

# Воспроизведение пластового давления при разработке нефтяных месторождений: перспективы и проблемы использования методов машинного обучения

И.Н. Пономарева, Д.А. Мартюшев\*

Пермский национальный исследовательский политехнический университет, Пермь, Россия

В настоящее время модели, основанные на применении методов искусственного интеллекта, активно разрабатываются и применяются при решении самых различных задач, в том числе в практике нефтяного инжиниринга. Оценка точности и достоверности разработанных моделей сводится, как правило, к определению стандартных статистических критериев, при этом не всегда разработчиками используется отдельная валидационная выборка. В настоящей статье приводятся результаты исследования, в котором описывается многовариантное тестирование модели, ранее разработанной авторами с целью определения динамического пластового давления в зонах отбора нефтедобывающих скважин. Модель основана на применении методов машинного обучения и характеризуется рядом преимущественных характеристик, в том числе минимальными требованиями к количеству исходных данных, что обуславливает ее актуальность и практическую востребованность. Высокой сходимости расчетных и фактических значений прогнозируемого параметра удалось добиться за счет усложнения модели, что затрудняет ее интерпретацию и не позволяет обоснованно сформулировать условия и критерии практического применения. В качестве объекта исследования выбраны три залежи нефти одного месторождения с различающимися геолого-физическими условиями. Наличие большого количества фактических определений пластового давления посредством гидродинамических исследований скважин на месторождении позволило провести тестирование модели по самым различным сценариям, для каждого из которых оценивалась и анализировалась ошибка прогноза. В результате подтверждены высокие статистические оценки прогностической способности модели при ретро- и перспективном воспроизведении пластового давления. Установлено, что ошибки прогнозирования стремятся к нулю при наличии большого количества фактических определений величины пластового давления. Однако для проведения вычисления по каждой скважине достаточным является наличие единичного замера за всю историю. Установлено, что резкое изменение дебита скважины также должно сопровождаться фактическим определением пластового давления с занесением полученной величины в модель. В случае отсутствия по отдельным скважинам даже единичного замера пластового давления модель достоверно воспроизводит его величину посредством используемой в алгоритмах процедуры кригинга при наличии замеров по соседним скважинам.

**Ключевые слова:** машинное обучение, искусственный интеллект, пластовое давление, нефтедобывающая скважина, прогноз

**Для цитирования:** Пономарева И.Н., Мартюшев Д.А. (2026). Воспроизведение пластового давления при разработке нефтяных месторождений: перспективы и проблемы использования методов машинного обучения. *Георесурсы*, 28(1), с. 43–53. <https://doi.org/10.18599/grs.2025.3.13>

## 1. Введение

Непрерывный контроль за пластовым давлением является одним из основных элементов системы мониторинга разработки месторождений углеводородов. Наличие достоверной информации о величине пластового давления

необходимо при решении различных задач нефтяного инжиниринга. Например, в работе (Левитина и др., 2023) указывается на необходимость использования пластового давления для применения метода материального баланса при подсчете запасов углеводородов. Авторы (Zong et al., 2023) используют данные о динамике пластового давления для изучения закономерностей обводнения продуктивных пластов. В работе (Jia et al., 2021) пластовое давление используется для мониторинга взаимодействия продуктивных объектов многопластового месторождения углеводородов.

\* Ответственный автор: Дмитрий Александрович Мартюшев  
e-mail: [martyushevdi@inbox.ru](mailto:martyushevdi@inbox.ru)

© 2026 Коллектив авторов

Статья находится в открытом доступе и распространяется в соответствии с лицензией Creative Commons Attribution (CC BY) License (<https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>).

При этом пластовое давление – одна из важнейших характеристик энергетического состояния залежи, на практике определяется довольно редко, что обусловлено недостаточной регулярностью проведения гидродинамических исследований (ГДИ) в связи с высокой продолжительностью процесса восстановления давления и необходимостью остановки скважин. Прогнозирование необходимой продолжительности остановки скважины для получения качественной кривой восстановления давления (КВД) является актуальной задачей, которая в настоящее время не имеет универсального решения, поскольку процесс достаточно сложен, его закономерности определяются сочетанием различных факторов. Например, в работе (Нигаметьянова, Ишкин, 2024) авторы делают вывод, что даже тип заканчивания скважины влияет на продолжительность восстановления давления.

В настоящее время развивается направление, посвященное научному обоснованию возможности сокращения продолжительности исследований. Например, авторы работы (Савченко и др., 2023) предлагают регистрировать динамику давления на приеме электроцентробежного насоса в процессе технологических остановок скважин и на ее основе определять некоторые параметры. Схожие выводы, но полученные для условий скважинных штанговых насосов, приведены в работе (Ханкишиева, 2023). В работе (Гадильшина и др., 2023) представлена методика интерпретации материалов гидродинамических исследований скважин после кратковременного возмущения пласта.

В некоторых случаях, даже при достаточной продолжительности остановки скважин, качество материалов проведенных исследований не позволяет достоверно решать поставленные задачи, в том числе определять пластовое давление. Так, в работе (Ахметдинов и др., 2024) авторы приводят данные о процессе фазовой сегрегации после остановки скважины, что, в свою очередь, влияет на форму результирующей кривой восстановления давления и результаты ее обработки. В статье (Сергеев и др., 2019) приводятся данные об отсутствии на многих графиках КВД участка радиального течения, подлежащего обработке, что также снижает качество материалов исследований и обуславливает необходимость разработки других подходов к их интерпретации.

В этой связи актуальной задачей является разработка косвенных способов определения пластового давления, не требующих остановки скважин на исследование, либо минимизирующих их продолжительность.

Распространенные методы прогнозирования пластового давления в первую очередь опираются на физические модели, основанные на механике горных пород и динамике жидкости, учитывающие широкий спектр соответствующих параметров (Cao et al., 2024; Deng et al., 2024; Li et al., 2024; Shi et al., 2024; Kanin et al., 2025). Однако применение этих методов предполагает наличие большого количества параметров, в том числе эмпирических, что может привести к погрешностям прогнозирования искомого параметра, особенно в сложных геолого-физических условиях.

В условиях современного этапа развития нефтяной инженерии распространение получили методы, основанные на статистической обработке накопленных данных

большого объема, характеризующих фактически определенные прогнозируемые параметры. В работе (Ponomareva et al., 2022) приводятся результаты исследований по построению многомерных статистических моделей определения пластового давления для нефтедобывающих скважин одного из месторождений Пермского края. Авторами разработана серия уравнений множественной линейной регрессии, позволяющих рассчитывать величину пластового давления по комплексу геолого-технологических показателей. Несомненным преимуществом моделей является понимание вычислительных алгоритмов и возможность их анализа с целью выявления закономерностей поведения прогнозируемой величины – пластового давления, что и продемонстрировано авторами для условий рассматриваемого месторождения. Также необходимо отметить, что модели характеризуются довольно высокими статистическими оценками, однако их практическое применение и тиражирование ограничено в связи с жесткими требованиями относительно исходных данных, которые должны в полной мере соответствовать фактическим диапазонам обучающей выборки. Например, одним из наиболее значимых признаков, фигурирующих на первых местах регрессионных уравнений, является такой показатель, как продолжительность эксплуатации скважины после ввода. Обучающая выборка включала данные эксплуатации скважин продолжительностью в пять лет, соответственно, для большего срока работы расчеты в соответствии с данной моделью выполнять не рекомендуется. При этом исключение показателя из модели приводит к существенному снижению ее статистических оценок – коэффициента детерминации, уровня значимости и стандартной ошибки расчета.

В условиях развития современных методов обработки больших массивов данных применение получили методы определения различных геолого-технологических параметров, в том числе пластового давления, основанные на применении методов искусственного интеллекта (ИИ) (Карсаков и др., 2025; Davoodi et al., 2025; Nie et al., 2025). Например, авторы статьи (Tang et al., 2022) демонстрируют высокую успешность прогнозирования пластового давления при комплексном использовании двух методов машинного обучения. В работе (Nagr et al., 2021) авторы демонстрируют высокие оценки модели прогноза пластового давления, особенностью которой является комбинирование метода машинного обучения с физической (аналитической) моделью потока жидкости в пористых средах. Авторы статей (Martyushev et al., 2021; Zakharov et al., 2022) описывают модель определения пластового давления, также основанную на применении нейронных сетей, при обучении которой использованы материалы фактических определений пластового давления по значительному количеству добывающих скважин, а также показатели их эксплуатации. Разработанная модель демонстрирует высокую прогностическую способность при ретро- и перспективном моделировании динамического пластового давления в зонах отбора нефтедобывающих скважин, при этом ее преимуществом считается минимальное количество необходимых исходных данных.

