

Разработка комплексной методики прогноза эффективности геолого-технических мероприятий на основе алгоритмов машинного обучения

А.А. Кочнев¹, Н.Д. Козырев^{1,2}, О.Е. Кочнева^{3*}, С.В. Галкин¹

¹Пермский национальный исследовательский политехнический университет, Пермь, Россия

²Филиал ООО «ЛУКОЙЛ-Инжиниринг» «ПермНИПИнефть» в г. Перми, Пермь, Россия

³Санкт-Петербургский горный университет, Санкт-Петербург, Россия

Основную часть добычи углеводородов на территории России представляют старые нефтегазодобывающие районы, для которых характерно значительное снижение продуктивности скважин вследствие высокого обводнения и опережающей выработки наиболее продуктивных объектов. Большую роль для таких месторождений играет стабилизация добычи и повышение подвижных запасов за счет совершенствования системы разработки. Этому способствует проведение различных геолого-технических мероприятий (ГТМ).

На сегодняшний день актуальной проблемой является повышение надежности прогноза технологической и экономической эффективности при планировании различных ГТМ. Это обусловлено сложностью подбора скважин-кандидатов в условиях старого фонда, большим объемом планируемых мероприятий, сокращением рентабельности мероприятий, отсутствием комплексной методики оценки потенциала скважин на краткосрочную и долгосрочную перспективу.

В настоящее время существует несколько методов, позволяющих оценивать эффективность ГТМ: прогноз на основе геолого-промыслового анализа, статистический прогноз, машинное обучение, гидродинамическое моделирование. Однако у каждого из них есть свои недостатки и допущения. Авторами предлагается методика прогноза эффективности геолого-технических мероприятий, позволяющая комплексировать основные методы на разных стадиях оценки эффективности и прогнозировать прирост дебита жидкости и нефти, дополнительной добычи, изменение динамики пластового давления и темпов обводнения продукции скважин.

Ключевые слова: геолого-технические мероприятия, прогноз эффективности, машинное обучение, математическая статистика, гидродинамическое моделирование, геолого-физические параметры

Для цитирования: Кочнев А.А., Козырев Н.Д., Кочнева О.Е., Галкин С.В. (2020). Разработка комплексной методики прогноза эффективности геолого-технических мероприятий на основе алгоритмов машинного обучения. *Георесурсы*, 22(3), с. 79–86. DOI: <https://doi.org/10.18599/grs.2020.3.79-86>

Анализ эффективности основных геолого-технических мероприятий на карбонатных коллекторах месторождений Пермского края

Пермский край является старым нефтедобывающим районом, ввиду чего нефтяные месторождения характеризуются высокой выработкой запасов, вовлечением в разработку неоднородных коллекторов с низкими емкостными свойствами, а также залежами с высоковязкими нефтями. Разработка месторождений в сложных геолого-технологических условиях эксплуатации карбонатных коллекторов, как правило, ведется с низкими годовыми темпами отбора запасов (не более 2,5 %) и при невысоких коэффициентах извлечения нефти (КИН) (не более 35 %) (Воеводкин и др., 2014).

На месторождениях Пермского края, начиная с 70-х годов, с каждым годом всё активнее внедряются методы интенсификации добычи (ИД) и повышения нефтеотдачи пласта (ПНП). Даже при высоком экономическом эффекте определенной технологии, необходимо использовать и внедрять все виды методов ИД и ПНП с целью

поддержания объектов на необходимом уровне по добыче нефти. При этом каждая технология демонстрирует успех в определенных геолого-физических и технологических условиях (Putilov et al., 2020).

Наиболее успешными методами интенсификации добычи нефти и повышения нефтеотдачи для карбонатных объектов месторождений Пермского края признаны кислотный гидравлический разрыв пласта (КГРП), кислотная обработка (КО), радиальное бурение (РБ), сверлящая перфорация (СП), повторная перфорация (ПП), реперфорация и дострел (ДОС) (Илюшин и др., 2015; Кочнев и др., 2018).

На рисунке 1 представлено сравнение эффективности технологий за анализируемый период (2006–2019 гг.) для вертикальных скважин по показателям средней дополнительной добычи на скважину и среднего среднесуточного прироста.

На рисунке 2 представлено сравнение среднего времени действия эффекта от геолого-технических мероприятий (ГТМ). Время эффекта – это время работы скважины с приростом дебита нефти от ГТМ, до момента снижения дебита нефти до базового значения.

Анализ рисунков 1–2 показывает, что наибольшая дополнительная добыча и среднесуточный прирост характерны для КГРП, однако данная технология имеет

* Ответственный автор: Ольга Евгеньевна Кочнева
E-mail: kochnevae@mail.ru

© 2020 Коллектив авторов

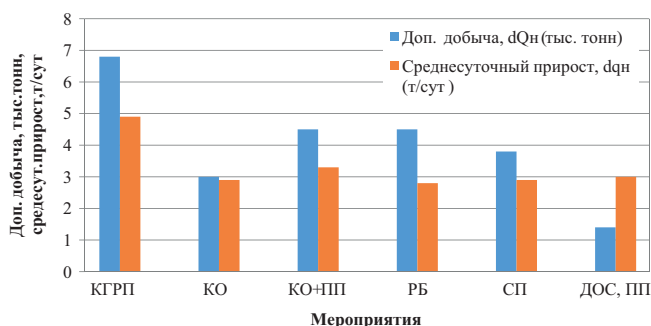


Рис. 1. Сравнение ГТМ по эффективности. КГРП – кислотный гидравлический разрыв пласта, КО – кислотная обработка, ПП – повторная перфорация, РБ – радиальное бурение, СП – сверлящая перфорация, ДОС – реперфорация и дострел.

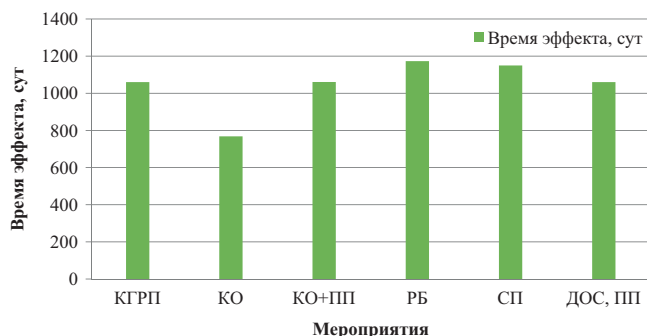


Рис. 2. Сравнение ГТМ по времени эффекта

существенные недостатки: большая стоимость; риск прорыва трещины в обводненный коллектор; использование большого объема химических реагентов приводит к сложным работам по утилизации загрязнений. Кроме этого, при гидравлическом разрыве пласта (ГРП) высоки технические требования к скважинам-кандидатам, что серьезно ограничивает применение данной технологии, особенно на старом фонде скважин. Остальные из рассмотренных технологий менее требовательны к подбору скважин-кандидатов и менее затратны. Технология радиального бурения по среднему приросту дополнительной добычи нефти (дополнительная добыча нефти по скважине до момента снижения дебита нефти до базового значения) от ГТМ уступает только КГРП, а по показателю времени экономического эффекта находится на первом месте.

