

An efficient response surface approach for the optimization of ASP flooding processes

Luis E. Zerpa¹, Néstor V. Queipo¹, Salvador Pintos¹, Edwin Tillero²
y David Alter²

¹Instituto de Cálculo Aplicado, Facultad de Ingeniería, Universidad del Zulia. Maracaibo 4005, Venezuela. Fax: 58.261.759.8411. Teléfono: 58.261.759.8411. lzerpa@ica.luz.ve

²Petróleos de Venezuela, S.A. Maracaibo, Venezuela.

Abstract

The EOR method so called alkaline-surfactant-polymer (ASP) flooding has proved to be effective in reducing the oil residual saturation in laboratory experiments and field projects through the reduction of interfacial tension and mobility ratio between oil and water phases. Two issues are critical for a successful ASP flooding project: i) addressing issues related to optimization of the laboratory design, and ii) establishing an optimal injection scheme for the field scale flooding process. This paper presents an efficient solution approach for the latter issue. The approach is based on the construction of quadratic response surface models (surrogates) of reservoir simulator outputs and three-level D-optimal design of experiments. It allows to effectively and efficiently establish the optimum ASP injection scheme, and was applied to determine the optimal values of injection rates, slug size and initial date for injection of an case study at pilot project level. The optimum injection scheme resulted in substantial savings in chemicals used when compared to the laboratory design.

Key words: Enhanced oil recovery, ASP flooding, optimization, surrogate modeling, reservoir simulation.

Un enfoque práctico para la optimización de procesos de inyección de ASP usando modelos de superficie de respuesta cuadrática y diseño de experimentos

Resumen

Se ha demostrado en experimentos de laboratorio y experiencias de campo que el método de recuperación mejorada de petróleo por inyección de álcali, surfactante y polímero (ASP) es efectivo en la reducción de la saturación residual de petróleo, a través de la reducción de tensión interfacial y la relación de movilidad entre las fases acuosa y oleica. Dos aspectos críticos para el éxito de un proyecto de inyección de ASP son: i) la optimización de la formulación de ASP en laboratorio; y ii) la optimización del esquema de inyección a utilizar a escala de campo. Este trabajo presenta un enfoque eficiente para la solución del segundo aspecto. El enfoque se basa en la construcción de modelos de superficie de respuesta cuadrática a partir de la salida de un simulador de yacimientos y diseño de experimentos tipo D-óptimo. Esta metodología permite establecer de forma efectiva y eficiente el esquema de inyección de ASP óptimo, y fue utilizada para determinar la tasa de inyección, tamaño del tapón y fecha inicial de inyección de un caso de estudio a escala de proyecto piloto. El esquema de inyección óptimo reduce sustancialmente la cantidad de químicos utilizados al comparar con los sugeridos por el diseño de laboratorio.

Palabras clave: Recuperación mejorada de petróleo, inyección de álcali-surfactante-polímero, optimización, modelos sustitutos, simulación de yacimientos.

Introducción

Después de un proceso de recuperación secundaria de petróleo por inyección de agua el petróleo residual en el yacimiento permanece en forma de gotas de petróleo atrapadas por fuerzas capilares y puede estar alrededor del 70% del petróleo original en sitio (POES) [1]. Se ha demostrado en experimentos de laboratorio y experiencias de campo que el método de recuperación mejorada de petróleo por inyección de álcali, surfactante y polímero (ASP) es efectivo en la reducción de la saturación residual de petróleo, a través de la reducción de tensión interfacial y la relación de movilidad entre las fases acuosa y oleica [2-5]. Sin embargo, trabajos recientes han manifestado problemas operacionales asociados al compuesto alcalino del ASP, tales como, formación de incrustaciones y fuerte emulsión de los fluidos producidos, que han motivado el estudio de métodos en los que se elimina el álcali o se sustituye por un compuesto orgánico para evitar los mencionados problemas operacionales [6].

Dos aspectos críticos para el éxito de un proyecto de inyección de químicos son: i) el diseño en laboratorio donde se seleccionan los componentes químicos y sus concentraciones, para obtener una formulación de ASP óptima; y ii) establecer el esquema de inyección óptimo para el proceso de inyección a escala de campo especificando tasas de inyección, tamaño del tapón y fecha inicial de inyección, que maximizará una medida de desempeño dada (e.g., eficiencia de recobro de petróleo o eficiencia de desplazamiento), considerando un yacimiento petrolífero heterogéneo y multifásico. Este trabajo presenta un enfoque eficiente para la solución del segundo aspecto.

