLATFORMS, INC. (100.0%)  
2500 Austin Drive  
Charlottesville, VA 22911-8300, US**

72 Inventor/es:

**WEGERICH, STEPHAN, W. y  
XU, XAIO**

74 Agente/Representante:

**CARPINTERO LÓPEZ, Mario**

ES 2 627 844 T3

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**

Monitorización del estado de un sistema usando una máquina de aprendizaje local recurrente

**Campo de la invención**

5 La presente invención se refiere a un procedimiento y a un sistema para modelar un proceso, una pieza de equipo o un sistema interrelacionado complejo. Más particularmente, se refiere a la monitorización de la condición y de la salud de equipos y a la monitorización del rendimiento del proceso para la detección temprana de fallos y desviaciones, en base al modelado no paramétrico recurrente y a la estimación del estado utilizando datos de ejemplo.

10 El documento US 2002/0128731 A1 divulga un sistema de vigilancia o control basado en un modelo empírico mejorado para monitorizar o controlar un proceso o máquina, que proporciona identificación de transiciones entre estados operativos. Las estimaciones empíricas basadas en modelos, generadas en respuesta a la recepción de parámetros operativos reales, se comparan utilizando un operador de similitud global con los parámetros reales para indicar si el proceso o máquina está operando en un estado estable o está en transición desde un estado a otro.

15 El documento WO-A-02/35299 divulga un procedimiento para estimar y reducir las incertidumbres en las mediciones del proceso. Una matriz de referencia contiene medidas válidas que caracterizan la operación de un proceso multivariado. Se derivan parámetros de modelado de la matriz de referencia. Los parámetros finales del modelo, equilibrados con respecto a las incertidumbres de medición y modelado, se aplican para modelar un nuevo conjunto de mediciones. Si el nuevo conjunto no tiene fallos, todos los valores modelados e incertidumbres de modelado se pueden usar para controlar el proceso. Si el nuevo conjunto tiene solo un fallo, el valor modelado y la incertidumbre de modelado de la medición con fallo más los valores medidos y las incertidumbres de medición de las mediciones no impuestas se pueden usar para controlar el proceso mientras se implementan procedimientos de reparación para el fallo identificado. Si el nuevo conjunto tiene más de un fallo, entonces el proceso debe apagarse, y procedimientos de reparación deben ser implementados para todos los fallos identificados.

**Sumario de la invención**

25 De acuerdo con la presente invención, se proporciona un procedimiento de monitorización de estado de un sistema como se establece en la reivindicación 1.

La presente invención también proporciona un aparato para monitorizar el estado del sistema según se establece en la reivindicación 20.

Características opcionales se exponen en las reivindicaciones dependientes.

**Breve descripción de los dibujos**

La figura 1 es un diagrama de flujo del proceso para la monitorización de la salud del equipo utilizando el modelo de una realización de la invención;

La figura 2 muestra un diagrama para la adaptación en ventana en un modelo de acuerdo con una realización de la invención; y

35 La figura 3 muestra un diagrama de bloques de un sistema de acuerdo con una realización de la invención para monitorizar la salud del equipo.

**Descripción detallada de las realizaciones preferidas**

40 A continuación, se describe un procedimiento y un aparato de modelación multivariable no paramétrica empírica para el modelado de estado de un sistema complejo, tal como un equipo, procesos o similares, y proporciona monitorización de la salud del equipo, optimización del rendimiento del proceso y categorización del estado. En una máquina, proceso u otro sistema complejo que puede caracterizarse por datos procedentes de sensores u otras mediciones, el procedimiento de modelado comprende adquirir primero observaciones de datos de referencia de los sensores o mediciones representativas de la máquina, proceso o sistema y luego calcular el modelo desde una combinación de los datos representativos con una observación actual de los mismos sensores o mediciones. El modelo se recalcula con cada nueva observación del sistema modelado. La salida del modelo es una estimación de al menos un sensor, medida u otro parámetro de clasificación o calificación que caracteriza el estado del sistema modelado.

50 Por consiguiente, para la monitorización de la salud del equipo, el modelo proporciona estimaciones para uno o más sensores en el equipo, que pueden compararse con los valores realmente medidos de esos sensores para detectar una desviación indicativa de un modo de fallo incipiente. Alternativamente, el modelo puede estimar un parámetro de rendimiento que se puede utilizar para optimizar un proceso, indicando cómo cambia ese parámetro de rendimiento con cambios controlables en entradas del proceso. La estimación proporcionada por el modelo puede incluso, mediante una salida lógica o cualitativa que designa el estado del sistema modelado, como en una aplicación de

control de calidad o una aplicación médica de clasificación de enfermedad.

Ventajosamente, el procedimiento de modelado emplea modelado basado en similitud, en el que la estimación del modelo comprende un compuesto ponderado de las observaciones más similares en los datos de referencia en la observación actual. El modelo emplea la regularización matricial para controlar contra salidas mal acondicionadas, por ejemplo, estimaciones que conducen a valores enormes o poco realistas, que son inútiles en las aplicaciones del modelo. Para aplicaciones en las que el tamaño de los datos de referencia es grande, o el tiempo de muestreo de las observaciones (y, por lo tanto, la necesidad de estimaciones del modelo) es rápido, la observación actual puede ser indexada en un dominio de subconjunto o subconjunto difuso de los datos de referencia utilizando una comparación de la observación actual con un vector de referencia, para un cálculo más rápido de la estimación.

El aparato descrito comprende una memoria para almacenar los datos de referencia; unos medios de entrada tal como un bus de datos en red o un convertidor analógico a digital conectado directamente a sensores, para recibir observaciones actuales; una unidad de procesamiento para calcular la estimación del modelo en respuesta a la recepción de la observación actual; y medios de salida tales como una interfaz gráfica de usuario para informar de los resultados del modelado. El aparato descrito comprende además un módulo de software para emitir las estimaciones del modelo a otros módulos de software para tomar medidas basadas en las estimaciones.

El procedimiento de modelado de una realización de la presente invención se puede usar en la monitorización de la condición del equipo, donde el modelo estima las lecturas del sensor en respuesta a las lecturas actuales, y las estimaciones y las lecturas reales se comparan para detectar y diagnosticar cualquier problema de salud del equipo. El procedimiento de modelado también se puede extender para su uso en la clasificación de un sistema caracterizado por variables o características observadas, donde la salida del modelo puede ser una estimación de un parámetro usado para clasificar. Generalmente, se describirá una realización de la invención con respecto a la monitorización de la salud del equipo.

Un conjunto de datos de referencia de observaciones desde sensores u otras variables del sistema modelado comprende un número suficiente de observaciones para caracterizar el sistema modelado a través de toda la dinámica de ese sistema que se anticipan con fines de modelización. Por ejemplo, en el caso de monitorizar una turbina de combustión de gas para la salud del equipo y la detección de fallos incipientes, puede ser suficiente obtener de 500 a 10.000 observaciones a partir de un conjunto de 20-80 sensores de temperatura, flujo y presión en la turbina, a lo largo de todo el intervalo operacional de la turbina, y a lo largo de todos los cambios ambientales (estaciones) si la turbina se encuentra fuera. Como otro ejemplo de monitorización de la salud del equipo, 10-20 sensores en un motor a chorro pueden usarse para obtener 50-100 observaciones de operación de despegue o modo de crucero para proporcionar un modelado adecuado. En caso de que no se disponga de todos estos datos por adelantado (por ejemplo, operación afectada estacionalmente), el conjunto de referencia puede aumentarse con las observaciones actuales.