Технология РБ является одной из основных для Чернушинской (25%), Осинской (24%) и Ножовской (34%) групп месторождений Пермского края. Анализ эффективности ГТМ для различных карбонатных объектов месторождений Пермского края описан в работах (Илюшин и др., 2015; Кочнев и др., 2018). Оценка эффективности технологии радиального бурения проведена в работе (Галкин и др., 2019).

Основные методики для прогноза эффективности геолого-технических мероприятий

На сегодняшний день одним из основных методов прогноза эффективности ГТМ является их математическое моделирование на гидродинамической модели (Кравченко и др., 2018; Сайфутдинов и др., 2018; Репина и др., 2018). К достоинствам данного метода относится возможность комплексной оценки ГТМ в условиях взаимного влияния всех скважин на процесс добычи нефти, а также учет геологических особенностей пласта. Моделирование может

осуществляться во множестве симуляторов. Основными для российских нефтегазовых компаний являются программные комплексы Tempest, Eclipse, T-Navigator.

При геолого-гидродинамическом моделировании важно учитывать субъективность адаптации модели и способа моделирования ГТМ, что значительно сказывается на прогнозных характеристиках модели (Olenchikov, Kruglikova, 2008; Kolbikov et al., 2018; Lyu et al., 2014). Большие затраты времени и стоимость работ по гидродинамическому моделированию определяют необходимость его использования в основном для проектирования высокозатратных ГТМ (бурение горизонтальных скважин (ГС), бурение боковых стволов скважин (БС)) (Андронов, 2019).

В методических рекомендациях (Полукеев и др., 2018) описан метод прогноза прироста дебита от ГТМ через удельный коэффициент продуктивности, который основан на сопоставлении аналогов и прогнозе дебита жидкости. Расчет прироста дебита по данной методике прост и оперативен при наличии наработанной базы мероприятий, однако точность его часто не велика. В расчете не учитывается комплекс геолого-технологических параметров, а считается лишь удельный коэффициент продуктивности и его составляющие. Подход является на данный момент основным для группы компаний “ЛУКОЙЛ”. Детальный “ручной” анализ скважин, на основе геолого-промыслового анализа с помощью аналитических и статистических методов занимает большое количество времени и субъективен.

Развитие цифровых технологий обеспечивает значительный потенциал для применения технологий машинного обучения в нефтегазовой отрасли (Koroteev et al., 2014). Это различные методы, такие как нейронные сети, деревья решений, алгоритм случайного леса, кластерный анализ. Среди преимуществ методов машинного обучения для специалистов, проектирующих ГТМ, можно отметить возможность оперативного получения удовлетворительных прогнозов и отсутствие требований навыков гидродинамического моделирования. В целом, основные достоинства применения технологий машинного обучения: точность, автоматизация, скорость, возможность настройки, масштабируемость (Андронов, 2019). Основными недостатками являются: отсутствие четких алгоритмов прогнозирования, отсутствие физического обоснования, низкая интерпретируемость полученных результатов (Пичугин и др., 2013; Азбуханов и др., 2019).

Также используются различные методы математической статистики для прогноза эффективности ГТМ. В работе (Галкин и др., 2019) отмечается успешное применение методов, однако существуют недостатки: необходимость ручного поиска и анализа “выбросов”, применения комплекса различных методов статистики для подготовки данных.

Разработка комплексной методики прогнозирования эффективности ГТМ

Для повышения надежности прогнозирования предлагается подход комплексирования методов на разных стадиях прогноза, состоящий из четырех основных этапов.

1. Создание базы данных по ГТМ и соответствующим им геолого-физическим параметрам.

Для комплексного прогноза эффективности ГТМ необходимо учитывать влияние как геологических, так и

технологических параметров. Поэтому на данном этапе необходимо создание сводной базы данных, включающей скважины на которых проводились ГТМ, а также результаты геофизических, гидродинамических и других исследований на этих скважинах.

2. Выявление параметров, оказывающих наибольшее влияние на потенциал дополнительной добычи для каждого ГТМ, путем использования методов математического анализа.

Для обеспечения качественного прогноза необходимо понимать, какие параметры определяют эффективность технологии в различных геолого-физических условиях. Для выявления этих параметров предлагается использовать однофакторный и многофакторный математический анализ.

3. Построение моделей регрессии на основе выявленных параметров для прогноза прироста дебита жидкости/нефти методами машинного обучения.

На данном этапе проводится построение моделей машинного обучения, позволяющих прогнозировать прирост дебита жидкости/нефти.

4. Прогноз потенциала дополнительной добычи путем занесения результатов машинного обучения в гидродинамическую модель.

Для получения прогноза на долгосрочную перспективу необходимо учитывать взаимовлияние скважин, поэтому предлагается комплексирование математических моделей с геолого-гидродинамической моделью (ГДМ).

В данной работе проведена апробация методики на примере технологии радиального бурения.

Выявление параметров, влияющих на эффективность технологии радиального бурения

На первом этапе создана сводная база по всем скважинам с проведенными мероприятиями по РБ за период с 2006 по 2019 год на территории Пермского края и соответствующим им параметрам. В базу вошли геолого-физические характеристики пласта (ГФХ), принятые на месторождениях при подсчете запасов; результаты гидродинамических исследований скважин (ГДИ) до проведения мероприятий по РБ; результаты интерпретации геофизических исследований по скважинам (РИГИС), дебит нефти и жидкости до РБ, данные по интервалам перфорации, данные о ранее проведенных мероприятиях на скважинах. В итоге для оценки эффективности мероприятий по радиальному бурению в анализе учтены данные по 590 скважинам 40 месторождений нефти и с 36 параметрами.

На втором этапе выполнена оценка влияния геолого-физических параметров объекта на показатели эффективности ГТМ. В качестве показателей эффективности выбраны: среднесуточный прирост дебита нефти (т/сут), дополнительная добыча (тыс. т), максимальный дебит после ГТМ (т/сут), время эффекта (сут).

