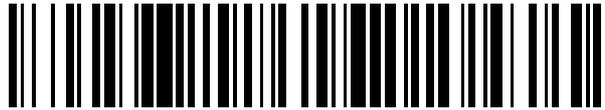


19



OFICINA ESPAÑOLA DE
PATENTES Y MARCAS

ESPAÑA



11 Número de publicación: **2 465 229**

51 Int. Cl.:

G01N 33/28 (2006.01)

12

TRADUCCIÓN DE PATENTE EUROPEA

T3

96 Fecha de presentación y número de la solicitud europea: **02.08.2011 E 11176291 (0)**

97 Fecha y número de publicación de la concesión europea: **16.04.2014 EP 2416153**

54 Título: **Método para predecir la calidad y los rendimientos de un crudo de petróleo**

30 Prioridad:

02.08.2010 IT MI20101456

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

05.06.2014

73 Titular/es:

**ENI S.P.A. (100.0%)
Piazzale E. Mattei, 1
00144 Rome, IT**

72 Inventor/es:

PAVONI, SILVIA

74 Agente/Representante:

DE ELZABURU MÁRQUEZ, Alberto

ES 2 465 229 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 calidad y los rendimientos de un crudo de petróleo

5 La presente invención se refiere al campo del estudio y análisis de materiales para determinar sus propiedades físicas y químicas y, en particular, a un método para predecir la calidad y los rendimientos de crudos de petróleo o petróleo en bruto.

La posibilidad de predecir la calidad y los rendimientos de un petróleo en bruto a partir de pequeñas cantidades de muestra es un instrumento útil de análisis comercial y operativo.

10 Los análisis necesarios para caracterizar un petróleo bruto en términos de rendimientos y de calidad de los productos que se pueden obtener a partir de su destilación primaria (GPL, nafta, gasóleo, destilado a vacío, residuo de destilación) necesitan una considerable dedicación tanto en términos de tiempo como de equipos.

La posibilidad de predecir rendimientos y/o características físico-químicas de crudos, a través de algoritmos que usan parámetros determinables fácilmente o análisis de rutina como datos de entrada, ofrece numerosas ventajas.

15 La selección óptima de crudos es un factor importante para las compañías de refinado, puesto que la calidad del petróleo es una parte integrante del plan de compras del crudo y las compañías de refinado deben encontrar una estrategia adecuada para su gestión.

Las variaciones frecuentes en la calidad de las materias primas de la refinería requieren especial atención a este aspecto.

20 En la industria del petróleo, un sistema de predicción fiable de los rendimientos y de la calidad del crudo, sobre la base de resultados analíticos limitados y obtenibles rápidamente, puede ser un instrumento útil para muchos objetivos:

- para una vista general rápida de la calidad de los crudos que vienen de los pozos;
- para cartografiar las variaciones de calidad en un depósito;
- para predecir la calidad de una carga de petróleo bruto;
- 25 - para optimizar las operaciones de refinado, en particular con crudos que tienen un intervalo de calidad muy variable;
- para tener una idea rápida acerca de la tendencia evolutiva de la calidad del crudo.

En la técnica de vanguardia se conocen métodos de predicción de las características de los crudos con análisis estándar de laboratorio.

30 El documento de la patente de Estados Unidos número 5.699.269, por ejemplo, describe un método para predecir las propiedades de un petróleo bruto o de sus fracciones que comprende la selección de diversos parámetros físico-químicos, la creación de un conjunto indicador con muestras de referencia, el análisis de las muestras mediante cromatografía de gases acoplada a espectroscopia de masas (GC-MS, por sus siglas en inglés) para generar coeficientes, los cuales, cuando se multiplican por los resultados obtenidos en los análisis GC-MS de una muestra desconocida, predicen diversos parámetros de rendimiento del crudo.

35 Este método requiere una estrategia físico-matemática extremadamente compleja y un gran número de muestras de referencia.

40 En la técnica de vanguardia, hay también otros modelos de predicción de calidad de hidrocarburos que usan redes neuronales. Sin embargo, estos métodos se aplican a fracciones refinadas y necesitan datos obtenidos con instrumentación compleja (espectrometría de masas, RMN, etc), mientras que los modelos análogos que usan análisis simples realizados comúnmente in situ nunca se han aplicado con éxito a petróleos en bruto.

45 El documento de la patente de Estados Unidos número 6.477.516, por ejemplo, describe un método para predecir los parámetros de hidrocarburos utilizando redes neuronales. En particular, la patente previamente citada describe un método que proporciona extraer al menos un dato de un espectro RMN de un hidrocarburo para proporcionarlo a una red neuronal, en el que dicha red neuronal se entrena para correlacionar los valores extraídos del espectro con los parámetros del hidrocarburo, de tal modo que se puedan predecir los parámetros deseados a partir de la información extraída a partir del espectro RMN.

Otro método se describe en el documento de la patente de Estados Unidos número 5.572.030 para evaluar ciertos parámetros de un hidrocarburo, en el cual se codifica el espectro infrarrojo (NIR, espectroscopia infrarroja cercana, por sus siglas en inglés) y se reduce a un cierto número de puntos, los cuales se suministran luego a una red

neuronal. Esta red neuronal se entrena para correlacionar los puntos obtenidos a partir del espectro con los parámetros deseados del hidrocarburo.

5 Ninguno de los documentos mencionados previamente describe un método capaz de predecir de manera adecuada un conjunto completo de rendimientos y calidades de un petróleo en bruto utilizando redes neuronales a partir de unos pocos datos analíticos determinables fácilmente, ni ha descrito redes neuronales optimizadas y construidas por medio de algoritmos genéticos.

El solicitante ha considerado el problema de encontrar un método simple y eficaz para predecir las cantidades y rendimientos de petróleos en bruto con el uso de redes neuronales, para superar los inconvenientes previamente mencionados.

10 Las redes neuronales artificiales son modelos matemáticos que representan la interconexión entre elementos definidos denominados neuronas. Cada neurona o nodo recibe señales de entrada, las procesa de acuerdo con unas funciones de transferencia y transmite el resultado a los nodos posteriores. Cada entrada a un nodo tiene un peso específico que sirve para cuantificar su importancia. Los nodos individuales están conectados a una matriz de neuronas posteriores de tal modo que forman una red de neuronas. El comportamiento de cada nodo se caracteriza por funciones de transferencia específicas. Cada nivel de conexión entre neuronas consecutivas se indica comúnmente mediante el término capa. Por ejemplo, los niveles de entrada y de salida forman dos capas de la red neuronal.

