

УДК 338.364

DOI: 10.46548/21vek-2021-1055-0019

**ОЦЕНКА ПРОДУКТИВНОСТИ И ЭКОНОМИЧЕСКОЙ ЭФФЕКТИВНОСТИ ТЕХНОЛОГИЙ
ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА ДЛЯ АВТОМАТИЗАЦИИ ПРОЦЕССОВ
РАЗВЕДКИ И ДОБЫЧИ НЕФТИ И ГАЗА**

© 2021

Байбаров Дмитрий Анатольевич, инженер кафедры «Автоматизация и управление»

Тюменский государственный нефтегазовый университет

(625000, Российская Федерация, Москва, улица Володарского, 38, e-mail: dmitrijbajbarov@gmail.com)

Аннотация. В данной статье рассматривается возможность применения технологий искусственного интеллекта для автоматизации процессов разведки и добычи нефти и газа. Актуальными проблемами в этой области являются трудности нахождения и разработки новых месторождений, быстрой обработки данных геологоразведки, построение моделей будущих скважин, выработки существующих коллекторов, стратегического планирования и создания базы данных отрасли для дальнейшего использования наработанных навыков для будущих разработок. Решением таковых возможно с применением прогрессивных технологий искусственного интеллекта. Целью данной работы является выбор эффективных технологий искусственного интеллекта по поиску, разведке и разработке месторождений нефти и газа, а также по построению проектов бурения скважин. Проведена оценка эффективности методов разработки месторождений, оптимизации процесса бурения и прогнозирования добычи нефти с использованием интеллектуальных методов интерполяции и оптимизации без градиента, вейвлет-преобразования, глубокой нейронной сети, случайного леса, нейронной сети обратного распространения. Показано, что применение интеллектуальных подходов позволит сократить операционные издержки и инвестиционные затраты на исследование новых месторождений на 11 – 14%, увеличить объем добываемого сырья на 28% в год, спрогнозировать скорости добычи сырья на ближайшие два года на основе исторических данных по месторождению. Результаты оценки инвестиционного индекса внедрения данных технологий показал экономический эффект около 30% на последующие пять лет.

Ключевые слова: искусственный интеллект, бурение скважин, нефть, газ, оптимизация, автоматизация, прогнозирование, нейронная сеть, метод случайного леса.

**ASSESSING THE PRODUCTIVITY AND ECONOMIC VIABILITY OF ARTIFICIAL INTELLIGENCE
TECHNOLOGIES FOR AUTOMATING OIL AND GAS EXPLORATION AND PRODUCTION**

© 2021

Baybarov Dmitry Anatolyevich, engineer in the specialty of «Automation of Technological Processes and Production Operations (Oil and Gas Sector)», department of Automation and control

Tyumen State Oil and Gas University

(625000, Russian Federation, Moscow, st. Volodarskogo, 38, e-mail: dmitrijbajbarov@gmail.com)

Abstract. This study addresses the possibility of using artificial intelligence (AI) to automate oil and gas exploration and production processes. The current problems in this area are the difficulties of finding and developing new fields, processing exploration data, building a model of future wells, developing existing reservoirs, carrying out strategic planning, and creating an industry database to use the available skills and advances for future improvements. These can be solved using cutting-edge AI technologies. The purpose of this work was to select effective and innovative AI technologies for the search, exploration, and development of oil and gas fields and the preparation of well-drilling projects. The effectiveness of field development methods, optimization of the drilling process and forecasting oil production using intelligent interpolation and optimization methods without a gradient, wavelet transform, deep neural network, random forest, backpropagation neural network was evaluated. It was shown that the application of AI-based approaches would allow reducing operational costs and investment expenditures for exploration of new fields by 11–14% and increase oil production by about 28 %, increase in the volume of extracted oil by 28% per year, predict the rates of oil production for the next two years based on historical data on the field. The results of evaluating the investment index of the introduction of these technologies showed an economic effect of about 30% for the next five years.

Keywords: artificial intelligence, well drilling, oil, gas, optimization, automation, forecasting, neural network, random forest method.

