

19



OFICINA ESPAÑOLA DE
PATENTES Y MARCAS

ESPAÑA



11 Número de publicación: **2 764 826**

51 Int. Cl.:

G01W 1/10 (2006.01)

12

TRADUCCIÓN DE PATENTE EUROPEA

T3

86 Fecha de presentación y número de la solicitud internacional: **06.08.2013 PCT/KR2013/007077**

87 Fecha y número de publicación internacional: **13.02.2014 WO14025188**

96 Fecha de presentación y número de la solicitud europea: **06.08.2013 E 13828344 (5)**

97 Fecha y número de publicación de la concesión europea: **09.10.2019 EP 2884413**

54 Título: **Método para predecir la densidad de energía eólica**

30 Prioridad:

**07.08.2012 KR 20120086228
07.08.2012 KR 20120086236
07.08.2012 KR 20120086262**

45 Fecha de publicación y mención en BOPI de la traducción de la patente:
04.06.2020

73 Titular/es:

**KOREA INSTITUTE OF ENERGY RESEARCH
(100.0%)
152 Gajeong-Ro Yuseong-Gu
Daejeon 305-343, KR**

72 Inventor/es:

**KIM, HYUN-GOO y
LEE, YUNG-SEOP**

74 Agente/Representante:

CARPINTERO LÓPEZ, Mario

ES 2 764 826 T3

Aviso: En el plazo de nueve meses a contar desde la fecha de publicación en el Boletín Europeo de Patentes, de la mención de concesión de la patente europea, cualquier persona podrá oponerse ante la Oficina Europea de Patentes a la patente concedida. La oposición deberá formularse por escrito y estar motivada; sólo se considerará como formulada una vez que se haya realizado el pago de la tasa de oposición (art. 99.1 del Convenio sobre Concesión de Patentes Europeas).

DESCRIPCIÓN

Método para predecir la densidad de energía eólica

[Campo técnico]

La presente invención se refiere a un método para predecir una densidad de energía eólica.

5 Más en particular, en primer lugar, la presente invención se refiere a un método para predecir una densidad de energía eólica utilizando una técnica de análisis de regresión por etapas para proporcionar un modelo de regresión capaz de
10 estimar una densidad de energía eólica en cualquier punto usando una técnica de selección de variables por etapas para realizar un análisis mientras se añaden términos estadísticamente importantes o se eliminan términos estadísticamente insignificantes, como método para la selección de variables que se utilizarán en un análisis de
15 regresión múltiple utilizando una relación lineal entre las variables que pertenecen a un conjunto de datos. En segundo lugar, la presente invención se refiere a un método para predecir una densidad de energía eólica utilizando una técnica de análisis de componentes principales para proporcionar un modelo de análisis de regresión lineal capaz de estimar una relación lineal con una densidad de energía eólica, que es una variable de salida, clasificando variables de entrada en una pluralidad de variables de entrada de componentes principales configuradas de combinaciones lineales usando
20 una relación de varianza/covarianza y usando las variables de entrada de componentes principales clasificadas como nuevas variables de entrada entre las cuales no está presente la multicolinealidad. En tercer lugar, la presente invención se refiere a un método para predecir una densidad de energía eólica utilizando una técnica de análisis de redes neuronales para predecir una densidad de energía eólica en cualquier punto mediante modelado de una relación no lineal entre variables que tienen una estructura complicada a través de la técnica de análisis de redes neuronales que usa variables seleccionadas mediante un método de selección de variables por etapas como variables de entrada y usando los valores obtenidos transformando una densidad de energía eólica como variables de salida.

[Técnica antecedente]

25 El centro del desarrollo de energía eólica mundial se ha trasladado desde Europa al Océano Pacífico. Los Estados Unidos, China e India han desafiado las posiciones de los países de Europa avanzados en energía eólica tradicionales, y los últimos en llegar, tales como Inglaterra, y similares, han conseguido un resultado notable en energía eólica marina.

30 Estados Unidos ha seleccionado y analizado factores topográficos y meteorológicos como elementos principales para decidir una cantidad de recurso de energía eólica en tierra latente. El laboratorio nacional de energía renovable (NREL) ha proporcionado un índice de referencia para la validez de la generación de energía eólica dividiendo un grado de energía eólica basado en una densidad de energía eólica.

35 Dinamarca estudió las características de distribución espacial de una densidad de energía eólica utilizando un viento medido realmente y un viento numérico, es decir, un modelo de flujo de aire a escala microscópica y un modelo de flujo de aire a escala media correspondiente a una amplia región para diagnosticar de un modo preciso y evaluar una fuente de energía eólica y establecer un plan para la fuente de energía eólica. Entre ellas, se requiere en la presente invención revisar que los datos más básicos y comunes para calcular el viento medido realmente y el viento numérico son factores del terreno, tales como la elevación del terreno, la pendiente del terreno y la rugosidad del terreno, y similares. Se ha desvelado que los datos del terreno, tales como la latitud, la longitud, la línea de contorno, y similares, que representan una característica del terreno, tal como una montaña o un valle, y datos del terreno, tales como la rugosidad del terreno, y similares, que representan una característica del terreno, tal como una pradera, un bosque y una ciudad, se utilizan como datos de entrada principales.

40 Se considera que el uso común de los datos de terreno y superficie en el cálculo del viento numérico a escala microscópica o escala media asume que una fuente de energía eólica está altamente asociada con las características del terreno y la superficie. Por lo tanto, en la presente invención, se considera que factores relacionados con el terreno, tales como la elevación del terreno, la pendiente del terreno, la rugosidad del terreno, y similares, junto con factores relacionados con la meteorología, están incluidos en el análisis de datos basado en esta inferencia científica.

45 En Corea, puesto que en un área muy estrecha aparecen diversas y complicadas características de terreno, se ha realizado principalmente un estudio sobre la relación entre el terreno a escala local y una fuente de energía eólica. En particular, se ha realizado principalmente un estudio en las montañas Tae Baek de Gang Won Do en el que aparece un viento muy fuerte. Además, se ha realizado principalmente un estudio sobre una técnica para calcular una cantidad de energía que puede generarse en el momento de instalar un generador de energía eólica utilizando el viento medido realmente en lugar de un análisis sobre diversos factores del terreno.

55 Según un estudio de Kim Jung Hoon, et al. (2006), un viento fuerte que aparece en la región de Yeong Dong durante la primavera, que es principalmente un viento del oeste, está asociado principalmente con las montañas. Han Sun Ho, et al., (2007) analizaron la influencia de la asimetría de un terreno de las montañas Tae Baek sobre un campo de viento en conexión con el terreno de las montañas Tae Baek que tiene una ligera pendiente hacia el oeste y tiene una pronunciada pendiente hacia el este mediante una simulación numérica.

Como resultado, se ha descubierto que la energía eólica de fuerza máxima apareció aproximadamente con dos horas de antelación en un terreno montañoso asimétrico que en un terreno montañoso simétrico bilateral y la energía eólica fuerte continuó durante aproximadamente cuatro horas en un lugar aproximadamente 0,5 km más abajo verticalmente.

5 Además, en el caso de una velocidad del viento en el suelo, la velocidad del viento de un terreno, en el que una pendiente de una superficie inclinada de una montaña a favor del viento está empinada asimétricamente, aumenta hasta cualquier región, pero disminuye después de la región.

Este estudio puede considerarse como el caso que muestra que diversos factores del terreno tienen influencia sobre la fuente de energía eólica tomando en consideración la asimetría del terreno así como la pendiente.

10 Chung Woo Sik, et al., (2009) han explicado que hay presentes diez regiones de sistemas de viento o más en Corea del Sur mediante la clasificación de regiones que tienen las mismas características meteorológicas en un sistema de viento utilizando un viento numérico y factores importantes para dividir estas regiones de sistema de viento que son características del terreno.

15 Al mismo tiempo, existe un estudio de Kim Hyon Goo (2011) que hace un mapa de fuentes de energía eólica de la península de Corea mediante el cálculo de un viento numérico usando un modelo de flujo de aire a escala media en el que se consideran en orden diversos factores meteorológicos y del terreno para calcular una cantidad de fuente de energía eólica latente en la península de Corea y seleccionar un lugar adecuado para construir una granja de generación de energía eólica.

20 M.Bilgili y B.Sahin describen un estudio en el que se modela una velocidad del viento mediante regresión lineal, regresión no lineal y métodos de redes neuronales artificiales. Sus hallazgos se publicaron como "Comparative analysis of regression and artificial neural network models for wind speed prediction" en Meteorol Atmos Phys (2010) 109: pp.61-72.

25 En el futuro, para ocupar una posición de liderazgo en la competición de generación de energía eólica entre naciones, que será feroz, cada nación habrá confeccionado competentemente un mapa de fuente de energía eólica y habrá utilizado el mapa de fuente de energía eólica como datos principales para elaborar una estrategia nacional de generación de energía eólica y una política de ejecución.

Por tanto, de acuerdo con un trabajo de precisión del mapa de fuente de energía eólica, un estudio sobre la extracción de las variables principales que tienen influencia sobre una densidad de energía eólica entre la meteorología, la superficie y las características del terreno de una región de suelo para asegurar un modelo estadístico corresponde a un estudio básico del campo de la energía eólica para aumentar la comprensión de la fuente de energía eólica.

30 La patente coreana N.º 10-1020638 (en lo sucesivo en el presente documento, denominada Documento de la Técnica Relacionada 1) titulada "Method of Calculating Future Energy Consumption" ha desvelado un contenido técnico para un método de cálculo de un consumo futuro de energía, y la patente coreana abierta a inspección pública N.º 2005-0063616 (en lo sucesivo en el presente documento, denominada Documento de la Técnica Relacionada 2) titulada "Wind Resource Mapping Method" ha desvelado un contenido técnico para un método de mapeo de fuentes de viento
35 utilizando un viento numérico.

40 Sin embargo, puesto que la técnica relacionada en la que se calcula la densidad de energía eólica calculando el viento numérico utilizando el modelo de flujo de aire a escala microscópica o el modelo de flujo de aire a escala media, tal como en Dinamarca, el Documento de la Técnica Relacionada 2, y similares, requiere una vasta cantidad de recursos informáticos y tiempo de cálculo para analizar una ecuación gobernada de un flujo de aire en un esquema de análisis numérico, se requiere un vasto coste para predecir una densidad de energía eólica en cualquier región.

[Documento de la Técnica Relacionada]

[Documento de patente]

Patente coreana N.º 10-1020638

Publicación de patente coreana abierta a inspección pública N.º 2005-0063616

45 [Divulgación]

[Problema técnico]

50 Un objeto de la presente invención es proporcionar un método para predecir una densidad de energía eólica capaz de predecir una densidad de energía eólica en cualquier región para proporcionar una metodología estadística geográfica sobre una densidad de energía eólica utilizando un análisis estadístico de un técnica de análisis de regresión por etapas de variables de entrada, que son elementos geográficos, proporcionar una metodología estadística geográfica sobre una densidad de energía eólica, que es una variable de salida, realizando una técnica de análisis de componentes principales en las variables de entrada, que son elementos geográficos, para clasificar las variables de entrada en una pluralidad de variables de entrada de componentes principales y analizar por regresión las variables

de entrada de componentes principales y las variables ficticias clasificadas, o proporcionar una metodología estadística geográfica sobre una densidad de energía eólica a través de una técnica de análisis de redes neuronales usando un método de selección de variables por etapas.

[Solución técnica]

5 En un aspecto general, se define un método para predecir una densidad de energía eólica usando una técnica de análisis de regresión por etapas, como en la reivindicación 1.

Las rugosidades del terreno (r1 a r6) pueden indicar los tipos de terreno dependiendo de la utilización del suelo, los aspectos (a1 a a7) pueden indicar las direcciones de las superficies inclinadas, la elevación (MDE) puede indicar un valor de elevación de una red dividida de un terreno y que tiene un tamaño predeterminado, la diferencia de elevación
 10 relativa puede indicar un valor de comparación entre una elevación de una región objetivo y las elevaciones de regiones circundantes, la elevación media puede indicar una media de elevaciones de la región objetivo, la elevación máxima puede indicar un valor máximo de las elevaciones de la región objetivo, la elevación mínima puede indicar un valor mínimo de las elevaciones de la región objetivo, el relieve relativo puede indicar una diferencia entre la elevación máxima y la elevación mínima, la apertura del terreno puede indicar un valor obtenido midiendo cuánto no está topológicamente cerrada la región objetivo cuando la región objetivo y las regiones circundantes se comparan entre sí, la amplia apertura del terreno de la región puede indicar un valor obtenido midiendo cuánto no está topológicamente
 15 cerrada la región objetivo cuando la región objetivo se compara con regiones circundantes más amplias que la apertura del terreno, la pendiente puede indicar la superficie de descenso más rápido de la región objetivo, la pendiente relativa puede indicar una diferencia entre una primera pendiente media de la región objetivo y los alrededores y una segunda pendiente media de las regiones circundantes más amplia que la primera pendiente media, la distancia desde la costa puede indicar distancias lineales desde cada uno del Mar del Este, el Mar del Oeste y el Mar del Sur de Corea hasta la región objetivo, y los datos de meteorología de reinterpretación pueden corresponder a datos de observación meteorológica global y datos de análisis numéricos reprocesados a una resolución espacial de varias decenas de
 20 kilómetros o más y distribuidos gratuitamente para un pronóstico del tiempo, y puede ser uno cualquiera seleccionado entre NCEP/NCAR (Centro Nacional de Predicción Ambiental-Centro Nacional de Investigación Atmosférica), MERRA (Análisis Retrospectivo de la Era Moderna de la NASA para Investigación y Aplicaciones), ECMWF (Centro Europeo para Pronósticos Meteorológicos a Medio Plazo) de Europa y JRA-25 (El Re Análisis Japonés de 25 años) de Japón.

