

# Pronóstico de estabilidad de asfaltenos en petróleo crudo con base en análisis SARA mediante redes neuronales artificiales

## Prediction of asphaltene stability in crude oil based on SARA analysis using artificial neural networks

Tomas Darío Marín Velásquez

<sup>1</sup> Departamento de Ingeniería de Petróleo. Universidad de Oriente, Núcleo de Monagas. Av. Universidad, Los Guaritos. Maturín, Venezuela: [tmarin@protonmail.com](mailto:tmarin@protonmail.com)


Recibido: 19 de febrero, 2021. Aprobado: 2 diciembre, 2021. Versión final: 6 diciembre, 2021.

### Resumen

La estabilidad del petróleo o su tendencia a producir precipitación de asfaltenos debe ser estimada, debido a su importancia para predecir problemas de obstrucciones de tuberías y equipos de procesos. A partir de las fracciones de hidrocarburos componentes del petróleo, denominadas fracciones SARA (Saturados, Aromáticos, Resinas y Asfaltenos) se han generado índices para estimar la condición de estabilidad con base en las relaciones de solubilidad e insolubilidad de los asfaltenos respecto a las otras fracciones a partir de estudios de laboratorio y análisis matemático. En la presente investigación se analiza la aplicabilidad de pruebas estadísticas multivariantes por Redes Neuronales Artificiales (RNA) para pronosticar la condición de estabilidad determinada a partir de dos índices, la Inestabilidad Coloidal (CII) y el Índice de Estabilidad (IE), además se proponen modificaciones de rangos con base en los resultados y un índice basado en la solubilidad/insolubilidad (IIS). Se utilizó como muestra de estudio 193 análisis SARA de petróleos de diferentes países obtenidas de artículos publicados en revistas científicas para la creación de la RNA, con la que se pronosticó el porcentaje de clasificación correcta basada en la interacción y tendencia de relaciones entre las cuatro fracciones en su conjunto. Adicionalmente se utilizaron 11 muestras externas a las utilizadas en el modelo RNA para validar el mismo. Se obtuvo que la RNA clasificó correctamente el 92,75% de la condición de estabilidad determinada con el CII y 88,60% respecto al IE. El ajuste de los rangos de estabilidad mejoró el pronóstico a 97,41% respecto al CII y 96,89% con el IE. El uso del IIS demostró un menor ajuste según la RNA con 98,45% de casos correctamente clasificados. Se demostró la aplicabilidad de la metodología de RNA para clasificar la condición de estabilidad de muestras de petróleo con base en sus fracciones SARA.

**Palabras clave:** Asfaltenos, estabilidad, estadística multivariante, petróleo crudo, SARA.

### Abstract

ISSN impreso: 1657 - 6527. ISSN en línea: 2145 - 8502, CC BY 

Como citar: Marín-Velásquez, T.D. (2021). Pronóstico de estabilidad de asfaltenos en petróleo crudo con base en análisis SARA mediante Redes Neuronales Artificiales. *Revista fuentes, el reventón energético*, 19(2), 19–33. <https://doi.org/10.18273/revfue.v19n2-2021003>

The stability of the oil or its tendency to produce asphaltene precipitation must be estimated, due to its importance in predicting problems of obstructions in pipelines and process equipment. From the fractions of hydrocarbon components of oil, called SARA fractions (Saturates, Aromatics, Resins, and Asphaltenes), indexes have been generated to estimate the stability condition based on the solubility and insolubility ratios of the asphaltenes concerning the other fractions from laboratory studies and mathematical analysis. The present research analyzes the applicability of multivariate statistical tests by Artificial Neural Networks (ANN) to predict the stability condition determined from two indexes, the Colloidal Instability (CII) and the Stability Index (SI), also, range modifications are proposed based on the results and an index based on the solubility/insolubility (SII). 193 SARA analyses of oils from different countries obtained from articles published in scientific journals were used as a study sample for the creation of the ANN, with which the percentage of correct classification was predicted based on the interaction and tendency of relationships between the four fractions as a whole. Additionally, 11 samples external to those used in the ANN model were used to validate the model. It was obtained that the ANN correctly classified 92.75% of the stability condition determined with the CII and 88.60% concerning the IE. Adjustment of the stability ranges improved the prognosis to 97.41% concerning the CII and 96.89% for the IE. The use of the IIS showed a lower adjustment according to the ANN with 98.45% of cases correctly classified. The applicability of ANN methodology to classify the stability condition of oil samples based on their SARA fractions was demonstrated.

**Keywords:** Asphaltenes, stability, multivariate statistics, crude oil, SARA.

## 1. Introducción

El petróleo está constituido por una mezcla compleja de componentes en su mayoría hidrocarburos, entre ellos parafinas y aromáticos con diferentes proporciones de nitrógeno, azufre y oxígeno y trazas de metales como vanadio, níquel, cobre y hierro (Akmaz, Iscan, Gurkaynak & Yasar, 2011). La composición química del petróleo varía de acuerdo al lugar de procedencia del mismo, así como de la edad del campo productor. Los petróleos crudos pesados contienen moléculas de hidrocarburos de mayor complejidad, heteroátomos y contenidos metálicos en comparación con los petróleos crudos más livianos, conocidas por el nombre genérico de asfaltenos (Speight, 2004). Estos compuestos también son definidos comúnmente de acuerdo a su solubilidad, como la fracción del petróleo soluble en solventes aromáticos, como el benceno, pero insolubles en alifáticos, como el n-heptano (Zheng, Shi, Salvato, Giusti & Bouyssiere, 2020).

Debido a la cantidad de componentes y su complejidad no resulta rentable operacional y económicamente separar al petróleo en cada uno de sus componentes, por lo que se utiliza un método simple que separa los componentes del petróleo crudo en sus fracciones principales como lo son Saturados, Aromáticos, Resinas y Asfaltenos tomando como base sus solubilidades, lo que se conoce como análisis SARA (Madh et al. 2017).

Los asfaltenos están constituidos por moléculas polidispersas que están principalmente representadas por hidrocarburos aromáticos polinucleares (PNA) que contienen proporciones diferentes de alifáticos y alicíclicos, además de pequeñas cantidades de

heteroátomos como oxígeno, nitrógeno y azufre, así como metales pesados como níquel y vanadio que se forman estructuras porfirínicas (Romero, Feitosa, Do Carmo & De Sant'Ana, 2018). Así mismo, los asfaltenos por ser los componentes de mayor peso molecular del petróleo y por hallarse en un estado de cuasiestabilidad, son afectados por los cambios en el estado termodinámico, es decir al variar las condiciones de presión, temperatura, composición química y tasa de corte se separan de la fase líquida y precipitan afectando de manera negativa las operaciones petroleras (Sulaimon, De Castro & Vatsa, 2019).

El comportamiento de los asfaltenos en el petróleo se define, comúnmente, de acuerdo a lo planteado en la teoría coloidal, donde se establece que los mismos se encuentran dentro del petróleo en forma de partículas sólidas suspendidas coloidalmente y estabilizadas por resinas que se encuentran adsorbidas en su superficie (Akbarzadeh et al., 2007; Mansoori, 2009).

La tendencia de los asfaltenos a mantenerse suspendidos dentro del petróleo sin formar agregados, que eventualmente precipitan, es lo que se conoce como estabilidad (Chamkalani, Mohammadi, Eslamimanesh, Gharagheizi & Richon, 2012). Dicha estabilidad es dependiente de las condiciones termodinámicas a las que los asfaltenos se encuentran expuestos (Temperatura, Presión y Composición) lo que implica que, al existir variaciones en el estado termodinámico se puede romper el equilibrio del sistema coloidal, con la subsecuente formación de agregados que pueden llegar a separarse de la fase líquida y producir depósitos orgánicos (Campen, Moorhouse & Wong, 2019; Safaie & Naza, 2014).

Al ser la estabilidad de los asfaltenos un factor clave en las operaciones de producción como parámetro para definir la tendencia o no de que se generen depósitos orgánicos que crearán obstrucciones en tubería y equipos de proceso, se han realizado estudios para comprender la precipitación de asfaltenos y propuesto modelos predictivos teniendo en cuenta los cambios en la composición del petróleo crudo (Guzmán, Ancheyta, Trejo & Rodríguez, 2017). La mayoría de los modelos de predicción de estabilidad se basan en las relaciones existentes entre las fracciones que componen al petróleo (SARA), bajo la premisa de las características de solubilidad e insolubilidad de los asfaltenos y su interacción con los demás componentes del petróleo. Así se han creado índices que estiman la inestabilidad o estabilidad de los asfaltenos, como el denominado Índice de Inestabilidad coloidal (CII) el cual relaciona a los asfaltenos con la fracción precipitante (Saturados) y las fracciones dispersantes (Aromáticos y Resinas) de una forma simple, pero de uso extendido (Ashoori, Sharifi, Masoumi & Salehi, 2017; Xiong et al., 2020).