Введение. Традиционные методы поиска и разработка месторождений нефти и газа представляют собой достаточно затратные и трудоемкие процессы, которые характеризуются сложностями по разработке трудно извлекаемых запасов, определению новых плодородных регионов, выводом на положительную рентабельность сложных проектов и пр. [1]. Самым трудоемким и ответственным этапом производствен-

ной цепочки добычи нефти является процесс разведки новых скважин, который требует использования дорогостоящих технологий, затрат времени и ресурсов, не гарантируя точного результата, а подчас ставя под сомнение рентабельность дальнейшей добычи нефти или газа [2]. Именно по этим причинам наиболее актуальным способом является сбор и анализ сейсмических данных и геодезических карт с целью оптимиза-

ции размещения буровых установок на основе полной картины геологического строения местности [3 – 4]. Кроме того, огромной проблемой является сложность обработки данных с использованием традиционных методов моделирования физики течений в разрабатываемом коллектора путем решения уравнений в частных производных, которые ограничивают возможности оптимизации для правильного планирования разработки месторождения [5 – 6]. Нефтегазовым компаниям приходится сталкиваться с огромными неопределенностями, которые обрабатываются вручную, и полагаются в основном на решение экспертов, а не на фактические данные. Кроме того, эти неопределенности необходимо учитывать при принятии решений об инвестировании мероприятий по разработке месторождения на ближайшие 10 – 20 лет [7]. Решением данной проблемы является применение технологий искусственного интеллекта (ИИ) [8 – 10], которые способны оптимизировать и автоматизировать процессы по обработке больших данных, поиску оптимальных решений на основе машинного обучения. Внедрение технологий ИИ в нефтегазовую отрасль способствует существенному снижению вероятных рисков на производстве, повышению производительности предприятия, а также, минимизации эксплуатационных расходов [11 – 12].

На сегодняшний день в нефтегазовой отрасли наблюдается интенсивный рост во внедрении технологий ИИ для обработки результатов сейсмических исследований, планирования разработки месторождений на морском дне, контроля процесса бурения и сбора технологических данных; оценки перспектив разработки месторождений нефти и газа, построения баз данных нефтегазового производства [13 – 16]. Однако, эти технологии требуют систематизации и создания методологии выбора по критериям эффективности при поиске, разведке и разработке месторождений нефти и газа, а также по построению проектов бурения скважин на основании их объективного анализа, оценки действенности и возможности внедрения.

Целью этой работы является проведение оценки продуктивности и экономической эффективности инновационных технологий ИИ по поиску, разведке и разработке месторождений нефти и газа, а также по построению проектов бурения скважин и прогнозированию объемов добываемого сырья на ближайшие пять лет. Для оценки рентабельности внедрения технологий ИИ проведен анализ продуктивности и экономического эффекта модернизации предприятий в сравнении с традиционными технологиями.

Материалы и методы исследования. *Разведка месторождения* всегда связана с риском и сложностями обработки сейсмических данных для точного определения мест бурения на геодезических картах. Для обработки и интерпретации больших объемов сейсмических и скважинных данных используются комбинации различных методов ИИ, таких как метод *интерполяции*, *оптимизации без градиента*, *вейвлет-преобразования* и *глубокой нейронной сети* [17].

С помощью многочисленных сенсоров, радаров, сейсмических томографов происходит сбор информации обо всех необходимых параметрах географического расположения будущей разработки, о составе местности. Измеренные сейсмические данные, представляющие сигналы на фоне шума, обрабатываются с помощью алгоритмов интерполяции и оптимизации без градиента для получения подробных и точных карт амплитуд, пористости и насыщенности породы. С помощью метода вейвлет-преобразования можно изучить формы волны сейсмических данных в частотной и временной областях [18]. Использование глубоких нейронных сетей (ГНС) дает высокую точность показателей разведочных данных скважин на основе анализа исторических данных о добыче на месторождении [19]. ГНС применяется для нахождения новых запасов нефти путем моделирования различных ситуаций, прогнозирования сложностей в поиске новых месторождений на основе полученных данных. Также эта система эффективна при сборе информации о новом месторождении и продуктивной ее обработке.

В процессе пробных бурений важными данными, которые собираются для анализа ГНС и принятия верного решения относительно разработки будущего месторождения, являются такие параметры, как коэффициент пористости пласта, коэффициент насыщения нефтью коллектора, коэффициент продуктивности выработки, показатель вытеснения нефти при выработке. Нейронные сети позволяют быстро, надежно и качественно связать обрывки информации друг с другом и создать более полную картину месторождения. На основании таких данных компаниям будет проще и продуктивнее открывать для себя новые возможности по добыче или более эффективно использовать существующие инфраструктуры [17-19].