20 El artículo científico "Clasificación de orígenes geográficos de crudos de petróleo a partir del espectro infrarrojo cercano de asfaltos", de M. Blanco et al., Applied Spectroscopy, julio 2001, páginas 834 a 839, describe un método para predecir el origen de asfaltos bituminosos tomando como base la espectroscopia de infrarrojo cercano, el análisis de componentes principales y el análisis de agrupaciones. Además, los resultados de la clasificación se introducen en un modelo de red neuronal artificial.

25 El artículo científico "Determinación de propiedades físicas de asfaltos bituminosos utilizando espectroscopia de infrarrojo cercano con redes neuronales. Modelado conjunto de parámetros lineales y no lineales", de M. Blanco et al., Analyst, 2001, 126, páginas 378 a 382, describe el uso de un modelo de red neuronal artificial para determinar de manera simultánea dos o más parámetros no lineales de asfalto bituminoso.

30 El solicitante ha buscado un sistema rápido de predecir la calidad de los crudos en términos de rendimientos de las diversas fracciones y características físico-químicas relativas sin que se necesite la larga fase de destilación del crudo y la caracterización posterior de las fracciones individuales, como se necesita en el conjunto de procedimientos analíticos estándar previstos en el ensayo del petróleo crudo.

El objetivo de la presente invención es proporcionar un método para predecir las calidades y los rendimientos de crudos de petróleo mediante la aplicación de redes neuronales y algoritmos genéticos.

35 Por lo tanto, un objeto de la presente invención se refiere a un método para predecir las calidades y los rendimientos de crudos mediante la aplicación de redes neuronales y algoritmos genéticos, caracterizado porque comprende las siguientes fases:

- a) optimizar un sistema de redes neuronales por medio de un algoritmo genético de acuerdo con unos valores de entrada y de salida conocidos a priori;
- b) determinar un número suficiente de características físico-químicas de un petróleo en bruto desconocido;
- 40 c) proporcionar dichas características físico-químicas a un sistema de redes neuronales que consiste en una red neuronal de agrupación y al menos una red neuronal de predicción donde dichas redes neuronales se construyen y se optimizan por medio de algoritmos genéticos;
- d) aplicar dichas características físico-químicas a dicha red neuronal de agrupación para asociar dicho crudo desconocido con un grupo predefinido al cual corresponde una red de predicción neuronal específica;
- 45 e) aplicar dichas características físico-químicas a dicha red neuronal de predicción de dicho grupo predefinido para predecir rendimientos y parámetros de calidad de dicho crudo desconocido.

Para los objetivos de la presente invención, los términos crudo, petróleo bruto o crudo o petróleo sin refinar se usan de manera indiferente para hacer referencia al petróleo tal y como se extrae de los depósitos, al fuel oil obtenido directamente o a una mezcla de diferentes petróleos en bruto o crudos.

50 La presente invención permite predecir los rendimientos o contenidos de las diversas fracciones presentes en un petróleo en bruto, es decir, gas, nafta, queroseno, gasoil, destilado a vacío y residuo de petróleo.

En referencia a la presente descripción y a las siguientes reivindicaciones, las definiciones de los intervalos numéricos comprenden siempre los extremos a menos que se especifique otra cosa.

- 5 Según una realización preferida de la presente invención, dichas características físico-químicas de dicho crudo desconocido se pueden escoger entre las siguientes: gravedad API o grados API, contenido de azufre, viscosidad, acidez, residuo de carbono (RCC, residuo de carbono Conradson), contenido de níquel, contenido de vanadio, factor K UOP o factor de caracterización, asfaltenos, densidad, punto de humo, punto de congelación, punto de turbidez y punto de fluidez.
- 10 Según una realización preferida, el método según la presente invención se usa para predecir los rendimientos del crudo o petróleo bruto en términos de: contenido de gas, contenido de nafta, contenido de queroseno, contenido de gasóleo, contenido de destilado a vacío y residuo. En particular, para cada una de estas fracciones, los parámetros de calidad definidos se pueden escoger entre: densidad, contenido de azufre, viscosidad, acidez, contenido de compuestos aromáticos, contenido de parafinas, contenido de naftenos, punto de humo, punto de congelación, punto de turbidez y punto de fluidez, residuo de carbono (RCC, residuo de carbono Conradson), asfaltenos, contenido de níquel y contenido de vanadio.
- Algunos de estos parámetros pueden formar tanto los datos de entrada como los de salida para el sistema de red neuronal.
- 15 El número de características del petróleo en bruto o crudo determinadas en la etapa a), para ser usadas como entradas a la red de agrupación, es, de manera conveniente, de al menos 4 y preferentemente de 5 a 7. Un experto en el campo determinará el número de características de entrada sobre la base del nivel deseado de precisión de la predicción. Esta correlación se adquiere de manera empírica por un experto a base de su experiencia y de los ensayos preliminares llevados a cabo durante la fase de formación o entrenamiento del sistema de red neuronal según la presente invención.
- 20 Según una realización preferida de la presente invención, dicho grupo predefinido es una combinación de intervalos de valores de dichas características físico-químicas del crudo.
- Dicha red neuronal de agrupación selecciona a partir de los grupos existentes el que es más representativo del petróleo en bruto desconocido.
- 25 Debe notarse que el número óptimo de dichos grupos predefinidos depende del número de tipos de crudos usados en la fase de entrenamiento; en particular, se han obtenido resultados satisfactorios con un número de grupos que varía de 5 a 10, preferentemente que varía de 6 a 8 y más preferentemente que es igual a 7 grupos.
- La presente invención tiene la ventaja adicional de proporcionar un método que permite una predicción de los rendimientos y de las calidades de petróleos en bruto con tiempos de respuesta cortos.
- 30 La presente invención tiene también la ventaja adicional de proporcionar un método que se puede usar para predecir los parámetros de petróleos en bruto sin necesitar procesados adicionales de la muestra de crudo que se va a analizar respecto de los necesarios para caracterizarla.
- Una ventaja adicional de la presente invención es que proporciona un método que se puede usar para predecir los parámetros de calidad y los rendimientos de un amplio rango de crudos incluyendo fueloil directamente obtenido como residuo de la columna de destilación (fueloil de destilación directa) y mezclas de diferentes crudos.
- 35 Según una realización preferida de la presente invención dicho sistema de red neuronal puede consistir en redes neuronales de agrupación del tipo de las que se conocen en la técnica como mapa auto-organizado o mapa de características auto-organizado (SOM, por sus siglas en inglés) y redes neuronales de predicción del tipo conocido en la técnica como de "retro-propagación" (BP, por sus siglas en inglés).
- 40 El sistema de redes neuronales según la presente invención requiere una fase preliminar de entrenamiento o "formación" para poder ser usado.
- Dicha fase de entrenamiento del sistema de redes neuronales usa un conjunto preseleccionado de características físico-químicas obtenidas a partir de medidas experimentales de diferentes muestras de crudos, de modo que dichas características comprenden o son las mismas que las usadas como entrada en dicho método de predecir la calidad y los rendimientos de un petróleo en bruto.
- 45 Dicha fase de entrenamiento proporciona un proceso de aprendizaje del sistema de redes neuronales, en el que dichas redes son optimizadas por medio de algoritmos genéticos según los valores de entrada y de salida conocidos a priori.
- Dicho sistema de redes neuronales se entrena aplicando valores de entrada y salida conocidos, obtenidos con análisis de laboratorio empíricos o mediante métodos computacionales de modelos conocidos.
- 50 Dicho sistema de redes neuronales permite la predicción de rendimientos y parámetros de calidad de un crudo desconocido después del entrenamiento con características físico-químicas, rendimientos y parámetros de calidad de petróleos en bruto conocidos, obtenidos por medio de caracterizaciones analíticas.