Aun cuando se han estudiado otros factores importantes para la estabilidad de los asfaltenos como la temperatura (Torkaman, Bahrami & Dehghani, 2017, 2018), los efectos de cargas eléctricas (Punase & Hascakir, 2017), efecto de diferentes solventes (Brahma et al., 2019) y la presión (Browarzik, Kabatek, Kahl & Laux, 2002), los efectos de variables de procesos están íntimamente ligados a la composición del petróleo, por lo que la estabilidad está asociada y medida siempre en función de las interacciones de los asfaltenos con el resto de los componentes del petróleo, por lo que se han realizado investigaciones como la de Carnahan, Salager & Anton (2007) quienes estudiaron la relación de la estabilidad con el contenido de resinas y demostraron que la relación Rs/As favorece la estabilidad. Por su parte, Morantes, Percebom & Mejía-Ospino (2019) estimaron la estabilidad de asfaltenos con base en los pesos moleculares de las fracciones, demostrando que las fracciones menos solubles en solventes aromáticos son las que tienden a agregarse y por lo tanto son menos estables.

Los índices de estabilidad basados en la composición SARA del petróleo han sido utilizados ampliamente por la facilidad del cálculo sin embargo, los rangos al ser amplios pueden conducir a estimaciones erróneas, sobre todo en el caso de los petróleos cuya estabilidad se considera dentro de la zona límite de estabilidad ya que, si el Petróleo tiene un valor de CII  $< 0,7$  se considera estable y si el CII  $> 0,9$  se considera inestable, lo que deja a los valores de CII entre 0,7 y 0,9 en una zona límite de estabilidad poco definida o incierta (Ashoori et al., 2017;

Guzmán et al., 2017). Por otra parte, Asomaning & Watkinson (2000) estimaron que, si la relación As/Rs es inferior a 0,35 el petróleo será estable.

Debido a lo expresado anteriormente, hay investigaciones donde se han modificado o adicionado elementos al cálculo del CII, incluyendo factores como el índice de refracción (Sulaimon & Govindasamy, 2015) y la constante dieléctrica de los solventes (Syunyaev & Likhatsky, 2010). Estas modificaciones, aunque han mejorado el pronóstico de la estabilidad y la posibilidad de que exista precipitación de asfaltenos, han introducido factores que complican el cálculo y se siguen basando en ecuaciones simples, por lo que en la presente investigación se realizó la predicción de la estabilidad de asfaltenos con base en las fracciones SARA aplicando la metodología estadística de clasificación por Redes Neuronales Artificiales (RNA), la cual es una metodología computacional y estadística ampliamente utilizada para resolver problemas complejos del mundo real y cuyo atractivo se debe a sus notables características de procesamiento de la información, principalmente en lo que respecta a la no linealidad, el alto paralelismo, la tolerancia a los fallos y al ruido, y la capacidad de aprendizaje y generalización (Basheer & Hajmeer, 2000). La finalidad fue analizar el nivel de predicción de la RNA de la estabilidad estimada a través del CII y del índice de estabilidad (As/Rs) en muestras de petróleo crudo de las que se reportaron sus fracciones SARA.

## **2. Metodología**

### **2.1. Obtención de los datos**

El estudio se planteó de tipo no experimental y documental, por utilizar datos secundarios obtenido de la revisión de 35 artículos científicos donde fueron reportados datos de fracciones SARA de petróleos obtenidas a partir de la metodología ASTM D2007 (2011) de los que se recolectaron 193 datos de análisis SARA (Arya, von Solms & Kontogeorgis, 2015; Akmaz et al., 2011; Alonso-Ramírez et al., 2012; Aske, Kallevik & Sjöblom, 2001; Asomaning, 2003; Bisht et al., 2013; Chamkalani et al., 2012; Fan, Wang & Buckley, 2002; Fan & Buckley, 2002; Gaspar, Zellermann, Lababidi, Reece & Schrader, 2012; Guzmán et al., 2017; Hannisdal, Hemmingsen & Sjöblom, 2005; Kök, Karacan & Pamir, 1998; Kok & Gul, 2013; Liu et al., 2010; Lamus et al., 2011; Meléndez et al., 2012; Mohammadi et al., 2021; Prakoso, Punase & Klock, 2016; Rezaee, Tavakkoli, Doherty & Vargas, 2020; Riveros et al., 2006; Sánchez-Minero, Ancheyta, Silva-

Oliver & Flores-Valle, 2013; Santos et al., 2017; Santos et al., 2020; Ashoori et al., 2017; Sepúlveda, Bonilla & Medina, 2010; Solaimany & Bayandory, 2008; Tatar et al., 2015; Kök, Varfolomeev & Nurgaliev, 2019; Wei et al., 2018; Yuan et al., 2017; Zhao et al., 2019a; Zhao et al., 2019b; Asomaning & Watkinson, 2000; Hascakir, 2017).

Los datos obtenidos fueron de muestras de petróleo crudo provenientes de diferentes campos petroleros, alrededor del mundo. Los países de procedencia de las muestras y la frecuencia de las mismas, se listan en la Tabla 1, donde también se muestra el porcentaje que representa cada país respecto a la cantidad total de registros utilizados.

**Tabla 1.** Distribución y procedencia de las muestras utilizadas.

Nro.	Procedencia	Frecuencia	%
1	Brasil	23	11.92
2	China	4	2.07
3	Colombia	22	11.40
4	Francia	2	1.04
5	Irán	70	36.27
6	Mar del norte	19	9.84
7	México	8	4.15
8	Rusia	1	0.52
9	Turquía	9	4.66
10	USA	17	8.81
11	Venezuela	10	5.18
12	África Occidental	8	4.15
<b>Total</b>		<b>193</b>	<b>100.00</b>

Fuente: elaboración propia a partir de datos recolectados

## 2.2. Cálculo de la estabilidad de las muestras

Con las fracciones SARA de cada muestra de petróleo se determinó el CII de acuerdo a la ecuación 1 (Hascakir, 2017).

$$CII = \frac{Saturados + Asfaltenos}{Aromáticos + Resinas} \quad (1)$$

La clasificación de la estabilidad según el CII fue la siguiente (Guzmán et al., 2017)

$CII < 0,7 \rightarrow$  Asfaltenos estables.

$CII > 0,9 \rightarrow$  Asfaltenos inestables.

$0,7 < CII < 0,9 \rightarrow$  Estabilidad incierta.

Adicionalmente se determinó el IE con la ecuación propuesta por Asomaning & Watkinson (2000) la cual se observa en la ecuación 2.

$$IE = \frac{Asfaltenos}{Resinas} \quad (2)$$

El criterio de estabilidad a partir del IE es el siguiente (Guzmán et al., 2017)

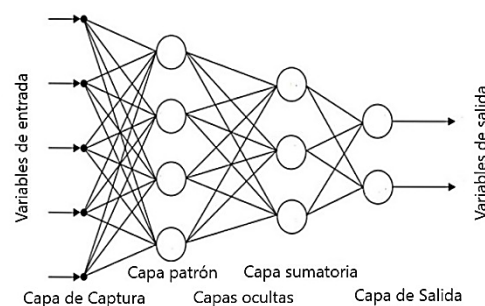
$IE < 0,35 \rightarrow$  Asfaltenos estables.

$IE \geq 0,35 \rightarrow$  Asfaltenos inestables.

En el caso del IE no se plantea la existencia de asfaltenos con estabilidad incierta o en una región límite.

## 2.3. Desarrollo de la RNA

Villalba et al. (2012) indican que las RNA son una metodología estadística para la resolución de complicados problemas de clasificación y reconocimiento de patrones y las más utilizadas son las denominadas de propagación hacia adelante, cuya representación gráfica se observa en la Figura 1.



**Figura 1.** Representación gráfica de una RNA. Fuente: elaboración propia.

La capa de entrada es de tamaño proporcional al número de variables disponibles para la creación de la RNA, en este caso las cuatro fracciones SARA, los cuales se utilizan para la clasificación de la variable de salida. El número de neuronas de salida es el número de niveles de la variable dependiente a ser clasificada, es decir la

condición de estabilidad. Las unidades de cada una de las capas se conectan de forma unidireccional con las pertenecientes a la capa siguiente, creándose las capas ocultas cuyas salidas se diferencian por la multiplicación de un factor que es único y con un valor diferente para todas las conexiones.

Según Gestal (2013) la señal que recibe una neurona puede ser calculada mediante la expresión matemática mostrada en la ecuación 3.

$$NET_i(t) = \sum_{j=1}^{N-1} [W_{ij} * O_j * (t - 1)] \quad (3)$$

Donde:

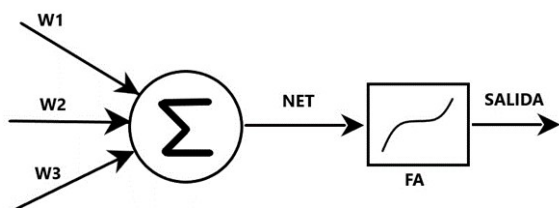
$NET_i(t)$  = es el conjunto de fuerzas o variables que actúan sobre la neurona  $t$ .