Кроме того, важным этапом при добыче нефти является *оптимизация процесса бурения*, которая достигается за счет регулирования скорости бурения скважины, крутильных колебаний при бурении и удельной механической энергии (УМЭ). УМЭ отражает расход энергии на раздробление горной породы при бурении. Оптимизация данных параметров с помощью методов ИИ может помочь в устранении непредвиденных неисправностей долота. На основе *алгоритма случайных лесов* были разработаны модели, учитывающие одновременно скорость бурения, крутящий момент на долоте и УМЭ, которые показали высокую точность прогнозирования в сопоставлении с реальными данными [20]. Метод, который в качестве исходных данных помимо перечисленных параметров использует данные о весе на долоте, вибрации в скважине и глубине скважины, дает возможность уменьшить влияние задержки при определении неисправности. В процессе бурения данные, поступающие от датчиков, установленных в различных местах бура и долота, обрабатываются в режиме реального времени, и результаты передаются в аналитический блок управления с использованием нейронных сетей. Благодаря возможности быстрых расчетов и анализа множества данных,

поступающих в процессе бурения и разработки скважин, применение такой технологии позволит быстро принимать целесообразные решения, снизить затраты на бурение, повысить скорость проникновения, улучшить состояние используемого оборудования, существенно сократить риски в отрасли. Кроме того, полученная информация сможет составить базу для прогнозирования продуктивности пласта и оценки экономической эффективности разработки конкретного месторождения [21].

Для прогнозирования производительности месторождения на основе исторических данных в качестве инструмента ИИИ используют *нейронную сеть обратного распространения* (НСОР) [22]. При этом входными параметрами служат полученные за сутки данные по скорости добычи газа, давлению в насосно-компрессорных трубах и забойному давлению потока нефти, которые с помощью алгоритма обучения с подкреплением участвуют в обучении нейронной сети для прогнозирования скорости добычи нефти с минимальным отклонением от экспериментальных данных, при этом дебит сырой нефти является выходом. На основе этих данных обученная нейронная сеть способна составить прогноз на требуемое время для оценки производительности месторождения и возможные затраты на его дальнейшую разработку. Модель НСОР способна определять режимы и скорости течения нефти в стволах скважин и отслеживать работу насосов. Это позволяет обнаружить потери циркуляции нефти в буровых скважинах, и благодаря этому устранить непродуктивность труда [21-23].

Для оценки экономической эффективности предлагаемых технологий ИИИ в этой работе использовалась методика *потребительского индекса* (ПИ), которая предполагает оценку результатов внедрения ИИИ в виде совокупности индексов, отражающих положительные изменения в работе предприятия (увеличение производительности, снижение затрат и пр.). Метод ПИ позволяет оценить действительную экономическую стоимость вложения в технологии за счет определения доходности инвестиций (ДИ) до и после внедрения:

$$ДИ = \frac{\sum_i P_i - \sum_j C_j}{\sum C} \times 100 \%, \quad (1)$$

где P_i и C_j – показатель доходности после и до внедрения ИИИ, соответственно. Например, затраты средств на разработку скважин, прирост добычи нефти, инвестиционные затраты на исследования новых месторождений, затраты времени на разработку скважин. C – показатель совокупной стоимости затрат на внедрение технологии.

Показатели возврата инвестиций и эффективности затрат определялись на основе расчета совокупной стоимости (СС), в которой учитываются первоначальные затраты и последующие затраты в течении 5 лет на эксплуатацию, доработку и пр. Показатель экономической эффективности (ПЭЭ) внедрения ИИИ технологий рассчитывался по формуле:

$$ПЭЭ = \frac{(\text{Прирост доходов} - СС)}{СС} \times 100 \% \quad (2)$$

Результаты исследования. Метод разведки месторождения. На рисунке 1 представлены результаты оценки показателей эффективности (ДИ) применения технологий ИИИ для автоматизации процессов разведки и добычи нефти и газа.