Los procedimientos tradicionales para la optimización de esquemas de inyección de procesos de recuperación mejorada de petróleo por inyección de ASP se han limitado a métodos de ensayo y error o análisis de sensibilidad local usando simulación numérica de yacimientos [7-11], lo que dificulta la obtención de un diseño realmente óptimo al no aplicar métodos formales de optimización debido al alto costo computacional relacionado con la evaluación de la función objetivo (i.e., modelos de simulación numérica de yacimientos). Se ha demostrado que el uso de méto-

dos de optimización basado en modelos sustitutos es útil en el análisis de sensibilidad y optimización de modelos de simulación computacionalmente costosos en las industrias aeroespacial [12-14], automotriz [15, 16], y petrolera [17-20]. Este enfoque se basa en la construcción de modelos alternativos de rápida ejecución (sustitutos) a partir de datos de simulación numérica, que luego son usados con propósitos de optimización.

Este trabajo presenta una metodología eficiente para la optimización de procesos de inyección de ASP a escala de campo basada en modelos de superficie de respuesta cuadrática (para ajustar la salida de un simulador de yacimientos), y diseño de experimentos D-óptimo usados para minimizar el número de simulaciones requeridas para la construcción de los modelos citados. El modelo de superficie de respuesta cuadrática permite determinar, de manera efectiva y eficiente, el esquema de inyección de ASP óptimo usando un algoritmo de programación cuadrática. Adicionalmente, el modelo de superficie de respuesta permite identificar la sensibilidad de medidas de desempeño del proceso de inyección de ASP en función de variables del esquema de inyección.

Esta metodología de optimización fue aplicada para determinar el esquema de inyección óptimo, en términos de tasa de inyección, tamaño del tapón y tiempo inicial de inyección, de un caso de estudio a escala de proyecto piloto, donde se considera la inyección de ASP en un arreglo de siete puntos invertidos modificado.

Problema de Interés

La Figura 1 ilustra la secuencia de inyección típica de un proceso de inyección de ASP, en la cual se inyecta: salmuera para disminuir la salinidad en el yacimiento; solución de ASP para reducir la tensión interfacial entre las fases acuosa y oleica hasta niveles que promuevan la movilización de petróleo; solución de polímero para aumentar la eficiencia de barrido volumétrica; y finalmente agua para desplazar el banco de petróleo formado y los bancos de químicos hacia los pozos productores.

Dada una formulación óptima de ASP obtenida en un diseño en laboratorio (i.e., pruebas de laboratorio y desplazamientos en núcleo), se de-

ben responder las siguientes preguntas para establecer el esquema de inyección óptimo a seguir durante el proceso de inyección a escala de campo:

- ¿Cuál tasa de inyección y tamaño de los tapones de químicos se requieren para maximizar las eficiencias de recobro o desplazamiento del banco de petróleo?
- ¿Cuándo empezar a inyectar la solución de ASP? ¿inyectar como un proceso secundario o al finalizar el proceso de inyección de agua?

Formalmente, el problema de interés se puede escribir como:

Encontrar $\mathbf{x} \in \Omega \subseteq R^k$ tal que se maximice $f(\mathbf{x})$, donde la función objetivo $f(\mathbf{x})$ representa una medida de desempeño (e.g., eficiencia de recobro de petróleo o eficiencia de desplazamiento); el vector \mathbf{x} representa k variables de diseño, a saber: tasa de inyección, tamaño del tapón de ASP y del tapón de polímero, y fecha de inicio de inyección de ASP (representado por el valor del corte de agua a esa fecha); y Ω es la región factible que satisface las restricciones de límites simples, a saber:

$x_{i\min} < x_i < x_{imax}$; donde $i = 1, 2, \dots, k$.

Las medidas de desempeño usadas en este estudio son:

- Eficiencia de recobro de petróleo (E_R): es el petróleo adicional producido como resultado del proceso de inyección de químicos dividido por el volumen de petróleo en sitio al inicio de la inyección de ASP.
- Eficiencia de desplazamiento (E_D): es el volumen de petróleo desplazado como resultado del proceso de inyección de químicos dividido por el petróleo en sitio al inicio de la inyección de ASP.

Metodología de Solución

Con referencia a la Figura 2 la metodología propuesta está formada por los siguientes pasos:

- Generar una muestra del espacio de las variables de diseño usando un diseño de experimentos D-óptimo de tres niveles, el cual minimiza la varianza de las estimaciones

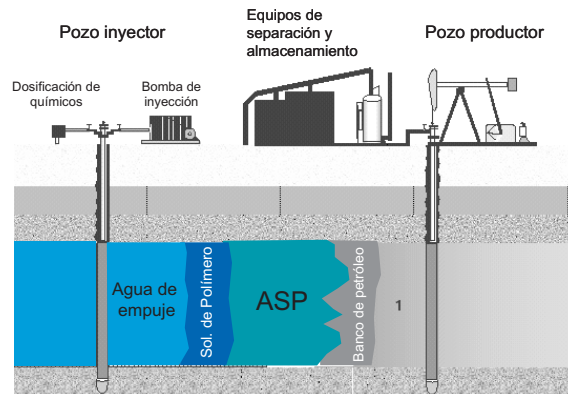


Figura 1. Secuencia de inyección típica de un proceso de ASP.

