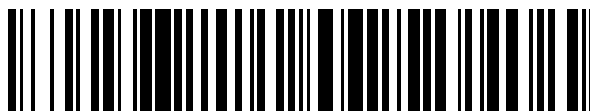


19



OFICINA ESPAÑOLA DE
PATENTES Y MARCAS

ESPAÑA



11 Número de publicación: **2 932 804**

51 Int. Cl.:

B61L 27/57 (2012.01)

G06N 20/00 (2009.01)

B61L 15/00 (2006.01)

G05B 23/02 (2006.01)

12

TRADUCCIÓN DE PATENTE EUROPEA

T3

96 Fecha de presentación y número de la solicitud europea: **26.09.2017** **E 17193141 (3)**

97 Fecha y número de publicación de la concesión europea: **14.09.2022** **EP 3459810**

54 Título: **Método para predecir una falla de un sensor**

45 Fecha de publicación y mención en BOPI de la traducción de la patente:
26.01.2023

73 Titular/es:

SIEMENS MOBILITY GMBH (100.0%)
Otto-Hahn-Ring 6
81739 München, DE

72 Inventor/es:

FERRONI, FRANCESCO

74 Agente/Representante:

CARVAJAL Y URQUIJO, Isabel

ES 2 932 804 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

Método para predecir una falla de un sensor

5 Campo de la invención

La presente invención se refiere a un método para predecir una falla de al menos un sensor (método de predicción) de acuerdo con la reivindicación 1. Además, la presente invención se refiere además a un programa de computadora de acuerdo con la reivindicación 13 y a un medio de almacenamiento legible por computadora de acuerdo con la reivindicación 14.

Antecedentes de la invención

Los trenes modernos que operan en sistemas ferroviarios modernos están sujetos a demandas desafiantes, como viajar a alta velocidad, durante largas duraciones y distancias, así como tener una larga vida útil. Por lo tanto, el tren y sus componentes deben soportar todo tipo de condiciones operativas, como cambios frecuentes de velocidad, por ejemplo, debido a la parada o al paso por una estación de tren, paradas de tren en señales de parada, límites de velocidad, por ejemplo, en puentes o túneles, clima (malo) y, por lo tanto, cambios de temperatura. Por lo tanto, la supervisión del tren y de los componentes en especial importantes y probablemente estresados del tren es esencial para asegurar una operación segura del sistema ferroviario.

En los sistemas ferroviarios actuales, al conductor de un tren se le facilita información sobre el tren y la vía o ruta que el tren debe seguir mediante varios sistemas ferroviarios y externos (no ferroviarios). Para ello se emplea el llamado Sistema Europeo de Control de Trenes (ETCS). El ETCS es un sistema de señalización, control y protección de trenes. El ETCS requiere un equipo de lado de vía estándar y un controlador estándar dentro de la cabina de tren. En su forma final, toda la información en tierra se transmite al conductor electrónicamente, eliminando la necesidad de señales en tierra que, a alta velocidad, podrían ser casi imposibles de ver o asimilar. Por ejemplo, las mediciones de velocidad se utilizan como parte de la protección automática de tren. Por lo tanto, tiene que ser preciso y confiable.

Se sabe que el controlador de cabina de tren se basa en mediciones de velocidad de tren, realizadas, por ejemplo, por un arreglo de sensores de radar. Estos sistemas de sensores de radar son complejos y ya tienen un sistema de diagnóstico interno, que analiza la calidad de las señales medidas. Sin embargo, estos sensores pueden ser propensos a fallar y reemplazarlos es costoso, ya que el sistema se debe retirar del tren y enviarse a un lugar especializado para su reparación. La unidad de control ETCS tiene un sistema de diagnóstico en su lugar, que es capaz de entender cuando un sensor ha fallado. Sin embargo, esto solo permite organizar contramedidas después de que el fallo ya haya ocurrido. Esto puede causar retardos o cancelaciones de trenes programados, trabajos de mantenimiento imprevisibles y, en consecuencia, puede dar como resultado un lucro cesante.

Kauschke Sebastian et al: "Predicting Cargo Train Failures: A Machine Learning Approach for a Lightweight Prototype", 21 de septiembre de 2016, ECCV 2016 CONFERENCE; LECTURE NOTES IN COMPUTER SCIENCE, SPRINGER INTERNATIONAL PUBLISHING, PÁGINAS 151-166 divulga un método para predecir una falla de al menos un componente de un tren de carga. Los datos de entrada para un sistema de aprendizaje automático comprenden información condicional discreta del por lo menos un componente en varios puntos de tiempo en los cuales la información condicional discreta del por lo menos un componente ha cambiado. Estos datos de entrada se evalúan al usar el sistema de aprendizaje automático y, por lo tanto, se predice una falla del por lo menos un componente al usar el sistema de aprendizaje automático.

US 6 456 908 B1 se refiere a un sistema para detectar una falla de un sensor de velocidad.

Un primer objetivo de la invención es proporcionar un método para predecir una falla de al menos un sensor con el que se puedan mitigar las deficiencias mencionadas anteriormente y, especialmente, proporcionar un método que sea más flexible y previsible como el sistema conocido de la técnica anterior, así como un método que proporcione más seguridad que los sistemas conocidos.

Además, un segundo objeto de la invención es proporcionar un método ventajoso para una predicción de falla de varios sensores.

Además, un tercer objetivo de la presente invención es proporcionar un método para entrenar un sistema de aprendizaje automático utilizado en el método de predicción que permita una ejecución rápida e independiente del método de predicción.

Además, un cuarto y quinto objetivo de la presente invención son proporcionar un programa de computadora y un medio de almacenamiento legible por computadora para permitir que una computadora lleve a cabo ventajosamente los pasos del método de predicción.

65

Breve descripción de la invención

Por consiguiente, la presente invención proporciona un método para predecir una falla de al menos un sensor de acuerdo con la reivindicación 1.

5 Debido al método inventivo, se puede proporcionar para saber preventivamente cuándo el sensor está comenzando a fallar o dar problemas. Además, el trabajo de mantenimiento se puede planificar con antelación y se puede asegurar que las piezas de repuesto estén disponibles cuando sea necesario. Además, se puede minimizar el tiempo de inactividad de un sistema en el que se emplea el sensor, de modo que se pueden ahorrar costos y tiempo, así como se pueden prevenir posibles penalizaciones debido a un sistema que no funciona o es erróneo. Además, la confiabilidad y seguridad del sensor o el sistema en el que se emplea el sensor se pueden mejorar en comparación con los sistemas del estado de la técnica.

