

19



OFICINA ESPAÑOLA DE  
PATENTES Y MARCAS

ESPAÑA



11 Número de publicación: **2 980 617**

51 Int. Cl.:

**A61B 5/349** (2011.01)

**A61B 5/352** (2011.01)

12

TRADUCCIÓN DE PATENTE EUROPEA

T3

86 Fecha de presentación y número de la solicitud internacional: **10.06.2019 PCT/GB2019/051608**

87 Fecha y número de publicación internacional: **12.12.2019 WO19234458**

96 Fecha de presentación y número de la solicitud europea: **10.06.2019 E 19730906 (5)**

97 Fecha y número de publicación de la concesión europea: **15.05.2024 EP 3801238**

54 Título: **Detección de anomalías en las señales de ECG**

30 Prioridad:

**08.06.2018 US 201816003844**

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

**02.10.2024**

73 Titular/es:

**CAMBRIDGE HEARTWEAR LIMITED (100.0%)  
Cambridge Innovation Centre, Unit 320,  
Cambridge Science Park, Milton Road  
Cambridge CB4 0WG, GB**

72 Inventor/es:

**CHARLES, JAMES;  
SHAKUR, RAMEEN y  
CIPOLLA, ROBERTO**

74 Agente/Representante:

**SÁEZ MAESO, Ana**

ES 2 980 617 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

Detección de anomalías en las señales de ECG

Campo de la invención

5 La presente divulgación se refiere a un método y un aparato para detectar anomalías en la señal del electrocardiograma (ECG), y a un sistema para mejorar la salud cardiovascular.

Antecedentes de la invención

10 Cada año, más de 2 millones de personas en el Reino Unido se ven afectadas por arritmias cardíacas (anomalías del ritmo cardíaco) que pueden provocar accidentes cerebrovasculares, paradas cardíacas o incluso muerte súbita cardíaca. En concreto, la fibrilación auricular (AF) es responsable del 20% de todos los accidentes cerebrovasculares causados por coágulos (ictus isquémico). La población de pacientes con AF ronda los 1.5 millones sólo en el Reino Unido.

15 Sin embargo, la detección precoz permite iniciar un tratamiento que puede permitir a los pacientes llevar una vida normal, por lo que reviste gran importancia. Sin embargo, la AF en fases tempranas se produce de forma esporádica e inconsistente en episodios cortos, denominados "AF paroxística", que pueden ser difíciles de detectar en pruebas cortas. Esto ocurre antes de evolucionar a episodios más sostenidos, denominados "AF persistente". En estas fases tempranas, es necesaria una monitorización permanente para detectar estos episodios breves.

20 Las soluciones existentes son adecuadas para detectar lo que se conoce como "AF clínica", operando en el orden de minutos y diagnosticando en función de la fracción de tiempo transcurrida en AF y no AF. Este enfoque minimiza la posibilidad de falsas alarmas. Sin embargo, los episodios muy breves de AF que pueden ser "subclínicos" durante la fase paroxística pueden no ser detectados por estos algoritmos.

La AF es el tipo más común de arritmia cardíaca y es una afección del corazón por la que las aurículas (cámaras superiores del corazón) no se coordinan bien para bombear la sangre por el cuerpo. Esto puede permitir la formación de coágulos de sangre, que pueden provocar un ictus cuando se desplazan al cerebro.

25 Padecer AF aumenta 5 veces el riesgo de ictus en los pacientes [1], y por 2 el riesgo global de muerte en los pacientes [2]. Un ictus afecta a 100,000 personas al año en Inglaterra y Gales [3] (lo que equivale a una persona cada 5 minutos), y el 20% de todos los ictus causados por coágulos de este tipo (conocidos como ictus isquémicos) son consecuencia de la AF [4]. Se calcula que actualmente 1.5 millones de personas en el Reino Unido padecen AF [2], y el NHS gasta más de £ 2,2 billones al año en el tratamiento de la AF y las enfermedades relacionadas con ella [2]. Cuando los adultos alcanzan los 40 años, el riesgo de desarrollar AF a lo largo de su vida es de aproximadamente el 25% [5].

30 Si se detecta AF, los pacientes pueden recibir tratamiento y medicación como anticoagulantes (Warfarina en particular), que pueden reducir el riesgo de ictus hasta en dos tercios [6], y el riesgo de muerte en un tercio sin aumentar significativamente el riesgo de hemorragias graves [2]. Los pacientes con ictus necesitan una larga recuperación y muchos sufren daños neuronales permanentes. Esto tiene un impacto significativo en la población activa y la economía, que se estima en unos £ 2,4 billones al año [2].

40 La figura 1 ilustra una señal básica de electrocardiograma (ECG). Esta tiene varios puntos, que se etiquetan como P, Q, R, S y T. Estas características surgen de las señales eléctricas que pasan a través de los diferentes músculos del corazón de forma procesal para permitir que el corazón bombee sangre con normalidad. Las estadísticas de voltaje y tiempo (altura, anchura e intervalos de tiempo de las distintas características) son clave para diagnosticar anomalías en el ritmo cardíaco. Lo más significativo es que la onda P es el resultado de la actividad en las aurículas.

La figura 2 ilustra una serie de señales de ECG que pueden ser utilizadas para la detección de la AF por los médicos en las clínicas. Son, por orden de fiabilidad:

- 45
- Intervalos R-R irregulares
  - Ondas P faltantes
  - Presencia de ondas fibrilatorias en la línea base del ECG.

50 El uso de cada indicador por separado tiene sus inconvenientes, pero estos indicadores funcionan bien cuando se utilizan conjuntamente. Los intervalos R-R irregulares, aunque son los más fáciles de detectar en la mayoría de las circunstancias, pueden no indicar AF en algunos casos, ya que existen otras arritmias que también presentan intervalos R-R irregulares.

Las ondas P faltantes son difíciles de observar en los casos en que hay altos niveles de ruido, que pueden oscurecer la línea de base de la señal del ECG, o si las derivaciones del ECG no están colocadas en posiciones que permitan captar eficazmente las señales eléctricas de las aurículas. También hay otras arritmias que presentan ondas P retrasadas, o avanzadas, lo que complica la detección.

5 Las ondas fibrilatorias en la línea base del ECG son las más difíciles de observar porque son irregulares y varían en amplitud de gruesas a finas [7]. Por lo tanto, se ven fácilmente oscurecidas por el ruido y otras interferencias, como la actividad eléctrica de los músculos. Debido a ello, las ondas fibrilatorias se consideran un "marcador blando" de la AF.

10 Para empeorar las cosas, la AF ocurre esporádicamente (denominada "AF paroxística") en un paciente en una etapa temprana, antes de convertirse en continua (denominada "AF persistente") en una etapa posterior del paciente. En la fase inicial, un paciente sólo puede presentar AF en determinadas condiciones fisiológicas (por ejemplo, cuando está sometido a estrés físico, si consume alcohol, etc.) y estos episodios esporádicos de AF pueden producirse durante periodos de tiempo muy breves, del orden de segundos. Esto significa que, para una detección precoz, es necesaria una monitorización permanente que permita captar y reconocer estos breves episodios de AF.

15 Ya existen algoritmos informáticos para la detección de la AF. El enfoque habitual consiste en diagnosticar la AF mediante un umbral de carga de AF (es decir, el porcentaje de latidos que son AF en una ventana temporal determinada), como se ve en [8], para reducir los falsos positivos y el diagnóstico. Esto funciona bien para el diagnóstico de lo que se denomina "AF clínica".