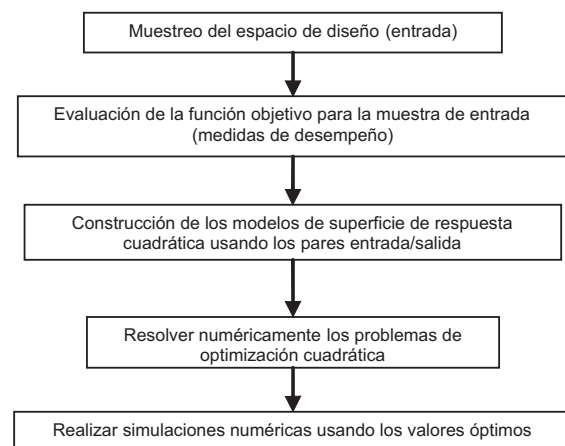


Figura 2. Arquitectura de la metodología propuesta.

por regresión de los parámetros del modelo de superficie de respuesta.

- Realizar simulaciones numéricas usando la muestra generada (entrada) en el paso anterior para obtener los valores correspondientes de la función objetivo (medidas de desempeño).
- Construir modelos de superficie de respuesta cuadrática para las medidas de desempeño como una función de las variables de diseño usando los pares de entrada y salida generados en el paso anterior.
- Resolver numéricamente el problema de optimización cuadrática (programación cuadrática) de interés usando los modelos de superficie de respuesta.

- Realizar simulaciones numéricas usando los valores óptimos de las variables de diseño obtenidos en el paso anterior y comparar el resultado de la simulación numérica con los valores de la función objetivo en la data de entrenamiento. El mejor diseño es aquel asociado con el mayor valor de la función objetivo.

Modelo de superficie de respuesta cuadrática

Para k variables de entrada (x_1, x_2, \dots, x_k) , la ecuación de un modelo de superficie de respuesta cuadrática puede ser representada como:

$$y = \beta_0 + \sum_{i=1}^k \beta_i x_i + \sum_{i=1}^k \sum_{j=1}^k \alpha_{ij} x_i x_j + \varepsilon \quad (1)$$

donde se asume que los errores ε son independientes con valor esperado igual a cero y varianza σ^2 [21].

Los coeficientes, β_i y α_{ij} , son insesgados, tienen varianza mínima, y son estimados usando el método de mínimos cuadrados. Para la selección de los términos del modelo se usa una técnica de eliminación hacia atrás (*backward elimination*) [21], la cual inicia con todos los términos del modelo cuadrático (ecuación 1), y luego elimina, uno por uno, los términos menos significativos (i.e., aquellos con un valor p mayor que un nivel de significancia prefijado), hasta que todos los términos restantes son estadísticamente significativos.

Problema de programación cuadrática [22]

Un problema de optimización con función objetivo cuadrática y restricciones lineales se le conoce como programa cuadrático. El problema general de programación cuadrática se puede escribir como:

$$\text{Min } f(x) = x^T A x + b^T x + c;$$

$$\text{Sujeto a } g_j(x) = e_j^T x - d_j \leq 0 \quad (j = 1, \dots, m)$$

donde, A es la matriz $k \times k$ simétrica de los parámetros cuadráticos α_{ij} , con elementos en la diagonal igual a los coeficientes de los términos cuadráticos puros y elementos fuera de la diagonal

igual a la mitad de los coeficientes correspondientes a los productos cruzados; b es el vector $k \times 1$ de los parámetros lineales β_i ; c es el intercepto β_0 ; e_j es el vector $k \times 1$ de constantes; d_j es una constante.

El problema de programación cuadrática es resuelto a través del problema de optimización sin restricciones de la función lagrangiana,

$$\text{Min } L(x, \lambda) = f(x) + \sum_{j=1}^m \lambda_j g_j(x) \quad (2)$$

donde λ_j son los multiplicadores de Lagrange.

Una condición necesaria para el comportamiento óptimo de la solución es que el gradiente del lagrangiano sea cero,

$$\Delta f(x^*) + \sum_{j=1}^m \lambda_j \Delta g_j(x^*) = 0 \quad (3)$$

y $\lambda_j \geq 0$ para $j = 1, \dots, m$. La ecuación (3) es conocida como la condición de Kuhn-Tucker.

Existen diferentes métodos para resolver un problema de programación cuadrática. En este trabajo, se utiliza un método basado en la estrategia de conjunto activo [23, 24], la cual genera una secuencia iterativa de puntos factibles que convergen en la solución de la ecuación (2).

Diseño de experimentos D-óptimo

Dado un modelo lineal, $y = X^T \beta + \varepsilon$, con error ε independiente y, con valor esperado igual a cero y varianza σ^2 , la varianza del estimador de los parámetros ($\hat{\beta}$) de β se expresa como:

$$V(\hat{\beta}) = (X^T X)^{-1} \sigma^2 \quad (4)$$

Por lo tanto, para minimizar esta varianza, el determinante de la covarianza de los parámetros $(X^T X)^{-1}$ tiene que ser minimizado, en otras palabras, el determinante de la matriz de información, $X^T X$, tiene que ser maximizado.