15 Incluso si se utiliza un término elegido en la forma singular o en una forma numérica específica en las reivindicaciones y la especificación, el alcance de la patente (solicitud) no se debe limitar a la forma singular o numérica específica. También se debería encontrar en el alcance de la invención tener más de una o una pluralidad de las estructuras específicas.

20 El sensor puede, por ejemplo, monitorear una unidad móvil o una parte de esta. Por lo tanto, el sensor puede ser un sensor integrado o externo (terrestre). Además, el sensor se puede disponer en la unidad móvil. La unidad móvil puede ser cualquier unidad, especialmente la unidad construida, como un vehículo de motor (automóvil, motocicleta, bicicleta, furgoneta, camión, autobús, tren) que se puede mover, especialmente por manipulación humana. Preferentemente, puede ser un vehículo unido a la vía. Se pretende que un vehículo unido a la vía signifique cualquier vehículo factible para un experto en la técnica, que se encuentra, debido a una interacción física con una vía, especialmente una vía predeterminada, restringida a esta vía o ruta. Una interacción/conexión física se debe entender como una conexión de ajuste de forma, una conexión eléctrica o una conexión magnética. La conexión física podría ser liberable. En este contexto, se entiende que una "vía predeterminada" significa una vía o ruta previamente existente, construida por el hombre que comprende medios seleccionados para construir o formar la vía, como un riel o un cable. Preferentemente, la vía predeterminada es una vía de subterráneo o una vía de ferrocarril, como el ferrocarril principal del Reino Unido, Alemania o Rusia.

30 El vehículo puede ser un tren, un ferrocarril subterráneo, un tranvía o un trolebús. Preferentemente, el vehículo unido a la vía puede ser un tren. Ventajosamente, el vehículo unido a la vía o el tren puede ser un tren de alta velocidad. Por lo tanto, el método se puede usar para una red en la que es esencial y necesario un alto nivel de seguridad. El vehículo unido a la vía también se puede denominar vehículo o tren en el siguiente texto.

35 El sensor puede ser una parte de un arreglo de sensores, donde todos los sensores del arreglo operan de acuerdo con el mismo principio. El sensor se selecciona del grupo que consiste en: Un sensor de radar y un dispositivo de medición láser. Preferentemente, el por lo menos un sensor puede ser un sensor de radar. Por lo tanto, el método se puede usar para monitorear un sensor necesario para una alta seguridad y confiabilidad de una red ferroviaria. Preferentemente, el sensor mide al menos un parámetro, donde el parámetro puede ser cualquier parámetro factible para un experto en la técnica y puede ser, por ejemplo, un parámetro seleccionado del grupo que consiste en: Una velocidad, una aceleración, una temperatura, una presión, humedad, visibilidad (por ejemplo, la influencia de la niebla) y una ubicación. Preferentemente, el parámetro puede ser una velocidad o rapidez.

45 La falla prevista puede ser cualquier falla factible para un experto en la técnica, como una falla intrínseca o una falla extrínseca. Una falla intrínseca del sensor, por ejemplo, puede ser una caída, una medición errónea o una respuesta retardada del sensor. Una falla extrínseca puede ser, por ejemplo, una incrustación o una conexión bloqueada del sensor. Preferentemente, la falla puede ser una falla intrínseca del sensor.

50 En una realización preferida de la invención, el sistema de aprendizaje automático se entrena mediante un método seleccionado del grupo que consiste en: Aprendizaje supervisado, aprendizaje semisupervisado, aprendizaje no supervisado, aprendizaje de refuerzo y aprendizaje activo. Ventajosamente, el aprendizaje automático sigue los principios del aprendizaje supervisado (ver detalles más adelante).

55 En este contexto, se entenderá por "información condicional discreta del sensor" una información o declaración referente al parámetro monitoreado/medido o su calidad o resistencia. Esta información puede ser una salida como "SI", "NO", "ALTA", "BAJA", "ROJA" y "VERDE", etc. Además, la información condicional discreta se refiere a una intensidad de señal del sensor. Por lo tanto, se puede validar la salida del sensor. Preferentemente, la información condicional discreta se puede referir a una intensidad de señal del sensor en un modo operativo del sensor. Por lo tanto, se pueden controlar los requisitos preestablecidos. El modo condicional del sensor puede ser cualquier modo factible para un experto en la técnica, como modo simple o dual, modo de luz diurna, modo nocturno, etc. Preferentemente, el modo operativo se selecciona del grupo que consiste en: un modo único, un modo único de baja calidad, un modo único de alta calidad, un modo dual, un modo dual de baja calidad, un modo dual de alta calidad y un modo desconocido. Por lo tanto, el método se puede emplear para monitorear una salida de sensor en referencia a los requisitos preestablecidos.

65 En este contexto, se entiende que un "punto de tiempo" significa un punto de medición o un punto de determinación. Un punto de tiempo también se debe entender como un punto de kilometraje o distancia. En otras palabras, la información