$N$  = número de variables.

$W_{ij}$  = peso de la conexión entre una neurona emisora  $j$  y una receptora  $i$ .

$O_i$  = respuesta de la neurona ante el estado de activación.

Luego de calcularse el valor del conjunto total de todas las entradas se aplica una función de activación (FA) la cual va a determinar el valor del estado interno de la neurona, así como la respuesta que ésta transmita a su salida (Figura 2).



**Figura 2.** Esquema de una neurona artificial. Fuente: elaboración propia.

El desarrollo de la RNA fue realizado mediante el paquete estadístico Statgraphics Centurion XVII, el cual es un software especializado que permite el manejo de gran cantidad de datos y permite de forma rápida y en pocos pasos realizar análisis estadísticos complejos. El paquete estadístico realiza los análisis de clasificación mediante RNA por un método no paramétrico con el cual clasifica observaciones en uno de  $g$  grupos (condición de estabilidad) con base en  $p$  variables cuantitativas observadas (Porcentajes SARA) suministradas como entrada.

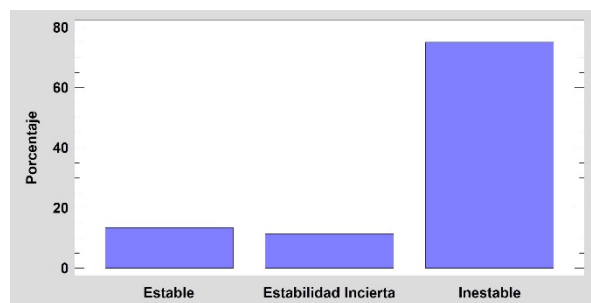
Se realiza una estimación de la función de densidad de los grupos, basada en métodos no paramétricos para cada grupo en una localización específica que se basa en las observaciones adyacente a ese grupo, usando una ventana de Parzen (García y Sancho 2010) para ponderar las observaciones de cada grupo con base a su distancia a la localización o nivel especificado para la variable a clasificar, especificadas en los datos de entrada. El método utilizado para el entrenamiento de la RNA fue la optimización por jackknifing para el conjunto de 193 casos.

Como parte de la validación de la RNA se utilizaron 34 análisis SARA adicionales a los utilizados para crearla y se obtuvo el porcentaje de clasificados correctamente, con lo que se estimó la efectividad del método para predecir la estabilidad de los asfaltenos, utilizando el pronóstico de clasificación basado en los mismos parámetros de entrenamiento de la RNA.

### 3. Resultados

#### Distribución de la muestra de estudio

La muestra fue clasificada de acuerdo a su condición de estabilidad determinada a través del CII y los resultados se observan en la Figura 3.

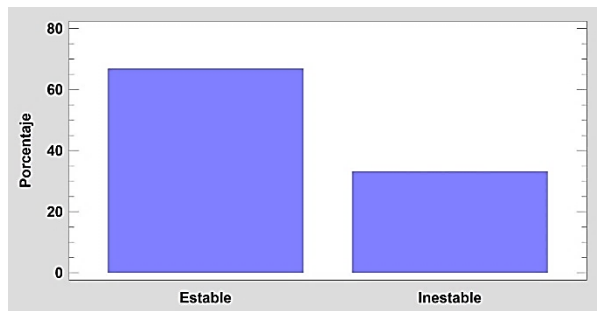


**Figura 3.** Distribución de la muestra de acuerdo a la estabilidad por CII. Fuente: elaboración propia.

Se observa que la mayoría de las muestras se clasifican como inestables (75,13%) seguidas por las muestras estables (13,47%) y las de estabilidad incierta (11,40%).

De acuerdo a la condición de estabilidad determinada a partir del IE, los resultados se expresan gráficamente en la Figura 4.

La mayoría de las muestras de petróleo muestran condición de estables, lo que representa el 66,84% siendo el 33,16% restante considerados como petróleos inestables.

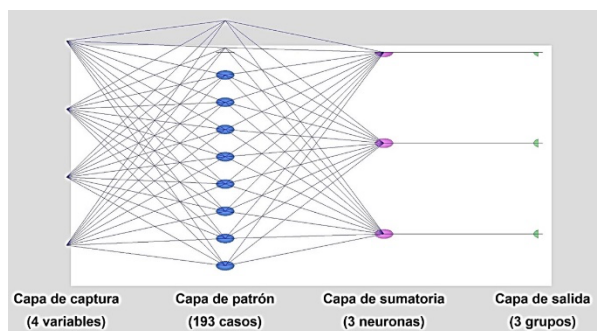


**Figura 4.** Distribución de la muestra de acuerdo a la estabilidad por IE. Fuente: elaboración propia.

Ambas pruebas de estabilidad mostraron resultados contrarios ya que se observa que el CII predice mayor cantidad de petróleos inestables y el IE mayor cantidad de estables, por lo que es claro que algunos petróleos con estabilidad incierta (según CII) son considerados estables por el IE.

#### Pronóstico de estabilidad basada en CII por RNA

La RNA predice la estabilidad de asfaltenos por CII con un 92,75% de casos correctamente clasificados y la red neuronal se observa en la Figura 5.



**Figura 5.** Red Neuronal Artificial para la estabilidad determinada por CII. Fuente: Statgraphics Centurion XVII.

En la Tabla 2 se observa el resultado de la clasificación por RNA de acuerdo a los valores de CII.

Se observa que, de 145 muestras inestables 142 fueron correctamente clasificadas por la RNA (97,92%), 3 como de estabilidad incierta (2,08%) y ninguna se predice como estable. En el caso de las muestras estables de 26 la RNA clasificó correctamente 23 (88,46%) y tres muestras se clasifican como de estabilidad incierta, ninguna estable pasa a clasificarse como inestable. De las muestras originalmente en condición de estabilidad incierta 15 de 23 fueron clasificadas correctamente (65,22%), 5 son predichas como estables y 4 como

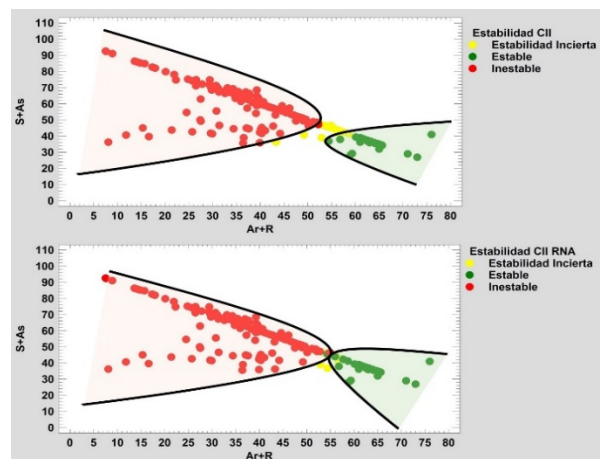
inestables lo que representa 21,74% y 13,04% respectivamente.

**Tabla 2.** Resultados de la clasificación por RNA de la estabilidad calculada por CII.

Estabilidad	Tamaño de Grupo	Predicción		
		Incierta	Estable	Inestable
Incierta	23	15	5	3
		(65,22%)	(21,74%)	(13,04%)
Estable	26	3	23	0
		(11,54%)	(88,46%)	(0,00%)
Inestable	144	3	0	141
		(2,08%)	(0,00%)	(97,92%)

Fuente: Statgraphics Centurion XVII.

En la Figura 6 se comparan los resultados obtenidos mediante la clasificación por RNA con las estabilidades originales tomando en cuenta los componentes del cálculo del CII.



**Figura 6.** Comparación de la estabilidad de las muestras original y predichas por la RNA. Fuente: elaboración propia.

Se puede observar en la Figura 6 que originalmente las tres condiciones de estabilidad están claramente diferenciadas, pero al graficar la estabilidad pronosticada por la RNA la zona correspondiente a la estabilidad incierta se reduce al punto que casi desaparece y quedan solo dos zonas de estabilidad e inestabilidad, las cuales se definirían como:

$$CII \leq 0,85 \rightarrow \text{Estable}$$

$$CII > 0,85 \rightarrow \text{Inestable}$$

Con esta condición se volvió a clasificar mediante RNA y se obtuvo una probabilidad de clasificación correcta de

97,41% o un porcentaje de error de 2,59%. De lo que se obtuvo 97,62% de clasificación correcta para la condición de estable y 97,35% inestable.

Al introducir los datos de las 34 muestras no utilizadas en la construcción de la red neuronal (Prakoso et al., 2016; Mohammadi et al., 2020; Lui et al., 2010; Lamus et al., 2011; Tatar et al., 2015) para la validación externa se obtuvieron los resultados mostrados en la Tabla 3.

