

19



OFICINA ESPAÑOLA DE
PATENTES Y MARCAS

ESPAÑA



11 Número de publicación: **2 968 760**

51 Int. Cl.:

G06T 5/00 (2006.01)

G06T 11/00 (2006.01)

12

TRADUCCIÓN DE PATENTE EUROPEA

T3

86 Fecha de presentación y número de la solicitud internacional: **30.01.2019 PCT/EP2019/052157**

87 Fecha y número de publicación internacional: **08.08.2019 WO19149711**

96 Fecha de presentación y número de la solicitud europea: **30.01.2019 E 19702422 (7)**

97 Fecha y número de publicación de la concesión europea: **15.11.2023 EP 3746979**

54 Título: **Mejora de la calidad de las imágenes virtuales sin contraste generadas por un escáner de tomografía computarizada (TC) espectral**

30 Prioridad:

31.01.2018 US 201862624415 P

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

13.05.2024

73 Titular/es:

**KONINKLIJKE PHILIPS N.V. (100.0%)
High Tech Campus 52
5656 AG Eindhoven, NL**

72 Inventor/es:

**DANG, HAO;
XU, SHIYU;
BAI, CHUANYONG;
WANG, HUI y
MCKNIGHT, DOUGLAS, B.**

74 Agente/Representante:

ISERN JARA, Jorge

ES 2 968 760 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

Mejora de la calidad de las imágenes virtuales sin contraste generadas por un escáner de tomografía computarizada (TC) espectral

5

Campo de la invención

Lo que sigue se refiere en general a la formación de imágenes y más particularmente a la mejora de la calidad de imagen de imágenes virtuales sin contraste generadas con datos adquiridos con un escáner de tomografía computarizada (TC) espectral.

10

Antecedentes de la invención

Un escáner de TC incluye generalmente un único tubo de rayos X de banda ancha montado en un pórtico giratorio frente a un conjunto de detectores. El tubo de rayos X gira alrededor de una región de examen situada entre el tubo de rayos X y el conjunto de detectores y emite radiación policromática que atraviesa la región de examen. El conjunto de detectores detecta la radiación que atraviesa la región de examen y genera datos de proyección. Los datos de proyección se reconstruyen para generar datos de imagen volumétricos, que pueden utilizarse para generar una o más imágenes bidimensionales. Las imágenes incluyen píxeles representados en términos de valores de escala de grises correspondientes a la radiodensidad relativa. Estos valores reflejan las características de atenuación del sujeto escaneado y generalmente muestran estructuras anatómicas dentro del sujeto.

15

20

Una TC con contraste incluye la exploración de un sujeto al que se le ha administrado un agente de radiocontraste. Los procedimientos que incluyen una exploración con contraste también incluyen una exploración sin contraste. Por ejemplo, para la enfermedad arterial coronaria, las imágenes mejoradas con contraste son útiles para detectar el estrechamiento y/o la fuga de los vasos, pero no son adecuadas para detectar la calcificación de los vasos debido a la presencia de yodo, y también se realiza una exploración no mejorada por separado para detectar la calcificación de los vasos. En otro ejemplo, para las masas renales, los pacientes se han sometido a una exploración sin contraste y a una exploración nefrográfica con contraste, donde los valores de atenuación entre las imágenes nefrográficas sin contraste y con contraste se comparan para determinar si una masa está aumentando. Lamentablemente, realizar dos exploraciones, en lugar de una, aumenta la dosis total de radiación de rayos X del paciente y el tiempo de exploración, y reduce el rendimiento del paciente.

25

30

Con un escáner de TC de este tipo, la radiación detectada también incluye información espectral, ya que la absorción de la radiación por el sujeto y/o el objeto depende de la energía de los fotones que lo atraviesan. Dicha información espectral puede proporcionar información adicional, como información indicativa de la composición elemental o material (por ejemplo, número atómico) del tejido y/o material del sujeto y/u objeto. Lamentablemente, los datos de proyección no reflejan las características espectrales, ya que la señal emitida por el conjunto de detectores es proporcional a la fluencia de energía integrada en el espectro de energía. Este tipo de escáner de TC también se denomina en el presente documento escáner de TC no espectral. Un escáner de TC configurado para la obtención de imágenes espectrales aprovecha la información espectral. Dicho escáner de TC se denomina en el presente documento escáner de TC espectral.

35

40

Un escáner de TC espectral aprovecha las diferencias en las propiedades de atenuación dependientes de la energía de los materiales en el sujeto (por ejemplo, hueso, tejido blando, grasa, agente de contraste inyectado) para proporcionar imágenes específicas del material a través de la descomposición del material. Un ejemplo de escáner de TC espectral está configurado para energía dual en el que los datos de proyección se adquieren a dos niveles de energía diferentes (por ejemplo, superior e inferior). Algunos ejemplos de configuraciones de doble energía son: 1) un tubo de rayos X que emite radiación de rayos X a un nivel de energía y dos capas de detectores de rayos X que detectan respectivamente rayos X de energía más baja y rayos X de energía más alta; 2) un tubo de rayos X con conmutación rápida de kV y un detector de una sola capa, y 3) dos pares de tubo de rayos X / detector de una sola capa desplazados angularmente (por ejemplo, 90 grados) entre sí.

45

50

Las imágenes específicas del material de una exploración con contraste mejorado se han procesado para generar imágenes "virtuales" sin contraste (VNC). Las imágenes VNC representan una aproximación de las imágenes "verdaderas" sin contraste (TNC) de una exploración sin contraste. De este modo, un escáner de TC espectral puede generar tanto imágenes mejoradas con contraste como imágenes VNC a partir de una única exploración mejorada con contraste. En un caso, esto evita tener que realizar una exploración sin contraste y una exploración con contraste para estudios que requieren ambos tipos de exploraciones. Como resultado, se reducen la dosis total de radiación de rayos X y el tiempo de exploración, y se puede aumentar el rendimiento de los pacientes.

55

60

Sin embargo, la calidad de imagen de las imágenes VNC tiende a degradarse en relación con las imágenes TNC. Por ejemplo, con las imágenes VNC la señal puede ser más pequeña que la verdad básica o incluso faltar en relación con las imágenes TNC. La bibliografía proporciona un ejemplo en el que un cálculo renal está presente y falta otro en las mismas imágenes VNC, mientras que la imagen TNC incluye ambos. Además, las imágenes VNC tienden a mostrar más ruido y más artefactos que las imágenes TNC. Un mayor ruido puede reducir la sensibilidad y

65

aumentar la tasa de falsos positivos en la detección. Ejemplos de artefactos son el endurecimiento del haz y el artefacto de borde. Lamentablemente, esta degradación de la calidad de la imagen puede afectar al diagnóstico.

5 La publicación de patente del estado de la técnica US2011/0064292 A1 divulga un sistema y un método para la mejora de imágenes virtuales sin contraste adquiridas mediante exploración por TC de doble fuente.

10 La publicación "A neural network-based method for spectral distortion correction in photon counting xray CT", Mengheng Touch et al., Physics in medicine and biology, vol. 61, nº 16, pp. 6132-6153, divulga una red neuronal para la corrección de la distorsión en imágenes de TC de rayos X.