Первоначально проведен однофакторный анализ. Оценка влияния параметров на показатели эффективности проводилась с помощью t-критерия Стьюдента. Суть метода заключается в проверке гипотезы о равенстве средних значений (1):

$$t_p = \frac{|X_1 - X_2|}{\sqrt{\frac{1}{n_1} + \frac{1}{n_2} \left(\frac{(n_1-1)S_1^2 + (n_2-1)S_2^2}{n_1+n_2-2} \right)}} \quad (1)$$

где X_1, X_2 – соответственно средние значения показателей выборки; S_1^2, S_2^2 – дисперсии показателей выборки.

Различие в средних значениях считается статистически значимым, если $t_p > t_p$, где t_p – это расчетное значение критерия, а t_p – табличное значение критерия t. Значения t_p определяются в зависимости от количества сравниваемых данных и уровня значимости ($p = 0,05$), если уровень значимости менее 5 %, то выборки различны с вероятностью более 95 %. Результаты расчетов критерия Стьюдента представлены в таблице 1. Жирным шрифтом для показателей выделены значения с достигаемым уровнем значимости p ниже 0,05, при котором с вероятностью более 95 % можно утверждать о различиях в рассмотренных выборках. В этом случае исследуемый параметр оказывает статистически значимое (неслучайное) влияние на различия показателей в выборках. Курсивом выделены значения с p в диапазоне от 0,05 до 0,10, при которых влияние также существует, но несколько ниже.

Большей дополнительной добычей и среднесуточным приростом после РБ характеризуются залежи с более высокой вязкостью и плотностью нефти, для которых в большей степени характерно образование застойных зон в низкопроницаемых зонах коллектора. Также более предпочтительно применять РБ при условиях значительного энергетического потенциала залежи ($P_{пл}, P_{заб}$) и при более высокой пористости коллектора. Условия больших удельных толщин пропластков, общих и нефтенасыщенных толщин также в целом положительно влияют на эффективность РБ. На прирост дебита нефти в первый год после РБ влияет эффективная толщина, емкость коллектора, плотность нефти, объемный коэффициент и газонасыщенность.

Для комплексной оценки влияния показателей (многофакторный анализ) использовался линейный дискриминантный анализ. Важнейшим показателем эффективности является прирост дебита нефти и жидкости после ГТМ. В данном случае выявлялся комплекс параметров, оказывающий влияние на прирост дебита нефти (2) и жидкости (3) после РБ. В результате расчетов получены следующие линейные дискриминантные функции (Z), которые максимально разделяют выборки по среднему значению прироста дебита.

Для прироста дебита нефти (при $R = 0,60$):

$$Z = -0,218 \cdot q_n + 10,314 \cdot K_{песч} - 0,061 \cdot K_{расч} - 0,00633 \cdot \mu_n + 0,176 \cdot \zeta_{кан} + 0,00556 \cdot \chi - 0,762 \cdot h_{пр} + 0,0013 \cdot S - 3,41. \quad (2)$$

Для прироста дебита жидкости (при $R = 0,79$):

$$Z = -0,39 \cdot q_{ж} + 0,27 \cdot P_{пл} - 0,102 \cdot h_{нн.гис} + 0,26 \cdot K_n + 0,069 \cdot S - 6,48, \quad (3)$$

где q_n – дебит нефти до РБ, т/сут; $q_{ж}$ – дебит жидкости до РБ, м³/сут; $h_{нн.гис}$ – нефтенасыщенная толщина, м; K_n – пористость, %; $K_{песч}$ – коэффициент песчаности, д. ед.; $K_{расч}$ – коэффициент расчлененности, ед.; μ_n – вязкость нефти в пластовых условиях, МПа*с; ρ_n – плотность нефти в пластовых условиях, г/см³; χ – пьезопроводность, см²*с; $P_{пл}$ – пластовое давление, МПа; $h_{пр}$ – средняя толщина единичного нефтенасыщенного пропластка, м (средняя толщина единичного нефтенасыщенного пропластка рассчитывалась как отношение $h_{нн.гис}$ к количеству нефтенасыщенных пропластков); S – скин-фактор скважины; $\zeta_{кан} = h_{нн.гис}$, м/кол-во радиальных каналов.

Дополнительная добыча нефти, т	< 2000	> 2000	t-критерий	p	N ₁	N ₂
Пористость K _п , %	12,4	12,8	-1,64	0,10	96	93
Вязкость нефти μ , мПа*с	24,9	32,0	-1,76	0,08	96	93
Плотность нефти $\rho_{н\tau}$, г/см ³	0,87	0,89	-2,06	0,04	96	93
Забойное давление P _{зоб} , МПа	5,22	6,29	-2,57	0,01	56	75
Давление насыщения P _{нас} , МПа	10,32	10,21	0,33	0,74	56	75
Скин-фактор S, ед.	-3,52	-2,03	-2,82	0,01	56	75
Нефтенасыщенная толщина h _{нн.гис.} , м	8,47	9,32	-1,85	0,07	96	92
Среднесуточный прирост, т/сут	< 3	> 3	t-критерий	p	N ₁	N ₂
Пористость K _п , %	12,32	12,94	-2,59	0,01	102	87
Вязкость нефти μ , мПа*с	25,38	32,04	-1,65	0,10	102	87
Плотность нефти $\rho_{н\tau}$, г/см ³	0,87	0,89	-1,90	0,06	102	87
Удельная толщина пропластка, h _{пр} , м	2,09	1,66	2,08	0,04	97	76
Пластовое давление P _{пл} , МПа	11,95	13,29	-2,65	0,01	71	60
Забойное давление P _{зоб} , МПа	5,28	6,49	-2,95	0,00	71	60
S, ед.	-3,16	-2,09	-2,01	0,05	71	60
Продолжительность эффекта от РБ, сут	< 900	> 900	t-критерий	p	N ₁	N ₂
Дебит нефти до ГТМ q _н , т/сут	3,47	2,89	2,01	0,05	98	91
Скин-фактор S, ед.	-3,66	-1,83	-3,52	0,00	60	71
Мах дебит нефти после РБ, т/сут	< 10	> 10	t-критерий	p	N ₁	N ₂
Дебит нефти до ГТМ q _н , т/сут	2,33	4,00	-6,27	0,00	92	97
Обводненность W, %	21,50	16,86	2,24	0,03	87	96
Прирост дебита нефти в 1 год после РБ, т/сут	< 5	> 5	t-критерий	p	N ₁	N ₂
Общая толщина пласта H _о , м	21,26	24,53	-1,99	0,05	93	96
Пористость K _п , %	12,39	12,81	-1,71	0,09	93	96
Плотность нефти $\rho_{н\tau}$, г/см ³	0,87	0,89	-2,71	0,01	93	96
Объёмный коэффициент b, д.ед.	1,09	1,06	2,65	0,01	93	96
Газосодержание G, м ³ /м ³	41,81	31,55	2,31	0,02	93	96
Скин-фактор S, ед.	-3,50	-2,05	-2,73	0,01	56	75
Общая толщина H _{общ.гис.} , м	22,23	25,27	-1,85	0,07	93	95