La etapa de análisis de regresión por etapas (S2) puede incluir: una etapa de transformación de variables (S21) para
 30 realizar una o más transformaciones de variable de la variable de salida y las variables de entrada introducidas en la etapa de introducción de variables (S1) y realizar la estandarización de variables para resolver una diferencia de unidades entre la variable de salida y las variables de entrada; una etapa de decisión de normalidad (S22) para decidir la normalidad de cada una de las variables de salida y las variables de entrada transformadas en la etapa de transformación de variables (S21); una etapa de introducción de variables de salida (S23) para introducir una cualquiera seleccionada entre las variables de salida introducidas en la etapa de introducción de variables (S1) y la
 35 variable de salida transformada que se ha decidido que tiene la normalidad en la etapa de decisión de normalidad (S22); una etapa de introducción de variables de entrada (S24) para introducir variables de entrada obtenidas transformando variables de entrada usando variables nominales en variables ficticias en la etapa de transformación de variables (S21) e introducir una cualquiera seleccionada entre las variables de entrada de los mismos componentes de variables de entrada que no son las variables nominales introducidas en la etapa de introducción de variables (S1)
 40 y las variables de entrada transformadas que se ha decidido que tienen la normalidad en la etapa de decisión de normalidad (S22) por cada variable de entrada introducida en la etapa de introducción de variables (S1); una etapa de realización de múltiples análisis de regresión por etapas (S25) para recibir la variable de salida introducida en la etapa de introducción de variables de salida (S23) y las variables de entrada introducidas en la etapa de introducción de variables de entrada (S24), respectivamente, y realizar el método de análisis de regresión por el método de selección
 45 de variables por etapas una o más veces; y una etapa de selección de datos óptimos de análisis de regresión por etapas (S26) para seleccionar un resultado de análisis de regresión por el método de selección de variables por etapas que tengan el mayor valor de coeficiente de determinación (R^2) entre los valores resultantes de cada uno de los análisis de regresión por etapas obtenidos realizando la etapa de realización de múltiples análisis de regresión por etapas (S25).

50 La transformación de variables de la etapa de transformación de variables (S21) puede ser una cualquiera seleccionada entre una variable original, una transformación logarítmica y una transformación de raíz cuadrada.

La ecuación de regresión múltiple que predice una densidad de energía eólica en tierra de un terreno de Corea del Sur puede ser

$$\begin{aligned} \log(\text{densidad de energía eólica}) = & 3,79969 + (0,05551 \\ & \times \sqrt{\text{datos meteorológicos de reinterpretación}}) + (0,04374 \times \\ & \sqrt{\text{elevación}}) + (-0,00260 \times \sqrt{\text{distancia desde la costa}}) + \\ & (-0,01867 \times \sqrt{\text{elevación mínima}}) + (0,09367 \times \\ & \sqrt{\text{pendiente}}) + (0,00446 \times \text{apertura del terreno de región amplia}) + \\ & (0,02753 \times \sqrt{\text{elevación media}}) + (-0,00569 \times \text{apertura} \\ & \text{del terreno}) + (0,00075229 \times \text{elevación relativa}) + (-0,02608 \times \\ & \text{pendiente relativa}) + (0,01661 \times \sqrt{\text{relieve relativo}}) + (- \\ & 0,02137 \times \sqrt{\text{elevación máxima}}) + (0,24603 \times r1) + \\ & (0,12644 \times r2) + (0,10458 \times r3) + (0,12340 \times r4) + (0,15980 \\ & \times r5) + (0,00345 \times r6) + (0,05231 \times a1) + (0,08932 \times a2) + \\ & (0,05164 \times a3) + (-0,00168 \times a4) + (-0,03096 \times a5) + (- \\ & 0,06323 \times a6) + (-0,04673 \times a7), \end{aligned}$$

donde r1 a r6 son variables ficticias de las rugosidades del terreno y a1 a a7 son variables ficticias de los aspectos.

Un valor del coeficiente de determinación (R^2) de la ecuación de regresión múltiple que predice la densidad de energía eólica en tierra del terreno de Corea del Sur puede ser 0,6267.

- 5 En otro aspecto general, se define un método para predecir una densidad de energía eólica usando una técnica de análisis de componentes principales, como en la reivindicación 5.

10 Las rugosidades del terreno (r1 a r6) pueden indicar los tipos de terreno dependiendo de la utilización del suelo, los aspectos (a1 a a7) pueden indicar las direcciones de las superficies inclinadas, la elevación (MDE) puede indicar un valor de elevación de una red dividida de un terreno y que tiene un tamaño predeterminado, la diferencia de elevación
 15 relativa puede indicar un valor de comparación entre una elevación de una región objetivo y las elevaciones de regiones circundantes, la elevación media puede indicar una media de elevaciones de la región objetivo, la elevación máxima puede indicar un valor máximo de las elevaciones de la región objetivo, la elevación mínima puede indicar un valor mínimo de las elevaciones de la región objetivo, el relieve relativo puede indicar una diferencia entre la elevación
 20 máxima y la elevación mínima, la apertura del terreno puede indicar un valor obtenido midiendo cuánto no está topológicamente cerrada la región objetivo cuando la región objetivo y las regiones circundantes se comparan entre sí, la amplia apertura del terreno de la región puede indicar un valor obtenido midiendo cuánto no está topológicamente
 25 cerrada la región objetivo cuando la región objetivo se compara con regiones circundantes más amplias que la apertura del terreno, la pendiente puede indicar la superficie de descenso más rápido de la región objetivo, la pendiente relativa puede indicar una diferencia entre una primera pendiente media de la región objetivo y los alrededores y una segunda
 30 pendiente media de las regiones circundantes más amplia que la primera pendiente media, la distancia desde la costa puede indicar distancias lineales desde cada uno del Mar del Este, el Mar del Oeste y el Mar del Sur de Corea hasta la región objetivo, y los datos de meteorología de reinterpretación pueden corresponder a datos de observación meteorológica global y datos de análisis numéricos reprocesados a una resolución espacial de varias decenas de kilómetros o más y distribuidos gratuitamente para un pronóstico del tiempo, y puede ser uno cualquiera seleccionado entre NCEP/NCAR (Centro Nacional de Predicción Ambiental-Centro Nacional de Investigación Atmosférica), MERRA (Análisis Retrospectivo de la Era Moderna de la NASA para Investigación y Aplicaciones), ECMWF (Centro Europeo para Pronósticos Meteorológicos a Medio Plazo) de Europa y JRA-25 (El Re Análisis Japonés de 25 años) de Japón.

30 La etapa de análisis de regresión (S30) puede incluir: una etapa de selección de variables (S31) para seleccionar uno o más componentes principales de los cuales el valor propio es un primer valor predeterminado preintroducido o más, o el valor acumulado es menor que un segundo valor predeterminado preintroducido entre la pluralidad de componentes principales analizados en la etapa de análisis de componentes principales (S20); una etapa de transformación de variables (S32) para realizar transformaciones de variable en las variables de salida introducidas en la etapa de introducción de variables (S10); una etapa de decisión de normalidad (S33) para decidir la normalidad

de la variable de salida transformada en la etapa de transformación de variables (S32); una etapa de introducción de variables de salida (S34) para introducir una cualquiera seleccionada entre las variables de salida introducidas en la etapa de introducción de variables (S10) y la variable de salida estandarizada que se ha decidido que tiene la normalidad en la etapa de decisión de normalidad (S33); una etapa de introducción de variables de entrada (S35) para introducir una o más seleccionadas entre las variables de entrada que configuran los componentes principales seleccionados en la etapa de selección de variables (S31); y una etapa de realización de múltiples análisis de regresión (S36) para recibir las variables de salida introducidas en la etapa de introducción de variables de salida (S34), las variables de entrada introducidas en la etapa de introducción de variables de entrada (S35) y las variables ficticias introducidas en la etapa de introducción de variables (S10), respectivamente, y realizar el análisis de regresión por el método de selección de variables por etapas una o más veces.

La transformación de variables de la etapa de transformación de variables (S32) puede ser una cualquiera seleccionada entre una transformación logarítmica y una transformación de raíz cuadrada.

La ecuación de regresión múltiple de componentes principales que predice una densidad de energía eólica en tierra de un terreno de Corea del Sur puede ser $\log(\text{densidad de energía eólica}) = 4,87579 + (0,11583 \times \text{primera variable de entrada de componentes principales}) + (0,06275 \times \text{segunda variable de entrada de componentes principales}) + (0,13119 \times \text{tercera variable de entrada de componentes principales}) + (-0,17187 \times \text{cuarta variable de entrada de componentes principales}) + (0,40142 \times r1) + (0,24001 \times r2) + (0,20801 \times r3) + (0,25655 \times r4) + (0,26863 \times r5) + (0,08658 \times r6) + (-0,11419 \times a1) + (-0,05256 \times a2) + (-0,06328 \times a3) + (-0,09685 \times a4) + (-0,10314 \times a5) + (-0,11079 \times a6) + (-0,06658 \times a7)$, donde r1 a r6 son variables ficticias de las rugosidades del terreno y a1 a a7 son variables ficticias de los aspectos.

Un valor del coeficiente de determinación (R2) de la ecuación de regresión de componentes principales que predice la densidad de energía eólica en tierra del terreno de Corea del Sur puede ser 0,5838.

En otro aspecto general más, se define un método para predecir una densidad de energía eólica usando una técnica de análisis de redes neuronales, como en la reivindicación 9.

Las rugosidades del terreno (r1 a r6) de la etapa de introducción de variables (S100) pueden indicar los tipos de terrenos dependiendo de la utilización del suelo, los aspectos (a1 a a7) pueden indicar direcciones de superficies inclinadas, y las rugosidades del terreno y los aspectos pueden transformarse en variables ficticias.

La etapa de análisis de redes neuronales (S200) puede incluir una primera etapa de análisis (S210) para realizar el análisis de redes neuronales usando la variable de salida transformada logarítmicamente y la variable de entrada usando el método de selección de variables por etapas.

La etapa de análisis de redes neuronales (S200) puede incluir una segunda etapa de análisis (S220) para realizar el análisis de redes neuronales usando la variable de salida en forma de un dato original y la variable de entrada usando el método de selección de variables por etapas.

La etapa de análisis de redes neuronales (S200) puede incluir una tercera etapa de análisis (S230) para realizar el análisis de redes neuronales usando la variable de salida transformada por raíz cuadrada y la variable de entrada usando el método de selección de variables por etapas.

La etapa de análisis de redes neuronales (S200) puede incluir una cuarta etapa de análisis (S240) para realizar el análisis de redes neuronales usando la variable de salida transformada logarítmicamente y la variable de entrada usando el método de selección de variables por etapas, y la elevación, la pendiente, la distancia desde la costa, la elevación máxima, la elevación media, la elevación mínima, el relieve relativo y los datos de meteorología de reinterpretación pueden transformarse por raíz cuadrada.

La etapa de análisis de redes neuronales (S200) puede incluir una quinta etapa de análisis (S250) para realizar el análisis de redes neuronales usando la variable de salida transformada por raíz cuadrada y la variable de entrada usando el método de selección de variables por etapas, y la elevación, la pendiente, la distancia desde la costa, la elevación máxima, la elevación media, la elevación mínima, el relieve relativo y los datos de meteorología de reinterpretación pueden transformarse por raíz cuadrada.

[Efectos ventajosos]

En el método para predecir una densidad de energía eólica de acuerdo con la presente invención que tiene la configuración mencionada anteriormente, es posible desarrollar un modelo estadístico geográfico sobre un análisis de densidad en tierra usando los datos de meteorología de reinterpretación, diversos datos del terreno, y similares, para preparar una base científica para calcular una cantidad de fuente de energía eólica en tierra latente y hacer una estrategia de localización de una granja de generación de energía eólica en el futuro.

Además, un modelo estadístico de densidad de energía eólica puede requerir menos coste y proporcionar un resultado de cálculo instantáneo, en comparación con la técnica relacionada que requiere un vasto coste y tiempo para predecir una densidad de energía eólica en cualquier punto (selección).

[Descripción de los dibujos]

- 5 La FIG. 1 es un diagrama de flujo que muestra un método para predecir una densidad de energía eólica usando una técnica de análisis de regresión por etapas de acuerdo con una primera realización ejemplar de la presente invención.
- La FIG. 2 es un diagrama de flujo que muestra un método para predecir una densidad de energía eólica usando una técnica de análisis de componentes principales de acuerdo con una segunda realización ejemplar de la presente invención.
- 10 La FIG. 3 es un diagrama de flujo que muestra en detalle el método para predecir una densidad de energía eólica usando una técnica de análisis de componentes principales de acuerdo con una segunda realización ejemplar de la presente invención.
- La FIG. 4 es un diagrama de flujo que muestra un método para predecir una densidad de energía eólica usando una técnica de análisis de redes neuronales de acuerdo con una tercera realización ejemplar de la presente invención.
- 15 La FIG. 5 es una vista que muestra esquemáticamente una estructura de una red neuronal de perceptrón multicapa (PMC) en el método para predecir una densidad de energía eólica usando una técnica de análisis de redes neuronales de acuerdo con una tercera realización ejemplar de la presente invención.

[Mejor Modo]

- 20 En lo sucesivo en el presente documento, se describirá en detalle un método para predecir una densidad de energía eólica de acuerdo con realizaciones ejemplares de la presente invención con referencia a los dibujos adjuntos. Los dibujos que van a proporcionarse más adelante se proporcionan a modo de ejemplo para que la idea de la presente invención pueda transmitirse suficientemente a los expertos en la materia a la que pertenece la presente invención. Por lo tanto, la presente invención no se limita a los dibujos adjuntos que van a proporcionarse más adelante, sino que puede implementarse de otras formas. Además, los números de referencia similares denotan elementos similares a lo largo de la memoria descriptiva.
- 25 Los términos técnicos y los términos científicos usados en la presente memoria descriptiva tienen el significado general entendido por los expertos en la materia a la que pertenece la presente invención a menos que se defina lo contrario, y en la siguiente descripción y los dibujos adjuntos se omitirá una descripción para la función y configuración conocidas que oscurezcan la esencia de la presente invención.
- (Primera realización ejemplar)
- 30 La FIG. 1 es un diagrama de flujo que muestra un método para predecir una densidad de energía eólica de acuerdo con una primera realización ejemplar de la presente invención. En lo sucesivo en el presente documento, se describirá en detalle el método para predecir una densidad de energía eólica usando una técnica de análisis de regresión por etapas de acuerdo con una primera realización ejemplar de la presente invención con referencia a la FIG. 1.
- 35 Generalmente, un análisis de regresión significa una técnica estadística para determinar una correlación entre dos o más variables, es decir, una correlación entre un valor de cualquier variable específica (variable de salida) y una o más de otras variables (variables de entrada) para explicar y predecir una variable de salida.
- Por lo tanto, el análisis de regresión puede considerarse como un concepto sintético de asociación de la correlación y causalidad de un modelo de causalidad, y tiene una habilidad de análisis muy fuerte para analizar una relación, es decir, una relevancia, entre una variable de salida cuantitativa y una o más variables de entrada. Además, el análisis de regresión puede tener una excelente adaptabilidad, y una forma general del análisis de regresión puede representarse mediante una relación de función de una ecuación lineal.
- 40 El análisis de regresión puede dividirse en un análisis de regresión simple y un análisis de regresión múltiple. El análisis de regresión simple significa que una variable de salida se explica y predice usando una variable de entrada, y análisis de regresión múltiple significa que la variable de salida se explica y predice usando una relación entre varias variables de entrada y la variable de salida.
- 45 El método para predecir una densidad de energía eólica usando una técnica de análisis de regresión por etapas de acuerdo con una primera realización ejemplar de la presente invención puede incluir una etapa de introducción de variables (S1), una etapa de análisis de regresión por etapas (S2) y una etapa de estimación de una ecuación de regresión múltiple (S3).
- 50 Además, el método para predecir una densidad de energía eólica usando una técnica de análisis de regresión por etapas de acuerdo con una primera realización ejemplar de la presente invención puede configurarse en forma de un programa que se ejecuta por un medio ejecución de procesamiento que incluye un ordenador.
- 55 En la etapa de introducción de variables (S1), se introducen una densidad de energía eólica, que es una variable de salida, y una o más variables de entrada seleccionadas entre rugosidades del terreno, una elevación, una diferencia de elevación relativa, una apertura del terreno, una apertura del terreno de región amplia, aspectos, una pendiente, una pendiente relativa, una elevación media, una elevación máxima, una elevación mínima, un relieve relativo, una

distancia desde la costa y datos de meteorología de reinterpretación.