Síntesis de la invención

Los aspectos descritos en el presente documento abordan los problemas mencionados anteriormente y otros.

15 En un aspecto, se divulga un sistema de imágenes espectrales de acuerdo con la reivindicación 1.

En otro aspecto, se divulga un sistema de imágenes espectrales de acuerdo con la reivindicación 7.

20 En otro aspecto, se divulga un método de acuerdo con la reivindicación 12.

En otro aspecto, se divulga un método de acuerdo con la reivindicación 13.

En otro aspecto, se divulga un medio de almacenamiento legible por ordenador de acuerdo con la reivindicación 14.

25 En otro aspecto, se divulga un medio de almacenamiento legible por ordenador de acuerdo con la reivindicación 15.

Breve descripción de los dibujos

30 Los dibujos son sólo para ilustrar las formas de realización preferidas y no deben interpretarse como limitativos de la invención.

35 La FIGURA 1 ilustra esquemáticamente un ejemplo de escáner de tomografía computarizada espectral con un módulo de mejora de imagen VNC que incluye una red neuronal entrenada para mejorar una calidad de imagen de imágenes VNC generadas por el escáner.

La FIGURA 2 ilustra esquemáticamente un ejemplo de entrenamiento de la red neuronal con un conjunto de imágenes VNC de entrenamiento y un conjunto de imágenes TNC de entrenamiento.

40 La FIGURA 3 ilustra esquemáticamente un ejemplo de empleo de la red neuronal entrenada de la FIGURA 2 con imágenes VNC generadas por el escáner de tomografía computarizada espectral para producir imágenes VNC de calidad mejorada.

45 La FIGURA 4 ilustra esquemáticamente un ejemplo de entrenamiento de la red neuronal con un conjunto de imágenes de doble energía de entrenamiento y el conjunto de imágenes TNC de entrenamiento.

La FIGURA 5 ilustra esquemáticamente un ejemplo de empleo de la red neuronal entrenada de la FIGURA 4 con imágenes de energía dual mejoradas con contraste generadas por el escáner de tomografía computarizada espectral para producir imágenes VNC de calidad de imagen mejorada.

50 La FIGURA 6 ilustra esquemáticamente un ejemplo de entrenamiento de la red neuronal con un conjunto de datos de proyección de energía dual de entrenamiento y el conjunto de imágenes TNC.

55 La FIGURA 7 ilustra esquemáticamente un ejemplo de empleo de la red neuronal entrenada de la FIGURA 6 con datos de proyección de energía dual mejorados con contraste generados por el escáner de tomografía computarizada espectral para producir imágenes VNC de calidad de imagen mejorada.

La FIGURA 8 ilustra un método de ejemplo para entrenar una red neuronal con imágenes VNC y TNC de entrenamiento y emplear la red neuronal entrenada para producir imágenes VNC de calidad de imagen mejorada.

60 La FIGURA 9 ilustra un método de ejemplo para entrenar una red neuronal con energía dual de entrenamiento e imágenes TNC y emplear la red neuronal entrenada para producir imágenes VNC de calidad de imagen mejorada.

65 La FIGURA 10 ilustra un método de ejemplo para entrenar una red neuronal con datos de proyección de energía dual de entrenamiento y las imágenes TNC y emplear la red neuronal entrenada para producir imágenes VNC de calidad mejorada.

Descripción detallada de las formas de realización

5 A continuación se describe un enfoque para mejorar la calidad de imagen de las imágenes virtuales sin contraste (VNC) generadas con datos adquiridos con un escáner de TC espectral durante una exploración espectral mejorada con contraste. Los datos espectrales de doble energía mejorados con contraste, como los datos de kVp bajo y alto de un escáner de TC espectral, se reconstruyen para generar imágenes de kVp bajo y alto mejoradas con contraste, que se descomponen para generar imágenes espectrales, incluida la imagen VNC. Las dos imágenes kVp incluirán artefactos de endurecimiento del haz, por ejemplo, debido al contraste (es decir, absorción fotoeléctrica). Incluso cuando se aplica la compensación de endurecimiento del haz durante la reconstrucción de las imágenes kVp, las dos imágenes kVp probablemente incluirán artefactos residuales de endurecimiento del haz. Los artefactos residuales de endurecimiento del haz pueden reducirse aún más durante la descomposición, pero la imagen VNC resultante seguirá incluyendo artefactos residuales de endurecimiento del haz, lo que puede reducir la calidad de la imagen.

10

15 De acuerdo con la invención, se entrena una red neuronal con un conjunto de imágenes espectrales de entrenamiento como entrada y un conjunto de imágenes TNC de entrenamiento como datos de referencia. Durante el entrenamiento, la red neuronal aprende a asignar el conjunto de imágenes espectrales de entrenamiento al conjunto de imágenes TNC de entrenamiento. En un caso, el conjunto de imágenes espectrales de entrenamiento incluye imágenes espectrales con diferentes niveles de ruido y el conjunto de imágenes TNC de entrenamiento como datos de referencia incluye imágenes TNC de bajo ruido. El mapeo no es lineal, de modo que los artefactos residuales de endurecimiento del haz en las imágenes VNC de entrada se reducen aún más y/o no aparecen en las imágenes VNC finales, y el ruido en las imágenes VNC de entrada se reduce en las imágenes VNC finales. Como tal, este enfoque puede producir imágenes de contraste mejorado e imágenes VNC con una calidad de imagen similar o equivalente a las imágenes TNC.

20

25 La FIGURA 1 ilustra esquemáticamente un ejemplo de escáner 102 de tomografía computarizada (TC) configurado para imágenes espectrales de TC, por ejemplo, imágenes multienergéticas tales como imágenes de energía dual. El escáner de TC 102 incluye un pódico fijo 104 y un pódico giratorio 106, que está soportado de forma giratoria por el pódico fijo 104 y gira alrededor de una región de examen 108 (y una porción de un objeto o sujeto que se encuentra en ella) alrededor de un eje longitudinal o eje z 110.

30

Una fuente de radiación 112, tal como un tubo de rayos X, es soportada por y rota con el pódico rotatorio 106 alrededor de la región de examen 108. La fuente de radiación 112 emite rayos X hacia la región de examen 108. La fuente de radiación 112 emite radiación de rayos X colimada para formar un haz de radiación de rayos X en forma de abanico, cuña o cono que atraviesa la región de examen 108. En un caso, la fuente de radiación 112 emite un haz de radiación de rayos X en forma de abanico, cuña o cono. En un caso, la fuente de radiación 112 es un único tubo de rayos X configurado para emitir radiación de banda ancha (policromática) para un único voltaje de emisión pico (kVp) seleccionado de interés.

35

40 En otro caso, la fuente de radiación 112 está configurada para cambiar entre al menos dos tensiones de emisión diferentes (por ejemplo, 70 keV, 100 keV, 120 keV, etc.) durante una exploración. En otro caso, la fuente de radiación 112 incluye dos o más tubos de rayos X desplazados angularmente en el pódico giratorio 104 con cada uno configurado para emitir radiación con un espectro de energía media diferente. El documento US 8,442,184 B2 describe un sistema con conmutación de kVp y múltiples tubos de rayos X.