Las observaciones pueden comprender tanto datos de sensores del mundo real como otros tipos de mediciones. Tales mediciones pueden incluir datos estadísticos, tales como estadísticas de tráfico de la red; información demográfica; o recuento de células biológicas, por nombrar algunos. Mediciones cualitativas también pueden usarse, tales como opiniones muestreadas, valoraciones subjetivas, etc. Todo lo que se requiere de los tipos de entrada utilizados es que estén relacionados de alguna manera a través de la física, la mecánica o la dinámica del sistema que se está modelando (o son sospechosos de serlo), y en conjunto representa "estados" que puede asumir el sistema modelado.

Con referencia a la figura 1, en una realización de la invención, el conjunto de observaciones de referencia se forma en una matriz, denominada H para los propósitos del presente documento, en una etapa 102 típicamente con cada columna de la matriz que representa una observación, y cada fila que representa valores desde un único sensor o medición. El ordenamiento de las columnas (es decir, las observaciones) en la matriz no es importante, y no hay ningún elemento de causalidad o progresión temporal inherente en el procedimiento de modelado. El orden de las filas tampoco es importante, solo que las filas se mantengan en su correspondencia con los sensores durante todo el proceso de modelado, y que las lecturas de un solo sensor aparezcan en una fila dada. Esta etapa 102 se produce como parte de la configuración del sistema de modelado y no se repite necesariamente durante la operación en línea.

Después de montar un conjunto H suficientemente característico de observaciones de datos de referencia para el sistema modelado, se puede realizar el modelado. El modelado da como resultado la generación de estimaciones en respuesta a la adquisición o introducción de una observación de tiempo real o actual o de prueba, como se muestra en la etapa 107, cuyas estimaciones pueden ser estimaciones de sensores o parámetros no sensores del sistema modelado o estimaciones de clasificaciones o cualificaciones distintivas del estado del sistema. Estas estimaciones pueden usarse para una variedad de propósitos de modelado útiles, como se describe a continuación.

La generación de estimaciones de acuerdo con el procedimiento de modelado de una realización comprende dos etapas principales después de adquirir la entrada en 107. En la primera etapa 118, la observación actual se compara con los datos de referencia H para determinar un subconjunto de observaciones de referencia desde H que tiene una relación o afinidad particular con la observación actual, con la que constituir una matriz más pequeña, designada

D para los propósitos del presente documento. En la segunda etapa 121, la matriz D se utiliza para calcular una estimación de al menos una característica de parámetro de salida del sistema modelado en base a la observación actual. En consecuencia, puede entenderse que la estimación de modelo  $Y_{est}$  es una función de la observación de entrada de corriente  $Y_{in}$  y la matriz D de corriente, derivada de H:

5 
$$\bar{Y}_{est} = \bar{D} \bullet \bar{W} \quad (1)$$

$$\bar{W} = \frac{\hat{W}}{\left( \sum_{j=1}^N \hat{W}(j) \right)} \quad (2)$$

$$\hat{W} = (\bar{D}^T \otimes \bar{D})^{-1} \bullet (\bar{D}^T \otimes \bar{Y}_{in}) \quad (3)$$

$$\bar{D} = F(\bar{H}, \bar{Y}_{in}) \quad (4)$$

10 donde el vector  $Y_{est}$  de los valores estimados para los sensores es igual a las contribuciones desde cada una de las instantáneas de valores de sensor contemporáneas dispuestas para comprender la matriz D. Estas contribuciones se determinan mediante el vector de ponderación W. La operación de multiplicación es el operador de multiplicación estándar de matriz/vector, o producto interno. El operador de similitud se simboliza en la Ecuación 3, anterior, como el círculo con la "X" dispuesta en el mismo. Tanto la operación de similitud de la Ecuación 3 como la determinación F de pertenencia que comprende D a partir de H y la observación de entrada  $Y_{in}$  se describen a continuación.

15 Como se ha indicado anteriormente, el símbolo  $\otimes$  representa el operador de "similitud", y podría ser elegido potencialmente a partir de una variedad de operadores. En el contexto de la realización, este símbolo no debe confundirse con el significado normal de la designación de  $\otimes$ , que es otra cosa. En otras palabras, para los propósitos de la presente realización, el significado de  $\otimes$  es el de una operación de "similitud".

20 El operador de similitud,  $\otimes$ , funciona como operaciones de multiplicación de matrices regulares, en una base de fila a columna, y da como resultado una matriz que tiene tantas filas como el primer operando y tantas columnas como el segundo operando. La operación de similitud produce un valor escalar para cada combinación de una fila del primer operando y una columna del segundo operando. Una operación de similitud que se ha descrito anteriormente implica tomar la relación de elementos correspondientes de un vector de fila desde el primer operando y un vector de columna del segundo operando, e índices de inversión mayores que uno, y promediar todas las relaciones, las cuales para elementos normalizados y positivos siempre produce un valor de similitud fila/columna entre cero (muy diferente) y uno (idéntico). Por lo tanto, si los valores son idénticos, la similitud es igual a uno, y si los valores son groseramente desiguales, la similitud se acerca a cero.

25 Otro ejemplo de un operador de similitud que se puede usar determina una similitud elemental entre dos elementos correspondientes de dos vectores de observación o instantáneas, restando de una cantidad la diferencia absoluta de los dos elementos en el numerador, y el intervalo esperado para los elementos en el denominador. El intervalo esperado puede determinarse, por ejemplo, por la diferencia de los valores máximo y mínimo para ese elemento que se encuentra a través de todos los datos de la biblioteca de referencia H. La similitud de vectores se determina entonces promediando las similitudes elementales.

30 En aún otro operador de similitud que puede utilizarse en una realización de la presente invención, la similitud de vectores de dos vectores de observación es igual a la inversa de la cantidad de uno más la magnitud de la distancia euclídea entre los dos vectores en un espacio de n dimensiones, donde n es el número de elementos en cada observación, es decir, el número de sensores que se observan. Por lo tanto, la similitud alcanza un valor más alto de uno cuando los vectores son idénticos y están separados por una distancia cero, y disminuye a medida que los vectores se vuelven cada vez más distantes (diferentes).

35 Otros operadores de similitud son conocidos o pueden conocerse por los expertos en la técnica y pueden emplearse en las realizaciones de la presente invención como se describe en el presente documento. La recitación de los operadores anteriores es ejemplar y no pretende limitar el alcance de la invención. En general, las siguientes directrices ayudan a definir un operador de similitud para su uso en una realización de la invención como en la ecuación 3 anterior y en cualquier otro lugar descrito en el presente documento, pero no pretenden limitar el alcance de la invención:

1. La similitud es un intervalo escalar, acotado en cada extremo.
2. La similitud de dos entradas idénticas es el valor de uno de los extremos acotados.
3. El valor absoluto de la similitud aumenta a medida que las dos entradas se aproximan, siendo idénticas.

