



Ajuste de historia y pronóstico con incertidumbre, una aplicación real

Segunda parte

Por **Ing. Gustavo Gabriel Becerra**, Petrobras Argentina S.A.

Continuación del artículo publicado en *Petrotecnia* de octubre sobre Simulación. En la primera parte se desarrollaron fundamentos teóricos y aspectos prácticos de la integración del ajuste de historia con el análisis probabilístico de los escenarios representativos; se desarrolló una metodología que permite integrar e identificar parámetros con incertidumbre críticos de origen geológico, de reservorio, económico y tecnológico. En esta segunda parte se aplica el flujo de trabajo a un caso real, detectando los posibles modelos ajustados e identificando algunas limitaciones, ventajas y desventajas de los programas utilizados.

Resultados

Análisis de sensibilidad

Se realizó análisis de sensibilidad global (ASG) para el ajuste del petróleo, del agua y de la presión, además de la función objetivo compuesto. Se detectaron los parámetros con más influencia primaria y aquellos con mayor interrelación cruzada con otros atributos. En la figura 10 se muestran los resultados obtenidos para la FO compuesta. Las barras azules claras representan los valores de la sensibilidad primaria y las de azul oscuro, el índice total. Las barras amarillas indican la interrelación parámetros de segundo orden más importante.

Uno de los resultados obtenidos a partir del ASG es la elección de los parámetros más influyentes en las respuestas.

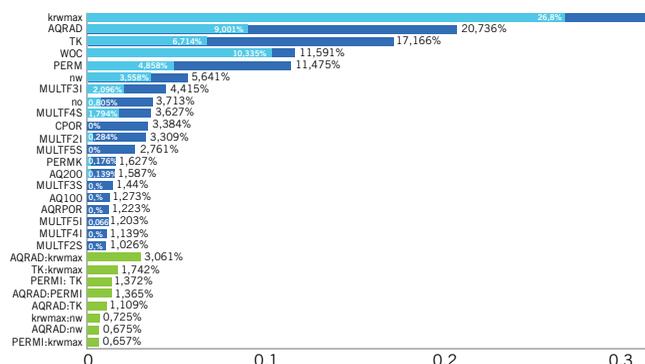


Figura 10. Diagrama de Pareto correspondiente a un análisis de sensibilidad de la FO compuesta definida.

En este caso, estamos evaluando no solo la calidad del ajuste de historia global, sino además cada término por separado.

Los parámetros que más influyen el ajuste global –cuyas definiciones se detallan en la tabla 1, primera parte del trabajo– son *krwmax*, *AQRAD*, *TK*, *WOC*, *Permi*, *nw*, *MULTF31*, *no*, *MULTF4S*, *CPOR* e *MULTF21*, en los que resulta importante; por ejemplo, la interacción entre *krwmax-AQRAD*, *krwmax-TK* e *Permi-TK*. Adicionalmente, también se considera el parámetro *AQRPOR*, con una influencia considerable en el ajuste de presión. En este estudio comparativo, para mantener una coincidencia con los parámetros identificados entre ambas herramientas, el parámetro *MULTF4S* no fue considerado para el ajuste y los análisis de incertidumbre subsiguientes.

Análisis de incertidumbre a priori

Comenzamos con un análisis de incertidumbre llamado *a priori*, en el que no se tiene en cuenta los datos de la historia de producción. Es necesario efectuar este tipo de aproximación al comienzo abstrayéndonos de los datos históricos, porque estos afectan la dispersión de los posibles modelos calibrados. Precisamos conocer un punto de referencia del nivel inicial de incertidumbre existente en función de la parametrización realizada.

Es importante tener una cuantificación del grado de dispersión inicial debido a la incertidumbre presente y controlar que la banda resultante de la superposición de curvas de las respuestas sea relativamente centrada en relación con los datos históricos.

Los parámetros, con mayor influencia, seleccionados en la etapa anterior son combinados siguiendo un diseño hipercubo latino cuadrático. El resultado para la producción acumulada de petróleo es presentado en la figura 11, donde los datos históricos no están sobre la curva P50, y la dispersión resultante final varía entre 35 y 53 millones de m³. Este análisis será comparado con la variación de la banda al final del proceso de ajuste.

Ajuste de historia probabilístico

Con los parámetros críticos del problema ya detectados y la incertidumbre inicial demarcada, es necesario encon-

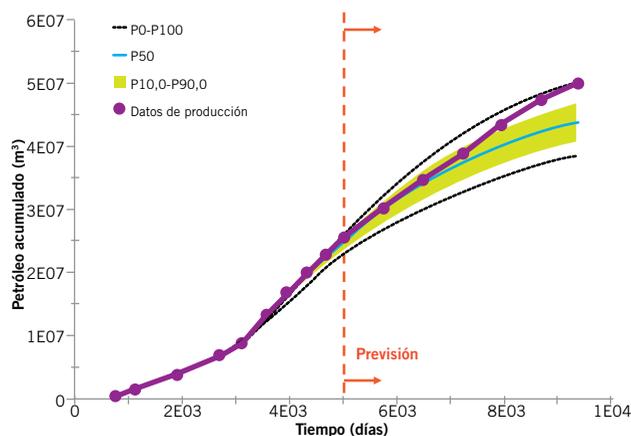


Figura 11. Análisis de incertidumbre *a priori* con el ajuste de historia y pronóstico de producción de petróleo (Np). (Grupo CRP284-PRO).

trar los modelos que mejor se ajustan a los datos históricos. La función objetivo compuesta definida anteriormente sirve como un criterio cuantitativo del grado de ajuste, por lo que es posible trabajar con un gran número de casos posibles. Como se mencionó, el objetivo de este trabajo no es encontrar un único modelo que ajuste los datos a la perfección, pero sí encontrar un conjunto reducido de posibles ajustes.

El diseño inicial de los experimentos puede ser insuficiente para mapear el problema, especialmente cerca del mínimo de la función FO. Otros experimentos utilizados para mejorar la calidad de SRNP se obtienen de forma iterativa mediante el uso de filtros para seleccionar valores bajos de FO. Con el objetivo de facilitar el proceso, se generan superficies multi-respuesta para las variables de interés (caudales de agua y de petróleo y presión estática). Como se puede observar en la figura 12, ya en la quinta iteración se obtuvo un angostamiento de las bandas de las curvas de los percentiles representativos. Otro aspecto importante es que los datos históricos (curva amarilla en el gráfico) están contenidos en la faja P_{10} - P_{90} , que en esta etapa está bien estrecha en relación con la dispersión inicial. De esta manera, fue posible un ajuste de historia a partir de la mitigación progresiva de la incertidumbre alrededor de los mínimos de la FO con el agregado secuencial de nuevas simulaciones de confirmación en cada iteración, obteniendo un indicador de calidad mejorado.