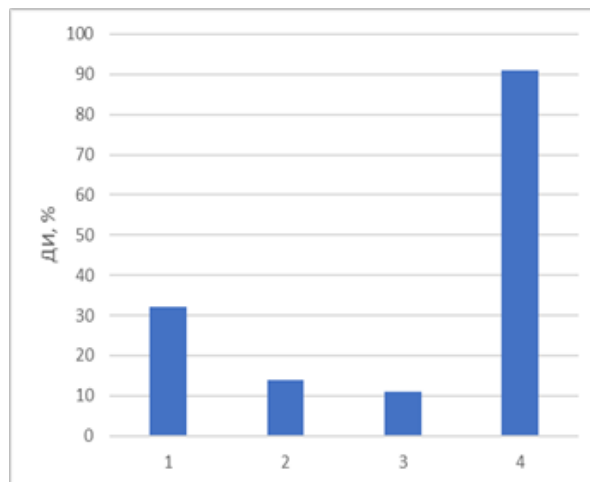


Рисунок 1 – Доходность инвестиций (ДИ) применения комплекса технологий ИИИ для автоматизации процессов разведки и добычи нефти и газа: 1 - затраты средств на разработку скважин; 2 - прирост добычи нефти; 3 - инвестиционные затраты на исследования новых месторождений; 4 - затраты времени на разработку скважин.

Из данных на рисунке 1 следует, что применение комплекса различных методов ИИИ (метод интерполяции, оптимизации без градиента, вейвлет-преобразования и глубокой нейронной сети) для поиска месторождений нефти позволяет сократить операционные издержки и инвестиционные затраты на исследования и открытия новых месторождений на 13 – 14%, сократить время поиска и разработки новых месторождений на 91%, и значительно снизить затраты на оценку и разработку скважин примерно на 32%. Кроме того, согласно результатам расчета внедрение данной комплексной технологии в нефтегазовую область поможет сэкономить средства на разработку месторождения приблизительно на 2 – 4 млн. рублей на одну скважину и сократит время на разработку скважин с 2 лет до 2 месяцев. Таким образом, применение ИИИ позволяют на стадии принятия технологических решений стадии запуска проекта принять верное прибыльное решение. Спрогнозированная модель будущей разработки месторождения позволит достоверно оценить потенциальные риски и обойти проблемные места.

Метод оптимизации процесса бурения в реальном времени. На рисунке 2 представлены результаты измерения датчиками и расчетные данные прогноза, полученные методом случайного леса, основных параметров бурения скважины в режиме реального времени. Как видно из графиков зависимостей, с увеличением глубины бурения скважины наблюдается сильная дисперсия показателей скорости бурения, крутящего момента и УМЭ, которую можно объяснить влиянием вибраций, различных свойств горных пород в пласте и т.д.

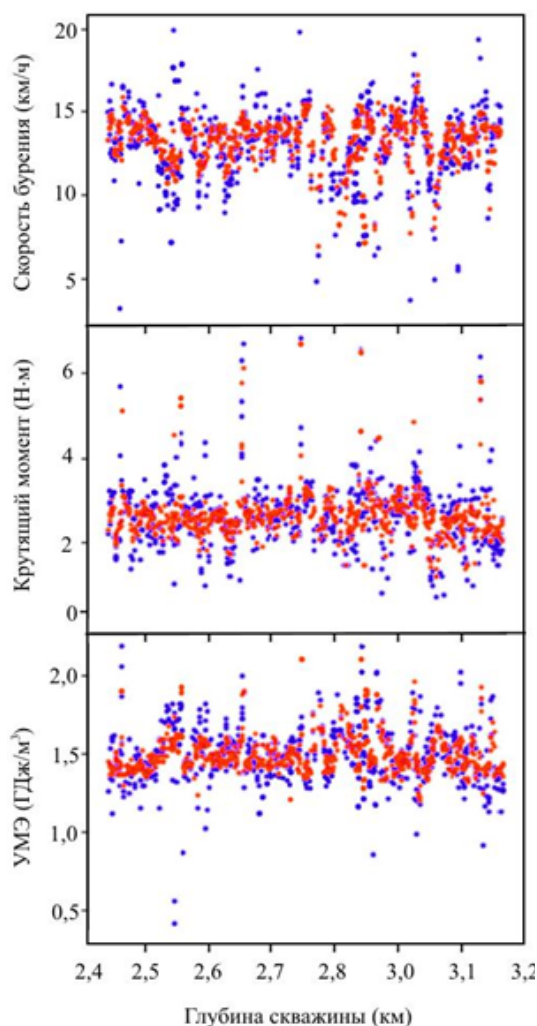


Рисунок 2 – Измеренные датчиками (синие точки) и рассчитанные с помощью алгоритма случайного леса (красные точки) данные скорости бурения, крутящего момента на долоте и удельной механической энергии (УМЭ) в зависимости от глубины бурения, соответственно.

