

**INFORME DE CONSULTORÍA:**

**ESTADO DEL ARTE Y MARCO CONCEPTUAL DE LAS TECNOLOGÍAS DE  
MACHINE LEARNING APLICADAS AL RECOBRO MEJORADO**

**JOHN EDWAR ARIAS**

Docente consultor del grupo de investigación GICBA de las Unidades  
Tecnológicas de Santander

Bucaramanga, Mayo de 2019

## Contenido

|   |    |
|---|----|
| 1. Resumen .....                        | 3  |
| 2. Objetivos de la consultoría.....     | 4  |
| 2.1. Objetivo General .....             | 4  |
| 2.2. Objetivos Específicos .....        | 4  |
| 3. Resultados y productos.....          | 5  |
| 3.1. Resultados de la consultoría ..... | 5  |
| 4. Conclusiones y recomendaciones ..... | 14 |
| 5. Anexos.....                          | 15 |
| 6. Bibliografía.....                    | 16 |

## 1. Resumen

El informe que se presenta a continuación corresponde al cierre de la consultoría “*Estado del arte y marco conceptual de la tecnología de Machine Learning aplicada al recobro mejorado*”, realizada en la empresa AC Ingeniería Virtual, y tiene como propósito presentar los resultados y el cumplimiento de los objetivos. La ejecución de ésta, se desarrolló entre el 18 de febrero hasta el 17 de Mayo del año 2019 según acuerdo de cooperación firmado por las partes.

En primer lugar, se realizó una búsqueda detallada de los elementos del estado del arte relacionado con la aplicación de las tecnologías de Machine Learning en el Recobro mejorado.

Finalmente, se realizó una recopilación de las bases conceptuales necesarias para abordar el estudio de las tecnologías de Machine Learning que pueden ser aplicadas para la selección de técnicas de recobro.

## **2. Objetivos de la consultoría**

### **2.1. Objetivo General**

Construir el estado del arte de la tecnología de Machine Learning aplicada al recobro mejorado, mediante la exploración de bases de datos científicas con el fin de definir el estado actual de la tecnología.

### **2.2. Objetivos Específicos**

Definir el estado de avance de la tecnología de Machine Learning aplicada al recobro mejorado.

Elaborar el marco conceptual necesario para abordar la aplicación de la tecnología de Machine Learning en el recobro mejorado.

### 3. Resultados y productos

#### 3.1. Resultados de la consultoría

##### ESTADO DEL ARTE:

El adecuado desarrollo y explotación de los yacimientos, especialmente en las fases de producción secundaria y terciaria dependen de que tan acertada sea la correlación que existe entre la caracterización del yacimiento y las particularidades de la tecnología EOR a utilizar (Acosta, y otros, 2017). Para algunos autores es tan importante la escogencia del método EOR en un yacimiento específico, que lo consideran una de las tareas más difíciles del ingeniero de yacimientos (Suleimanov, Ismayilov, & Veliyev, 2016). Además, el desarrollo de herramientas que permitan facilitar la etapa de selección permite el ahorro de tiempo y costos relacionados con este proceso (Kamari, Nikookar, Sahranavard, & Mohammadi, 2014).

Desde principio de los años 80, se vienen presentando herramientas que facilitan la escogencia del tratamiento EOR adecuado para cada yacimiento. La primera propuesta se enfocó a la creación de un conjunto de criterios tabulados definidos por técnicas gráficas, conocidos como tablas de Taber (Taber & Martin, 1983). La entrada de las aplicaciones de los métodos de inteligencia artificial inicia con el uso de la lógica Fuzzy a través de la programación de las descripciones lógicas que pueden ayudar a seleccionar la técnica EOR (Guerillot, 1988).

Más intentos de usar la inteligencia artificial se han realizado desde principio de este siglo. (Gharbi, 2000) empleó un Shell de sistema experto llamado Nexpert Object, desarrollado por Neuron Data, que soporta tanto el razonamiento basado en reglas como la representación de conocimiento orientada a objetos. El sistema desarrollado podía realizar los siguientes procesos: 1) seleccionar un proceso EOR apropiado en función de las características del yacimiento, 2) prepara conjuntos de datos de entrada apropiados para diseñar el proceso EOR seleccionado utilizando los simuladores numéricos existentes, y 3) estudios de sensibilidad en varios parámetros clave para optimizar la recuperación de aceite del proceso EOR seleccionado. Los autores lograron conectar dos simuladores y dos paquetes estadísticos al sistema experto, con el fin de generar datos geoestadísticos para las distribuciones de permeabilidad y porosidad.

