

**MODELADO DE LOS PRONÓSTICOS DE PRODUCCIÓN A PARTIR DEL ANÁLISIS
INTEGRADO DE DATOS Y MÉTODOS ESTADÍSTICOS NO PARAMÉTRICOS**

ERIK GIOVANY MONTES PÁEZ

Ingeniero de Petróleos

**UNIVERSIDAD INDUSTRIAL DE SANTANDER
FACULTAD DE INGENIERÍAS FISCOQUÍMICAS
ESCUELA DE INGENIERÍA DE PETRÓLEOS
MAESTRÍA EN INGENIERÍA DE HIDROCARBUROS
BUCARAMANGA**

2016

**MODELADO DE LOS PRONÓSTICOS DE PRODUCCIÓN A PARTIR DEL ANÁLISIS
INTEGRADO DE DATOS Y MÉTODOS ESTADÍSTICOS NO PARAMÉTRICOS**

ERIK GIOVANY MONTES PÁEZ

Ingeniero de Petróleos

Trabajo para optar al título de Magister en Ingeniería de Hidrocarburos

Director

FERNANDO ENRIQUE CALVETE GONZÁLEZ, M.Sc.

Ingeniero de Petróleos

Co-director

ARISTÓBULO BEJARANO WALLENS, M.Sc.

Ingeniero de Petróleos

**UNIVERSIDAD INDUSTRIAL DE SANTANDER
FACULTAD DE INGENIERÍAS FÍSICOQUÍMICAS
ESCUELA DE INGENIERÍA DE PETRÓLEOS
MAESTRÍA EN INGENIERÍA DE HIDROCARBUROS
BUCARAMANGA**

2016

DEDICATORIA

A Juan Martín, por enseñarme la parte más hermosa de la vida.

“Pa’ qué cantarle al sufrimiento,

Cuando el amor sufrir no deja”.

(Freddy Molina)

“Cuanto más atrás puedas mirar, más adelante verás”

(Sir Winston Churchill)

AGRADECIMIENTOS

El autor del presente trabajo se permite expresar sus agradecimientos a las siguientes personas:

A Dios, padre Todopoderoso, porque su trabajo no se limitó a esos seis maravillosos días de inspiración y a su breve día de descanso, sino que continúa a diario.

A mi esposa Claudia, por ser ella, como es, como Dios me la regaló, para siempre.

A mis padres y a mi hermana Natalia, por estar a cualquier hora y en cualquier día, dispuestos a escucharme, apoyarme y consentirme.

Al Señor Fernando Calvete, porque en estos años de Maestría tuve en él a un amigo, antes que un director o un jefe. ¡Que sean muchos años más!

Al Señor Diego Armando Monsalve, mi doblemente compadre, por apoyarme en la crianza de su ahijado Juan Martín y por devolverme el favor, concediéndome el honor de ser padrino de Samuelito. Gracias a él y, por supuesto, a Tatiana.

Al Señor Carlos Mantilla, asesor especial de este trabajo, quien me acercó a su gran pasión: la estadística no paramétrica. ¡Qué gustos!

Al Señor Aristóbulo Bejarano, codirector de este proyecto, quien siempre supo orientarme con serenidad, buscando concretar el objetivo principal: ser Magíster.

A la Universidad Industrial de Santander, donde todo es posible.

Al profesor Samuel Muñoz, por sus observaciones, sus observaciones, sus observaciones, sus observaciones, sus observaciones y sus observaciones, etc.

A esos amigos inesperados que uno se encuentra en los salones de clase, como Claudia Amaia, Camilo Guerrero, Diana Murillo, Leonardo Torres, Jorge Palma, John Pinto, Yully Rincón, Eduardo Gómez y Renso Mayorga.

A algunas personas que colaboraron en la construcción de este libro, ayudándome a buscar algún dato, construir una gráfica o aprender a manejar un software: Reynel Carrillo, Brayan Antolínez, Elizabeth García, Paola Dávila, Diego García, Gerzon Cuta y Emmanuel Robles.

A todas las personas que me permitieron trabajar en diferentes proyectos durante estos años, pues aunque por ellos tuve que aplazar y aplazar la escritura de estas páginas, hoy puedo estar tranquilo por las experiencias vividas.

A grandes escritores de ciencia ficción como J.K. Rowling, J.R.R. Tolkien, Julio Verne, Sir Arthur C. Clarke, Isaac Asimov, Akira Toriyama, Carl Marx y Farouq Alí.

A todos los que, con sus inventos, han cambiado al mundo. Pero en especial, a los cinco inventores más importantes de todos: John Stith Pemberton, Shigeru Miyamoto, Martin Cooper, Carlo Ficcardi y Mary Quant.

A Les Luthiers, por alegrar la vida. A pesar de que dos de ellos: el flaco Gerardo Masana y Daniel “Neneco” Rabinovich, se hayan adelantado en el camino.

A Doña Vicky, por los tintos que me apunta en la cuenta todos los días.

A Mónica y las demás colaboradoras de la oficina de posgrados. ¡Gracias por la paciencia!

A dos hermosos matrimonios: el de Juan Carlos Roa y Lennix Vega (con Santiago a bordo) y el de mi amigo Jorge Zuluaga y su esposa Rosa María. Gracias por su enorme cariño hacia mi familia.

A las dos grandes cómplices en esta aventura de ver crecer a Juan Martín: Ana María Ardila (la madrina) y Mercedes Moreno (la cuasimadrina).

Y a todos los que me han regalado una sonrisa de esas que alegran la vida.

TABLA DE CONTENIDO

INTRODUCCIÓN	17
1. MODELOS USADOS ACTUALMENTE PARA GENERAR PRONÓSTICOS DE PRODUCCIÓN	20
1.1. CURVAS DE DECLINACIÓN	21
1.1.1. Modelos de declinación	22
1.1.2. Declinación exponencial	24
1.1.3. Modelo de declinación armónica.....	26
1.1.4. Modelo de declinación hiperbólica.....	28
1.1.5. Limitaciones del método de Arps	32
1.2. CURVAS TIPO	34
1.2.1. Curvas tipo de Slider	34
1.2.2. Curvas tipo de Gentry y Arps	37
1.2.2. Curvas tipo de Fetkovich	39
1.2.3. Curvas de Palacio y Blasingame	42
2. ASPECTOS QUE AFECTAN A LOS PRONÓSTICOS DE PRODUCCIÓN.....	46
2.1. DETERMINACIÓN DEL TIPO DE DECLINACIÓN	50
2.2. ANÁLISIS DE SENSIBILIDAD DE PARÁMETROS.....	54
3. HERRAMIENTAS SOFTWARE DISPONIBLES PARA LA GENERACIÓN DE PRONÓSTICOS	61
3.1. OILFIELD MANAGER (OFM) - Schlumberger	61
3.1.1. Información requerida	62
3.1.2. Modelos de cálculo	63
3.1.3. Información generada.....	63
3.2. VALUE NAVIGATOR (ValNav) - Energy Navigator.....	64
3.2.1. Información requerida	65
3.2.2. Modelos de cálculo	65
3.2.3. Información generada.....	66
3.3. TOPAZE - Kappa Engineering Group.....	67
3.3.1. Información requerida	68
3.3.2. Modelos de cálculo	69
3.3.3. Información generada.....	69

3.4. FORECAST (Ryder Scott).....	70
3.4.1. Información requerida	71
3.4.2. Modelos de cálculo	72
3.4.3. Información generada.....	72
3.5. CASOS DESARROLLADOS	73
4. APLICACIÓN DE LAS SERIES DE TIEMPO EN LA GENERACIÓN DE PRONÓSTICOS ...	75
4.1. GENERALIDADES DE LAS SERIES DE TIEMPO.....	75
4.2. COMPONENTES DE UNA SERIE DE TIEMPO	76
4.2.1. Tendencia o componente tendencial	76
4.2.2. Componentes cíclicas y estacionales	78
4.2.3. Variaciones irregulares.....	79
4.3. MODELOS USADOS PARA LA DESCRIPCIÓN DE SERIES DE TIEMPO.....	80
4.3.1. Determinación de la tendencia.....	81
4.3.2. Modelos autorregresivos (AR)	82
4.3.3. Modelos de medias móviles (MA)	84
4.3.4. Modelos ARMA y ARIMA.....	85
4.4. SOFTWARE EMPLEADO PARA EL ANÁLISIS ESTADÍSTICO	88
4.5. METODOLOGÍA PROPUESTA PARA EL ANÁLISIS DE LOS DATOS DE PRODUCCIÓN MEDIANTE SERIES DE TIEMPO	89
4.5.1. Identificación y manejo de datos anormales.....	90
4.5.2. Determinación de la componente tendencial	92
4.5.3. Obtención del modelo de la serie de tiempo	95
4.5.4. Generación de pronósticos	96
5. APLICACIÓN DE MODELOS ESTADÍSTICOS NO PARAMÉTRICOS EN LA GENERACIÓN DE PRONÓSTICOS.....	101
5.1. GENERALIDADES DE LA ESTADÍSTICA NO PARAMÉTRICA.....	101
5.1.1. Regresiones paramétricas.....	102
5.1.2. Pronósticos paramétricos	103
5.1.3. Regresiones no paramétricas.....	104
5.1.4. Pronósticos no paramétricos	105
5.2. ANÁLISIS NO PARAMÉTRICO	111
5.2.1. Distribución de frecuencia de los datos.....	111
5.2.2. Ajuste histórico de los datos	112

5.2.3. Pronósticos obtenidos con el modelo no paramétrico.....	114
6. ANÁLISIS DE RESULTADOS.....	116
7. CONCLUSIONES	122
8. RECOMENDACIONES	123
BIBLIOGRAFÍA.....	124
ANEXOS	130

LISTA DE FIGURAS

Figura 1. Comportamiento típico de la producción de un pozo.	21
Figura 2. Comportamiento de la tasa de declinación de un pozo. Tasa de declinación constante (izquierda) o variable (derecha).	24
Figura 3. Tasa normalizada vs tiempo.	26
Figura 4. Tasa normalizada vs petróleo acumulado.	27
Figura 5. Obtención del exponente n para la declinación hiperbólica.	29
Figura 6. Método de Aderemi para la obtención del exponente n	31
Figura 7. Curvas tipo para la determinación del exponente de declinación para tiempos negativos.	35
Figura 8. Curvas tipo para la determinación del exponente de declinación para tiempos positivos.	36
Figura 9. Curvas tipo de Gentry-Arps. (a) Tasa adimensional vs tiempo adimensional. (b)	38
Figura 10. Curvas tipo de Fetkovich.	41
Figura 11. Curvas tipo de Palacio y Blasingame.	45
Figura 12. Enmallado de simulación.	47
Figura 13. Condiciones iniciales del modelo.	48
Figura 14. Curvas de permeabilidad relativa agua-aceite.	49
Figura 15. Curvas de permeabilidad relativa gas-líquido.	49
Figura 16. Control de los pozos.	50
Figura 17. Comportamiento de las viscosidades del crudo y el gas para los dos modelos.	56
Figura 18. Ponderación del impacto de las variables sobre la declinación.	59
Figura 19. Pronóstico generado por el software OFM.	64
Figura 20. Pronóstico generado por el software ValNav.	67
Figura 21. Gráfico generado por el software Topaze, usando el modelo de Arps.	69
Figura 22. Gráfico generado por el software Topaze, usando el modelo de Fetkovich.	70
Figura 23. Gráfico generado por el software Topaze, usando el modelo de Blasingame.	71
Figura 24. Ajuste “multi-segmento” de los datos de producción usando el software <i>Forecast</i>	71
Figura 25. Ejemplo del ajuste de datos.	77

Figura 26. Comportamiento teórico de FAS (izquierda) y FAP (derecha) para un modelo autorregresivo de orden 1.....	83
Figura 27. Comportamiento teórico de FAS (izquierda) y FAP (derecha) para un modelo de media móvil de orden 1.....	85
Figura 28. Comportamiento teórico de FAS (izquierda) y FAP (derecha) para un modelo de ARMA(1,1).....	86
Figura 29. Comportamiento teórico de FAS (izquierda) y FAP (derecha) para un modelo de ARIMA.....	87
Figura 30. Data de producción del pozo Montes 1.....	90
Figura 31. Imputación de datos.....	92
Figura 32. Ajuste de los modelos propuestos a los datos medidos.....	95
Figura 33. Comportamiento de las funciones FAS y FAP con respecto al rezago para el pozo Montes 1.....	96
Figura 34. Pronósticos obtenidos mediante la extrapolación de las tendencias.....	97
Figura 35. Pronósticos obtenidos con el modelo ARIMA (10, 1, 10) para tiempos cortos.....	99
Figura 36. Comportamiento de los datos de producción de un pozo en el tiempo.	102
Figura 37. Ajuste histórico paramétrico.....	103
Figura 38. Ajuste histórico no paramétrico.....	105
Figura 39. Pronóstico no paramétrico.....	106
Figura 39. Distribución normal.....	107
Figura 40. Distribución de los datos.....	109
Figura 41. División de la curva de distribución de frecuencias.....	110
Figura 42. Gráfico de algunos kernels de frecuente aparición.....	110
Figura 43. Gráfico de distribución de frecuencias de los datos del pozo Montes 1.	111
Figura 44. Ajuste no paramétrico de los datos del pozo Montes 1, usando un modelo polinómico de grado 2.....	113
Figura 45. Pronóstico no paramétrico.....	114
Figura 46. Pronósticos del pozo Montes 1.....	117
Figura 47. Pronósticos del pozo Montes 2.....	118
Figura 48. Pronósticos del pozo Montes 3.....	119

LISTA DE TABLAS

Tabla 1. Valores usuales del exponente n para diferentes yacimientos.	31
Tabla 2. Ecuaciones usadas en cada tipo de declinación.....	33
Tabla 3. Ecuaciones usadas en cada tipo de declinación.....	37
Tabla 4. Datos del modelo de simulación.	48
Tabla 5. Casos simulados.	51
Tabla 6. Datos de producción del caso base.....	52
Tabla 7. Casos simulados.	53
Tabla 8. Valores propuestos para el análisis de sensibilidad.....	55
Tabla 9. Modelos de fluido usados en el análisis de sensibilidad.....	56
Tabla 10. Análisis de correlación de variables.	58
Tabla 11. Información requerida por el software OFM.	62
Tabla 12. Información requerida por el software ValNav.....	65
Tabla 13. Información requerida por el software Topaze.	68
Tabla 14. Información requerida por el software Forecast.	72
Tabla 15. Porcentajes de error absoluto en las predicciones con los cuatro softwares.	74
Tabla 16. Modelos de regresión.....	81
Tabla 17. Coeficientes de ajuste de los cuatro modelos tendenciales para el pozo Montes 1.	93
Tabla 18. Resultados del “Valor-P” para diferentes órdenes del modelo ARIMA.	98
Tabla 19. Comparación de los pronósticos obtenidos para un lapso de un año.....	100
Tabla 20. Errores obtenidos en los ajustes no paramétricos.....	113
Tabla 21. Resultados obtenidos para pronósticos de corto plazo (un mes).....	120

LISTA DE ANEXOS

Anexo A: Casos planteados en la simulación numérica de yacimientos	130
Anexo B: Resultados de la simulación numérica de yacimientos	132
Anexo C: Código empleado en el software R para el análisis mediante series de tiempo ...	139
Anexo D: Código empleado en el software R para el análisis mediante estadística no paramétrica.....	143
Anexo E: Resultados del pozo Montes 1.....	144
Anexo F: Resultados del pozo Montes 2.....	145
Anexo G: Resultados del pozo Montes 3	146
Anexo H: Comparación de resultados.....	147

RESUMEN

TITULO: MODELADO DE LOS PRONÓSTICOS DE PRODUCCIÓN A PARTIR DEL ANÁLISIS INTEGRADO DE DATOS Y MÉTODOS ESTADÍSTICOS NO PARAMÉTRICOS ¹

AUTOR: ERIK GIOVANY MONTES PÁEZ²

PALABRAS CLAVE: Curvas de declinación, pronósticos, series de tiempo, estadística no paramétrica.

DESCRIPCIÓN:

Los modelos empleados tradicionalmente para la generación de pronósticos de producción tienen sus bases en dos vertientes: las curvas de declinación propuestas por Arps y las curvas tipo planteadas por autores como Fetkovich y Blasingame. En cualquiera de estos modelos se tienen consideraciones similares, como por ejemplo, que los pozos drenan el yacimiento en régimen pseudoestable, que la presión de fondo fluyente de los pozos es constante y que la tendencia de declinación que posee un pozo es la misma durante toda su vida productiva.

Debido a que difícilmente se cumplen estas suposiciones en la operación de los pozos de un campo, los pronósticos generados mediante software comerciales tienen un pobre ajuste, con respecto a la producción que dichos pozos tendrán en la realidad, aumentando la incertidumbre, no solo en cuanto a las tasas de producción, sino también en lo que se refiere a la estimación de las reservas y la toma de decisiones.

El presente trabajo propone dos diferentes métodos para la generación de los pronósticos de producción: la aplicación de series de tiempo y el uso de modelos estadísticos no paramétricos, con el fin de mejorar la bondad de ajuste de los datos calculados y para permitir que las herramientas comerciales de análisis de la producción incorporen otros algoritmos de cálculo.

¹ Tesis de maestría.

² Ingeniero de Petróleos. Especialista en Producción de Hidrocarburos. Facultad de Ingenierías Físicoquímicas. Maestría en Ingeniería de Hidrocarburos. Director: Ing. Fernando Enrique Calvete González, M.Sc.

ABSTRACT

TITLE: PRODUCTION FORECASTING MODELLING BY INTEGRATED DATA ANALYSIS AND NON-PARAMETRIC STATISTICAL METHODS¹

AUTHOR: ERIK GIOVANY MONTES PÁEZ²

KEYWORDS: Decline curves, production forecasting, time series, non-parametrical statistics.

DESCRIPTION:

Models traditionally used to production forecasting are based in two areas: Decline Curves proposed by Arps and Type Curves builded by autors like Fetkivich and Blasingame. All these models have similar assumptions, such the well are producing under pseudosteady state regime, the bottom hole pressure in producing wells is constant and the decline trend in a well is the same along its life.

Because these assumptions hardly are satisfied in the operation of wells in a field, the forecasts generated by commercial software have a poor fit with respect to the production that these wells will in reality, increasing uncertainty in production rates estimation and even decision making.

This work proposes two different methods to production forecasting: applying time series and using non-parametric statistical models in order to improve the accuracy of the calculated data, and to allow the commercial analysis software incorporating other production calculation algorithms.

¹ Master's Thesis.

² Petroleum Engineer. Hydrocarbon Production Specialist. Physiochemical Engineering Faculty. Hydrocarbon Engineering Master. Director: Eng. Fernando Enrique Calvete González, M.Sc.

INTRODUCCIÓN

El deseo de determinar las condiciones futuras de cualquier proceso, es inherente a la especie humana. Desde los albores de la vida en nuestro planeta, se han desarrollado métodos para predecir ciclos de cosechas, la ocurrencia de fenómenos meteorológicos, la aparición de eventos astronómicos y, más recientemente, predicciones respecto al comportamiento de las variables económicas, fluctuaciones en la demografía de una región o el desempeño futuro de un proceso industrial.

En este sentido, durante más de un siglo se han realizado intentos por describir de forma anticipada el comportamiento de la producción de fluidos en un yacimiento de petróleo, pues este tipo de análisis permitirían prever la tasa de producción que puede obtenerse de un pozo o un grupo de pozos a través de su historia, predecir el momento en el cual dicha producción dejaría de ser rentable o presupuestar los ingresos que se obtendrán durante la vida de un campo de producción, gracias al aporte de hidrocarburos desde el yacimiento.

Estas predicciones se pueden realizar mediante la aplicación de la estadística inferencial. Según Sampieri¹, “con frecuencia, el propósito de la investigación va más allá de describir las distribuciones de las variables: se pretende probar hipótesis² y generalizar los resultados obtenidos de la muestra a la población”. Es ahí donde aparece la estadística inferencial, cuyos propósitos son, probar hipótesis y estimar parámetros³.

Los análisis estadísticos siguen normalmente un proceso de varias etapas, que abarcan desde la selección de la muestra que se desea analizar (en este caso sería la selección de los pozos), la recolección de datos (en este caso, representado en la

¹ SAMPIERI, Roberto. FERNÁNDEZ, Carlos. BAPTISTA, Pilar. Metodología de la investigación. 6 ed. México D.F.: McGraw-Hill, 2014. PP 299.

² Una “hipótesis” es una proposición respecto a uno o varios parámetros, es decir, es un valor propuesto sobre el comportamiento de los datos que debe ser verificado.

³ Un “parámetro” es un comportamiento estadístico de la población.

realización de pruebas de producción a dichos pozos) y el análisis de los datos recolectados, a partir de la formulación de una hipótesis y su posterior verificación.

La verificación o “prueba de hipótesis” puede realizarse de dos maneras: mediante los análisis paramétricos y los no paramétricos. Como lo explica Sampieri⁴, “cada tipo posee características y presuposiciones que lo sustentan; la elección de qué clase de análisis efectuar depende de los supuestos”.

En la ingeniería de petróleos, se han desarrollado modelos sencillos y complejos, metodologías manuales y computarizadas, y métodos de solución que, en su amplia mayoría se basan en la aplicación de análisis paramétricos, cuyos tres principales supuestos son:

- El universo tiene una distribución normal.
- El nivel de medición de las variables es por intervalos.
- Cuando dos o más poblaciones son estudiadas, tienen una varianza homogénea: las poblaciones en cuestión poseen una dispersión similar en sus distribuciones.

Estas condiciones difícilmente se cumplen al analizar datos históricos de producción, y sin embargo, los modelos de cálculo, los procedimientos gráficos y los algoritmos de los paquetes software comerciales, se basan en modelos propuestos desde una visión paramétrica.

Las limitaciones asociadas a dichos modelos estadísticos normalmente se asocian al hecho de que éstos asumen que el comportamiento de las variables en el tiempo siempre sigue una misma tendencia, independientemente de los cambios que ocurran en las condiciones operacionales, las propiedades del yacimiento o las características de los fluidos.

⁴ SAMPIERI, Roberto. FERNÁNDEZ, Carlos. BAPTISTA, Pilar. Metodología de la investigación. 6 ed. México D.F.: McGraw-Hill, 2014. PP 304.

Por esta razón, en este trabajo se propone la utilización de otros modelos estadísticos para la generación de los pronósticos de producción. Por una parte, las Series de Tiempo, que “a diferencia de otros modelos estadísticos, no se limitan a explicar el fenómeno estudiado, sino que sencillamente predicen el comportamiento futuro de una variable a partir de la conducta histórica de dicha variable sin ninguna influencia de otras variables”⁵.

Y, en segundo lugar, los modelos no-paramétricos, que parten de las siguientes consideraciones:

- No requieren presupuestos acerca de la forma de la distribución poblacional. Aceptan distribuciones libres.
- Las variables no necesariamente tienen que estar medidas en un nivel por intervalos o de razón.⁶

Es decir, que la realización de una prueba de hipótesis mediante la aplicación de modelos paramétricos, puede permitir la obtención de mejores resultados en términos de ajuste histórico y de la estimación del comportamiento futuro de dichos datos, por ejemplo, para establecer cuál será la producción de un pozo a partir de su historia.

El objetivo, es mejorar la precisión de los resultados obtenidos, ofreciendo nuevas opciones que pueden ser incluidas en los diferentes paquetes software que están disponibles en la actualidad aumentando la efectividad de los pronósticos que se generan en todo el mundo.

⁵ MORALES, Efraín. Introducción a la Econometría. Quito: Ministerio de Educación y Cultura del Ecuador, 2001.

⁶ SAMPIERI, Roberto. FERNÁNDEZ, Carlos. BAPTISTA, Pilar. Metodología de la investigación. 6 ed. México D.F.: McGraw-Hill, 2014. PP 318.

1. MODELOS USADOS ACTUALMENTE PARA GENERAR PRONÓSTICOS DE PRODUCCIÓN

La generación de pronósticos de producción tiene sus primeras bases en los escritos de Arnold y Anderson⁷ que desde inicios del siglo XX propusieron que la tasa de producción a iguales intervalos de tiempo forma series geométricas y señalaron la caída de producción como una fracción aproximadamente constante. Arnold y Anderson introdujeron el término “declinación” y lo asociaron a dicha fracción.

Desde este primer postulado, surgieron algunos aportes importantes, como el de Cutler⁸, presentado en 1924, quien describió por primera vez la “declinación exponencial” permite obtener pronósticos muy conservadores. También vale la pena destacar el aporte de Johnson y Bollens⁹, quienes explicaron en 1927 que la relación existente entre la tasa de producción y la reducción de la tasa de producción se mantiene aproximadamente constante, en intervalos de tiempo iguales.

La estimación del comportamiento futuro de la producción de un campo se realiza, según París de Ferrer¹⁰ “para los siguientes fines: (1) pronosticar las reservas remanentes, (2) planificar a largo plazo las operaciones, (3) estimar algunas propiedades y (4) calcular las posibles cargas fiscales”.

En el presente capítulo se realiza una revisión de los principales métodos usados para tal fin.

⁷ ARNOLD, R. ANDERSON, R. Preliminary Report on Coalinga Oil District. U.S. Geological Survey Bulletin, 357 (1908) 79.

⁸ CUTLER, W.W. Jr. Estimation of Underground Oil Reserves by Well Production Curves. U.S. Bureau of Mines Bulletin, 228 (1924).

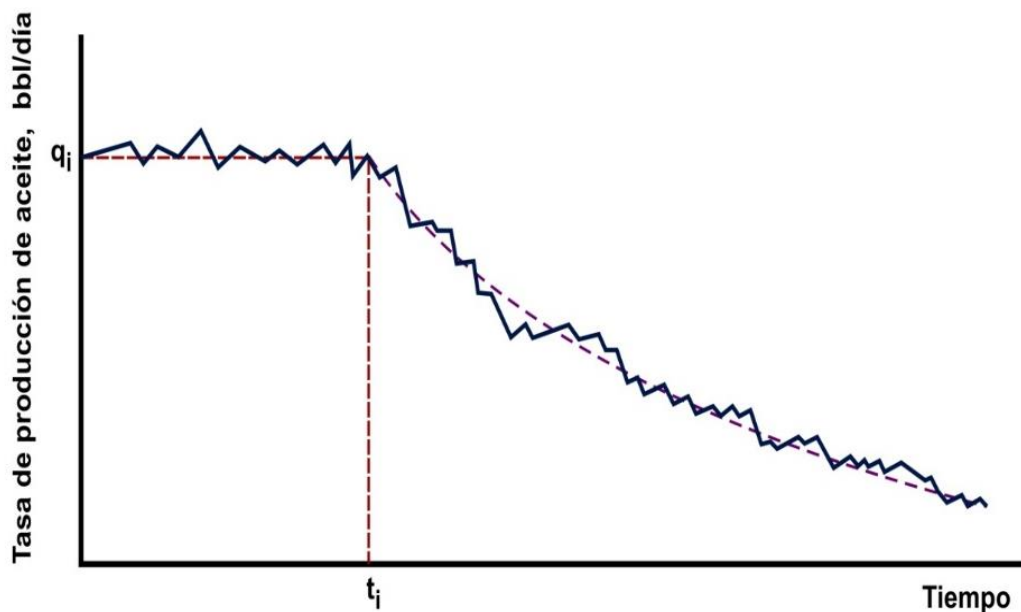
⁹ JOHNSON, R.H. BOLLENS A.L. The Loss Ratio Method of Extrapolating Oil Well Decline Curves. Trans., AIME (1927) 27, 771.

¹⁰ PARÍS DE FERRER, Magdalena. Fundamentos de ingeniería de yacimientos. Maracaibo: Ediciones Astro, 2009. Pág. 503.

1.1. CURVAS DE DECLINACIÓN

El comportamiento de la producción de un pozo con respecto al tiempo puede ser representado con una gráfica como la mostrada en la figura 1. Según Nind¹¹: “después de un periodo donde se estabilizó la producción del pozo (en la producción permisible del pozo, cerca de ella o según la demanda del mercado), se encontró que hubo un momento en que el pozo no podía sostener su producción y su capacidad fue decayendo regularmente, es decir, comenzó a declinar mes tras mes”.

Figura 1. Comportamiento típico de la producción de un pozo.



Fuente: NIND, T.E.W. Fundamentos de producción y mantenimiento de pozos petroleros, 2 ed. Ontario: Limusa, 1987. Pág. 54. Modificado.

Como se observa, existe cierto nivel de ajuste entre los datos de producción y la línea de tendencia (línea punteada) que se ha incluido en la gráfica. Por tal razón, se puede pensar en prolongar dicha línea de tendencia y llegar a predecir la producción futura del pozo.

¹¹ NIND, T.E.W. Fundamentos de producción y mantenimiento de pozos petroleros, 2 ed. Ontario: Limusa, 1987.

1.1.1. Modelos de declinación: Con el fin de generar análisis de la producción de un pozo, se han planteado diversas maneras de definir la declinación, siendo los modelos más comunes los de declinación nominal y efectiva.

La tasa de declinación nominal (D) se puede establecer al realizar una gráfica del logaritmo natural de la tasa de producción (q) versus el tiempo (t) y encontrar la pendiente de la recta resultante. Dicha pendiente (con signo negativo) es la tasa de declinación nominal, definida por la ecuación 1.

$$D = -\frac{1}{q} \frac{dq}{dt} = -\frac{d \ln q}{dt} \quad (\text{Ec. 1})$$

En esta ecuación, D es la tasa de declinación nominal (dada en años⁻¹), q es la tasa de producción de petróleo (Bls/día) y t es el tiempo (normalmente en años o meses). Una sencilla explicación del significado de la tasa de declinación nominal la propone París de Ferrer¹²: “si D tiene un valor de 0,10/año, el cambio porcentual nos indica que la tasa actual de producción está disminuyendo a un ritmo del 10% al año”.

La ecuación anterior presenta un modelo de cálculo de la declinación que requiere de una función que relacione el caudal con el tiempo ($q=f(t)$), para poder realizar dicha integración. Sin embargo, Poston¹³ presenta una sencilla solución para dicha integral, que puede ser usado con datos discretos.

$$D = \frac{(q_1 - q_2)}{q_1 \Delta t} \quad (\text{Ec. 2})$$

Donde, Δt es el intervalo transcurrido entre dos mediciones sucesivas de la producción, mientras que q_1 y q_2 son dichas mediciones (inicial y final, respectivamente) efectuadas en dicho intervalo.

¹² PARÍS DE FERRER, Magdalena. Ob. Cit.

¹³ POSTON, Steven. POE, Bobby. Analysis of Production Decline Curves. Richardson: Society of Petroleum Engineers, 2008.

Por otra parte, se encuentra la tasa de declinación efectiva, que se define como la disminución de la tasa de producción desde un valor inicial q_i hasta un valor q , durante un periodo igual a la unidad (un mes o un año, por ejemplo), dividido por la producción al inicio del periodo, tal como se aprecia en la ecuación 3.

$$d = \frac{q_i - q}{q_i} \quad (\text{Ec. 3})$$

La tasa de declinación efectiva es “la más usada, ya que por ser una función discreta concuerda mejor con las prácticas actuales de registro de la producción. Si el periodo es un mes, se le refiere como declinación efectiva mensual, y si es un año, como declinación efectiva anual”¹⁴.

Sin embargo, debe anotarse que el uso de uno u otro método depende de la periodicidad con la cual se mide y reporta la producción. En otras palabras, la tasa de declinación nominal (D) es usada cuando los datos de producción no han sido medidos a intervalos regulares (por ejemplo, cuando se usan los datos de pruebas de producción, las cuales no se hacen necesariamente el mismo día de cada mes), mientras que la tasa de declinación efectiva se emplea cuando los datos son medidos con intervalos iguales (por ejemplo, cuando para la construcción de las curvas se usa el reporte de producción de un pozo a los entes gubernamentales, que regularmente se realiza el primer día de cada mes).

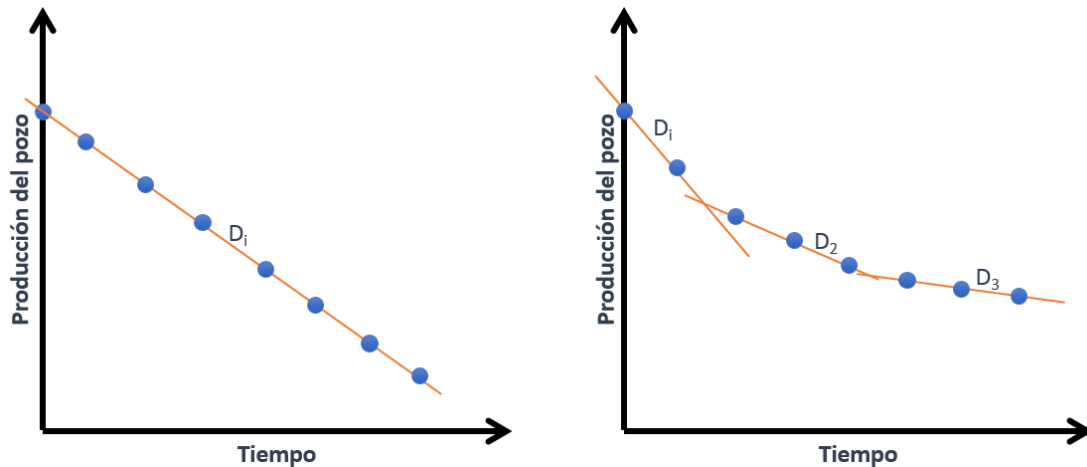
La tasa de declinación puede entenderse, entonces, como la pendiente de la recta tangente a los puntos de un gráfico cartesiano de la producción contra el tiempo.

El valor de la tasa de declinación (D) puede tener varios comportamientos. En algunos casos, un pozo presenta la misma tasa de declinación durante toda la vida productiva, mientras que en otros se presenta una tasa de producción variable en el tiempo, tal como se observa en la figura 2.

¹⁴ PARÍS DE FERRER, Magdalena. Ob. Cit.

Un modelo general, para describir el comportamiento de la declinación de un pozo se plantea en la ecuación 4.

Figura 2. Comportamiento de la tasa de declinación de un pozo. Tasa de declinación constante (izquierda) o variable (derecha).



Fuente: POSTON, Steven. POE, Bobby. Analysis of Production Decline Curves. Richardson: Society of Petroleum Engineers, 2008. Modificado.

$$\frac{D}{D_i} = \left(\frac{q}{q_i}\right)^n \quad (\text{Ec. 4})$$

Donde D_i es la tasa de declinación inicial del pozo (es decir, la tasa de declinación registrada al inicio de la vida productiva del pozo), q y q_i son las tasas de producción registradas en el momento del análisis y en el inicio de la vida productiva del pozo, respectivamente, y n es conocido como el “exponente de declinación”, cuyo valor define el tipo de declinación del pozo, el cual puede ser de tipo exponencial ($n=0$), hiperbólico ($0 < n < 1$) o armónico ($n=1$).

1.1.2. Declinación exponencial: Aunque el comportamiento de la declinación de un pozo normalmente es el armónico, el modelo de declinación más utilizado en el mundo es el exponencial, pues permite obtener los resultados más conservadores,

debido a que supone la declinación más severa y, por lo tanto, genera pronósticos con bajas tasas de producción en el futuro.

A partir de la ecuación 4, y considerando constante la tasa de declinación ($n=0$) se pueden obtener una expresión que representa el modelo de cálculo de la producción q que se obtendrá en un instante t , teniendo en cuenta la producción inicial q_i y la tasa de declinación D del pozo analizado.

$$q = q_i e^{-Dt} \quad (\text{Ec. 5})$$

Debido a que la tasa de declinación es constante, los cálculos resultan sencillos. Las ecuaciones 6 y 7 representan, respectivamente, expresiones para el cálculo de la producción acumulada de petróleo (N_p) y el tiempo de vida remanente antes del abandono del pozo (t_a).

$$N_p = \frac{q_i - q}{D} \quad (\text{Ec. 6})$$

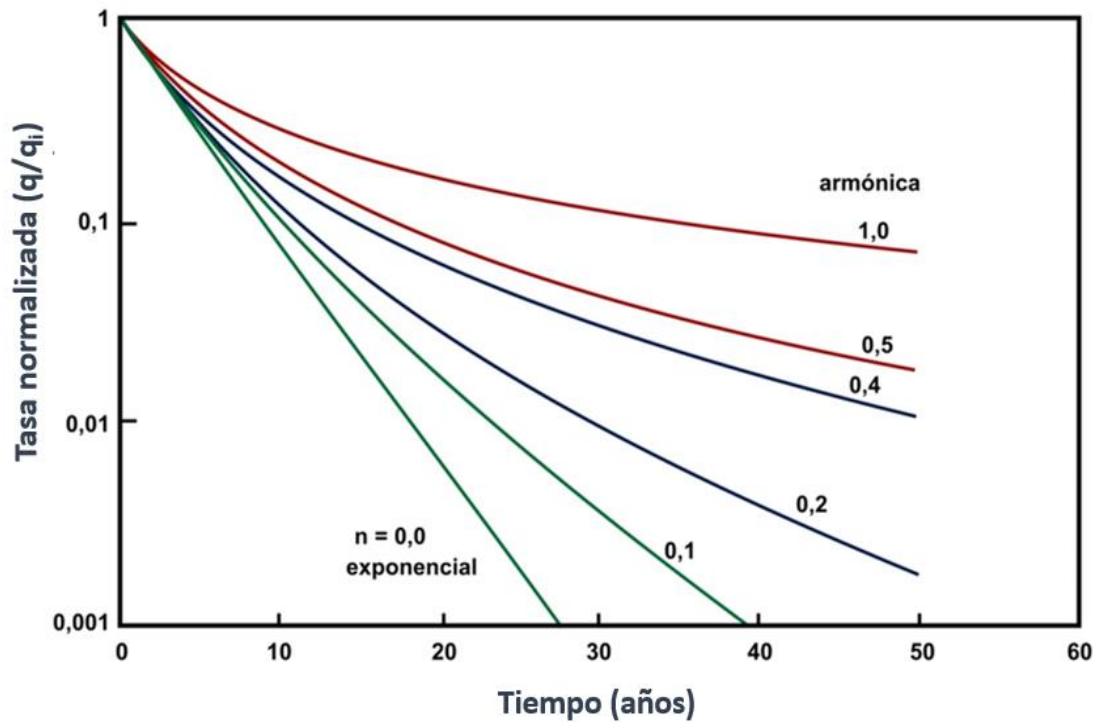
$$t_a = \frac{1}{D} \ln\left(\frac{q_i}{q_a}\right) = \frac{-\ln(q_i/q_a)}{\ln(1 - D)} \quad (\text{Ec. 7})$$

En estas expresiones, q_i representa la tasa de producción inicial del pozo, q es la tasa de producción en el instante en el cual se está realizando el análisis de declinación y q_a es la tasa de producción de abandono.

Para verificar si el tipo de declinación de un pozo es el exponencial puede recurrirse a la elaboración de gráficas.

Por ejemplo, en la figura 3 se aprecia que el comportamiento del logaritmo de la tasa normalizada de producción (q/q_i) con respecto al tiempo corresponde a una línea recta.

Figura 3. Tasa normalizada vs tiempo.



Fuente: WALSH & LAKE. Citado por PARÍS DE FERRER, Magdalena. Fundamentos de Ingeniería de Yacimientos. 2009. Cap. 9. Modificada.

