

19



OFICINA ESPAÑOLA DE
PATENTES Y MARCAS

ESPAÑA



11 Número de publicación: **2 995 833**

51 Int. Cl.:

G01M 13/04 (2009.01)

G01H 17/00 (2006.01)

G01H 13/00 (2006.01)

G01M 13/045 (2009.01)

12

TRADUCCIÓN DE PATENTE EUROPEA

T3

86 Fecha de presentación y número de la solicitud internacional: **01.08.2018 PCT/JP2018/028942**

87 Fecha y número de publicación internacional: **07.02.2019 WO19026980**

96 Fecha de presentación y número de la solicitud europea: **01.08.2018 E 18840775 (3)**

97 Fecha y número de publicación de la concesión europea: **06.11.2024 EP 3663741**

54 Título: **Dispositivo de procesamiento de información, método de procesamiento de información y programa**

30 Prioridad:

04.08.2017 JP 2017151727

25.10.2017 JP 2017206597

45 Fecha de publicación y mención en BOPI de la traducción de la patente:
11.02.2025

73 Titular/es:

NIPPON STEEL CORPORATION (100.00%)
6-1, Marunouchi 2-chome, Chiyoda-ku
Tokyo 100-8071, JP

72 Inventor/es:

NAKAGAWA, JUNICHI;
MINAMI, HIDEKI;
UESHIMA, TAKAYUKI;
TAKESHITA, AKINORI y
TANI, YASUNORI

74 Agente/Representante:

ELZABURU, S.L.P

ES 2 995 833 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

Dispositivo de procesamiento de información, método de procesamiento de información y programa

Campo técnico

5 La presente invención se refiere a un aparato de procesamiento de información, a un método de procesamiento de información y a un programa.

Antecedentes

10 Como técnica para realizar un diagnóstico de anomalías de un objeto que se mueve periódicamente, existe un método en donde se mide una señal obtenida de un objeto en movimiento para calcular una cantidad característica de la señal y se determina si el objeto es normal o anómalo según la cantidad característica. En este momento, existe una técnica en donde, para realizar con precisión el diagnóstico de anomalías aclarando la diferencia entre una cantidad característica en un tiempo normal y una cantidad característica en un tiempo anómalo, se extrae un componente que pertenece a un dominio de frecuencia de banda estrecha correspondiente a un múltiplo entero de una frecuencia fundamental de los movimientos del objeto de la señal medida, se calcula un coeficiente de un modelo autorregresivo obtenido a partir de una señal del componente extraído y, a partir del coeficiente del modelo autorregresivo, se calcula una cantidad característica (Literatura de patentes 1).

Lista de citas

20 El documento CN 104 228 872 A divulga un dispositivo y un método para controlar las irregularidades de las vías. El documento CN 105 806 604 A divulga un método de prealarma de avería de soporte de cojinete del tren de rodaje de una locomotora. Los documentos US 2015/0369698 A1 y WO 2015/015987 A1 divulgan métodos de análisis de vibraciones para un dispositivo de cojinete.

Literatura de patentes

Literatura de patentes 1: Publicación de patente japonesa abierta al público n.º 2003-50158

Compendio de la invención

Problema técnico

25 En el método divulgado en la Literatura de Patentes 1, se realizan de antemano un procesamiento de filtro y similares sobre la señal medida, para extraer de ese modo la señal para calcular la cantidad característica. Sin embargo, el método divulgado en la Literatura de Patentes 1 tiene el problema de que es necesario establecer de antemano un dominio de frecuencia de un filtro a través del cual pasa la señal, y por lo tanto, cuando la frecuencia del componente de señal que refleja la anomalía del objeto es inesperada y se desvía del dominio de frecuencia establecido de antemano, no aparece ninguna diferencia entre la cantidad característica en un momento normal y la cantidad característica en un momento anómalo, y por lo tanto existe la posibilidad de no detectar la anomalía.

La presente invención se ha realizado teniendo en cuenta el problema anterior, y un objetivo de la misma es permitir una realización más precisa de un diagnóstico de anomalía de un objeto que se mueve periódicamente.

Solución al problema

35 La invención se define por las reivindicaciones. Un aparato de procesamiento de información de la presente invención incluye: un medio de adquisición que adquiere datos medidos relacionados con movimientos periódicos de un objeto que se mueve periódicamente; un medio de determinación que determina, en base a los datos medidos adquiridos por el medio de adquisición, un coeficiente de revisión que es un coeficiente en un modelo autorregresivo revisado; y un medio de diagnóstico que diagnostica una anomalía del objeto basándose en el coeficiente de revisión determinado por el medio de determinación, en donde el modelo autorregresivo revisado es una ecuación que expresa un valor predicho de los datos medidos utilizando un valor real de los datos medidos y el coeficiente de revisión en respuesta al valor real, el medio de determinación determina el coeficiente de revisión utilizando una ecuación en donde una primera matriz derivada de una matriz diagonal cuyo componente diagonal son valores propios de una matriz de autocorrelación, los valores propios derivados sometiendo la matriz de autocorrelación derivada de los datos medidos a una descomposición en valores singulares, y una matriz ortogonal en donde un vector propio de la matriz de autocorrelación se establece en un componente de columna, la primera matriz se establece en una matriz de coeficientes y un vector de autocorrelación derivado de los datos medidos se establece en un vector constante, el vector de autocorrelación es un vector cuyo componente es la autocorrelación de los datos medidos con un desfase temporal de 1 a m, siendo m un número del valor real utilizado en el modelo autorregresivo revisado, la matriz de autocorrelación es una matriz cuyo componente es la autocorrelación de los datos medidos con un desfase temporal de 0 a m - 1, la primera matriz es una matriz $U_S \Sigma_S U_S^T$ que se deriva de una segunda matriz Σ_S derivada de s fragmentos de los valores propios de la matriz de autocorrelación, siendo s un número establecido en 1 o más y menor que m, y la matriz diagonal y una tercera matriz U_S , derivada de s fragmentos de los valores propios y la matriz ortogonal, la segunda matriz es una submatriz de la matriz diagonal y es una matriz cuyo componente diagonal son s fragmentos

de los valores propios, y la tercera matriz es una submatriz de la matriz ortogonal y es una matriz en donde los vectores propios correspondientes a s fragmentos de los valores propios se establecen en un vector de componente de columna.

Efectos ventajosos de la invención

- 5 Según la presente invención, es posible proporcionar una técnica capaz de realizar con mayor precisión un diagnóstico de anomalías de un objeto que se mueve periódicamente.

Breve descripción de los dibujos

[Fig. 1A] La Fig. 1A es una vista que ilustra un estado de un experimento.

[Fig. 1B] La Fig. 1B es una vista que ilustra el estado del experimento.

- 10 [Fig. 2] La Fig. 2 es una vista que explica un ejemplo de detalles de un cojinete.

[Fig. 3A] La Fig. 3A es una vista que ilustra un ejemplo de una distribución de valores propios.

[Fig. 3B] La Fig. 3B es una vista que ilustra un ejemplo de la distribución de los valores propios.

[Fig. 3C] La Fig. 3C es una vista que ilustra un ejemplo de la distribución de los valores propios.

[Fig. 4A] La Fig. 4A es una vista que ilustra un ejemplo de una forma de onda de datos medidos.

- 15 [Fig. 4B] La Fig. 4B es una vista que ilustra un ejemplo de la forma de onda de los datos medidos.

[Fig. 4C] La Fig. 4C es una vista que ilustra un ejemplo de la forma de onda de los datos medidos.

[Fig. 5A] La Fig. 5A es una vista que ilustra un ejemplo de una forma de onda de un modelo autorregresivo revisado.

[Fig. 5B] La Fig. 5B es una vista que ilustra un ejemplo de la forma de onda del modelo autorregresivo revisado.

[Fig. 5C] La Fig. 5C es una vista que ilustra un ejemplo de la forma de onda del modelo autorregresivo revisado.

- 20 [Fig. 6A] La Fig. 6A es una vista que ilustra un ejemplo de una característica de frecuencia del modelo autorregresivo revisado.

[Fig. 6B] La Fig. 6B es una vista que ilustra un ejemplo de la característica de frecuencia del modelo autorregresivo revisado.

- 25 [Fig. 6C] La Fig. 6C es una vista que ilustra un ejemplo de la característica de frecuencia del modelo autorregresivo revisado.

[Fig. 7A] La Fig. 7A es una vista que ilustra un ejemplo de la forma de onda del modelo autorregresivo revisado.

[Fig. 7B] La Fig. 7B es una vista que ilustra un ejemplo de la forma de onda del modelo autorregresivo revisado.

[Fig. 7C] La Fig. 7C es una vista que ilustra un ejemplo de la forma de onda del modelo autorregresivo revisado.

- 30 [Fig. 8A] La Fig. 8A es una vista que ilustra un ejemplo de la característica de frecuencia del modelo autorregresivo revisado.

[Fig. 8B] La Fig. 8B es una vista que ilustra un ejemplo de la característica de frecuencia del modelo autorregresivo revisado.

[Fig. 8C] La Fig. 8C es una vista que ilustra un ejemplo de la característica de frecuencia del modelo autorregresivo revisado.

- 35 [Fig. 9] La Fig. 9 es un diagrama que ilustra un ejemplo de una configuración del sistema de un sistema de diagnóstico.

[Fig. 10] La Fig. 10 es un diagrama que ilustra un ejemplo de una configuración de hardware de un aparato de procesamiento de información.

[Fig. 11] La Fig. 11 es un diagrama de flujo que ilustra un ejemplo de procesamiento del aparato de procesamiento de información.

- 40 [Fig. 12A] La Fig. 12A es una vista que ilustra un ejemplo de la distribución de los valores propios.

[Fig. 12B] La Fig. 12B es una vista que ilustra un ejemplo de la distribución de los valores propios.

[Fig. 13A] La Fig. 13A es una vista que ilustra un ejemplo de la forma de onda de los datos medidos.

[Fig. 13B] La Fig. 13B es una vista que ilustra un ejemplo de la forma de onda de los datos medidos.

[Fig. 14A] La Fig. 14A es una vista que ilustra un ejemplo de la forma de onda del modelo autorregresivo revisado.

[Fig. 14B] La Fig. 14B es una vista que ilustra un ejemplo de la forma de onda del modelo autorregresivo revisado.

5 [Fig. 15A] La Fig. 15A es una vista que ilustra un ejemplo de la característica de frecuencia del modelo autorregresivo revisado.

[Fig. 15B] La Fig. 15B es una vista que ilustra un ejemplo de la característica de frecuencia del modelo autorregresivo revisado.

[Fig. 16A] La Fig. 16A es una vista que ilustra un ejemplo de la forma de onda del modelo autorregresivo revisado.

10 [Fig. 16B] La Fig. 16B es una vista que ilustra un ejemplo de la forma de onda del modelo autorregresivo revisado.

[Fig. 17A] La Fig. 17A es una vista que ilustra un ejemplo de la característica de frecuencia del modelo autorregresivo revisado.

[Fig. 17B] La Fig. 17B es una vista que ilustra un ejemplo de la característica de frecuencia del modelo autorregresivo revisado.

15 [Fig. 18] La Fig. 18 es una vista que ilustra un ejemplo de patrones de coeficientes.

[Fig. 19] La Fig. 19 es una vista que explica un ejemplo de un patrón de un coeficiente especificado por aprendizaje.

[Fig. 20] La Fig. 20 es una vista que explica un ejemplo de un peso de cada patrón.

[Fig. 21] La Fig. 21 es un diagrama que ilustra un ejemplo de la configuración del sistema de diagnóstico.

[Fig. 22] La Fig. 22 es un diagrama de flujo que ilustra un ejemplo de procesamiento de aprendizaje.

20 [Fig. 23] La Fig. 23 es un diagrama de flujo que ilustra un ejemplo de procesamiento de diagnóstico de anomalías.

Descripción de realizaciones

<Realización 1>

A continuación, se explicará una realización de la presente invención basada en los dibujos.

(Esquema del procesamiento de esta realización)

25 En esta realización, un sistema de diagnóstico diagnostica, basándose en una señal de vibraciones medidas desde un cojinete utilizado para un carrito de ferrocarril, una anomalía del cojinete.

El sistema de diagnóstico mide una señal correspondiente a las vibraciones del cojinete, expresa la señal medida en un modelo autorregresivo, somete una matriz en una expresión condicional relacionada con un coeficiente del modelo autorregresivo a una descomposición en valores singulares, deriva valores propios de la matriz y determina el
30 coeficiente del modelo autorregresivo utilizando únicamente el número establecido a partir del mayor de los valores propios derivados. A continuación, el sistema de diagnóstico deriva una característica de frecuencia del modelo autorregresivo a partir del coeficiente determinado y diagnostica la anomalía del cojinete en función de la característica de frecuencia derivada.

(Experimento para diagnosticar una anomalía en el cojinete)

35 Se explicará un experimento realizado para evaluar la precisión del diagnóstico de anomalías del cojinete utilizado para el carrito ferroviario.

La Fig. 1A es una vista para explicar el estado de este experimento. El estado de la Fig. 1A es un estado en donde se coloca un mecanismo de accionamiento para una rueda en el carrito ferroviario en un laboratorio. Un motor 101 de accionamiento hace girar un piñón 105 a través de un árbol 102 de motor de accionamiento, una junta 103 de
40 engranaje y un árbol 100 de piñón. El piñón 105 gira, para de ese modo hacer girar un engranaje 107. Con esto, un eje 109 gira y la rueda conectada al eje 109 gira finalmente. En este experimento, en lugar de la rueda, se conecta un dinamo 110 al eje 109. El dinamo 110 es un generador conectado para impartir una pseudocarga de desplazamiento. En este experimento, la carga para hacer girar el dinamo 110 se supone como una carga durante el desplazamiento.

El árbol 100 de piñón en donde se monta el piñón 105 y el eje 109 en donde se monta el engranaje 107 están fijados
45 a una caja 104 de engranajes. A continuación, en la caja 104 de engranajes, se monta un cojinete 106 entre el árbol

100 de piñón y el piñón 105 y se monta un cojinete 108 entre el eje 109 y el engranaje 107. La Fig. 1B es una vista que ilustra un estado en donde los cojinetes fijados a la caja 104 de engranajes se ven desde un lado.

Una posición 111 en la caja 104 de engranajes es una posición en donde se coloca un dispositivo de medición de vibraciones. El dispositivo de medición de vibraciones incluye sensores tales como un sensor de aceleración y un sensor de desplazamiento láser, detecta la vibración de un objeto a través de los sensores y emite una señal correspondiente a las vibraciones detectadas. El dispositivo de medición de vibraciones colocado en la posición 111 mide las vibraciones transmitidas a la posición 111 y envía una señal que indica las vibraciones medidas a un aparato de procesamiento de información externo y similar a través de una comunicación por cable o radio. En este experimento, el dispositivo de medición de vibraciones se coloca en la posición 111, pero puede colocarse en una posición arbitraria siempre que sea la posición en donde se transmiten las vibraciones debidas al cojinete 106.

A continuación, se explicará el cojinete 106. La Fig. 2 es una vista que explica un ejemplo de composición del cojinete 106. El cojinete 106 está compuesto de cuatro partes: un anillo exterior, un anillo interior, elementos rodantes y una carcasa. La Fig. 2 ilustra un esquema del anillo exterior, el anillo interior, los elementos rodantes y la carcasa del cojinete 106. El cojinete 106 está formado de manera que los elementos rodantes contenidos en la carcasa están intercalados entre el anillo exterior y el anillo interior.

En este experimento, a medida que el cojinete 106 se ajustaba sobre el piñón 105, se utilizaron un cojinete normal sin defectos, un cojinete que tenía un defecto en un anillo interior y un cojinete que tenía un defecto en una carcasa. Para cada uno de los cojinetes 106, se accionó el motor 101 de accionamiento y el dispositivo de medición de vibraciones colocado en la posición 111 midió las vibraciones, para así adquirir datos medidos para realizar un diagnóstico de anomalías del cojinete 106. En este experimento, se accionó el motor 101 de accionamiento de modo que el número de rotaciones del anillo interior del cojinete 106 fuera de 2954,7 rpm (vueltas por minuto).

Como se mencionó anteriormente, se adquirieron datos medidos de las vibraciones en la posición 111 en cada uno de los casos del cojinete 106 normal, el caso del cojinete 106 que tenía un defecto en el anillo interior y el caso del cojinete 106 que tenía un defecto en la carcasa.

A continuación, se explicará un método de diagnóstico de anomalías del cojinete 106 utilizando los datos medidos por el dispositivo de medición de vibraciones.

A continuación, los datos medidos por el dispositivo de medición de vibraciones se establecen como datos medidos y.

En este experimento, los datos medidos y se aproximaron mediante un modelo autorregresivo revisado y, a partir de los coeficientes del modelo autorregresivo revisado, se calculó una cantidad característica.

Un valor de los datos medidos y en un tiempo determinado k ($1 \leq k \leq M$) se establece en y_k . M es un número que indica un tiempo hasta el cual, como los datos medidos y, los datos están contenidos, y está preestablecido. El modelo autorregresivo que se aproxima y_k es como en la ecuación 1 a continuación, por ejemplo. El modelo autorregresivo es, como se expresa en la ecuación 1, una ecuación que expresa un valor predicho $\hat{y}_k$ de datos en el tiempo k ($m+1 \leq k \leq M$) en datos de series de tiempo (en la ecuación, $\hat{}$ se ilustra al ser agregado encima de y) utilizando un valor real y_{k-1} de datos en un tiempo $k-1$ ($1 \leq l \leq m$) anterior al tiempo en los datos de series de tiempo.

[Ecuación matemática 1]

[Ecuación matemática 1]

$$\hat{y}_k = \sum_{l=1}^m \alpha_l y_{k-l}, \quad m+1 \leq k \leq M$$

(Ecuación 1)

En la ecuación 1, α es un coeficiente del modelo autorregresivo. Además, m es un número entero menor que M , donde m indica cuántos datos anteriores al momento se utilizan para aproximar y_k siendo el valor de los datos medidos y en el momento k en el modelo autorregresivo y se establece en 1500 en este experimento.

Luego, se deriva una expresión condicional para aproximar el valor predicho $\hat{y}_k$ por el modelo autorregresivo a y_k siendo un valor medido real utilizando un método de mínimos cuadrados. Como condición para aproximar el valor predicho $\hat{y}_k$ por el modelo autorregresivo a y_k siendo el valor medido real, se considera minimizar un error cuadrático entre $\hat{y}_k$ impartido por la ecuación 1 e y_k . Es decir, en este experimento, se utiliza el método de mínimos cuadrados para aproximar el valor predicho $\hat{y}_k$ por el modelo autorregresivo a y_k . La ecuación 2 a continuación es una expresión condicional para minimizar el error cuadrático entre los datos medidos y el valor predicho por el modelo autorregresivo.

[Ecuación matemática 2]

[Ecuación matemática 2]

$$\begin{aligned} & \frac{\partial}{\partial \alpha_j} \sum_{k=m+1}^M \left| y_k - \sum_{i=1}^m \alpha_i y_{k-i} \right|^2 \\ &= 2 \sum_{k=m+1}^M \left\{ \left(y_k - \sum_{i=1}^m \alpha_i y_{k-i} \right) y_{k-j} \right\} \\ &= 2 \left\{ \sum_{k=m+1}^M y_k y_{k-j} - \sum_{i=1}^m \alpha_i \sum_{k=m+1}^M y_{k-j} y_{k-i} \right\} = 0, \quad 1 \leq j \leq m \end{aligned} \quad (\text{Ecuación 2})$$

La relación de la ecuación 3 a continuación se satisface mediante la ecuación 2.

5 [Ecuación matemática 3]

[Ecuación matemática 3]

$$\sum_{k=m+1}^M y_k y_{k-j} = \alpha_1 \sum_{k=m+1}^M y_{k-j} y_{k-1} + \alpha_2 \sum_{k=m+1}^M y_{k-j} y_{k-2} + \dots + \alpha_m \sum_{k=m+1}^M y_{k-j} y_{k-m}, \quad 1 \leq j \leq m \quad (\text{Ecuación 3})$$

Además, se modifica la ecuación 3 (expresada en forma de notación matricial) y, de este modo, se obtiene la ecuación 4 a continuación.

10 [Ecuación matemática 4]

[Ecuación matemática 4]

$$R_{j0} = (R_{j1} \ R_{j2} \ \dots \ R_{jm}) \begin{pmatrix} \alpha_1 \\ \alpha_2 \\ \vdots \\ \alpha_m \end{pmatrix}, \quad 1 \leq j \leq m \quad (\text{Ecuación 4})$$

R_{jl} en la ecuación 4 se denomina autocorrelación de los datos medidos y , y es un valor definido por la ecuación 5 a continuación. $|j| - |l|$ en este momento se refiere a un desfase temporal.

15 [Ecuación matemática 5]

[Ecuación matemática 5]

$$R_{jl} = \sum_{k=m+1}^M y_{k-j} y_{k-l}, \quad 1 \leq j \leq m, \quad 0 \leq l \leq m \quad (\text{Ecuación 5})$$

Con base en la ecuación 4, se considera la ecuación 6, que es una expresión relacional relacionada con los coeficientes del siguiente modelo autorregresivo. La ecuación 6 es una ecuación derivada de una condición que minimiza el error entre el valor predicho de los datos medidos por el modelo autorregresivo y los datos medidos en el momento correspondiente al valor predicho y se denomina ecuación de Yule-Walker. Además, la ecuación 6 es una ecuación lineal en donde un vector compuesto por coeficientes del modelo autorregresivo se establece en un vector variable, y un vector constante en el lado izquierdo de la ecuación 6 es un vector cuyo componente es la autocorrelación de los datos medidos con un desfase temporal de 1 a m , al que se hará referencia como un vector de autocorrelación en la siguiente explicación. Además, una matriz de coeficientes en el lado derecho de la ecuación 6 es una matriz cuyo componente es la autocorrelación de los datos medidos con un desfase temporal de 0 a $m - 1$, al que se hará referencia como una matriz de autocorrelación en la siguiente explicación.

20

25

[Ecuación matemática 6]

[Ecuación matemática 6]

$$\begin{pmatrix} R_{10} \\ R_{20} \\ \vdots \\ R_{m0} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} R_{11} & R_{12} & \cdots & R_{1m} \\ R_{21} & R_{22} & \cdots & R_{2m} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ R_{m1} & R_{m2} & \cdots & R_{mm} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} a_1 \\ a_2 \\ \vdots \\ a_m \end{pmatrix} \quad (\text{Ecuación 6})$$

Además, la matriz de autocorrelación en el lado derecho de la ecuación 6 (una matriz de $m \times m$ compuesta de R_{ij}) se describe como una matriz de autocorrelación R como la ecuación 7 a continuación.

5 [Ecuación matemática 7]

[Ecuación matemática 7]

$$R = \begin{pmatrix} R_{11} & R_{12} & \cdots & R_{1m} \\ R_{21} & R_{22} & \cdots & R_{2m} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ R_{m1} & R_{m2} & \cdots & R_{mm} \end{pmatrix} \quad (\text{Ecuación 7})$$

En general, al derivar el coeficiente del modelo autorregresivo, se utiliza un método para resolver un coeficiente α de la ecuación 6. En la ecuación 6, el coeficiente α se deriva para hacer que el valor predicho $y^{\wedge}_k$ de los datos medidos en el tiempo k derivado por el modelo autorregresivo se acerque al valor real y_k de los datos medidos en el tiempo k tanto como sea posible. Por lo tanto, la característica de frecuencia del modelo autorregresivo incluye una gran cantidad de componentes de frecuencia incluidos en el valor real y_k de los datos medidos en cada tiempo. Por lo tanto, en el caso en que los datos medidos y contengan una gran cantidad de ruido, por ejemplo, se produce un problema en donde falla la extracción de la señal relacionada con las vibraciones del cojinete 106 o falla la extracción de una característica según un estado de falla del cojinete 106.

Por lo tanto, como resultado de que los presentes inventores se centraron en la matriz de autocorrelación R a multiplicar por el coeficiente α del modelo autorregresivo y la examinaron seriamente, concibieron la idea de que solo es necesario reescribir la matriz de autocorrelación R de modo que el efecto del ruido contenido en los datos medidos y se reduzca utilizando una parte de los valores propios de la matriz de autocorrelación R y se enfatice el componente de señal relacionado con las vibraciones del cojinete (se aumenta una relación SN).

A continuación, se explicará un ejemplo concreto de lo anterior.

La matriz de autocorrelación R se somete a una descomposición en valores singulares. Los elementos de la matriz de autocorrelación R son simétricos y, por lo tanto, cuando la matriz de autocorrelación R se somete a una descomposición en valores singulares, como en la ecuación 8 a continuación, el resultado se convierte en el producto de una matriz ortogonal U , una matriz diagonal Σ y una matriz transpuesta de la matriz ortogonal U .

[Ecuación matemática 8]

[Ecuación matemática 8]

$$R = U \Sigma U^T \quad (\text{Ecuación 8})$$

La matriz Σ en la ecuación 8 es una matriz diagonal cuyo componente diagonal son los valores propios de la matriz de autocorrelación R como se expresa en la ecuación 9 a continuación. El componente diagonal de la matriz diagonal Σ se establece en $\sigma_{11}, \sigma_{22}, \dots, \sigma_{mm}$. Además, la matriz U es una matriz ortogonal en donde cada vector de componente de columna es un vector propio de la matriz de autocorrelación R . El vector de componente de columna de la matriz diagonal U se establece en $u_1, u_2, \dots, u_m$. Existe una relación de correspondencia en donde el valor propio de la matriz de autocorrelación R que responde a un vector propio u_j es σ_{jj} . El valor propio de la matriz de autocorrelación R es una variable que refleja la fuerza de cada componente de frecuencia incluido en una forma de onda de tiempo del valor predicho de los datos medidos por el modelo autorregresivo.

[Ecuación matemática 9]

[Ecuación matemática 9]

$$\Sigma = \begin{pmatrix} \sigma_{11} & 0 & 0 \\ 0 & \ddots & 0 \\ 0 & 0 & \sigma_{mm} \end{pmatrix}, \quad U = (u_1 \quad u_2 \quad \dots \quad u_m)$$

(Ecuación 9)

- 5 Los valores de $\sigma_{11}, \sigma_{22}, \dots, \sigma_{mm}$ que son los componentes diagonales de la matriz diagonal Σ obtenida como resultado de la descomposición en valores singulares de la matriz de autocorrelación R se establecen en orden descendente para simplificar la ilustración de la ecuación matemática. Una matriz R' se define como en la ecuación 10 a continuación utilizando, de estos valores propios de la matriz de autocorrelación R , s partes de los valores propios como el número de valor propio utilizado que siendo un número establecido en 1 o más y menor que m , que se eligen entre el más grande. La matriz R' es una matriz que resulta de la aproximación de la matriz de autocorrelación R utilizando s partes de los valores propios como el número de valor propio utilizado de los valores propios de la matriz de autocorrelación R .

[Ecuación matemática 10]

[Ecuación matemática 10]

$$R' = U_s \Sigma_s U_s^T \dots \quad (\text{Ecuación 10})$$

- 15 Una matriz U_s en la ecuación 10 es una matriz de $m \times s$ compuesta de s piezas de los vectores componentes de la columna, que se eligen de la izquierda de la matriz ortogonal U de la ecuación 8, (vectores propios correspondientes a los valores propios que se utilizarán). Es decir, la matriz U_s es una submatriz compuesta de los elementos izquierdos de $m \times s$ recortados de la matriz ortogonal U . Además, U_s^T es una matriz transpuesta de U_s y es una matriz de $s \times m$ compuesta de s piezas de vectores de componentes de fila, que se eligen de la parte superior de la matriz U^T en la ecuación 8. Una matriz Σ_s en la ecuación 10 es una matriz de $s \times s$ compuesta de s piezas de columnas, que se eligen de la izquierda, y s piezas de filas, que se eligen de la parte superior, de la matriz diagonal Σ en la ecuación 8. Es decir, la matriz Σ_s es una submatriz compuesta de los elementos superiores e izquierdos de $s \times s$ recortados de la matriz diagonal Σ .

Cuando la matriz Σ_s y la matriz U_s , se expresan por los elementos de la matriz, se obtiene la ecuación 11 siguiente.

- 25 [Ecuación matemática 11]

[Ecuación matemática 11]

$$\Sigma_s = \begin{pmatrix} \sigma_{11} & 0 & 0 \\ 0 & \ddots & 0 \\ 0 & 0 & \sigma_{ss} \end{pmatrix}, \quad U_s = (u_1 \quad u_2 \quad \dots \quad u_s)$$

(Ecuación 11)

Al utilizar la matriz R' en lugar de la matriz de autocorrelación R , la expresión relacional de la ecuación 6 se reescribe en la ecuación 12 a continuación.

- 30 [Ecuación matemática 12]

[Ecuación matemática 12]

$$\begin{pmatrix} R_{10} \\ R_{20} \\ \vdots \\ R_{m0} \end{pmatrix} = U_s \Sigma_s U_s^T \begin{pmatrix} \alpha_1 \\ \alpha_2 \\ \vdots \\ \alpha_m \end{pmatrix}$$

(Ecuación 12)

Se modifica la ecuación 12 y, por lo tanto, se obtiene la ecuación 13, que deriva el coeficiente α . El modelo que calcula el valor predicho $y^{\wedge}_k$, a partir de la ecuación 1, mientras utiliza el coeficiente α derivado de la ecuación 13, se denomina "modelo autorregresivo revisado".

Hasta ahora se ha explicado que los valores de $\sigma_{11}, \sigma_{22}, \dots, \sigma_{mm}$ siendo los componentes diagonales de la matriz diagonal Σ se establecen en orden descendente, pero no es necesario establecer los componentes diagonales de la matriz diagonal Σ en orden descendente durante un proceso de cálculo del coeficiente α y en este caso, la matriz U_s no es la submatriz compuesta por los elementos izquierdos de $m \times s$ recortados de la matriz ortogonal U , sino que es una submatriz compuesta por los vectores de componentes de columna recortados correspondientes a los valores propios que se van a utilizar (vectores propios), y la matriz Σ_s no es la submatriz compuesta por los elementos superior e izquierdo de $s \times s$ recortados de la matriz diagonal Σ , sino que es una submatriz que se va a recortar para hacer que los valores propios que se van a utilizar se conviertan en los componentes diagonales.

