



En este trabajo se muestra la utilización de procesos para el análisis de Incertidumbre y Optimización, lo que permitió identificar rápidamente las soluciones y los parámetros asociados más importantes que ajustan el modelo.

Desarrollo de un modelo de Simulación Numérica para el modelado de un yacimiento de *Tight Gas*

Por *Martín Gutman, Gustavo Becerra (Pampa Energía S.A.) y Juan Pablo Francos (Schlumberger)*

En el área Río Neuquén, en la cuenca Neuquina, se desarrollan las arenas de Punta Rosada y Lajas a profundidades entre los 3000 y 4000 mbbp aproximadamente. Estos reservorios son de características de *Tight Gas*. En estos intervalos se pueden encontrar hasta 40 arenas productivas. La completación fue evolucionando hacia la incorporación de mayor cantidad de arenas en contacto con el pozo. Para identificar cuál es el distanciamiento óptimo para el desarrollo de este campo en las diferentes zonas del área y optimizar las fracturas hidráulicas a partir del ajuste de la distribución de caudales obtenidos por PLT (production logging tool), se propone un modelo que represente todos los elementos estructurales de un pozo típico para el desarrollo de este campo.

Para el caso de tratamiento se desarrolló un flujo de trabajo a partir de las herramientas Petrel y Eclipse; para la simulación de un pozo. Se inició a partir de un sacabocado del modelo geocelular original. Se modelaron las fracturas y se inicializó la simulación. En este proceso se pudo realizar un análisis de sensibilidad sobre diferentes parámetros inciertos por considerar para la optimización buscada. Se logró generar una sensibilidad a cada longitud de fractura de cada etapa, al radio de drenaje del pozo y alcanzar un mejor ajuste del modelo de permeabilidad original generado a través de la calibración perfil-corona.

A partir de la generación de este modelo conceptual, podemos entender mucho mejor el comportamiento de cada pozo y capa. Pero fundamentalmente podemos aplicar el flujo de trabajo generado para hacer el ajuste de pozos con diferentes características, lo cual nos permitirá mejorar el factor de recuperación del campo en cada zona y evaluar eficientemente el comportamiento de cada estimulación propuesta.

En este trabajo se muestra la utilización de los procesos propuestos en el análisis de Incertidumbre y Optimización, que permitió identificar rápidamente las soluciones y los parámetros asociados más importantes que ajustan el modelo.

Introducción y problemática de Río Neuquén

Para el desarrollo de un campo con reservorios del tipo *Tight Gas* multicapa se deben estudiar diferentes características del drenaje de los pozos que ayuden a evaluar la mejor forma de optimizar el desarrollo. Si tenemos en cuenta que a este nivel de complejidad se le agregan las particularidades de la situación de la zona de Río Neuquén, solo complicamos más el estudio con la utilización de modelos analíticos simplificados. En el caso en estudio se debe contar con espesores totales de la base al tope de los reservorios del orden de los 1000 m. Se ponen en contacto más de 30 arenas en producción con permeabilidad medias menores a 0,01 md. Se trata de un reservorio de gas y condensado con variaciones areales (Figura 1).

Se observan claramente zonas que responden a gradientes de fractura desde 0,7 a 0,95 psi/ft y también presiones que responden a gradientes diferentes en la columna, con valores desde los 5500 psi a los casi 9000 psi en los niveles más profundos del intervalo completado.

Diferentes técnicas de estudio analítico y numérico son realizadas de forma habitual con los datos obtenidos de presión y caudal de forma diaria. Se van agregando datos de producción por capa o zona fracturada en función de la frecuencia de mediciones de PLT (*production logging tool*). Esta información es integrada para asignar recuperación por capa y comportamiento productivo. La complejidad propia de las capas en producción, junto a los diferentes niveles de presión original, provoca que los modelos analíticos deban ser más complejos y, en consecuencia, poco predictivos.

La simulación numérica permite utilizar el modelo geocelular base para poder evaluar, desde la visión del modelo geológico, el comportamiento de cada pozo, de cada etapa de fractura y de cada capa en forma independiente.

Al evaluar las herramientas a disposición para encontrar una solución a nuestra problemática, encontramos una serie de limitaciones propias de los programas dispo-

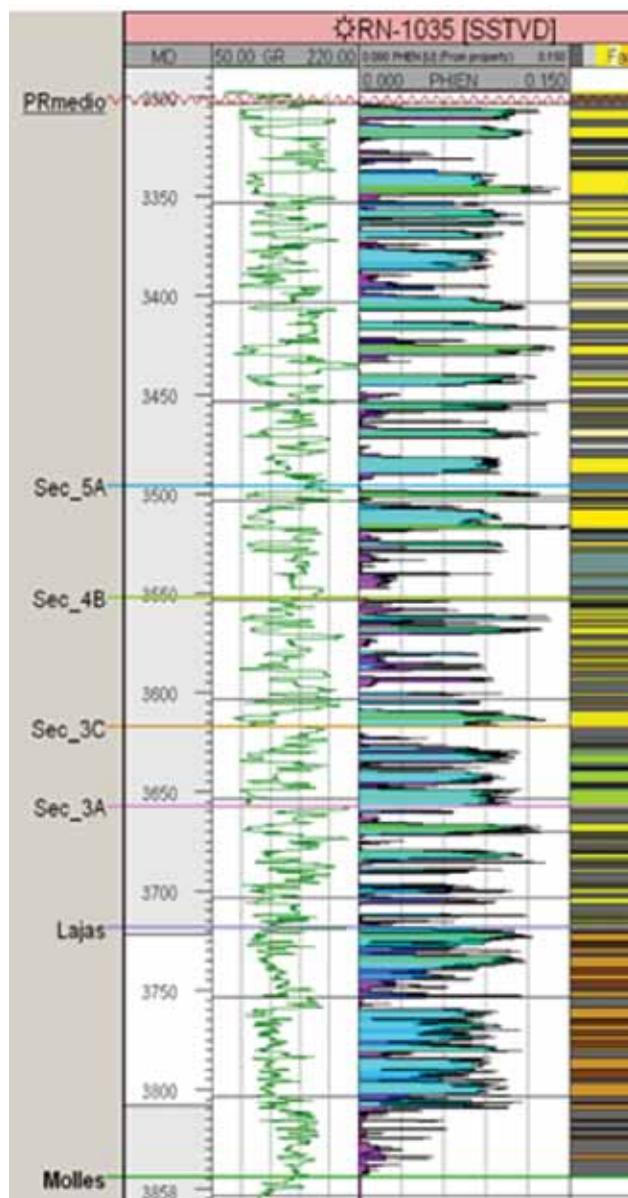


Figura 1. Perfil interpretado de toda la columna considerada en la simulación.



nibles. En el estudio, proponemos un flujo de trabajo que permitió, no solo modelar este tipo de reservorios complejos, sino lograr un producto que funciona de forma ágil y sencilla para someterse a procesos de sensibilidad en diferentes variables, análisis de incertidumbre y hasta procesos de optimización para ajuste y pronóstico de producción de pozos estimulados con múltiples etapas de las fracturas hidráulicas.

Objetivo

El objetivo principal es la construcción de un modelo dinámico que represente el aporte de cada fractura hidráulica

con el fin de proponer mejoras en los tratamientos y entender el drenaje de cada pozo.

También se propone estudiar el impacto de diferentes parámetros de incerteza en la producción de los pozos y determinar el rango de incerteza de los parámetros que más afectan la producción de los pozos.

Para ello, es una condición fundamental contar con un modelo numérico robusto y rápido que permita conducir análisis de sensibilidad, incertidumbre y su posterior optimización.

El desafío es aplicar la metodología en un reservorio, que además de las características mencionadas, posee un elevado número de niveles productivos con estimulaciones que, en general, atraviesan a más de una capa.

Solución propuesta

Existen diferentes métodos de modelado de fracturas hidráulicas: métodos analíticos, métodos implícitos y métodos explícitos. Cada método tiene distintos beneficios y limitaciones a su vez. Por ejemplo, en simulaciones analíticas el tiempo de cálculo es considerablemente menor comparado con una simulación numérica; sin embargo, solo permite utilizar reservorios homogéneos.