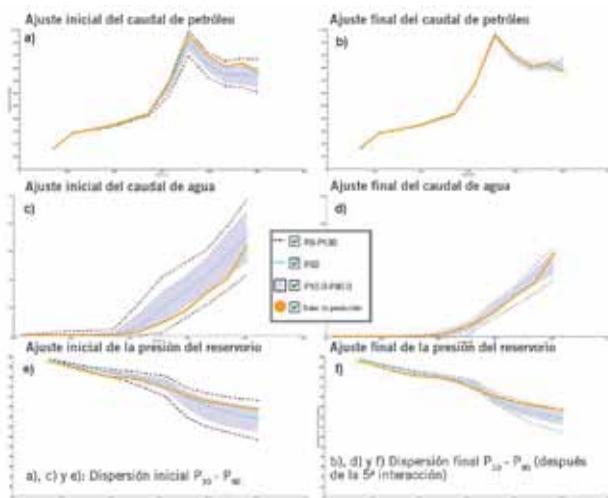


Figura 12. Ajuste de historia probabilístico de la producción de agua, de petróleo y de presión estática antes y después de la optimización de la SRNP paramétrica (herramienta A).

En las figuras 12d, 12e y 12f se presentan las distribuciones obtenidas que corresponden a los tiempos representativos para la calidad aceptada al final de la quinta iteración. La región de interés comprende las zonas donde la función objetivo es de menor valor. La herramienta A posee una opción que habilita filtrar los resultados en torno a un valor deseado de la FO. Otra situación en la que ese recurso es útil es cuando deseamos individualizar un modelo representativo de los escenarios P_{10} , P_{50} y P_{90} , como será mostrado más adelante. Con base en la información generada por los filtros activados sobre la SRNP, son extraídos modelos representativos con buen ajuste de los datos históricos, cuyas combinaciones de parámetros inciertos posibles permitirán

la obtención de las nuevas distribuciones (*a posteriori*). Estas distribuciones conducen a una dispersión de las curvas de producción más baja en el período de pronóstico solamente afectado por la incertidumbre remanente.

La herramienta B permite también la construcción de superficies de respuesta lineal o cuadrática, que tienen utilidad limitada para el caso de un ajuste de historia. Paralelamente, dispone de métodos de optimización, como el *Designed Exploration Controlled Evolution* (DECE: Control de la evolución de un proyecto exploratorio. Dispensión de datos), *Particle Swarm* o *Annealing Simulation* para auxiliar el proceso o ajuste, especialmente eficientes para obtener una única solución óptima determinística. Para obtener un conjunto más amplio de soluciones, necesitamos incorporar de alguna manera las soluciones exploradas por el algoritmo hasta llegar a un conjunto óptimo de candidatos.

Distribuciones *a posteriori*

Después de obtener la superficie de respuesta confiable, la distribución de probabilidad de los parámetros de entrada es redefinida a fin de seleccionar las combinaciones de parámetros que respeten la historia de producción existente. Para ello, se realiza una propagación de la incertidumbre filtrando solo los casos con bajos valores de la función objetivo SRNP compuesto. A partir de estos casos filtrados son construidos histogramas que agrupan solamente los valores de los parámetros de entrada correspondientes a esos casos, lo que permite la redefinición de sus distribuciones de probabilidad.

La elaboración más correcta de las distribuciones *a posteriori* debería ser como una distribución conjunta de los parámetros, debido a la posibilidad de interacciones entre ellos. Sin embargo, con las herramientas empleadas en este trabajo, fue posible utilizar solo las distribuciones marginales en la propagación. Además, para obtener una descripción aceptable en un espacio dimensional alto, sería necesario generar un mayor número de casos. Por estas razones, este trabajo solo considera las distribuciones marginales, aunque ya existen versiones comerciales que permiten obtener las distribuciones conjuntas. La versión utilizada no permitía almacenar las distribuciones obtenidas para una futura utilización. Ese paso fue hecho en una planilla separada, que permitió definir las nuevas distribuciones. En la figura 13 se muestra los histogramas y los intervalos de valores seleccionados para cada distribución *a posteriori* después de aplicar el filtrado de la superficie de respuesta en la región de interés.

En el caso de la herramienta de B es necesario proponer una manera de incorporar el conocimiento del espacio explorado por los métodos de optimización, ya que el resultado final es, por lo general, un conjunto muy reducido de soluciones óptimas. Son propuestos tres métodos, cuya premisa básica es considerar solo los casos que honran los datos de la historia dentro de una cierta tolerancia definida (controlada por un FO compuesto).

Una primera alternativa es usar el resultado del proceso de ajuste de la historia solo para redefinir los valores máximos y mínimos de los parámetros. Cuando se utiliza el método optimizado estándar (DECE), el programa muestra los intervalos optimizados. Sin embargo, estos intervalos son, en general, demasiado estrechos para su uso en un

análisis de incertidumbre. Una manera de lograr intervalos más amplios es con un criterio de detención temprana cuando, por ejemplo, se obtiene una serie de soluciones con una FO por debajo de un cierto valor. En la figura 14 se ilustra el mapa de valores de los parámetros para el caso de estudio.

El método descrito anteriormente es simple, se obtienen solo algunos intervalos, pero es necesario asumir una distribución uniforme, o al menos simétrica, para los parámetros.