En consecuencia, por ejemplo, un operador de similitud eficaz para uso en una realización de la presente invención puede generar una similitud de diez (10) cuando las entradas son idénticas, y una similitud que disminuye hacia cero a medida que las entradas se vuelven más diferentes. Alternativamente, se puede utilizar un sesgo o una traslación, de modo que la similitud es 12 para entradas idénticas, y disminuye hacia 2 a medida que las entradas se vuelven más diferentes. Además, se puede usar un escalado, de manera que la similitud es 100 para entradas idénticas, y disminuye hacia cero con una diferencia creciente. Además, el factor de escalado también puede ser un número negativo, de manera que la similitud para entradas idénticas es -100 y se aproxima a cero desde el lado negativo con una diferencia creciente de las entradas. La similitud puede hacerse para los elementos de dos vectores que se comparan, y se suman o de otra manera se combinan estadísticamente para producir una similitud vector a vector general, o el operador de similitud puede operar sobre los propios vectores (como en distancia euclídea).

Significativamente, una realización de la presente invención puede usarse para monitorizar variables en un modo autoasociativo o un modo inferencial. En el modo autoasociativo, las estimaciones del modelo se hacen de variables que también comprenden entradas al modelo. En el modo inferencial, se hacen estimaciones de modelos de variables que no están presentes en la entrada al modelo. En el modo inferencial, la Ecuación 1 anterior se convierte en:

$$\vec{Y}_{est} = \vec{D}_{out} \bullet \vec{W} \quad (5)$$

$$\vec{W} = (\vec{D}_{in}^T \otimes \vec{D}_{in})^{-1} \bullet (\vec{D}_{in}^T \otimes \vec{Y}_{in}) \quad (6)$$

donde la matriz D ha sido separada en dos matrices Din y D<sub>out</sub>, según las que las filas son entradas y las filas son salidas, pero se mantiene la correspondencia de la columna (observación).

Un aspecto clave de una realización es que D se determina de forma recurrente con cada nueva observación de entrada, a partir del superconjunto de observaciones H aprendidas que caracterizan el comportamiento dinámico del sistema modelado. Al hacerlo, se usan ejemplares suficientemente relevantes u observaciones aprendidas para caracterizar el comportamiento modelado en la vecindad de la observación actual, pero el modelo evita el sobreajuste indebido, así como el tiempo computacional poco práctico. La determinación de pertenencia a D de acuerdo con una realización se logra relacionando la observación de entrada actual con las observaciones en H, y cuando existe una relación suficiente, esa observación aprendida de H se incluye en D, de lo contrario, no se incluye en D para propósitos de procesamiento de la observación de entrada actual.

De acuerdo con una realización de la invención, la observación de entrada se compara con ejemplares en H usando la operación de similitud para obtener una puntuación de similitud para cada comparación, denominada "similitud global" para los propósitos del presente documento. Si la similitud global resultante está por encima de un cierto umbral, o es una de las x mayores de estas similitudes globales en todos los ejemplares en H, la observación ejemplar o aprendida se incluye en D. Para un operador de similitud que muestra puntuaciones de similitud entre cero (diferente) y uno (idéntica), un umbral típico puede ser de 0,90 o superior, a modo de ejemplo. Sin embargo, la elección del umbral dependerá de la naturaleza de la aplicación y, especialmente, del número de ejemplares del conjunto H. En el caso de que se usen las similitudes x más altas para determinar la pertenencia a D, no es raro que se use en algún lugar en el intervalo de 5 a 50 ejemplares en D, incluso cuando se selecciona de un conjunto H que puede tener un número enorme de ejemplares, tal como 100.000. Se puede usar un híbrido de umbral y conteo para determinar la pertenencia a D, por ejemplo, usando un umbral para inclusión, pero requiriendo que D contenga no menos de 5 ejemplares y no más de 25.

Es importante destacar que no todos los elementos de las observaciones necesitan ser utilizados para determinar la similitud global. Determinadas variables o sensores pueden considerarse más dominantes en la física del sistema monitorizado y pueden ser la base para determinar la pertenencia de D, realizando el cálculo de similitud global únicamente en un subvector que comprende los elementos de cada una de las observaciones actuales y cada observación aprendida. A modo de ejemplo, en un modelo inferencial, en el que la observación de entrada tiene diez (10) valores de sensor, y la salida del modelo es una estimación para cinco (5) valores de sensor adicionales no entre las entradas, la similitud global puede calcularse utilizando un subvector del vector de entrada y las observaciones aprendidas que comprenden solo los valores de los sensores 1º, 2º, 5º y 7º, aunque la estimación de las 5 salidas se realizará utilizando las 10 entradas. La selección de los sensores de entrada en los que se puede confiar para determinar la similitud global para constituir la pertenencia a la matriz D se puede realizar utilizando el conocimiento del dominio, o puede determinarse a partir del error cuadrático medio de la raíz mínima entre los valores reales y las estimaciones producidas por el modelo cuando se prueba contra un conjunto de datos de prueba (no parte del conjunto H) que caracteriza el comportamiento normal del sistema, entre otros procedimientos.

En una alternativa al uso de la similitud global, la pertenencia a D se puede determinar examinando una o más variables en un nivel elemental e incluyendo ejemplares de H que tienen valores elementales que se ajustan a un intervalo o que se ajustan a algún otro criterio para uno o más elementos. Por ejemplo, en el modelo fantástico de 10 entradas y 5 salidas mencionado anteriormente, D podría comprender ejemplares de H con los 5 valores más cercanos para el 1º sensor al mismo valor de sensor para la observación actual, el 5 valor más cercano para 2º sensor, el 5 más cercano para el 5º sensor y el 5 más cercano para el 7º sensor, de manera que D tenga como

máximo 20 vectores de H (aunque posiblemente menos si se repiten algunos). Obsérvese que esto es diferente de la similitud global en que una observación aprendida puede incluirse en D únicamente porque tiene un valor de coincidencia cercano en un sensor  $m$ -ésimo, independientemente del resto de sus valores de sensor.

5 En una realización preferida, el examen a un nivel elemental para pertenecer a D se puede realizar sobre variables que, de hecho, no comprenden entradas al modelo, sino que son, sin embargo, valores de sensor o mediciones disponibles desde el sistema con cada observación de los otros sensores en el modelo. Una circunstancia particularmente importante cuando esto puede ser útil es con variables de condiciones ambientales, tales como la temperatura del aire ambiente o la presión barométrica ambiente. Tales variables ambientales, aunque no necesariamente sirven como entradas para un modelo dado, pueden ser aproximaciones para condiciones generales que afectan a las interrelaciones de los otros valores de sensor que están en el modelo. En consecuencia, el uso de variables ambientales para determinar la pertenencia a D de ejemplares seleccionados de H puede ser una buena forma de proporcionar una matriz D con ejemplos relevantes a la variación estacional. Por ejemplo, en una aplicación para monitorizar la salud del motor de una locomotora, pueden usarse una variedad de parámetros del motor (por ejemplo, flujo de combustible, temperatura de los gases de escape, presión turbo, etc.) para modelar el comportamiento del motor y la temperatura ambiente puede utilizarse como una variable ambiente para seleccionar las observaciones de H para D. La temperatura ambiente es una aproximación para las condiciones meteorológicas que afectan a cómo todos los otros parámetros pueden interrelacionarse a cualquier temperatura dada. H contiene idealmente datos históricos del rendimiento normal del motor, para todos los intervalos de temperaturas, desde debajo de la congelación en invierno, a temperaturas sofocantes de un verano del desierto. Ejemplos de H (procedentes de todo este intervalo de temperatura) se pueden seleccionar para una matriz D particular si la temperatura ambiente del ejemplo es uno de los  $x$  valores más cercanos a la temperatura ambiente de la lectura de entrada de corriente. Obsérvese que al calcular las estimaciones del modelo por las ecuaciones 1-4 anteriores, la temperatura ambiente no sería necesariamente una entrada o una salida.