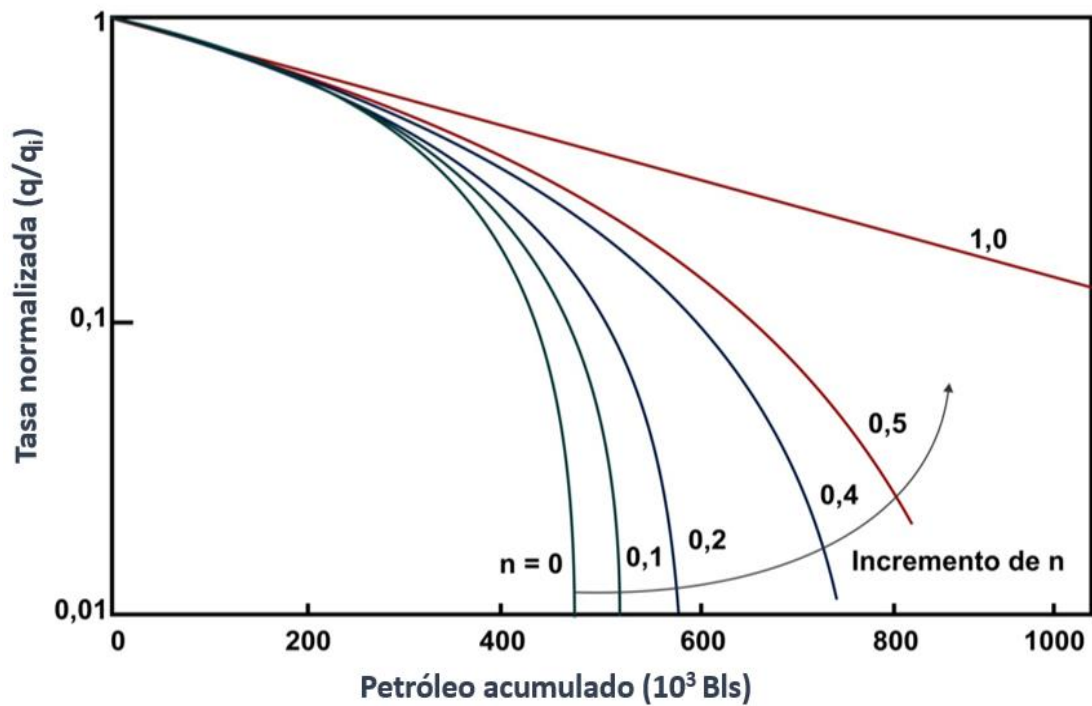
Otras gráficas que tienen un comportamiento recto cuando la declinación es exponencial son:

- La gráfica del logaritmo de la tasa de producción versus el tiempo y,
- La gráfica de la producción acumulada (N_p) versus la tasa de producción.

1.1.3. Modelo de declinación armónica: En el otro extremo de los modelos de declinación se encuentra el comportamiento armónico, que se presenta cuando el exponente de declinación n tiene un valor de uno.

Como se puede observar en la figura 4, al graficar el logaritmo de la tasa normalizada versus el petróleo acumulado, se obtendrá una línea recta si la declinación es armónica.

Figura 4. Tasa normalizada vs petróleo acumulado.



Fuente: WALSH & LAKE. Citado por PARÍS DE FERRER, Magdalena. Fundamentos de Ingeniería de Yacimientos. 2009. Cap. 9. Modificada.

Nuevamente, a partir de la ecuación 4 se pueden obtener expresiones para representar el comportamiento de variables como la tasa de declinación (ec. 8), la tasa de producción (ec. 10), el petróleo acumulado (ec. 11) y el tiempo de vida remanente del pozo (ec. 12).

$$D = \frac{D_i q}{q_i} \quad (\text{Ec. 8})$$

Debido a que los parámetros iniciales del pozo (D_i y q_i) serán fijos a lo largo del tiempo, se reescribe esta expresión como:

$$D = bq \quad (\text{Ec. 9})$$

Siendo b el cociente entre la declinación y la tasa iniciales ($b=D_i/q_i$). Las demás expresiones que se usan en la descripción de la declinación armónica son:

$$q = \frac{q_i}{1 + D_i t} \quad (\text{Ec. 10})$$

$$N_p = \frac{q_i}{D_i} \ln \left(\frac{q_i}{q} \right) \quad (\text{Ec. 11})$$

$$t_a = \frac{1}{D_i} \left(\frac{q_i}{q_a - 1} \right) \quad (\text{Ec. 12})$$

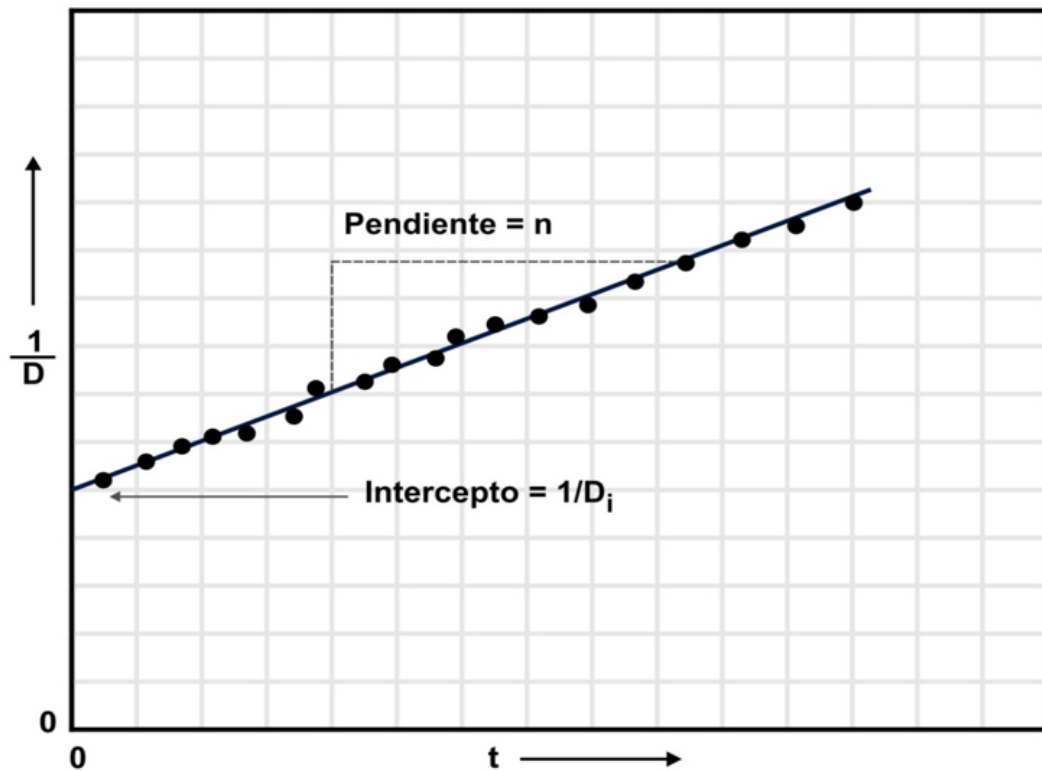
Los resultados obtenidos mediante la aplicación del modelo armónico son los más optimistas, pues incluyen las tasas de declinación más leves.

1.1.4. Modelo de declinación hiperbólica: El tercer caso tratado por Arps es el de la declinación hiperbólica, donde el exponente n tiene un valor entre cero y uno.

En este caso, para determinar si la declinación es de tipo hiperbólico simplemente se descarta que no sea exponencial ni armónica, es decir, que si se construyen las gráficas mostradas en las figuras 3 y 4, sin que éstas presenten un comportamiento de línea recta, se considera que la declinación es hiperbólica.

Ahora bien, el siguiente paso consistirá en determinar cuál es, exactamente, el valor del exponente de declinación (n). Para esto se han generalizado muchos métodos. Uno, es el uso de las curvas tipo de Slider (las cuales se explicarán en la sección 1.2.1). Otro método, consiste en la construcción de una gráfica del inverso de la tasa de declinación del pozo contra el tiempo, tal como se observa en la figura 5. Y existen otras opciones, como las curvas tipo de Fetkovich o la realización de modelos iterativos.

Figura 5. Obtención del exponente n para la declinación hiperbólica.



Fuente: PARÍS DE FERRER, Magdalena. Fundamentos de Ingeniería de Yacimientos. 2009. Cap. 9. Modificada.

En este caso, la ecuación de la línea recta obtenida es:

$$\frac{1}{D} = \frac{1}{D_i} + nt \quad (\text{Ec. 13})$$

Y por supuesto, la pendiente de dicha línea coincide con el valor del exponente de declinación (n). En este tipo de declinación, la ecuación 4 se convierte en el modelo base para la obtención de otras expresiones de cálculo.

$$D = bq^n \quad (\text{Ec. 14})$$

Desarrollando la ecuación 14, se obtiene la expresión para el cálculo de la tasa de declinación (D) que se obtendrá en cualquier instante:

$$D = \frac{D_i}{1 + nD_it} \quad (\text{Ec. 15})$$

De la misma manera que en los tipos de declinación explicados anteriormente, en la declinación hiperbólica existen expresiones para el cálculo de la producción en cualquier instante, el petróleo acumulado y el tiempo restante antes del abandono, tal como se presenta en las ecuaciones 16, 17 y 18, respectivamente.

$$q = q_i(1 + nD_i t)^{-1/n} \quad (\text{Ec. 16})$$

$$N_p = \frac{q_i^n (q_i^{1-n} - q^{1-n})}{D_i(1 - n)} \quad (\text{Ec. 17})$$

$$t_a = \frac{1}{nD_i} \left[\left(\frac{q_i}{q_a} \right)^n - 1 \right] \quad (\text{Ec. 18})$$

Otra opción para la determinación del exponente de declinación n , es el propuesto por Aderemi¹⁵. Según este autor, se debe suponer un valor del exponente n y construir una curva de la producción elevada a la potencia $-n$, tal como se observa en la figura 6. Si el valor supuesto es el adecuado, se obtendrá una línea recta.

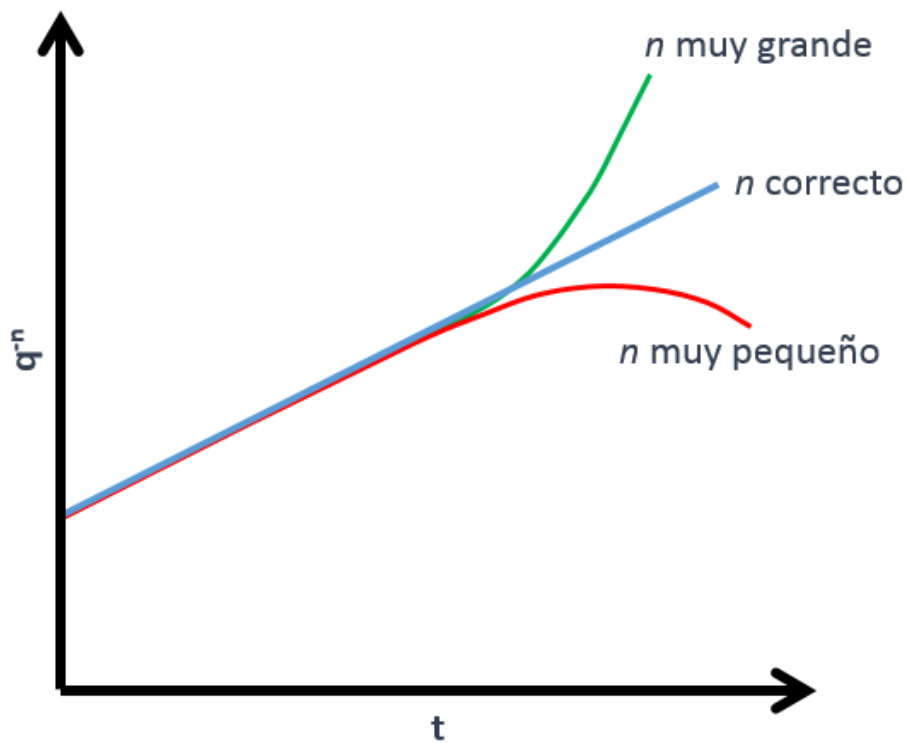
Por el contrario, si el valor supuesto es demasiado alto, se obtendrá una curva con concavidad hacia arriba; o si el exponente n supuesto es muy bajo, se obtendrá una curva cóncava hacia abajo.

De acuerdo con Fetkovich¹⁶, los yacimientos normalmente ofrecen una tasa de declinación hiperbólica, cuyos rangos normalmente se encuentran asociados al mecanismo de empuje de éstos, tal como se observa en la tabla 1. Sin embargo, como se mencionó anteriormente, el modelo más usado en la generación de pronósticos es el exponencial, debido a que es el más pesimista.

¹⁵ ADEREMI, Samuel. Effective use of Production Surveillance Tool in Forecasting Future Production. SPE 119732. 2008.

¹⁶ FETKOVICH, M.J. FETKOVICH, E.J. FETKOVICH, M.D. Useful Concepts for Decline-Curve Forecasting, Reserve Estimation and Analysis. New Orleans: Society of Petroleum Engineers, 1994.

Figura 6. Método de Aderemi para la obtención del exponente n .



Fuente: ADEREMI, Samuel. Effective use of Production Surveillance Tool in Forecasting Future Production. SPE 119732. 2008. Modificado.

Tabla 1. Valores usuales del exponente n para diferentes yacimientos.

CASO	Exponente n
Yacimiento de crudo con bajos cortes de agua	Aproximadamente 0,0
Empuje por gas en solución	Cerca de 0,3
Pozos de gas	Entre 0,4 y 0,5
Yacimiento de crudo con acuífero activo	Cerca de 0,5

Fuente: FETKOVICH, M.J. y otros. Useful Concepts for Decline-Curve Forecasting, Reserve Estimation and Analysis. New Orleans: Society of Petroleum Engineers, 1994. Modificada.

1.1.5. Limitaciones del método de Arps: El modelo propuesto por Arps sigue siendo el más empleado en estos días, pues los diversos paquetes software basan sus pronósticos en la aplicación de la declinación exponencial, hiperbólica y armónica.

Sin embargo, como menciona T.E.W. Nind¹⁷, *“las curvas de declinación de la producción (exponencial, armónica o hiperbólica) son simples herramientas de cálculo que permiten hacer extrapolaciones del comportamiento futuro o predecir el mismo para un pozo en el campo. Sin embargo, no tienen bases físicas y el ingeniero de producción no debe sorprenderse si los pozos o los yacimientos no siguen las curvas de declinación de la producción estimadas sin importar qué tan cuidadosamente se hayan preparado”*, lo cual no deja de ser desalentador, máxime cuando la mayoría de los pronósticos de producción que se generan a nivel mundial se realizan por medio de la metodología de Arps.

Entre otras razones, los comentarios de T.W.E. Nind, obedecen a que las curvas de declinación:

- Solamente pueden emplearse para pozos que se encuentran en estado pseudoestable, lo cual implica que al inicio de la vida productiva del pozo o luego de que ocurra cualquier cambio en sus condiciones de producción (en ambos casos el pozo entraría en estado transitorio), este método pierde validez.
- No incluyen en sus cálculos ningún tipo de propiedad petrofísica ni de los fluidos.
- No se ven afectadas en su cálculo por variables operacionales. Es decir, que a pesar de que una de sus condiciones es que el régimen de flujo sea pseudoestable, en sus ecuaciones y procedimientos no se hace ningún cambio si esta consideración no se cumple. De hecho, es común que en los campos de producción se sigan empleando estas ecuaciones y se sigan generando pronósticos, sin importar que se hayan presentado paradas de pozo, variaciones en la velocidad de operación de un sistema de

¹⁷ NIND, T.E.W. Fundamentos de producción y mantenimiento de pozos petroleros, 2 ed. Ontario: Limusa, 1987. Pág. 68.

levantamiento artificial, modificaciones en los tamaños de los choques o cualquier otra variación que lleve el pozo nuevamente a un régimen de flujo transitorio.

- No considera el impacto que ejercen proyectos de recuperación secundaria o mejorada sobre la declinación de la producción, pues al construir las curvas no se considera que la inyección de fluidos tenga un impacto sobre la capacidad productiva del yacimiento.
- Consideran que el tipo de declinación (exponencial, hiperbólica o armónica) será el mismo a lo largo de toda la vida productiva del pozo.
- Asumen que el comportamiento de la producción de un pozo se ajusta a una tendencia normal, es decir, una línea suave a la cual pocas veces se ajustan los datos.

A manera de resumen, la tabla 2 incluye las ecuaciones usadas en cada uno de los tipos de declinación para el cálculo de tasas futuras, producción acumulada o el tiempo que tarda en alcanzarse un determinado caudal.

Tabla 2. Ecuaciones usadas en cada tipo de declinación.

Declinación	Exponencial	Hiperbólica	Armónica
Exponente de declinación	$n = 0$	$0 < n < 1$	$n = 1$
Tasa de declinación	$D = \frac{(q_1 - q_2)}{q_1 \Delta t}$	$D = \frac{D_i}{1 + nD_i t}$	$D = \frac{D_i q}{q_i}$
Tasa de producción	$q = q_i e^{-Dt}$	$q = q_i (1 + nD_i t)^{-1/n}$	$q = \frac{q_i}{1 + D_i t}$
Producción acumulada	$N_p = \frac{q_i - q}{D}$	$N_p = \frac{q_i^n (q_i^{1-n} - q^{1-n})}{D_i (1 - n)}$	$N_p = \frac{q_i}{D_i} \ln \left(\frac{q_i}{q} \right)$
Tiempo de abandono	$t_a = \frac{-\ln(q_i/q_a)}{\ln(1 - D)}$	$t_a = \frac{1}{nD_i} \left[\left(\frac{q_i}{q_a} \right)^n - 1 \right]$	$t_a = \frac{1}{D_i} \left(\frac{q_i}{q_a} - 1 \right)$

Fuente: PARÍS DE FERRER, Magdalena. Fundamentos de Ingeniería de Yacimientos. 2009. Cap. 9. Modificada.

1.2. CURVAS TIPO

Ante los comentarios expuestos anteriormente, se han propuesto otras metodologías para obtener pronósticos más acertados. En este campo se destacan los aportes realizados por Fetkovich, Blasingame y Agarwal-Gardner, los cuales se basan fundamentalmente en la utilización de “curvas tipo” es decir, de curvas predeterminadas que son comparadas con la tendencia de los datos obtenidos en cada campo.

1.2.1. Curvas tipo de Slider: El primer intento por tipificar el proceso de declinación mediante curvas características fue el planteado por Slider¹⁸ en el año de 1968. Este autor planteó una metodología para determinar la tasa de producción futura que tendrá un pozo cuyo exponente de declinación (n) tenga un valor de 0,5.

Según el método, deben construirse gráficas semilogarítmicas que se hacen coincidir con las curvas que se presentan en las figuras 7 y 8, según el caso sea el de un pozo en estado transitorio o en estado pseudoestable, respectivamente.

Nótese que en este método se pueden realizar análisis tanto para tiempos negativos (nombre que se le asigna al estado transitorio, pues se toma como tiempo inicial el momento en el que se alcanza el área de drenaje del pozo) como para tiempos positivos (es decir, cuando se ha alcanzado el estado pseudoestable).

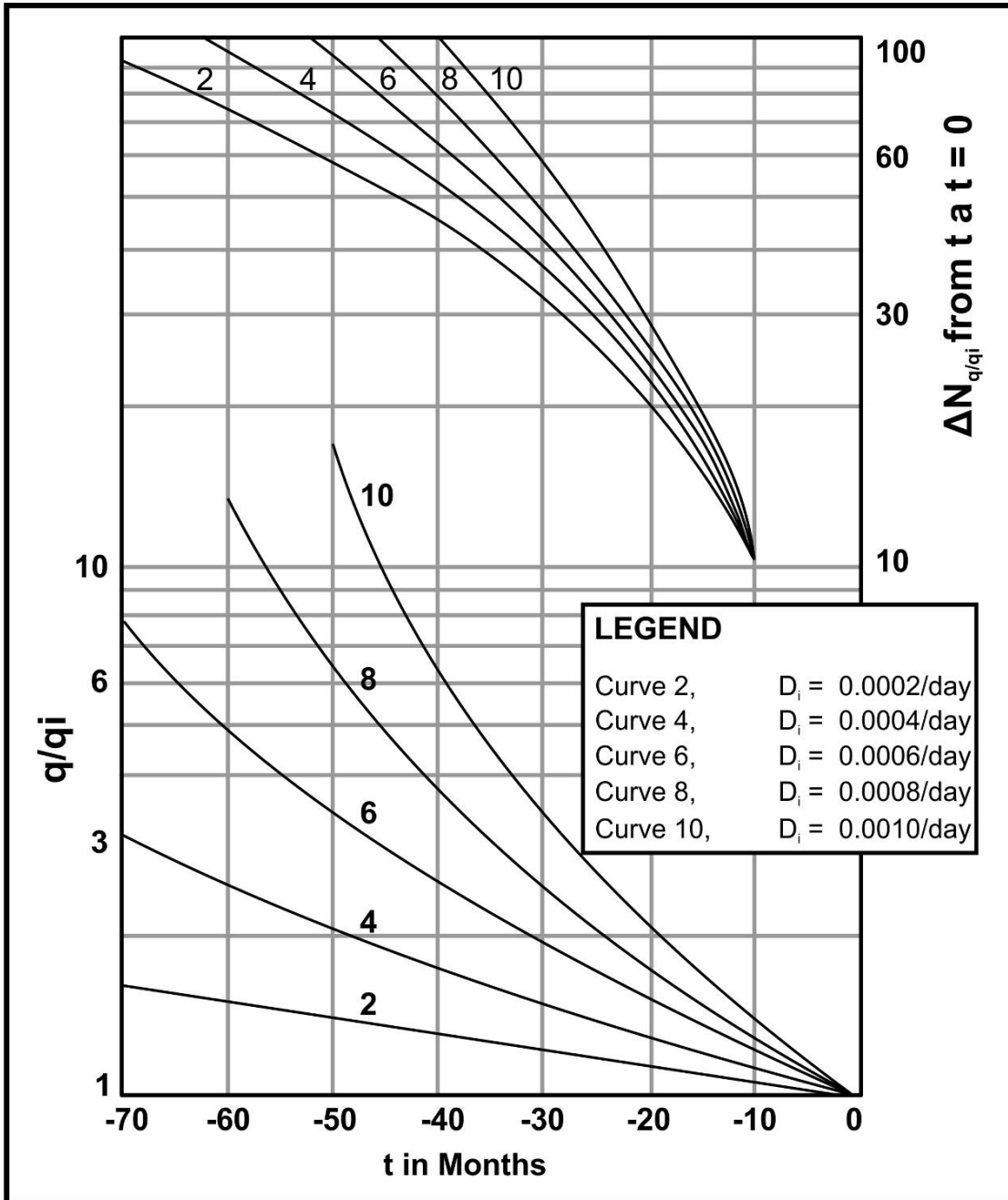
De esta manera, una vez se ha identificado a cuál de las diversas curvas se ajustan los datos, se puede seguir dicha curva hasta calcular el valor de la producción que se obtendría en los meses subsecuentes.

Evidentemente, la flaqueza de este método radica en que solamente se puede emplear para el caso en que el exponente de declinación sea exactamente de un

¹⁸ SLIDER, H.C. A Simplified Method of Hyperbolic Decline Curve Analysis. Society of Petroleum Engineers: 1968.

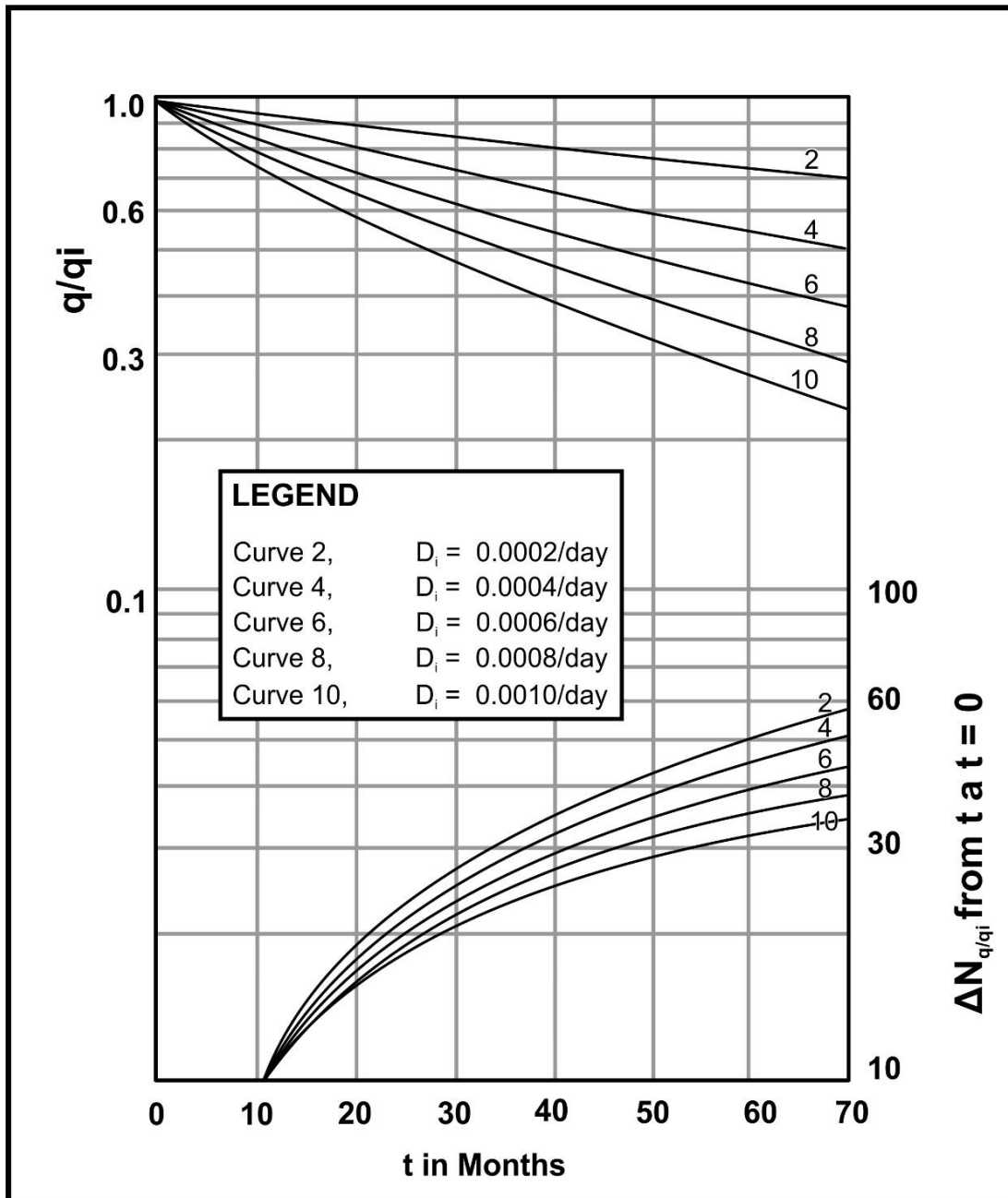
medio. Para otros casos, deberán generarse las curvas respectivas o emplearse otro método.

Figura 7. Curvas tipo para la determinación del exponente de declinación para tiempos negativos.



Fuente: SLIDER, H.C. A Simplified Method of Hyperbolic Decline Curve Analysis. Society of Petroleum Engineers: 1968. Modificado.

Figura 8. Curvas tipo para la determinación del exponente de declinación para tiempos positivos.



Fuente: SLIDER, H.C. A Simplified Method of Hyperbolic Decline Curve Analysis. Society of Petroleum Engineers: 1968. Modificado.

1.2.2. Curvas tipo de Gentry y Arps: Tomando como base el trabajo de Arps, Gentry introdujo en 1972 algunas variables adimensionales como el caudal adimensional (q_{Dd}), tiempo adimensional (t_{Dd}) y producción acumulada adimensional (N_{pDd}), con las cuales trazó curvas tipo en ejes semilogarítmicos, tal como se puede apreciar en la figura 9.

Para Gentry, la definición de cada una de estas variables adimensionales depende del tipo de declinación presente en el pozo de estudio. Un resumen de estas definiciones se presenta en la tabla 3.

Tabla 3. Ecuaciones usadas en cada tipo de declinación.

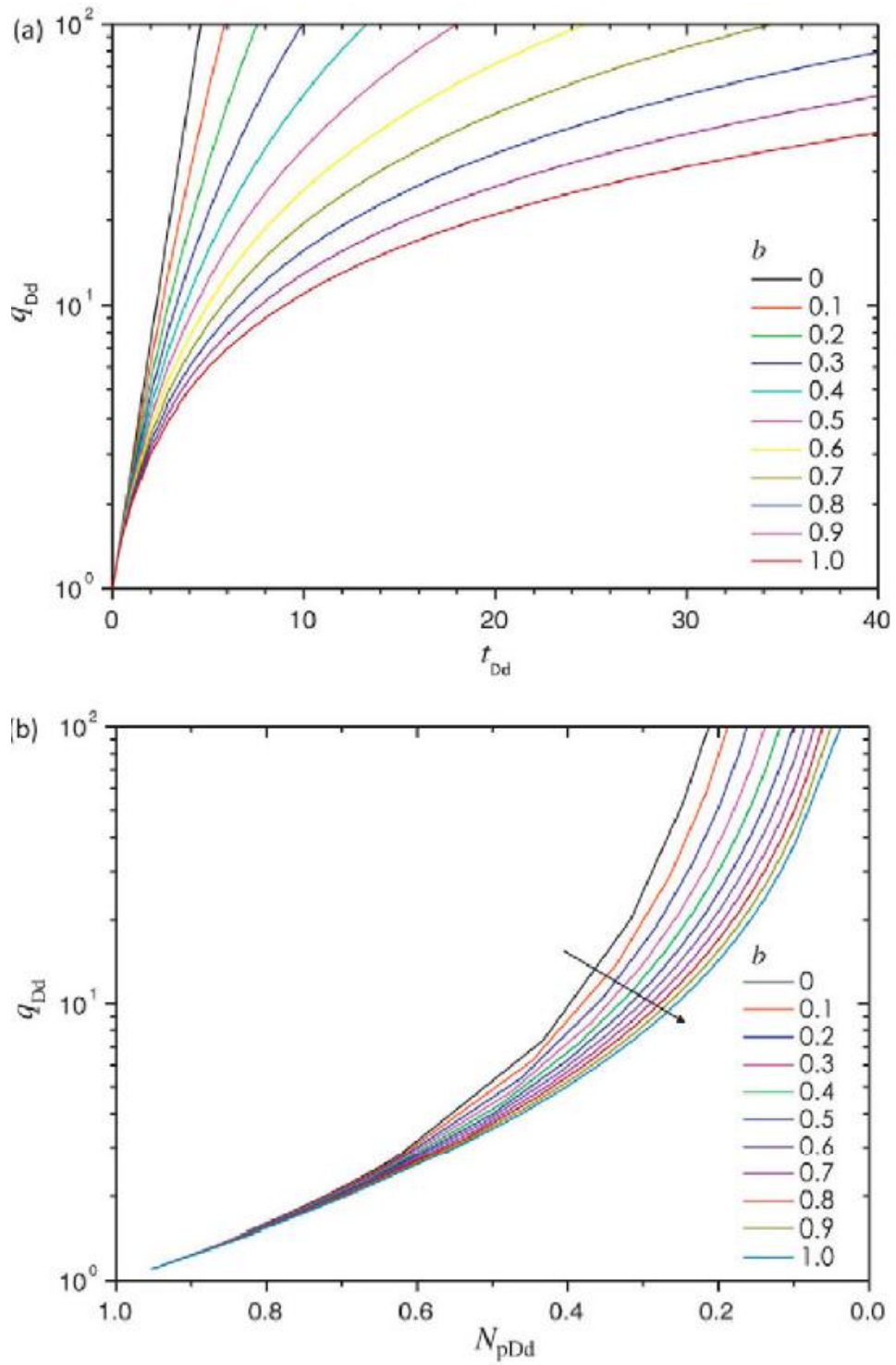
Declinación	Exponencial	Hiperbólica	Armónica
Tiempo adimensional	$t_{Dd} = D_i t$	$t_{Dd} = D_i t$	$t_{Dd} = D_i t$
Tasa de producción adimensional	$q_{Dd} = \frac{q_i}{q}$ $q_{Dd} = e^{-t_{Dd}}$	$q_{Dd} = (1 + b t_{Dd})^{1/b}$	$q_{Dd} = 1 + t_{Dd}$
Producción acumulada adimensional	$N_{pDd} = \frac{q_i - q}{D_i q_i t}$	$N_{pDd} = \frac{1}{t_{Dd}(1-b)} \left[1 - \left(\frac{1}{q_{Dd}} \right)^{1-b} \right]$	$N_{pDd} = \frac{1}{t_{Dd}} \ln q_{Dd}$

El procedimiento a realizar con este método es el siguiente. En primer lugar, a partir de los datos medidos en campo (producción y tiempo) se procede a construir una tabla de datos, llevando estos a sus correspondientes adimensionales (q_{Dd} y t_{Dd}). Posteriormente, se grafican estos valores adimensionales en los ejes de la gráfica (a) de la figura 9, buscando el mejor ajuste de los datos calculados con las curvas tipo.

Una vez se ha determinado cuál es la curva tipo a la cual se ajustan los datos, se lee el valor del exponente de declinación b .

Los pronósticos de producción, generados por este método, se basan en seguir a través de las curvas tipo escogidas, leyendo el valor de la producción instantánea y acumulada para cierto instante de tiempo.

Figura 9. Curvas tipo de Gentry-Arps. (a) Tasa adimensional vs tiempo adimensional. (b)



Fuente: GENTRY, Robert. Decline Curve Analysis. Oklahoma: Society of Petroleum Engineers, 1972.

Modificado.

1.2.2. Curvas tipo de Fetkovich: Como una evolución del método propuesto por Slider, en el año de 1980 aparecen las curvas tipo de Fetkovich¹⁹, quien basó su propuesta en la generación de variables adimensionales, muy útiles al intentar simplificar las ecuaciones usadas para modelar el comportamiento de un yacimiento, reduciendo el número de incógnitas que surgen de estos modelos, pero que contienen implícitamente parámetros como la permeabilidad (k), el factor volumétrico de formación (β) o la viscosidad (μ). El modelo de Fetkovich se basa en dos variables adimensionales: caudal adimensional (q_D) y tiempo adimensional (t_D), que se encuentran definidas por las ecuaciones 19 y 20, respectivamente.

$$q_D = \frac{141,2\beta_o\mu_o}{kh(P_i - P_{wf})} q \quad (\text{Ec. 19})$$

$$t_D = \frac{0,006329k}{\phi\mu C_t r_w^2} t \quad (\text{Ec. 20})$$

Donde,

- q_D es la tasa producción adimensional.
- β_o es el factor volumétrico de formación del crudo (BlS/STB).
- μ_o es la viscosidad del crudo (cp).
- q es la tasa de producción del pozo (BlS/d).
- k es la permeabilidad (mD).
- h es el espesor productor neto (ft).
- P_i es la presión inicial del yacimiento (psi).
- P_{wf} es la presión de fondo fluyente del pozo (psi).
- ϕ es la porosidad de la formación productora (fracción).
- C_t es el factor de compresibilidad total de la formación (psi⁻¹).
- r_w es el radio del pozo (ft).

¹⁹ FETKOVICH, M.J. Decline Curve Analysis Using Type Curves. Society of Petroleum Engineers: 1980.

Como se observa, estas variables son función de sus respectivas variables dimensionales. Es decir, el tiempo adimensional es función del tiempo, y lo mismo ocurre con la tasa de producción. En este sentido, varios autores plantearon soluciones para dichas ecuaciones, entre las que se destacan las que habían sido propuestas por van Everdingen y Hurst²⁰ en los primeros años del siglo XX.

Como aporte significativo de Fetkovich, en la década de 1980 presenta una gran simplificación, proponiendo dos nuevas variables adimensionales, llamadas “Tasa de declinación adimensional” (q_{dD}) y “Tiempo de declinación adimensional” (t_{dD}), las cuales se presentan en las ecuaciones 21 y 22.

$$q_{dD} = q_D \left[\ln \left(\frac{r_e}{r_w} \right) - \frac{1}{2} \right] \quad (\text{Ec. 21})$$

$$t_{dD} = \frac{t_D}{\frac{1}{2} \left[\left(\frac{r_e}{r_w} \right)^2 - 1 \right] \left[\ln \left(\frac{r_e}{r_w} \right) - \frac{1}{2} \right]} \quad (\text{Ec. 22})$$

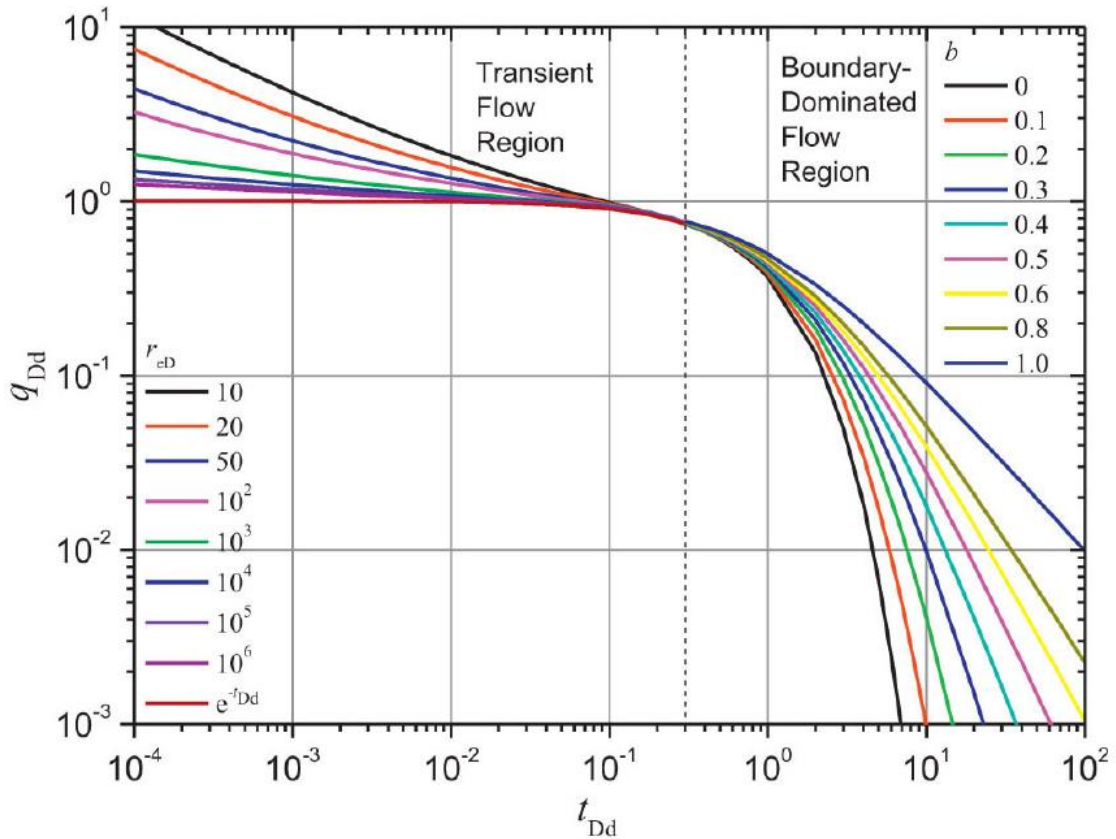
El gran aporte de este autor se presenta en la figura 10, en la cual se pueden observar las curvas tipo de Fetkovich. Nótese que las gráficas están construidas para tiempos negativos y positivos, para diferentes radios de drenaje y para diferentes exponentes de declinación.

El uso de las curvas de Fetkovich es simple. Se deben tabular los valores de caudal vs tiempo y luego transformarlos, mediante las ecuaciones 19 a 22 en variables de declinación adimensional.

Posteriormente, se debe construir una gráfica de q_{dD} vs t_{dD} con los datos del pozo analizado. Esta gráfica debe superponerse a las curvas tipo, deslizándola hasta que la totalidad de los puntos (o la mayoría de ellos) coincidan con una de las curvas de Fetkovich.

²⁰ VAN EVERDINGEN, A.F. HURST, W. The Application of the Laplace Transformation to Flow Problems in Reservoirs. AIME (1949).

Figura 10. Curvas tipo de Fetkovich.



Fuente: FETKOVICH, M.J. Decline Curve Analysis Using Type Curves. Society of Petroleum Engineers: 1980. Modificado.

Nótese que para el estado transitorio, las curvas corresponden a diferentes relaciones de radio de drenaje y radio de pozo (r_e/r_w), por lo que en ese caso el método permite determinar el valor del radio de drenaje actual del pozo.