El segundo método consiste en trabajar con una hoja de cálculo externa para obtener los correspondientes histogramas, filtrando los casos por un valor máximo admitido de la FO compuesta. Sin embargo, se requiere un cierto cuidado con este procedimiento:

1. El procesamiento se realiza con los casos simulados disponibles, en lugar de realizar la propagación de Monte Carlo con superficies de respuesta. A pesar del hecho estas respuestas se consideran más consistentes, hay menos casos que se deben considerar, que resul-

	300	400	500	600	700	800	900	1000	1100	1200	1300	1400	1500	1600	1700	1800	1900	2000
ASPMO	0,01	0,01	0,01	0,01	0,01	0,01	0,01	0,01	0,01	0,01	0,01	0,01	0,01	0,01	0,01	0,01	0,01	0,01
ASPPOR	0,01	0,01	0,01	0,01	0,01	0,01	0,01	0,01	0,01	0,01	0,01	0,01	0,01	0,01	0,01	0,01	0,01	0,01
CPOR	0,01	0,01	0,01	0,01	0,01	0,01	0,01	0,01	0,01	0,01	0,01	0,01	0,01	0,01	0,01	0,01	0,01	0,01
MULTF2	0	0,125	0,25	0,375	0,5	0,625	0,75	0,875	1,0	1,125	1,25	1,375	1,5	1,625	1,75	1,875	2,0	2,125
PERMI	0,01	0,01	0,01	0,01	0,01	0,01	0,01	0,01	0,01	0,01	0,01	0,01	0,01	0,01	0,01	0,01	0,01	0,01
WOC	0,01	0,01	0,01	0,01	0,01	0,01	0,01	0,01	0,01	0,01	0,01	0,01	0,01	0,01	0,01	0,01	0,01	0,01
...

Figura 14. Destaque de intervalos válidos para los parámetros inciertos- valores en blanco (herramienta B).

tan en un histograma menos confiable.

2. Los casos no siguen las distribuciones *a priori*, como sucede en una simulación de Monte Carlo. En su lugar, los casos son determinados por el algoritmo de búsqueda utilizado. Irónicamente, cuanto más rápido es la convergencia del algoritmo, un menor número de casos disponen para su análisis.

Finalmente, una tercera alternativa es realizar el ajuste de historia con un diseño por Hipercubo Latino y meta-

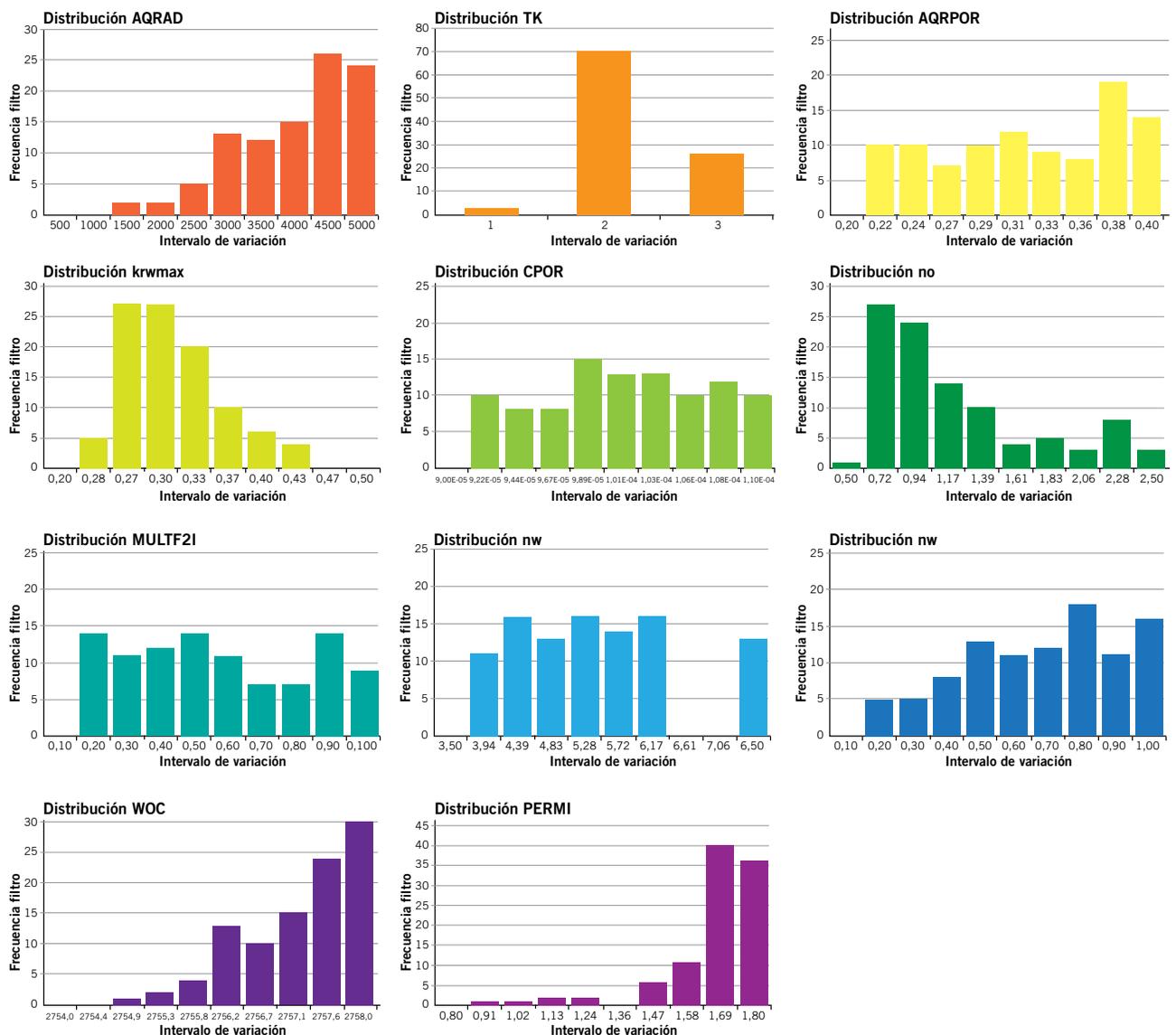


Figura 13. Histogramas y rangos de variación *a posteriori* de los parámetros críticos después de la propagación del filtro en la zona mínima de la FO (herramienta A).

modelos. Este procedimiento es más limitado que el descrito para la herramienta A, ya que no están disponibles superficies no paramétricas, ni es posible incorporar nuevas simulaciones de confirmación. Es posible mejorar el resultado final restringiendo los parámetros de acuerdo con el resultado obtenido y realizar un nuevo ajuste, dos o tres veces, restringiendo en forma gradual las soluciones a una región menor alrededor del mínimo.