La fase de entrenamiento o capacitación comprende las fases siguientes:

- i) aplicar características físico-químicas de crudos conocidos como entrada y los rendimientos y parámetros de calidad correspondientes de crudos conocidos como salida, a dicho sistema de redes neuronales;
- 5 ii) construir y optimizar dicha red neuronal de agrupación por medio de algoritmos genéticos, distribuyendo los datos de entrada en un número conveniente de grupos, de tal modo que cada grupo corresponde a un nivel de homogeneidad óptimo;
- iii) para cada uno de dichos grupos, construir y optimizar una red neuronal de predicción asociada con él, utilizando algoritmos genéticos y atribuyendo las características físico-químicas y los rendimientos y parámetros de calidad correspondientes de dichos crudos conocidos que se relacionan con dicho grupo;
- 10 iv) validar dicho sistema de redes neuronales minimizando la desviación entre los valores de los rendimientos y de los parámetros de calidad predichos y los valores correspondientes de los crudos conocidos.

De manera ventajosa, dicho nivel de homogeneidad óptimo corresponde a criterios implícitos en algoritmos de mapa auto-organizado, por ejemplo, el algoritmo de Kohonen.

- 15 En particular, la red neuronal de agrupación del tipo SOM previamente citada subdivide los datos en diferentes grupos minimizando la distancia euclídea de cada valor de dichas características físico-químicas respecto del dato promedio del grupo relacionado.

- 20 En una realización preferida de la presente invención, dicho número de grupos se escoge de forma conveniente por un experto tomando como base su propia experiencia o llevando a cabo ensayos de procesamiento preliminares que minimizan la desviación entre los datos experimentales y los datos calculados por medio de dicho sistema de redes neuronales.

Según una realización particular del método, la fase de entrenamiento de dicha red neuronal de predicción se puede realizar con muestras conocidas que pertenecen a dicho grupo y con muestras conocidas cuyas características físico-químicas son muy cercanas a los valores límites de los intervalos que definen dicho grupo (por ejemplo +/- 5 % de los valores límites del intervalo).

- 25 Dicha fase de entrenamiento prevé la construcción para cada grupo predefinido de una red neuronal predictiva, cuyos datos de entrada pueden ser los mismos que los de la red neuronal de agrupación.

Debería notarse que los grupos se escogen tomando como base los datos de entrada más eficaces para describir el sistema y para minimizar el error.

- 30 Según una realización preferida de la presente invención hay al menos 30 de dichos tipos de crudos conocidos, preferiblemente al menos 100 y más preferiblemente de 100 a 500.

Debería puntualizarse que los mapas auto-organizados son redes neuronales con una única capa en las cuales las neuronas de salida se organizan en cuadrículas. Cada entrada se conecta a todas las neuronas de salida y cada neurona se asocia con el factor de peso que tiene las mismas dimensiones que los vectores de entrada.

- 35 La dimensión del vector de entrada es generalmente mucho mayor que la dimensión de la cuadrícula de salida; por esta razón las redes neuronales SOM se usan principalmente para la reducción de la dimensión antes que para la expansión.

Según una realización preferida de la presente invención las funciones de transferencia de las neuronas de dicha red neuronal de predicción del tipo de retro-propagación pueden ser lineales o, de manera alternativa, tangentes hiperbólicas.

- 40 Según una realización preferida de la presente invención, el número de capas de cada red neuronal puede depender de forma cambiante del tipo de crudo analizado. En particular, se ha encontrado que el método según la presente invención ofrece buenos resultados con al menos 3 capas que comprenden las capas de entrada y de salida; dicho número de capas varía de forma conveniente de 4 a 5.

- 45 Según una realización preferida de la presente invención, durante el proceso de entrenamiento del sistema de red neuronal, los pesos iniciales escogidos al azar se ajustan y se optimizan después de cada lanzamiento o período (proceso de iteración) hasta que el coeficiente de correlación "r" entre los valores conocidos y los valores predichos se maximiza.

Debería puntualizarse que el coeficiente de correlación "r" se define aquí según:

$$r = \frac{\text{variaciones de Y asociadas con variaciones de X}}{\text{variaciones independientes de Y respecto de las variaciones de X}} = \frac{\text{co-variabilidad de X e Y}}{\text{variabilidad de X} + \text{variabilidad de Y}}$$

donde Y representa el valor predicho y X es el valor conocido.

De forma alternativa, dichos pesos se ajustan y se optimizan hasta que el error de predicción se minimiza, preferentemente el error cuadrático promedio o el error absoluto.

- 5 Debería notarse que el error cuadrático promedio σ de una distribución se define como el promedio cuadrático de las desviaciones de los datos individuales respecto de su media aritmética M:

$$\sigma = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (x_i - M)^2}{n}}$$

donde x_1, x_2, \dots, x_n representan los datos predichos y M la media aritmética de los datos conocidos.

Debería también notarse que el error absoluto de un dato se define de acuerdo con la expresión:

$$|E_{abs}| = |V_{pred} - V_{con}|$$

- 10 donde E_{abs} representa el error absoluto, V_{pred} el valor predicho y V_{con} el valor conocido.

Además, debería mencionarse que las funciones de transferencia de los nodos de la red neuronal se mejoran con el entrenamiento de tal forma que la respuesta obtenida se desvía cada vez menos de la respuesta eficaz.