La ecuación 13 es una ecuación que se utilizará para determinar el coeficiente del modelo autorregresivo revisado. La matriz U_s en la ecuación 13 es una tercera matriz que es una matriz en donde los vectores propios correspondientes a los valores propios que se utilizarán se establecen en los vectores de componentes de columna, que es la submatriz de la matriz ortogonal obtenida por la descomposición en valores singulares de la matriz de autocorrelación R . Además, la matriz Σ_s en la ecuación 13 es una segunda matriz que es una matriz en donde los valores propios que se utilizarán se establecen en los componentes diagonales, que es la submatriz de la matriz diagonal obtenida por la descomposición en valores singulares de la matriz de autocorrelación R . Entonces, la matriz $U_s \Sigma_s U_s^T$ en la ecuación 13 es una primera matriz que es una matriz derivada de la matriz Σ_s y la matriz U_s .

[Ecuación matemática 13]

[Ecuación matemática 13]

$$\begin{pmatrix} \alpha_1 \\ \alpha_2 \\ \vdots \\ \alpha_m \end{pmatrix} = U_s \Sigma_s^{-1} U_s^T \begin{pmatrix} R_{10} \\ R_{20} \\ \vdots \\ R_{m0} \end{pmatrix} \quad (\text{Ecuación 13})$$

Se calcula el lado derecho de la ecuación 13 y, de este modo se obtiene el coeficiente α del modelo autorregresivo revisado. Ya se ha explicado un ejemplo del método para obtener el coeficiente del modelo autorregresivo revisado, pero la obtención del coeficiente del modelo autorregresivo como base se ha explicado mediante el método de mínimos cuadrados para el valor predicho, con el fin de que sea comprensible de forma intuitiva. Sin embargo, se conoce un método para definir el modelo autorregresivo mediante el uso del concepto de proceso estocástico y la obtención de su coeficiente de forma general. En este caso, la autocorrelación se expresa mediante la autocorrelación del proceso estocástico (una población), y esta autocorrelación del proceso estocástico se expresa como una función de un desfase temporal. Por lo tanto, la autocorrelación de los datos medidos en esta realización puede reemplazarse con un valor calculado por otra fórmula de cálculo siempre que se aproxime a la autocorrelación del proceso estocástico y, por ejemplo, R_{22} a R_{mm} son autocorrelación con un desfase temporal de 0, pero pueden reemplazarse con R_{11} .

Luego, se explicará un método para derivar la característica de frecuencia del modelo autorregresivo revisado que se especificará mediante el coeficiente derivado α .

Es posible derivar un método para calcular la característica de frecuencia mediante los siguientes procedimientos, ya que el uso de una propiedad en donde un error de predicción x_k del valor predicho $y^{\wedge}_k$ de los datos medidos impartidos por la ecuación 1 se convierte en ruido blanco permite considerar el modelo autorregresivo revisado como un sistema lineal invariante en el tiempo, en donde el error de predicción x_k es un ruido blanco establecido como entrada y el valor medido real y_k del conjunto de datos medidos como salida. Aquel en donde el modelo autorregresivo revisado se considera un modelo lineal invariante en el tiempo se denominará simplemente un sistema a continuación. El error de predicción x_k se expresa mediante la ecuación 14 a continuación.

[Ecuación matemática 14]

[Ecuación matemática 14]

$$y_k - \sum_{i=1}^m \alpha_i y_{k-i} = x_k \quad (\text{Ecuación 14})$$

Se aplica la transformación z a ambos lados de la ecuación 14 y luego se obtiene la ecuación 15 a continuación.

[Ecuación matemática 15]

[Ecuación matemática 15]

$$(1 - \sum_{l=1}^m \alpha_l z^{-l}) Y(z) = X(z) \quad (\text{Ecuación 15})$$

- 5 De la ecuación 15 se deriva una función de transferencia $H(z)$ que es una transformación z de una respuesta al impulso del sistema, como se muestra en la ecuación 16 a continuación.

[Ecuación matemática 16]

[Ecuación matemática 16]

$$\begin{aligned} H(z) &= \frac{Y(z)}{X(z)} \\ &= \frac{1}{1 - \sum_{l=1}^m \alpha_l z^{-l}} \end{aligned} \quad (\text{Ecuación 16})$$

- 10 La característica de frecuencia del sistema aparece como cambios en la amplitud y fase de una salida en respuesta a una entrada sinusoidal, y se deriva mediante la transformada de Fourier de la respuesta al impulso. En otras palabras, la función de transferencia $H(z)$ cuando z se activa en un círculo unitario de un plano complejo da como resultado la característica de frecuencia. En este caso, se considera colocar z en la ecuación 16 como en la ecuación 17 a continuación.

15 [Ecuación matemática 17]

[Ecuación matemática 17]

$$z = e^{j\omega T} \quad (\text{Ecuación 17})$$

Aquí, j denota una unidad imaginaria, ω denota una frecuencia angular y T denota un intervalo de muestreo.

- 20 En este caso, una característica de amplitud de $H(z)$ (la característica de frecuencia del sistema) se puede expresar como en la ecuación 18 a continuación. ωT en la ecuación 18 se establece para que varíe dentro de un rango de 0 a 2π .

[Ecuación matemática 18]

[Ecuación matemática 18]

$$\left| H(e^{j\omega T}) \right| = \frac{1}{\left| 1 - \sum_{l=1}^m \alpha_l e^{-j\omega T} \right|} \quad (\text{Ecuación 18})$$

- 25 En este experimento, para cada uno de los datos medidos obtenidos, la matriz de autocorrelación R se derivó utilizando la ecuación 5 y la ecuación 7 y se sometió a la descomposición en valores singulares expresada por la ecuación 8, para de ese modo derivar un valor propio de la matriz de autocorrelación R, dando como resultado que se derivara la distribución de los valores propios de la matriz de autocorrelación R. Además, se derivó una forma de onda de los datos medidos para cada uno de los datos medidos obtenidos. Además, para cada uno de los datos medidos obtenidos, la matriz Σ_s y la matriz U_s se derivaron de la descomposición en valores singulares de la matriz de autocorrelación R derivada por los procedimientos anteriores utilizando la ecuación 11, el coeficiente α del modelo autorregresivo revisado se derivó utilizando la ecuación 5 y la ecuación 13, y se derivó una forma de onda del modelo

autorregresivo revisado que se especificaría mediante el coeficiente derivado α . Luego, para cada uno de los datos medidos obtenidos, se derivaron las características de frecuencia, etc. del modelo autorregresivo revisado, utilizando la ecuación 18.

Los resultados experimentales derivados se explicarán utilizando las Fig. 3A a 3C a la Fig. 9.

- 5 Las Fig. 3A a 3C son vistas que ilustran la distribución de los valores propios de la matriz de autocorrelación R derivada por los procedimientos descritos anteriormente sobre los respectivos datos medidos.

El gráfico de la Fig. 3A es un gráfico que indica la distribución de los valores propios de la matriz de autocorrelación R cuando se utilizan los datos medidos en el caso en donde se utilizó un cojinete normal, es decir, el cojinete 106 sin defectos. El gráfico de la Fig. 3B es un gráfico que indica la distribución de los valores propios de la matriz de autocorrelación R cuando se utilizan los datos medidos en el caso en donde se utilizó un cojinete, a saber, el cojinete 106 que tiene un defecto en el anillo interior. El gráfico de la Fig. 3C es un gráfico que indica la distribución de los valores propios de la matriz de autocorrelación R cuando se utilizan los datos medidos en el caso en donde se utilizó un cojinete, a saber, el cojinete 106 que tiene un defecto en la carcasa.

10 Los gráficos de las Fig. 3A a 3C son cada uno un gráfico en donde los valores propios σ_{11} a σ_{mm} , que se obtienen al someter la matriz de autocorrelación R a una descomposición en valores singulares, están alineados en orden ascendente y se representan gráficamente, y el eje horizontal indica un índice del valor propio, y el eje vertical indica el valor del valor propio.

Al observar la Fig. 3A se revela que hay cinco valores propios que tienen un valor significativamente mayor que el de los otros. Revela que, en particular, dos de los cinco valores propios tienen un valor mayor que el de los otros tres valores propios.

Se descubre que, de los valores propios de la matriz de autocorrelación R, el número de valores propios que tienen un valor significativamente mayor que el de los demás es significativamente menor que el número total de valores propios.

Las Fig. 4A a 4C son vistas que ilustran formas de onda de los datos medidos respectivos.

25 El gráfico de la Fig. 4A es un gráfico que indica la forma de onda de los datos medidos en el caso en donde se utilizó un cojinete normal, es decir, el cojinete 106 sin defectos, y el eje horizontal indica el tiempo y el eje vertical indica un valor real de los datos medidos en un tiempo correspondiente. El gráfico de la Fig. 4B es un gráfico que indica la forma de onda de los datos medidos en el caso en donde se utilizó un cojinete, es decir, el cojinete 106 que tiene un defecto en el anillo interior, y el eje horizontal indica el tiempo y el eje vertical indica un valor real de los datos medidos en un tiempo correspondiente. El gráfico de la Fig. 4C es un gráfico que indica la forma de onda de los datos medidos en el caso en donde se utilizó un cojinete, es decir, el cojinete 106 que tiene un defecto en la carcasa, y el eje horizontal indica el tiempo y el eje vertical indica un valor real de los datos medidos en un tiempo correspondiente.

Al observar los gráficos respectivos de las Fig. 4A a 4C, se puede observar que las formas de onda de las Fig. 4A y 4C, por ejemplo, son similares. Por lo tanto, es difícil diagnosticar la anomalía que se produce en el cojinete 106 a partir de los gráficos respectivos de las Fig. 4A a 4C.

Las Fig. 5A a 5C son vistas que ilustran cada una una forma de onda de datos medidos aproximados por un modelo autorregresivo revisado especificado por el coeficiente α derivado al establecer el número de valor propio utilizado s en uno.

40 El gráfico de la Fig. 5A es un gráfico que indica la forma de onda de los datos medidos aproximados por el modelo autorregresivo revisado especificado por el coeficiente α derivado de los datos medidos en el caso en donde se utilizó un cojinete normal, es decir, el cojinete 106 sin defectos, estableciendo el número de valor propio utilizado s en uno, y el eje horizontal indica el tiempo y el eje vertical indica un valor previsto de los datos medidos en un tiempo correspondiente. El gráfico de la Fig. 5B es un gráfico que indica la forma de onda de los datos medidos aproximados por el modelo autorregresivo revisado especificado por el coeficiente α derivado de los datos medidos en el caso en donde se utilizó un cojinete, es decir, el cojinete 106 que tiene un defecto en el anillo interior, estableciendo el número de valor propio utilizado s en uno, y el eje horizontal indica el tiempo y el eje vertical indica un valor previsto de los datos medidos en un tiempo correspondiente. El gráfico de la Fig. 5C es un gráfico que indica la forma de onda de los datos medidos aproximados por el modelo autorregresivo revisado especificado por el coeficiente α derivado de los datos medidos en el caso en que se utilizó un cojinete, a saber, el cojinete 106 que tiene un defecto en la carcasa, estableciendo el número de valor propio utilizado s en uno, y el eje horizontal indica el tiempo y el eje vertical indica un valor previsto de los datos medidos en un tiempo correspondiente.

Se descubre que los componentes de ruido se han reducido de los respectivos gráficos de la Fig. 5A a la Fig. 5C en comparación con los respectivos gráficos de la Fig. 4A a la Fig. 4C.

Las Fig. 6A a 6C son vistas que ilustran cada una una característica de frecuencia del modelo autorregresivo revisado especificado por el coeficiente α derivado al establecer el número de valor propio utilizado s en uno. Los gráficos de

las Fig. 6A a 6C son gráficos que indican las características de frecuencia de las respectivas formas de onda de las Fig. 5A a 5C.

El gráfico de la Fig. 6A es un gráfico que indica la característica de frecuencia, que se deriva mediante la ecuación 18, del modelo autorregresivo revisado especificado por el coeficiente α derivado de los datos medidos en el caso en donde se utilizó un cojinete normal, es decir, el cojinete 106 sin defectos, estableciendo el número de valor propio utilizado s en uno, y el eje horizontal indica la frecuencia y el eje vertical indica la intensidad de la señal. El gráfico de la Fig. 6B es un gráfico que indica la característica de frecuencia que se deriva mediante la ecuación 18, del modelo autorregresivo revisado especificado por el coeficiente α derivado de los datos medidos en el caso en donde se utilizó un cojinete, es decir, el cojinete 106 que tiene un defecto en el anillo interior, estableciendo el número de valor propio utilizado s en uno, y el eje horizontal indica la frecuencia y el eje vertical indica la intensidad de la señal. El gráfico de la Fig. 6C es un gráfico que indica la característica de frecuencia, que se deriva mediante la ecuación 18, del modelo autorregresivo revisado especificado por el coeficiente α derivado de los datos medidos en el caso en que se utilizó un cojinete, a saber, el cojinete 106 que tiene un defecto en la carcasa, estableciendo el número de valor propio utilizado s en uno, y el eje horizontal indica la frecuencia y el eje vertical indica la intensidad de la señal.

Al observar el gráfico de la Fig. 6A, se revela que un pico se eleva en un lugar de la frecuencia de 824 Hz. Además, al observar el gráfico de la Fig. 6B, se revela que un pico se eleva en un lugar de la frecuencia de 1649 Hz. Además, al observar el gráfico de la Fig. 6C, se revela que un pico se eleva en un lugar de la frecuencia de 1646 Hz.

Al observar las frecuencias a las que se eleva el pico en los respectivos gráficos de la Fig. 6A a la Fig. 6C, se revela que un pico se eleva a una frecuencia menor en el caso del cojinete 106 sin defectos que en el caso del cojinete 106 que tiene un defecto. Es decir, se descubre que es posible evaluar la presencia o ausencia de un defecto en el cojinete 106 a partir de la característica de frecuencia del modelo autorregresivo revisado especificado por el coeficiente α derivado al establecer el número de valor propio utilizado s en uno.

De lo anterior, fue posible aprender que es posible realizar el diagnóstico de anomalías del cojinete 106 basándose en la característica de frecuencia del modelo autorregresivo revisado especificado por el coeficiente α derivado en base a un único valor propio de la matriz de autocorrelación R.

Sin embargo, como se ilustra en los gráficos de las Fig. 6B y 6C, el pico de la característica de frecuencia aumenta en frecuencias de valor similar en el caso del cojinete 106 que tiene un defecto en el anillo interior y en el caso del cojinete 106 que tiene un defecto en la carcasa. Por lo tanto, es posible evaluar, a partir de la característica de frecuencia del modelo autorregresivo revisado especificado por el coeficiente α derivado al establecer el número de valor propio utilizado s en uno, la presencia o ausencia de un defecto en el anillo interior o en la carcasa del cojinete 106, pero es difícil evaluar si el defecto es un defecto en el anillo interior, un defecto en la carcasa o defectos en ambos.

Así, en este experimento, el valor del número de valor propio utilizado s se incrementó aún más a cinco, el coeficiente α se derivó utilizando, de los valores propios de la matriz de autocorrelación R, los cinco valores propios elegidos entre los más grandes, y se derivaron una forma de onda y una característica de frecuencia del modelo autorregresivo revisado especificado por el coeficiente derivado α .

Las Fig. 7A a 7C son vistas que ilustran cada una una forma de onda del modelo autorregresivo revisado especificado por el coeficiente α derivado al establecer el número de valor propio utilizado s en cinco.

El gráfico de la Fig. 7A es un gráfico que indica la forma de onda de los datos medidos aproximados por el modelo autorregresivo revisado especificado por el coeficiente α derivado de los datos medidos en el caso en donde se utilizó un cojinete normal, a saber, el cojinete 106 sin defectos, estableciendo el número de valor propio utilizado s en cinco, y el eje horizontal indica el tiempo y el eje vertical indica un valor previsto de los datos medidos en un tiempo correspondiente. El gráfico de la Fig. 7B es un gráfico que indica la forma de onda de los datos medidos aproximados por el modelo autorregresivo revisado especificado por el coeficiente α derivado de los datos medidos en el caso en donde se utilizó un cojinete, a saber, el cojinete 106 que tiene un defecto en el anillo interior, estableciendo el número de valor propio utilizado s en cinco, y el eje horizontal indica el tiempo y el eje vertical indica un valor previsto de los datos medidos en un tiempo correspondiente. El gráfico de la Fig. 7C es un gráfico que indica la forma de onda de los datos medidos aproximados por el modelo autorregresivo revisado especificado por el coeficiente α derivado de los datos medidos en el caso en que se utilizó un cojinete, a saber, el cojinete 106 que tiene un defecto en la carcasa, estableciendo el número de valor propio utilizado s en cinco, y el eje horizontal indica el tiempo y el eje vertical indica un valor previsto de los datos medidos en un tiempo correspondiente.

Las Fig. 8A a 8C son vistas que ilustran cada una una característica de frecuencia del modelo autorregresivo revisado especificado por el coeficiente α derivado al establecer el número de valor propio utilizado s en cinco. Los gráficos de las Fig. 8A a 8C son gráficos que indican las características de frecuencia de las respectivas formas de onda de las Fig. 7A a 7C.

El gráfico de la Fig. 8A es un gráfico que indica la característica de frecuencia, que se deriva mediante la ecuación 18, del modelo autorregresivo revisado especificado por el coeficiente α derivado de los datos medidos en el caso en donde se utilizó un cojinete normal, es decir, el cojinete 106 sin defectos, estableciendo el número de valor propio

utilizado s en cinco, y el eje horizontal indica la frecuencia y el eje vertical indica la intensidad de la señal. El gráfico de la Fig. 8B es un gráfico que indica la característica de frecuencia, que se deriva mediante la ecuación 18, del modelo autorregresivo revisado especificado por el coeficiente α derivado de los datos medidos en el caso en donde se utilizó un cojinete, es decir, el cojinete 106 que tiene un defecto en el anillo interior, estableciendo el número de valor propio utilizado s en cinco, y el eje horizontal indica la frecuencia y el eje vertical indica la intensidad de la señal. El gráfico de la Fig. 8C es un gráfico que indica la característica de frecuencia, que se deriva mediante la ecuación 18, del modelo autorregresivo revisado especificado por el coeficiente α derivado de los datos medidos en el caso en que se utilizó un cojinete, a saber, el cojinete 106 que tiene un defecto en la carcasa, estableciendo el número de valor propio utilizado s en cinco, y el eje horizontal indica la frecuencia y el eje vertical indica la intensidad de la señal.

Al observar el gráfico de la Fig. 8A, se revela que un pico se eleva en un lugar donde la frecuencia es 821 Hz y en un lugar donde la frecuencia es 1047 Hz. Además, al observar el gráfico de la Fig. 8B, se revela que un pico se eleva en un lugar donde la frecuencia es 1648 Hz, en un lugar donde la frecuencia es 2021 Hz y en un lugar donde la frecuencia es 6474 Hz. Además, al observar el gráfico de la Fig. 8C, se revela que un pico se eleva en un lugar donde la frecuencia es 1646 Hz, en un lugar donde la frecuencia es 3291 Hz y en un lugar donde la frecuencia es 1746 Hz.

Al hacer una comparación entre los picos en los gráficos respectivos de las Fig. 8A a 8C y los picos en los gráficos respectivos de las Fig. 6A a 6C, se revela que los picos también se elevan en los gráficos de las Fig. 8A a 8C en las proximidades de las frecuencias en donde el pico se eleva en los gráficos de las Fig. 6A a 6C. Los picos, que no se ven en los gráficos de las Fig. 6A a 6C, se ven además en los gráficos de las Fig. 8A a 8C.

Como se ha indicado anteriormente, se ha descubierto que al aumentar los valores propios de la matriz de autocorrelación R que se va a utilizar para derivar el coeficiente α , la intensidad de la señal de los componentes de las frecuencias distintas de las frecuencias en donde el pico aumenta en las Fig. 6A a 6C aumenta en los valores predichos por el modelo autorregresivo revisado. Es decir, se ha descubierto que el valor propio de la matriz de autocorrelación R que se va a utilizar para derivar el coeficiente α está correlacionado con la intensidad del componente de cada frecuencia incluida en la forma de onda temporal del valor predicho de los datos medidos por el modelo autorregresivo revisado especificado por el coeficiente derivado α .

Además, al observar los gráficos de las Fig. 8B y 8C se revela que un pico se eleva en la proximidad de 1640 Hz de manera similar a los gráficos de las Fig. 6B y 6C. Sin embargo, se revela que un pico se eleva aún más también a 2021 Hz y 6474 Hz en la Fig. 8B y un pico se eleva aún más también a 3291 Hz y 1746 Hz en la Fig. 8C. Como se indicó anteriormente, es posible ver, en las Fig. 8A a 8C, una diferencia significativa en la frecuencia a la que se eleva un pico entre el cojinete 106 que tiene un defecto en el anillo interior y el cojinete 106 que tiene un defecto en la carcasa. Es decir, al establecer el número de valor propio utilizado s en cinco, es posible reconocer si el defecto en el cojinete es el defecto en el anillo interior, el defecto en la carcasa o el defecto en ambos.

Como se ha indicado anteriormente, los presentes inventores han descubierto que aumentar el número de valores propios s utilizado permite reconocer la parte existente defectuosa que es difícil de reconocer cuando el número de valores propios s utilizado es uno. Por otra parte, los presentes inventores han descubierto que mediante un aumento excesivo del número de valores propios s utilizado, el modelo autorregresivo revisado se aproxima a los datos medidos reales y las intensidades de señal de los componentes de ruido, etc., que no son útiles para el diagnóstico de anomalías del cojinete 106, también aumentan, lo que da como resultado que se genere un pico causado por el componente de ruido también en la característica de frecuencia obtenida mediante la ecuación 18. Es decir, se piensa que, a partir de los valores propios de la matriz de autocorrelación R, algunos de los valores propios que tienen cada uno un valor relativamente alto se utilizan para derivar el coeficiente α , lo que hace posible derivar el modelo autorregresivo revisado en donde, a partir de los componentes contenidos en los datos medidos, se aproximan los componentes útiles para el diagnóstico de anomalías del objeto. Como valores propios utilizados al derivar el coeficiente α , se pueden utilizar los valores propios que se evalúan por el usuario visualmente como valores propios relativamente grandes a partir de gráficos como los ilustrados en las Fig. 3A a 3C, o se pueden utilizar los valores propios que son iguales o mayores que el valor promedio de todos los valores propios, por ejemplo. Como se indicó anteriormente, es posible cambiar el método de selección de los valores propios que se utilizarán al derivar el coeficiente α según el uso previsto.

De lo anterior, fue posible aprender que al ajustar el número de valor propio utilizado s, que es el número de valores propios de la matriz de autocorrelación R que se utilizan para derivar el coeficiente α , es posible realizar el diagnóstico de anomalías del cojinete 106 con mayor precisión.

El procesamiento en esta realización es el siguiente.

Es decir, en base a los hallazgos obtenidos por este experimento, la matriz de autocorrelación R derivada de los datos medidos de vibraciones de un objeto se somete a una descomposición en valores singulares y, utilizando algunos de los valores propios obtenidos, se deriva el coeficiente del modelo autorregresivo revisado que se aproxima a los datos medidos. Luego, a partir del modelo autorregresivo revisado especificado por el coeficiente derivado, no se deriva un valor predicho de los datos medidos calculando el lado derecho de la ecuación 1, sino que se adquiere una característica de frecuencia del modelo autorregresivo revisado utilizando el coeficiente derivado. Luego, en base a la característica de frecuencia adquirida, se diagnostica la anomalía del objeto. Sin embargo, en esta realización se

puede agregar al procesamiento un procesamiento para derivar el valor predicho de los datos medidos (el valor del lado izquierdo de la ecuación 1).

(Configuración del sistema)

La Fig. 9 es un diagrama que ilustra un ejemplo de una configuración del sistema de diagnóstico en esta realización. El sistema de diagnóstico es un sistema para realizar un diagnóstico de anomalías de un objeto que se mueve periódicamente. El sistema de diagnóstico incluye un aparato 900 de procesamiento de información y un dispositivo 901 de medición de vibraciones. En esta realización, el sistema de diagnóstico realiza un diagnóstico de anomalías de un cojinete utilizado para un carrito ferroviario.

El aparato 900 de procesamiento de información es un aparato de procesamiento de información, como un ordenador personal (PC), un dispositivo servidor o una tableta que realiza un diagnóstico de anomalías de un cojinete. Además, el aparato 900 de procesamiento de información puede ser un ordenador incorporada en un vagón eléctrico o similar.

El dispositivo 901 de medición de vibraciones es un dispositivo de medición que incluye un sensor tal como un sensor de aceleración, detecta vibraciones del objeto a través del sensor y emite una señal según las vibraciones detectadas a un aparato externo tal como el aparato 900 de procesamiento de información por cable o radio.

(Configuración funcional del aparato de procesamiento de información)

Se explicará un ejemplo de funciones que tiene el aparato 900 de procesamiento de información con referencia a la Fig. 9.

El aparato 900 de procesamiento de información incluye una unidad 910 de adquisición, una unidad 920 de determinación, una unidad 930 de diagnóstico, una unidad 940 de evaluación y una unidad 950 de salida.

<Unidad 910 de adquisición>

La unidad 910 de adquisición adquiere los datos medidos y relativos a los movimientos periódicos del objeto que se mueve periódicamente.

En esta realización, la unidad 910 de adquisición adquiere los datos medidos y de las vibraciones medidas por el dispositivo 901 de medición de vibraciones colocado en la posición 111 cuando el cojinete 106 está girando.

<Unidad 920 de determinación>

La unidad 920 de determinación determina el coeficiente α en el modelo autorregresivo revisado basándose en los datos medidos y adquiridos por la unidad 910 de adquisición. El modelo autorregresivo revisado es la ecuación 1 que expresa el valor predicho $y^{\wedge}_k$ de los datos medidos y utilizando valores reales y_{k-1} a y_{k-m} de los datos medidos y los coeficientes α ($=\alpha_1$ a α_m) correspondientes a estos valores reales. La unidad 920 de determinación determina el coeficiente α en el modelo autorregresivo revisado utilizando la ecuación 12 que es una ecuación que utiliza una primera matriz R' (ecuación 10) obtenida extrayendo los componentes útiles para el diagnóstico de anomalías del objeto de la matriz de autocorrelación R en lugar de la matriz de autocorrelación R expresada por la ecuación 7 en la ecuación (una ecuación de Yule-Walker) utilizada para determinar los coeficientes en la matriz de autocorrelación que se conoce generalmente. La ecuación 6 es una ecuación en donde la matriz de autocorrelación R cuyo componente es la autocorrelación de los datos medidos y con un desfase temporal de 0 a $m - 1$ se establece en una matriz de coeficientes y un vector de autocorrelación cuyo componente es la autocorrelación de los datos medidos y con un desfase temporal de 1 a m se establecen en un vector constante.

La ecuación 6 se puede derivar como una expresión condicional que expresa una condición que minimiza un error cuadrático entre el valor predicho $y^{\wedge}_k$ de los datos medidos y calculados por la ecuación 1 y el valor medido real y_k de los datos medidos y en el tiempo k correspondiente al valor predicho $y^{\wedge}_k$ de los datos medidos y. La primera matriz R' se deriva de la matriz diagonal Σ en donde los valores propios de la matriz de autocorrelación R derivada al someter la matriz de autocorrelación R a la descomposición en valores singulares (ecuación 8) se establecen en componentes diagonales y la matriz ortogonal U en donde los vectores propios de la matriz de autocorrelación R se establecen en componentes de columna. La primera matriz R' es la matriz $U_s \Sigma_s U_s^T$ derivada de la matriz Σ_s en donde s partes de los valores propios como el número de valor propio utilizado se establecen en los componentes diagonales, que es una submatriz de la matriz diagonal Σ , y la matriz U_s en donde los vectores propios correspondientes a s partes de los valores propios como el número de valor propio utilizado se establecen en el vector de componente de columna, que es una submatriz de la matriz ortogonal U , utilizando, de los valores propios de la matriz de autocorrelación R , s partes de los valores propios como el número de valor propio utilizado que se establece en 1 o más y menos de m . S partes de los valores propios como el número de valor propio utilizado se pueden establecer para incluir el valor propio que tiene el valor más grande de los valores propios de la matriz de autocorrelación R , pero se eligen preferiblemente en orden descendente de valor.

Cuando la unidad 940 de evaluación descrita más adelante evalúa que el diagnóstico de anomalía del objeto no es exitoso, la unidad 920 de determinación restablece el número de valor propio utilizado s y determina nuevamente el coeficiente α en el modelo autorregresivo revisado.

<Unidad 930 de diagnóstico>

- 5 La unidad 930 de diagnóstico diagnostica la anomalía del objeto basándose en el coeficiente α determinado por la unidad 920 de determinación. La unidad 930 de diagnóstico puede derivar la característica de frecuencia que muestra la distribución de frecuencias del modelo autorregresivo revisado a partir de la ecuación 18 utilizando el coeficiente α determinado por la unidad 920 de determinación para diagnosticar la anomalía del objeto basándose en esta característica de frecuencia. Además, la unidad 930 de diagnóstico puede considerar la presencia o ausencia de la anomalía en el objeto como resultado del diagnóstico o considerar la parte que tiene una anomalía en el objeto como resultado del diagnóstico basándose en la frecuencia en donde se muestra un pico en la característica de frecuencia.

En esta realización, la presencia o ausencia de un defecto en el cojinete 106 o en la parte que presenta un defecto se considera como resultado del diagnóstico.

<Unidad 940 de evaluación>

- 15 La unidad 940 de evaluación evalúa si el diagnóstico de anomalía del objeto realizado por la unidad 930 de diagnóstico es exitoso o no. Cuando la unidad 940 de evaluación evalúa que el diagnóstico de anomalía del objeto no es exitoso, la unidad 920 de determinación descrita anteriormente restablece el número de valor propio utilizado s y determina nuevamente el coeficiente α del modelo autorregresivo revisado.

<Unidad 950 de salida>

- 20 La unidad 950 de salida emite información relacionada con el resultado del diagnóstico realizado por la unidad 930 de diagnóstico.

(Configuración del hardware del aparato de procesamiento de información)

La Fig. 10 es un diagrama que ilustra un ejemplo de una configuración de hardware del aparato 900 de procesamiento de información.

- 25 El aparato 900 de procesamiento de información incluye una CPU 1000, una memoria 1001 principal, una memoria 1002 auxiliar y una IF 1003 de entrada/salida. Estos respectivos componentes están conectados para poder comunicarse entre sí a través de un bus 1004 de sistema.

