

REVISTA TECNICA

DE LA FACULTAD DE INGENIERIA
UNIVERSIDAD DEL ZULIA

MARACAIBO - VENEZUELA



Una Revista Internacional Arbitrada
que está indizada en las publicaciones
de referencia y comentarios:

- Science Citation Index (SCIEExpanded)
- Compendex
- Chemical Abstracts
- Metal Abstracts
- World Aluminium Abstracts
- Mathematical Reviews
- Petroleum Abstracts
- Zentralblatt Für Mathematik
- Current Mathematical Publications
- MathSci (online database)
- Revencyt
- Materials Information
- Periódica
- Actualidad Iberoamericana

Predictive-adaptative production control in hydrocarbon reservoirs

Alexis G. Ortega¹, José I. Canelón² y Néstor V. Queipo¹

¹ Instituto de Cálculo Aplicado, e-mail: {aortega, nqueipo}@ica.luz.edu.ve

² Escuela de Ingeniería Eléctrica, e-mail: jcanelon@fing.luz.edu.ve

Facultad de Ingeniería, Universidad del Zulia, Maracaibo 4001-A, Venezuela

Abstract

This paper presents a predictive-adaptive strategy for the control of the total production at the end of a production horizon, in a reservoir with multiple injecting and producing wells. This strategy includes, at each sampling instant, aspects such as: i) identification and continuous update of a neural network-based ARMAX model (NN-ARMAX) for each producing well, (ii) linearization of each NN-ARMAX model at the current operating point of the reservoir, (iii) construction of a linear MIMO Kalman innovation model from the linear ARMAX models, iv) calculation of the injection rates using a predictive control scheme and v) implementation of the injection rates in the reservoir. In a waterflooding recovery process, the proposed strategy compares favorably against an empiric strategy of constant injection rate and a decentralized PID control strategy, for two reservoirs models with different levels of heterogeneity and different arrays of injecting and producing wells, under different performance measures such as time to reach the production set-point for each well, mean square error on the production for each well, relative error in the total production and volumes of injected and produced water.

Keywords: Predictive-adaptive control of oil production; EOR; Smart fields; Data mining.

Control predictivo-adaptativo de la producción en yacimientos de hidrocarburos

Resumen

Este trabajo presenta una estrategia adaptativa-predictiva para el control de la producción total al final de un horizonte de producción, en un yacimiento con múltiples pozos inyectoros y productores. Esta estrategia incluye en cada instante de muestreo aspectos tales como: i) identificación y actualización continua de un modelo ARMAX no lineal basado en una red neuronal (modelo RN-ARMAX) para cada pozo productor, ii) linealización de cada modelo RN-ARMAX en el punto de operación actual del yacimiento, iii) construcción de un modelo MIMO lineal de innovación de Kalman a partir de los modelos ARMAX lineales, iv) cálculo de las tasas de inyección utilizando un esquema de control predictivo y v) aplicación de las tasas de inyección al yacimiento. En un proceso de recuperación por inyección de agua, la estrategia propuesta compara favorablemente con una estrategia empírica de tasa de inyección constante y una estrategia de control PID descentralizado, para dos modelos de yacimientos con distintos niveles de heterogeneidad y diferentes arreglos de pozos productores e inyectoros, bajo medidas de desempeño tales como tiempo de alcance, error cuadrático medio en la producción de cada pozo, error relativo sobre la producción total deseada y volúmenes de agua inyectada y producida.

Palabras clave: Control predictivo-adaptativo de la producción de petróleo; EOR; Campos inteligentes; Minería de datos.

Introducción

La demanda mundial de energía aumenta continuamente, y se estima que para el año 2030 se habrá incrementado en un 35% con respecto a su valor actual, con cerca del 55% de esa demanda cubierta por petróleo y

gas [1]. Actualmente, el 70% del petróleo y gas se extrae de yacimientos maduros, muchos de los cuales se encuentran en fase secundaria o mejorada de producción [2]. En consecuencia, uno de los retos para satisfacer esa creciente demanda es aumentar el factor de recobro por métodos de recuperación secundaria o mejorada de petróleo y gas.

Por otra parte, una tarea clave para maximizar el valor de los campos de petróleo y gas es gerenciar cada campo como un sistema integrado y transformar la data disponible en conocimiento utilizando estrategias avanzadas de análisis, pronóstico y control. En particular, la estrategia de control determina, por ejemplo, cómo deben manipularse tasas de inyección para obtener un perfil de producción que maximice una medida de desempeño (e.g. valor presente neto o factor de recobro) en procesos de recuperación secundaria o mejorada de petróleo. Definir esta estrategia de control es un desafío debido a que en los procesos de recuperación de petróleo se presentan una o más de las siguientes condiciones: (i) múltiples pozos inyectoros (variables de entrada) y productores (variables de salida), (ii) dinámica compleja (lenta, de alto orden, no lineal, variante en el tiempo), (iii) restricciones operacionales, y (iv) incertidumbre en el modelo del yacimiento y ruido en las mediciones.