25 En una realización preferida, se utiliza en combinación un híbrido de la selección de datos variables ambientales y uno de la similitud global o prueba elemental para inclusión. Así, por ejemplo, se puede usar la temperatura ambiente para seleccionar de un superconjunto de H que tiene 100.000 observaciones aprendidas que cubren temperaturas desde muy por debajo de la congelación hasta más de 100 grados Fahrenheit (37,7 grados centígrados), un subconjunto de 4000 observaciones para comprender un conjunto intermedio H', con 4000 observaciones y aquellas dentro de  $\pm 5$  grados a partir de la temperatura ambiente actual. Este subconjunto intermedio H' puede usarse entonces sin alteración durante varias horas de datos de entrada (durante los cuales la temperatura ambiente no ha cambiado significativamente), para generar repetidamente una matriz D de, digamos, 30 vectores seleccionados entre los 4000 por medio de similitud global para cada observación de entrada. De esta manera, la observación actual puede modelarse de cerca sobre la base de las características de rendimiento del sistema en ese momento, dentro del marco de un conjunto de datos seleccionados para ajustarse a las condiciones ambientales. Esto reduce el tiempo computacional (evitando procesar todas las 100.000 observaciones en H), evita el sobreajuste y proporciona un modelado de alta fidelidad ajustado a las condiciones en las que se encuentra el equipo monitorizado.

40 Otra forma de determinar la pertenencia a D implica un uso modificado de similitud global, para mejorar la velocidad computacional de esta etapa. En consecuencia, un vector de referencia, que puede ser uno de los ejemplares en H, se compara primero con todas las observaciones aprendidas para generar una similitud global para cada comparación. Esto se puede hacer antes de que se inicie la monitorización en línea, y se debe hacer solo una vez, por adelantado. Entonces, durante la monitorización de la observación actual se compara con ese vector de referencia usando similitud global, en lugar de comparar la observación actual con todas las observaciones aprendidas en H. La puntuación de similitud global resultante se compara entonces con las similitudes globales calculadas del vector de referencia respecto a las observaciones aprendidas en H, y las  $n$  puntuaciones más cercanas indican las observaciones aprendidas para incluir en D; o alternativamente, esas similitudes globales dentro de ciertos límites alrededor de la similitud global de la observación actual, indican las observaciones aprendidas a incluir en D.

50 De acuerdo con otra forma de determinar la pertenencia a D, el conjunto de referencia de observaciones aprendidas en H se agrupa utilizando un procedimiento de agrupación en un número finito de agrupaciones. En tiempo real, se analiza la observación actual para determinar a qué agrupación pertenece, y las observaciones aprendidas en ese grupo se extraen para constituir la matriz D. Todas las observaciones aprendidas en la agrupación se pueden incluir, o se puede incluir un subconjunto muestreado de las mismas para mantener el tamaño de D manejable si la agrupación contiene demasiados vectores. El subconjunto se puede muestrear al azar, o se puede muestrear usando un procedimiento de muestreo "caracterizado" como se describe más adelante en este documento.

60 Para seleccionar las agrupaciones para el algoritmo de agrupación, se pueden seleccionar vectores de semilla de H. Un vector se convierte en una semilla para una agrupación basado en contener un valor máximo o mínimo para un sensor a través de todos los valores de ese sensor en H. Una técnica de agrupación que se puede utilizar agrupación C-means difusa, que se derivó de Hard C-Means (HCM). Por consiguiente, los vectores en H pueden tener pertenencia parcial en más de una agrupación. La agrupación C-Means difusa (FCM) minimiza la función objetivo:

$$J_m(U, V) = \sum_{k=1}^n \sum_{i=1}^c u_{ik}^m d^2(x_k, v_i) \quad (7)$$

5 Donde  $X = (x_1, x_2, \dots, x_n)$  es  $n$  vectores de muestras de datos (las observaciones aprendidas en H),  $U$  es una partición de  $X$  en la parte  $c$ ,  $V = (v_1, v_2, \dots, v_c)$  son centros de agrupación en  $R^v$  (sembrado como se mencionó anteriormente a partir de observaciones reales en H),  $u_{ik}$  se conoce como el grado de pertenencia de  $x_k$  al grupo  $i$ , en este caso el miembro de  $u_{ik}$  es 0 o 1, y  $d^2(x_k, v_i)$  es una norma inducida por el producto interno en  $R^v$ :

$$d(x_k, v_i) = \sqrt{(x_k - v_i)^T (x_k - v_i)} \quad (8)$$

El problema consiste en determinar la pertenencia  $u_{ik}$  apropiada, que se realiza a través de la determinación iterativa para la convergencia de:

$$v_i = \frac{\sum_{j=1}^n u_{ij}^m x_j}{\sum_{j=1}^n u_{ij}^m} \quad (9)$$

$$u_{ij} = \frac{1}{\sum_{k=1}^c \left( \frac{d_{ij}}{d_{kj}} \right)^{2/(m-1)}} \quad (10)$$

10

donde  $c$  es el número de agrupaciones. Los  $u_{ik}$  se seleccionan al azar inicialmente sujetos a las restricciones:

$$0 \leq u_{ik} \leq 1, \quad \text{para } 1 \leq i \leq c, 1 \leq k \leq n \quad (11)$$

$$0 < \sum_{k=1}^n u_{ik} < n, \quad \text{para } 1 \leq i \leq c \quad (12)$$

$$\sum_{i=1}^c u_{ik} = 1, \quad \text{para } 1 \leq k \leq n \quad (13)$$

15

20

Durante la monitorización, la observación de entrada se compara usando similitud global, distancia euclídea, o similar, a los centros de agrupación  $v_i$ , para determinar con qué agrupación la observación de entrada está más relacionada. La matriz  $D$  se constituye entonces a partir de la agrupación identificada. Se determina que una agrupación es aquellos vectores en H que tienen una pertenencia difusa  $u_{ik}$  que está por encima de un cierto umbral, típicamente 0,70 (pero depende de la aplicación y de la disponibilidad de datos en H). Por lo tanto, una observación particular en H podría pertenecer a más de una agrupación. La agrupación en H que coincide con la observación de entrada se puede utilizar en su totalidad para  $D$ , o puede seleccionarse para comprender  $D$ , usando cualquiera de los otros procedimientos descritos en el presente documento. Por lo tanto, la agrupación difusa de  $c$ -means puede utilizarse para reducir el número de vectores en H que deben analizarse con algún otro procedimiento para su inclusión en  $D$ , como la similitud global, como ahorro computacional.