- condicional discreta se obtiene en un primer punto y en un segundo punto, donde el primer y segundo puntos son diferentes en la marca de tiempo allí o el kilometraje/distancia recorrida. La frase "los puntos de tiempo en los cuales la información condicional discreta del sensor ha cambiado" se debe entender en el sentido de que la señal del sensor en un primer punto de tiempo es diferente para la señal del sensor en un segundo punto de tiempo. Por lo tanto, entre estos dos puntos de tiempo, la condición del sensor cambió o comenzó a cambiar.
- Además, no solo la señal del sensor en sí misma puede cambiar (Pregunta: ¿Hay una señal de sensor? Respuesta: "SÍ" o "NO") pero también la información transmitida de la señal de sensor (Pregunta: ¿La intensidad de la señal de sensor es mayor que un valor preestablecido? Respuesta: "SÍ" o "NO").
- En una realización adicional de la invención, el método puede comprender los pasos adicionales de: Recuento de un número de cambios de estado de la información condicional discreta del por lo menos un sensor y usar el número de cambios de estado de la información condicional discreta del por lo menos un sensor como - además - datos de entrada para el sistema de aprendizaje automático. Por lo tanto, el sistema de aprendizaje automático - también - está evaluando el número de cambios de estado. Por lo tanto, la predicción se puede refinar aún más. Un alto número de cambios de estado en un corto tiempo o kilometraje recorrido muestran que los estados están cambiando muy rápidamente en el tiempo (parpadeo) en lugar de un estado constante.
- De acuerdo con un refinamiento adicional de la invención, el método comprende los pasos adicionales de: Generar al menos una derivada estadística de los datos de entrada y usar la por lo menos una derivada estadística de los datos de entrada como datos de entrada adicionales para el sistema de aprendizaje automático. Por lo tanto, el sistema de aprendizaje automático también está evaluando las derivadas estadísticas para predecir la falla del sensor. Por lo tanto, en caso de datos de entrada/sin procesar adecuados reducidos, el método se puede avanzar al usar derivadas de los datos sin procesar. La derivada se puede generar mediante cualquier método o medición estadística factible para un experto en la técnica y puede ser, por ejemplo, desviación media, desviación estándar, mediana, cuantiles 25 % y 75 % o ráfaga. Los datos de entrada utilizados pueden ser la información condicional discreta de un sensor tomada en diferentes ventanas/puntos de tiempo (6 horas (h), 12 h, 24 h, 2 días(d), 3 d, etc.) o distancias recorridas (1 metro (m), 500 m, 1 kilómetro (km), 10 km, etc.).
- Una realización adicional de la invención se refiere a un método de predicción para una predicción de falla de al menos un sensor de varios sensores que comprenden un primer sensor y al menos un segundo sensor.
- Se propone que el método comprenda al menos los pasos de: Proporcionar como datos de entrada para el sistema de aprendizaje automático información condicional discreta del primer sensor en varios puntos de tiempo, proporcionar como datos de entrada para el sistema de aprendizaje automático información condicional discreta del por lo menos segundo sensor en los mismos varios puntos de tiempo (como los varios puntos de tiempo del primer sensor), donde los puntos de tiempo son aquellos puntos de tiempo en los cuales la información condicional discreta de al menos un sensor del primer sensor y el por lo menos segundo sensor ha cambiado y evaluar los datos de entrada del primer sensor y el por lo menos segundo sensor al usar el sistema de aprendizaje automático y analizando así un comportamiento del primer sensor y el por lo menos segundo sensor.
- Debido a la materia inventiva, se puede validar fácilmente el comportamiento de un sensor. Además, la predicción se puede hacer en dependencia de un comportamiento de un segundo sensor y, por lo tanto, refinar aún más la predicción.
- De acuerdo con una realización adicional de la invención, el método comprende al menos el paso adicional de: Analizar una falla intrínseca o una falla extrínseca de al menos uno de los sensores de los varios sensores al realizar una comparación transversal entre la información condicional discreta del primer sensor y la información condicional discreta del por lo menos segundo sensor en los mismos puntos de tiempo y determinar así si una falla intrínseca o una falla extrínseca afectó el primer sensor y/o el por lo menos segundo sensor. Por lo tanto, se puede determinar si solo un sensor está fallando debido a un problema intrínseco o si todos los sensores se ven afectados, por ejemplo, debido a una condición extrínseca o externa, como suciedad que contamina todos los sensores y que interrumpe las señales de todos los sensores.
- Por ejemplo, si todos los sensores de los varios sensores cambian su información condicional discreta en el mismo punto de tiempo, la posibilidad es muy alta de que el problema no radique en un sensor seleccionado (primero), sino que todos los sensores se ven afectados negativamente por un evento externo.
- La invención se refiere además a un método para entrenar el sistema de aprendizaje automático utilizado en el método de predicción descrito anteriormente.
- Se propone que el método de entrenamiento se entrene mediante un algoritmo de aprendizaje supervisado. O en otras palabras, que el método de entrenamiento comprende al menos los siguientes pasos: Generar datos de entrenamiento que comprenden al menos datos de entrada análogos a los datos de entrada de acuerdo con los datos de entrada utilizados en el método de predicción y entrenar el sistema de aprendizaje automático al usar los datos de entrenamiento, donde al menos un parámetro del sistema de aprendizaje automático se adapta.

Debido al método inventivo, el entrenamiento se puede realizar de manera efectiva y rápida. Además, este método proporciona una confiabilidad de predicción mucho mayor en comparación con los métodos del estado de la técnica.

5 El sistema de aprendizaje automático puede funcionar de acuerdo con cualquier método o algoritmo de clasificación factible para un experto en la técnica, y se puede seleccionar del grupo que consiste en: Clasificador lineal (discriminante lineal de Fisher, regresión logística, clasificador de Naive Bayes, Perceptron), máquinas de vectores de soporte (máquinas de vectores de soporte de mínimos cuadrados), clasificadores cuadráticos, estimación de kernel (vecino más cercano a k), refuerzo, árboles de decisión (bosques aleatorios), redes neuronales, redes neuronales FMM, cuantificación de vectores de aprendizaje y modelos de mezcla gaussiana.

10 Preferentemente, el sistema de aprendizaje automático puede funcionar de acuerdo con un predictor de árbol reforzado de gradiente extremo. Por lo tanto, se puede realizar una predicción adecuada.

15 De acuerdo con un aspecto adicional de la invención, al menos un método de muestreo de datos se ejecuta en los datos de entrenamiento o se utiliza por el algoritmo de entrenamiento, donde el método se selecciona del grupo que consiste en: Muestreo ascendente, especialmente a través de un algoritmo SMOTE, submuestreo aleatorio (de una situación normal) y ponderación de muestras preferencial (a un evento raro). Al generar datos de entrenamiento adicionales de forma sintética y estadística, la agrupación de datos de entrenamiento se puede ampliar ventajosamente para proporcionar mejores resultados de entrenamiento.

20 La presente invención también se refiere a un programa de computadora que comprende instrucciones que, cuando el programa se ejecuta por una computadora, hacen que la computadora lleve a cabo los pasos del método de predicción. La presente invención también se refiere a un medio de almacenamiento legible por computadora que comprende instrucciones que, cuando se ejecutan por una computadora, hacen que la computadora lleve a cabo los pasos del método de predicción.

25 Debido a estas cuestiones inventivas, la predicción se puede realizar automáticamente y, por lo tanto, ahorrar tiempo y mano de obra.

30 La invención y/o las realizaciones descritas de la misma se pueden realizar - al menos parcial o completamente - en software y/o en hardware, este último, por ejemplo, mediante un circuito eléctrico especial.

