

Управление добычей нефти на основе нейросетевой оптимизации режимов работы скважин на участке опытно-промышленных работ пласта ЮВ₁ Ватьеганского месторождения ТПП «Повхнефтегаз»

Л.С. Бриллиант¹, М.Р. Дулкарнаев², М.Ю. Данько¹, А.О. Елишева^{1*}, Д.Х. Набиев¹,
А.И. Хуторная¹, И.Н. Мальков¹

¹ООО «Тюменский институт нефти и газа», Тюмень, Россия

²ООО «ЛУКОЙЛ-Западная Сибирь» ТПП «Повхнефтегаз», Когалым, Россия

Оптимизация разработки «зрелых» месторождений в алгоритмах машинного обучения на сегодняшний день является одной из актуальных проблем. Ставится задача по продлению эффективной эксплуатации скважин, оптимизации управления производством на поздней стадии разработки месторождений. На основании поставленной задачи в статье приводится обзор возможных решений в вопросах управления заводнением.

Технология управления добычей рассматривается как альтернатива интенсификации разработки, которая ассоциируется с увеличением темпов отбора жидкости и предполагает поиск решений, направленных на снижение обводненности продукции скважин. Практическая реализация «Нейросетевой технологии управления добычей» включает в себя этапы: оценка, выбор, прогнозная аналитика. Результат – цифровой технологический режим скважин, соответствующий поставленной цели и решению оптимизационной задачи в алгоритмах искусственного интеллекта с использованием программно-аппаратного комплекса (ПАК) «Атлас – Управление заводнением».

«Нейросетевые технологии управления добычей» успешно апробированы на опытно-промышленном участке объекта ЮВ₁ Ватьеганского месторождения. В статье приведен тщательный и детальный анализ проведенных работ, описаны алгоритмы и результаты расчетов прокси-модели на примере опытно-промышленного участка, а также интеграция функционала ПАК «Атлас» и организация рабочего процесса со специалистами промысла территориально-производственного предприятия «Повхнефтегаз».

Ключевые слова: разработка месторождений, нейросетевая оптимизация, технологический режим, машинное обучение, оптимизационная задача, управление заводнением, добыча нефти, управление добычей нефти, ПАК «Атлас»

Для цитирования: Бриллиант Л.С., Дулкарнаев М.Р., Данько М.Ю., Елишева А.О., Набиев Д.Х., Хуторная А.И., Мальков И.Н. (2022). Управление добычей нефти на основе нейросетевой оптимизации режимов работы скважин на участке опытно-промышленных работ пласта ЮВ₁ Ватьеганского месторождения ТПП «Повхнефтегаз». *Георесурсы*, 24(1), с. 3–15. DOI: <https://doi.org/10.18599/grs.2022.1.1>

Введение

Перспективным направлением исследований прикладной науки на протяжении многих лет остается разработка и адаптация энергосберегающих технологий и операционных процессов для добычи нефти. Применительно к большей части нефтяных провинций России задача формулируется следующим образом: *продление эффективной эксплуатации скважин, оптимизация управления производством на поздней стадии разработки месторождений*. Поиск решений в целом ряде случаев связывают с разработкой новых цифровых платформ на основе алгоритмов машинного обучения, которые дают предприятиям больше понимания и знаний для тиражирования новых продуктов и компетенций в практику оперативного управления месторождениями и улучшения будущих управленческих решений.

Ключевые области исследований:

- большой массив данных;
- моделирование пластов в алгоритмах машинного обучения и решение сложных задач оптимизации производства;
- разработка инновационных технологий для систем, которые могут поддерживать принятие оперативных и долгосрочных решений по управлению нефтяным активом.

Настоящая публикация продолжает цикл статей, посвященных проблемам оптимизации разработки «зрелых» месторождений в алгоритмах машинного обучения (Потрясов и др., 2016; Бриллиант, 2018; Бриллиант и др., 2019; 2020).

Материалы и методы

Обзор решений в задачах управления заводнением

Переход от начальных стадий разработки к завершающим характеризуется процессом накопления информации о месторождении, сопровождающимся трансформацией моделей геологических объектов от упрощенных и

* Ответственный автор: Александра Олеговна Елишева
e-mail: elishevaAO@togi.ru

© 2022 Коллектив авторов

Контент доступен под лицензией Creative Commons Attribution 4.0 License (<https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>)

стохастических к более детальным и детерминированным. Разделяя модели по задачам, становится очевидным, что в отличие от проектирования и долгосрочного планирования, последние не находят применения в практике оперативного управления разработкой. Причины обусловлены высокими квалификационными требованиями, которые ориентированы на соответствующим образом подготовленных специалистов научно-исследовательских подразделений компаний и спецификой расчетов, включая неоднозначность исходных данных, проблемы масштабирования результатов лабораторных экспериментов на геолого-гидродинамические модели, условную схематизацию многочисленных факторов, сопутствующих эксплуатации скважин, применением модификаторов при воспроизведении исторических событий и, как следствие, недопустимая для решения текущих промысловых задач, погрешность вычислений. В совокупности, все это не предоставляет ожидаемых преимуществ по отношению к практическим методикам, опирающимся на трансляцию сложившихся трендов показателей и нормативную эффективность работ.

Статистические методы в отдельных случаях находят применение исключительно с целью установления парных связей, например корреляция Спирмена, отражающих взаимовлияние нагнетательных и добывающих скважин. Иными словами, можно с известной вероятностью предполагать интерференцию скважин, но невозможно выразить эту связь функционально, что крайне важно для определения оптимальных значений приемистости. По этой причине процесс регулирования закачки не формализован, имеет преимущественно субъективный характер и не получает своего развития в практических задачах по управлению заводнением.

Идея оценки степени влияния закачки на добычу, построения функциональных связей отборов от закачки рабочих агентов и расчёта оптимальной приемистости нагнетательных скважин – не новая. Первые публикации на эту тему датируются 1972 г. (Мееров, Литвак, 1972), и к настоящему времени разработано множество разнообразных «концептов» управления заводнением (Арефьев и др., 2017; Степанов и др., 2018; Михайлов и др., 2011; 2012). Прокси-моделирование в этой части является альтернативой 3D-методам, точно так же воспроизводит и позволяет прогнозировать показатели работы скважин, однако ее парадигма совершенно противоположная. Можно сказать, что если 3D-модель – это «подземная» модель, в которой показатели работы скважин – результат физических и химических процессов, происходящих в недрах, то прокси-модель – это, наоборот, «наземная» модель, в которой регистрируются закономерности в откликах скважин на возмущения, выявленные эмпирическим путем.

Наиболее часто в зарубежных публикациях последних лет встречаются прокси-модели CRM (Capacitance-Resistive Models – объемно-резистивная модель) (Albertoni, Lake, 2003) и INSIM-FT (модель межскважинного численного моделирования с отслеживанием фронта) (Guo et al., 2018). Однако следует отметить ряд важных обстоятельств, которые ограничивают область применения методов в практических задачах. По сути, с математической точки зрения, происходит решение уравнения, в котором неизвестных переменных больше, чем исходных

данных. Подбор переменных позволяет получить желаемую аппроксимацию дебита нефти, однако физическая содержательность исходных параметров, таких как функции относительных фазовых проницаемостей, объемы дренирования, проницаемость, сжимаемость пластовой системы, продуктивность скважин, при этом искажается существенным образом, происходит деформация под результат.

В работе (Naugolnov et al., 2018) прогнозирование дебита жидкости и обводненности осуществлялось методом CRM, объединенным с экономической моделью и моделью характеристик падения обводнения, что позволяет минимизировать операционные затраты и максимизировать NPV. Стоит заметить, что сами авторы отмечают краткосрочный характер прогноза – не более одного месяца.

В исследовании (Naugolnov, Murtazin, 2019), являющимся развитием работы (Naugolnov et al., 2018), предложен новый аналитический инструмент экспресс-оценки остаточных запасов нефти на основе модели El-Khatib, комбинации CRM и экономики, что позволяет давать рекомендации по трансформации системы и бурению уплотняющих скважин.

В статье (Gora et al., 2018) описан опыт реализации таких методов, как CRM и RNN (Recurrent Neural Network – рекуррентная нейронная сеть) для анализа дебита/закачки. На реальных зрелых месторождениях CRM показал большое расхождение прогнозных и фактических дебитов жидкости, напротив, RNN показала высокий потенциал в прогнозировании, но на коротком временном интервале (расхождение больше десяти процентов уже через 20 дней прогноза).

Критический анализ решения практических задач управления заводнением в концепте INSIM-FT подробно разбирался специалистами ООО «Тюменский институт нефти и газа» (ООО «ТИНГ») Данько М.Ю., Завьяловым А.С., Елишевой А.О., Нехорошковой А.А. Здесь целесообразно привести выводы, к которым пришли авторы по результатам тестирования метода на синтетических и реальных моделях пласта: «...прокси модели на физических принципах чрезмерно усложняются и все более приближаются к гидродинамическим симуляторам. Возможно, что CRM и INSIM-FT являются тупиковым направлением развития, и следует обратить внимание не на воспроизведение физических полей, а на прямое изучение откликов добычи на закачку, создавая симулятор без сеточной области и конечно-разностных методов» (Нехорошкова и др., 2019). Многочисленные интерпретации зарубежных авторов по модификации решений CRM и INSIM-FT, которые находят отражение в разработках и публикациях отечественных специалистов, унаследуют все отмеченные недостатки (Ручкин и др., 2018). Принимая во внимание, что на первое место в таких случаях выходит не физически содержательная часть решений, а стохастические методы подбора параметров результирующих уравнений.

Таким образом, необходим поиск альтернативных алгоритмов, которые ориентированы исключительно на доступные для инструментальных измерений промысловые показатели эксплуатации скважин, и формирование на этой основе интеллектуальных моделей управления

технологическими процессами – операции с большими данными, нейронные сети, машинное обучение, оптимизационные задачи.