En general, trabajos previos en esta área exhiben una o más de las siguientes limitaciones:

(a) Dificultades para describir la dinámica variante en el tiempo del sistema. No actualiza el modelo [3-5] o esta actualización ocurre pocas veces durante el ciclo de explotación del yacimiento [6-9].

(b) Dependiente de la aplicación y computacionalmente costoso. El diseño de la estrategia de control está basado en modelos no lineales [3],[5-9]. Por lo tanto, su desempeño puede ser muy dependiente de la aplicación y la implementación de las estrategias de control utilizadas más comunes (MPC-control predictivo basado en modelo y control óptimo) son computacionalmente costosas, ya que requiere la solución numérica de problemas de optimización.

(c) Dificultades de aplicación en yacimientos reales. Esto se debe a problemas: de implementación en procesos de recuperación distintos a inyección de agua y en yacimientos con un número significativo de pozos [4-9], y en el manejo de mediciones con ruido. Con respecto al último aspecto, o no consideran el ruido [3-5] o los esquemas para reducir su efecto son costosos computacionalmente [6-9].

La estrategia propuesta en este trabajo supera las limitaciones mencionadas anteriormente: (i) utiliza modelos identificados a partir de datos de entrada-salida, (ii) los modelos se actualizan continuamente con cada nueva medición, (iii) utiliza un control MPC que tiene una solución cerrada [10] y (iv) debido a su bajo costo computacional, es aplicable a yacimientos reales.

Formulación del Problema de Control

Dado un yacimiento con I pozos inyectoros y P pozos productores y un horizonte de producción de N años dividido en K instantes de muestreo, se desea encontrar el vector de inyección $\mathbf{u}(k) \in \mathbf{R}^I$, donde

$$0 < u_i(k) < u_{max} \quad i = 1, K, I \quad y \quad k = 1, K, K$$

, para obtener un volumen de producción de petróleo preestablecido al final del horizonte de producción. El vector $\mathbf{y}_d(k) \in \mathbf{R}^P$ de valores deseados de producción diaria para cada pozo productor en cada instante de muestreo, se obtiene distribuyendo el volumen de producción entre los pozos productores.

Estrategia de Control Propuesta

La estrategia de control propuesta involucra la repetición de los siguientes pasos en cada instante de muestreo: (1) Identificación y actualización continua de modelos RN-ARMAX, (2) Linealización de cada modelo RN-ARMAX en el punto de operación del yacimiento, (3) Construcción de un modelo MIMO lineal de innovación de Kalman, (4) Cálculo de las tasas de inyección utilizando un esquema de control predictivo basado en el modelo de Kalman y (5) Aplicación al yacimiento de las tasas de inyección calculadas.

A continuación se describen estos pasos.

1) *Identificación y actualización continua de P modelos ARMAX no lineales basados en redes neuronales feedforward (modelos RN-ARMAX).*

Por cada pozo productor, se identifica un modelo RN-ARMAX (Fig. 1) que ofrece un pronóstico de su tasa de producción de petróleo en el instante de muestreo k , a partir de n valores anteriores de: (i) la tasa de producción de petróleo en todos los pozos productores, (ii) la tasa de inyección de agua en todos los pozos inyectoros y (iii) el error de innovación en todos los pozos productores.

Cada red tiene una capa de unidades ocultas con función de activación tangente hiperbólica, y una unidad de salida con función de activación lineal. El entrenamiento de la red se hace utilizando una variante del algoritmo OS-ELM [11,12], en la que el factor de olvido se actualiza tomando en cuenta el error de estimación de la red [13], y la matriz de covarianza se actualiza limitando el crecimiento de su traza, para evitar el incremento desproporcionado de sus valores propios en caso de que los modos del sistema no sean excitados suficientemente [14]. Previo al entrenamiento, los vectores de entrada y de salida se normalizan linealmente al intervalo $[-1, 1]$. Al normalizar se obtuvo un buen desempeño seleccionando los pesos entre la capa de entrada y la capa oculta con una distribución Gaussiana con media cero y desviación estándar uno.