En este trabajo, se modelaron las fracturas hidráulicas explícitamente utilizando el método de refinamiento local de grilla (Local Grid Refinement), un método ampliamente utilizado. La utilización de un método numérico permite capturar la heterogeneidad del reservorio, las características particulares de cada capa y fractura y, además permite observar diferentes radios de drenaje.

Se desarrolló un flujo de trabajo que facilita el ajuste histórico de pozos multi-fracturados. En dicho flujo se incluyeron diferentes parámetros representativos, cargados con bastante incertidumbre: longitud de fractura hidráulica, permeabilidad, porosidad, pérdida de conductividad de la fractura en el tiempo y compactación de la matriz.

Trabajamos con pozos hidráulicamente fracturados desde 9 a 17 etapas. Al poseer datos de producción PLT, el ajuste histórico se llevó a cabo no solo a nivel pozo, sino también a nivel de cada etapa de la fractura hidráulica.

¿Por qué se decidió utilizar el método de LGRs?

Cuando en el programa Petrel se crea un elemento de fractura hidráulica, se debe indicar la permeabilidad de la fractura, su espesor, orientación y altura. Por default, esta herramienta utiliza una correlación cerrada propiedad de Schlumberger que convierte tales parámetros en las siguientes keywords: BOX (indicando la zona afectada), MULTX (multiplicador de la transmisibilidad en la dir. X), MULTY (multiplicador en la dir. Y), MULTZ (multiplicador en la dir. Z) y WPIMULT (multiplicador del índice de productividad). Pero, ¿de dónde sale esa correlación? Básicamente, se desarrolló utilizando modelos mono-fase que incorporaban modelos explícitos de fractura con refinamientos locales. Estos modelos fueron generados para diferentes grupos de combinaciones de tamaños de celda, longitudes de fracturas, ángulos entre el plano de fractura y la celda, diferentes relaciones entre la permeabilidad de la fractura y la permeabilidad de la matriz y la posición del pozo dentro de la celda. Sin embargo, para los rangos de permeabilidad observados en reservorios *tight* y *shale*, esta correlación no funciona adecuadamente.

Entonces, si en Petrel se elige no utilizar la correlación, es posible generar un refinamiento local (LGR) de la celda espaciado logarítmicamente respecto al eje de la etapa considerada (tipo *Tartan*).

La LGR logarítmica abarcará las celdas contactadas por el elemento de fractura generado y yacerá en un único plano I o J. Cuando la grilla refinada es exportada al simulador numérico, se escribirán las siguientes palabras clave: COMPDATL (completaciones abiertas en el refinamiento), REFINE (identifica los datos de cada refinamiento), BOX (celdas globales y locales incluidas), MULTX, MULTY, MULTZ (multiplicadores de transmisibilidad en las tres direcciones) y MULTPV (multiplicadores de volumen poral para la zona refinada). En este caso, no existirán multiplicadores a partir de correlaciones asociadas, sino que se exportan multiplicadores que representan las propiedades de

la celda global y de la LGR que representa el elemento de fractura de Petrel. Sin embargo, al utilizar los multiplicadores calculados para la LGR nos encontramos con diversos problemas y limitaciones: los multiplicadores exportados generaron numerosos problemas de convergencia, el conjunto de celdas utilizadas para el cálculo de los multiplicadores es sobredimensionado en casos con reservorios buzados o con pozos desviados.

Por consiguiente, se utilizó el siguiente procedimiento para mejorar la estabilidad del modelo y generar un flujo de trabajo versátil para diferentes escenarios que incluyen reservorios buzados y pozos desviados: se utiliza un pozo para la generación de las LGR y otro pozo (una copia del original) sin los elementos de fractura de Petrel, el cual será incluido en la estrategia de desarrollo que finalmente será exportada al simulador. Es entonces que la definición del plano de fractura se hace de forma explícita: se asigna mayor permeabilidad a las celdas del plano central de la LGR (Figura 2).

Flujo de trabajo

El proceso de preparación del modelo local (al que denominamos “sacabocado”) a partir de un sector de interés en el modelo fino geocelular global, con más 20 millones de celdas de 50 x 50 m y 900 niveles, consistió primeramente en una simplificación de la grilla mediante escalado, respetando la distribución de facies arena-arcilla. Este modelo local posee aproximadamente 20 mil celdas, menos de 300 niveles haciendo factible la construcción de los refinamientos representativos (Figura 3).

Una vez armado el escenario de simulación, con toda la información adicional cargada (configuración geométrica y de propiedades de las fracturas y la matriz, regiones PVT y de equilibrio, curvas Kr, historia de producción, etc.), se inicializó el modelo. Como se explicó, se modelaron 17 etapas de fractura mediante refinamientos individuales, generando una discretización mayor de las zonas en las

Como evitar el uso de los multiplicadores:

- Usar 1 pozo para construir la LGR y otro pozo para incluir en la simulación
- Asegurarse que el pozo este conectado en las celdas centrales de la LGR
- Asignar una mayor permeabilidad a las celdas centrales de la LGR

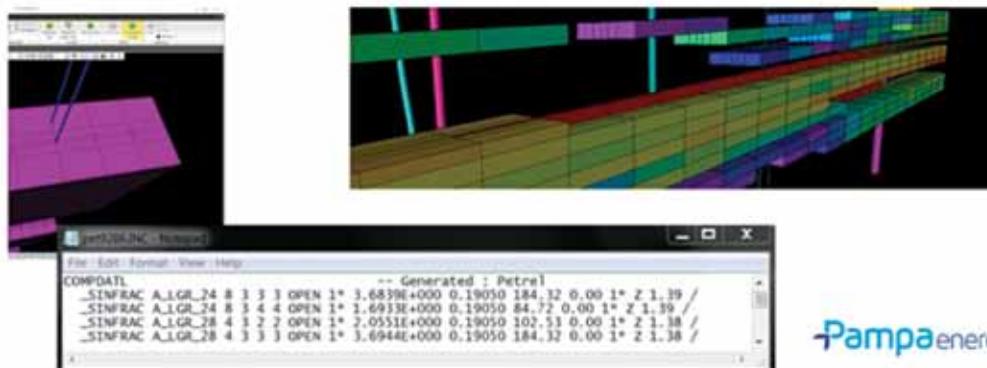


Figura 2. Cuidados en la construcción del LGR y su representación en el modelo.