20 Sin embargo, durante la fase de AF paroxística, estos episodios pueden ser lo suficientemente breves como para ser pasados por alto por dichos algoritmos de detección. Estos episodios muy breves se denominan "AF subclínica". Según una investigación reciente [9], el diagnóstico de AF subclínica multiplica por 5.5 el riesgo de desarrollar AF clínica y por 2.5 el riesgo de sufrir un ictus, ambos en un periodo aproximado de 2.5 años. Por tanto, la detección precoz de la AF puede tener un impacto significativo, pero requiere una gran precisión en el algoritmo, y a altas resoluciones.

25 Se han utilizado técnicas de aprendizaje automático para clasificar datos de ECG (véanse las referencias [10] y [14] a [17]), pero existe un margen de mejora considerable.

30 Sarlija Marko et al, "A convolutional neural network based approach to QRS detection", Proceedings of the 10th International Symposium on Image and Signal Processing and Analysis, IEEE, 18 September 2017, pages 121-125, describe un algoritmo de detección de QRS basado en el reconocimiento de patrones y un método para la eliminación de la línea de base del ECG y la normalización de la señal. Cada punto de una señal de ECG centrada en cero y normalizada es un candidato QRS, donde un clasificador 1-D CNN sirve como regla de decisión. Las salidas positivas de la CNN se agrupan para formar detecciones finales de QRS.

35 Acharya U Rajendra et al, "A deep convolutional neural network model to classify heartbeats", Computers in Biology and Medicine, vol. 89, pages 389-396, describe una red neuronal convolucional profunda (CNN) de 9 capas configurada para identificar automáticamente cinco categorías diferentes de latidos en señales de ECG.

40 B Pyakillya et al, "Deep Learning for ECG Classification", Journal of Physics: Conference Series, vol. 913, 1 October 2017, page 012004, describe arquitecturas de aprendizaje profundo en las que las primeras capas de neuronas convolucionales se comportan como extractores de características y al final se utilizan algunas capas totalmente conectadas (FCN) para tomar decisiones sobre las clases de ECG.

Vollmer Marcus et al, "Can supervised learning be used to classify cardiac rhythms?", 2017 Computing in Cardiology (CINC), CCAL, 24 September 2017 (2017-09-24), pages 1-4 describe el entrenamiento de una red neuronal convolucional utilizando formas de onda del complejo QRS, ondas P, ondas T, ruido y series temporales entre latidos de datos etiquetados.

45 Resumen de la invención

Según un primer aspecto de la invención, se proporciona un método de producción de un sistema basado en redes neuronales para detectar anomalías en señales de electrocardiograma, ECG, según la reivindicación 1.

Algunas características opcionales y/o preferibles se exponen en las reivindicaciones dependientes.

En un ejemplo, un método de detección de anomalías en una señal de ECG comprende:

50 recibir una señal de ECG;

extraer al menos un latido de ECG de la señal de ECG;

proporcionar al menos un latido de ECG a una red neuronal:

dentro de la red neuronal:

realizar al menos dos capas de operaciones de convolución; y

para un latido de la señal ECG, determinar un mapa de confianza para la localización de cada uno de los puntos P, Q, R, S y T;

- 5 determinar, a partir de los respectivos mapas de confianza la posición o ausencia de puntos, los puntos que comprenden cada uno de los puntos P, Q, R, S y T; e

informar de la posición y/o ausencia de los puntos.

- 10 La etapa de recepción de una señal de ECG no implica que el método incluya una etapa de medición, en la que la señal de ECG se obtiene por medición de un sujeto. La etapa de recepción puede comprender la recepción de una señal de ECG (por ejemplo, una señal de ECG almacenada) que se ha obtenido previamente mediante medición.

El método puede comprender, además:

determinar un mapa de confianza de la ubicación de cada uno de:

el inicio del intervalo PR;

- 15 el inicio del segmento PR;

el inicio del segmento ST;

el final del segmento ST; y

el final del intervalo QT; y

- 20 determinar, a partir de los respectivos mapas de confianza, la posición o ausencia de otros puntos, que comprenden: el inicio del intervalo PR, el inicio del segmento PR, el inicio del segmento ST, el final del segmento ST, el final del intervalo QT.

Cada mapa de confianza puede tener una frecuencia de muestreo de al menos 50 Hz.

- 25 La determinación de una posición a partir del mapa de confianza puede comprender la aplicación de un método de supresión no máxima para determinar una posición de máxima confianza para la posición del punto respectivo.

La determinación de la ausencia de un punto puede comprender la determinación de que los valores del mapa de confianza para ese punto no superan un umbral predeterminado.

El umbral predeterminado puede determinarse entrenando la red neuronal.

El método comprende la realización de al menos tres, o al menos cuatro capas de operaciones de convolución.

- 30 Se proporciona un método de producción de un sistema que comprende una red neuronal para detectar atributos de señales de ECG, que comprende;

proporcionar la red neuronal, la red neuronal configurada para:

realizar al menos dos capas de operaciones de convolución;

determinar un mapa de confianza para la localización de cada uno de una pluralidad de puntos; y

- 35 determinar, a partir del mapa de confianza respectivo, una posición de cada uno de la pluralidad de puntos o la ausencia de estos, comprendiendo la pluralidad de puntos cada una de las características P, Q, R, S y T en cada latido de la señal ECG,

proporcionando datos de entrenamiento sintéticos para la red neuronal mediante:

extracción de una pluralidad de latidos individuales de ECG a partir de datos de ECG;

- 40 agrupar los latidos en función de su similitud mediante un algoritmo k-medias, definiendo así los agrupamientos;

muestrear los latidos de manera uniforme en los agrupamientos, de modo que los latidos muestreados contengan un número similar de latidos de cada uno de los agrupamientos;

etiquetar los latidos muestreadas para obtener un conjunto de latidos etiquetados, cada latido etiquetada con una posición para cada una de las características P, Q, R, S y T presentes en el latido muestreado; y

producir un conjunto ampliado de latidos etiquetados modificando sintéticamente el conjunto de latidos etiquetados;

5 y

entrenar la red neuronal utilizando el conjunto ampliado de latidos etiquetados, basándose en un error entre una salida de la red neuronal y la posición de las etiquetas en el conjunto ampliado de latidos etiquetados.

La agrupación comprende el uso de un algoritmo k-medias.

La modificación sintética del conjunto de latidos etiquetados puede comprender la adición de ruido.

10 La adición de ruido puede comprender la adición de ruido gaussiano sintético.

Modificar sintéticamente el conjunto de latidos etiquetados puede comprender cambiar la duración del latido.

En un ejemplo, un sistema para mejorar la salud cardiovascular comprende:

un ordenador que comprende:

un módulo de recepción de datos para recibir datos de ECG obtenidos de un sujeto de prueba;

15 un módulo de extracción de latidos, para extraer al menos un latido de ECG de los datos de ECG;

una red neuronal para determinar la posición o ausencia de cada uno de los puntos P, Q, R, S y T en cada latido del ECG, en la que la red neuronal comprende:

al menos dos capas de convolución;

una capa para determinar un mapa de confianza para la localización de cada uno de los puntos P, Q, R, S y T;

20 una capa para determinar, a partir del mapa de confianza, la posición o ausencia de cada uno de los puntos P, Q, R, S, T en cada latido del ECG; y

un módulo de informes para informar de la posición y/o ausencia de los puntos a un paciente y/o cardiólogo.