(Ibatullin, Ibragimov, Khisam, Podymov, & Shutov, 2002) En este caso, los autores pertenecientes a la empresa Tatneft, aplicaron redes neuronales artificiales con un software que fue desarrollado por TatNIPIneft para determinar las condiciones particulares de los campos de Tatneft. El modelo fue entrenado con cerca de 2200 aplicaciones de EOR para 60 diferentes tecnologías. La investigación mostró que el sistema neuronal

logró desarrollar recomendaciones en el 80% de los casos, a pesar de que se probaron condiciones reales de 296 productores y 79 inyectores del campo Romashkinskoye en Devónico, varios de los cuales, tenían información insuficiente.

(Alvarado , y otros, 2002) Los autores encontraron durante su investigación que, desde principio de los años 90, se viene perfeccionando la aplicación de la inteligencia artificial en la selección y diseño de procesos IOR, incluso para llevar a cabo análisis económicos y de riesgos en este tipo de proyectos. En el trabajo los autores desarrollan un sistema con Machine Learning que simplifica la tipología del yacimiento, a través de la reducción y agrupación de sus características. Como base de datos se empleó un compendio de 290 casos, de más de 20 yacimientos en su mayoría de Estados Unidos y Canadá y algunos de Asia, Europa y Latinoamérica. Parte de la información se obtuvo de reportes anuales desde 1972 al año 2000 de la Oil & Gas Journal, SPE y bases de datos de PDVSA. La herramienta permitía que un nuevo caso de yacimiento fuese clasificado en un cluster, de acuerdo a 6 características, y por ende relacionado con uno o varios tratamientos asociados. Las técnicas ML de reducción de espacio, permitieron obtener las agrupaciones por tipo de yacimientos con el uso de las 6 variables y realizar la aplicación de los criterios de selección a la clasificación de casos desconocidos.

(Parada & Ertekin, 2012) Los autores diseñaron una herramienta de selección de tecnología EOR, que consiste en un algoritmo de red neuronal multicapa de retropropagación en cascada, este sirvió como modelo proxy para la simulación de yacimientos con diversas propiedades de fluido y roca. El modelo predice la velocidad de producción, la producción acumulada y el tiempo total, de acuerdo con el tipo de método, inyección de agua, de vapor o de CO<sub>2</sub> o N<sub>2</sub>. La herramienta también permite comparar la producción de los hidrocarburos para diferentes condiciones, facilitando la comparación de diferentes estrategias de agotamiento del yacimiento. El modelo de redes neuronales demostró su capacidad para reconocer la correlación entre el mecanismo de desplazamiento del fluido y las características del yacimiento, permitiendo la evaluación de su funcionamiento bajo diferentes esquemas de producción.

Se han realizado intentos por incluir dentro de las herramientas de selección, el análisis técnico y económico de las alternativas. En el artículo de Karami de 2014, se asume que los tres principales mecanismos de recobro son, extracción con solvente aprovechando la miscibilidad de gases, disminución de la viscosidad por métodos térmicos y disminución de la tensión interfacial usando métodos químicos. Por lo anterior agrupan los métodos en 7 conjuntos representativos, inyección de vapor, combustión in situ, inyección de hidrocarburos, CO<sub>2</sub>, químicos, agua caliente o compuestos inmiscibles. Para las características del yacimiento se propusieron dos grupos de acuerdo con si estaban asociadas a la roca o al fluido. Para la selección del modelo se diseñó una red neuronal perceptrón con tres capas, la primera capa con 7 entradas asociadas a parámetros de roca y fluido, la capa de salida con 7 neuronas relacionadas con las siete técnicas de EOR y una capa oculta con 6 neuronas. La red demostró una selección adecuada de las técnicas EOR y que puede ser una herramienta que facilite el trabajo de los ingenieros de

yacimientos. El análisis económico de estos autores determinó que la inyección de vapor y CO<sub>2</sub> pueden ser las alternativas más viables en el futuro (Kamari, Nikookar, Sahranavard, & Mohammadi, 2014).