**Tabla 3.** Pronóstico de estabilidad por CII de la RNA con muestras para validación externa

Muestra	CII	Estabilidad calculada	Estabilidad pronosticada
1	4,11	Inestable	Inestable
2	1,13	Inestable	Inestable
3	5,04	Inestable	Inestable
4	0,64	Estable	Estable
5	0,90	Inestable	Inestable
6	0,40	Estable	Estable
7	0,33	Estable	Estable
8	0,07	Estable	Estable
9	0,32	Estable	Estable
10	0,31	Estable	Estable
11	0,24	Estable	Estable
12	0,30	Estable	Estable
13	0,38	Estable	Estable
14	0,22	Estable	Estable
15	0,36	Estable	Estable
16	0,37	Estable	Estable
17	0,32	Estable	Estable
18	1,47	Inestable	Inestable
19	1,45	Inestable	Inestable
20	0,80	Estable	Estable
21	2,26	Inestable	Inestable
22	2,24	Inestable	Inestable
23	2,14	Inestable	Inestable
24	1,04	Inestable	Inestable
25	0,85	Estable	Estable
26	3,93	Inestable	Inestable
27	3,32	Inestable	Inestable
28	2,09	Inestable	Inestable
29	1,89	Inestable	Inestable
30	1,97	Inestable	Inestable
31	2,30	Inestable	Inestable
32	2,63	Inestable	Inestable
33	1,58	Inestable	Inestable
34	1,60	Inestable	Inestable

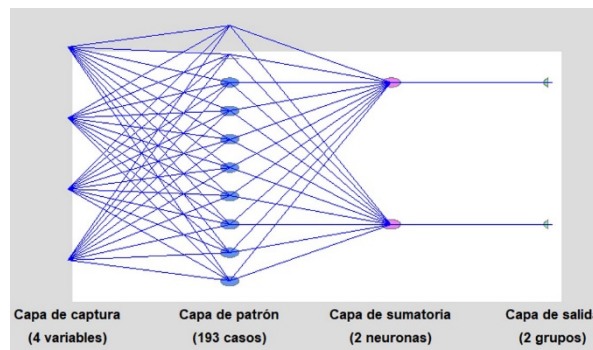
Fuente: elaboración propia.

Como se observa en la Tabla 3, la RNA fue capaz de clasificar correctamente la condición de estabilidad del 100% de las muestras tomadas para la validación externa, lo que le confiere una alta capacidad de pronóstico de la

estabilidad por CII a partir de los porcentajes de las fracciones SARA.

**Pronóstico de estabilidad basada en IE por RNA.**

La RNA clasificó correctamente el 88,60% de la condición de estabilidad de las muestras determinadas a través del IE, con una red neuronal como se observa en la Figura 7.



**Figura 7.** Red Neuronal Artificial para la estabilidad determinada por IE. Fuente: Statgraphics Centurion XVII.

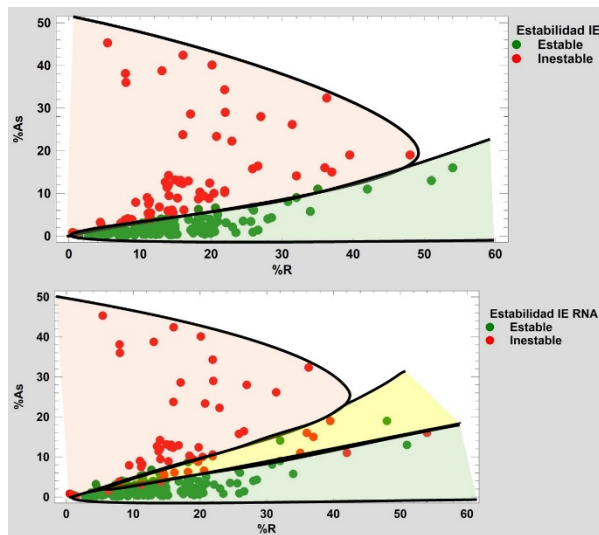
Los resultados por cada nivel de estabilidad se muestran en la Tabla 4.

**Tabla 4.** Resultados de la clasificación por RNA de la estabilidad calculada por IE.

Estabilidad	Tamaño de Grupo	Predicción	
		Estable	Inestable
Estable	130	123 (94,62%)	7 (5,38%)
Inestable	63	15 (23,81%)	48 (76,19%)

Fuente: elaboración propia

El resultado predice un mayor porcentaje de muestras estables clasificadas correctamente (94,62%) en comparación con las muestras inestables cuyo porcentaje de clasificación fue de 76,19%. Lo anterior indica que una mayor cantidad de muestras cuyo IE las clasificó como inestables fueron clasificadas como estables por la RNA. El comportamiento gráfico respecto a las dos fracciones que componen el IE se puede observar en la Figura 8.



**Figura 8.** Comparación de la estabilidad de las muestras original y predichas por la RNA. Fuente: elaboración propia.

En la Figura 8 se observa que inicialmente se distinguen dos zonas perfectamente diferenciadas donde se ubican las muestras estables e inestables de acuerdo al IE, sin embargo, al graficar los resultados de estabilidad pronosticados por la RNA se muestra una zona intermedia donde se mezclan muestras tanto estables como inestables, lo que puede considerarse como de estabilidad incierta, sin embargo no se estima dicha zona para la condición de IE, por lo que a partir de estos resultados se puede establecer como condiciones de estabilidad las siguientes:

$IE \leq 0,55 \rightarrow$  Estable

$IE > 0,55 \rightarrow$  Inestable

Con esta nueva condición de estabilidad se volvió a realizar la RNA y se obtuvo que la misma clasifica correctamente el 96,89% de las condiciones de estabilidad de los crudos por IE, de los cuales los estables son clasificados en 99,37% y los inestables en 85,71%. Los datos de las 34 muestras tomadas para la validación externa de la RNA y sus pronósticos se muestran en la Tabla 5.

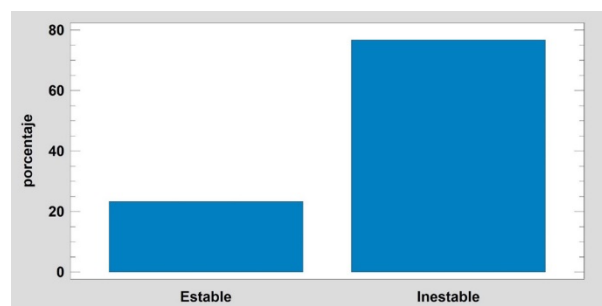
Como se observa en la tabla 5, la RNA fue capaz de pronosticar de forma correcta el 100% de la condición de estabilidad de las muestras adicionales de acuerdo a su IE.

En las Figura 9 y 10 se muestran las distribuciones de estabilidad de acuerdo a las nuevas condiciones establecidas a partir del análisis por RNA.

**Tabla 5.** Pronóstico de estabilidad por IE de la RNA con muestras para validación externa

Muestra	IE	Estabilidad calculada	Estabilidad pronosticada
1	0,09	Estable	Estable
2	0,47	Estable	Estable
3	0,08	Estable	Estable
4	0,03	Estable	Estable
5	0,02	Estable	Estable
6	0,51	Estable	Estable
7	0,56	Inestable	Inestable
8	1,16	Inestable	Inestable
9	0,43	Estable	Estable
10	0,62	Inestable	Inestable
11	0,52	Estable	Estable
12	0,59	Inestable	Inestable
13	0,78	Inestable	Inestable
14	0,60	Inestable	Inestable
15	1,11	Inestable	Inestable
16	0,18	Estable	Estable
17	0,12	Estable	Estable
18	0,24	Estable	Estable
19	0,57	Inestable	Inestable
20	0,40	Estable	Estable
21	0,69	Inestable	Inestable
22	0,57	Inestable	Inestable
23	0,52	Estable	Estable
24	0,43	Estable	Estable
25	0,31	Estable	Estable
26	0,06	Estable	Estable
27	0,06	Estable	Estable
28	0,24	Estable	Estable
29	0,25	Estable	Estable
30	0,00	Estable	Estable
31	0,08	Estable	Estable
32	0,26	Estable	Estable
33	0,03	Estable	Estable
34	0,14	Estable	Estable

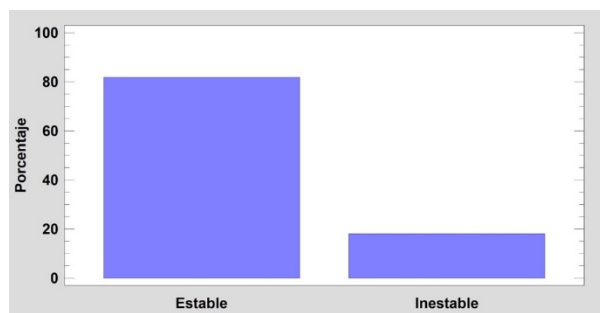
Fuente: elaboración propia



**Figura 9.** Distribución de los niveles de estabilidad predichas por la RNA para la estabilidad por CII. Fuente: elaboración propia.