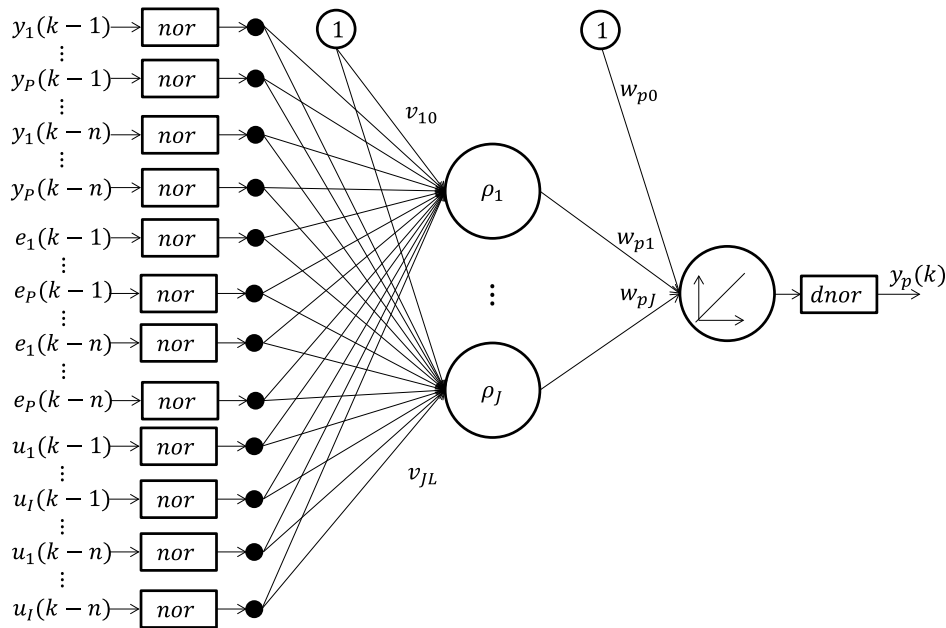


Figura 1. Modelo RN-ARMAX de la producción de petróleo en el p-ésimo pozo productor

En lo sucesivo, el modelo RN-ARMAX correspondiente al p-ésimo pozo productor se expresa como

$$\hat{y}_p(k) = \mathbf{g}_p(\mathbf{A}) \quad (1)$$

donde \mathbf{A} es el vector de entrada y $\mathbf{g}_p: \mathbf{R}^L \rightarrow \mathbf{R}$ es una función vectorial no lineal.

2) *Linealización de cada modelo RN-ARMAX en el punto de operación del yacimiento, para obtener un modelo ARMAX lineal localmente equivalente.*

Dado un punto de operación $\mathbf{A} = \bar{\mathbf{A}}$, se desea encontrar un modelo lineal de la forma

$$\hat{y}_p(k) = \mathbf{G}^T \mathbf{A} \quad (2)$$

con $\mathbf{G} = [\varphi_1 \ \varphi_2 \ \dots \ \varphi_L]^T$, equivalente localmente a (1) alrededor de $\bar{\mathbf{A}}$. El método de linealización de Taylor ha sido el enfoque más comúnmente utilizado como técnica de linealización local. Sin embargo, este método sólo es aplicable en la vecindad de un punto de equilibrio que sea igual al origen [15]. De acuerdo al enfoque de linealización óptima propuesto por [16], que permite superar estas limitaciones del método de Taylor, \mathbf{G}^T está dada por [15]

$$\mathbf{G}^T = \nabla_{\mathbf{A}^T} \mathbf{g}_p(\bar{\mathbf{A}}) + \frac{\mathbf{g}_p(\bar{\mathbf{A}}) - \nabla_{\mathbf{A}^T} \mathbf{g}_p(\bar{\mathbf{A}}) \bar{\mathbf{A}}}{\bar{\mathbf{A}}^T \bar{\mathbf{A}}} \bar{\mathbf{A}}^T \quad (3)$$

donde $\nabla_{\mathbf{A}^T} \mathbf{g}_p(\bar{\mathbf{A}})$ es el gradiente de $\mathbf{g}_p(\mathbf{A})$ evaluado en $\bar{\mathbf{A}}$.

A partir de los modelos lineales (2) se construye el modelo MIMO ARMAX lineal

$$\hat{y}_p(k) = -\mathbf{A}_1^{(k)} y(k-1) - \dots - \mathbf{A}_n^{(k)} y(k-n) + \mathbf{B}_1^{(k)} u(k-1) + \dots + \mathbf{B}_n^{(k)} u(k-n) + \mathbf{D}_1^{(k)} e(k-1) + \dots + \mathbf{D}_n^{(k)} e(k-n). \quad (4)$$

donde el superíndice k denota al modelo obtenido en el k -ésimo instante de muestreo, $\mathbf{y}(k) = [y_1(k), \dots, y_p(k)]^T$, $\mathbf{u}(k) = [u_1(k), \dots, u_l(k)]^T$ y $\mathbf{e}(k) = [e_1(k), \dots, e_p(k)]^T$.

3) Construcción de un modelo MIMO lineal de innovación de Kalman, a partir de los modelos ARMAX lineales.