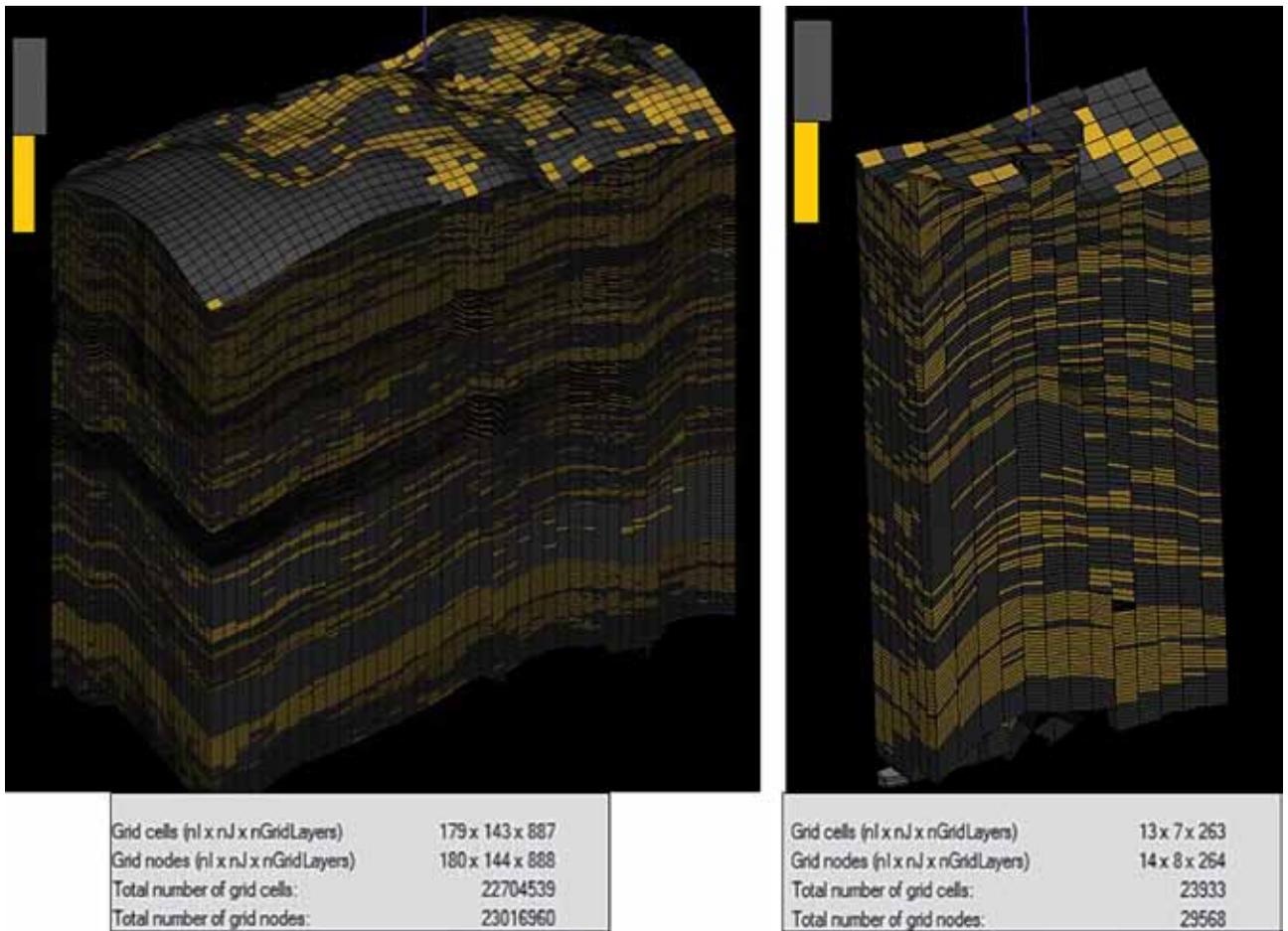


Figura 3. Modelo original geocelular y el sacabocado usado para la simulación.

que se representaron las fracturas hidráulicas. La cantidad de celdas aumentó considerablemente respecto a las que se tenían en el modelo sin fracturas, incrementando consecuentemente el número de problemas de convergencia. Estos, como eran de tipo lineal, se resolvieron con un algoritmo especial denominado Constrained Pressure Residual (CPR), que consiste en un pre-acondicionamiento de dos pasos que extrae una ecuación de presión de la matriz implícita. Resuelve así, iterativamente una corrección de presión en cada iteración, utiliza la corrección de presión para formar un nuevo residuo, aplica un arreglo implícito de bajo coste como el escalado diagonal o emplea Gauss-Seidel al nuevo residuo, y consecutivamente utiliza la suma de los dos pasos como la solución aproximada. Este algoritmo, sumando al aumento de iteraciones lineales y no lineales máximas que el simulador podía utilizar, permitió eliminar los problemas de convergencia y resultó una solución numérica más robusta.

Para poder aplicar el flujo de incertidumbre y optimización es necesario establecer un caso base representativo que considere todos los parámetros por evaluar. El modelo que se simulará debe describir, de la mejor manera posible, la resultante de las operaciones en cada tratamiento teniendo en cuenta las características mecánicas de la roca y cada uno de los parámetros de la estimulación y los fluidos utilizados. Se utilizaron datos post-job de cada etapa para definir conductividad y longitud de fractura.

Fue necesario, adicionalmente, generar propiedades para poder parametrizar el problema:

- *Distance to object*: se generó la propiedad que permitió variar el radio de drenaje a tiempos largos. (Figura 4).
- *LGR index*: se generaron propiedades para poder identificar y variar los parámetros de fractura. (Figura 5).

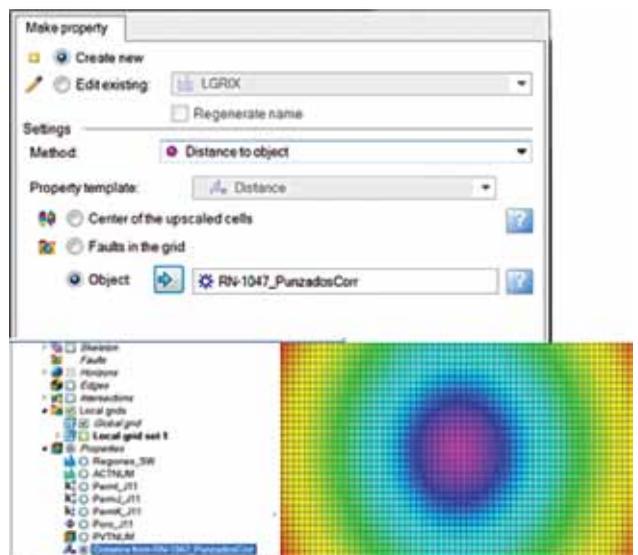


Figura 4. Definición de función de radio de drenaje.

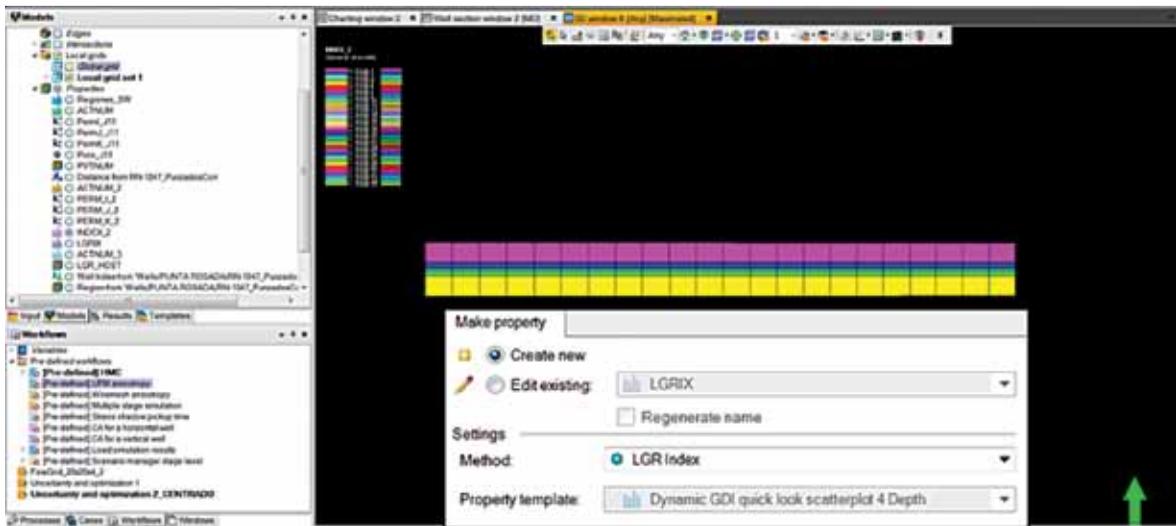


Figura 5. Definición de características de celda que representa la fractura.

Finalmente fueron cargados los flujos de trabajo de Sensibilidad, Incertidumbre y Optimización.

Análisis de Sensibilidad

Se define como la medida del efecto de un factor de entrada (parámetro incierto X) en la respuesta de la salida (variable calculada Y), recordando que un modelo numérico de reservorios implica una compleja relación multivariable no lineal. Este tipo de estudio facilita la detección y la jerarquización de los parámetros constituyentes del modelo que más influyen en su solución (en este caso la respuesta dinámica de un pozo fracturado hidráulicamente con múltiples etapas en un reservorio *tight*). Es un proceso de gran utilidad para poder entender qué parámetros son los que más afectan el proceso de recuperación en un pozo bajo determinadas condiciones y cuáles debieran ser considerados a la hora de evaluar nuevas posiciones propuestas en el modelo geocelular para futuros desarrollos.

Una de las principales razones de la utilización de técnicas de análisis de sensibilidad es mejorar el conocimiento del fenómeno que se pretende representar y su respuesta frente a los cambios en los parámetros que lo afectan y, a la vez, reconocer aquellos con mayor influencia en el ajuste histórico de las respuestas observadas.