Наиболее распространенные модели машинного обучения включают регрессию опорных векторов (SVR), многослойный перцептрон (MLP), экстремальный

градиентный бустинг (XGBoost) и сети с долгой краткосрочной памятью (LSTM). Эти модели демонстрируют преимущественно высокую прогностическую способность по сравнению с традиционными методами прогнозирования пластового давления (Zhang et al., 2022; Kanin et al., 2024; Peters et al., 2024; Zhang et al., 2024; Wang et al., 2025; Xi et al., 2025). При этом методы машинного обучения все еще имеют ограничения, такие как чувствительность к качеству и количеству данных и ограниченная способность воспроизведения пространственно-временных динамических характеристик (Campos et al., 2024; Soromotin et al., 2025). При этом развитие методов глубокого машинного обучения позволило устранить ряд проблем, однако даже их возможности не позволяют в полной мере описывать процессы, присущие сложным геологическим системам в динамике их разработки. В работе (Кузнецова и др., 2023) авторы, подтверждая в целом высокую работоспособность модели, указывают на вероятность получения ошибочных данных в некоторых отдельных случаях.

Изучение вычислительных алгоритмов большинства моделей, основанных на применении методов машинного обучения, является довольно сложной и не всегда однозначной процедурой. Практически во всех случаях разработчики таких моделей при их анализе ограничиваются оценкой стандартных статистических параметров – коэффициентов корреляции между расчетными и фактическими значениями моделируемого параметра, в том числе с применением независимых тестовых выборок, стандартной ошибки и т.п. (Yu et al., 2020; Pwavodi et al., 2023; Zong et al., 2023; Kalem et al., 2024; Shao et al., 2024). И зачастую даже разработчики модели не могут в полной мере предсказать ее поведение для изменяющихся условий исследуемого процесса. Однако повсеместное распространение и применение методов машинного обучения для решения различных задач обуславливает необходимость их анализа и исследования.

Таким образом, целесообразно изучать не саму систему, а ее реакцию на изменяющиеся условия, что позволит расширить представления о модели, основанной на машинном обучении, ее возможностях и ограничениях, чему и посвящена настоящая статья. Проведение таких

исследований актуально не только в контексте изучения конкретной, рассматриваемой модели, но и для развития общего направления применения методов искусственного интеллекта и машинного обучения для решения задач нефтегазового инжиниринга.

Таким образом, целью настоящего исследования является изучение работоспособности разработанной авторским коллективом модели для различных геолого-геофизических условий, основанной на применении методов машинного обучения, созданной для воспроизведения динамического пластового давления в зонах отбора нефтедобывающих скважин. В рамках данного исследования решаются следующие задачи: 1) проведение расчетов пластового давления на ретроспективный и перспективный периоды с помощью разработанной модели и сопоставление с фактическими измерениями; 2) проведение расчетов пластового давления с помощью разработанной модели при последовательном удалении фактических измерений; 3) оценка возможности прогнозирования пластового давления с помощью разработанной модели при наличии одного фактического замера; 4) исследование прогностической способности разработанной модели.

## 2. Материалы и методы

Исследуемая модель ретро- и перспективного прогноза динамического пластового давления в зонах отбора нефтедобывающих скважин, реализованная в виде специального программного обеспечения (Мартюшев и др., 2023), использует в качестве исходных данных информацию о среднемесячных значениях дебитов жидкости, нефти и воды, коэффициента эксплуатации по всем скважинам, когда-либо пребывавшим в работе на рассматриваемый объект разработки. Период перспективного прогноза выбран экспертно и в настоящее время составляет 12 месяцев, в будущем он может быть увеличен посредством дообучения и корректировки модели. Подробное описание модели, истории ее создания и обучения представлено в работе (Zakharov et al., 2022).

Исходные данные используются в виде отдельного файла формата .txt (рис. 1), который является стандартным и выгружается из гидродинамической модели залежи, что минимизирует временные затраты

HFORM HTAB	WELL	'DD/MMM/YYYY'	QOIL	QWAT	QLIQ	QGAS	WEFA	BHP	THP
1	01/DEC/2013	92.3900	0.0808	92.4708	1.3935	0.6452	0.00000	0.0000	0.0000
1	01/JAN/2014	90.3273	0.0887	90.4160	0.7302	0.9892	0.00000	0.0000	0.0000
1	01/FEB/2014	87.1116	0.0822	87.1939	0.9647	0.9970	0.00000	0.0000	0.0000
1	01/MAR/2014	88.4815	0.4197	88.9011	0.5344	1.0000	0.00000	0.0000	0.0000
1	01/APR/2014	84.3995	1.0431	85.4426	3.1440	1.0000	0.00000	0.0000	0.0000
1	01/MAY/2014	82.7936	1.0157	83.8093	3.3172	0.8777	0.00000	0.0000	0.0000
1	01/JUN/2014	78.3135	0.9604	79.2739	3.3526	0.5903	0.00000	0.0000	0.0000
1	01/JUL/2014	84.5230	0.5294	85.0524	3.0766	1.0000	0.00000	0.0000	0.0000
1	01/AUG/2014	82.2252	0.5151	82.7403	2.8596	0.9852	0.00000	0.0000	0.0000
1	01/SEP/2014	77.9945	0.4819	78.4763	6.2620	1.0000	0.00000	0.0000	0.0000
1	01/OCT/2014	69.9625	0.1406	70.1031	3.4159	0.8387	148.59330	177.1356	
1	01/NOV/2014	64.0032	0.1219	64.1251	3.2409	1.0000	0.00000	0.0000	0.0000
1	01/DEC/2014	90.2650	0.2140	90.4790	3.6638	1.0000	0.00000	0.0000	0.0000
1	01/JAN/2015	70.3000	1.1540	71.4539	2.3147	0.9960	0.00000	0.0000	0.0000
1	01/FEB/2015	69.7044	3.5411	73.2455	3.2628	1.0000	0.00000	0.0000	0.0000
1	01/MAR/2015	55.6461	1.5699	57.2160	2.5810	0.9960	0.00000	0.0000	0.0000
1	01/APR/2015	35.2334	0.5929	35.8263	1.8543	0.7458	150.34660	173.8022	

Рис. 1. Иллюстрация содержимого файла с исходными данными. Well – номер скважины; DD/MMM/YYYY – число, месяц, год; Qoil – добыча нефти (месячная), тыс.т.; Qwat – добыча воды (месячная), тыс. м<sup>3</sup>; Qliq – добыча жидкости (месячная), тыс. м<sup>3</sup>; Qgas – добыча газа (месячная), млн м<sup>3</sup>; WEFA – коэффициент эксплуатации скважины; BHP – пластовое давление (фактическое), атм; THP – пластовое давление (прогнозируемое), атм.

на подготовительный процесс и вероятность ошибок, сопровождающих их «ручное» занесение.

Данные о забойных давлениях (столбец «ВНР») по скважинам не используются при проведении расчетов, однако их занесение предусмотрено функционалом программы с целью последующей визуализации и экспортного анализа пользователем.

Отдельно необходимо выделить проблему определения оптимального количества фактических определений пластового давления (при ГДИ) для корректной работы модели. Технически, данные о фактических определениях пластового давления не являются обязательными для проведения расчетов. В том случае, если для скважины такие определения отсутствуют, вычисление модельных значений пластового давления осуществляется на основании процедуры кригинга – особой интерполяции результатов расчетов по соседним скважинам. Возможность реализации процедуры кригинга обеспечивается за счет проведения одновременного моделирования для всего объекта разработки (залежи) и учета пространственного размещения (координат) скважин. Однако корректность и достоверность результатов моделирования в случае отсутствия фактических определений пластового давления могут оказаться неприемлемыми. Задача оценки чувствительности модели к наличию фактических пластовых давлений и их дискретности будет рассмотрена в ходе настоящего исследования. Также при исследовании модели поставлены задачи оценки ее прогностической способности при ретро- и перспективном воспроизведении пластового давления.

В качестве основного инструмента решения поставленных задач используется многовариантное моделирование с последующим сопоставлением прогнозных и фактических значений пластового давления, и в этой связи объект исследования должен характеризоваться большим количеством фактических определений пластового давления. Также целесообразно провести расчеты применительно к разнообразным геолого-физическим условиям, что также необходимо учесть при выборе объекта исследования. В соответствии с обозначенными требованиями, в настоящей статье в качестве основного объекта рассматривается одно из нефтяных месторождений севера Пермского края, в составе которого выделено три залежи с различающимися геолого-физическими свойствами (табл. 1).