A partir de (4) se construye el modelo lineal de Kalman de innovación

$$\hat{\mathbf{x}}_o(k) = \mathbf{A}_o^{(k-1)} \hat{\mathbf{x}}_o(k-1) + \mathbf{B}_o^{(k-1)} \mathbf{u}(k-1) + \mathbf{K}_o^{(k-1)} \mathbf{e}(k-1) \quad (5a)$$

$$\hat{\mathbf{y}}(k) = \mathbf{C}_o^{(k)} \hat{\mathbf{x}}_o(k) \quad (5b)$$

donde $\hat{\mathbf{x}}_o(k) \in \mathbf{R}^{Pn \times 1}$, $\mathbf{u}(k) \in \mathbf{R}^l$, $\mathbf{e}(k) \in \mathbf{R}^P$ y $\hat{\mathbf{y}}(k) \in \mathbf{R}^P$ son el vector de estado estimado, el vector de entrada, el vector de error de innovación y el vector de salida estimado, respectivamente, en el instante k ,

$$\mathbf{A}_o^{(k)} = \begin{bmatrix} -\mathbf{A}_1^{(k)} & \mathbf{I}_P & \mathbf{0}_P & \dots & \mathbf{0}_P \\ -\mathbf{A}_2^{(k)} & \mathbf{0}_P & \mathbf{I}_P & \dots & \mathbf{0}_P \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ -\mathbf{A}_n^{(k)} & \mathbf{0}_P & \mathbf{0}_P & \dots & \mathbf{0}_P \end{bmatrix} \in \mathbf{R}^{Pn \times Pn} \text{ con } \mathbf{I}_P \in \mathbf{R}^{P \times P} \text{ la identidad}$$

$$y \theta_P \in \mathbf{R}^{P \times P} \text{ la matriz nula, } \mathbf{B}_o^{(k)} = \begin{bmatrix} \mathbf{B}_1^{(k)} \\ \mathbf{B}_2^{(k)} \\ \vdots \\ \mathbf{B}_n^{(k)} \end{bmatrix} \in \mathbf{R}^{Pn \times I},$$

$$\mathbf{K}_o^{(k)} = \begin{bmatrix} \mathbf{D}_1^{(k)} - \mathbf{A}_1^{(k)} \\ \mathbf{D}_2^{(k)} - \mathbf{A}_2^{(k)} \\ \vdots \\ \mathbf{D}_n^{(k)} - \mathbf{A}_n^{(k)} \end{bmatrix} \in \mathbf{R}^{Pn \times P}, \quad \mathbf{C}_o = [\mathbf{I}_P \quad \theta_P \quad \mathbf{L} \quad \theta_P] \in \mathbf{R}^{P \times Pn}$$

$$y \mathbf{e}(k) = \mathbf{y}(k) - \hat{\mathbf{y}}(k) = \mathbf{y}(k) - \mathbf{C}_o \mathbf{x}_o(k).$$

4) Cálculo de las tasas de inyección utilizando un esquema de control predictivo basado en el modelo de Kalman.

Para calcular las tasas de inyección correspondientes al instante de muestreo actual, se utiliza la estrategia MPC propuesta por Wang [10], según la cual la variación $\Delta \mathbf{u}(k)$ de la señal de control en el instante k está dada por

$$\Delta \mathbf{u}(k) = [\mathbf{I} \quad \mathbf{0} \quad \dots \quad \mathbf{0}] (\phi^T \mathbf{Q} \phi + \mathbf{R})^{-1} \phi^T \mathbf{Q} [\mathbf{R}_s - \mathbf{F} \hat{\mathbf{x}}_o(k)] \quad (6)$$

$$\text{donde } \phi = \begin{bmatrix} \mathbf{CB} & \mathbf{0} & \mathbf{L} & \mathbf{0} \\ \mathbf{CAB} & \mathbf{CB} & \mathbf{L} & \mathbf{0} \\ \mathbf{M} & \mathbf{M} & \mathbf{M} & \mathbf{M} \\ \mathbf{CA}^{N_p-1} \mathbf{B} & \mathbf{CA}^{N_p-2} \mathbf{B} & \mathbf{L} & \mathbf{CA}^{N_p-N_c} \mathbf{B} \end{bmatrix}, \quad \mathbf{F} = \begin{bmatrix} \mathbf{C} \\ \mathbf{CA} \\ \mathbf{M} \\ \mathbf{CA}^{N_p} \end{bmatrix}$$

$$, \text{ con } \mathbf{A} = \begin{bmatrix} \mathbf{A}_o & \mathbf{0}^T \\ \mathbf{C}_o \mathbf{A}_o & \mathbf{I}_{P \times P} \end{bmatrix}, \quad \mathbf{B} = \begin{bmatrix} \mathbf{B}_o \\ \mathbf{C}_o \mathbf{B}_o \end{bmatrix} \text{ y } \mathbf{C} = [\mathbf{0} \quad \mathbf{I}_{P \times P}]$$

, y $\hat{\mathbf{x}}_o(k)$ es el estado estimado por el modelo de Kalman. Por tanto, la acción de control correspondiente al instante de muestreo actual viene dada por

$$\mathbf{u}(k) = \mathbf{u}(k-1) + \Delta \mathbf{u}(k) \quad (7)$$

5) Aplicación al yacimiento de las tasas de inyección calculadas.

Se implementan las tasas de inyección calculadas en los pozos inyectoros del yacimiento.

