

19



OFICINA ESPAÑOLA DE  
PATENTES Y MARCAS

ESPAÑA



11 Número de publicación: **2 994 657**

51 Int. Cl.:

**G06T 11/00** (2006.01)  
**G06N 3/045** (2013.01)  
**G06N 3/047** (2013.01)  
**G06N 3/048** (2013.01)  
**G06N 3/082** (2013.01)  
**G06T 5/60** (2014.01)  
**G06T 5/77** (2014.01)

12

TRADUCCIÓN DE PATENTE EUROPEA

T3

96 Fecha de presentación y número de la solicitud europea: **13.04.2021** **E 21382311 (5)**

97 Fecha y número de publicación de la concesión europea: **30.10.2024** **EP 4075376**

54 Título: **Procedimiento para obtener una imagen con un objeto restaurado**

45 Fecha de publicación y mención en BOPI de la traducción de la patente:  
**28.01.2025**

73 Titular/es:

**FUNDACIÓN UNIVERSIDAD FRANCISCO DE VITORIA (100.00%)**  
**Ctra. Pozuelo-Majadahonda KM 1.800**  
**28223 Pozuelo de Alarcón, ES**

72 Inventor/es:

**GARCÍA TEJEDOR, ÁLVARO JOSÉ;**  
**NOGALES MOYANO, ALBERTO y**  
**DELGADO MARTOS, EMILIO**

74 Agente/Representante:

**TRIBALYTE IDEAS**

ES 2 994 657 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

Procedimiento para obtener una imagen con un objeto restaurado

5 **Campo técnico**

Esta invención pertenece al campo del procesamiento de imágenes, y más particularmente, a la reconstrucción de objetos ruinosos contenidos en una imagen completa.

10 **Estado de la técnica**

En los últimos años, las técnicas de reconstrucción virtual de restos arqueológicos se han orientado de forma preferencial a restaurar visualmente modelos tridimensionales.

15 Documentos como "Generative Adversarial Networks for Single Photo 3D Reconstruction", de Kniaz et al., exploran diferentes técnicas para obtener un modelo tridimensional, que se puede editar mediante un programa informático, a partir de una pluralidad de fotografías obtenidas de edificios reales.

20 Sin embargo, estos estudios no proporcionan ningún procedimiento para reconstruir los edificios dentro de la imagen, ya que su objetivo es proporcionar un modelo tridimensional a partir de imágenes bidimensionales.

Además, también se han realizado algunos trabajos sobre restauración ("inpainting") de imágenes. Keaomane, Heednacram y Young Kong (2020) usaron modelos de Kriging basados en estadísticas, donde la imagen de entrada presentaba una mancha negra que requería rellenarse para completar la imagen. Li et al. (2020) desarrollaron un módulo híbrido que usa razonamiento de características recurrentes y atención consistente de conocimiento para llenar huecos grandes y continuos en las imágenes. Estos dos trabajos anteriores aplicaron restauración de imágenes con técnicas clásicas en lugar de aprendizaje profundo, que fueron los modelos usados en el estudio de los inventores.

30 Sin embargo, todos estos trabajos necesitan ser alimentados con zonas marcadas, donde se deben suministrar los objetos faltantes.

35 Cao Jianfang et al. "Ancient mural restoration based on a modified generative adversarial network" (Heritage Science, XP055844213, Londres) propone una forma de restaurar murales bidimensionales usando una red generativa adversativa. Cada capa realiza diferentes etapas, incluyendo la extracción de características profundas de la imagen y la verificación de autenticidad.

40 Se busca, por lo tanto, una solución para reconstruir edificios dañados dentro de imágenes completas sin que sea necesario indicar específicamente qué áreas de la imagen hay que completar ni cómo deben completarse dichas áreas.

**Descripción de la invención**

45 La invención proporciona una solución a este problema por medio de un procedimiento de acuerdo con la reivindicación 1. Se definen modos de realización preferentes de la invención en las reivindicaciones dependientes.

50 A menos que se definan de otro modo, todos los términos (incluidos los términos técnicos y científicos) usados en el presente documento deben interpretarse según lo habitual en la técnica. Se entenderá además que los términos de uso común también deben interpretarse como es habitual en la técnica pertinente y no en un sentido idealizado o excesivamente formal, a menos que así se defina expresamente en el presente documento.