(Zerafat, Ayatollahi, Mehranbod, & Barzegari, 2011) los autores desarrollaron un sistema experto fundamentado en la técnica de aprendizaje cuantitativo de las redes Bayesianas, estas fueron entrenadas usando la base de datos de proyectos EOR aplicados a nivel mundial entre 1994 y 2006 y publicados por Oil & Gas Journal. Con la herramienta pudieron determinar que la inyección de CO<sub>2</sub> es la mejor alternativa para 10 yacimientos en el suroeste iraní.

Más recientemente, (Suleimanov, Ismayilov, & Veliyev, 2016) La propuesta de los autores fue realizar la selección del método EOR usando lógica Fuzzy y mecanismos de inferencia Bayesiana. Lo aplicaron a un campo petrolero en Alberta y un campo offshore, mostrando buenos resultados que llevan a pensar en el éxito de la automatización del proceso de selección de método EOR.

(Ahmadi & Bahadori, 2016) Los autores emplean el algoritmo Fuzzy c-Mean para la determinación de factores, de agrupamiento o asociación de proyectos de EOR exitosos de acuerdo con la tecnología empleada. Para la clasificación de los métodos se tuvieron en cuenta el punto de vista ambiental y económico. Los autores concluyen que la metodología se puede hibridar con simuladores de yacimientos e identificar tecnologías EOR aplicables.

En Colombia, los estudios en esta área los lidera Ecopetrol, quien consciente de su importancia, desarrolló en 2011, a través de ICP, la herramienta ECOEOR, que consiste en un software que permite escoger el método de recobro más adecuado según el campo (Tovar, 2011). ECOEOR se construyó en dos frentes, una base de datos analógica con información de proyectos de recobro a nivel mundial, y cuatro módulos para definir el método más adecuado según el campo. ECOEOR aplica técnicas como el screening, las analogías, el benchmarking y la predicción analítica, usando como base, 18 métodos de recobro y 800 proyectos reales del mundo para escoger la más adecuada para un campo específico (Trujillo, y otros, 2010). ECOEOR propone la probabilidad de éxito de un método EOR específico. La Superintendencia de Yacimientos de Ecopetrol lo aplica desde el 2010, esperando de ayude a llevar el factor de recobro común en Colombia de 19% y 24% hasta un 30% (Rodríguez & Villamil, 2018).

Otros intentos de incluir la inteligencia artificial en los análisis de yacimiento, se realizó en el ICP, donde se han hecho intentos para aplicarla a la toma de decisiones fundamentada en grandes bases de datos. Los autores diseñaron y aplicaron un modelo inferencial predictivo fundamentado en redes neuronales artificiales no supervisadas y un sistema de

diagnóstico de reglas Fuzzy (Tapias, Soto, Sandoval, Pérez, & Bejarano, 2001). El sistema es capaz de identificar zonas de pozo que potencialmente producen hidrocarburos en el campo PETROLEA, este reservorio es principalmente una formación fracturada y calcárea. El modelo también se aplica a un Sistema de Diagnóstico de Reglas Difusas al análisis de recuperación de petróleo mejorado que compara la información técnica del reservorio, el pozo y las propiedades de este.

En Colombia la universidad que más ha realizado estudios en el tema es la Universidad Industrial de Santander. En 2004 se presentó un proyecto de grado, enfocado al desarrollo de la herramienta XGRAD, para seleccionar el método de recobro con criterios técnicos. XGRAD incluye una base de datos de 190 casos de aplicación, soportada por Access 2000. El análisis de la base de datos se realiza a través de los parámetros estadísticos calculados. Para comparar los resultados emplean la herramienta comercial SWORD, desarrollada por la empresa PETEC Lda (Aguillon & García, 2004).