Usando el segundo o el tercer método, se puede obtener histogramas que indican qué tipo de distribuciones adoptar. Sin embargo, como se ha dicho, se debe tener cierta precaución, debido a que estos histogramas no se corresponden exactamente con las distribuciones de probabilidad. En la figura 15 se puede observar cómo el algoritmo DECE tiende a restringir demasiado los intervalos de variación de los atributos inciertos, debido a su rápida convergencia. El cálculo vía superficies de respuesta conduce a distribuciones más abiertas y suaves, mientras que el método *Particle Swarm* produce un comportamiento intermedio. En la figura 16 se muestran los histogramas y los rangos de valores seleccionados para la distribución *a posteriori* en el caso de la herramienta B, basado en un ajuste de historia realizado por Hipercubo Latino. Se señala que los histogramas no se utilizan directamente como distribu-

ciones de probabilidad de los parámetros, sino como una orientación auxiliar para definir los intervalos y las modas de las distribuciones más suaves.

Análisis de incertidumbre *a posteriori*

Los datos históricos son útiles para mitigar parte de la condición de incertidumbre inicial y la dispersión de las respuestas de los posibles modelos. Con la obtención de las distribuciones posteriores, se realiza un nuevo análisis de la incertidumbre para obtener el grado de dispersión posterior al ajuste probabilístico. Este grado de dispersión es comparado con el resultado obtenido usando las distribuciones iniciales, bajo las mismas condiciones de análisis de incertidumbre realizado.

Los intervalos y distribuciones dudosos redefinidos en la etapa anterior son combinados nuevamente, según un diseño de experimentos basado en el muestreo Hipercubo Latino, pero en esta instancia usando las distribuciones *a posteriori*. A partir de los resultados del experimento, son generadas las superficies de respuesta para los resultados de interés, que son las FOs utilizadas, además de las curvas de presión y de los caudales de petróleo y de agua. También son consideradas las respuestas escalares (presión y pro-



Figura 15. Histogramas para los parámetros k_{rw} máx. y Permi. (a) y (b)-Método DECE; (c) y (d)-Método Enjambre de partículas; (e) y (f)-Hipercubo Latino (herramienta B).

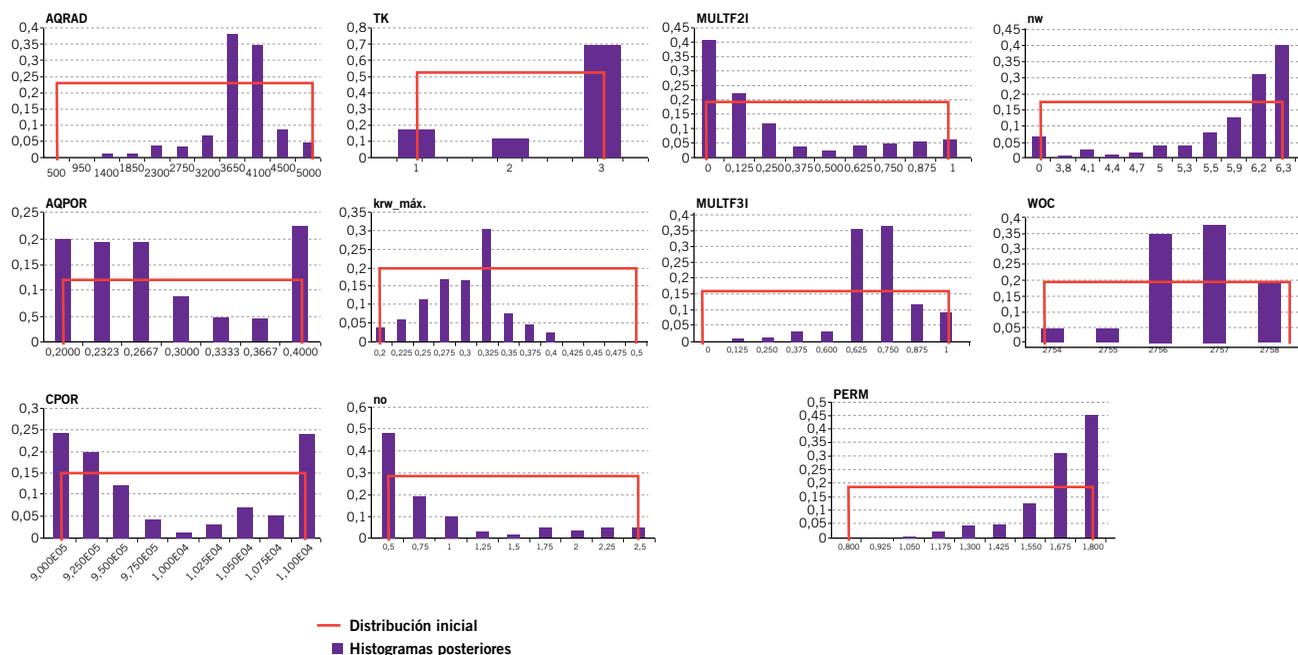


Figura 16. Histogramas de los parámetros utilizando el método Hipercubo Latino, (herramienta B).

ducción acumulada de petróleo y de agua) para los tiempos 5.022 días (1998) y 9.405 días (2010) para observar variaciones en la influencia de los parámetros.

Fueron realizados los mismos análisis de incertidumbre efectuados con las distribuciones *a priori*, o sea, análisis temporales para lograr la envolvente de los percentiles P_{10} a P_{90} las variables y la simulación de Monte Carlo sobre las respuestas escalares a 5.022 e 9.405 días. Estas curvas envolventes de las acumuladas de producción P_{10} y P_{90} *a posteriori* son presentadas en la figura 17. Comparada con la figura 11 (análisis *a priori*), se observa un considerable angostamiento de más de 12 millones de m^3 para el tiempo final del pronóstico (2010) y una superposición significativa entre P_{10} a P_{90} del período histórico, indicando que todos los modelos probabilísticos ajustan la producción. En la figura 18 se evidencia el estrechamiento de la distribución en el tiempo final de pronóstico, como así también la exclusión de los casos más pesimistas para el modelo estudiado.