- 30 La CPU 1000 es una unidad central de procesamiento que controla el aparato de procesamiento de información. La memoria 1001 principal es una memoria como una RAM (memoria de acceso aleatorio) que funciona como un área de trabajo o una ubicación de almacenamiento temporal para los datos de la CPU 1000. La memoria 1002 auxiliar es una memoria como una ROM (memoria de solo lectura), una HDD (unidad de disco duro) o una SSD (unidad de estado sólido) que almacena varios datos de configuración de programas, datos medidos emitidos por el dispositivo 901 de medición de vibraciones, información de diagnóstico, etc. La interfaz 1003 de entrada/salida es una interfaz utilizada para intercambiar información con un dispositivo externo como el dispositivo 901 de medición de vibraciones.

- 35 La CPU 1000 ejecuta el procesamiento basado en programas almacenados en la memoria 1002 auxiliar y similares, y de ese modo se logran las funciones del aparato 900 de procesamiento de información explicadas en la Fig. 9 y el procesamiento de un diagrama de flujo que se explicará más adelante en la Fig. 11, y similares.

(Procesamiento de diagnóstico de anomalías)

- 40 En esta realización, el sistema de diagnóstico está configurado para diagnosticar la anomalía del cojinete 106 basándose en datos medidos de vibraciones medidas por el dispositivo 901 de medición de vibraciones colocado en la posición 111 en el mismo estado que en la Fig. 1. En esta realización, el sistema de diagnóstico está configurado para diagnosticar la anomalía del cojinete 106 especificando en cuál de las partes del cojinete 106 existe un defecto, pero puede configurarse para diagnosticar la anomalía del cojinete 106 especificando si existe o no un defecto en el cojinete 106. En esta realización, el sistema de diagnóstico está configurado para diagnosticar la anomalía del cojinete 45 106 basándose en los datos medidos de antemano por el dispositivo 901 de medición de vibraciones.

La Fig. 11 es un diagrama de flujo que ilustra un ejemplo del procesamiento del aparato 900 de procesamiento de información.

- 50 En S1101, la unidad 910 de adquisición adquiere los datos medidos y de vibraciones medidas por el dispositivo 901 de medición de vibraciones. La unidad 910 de adquisición adquiere, como datos medidos y , y_1 a y_M siendo datos medidos en un tiempo 1 a un tiempo M .

En S1102, la unidad 920 de determinación genera la matriz de autocorrelación R utilizando la ecuación 5 y la ecuación 7 basándose en los datos medidos y adquiridos en S1101, una constante M establecida de antemano y un número m

que indica cuántos fragmentos de datos pasados se utilizan para aproximar los datos en un momento determinado en el modelo autorregresivo revisado. La unidad 920 de determinación lee fragmentos de información sobre M y m almacenados de antemano, para adquirir así M y m . En esta realización, el valor de m es 1500. Además, M es un número entero mayor que m .

- 5 En S1103, la unidad 920 de determinación somete la matriz de autocorrelación R generada en S1102 a una descomposición en valores singulares, para adquirir de ese modo la matriz ortogonal U y la matriz diagonal Σ de la ecuación 8, y adquiere los valores propios σ_{11} a σ_{mm} de la matriz de autocorrelación R de la matriz diagonal Σ .

10 En S1104, la unidad 920 de determinación establece el número de valor propio utilizado s , que es el número de valores propios de la matriz de autocorrelación R que se utilizará para derivar el coeficiente α del modelo autorregresivo revisado, en uno.

15 En S1105, la unidad 920 de determinación elige, de σ_{11} entre σ_{mm} los valores propios plurales de la matriz de autocorrelación R , los valores propios σ_{11} a σ_{ss} a partir del mayor número de valores propios s utilizado como los valores propios de la matriz de autocorrelación R que se utilizará para derivar el coeficiente α del modelo autorregresivo revisado. A continuación, la unidad 920 de determinación determina el coeficiente α del modelo autorregresivo revisado utilizando la ecuación 13 en función de los datos medidos y , los valores propios σ_{11} a σ_{ss} y la matriz ortogonal U obtenida mediante la descomposición en valores singulares de la matriz de autocorrelación R .

En S1106, la unidad 930 de diagnóstico adquiere la característica de frecuencia del modelo autorregresivo revisado especificado por el coeficiente α determinado en S1105 utilizando la ecuación 18 basada en el coeficiente α determinado en S1105.

- 20 En S1107, la unidad 930 de diagnóstico diagnostica la anomalía del cojinete 106 basándose en la característica de frecuencia adquirida en S1106.

25 En esta realización, la información de diagnóstico, que es información utilizada para el diagnóstico de anomalías del cojinete 106, que es información que indica la correspondencia de la frecuencia a la que se eleva un pico en la característica de frecuencia y el estado del cojinete 106, se almacena en la memoria auxiliar de antemano. La información de diagnóstico es información que indica que el cojinete 106 es normal siempre que la frecuencia a la que se eleva un pico en la característica de frecuencia esté dentro de un rango establecido y que el cojinete 106 tiene un defecto siempre que la frecuencia a la que se eleva un pico en la característica de frecuencia esté fuera de un rango establecido, o similar, por ejemplo. Además, la información de diagnóstico puede ser información que indica el rango de la frecuencia en donde un pico se eleva en la característica de frecuencia, que corresponde al estado en donde el cojinete 106 tiene un defecto en una parte específica, por ejemplo. Además, en el caso en donde el cojinete 106 está en un estado en donde tiene un defecto siempre que un pico se eleva a una frecuencia que es igual o mayor que un valor umbral establecido y el cojinete 106 está en un estado normal siempre que un pico se eleva a una frecuencia que es menor que el valor umbral, por ejemplo, la información de diagnóstico puede ser información sobre el valor umbral.

35 Además, como se ilustra en las Fig. 6A a 6C y en las Fig. 8A a 8C, incluso cuando los objetos que son un objetivo a diagnosticar, como el cojinete 106, están en el mismo estado, difieren en el lugar donde un pico se eleva en la característica de frecuencia del modelo autorregresivo revisado según el valor del número de valor propio utilizado s . Por lo tanto, la memoria 1002 auxiliar almacena la información de diagnóstico según el número de valor propio utilizado de antemano.

40 La unidad 930 de diagnóstico adquiere la información de diagnóstico según el valor del número de valor propio utilizado s de la memoria 1002 auxiliar. En esta realización, la unidad 930 de diagnóstico adquiere, como información de diagnóstico, información de correspondencia de un estado del cojinete 106 y un rango de la frecuencia en donde un pico se eleva en la característica de frecuencia según el estado.

45 La unidad 930 de diagnóstico especifica la frecuencia a la que se eleva un pico basándose en la característica de frecuencia adquirida en S1106. La unidad 930 de diagnóstico especifica la frecuencia que es igual o mayor que un valor umbral en donde se establece una intensidad de señal como la frecuencia a la que se eleva un pico a partir de la característica de frecuencia adquirida en S1106, por ejemplo. La CPU 1000 puede especificar, en el caso en donde la frecuencia especificada a la que se eleva un pico sea consecutiva, por ejemplo (un pico se eleva a 100 Hz, 101 Hz y 102 Hz, por ejemplo), de entre estas frecuencias consecutivas, la frecuencia que tenga la intensidad de señal más alta como la frecuencia a la que se eleva un pico.

La unidad 930 de diagnóstico diagnostica la anomalía del cojinete 106 basándose en la frecuencia especificada a la que se eleva un pico y en la información de diagnóstico adquirida. La unidad 930 de diagnóstico especifica a cuál de los estados del cojinete 106 corresponde la frecuencia especificada basándose en la correspondencia del estado del cojinete 106 indicado por la información de diagnóstico y el rango de la frecuencia, por ejemplo.

55 En S1108, la unidad 940 de evaluación evalúa si el diagnóstico de anomalía es exitoso o no basándose en un resultado de diagnóstico en S1107. Cuando se especifica que el cojinete 106 está en un estado que indica que existe un defecto

en una parte específica o en un estado de ser normal en S1107, por ejemplo, la unidad 940 de evaluación evalúa que el diagnóstico de anomalía es exitoso y el aparato 900 de procesamiento de información procede al procesamiento en S1112. Cuando se especifica que el cojinete 106 está en un estado que indica que existe un defecto en una parte no especificada o no se especifica si existe o no un defecto en S1107, por ejemplo, la unidad 940 de evaluación evalúa que el diagnóstico de anomalía no es exitoso y el aparato 900 de procesamiento de información procede al procesamiento en S1109.

En S1109, la unidad 920 de determinación cambia el valor del número de valor propio utilizado s. La CPU 1000 establece, por ejemplo, un valor obtenido sumando uno al valor actual del número de valor propio utilizado s como un nuevo valor del número de valor propio utilizado s.

En S1110, la unidad 920 de determinación evalúa si el valor del número de valor propio utilizado s es mayor o no que el valor umbral establecido. Cuando la unidad 920 de determinación evalúa que el valor del número de valor propio utilizado s es mayor que el valor umbral establecido, el aparato 900 de procesamiento de información procede al procesamiento en S1111. Además, cuando la unidad 920 de determinación evalúa que el valor del número de valor propio utilizado s es igual o menor que el valor umbral establecido, el aparato 900 de procesamiento de información procede al procesamiento en S1105. De este modo, la unidad 920 de determinación utiliza el número de valor propio utilizado s modificado en el valor y determina nuevamente el coeficiente α del modelo autorregresivo revisado.

En S1111, la unidad 920 de determinación evalúa que el diagnóstico de anomalías del cojinete 106 no es exitoso y el aparato 900 de procesamiento de información procede al procesamiento en S1112.

En S1112, la unidad 950 de salida emite información que indica el resultado del diagnóstico de anomalía del cojinete 106. La unidad 950 de salida emite la información que indica el resultado del diagnóstico de anomalía del cojinete 106 mostrándola en un dispositivo de visualización, por ejemplo. Además, la unidad 950 de salida puede emitir la información que indica el resultado del diagnóstico de anomalía del cojinete 106 almacenándola en la memoria 1002 auxiliar, por ejemplo. Además, la unidad 950 de salida puede emitir la información que indica el resultado del diagnóstico de anomalía del cojinete 106 transmitiéndola a un destino de transmisión establecido, tal como un dispositivo de servidor externo, por ejemplo.

(Compendio)

Como se ha indicado anteriormente, en esta realización, el sistema de diagnóstico genera la matriz de autocorrelación R a partir de los datos medidos a partir de los movimientos periódicos del objeto, somete la matriz de autocorrelación R a la descomposición en valores singulares y determina el coeficiente α del modelo autorregresivo revisado que se aproxima a los datos medidos utilizando, de los valores propios obtenidos, un número determinado de los valores propios elegidos entre los más grandes. A continuación, el sistema de diagnóstico deriva la característica de frecuencia del modelo autorregresivo revisado a partir del coeficiente determinado α y diagnostica la anomalía del cojinete 106 basándose en la característica de frecuencia derivada. El uso de algunos de los valores propios de la matriz de autocorrelación R permite al sistema de diagnóstico determinar el coeficiente α del modelo autorregresivo revisado que se aproxima a los datos medidos de modo que el componente útil para el diagnóstico de la anomalía del cojinete 106 permanece y el componente inútil para el diagnóstico de la anomalía del cojinete 106 no permanece. Esto hace que el sistema de diagnóstico pueda realizar el diagnóstico de anomalías con mayor precisión basándose en el componente de los datos medidos útiles para el diagnóstico de anomalías del cojinete 106.

Además, el procesamiento en esta realización hace posible que el sistema de diagnóstico extraiga el componente útil para el diagnóstico de anomalías a partir de los datos medidos sin necesidad de suponer de antemano qué señal de frecuencia se utiliza para el diagnóstico de anomalías o similar.

<Realización 2>

En la realización 1, el experimento para derivar la característica de frecuencia del modelo autorregresivo revisado se realizó solo en el caso en donde el anillo interior y la carcasa de las partes que componen el cojinete 106 tienen un defecto (véase la Fig. 6A a la Fig. 6C y la Fig. 8A a la Fig. 8C). Por lo tanto, existe la posibilidad de que la detección precisa del defecto en el elemento rodante y el defecto en el anillo exterior falle en el caso en donde una frecuencia de muestreo cuando la unidad 910 de adquisición adquiere los datos medidos y de las vibraciones en S1101 es una frecuencia más alta que las frecuencias en donde un pico se eleva en los gráficos de las Fig. 6A a la Fig. 6C y la Fig. 8A a la Fig. 8C, pero las frecuencias en donde un pico se eleva en los gráficos de las características de frecuencia de un modelo autorregresivo revisado en el caso en donde el elemento rodante y el anillo exterior tienen un defecto son más altas que esta frecuencia de muestreo.

De este modo, los presentes inventores realizaron además un experimento similar al experimento para diagnosticar la anomalía del cojinete explicado en la realización 1 utilizando, como cojinete 106, un cojinete que tiene un defecto en el elemento rodante y un cojinete que tiene un defecto en el anillo exterior. A continuación, se explicarán los resultados experimentales.

La Fig. 12A y la Fig. 12B son cada una una vista que ilustra una distribución de valores propios de la matriz de autocorrelación R de manera similar a la Fig. 3A a la Fig. 3C.

El gráfico de la Fig. 12A es un gráfico que indica la distribución de los valores propios de la matriz de autocorrelación R cuando se utilizan datos medidos en el caso en donde se utilizó un cojinete, concretamente el cojinete 106 que tiene un defecto en el elemento rodante. El gráfico de la Fig. 12B es un gráfico que indica la distribución de los valores propios de la matriz de autocorrelación R cuando se utilizan datos medidos en el caso en donde se utilizó un cojinete, concretamente el cojinete 106 que tiene un defecto en el anillo exterior.

De manera similar a las Fig. 3A a 3C, los gráficos de las Fig. 12A y 12B son cada uno un gráfico en donde los valores propios σ_{11} a σ_{mm} obtenidos al someter la matriz de autocorrelación R a una descomposición en valores singulares están alineados en orden ascendente y se representan gráficamente, y el eje horizontal indica un índice del valor propio y el eje vertical indica un valor del valor propio.

En ambos casos de la Fig. 12A y la Fig. 12B, se descubre que el número de valores propios que tienen un valor significativamente mayor que el de los otros de los valores propios de la matriz de autocorrelación R es significativamente menor que el número total de valores propios.

La Fig. 13A y la Fig. 13B son vistas que ilustran formas de onda de los respectivos datos medidos de manera similar a la Fig. 4A a la Fig. 4C.

El gráfico de la Fig. 13A es un gráfico que indica la forma de onda de los datos medidos en el caso en donde se utilizó un cojinete, concretamente el cojinete 106 que tiene un defecto en el elemento rodante, y el eje horizontal indica el tiempo, y el eje vertical indica un valor real de los datos medidos en un tiempo correspondiente. El gráfico de la Fig. 13B es un gráfico que indica la forma de onda de los datos medidos en el caso en donde se utilizó un cojinete, concretamente el cojinete 106 que tiene un defecto en el anillo exterior, y el eje horizontal indica el tiempo y el eje vertical indica un valor real de los datos medidos en un tiempo correspondiente.

La Fig. 14A y la Fig. 14B son vistas que ilustran cada una de ellas una forma de onda de datos medidos aproximados por un modelo autorregresivo revisado especificado por el coeficiente α derivado al establecer el número de valor propio utilizado s en uno, de manera similar a la Fig. 5A a la Fig. 5C.

El gráfico de la Fig. 14A es un gráfico que indica la forma de onda de los datos medidos aproximados por el modelo autorregresivo revisado especificado por el coeficiente α derivado de los datos medidos en el caso en donde se utilizó un cojinete, a saber, el cojinete 106 que tiene un defecto en el elemento rodante, estableciendo el número de valor propio utilizado s en uno, y el eje horizontal indica el tiempo y el eje vertical indica un valor previsto de los datos medidos en un tiempo correspondiente.

El gráfico de la Fig. 14B es un gráfico que indica la forma de onda de los datos medidos aproximados por el modelo autorregresivo revisado especificado por el coeficiente α derivado de los datos medidos en el caso en que se utilizó un cojinete, a saber, el cojinete 106 que tiene un defecto en el anillo exterior, estableciendo el número de valor propio utilizado s en uno, y el eje horizontal indica el tiempo y el eje vertical indica un valor previsto de los datos medidos en un tiempo correspondiente.

Se descubre que los componentes de ruido se han reducido a partir de los respectivos gráficos de la Fig. 14A y la Fig. 14B en comparación con los respectivos gráficos de la Fig. 13A y la Fig. 13B.

Las Fig. 15A y 15C son vistas que ilustran cada una una característica de frecuencia del modelo autorregresivo revisado especificado por el coeficiente α derivado al establecer el número de valor propio utilizado s en uno, de manera similar a las Fig. 6A a 6C. Los gráficos de las Fig. 15A y 15B son gráficos que indican las características de frecuencia de las respectivas formas de onda de las Fig. 14A y 14B.

El gráfico de la Fig. 15A es un gráfico que indica la característica de frecuencia, que se deriva mediante la ecuación 18, del modelo autorregresivo revisado especificado por el coeficiente α derivado de los datos medidos en el caso en donde se utilizó un cojinete, a saber, el cojinete 106 que tiene un defecto en el elemento rodante, estableciendo el número de valor propio utilizado s en uno, y el eje horizontal indica la frecuencia y el eje vertical indica una intensidad de señal. El gráfico de la Fig. 15B es un gráfico que indica la característica de frecuencia, que se deriva mediante la ecuación 18, del modelo autorregresivo revisado especificado por el coeficiente α derivado de los datos medidos en el caso en donde se utilizó un cojinete, a saber, el cojinete 106 que tiene un defecto en el anillo exterior, estableciendo el número de valor propio utilizado s en uno, y el eje horizontal indica la frecuencia y el eje vertical indica una intensidad de señal.

Al observar el gráfico de la Fig. 15A, se revela que un pico se eleva en un lugar de la frecuencia de 19853 Hz. Además, al observar el gráfico de la Fig. 15B, se revela que un pico se eleva en un lugar de la frecuencia de 23007 Hz.

Al observar las frecuencias a las que se eleva un pico en los respectivos gráficos de las Fig. 15A y 15B, se revela que la frecuencia en la Fig. 15B es más alta que la de la Fig. 15A. Además, la frecuencia a la que se eleva un pico en cada uno de los gráficos de las Fig. 15A y 15B es significativamente más alta que la de cada uno de los gráficos de las Fig. 6A a 6C. Por lo tanto, se descubre que es posible evaluar la presencia o ausencia de un defecto en el elemento rodante o en el anillo exterior del cojinete 106 a partir de la característica de frecuencia del modelo autorregresivo revisado especificado por el coeficiente α derivado al establecer el número de valor propio utilizado s en uno.

La Fig. 16A y la Fig. 16B son vistas que ilustran cada una una forma de onda del modelo autorregresivo revisado especificado por el coeficiente α derivado al establecer el número de valor propio utilizado s en cinco, de manera similar a la Fig. 7A a la Fig. 7C.

El gráfico de la Fig. 16A es un gráfico que indica la forma de onda de los datos medidos aproximados por el modelo autorregresivo revisado especificado por el coeficiente α derivado de los datos medidos en el caso en donde se utilizó un cojinete, a saber, el cojinete 106 que tiene un defecto en el elemento rodante, estableciendo el número de valor propio utilizado s en cinco, y el eje horizontal indica el tiempo y el eje vertical indica un valor previsto de los datos medidos en un tiempo correspondiente. El gráfico de la Fig. 16B es un gráfico que indica la forma de onda de los datos medidos aproximados por el modelo autorregresivo revisado especificado por el coeficiente α derivado de los datos medidos en el caso en donde se utilizó un cojinete, a saber, el cojinete 106 que tiene un defecto en el anillo exterior, estableciendo el número de valor propio utilizado s en cinco, y el eje horizontal indica el tiempo y el eje vertical indica un valor previsto de los datos medidos en un tiempo correspondiente.

Las Fig. 17A y 17B son vistas que ilustran cada una una característica de frecuencia del modelo autorregresivo revisado especificado por el coeficiente α derivado al establecer el número de valor propio utilizado s en cinco, de manera similar a las Fig. 8A a 8C. Los gráficos de las Fig. 17A y 17B son gráficos que indican las características de frecuencia de las respectivas formas de onda de las Fig. 16A y 16B.

El gráfico de la Fig. 17A es un gráfico que indica la característica de frecuencia, que se deriva mediante la ecuación 18, del modelo autorregresivo revisado especificado por el coeficiente α derivado de los datos medidos en el caso en donde se utilizó un cojinete, a saber, el cojinete 106 que tiene un defecto en el elemento rodante, estableciendo el número de valor propio utilizado s en cinco, y el eje horizontal indica la frecuencia y el eje vertical indica una intensidad de señal. El gráfico de la Fig. 17B es un gráfico que indica la característica de frecuencia, que se deriva mediante la ecuación 18, del modelo autorregresivo revisado especificado por el coeficiente α derivado de los datos medidos en el caso en donde se utilizó un cojinete, a saber, el cojinete 106 que tiene un defecto en el anillo exterior, estableciendo el número de valor propio utilizado s en cinco, y el eje horizontal indica la frecuencia y el eje vertical indica una intensidad de señal.

Al observar el gráfico de la Fig. 17A se revela que un pico se eleva en un lugar donde la frecuencia es 19853 Hz. Además, al observar el gráfico de la Fig. 17B se revela que un pico se eleva en un lugar donde la frecuencia es 22785 Hz y en un lugar donde la frecuencia es 23020 Hz.

Al observar los picos en los gráficos respectivos en las Fig. 6A a 6C, las Fig. 8A a 8C, las Fig. 15A y 15B, y las Fig. 17A y 17B, se revela que de los picos generados cuando el cojinete 106 tiene un defecto, el pico en la frecuencia más alta es el pico generado en la proximidad de 23000 Hz en el caso en que existe un defecto en el anillo exterior.

De lo anterior, el presente inventor ha aprendido que las vibraciones del cojinete 106 se miden a una frecuencia de muestreo en donde es detectable un pico a una frecuencia de 23000 Hz, lo que hace posible detectar un defecto generado en cada parte del cojinete 106. Además, la frecuencia a la que se muestra un pico en la característica de frecuencia del modelo autorregresivo revisado obtenido a partir de los datos medidos de las vibraciones del cojinete 106 parece ser proporcional al número de rotaciones del anillo interior del cojinete 106. La frecuencia más grande de las frecuencias a las que se muestra un pico en la característica de frecuencia del modelo autorregresivo revisado es 23000 Hz y el número de rotaciones del anillo interior del cojinete 106 es 2954,7 rpm. Por lo tanto, los presentes inventores han descubierto que, debido a la falla interna, en el cojinete 106 se genera una señal con una frecuencia de hasta aproximadamente 7,8 ($\approx 23000/2954,7$) veces mayor que el número de rotaciones del anillo interior. Es decir, las vibraciones relacionadas con los movimientos de rotación del anillo interior del cojinete 106 se miden a una frecuencia de muestreo en donde es detectable un pico a 7,8 veces la frecuencia (Hz) del número de rotaciones (rpm) del anillo interior del cojinete 106, lo que permite detectar un defecto generada en cada parte del cojinete 106.

De este modo, en esta realización, se realiza el mismo procesamiento que en la realización 1 sobre los datos relativos a las vibraciones relacionadas con el movimiento de rotación del anillo interior del cojinete 106 medidos a una frecuencia de muestreo a la que una señal que tiene 7,8 veces la frecuencia (Hz) del número de rotaciones (rpm) del anillo interior del cojinete 106 es detectable desde el cojinete 106 que tiene el anillo interior para girar.

La configuración del sistema del sistema de diagnóstico en esta realización es la misma que en la realización 1. Además, la configuración de hardware y la configuración funcional del aparato 900 de procesamiento de información también son las mismas que en la realización 1.

Se explicarán las diferencias con la realización 1 en el procesamiento del sistema de diagnóstico en esta realización.

En esta realización, el dispositivo 901 de medición de vibraciones mide las vibraciones del cojinete 106 a una frecuencia de muestreo en donde es detectable una señal que tiene 7,8 veces la frecuencia (Hz) del número de rotaciones (rpm) del anillo interior del cojinete 106. El dispositivo 901 de medición de vibraciones mide vibraciones relacionadas con los movimientos de rotación del anillo interior del cojinete 106 a 15,6 veces la frecuencia de muestreo (Hz) del número de rotaciones (rpm) del anillo interior del cojinete 106 de modo que, por ejemplo, una frecuencia de Nyquist (Hz) aumenta 7,8 veces el número de rotaciones (rpm) del anillo interior del cojinete 106. Además, el

dispositivo 901 de medición de vibraciones puede medir vibraciones relacionadas con los movimientos de rotación del anillo interior del cojinete 106 a una frecuencia de muestreo (Hz) que es igual o mayor que 15,6 veces el número de rotaciones (rpm) del anillo interior del cojinete 106, por ejemplo.

5 En S1101, la unidad 910 de adquisición adquiere los datos medidos y de vibraciones medidas por el dispositivo 901 de medición de vibraciones a una frecuencia de muestreo a la que es detectable una señal que tiene 7,8 veces la frecuencia (Hz) del número de rotaciones (rpm) del anillo interior del cojinete 106.

10 Como se indicó anteriormente, en esta realización, el sistema de diagnóstico está diseñado para realizar el diagnóstico de anomalías del cojinete 106 basándose en los datos medidos a una frecuencia de muestreo a la que es detectable una señal que tiene 7,8 veces la frecuencia (Hz) del número de rotaciones (rpm) del anillo interior del cojinete 106. Esto hace que el sistema de diagnóstico pueda detectar un defecto generado en cada parte del cojinete 106.

<Realización 3>

(Esquema del procesamiento en esta realización)

15 En las realizaciones 1, 2, el sistema de diagnóstico genera la matriz de autocorrelación R a partir de los datos medidos a partir de los movimientos periódicos del objeto, somete la matriz de autocorrelación R a la descomposición en valores singulares y determina el coeficiente α del modelo autorregresivo revisado que se aproxima a los datos medidos utilizando, de entre los valores propios obtenidos, un número determinado de los valores propios elegidos entre los más grandes. A continuación, el sistema de diagnóstico deriva la característica de frecuencia del modelo autorregresivo revisado a partir del coeficiente α determinado y diagnostica la anomalía del cojinete 106 basándose en la característica de frecuencia derivada.

20 En esta realización, se explicará el procesamiento para diagnosticar la anomalía del cojinete basándose en un patrón del coeficiente α determinado.

(Experimento para diagnosticar una anomalía en el cojinete)

Se explicará un experimento realizado para evaluar la precisión del diagnóstico de anomalías del cojinete utilizado para el carrito ferroviario.

25 El estado de este experimento es el mismo que el de los experimentos explicados en las realizaciones 1, 2 ilustradas en la Fig. 1A y la Fig. 1B.

30 En este experimento, de manera similar a las realizaciones 1, 2, se adquirieron datos medidos de vibraciones en la posición 111 en cada uno de los casos del cojinete normal 106, el caso del cojinete 106 que tenía un defecto en el anillo interior, el caso del cojinete 106 que tenía un defecto en la carcasa, el caso del cojinete 106 que tenía un defecto en el elemento rodante y el caso del cojinete 106 que tenía un defecto en el anillo exterior. A continuación, para cada uno de los datos medidos obtenidos, se derivó la matriz de autocorrelación R utilizando la ecuación 5 y la ecuación 7 y se sometió a la descomposición en valores singulares expresada por la ecuación 8, para de ese modo derivar valores propios de la matriz de autocorrelación R, y se derivó una distribución de los valores propios de la matriz de autocorrelación R. En este experimento, el valor de m se estableció en 500.

35 Además, en este experimento, se realizó el siguiente procesamiento durante q veces en cada uno de los casos en donde el cojinete 106 está en un estado normal sin defectos, el caso en donde el cojinete 106 está en un estado de tener un defecto en el anillo interior, el caso en donde el cojinete 106 está en un estado de tener un defecto en la carcasa, el caso en donde el cojinete 106 está en un estado de tener un defecto en el elemento rodante y el caso en donde el cojinete 106 está en un estado de tener un defecto en el anillo exterior. En este experimento, q se estableció en 50, pero se puede establecer en otro valor como 30 o 100. Es decir, del cojinete 106, se adquirieron M piezas de datos medidos continuos, para cada una de las M piezas de los datos medidos continuos adquiridos, la matriz Σ_s y la matriz U_s se derivaron utilizando la ecuación 11, y el coeficiente α del modelo autorregresivo revisado se derivó utilizando la ecuación 5 y la ecuación 13. El número de valor propio utilizado s se estableció en tres.

40 De este modo, en cada uno de los cinco casos, a saber, el caso en donde el cojinete 106 está en un estado normal sin defectos, el caso en donde el cojinete 106 está en un estado de tener un defecto en el anillo interior, el caso en donde el cojinete 106 está en un estado de tener un defecto en la carcasa, el caso en donde el cojinete 106 está en un estado de tener un defecto en el elemento rodante y el caso en donde el cojinete 106 está en un estado de tener un defecto en el anillo exterior, se adquirieron q partes de los coeficientes α del modelo autorregresivo revisado.

45 El estado en donde se puede poner el cojinete 106 se establece en cinco estados, a saber, el estado normal sin defectos, el estado con un defecto en el anillo interior, el estado con un defecto en la carcasa, el estado con un defecto en el elemento rodante y el estado con un defecto en el anillo exterior. El número de estados en donde se puede poner el cojinete 106 se establece en p a continuación. En este experimento, p es cinco.

50 La Fig. 18 es una vista que ilustra los patrones de los coeficientes α derivados por los procedimientos descritos anteriormente en cada uno de los casos en donde el cojinete 106 está en un estado normal, el caso en donde el

cojinete 106 está en un estado en donde tiene un defecto en el anillo interior, el caso en donde el cojinete 106 está en un estado en donde tiene un defecto en la carcasa, el caso en donde el cojinete 106 está en un estado en donde tiene un defecto en el elemento rodante y el caso en donde el cojinete 106 está en un estado en donde tiene un defecto en el anillo exterior. El patrón del coeficiente α es información que indica una forma formada cuando los componentes del coeficiente α están alineados. En este experimento, m es 500 y, por lo tanto, el coeficiente α está compuesto por 500 piezas de componentes. α_1 a α_{500} . Cada uno de los patrones ilustrados en la Fig. 18 es un patrón en donde los componentes α_i ($1 \leq i \leq 500$) están alineados en un orden de índice i . Este índice i puede considerarse como un índice que indica un punto de medición de los datos medidos y relacionados con los componentes del coeficiente en la ecuación 1. Es decir, cada uno de los patrones ilustrados en la Fig. 18 es un ejemplo del patrón en donde los respectivos componentes del coeficiente α están alineados en función del punto de medición de los datos medidos y relacionados con los respectivos componentes en la ecuación 1.