Табл. 1. Влияние геолого-физических параметров на эффективность РБ для скважин турнейских объектов месторождений Пермского края

В результате многофакторного анализа выявлено, что на прирост дебита нефти влияет следующий комплекс параметров: дебит нефти до РБ, коэффициент песчаности, расчлененность, вязкость нефти, плотность каналов, пьезопроводность, средняя толщина единичного нефтенасыщенного пропластка и скин-фактор.

На прирост дебита жидкости наибольшим образом влияет комплекс параметров: дебит жидкости до РБ, пластовое давление, нефтенасыщенная толщина, пористость, скин-фактор.

Выявленные параметры используются для построения моделей машинного обучения.

Прогноз прироста дебита жидкости после ГТМ

На данном этапе выполнен прогноз прироста дебита жидкости методами машинного обучения. В качестве первого метода выбраны искусственные нейронные сети. Нейронные сети представляют собой математическую модель, построенную по принципу биологических нейронных сетей, и позволяют решать задачи регрессии, кластеризации и анализа данных (Вороновский и др., 1997; Царегородцев, 2008). В результате построены сети с различной архитектурой, которые довольно надежно позволяют прогнозировать прирост дебита жидкости (R – от 0,77 до 0,86). Для дальнейшего прогноза выбрана сеть с более

простой архитектурой – многослойный перспетрон: 17 нейронов на входном слое, 1 скрытый слой с 5 нейронами и 1 нейрон на выходном слое, функция активации нейронов – логистическая, функция ошибки – сумма квадратов. При обучении данной сети достигнуты достаточно высокие коэффициенты корреляции, как на обучающей выборке, так и на тестовой, и контрольной (рис. 3а).

Второй способ для расчета прироста дебита нефти после РБ – support vector machine (SVM). SVM – класс алгоритмов обучения с учителем, использующихся для задач классификации и регрессионного анализа. В результате расчетов строится несколько классифицирующих разделяющих прямых, из которых только одна соответствует оптимальному разделению (Царегородцев, 2008). На рисунке 3б представлены результаты расчетов модели для обучающей и тестовой выборки, соответственно.

Для сравнения прирост дебита жидкости рассчитан методом линейного дискриминантного анализа (ЛДА). Метод решает задачи классификации, а не регрессии, однако при расчетах возможен переход к вероятностной оценке, а через вероятность появляется возможность прогнозировать прирост дебита (рис. 4) (Галкин и др., 2019).

Результат обучения в данном случае несколько хуже (R = 0.77–0.72), однако преимущество метода заключается в том, что в процессе построения модели можно

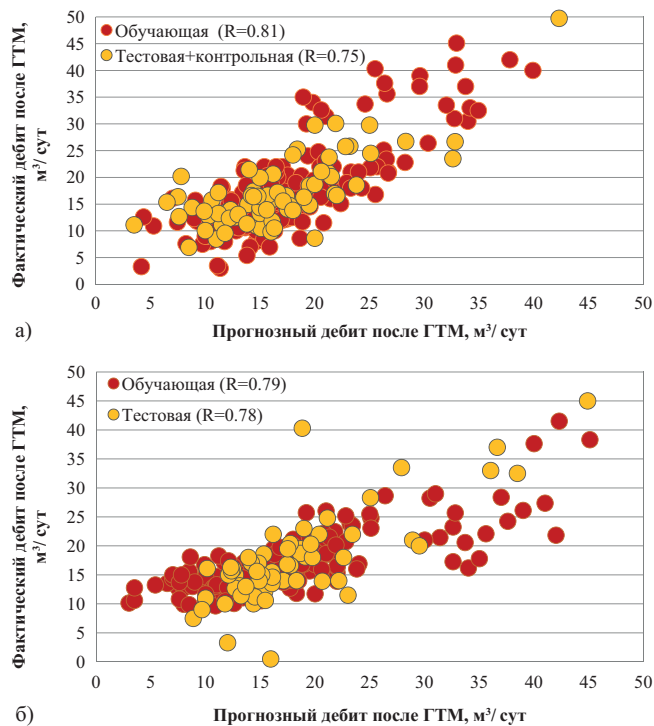


Рис. 3. Сравнение фактических и прогнозных значений дебита жидкости после ГТМ: а) нейронные сети; б) метод SVM.

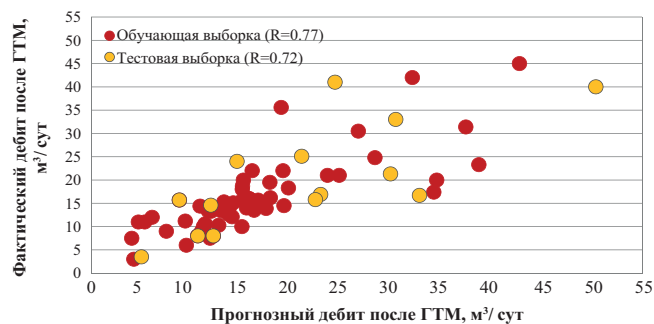


Рис. 4. Сравнение фактических и прогнозных значений. Дискриминантный анализ.

верифицировать её физичность. То есть знаки линейной дискриминантной функции и параметры не должны противоречить физическому смыслу. При построении нейросети или модели методом опорных векторов нет возможности отслеживать физичность коэффициентов в модели, что является одним из главных минусов метода.

Прогноз дополнительной добычи нефти от ГТМ

В процессе прогноза эффективности ГТМ важно оценивать потенциал дополнительной добычи. При использовании только статистических моделей не учитываются изменения физических и барических условий пласта в прогнозный период, что не позволяет производить оценку добычи на долгосрочную перспективу. Статистические модели способны прогнозировать только для текущих условий и для одной скважины, без учета взаимовлияния и интерференции.