Технологии управления заводнением в алгоритмах нейросетевой оптимизации

Раскрытие потенциала залежей углеводородов – сложная и ответственная задача. Она рассматривается как альтернатива интенсификации разработки, которая ассоциируется с увеличением темпов отборов жидкости и предполагает поиск решений, направленных на снижение обводненности продукции скважин. Спектр технических возможностей в этой области, несмотря на свое многообразие практик – ремонтно-изоляционные работы, дострелы и реперфорация толщин, нестационарное заводнение, закачка химических композиций в пласт, физические и химические методы воздействия на призабойную зону пласта (ПЗП) – тем не менее ограничен по своему масштабу влияния на интегральные показатели разработки объекта. Даже отдельные примеры успешных работ не демонстрируют устойчивых трендов добычи, которые отражают значимые преобразования в системе скважин. Содержательная часть альтернативы, по сути – это **управление заводнением в алгоритмах нейросетевой оптимизации режимов закачки воды**. По отношению к методам геолого-гидродинамического моделирования, в которых решается прямая задача, технология машинного обучения относится к разряду обратных задач, в которых ставится целью воспроизведение желаемых событий на скважинах. Теоретические аспекты нейросетевой оптимизации режимов эксплуатации скважин, которые находят свое отражение в публикациях (Арефьев и др., 2017; Бриллиант, 2018; Бриллиант и др., 2020), рассматривались ведущими специалистами отрасли на экспертном совете Государственной комиссии по запасам полезных ископаемых Российской Федерации (ГКЗ РФ) и рекомендованы в качестве алгоритмов расчета показателей эффективности гидродинамических методов увеличения нефтеотдачи пластов при выполнении проектных работ (Протокол Экспертно-технического совета ГКЗ РФ от 08.09.2021 г.). Технология, авторские решения и алгоритмы охраняются свидетельствами Российского агентства по патентам и товарным знакам (Бриллиант и др., 2015, 2017, 2020).

Практика работ по оперативному управлению разработкой принципиально отличается от задач, решение которых возможно методами геолого-гидродинамического моделирования и предполагает следующие этапы:

1. **оценка** – аналитика и верификация промысловых данных, условий, которые благоприятствуют или наоборот осложняют процессы создания и обучения нейронной сети, ограничения по перераспределению закачки воды в системе скважин;
2. **выбор** – обоснование целеполагания, соответствующего которому решается оптимизационная задача производства, раскрытия потенциала залежи;
3. **прогнозная аналитика** – оперативный план, индикаторы эффективности.

Итоговый документ – это цифровой технологический режим скважин, содержание которого соответствует поставленной цели и решению оптимизационной задачи в алгоритмах искусственного интеллекта (ИИ),

оперативный план по добыче нефти, прогноз показателей по закачке воды и отборов жидкости по скважинам, элементам заводнения, участкам площади залежи, объектам разработки и промыслового обустройства.

Решение задач по определению оптимальных режимов закачки воды и контролю эффективности работ по нейросетевой оптимизации разработки залежи автоматизировано и реализовано в программно-аппаратном комплексе (ПАК) «Атлас – Управление заводнением» (Свидетельство о государственной регистрации программы ЭВМ № 2020664665 от 16.11.2020 г., правообладатель ООО «ТИНГ»).

Функциональная часть ПАК «Атлас – Управление заводнением» представлена четырьмя группами инструментов, которые отвечают за следующий спектр задач:

- экспертная система оценки данных;
- многомерное пространство решений – расчетное ядро прокси-модели;
- прогнозная аналитика;
- оперативный контроль.

Группа инструментов, отвечающая за экспертную аналитику данных, решает задачи, связанные с формированием генеральной выборки для последующего обучения нейронной сети, обоснованием интегральной и дифференциальной моделей ограничений, оценкой базовых показателей разработки, формирует основу для решения многообразных оптимизационных задач.

Расчетное ядро прокси-модели в алгоритмах машинного обучения вычисляет характеристики взаимовлияния скважин, решает задачу оптимального распределения закачки воды, исходя из постановочных производственных сценариев и оперативного плана.

На основе дизайна распределения закачки и степени влияния каждого элемента заводнения на итоговый потенциал объекта функционал программного продукта позволяет выполнить расчеты по обоснованию профиля добычи нефти, отборов жидкости и закачки воды, сформировать дорожную карту работ.

Большинство задач практического воплощения результатов прокси моделирования решает инструментальный блок «Оперативный контроль» – это построение срезов технологических показателей, структурированный анализ потерь и приобретений добычи нефти на этапах работ, формирование компенсационных мероприятий, направленных на восстановление технической исправности фонда и режимов скважин, контроль индикаторов эффективности нейросетевой оптимизации и их эволюция, которые определяют тренды последующих эффектов.

Таким образом, структура и функционал ПАК «Атлас – Управление заводнением» максимально интегрированы в производственные процессы геологических и технологических подразделений добывающего предприятия, предлагая наилучшие решения по оптимизации и регулированию разработки месторождения. В такой постановке главная производственная задача – **снижение издержек и увеличение прибыли** – сводится к управлению и синхронизации операций на добывающих и нагнетательных скважинах, полагая результатом снижение обводненности скважин и сокращение непроизводительной закачки воды.

Результаты

Опытно-промышленные работы на Ватъеганском месторождении

В период с 2016 г. по 2020 г. «Нейросетевые технологии управления добычей» апробированы на Ватъеганском месторождении, где участком опытно-промышленных работ (ОПР) определён объект ЮВ₁¹. Далее приводятся краткие сведения и геолого-геофизические характеристики залежи нефти.

В административном отношении Ватъеганское месторождение расположено в Сургутском районе Ханты-Мансийского автономного округа. В 1983 г. введено в промышленную эксплуатацию. Производственную деятельность на месторождении осуществляет территориально-производственное предприятие (ТПП) «Повхнефтегаз» ООО «ЛУКОЙЛ-Западная Сибирь». В разработке находятся четыре основных объекта АВ₁₋₃, АВ₈, БВ₁₋₂, ЮВ₁.

Объект ЮВ₁ характеризуется проницаемостью – 44 мД, средневзвешенная нефтенасыщенная толщина – ~7 м, коэффициент нефтенасыщенности – 0,55 д.ед., нефть маловязкая, парафинистая.

С целью организации разработки сформирована трехрядная система с очаговым заводнением. Участок представлен 268 скважинами, в добывающем фонде – 182 ед., в нагнетательном – 86 ед. Из общего числа добывающих скважин: 142 – действующих, 7 – бездействующих, 4 – в консервации, 5 – контрольно-пьезометрических, 19 – ликвидированы, 5 скважины переведены на вышележащий горизонт. В нагнетательном фонде числится: 80 – действующих скважин, 3 – бездействующих, 3 – контрольно-пьезометрических.

Разработка участка ОПР осуществляется с 1990 г. Начальный период с 2000 г. по 2008 г. характеризуется ростом добычи нефти, обусловленным вводом скважин в эксплуатацию из бурения. В 2009 г. достигнут максимум – 857 тыс.т при темпе отбора от начальных извлекаемых запасов 8 % и обводненности продукции 26 %. Буровые работы на участке завершены в 2014 г.

В период 2009–2015 гг., отмечается увеличение количества проводимых геолого-технических мероприятий, направленных на интенсификацию отборов жидкости с целью поддержания уровней добычи нефти. В 2013 г. достигается пиковое значение добычи жидкости при компенсации отборов 142 %. Форсированный отбор жидкости сопровождается увеличением объемов закачиваемой воды, с 1 271 тыс. м³ в 2008 г. до 2 969 тыс. м³ в 2014 г. Тем не менее, несмотря на предпринимаемые меры, добыча нефти неуклонно снижается, годовой темп падения достигает 34 %. Динамика технологических показателей в последующий период демонстрирует, что традиционные решения по наращиванию отборов жидкости и закачки воды с целью поддержания добычи нефти себя исчерпали, при этом доля не вовлечённых в разработку остаточных подвижных запасов остается высокой и составляет 63 %.

Таким образом, основной задачей опытно-промышленных работ по нейросетевой оптимизации является апробация алгоритмов и новой технологии оперативного управления разработкой. Достижение цели предполагает стабилизацию добычи нефти, *сокращение объема попутно-добываемой воды, снижение операционных затрат и*

перераспределение кинематики потоков для вовлечения в разработку ранее недренируемых запасов нефти.

Этапы работ

Этап «Оценка» для участка ОПР сопровождался формированием массива данных для обоснования модели ограничений и построения прокси-модели. Источником исходной информации являются первичные замеры дебита жидкости, обводненности и приемистости, отраженные в «шахматках».

Исходные промысловые показатели, прежде чем начнется обучение искусственной нейронной сети (ИНС) в прокси-модели, проходят этап подготовки и верификации, основная цель которого – детализация сложившихся трендов. Как правило, на промысле процесс верификации не формализован, и вся ответственность за аналитику ложится на плечи геологов цехов, которые руководствуются исключительно субъективным опытом. Для того чтобы исключить влияние человека на конечный результат и формализовать процесс подготовки данных для последующего обучения нейронной сети, разработаны и автоматизированы в модуле «Статистика» прокси-модели методик и алгоритмов верификации промысловых измерений:

1. На первом шаге из массива замеров (дебит жидкости, обводненность и приемистость) в пределах каждого месяца исключаются «выбросные» значения, допустимое число которых составляет 20 % для дебита жидкости и приемистости, 50 % (при условии, что остается не менее трех замеров) – для обводненности;
2. На втором шаге для добывающих скважин – преобладающие периоды эффектов от геолого-технических мероприятий (ГТМ), искажающих влияние закачки на показатели эксплуатации. При этом как на добывающих, так и на нагнетательных скважинах исключаются показатели эксплуатации, предшествующие актуальному состоянию интервалов перфорации;
3. На заключительном шаге осуществляется интерполяция и фильтрация динамики широко применяемыми в математической статистике методами: метод трендов, метод Савицкого-Голея, метод доверительных фильтров, вейвлет-сглаживание.