Эксплуатационный фонд месторождения включает 54 скважины, в том числе 18 скважин объекта  $D_3fm+C_1t$ , 22 скважины объекта  $C_1bb$  и 14 скважин объекта  $C_2b$ . На скважинах выполнено значительное количество высокоинформативных гидродинамических исследований

с использованием глубинной измерительной аппаратуры, что позволяет использовать пластовые давления, определенные при их проведении, в качестве эталонных величин.

### 3. Результаты

Расчеты на исследуемой нейросетевой модели выполняются для всего объекта разработки, результатами являются значения пластового давления за весь период эксплуатации каждой из скважин с шагом в один месяц, а также перспективный прогноз значений на 12 месяцев с аналогичным шагом. Результаты представлены в виде графиков, построенных индивидуально для каждой из скважин объекта. В качестве примера на рис. 2 приведены графики, построенные для представительных скважин каждого из объектов в модульном сервисе Data Stream Analytics на ретроспективный (красная линия) и перспективный период один год (фиолетовая линия). На графиках также нанесены значения фактического пластового давления на даты проведения гидродинамических исследований, что позволяет предварительно оценить достоверность прогноза на основе визуального анализа.

Для оценки достоверности ретроспективного воспроизведения пластового давления по всем скважинам эксплуатационного фонда рассматриваемых залежей выполнено соответствующее графическое сопоставление фактических и модельных данных (рис. 3).

При сопоставлении модельных и фактических определений пластового давления, представленных на корреляционном поле рисунка 3, следует вывод, что для всех трех объектов разработки с различающимися геолого-физическими свойствами исследуемая модель нейронной сети позволяет достаточно достоверно осуществлять ретроспективный прогноз пластового давления. Во всех случаях точки тесно и равномерно группируются вдоль условных линий с единичным наклоном, а коэффициенты корреляции между рассчитанными и фактическими значениями превышают величину  $r = 0,9$ .

Из представленных на рис. 2 и 3 данных следует, что для всех трех объектов разработки воспроизводящая способность модели при ретроспективном воспроизведении пластового давления является довольно высокой. Однако на скважинах выполнено достаточно большое количество гидродинамических исследований с определением фактических значений пластового давления, что, вероятно, способствует улучшению условий работы модели. В этой связи в дальнейшем выполнены исследования по оценке точности расчетов при последовательном удалении фактических измерений. При этом рассмотрено два сценария: удаление по одному из заключительных (сценарий 1) либо начальных (сценарий 2) фактических определений.

№ пп	Наименование показателя	Значение для залежи (объекта)		
		$D_3fm+C_1t$	$C_1bb$	$C_2b$
1	Тип коллектора	карбонатный	терригенный	карбонатный
2	Вязкость нефти в пластовых условиях, мПа*с	2,46	2,53	17,5
3	Газонасыщенность нефти, м <sup>3</sup> /т	68,1	66,5	21,3
4	Коэффициент пористости, д. ед.	0,08	0,17	0,14
5	Коэффициент проницаемости, мкм <sup>2</sup>	0,002	0,402	0,042

Табл. 1. Краткая геолого-физическая характеристика месторождения

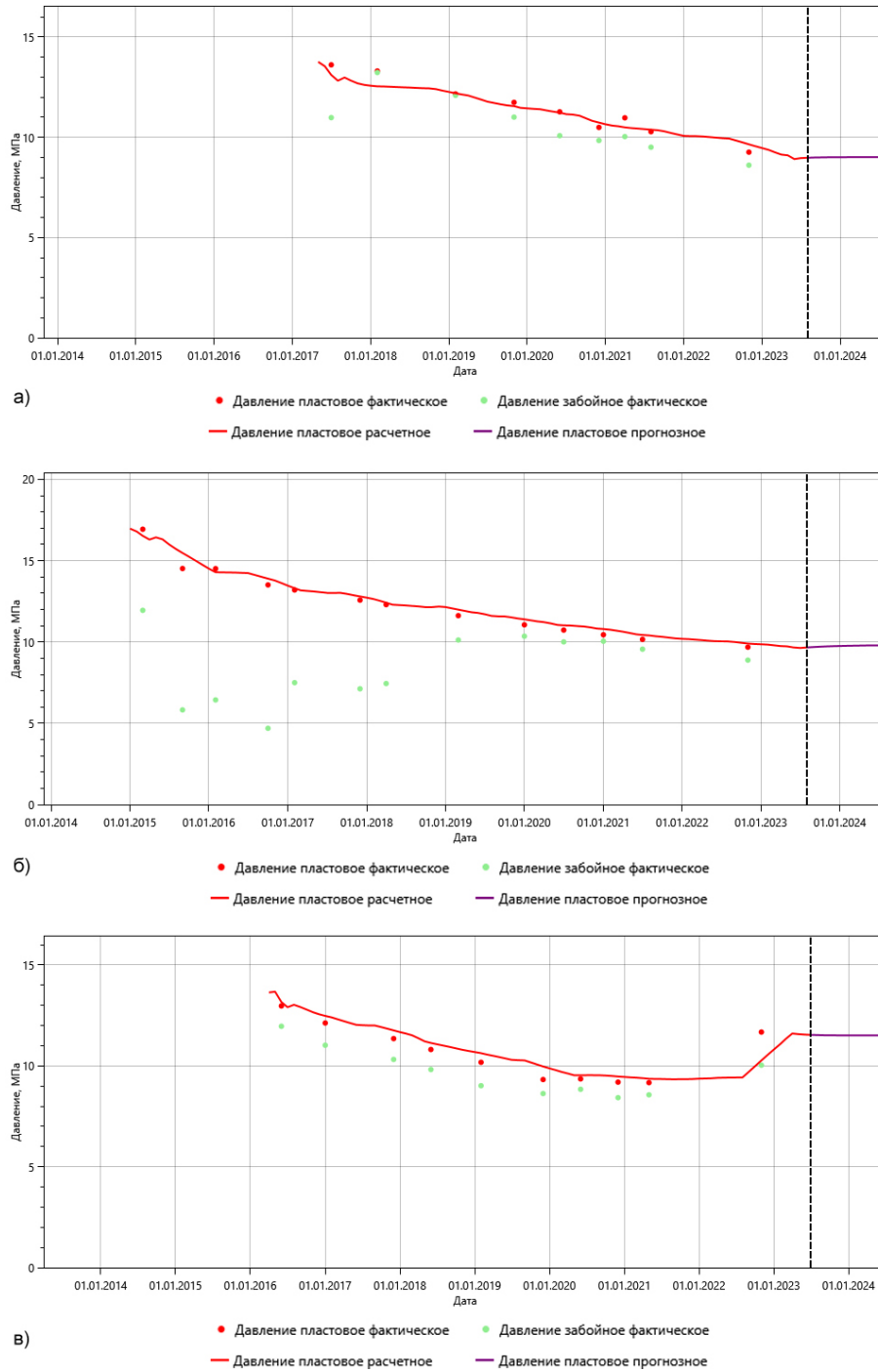


Рис. 2. Графическое сопоставление модельных и фактических пластовых давлений: пример для скважины карбонатного объекта  $D_3fm+C_1t$  (а); пример для скважины терригенного объекта  $C_1bb$  (б); пример для скважины карбонатного объекта  $C_2b$  (в)

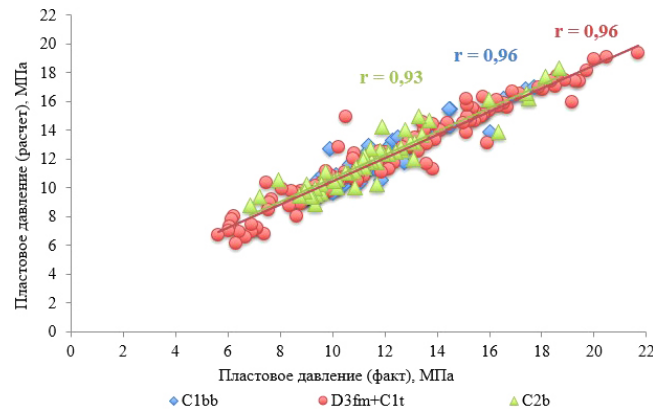


Рис. 3. Сопоставление модельных и фактических значений пластового давления дифференцированно для объектов разработки

На рассматриваемой скважине за период эксплуатации выполнено пять гидродинамических исследований с определением фактической величины пластового давления. В ходе исследования выполнено по пять расчетов, при которых модель воспроизводила пластовое давление при удалении заключительного фактического пластового давления (сценарий 1.1), двух заключительных (сценарий 1.2) и так далее, до удаления всех пяти фактических определений (сценарий 1.5). Аналогичным образом выполнены расчеты по второму сценарию. Оценка результатов выполнена при графическом сопоставлении расчетной и фактической динамики пластового давления в течение периода эксплуатации скважины (рис. 4, 5). На обоих графиках также изображен базовый вариант, который представляет собой результаты расчетов, выполненных при включении в модель всех фактических величин пластового давления.

