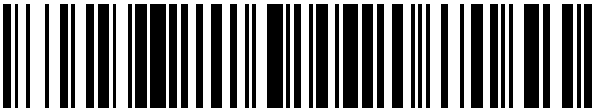


19



OFICINA ESPAÑOLA DE
PATENTES Y MARCAS

ESPAÑA



11 Número de publicación: 2 979 192

21 Número de solicitud: 202330130

51 Int. Cl.:

G06N 20/00 (2009.01)
H04B 17/373 (2015.01)
H04B 17/391 (2015.01)
G06F 18/00 (2013.01)

12

SOLICITUD DE PATENTE

A1

22 Fecha de presentación:
21.02.2023

43 Fecha de publicación de la solicitud:
24.09.2024

71 Solicitantes:

UNIVERSIDAD DE GRANADA (80.0%)
Hospital Real, Avda. del Hospicio s/n
18071 Granada (Granada) ES y
UNIVERSIDAD DE MÁLAGA (20.0%)

72 Inventor/es:

RAMÍREZ ARROYO, Alejandro;
GARCÍA MARTÍNEZ, Luz;
VALENZUELA VALDÉS, Juan Francisco;
PADILLA DE LA TORRE, Pablo y
LUNA VALERO, Francisco

74 Agente/Representante:

ESCUDERO PRIETO, Nicolás

54 Título: MÉTODO DE GENERACIÓN DE FUNCIONES DE RESPUESTA AL IMPULSO DE SEÑAL DE CANALES DE PROPAGACIÓN

57 Resumen:

Método de generación de funciones de respuesta al impulso de señal de canales de propagación. La invención se refiere a método de generación de datos de canales de propagación, donde los pasos del método comprenden la ejecución tres algoritmos (7, 14, 15). Un primer algoritmo (7) comprende un modelo generativo profundo, y realiza transformaciones sobre los datos que se le suministran, generando conjuntos de datos emulados (13, 13', 13'') de unos canales de propagación emulados. Un segundo algoritmo (14) compara los valores emulados (13, 13', 13'') de los KPIs de los canales de propagación emulados con unos valores objetivo (10), obteniendo un grado de similitud entre ellos. A un tercer algoritmo (15), basado en aprendizaje por refuerzo, se le suministra el grado de similitud del segundo algoritmo (14) y un umbral de similitud (11), y genera unas transformaciones en el espacio latente (5) del primer algoritmo (16, 16') que optimizan las transformaciones del mismo. Los datos emulados (13, 13', 13'') se generan iterativamente, hasta que hasta que el grado similitud es mayor o igual que el umbral de similitud (11).

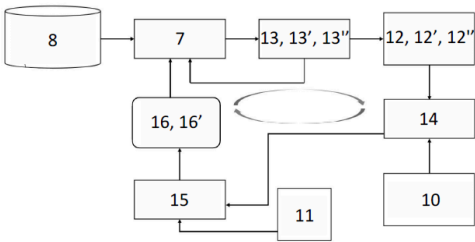


FIG. 2

DESCRIPCIÓN**MÉTODO DE GENERACIÓN DE FUNCIONES DE RESPUESTA AL IMPULSO DE
SEÑAL DE CANALES DE PROPAGACIÓN**

5

CAMPO DE LA INVENCION

La presente invención se enmarca en el ámbito de la inteligencia artificial aplicada al campo de las telecomunicaciones. Más concretamente, la presente invención propone un método
10 que, empleando técnicas de inteligencia artificial, permite la obtención de funciones de respuesta al impulso de señal que caracterizan canales de propagación hasta el momento inexistentes sobre los que testar nuevos protocolos de telecomunicaciones, entendiéndose dichos canales de propagación como los medios físicos en los que viaja el conjunto de ondas electromagnéticas del espectro radioeléctrico y que mediante técnicas de
15 modulación contienen la información destinada a la comunicación.

ANTECEDENTES DE LA INVENCION

En la última década un creciente interés por la Inteligencia Artificial (IA) ha dado lugar a un
20 desarrollo agigantado de la misma en la gran mayoría de los dominios de investigación y en un sin fin de aplicaciones comerciales e industriales. Concretamente, las redes de comunicaciones se han visto afectadas por este fenómeno, llegándose al punto en el que, a día de hoy, se prevé que la IA será uno de los pilares básicos de la próxima generación de sistemas de comunicaciones, la sexta o 6G, cuyo desarrollo ya ha comenzado, aun
25 estando los despliegues de las redes de quinta generación, o 5G, aún en ejecución. Así, se espera que las redes 6G conformen un sistema autónomo con inteligencia y consciencia similar a la humana y que provean unos servicios altamente eficientes en cuanto a capacidad (1 Tbps), latencia (10 μ s), conexiones, eficiencia energética, etc.

30 Sin embargo, la implementación de técnicas de IA no tiene por qué limitarse sólo a la base del funcionamiento de las redes 6G y posteriores, sino que también puede ser una herramienta fundamental para su desarrollo tecnológico, ya que permite modelar canales de propagación (es decir, los medios físicos en los que se propagan las ondas electromagnéticas) más allá de los métodos matemáticos y estadísticos clásicos que no
35 siempre capturan perfectamente las características del sistema, y sin tener que tomar

costosas medidas reales para cubrir toda la casuística de canales de propagación simulados.

En el campo de las telecomunicaciones, se entiende como canal de propagación el medio físico en el que se propaga el conjunto de ondas electromagnéticas del espectro radioeléctrico y que, mediante técnicas de modulación, contienen la información destinada a la comunicación. El canal de propagación queda caracterizado por la función de respuesta al impulso electromagnético, usualmente denotada como $h(t)$ en referencia a su evolución temporal, que recoge los efectos físicos del medio donde se propaga la onda electromagnética. Esta función de respuesta, $h(t)$, varía en el tiempo con una componente de variación temporal que es determinista y una parte aleatoria de retardos y atenuaciones. Es una señal que caracteriza completamente el canal y que sirve, en sí misma, para testar protocolos de comunicación, ya que de ella se pueden extraer las características de transmisión y los indicadores de rendimiento (usualmente llamados *Key Performance Indicators*) del canal de propagación. En definitiva, esta función describe cómo se comporta un canal de propagación cuando se transmite a través de él una señal.

La utilización de la capacidad de aprendizaje y generalización provista por la IA puede ayudar a entender el impacto físico que tienen los diferentes canales radio sobre las señales transmitidas. Este conocimiento crucial es el que permite la optimización del diseño de tecnologías de comunicación efectivas, viables y de bajo consumo energético.

Esta optimización puede medirse empleando una serie de los mencionados indicadores clave de rendimiento, o KPIs (de sus siglas en inglés "*Key Performance Indicators*"), para diferentes canales de propagación en entornos de aplicaciones reales muy variadas. Estos KPIs, que pueden extraerse directa o indirectamente de la función de respuesta al impulso del canal de propagación, corresponden a magnitudes que miden distintas propiedades del respectivo canal de comunicación y cuyos valores determinan la calidad de las comunicaciones móviles y las condiciones del mismo. Algunas de las propiedades más relevantes en el campo de las telecomunicaciones son:

- a) Disponibilidad de la red: porcentaje de tiempo que la red se encuentra disponible y es capaz de proveer con servicios móviles a los usuarios conectados a dicha red. Un ejemplo de KPI que indica la disponibilidad de red es la eficiencia espectral, la cual determina la cantidad de información que puede transportarse a través de la capa física del canal de propagación, y que típicamente se mide en bps/Hz.

- b) Potencia de la señal: medida de la potencia de la señal recibida por el usuario móvil. Un ejemplo de KPI que mide la potencia de señal es la pérdida de camino o “*path loss*”, que determina la atenuación de las ondas electromagnéticas debido al fenómeno de propagación en el canal de propagación, y que típicamente se mide en dB.
- c) El cociente señal-ruido o “signal-to-noise Ratio” (SNR): cociente entre la potencia de la señal y el fondo de ruido existente en el canal de comunicaciones. Un ejemplo de KPI que mide el SNR es el factor K: un factor adimensional que determina la proporción entre la componente espectral de la onda electromagnética que llega con mayor potencia a una antena receptora, y el resto.
- d) Latencia extremo a extremo: tiempo que la señal electromagnética tarda en propagarse por el medio desde el transmisor hasta que es recibido por el usuario final. Un ejemplo de KPI que mide la latencia extremo a extremo es el *tiempo promedio* (T_{mean}) que la onda electromagnética tarda en alcanzar una antena receptora, medido típicamente en ns, así como las respectivas *varianza temporal* (T_{var}) y *dispersión temporal* (T_{RMS}).

De este modo, cada canal de propagación, así como la calidad de las comunicaciones móviles a través del mismo, queda caracterizado por unos valores determinados de los KPIs correspondientes a dichas propiedades. Las futuras redes 6G pretenden dar conectividad radio a una amplísima gama de escenarios reales de propagación con el objetivo de alcanzar una cobertura global (espacial, terrestre, marítima y submarina) de manera transparente, por lo que encontrar canales de propagación en los que los valores de los KPIs mencionados sean óptimos adquiere una gran importancia. Por esto, y dada la gran variabilidad de entornos de comunicación y requisitos tecnológicos, es necesario buscar nuevas estrategias de modelado de canales de propagación que faciliten la recreación de entornos nuevos sobre los que testar dichas redes o protocolos de comunicación. En este contexto, las técnicas emergentes de IA son una de las alternativas más prometedoras para el modelado de estos nuevos canales.

Algunos ejemplos de aplicación de la IA a los escenarios de comunicaciones para caracterizar canales o escenarios de propagación son las solicitudes de patente CN110875790A y CN110289927A, donde se proponen métodos para la generación de canales de propagación mediante el entrenamiento de un tipo de modelo generativo profundo concreto: una Red Generativa Antagónica (“Generative Adversarial Network” o GAN). Las GANs suponen un tipo de aprendizaje por IA no supervisado en el que dos

redes neuronales compiten mutuamente puesto que una red es la encargada de generar candidatos y otra es la encargada de evaluar su veracidad. Típicamente, la red generativa aprende a asignar elementos de un espacio latente (definido como un espacio de menor dimensión del que tienen los datos iniciales en el que éstos se modelan como distribuciones de probabilidad) a una distribución de datos determinada, mientras la red discriminativa diferencia entre elementos de la distribución de datos originales y los candidatos producidos por el generador. El objetivo del aprendizaje de la red generativa es aumentar el índice de error de la red discriminativa produciendo nuevos elementos sintéticos que parecen provenir de la distribución de datos auténticos. En este contexto, la GAN es entrenada con los datos reales de un cierto canal de propagación y, para un número lo suficientemente elevado de iteraciones, la GAN es capaz de aprender la distribución estadística de dicho canal de propagación y de generar nuevos datos similares a los de partida, esto es, puede generar datos del canal de propagación conocido en el entrenamiento que siguen la misma distribución estadística en el espacio latente que los datos de partida.