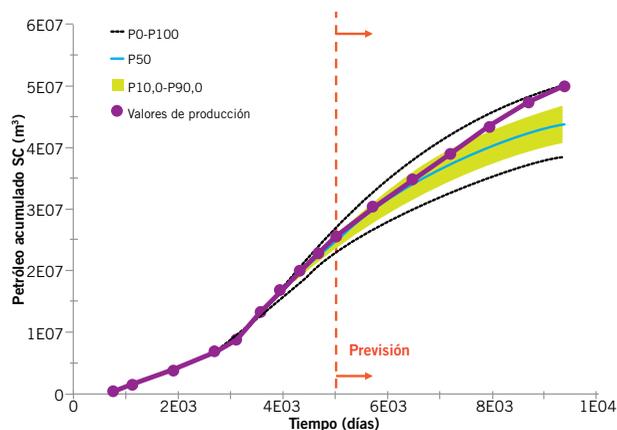


Figura 17. Análisis de incertidumbre *a posteriori* con el ajuste de historia y pronóstico de producción de petróleo (Np).

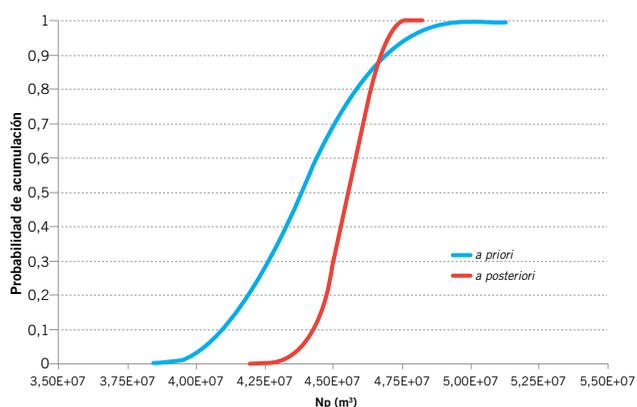


Figura 18. Distribución de Np en el tiempo final para el análisis de incertidumbre *a priori* y *a posteriori*.

Análisis de incertidumbre final

Una vez comparados los resultados se corre un análisis final de incertidumbre teniendo en cuenta las distribuciones *a posteriori*, se adicionan otros parámetros que no afectan el entorno histórico, pero tienen suficiente influencia en el pronóstico de la producción. Los parámetros añadidos en esta etapa son los siguientes:

- AQ200 - reducción de la transmisibilidad del acuífero.
- MULTF4S - multiplicador de transmisibilidad de fallas.
- MULTPI - multiplicador del IP de pozos, variando de 0,5 a 2,0.
- STL e STW - controles de caudal de líquido y de inyección de los pozos con entrada después de 1998.

El análisis se lleva a cabo siguiendo el mismo procedimiento adoptado en la incertidumbre posterior con diseño de experimentos por Hipercubo Latino y generación de superficies de respuesta. Las curvas envolventes finales P_{10} a P_{90} son presentadas en la figura 19. En esta figura, se puede constatar que los datos históricos aún son respetados y

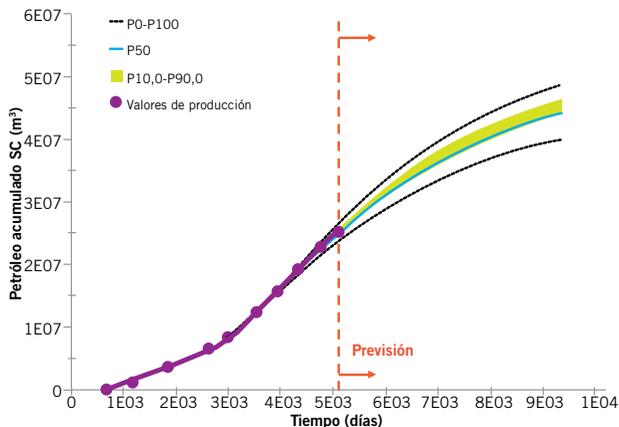


Figura 19. Análisis de incertidumbre "final". Ajuste de historia y pronóstico de producción de petróleo (Np).

se superponen con la curva da P_{50} , mientras que la banda P_{10} - P_{90} resulta aceptable, si bien se nota un aumento en la dispersión debido a la incertidumbre remanente, que mide o representa el riesgo final del proyecto.

La dispersión final de la curva Np acumulada, probabilísticamente calculada en la herramienta A, varía de 41 a 49 millones de m³, si se considera la totalidad de los posibles modelos calibrados. Con el otro aplicativo, la dispersión del análisis es levemente mayor, de 39 a 53 millones de m³, debido a diferencias en el modelado de las distribuciones de los parámetros y al hecho de que los diseños de experimentos no son enteramente semejantes. Igualmente, para fines comparativos podemos ver que en la figura 20, las curvas de Np calculadas con los dos programas son análogas.

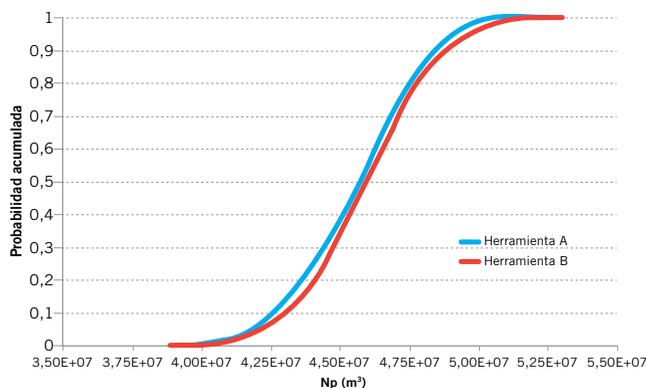


Figura 20. Distribución acumulada de Np para el análisis de incertidumbre final.

Identificación de los modelos P_{10} , P_{50} y P_{90}

Un concepto erróneo, pero bastante común, es la selección de un modelo representativo basado solo en la respuesta final de interés (por ejemplo, petróleo acumulado en una fecha determinada). Este modelo quizá no es representativo de otras respuestas deseadas para el caso elegido; por ejemplo, el agua acumulada o la producción de petróleo en otros instantes.

Los percentiles P_{10} , P_{50} y P_{90} se utilizan para representar el modelo optimista, probable y pesimista. Como se mencionó, es posible que la combinación que resultó en el valor Np para el percentil P_{10} en el tiempo t_1 sea diferente

de la combinación en el tiempo t_2 . Se desea encontrar una combinación única de parámetros (modelo representativo) que represente a todos los valores de los percentiles de referencia para cada una de las SRs construidas en cada tiempo. Para esto, es aplicado un filtro para cada percentil y, dependiendo de la tolerancia convenida, se puede encontrar más de una combinación.