El sistema puede comprender además un módulo de clasificación de latidos para clasificar si la fibrilación auricular está presente en cada latido basándose en la posición y/o ausencia de los puntos.

25 El módulo de notificación puede estar configurado para notificar la clasificación del módulo de clasificación de latidos a un paciente y/o cardiólogo.

El ordenador puede ser un servidor, y el módulo de recepción de datos puede recibir los datos de ECG a través de una red.

30 El ordenador puede ser un dispositivo móvil, y el módulo de recepción de datos puede comprender un receptor inalámbrico.

El módulo de informes puede ser accesible mediante una interfaz basada en web, y puede configurarse para resaltar los latidos de un ECG en los que no hay puntos ( o en los que se identifica fibrilación auricular).

El sistema puede comprender además un dispositivo de ECG portátil para obtener las señales de ECG del sujeto.

35 El sistema puede comprender además un dispositivo móvil configurado para recibir de forma inalámbrica las señales de ECG del dispositivo de ECG portátil y para transmitir las señales de ECG al ordenador.

Cada una de las características de cada aspecto (incluidas las características opcionales) puede combinarse con las de cualquier otro aspecto.

Breve descripción de los dibujos

40 Las realizaciones de la invención se describirán, meramente a modo de ejemplo, con referencia a los dibujos adjuntos, en los que:

La figura 1 es un gráfico de una señal básica de electrocardiograma (ECG);

La figura 2 muestra una serie de señales de ECG que los médicos pueden utilizar para detectar la AF en las clínicas;

La figura 3 es un ejemplo de arquitectura general según una realización;

La figura 4 es una metodología general para detectar anomalías en señales de ECG según una realización;

5 La figura 5 es un diagrama esquemático de una red neuronal para su uso en una realización;

La figura 6 es otro diagrama esquemático de una red neuronal para su uso en una realización;

La figura 7 es un ejemplo de latido de ECG "normal" en el que se han identificado las ubicaciones de los puntos de acuerdo con una realización; y

10 La figura 8 es un ejemplo de latido de AF ECG en el que se ha identificado la ausencia de una onda P de acuerdo con una realización, y se ha identificado la ubicación de otros puntos.

## Descripción detallada de las realizaciones preferidas

15 La figura 3 ilustra una arquitectura de sistema general ejemplar. Se proporciona un dispositivo 305 de ECG, que comprende al menos un electrodo y un circuito de lectura asociado para obtener señales de electrocardiograma del sujeto. El dispositivo de ECG puede comprender además un convertidor analógico a digital para convertir la señal de ECG y realizar cualquier procesamiento necesario para producir datos de ECG. Puede incluirse un microprocesador o microcontrolador configurado para realizar algún tipo de procesamiento de los datos del electrocardiograma (por ejemplo, normalización, filtrado, etc.). El dispositivo de ECG puede incluir además un transmisor para comunicar de forma inalámbrica los datos de ECG brutos o procesados, por ejemplo, a través de un canal Bluetooth de baja energía o cualquier otro canal de comunicación inalámbrica.

20 El dispositivo 305 de ECG puede ser portátil y puede incluir una correa para el pecho para mantener al menos un electrodo en contacto con el sujeto en una configuración separada. El dispositivo 305 de ECG puede incluir un único electrodo o múltiples electrodos.

25 El dispositivo 310 móvil está configurado para recibir los datos de ECG del dispositivo 305 de ECG a través de un módulo de recepción de datos (por ejemplo, un módulo de comunicación inalámbrica). El dispositivo 310 móvil puede estar configurado para almacenar y cargar los datos de ECG en el servidor 315 y/o puede estar configurado para realizar algún análisis del ECG. El dispositivo 310 móvil puede estar configurado para comprobar emergencias como un paro cardíaco. El dispositivo 310 móvil puede responder al análisis, por ejemplo, para enviar una alerta o mensaje al cardiólogo en caso de una anomalía significativa. El dispositivo 310 móvil comprende un transmisor para comunicar datos al servidor (por ejemplo, a través de una red de comunicación de datos móviles, como 3G, 4G, etc.).

30 El dispositivo 310 móvil puede estar configurado para realizar un preanálisis, y el servidor 315 está configurado para ejecutar un análisis más desarrollado de los datos de ECG. El dispositivo 310 móvil puede estar configurado para realizar un análisis completo de los datos de ECG localmente utilizando una red neuronal, y puede comprender un módulo de informes para transmitir un informe que incluya el análisis al servidor o a un usuario (por ejemplo, a través de una pantalla del dispositivo móvil).

35 El servidor comprende un módulo de recepción de datos para recibir datos a través de una red y un módulo de informe para informar de la estimación de la clasificación final al sujeto y/o al cardiólogo. La red neuronal (tanto si está implementada en el dispositivo móvil como en el servidor) puede proporcionar una clasificación preliminar de los datos del ECG. El módulo de información puede proporcionar un informe en el que se resaltan las regiones de interés en los datos de ECG para facilitar una revisión directa por parte del cardiólogo 320. Esto puede reducir en gran medida la carga de trabajo del cardiólogo 320 y hacer viable la monitorización de los ECG de los sujetos durante largos periodos (por ejemplo, de forma continua o casi).

Refiriéndose a la figura 4, se muestra una visión general de un proceso para identificar anomalías en datos de ECG.

45 En 110 se obtienen los datos de ECG, por ejemplo, utilizando el dispositivo 305 de ECG descrito con referencia a la figura 3, o desde el dispositivo 310 móvil o el servidor 315.

50 En 120 se preprocesan los datos de ECG. El paso de preprocesamiento puede comprender la identificación de cada latido de los datos de ECG, por ejemplo, utilizando un detector de complejos QRS de Pan y Tompkins [13], o cualquier otro método (por ejemplo, detección RR, basada en filtrado e identificación de máximos locales, etc.).

El paso de preprocesamiento 120 puede comprender además al menos uno de los siguientes: filtrado, normalización y remuestreo del latido identificado a una velocidad de datos específica. En una realización, el

paso de preprocesamiento puede comprender el remuestreo del latido de ECG. El remuestreo puede realizarse con un número fijo de muestras en el latido.

En 200 se utiliza una red neuronal para localizar los puntos PQRST en cada latido de los datos de ECG. Además, pueden determinarse otras ubicaciones significativas para cada latido, por ejemplo: el inicio del intervalo PR, el inicio del segmento PR; el inicio del segmento ST; el final del segmento ST; y el final del intervalo QT. La red neuronal 200 puede estar configurada para determinar las posiciones de cada ubicación en el latido del ECG utilizando un mapa de confianza que indica una confianza en que cada ubicación en el latido puede ser la ubicación del punto en cuestión. Por ejemplo, se puede suponer que un punto de máxima confianza es la ubicación del punto.