35 Además, la invención y/o las realizaciones descritas de la misma se pueden realizar - al menos parcial o completamente - por medio de un medio legible por computadora que tiene un programa de computadora, cuyo programa de computadora, cuando se ejecuta en una computadora, realiza el método de acuerdo con la invención y/o de acuerdo con las realizaciones de la misma.

40 La descripción proporcionada anteriormente de realizaciones ventajosas de la invención contiene numerosas características que se combinan parcialmente entre sí en las reivindicaciones dependientes.

45 Las características, rasgos y ventajas descritas anteriormente de la invención y la manera en que se logran se pueden entender más claramente en relación con la siguiente descripción de realizaciones de ejemplo que se explicarán con referencia a las figuras. Los ejemplos de realizaciones pretenden ilustrar la invención, pero no se supone que restrinjan el alcance de la invención a combinaciones de características dadas en la misma, ni con respecto a características funcionales.

El alcance de la invención se define por las reivindicaciones anexas.

50 Breve descripción de los dibujos

La presente invención se describirá con referencia a figuras en las cuales:

55 La figura 1 muestra esquemáticamente una unidad móvil con varios sensores para medir una velocidad de la unidad móvil que se desplaza en una vía, así como un sistema de predicción para predecir una falla de un sensor,

La figura 2 muestra un diagrama de bloques de una estrategia operativa del método de predicción,
La figura 3 muestra una tabla que enumera los resultados de una predicción de fallas versus una aparición real de fallas para un conjunto de entrenamiento y un conjunto de prueba y

La figura 4 muestra dos curvas de características de operación de receptor (curva ROC) para los conjuntos de la tabla en la figura 3.

60 Descripción detallada de las realizaciones ilustradas

65 La figura 1 muestra en una vista esquemática una vía predeterminada 24 de un sistema ferroviario 26, como, por ejemplo, el ferrocarril principal alemán o ruso o el subterráneo de Múnich. Además, la figura 1 muestra una unidad móvil 14, como un vehículo unido a la vía 18, por ejemplo, un tren 20 en forma de un tren de alta velocidad 20, que se puede mover en la vía predeterminada 24. En el siguiente texto, los términos unidad móvil 14, vehículo 18 y tren 20 se utilizarán como

sinónimos.

5 Como parte del llamado Sistema Europeo de Control de Trenes (ETCS), el tren 20 comprende varios sensores de radar 10, 12 o un arreglo de sensores 28 con un primer sensor 10 y un segundo sensor 12. Los sensores 10, 12 miden un parámetro P de la unidad móvil 14 y especialmente la rapidez o velocidad V de la unidad móvil 14.

10 El sistema ferroviario 26 además tiene un centro de control 30 que comprende una computadora 22 equipada con un programa de computadora apropiado que comprende instrucciones que, cuando se ejecutan por la computadora 22, hacen que la computadora 22 lleve a cabo los pasos de un método de predicción. De manera alternativa, la computadora 22 se puede ubicar a bordo del tren 20. El método propuesto proporciona un método para predecir una falla F de al menos uno de los sensores 10, 12 (ver detalles más adelante).

15 Normalmente, varios sensores 10, 12 miden la velocidad simultáneamente. En esta especificación, un solo sensor 10 se examinará o explicará a modo de ejemplo como un sensor activo en el proceso de medición y la predicción de fallas. El segundo sensor 12 se verá como un elemento pasivo. Sin embargo, dado que normalmente varios sensores 10, 12 miden la velocidad V individualmente y, por lo tanto, cada uno puede fallar, la predicción se puede realizar para cada sensor 10, 12.

20 Además, el centro de control 30 comprende como parte de la computadora 22 un sistema de predicción 32 que comprende como un dispositivo de evaluación un sistema de aprendizaje automático 16 para realizar el método para predecir una falla F del sensor 10. Por lo tanto, el sistema de predicción 32 comprende además un dispositivo de recepción 34 para recibir como datos de entrada D información condicional discreta I de los sensores 10, 12 en varios puntos de tiempo t1, t2. El dispositivo de recepción 34 es un dispositivo de procesamiento. Además, comprende un dispositivo de almacenamiento 36 para almacenar parámetros, como un modo operativo M del sensor 10, 12, una condición de límite o límite L para una intensidad de la señal de sensor o datos históricos, como información de sensor en puntos de tiempo históricos t0 o un kilometraje histórico m0.

30 El centro de control 30 se puede supervisar por un operador 38 que también puede recibir salidas emitidas, como la predicción de fallas (ver detalles más adelante). El operador 38 también puede ser un conductor del tren 20 o a bordo del tren 20.

Como se indicó anteriormente, la invención se refiere a un método para predecir una falla F del sensor 10 para medir la velocidad V de la unidad móvil 14.

35 En general, se consideró que las fallas F eran aquellos puntos en el tiempo cuando el sistema ETCS reportó, basado en su herramienta de diagnóstico interna, cuando falló un sensor de radar particular 10, 12 en el arreglo 28. Los mensajes de falla que ocurren muy cerca en el tiempo después del primer mensaje (es decir, la siguiente hora o día) se consideraron parte de la misma falla F. En otras palabras, el sensor 10, 12 ya había fallado, y el sistema de diagnóstico simplemente informaba que el sistema aún no estaba funcionando.

40 La invención es un sistema predictivo que puede, con una buena relación de precisión/recuperación, predecir la falla F que ocurre hasta varios días antes de que ocurra una falla real F.

45 El método de predicción ahora se describirá con referencia a la figura 1 y la figura 2, donde esta última muestra un diagrama de bloques de la estrategia operativa del método de predicción.

50 El tren 20 está viajando a lo largo de su vía 24. Durante ese viaje, los sensores 10, 12 miden la velocidad o rapidez V del tren 20 regularmente, como cada minuto. Por lo tanto, en varios puntos de tiempo t1, t2 o en varios puntos de distancia o después de un kilometraje recorrido seleccionado m1, m2 los sensores 10, 12 miden la velocidad V y envían esta información a la computadora 22. Sin embargo, la computadora 22 no solo recibe el valor de velocidad medida, como 150 km/h, sino también información condicional discreta I del sensor 10 en el punto de tiempo respectivo t1, t2 o kilometraje m1, m2.

