

COMBINANDO MACHINE LEARNING Y FÍSICA DE RESERVORIOS PARA LA OPTIMIZACIÓN DE YACIMIENTOS MADUROS EN LA CUENCA DEL GOLFO SAN JORGE, ARGENTINA

Federico Galliano¹, Fernando Medda², Fernando Gutiérrez³, Sebastián Plotno⁴

1: Pan American Energy SL. fgalliano@pan-energy.com

2: Pan American Energy SL. fmedda@pan-energy.com

3: Tachyus. fernando.gutierrez@tachyus.com

4: Tachyus. sebastian.plotno@tachyus.com

Palabras clave: Ciencia de Datos, Machine Learning, Waterflooding, Optimización

ABSTRACT

The Zorro project is located inside the Cerro Dragon field which is subdivided in nine blocks due to main faults delimitating the structure and the reservoir rock distribution. The majority part of the oil production of the project is associated to secondary recovery.

This work presents the results of the application of a waterflood optimization workflow powered by data physics modeling using data from the Golfo San Jorge basin. The proposed workflow combines traditional reservoir engineering equations with machine learning, data assimilation techniques and advanced optimization algorithms.

The models incorporate real data, which can be updated continuously, allowing the engineers to evaluate different scenarios and identify the optimum injection plans for the asset. As the models honors physical principles, this methodology provides long-term predictions and ensure physical feasible results.

The result is a sample of the application of a dynamic workflow and how the digital transformation process is providing value to the oil and gas industry. The obtained production increase shows how multidisciplinary teams are enhanced by the inclusion of technology, managing to optimize processes and production.

INTRODUCCIÓN

El presente estudio centra su análisis en dos de los nueve bloques que integran el proyecto de recuperación secundaria del Yacimiento Zorro, específicamente en los bloques Zorro Norte (ZN) y Zorro Sur (ZS). El mencionado yacimiento, se encuentran ubicado en el flanco norte de la Cuenca del Golfo San Jorge, en el centro sur del área Cerro Dragón, provincia de Chubut (Figura 1).

El objetivo de la siguiente contribución consiste en presentar la aplicación del flujo de trabajo de optimización a través de la utilización de técnicas de modelado innovadoras que combinan la ciencia moderna de datos y la física de la simulación de yacimientos, aplicando esta metodología en el modelado de la historia de producción e inyección de los dos bloques.

La investigación de decenas de miles de escenarios que simulan cuantitativamente conjuntos específicos de actividades como la redistribución de la inyección, permitió seleccionar planes operativos que respeten los criterios de optimización específicos, como mejorar la declinación de producción y optimizar a largo plazo el incremento en la eficiencia de barrido de petróleo. De este universo de escenarios se seleccionó posteriormente un escenario de redistribución de inyección. Una vez seleccionado, se implementaron las recomendaciones provenientes del flujo de trabajo, evaluando los resultados comparativamente con lo predicho por el modelo.

A la fecha ya han sido completados 3 ciclos de optimización, con sus implementaciones asociadas, encontrándose actualmente en fase de monitoreo y control.

ÁREA DE ESTUDIO

Localización

El área Cerro Dragón, ubicada en el flanco norte de la Cuenca del Golfo San Jorge, entre las Provincias de Chubut y Santa Cruz, República Argentina cuenta con aproximadamente 3,450 km² de extensión explotada desde 1958 (Fig. 1).

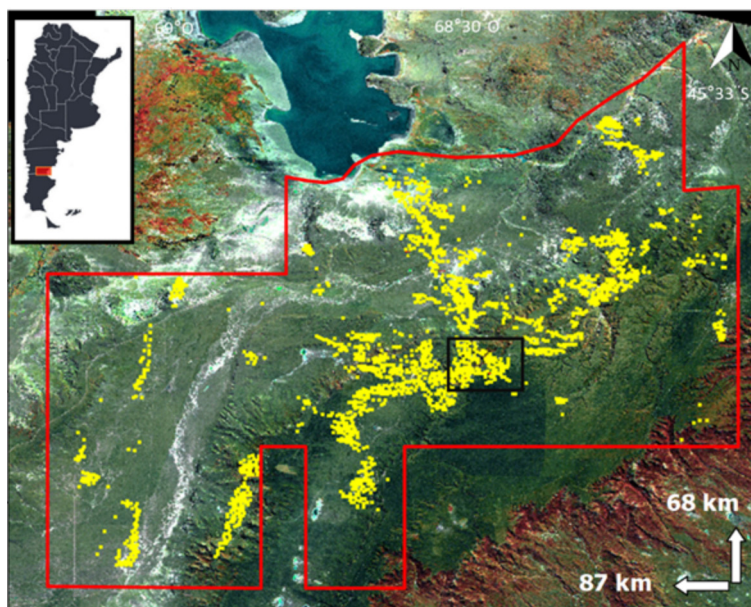


Figura 1. Área Cerro Dragón- Pan American Energy SL.

La concesión se encuentra dividida en diferentes yacimientos, dentro de los cuales se han desarrollado diversos proyectos de recuperación secundaria por inyección de agua desde comienzos de 1969.

El área de estudio está limitada al Norte por una falla principal que lo desvincula hidráulicamente de otros proyectos, mientras que, al Oeste, Este y Sur los límites fueron establecidos arbitrariamente en función de los desarrollos actuales (Fig. 2).