Комплексирование статистических моделей и гидродинамического моделирования открывает возможности планирования ГТМ в долгосрочной перспективе, то есть с учетом изменения условий пласта в процессе разработки. Помимо этого, подход комплексирования позволяет учесть

геологическое строение залежи, а именно изменчивость свойств в объеме пласта и темпы обводнения скважин после мероприятия, в зависимости от гидродинамической связанности коллектора и скорости продвижения фронта вытеснения нефти водой.

В данной работе для прогнозирования дебита жидкости и дополнительной добычи нефти после мероприятия разработаны два алгоритма: 1) комплексирование математической модели, полученной с помощью нейронной сети и гидродинамического моделирования; 2) комплексирование многомерной модели, полученной с помощью ЛДА и гидродинамического моделирования.

Алгоритм расчета дополнительной добычи при использовании нейросетей следующий:

1. Определение скважин-кандидатов и даты проведения мероприятия;
2. Расчет прироста дебита жидкости с помощью обученной нейронной сети;
3. Ввод значений дебита жидкости в гидродинамический симулятор с учетом прироста от ГТМ для скважины-кандидата;
4. Запуск расчета ГДМ;
5. Оценка потенциала прироста дебита нефти, дополнительной добычи на прогнозный период, характер темпов обводнения и динамики пластового давления.

Для интеграции многомерной статистической модели расчета дебита жидкости, полученной с помощью линейного дискриминантного анализа, разработан скрипт на языке Python, позволяющий учитывать полученные зависимости в гидродинамическом симуляторе Tempest More компании Roxar.

Разработанные математические модели прироста дебита жидкости от ГТМ заносятся в программный код скрипта. Переменные математической модели ссылаются на векторы значений гидродинамической модели. Скрипт учитывает статические показатели (толщина, расчлененность, песчанность, пористость, проницаемость, свойства флюида и т.д.), занесенные в табличном виде в симулятор, и динамические показатели работы скважины, считываемые скриптом в момент прогноза (пластовое и забойное давление, текущий дебит жидкости, обводненность). В результате это позволяет получить прогноз прироста дебита жидкости от мероприятия в любой момент времени, а затем производить оценку технологической эффективности мероприятия на долгосрочную перспективу.

Таким образом, при использовании ЛДА алгоритм прогноза дополнительной добычи можно изложить следующим образом:

1. Определение скважины кандидата и даты проведения мероприятия;
2. Ввод в гидродинамический симулятор статических параметров по скважине (эффективная нефтенасыщенная толщина, пористость, скин-фактор и т.д.) в табличном виде;
3. Запуск расчета ГДМ;
4. Определение динамических параметров скважины (текущее пластовое давление, текущий дебит жидкости) на дату проведения мероприятия в автоматическом режиме с помощью скрипта;
5. Расчет прироста дебита жидкости от ГТМ по заранее полученным зависимостям ЛДА в автоматическом режиме с помощью скрипта.

По формуле (4) рассчитывается линейная дискриминантная функция, максимально разделяющая объекты на группы более и менее перспективных ГТМ (граничное значение прироста дебита жидкости – 8 м³/сут). В данной формуле скрипт считывает параметры дебита жидкости (q_ж) и пластового давления (P_{пл}) с гидродинамической модели на момент прогноза. Параметры нефтенасыщенной толщины (h_{нн.гис}), коэффициента пористости (K_п) и скин-фактора (S) заносятся в табличном виде:

$$Z = -0,39 \cdot q_{ж} + 0,27 \cdot P_{пл} - 0,1 \cdot h_{нн.гис} + 0,26 \cdot K_{п} + 0,07 \cdot S - 6,48. \quad (4)$$

По формуле (5) рассчитывается вероятность отнесения ГТМ к перспективному классу (прирост дебита жидкости более 8 м³/сут):

$$P(Z) = -0,015 \cdot (Z)^3 + 0,021 \cdot (Z)^2 + 0,34 \cdot (Z) + 0,47. \quad (5)$$

По формуле (6) рассчитывается значение прироста дебита жидкости:

$$\Delta q_{ж} = 12,35 \cdot (P(Z)) + 3,82. \quad (6)$$

6. Расчет дальнейшей динамики технологических показателей скважины в ГДМ и определение дополнительной добычи нефти.

В результате, с помощью комплексирования модели ЛДА и геолого-гидродинамического моделирования возможен расчет приростов дебита жидкости и нефти от ГТМ в автоматическом режиме. Также необходимо отметить, что геолого-гидродинамическое моделирование позволяет произвести оценку дополнительной добычи нефти от ГТМ, динамику пластового давления и темпов обводнения после ГТМ, интерференцию скважин (рис. 5–6).

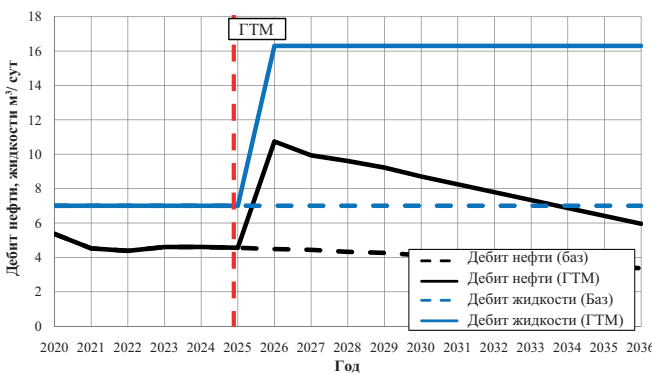


Рис. 5. Оценка эффекта от ГТМ с использованием предложенной методики

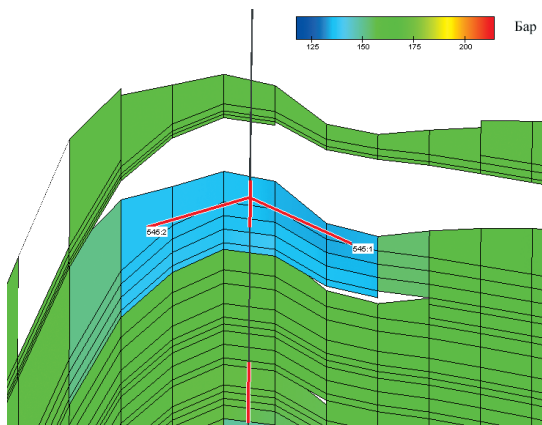


Рис. 6. Оценка изменения пластового давления после ГТМ

Результаты

Разработанный методический подход включает комбинирование нескольких способов прогнозирования прироста дебита жидкости, нефти и дополнительной добычи. Комбинация статистического и математического способа прогноза позволяет значительно повысить прогнозную надежность эффектов от геолого-технических мероприятий. В рамках проведенного исследования разработан скрипт, позволяющий в автоматическом режиме рассчитывать эффекты от радиального бурения, что значительно сокращает временные затраты и позволяет в оперативном порядке оценить эффективность мероприятия.