55 Esta información condicional discreta I se refiere a una intensidad de señal S del sensor 10. La intensidad de señal S o un requisito que la intensidad de señal S necesita cumplir puede ser diferente y puede depender de un modo operativo M del sensor 10 o el arreglo 28. Estos modos operativos M y/o sus requisitos o valores límite L se pueden almacenar en la unidad de almacenamiento 36 de la computadora 22 (ver figura 1). Este modo operativo puede ser, por ejemplo, un modo único, un modo único de baja calidad, un modo único de alta calidad, un modo dual, un modo dual de baja calidad, un modo dual de alta calidad y un modo desconocido (ver detalles más adelante). El valor límite L puede ser un umbral que define qué intensidad de señal S es necesaria para definir que el sensor 10 funciona correctamente o como sea necesario.

60 Para predicción de fallas, se proporciona la información condicional discreta I en los diferentes puntos de tiempo t1, t2 o kilometraje m1, m2 para el sistema de aprendizaje automático 16 como datos de entrada D. Para predecir la falla F, el sistema de aprendizaje automático 16 utiliza solo la información condicional discreta I en los puntos de tiempo t1, t2 en los cuales ha cambiado la información condicional discreta I del sensor 10. En otras palabras, los puntos de tiempo t1, t2 son los puntos de tiempo en los cuales ha cambiado la información condicional discreta I del sensor 10. Por ejemplo, la

información condicional I no se considera en un caso donde en t1 la intensidad de señal S del sensor 10 era "alta" y en t2 la intensidad de señal S seguía siendo "alta" (sin cambios). Sin embargo, se considera cuando en t1 la intensidad de señal S era "alta" y "baja" en t2 (cambio entre t1 y t2).

5 Por lo tanto, el sistema de aprendizaje automático 16 evalúa los datos de entrada D (información condicional I o intensidad de señal S) y predice la falla F del sensor 10, 12.

10 Además, el número N de cambios de estado de la información condicional discreta I del sensor 10 se puede contar y también usar como datos de entrada D para el sistema de aprendizaje automático 16. Además, se puede generar una derivada estadística sD de los datos de entrada D y también se puede usar como datos de entrada adicionales D para el sistema de aprendizaje automático 16. La derivada estadística sD se puede generar mediante cualquier método o medición estadística factible para un experto en la técnica y puede ser, por ejemplo, desviación media, desviación estándar, mediana, cuantiles 25 % y 75 %, ráfaga. Los datos de entrada utilizados D pueden ser la información condicional discreta I del sensor 10 tomada en diferentes ventanas/puntos de tiempo t1, t2 o t0 histórico (6 horas (h), 12 h, 24 h, 2 días(d), 3 d, etc.) o distancias/kilometraje recorrido m1, m2 o kilometraje histórico m0 (1 metro (m), 500 m, 1 kilómetro (km), 10 km, etc.). Los datos históricos se pueden almacenar en el dispositivo de almacenamiento 36.

20 El método para entrenar el sistema de aprendizaje automático 16 utilizado en el método de predicción es un enfoque de aprendizaje supervisado. Específicamente, se utiliza un modelo con parámetros Z que cuando se le da una entrada X (información condicional discreta I) predecirá una salida Y (falla F). Preferentemente, el sistema de aprendizaje automático 16 funciona de acuerdo con un predictor de árbol reforzado de gradiente extremo.

25 Además, para ampliar la agrupación de datos de entrenamiento, se pueden generar y ponderar datos sintéticos. Por lo tanto, se puede ejecutar un método de muestreo de datos en los datos de entrenamiento. Esto puede ser, por ejemplo, Sobremuestreo de situaciones de falla a través de algoritmo "SMOTE", Submuestreo Aleatorio de situaciones normales o factores de ponderación de muestras preferenciales a eventos raros.

30 Ventajosamente, el método de predicción se puede usar para una predicción de fallas de uno de los sensores 10 de varios sensores 10, 12 o el arreglo de sensores 28 que comprende un sensor como un primer sensor 10 y otro sensor como un segundo sensor 12.

35 El sistema de aprendizaje automático utiliza como datos de entrada D información condicional discreta I del primer sensor 10 en varios puntos de tiempo t1, t2 (y/o kilometraje m1, m2) y del segundo sensor 12 al mismo tiempo varios puntos de tiempo t1, t2 (y/o kilometraje m1, m2) (ver figura 2). En este caso, los puntos de tiempo t1, t2 son los puntos de tiempo en los cuales ha cambiado la información condicional discreta I de un sensor 10, 12 del arreglo 28, como el primer sensor 10. El sistema de aprendizaje automático 16 evalúa los datos de entrada D de ambos sensores 10, 12 y analiza un comportamiento del primero y del segundo sensor 10, 12.

40 Con este enfoque se puede determinar si la falla F que afecta el primer sensor 10 y/o el segundo sensor 12 es una falla intrínseca iF o una falla extrínseca eF de los sensores 10, 12. Esto se puede hacer mediante una comparación transversal entre la información condicional discreta I del primer sensor 10 y la información condicional discreta I del segundo sensor 12 en los mismos puntos de tiempo t1, t2 (y/o kilometraje m1, m2). Si se detecta una falla intrínseca iF, se puede informar o aconsejar al operador 38 que verifique/cambie el sensor 10. Sin embargo, si se detecta una falla extrínseca eF, el operador 38 puede ignorar la predicción de fallas.

45 Las características técnicas de la invención son dos:

1. Características de datos apropiadas.

50 Las características de datos de entrada (X) consideradas pueden ser muchas (>80), pero de forma más importante (i - iv):
i. En cada punto específico en el tiempo t1, t2, el estado interno (información I) de cada sensor 10, 12 en el arreglo 28 se considera al unísono. Los posibles estados registrados por el uso de ETCS son "modo único", "modo dual de baja calidad", "modo dual de alta calidad" y "desconocido". Todos estos se refieren a la intensidad S de la señal de radar de ese sensor particular 10, 12 en el arreglo 28. Sin embargo, la calidad de la señal se puede ver afectada por el entorno. Por lo tanto,
55 es importante considerar los estados al unísono debido a que si todos los sensores 10, 12 cambian repentinamente de alta calidad a baja calidad, por ejemplo, es probable que sea un efecto ambiental (falla extrínseca eF), mientras que si solo cambia un sensor 10, es probable que sea un problema interno (falla intrínseca iF) con el sensor 10.