En esta área también se ofrecen herramientas comerciales. Schlumberger desarrolló una herramienta llamada “*EOR Advisor System*”, que tiene como fin la evaluación de la aplicabilidad de las técnicas de EOR a un reservorio específico. El software tiene en cuenta que la validación del rango de aplicabilidad de los principales métodos de EOR depende de 7 parámetros, Gravedad (API), Viscosidad (cP), profundidad (ft) y temperatura del yacimiento (°F), porosidad (%), permeabilidad (md), tipo de formación. El sistema experto se diseñó con redes Bayesianas, debido a su flexibilidad frente a la alta incertidumbre de los datos. Su aplicación se enfocó a yacimientos clásticos y naturalmente fracturados. Le ejecución de la herramienta, entrega un ranking cuantitativo de potencial técnico y económico de las opciones de EOR (Moreno , Gurpinar, Liu, Alkinai, & Cakir, 2014). Algunas patentes relacionadas con la herramienta se presentan en la Tabla 1:

**Tabla 1. Patentes relacionadas con métodos para selección de alternativas para recobro mejorado.**

| NÚMERO                | TITULO  | EMPRESA                             | AUTORES                                      |
|-----------------------|---|-------------------------------------|--|
| US8311743B2<br>(2009) | Method for generating an estimation of incremental recovery from a selected enhanced oil recovery (EOR) process | Schlumberger Technology Corporation | Omer M. Gurpinar                             |
| US9619592B2<br>(2013) | Analysis of enhanced oil recovery (EOR) processes for naturally-fractured reservoirs                            | Schlumberger Technology Corporation | Omer Gurpinar<br>Jaime Moreno<br>Yunlong Liu |

Varias de las compañías productoras de petróleo más conocidas a nivel mundial, presentan protecciones intelectuales a través de patentes en esta área, a continuación, se presentan algunos ejemplos en la Tabla 2:

**Tabla 2. Otras patentes relacionadas con métodos para selección de alternativas para recobro mejorado.**

| NÚMERO                | TITULO   | EMPRESA          | AUTORES   |
|-----------------------|--|------------------|---|
| US8175751B2<br>(2009) | Computer-implemented systems and methods for screening and predicting the performance of enhanced oil recovery and improved oil recovery methods | Chevron USA Inc  | Ganesh Thakur<br>Arnaldo Espinel<br>Suryo Yudono<br>Rodolfo Terrado |
| US7966164B2<br>(2006) | Method for selecting enhanced oil recovery candidate   | Shell Oil Co     | Raul Valdez<br>Peter Harold Doe Tak Siang Kho                       |
| US9316096B2           | Enhanced oil recovery screening model  | ConocoPhillips C | Vishal Bang<br>Jing Peng  |

Para el caso de la base de datos de propiedad intelectual de la SIC, no se encontró evidencia de solicitudes o patentes relacionadas con esta solución tecnológica.

En Colombia cerca del 88% de la producción total proviene de recuperación primaria y tan solo el 11% y el 1% se obtiene mediante producción secundaria y recobro terciario respectivamente. Para el caso del recobro secundario, La inyección de Agua “WF”, en Colombia ha sido implementada en por lo menos 21 campos. El primer campo donde se aplicó el WF, fue La Cira en 1957 (Moros & Serrano, 2016). La mayoría de los campos donde se ha aplicado inyección de agua pertenecen a operadoras diferentes a la empresa colombiana de Petróleos. Para el caso de Ecopetrol se iniciaron varios pilotos de WF en las últimas décadas, en su gran mayoría ubicados en Yariguí. Para el caso de la inyección de gas “GF”, en Colombia se han implementado más de 4 campos. El primer campo donde se aplicó GF fue La Cira – Infantas en 1935. ECP también ha explorado pilotos de CO2 e inyección alternada de agua y gas (WAG) (Fernández, 2018).