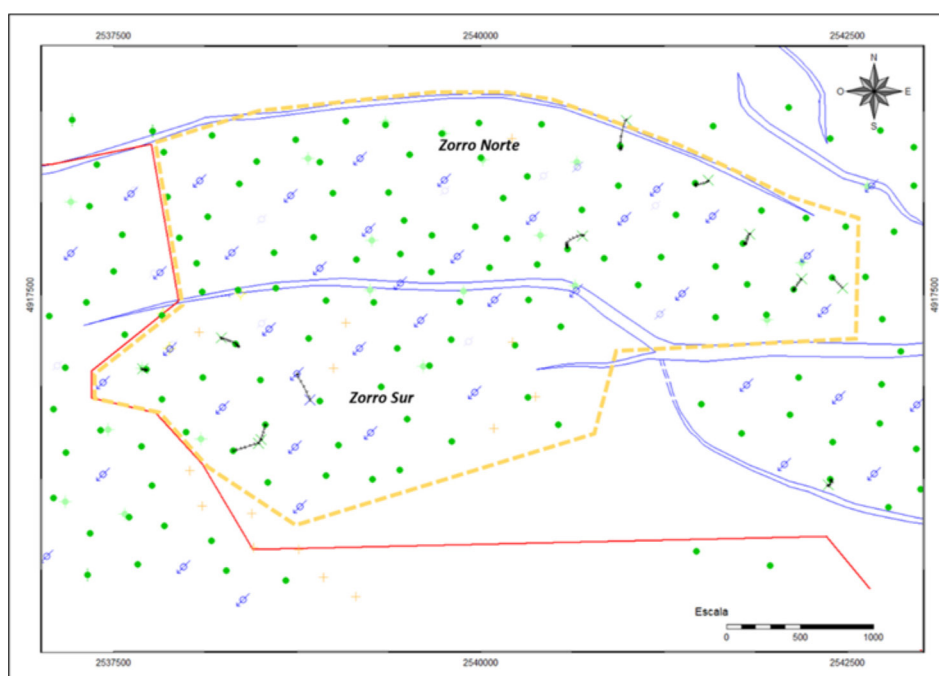


Figura 2. Área mostrando las demarcaciones geográficas de los bloques Zorro Norte y Zorro Sur.

Características Geológicas

Para el Yacimiento Zorro se han definido cinco niveles guías principales (C, K, L2, M7, P), espaciados de 200 a 350 m, abarcando la totalidad de la columna estratigráfica de interés. Los niveles guías y las fallas fueron interpretados a partir de la información sísmica en tiempo y convertidos a profundidad utilizando una ley de velocidad elaborada a partir de perfiles sísmicos y de densidad.

Desde el punto de vista estratigráfico, los reservorios productivos pertenecen a la formación (Fm). Comodoro Rivadavia (CR) y en menor medida a la Fm. Mina El Carmen (MEC). Ambas corresponden a una secuencia arenosa de origen fluvial con intercalaciones pelíticas y contenido piroclástico creciente en profundidad. El pase de formación es transicional comenzando aproximadamente a la altura del nivel guía P, evidenciándose en un aumento del promedio

de resistividad como consecuencia del aumento en la proporción de material tobáceo. Ambas formaciones presentan adelgazamiento y disminución en la cantidad de arenas hacia el oeste, atribuibles a la actividad de fallamiento.

El estilo estructural del área se define esencialmente por fallas normales que generan una importante compartimentalización del bloque. Regionalmente, el rasgo más destacado es la falla normal que divide al yacimiento Valle Hermoso de La Madreselva (Figura 3), a la que se asocia genéticamente el anticlinal de rollover fallado que desarrolla inmediatamente al sur.

En este contexto, el proyecto se ubica sobre el flanco del pliegue, al sur de la falla antitética principal. Esta estructura presenta de 70 a 100 m de rechazo y desvincula hidráulicamente los bloques pertenecientes al Yacimiento Zorro del Yacimiento La Madreselva ubicado al Norte (Figura 3).

Por otra parte, el bloque se encuentra afectado en su sector medio por una falla secundaria (Fig. 3), de rumbo E-O con buzamiento hacia el sur, la cual afecta los niveles superiores de la columna estratigráfica, generando un desplazamiento relativo de los bloques (N-S). La misma es utilizada como límite entre los bloques Zorro Norte (ZN) y Zorro Sur (ZS), presentando ambas similares características geológicas.

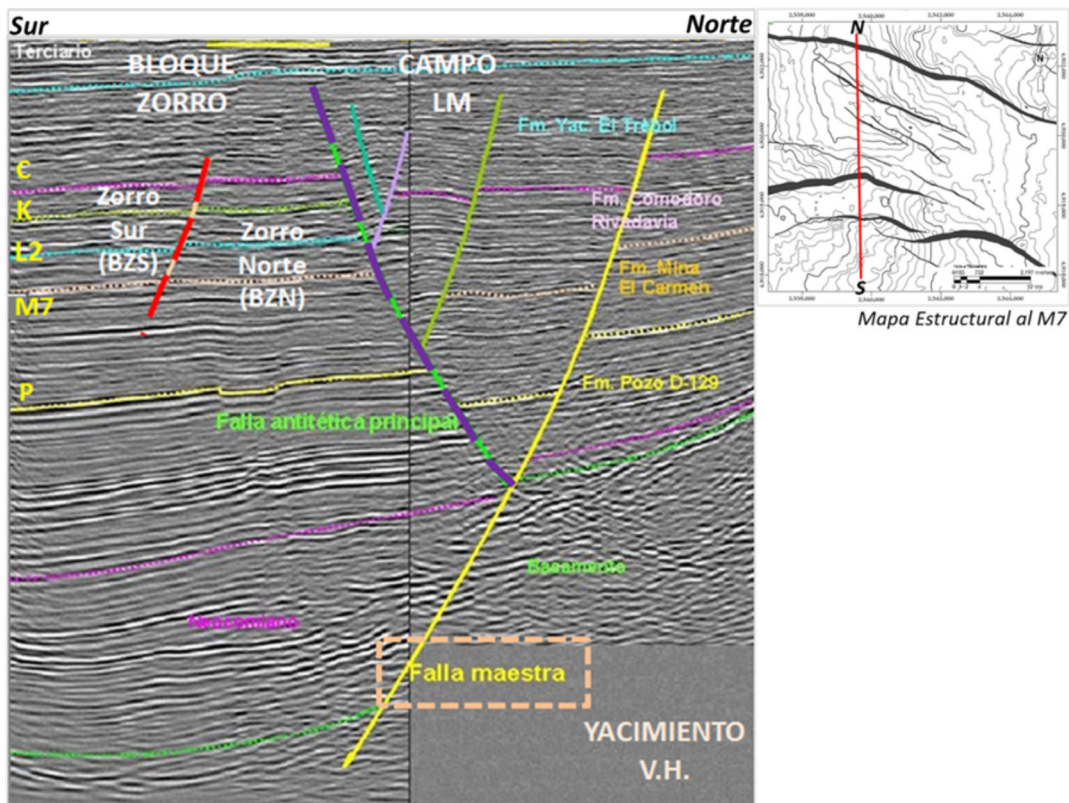


Figura 3. Línea sísmica sur-norte mostrando la estructura regional del bloque sobre el flanco del anticlinal de colapso, a la izquierda de la falla antitética principal en violeta.