Para las curvas de estado pseudoestable ($t_{dD} > 0,3$), las líneas corresponden a diferentes valores del exponente de declinación, por lo cual el método de Fetkovich permite determinar con un buen grado de exactitud el tipo de declinación presente en el pozo.

Adicionalmente, para hacer referencia al objeto de este trabajo, una vez se ha identificado la línea más semejante a la tendencia de los datos, el ingeniero puede desplazarse sobre ésta, generando pronósticos de producción.

1.2.3. Curvas de Palacio y Blasingame: Las curvas propuestas por Palacio y Blasingame²¹ suponen un avance respecto a las curvas de Fetkovich, por el hecho de que toman en cuenta el balance de materiales para permitirle al ingeniero no solamente la predicción de una tasa de producción, sino también la determinación de otras variables como la permeabilidad, el radio de drenaje y el daño de un pozo, a partir del análisis de datos de producción.

En primer lugar, debe señalarse que este método se basa en el cálculo de la tasa de flujo normalizada, que está definida por la ecuación 23, a partir de la cual surgen otras tasas y, lo más importante, las curvas tipo que se presentarán posteriormente.

$$\frac{q}{\Delta P} = \frac{q}{P_i - P_{wf}} \quad (\text{Ec. 23})$$

Como se observa, la tasa normalizada puede entenderse como una analogía al índice de productividad del pozo, el cual indica cuál es la producción del pozo (q) cuando se genera un diferencial de presión (ΔP) entre la presión inicial del yacimiento (P_i) y la presión de fondo fluente del pozo (P_{wf}).

A partir de este concepto, Palacio y Blasingame presentan la tasa normalizada integral y la tasa normalizada integral derivativa.

La tasa normalizada integral se plantea como una integración de la tasa normalizada en función de un tiempo τ , entre cero y el tiempo de balance de materiales (t_c), siendo éste último la relación entre la producción acumulada y la tasa de producción actual del pozo.

$$\left(\frac{q}{\Delta P}\right)_i = \frac{1}{t_c} \int_0^{t_c} \frac{q}{P_i - P_{wf}} d\tau \quad (\text{Ec. 24})$$

²¹ PALACIO, Juan Carlos. BLASINGAME, Thomas. Decline curve analysis using type curves. Society of Petroleum Engineers: 1993.

$$t_c = \frac{N_P}{q} \quad (\text{Ec. 25})$$

De manera similar, Palacio y Blasingame definen la tasa normalizada integral derivativa, como se presenta en la ecuación 26.

$$\left(\frac{q}{\Delta P}\right)_{id} = \frac{d\left(\frac{q}{\Delta P}\right)_i}{d \ln t_c} = -t_c \frac{d\left(\frac{q}{\Delta P}\right)_i}{dt_c} \quad (\text{Ec. 26})$$

Una vez se han calculado las tres tasas normalizadas, se puede proceder a construir gráficas de la tasa normalizada contra el tiempo adimensional de balance de materiales (t_{cDd} , que está definido por la ecuación 27) en papel logarítmico, buscando el mejor ajuste entre los valores calculados a partir de la data de campo y las curvas tipo.

$$t_{cDd} = \frac{N_{PDd}}{q_{Dd}} = \frac{1}{q_{Dd}} \int_0^{t_{Dd}} q_{Dd}(\tau) d\tau \quad (\text{Ec. 26})$$

De esta manera, se puede determinar el valor del radio de drenaje equivalente (r_{eD}), a partir del cual pueden estimarse diferentes propiedades, tal como se expresa en las ecuaciones 27 a 32.

Ahora bien, cuando se ha escogido la curva tipo adecuada, se debe seleccionar un punto de esta curva (al cual se le dará el nombre de M , o punto de “*match*”), a partir del cual se leerán valores que deben reemplazarse en las ecuaciones que se presentan a continuación.

$$K = \frac{(q/\Delta P)_M \mu_o \beta_o}{(q_{Dd})_M} \left[\ln(r_{eD}) - \frac{1}{2} \right] \quad (\text{Ec. 27})$$

$$t_{cDd} = \frac{(2 K t_c / \phi C_t \mu)}{r_{wa}^2 (r_{eD}^2 - 1) \left[\ln(r_{eD}) - \frac{1}{2} \right]} \quad (\text{Ec. 28})$$

$$r_{wa} = \left[\frac{2 K / \phi C_t \mu}{(r_{eD}^2 - 1) \left[\ln(r_{eD}) - \frac{1}{2} \right]} \left(\frac{t_c}{t_{cDd}} \right)_M \right]^{1/2} \quad (\text{Ec. 29})$$

$$S = \ln \frac{r_w}{r_{wa}} \quad (\text{Ec. 30})$$

$$r_e = \sqrt{\frac{\frac{\beta}{C_t} \left(\frac{t_c}{t_{cDd}} \right)_M \left(\frac{q / \Delta P}{q_{Dd}} \right)_M}{\pi h \phi}} \quad (\text{Ec. 31})$$

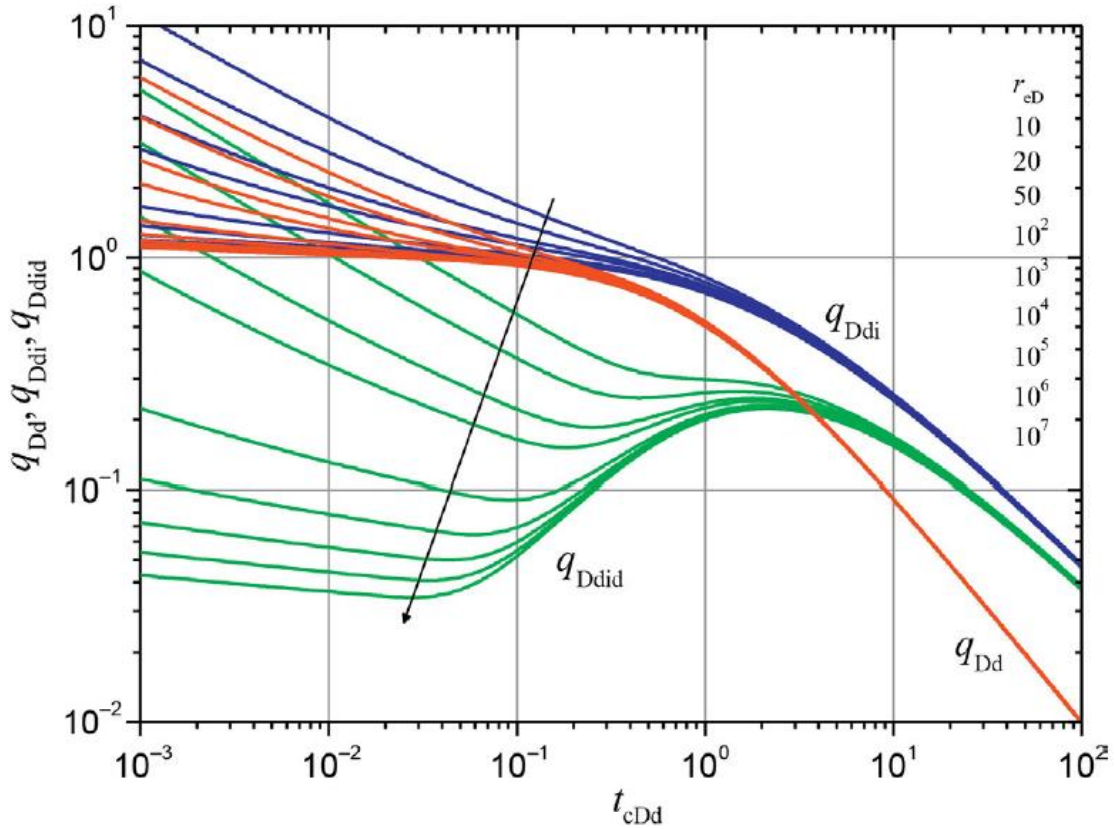
$$N = \frac{1}{C_t} \left(\frac{t_c}{t_{cDd}} \right)_M \left(\frac{q / \Delta P}{q_{Dd}} \right)_M (1 - S_w) \quad (\text{Ec. 32})$$

Donde,

- K es la permeabilidad de la formación productora (mD).
- μ_o es la viscosidad del crudo (cp).
- β_o es el factor volumétrico de formación del crudo (Bls/STB).
- h es el espesor productor neto (ft).
- ϕ es la porosidad de la formación productora (fracción).
- C_t es el factor de compresibilidad total de la formación (psi⁻¹).
- r_{wa} es el radio aparente²² del pozo (ft).
- N son las reservas del yacimiento en el que se encuentra el pozo (Bls).
- S_w es la saturación de agua en el yacimiento (fracción).

²² Respecto al concepto de “radio aparente” puede decirse que al generarse un daño en la cara de la formación de un pozo, este daño puede representarse matemáticamente como una reducción “aparente” en el tamaño de dicho pozo, que llevaría a una menor capacidad de producción. De igual manera, una estimulación al pozo, puede representarse numéricamente como un “aparente” aumento del tamaño del pozo, con una consecuente mayor capacidad de producción.

Figura 11. Curvas tipo de Palacio y Blasingame.



Fuente: PALACIO, Juan Carlos. BLASINGAME, Thomas. Decline curve analysis using type curves. Society of Petroleum Engineers: 1993. Modificado.

De esta forma, no solamente se puede predecir cuál sería el valor futuro de la tasa de producción (desplazándose sobre la curva tipo escogida y leyendo valores de tasa normalizada para tiempos posteriores), sino que se pueden determinar propiedades del yacimiento y la cara de la formación, a partir de datos de producción.

Sin embargo, la limitante sigue siendo la misma de las curvas de declinación: se debería tener una presión de fondo de pozo constante para que los valores calculados sean válidos. Y esto, por las fluctuaciones normales de las condiciones operacionales de un campo de producción, rara vez ocurriría.

2. ASPECTOS QUE AFECTAN A LOS PRONÓSTICOS DE PRODUCCIÓN

La generación de pronósticos de producción es un proceso que históricamente se ha desarrollado con base en los modelos presentados en el capítulo 1, pero cuesta encontrar un óptimo ajuste entre las curvas calculadas y los datos de producción, pues estos últimos normalmente ofrecen un comportamiento aleatorio e irregular.

Dicha aleatoriedad se debe, según diversos autores, a que en el procedimiento de cálculo se asumen ciertas condiciones que difícilmente se obtienen en la realidad (como tener una presión de fondo fluyente constante), mientras que otros fenómenos importantes no se tienen en cuenta (elementos asociados a la perforación o el cañoneo del pozo, condiciones de los fluidos de perforación y completamiento, aspectos geológicos, condiciones de operación como la ejecución de estimulaciones ácidas, orgánicas o hidráulicas a los pozos, dimensiones de las tuberías usadas, entre otros).

Como es evidente, estas suposiciones son necesarias para poder tener modelos manejables, pero las mismas terminan por generar grandes incertidumbres en las predicciones.

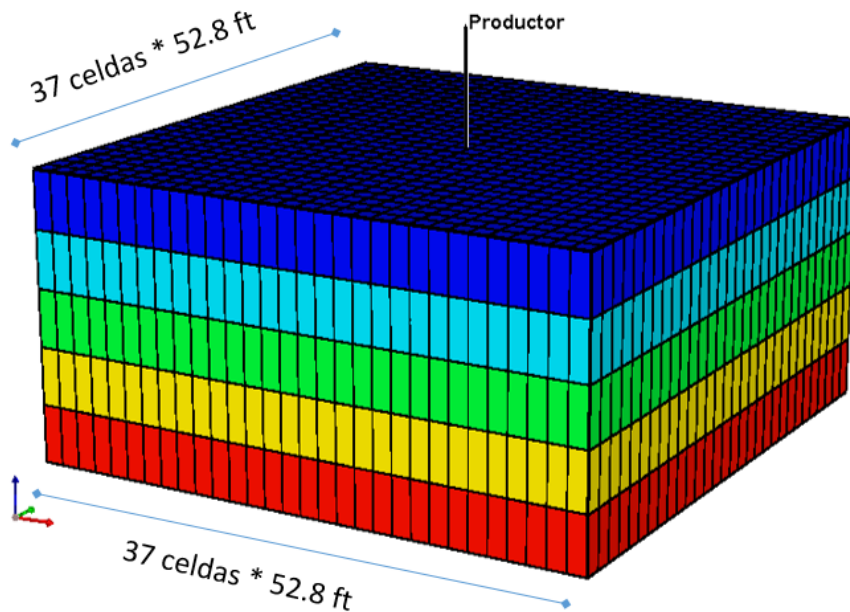
Para tener una mejor idea de los fenómenos que afectan la declinación de la producción, se incluye en este capítulo un análisis de la producción de un yacimiento realizado mediante la simulación numérica de yacimientos. Para tal fin, se construyó un modelo de un sector de un campo, usando las propiedades de un yacimiento de crudo mediano (28°API), y se procedió a verificar el efecto de algunos parámetros operacionales en el desempeño de la producción de un pozo, identificando condiciones que generan cambios significativos en el tipo y tasa de declinación de la producción.

2.1. MODELO DE SIMULACIÓN EMPLEADO

Se generó un modelo de simulación correspondiente a un sector de un yacimiento de crudo mediano, utilizando el software IMEX de *Computer Modelling Group*

(CMG). Se seleccionó este paquete debido a que maneja aceites negros. El enmallado de simulación tiene un área aproximada de 240 acres y posee una forma cuadrada, tal como se observa en la figura 12.

Figura 12. Enmallado de simulación.



Las principales propiedades de este enmallado de simulación se presentan en la tabla 4 y la figura 13, mientras que las curvas de permeabilidad relativa empleadas aparecen en las figuras 14 y 15.

El control de los pozos se realizó fijando la presión de fondo fluuyente de los mismos. En el caso base, se estableció un valor de 1200psi (tal como se observa en la figura 16). Pero en algunas corridas se modificó este valor, buscando representar fenómenos de cierre de pozos, aumentos de frecuencia en los sistemas de levantamiento artificial o pérdida de eficiencia en los mismos.

Tabla 4. Datos del modelo de simulación.

Propiedad	Valor
Área del modelo	87 acres
Espesor del modelo	25 ft
Dimensiones del enmallado	37 x 37 x 5
Dimensiones de cada celda	52,8ft x 52,8ft x 5,0ft
Permeabilidad horizontal	500mD
Permeabilidad vertical	250mD
Presión de burbuja	800 psi
Aceite Original In-Situ	2,33x10 ⁶ STB
Volumen inicial de agua	0,95x10 ⁶ STB
Volumen inicial de gas libre	0
Volumen inicial de gas disuelto	0,31x10 ⁹ scf

Figura 13. Condiciones iniciales del modelo.

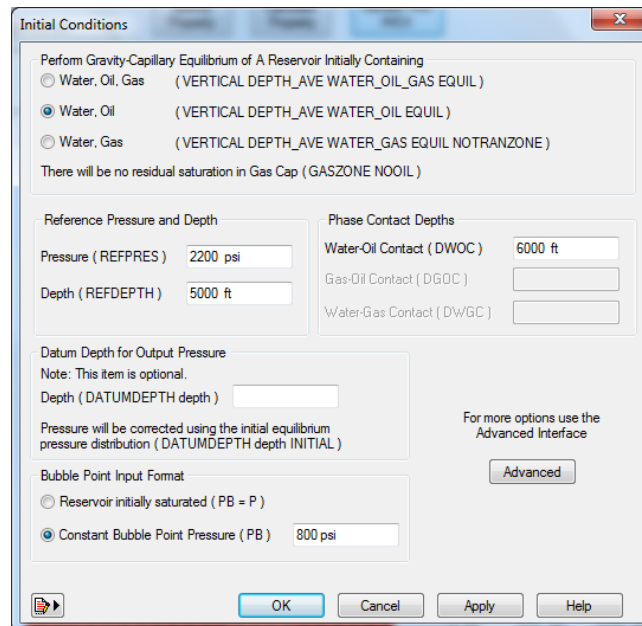


Figura 14. Curvas de permeabilidad relativa agua-aceite.

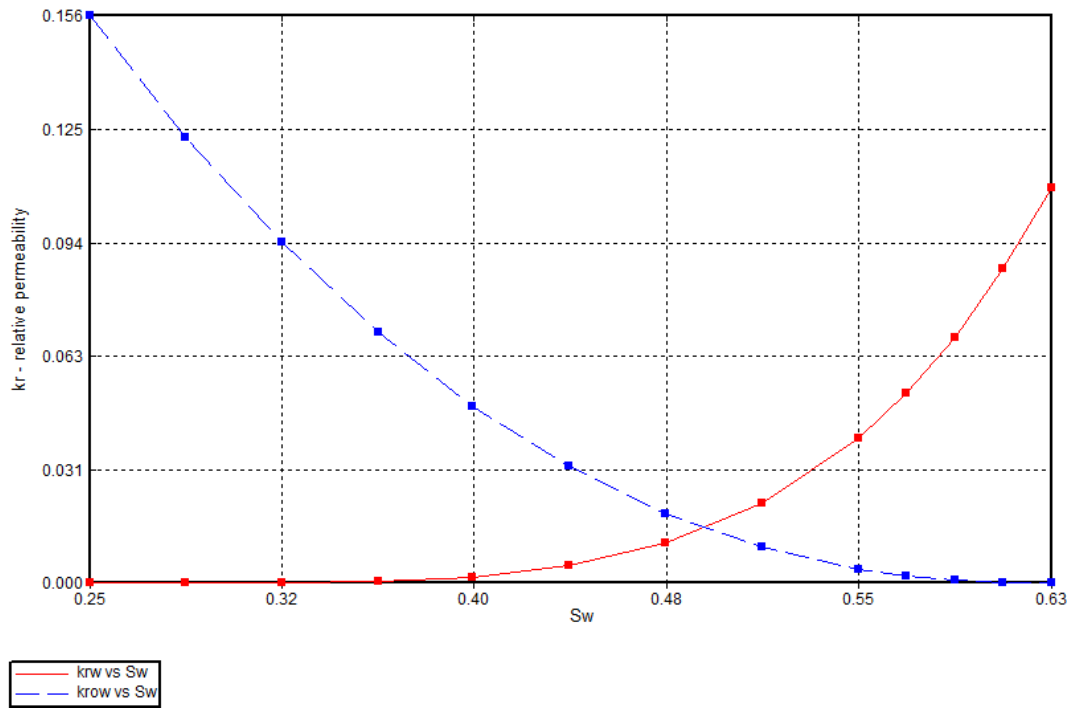


Figura 15. Curvas de permeabilidad relativa gas-líquido.

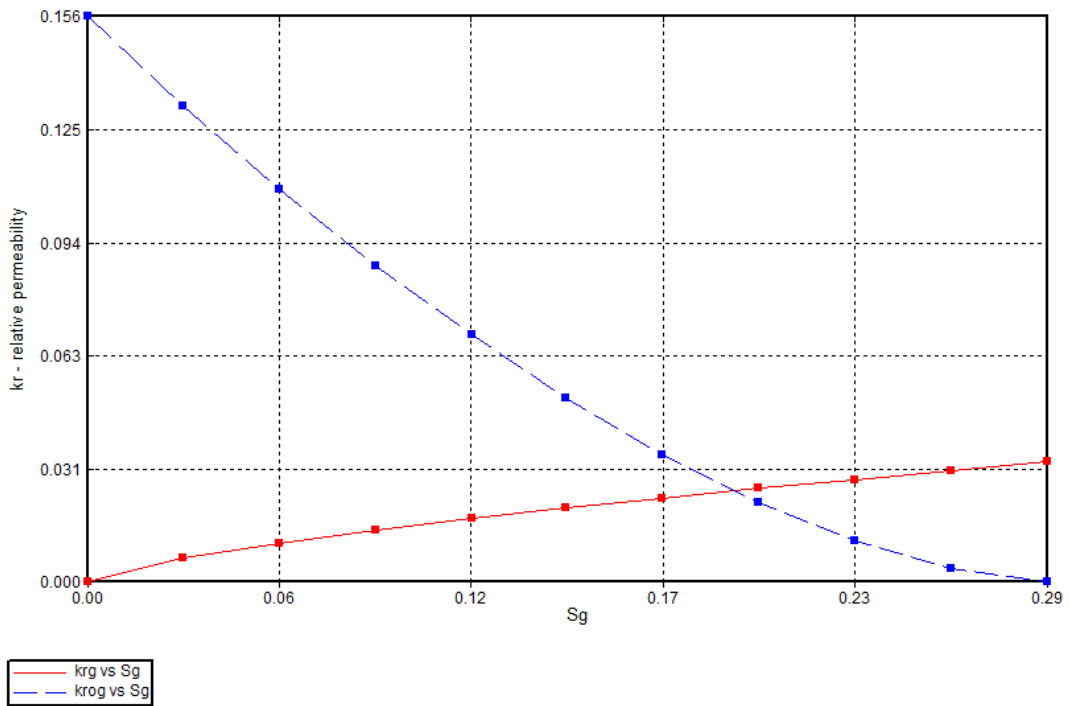
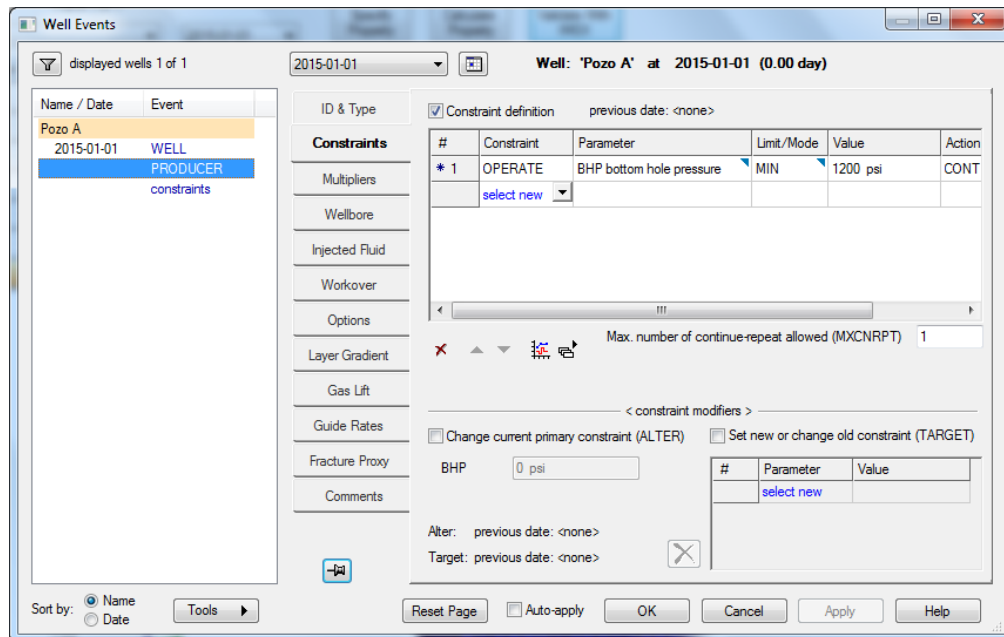


Figura 16. Control de los pozos.



Usando este modelo se procedió a realizar la simulación con dos enfoques. En primer lugar, se realizaron corridas del modelo de simulación buscando evidenciar los cambios que genera en la declinación factores como el daño a la formación en un pozo, la ocurrencia de cierres, cambios de frecuencia o pérdidas de eficiencia del sistema de levantamiento artificial. En esta primera parte, como se presenta en la sección 2.1., se observó que la declinación generada por el simulador de yacimientos siempre sigue una tendencia exponencial.

Seguidamente, se planteó un análisis de sensibilidad, con el fin de determinar el grado de impacto que generan algunas variables sobre la declinación de la producción de un pozo.

2.1. DETERMINACIÓN DEL TIPO DE DECLINACIÓN

El caso base A corresponde a lo mostrado en la figura 12, con el modelo de simulación siendo drenado por un único pozo.

En este caso, se pretende determinar qué tipo de declinación presenta la producción del pozo y si esto se ve afectado por la ocurrencia de ciertos eventos. En la tabla 5 se presenta un resumen de los casos que fueron simulados, pretendiendo incluir algunos aspectos que podrían generar cambios en la declinación.

Tabla 5. Casos simulados.

CASO	DESCRIPCIÓN
1. Caso base	Modelo con Pwf constante (1200psi) y el pozo operando durante toda la vida productiva (7305 días de producción).
2. Cierre 1 día	Se incluyó un cierre del pozo durante un día, con el fin de evaluar si esto afecta la declinación del pozo.
3. Cierre 1 mes	Se incluyó un cierre del pozo durante 30 días, con el fin de evaluar si esto afecta la declinación del pozo.
4. Pérdida eficiencia del Sistema de Levantamiento (SLA)	Se incluyó un aumento de la Pwf del pozo (Pwf=1500psi en el día 120), con el fin de representar lo que ocurre en el pozo cuando el SLA pierde eficiencia.
5. Aumento frecuencia del Sistema de Levantamiento	Se incluyó una disminución de la Pwf del pozo (Pwf=900psi en el día 120), con el fin de representar lo que ocurre en el pozo cuando se incrementa la frecuencia de operación del SLA.
6. Pozo con daño	Se incluyó un aumento del valor del daño a la formación del pozo, pasando de cero a dos, en el día 120.

El objetivo de estas corridas de simulación fue establecer qué impacto puede llegar a tener cada una de las modificaciones sobre el tipo de declinación (exponencial, hiperbólica o armónica) y la tasa de declinación. En cada caso, se procedió a la construcción de una tabla de datos, calculando la tasa de declinación a lo largo de la vida productiva del modelo.

Uno de los hallazgos realizados fue el que, a pesar de que la literatura sugiere que el modelo de declinación más frecuente en los pozos productores de petróleo es el hiperbólico, y que eventos como los cierres, cambios en el daño o el cambio en las condiciones operacionales del sistema de levantamiento artificial pueden generar cambios en el tipo de declinación, las corridas de simulación indicaron que en todos

los casos propuestos, la declinación es del tipo exponencial, pues el valor de la tasa de declinación (D) se mantuvo constante en el tiempo.

En el caso base, por ejemplo, se observa una ligera variación en el valor de la tasa de declinación durante los primeros días (lo cual corresponde al estado transitorio), pero una vez se alcanzan los límites del yacimiento, la declinación se estabiliza en un valor de 0,89% diario (ver tabla 6).

Tabla 6. Datos de producción del caso base.

DÍAS	Qo (Bl/día)	Tasa de declinación (% diario)	Cambio en la declinación ($D_i - D_{i-1}$)	Régimen
1	7765,0	---	---	ESTADO TRANSITORIO
2	7194,2	0,07351	---	
3	6964,5	0,03192	-0,04159	
4	6820,0	0,02075	-0,01117	
5	6712,5	0,01577	-0,00499	
6	6624,6	0,01309	-0,00267	
7	6548,2	0,01153	-0,00156	
8	6478,9	0,01058	-0,00095	
9	6414,2	0,00998	-0,00060	
10	6352,6	0,00961	-0,00038	
11	6293,1	0,00936	-0,00025	
12	6235,3	0,00920	-0,00016	
13	6178,6	0,00909	-0,00011	
14	6122,8	0,00903	-0,00007	
15	6067,8	0,00898	-0,00005	
16	6013,5	0,00895	-0,00003	
17	5959,8	0,00893	-0,00002	
18	5906,6	0,00892	-0,00002	
19	5854,0	0,00891	0,00000	
20	5801,9	0,00890	-0,00001	ESTADO PSEUDOESTABLE
21	5750,2	0,00890	0,00000	
22	5699,1	0,00890	-0,00001	
23	5648,4	0,00890	0,00000	
24	5598,1	0,00890	0,00000	
25	5548,3	0,00890	0,00000	

De la misma manera, en los restantes casos se obtuvo una tasa de declinación constante en el tiempo, característica que define la declinación de los pozos como exponencial. Los resultados pueden apreciarse en el Anexo A.

Tabla 7. Casos simulados.

CASO	RESULTADOS OBTENIDOS
1. Caso base	La tasa de declinación se mantuvo en 0,89% diario, desde que se alcanzaron los límites del yacimiento hasta que la presión del yacimiento igualó la presión de fondo del pozo (1200psi) y la producción se cerró.
2. Cierre 1 día	Luego del periodo transitorio, la declinación se mantuvo en 0,89% diario hasta el día 120 (cierre). Luego del cierre, se ingresó en un nuevo periodo transitorio de 14 días, hasta que se alcanzó nuevamente la tasa de declinación de 0,89% diario, que se mantuvo constante hasta el final de la simulación.
3. Cierre 1 mes	Ocurrió algo similar al caso 2. La única diferencia fue que, debido a que el cierre fue más prolongado, el segundo periodo transitorio se extendió por 49 días. Antes y después de este periodo, la producción declinó a razón de 0,89% diario.
4. Pérdida eficiencia del Sistema de Levantamiento (SLA)	Al inicio, estado transitorio, seguido de un periodo de declinación constante (0,89% diario). Luego del aumento en la presión de fondo del pozo, se generó un segundo periodo transitorio (7 días). Luego de esto, la declinación alcanzó un valor de 0,86% diario, que se mantuvo hasta el final de la simulación.
5. Aumento frecuencia del Sistema de Levantamiento	De manera análoga al caso 4, luego de la reducción de la presión de fondo se entró en estado transitorio y, luego de haber alcanzado nuevamente los límites del yacimiento, se alcanza una tasa de declinación de 0,91% diario, que se mantiene constante hasta el final de la simulación.
6. Pozo con daño	Los resultados son similares a los del caso 4. Pero, con la diferencia de que en esta situación se alcanzó un valor de la tasa de declinación de 0,75% diario luego de haber incluido la variación en el valor del daño a la formación luego del día 120. Esta tasa de declinación permanece constante hasta el final de la simulación.

Esta es una conclusión del trabajo, pues se encuentra implícita en la metodología empleada por los simuladores comerciales la generación de pronósticos de tipo exponencial y, en caso de que el ingeniero obtenga una tendencia diferente en los datos de campo, se ve obligado a ajustar el modelo de simulación (multiplicadores de volumen poroso, multiplicadores de permeabilidad, multiplicadores de transmisibilidad, etc.) para conseguir una tendencia que no se obtiene normalmente.

Otra conclusión que puede extraerse en este punto es que, se verifica que existe una relación inversa entre la tasa de declinación y la presión de fondo de pozo, pero que al modificar esta presión de fondo, y una vez se ha alcanzado nuevamente al estado pseudoestable, la tasa de declinación toma un nuevo valor constante.

2.2. ANÁLISIS DE SENSIBILIDAD DE PARÁMETROS

En la sección anterior se obtuvieron resultados importantes, como evidenciar que (al menos usando simulación numérica de yacimientos) se obtienen comportamientos exponenciales en la producción de los pozos, es decir, que el exponente de declinación de cada caso simulado es cero.

Sin embargo, queda aún la incógnita acerca de cuáles son precisamente los factores que tienen una mayor incidencia en el cambio de la tasa de declinación de un pozo.

Con el fin de analizar el grado de impacto de algunas variables operacionales, se planteó un análisis de sensibilidad, planteando variaciones del caso base de simulación, realizando variaciones en las variables que se incluyen en la ecuación de Darcy para el modelado del flujo de fluidos en un medio poroso, siguiendo una geometría radial, tal como se presenta en la ecuación 33.

$$Q = \frac{7,08 \times 10^{-3} k_o h (P_r - P_{wf})}{\beta_o \mu_o \left[\ln \left(\frac{r_e}{r_w} \right) - 0,75 + S \right]} \quad (\text{Ec. 33})$$

Donde:

- Q es la tasa producción del pozo (STB/día).
- k_o es la permeabilidad efectiva al crudo (mD).
- h es el espesor productor cañoneado (ft).
- P_r es la presión del yacimiento (psi).
- P_{wf} es la presión de fondo fluente del pozo (psi).
- β_o es el factor volumétrico de formación del crudo (Bl/STB).
- μ_o es la viscosidad del crudo (cp).
- r_e es el radio de drenaje del pozo (ft).
- r_w es el radio del pozo (ft).
- S es el daño a la formación.

Los valores asignados para el análisis de sensibilidad se presentan en la tabla 8.

Tabla 8. Valores propuestos para el análisis de sensibilidad.

VARIABLE	VALORES	COMENTARIO
Espesor cañoneado (ft)	25	La totalidad del espesor productor
	15	60% del espesor productor
	5	20% del espesor productor
Presión de fondo fluente (psi)	2000	Pequeño <i>draw-down</i>
	1500	<i>Draw-down</i> intermedio
	500	<i>Draw-down</i> fuerte
Daño a la formación	8	Pozo muy dañado
	3	Pozo levemente dañado
	0	Pozo sin daño
	-2	Pozo estimulado
Saturación inicial de aceite	0,7	Para el primer caso, la permeabilidad efectiva al aceite es mayor que la del agua. En el segundo, son similares. En el tercero, es mayor la del agua.
	0,5	
	0,3	

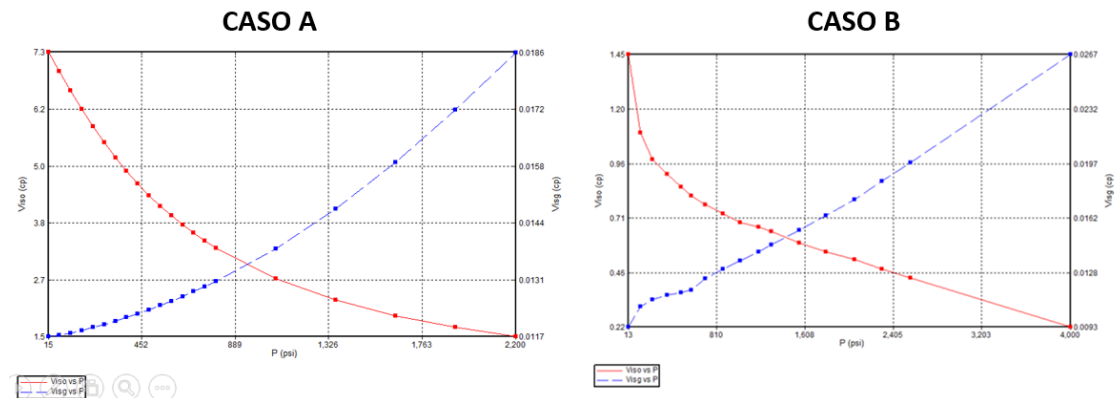
Adicionalmente, para las variaciones de los valores del factor volumétrico y de la viscosidad del crudo, fue necesario alimentar el simulador con dos modelos de fluido. Uno, el mismo que se empleó en la sección 2.1., pero además de este se usó un modelo de un crudo de 40°API. Los valores de los modelos se presentan en la tabla 9.

Tabla 9. Modelos de fluido usados en el análisis de sensibilidad.

PROPIEDAD	CASO A	CASO B
Presión inicial (psi)	2200	3600
Presión de burbuja (psi)	800	1800
Profundidad (ft)	5000	8000
Gravedad API	28	40
Original Oil in Place (STB)	2,36x10 ⁶	1,89x10 ⁶
Volumen inicial de agua (STB)	0,95x10 ⁶	0,96x10 ⁶
Volumen inicial de gas libre (scf)	0	0
Volumen inicial de gas disuelto (scf)	0,73x10 ⁹	0,73x10 ⁹
Factor volumétrico de formación del crudo (Bls/STB)	1,208@2200psi	1,709@3600psi

En cuanto a las viscosidades de los crudos y los gases, se presentan sus comportamientos en la figura 17.

Figura 17. Comportamiento de las viscosidades del crudo y el gas para los dos modelos.



De esta manera, se procedió a la generación de escenarios en el simulador numérico de yacimientos, obteniendo un total de 216 combinaciones posibles.

Los resultados de las 216 corridas de simulación reflejaron las tendencias de declinación obtenidas en la sección 2.1., donde cada una presentó una declinación exponencial (es decir, una tasa de declinación constante y un exponente de declinación cero). En el Anexo B se presentan los resultados de dichas corridas.

Con estos datos, se planteó un análisis de correlación, empleando el software Microsoft Excel. Al usar esta opción en una hoja de cálculo, “se calcula el coeficiente de correlación entre dos variables de medida cuando se observan medidas de cada variable para cada uno de los N sujetos. La herramienta de análisis Correlación es especialmente útil cuando existen más de dos variables de medida para cada uno de los N sujetos”.²³

El resultado que ofrece el software es una matriz donde se presenta el grado de correlación de cada una de las variables con la variable de interés, en este caso, la tasa de declinación del pozo. El valor de este coeficiente de correlación se encuentra en el rango de -1 a +1.

- Si el coeficiente de correlación es +1, significa que existe una dependencia total entre ambas. Cuando una de ellas aumenta, la otra lo hace de la misma manera en una proporción constante.
- Si el coeficiente se encuentra entre 0 y +1, hay una correlación positiva (son directamente proporcionales).
- Si el coeficiente de correlación es igual a cero, no existe una relación lineal entre las variables. Es importante comprender que esto no significa que sean independientes, simplemente que no se relacionan linealmente, aunque sí puede existir relaciones no lineales entre ellas.

²³ Microsoft. Manual del usuario Microsoft Excel 2013. 2013.

- Si el coeficiente de correlación tiene un valor entre 0 y -1, existe una correlación negativa (son inversamente proporcionales).
- Si el coeficiente de correlación tiene un valor de -1, significa que las dos variables tienen una correlación negativa perfecta, es decir, que al variar una de ellas, la otra disminuirá, en una proporción constante.

Los resultados del análisis de correlación se presentan en la tabla 10. El coeficiente ubicado en la intersección de la fila i con la columna j , representa el grado de correlación existente entre las variables i y j .

Tabla 10. Análisis de correlación de variables.

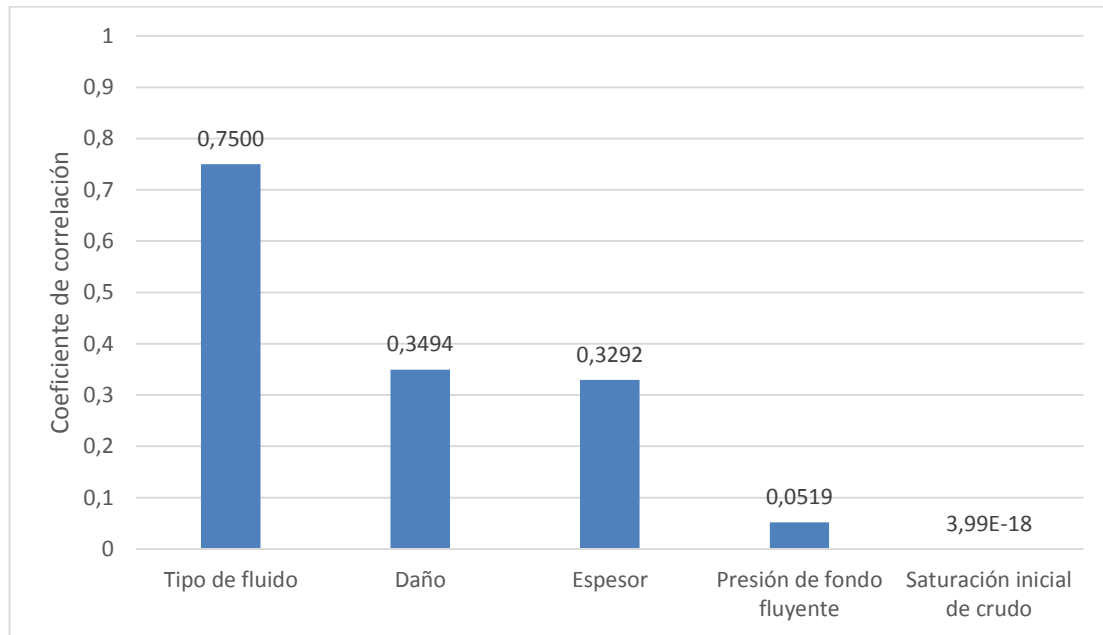
VARIABLES	h	Pwf	S	Soi	β_o, μ_o	D
Espesor cañoneado (h)	1	---	---	---	---	---
Presión de fondo fluyente (Pwf)	$-3,31 \times 10^{-18}$	1	---	---	---	---
Daño a la formación (S)	0	$-4,12 \times 10^{-17}$	1	---	---	---
Saturación inicial de crudo (Soi)	0	$-2,33 \times 10^{-17}$	$-3,01 \times 10^{-17}$	1	---	---
Modelo de fluido (β_o, μ_o)	0	$-3,23 \times 10^{-16}$	$-7,84 \times 10^{-17}$	0	1	---
Tasa de declinación (D)	0,3292	0,0519	-0,3494	$3,99 \times 10^{-18}$	-0,7499	1

El interés de este estudio se centra en los resultados de la fila inferior de la Tabla 7, a partir de lo cual se puede realizar una ponderación de los factores que más afectan la magnitud de la declinación de la producción de un pozo de petróleo, tal como se presenta en la figura 18.