De una manera similar, en la patente CN108696331B se propone una GAN formada por una red discriminativa y una red generativa que recibe señales electromagnéticas reales. La red discriminativa determina si la señal recibida pertenece a una señal real, y, en caso positivo, se produce una extracción de características que sirven para actualizar los parámetros de la GAN para la generación de señales.

Igualmente, y desarrollando ideas muy similares a las ya comentadas sobre las solicitudes de patentes mencionadas, pueden consultarse los artículos H. Ye, L. Liang, G. Y. Li y B. Juang, "*Deep Learning-Based End-to-End Wireless Communication Systems With Conditional GANs as Unknown Channels*", IEEE Transactions on Wireless Communications, vol. 19, no. 5, pp. 3133-3143, May 2020, doi: 10.1109/TWC.2020.2970707 y Z. Qin, H. Ye, G. Y. Li y B. F. Juang, "*Deep Learning in Physical Layer Communications*" IEEE Wireless Communications, vol. 26, no. 2, pp. 93-99, April 2019, doi: 10.1109/MWC.2019.1800601.

No obstante, tanto en las solicitudes de patentes como en los artículos comentados anteriormente, los métodos divulgados solamente sirven para la generación de datos de canales de propagación que imitan la distribución estadística de datos reales de partida. Es decir, con los métodos propuestos se pueden generar datos de canales de propagación ya existentes y conocidos, pero no de canales de propagación inexistentes. En este

sentido, las divulgaciones mencionadas proponen métodos de obtención de canales de propagación nuevos, pero del mismo tipo a los previamente conocidos en cuanto a la distribución estadística de los mismos en el espacio latente del modelo generativo profundo. Sin embargo, no consiguen generar tipos nuevos de canales de propagación, i.e., canales de propagación con una distribución estadística en el espacio latente del modelo generativo profundo diferente a los ya conocidos.

Adicionalmente, existen ejemplos de patentes o solicitudes de patentes donde se aplican técnicas de IA similares a las ya descritas en otros sectores o campos distintos al de la presente invención. Por ejemplo, en la patente US9501724B1, el uso de GANs permite reconocer y determinar la fuente de distintos textos y su grado de similitud con fuentes de texto similares. Por otro lado, la patente US10592779B2 propone la utilización de GANs entrenadas para la generación de imágenes médicas de anomalías a partir de un set de datos de imágenes reales, así como para la discriminación de las imágenes reales de otras falsas mediante un proceso de entrenamiento. Asimismo, en la patente US10586310B2 se emplean GANs para reducir el ruido de imágenes obtenidas mediante programas de renderizado, mientras que en la solicitud de patente EP3477633A1 la aplicación de GANs se utiliza con el objetivo de desarrollar técnicas de reconocimiento de voz.

Por otro lado, existen métodos en el campo de generación de imágenes digitales, conocidos como “deepfake creations”, donde se crean imágenes nuevas a partir de una imagen de entrada. La patente US10860839B2 divulga un método que emplea una única GAN para generar imágenes, empleadas posteriormente para implementar un modelo de reconocimiento facial. Dicha GAN, entrenada con imágenes con un mismo identificador de usuario de rostros que llevan accesorios (por ejemplo, gafas, máscaras) y rostros que no los llevan, es capaz de generar una imagen de un rostro que lleva accesorios a partir de una imagen de un rostro que no los lleva. En otro ejemplo, la patente US10552714B2 divulga un método de generación de imágenes digitales de tipo diferente a las empleadas como input, combinando las imágenes generadas por dos GANs distintas. Sin embargo, al emplear dos redes generativas diferentes en lugar de una, el tiempo de cómputo se incrementa considerablemente, y la combinación de imágenes obtenidas por las dos GANs es una mera concatenación de imágenes, sin un criterio fijo que guíe el procedimiento hacia un resultado optimizado.

A pesar de que la proliferación de divulgaciones en las que se emplean GANs u otras técnicas similares de IA (en el campo de las telecomunicaciones y en muchos otros) es

innegable, ninguno de los trabajos descritos en párrafos anteriores provee de métodos o procedimientos para la obtención de canales de propagación realistas, pero completamente nuevos, es decir, que posean una distribución estadística nueva, no similar a la de canales ya existentes.

5

A la vista del estado de la técnica, se hace necesaria la presencia en el mercado de un método optimizado de generación de datos nuevos con distribuciones estadísticas realistas pero diferentes a las de datos ya existentes, y, más concretamente, de generación de datos que permitan caracterizar físicamente nuevos canales de propagación donde puedan testarse protocolos de comunicación, tales como datos referidos a funciones de respuesta al impulso de señal.

10

DESCRIPCIÓN BREVE DE LA INVENCION

15

La presente invención soluciona las necesidades mencionadas anteriormente en el estado de la técnica mediante un método de generación de datos que caracterizan canales de propagación emulados basado en modelos generativos profundos de inteligencia artificial en combinación con la técnica de IA de aprendizaje por refuerzo.

20

En este contexto, en el método de la presente invención se establecen en primera instancia las características del canal de propagación objetivo que se desea emular en términos de valores de referencia de una serie de KPIs seleccionados, así como el grado de similitud que se acepta entre las características de los canales de propagación emulados en el método y las características del canal de propagación objetivo. En particular, el canal

25

objetivo es un canal inexistente o desconocido en cuanto a su distribución estadística, esto es, un canal de distinto tipo a los canales de propagación empleados para entrenar un modelo generativo profundo. Posteriormente, partiendo de los datos de un canal de propagación conocido, se implementa de manera iterativa un conjunto de algoritmos de IA que realizan transformaciones sobre dichos datos de partida (y, en iteraciones posteriores

30

a la primera, sobre los datos emulados), y donde la implementación de dichas transformaciones está optimizada por un algoritmo de aprendizaje por refuerzo que toma como recompensa el resultado de la comparación entre los valores de los KPIs de los canales emulados y los del canal objetivo que se desea emular.

35

Así, en un primer aspecto inventivo, la invención proporciona un método implementado por ordenador de generación de funciones de respuesta al impulso de señal que caracterizan

uno o más canales de propagación de ondas electromagnéticas en sistemas de telecomunicaciones, donde dicho método comprende la operación de:

- un sistema de procesado de datos;
- una unidad de memoria;

- 5 - una base de datos comprendida en la memoria que contiene conjuntos de datos correspondientes a un conjunto de funciones de respuesta al impulso de señal de referencia que caracterizan distintos canales de propagación iniciales; e
- 10 - instrucciones programadas en la memoria y ejecutables por el sistema de procesado de datos para implementar un conjunto de tres o más algoritmos adaptados para generar datos emulados de funciones de respuesta al impulso de señal de uno o más canales de propagación.

Además de estos elementos, el método comprende la realización de los siguientes pasos:

- 15 a) entrenar un primer algoritmo que comprende una arquitectura basada en un modelo generativo profundo empleando un conjunto de datos de funciones de respuesta al impulso de señal de una variedad de canales de propagación iniciales almacenados en la base de datos;
- 20 b) suministrar, desde la base de datos, un conjunto de datos de funciones de respuesta al impulso de señal de referencia de una variedad de canales de propagación iniciales al primer algoritmo;
- 25 c) obtener, al ejecutar el primer algoritmo, un primer conjunto de datos de funciones de respuesta al impulso de señal de un canal de propagación emulado, donde dicho primer conjunto de datos comprende una distribución estadística en un espacio latente del primer algoritmo igual a la del conjunto de datos de referencia de los canales de propagación iniciales suministrados en el paso b);
- 30 d) calcular, a partir del conjunto de datos de funciones de respuesta al impulso de señal de un canal de propagación emulado del paso anterior, un o unos primeros valores emulados de un conjunto de uno o más indicadores de rendimiento (KPIs);
- 35 e) comparar, mediante un segundo algoritmo, el valor o valores emulados obtenidos en el paso d) con un valor o valores objetivo de referencia previamente establecidos y obtener, de dicha comparación, un valor numérico y/o una función que cuantifica la similitud entre ellos;
- f) si el valor numérico y/o la función obtenidos en el paso d) es inferior a un valor numérico y/o a una función umbral previamente establecida, utilizar el valor numérico y/o la función obtenidos en el paso d) como elemento de recompensa de un tercer algoritmo que comprende una arquitectura basada en aprendizaje por

refuerzo y obtener, al ejecutar dicho tercer algoritmo, un conjunto de instrucciones de sintonización de transformaciones en el espacio latente del primer algoritmo que, suministradas a dicho primer algoritmo, optimizan la generación de conjuntos de datos de funciones de respuesta al impulso de señal de canales de propagación emulados que comprenden una distribución estadística en el espacio latente del primer algoritmo diferente al conjunto de datos del canal de propagación inicial de tal modo que su valor o valores emulados poseen un mayor grado de similitud con el valor o valores de referencia;

- g) suministrar al primer algoritmo las instrucciones de sintonización de transformaciones obtenidas en el paso f) y el conjunto de datos de funciones de respuesta al impulso de señal del canal de propagación emulado obtenido en el paso c) obteniendo un nuevo conjunto de datos de funciones de respuesta al impulso de señal de un canal de propagación emulado, donde dicho nuevo conjunto de datos comprende una distribución estadística en un espacio latente del primer algoritmo distinta a la del conjunto de datos (8) de los canales de propagación iniciales suministrados en el paso b);
- h) repetir de manera iterativa los pasos d)-g) hasta que el valor numérico y/o la función obtenida en el paso e) sea mayor o igual al valor numérico y/o a la función umbral;
- i) almacenar el conjunto final de datos emulados de funciones de respuesta al impulso de señal obtenido en el paso h) en la memoria.

La principal ventaja de este método es que se generan funciones de respuesta al impulso de canales de propagación emulados con distribuciones estadísticas en el espacio latente de la red generativa profunda distintas a las de los de las funciones de respuesta al impulso de partida suministradas en el paso a) del método. Esta ventaja se debe a la implementación del modelo generativo profundo del primer algoritmo en combinación con la técnica de aprendizaje por refuerzo del tercer algoritmo que establece transformaciones en el espacio latente del primer algoritmo orientadas a conseguir los KPIs objetivo.

Los modelos generativos profundos son arquitecturas que dotan a un algoritmo de IA de la capacidad de modelar explícitamente la distribución de los datos de partida que se suministran a dicho algoritmo, aprendiendo el proceso estocástico subyacente que los genera. Particularmente, el modelo generativo que comprende la arquitectura del primer algoritmo del método aprende la distribución probabilística de los datos con los que se entrena hasta que es capaz de aplicar transformaciones que generan datos que siguen la misma distribución de probabilidad que los datos usados para entrenar. Esto

correspondería a los pasos a) y b) del método presentado. Ejemplos no limitativos de modelos generativos profundos son las ya mencionadas Redes Generativa Antagónica (“Generative Adversarial Networks” o GANs), y los Autocodificadores Variacionales (“Variational Autoencoders” o VAEs).