El campo posee un intervalo productivo que va aproximadamente desde los 1400 a los 2500 mbbp, con entrapamientos de tipo combinado (estructural-estratigráfico) con estilo extensional, donde las fallas generan cierre por el norte, en tanto que el empobrecimiento local de la calidad petrofísica y las facies de borde de las areniscas generan el cierre al SE.

Historia de Producción

El sector estudiado comprende 137 pozos. A mayo del 2022 se contabilizan 84 productores activos, 29 inyectores y 24 abandonados. La perforación en el bloque comenzó el 01/1969 con un pozo de avanzada con respecto al pozo descubridor. La profundidad promedio es de 2400 m. El distanciamiento entre los mismos varía aproximadamente entre 250 y 400 m. El bloque, cuya acumulada de petróleo se acerca a los 7.6 MMm³, se encuentra bajo recuperación secundaria a partir de finales del año 1990. Factor de recobro actual de 14% con un estimado a fines de concesión 2047 de 19%, con un OOIP de 57.700 Mm³ aproximadamente. Actualmente los volúmenes porales inyectados rondan el 1.3 vp.

Actualmente, en el área de estudio se inyectan aproximadamente 10,400 m³/d de agua y la producción de petróleo ronda los 386 m³/d (Fig. 4). Los pozos explotan 113 niveles petrolíferos de las Fms. Comodoro Rivadavia, la zona de transición hacia la Fm. Mina El Carmen denominada Sección Tobácea. Con una porosidad promedio entre 10% y 19%. El petróleo es subsaturado y tiene densidades promedio entre los 23 y los 28 °API, con viscosidades a 50°C entre 70 cp y 130 cp.

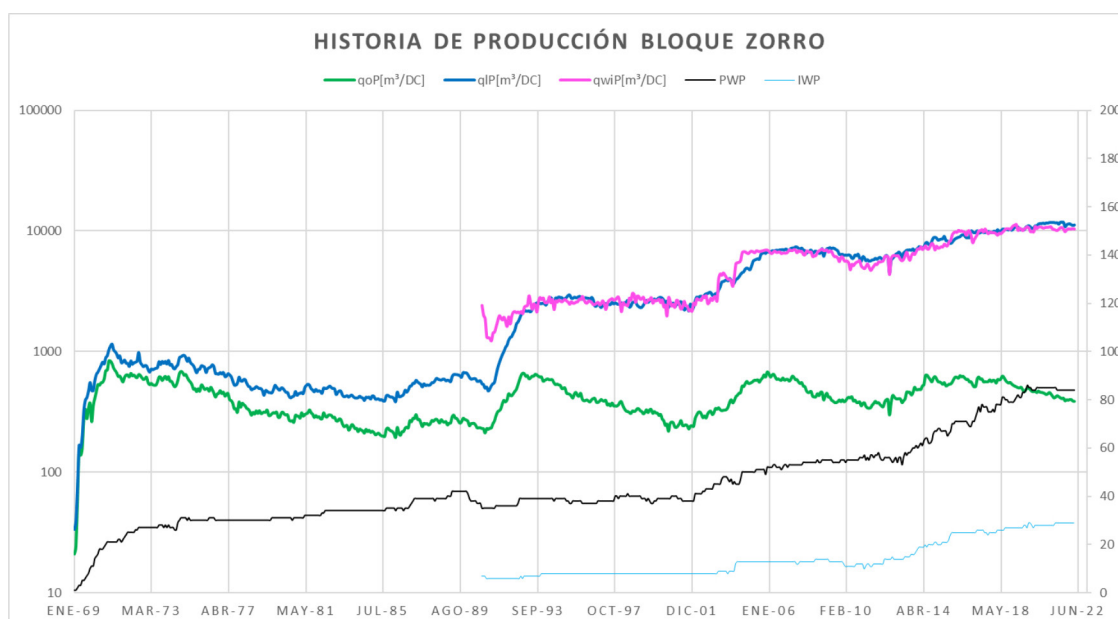


Figura 4. Historia de petróleo, bruta y agua inyectada para todo el proyecto (ZN + ZS).

METODOLOGÍA

El proyecto tiene por objetivo principal presentar un flujo de trabajo de optimización, implementación y retroalimentación que permita a los equipos multidisciplinarios tomar decisiones soportadas por modelos predictivos en pos de lograr mejoras en los indicadores del campo / bloque.

Generalmente los procesos de optimización funcionan de forma lineal donde a partir de los datos se genera un modelo, el cual se optimiza a través de las metodologías seleccionadas, obteniendo un plan de implementación.

El flujo de trabajo propuesto está compuesto por distintas fases las cuales están interconectadas permitiendo lograr una optimización de ciclo cerrado (*Close Loop optimization*) el cual se puede observar en la Figura 5.