Para el caso del recobro mejorado, las tecnologías de recobro térmico aplicadas en Colombia se han enfocado en más de 5 campos a inyección cíclica de vapor de agua “SCI”. El primer campo en ser afectado por SCI fue en Cocorná 1965 y la inyección terminó en 1980 (Reina, 2017). ECP ha explorado la posibilidad de realizar inyección continua de vapor y Recobro Térmico por inyección de Aire (primer piloto 2012). Desde los años 90 Ecopetrol ha realizado evaluaciones conceptuales y experimentales para la aplicación del recobro químico. Los esfuerzos iniciales se enfocaron en la aplicación de

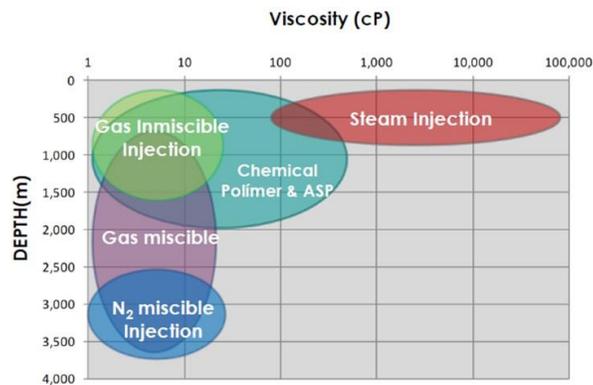
químicos para corrección de perfiles de inyección y no EOR (Castro, y otros, 2016). En los últimos años ECOPETROL ha adelantado estudios para implementación de métodos de recobro químico CEOR, y la primera aplicación se ha dado en campo DINA-K (Alzate, 2016).

## MARCO CONCEPTUAL

El Recobro mejorado o recobro terciario, es el conjunto de tecnologías que permiten energizar o repotenciar los yacimientos, con el fin de lograr una mayor recuperación del hidrocarburo presente, una vez que la energía natural del yacimiento se va agotando en la primera etapa de producción. La recuperación terciaria puede llevar a recuperaciones de crudo, superiores al 50% hasta cerca del 80%, por lo que es esencial para una óptima explotación del recurso.

Las tecnologías de recobro terciario pueden dividirse en métodos químicos; entre los que se encuentra los polímeros, álcalis y tensoactivos; Métodos de inyección de gases no miscibles, gases miscibles (CO<sub>2</sub> y N<sub>2</sub>) o vapores, métodos térmicos (Inyección de vapor, inyección cíclica de vapor, combustión in situ, SAGD etc.) y otros como los métodos biológicos MEOR, acústicos y electromagnéticos.

Cada una de las tecnologías de recobro y sus variantes, tienen una ventana operativa relacionada con las particularidades del proyecto en el que son aplicadas. Además, la eficiencia y efectividad de la aplicación dependerá de lo adecuada que sea la elección del método para el caso particular. En la Ilustración 1 se presenta una propuesta de elección de técnica de recobro, de acuerdo con las variables viscosidad y profundidad, sin embargo, pueden ser incluidas otras variables.



**Ilustración 1. Correlación de variables para la elección de técnicas de recobro mejorado.**

Dentro de las metodologías de selección de técnicas de recobro, se tienen en cuenta las características de los fluidos y de los yacimientos, tales como la densidad, viscosidad y composición para los fluidos y la saturación de crudo, tipo de formación, permeabilidad, profundidad, temperatura y espesor neto para los yacimientos.

El desarrollo actual de las herramientas computacionales permite la creación de algoritmos que pueden a partir de bases de datos de alta complejidad y gran tamaño, realizar análisis e inferencias de alto nivel, que un humano tardaría mucho en realizar.

Cómo se describe en el estado del arte de la presente propuesta, muchos autores han aprovechado esta característica de las herramientas de la inteligencia artificial, para crear metodologías que permiten correlacionar más eficientemente la información de historiales de aplicación, características y eficiencia de los métodos de EOR con respecto a la caracterización del yacimiento y de los fluidos de producción.

Todo proceso de aplicación de la inteligencia artificial debe surtir 5 pasos: *Recolección de datos*: que general mente requiere de la combinación de información en una sola base de datos. *Exploración y preparación de los datos*: los datos deben prepararse para el proceso de aprendizaje, arreglando, limpiando o eliminando datos desordenados o innecesarios. *Entrenamiento del modelo*: Una vez definido el modelo, este es ajustado a los datos y como resultado el algoritmo representará los datos a través del modelo. *Evaluación del modelo*: Se requiere definir que tan bien representa el modelo los datos, por lo que se usa un conjunto de datos de prueba, para estos casos es posible que se requieran medidas de desempeño específicas para la aplicación. *Mejora del modelo*: si se necesita un mejor rendimiento, se hace necesario utilizar estrategias más avanzadas para aumentar el rendimiento del modelo. A veces, puede ser necesario cambiar por completo a un tipo diferente de modelo (Lantz, 2015).