45

Un conjunto 114 de detectores sensibles a la radiación subtiende un arco angular opuesto a la fuente 112 de radiación a través de la región 108 de examen. La matriz de detectores 114 incluye una o más filas de detectores que están dispuestas una con respecto a la otra a lo largo de la dirección del eje z y detecta la radiación que atraviesa la región de examen 108. Para una exploración con realce de contraste, la matriz de detectores 114 es sensible a la radiación. Para una exploración mejorada por contraste, la matriz de detectores 114 genera datos de proyección espectral mejorados por contraste (integrales de línea) tales como datos de proyección de alta energía mejorados por contraste y datos de proyección de baja energía mejorados por contraste.

50

55 En este ejemplo, la matriz de detectores 114 incluye un detector de resolución de energía como un detector de centelleo/fotosensor multicapa (por ejemplo, US 7.968.853 B2).

En una variación, la matriz de detectores 114 incluye un detector de recuento de fotones (conversión directa) (por ejemplo, WO 2009/072056 A2).

60 En estos casos, la fuente de radiación 112 incluye las fuentes de radiación de banda ancha, de conmutación de kVp y/o de tubos de rayos X múltiples. Cuando el conjunto de detectores 114 incluye un detector sin resolución de energía, la fuente de radiación 112 incluye la conmutación kVp y/o múltiples fuentes de radiación de tubo de rayos X.

65 Un reconstructor 116 procesa los datos de proyección espectral mejorados por contraste y genera datos de imagen volumétrica espectral mejorados por contraste, tales como datos de imagen volumétrica de alta energía mejorados por contraste y datos de imagen volumétrica de baja energía mejorados por contraste. El reconstructor 116 también

5 puede generar datos de imagen volumétrica no espectral mejorada por contraste, por ejemplo, combinando primero los datos de proyección de alta energía y los datos de proyección de baja energía y reconstruyendo después los datos de proyección combinados y/o combinando los datos de imagen volumétrica de alta energía y los datos de imagen volumétrica de baja energía. De ello pueden derivarse imágenes espectrales y no espectrales. El reconstructor 116 puede implementarse con un procesador tal como una unidad central de procesamiento (CPU), un microprocesador, etc.

10 En la forma de realización ilustrada, un descomponedor de material de base 118 descompone los datos de proyección mejorados por contraste (descomposición de dominio de proyección) y/o los datos de imagen y/o imágenes volumétricas espectrales mejoradas por contraste (descomposición de dominio de imagen) en componentes de base. Cuando está configurado para la descomposición del dominio de proyección, el reconstructor 116 reconstruye los componentes de base de los datos de proyección para generar datos y/o imágenes de imagen volumétricos de componentes de base, tales como datos y/o imágenes de imagen volumétricos VNC. Cuando se configura para la descomposición en el dominio de la imagen, el descomponedor de material de base 118 descompone los datos de imagen volumétricos espectrales mejorados por contraste y/o imágenes en datos de imagen volumétricos de componentes de base y/o imágenes tales como datos de imagen volumétricos VNC y/o imágenes. En una variación, se utilizan descomponedores de material de base separados para la proyección y la descomposición del dominio de la imagen. En otra variación, el descomponedor de material de base 118 se omite o no se emplea.

20 Con un enfoque, el descomponedor de material de base 118 emplea dos algoritmos de descomposición de material, cada uno asumiendo un par de material de base agua-yodo o un par de material de base calcio-yodo, para generar imágenes VNC sin yodo. Otro enfoque consiste en realizar un análisis de conglomerados N-dimensional para descomponer las imágenes en componentes tales como yodo u otros materiales incluyendo tejido blando, calcio, etc. Otros ejemplos se describen en Song, et al., "Virtual Non-Contrast CT Using Dual-Energy Spectral CT: Feasibility of Coronary Artery Calcium Scoring", Korean J Radiol 2016;17(3):321-329, y US 2014/0133729 A1, presentado el 13 de enero de 2014, y titulado "Image Processing for Spectral CT".

30 El descomponedor 118 puede implementarse con un procesador o similar.

Un soporte de sujeto 120, como una camilla, soporta un sujeto u objeto (por ejemplo, un fantasma) 122 en la región de examen 108. El soporte del sujeto 120 es móvil en coordinación con la forma de realización de un procedimiento de obtención de imágenes para guiar al sujeto u objeto con respecto a la región de examen 108 para cargar, escanear y/o descargar al sujeto u objeto.

35 Un inyector 124 está configurado para inyectar o administrar un material tal como uno o más agentes de contraste (por ejemplo, yodo) al sujeto u objeto 122 que se va a explorar para una exploración de perfusión. Un agente de contraste puede adicionalmente o alternativamente ser administrado manualmente por un clínico o similar. Cuando el agente de contraste se administra manualmente al sujeto u objeto 122, el inyector 124 puede omitirse.

40 Una consola de operador 126 incluye un dispositivo de salida legible por el ser humano 128, como un monitor de visualización, un filmer, etc. y un dispositivo de entrada 130, como un teclado, un ratón, etc. La consola 126 incluye además un procesador 132 (por ejemplo, una CPU, un microprocesador, etc.) y un medio de almacenamiento legible por ordenador 134 (que excluye el medio transitorio), como una memoria física. En la forma de realización ilustrada, el medio de almacenamiento 134 legible por ordenador incluye un módulo 136 de mejora de imagen VNC.

45 El módulo de mejora de imágenes VNC 136 ilustrado incluye instrucciones ejecutables por ordenador para procesar imágenes VNC con el fin de producir imágenes VNC de calidad de imagen mejorada (imágenes virtuales sin contraste de calidad de imagen mejorada) similares o equivalentes a las imágenes TNC generadas a partir de un escaneado sin contraste mejorado. Como se describe con más detalle a continuación, las instrucciones incluyen una red neuronal entrenada con datos espectrales de entrenamiento e imágenes TNC. Como tal, como se discutió anteriormente, el escáner espectral CT 102 puede producir imágenes mejoradas con contraste e imágenes VNC con calidad de imagen diagnósticamente similar o equivalente a las imágenes TNC generadas a partir de una exploración no mejorada con contraste utilizando datos adquiridos con una sola exploración mejorada con contraste.

50 Las FIGURAS 2-7 ilustran esquemáticamente diferentes formas de realización para el entrenamiento de la red neuronal. En estas formas de realización, mediante el uso de conjuntos de datos de entrenamiento con datos adquiridos con diferente administración de contraste, la red neuronal se entrena para tener en cuenta las diferencias en la administración de material de contraste en los datos de entrada. En un ejemplo, los conjuntos de datos de entrenamiento se construyen de tal manera que la distribución de la característica de datos (es decir, la administración de contraste) representa bien la distribución de la característica de datos en escenarios clínicos reales. Los conjuntos de datos de entrenamiento pueden proceder tanto de exploraciones clínicas reales como de simulaciones. Una ventaja de la simulación es que la administración de contraste puede controlarse en cada conjunto de datos (incluidos los datos de TC espectral con contraste y las imágenes de TNC) y, de este modo, puede generarse un gran número de conjuntos de datos que sigan estrictamente una supuesta distribución de la

característica de los datos. En otro caso, los datos de entrada y de entrenamiento pueden adquirirse de forma que la administración de contraste sea coherente en todos los datos.