- 15 No obstante, debería señalarse que la red neuronal entrenada según la presente invención se puede desarrollar con el uso de cualquier programa específico disponible en el mercado o cualquier otro sistema conocido por los expertos en este campo.

Los datos calculados se pueden también usar como datos de entrada para software de programación lineal (PL), utilizado para optimizar procesos de refinado industrial.

Debería apreciarse que la red neuronal se puede ensayar de manera precisa con diversos parámetros de muestra conocidos, para verificar que el resultado cae dentro de los estándares que se consideran aceptables.

- 20 Según una realización preferida de la presente invención, dichas redes neuronales se optimizan y construyen en la fase de entrenamiento con ayuda de algoritmos genéticos según las siguientes etapas:

1. crear una población inicial de genotipos (representaciones genéticas de redes neuronales);
2. construir un fenotipo de redes neuronales basado en los genotipos;
- 25 3. entrenar y probar las redes neuronales para determinar en qué medida o grado corresponden al parámetro de discriminación;
4. comparar los resultados obtenidos para escoger las mejores redes;
5. seleccionar las mejores redes entre las poblaciones disponibles y descartar las peores;
6. llevar la población escogida a un valor de cálculo pre-establecido según una de las siguientes sub-fases:
 - 6.1. entrecruzar los genotipos de las redes neuronales;
 - 30 6.2 acoplar los genotipos mediante el intercambio de los genes (características) entre las redes;
 - 6.3. cambiar los genotipos según una modalidad al azar
7. reanudar el procedimiento desde la etapa 2 hasta alcanzar un criterio de parada.

- 35 Dicho criterio de detención o parada, como también para seleccionar las mejores redes neuronales, puede ser la maximización del coeficiente de correlación "r" entre valores conocidos y aquéllos predichos por el sistema o, de forma alternativa, la minimización del error, preferentemente el error cuadrático medio o el error absoluto, evitando preferentemente el fenómeno conocido en la técnica como "sobreadaptación".

A través de esta fase de construcción y de optimización, sobreviven las mejores redes y sus características se transmiten a las futuras generaciones y se combinan con otras de forma que se obtienen redes cada vez mejores para la aplicación específica.

El procedimiento de combinación genética de los factores mejora considerablemente la velocidad de modificación de las redes más adecuadas, puesto que las propiedades de la investigación genética son mucho más eficaces que las de la investigación al azar.

5 Este método permite, de manera ventajosa, obtener soluciones nuevas y mejores respecto de aquellas que el usuario puede obtener de forma experimental.

Características y ventajas adicionales del método para predecir la calidad y los rendimientos de los petróleos en bruto mediante la aplicación de redes neuronales y algoritmos genéticos resultarán más evidentes a partir de la descripción siguiente de una de sus realizaciones, la cual se proporciona meramente con un propósito ilustrador de la invención y no limitador de la misma, con referencia a los dibujos adjuntos, en los cuales:

- 10
- la figura 1 ilustra esquemáticamente el procedimiento de entrenamiento de la red de agrupación neuronal;
 - la figura 2 ilustra esquemáticamente el procedimiento de entrenamiento de la red de predicción neuronal;
 - la figura 3 ilustra esquemáticamente el procedimiento de cálculo a aplicar a una muestra desconocida utilizando las redes neuronales de agrupación y de predicción.

15 En referencia a la figura 1, ésta ilustra un método de entrenamiento preferido utilizando de la red neuronal de agrupación, que comprende una fase de definición de las muestras a analizar (101), en la que se seleccionan diferentes tipos de crudo y se caracterizan luego por medio de métodos analíticos estándar (102).

Como datos de entrada para la fase de entrenamiento se usan una serie de parámetros físico-químicos relativos a las muestras caracterizadas (103).

20 La red neuronal de agrupación se entrena (104) para agrupar dichos crudos en un cierto número de grupos preseleccionados por un experto en este campo, tomando como base su experiencia y posibles cálculos y ensayos preliminares.

La red neuronal se somete a un proceso de validación de errores según un estándar predefinido (105).

Si esta validación no se alcanza, se realiza una fase de optimización posterior por medio de algoritmos genéticos (106) hasta que se alcance el estándar prefijado.

25 Este estándar se basa normalmente en un criterio de homogeneidad de datos.

Cuando se alcanza el estándar prefijado, la red neuronal de agrupación está lista (108) para la fase de predicción siguiente.

En referencia a la figura 2, una vez que la red neuronal de agrupación está lista, se debe crear el mismo número de redes neuronales de predicción que de agrupaciones.

30 Para cada grupo genérico k (201), se usan los parámetros físico-químicos de los crudos conocidos que pertenecen al grupo, junto con los rendimientos y calidades de los mismos (202), como datos de entrada de entrenamiento de la red de predicción correspondiente.

Cada red neuronal se entrena para predecir los rendimientos y calidades (204) y los parámetros predichos se comparan a continuación con los parámetros conocidos (206).

35 Si la comparación que se acaba de mencionar no corresponde a un estándar de validación prefijado, dicha red neuronal se optimiza por medio de algoritmos genéticos (205) y se somete de nuevo a la fase de entrenamiento (204).

La fase de entrenamiento e identificación de la red neuronal de predicción termina (207) cuando se alcanza el estándar de validación prefijado.

40 Este estándar puede ser la minimización del error o, de forma alternativa, la maximización del coeficiente de correlación "r" entre los parámetros predichos y los parámetros conocidos.

En referencia a la figura 3, el sistema de redes neuronales construido y optimizado de este modo de acuerdo con el procedimiento de entrenamiento previamente descrito, se puede usar para predecir las características de una muestra desconocida (301).

45 Se definen los datos que se deben introducir como entrada del sistema de redes neuronales obteniendo las características del crudo que corresponden a los parámetros prefijados durante el entrenamiento del sistema de redes neuronales por medio de análisis de laboratorio estándares (302).

La red neuronal de agrupación permite dirigir la muestra desconocida hacia el grupo predefinido más adecuado (303).

Una red neuronal de predicción posterior asociada con el grupo relacionado con el crudo desconocido permite predecir los rendimientos y las calidades del mismo (304).

- 5 Se proporciona a continuación un ejemplo ilustrativo y no limitador de la presente invención, para una mejor comprensión de la misma y para su realización.

Ejemplo 1 – Fase de entrenamiento

La base de datos estadística utilizada para entrenar el sistema de redes neuronales se creó con diferentes tipos de crudos que provenían de diversas áreas geográficas.

