



چکیده

بر اساس داده‌های میدانی، روش‌های فراوانی برای کاهش هزینه‌های حفاری در چاه‌های نفت و گاز وجود دارد. یکی از این روشها، دستیابی به حداکثر سرعت حفاری با بهینه کردن پارامترهای حفاری است. پارامترهای فراوانی بر سرعت حفاری تاثیر دارند. بنابراین توسعه یک رابطه منطقی بین این پارامترها برای انتخاب نرخ نفوذ^۴ لازم است. در این حالت، شبکه‌های عصبی مصنوعی می‌تواند در برقراری ارتباط بین این متغیرها سودمند باشد. در مطالعات، روابط بسیاری برای تخمین نرخ نفوذ وجود دارد. در این مقاله، بعد از محاسبه و تخمین مدل مناسب، از داده‌های میدانی جهت اعتبارسنجی استفاده شده است. این مطالعه مقایسه‌ای است بین نتایج حاصل از شبکه مصنوعی و روابط تجربی موجود جهت تخمین مقدار نرخ نفوذ مناسب که منجر به کاهش زمان حفاری و در نتیجه کاهش هزینه‌های حفاری برای چاه‌های مجاور می‌شود.

واژگان کلیدی | سرعت حفاری، بهینه کردن حفاری، شبکه عصبی مصنوعی، سرعت نفوذ

مقدمه

برای نرخ نفوذ باشد. رویکرد آن است که میدان به بخش‌های مختلفی بر اساس شرایط زمین‌شناسی، تقسیم شود. آنگاه هر بخش به‌طور مجزا مورد آنالیز قرار گیرد. [۵]

مدل‌های فراوانی برای بررسی اثرگذاری پارامترهای حفاری بر نرخ نفوذ ارائه شده است. بیشتر آنها ترکیبی از متغیرهای قابل کنترل است. متغیرهای قابل کنترل عبارتند از: سرعت چرخش، وزن روی مته، وزن گل، دبی پمپ و فشار پمپ. خلاصه‌ی مدل‌های ارائه شده بدین شرح است [۶]:

۱-۲- مدل بینگهام^۱

مدل بینگهام مدل ساده ایست که در واقع حالت اصلاح شده مدل مارر^۱ (مدل آزمایشگاهی قابل کاربرد برای مقادیر کم وزن روی مته و سرعت چرخش) است. این مدل، عمق حفاری را در نظر نمی‌گیرد و به همین جهت پاسخ‌های مدل معمولاً از اطمینان کمی برخوردار است. [۷،۸]

$$R = a \left(\frac{W}{d_b} \right)^b N^c \quad (1)$$

۱-۳- مدل بورگوین و یانگ^{۱۱}

مدل یانگ (et Bourgoyne 1991) سرعت نفوذ را به عنوان تابعی از متغیرهای مشخصی نظیر فشردگی رسوبات^{۱۲}، فشار سیال مخزن، وزن مته، سرعت چرخش، هیدرولیک مته و غیره در نظر می‌گیرد. [۷،۸] صورت ریاضی این مدل بدین گونه است:

نرخ نفوذ، اثرات مشخص و مستقیمی بر روی هزینه حفاری دارد. پارامترهای مشخصی بر روی سرعت نفوذ تاثیر دارند که در مطالعات و کارهای فراوان قبلی، تاثیر این پارامترها بررسی شده است. مهمترین پارامترهای تاثیرگذار عبارتند از: نوع مته^۵، وزن روی مته^۶، سرعت چرخش^۷، ویژگی‌های سیال حفاری، هیدرولیک مته^۸ و شرایط سازند.

ارتباط بین نرخ نفوذ و سرعت چرخش، در شکل ۱- آمده است که نشان می‌دهد وزن روی مته تا یک نقطه بحرانی اثر مستقیمی بر روی نرخ نفوذ دارد. روند حفاری نرمال در نقطه C پایان می‌یابد. افزایش سرعت چرخش نیز تازمانی که تمیزکاری چاه مشکل آفرین نشود، باعث افزایش نرخ نفوذ می‌گردد.

