



Разработка комплекса программ для решения обратной задачи интерпретации гидродинамических исследований скважин сложной конструкции

Д.Ю. Шенгелия

Тюменский государственный университет, Тюмень

Аннотация: В статье представлен комплекс программ FCA (Filtration Capacitive Analysis), предназначенный для интерпретации гидродинамических исследований скважин (ГДИС) сложной конструкции, в том числе горизонтальных с многостадийным ГРП, в низкопроницаемых коллекторах. Приведена модульная клиент-серверная архитектура комплекса. Описаны численные методы, применяющиеся для решения задачи интерпретации ГДИС и реализованные в комплексе программ. Представлены результаты практического использования FCA для оценки фильтрационно-емкостных характеристик пласта и параметров скважины, подтверждающие готовность программного продукта к промышленному применению.

Ключевые слова: гидродинамическое исследование скважин, низкопроницаемый коллектор, фильтрационно-емкостный анализ, обратная задача, программная архитектура, клиент-сервер, сверточный автокодировщик, принцип суперпозиции, минимизация невязки, многостадийный гидроразрыв пласта.

Введение

Гидродинамические исследования скважин (ГДИС) являются ключевым методом получения данных о фильтрационно-емкостных свойствах (ФЕС) пласта. Однако их практическое применение при решении обратной задачи – определении ФЕС по фактическим замерам давления и дебита – сталкивается с проблемой качества данных, особенно в низкопроницаемых коллекторах и для скважин сложной конструкции (горизонтальных с многостадийным гидроразрывом пласта, МГРП) [1 – 3]. Зашумленные сигналы могут искажать диагностические признаки на кривых давления, что приводит к неверному выбору модели и ошибкам в оценках параметров пласта [4].

Комплекс программ Filtration Capacitive Analysis (FCA) разработан для решения этих проблем и автоматизации полного цикла интерпретации ГДИС.

Принцип работы комплекса основан на последовательном выполнении нескольких этапов в рамках единой интегрированной среды.

Принцип работы программного обеспечения FCA

Типовой сценарий работы инженера-исследователя в системе FCA начинается с загрузки исходных промысловых данных – временных рядов забойного давления и дебита. На первом этапе модуль предобработки выполняет очистку данных от шумов, выбросов и артефактов. Для этого в системе реализованы как классические алгоритмы (фильтр Калмана [5, 6], фильтр Савицкого-Голея [7], вейвлет-фильтр [8]), так и передовые нейросетевые методы [9 – 11], в частности сверточные автокодировщики (CAE) [12], которые обеспечивают наиболее точное восстановление полезного сигнала.

На втором этапе выполняется непосредственно интерпретация. В отличие от классических методов (метода Хорнера и/или метода Миллера-Дайса-Хатчинсона [13]), которые ориентированы на установившийся радиальный режим течения, не всегда достижимый в низкопроницаемых коллекторах, FCA использует комплексный подход. Он основан на концепции фильтрационно-емкостных инвариантов (FP, CP) [14] и принципе суперпозиции дебитов. Это позволяет анализировать всю историю работы скважины с переменным дебитом, корректно интерпретируя дорадиальные режимы течения, которые несут основную информацию о свойствах трещин ГРП. Процесс включает итерационный подбор параметров модели (проницаемость, скин-фактор, геометрия трещин) для минимизации расхождения между фактической и расчетной кривыми давления.

На заключительном этапе модуль формирования отчетов генерирует итоговые документы с таблицами рассчитанных параметров, диагностическими графиками и метриками качества аппроксимации. Результаты сохраняются в централизованной базе данных, что позволяет

использовать модуль мониторинга для анализа динамики изменения свойств пласта во времени на основе серии исследований.

Все вышеописанные процессы для наглядности распределения ролей представлены на диаграмме прецедентов (рис. 1).