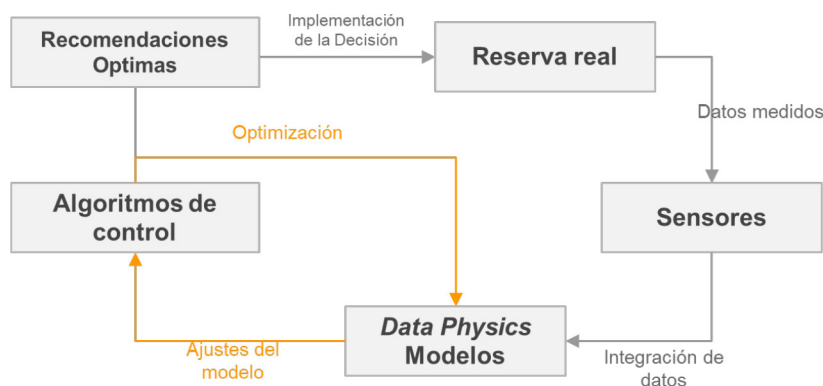


Figura 5. Optimización de Ciclo Cerrado.

Las fases del flujo de trabajo son:

- Integración de Datos
- Modelado (Data Physics)
- Optimización
- Implementación y Retroalimentación

Integración de Datos

Durante esta fase se busca lograr recolectar e integrar la mayor cantidad de datos posible, con el fin de generar un *set* de datos inicial para la generación de los modelos y planes de optimización.

Los datos requeridos son:

- Datos de pozo (Coordenadas – Desviaciones).

- Datos de las formaciones productivas (Profundidades y Espesores).
- Volúmenes Producidos e Inyectados.
- Datos de presión.

Modelado (*Data Physics*)

Durante la fase de modelado se procederá a la generación de un modelo de *Data Physics* (Esta novedosa metodología de modelado combina la ciencia moderna de datos y la física de la simulación de yacimientos).

Como se muestra en la Figura 7, el primer paso del flujo de trabajo son los algoritmos avanzados de *Machine Learning*, que se utilizan para resolver las ecuaciones físicas que rigen el comportamiento de los fluidos en el reservorio. Los modelos físicos utilizan datos sin procesar, imparciales y no interpretados como entrada, lo que respeta las señales observadas históricamente y garantiza la coherencia en la ejecución del modelo. El objetivo en esta etapa es inferir los parámetros físicos a partir de los datos de producción en una metodología de “ingeniería - inversa” comparada con los métodos tradicionales de simulación. Los parámetros físicos están divididos en parámetros globales entre los cuales se encuentran porosidad, saturaciones, permeabilidades relativas, viscosidades, presión inicial, datos pvt entre otros y parámetros dinámicos los cuales se ven afectados por ubicación y tiempo como saturaciones, presiones y responsividad (Calidad de reservorio). Los mínimos y máximos para los parámetros globales son establecidos de acuerdo con las observaciones y conocimiento del campo.

Una vez descifrados los parámetros del reservorio, estos son empleados como entrada junto con las variables de control y las restricciones operacionales al motor de *Data Physics* el cual resuelve un sistema de ecuaciones diferenciales parciales (EDP) gobernantes mediante

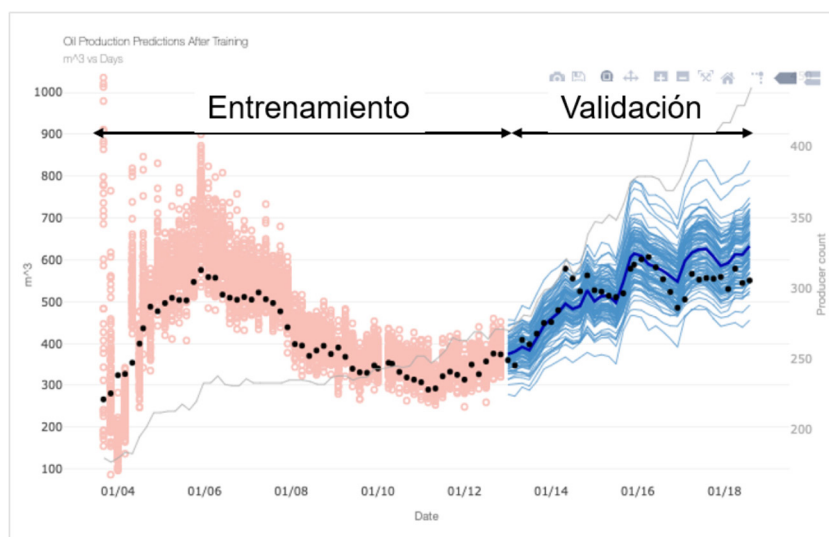


Figura 6. Ajuste del modelo.

un novedoso método de solución inspirado en redes neuronales. Las soluciones para estas EDP producen los pronósticos de tasas que caracterizan el rendimiento del yacimiento. La Figura 6 muestra cómo se visualiza el periodo de entrenamiento (Naranja) y validación (Azul), permitiendo alcanzar un modelo que tenga capacidad de predecir el comportamiento del área de estudio.

Los algoritmos avanzados se utilizan para construir y ajustar un conjunto de modelos que respetan todos los datos de entrada, incluidos los caudales de producción e inyección y las leyes físicas del reservorio, representadas por las EDP, que todos conocen en simuladores numéricos, por ejemplo, la Ley de Darcy, las ecuaciones de Balance de Masa, la Conservación de la Energía, las Leyes de la Termodinámica, etc.