Casos de Estudio

A partir de un modelo de yacimiento de 10x10x3 celdas, un POES de 176.9 MM stb, una profundidad de 8325 pies y presión inicial de 4806.6 psi, se definieron dos casos de estudio implementados en un simulador de yacimientos [17]:

1) *Primer Caso*: yacimiento homogéneo con cuatro pozos inyectoros y dos productores (Figura 2(a)). En cada celda la porosidad es constante igual a 0.3, y los campos de permeabilidad son constantes e iguales a [100,100,10] md en x, y, z , respectivamente.

2) *Segundo Caso*: yacimiento heterogéneo con cuatro pozos productores y cuatro inyectoros (Figura 2(b)). En cada celda, la porosidad varía en el intervalo [0.02, 0.3] mientras que la permeabilidad en las direcciones x, y, z varía en los intervalos [1,990] md, [1,990] md y [0.3,490] md, respectivamente.

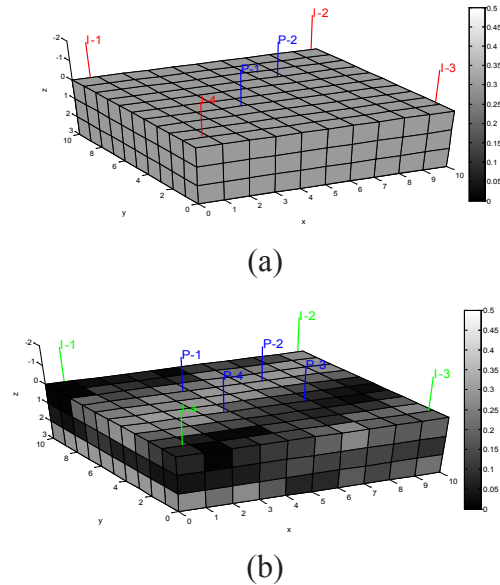


Figura 2. Configuración de pozos: (a) Primer caso, yacimiento homogéneo con 4 inyectoros y 2 productores, (b) Segundo caso, yacimiento heterogéneo con 4 inyectoros y 4 productores.

En ambos casos, el objetivo de control es producir 2 MM stb de petróleo en un horizonte de producción de 6 años. Esta producción total deseada se distribuye entre los pozos productores, considerando el perfil de saturación de agua en el yacimiento: para el primer caso, se distribuyó el 60% para el primer pozo productor (menor saturación de agua) y el 40% restante al segundo (mayor saturación de agua), mientras que para el segundo caso se distribuyó uniformemente la producción entre los pozos. A partir de la fracción de producción acumulada que debe aportar cada pozo, se determina el valor deseado de producción diaria (constante) correspondiente.

Medidas de Desempeño

Los resultados obtenidos con la estrategia de control propuesta se compararán con los obtenidos mediante una práctica convencional (tasa de inyección de agua constante) y la reconocida estrategia de control PID descentralizado, que utiliza un lazo de control independiente para cada pozo productor (apareado con el inyector más cercano). En este contexto se utilizan como medidas de desempeño:

(a) Error cuadrático medio porcentual sobre la producción diaria deseada de cada pozo productor (EPD). Para el p -ésimo pozo productor, se calcula mediante la ecuación,

$$EPD = \frac{1}{r_p} \sqrt{\sum_k \frac{[r_p - y_p(k)]^2}{K}} \quad (8)$$

donde r_p y $y_p(k)$ representan el valor deseado (constante) y el valor medido de producción en el instante de muestreo k , respectivamente.

(b) Tiempo de alcance del valor deseado de producción diaria (TA). Es el tiempo que tarda la producción diaria del pozo en alcanzar por primera vez su valor deseado, dentro de una tolerancia preestablecida. Se expresa como una fracción del horizonte de producción.

(c) Volúmenes acumulados de agua inyectada (VAI) y agua producida (VAP).

(d) Error porcentual en la meta de producción acumulada del yacimiento (EPA). Dado por

$$EPA = \frac{\text{volumen de petróleo extraído} - \text{meta de producción}}{\text{meta de producción}} \quad (9)$$

Resultados y Discusión

A continuación se presentan y discuten los resultados para los casos de estudio considerados.

Primer caso: yacimiento homogéneo con 4 pozos inyectoros y 2 productores

Los valores deseados de producción diaria de los pozos productores (P-1 y P-2) para alcanzar el objetivo de producción acumulada fueron calculados como 548,2 stb (P-1) y 365,5 stb (P-2). Para las estrategias consideradas, las Figuras 3 y 4 muestran los perfiles de producción de petróleo de P-1 y P-2 y los perfiles de inyección de agua de los cuatro pozos inyectoros (I-1 a I-4), respectivamente, a lo largo del horizonte de producción de 6 años. Por otro lado, la Tabla 1 incluye los valores de las medidas de desempeño para las estrategias propuesta y PID descentralizada, y los volúmenes de agua inyectada y agua producida para un esquema de tasa de inyección constante de 500 bls (valor medio del intervalo de tasas de inyección posibles) en cada pozo inyector.