En la etapa de análisis de regresión por etapas (S2), se reciben la variable de salida y las variables de entrada introducidas en la etapa de introducción de variables (S1), y se realiza un método de análisis de regresión por etapas.

5 El análisis de regresión indica que los datos se analizan usando un modelo capaz de explicar o predecir un valor de otra variable usando una variable. Aquí, una variable explicativa se llama variable de entrada o variable de explicación, y una variable explicada o predicha se llama variable de salida o variable de respuesta. El caso en el que el número de variables de entrada explicativas es uno se llama análisis de regresión simple, y el caso en el que el número de variables de entrada explicativas es dos se llama análisis de regresión múltiple.

10 En la etapa de estimación de una ecuación de regresión múltiple (S3), se estima una ecuación de regresión múltiple que tiene el mayor valor de coeficiente de determinación (R^2) usando los coeficientes de regresión calculados en la etapa de análisis de regresión por etapas (S2).

15 En el método para predecir una densidad de energía eólica usando una técnica de análisis de regresión por etapas de acuerdo con una primera realización ejemplar de la presente invención, es importante seleccionar las variables de entrada más efectivas con el propósito de desarrollar un modelo estadístico geográfico para predecir una densidad de energía eólica en tierra usando los datos de meteorología de reinterpretación, datos del terreno, y similares, para preparar una base científica para calcular una cantidad de fuente de energía eólica en tierra latente y hacer una estrategia de localización de una granja generación de energía eólica en el futuro.

Se describirán las variables respectivas de la etapa de introducción de variables (S1).

20 Un mapa nacional del viento que tiene una resolución espacial de 1 km×1 km, construido por el Instituto Coreano de Investigación de la Energía, puede usarse como datos numéricos de viento de la densidad de energía eólica, y la densidad de energía eólica puede usarse como la variable de salida. Además, el significado de que la densidad de energía eólica sea alta es que la energía eólica es alta, y puede usarse W/m² como unidad de la densidad de energía eólica.

25 El aspecto transformado en una variable ficticia, que es una dirección de una superficie inclinada, se define como una dirección en la que un pendiente es mayor en un punto específico. Generalmente, el aspecto se usa para determinar características que dependen de una dirección principal de un terreno. Una variable de aspecto tiene datos de 0 a 360 grados. Para mantener la consistencia de los datos, 360 grados se transforman en 0 grados, y el valor de un número negativo se transforma en un número positivo. Para facilitar el análisis, la variable de aspecto se clasifica en ocho categorías, que corresponden a la de norte a noreste (de 0 grados o más a menos de 45 grados), la de noreste a este (de 45 grados o más a menos de 90 grados), la de este a sudeste (de 90 grados o más a menos de 135 grados), la de sudeste a sur (de 135 grados o más a menos de 180 grados), la de sur a sudoeste (de 180 grados o más a menos de 225 grados), la de sudoeste a oeste (de 225 grados o más a menos de 270 grados), la de oeste a noroeste (de 270 grados o más a menos de 315 grados) y la de noroeste a norte (de 315 grados o más a menos de 360 grados). Aquí, las ocho categorías pueden transformarse en siete variables ficticias (a1 a a7) y usarse.

35 Los aspectos transformados en las variables ficticias pueden confirmarse con referencia a la siguiente Tabla 1.

[Tabla 1]

Dirección del viento		a1	a2	a3	a4	a5	a6	a7
[0,45]	N~NE	1	0	0	0	0	0	0
[45,90]	NE~E	0	1	0	0	0	0	0
[90,135]	E~SE	0	0	1	0	0	0	0
[135,180]	SE~S	0	0	0	1	0	0	0
[180,225]	S~SO	0	0	0	0	1	0	0
[225,270]	SO~O	0	0	0	0	0	1	0
[270,315]	O~NO	0	0	0	0	0	0	1
[315,360]	NO~N	0	0	0	0	0	0	0

40 Además, como la rugosidad del terreno transformada en una variable ficticia, lo que significa un tipo de rugosidad de un terreno que depende de la utilización del suelo, puede usarse un mapa de clasificación de cobertura del suelo construido en el Ministerio de Medio Ambiente. La rugosidad del terreno puede clasificarse en una región de agua,

- 5 una tierra de labranza, campos y arrozales, un pasto, un huerto, un bosque, una región urbana, y similares, y las alturas de los elementos de rugosidad correspondientes pueden transformarse a metros y usarse dependiendo de la clasificación del terreno. En el caso de Corea, el terreno es complicado, y un bosque, una ciudad y una región agrícola están presentes de manera compositiva, por lo que un estado de cobertura es muy complicado. El estado de cobertura puede usarse como una variable de entrada para medir una correlación entre la rugosidad del terreno y la densidad de energía eólica, suponiendo que actuará como factor de aceleración o deceleración del flujo de viento. En caso de usar las siete categorías para facilitar un análisis de la rugosidad del terreno, las alturas de rugosidad correspondientes a cada categoría pueden corresponder a 0,0001 m, 0,05 m, 0,1 m, 0,15 m, 0,25 m, 0,5 m y 0,8 m. Aquí, las siete categorías pueden transformarse en seis variables ficticias (r1 a r6) y usarse.
- 10 Las rugosidades del terreno transformadas en las variables ficticias pueden confirmarse con referencia a la siguiente Tabla 2.

[Tabla 2]

Utilización del suelo	Altura de rugosidad del suelo	r1	r2	r3	r4	r5	r6
Región de agua	0,0001 m	1	0	0	0	0	0
Tierra de labranza	0,05 m	0	1	0	0	0	0
Campos y arrozales	0,1m	0	0	1	0	0	0
Pasto	0,15m	0	0	0	1	0	0
Huerto	0,2m	0	0	0	0	1	0
Bosque	0,5m	0	0	0	0	0	1
Región urbana	0,8m	0	0	0	0	0	0

- 15 Un modelo digital de elevación (MDE) correspondiente a una forma de datos digitales de la elevación, que es la variable de entrada, es decir, una elevación del terreno es un modelo en el que un terreno se divide en redes que tienen un tamaño predeterminado y se registran los valores de elevación, y las elevaciones de cada punto pueden medirse desde el nivel del mar. Una resolución espacial de la elevación puede elaborarse en 1 km×1 km, y puesto que se ha sabido en estudios nacionales y extranjeros que la elevación del terreno tiene una influencia significativa sobre la fuerza de un viento, de hecho, en Corea, muchas granjas de generación de energía eólica en tierra están situadas en regiones muy elevadas, tales como Daegwallyeong, Tae Beak, montaña Tae Gi, y similares.
- 20

La elevación media puede representarse por elevaciones promedio dentro de una red de 4×4, en caso de que esta se cree usando datos de elevación de 1 km, y

La elevación máxima puede representarse mediante un valor máximo entre las elevaciones dentro de la red de 4×4, en caso de que esta se cree usando los datos de elevación de 1 km.

- 25 Además, la elevación mínima puede representarse mediante un valor mínimo entre las elevaciones dentro de la red de 4×4, en caso de que esta se cree usando los datos de elevación de 1 km.

- 30 La diferencia de elevación relativa es comparar una elevación de una región objetivo y las elevaciones de las regiones circundantes entre sí para decidir si la región correspondiente es alta o baja, y puede desarrollarse para considerar la influencia de un aire turbulento y un aumento/disminución de la velocidad del viento que puedan generarse debidos a una diferencia entre la elevación de la región objetivo y las elevaciones de las regiones circundantes. En otras palabras, las diferentes elevaciones relativas pueden desarrollarse calculando diferencias entre un valor de elevación de una región específica y los valores de elevación de terrenos presentes en ocho direcciones de la región específica en base a la elevación. Proporcionando una descripción basada en datos espaciales del sistema de información geográfica (SIG), puede calcularse una diferencia entre un valor de elevación una celda específica y un valor medio de valores de elevación de ocho celdas adyacentes a la celda específica. En este caso, un número positivo (+) significa que una elevación de una región objetivo es mayor que la de la región circundante, y un número negativo (-) significa que la elevación de la región objetivo es menor que la de la región circundante.
- 35

- 40 El relieve relativo, que es uno de los índices que indican características de un terreno, indica una diferencia entre la elevación máxima y la elevación mínima. Por ejemplo, en el caso de una región montañosa y un terreno que tengan la misma altura sobre el nivel del mar, la región montañosa tiene un relieve relativo mayor que el del terreno. Es decir, una magnitud del relieve medida mediante una referencia predeterminada, es decir, el relieve relativo puede convertirse en un poderoso índice para clasificar el terreno, establecer una provincia geomórfica, identificar un grado de desarrollo del terreno, y similares.

La distancia desde la costa puede representarse calculando distancias lineales desde cada uno del Mar del Este, el Mar del Oeste y el Mar del Sur hasta una región central de la península de Corea.

La pendiente indica la superficie de más rápido descenso de una región objetivo. En los ejemplos del estudio coreano, Han Sun Ho, y similares, (2007) estudiaron un cambio de la fuerza del viento en una cadena montañosa con una pendiente asimétrica. De acuerdo con un resultado de este estudio, puede asumirse de una diferencia en la pendiente puede tener influencia sobre la fuerza de un viento. Proporcionando una descripción basándose en los datos espaciales del SIG, la pendiente puede calcularse como una tasa máxima de cambio de los valores de elevación de las celdas circundantes basados en la celda correspondiente. Es decir, una cantidad máxima de cambio de la elevación que depende de las distancias entre una celda correspondiente y ocho celdas adyacentes a la celda correspondiente se define como un grado de empinamiento de la celda.

La pendiente relativa indica una diferencia entre una primera pendiente media de una región objetivo y sus alrededores y una segunda pendiente media de regiones circundantes más amplia que la primera pendiente media, y puede desarrollarse teniendo en cuenta una pendiente de la región objetivo y las pendientes de las regiones circundantes que encierran la región objetivo. La razón es que puede decirse que un viento necesita interpretarse dentro de un cambio de un terreno de región amplia puesto que el viento fluye continuamente a lo largo de un terreno y no cambia rápidamente en el espacio. Proporcionando una descripción basándose en los datos espaciales del SIG, puede calcularse una diferencia entre una pendiente media de una celda correspondiente y ocho células adyacentes a la célula correspondiente y una pendiente media de veinticuatro celdas circundantes que son las que encierran a la celda correspondiente para desarrollar los datos de pendiente relativa.

La apertura del terreno, que indica cuánto no está cerrada topológicamente la región objetivo cuando la región objetivo y las regiones circundantes se comparan entre sí, está asociada con una disminución en la fuerza de un viento debido a la colisión entre el viento y un terreno. En el caso de Estados Unidos, los datos de apertura del terreno se han desarrollado teniendo en cuenta el caso en el que las fuerzas del viento son diferentes entre sí, dependiendo de con cuánta facilidad pasa el viento a través del terreno de la región objetivo así como la elevación. Por ejemplo, en el caso en que el terreno está dividido en celdas que tienen una forma de red, la apertura del terreno puede representarse como $((\text{celda central} + \text{ocho celdas circundantes}) / 9) - ((\text{celda central} + \text{veinticuatro celdas circundantes}) / 25)$.

Además, la apertura del terreno puede basarse en los datos de elevación desarrollados y representarse calculando una diferencia en un valor de elevación entre una celda específica y las celdas circundantes. En otras palabras, puede decidirse que según el valor se hace más alto, la región objetivo tiene una elevación mayor que la de las regiones circundantes, por lo que la apertura del terreno es alta, y según el valor se hace más bajo, la región objetivo tiene una elevación menor que la de las regiones circundantes, por lo que la apertura del terreno es baja.

La apertura del terreno de región amplia indica cuánto no está topológicamente cerrada la región objetivo cuando la región objetivo se compara con regiones circundantes más amplias que la apertura del terreno. En otras palabras, la apertura del terreno de región amplia puede asociarse con una disminución de la fuerza de un viento debida a la colisión entre el viento y un terreno midiendo cuánto no está topológicamente cerrada la región objetivo cuando se compara la región objetivo con las regiones circundantes más amplias que la apertura del terreno. En caso de asumir que una resolución espacial de los datos de elevación utilizados es 1 km, puede calcularse numéricamente una característica del terreno en una región más amplia en 1 km que la región de la apertura del terreno. Por ejemplo, en caso de que el terreno esté dividido en celdas que tienen forma de red, la apertura del terreno de región amplia puede calcularse como $((\text{celda central} + \text{ocho celdas circundantes}) / 9) - ((\text{celda central} + \text{cuarenta y ocho celdas circundantes}) / 49)$. En otras palabras, puede decidirse que según el valor se hace más alto, la región objetivo tiene una elevación mayor que la de las regiones circundantes, por lo que la apertura del terreno de región amplia es alta, y según el valor se hace más bajo, la región objetivo tiene una elevación menor que la de las regiones circundantes, por lo que la apertura del terreno de región amplia es baja.