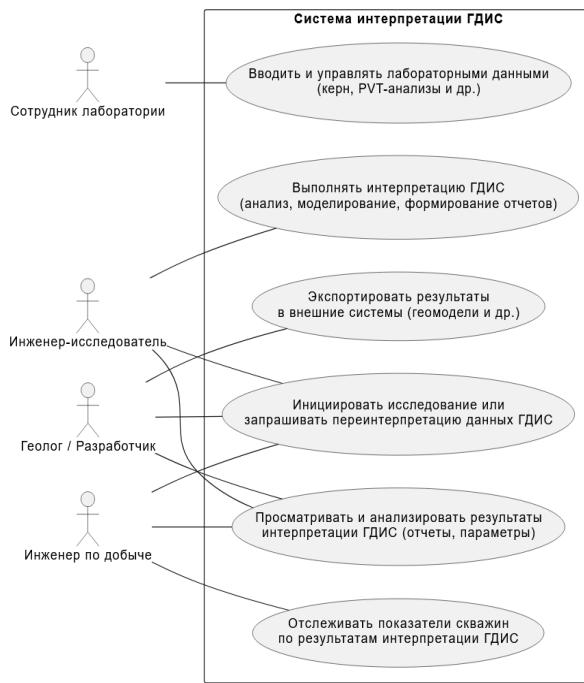


Рис. 1. – Диаграмма прецедентов системы интерпретации ГДИС

Архитектура программного обеспечения FCA

Комплекс программ FCA реализован по современной клиент-серверной архитектуре, что обеспечивает разделение пользовательского интерфейса, бизнес-логики и слоя хранения данных, а также гарантирует надежность и масштабируемость системы.

Клиентская часть представляет собой десктоп-приложение, написанное на языке Python с использованием фреймворка PyQt5. Она предоставляет пользователю графический интерфейс (GUI) для загрузки данных, настройки параметров модели, запуска расчетов и визуализации результатов.

Серверная часть, также разработанная на Python, выполняет все ресурсоемкие вычисления. Она включает сервисный слой (API), который обрабатывает запросы от клиента, и набор взаимосвязанных



функциональных модулей, реализующих основную логику. Взаимодействие между клиентом и сервером осуществляется по протоколу HTTP/RPC.

В качестве системы хранения данных используется реляционная СУБД PostgreSQL (версия 15+), которая хранит всю информацию об исследованиях, скважинах, пластах, а также результаты интерпретации. Для ускорения доступа к часто используемым данным применяется система кэширования Redis. СУБД и кэш развернуты в изолированных Docker-контейнерах для упрощения администрирования и повышения отказоустойчивости.

Логическая структура комплекса представлена на диаграмме компонентов (рис. 2). Она отражает взаимодействие ключевых модулей:

- Модуль управления данными обеспечивает централизованный доступ к хранилищу (PostgreSQL) и кешу (Redis), отвечает за загрузку, валидацию и сохранение всех данных.
- Модуль предобработки данных получает «сырые» временные ряды от модуля управления данными и передает очищенные данные дальше по цепочке.
- Модуль гидродинамического моделирования (солвер) решает прямую задачу ГДИС, используя данные из хранилища.
- Модуль решения обратной задачи (оптимизационный) использует солвер для итеративного подбора параметров и минимизации невязки между модельными и фактическими данными.
- Модуль формирования отчетов и модуль мониторинга получают итоговые и исторические данные из СУБД для их представления пользователю.

Такая модульная архитектура обеспечивает гибкость, позволяя легко модифицировать или заменять отдельные компоненты системы без влияния на остальные, и закладывает основу для дальнейшего расширения функционала.