10 La red neuronal puede ser una red neuronal convolucional (CNN).

En 160, la ubicación de cada uno de los puntos identificados por la red neuronal puede utilizarse para clasificar cada latido del ECG como normal o anormal, o más específicamente, como "AF" o "no AF". La morfología de las ondas PQRST y sus relaciones entre sí describen la onda en una forma poco dimensional útil para determinar diversos tipos de anomalías. En la actualidad, los cardiólogos localizan manualmente estos atributos a la hora de elaborar un diagnóstico. Por ejemplo, una de estas anomalías es la ausencia de una onda P, que indicaría una AF. Es posible que el sistema no clasifique automáticamente un latido de ECG, sino que esté configurado para transmitir atributos útiles (por ejemplo, la ubicación de los puntos y/o la ausencia de alguno de los puntos) del latido de ECG a un sistema externo diferente para su clasificación (que podría ser otra red neuronal, o un cardiólogo). De este modo, la forma en que el clasificador forma su decisión se vuelve más transparente, y ganamos una mejor interpretabilidad humana en cuanto a por qué se hace tal diagnóstico. En comparación, es muy difícil interpretar por qué se hace un determinado diagnóstico en un sistema de "caja negra" que utiliza la señal en bruto como entrada y se limita a proporcionar una clasificación (es notoriamente difícil hacer ingeniería inversa sobre cómo y por qué funciona una CNN entrenada, por ejemplo).

La salida de clasificación del paso de clasificación de latido puede comprender una probabilidad correspondiente con cada una de una pluralidad de clasificaciones para cada latido ECG de la señal ECG de entrada. Por ejemplo, el paso de clasificación de latido puede usar clasificaciones de "AF" y "no-AF", y la clasificación de latido puede proporcionar una estimación de la probabilidad para cada latido de los datos ECG de ser "AF" y "no-AF". Dado que estas clasificaciones de ejemplo son mutuamente excluyentes, la suma de sus probabilidades puede ser igual a 1, pero se apreciará que este no será necesariamente el caso (dependiendo de qué clasificaciones se busquen de la red neuronal). Pueden utilizarse otros tipos de clasificación.

La red neuronal y/o la etapa de clasificación del latido pueden implementarse en un servidor (por ejemplo, en la nube, y/o a distancia del usuario), por ejemplo, mediante el uso de procesamiento GPU, o en una unidad de procesamiento neuronal especializada (por ejemplo, Intel Nervana, Google Tensor processing unit, Apple Neural Engine, Cadence Tensilica o similar). La red neuronal puede alojarse en un servicio de computación en nube, como Amazon Machine Learning Services, Azure Machine Learning, Google Cloud AI o similar.

Una red neuronal basada en servidor (o servicio en la nube) puede ser capaz de procesar rápida y eficientemente datos de una gran cantidad de usuarios diferentes, y proporcionar una plataforma a la que pueda acceder un cardiólogo para revisar la información. La red neuronal puede implementarse localmente (por ejemplo, en un dispositivo móvil). Esto puede significar que los datos identificables del paciente se mantengan localmente en el propio dispositivo del paciente.

Los resultados pueden ponerse a disposición de un cardiólogo para su revisión, por ejemplo, a través de una plataforma accesible por Internet. La plataforma puede proporcionar datos de ECG al cardiólogo con regiones de especial interés resaltadas, basándose en la clasificación 160 de latidos. Por ejemplo, los latidos o las regiones clasificadas como "AF" con una probabilidad superior a un umbral predeterminado (por ejemplo, 0.8) pueden marcarse o resaltarse para su revisión posterior por parte de un cardiólogo. También puede utilizarse un umbral basado en la duración para determinar las regiones de interés (por ejemplo, AF con una probabilidad de >0.8, durante un periodo de tiempo de al menos 2 latidos del ECG).

La figura 5 ilustra una red neuronal de ejemplo en forma esquemática para localizar puntos PQRST en latidos de ECG. La red neuronal comprende una capa 201 de entrada seguida de n supercapas 210 y una supercapa 220 de mapa de confianza. Cada supercapa 210 comprende una capa 211 de convolución y una capa 212 de activación y, opcionalmente, puede incluir una capa 213 de agrupación. La capa de agrupación puede omitirse. La capa de agrupación puede omitirse en una o en todas las supercapas.

Cada capa 211 de convolución aplica uno o más filtros de convolución (o núcleos) escalonando el filtro sobre los datos proporcionados a esa capa (los pasos tienen una distancia predeterminada). La salida de cada capa 211 de convolución comprende los datos producidos por la convolución de los datos de entrada con cada filtro.

Posteriormente a la capa 211 de convolución, se proporciona una capa 212 de activación, que mapea la salida de la capa 211 de convolución a un rango diferente de valores. Típicamente, la función de activación utilizada

en cada una de las capas 210 será una función de activación lineal rectificadora (ReLU), pero también pueden utilizarse otras funciones de activación.

5 Cuando se utilizan capas de agrupación (que no son esenciales), éstas pueden reducir la dimensión espacial de los datos antes de la siguiente capa. La función de agrupación utilizada puede ser (por ejemplo) una agrupación máxima con un intervalo superior a 1, pero también pueden utilizarse otros enfoques de agrupación. La salida de la capa de agrupación se proporciona a la siguiente supercapa 210 (si está presente). Si no se utiliza una capa de agrupación, la salida de la función de activación (por ejemplo, ReLU) puede proporcionarse directamente a la siguiente capa de convolución.

10 A la secuencia de  $n$  supercapas 210 le sigue la supercapa 220 de mapa de confianza, que comprende una capa 221 de convolución y una capa 222 de activación. La salida de la capa 222 es un mapa de confianza para cada punto a localizar (por ejemplo, PQRST), que comprende un conjunto de niveles de confianza de que cada uno de una pluralidad de tiempos en la señal ECG de entrada se corresponde con la posición particular (por ejemplo, una matriz con una fila de vectores de confianza para cada punto a localizar). A partir del mapa de confianza puede determinarse una estimación de la localización de cada punto, por ejemplo, hallando la posición de máxima confianza (por ejemplo, mediante supresión no máxima). Si la posición de máxima confianza tiene un nivel de confianza inferior a un umbral, el punto puede considerarse ausente. El umbral para que un punto se considere ausente puede determinarse durante el entrenamiento de la red (es decir, un valor óptimo que maximice el acuerdo con los cardiólogos).

20 Se puede determinar un error 261 a partir de los mapas de confianza basado en una posición verdadera de cada punto para su respectivo mapa de confianza. Este error 261 puede utilizarse como parte de una función de penalización en el entrenamiento de la red. El error 261 puede determinarse en forma de una pérdida de entropía cruzada.

25 La figura 6 ilustra con más detalle un ejemplo de arquitectura de las capas. La capa 201 de entrada comprende un vector de entrada de datos de ECG, con dimensión  $1 \times N \times 1$ , siendo la segunda dimensión  $N$  el número de muestras (es decir, correspondiente al tiempo). La (primera) dimensión de los datos de entrada puede ser mayor, por ejemplo, en el caso de los datos de entrada que comprenden múltiples canales (por ejemplo, cada uno correspondiente a datos brutos obtenidos de cada uno de una pluralidad de electrodos).

30 Los datos de entrada se proporcionan a la primera supercapa 210a, que comprende una capa de convolución (conv) 211a, y una capa ReLU 212a. La primera capa 210a de convolución puede aplicar filtros  $C_1$ , cada uno con un núcleo de dimensión  $1 \times A_1 \times 1$ , con un factor de dilatación  $E_1$  y un paso de  $D_1$ . La forma de la salida de las capas conv y ReLU 211a, 212a es de dimensión  $1 \times N/D_1 \times C_1$  (la longitud del vector disminuye proporcionalmente al paso, y la tercera dimensión (que puede considerarse como filas) aumenta proporcionalmente al número de filtros aplicados por la capa conv 211a, ya que hay un vector de salida por filtro). El número de filtros  $C_1$  en la primera capa 210a conv puede ser al menos 8, y puede estar en el rango de 8 a 64, por ejemplo 16 o 32. El paso de la capa conv 211a puede ser 1, para que la red neuronal pueda discriminar características con la máxima resolución. La dimensión del núcleo  $A_1$  puede estar en el rango de 2 a 32, por ejemplo 15 o 16.