В результате реализации методики, на примере технологии радиального бурения удалось повысить прогнозную надежность прироста дебита жидкости, а также оценки дополнительной добычи (рис. 7–8).

На рисунке 8 представлено сопоставление результатов прогноза среднесуточного прироста дебита нефти с фактом по существующей и авторской методике. Исходя из анализа видно, что существующая методика значительно занижает эффект от мероприятия относительно факта, как по дополнительной добыче нефти (32 %), так и по времени эффекта. В связи с заниженной оценкой потенциала скважины-кандидата существует вероятность отказа от мероприятия и, как следствие, снижение конечных КИН и эффективности разработки в целом.

Авторская методика с большей точностью повторяет фактический эффект от мероприятия, хотя и показала несколько завышенный результат, при этом отклонение по дополнительной добыче нефти не превышает 5 %.

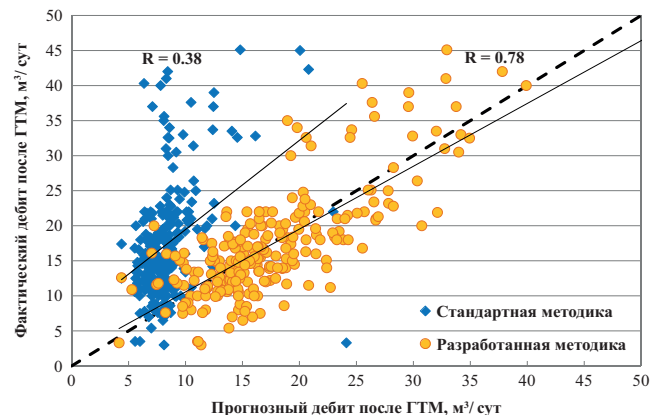


Рис. 7. Сравнение точности прогноза стандартной методики и разработанной методики для прогноза прироста дебита жидкости после РБ

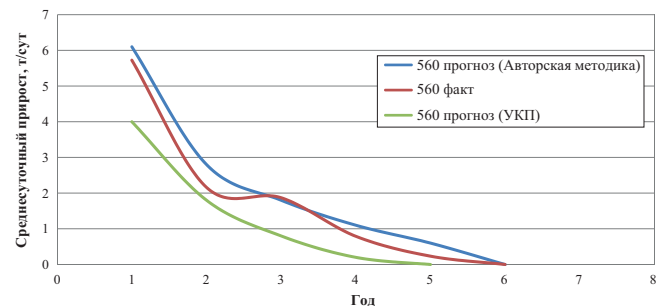


Рис. 8. Сравнение прогноза стандартной методики и разработанной методики с фактическими данными среднесуточного прироста дебита нефти по годам

Комбинирование статистического и гидродинамического моделирования позволяет снизить неопределённости и уменьшить недостатки существующих методик путем комплексирования методов на разных стадиях прогноза. Для уточнения моделей машинного обучения проводится физическое обоснование используемых параметров при помощи статистического анализа (t-критерий Стьюдента, линейный дискриминантный анализ). Для сокращения времени прописывания событий в ГДМ и снижения неопределённостей, связанных со способом моделирования различных ГТМ на ГДМ, используется разработанный скрипт, позволяющий оперативно заносить данные в геолого-гидродинамические модели, а также рассчитывать прирост дебита жидкости с учетом моделей машинного обучения, учитывающих комплекс геолого-физических и технологических параметров. Скрипт позволяет осуществлять расчет эффекта в автоматическом режиме, тем самым сократив временные затраты на 2,5 чел.-часа и более.

Финансирование

Исследование выполнено при финансовой поддержке РФФИ в рамках научного проекта №19-35-90029.

Литература

- Азбуханов А.Ф., Костригин И.В., Бондаренко К.А., Семенова М.Н., Серета И.А., Юлмухаматов Д.Р. (2019). Подбор скважин-кандидатов для проведения гидроразрыва пласта на основе математического моделирования с использованием методов машинного обучения. *Нефтяное хозяйство*, (11), с. 38–42. <https://doi.org/10.24887/0028-2448-2019-11-38-42>
- Андронов Ю.В. (2019). Методика оперативной оценки перспективности скважин для методов интенсификации притока нефти с применением нейронных сетей и деревьев решений. *Автореф. дис. канд. тех. наук*. Москва, 24 с.
- Воеводкин В.Л., Галкин В.И., Кривошеков С.Н. (2012). Исследование влияния критериев нефтегазоносности и изученности территории Пермского края на распределение месторождений углеводородов. *Нефтяное хозяйство*, 6, с. 30–34.
- Вороновский Г.К., Махотило К.В., Петрашев С.Н., Сергеев С.А. (1997). Генетические алгоритмы, искусственные нейронные сети и проблемы виртуальной реальности. 112 с.
- Галкин С.В., Кочнев А.А., Зотиков В.И. (2019). Прогнозная оценка эффективности технологии радиального бурения для башкирских эксплуатационных объектов месторождений Пермского края. *Записки Горного института*, 238, с. 410–414. <https://doi.org/10.31897/pmi.2019.4.410>
- Илюшин П.Ю., Рахимзянов Р.М., Соловьев Д.Ю., Кольчев И.Ю. (2015). Анализ проведения геолого-технических мероприятий по увеличению продуктивности добывающих скважин на нефтяных месторождениях Пермского края. *Вестник ПНИПУ. Геология. Нефтегазовое и горное дело*, 14(15), с. 81–89.
- Кочнев А.А., Зотиков В.И., Галкин С.В. (2018). Анализ влияния геолого-технологических показателей на эффективность технологии радиального бурения на примере эксплуатационных объектов Пермского края. *Известия Томского политехнического университета. Инжиниринг георесурсов*, 329(12), с. 20–29. <https://doi.org/10.18799/24131830/2018/12/16>
- Кравченко М.Н., Диева Н.Н., Лищук А.Н., Мурадов А.В., Вершинин В.Е. (2018). Гидродинамическое моделирование термохимического воздействия на низкопроницаемые керогеносодержащие коллекторы. *Георесурсы*, 20(3), с. 178–185. <https://doi.org/10.18599/grs.2018.3.178-185>

Пичугин О.Н., Прокофьева Ю.З., Александров Д.М. (2013). Деревья решений как эффективный метод анализа и прогнозирования. *Нефтепромысловое дело*, 11, с. 69–75.