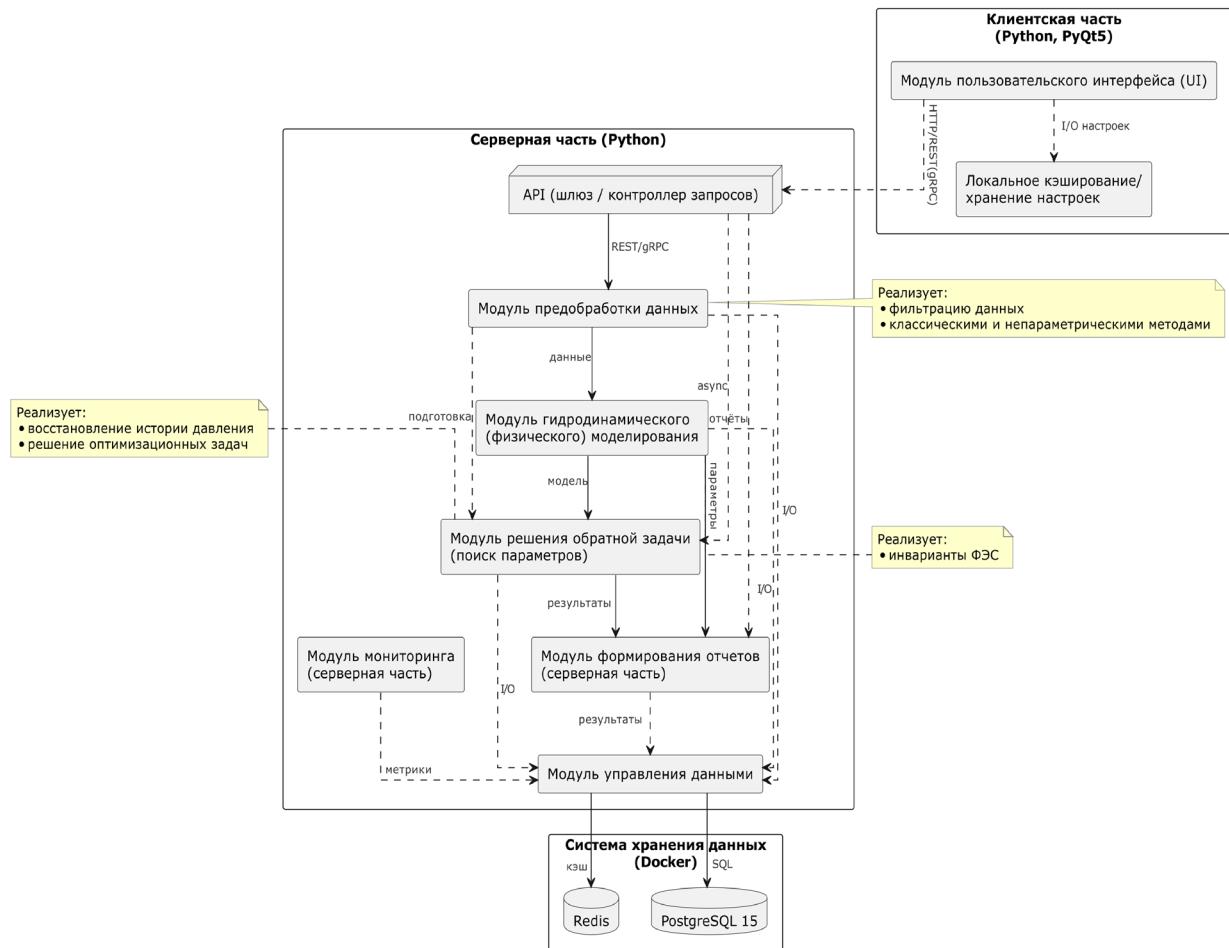


Рис. 2. – Схема компонент системы FCA

Примеры работы программного обеспечения

Эффективность разработанного подхода и программной реализации была подтверждена на серии тестов, включая «слепое» тестирование с использованием данных, сгенерированных в промышленном симуляторе КАРРА Saphir [15]. Был смоделирован кейс горизонтальной скважины с 12 трещинами МГРП полудлиной 80 м и проницаемостью пласта 1 мД (табл. 1).