60 ii. Kilometraje y tiempo entre la observación actual y previa/cambio de estado. Esto significa que si hay muchas muestras que tienen características de kilometraje y tiempo muy bajos, significa que los estados están cambiando muy rápidamente en el tiempo (parpadeo) en lugar de un estado constante.

iii. Los contadores de cambios de estado para cada sensor separado 10, 12 en el arreglo 28.

iv. Mediciones estadísticas de las características anteriores (información condicional I o número N de cambios de estado) (media, desviación estándar, mediana, cuantiles 25% y 75%, ráfaga para diferentes ventanas de tiempo (6 horas, 12 horas, 24 horas o 3 días).

65

2. Modelo de entrenamiento apropiado.

Por ejemplo, árboles reforzado de gradiente extremo como predictor.

3. Muestreo de datos apropiado.

5

Las fallas son extremadamente raras. Los eventos raros dan problemas a los modelos de aprendizaje automático. Por lo tanto, el problema se puede, por ejemplo, atacado de tres maneras.

i. Sobremuestreo de situaciones de falla a través de algoritmo "SMOTE"

10

i. Submuestreo aleatorio de situaciones normales.

iii. Factores de ponderación de muestras preferenciales a eventos raros.

Los datos sin procesar (información condicional I) están en un formato de registro, lo que da siempre que un sensor particular 10, 12 cambie su intensidad de señal S de un estado a otro estado. Este formato de registro, o cualquier estado en particular en este registro, no se correlaciona fácilmente con la aparición futura de una falla F. Sin embargo, utilizando estas muchas características y utilizando un poderoso predictor que es capaz de observar en el espacio multidimensional, se puede proporcionar un buen predictor.

15

Esto se puede ver en las figuras 3 y 4, que muestran una tabla que enumera los resultados de una predicción de fallas versus una aparición real de fallas F para un conjunto de entrenamiento y un conjunto de prueba y dos Curvas de Características de Operación de Receptor (curva ROC) para los conjuntos de la tabla en la figura 3.

20

Para el conjunto de entrenamiento se validaron 10.000 muestras (suma de 9.945, 5, 16 y 34). El predictor predijo que 9.950 muestras (suma de 9.945 y 5) serían "normales" (sin falla, ver la fila superior de la sección superior de la tabla). Además, predijo que 50 muestras (suma de 16 y 34) mostrarían un fracaso (ver la fila inferior de la sección superior de la tabla).

25

9.945 muestras de las 9.950 muestras "normales" predichas eran en realidad "normales" y, por lo tanto, se predijeron como positivas verdaderas (ver la fila superior de la columna izquierda de la sección superior de la tabla). Sin embargo, 5 muestras de las 9.950 muestras predichas como "normales" mostraron un fracaso y, por lo tanto, se predijeron falsos positivos (ver la fila superior de la columna derecha de la sección superior de la tabla).

30

16 muestras de las 50 "muestras con falla" predichas fueron "normales" y, por lo tanto, se predijo un falso negativo (ver la fila inferior de la columna izquierda de la sección superior de la tabla). Sin embargo, 34 muestras de las 50 muestras predichas como "muestras con falla" mostraron realmente una falla y, por lo tanto, se predijeron como negativas verdaderas (ver la fila inferior de la columna derecha de la sección superior de la tabla).

35

Para el conjunto de prueba se validaron 2.111 muestras (suma de 2.091, 1, 5 y 14). El predictor predijo que 2.092 muestras (suma de 2.091 y 1) serían "normales" (sin falla, ver la fila superior de la sección inferior de la tabla). Además, predijo que 19 muestras (suma de 5 y 14) mostrarían un fracaso (ver la fila inferior de la sección inferior de la tabla).

40

2.091 muestras de las 2.092 muestras "normales" predichas eran en realidad "normales" y, por lo tanto, se predijeron como positivas verdaderas (ver la fila superior de la columna izquierda de la sección inferior de la tabla).

45

Sin embargo, 1 muestra de las 2.092 muestras predichas como "normales" mostró un fracaso y, por lo tanto, se predijeron falsos positivos (ver la fila superior de la columna derecha de la sección inferior de la tabla).

5 muestras de las 19 "muestras con falla" predichas fueron "normales" y, por lo tanto, se predijo un falso negativo (ver la fila inferior de la columna izquierda de la sección inferior de la tabla). Sin embargo, 14 muestras de las 19 muestras predichas como "muestras con falla" mostraron realmente una falla y, por lo tanto, se predijeron como negativas verdaderas (ver la fila inferior de la columna derecha de la sección inferior de la tabla).

50

Estos resultados se transfirieron a las curvas ROC (ver figura 4).

55

Como se puede ver en los diagramas, el predictor funciona bien, incluso para el conjunto de prueba (diagrama inferior).

Se debe señalar que el término "que comprende" no excluye otros elementos o pasos y "un" o "una" no excluye una pluralidad. Además, se pueden combinar elementos descritos en asociación con diferentes realizaciones. También se debe tener en cuenta que los signos de referencia en las reivindicaciones no se deben interpretar como que limitan el alcance de las reivindicaciones.

60

Aunque la invención se ilustra y describe en detalle por las realizaciones preferidas, la invención no se limita por los ejemplos divulgados, y se pueden derivar otras variaciones de estos por un experto en la técnica sin desviarse del alcance de la invención como se define en las reivindicaciones.