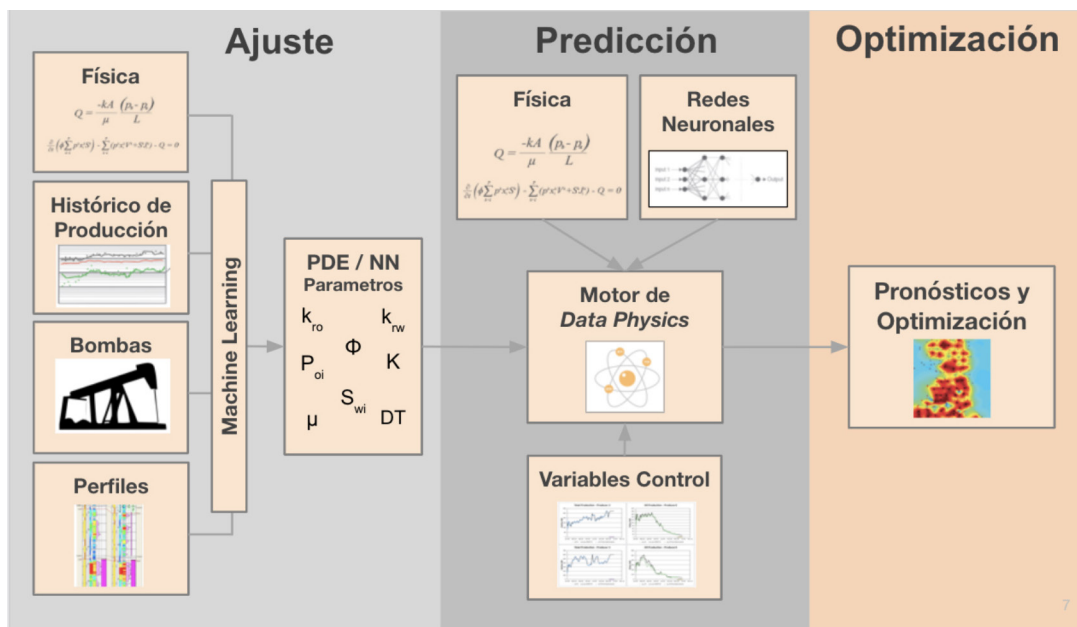


Figura 7. Flujo de trabajo de Data Physics.

El resultado de la etapa de modelado es un modelo con capacidades predictivas, el cual permite evaluar alternativas de desarrollo (Cambios de caudales de inyección, cambios de regímenes de producción, reapertura de pozos, cierre de pozos, conversiones y perforación de pozos *infill*) para el área de estudio.

Optimización

El último paso para identificar el plan operativo óptimo es la utilización de la combinación de algoritmos de optimización genética y evolutiva para ejecutar diferentes escenarios que

puedan priorizarse en base a múltiples objetivos de optimización. Este conjunto de modelos, combinados con los objetivos y restricciones de optimización, pueden resolverse de manera rápida y precisa para producir pronósticos.

En la Figura 8 se puede observar el resultado del proceso de optimización, con los distintos escenarios que conforman la frontera eficiente, el escenario base (Continuidad de operaciones) y el escenario seleccionado para implementación.

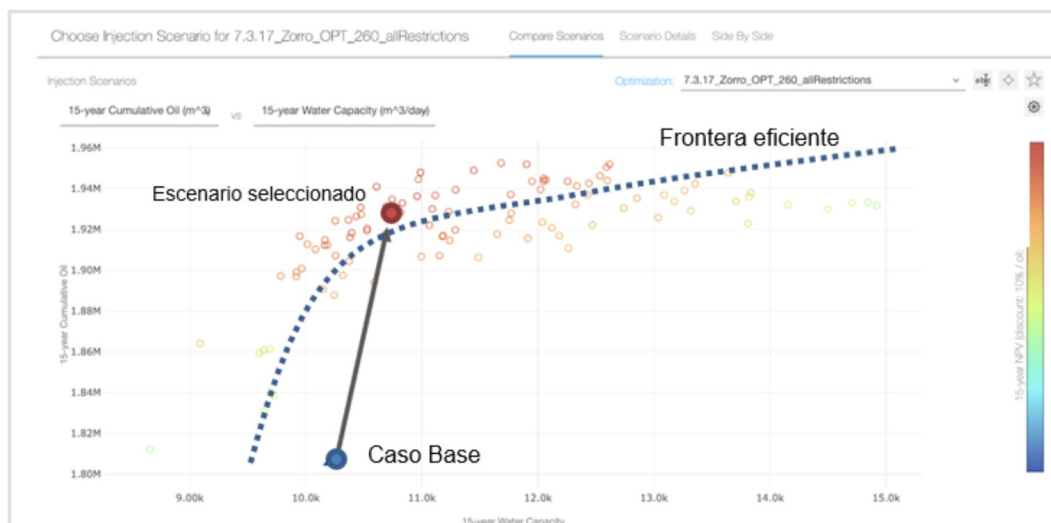


Figura 7. Flujo de trabajo de Data Physics.

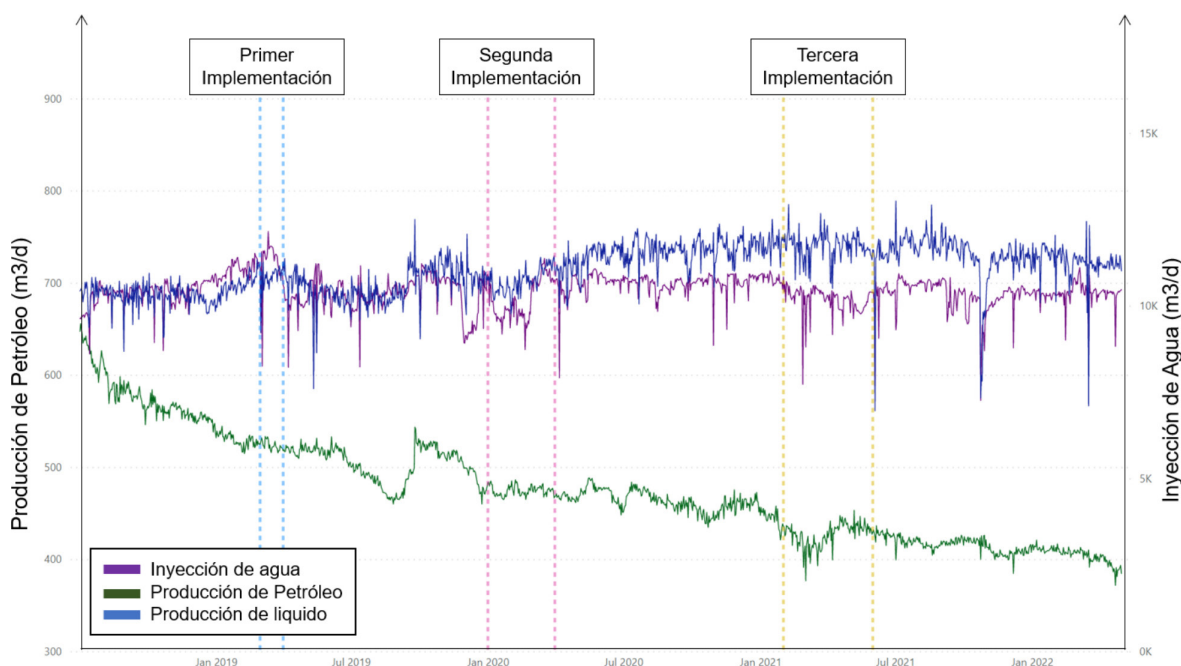


Figura 8. Primera Optimización.