Se observa que en el caso de la estabilidad determinada a través del CII, el 76,78% corresponden a las muestras inestables y 23,32% a las estables.



**Figura 10.** Distribución de los niveles de estabilidad predichas por la RNA para la estabilidad por IE. Fuente: elaboración propia.

Respecto a la estabilidad determinada con el IE, el 81,87% correspondió a muestras estables y el 18,13% restante a muestras inestables, lo que indica un aumento en la cantidad de muestras clasificadas como estables debido a la modificación de la condición de clasificación.

### Pronóstico de estabilidad basada en la nueva condición por RNA y la relación Insolubilidad/Solubilidad

Con base en el nuevo rango establecido para el CII a partir de los resultados de la RNA, se realizó el pronóstico tomando como referencia la condición de insolubilidad y solubilidad de los asfaltenos. Se sabe que los asfaltenos son insolubles en los saturados y solubles en los aromáticos por lo que se estableció el Índice Insolubilidad - Solubilidad (IIS) como se muestra en la ecuación 4.

$$IIS = \frac{\%S}{\%Ar + \%R} \quad (4)$$

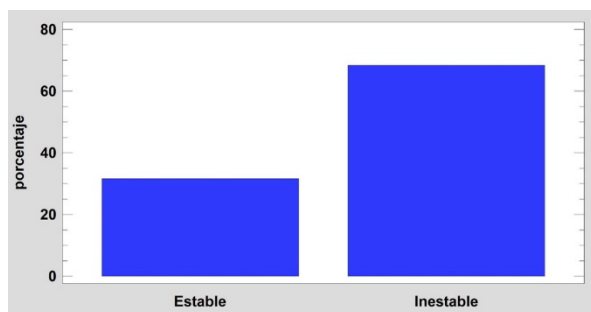
Donde:

$IIS \leq 0,85 \rightarrow$  Estable

$IIS > 0,85 \rightarrow$  Inestable

Los resultados se muestran en la Figura 11, en donde se observa que el 68,39% de las muestras son inestables y el 31,61% son estables.

Lo anterior indica que al aplicar el IIS se obtiene una mayor cantidad de muestras estables en comparación con las reportadas por el CII, aun cuando la condición de estabilidad tiene los mismos rangos.



**Figura 11.** Distribución de los niveles de estabilidad predichas por la RNA para la estabilidad por IIS. Fuente: elaboración propia.

Al aplicar la RNA a este indicador de estabilidad de asfaltenos se obtuvo que el porcentaje de clasificación correcta fue de 98,45% o lo que es lo mismo un porcentaje de incorrectamente clasificados de 1,55%, que supera a los otros dos indicadores de estabilidad. En la Tabla 6 se muestran los resultados.

**Tabla 6.** Resultados de la clasificación por RNA de la estabilidad calculada por IIS.

Estabilidad	Tamaño de Grupo	Predicción	
		Estable	Inestable
Estable	61	60	1
		(98,60%)	(1,64%)
Inestable	132	2	130
		(1,52%)	(98,48%)

Fuente: elaboración propia

Se observa que solo 3 muestras fueron incorrectamente clasificadas, de ellas una muestra estable fue clasificada como inestable, la cual corresponde a una muestra de crudo pesado proveniente de Estados Unidos de América, la cual presenta un porcentaje de asfaltenos superior a las otras tres fracciones (45,30%) y un IIS = 0,798 sin embargo, al ser la muestra con el más alto %As genera un problema de clasificación en la RNA la cual lo ubica como inestable debido posiblemente a su bajo contenido de resinas (5,43%). Las dos muestras inestables clasificadas como estables corresponden a una muestra proveniente de Irán con un IIS = 0,874 bastante cercano al límite de estabilidad y con un porcentaje de resina importante de 25,56% lo que puede hacer que la RNA lo ubique como estable y una muestra proveniente de Estados Unidos de América, que si bien tiene un IIS = 1,07 presenta un bajo porcentaje de saturados (32,02%) y alto porcentaje de aromáticos (21,95%) en comparación con la mayoría de crudos inestables, lo que pudo influir en la ubicación que le da la RNA.

Al igual que en los casos anteriores, la RNA creada a partir de los IIS clasificó correctamente el 100% de la condición de estabilidad de las 34 muestras utilizadas para la validación externa, lo que aumenta la eficiencia

del pronóstico a 98,53% y ratifica la aplicabilidad de la RNA para predecir la estabilidad de asfaltenos a partir de sus fracciones SARA.

#### **4. Discusión**

La estabilidad de los asfaltenos es un estado complejo que no depende solo de la composición del petróleo, sino también de las condiciones a las que el mismo está sometido durante los procesos de producción, sin embargo, estudios realizados han demostrado que se puede hacer una buena aproximación de la estabilidad con base en las relaciones entre las fracciones del petróleo (SARA) de las cuales depende la solubilidad e insolubilidad de los asfaltenos. La polaridad de las diferentes fracciones se ha considerado como una de las principales causantes de la condición de estabilidad de los asfaltenos, como lo expresaron Punase & Hascakir (2017) de donde surge la medición de la misma a través del Índice de Inestabilidad Coloidal (CII) el cual fue tomado como base en la presente investigación.

Como se pudo observar, el CII relaciona la condición de insolubilidad de los asfaltenos, expresada como la sumatoria entre la fracción Saturada, la cual está considerada como precipitante, y la fracción de asfaltenos, con relación a la fracción solubilizante formada por la sumatoria de la fracción aromática y las resinas. De acuerdo a este índice los asfaltenos son estables a valores bajos, es decir cuando hay una fracción solubilizante considerable, respecto a la fracción precipitante. De acuerdo a la clasificación propuesta por Asomaning & Watkinson (2000) la mayoría de las muestras de petróleo que se utilizaron para este estudio fueron inestables, considerando que según los autores citados las mismas tienen  $CII > 0,9$  con una menor cantidad de muestras estables ( $CII < 0,7$ ) y una cantidad minoritaria de muestras clasificadas como de estabilidad incierta. Estos resultados indican que se ha trabajado en diversas investigaciones con mayoría de petróleos inestables, lo que es lógico si se considera que son los que presentan mayores problemas en los procesos de producción (Alonso-Ramírez et al., 2012; Akmaz et al., 2011; Bisht et al., 2013; Gaspar et al., 2012; Hascakir, 2017; Kok & Gul, 2013).

Según lo expresan Asomaning & Watkinson (2000) los rangos de estabilidad se establecieron tomando en cuenta que el CII mide algunas propiedades generales de la corriente de petróleo que se relacionan con la estabilidad, pero no toma en cuenta la influencia de los componentes traza, los cuales pueden tener un efecto importante en el comportamiento de la estabilidad de los asfaltenos. Por ejemplo, pequeñas cantidades de especies heteroatómicas como el oxígeno, el azufre y el nitrógeno

pueden influir de forma importante en la estabilidad (Guzmán et al., 2017).

El método de clasificación estadística basado en RNA demostró que más allá de los preceptos teóricos que llevan a la clasificación de la estabilidad de los asfaltenos por CII, de acuerdo al comportamiento de los datos procesados basados en las fracciones SARA de petróleos de diferentes campos productores alrededor del mundo, una parte de los mismos fueron incorrectamente clasificados, más específicamente 14 de 193 (7,25%). Esto indica que se tiene una buena predicción de la estabilidad mediante RNA. En el área petrolera la utilidad de las RNA ha sido comprobada en investigaciones realizadas a nivel de yacimientos (Pérez et al., 2002) donde se reportó la flexibilidad de las RNA para resolver problemas que se hacen difíciles por otros métodos. Por otro lado, Galvis et al., (2011) demostraron que las RNA pueden predecir las propiedades mecánicas de las rocas de yacimientos petroleros a partir de información de petrofísica y datos experimentales. Así mismo, Villada, Arroyave y Villada (2014) demostraron que las RNA son una herramienta aplicable al modelamiento y predicción del precio del petróleo. También se ha demostrado eficiencia de esta metodología de clasificación en diversos campos, como en el modelado en ecología acuática (Recknagel & Wilson, 2000), en la clasificación de masas de harina de trigo con diferentes ingredientes, con más de 90% de efectividad (Codinã, Dabija & Oroian, 2019) y en la industria pesquera, más específicamente en la predicción de la pesca de atún de aleta amarilla con más de 80% de predicción correcta (Torres-Faurrieta, Dreyfus-León & Rivas, 2016).