- 10 Se usó un gran número de crudos para entrenar el sistema de redes neuronales en numerosos procesados (más de 400 crudos), utilizando redes neuronales optimizadas por medio de algoritmos genéticos. La distribución geográfica de la base de datos se indica en la tabla 1.

Tabla 1

ÁREA	% respecto del total	Máxima densidad, grados API	Mínima densidad, grados API	Contenido máximo de azufre, %	Contenido mínimo de azufre, %
Mar Negro	8,76	36,8	26,2	2,78	0,30
Mar Caspio	2,43	50,7	26,9	1,29	0,14
Lejano Oriente	0,49	40,0	38,9	0,04	0,04
Oriente Medio	22,38	50,0	15,8	8,19	0,02
África del Norte	25,30	47,2	19,9	4,02	0,01
Mar del Norte	7,06	45,2	18,9	1,32	0,16
Suramérica	5,11	38,4	10,9	7,40	0,08
África occidental	13,38	48,5	17,3	2,08	0,03
Europa Mediterránea	15,09	43,4	9,4	7,15	0,12
TOTAL	100,00	50,7	9,4	8,19	0,01

- 15 Los crudos se caracterizaron analíticamente en términos de densidad, contenido de azufre, viscosidad, acidez (número ácido total, o TAN por sus siglas en inglés), contenido de níquel (Ni), contenido de vanadio (V), factor K UOP, contenido de asfaltenos insolubles en n-heptano, residuo de carbono Conradson (CCR por sus siglas en inglés), punto de ebullición verdadero (o TBP por sus siglas en inglés), rendimientos de destilación y características físico-químicas de las fracciones TBP.
- 20 Los intervalos de calidad de los crudos considerados en los análisis estadísticos se indican en la tabla 2.

Tabla 2

	Mínimo	Máximo
Grados API	9,4	50,68
Azufre (% en peso)	0,01	8,19
Viscosidad a 20 °C (cSt)	1,319	31,242
TAN (mg KOH/g)	0	3,5
Ni (ppm)	0	131,1
V (ppm)	0	583,5
Factor K UOP	11,1	12,9
Asfaltenos en n-heptano (% en peso)	0	20,45
CCR (% en peso)	0,1	20,64

La fase de entrenamiento de la red de agrupación del tipo SOM se estableció tomando como base 7 grupos.

- 5 Las características físico-químicas usadas son aquellas que probaron ser más eficaces a la hora de dividir los crudos en grupos homogéneos y las que corresponden a métodos analíticos que parecen ser los más rápidos y fácilmente accesibles: densidad, gravedad API, contenido de azufre, viscosidad a 20 °C, contenido de Ni, contenido de V, residuos de carbono Conradson, (CCR), acidez (número ácido total o TAN), factor K UOP y asfaltenos no solubles en n-heptano.

- 10 Se entrenaron y optimizaron redes neuronales de predicción del tipo de retro-propagación para cada uno de los 7 grupos obtenidos, con diferentes arquitecturas para cada uno de los grupos: 4 capas incluyendo las capas de entrada y de salida, diferente número de nodos y diferentes funciones de transferencia.

Los grupos obtenidos y los intervalos relativos de características se indican en la tabla 3.

Tabla 3

Grupo	Grados API			Azufre (% en peso)			Viscosidad a 20 ° C (cSt)	TAN (mg KOH/g)	Ni (ppm)	V (ppm)	Factor K UOP	Asfaltenos insolubles en n-heptano (% en peso)	CCR (% en peso)
	Promedio	MIN	MAX	Promedio	MIN	MAX							
1	19,30	9,40	25,50	4,07	1,32	8,19	2766	0,92	49,8	126,6	11,6	8,26	10,50
2	28,24	25,10	31,90	2,29	1,80	3,11	68,64	0,22	22,4	40,0	11,8	2,82	5,96
3	33,34	29,77	40,00	2,13	1,77	2,80	11,42	0,12	10,9	28,8	11,9	1,61	4,62
4	32,03	24,00	36,90	1,36	0,78	1,79	21,79	0,25	19,7	45,4	11,9	1,53	4,22
5	26,50	17,30	32,41	0,30	0,12	0,75	330,7	0,91	14,6	5,3	11,8	0,85	4,26
6	36,70	32,60	40,40	0,36	0,04	1,40	9,302	0,13	4,6	4,3	12,0	0,51	2,34
7	44,21	40,50	50,68	0,19	0,01	0,82	3,780	0,17	1,3	1,1	12,1	0,18	0,97

- 15 En la tabla 4 se presenta un esquema resumen de los datos de entrada, rendimientos del corte y parámetros cualitativos relativos que se pueden predecir con la red neuronal (salida).

Tabla 4

	PÉTROLEO EN BRUTO (CRUDO)	RENDIMIENTOS Y CARACTERÍSTICAS DE LOS PRODUCTOS						RESIDUOS GRASOS
		GAS	NAFTAS		QUEROSENO	GASÓLEOS	DESTILADO A VACÍO	
Intervalo de ebullición	° C	C1-C4	C5-80	80-160	160-230	230-370	370-530	+ de 530
Rendimientos	(% en peso)	Salida	Salida	Salida	Salida	Salida	Salida	Salida
Densidad a 15 °C	Kg/l		Salida	Salida	Salida	Salida	Salida	Salida
Grados API								
Viscosidad a 20 °C	cSt							
Viscosidad a 50 °C	VBN							
Azufre	(% en peso)				Salida	Salida	Salida	salida
Acidez	Mg KOH/g				Salida	Salida	Salida	salida
Parafinas	(% en volumen)			Salida				
Naftenos	(% en volumen)			Salida				
Aromáticos	(% en volumen)			Salida				
N+2°	(% en volumen)			Salida				
Punto de humo	mm				Salida			
Punto de congelación	° C				Salida			
Punto de turbidez	° C					Salida		
Punto de fluidez	° C					Salida		
Níquel	ppm							Salida
Vanadio	ppm							Salida
Asfaltenos insolubles en n-heptano	(% en peso)							Salida
RCC	(% en peso)						Salida	Salida

Las tablas 5 a 8 indican los datos de consistencia sobre los rendimientos TBP (punto de ebullición verdadero) y sobre las propiedades de las fracciones clave TBP obtenidas a partir de redes neuronales entrenadas y optimizadas con respecto a cada grupo tomando como base crudos conocidos.