Comprender la relación entre las respuestas del modelo y los parámetros del problema no es una tarea trivial, fundamentalmente por los efectos combinados de las propiedades estáticas y dinámicas del modelo. Existen múltiples atributos inciertos, y es de gran ayuda cuantificar la influencia de cada parámetro y la interrelación entre ellos sobre una respuesta determinada (caudales, presiones dinámicas, volúmenes acumulados etc.). Es importante incluir el mayor número posible de parámetros, cada uno con rangos de variación amplios para asegurar que los resultados obtenidos a través de las simulaciones realizadas, según un diseño de experimentos elegido, se encuentren contenidos en una faja de variación acorde con la incertidumbre que se intenta representar. Si se diera el caso en que la curva de los datos históricos no se encontrara den-

tro de esta banda o faja de dispersión inicial, es necesario volver al paso inicial y redefinir los parámetros inciertos, sea por la alteración de los límites o por la inclusión de nuevos parámetros para garantizar que los registros históricos sean contenidos en la faja de incertidumbre inicial.

Para evaluar la calidad del ajuste de un determinado modelo, es necesario poder cuantificarlo. En este caso por tratarse de un ajuste histórico, la respuesta observada es una Función Objetivo (FO). En la mayoría de los aplicativos comerciales a la distancia entre los datos observados y los simulados durante un período es denominada de esta manera. Depende del problema en estudio y del método utilizado y también podría referirse a una magnitud absoluta de una respuesta en análisis. En este caso fue considerada la diferencia entre el valor simulado de la presión THP (Tubing Head Presión) versus la THP observada. Fue configurada de la siguiente forma:

$$m(I,Q) = \sqrt{\frac{\sum_{K=1}^N w_k d_k^2}{\sum_{K=1}^N w_k}}$$

Donde k representa los time steps del período bajo análisis, d_k las diferencias calculadas, siendo los w_k los pesos asociados a diferentes períodos (*time weights*) caso sean utilizados. (Figura 6).

A partir del modelo parametrizado según el criterio del usuario, se pueden definir rangos de variabilidad viables para cada uno de los parámetros a evaluar. Un ejemplo de parte de los 70 parámetros considerados para este análisis y sus variaciones es presentado en la Figura 7.

Estos parámetros intentan representar el grado de incertidumbre presente en las 17 etapas de fracturas y las 3 zonas de reservorio (matriz)

Para las fracturas hidráulicas fueron analizados la Longitud, la Permeabilidad, la Porosidad y el grado de Compactación.

Para el caso de las tres zonas de Matriz se consideraron variaciones de la Permeabilidad y la Porosidad. Adicionalmente se diseñó una variable que incluyó al flujo de análi-

consideradas “realizaciones ajustadas”. En un análisis de incertidumbre, el diseño de experimentos inicial tiene en cuenta una combinación simultánea de todos los parámetros inciertos considerados en el problema siguiendo un esquema, por ejemplo, Hiper cubo Latino (HL).

Este tipo de diseño es una técnica inteligente que utiliza segmentos equiprobables de todos los rangos de valores intervinientes asegurando combinaciones aleatorias que cubren todo el espacio de muestreo del problema (*space filling*), usando un “muestreo estratificado”, con el fin de disminuir el número de simulaciones requeridas sin reducir la calidad de investigación, a diferencia de la técnica Monte-Carlo que es un algoritmo estocástico que para obtener la solución probabilística precisa un número muy elevado de combinaciones aleatorias de los valores provenientes de las distribuciones de cada parámetro; esta característica lo hace impracticable para cuando las soluciones son modelos de simulación, por el tiempo computacional requerido.

El diseño HL es capaz, a partir de un conjunto reducido de puntos aleatorios, de muestrear respuestas del modelo teniendo en cuenta la distribución asociada informada para cada parámetro incierto, concentrándose en las zonas con mayor probabilidad de ocurrencia.

Por ejemplo, consideremos n experimentos (simulaciones) y dos parámetros inciertos con distribuciones de probabilidades distintas, el primero triangular y el otro normal, como se muestra en la figura 4. Sobre la base de la distribución de probabilidad acumulada para ambos parámetros se proponen n puntos uniformemente distribuidos desde la discretización de cada distribución que cumplen con las siguientes condiciones:

- 1- Los valores muestreados al azar se combinan para definir los experimentos de una única muestra de la misma manera que en la técnica Monte-Carlo.
- 2- Las muestras se definen un número de veces constantes para cada rango discreto sin ser repetido en experimentos sucesivos, asegurando un muestreo que envuelve todo el intervalo de búsqueda considerado para el atributo.
- 3- Los valores muestreados tienden a concentrarse alre-

dedor de la mayor probabilidad, que indica la característica de la dependencia según el tipo de función de distribución asociada a cada parámetro.

Por ejemplo, para dos parámetros con distribuciones Normal y Triangular, respectivamente, el esquema sería como el que se muestra en la Figura 9.

Para el análisis de incertidumbre nos concentramos en los parámetros de mayor influencia sobre la FO desactivando aquellos ubicados en la zona inferior del gráfico tornado. Los parámetros seleccionados en la etapa anterior son combinados que siguen un diseño de experimentos hiper cubo latino y el muestreo (Sampling Method) con un total de 750 realizaciones utilizando Monte-Carlo asegurando el carácter aleatorio en cada segmento (bins) en que son divididos los rangos de variación de cada parámetro. (Figuras 10 y 11).

Luego, con esos resultados, se puede analizar la nube de casos generados directamente o generar una Superficie de Respuesta que permitirá analizar en forma sintética resultados de combinaciones fuera del diseño original. Los resultados del flujo de incertezas permiten tener una mejor solución a la mejor combinatoria que resuelva de manera más representativa el ajuste histórico. (Figura 12).

Estudio de Optimización

A partir de un proceso iterativo basado en procesos de búsquedas de las mejores soluciones, la optimización va adicionando combinaciones de parámetros calculados para mejorar progresivamente la calidad de las respuestas focalizando en la zona de valores mínimos de la FO.

En función de los resultados del paso anterior se decide acotar los rangos de variación de los parámetros para hacer más eficiente el proceso de optimización.

Para la configuración del proceso se utiliza un algoritmo con estrategia de evolución. (Figura 13).

A diferencia de la mayoría de algoritmos de optimización que generan un candidato a la vez, los basados en técnicas evolucionarias operan sobre una población de

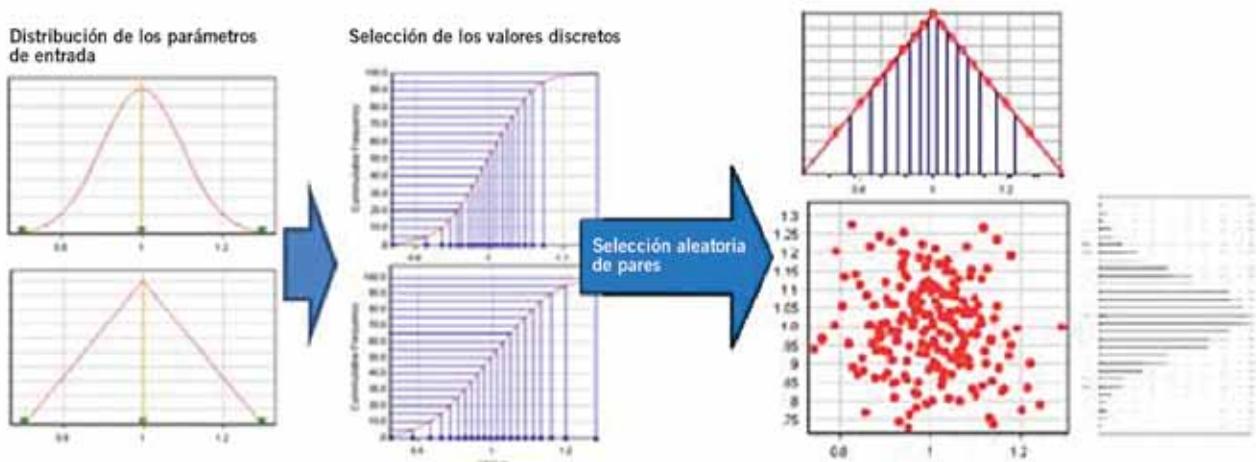


Figura 9. Esquema del diseño de experimento Hiper cubo Latino con dos parámetros (SPE 12485-ZUBAREV, 2009).