Таблица №1

Свойства исследуемой скважины

Параметр	Значение	Единица измерения
Время исследования	400	ч
Длина скважины	1540	м
Полудлина трещины	80	м

Количество стадий	12	-
Проницаемость (фазовая)	1	мД
Скин-фактор	0	-
Влияние ствола скважины	0.1	-
Эффективная толщина пласта	10	м
Радиус скважины	0.1	м
Пористость	0.1	д. ед.
Объёмный коэффициент	1	$\frac{\text{м}^3}{\text{м}^3}$
Вязкость	1	сП
Сжимаемость	0.0001	$\frac{\text{см}^2}{\text{кг}}$

Далее была выполнена интерпретация этих данных как в КАРРА Saphir, так и в ПО FCA, но с намеренно ошибочным предположением о количестве трещин – 8 вместо 12. Результаты показаны на рис. 3 и 4.

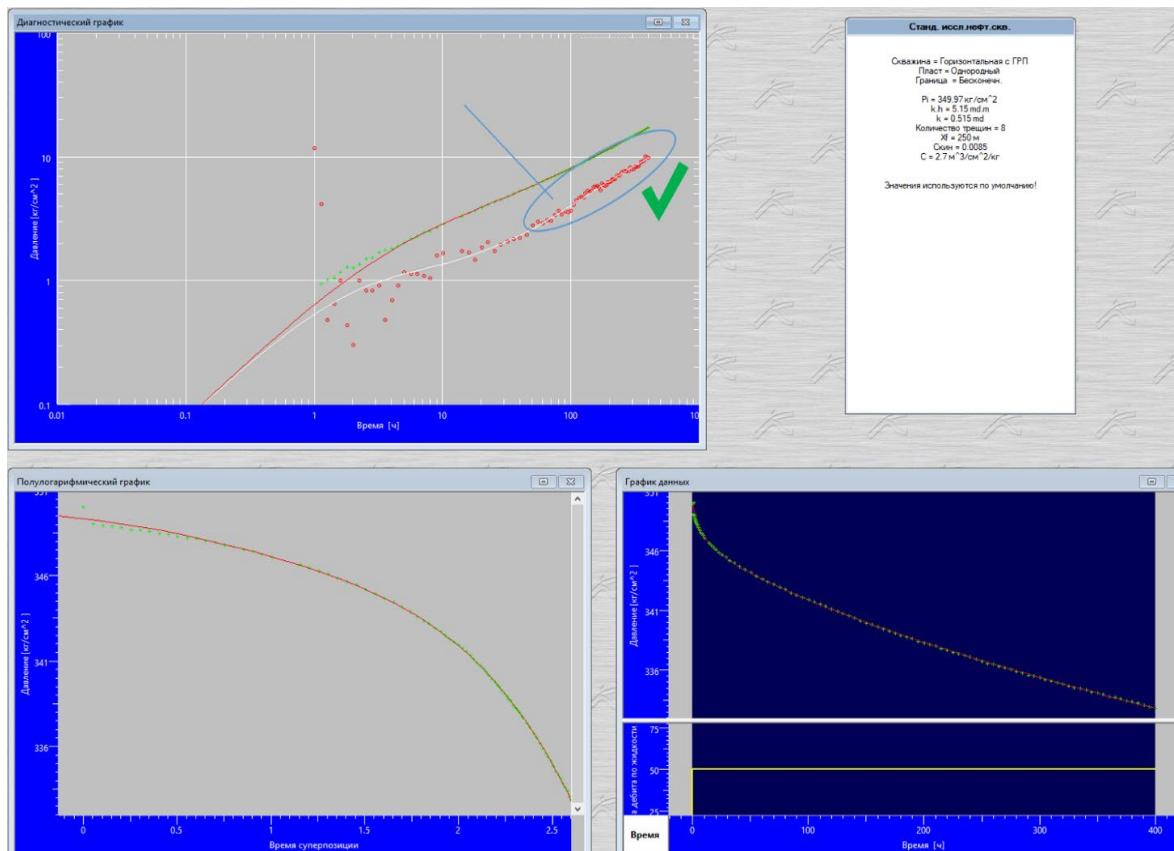


Рис. 3. – Результат интерпретации в КАРРА Saphir для одной из некорректных моделей (8 трещин)