در سازندهای نرم، نرخ نفوذ معمولاً با افزایش سرعت چرخش افزایش می‌یابد اما در سازندهای سخت، رابطه عکس دارد. به همین دلیل است که سرعت‌های بالای چرخش (۱۵۰-۲۵۰ دور بر دقیقه)، بیشتر در سازندهای نرم و سرعت‌های کمتر (۴۰-۷۵) در سازندهای سخت استفاده می‌شود. [۳،۴]

۱- مدل‌های ROP

۱-۱- تگاهی کلی بر مدل‌های ROP

تاریخچه میدان به خودی خود می‌تواند راهگشای انتخاب پارامترها

* نویسنده‌دار مکاتبات (mahmood_bataee@yahoo.com)



۱-۴- مدل وارن [۹]

وارن، مدل کاملی را برای سازندهای نرم در جایی که خرده‌های حفاری مانعی برای نرخ نفوذ نباشند، ارائه کرد. این مدل، نرخ نفوذ را به وزن مته، سرعت چرخش، قدرت سنگ و اندازه مته با کمک آنالیز چندبعدی و نمودارهای پاسخ، مربوط کرده است. این مدل بر اساس آزمایش‌های انجام گرفته جهت برقراری ارتباط بین مته و سنگ طراحی شده و اثر انواع خرده‌های حفاری، خارج ساختن خرده‌ها و اثر downhold chip و همچنین میزان کندی مته بر روی سرعت نفوذ را در نظر گرفته است.

$$R = d \left(\frac{aS^2d_b^3}{NW^2} + \frac{b}{Nd_b} + \frac{cd_b\gamma_f\mu}{F_{jm}} \right)^{-1} \quad (11)$$

مدل نهایی که نرخ نفوذ را ارائه می‌دهد، به شکل زیر است:

۱-۵- شبکه عصبی مصنوعی

شبکه‌های عصبی مصنوعی مدل‌هایی ریاضی یا محاسباتی هستند که سعی در شبیه‌سازی ساختار و یا جنبه‌های تابعی شبکه‌های عصبی موجودات زنده دارند. این شبکه‌ها می‌تواند برای مدل کردن روابط پیچیده بین ورودی‌ها و خروجی‌ها یا برای یافتن الگوی رفتاری در داده‌ها استفاده شود. مبانی شبکه‌های عصبی مصنوعی به صورت مفصل در متون مختلف بحث شده است. شبکه‌های عصبی مصنوعی به‌طور گسترده برای مدل کردن برخی فعالیت‌های بشری در بسیاری از زمینه‌های علوم و مهندسی همچون هوافضا، خودروسازی، الکترونیک، ساخت و تولید و مهندسی نفت استفاده شده است.

یک مدل نمونه شبکه عصبی از چند لایه از عصب (نرون)ها با نام

$$R = f_1 \times f_2 \times f_3 \times f_4 \times f_5 \times f_6 \times f_7 \times f_8 \quad (2)$$

که:

$$f_1 = e^{a_1} \quad (3)$$

$$f_2 = e^{a_2(10000-TVD)} \quad (4)$$

$$f_3 = e^{a_3 D^{0.69} (MW - 67.41)} \quad (5)$$

$$f_4 = e^{a_4 TVD (EMW_{pore} - ECD)} \quad (6)$$

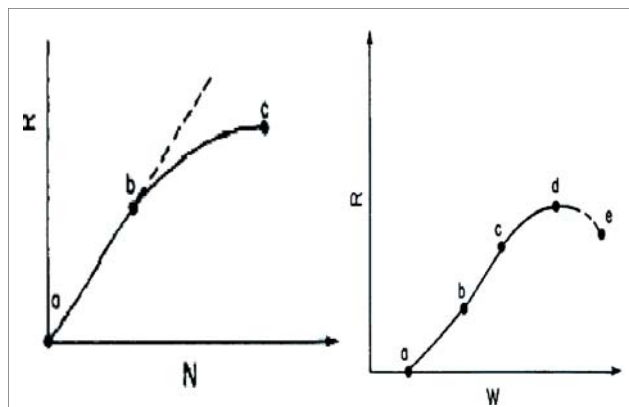
$$f_5 = \left(\frac{\left(\frac{w}{d_b} \right) - \left(\frac{w}{d_b} \right)_l}{4 - \left(\frac{w}{d_b} \right)_l} \right)^{a_5} \quad (7)$$