Также для каждого из сценариев рассчитана ошибка, которая представляет собой величину отклонения давления от базового варианта (рис. 6, 7).

Как следует из анализа представленных на рис. 4–7 данных, исследуемая модель нейронной сети характеризуется различной чувствительностью к количеству фактических определений пластового давления, используемых в исходных данных. Ошибки вычислений при реализации сценария 2 являются существенно меньшими. Сценарий,

предполагающий использование только одного фактического значения пластового давления, демонстрирует крайне низкие оценки. То есть, несмотря на техническую возможность проведения вычислительной операции, качество прогноза при этом является низким, что подчеркивает необходимость решения задачи оптимизации количества исходных данных. Также необходимо отметить низкие ошибки реализации сценариев 1.5 и 2.5, для которых характерно отсутствие в исходных данных информации о фактических величинах пластового давления, а вычисления основаны на применении процедуры кригинга в математическом аппарате.

В качестве оптимального выбран сценарий 2.3, который предполагает наличие двух фактических пластовых давлений на ноябрь 2019 г. и май 2021 г. и при этом характеризуется ошибкой менее 1 МПа. Указанные даты выделены на графике эксплуатации скважины (рис. 8), из которого следует, что они соответствуют периоду выраженного изменения в характере поведения дебита жидкости, что, в свою очередь, может быть обусловлено изменением условий фильтрации в зоне дренирования, например вследствие проведения некоторых геологических мероприятий.

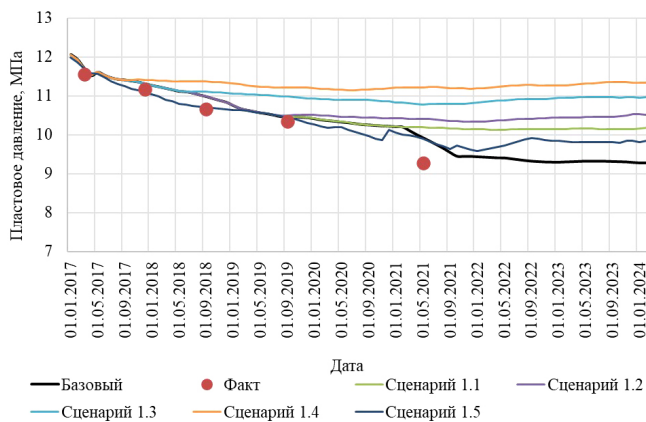


Рис. 4. Результаты исследования прогностической способности нейросетевой модели при последовательном удалении заключительных измерений на примере одной из скважин (сценарий 1)

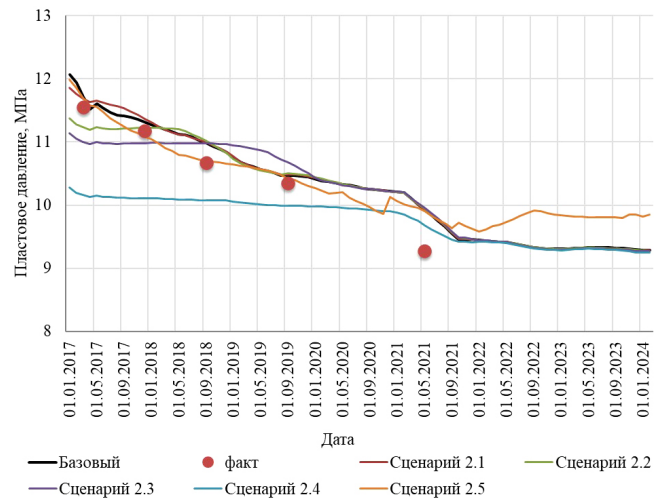


Рис. 5. Результаты исследования прогностической способности нейросетевой модели при прореживании фактических определений на примере одной из скважин (сценарий 2)

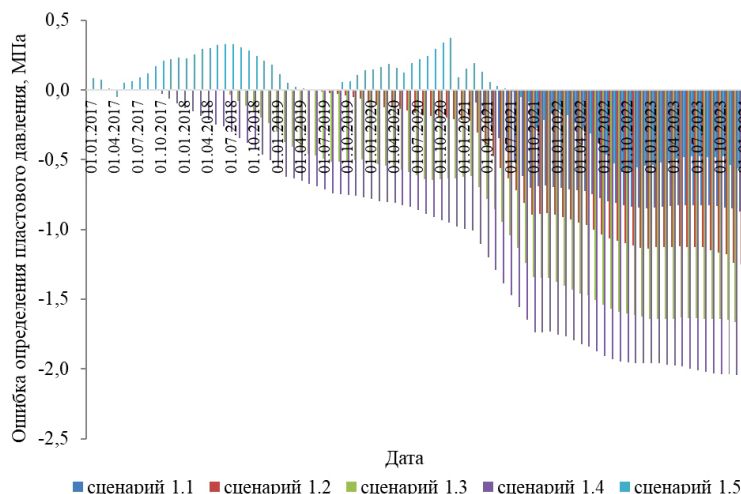


Рис. 6. Графическое отображение ошибки определения пластового давления по сравнению с базовым вариантом (сценарий 1)

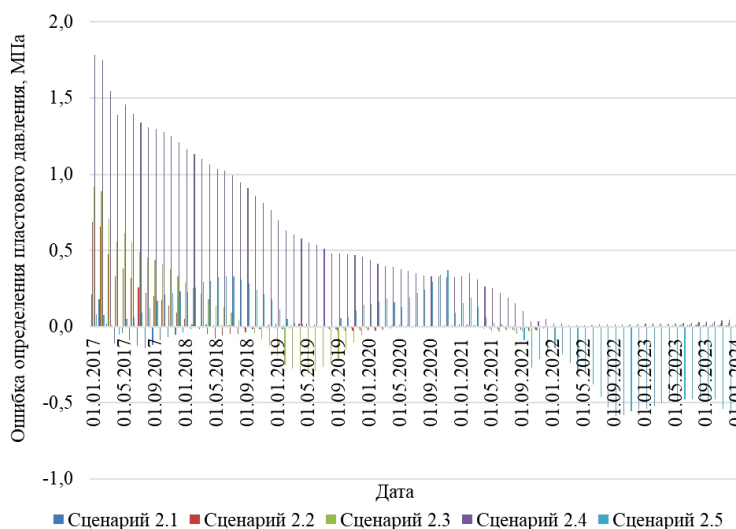


Рис. 7. Графическое отображение ошибки определения пластового давления по сравнению с базовым вариантом (сценарий 2)

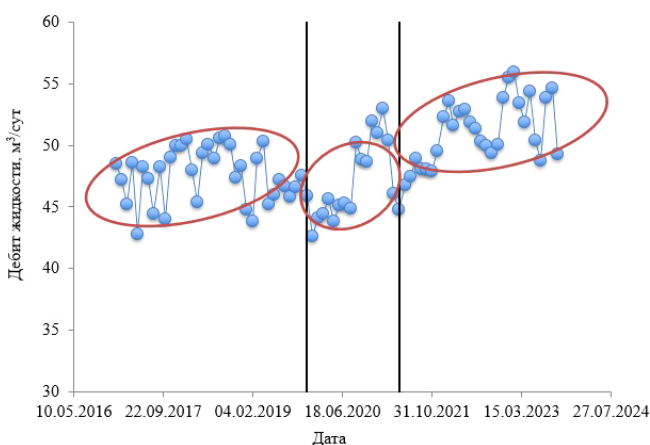


Рис. 8. Динамика дебита жидкости скважины – объекта исследования

Исследование перспективной прогностической способности нейросетевой модели выполнено также по двум сценариям. В первом сценарии для расчетов использованы исходные данные по состоянию на январь 2022 г. (исключены все данные периода 2022–2024 гг.), а последующие фактические измерения пластового давления использованы при оценке достоверности расчетных параметров. При реализации второго сценария из исходных данных исключены только фактические пластовые давления за период 2022–2024 гг., при этом модель использовала информацию о дебитах всех скважин за указанный период. То есть отличие сценариев заключалось только в наличии или отсутствии информации о дебитах в прогнозируемом периоде, а более близким к реальным условиям перспективного моделирования следует считать сценарий 1.