A partir de estos resultados, puede concluirse que aspectos como la presión de fondo fluyente del pozo y la saturación inicial de fluidos (que termina afectando las

permeabilidades relativas) no tienen un impacto significativo sobre la tasa de declinación de la producción de un pozo.

Figura 18. Ponderación del impacto de las variables sobre la declinación.



Por su parte, el tipo de fluido, el daño a la formación y el espesor cañoneado tienen la mayor incidencia en el valor de la declinación, aunque no llega a ser una dependencia total.

Lo planteado en el presente capítulo constituye una aproximación teórica al análisis de la declinación de la producción. Sin embargo, es necesario realizar dos precisiones.

En primer lugar, se ha observado que la naturaleza de los modelos numéricos empleados por los simuladores conlleva a que las predicciones realizadas en cuanto a la producción futura de un campo se hagan siguiendo tendencias de declinación exponencial, que no suelen coincidir con el comportamiento de los datos que realmente se registran en los campos de producción. Para lograr que el simulador

genere un ajuste histórico de los datos es necesario recurrir al uso de multiplicadores de volumen poroso, multiplicadores de transmisibilidad, etc., que son artilugios numéricos que permiten al ingeniero de simulación conseguir el ajuste histórico de los datos.

Segundo, que la realización de pronósticos de producción no se realiza comúnmente por medio de la simulación numérica de yacimientos, sino que para tal fin se emplean programas computacionales específicos en el área de análisis de datos de producción, los cuales utilizan los modelos presentados en el capítulo 1, tales como las curvas tipo y las curvas de declinación.

Los softwares más utilizados en este sentido son "*Oilfield Manager*" (OFM) de Schlumberger y "*Topaze*" de Kappa Engineering Group. Pero recientemente han surgido otros programas que apuntan en la misma dirección, buscando simplificar el proceso de generación de pronósticos. Estos programas serán estudiados en el capítulo 3.

3. HERRAMIENTAS SOFTWARE DISPONIBLES PARA LA GENERACIÓN DE PRONÓSTICOS

Debido a la importancia que la generación de pronósticos reviste para las empresas operadoras, se han desarrollado diferentes herramientas software que permiten obtenerlos. En esta sección se revisarán algunos de los paquetes computacionales más empleados actualmente, planteando un análisis comparativo en lo que respecta a la información requerida por éstos y la calidad de los resultados que generan.

Como base para el desarrollo del presente capítulo, se ha tomado el proyecto de grado “Estudio comparativo de los modelos utilizados en la generación de pronósticos de producción para yacimientos con fluidos composicionales”²⁴, donde precisamente se evaluó la capacidad de predecir que tienen cuatro productos software de carácter comercial:

- *Oilfield Manager* (OFM) de la firma “Schlumberger”.
- *Value Navigator* (ValNav) de la empresa “Energy Navigator”.
- *Topaze*, del “Kappa Engineering Group”.
- *Forecasting*, de “Ryder Scott”.

3.1. OILFIELD MANAGER (OFM) - Schlumberger

Como lo expresa en su manual: “OFM es un software administrador de bases de datos que permite a ingenieros y geólogos monitorear, supervisar y analizar datos de yacimiento y de pozo; constituyéndose en una de las mejores herramientas del mercado para la supervisión de la producción. Contiene un conjunto de módulos integrados que facilitan el manejo eficiente de los campos de petróleo y gas en sus etapas de exploración y producción. Ofrece la flexibilidad de integrar los datos de

²⁴ ANTOLÍNEZ, Brayan. CARRILLO, Reynel. Estudio comparativo de los modelos utilizados en la generación de pronósticos de producción para yacimientos con fluidos composicionales. Trabajo de grado. Bucaramanga: Universidad Industrial de Santander, 2015.

producción y de yacimiento. Permite hacer predicciones de producción más exactas en menor tiempo con técnicas mejoradas de ingeniería”²⁵.

En su aplicación, el software OFM permite realizar un seguimiento de diferentes variables operacionales de un campo de producción, tales como los estados mecánicos de los pozos, los registros eléctricos, el comportamiento de la producción y la ocurrencia de eventos. Adicionalmente, aplicando diversas técnicas de cálculo, permite calcular áreas de drenaje, analizar el comportamiento de los fluidos producidos y, lo que atañe principalmente a este trabajo, pronosticar la producción.

3.1.1. Información requerida: El funcionamiento de OFM se basa en la creación de pozos, con su correspondiente cargue de datos. Estos pozos deben vincularse con una o varias formaciones productoras.

Para conseguir la realización de pronósticos de producción, OFM requiere de una información mínima, que aquí se presenta en la tabla 11.

Tabla 11. Información requerida por el software OFM.

Data solicitada por el software	Descripción
Data de producción	Historial de producción de los fluidos del yacimiento con sus respectivas fechas
BS&W y GOR	Datos requeridos para mejorar el ajuste del pronóstico a una producción más real
Día de inicio y fin de la predicción	Fechas guías para el desarrollo del pronóstico
Método para realizar el pronóstico	Curvas de Fetkovich o Arps (Exponencial, Hiperbólico o Armónico)
Presiones de pozo	Información requerida para trabajar en los diversos módulos que ofrece el software, pero que será necesaria para los cálculos que automáticamente realiza.
Permeabilidad	
Pruebas de producción	
Porosidad	
Espesores	

²⁵ Schlumberger. Manual del usuario Oilfield Manager (OFM). 2011.

3.1.2. Modelos de cálculo: En aquellos pozos convencionales (pozos verticales, productores de crudo, con una gran cantidad de datos de producción, sin fracturamiento y operando en régimen pseudoestable), el método que se encuentra disponible en OFM para la generación de pronósticos es el análisis de curvas de declinación.

En OFM, recae sobre el usuario la selección del tipo de declinación de Arps: exponencial, hiperbólica y armónica, así como la opción de considerar u obviar los datos de producción que estén por fuera de la tendencia que presenta la producción. Es decir, el usuario puede considerar o no, para sus cálculos, aquellos datos alejados de la tendencia, como por ejemplo, valores de cero producción, ocurridos como consecuencia de fallas en el sistema de producción, paradas programadas, etc.

Para casos especiales como pozos con poca o ninguna historia de producción, pozos produciendo en régimen transitorio o para pozos horizontales o fracturados “OFM utiliza técnicas de predicción analítica para generar modelos de pozos y fluidos basados en las reservas estimadas”.²⁶

3.1.3. Información generada: La información de salida de OFM puede presentarse tabulada, aunque suele ser más utilizada la forma más visual, como lo es la generación de gráficas.

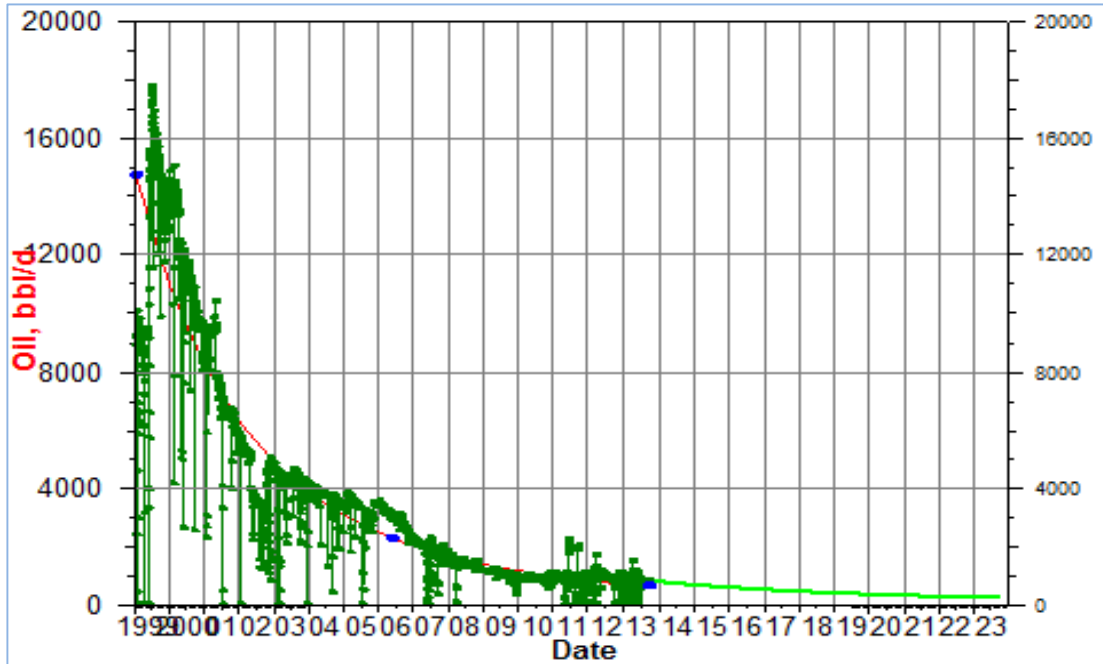
Estas gráficas, que pueden generarse por cada una de las formaciones productoras de un pozo o por la totalidad del mismo, muestran una línea suavizada, calculada a partir de la aplicación de la metodología de Arps, tal como se presenta en la figura 19.

Sin embargo, las limitaciones de este software son las mismas de la metodología de Arps. Por mencionar solamente dos: se asumen tendencias únicas (desde el inicio y

²⁶ Schlumberger. Manual del usuario Oilfield Manager (OFM). 2011.

durante toda la etapa de producción del pozo) y requieren de la ocurrencia del régimen pseudoestable.

Figura 19. Pronóstico generado por el software OFM.



Fuente: Oilfield Manager.

Como se mostrará en la sección 3.5, los resultados obtenidos a partir del OFM en los pozos estudiados, incluso para pronósticos a corto plazo, suelen contener errores mayores al 20%. Y, en caso de aventurarse a realizar un pronóstico a largo plazo, pueden superar el 100% de error, al comparar los datos predichos por el software con los valores de producción reales registrados en el pozo.

3.2. VALUE NAVIGATOR (ValNav) - Energy Navigator

ValNav fue construido por la empresa canadiense “*Energy Navigator*”, y como lo expresa su manual del usuario, “Con el fin de generar pronósticos confiables, el software integra tres componentes:

a) Estimación técnica de los volúmenes recuperables a través del análisis de los datos de disminución de producción existentes o por medio de análisis analógico y la generación de curvas tipo.

b) Evaluación económica del pronóstico de producción para establecer el valor de las reservas.

c) Recopilación y reporte de los datos de producción”²⁷.

3.2.1. Información requerida: A diferencia de OFM, para realizar un pronóstico de producción en este software se requiere muy poca información. De hecho, para crear un proyecto en ValNav sólo son necesarias las tasas históricas de producción y las relaciones de fases (BSW y GOR), tal como se presenta en la tabla 12.

Tabla 12. Información requerida por el software ValNav.

Data solicitada por el software	Descripción
Data de producción	Historial de producción de los fluidos del yacimiento con sus respectivas fechas
BS&W y GOR	Datos requeridos para mejorar el ajuste del pronóstico a una producción más real
Día de inicio y fin de la predicción	Fechas guías para el desarrollo del pronóstico

3.2.2. Modelos de cálculo: Teniendo los caudales de producción con sus respectivas fechas, el software solicita la confirmación de las unidades en las que se encuentran los datos y el nombre de las corrientes, con lo que genera el pronóstico de forma automática, pues el software por defecto selecciona el modelo que más ajusta el pronóstico a la data cargada entre el exponencial, hiperbólico y armónico.

²⁷ Energy Navigator. Manual del Usuario ValNav. 2013.

A pesar del carácter confidencial del código de programación de esta herramienta software, de su manual de usuario se pueden extraer algunos datos que brindan indicios acerca del funcionamiento del software.

Según la documentación de ValNav: “El software:

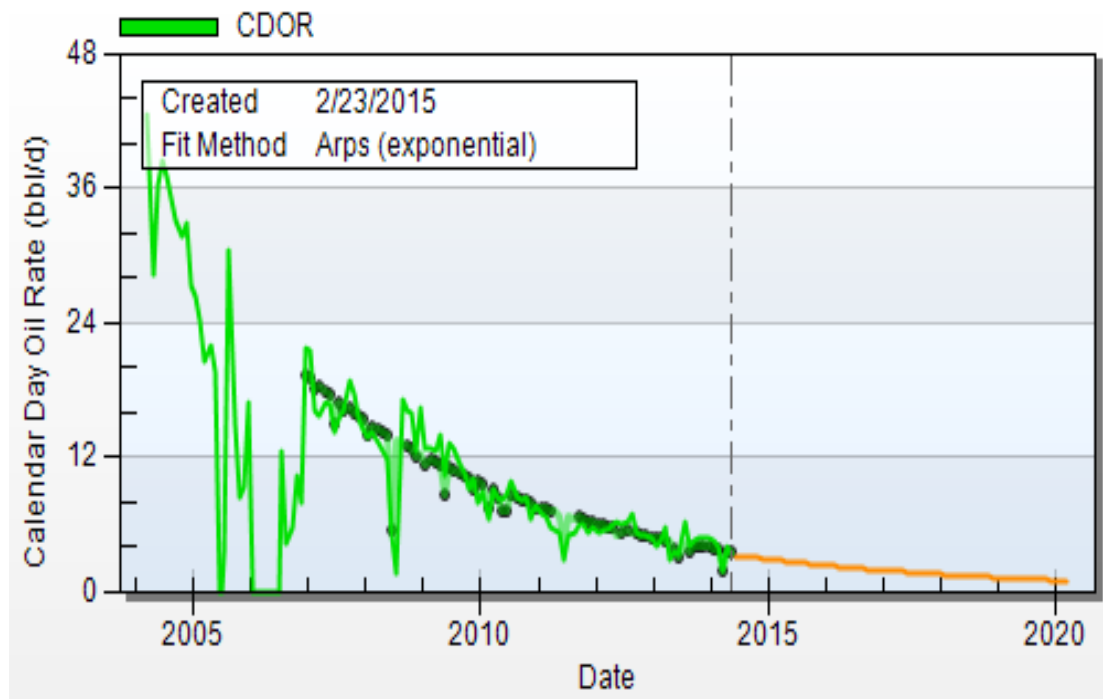
- a) Soluciona las ecuaciones de Arps: exponencial, armónica e hiperbólica.
- b) Además, a través de la configuración de opciones ofrecidas, es posible realizar una solución con un modelo súper-hiperbólico, con un exponente de declinación mayor que uno.
- c) Automáticamente se detectan y rechazan los datos erróneos, mediante la aplicación de algoritmos que escogen qué dato es erróneo y cuál no lo es.
- d) Debido a que se están rechazando los datos erróneos todos los ajustes se hacen con el caudal en función del tiempo, ya que no se puede desechar datos malos si se trabaja caudal versus acumulados porque el dato que se considera erróneo afecta el acumulado.
- e) Cuando se cuenta con las horas de producción, el software ajusta la producción en función de la producción acumulada en el tiempo.
- f) Para el ajuste, la herramienta calcula en qué momento se produce la tasa promedio del mes, no asume una tasa de promedio del mes o a finales del mismo los cálculos son lo más precisos posibles.
- g) La herramienta software busca soluciones internas para el conjunto de datos ingresados. El software ubica el error para ajustarlo, una vez se solucione se extenderá a toda la data de producción multiplicando el caudal inicial por la constante que genero el mejor ajuste para que alinee con las tasas actuales”²⁸.

3.2.3. Información generada: Al igual que otros programas, ValNav permite la exportación de tablas y la generación de gráficos como el presentado en la figura 20.

²⁸ Energy Navigator. Manual del Usuario ValNav. 2013.

De la misma manera que en el análisis del OFM, usando ValNav en la generación de pronósticos para pozos de los Llanos Orientales²⁹, se obtuvieron altos porcentajes de error entre los valores calculados por el software y los datos medidos en campo. En este caso, los valores superan el 50% de error en pronósticos a corto plazo y 90% a largo plazo.

Figura 20. Pronóstico generado por el software ValNav.



Fuente: ValNav.

3.3. TOPAZE - Kappa Engineering Group

ECRIN (“joyero”, en español) es un conjunto integrado de software de ingeniería desarrollado por el grupo francés “Kappa Engineering Group”, que tiene como objetivo “ser el mejor conjunto de herramientas de análisis y modelado de datos dinámicos de yacimientos”³⁰.

²⁹ ANTOLÍNEZ, Brayan. CARRILLO, Reynel. Estudio comparativo de los modelos utilizados en la generación de pronósticos de producción para yacimientos con fluidos composicionales. Trabajo de grado. Bucaramanga: Universidad Industrial de Santander, 2015.

³⁰ TOPAZE. Manual del usuario. Kappa Engineering Group.

Los módulos de ECRIN incluyen el análisis de presión transitoria (*Saphir*, “Zafiro” en español), el análisis de la producción (*Topaze*), ajuste histórico Fullfield (*Rubis*), el análisis de rendimiento del pozo (*Amethyste*) y el análisis de registros eléctricos (*Emeraude*).

Para efectos del presente trabajo se procedió a utilizar el módulo TOPAZE, creado especialmente para el análisis del comportamiento de la producción.

3.3.1. Información requerida: Topaze es un software desarrollado por la empresa “*Kappa Engineering Group*”, para realizar pronósticos de producción. Debido a que este software puede emplear los modelos de Arps, Fetkovich o, incluso, Blasingame, la información requerida es mucho más numerosa que en otros programas. Los datos que deben introducirse en kappa para realizar un pronóstico se presentan en la tabla 13.

Tabla 13. Información requerida por el software Topaze.

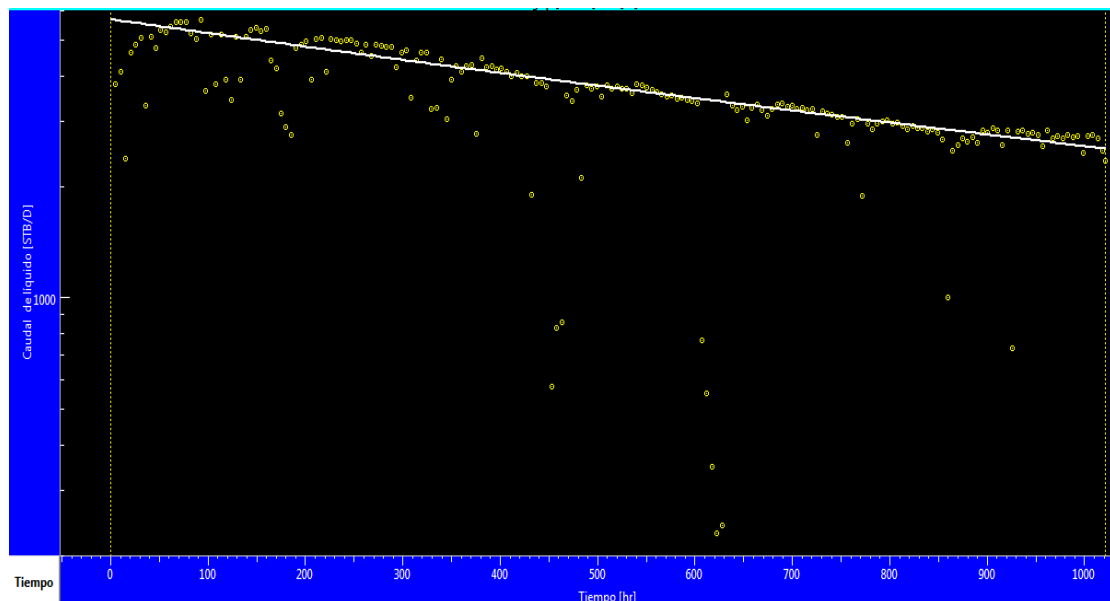
Data solicitada por el software	Descripción
Datos de producción	Historial de producción, por lo menos de la fase aceite, con fechas, o por intervalos de producción
Datos del pozo	Espesores productores, radio del pozo, porosidad, profundidad
Parámetros PVT	Factor volumétrico de formación, viscosidad, compresibilidad total
Datos históricos de presión en cabeza de pozo	Se debe tener los datos de presión históricos de la producción, o como mínimo conocer la presión inicial y la presión de fondo fluyendo
Parámetros del yacimiento	Deben definirse, como mínimo, la temperatura y la presión del yacimiento, además del GOR
Tiempo de Pronostico	El tiempo del pronóstico debe ser especificado en número de intervalos y no por fechas, cada intervalo debe llevar la presión a la que va a estar operando el pozo
Presión de intervalos del pronóstico	Debe especificarse una presión para cada uno de los intervalos que se establezcan para el pronóstico

3.3.2. Modelos de cálculo: Como se mencionaba anteriormente, este programa tiene disponibles tres modelos de cálculo: las curvas de declinación de Arps, las curvas tipo de Fetkovich, así como las de Blasingame.

Antes de generar un pronóstico, Topaze requiere de la revisión y ajuste de otros valores, por ejemplo, las presiones del sistema, procurando obtener la mejor representación del comportamiento PVT de los fluidos.

Posteriormente, el software permite la generación de gráficos de cualquiera de los tres modelos, tal como se puede observar en las figuras 21, 22 y 23, buscando determinar cuál de éstos ofrece una mejor representación del comportamiento de los datos.

Figura 21. Gráfico generado por el software Topaze, usando el modelo de Arps.

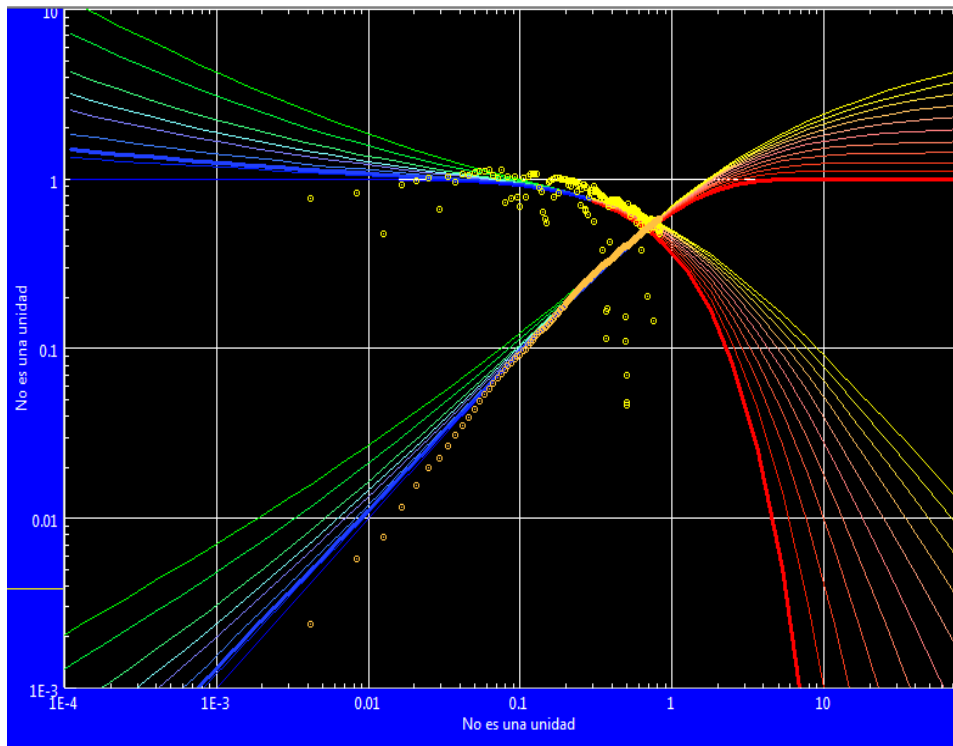


Fuente: Topaze.

3.3.3. Información generada: Una vez se ha realizado el cargue de la información, y se ha identificado cuál es el modelo que mejor se ajusta a los datos, se procede a la aplicación de un algoritmo interno no lineal (con carácter confidencial), que tiene la opción de optimizar o mejorar el ajuste del modelado escogido en relación con el comportamiento de la producción historia introducida.

Finalmente, el software genera el pronóstico de producción, usando las metodologías descritas en el capítulo 1.

Figura 22. Gráfico generado por el software Topaze, usando el modelo de Fetkovich.



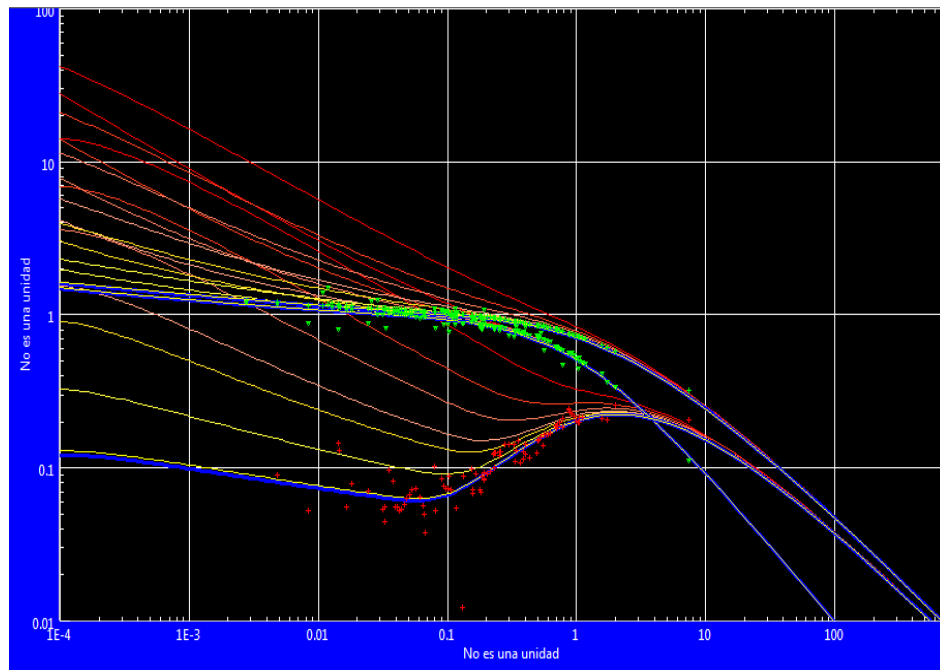
Fuente: Topaze.

3.4. FORECAST (Ryder Scott)

El software llamado simplemente “Forecast”, de la firma Ryder Scott, forma parte de un gran grupo de programas creados por esta empresa para áreas como el análisis nodal, la interpretación de pruebas de presión, entre otras. En este caso, el programa se caracteriza por tener una interfaz sencilla, en la cual el ingeniero puede incluso manipular la forma de las gráficas del pronóstico.

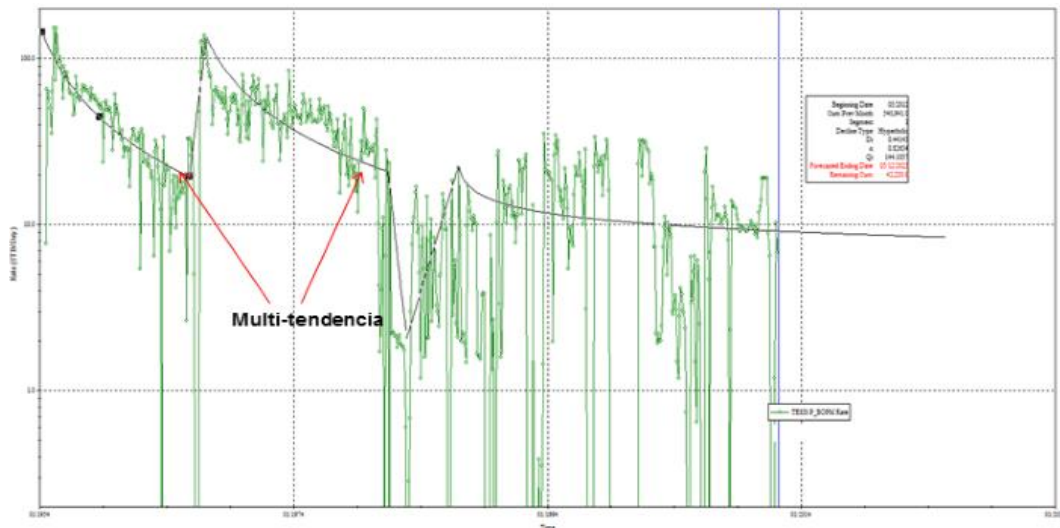
Algunas de las ventajas de este software se relacionan con la interfaz amigable que posee, la posibilidad que le da al ingeniero de realizar pronósticos “multi-segmento” (como se observa en la figura 24) y las variadas opciones que presenta para la generación de los pronósticos (ajuste automático, ajuste manual)

Figura 23. Gráfico generado por el software Topaze, usando el modelo de Blasingame.



Fuente: Topaze.

Figura 24. Ajuste "multi-segmento" de los datos de producción usando el software Forecast.



Fuente: Forecast, Ryder Scott.

3.4.1. Información requerida: Al igual que en el caso del software ValNav, son pocos los datos que requiere el paquete de Ryder Scott para su proceso de generación de pronósticos.

Como se observa en la tabla 14, sólo se requieren los caudales producidos, las relaciones entre esas tasas (GOR y BSW) y las fechas en las que se registraron esos datos.

Tabla 14. Información requerida por el software Forecast.

Data solicitada por el software	Descripción
Data de producción	Historial de producción de los fluidos del yacimiento con sus respectivas fechas
BS&W y GOR	Datos requeridos para mejorar el ajuste del pronóstico a una producción más real
Día de inicio y fin de la predicción	Fechas guías para el desarrollo del pronóstico

3.4.2. Modelos de cálculo: El software *Forecast* utiliza para sus pronósticos el modelo de Arps, con la posibilidad de realizarlo de dos maneras.

En un primer caso, *Forecast* puede realizar un ajuste automático, ejecutando un algoritmo que identifica el tipo de declinación (exponencial, armónico o hiperpólico) y genera el pronóstico, teniendo las mismas asunciones de Arps, como son, el estado pseudoestable, la tendencia única de la declinación a lo largo del tiempo, la eliminación de los datos con comportamiento anormal, etc.

Como en algunos casos dichas asunciones no se cumplen, el programa permite la generación manual del pronóstico. En este modo, el ingeniero puede trazar la tendencia utilizando el ratón de su computador, buscando el mejor ajuste de los datos a dicha línea de tendencia. Esta modalidad permite, como se presenta en la figura 24, la generación de diferentes segmentos de la línea de tendencia.

3.4.3. Información generada: Al igual que en todos los softwares analizados, los pronósticos de producción se obtienen a partir de la extrapolación de las líneas de tendencia generadas, pues las técnicas tradicionales para la elaboración de pronósticos se basan en la suposición de que dichas tendencias no cambian.

Forecast permite, como los demás, la exportación de los datos en forma tabulada y en forma gráfica.

3.5. CASOS DESARROLLADOS

Como se mencionó anteriormente, en un trabajo de pregrado realizado como insumo del presente proyecto³¹, se realizó un estudio de la efectividad de los pronósticos de producción que pueden obtenerse con diferentes paquetes comerciales. En dicho proyecto, se analizaron pozos ubicados en la cuenca sedimentaria colombiana de los Llanos Orientales, seleccionados a partir del análisis de la cantidad y calidad de la información disponible.

Algunas de estas consideraciones fueron:

- Debía contarse con la totalidad de la información requerida por los cuatro programas utilizados.
- Los pozos debían tener un comportamiento de producción estable, con pocos eventos (fallas, variaciones en la presión de fondo, etc.) asociados.
- Los datos de producción debían corresponder a un periodo mayor a diez años, con el fin de poder generar pronósticos a corto, mediano y largo plazo.
- Los pozos debían tener bajos cortes de agua (<10%).

Luego de la selección de la muestra, se procedió a la creación de los proyectos en cada una de las herramientas software, realizando las corridas a diferentes plazos.

En cada caso, se cargó la data eliminando los valores que se deseaban predecir. Por ejemplo, si para un pozo se tenía la información del periodo 1995-2014 y se deseaba generar un pronóstico a corto plazo (un año), solamente se cargaron los datos del periodo 1995-2013, para que cada software generara la predicción del último año (2014). Finalmente, el análisis de los datos consistió en la determinación del error

³¹ ANTOLÍNEZ, Brayan. CARRILLO, Reynel. Estudio comparativo de los modelos utilizados en la generación de pronósticos de producción para yacimientos con fluidos composicionales. Trabajo de grado. Bucaramanga: Universidad Industrial de Santander, 2015.

absoluto existente entre los valores calculados y los valores reales, siendo estos últimos los datos que no fueron cargados al software.

En la tabla 15 se presenta un resumen global de los resultados obtenidos en dicho trabajo, tras la realización de pronósticos de producción para el corto plazo (un año), mediano plazo (3 a 5 años) y largo plazo (6 a 10 años).

Tabla 15. Porcentajes de error absoluto en las predicciones con los cuatro softwares.

PLAZO	OFM	TOPAZE	VALNAV	FORECAST
CORTO	61.83	189.40	68.75	50.14
MEDIANO	47.74	110.20	62.95	50.62
LARGO	110.37	208.13	120.64	122.08

Como se observa, en este caso la capacidad de predicción de los cuatro programas es muy baja, superando en todos los casos el 45% de error absoluto. Las causas de estos bajos ajustes son evidentes: los datos de producción de un campo difícilmente se ajustan a las suposiciones de los métodos estudiados, sus tendencias cambian con el tiempo, la presión de fondo de pozo nunca es constante y el estado pseudoestable que estos modelos requieren, desaparece ante el más leve cambio en las condiciones operacionales.

A partir de todo lo anterior, se estudiarán otros modelos para la generación de pronósticos, mediante la implementación de series de tiempo y de modelos estadísticos no paramétricos.

4. APLICACIÓN DE LAS SERIES DE TIEMPO EN LA GENERACIÓN DE PRONÓSTICOS

Como se ha mostrado en los capítulos anteriores, el análisis tradicional de la producción emplea técnicas estadísticas que tienen diversas falencias. Por esta razón surge este trabajo, con el fin de encontrar mejores métodos de solución para la generación de pronósticos. Inicialmente, se abordará una herramienta de amplia utilización por parte de los economistas: las series de tiempo.

4.1. GENERALIDADES DE LAS SERIES DE TIEMPO

Una serie de tiempo (o serie cronológica) es “una secuencia de datos empíricos ordenados en función del tiempo; esto es, que puedan graficarse contra el tiempo”³², por lo que es aplicable a un conjunto de datos registrados periódicamente, ya sea un registro diario, semanal, semestral, mensual o anual, entre otros; siendo algunos ejemplos prácticos las ventas anuales totales de almacenes, el valor trimestral del PIB o, en nuestro caso, la producción de uno o varios pozos de petróleo.

El análisis desde series de tiempo permite observar si existen ciertos patrones o pautas no aleatorias en el conjunto de datos, es decir, si los datos seleccionados son impredecibles total o parcialmente debido a algún elemento de aleatoriedad, denominado en estadística como “naturaleza estocástica”, o si, por el contrario, se trata de datos que son perfectamente predecibles, esto es, de “naturaleza determinística”, de igual forma, permite aislar los factores que inciden en el tiempo para poder hacer pronósticos de los movimientos futuros de la serie.

Se pueden clasificar las series de tiempo en continuas o discretas. “Serán continuas cuando tengamos observaciones o datos para todo instante de tiempo y serán discretas cuando tengamos observaciones o datos sólo en ciertos momentos de

³² GARCÍA, Á. M. Análisis de series de tiempo. Bogotá: Universidad Javeriana, 2010.

tiempo”³³. Aunque en la mayoría de casos se presenten series de tiempo continuas (el precio del dólar, del WTI, de la temperatura de una región, son ejemplos de datos registrados continuamente), generalmente se trabajan con series discretas con el fin de simplificar el análisis, reducir los tiempos de cómputo o, simplemente, por la naturaleza de los datos medidos.

En el caso de la producción de petróleo, es muy común que las mediciones se realicen con cierto espaciamiento en el tiempo (aunque en la actualidad existen campos con un alto grado de automatización, que poseen medidores de flujo en cabeza de los pozos), por lo cual resulta conveniente hablar de series discretas.

4.2. COMPONENTES DE UNA SERIE DE TIEMPO

Existen cuatro componentes básicos en una serie de tiempo: en primer lugar, está la “tendencia” que es el componente que expresa la dirección en la cual se desplazan los datos; adicionalmente, están las componentes “cíclica” y “estacional” que se refieren a las oscilaciones mayor y menor regularidad, respectivamente, que tienen los datos; y, por último, está la componente “irregular”, que se refiere a variaciones aisladas o generadas por situaciones fortuitas externas al sistema.

4.2.1. Tendencia o componente tendencial: La tendencia de una serie de tiempo es el resultado de factores que afectan a largo plazo a los datos, los cuales generan un patrón gradual y consistente de las variaciones de la misma serie. En el caso de un pozo, la tendencia de los datos de producción normalmente es la declinación, debida a fenómenos como la despresurización del yacimiento, el agotamiento de los fluidos presentes en él, o la ocurrencia del daño a la formación.

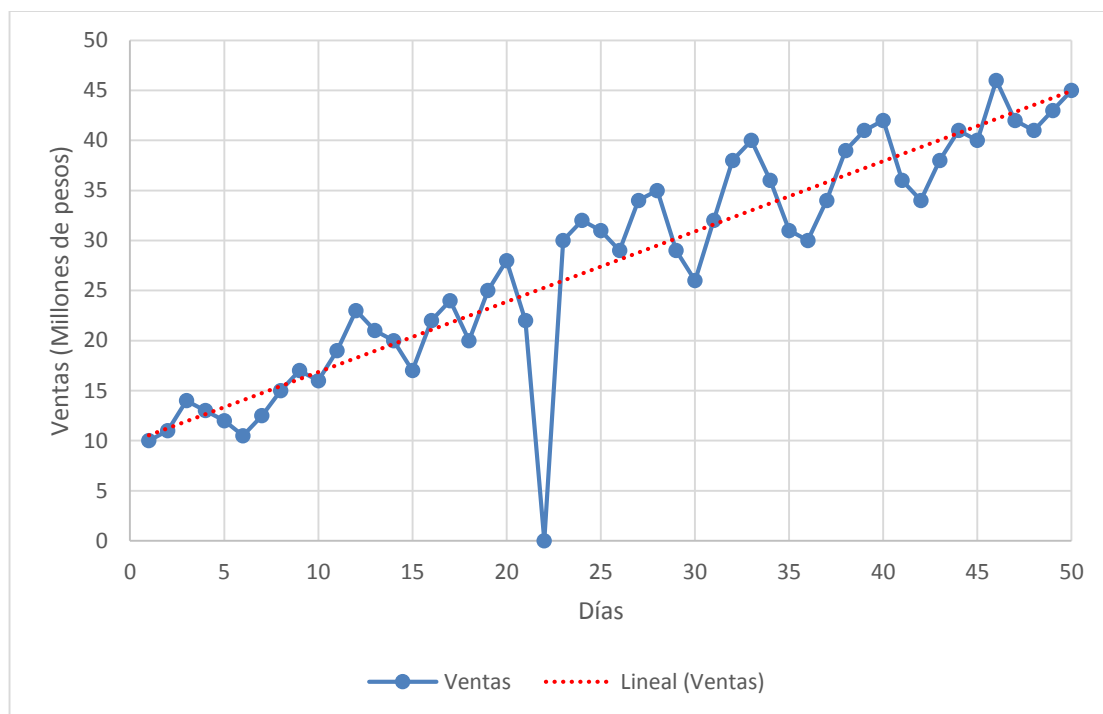
Para determinar la tendencia de los datos se usan métodos de regresión, los cuales buscan determinar una curva a la cual se ajuste la mayor cantidad de datos posibles. Los modelos de regresión más usados son el lineal, el exponencial, el polinomial, entre otros.

³³ GARCÍA, Á. M. Análisis de series de tiempo. Bogotá: Universidad Javeriana, 2010.