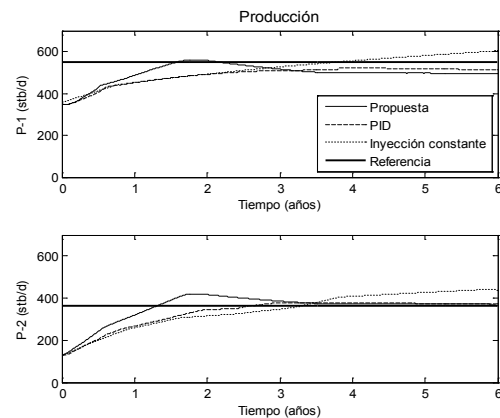


Figura 3. Perfiles de producción diaria de petróleo de P-1 y P-2 correspondientes a las estrategias propuesta, PID descentralizada e inyección constante para el yacimiento homogéneo con 4 pozos inyectoros y 2 productores (primer caso).

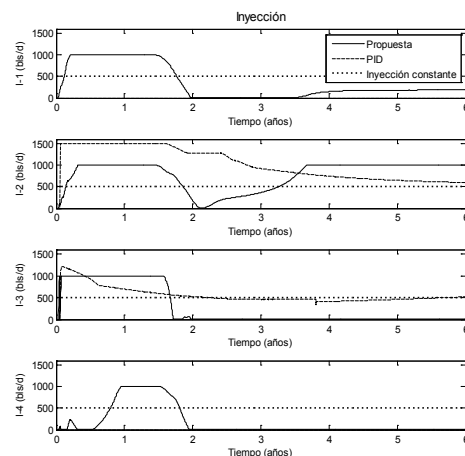


Figura 4. Perfiles de inyección diaria de I-1, I-2, I-3 e I-4, correspondientes a las estrategias propuesta, PID descentralizada e inyección constante para el yacimiento homogéneo con 4 pozos inyectoros y 2 productores (primer caso).

Tabla 1.

Valores de las medidas de desempeño correspondientes a las estrategias propuesta, PID descentralizada e inyección constante para el yacimiento homogéneo con 4 pozos inyectoros y 2 productores (primer caso).

	EPD		TA		VAI	VAP	EPA
	P-1	P-2	P-1	P-2	(bls)	(bls)	
Propuesta	0,119	0,166	0,253	0,216	3399584	14823	-0,0654
PID	0,131	0,192	0,633	0,425	3458561	18941	-0,1022
Inyección Constante		-	-	-	4380	19494	-

La estrategia propuesta supera a la estrategia de control PID descentralizado bajo todas las medidas consideradas. Específicamente ofrece: (i) menores errores cuadráticos medios (-9% para P-1 y -14% para P-2) sobre las producciones diarias, (ii) menores tiempos de alcance (-40% para P-1 y -51% para P-2), (iii) menores volúmenes de agua inyectada (-2%) y agua producida (-23%), y (iv) menor error porcentual sobre la producción total (6% vs. 10% para el PID descentralizado). Por otra parte, la estrategia propuesta supera a la práctica convencional (inyección constante) en volúmenes de agua inyectada (-23%) y agua producida (-24%).

Segundo caso: yacimiento heterogéneo con 4 pozos inyectoros y 4 productores

El valor deseado de producción diaria para cada uno de los cuatro pozos productores (P-1, a P-4) fue calculado como 228,4 barriles. Para las estrategias consideradas, las Figuras 5 y 6 muestran los perfiles de producción de los pozos productores (P-1 a P-4) y los perfiles de inyección de los pozos inyectoros (I-1 a I-4), respectivamente, a lo largo del horizonte de producción. Por otra parte, la Tabla 2 muestra los valores de las medidas de desempeño para las estrategias propuesta y PID descentralizada; adicionalmente se incluyen los volúmenes de agua inyectada y agua producida para el esquema de tasa de inyección constante (500 bls en cada pozo inyector).