Diferentes autores describen las técnicas más populares que se aplican en inteligencia artificial. Por ejemplo, Li y Jiang (Li & Jiang, 2017) proponen la siguiente clasificación general de las técnicas:

*Extracción de características*: Permite construir vectores de características para el reconocimiento y modelado de patrones, a través de la selección de las características más efectivas desde un conjunto general de estas. Dentro de las técnicas de extracción se cuenta la transformación lineal, el análisis de componentes principales, análisis de discriminante lineal y análisis de señales.

*Reconocimiento de patrones*: Identifica uniformidades específicas en los datos. Los métodos más empleados con la clasificación bayesiana, el árbol de decisión, el método de función discriminante lineal, el método de clasificación de vecindario y el método de mapeo no lineal entre otros. Es una técnica de minería de datos que identifica de forma automática agrupaciones de elementos, de acuerdo con una medida de similitud entre ellos. Las técnicas de clustering identifican grupos de elementos cuando la similitud media entre elementos del mismo clúster sea alta (similitud intra-clúster alta) o cuando la similitud media entre elementos de distintos clústeres sea baja (Similitud inter-clúster baja) (Romero, 2013)

*Machine Learning:* Son algoritmos capaces de generalizar comportamientos a partir de una información no estructurada suministrada en forma de experiencia. Los principales tipos son, aprendizaje supervisado y no supervisado.

*Minería de conocimiento:* Busca información oculta a través de algoritmos automáticos o semiautomáticos, como la extracción de reglas de asociación, la extracción de patrones secuenciales. Podría utilizarse en la gestión de relaciones con los clientes, la recomendación de mercaderías, la decisión de marketing.

#### **4. Conclusiones y recomendaciones**

- El estado del arte muestra una gran cantidad de trabajo asociados a la aplicación de las tecnologías de Machine Learning a recobro mejorado a nivel mundial. Sin embargo en Colombia se identifican algunos intentos de las universidades y el desarrollo propio de ECOPETROL.
- El incipiente hallazgo de aplicaciones de tecnologías de Machine Learning al caso particular de Colombia, es un terreno fértil que permite explorar opciones de aplicación y desarrollo de estas tecnologías al contexto Colombiano.

## **5. Anexos**

Se anexan los documentos referenciados en el presente informe en formato digital.

## 6. Bibliografía

- Acosta, T., Rojas, D., Zapata, J., Caldera, J., Jimenez, R., Manrique, G., . . . Azancot, A. (2017). Recuperación mejorada en un yacimiento de alta complejidad estratigráfica: Campo Casabe (Caso de estudio) . *Congreso Colombiano del Petróleo* . Bogotá D.C: ACIPET.
- Aguilon, J., & García, F. (2004). *Sistema experto para la selección técnica de un método de recobro mejorado para un campo de crudo*. Bucaramanga: Universidad Industrial de Santander.
- Ahmadi, M., & Bahadori, A. (2016). A simple approach for screening enhanced oil recovery methods: Application of artificial intelligence. *Petroleum Science and Technology*, 1887-1893.
- Alvarado, V., Ranson, A., Hernández, K., Manrique, E., Matheus, J., Liscano, T., & Prospero, N. (2002). Selection of EOR/IOR Opportunities Based on Machine Learning. *SPE 13 th European Petroleum Conference* (págs. 1-11). Aberdeen: SPE.
- Alzate, D. (2016). *Interpretación de los mecanismos fenomenológicos del proceso de inyección de Geles de Dispersión Coloidal (CDG) en un yacimiento de hidrocarburos*. Medellín: Universidad Nacional de Colombia.
- Castro, R., Maya, G., Jimenez, R., Henderson, Q., Venus, D., Colmenares, K., . . . Pérez, R. (2016). Polymer flooding improve volumetric sweep efficiency in waterflooding processes. *CT&F*, 71-90.
- Fernández, C. (Octubre de 2018). *Respuesta preguntas ECP*. Obtenido de Cámara de Representantes: <http://www.camara.gov.co/sites/default/files/2018-10/Respuesta%20Prop.%20032%2C%20052%20y%20082%20Ecopetrol%202.pdf>
- Gharbi, R. (2000). An expert system for selecting and designing EOR processes. *Journal of Petroleum Science and Engineering*, 3347.
- Guerillot, D. (1988). EOR Screening With an Expert System. *Petroleum Computer Conference* (págs. 1-11). San Jose: PSE.
- Ibatullin, R., Ibragimov, N., Khisam, R., Podymov, E., & Shutov, A. (2002). Application and method based on artificial intelligence for selection of structures and screening of technologies for enhanced oil recovery. *SPE/DOE Thirteenth Symposium on Improved Oil Recovery* (págs. 1-9). Tulsa: SPE.
- Kamari, A., Nikookar, M., Sahranavard, L., & Mohammadi, A. (2014). Efficient screening of enhanced oil recovery methods and predictive economic analysis. *Neural Computing and Applications*, 1-10.
- Lantz, B. (2015). *Machine Learning with R*. Birmingham: Packt Publishing.
- Li, X., & Jiang, H. (2017). Artificial Intelligence Technology and Engineering Applications. *ACES JOURNAL*, 381-388.