5 La FIGURA 2 ilustra esquemáticamente un ejemplo de entrenamiento de una red neuronal 202 con imágenes VNC de entrenamiento generadas mediante descomposición de material e imágenes TNC de entrenamiento procedentes de una tomografía computarizada sin contraste. Los parámetros de la red neuronal se actualizan y convergen a través de un número de iteraciones utilizando una función objetivo 204. La función objetivo 204, en un caso, incluye una función matemática que minimiza un error entre los datos de imagen volumétrica VNC o las imágenes generadas por la red neuronal 202 y las imágenes TNC, por ejemplo, basándose en un cuadrado medio y/u otra diferencia entre los datos de imagen volumétrica VNC o las imágenes generadas por la red neuronal 202 y las imágenes TNC. En este caso, los parámetros se actualizan hasta que el error cae por debajo de un umbral predeterminado. Otros criterios de parada incluyen un número predeterminado de iteraciones, una duración de tiempo predeterminada, etc.

15 La FIGURA 3 ilustra esquemáticamente una forma de realización en la que el módulo 136 de mejora de la imagen VNC incluye la red neuronal 202 entrenada de la FIGURA 2. La red neuronal 202 entrenada recibe la imagen VNC y la red neuronal 202 entrenada recibe la imagen VNC. La red neuronal entrenada 202 recibe las imágenes VNC (que contienen alto ruido y/o artefactos en relación con las imágenes TNC) generadas por el descomponedor de material de base 118 (FIGURA 1) y emite imágenes VNC mejoradas en calidad de imagen, que incluyen imágenes VNC con menos ruido y/o artefactos que las imágenes VNC de entrada y que tienen suficiente calidad de imagen para el diagnóstico.

20 La FIGURA 4 ilustra esquemáticamente una variación de la FIGURA 2 en la que la entrada a la red neuronal 202 son imágenes de entrenamiento de doble energía (alta y baja energía).

25 La FIGURA 5 ilustra esquemáticamente una forma de realización en la que el módulo 136 de mejora de imágenes VNC incluye la red neuronal 202 entrenada en la FIGURA 4. La red neuronal 202 entrenada recibe imágenes de energía dual mejoradas en contraste generadas por el reconstructor 116 (FIGURA 1) y produce imágenes VNC mejoradas en calidad de imagen. Para esta variación, el descomponedor de material de base 118 se omite del sistema 102 de la FIGURA 1 o no se utiliza.

30 Para esta variación, la red neuronal 202 se encarga de la descomposición del material, ya que es capaz de realizar un mapeo no lineal de los datos, y la descomposición del material a menudo implica resolver ecuaciones polinómicas (por ejemplo, para alta energía y baja energía) después de aproximaciones. Utilizando la red neuronal 202 para la descomposición de material, el ruido en las imágenes de material de base puede ser menor que el ruido de la descomposición de material convencional, por ejemplo, porque la descomposición de material convencional sólo utiliza datos medidos en un píxel del detector o valor reconstruido de un voxel de la imagen a la vez, pero la red neuronal utiliza un pequeño parche, que incluye más de un píxel o voxel.

35 En general, los datos de proyección incluyen información espectral única oculta en los datos. Por ejemplo, aunque la atenuación a lo largo de la trayectoria de un rayo puede ser la misma para los objetos de alta Z y baja densidad que para los de baja Z y alta densidad, los efectos físicos, es decir, la dispersión Compton y la absorción fotoeléctrica, pueden ser diferentes con los objetos de baja Z y alta densidad, lo que conduce a una mayor dispersión Compton, y estas diferencias están ocultas en los datos de proyección sin procesar adquiridos. Otro ejemplo es que hay más artefactos de endurecimiento del haz para materiales de alta Z en relación con materiales de baja Z. Estas diferencias se reducen y/o eliminan y no aparecen en los datos de la imagen volumétrica reconstruida, por ejemplo, para la corrección efectiva de la dispersión, la compensación del endurecimiento del haz, etc.

40 En una variación, las correcciones que eliminan información espectral, como una corrección de dispersión y/o endurecimiento del haz, se omiten de la reconstrucción. Por ejemplo, en otro caso, la red neuronal 202 de las FIGURAS 2-3 se entrena con imágenes VNC generadas a partir de datos de imágenes volumétricas que se reconstruyeron sin utilizar una corrección, como la corrección de la dispersión y/o la compensación del endurecimiento del haz, que elimina la información espectral única, y/o la red neuronal 202 de las FIGURAS 4-5 se entrena con imágenes de alta y baja energía reconstruidas sin utilizar una corrección, como la corrección de la dispersión y/o la compensación del endurecimiento del haz, que elimina la información espectral única. Esto permite que el entrenamiento tenga en cuenta la información espectral única.

45 La FIGURA 6 ilustra esquemáticamente una variación de la FIGURA 2 en la que la entrada a la red neuronal 202 son datos de proyección de doble energía (alta y baja energía) entrenados. La FIGURA 7 ilustra esquemáticamente una forma de realización en la que el módulo 136 de mejora de imágenes VNC incluye la red neuronal 202 entrenada en la FIGURA 6. La red neuronal 202 entrenada recibe datos de proyección de energía dual mejorados con contraste generados por el conjunto detector 114 (FIGURA 1) y produce imágenes VNC mejoradas con calidad de imagen. Para esta variación, el descomponedor de material de base 118 se omite del sistema 102 de la FIGURA 1 o no se utiliza.

60

Una variación incluye dos de las tres formas de realización descritas en las FIGURAS 2-7. Por ejemplo, una variación incluye la red neuronal de las FIGURAS 2 y 4. Otra variación incluye la red neuronal de las FIGURAS 2 y 6. Otra variación incluye la red neuronal de las FIGURAS 4 y 6. Otra variación incluye las tres formas de realización descritas en las FIGURAS 2-7. Otra variación incluye una única red neuronal entrenada con diferentes tipos de entrenamiento, como los datos de entrenamiento de las FIGURAS 2 y 4, 2 y 6, 4 y 6, o 2, 4 y 6. Estas variaciones pueden emplearse con los datos de entrada de las FIGURAS 3, 5 y/o 7 para obtener imágenes VNC de calidad mejorada.

Ejemplos de redes neuronales adecuadas se describen en Gouk, et al., "Fast Sliding Window Classification with Convolutional Neural Networks," IVNVZ '14 Proceedings of the 29th International Conference on Image and Vision Computing New Zealand, Pages 114-118, November 19-21, 2014, "Fully convolutional networks for semantic segmentation," Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2015, y Ronneberger, et al., "U-Net: Convolution Networks for Biomedical Image Segmentation", Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention (MICCAI), Springer, LNCS, Vol. 9351: 234--241, 2015.

La FIGURA 8 ilustra un método de ejemplo de acuerdo con una forma de realización del presente documento.

Es de apreciar que el orden de los actos en el método no es limitante. Como tal, otros ordenamientos se contemplan en el presente documento. Además, uno o más actos pueden ser omitidos, y/o uno o más actos adicionales pueden ser incluidos.

En 802, se recibe un conjunto de imágenes VNC de entrenamiento, como se describe aquí y/o de otra manera.

En 804, se recibe un conjunto de imágenes TNC de entrenamiento, como se describe aquí y/o de otra manera.