La fase de optimización genera múltiples escenarios óptimos considerando objetivos y restricciones. A partir de los cuales se procede a confeccionar un plan de implementación, contemplando la realidad operativa.

En el marco de este proyecto se definieron, objetivos de maximización de producción de petróleo a corto y mediano plazo (2 y 7 años) sin incrementar el caudal de inyección (escenario de redistribución de inyección). Adicionalmente se incluyó como objetivo la maximización del valor presente neto (NPV) a 2 y 7 años contemplando un modelo económico simplificado considerando precio de venta del petróleo, costo del levantamiento de fluido, costo del agua inyectada y una tasa de descuento. En cuanto a las restricciones se incorporaron los caudales máximos por unidad de flujo.

Durante el proceso de optimización se generan, simulan y evalúan miles de escenarios posibles, manteniendo los escenarios óptimos los cuales conforman la frontera eficiente que se puede observar en la Figura 8. La frontera eficiente está compuesta por los casos elite (maximizan o minimizan los objetivos definidos), y que cumplen con las restricciones definidas. De esta manera todos los escenarios que la componen generan un impacto positivo de acuerdo con los objetivos planteados.

El proceso de optimización finaliza con la selección del escenario objetivo el cual es analizado a detalle y llevado a implementación.

Implementación y Retroalimentación

Definido el escenario seleccionado, se analiza la factibilidad de este en función del histórico de admisión y capacidad de inyección operativa. Luego de ese ajuste, se define el nuevo escenario de implementación y se calcula el pronóstico de producción correspondiente a este escenario.

Durante la implementación se procede a regular las válvulas de los mandriles de los pozos inyectoros para adecuarlos al caudal de inyección definido. Al finalizar las regulaciones se procede a realizar trazadores de tránsito de fluido. Dichas mediciones son luego incorporadas al simulador generando una curva resultado como pronóstico de producción comprometido.

El proceso de retroalimentación permite a los ingenieros del proyecto contar con un modelo actualizado y monitorear el estado del proyecto y la respuesta de las implementaciones.

IMPLEMENTACIÓN

En la actualidad ya han sido aplicados 3 ciclos de optimización de ciclo cerrado (Figura 5) y se está en una fase de monitoreo del estado actual del proyecto.

Las 3 implementaciones se realizaron entre 2019 – 2021 como se puede observar en la Figura 9.

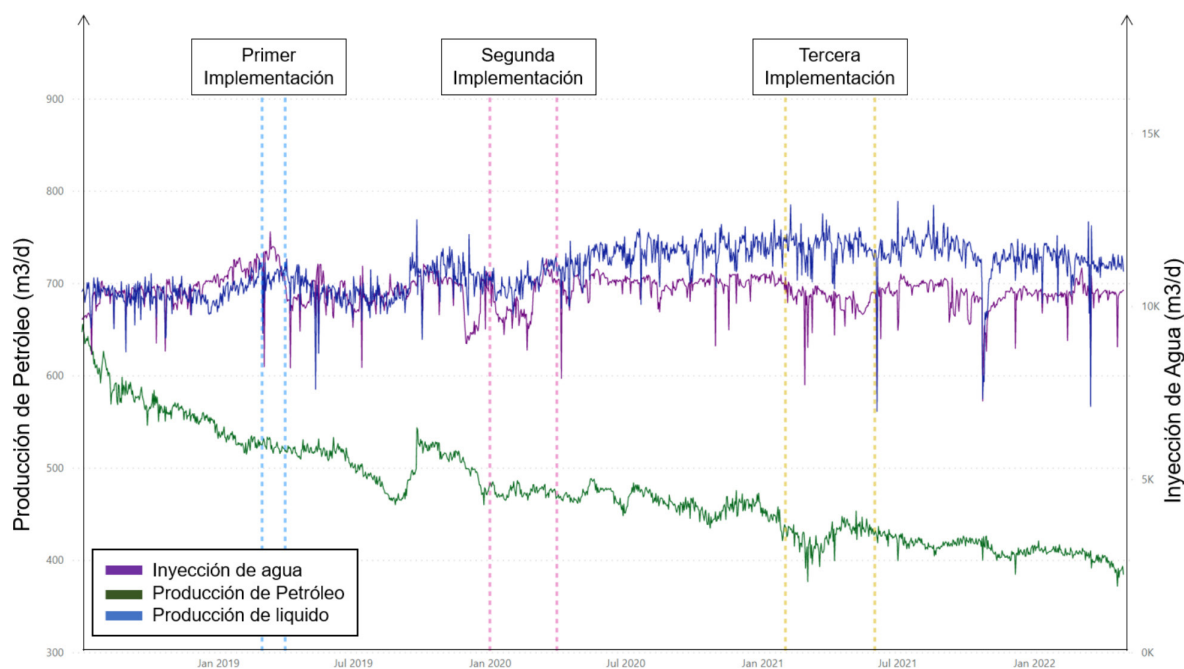


Figura 9. Perfil de producción – Ciclos de optimización.