Los ejemplos del patrón del coeficiente α incluyen un vector en donde los componentes del coeficiente α están alineados en el orden del índice, un vector en donde los componentes del coeficiente α están alineados en el orden del índice de manera de omitir un número predeterminado (por ejemplo, uno o similar), un vector en donde los componentes del coeficiente α están alineados en el orden inverso a los índices, y así sucesivamente. Además, los ejemplos del patrón del coeficiente α incluyen un vector en donde los componentes del coeficiente α resultantes de sumar el mismo valor a los respectivos componentes están alineados en el orden de índice, un vector en donde los componentes del coeficiente α resultantes de sumar el mismo valor a los respectivos componentes están alineados en el orden de índice de una manera para omitir un número predeterminado (por ejemplo, uno o similar), un vector en donde los componentes del coeficiente α resultantes de sumar el mismo valor a los respectivos componentes están alineados en el orden inverso a los índices, y así sucesivamente. Además, los ejemplos del patrón del coeficiente α incluyen un vector en donde los componentes del coeficiente α resultantes de multiplicar los respectivos componentes por el mismo valor están alineados en el orden de índice, un vector en donde los componentes del coeficiente α resultantes de multiplicar los respectivos componentes por el mismo valor están alineados en el orden de índice de una manera para omitir un número predeterminado (por ejemplo, uno o similar), un vector en donde los componentes del coeficiente α resultantes de multiplicar los respectivos componentes por el mismo valor están alineados en orden inverso a los índices, y así sucesivamente. Además, el patrón del coeficiente α que es la información que indica la forma que se forma cuando los componentes del coeficiente α están alineados no es un vector, sino que puede ser una imagen de un gráfico en donde los componentes del coeficiente α están alineados.

Al observar los patrones ilustrados en la Fig. 18, es posible reconocer lo siguiente. En el caso del cojinete 106 que tiene un defecto en el anillo exterior, cada uno de los patrones de q piezas de los coeficientes α es un patrón tal que muestra una región rodeada por dos líneas onduladas simétricas verticales. Además, en el caso del cojinete 106 que tiene un defecto en el elemento rodante, cada uno de los patrones de q piezas de los coeficientes α es un patrón tal que una pluralidad de líneas onduladas se superponen. Además, en el caso del cojinete 106 que tiene un defecto en el anillo interior, cada uno de los patrones de q piezas de los coeficientes α es un patrón en donde un patrón de chebrones que tiene cuatro picos es continuo. Además, en el caso del cojinete 106 sin defectos, cada uno de los patrones de q piezas de los coeficientes α es un patrón de forma de onda que decae gradualmente. Además, en el caso de que el cojinete 106 tenga un defecto en la carcasa, cada uno de los patrones de q piezas de los coeficientes α es un patrón en donde un patrón de chebrón que tiene dos picos es continuo.

Como se mencionó anteriormente, es posible reconocer que el coeficiente α del modelo autorregresivo revisado exhibe un patrón característico en cada uno de los casos del cojinete normal 106, el caso del cojinete 106 que tiene un defecto en el anillo interior, el caso del cojinete 106 que tiene un defecto en la carcasa, el caso del cojinete 106 que tiene un defecto en el elemento rodante y el caso del cojinete 106 que tiene un defecto en el anillo exterior.

De esta manera, los presentes inventores aprendieron que al especificar cuál de los patrones exhibe el coeficiente α del modelo autorregresivo revisado, se puede realizar el diagnóstico del cojinete 106.

Además, en este experimento, se especificó un patrón representativo del coeficiente α del modelo autorregresivo revisado mediante el aprendizaje en cada uno de los casos del cojinete normal 106, el caso del cojinete 106 que tiene un defecto en el anillo interior, el caso del cojinete 106 que tiene un defecto en la carcasa, el caso del cojinete 106 que tiene un defecto en el elemento rodante y el caso del cojinete 106 que tiene un defecto en el anillo exterior como se muestra a continuación.

En primer lugar, una matriz Y que tiene un tamaño de $m \times d$ que tiene columnas que representan los coeficientes respectivos α ilustrados en la Fig. 18 se genera como la ecuación 19 a continuación. d es $p \times q$, y es 250 en este experimento.

[Ecuación Matemática 19]

[Ecuación Matemática 19]

$$Y = \begin{pmatrix} \alpha_{1,(0,i)} & \cdots & \alpha_{1,(0,q)} & \alpha_{1,(1,i)} & \cdots & \alpha_{1,(1,q)} & \cdots & \alpha_{1,(p-1,q)} \\ \alpha_{2,(0,i)} & \cdots & \alpha_{2,(0,q)} & \alpha_{2,(1,i)} & \cdots & \alpha_{2,(1,q)} & \cdots & \alpha_{2,(p-1,q)} \\ \vdots & & \vdots & \vdots & & \vdots & & \vdots \\ \alpha_{m,(0,i)} & \cdots & \alpha_{m,(0,q)} & \alpha_{m,(1,i)} & \cdots & \alpha_{m,(1,q)} & \cdots & \alpha_{m,(p-1,q)} \end{pmatrix} \quad (\text{Ecuación 19})$$

$\alpha_{k, (i,j)}$ en la ecuación 19 representa un componente k -ésimo del coeficiente α determinado a partir de los datos medidos j -ésimos de los q datos medidos del cojinete 106 en un estado correspondiente a i . En este experimento, el componente del coeficiente α determinado a partir de los datos medidos del cojinete 106 en un estado de tener un defecto en el anillo exterior es $\alpha_{k, (0,j)}$ en la ecuación 19 ($1 \leq k \leq m$, $1 \leq j \leq q$). Además, el componente del coeficiente α determinado a partir de los datos medidos del cojinete 106 en un estado de tener un defecto en el elemento rodante es $\alpha_{k, (1,j)}$ en la ecuación 19 ($1 \leq k \leq m$, $1 \leq j \leq q$). Además, el componente del coeficiente α determinado a partir de los datos medidos del cojinete 106 en un estado de tener un defecto en el anillo interior es $\alpha_{k, (2,j)}$ en la ecuación 19 ($1 \leq k \leq m$, $1 \leq j \leq q$). Además, el componente del coeficiente α determinado a partir de los datos medidos del cojinete 106 en un estado normal sin defectos es $\alpha_{k, (3,j)}$ en la ecuación 19 ($1 \leq k \leq m$, $1 \leq j \leq q$). Además, el componente del coeficiente α determinado a partir de los datos medidos del cojinete 106 en un estado de tener un defecto en la carcasa es $\alpha_{k, (4,j)}$ en la ecuación 19 ($1 \leq k \leq m$, $1 \leq j \leq q$).

En este experimento, la matriz Y se somete a una factorización matricial no negativa, para de esta manera especificar el patrón representativo del coeficiente α del modelo autorregresivo revisado en cada uno de los estados del cojinete 106. Para someter la matriz Y a la factorización matricial no negativa, es necesario ajustar cada uno de los componentes de la propia matriz Y a un valor no negativo sin cambiar los patrones de los coeficientes α de las columnas de la matriz Y . De esta manera, los componentes de la matriz Y se ajustan cada uno a un valor no negativo sumando el valor absoluto del componente más pequeño de los componentes que son menores que 0 de la matriz Y a cada uno de los componentes de la matriz Y , por ejemplo. Una matriz cuyos componentes son valores no negativos se establece como una matriz no negativa a continuación.

Como se expresa en la expresión 20 a continuación, la matriz Y es una matriz no negativa factorizada en una matriz A y una matriz P , cada una de las cuales es una matriz de valor no negativo. La matriz A es una matriz que tiene un tamaño de $m \times p$ y la matriz P es una matriz que tiene un tamaño de $p \times d$. El número de columnas de la matriz A es un número base en la factorización de matriz no negativa y se establece en $p(5)$ como el número de estados en donde se puede llevar el cojinete 106 en esta realización. De este modo, en las columnas de la matriz A , se almacenan patrones de $p(5)$ partes de los coeficientes α (que también se denominarán bases) derivados de la matriz Y .

[Expresión matemática 20]

[Expresión matemática 20]

$$Y \approx AP, \quad A \in \mathbb{R}^{m \times p}, P \in \mathbb{R}^{p \times d} \quad (\text{Expresión 20})$$

Una función de coste J se define como en la ecuación 21 a continuación.

[Ecuación matemática 21]

[Ecuación matemática 21]

$$J(A, P) = \frac{1}{2} \|AP - Y\|_F^2 + \beta \sum_{i,k} P_{i,k} + \frac{\gamma}{2} \sum_{k,k,k \neq k} (A^T A - I)_{k,k} \quad (\text{Ecuación 21})$$

El primer término del lado derecho de la ecuación 21 representa una condición para hacer que el producto de la matriz A por la matriz P y la matriz Y concuerde entre sí en el sentido de mínimos cuadrados. El símbolo F en la parte inferior derecha del primer término del lado derecho de la ecuación 21 es un símbolo que indica la norma de Frobenius. Es decir, $\|AP - Y\|_F$ en el primer término del lado derecho de la ecuación 21 es la norma de Frobenius y da como resultado una raíz cuadrada del total de cuadrados de los valores absolutos de los componentes de una matriz $(AP - Y)$. El segundo término del lado derecho de la ecuación 21 representa una condición que requiere una propiedad dispersa de la matriz P . Agregar esta condición permite evitar el sobreaprendizaje de la factorización de matrices no negativas.

El índice i en el segundo término del lado derecho de la ecuación 21 es un índice que indica una fila de una matriz. Además, el índice k en el segundo término del lado derecho de la ecuación 21 es un índice que indica una columna de la matriz. El tercer término del lado derecho de la ecuación 21 representa una condición que requiere aproximadamente ortogonalidad entre los patrones almacenados en diferentes columnas de la matriz A , y tiene el efecto de evitar que los patrones almacenados en $p(5)$ partes de las columnas de la matriz A sean linealmente dependientes tanto como sea posible. Si los patrones almacenados en las columnas de la matriz A son linealmente

dependientes, los coeficientes (a los que también se hará referencia como pesos) cuando un determinado patrón se aproxima mediante una combinación lineal de los patrones almacenados en las columnas de la matriz A ya no se convierten en una serie, y por lo tanto la identificación de los patrones se vuelve difícil. Además, una matriz AT en el tercer término del lado derecho de la ecuación 21 es una matriz transpuesta de la matriz A, y una matriz I es una matriz unitaria. Además, los índices k, k- (expresados como k con una barra dibujada encima en la ecuación) en el tercer término del lado derecho en la ecuación 21 son índices que indican una fila y una columna de la matriz respectivamente.

En este caso, incluso cuando como función de coste J, solo se utiliza el primer término del lado derecho en la ecuación 21, las funciones de factorización de matriz no negativa, y por lo tanto como función de coste J, solo se puede utilizar el primer término del lado derecho en la ecuación 21. Además, cuando ocurre un problema como el sobreaprendizaje o la dependencia lineal descritos anteriormente, como función de coste J, se puede utilizar una ecuación formada sumando el segundo término del lado derecho y el tercer término del lado derecho en la ecuación 21 al primer término del lado derecho en la ecuación 21. Luego, cuando se suman el segundo término del lado derecho y el tercer término del lado derecho, un coeficiente β y un coeficiente γ se determinan de antemano mediante un estudio de caso, por ejemplo, de modo que sean capaces de asociar bien los respectivos estados del cojinete 106 con patrones de aprendizaje determinados por un método que se describirá en la Fig. 22, y así sucesivamente. En esta realización β se establece en 0,035 e γ se establece en 0.

La matriz Y se factoriza en la matriz A y la matriz P para minimizar esta función de coste J. Es decir, se resuelve un problema de minimización de la función de coste J definida en la ecuación 22 a continuación.

[Ecuación matemática 22]

[Ecuación matemática 22]

$$\min_{A, P} J(A, P) = \min_{A, P} \left(\frac{1}{2} \|AP - Y\|_F^2 + \beta \sum_{i,k} P_{i,k} + \frac{\gamma}{2} \sum_{k, \bar{k}; k \neq \bar{k}} (A^T A - I)_{k, \bar{k}} \right) \quad (\text{Ecuación 22})$$

$$\text{sométida a } A, P \geq 0, (A^T A)_{k,k} = 1 \quad \forall k$$

Una primera condición de restricción en la ecuación 22 es una condición que expresa que la matriz A y la matriz P son una matriz no negativa. Una segunda condición de restricción en la ecuación 22 es una condición para normalizar la matriz A. Además, el índice k en la segunda condición de restricción en la ecuación 22 es un índice que indica una fila y una columna de una matriz.

En este experimento, se realiza el siguiente procesamiento para minimizar la función de coste J. Es decir, la actualización de la matriz A y la actualización de la matriz P se realizan repetidamente utilizando la expresión 23 y la expresión 24 a continuación, para minimizar de ese modo la función de coste J. Además, para minimizar la función de coste J, se puede utilizar un método distinto del método que se describirá a continuación (por ejemplo, un método de optimización como un método de descenso más pronunciado, el método de Newton o un método de descenso de gradiente estocástico).

[Expresión matemática 23]

[Expresión matemática 23]

$$P \leftarrow P - (\eta^P) \left(\frac{\partial J}{\partial P} \right) \quad (\text{Expresión 23})$$

[Expresión matemática 24]

[Expresión matemática 24]

$$A \leftarrow A - (\eta^A) \left(\frac{\partial J}{\partial A} \right) \quad (\text{Expresión 24})$$

η^P en la expresión 23 hay un coeficiente de relajación utilizado para actualizar la matriz P. η^A en la expresión 24 es un coeficiente de relajación utilizado para actualizar la matriz A.

Una diferencia parcial de la matriz P de la función de coste J en la expresión 23 es como se expresa en la ecuación 25 a continuación.

[Ecuación matemática 25]

[Ecuación matemática 25]

5

$$\frac{\partial J}{\partial P} = A^T (AP - Y) + \beta F \quad (\text{Ecuación 25})$$

Una matriz F en la ecuación 25 es una matriz que tiene un tamaño de $p \times d$ y cuyos componentes son todos uno.

Una diferencial parcial de la matriz A de la función de coste J en la expresión 24 es como se expresa en la ecuación 26 a continuación.

[Ecuación matemática 26]

10 [Ecuación matemática 26]

$$\frac{\partial J}{\partial A} = (AP - Y)P^T + \gamma (AE - A) \quad (\text{Ecuación 26})$$

Una matriz E en la ecuación 26 es una matriz que tiene un tamaño de $p \times p$ y cuyos componentes son todos uno. La expresión 23 se reescribe utilizando la ecuación 25, para así derivar la ecuación 27 a continuación.

[Ecuación matemática 27]

15 [Ecuación matemática 27]

$$P_{i,k} - \eta_{i,k}^P (A^T (AP - Y) + \beta F)_{i,k} = P_{i,k} - \eta_{i,k}^P (A^T (AP) + \beta F)_{i,k} + \eta_{i,k}^P (A^T Y)_{i,k} \quad (\text{Ecuación 27})$$

El índice i en la ecuación 27 es un índice que indica una fila de una matriz. El índice k en la ecuación 27 es un índice que indica una columna de la matriz.

20 Como la matriz P es una matriz no negativa, el valor de la ecuación 27 debe ser un valor no negativo. El tercer término del lado derecho de la ecuación 27 es un término que inevitablemente será un valor no negativo. Es decir, siempre que el valor de una ecuación resultante de eliminar el tercer término del lado derecho de la ecuación 27 sea 0, el valor de la ecuación 27 se convierte inevitablemente en un valor no negativo. Por lo tanto, como se expresa en la ecuación 28, la actualización de la matriz P se realiza de modo que se satisfaga la condición de que el valor de una ecuación resultante de eliminar el tercer término del lado derecho de la ecuación 27 sea 0.

25 [Ecuación matemática 28]

[Ecuación matemática 28]

$$P_{i,k} - \eta_{i,k}^P (A^T (AP) + \beta F)_{i,k} = 0 \quad (\text{Ecuación 28})$$

El índice i en la ecuación 28 es un índice que indica una fila de una matriz. El índice k en la ecuación 28 es un índice que indica una columna de la matriz.

30 De la ecuación 28, el valor del coeficiente de relajación η^P en la expresión 23 se deriva como en la ecuación 29 a continuación.

[Ecuación matemática 29]

[Ecuación matemática 29]

$$\eta_{i,k}^P = \frac{P_{i,k}}{(A^T AP + \beta F)_{i,k}} \quad (\text{Ecuación 29})$$

35 El índice i en la ecuación 29 es un índice que indica una fila de una matriz. El índice k en la ecuación 29 es un índice que indica una columna de la matriz.

La expresión 23 se reescribe utilizando la ecuación 29, y de este modo se obtiene una resultante como la expresión 30 a continuación.

[Expresión matemática 30]

[Expresión matemática 30]

$$P_{i,k} \leftarrow P_{i,k} - \frac{P_{i,k} (A^T Y)_{i,k}}{(A^T A P + \beta F)_{i,k}} \quad (\text{Expresión 30})$$

El índice i en la expresión 30 es un índice que indica una fila de una matriz. El índice k en la expresión 30 es un índice que indica una columna de la matriz. Los componentes respectivos de la matriz P se actualizan mediante la expresión 30, para actualizar así la matriz P.

Además, la expresión 24 se reescribe utilizando la ecuación 26, para así derivar la ecuación 31 a continuación.

[Ecuación matemática 31]

[Ecuación matemática 31]

$$A_{k,j} - \eta_{k,j}^A ((AP - Y)P^T + \gamma (AE - A))_{k,j} = A_{k,j} - \eta_{k,j}^A ((AP)P^T + \gamma (AE - A))_{k,j} + \eta_{k,j}^A (YP^T)_{k,j} \quad (\text{Ecuación 31})$$

El índice k en la ecuación 31 es un índice que indica una fila de una matriz. El índice j en la ecuación 31 es un índice que indica una columna de la matriz.

Como la matriz A es una matriz no negativa, el valor de la ecuación 31 debe ser un valor no negativo. El tercer término del lado derecho de la ecuación 31 es un término que inevitablemente será un valor no negativo. Es decir, siempre que el valor de una ecuación resultante de eliminar el tercer término del lado derecho de la ecuación 31 sea 0, el valor de la ecuación 31 se convierte inevitablemente en un valor no negativo. Por lo tanto, como se expresa en la ecuación 32 a continuación, la actualización de la matriz A se realiza para satisfacer la condición de que el valor de una ecuación resultante de eliminar el tercer término del lado derecho de la ecuación 31 es 0.

[Ecuación matemática 32]

[Ecuación matemática 32]

$$A_{k,j} - \eta_{k,j}^A ((AP)P^T + \gamma (AE - A))_{k,j} = 0 \quad (\text{Ecuación 32})$$

El índice k en la ecuación 32 es un índice que indica una fila de una matriz. El índice en la ecuación 32 es un índice que indica una columna de la matriz.

De la ecuación 32, el valor del coeficiente de relajación ηA en la expresión 24 se deriva como en la ecuación 33 a continuación.

[Ecuación matemática 33]

[Ecuación matemática 33]

$$\eta_{k,j}^A = \frac{A_{k,j}}{(APP^T + \gamma (AE - A))_{k,j}} \quad (\text{Ecuación 33})$$

El índice k en la ecuación 33 es un índice que indica una fila de una matriz. El índice j en la ecuación 33 es un índice que indica una columna de la matriz.

La expresión 24 se reescribe utilizando la ecuación 33, y de este modo se obtiene un resultado como la expresión 34 a continuación.

[Expresión matemática 34]

[Expresión matemática 34]

$$A_{k,j} \leftarrow A_{k,j} - \frac{A_{k,j} \{Y P^T\}_{k,j}}{(A P P^T + \gamma (A E - A))_{k,j}} \quad (\text{Expresión 34})$$

El índice k en la expresión 34 es un índice que indica una fila de una matriz. El índice j en la expresión 34 es un índice que indica una columna de la matriz. Los componentes respectivos de la matriz A se actualizan mediante la expresión 34, para actualizar así la matriz A.

- 5 Además, para satisfacer la segunda condición de restricción de la ecuación 22, la matriz A se actualiza como se expresa en la expresión 35 a continuación.

[Expresión matemática 35]

[Expresión matemática 35]

$$A_{k,j} \leftarrow \frac{A_{k,j}}{\sqrt{(A^T A)_{j,j}}} \quad (\text{Expresión 35})$$

- 10 k en la expresión 35 es un índice que indica una fila de una matriz. j en la expresión 35 es un índice que indica una fila o una columna de la matriz.

Hasta que el valor de la función de coste J converja, la matriz P se actualiza utilizando la expresión 30 y la actualización de la matriz A se realiza utilizando repetidamente la expresión 34 y la expresión 35. Por ejemplo, se asume que el valor de la función de coste J ha convergido si la fluctuación en el valor de la función de coste J continúa siendo igual o menor que un valor umbral predeterminado durante un número predeterminado de veces antes y después de actualizar la matriz P y la matriz A. Luego, la matriz A y la matriz P en este momento se establecen en una matriz para minimizar la función de coste J.

- 15 Se confirmaron los patrones que exhibían las columnas de la matriz A cuando convergía la función de coste J. La Fig. 19 ilustra un ejemplo de los patrones que exhibían las columnas de la matriz A cuando convergía la función de coste J. Las columnas de la matriz A incluyen cada una m (500) piezas de valores y expresan los patrones de los coeficientes α .

- 25 El gráfico superior de la Fig. 19 indica un patrón en donde m piezas de valores ($A_{i,1}$ ($1 \leq i \leq m$)) de la primera columna de la matriz A están alineadas en el orden del índice que indica una fila. El segundo gráfico desde arriba de la Fig. 19 indica un patrón en donde m piezas de valores ($A_{i,2}$ ($1 \leq i \leq m$)) de la segunda columna de la matriz A están alineadas en el orden del índice (i) que indica una fila. El tercer gráfico desde arriba de la Fig. 19 indica un patrón en donde m piezas de valores ($A_{i,3}$ ($1 \leq i \leq m$)) de la tercera columna de la matriz A están alineadas en el orden del índice que indica una fila. El segundo gráfico desde abajo de la Fig. 19 indica un patrón en donde m piezas de valores ($A_{i,4}$ ($1 \leq i \leq m$)) de la cuarta columna de la matriz A están alineadas en el orden del índice que indica una fila. El gráfico inferior de la Fig. 19 indica un patrón en donde m piezas de valores ($A_{i,5}$ ($1 \leq i \leq m$)) de la quinta columna (columna p-ésima) de la matriz A están alineadas en el orden del índice que indica una fila.

- 30 Además, se confirmaron los valores de los componentes de la matriz P cuando la función de coste J convergió. Como se expresa en la expresión 36 a continuación, obtenida a partir de la expresión 20, cada columna de la matriz P (la j-ésima columna $P_{k,j}$ ($1 \leq k \leq p$)) representa un coeficiente (peso) cuando el patrón exhibido por cada columna de la matriz Y (la j-ésima columna $Y_{i,j}$ ($1 \leq i \leq m$)) se aproxima por la combinación lineal de los patrones exhibidos por las columnas de la matriz A (bases).

[Expresión matemática 36]

[Expresión matemática 36]

$$\begin{pmatrix} Y_{1,j} \\ \vdots \\ Y_{m,j} \end{pmatrix} \approx \sum_{k=1}^p P_{k,j} \begin{pmatrix} A_{1,k} \\ \vdots \\ A_{m,k} \end{pmatrix} \quad (\text{Expresión 36})$$

- 40 La Fig. 20 ilustra un gráfico que indica los valores de las filas de la matriz P cuando la función de coste J convergió. El eje horizontal del gráfico de la Fig. 20 indica un índice de la columna de la matriz P. El eje vertical del gráfico de la Fig. 20 indica un valor de cada componente de la matriz P.

La línea 2001 en la Fig. 20 es una línea que conecta d (250) piezas de valores de la primera fila de la matriz P. Con respecto a la línea 2001, el valor es aproximadamente 12 en un rango donde el índice del eje horizontal es 0 o más y

menor que 50 (un rango desde la primera columna hasta la q -ésima (quincuagésima) columna), y es un valor muy pequeño (aproximadamente 0) en rangos distintos de este rango en comparación con el valor de 12.

La línea 2002 en la Fig. 20 es una línea que conecta d piezas de valores de la segunda fila de la matriz P . Con respecto a la línea 2002, el valor es aproximadamente 12 en un rango donde el índice del eje horizontal es 50 o más y menor que 100 (un rango desde la $q + 1$ -ésima columna hasta la $2q$ -ésima columna), y es un valor muy pequeño (aproximadamente 0) en rangos distintos de este rango en comparación con el valor de 12.

La línea 2003 en la Fig. 20 es una línea que conecta d piezas de valores de la cuarta fila de la matriz P . Con respecto a la línea 2003, el valor es aproximadamente 12 en un rango donde el índice del eje horizontal es 100 o más y menor que 150 (un rango desde la $2q + 1$ -ésima columna hasta la $3q$ -ésima columna), y es un valor muy pequeño (aproximadamente 0) en rangos distintos a este rango en comparación con el valor de 12.

La línea 2004 en la Fig. 20 es una línea que conecta d piezas de valores de la quinta fila de la matriz P . Con respecto a la línea 2004, el valor es aproximadamente 12 en un rango donde el índice del eje horizontal es 150 o más y menos de 200 (un rango desde la columna $3q + 1$ -ésima hasta la columna $4q$ -ésima), y es un valor muy pequeño (aproximadamente 0) en rangos distintos de este rango en comparación con el valor de 12.

La línea 2005 en la Fig. 20 es una línea que conecta d piezas de valores de la tercera fila de la matriz P . Con respecto a la línea 2005, el valor es aproximadamente 12 en un rango donde el índice del eje horizontal es 200 o más y menor que 250 (un rango desde la $4q + 1$ -ésima columna hasta la $5q$ -ésima columna), y es un valor muy pequeño (aproximadamente 0) en rangos distintos a este rango en comparación con el valor de 12.

Es decir, con respecto a los valores de las columnas de la matriz P , en el rango de la primera columna a la q -ésima (quincuagésima) columna, el valor de la primera fila es aproximadamente 12 y los valores de la segunda a la quinta filas son aproximadamente 0. Además, con respecto a los valores de las columnas de la matriz P , en el rango de la $q + 1$ -ésima columna a la $2q$ -ésima columna, el valor de la segunda fila es aproximadamente 12 y los valores de la primera fila y de la tercera a la quinta filas son aproximadamente 0. Además, con respecto a los valores de las columnas de la matriz P , en el rango de la $2q + 1$ -ésima columna a la $3q$ -ésima columna, el valor de la cuarta fila es aproximadamente 12 y los valores de la primera a la tercera fila son aproximadamente 0. Además, con respecto a los valores de las columnas de la matriz P , en el rango de la $3q + 1$ -ésima columna a la $4q$ -ésima columna, el valor de la quinta fila es aproximadamente 12 y los valores de la primera a la cuarta fila son aproximadamente 0. Además, con respecto a los valores de las columnas de la matriz P , en el rango de la $4q + 1$ -ésima columna a la $5q$ -ésima columna, el valor de la tercera fila es aproximadamente 12 y los valores de la primera, segunda, cuarta y quinta filas son aproximadamente 0.

Por lo tanto, los patrones exhibidos por los datos de las columnas desde la primera columna hasta la q -ésima columna de la matriz AP son un patrón formado por los patrones respectivos en la Fig. 19 que se superponen con un peso de aproximadamente 12 para el patrón expresado en el gráfico superior en la Fig. 19 y un peso de aproximadamente 0 para los patrones expresados en los gráficos distintos del gráfico superior en la Fig. 19, y es un patrón similar al patrón expresado en el gráfico superior en la Fig. 19. Además, los patrones exhibidos por los datos de las columnas desde la $q + 1$ -ésima columna hasta la $2q$ -ésima columna de la matriz AP son un patrón formado por los patrones respectivos en la Fig. 19 que se superponen con un peso de aproximadamente 12 para el patrón expresado en el segundo gráfico desde arriba en la Fig. 19 y un peso de aproximadamente 0 para los patrones expresados en los gráficos distintos del segundo gráfico desde arriba en la Fig. 19, y es un patrón similar al patrón expresado en el segundo gráfico desde arriba en la Fig. 19. Además, los patrones exhibidos por los datos de las columnas desde la $2q + 1$ -ésima columna hasta la $3q$ -ésima columna de la matriz AP son un patrón formado por los patrones respectivos de la Fig. 19 superpuestos con un peso de aproximadamente 12 para el patrón expresado en el segundo gráfico desde abajo en la Fig. 19 y un peso de aproximadamente 0 para los patrones expresados en los gráficos distintos del segundo gráfico desde abajo en la Fig. 19, y es un patrón similar al patrón expresado en el segundo gráfico desde abajo en la Fig. 19. Además, los patrones exhibidos por los datos de las columnas desde la $3q + 1$ -ésima columna hasta la $4q$ -ésima columna de la matriz AP son un patrón formado por los patrones respectivos de la Fig. 19 superpuestos con un peso de aproximadamente 12 para el patrón expresado en el gráfico inferior en la Fig. 19 y un peso de aproximadamente 0 para los patrones expresados en los gráficos distintos del gráfico inferior en la Fig. 19, y es un patrón similar al patrón expresado en el gráfico inferior en la Fig. 19. Además, los patrones exhibidos por los datos de las columnas desde la $4q + 1$ -ésima columna hasta la $5q$ -ésima columna de la matriz AP son un patrón formado por los patrones respectivos en la Fig. 19 que se superponen con un peso de aproximadamente 12 para el patrón expresado en el tercer gráfico desde arriba en la Fig. 19 y un peso de aproximadamente 0 para los patrones expresados en los gráficos distintos del tercer gráfico desde arriba en la Fig. 19, y es un patrón similar al patrón expresado en el tercer gráfico desde arriba en la Fig. 19.

Los patrones exhibidos por los datos de las columnas desde la primera columna hasta la q -ésima columna de la matriz Y son un patrón correspondiente al cojinete 106 que tiene un defecto en el anillo exterior ilustrado en la Fig. 18. Además, los patrones exhibidos por los datos de las columnas desde la $q+1$ -ésima columna hasta la $2q$ -ésima columna de la matriz Y son un patrón correspondiente al cojinete 106 que tiene un defecto en el elemento rodante ilustrado en la Fig. 18. Además, los patrones exhibidos por los datos de las columnas desde la $2q+1$ -ésima columna hasta la $3q$ -ésima columna de la matriz Y son un patrón correspondiente al cojinete 106 que tiene un defecto en el anillo interior

ilustrado en la Fig. 18. Además, los patrones exhibidos por los datos de las columnas desde la $3q+1$ -ésima columna hasta la $4q$ -ésima columna de la matriz Y son un patrón correspondiente al cojinete normal sin defectos 106 ilustrado en la Fig. 18. Además, los patrones exhibidos por los datos de las columnas desde la $4q+1$ -ésima columna hasta la $5q$ -ésima columna de la matriz Y son un patrón correspondiente al cojinete 106 que tiene un defecto en la carcasa ilustrado en la Fig. 18.