En la figura 21 se observa un ejemplo en el que se encontraron dos combinaciones diferentes de parámetros (curva externa) para representar a los SRs de los seis tiempo de referencia t_n diferentes para un percentil P_x determinado (curva central). Se observa que ambas combinaciones caen dentro de la tolerancia seleccionada. El problema puede ser aún más complejo cuando se desea seleccionar modelos representativos que incluyen condicionamientos sobre dos o más respuestas, como el agua y el petróleo producidos simultáneamente.

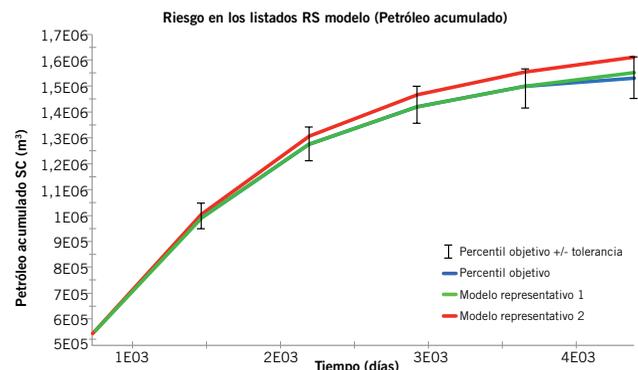


Figura 21. Ejemplo del filtro utilizado para identificar los modelos representativos P_{10} , P_{50} y P_{90} .

Validación y selección de los modelos representativos

Cada uno de los modelos representativos de los percentiles de referencia (P_{10} , P_{50} y P_{90}) seleccionados en el paso anterior deben ser validados con nuevas simulaciones numéricas (corridas de confirmación finales). Los parámetros inciertos identificados en el paso anterior forman parte de la configuración de estos modelos definitivos; al cerrar el procedimiento, se deben comparar las curvas procedentes de las SRs con la directa del modelo numérico. Es importante resaltar la similitud de los resultados.

Para el modelo probable son elegidos los valores próximos al percentil P50, tanto para Np como para Wp. En cuanto a los modelos pesimistas y optimistas, esta elección no es tan clara. Es razonable que un modelo optimista produce menos agua que un modelo pesimista. Por esta razón, se decidió considerar para el modelo pesimista, P_{90} para Np y P_{10} para Wp, es decir, el 90% de las combinaciones posibles de la producción de petróleo supera este valor, y solo existe un 10% de los casos con una producción más elevada de agua. Del mismo modo, para el modelo optimista se considera la situación inversa, que implica una referencia de P_{10} para Np y de P_{90} para Wp.

Como se explicó, este proceso final es guiado por filtros que permiten individualizar aquellos modelos próximos a los percentiles mencionados, tanto para el Np como para Wp en forma conjunta. Los modelos identificados son exportados a una planilla auxiliar externa para un análisis gráfico interactivo de doble entrada en cada tiempo representativo en la etapa de pronóstico.

En la figura 22 se muestran los diversos modelos dispersos en un gráfico donde el eje de abscisas X representa la producción de acumulación de petróleo en los tiempos 6.483, 7.944 y 9.374 días, mientras que el eje Y representa la producción de agua acumulada en los mismos tiempos. Obsérvese que el modelo seleccionado para cada escenario (P_{10} , P_{50} y P_{90}) es el mismo en todo momento y se encuentra próximo al cruce del percentiles deseado, tanto para la acumulada de petróleo como para el agua acumulada.

En la herramienta B, para la selección de muestras representativas se procede mayormente de forma manual y no se cuenta con una opción que permita un análisis expedita. No hay opción de análisis multirrespuesta, aunque es posible crear FOs de la misma variable en diferentes tiempos de referencia t_n , este procedimiento puede resultar poco práctico si se desean analizar muchas fechas. Por esta razón, no es posible generar gráficos con las curvas envolventes P_{10} a P_{90} .

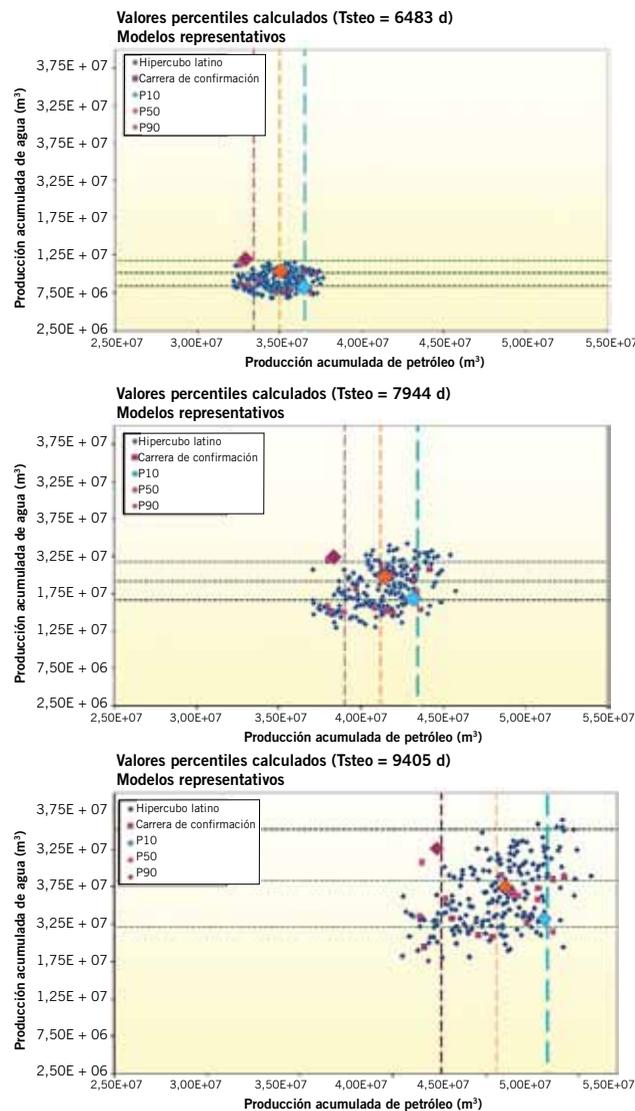


Figura 22. Producción de agua acumulada versus producción de petróleo acumulada para los tiempos (a) 6.483 días, (b) 7.944 días y (c) 9.374 días. Los puntos indican los modelos representativos para los escenarios optimista, probable y pesimista.