40 La siguiente capa de agrupación opcional tiene un tamaño de  $1 \times F_1$  y un paso  $G_1 > 1$ , de modo que la segunda dimensión espacial tras la agrupación se reduce en un factor de  $G_1$ . Por lo tanto, la siguiente supercapa 210b recibe datos con una extensión de  $1 \times N/(D_1 G_1) \times C_1$ .

45 La segunda supercapa 210b comprende filtros  $C_2$ , cada uno con una extensión de  $1 \times A_2 \times B_2$ . Preferiblemente,  $B_2 = C_1$  (o más generalmente para  $i \geq 2$ ,  $B_i = C_{i-1}$ ), de modo que cada filtro conv recorre todos los datos de la capa anterior en una sola dirección. El número de filtros  $C_2$  en la segunda supercapa 210b está preferentemente en el intervalo de 16 a 128, por ejemplo 32. La salida de la segunda capa conv y ReLU 211b, 212b es de dimensión  $1 \times N/(D_1 D_2 G_1) \times C_2$ . El paso de la segunda capa 211b conv (y capas sucesivas) es preferiblemente 1, por las mismas razones que para la primera capa, pero esto no es esencial (por ejemplo, un paso mayor puede ser apropiado para datos de ECG con alta frecuencia de muestreo).

50 La resolución temporal de la salida de cada capa sucesiva se reduce por el producto de las distancias de zancada de las capas precedentes y puede disminuir sucesivamente. Puede utilizarse una distancia de zancada de 1 en cada capa conv sin agrupación, lo que resulta en una pérdida nula de resolución temporal a través de las capas sucesivas.

El mapa de confianza se produce utilizando un filtro para cada punto (por ejemplo, cada uno de PQRST), seguido de una capa de activación lineal, que mapea la salida de cada filtro en un conjunto de niveles de confianza de que un momento concreto se corresponde con uno de los puntos de interés.

55 Las estimaciones de las posiciones de los puntos de interés pueden obtenerse seleccionando un valor máximo de cada uno de los mapas de confianza (por ejemplo, utilizando un método de supresión no máxima). La ausencia de un punto de interés particular puede ser identificada por el mapa de confianza no excediendo un valor umbral, o el valor de confianza obtenido por supresión no-máxima no excediendo el valor umbral. El valor

umbral puede determinarse mediante el entrenamiento de la red neuronal, como el valor que minimiza una función de penalización (es decir, para maximizar la probabilidad de acuerdo con un cardiólogo).

5 Se implementó una red neuronal siguiendo la arquitectura descrita en las figuras 5 y 6, capaz de recibir un latido de datos de ECG e identificar los puntos PQRST y otros puntos de interés (como se discutió anteriormente con referencia a la figura 1).

La red neuronal se entrenó utilizando latidos individuales extraídos de grabaciones de ECG descargadas de physionet. Los latidos se detectaron utilizando el detector de complejos QRS de Pan y Tomkins [3]. Cada latido se remuestreo linealmente para cubrir 256 puntos de muestra.

10 Las etiquetas de entrenamiento (es decir, las ubicaciones de cada uno de los puntos de interés) fueron proporcionadas por expertos humanos.

15 Para generar eficientemente suficientes datos de entrenamiento, se desarrolló un algoritmo para producir un gran número de latidos de entrenamiento etiquetados a partir de un volumen menor de latidos etiquetados. Todos los latidos de una colección de datos de ECG (por ejemplo, del orden de  $10^5$  latidos) se agruparon mediante un algoritmo k-medias. Cada clúster representa un latido con atributos ligeramente diferentes a los de los agrupamientos vecinos. Se obtuvo una muestra de diversos tipos de latidos de ECG para la puntuación manual mediante un muestreo uniforme de los agrupamientos.

20 Un experto humano etiquetó manualmente los latidos muestreados de cada clúster. Estos datos de entrenamiento etiquetados se ampliaron manualmente aumentando sintéticamente los datos. Los datos se aumentaron sintéticamente de varias maneras, incluyendo la adición de ruido sintético (por ejemplo, ruido Gaussiano) y cambiando la duración del latido del ECG (por ejemplo, mediante una transformación lineal). De este modo se maximiza el rendimiento del entrenamiento con un esfuerzo mínimo.

La figura 7 ilustra un latido extraído de un ECG (es decir, una región que comienza con un punto R de un latido anterior incluye un punto R del latido extraído y termina con un punto R de un latido posterior. Cada uno de los 11 puntos han sido localizados por una red neuronal según una realización, siendo estos:

- 25 Puntos P, Q, R, S, T (etiquetados como tales),  
 el inicio del intervalo PR (marcado como PL),  
 el inicio del segmento PR (etiquetado PR),  
 el final del segmento PR/inicio del complejo QRS/inicio del intervalo QT (etiquetado QL),  
 el inicio del segmento ST/final del complejo QRS (marcado como SR),  
 30 el extremo del segmento ST (marcado como TL),  
 el final del intervalo QT (etiquetado TR).

En este latido, cada uno de los puntos normales está presente y ha sido localizado. Las ubicaciones de los puntos de este latido se han clasificado como normales.

35 La figura 8 muestra un latido extraído de un ECG con la onda P faltante. Por lo tanto, cada uno de los puntos PL, P y PR no se han localizado en el ECG, ya que estos puntos se basan en la localización de la onda P.

Aunque se han descrito varios ejemplos, éstos no pretenden limitar el alcance de la invención, que debe determinarse con referencia a las reivindicaciones adjuntas.

#### Referencias

40 [1] "Arrhythmia", NHS, London, UK, 8 Jul. 2015. [Online]. Available: <http://www.nhs.uk/conditions/arrhythmia/Pages/arrhythmia.aspx>

[2] "The AF report. Atrial fibrillation - preventing a stroke crisis," Atrial Fibrillation Assoc., Warwickshire, Anticoagulation Europe, Kent, UK, 12 Apr. 2012. [Online]. Available: <http://www.preventaf-strokecrisis.org/files/files/The AF Report 14 April 2012.pdf>

45 [3] K. Carroll, S. Murad, J. Eliahoo and A. Majeed, "Stroke incidence and risk factors in a population-based prospective cohort study", Office for National Statistics, Newport, South Wales, UK, Rep. Health Statistics Quarterly 12, 2001. [Online]. Available: <http://www.ons.gov.uk/ons/rel/hsq/health-statistics-quarterly/no-12-winter-2001/stroke-incidence-and-risk-factors-in-a-population-based-prospective-cohort-study.pdf>

[4] C. Marini et al., "Contribution of atrial fibrillation to incidence and outcome of ischemic stroke: results from a population-based study," Stroke, vol. 36, pp. 1115-1119, 2005. DOI: 10.1161/01.STR.0000166053.83476.4a