La tendencia de los datos es quizás el aspecto más frecuentemente empleado para predecir la dirección en la que se moverán los datos en el futuro, tal como ocurre con los modelos vistos anteriormente (las curvas de declinación de Arps, por ejemplo), que solamente analizan la tendencia global de los datos.

Un ejemplo de esto se presenta en la figura 25, donde se presentan los datos correspondientes a las ventas de una compañía durante los últimos cincuenta días de operación. Se incluyó como una línea punteada la tendencia lineal de los datos.

Figura 25. Ejemplo del ajuste de datos.



De acuerdo con los modelos estadísticos tradicionales (Arps, incluido entre éstos), el pronóstico de las ventas de los días siguientes a este periodo de observación debería realizarse simplemente como la extrapolación de esta línea de tendencia, pero resulta obvio que se están despreciando las “oscilaciones” que presentan los datos observados encima y debajo de dicha línea de tendencia.

4.2.2. Componentes cíclicas y estacionales: Tanto las variaciones cíclicas como las estacionales, pueden entenderse como el movimiento ondulante de los datos por encima y por debajo de la línea de tendencia. Pero la diferencia entre uno y otro tiene que ver con la ventana de observación. En el caso de las componentes cíclicas, se refiere a procesos que ocurren de manera más espaciada dentro del intervalo de observación, mientras que las componentes estacionales ocurren con menor separación en el tiempo.

Por ejemplo, el consumo de energía en Inglaterra es una variable que se mide minuto a minuto. En estas observaciones se puede observar que, en los meses de invierno y verano, el consumo energético se incrementa, pues en la primera de esas épocas se produce un uso masivo de sistemas de calentamiento de hogares, y en la segunda, un uso masivo de sistemas de aire acondicionado. Esto contrasta con el comportamiento de la demanda energética que ocurre en el resto del año.

Ahora bien, a partir del análisis de los mismos datos de consumo eléctrico en Inglaterra (medido minuto a minuto), se puede observar un curioso fenómeno: sobre las cinco de la tarde, todos los días, se registra un incremento considerable en la demanda energética, con respecto a los valores del resto del día. Este inusual pico de consumo eléctrico se debe a que a esa hora millones de ingleses calientan agua para su tradicional “Five o’clock tea” (el té de las cinco en punto). Este evento, cuya ocurrencia es diaria, puede considerarse como un ejemplo de componente estacional, pues el intervalo de observación en el que puede apreciarse es corto.

En la figura 25, se puede notar una marcada componente estacional, que lleva a los datos por encima y debajo de la línea de tendencia. En términos estadísticos, ambas componentes deben considerarse y el análisis de una y otra es prácticamente el mismo.

Debe tenerse en cuenta que todos los procesos de análisis de las series de tiempo están concebidos para series estacionarias, es decir, series con un alto grado de aleatoriedad. En caso de que una serie no tenga esa condición, su análisis sería muy

simple, y los pronósticos se podrían generar simplemente a partir de la determinación de una tendencia y la proyección de ésta hacia el futuro.

En el caso de la producción de petróleo, normalmente se cuenta con series de datos estacionarios, donde éstos difieren en gran medida de la componente tendencial, mostrando una gran aleatoriedad en el tiempo.

4.2.3. Variaciones irregulares: En cualquier proceso es común que se presenten datos con un comportamiento muy diferente de las componentes tendencial, cíclica y estacionaria. Por ejemplo, retomando la figura 25, se puede observar que hacia el día 22 se registra un valor de “cero ventas”, muy inusual con respecto a los demás datos de la serie. Las razones por las cuales se presentan estos valores irregulares son diversas: paradas de producción, mantenimientos, fallas de equipos o simplemente negligencia del personal encargado de medir la variable o ingresarla a las tablas de datos.

Es prácticamente imposible evitar la ocurrencia de datos irregulares, pero debe analizarse el camino a tomar en cuanto a su manejo e importancia en el estudio de la serie de tiempo. Algunas opciones son:

- Omitirlos, es decir, eliminar el valor anormal de la lista de datos. En este caso, no se genera ruido sobre las demás componentes de la serie de tiempo, pero se está eliminando información que puede resultar útil para la generación de las predicciones.
- Analizar la frecuencia con la que se presentan estos datos, con el fin de predecir su ocurrencia en el futuro. En el caso de un pozo, por ejemplo, podría determinarse en qué momento se va a presentar una falla de algún componente, a partir del estudio del histórico de fallas.
- Calcular un valor para reemplazar cada uno de los valores anormales. Una estrategia muy común es emplear la “media móvil”, es decir, que si falta el dato n_i , se puede reemplazar este valor por el promedio de los datos de la

semana anterior al valor irregular. Por ejemplo, el promedio de los siete datos previos a n_i , tal como se expresa en la ecuación 34.

$$n_i = \frac{n_{i-7} + n_{i-6} + \dots + n_{i-2} + n_{i-1}}{7} \quad (\text{Ec. 34})$$

De esta manera, se busca utilizar la tendencia que poseen los datos de la serie de tiempo, minimizando el impacto de los datos anormales sobre las predicciones.

- Utilizar métodos bayesianos (que se verán en el capítulo 5), determinando el tipo de distribución de probabilidad siguen los datos, asignando un valor de acuerdo con dichos criterios de probabilidad.

Sin embargo, debe precisarse que cada una de estas opciones, con sus bondades y desventajas, debe ser considerada y valorada por personal capacitado en el área de la estadística, pues es a partir de la experiencia que se puede llegar a tomar la decisión más acertada con miras a las predicciones.

Adicionalmente, debe mencionarse que una de las suposiciones más importantes tenidas en cuenta al analizar los datos irregulares de la serie de tiempo es que estos se comportan como “ruido blanco”, es decir, que son “una sucesión de variables aleatorias con esperanza cero, igual varianza e independientes en el tiempo”³⁴, es decir, que pueden aparecer en cualquier momento y que se espera que tengan el valor de cero. Para efectos numéricos, el ruido blanco se denota como ϵ_t .

4.3. MODELOS USADOS PARA LA DESCRIPCIÓN DE SERIES DE TIEMPO

El modelado numérico de una serie de tiempo se divide en dos grandes partes. En primer lugar, es necesario definir la componente tendencial, lo cual suele hacerse de la misma manera que en los modelos estadísticos tradicionales, siendo las tendencias más comunes, la lineal, la cuadrática, la cúbica y la exponencial.

³⁴ NOVALES, Alfonso. *Econometría*, 2 ed. Madrid: McGraw Hill, 1993.

En segundo lugar, se debe modelar las componentes cíclica y estacional de los datos, para lo cual existen diversas alternativas, que buscan establecer si la serie está dominada por comportamientos autorregresivos (es decir, que los datos de la observación actual dependen exclusivamente de los valores de las observaciones anteriores), por comportamientos de media móvil (es decir, si la serie está dominada por el error de las últimas observaciones) o por ambas, como en los modelos ARMA y los modelos ARIMA.

4.3.1. Determinación de la tendencia: Los análisis de regresión son procesos estadísticos que buscan establecer la relación existente entre variables. Si se tienen mediciones de cierta variable (por ejemplo, la producción de un pozo) a lo largo del tiempo, se trataría de establecer, mediante una ecuación, el comportamiento de dicha variable con respecto al tiempo. Como se ha visto en secciones anteriores, en ese estilo se encuentran las metodologías propuestas para las “Curvas de declinación”, pues en ellas se planteó una ecuación general y, a partir del análisis de los datos de producción, se establecen parámetros (como el exponente de declinación n , o la tasa de declinación D) que se usan para proyectar en el tiempo dicho comportamiento tendencial.

En la tabla 16 se presenta un resumen de las regresiones de mayor ocurrencia en procesos estadísticos.

Tabla 16. Modelos de regresión.

MODELO	ECUACIÓN GENERAL
LINEAL	$y = a + bx$
CUADRÁTICO	$y = a + bx + cx^2$
CÚBICO	$y = a + bx + cx^2 + dx^3$
EXPONENCIAL	$\ln y = \ln(a) + bx$
LOGARÍTMICO	$y = a \ln(x) + b$

Fuente: SPIEGEL, Murray. STEPHENS, Larry. Estadística, 4 ed. México: McGraw Hill, 2009.

Para realizar esta determinación de la tendencia, uno de los métodos más empleados es el de los “mínimos cuadrados”, que permite la determinación de los valores de los parámetros a , b , c y d que generen el mejor ajuste de los datos al modelo de tendencia.

Hasta este instante, el resultado que se tiene en el análisis de una serie de tiempo es exactamente el mismo que se usó en cualquier otro proceso estadístico tradicional: establecer la tendencia para extrapolarla. La diferencia, aparece una vez se realice el análisis de las otras componentes de la serie de tiempo.

4.3.2. Modelos autorregresivos (AR): El análisis del comportamiento de una serie de tiempo emplea la Metodología Box-Jenkins³⁵, que presenta una serie de opciones para el modelado de los datos existentes y la generación de predicciones. “Básicamente, la metodología Box-Jenkins consiste en encontrar un modelo matemático que represente el comportamiento de una serie temporal de datos, y permita hacer previsiones únicamente introduciendo el período de tiempo correspondiente”.³⁶

Una de las características que puede tener una serie de tiempo es que los valores de la variable de estudio (en este caso, la producción) dependan de sus valores anteriores. En términos matemáticos, un modelo autorregresivo (AR) calcula el valor de la variable y en el instante t mediante una expresión de la forma:

$$y_t = a + by_{t-1} + \epsilon_t \quad (\text{Ec. 35})$$

Donde a y b son constantes propias de cada serie de tiempo y ϵ_t es el ruido blanco.

³⁵ BOX, George. JENKINS, F.M. Time Series Analysis: Forecasting and Control, 2 ed. Oakland: Holden-Day, 1976.

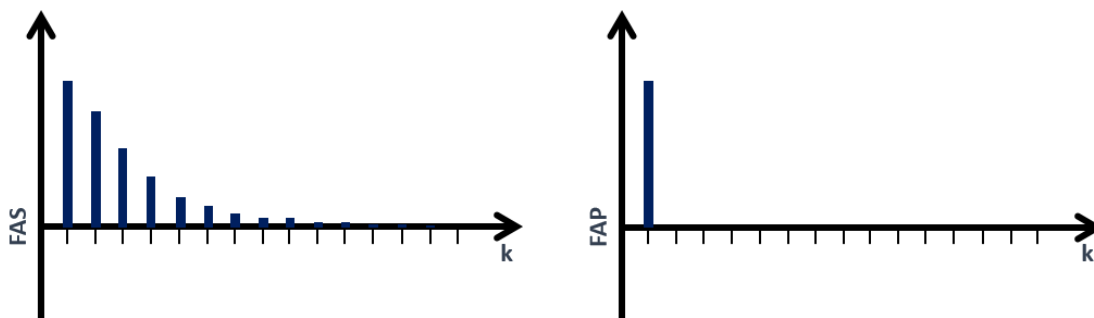
³⁶ JIMÉNEZ, José. GÁZQUEZ, Juan. SÁNCHEZ, Raquel. La capacidad predictiva en los modelos Box-Jenkins y Holt-Winters. Revista Europea de Dirección y Economía de la Empresa. Vol 15, número 3, 2006.

Los modelos AR se caracterizan porque su esperanza³⁷ y varianza³⁸ son constantes en el tiempo, es decir, son modelos estacionarios.

Adicionalmente, se puede hablar del “orden” del modelo autorregresivo, el cual se refiere a cuántos valores previos al valor y_t deben ser considerados para el cálculo de y_t . Es decir, en un modelo AR de orden 1 (o simplemente AR(1)), el valor de y_t depende solamente del valor y_{t-1} . En un modelo de orden 2 (o simplemente AR(2)), y_t depende de y_{t-1} y y_{t-2} . Y así, sucesivamente.

La determinación del orden del modelo se realiza mediante el cálculo y análisis de dos funciones: la “Función de autocorrelación simple” (F.A.S.) y la “Función de autocorrelación parcial” (F.A.P.) propuesta por Box y Jenkins³⁹. En la figura 26 se presenta el comportamiento esperado para las gráficas de FAS y FAP en función del rezago (k), es decir, en función de cuántas observaciones hacia atrás afectan al valor que se desea calcular.

Figura 26. Comportamiento teórico de FAS (izquierda) y FAP (derecha) para un modelo autorregresivo de orden 1.



Fuente: NOVALES, Alfonso. *Econometría*, 2 ed. Madrid: McGraw Hill, 1993. Modificado.

³⁷ La esperanza o valor esperado de una variable aleatoria es el número que formaliza el valor medio de un proceso aleatorio, es decir, es el resultado que se “espera” obtener en un proceso aleatorio. En muchos casos, la esperanza coincide con la media.

³⁸ La varianza de un conjunto de datos se define como el cuadrado de la desviación estándar.

³⁹ BOX, George. JENKINS, F.M. *Time Series Analysis: Forecasting and Control*, 2 ed. Oakland: Holden-Day, 1976.

Para un modelo autorregresivo de orden 2, se observarán barras en la gráfica de FAP vs k para los dos primeros valores (k=1 y k=2), y se cumplirá que el ajuste del modelo se da por:

$$y_t = a + by_{t-1} + cy_{t-2} + \epsilon_t \quad (\text{Ec. 36})$$

Para modelos autorregresivos de mayor orden, seguirán apareciendo tantos términos en el modelo, como sea el orden del mismo.

4.3.3. Modelos de medias móviles (MA): En otros casos, los datos de una serie de tiempo dependen del ruido blanco que se encuentre asociado a cada uno de las observaciones que constituyen la serie. En este caso, no sólo se incluye un término que resume los ruidos de la totalidad de la serie (ϵ_t) sino que en cada observación (y_i) se deberá agregar el ruido correspondiente (ϵ_i).

La forma general de un modelo de media móvil se presenta en la siguiente ecuación:

$$y_t = a + \epsilon_t + \theta_1\epsilon_{t-1} + \dots + \theta_q\epsilon_{t-q} \quad (\text{Ec. 37})$$

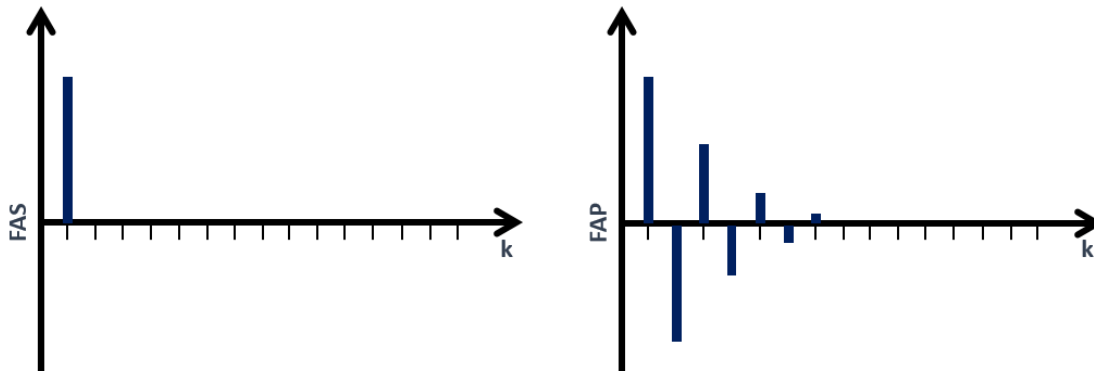
Donde a , θ_1 , θ_2 , θ_q , son parámetros que deben determinarse para el modelo, y q es orden del modelo, es decir, el número de valores pasados que afectan el cálculo del valor actual.

Si el modelo de media móvil es de orden 1, su expresión sería:

$$y_t = a + \epsilon_t + \theta_1\epsilon_{t-1} \quad (\text{Ec. 38})$$

Para identificar si una serie cronológica puede describirse adecuadamente mediante el uso de un modelo de media móvil, se deben construir las gráficas de las funciones autorregresivas (FAS y FAP) con respecto al rezago y, si el comportamiento de estas coincide con el que se presenta en la figura 27, puede emplearse un modelo MA.

Figura 27. Comportamiento teórico de FAS (izquierda) y FAP (derecha) para un modelo de media móvil de orden 1.



Fuente: NOVALES, Alfonso. *Econometría*, 2 ed. Madrid: McGraw Hill, 1993. Modificado.

De igual manera que en los modelos autorregresivos (AR), pueden obtenerse modelos de media móvil de mayor orden, en cuyo caso la identificación deberá realizarse mediante la observación de la gráfica de FAS vs k, observando valores en tantos rezagos como sea el orden del modelo (así como un modelo AR se identificaba observando la curva de FAP vs k).

4.3.4. Modelos ARMA y ARIMA: El análisis de los modelos AR y de los modelos MA resulta sencillo, pues simplemente se está considerando una componente de la serie de tiempo (la tendencia de los últimos datos o el error de los últimos datos, respectivamente), pero es poco usual que esto ocurra, pues en la mayoría de los casos coexisten ambas influencias.

En estas situaciones, debe recurrirse a los modelos autorregresivos de media móvil, más conocidos como modelos ARMA(p,q), donde p y q representan, respetivamente, el orden de autorregresión y el orden de media móvil.

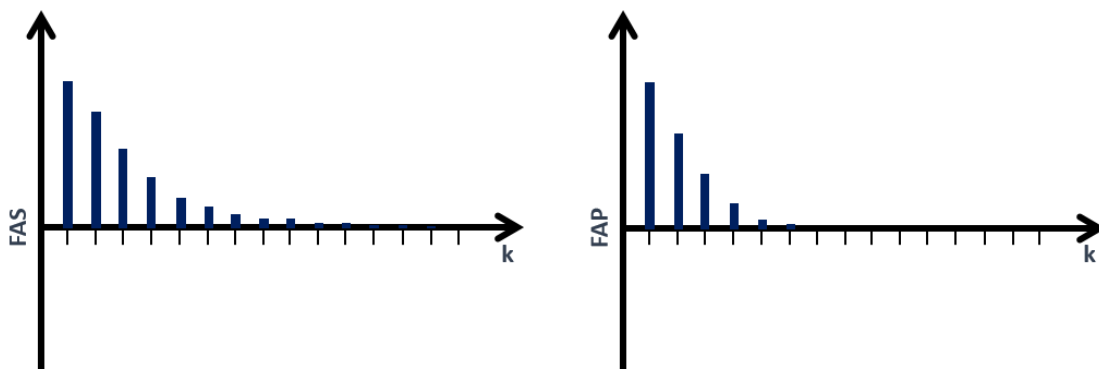
La expresión general de un modelo ARMA(1,1) sería la siguiente:

$$y_t = a + by_{t-1} + \epsilon_t + \theta\epsilon_{t-1} \quad (\text{Ec. 39})$$

Donde los valores de a , b y θ son propios de cada serie y , por lo tanto, su determinación constituye una parte fundamental del análisis de la serie de tiempo.

La identificación gráfica de un modelo ARMA combina las tendencias decrecientes de las dos funciones autorregresivas (FAP y FAS) tal como se aprecia en la siguiente figura.

Figura 28. Comportamiento teórico de FAS (izquierda) y FAP (derecha) para un modelo de ARMA(1,1).



Fuente: NOVALES, Alfonso. Econometría, 2 ed. Madrid: McGraw Hill, 1993. Modificado.

Ahora bien, identificar el grado de un modelo ARMA requiere de la experiencia por parte del analista de datos, pues no se presenta de manera sencilla, como en los modelos anteriores, donde sólo bastaba con leer un dato de las gráficas. En este caso, es necesario generar pronósticos realizando variaciones en el orden del modelo, hasta evidenciar que el ajuste sea el mejor.

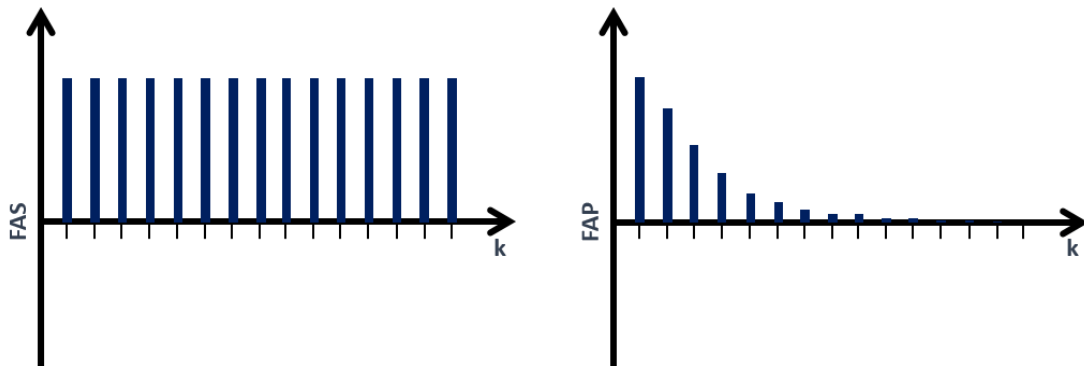
Hasta ahora, los modelos presentados (AR, MA y ARMA) tienen una característica común: son usados para representar procesos estocásticos estacionarios, es decir, que las variables están ordenadas cronológicamente y que la distribución de probabilidad de cada observación permanece constante en el tiempo. Pero, en algunos casos no se cumple con esta condición de estacionariedad de una serie cronológica, y la realización de pronósticos utilizando modelos como los ya vistos tendrá un gran error asociado, razón por lo cual Box y Jenkins plantearon los modelos ARIMA, que además de contener un componente autorregresivo y uno de

media móvil, incluyen un componente de integración (de allí su nombre, como sigla en inglés de “*autoregressive integrated moving average*”).

Este término de integración pretende, de forma numérica, llevar una serie no estacionaria a tener un comportamiento estacionario.

La gráfica típica de las funciones autorregresivas de un modelo ARIMA se presentan a continuación.

Figura 29. Comportamiento teórico de FAS (izquierda) y FAP (derecha) para un modelo de ARIMA.



Fuente: NOVALES, Alfonso. *Econometría*, 2 ed. Madrid: McGraw Hill, 1993. Modificado.

En este caso, los modelos numéricos resultan más complejos, como se presenta en la siguiente ecuación:

$$y_t = a + b_1 y_{t-1} + \dots + b_q y_{t-q} + \epsilon_t + \theta_1 \epsilon_{t-1} + \dots + \theta_q \epsilon_{t-q} \quad (\text{Ec. 40})$$

Precisamente, por la gran cantidad de datos a analizar, la complejidad de los cálculos y la enorme cantidad de opciones en cuanto a órdenes de los modelos se refiere, es que este tipo de análisis estadísticos deben realizarse por personal con gran experiencia en el manejo de datos y con la ayuda de software especializado. Para este trabajo, se recurrió al paquete de software libre llamado “R”.

4.4. SOFTWARE EMPLEADO PARA EL ANÁLISIS ESTADÍSTICO

Para la realización de los análisis estadísticos del presente trabajo, se empleó el software “R”, que por su carácter de software libre y la amplia aceptación que tiene al interior de los expertos en estadística, resulta una alternativa muy atractiva para la ejecución de los cálculos requeridos.⁴⁰

Según sus fabricantes, “R” se distingue entre sus competidores por su “facilidad en la manipulación, cálculo y generación de gráficas, así como por otras características como son:

- Manejo efectivo y facilidad para el almacenamiento de los datos.
- Un amplio conjunto de operadores para el cálculo de arreglos como las matrices.
- Una larga, coherente e integrada colección de herramientas intermedias para el análisis de datos.
- Facilidades gráficas para el análisis y la visualización de datos, ya sea directamente en el ordenador o en copia dura.
- Un lenguaje de programación (llamado “S”) bien desarrollado, simple y efectivo, que incluye condicionales, bucles, funciones recursivas definidas por el usuario y opciones de entrada y salida de datos”.⁴¹

Las bondades de “R” pueden describirse también a partir del carácter amigable de este lenguaje. Según Paradis, “R es un lenguaje Orientado a Objetos: bajo este complejo término se esconde la simplicidad y flexibilidad de R (...) por dos razones. Primero, R es un lenguaje interpretado (como Java) y no compilado (como C, C++, Fortran, Pascal,...), lo cual significa que los comandos escritos en el teclado son ejecutados directamente sin necesidad de construir ejecutables.

⁴⁰ IHAKA, R. GENTLEMAN, R. R: A Language for Data Analysis and Graphics. Journal of Computational and Graphical Statistics 5, 1996.

⁴¹ VENABLES, W.N. SMITH, D.M. An Introduction to R: A Programming Environment for Data Analysis and Graphics. R Development Core Team, 2015.

Como segunda medida, la sintaxis de R es muy simple e intuitiva. Por ejemplo, una regresión lineal se puede ejecutar con el comando `lm(y~x)`. Para que una función sea ejecutada en R debe estar siempre acompañada de paréntesis, inclusive en el caso que no haya nada dentro de los mismos (por ej., `ls()`). Si se escribe el nombre de la función sin los paréntesis, R mostrará el contenido (código) mismo de la función”.⁴²

Adicionalmente, en la Universidad Industrial de Santander se desarrollan actualmente diferentes trabajos, a nivel de pregrado, maestría y doctorado, basados en “R”, por lo cual existe un conocimiento adquirido en el manejo de este software.

4.5. METODOLOGÍA PROPUESTA PARA EL ANÁLISIS DE LOS DATOS DE PRODUCCIÓN MEDIANTE SERIES DE TIEMPO

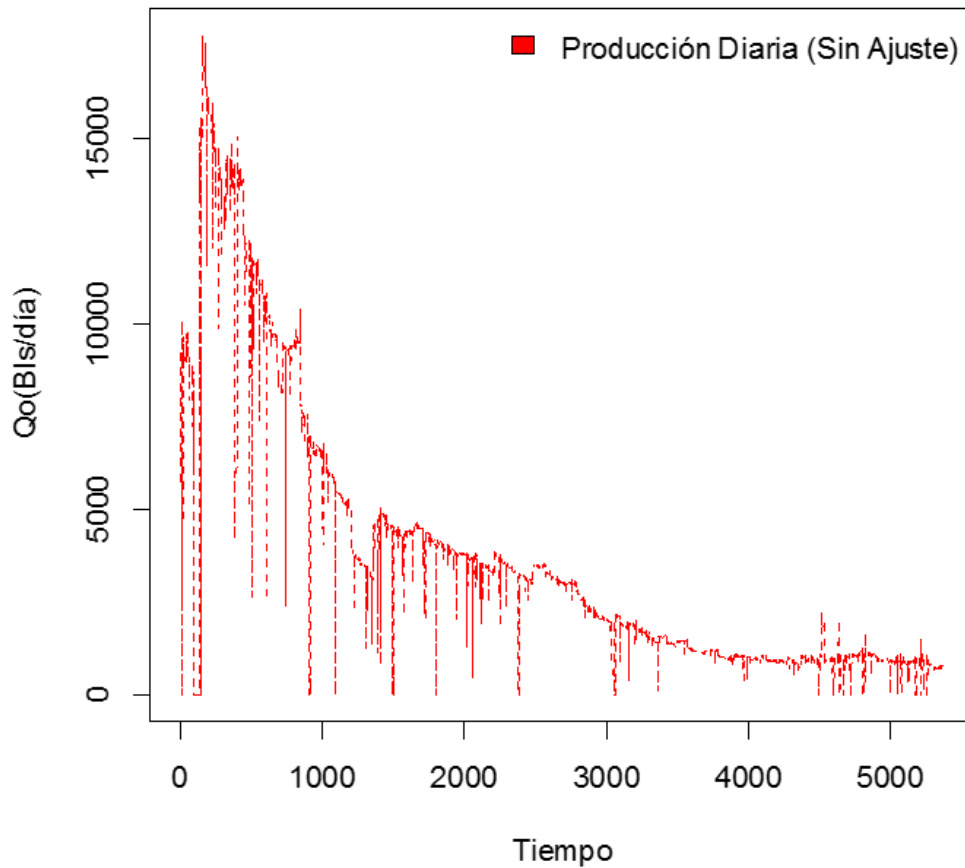
Como se mencionaba anteriormente, el análisis de una serie de tiempo debe realizarse siguiendo una serie de pasos lógicos y ordenados, en los cuales es necesario poner en práctica la experticia del analista de dichos datos, para conseguir un adecuado tratamiento de la data y una acertada toma de decisiones, tal como se explicará a continuación.

Debe destacarse un hecho muy importante. Los datos de producción de cada pozo de estudio poseen comportamientos, tendencias, componentes y distribuciones diferentes, y por tanto no pueden ser tratados de idéntica manera. Si bien en este trabajo se propone una serie de pasos para el manejo de los datos, es necesario que se identifiquen las características individuales y particulares de cada serie cronológica, para conseguir pronósticos adecuados.

Se procederá, pues, a presentar el análisis que se realizó a un pozo ejemplo, aquí llamado “Montes 1” cuya data original se presenta de manera gráfica en la figura 30. En este caso, solamente se muestran los datos de la producción de crudo del pozo (Q_0 , en barriles por día).

⁴² PARADIS, Emmanuel. R para principiantes. Montpellier: Institut des Sciences de l'Évolution, 2002.

Figura 30. Data de producción del pozo Montes 1.



El procedimiento realizado se puede resumir en tres grandes etapas: primero, la identificación y manejo de datos anormales; segundo, la obtención del modelo de la serie de tiempo y, tercero, la generación de los pronósticos.

4.5.1. Identificación y manejo de datos anormales: Como se vio en la sección 4.2.3., la presencia de valores irregulares es normal en cualquier proceso productivo. En este caso, se incluyen en esta categoría los valores de “cero producción” que aparecen con mucha frecuencia en la data. La identificación de las razones por las cuales dichos valores son cero, constituyen una parte importante del análisis del proceso. Algunas causas comunes son fallas del pozo, cortes eléctricos, paradas programadas de producción o, simplemente, la no medición de la producción en esa fecha.

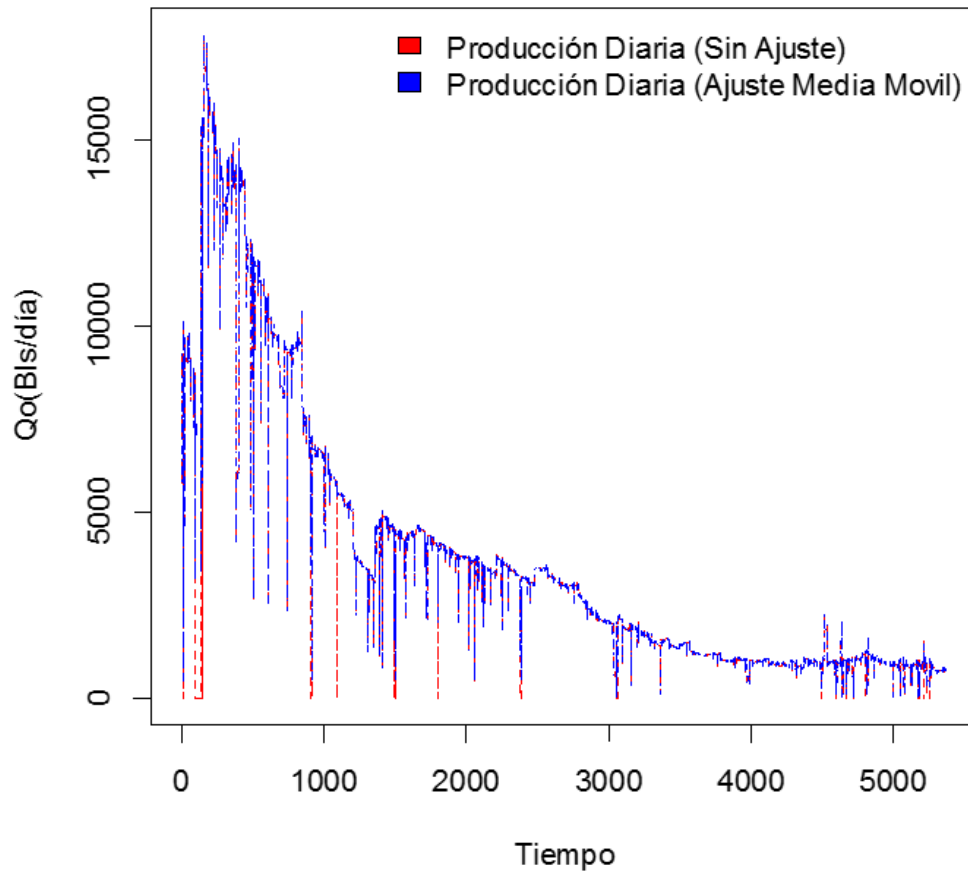
Incluir ese valor de cero producción en el análisis de los datos genera un ruido sobre el comportamiento de la misma, y no resulta conveniente porque, suponiendo que hubiese ocurrido una falla que impidió producir un cierto volumen de petróleo en un día específico, de no haberse producido dicha falla, la producción del pozo no habría sido cero. Es decir, que incluir un valor de “cero producción” en el análisis de los datos, implicaría que se está suponiendo que ese valor (cero) corresponde al comportamiento natural del pozo, lo cual evidentemente es incorrecto.

Por estas razones, se recomienda imputar o asignar algún valor a la fecha en la que aparecen los datos de “cero producción”. Como se mencionó, existen diferentes estrategias para la asignación de valores. En este caso, se optó por la utilización de la “media móvil”. En este punto es necesario realizar algunas precisiones:

- La “media móvil” puede emplearse en caso de que la frecuencia con la cual aparecen los valores de “cero producción” sea muy baja. Es decir, si en una semana se producen cuatro o cinco valores cero, no tiene sentido la aplicación de esta técnica, pues la media móvil calculada para dicho periodo será mucho más baja que la tendencia real de los datos.
- La cantidad de datos que se emplean para el cálculo de la media móvil debe escogerse de acuerdo con la periodicidad con la que se registran las mediciones. En este caso, los datos de producción son diarios, por lo cual puede escogerse como ventana para el cálculo de la media móvil, los datos de la última semana (antes del dato cero) o del último mes, por ejemplo.
- Finalmente, y más importante, la “media móvil” puede emplearse debido a que la esperanza de una serie de datos es su media. Es decir, que el valor esperado en ese espacio “faltante” puede asumirse como la media de los datos.

En la figura 31 se presenta la data de producción del pozo, antes y después de realizar la imputación de datos. Nótese que la estructura de los datos se conserva, a pesar de que se reemplazaron los datos de “cero producción” por la media móvil.

Figura 31. Imputación de datos.



Fuente: Software R.

4.5.2. Determinación de la componente tendencial: Tal como se planteó en la sección 4.3.1., existen diferentes opciones para modelar la tendencia de los datos de una serie de tiempo, siendo las más comunes las tendencias lineal, cuadrática, cúbica y exponencial. En este caso, el software R permite determinar cuál de estas opciones presenta la mejor descripción del comportamiento de los datos.

La decisión sobre cuál tendencia es la adecuada debe tomarse a partir del análisis del parámetro como el coeficiente de ajuste R^2 que se presenta en la tabla 17.

Tabla 17. Coeficientes de ajuste de los cuatro modelos tendenciales para el pozo Montes 1.

	MODELO LINEAL	MODELO CUADRÁTICO	MODELO CÚBICO	MODELO EXPONENCIAL
R² AJUSTADO	0,7085874	0,8463709	0,8585558	0,8558267
MSE	4,197936x10 ⁶	2,213099x10 ⁶	2,037570x10 ⁶	2,076884x10 ⁶
AIC	15,25050	14,61050	14,52807	14,54678
BIC	15,52311	14,61441	14,53328	14,54938
ERROR ABSOLUTO (%)	12,50	7,38	6,35	6,60

Fuente: Software R.

En este caso, se evaluaron cuatro criterios de información que evalúan:

- **El coeficiente de determinación (R²):**⁴³ Este coeficiente representa la relación existente entre las variaciones (desviaciones) explicadas por el modelo y las variaciones totales existentes. Es decir, un valor de R² igual a uno quiere decir que todos los valores que presentan alguna variación con respecto a la tendencia están descritos por el modelo. Como criterio de decisión, se debe seleccionar aquel modelo que presente el valor de R² más cercano a la unidad.
- **El error cuadrático medio (MSE):**⁴⁴ Este criterio, como su nombre lo indica, mide el promedio de los errores de cada dato al cuadrado. Por lo tanto, mientras más pequeño sea el valor del MSE, mejor es el modelo estudiado.
- **El criterio de información de Akaike (AIC):**⁴⁵ es una medida de la calidad relativa del modelo que se está planteando para la descripción del fenómeno. Presenta una estimación de la información perdida cuando se utiliza el modelo planteado para describir los datos. Es decir, que mientras

⁴³ SPIEGEL, Murray. STEPHENS, Larry. Estadística, 4 ed. México: McGraw Hill, 2009.

⁴⁴ LEHMANN, E. L. CASELLA, George. Theory of Point Estimation. 2 ed. Nueva York: Springer, 1998.

⁴⁵ AKAIKE, Hirotugu. A new look at the statistical model identification. Tokio: IEEE Transactions on Automatic Control, 1974.

más pequeño sea el valor del ACI, menor información se está perdiendo y, por lo tanto, el modelo es más acertado.

- **El criterio de información de Bayes (BIC):**⁴⁶ De manera análoga al ACI, este criterio permite identificar el mejor modelo. El BIC se relaciona con la desviación de los datos reales con respecto al modelo, incluyendo algunas correcciones bayesianas. La definición dice que “el BIC incluye la variación no explicada de la variable dependiente”, es decir, que a medida que la descripción de la variable sea más pobre, mayor será el valor del BIC. En otras palabras, el mejor modelo es aquel que posea el menor valor del BIC.

Como se observa en la tabla 17, para el pozo Montes 1, el mejor ajuste está dado para el modelo cúbico.

En la figura 32 se presenta una visión del ajuste de los cuatro modelos con respecto a los datos de entrada, para un intervalo ubicado entre 5000 y 5400 días después del inicio de la producción del pozo Montes 1. Nótese que en esta instancia los datos de producción fluctúan aproximadamente entre 100 y 1500Bls/día, y que modelos como el lineal simplemente salen del rango de los datos, llegando a calcular valores negativos de producción.

El modelo cuadrático, por su parte, realiza un ajuste sobrevalorado de los datos. Mientras que los modelos exponencial y cúbico se ubican de manera muy cercana a la data original.

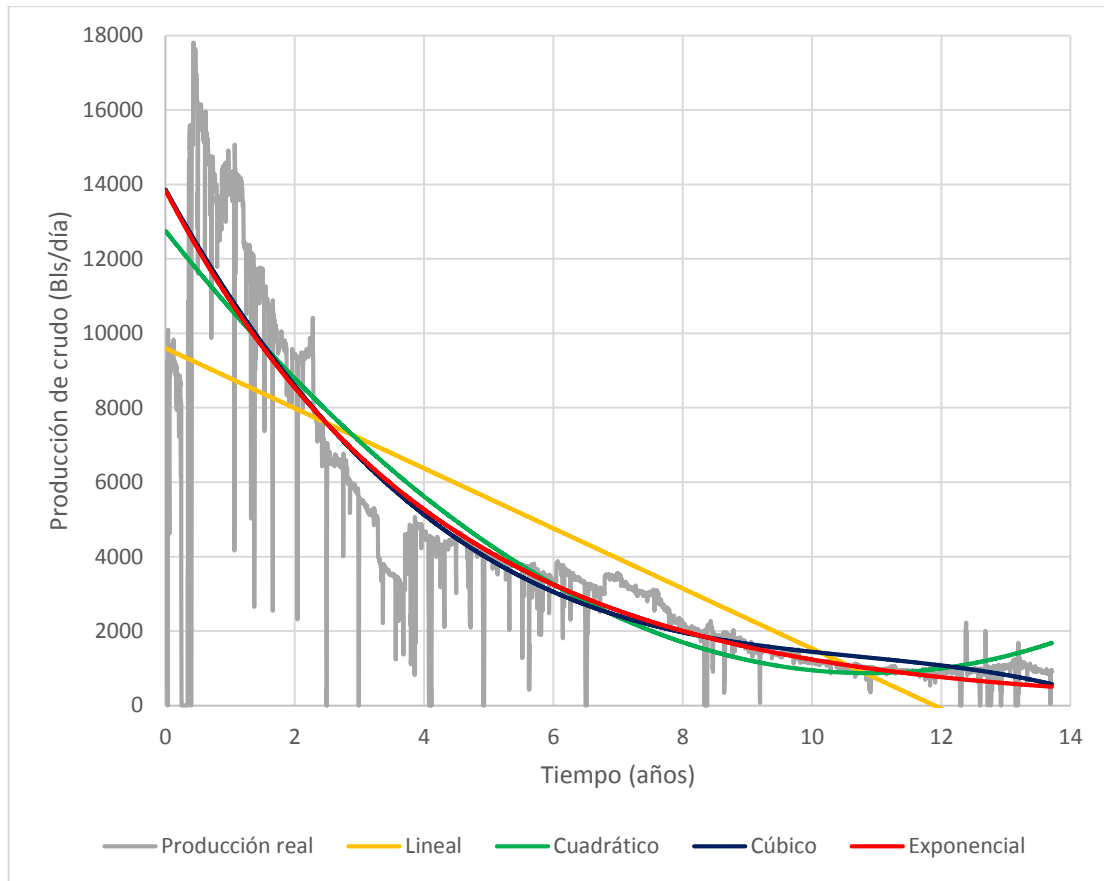
Visualmente resultaría muy difícil describir cuál de estos dos modelos (exponencial y cúbico) genera el mejor ajuste, y es por eso que se recurre a los criterios de información planteados anteriormente.