Los datos de meteorología de reinterpretación corresponden a datos de observación meteorológica global y datos de análisis numéricos reprocesados a una resolución espacial de varias decenas de kilómetros o más y distribuidos gratuitamente para un pronóstico del tiempo, y puede ser uno cualquiera seleccionado entre NCEP/NCAR (Centro Nacional de Predicción Ambiental-Centro Nacional de Investigación Atmosférica), MERRA (Análisis Retrospectivo de la Era Moderna de la NASA para Investigación y Aplicaciones), ECMWF (Centro Europeo para Pronósticos Meteorológicos a Medio Plazo) de Europa y JRA-25 (El Re Análisis Japonés de 25 años) de Japón. Además, los datos de meteorología de reinterpretación son una densidad de energía eólica calculada sobre una superficie de presión estándar de capa superficial, excepto por una influencia del terreno, tienen una unidad de W/m^2 , y se utilizan principalmente como datos de entrada de un modelo de flujo de aire a escala media que analiza numéricamente una ecuación física para el pronóstico del tiempo. Sin embargo, puesto que los datos de meteorología de reinterpretación tienen una resolución espacial muy amplia de varias decenas de kilómetros o más y excluyen la influencia del terreno, no es adecuado calcular una densidad de energía eólica en un punto de selección usando únicamente los datos de meteorología de reinterpretación.

La etapa de análisis de regresión por etapas (S2) puede incluir una etapa de transformación de variables (S21), una etapa de decisión de normalidad (S22), una etapa de introducción de variables de salida (S23), una etapa de introducción de variables de entrada (S24), una etapa de realización de múltiples análisis de regresión por etapas

(S25) y una etapa de selección de datos óptimos de análisis de regresión por etapas (S26).

5 En la etapa de transformación de variables (S21), las variables de entrada que usan variables nominales entre la variable de salida y las variables de entrada introducidas en la etapa de introducción de variables (S1) se transforman en variables ficticias, se realiza una o más de las transformaciones de variable de cada una de la variable de salida y la variable de entrada para asegurar la normalidad de la variable de salida y las variables de entrada, y se realiza una estandarización de variables para resolver una diferencia de unidades entre la variable de salida y las variables de entrada.

10 Puesto que el análisis de regresión se crea asumiendo una distribución normal, es necesario realizar un proceso de normalización a través de un proceso de transformación de datos para analizar los datos que tienen una característica de anomalía. A través de este proceso, puede permitirse que una distribución de datos que tienen la anomalía sea una distribución normal.

15 Por ejemplo, para la adecuación de un modelo de análisis de regresión, pueden realizarse una transformación logarítmica y una transformación de raíz cuadrada con respecto a la densidad de energía eólica, que es la variable de salida, y puede realizarse una transformación de raíz cuadrada con respecto a la elevación del terreno, la pendiente, la distancia desde la costa, la elevación máxima, la elevación media, la elevación mínima, el relieve relativo y NCAR/NCEP. La rugosidad del terreno de la región de agua, la tierra de labranza, los campos y arrozales, el pasto, el huerto, el bosque, la región urbana, o similares, y la dirección principal, tal como NE_E, E_SE, N_NE, S_SO, o similares, son variables discontinuas. Por lo tanto, en el caso en que estos valores de variables se estandarizan, puesto que hay una dificultad en el análisis estadístico, las rugosidades del terreno y los aspectos pueden transformarse en las variables ficticias y después analizarse. La variable ficticia es una variable que se hace 1 en caso de que se satisfaga cualquier condición y se hace 0 en otros casos.

En la etapa de decisión de normalidad (S22), se decide la normalidad de cada una de la variable de salida y las variables de entrada transformadas en la etapa de transformación de variables (S21).

25 En la etapa de introducción de variables de salida (S23), se introduce una cualquiera seleccionada entre las variables de salida introducidas en la etapa de introducción de variables (S10) y la variable de salida transformada que se ha decidido que tiene la normalidad en la etapa de decisión de normalidad (S22).

30 En la etapa de introducción de variables de entrada (S24), se introducen variables de entrada obtenidas transformando las variables de entrada usando las variables nominales en las variables ficticias en la etapa de transformación de variables (S21), y se introduce una cualquiera seleccionada entre las variables de entrada de los mismos componentes de variables de entrada que no son las variables nominales introducidas en la etapa de introducción de variables (S10) y las variables de entrada transformadas que se ha decidido que tienen la normalidad en la etapa de decisión de normalidad (S22) por cada introducción de variable de entrada en la etapa de introducción de variables (S10).

35 En la etapa de realización de múltiples análisis de regresión por etapas (S25), se reciben las variables de salida introducidas en la etapa de introducción de variables de salida (S23) y las variables de entrada introducidas en la etapa de introducción de variables de entrada (S24), respectivamente, y se realiza una o más veces un método de análisis de regresión por etapas.

40 Aquí, el análisis de regresión significa un método estadístico para reconocer cómo se explica y predice la variable de salida por otras diversas variables de entrada. Generalmente, el número de variables de entrada que pueden tener influencia sobre la variable de salida o pueden ser una causa de la variable de salida es muy largo. Cuando se crea un modelo de predicción usando todas las variables candidatas posibles como variables de entrada, se necesitan muchos esfuerzos y costes para recoger y administrar los datos, y aparece un problema tal como la multicolinealidad, por lo que se hacen muy grandes la varianza de algunas de las estimaciones de coeficientes de regresión y la varianza de un valor de predicción. Por lo tanto, incluso aunque se usen muchas variables de entrada, este modelo es poco fiable.

45 Por lo tanto, un modelo de regresión que incluya únicamente las variables requeridas puede ser un modelo de regresión más preferible que un modelo completo que incluya variables innecesarias, y un ejemplo de un método de selección de estas variables incluye un método de selección de variables hacia adelante, un método de eliminación de variables hacia atrás y un método de selección de variables por etapas.

50 El método de selección de variables hacia adelante es un método de selección de las variables de entrada mientras se añaden una a una las variables de entrada dependiendo de una secuencia de altos niveles de contribución de cada variable con respecto a la variable de salida. Este método tiene la ventaja de que el tiempo de cálculo es rápido, pero tiene la desventaja de que nunca se eliminan las variables una vez seleccionadas.

55 El método de eliminación de variables hacia atrás es un método que parte del modelo completo que incluye todas las variables y que elimina una a una las variables de entrada que tienen bajos niveles de contribución con respecto a la variable de salida. Este método puede ser comparativamente un método seguro puesto que la posibilidad de que se excluyan variables importantes es baja, pero tiene la desventaja de que una vez excluidas las variables no pueden seleccionarse de nuevo.

5 El método de selección de variables por etapas es un método en el que se combinan entre sí el método de selección de variables hacia adelante y el método de eliminación de variables hacia atrás y es un método para descubrir las variables de entrada importantes mientras se repiten la selección y eliminación en cada etapa. En este método, puede revisarse en cada etapa si pueden eliminarse o no las variables que ya se han seleccionado, a la vez que se seleccionan adicionalmente una por una variables importantes.

Generalmente, se usa principalmente el método de selección de variables por etapas y, en particular, tiene la ventaja de que se resuelve el problema de la multicolinealidad.

10 Es decir, las variables importantes se seleccionan adicionalmente una por una, y se revisa en cada etapa si pueden eliminarse o no las variables que ya se han incluido en un modelo. Por lo tanto, en la selección de variables por etapas, puede cambiarse un resultado dependiendo de la referencia de entrada y eliminación. Por ejemplo, una referencia preestablecida del método de selección de variables por etapas puede ser que se introduzca un valor $p \leq 0,10$ y se elimine un valor $p \geq 0,15$.

15 El análisis de regresión por etapas se realiza usando las variables de entrada específicas seleccionadas y la variable de salida, y se calculan estimaciones, errores estándar, valores t y probabilidad de significancia para cada coeficiente de regresión, que son valores resultantes del análisis de regresión por etapas. Se sugieren las estimaciones, los errores estándar, los valores t, la probabilidad de significancia, y similares, para cada coeficiente de regresión.

20 En la etapa de selección de datos óptimos de análisis de regresión por etapas (S26), se selecciona un resultado de análisis de regresión por etapas que tenga el mayor valor de coeficiente de determinación (R^2) entre los valores resultantes de cada análisis de regresión por etapas obtenidos realizando la etapa de realización de múltiples análisis de regresión por etapas (S25).

El coeficiente de determinación (R^2) indica cuánto explica la línea de regresión de la muestra una cantidad de variación de Y, que es la variable de salida, y puede calcularse como un valor resultante de SSR/SST (SSR: una suma de un valor cuadrado de un modelo, y SST: una suma de un valor cuadrado de un total corregido).

25 La ecuación de regresión múltiple que puede predecir una densidad de energía eólica en tierra de un terreno de Corea del Sur puede representarse mediante la siguiente Ecuación 1.

[Ecuación 1]

$$\begin{aligned} \log(\text{densidad de energía eólica}) = & 3,79969 + (0,05551 \times \\ & \sqrt{\text{densidad de energía eólica de reinterpretación}}) + \\ & (0,04374 \times \sqrt{\text{elevación}}) + (-0,00260 \times \\ & \sqrt{\text{distancia desde la costa}}) + (-0,01867 \times \\ & \sqrt{\text{elevación mínima}}) + (0,09367 \times \sqrt{\text{pendiente}}) + \\ & (0,00446 \times \text{apertura del terreno de región amplia}) + (0,02753 \times \\ & \sqrt{\text{elevación media}}) + (-0,00569 \times \text{apertura del terreno}) + \\ & (0,00075229 \times \text{elevación relativa}) + (-0,02608 \times \text{pendiente} \\ & \text{relativa}) + (0,01661 \times \sqrt{\text{relieve relativo}}) + (-0,02137 \times \\ & \sqrt{\text{elevación máxima}}) + (0,24603 \times r1) + (0,12644 \times \\ & r2) + (0,10458 \times r3) + (0,12340 \times r4) + (0,15980 \times r5) + \\ & (0,00345 \times r6) + (0,05231 \times a1) + (0,08932 \times a2) + (0,05164 \\ & \times a3) + (-0,00168 \times a4) + (-0,03096 \times a5) + (-0,06323 \times a6) \\ & + (-0,04673 \times a7) \end{aligned}$$

Aquí, r1 a r6 significan rugosidades del terreno transformadas en variables ficticias, y a1 a a7 significan aspectos transformados en variables ficticias.

5 Aquí, un valor del coeficiente de determinación (R^2) de la ecuación de regresión múltiple que puede predecir la densidad de energía eólica en tierra del terreno de Corea del Sur puede ser 0,6267.

10 Puesto que los datos de diversas variables de entrada además de los elementos meteorológicos y elementos del terreno mencionados anteriormente se introducen en un superordenador y se realiza un análisis numérico sobre una ecuación física de un modelo de flujo de aire a escala media en la ecuación de regresión múltiple, la ecuación de regresión múltiple que tiene una confiabilidad del 62,67 % con respecto a una distribución de datos real puede obtenerse de manera simple y rápida en comparación con un método de acuerdo con la técnica relacionada en el que una densidad de energía eólica puede predecirse usando una gran cantidad significativa de recursos informáticos y tiempo de cálculo.

(Segunda realización ejemplar)

15 La FIG. 2 es un diagrama de flujo que muestra un método para predecir una densidad de energía eólica de acuerdo con una segunda realización ejemplar de la presente invención. A continuación, se describirá en detalle el método para predecir una densidad de energía eólica usando una técnica de análisis de componentes principales de acuerdo con una segunda realización ejemplar de la presente invención con referencia a la FIG. 2.

El método para predecir una densidad de energía eólica usando una técnica de análisis de componentes principales de acuerdo con una segunda realización ejemplar de la presente invención puede incluir una etapa de introducción de

variables (S10), una etapa de análisis de componentes principales (S20), una etapa de análisis de regresión (S30) y una etapa de estimación de una ecuación de regresión múltiple (S40).

5 Además, el método para predecir una densidad de energía eólica usando una técnica de análisis de componentes principales de acuerdo con una segunda realización ejemplar de la presente invención puede configurarse en forma de un programa que se ejecuta por un medio ejecución de procesamiento que incluye un ordenador.

10 En la etapa de introducción de variables (S10), pueden introducirse una densidad de energía eólica, que es una variable de salida, y aspectos y rugosidades del terreno transformados en variables ficticias. Además, pueden introducirse variables de entrada, que son una elevación, una elevación media, una elevación máxima, una elevación mínima, una elevación relativa, un relieve relativo, una distancia desde la costa, una pendiente, una pendiente relativa, una apertura del terreno, una apertura del terreno de región amplia, que son información del terreno, y datos de meteorología de reinterpretación.

15 La introducción de variables en la etapa de introducción de variables (S10) tiene el mismo significado que el de las variables en la etapa de introducción de variables (S10) del método para predecir una densidad de energía eólica usando una técnica de análisis de regresión por etapas de acuerdo con una primera realización ejemplar de la presente invención.

En la etapa de análisis de componentes principales (S20), las variables de entrada introducidas en la etapa de introducción de variables (S10) pueden analizarse como una pluralidad de variables de entrada de componentes principales a través de un análisis de componentes principales usando valores propios y valores acumulados.

20 Por ejemplo, como se muestra en la siguiente Tabla 4, las variables de entrada pueden analizarse como la pluralidad de variables de entrada de componentes principales usando los valores propios de las variables de entrada respectivas.

25 En el análisis de las variables de entrada de componentes principales de acuerdo con una segunda realización ejemplar de la presente invención, las variables de entrada pueden analizarse como cuatro variables de entrada de componentes principales, es decir, Prin1, 2, 3 y 4 como se muestra en la siguiente Tabla 3. Aquí, puede confirmarse que Prin1 tiene una característica de una variable relacionada con la elevación, Prin2 tiene una característica de una variable relacionada con la apertura del terreno, Prin3 tiene una característica de una variable relacionada con la pendiente y los datos de meteorología de reinterpretación, y Prin4 tiene una característica de una variable relacionada con la distancia desde la costa. Las cuatro variables de entrada de componentes principales son únicamente un ejemplo de la presente invención.