$$f_6 = \left(\frac{N}{60} \right)^{a_6} \quad (8)$$

$$f_7 = e^{-a_7 h} \quad (9)$$

$$f_8 = \left(\frac{F_j}{1000} \right)^{a_8} \quad (10)$$

$$R = e^a e^{b(10000 - ft - TVD)} e^{cD^{0.69} (MW - 67.41)} \left(\frac{w}{db} \right)^d \left(\frac{N}{60} \right)^e$$



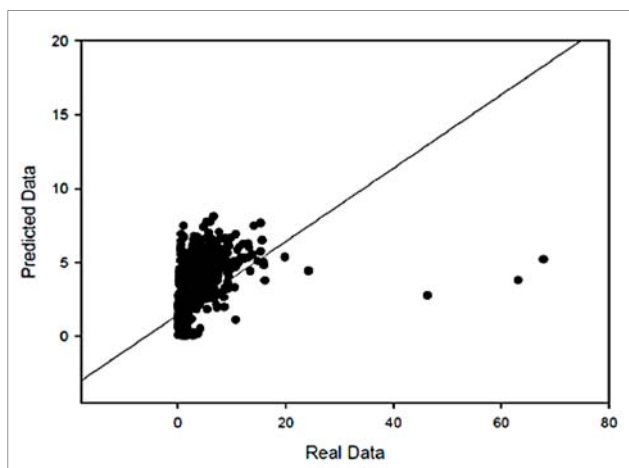
شکل ۱ | رابطه نرخ نفوذ با سرعت چرخش (N) و وزن روی مته (W)

جدول ۱ | اعداد ثابت پارامترها

Method	a	b	c	d	e	f
Bingham	overall	weight on bit	rotary speed	-	-	-
Bourgoyne	overall	depth	mud weight	circulating density	weight on bit	rotary speed
Warren	mud weight, rock properties	rotary speed	hydraulic	overall	-	-

جدول ۲ | اعداد ثابت و شاخص خطا برای مدل‌های بیان شده

Method	a	b	c	d	e	f	R ²
Bingham	3.73	8.1	1	-	-	-	22.64
Bourgoyne	2.72 × 10 ⁻³	1.77 × 10 ⁻⁴	5.62	1.37	1.66	-20.78	40.46
Warren	42.73	-1434.65	30.96	9.37	-	-	32.32



شکل ۲ | نتایج مدل بینگهام

بر اساس داده‌های مخزن مورد مطالعه نیاز دارد. یک برنامه رگرسیون برای تطابق مدل‌های نرخ نفوذ با داده‌های کنونی می‌تواند در تعیین اعداد ثابت کمک کند.

هر عدد ثابت، توصیف کننده اثر یک پارامتر است؛ نظیر پارامتر C در مدل بینگهام که بیان کننده اثر سرعت میز دوار است. جدول ۱- مقادیر ثابت پارامترها را معرفی می‌کند. خطای مشخص شده در این نوع مدل با R^2 نشان داده می‌شود که میزان تطابق مدل با داده‌های واقعی را نشان می‌دهد. این مقدار زمانی برابر یک است که مدل به طول کامل با داده‌های واقعی مطابقت کند و مقادیر نزدیک به یک نشان دهنده یک مدل خوب است؛ درحالی که مقادیر نزدیک به صفر نشان دهنده عدم کارآیی مدل ارائه شده است. شکل‌های ۲، ۳ و ۴ براساس روش‌های تطابق به دست آمده است که در آنها می‌توان مقادیر واقعی را با مقادیر تخمینی مقایسه کرد. اگر این دو مقدار برابر باشند، مدل، خط راست خواهد بود.