La mayor cantidad de muestras incorrectamente clasificadas por la RNA correspondió a las de inestabilidad incierta, lo que representó el 57,14% (8 de 14) lo que evidentemente aumentó la cantidad de muestras clasificadas como estables e inestables y llevó a que (como se observa en la Figura 6) se disminuyera la franja donde gráficamente se ubican las muestras de estabilidad incierta, lo que evidencia que esta zona es problemática, algo que fue mencionado por Sepúlveda et al. (2010) quienes demostraron que la predicción de la estabilidad de asfaltenos con CII tienen problemas debido a que se basan en dos relaciones de los parámetros SARA, lo que hace que presenten incertidumbre cuando se expresan en las escalas de las ordenadas, Uno de los detalles que pudieron influir en la clasificación incorrecta de la estabilidad es que en algunas muestras los porcentajes SARA estaban expresados como el 100% de la fracción pesada, es decir la que presenta un rango de ebullición mayor a 260 °C

(ASTM D2007, 2011) pero en otros casos la sumatoria de las fracciones era menor a 100% por lo que es claro que estaban expresadas en función a la totalidad de la muestra y el faltante correspondía a la fracción más liviana ( $< 260$  °C). En otros casos la sumatoria de las fracciones fue mayor de 100% lo que indica un mal reporte de las mismas, aunque se trataba de datos provenientes de artículos publicados en revistas científicas de alto impacto. En los casos de porcentajes menores al 100% se ajustaron de acuerdo a la asunción de que los componentes más livianos correspondían a la fracción saturada.

Luego de asumir el nuevo rango de estabilidad por CII y aplicar de nuevo la RNA se obtuvo que el porcentaje de clasificación de muestras correctas aumentó a 97,41%. Lo anterior indica que la metodología de RNA en la que se toman las relaciones existentes entre cada una de las fracciones mejora la clasificación de estabilidad de las muestras y predice un rango mayor para definir las muestras como estable o inestables. Lo anterior es indicativo de la aplicabilidad de la RNA a la clasificación de la estabilidad de los asfaltenos, pues tal como lo mencionan Mateus, González y Branch (2014) las Redes Neuronales Artificiales son capaces de generar un gran aporte a diferentes campos del conocimiento, debido al uso de patrones de comportamiento de las variables para realizar unos diagnósticos precisos para clasificar casos específicos.

Otro estudio donde se modificó no solo el rango de estabilidad basado en el CII, sino que se introdujo la constante dieléctrica de las fracciones SARA para mejorar la predicción fue el de Likhatsky & Syunyaev (2010) quienes demostraron inconsistencias en la clasificación original por CII y al introducir un nuevo factor llamaron a su índice como de estabilidad coloidal (CSI) e indicaron que las muestras estables tienen un  $CSI < 0,95$  y las inestables  $CSI > 0,95$  eliminando la zona de estabilidad incierta. Como se observó en la Figura 6, la región correspondiente a la estabilidad incierta casi desaparece, lo que es consistente con la observación de Likhatsky & Syunyaev (2010) y sustenta el nuevo rango sugerido en la presente investigación. La aplicabilidad de la RNA para clasificar correctamente la condición de estabilidad a partir del CII queda comprobado al observar que las 34 muestras utilizadas para la validación externa fueron correctamente clasificadas en su totalidad, lo que aumenta la efectividad de la RNA a 98,04%.

La estabilidad de los asfaltenos basada en su relación con la fracción de resinas presente en la composición tiene su fundamento en las peculiaridades de la composición y la estructura de las moléculas de resina y asfaltenos que dependen de la naturaleza química del petróleo (Cheshkova et al., 2019). Como se observa en los

resultados la RNA clasificó un menor porcentaje de la condición de estabilidad mediante el IE basado en la relación asfaltenos/resinas (88,60%) lo que es evidencia de que al utilizar la totalidad de las fracciones la condición de estabilidad tomada solo con la relación entre dos de ellas se ajusta menos a un modelo de RNA. El resultado de casos incorrectamente clasificados dejó en evidencia que el rango establecido, según Asomaning & Watkinson (2000) presenta inconvenientes en algunos casos, por lo que la modificación del mismo se planteó en función a los resultados de la RNA, obteniéndose luego un aumento de casos correctamente clasificados de 96,89% es decir 3,11% de muestras que no se clasificaron correctamente, una mejora significativa respecto al resultado inicial.

Se observó que al contrario del CII el IE predice una mayor cantidad de muestras estables, debido a que se basa solo en la relación de estabilidad debido a las resinas, lo cual como lo indicó Carnahan (2007) es algo que no es determinante dado que el efecto estabilizador de los asfaltenos por parte de las resinas parece estar relacionado con la polaridad de las mismas, es decir, una resina con mayor polaridad muestra un efecto mayor en la estabilidad de los asfaltenos en comparación con una menos polar y además esto sólo es relevante para un sistema donde se encuentren aisladas estas dos fracciones, ya que al estar presentes las otras (saturados y aromáticos) la estabilidad se verá afectada por ellas. Lo anterior evidencia que el IE parece ser menos indicado como parámetro de estabilidad que el CII.

Con relación a la propuesta de nueva clasificación basada en el IIS y fundamentado en el procedimiento estadístico de clasificación por RNA, es claro que se obtiene un mejor pronóstico, sin embargo, este debe ser corroborado con datos de estabilidad medidos mediante ensayos de laboratorio y campo, aunque para efectos de pronóstico de posibles problemas de inestabilidad puede ser un método bastante aproximado y basado en cálculos estadísticos cuya robustez ha sido comprobada. Estas relaciones de insolubilidad y solubilidad ya habían sido estudiadas por Sepúlveda et al. (2010) y al igual que se observó en el presente estudio, los autores citados mostraron una mejor predicción respecto al CII. Por su parte Mahmoud & Aboujaded (2017) también reportaron pronósticos de estabilidad superiores a los del CII al utilizar la relación solubilidad/Insolubilidad en mezclas de petróleos, lo que corrobora los resultados obtenidos y evidencia que el pronóstico por RNA a través del IIS puede ser utilizado para definir la condición de estabilidad del petróleo.

## 5. Conclusiones y Recomendaciones

Se demostró la aplicabilidad de la metodología de RNA para clasificar la condición de estabilidad de muestras de petróleo con base en sus fracciones SARA, la cual al realizar un procedimiento basado en la interrelación de todas las fracciones puede clasificar la estabilidad no solo en función de índices teóricos como el CII y el IE, sino que establece una red de ecuaciones donde se entrelazan las diferentes fracciones.

Aun cuando la condición de estabilidad cambia de acuerdo al índice que se utilice, la RNA fue capaz de clasificar correctamente un alto porcentaje de la estabilidad estimada por los índices utilizados y permitió ajustar los rangos de estimación con base en los casos clasificados incorrectamente, con lo que se mejoró la predicción y se detectaron inconsistencias en algunas muestras que fueron incorrectamente clasificadas, lo que puede evidenciar problemas en algunos datos reportados que fueron tomados como muestra de estudio.

La clasificación de la estabilidad mediante la relación insolubilidad/solubilidad denominada como Índice de Insolubilidad Solubilidad presentó un mayor nivel de ajuste por RNA en comparación con los CII e IE, por lo que se concluye que el IIS fue validado mediante la metodología estadística de clasificación y se tendrá solo un porcentaje estimado de 1,47% de casos incorrectamente clasificados mediante este índice cuando se utilizan las fracciones SARA.

## Referencias

Akbarzadeh, K., Allenson, S., Creek, J., & Jamaluddin, A. (2007). Asphaltenes-Problematic but Rich in Potential. *Oilfield Review*, 9(2), 22-48

Akmaz, S., Iscan, O., Gurkaynak, M.A., & Yasar, M. (2011). The Structural Characterization of Saturate, Aromatic, Resin, and Asphaltene Fractions of Batiraman Crude Oil. *Petroleum Science and Technology*, 29, 160-17. doi: 10.1080/10916460903330361

Alonso-Ramírez, G., Cuevas-García, R., Sánchez-Minero, F., Ramírez, J., Moreno-Montiel, M., Ancheyta, J., & Carbajal-Vielman, R. (2020). Catalytic hydrocracking of a Mexican heavy oil on a MoS<sub>2</sub>/Al<sub>2</sub>O<sub>3</sub> catalyst: I. Study of the transformation of isolated saturates fraction obtained from SARA analysis. *Catalysis Today*, 353, 153-162. doi: 10.1016/j.cattod.2019.07.031

Arya, A., von Solms, N., & Kontogeorgis, G. M. (2015). Determination of Asphaltene Onset Conditions using the

Cubic Plus Association Equation of State. *Fluid Phase Equilibria*, 400, 8-19. doi: 10.1016/j.fluid.2015.04.032

Ashoori, S., Sharifi, M., Masoumi, M., & Salehi, M.M. (2017). The relationship between SARA fractions and crude oil stability. *Egyptian Journal of Petroleum*, 26, 209-213. doi: 10.1016/j.ejpe.2016.04.002