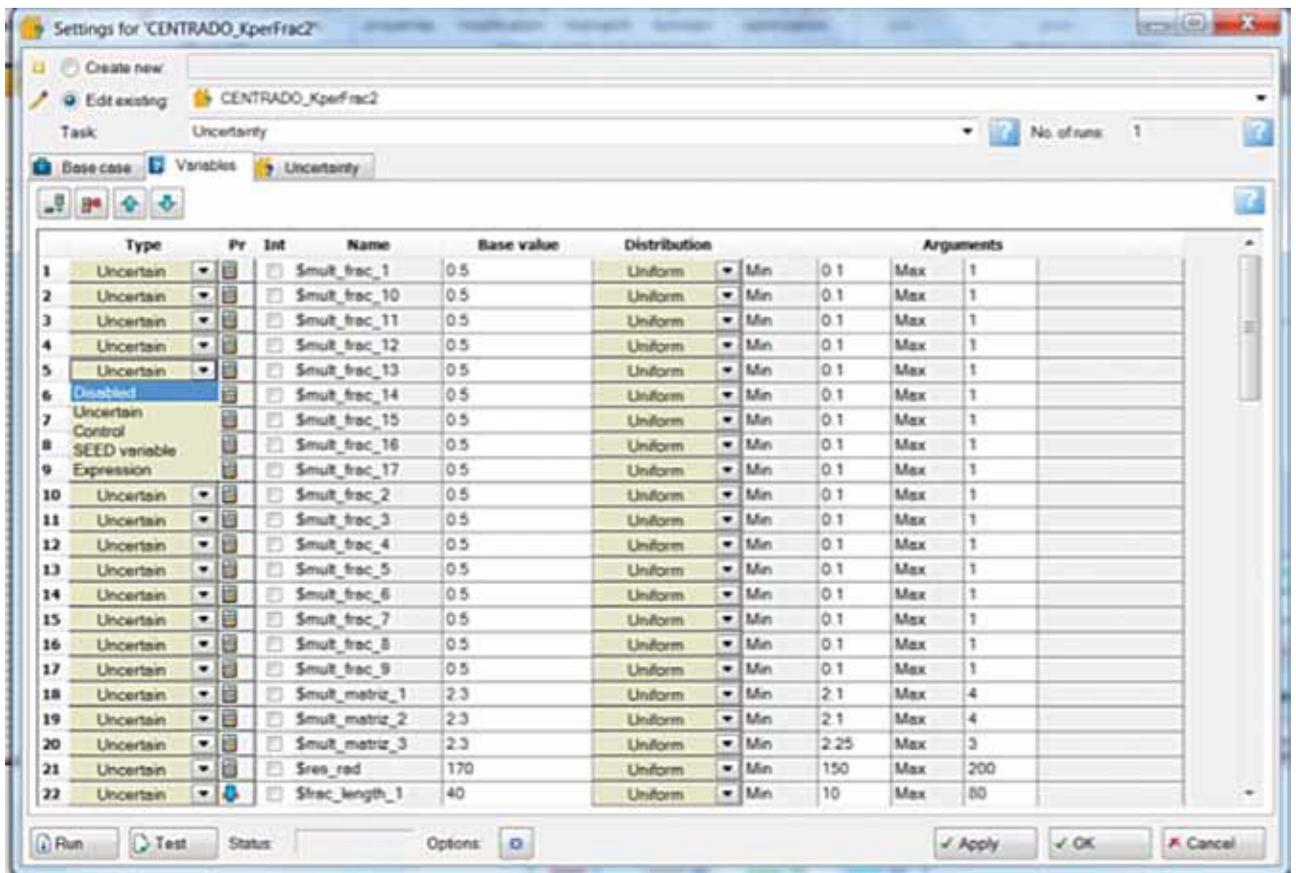


Figura 10. Parametrización para la incerteza.

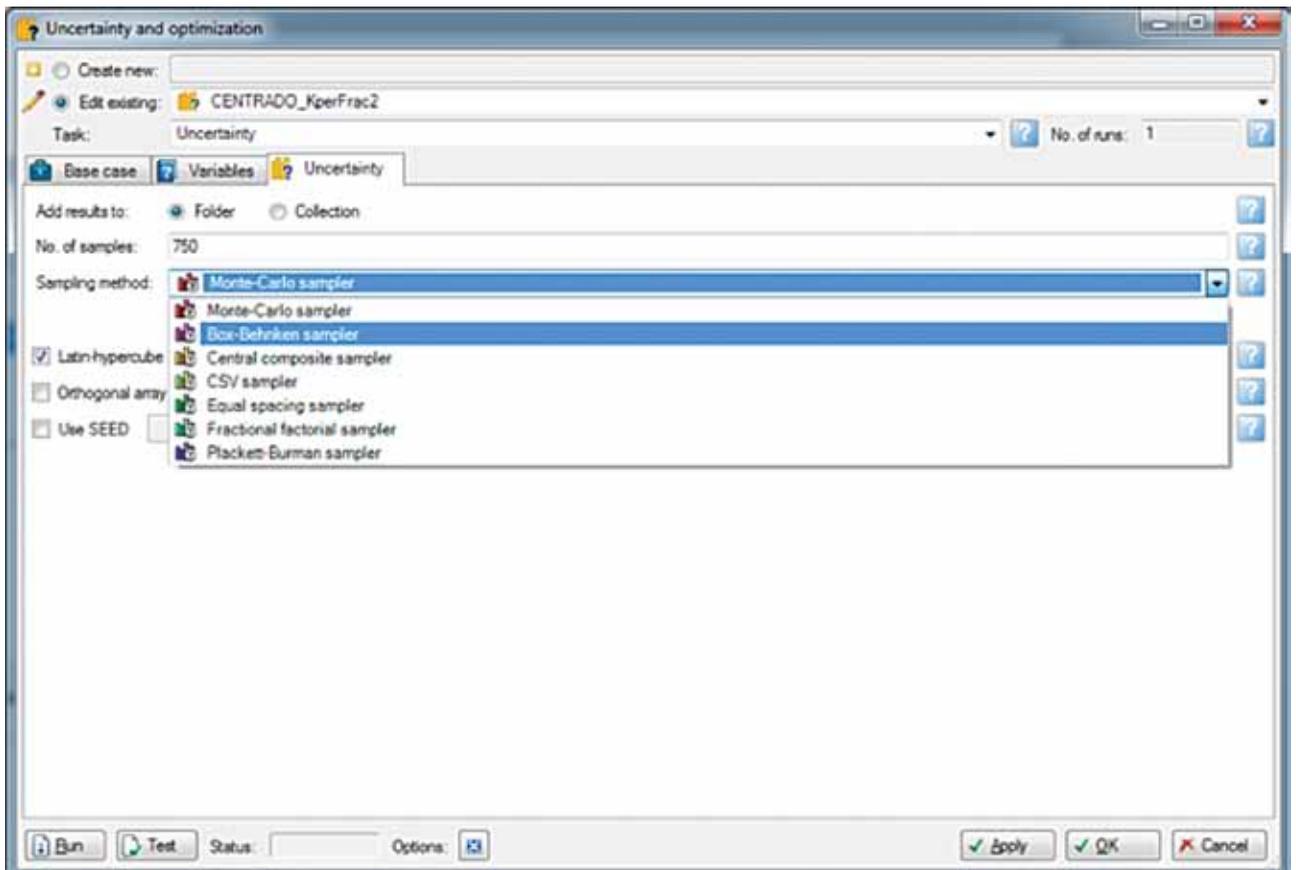


Figura 11. Selección del diseño de experimentos Hipercubo Latino con muestreo (Sampling Method) por Monte-Carlo.