65

REIVINDICACIONES

- 5 1. Método para predecir una falla (F) de al menos un sensor (10, 12), especialmente, para medir al menos un parámetro (P) de una unidad móvil (14), caracterizado porque el método comprende al menos los siguientes pasos:
- 10 - proporcionar como datos de entrada (D) para un sistema de aprendizaje automático (16) información condicional discreta (I) del al menos un sensor (10, 12) en varios puntos de tiempo (t1, t2), donde el al menos un sensor (10, 12) es un sensor seleccionado del grupo que consiste en: un sensor de radar (10, 12) y un dispositivo de medición láser; donde la información condicional discreta (I) se refiere a una intensidad de señal (S) del al menos un sensor (10, 12), donde estos puntos de tiempo (t1, t2) son los puntos de tiempo en los cuales ha cambiado la información condicional discreta (I) del al menos un sensor (10, 12) y
- evaluar los datos de entrada (D) al usar el sistema de aprendizaje automático (16) y, por lo tanto, predecir la falla (F) del por lo menos un sensor (10, 12) al usar el sistema de aprendizaje automático (16).
- 15 2. Método de acuerdo con la reivindicación 1, donde el método comprende los pasos adicionales de:
- conteo de un número (N) de cambios de estado de la información condicional discreta (I) del por lo menos un sensor (10, 12) y
- 20 - usar el número (N) de cambios de estado de la información condicional discreta (I) del por lo menos un sensor (10, 12) como datos de entrada (D) para el sistema de aprendizaje automático (16).
3. Método de acuerdo con la reivindicación 1 o 2, donde el método comprende los pasos adicionales de:
- 25 - generar al menos una derivada estadística (sD) de los datos de entrada (D) y
- usar la por lo menos una derivada estadística (sD) de los datos de entrada (D) como datos de entrada adicionales (D) para el sistema de aprendizaje automático (16).
- 30 4. Método de acuerdo con cualquiera de las reivindicaciones anteriores, donde la información condicional discreta (I) se refiere a una intensidad de señal (S) del al menos un sensor (10, 12) en un modo operativo (M) del por lo menos un sensor (10, 12), donde el modo operativo (M) se selecciona del grupo que consiste en: un modo único, un modo único de baja calidad, un modo único de alta calidad, un modo dual, un modo dual de baja calidad, un modo dual de alta calidad y un modo desconocido.
- 35 5. Método de acuerdo con cualquiera de las reivindicaciones anteriores, donde el sistema de aprendizaje automático (16) se entrena mediante un método seleccionado del grupo que consiste en: Aprendizaje supervisado, aprendizaje semisupervisado, aprendizaje no supervisado, aprendizaje de refuerzo y aprendizaje activo.
- 40 6. Método de acuerdo con cualquiera de las reivindicaciones anteriores, donde el sistema de aprendizaje automático (16) funciona de acuerdo con un predictor de árbol reforzado de gradiente extremo.
7. Método de acuerdo con cualquiera de las reivindicaciones anteriores, donde el por lo menos un sensor (10, 12) mide al menos un parámetro (P), donde el por lo menos un parámetro (P) es una velocidad.
- 45 8. Método de acuerdo con cualquiera de las reivindicaciones anteriores, donde el por lo menos un sensor (10, 12) es un sensor de una unidad móvil (14) y/o donde la unidad móvil (14) es un vehículo unido a la vía (18), especialmente un tren (20).
- 50 9. Método de acuerdo con cualquiera de las reivindicaciones anteriores para predecir una falla (F) de al menos un primer sensor (10, 12) de varios sensores (10, 12) que comprenden el primer sensor (10, 12) y al menos un segundo sensor (10, 12), donde el método comprende al menos los pasos de:
- 55 - proporcionar como datos de entrada (D) para el sistema de aprendizaje automático (16) información condicional discreta (I) del primer sensor (10) en varios puntos de tiempo (t1, t2),
- proporcionar como datos de entrada (D) para el sistema de aprendizaje automático (16) información condicional discreta (I) del al menos segundo sensor (12) en los mismos varios puntos de tiempo (t1, t2), donde los puntos de tiempo (t1, t2) son los puntos de tiempo en los cuales ha cambiado la información condicional discreta (I) de al menos un sensor (10, 12) del primer sensor (10) y el por lo menos segundo sensor (12) y,
- 60 - evaluar los datos de entrada (D) del primer sensor (10) y el por lo menos segundo sensor (12) al usar el sistema de aprendizaje automático (16) y, por lo tanto, analizar un comportamiento del primer sensor (10) y el por lo menos segundo sensor (12).
- 65 10. El método de acuerdo con la reivindicación 9, que comprende al menos el paso adicional de:
- analizar una falla intrínseca (iF) o una falla extrínseca (eF) de al menos uno de los sensores (10, 12) de los varios

sensores (10, 12) al realizar una comparación transversal entre la información condicional discreta (I) del primer sensor (10) y la información condicional discreta (I) del por lo menos segundo sensor (12) en los mismos puntos de tiempo (t1, t2) y determinar así si una falla intrínseca (iF) o una falla extrínseca (eF) afectó el primer sensor (10) y/o el al menos segundo sensor (12).

5

11. Método de acuerdo con al menos una de las reivindicaciones 1 a 8, caracterizado porque el sistema de aprendizaje automático (16) se entrena mediante un algoritmo de aprendizaje supervisado.

10

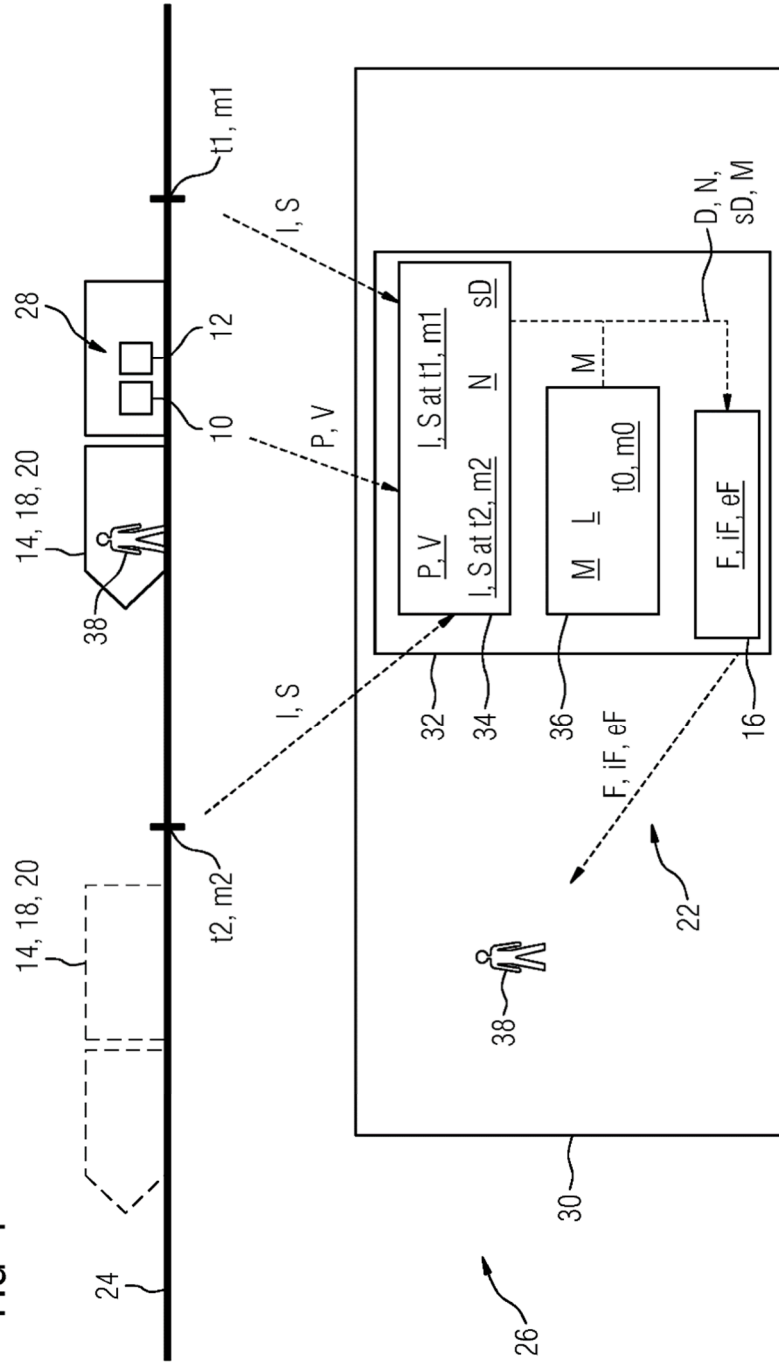
12. Método de acuerdo con la reivindicación 11, donde al menos un método de muestreo de datos se ejecuta en datos de entrenamiento, donde el método se selecciona del grupo que consiste en: sobremuestreo, especialmente a través de un algoritmo SMOTE, submuestreo aleatorio y ponderación de muestras preferenciales.