1º Implementación en campo

- Duración: 2 meses (Marzo - Abril 2019)
- Intervenciones: 40
- Movimiento de válvulas: 278
- Trazadores: 67
- Recursos: 2 equipos (Dual, Slickline)

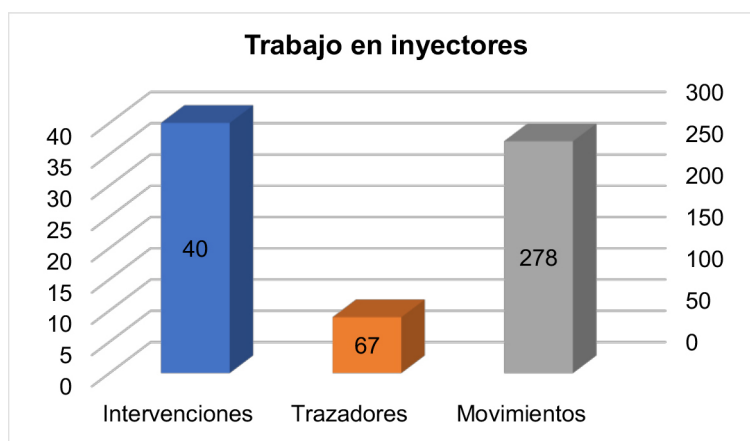


Figura 10. Primera Implementación.

2° Implementación en campo

- Duración: 4 meses (Enero – Abril 2020)
- Intervenciones: 30
- Movimiento de válvulas: 177
- Trazadores: 59
- Recursos: 1 equipo (Dual)

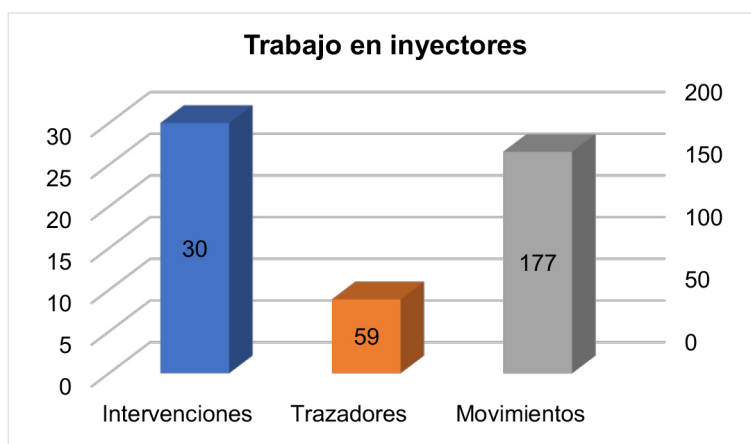


Figura 11. Segunda Implementación

3° Implementación en campo

- Duración: 4 meses (Febrero – Junio 2021)
- Intervenciones: 28
- Movimiento de válvulas: 189
- Trazadores: 62
- Recursos: 1 equipo (Dual)

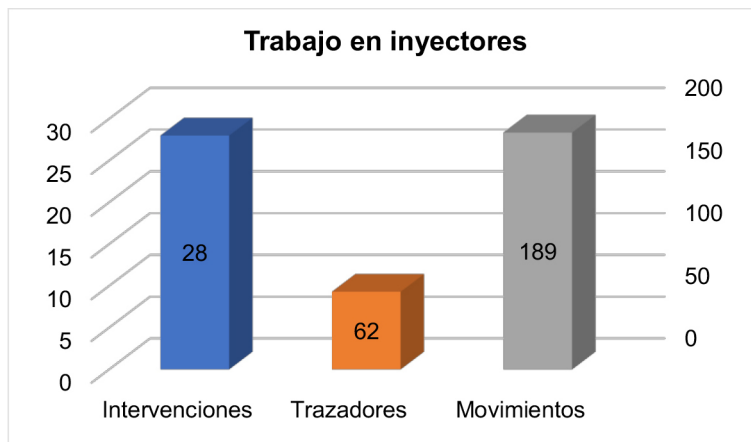


Figura 12. Tercera Implementación.

RESULTADOS

En la Figura 13 se puede observar los pronósticos (P50-mediana) de las dos implementaciones versus los datos reales de producción, mostrando la capacidad predictiva del modelo para la primera y segunda implementación.

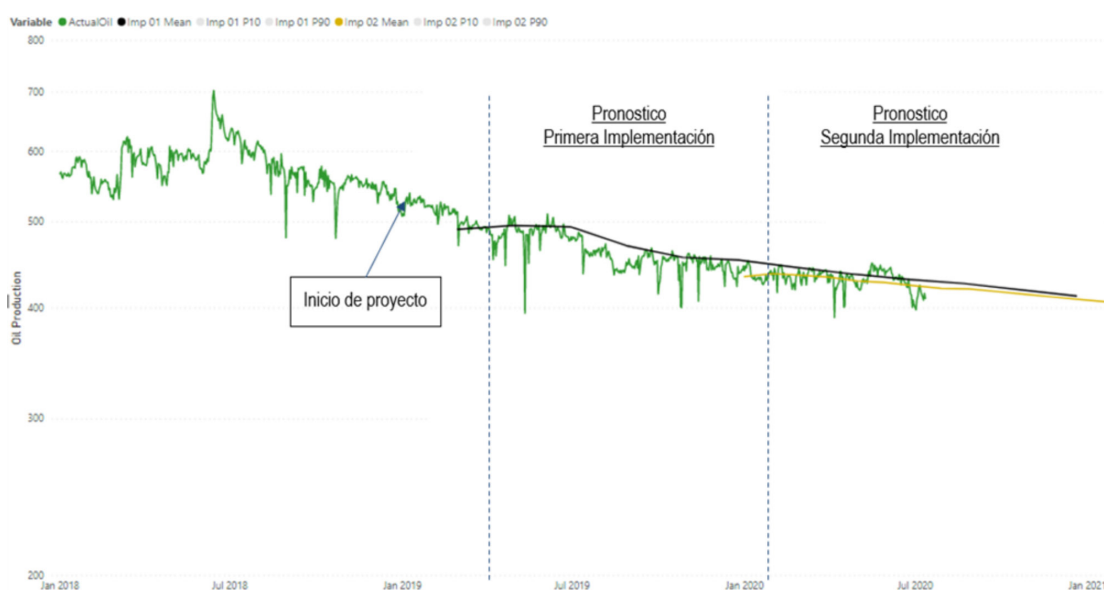


Figura 13. Pronóstico por implementación.