Полукеев Д.И., Габдрахманова Р.Р., Лесной А.Н., Крюков М.А., Пименова Н.А., Пименова М.И. (2018). Методика технико-экономической оценки эффективности геолого-технических мероприятий. ООО «ЛУКОЙЛ-Инжиниринг»

Репина В.А., Галкин В.И., Галкин С.В. (2018). Применение комплексного учета петрофизических характеристик при адаптации геолого-гидродинамических моделей (на примере визейской залежи Гондыревского месторождения нефти). *Записки Горного института*, 231, с. 268–274. <https://doi.org/10.25515/pmi.2018.3.268>

Сайфутдинов М.А., Хакимянов И.Н., Петров В.Н., Шешдилов Р.И., Миронова Л.М. (2018). Исследования о наличии гидродинамической связи между терригенным бобринским и карбонатным турнейским объектами на базе геолого-технологической модели участка месторождения. *Георесурсы*, 20(1), с. 2–8. <https://doi.org/10.18599/grs.2018.1.2-8>

Царегородцев В.Г. (2008). Конструктивный алгоритм синтеза структуры многослойного персептрона. *Вычислительные технологии*, 13, с. 308–315.

Kolbikov S., Kuznetsova Y., Smirnov A. (2018). Method of anisotropy modeling and its application to hydrodynamic simulation. *SPE Russian Petroleum Technology Conference*. <https://doi.org/10.2118/191622-18RPTC-MS>

Koroteev V., Dinariev O., Evseev N., Klemin D., Nadeev A., Safonov S., Gurpinar O., Berg S., Kruijsdijk C., Armstrong R., Myers M. T., Hathon L., Jong H. (2014). Direct hydrodynamic simulation of multiphase flow in porous rock. *Petrophysics*, 55(04), pp. 294–303.

Lyu S., Zhang W., Du J., Gong F. (2014). A Coupled Model for the Hydrodynamics Simulation of the Pearl River Networks and its Estuary. *The 24 Int. Ocean and Polar Engineering Conf.* <https://doi.org/10.1155/2014/798579>

Olenchikov D., Kruglikova L. (2008). Hydrodynamic Simulation Of Predicted Options Of Field Development. *SPE Russian Oil and Gas Technical Conference and Exhibition*. <https://doi.org/10.2118/117408-MS>

Putilov I., Krivoshchekov S., Vyatkin K., Kochnev A., & Ravelev K. (2020). Methods of predicting the effectiveness of hydrochloric acid treatment using hydrodynamic simulation. *Applied Sciences (Switzerland)*, 10(14), 4828. <https://doi.org/10.3390/app10144828>

Сведения об авторах

Александр Александрович Кочнев – аспирант кафедры нефтегазовых технологий, Пермский национальный исследовательский политехнический университет

Россия, 614990, Пермь, пр. Комсомольский, 29

Никита Дмитриевич Козырев – аспирант кафедры нефтегазового инжиниринга, Пермский национальный исследовательский политехнический университет; ведущий инженер отдела создания и мониторинга гидродинамических моделей, Филиал ООО «ЛУКОЙЛ-Инжиниринг» «ПермНИПИнефть» в г. Перми

Россия, 614066, г. Пермь, ул. Советской Армии, 29

Ольга Евгеньевна Кочнева – канд. геол.-мин. наук, доцент кафедры геологии нефти и газа, Санкт-Петербургский горный университет

Россия, 199106, Санкт-Петербург, Васильевский остров, 21 линия, 2

Сергей Владиславович Галкин – доктор геол.-мин. наук, профессор кафедры нефтегазовых технологий, Пермский национальный исследовательский политехнический университет

Россия, 614990, Пермь, пр. Комсомольский, 29

Статья поступила в редакцию 20.07.2020;

Принята к публикации 01.09.2020; Опубликована 30.09.2020

IN ENGLISH

Development of a comprehensive methodology for the forecast of effectiveness of geological and technical measures based on machine learning algorithms

A.A. Kochnev¹, N.D. Kozyrev^{1,2}, O.E. Kochneva^{3}, S.V. Galkin¹*

¹Perm National Research Polytechnic University, Perm, Russian Federation

²Branch of LLC «LUKOIL-Engineering» «PermNIPIneft» in Perm, Perm, Russian Federation

³Saint-Petersburg Mining University, St. Petersburg, Russian Federation

*Corresponding author: Olga E. Kochneva, e-mail: kochnevae@mail.ru

Abstract. The main part of hydrocarbon production in Russia is represented by old oil and gas producing regions. Such areas are characterized by a significant decrease in well productivity due to high water cut and faster production of the most productive facilities. An important role for such deposits is played by stabilization of production and increase of mobile reserves by improving the development system. This is facilitated by various geological and technical measures.

Today, an urgent problem is to increase the reliability of the forecast of technological and economic efficiency when planning various geological and technical measures. This is due to the difficulty in selecting candidate wells under the conditions of the old stock, the large volume of planned activities, the reduction in the profitability of measures, the lack of a comprehensive methodology for assessing the potential of wells for the short and long term.

Currently, there are several methods to evaluate the effectiveness of geological and technical measures: forecast based on geological and field analysis, statistical forecast, machine learning, hydrodynamic modeling. However, each of them has its own shortcomings and assumptions. The authors propose a methodology for predicting the effectiveness of geological and technical measures, which allows one to combine the main methods at different stages of evaluating the effectiveness and to predict the increase in fluid and oil production rates, additional production, changes in the dynamics of reservoir pressure and the rate of watering of well production.

Keywords: geological and technical measures, efficiency forecast, machine learning, mathematical statistics, hydrodynamic modeling, geological and physical parameters

Recommended citation: Kochnev A.A., Kozyrev N.D., Kochneva O.E., Galkin S.V. (2020). Development of a comprehensive methodology for the forecast of effectiveness of geological and technical measures based on machine learning algorithms. *Georesursy = Georesources*, 22(3), pp. 79–86. DOI: <https://doi.org/10.18599/grs.2020.3.79-86>

Acknowledgments

The study was carried out with the financial support of the Russian Foundation for Basic Research within the framework of the scientific project No. 19-35-90029.