25

Un aspecto importante adicional de una realización es la adaptación del modelo. Especialmente para la monitorización de la salud del equipo (pero también para otras aplicaciones) es crítico para el uso práctico mantener el modelo ajustado con cambios lentos y aceptables al sistema modelado subyacente. Cuando se monitoriza el equipo, se asume un envejecimiento agraciado, y no debe convertirse en una fuente de alertas de salud. Por lo tanto, el modelo debe adaptarse a través del tiempo al envejecimiento gradual y al asentamiento del equipo monitorizado, y no generar resultados que sugieran que se está detectando un fallo accionable.

30

35

La adaptación se puede realizar en una realización de varias maneras. De acuerdo con una primera manera, llamada para propósitos en el presente documento adaptación "fuera de rango", ciertas variables monitorizadas del sistema se consideran controladores o variables independientes y cuando toman valores fuera de los intervalos hasta ahora observados en el conjunto H de ejemplares, entonces la observación actual no es alertada, sino más bien se añade al conjunto H, ya sea por adición o por sustitución. De esta manera, cuando una variable de controlador pasa a una nueva alta o una nueva baja, el modelo incorpora la observación como parte del comportamiento modelado normal, en lugar de generar una estimación que con toda probabilidad es diferente de la observación actual. El inconveniente de esta adaptación fuera de intervalo es doble: (1) no todas las variables pueden considerarse conductoras y, por lo tanto, causan una adaptación fuera de rango y, por lo tanto, existe una

técnica específica de la aplicación para determinar qué variables utilizar; y (2) existe la posibilidad de que un evento fuera de rango sea de hecho una evidencia inicial de una falla incipiente, y el modelo no puede ahora identificar tan fácilmente el fallo con respecto a la primera preocupación, las variables ambientales suelen ser, por regla general, buenos candidatos para la adaptación fuera de rango. Para la segunda preocupación, una realización preferida de la invención no permite  $n$  adaptaciones sucesivas fuera de rango, donde  $n$  está típicamente en el intervalo de 2 y superior, dependiendo de la velocidad de muestreo de la adquisición de datos.

Normalmente, la adaptación fuera de rango es aditiva a la matriz H, en lugar de reemplazar ejemplares en H. De acuerdo con otro tipo de adaptación que se puede emplear en paralelo con la adaptación fuera de rango, se añaden vectores a H que se producen en una ventana de observaciones retrasada por un cierto desajuste de la observación actual, y estas adiciones reemplazan a los ejemplares más antiguos en H. Por lo tanto, H es una pila de primero en entrar, primero en salir y finalmente es devuelta enteramente con observaciones actualizadas, siguiendo así el envejecimiento agraciado del equipo monitorizado. El desplazamiento es necesario para que no se aprendan las observaciones que incluyen el desarrollo de fallos, y la elección del tamaño del retardo es en gran medida una función de la aplicación, la tasa de muestreo de datos y la naturaleza de los fallos esperados y cómo se manifiestan.

Volviendo a la figura 2, este procedimiento de adaptación de ventana en movimiento se puede comprender mejor a la vista de una línea de tiempo 206 de observaciones de corriente secuencial que está siendo monitorizada. La monitorización comienza en la etapa de tiempo 210. Se ha montado una biblioteca de referencia H de observaciones aprendidas 213 a partir de la operación normal previa del equipo monitorizado. La observación actual en tiempo real 220 está siendo monitorizada actualmente. Se extrae una ventana de observaciones pasadas 225 para proporcionar ejemplares actualizados a la biblioteca de referencia H 213, que puede o no emplear un esquema de sustitución mediante el que se eliminan ejemplares más antiguos de la biblioteca 213. La ventana 225 se mueve hacia adelante con la línea de tiempo 206, con una separación de retardo 230 a partir de la observación actual 220. Si se detectan fallos en las observaciones que entran en el borde delantero de la ventana 225, hay dos alternativas para evitar adaptarse al fallo de desarrollo. Primero, las observaciones falladas pueden marcarse para no adaptarse. En segundo lugar, la adaptación en ventanas se puede desactivar hasta que se resuelva el fallo. Al resolver el fallo, la ventana se reiniciaría comenzando con datos "normales" más allá (en el tiempo) del evento de resolución de fallos.

Las observaciones en la ventana 225 se pueden muestrear para su adición a la biblioteca 213, o se pueden añadir todas. Los procedimientos para muestrear un subconjunto de observaciones para agregar a la biblioteca 213 incluyen muestreo aleatorio; muestreo periódico; y muestreo, en el que se extrae el conjunto de observaciones en la ventana 225 para aquellas observaciones que caracterizan la dinámica de la operación a través de la ventana. Por ejemplo, una forma es recoger aquellas observaciones que contienen un valor más alto o un valor más bajo para cualquiera de los sensores en las observaciones a lo largo de la ventana, opcionalmente aumentadas con observaciones que tienen valores de sensor que cubren el intervalo de sensores) a valores igualmente separados (por ejemplo, para un intervalo de temperaturas de 50-100 grados, vectores de recogida a 60, 70, 80 y 90, así como los extremos de 50 y 100).

Volviendo a la figura En la figura 3, el uso del modelado de una realización de la presente invención se describe en el contexto de un aparato completo para realizar la monitorización de la salud del equipo. Una biblioteca 304 de referencia H se almacena en memoria, típicamente memoria de lectura/escritura de unidad de disco permanente, y comprende observaciones aprendidas que caracterizan la dinámica operativa anticipada del equipo monitorizado en operación normal sin fallos. Los datos adquiridos o suministrados desde los sensores u otros sistemas de medición en el equipo se proporcionan para la monitorización activa a un conjunto de módulos 307 de acondicionamiento previo, incluyendo limpieza de datos, extracción de características y descomposición de señal compleja. La limpieza de datos incluye el filtrado de espigas, suavizado con filtros o curvas, y otras técnicas conocidas en la técnica. La extracción de características puede incluir extracción de características espectrales y traslación de valores de datos analógicos en clases u otros símbolos numéricos, como se conoce en la técnica. Para sensores tales como acústicos y de vibración, la descomposición de señal compleja es una forma de extracción de características en la que se proporcionan pseudosensores a partir de las características espectrales de estas señales complejas, y pueden ser componentes FFT como señales, o subbandas.

Los datos preacondicionados se suministran entonces al módulo 311 selector D y al generador 315 estimador. El módulo 311 selector D emplea las técnicas mencionadas anteriormente para comparar la observación de corriente (preacondicionada) con los ejemplares de la biblioteca 304, para seleccionar un subconjunto que comprende la matriz D. El generador de estimación utiliza la matriz D y la observación actual para generar una estimación para los sensores que describen la salud del equipo de acuerdo con las Ecuaciones 1 a 4 anteriores. Las estimaciones se proporcionan junto con la observación actual a un módulo 320 de pruebas estadísticas que se describe a continuación. El propósito del módulo de pruebas estadísticas es probar la estimación en contraste con las lecturas actuales de corriente para detectar la posibilidad de fallos en el equipo. Los valores o parámetros estimados del sensor se comparan utilizando una técnica de decisión con los valores reales del sensor o parámetros que se recibieron a partir del proceso o la máquina monitorizados. Dicha comparación tiene el propósito de proporcionar una indicación de una discrepancia entre los valores reales y los valores esperados que caracterizan el estado operativo del proceso o máquina. Tales discrepancias son indicadores de fallo de sensor, incipiente trastorno de proceso, desviación de objetivos de proceso óptimos, fallo mecánico incipiente, etc.