30 [Tabla 3]

Valores propios de la matriz de correlación				
	Valor propio	Diferencia	Proporción	Acumulativa
1	5,2261	2,8132	0,4355	0,4355
2	2,4129	0,8834	0,2011	0,6366
3	1,5295	0,2798	0,1275	0,7640
4	1,2497	0,6988	0,1041	0,8682
5	0,5508	0,0960	0,0459	0,9141
6	0,4548	0,0549	0,0379	0,9520
7	0,3999	0,2743	0,0333	0,9853
8	0,1257	0,0984	0,0105	0,9958
9	0,0273	0,0078	0,0023	0,9981
10	0,0195	0,0157	0,0016	0,9997
11	0,0038	0,0038	0,0003	1
12	0		0	1

[Tabla 4]

Vectores propios		Prin1	Prin2	Prin3	Prin4	Prin5	Prin6	Prin7	Prin8	Prin9	Prin10	Prin11	Prin12
dem	Elevación	0,4212	-0,0221	-0,1312	-0,1056	-0,1303	0,1085	0,0474	-0,0701	-0,2518	-0,8332	-0,0120	0
dem_max	Elevación máxima	0,4203	-0,1497	-0,0395	-0,0957	-0,0494	-0,0757	0,340	0,1625	0,0874	0,1895	0,3429	-0,7703
dem_mean	Elevación promedio	0,4127	-0,1377	-0,1200	-0,1212	-0,1620	0,0981	0,0202	0,0645	0,0452	0,2784	-0,8134	0
dem_min	Elevación mínima	0,3861	-0,1482	-0,2004	-0,1457	-0,2690	0,2834	0,0427	-0,0250	0,1264	0,2877	0,4646	0,5457
dem_rehief	Relieve relativo	0,3427	-0,1045	0,2392	0,0175	0,3297	-0,6458	0,0087	0,4210	-0,0050	-0,0334	0,0320	0,3298
distance	Distancia desde la costa	0,1589	-0,1693	-0,3501	0,4967	0,6622	0,3469	-0,1305	0,0242	-0,0134	0,0132	-0,0007	0
slope	Pendiente	0,3164	0,0446	0,4587	0,2259	0,0746	0,1232	0,0157	0,7790	0,0305	0,0879	0,0067	0
relative	Apertura del terreno	0,1670	0,5727	-0,0816	0,0263	0,0116	-0,0208	-0,3044	0,0148	0,7187	-0,1611	-0,0306	0
relative2	Apertura del terreno de región amplia	0,1846	0,5459	-0,0543	0,0288	-0,0504	-0,0257	-0,4576	0,0325	-0,6220	0,2467	0,0530	0
r_slope	Pendiente relativa	0,0900	0,0799	0,5947	0,4588	-0,2458	0,4182	0,0940	0,4185	0,0029	-0,0462	-0,0047	0
r_dem	Elevación relativa	0,1144	0,5104	-0,1115	0,0027	0,1915	0,0152	0,8109	0,03920	-0,0803	0,1073	0,0008	0
NCAR_N CEP	Densidad de energía eólica de reinterpretación	0,0253	0,0422	0,4010	-0,6585	0,4790	0,4046	-0,0926	0,0369	-0,0052	0,0030	-0,0005	0

5 La etapa de análisis de regresión (S30) puede incluir una etapa de introducción de variables (S31), una etapa de transformación de variables (S32), una etapa de decisión de normalidad (S33), una etapa de introducción de variables de salida (S34), una etapa de introducción de variables de entrada (S35) y una etapa de realización de múltiples análisis de regresión (S36), como se muestra en la FIG. 3. En la etapa de análisis de regresión (S30), pueden recibirse las variables de salida introducidas en la etapa de introducción de variables (S10), las variables de entrada introducidas en la etapa de introducción de variables (S10) y transformarse en variables ficticias, y las variables de entrada de componentes principales seleccionadas usando el análisis de componentes principales, y puede realizarse una regresión por un método de selección de variables por etapas.

10 En la etapa de selección de variables (S31), pueden seleccionarse una o más variables de entrada de componentes principales de las cuales el valor propio es un primer valor predeterminado preintroducido o más, o el valor acumulado es menor que un segundo valor predeterminado preintroducido entre la pluralidad de variables de entrada de componentes principales analizadas en la etapa de análisis de componentes principales (S20).

Aquí, el primer valor predeterminado puede ser 1, y el segundo valor predeterminado puede ser de 0,7 a 0,8.

15 En la etapa de transformación de variables (S32), pueden realizarse una o más de las transformaciones de variables de las variables de salida introducidas en la etapa de introducción de variables (S10) para asegurar la normalidad de cada una de las variables de salida.

En la etapa de decisión de normalidad (S33), puede decidirse la normalidad de las variables de salida transformadas en la etapa de transformación de variables (S32).

20 En la etapa de introducción de variables de salida (S34), puede introducirse una cualquiera seleccionada entre las variables de salida introducidas en la etapa de introducción de variables (S10) y la variable de salida estandarizada que se ha decidido que tiene la normalidad en la etapa de decisión de normalidad (S33).

En la etapa de introducción de variables de entrada (S35), pueden introducirse una o más seleccionadas entre las variables de entrada que configuran las variables de entrada de componentes principales seleccionadas en la etapa de selección de variables (S31).

25 En la etapa de realización de múltiples análisis de regresión (S36), pueden recibirse las variables de salida introducidas en la etapa de introducción de variables de salida (S34), la variable de entrada introducida en la etapa de introducción de variables de entrada (S35) y las variables ficticias introducidas en la etapa de introducción de variables (S10), respectivamente, y puede realizarse una o más veces un análisis de regresión por un método de selección de variables por etapas.

30 En la etapa de estimación de una ecuación de regresión múltiple (S40), puede seleccionarse una ecuación de regresión múltiple de componentes principales que tengan el mayor valor de coeficiente de determinación (R^2) entre los coeficientes de regresión respectivos calculados realizando la etapa de realización de múltiples análisis de regresión (S36).

35 Como se muestra en la siguientes Tablas 6 y 7, el coeficiente de determinación(R^2) puede indicar cuánto explica la línea de regresión de la muestra una cantidad de variación de Y, que es una variable de salida, y puede calcularse como un valor resultante de SSR/SST (SSR: una suma de un valor cuadrado de un modelo, y SST: una suma de un valor cuadrado de un total corregido).

40 A través de la etapa de realización de múltiples análisis de regresión (S36), pueden calcularse estimaciones, errores estándar, valores t y probabilidad de significancia para cada coeficiente de regresión, que son valores resultantes del análisis de regresión por el método de selección de variables por etapas, como se muestra en la siguiente Tabla 5. Además, una forma general del análisis de regresión puede representarse por una relación de función de una ecuación lineal, y la ecuación de regresión múltiple de componentes principales que depende del método para predecir una densidad de energía eólica usando una técnica de análisis de componentes principales de acuerdo con una segunda realización ejemplar de la presente invención puede representarse mediante la siguiente Ecuación 2.

45 [Tabla 5]

Estimación de modelo de regresión					
Variable de entrada	Grado de libertad	Coficiente de regresión t	Error estándar	valor t	valor p
Intercept	1	4,87579	0,01113	437,94	< 0,0001
Prin1	1	0,11583	0,00053544	216,32	< 0,0001
Prin2	1	0,06275	0,00068546	91,55	< 0,0001
Prin3	1	0,13119	0,00089773	146,14	< 0,0001

(continuación)

Estimación de modelo de regresión					
Variable de entrada	Grado de libertad	Coefficiente de regresión t	Error estándar	valor t	valor p
Prin4	1	-0,17187	0,00104	-165,19	< 0,0001
r1	1	0,40142	0,01243	32,29	< 0,0001
r2	1	0,24001	0,01094	21,95	< 0,0001
r3	1	0,20801	0,01423	14,62	< 0,0001
r4	1	0,25655	0,01093	23,47	< 0,0001
r5	1	0,6863	0,01159	23,1	< 0,0001
r6	1	0,08658	0,01110	7,80	< 0,0001
a1	1	-0,114719	0,00462	-24,74	< 0,0001
a2	1	-0,05256	0,00441	-11,91	< 0,0001
a3	1	-0,06328	0,00424	-14,92	< 0,0001
a4	1	-0,9685	0,00432	-22,43	< 0,0001
a5	1	-0,10314	0,00436	-23,68	< 0,0001
a6	1	-0,11079	0,00420	-26,37	< 0,0001
a7	1	-0,06658	0,00415	-16,04	< 0,0001

[Tabla 6]

Análisis de varianza					
Factor	Grado de libertad	Suma de cuadrados	Cuadrado medio	proporción F	valor p
Regresión	17	11949	702,87000	7229,05	< 0,0001
Error	87631	8520,22877	0,09723		
Total	87648	20469			

5

[Tabla 7]

Raíz cuadrada de error cuadrático medio	0,31181	cuadrado R	0,5838
Media de variables de salida	5,01893	cuadrado R ajustado	0,5837
Coefficiente de variación	6,21278		

[Ecuación 2]

$\log(\text{densidad de energía eólica}) = 4,87579 + (0,11583 \times \text{primera variable de entrada de componentes principales}) + (0,06275 \times \text{segunda variable de entrada de componentes principales}) + (0,13119 \times \text{tercera variable de entrada de componentes principales}) + (-0,17187 \times \text{cuarta variable de entrada de componentes principales}) + (0,40142 \times r1) + (0,24001 \times r2) + (0,20801 \times r3) + (0,25655 \times r4) + (0,26863 \times r5) + (0,08658 \times r6) + (-0,11419 \times a1) + (-0,05256 \times a2) + (-0,06328 \times a3) + (-0,09685 \times a4) + (-0,10314 \times a5) + (-0,11079 \times a6) + (-0,06658 \times a7)$

Aquí, r1 a r6 significan rugosidades del terreno transformadas en variables ficticias, y

a1 a a7 significan aspectos transformados en variables ficticias.

5 Por lo tanto, un valor del coeficiente de determinación (R^2) de la ecuación de regresión múltiple de componentes principales que puede predecir la densidad de energía eólica en tierra del terreno de Corea del Sur puede ser 0,5838.

10 Puesto que los datos de diversas variables de entrada además de los elementos meteorológicos y elementos del terreno mencionados anteriormente se introducen en un superordenador y se realiza un análisis numérico sobre una ecuación física de un modelo de flujo de aire a escala media en la ecuación de regresión múltiple de componentes principales, la ecuación de regresión múltiple de componentes principales que tiene una confiabilidad del 58,38 % con respecto a una distribución de datos real puede obtenerse de manera simple y rápida en comparación con un método de acuerdo con la técnica relacionada en el que una densidad de energía eólica puede predecirse usando una gran cantidad significativa de recursos informáticos y tiempo de cálculo.

15 En otras palabras, en caso de ejecutar el análisis de regresión, que depende del método para predecir una densidad de energía eólica, usando una técnica de análisis de componentes principales de acuerdo con una segunda realización ejemplar de la presente invención, pueden usarse la variable de salida transformada logarítmicamente en la etapa de transformación de variables (S32), las cuatro variables de entrada de componentes principales seleccionadas mediante análisis de componentes principales de las variables de entrada en la etapa de selección de variables (S31) y trece variables ficticias resultantes del aspecto y la rugosidad del terreno. Además, las variables eliminadas en el momento de realizar el análisis no están presentes, Prin1, que es la variable relacionada con la elevación, tiene la mayor influencia sobre la densidad de energía eólica, y Prin4, que es la variable relacionada con la distancia desde la costa, Prin3, que es la variable relacionada con la pendiente y los datos de meteorología de reinterpretación, una rugosidad del terreno 0,15, y una rugosidad del terreno 0,05, pueden influir secuencialmente sobre la densidad de energía eólica. Por lo tanto, en caso de que el valor del coeficiente de determinación (R^2) de la ecuación de regresión múltiple de componentes principales sea 0,5838, el análisis de regresión puede ser óptimo.

25 (Tercera realización ejemplar)

30 Generalmente, un estudio sobre una red neuronal o una red neuronal artificial se ha iniciado inspirándose en la neurofisiología. Un análisis de datos que usa un análisis de redes neuronales puede clasificarse como uno de los modelos flexibles no lineales usados para predecir un valor resultante en datos que tienen una estructura complicada. La red neuronal se distingue de un modelo estadístico general por sus componentes únicos llamados unidades ocultas. Las unidades ocultas respectivas, que modelan las neuronas de un ser humano, pueden recibir una combinación de variables de entrada y transferir la combinación de las variables de entrada a una variable objetivo. Como la red neuronal, existen diversos modelos. Entre ellos, un modelo de red neuronal de perceptrones multicapa (PMC) es el más ampliamente utilizado para analizar datos.

35 El modelo de red neuronal de PMC está configurado de una capa de entrada, una capa oculta y una capa de salida, en el que la capa oculta incluye nodos llamados nodos ocultos. Además, en una red neuronal unidireccional que es la más utilizada entre las redes neuronales de PMC, un nodo de una capa está conectado únicamente a un nodo de la siguiente capa, y no está conectado en la dirección contraria.

40 En un método para predecir una densidad de energía eólica usando una técnica de análisis de redes neuronales de acuerdo con una realización ejemplar de la presente invención, se estima un modelo de análisis de redes neuronales usando la red neuronal de PMC, que tiene un pequeño número de nodos ocultos, y que tiene un valor de raíz de error

cuadrático medio (RMSE) significativamente disminuido. Además, se determina un modelo de red neuronal en el que un coeficiente de correlación entre valores de variable de salida estimados a partir de cada modelo y valores de variables de salida reales es el mayor entre varios modelos de redes neuronales desarrollados a través de diversas transformaciones de variable, de variables de entrada y de variables de salida, como un modelo de red neuronal final para predecir la densidad de energía eólica.

La FIG. 4 es un diagrama de flujo que muestra un método para predecir una densidad de energía eólica de acuerdo con una tercera realización ejemplar de la presente invención. A continuación, se describirá en detalle el método para predecir una densidad de energía eólica usando una técnica de análisis de redes neuronales de acuerdo con una tercera realización ejemplar de la presente invención con referencia a la FIG. 4.

El método para predecir una densidad de energía eólica usando una técnica de análisis de redes neuronales de acuerdo con una tercera realización ejemplar de la presente invención puede incluir una etapa de introducción de variables (S100), una etapa de análisis de redes neuronales (S200) y una etapa de estimación de modelo de red neuronal (S300).

Además, el método para predecir una densidad de energía eólica usando una técnica de análisis de redes neuronales de acuerdo con una tercera realización ejemplar de la presente invención puede configurarse en forma de un programa que se ejecuta por un medio ejecución de procesamiento que incluye un ordenador.

En la etapa de introducción de variables (S100), se introducen una variable de salida y variables de entrada a partir de las cuales se selecciona una información del terreno.

Aquí, la variable de salida significa una densidad de energía eólica, un mapa nacional del viento que tiene una resolución espacial de 1 km×1 km, construido por el Instituto Coreano de Investigación de la Energía, puede usarse como datos numéricos de viento de la densidad de energía eólica, y la densidad de energía eólica puede usarse como la variable de salida. Además, el significado de que la densidad de energía eólica sea alta es que la energía eólica es alta, y puede usarse W/m² como unidad de la densidad de energía eólica.

Las variables de entrada significan una cualquiera seleccionada entre una primera información del terreno, incluyendo un aspecto y una rugosidad del terreno transformadas en variables ficticias, una segunda información del terreno, incluyendo una elevación (MDE) y una diferencia de elevación relativa (r_DEM), una tercera información del terreno, incluyendo una apertura del terreno (relative) y apertura del terreno de región amplia (relative2), una cuarta información del terreno, incluyendo una pendiente y una pendiente relativa (r-slope), una quinta información del terreno, incluyendo una elevación mínima (DEM_min), una elevación máxima (DEM_max), y una elevación media (DEM_mean), un relieve relativo, una distancia desde la costa, y datos de meteorología de reinterpretación (NCAR_NCEP).