- [5] D. M. Lloyd-Jones et al., "Lifetime risk for development of atrial fibrillation: the Framingham heart study," *Circulation*, vol. 110, no. 9, pp. 1042-1046, 31 Aug. 2004. DOI: 10.1161/01.CIR.0000140263.20897.42
- [6] G. Y. H. Lip and H. S. Lim, "Atrial fibrillation and stroke prevention", *The Lancet Neurology*, vol. 6, no. 11, pp. 981-993, Nov. 2007. DOI: 10.1016/S1474-4422(07)70264-8
- 5 [7] M. Cesarelli, P. Bifulco and M. Bracale, "An algorithm for the detection of the atrial fibrillation from the surface ECG for an of home-care evaluation of the implanted atrial defibrillators", in *Proc. Mediterranean Conf. Medical and Biological Eng. and Computing*, Chipre, 1998. ARK: /87278/s6np23vh
- [8] M. Carrara et al., "Classification of cardiac rhythm using heart rate dynamical measures: validation in MIT-BIH databases", *J. of Electrocardiology*, vol. 48, no. 6, pp. 943-946, Nov.-Dec. 2015. DOI: 10.1016/j.jelectrocard.2015.08.002
- 10 [9] J. S. Healy et al., "Subclinical atrial fibrillation and the risk of stroke," *The New England J. of Medicine*, vol. 366, no. 2, pp. 120-129, 12 Jan. 2012. DOI: 10.1056/NEJMoa1105575
- [10]. Melo, SL, Caloba, LP, and Nadal, J. Arrhythmia analysis using artificial neural network and decimated electrocardiographic data. In *Computers in Cardiology 2000*, pp. 73-76. IEEE, 2000
- 15 [12]. Moody, George B and Mark, Roger G. A new method for detecting atrial fibrillation using RR intervals. *Computers in Cardiology*, 10(1):227-230, 1983 .
- [13]. Pan, Jiapu and Tompkins, Willis J. A real-time QRS detection algorithm. *IEEE transactions on biomedical engineering*, (3):230-236, 1985.
- 20 [14]. Clifford, GD, Liu, CY, Moody, B, Lehman, L, Silva, I, Li, Q, Johnson, AEW, y Mark, RG. Af classification from a short single lead ecg recording: The physionet computing in cardiology challenge 2017. 2017.
- [15]. Artis, Shane G, Mark, RG, and Moody, GB. Detection of atrial fibrillation using artificial neural networks. In *Computers in Cardiology 1991, Proceedings.*, pp. 173-176. IEEE, 1991.
- [16]. Levin Tan. Fourth year project technical report.
- 25 [17]. Schwab, P., Scebba, G., Zhang, J., Delai, M. and Karlen, W., 2017. Beat by Beat: Classifying Cardiac Arrhythmias with Recurrent Neural Networks. *arXiv preprint arXiv: 1710.06319*.
- [18]. Rajpurkar, P., Hannun, A.Y., Haghpanahi, M., Bourn, C. and Ng, A.Y., 2017. Cardiologist-level arrhythmia detection with convolutional neural networks. *arXiv preprint arXiv: 1707.01836*.
- [19]. Pfister, T. and Charles, J. and Zisserman, A. Flowing ConvNets for Human Pose Estimation in Videos, *International Conference on Computer Vision*, 2015.
- 30 [20]. Yu, F. y Koltun, V., 2015. Multi-scale context aggregation by dilated convolutions. *arXiv preprint arXiv: 1511.07122*

**REIVINDICACIONES**

1. Un método implementado por ordenador para producir un sistema que comprenda una red neuronal para detectar atributos de señales de electrocardiograma, ECG, que comprenda:

proporcionar la red neuronal, la red neuronal configurada para:

5 realizar al menos dos capas de operaciones de convolución;

determinar un mapa de confianza para la localización de cada uno de una pluralidad de puntos; y

determinar, a partir del mapa de confianza respectivo, una posición de cada uno de la pluralidad de puntos o la ausencia de estos, comprendiendo la pluralidad de puntos cada una de las características P, Q, R, S y T en cada latido de la señal ECG;

10 proporcionando datos de entrenamiento sintéticos para la red neuronal mediante:

extracción de una pluralidad de latidos individuales de ECG a partir de datos de ECG;

agrupar los latidos en función de su similitud mediante un algoritmo k-medias, definiendo así los agrupamientos;

muestreo uniforme de los latidos en los clúster;

15 etiquetar los latidos muestreados para obtener un conjunto de latidos etiquetados, cada latido etiquetado con una posición para cada una de las características P, Q, R, S y T presentes en el latido muestreado; y

producir un conjunto ampliado de latidos etiquetados modificando sintéticamente el conjunto de latidos etiquetados; y

20 entrenar la red neuronal utilizando el conjunto ampliado de latidos etiquetados, basándose en un error entre una salida de la red neuronal y la posición de las etiquetas en el conjunto ampliado de latidos etiquetados.

2. El método de la reivindicación 1, en el que la modificación sintética del conjunto de latidos etiquetados comprende añadir ruido y/o cambiar la duración del latido.