Los errores absolutos promedio se expresan como:

$$\sum_{i=1}^n \frac{\text{valor calculado} - \text{valor conocido}}{n}$$

5

Tabla 5

		Grupo	1	2	3	4	5	6	7	Total
Error en la fracción obtenida en % en peso	Fracción C1-C4	Error absoluto	0,042	0,11	0,163	0,117	0,046	0,133	0,158	0,118
	Fracción C5-80	Error absoluto	0,195	0,2	0,284	0,238	0,093	0,217	0,138	0,207
		% de resultados con $\Delta < 1$ (*)	98,11	100	97,22	98,57	100	98,13	98,31	98,51
		% de resultados con $\Delta < 2$ (*)	100	100	98,61	100	100	98,13	100	99,36
		Error absoluto	0,22	0,265	0,337	0,306	0,137	0,393	0,303	0,302
	Fracción 80-60	% de resultados con $\Delta < 1$ (*)	98,11	100	95,83	97,14	100	95,33	93,22	96,81
		% de resultados con $\Delta < 2$ (*)	100	100	100	100	100	97,2	98,31	99,15
		Error absoluto	0,16	0,15	0,227	0,194	0,129	0,265	0,13	0,193
	Fracción 160-230	% de resultados con $\Delta < 1$ (*)	100	100	97,22	98,57	100	96,26	98,31	98,30
		% de resultados con $\Delta < 2$ (*)	100	100	100	100	100	99,07	100	99,79
		Error absoluto	0,476	0,267	0,28	0,239	0,18	0,431	0,279	0,322
	Fracción 230-370	% de resultados con $\Delta < 1$ (*)	88,68	98,51	97,22	100	97,62	96,26	91,53	95,96
		% de resultados con $\Delta < 2$ (*)	94,34	100	100	100	100	97,2	100	98,72
		Error absoluto	0,321	0,471	0,387	0,383	0,286	0,355	0,308	0,367
	Fracción 370-530	% de resultados con $\Delta < 1$ (*)	96,23	88,06	94,44	95,71	90,48	93,46	93,22	93,19
		% de resultados con $\Delta < 2$ (*)	100	97,01	100	98,57	97,62	96,26	100	98,30

ES 2 465 229 T3

		Grupo	1	2	3	4	5	6	7	Total
	Fracción + de 530	Error absoluto	0,402	0,478	0,483	0,428	0,297	0,444	0,297	0,42
		% de resultados con $\Delta < 1$ (*)	90,57	88,06	91,67	90	92,86	92,52	94,92	91,49
		% de resultados con $\Delta < 2$ (*)	98,11	97,01	98,61	98,57	97,62	98,13	94,92	97,66

(*) $\Delta = | \text{dato experimental} - \text{dato calculado} |$

Tabla 6

		Grupo	1	2	3	4	5	6	7	Total	
Error en el % en peso o en contenido de azufre	Fracción 160-230	Error absoluto	0,055	0,023	0,016	0,012	0,004	0,004	0,004	0,004	0,015
		% de resultados con error < 15 %	73,58	74,63	80,56	71,43	80,95	52,34	33,9	65,32	
		% de resultados con error < 20 %	79,25	80,6	88,89	80	88,1	61,68	38,98	72,77	
	Fracción 230-370	Error absoluto	0,082	0,041	0,063	0,029	0,004	0,015	0,008	0,008	0,034
		% de resultados con error < 15 %	94,34	98,51	94,44	98,57	100	75,7	83,05	90,43	
		% de resultados con error < 20 %	96,23	98,51	95,83	100	100	85,98	89,83	94,26	
	Fracción 370-530	Error absoluto	0,08	0,041	0,084	0,037	0,006	0,018	0,012	0,012	0,039
		% de resultados con error < 15 %	98,11	100	98,61	100	100	89,72	91,53	96,17	
		% de resultados con error < 20 %	100	100	98,61	100	100	92,52	96,61	97,66	
	Fracción + de 530	Error absoluto	0,119	0,074	0,166	0,064	0,012	0,032	0,025	0,025	0,07
		% de resultados con error < 15 %	100	100	97,22	100	100	92,52	89,83	96,6	
		% de resultados con error < 20 %	100	100	98,61	100	100	94,39	93,22	97,66	

(*) $\Delta = | \text{dato experimental} - \text{dato calculado} |$

Tabla 7

	Grupo	1	2	3	4	5	6	7	Total
Error en el parámetro N2A (% en volumen de naftenos + 2 veces el % en volumen de aromáticos) en la fracción 80 - 160	Error absoluto	1,568	1,025	1,455	0,881	1,023	1,427	0,74	1,186
	% de resultados con $\Delta < 2$ (*)	83,02	83,58	83,33	95,71	85,71	86,92	93,22	87,45
	% de resultados con $\Delta < 4$ (*)	92,45	98,51	93,06	98,57	97,62	95,33	96,61	95,96
Error en el punto de congelación en °C en la fracción 160 -230	Error absoluto	1,002	1,454	0,895	1,147	1,497	0,901	0,547	1,036
	% de resultados con $\Delta < 2$ (*)	86,79	77,61	91,67	84,29	73,81	90,65	93,22	86,38
	% de resultados con $\Delta < 4$ (*)	96,23	91,04	98,61	97,14	95,24	96,26	98,31	96,17
Error en el punto de fluidez en °C en la fracción 230 – 270	Error absoluto	1,322	0,698	0,699	0,783	0,7	0,665	0,539	0,764
	% de resultados con $\Delta < 3$ (*)	90,57	98,51	97,22	97,14	100	98,13	94,92	96,81
	% de resultados con $\Delta < 6$ (*)	94,34	98,51	100	100	100	100	100	99,15

(*) Δ = | dato experimental – dato calculado |

Tabla 8

	Grupo	1	2	3	4	5	6	7	Total
Error en la viscosidad a 50 °C en la fracción 370 - 530	Error absoluto	0,138	0,145	0,167	0,275	0,136	0,355	0,174	0,218
	% de resultados con $\Delta < 0,5$ (*)	96,23	95,52	91,67	88,57	95,24	75,7	93,22	89,15
	% de resultados con $\Delta < 2$ (*)	98,11	100	98,61	97,14	97,62	94,39	94,92	97,02
Error en la viscosidad a 50 °C en la fracción de más de 530	Error absoluto	0,638	0,217	0,29	0,28	0,333	0,407	0,332	0,353
	% de resultados con $\Delta < 1$ (*)	69,81	89,55	86,11	84,29	83,33	75,7	84,75	81,7
	% de resultados con $\Delta < 2$ (*)	84,91	98,51	98,61	97,14	88,1	91,59	91,53	93,4
Error en el % en peso de asfaltenos insolubles en n-heptano en la fracción de más de 530	Error absoluto	0,706	0,612	0,719	0,755	0,12	0,505	0,317	0,555
	% de resultados con error < 20 %	98,11	94,03	76,39	65,71	69,05	63,55	62,71	74,47
	% de resultados con error < 30 %	98,11	95,52	91,67	88,57	95,24	76,64	76,27	87,45
Error en el % en peso de CCR en la fracción de más de 530	Error absoluto	0,31	0,404	0,503	0,293	0,166	0,418	0,297	0,36
	% de resultados con error < 15 %	100	98,51	100	100	100	98,13	94,92	98,72
	% de resultados con error < 20 %	100	98,51	100	100	100	99,07	94,92	98,94