Блок-схема, демонстрирующая автоматизированную работу процесса подготовки данных, представлена на рис. 1.

Результатом верификации первичных измерений является обработанная динамика дебитов жидкости, обводненности и приемистости, которая используется в последующих вычислениях (рис. 2).

На следующем шаге в модуле «Взаимовлияние» методом попарного сопоставления и регистрации событий, которые обусловлены реагированием добывающих скважин на изменение закачки воды, осуществляется кластеризация скважин в элементы заводнения. В итоге, всего на участке ОПР сформировано 108 элементов, среднее количество связей в элементе – 5 (рис. 3).

Преобразованная динамика показателей в сформированных элементах заводнения загружается в модуль «Адаптация», где выполняется обучение нейронных



Рис. 1. Блок-схема автоматизированного процесса подготовки исходных промысловых показателей в модуле «Статистика»

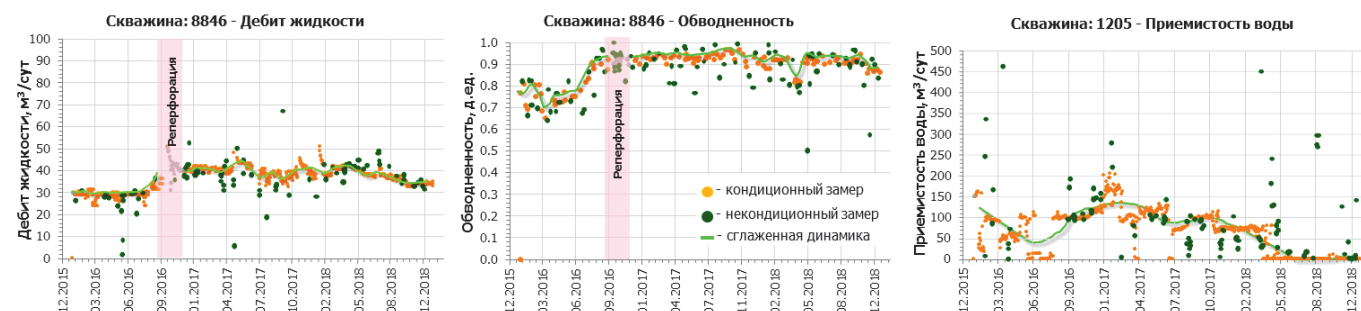


Рис. 2. Примеры верифицированной динамики промысловых показателей участка ОПР

сетей, которые распределены по задачам и источникам данных (рис. 4).

Для решения задачи воспроизведения дебитов жидкости и доли нефти применялся однослойный персептрон, представляющий нейронную сеть образованную элементами трех разных типов: входные нейроны, слой вычислительных нейронов, выходные нейроны (рис. 4). На вход сети подаются посуточные приемистости нагнетательных скважин, которые умножаются на вес w_i и суммируются, затем полученная сумма подвергается преобразованию при помощи активационной функции. Для разных задач: воспроизведение доли нефти или дебита жидкости; подбирается свой вид активационной функции, например для доли нефти используется гиперболический тангенс. Обучение нейронной сети заключается в минимизации расхождения фактических и расчетных данных на выходном слое нейронов, путем изменения значений весов и параметров функции активации (Бриллиант и др., 2017).

Качество адаптации нейронной сети контролируется условиями:

- По дебиту жидкости: допустимый диапазон отклонения не более 20 % на всей обучающей выборке, и не более 10 % на завершающем трехмесячном этапе, предшествующем прогнозу;

- По доле нефти, которая определяется через дебит нефти: для низкодебитных скважин (0–5 т/сут) допустимый коридор отклонения – 2 т/сут на всей и 1 т/сут на всей и предпрогнозной выборке, соответственно; для скважин с дебитом по нефти более 5 т/сут – до 20 % на всей выборке и до 10 % на предпрогнозе.

Результат адаптации прокси-модели – это многофункциональные связи между изменением закачки воды и дебитом нефти в элементах заводнения: из общего числа доля адаптированных элементов заводнения с активными связями составила 96 % (рис. 5).

Этап «Выбор». На основе функциональных зависимостей, полученных для каждого элемента заводнения при адаптации прокси-модели, решается оптимизационная задача (ОЗ) в следующей постановке:

- максимизация целевой функции – суточная добыча нефти;
- ограничения в системе закачки – по объекту, участкам, кустам;
- ограничение по скважинам – обусловлены продуктивностью, энергетикой и оборудованием.

В результате вычислений, в модуле «Потенциал» прокси-модели получено оптимальное распределение

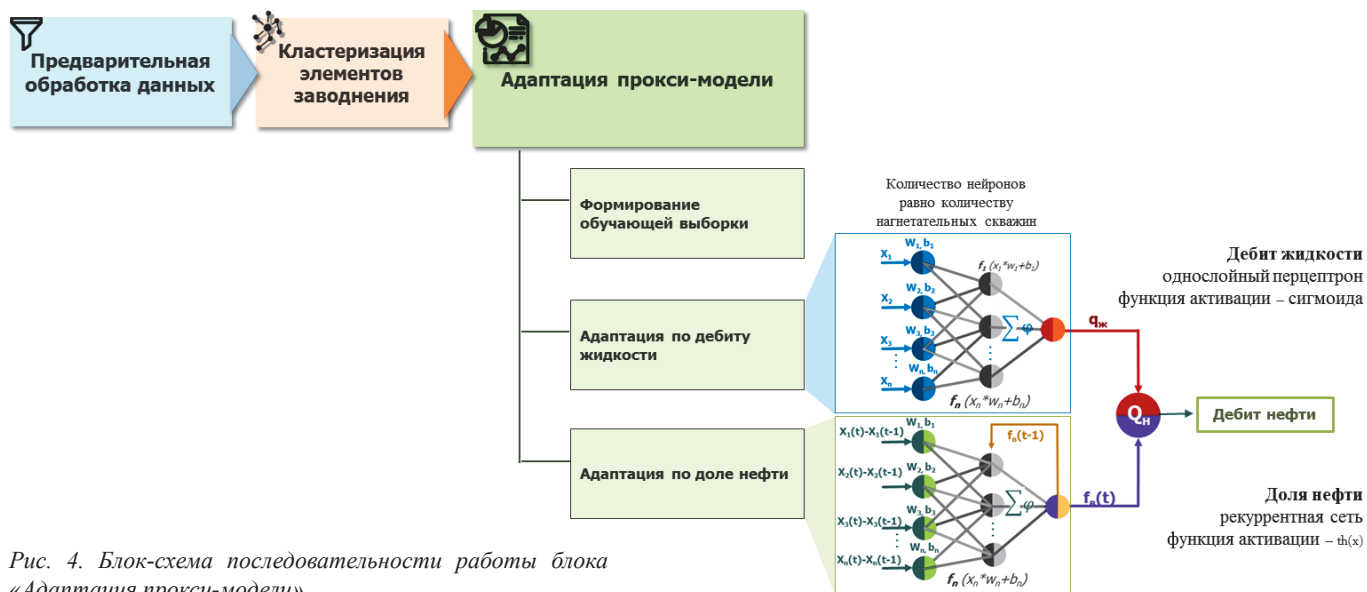
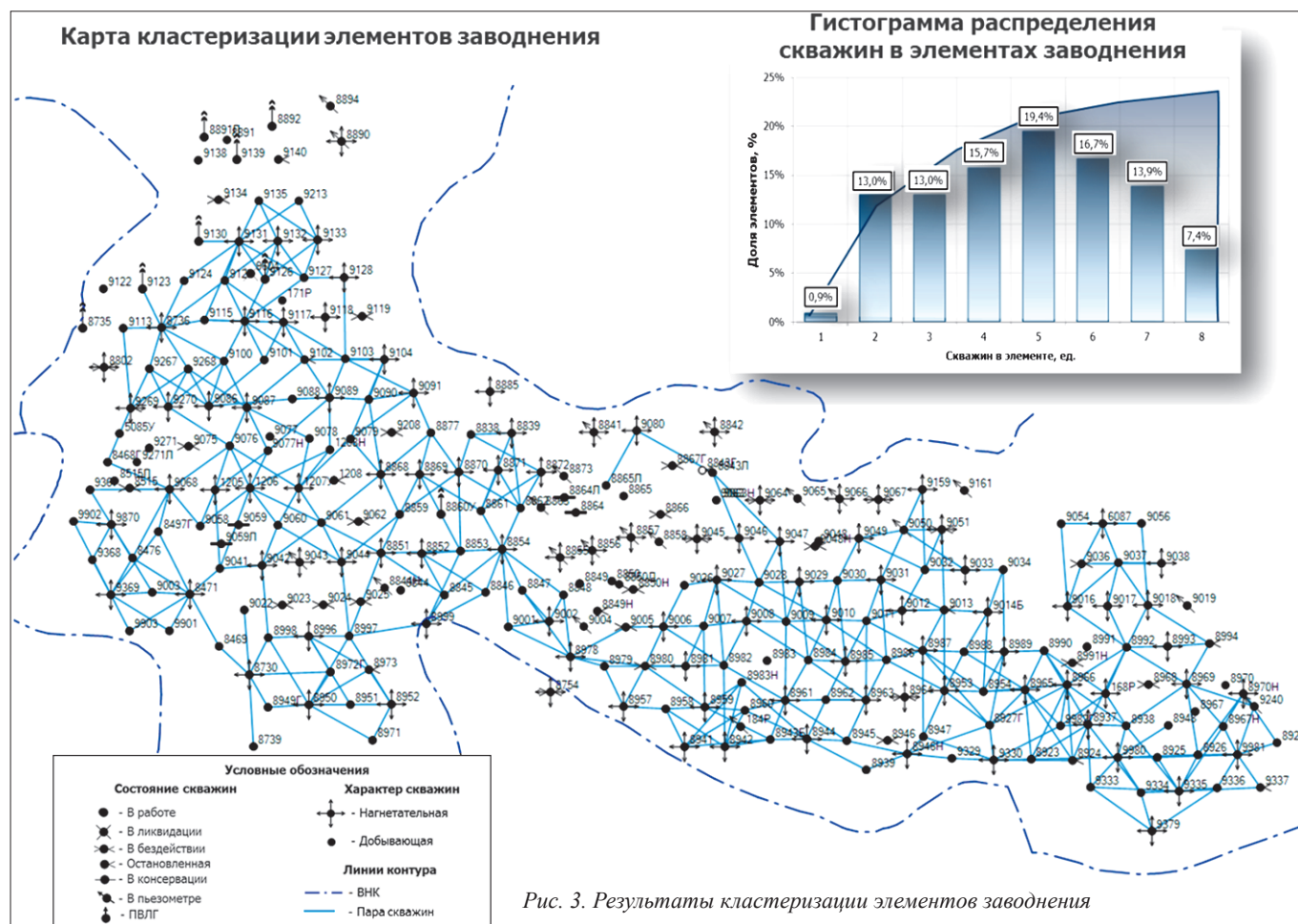