Una comparación entre la matriz Y y la matriz A revela que los patrones exhibidos por los datos de las columnas de la matriz Y y los patrones exhibidos por los datos de las columnas de la matriz A son similares. Es decir, revela que los patrones exhibidos por los datos de las columnas de la matriz A son los patrones de los coeficientes α que corresponden a los cojinetes 106 en los respectivos estados respectivamente. Los datos de la primera columna de la matriz A exhiben el patrón representativo del coeficiente α correspondiente al cojinete 106 en un estado de tener un defecto en el anillo exterior. Los datos de la segunda columna de la matriz A exhiben el patrón representativo del coeficiente α correspondiente al cojinete 106 en un estado de tener un defecto en el elemento rodante. Los datos de la tercera columna de la matriz A exhiben el patrón representativo del coeficiente α correspondiente al cojinete 106 en un estado de tener un defecto en la carcasa. Los datos de la cuarta columna de la matriz A exhiben el patrón representativo del coeficiente α correspondiente al cojinete 106 en un estado de tener un defecto en el anillo interior. Los datos de la quinta columna de la matriz A muestran el patrón representativo del coeficiente α correspondiente al cojinete 106 en un estado normal sin defectos.

De lo anterior, se confirma que se genera la matriz Y, y la matriz generada Y se aprende mediante la factorización de matriz no negativa de modo que satisfacen la ecuación 22 y, por lo tanto, los patrones de los coeficientes α correspondientes a los cojinetes 106 en los respectivos estados se especifican como las columnas (bases) de la matriz A.

El procesamiento en esta realización es el siguiente procesamiento. Es decir, los datos medidos de vibraciones del cojinete 106 se adquieren de antemano con respecto al cojinete 106 en cada uno de los estados de tener un defecto en el anillo exterior, el estado de tener un defecto en el elemento rodante, el estado de tener un defecto en el anillo interior, el estado normal sin defectos y el estado de tener un defecto en la carcasa, y con respecto a cada uno de los datos medidos adquiridos, la matriz de autocorrelación R derivada de los datos medidos se somete a una descomposición en valores singulares y, utilizando algunos de los valores propios obtenidos, se deriva el coeficiente del modelo autorregresivo revisado que se aproxima a los datos medidos. A continuación, se genera la matriz Y que es cada uno de los coeficientes derivados de los datos de las columnas y la matriz Y generada se aprende mediante factorización matricial no negativa, para especificar de ese modo los patrones de los coeficientes en los modelos autorregresivos revisados que corresponden a los cojinetes 106 en los respectivos estados.

A continuación, se adquieren los datos medidos de vibraciones del cojinete 106 que se va a utilizar como objetivo para el diagnóstico de anomalías, se somete la matriz de autocorrelación R derivada de los datos medidos adquiridos a una descomposición en valores singulares y, utilizando algunos de los valores propios obtenidos, se deriva el coeficiente del modelo autorregresivo revisado que se aproxima a los datos medidos. El procesamiento consiste en diagnosticar la anomalía del cojinete 106 basándose en el patrón del coeficiente derivado y el patrón del coeficiente especificado por aprendizaje.

(Configuración del sistema)

La Fig. 21 es un diagrama que ilustra un ejemplo de una configuración del sistema de diagnóstico en esta realización. El sistema de diagnóstico es un sistema para realizar un diagnóstico de anomalías de un objeto que se mueve periódicamente de manera similar a la realización 1. El sistema de diagnóstico incluye un aparato 900 de procesamiento de información y un dispositivo 901 de medición de vibraciones de manera similar a la realización 1. En esta realización, el sistema de diagnóstico realiza el diagnóstico de anomalías de un cojinete utilizado para un carrito ferroviario. La configuración de hardware del aparato 900 de procesamiento de información es la misma que en la realización 1.

En esta realización, la CPU 1000 en el aparato 900 de procesamiento de información ejecuta el procesamiento basándose en programas almacenados en la memoria 1002 auxiliar y similares, y de ese modo se logran las funciones del aparato 900 de procesamiento de información ilustradas en la Fig. 21, el procesamiento de diagramas de flujo que se describirán más adelante en las Fig. 22 y 23, etcétera.

(Configuración funcional del aparato de procesamiento de información)

Se explicará un ejemplo de las funciones que tiene el aparato 900 de procesamiento de información en esta realización con referencia a la Fig. 21.

El aparato 900 de procesamiento de información incluye una unidad 2110 de adquisición, una unidad 2120 de determinación, una unidad 2130 de aprendizaje, una unidad 2140 de diagnóstico y una unidad 2150 de salida.

<Unidad 2110 de adquisición>

La unidad 910 de adquisición adquiere datos medidos y relacionados con los movimientos periódicos de un objeto que se mueve periódicamente de manera similar a la unidad 910 de adquisición de la Fig. 9.

<Unidad 2120 de determinación>

- 5 La unidad 2120 de determinación determina un coeficiente α en un modelo autorregresivo revisado basándose en los datos medidos y adquiridos por la unidad 2110 de adquisición de manera similar a la unidad 920 de determinación en la Fig. 9.

<Unidad 2130 de aprendizaje>

- 10 La unidad 2130 de aprendizaje establece coeficientes α en modelos autorregresivos revisados determinados por la unidad 2120 de determinación a partir de datos medidos de objetos en una pluralidad de estados que son adquiridos por la unidad 2110 de adquisición de antemano como datos de aprendizaje y especifica patrones de los coeficientes α en los modelos autorregresivos revisados que corresponden a los objetos en una pluralidad de estados respectivamente mediante aprendizaje. Los patrones especificados mediante aprendizaje de la unidad 2130 de aprendizaje se establecen como patrones de aprendizaje a continuación

<Unidad 2140 de diagnóstico>

- 15 La unidad 2140 de diagnóstico diagnostica la anomalía del objeto basándose en el coeficiente α determinado por la unidad 2120 de determinación y los patrones de los coeficientes en los modelos autorregresivos revisados en los respectivos estados del objeto que se especifican mediante el aprendizaje de la unidad 2130 de aprendizaje. La unidad 2140 de diagnóstico somete, por ejemplo, el coeficiente α determinado por la unidad 2120 de determinación a una factorización matricial no negativa mediante el uso de los patrones de aprendizaje y diagnostica la anomalía del objeto
20 basándose en los pesos de los respectivos patrones de aprendizaje del coeficiente α determinado por la unidad 2120 de determinación.

En esta realización, el estado del cojinete 106 se establece como resultado del diagnóstico.

<Unidad 2150 de salida>

- 25 La unidad 2150 de salida emite información relacionada con el resultado del diagnóstico realizado por la unidad 2140 de diagnóstico de manera similar a la unidad 950 de salida en la Fig. 9.

(Procesamiento de aprendizaje)

En esta realización, el sistema de diagnóstico diagnostica la anomalía del cojinete 106 basándose en los datos medidos de vibraciones medidas por el dispositivo 901 de medición de vibraciones colocado en la posición 111 en el mismo estado que el de la Fig. 1A y la Fig. 1B.

- 30 La Fig. 22 es un diagrama de flujo que ilustra un ejemplo del procesamiento de aprendizaje. Se explicará el procesamiento para especificar el patrón de aprendizaje mediante el aprendizaje mientras se utiliza la Fig. 22.

- 35 En esta realización, el aparato 900 de procesamiento de información realiza el siguiente procesamiento q (50) veces repetidamente de antemano en cada uno de los casos en donde el cojinete 106 está en un estado de tener un defecto en el anillo exterior, el caso en donde el cojinete 106 está en un estado de tener un defecto en el elemento rodante, el caso en donde el cojinete 106 está en un estado de tener un defecto en el anillo interior, el caso en donde el cojinete 106 está en un estado normal sin defectos y el caso en donde el cojinete 106 está en un estado de tener un defecto en la carcasa.

- 40 Es decir, la unidad 2110 de adquisición adquiere los datos medidos y de vibraciones medidas por el dispositivo 901 de medición de vibraciones. La unidad 2110 de adquisición adquiere, como datos medidos y, y_1 a y_M siendo datos medidos en los tiempos 1 a M en el caso en donde el tiempo establecido aleatoriamente se establece en el tiempo 1. Luego, la unidad 2120 de determinación genera la matriz de autocorrelación R utilizando la ecuación 5 y la ecuación 7 en base a los datos medidos y adquiridos en S2301, una constante M establecida de antemano y un número m que indica cuántos datos pasados se utilizan para aproximar los datos en un tiempo determinado en el modelo autorregresivo revisado. La unidad 2120 de determinación lee fragmentos de información sobre M y m almacenados
45 de antemano, para adquirir así M y m. En esta realización, el valor de m es 500. Además, M es un número entero mayor que m.

- A continuación, la unidad 2120 de determinación somete la matriz de autocorrelación generada R a una descomposición en valores singulares, para adquirir de este modo la matriz ortogonal U y la matriz diagonal Σ de la ecuación 8, y adquiere los valores propios σ_{11} a σ_{mm} de la matriz de autocorrelación R a partir de la matriz diagonal Σ . La unidad 2120 de determinación elige, de entre σ_{11} a σ_{mm} los valores propios plurales de la matriz de autocorrelación R, los valores propios σ_{11} a σ_{mm} del mayor por el número de valores propios utilizado s como los valores propios de la matriz de autocorrelación R que se utilizarán para derivar el coeficiente α del modelo autorregresivo revisado. En esta
50 realización, el número de valores propios utilizado s se establece en tres, pero puede ser dos o menos o cuatro o más.

A continuación, la unidad 2120 de determinación determina el coeficiente α del modelo autorregresivo revisado utilizando la ecuación 13 basándose en los datos medidos y, los valores propios σ_{11} a σ_{ss} y la matriz ortogonal U obtenida por la descomposición en valores singulares de la matriz de autocorrelación R. Luego, la unidad 2120 de determinación hace que el coeficiente determinado α sea no negativo (por ejemplo, agrega un valor obtenido al multiplicar el valor más bajo del componente contenido en el coeficiente α , que es menor que 0, por -1 a los respectivos componentes del coeficiente α , o similar) para ser almacenado en la memoria 1002 auxiliar como datos de aprendizaje.

De este modo, el aparato 900 de procesamiento de información puede adquirir, como datos de aprendizaje, q (50) piezas de datos del coeficiente α en el modelo autorregresivo revisado en cada uno de los casos en donde el cojinete 106 está en un estado de tener un defecto en el anillo exterior, el caso en donde el cojinete 106 está en un estado de tener un defecto en el elemento rodante, el caso en donde el cojinete 106 está en un estado de tener un defecto en el anillo interior, el caso en donde el cojinete 106 está en un estado normal sin defectos y el caso en donde el cojinete 106 está en un estado de tener un defecto en la carcasa y almacenarlos.

En esta realización, el estado en donde se puede poner el cojinete 106 se establece en cinco estados, a saber, el estado normal sin defectos, el estado con un defecto en el anillo interior, el estado con un defecto en la carcasa, el estado con un defecto en el elemento rodante y el estado con un defecto en el anillo exterior. Es decir, el número de estados en donde se puede poner el cojinete 106 es cinco.

En S2201, la unidad 2130 de aprendizaje adquiere los datos de aprendizaje almacenados en la memoria 1002 auxiliar.

En S2202, la unidad 2130 de aprendizaje genera la matriz Y de la expresión 23 basándose en los datos de aprendizaje adquiridos en S2201. La unidad 2130 de aprendizaje genera la matriz Y generando una matriz que tiene un tamaño de $m(500) \times d(250)$ y estableciendo los datos de las columnas en valores de los respectivos coeficientes α contenidos en los datos de aprendizaje. Además, la unidad 2130 de aprendizaje genera la matriz A que tiene un tamaño de $m \times p$ y establece un valor inicial predeterminado para los respectivos componentes de la matriz A. Además, la unidad 2130 de aprendizaje genera la matriz P que tiene un tamaño de $p \times d$ y establece un valor inicial predeterminado para los respectivos componentes de la matriz P.

En S2203, la unidad 2130 de aprendizaje deriva el valor de la función de coste J como un coste utilizando la ecuación 21 basada en la matriz Y, la matriz A y la matriz P que se generan en S2202, un coeficiente predeterminado β y un coeficiente predeterminado γ . La unidad 2130 de aprendizaje almacena el coste derivado en la memoria 1001 principal y similares como un coste antes de la actualización.

En S2204, la unidad 2130 de aprendizaje actualiza la matriz A utilizando la expresión 34 basándose en la matriz Y, la matriz A, la matriz P, el coeficiente γ , y la matriz E siendo una matriz que tiene un tamaño de $p \times p$ y cuyos componentes son todos uno. Además, la unidad 2130 de aprendizaje actualiza aún más la matriz A actualizada utilizando la expresión 35. Además, la unidad 2130 de aprendizaje actualiza la matriz P utilizando la expresión 30 basándose en la matriz Y, la matriz A, la matriz P, el coeficiente β , y la matriz F siendo una matriz que tiene un tamaño de $m \times p$ y cuyos componentes son todos uno.

En S2205, la unidad 2130 de aprendizaje deriva el valor de la función de coste J como un coste utilizando la ecuación 21 en base a la matriz Y, la matriz A actualizada en S2203, la matriz P actualizada en S2203, el coeficiente β y el coeficiente γ . La unidad 2130 de aprendizaje almacena el coste derivado en la memoria 1001 principal y similares como un coste después de la actualización.

En S2206, la unidad 2130 de aprendizaje evalúa si el valor absoluto de la diferencia entre el coste después de la actualización y el coste antes de la actualización es un valor umbral predeterminado o menor. Cuando evalúa que el valor absoluto de la diferencia entre el coste después de la actualización y el coste antes de la actualización es el valor umbral predeterminado o menor, la unidad 2130 de aprendizaje procede al procesamiento en S2207. Además, cuando evalúa que el valor absoluto de la diferencia entre el coste después de la actualización y el coste antes de la actualización es mayor que el valor umbral predeterminado, la unidad 2130 de aprendizaje procede al procesamiento en S2208. La unidad 2130 de aprendizaje almacena el coste después de la actualización en la memoria 1001 principal como un nuevo coste antes de la actualización después del procesamiento en S2206.

En S2207, la unidad 2130 de aprendizaje suma uno a un valor de un contador almacenado en la memoria 1001 principal o similar. La unidad 2130 de aprendizaje inicializa el valor del contador a 0 antes de que comience el procesamiento de la Fig. 22.

En S2208, la unidad 2130 de aprendizaje inicializa el valor del contador almacenado en la memoria 1001 principal o similar en 0 y procede al procesamiento en S2204.

En S2209, la unidad 2130 de aprendizaje evalúa si el valor del contador almacenado en la memoria 1001 principal o similar es un valor umbral predeterminado o superior. Cuando evalúa que el valor del contador almacenado en la memoria 1001 principal o similar es el valor umbral predeterminado o superior, la unidad 2130 de aprendizaje considera que el valor de la función de coste J ha convergido a un valor mínimo y procede al procesamiento en S2210. Cuando

evalúa que el valor del contador almacenado en la memoria 1001 principal o similar es menor que el valor umbral predeterminado, la unidad 2130 de aprendizaje procede al procesamiento en S2204.

En S2210, la unidad 2130 de aprendizaje especifica, con base en la matriz P, cuáles de los patrones de los coeficientes α en los modelos autorregresivos revisados correspondientes a los cojinetes 106 en los respectivos estados son los patrones exhibidos por los datos de las columnas de la matriz A.

Los datos de una determinada columna de la matriz Y se derivan como datos obtenidos al multiplicar la matriz A y la columna de la matriz P entre sí. Es decir, los datos de una determinada columna de la matriz Y dan como resultado datos obtenidos por superposición de los datos de las columnas de la matriz A con valores de filas en la columna de la matriz P establecidos como pesos. Por lo tanto, en S2210, la unidad 2130 de aprendizaje especifica cuáles de los patrones de los coeficientes α en los modelos autorregresivos revisados correspondientes a los cojinetes 106 en los respectivos estados son los patrones exhibidos por los datos de las columnas de la matriz A de la siguiente manera.

La unidad 2130 de aprendizaje especifica, de entre las columnas de la matriz Y, la columna en donde se deben almacenar los datos que indican el coeficiente α que corresponde al cojinete 106 en un estado determinado. Por ejemplo, la unidad 2130 de aprendizaje especifica, de entre las columnas de la matriz Y, la primera columna hasta la q-ésima columna, cada una de las cuales es la columna en donde se deben almacenar los datos que indican el coeficiente α que corresponde al cojinete 106 en un estado de tener un defecto en el anillo exterior. A continuación, la unidad 2130 de aprendizaje totaliza los valores de las columnas especificadas (de entre la primera columna hasta la q-ésima columna) en la matriz P para cada fila. A continuación, la unidad 2130 de aprendizaje especifica la fila correspondiente al valor más grande de los valores totalizados. La unidad 2130 de aprendizaje especifica la columna de la matriz A que se va a multiplicar por la fila especificada de la matriz P. Al especificar la primera fila de la matriz P, por ejemplo, la unidad 2130 de aprendizaje especifica la primera columna porque la columna de la matriz A que se va a multiplicar por la primera fila de la matriz P es la primera columna. Luego, la unidad 2130 de aprendizaje especifica los datos indicados por la columna especificada de la matriz A como los datos que muestran el patrón representativo del coeficiente α correspondiente al cojinete 106 en el estado.

La unidad 2130 de aprendizaje realiza el procesamiento anterior en cada uno de los estados en donde se puede llevar el cojinete 106, para especificar de este modo cuáles de los patrones de los coeficientes α en los modelos autorregresivos revisados correspondientes a los cojinetes 106 en los respectivos estados son los patrones exhibidos por los datos de las columnas de la matriz A.

La unidad 2130 de aprendizaje almacena los datos que muestran los patrones representativos especificados de los coeficientes α en los modelos autorregresivos revisados correspondientes a los cojinetes 106 en los estados respectivos en la memoria 1002 auxiliar o similar como patrones de aprendizaje.

(Procesamiento de diagnóstico de anomalías)

En esta realización, el sistema de diagnóstico especifica dónde existe un defecto en el cojinete 106, para diagnosticar así la anomalía del cojinete 106, pero puede diagnosticar la anomalía del cojinete 106 especificando si existe o no un defecto en el cojinete 106. El sistema de diagnóstico puede diagnosticar la anomalía del cojinete 106 basándose en los datos medidos por el dispositivo 901 de medición de vibraciones de antemano, o también puede diagnosticar la anomalía del cojinete 106 en funcionamiento utilizando datos medidos continuamente por el dispositivo 901 de medición de vibraciones en tiempo real para su emisión.

La Fig. 23 es un diagrama de flujo que ilustra un ejemplo del procesamiento del diagnóstico de anomalías.

En S2301, la unidad 2110 de adquisición adquiere los datos medidos y de vibraciones medidas por el dispositivo 901 de medición de vibraciones. La unidad 2110 de adquisición adquiere, como datos medidos y, y1 a yM siendo datos medidos en los tiempos 1 a M.

En S2302, la unidad 2120 de determinación genera la matriz de autocorrelación R utilizando la ecuación 5 y la ecuación 7 basándose en los datos medidos y adquiridos en S2301, la constante M establecida de antemano y el número m que indica cuántos fragmentos de datos pasados se utilizan para aproximar los datos en un momento determinado en el modelo autorregresivo revisado. La unidad 2120 de determinación lee fragmentos de información sobre M y m almacenados de antemano, para adquirir de ese modo M y m. En esta realización, el valor de m es 500. Además, M es un número entero mayor que m.

En S2303, la unidad 2120 de determinación somete la matriz de autocorrelación R generada en S2302 a una descomposición en valores singulares, para adquirir de este modo la matriz ortogonal U y la matriz diagonal Σ de la ecuación 8, y adquiere los valores propios σ_{11} a σ_{mm} de la matriz de autocorrelación R de la matriz diagonal Σ .

En S2304, la unidad 2120 de determinación elige, de entre σ_{11} a σ_{mm} los valores propios plurales de la matriz de autocorrelación R, los valores propios σ_{11} a σ_{ss} del mayor por el número de valores propios utilizado s como los valores propios de la matriz de autocorrelación R que van a usarse para derivar el coeficiente α del modelo autorregresivo revisado. En esta realización, el número de valores propios utilizado s se establece en tres, pero puede ser dos o

menos o cuatro o más. Luego, la determinación La unidad 2120 de determinación determina el coeficiente α del modelo autorregresivo revisado utilizando la ecuación 13 en función de los datos medidos y , los valores propios σ_{11} a σ_{ss} y la matriz ortogonal U obtenida mediante la descomposición en valores singulares de la matriz de autocorrelación R . El coeficiente α determinado en S2304 es un ejemplo de coeficientes de revisión, siendo los coeficientes en el modelo autorregresivo revisado determinados a partir de los datos medidos. El patrón del coeficiente α determinado en S2304 es un ejemplo de patrones de medición.

En S2305, la unidad 2140 de diagnóstico adquiere el patrón de aprendizaje especificado finalmente en S2304 de la memoria 1002 auxiliar.

En S2306, la unidad 2140 de diagnóstico genera la matriz Y que tiene un tamaño de $m \times d$ como la ecuación 19 utilizando el coeficiente α determinado en S2304 con d establecido en uno. Es decir, una columna de la matriz Y exhibe el patrón del coeficiente α determinado en S2304. Además, la unidad 2140 de diagnóstico hace que los componentes de la matriz Y sean no negativos (por ejemplo, añade un valor obtenido al multiplicar el más bajo de los componentes de la matriz Y , que es menor que 0, por -1 a los respectivos componentes de la matriz Y , o similar).

En S2307, la unidad 2140 de diagnóstico genera la matriz A que tiene un tamaño de $m \times p$. A continuación, la unidad 2140 de diagnóstico establece los datos del patrón de aprendizaje en las columnas de la matriz A . Además, la unidad 2140 de diagnóstico genera la matriz P que tiene un tamaño de $p \times d(1)$ y establece un valor inicial predeterminado en sus componentes. La unidad 2140 de diagnóstico actualiza la matriz P con el valor de la matriz A generada en S2307 establecido como un valor fijo, para someter de ese modo la matriz Y a una factorización matricial no negativa.

En S2308, la unidad 2140 de diagnóstico deriva el valor de la función de coste J como un coste utilizando la ecuación 21 en base a la matriz Y , la matriz A , la matriz P , el coeficiente predeterminado β y el coeficiente predeterminado γ . La unidad 2140 de diagnóstico almacena el coste derivado en la memoria 1001 principal y similares como un coste antes de la actualización.

En S2309, la unidad 2140 de diagnóstico actualiza la matriz P utilizando la expresión 30 basándose en la matriz Y , la matriz A , la matriz P , el coeficiente β y la matriz F siendo una matriz que tiene un tamaño de $m \times p$ cuyos componentes son todos uno.

En S2310, la unidad 2140 de diagnóstico deriva el valor de la función de coste J como un coste utilizando la ecuación 21 en base a la matriz Y , la matriz A , la matriz P actualizada en S2309, el coeficiente β y el coeficiente γ . La unidad 2140 de diagnóstico almacena el coste derivado en la memoria 1001 principal y similares como un coste después de la actualización.

En S2311, la unidad 2140 de diagnóstico evalúa si el valor absoluto de la diferencia entre el coste después de la actualización y el coste antes de la actualización es un valor umbral predeterminado o menor. Cuando evalúa que el valor absoluto de la diferencia entre el coste después de la actualización y el coste antes de la actualización es el valor umbral predeterminado o menor, la unidad 2140 de diagnóstico procede al procesamiento en S2312. Además, cuando evalúa que el valor absoluto de la diferencia entre el coste después de la actualización y el coste antes de la actualización es mayor que el valor umbral predeterminado, la unidad 2140 de diagnóstico procede al procesamiento en S2313. La unidad 2140 de diagnóstico almacena el coste después de la actualización en la memoria 1001 principal como un nuevo coste antes de la actualización después del procesamiento en S2311.

En S2312, la unidad 2140 de diagnóstico suma uno al valor del contador almacenado en la memoria 1001 principal o similar. La unidad 2140 de diagnóstico inicializa el valor del contador a 0 antes de que comience el procesamiento de la Fig. 23.

En S2313, la unidad 2140 de diagnóstico inicializa el valor del contador almacenado en la memoria 1001 principal o similar a 0 y procede al procesamiento en S2309.

En S2314, la unidad 2140 de diagnóstico evalúa si el valor del contador almacenado en la memoria 1001 principal o similar es un valor umbral predeterminado o superior. Cuando evalúa que el valor del contador almacenado en la memoria 1001 principal o similar es el valor umbral predeterminado o superior, la unidad 2140 de diagnóstico considera que el valor de la función de coste J ha convergido a un valor mínimo y procede al procesamiento en S2315. Cuando evalúa que el valor del contador almacenado en la memoria 1001 principal o similar es inferior al valor umbral predeterminado, la unidad 2140 de diagnóstico procede al procesamiento en S2309.

En S2315, la unidad 2140 de diagnóstico diagnostica el estado del cojinete 106 basándose en la matriz P . La unidad 2140 de diagnóstico especifica la fila correspondiente al mayor de los valores de las filas de la matriz P , por ejemplo. La unidad 2140 de diagnóstico especifica la columna de la matriz A que se debe multiplicar por la fila especificada de la matriz P . A continuación, la unidad 2140 de diagnóstico diagnostica que el estado del cojinete 106 se ha llevado a un estado correspondiente al patrón de aprendizaje exhibido por la columna especificada de la matriz A .

Además, la unidad 2140 de diagnóstico puede diagnosticar que el estado del cojinete 106 se lleva al estado correspondiente al patrón de aprendizaje exhibido por la columna especificada de la matriz A especificando la fila

correspondiente, de los valores de las filas de la matriz P, al valor que es igual o mayor que el valor umbral predeterminado y especificando la columna de la matriz A que se debe multiplicar por la fila especificada de la matriz P.

Además, al especificar, como la fila correspondiente a, de los valores de las filas de la matriz P, el valor que es igual o mayor que el valor umbral predeterminado, una pluralidad de las filas, la unidad 2140 de diagnóstico puede especificar una pluralidad de las columnas de la matriz A para que se multipliquen por una pluralidad de las filas especificadas y diagnosticar que el estado del cojinete 106 se lleva a un estado combinado de una pluralidad de los estados correspondientes a los patrones de aprendizaje exhibidos por una pluralidad de las columnas especificadas de la matriz A. Además, en el caso en donde, por ejemplo, la matriz P no incluye en las filas los valores que son iguales o mayores que el valor umbral predeterminado, la unidad 2140 de diagnóstico puede diagnosticar que el cojinete 106 está en un estado desconocido (por ejemplo, un estado en donde ocurre una anomalía desconocida).

En S2316, la unidad 2150 de salida emite información que indica el resultado del diagnóstico de anomalía del cojinete 106 en S2315. La unidad 2150 de salida emite la información que indica el resultado del diagnóstico de anomalía del cojinete 106 mostrándola en un dispositivo de visualización, por ejemplo. Además, la unidad 2150 de salida puede emitir la información que indica el resultado del diagnóstico de anomalía del cojinete 106 almacenándola en la memoria 1002 auxiliar, por ejemplo. Además, la unidad 2150 de salida puede emitir la información que indica el resultado del diagnóstico de anomalía del cojinete 106 transmitiéndola a un destino de transmisión establecido, como un dispositivo de servidor externo, por ejemplo.

(Compendio)

Como se ha indicado anteriormente, en esta realización, el sistema de diagnóstico genera de antemano la matriz de autocorrelación R a partir de los datos medidos a partir de los movimientos periódicos de los cojinetes 106 en una pluralidad de estados, somete la matriz de autocorrelación R a la descomposición en valores singulares y determina, como datos de aprendizaje, el coeficiente α del modelo autorregresivo revisado que se aproxima a los datos medidos utilizando, de entre los valores propios obtenidos, un número determinado de los valores propios elegidos entre los más grandes. A continuación, el sistema de diagnóstico utiliza los datos de aprendizaje para especificar, como patrón de aprendizaje, los patrones representativos de los coeficientes α correspondientes a los cojinetes 106 en los respectivos estados mediante el aprendizaje. A continuación, el sistema de diagnóstico determina el coeficiente α del modelo autorregresivo revisado a partir de los datos medidos a partir de los movimientos periódicos del cojinete 106 como objetivo para el diagnóstico y diagnostica la anomalía del cojinete 106 basándose en el patrón del coeficiente α determinado y el patrón de aprendizaje especificado mediante el aprendizaje. El uso de algunos de los valores propios de la matriz de autocorrelación R permite al sistema de diagnóstico determinar el coeficiente α del modelo autorregresivo revisado que se aproxima a los datos medidos de modo que el componente útil para el diagnóstico de anomalías del cojinete 106 permanece y el componente inútil para el diagnóstico de anomalías del cojinete 106 no permanece. Con respecto al patrón del coeficiente α , el experimento revela que se exhibe un patrón característico en cada uno de los estados del cojinete 106, y en esta realización, el sistema de diagnóstico diagnostica la anomalía del cojinete 106 basándose en el patrón del coeficiente α . Esto permite al sistema de diagnóstico realizar el diagnóstico de anomalías con mayor precisión basándose en el componente de los datos medidos útil para el diagnóstico de anomalías del cojinete 106.

<Ejemplo modificado>

En las realizaciones 1 a 3, el sistema de diagnóstico está diseñado para realizar el diagnóstico de anomalías del cojinete 106 en el carrito ferroviario. Sin embargo, el sistema de diagnóstico puede estar diseñado para realizar un diagnóstico de anomalías de otro objeto que se mueve periódicamente, a saber, un cuerpo giratorio como un engranaje, un cuerpo oscilante como un oscilador, un cuerpo elástico como un resorte, un corazón de una criatura, o similar.

En las realizaciones 1, 2, m se establece en un número preestablecido de 1500. Además, en la realización 3, m se establece en un número de 500. Sin embargo, también es posible especificar el número de datos pasados capaces de aproximarse apropiadamente a los datos medidos realizando un experimento según un objetivo a diagnosticar o similar y establecer el número especificado en el valor de m. Por ejemplo, también es posible que el aparato 900 de procesamiento de información, con respecto a los datos medidos a partir del objetivo a diagnosticar, se aproxime a los datos medidos en un momento determinado utilizando una pluralidad de datos medidos pasados antes del momento y utilizando un modelo de autocorrelación o similar y determinar, como m, el número de los datos medidos pasados utilizados para la aproximación en el caso en que la diferencia entre el valor aproximado y los datos medidos en el momento sea menor que un valor umbral establecido.