55 Ha de apreciarse que en este texto, el término "comprende" y sus derivaciones (tales como "que comprende", etc.) no han de entenderse en un sentido excluyente, es decir, estos términos no deben interpretarse como excluyentes de la posibilidad de que lo que se describe y se define pueda incluir más elementos, etapas, etc.

En un primer aspecto según la invención, la invención proporciona un procedimiento para obtener una imagen con un objeto restaurado como se define en la reivindicación 1.

60 Este procedimiento comprende dos fases principales: la fase de entrenamiento y la fase de procesamiento. La fase de entrenamiento comprende las tres primeras etapas del procedimiento definido (proporcionar el conjunto de datos de entrenamiento, proporcionar la arquitectura de red generativa adversativa (GAN) y entrenar la GAN) y la fase de procesamiento comprende el uso de la GAN entrenada para transformar una primera imagen bidimensional (que comprende un objeto ruinoso) en una segunda imagen bidimensional (que comprende el objeto reconstruido).

65 En comparación con el estado de la técnica, la presente invención proporciona un procedimiento que es capaz de inferir qué elementos faltan o faltan parcialmente en la primera imagen bidimensional y en qué ubicación deben

colocarse estos elementos. No es necesario marcar la primera imagen bidimensional, al contrario que con los procedimientos de restauración conocidos. Además, los elementos que se van a añadir no se infieren a partir de la misma primera imagen bidimensional, al contrario de lo que ocurre con los procedimientos de restauración conocidos.

5 Este procedimiento se limita a la provisión de una primera imagen y la obtención de una segunda imagen que tiene el mismo tamaño que la primera, ya que el aprendizaje automático se centra en identificar los elementos faltantes y su ubicación en la imagen bidimensional.

10 En cualquier caso, el procedimiento usa imágenes completas, sin manchas negras ni marcas que puedan ayudar al sistema a identificar las zonas con elementos faltantes. La GAN está entrenada para identificar tanto los elementos como las ubicaciones donde estos elementos deben completarse. Pero el procedimiento no restaura la imagen en sí, sino el edificio en ruinas que está dentro de la imagen.

15 Debido al hecho de entrenar la GAN con un conjunto de datos de entrenamiento que comprende pares de imágenes, los pares que comprenden dos imágenes del mismo edificio (una restaurada y otra parcialmente en ruinas), la GAN aprende a identificar en la fase de procesamiento qué elementos faltan y la ubicación donde deben colocarse estos elementos.

20 En algunos modos de realización particulares, el conjunto de datos de entrenamiento comprende imágenes agrupadas en diferentes edificios, de modo que, para cada edificio, el conjunto de datos de entrenamiento comprende al menos 10 pares de imágenes diferentes, obteniéndose cada par variando la perspectiva.

25 Al alimentar el conjunto de datos de entrenamiento con diferentes perspectivas del mismo edificio, la GAN se entrena para trabajar en diferentes perspectivas. Por ejemplo, para el mismo edificio, se toman imágenes cada 20 grados, hasta completar el intervalo de 360 grados. Por cada 20 grados, se proporcionan tanto la imagen del edificio completado como la imagen del edificio en ruinas.

30 En algunos modos de realización particulares, al menos parte de las imágenes del conjunto de datos de entrenamiento han sido creadas mediante un programa de diseño asistido por ordenador.

Se puede usar un programa de diseño asistido por ordenador para crear algunas de las imágenes, ya que, en algunos casos, no existe una imagen real del edificio restaurado.

35 De acuerdo con la invención, la etapa de entrenar la red generativa adversativa comprende que un primer grupo de pares de imágenes del conjunto de datos de entrenamiento se usen para un entrenamiento directo de la red generativa adversativa, donde la primera imagen de entrenamiento se usa como entrada y la segunda imagen de entrenamiento se usa como salida

40 que este primer grupo de pares de imágenes del conjunto de datos de entrenamiento se usen para un entrenamiento segmentado de la red generativa adversativa, donde la primera imagen de entrenamiento se usa como entrada junto con una imagen segmentada, que comprende una identificación de diferentes elementos arquitectónicos de la primera imagen de entrenamiento.

45 Por ejemplo, el entrenamiento segmentado usa imágenes en las que cada elemento arquitectónico del edificio está referenciado con un color. Estas imágenes se usan junto con imágenes de los templos completos como guía de entrenamiento para identificar los elementos arquitectónicos que faltan, pero en cualquier caso, no falta ningún píxel. Con este proceso, se entrena la GAN para identificar cada tipo de elemento y conocer la ubicación de los mismos dentro del edificio. El entrenamiento segmentado se usa de modo que en la etapa de procesamiento no sea necesario marcar de ninguna manera la primera imagen bidimensional.