Un diseño D-óptimo es aquel que maximiza el determinante de la matriz de información de Fisher, $X^T X$, y al mismo tiempo minimiza el volumen del elipsoide de confianza de las estimaciones por regresión de los parámetros del modelo lineal [25].

Como resultado, el buen funcionamiento de un diseño D-óptimo dado depende del modelo. Dado el número total de muestras deseadas para un diseño de experimentos y un modelo específico, se puede seleccionar el conjunto óptimo de muestras de diseño a partir de un conjunto candidato de posibles muestras de diseño. Generalmente, este conjunto candidato de posibles muestras consiste en todas las combinaciones posibles considerando el número de niveles por variables que se desea usar en el experimento. El diseño factorial construido con k variables y considerando l niveles por variable tiene un total de l^k muestras.

En este trabajo se utiliza un algoritmo de intercambio de coordenadas para generar los diseños D-óptimos [26]. Este algoritmo crea un diseño inicial, y luego realiza iteraciones cambiando cada coordenada de cada diseño en un intento de reducir la varianza de los coeficientes que se estimarían usando este diseño.

Caso de estudio: Proyecto Piloto de Inyección de ASP

El caso de estudio se construyó a partir de datos reales de un yacimiento descubierto en el año 1925 en la cuenca del Lago de Maracaibo en el Occidente de Venezuela, considerando la heterogeneidad horizontal y vertical de las propiedades petrofísicas del yacimiento y la compleja historia de producción observada en campo. La Tabla 1 resume las características básicas del yaci-

miento. Se aplica la metodología de optimización propuesta a la etapa de pronóstico, mediante simulación numérica, de un proceso de inyección de ASP en un arreglo de pozos de este yacimiento.

En la Figura 3 se muestra el arreglo de pozos que conforma el proyecto piloto de ASP, el cual consiste en un pozo inyector (Iny) en el centro del arreglo, y seis pozos productores (H1, H2, H3, H4, H5 y H6) que forman un arreglo de siete pozos invertido, con un espaciamiento entre pozos de 300 m, aproximadamente. Adicionalmente, se perforaron tres pozos productores formando un triángulo (T1, T2 y T3) con un espaciamiento entre pozos de 150 m, aproximadamente, con la finalidad de disminuir el tiempo de obtención de resultados del proyecto piloto.

El área de interés estuvo bajo producción primaria desde el año 1949 hasta 1969, y no tuvo producción hasta que se inició la inyección de agua en Mayo de 1987, la cual duró hasta Agosto de 1989. Existen pozos inyectores de agua que afectan el área del proyecto piloto, actualmente el corte de agua es de, aproximadamente, 55%.

Esquema de inyección base para el proceso de ASP

El esquema de inyección de ASP propuesto por el diseño en laboratorio [27] consiste en un gradiente de concentración de álcali durante la inyección de la solución de ASP, inyectando en tres etapas en las que se disminuye la concentración de álcali (Na_2CO_3) desde 1,25 hasta 0,75

Tabla 1
Características del yacimiento (Hernández *et al.*, 2001)

Propiedad	Valor	Unidad
Profundidad promedio	2900 (884)	ft (m)
Área	34527 (140)	Acres (km^2)
Porosidad	0,30	Fracción
Permeabilidad	500-2500	mD
Temperatura	145 (63)	°F (°C)
Presión inicial	1580	psi
Presión actual	350 - 650	psi
Gravedad API	23	°API
Viscosidad del petróleo	4	cp

wt% más 0,1 wt% surfactante aquil aril sulfonato más 800 mg/L polímero HPAM, seguido de un tapón de polímero de 800 mg/L polímero HPAM y agua. La Tabla 2 presenta las características del esquema de inyección obtenido a partir de pruebas de desplazamiento en núcleo.

Modelo de simulación numérica del proyecto piloto

La malla de simulación está compuesta por 42x42x10 celdas en las direcciones X, Y y Z, respectivamente, y cada capa del yacimiento es representada por una capa de simulación. La capa objetivo para la inyección de ASP corresponde a la capa número 8 del modelo de simulación. Las dimensiones horizontales de cada celda de la malla son 50x50 m². La Figura 4 muestra la malla de simulación numérica construida para el área del proyecto piloto de ASP.

Se realizó el cotejo histórico del modelo de simulación numérica del yacimiento utilizando data histórica de producción, inyección y presión desde el año 1949 hasta el año 2006, obteniendo niveles aceptables de cotejo, como se muestra en las Figuras 5 y 6 para presión y producción de agua y petróleo, respectivamente.