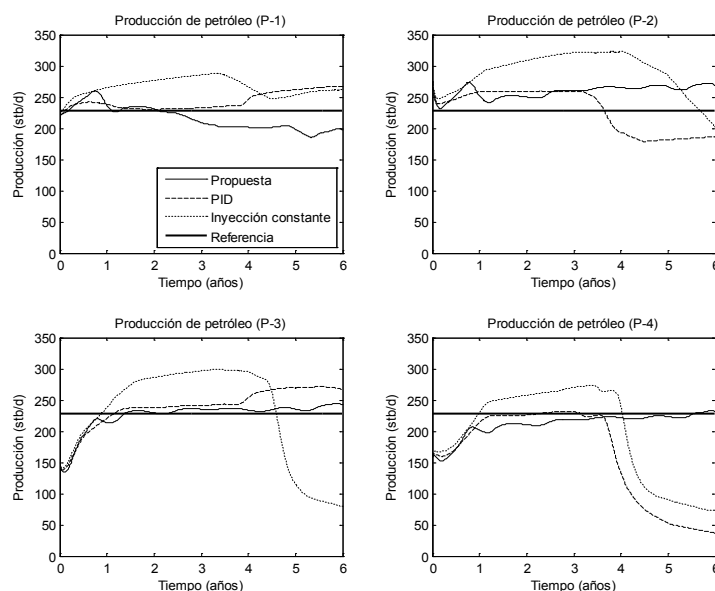


Figura 5. Perfiles de producción diaria de petróleo para P-1, P-2, P-3 y P-4 correspondientes a las estrategias propuesta, PID descentralizada e inyección constante para yacimiento heterogéneo con 4 pozos inyectoros y 4 productores (segundo caso).

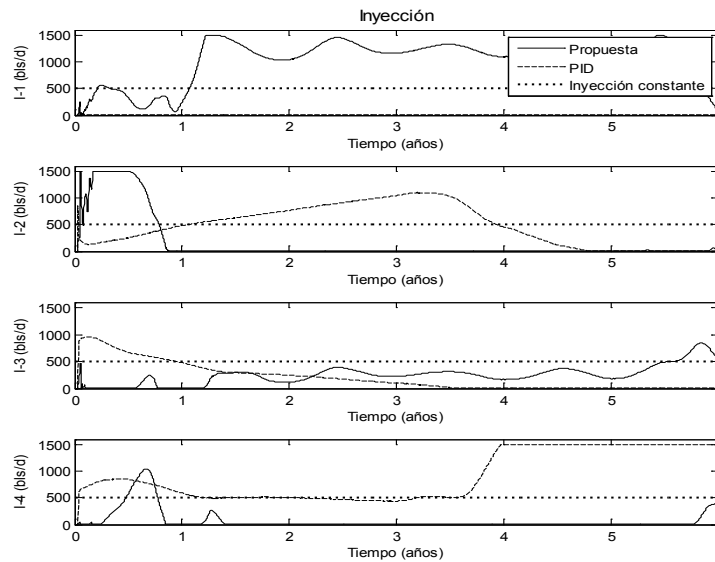


Figura 6. Perfiles de inyección diaria para I-1, I-2, I-3 e I-4 correspondientes a las estrategias propuesta, PID descentralizada e inyección constante para yacimiento heterogéneo con 4 pozos inyectoros y 4 productores (segundo caso).

Tabla 2.

Valores de las medidas de desempeño correspondientes a las estrategias propuesta, PID descentralizada e inyección constante para el yacimiento heterogéneo con 4 pozos inyectoros y 4 productores (segundo caso).

	EPD				TA				VAI (MM bls)	VAP (bls)	EPA
	P-1	P-2	P-3	P-4	P-1	P-2	P-3	P-4			
Propuesta	0,098	0,140	0,096	0,109	0,013	0,021	0,218	0,772	3,316	11945	-0,002
PID	0,087	0,149	0,139	0,438	0,009	0,601	0,177	0,197	3,474	72515	-0,045
Inyección	-	-	-	-	-	-	-	-	4,380	89211	-
Constante	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-

En este caso, la estrategia propuesta supera a la estrategia de control PID en la mayoría de las medidas consideradas. Específicamente: (i) ofrece menores errores cuadráticos medios sobre las mayoría de las producciones diarias, i.e., +12% para P-1, -6% para P-2, -31% para P-3 y -75% para P-4, (ii) aunque la estrategia propuesta presenta mayores tiempos de alcance en la mayoría de los casos, i.e., +31% para P-1, -90% para P-2, +19% para P-3 y +75% para P-4, el error porcentual sobre la producción total es mucho menor (0,2% vs 4,5% para el PID descentralizado) y (iii) ofrece menores volúmenes de agua inyectada (-5%) y de agua producida (-83,6%). Por otro lado, la estrategia propuesta supera a la práctica convencional (inyección constante) en volúmenes de agua inyectada (-24%) y agua producida (-87%).

Conclusiones

Este trabajo presentó una estrategia predictiva-adaptativa para el control de la producción de petróleo en un yacimiento con múltiples pozos productores e inyectoros, que supera reconocidas limitaciones de enfoques previos en el área. Esta estrategia incluye: el uso de modelos ARMAX basado en redes neuronales (RN-ARMAX), que se actualizan continuamente utilizando el algoritmo OS-ELM, control MPC basado en una versión linealizada de los modelos RN-ARMAX y un modelo de Kalman para estimar los estados del sistema.