En 806, el conjunto de imágenes VNC de entrenamiento y el conjunto de imágenes TNC de entrenamiento se emplean para entrenar una red neuronal, como se describe en el presente documento y/o de otro modo.

En 808, las imágenes VNC son recibidas, como se describe aquí y/o de otra manera.

En 810, las imágenes VNC recibidas se procesan con la red neuronal entrenada para producir imágenes VNC de calidad mejorada.

La FIGURA 9 ilustra otro método de ejemplo de acuerdo con una forma de realización del presente documento.

Es de apreciar que el orden de los actos en el método no es limitante. Como tal, otros ordenamientos se contemplan en el presente documento. Además, uno o más actos pueden ser omitidos, y/o uno o más actos adicionales pueden ser incluidos.

En 902, se recibe un conjunto de imágenes de energía dual de entrenamiento, como se describe aquí y/o de otra manera.

En 904, se recibe un conjunto de imágenes TNC de entrenamiento, como se describe aquí y/o de otra manera.

En 906, el conjunto de imágenes de doble energía de entrenamiento y el conjunto de imágenes TNC de entrenamiento se emplean para entrenar una red neuronal, como se describe en el presente documento y/o de otro modo.

En 908, se reciben imágenes de energía dual mejoradas con contraste, como se describe aquí y/o de otra manera.

En 910, las imágenes de energía dual mejoradas con contraste se procesan con la red neuronal entrenada para producir imágenes VNC mejoradas con calidad de imagen.

La FIGURA 10 ilustra otro método de ejemplo de acuerdo con una forma de realización del presente documento.

Es de apreciar que el orden de los actos en el método no es limitante. Como tal, otros ordenamientos se contemplan en el presente documento. Además, uno o más actos pueden ser omitidos, y/o uno o más actos adicionales pueden ser incluidos.

En 1002, se recibe un conjunto de datos de proyección de energía dual de entrenamiento, como se describe en el presente documento y/o de otro modo.

En 1004, se recibe un conjunto de imágenes TNC de entrenamiento, como se describe aquí y/o de otra manera.

En 1006, el conjunto de datos de proyección de energía dual de entrenamiento y el conjunto de imágenes TNC de entrenamiento se emplean para entrenar una red neuronal, como se describe en el presente documento y/o de otro modo.

5 En 1008, se reciben datos de proyección de energía dual mejorados con contraste, como se describe en el presente documento y/o de otra manera.

En 1010, los datos de proyección de energía dual mejorados con contraste se procesan con la red neuronal entrenada para producir imágenes VNC de calidad mejorada.

10 Lo anterior puede implementarse mediante instrucciones legibles por ordenador, codificadas o incrustadas en un medio de almacenamiento legible por ordenador, que, cuando se ejecutan por un procesador(es) de ordenador, hacen que el procesador(es) lleve a cabo los actos descritos. Adicional o alternativamente, al menos una de las instrucciones legibles por ordenador es transportada por una señal, onda portadora u otro medio transitorio, que no es un medio de almacenamiento legible por ordenador.

15 Aunque la invención se ha ilustrado y descrito en detalle en los dibujos y en la descripción anterior, dicha ilustración y descripción deben considerarse ilustrativas o ejemplares y no restrictivas; la invención se define mediante las reivindicaciones adjuntas.

20 En las reivindicaciones, la palabra "que comprende" no excluye otros elementos o pasos, y el artículo indefinido "un" o "una" no excluye una pluralidad. Un procesador individual u otra unidad puede cumplir con las funciones de varios elementos mencionados en las reivindicaciones. El mero hecho de que ciertas medidas se reciten en reivindicaciones dependientes mutuamente diferentes no indica que una combinación de estas medidas no pueda utilizarse ventajosamente.

25 Un programa de ordenador puede almacenarse/distribuirse en un medio adecuado, como un medio de almacenamiento óptico o un medio de estado sólido suministrado junto con o como parte de otro hardware, pero también puede distribuirse de otras formas, como a través de Internet u otros sistemas de telecomunicación alámbricos o inalámbricos. Cualquier signo de referencia en las reivindicaciones no se considerará limitativo del alcance.

REIVINDICACIONES

1. Un sistema de formación de imágenes por tomografía computarizada espectral (102), que comprende:

5 una fuente de radiación (112) configurada para emitir radiación de rayos X;
un conjunto de detectores (114) configurado para detectar la radiación de rayos X y generar datos de proyección espectral multienergética mejorados por contraste; caracterizado porque comprende además:

10 una memoria (134) configurada para almacenar un módulo de mejora de imágenes virtuales sin contraste (136) que incluye instrucciones ejecutables por ordenador que incluyen una red neuronal entrenada para producir imágenes virtuales sin contraste mejoradas en calidad de imagen,

en donde la red neuronal se entrena con datos de proyección espectral multienergética de contraste de entrenamiento generados a partir de una exploración espectral e imágenes sin contraste de entrenamiento generadas a partir de una exploración sin contraste; y

15 un procesador (132) configurado para procesar los datos de proyección espectral multienergética mejorados con contraste con la red neuronal entrenada para producir las imágenes virtuales sin contraste mejoradas con calidad de imagen.

2. El sistema de acuerdo con la reivindicación 1, en donde la red neuronal está configurada para actualizar sus parámetros con el fin de reducir un error entre las imágenes virtuales sin contraste generadas a partir de los datos de proyección espectral multienergética mejorados por contraste de entrenamiento y las imágenes sin contraste mejoradas de entrenamiento.

3. El sistema de acuerdo con la reivindicación 1, que comprende además:

25 un reconstructor (116) configurado para reconstruir los datos de proyección espectral multienergética mejorados por contraste y generar imágenes espectrales multienergéticas mejoradas por contraste,
en donde el procesador está configurado además para procesar las imágenes espectrales multienergéticas mejoradas por contraste con la red neuronal entrenada para producir las imágenes virtuales sin contraste mejoradas por calidad de imagen.

4. El sistema de acuerdo con la reivindicación 3, en donde los datos de proyección espectral de entrenamiento multienergéticos mejorados por contraste incluyen imágenes espectrales multienergéticas mejoradas por contraste generadas a partir del escaneo espectral, y la red neuronal está configurada para actualizar sus parámetros para reducir un error entre las imágenes virtuales sin contraste generadas a partir de las imágenes espectrales multienergéticas mejoradas por contraste de entrenamiento y las imágenes sin contraste mejoradas de entrenamiento.

5. El sistema de acuerdo con la reivindicación 3, que comprende además:

40 un descomponedor de material de base (118) configurado para procesar las imágenes espectrales multienergéticas realizadas por contraste para producir imágenes virtuales iniciales sin contraste,
en donde el procesador está configurado, además, para procesar las imágenes virtuales sin contraste iniciales con la red neuronal entrenada para producir las imágenes virtuales sin contraste mejoradas en calidad de imagen.

6. El sistema de acuerdo con la reivindicación 3, que comprende además:

50 un descomponedor de material de base configurado para procesar los datos de proyección espectral multienergética mejorados por contraste para producir datos de proyección espectral virtuales sin contraste; y
un reconstructor configurado para reconstruir los datos de proyección espectral virtuales sin contraste para producir imágenes virtuales sin contraste iniciales;
en donde el procesador está configurado, además, para procesar las imágenes virtuales sin contraste iniciales con la red neuronal entrenada para producir las imágenes virtuales sin contraste mejoradas en calidad de imagen.