El modelo de simulación numérica incluye el modelado de los procesos fundamentales que ocurren dentro del medio poroso durante la inyección de químicos, tales como: reducción de la saturación residual de petróleo en función de tensión interfacial entre las fases acuosa y oleica, adsorción de los químicos en la roca y reología de polímeros. Esto se realizó a partir de datos de laboratorio y se logró cotejar los resultados de pruebas de desplazamiento en núcleo, para ga-

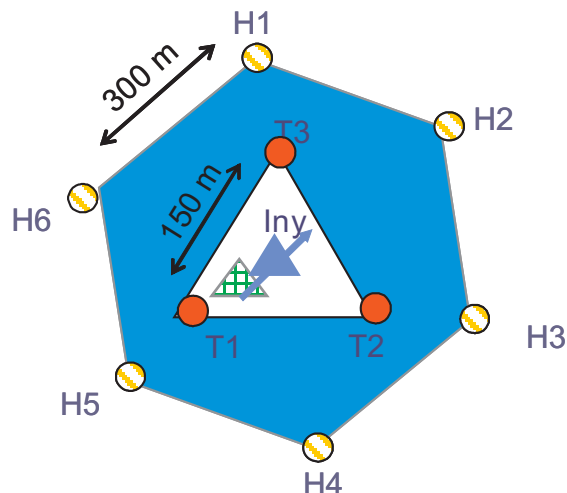


Figura 3. Configuración del arreglo de pozos del piloto de ASP (Hernández *et al.*, 2001).

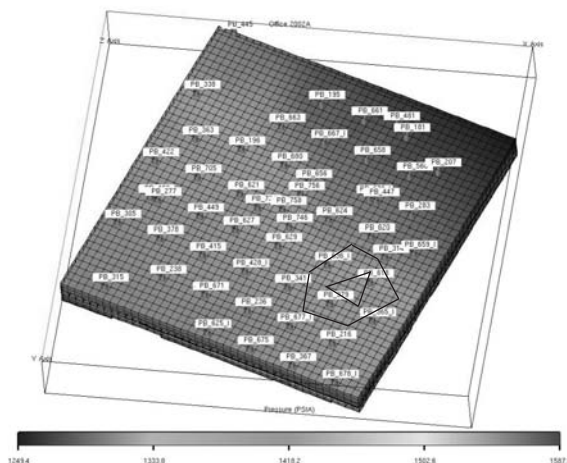


Figura 4. Malla de simulación.

Tabla 2
Esquema de inyección sugerido por el diseño en laboratorio (Hernández *et al.*, 2001)

Tapón	Volumen Poroso fracción	Concentración		
		Álcali wt %	Surfactante wt %	Polímero mg/L
ASP I	0,054	1,25	0,1	800
ASP II	0,058	1	0,1	800
ASP III	0,218	0,75	0,1	800
Polímero	0,318	-	-	800
Agua	1,637	-	-	-

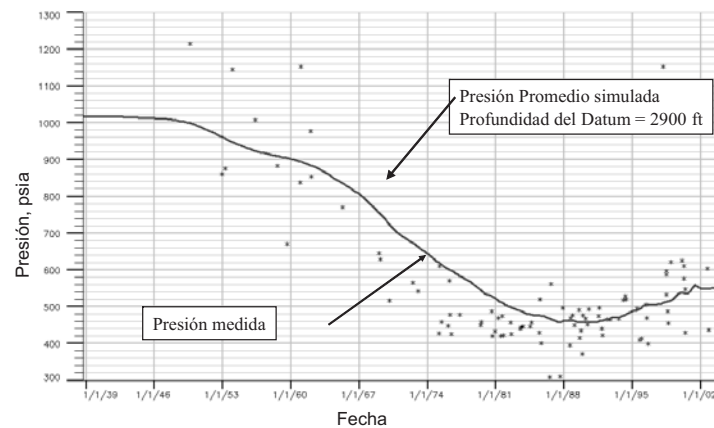


Figura 5. Cotejo histórico de presiones.

Producción acumulada de petróleo a nivel de la región del Arreglo 1

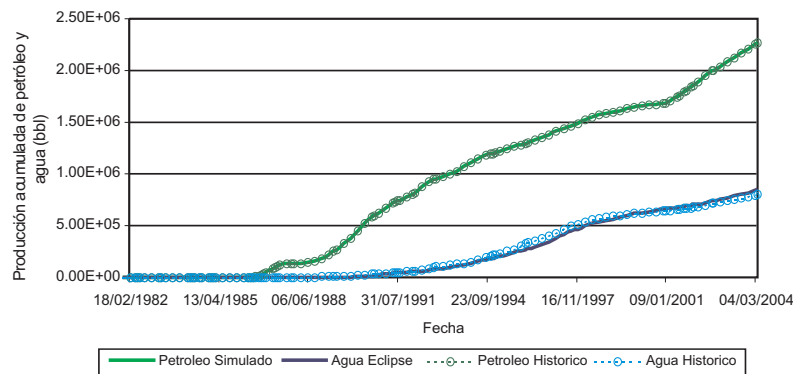


Figura 6. Cotejo histórico de producción de petróleo y agua.

rantizar el correcto modelado de estos fenómenos en el modelo de yacimiento.