5

Por otro lado, el aprendizaje por refuerzo (“reinforcement learning”), es una técnica de IA muy útil en escenarios en los que no es posible aplicar un aprendizaje supervisado estructurado por falta de bases de datos etiquetadas que representen estadísticamente los modelos a aprender. En dichos escenarios, esta técnica permite reforzar unas direcciones de aprendizaje u otras mediante recompensas construidas con redes de aprendizaje profundo.

En este contexto, en el método de la presente invención, se explota el potencial creativo del modelo generativo profundo del primer algoritmo y el refuerzo de las direcciones de aprendizaje proporcionado por el aprendizaje por refuerzo del tercer algoritmo. Así, las transformaciones realizadas por el primer algoritmo sobre los conjuntos de datos emulados en las iteraciones del método son el resultado de la ejecución de unas instrucciones obtenidas por el tercer algoritmo de cara a aplicar transformaciones a los datos en el espacio latente del primer algoritmo, empleando como función de recompensa el grado de similitud entre los valores emulados de los KPIs que caracterizan los canales emulados, y los valores objetivo de los KPIs del canal objetivo que se desea emular con el método. Dicho grado de similitud es el resultado de la ejecución del segundo algoritmo del método, y puede establecerse, por ejemplo, mediante el cálculo del porcentaje de similitud entre los valores emulados de los KPIs y los valores objetivo.

25

Asimismo, además del resultado del segundo algoritmo, al tercer algoritmo se le suministra el umbral de similitud previamente establecido entre los valores emulados de los KPIs y los valores objetivo. Así, si el grado de similitud es mayor o igual que dicho umbral de similitud, el tercer algoritmo establece que el último canal de propagación emulado es equivalente al canal de propagación objetivo, concluyendo con la implementación del método. En caso contrario, el tercer algoritmo generará en cada iteración instrucciones que sintonicen nuevas transformaciones a ejecutar por el primer algoritmo, hasta que el grado de similitud entre los valores emulados de los KPIs y los valores objetivo sea mayor o igual que el valor umbral de similitud. De esta manera, el método de la invención converge hasta obtener un canal de propagación emulado que es cuasi equivalente al canal de propagación objetivo,

35

con una distribución estadística diferente a la del canal inicial de partida y con unos KPIs optimizados.

Ventajosamente, de esta manera el método de la invención proporciona la función
5 respuesta al impulso de un canal de propagación no conocido previamente, es decir, proporciona una caracterización completa del mismo, gracias a la combinación del uso de un modelo generativo profundo y de un algoritmo de aprendizaje por refuerzo que emplea como función de recompensa la comparación entre determinadas características relevantes de un canal obtenido y de un canal objetivo.

10

En este contexto, el método de la presente invención se asemeja a la técnica de “deepfake” desarrollada en el campo de generación de imágenes, excepto por dos diferencias sustanciales. En primer lugar, en la presente invención no se emplean imágenes para entrenar el modelo generativo profundo ni como input de dicho modelo, sino los datos de
15 funciones de respuesta al impulso que caracterizan los canales de propagación iniciales. En segundo lugar, las transformaciones que realiza el modelo generativo profundo sobre los datos, orientadas a generar canales de propagación inexistentes (i.e., con distribuciones distintas a los datos de partida), están optimizadas por un algoritmo de aprendizaje por refuerzo.

20

En una realización preferente de la invención, los canales de propagación emulados son canales de propagación de sistemas de comunicaciones de radio, y más particularmente, de sistemas de comunicaciones de radio de alta frecuencia.

25

El espectro de radio de alta frecuencia se corresponde con frecuencias entre 30 y 300 GHz, o, equivalentemente, con longitudes de onda milimétricas (“mmWave band”). Desde el punto de vista logístico, dado que la franja de bajas frecuencias se encuentra actualmente saturada de múltiples servicios, la franja de altas frecuencias aporta un espacio del espectro libre de uso donde se podrán distribuir los nuevos servicios de comunicaciones
30 móviles. Por otro lado, desde el punto de vista tecnológico, la gran cantidad de espectro libre en la franja de las altas frecuencias permite la implementación de tecnologías de comunicaciones de tipo banda ultraancha (“ultrawide band” o UWB), las cuales implican mayores tasas de velocidad. Ejemplos de nuevos servicios de comunicaciones móviles son los basados en futuros sistemas de comunicaciones más allá de 5G (“beyond 5G” o B5G),
35 particularmente los sistemas de comunicaciones 6G. Los sistemas 6G darán conectividad

a una amplia gama de canales de propagación, con el objeto de alcanzar una cobertura global (espacial, terrestre, marítima y submarina) transparente.

En este contexto, el estudio previo de los efectos físicos en los diversos canales de propagación en los que se puede implementar la tecnología 6G, conllevaría una realización de una cantidad desbordante de medidas en los canales de propagación a caracterizar, puesto que los escenarios de comunicaciones que pueden existir son innumerables. Asimismo, dichas medidas requieren el desplazamiento muy costoso (tanto económica como logísticamente) del instrumental necesario en un barco, un tren o un dron, e incluso en ocasiones requieren tecnologías no disponibles. Así, en esta realización preferente de la invención se evita tener que realizar dichas medidas al generar datos de canales de propagación emulados de radio de alta frecuencia, equivalentes a canales de propagación de sistemas 6G desconocidos (i.e., cuya distribución estadística no es conocida al no disponer de datos que los caractericen). Además, la información que proporcionan los datos de dichos canales emulados aporta un conocimiento a priori que permite optimizar el diseño de las tecnologías implementadas en los sistemas de comunicaciones 6G.

En una realización preferente de la invención, el modelo generativo profundo del primer algoritmo es una GAN. La GAN entrena una arquitectura del tipo ‘generador contra discriminador’ para cada canal de propagación inicial, de modo que puede generar nuevos ejemplos de datos de dichos canales de propagación. Asimismo, es posible generar canales de propagación con distribuciones estadísticas diferentes a los datos de partida mediante la realización de diversas transformaciones, tales como:

- aprender transformaciones genéricas de dominio no supervisadas (“CycleGAN”);
- aplicar técnicas de “Neural Style Transfer” mediante variaciones en la función de pérdida de la GAN, que subrayen los cambios de características deseadas;
- aplicar información extra durante el proceso de entrenamiento, basada en la combinación de varias distribuciones de datos conocidos con criterios condicionales que condicionan el aprendizaje (“conditional GAN” o cGAN).

En cualquiera de las transformaciones destacadas, el tercer algoritmo, esto es, el algoritmo de aprendizaje por refuerzo optimiza las transformaciones en el espacio latente de las redes generadora y discriminadora de las GAN en base a la comparación de los KPIs emulados y los KPIs objetivo, con el objetivo de generar canales de propagación emulados que equivalgan al canal de propagación objetivo en términos de los valores de dichos KPIs.

Alternativamente, en otra realización preferente el modelo generativo profundo del primer algoritmo es un VAE. Los VAEs comprimen los datos de los canales de propagación iniciales en distribuciones normales de los datos en un espacio latente, en el que se extraen las características fundamentales y discriminativas del canal inicial, empleando
 5 codificadores, y, por otro lado aprenden, mediante decodificadores, a generar nuevos ejemplos de datos de canales de propagación del mismo tipo que los codificados a partir de la información representada en el espacio latente. Asimismo, es posible generar canales de propagación con distribuciones estadísticas diferentes a los datos de partida de los canales de propagación iniciales mediante la realización de diversas transformaciones,
 10 tales como:

- combinar codificadores/decodificadores entrenados con canales de propagación de partida diferentes;
- aplicar aritméticas de diferentes grados de complejidad en el espacio latente para reforzar las características codificadas deseadas;
- 15 - realizar cambios en la función global de pérdidas con la que se entrena el VAE para reforzar las características codificadas de alto nivel deseadas;

En cualquiera de las acciones transformadoras destacadas, el tercer algoritmo, esto es, el algoritmo de aprendizaje por refuerzo optimiza las transformaciones del espacio latente
 20 con el objeto de generar canales de propagación emulados que equivalgan al canal de propagación objetivo.

En otra realización preferente de la invención, el conjunto de uno o más KPIs comprende al menos uno de los siguientes: eficiencia espectral, "path loss", factor K, tiempo promedio
 25 (T_{mean}), varianza temporal (T_{var}), dispersión temporal (T_{RMS}). Dichos KPIs se emplean para caracterizar la disponibilidad de la red (en el caso de eficiencia espectral), la potencia de la señal (en el caso de la "path loss"), el cociente señal-ruido (en el caso del factor K) y la latencia extremo a extremo (en el caso del tiempo promedio, la varianza temporal y la dispersión temporal) de los canales de propagación emulados y del canal de propagación
 30 objetivo. Por otro lado, la elección de los KPIs característicos del método y los valores objetivo óptimos de dichos KPIs variarán dependiendo del canal de propagación objetivo que se desea emular.

En otra realización preferente, los conjuntos de datos contenidos en la base de datos
 35 comprenden, total o parcialmente, datos emulados de canales de propagación emulados, generados con un método de generación de datos de canales de propagación.

Ventajosamente, los conjuntos de datos generados previamente por métodos que implementen técnicas de IA se utilizan como datos para entrenar el modelo generativo profundo del primer algoritmo, y se evita así la realización de numerosas medidas previas en innumerables canales de comunicación reales.

5

En otra realización preferente, los conjuntos de datos contenidos en la base de datos comprenden, total o parcialmente, medidas realizadas en un laboratorio. Más preferentemente, dicho laboratorio comprende una cámara configurada para recrear un sistema de comunicaciones, donde el canal de propagación de dicho sistema de comunicaciones es el medio físico del interior de la cámara comprendido entre uno o más transmisores y uno o más receptores, estando configurados los transmisores para emitir ondas electromagnéticas que se propagan en el canal de propagación, y los receptores para recibir las ondas electromagnéticas emitidas por los transmisores y propagadas en el canal de propagación, y donde dichos receptores están conectados a uno o más analizadores de red, configurados para adquirir los parámetros de dispersión de las ondas electromagnéticas recibidas por los receptores. De esta manera, la cámara recrea ventajosamente un sistema de comunicaciones reales como, por ejemplo, un sistema de comunicaciones de radio de baja frecuencia (por ejemplo, sub-6GHz), o de alta frecuencia. Así, las medidas se corresponderán con los parámetros de dispersión de las ondas electromagnéticas que se propagan en el canal de propagación del interior de la cámara, codificados en la función de respuesta al impulso $h(t)$. En este contexto, las medidas reales de canales de propagación realizadas en el entorno controlado de dicho laboratorio tienen un coste logístico y económico asociado muy reducido, en comparación con los entornos reales no-controlados (por ejemplo, medidas en entornos al aire libre).

25

En una realización preferente de la invención, los analizadores de red son analizadores de red vectoriales (“vector network analyzers” o VNAs). Ventajosamente, frente a otros tipos de analizadores de red como los analizadores de red escalares (“scalar network analyzers”), los VNAs están configurados para adquirir como parámetros de dispersión el valor de la amplitud y de la fase de las ondas electromagnéticas medidas.