15

13. Programa de computadora que comprende instrucciones que, cuando el programa se ejecuta por una computadora (22), hacen que la computadora (22) lleve a cabo los pasos del método de la reivindicación 1.

14. Medio de almacenamiento legible por computadora que comprende instrucciones que, cuando se ejecutan por una computadora (22), hacen que la computadora (22) lleve a cabo los pasos del método de la reivindicación 1.

FIG 1



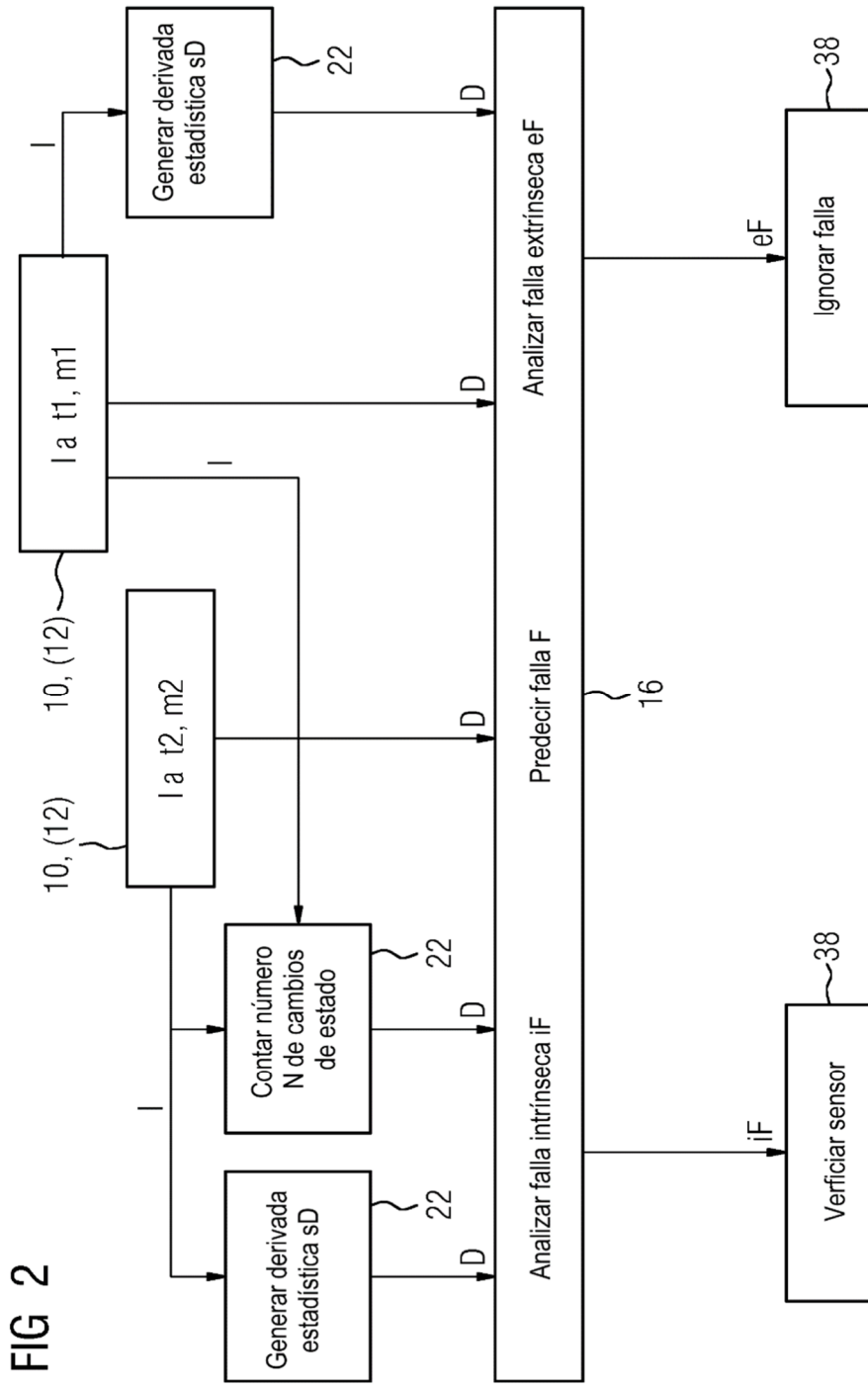


FIG 3

Matriz de confusión :		
Conjunto de entrenamiento	(Real, Normal)	(Real, Falla)
(Predicho, Normal)	9945	5
(Predicho, Falla)	16	34
Conjunto de prueba	(Real, Normal)	(Real, Falla)
(Predicho, Normal)	2091	1
(Predicho, Falla)	5	14

FIG 4