Parte Experimental

La Tabla 3 presenta los intervalos de las variables de diseño (región factible) usados para generar el diseño de experimentos D-óptimo; a partir de 81 diseños (diseño factorial de tres niveles por variable) se obtuvo una muestra de 39 diseños. Los valores frontera que delimitan la región factible se escogieron para respetar el rango de valores operacionales de un campo petrolero típico.

Se ajustó un modelo de superficie de respuesta cuadrática a la muestra de pares de entrada y salida para cada medida de desempeño considerada. La siguiente expresión representa la forma general del modelo de superficie de respuesta cuadrática:

donde x_1 es la tasa de inyección, x_2 es el tamaño del tapón de ASP, x_3 es el tamaño del tapón de polímero, y x_4 es la fecha inicial de inyección de ASP.

La Tabla 4 presenta los coeficientes estimados por el método de mínimos cuadrados de cada uno de los modelos, luego de aplicar la técnica de eliminación hacia atrás usando un nivel de significancia del 15%. La Tabla 5 presenta los valores de los indicadores de ajuste global calculados para los modelos de superficie de respuesta cuadrática. Se logró un buen ajuste en ambos casos. Los indicadores de ajuste global utilizados fueron los siguientes:

- Error cuadrático medio (*Mean Square Error*, MSE): es el estimador insesgado de la varianza del modelo. Cuanto más pequeño sea este estimador mejor es el modelo.

Tabla 3
Restricciones de las variables de diseño

Variable de diseño	Intervalo		Unidades
	Min	Max	
Tasa de inyección	500	1500	bbl/d
Tamaño del tapón de ASP	0,10	0,40	Fracción VP
Tamaño del tapón de polímero	0,10	0,40	Fracción VP
Fecha de inicio de inyección	55	95	%WCUT

Tabla 4
Coeficientes de los modelos de superficie de respuesta cuadrática

Coeficientes	E_R	E_D
β_0	113,2018	57,2585
β_1	-0,06664	-0,006536
β_2	32,4693	18,8532
β_3	-10,4467	4,2629
β_4	-0,9360	-0,1679
α_{12}	0,005659	0
α_{13}	0,007991	0
α_{14}	2,02E-04	1,35E-05
α_{23}	0	-8,5604
α_{24}	-0,1300	0,05038
α_{34}	0	0
α_{11}	1,80E-05	1,70E-06
α_{22}	-44,5457	-24,2965
α_{33}	0	0
α_{44}	0,004654	0,000876

Tabla 5
Indicadores de ajuste global de los modelos de superficie de respuesta cuadrática

Indicadores	E_R	E_D
MSE	1,3686	0,06774
R^2	0,9723	0,9787
Adj R^2	0,9624	0,9721

- Coeficiente de determinación (R^2): mide la proporción de la variación en la respuesta que es capturada por el modelo, y puede variar desde 0 hasta 1. El coeficiente de determinación ajustado ($Adj-R^2$) es una variación de R^2 que penaliza el número de parámetros en el modelo. Mientras mayor es el valor de $Adj-R^2$, mejor es el ajuste del modelo.

La Tabla 6 presenta los diseños óptimos, obtenidos usando un algoritmo de optimización de programación cuadrática, dentro de la región factible para cada medida de desempeño. Cada diseño óptimo fue evaluado usando simulación numérica para determinar el verdadero desempeño.

Discusión de Resultados

Los diseños óptimos obtenidos con los modelos de eficiencia de recobro y de eficiencia de desplazamiento son, respectivamente, 33,3% y 5,8% mayores que el promedio de los valores de las muestras. Nótese, que el desempeño del proceso de inyección de ASP, en términos de la eficiencia de recobro de petróleo, se ve afectado significativamente por los valores de las variables de diseño, por lo que la especificación del valor óptimo es un aspecto crítico.

Entre las dos medidas de desempeño consideradas, la eficiencia de recobro de petróleo es la que mejor representa el objetivo del proyecto piloto de inyección de ASP, el cual es incrementar el factor de recobro del yacimiento. Tomando esto en consideración, el diseño seleccionado para ser implementado en el proceso de inyección a escala de campo es el que tiene una eficiencia de recobro de 57,15%VP, con una tasa de inyección de 500 bbl/d; un tapón de ASP de 0,31 del VP; un tapón

de polímero de 0,10 del VP; y comenzando la inyección de ASP en las condiciones actuales del yacimiento (corte de agua de 55%). La Tabla 7 presenta las características del esquema de inyección óptimo.

Comparando el esquema de inyección óptimo seleccionado con el sugerido por el diseño en laboratorio, se observa un tamaño del tapón de polímero más pequeño en el esquema de inyección óptimo de alrededor de 68,6% (324.513,93 bbl) menor que el del diseño en laboratorio, resultando en una reducción sustancial de la cantidad de químicos a utilizar en el proyecto piloto.