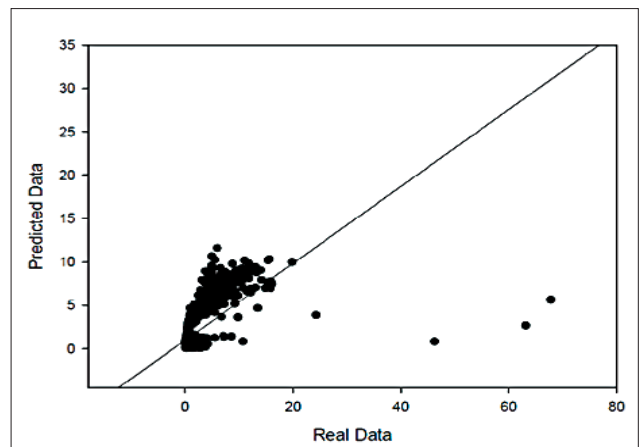
ورودی، لایه‌های پنهانی و خروجی تشکیل شده است. نحوه عملیات شبکه عصبی بسیار ارائه شده است اما به طور اجمالی، پس از وارد کردن داده‌های ورودی و خروجی، شبکه عصبی در یک مرحله به آموزش^{۱۴} خود می‌پردازد. بدین گونه که شروع به برقراری رابطه مشخصی بین داده‌های ورودی و خروجی کرده و بر اساس مدل شبکه عصبی، به تابعی می‌رسد. سپس آن تابع را برای داده‌های آزمایش^{۱۵} به کار می‌گیرد تا از ورودی‌ها، به خروجی برسد. [۱۰] شبکه عصبی پرسپترون چندلایه‌ای به عنوان پرکاربردترین و الگوریتم پس انتشار خطا نیز نوعی از شبکه‌های عصبی مصنوعی پر کاربرد است.

۲- رویکردها

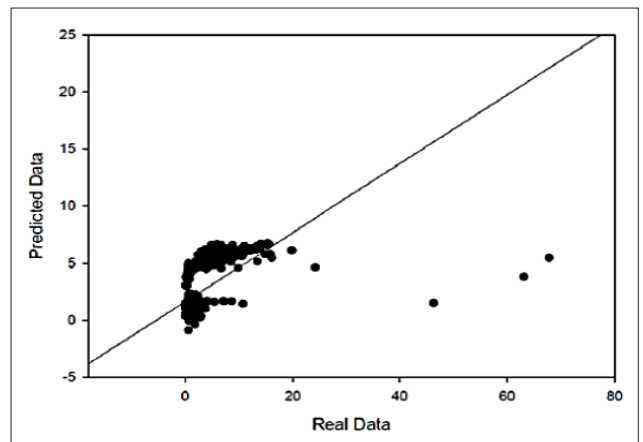
۱-۲- مدل‌های تطابق^{۱۶}

این مدل‌ها برای تطابق مدل‌های کنونی نرخ نفوذ در مخازن استفاده می‌شود. در این مدل‌ها تعدادی عدد ثابت وجود داشته که به محاسبه

Depth	bit size	N min	N max	W min	W max
0	17.5	45	170	15	50
100	17.5	45	170	15	50
200	17.5	45	170	15	50
300	17.5	45	170	15	50
400	17.5	45	170	15	50
500	17.5	45	170	15	50
600	17.5	45	170	15	50
700	17.5	45	170	15	50
800	17.5	45	170	15	50
900	17.5	45	170	15	50
1000	17.5	45	170	15	50
1100	17.5	45	170	15	50
1200	17.5	45	170	15	50
1300	17.5	45	170	15	50
1400	17.5	45	170	15	50
1500	17.5	45	170	15	50
1600	17.5	45	170	15	50
1700	17.5	45	170	15	50
1800	17.5	45	170	15	50
1900	17.5	45	170	15	50
2000	17.5	45	170	15	50
2100	17.5	45	170	15	50
2200	12.25	35	160	25	60
2300	12.25	35	160	25	60
2400	12.25	35	160	25	60
2500	12.25	35	160	25	60
2600	12.25	35	160	25	60
2700	12.25	35	160	25	60
2800	12.25	35	160	25	60
2900	12.25	35	160	25	60
3000	8.5	45	160	25	50
3100	8.5	45	160	25	50
3200	8.5	45	160	25	50
3300	8.5	45	160	25	50
3400	8.5	45	160	25	50