Los métodos de selección de variables de entrada en las realizaciones ejemplares primera a tercera son métodos de selección de variables por etapas que son iguales entre sí.

En la etapa de análisis de redes neuronales (S200), se realiza un análisis de redes neuronales usando las variables de salida introducidas en la etapa de introducción de variables (S100) y las variables de entrada seleccionadas a través de un método de selección de variables por etapas.

Aquí, el método de selección de variables por etapas es un método en el que se combinan entre sí el método de selección de variables hacia adelante y el método de eliminación de variables hacia atrás y es un método para descubrir las variables de entrada importantes mientras se repiten la selección y eliminación en cada etapa. En otras palabras, el método de selección de variables por etapas es un método para revisar, en cada etapa, si pueden eliminarse o no las variables de entrada que ya se han seleccionado, a la vez que se seleccionan adicionalmente una por una variable de entrada importantes. Generalmente, se usa principalmente el método de selección de variables por etapas y, en particular, tiene la ventaja de que se resuelve el problema de la multicolinealidad.

Es decir, en el método de selección de variables por etapas, se revisa en cada etapa si pueden eliminarse o no las variables de entrada que ya han entrado en el modelo, a la vez que se seleccionan una por una adicionalmente las variables de entrada importantes, por lo que puede cambiarse un resultado dependiendo de las referencias de entrada y eliminación en la selección de variables por etapas. Por ejemplo, una referencia preestablecida del método de selección de variables de entrada por etapas puede ser que se introduzca un valor $p \leq 0,10$ y se elimine un valor $p \geq 0,15$.

Además, el análisis de redes neuronales puede configurarse como una capa de entrada X, una capa oculta H y una capa de salida Y, como se muestra en la FIG. 5, y el modelo de análisis de redes neuronales a través de la etapa de análisis de redes neuronales (S200) puede ser un modelo de red neuronal que tenga tres unidades ocultas en una capa oculta, lo que es solo un ejemplo.

En el modelo de red neuronal de acuerdo con una realización ejemplar de la presente invención, cada variable de entrada, es decir, la variable de salida y las variables de entrada introducidas en la etapa de introducción de variables (S100), se estandarizan y se transfieren a la capa de entrada, y las variables estandarizadas se combinan con una función tangente hiperbólica y se transfieren a la capa oculta.

La capa oculta procesa una combinación lineal de los valores de variable transferidos desde la capa de entrada como una función no lineal y transfiere la combinación lineal procesada a la capa de salida, y la capa de salida transfiere un valor de salida correspondiente a una variable objetivo.

5 Aquí, los valores de variable de la capa oculta y la capa de salida de la FIG. 5 pueden representarse mediante la siguiente Ecuación 3.

[Ecuación 3]

$$\begin{aligned}
 H_1 &= f_1(b_1 + w_{11}X_1 + w_{21}X_2 + \dots + w_{p1}X_p) \\
 H_2 &= f_2(b_2 + w_{12}X_1 + w_{22}X_2 + \dots + w_{p2}X_p) \\
 H_3 &= f_3(b_3 + w_{13}X_1 + w_{23}X_2 + \dots + w_{p3}X_p) \\
 H_4 &= f_4(b_4 + w_{14}X_1 + w_{24}X_2 + \dots + w_{p4}X_p) \\
 Y &= g(b_0 + w_{10}H_1 + w_{20}H_2 + w_{30}H_3 + w_{40}H_4)
 \end{aligned}$$

10 La etapa de análisis de redes neuronales (S200) puede incluir una primera etapa de análisis (S210), una segunda etapa de análisis (S220), una tercera etapa de análisis (S230), una cuarta etapa de análisis (S240) y una quinta etapa de análisis (S250), y se calculan los valores de raíz de error cuadrático medio (RMSE) y los números de nodos ocultos para cada modelo de red neuronal a través de la primera a la quinta etapa de análisis (S210 a S250).

15 Aquí, el valor del RMSE es un valor que indica una diferencia entre un valor observado y un valor predicho. Puede considerarse que cuanto menor es el valor del RMSE, más adecuado es el modelo de red neuronal. Es decir, se considera que cuanto menor sea el número de nodos ocultos y menor sea el valor del RMSE, mejor será el modelo de red neuronal.

20 En la primera etapa de análisis (S210), para predecir la densidad de energía eólica, la variable de salida se transforma en una forma de log(densidad de energía eólica), es decir, la densidad de energía eólica se transforma logarítmicamente, se normaliza y se utiliza, y el análisis de redes neuronales se realiza sobre trece variables ficticias del aspecto y la rugosidad del terreno transformadas en las variables ficticias, y sobre doce variables de entrada usando el método de selección de variables por etapas. Aquí, la elevación máxima y el relieve relativo entre las variables de entrada usadas para el análisis de redes neuronales pueden excluirse dependiendo del resultado del método de selección de variables por etapas. El número de nodos ocultos cuando el valor del RMSE calculado es pequeño puede confirmarse a través de la primera etapa de análisis (S210). Por lo tanto, como resultado del análisis de redes neuronales por la primera etapa de análisis (S210), se revela que lo más adecuado son tres nodos ocultos.

25 En la segunda etapa de análisis (S220), para predecir la densidad de energía eólica, la variable de salida se usa en forma de una variable original según está, y el análisis de redes neuronales se realiza sobre trece variables ficticias del aspecto y la rugosidad del terreno transformadas en las variables ficticias, y sobre doce variables de entrada usando el método de selección de variables por etapas. Aquí, el relieve relativo entre las variables de entrada usadas para el análisis de redes neuronales puede excluirse dependiendo del resultado del método de selección de variables por etapas. El número de nodos ocultos cuando el valor del RMSE calculado es pequeño puede confirmarse a través de la segunda etapa de análisis (S220). Por lo tanto, como resultado del análisis de redes neuronales por la segunda etapa de análisis (S220), se revela que lo más adecuado son tres nodos ocultos.

30 En la tercera etapa de análisis (S230), para predecir la densidad de energía eólica, la variable de salida se transforma en una forma de raíz cuadrada(densidad de energía eólica), es decir, la densidad de energía eólica se transforma mediante raíz cuadrada, se normaliza y se utiliza, y el análisis de redes neuronales se realiza sobre trece variables ficticias del aspecto y la rugosidad del terreno transformadas en las variables ficticias, y sobre doce variables de entrada usando el método de selección de variables por etapas. Aquí, la elevación máxima entre las variables de entrada usadas para el análisis de redes neuronales puede excluirse dependiendo del resultado del método de selección de variables por etapas. El número de nodos ocultos cuando el valor del RMSE calculado es pequeño puede confirmarse a través de la tercera etapa de análisis (S230). Por lo tanto, como resultado del análisis de redes neuronales por la tercera etapa de análisis (S230), se revela que lo más adecuado son tres nodos ocultos.

35 En la cuarta etapa de análisis (S240), para predecir la densidad de energía eólica, la variable de salida se transforma en una forma de log(densidad de energía eólica), es decir, la densidad de energía eólica se transforma logarítmicamente, se normaliza y se utiliza, y el análisis de redes neuronales se realiza sobre trece variables ficticias del aspecto y la rugosidad del terreno transformadas en las variables ficticias, y sobre doce variables de entrada usando el método de selección de variables por etapas. Aquí, se transforman mediante raíz cuadrada ocho variables de entrada, es decir, la elevación, la pendiente, la distancia desde la costa, la elevación máxima, la elevación media, la elevación mínima, el relieve relativo y los datos de meteorología de reinterpretación, que no satisfacen la normalidad entre las doce variables de entrada. El número de nodos ocultos cuando el valor del RMSE calculado es pequeño puede confirmarse a través de la cuarta etapa de análisis (S240). Por lo tanto, como

50

resultado del análisis de redes neuronales por la cuarta etapa de análisis (S240), se revela que lo más adecuado son tres nodos ocultos. Aquí, $\log(\text{densidad de energía eólica})$ significa un valor obtenido transformando logarítmicamente la densidad de energía eólica.

5 En la quinta etapa de análisis (S250), para predecir la densidad de energía eólica, la variable de salida se transforma en una forma de raíz cuadrada(densidad de energía eólica), es decir, la densidad de energía eólica se transforma mediante raíz cuadrada, se normaliza y se utiliza, y el análisis de redes neuronales se realiza sobre trece variables ficticias del aspecto y la rugosidad del terreno transformadas en las variables ficticias, y sobre doce variables de entrada usando el método de selección de variables por etapas. Aquí, se transforman mediante raíz cuadrada ocho variables de entrada, es decir, la elevación, la pendiente, la distancia desde la costa, la elevación máxima, la elevación media, la elevación mínima, el relieve relativo y los datos de meteorología de reinterpretación, que no satisfacen la normalidad entre las doce variables de entrada. El número de nodos ocultos cuando el valor del RMSE calculado es pequeño puede confirmarse a través de la quinta etapa de análisis (S250). Por lo tanto, como resultado del análisis de redes neuronales por la quinta etapa de análisis (S250), se revela que lo más adecuado son cuatro nodos ocultos.

15 En resumen, como se muestra en la siguiente Tabla 8, se confirma que los números de nodos ocultos son diferentes entre sí dependiendo de la variable de salida, variables de entrada y variables ficticias utilizadas.

[Tabla 8]

Secuencia	Forma de variable	Número de nodos ocultos
S210	$\log(\text{variable de salida}) + \text{variable ficticia} + \text{variable de entrada}$	Tres
S220	variable de salida + variable ficticia + variable de entrada	Tres
S230	raíz cuadrada(variable de salida) + variable ficticia + variable de entrada	Tres
S240	$\log(\text{variable de salida}) + \text{variable ficticia} + \text{raíz cuadrada}(\text{variable de entrada})$	Tres
S250	raíz cuadrada(variable de salida) + variable ficticia + raíz cuadrada(variable de entrada)	Cuatro

20 En la etapa de estimación de modelo de red neuronal (S300), puede estimarse un modelo de análisis de redes neuronales en el que el número de nodos ocultos está significativamente disminuido, usando un valor de RMSE calculado a través de la etapa de análisis de redes neuronales (S200), es decir, la primera a quinta etapa de análisis (S210 a S250). Además, se determina un modelo de red neuronal en el que el coeficiente de correlación es el más alto entre los valores de variable de salida estimados desde cada uno de los varios modelos de redes neuronales estimados a través de diversas transformaciones de variable de los valores de variables de entrada y variable de salida y variable de salida real, como un modelo de red neuronal final para predecir la densidad de energía eólica.

25 El coeficiente de correlación, que es un valor que indica una correlación entre un valor de variable de salida observado realmente y un valor de variable de salida predicho, tiene un valor entre -1 y 1. Cuanto más cercano está a 1 el coeficiente de correlación, más adecuado es el modelo. La siguiente Tabla 9 muestra valores de coeficientes de correlación calculados por el método para predecir una densidad de energía eólica usando una técnica de análisis de redes neuronales de acuerdo con una tercera realización ejemplar de la presente invención.

[Tabla 9]

Secuencia	Forma de variable	Coficiente de correlación	Número de nodos ocultos
S210	$\log(\text{variable de salida}) + \text{variable ficticia} + \text{variable de entrada}$	0,8438	Tres
S220	variable de salida + variable ficticia + variable de entrada	0,8398	Tres

(continuación)

Secuencia	Forma de variable	Coefficiente de correlación	Número de nodos ocultos
S230	raíz cuadrada(variable de salida) + variable ficticia + variable de entrada	0,8502	Tres
S240	log(variable de salida) + variable ficticia + raíz cuadrada(variable de entrada)	0,8267	Tres
S250	raíz cuadrada(variable de salida) + variable ficticia + raíz cuadrada(variable de entrada)	0,8481	Cuatro

5 En otras palabras, puede apreciarse que el mejor modelo de análisis neuronal, que tiene la más excelente predictibilidad estimada a través del método para predecir una densidad de energía eólica usando una técnica de análisis de redes neuronales de acuerdo con una tercera realización ejemplar de la presente invención, es un modelo de análisis neuronal que tiene los tres nodos ocultos, excepto la variable de elevación máxima obtenida por transformación de la variable de salida que puede estimarse a través de la tercera etapa de análisis (S230) en la forma de raíz cuadrada(densidad de energía eólica), normalización de la variable de salida transformada y utilización del método de selección de variables por etapas sobre las trece variables ficticias del aspecto y la rugosidad del terreno transformadas en las variables ficticias y sobre las doce variables de entrada, como se ha mostrado anteriormente en la Tabla 8.

10 En lo sucesivo en el presente documento, aunque la presente invención se ha descrito mediante cuestiones específicas, tales como componentes detallados, realizaciones ejemplares y los dibujos adjuntos, estas se han proporcionado únicamente para ayudar en la comprensión completa de la presente invención. Por lo tanto, la presente invención no se limita a las realizaciones ejemplares. A partir de la presente descripción, los expertos en la materia a la que pertenece la presente invención pueden realizar diversas modificaciones y cambios.

[Descripción detallada de elementos principales]

20 S1 a S3: Método para predecir una densidad de energía eólica usando una técnica de análisis de regresión por etapas de acuerdo con la presente invención
 S10 a S40: Método para predecir una densidad de energía eólica usando una técnica de análisis de componentes principales de acuerdo con la presente invención
 S100 a S300: Método para predecir una densidad de energía eólica usando una técnica de análisis de redes neuronales de acuerdo con la presente invención

REIVINDICACIONES

1. Un método para predecir una densidad de energía eólica usando una técnica de análisis de regresión por etapas, configurado en forma de un programa ejecutado por medios de ejecución de procesamiento que incluyen un ordenador, que comprende:

5 una etapa de introducción de variables (S1) para introducir la densidad de energía eólica, que es una variable de salida, y dos o más variables de entrada seleccionadas entre rugosidades del terreno (r1 a r6), una elevación, una diferencia de elevación relativa, una apertura del terreno, una apertura del terreno de región amplia, aspectos (a1 a a7), una pendiente, una pendiente relativa, una elevación media, una elevación máxima, una elevación mínima, un relieve relativo, una distancia desde la costa y datos de meteorología de reinterpretación;

10 una etapa de análisis de regresión por etapas (S2) para recibir la variable de salida y las variables de entrada introducidas en la etapa de introducción de variables (S1) y realizar un método de análisis de regresión mediante un método de selección de variables por etapas; y

15 una etapa de estimación de una ecuación de regresión múltiple (S3) para estimar una ecuación de regresión múltiple que tenga el valor más alto de coeficiente de determinación (R^2) usando coeficientes de regresión calculados en la etapa de análisis de regresión por etapas (S2),

en el que la etapa de análisis de regresión por etapas (S2) comprende además una etapa de transformación de variables (S21) para transformar las variables de entrada usando variables nominales entre la variable de salida y las variables de entrada introducidas en la etapa de introducción de variables (S1) en variables ficticias, a la vez que se usan cada una de la variable de salida y las variables de entrada en forma de variable original o se realiza

20 una transformación de variable de cada una de la variable de salida y las variables de entrada, siendo la transformación de variables una transformación logarítmica o una transformación de raíz cuadrada.