- Moreno , J., Gurpinar, O., Liu, Y., Al-kinai, A., & Cakir, N. (2014). EOR Advisor System: A compensive Approach to EOR Selection. *International Petroleum Technology Conference* (págs. 1-13). Kuala Lumpur: IPTC.
- Moros, L., & Serrano, J. (2016). *Evaluación técnico financiera de la implementación de una herramienta pulsante con la tecnología Powerwave para la estimulación en pozos inyectoras del campo La Cira Infantas*. Bogotá: Fundación Universidad de América.
- Parada, C., & Ertekin, T. (2012). A New Screening Tool for Improved Oil Recovery Methods Using Artificial Neuronal Networks. *SPE Western Regional Meeting* (págs. 1-17). Bakersfield: SPE.
- Reina, C. (2017). *Evaluación técnica de la inyección de vapor en forma continua en un campo de crudo pesado con alta saturación de agua inicial y empuje hidráulico. Cuenca de los Llanos Orientales, Colombia*. Medellín: Universidad Nacional de Colombia.
- Rodríguez, S., & Villamil, D. (2018). *Evaluación de la eficiencia de un proyecto piloto de inyección continua de vapor, usando las líneas de tendencias obtenidas de los KPIS y las propiedades del yacimiento de un estudio de caso*. Bodotá DC: Fundación Universidad de América.
- Romero, F. (2013). *Búsqueda de patrones: técnicas de clustering*. Obtenido de Universidad de Sevilla: [https://www.cs.us.es/~fran/curso\\_unia/clustering.html](https://www.cs.us.es/~fran/curso_unia/clustering.html)
- Suleimanov, B., Ismayilov, F., & Veliyev, E. (2016). Selection methodology for screening evaluation of EOR methods. *Petroleum Science and Technology*, 961-970.
- Taber, J., & Martin, F. (1983). Technical Screening Guides for the Enhanced Recovery of Oil. *SPE Annual Technical Conference and Exhibition* (págs. 1-20). San Francisco: SPE.
- Tapias, O., Soto, C., Sandoval, J., Pérez, H., & Bejarano, A. (2001). Reservoir Engineer and Artificial Intelligence Techniques for Data Analysis . *SPE Asia Pacific Oil and Gas Conference and Exhibition* (págs. 1-7). Jakarta: SPE.
- Tovar, L. (2011). Innovaciones exitosas. *&NNOVA*, 23-24.
- Trujillo, M., Maya, G., Mercado, D., Castro, R., Soto, C., Pérez, H., . . . Sandoval, J. (2010). Selection Methodology for Screening Evaluation of Enhanced-Oil-Recovery Methods. *SPE latin american & caribbean Petroleum Engineering Conference* (págs. 1-11). Lima: SPE.
- Zerafat, M., Ayatollahi, S., Mehranbod, N., & Barzegari, D. (2011). Bayesian Network Analysis as a Tool for Efficient EOR Screening. *SPE Enhanced Oil Recovery Conference* (págs. 1-16). Kuala Lumpur: SPE.