50 En algunos modos de realización particulares, la etapa de entrenar la red generativa adversativa comprende usar la red generadora de la red generativa adversativa para realizar un proceso de entrenamiento y usar la red discriminadora para evaluar si una imagen de salida corresponde a la salida de la red generadora o a una imagen de entrenamiento

55 evaluar la red generativa adversativa aplicando entropía cruzada binaria, que proporciona un valor numérico de la similitud entre la imagen de salida y la imagen de entrenamiento  
actualizar iterativamente los parámetros de la red generadora y los parámetros de la red discriminadora con cada par de imágenes del conjunto de datos de entrenamiento, hasta que la red discriminadora no pueda distinguir entre la imagen de salida y la imagen de entrenamiento.

60 Con estas etapas se mejora la precisión, aprovechando la estructura de GAN, aplicada a este caso particular.

En algunos modos de realización particulares, la etapa de procesar la primera imagen bidimensional mediante la red generativa adversativa comprende

65 adaptar el tamaño de la primera imagen bidimensional al tamaño del conjunto de datos de entrenamiento  
normalizar la imagen adaptada a un mapa de píxeles, en el que el color de cada píxel se normaliza a un

valor de un intervalo de normalización, tal como  $[-1, 1]$   
 dividir los datos normalizados en matrices tridimensionales, en las que cada matriz tridimensional tiene el mismo tamaño; y  
 hacer funcionar la red generativa adversativa para obtener una imagen con el edificio restaurado.

5 Esta forma de hacer funcionar la primera imagen bidimensional es especialmente ventajosa para ser procesada por una arquitectura de red generativa adversativa.

10 En algunos modos de realización particulares, la red generativa adversativa comprende un bloque de entrada una pluralidad de bloques convolucionales, que comprenden una capa convolucional bidimensional, una capa de normalización por lotes y una ReLU con fugas como función de activación con una pendiente de 0,2, en la que los tres primeros bloques convolucionales tienen un número creciente de neuronas y el resto de los bloques tienen el mismo número de neuronas que el tercer bloque convolucional

15 una pluralidad de bloques deconvolucionales, que comprenden una capa convolucional bidimensional transpuesta, una capa de normalización por lotes, una capa de abandono y una ReLU con fugas como función de activación, en la que los últimos cuatro bloques tienen un número decreciente de neuronas y el resto de los bloques tienen el mismo número de neuronas que el cuarto bloque comenzando por el final.

20 En modos de realización particulares, el bloque de entrada tiene 64 neuronas, el primer bloque convolucional tiene 128 neuronas, el segundo bloque convolucional tiene 256 redes y los bloques convolucionales tercero a séptimo tienen 512 neuronas.

25 Esta estructura está especialmente adaptada al análisis de imágenes bidimensionales, proporcionando, por tanto, el mejor resultado en términos de aprendizaje automático.

30 En algunos modos de realización particulares, la red discriminadora comprende una primera capa de entrada destinada a representar una imagen procedente del conjunto de datos de entrenamiento y una segunda capa de entrada destinada a representar una imagen de salida procedente de la red generadora

35 una capa de concatenación para mezclar la primera capa de entrada y la segunda capa de entrada una pluralidad de bloques convolucionales, que comprenden una capa convolucional bidimensional, una capa de normalización por lotes y una ReLU con fugas como función de activación, en la que los bloques convolucionales tienen un número creciente de neuronas;

1 una capa convolucional bidimensional con una función de activación sigmoidea y un filtro de 4x4 con paso 1 una capa de salida que comprende una matriz de valores que evalúan la posibilidad de que la imagen de salida procedente de la red generadora corresponda a una imagen del conjunto de datos de entrenamiento.

40 La capa de salida proporciona una forma de evaluar la calidad de la imagen creada por la red generadora zona por zona. Cada píxel de la matriz de valores proporciona una evaluación de la calidad de la reconstrucción del edificio en una de las zonas (pilares, frontispicio, capiteles...). Debido a que el procedimiento no funciona con imágenes marcadas o manchas, esta capa de salida proporciona un evaluador de zona ventajoso.