7. Un sistema de formación de imágenes por tomografía computarizada espectral (102), que comprende:

60 una fuente de radiación (112) configurada para emitir radiación de rayos X;
un conjunto de detectores (114) configurado para detectar la radiación de rayos X y generar datos de proyección espectral multienergética mejorados por contraste; caracterizado porque comprende además:

una memoria (134) configurada para almacenar un módulo de mejora de imágenes virtuales sin contraste (136) que incluye instrucciones ejecutables por ordenador que incluyen una red neuronal; y un procesador (132) configurado para entrenar la red neuronal a fin de producir imágenes virtuales sin contraste de calidad mejorada con datos de proyección espectral multienergética de contraste de entrenamiento generados a partir de una exploración espectral e imágenes sin contraste de entrenamiento generadas a partir de una exploración sin contraste.

8. El sistema de acuerdo con la reivindicación 7, en donde la red neuronal está configurada para actualizar sus parámetros a fin de reducir un error entre las imágenes virtuales sin contraste generadas a partir de los datos de proyección espectral multienergética con contraste de entrenamiento y las imágenes sin contraste de entrenamiento; y opcionalmente
- 5 en donde el procesador está configurado además para procesar los datos de proyección espectral multienergética mejorados por contraste con la red neuronal entrenada para producir las imágenes virtuales sin contraste mejoradas por calidad de imagen.
9. El sistema de la reivindicación 7, en donde los datos de proyección espectral mejorada por contraste de entrenamiento incluyen imágenes espectrales multienergéticas mejoradas por contraste generadas a partir del escaneo espectral, y la red neuronal está configurada para actualizar sus parámetros para reducir un error entre las imágenes virtuales sin contraste generadas a partir de las imágenes espectrales multienergéticas mejoradas por contraste de entrenamiento y las imágenes sin contraste mejoradas de entrenamiento; y opcionalmente comprende, además:
- 10 un reconstructor (116) configurado para reconstruir los datos de proyección espectral multienergética mejorados por contraste y generar imágenes espectrales multienergéticas mejoradas por contraste, en donde el procesador está configurado además para procesar las imágenes espectrales multienergéticas mejoradas por contraste con la red neuronal entrenada para producir las imágenes virtuales sin contraste mejoradas por calidad de imagen.
10. El sistema de acuerdo con la reivindicación 7, en donde los datos multienergéticos de contraste espectral de entrenamiento generados a partir del escaneo espectral se procesan para generar imágenes virtuales sin contraste, y
- 25 la red neuronal está configurada para actualizar sus parámetros para reducir un error entre las imágenes virtuales sin contraste generadas a partir de las imágenes virtuales sin contraste de entrenamiento y las imágenes sin contraste de entrenamiento.
11. El sistema de acuerdo con la reivindicación 10, que comprende además:
- 30 un descomponedor de material de base configurado para procesar las imágenes espectrales multienergéticas realzadas por contraste para producir datos de proyección espectral virtuales sin contraste; y un reconstructor configurado para reconstruir los datos de proyección espectral virtuales sin contraste para producir imágenes virtuales sin contraste iniciales;
- 35 en donde el procesador está configurado, además, para procesar las imágenes virtuales sin contraste iniciales con la red neuronal entrenada para producir las imágenes virtuales sin contraste mejoradas en calidad de imagen.
12. Un método de producción de imágenes virtuales sin contraste de calidad de imagen mejorada, que comprende:
- 40 emitir, con una fuente de radiación (112), radiación de rayos X; detectar, con una matriz de detectores (114), radiación de rayos X y generar datos de proyección espectral multienergética mejorados por contraste; caracterizado porque, además, comprende:
- 45 mediante una memoria (134) almacenar un módulo de mejora de imágenes virtuales sin contraste (136) que incluya instrucciones ejecutables por ordenador que incluyan una red neuronal entrenada para producir imágenes virtuales sin contraste mejoradas en calidad de imagen, en donde la red neuronal se entrena con datos de proyección espectral multienergética de contraste de entrenamiento generados a partir de una exploración espectral e imágenes sin contraste de entrenamiento generadas a partir de una exploración sin contraste; y
- 50 procesar los datos de proyección espectral multienergética mejorados con contraste con la red neuronal entrenada para producir las imágenes virtuales sin contraste mejoradas con calidad de imagen.
13. Un método de entrenamiento de una red neuronal para producir imágenes virtuales sin contraste de calidad de imagen mejorada en un sistema de formación de imágenes de tomografía computarizada espectral (102), que comprende:
- 55 emitir, con una fuente de radiación (112), radiación de rayos X; detectar, con una matriz de detectores (114), radiación de rayos X y generar datos de proyección espectral multienergética mejorados por contraste; caracterizado porque, además, comprende:
- 60 almacenar, utilizando una memoria (134), un módulo virtual de mejora de imagen sin contraste (136) que incluye instrucciones ejecutables por ordenador que incluyen una red neuronal; y entrenar, mediante un procesador (132), la red neuronal para producir imágenes virtuales sin contraste de calidad de imagen mejorada con datos de proyección espectral multienergética con contraste de entrenamiento generados a partir de una exploración espectral e imágenes sin contraste de entrenamiento generadas a partir de una exploración sin contraste.
- 65

- 5 14. Un medio de almacenamiento legible por ordenador codificado con instrucciones legibles por ordenador que incluye una red neuronal entrenada para producir imágenes virtuales sin contraste mejoradas en calidad de imagen, en donde la red neuronal se entrena con datos de proyección espectral multienergética mejorados en contraste de entrenamiento generados a partir de una exploración espectral e imágenes sin contraste de entrenamiento generadas a partir de una exploración sin contraste, que, cuando se ejecuta por un procesador de un sistema informático, hace que el procesador:
- 10 emita radiación de rayos X con una fuente de radiación;
detecte la radiación de rayos X emitida con un conjunto de detectores y genere datos de proyección espectral mejorados por contraste; caracterizado porque además hace que el procesador:
- 15 procese los datos espectrales con la red neuronal entrenada para producir las imágenes virtuales sin contraste mejoradas en calidad de imagen.
- 20 15. Un medio de almacenamiento legible por ordenador codificado con instrucciones legibles por ordenador que, cuando es ejecutado por un procesador de un sistema informático, hace que el procesador:
- emita radiación de rayos X con una fuente de radiación;
20 detecte la radiación de rayos X emitida con un conjunto de detectores y genere datos de proyección espectral mejorados por contraste; caracterizado porque además hace que el procesador:
- 25 entrene una red neuronal entrenada para producir imágenes virtuales sin contraste mejoradas en calidad de imagen, en la que la red neuronal se entrena con datos de proyección espectral multienergética mejorados en contraste de entrenamiento generados a partir de una exploración espectral e imágenes sin contraste de entrenamiento generadas a partir de una exploración sin contraste; y
procese los datos espectrales con la red neuronal entrenada para producir las imágenes virtuales sin contraste mejoradas en calidad de imagen.