30

En otra realización preferente de la invención, los transmisores están configurados para emitir ondas de radio, y más particularmente, ondas de radio con frecuencias entre 30 y 300 GHz. De esta manera, los sistemas de comunicaciones recreados en la cámara del laboratorio son equivalentes a sistemas de comunicaciones 6G.

35

En otra realización preferente, la cámara está delimitada por unas paredes, configuradas para añadir efectos físicos adicionales al canal de propagación del interior de la cámara. Por ejemplo, las paredes pueden estar compuestas de materiales absorbentes que evitan la reflexión de las ondas en el interior de la cámara, o por materiales metálicos que dan lugar a múltiples reflexiones en el interior de la cámara.

En otra realización preferente, el interior de la cámara comprende un conjunto de uno o más objetos, configurados para añadir efectos físicos adicionales al canal de propagación del interior de la cámara. Por ejemplo, los objetos pueden ser muebles que se introducen en la cámara para servir de obstáculos en la propagación de las ondas en el canal de propagación del interior de la cámara.

En otra realización preferente, los transmisores y/o los receptores están configurados con sistemas de posicionamiento para cambiar la posición de dichos transmisores y/o receptores en el interior de la cámara. Esto permite adaptar los transmisores y/o receptores para que los efectos físicos que caracterizan el canal de propagación sean correctamente medidos. Más preferentemente, dichos sistemas de posicionamiento son automáticos, por lo que dicha adaptación de los transmisores y/o receptores se realiza de manera automática, aumentando así la capacidad de captación de todos los efectos físicos que caracterizan el canal de propagación.

Por último, en un segundo aspecto inventivo, la invención proporciona un programa de ordenador que comprende instrucciones que, al ejecutar el programa en un ordenador, hacen que el ordenador lleve a cabo un método según cualquiera de las realizaciones previamente descritas.

DESCRIPCIÓN DE LOS DIBUJOS

Las anteriores y otras características y ventajas se comprenderán más plenamente a partir de la descripción detallada de la invención, así como de los ejemplos de realización preferente referidos a los dibujos adjuntos. Dichos dibujos forman una parte integral de la descripción e ilustran diferentes realizaciones de la presente invención, las cuales no deben interpretarse como restrictivas del alcance de la invención, sino como ejemplos de cómo se puede llevar a cabo la invención.

La Fig. 1 representa esquemáticamente una implementación particular del método de generación de canales de propagación en sistemas de comunicaciones inalámbricas, de acuerdo con la presente invención.

- 5 La Fig. 2 muestra esquemáticamente elementos y pasos del método de generación de datos de canales de propagación, de acuerdo con una realización preferente de la invención.

- 10 La Fig. 3 muestra esquemáticamente la cámara de un laboratorio configurada para tomar medidas de canales de propagación, de acuerdo con una realización preferente de la invención.

La Fig. 4 muestra un ejemplo de las medidas tomadas en una cámara de un laboratorio como la mostrada en la Fig. 3.

15

La Fig. 5 muestra una representación en dos dimensiones de cinco canales de propagación donde se han llevado a cabo las medidas de sus parámetros de dispersión, y donde, en una realización preferente de la invención, dichas medidas se utilizan como conjuntos de datos de la base de datos de la Fig. 2. Los ejes y las unidades no se incluyen debido a que corresponden a parámetros del algoritmo de generación profunda sin sentido físico. Las unidades físicas se determinan en el espacio de mayor dimensión a partir del cual se obtiene, mediante una técnica de reducción de la dimensionalidad sobre las características del canal, la representación en dos dimensiones.

20

- 25 La Fig. 6 presenta tres diagramas donde se muestra la progresión de los valores de KPIs desde un primer canal de propagación inicial hasta un canal de propagación emulado objetivo, de acuerdo con una realización de la invención.

Referencias numéricas utilizadas en las figuras:

(1, 1')	Primer canal de propagación inicial
(2, 2')	Segundo canal de propagación inicial
(3)	Codificador del VAE
(4, 4')	Decodificador del VAE
(5)	Espacio latente
(6)	Canal de propagación emulado

(7)	Primer algoritmo
(8)	Conjuntos de datos/medidas de canales de propagación iniciales
(9)	Base de datos
(10)	Valores objetivo de los KPIs
(11)	Función o valor umbral de similitud
(12, 12', 12'')	Valores emulados de los KPIs de los canales de propagación emulados
(13, 13', 13'')	Conjunto de datos emulados de los canales de propagación emulados
(14)	Segundo algoritmo
(15)	Tercer algoritmo
(16, 16')	Instrucciones de sintonización de transformaciones en espacio latente
(17)	Cámara del laboratorio
(18)	Canal de propagación de la cámara
(19)	Transmisor
(20)	Receptor
(21, 21')	Sistemas de posicionamiento del transmisor y el receptor
(22, 22')	Paredes de la cámara
(23, 23')	Valores de los KPIs de dos canales de propagación iniciales

DESCRIPCIÓN DETALLADA DE LA INVENCION

Se expone, a continuación, una descripción detallada de la invención basada en las Figs. del presente documento. Dicha descripción se aporta con fines ilustrativos, pero no limitativos, de la invención reivindicada.

La Fig. 1 representa esquemáticamente una implementación particular del método de generación de canales de propagación en sistemas de comunicaciones inalámbricas, de acuerdo con la presente invención. En dicha Fig. 1, se representa un primer canal de propagación inicial (1) y un segundo canal de propagación inicial (2). En ambos canales de propagación iniciales (1, 2), el emisor y el receptor del sistema de comunicaciones son del mismo tipo, esto es, dos barcos en el primer canal inicial (1) y dos coches en el segundo canal inicial (2). Nótese que, aunque en la figura la comunicación se muestra de uno a otro de manera unidireccional, esta puede, y así sucede en la mayoría de los casos, tener lugar

de forma bidireccional. En la implementación esquematizada en la Fig. 1, se emplea una arquitectura codificador/decodificador, o “encoder/decoder”, basada en un modelo generativo profundo, en concreto en un VAE. Dicho VAE comprende un codificador (3), un primer decodificador (4) y un segundo decodificador (4’). El codificador (3) está configurado para llevar a un espacio latente (5) común el conjunto de datos correspondientes a funciones de respuesta al impulso del primer canal inicial (1) y del segundo canal inicial (2). De este modo, al suministrar al codificador (3) los datos de cada canal inicial (1, 2), dicho codificador (3) aprende similitudes entre los dos canales iniciales (1, 2). Por otro lado, el primer decodificador (4) es diferente al segundo decodificador (4’), de manera que cada decodificador (4, 4’) aprende por separado la distribución estadística subyacente en términos de su representación en el espacio latente (5) del modelo generativo profundo de los datos de su respectivo canal de propagación inicial (1, 2): el primer decodificador (4) aprende la distribución del primer canal inicial (1), y el segundo decodificador (4’) aprende la distribución del segundo canal inicial (2).

En este contexto, el VAE es capaz de generar/reconstruir datos nuevos que sigan las distribuciones estadísticas aprendidas, esto es, es capaz de generar un conjunto de datos de funciones de respuesta al impulso correspondientes a un canal de propagación nuevo (1’, 2’) con respecto al correspondiente canal de inicial (1, 2) ya conocido. Estos procesos de reconstrucción, que se corresponden con las dos primeras filas en el interior del recuadro de la Fig. 1, son equivalentes a los métodos de generación de canales de propagación conocidos en el estado de la técnica.

Ventajosamente, la presente invención es capaz de emplear el potencial creativo de un modelo generativo profundo y la técnica de aprendizaje por refuerzo para generar canales de propagación inexistentes en cuanto a tipo de canal, i.e., en cuanto a su distribución estadística subyacente, a partir de los datos de canales iniciales (1, 2) conocidos. Así, en la última fila de la Fig. 1, en el exterior del recuadro, a partir de los datos del primer canal de propagación inicial (1), la presente invención es capaz de generar un canal de propagación emulado (6) desconocido hasta el momento, donde el transmisor y el receptor son diferentes. La combinación de los decodificadores (4, 4’) entrenados con datos de distintos canales iniciales (1, 2), es sintonizada por las instrucciones (16, 16’) obtenidas con un algoritmo de aprendizaje por refuerzo de cara a realizar transformaciones en el espacio latente del modelo generativo profundo, lo cual permite la construcción de un canal de propagación emulado (6) novedoso basado en la combinación de dichos canales de propagación iniciales (1, 2). Particularmente, en la última fila de la Fig. 1, el segundo

5 decodificador (4') se usa para reconstruir una entrada del primer canal inicial (1), combinándose así las características de ambos tipos de canales de propagación iniciales (1, 2). Las características de cada uno de los tipos de canal de propagación estarán determinadas por el tipo de emisor/transmisor, las frecuencias de trabajo, la velocidad a la que se mueva el emisor y/o el receptor, las pérdidas del medio de transmisión particular, etc.

10 Así, la presente invención permite, partiendo de conjuntos de datos de canales de propagación reales medidos, por ejemplo, en un laboratorio, utilizar el potencial creativo de un modelo generativo profundo y la técnica de aprendizaje por refuerzo para crear canales de propagación completamente nuevos. El conocimiento generado por el modelo generativo profundo es proporcional a los tipos de canales iniciales disponibles en la base de datos empleada para implementar el método. Por lo tanto, se obtiene una mejor generación de canales siempre y cuando el tipo y número de canales iniciales disponible
15 en la base de datos de partida sea elevado (del orden de mil medidas por canal o superior). Preferentemente, la cantidad de datos de cada canal es el mismo para cada canal inicial, con el objeto de que el modelo generativo adquiera el mismo grado de conocimiento de todos los canales iniciales.

20 La Fig. 2 muestra esquemáticamente elementos y pasos del método de generación de datos de canales de propagación, de acuerdo con una realización preferente de la invención.

25 Antes de emular nuevos canales de propagación, un primer algoritmo (7) basado en un modelo generativo profundo (por ejemplo, un VAE o una GAN) es entrenado con los conjuntos de datos (8) correspondientes a funciones de respuesta al impulso de un conjunto de canales de propagación iniciales (1), de manera que aprende las distribuciones probabilísticas subyacentes en el espacio latente (5) del algoritmo de dichos conjuntos de datos (8) y puede generar conjuntos de datos que siguen dichas distribuciones aprendidas.
30 En la Fig. 2, los conjuntos de datos (8) se corresponden con medidas de canales de propagación tomadas, por ejemplo, en un laboratorio. Los conjuntos de datos (8) de los canales de propagación iniciales (1) se encuentran almacenados en una base de datos (9), a la que el primer algoritmo (7) tiene acceso.

35 Una vez entrenado el primer algoritmo (7), es posible emular los datos de un canal de propagación nuevo a partir de las medidas (8) de los canales de propagación iniciales (1).

Para ello, en un primer paso se establece un conjunto de uno o más indicadores clave de rendimiento, KPIs, que caractericen los canales de propagación emulados y el canal de propagación objetivo que se desea emular en dicho método. Dichos KPIs se extraen directamente de las funciones de respuesta al impulso correspondientes a cada canal de propagación.