Описанные сценарии реализованы для восьми скважин, на которых в отмеченное время проведены гидродинамические исследования. Сопоставление модельных и расчетных пластовых давлений, а также ошибки их определения, графически выполнено на рис. 9–10. При этом в качестве ошибки принята величина отклонения модельного значения пластового давления от фактической его величины.

#### 4. Обсуждение

Описанные выше исследования выполнены с целью изучения работоспособности разработанной авторским коллективом модели, созданной для воспроизведения динамического пластового давления в зонах отбора нефтедобывающих скважин. Модель обучена на фактических промысловых данных за многолетнюю историю добычи углеводородов на рассматриваемой территории, сведенную в цифровые базы значительного объема. В период разработки модели оценка ее точности выполнялась только по набору простейших статистических параметров (абсолютная и относительная погрешность прогноза), что не позволяло в полной мере сформулировать условия ее эффективного применения. Трудоемкость и неоднозначность анализа вычислительных алгоритмов, свойственная сложным моделям, основанным на применении методов машинного обучения, также не позволяла решить указанную задачу, что и обусловило необходимость проведения описанных выше исследований.

Выполненные исследования заключались в многовариантном тестировании модели для различного набора исходных данных, и в этой связи важным этапом являлся обоснованный выбор объектов, которые должны характеризоваться, в том числе, максимальным количеством фактических определений прогнозируемого параметра (в данном случае – пластового давления).

В ходе многовариантного тестирования установлены некоторые особенности функционирования исследуемой модели определения пластового давления. Технически для выполнения расчетов минимально необходимым является единичное за всю историю эксплуатации каждой скважины фактическое определение пластового давления, однако увеличение количества фактических пластовых давлений в значительной мере повышает достоверность модели. При этом наличие большого количества гидродинамических исследований в ряде случаев невозможно по экономическим и технологическим причинам, а также ставит вопрос о необходимости ретроспективного моделирования пластового давления. Как следствие, целесообразным является установление баланса между количеством фактических определений пластового

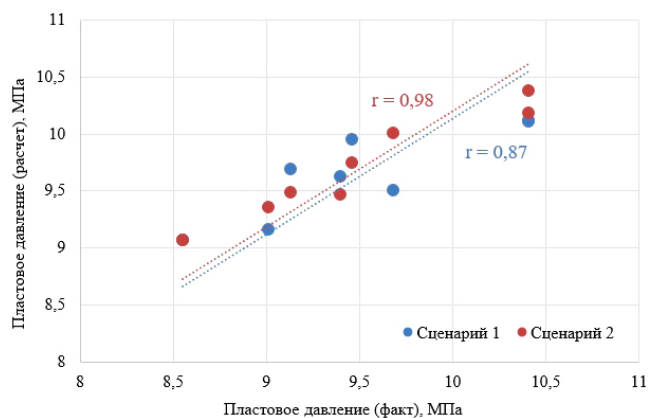


Рис. 9. Сопоставление расчетных и фактических значений пластового давления при перспективном моделировании

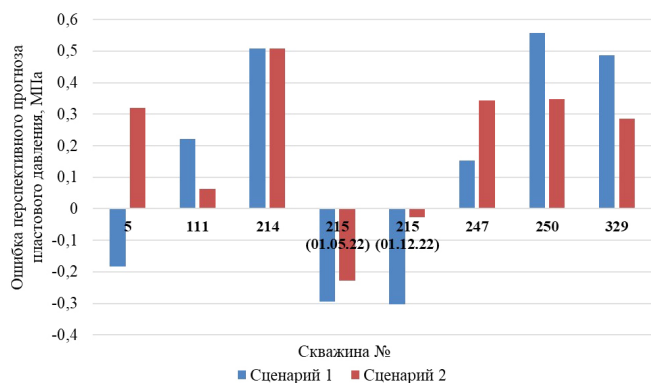


Рис. 10. Графическое отображение ошибок перспективного прогноза пластового давления по сравнению с фактическими значениями. По скважине 215 результаты представлены на разные даты проведения исследования.

давления и достоверностью модели его прогнозирования. Выполненное с этой целью многовариантное тестирование продемонстрировало преимущества сценария 2.3, для которого характерно использование двух фактических определений пластового давления в периоды, характеризующиеся выраженным изменением условий фильтрации, при котором происходит резкое изменение дебита скважин.

В целом при анализе результатов многовариантного тестирования модели получен ряд важных выводов. Так, модель может не в полной мере корректно прогнозировать величину пластового давления при изменении условий фильтрации, например подключении ранее не работавших участков залежи при проведении геолого-технических мероприятий и т.п.

Также необходимо отметить, что единичный фактический замер пластового давления, являющийся технически достаточным для проведения расчетов, не обеспечивает высокой сходимости модельных и фактических пластовых давлений.

Довольно логичным выглядит следующий вывод. Исключение фактических замеров в какой-либо период эксплуатации скважин обуславливает синхронное ухудшение воспроизводящей способности модели в это же время, исходя из чего следует рекомендация о равномерном во времени проведении гидродинамических исследований скважин.

Одним из преимуществ исследуемой модели является возможность перспективного прогноза величины пластового давления на 12 месяцев. Такая задача является довольно актуальной для практики нефтяного инжиниринга, что обусловило целесообразность исследования достоверности перспективного прогноза. С этой целью исходные исторические данные по объектам сокращены на два года. Прогнозные значения для восьми скважин с фактическими определениями пластового давления в исключенный период характеризуются ошибкой менее 0,6 МПа, что свидетельствует о высокой воспроизводящей способности модели на перспективу сроком в 12 месяцев. При этом необходимо отметить, что ошибка расчетов должна сопоставляться, например, с величиной депрессии на пласт. Так, для условий рассматриваемого региона данный параметр в среднем характеризуется существенно большим значением.

Также необходимо отметить высокие оценки воспроизводящей способности модели, характерные для сценариев с полным исключением фактических определений пластового давления, при которых расчет осуществлялся на основе процедуры кригинга. Однако такой вариант допустим только для отдельных (единичных) скважин, поскольку вычислительные алгоритмы основаны на использовании результатов прогноза по соседним скважинам. Как следствие, результаты моделирования по соседним скважинам должны быть максимально достоверными. Кроме того, процедура кригинга может быть использована как инструмент для обоснования опорной сети скважин для контроля за величиной пластового давления.

Авторы статьи считают, что разработанная модель воспроизведения динамического пластового давления в зонах отбора нефтедобывающих скважин не является альтернативой гидродинамическим исследованиям, ее функционал сводится к углублению анализа энергетического состояния залежи и перспективному прогнозу.

Перспективным представляется сценарий, при котором на обоснованной опорной сети скважин выполняются регулярные гидродинамические исследования, а расчет по остальному фонду выполняется с применением разработанной модели.

Представленные исследования не являются исчерпывающими, поскольку они не дают ответов на все вопросы об особенностях применения разработанной модели, основанной на применении методов машинного обучения. Не вызывает сомнений актуальность продолжения как описанных выше вычислительных экспериментов, так и общее тиражирование подхода по углубленному изучению таких моделей при их применении для решения инженерных задач.

## 5. Заключение

Выполненные исследования, заключающиеся в многовариантном тестировании нейросетевой модели, позволили получить ряд выводов, характеризующих исследуемую модель, и сформулировать условия ее эффективного применения.

1. Модель характеризуется высокой ретро- и перспективной прогностической способностью при определении динамического пластового давления в зонах отбора нефтедобывающих скважин, при этом количество фактических

определений прогнозируемого параметра в значительной мере повышает достоверность моделирования.

2. Для проведения расчетов достаточным является наличие единичного фактического определения величины пластового давления по каждой скважине за весь период ее эксплуатации, однако изменение условий фильтрации в зонах отбора может привести к снижению прогностической способности модели. В этой связи резкие изменения дебитов, вызванные, например, геолого-техническими мероприятиями на данной или соседних скважинах, целесообразно сопровождать фактическим определением пластового давления с занесением величины в нейросетевую модель.

3. Описанные исследования не раскрывают в полной мере все особенности модели и могут быть продолжены как в направлении увеличения количества решаемых задач, так и за счет выбора других объектов исследования, что весьма актуально для схожих вычислительных алгоритмов, распространенных в настоящее время. В целом подобные исследования целесообразно выполнять для всех моделей, математический аппарат которых основан на применении методов искусственного интеллекта и машинного обучения, что позволит объективно подходить к их оценке, выделять условия эффективного применения, фиксировать возможные ограничения.