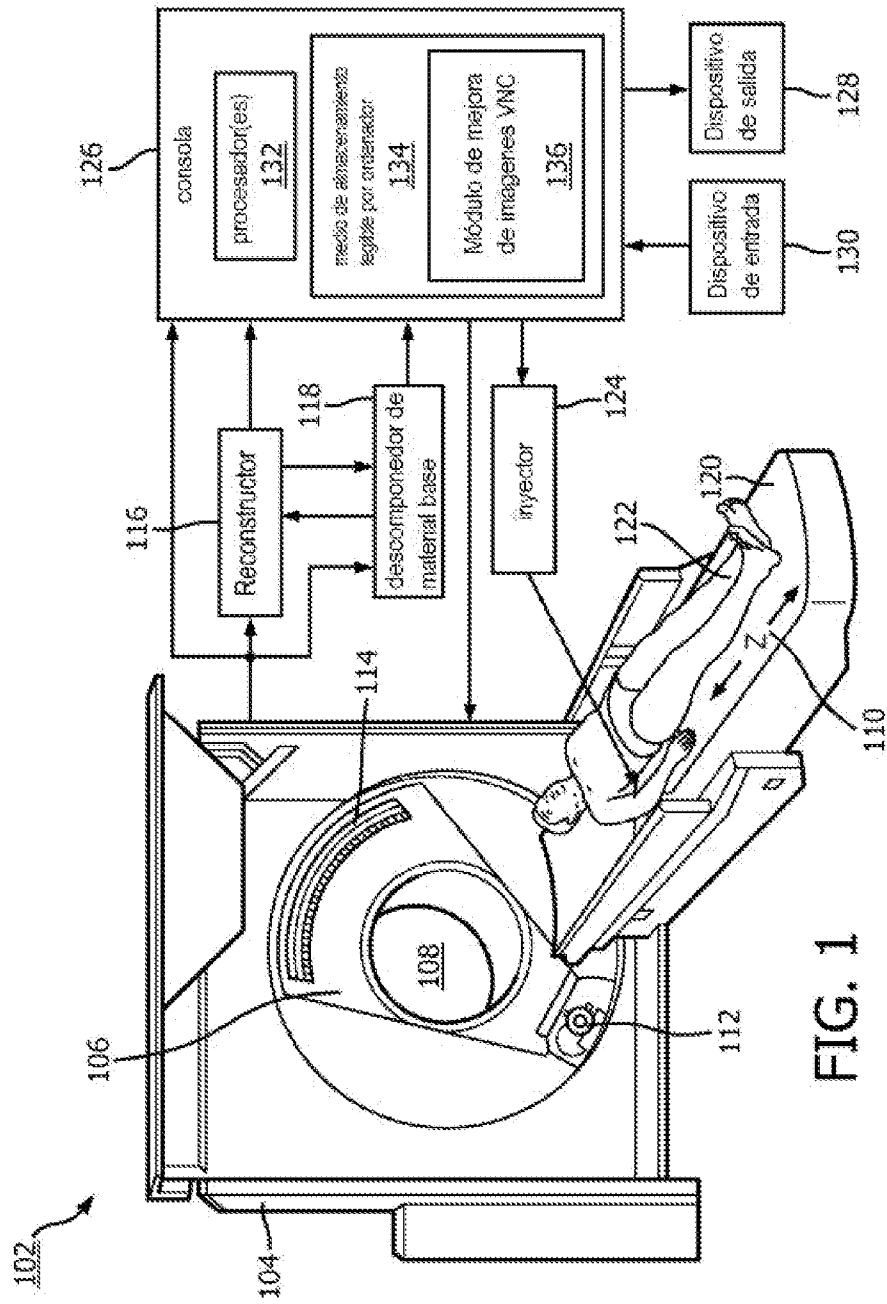


FIG. 1

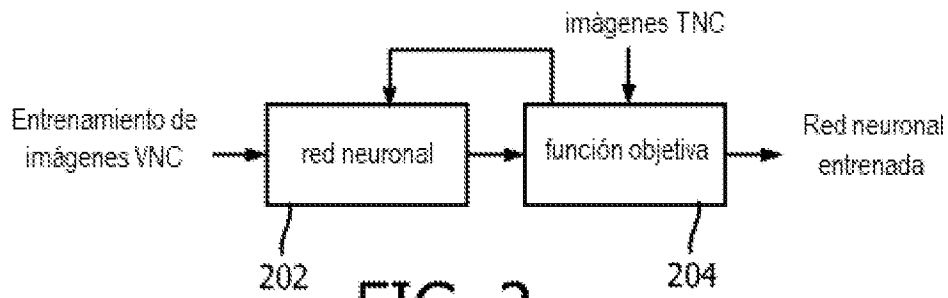


FIG. 2

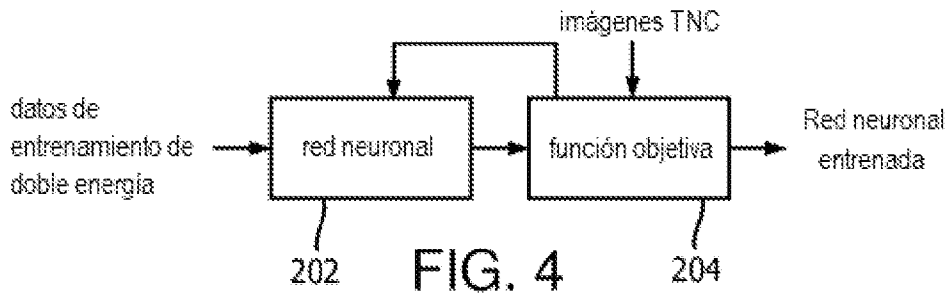
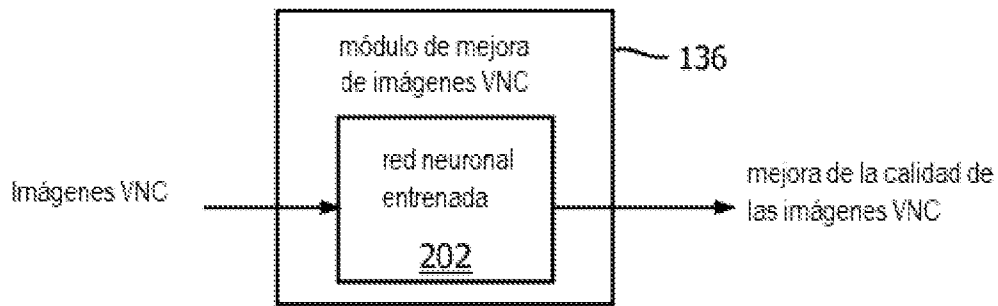