#### 45 **Breve descripción de los dibujos**

50 Para completar la descripción y con el fin de proporcionar una mejor comprensión de la invención, se proporciona un conjunto de dibujos. Dichos dibujos forman parte integral de la descripción e ilustran un modo de realización de la invención, lo cual no debe interpretarse como una restricción del alcance de la invención, sino solo como ejemplos de cómo se puede realizar la invención. El alcance de la invención y sus modos de realización se define por las reivindicaciones adjuntas. Los dibujos comprenden las siguientes figuras:

55 La figura 1 muestra un enfoque general de un procedimiento para proporcionar una imagen con un templo restaurado de acuerdo con la invención.

La figura 2 muestra un ejemplo de un par de imágenes usadas en un procedimiento de acuerdo con la invención.

60 Las figuras 3a y 3b muestran una vista detallada de algunas etapas de la fase de entrenamiento de un modo de realización particular de un procedimiento de acuerdo con la invención.

#### **Descripción detallada de la invención**

65 Los modos de realización de ejemplo se describen con suficiente detalle para permitir que los expertos en la técnica incorporen e implementen los sistemas y procesos descritos en el presente documento. Es importante entender que los modos de realización se pueden proporcionar en muchas formas alternativas y no deben interpretarse como limitados a los ejemplos expuestos en el presente documento.

En consecuencia, si bien el modo de realización puede modificarse de diversas maneras y adoptar diversas formas alternativas, modos de realización específicos del mismo se muestran en los dibujos y se describen en detalle a continuación como ejemplos. No existe intención de limitarse a las formas particulares divulgadas. Por el contrario, se deben incluir todas las modificaciones, equivalencias y alternativas que estén dentro del alcance de las reivindicaciones adjuntas. Los elementos de los modos de realización de ejemplo se indican consistentemente con los mismos números de referencia en todos los dibujos y en la descripción detallada cuando corresponde.

La figura 1 muestra un enfoque general de un procedimiento para proporcionar una imagen con un templo restaurado de acuerdo con la invención. Este procedimiento tiene dos fases principales: la fase de entrenamiento y la fase de procesamiento. Este procedimiento se aplica particularmente a templos griegos de estilo dórico.

La fase de entrenamiento 10, que se realiza una sola vez, comprende las etapas de proporcionar un conjunto de datos de entrenamiento 1 proporcionar una arquitectura de red generativa adversativa 2 entrenar la red generativa adversativa 2 con el conjunto de datos de entrenamiento 1 y realizar un proceso de aprendizaje automático a partir del conjunto de datos de entrenamiento.

La fase de procesamiento 20, que puede realizarse tantas veces como se requiera, comprende las siguientes etapas proporcionar a la red generativa adversativa una primera imagen bidimensional 3 que comprende un templo griego en estado ruinoso procesar la primera imagen bidimensional mediante la red generativa adversativa 2 obtener una segunda imagen bidimensional 4 del mismo tamaño que la primera imagen bidimensional, comprendiendo la segunda imagen bidimensional 4 una versión restaurada del templo griego.

En la fase de entrenamiento 10, el conjunto de datos de entrenamiento 1 comprende pares de imágenes de entrenamiento, comprendiendo cada par una primera imagen de entrenamiento con un edificio completo y una segunda imagen de entrenamiento, con el mismo edificio en estado ruinoso.

El conjunto de datos de entrenamiento está clasificado por el tipo de templos. Para cada templo particular, el conjunto de datos de entrenamiento comprende 18 pares de imágenes diferentes, obteniéndose cada par cada 20 grados, hasta completar el intervalo de 360 grados. Para cada 20 grados hay un par de imágenes, una con el templo restaurado y otra con el templo en ruinas. Al alimentar el conjunto de datos de entrenamiento con diferentes perspectivas del mismo edificio, la GAN se entrena para trabajar en diferentes perspectivas.

La figura 2 muestra un ejemplo de un par de imágenes. La imagen de la izquierda 5 sería la imagen con el templo completo y la imagen de la derecha 6 sería la imagen con el templo parcialmente en ruinas. Como se puede observar en esta figura, ambas imágenes están completas, no hay píxeles faltantes ni deteriorados.

Estas imágenes del conjunto de datos de entrenamiento se han creado mediante un programa de diseño asistido por ordenador.

Las figuras 3a y 3b muestran vistas detalladas de algunas etapas de la fase de entrenamiento de un modo de realización particular de un procedimiento de acuerdo con la invención.