(*) $\Delta = | \text{dato experimental} - \text{dato calculado} |$

5 Como puede verse en las tablas 5 a 8, el sistema de redes neuronales según la presente invención permite obtener resultados que tienen una gran precisión y fiabilidad, tras su entrenamiento.

Ejemplo 2

El sistema de redes neuronales entrenado de acuerdo con el ejemplo precedente se usó para predecir rendimientos y calidades de un crudo desconocido "A" proveniente del Mar Negro.

10 La tabla 9 indica las características de entrada medidas en el crudo y los rendimientos predichos para las diversas fracciones, además de los valores correspondientes obtenidos experimentalmente a partir de la destilación del crudo y de la caracterización de las fracciones, con objetivos de comparación.

Tabla 9

Intervalo TBP	° C	RENDIMIENTOS Y CARACTERÍSTICAS DE LOS PRODUCTOS															
		CRUDO (entradas)		GAS		NAFTAS				GAS		GASÓLEOS		DESTILADO A VACÍO		RESIDUOS GRASOS	
		Conocido	Calculado	Conocido	Calculado	Conocido	Calculado	Conocido	Calculado	Conocido	Calculado	Conocido	Calculado	Conocido	Calculado	Conocido	Calculado
		C1-C4		80-160		160-230		230-370		370-530		+ de 530					
Rendimientos TBP	(% en peso)	1,13	1,51	4,06	3,80	10,82	10,25	10,40	10,74	25,43	25,83	23,24	23,60	24,93	24,29		
Densidad a 15 °C	Kg/l	0,5673		0,6706	0,6637	0,7493	0,7449	0,8022	0,7977	0,8583	0,8549	0,9136	0,9135	1,0011	0,9975		
Grados API a 60 °F																	
Viscosidad a 20 °C	cSt																
Viscosidad a 50 °C	VBN							3,20	3,63	16,36	15,92	29,78	29,46	44,61	44,70		
Azufre	(% en peso)							0,18	0,18	1,04	0,96	1,57	1,69	2,73	2,94		
Acidez	mg KOH/g											0,29					
Parafinas	(% en volumen)					50,42	58,62										
N+2A						58,86	50,58										
Punto de humo	mm							25	25								
Punto de congelación	° C							-56	-56								
Punto de turbidez	° C									-8	-5						
Punto de fluidez	° C									-9	-8						

		RENDIMIENTOS Y CARACTERÍSTICAS DE LOS PRODUCTOS												
		CRUDO (entradas)	GAS		NAFTAS				GAS	GASÓLEOS		DESTILADO A VACÍO	RESIDUOS GRASOS	
Níquel	ppm	16											64	66
Vanadio	ppm	48											193	199
Asfaltenos insolubles en n- heptano	(% en peso)	0,95											3,80	5
RCC	(% en peso)	3,85									0,25	0,29	15,23	15,89
Factor K UOP		11,9												

Ejemplo 3

El sistema de redes neuronales entrenado según el ejemplo previo se usó para predecir rendimientos y calidades de un crudo desconocido "B" procedente del norte de África.

- 5 La tabla 10 indica las características de entrada medidas en el crudo y los rendimientos predichos para las diversas fracciones, además de los valores correspondientes obtenidos experimentalmente a partir de la destilación del crudo y de la caracterización de las fracciones, con objetivos de comparación.

Tabla 10

Intervalo TBP	° C	RENDIMIENTOS Y CARACTERÍSTICAS DE LOS PRODUCTOS															
		CRUDO (entradas)		GAS		NAFTAS				GAS		GASÓLEOS		DESTILADO A VACÍO		RESIDUOS GRASOS	
		Conocido	Calculado	C1-C4		80-160		160-230		230-370		370-530		Conocido	Calculado	Conocido	Calculado
Rendimientos TBP (% en peso)		0,95	0,99	3,38	3,83	11,23	11,39	10,55	10,29	25,48	24,99	24,11	24,36	24,29	24,27966		
Densidad a 15 °C Kg/l		0,5588		0,6617	0,6701	0,7396	0,7406	0,7834	0,7835	0,8276	0,8266	0,8745	0,8713	0,9466	0,942824		
Grados API a 60 °F	37,31																
Viscosidad a 20 °C cSt	17,66																
Viscosidad a 50 °C VBN																	
Azufre (% en peso)	0,12							2,54	3,86	15,59	15,29	27,60	27,81	40,87	41,59943		
Acidez mg KOH/g	0,12							0,04	0,03	0,09	0,09	0,15	0,13	0,27	0,26		
Parafinas (% en volumen)						56,47	60,75										
N+2A						51,63	45,46										
Punto de humo mm								32	30								
Punto de congelación ° C								-47	-49								
Punto de turbidez ° C										+3	+5						
Punto de fluidez ° C										0	+3						
Níquel ppm	3													14	14		
Vanadio ppm	1													4	3		
Asfaltenos insolubles en n-heptano (% en peso)														0,55	1		
RCC (% en peso)	2,54											0,07	0,06	10,40	10,43		
Factor K UOP																	