FIG. 4

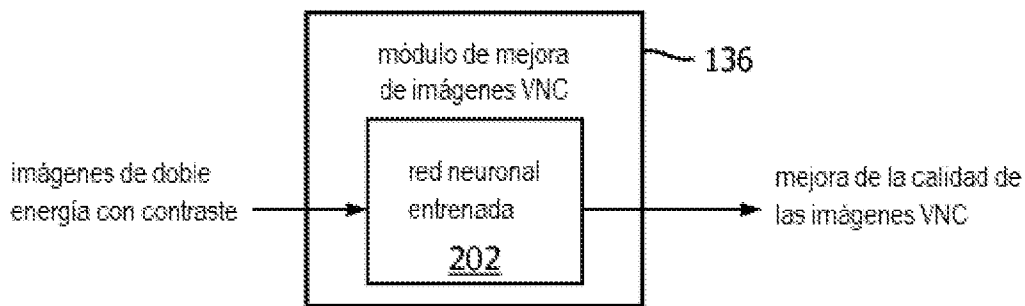


FIG. 5

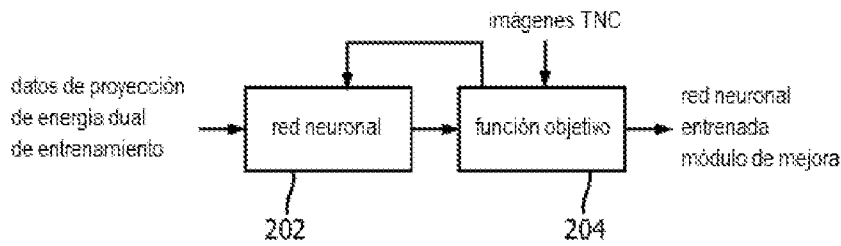


FIG. 6

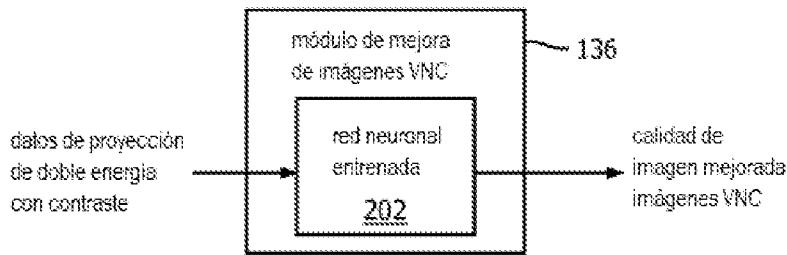


FIG. 7

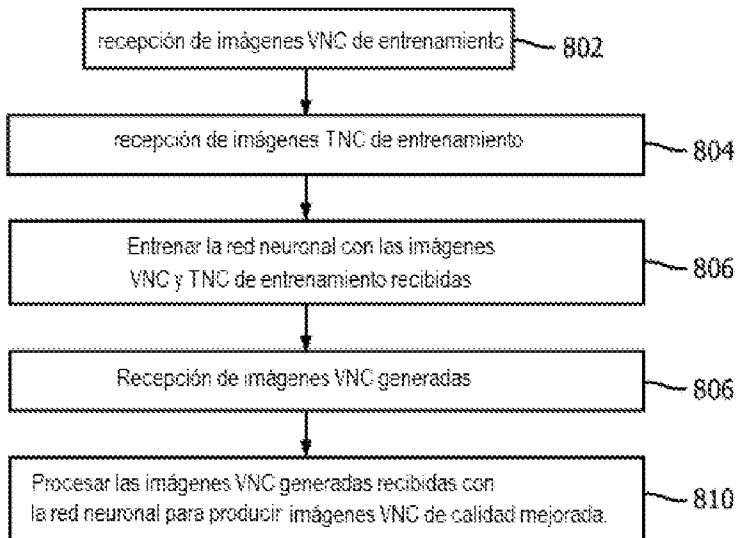


FIG. 8

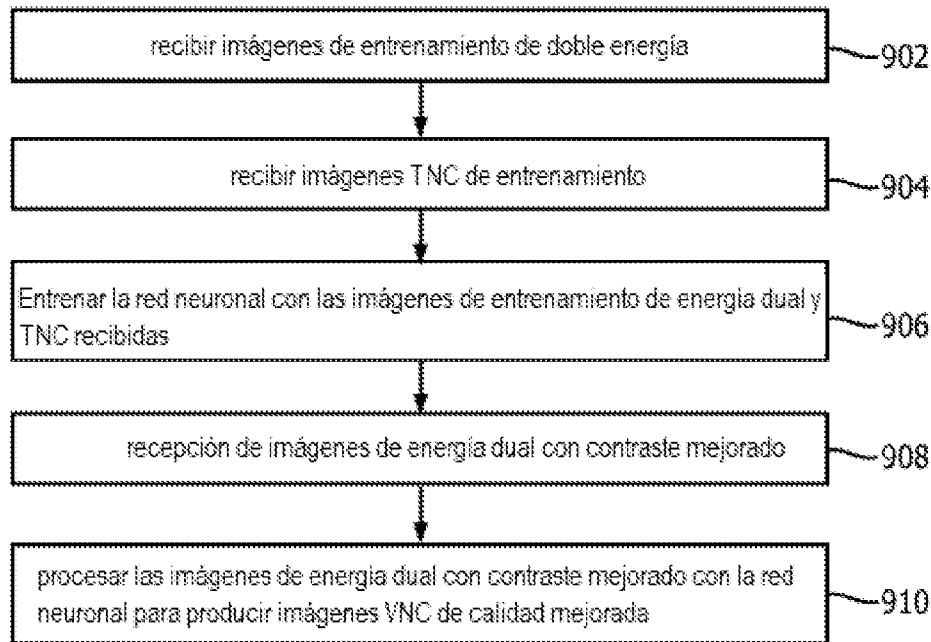


FIG. 9

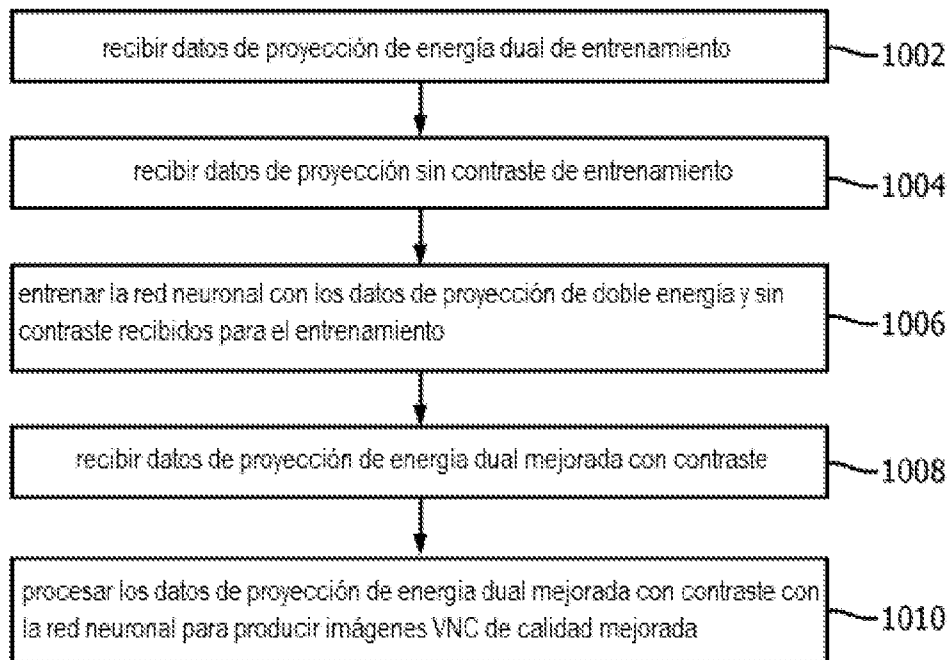


FIG. 10