En la Figura 14 se puede apreciar el impacto de las optimizaciones en la producción del campo. La curva azul es la producción diaria a la cual se le superpuso media móvil a 30 días (línea naranja) para atenuar el ruido. Como se puede observar a partir del primer ciclo de implementación (Marzo-Abril 2019), el campo tuvo una respuesta positiva visualizado con un cambio en la pendiente de declinación la cual se mantuvo relativamente constante hasta Julio 2019, donde por motivos operacionales hubo una baja de inyección generando una declinación más pronunciada la cual nuevamente se estabilizó al solucionar la baja en inyección.

A principios del 2020 (Enero-Abril 2020) se realizó un segundo ciclo de optimización que ayudó a mantener la tendencia de la declinación más baja que lo establecido como línea base. En Febrero 2021 comenzó el tercer ciclo de implementación (Febrero-Junio 2021), donde se puede observar una declinación más pronunciada con respecto al periodo anterior, la cual se revierte a partir de Marzo 2021 durante la ejecución de la implementación.

El área sombreada representa el incremental de producción entre la producción real comparada contra la proyección de curva base obtenida a partir de un análisis declinatorio como proyección de los datos históricos. Dicho incremento (acumulada de curva base vs

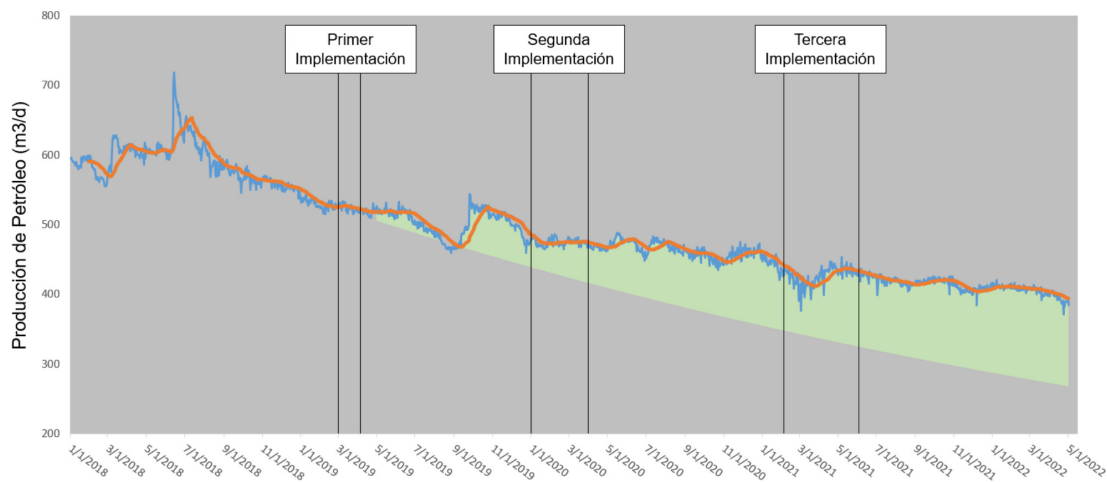


Figura 14. Resultados de la implementación.

acumulada de datos reales de producción) está estimado en el orden del 15% en este período de implementación. Cabe aclarar que este incremento es con respecto a una declinación de un período de tiempo sin actividad, post perforación y previo a la implementación de esta nueva redistribución de inyección.

CONCLUSIONES

De la realización del trabajo surgen las siguientes conclusiones:

- Utilizando el flujo de *Data Physics* se pudo crear un modelo predictivo aprendiendo del comportamiento histórico de este complejo campo.
- La metodología fue capaz de generar escenarios alternativos de inyección que, al ser aplicados, reflejaron un incremento de la producción.
- Actualmente se ha implementado el flujo de optimización en un bloque adicional del campo Cerro Dragón.
- El resultado obtenido es una muestra de la combinación de nuevas tecnologías con excelencia operacional con el objetivo de optimizar proyectos de recuperación secundaria.

AGRADECIMIENTOS

Agradecemos a Pan American Energy por darnos la posibilidad de presentar este trabajo mostrando los resultados de la implementación de nuevas tecnologías y experiencias de dicho proceso.

Agradecemos a Tachyus por habernos guiado y acompañado en todas las etapas desarrolladas en este trabajo.

REFERENCIAS CITADAS

- Holyoak S. 2018 paper SPE 190419, “Increasing Value Through Digital Transformation: A Case Study From the A Field EOR Asset, Sultanate of Oman,” by S. Holyoak, SPE, A. Alwazeer, S. Choudhury, M. Sawafi, A. Belghache, T. Aulaqi, SPE, S. Bahri, R. Yazidi, A. Yahyai, and K. D’Amours, Petroleum Development Oman, prepared for the 2018 SPE EOR Conference at Oil and Gas West Asia, Muscat, Oman, 26–28 March.
- Sarma, P, Kyriacou, S., Henning, M., Orland, P., Thakur, G., Sloss, D. 2017. “Redistribution of SteamInjection in Heavy Oil Reservoir Management to Improve EOR Economics, Powered by a Unique Integration of Reservoir Physics and Machine Learning”. Paper SPE 185507-MS. Presented at the SPE Latin America and Caribbean Petroleum Engineering Conference in Buenos Aires.
- Sarma, P, Kyriacou, S, Sack, D, Zhao Y, Lawrence. Implementation and Assessment of Production Optimization in a Steamflood Using Machine-Learning Assisted Modeling. SPE-193680-MS. Presented at the SPE International Heavy Oil Conference and Exhibition 2017.
- Gómez, J., Robles, M., Di Giuseppe, C., Galliano, F., Centineo, J., Medda, F., Calad, C., Plotno, S., Sarma, P., Gutierrez, F. Application of a Combination of Machine Learning and Reservoir Physics to Increase Production in a Mature Waterflood Field in the San Jorge Basin in Argentina. SPE-207897. Presented at the Abu Dhabi International Petroleum Exhibition & Conference, November 15–18, 2021