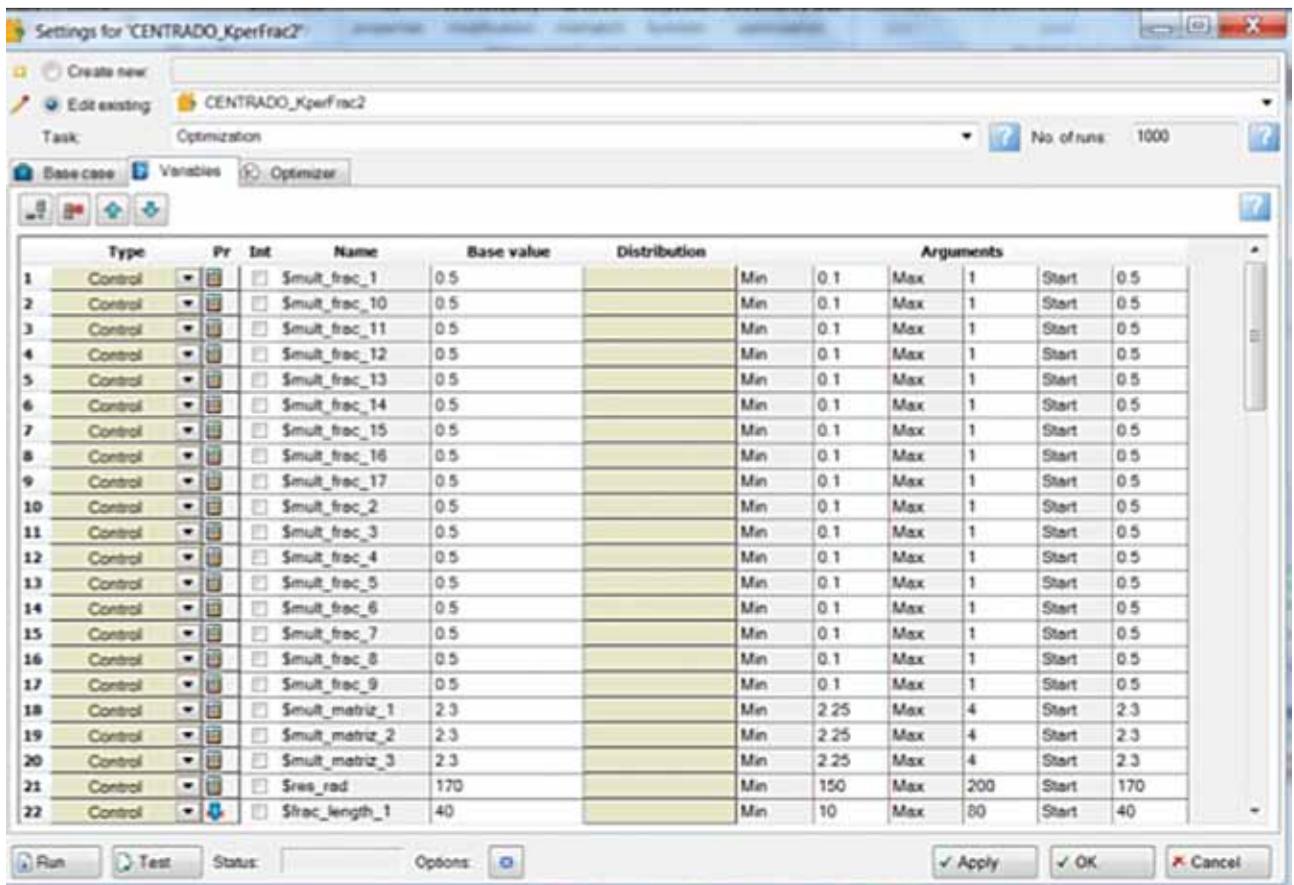


Figura 12. Configuración del proceso de Optimización con estrechamiento de rangos de variación.

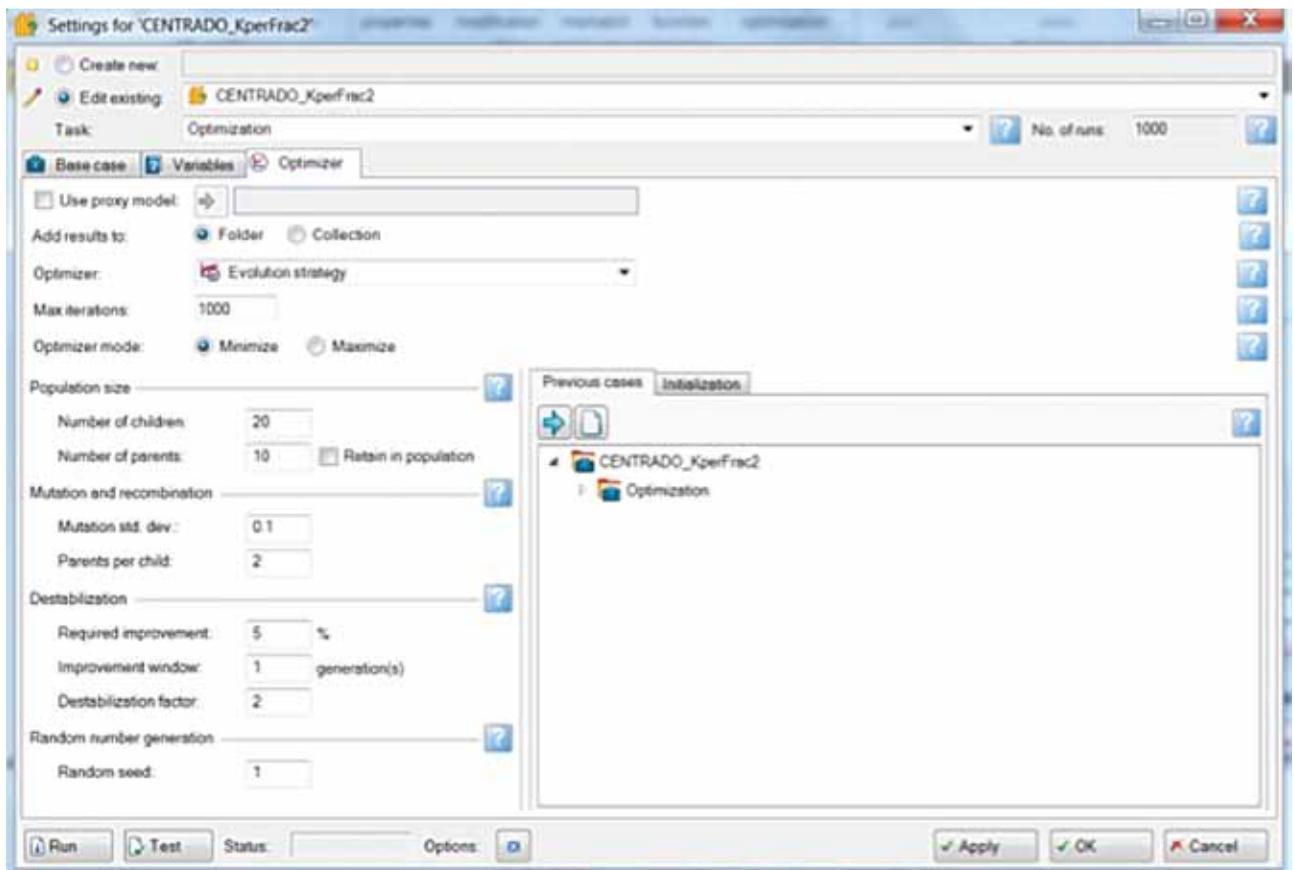


Figura 13. Selección de un algoritmo de estrategia evolucionaria para optimización.

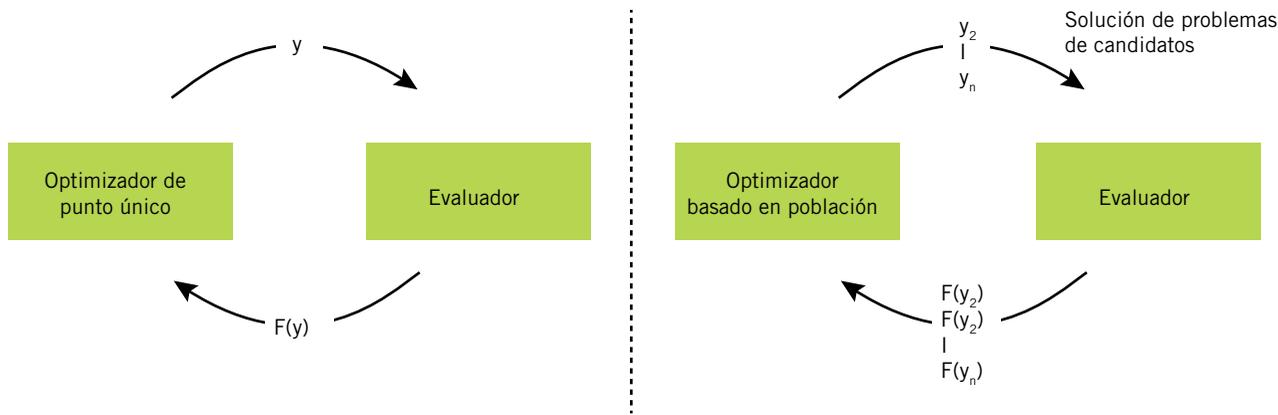


Figura 14. Comparación de algoritmos de optimización: un lanzamiento por vez versus evolucionario.

soluciones evaluadas (la generación de padres) para crear un conjunto de soluciones candidatas (la generación descendiente).