En estas etapas se elige un primer grupo de imágenes para realizar un doble tipo de entrenamiento.

La figura 3a muestra un primer entrenamiento, que es un entrenamiento directo: la primera imagen de entrenamiento 7 que comprende el templo en ruinas se usa como entrada y una segunda imagen de entrenamiento 8 que comprende el templo correspondiente pero completado se usa como la imagen de salida.

La figura 3b muestra un segundo entrenamiento, que es un entrenamiento segmentado.

En este caso, la entrada comprende tanto la primera imagen de entrenamiento 7 (que comprende el templo en ruinas) como una imagen de entrenamiento adicional 9 donde los elementos están marcados en el templo completado. El resultado será la segunda imagen de entrenamiento 8 con el templo completo como se requiere.

La etapa de entrenar de la red generadora comprende realizar un proceso de entrenamiento de la red generadora usando la red discriminadora para evaluar si una imagen de salida corresponde a la salida de la red generadora o a una imagen de entrenamiento evaluar la red generadora aplicando entropía cruzada binaria, que proporciona un valor numérico de la similitud entre la imagen de salida y la imagen de entrenamiento actualizar iterativamente los parámetros de la red generadora y los parámetros de la red discriminadora con cada par de imágenes del conjunto de datos de entrenamiento, hasta que la red discriminadora no pueda distinguir entre la imagen de salida y la imagen de entrenamiento.

Para entrenar la red generadora, se usa una red discriminadora como la siguiente:

una primera capa de entrada destinada a representar una imagen procedente del conjunto de datos de entrenamiento y una segunda capa de entrada destinada a representar una imagen de salida procedente de la red generadora

una capa de concatenación para mezclar la primera capa de entrada y la segunda capa de entrada

una pluralidad de bloques convolucionales, que comprenden una capa convolucional bidimensional, una capa de normalización por lotes y una ReLU con fugas como función de activación, en la que los bloques convolucionales tienen un número creciente de neuronas;

una capa convolucional bidimensional con una función de activación sigmoidea y un filtro de 4x4 con paso

1

una capa de salida que comprende una matriz de valores que evalúan la posibilidad de que la imagen de salida procedente de la red generadora corresponda a una imagen del conjunto de datos de entrenamiento.

- 15 Una vez que se ha entrenado la red generadora, como se muestra en las figuras anteriores, la red generadora se usa para proporcionar imágenes con edificios restaurados.

Cuando se recibe la imagen bidimensional de entrada, se realizan las siguientes etapas

el tamaño de la imagen bidimensional de entrada se adapta al tamaño del conjunto de datos de entrenamiento, que en este caso es 256x512

la imagen adaptada normaliza la imagen adaptada a un mapa de píxeles, en el que el color de cada píxel se normaliza a un valor de un intervalo de normalización, tal como [-1, 1]. El tamaño de esta imagen normalizada es 256x512x3 (la última dimensión se debe a la escala RGB, un canal para cada uno de los colores básicos)

los datos normalizados se dividen en matrices tridimensionales, en las que cada matriz tridimensional

tiene el mismo tamaño;

usar cada matriz tridimensional en el bloque de entrada de la red generadora;

procesar la matriz con una pluralidad de bloques convolucionales,

obtener la imagen bidimensional final mediante una pluralidad de bloques deconvolucionales.

- 30 En este caso, hay siete bloques convolucionales, que comprenden, cada uno, una capa convolucional bidimensional, una capa de normalización por lotes y una ReLU con fugas como función de activación con una pendiente de 0,2. Los tres primeros bloques convolucionales tienen un número creciente de neuronas (128, 256 y 512) y el resto de bloques tienen todos ellos 512 neuronas.

- 35 También hay siete bloques deconvolucionales, que comprenden, cada uno, una capa convolucional bidimensional transpuesta, una capa de normalización por lotes, una capa de abandono y una ReLU con fugas como función de activación. Los primeros tres bloques tienen 512 neuronas, mientras que los últimos cuatro bloques tienen un número decreciente de neuronas (512, 256, 128, 64).

- 40 La versión restaurada del edificio es producida por la red generadora entrenada que, debido a las etapas de entrenamiento, está habilitada para identificar elementos que se añadirán al edificio y la ubicación donde se añaden estos elementos.