Cada pozo, por lo tanto, requiere de un análisis de este tipo, con el fin de no afirmar erradamente que la declinación es de tipo exponencial, pues en este caso, por

⁴⁶ SCHWARZ, Gideon. Estimating the dimension of a model. Annals of Statistic, 1978.

ejemplo, se observa que el mejor ajuste del comportamiento de los datos está dado por un modelo cúbico, lo cual contradice los planteamientos de Arps.

Figura 32. Ajuste de los modelos propuestos a los datos medidos.



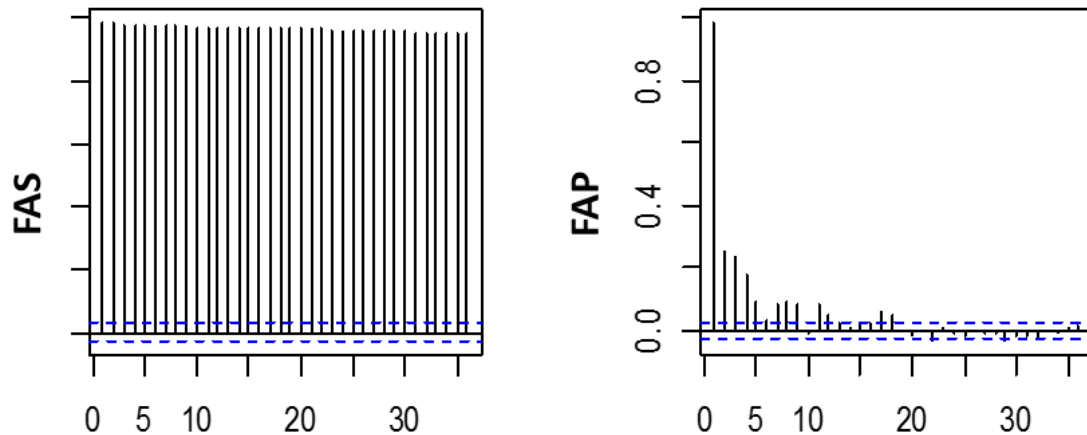
Fuente: Software R.

Hasta este instante, lo único que se ha generado es la determinación de la tendencia y, de emplearse un modelo AR, MA, ARMA o ARIMA para incluir en el análisis, las otras componentes de una serie de tiempo.

4.5.3. Obtención del modelo de la serie de tiempo: En la sección 4.3., se describieron las posibles opciones disponibles para realizar el modelado de la serie de tiempo. Para identificar el tipo de modelo que debe emplearse, es necesario generar las gráficas de la función de autocorrelación simple (FAS) y la función de autocorrelación parcial (FAP) con respecto al rezago (k).

En la figura 33 se aprecian dichas gráficas para los datos del pozo Montes 1. Nótese que el comportamiento de estas funciones se asemeja al presentado en la figura 29.

Figura 33. Comportamiento de las funciones FAS y FAP con respecto al rezago para el pozo Montes 1.



Fuente: Software R.

Como se puede apreciar, el comportamiento de las funciones de autocorrelación de los datos estudiados sugiere que el análisis es propio de un modelo ARIMA.

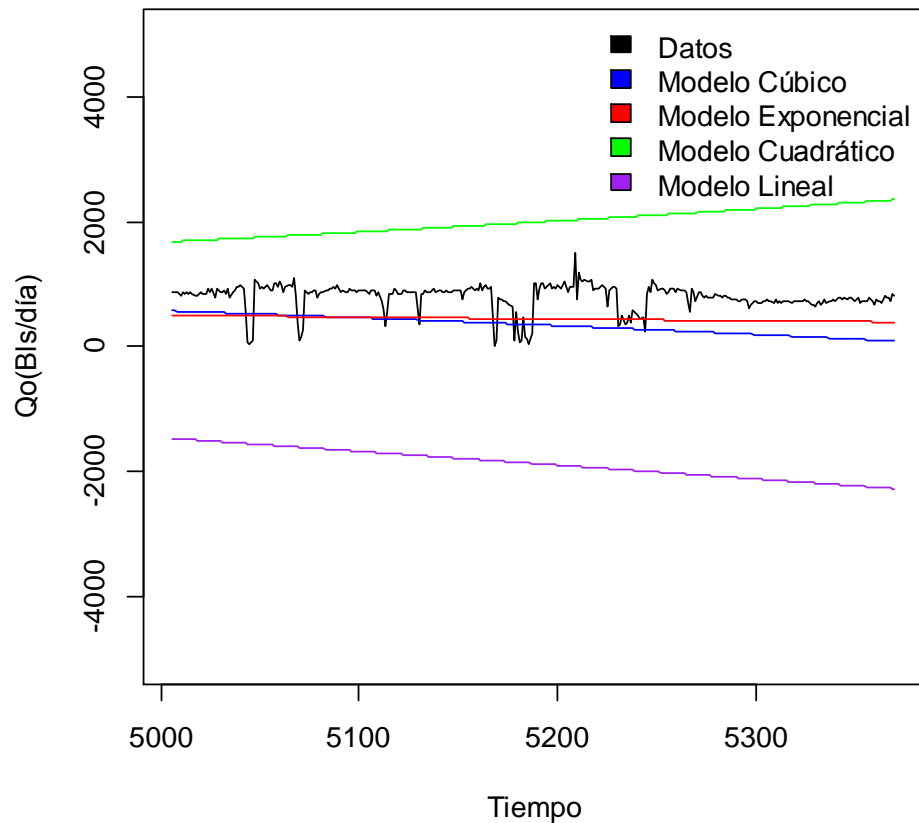
4.5.4. Generación de pronósticos: Una vez se han identificado tanto la tendencia como el tipo de modelo de serie de tiempo, se puede proceder a la realización de los pronósticos.

El software R permite obtener los pronósticos de dos maneras. En primer lugar, usando las tendencias (lineal, cuadrática, cúbica, exponencial, etc) y extrapolándolas. Esto se presenta en la figura 34, donde pueden apreciarse los datos históricos correspondientes a un año que se desea pronosticar. Aunque se tenía una base de datos con cerca de 5400 observaciones (datos de producción medida en campo), antes de cargar los datos al software se eliminaron los datos del último año de producción, con el fin de generar los pronósticos y compararlos con esos valores que, aunque no están incluidos, sí fueron medidos.

Nótese cómo el modelo cuadrático sobreestima la producción, mientras que el lineal llega a tomar valores negativos de la producción. Razón por la cual el análisis se

reduce a los modelos cúbico y exponencial. Como se vio en la sección 4.5.2., estos son los dos modelos con el mejor ajuste.

Figura 34. Pronósticos obtenidos mediante la extrapolación de las tendencias.



Fuente: Software R.

La segunda manera, consiste en emplear el modelo de la serie de tiempo (ARIMA en este caso) para el cálculo, determinando el orden del modelo y corriéndolo para tiempos posteriores a la serie que se le ha cargado al programa.

Sin embargo, queda a criterio del analista de datos la determinación del orden del modelo ARIMA que genere el mejor ajuste. En este caso, luego de realizar una prueba y error (el software no identifica el mejor modelo automáticamente), se determinó que el mejor ajuste se obtiene al emplear un modelo ARIMA (10, 1, 10). Usualmente esta determinación se hace mediante el análisis del “Valor-P”⁴⁷, buscando aquel orden del modelo que permita obtener un “Valor-P” mayor a 0,05⁴⁸.

⁴⁷ En estadística, el “Valor-P” se considera como una medida de qué tan probable es que las predicciones de un modelo se acerquen a la realidad.

⁴⁸ Esto indica que el modelo tiene una confianza del 95%.

En la tabla 18 se presenta un resumen de algunos “Valores-P” calculados por el software para modelos ARIMA de diferentes órdenes.

Tabla 18. Resultados del “Valor-P” para diferentes órdenes del modelo ARIMA.

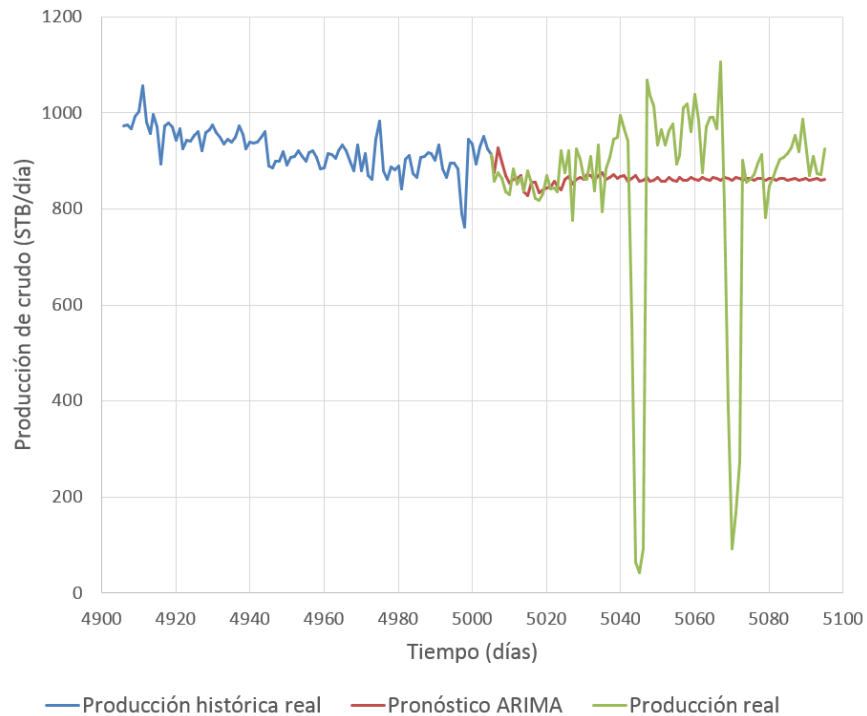
ORDEN DEL MODELO	“VALOR-P”
1,0,1	2,20x10 ⁻¹⁶
1,1,1	8,93x10 ⁻¹⁰
2,0,2	9,73x10 ⁻¹⁰
2,1,2	5,07x10 ⁻⁹
3,0,3	7,84x10 ⁻¹⁰
3,1,3	4,01x10 ⁻⁹
4,0,4	2,50x10 ⁻⁶
4,1,4	0,01109
5,0,5	0,05263
5,1,5	0,05985
6,0,6	0,06521
6,1,6	0,4054
7,0,7	0,4171
7,1,7	0,07178
8,0,8	0,05838
8,1,8	0,9935
9,0,9	0,9848
9,1,9	0,9943
10,0,10	0,8392
10,1,10	0,9965
11,0,11	0,8284
11,1,11	0,8080

Fuente: Software R.

Los pronósticos obtenidos mediante el modelo ARIMA (10, 1, 10) se presentan en la figura 35. Nótese cómo este tipo de modelos (al menos para tiempos tempranos) no simplemente genera una línea de tendencia, sino que incluye componentes cíclicas y

estacionales de los datos. Para tiempos mayores a 30 días, el modelo de series de tiempo solamente considera la componente tendencial.

Figura 35. Pronósticos obtenidos con el modelo ARIMA (10, 1, 10) para tiempos cortos.



Fuente: Software R.

Aunque el modelo de series de tiempo no sea el adecuado para el análisis de los datos a largo plazo, su uso puede ser muy preciso para periodos cortos. De hecho, la mayoría de empresas operadoras generan pronósticos operativos con una periodicidad mensual, en cuyo caso, un modelo de series de tiempo puede resultar muy preciso para la predicción de la producción del siguiente mes.

Sin embargo, es necesario que, una vez se hayan cargado nuevas observaciones a la base de datos histórica de producción, se repita el análisis que se ha descrito en el presente capítulo, pues las diferentes componentes (tendencial, cíclica y estacional) de los nuevos datos pueden tener un impacto sobre el tipo de modelo a emplear.

Por esta razón, puede resultar conveniente el uso de tecnologías de inteligencia artificial, para la identificación de patrones, la comparación de valores y la toma de decisiones en cuanto al modelo que ofrece el mejor ajuste para los nuevos datos.

4.6. ANÁLISIS DE LOS RESULTADOS

En la tabla 19 se presenta un resumen de la comparación estadística del ajuste obtenido mediante el análisis tendencial y con el uso de series de tiempo.

Tabla 19. Comparación de los pronósticos obtenidos para un lapso de un año.

SOFTWARE EMPLEADO	MÉTODO EMPLEADO	ERROR ABSOLUTO (%)
OFM	Curvas de declinación de Arps	61,83
TOPAZE	Curvas de declinación de Arps	189,40
VALNAV	Curvas tipo de Fetkovich	68,75
FORECAST	Curvas de declinación de Arps	50,14
R	Regresión exponencial	12,60
	Regresión cúbica	7,34
	Serie de tiempo	6,42

Es importante hacer énfasis en el hecho de que el ajuste que ofrece el software R, a partir de su análisis estadístico, es mucho mejor que los ajustes de los softwares comerciales para la generación de pronósticos de producción, destacándose el modelo ARIMA como el más preciso entre los disponibles.

El mismo tipo de análisis se realizó para otros dos pozos. Los resultados se presentan en el capítulo 6.

5. APLICACIÓN DE MODELOS ESTADÍSTICOS NO PARAMÉTRICOS EN LA GENERACIÓN DE PRONÓSTICOS

Hasta ahora, los modelos estadísticos empleados en el presente trabajo se han basado en el cumplimiento de varios supuestos, siendo tal vez el más importante el hecho de que los datos tengan una distribución normal, es decir, que la gráfica de su función de densidad sea una campana de Gauss, entre otras diversas condiciones. Esta suposición resulta válida en la mayoría de los casos, pues son muchos los fenómenos de la naturaleza que se ajustan a este comportamiento.

Pero, ¿qué ocurre si los datos no siguen una distribución normal? ¿De qué manera se puede abordar el análisis de este tipo de datos si no se cumple esta importante condición? En el presente capítulo, se presentará una revisión de la posible aplicación de modelos no paramétricos en el estudio de datos de producción, pues estos datos rara vez siguen un comportamiento normal.

Los modelos no paramétricos, quizás más complejos de describir, pero mucho más simples en su aplicación, pueden ser aplicados en prácticamente cualquier serie de datos, con la única condición de que dicha serie sea “suave”, esto es, que sea derivable.

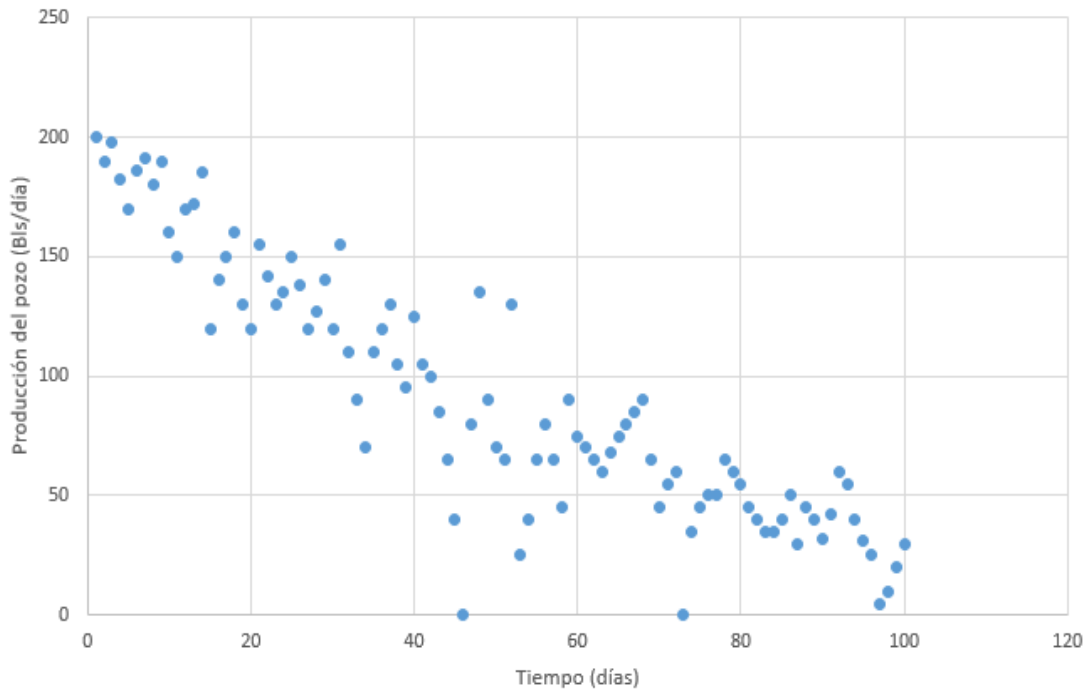
5.1. GENERALIDADES DE LA ESTADÍSTICA NO PARAMÉTRICA

Encontrar una definición concreta de la estadística no paramétrica, no es sencillo, como, por ejemplo lo expresa Walsh⁴⁹, “no está disponible una definición precisa y universalmente aceptable del término «no paramétrico». El punto de vista adoptado en este manual es que un procedimiento estadístico se considera no paramétrico si tiene algunas propiedades que satisfacen ciertas condiciones”. Sin embargo, puede comprenderse el concepto a partir del planteamiento de algunas comparaciones entre la estadística paramétrica (EP) y la estadística no paramétrica (ENP).

⁴⁹ WALSH, J.E. Handbook of Nonparametric Statistics. Nueva York: Nostrand, 1962.

5.1.1. Regresiones paramétricas: Para resumir lo expuesto anteriormente, se supondrá que se tiene una serie de observaciones de la producción (q) de un pozo a lo largo del tiempo (t), tal como se presenta en la figura 36.

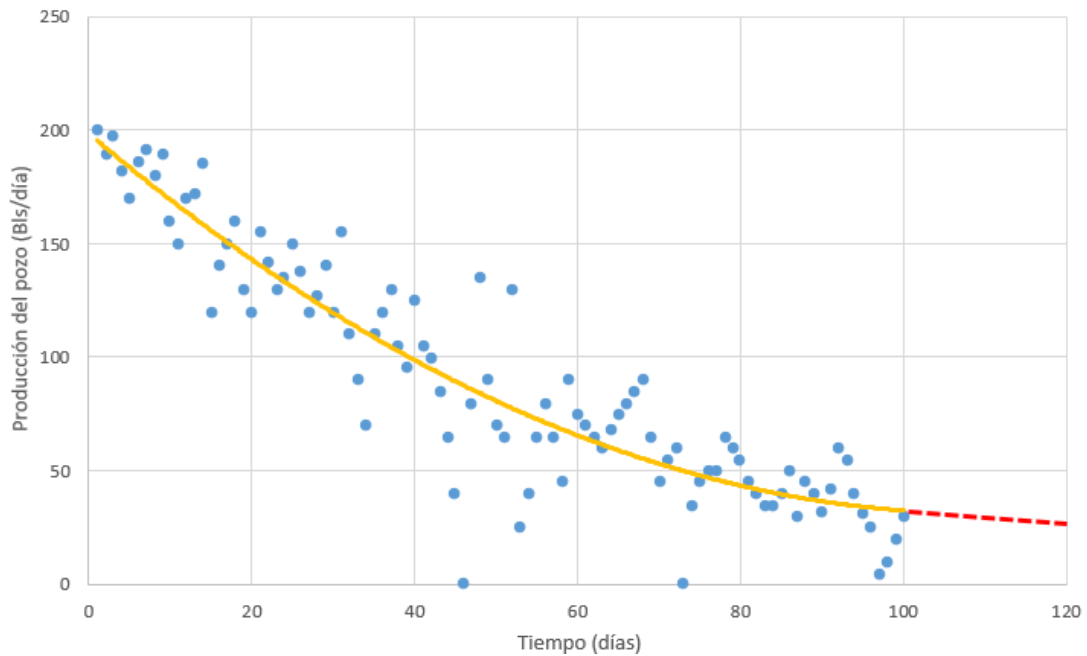
Figura 36. Comportamiento de los datos de producción de un pozo en el tiempo.



En este caso, el uso de un enfoque estadístico paramétrico se basaría en la búsqueda de los parámetros que permitan obtener una función que describa el comportamiento de la variable. Dichos parámetros podrían ser, simplemente, las constantes (a , b , c) que se obtienen tras el análisis de los datos.

Posiblemente (prosiguiendo con el ejemplo), la aplicación de un modelo de regresión como el de mínimos cuadrados permitiría encontrar la función que describa el comportamiento de los datos, hallando, por ejemplo, una línea de tendencia como la que se incluye en la figura 37.

Figura 37. Ajuste histórico paramétrico.



En este caso, lo que se busca es encontrar una función que tenga el mejor ajuste posible, pero dado el comportamiento de los datos, la desviación que existe entre cada dato y la función es muy grande en algunos casos.

De hecho, al observar la figura 37 se puede notar que muy pocas de las observaciones coinciden con la línea de tendencia generada, que los datos iniciales (bajos valores de t) se encuentran cerca de la línea de tendencia y que, para las últimas observaciones, se presenta una mayor diferencia entre los valores observados y la línea de tendencia.

5.1.2. Pronósticos paramétricos: Para los modelos paramétricos la realización de un pronóstico es muy simple: basta con la prolongación de la línea de tendencia. Tal como puede observarse en la figura 37, donde el segmento punteado corresponde al pronóstico generado por el modelo paramétrico.

El error que puede obtenerse de esta suposición es muy alto, pues no se están considerando de manera aislada los fenómenos recientemente ocurridos en el sistema que se está analizando, y se está suponiendo que las tendencias históricas simplemente se mantienen. Puede ser que la tendencia global de los datos (en este caso, una tendencia decreciente) se mantenga, pero la precisión con la que se está estimando el siguiente dato de producción se ve afectada.

5.1.3. Regresiones no paramétricas: Un modelo estadístico no paramétrico no realiza un análisis global de las observaciones disponibles, sino que evalúa el comportamiento de los datos en pequeños tramos.

En primer lugar, un software como “R” realiza un análisis de la distribución de los datos, pues si la función de densidad de éstos se puede obtener fácilmente, se reducirá la complejidad del problema. Como en muchos casos no se obtiene una distribución sencilla o simplemente no se puede determinar la distribución, se procede a realizar un análisis como el que se expondrá en la sección 5.1.4.

Ahora bien, al analizar el comportamiento de la serie de datos en un instante determinado, es necesario establecer cuántos datos anteriores y posteriores al dato que se está analizando tienen una influencia sobre éste. A esta cantidad de datos se le conoce como “ancho de banda” y de su tamaño dependerá la forma de la curva de regresión que se obtiene: “mientras más grande sea el ancho de banda, más suave es la curva de regresión”⁵⁰.

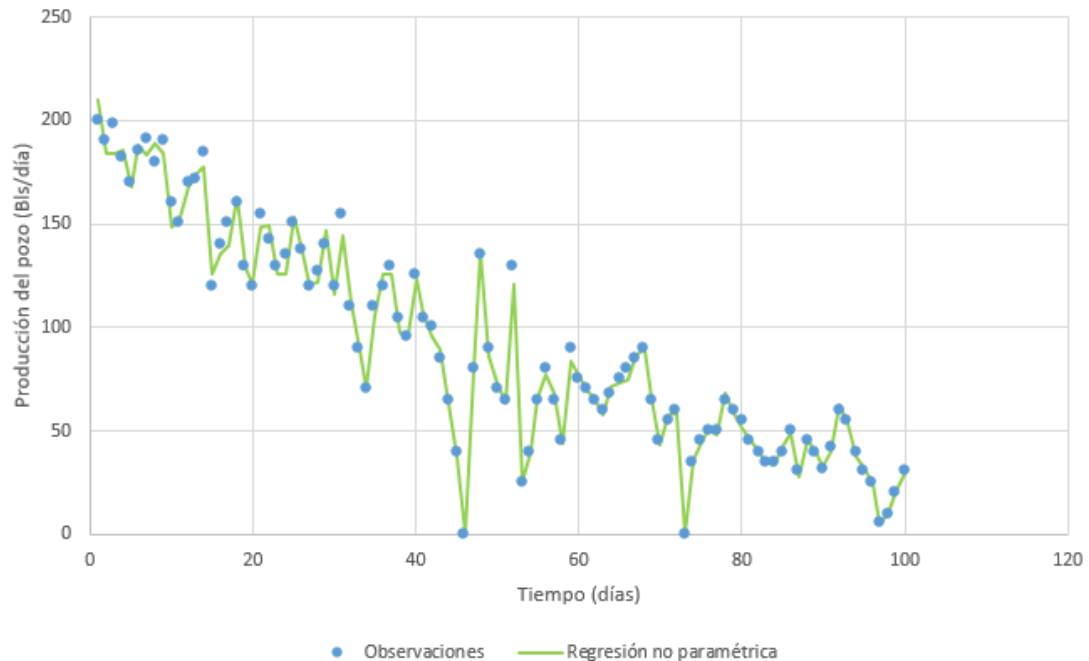
Finalmente, es necesario aplicar un modelo de regresión para cada punto, siendo quizás el más usado el método de “kernel”. Como lo expresa Rodríguez Ojeda (2012): “los *kernels* son funciones que se asocian a cada uno de los datos. Entonces, la suma ponderada de estas funciones es un buen estimador para aproximar la función de densidad desconocida”⁵¹.

⁵⁰ HANSEN, Bruce. Nonparametric Sieve Regression. Madison: University of Wisconsin, 2012.

⁵¹ RODRÍGUEZ, Luis. Construcción de kernels y funciones de densidad de probabilidad. Guayaquil: Escuela Superior Politécnica del Litoral, 2012.

Como consecuencia de este tipo de análisis, se obtiene una curva de regresión como la que se presenta en la figura 38.

Figura 38. Ajuste histórico no paramétrico.



Deben realizarse dos precisiones. En primer lugar, que a pesar de que es evidente el excelente nivel de ajuste que ofrece esta curva de regresión no paramétrica, no es a partir de ella que se obtienen los pronósticos, tal como se expone más adelante. Segundo, que el “modelo” obtenido en esta regresión no tiene una ecuación que defina la curva de ajuste, simplemente es una descripción del comportamiento de los datos. Por esta razón, por el hecho de que no se obtienen “parámetros” que definan una ecuación para el modelo, es que este tipo de estadística recibe el nombre de “no paramétrica”.

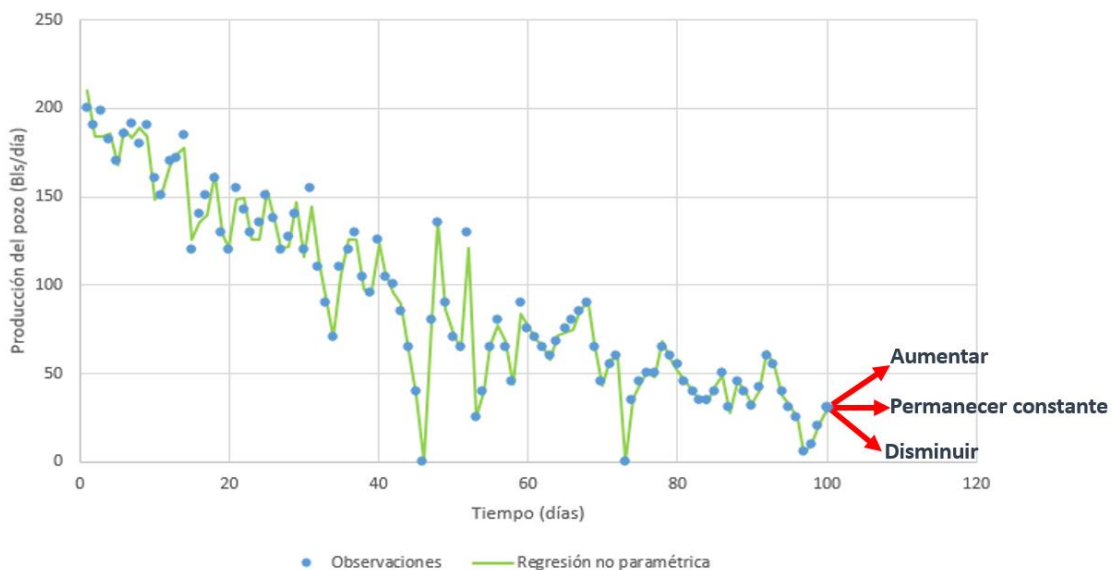
5.1.4. Pronósticos no paramétricos: La manera como predicen los modelos no paramétricos se basa en un concepto completamente diferente al de la estadística paramétrica, pues no buscan la extrapolación de una línea de tendencia a partir de la última observación (x_n) sino que, analizando el comportamiento de los datos previos a x_n , evalúa la probabilidad que tiene la variable independiente (x) de tomar

un determinado valor para el siguiente instante (es decir, calcula qué tan probable es que el valor de x_{n+1} sea un determinado número real).

Como el valor de x_{n+1} puede ser cualquiera entre una cantidad infinita de números reales, el modelo no paramétrico evalúa la probabilidad de que cada uno de esos infinitos números ocurra, y determina cuál es aquel valor más probable, siendo éste el dato predicho por el modelo.

Continuando con el ejemplo (y simplificando esta explicación), luego de haber realizado el ajuste histórico de los datos desde x_0 hasta x_n , es necesario predecir el valor de x_{n+1} . Para tal fin, se plantean tres posibilidades: que el valor de x_{n+1} sea mayor, igual o menor que el de x_n . (Figura 39).

Figura 39. Pronóstico no paramétrico.



Para establecer cuál de estas tres posibilidades es la más probable, se debe calcular la probabilidad de que cada una de ellas ocurra y, finalmente se escoge la más probable. Ese dato, el más probable, será el valor predicho por el modelo. No la extrapolación de la tendencia, sino el valor más probable.

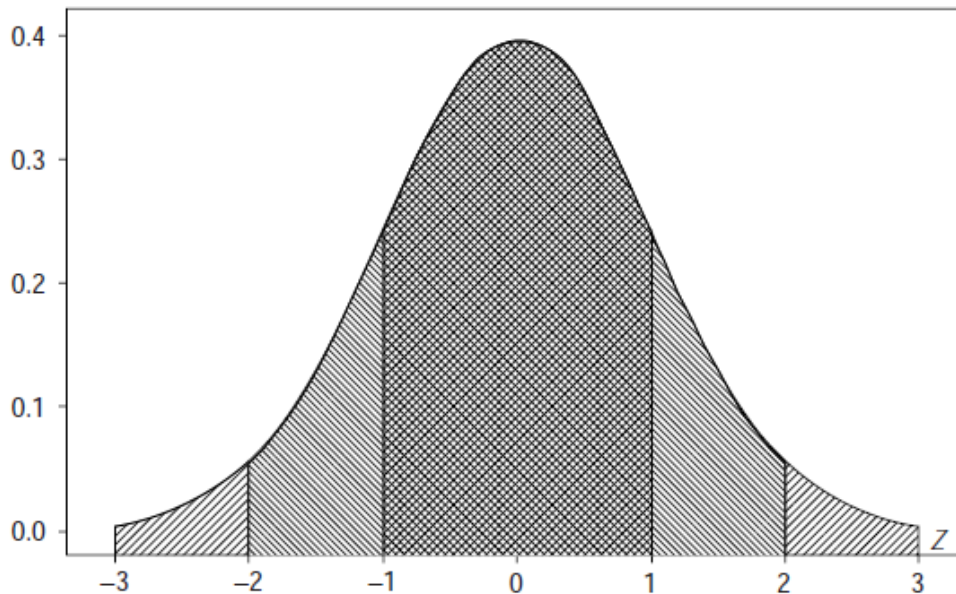
Para poder determinar estas probabilidades es necesario aclarar que el análisis no parte del comportamiento de los datos, sino del comportamiento de la distribución de los datos (normal, binomial, Bernoulli, Poisson, etc.).

Cada tipo de distribución posee sus ecuaciones características. Por ejemplo, para el caso de una distribución normal, con media μ y desviación estándar σ , la función de densidad ($f(x)$) se presenta en la ecuación 41.

$$f(x) = \frac{e^{-\frac{1}{2}\left(\frac{x-\mu}{\sigma}\right)^2}}{\sigma\sqrt{2\pi}} \quad (\text{Ec. 41})$$

Esta ecuación caracteriza el comportamiento probable de una población, especificando la probabilidad relativa de que una variable aleatoria (en este caso, x) tome un determinado valor. Al construir la gráfica de esta función de densidad se obtendrá una campana de Gauss, como la que se observa en la figura 39.

Figura 39. Distribución normal.



Fuente: SPIEGEL, Murray. STEPHENS, Larry. Estadística, 4 ed. México: McGraw Hill, 2009.

En el eje de las abscisas de esta campana de Gauss se presentan los valores que puede tomar la variable independiente, mientras que en el eje de las ordenadas se presenta la frecuencia con la cual la variable toma cada valor. En el caso de la distribución normal se cumple que el punto más alto de la función de densidad coincide con la media, la mediana y la moda.

Adicionalmente, la probabilidad ($P(x)$) de que la variable independiente (x) tome un determinado valor entre dos números reales (a y b), coincide con el área bajo la curva dada por la función de densidad, es decir, que la probabilidad se define matemáticamente como la integral de la función de densidad.

En el caso de la distribución normal, por ejemplo, obtener dicha integral resulta sencillo, tal como se observa en la ecuación 42, cuya solución es simple.

$$P(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \int_a^b e^{-\frac{1}{2}\left(\frac{x-\mu}{\sigma}\right)^2} dx \quad (\text{Ec. 42})$$

Es decir, para una distribución normal resulta sencillo estimar la probabilidad de que la variable independiente tome un cierto valor. Lo mismo sucede para muchas otras distribuciones, que cuentan con ecuaciones características propias.

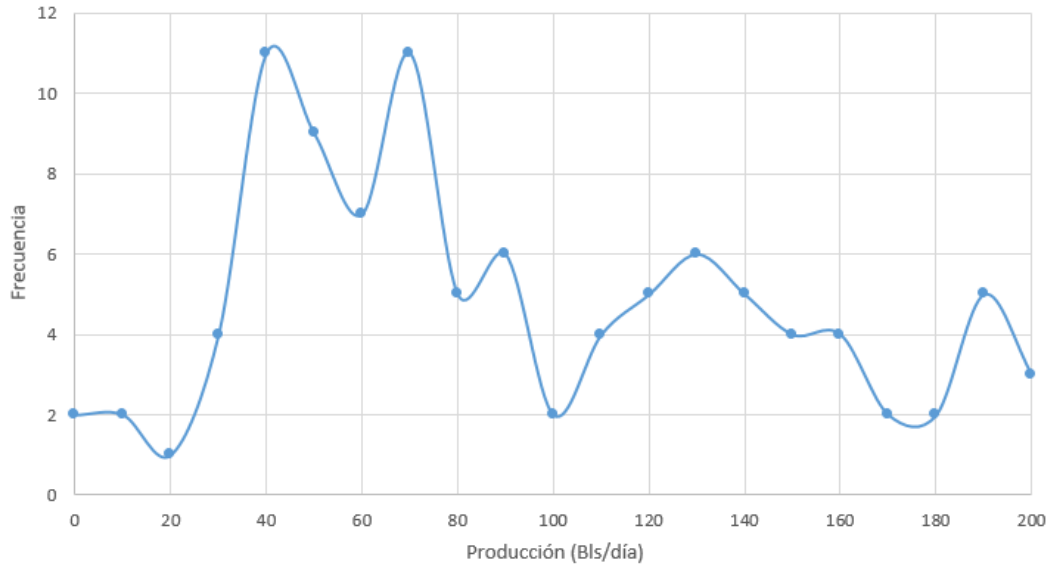
Pero, en muchos casos la distribución de los datos no sigue patrones conocidos, por lo que su función de densidad no se puede obtener con facilidad.

Por ejemplo, en la figura 40 se presenta la distribución de los datos del ejemplo planteado en la figura 36. Nótese que la forma de la gráfica es muy irregular, por lo cual resulta complejo obtener una función de densidad y, evidentemente, su posterior integración para determinar la probabilidad.

Aquí es donde la estadística no paramétrica toma mayor utilidad, pues el ajuste que realiza a los datos no se basa en la simple determinación de la tendencia, sino que, a

partir de la función de densidad calcula un modelo, cuya forma se va ajustando al comportamiento de los datos.

Figura 40. Distribución de los datos.



Para obtener la probabilidad, se procederá a realizar una división de la curva de distribución de frecuencias en tramos más cortos (como se muestra en la figura 41) y, para cada uno de estos tramos, se procede a la estimación de su correspondiente “kernel”.

Es decir, se buscará la similitud entre cada uno de estos segmentos de la curva de distribución de frecuencias y la forma de las funciones kernel existentes en la literatura (rectangular, triangular, de Epanechnikov, normal, Biweight, arco coseno, etc.). Algunas gráficas de funciones kernel conocidas se presentan en la figura 42.

Como para cada una de estas funciones existen ecuaciones características que permiten calcular su función de densidad y, al integrarla, la probabilidad, se tiene un modelado de cada uno de los segmentos de la curva.

Finalmente, se debe proceder a realizar una ponderación de los kernels, a partir de lo cual se podrá calcular la probabilidad y, con ella, se realizará el pronóstico.

Figura 41. División de la curva de distribución de frecuencias.

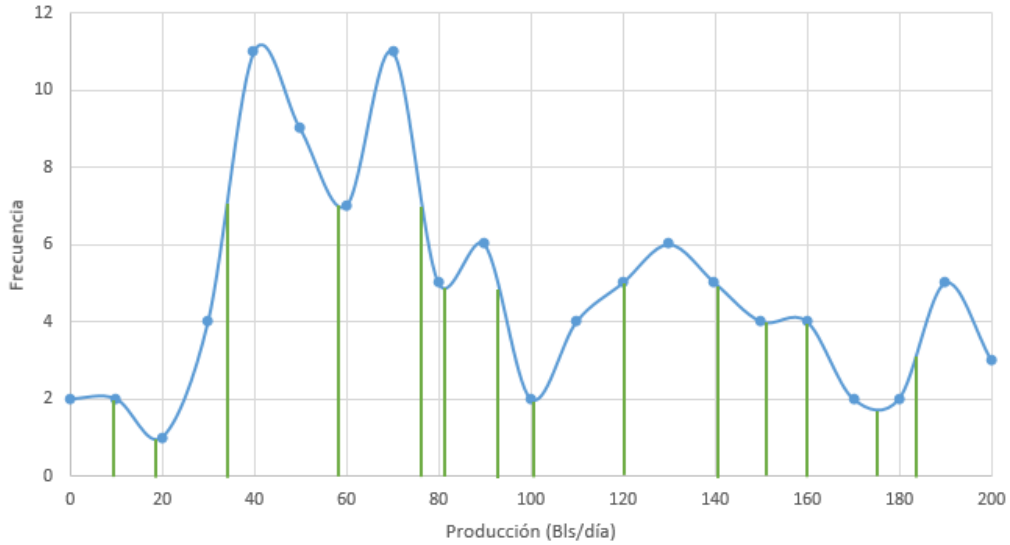
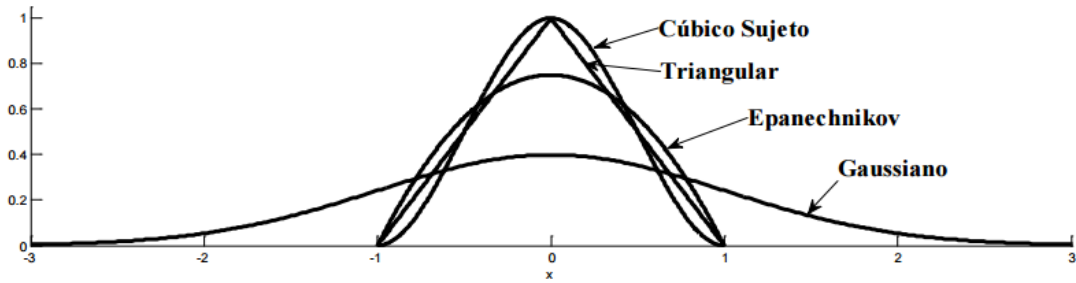


Figura 42. Gráfico de algunos kernels de frecuente aparición.