El esquema seguido se puede resumir en la figura 14 que muestra que, en cada ciclo, la estrategia de evolución genera nuevas soluciones candidatas (generaciones descendientes), y , en lotes de tamaño n . La siguiente figura compara estos dos diferentes abordajes.

Para producir una generación de soluciones candidatas (Y_1, Y_2, Y_n) a partir de una generación precedente, la población de partida debe ser inicializada antes de que el algoritmo pueda ser utilizado, asegurando una alta diversidad y tasa de recombinación. Este paso es garantizado con el análisis de incertidumbre previo realizado.

La mutación es el único operador capaz de explorar áreas completamente nuevas del espacio de búsqueda, siendo deseable comenzar con una población que incluya

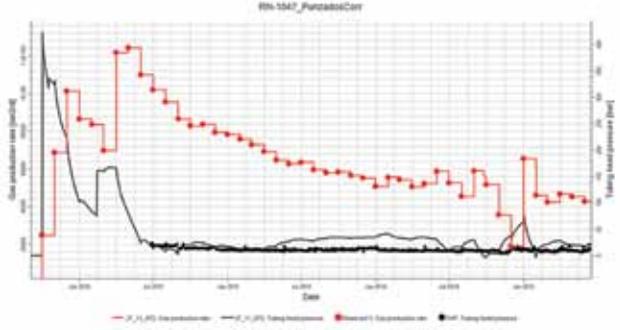


Figura 15. Respuesta de la THP optimizando todas las variables del proceso.

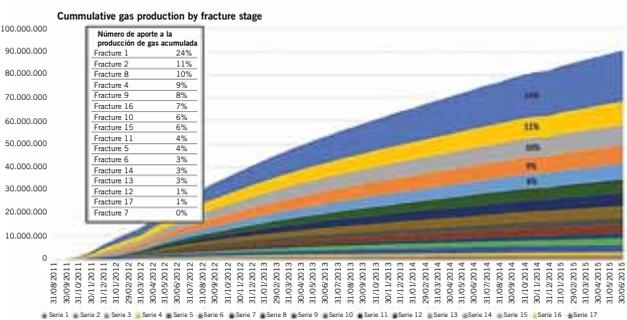


Figura 16. Aporte Gp de cada etapa de fractura en el tiempo.

JF_11_913			
Ítem			
\$rock_9	0,73	\$mult_frac_9	0,47
\$rock_8	0,83	\$mult_frac_8	0,63
\$rock_7	0,95	\$mult_frac_7	0,24
\$rock_6	0,80	\$mult_frac_6	0,51
\$rock_5	0,95	\$mult_frac_5	0,48
\$rock_4	0,81	\$mult_frac_4	0,30
\$rock_3	0,78	\$mult_frac_3	0,60
\$rock_2	0,87	\$mult_frac_2	0,34
\$rock_17	0,84	\$mult_frac_17	0,86
\$rock_16	0,90	\$mult_frac_16	0,84
\$rock_15	0,89	\$mult_frac_15	0,42
\$rock_14	0,73	\$mult_frac_14	0,89
\$rock_13	0,80	\$mult_frac_13	0,28
\$rock_12	0,78	\$mult_frac_12	1,00
\$rock_11	0,95	\$mult_frac_11	1,00
\$rock_10	0,82	\$mult_frac_1	0,28
\$rock_1	0,82	\$mult_length_9	43,34
\$res rad	183,28	\$mult_length_8	67,01
\$mult_poro_matriz_3	1,70	\$mult_length_7	62,30
\$mult_poro_matriz_2	0,54	\$mult_length_6	69,86
\$mult_poro_matriz_1	1,50	\$mult_length_5	28,77
\$mult_poro_9	4,13	\$mult_length_4	47,74
\$mult_poro_8	2,28	\$mult_length_3	52,68
\$mult_poro_7	3,49	\$mult_length_2	68,92
\$mult_poro_6	2,78	\$mult_length_17	36,10
\$mult_poro_5	3,80	\$mult_length_16	34,15
\$mult_poro_4	3,60	\$mult_length_15	42,24
\$mult_poro_3	0,78	\$mult_length_14	58,05
\$mult_poro_2	6,26	\$mult_length_13	13,56
\$mult_poro_17	8,77	\$mult_length_12	50,72
\$mult_poro_16	7,73	\$mult_length_11	47,65
\$mult_poro_15	9,53	\$mult_length_10	33,57
\$mult_poro_14	2,70	\$mult_length_1	10,00
\$mult_poro_13	8,05	\$mult_poro_1	9,55
\$mult_poro_12	5,16	\$mult_matriz_3	2,94
\$mult_poro_11	2,56	\$mult_matriz_2	2,54
\$mult_poro_10	6,36	\$mult_matriz_1	2,74

Figura 17. Resultado de una solución candidata, en cuanto al ajuste de cada parámetro, al final de la optimización.

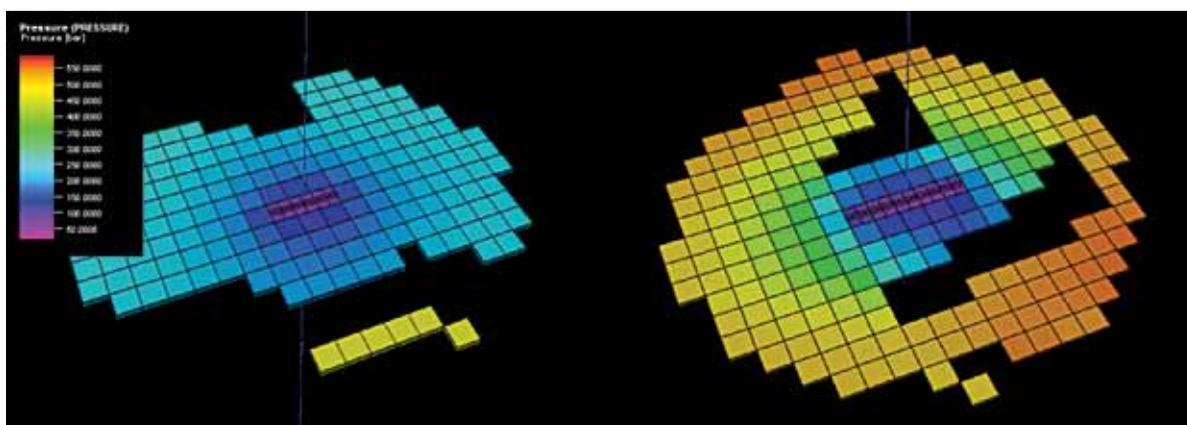
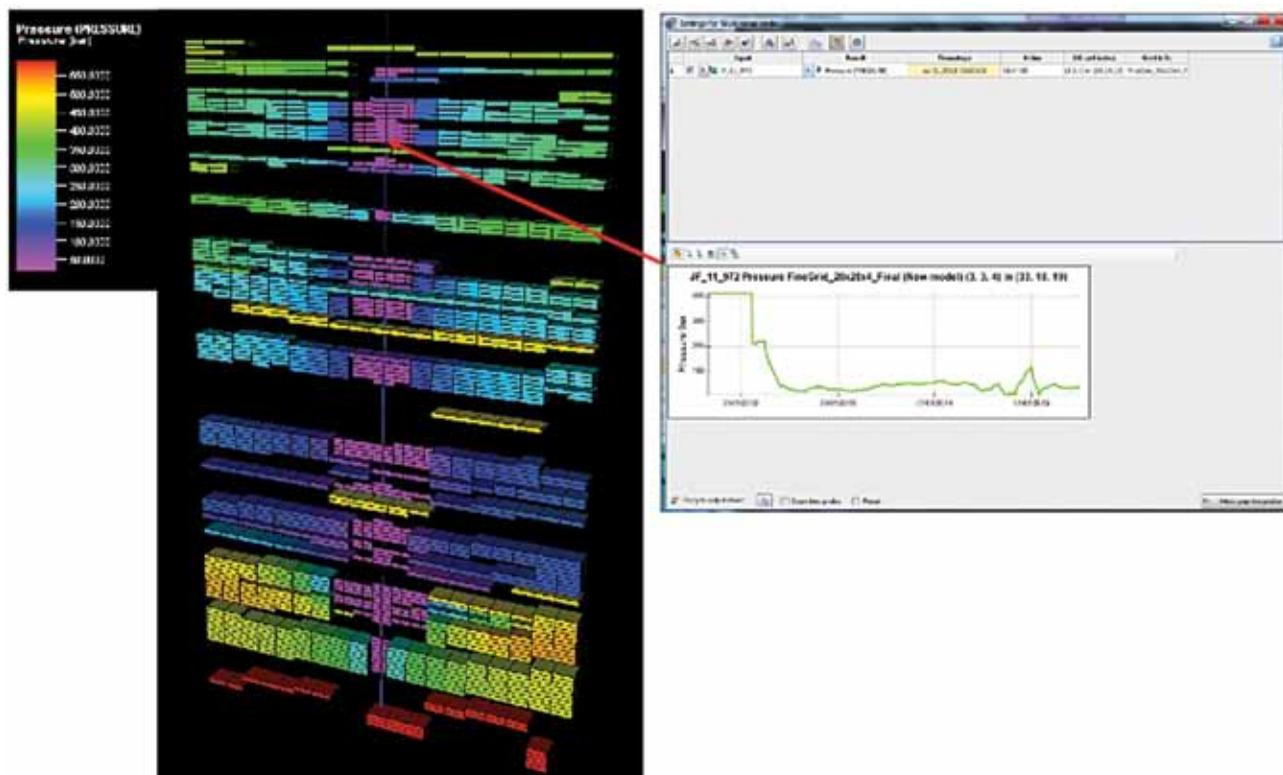