References

- Andronov Yu.V. (2019). Methodology for the operational assessment of the prospectivity of wells for methods of stimulating oil inflow using neural networks and decision trees. *Abstract. cand. sci. diss.* Moscow, 24 p. (In Russ.)
- Azbuhanov A.F., Kostrigin I.V., Bondarenko K.A., Semenova M.N., Sereda I.A., Yulmukhametov D.R. (2019). Selection of candidate wells for hydraulic fracturing based on mathematical modeling using machine learning methods. *Neftyanoe khozyaystvo = Oil industry*, 11, pp. 38–42. (In Russ.) <https://doi.org/10.24887/0028-2448-2019-11-38-42>
- Galkin S.V., Kochnev A.A., Zotikov V.I. (2019). Estimate of Radial Drilling Technology Efficiency for the Bashkir Operational Oilfields Objects of Perm Krai. *Zapiski gornogo instituta = Journal of Mining Institute*, 238, pp. 410–414. (In Russ.). <https://doi.org/10.31897/pmi.2019.4.410>
- Ilyushin P.Y., Rakhimzyanov R.M., Solovyov D.Y., Kolychev I.Y. (2015). Analysis of geological and technical measures to increase the productivity of producing wells in the oil fields of the Perm region. *Vestnik Permskogo natsional'nogo issledovatel'skogo politekhnicheskogo universiteta. Geologiya. Neftgazovoe i gornoe delo = Perm Journal of Petroleum and Mining Engineering*, 14(15), pp. 81–89. (In Russ.)
- Kochnev A.A., Zotikov V.I., Galkin S.V. (2018). Analysis of the influence of geological and technological parameters on the effectiveness of radial drilling technology on the example of operational objects in perm region.

Izvestiya Tomskogo Politehnicheskogo Universiteta Inzining Georesursov = Bulletin of the Tomsk Polytechnic University. Geo Assets Engineering, 329(12), pp. 20–29. (In Russ.). <https://doi.org/10.18799/24131830/2018/12/16>

Kolbikov S., Kuznetsova Y., Smirnov A. (2018). Method of anisotropy modeling and its application to hydrodynamic simulation. *SPE Russian Petroleum Technology Conference*. <https://doi.org/10.2118/191622-18RPTC-MS>

Koroteev D., Dinariev O., Evseev N., Klemin D., Nadeev A., Safonov S., Gurpinar O., Berg S., Kruijsdijk C., Armstrong R., Myers M. T., Hathon L., Jong H. (2014). Direct hydrodynamic simulation of multiphase flow in porous rock. *Petrophysics*, 55(04), pp. 294–303.

Kravchenko M.N., Dieva N.N., Lischuk A.N., Muradov A.V., Vershinin V.E. (2018). Hydrodynamic modeling of thermochemical effects on low-permeability kerogen-containing reservoirs. *Georesursy = Georesources*, 20(3), pp. 178–185. <https://doi.org/10.18599/grs.2018.3.178-185>

Lyu S., Zhang W., Du J., Gong F. (2014). A Coupled Model for the Hydrodynamics Simulation of the Pearl River Networks and its Estuary. *The Twenty-fourth International Ocean and Polar Engineering Conference*. <https://doi.org/10.1155/2014/798579>

Olenchikov D., Kruglikova L. (2008). Hydrodynamic Simulation Of Predicted Options Of Field Development. *SPE Russian Oil and Gas Technical Conference and Exhibition*. <https://doi.org/10.2118/117408-MS>

Pichugin O.N., Prokofieva Yu.Z., Aleksandrov D.M. (2013). Decision trees as an effective method of analysis and forecasting. *Neftpromyslovoe delo*, 11, pp. 69–75. (In Russ.)

Polukeev D.I., Gabdrakhmanova R.R., Lesnoy A.N., Kryukov M.A., Pimenova N.A., Pimenova M.I. (2018). Methodology of technical and economic evaluation of the effectiveness of geological and technical measures. LUKOIL-Engineering LLC. (In Russ.)

Putilov I., Krivoshchekov S., Vyatkin K., Kochnev A., & Ravelev K. (2020). Methods of predicting the effectiveness of hydrochloric acid treatment using hydrodynamic simulation. *Applied Sciences (Switzerland)*, 10(14), 4828. <https://doi.org/10.3390/app10144828>

Repina, V.A., Galkin, V.I., Galkin, S.V. Complex petrophysical correction in the adaptation of geological hydrodynamic models (On the example of visean pool of Gondyrev oil field). *Zapiski gornogo instituta = Journal of Mining Institute*, 231, pp. 268–274. (In Russ.). <https://doi.org/10.25515/pmi.2018.3.268>

Sayfutdinov M.A., Khakimzyanov I.N., Petrov V.N., Sheshdirov R.I., Mironova L.M. (2018). Studies on the presence of a hydrodynamic connection between the terrigenous Bobrikovsky and carbonate Tournaian objects based on the geological and technological model of the field site. *Georesursy = Georesources*, 20(1), pp. 2–8. <https://doi.org/10.18599/grs.2018.1.2-8>

Tsaregorodtsev V.G. (2008). A constructive algorithm for synthesizing the structure of a multilayer perceptron. *Vychislitelnye tekhnologii = Computational technologies*, 13, pp. 308–315. (In Russ.)

Voevodkin V.L., Galkin V.I., Krivoshchekov S.N. (2012). Investigation of the influence of oil and gas content criteria and geological and geophysical knowledge on the distribution of hydrocarbon deposits in the Perm Region. *Neftyanoe-Khozyaystvo = Oil industry*, 6, pp. 30–34. (In Russ.)

Voronovsky G.K., Makhotilo K.V., Petrashev S.N., Sergeev S.A. (1997). Genetic algorithms, artificial neural networks, and virtual reality problems. 112 p. (In Russ.)

About the Authors

Alexander A. Kochnev – graduate student, Perm National Research Polytechnic University
29, Komsomolsky av., Perm, 614990, Russian Federation

Nikita D. Kozyrev – graduate student, Perm National Research Polytechnic University; Engineer, Branch of LLC «LUKOIL-Engineering» «PermNIPIneft» in Perm
29, Soviet Army st., Perm, 614066, Russian Federation

Olga E. Kochneva – Cand. Sci. (Geology and Mineralogy), Department of Oil and Gas Geology, Saint-Petersburg Mining University
2, 21st lines, Vasilyevsky Island, St. Petersburg, 199106, Russian Federation

Sergey V. Galkin – Dr. Sci. (Geology and Mineralogy), Professor of the Department of Oil and Gas Technologies, Perm National Research Polytechnic University
29, Komsomolsky av., Perm, 614990, Russian Federation

Manuscript received 20 July 2020;
Accepted 1 September 2020; Published 30 September 2020