2. El método para predecir una densidad de energía eólica de la reivindicación 1, en el que las rugosidades del terreno (r1 a r6) indican tipos de terrenos dependiendo de la utilización del suelo,

25 los aspectos (a1 a a7) indican direcciones de superficies inclinadas,

la elevación (MDE) indica un valor de elevación de una red dividida de un terreno y que tiene un tamaño predeterminado,

la diferencia de elevación relativa indica un valor de comparación entre una elevación de una región objetivo y las elevaciones de regiones circundantes,

la elevación media indica una media de elevaciones de la región objetivo,

30 la elevación máxima indica un valor mínimo de las elevaciones de la región objetivo,

la elevación mínima indica un valor mínimo de las elevaciones de la región objetivo,

el relieve relativo indica una diferencia entre la elevación máxima y la elevación mínima,

la apertura del terreno indica un valor obtenido midiendo cuánto no está cerrada topológicamente la región objetivo cuando se comparan entre sí la región objetivo y las regiones circundantes,

35 la apertura del terreno de región amplia indica un valor obtenido midiendo cuánto no está cerrada topológicamente la región objetivo cuando se compara la región objetivo con regiones circundantes más amplias que las regiones circundantes de la apertura del terreno,

la pendiente indica la superficie de más rápido descenso de la región objetivo,

la pendiente relativa indica una diferencia entre una primera pendiente media de la región objetivo y las regiones circundantes y una segunda pendiente media de regiones circundantes más amplias que las regiones circundantes de la primera pendiente media,

40 la distancia desde la costa indica una distancia lineal desde una costa este, una costa oeste, una costa sur o una costa norte a la región objetivo, y

los datos de meteorología de reinterpretación corresponden a datos de observación meteorológica global y datos de análisis numéricos reprocesados a una resolución espacial de varias decenas de kilómetros o más y distribuidos gratuitamente para un pronóstico del tiempo, y es uno cualquiera seleccionado entre NCEP/NCAR (Centro Nacional de Predicción Ambiental-Centro Nacional de Investigación Atmosférica), MERRA (Análisis Retrospectivo de la Era Moderna de la NASA para Investigación y Aplicaciones), ECMWF (Centro Europeo para Pronósticos Meteorológicos a Medio Plazo) de Europa y JRA-25 (El Re Análisis Japonés de 25 años) de Japón.

3. El método para predecir una densidad de energía eólica de la reivindicación 1, en el que la etapa de análisis de regresión por etapas (S2) incluye:

una etapa de decisión de normalidad (S22) para decir la normalidad de cada una de la variable de salida y las variables de entrada transformadas en la etapa de transformación de variables (S21);

55 una etapa de introducción de variables de salida (S23) para introducir una cualquiera seleccionada entre las variables de salida introducidas en la etapa de introducción de variables (S1) y la variable de salida transformada que se ha decidido que tiene la normalidad en la etapa de decisión de normalidad (S22);

una etapa de introducción de variables de entrada (S24) para introducir variables de entrada obtenidas transformando variables de entrada usando variables nominales en variables ficticias en la etapa de transformación de variables (S21) e introduciendo una cualquiera seleccionada entre variables de entrada de los mismos

60 componentes de variables de entrada que no son las variables nominales introducidas en la etapa de introducción de variables (S1) y las variables de entrada transformadas que se ha decidido que tienen la normalidad en la etapa de decisión de normalidad (S22) por cada variable de entrada introducida en la etapa de introducción de variables

(S1);

una etapa de realización de múltiples análisis de regresión por etapas (S25) para recibir las variables de salida introducidas en la etapa de introducción de variables de salida (S23) y las variables de entrada introducidas en la etapa de introducción de variables de entrada (S24), respectivamente, y realizar una o más veces el método de análisis de regresión por el método de selección de variables por etapas; y

5 una etapa de selección de datos óptimos de análisis de regresión por etapas (S26) para seleccionar un resultado de análisis de regresión por el método de selección de variables por etapas que tenga el mayor valor de coeficiente de determinación (R^2) entre los valores resultantes de cada uno de los análisis de regresión por etapas obtenidos realizando la etapa de realización de múltiples análisis de regresión por etapas (S25).

10 4. El método para predecir una densidad de energía eólica de la reivindicación 1, en el que la ecuación de regresión múltiple que predice una densidad de energía eólica en tierra es

$$\begin{aligned} \log(\text{densidad de energía eólica}) = & 3,79969 + (0,05551 \times \sqrt{\text{densidad de energía eólica de reinterpretación}}) + \\ & (0,04374 \times \sqrt{\text{elevación}}) + (-0,00260 \times \sqrt{\text{distancia desde la costa}}) + (-0,01867 \times \\ & \sqrt{\text{elevación mínima}}) + (0,09367 \times \sqrt{\text{pendiente}}) + (0,00446 \times \text{apertura del terreno de} \\ & \text{región amplia}) + (0,02753 \times \sqrt{\text{elevación media}}) + (-0,00569 \times \text{apertura del terreno}) + \\ & (0,00075229 \times \text{elevación relativa}) + (-0,02608 \times \text{pendiente relativa}) + (0,01661 \times \\ & \sqrt{\text{relieve relativo}}) + (-0,02137 \times \sqrt{\text{elevación máxima}}) + (0,24603 \times r1) + \\ & (0,12644 \times r2) + (0,10458 \times r3) + (0,12340 \times r4) + (0,15980 \times r5) + (0,00345 \times r6) + \\ & (0,05231 \times a1) + (0,08932 \times a2) + (0,05164 \times a3) + (-0,00168 \times a4) + (-0,03096 \times a5) \\ & + (-0,06323 \times a6) + (-0,04673 \times a7), \end{aligned}$$

15 donde r1 a r6 son variables ficticias de las rugosidades del terreno y a1 a a7 son variables ficticias de los aspectos, en donde un valor del coeficiente de determinación (R^2) de la ecuación de regresión múltiple que predice la densidad de energía eólica en tierra del terreno de Corea del Sur es 0,6267.

5. Un método para predecir una densidad de energía eólica usando una técnica de análisis de componentes principales, configurado en forma de un programa ejecutado por medios de ejecución de procesamiento que incluyen un ordenador, que comprende:

20 una etapa de introducción de variables (S10) parara introducir la densidad de energía eólica, que es una variable de salida, variables ficticias, que son aspectos (a1 a a7) y rugosidades del terreno (r1 a r6), y dos o más variables de entrada seleccionadas entre una elevación, una diferencia de elevación relativa, una apertura del terreno, una apertura del terreno de región amplia, una pendiente, una pendiente relativa, una elevación media, una elevación máxima, una elevación mínima, un relieve relativo, una distancia desde la costa y datos de meteorología de reinterpretación;

25 una etapa de análisis de componentes principales (S20) para analizar las variables de entrada introducidas en la etapa de introducción de variables (S10) como una pluralidad de componentes principales a través de un análisis de componentes principales usando valores propios y valores acumulados;

30 una etapa de análisis de regresión (S30) para realizar un análisis de regresión por un método de selección de variables por etapas usando la variable de salida y las variables ficticias introducidas en la etapa de introducción de variables (S10) y las variables de entrada analizadas como la pluralidad de componentes principales en la etapa de análisis de componentes principales (S20); y

una etapa de estimación de una ecuación de regresión múltiple (S40) para estimar una ecuación de regresión múltiple que tenga el valor más alto de coeficiente de determinación (R^2) usando coeficientes de regresión calculados en la etapa de análisis de regresión (S30),

35 en el que la etapa de análisis de regresión (S30) comprende además una etapa de transformación de variables (S32) para realizar una transformación de variables de las variables de salida introducidas en la etapa de introducción de variables (S10), siendo la transformación de variables una transformación logarítmica o una transformación de raíz cuadrada.

6. El método para predecir una densidad de energía eólica de la reivindicación 5, en el que las rugosidades del terreno (r1 a r6) indican tipos de terrenos dependiendo de la utilización del suelo, los aspectos (a1 a a7) indican direcciones de superficies inclinadas, la elevación (MDE) indica un valor de elevación de una red dividida de un terreno y que tiene un tamaño predeterminado, la diferencia de elevación relativa indica un valor de comparación entre una elevación de una región objetivo y las elevaciones de regiones circundantes, la elevación media indica una media de elevaciones de la región objetivo, la elevación máxima indica un valor mínimo de las elevaciones de la región objetivo, la elevación mínima indica un valor mínimo de las elevaciones de la región objetivo, el relieve relativo indica una diferencia entre la elevación máxima y la elevación mínima, la apertura del terreno indica un valor obtenido midiendo cuánto no está cerrada topológicamente la región objetivo cuando se comparan entre sí la región objetivo y las regiones circundantes, la apertura del terreno de región amplia indica un valor obtenido midiendo cuánto no está cerrada topológicamente la región objetivo cuando se compara la región objetivo con regiones circundantes más amplias que las regiones circundantes de la apertura del terreno, la pendiente indica la superficie de más rápido descenso de la región objetivo, la pendiente relativa indica una diferencia entre una primera pendiente media de la región objetivo y las regiones circundantes y una segunda pendiente media de regiones circundantes más amplias que las regiones circundantes de la primera pendiente media, la distancia desde la costa indica una distancia lineal desde una costa este, una costa oeste, una costa sur o una costa norte a la región objetivo, y los datos de meteorología de reinterpretación corresponden a datos de observación meteorológica global y datos de análisis numéricos reprocesados a una resolución espacial de varias decenas de kilómetros o más y distribuidos gratuitamente para un pronóstico del tiempo, y es uno cualquiera seleccionado entre NCEP/NCAR (Centro Nacional de Predicción Ambiental-Centro Nacional de Investigación Atmosférica), MERRA (Análisis Retrospectivo de la Era Moderna de la NASA para Investigación y Aplicaciones), ECMWF (Centro Europeo para Pronósticos Meteorológicos a Medio Plazo) de Europa y JRA-25 (El Re Análisis Japonés de 25 años) de Japón.

7. El método para predecir una densidad de energía eólica de la reivindicación 5, en el que la etapa de análisis de regresión (S30) incluye:

una etapa de selección de variables (S31) para seleccionar uno o más componentes principales de los cuales el valor propio es un primer valor predeterminado preintroducido o más, o el valor acumulado es menor que un segundo valor predeterminado preintroducido entre la pluralidad de componentes principales analizados en la etapa de análisis de componentes principales (S20);
 una etapa de decisión de normalidad (S33) para decidir la normalidad de la variable de salida transformada en la etapa de transformación de variables (S32);
 una etapa de introducción de variables de salida (S34) para introducir una cualquiera seleccionada entre las variables de salida introducidas en la etapa de introducción de variables (S10) y la variable de salida estandarizada que se ha decidido que tiene la normalidad en la etapa de decisión de normalidad (S33);
 una etapa de introducción de variables de entrada (S35) para introducir una o más seleccionadas entre las variables de entrada que configuran los componentes principales seleccionados en la etapa de selección de variables (S31); y
 una etapa de realización de múltiples análisis de regresión (S36) para recibir las variables de salida introducidas en la etapa de introducción de variables de salida (S34), la variable de entrada introducida en la etapa de introducción de variables de entrada (S35) y las variables ficticias introducidas en la etapa de introducción de variables (S10), respectivamente, y realizar una o más veces el análisis de regresión por el método de selección de variables por etapas.

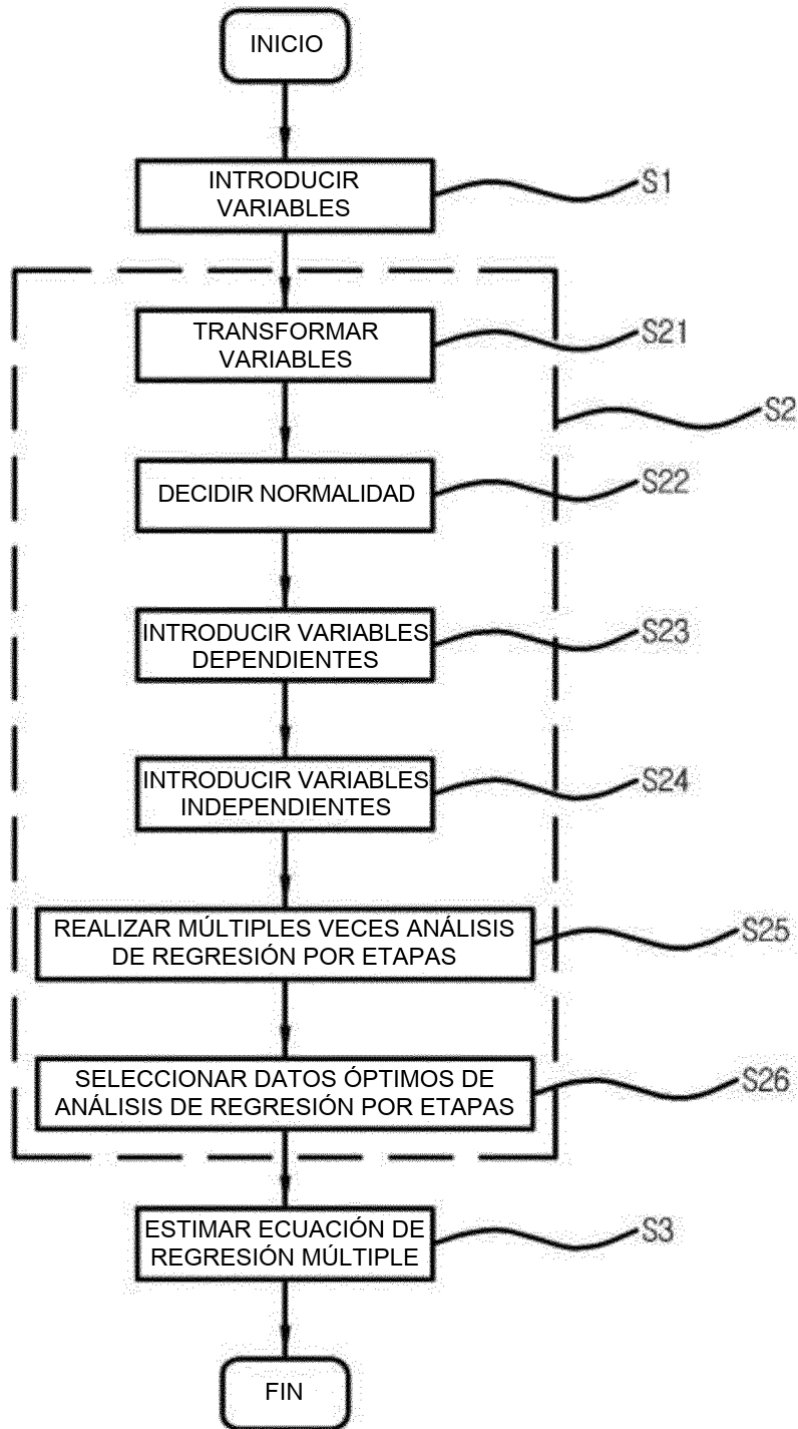
8. El método para predecir una densidad de energía eólica de la reivindicación 5, en el que la ecuación de regresión múltiple de componentes principales que predice una densidad de energía eólica en tierra es $\log(\text{densidad de energía eólica}) = 4,87579 + (0,11583 \times \text{primera variable de entrada de componentes principales}) + (0,06275 \times \text{segunda variable de entrada de componentes principales}) + (0,13119 \times \text{tercera variable de entrada de componentes principales}) + (-0,17187 \times \text{cuarta variable de entrada de componentes principales}) + (0,40142 \times r1) + (0,24001 \times r2) + (0,20801 \times r3) + (0,25655 \times r4) + (0,26863 \times r5) + (0,08658 \times r6) + (-0,11419 \times a1) + (-0,05256 \times a2) + (-0,06328 \times a3) + (-0,09685 \times a4) + (-0,10314 \times a5) + (-0,11079 \times a6) + (-0,06658 \times a7)$, donde r1 a r6 son variables ficticias de las rugosidades del terreno y a1 a a7 son variables ficticias de los aspectos, en donde un valor del coeficiente de determinación (R²) de la ecuación de regresión de componentes principales que predicen la densidad de energía eólica en tierra del terreno de Corea del Sur es 0,5838.