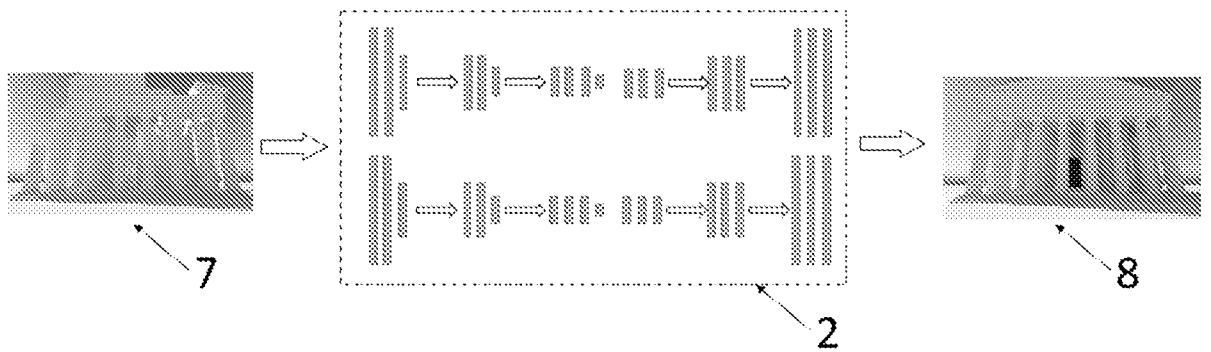
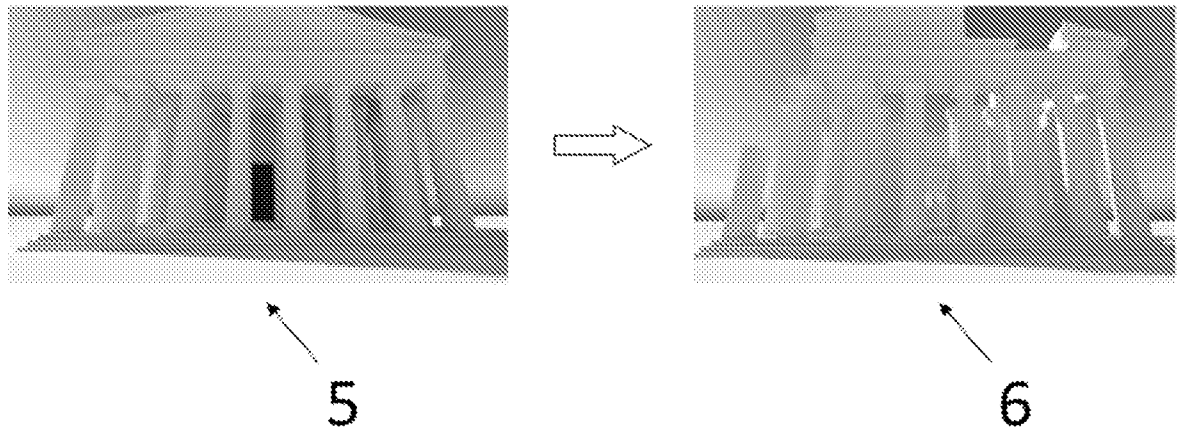
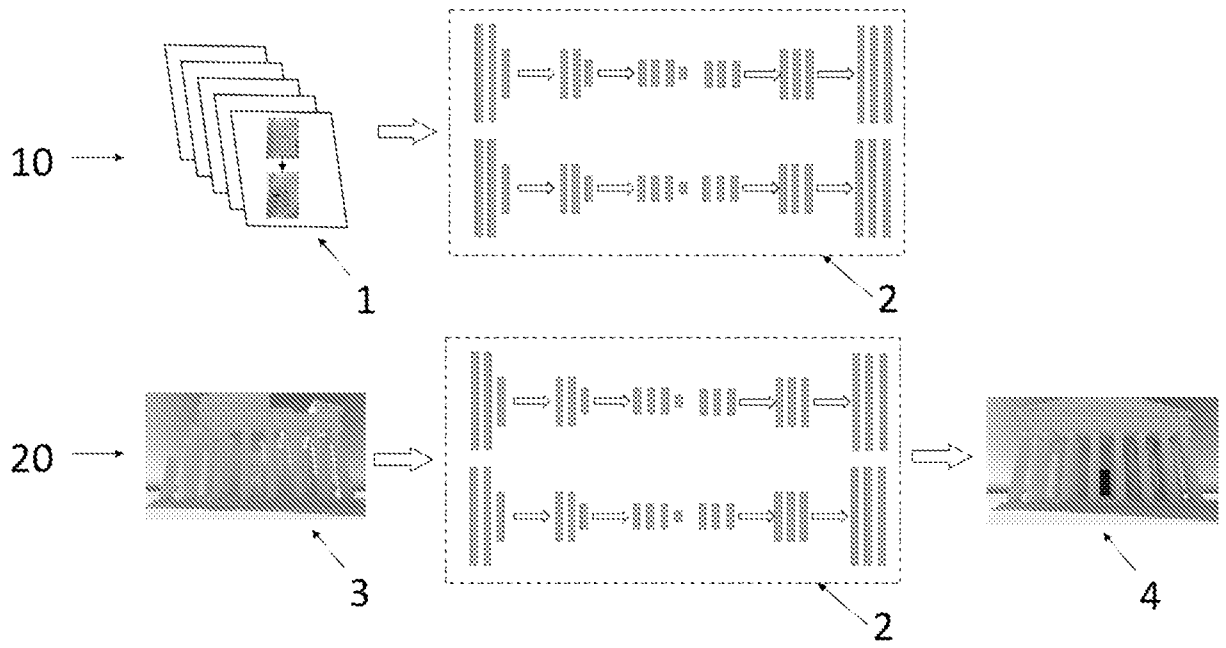
REIVINDICACIONES