شکل ۳ | نتایج مدل بورگین



شکل ۴ | نتایج مدل وارن



۲-۲- شبکه عصبی مصنوعی

بر اساس مطالعات گذشته، تمامی پارامترهای مهم در تخمین نرخ نفوذ در مدل‌های مختلف و توسعه یافته مشخص شده‌اند. در این مقاله و فرایند مدل‌سازی، پارامترهای موثر بر اساس یک نرخ نفوذ مشخص انتخاب می‌شوند. در این مدل، قطر مته، عمق، وزن روی مته، دور در دقیقه و وزن گل به‌عنوان داده‌های ورودی مدل شبکه عصبی و نرخ نفوذ به عنوان خروجی در نظر گرفته شد.

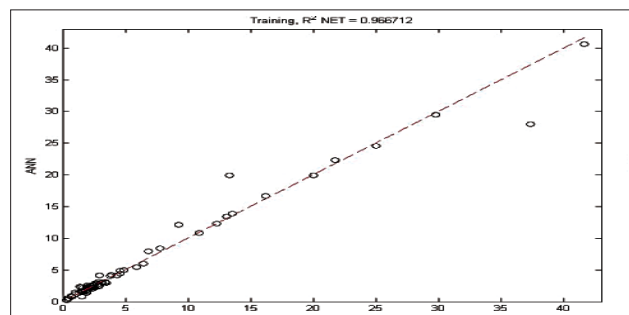
در تشخیص بهترین مدل شبکه عصبی، شبکه‌های دولایه، سه‌لایه و چهارلایه مورد آزمایش قرار گرفت که در این میان شبکه سه‌لایه‌ای کمترین خطا را نشان داد. همچنین ساختارهای متنوعی در سه‌لایه‌ای مورد بررسی قرار گرفت که از این میان، بهترین مدل، الگوریتم "پس انتشار خطا"^{۱۷} با تابع لونیبرگ-مارکوارت^{۱۸} به‌عنوان تابع آموزش شبکه در نظر گرفته شد.

داده‌هایی از ۱۵ حلقه چاه برای آموزش و آزمایش در این شبکه عصبی در نظر گرفته شد. ۶۰ درصد داده‌ها برای آموزش، ۲۰ درصد برای فرایند تصدیق^{۱۹} و ۲۰ درصد باقیمانده برای آزمایش در نظر گرفته شد.

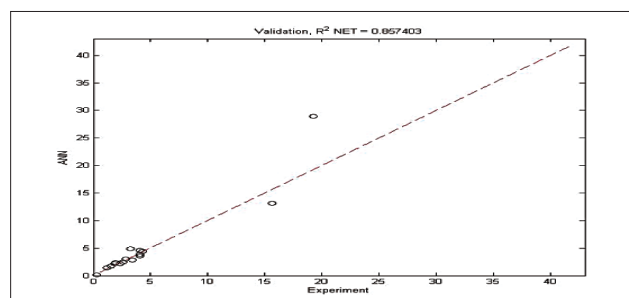
۳- نتایج

۳-۱- نتایج مدل‌های تطبیقی^{۲۰}

اعداد ثابت و خطای هر یک از روش‌ها در جدول ۲ آمده است.



شکل ۵ | نتایج شبکه عصبی



شکل ۶ | نتایج تصدیق شبکه عصبی

مقدار R^2 برای مدل‌های بینگهام، بورگویان و وارن به ترتیب ۲۲/۶، ۲۴/۵ و ۳۲/۳ به دست آمد.