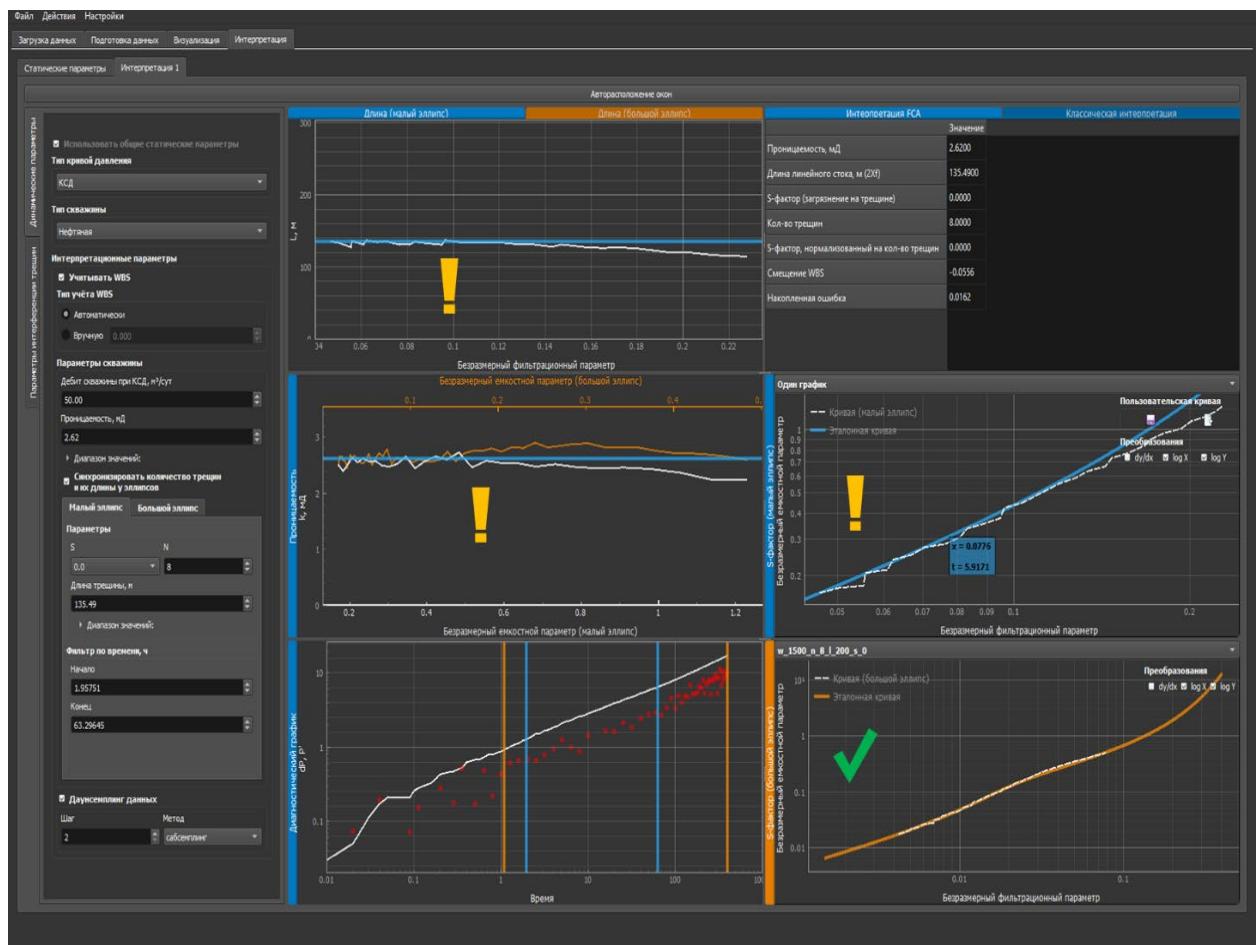


Рис. 4. – Результат интерпретации в ПО FCA для одной из некорректных моделей (8 трещин)