Результаты применения метода ИИ демонстрируют, что прогнозируемые и реальные данные хорошо согласуются между собой. Среднее значение отклонений, прогнозируемых от реальных показателей, составляет приблизительно 5-20%, что является в пределах нормы для данных величин [22].

Использование метода ИИ при бурении скважин

в автоматическом режиме отражается и на показателях производительности добычи нефти. На рисунке 3 показана диаграмма технологических показателей разработки скважины по годам, из которой следует, что использование технологии ИИ способствует постепенному увеличению добычи нефти с течением времени.

Из графика видно, что при использовании оптимизации процесса бурения в реальном времени с помощью ИИ технологии количество добываемой нефти в год существенно возрастает до 28%. Это влечет за собой увеличение прибыльности предприятий наряду с сокращением расходов средств.

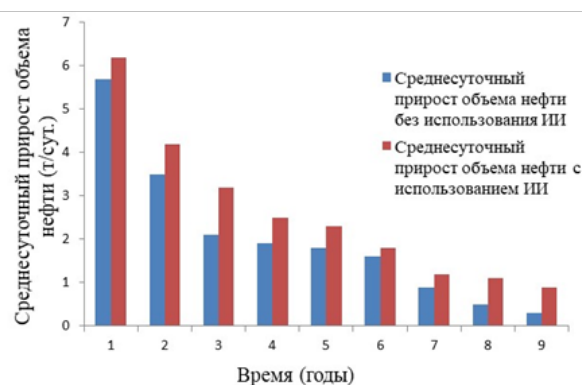


Рисунок 3 – Оценка среднесуточного прироста объема нефти по годам

Прогнозирование объемов добываемого сырья. На рисунке 4 представлены результаты обучения и составленного прогноза для скорости добычи нефти в месторождении с помощью использования НСОР. Как видно из графика, обучение с подкреплением НСОР демонстрирует практически точное совпадение расчётных и реальных данных, что позволяет составить более точный прогноз добычи нефти на последующие годы на данном месторождении. Согласно данным расчета показано, что метод НСОР на основе исторических данных позволяет спрогнозировать скорость добычи нефти или газа с высокой точностью, что позволяет оценить производительность скважины на период до двух и более лет и значительно сократить операционные и инвестиционные затраты на дополнительные исследования.

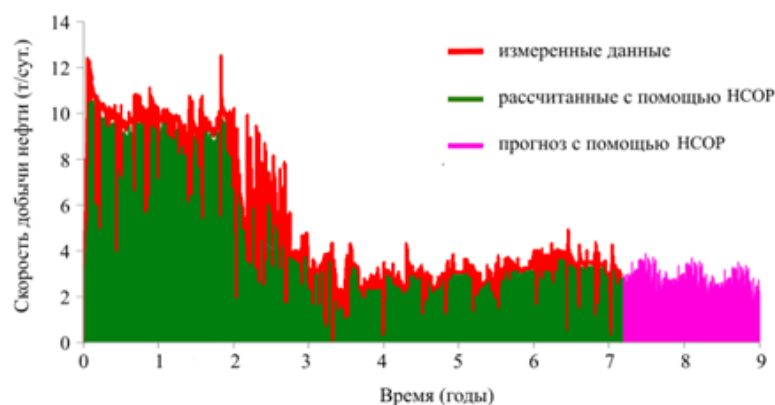


Рисунок 4 – Временная зависимость скорости добычи нефти и составленный прогноз с помощью НСОР

На основе полученных результатов была проведена оценка экономической эффективности использования ИИ технологий на последующие пять лет, которая представлена в таблице 1. Как видно из приведенных в таблице данных, использование технологий ИИ позволяет за пять лет повысить экономическую эффективность почти на 30%.

Таблица 1 – Оценка эффективности внедрения ИИ технологий за пять лет

Метод	Используемые ИИ технологии	Экономический эффект
Метод разведки месторождения	Интерполяция + оптимизация без градиента + вейвлет-преобразование + глубокая нейронная сеть	21 %
Метод оптимизации процесса бурения в реальном времени	Случайный лес	28 %
Прогнозирование объемов добываемого сырья	Нейронная сеть обратного распространения	19 %

Таким образом, внедрение ИИ технологий гарантирует прогресс, процветание и развитие отрасли по разведке и добычи нефти и газа с постоянным приростом доходов [23 - 24]. В качестве примера можно назвать компанию *Belmont Technology*, которая разработала и внедрила платформу «*Sandy*», дающую возможность интерпретировать геологическую, геофизическую, историческую и резервуарную информацию по проекту. При этом ИИ интегрирует информацию, выявляя новые связи и процессы, и использует ее для создания актуальной карты ископаемых активов [25].