En las realizaciones 1, 2, el aparato 900 de procesamiento de información está diseñado para establecer el valor inicial del número de valor propio utilizado s en uno y cambiar el valor del número de valor propio utilizado s cuando falla el diagnóstico de anomalía. Además, en la realización 3, el aparato 900 de procesamiento de información establece el número de valor propio utilizado s en tres. Sin embargo, el aparato 900 de procesamiento de información puede determinar el valor del número de valor propio utilizado s de la siguiente manera. Es decir, el aparato 900 de procesamiento de información primero deriva el valor total de todos los valores propios de la matriz de autocorrelación

R. Luego, el aparato 900 de procesamiento de información puede determinar, como el número de valor propio utilizado, el más pequeño de los fragmentos de los valores propios, siendo el total de los fragmentos de los valores propios, que se eligen de entre los más grandes, de los valores propios de la matriz de autocorrelación R igual o mayor que un porcentaje establecido del valor total derivado (por ejemplo, el 90%).

- 5 En las realizaciones 1 a 3, el aparato 900 de procesamiento de información está diseñado para determinar el coeficiente α en el modelo autorregresivo revisado utilizando, de los valores propios de la matriz de autocorrelación R , s fragmentos de los valores propios como el número de valor propio utilizado, que se eligen entre los más grandes. Sin embargo, el aparato 900 de procesamiento de información puede estar diseñado para determinar el coeficiente α en el modelo autorregresivo revisado utilizando, de los valores propios de la matriz de autocorrelación R , s fragmentos de los valores propios arbitrarios. Por ejemplo, el aparato 900 de procesamiento de información puede estar diseñado para determinar el coeficiente α en el modelo autorregresivo revisado utilizando, de los valores propios de la matriz de autocorrelación R , dos del valor propio más grande y el tercer valor propio más grande.

- 10 En las realizaciones 1 a 3, el sistema de diagnóstico está diseñado para diagnosticar la anomalía del cojinete 106 basándose en los datos medidos previamente por el dispositivo 901 de medición de vibraciones. Sin embargo, el sistema de diagnóstico puede estar diseñado para diagnosticar la anomalía del cojinete 106 en funcionamiento utilizando datos medidos continuamente por el dispositivo 901 de medición de vibraciones en tiempo real para su emisión. Es decir, el aparato 900 de procesamiento de información puede estar diseñado para actualizar los datos medidos y_1 a y_M cada vez que se adquieren los nuevos datos medidos y desde el dispositivo 901 de medición de vibraciones y realizar el procesamiento de la Fig. 11 o la Fig. 23.

- 20 La realización 3 incluye las correspondencias directas entre los patrones de aprendizaje obtenidos a partir de los datos de aprendizaje mediante la factorización matricial no negativa y los respectivos estados. Es decir, cuando los patrones de los coeficientes α correspondientes a los cojinetes 106 en los respectivos estados se aproximan mediante la combinación lineal de los patrones de aprendizaje, los pesos se concentran en los patrones de aprendizaje correspondientes a los respectivos estados. Sin embargo, incluso cuando no se observan tales concentraciones de los pesos aplicados a los patrones de aprendizaje, la combinación lineal de los patrones de aprendizaje que usan los pesos solo necesita derivarse nuevamente como los patrones de aprendizaje correspondientes a los respectivos estados siempre que existan correspondencias entre las combinaciones de los pesos aplicados a los patrones de aprendizaje y los patrones de los coeficientes α correspondientes a los cojinetes 106 en los respectivos estados.

- 25 En la realización 3, el sistema de diagnóstico está diseñado para especificar cinco fragmentos de los patrones que representan el coeficiente α en el modelo autorregresivo revisado mediante el aprendizaje en el caso en que el cojinete 106 esté en cada uno de los cinco estados.

Sin embargo, en el caso en que haya seis o más estados en donde se pueda llevar el cojinete 106, el sistema de diagnóstico puede estar diseñado para especificar seis o más patrones que representan el coeficiente α en el modelo autorregresivo revisado mediante el aprendizaje en cada uno de los estados del cojinete 106.

- 30 En este caso, la unidad 2130 de aprendizaje genera la matriz Y utilizando la ecuación 19 con el valor de p establecido en un valor de seis o más, por ejemplo, y actualiza la matriz A que tiene un tamaño de $m \times p$ y la matriz P que tiene un tamaño de $p \times d$ para minimizar la función de coste J , para especificar de ese modo los patrones de los coeficientes α correspondientes a los cojinetes 106 en los respectivos estados mediante el aprendizaje como las columnas de la matriz A .

- 40 En el caso en que el cojinete 106 se pueda llevar a nueve estados, por ejemplo, el estado de tener un rasguño en el anillo exterior, el estado de tener irregularidades en el anillo exterior, el estado de tener un rasguño en el anillo interior, el estado de tener irregularidades en el anillo interior, el estado de tener un rasguño en el elemento rodante, el estado de tener irregularidades en el elemento rodante, el estado de tener un rasguño en la carcasa, el estado de tener irregularidades en la carcasa y el estado normal sin defectos, la unidad 2130 de aprendizaje puede estar diseñada para realizar el siguiente procesamiento. Es decir, la unidad 2130 de aprendizaje puede establecer los coeficientes α en los modelos autorregresivos revisados determinados a partir de datos medidos adquiridos de los cojinetes 106 en los respectivos estados como datos de aprendizaje para especificar patrones de nueve piezas de los coeficientes α correspondientes a los cojinetes 106 en los respectivos estados mediante aprendizaje.

- 45 Además, en el caso en que el sistema de diagnóstico tenga solamente los cuatro estados o menos a los que se puede llevar el cojinete 106, el sistema de diagnóstico puede estar diseñado para especificar cuatro o menos patrones que representan el coeficiente α en el modelo autorregresivo revisado mediante el aprendizaje en cada uno de los estados del cojinete 106.

- 50 En este caso, la unidad 2130 de aprendizaje genera la matriz Y utilizando la ecuación 19 con el valor de p establecido en un valor de cuatro o menos, por ejemplo, y actualiza la matriz A que tiene un tamaño de $m \times p$ y la matriz P que tiene un tamaño de $p \times d$ para minimizar la función de coste J , para especificar de ese modo los patrones de los coeficientes α correspondientes a los cojinetes 106 en los respectivos estados mediante el aprendizaje como las columnas de la matriz A .

En el caso en que el cojinete 106 se pueda llevar a dos estados, por ejemplo, el estado normal sin defectos y el estado de tener un defecto en cualquier parte, la unidad 2130 de aprendizaje puede establecer los coeficientes α en los modelos autorregresivos revisados determinados a partir de datos medidos adquiridos de los cojinetes 106 en ambos estados como datos de aprendizaje para especificar patrones de dos partes de los coeficientes α correspondientes a los cojinetes 106 en ambos estados mediante el aprendizaje.

En la realización 3, el sistema de diagnóstico diagnostica la anomalía especificando en cuál de los cinco estados predeterminados (el estado normal sin defectos, el estado de tener un defecto en el anillo exterior, el estado de tener un defecto en el anillo interior, el estado de tener un defecto en el elemento rodante y el estado de tener un defecto en la carcasa) se encuentra el cojinete 106. Sin embargo, existe un caso en donde es imposible captar con precisión en cuál de los estados se puede poner el cojinete 106, pero se desea diagnosticar si el cojinete 106 está o no en el estado normal sin defectos. En tal caso, el sistema de diagnóstico puede utilizar, de los patrones de aprendizaje, solo el patrón de aprendizaje correspondiente al cojinete 106 en el estado normal y realizar el siguiente procesamiento, para diagnosticar de ese modo si el cojinete 106 es normal o no.

Es decir, al actualizar la matriz P en S2309 en el procesamiento de la Fig. 23, el sistema de diagnóstico actualiza, de los componentes de la matriz A, los componentes de las columnas distintas de la columna en donde se almacena el patrón de aprendizaje correspondiente al cojinete 106 en el estado normal sin defectos mediante el uso de la expresión 34. Entonces, siempre que el valor de la fila de la matriz P que se va a multiplicar por la columna en donde se almacena el patrón de aprendizaje correspondiente al cojinete 106 en el estado normal sin defectos de los componentes de la matriz A sea el mayor entre los valores de las filas de la matriz P en S2315, el sistema de diagnóstico puede estar diseñado para diagnosticar que el cojinete 106 está en el estado normal.

Como se mencionó anteriormente, el sistema de diagnóstico puede diagnosticar la anomalía del cojinete 106 utilizando una parte de los patrones de aprendizaje especificados por el aprendizaje.

En la realización 3, se ha diseñado que en cada una de las columnas de la matriz Y expresada por la ecuación 19, cada q fragmentos de los coeficientes α en los modelos autorregresivos revisados determinados a partir de los datos medidos correspondientes a los cojinetes 106 en los estados plurales se almacenen con respecto a cada estado. Sin embargo, en cada una de las columnas de la matriz Y, los coeficientes α en los modelos autorregresivos revisados determinados a partir de los datos medidos correspondientes a los cojinetes 106 en los estados plurales pueden almacenarse en diferentes números con respecto a cada estado.

En la realización 3, el sistema de diagnóstico genera la matriz Y de manera que las columnas que almacenan cada una el coeficiente α correspondiente al cojinete 106 en el mismo estado sean continuas. Sin embargo, el sistema de diagnóstico puede generar la matriz Y de manera que no sean continuas las columnas que almacenan cada una el coeficiente α correspondiente al cojinete 106 en el mismo estado.

En la realización 3, el sistema de diagnóstico genera la matriz Y que incluye las columnas que tienen los coeficientes α correspondientes a los cojinetes 106 en los respectivos estados almacenados en la misma y aprende la matriz Y mediante la factorización matricial no negativa, para especificar de ese modo los patrones representativos de los coeficientes α correspondientes a los cojinetes 106 en los respectivos estados. Sin embargo, el sistema de diagnóstico puede determinar una pluralidad de los coeficientes α correspondientes al cojinete 106 en un cierto estado mediante un procesamiento similar al realizado al adquirir los datos de aprendizaje, por ejemplo, y realizar el aprendizaje derivando el promedio de los coeficientes α plurales determinados, para especificar de ese modo el patrón exhibido por el coeficiente promedio derivado como el patrón representativo del coeficiente α correspondiente al cojinete 106 en el estado.

En la realización 3, el sistema de diagnóstico diagnostica la anomalía del cojinete 106 basándose en el patrón del coeficiente α en el modelo autorregresivo revisado determinado a partir de los datos medidos del cojinete 106. Sin embargo, cuando no se puede especificar el estado del cojinete 106 en S2315, el sistema de diagnóstico puede derivar la característica de frecuencia del modelo autorregresivo revisado utilizando la ecuación 18, por ejemplo, para diagnosticar la anomalía del cojinete 106 basándose en la característica de frecuencia derivada. Además, el sistema de diagnóstico puede estar diseñado para realizar el procesamiento de la Fig. 23 cuando el sistema de diagnóstico deriva la característica de frecuencia del modelo autorregresivo revisado utilizando la ecuación 18, por ejemplo, y diagnostica la anomalía del cojinete 106 basándose en la característica de frecuencia derivada, lo que termina en un fallo en el diagnóstico.

Como se indicó anteriormente, el sistema de diagnóstico diagnostica la anomalía basándose en el patrón del coeficiente α en el modelo autorregresivo revisado determinado a partir de los datos medidos del cojinete 106 y la característica de frecuencia del modelo autorregresivo revisado determinado a partir de los datos medidos del cojinete 106, para permitir de ese modo un diagnóstico más preciso de la anomalía del cojinete 106.

En las realizaciones 1 a 3, el aparato 900 de procesamiento de información está diseñado para realizar el procesamiento de la Fig. 11, la Fig. 22 y la Fig. 23 ejecutando los programas almacenados en la memoria 1002 auxiliar. Sin embargo, el aparato 900 de procesamiento de información puede estar diseñado para realizar el procesamiento

de la Fig. 11, la Fig. 22 y la Fig. 23 ejecutando los programas almacenados en un medio de almacenamiento externo, un servidor de almacenamiento externo o similar.

Además, por ejemplo, algunas o todas las funciones del aparato 900 de procesamiento de información descrito anteriormente pueden montarse en el aparato 900 de procesamiento de información como hardware.

- 5 Además, las realizaciones de la presente invención explicadas anteriormente simplemente ilustran ejemplos concretos de implementación de la presente invención, y el alcance técnico de la presente invención no debe interpretarse de manera restrictiva por estas realizaciones. Es decir, la presente invención puede implementarse en diversas formas sin alejarse del alcance de las reivindicaciones.

REIVINDICACIONES

1. Aparato (900, 2110) de procesamiento de información de diagnóstico de anomalías de un cojinete (106), que comprende:
 - un medio (910, 2120) de adquisición que adquiere datos medidos relativos a las vibraciones del cojinete (106);
- 5 un medio (920, 2130) de determinación que determina, basándose en los datos medidos adquiridos por el medio de adquisición, un coeficiente de revisión que es un coeficiente en un modelo autorregresivo revisado; y
 - un medio (930, 2140) de diagnóstico que diagnostica una anomalía del cojinete (106) basándose en el coeficiente de revisión determinado por el medio de determinación; y
- 10 un medio (950, 2150) de salida que emite información relacionada con el resultado del diagnóstico por el medio de diagnóstico, en el que
 - el modelo autorregresivo revisado es una ecuación que expresa un valor previsto de los datos medidos utilizando un valor real de los datos medidos y el coeficiente de revisión en respuesta al valor real,
 - el medio de determinación determina el coeficiente de revisión mediante el uso de una ecuación en la que una primera
- 15 matriz se establece en una matriz de coeficientes y un vector de autocorrelación derivado de los datos medidos se establece en un vector constante, en el que la primera matriz se deriva de una matriz diagonal y una matriz ortogonal, la matriz diagonal es una matriz cuyo componente diagonal son valores propios de una matriz de autocorrelación, los valores propios se derivan sometiendo la matriz de autocorrelación derivada de los datos medidos a una descomposición en valores singulares, y la matriz ortogonal es una matriz en la que un vector propio de la matriz de autocorrelación se establece en un componente de columna,
- 20 el vector de autocorrelación es un vector cuyo componente es la autocorrelación de los datos medidos con un desfase temporal de 1 a m, siendo m un número del valor real utilizado en el modelo autorregresivo revisado,
- la matriz de autocorrelación es una matriz cuyo componente es la autocorrelación de los datos medidos con un desfase temporal de 0 a m-1,
- 25 la primera matriz es una matriz $U_s \Sigma_s U_s^T$ que se deriva de una segunda matriz Σ_s derivada de s partes de los valores propios de la matriz de autocorrelación, siendo s un número establecido en 1 o más y menor que m, y la matriz diagonal y una tercera matriz U_s derivada de s partes de los valores propios y la matriz ortogonal,
- la segunda matriz es una submatriz de la matriz diagonal y es una matriz cuyo componente diagonal son s partes de los valores propios, y
- 30 la tercera matriz es una submatriz de la matriz ortogonal y es una matriz en la que los vectores propios correspondientes a s partes de los valores propios se establecen en un vector de componente de columna.
3. Aparato de procesamiento de información según la reivindicación 2, en el que
 - s partes de los valores propios incluyen el valor propio que tiene el valor más grande de los valores propios de la matriz de autocorrelación.
3. Aparato de procesamiento de información según la reivindicación 2, en el que
- 35 s partes de los valores propios son valores propios que se eligen de los valores propios de la matriz de autocorrelación en orden descendente de valor.
4. Aparato de procesamiento de información según cualquiera de las reivindicaciones 1 a 3, que comprende, además:
 - un medio (940) de evaluación que evalúa si el diagnóstico de anomalía del cojinete (106) realizado por el medio de diagnóstico es exitoso o no, en el que
- 40 el medio de determinación restablece s y determina nuevamente el coeficiente de revisión cuando el medio de evaluación evalúa que el diagnóstico de anomalía del cojinete (106) por el medio de diagnóstico no es exitoso, y
 - cuando el medio de evaluación evalúa que el diagnóstico de anomalías del cojinete (106) realizado por el medio de diagnóstico no es exitoso, el medio de diagnóstico diagnostica además la anomalía del cojinete (106) basándose en el coeficiente de revisión determinado nuevamente por el medio de determinación.
- 45 5. Aparato de procesamiento de información según cualquiera de las reivindicaciones 1 a 4, en el que
 - la matriz de autocorrelación es una matriz incluida en una expresión condicional que expresa una condición que minimiza un error cuadrado entre un valor predicho de los datos medidos y un valor medido real de los datos medidos en un momento correspondiente al valor predicho de los datos medidos.

6. Aparato de procesamiento de información según cualquiera de las reivindicaciones 1 a 5, en el que
el medio de diagnóstico deriva una característica de frecuencia que indica una distribución de frecuencia del modelo autorregresivo revisado utilizando el coeficiente de revisión determinado por el medio de determinación y diagnostica la anomalía del cojinete (106) basándose en la característica de frecuencia.
- 5 7. Aparato de procesamiento de información según la reivindicación 6, en el que
el medio de diagnóstico especifica la presencia o ausencia de la anomalía del cojinete (106) en función de una frecuencia en donde se muestra un pico en la característica de frecuencia y establece un resultado obtenido por la especificación como un resultado de diagnóstico, para diagnosticar de ese modo la anomalía del cojinete (106).
8. Aparato de procesamiento de información según la reivindicación 6 o 7, en el que
- 10 el medio de diagnóstico especifica una parte del cojinete (106) que tiene una anomalía en función de una frecuencia en donde se muestra un pico en la característica de frecuencia y establece un resultado obtenido por la especificación como un resultado de diagnóstico, para diagnosticar de ese modo la anomalía del cojinete (106).
9. Aparato de procesamiento de información según cualquiera de las reivindicaciones 1 a 5, en el que
el medio de diagnóstico diagnostica la anomalía del cojinete (106) basándose en un patrón de medición que es un patrón del coeficiente de revisión determinado por el medio de determinación.
- 15 10. Aparato de procesamiento de información según la reivindicación 9, que comprende, además:
un medio (2130) de aprendizaje que especifica, en base a datos de aprendizaje que son uno o más coeficientes en el modelo autorregresivo revisado determinado a partir del cojinete (106) en cada uno de una pluralidad de estados predeterminados, un patrón del coeficiente en el modelo autorregresivo revisado correspondiente a cada uno de una pluralidad de los estados mediante aprendizaje como un patrón de aprendizaje, en el que
- 20 el medio de diagnóstico diagnostica la anomalía del cojinete (106) basándose en el patrón de medición determinado por el medio de determinación y el patrón de aprendizaje especificado por el medio de aprendizaje mediante aprendizaje.
11. Aparato de procesamiento de información según la reivindicación 10, en el que
- 25 el medio de aprendizaje somete una matriz que incluye columnas que contienen cada una de ellas los datos de aprendizaje almacenados en la misma a una factorización matricial no negativa con el número de una pluralidad de estados establecido en un número base, para especificar de ese modo el patrón de aprendizaje mediante el aprendizaje.
12. Aparato de procesamiento de información según cualquiera de las reivindicaciones 1 a 11, en el que
- 30 el cojinete (106) es un cojinete que se utiliza en un carrito ferroviario, y
el medio de diagnóstico diagnostica una anomalía que incluye la presencia de un defecto en el cojinete (106) basándose en el coeficiente de revisión determinado por el medio de determinación.
13. Aparato de procesamiento de información según la reivindicación 12, en el que
las vibraciones del cojinete (106) son vibraciones basadas en movimientos de rotación de un anillo interior en el cojinete (106), y
- 35 los datos medidos se miden a una frecuencia de muestreo (Hz) que es igual o mayor a 15,6 veces el número de rotaciones (rpm) del anillo interior del cojinete.
14. Sistema de diagnóstico, que comprende
un dispositivo (901) de medición de vibraciones, y
- 40 el aparato (900) de procesamiento de información según cualquiera de las reivindicaciones anteriores, en el que el aparato (900) de procesamiento de información está configurado para adquirir los datos medidos del dispositivo (901) de medición de vibraciones.
15. Método de procesamiento de información a ejecutar por un aparato de procesamiento de información de diagnóstico de anomalías de un cojinete (106), comprendiendo el método:
- 45 una etapa de adquisición que adquiere datos medidos relacionados con las vibraciones del cojinete (106);

una etapa de determinación que determina, basándose en los datos medidos adquiridos por la etapa de adquisición, un coeficiente de revisión que es un coeficiente en un modelo autorregresivo revisado;

una etapa de diagnóstico que diagnostica una anomalía del cojinete (106) basándose en el coeficiente de revisión determinado por la etapa de determinación; y

- 5 una etapa de salida que emite información relacionada con el resultado del diagnóstico realizado en la etapa de diagnóstico, en el que

el modelo autorregresivo revisado es una ecuación que expresa un valor previsto de los datos medidos utilizando un valor real de los datos medidos y el coeficiente de revisión en respuesta al valor real,

- 10 la etapa de determinación determina el coeficiente de revisión mediante el uso de una ecuación en la que una primera matriz se establece en una matriz de coeficientes y un vector de autocorrelación derivado de los datos medidos se establece en un vector constante, en el que la primera matriz se deriva de una matriz diagonal y una matriz ortogonal, la matriz diagonal es una matriz cuyo componente diagonal son valores propios de una matriz de autocorrelación, los valores propios se derivan sometiendo la matriz de autocorrelación derivada de los datos medidos a una descomposición en valores singulares, y la matriz ortogonal es una matriz en donde un vector propio de la matriz de autocorrelación se establece en un componente de columna,

el vector de autocorrelación es un vector cuyo componente es la autocorrelación de los datos medidos con un desfase temporal de 1 a m, siendo m un número del valor real utilizado en el modelo autorregresivo revisado,

la matriz de autocorrelación es una matriz cuyo componente es la autocorrelación de los datos medidos con un desfase temporal de 0 a m - 1,

- 20 la primera matriz es una matriz $U_s \Sigma_s U_s^T$ que se deriva de una segunda matriz Σ_s derivada de s fragmentos de los valores propios de la matriz de autocorrelación, siendo s un número establecido en 1 o más y menor que m, y la matriz diagonal y una tercera matriz U_s derivada de s fragmentos de los valores propios y la matriz ortogonal,

la segunda matriz es una submatriz de la matriz diagonal y es una matriz cuyo componente diagonal son s partes de los valores propios, y

- 25 la tercera matriz es una submatriz de la matriz ortogonal y es una matriz en la que los vectores propios correspondientes a s partes de los valores propios se establecen en un vector de componente de columna.

16. Programa informático para el diagnóstico de anomalías de un cojinete (106), que comprende instrucciones que, cuando el programa es ejecutado por un ordenador, hacen que el ordenador ejecute etapas que comprenden:

una etapa de adquisición que adquiere datos medidos relacionados con las vibraciones del cojinete (106);

- 30 una etapa de determinación que determina, basándose en los datos medidos adquiridos por la etapa de adquisición, un coeficiente de revisión que es un coeficiente en un modelo autorregresivo revisado;

una etapa de diagnóstico que diagnostica una anomalía del cojinete (106) basándose en el coeficiente de revisión determinado por la etapa de determinación; y

- 35 una etapa de salida que emite información relacionada con el resultado del diagnóstico realizado en la etapa de diagnóstico, en el que

el modelo autorregresivo revisado es una ecuación que expresa un valor previsto de los datos medidos utilizando un valor real de los datos medidos y el coeficiente de revisión en respuesta al valor real,

- 40 la etapa de determinación determina el coeficiente de revisión mediante el uso de una ecuación en la que una primera matriz se establece en una matriz de coeficientes y un vector de autocorrelación derivado de los datos medidos se establece en un vector constante, en el que la primera matriz se deriva de una matriz diagonal y una matriz ortogonal, la matriz diagonal es una matriz cuyo componente diagonal son valores propios de una matriz de autocorrelación, los valores propios se derivan sometiendo la matriz de autocorrelación derivada de los datos medidos a una descomposición en valores singulares, y la matriz ortogonal es una matriz en la que un vector propio de la matriz de autocorrelación se establece en un componente de columna,

- 45 el vector de autocorrelación es un vector cuyo componente es la autocorrelación de los datos medidos con un desfase temporal de 1 a m, siendo m un número del valor real utilizado en el modelo autorregresivo revisado,

la matriz de autocorrelación es una matriz cuyo componente es la autocorrelación de los datos medidos con un desfase temporal de 0 a m - 1,

la primera matriz es una matriz $U_s \Sigma_s U_s^T$ que se deriva de una segunda matriz Σ_s derivada de s fragmentos de los valores propios de la matriz de autocorrelación, siendo s un número fijado en 1 o más y menor que m , y la matriz diagonal y una tercera matriz U_s derivada de s fragmentos de los valores propios y la matriz ortogonal,

5 la segunda matriz es una submatriz de la matriz diagonal y es una matriz cuyo componente diagonal son s partes de los valores propios, y

la tercera matriz es una submatriz de la matriz ortogonal y es una matriz en la que los vectores propios correspondientes a s partes de los valores propios se establecen en un vector de componente de columna.