Posteriormente, se realiza el paso de establecer los valores objetivo (10) de dichos KPIs. Estos valores objetivo (10) se corresponden con valores de los KPIs que caracterizan el canal de propagación objetivo que se desea emular, esto es, los valores que se desea que tengan los KPIs que caracterizan el canal de propagación emulado final. Por ejemplo, si se desea emular un canal de propagación que tenga una latencia baja, se puede establecer como KPI característico el tiempo promedio (T_{mean}) que la onda electromagnética tarda en propagarse en el canal de propagación, y como valor objetivo (10) un tiempo promedio (T_{mean}) igual a 5 ns. Nótese que estos KPIs no caracterizan por sí solos el canal de propagación por completo, ya que esta caracterización se realiza a través de la función de respuesta al impulso. Los KPIs son indicadores de rendimiento del canal, pero se trata de información parcial, por lo que establecer un valor objetivo de dichos KPIs no proporciona información suficiente sobre el comportamiento de una señal a través de dicho canal.

Además de establecer un valor umbral para los KPIs seleccionados, se establece también un umbral de similitud (11) entre los valores objetivo (10) y los valores emulados (12, 12', 12'') de los KPIs que caracterizan los canales de propagación emulados. Los principales pasos del método se implementarán de manera iterativa, hasta que el grado de similitud entre los valores emulados (12, 12', 12'') y los valores objetivo (10) sea mayor o igual que el umbral de similitud (11) establecido. Por ejemplo, en el caso anterior de un canal de latencia baja, se puede establecer que la iteración no se detenga hasta que los valores emulados (12, 12', 12'') y el valor objetivo (10) difieran en menos de un 1%, esto es, se establece un umbral de similitud (11) igual a 99%.

Una vez establecidos los KPIs que caractericen los canales de propagación emulados, los valores objetivo (10) y el umbral de similitud (11) y una vez entrenado el modelo generativo profundo, i.e., el primer algoritmo (7), en base a los datos de canales de propagación iniciales recogidos en la base de datos, en el siguiente paso del método se toman como datos de partida un conjunto de datos (8) de un canal de propagación inicial (1) de la base de datos (9) y se suministra al primer algoritmo (7). Estos datos de partida pueden seleccionarse de manera aleatoria de entre todos los presentes en la base de datos, o

pueden seleccionarse en base a un criterio específico. Por ejemplo, continuando con el caso en el que sea deseable que el canal objetivo posea una latencia baja, se puede establecer un primer filtrado de los canales de propagación iniciales de modo que se seleccione como primer canal inicial (1) uno con una latencia de partida lo suficientemente baja. Una vez establecido y suministrado el primer conjunto de datos, al ejecutar el primer algoritmo (7), este realiza unas primeras transformaciones sobre dicho conjunto de datos (8) y genera un primer conjunto de datos emulados (13) de un primer canal de propagación emulado. A partir de este primer conjunto de datos emulados (13), se calculan unos primeros valores emulados (12) de los KPIs que caracterizan dicho primer canal de propagación emulado (por ejemplo, el valor del tiempo promedio (T_{mean})).

Posteriormente, se realiza el paso de suministrar los primeros valores emulados (12) y los valores objetivo (10) a un segundo algoritmo (14), que compara los primeros valores emulados (12) con los valores objetivo (10). Al ejecutarse este segundo algoritmo (14), se obtiene un grado de similitud entre los primeros valores emulados (12) y los valores objetivo (10). Por ejemplo, el segundo algoritmo (14) puede calcular la diferencia entre los primeros valores emulados (12) y los valores objetivo (10) y determinar el porcentaje de similitud entre dichos valores.

En el siguiente paso, el resultado del segundo algoritmo (13) se suministra, junto con el umbral de similitud (11), a un tercer algoritmo (15), donde la arquitectura de este tercer algoritmo (15) se basa en la técnica de IA de aprendizaje por refuerzo. En este contexto, el grado de similitud obtenido con el segundo algoritmo (13) será la base de la función de recompensa que define el Aprendizaje por Refuerzo.

En el caso en el que el grado de similitud sea mayor o igual que el umbral de similitud (11), el tercer algoritmo (15) establece que el primer canal de propagación emulado es equivalente al canal de propagación que se desea emular, concluyendo la implementación del método. En este caso no se generaría un nuevo canal de propagación, sino que se identificaría uno ya existente con los valores objetivo (10) de los KPI.

En el caso contrario, como resultado de la ejecución del tercer algoritmo (15), se obtienen las instrucciones o criterios de sintonización (16) de unas segundas transformaciones orientadas a ser aplicadas en el espacio latente del primer algoritmo (7) sobre el primer conjunto de datos emulados (13), con el objeto de obtener un segundo canal de propagación emulado, cuyos valores emulados (12') de los KPIs se asemejen más a los

valores objetivo (10) que los primeros valores emulados (12). Estas transformaciones se definen en el espacio latente (5) intermedio del VAE del primer algoritmo (7), en el caso de estar basado en ese tipo arquitectura, o en las redes generadora y discriminadora de la GAN del primer algoritmo (7), en el caso de estar basado en este otro tipo arquitectura. En este contexto, en el siguiente paso se suministra al primer algoritmo (7) el primer conjunto de datos emulados (13) y las instrucciones (16) obtenidas por el tercer algoritmo (15). En estas condiciones, al ejecutarse el primer algoritmo (7), se realizan las segundas transformaciones, y se obtiene como resultado un segundo conjunto de datos emulados (13') de un segundo canal de propagación emulado que en este caso ya es novedoso en cuanto a su distribución estadística en el espacio latente (5) del primer algoritmo (7).

A continuación, se lleva a cabo el paso de calcular, a partir del segundo conjunto de datos emulados (13'), los segundos valores emulados (12') de los KPIs que caracterizan el segundo canal de propagación emulado, y se repiten iterativamente los pasos de comparación de valores, obtención de instrucciones (16') de sintonización de transformaciones, generación de datos emulados (13'') de canales de propagación emulados, y cálculo de valores emulados (12'') de los KPIs de dichos canales de propagación emulados. Estos pasos se repiten hasta que el grado de similitud entre los valores emulados (12'') y los valores objetivo (10) sea mayor o igual que el umbral de similitud (11), de manera que el tercer algoritmo (15) determina qué canal de propagación emulado final es equivalente al canal de propagación deseado. Así, de manera iterativa, el método de la invención converge hasta obtener una función de respuesta al impulso de un canal de propagación emulado realista físicamente, con una distribución estadística diferente a la del canal inicial de partida y con unos KPIs optimizados.

Para el correcto funcionamiento del modelo generativo del primer algoritmo (7), los conjuntos de datos (8) suministrados para su entrenamiento tienen que ser suficientes en cantidad y en calidad. Para ello, en una realización preferente de la invención, los conjuntos de datos (8) se corresponden con medidas reales de canales de propagación tomadas en la cámara de un laboratorio.

La Fig. 3 muestra esquemáticamente la cámara (17) de un laboratorio en una realización preferente de la invención. Dicha cámara (17) representa un sistema de comunicaciones donde el canal de propagación (18) es el medio físico presente en el interior de la cámara (17) comprendido entre un transmisor (19) y un receptor (20). El transmisor (19) está configurado para emitir ondas electromagnéticas, preferentemente ondas de radio de altas

frecuencias, esto es, con frecuencias entre 30 y 300 GHz o, equivalentemente, de longitudes de onda milimétricas. El receptor (20) está configurado para recibir la onda transmitida por el transmisor (19), y propagada por el canal de propagación (18) del interior de la cámara (17). Asimismo, el transmisor (19) y el receptor (20) están configurados, respectivamente, con un primer sistema de posicionamiento (21) y un segundo sistema de posicionamiento (21') que permiten el cambio de posición del transmisor (19) y el receptor (20) en el interior de la cámara (17). En particular, en la Fig. 3 ambos sistemas de posicionamiento (21, 21') son automáticos, y el primer sistema de posicionamiento (21) permite el desplazamiento del transmisor (19) en 360 grados en los ejes azimut (φ) y transversal (β), mientras que el segundo sistema de posicionamiento (21') permite el desplazamiento del receptor (20) en el eje x hasta 2 metros, y en el eje z hasta 1 metro.

El canal de propagación (18) se compone de los efectos físicos introducidos por el aire y las paredes (22, 22') de la cámara (17). En particular, en la Fig. 3 se muestran unas primeras paredes laterales (22) y unas segundas paredes laterales (22'), donde las primeras paredes laterales (22) están compuestas por un material absorbente, y las segundas paredes laterales (22') están compuestas de planchas metálicas. En otra realización preferente de la invención, distinta de la de la Fig. 3, se introduce en la cámara (17) un conjunto de materiales/objetos (denominado carga de la cámara) para cambiar las propiedades del canal de propagación (18) del interior de la cámara (17).

Dependiendo de la localización del transmisor (19) y el receptor (20), así como de la configuración de las paredes (22, 22') y la carga de la cámara, se obtienen distintas distribuciones de medidas en la cámara (17). En particular, dichas medidas se corresponden con los parámetros de dispersión ("scattering") del canal de propagación (18), y son adquiridas por un analizador de red ("network analyzer") conectado al receptor (20). Preferentemente, el analizador de red es un analizador de red vectorial ("vector network analyzer" o VNA), configurado para adquirir el valor de la amplitud y de la fase para cada una de las frecuencias de las ondas electromagnéticas estudiadas en el interior de la cámara (17).

La Fig. 4 muestra un ejemplo de las medidas tomadas en una cámara (17) de un laboratorio como la mostrada en la Fig. 3. En dicha figura, se observan los valores de la amplitud y la fase para cada una de las frecuencias analizadas por el VNA.

A partir de los parámetros de dispersión de mediciones realizadas tanto en una cámara (17) de un laboratorio como en emplazamientos exteriores puede obtenerse la función de respuesta al impulso utilizada como input por el método de la invención anteriormente descrito. A su vez, de esta función se extraen las propiedades del canal de propagación asociado a esas mediciones. Estas propiedades vienen determinadas por indicadores clave de rendimiento (KPIs) tales como la eficiencia espectral, la “path loss”, el factor K, el tiempo promedio (T_{mean}), la varianza temporal (T_{var}) o la dispersión temporal (T_{RMS}), entre otros.

La Fig. 5 muestra cinco escenarios: conjuntos de datos (8) de canales de propagación agrupados según el emplazamiento donde se han llevado a cabo las medidas de sus parámetros de dispersión. Cada canal de propagación se presenta mediante formas diferentes en la figura, en función de sus características, determinadas por los valores de seis KPIs derivados de las mediciones realizadas, en concreto: la “path loss”, la eficiencia espectral, el factor K, el tiempo promedio (T_{mean}), la varianza temporal (T_{var}) y la dispersión temporal (T_{RMS}). Los canales de propagación se muestran como una representación en dos dimensiones (2D) obtenida a partir de una técnica de reducción de la dimensionalidad sobre los KPIs del canal de propagación (seis dimensiones, 6D). Dichos KPIs marcarán la calidad de la transmisión, es decir, el mismo sistema de transmisión-recepción se comportará de forma diferente en función del canal de propagación donde se desarrolle la comunicación y la eficiencia de la transmisión depende fuertemente de los KPIs de cada canal.