- 1.- Procedimiento para obtener una imagen con un objeto restaurado, comprendiendo el procedimiento las etapas de
- 5 proporcionar un conjunto de datos de entrenamiento con pares de imágenes de entrenamiento, comprendiendo cada par una primera imagen de entrenamiento con un edificio completo y una segunda imagen de entrenamiento, con el mismo edificio en estado ruinoso
- proporcionar una arquitectura de red generativa adversativa que comprende una red generadora y una red discriminadora
- 10 entrenar la red generativa adversativa con el conjunto de datos de entrenamiento y realizar un proceso de aprendizaje automático a partir del conjunto de datos de entrenamiento
- proporcionar a la red generativa adversativa una primera imagen bidimensional que comprende un edificio en estado ruinoso
- 15 procesar la primera imagen bidimensional mediante la red generativa adversativa
- obtener una segunda imagen bidimensional del mismo tamaño que la primera imagen bidimensional, comprendiendo la segunda imagen bidimensional una versión restaurada del edificio, siendo producida la versión restaurada del edificio por la red generativa adversativa entrenada que, debido a las etapas de entrenamiento, está habilitada para identificar elementos que deban añadirse al edificio y la ubicación donde se añaden estos elementos,
- 20 en el que la etapa de entrenar la red generativa adversativa comprende que
- un primer grupo de pares de imágenes del conjunto de datos de entrenamiento se usan para un entrenamiento directo de la red generadora, donde la primera imagen de entrenamiento se usa como entrada y la segunda imagen de entrenamiento se usa como salida;
- estando el procedimiento caracterizado por que
- 25 este primer grupo de pares de imágenes del conjunto de datos de entrenamiento se usan para un entrenamiento segmentado de la red generadora, donde la primera imagen de entrenamiento se usa como entrada junto con una imagen segmentada, que comprende una identificación de diferentes elementos arquitectónicos de la primera imagen de entrenamiento.
- 30 2.- Procedimiento de acuerdo con la reivindicación 1, en el que el conjunto de datos de entrenamiento comprende imágenes agrupadas en diferentes edificios, de modo que, para cada edificio, el conjunto de datos de entrenamiento comprende al menos 10 pares de imágenes diferentes, obteniéndose cada par variando la perspectiva.
- 35 3.- Procedimiento de acuerdo con cualquiera de las reivindicaciones precedentes, en el que al menos parte de las imágenes del conjunto de datos de entrenamiento han sido creadas mediante un programa de diseño asistido por ordenador.
- 4.- Procedimiento de acuerdo con cualquiera de las reivindicaciones precedentes, en el que la etapa de entrenar la red generativa adversativa comprende
- 40 usar la red generadora para realizar un proceso de entrenamiento y usar una red discriminadora para evaluar si una imagen de salida corresponde a la salida de la red generadora o a una imagen de entrenamiento
- evaluar la red generativa adversativa aplicando entropía cruzada binaria, que proporciona un valor numérico de la similitud entre la imagen de salida y la imagen de entrenamiento
- 45 actualizar iterativamente los parámetros de la red generadora y los parámetros de la red discriminadora con cada par de imágenes del conjunto de datos de entrenamiento, hasta que la red discriminadora no pueda distinguir entre la imagen de salida y la imagen de entrenamiento.
- 5.- Procedimiento de acuerdo con cualquiera de las reivindicaciones precedentes, en el que la etapa de procesar la primera imagen bidimensional mediante la red generativa adversativa comprende
- 50 adaptar el tamaño de la primera imagen bidimensional al tamaño del conjunto de datos de entrenamiento
- normalizar la imagen adaptada a un mapa de píxeles, en el que el color de cada píxel se normaliza a un valor de un intervalo de normalización, tal como  $[-1, 1]$
- dividir los datos normalizados en matrices tridimensionales, en las que cada matriz tridimensional tiene el
- 55 mismo tamaño
- hacer funcionar la red generadora para obtener una imagen con el edificio restaurado.
- 6.- Procedimiento de acuerdo con cualquiera de las reivindicaciones precedentes, en el que la red generadora comprende
- 60 un bloque de entrada
- una pluralidad de bloques convolucionales, que comprenden una capa convolucional bidimensional, una capa de normalización por lotes y una ReLU con fugas como función de activación con una pendiente de 0,2, en la que los tres primeros bloques convolucionales tienen un número creciente de neuronas y el resto de los bloques tienen el mismo número de neuronas que el tercer bloque convolucional
- 65 una pluralidad de bloques deconvolucionales, que comprenden una capa convolucional bidimensional transpuesta, una capa de normalización por lotes, una capa de abandono y una ReLU con fugas como función de