FIG.1A

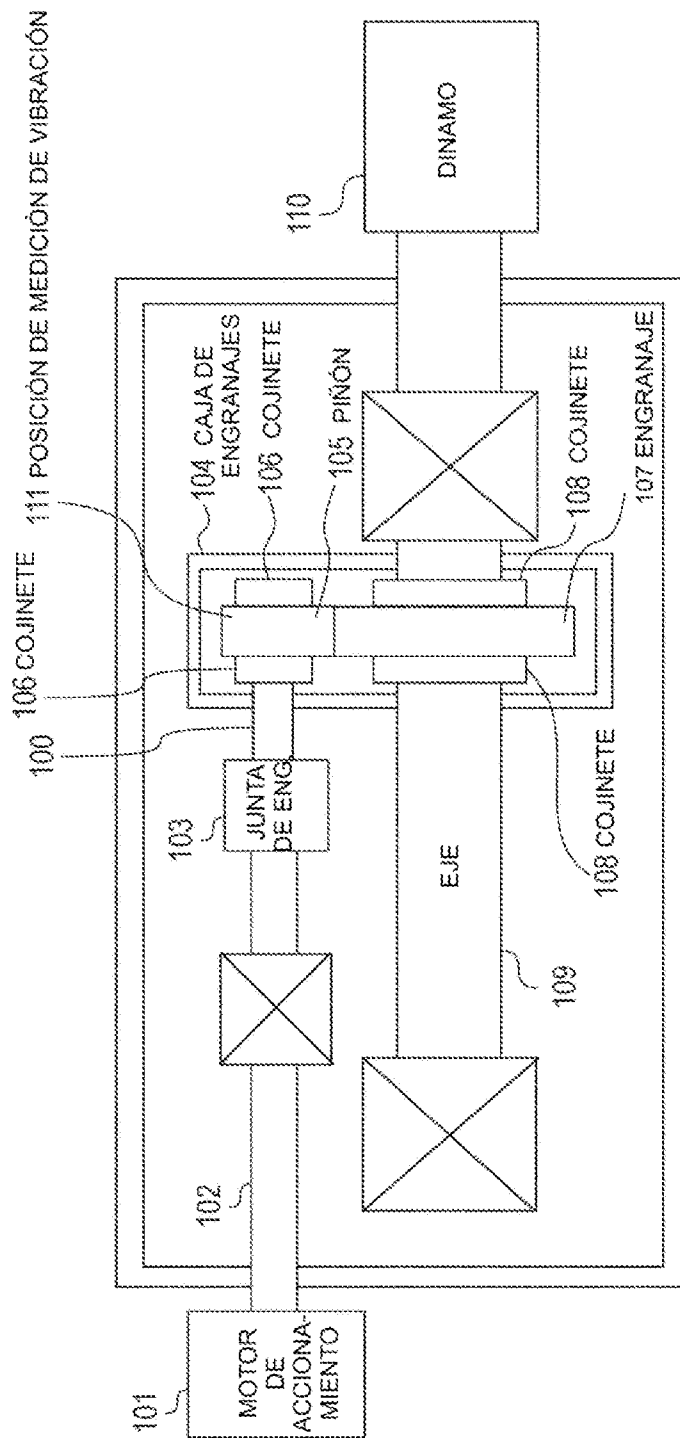


FIG.1B

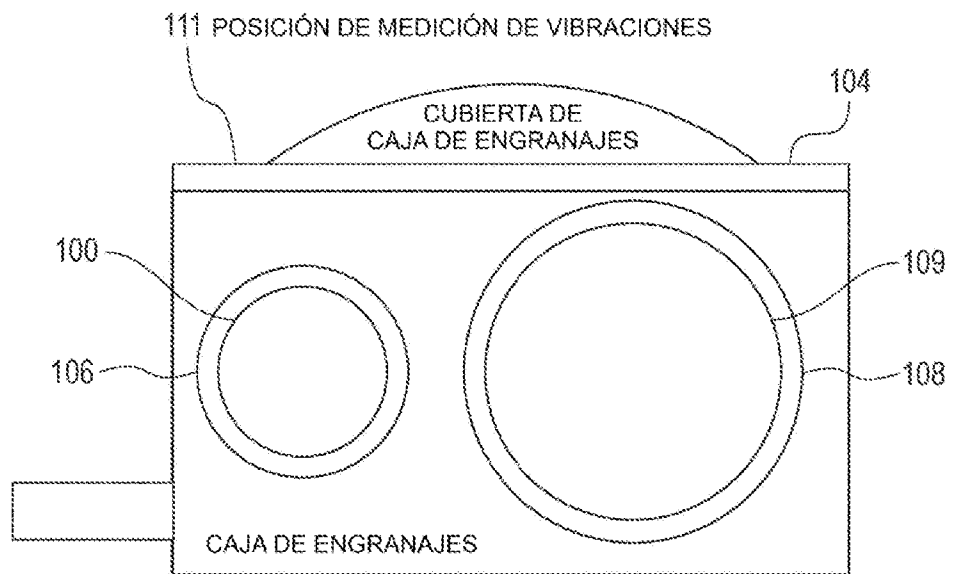


FIG.2

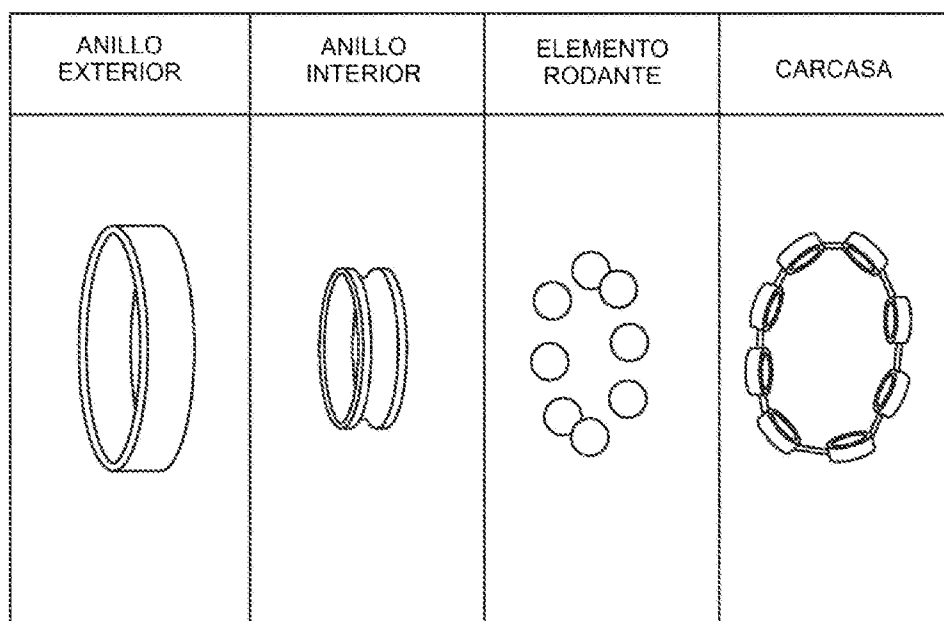


FIG. 3A

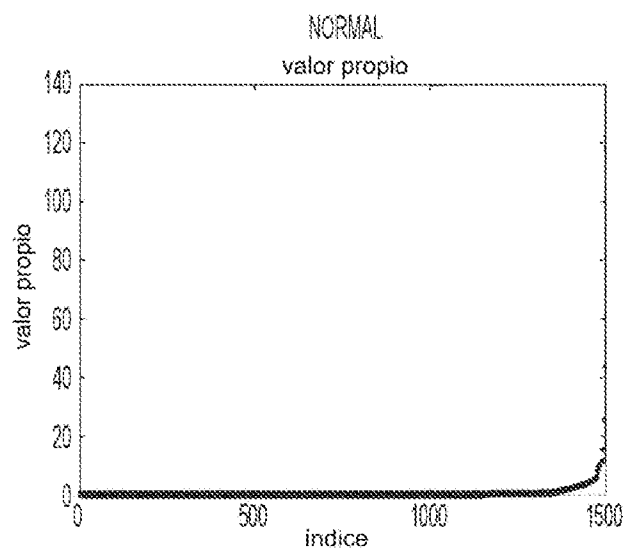


FIG.3B

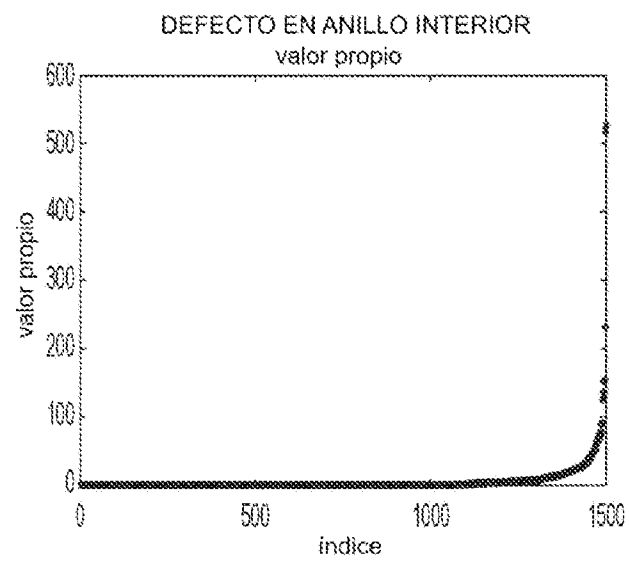


FIG.3C

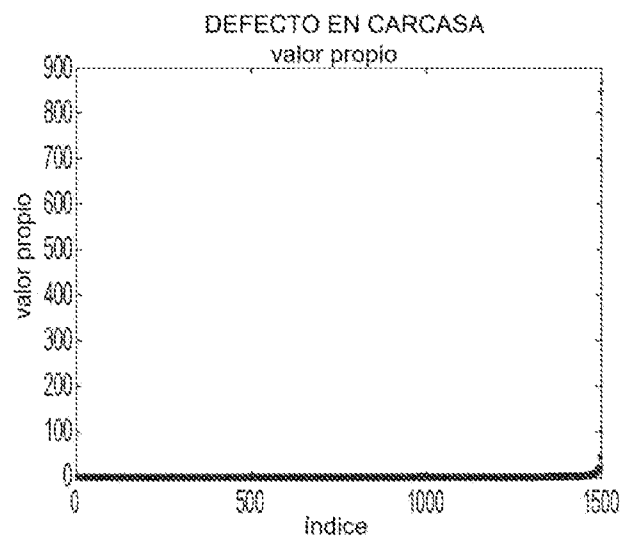


FIG. 4A

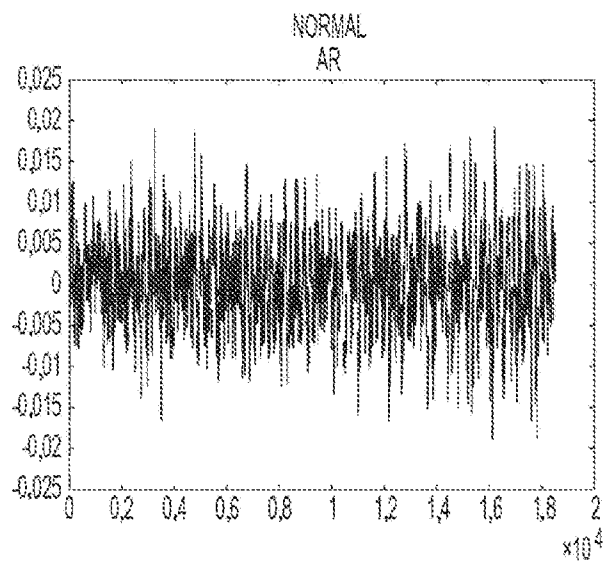


FIG.4B

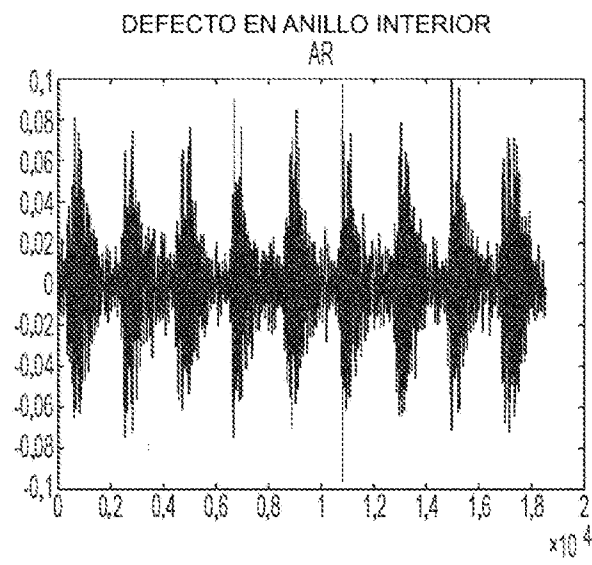


FIG.4C

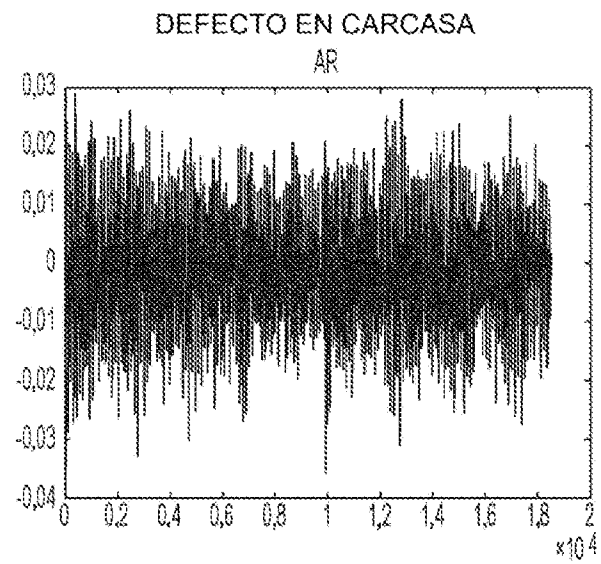


FIG. 5A

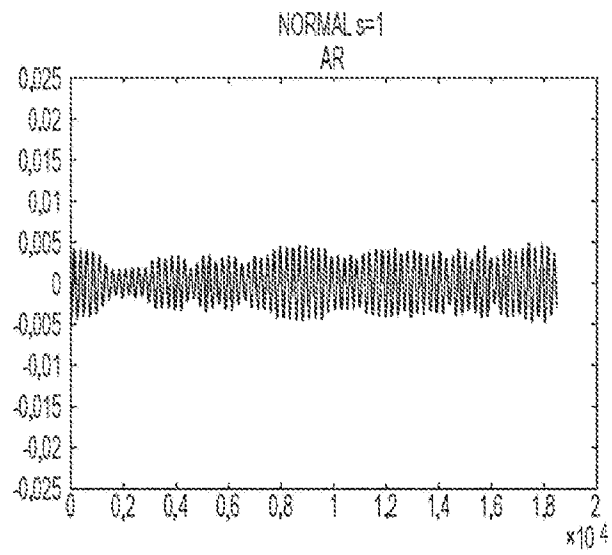


FIG.5B

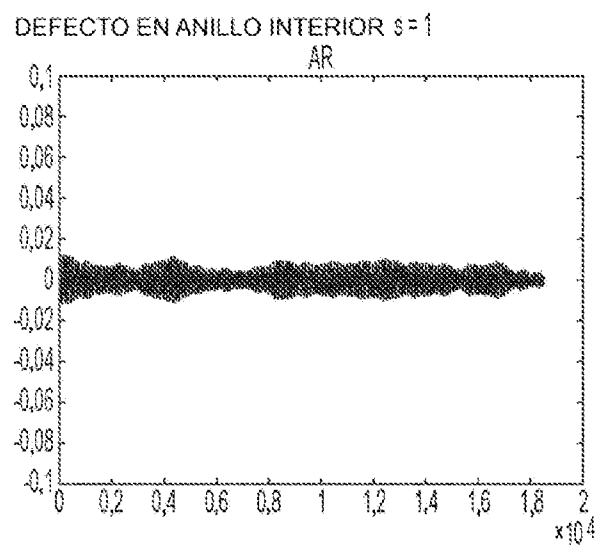


FIG.5C

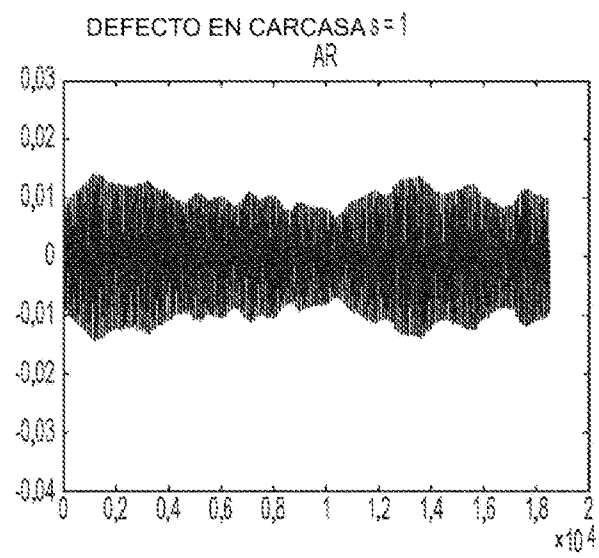


FIG. 6A

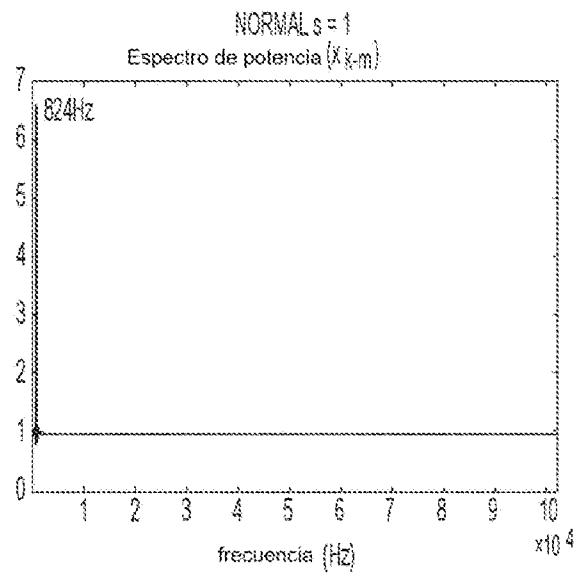


FIG. 6B

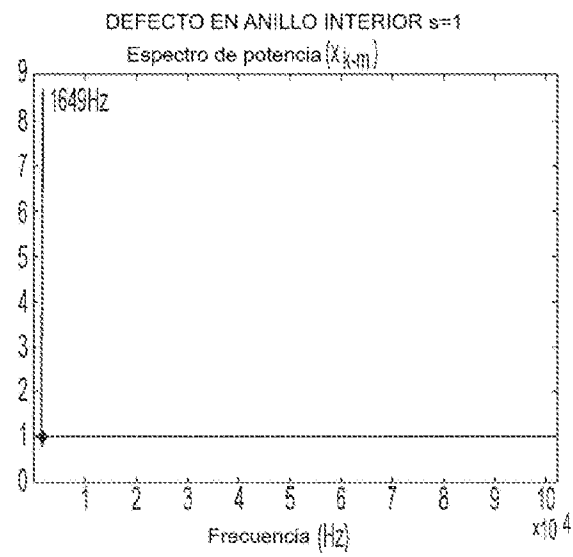


FIG. 6C

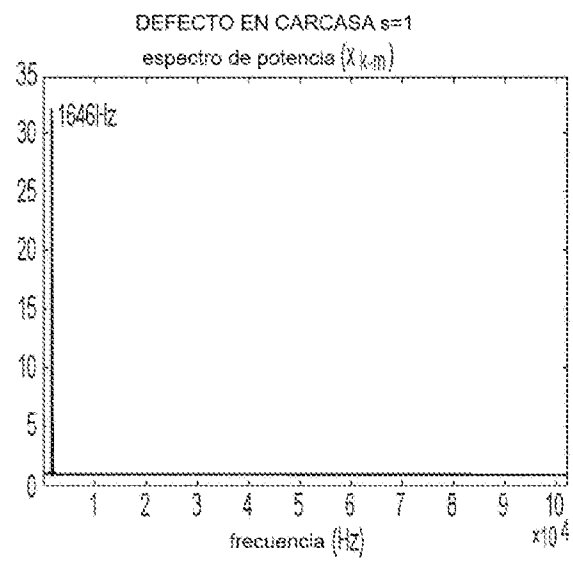


FIG. 7A

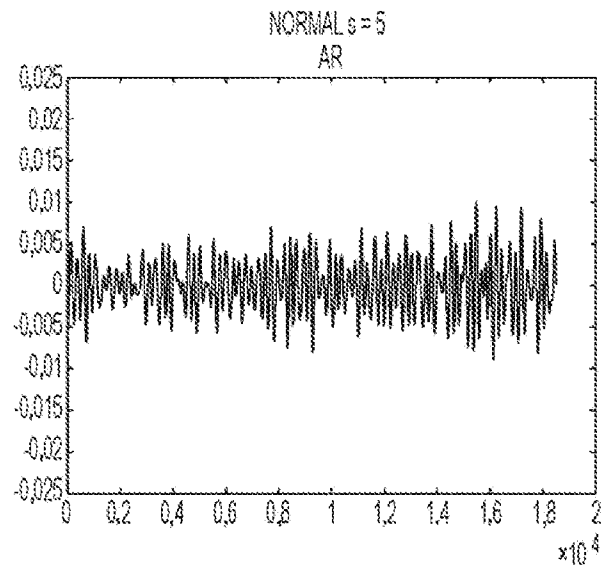


FIG.7B

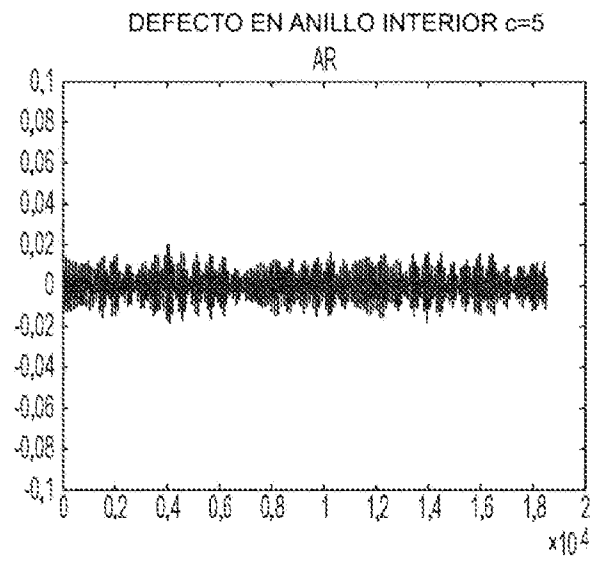


FIG.7C

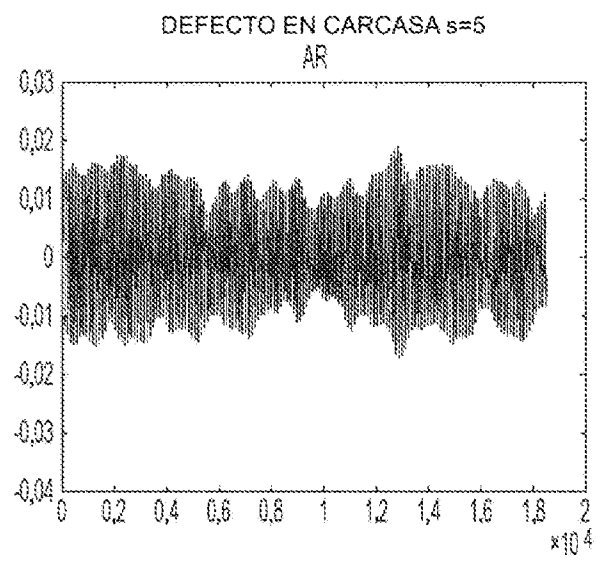


FIG. 8A

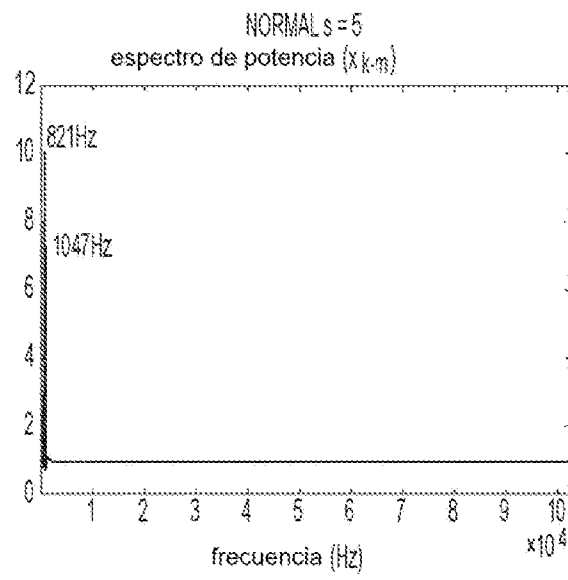


FIG. 8B

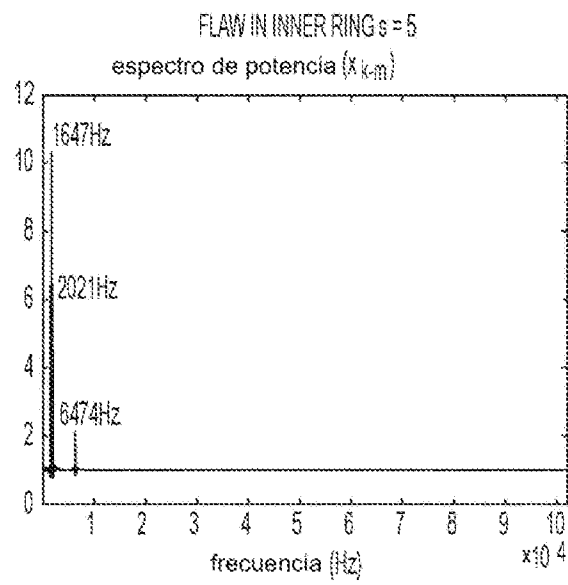


FIG.8C

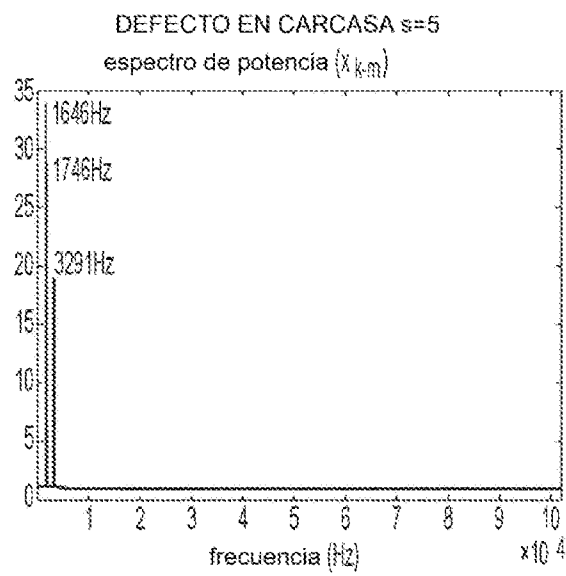