Los emplazamientos que definen los canales de propagación de la Fig. 5 se describen a continuación:

- Anecoico: escenario formado por absorbentes que evitan cualquier tipo de reflexión en el medio. Esto da lugar a un único camino de propagación formado por el rayo directo entre el transmisor y el receptor.
- Reverberante: escenario formado por materiales metálicos que dan lugar a múltiples reflexiones en el canal de propagación. La onda electromagnética llega reflejada al receptor desde múltiples puntos.
- “Indoor”: tanto el transmisor como receptor se encuentran situados en un laboratorio de dimensiones reducidas. Este canal de propagación se caracteriza por el efecto introducido por el mobiliario de dicho laboratorio.

- “Outdoor”: canal de propagación en el que el transmisor y el receptor se encuentran en la azotea de un edificio al aire libre. El canal se caracteriza por el bajo número de reflexiones debido al medio.
- Auditorio: canal de propagación medido en una sala de un auditorio vacío.

5

En una realización preferente de la invención, las medidas de la Fig. 5 se utilizan como conjuntos de datos (8) de la base de datos (9) de la Fig. 2, de manera que son utilizadas para entrenar el primer algoritmo (7) y, ventajosamente, para emular datos de canales de propagación con distribuciones estadísticas diferentes a los canales iniciales de partida.

10

Así, a partir de las medidas de los canales de propagación representados en la Fig. 5, el método de la presente invención permite rellenar los distintos espacios en blanco de dicha Fig. 5, mediante la generación de canales de propagación intermedios.

15

La Fig. 6 presenta tres diagramas de araña donde se muestra la progresión en los valores de KPIs desde un canal de propagación inicial (línea discontinua) hasta un canal de propagación emulado objetivo (línea sólida), de acuerdo con una realización de la presente invención. En el diagrama central y en el inferior se muestra también un canal emulado intermedio (línea punteada). Dichos diagramas presentan los valores (12, 12', 23, 23') de los KPIs correspondientes a distintos canales de propagación en unidades arbitrarias, pues su propósito es simplemente ilustrativo. En concreto, por un lado, se muestran unos primeros valores (23) y unos segundos valores (23') correspondientes a los KPIs de dos ejemplos de los canales de propagación de la Fig. 5. Los primeros valores (23) se corresponden con un canal de propagación de tipo reverberante, y los segundos valores (23') con un canal de tipo “outdoor”. Por otro lado, se muestran unos primeros valores emulados (12) y unos segundos valores emulados (12') de los KPIs de dos canales de propagación emulados, tomando como datos de partida del método los datos del canal de propagación de tipo reverberante mencionado anteriormente. En particular, se observa como el factor K de los valores emulados (12, 12') cambia con respecto al factor K de los valores (23, 23') del canal de tipo reverberante de partida.

20

25

REIVINDICACIONES

1.- Método implementado por ordenador de generación de funciones de respuesta al impulso de señal que caracterizan uno o más canales de propagación de ondas electromagnéticas en sistemas de telecomunicaciones, donde dicho método comprende la operación de:

- un sistema de procesado de datos;

- una unidad de memoria;

- una base de datos (9) comprendida en la memoria que contine conjuntos de datos (8) correspondientes a un conjunto de funciones de respuesta al impulso de señal de referencia, que caracterizan distintos canales de propagación iniciales;

- instrucciones programadas en la memoria y ejecutables por el sistema de procesado de datos para implementar un conjunto de tres o más algoritmos adaptados para generar datos emulados (13, 13', 13'') de funciones de respuesta al impulso de señal de uno o más canales de propagación;

donde el método comprende la realización de los siguientes pasos:

- a) entrenar un primer algoritmo (7) que comprende una arquitectura basada en un modelo generativo profundo empleando un conjunto de datos (8) de funciones de respuesta al impulso de señal de una variedad de canales de propagación iniciales almacenados en la base de datos (9);

- b) suministrar, desde la base de datos, un conjunto de datos (8) de funciones de respuesta al impulso de señal de referencia de una variedad de canales de propagación iniciales al primer algoritmo (7);

- c) obtener, al ejecutar el primer algoritmo (7), un primer conjunto de datos (13, 13', 13'') de funciones de respuesta al impulso de señal de un canal de propagación emulado, donde dicho primer conjunto de datos comprende una distribución estadística en un espacio latente (5) del primer algoritmo (7) igual a la del conjunto de datos (8) de referencia de los canales de propagación iniciales suministrados en el paso b);

y estando dicho método **caracterizado por que**, adicionalmente, comprende la realización de los siguientes pasos:

- d) calcular, a partir del conjunto de datos (13, 13', 13'') de funciones de respuesta al impulso de señal de un canal de propagación emulado del paso anterior, un o unos primeros valores emulados (12, 12', 12'') de un conjunto de uno o más indicadores de rendimiento (KPIs);

- e) comparar, mediante un segundo algoritmo, el valor o valores emulados (12, 12', 12'') obtenidos en el paso d) con un valor o valores objetivo (10) de referencia previamente establecidos y obtener, de dicha comparación, un valor numérico y/o una función que cuantifica la similitud entre ellos;
- 5 f) si el valor numérico y/o la función obtenidos en el paso d) es inferior a un valor numérico y/o a una función umbral (11) previamente establecida, utilizar el valor numérico y/o la función obtenidos en el paso d) como elemento de recompensa de un tercer algoritmo que comprende una arquitectura basada en aprendizaje por refuerzo y obtener, al ejecutar dicho tercer algoritmo, un conjunto de instrucciones
- 10 (16, 16') de sintonización de transformaciones en el espacio latente del primer algoritmo que, suministradas a dicho primer algoritmo (7), optimizan la generación de conjuntos de datos (13, 13', 13'') de funciones de respuesta al impulso de señal de canales de propagación emulados que comprenden una distribución estadística en el espacio latente (5) del primer algoritmo (7) diferente al conjunto de datos (8)
- 15 del canal de propagación inicial de tal modo que su valor o valores (12, 12', 12'') emulados poseen un mayor grado de similitud con el valor o valores (10) de referencia;
- g) suministrar al primer algoritmo (7) las instrucciones (16, 16') de sintonización de transformaciones obtenidas en el paso f) y el conjunto de datos (13, 13', 13'') de
- 20 funciones de respuesta al impulso de señal del canal de propagación emulado obtenido en el paso c) obteniendo un nuevo conjunto de datos (13, 13', 13'') de funciones de respuesta al impulso de señal de un canal de propagación emulado, donde dicho nuevo conjunto de datos (13, 13', 13'') comprende una distribución estadística en un espacio latente (5) del primer algoritmo (7) distinta a la del
- 25 conjunto de datos (8) de los canales de propagación iniciales suministrados en el paso b);
- h) repetir de manera iterativa los pasos d)-g) hasta que el valor numérico y/o la función obtenida en el paso e) sea mayor o igual al valor numérico y/o a la función umbral (11);
- 30 i) almacenar el conjunto final de datos (13, 13', 13'') emulados de funciones de respuesta al impulso de señal obtenido en el paso h) en la memoria.

2.- Método según la reivindicación 1, donde los canales de propagación emulados son canales de propagación de sistemas de comunicaciones de radio, y más

35 particularmente, de sistemas de comunicaciones de radio de alta frecuencia.

3.- Método según cualquiera de las reivindicaciones anteriores, donde el modelo generativo profundo del primer algoritmo es una GAN.

5 4.- Método según cualquiera de las 1-2, donde el modelo generativo profundo del primer algoritmo es un VAE.

10 5.- Método según cualquiera de las reivindicaciones anteriores, donde el conjunto de uno o más KPIs comprende al menos uno de los siguientes: eficiencia espectral, "path loss", factor K, tiempo promedio (τ_{mean}), varianza temporal (τ_{var}), dispersión temporal (τ_{RMS}).

15 6.- Método según cualquiera de las reivindicaciones anteriores, donde los conjuntos de datos (8) contenidos en la base de datos (9) comprenden, total o parcialmente, datos emulados (13, 13', 13'') de canales de propagación emulados, generados con un método de generación de datos de canales de propagación.

7.- Método según cualquiera de las reivindicaciones anteriores, donde los conjuntos de datos (8) contenidos en la base de datos comprenden, total o parcialmente, medidas realizadas en un laboratorio.

20 8.- Método según la reivindicación 7, donde el laboratorio comprende una cámara (17) configurada para recrear un sistema de comunicaciones, donde el canal (17) de propagación de dicho sistema de comunicaciones es el medio físico del interior de la cámara comprendido entre uno o más transmisores (19) y uno o más receptores (20), estando configurados los transmisores (19) para emitir ondas electromagnéticas que se
25 propagan en el canal (17) de propagación, y los receptores (20) para recibir las ondas electromagnéticas emitidas por los transmisores (19) y propagadas en el canal (17) de propagación, y donde dichos receptores (20) están conectados a uno o más analizadores de red, configurados para adquirir los parámetros de dispersión de las ondas electromagnéticas recibidas por los receptores.

30

9.- Método según la reivindicación 8, donde los analizadores de red son analizadores de red vectoriales.

35 10.- Método según cualquiera de las reivindicaciones 8-9, donde los transmisores (19) están configurados para emitir ondas de radio, y más particularmente, ondas de radio con frecuencias entre 30 y 300 GHz.

11.- Método según cualquiera de las reivindicaciones 8-10, donde la cámara (17) está delimitada por unas paredes (22, 22'), configuradas para añadir efectos físicos adicionales al canal (17) de propagación del interior de la cámara.

5

12.- Método según cualquiera de las reivindicaciones 8-11, donde el interior de la cámara (17) comprende un conjunto de uno o más objetos, configurados para añadir efectos físicos adicionales al canal de propagación del interior de la cámara.

10

13.- Método según cualquiera de las reivindicaciones 8-12, donde los transmisores (19) y/o los receptores (20) están configurados sobre sistemas de posicionamiento (21, 21') que permiten cambiar la posición de dichos transmisores (19) y/o receptores (20) en el interior de la cámara (17).

15

14.- Método según la reivindicación 13, donde los sistemas de posicionamiento (21, 21') son automáticos.

20

15.- Programa de ordenador que comprende instrucciones que, al ejecutar el programa en un ordenador, hacen que el ordenador lleve a cabo un método según cualquiera de las reivindicaciones 1-14.