### Финансирование/Благодарности

Исследования выполнены при поддержке Министерства науки и высшего образования Российской Федерации (проект № FSNM-2024-0005).

Авторский коллектив выражает благодарность рецензентам за внимательное прочтение, анализ работы и ценные замечания.

### Литература

Ахметдинов А.М., Марченко А.В., Павлов Д.В., Хабаров А.В., Облеков Р.Г., Бакало Н.Ю. (2024). Совершенствование методов интерпретации гидродинамических исследований нефтяных скважин на основе анализа фазовой сегрегации после остановки скважин. *Газовая промышленность*, S2(866), с. 66–73.

Гадильшина В.Р., Морозов П.Е., Шамсиев М.Н., Хайруллин М.Х. (2023). Гидродинамические исследования нефтяных скважин после кратковременного возмущения пласта. *Вестник Томского государственного университета. Математика и механика*, 85, с. 90–100. <https://doi.org/10.17223/19988621/85/7>

Карсаков А.В., Зятиков П.Н., Шарф И.В. (2025). Процессы развития технологии нефтегазовой отрасли с использованием искусственного интеллекта. *Известия Томского политехнического университета. Инжиниринг георесурсов*, 336(5), с. 216–228. <https://doi.org/10.18799/24131830/2025/5/5048>

Кузнецова Е.А., Никулин С.Е., Шилов А.В., Филатов М.А. (2023). Опыт применения аналитических методов определения пластового давления. *Нефтепромысловое дело*, 6(654), с. 12–16. [https://doi.org/10.33285/0207-2351-2023-6\(654\)-12-16](https://doi.org/10.33285/0207-2351-2023-6(654)-12-16)

Левитина Е.Е., Инякина Е.И., Паклинов Н.М. (2023). Оценка динамики пластового давления и дренируемых запасов газа по данным исследований скважин эксплуатационного фонда. *Известия высших учебных заведений. Нефть и газ*, 5(161), с. 67–76. DOI: 10.31660/0445-0108-2023-5-67-76

Маргошнев Д.А., Пономарева И.Н., Шадров Т.А., Хайтин Р.А. Сервис автоматизации процессов гидродинамического моделирования и контроля разработки нефтяных месторождений Data Stream Analytics (модуль «Оценка и прогноз энергетического состояния залежи»). Свидетельство о регистрации программы для ЭВМ RU 2023614383, 01.03.2023. Заявка № 2023613550 от 01.03.2023.

Нигаметьянова Г.А., Ишкин Д.З. (2024). Прогнозирование длительности КВД на основе параметров пласта и заканчивания скважин. *Нефтяная провинция*, 1(37), с. 89–97. DOI: 10.25689/NP.2024.1.89-97

Савченко В.О., Горидько К.А., Картавецца И.А., Абдуллаев Р.А., Ходаков И.О., Симонов М.В. (2023). Подход к оценке пластового давления и вида кривой восстановления давления при кратковременных остановках нефтяных скважин, оборудованных установками электроцентробежных насосов. *Нефтяное хозяйство*, 12, с. 40–44. <https://doi.org/10.24887/0028-2448-2023-12-40-44>

Сергеев В.Л., Донг В.Х., Фам Д.А. (2019). Адаптивная интерпретация результатов гидродинамических исследований горизонтальных скважин на прогнозирующих моделях. *Известия Томского политехнического университета. Инжиниринг георесурсов*, 330(1), с. 165–172. <https://doi.org/10.18799/24131830/2019/1/62>

Ханкишиева Т.У. (2023). Способ определения забойного давления без остановки скважины, оборудованной скважинным штанговым насосом. *Нефтяное хозяйство*, 3, с. 54–57. <https://doi.org/10.24887/0028-2448-2023-3-54-57>

Campos D., Wayo D.D.K., De Santis R.B., Martyushev D.A., Yaseen Z.M., Duru U.I., Saporetti C.M., Goliati L. (2024). Evolutionary automated radial basis function neural network for multiphase flowing bottom-hole pressure prediction. *Fuel*, 377, 132666. <https://doi.org/10.1016/j.fuel.2024.132666>

Cao S., Wang C., Niu Q., et al. (2024). Enhancing pore pressure prediction accuracy: A knowledge-driven approach with temporal fusion transformer. *Geoenergy Science and Engineering*, 238, 212839. <https://doi.org/10.1016/j.geoen.2024.212839>

Davoodi S., Thanh H.V., Vanovskiy V., Wood D.A., Al-Shargabi M., Mehrad M. (2025). Hybrid machine-learning and optimization models for precise determination of pore pressure changes in subsurface reservoirs. *Computational Geosciences*, 29, 47. <https://doi.org/10.1007/s10596-025-10387-1>

Davoodi S., Wood D.A., Al-Shargabi M., Vanovskiy V., Rukavishnikov V., Burnaev E. (2026). Emerging applications of physics-informed and physics-guided machine learning in geoenery science: A review. *Communications in Nonlinear Science and Numerical Simulation*, 154, 109551. <https://doi.org/10.1016/j.cnsns.2025.109551>

Deng S., Pan H.-Y., Wang H.-G., et al. (2024). A hybrid machine learning optimization algorithm for multivariable pore pressure prediction. *Petroleum Science*, 21(1), pp. 535–550. <https://doi.org/10.1016/j.petsci.2023.09.001>

Harp D.R., O'Malley D., Yan B., Pawar R. (2021). On the feasibility of using physics-informed machine learning for underground reservoir pressure management. *Expert Systems with Applications*, 178, 115006. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2021.115006>

Jia L., Peng S., Xu J., Yan F. (2021). Interlayer interference during coalbed methane coproduction in multilayer superimposed gas-bearing system by 3D monitoring of reservoir pressure: An experimental study. *Fuel*, 304, 121472. <https://doi.org/10.1016/j.fuel.2021.121472>

Kaleem W., Tewari S., Fogat M., Martyushev D.A. (2024). A Hybrid Machine Learning Approach Based Study of Production Forecasting and Factors Influencing the Multiphase Flow through Surface Chokes. *Petroleum*, 10(2), pp. 354–371. <https://doi.org/10.1016/j.petlm.2023.06.001>

Kanin E., Garipova A., Boronin S., Vanovskiy V., Vainshtein A., Afanasyev A., Osiptsov A., Burnaev E. (2025). Combined mechanistic and machine learning method for construction of oil reservoir permeability map consistent with well test measurements. *Petroleum Research*, 10(2), pp. 247–265. <https://doi.org/10.1016/j.ptlrs.2024.09.001>

Li Q., Etzel T.M., Konstantinou A.G., Mazumdar P. (2024). Rock physics and basin modeling nexus for predicting pore pressure. *Geoenergy Science and Engineering*, 234, 212575. <https://doi.org/10.1016/j.geoen.2023.212575>

Martyushev D.A., Ponomareva I.N., Zakharov L.A., Shadrov T.A. (2021). Application of machine learning for forecasting formation pressure in oil field development. *Bulletin of the Tomsk Polytechnic University, Geo Assets Engineering*, 332(10), pp. 140–149. <https://doi.org/10.18799/24131830/2021/10/3401>

Nie Y., Xian C., Luo J. et al. (2025). Bagging machine learning algorithms for rapid identification, classification, evaluation and upscaling in unconventional reservoir. *Geoenergy Science and Engineering*, 246, 213545. <https://doi.org/10.1016/j.geoen.2024.213545>

Peters B., Haber E., Lensink K. (2024). Fully invertible hyperbolic neural networks for segmenting large-scale surface and sub-surface data. *Artificial Intelligence in Geosciences*, 5, 100087. <https://doi.org/10.1016/j.aiig.2024.100087>

Ponomareva I.N., Martyushev D.A., Govindarajan S.K. (2024). A new approach to predict the formation pressure using multiple regression analysis: Case study from Sukharev oil field reservoir – Russia. *Journal of King University – Engineering Sciences*, 36(8), pp. 694–700. <https://doi.org/10.1016/j.jksues.2022.03.005>

Pwavodi J., Kelechi I.N., Angalabiri P., et al. (2023). Pore pressure prediction in offshore Niger delta using data-driven approach: Implications on drilling and reservoir quality. *Energy Geoscience*, 4(3), 100194. <https://doi.org/10.1016/j.engeos.2023.100194>

Shao R., Wang H., Xiao L. (2024). Reservoir evaluation using petrophysics informed machine learning: A case study. *Artificial Intelligence in Geosciences*, 5, 100070. <https://doi.org/10.1016/j.aiig.2024.100070>