شکل ۲- نتایج مدل بینگهام و مقادیر خطا را نشان می‌دهد. این مدل، نتایج خوبی را (به دلیل میزان خطای بالا)، نشان نداد. اختلاف فاحش اعداد تخمین زده شده با اعداد واقعی به دلیل فقدان پارامتر عمق در مدل بینگهام است. شکل ۳- نمودار حاصل از مدل بورگویان را نشان می‌دهد. اگرچه این مدل، مدلی قدیمی است، اما یک مدل قابل اطمینان است که این مطالعه هم نشان می‌دهد نتایج با درصد خطای کمتری قابل استفاده است. شکل ۴- نتایج مدل وارن را نشان می‌دهد. همانگونه که نتایج نشان می‌دهد، این مدل نیز کارایی خوبی برای تخمین نرخ نفوذ ندارد.

شکل ۴ | نتایج بهینه‌سازی

Depth	W	N	MW	ROP
0	50	125	62	31.5051
100	50	125	62	30.3562
200	50	125	62	29.1363
300	15	165	65	34.8352
400	15	165	65	32.9356
500	15	165	65	31.13
600	15	165	67	34.3098
700	15	165	67	31.9165
800	15	165	69	32.9425
900	15	125	69	29.7956
1000	15	125	70	28.7502
1100	15	125	70	25.7209
1200	50	65	70	24.0006
1300	50	65	70	22.9681
1400	15	45	77	24.7313
1500	15	45	77	23.5856
1600	15	45	80	24.0669
1700	15	45	80	22.5436
1800	15	45	85	24.0005
1900	15	45	85	22.515
2000	15	45	85	20.9734
2100	15	45	85	19.3991
2200	25	155	128	39.7086
2300	25	155	128	39.6838
2400	25	155	128	39.5944
2500	25	155	135	43.1674
2600	25	155	135	43.1745
2700	25	155	140	45.6986
2800	25	155	140	45.6056
2900	25	155	140	45.4314
3000	50	45	65	21.6657
3100	50	45	65	19.208
3200	50	45	65	16.7201
3300	25	125	65	14.6483
3400	25	125	65	14.0026

را افزایش دهد، نرخ نفوذ ممکن است به دلیل مشکلات ناشی از خرده‌های حفاری کاهش یابد. همچنین این مطالعه نشان داد مدل بینگهام به هیچ وجه نمی‌تواند مدل خوبی برای تخمین نرخ نفوذ باشد. در سازندهای نرم میزان وزن روی مته باید از مقادیر کم شروع و به تدریج به مقادیر بالا افزایش یابد و در نهایت ثابت شود. در مقابل، سرعت چرخش باید از مقادیر بالا شروع شود و سپس، با افزایش عمق، کاهش یابد. همچنین وزن گل باید جهت ممانعت از بروز مشکلات احتمالی، با یک برنامه مشخص وزن گل چک شود. در سازندهای سخت، سرعت چرخش باید از یک مقدار کم آغاز شود و با افزایش عمق، کاهش یابد. مقدار نرخ نفوذ بهینه، با افزایش عمق، کاهش می‌یابد. توانمندی شبکه عصبی در جایی که با هیچ مدل واقعی نمی‌توان به حداکثر نرخ نفوذ دست پیدا کرد، مشخص می‌شود. در مقایسه با سه مدل تطابقی، شبکه عصبی از میزان خطای بسیار کمتر و بالتبع نتایج بهتر و قابل قبول تری برخوردار است. ■

بر اساس مقدار R^2 ، مدل بورگوین از دو مدل دیگر کارایی بهتری دارد.

۲-۳- نتایج مدل شبکه عصبی مصنوعی

تعداد ۱۸۱۰ داده برای آموزش این شبکه استفاده شد. جدول ۳-۳ مقادیر مربوط به بهینه‌سازی را نشان می‌دهد. پنجره وزن گل بدین جهت مورد استفاده قرار می‌گیرد تا از وقوع مشکلاتی نظیر هرزروی جلوگیری کند. مقدار R^2 برای شبکه عصبی و تصدیق به ترتیب ۰/۹۷ و ۰/۸۶ به دست آمد (شکل‌های ۵ و ۶). نتایج حاصله در جدول ۴-۴ نشان داده شده است.