activación, en la que los últimos cuatro bloques tienen un número decreciente de neuronas y el resto de los bloques tienen el mismo número de neuronas que el cuarto bloque comenzando por el final.

- 7.- Procedimiento de acuerdo con cualquiera de las reivindicaciones precedentes, en el que la red discriminadora comprende
- 5 una primera capa de entrada destinada a representar una imagen procedente del conjunto de datos de entrenamiento y una segunda capa de entrada destinada a representar una imagen de salida procedente de la red generadora
  - 10 una capa de concatenación para mezclar la primera capa de entrada y la segunda capa de entrada
  - una pluralidad de bloques convolucionales, que comprenden una capa convolucional bidimensional, una capa de normalización por lotes y una ReLU con fugas como función de activación, en la que los bloques convolucionales tienen un número creciente de neuronas;
  - 1 una capa convolucional bidimensional con una función de activación sigmoidea y un filtro de 4x4 con paso
  - 15 una capa de salida que comprende una matriz de valores que evalúan la posibilidad de que la imagen de salida procedente de la red generadora corresponda a una imagen del conjunto de datos de entrenamiento.

FIGURAS



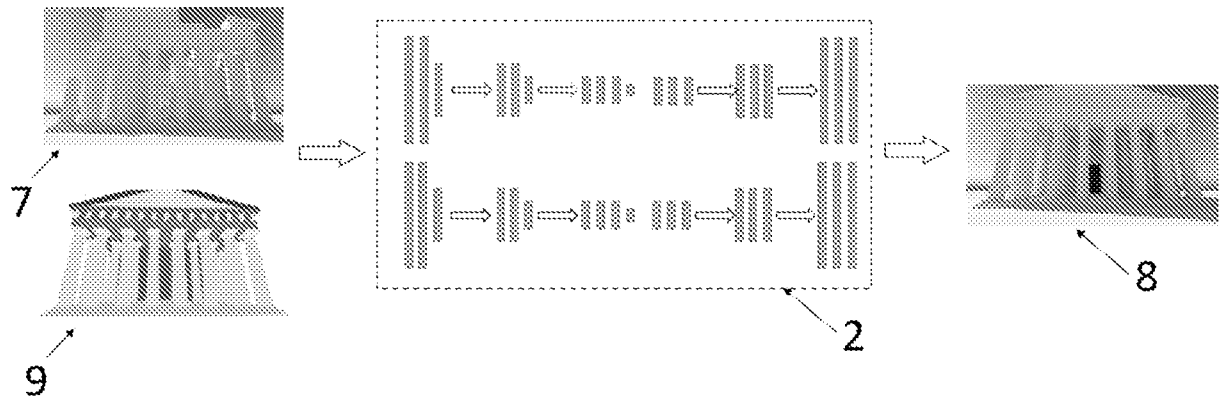


FIG. 3b