Shi F., Liao H., Qu F., Liu J., Wu T. (2024). Collaborative-driven reservoir formation pressure prediction using GAN-ML models and well logging data. *Geoenergy Science and Engineering*, 242, 213271. <https://doi.org/10.1016/j.engeos.2024.213271>

Soromotin A.V., Martyshev D.A., Pereira J.L.J. (2025). On the application of machine learning algorithms in predicting the permeability of oil reservoirs. *Artificial Intelligence in Geosciences*, 6(2), 100126. <https://doi.org/10.1016/j.aiig.2025.100126>

Tang H., Fu P., Jo H., Jiang S., et al. (2022). Deep learning-accelerated 3D carbon storage reservoir pressure forecasting based on data assimilation using surface displacement from InSAR. *International Journal of Greenhouse Gas Control*, 120, 103765. <https://doi.org/10.1016/j.ijggc.2022.103765>

Wang F., Hou X. (2025). Machine learning-based prediction of physical parameters in heterogeneous carbonate reservoirs using well log data. *Energy Geoscience*, 6(2), 100383. <https://doi.org/10.1016/j.engeos.2025.100383>

Xi H., Luo Z., Guo Y. (2025). Reservoir evaluation method based on explainable machine learning with small samples. *Unconventional Resources*, 5, 100128. <https://doi.org/10.1016/j.uncres.2024.100128>

Yu H., Chen G., Gu H. (2020). A machine learning methodology for multivariate pore-pressure prediction. *Computers & Geosciences*, 143, 104548. <https://doi.org/10.1016/j.cageo.2020.104548>

Zakharov L.A., Martyshev D.A., Ponomareva I.N. (2022). Predicting dynamic formation pressure using artificial intelligence methods. *Journal of Mining Institute*, 253, pp. 23–32. <https://doi.org/10.31897/PMI.2022.11>

Zhang G., Davoodi S., Band S.S., et al. (2022). A robust approach to pore pressure prediction applying petrophysical log data aided by machine learning techniques. *Energy Reports*, 8, pp. 2233–2247. <https://doi.org/10.1016/j.egy.2022.01.012>

Zhang X., Lu Y.-H., Jin Y., Chen M., Zhou B. (2024). An adaptive physics-informed deep learning method for pore pressure prediction using seismic data. *Petroleum Science*, 21(2), pp. 885–902. <https://doi.org/10.1016/j.petsci.2023.11.006>

Zong P., Xu H., Tang D., Zhao T. (2023). A dynamic prediction model of reservoir pressure considering stress sensitivity and variable production. *Geoenergy Science and Engineering*, 225, 211688. <https://doi.org/10.1016/j.engeos.2023.211688>

## Сведения об авторах

*Инна Николаевна Пономарева* – доктор тех. наук, доцент, профессор кафедры Нефтегазовые технологии, Пермский национальный исследовательский политехнический университет

Россия, 614990, Пермь, пр-т Комсомольский, д. 29  
e-mail: pin79@yandex.ru

*Дмитрий Александрович Мартюшев* – доктор тех. наук, доцент, профессор кафедры Нефтегазовые технологии, Пермский национальный исследовательский политехнический университет

Россия, 614990, Пермь, пр-т Комсомольский, д. 29  
e-mail: martyshevdi@inbox.ru

Статья поступила в редакцию 25.03.2025;

Принята к публикации 09.10.2025; Опубликована 30.03.2026

IN ENGLISH

ORIGINAL ARTICLE

# Reproduction of Reservoir Pressure in Oil Field Development: Prospects and Problems of Using Methods Machine Learning

*I.N. Ponomareva, D.A. Martyshev\**

*Perm National Research Polytechnic University, Perm, Russian Federation*

*\*Corresponding author: Dmitry A. Martyshev, e-mail: martyshevdi@inbox.ru*

**Abstract.** Currently, models based on the application of artificial intelligence methods are actively developed and applied in solving a variety of problems, including in the practice of petroleum engineering. Evaluation of the accuracy and reliability of the developed models is usually reduced to defining standard statistical criteria, while the developers do not always use a separate examination sample. This article presents the results of the study, which are reduced to multivariate testing of the neural network model previously developed by the authors to determine the dynamic reservoir pressure in the selection zones of oil wells. The model is characterized by a number of advantageous characteristics, including minimal requirements for the amount of initial data, which determines its relevance and practical demand. However, the closed nature of computational algorithms related to the “black box” category does not allow us to reasonably formulate the conditions and criteria for applying the model, the reliability of the retro- and prospective forecast of the reservoir pressure. Three oil deposits of one field with different geological and physical conditions were selected as the object of study. The availability of a large number of actual reservoir pressure determinations by means of hydrodynamic well testing at the field allowed testing the model under a variety of scenarios, for each of which the forecast error was estimated and analyzed. As a result, high estimates of the model for retro- and prospective reservoir pressure reproduction were confirmed. It was found that

forecast errors are reduced to zero in the presence of a large number of actual reservoir pressure determinations. However, to perform the calculation for each well, a single measurement for the entire history is sufficient. It was found that a sharp change in the well flow rate should also be accompanied by an actual determination of reservoir pressure with the entry of the obtained value into the model. In the absence of even a single reservoir pressure measurement for the wells, the model reliably reproduces its value using the kriging procedure used in the algorithms.

**Keywords:** machine learning, artificial intelligence, reservoir pressure, oil well, forecast

**Recommended citation:** Ponomareva I.N., Martyshev D.A. (2026). Reproduction of Reservoir Pressure in Oil Field Development: Prospects and Problems of Using Methods Machine Learning. *Georesursy = Georesources*, 28(1), pp. 43–53. <https://doi.org/10.18599/grs.2025.3.13>

## References

Akhmetdinov A.M., Marchenko A.V., Pavlov D.V., Khabarov A.V., Obekov R.G., Bakalo N.Yu. (2024). Improving the methods for interpreting hydrodynamic studies of oil wells based on phase segregation analysis after well shutdown. *Gazovaya promyshlennost'*, S2(866), pp. 66–73. (In Russ.)

Campos D., Wayo D.D.K., De Santis R.B., Martyshev D.A., Yaseen Z.M., Duru U.I., Saporetti C.M., Goliatt L. (2024). Evolutionary automated radial

basin function neural network for multiphase flowing bottom-hole pressure prediction. *Fuel*, 377, 132666. <https://doi.org/10.1016/j.fuel.2024.132666>

Cao S., Wang C., Niu Q., et al. (2024). Enhancing pore pressure prediction accuracy: A knowledge-driven approach with temporal fusion transformer. *Geoenergy Science and Engineering*, 238, 212839. <https://doi.org/10.1016/j.geoen.2024.212839>

Davoodi S., Thanh H.V., Vanovskiy V., Wood D.A., Al-Shargabi M., Mehrad M. (2025). Hybrid machine-learning and optimization models for precise determination of pore pressure changes in subsurface reservoirs. *Computational Geosciences*, 29, 47. <https://doi.org/10.1007/s10596-025-10387-1>

Davoodi S., Wood D.A., Al-Shargabi M., Vanovskiy V., Rukavishnikov V., Burnaev E. (2026). Emerging applications of physics-informed and physics-guided machine learning in geoenergy science: A review. *Communications in Nonlinear Science and Numerical Simulation*, 154, 109551. <https://doi.org/10.1016/j.cnsns.2025.109551>

Deng S., Pan H.-Y., Wang H.-G., et al. (2024). A hybrid machine learning optimization algorithm for multivariable pore pressure prediction. *Petroleum Science*, 21(1), pp. 535–550. <https://doi.org/10.1016/j.petsci.2023.09.001>

Gadilshina V.R., Morozov P.E., Shamsiev M.N., Khairullin M.Kh. (2023). Hydrodynamic studies of oil wells after short-term formation disturbance. *Tomsk State University Journal of Mathematics and Mechanics*, 85, pp. 90–100. (In Russ.) <https://doi.org/10.17223/19988621/85/7>

Harp D.R., O'Malley D., Yan B., Pawar R. (2021). On the feasibility of using physics-informed machine learning for underground reservoir pressure management. *Expert Systems with Applications*, 178, 115006. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2021.115006>

Jia L., Peng S., Xu J., Yan F. (2021). Interlayer interference during coalbed methane coproduction in multilayer superimposed gas-bearing system by 3D monitoring of reservoir pressure: An experimental study. *Fuel*, 304, 121472. <https://doi.org/10.1016/j.fuel.2021.121472>