Рис. 4. Блок-схема последовательности работы блока «Адаптация прокси-модели»

преимущества нагнетательных скважин в заданных ограничениях, которые обеспечивают потенциал в добыче нефти в 13 %, сохраняя текущие отбор жидкости и объем закачки воды (рис. 6, табл. 1). Изложенный порядок действий определяет содержание технологии, права на которую охраняются патентами № 2565313 «Способ оперативного управления заводнением пластов» от 20.10.2015 г., № 2614338 «Способ оперативного управления заводнением пластов» от 24.03.2017 г. и № 2715593

«Способ оперативного управления заводнением пластов» от 02.03.2020 г. (Бриллиант и др., 2015, 2017, 2020).

Этап «Прогнозная аналитика». Расчетные оптимальные нормы отборов и закачки составляют основу формирования цифрового технологического режима скважин и дорожной карты работ, составленной исходя из ранжирования элементов по потенциалу в добыче нефти. В новой парадигме стандартные геолого-технические мероприятия вписываются в технологический процесс нейросетевой

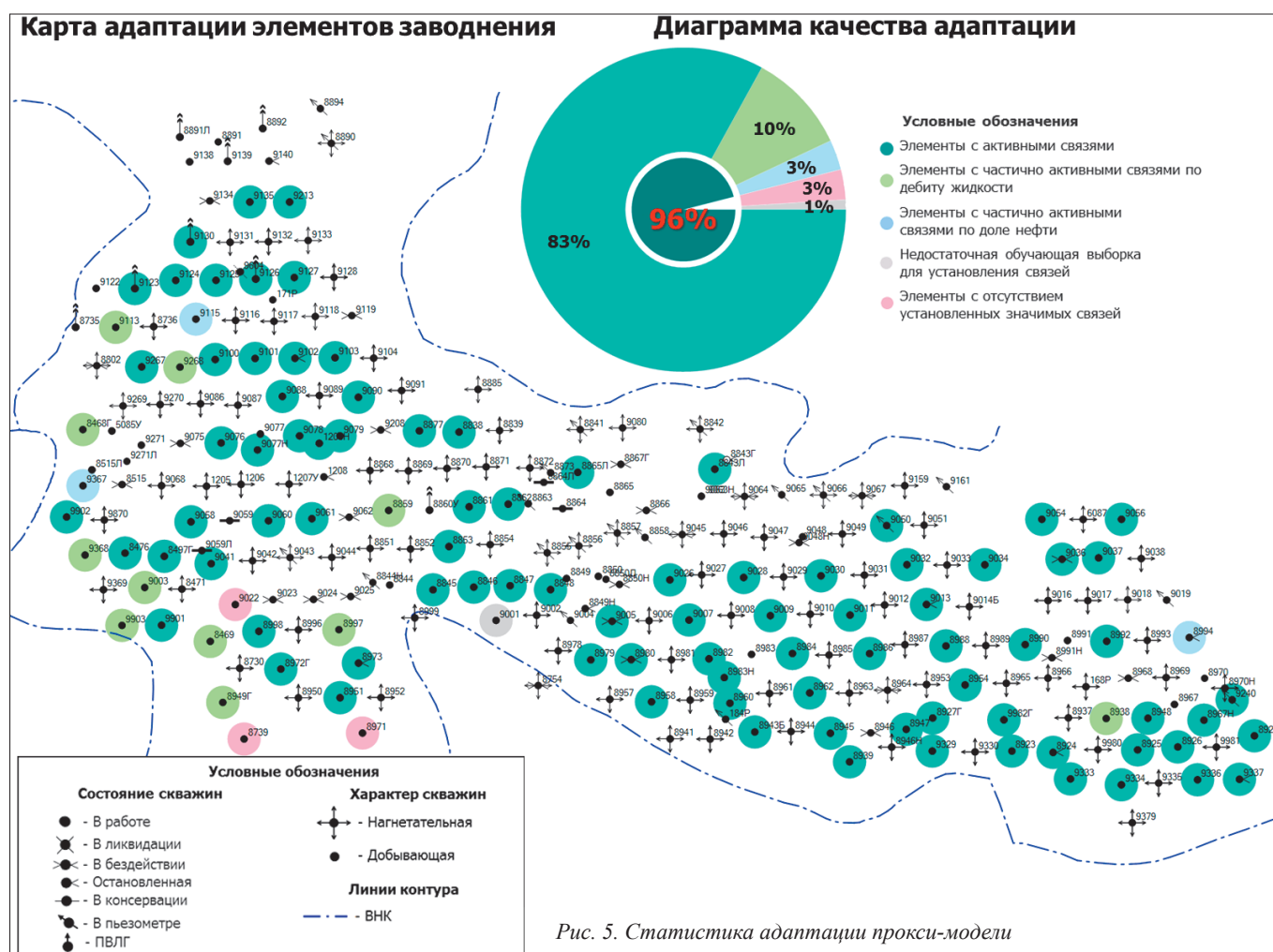


Рис. 5. Статистика адаптации прокси-модели

оптимизации: направлены на вывод нагнетательных скважин на расчетный режим закачки и решают задачу по регулированию отборов жидкости добывающими скважинами в оптимизированных элементах заводнения.

Организация рабочего процесса. Интеграция функционала управления и контроля в архитектуре информационного пространства ПАК «АТЛАС»

С целью испытания технологии и проведения опытно-промышленных работ на Ватъеганском месторождении создана мультидисциплинарная группа, сформированная из специалистов промысла ТПП «Повхнефтегаз» и группы научного сопровождения ООО «ТИНГ». Протокол взаимодействия специалистов закреплён «Положением о мультидисциплинарной группе» и «Регламентом взаимодействия и разграничения ответственности». Руководящие документы максимально адаптированы к графику внутренних процессов оперативного планирования на предприятии: утверждение программы ГТМ на последующий месяц, план финансирования, порядок движения бригад по ремонту скважин, заявки на поставки и ремонт оборудования и т.д.

Специалистами мультидисциплинарной группы решались следующие задачи:

- проведение расчетов и обоснование по скважинам оптимальных норм отборов жидкости и закачки воды;
- формирование технологических режимов работы скважин;

- планирование геолого-технических мероприятий, направленных на достижение расчетных показателей;
- назначение промыслово-геофизических исследований в тех случаях, когда технологии машинного обучения не выявляют устойчивые связи в системе добывающих и нагнетательных скважин;
- ревизия средств учета и контроля, организация тестовых замеров дебитов жидкости, приемистости скважин, обводненности продукции;
- актуализация прогнозной аналитики, плана добычи нефти.

В процессе проведения работ привлекались более узкие специалисты технических служб и других подразделений, к примеру, для решения задач водообеспечения или, наоборот, сброса избыточной закачки, связанных с реинжинирингом системы поверхностного обустройства, необходимостью установки кустовых дожимных насосных установок с целью повышения давления на блоке-ребенке и обеспечения оптимальных приемистостей нагнетательных скважин.

С 2018 г. по мере накопления опыта взаимодействия и оптимизации алгоритмов программы, проект «Нейросетевые технологии управления добычи» перешел в новый формат бизнес-процессов – режим «online», предполагающий формирование ежедневных/еженедельных срезов по добыче и закачке воды, на основании которых оперативно определяются компенсационные мероприятия