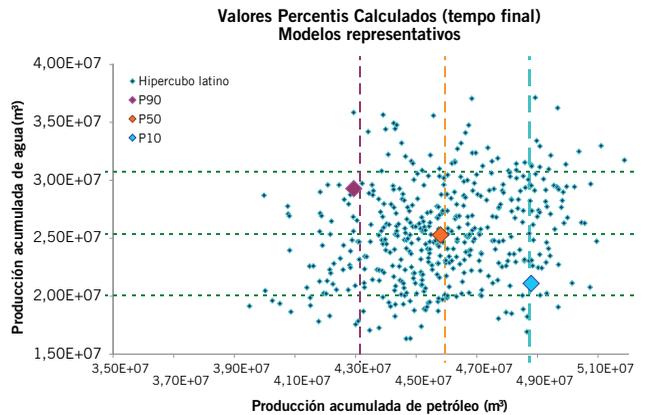


Figura 23. N_p versus W_p en el tiempo 9.374 días para los casos de los diseños de experimentos elegidos (herramienta B).

Las superficies de respuesta cuadráticas tienen una capacidad limitada de representación, insuficiente para problemas complejos. En consecuencia, la elección de los modelos basados en las combinaciones de parámetros Monte Carlo puede tener comportamientos no esperados, ya que los valores de N_p y W_p y la calidad del ajuste al proceder con la corrida del modelo de simulación pueden diferir drásticamente.

Por consiguiente, en este caso se consideró que la forma más práctica para seleccionar los modelos representativos es elegirlos a partir de los casos disponibles con el diseño de experimentos. Así, para que existan casos que lleguen a los percentiles deseados, se debe tener un número razonable de casos simulados, según la complejidad del problema (que utiliza un diseño con cerca de 500 modelos en el caso de estudio, aumentando el tiempo de cálculo). Los modelos que cumplan simultáneamente los percentiles de más de una variable en varios tiempos se pueden seleccionar gráficamente de la misma manera que se explicó, como se ilustra en la figura 23.

Siempre es importante verificar gráficamente que los modelos separados respeten la historia de la producción, lo cual a veces no sucede continuamente en todos los casos. En la figura 24 se muestran las curvas de producción acumulada de la selección de los posibles modelos P_{10} , P_{50} y P_{90} de petróleo y de agua consideradas en conjunto.

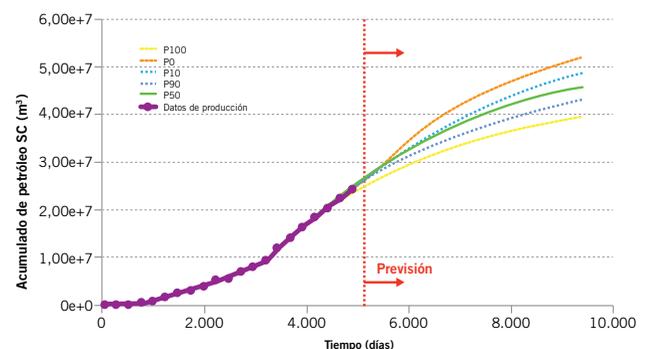


Figura 24. Producción acumulada de los modelos representativos del análisis de incertidumbre final (herramienta B).

Conclusiones

Se puede constatar que los programas comerciales disponibles tienen más diferencias que un análisis superficial revela y que se necesita tener una visión crítica de los resultados presentados por las aplicaciones. Ambos permiten obtener un análisis de incertidumbre condicionada a la historia de producción tomando los debidos cuidados y precauciones en la configuración del caso y la carga de los datos.

La primera herramienta tiene una curva de aprendizaje más lenta y una configuración compleja que exige ciertos conocimientos específicos, que pueden inhibir de su uso a los usuarios principiantes, pero observa más estrictamente los principios teóricos. Se destacan las opciones para mejorar la calidad de los SR generadas y para establecer las simulaciones de confirmación necesarias para ese fin. Además, esta aplicación cuenta con una gran flexibilidad en el análisis de incertidumbre, lo que permite obtener modelos representativos, teniendo en cuenta el rango P_{10} - P_{90} para múltiples tiempos en forma simultánea.

La herramienta B puede ser más eficiente en la realización determinística (solución individual) de un ajuste, pero no posee demasiados recursos para conducir probabilísticamente el ajuste. Se destaca un flujo de trabajo directo e intuitivo, con una interfaz amigable que funciona de modo acoplado con otras aplicaciones de la misma plataforma de software. La configuración de las simulaciones paralelas con *clusters* y múltiples procesadores también es de fácil implementación –uso del programa LSF, redes de computadoras (MSCC) o el distribuidor propio *Drone Scheduler*-. Una ventaja adicional es que con esta herramienta un número ilimitado de simulaciones puede ser lanzado al mismo tiempo, debido a un acuerdo comercial de uso de licencias.

Las principales diferencias entre los aplicativos se enumeran en los siguientes puntos:

1. Muestreo del diseño de experimentos por Hipercubo Latino.
2. Posibilidad de realizar sensibilidades del tipo global para investigar la inter-relación y la realización de modelos *proxy* no paramétricos.
3. Diferente planteo de ecuaciones de la FO compuesta, que puede resultar en zonas de mínimos ligeramente diferentes.
4. Enfoques distintos para el ajuste de historia (meta-modelos *versus* algoritmos estocásticos de optimización).
5. Recursos para la identificación y la selección de las curvas características de producción de los modelos representativos.

Los procedimientos para obtener un ajuste de historia probabilístico todavía precisan perfeccionarse; sin embargo, no existe una único camino para seguir. Aunque la teoría básica que motiva condicionar la predicción de producción a los datos históricos está bien establecida, su aplicación en la práctica todavía enfrenta algunas dificultades.

El enfoque de la condicionalidad bayesiana, más correcto desde el punto de vista teórico, tiene un costo com-

putacional prohibitivo en los casos reales, más aun cuando se asocia con simulaciones numéricas de reservorios para predecir el comportamiento dinámico del proyecto. Incluso el enfoque presentado en este artículo, considerablemente más simple y rápido, requiere de un esfuerzo importante, tanto en el procesamiento como en horas de trabajo. Parte del costo se debe a que las aplicaciones comerciales disponibles aún no son totalmente adecuadas para el flujo de trabajo que se utiliza.