Искусственный интеллект уже задействован в ряде секторов нефтегазовой промышленности в рамках глобальных нововведений для цифрового преобразования операций по разведке и добыче полезных ископаемых [9,15,25]. Кроме того, разработанные приложения технологий позволяют компаниям быстро анализировать сложные данные при разведке и добыче нефти и газа, открывать перспективы разведки или более эффективно использовать существующие ресурсы [26-29].

Заключение. В статье рассмотрены подходы к решению проблем нахождения и разработки новых месторождений нефти и газа с применением методов искусственного интеллекта для обработки данных геологоразведки, построения модели будущих скважин, процесса бурения, стратегического планирования и составления реально действующих баз данных нефтегазовой отрасли. Показаны эффективные примеры применения технологий искусственного интеллекта для автоматизации процессов разведки и добычи нефти и газа. Практическая ценность применения технологий искусственного интеллекта в нефтегазовой промышленности для автоматизации процессов разведки и добычи нефти и газа заключается в снижении затрат на оценку и разработку скважин примерно на 32%, на исследования новых месторождений – на 11%, в приросте добычи нефти на 14%. Экономический эффект от ее внедрения ИИ составит 21%, а использование

метода оптимизации процесса бурения в реальном времени на основе алгоритма случайного леса оптимизировать механические параметры при бурении, что увеличивает экономическую эффективность этого процесса на 28%. Прогнозирование объемов добываемого сырья с помощью нейронных сетей увеличивает экономическую выгодность на 19% за счет сокращения операционных и инвестиционных затрат на исследования.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ:

1. Пономарев О.П. Геоэкологические особенности эксплуатации подземных хранилищ природного газа // Вестник РГУ им. И. Канта. – 2006. – № 1. – С. 69 – 77.
2. Еремин Н.А., Еремин А.Н., Еремин А.Н. Управление разработкой интеллектуальных месторождений: Учеб. пособие для вузов. – М.: РГУ нефти и газа имени И.М. Губкина, 2012. – 165 с.
3. Подольский, А.К. Применение методов искусственного интеллекта в нефтегазовой промышленности. Прикладные исследования / А.К. Подольский // Современная наука. – 2016. – № 3. – С. 33 – 36.
4. Тер-Саркисов Р.М., Захаров А.А., Николаев В.А. Управление процессом разработки газоконденсатного пласта // Газовая промышленность. – 2001. – № 3. – С. 39-40.
5. Мандрик И.Э., Шахвердиев А.Х., Сулейманов И.В. Оценка и прогноз нефтеотдачи на основе моделирования нейронными сетями // Нефтяное хозяйство. – 2005. – № 10. – С. 31-34.
6. Пчельников И.В., Борхович С.Ю., Натаров А.Л. Перспективы прогнозирования эффективности ГТМ на основе нейросетевого моделирования // Нефть. Газ. Новации. – 2016. – № 4. – С. 37-40.
7. Васенков Д.В. Методы обучения искусственных нейронных сетей // Компьютерные инструменты в образовании. – 2007. – № 1. – С. 20-29.
8. Tekic Z., Koroteev D. From disruptively digital to proudly analog: a holistic typology of digital transformation strategies // Business Horizons. – 2019. – № 62 (6). – P. 683-693.
9. Shafiee M., Animah I., Alkali B., Baglee D. Decision support methods and applications in the upstream oil and gas sector // J. Pet. Sci. Eng. – 2019. – № 173. – P. 1173-1186.
10. Келлер Ю.А. Разработка искусственных нейронных сетей для предсказания технологической эффективности от выравнивания профиля приемистости // Известия Томского политехнического университета. Информационные технологии. – 2014. – № 325 (5). – С. 60-65.
11. Гаричев С.Н., Еремин Н.А. Технология управления в реальном времени: Учеб. пособие. В 2 ч. – М.: МФТИ, 2015. – Ч. 1. – 196 с.
12. Чикуров А.В., Матвеев Д.С., Харисов Р.М., Хуснияров М.Х. Применение методов искусственного интеллекта для выявления отказов элементов, автоматизированных технологических комплексов колонных аппаратов // Проблемы автоматизации технологических процессов добычи, транспорта и переработки нефти и газа: материалы Всероссийской научно-практической интернет-конференции/редкол.: Веревкин А.П., Ишинбаев Н.А. – Уфа: Изд-во УГНТУ, 2013. – 137 с.
13. Вяхирев В.И. Разработка и эксплуатация газовых месторождений. – М.: Недра-Бизнесцентр, 2002. – 880 с.
14. Кузяков О.Н., Сидорова А.Э., Глухих И.Н. Разработка принципов построения киберфизической системы мониторинга внутрипромышленного нефтепровода как составляющей умного месторождения // Новые информационные технологии в нефтегазовой отрасли и образовании: материалы VIII Международной научно-технической конференции; отв. ред. О. Н. Кузяков. – Тюмень: ТИУ, 2019. – 324 с.
15. Barker J.W., Thibaut S. A critical review of the use of pseudorelative permeabilities for upscaling // SPE Reserv.Eng. – 1997. – № 12 (2). – P. 138-143.
16. Андреев Е.Б., Попадью В.Е. Технические средства систем управления технологическими процессами нефтяной и газовой промышленности. – М.: Изд-во РГУ нефти и газа им. И.М. Губкина, 2004. – 269 с.
17. Hegde C., Gray K.E. Use of machine learning and data