Aske, N., Kallevik, H., & Sjöblom, J. (2001). Determination of Saturate, Aromatic, Resin, and Asphaltenic (SARA) Components in Crude Oils by Means of Infrared and Near-Infrared Spectroscopy. *Energy & Fuels*, 15, 1304-1312. doi: 10.1021/ef010088h

Asomaning, S. (2003). Test Methods for Determining Asphaltene Stability in Crude Oils. *Petroleum Science and Technology*, 21(3-4), 581-590. doi: 10.1081/LFT-120018540

Asomaning, S., & Watkinson, A.P. (2000). Petroleum Stability and Heteroatom Species Effects in Fouling of Heat Exchangers by Asphaltenes. *Heat Transfer Engineering*, 21(3), 10-16. doi: 10.1080/014576300270852

ASTM D2007. (2011). *Standard Test Method for Characteristic Groups in Rubber Extender and Processing Oils and Other Petroleum-Derived Oils by the Clay-Gel Absorption Chromatographic Method*. West Conshohocken, PA: American Society for Testing and Materials

Basheer, I.A., & Hajmeer, M. (2000). Artificial neural networks: fundamentals, computing, design, and application. *Journal of Microbiological Methods*, 43(1), 3-31. doi: 10.1016/s0167-7012(00)00201-3

Bisht, H., Reddy, M., Malvankar, M., Patil, R.C., Gupta, A., Hazarika, B., & Das, A.K. (2013). Efficient and Quick Method for Saturates, Aromatics, Resins, and Asphaltenes Analysis of Whole Crude Oil by Thin-Layer Chromatography-Flame Ionization Detector. *Energy & Fuels*, 27, 3006-3013. doi: 10.1021/ef4002204

Brahma, K.K., Bendedouch, D., Bouhadda, Y., Bouanani, F., Bounaceur, B., & Sardi, A. (2019). Stability of Hassi-messaoud Asphaltenes in Media of Different Polarities. *Petroleum Chemistry*, 59(11), 1190-1194. doi: 10.1134/s0965544119110094

Campen, S., Moorhouse, S.J., & Wong, J.S.S. (2019). Mechanism of an asphaltene inhibitor in different depositing environments: Influence of colloid stability.

- Journal of Petroleum Science and Engineering, 106502. doi: 10.1016/j.petrol.2019.106502.
- Carnahan, N., Salager, J-L., & Antón, R. (2007, April 30-May 3). *Effect of Resins on Stability of Asphaltenes* [Conference presentation]. Offshore Technology Conference, Houston, Texas, United States. doi: 10.4043/19002-ms
- Chamkalani, A., Mohammadi, A.H., Eslamimanesh, A., Gharagheizi, F., & Richon, D. (2012). Diagnosis of asphaltene stability in crude oil through “two parameters” SVM model. *Chemical Engineering Science*, 81, 202–208. doi: 10.1016/j.ces.2012.06.060
- Cheshkova, T.V., Kovalenko, E.Y., Sergun, V.P., Gerasimova, N.N., Sagachenko, T.A., & Min, R.S. (2019). Oil Resins and Asphaltenes of Different Chemical Nature. *Chemistry for Sustainable Development*, 1, 78-85. doi: 10.15372/CSD20190113
- Codinã, G.G., Dabija, A., & Oroian, M. (2019). Prediction of Pasting Properties of Dough from Mixolab Measurements Using Artificial Neuronal Networks. *Foods*, 8(10), 447-459. doi: 10.3390/foods8100447
- Fan, T., & Buckley, J. S. (2002). Rapid and Accurate SARA Analysis of Medium Gravity Crude Oils. *Energy & Fuels*, 16, 1571-1575. doi: 10.1021/ef0201228
- Fan, T., Wang, J., & Buckley, J. S. (2002). *Evaluating Crude Oils by SARA Analysis*. [Conference presentation]. SPE Annual Technical Conference and Exhibition, Tulsa, Oklahoma, USA. doi: 10.2118/75228-MS
- Galvis, L.V., Ochoa, C.A., Arguello, H., Carvajal, J.M., & Calderón, Z.H. (2011). Estimación de propiedades mecánicas de roca utilizando inteligencia artificial. *Ingeniería y Ciencia*, 7(14), 83-103
- García, P., y Sancho, J. (2010). Estimación de densidad de probabilidad mediante ventanas de Parzen. *Jornadas de introducción a la investigación de la UPCT*, 3, 68-70. Recuperado de: <https://dialnet.unirioja.es/servlet/articulo?codigo=3709476>
- Gaspar, A., Zellermaun, E., Lababidi, S., Reece, J., & Schrader, W. (2012). Characterization of Saturates, Aromatics, Resins, and Asphaltenes Heavy Crude Oil Fractions by Atmospheric Pressure Laser Ionization Fourier Transform Ion Cyclotron Resonance Mass Spectrometry. *Energy & Fuels*, 26, 3481-3487. doi: 10.1021/ef3001407
- Gestal, M. (2013). *Introducción a las redes neuronales* Recuperado de: <https://tinyurl.com/yywe7338>
- Guzmán, R., Ancheyta, J., Trejo, F., & Rodríguez, S. (2017). Methods for determining asphaltene stability in crude oils. *Fuel*, 188, 530–543. doi: 10.1016/j.fuel.2016.10.012
- Hannisdal, A., Hemmingsen, P.V., & Sjöblom, J. (2005). Group-Type Analysis of Heavy Crude Oils Using Vibrational Spectroscopy in Combination with Multivariate Analysis. *Industrial & Engineering Chemistry Research*, 44, 1349-1357. doi: 10.1021/ie0401354
- Hascakir, B. (2017, October 9-11). *A New Approach to Determine Asphaltenes Stability* [Conference presentation]. SPE Annual Technical Conference and Exhibition, San Antonio, Texas, USA. doi: 10.2118/187278-ms
- Kök, M. V., Karacan, Ö., & Pamir, R. (1998). Kinetic Analysis of Oxidation Behavior of Crude Oil SARA Constituents. *Energy & Fuels*, 12, 580-588. doi: 10.1021/ef970173i
- Kok, M.V., & Gul, K.G. (2013). Thermal characteristics and kinetics of crude oils and SARA fractions. *Thermochimica Acta*, 569, 66-70. doi: 10.1016/j.tca.2013.07.014
- Kök, M.V., Varfolomeev, M.A., & Nurgaliev, D.K. (2019). Determination of SARA fractions of crude oils by NMR technique. *Journal of Petroleum Science and Engineering*, 179, 1-6. doi: 10.1016/j.petrol.2019.04.026
- Lamus, C., Guzmán, A., Murcia, B., Cabanzo, R., & Mejía-Ospino, E. (2011). Uso de Análisis Multivariado En La Determinación SARA De Crudos Por Espectroscopia NIR. *Revista Colombiana de Física*, 43(3), 635-642.
- Likhatsky, V.V., & Syunyaev, R.Z. (2010). New Colloidal Stability Index for Crude Oils Based on Polarity of Crude Oil Components. *Energy & Fuels*, 24(12), 6483–6488. doi: 10.1021/ef101033p
- Liu, P., Shi, Q., Chung, K.H., Zhang, Y., Pan, N., Zhao, S., & Xu, C. (2010). Molecular Characterization of Sulfur Compounds in Venezuela Crude Oil and Its SARA Fractions by Electrospray Ionization Fourier Transform Ion Cyclotron Resonance Mass Spectrometry. *Energy & Fuels*, 24, 5089–5096. doi: 10.1021/ef100904k