3. El método de la reivindicación 2, en el que la adición de ruido comprende la adición de ruido gaussiano sintético.

25

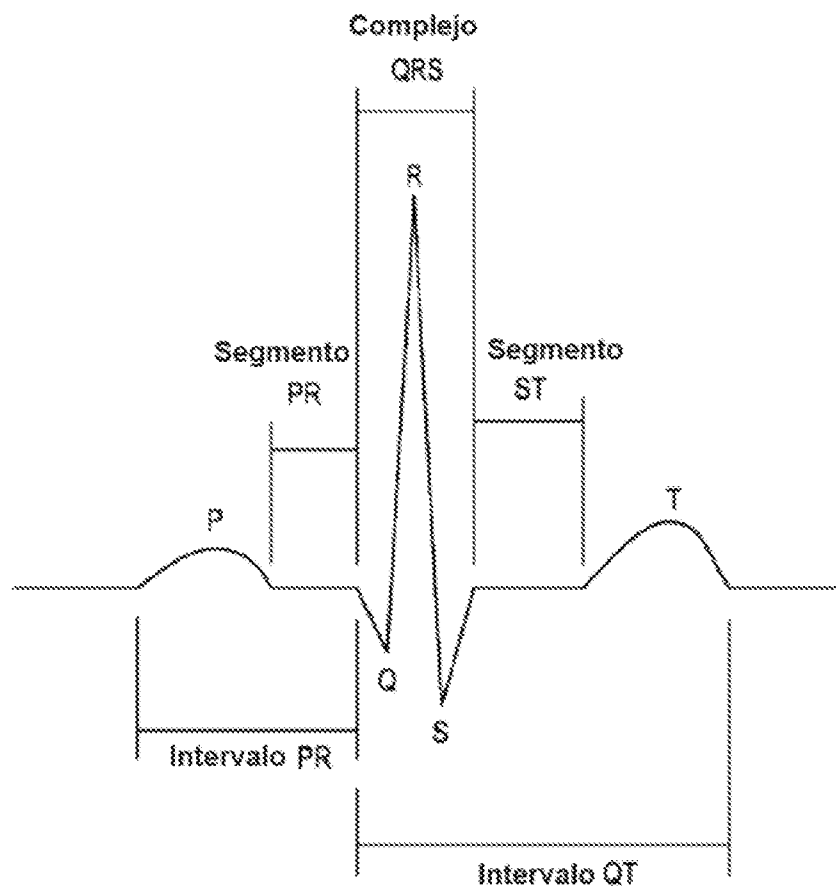


Figura 1

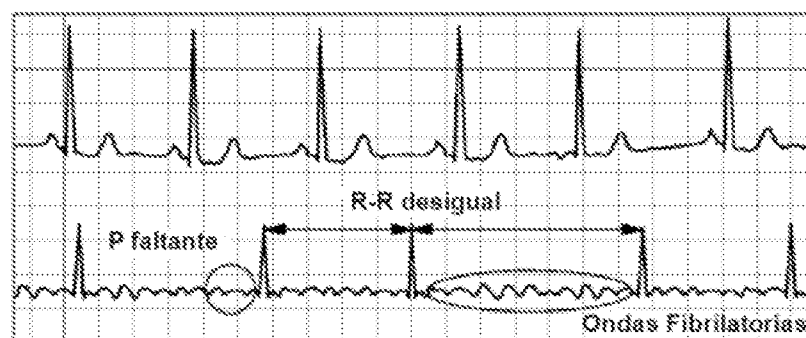


Figura 2

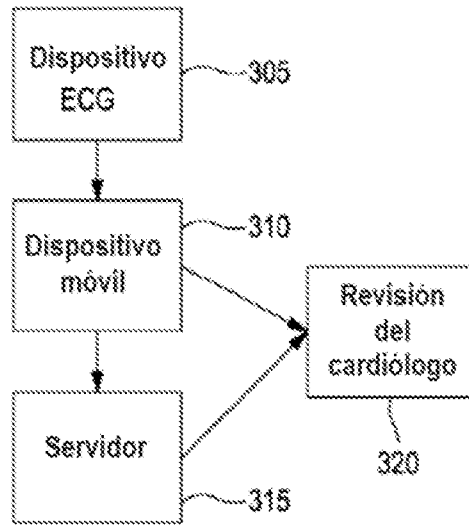