Figura 18. Estado final de la etapa de *history match* a nivel de capa y areal.

el máximo grado posible de diversidad o, en otras palabras, la cobertura del espacio de búsqueda para poder rastrear todas las diferentes zonas de mínimos relativos.

En un proceso numérico que requiere alto consumo de tiempo computacional siguiendo el flujo de trabajo descrito y envolviendo finalmente a la optimización, en el cual se requirieron aproximadamente mil realizaciones, se puede encontrar la/s solución/es que mejor resuelven este problema.

Luego de generadas aproximadamente 1000 realizaciones se obtuvieron los resultados de la figura 15.

La distribución de la producción acumulada para cada fractura hidráulica quedó como se muestra en la figura 16.

Esta solución optimizada tiene para cada parámetro del modelo de pozo los valores asignados de la figura 17.

La distribución espacial de la presión de la solución mostrada presenta la disposición en la grilla del modelo según la figura 18.

Conclusiones

- 1- Las soluciones obtenidas permitieron acotar muy significativamente el área de drenaje de cada pozo.
- 2- El ajuste de producción a nivel de capa y fractura mostró buenas oportunidades de mejora en las etapas de completación.
- 3- Permite tener una estimación diferenciada de los pronósticos en cada ubicación del modelo geocelular original.
- 4- Se aplicó en escenarios de pronóstico pudiendo analizar sensibilidades y análisis estadísticos.
- 5- Se logró replicar el proceso en otros pozos consiguiendo resultados con una significativa reducción del tiempo requerido.
- 6- Esta metodología plasma una contribución significativa en la instancia de definición del distanciamiento entre pozos en las diferentes zonas del campo.

Próximos pasos

- 1- Incluir en la función objetivo a optimizar la producción alocada por fractura.
- 2- Aplicar el flujo de trabajo en un estudio *full field*.
- 3- Llevar a cabo un estudio de optimización de *Well Spacing*.
- 4- Incorporar al estudio de las propiedades geomecánicas de la región del estudio. ■

Agradecimientos

Los autores agradecen especialmente a Martín de la Cruz Olmos, Pablo Ibáñez, Andrés Krittian, Marcelo Menchi, Guillermo Gozalvez, Federico Sorenson, miembros del equipo de estudio para el área Río Neuquén al momento de la generación de este trabajo, por la posibilidad de intercambiar opiniones, incorporar y enriquecer la discusión.

Adicionalmente agradecemos a Petrobras Argentina S.A., Pampa Energía S.A. y Schlumberger por generar un ambiente de colaboración y promover la divulgación de este trabajo.

Referencias Bibliográficas

- ABACIOGLU Y., H. M. SEBASTIAN y J. B. OLUWA. 2009. "Advancing Reservoir Simulation Capabilities for Tight Gas Reservoir". SPE 122793. Rocky Mountain Petroleum Technology Conference, Denver 2009.
- BO LU G. SHIRALKAR. 2014. SPE 169548. "Accurate Tight Gas Flow Simulation. Western North American and Rocky Mountain Joint Regional Meeting". Denver 2014.
- BRATVOLD R. B. y BEGG. "Making good decisions. Richardson: Society of Petroleum Engineers", 2010. 207 p.
- COX S. A., R. P. SUTTON, R. P. STOLTZ y T. KNOBLOCH. 2005. SPE 98035. Determination of Effective Drainage Area for Tight Gas Wells. Eastern Regional Meeting. Morgantown 2005.
- ELHAMEDY M. y R. A. WATTENBARGER. "Coarse Scale Simulation in Tight Gas Reservoirs", Journal of Canadian Petroleum Technology, 2006.
- KELKAR M. y ATIQ. 2010. SPE 133301. "Upgridding Method for Tight Gas Reservoirs. SPE ATCE". Florence, 2010.
- MEDEIROS F, E. OZCAN y H. KAZEMI. "Productivity and Drainage Area of Fractured Horizontal Wells in Tight Gas Reservoirs Denver: Rocky Mountain Oil&Gas Technology Symposium 2007, SPE.
- NICOTRA G., A. GODI, A. COMINELLI y M. CHRISTIE. 2005. "Production Data and Uncertainty Quantification: A Real Case Study", SPE 93280, Reservoir Simulation Symposium, Houston, Texas, 31 January-02 February.
- PETREL Software platform (módulos Geology and Reservoir Engineering) 2014, Schlumberger
- WANG Y., Z. CHEN, V. MORAH, R. J. KNABE y M. APPEL. 2012. "Gas-Phase Relative Permeability Characterization on Tight-Gas Samples", Petrophysics, Vol. 53, N° 6.
- WILLIAMS G. J. J., M. MANFIELD, D. G. MACDONALD y M. D. BUSH. 2004. "Top-Down Reservoir Mode-



ling", 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". In: Spe Annual Technical Conference and Exhibition, 2009, Louisiana, USA. Richardson: Society of Petroleum Engineers, 2009. SPE 124815.

Martín Gutman es Ingeniero Químico (UBA)–Master Reservoir Evaluation and Management (HERIOT WATT). Trabajó en Repsol YPF y Petrobras Argentina S.A. Actualmente se desempeña como Ingeniero de Reservorios (Yacimiento Río Neuquén No Convencionales).

Juan Pablo Francos es Ingeniero en Petróleo egresado del Instituto Tecnológico de Buenos Aires. Trabajó en Apache Corporation. Desde 2012 se desempeña en Schlumberger como Ingeniero de Reservorios especializado en simulación numérica.

Gustavo Gabriel Becerra posee una maestría en Ciencias de la Ingeniería del Petróleo en la Unicamp, (Campinas, São Paulo, Brasil) y graduación en Ingeniería Hidráulica y Civil en la Universidad Nacional de La Plata (Argentina). También actuó como ingeniero de reservorios en diferentes locaciones en Pérez Companc S.A. y Petrobras. Se desempeñó en el CENPES coordinando la línea de investigación de Análisis de Incertidumbre. Actualmente es Consultor Sénior en Pampa Energía (E&P-Reservas y Reservorios) y actúa en el modelado del comportamiento dinámico de reservorios.