Los resultados obtenidos sobre casos de estudio de yacimientos con distintos niveles de heterogeneidad

muestran que, en general, la estrategia propuesta superó de manera significativa a una estrategia de control PID descentralizado bajo medidas de desempeño tales como, error cuadrático medio sobre la producción diaria deseada de cada pozo, tiempos de alcance del valor deseado, volúmenes de agua inyectada y producida y error porcentual sobre la producción total deseada. Además, superó a un esquema de inyección constante (práctica convencional) en volúmenes de agua inyectada y producida.

La estrategia propuesta tiene el potencial de ser útil en la optimización de procesos de recuperación de petróleo y gas en la industria petrolera, en virtud de que: (i) es fácil de implementar y de bajo costo computacional, pues el problema de control predictivo tiene una solución cerrada (modelo lineal), (ii) puede adaptarse a cualquier proceso de recuperación secundaria o mejorada, porque su formulación sólo requiere medidas de tasas de inyección y producción, y (iii) pueden obtenerse beneficios en yacimientos reales, incluso en ambientes de producción con modestos niveles de automatización en materia de pruebas de pozos.

Futuros trabajos evaluarán la estrategia propuesta en modelos de yacimientos con mayor cantidad de pozos (inyectores y productores) y considerando otros procesos de recuperación de petróleo (e.g., SAGD) y en la selección de los valores deseados de producción diaria de manera que se maximicen reconocidas medidas de desempeño (e.g., valor presente neto).

Referencias Bibliográficas

- [1] BP: "BP Energy Outlook 2030" (2013)
- [2] Halliburton: "Mature Fields", www.halliburton.com
- [3] A. Talavera, Y. J. Túpac y Vellesco, Marley M. B. Rebuzzi: "Controlling oil production in smart wells by MPC strategy with reinforcement learning". *SPE* 139299. (2010)
- [4] P. Meum, P. Tøndel and J.M. Godhavn: "Optimization of smart well production through nonlinear model predictive control". *SPE* 112100. (2008)
- [5] M. Nikolaou, A.S. Cullick y L. Saputelli: "Production Optimization: A Moving Horizon Approach". *SPE* 99358. (2006)
- [6] J.D. Jansen, O.H. Bosgra, P.M.J. Van den Hof: "Production Optimization: A Moving Horizon Approach". *SPE* 99358. (2008)
- [7] J.D. Jansen, S.D. Douma, D.R. Brouwer, P.M.J. Van den Hof, O. H. Bosgra y A.W. Heemink: "Closed-loop reservoir management". *SPE* 119098. (2009)
- [8] P. Sarma, L. Durlofsky, K. Aziz y W.H. Chen: "Efficient real-time reservoir management using adjoint-based optimal control and model updating". *Computational Geosciences* Vol. 10, (2009) 3-36.
- [9] C. Wang, G. Li y A.C. Reynolds. "Production optimization in closed-loop reservoir management". *SPE* 109805, (2007).
- [10] L. Wang. 2009: "Model Predictive Control System Design and Implementation Using MATLAB®". Springer-Verlag, 2009.
- [11] N.Y. Liang, G.B. Huang, P. Saratchandran y N. Sundararajan: "A fast and accurate online sequential learning algorithm for feedforward networks", *IEEE Transactions on Neural Networks*, Vol. 17, No. 6, (2006) 1411-1423.
- [12] G. B. Huang, Q. Y. Zhu, y C. K. Siew: "Extreme learning machine: Theory and applications". *Neurocomputing*, Vol. 70, No. 12 (2006) 489-501.
- [13] T.R. Fortescue, L.S. Kershenbaum y B.E. Ydstie: "Implementation of Self-tuning Regulators with Variable Forgetting Factors". *Automatica*, Vol. 17, No. 6 (1981) 831-835.
- [14] P.E. Wellstead, M.B. Zarrop. "Self-tuning systems: Control and Signal Processing". Wiley (1991).
- [15] J.I. Canelon, L. S. Shieh, Y. Zhang and C. M. Akujuobi: "A new neural network-based approach for self-tuning control of nonlinear multi-input multi-output dynamic systems". *Proc. American Control Conference*, St. Louis (2009) 3561-3566
- [16] M. Teixeira y S. Zak: "Stabilizing Controller Design for uncertain nonlinear systems using fuzzy models". *IEEE Transactions on fuzzy systems*, Vol. 7, No. 4 (1999) 133-142.
- [17] J. R. Fanchi, K. J. Harpole y S. W. Bujnowski: "BOAST: A three-phase black oil applied simulation tool". U.S. Department of Energy, Vol. 1 (1982).

Recibido el 08 de enero de 2014

En forma revisada el 19 de Octubre de 2015



REVISTA TECNICA

DE LA FACULTAD DE INGENIERIA
UNIVERSIDAD DEL ZULIA

Vol. 38. N°3 2015 _____

*Esta revista fue editada en formato digital y publicada
en diciembre de 2015, por el **Fondo Editorial Serbiluz,**
Universidad del Zulia. Maracaibo-Venezuela*

**www.luz.edu.ve
www.serbi.luz.edu.ve
produccioncientifica.luz.edu.ve**