Fuente: RODRÍGUEZ, Luis. Construcción de kernels y funciones de densidad de probabilidad. Guayaquil: Escuela Superior Politécnica del Litoral, 2012.

Es necesario comprender que, al igual de lo observado en el análisis de datos mediante series de tiempo, los modelos no paramétricos tienen una buena precisión cuando se realizan pronósticos a corto plazo, no más allá del ancho de banda, pues luego de esto, el modelo no tiene una buena capacidad de predicción.

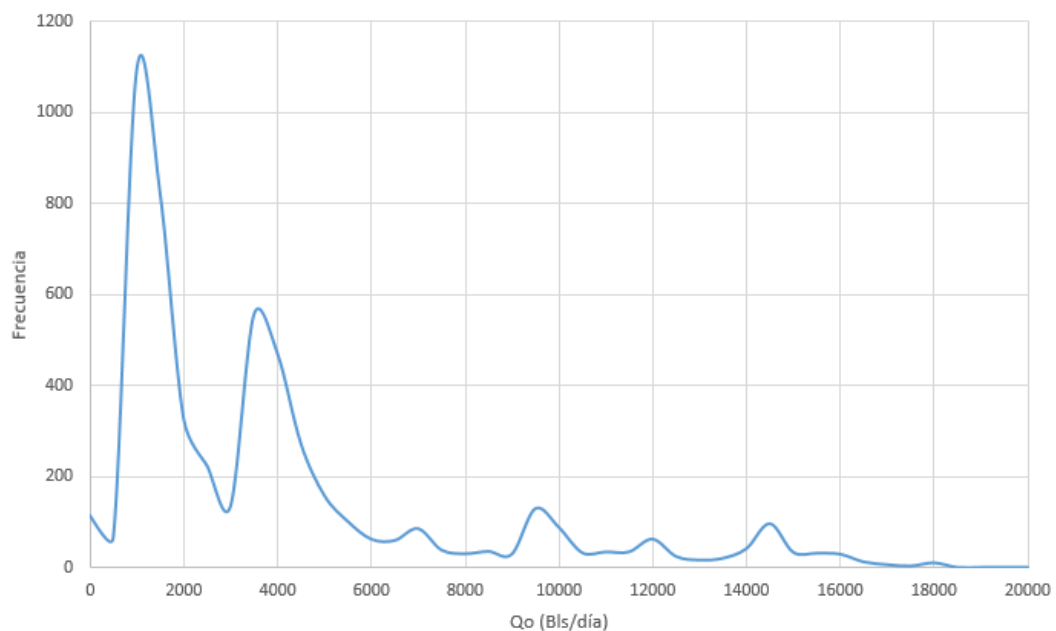
Esta metodología fue aplicada a los mismos datos de producción analizados en el capítulo 4, mediante el software R. Los resultados obtenidos se presentan a continuación.

5.2. ANÁLISIS NO PARAMÉTRICO

Continuando con el desarrollo del presente trabajo, se procedió a realizar el ajuste histórico y los pronósticos, a partir de los datos de producción del pozo Montes 1, mediante la aplicación de la estadística no paramétrica. En resumen, la implementación de esta técnica es mucho más corta en cuanto al número de pasos, pero más compleja en tiempos de cómputo. Para su realización, nuevamente se acudió al software R.

5.2.1. Distribución de frecuencia de los datos: En primer lugar, es necesario determinar la distribución de frecuencia de los datos de producción del pozo. Ese paso puede realizarse en el software R o en una hoja de cálculo. Para el caso del pozo Montes 1, la gráfica de distribución de frecuencias se presenta en la figura 43.

Figura 43. Gráfico de distribución de frecuencias de los datos del pozo Montes 1.



Como se puede observar, la distribución de los datos dista mucho de ser normal. De hecho, se aproxima a una distribución bimodal, pues existe una gran cantidad de datos en dos valores de producción: alrededor de 1000 y de 3800Bls/día.

Por consiguiente, el análisis más indicado para realizar un estudio probabilístico de los datos, corresponde a la aplicación de un modelo no paramétrico.

5.2.2. Ajuste histórico de los datos: Seguidamente, el software permite realizar el ajuste histórico. Este ajuste se realiza, básicamente, por medio de una prueba y error, en la cual se determinan tanto el ancho de banda como el mejor modelo de ajuste. El código empleado en el software R para la determinación de esta información se encuentra en el anexo C.

En este caso, el ancho de banda determinado por el software para la serie de datos de producción del pozo Montes 1 fue de 35,09921 días, es decir, que para el modelado del comportamiento de los datos en un cierto instante de tiempo, el software se ubica en la observación realizada en dicho instante y, ubicándolo como punto central de un intervalo de amplitud 35,09921 días, realiza un ajuste polinómico para ese lapso.

Esta técnica es muy similar a la realizada en los métodos numéricos de regresión, donde se puede obtener la curva de tendencia de un grupo de datos mediante un polinomio de diferentes grados.

La diferencia que se encuentra al hacerlo mediante la estadística no paramétrica es que la tendencia obtenida no es la misma para la totalidad de los datos, sino que se obtiene una tendencia propia para cada punto, a partir de los datos contenidos en el ancho de banda en el cual éste punto está centrado.

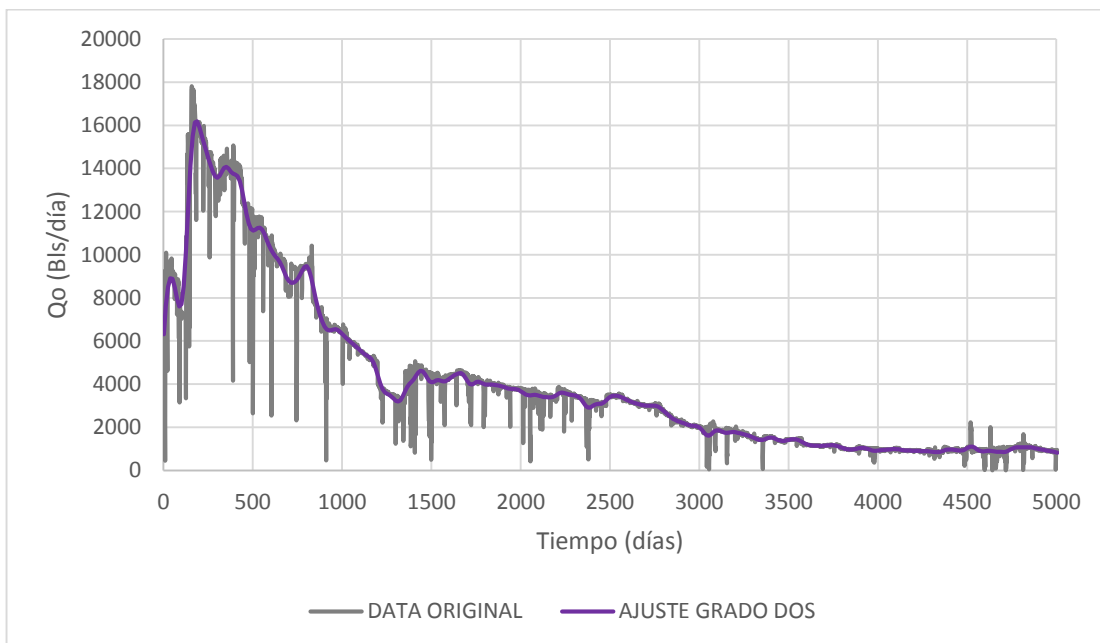
Para el análisis propuesto, se evaluó el ajuste en cada punto mediante polinomios de diferente grado: grado cero (constante), grado uno (recta), grado dos (parábola) y grado tres (cúbica). En la tabla 20 se presenta un resumen de los errores obtenidos al realizar cada regresión. Es importante notar que en todos estos modelos se obtuvo un error menor al 3%, es decir, un ajuste de mayor calidad que el obtenido en las regresiones de tipo paramétrico (lineal, exponencial, cuadrático, cúbico) como se presentó en la tabla 17.

Tabla 20. Errores obtenidos en los ajustes no paramétricos.

MODELO DE AJUSTE NO PARAMÉTRICO	ERROR ABSOLUTO (%)
Polinomio de grado cero	2,71
Polinomio de grado uno	2,64
Polinomio de grado dos	2,49
Polinomio de grado tres	2,49

Además, en la figura 44 se presenta el resultado del ajuste polinómico de grado 2, que permitió obtener el menor error. Nótese que en este caso la curva obtenida para el modelado de los datos no es simplemente una línea tendencial que puede ser extrapolada, sino que se amolda suavemente a las variaciones de los datos, dando como resultado una excelente descripción del comportamiento de los mismos.

Figura 44. Ajuste no paramétrico de los datos del pozo Montes 1, usando un modelo polinómico de grado 2.

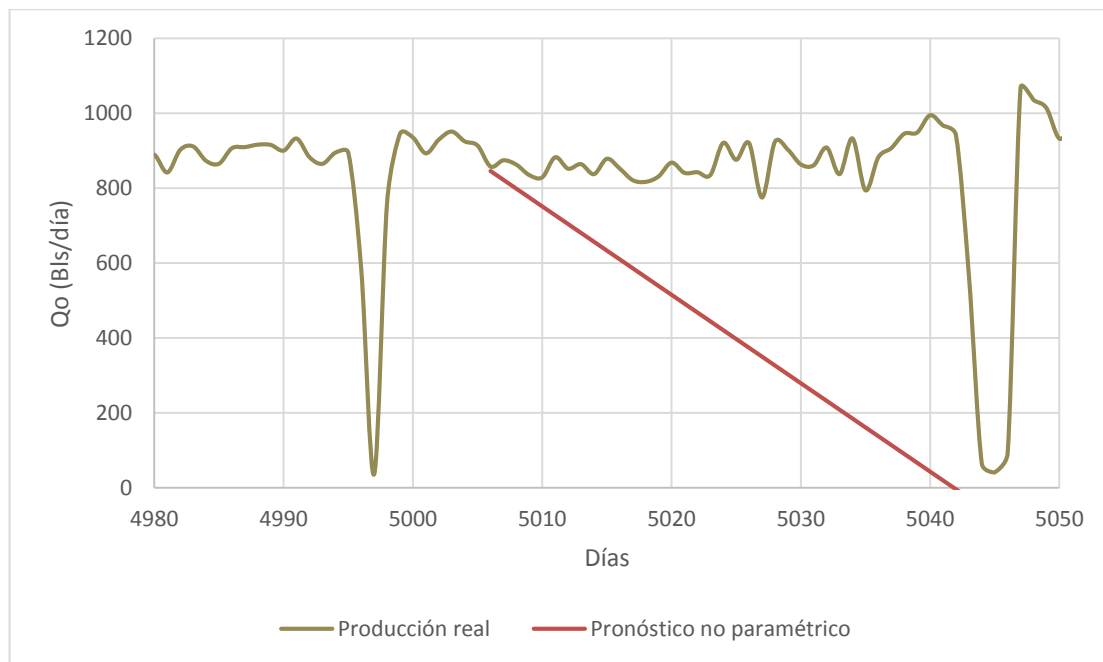


Esta es una importante característica de la estadística no paramétrica, pues su carácter es altamente descriptivo. Sin embargo, como se presentará a continuación, su capacidad predictiva no es su punto fuerte.

5.2.3. Pronósticos obtenidos con el modelo no paramétrico: Como se expuso anteriormente, un modelo no paramétrico realiza pronósticos mediante la determinación del valor más probable que tomará la serie de datos.

En este caso, para los datos del pozo Montes 1, se procedió a generar automáticamente un pronóstico no paramétrico y a comparar los resultados obtenidos con la data de producción real, estableciendo un porcentaje de error. En la figura 45 se presenta el pronóstico obtenido para el modelo no paramétrico para un lapso de dos meses.

Figura 45. Pronóstico no paramétrico.



Se nota una gran inexactitud en la estimación, pues debido a que los últimos datos ajustados de producción del pozo tienen una tendencia de fuerte descenso en el aporte de crudo, la mayor probabilidad determinada por el modelo es de un fuerte

descenso, con lo cual al cabo de 43 días se alcanza una estimación de producción igual a cero.

Para verificar esta condición, se procedió a extender el pronóstico a otros dos pozos, cuyos resultados se presentarán en el capítulo 6.

6. ANÁLISIS DE RESULTADOS

Para el análisis propuesto en el presente trabajo se recurrió a la realización de pronósticos de producción de tres pozos productores de aceite negro, con régimen de flujo pseudoestable (representado en poca cantidad de cierres de producción y mantenimiento de las condiciones de producción como la presión de fondo fluyente en el tiempo), mediante las siguientes técnicas:

- Pronósticos mediante software comerciales: OFM, Topaze, ValNav, Forecast.
- Pronósticos usando regresiones paramétricas: Lineal, Cuadrática, Cúbica y Exponencial.
- Pronósticos realizados por medio de modelos de series de tiempo: ARIMA.
- Pronósticos empleando modelos no paramétricos.

Al contar con una amplia cantidad de observaciones (en los tres pozos, más de 5000 datos de producción), se procedió a cargar en los diferentes programas computacionales la data, obviando los datos del último año. Posteriormente, se realizaron los pronósticos para ese año, luego de lo cual se calculó el porcentaje de error existente entre los datos obtenidos para cada modelo y los datos medidos en campo.

Como se presentó anteriormente, los errores obtenidos al realizar pronósticos para un lapso de un año fueron muy grandes. Adicionalmente, de acuerdo con expertos consultados, los pronósticos que usualmente se realizan al interior de las empresas operadoras corresponden a periodos de un mes. Teniendo en cuenta esto, se presentará a continuación un análisis de los resultados obtenidos para los tres pozos estudiados, correspondientes a un mes.

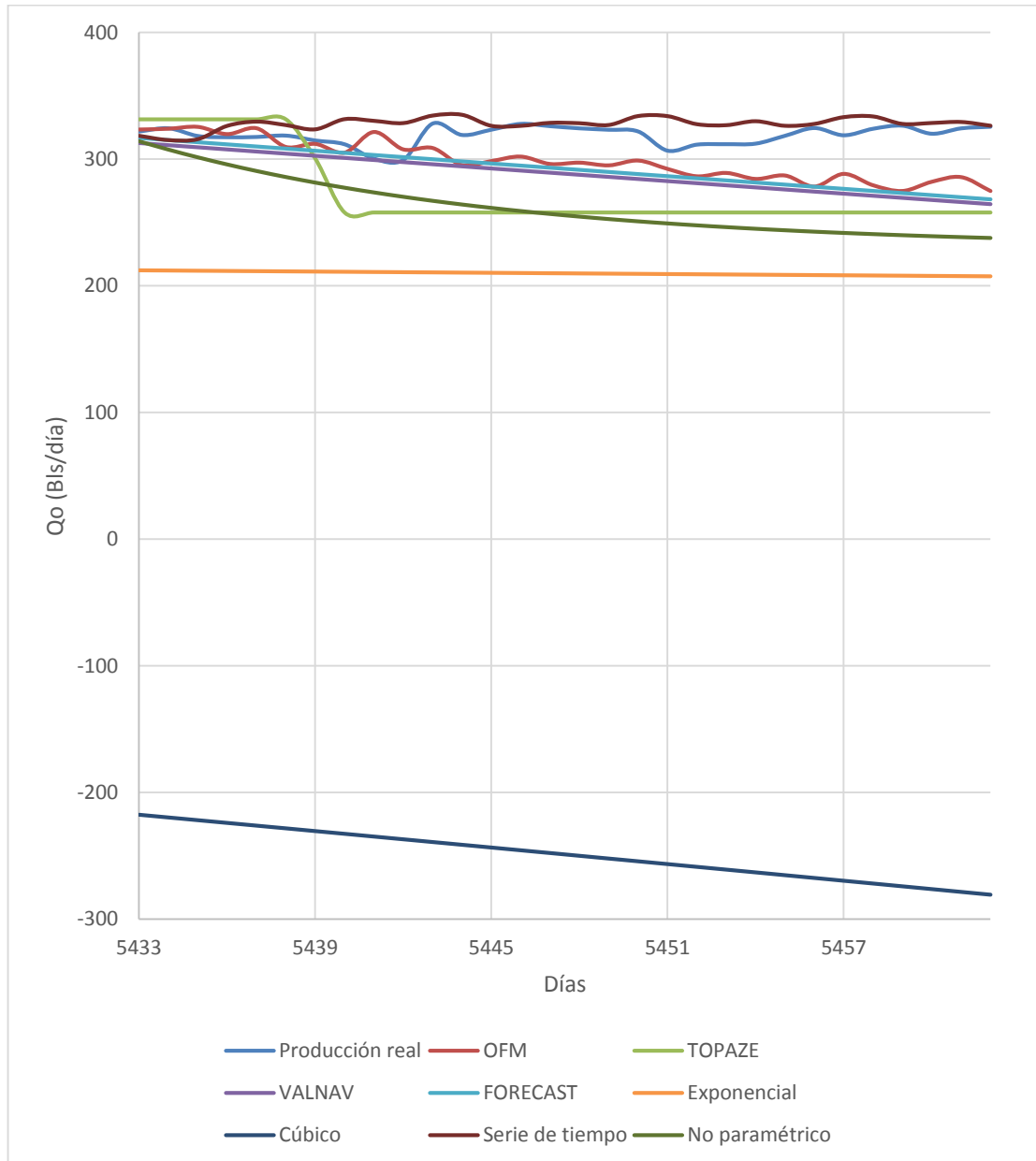
En las figuras 46, 47 y 48 se presentan las gráficas de los datos de producción medida y los datos obtenidos por los diferentes modelos para un mes.

Figura 46. Pronósticos del pozo Montes 1.



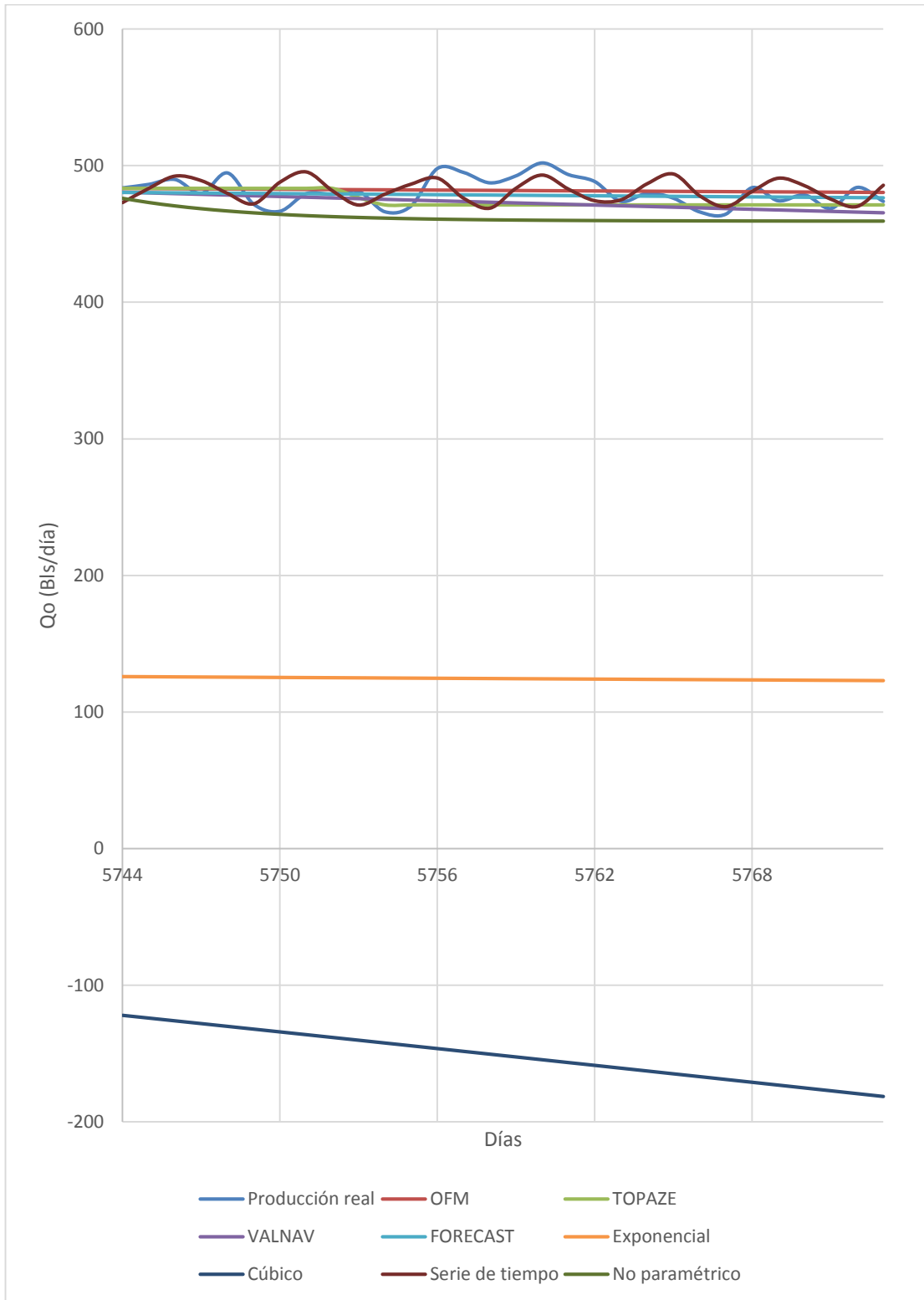
En el pozo Montes 1 se observó que la serie de tiempo permite obtener un pronóstico bastante cercano a los datos observados, mientras que el modelo no paramétrico, debido al comportamiento de las observaciones previas al pronóstico presenta un comportamiento alejado de la realidad.

Figura 47. Pronósticos del pozo Montes 2.



En el caso del pozo Montes 2, debe destacarse el buen nivel de ajuste presentado por la mayoría de los modelos, destacándose la precisión de la serie de tiempo. Sin embargo, el modelo no paramétrico tiene asociada una gran inexactitud, mientras que el modelo cúbico (que presentaba la mejor regresión paramétrica en el pozo Montes 1) es el menos preciso, llegando a tomar valores negativos.

Figura 48. Pronósticos del pozo Montes 3.



En este último pozo, se presenta una condición particular. A lo largo de toda la data de producción del pozo Montes 3 solamente se registran dos cierres de producción por un lapso de dos días en cada uno de ellos, es decir, se tiene una data con una presión de fondo comportándose de forma prácticamente constante, lo cual asegura la presencia del estado pseudoestable.

Como puede observarse, la capacidad predictiva de los programas comerciales es muy buena en este caso, que difícilmente se puede encontrar en la realidad. Adicionalmente, los pronósticos obtenidos mediante series de tiempo y con un modelo no paramétrico presenta un ajuste con error menor al 5%.

Finalmente, en la tabla 21 se presenta un resumen de los porcentajes de error obtenidos en los tres pozos estudiados para cada uno de los modelos empleados en el presente trabajo.

Tabla 21. Resultados obtenidos para pronósticos de corto plazo (un mes).

TÉCNICA EMPLEADA	ERROR ABSOLUTO (%)			
	POZO	Montes 1	Montes 2	Montes 3
OFM		5,34	7,18	1,75
TOPAZE		28,58	15,51	2,05
VALNAV		11,64	9,41	2,14
FORECAST		5,39	8,31	1,71
LINEAL		54,18	217,25	96,82
CUADRÁTICA		32,86	47,85	85,21
EXPONENCIAL		26,00	34,14	74,11
CÚBICA		5,41	178,18	131,55
SERIE DE TIEMPO		3,51	3,30	2,14
MODELO NO PARAMÉTRICO		41,15	17,59	3,82

En los anexos E, F y G se presentan de forma tabulada, los datos obtenidos con los diferentes modelos de cálculo. En el anexo H se presenta una comparación limitada únicamente a los modelos con mejor ajuste.

Es importante destacar tres hechos. En primer lugar, que entre los modelos paramétricos empleados convencionalmente, no existe un patrón claro que indique que siempre deba tratarse la producción de un pozo con un determinado modelo, sino que debe analizarse cuidadosamente cada método, con el fin de seleccionar la técnica más precisa. En algunos casos, el modelo cúbico (no considerado por los autores consultados acerca del tema) permite obtener un mejor ajuste que el modelo exponencial (de uso generalizado).

En segundo lugar, que entre los dos métodos propuestos en este trabajo, se observa una gran ventaja al emplear el modelado de series de tiempo, pues se reduce significativamente el error de los pronósticos obtenidos. Por su parte el uso de modelos no paramétricos muestra un excelente carácter descriptivo (al hacer el ajuste histórico de los datos) pero un pobre carácter predictivo.

Y, tercero, que la naturaleza misma de los datos, el hecho de que exista una producción estable a lo largo del tiempo, garantiza que las diferentes metodologías funcionen adecuadamente. Pero dado que rara vez se consiguen pozos con una presión de fondo constante, los modelos tradicionales comienzan a perder validez.

7. CONCLUSIONES

La simulación numérica de yacimientos realizada a partir de modelos conceptuales permite la generación de pronósticos de producción que siempre siguen una tendencia exponencial, a pesar de la ocurrencia de variaciones en el tipo de fluido, las condiciones operacionales de los pozos o la variación de propiedades petrofísicas.

Tras haber realizado un análisis de sensibilidad mediante la simulación numérica de yacimientos, se estableció que los parámetros que generan una mayor incidencia en la tasa de declinación de un pozo son: el tipo de fluido, el daño a la formación y el espesor cañoneado. Mientras que los valores de la saturación de aceite en el yacimiento y la presión de fondo fluyente de un pozo no generan impactos significativos en la tasa de declinación de la producción de un pozo.

Cada pozo debe tener su propio algoritmo para describir el comportamiento de sus datos de producción. Por ejemplo, en el caso de los pozos estudiados en este trabajo, se observó que el ajuste exponencial puede no ser la mejor representación de los datos y que, en algunos casos, puede encontrarse una tendencia cúbica.

Los modelos de series de tiempo permiten generar pronósticos de producción de alta producción en el corto plazo (como máximo 30 días), pues en ese periodo se incluye en la predicción las componentes tendencial, cíclica y estacional de los datos. Luego de ese periodo, sigue únicamente la tendencia de los datos, tal como cualquier otro modelo.

El uso de modelos estadísticos no paramétricos permite obtener una excelente descripción del comportamiento histórico de los datos de producción, pero no tiene una gran precisión al realizar pronósticos.

8. RECOMENDACIONES

Se recomienda realizar un trabajo profundo de análisis de la respuesta de los simuladores numéricos de yacimientos ante la necesidad de generar pronósticos de la declinación de un pozo, considerando un mayor número de fluidos de diferentes características.

Se recomienda realizar un trabajo de aplicación del software R en la ingeniería de petróleos, buscando obtener una interfaz operativa que permita adaptar las bondades de los programas estadísticos a las herramientas computacionales que están disponibles en el mercado de la industria petrolera.

Se recomienda ampliar el alcance de este trabajo, incluyendo el estudio de pozos que registren en su historial de producción una gran cantidad de cierres, cambios de frecuencia de los sistemas de levantamiento, modificación de los espesores cañoneados, intervenciones, estimulaciones, entre otros, con el fin de verificar la precisión de los pronósticos obtenidos bajo esas circunstancias.

Se recomienda realizar un trabajo orientado a la implementación de tecnologías de inteligencia artificial en la generación de pronósticos de producción, con el fin de facilitar el análisis de los datos y la toma de decisiones en la selección de los modelos de cálculo.

BIBLIOGRAFÍA

ADEREMI, Samuel. Effective use of Production Surveillance Tool in Forecasting Future Production. SPE 119732. 2008

AKAIKE, Hirotugu. A new look at the statistical model identification. Tokio: IEEE Transactions on Automatic Control, 1974.

AMINIAN, K. AMERI, S. STARK, J.J. Gas Well Production Decline in Multiwell Reservoirs. Society of Petroleum Engineers, 1990.

ANTOLÍNEZ, Brayan. CARRILLO, Reynel. Estudio comparativo de los modelos utilizados en la generación de pronósticos de producción para yacimientos con fluidos composicionales. Trabajo de grado. Bucaramanga: Universidad Industrial de Santander, 2015.

ARNOLD, R. ANDERSON, R. Preliminary Report on Coalinga Oil District. U.S. Geological Survey Bulletin, 357 (1908) 79.

ARPS, J.J. Analysis of Decline Curves. Trans., AIME (1945) 160.

BLASINGAME, T.A. LEE, W.J. Properties of Homogeneous Reservoirs, Naturally Fractured Reservoirs and Hydraulically Fractured Reservoirs from Decline Curve Analysis. Society of Petroleum Engineers, 1986.

BLASINGAME, T.A. LEE, W.J. Variable Rate Reservoir Limits Testing. Society of Petroleum Engineers, 1986.

BLASINGAME, T.A. McCRAY, T.C. LEE, W.J. Decline Curve Analysis for Variable Pressure Drop /Variable Rate Systems. Houston: Society of Petroleum Engineers, 1991.

BOX, George. JENKINS, F.M. Time Series Analysis: Forecasting and Control, 2 ed. Oakland: Holden-Day, 1976.

CAMPBELL, J.M. Forecasting: Art or Science. San Antonio: Society of Petroleum Engineers, 1989.

CARTER, R.D. Type Curves for Finite Radial and Linear Gas Flow Systems: Constant Terminal Pressure Case. SPEJ (October, 1985) 719-728.

CHEN, H.Y. POSTON, S.W. Application of Pseudotime Function to Permit Better Decline Curve Analysis. Society of Petroleum Engineers, 1989.

CONOVER, W.J. Practical Nonparametric Statistics. New York: John Wiley & Sons, 1971.

COX, D.O. Reservoir Limit Testing Using Production Data. "The Log Analyst" (March-April, 1978).

CUTLER, W.W. Jr. Estimation of Underground Oil Reserves by Well Production Curves. U.S. Bureau of Mines Bulletin, 228 (1924).

DIETZ, D.N. Determination of Average Reservoir Pressure from Buildup Surveys. Society of Petroleum Engineers, 1965.

DING, W. ONUR, M. REYNOLDS, A.C. Analysis of Gas Well Late Time Pressure and Rate Data. Society of Petroleum Engineers, 1990.

DUONG, A.N. A New Approach for Decline-Curve Analysis. Oklahoma: Society of Petroleum Engineers, 1989.

EHLIG-ECONOMIDES, C.A. RAMEY, H.J. Transient Rate Decline Analysis for Wells Produced at Constant Pressure. SPEJ: Febrero, 1981.

Energy Navigator. Manual del Usuario ValNav. 2013.

FETKOVICH, M.J. Decline Curve Analysis Using Type Curves. Society of Petroleum Engineers: 1980.

FETKOVICH, M.J. FETKOVICH, E.J. FETKOVICH, M.D. Useful Concepts for Decline-Curve Forecasting, Reserve Estimation and Analysis. New Orleans: Society of Petroleum Engineers, 1994.

FRAIM, M.L. LEE, W.J. GATENS, J.M. Advanced Decline Curve Analysis Using Normalized-Time and Type Curves for Vertically Fractured Wells. New Orleans: Society of Petroleum Engineers, 1986.

FRAIM, M.L. WATTENBARGER, R.A. Gas Reservoir Decline Curve Analysis Using Type Curves with Real Gas Pseudopressure and Pseudotime. Society of Petroleum Engineers, 1987.

GARCÍA, Á. M. Análisis de series de tiempo. Bogotá: Universidad Javeriana, 2010.

GENTRY, Robert. Decline Curve Analysis. Oklahoma: Society of Petroleum Engineers, 1972.

GENTRY, R.W. McCRAY, A.W. The Effect of Reservoir and Fluid Properties on Production Decline Curves. JPT: Septiembre, 1978.

HANSEN, Bruce. Nonparametric Sieve Regression. Madison: University of Wisconsin, 2012.

HARRINGTON, A.G. LEE, B.Y. TAYLOR, P.S. Application of Type Curve Techniques to Decline Analysis and Forecasting Gas Wells. Dallas: Society of Petroleum Engineers, 1987.

HOSKIN, Tanya. Parametric and Nonparametric: Desmytifying the Terms [en línea]. <<http://www.mayo.edu/mayo-edu-docs/center-for-translational-science-activities-documents/berd-5-6.pdf>> [citado en 7 de junio de 2015].

IHAKA, R. GENTLEMAN, R. R: A Language for Data Analysis and Graphics. Journal of Computational and Graphical Statistics 5, 1996.

JIMÉNEZ, José. GÁZQUEZ, Juan. SÁNCHEZ, Raquel. La capacidad predictiva en los modelos Box-Jenkins y Holt-Winters. Revista Europea de Dirección y Economía de la Empresa. Vol 15, número 3, 2006.

JOHNSON, R.H. BOLLENS A.L. The Loss Ratio Method of Extrapolating Oil Well Decline Curves. Trans., AIME (1927) 27, 771.

Kappa Engineering Group. Manual del usuario Topaze. 2014.

LEHMANN, E. L. CASELLA, George. Theory of Point Estimation. 2 ed. Nueva York: Springer, 1998.

MANNON, Robert. Some Aspects of Production Forecasting. Casper: Society of Petroleum Engineers, 1964.

MEUNIER, D.F. y otros. Gas Well Test Analysis: Use of Normalized Pseudovariables. Society of Petroleum Engineers, 1987.

Microsoft. Manual del usuario Microsoft Excel 2013. 2013.

MORALES, Efraín. Introducción a la Econometría. Quito: Ministerio de Educación y Cultura del Ecuador, 2001.

NIND, T.E.W. Fundamentos de producción y mantenimiento de pozos petroleros, 2 ed. Ontario: Limusa, 1987.

NOVALES, Alfonso. Econometría, 2 ed. Madrid: McGraw Hill, 1993.

PALACIO, Juan Carlos. BLASINGAME, Thomas. Decline curve analysis using type curves. Society of Petroleum Engineers: 1993.

PARADIS, Emmanuel. R para principiantes. Montpellier: Institut des Sciences de l'Évolution, 2002

PARÍS DE FERRER, Magdalena. Fundamentos de ingeniería de yacimientos. Maracaibo: Ediciones Astro, 2009.

POSTON, Steven. POE, Bobby. Analysis of Production Decline Curves. Richardson: Society of Petroleum Engineers, 2008.

RAMSAY, H.J. GUERRERO, E.T. The Ability of Rate-Time Decline Curves to Predict Production Rates. JPT: Febrero, 1969.

RODRÍGUEZ, Luis. Construcción de kernels y funciones de densidad de probabilidad. Guayaquil: Escuela Superior Politécnica del Litoral, 2012.

Ryder Scott. Manual del usuario Forecasting. 2012.

SAMPIERI, Roberto. FERNÁNDEZ, Carlos. BAPTISTA, Pilar. Metodología de la investigación. 6 ed. México D.F.: McGraw-Hill, 2014.

Schlumberger. Manual del usuario Oilfield Manager (OFM). 2011.

SCHMIDT, S.H. CAUDLE, B.H. MILLER, M.A. Gas Well Decline Analysis Incorporating Real-Gas Behavior and Non-Darcy Flow. New Orleans: Society of Petroleum Engineers, 1986.

SCHWARZ, Gideon. Estimating the dimension of a model. Annals of Statistics, 1978.

SLIDER, H.C. A Simplified Method of Hyperbolic Decline Curve Analysis. Society of Petroleum Engineers: 1968.

SPIEGEL, Murray. STEPHENS, Larry. Estadística, 4 ed. México: McGraw Hill, 2009.

SPIVEY, J.P. GATENS, J.M. SEMMELBECK, M.E. LEE, W.J. Integral Type Curves for Advanced Decline Curve Analysis. Amarillo: Society of Petroleum Engineers, 1992.

SUN, Edong. Advanced Production Decline Analysis and Application. Oxford: Elsevier, 2015.

VAN EVERDINGEN, A.F. HURST, W. The Application of the Laplace Transformation to Flow Problems in Reservoirs. AIME (1949).

VENABLES, W.N. SMITH, D.M. An Introduction to R: A Programming Environment for Data Analysis and Graphics. R Development Core Team, 2015.

WADSLEY, A.W. Markov Chain and Montecarlo Methods for Reserves Estimation. Doha: Society of Petroleum Engineers, 2005.

WALSH, J.E. Handbook of Nonparametric Statistics. Nueva York: Nostrand, 1962.

ANEXOS

Anexo A: Casos planteados en la simulación numérica de yacimientos

Figura A1: Caso base.

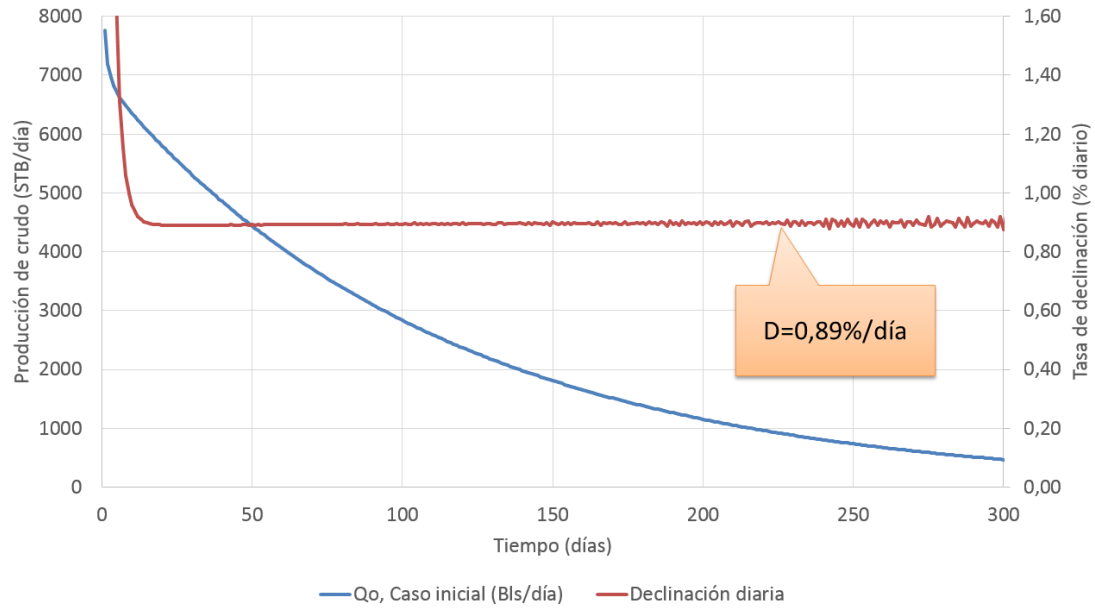


Figura A2: Cierre de un mes.