5 Las estimaciones y lecturas actuales también están disponibles para un módulo de diagnóstico 324, al igual que los resultados del módulo de pruebas estadísticas. El módulo 324 de diagnóstico puede comprender un procesador basado en reglas para detectar patrones de comportamiento característicos de modos de fallo conocidos particulares, trazando combinaciones de residuos, alertas de prueba estadística, valores sin procesar y características de valores sin procesar a estos modos de fallo conocidos. Esto se describe con más detalle a continuación.

10 Los resultados del módulo 320 de pruebas estadísticas y del módulo 324 de diagnóstico se ponen a disposición de un módulo 330 de interfaz de usuario que, en una realización preferida, es una interfaz gráfica basada en web que puede localizarse remotamente y que muestra mensajes de fallo y niveles de confianza generados por el módulo 324 de diagnóstico, y gráficos de residuos, alertas de pruebas estadísticas y valores sin procesar. Los resultados de diagnóstico y los resultados de las pruebas estadísticas también se pueden poner a disposición a través de una interfaz 335 de software para software descendente que puede utilizar la información, por ejemplo, para programar acciones de mantenimiento y similares. La interfaz 335 de software en una realización preferida comprende un servicio de mensajería que puede ser encuestado o empuja información a sistemas de suscripción, tales como servicios .NET.

15 Un módulo de adaptación 340 emplea la adaptación fuera de rango y la adaptación en ventana descrita anteriormente para actualizar la biblioteca 304 con tanta frecuencia como con cada nueva observación actual.

20 El módulo de pruebas estadísticas puede emplear una serie de pruebas para determinar una condición de alerta en la observación o secuencia actual de observaciones recientes. Una prueba que se puede utilizar es un umbral simple sobre el residuo, que es la diferencia entre la estimación de un valor de sensor y el valor real del sensor (o valor real del sensor preacondicionado) a partir de la observación actual. Las alertas se pueden configurar para superar un umbral positivo y/o negativo en dicho residuo. Los umbrales se pueden fijar (por ejemplo, +/- 10 grados) o se pueden establecer como un múltiplo de la desviación estándar en una ventana en movimiento de los últimos  $n$  residuos, o similares.

25 Otra técnica de ensayo o decisión que se puede emplear se denomina prueba de razón de probabilidad secuencial (SPRT) y se describe en la citada patente US 5.764.509 de Gross et al. En términos generales, para una secuencia de estimaciones para un sensor particular, la prueba es capaz de determinar con tasas de alarma perdidas y falsas preseleccionadas si las estimaciones y los datos estadísticos son estadísticamente iguales o diferentes, es decir, pertenecen a la misma o a dos distribuciones gaussianas diferentes.

30 El tipo de ensayo SPRT se basa en la relación de máxima verosimilitud. La prueba muestra secuencialmente un proceso en momentos discretos hasta que es capaz de decidir entre dos alternativas:  $H_0: \mu=0$ ; y  $H_1: \mu=M$ . En otras palabras, ¿es la secuencia de valores muestreados indicativa de una distribución alrededor de cero, o indicativa de una distribución alrededor de algún valor distinto de cero? Se ha demostrado que el siguiente enfoque proporciona un procedimiento de decisión óptimo (el tamaño medio de la muestra es menor que una prueba de muestra fija comparable). Una estadística de prueba,  $\Psi_t$ , se calcula a partir de la siguiente fórmula:

$$\Psi_t = \sum_{i=1+j}^t \ln \left[ \frac{f_{H1}(y_i)}{f_{H0}(y_i)} \right] \quad (14)$$

Donde  $\ln()$  es el logaritmo natural,  $f_{Hs}()$  es la función de densidad de probabilidad del valor observado de la variable aleatoria  $Y_i$  bajo la hipótesis  $H_s$  y  $j$  es el punto de tiempo de la última decisión.

40 Al decidir entre dos hipótesis alternativas, sin conocer el verdadero estado de la señal bajo vigilancia, es posible hacer un error (decisión de hipótesis incorrecta). Son posibles dos tipos de errores. Rechazar  $H_0$  cuando es verdadero (error de tipo I) o aceptar  $H_0$  cuando es falso (error de tipo II). Preferentemente, estos errores se controlan con un valor mínimo arbitrario, si es posible. Por lo tanto, la probabilidad de una falsa alarma o de hacer un error de tipo I se denomina  $\alpha$ , y la probabilidad de perder una alarma o de hacer un error de tipo II se denomina  $\beta$ . La bien conocida Aproximación de Wald define un límite inferior,  $L$ , por debajo del cual se acepta  $H_0$  y un límite superior,  $U$  por encima del cual se rechaza  $H_0$ .

$$U = \ln \left[ \frac{1-\beta}{\alpha} \right] \quad (15)$$

$$L = \ln \left[ \frac{\beta}{1-\alpha} \right] \quad (16)$$

Regla de decisión: si  $\Psi_t \leq L$ , entonces ACEPTAR  $H_0$ ; además, si  $\Psi_t \geq U$ , entonces RECHAZAR  $H_0$ ; de lo contrario, continúe el muestreo.

5 Para implementar este procedimiento, esta distribución del proceso debe ser conocida. Esto no es un problema en general, porque existe alguna información a priori sobre el sistema. Para la mayoría de los propósitos, la distribución gaussiana multivariable es satisfactoria y la prueba SPRT puede simplificarse asumiendo una distribución de probabilidad gaussiana  $p$ :

$$p = \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} e^{\left[-\frac{(x-\mu)^2}{2\sigma^2}\right]} \quad (17)$$

Entonces, la prueba estadística es una prueba secuencial típica que decide entre la hipótesis de la media cero  $H_0$  y una hipótesis media positiva  $H_1$ :

$$10 \quad \Psi_{t+1} = \Psi_t + \frac{M}{\sigma^2} \left( y_t - \frac{M}{2} \right) \quad (18)$$

donde  $M$  es la media hipotética (típicamente establecida a una desviación estándar de cero, dada por la varianza),  $\sigma$  es la varianza de los datos residuales de entrenamiento e  $y_t$  es el valor de entrada que se está probando. Entonces la decisión puede hacerse en cualquier observación  $t+1$  en la secuencia de acuerdo con:

1. Si  $\Psi_{t+1} \leq \ln(\beta/(1-\alpha))$ , entonces se acepta la hipótesis  $H_0$  como verdadera;
- 15 2. Si  $\Psi_{t+1} \geq \ln((1-\beta)/\alpha)$ , entonces se acepta la hipótesis  $H_1$  como verdadera; y
3. Si  $\ln(\beta/(1-\alpha)) < \Psi_{t+1} < \ln((1-\beta)/\alpha)$ , no se toma ninguna decisión y se continúa el muestreo.

La prueba SPRT puede realizarse contra el residuo para cada parámetro monitorizado, y se puede probar contra una media sesgada positiva, una media sesgada negativa, y contra otros momentos estadísticos, tal como la varianza en el residuo.