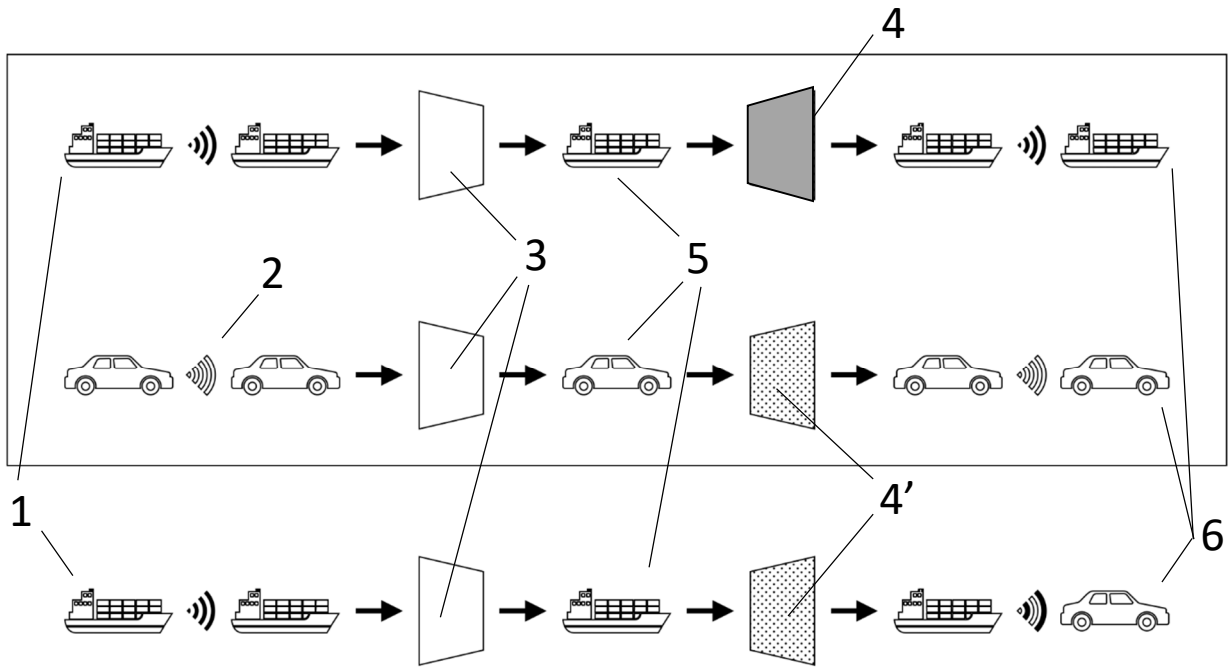


FIG. 1

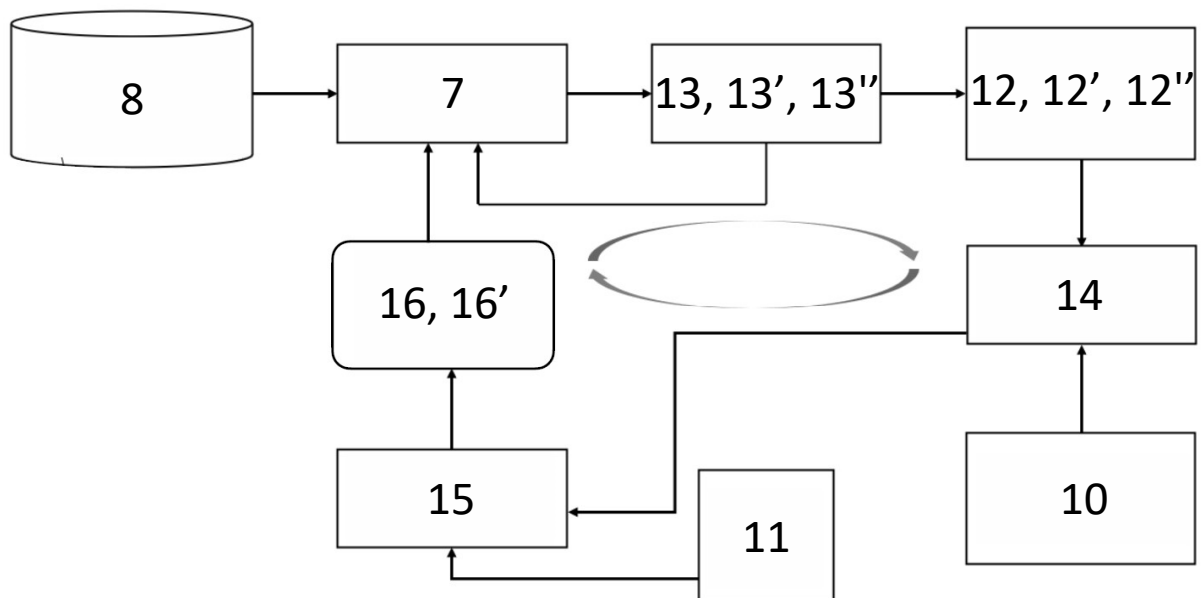
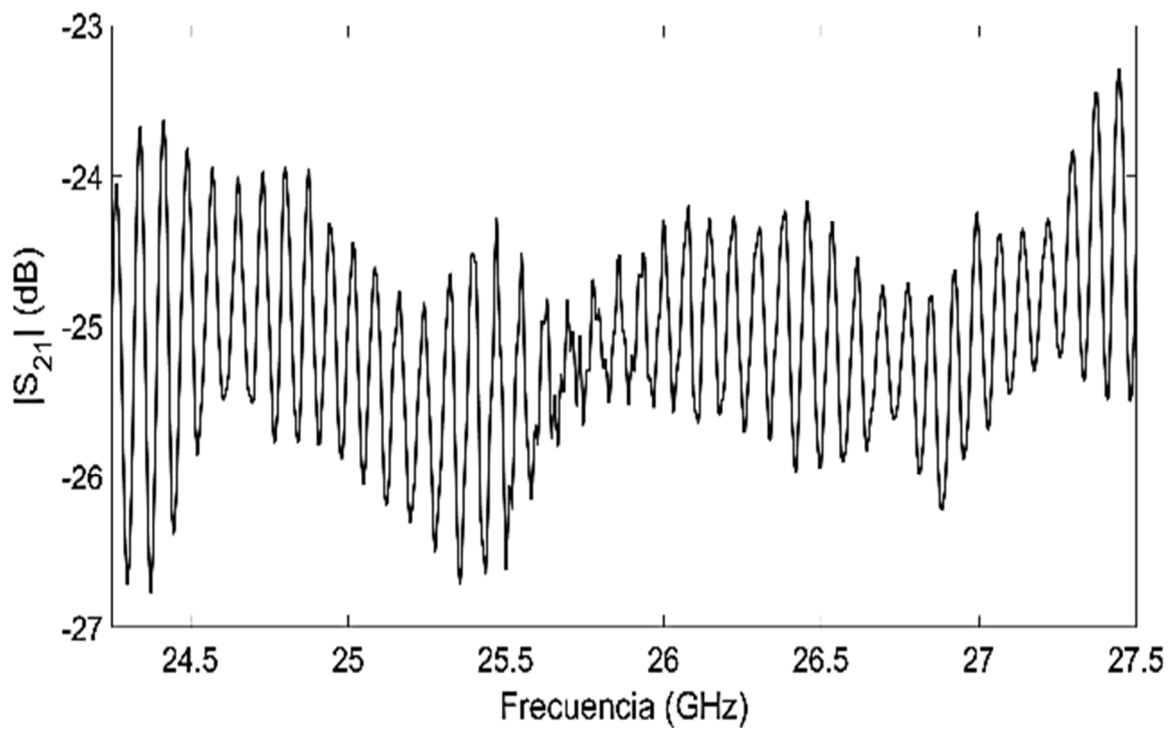
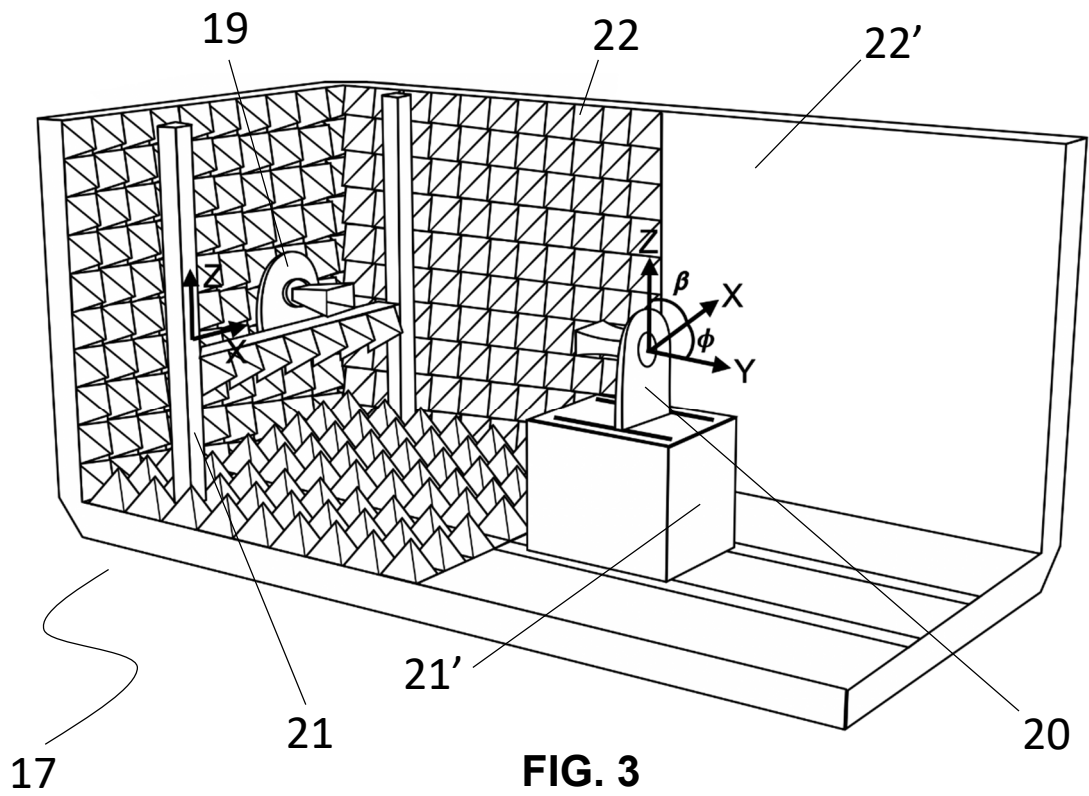