9. Un método para predecir una densidad de energía eólica usando una técnica de análisis de redes neuronales, configurado en forma de un programa ejecutado por medios de ejecución de procesamiento que incluyen un ordenador, que comprende:

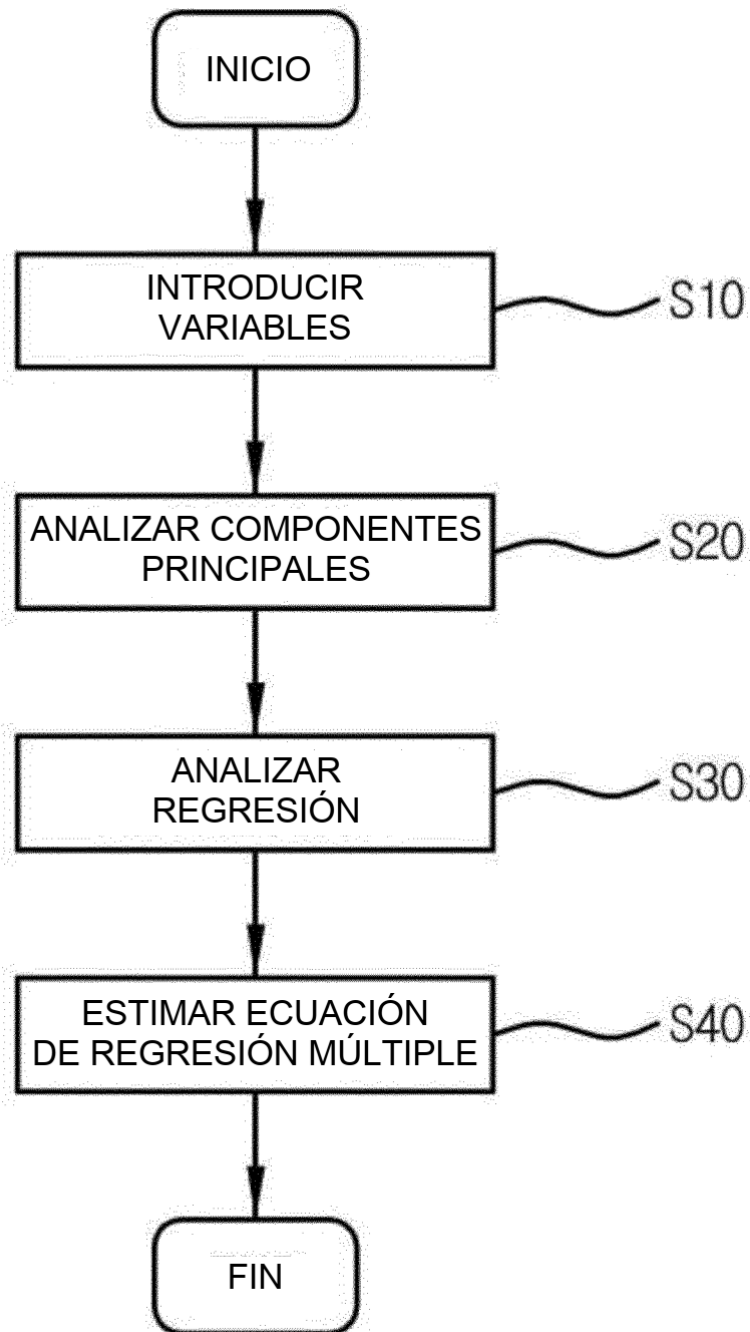
una etapa de introducción de variables (S100) para introducir la densidad de energía eólica, que es una variable de salida, y dos o más variables de entrada seleccionadas entre rugosidades del terreno (r1 a r6), una elevación,

- una diferencia de elevación relativa, una apertura del terreno, una apertura del terreno de región amplia, aspectos (a1 a a7), una pendiente, una pendiente relativa, una elevación media, una elevación máxima, una elevación mínima, un relieve relativo, una distancia desde la costa y datos de meteorología de reinterpretación;
- 5 una etapa de análisis de redes neuronales (S200) para realizar un análisis de redes neuronales usando las variables de salida introducidas en la etapa de introducción de variables (S100) y las variables de entrada seleccionadas a través de un método de selección de variables por etapas; y
- una etapa de estimación de modelo de red neuronal (S300) para estimar un modelo de análisis de redes neuronales a través de un coeficiente de valor de correlación usando un número de nodos ocultos que dependen de un valor de raíz de error cuadrático medio (RMSE) calculado en la etapa de análisis de redes neuronales (S200),
- 10 en donde en la etapa de análisis de redes neuronales (S200), la variable de salida introducida en la etapa de introducción de variables (S100) se usa en forma de una variable original o se realiza una transformación de variables de las variables de salida introducidas en la etapa de introducción de variables (S100), siendo la transformación de variables una transformación logarítmica o una transformación de raíz cuadrada.
10. El método para predecir una densidad de energía eólica de la reivindicación 9, en el que las rugosidades del terreno (r_1 a r_6) de la etapa de introducción de variables (S100) indican tipos de terreno dependiendo de la utilización del suelo,
- 15 los aspectos (a1 a a7) indican direcciones de superficies inclinadas, y las rugosidades del terreno y los aspectos se transforman en variables ficticias.
11. El método para predecir una densidad de energía eólica de la reivindicación 9, en el que la etapa de análisis de redes neuronales (S200) incluye una primera etapa de análisis (S210) para realizar el análisis de redes neuronales usando la variable de salida transformada logarítmicamente y la variable de entrada usando el método de selección de variables por etapas.
- 20 12. El método para predecir una densidad de energía eólica de la reivindicación 9, en el que la etapa de análisis de redes neuronales (S200) incluye una segunda etapa de análisis (S220) para realizar el análisis de redes neuronales usando la variable de salida en forma de datos originales y la variable de entrada usando el método de selección de variables por etapas.
- 25 13. El método para predecir una densidad de energía eólica de la reivindicación 9, en el que la etapa de análisis de redes neuronales (S200) incluye una tercera etapa de análisis (S230) para realizar el análisis de redes neuronales usando la variable de salida transformada por raíz cuadrada y la variable de entrada usando el método de selección de variables por etapas.
- 30 14. El método para predecir una densidad de energía eólica de la reivindicación 9, en el que la etapa de análisis de redes neuronales (S200) incluye una cuarta etapa de análisis (S240) para realizar el análisis de redes neuronales usando la variable de salida transformada logarítmicamente y la variable de entrada usando el método de selección de variables por etapas, y
- 35 la elevación, la pendiente, la distancia desde la costa, la elevación máxima, la elevación media, la elevación mínima, el relieve relativo y los datos de meteorología de reinterpretación se transforman mediante raíz cuadrada.
15. El método para predecir una densidad de energía eólica de la reivindicación 9, en el que la etapa de análisis de redes neuronales (S200) incluye una quinta etapa de análisis (S250) para realizar el análisis de redes neuronales usando la variable de salida transformada por raíz cuadrada y la variable de entrada usando el método de selección de variables por etapas, y
- 40 la elevación, la pendiente, la distancia desde la costa, la elevación máxima, la elevación media, la elevación mínima, el relieve relativo y los datos de meteorología de reinterpretación se transforman mediante raíz cuadrada.

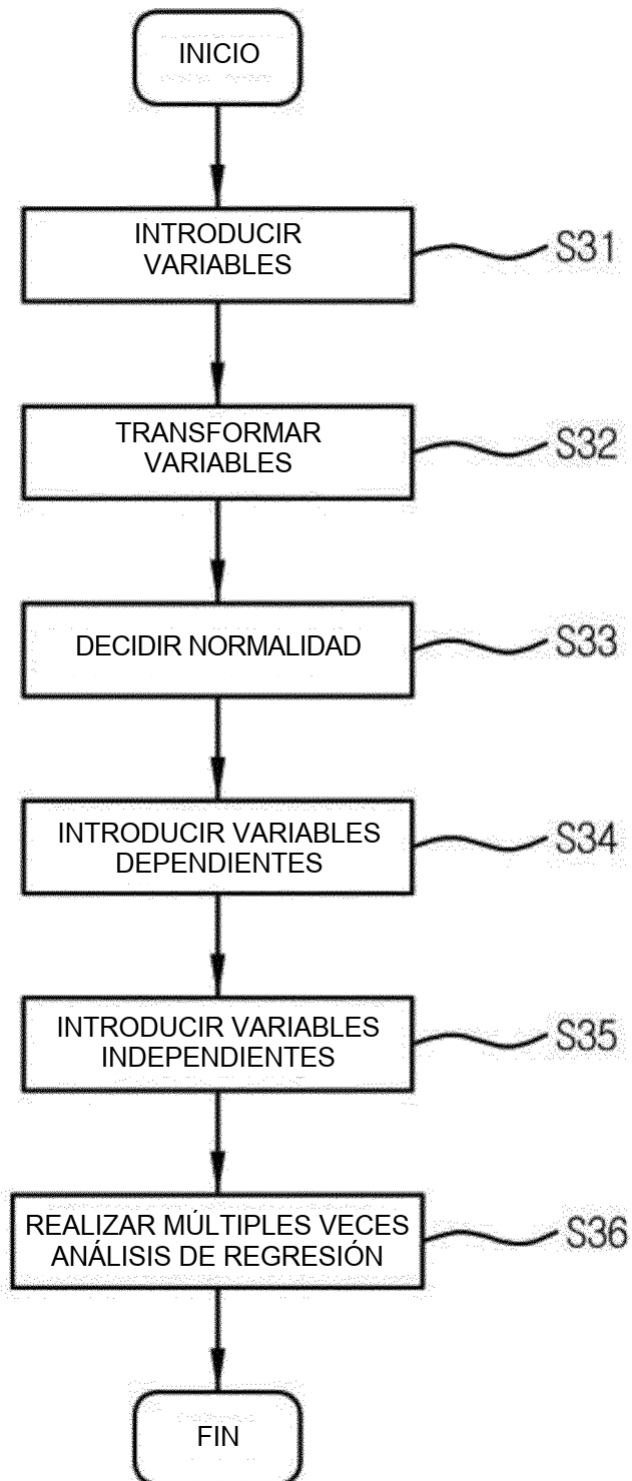
【FIG. 1】



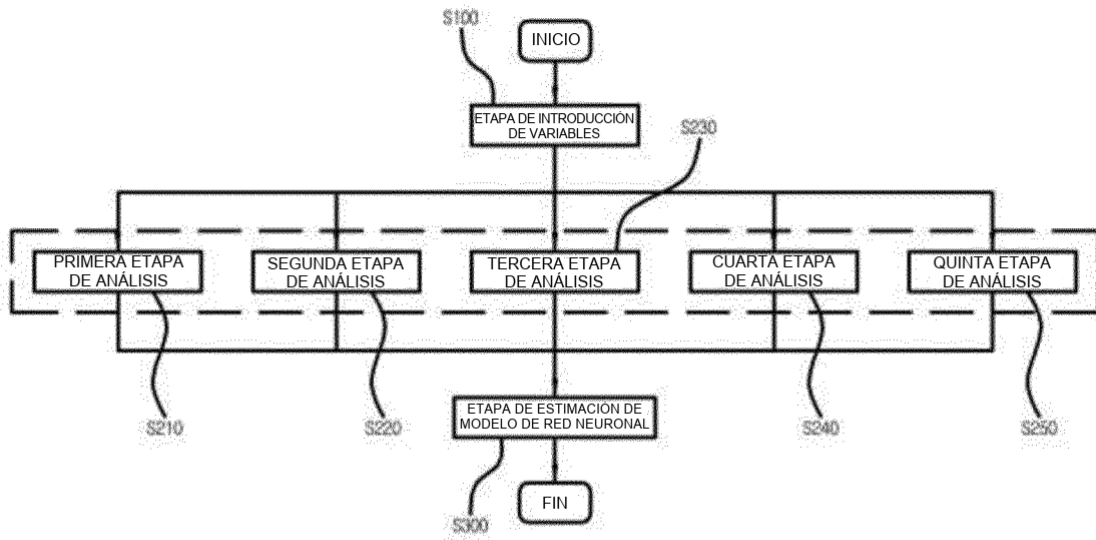
【FIG. 2】



【FIG. 3】



【FIG. 4】



【FIG. 5】