20 Se pueden usar otras técnicas de decisión estadística en lugar de SPRT para determinar si el proceso o la máquina monitorizada remotamente están operando de una manera anormal, que indica un fallo incipiente. De acuerdo con otra técnica, los datos de sensor estimados y los datos de sensor reales pueden compararse usando el operador de similitud para obtener una similitud de vector. Si la similitud de vector cae por debajo de un umbral seleccionado, puede indicarse una alerta y tomar medidas para notificar a una parte interesada, como se ha mencionado anteriormente, que se ha monitorizado una condición anormal.

25 Debe apreciarse que se puede hacer un amplio intervalo de cambios y modificaciones a las realizaciones de la invención como se describen en el presente documento. Por lo tanto, se pretende que la descripción detallada anterior sea considerada como ilustrativa, más que como limitativa.

**REIVINDICACIONES**

1. Un procedimiento de monitorización de estado de un sistema, que comprende:
  - proporcionar un conjunto de datos de referencia (H) que comprende una pluralidad de observaciones aprendidas a partir de sensores de un sistema modelado que caracterizan el comportamiento dinámico del sistema modelado, en el que el conjunto de datos de referencia (H) es en forma de una matriz, con cada columna de la matriz que representa una observación y cada fila que representa valores de un solo sensor;
  - proporcionar una observación actual con respecto al sistema modelado;
  - comparar la observación actual con el conjunto de datos de referencia (H) utilizando un operador de similitud para obtener una puntuación de similitud para cada observación aprendida en el conjunto de datos de referencia (H); y
  - si la puntuación de similitud para una observación aprendida está por encima de un umbral o es uno de un número predeterminado de las puntuaciones de similitud más altas en toda la observación aprendida, incluyendo aquellas observaciones aprendidas en un subconjunto de datos (D) del conjunto de datos de referencia (H);
  - calcular un modelo del sistema basado en la observación actual y el subconjunto actual de datos (D) derivados del conjunto de datos de referencia (H), en el que el cálculo del modelo comprende generar un modelo de estimación que comprende un compuesto ponderado del subconjunto de datos (D),
  - proporcionar una serie de observaciones actuales posteriores con respecto al sistema modelado;
  - recalcular el modelo mediante la determinación adicional del subconjunto de datos (D) para cada nueva observación actual; y
  - detectar la incipiente de fallos en el sistema probando la estimación del modelo en contraste con la observación actual.
2. El procedimiento de la reivindicación 1, en el que proporcionar un conjunto de datos de referencia (H) comprende además recibir las observaciones para una pluralidad de tiempos diferentes.
3. El procedimiento de la reivindicación 1, en el que proporcionar una observación actual con respecto al sistema modelado comprende además monitorizar el sistema usando una pluralidad de sensores.
4. El procedimiento de la reivindicación 1, en el que:
  - proporcionar un conjunto de datos de referencia comprende además recibir información como corresponde a una primera pluralidad de fuentes de información; y
  - proporcionar una observación actual comprende además recibir información como corresponde a una segunda pluralidad de fuentes de información.
5. El procedimiento de la reivindicación 4, en el que la segunda pluralidad de fuentes de información son al menos parcialmente las mismas que la primera pluralidad de fuentes de información.
6. El procedimiento de la reivindicación 5, en el que la segunda pluralidad de fuentes de información es al menos parcialmente igual a la primera pluralidad de fuentes de información, pero no totalmente inclusivas de toda la primera pluralidad de fuentes de información.
7. El procedimiento de la reivindicación 1, en el que comparar la observación actual con el conjunto de datos de referencia (H) para determinar un subconjunto de datos (D) comprende además determinar la similitud como una función, al menos en parte, mediante:
  - definir la similitud como un intervalo escalar, acotado en cada extremo del mismo;
  - definir un nivel de similitud para dos entradas idénticas que comprende un valor que corresponde a uno de los extremos del intervalo escalar; o
  - proporcionar un valor absoluto de un valor de similitud para aumentar a medida que dos entradas se aproximan que son idénticas.
8. El procedimiento de la reivindicación 1, en el que comparar la observación actual con el conjunto de datos de referencia (H) para determinar un subconjunto de datos (D) comprende calcular la similitud entre observaciones de referencia del conjunto de datos de referencia y la observación actual, en el que no todos los elementos en las observaciones que se comparan se utilizan para determinar la similitud.
9. El procedimiento de la reivindicación 1, en el que proporcionar un conjunto de datos de referencia (H) comprende además al menos uno de:
  - recibir observaciones relativas a mediciones sin sensor relacionadas con el sistema modelado, comprendiendo las mediciones sin sensor al menos uno de datos estadísticos, estadísticas de tráfico de la red de datos demográficos, recuentos de células biológicas o medidas cualitativas; y
  - recibir información relativa al menos a una condición ambiental como corresponde al sistema dado.
10. El procedimiento de la reivindicación 1, que comprende además comparar la observación actual con el conjunto

de datos de referencia (H) para determinar un subconjunto de datos (D) comprende seleccionar observaciones aprendidas desde el conjunto de datos de referencia (H) como una función, al menos en parte, sobre la base de al menos una variable que no es una entrada o una salida del modelo.

5 11. El procedimiento de la reivindicación 10, en el que la al menos una variable comprende una variable de condición ambiental.

10 12. El procedimiento de la reivindicación 10, que comparar la observación actual con el conjunto de datos de referencia (H) para determinar un subconjunto de datos (D) comprende el uso de al menos una variable para eliminar una porción de los datos de referencia desde la inclusión en el subconjunto y usar un nivel predeterminado de similitud para seleccionar datos de referencia para su inclusión en el subconjunto de lo que queda después de la eliminación mediante la al menos una variable.

13. El procedimiento de la reivindicación 1, que comprende además modificar el conjunto de datos de referencia (H).

14. El procedimiento de la reivindicación 13, en el que modificar el conjunto de datos de referencia (H) también comprende:

15 identificar al menos una variable del sistema monitorizado como una variable identificada, incluyendo la identificación de al menos una variable ambiental;  
determinar cuándo la variable identificada excede un intervalo de valores para la variable identificada tal como se incluyen actualmente en el conjunto de datos de referencia; y  
modificar el conjunto de datos de referencia como una función, al menos en parte, de la variable identificada que excede el intervalo de valores.

20 15. El procedimiento de la reivindicación 14, en el que la modificación del conjunto de datos de referencia como una función, al menos en parte, de la variable identificada que excede el intervalo de valores, comprende además añadir datos adicionales al conjunto de datos de referencia.

25 16. El procedimiento de la reivindicación 14, en el que la modificación del conjunto de datos de referencia como una función, al menos en parte, de la variable identificada que excede el intervalo de valores, comprende además sustituir nuevos datos por datos existentes en el conjunto de datos de referencia.

17. El procedimiento de la reivindicación 14, que comprende, además:

cuando la variable identificada excede un intervalo de valores para la variable identificada tal como se incluyen actualmente en el conjunto de datos de referencia, determinar si el conjunto de datos de referencia no debe modificarse.

30 18. El procedimiento de la reivindicación 17, en el que la determinación de si el conjunto de datos de referencia no debería modificarse comprende además determinar si el conjunto de datos de referencia ya ha sido modificado un número predeterminado de veces.