Conclusiones

En este trabajo se presenta una metodología eficiente para la optimización de procesos de recuperación mejorada de petróleo por inyección de ASP. La metodología se basa en la construcción de modelos de superficie de respuesta cuadrática para medidas de desempeño (e.g., eficiencia de recobro de petróleo y eficiencia de desplazamiento) como una función de las variables de diseño del proceso de inyección de ASP y en su optimización sujeta a restricciones simples.

El diseño de experimentos D-óptimo permite reducir considerablemente el número de simulaciones requeridas para obtener el esquema de inyección óptimo, a través de la construcción de los modelos de superficie de respuesta; reduciendo el número de simulaciones en un 59%, de 81 (diseño factorial de tres niveles por variable) a 39 simulaciones numéricas.

La efectividad del enfoque con modelos de superficie de respuesta se puede mostrar tanto por los valores obtenidos de los indicadores de ajuste global, a saber: $Adj-R^2$ de 0,96 y un coeficiente de variación (desviación estándar/media) menor que 3%, y el hecho que la diferencia entre los resultados de simulación de yacimientos y las estimaciones de los modelos de superficie de respuesta en los diseños óptimos están en el orden de 0,9%.

El esquema de inyección óptimo resultó en un ahorro sustancial de químicos; con un tamaño del tapón de polímero 68,6% menor que el sugerido por el diseño en laboratorio.

La metodología propuesta resultó ser efectiva y eficiente (requiere un número relativamente bajo de simulaciones a escala de campo) dentro

Tabla 6
Resultados de la optimización

Modelo	Solución óptima				Función objetivo	
	Tasa de inyección	Tamaño del tapón de ASP	Tamaño del tapón de polímero	Fecha de inicio de inyección	Modelo de superficie de respuesta	Simulador de yacimientos
E _R	500,00	0,31	0,10	55,00	56,63	57,14
E _D	500,00	0,37	0,40	55,00	53,35	53,57

Tabla 7
Esquema de inyección óptimo

Tapón	Volumen Poroso fracción	Tamaño el tapón en bbl	Tasa de inyección (bbl/d)	Duración (días)	Concentración		
					Álcali wt %	Surfactante wt %	Polímero mg/L
ASP I	0,051	75.512,42	500	121,79	1,25	0,1	800
ASP II	0,054	81.105,93	500	130,82	1	0,1	800
ASP III	0,205	304.846,42	500	491,69	0,75	0,1	800
Polímero	0,100	148.859,60	500	297,72	-	-	800
Agua	1,637	2.436.831,65	500	4873,66	-	-	-

del contexto de un proyecto piloto de ASP, puede beneficiarse de la disponibilidad en crecimiento de ambientes de cómputo en paralelo, y promete ser útil en escenarios más generales de optimización de procesos de inyección de ASP para la recuperación mejorada de petróleo.

Agradecimiento

Los autores agradecen el permiso otorgado por PDVSA para la presentación de este trabajo. Los autores (Zerpa, Queipo y Pintos) reconocen el apoyo financiero brindado a este proyecto por el Fondo Nacional de Ciencia, Tecnología e Innovación (FONACIT) a través del proyecto F-2005 000210, Venezuela.