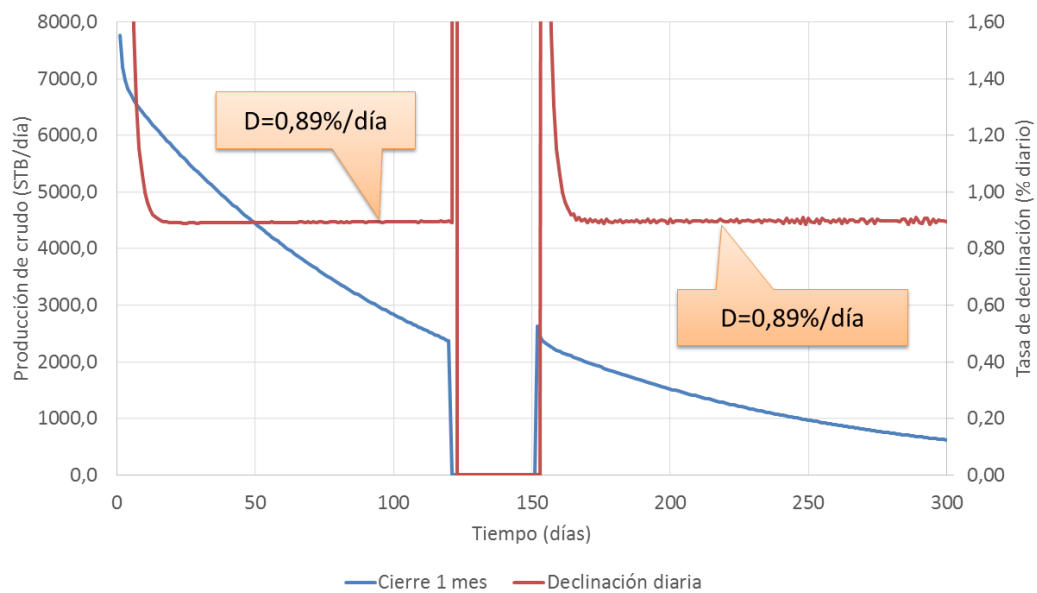


Figura A3: Aumento en la velocidad de la bomba de subsuelo.

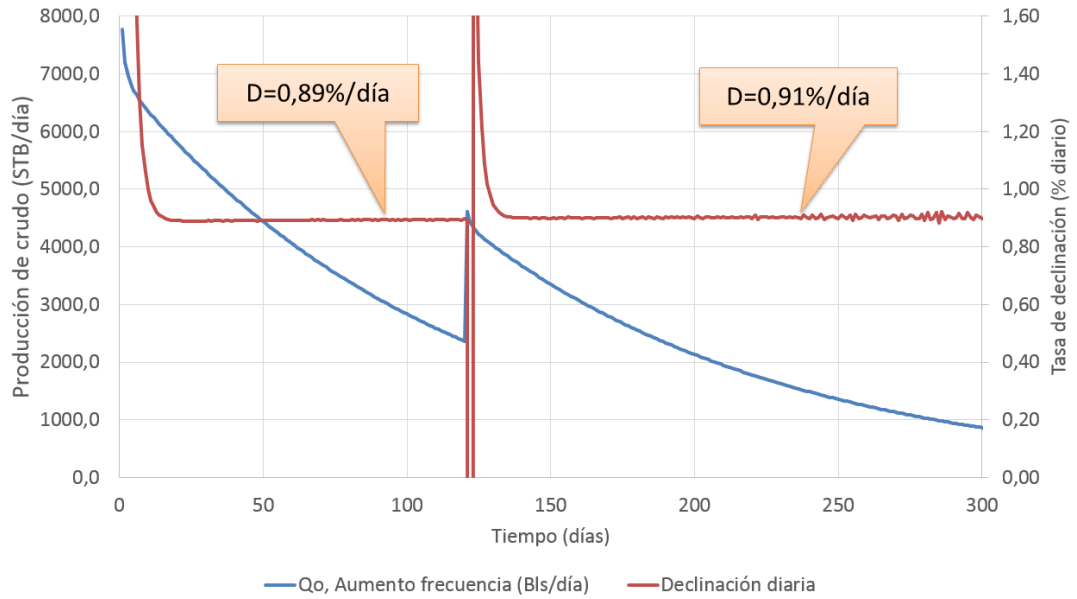
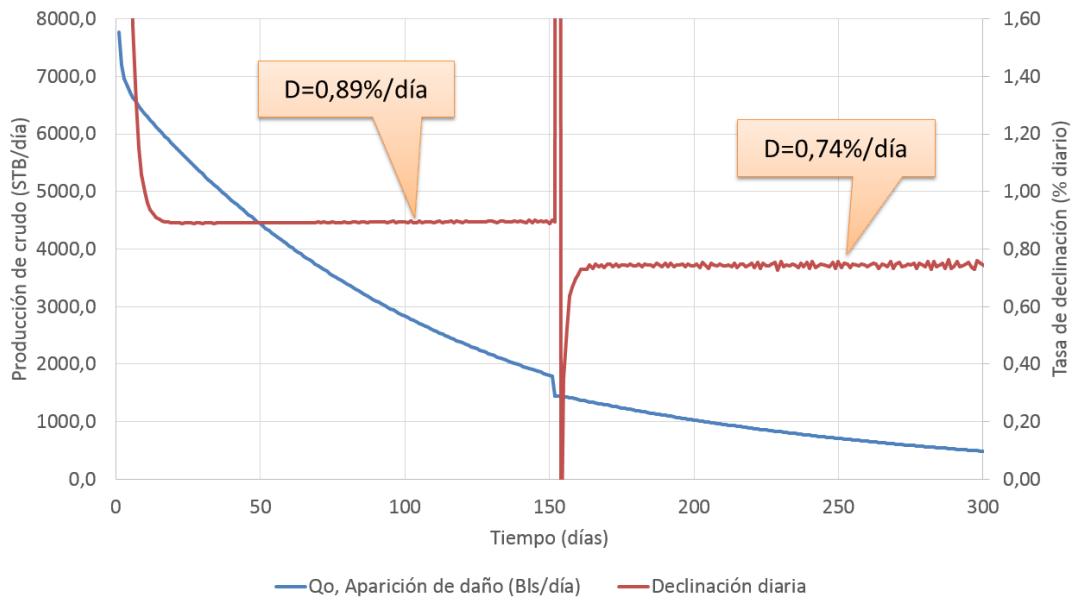


Figura A4: Aparición del daño a la formación.



Anexo B: Resultados de la simulación numérica de yacimientos

CASO	h (ft)	Pwf (psi)	Daño	Soi	β_0	D
1	25	2000	8	0,7	1,208	2,12536223
2	25	2000	8	0,5	1,208	2,12536223
3	25	2000	8	0,3	1,208	2,12536223
4	25	2000	3	0,7	1,208	3,23130473
5	25	2000	3	0,5	1,208	3,23130473
6	25	2000	3	0,3	1,208	3,23130473
7	25	2000	0	0,7	1,208	4,60622502
8	25	2000	0	0,5	1,208	4,60622502
9	25	2000	0	0,3	1,208	4,60622502
10	25	2000	-2	0,7	1,208	6,03898707
11	25	2000	-2	0,5	1,208	6,03898707
12	25	2000	-2	0,3	1,208	6,03898707
13	25	1000	8	0,7	1,208	2,30796808
14	25	1000	8	0,5	1,208	2,30796808
15	25	1000	8	0,3	1,208	2,30796808
16	25	1000	3	0,7	1,208	3,19913476
17	25	1000	3	0,5	1,208	3,19913476
18	25	1000	3	0,3	1,208	3,19913476
19	25	1000	0	0,7	1,208	4,18757548
20	25	1000	0	0,5	1,208	4,18757548
21	25	1000	0	0,3	1,208	4,18757548
22	25	1000	-2	0,7	1,208	4,75908611
23	25	1000	-2	0,5	1,208	4,75908611
24	25	1000	-2	0,3	1,208	4,75908611
25	25	500	8	0,7	1,208	2,24137396
26	25	500	8	0,5	1,208	2,24137396
27	25	500	8	0,3	1,208	2,24137396
28	25	500	3	0,7	1,208	3,21891824
29	25	500	3	0,5	1,208	3,21891824
30	25	500	3	0,3	1,208	3,21891824
31	25	500	0	0,7	1,208	3,89317629
32	25	500	0	0,5	1,208	3,89317629

CASO	h (ft)	Pwf (psi)	Daño	Soi	β_o	D
33	25	500	0	0,3	1,208	3,893176291
34	25	500	-2	0,7	1,208	4,519298066
35	25	500	-2	0,5	1,208	4,519298066
36	25	500	-2	0,3	1,208	4,519298066
37	15	2000	8	0,7	1,208	1,392338
38	15	2000	8	0,5	1,208	1,392338
39	15	2000	8	0,3	1,208	1,392338
40	15	2000	3	0,7	1,208	2,179604018
41	15	2000	3	0,5	1,208	2,179604018
42	15	2000	3	0,3	1,208	2,179604018
43	15	2000	0	0,7	1,208	3,371632503
44	15	2000	0	0,5	1,208	3,371632503
45	15	2000	0	0,3	1,208	3,371632503
46	15	2000	-2	0,7	1,208	5,131237052
47	15	2000	-2	0,5	1,208	5,131237052
48	15	2000	-2	0,3	1,208	5,131237052
49	15	1000	8	0,7	1,208	1,30946988
50	15	1000	8	0,5	1,208	1,30946988
51	15	1000	8	0,3	1,208	1,30946988
52	15	1000	3	0,7	1,208	2,344540692
53	15	1000	3	0,5	1,208	2,344540692
54	15	1000	3	0,3	1,208	2,344540692
55	15	1000	0	0,7	1,208	3,490215513
56	15	1000	0	0,5	1,208	3,490215513
57	15	1000	0	0,3	1,208	3,490215513
58	15	1000	-2	0,7	1,208	4,508986199
59	15	1000	-2	0,5	1,208	4,508986199
60	15	1000	-2	0,3	1,208	4,508986199
61	15	500	8	0,7	1,208	1,382093215
62	15	500	8	0,5	1,208	1,382093215
63	15	500	8	0,3	1,208	1,382093215
64	15	500	3	0,7	1,208	2,34223154

CASO	h (ft)	Pwf (psi)	Daño	Soi	β_0	D
65	15	500	3	0,5	1,208	2,34223154
66	15	500	3	0,3	1,208	2,34223154
67	15	500	0	0,7	1,208	3,334648997
68	15	500	0	0,5	1,208	3,334648997
69	15	500	0	0,3	1,208	3,334648997
70	15	500	-2	0,7	1,208	4,108066806
71	15	500	-2	0,5	1,208	4,108066806
72	15	500	-2	0,3	1,208	4,108066806
73	5	2000	8	0,7	1,208	0,491838686
74	5	2000	8	0,5	1,208	0,491838686
75	5	2000	8	0,3	1,208	0,491838686
76	5	2000	3	0,7	1,208	0,821859274
77	5	2000	3	0,5	1,208	0,821859274
78	5	2000	3	0,3	1,208	0,821859274
79	5	2000	0	0,7	1,208	1,454751965
80	5	2000	0	0,5	1,208	1,454751965
81	5	2000	0	0,3	1,208	1,454751965
82	5	2000	-2	0,7	1,208	2,739997494
83	5	2000	-2	0,5	1,208	2,739997494
84	5	2000	-2	0,3	1,208	2,739997494
85	5	1000	8	0,7	1,208	0,422941016
86	5	1000	8	0,5	1,208	0,422941016
87	5	1000	8	0,3	1,208	0,422941016
88	5	1000	3	0,7	1,208	0,756712904
89	5	1000	3	0,5	1,208	0,756712904
90	5	1000	3	0,3	1,208	0,756712904
91	5	1000	0	0,7	1,208	1,394739416
92	5	1000	0	0,5	1,208	1,394739416
93	5	1000	0	0,3	1,208	1,394739416
94	5	1000	-2	0,7	1,208	2,784459242
95	5	1000	-2	0,5	1,208	2,784459242
96	5	1000	-2	0,3	1,208	2,784459242

CASO	h (ft)	Pwf (psi)	Daño	Soi	β_o	D
97	5	500	8	0,7	1,208	0,386601923
98	5	500	8	0,5	1,208	0,386601923
99	5	500	8	0,3	1,208	0,386601923
100	5	500	3	0,7	1,208	0,703924755
101	5	500	3	0,5	1,208	0,703924755
102	5	500	3	0,3	1,208	0,703924755
103	5	500	0	0,7	1,208	1,465424459
104	5	500	0	0,5	1,208	1,465424459
105	5	500	0	0,3	1,208	1,465424459
106	5	500	-2	0,7	1,208	2,916543839
107	5	500	-2	0,5	1,208	2,916543839
108	5	500	-2	0,3	1,208	2,916543839
109	25	2000	8	0,7	1,709	0,297503375
110	25	2000	8	0,5	1,709	0,297503375
111	25	2000	8	0,3	1,709	0,297503375
112	25	2000	3	0,7	1,709	0,427613409
113	25	2000	3	0,5	1,709	0,427613409
114	25	2000	3	0,3	1,709	0,427613409
115	25	2000	0	0,7	1,709	0,580097978
116	25	2000	0	0,5	1,709	0,580097978
117	25	2000	0	0,3	1,709	0,580097978
118	25	2000	-2	0,7	1,709	0,759455832
119	25	2000	-2	0,5	1,709	0,759455832
120	25	2000	-2	0,3	1,709	0,759455832
121	25	1000	8	0,7	1,709	0,234820654
122	25	1000	8	0,5	1,709	0,234820654
123	25	1000	8	0,3	1,709	0,234820654
124	25	1000	3	0,7	1,709	0,313715404
125	25	1000	3	0,5	1,709	0,313715404
126	25	1000	3	0,3	1,709	0,313715404
127	25	1000	0	0,7	1,709	0,386624346
128	25	1000	0	0,5	1,709	0,386624346

CASO	h (ft)	Pwf (psi)	Daño	Soi	β_o	D
129	25	1000	0	0,3	1,709	0,386624346
130	25	1000	-2	0,7	1,709	0,400989757
131	25	1000	-2	0,5	1,709	0,400989757
132	25	1000	-2	0,3	1,709	0,400989757
133	25	500	8	0,7	1,709	0,233834275
134	25	500	8	0,5	1,709	0,233834275
135	25	500	8	0,3	1,709	0,233834275
136	25	500	3	0,7	1,709	0,28540028
137	25	500	3	0,5	1,709	0,28540028
138	25	500	3	0,3	1,709	0,28540028
139	25	500	0	0,7	1,709	0,322865005
140	25	500	0	0,5	1,709	0,322865005
141	25	500	0	0,3	1,709	0,322865005
142	25	500	-2	0,7	1,709	0,360952182
143	25	500	-2	0,5	1,709	0,360952182
144	25	500	-2	0,3	1,709	0,360952182
145	15	2000	8	0,7	1,709	0,201505324
146	15	2000	8	0,5	1,709	0,201505324
147	15	2000	8	0,3	1,709	0,201505324
148	15	2000	3	0,7	1,709	0,306217724
149	15	2000	3	0,5	1,709	0,306217724
150	15	2000	3	0,3	1,709	0,306217724
151	15	2000	0	0,7	1,709	0,446114698
152	15	2000	0	0,5	1,709	0,446114698
153	15	2000	0	0,3	1,709	0,446114698
154	15	2000	-2	0,7	1,709	0,646846861
155	15	2000	-2	0,5	1,709	0,646846861
156	15	2000	-2	0,3	1,709	0,646846861
157	15	1000	8	0,7	1,709	0,173262615
158	15	1000	8	0,5	1,709	0,173262615
159	15	1000	8	0,3	1,709	0,173262615
160	15	1000	3	0,7	1,709	0,240607473

CASO	h (ft)	Pwf (psi)	Daño	Soi	β_o	D
161	15	1000	3	0,5	1,709	0,240607473
162	15	1000	3	0,3	1,709	0,240607473
163	15	1000	0	0,7	1,709	0,328714263
164	15	1000	0	0,5	1,709	0,328714263
165	15	1000	0	0,3	1,709	0,328714263
166	15	1000	-2	0,7	1,709	0,384807969
167	15	1000	-2	0,5	1,709	0,384807969
168	15	1000	-2	0,3	1,709	0,384807969
169	15	500	8	0,7	1,709	0,167126031
170	15	500	8	0,5	1,709	0,167126031
171	15	500	8	0,3	1,709	0,167126031
172	15	500	3	0,7	1,709	0,240992766
173	15	500	3	0,5	1,709	0,240992766
174	15	500	3	0,3	1,709	0,240992766
175	15	500	0	0,7	1,709	0,28455946
176	15	500	0	0,5	1,709	0,28455946
177	15	500	0	0,3	1,709	0,28455946
178	15	500	-2	0,7	1,709	0,329507497
179	15	500	-2	0,5	1,709	0,329507497
180	15	500	-2	0,3	1,709	0,329507497
181	5	2000	8	0,7	1,709	0,078046427
182	5	2000	8	0,5	1,709	0,078046427
183	5	2000	8	0,3	1,709	0,078046427
184	5	2000	3	0,7	1,709	0,12780269
185	5	2000	3	0,5	1,709	0,12780269
186	5	2000	3	0,3	1,709	0,12780269
187	5	2000	0	0,7	1,709	0,209944252
188	5	2000	0	0,5	1,709	0,209944252
189	5	2000	0	0,3	1,709	0,209944252
190	5	2000	-2	0,7	1,709	0,365782081
191	5	2000	-2	0,5	1,709	0,365782081
192	5	2000	-2	0,3	1,709	0,365782081

CASO	h (ft)	Pwf (psi)	Daño	Soi	β_0	D
193	5	1000	8	0,7	1,709	0,07934108
194	5	1000	8	0,5	1,709	0,07934108
195	5	1000	8	0,3	1,709	0,07934108
196	5	1000	3	0,7	1,709	0,12280219
197	5	1000	3	0,5	1,709	0,12280219
198	5	1000	3	0,3	1,709	0,12280219
199	5	1000	0	0,7	1,709	0,17863582
200	5	1000	0	0,5	1,709	0,17863582
201	5	1000	0	0,3	1,709	0,17863582
202	5	1000	-2	0,7	1,709	0,27800141
203	5	1000	-2	0,5	1,709	0,27800141
204	5	1000	-2	0,3	1,709	0,27800141
205	5	500	8	0,7	1,709	0,07747281
206	5	500	8	0,5	1,709	0,07747281
207	5	500	8	0,3	1,709	0,07747281
208	5	500	3	0,7	1,709	0,11519795
209	5	500	3	0,5	1,709	0,11519795
210	5	500	3	0,3	1,709	0,11519795
211	5	500	0	0,7	1,709	0,17302484
212	5	500	0	0,5	1,709	0,17302484
213	5	500	0	0,3	1,709	0,17302484
214	5	500	-2	0,7	1,709	0,28086525
215	5	500	-2	0,5	1,709	0,28086525
216	5	500	-2	0,3	1,709	0,28086525

Anexo C: Código empleado en el software R para el análisis mediante series de tiempo

```
setwd("C:/R/Pozo 1")
data1<-read.table("Datos Pozo 1.txt",header=T,sep="\t",dec=",")
serie1<-ts(data1[,-1])

ts.plot(serie1,col=c("red","blue"),lty=c(2,4),xlab="Tiempo",ylab="Qo(Bls/día)")
legend("topright", inset=c(0, 0),
       c("Producción Diaria (Sin Ajuste)","Producción Diaria (Ajuste Media Movil)"),
       bty="n",fill=c("red","blue"))

serieadj<-serie1[,2]
serieadj
plot(serieadj)

y<-serieadj

T = length(y)
yi = y[1:(T-365)]
yf = y[(T-365+1):T]

# Ajuste de los 4 modelos: lineal, cuadrático, cúbico, loglin.
t = seq(1:(T-365))
t2 = t^2
t3 = t^3
lyi = log(yi)

mod.lin = lm(yi~t)
mod.cuad = lm(yi~t+t2)
mod.cub = lm(yi~t+t2+t3)
mod.llin = lm(lyi~t) # auxiliar para el exponencial
summary(mod.lin)
summary(mod.cuad)
summary(mod.cub)

mod.llin = lm(lyi~t)
b0.est = mod.llin$coefficient[1]
b1.est = mod.llin$coefficient[2]
Ds = data.frame(yi,t)
mod.exp = nls(yi~exp(beta0+beta1*t),
```

```

data=Ds,
start=list(beta0=b0.est, beta1=b1.est))
summary(mod.exp)

```

```

medidas = function(m,y,k){
# y = serie, m = modelo, k = numero parametros
T = length(y)
yest = fitted(m)
sse = sum((yest-y)^2)
ssr = sum((y-mean(y))^2)
mse = sse/(T-k)
R2 = 1-sse/ssr
Ra2 = 1-(T-1)*(1-R2)/(T-k)
aic = log((T-k)*exp(2*k/T)*mse/T)
bic = log(T^(k/T)*(T-k)*mse/T)
M = c(Ra2, mse, aic, bic)
names(M) = c("R2ajus", "MSE", "logAIC", "logBIC")
return(M)}

```

```

M.lin = medidas(mod.lin,yi,2)
M.cuad = medidas(mod.cuad,yi,3)
M.cub = medidas(mod.cub,yi,4)
M.exp = medidas(mod.exp,yi,2)
M = cbind(M.lin,M.cuad,M.cub,M.exp)
(M)

```

```

plot(yi,type="l",xlab="Tiempo (días)",ylab="Qo (Bl/día)")
lines(fitted(mod.cub),type="l",col="red")
lines(fitted(mod.exp),type="l",col="blue")
lines(fitted(mod.lin),type="l",col="purple")
lines(fitted(mod.cuad),type="l",col="green")
abline(h=0,lty=2)
legend("topright", inset=c(0, 0),
      c("Datos", "Modelo Cúbico", "Modelo Exponencial", "Modelo Cuadrático", "Modelo
Lineal"),
      bty="n",fill=c("black", "blue", "red", "green", "purple"))

```

```

tt = seq((T-365+1),T,1)
tt2 = tt^2
tt3 = tt^3
pr2 = predict(mod.cub,data.frame(t=tt,t2=tt2,t3=tt3))

```

```

pr3 = predict(mod.exp,data.frame(t=tt))
pr4= predict(mod.cuad,data.frame(t=tt,t2=tt2))
pr5= predict(mod.lin,data.frame(t=tt))

write.table(pr2,file="predmcub.txt")
write.table(pr3,file="predmexp.txt")

plot(tt,yf,type="l",ylim=c(-5000,5000),xlab="Tiempo",ylab="Qo(Bls/día)")
lines(tt,pr2,col="blue")
lines(tt,pr3,col="red")
lines(tt,pr4,col="green")
lines(tt,pr5,col="purple")
legend("topright", inset=c(0, 0),
      c("Datos","Modelo Cúbico","Modelo Exponencial","Modelo Cuadrático","Modelo
Lineal"),
      bty="n",fill=c("black","blue","red","green","purple"))

plot(diff(ts(residuals(mod.exp))))
stserie<-diff(ts(residuals(mod.exp)))
par(mfrow=c(2,1))
acf(stserie);pacf(stserie)

library(tseries)
library(forecast)
library(TSA)

par(mfrow=c(2,2))
acf(yi);pacf(yi)
acf(diff(yi));pacf(diff(yi))

modelo<-auto.arima(yi)
modelo;summary(modelo)
r1<-residuals(modelo)
Box.test(r1, lag = 12, type = c("Ljung-Box"), fitdf = 0)'

modelo2<-arima(yi,order=c(7,1,7))
modelo2;summary(modelo2)
r2<-residuals(modelo2)
Box.test(r2, lag = 12, type = c("Ljung-Box"), fitdf = 0)

AIC(modelo,modelo2)

```

```

pred.m3adj<-predict(modelo2)

forecast(modelo3)
precit(modelo3)
predict(modelo3)
pm3<-predict(modelo3,365)
dfm3<-data.frame(pm3,yf,tt)
plot(predict(modelo3,365)$pred)
write.table(predict(modelo3,365)$pred,file="predm3.txt")
write.table(predict(modelo3,365)$pred,file="predm3.txt")

plot(modelo2[5006:5370],col="blue",type="l",ylab="Producción de crudo
(Bls/día)",xlab="Tiempo")
lines(fitted(serieadj)[5006:5370],col="blue")
lines(fitted(modelo2)[5006:5370],col="black")
legend("topleft", inset=c(0, 0),
      c("Serie Original", "Pronósticos arima(10,1,10)"),
      bty="n",fill=c("blue","red"))

(sd(serieadj[5006:5370])-sd(fitted(modadj)[5006:5370]))/sd(serieadj[5006:5370])
(var(serieadj[5006:5370])-var(fitted(modadj)[5006:5370]))/var(serieadj[5006:5370])
plot(predict(modadj,90)$pred)

f<-ts(serieadj[5006:c(5370-30)])

modz<-auto.arima(f)
modz2<-arima(f,order=c(5,1,5))
p.modz<-predict(modz2,30)
serieadj[c(5370-30):c(5370)]

plot(serieadj[c(5370-30):c(5370)],type='l')
plot(p.modz$pred,col='red')
z<-p.modz$pred

save(list=ls(all=TRUE),file="data1.RData")

```

Anexo D: Código empleado en el software R para el análisis mediante estadística no paramétrica

```
load("data1.RData")

plot(yi,type='l')
lines(fitted(cars.lo2),col=4)

library(KernSmooth)
x <- t
y <- yi
h1 <- dpill(x, y)

plot(x[4940:5005], y[4940:5005], type='l',ylim=c(0,1000))
fit0 <- locpoly(x, y, bandwidth = h1,degree=0)
lines(fit0,col="red")
fit1 <- locpoly(x, y, bandwidth = 30,degree=1)
lines(fit1,col="blue")
fit2 <- locpoly(x, y, bandwidth = 30,degree=2)
lines(fit2,col="green")
fit3 <- locpoly(x, y, bandwidth = 30,degree=3)
lines(fit3,col="orange")
legend("bottomleft",legend=c("p=0", "p=1", "p=2", "p=3"),lty=1, col=c("red", "blue",
"green", "orange"))

write.table(data.frame(fit0,fit1,fit2,fit3),file="ajustesnparam1.txt")
write.table(data.frame(fitted(cars.lo2)),file="ajustesnparam2.txt")

pet.lo <- loess(y ~ x)
predict(pet.lo, data.frame(x = seq(5433,5462 , 1)), se = TRUE)

cars.lo2 <- loess(y ~ x, control = loess.control(surface = c("direct"))
, family = "symmetric")
pnp2<-predict(cars.lo2, data.frame(x = seq(4940,5005 , 1)), se = TRUE)
lines(seq(4940, 5005),pnp2$fit,col=4,lty="dotted")

ffit3<-forecast(ts(fit3$y),365,level=95)
plot(seq(5433,5462,1),yf[1:30],type='l')
write.table(ffit3$mean,file="pronosticonoparam.txt")

lines(tt,forecast(ts(fit0$y),365)$mean,col=2)

save(list=ls(all=TRUE),file="datanoparam.RData")
```

Anexo E: Resultados del pozo Montes 1

DÍA	Produc. Real	OFM	Topaze	ValNav	Forec.	Expo-nencial	Cúbico	Serie de tiempo	No param.
5006	858,07	858,89	850,20	858,98	858,04	641,44	904,25	874,88	846,16
5007	874,74	856,03	833,20	851,82	855,18	641,02	903,51	926,45	822,56
5008	863,06	853,17	816,19	844,68	852,33	640,60	902,76	896,91	798,96
5009	835,21	850,30	799,19	837,58	849,48	640,17	902,01	869,36	775,36
5010	829,29	847,44	782,18	830,49	846,63	639,75	901,26	852,94	751,76
5011	882,77	844,59	765,18	823,44	843,78	639,33	900,51	861,38	728,16
5012	852,32	841,73	748,18	816,40	840,94	638,90	899,76	862,46	704,56
5013	864,45	838,88	731,17	809,40	838,10	638,48	899,01	869,60	680,96
5014	837,69	836,02	714,17	802,42	835,26	638,06	898,26	835,10	657,36
5015	878,71	833,17	697,16	795,46	832,42	637,64	897,50	827,43	633,76
5016	852,56	830,32	680,16	788,53	829,58	637,21	896,75	855,65	610,16
5017	821,65	827,48	663,16	781,63	826,74	636,79	895,99	854,58	586,55
5018	817,17	824,63	646,15	774,75	823,91	636,37	895,24	832,84	562,95
5019	831,63	821,79	629,15	767,89	821,07	635,95	894,48	839,52	539,35
5020	868,43	818,95	612,14	761,06	818,24	635,53	893,72	844,03	515,75
5021	841,28	816,11	595,14	754,26	815,42	635,11	892,97	845,58	492,15
5022	842,84	813,27	578,14	747,48	812,59	634,69	892,21	857,72	468,55
5023	835,12	810,44	561,13	740,73	809,76	634,27	891,45	848,25	444,95
5024	921,29	807,60	544,13	734,00	806,94	633,85	890,69	840,07	421,35
5025	875,98	804,77	527,12	727,30	804,12	633,43	889,93	861,71	397,75
5026	920,44	801,94	510,12	720,62	801,30	633,01	889,16	866,52	374,15
5027	775,34	799,11	493,12	713,96	798,48	632,59	888,40	852,41	350,55
5028	924,27	796,29	476,11	707,34	795,66	632,17	887,64	860,62	326,95
5029	903,05	793,46	459,11	700,73	792,85	631,75	886,87	866,20	303,35
5030	863,92	790,64	442,10	694,16	790,04	631,34	886,11	861,65	279,75
5031	861,39	787,82	425,10	687,60	787,23	630,92	885,34	870,75	256,15
5032	908,85	785,00	408,10	681,08	784,42	630,50	884,58	869,45	232,55
5033	837,82	782,18	391,09	674,57	781,61	630,08	883,81	858,60	208,95
5034	933,16	779,37	374,09	668,09	778,80	629,67	883,04	870,10	185,35
5035	794,70	776,56	357,08	661,64	776,00	629,25	882,27	875,17	161,75

Anexo F: Resultados del pozo Montes 2

DÍA	Produc. Real	OFM	Topaze	ValNav	Forec.	Exponencial	Cúbico	Serie de tiempo	No param.
5433	321,83	323,47	331,51	312,61	316,72	212,11	-217,69	318,53	314,02
5434	324,39	324,09	331,51	310,94	315,03	211,95	-219,84	315,16	307,41
5435	318,29	325,57	331,51	309,27	313,34	211,79	-221,99	315,86	301,32
5436	317,31	319,83	331,51	307,60	311,66	211,63	-224,14	326,34	295,70
5437	317,5	324,48	331,51	305,93	309,98	211,47	-226,30	329,70	290,53
5438	318,59	309,66	331,51	304,26	308,29	211,31	-228,46	326,97	285,76
5439	314,71	312,08	300,51	302,59	306,61	211,15	-230,62	323,62	281,37
5440	311,72	305,15	257,76	300,93	304,93	211,00	-232,78	331,64	277,32
5441	300,37	321,52	257,76	299,26	303,25	210,84	-234,94	330,30	273,59
5442	299,32	307,71	257,76	297,60	301,57	210,68	-237,11	328,54	270,15
5443	328,13	308,81	257,76	295,94	299,90	210,52	-239,28	334,46	266,98
5444	319,08	295,22	257,76	294,28	298,22	210,36	-241,45	335,07	264,06
5445	323,27	298,47	257,76	292,62	296,54	210,20	-243,62	326,39	261,37
5446	327,87	302,02	257,76	290,96	294,87	210,05	-245,80	326,37	258,89
5447	326,06	296,16	257,76	289,30	293,20	209,89	-247,97	328,75	256,60
5448	324,34	297,21	257,76	287,65	291,52	209,73	-250,15	328,45	254,49
5449	323,21	295,06	257,76	285,99	289,85	209,57	-252,34	327,05	252,55
5450	321,84	298,86	257,76	284,34	288,18	209,42	-254,52	334,09	250,76
5451	306,67	292,23	257,76	282,68	286,52	209,26	-256,71	334,02	249,11
5452	311,43	286,37	257,76	281,03	284,85	209,10	-258,90	327,66	247,60
5453	311,8	289,05	257,76	279,38	283,18	208,95	-261,09	326,90	246,19
5454	312,23	284,29	257,76	277,73	281,52	208,79	-263,28	330,02	244,90
5455	318,42	287,00	257,76	276,08	279,85	208,63	-265,48	326,40	243,71
5456	324,58	278,24	257,76	274,44	278,19	208,47	-267,68	327,88	242,62
5457	318,84	288,30	257,76	272,79	276,53	208,32	-269,88	333,22	241,61
5458	323,99	279,26	257,76	271,15	274,86	208,16	-272,08	333,77	240,68
5459	326,43	274,75	257,76	269,50	273,20	208,01	-274,29	327,91	239,82
5460	320,06	282,04	257,76	267,86	271,54	207,85	-276,50	328,63	239,03
5461	324,32	285,73	257,76	266,22	269,89	207,69	-278,71	329,41	238,30
5462	325,59	274,71	257,76	264,58	268,23	207,54	-280,92	326,46	237,63

Anexo G: Resultados del pozo Montes 3

DÍA	Produc. Real	OFM	Topaze	ValNav	Forec.	Expo-nencial	Cúbico	Serie de tiempo	No param.
5744	483,65	483,26	483,27	480,57	480,45	125,94	-122,01	472,91	476,14
5745	486,23	483,16	483,27	480,05	480,31	125,83	-124,03	483,29	473,06
5746	489,8	483,06	483,27	479,52	480,17	125,73	-126,05	492,28	470,53
5747	479,57	482,96	483,27	479,00	480,03	125,63	-128,07	488,96	468,47
5748	494,61	482,86	483,27	478,47	479,89	125,53	-130,10	479,63	466,79
5749	471,64	482,76	483,27	477,95	479,75	125,42	-132,12	471,97	465,41
5750	466,54	482,65	483,27	477,43	479,62	125,32	-134,15	487,85	464,29
5751	479,42	482,55	483,27	476,91	479,48	125,22	-136,19	495,35	463,37
5752	478,93	482,45	483,27	476,38	479,34	125,12	-138,22	481,56	462,62
5753	481,11	482,35	476,51	475,86	479,20	125,01	-140,26	471,09	462,00
5754	466,16	482,25	471,19	475,34	479,06	124,91	-142,30	479,08	461,50
5755	470,43	482,15	471,19	474,82	478,92	124,81	-144,34	486,42	461,10
5756	497,87	482,04	471,19	474,31	478,78	124,71	-146,38	490,86	460,76
5757	494,96	481,94	471,19	473,79	478,64	124,61	-148,43	476,08	460,49
5758	487,36	481,84	471,19	473,27	478,50	124,51	-150,48	468,80	460,27
5759	492,51	481,74	471,19	472,75	478,37	124,40	-152,53	483,42	460,08
5760	501,96	481,64	471,19	472,24	478,23	124,30	-154,58	493,03	459,93
5761	493,36	481,54	471,19	471,72	478,09	124,20	-156,64	482,71	459,81
5762	488,29	481,44	471,19	471,20	477,95	124,10	-158,70	474,24	459,71
5763	473,79	481,33	471,19	470,69	477,81	124,00	-160,76	474,93	459,63
5764	479,69	481,23	471,19	470,17	477,67	123,90	-162,82	486,72	459,57
5765	476,09	481,13	471,19	469,66	477,54	123,80	-164,89	493,80	459,51
5766	466,04	481,03	471,19	469,15	477,40	123,70	-166,95	477,86	459,47
5767	464,46	480,93	471,19	468,63	477,26	123,59	-169,03	469,91	459,43
5768	483,85	480,83	471,19	468,12	477,12	123,49	-171,10	481,07	459,40
5769	474,18	480,73	471,19	467,61	476,98	123,39	-173,17	490,76	459,38
5770	478,5	480,63	471,19	467,10	476,84	123,29	-175,25	485,22	459,36
5771	468,57	480,53	471,19	466,59	476,71	123,19	-177,33	475,37	459,34
5772	484,01	480,43	471,19	466,08	476,57	123,09	-179,41	470,08	459,33
5773	473,76	480,32	471,19	465,57	476,43	122,99	-181,50	485,59	459,32

Anexo H: Comparación de resultados

Figura H1: Resultados del pozo Montes 1.

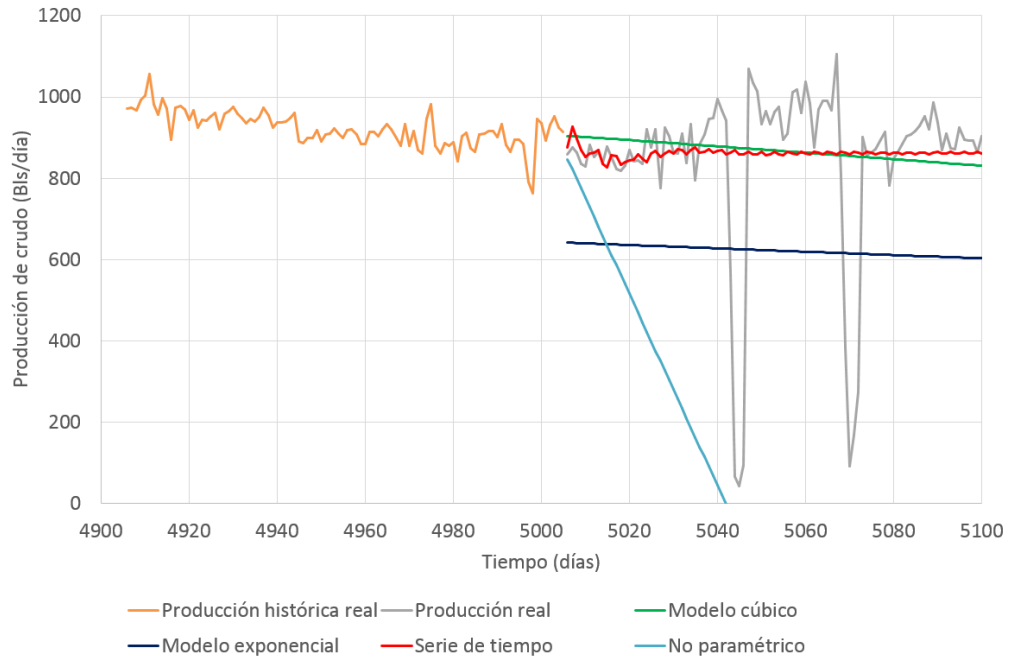


Figura H2: Resultados del pozo Montes 2.

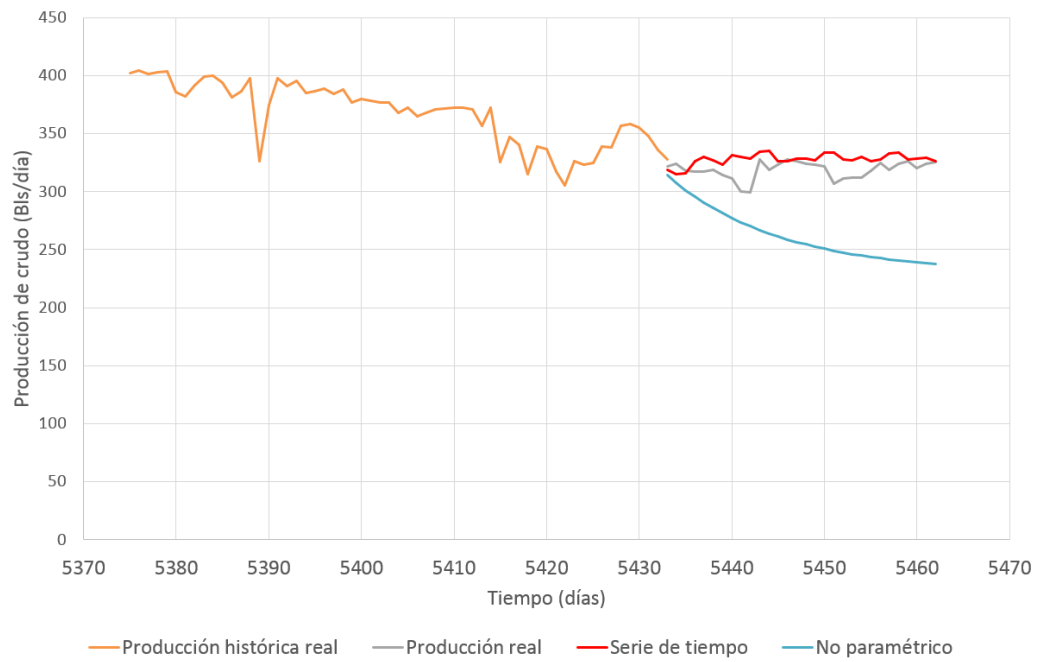


Figura H3: Resultados del pozo Montes 3.