analytics to increase drilling efficiency for nearby wells // J. Nat. Gas. Sci. Eng. – 2017. – № 40. – P. 327-335.

18. Zhang J., Yin X., Zhang G., Gu Y., Fan X. Prediction method of physical parameters based on linearized rock physics inversion // Petr. Explor. Dev. – 2020. – № 47 (1). – С. 59-67.

19. Prieto-Guerrero A., Espinosa-Paredes G. Linear signal processing methods and decay ratio estimation // Linear and non-linear stability analysis in boiling water reactors. – Swaston, UK: Woodhead Publishing, 2019. – P. 269-314.

20. Losoya E., Vishnumolakala N., Noynaert S.F., Medina-Cetina Z., Bukkapatnam S., Gildin E. Automatic identification of rock formation type while drilling using machine learning based data-driven models // IADC/SPE Asia Pacific Drilling Technology Conference. – OnePetro, 2021, June.

21. Guo J., Huang W., Mao Q., Wang X., Wang X., Song T. Modified GMDH networks for oilfield production prediction // Geosystem Eng. – 2018. – № 21 (4). – P. 217-225.

22. Александровская Л.Н., Круглов В.И., Кузнецов А.Г. Теоретические основы испытаний и экспериментальная обработка сложных технических систем. – М.: Изд-во Логос, 2003. – 733 с.

23. Пчельников И.В., Борхович С.Ю., Натаров А.Л. Перспективы прогнозирования эффективности ГТМ на основе нейросетевого моделирования // Нефть. Газ. Новации. – 2016. – № 4. – С. 37-40.

24. Зойдов К.Х., Пономарева С.В., Серебрянский Д.М. Стратегическое планирование и перспективы применения искусственных нейронных сетей в нефтегазовой отечественной промышленности // Региональные проблемы преобразования экономики. – 2018.

25. Свалов А.М. Анализ факторов, обуславливающих процессы разрушения призабойной зоны скважины // Газовая промышленность. – 2004. – № 7. – С. 61-63.

26. Кузин Е.С. Информационно-сложные задачи и технология их решения // Новости искусственного интеллекта. – 2003. – № 1. – С. 24-29.

27. Еремин А.Н., Еремин Н.А. Современное состояние и перспективы развития интеллектуальных скважин // Нефть. Газ. Новации. – 2015. – № 12. – С. 50-53.

28. Portier S., André L., Vuataz F.D. Review on chemical stimulation techniques in oil industry and applications to geothermal systems // Engine, work package. – 2007. – 72 p.

29. Balaji K., Rabiei M., Suicmez V., Canbaz, C.H., Agharzeyva Z., Tek S., Bulut U., Temizel C. Status of data-driven methods and their applications in oil and gas industry introduction to data driven methods // SPE Europepec featured at 80th EAGE Conference and Exhibition, 2018.

Статья поступила в редакцию 17.08.2021

Статья принята к публикации 15.09.2021