Kaleem W., Tewari S., Fogat M., Martyushev D.A. (2024). A Hybrid Machine Learning Approach Based Study of Production Forecasting and Factors Influencing the Multiphase Flow through Surface Chokes. *Petroleum*, 10(2), pp. 354–371. <https://doi.org/10.1016/j.petlm.2023.06.001>

Kanin E., Garipova A., Boronin S., Vanovskiy V., Vainshtein A., Afanasyev A., Osipov A., Burnaev E. (2025). Combined mechanistic and machine learning method for construction of oil reservoir permeability map consistent with well test measurements. *Petroleum Research*, 10(2), pp. 247–265. <https://doi.org/10.1016/j.ptlrs.2024.09.001>

Karsakov A.V., Zyatikov P.N., Sharf I.V. (2025). Development of oil and gas industry technologies using artificial intelligence. *Bulletin of the Tomsk Polytechnic University: Geo Assets Engineering*, 336(5), pp. 216–228. (In Russ.) <https://doi.org/10.18799/24131830/2025/5/5048>

Khankishieva T.U. (2023). Method for determining bottomhole pressure without stopping a well equipped with a borehole sucker rod pump. *Neftyanoe Khozaystvo = Oil Industry*, 3, pp. 54–57. (In Russ.) <https://doi.org/10.24887/0028-2448-2023-3-54-57>

Kuznetsova E.A., Nikulin S.E., Shilov A.V., Filatov M.A. (2023). Experience in applying analytical methods for determining reservoir pressure. *Neftpromyslovoe delo*, 6(654), pp. 12–16. (In Russ.) [https://doi.org/10.33285/0207-2351-2023-6\(654\)-12-16](https://doi.org/10.33285/0207-2351-2023-6(654)-12-16)

Levitina E.E., Inyakina E.I., Paklinov N.M. (2023). Assessment of the dynamics of reservoir pressure and drainable gas reserves based on well survey data. *News of higher educational institutions. Oil and Gas*, 5(161), pp. 67–76. (In Russ.) DOI: 10.31660/0445-0108-2023-5-67-76

Li Q., Etzel T.M., Konstantinou A.G., Mazumdar P. (2024). Rock physics and basin modeling nexus for predicting pore pressure. *Geoenergy Science and Engineering*, 234, 212575. <https://doi.org/10.1016/j.geoen.2023.212575>

Martyushev D.A., Ponomareva I.N., Shadrov T.A., Khaitin R.A. Data Stream Analytics, a service for automating processes of hydrodynamic modeling and control of oil field development (module “Assessment and forecast of the energy state of the deposit”). Certificate of registration of the computer program RU 2023614383, 01.03.2023. Application No. 2023613550 dated 01.03.2023. (In Russ.)

Martyushev D.A., Ponomareva I.N., Zakharov L.A., Shadrov T.A. (2021). Application of machine learning for forecasting formation pressure in oil field development. *Bulletin of the Tomsk Polytechnic University: Geo Assets Engineering*, 332(10), pp. 140–149. (In Russ.) <https://doi.org/10.18799/24131830/2021/10/3401>

Nie Y., Xian C., Luo J. et al. (2025). Bagging machine learning algorithms for rapid identification, classification, evaluation and upscaling in unconventional reservoir. *Geoenergy Science and Engineering*, 246, 213545. <https://doi.org/10.1016/j.geoen.2024.213545>

Nigametyanova G.A., Ishkin D.Z. (2024). Forecasting the duration of the pressure build-up based on reservoir parameters and well completion. *Neftyanaya provintsia*, 1(37), pp. 89–97. (In Russ.)

Peters B., Haber E., Lensink K. (2024). Fully invertible hyperbolic neural networks for segmenting large-scale surface and sub-surface data. *Artificial Intelligence in Geosciences*, 5, 100087. <https://doi.org/10.1016/j.aiig.2024.100087>

Ponomareva I.N., Martyushev D.A., Govindarajan S.K. (2024). A new approach to predict the formation pressure using multiple regression analysis: Case study from Sukharev oil field reservoir – Russia. *Journal of King University – Engineering Sciences*, 36(8), pp. 694–700. <https://doi.org/10.1016/j.jksues.2022.03.005>

Pwavodi J., Kelechi I.N., Angalabiri P., et al. (2023). Pore pressure prediction in offshore Niger delta using data-driven approach: Implications on drilling and reservoir quality. *Energy Geoscience*, 4(3), 100194. <https://doi.org/10.1016/j.engeos.2023.100194>

Savchenko V.O., Goridko K.A., Kartavtseva I.A., Abdullaev R.A., Khodakov I.O., Simonov M.V. (2023). Approach to assessing reservoir pressure and the type of pressure build-up curve during short-term shutdowns of oil wells equipped with electric centrifugal pumps. *Neftyanoe Khozaystvo = Oil Industry*, 12, pp. 40–44. (In Russ.) <https://doi.org/10.24887/0028-2448-2023-12-40-44>

Sergeev V.L., Dong V.H., Pham D.A. (2019). Adaptive interpretation of the results of hydrodynamic studies of horizontal wells using predictive models. *Bulletin of Tomsk Polytechnic University: Geo Assets Engineering*, 330(1), pp. 165–172. (In Russ.) <https://doi.org/10.18799/24131830/2019/1/62>

Shao R., Wang H., Xiao L. (2024). Reservoir evaluation using petrophysics informed machine learning: A case study. *Artificial Intelligence in Geosciences*, 5, 100070. <https://doi.org/10.1016/j.aiig.2024.100070>

Shi F., Liao H., Qu F., Liu J., Wu T. (2024). Collaborative-driven reservoir formation pressure prediction using GAN-ML models and well logging data. *Geoenergy Science and Engineering*, 242, 213271. <https://doi.org/10.1016/j.geoen.2024.213271>

Tang H., Fu P., Jo H., Jiang S., et al. (2022). Deep learning-accelerated 3D carbon storage reservoir pressure forecasting based on data assimilation using surface displacement from InSAR. *International Journal of Greenhouse Gas Control*, 120, 103765. <https://doi.org/10.1016/j.ijggc.2022.103765>

Wang F., Hou X. (2025). Machine learning-based prediction of physical parameters in heterogeneous carbonate reservoirs using well log data. *Energy Geoscience*, 6(2), 100383. <https://doi.org/10.1016/j.engeos.2025.100383>

Xi H., Luo Z., Guo Y. (2025). Reservoir evaluation method based on explainable machine learning with small samples. *Unconventional Resources*, 5, 100128. <https://doi.org/10.1016/j.unres.2024.100128>

Yu H., Chen G., Gu H. (2020). A machine learning methodology for multivariate pore-pressure prediction. *Computers & Geosciences*, 143, 104548. <https://doi.org/10.1016/j.cageo.2020.104548>

Zakharov L.A., Martyushev D.A., Ponomareva I.N. (2022). Predicting dynamic formation pressure using artificial intelligence methods. *Journal of Mining Institute*, 253, pp. 23–32. <https://doi.org/10.31897/PMI.2022.11>

Zhang G., Davoodi S., Band S.S., et al. (2022). A robust approach to pore pressure prediction applying petrophysical log data aided by machine learning techniques. *Energy Reports*, 8, pp. 2233–2247. <https://doi.org/10.1016/j.egyr.2022.01.012>

Zhang X., Lu Y.-H., Jin Y., Chen M., Zhou B. (2024). An adaptive physics-informed deep learning method for pore pressure prediction using seismic data. *Petroleum Science*, 21(2), pp. 885–902. <https://doi.org/10.1016/j.petsci.2023.11.006>

Zong P., Xu H., Tang D., Zhao T. (2023). A dynamic prediction model of reservoir pressure considering stress sensitivity and variable production. *Geoenergy Science and Engineering*, 225, 211688. <https://doi.org/10.1016/j.geoen.2023.211688>

## About the Authors

**Inna N. Ponomareva** – Dr. Sci. (Engineering), Professor, Department of Oil and Gas Technologies, Perm National Research Polytechnic University  
29 Komsomolskiy av., Perm, 614990, Russian Federation

**Dmitriy A. Martyushev** – Dr. Sci. (Engineering), Professor, Department of Oil and Gas Technologies, Perm National Research Polytechnic University  
29 Komsomolskiy av., Perm, 614990, Russian Federation

*Manuscript received 25 March 2025;  
Accepted 9 October 2025; Published 30 March 2026*

© 2026 The Authors. This article is published in open access under the terms and conditions of the Creative Commons Attribution (CC BY) License (<https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>)