19. El procedimiento de la reivindicación 17, en el que la determinación de si el conjunto de datos de referencia no debería modificarse comprende además determinar si el sistema dado es probable que presente un fallo.

35 20. Un aparato de monitorización de estado de un sistema, que comprende:

40 primeros medios para proporcionar un conjunto de datos de referencia (H) que comprende una pluralidad de observaciones aprendidas a partir de sensores de un sistema modelado que caracterizan el comportamiento dinámico del sistema modelado, en el que el conjunto de datos de referencia (H) es en forma de una matriz, con cada columna de la matriz representa una observación y cada fila representa valores de un solo sensor;  
segundos medios para proporcionar una observación actual con respecto al sistema modelado;  
45 terceros medios para comparar la observación actual con el conjunto de datos de referencia (H) utilizando un operador de similitud para obtener una puntuación de similitud para cada observación aprendida en el conjunto de datos de referencia (H), y si la puntuación de similitud para una observación aprendida está por encima de un umbral o es uno de un número predeterminado de las puntuaciones de similitud más altas en todas las observaciones aprendidas, incluida aquella observación aprendida en un subconjunto de datos (D) del conjunto de datos de referencia (H);  
cuartos medios para calcular un modelo del sistema basado en la observación actual y el subconjunto actual de datos (D) derivados del conjunto de datos de referencia (H), en el que el cálculo del modelo comprende generar un modelo de estimación que comprende un compuesto ponderado del subconjunto de datos (D);  
50 quintos medios para proporcionar una serie de observaciones actuales posteriores con respecto al sistema modelado;  
sextos medios para recalcular el modelo mediante la determinación adicional del subconjunto de datos (D) para cada nueva observación actual; y  
55 séptimos medios para detectar la incidencia de fallos en el sistema probando la estimación del modelo en contraste con la observación actual.

21. El aparato de la reivindicación 20, en el que los primeros medios para proporcionar un conjunto de datos de referencia (H) comprende medios para recibir las observaciones para una pluralidad de tiempos diferentes.
22. El aparato de la reivindicación 20, en el que los segundos medios para proporcionar una observación actual en relación con el sistema modelado comprenden medios para monitorizar el sistema usando una pluralidad de sensores.
23. El aparato de la reivindicación 20, en el que:  
 los primeros medios para proporcionar un conjunto de datos de referencia comprenden además medios para recibir información como corresponde a una primera pluralidad de fuentes de información; y  
 los segundos medios para proporcionar una observación actual comprenden medios para recibir información como corresponde a una segunda pluralidad de fuentes de información.
24. El aparato de la reivindicación 23, en el que la segunda pluralidad de fuentes de información son al menos parcialmente las mismas que la primera pluralidad de fuentes de información.
25. El aparato de la reivindicación 24, en el que la segunda pluralidad de fuentes de información es al menos parcialmente igual a la primera pluralidad de fuentes de información, pero no totalmente inclusivas de toda la primera pluralidad de fuentes de información.
26. El aparato de la reivindicación 20, en el que los terceros medios para comparar la observación actual con el conjunto de datos de referencia (H) para determinar un subconjunto de datos (D), comprenden medios para determinar la similitud como una función, al menos en parte, mediante:  
 definir la similitud como un intervalo escalar, acotado en cada extremo del mismo;  
 definir un nivel de similitud para dos entradas idénticas que comprende un valor que corresponde a uno de los extremos del intervalo escalar; o  
 proporcionar un valor absoluto de un valor de similitud para aumentar a medida que dos entradas se aproximan que son idénticas.
27. El aparato de la reivindicación 20, en el que los terceros medios para comparar la observación actual con el conjunto de datos de referencia (H) para determinar un subconjunto de datos (D) comprende medios para calcular la similitud entre observaciones de referencia del conjunto de datos de referencia y la observación actual, en el que no todos los elementos en las observaciones que se comparan se utilizan para determinar la similitud.
28. El aparato de la reivindicación 20, en el que los primeros medios para proporcionar un conjunto de datos de referencia (H) comprenden además al menos uno de:  
 medios para recibir observaciones relativas a mediciones sin sensor relacionadas con el sistema modelado, comprendiendo las mediciones sin sensor al menos uno de datos estadísticos, estadísticas de tráfico de la red de datos demográficos, recuentos de células biológicas o medidas cualitativas;  
 y  
 medios para recibir información relativa al menos a una condición ambiental como corresponde al sistema dado.
29. El aparato de la reivindicación 20, en el que los terceros medios para comparar la observación actual con el conjunto de datos de referencia (H) para determinar un subconjunto de datos (D) comprenden medios para seleccionar observaciones aprendidas desde el conjunto de datos de referencia (H) como una función, al menos en parte, sobre la base de al menos una variable que no es una entrada o una salida del modelo.
30. El aparato de la reivindicación 29, en el que la al menos una variable comprende una variable de condición ambiental.
31. El aparato de la reivindicación 29, en el que los medios para seleccionar observaciones aprendidas desde el conjunto de datos de referencia (H) como una función, al menos en parte, sobre la base de al menos una variable que no comprende una observación del conjunto de referencia de datos (H) y la observación actual comprende medios para utilizar la al menos una variable para eliminar una porción de los datos de referencia a partir de la inclusión en el subconjunto y usar un nivel predeterminado de similitud para seleccionar datos de referencia para su inclusión en el subconjunto de lo que queda después de su eliminación mediante la al menos una variable.
32. El aparato de la reivindicación 20, que comprende además medios para modificar el conjunto de datos de referencia (H).
33. El aparato de la reivindicación 32, en el que los medios para modificar el conjunto de datos de referencia comprenden, además:  
 medios para identificar al menos una variable del sistema monitorizado como una variable identificada, incluyendo la identificación de al menos una variable ambiental;  
 medios para determinar cuándo la variable identificada excede un intervalo de valores para la variable

identificada tal como se incluyen actualmente en el conjunto de datos de referencia; y medios para modificar el conjunto de datos de referencia como una función, al menos en parte, de la variable identificada que excede el intervalo de valores.

5 34. El aparato de la reivindicación 33, en el que los medios para modificar el conjunto de datos de referencia como una función, al menos en parte, de la variable identificada que excede el intervalo de valores, comprende además medios para añadir datos adicionales al conjunto de datos de referencia.

35. El aparato de la reivindicación 33, en el que los medios para modificar el conjunto de datos de referencia como una función, al menos en parte, de la variable identificada que excede el intervalo de valores, comprende además medios para sustituir nuevos datos por los datos existentes en el conjunto de datos de referencia.

10 36. El aparato de la reivindicación 33, que comprende, además  
medios para determinar si el conjunto de datos de referencia no debe modificarse cuando la variable identificada excede un intervalo de valores para la variable identificada como se incluyen actualmente en el conjunto de datos de referencia.

15 37. El aparato de la reivindicación 36, en el que comprende medios para determinar si el conjunto de datos de referencia ya se ha modificado un número predeterminado de veces.

38. El aparato de la reivindicación 36, en el que los medios para la determinación de si el conjunto de datos de referencia no debería modificarse comprende además medios para determinar si el sistema dado es probable que presente un fallo.