- Madh, M., Kharrat, R., & Hamoule, T. (2017). *Screening of inhibitors for remediation of asphaltene deposits: Experimental and modeling study. Petroleum.* doi: 10.1016/j.petlm.2017.08.001.
- Mahmoud, M.B., & Aboujaded, A.A. (2017). Compatibility Assessment of Crude Oil Blends Using Different Methods. *Chemical Engineering Transactions, 57*, 1705-1710. doi: 10.3303/CET1757285
- Mansoori, G. (2009). A unified perspective on the phase behaviour of petroleum fluids. *International Journal Oil, Gas and Coal Technology, 2*(2), 141-167
- Mateus, S.P., González, N., y Branch, J.W. (2014). Aplicación de Redes Neuronales Artificiales en Entornos Virtuales Inteligentes. *Información Tecnológica, 25*(5), 103-112. doi: 10.4067/S0718-07642014000500015
- Meléndez, L.V., Lache, A., Orrego-Ruiz, J.A., Pachón, Z., & Mejía-Ospino, E. (2012). Prediction of the SARA analysis of Colombian crude oils using ATR-FTIR spectroscopy and chemometric methods. *Journal of Petroleum Science and Engineering, 91*, 56-60. doi: 10.1016/j.petrol.2012.04.016
- Mohammadi, M., Khorrami, M.K., Vatani, A., Ghasemzadeh, H., Vatanparast, H., Bahramian, A., & Fallah, A. (2021). Genetic algorithm based support vector machine regression for prediction of SARA analysis in crude oil samples using ATR-FTIR spectroscopy. *Spectrochimica Acta Part A: Molecular and Biomolecular Spectroscopy, 245*, 118945. doi: 10.1016/j.saa.2020.118945
- Morantes, L.R., Percebom, A.M., & Mejía-Ospino, E. (2019). On the molecular basis of aggregation and stability of Colombian asphaltenes and their subfractions. *Fuel, 241*, 542-549. doi: 10.1016/j.fuel.2018.12.028
- Pérez, M.F., Rozo, M.A., Ulloa, R., Enrique, F., & Calderón, Z. (2002). Aplicación de las redes neuronales al estudio de yacimientos de petróleo. *Fuentes, el reventón energético, 2*(2), 76-90
- Prakoso, A., Punase, A., & Klock, K. (2016). *Determination of the Stability of Asphaltenes Through Physicochemical Characterization of Asphaltenes.* [Conference presentation]. SPE Annual Technical Conference and Exhibition, Anchorage, Alaska, USA. doi: 10.2118/180422-MS
- Punase, A., & Hascakir, B. (2017). Stability Determination of Asphaltenes through Dielectric Constant Measurements of Polar Oil Fractions. *Energy & Fuels, 31*(1), 65-72. doi: 10.1021/acs.energyfuels.6b01045
- Recknagel, F., & Wilson, H. (2000). Elucidation and Prediction of Aquatic Ecosystems by Artificial Neuronal Networks. In Lek, S., & Guégan, J.F. (Eds.), *Artificial Neuronal Networks. Environmental Science.* Berlin: Springer. doi: 10.1007/978-3-642-57030-8\_10
- Rezaee, S., Tavakkoli, M., Doherty, R., & Vargas, F.M. (2020). A new experimental method for a fast and reliable quantification of saturates, aromatics, resins, and asphaltenes in crude oils. *Petroleum Science and Technology, 38*(21), 955-961. doi: 10.1080/10916466.2020.1790598
- Riveros, L., Jaimes, B., Ranaudo, M.A., Castillo, J., & Chirinos, J. (2006). Determination of Asphaltene and Resin Content in Venezuelan Crude Oils by Using Fluorescence Spectroscopy and Partial Least Squares Regression. *Energy & Fuels, 20*, 227-230. doi: 10.1021/ef0501243
- Romero, J.F., Feitosa, F.X., Do Carmo, F.R., & De Sant'Ana, H.B. (2018). Paraffin effects on the stability and precipitation of crude oil asphaltenes: Experimental onset determination and phase behavior approach. *Fluid Phase Equilibria, 474*, 116-125. doi: 10.1016/j.fluid.2018.07.017
- Safaie, K., & Naza, A. (2014). Evaluation of Asphaltene Inhibitors Effect on Aggregation Coupled Sedimentation Process. *Journal of Dispersion Science and Technology, 35*(3), 329-337
- Sánchez-Minero, F., Ancheyta, J., Silva-Oliver, G., & Flores-Valle, S. (2013). Predicting SARA composition of crude oil by means of NMR. *Fuel, 110*, 318-321. doi: 10.1016/j.fuel.2012.10.027
- Santos, D.C., Filipakis, S.D., Rolemberg, M.P., Lima, E.R.A., Paredes, M.L.L. (2017). Asphaltene flocculation parameter in Brazilian crude oils and synthetic polar and nonpolar mixtures: Experimental and modeling. *Fuel, 199*, 606-615. doi: 10.1016/j.fuel.2017.03.024
- Santos, J.M., Vetere, A., Wisniewski, A., Eberlin, M.N., & Schrader, W. (2020). Modified SARA Method to Unravel the Complexity of Resin Fraction(s) in Crude Oil. *Energy & Fuels, 34*(12), 16006-16013. doi: 10.1021/acs.energyfuels.0c02833

- Sepúlveda, J., Bonilla, J., y Medina, Y. (2010). Predicción de la Estabilidad de los Asfaltenos Mediante la Utilización del Análisis SARA para Petróleos Puros. *Revista Ingeniería y Región*, 7(1), 103-110.
- Solaimany, A.R., & Bayandory, L. (2008). Investigation of Asphaltene Stability in the Iranian Crude Oils. *Iranian Journal of Chemical Engineering*, 5(1), 3-12.
- Speight, J.G. (2004). Petroleum Asphaltenes Part 1. Asphaltenes, Resins and the Structure of Petroleum. *Oil & Gas Science and Technology – Rev. IFP*, 59(5), 467-477.
- Sulaimon, A.A., & Govindasamy, K. (2015, October 20-22). *New Correlation for Predicting Asphaltene Deposition* [Conference presentation]. SPE/IATMI Asia Pacific Oil & Gas Conference and Exhibition, Nusa Dua, Bali, Indonesia. doi: 10.2118/176436-ms
- Sulaimon, A.A., De Castro, J.K.M., & Vatsa, S. (2019). New correlations and deposition envelopes for predicting asphaltene stability in crude oils. *Journal of Petroleum Science and Engineering*, 106782. doi: 10.1016/j.petrol.2019.106782.
- Syunyaev, R.Z., & Likhatsky, V.V. (2010). Effects of Temperature and Pressure on the Phase State of Oils and Asphaltene Solutions Observed Using Dielectric Spectroscopy. *Energy & Fuels*, 24, 2233–2239. doi: 10.1021/ef900819p
- Tatar, A., Shokrollahi, A., Halali, M.A., Azari, V., & Safari, H. (2015). A Hybrid Intelligent Computational Scheme for Determination of Refractive Index of Crude Oil Using SARA Fraction Analysis. *The Canadian Journal of Chemical Engineering*, 93, 1547–1555. doi: 10.1002/cjce.22257
- Torkaman, M., Bahrami, M., & Dehghani, M. (2017). Influence of Temperature on Aggregation and Stability of Asphaltenes. I. Perikinetic Aggregation. *Energy & Fuels*, 31(10), 11169-11180. doi: 10.1021/acs.energyfuels.7b00417
- Torkaman, M., Bahrami, M., & Dehghani, M.R. (2018). Influence of Temperature on Aggregation and Stability of Asphaltenes: II. Orthokinetic Aggregation. *Energy & Fuels*, 32(5), 6144-6154. doi: 10.1021/acs.energyfuels.7b03601
- Torres-Faurieta, L.K., Dreyfus-León, M.J., & Rivas, D. (2016). Recruitment forecasting of yellowfin tuna in the eastern Pacific Ocean with artificial neuronal networks. *Ecological Informatics*, 36, 106–113. doi: 10.1016/j.ecoinf.2016.10.005
- Villada, F., Arroyave, D., & Villada, M. (2014). Pronóstico del Precio del Petróleo mediante Redes Neuronales Artificiales. *Información tecnológica*, 25(3), 145-154. doi: 10.4067/S0718-07642014000300017
- Wei, B., Zou, P., Shang, J., Gao, K., Li, Y., Sun, L., & Pu, W. (2018). Integrative determination of the interactions between SARA fractions of an extra-heavy crude oil during combustion. *Fuel*, 234, 850-857. doi: 10.1016/j.fuel.2018.07.127
- Xiong, R., Guo, J., Kiyangi, W., Feng, H., Sun, T., Yang, X., & Li, Q. (2020). Method for Judging the Stability of Asphaltenes in Crude Oil. *ACS Omega*, 5, 21420–2142. doi: 10.1021/acsomega.0c01779
- Yuan, C-D., Varfolomeev, M.A., Emelianov, D.A., Eskin, A.A., Nagrimanov, R.N., Kok, M.V., Afanasiev, I.S., Fedorchenko, G.D., & Kopylova, E.V. (2017). Oxidation Behavior of Light Crude Oil and Its SARA Fractions Characterized by TG and DSC Techniques: Differences and Connections. *Energy & Fuels*, 32(1), 801–808. doi: 10.1021/acs.energyfuels.7b02377
- Zhao, S., Pu, W., Sun, B., Gu, F., & Wang, L. (2019a). Comparative evaluation on the thermal behaviors and kinetics of combustion of heavy crude oil and its SARA fractions. *Fuel*, 239, 117-125. doi: 10.1016/j.fuel.2018.11.014
- Zhao, S., Pu, W., Yuan, C., Peng, X., Zhang, J., Wang, L., & Emelianov, D.A. (2019b). Thermal Behavior and Kinetic Triplets of Heavy Crude Oil and Its SARA Fractions during Combustion by High-Pressure Differential Scanning Calorimetry. *Energy & Fuels*, 33(4), 3176–3186. doi: 10.1021/acs.energyfuels.9b00399
- Zheng, F., Shi, Q., Salvato, G., Giusti, P., & Bouyssiere, B. (2020). Fractionation and Characterization of Petroleum Asphaltene: Focus on Metalopetroleomics. *Processes*, 8, 1504-1535. doi: 10.3390/pr8111504