FIG.9

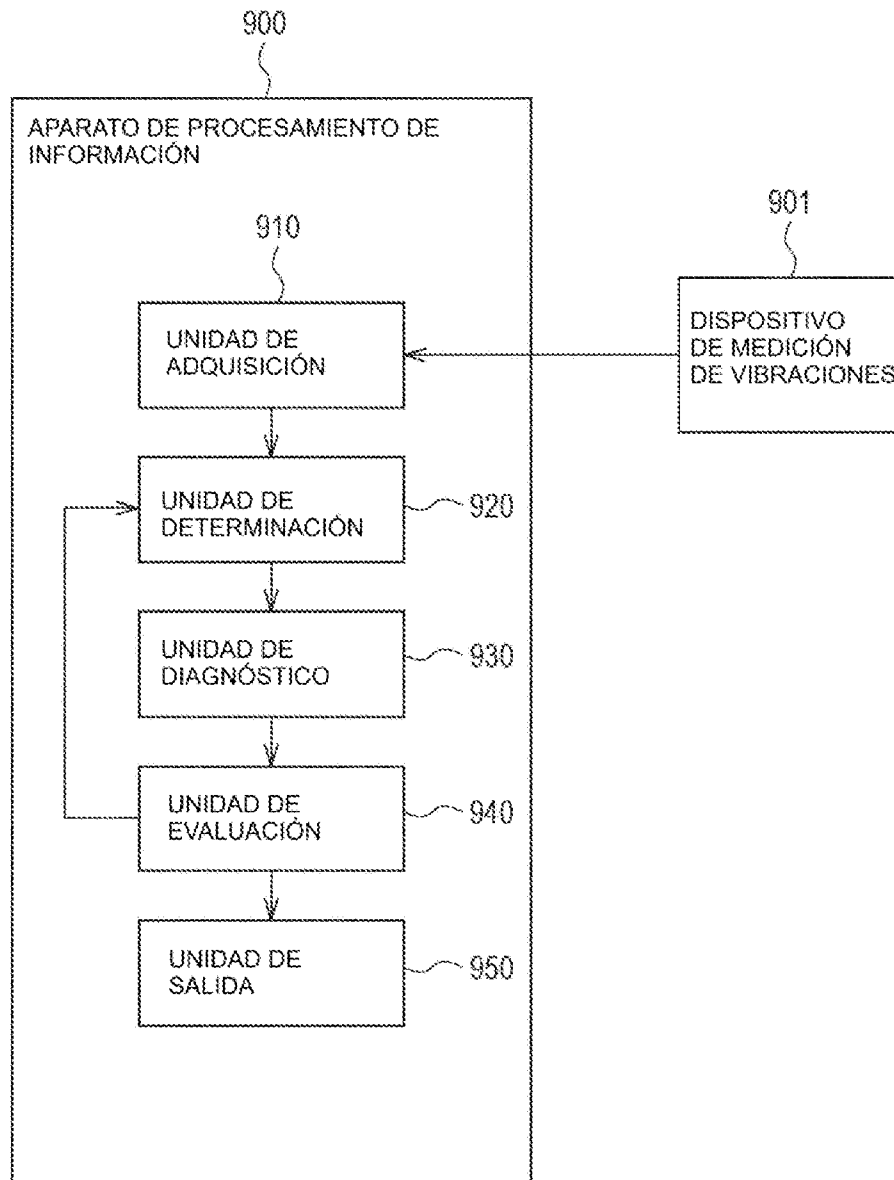


FIG.10

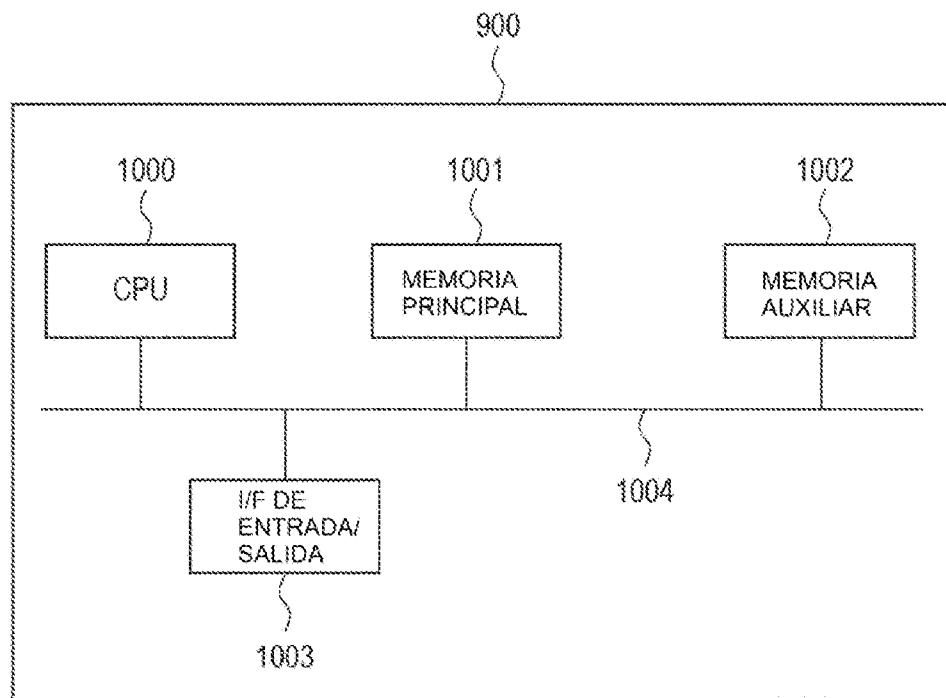


FIG.11

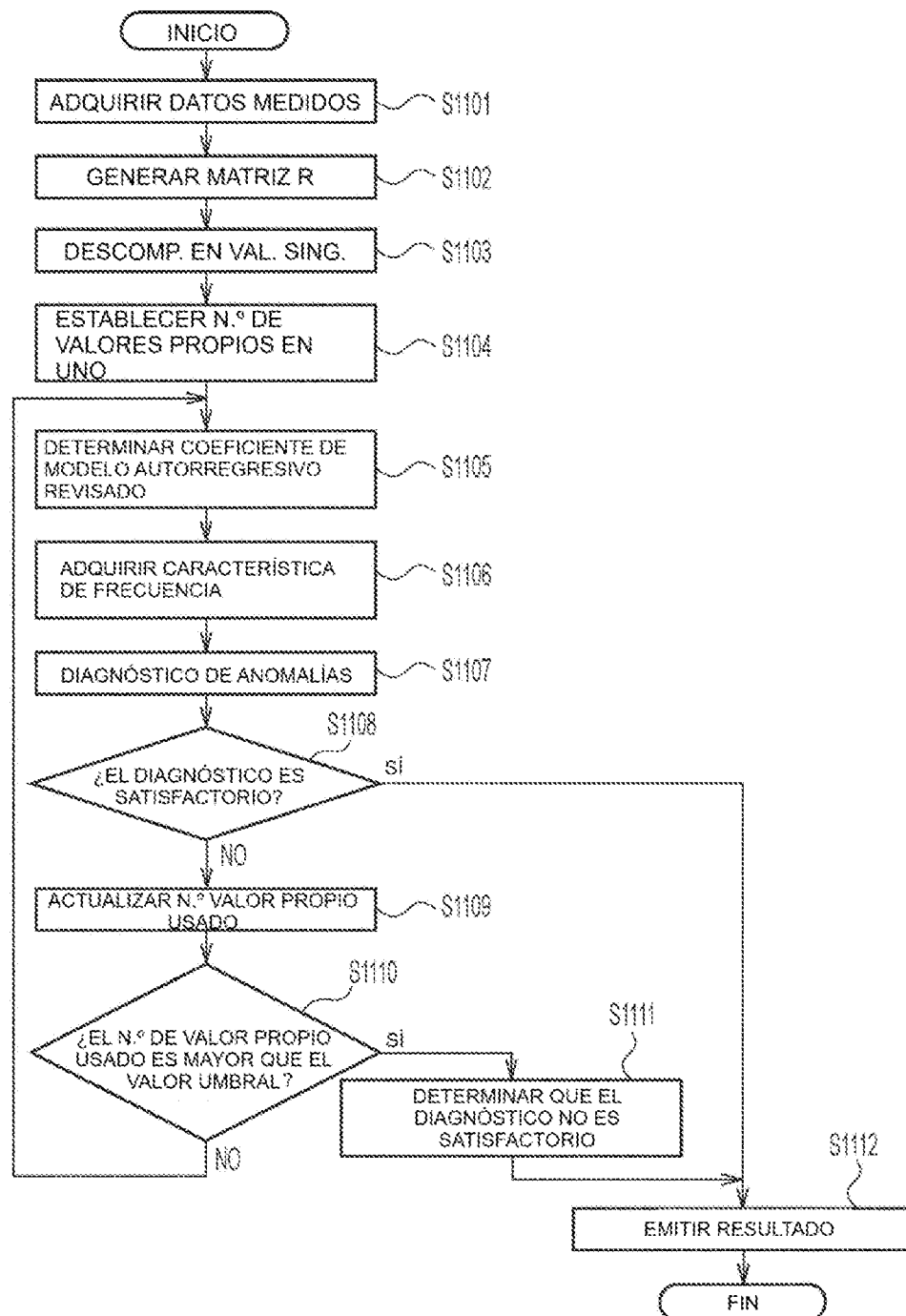


FIG. 12A

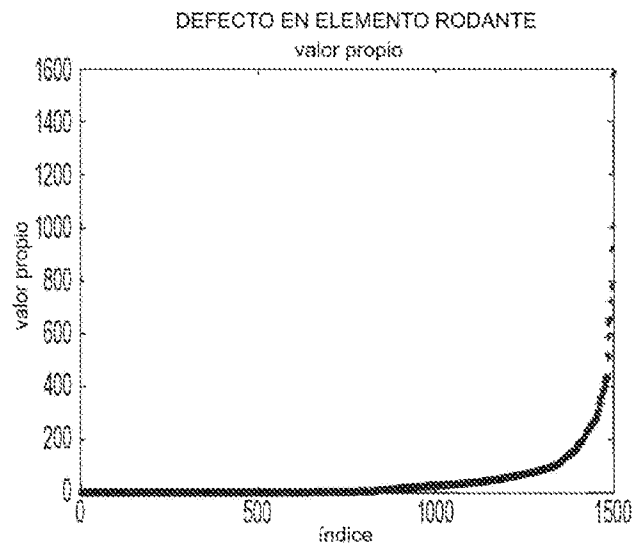


FIG.12B

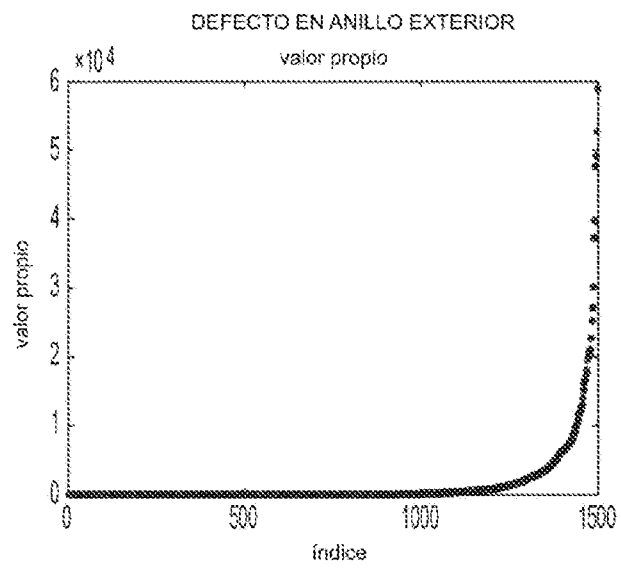


FIG.13A

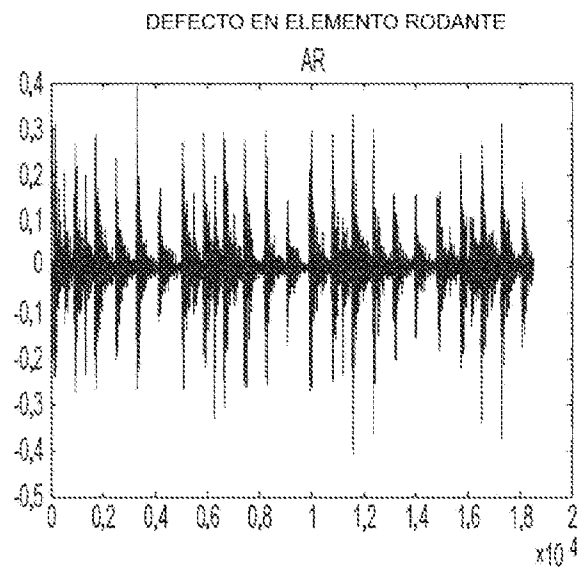


FIG.13B

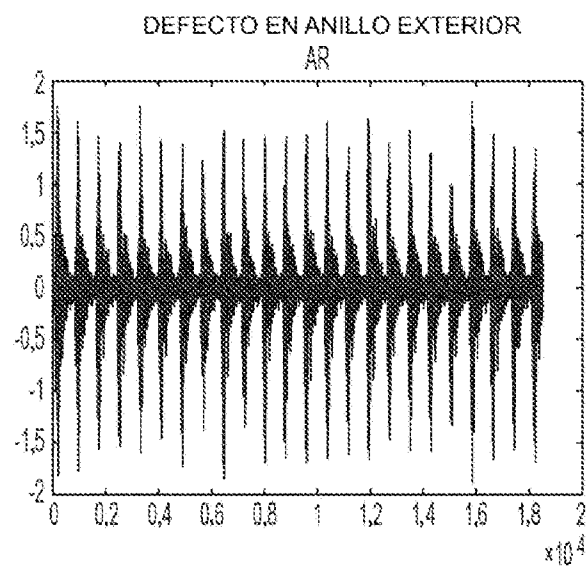


FIG.14A

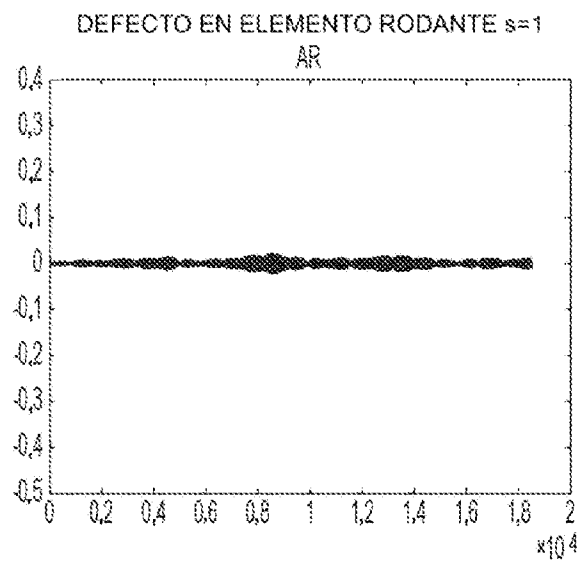


FIG.14B

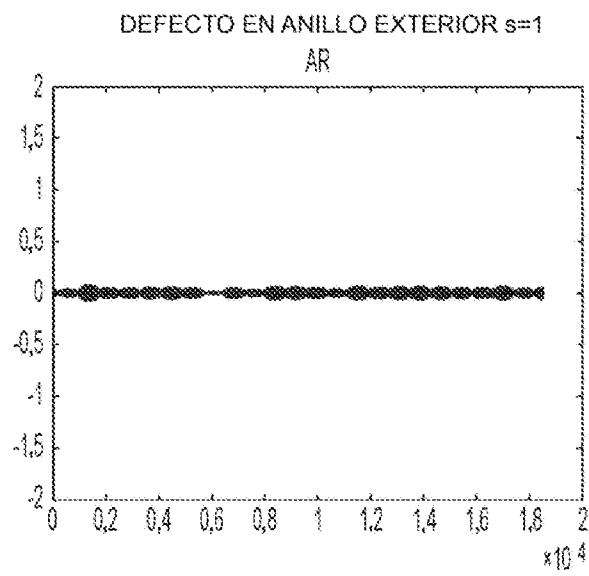


FIG. 15A

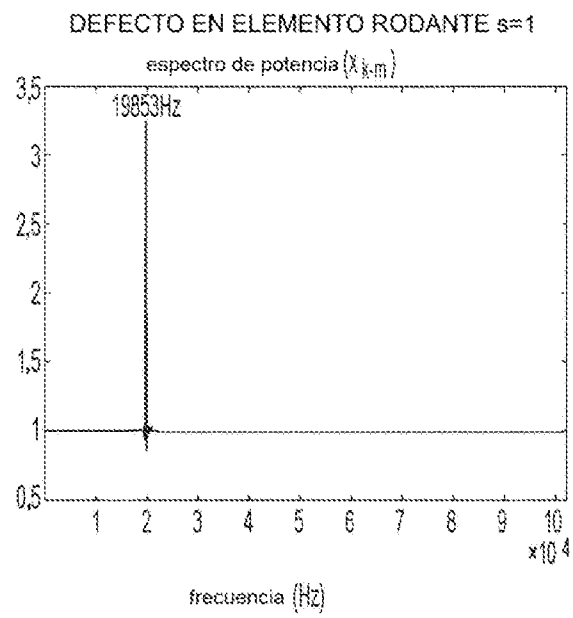


FIG.15B

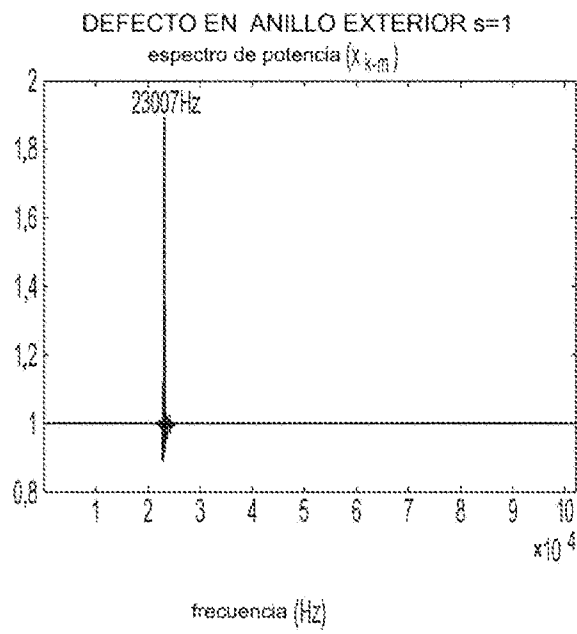


FIG. 16A

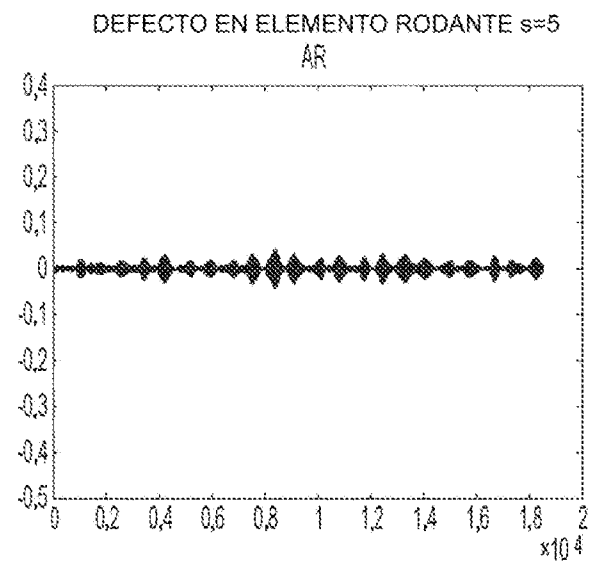


FIG.16B

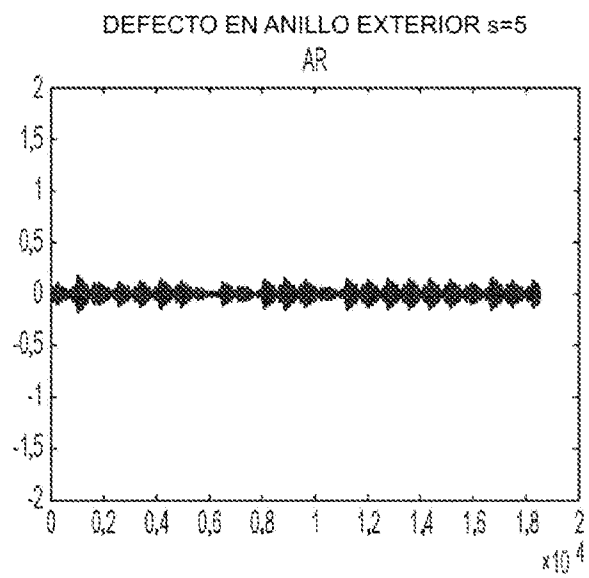


FIG.17A

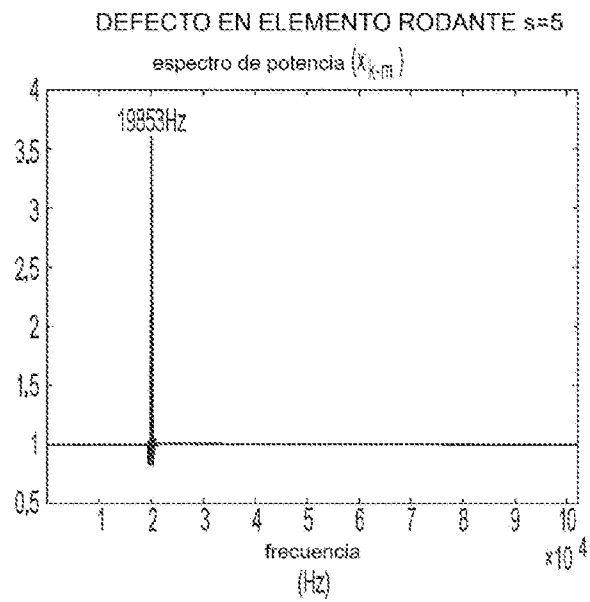


FIG.17B

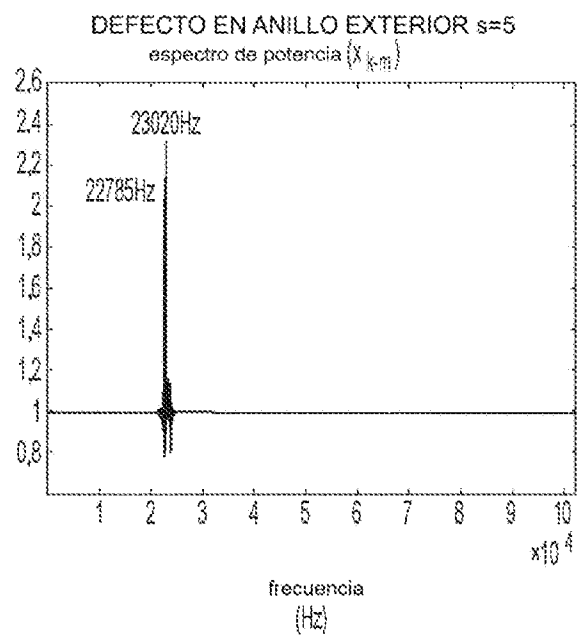


FIG.18

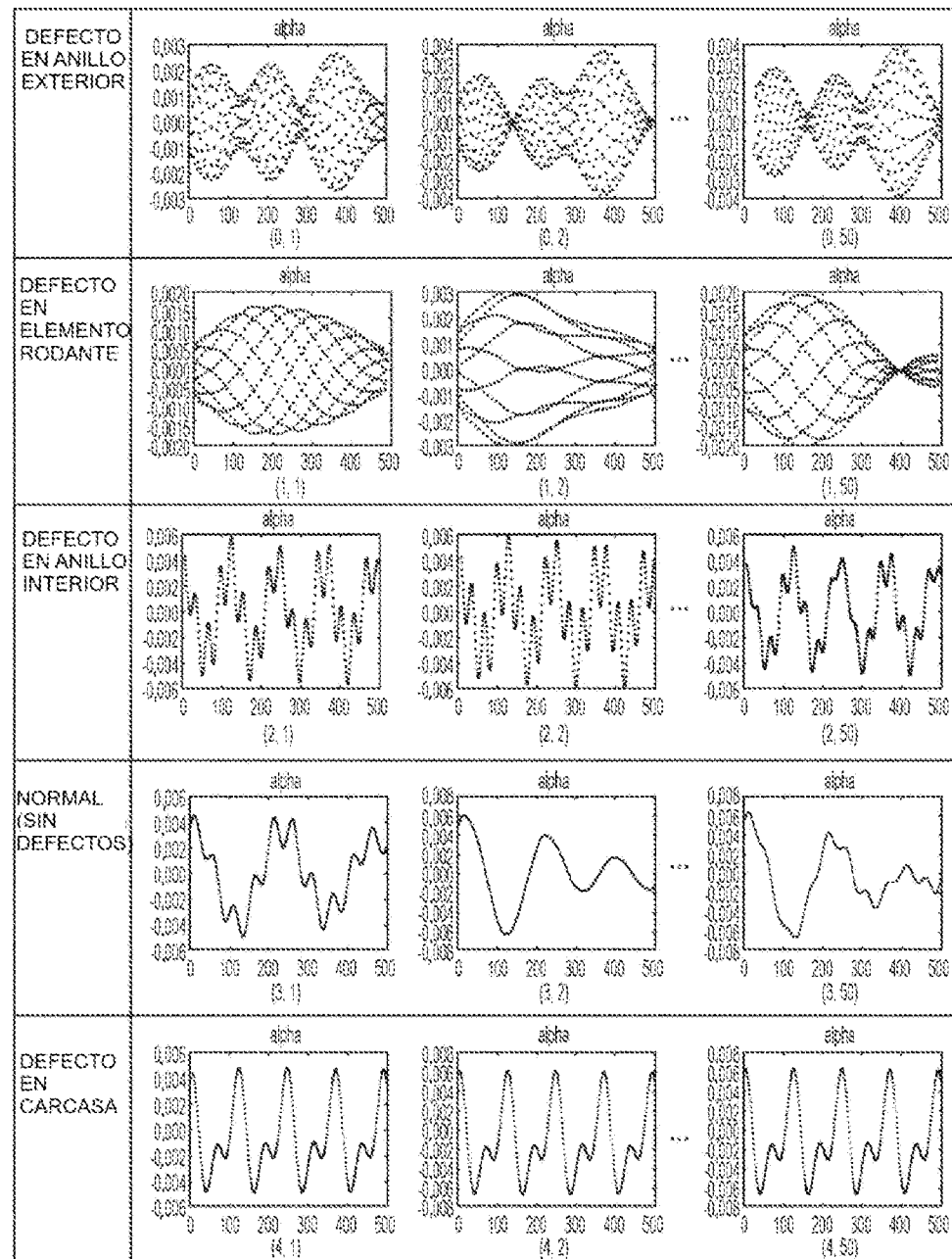


FIG.19

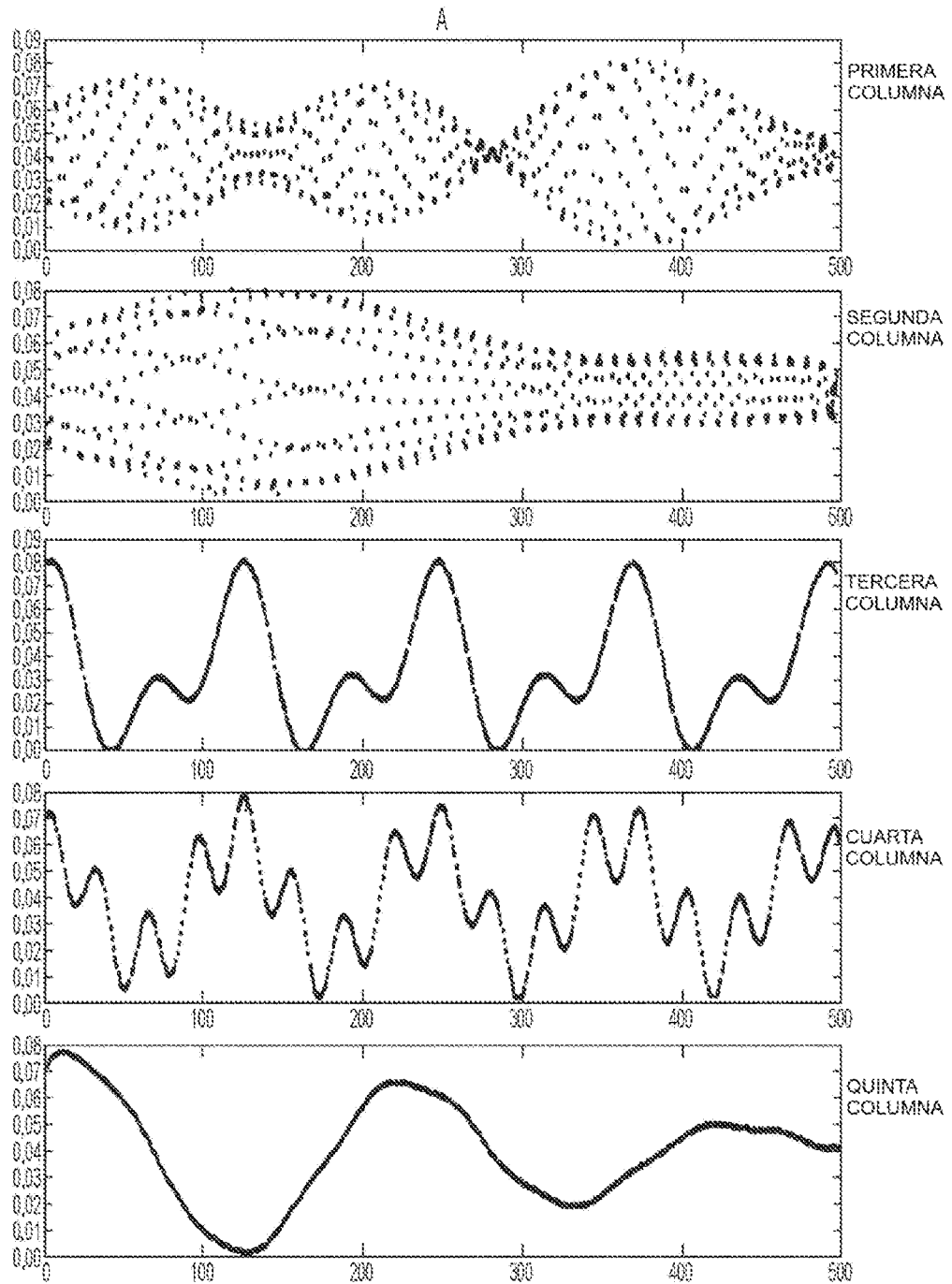


FIG. 20

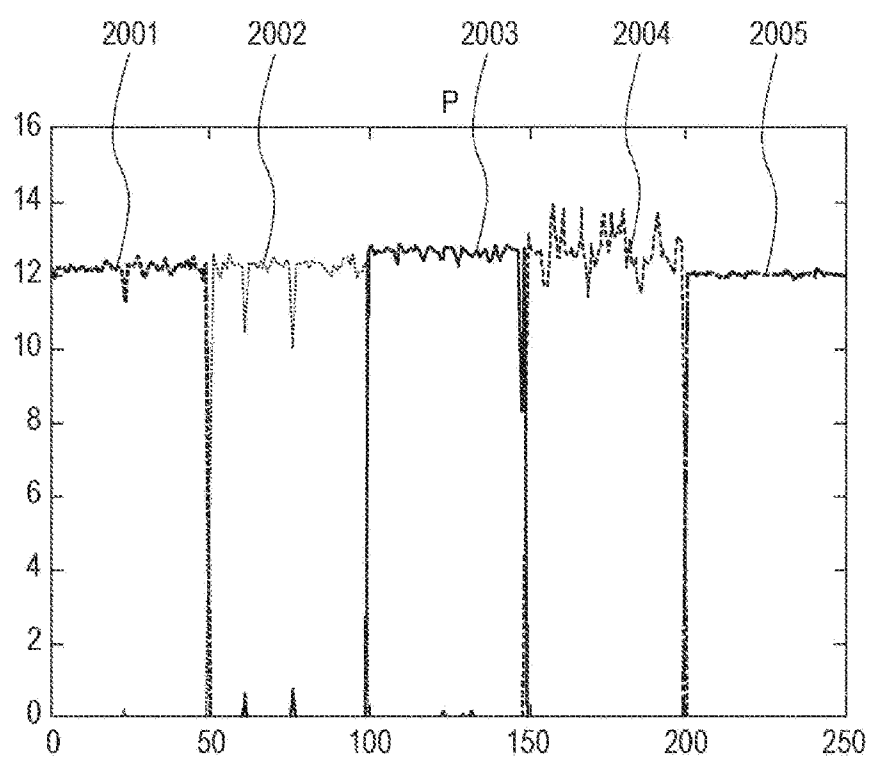


FIG.21

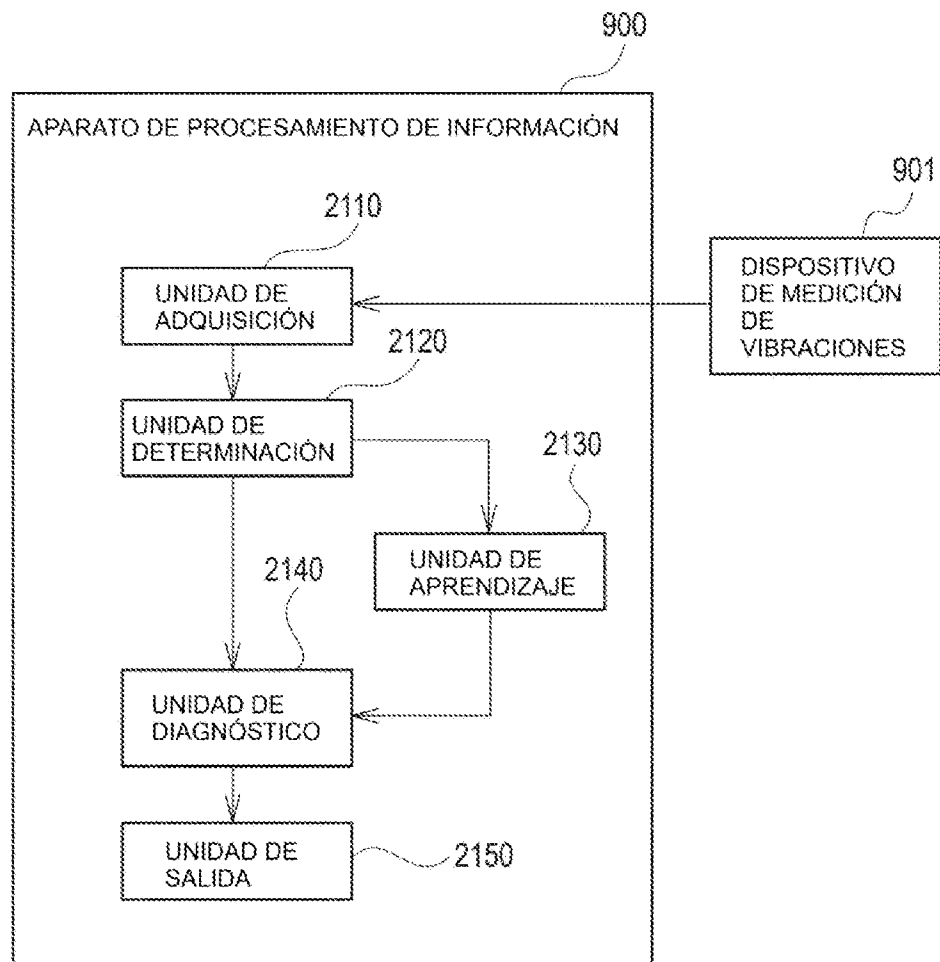


FIG.22

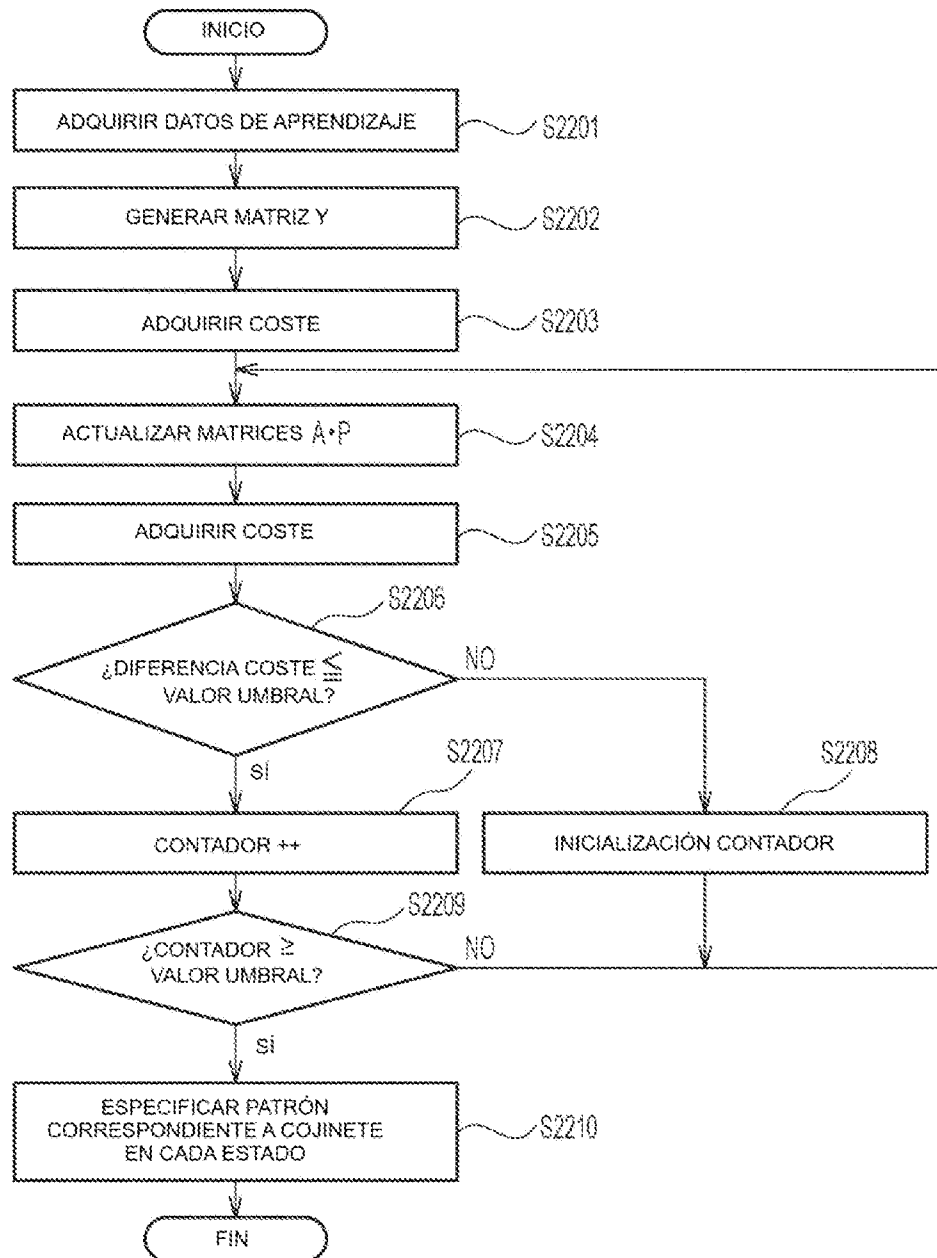


FIG.23