Figura 3

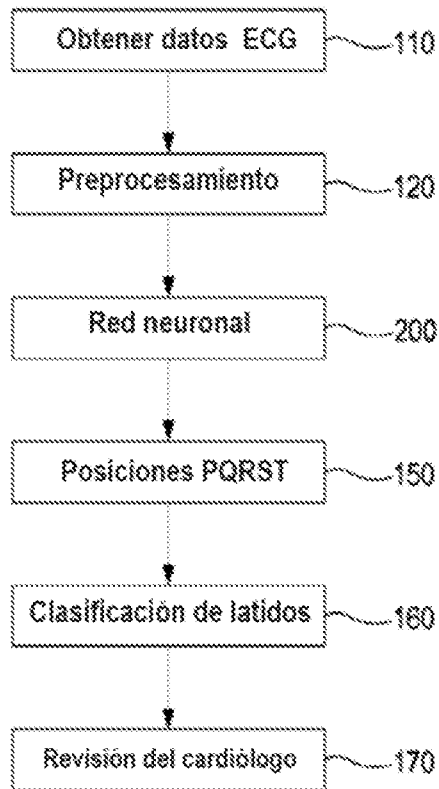


Figura 4

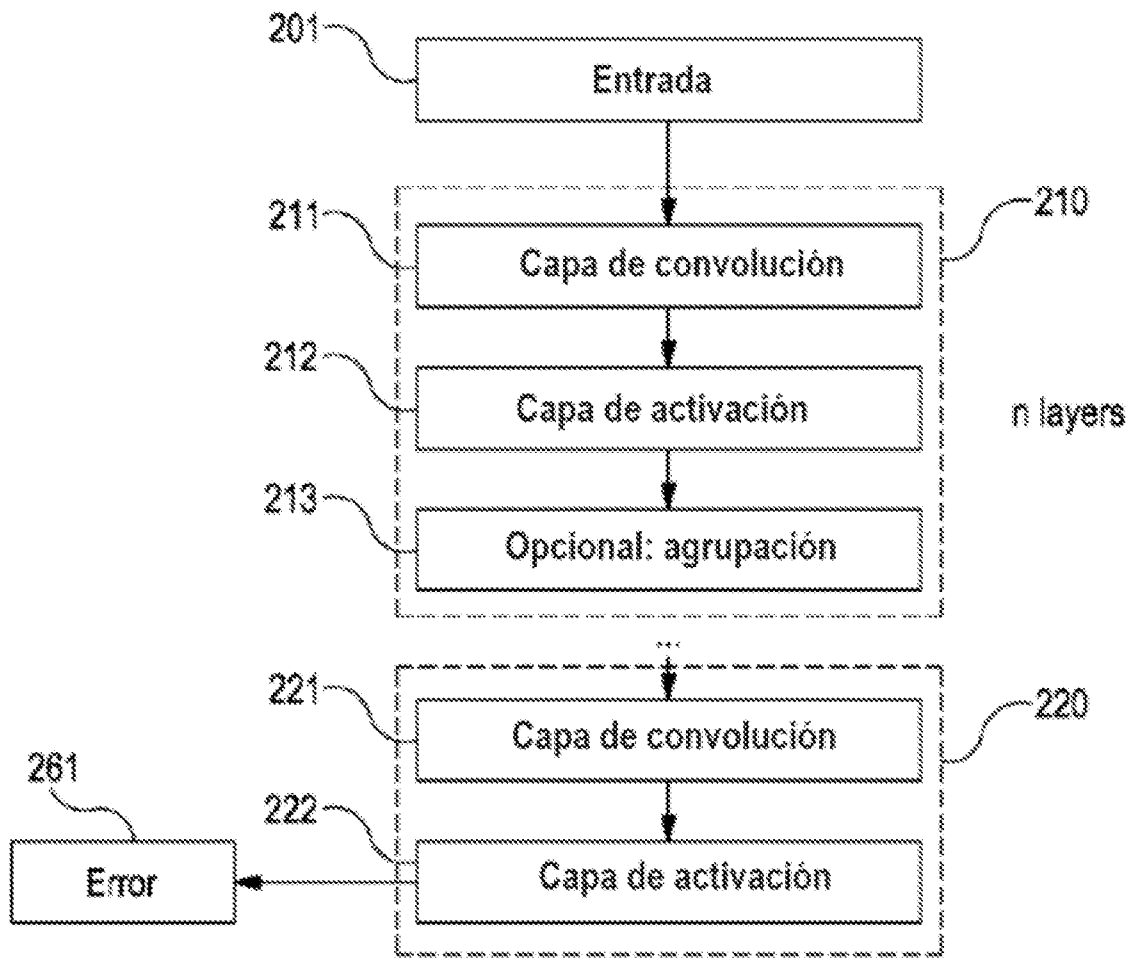


Figura 5

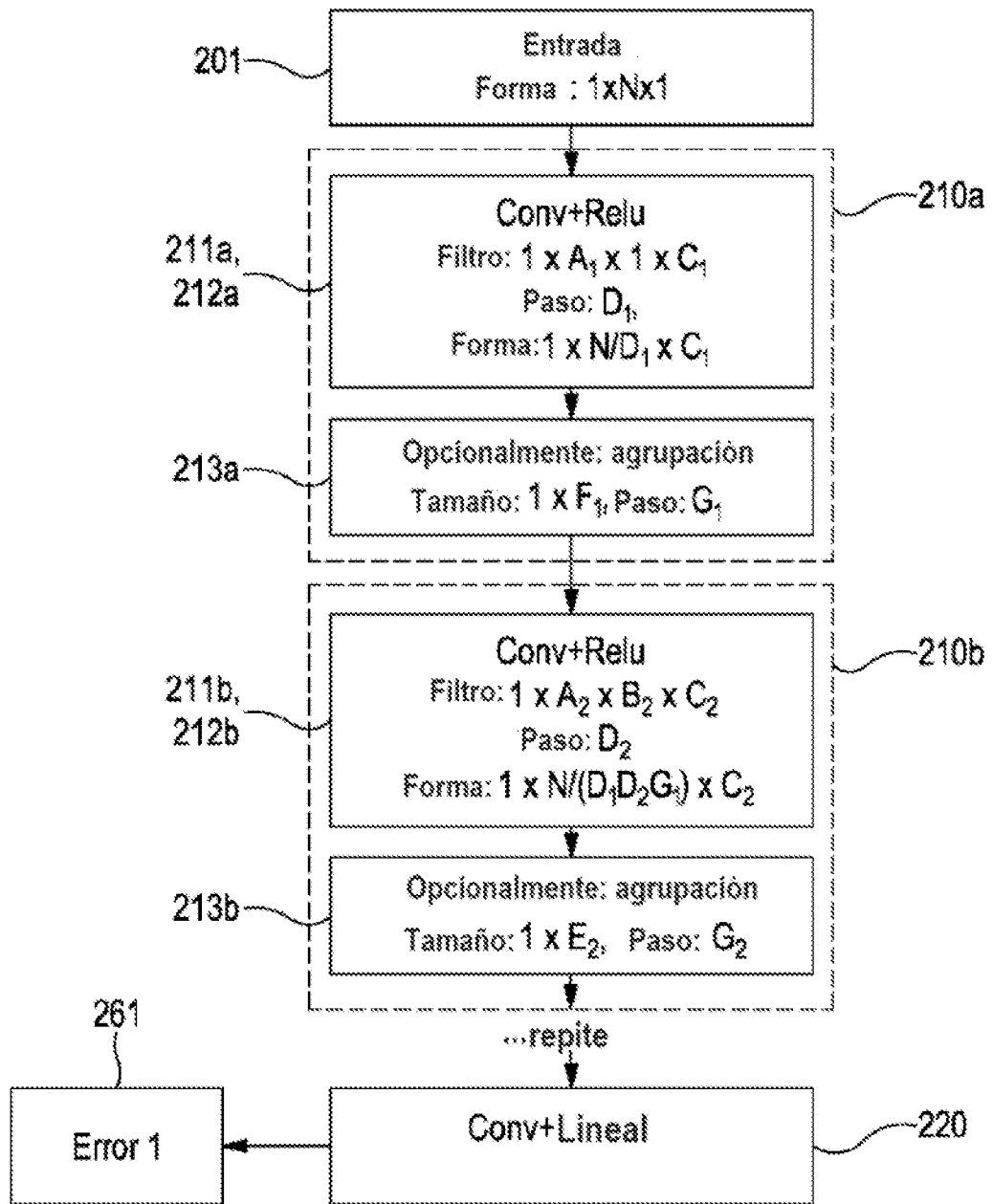


Figura 6

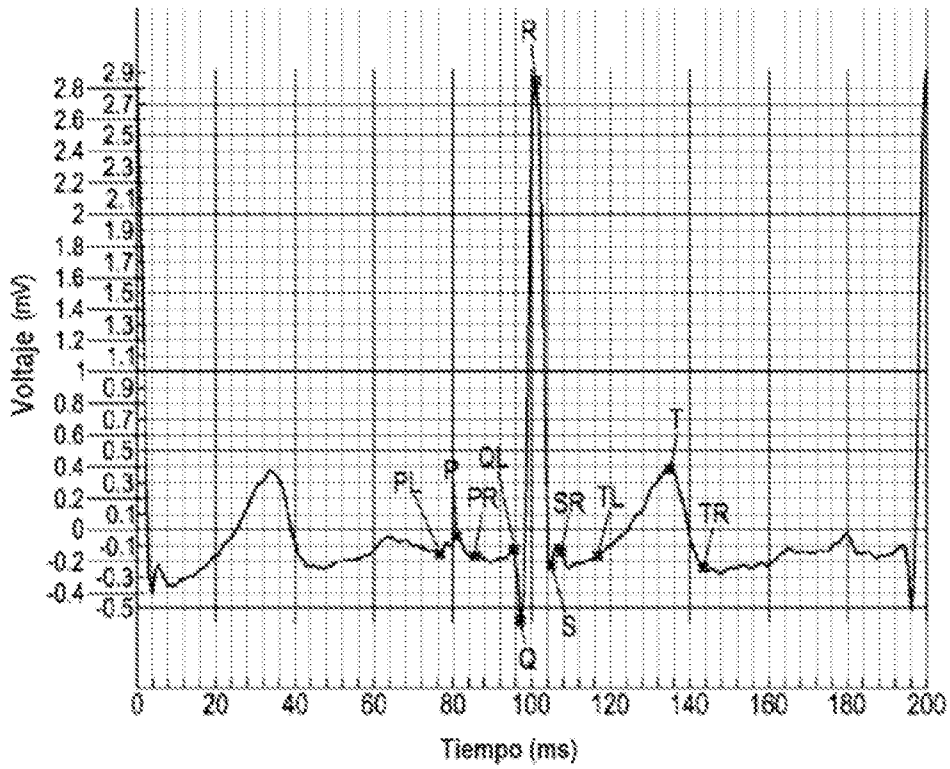


Figura 7

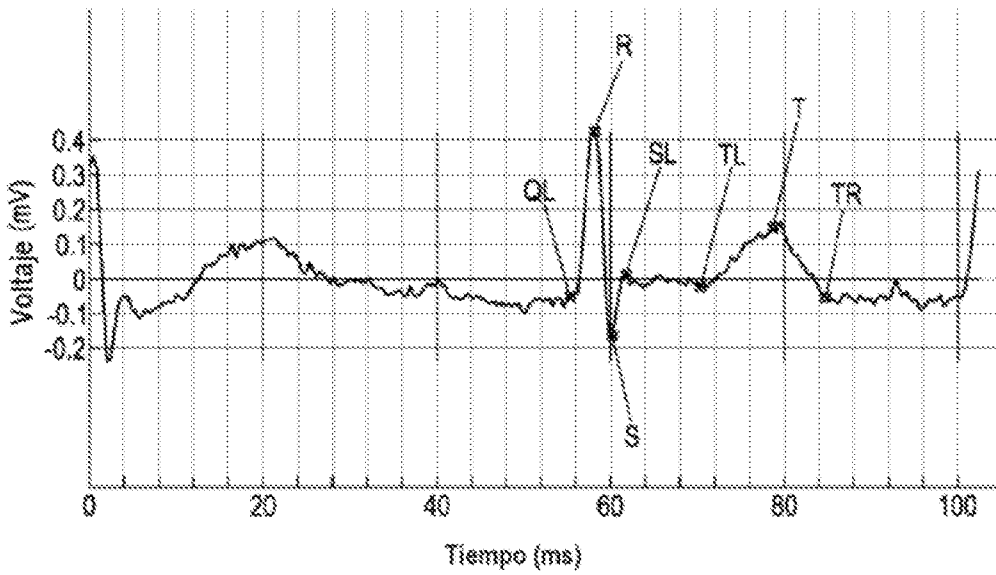


Figura 8