Referencias

1. Doshier, T.M., Wise, F.A. Enhanced oil recovery potential. An estimate. Paper SPE 5800. J. Pet. Technol. (1976) 575.
2. Clark, S.R., Pitts, M.J., Smith, S.M. Design and application of an alkaline-surfactant-polymer recovery system to the West Kiehl. Paper SPE 17538 Presented at the SPE Rocky Mountain Regional Meeting, Casper, WY, (1988) pp. 515-522.
3. Meyers, J.J., Pitss, M.J., Wyatt, K. Alkaline-surfactant-polymer flood of the West Kiehl, Minnelusa Unit. Paper SPE/DOE 24144 Presented at SPE/DOE Eighth Symposium on Enhanced Oil Recovery, Tulsa, Oklahoma (1992).
4. Vargo, J., Turner, J., Vergnani, B., Pitts, M., Wyatt, K., Surkalo, H., Patterson, D. Alkaline-surfactant/polymer flooding of the Cambridge field. Paper SPE 55633 Presented at the SPE Rocky Mountain Regional Meeting, Gillette, Wyoming (1999).
5. Demin, W., Jiecheng, Ch., Junzheng, W., Zhenyu, Y., Hongfu, L. Summary of ASP pilots in Daqing Oil Field. Paper SPE 57288 Presented at the Asia Pacific Improved Oil Recovery Conference, Kuala Lumpur, Malaysia (1999).
6. Guerra, E., Valero, E., Rodríguez, D., Gutierrez, L., Castillo, M., Espinoza, J., and Granja, G. Improved ASP Design Using Organic Compound-Surfactant-Polymer (OCSP) for La Salina Field, Maracaibo Lake. Paper SPE 107776 Presented at the Latin American and Caribbean Petroleum Engineering Conference, Buenos Aires, Argentina (2007).
7. Wu, W. Optimum Design of Field-Scale Chemical Flooding Using Reservoir Simulation. PhD Thesis, The University of Texas at Austin (1996).
8. Zhijian, Q., Yigen, Z., Xiansong, Z., Jialin, D. A successful ASP flooding in Gudong oil field. Paper SPE 39613 Presented at the SPE/DOE Improved Oil Recovery Symposium, Tulsa, Oklahoma (1998).
9. Manrique, E., De Carvajal, G., Anselmi, L., Romero, C., Chacon, L. Alkali/surfactant/polymer at VLA 6/9/21 field in Maracaibo Lake: experimental results and pilot project design. Paper SPE 59363 Presented at the SPE/DOE Improved Oil Recovery Symposium, Tulsa, Oklahoma (2000).
10. Qi, Q., Hongjun, G., Dongwen, L., Ling, D. The pilot test of ASP combination flooding in Karamay oil field. Paper SPE 64726 Presented at the SPE International Oil and Gas Conference and Exhibition, Beijing, China (2000).
11. Anderson, G.A., Delshad, M., King, C.B., Mohammadi, H., Pope, G.A. Optimization of Chemical Flooding in a Mixed-Wet Dolomite Reservoir. Paper SPE 100082 Presented at the SPE/DOE Symposium on Improved Oil Recovery, Tulsa, Oklahoma, USA (2006).
12. Giunta, A.A., Balabanov, V., Burgee, S., Grossman, B., Haftka, R.T., Mason, W.H., Watson, L.T. Multidisciplinary optimization of a supersonic transport using design of experiments theory and response surface modelling. Aeronaut. J. 101 (1997), 347-356.
13. Balabanov, V.O., Haftka, R.T., Grossman, B., Mason, W.H., Watson, L.T. Multidisciplinary response model for HSCT wing bending material weight. AIAA Paper 98-4804 Presented at the 7th AIAA/USAF/NASA/ISSMO Symp. on Multidisciplinary Anal. and Optim., St. Louis, MO (1998).
14. Queipo, N.V., Haftka, R.T., Shyy, W., Goel, T., Vaidyanathan, R., Tucker, P.K. Surrogate-based analysis and optimization. Progress in Aerospace Sciences 41, (2005) 1-28.

15. Craig, K.J., Stander, N., Dooge, D.A., Varadappa, S. MDO of automotive vehicles for crashworthiness using response surface methods. AIAA Paper 2002-5607 Presented at the 9th AIAA/ISSMO Symp. on Multidisciplinary Anal. and Optim., Atlanta, GA (2002).
16. Kurtaran, H., Eskandarian, A., Marzougui, D., Bedewi, N.E. Crashworthiness design optimization using successive response surface approximations. *Comput. Mech.* 29, (2002) 409-421.
17. Carrero, E., Queipo, N.V., Pintos, S., Zerpa, L.E. Global Sensitivity Analysis of Alkali-Surfactant-Polymer Enhanced Oil Recovery Processes. Accepted for publication in the *Journal of Petroleum Science and Engineering*, Vol. 58, Issues 1-2, (2007) 30-42.
18. Queipo, N.V., Goicochea, J., Pintos, S. Surrogate modeling based optimization of SAGD processes. *J. Pet. Sci. Eng.* 35/1-2, (2002) 83-93.
19. Queipo, N.V., Verde, A., Canelon, J., Pintos, S. Efficient global optimization of hydraulic fracturing designs. *J. Pet. Sci. Eng.* 35/3-4, (2002) 151-166.
20. Zerpa, L.E., Queipo, N.V., Pintos, S., Salager, J.L. An optimization methodology of alkaline-surfactant-polymer flooding processes using field scale numerical simulation and multiple surrogates. *Journal of Petroleum Science and Engineering* 47, (2005) 197-208.
21. Draper, N.R., Smith, H., 1966. *Applied Regression Analysis*. John Wiley and Sons, Inc.
22. Luenberger, D.G. *Linear and Nonlinear Optimization*. Second Edition. Springer (2003) 423.
23. Gill, P.E., Murray, W., Wright, M.H. *Numerical Linear Algebra and Optimization*, Vol. 1, Addison Wesley, (1991)
24. MATLAB, Optimization Toolbox. The MathWorks, Inc.
25. Atkinson, A.C., and A.N. Donev, *Optimum Experimental Designs*, Oxford Science Publications (1992).
26. MATLAB, Statistics Toolbox. The MathWorks, Inc.
27. Hernández, C., Chacón, L., Anselmi, L., Baldonado, A., Qi, J., Phillip, C., Pitts, M.J. ASP system design for an offshore application in the La Salina Field, Lake Maracaibo. Paper SPE 69544 presented at the SPE Latin American and Caribbean Petroleum Engineering Conference, Buenos Aires, Argentina (2001).

Recibido el
En forma revisada el