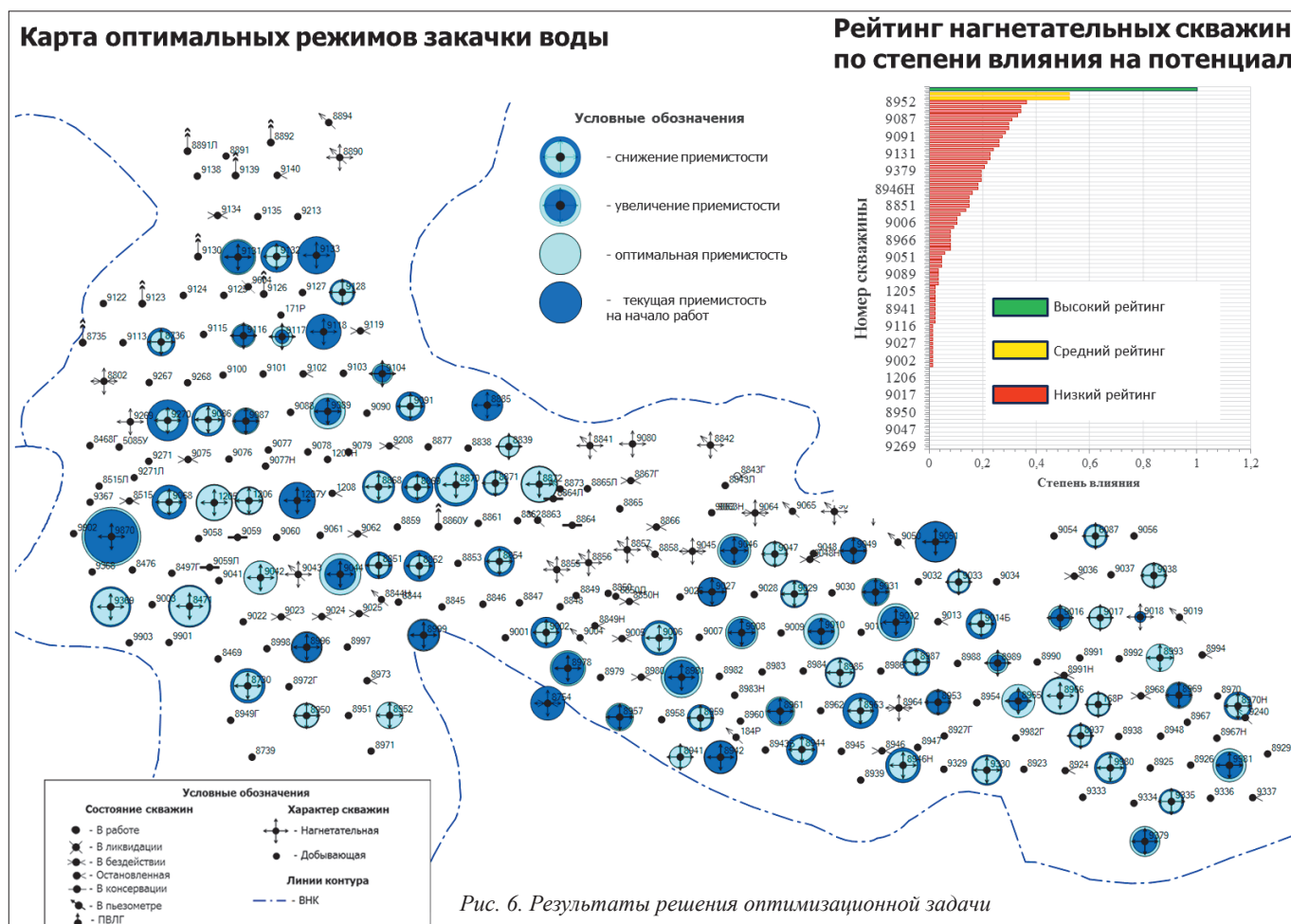


Рис. 6. Результаты решения оптимизационной задачи

Параметр	Ед. изм.	Текущее значение на начало работ	Оптимальное значение	Изменение	
				абс.	%
Закачка воды	м ³ /сут	4 807	4 800	-7	-
Добыча жидкости	т/сут	3 696	3 744	48	-
Добыча нефти	т/сут	474	534	60	+13
Обводненность	%	87	86	-1	-2

Табл. 1. Потенциальные уровни добычи нефти и оптимальные отборы жидкости и закачки воды

по восстановлению и поддержанию оптимальных режимов эксплуатации скважин. Такое решение, благодаря комплексному воздействию и синхронизации мероприятий в системе закачки воды и добычи, создало благоприятные условия для снижения обводненности продукции в добывающих скважинах.

Для оперативного планирования специалистами мультидисциплинарной группы осуществлялось обновление оптимальных режимов, соответствующих текущим условиям эксплуатации скважин. Актуализация режимов предполагает верификацию вновь поступивших первичных замеров дебитов жидкости, обводненности и приемистости; кластеризацию элементов заводнения в соответствии с текущим состоянием фонда скважин; адаптацию прокси-модели и решение оптимизационной задачи в заданной модели ограничений, отвечающей требованиям оптимизации разработки.

В процессе опытно-промышленных работ контроль эффективности осуществлялся с применением цифровых индикаторов модели планирования. Одним из таковых является показатель оптимизированности элемента

заводнения, характеризующий степень отклонения текущих режимов по закачке и добыче от расчетных.

Первый период (2016–2017 гг.) демонстрируется активной стадией выполнения программы работ по управлению заводнением, которая включала подготовительные мероприятия на нагнетательных скважинах: ликвидация аварий, восстановление герметичности колонн, ремонт устьевого оборудования, средств учета и контроля, иными словами – стандартные промысловые операции. Достаточно быстро оптимизированность элементов заводнения превысила 30 %, что самым непосредственным образом отразилось на динамике обводнения скважин. Темпы падения добычи нефти сократились с 35 % в 2015 г. до 4 % в 2016 г. – в семь раз (рис. 7). Несмотря на позитивные тенденции, проявились и проблемы, которые препятствовали восстановлению расчетной приемистости скважин. В ряде случаев, решению способствовали кислотные обработки и реперфорация интервалов пласта, но уже к началу 2017 г. такие возможности практически были исчерпаны. Давление нагнетания в скважинах не превышало 17 МПа, что связано, в первую очередь, с

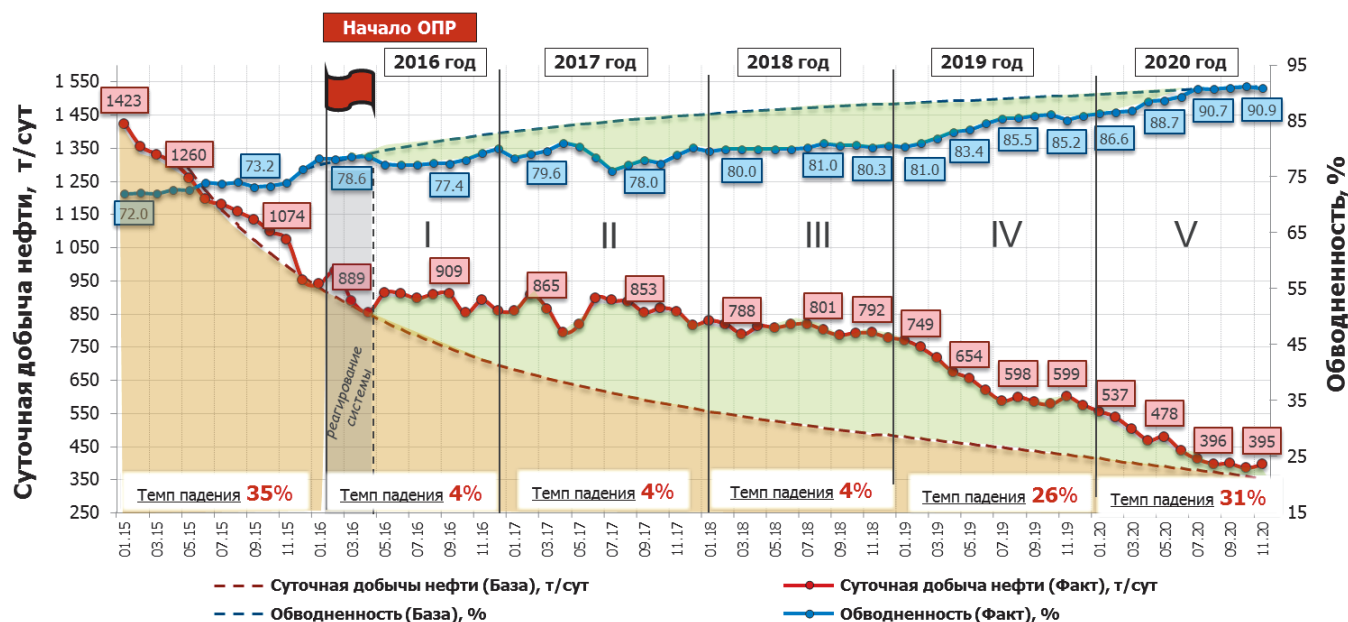


Рис. 7. Динамика технологических показателей участка ОНР

изношенностью и аварийностью водоводов высокого давления. Между тем, расчетные режимы имели историческую предопределенность на временном интервале обучения нейронной сети и представлялись весьма реалистичными. Снижение закачки воды в таких скважинах, по материалам гидродинамических исследований, обуславливалось либо ухудшением состояния ПЗП, либо локальным увеличением пластового давления и, соответственно, снижения репрессии на пласт. В сложившихся условиях, службой главного инженера осуществлялись мероприятия по восстановлению давления нагнетания: установлены дожимные насосы на блок-гребенках, а в отдельных случаях и на устье нагнетательных скважин.

Совокупность работ позволила к концу 2017 г. вывести до 55 % элементов заводнения на расчетный режим закачки, что позитивно отразилось на тенденциях разработки участка и, замедляя темпы обводнения, позволило сохранить устойчивую динамику добычи нефти. В последующий период в течение 2018 г. проводились мероприятия по

поддержанию оптимальных режимов работы нагнетательных скважин, организации дополнительных источников водоснабжения и сброса избыточной закачки. В ряде случаев, при невозможности проведения восстановительных работ в скважинах, последние заменялись новыми очагами заводнения. Роль оптимизационных процессов по совершенствованию разработки – определяющая. Так ранее, в период, предшествующий опытно-промышленным работам, при сокращении закачки воды с 8 752 м³/сут до 6 065 м³/сут, отмечается снижение отборов жидкости с 5 084 т/сут до 4 113 т/сут (рис. 8), обводненность при этом увеличилась с 72 % до 78 %. Соответственно, цель не достигнута, и добыча нефти резко «упала» с 1 423 т/сут до 808 т/сут.