REIVINDICACIONES

1. Un método para predecir la calidad y los rendimientos de un crudo de petróleo mediante la aplicación de redes neurales y algoritmos genéticos, caracterizado porque comprende las fases siguientes:
 - a) optimizar un sistema de redes neuronales por medio de un algoritmo genético de acuerdo con unos valores de entrada y de salida conocidos a priori;
 - b) determinar un número suficiente de características físico-químicas de un petróleo en bruto desconocido;
 - c) proporcionar dichas características físico-químicas a un sistema de red neuronal que consiste en una red neuronal de agrupación y al menos una red neuronal de predicción donde dichas redes neuronales se construyen y se optimizan por medio de algoritmos genéticos;
 - d) aplicar dichas características físico-químicas a dicha red neuronal de agrupación para asociar dicho crudo desconocido con un grupo predefinido al cual corresponde una red de predicción neuronal específica;
 - e) aplicar dichas características físico-químicas a dicha red neuronal de predicción de dicho grupo predefinido para predecir rendimientos y parámetros de calidad de dicho crudo desconocido.
2. El método para predecir la calidad y los rendimientos de un crudo según la reivindicación 1, en el que dichas características físico-químicas de dicho crudo desconocido se escogen entre las siguientes: gravedad API, contenido en azufre, viscosidad, acidez, residuo de carbono, contenido de níquel, contenido de vanadio, factor K UOP, asfaltenos, densidad, punto de humo, punto de congelación, punto de turbidez y punto de fluidez.
3. El método para predecir la calidad y los rendimientos de un crudo según la reivindicación 1, en el que los rendimientos predichos para las fracciones de crudo se refieren a: contenido de gas, contenido de naftas, contenido de queroseno, contenido de gasóleo, contenido de destilado a vacío y residuo.
4. El método según la reivindicación 3, en el que para cada una de dichas fracciones, los parámetros de calidad predichos se escogen entre los siguientes: densidad, contenido de azufre, viscosidad, acidez, contenido de compuestos aromáticos, contenido de parafinas, contenido de naftenos, punto de humo, punto de congelación, punto de turbidez y punto de fluidez, residuo de carbono, asfaltenos, contenido de níquel y contenido de vanadio.
5. El método para predecir la calidad y los rendimientos de un crudo según la reivindicación 1, en el que el número de características del crudo determinadas en la etapa a) es al menos 4.
6. El método para predecir la calidad y los rendimientos de un crudo según la reivindicación 1, en el que dicho grupo predefinido es una combinación de intervalos de valores de dichas características físico-químicas del crudo.
7. El método para predecir la calidad y los rendimientos de un crudo según la reivindicación 1, en el que el número de dichos grupos predefinidos varía de 5 a 10.
8. El método para predecir la calidad y los rendimientos de un crudo según la reivindicación 1, en el que dicho sistema de redes neuronales consiste en redes neuronales de agrupación del tipo de mapa auto-organizado.
9. El método para predecir la calidad y los rendimientos de un crudo según la reivindicación 1, en el que dicho sistema de redes neuronales consiste en redes neuronales de predicción del tipo de retro-propagación.
10. El método para predecir la calidad y los rendimientos de un crudo según cualquiera de las reivindicaciones precedentes, en el que las funciones de transferencia de las neuronas de dicha red neuronal de predicción del tipo de retro-propagación son funciones lineales o, de manera alternativa, tangentes hiperbólicas.
11. El método para predecir la calidad y los rendimientos de un crudo según cualquiera de las reivindicaciones precedentes, en el que dichas redes neuronales tienen al menos tres capas, que comprenden las capas de entrada y de salida.
12. El método para predecir la calidad y los rendimientos de un crudo según la reivindicación 1, que comprende también una fase preliminar de entrenamiento.
13. El método para predecir la calidad y los rendimientos de un crudo según la reivindicación 12, en el que dicha fase de entrenamiento comprende las fases siguientes:
 - i) aplicar características físico-químicas de crudos conocidos como entrada y los rendimientos y parámetros de calidad correspondientes de crudos conocidos como salida, a dicho sistema de redes neuronales;
 - ii) construir y optimizar dicha red neuronal de agrupación por medio de algoritmos genéticos, distribuyendo los datos de entrada en un número conveniente de grupos, de tal modo que cada grupo corresponde a un nivel de homogeneidad óptimo;

iii) para cada uno de dichos grupos, construir y optimizar una red neuronal de predicción asociada con él, utilizando algoritmos genéticos y atribuyendo las características físico-químicas y los rendimientos y parámetros de calidad correspondientes de dichos crudos conocidos que se relacionan con dicho grupo;

5 iv) validar dicho sistema de redes neuronales minimizando la desviación entre los valores de los rendimientos y de los parámetros de calidad predichos y los valores correspondientes de los crudos conocidos.

14. El método para predecir la calidad y los rendimientos de un crudo según la reivindicación 13, en el que dicho nivel óptimo de homogeneidad corresponde al algoritmo de Kohonen.

15. El método para predecir la calidad y los rendimientos de un crudo según la reivindicación 13, en el que los datos de entrada de dicha red neuronal de predicción son los mismos que los de la red neuronal de agrupación.

10 16. El método para predecir la calidad y los rendimientos de un crudo según la reivindicación 13, en el que hay al menos 30 de dichos tipos de crudos conocidos.

15 17. El método para predecir la calidad y los rendimientos de un crudo según la reivindicación 13, en el que, durante dicha fase de entrenamiento, se asigna a dichas redes neuronales pesos iniciales escogidos al azar, los cuales se ajustan y se optimizan posteriormente hasta que se maximice el coeficiente de correlación "r" entre los valores conocidos y los valores predichos.

18. El método para predecir la calidad y los rendimientos de un crudo según la reivindicación 13, en el que, durante dicha fase de entrenamiento, se asigna a dichas redes neuronales pesos iniciales escogidos al azar, los cuales se ajustan y se optimizan posteriormente hasta que se minimice el error de predicción.

20 19. El método para predecir la calidad y los rendimientos de un crudo según la reivindicación 13, en el que dichas redes neuronales se optimizan y se construyen en la fase de entrenamiento con ayuda de algoritmos genéticos, según las etapas siguientes:

1. crear una población inicial de genotipos (representaciones genéticas de redes neuronales);

2. construir un fenotipo de redes neuronales basado en los genotipos;

25 3. entrenar y probar las redes neuronales para determinar en qué medida o grado corresponden al parámetro de discriminación;

4. comparar los resultados obtenidos para escoger las mejores redes;

5. seleccionar las mejores redes entre las poblaciones disponibles y descartar las peores;

6. llevar la población escogida a un valor de cálculo pre-establecido según una de las siguientes sub-fases:

6.1 entrecruzar los genotipos de las redes neuronales;

30 6.2 acoplar los genotipos mediante el intercambio de los genes (características) entre las redes;

6.3 cambiar los genotipos según una modalidad al azar

7. reanudar el procedimiento desde la etapa 2 hasta alcanzar un criterio de parada.

35 20. El método para predecir la calidad y los rendimientos de un crudo según la reivindicación 19, en el que dicho criterio de parada es la maximización del coeficiente de correlación "r" entre los valores conocidos y los predichos por el sistema o, de manera alternativa, la minimización del error.