El “arte” de la obtención de un análisis robusto, si se consideran los datos históricos, depende de la capacidad de identificar los parámetros críticos que tienen impacto en el pronóstico de producción sin comprometer la calidad del ajuste. El proceso de parametrización y el análisis de la variabilidad asociada son críticos y dependen de un enfoque multidisciplinario. Estos parámetros deben ser plausibles desde el punto de vista geológico y de reservorios. Por esta razón, para conseguir un resultado satisfactorio, es importante que el proceso de ajuste de historia agrupe no solo a los ingenieros, sino también a los geólogos y geofísicos responsables del desarrollo del campo.

Se pueden reducir o mitigar las incertidumbres, pero es imposible excluirlas por completo. Hay que tener en cuenta que se trata de un proceso de reducción y no de la eliminación completa de las incertidumbres. Un único modelo determinístico, aunque el ajuste sea excelente para un extenso período, no garantiza un buen pronóstico, (aunque sea la mejor opción que usar un modelo desajustado).

Incluso con todas las restricciones y las limitaciones de los datos y las herramientas disponibles, el proceso para condicionar la incertidumbre de los pronósticos con la historia de producción conocida trae una ganancia de robustez considerable en el comportamiento predictivo del proyecto y debe aplicarse siempre que sea posible. Solo adhiriendo al principio en todos los proyectos en que puedan aplicarse este tipo de metodologías y con el constante intercambio de experiencias entre los profesionales involucrados podemos llegar a un proceso coherente y eficaz para reducir las incertidumbres en el ajuste de la historia.

Este tipo de procedimiento todavía necesita más investigación y desarrollo, considerando que no hay una solución o un procedimiento mejor que el otro. La metodología presentada es solo uno de los caminos propuestos. ■

Agradecimientos

Agradecemos a todos los profesionales que contribuyeron con aportes técnicos muy valiosos en la elaboración del modelo estático y dinámico que sirvió como caso de estudio para la obtención de la metodología propuesta en este artículo.

Referencias bibliográficas

Alvarado, M. G.; Mcvay, D. A. y W. J. Lee, 2005, *Quantification of Uncertainty by Combining Forecasting With History Matching*, *Journal of Petroleum Science and Technology*, 23 (3-4), 445-462.

- Becerra, G. G. *Mitigação de incertezas através da integração com ajuste de histórico de produção*, 2007, Disertación (Maestría)-Universidade Estadual de Campinas, São Paulo, 2007, p. 192.
- Bratvold, R. B. y S. H. Begg, *Making good decisions*. Richardson: Society of Petroleum Engineers, 2010, p. 207.
- Busby, D. y M. Feraille, *Adaptive design of experiments for calibration of complex simulators: an application to uncertainty quantification of a mature oil field*. *Journal of physics: conference series*, Paris, v. 135, n. 1, p. 012026, Nov. 2008. Trabajo presentado en 6th International Conference on Inverse Problems in Engineering: Theory and Practice, Dourdan, France, 2008.
- CMOST studio. *User's Guide. Version 2013*, Calgary, Alberta, CMG, 2014.
- Cougar software. Version 2013.2: *user manual*. Rueil-Malmaison, France, IFPEN; Beicip-Franlab, 2014.
- Christie, M.; Macbeth, C. y S. Subbey. *Multiple history-matched models for Teal South*, 2002, *The Leading Edge*, 21 (3), 286-289.
- Emerick, A. A.; Reynolds, A. C. EnKF-MCMC. En: *Spe Europec/Eage Annual Conference And Exhibition*, 2010, Barcelona, España, *Proceedings: Society of Petroleum Engineers*, 14-17 June.
- Gu, Y. and Oliver, D. S., 2004, *History Matching of the PUNQ-S3 Reservoir Model Using the Ensemble Kalman Filter*, SPE 89942. *Annual Technical Conference and Exhibition*, Houston, Texas, U.S.A., 26-29, September.
- Kashib, T. y S. Srinivasan, 2006, *A Probabilistic Approach to Integrating Dynamic Data in Reservoir Models*, *Journal of Petroleum Science and Engineering*, 50 (3-4), 241-257.
- LISBOA, E. A. y R. B. DUARTE, *Análise de incertezas do histórico de produção: avaliação da área a sul do poço RJS510 em Albacora Leste*. En: *Seminário de Reservas e Reservatórios-SRR*, 2009, Rio de Janeiro, Petrobras.
- Matheron, G. *Le krigeage universel*. Fontainebleau, France: *L'Ecole Nationale Supérieure des Mines de Paris*, 1969, fascicule 1.
- Nicotra, G., Godi, A., Cominelli, A. and M. Christie, 2005, *Production Data and Uncertainty Quantification: A Real Case Study*, SPE 93280, *Reservoir Simulation Symposium*, Houston, Texas, 31, January-02, February.
- Queipo, N. V., Pintos, S., Rincón, N. y N. Contreas, 2002, "Surrogate Modeling-Based Optimization for the Integration of Static and Dynamic Data into a Reservoir Description", *Journal of Petroleum Science and Engineering*, 35 (3-4), pp. 167-181.
- Reis, L. C. *Quantificação de incertezas volumétricas condicionada aos dados dinâmicos observados*. En: *Seminário de Reservas e Reservatórios-SRR*, Salvador, 2005, Petrobras.
- Roggero, F., 1997, *Direct Selection of Stochastic Model Realizations Constrained to Historical Data*, SPE 38731, *Annual Technical Conference and Exhibition*, San Antonio, Texas, 5-8, October.
- Rotondi, M., Nicotra, G. y A. Godi, et al., 2006, *Hydrocarbon Production Forecast and Uncertainty Quantification: A Field Application*, SPE102135, *Annual Technical Conference and Exhibition*, San Antonio, Texas, 24-27, September.
- Suzuki, S. and J. Caers, 2006, *History Matching With an Uncertain Geological Scenario*, SPE 102154, *Annual Technical Conference and Exhibition*, San Antonio, Texas, 24-27, September.
- Williams, G. J. J.; Manfield, M.; MacDonald, D. G. y M. D. BUSH, 2004, *Top-Down Reservoir Modelling*, SPE 89974, *Annual Technical Conference and Exhibition*, Houston, Texas, SPE, 26-29, September.
- Zubarev, D. I. *Pros and cons of applying proxy-models as a substitute for full reservoir simulations*. En: *Spe Annual Technical Conference and Exhibition*, 2009, Louisiana, USA. Richardson: Society of Petroleum Engineers, 2009, SPE 124815.