В процессе опытно-промышленных работ алгоритмы прокси-модели совершенствовались соответственно проблематике разработки участка. В первую очередь, это относится к необходимости дифференциации площади залежи сообразно энергетике пластовой системы,

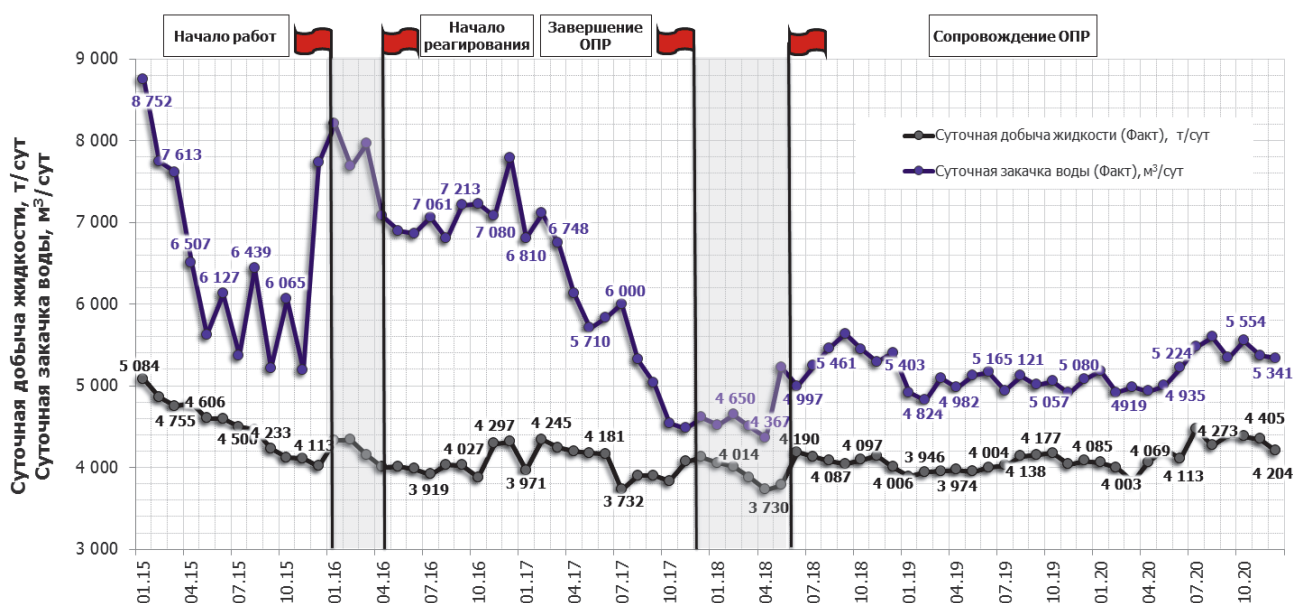


Рис. 8. Динамика суточной добычи жидкости и закачки участка ОНР

переформатированию модели ограничений и решению локальной задачи оптимизации по отдельным группам элементов заводнения. Такие алгоритмы прошли апробацию в районах кустов №№ 87, 96, 575, где, ввиду снижения пластового давления, осуществлялась локальная оптимизация, заключающаяся в поэтапном увеличении и перераспределении закачки воды в системе скважин на основе решения оптимизационной задачи. Анализируя последующие тенденции разработки участка необходимо отметить, что в период с 2016 по 2018 гг. включительно, оптимизированность в элементах заводнения оставалась ниже нормативной и не превышала 50 %. На начальном этапе работ, по мере вывода нагнетательных скважин на режим этого было достаточно для стабилизации добычи нефти. Однако, в последующий период в 2019 и 2020 гг. отсутствие прогресса привело к увеличению обводненности продукции скважин и снижению добычи нефти. Тем не менее, даже в таких условиях на протяжении опытно-промышленных работ достигнуты впечатляющие результаты, которые демонстрируются следующими показателями:

- Производительность скважин по нефти сохраняет свою устойчивость при неизменных отборах жидкости. Вследствие увеличения оптимизированных элементов до 49 % в августе 2017 г. удалось добиться роста среднего дебита нефти с 7 т/сут до 9 т/сут, дополнительная добыча составила 322 тыс.т, в том числе 3 тыс.т на добывающую скважину;
- Эффективность работ достигнута, несмотря на существенное сокращение со 142 до 102 скважин действующего добывающего фонда;

- Сохраняется стабильная динамика отборов жидкости 4 500 т/сут несмотря на значительное уменьшение объемов закачки воды в пласт: с 8 653 м³/сут в 2016 г. до 5 786 м³/сут в 2018 г. (24 %);
- Процесс разработки представляется более сбалансированным, текущая компенсация снизилась со 177 % до 127 %;
- Доказанная минимальная продолжительность эффекта составляет пять лет (табл. 2), которая ограничена исключительно возможностями промысла по поддержанию расчетных режимов закачки воды в пласт.

Прирост добычи нефти	тыс.т.	322
Сокращение действующего добывающего фонда	%	28
Сокращение закачки воды	%	24
Снижение компенсации	п.п	50

Табл. 2. Результаты внедрения технологии на участке ОИР

Важнейшим результатом апробации технологий искусственного интеллекта при оптимизации процессов нефтеизвлечения являются новые возможности по вовлечению в разработку ранее не дренируемых запасов нефти, рассредоточенных по площади залежи и локализованных в застойных зонах. Индикатором успешности в этом случае является снижение и стабилизация на неизменном уровне обводненности продукции залежи. Положительные тенденции демонстрируются классической зависимостью изменений темпа отбора нефти от начальных подвижных запасов и величины отбора подвижных запасов (рис. 9).

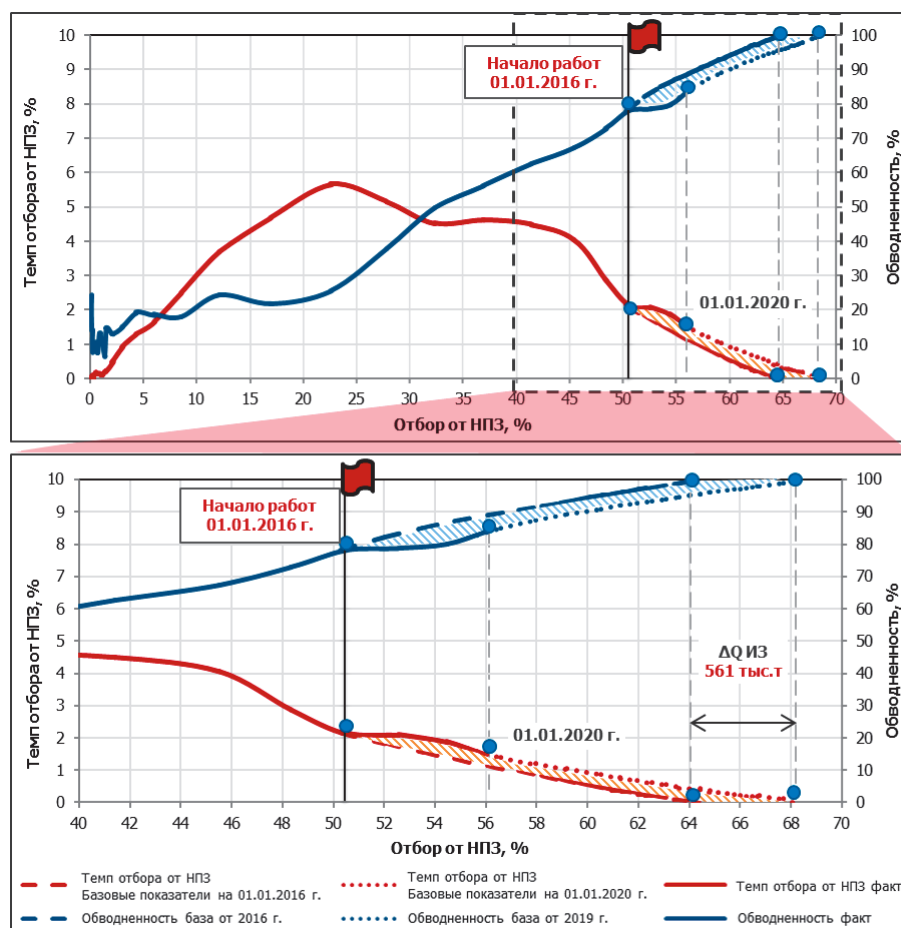


Рис. 9. Характеристика «Темп отбора подвижных запасов от Отбора подвижных запасов»

Параметры	Ед. изм.	Камбаров	Пирвердян	Равенко В.М.	Сипачев-Посевич	Темп падения $[1/(A+K \cdot T)]$	Темп падения $[Exp(A-K \cdot T)]$	Средняя характеристика
Период настройки	мес.	4	4	23	11	16	33	4
Коэффициент корреляции	ед.	0,91	0,93	0,96	0,91	0,93	0,97	0,98
Коэффициент аппроксимации	ед.	0,02	0,02	0,05	0,04	0,05	0,05	0,03
Коэффициент детерминации	ед.	0,83	0,87	0,93	0,83	0,87	0,93	0,97
% отклонения от последнего фактического месяца	%	1,95	1,74	0	3,02	1,95	2,49	0,35

Табл. 3. Сопоставительный анализ статистик аппроксимации по характеристикам вытеснения

Здесь можно увидеть поведение характеристики вытеснения, которое демонстрирует увеличение дренируемых запасов нефти. В этой связи, учитывая продолжительный период работ по управлению заводнением, представляется возможным количественно определить не только дополнительно добытую нефть, но и прирост остаточных извлекаемых запасов, в том числе конечный коэффициент извлечения нефти. Алгоритм вычислений стандартизован и предполагает сравнение характеристик вытеснения на различных временных интервалах работ. Прогноз осуществляется до достижения критической обводненности продукции и определяет величину извлекаемых запасов нефти. Расчеты выполнены в инструменте ПАК «Атлас – Управление заводнением» – «Характеристики вытеснения», что позволило рассмотреть широкий спектр авторских аналитик, провести сопоставительный анализ статистик аппроксимации. Для повышения объективности базового уровня добычи нефти действующими регламентами рекомендуется использовать в расчетах не менее трех характеристик вытеснения (кривые падения или обводнения). По характеристикам вытеснения, удовлетворяющим критериям настройки (РД 153-39.1-004-96), определяются среднеарифметические значения базовой добычи нефти, как функция времени или в других координатах, которая и принимается в качестве расчетной (табл. 3). Согласно расчетам прирост извлекаемых запасов составляет 561 тыс.т, что соответствует увеличению КИН на 0,020 д.ед. (5 %), коэффициент охвата ($K_{охв}$) – на 0,038 д.ед., остаточные извлекаемые запасы увеличились с 1 899 до 2 460 тыс.т, кратность запасов – с 8 до 12 лет, в 1,5 раза (табл. 4).