FIG. 2



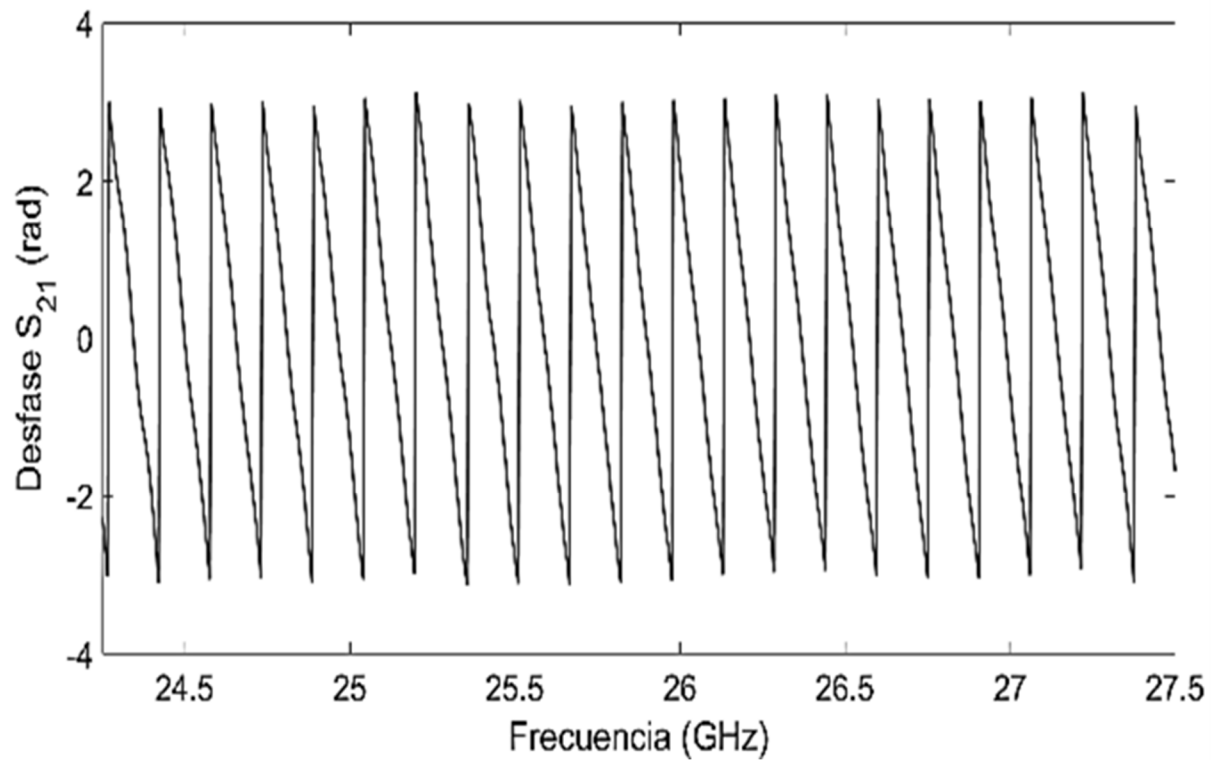


FIG. 4b

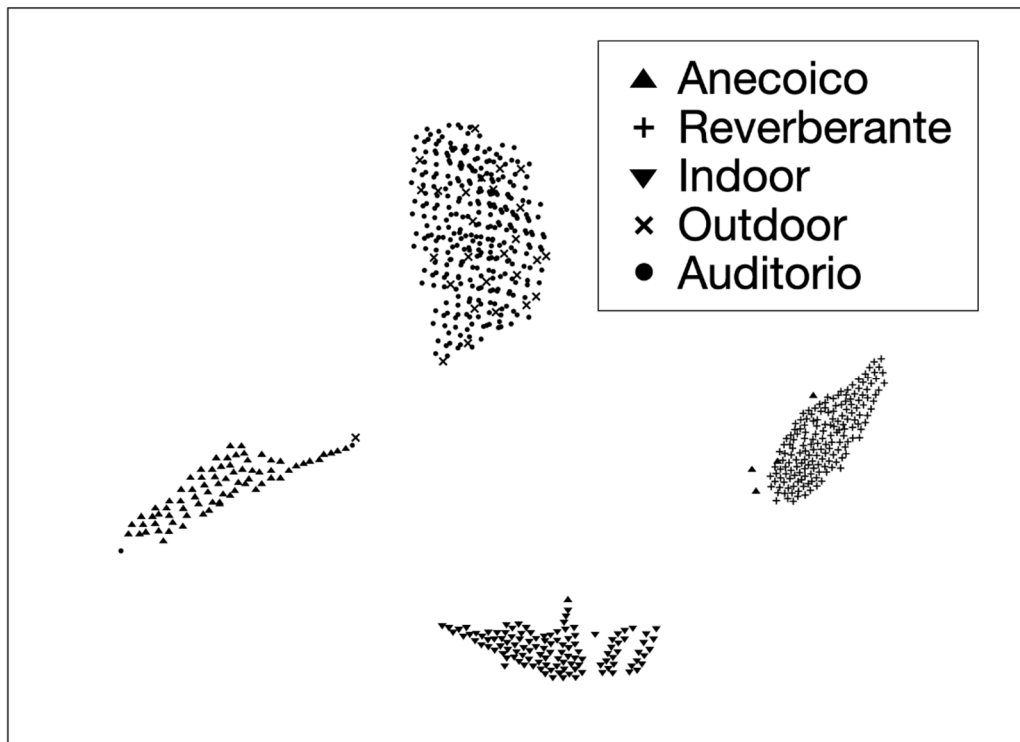


FIG. 5

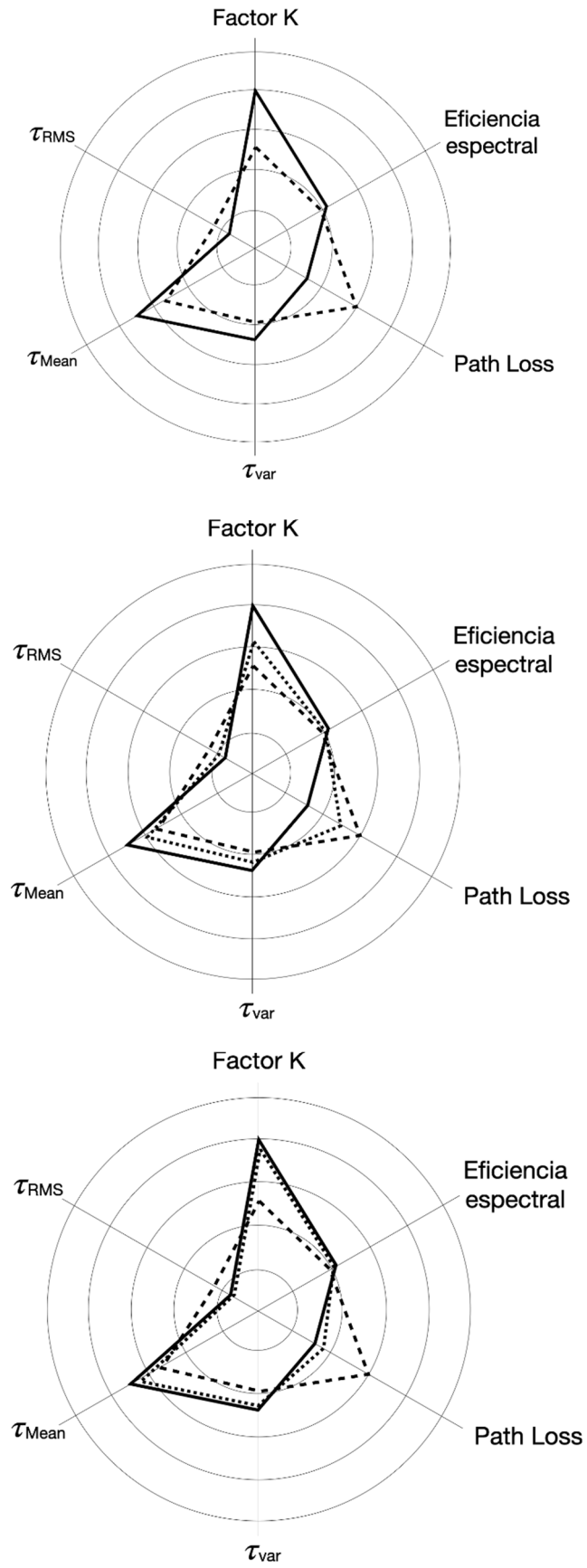


FIG. 6



- ②① N.º solicitud: 202330130
②② Fecha de presentación de la solicitud: 21.02.2023
③② Fecha de prioridad:

INFORME SOBRE EL ESTADO DE LA TECNICA

⑤① Int. cl.: Ver Hoja Adicional

DOCUMENTOS RELEVANTES

Categoría	⑤⑥ Documentos citados	Reivindicaciones afectadas
X	Natalia M. Mártir Moreno, Alejandro Ramírez Arroyo, Sohrab Vafa, Luz García & Juan Francisco Valenzuela Valdés: "Generación de escenarios de propagación mediante modelos generativos y aprendizaje por refuerzo". JITEL 2021 Libro de Actas: XV Jornadas de Ingeniería Telemática, A Coruña 2021 / Víctor Carneiro (ed. lit.), Laura Victoria Vigoya Morales (ed. lit.), 2021, ISBN 978-84-09-35131-2, págs. 261-264.	1-7, 15
X	A. Ramírez-Arroyo, L. García, A. Alex-Amor & J. F. Valenzuela-Valdés: "Artificial Intelligence and Dimensionality Reduction: Tools for Approaching Future Communications", in IEEE Open Journal of the Communications Society, vol. 3, pp. 475-492, 2022, doi: 10.1109/OJCOMS.2022.3156473. Todo el documento.	1-15
A	A. Ramírez-Arroyo, L. García, A. Alex-Amor & J. F. Valenzuela-Valdés: "An Introduction to Dimensionality Reduction for Propagation Measurements," 2022 16th European Conference on Antennas and Propagation (EuCAP), Madrid, Spain, 2022, pp. 1-5, doi: 10.23919/EuCAP53622.2022.9769485. Todo el documento.	1-15
A	CN 110289927 A (UNIV SHANGHAI) 27/09/2019, resumen EPODOC; resumen WPI; Figuras.	1-15
A	CN 114584230 A (UNIV SOUTHEAST) 03/06/2022, resumen EPODOC; resumen WPI; Figuras.	1-15
A	US 11329737 B1 (KHAFIZOV, FARID et al.) 10/05/2022, resumen EPODOC; resumen WPI; Figuras.	1-15
A	US 2020343985 A1 (O`SHEA, TIMOTHY JAMES et al.) 29/10/2020, resumen EPODOC; resumen WPI; Figuras.	1-15

Categoría de los documentos citados

X: de particular relevancia

Y: de particular relevancia combinado con otro/s de la misma categoría

A: refleja el estado de la técnica

O: referido a divulgación no escrita

P: publicado entre la fecha de prioridad y la de presentación de la solicitud

E: documento anterior, pero publicado después de la fecha de presentación de la solicitud

El presente informe ha sido realizado

☒ para todas las reivindicaciones

☐ para las reivindicaciones nº:

Fecha de realización del informe
18.04.2023

Examinador
E. M. Peña Mora

Página
1/2

CLASIFICACIÓN OBJETO DE LA SOLICITUD

G06N20/00 (2019.01)
H04B17/373 (2015.01)
H04B17/391 (2015.01)
G06F18/00 (2023.01)

Documentación mínima buscada (sistema de clasificación seguido de los símbolos de clasificación)

G06N, H04B, G06F

Bases de datos electrónicas consultadas durante la búsqueda (nombre de la base de datos y, si es posible, términos de búsqueda utilizados)

INVENES, EPODOC