نتیجه‌گیری

افزایش وزن روی مته یا سرعت چرخش همیشه باعث افزایش نرخ نفوذ نمی‌شود. این مطالعه نشان داد اگر حفار، وزن روی مته و سرعت مته

پانویس‌ها

¹.mahmood_bataee@yahoo.com
².zaremr@ripi.ir
³.karimimoj@ripi.ir
⁴.ROP
⁵.Bit type

⁶.Weight on Bit (WOB)
⁷.Rotary Speed (N)
⁸.Bit Hydraulics
⁹.Bingham
¹⁰.Maurer

¹¹.Bourgoyne and Young Model
¹².sediments compaction
¹³.Warren
¹⁴.Training
¹⁵.Testing

¹⁶.Correlation Models
¹⁷. Back-Propagation algorithm
¹⁸.Levenberg-Marquardt
¹⁹.Validation
²⁰.Correlations Models

منابع

- [1]Bataee, M., Kamyab, M., Ashena, R. 2010. Investigation of Various ROP Models and Optimization of Drilling Parameters for PDC and Roller-cone Bits in Shadegan Oil Field. SPE paper No. 130932. International Oil and Gas Conference and Exhibition in China, 8-10 June 2010, Beijing, China.
- [2]Walker, B. H., Black, A. D., Klauber, W. P., Little T., Khodaverdian, M. 1986. Roller-Bit Penetration Rate Response as a Function of Rock Properties and Well Depth. SPE paper No. 15620. SPE Annual Technical Conference and Exhibition, 5-8 October 1986, New Orleans, Louisiana.
- [3]Roehrllich, M., Belohlavek, K. U. 2006. ROP Enhancement in Ultrahard Rock. SPE paper No. 99045. IADC/SPE Drilling Conference, 21-23 February 2006, Miami, Florida, USA.
- [4]Nygaard, R., Hareland, G. 2007. Application of Rock strength in Drilling Evaluation. SPE paper N. 106573. Latin American & Caribbean Petroleum Engineering Conference, 15-18 April 2007, Buenos Aires, Argentina.
- [5]Remmert, S. M., Witt, J. W., Dupriest, F. E. 2007. Implementation of ROP Management Process in Qatar North Field. SPE paper No. 105521. SPE/IADC Drilling Conference, 20-22 February 2007, Amsterdam, The Netherlands.
- [6]Paes, P., Aragao, A., Chen, D. C. 2005. Cost effective drilling optimization technologies in Campos Basin. SPE paper No. 94785. SPE Latin American and Caribbean Petroleum Engineering Conference, 20-23 June 2005, Rio de Janeiro, Brazil.
- [7]Bourgoyne, A. T., Millheim, K. K., Chenevert, M. E., Young Jr., F. S. 1991. Applied Drilling Engineering. SPE textbook series. Vol. 2. Second Printing. Richardson, TX.
- [8]Adam, N., Charrier, T. 1985. Drilling Engineering: a Complete Well Planning Approach. Research associate Pennwell books Tulsa, Oklahoma.
- [9]Rastegar, M., Hareland, G., Nygaard, R., Bashari, A. 2008. Optimization of Multiple Bit Runs Based on ROP Models and Cost Equation: A New Methodology Applied for One of the Persian Gulf Carbonate Fields. SPE paper No. 114665. IADC/SPE Asia Pacific Drilling Technology Conference and Exhibition, 25-27 August 2008, Jakarta, Indonesia.
- [10]Edalatkhah, S., Arabjamaloei, R., Hashemi, A. 2010. Bit Selection Optimization Using Artificial Intelligent Systems. Journal of Petroleum Science and Technology, vol. 28, issue 18, pages 1946-1956.

(Endnotes)