КИН базовый	д.ед.	0,342
КИН с учетом нейросетевой оптимизации	д.ед.	0,362
Прирост КИН	%	5
Извлекаемые запасы	тыс.т	10 108
Прирост извлекаемых запасов	тыс.т / %	561 / 5
Остаточные извлекаемые запасы	тыс.т	2 460
Прирост остаточных извлекаемых запасов	%	30
$K_{охв}$ (базовый / с учетом нейросетевой оптимизации)	д.ед.	0,645 / 0,683
Прирост извлекаемых запасов на нагнетательную скважину	тыс.т	7
Увеличение кратности запасов	в 1,5 раза	

Табл. 4. Технологический эффект от применения технологии Нейросетевой оптимизации режимов закачки воды на участке ОПР

Заключение

Пилотные опытно-промышленные работы, проведенные совместно со специалистами ТПП «Повхнефтегаз» компании ПАО «ЛУКОЙЛ», демонстрируют преимущества технологии управления заводнением в алгоритмах нейросетевой оптимизации режимов закачки воды, открывают перспективы продления жизни «зрелых» месторождений и создают предпосылки для новых возможностей:

- объективная оценка и раскрытие потенциала месторождения;
- исключение субъективных решений при систематизации и преобразовании промысловых данных;
- трансформация массива промысловых измерений в знания, последующее преобразование знаний в оптимизацию процессов добычи и эксплуатации скважин;
- повышение эффективности разработки стимулированием процессов воздействия закачки воды на застойные не дренируемые запасы, снижение обводненности продукции скважин, увеличение добычи нефти, сокращение избыточной закачки и добычи попутной воды;
- синергия стратегий и методов интегрированных операций: увеличение капитализации за счет принятия более качественных и быстрых решений на основе оперативного обмена информацией, раскрытия потенциала нефтяного месторождения;
- вовлечение специалистов в повышение эффективности операционной деятельности, новые компетенции и профессиональные навыки, расширение прав и полномочий адаптированные к интеграции технологий искусственного интеллекта в промышленную практику управления и оперативного планирования на производстве.

Таким образом, реализация ОПР позволила, с одной стороны, определить новые возможности для роста предприятия, т.е. улучшить операционную эффективность (экономическую), а с другой стороны, принимать ключевые решения с учетом неопределенностей и рисков при разработке месторождений. Особо отметим, что реализация подобных проектов позволит кардинально изменить подходы к решению задач добычи нефти на современном этапе.

Литература

Арефьев С.В., Юнусов Р.Р., Валеев А.С., Корниенко А.Н., Дулкараев М.Р., Лабутин Д.В., Бриллиант Л.С., Печеркин М.Ф., Кокорин Д.А., Грандов Д.В., Комягин А.И. (2017). Методические основы и опыт внедрения цифровых технологий оперативного планирования и управления режимами работы добывающих и нагнетательных скважин на участке ОПР

- пласта ЮВ, Ватьеганского месторождения ТПП «Повхнефтегаз» (ООО «ЛУКОЙЛ-Западная Сибирь»). *Недропользование XXI век*, 6(69), с. 60–81.
- Бриллиант Л.С. (2018). Цифровые решения в управлении добычей на «зрелых» нефтяных месторождениях. *Нефть. Газ. Новации*, 4, с. 61–64.
- Бриллиант Л.С., Дулкарнаев М.Р., Данько М.Ю., Елишева А.О., Цинкевич О.В. (2020). Архитектура цифровых решений управления режимами эксплуатации скважин в задачах эффективной разработки зрелых месторождений нефти. *Недропользование XXI век*, 4(87), с. 98–107.
- Бриллиант Л.С., Завьялов А.С., Данько М.Ю. (2020). Способ оперативного управления заводнением пластов. Патент РФ № 2715593 от 02.03.2020.
- Бриллиант Л.С., Комягин А.И., Бляшук М.М., Цинкевич О.В., Журавлёва А.А. (2017). Способ оперативного управления заводнением пластов. Патент РФ № 2614338 от 24.03.2017.
- Бриллиант Л.С., Печеркин М.Ф., Бляшук М.М., Цинкевич О.В., Алексеев А.С. (2019). Развитие практических решений в задачах Управления Заводнением на основе нейросетевой оптимизации режимов работы нагнетательных скважин. *Недропользование XXI век*, 4(80), с. 114–123.
- Бриллиант Л.С., Смирнов И.А., Комягин А.И., Потрясов А.В., Печеркин М.Ф., Барышников А.В. (2015). Способ оперативного управления заводнением пластов. Патент РФ № 2565313 от 20.10.2015.
- Мееров М.В., Литвак Б.Л. (1972). Оптимизация систем многосвязного управления. М.: Наука, 344 с.
- Михайлов В.Н., Волков Ю.А., Дулкарнаев М.Р. (2011). Итерационная методика построения геолого-гидродинамических моделей для оценки распределения остаточных запасов нефти и планирования геолого-технологических мероприятий. *Георесурсы*, 3(39), с. 43–48.
- Михайлов В.Н., Дулкарнаев М.Р., Волков Ю.А. (2012). Проблемы и опыт проектирования разработки длительно эксплуатируемых залежей нефти на примере Ватьеганского месторождения Западной Сибири. *Труды межд. научно-практ. конф.: Высоковязкие нефти и природные битумы: проблемы и повышение эффективности разведки и разработки месторождений*. Казань: Фэн, с. 255–257.
- Нехорошкова А.А., Данько М.Ю., Завьялов А.С., Елишева А.О. (2019). Критический анализ метода прокси-моделирования INSIM-FT (Interwell Numerical Simulation Front Tracking models) на синтетических моделях и реальном месторождении. *Нефть. Газ. Новации*, 12(229), с. 49–55.
- Потрясов А.А., Бриллиант Л.С., Печеркин М.Ф., Комягин А.И. (2016). Автоматизация процессов управления заводнением на нефтяном месторождении. *Недропользование XXI век*, 6(63), с. 112–121.
- Ручкин А.А., Степанов С.В., Князев А.В., Степанов А.В., Корытов А.В., Авсянко И.Н. (2018). Исследование особенностей оценки взаимовлияния скважин на примере модели CRM. *Вестник Тюменского государственного университета. Физико-математическое моделирование. Нефть, газ, энергетика*, 4, с. 148–168.
- Степанов С.В., Соколов С.В., Ручкин А.А., Степанов А.В., Князев А.В., Корытов А.В. (2018). Проблематика оценки взаимовлияния добывающих и нагнетательных скважин на основе математического моделирования. *Вестник Тюменского государственного университета. Физико-математическое моделирование. Нефть, газ, энергетика*, 3, с. 146–164.
- Albertoni, Alejandro & Lake, Larry (2003). Inferring Interwell Connectivity Only From Well-Rate Fluctuations in Waterfloods. *SPE Reservoir Evaluation & Engineering*, 6, pp. 6–16. <https://doi.org/10.2118/83381-PA>
- Gopa, Konstantin, Yamov, Sergey, Naugolnov, Mihail, Perets, Dmitrii, and Maksim Simonov (2018). Cognitive Analytical System Based on

Data-Driven Approach for Mature Reservoir Management. *Paper presented at the SPE Russian Petroleum Technology Conference*. Moscow. <https://doi.org/10.2118/191592-18RPTC-MS>

Guo, Zhenyu, Reynolds, Albert C., & Zhao, Hui (2018). Waterflooding optimization with the INSIM-FT data-driven model. *Computational Geosciences* (Dordrecht Online), 22(3), pp. 745–761. <http://dx.doi.org/10.1007/s10596-018-9723-y>

Naugolnov, Mikhail, and Rustam Murtazin (2019). Reservoir Value-Engineering for West Siberian Oil Fields. *Paper presented at the SPE Annual Caspian Technical Conference*. Baku. <https://doi.org/10.2118/198374-MS>

Naugolnov, Mikhail, Teplyakov, Nikolay, and Maxim Bolshakov (2018). Cost-Engineering Waterflooding Management Methods. *Paper presented at the SPE Russian Petroleum Technology Conference*. Moscow. <https://doi.org/10.2118/191580-18RPTC-MS>

Сведения об авторах

Леонид Самуилович Бриллиант – кандидат тех. наук, академик РАЕН, член ЦКР Роснедра, генеральный директор, ООО «Тюменский институт нефти и газа»

Россия, 625000, Тюмень, ул. Герцена, д. 64

Марат Рафаилович Дулкарнаев – кандидат тех. наук, заместитель генерального директора по разработке месторождений – главный геолог, ООО «ЛУКОЙЛ-Западная Сибирь» ТПП «Повхнефтегаз»

Россия, 628484, Когалым, ул. Прибалтийская, д. 20

Михаил Юрьевич Данько – заместитель генерального директора по науке, ООО «Тюменский институт нефти и газа»

Россия, 625000, Тюмень, ул. Герцена, д. 64

Александра Олеговна Елишева – директор департамента анализа и проектирования разработки нефтегазовых месторождений, ООО «Тюменский институт нефти и газа»

Россия, 625000, Тюмень, ул. Герцена, д. 64

e-mail: ElishevaAO@togi.ru

Динар Халитович Набиев – заведующий лабораторией, ООО «Тюменский институт нефти и газа»

Россия, 625000, Тюмень, ул. Герцена, д. 64

Анастасия Игоревна Хуторная – ведущий инженер, ООО «Тюменский институт нефти и газа»

Россия, 625000, Тюмень, ул. Герцена, д. 64

Иван Николаевич Мальков – инженер I категории, ООО «Тюменский институт нефти и газа»

Россия, 625000, Тюмень, ул. Герцена, д. 64

Статья поступила в редакцию 01.02.2022;

Принята к публикации 10.03.2022; Опубликовано 30.03.2022

IN ENGLISH

ORIGINAL ARTICLE

Oil production management based on neural network optimization of well operation at the pilot project site of the Vatyeganskoe field (Territorial Production Enterprise Povkhneftegaz)

L.S. Brilliant¹, M.R. Dulkarnaev², M.Yu. Danko¹, A.O. Elisheva^{1*}, D.Kh. Nabiev¹, A.I. Khutornaya¹, I.N. Malkov¹

¹Tyumen Oil & Gas Institute, Tyumen, Russian Federation

²ООО LUKOIL-Zapadnaya Sibir TPE Povkhneftegaz, Kogalym, Russian Federation

*Corresponding autor: Aleksandra O. Elisheva, e-mail: elishevaAO@togi.ru

Abstract. Optimization of the “mature” fields development in machine learning algorithms is one of the urgent problems nowadays. The task is set to extend the effective operation

of wells, optimize production management at the late stage of field development. Based on the task set, the article provides an overview of possible solutions in waterflooding

management problems. Production management technology is considered as an alternative to intensification of operation, which is associated with an increase in the production rate and involves finding solutions aimed at reducing the water cut of well production. The practical implementation of the “Neural technologies for production improvement” includes the following steps: evaluation, selection, predictive analytics. The result is a digital technological regime of wells that corresponds to the set goal and the solution of the optimization problem in artificial intelligence algorithms using the software and hardware complex “Atlas – Waterflood Management”.

“Neural technologies for production improvement” have been successfully tested at the pilot project site of the productive formation of the Vatyeganskoe field. The article provides a thorough and detailed analysis of the work performed, describes the algorithms and calculation results of the proxy model using the example of the pilot area, as well as the integration of the “Atlas – Waterflood Management” and the organization of the workflow with the field professionals of the Territorial Production Enterprise Povkhneftegaz.

Keywords: field development, neural network optimization, technological regime, machine learning, optimization problem, flood control, oil production, oil production management

Recommended citation: Brilliant L.S., Dulkarnaev M.R., Danko M.Yu., Elisheva A.O., Nabiev D.Kh., Khutornaya A.I., Malkov I.N. (2022). Oil production management based on neural network optimization of well operation at the pilot project site of the Vatyeganskoe field (Territorial Production Enterprise Povkhneftegaz). *Georesursy = Georesources*, 24(1), pp. 3–15. DOI: <https://doi.org/10.18599/grs.2022.1.1>

References

- Albertoni, Alejandro & Lake, Larry (2003). Inferring Interwell Connectivity Only From Well-Rate Fluctuations in Waterfloods. *SPE Reservoir Evaluation & Engineering*, 6, pp. 6–16. <https://doi.org/10.2118/83381-PA>
- Arefiev S.V., Yunusov R.R., Valeev A.S., Kornienko A.N., Dulkarnaev M.R., Labutin D.V., Brilliant L.S., Pecherkin M.F., Kokorin D.A., Grandov D.V., Komyagin A.I. (2017). Methodical foundations and experience in the implementation of digital technologies for operational planning and management of the operating modes of production and injection wells in the OPR area of the Yuv1 reservoir of the Vatyeganskoye deposit of the Povkhneftegaz TPP (OOO Lukoil-Western Siberia). *Nedropolzovanie XXI vek*, 6(69), pp. 60–81. (In Russ.)
- Brilliant L.S. (2018). Digital Solutions for Production Management at Mature Oil Fields. *Neft. Gaz. Novatsii*, 4, pp. 61–64. (In Russ.)
- Brilliant L.S., Dulkarnaev M.R., Danko M.Yu., Elisheva A.O., Tsinkevich O.V. (2020). Challenges of efficient brownfield development: architecture of digital solutions in control of well operation conditions. *Nedropolzovanie XXI vek*, 4(87), pp. 98–107. (In Russ.)
- Brilliant L.S., Komyagin A.I., Blyashuk M.M., Tsinkevich O.V., Zhuravleva A.A. (2017). The method of operational control of waterflooding. Patent RF 2614338; publ. 24.03.2017.
- Brilliant L.S., Pecherkin M.F., Blyashuk M.M., Tsinkevich O.V., Alekseev A.S. (2019). Development of Practical Solutions for Water Flood Control Problems Based on Neural Network Optimization of Injection Wells Operating Modes. *Nedropolzovanie XXI vek*, 4(80), pp. 114–123. (In Russ.)
- Brilliant L.S., Smirnov I.A., Komyagin A.I., Potryasov A.V., Pechorkin M.F., Baryshnikov A.V. (2015). The method of operational control of waterflooding. Patent RF 2565313; publ. 20.10.2015.
- Brilliant L.S., Zavyalov A.S., Danko M.Yu. (2020). The method of operational control of waterflooding. Patent RF 2715593; publ. 02.03.2020.
- Gopa, Konstantin, Yamov, Sergey, Naugolnov, Mihail, Perets, Dmitrii, and Maksim Simonov (2018). Cognitive Analytical System Based on Data-Driven Approach for Mature Reservoir Management. *Paper presented at the SPE Russian Petroleum Technology Conference*. Moscow. <https://doi.org/10.2118/191592-18RPTC-MS>

Guo, Zhenyu, Reynolds, Albert C., & Zhao, Hui (2018). Waterflooding optimization with the INSIM-FT data-driven model. *Computational Geosciences* (Dordrecht Online), 22(3), pp. 745–761. <http://dx.doi.org/10.1007/s10596-018-9723-y>

Meerov M.V., Litvak B.L. (1972). Optimization of Multiconnected Control Systems. Moscow: Nauka, 344 p. (In Russ.)

Mikhaylov V.N., Volkov Yu.A., Dulkarnaev M.R. (2011). Iterative technique of geological hydrodynamic modeling for the estimation of residual oil reserves distribution and planning of geological and technological works. *Georesursy*, 3(39), pp. 43–48. (In Russ.)

Mikhaylov B.N., Dulkarnaev M.R., Volkov Yu.A. (2012). Problems and experience in development design of long-term exploited oil deposits on the example of the Vatyeganskoe field in Western Siberia. *Proc. Conf.: High-viscosity oil and natural bitumen: problems and improving the efficiency of exploration and field development*. Kazan: Fen, pp. 255–257. (In Russ.)

Naugolnov, Mikhail, and Rustam Murtazin (2019). Reservoir Value-Engineering for West Siberian Oil Fields. *Paper presented at the SPE Annual Caspian Technical Conference*. Baku. <https://doi.org/10.2118/198374-MS>

Naugolnov, Mikhail, Teplyakov, Nikolay, and Maxim Bolshakov (2018). Cost-Engineering Waterflooding Management Methods. *Paper presented at the SPE Russian Petroleum Technology Conference*. Moscow. <https://doi.org/10.2118/191580-18RPTC-MS>

Nekhoroshkova A.A., Danko M.Yu., Zavyalov A.C., Elisheva A.O. (2019). Critical analysis of the proxy modeling method INSIM-FT (Interwell Numerical Simulation Front Tracking models) on synthetic models and a real field. *Neft. Gaz. Novatsii*, 12(229), pp. 49–55. (In Russ.)

Potryasov A.A., Brilliant L.S., Pecherkin M.F., Komyagin A.I. (2016). Automation of waterflooding control processes in an oil field. *Nedropolzovanie XXI vek*, 6(63), pp. 112–121. (In Russ.)

Ruchkin A.A., Stepanov S.V., Knyazev A.V., Stepanov A.V., Korytov A.V., Avsyanko I.N. (2018). Applying CRM Model to Study Well Interference. *Tyumen State University Herald. Physical and Mathematical Modeling. Oil, Gas, Energy*, 4, pp. 148–168. (In Russ.)

Stepanov S.V., Sokolov S.V., Ruchkin A.A., Stepanov A.V., Knyazev A.V., Korytov A.V. (2018). Considerations on Mathematical Modeling of Producer-Injector Interference. *Tyumen State University Herald. Physical and Mathematical Modeling. Oil, Gas, Energy*, 3, pp. 146–164. (In Russ.)

About the Authors

Leonid S. Brilliant – PhD (Engineering), Director General Tyumen Oil & Gas Institute
64, Gertsen st., Tyumen, 625000, Russian Federation

Marat R. Dulkarnaev – PhD (Engineering), Deputy Director General for Field Development – Chief Geologist
OOO LUKOIL-Zapadnaya Sibir TPE Povkhneftegaz
20, Pribaltiyskaya st., Kogalym, 628484, Russian Federation

Mikhail Yu. Danko – Deputy Director General for Science Tyumen Oil & Gas Institute
64, Gertsen st., Tyumen, 625000, Russian Federation

Aleksandra O. Elisheva – Director of the Department of Analysis and Design of Oil and Gas Field Development Tyumen Oil & Gas Institute
64, Gertsen st., Tyumen, 625000, Russian Federation
e-mail: ElishevaAO@togi.ru

Dinar K. Nabiev – Head of the Laboratory Tyumen Oil & Gas Institute
64, Gertsen st., Tyumen, 625000, Russian Federation

Anastasiya I. Khutornaya – Leading Engineer Tyumen Oil & Gas Institute
64, Gertsen st., Tyumen, 625000, Russian Federation

Ivan N. Malkov – Engineer Tyumen Oil & Gas Institute
64, Gertsen st., Tyumen, 625000, Russian Federation

Manuscript received 1 February 2022;

Accepted 10 March 2022; Published 30 March 2022