Анализ показал, что КАРРА Saphir позволил получить хорошую сходимость на билогарифмической производной давления даже для неверной модели (рис. 3). В то же время в FCA при тех же условиях из четырех диагностических признаков сходимость была достигнута только по одному. Это сигнализирует интерпретатору о том, что выбранная модель (количество трещин) является ошибочной и требует пересмотра.

В таблицах 2 и 3 приведены результаты подбора параметров для различных гипотез о количестве трещин. В данном случае были выбраны различные комбинации «количество трещин/полудлина трещины», которые могли бы дать схожую картину на диагностическом графике.

Таблица №2

Результаты интерпретации в ПО KAPPA Saphir

№ кейса	Кол-во трещин МГРП	Полудлина трещины, м	Проницаемость, мД	Скин- фактор	Сходимость по диагн.-им признакам
1	21	30	1.61	0	есть
2	19	41	1.37	0	есть
3	16	60	1.1	0	есть
4	12	80	1	0	есть
5	8	250	0.52	0	есть
6	5	361	0.54	0	есть
7	3	663	0.48	0	есть
8	11	100	0.8	0	есть

Таблица №3

Результаты интерпретации в ПО FCA

№ кейса	Кол-во трещин МГРП	Полудлина трещины, м	Проницаемость, мД	Скин- фактор	Сходимость по диагн.-им признакам
1	21	58	0.60	0	нет
2	19	58	0.71	0	нет
3	16	70	0.73	0	нет
4	12	80	1	0	есть
5	8	68	2.6	0	нет
6	5	80	4.63	0	нет
7	3	114	6.42	0	нет
8	11	78	1.12	0	есть

Результаты демонстрируют ключевое преимущество подхода, реализованного в FCA: он обеспечивает сходимость только для физически корректного сценария (исключение – кейс №8 с очень близкими к корректному параметрами), в то время как традиционные симуляторы могут давать формально приемлемый результат для нескольких неверных моделей, что значительно повышает риск неверной интерпретации. Это снижает

неоднозначность решения обратной задачи и повышает достоверность получаемых оценок ФЕС.

Заключение

Представленный комплекс программ FCA реализует полный цикл интерпретации данных ГДИС скважин сложной конструкции в низкопроницаемых коллекторах. Современная клиент-серверная архитектура обеспечивает надежность, масштабируемость и готовность системы к промышленному внедрению. Применённые передовые численные методы обеспечивают наилучшее качество шумоподавления при сохранении информативных особенностей диагностических кривых, что является залогом успешной интерпретации [12] на дорадиальных режимах течения, что существенно повышает достоверность и однозначность решения обратной задачи ГДИС [14].

Валидация решения обратной задачи интерпретации ГДИС на синтетических данных и сравнение с промышленным симулятором КАРРА Saphir показали, что реализованные в FCA методы и алгоритмы обладают большей чувствительностью к корректности модели, что снижает риск получения неверных результатов и позволяет повысить качество принимаемых решений при планировании разработки месторождений.

Литература

1. Unneland T., et al. Permanent Gauge Pressure and Rate Measurements for Reservoir Description and Well Monitoring: Field Cases. SPE Reservoir Evaluation & Engineering. 1998. Vol. 1. No. 2. Pp. 168–176.
2. Карпушин В.О. Комплексная оценка надежности и ограничений оборудования добывающего фонда нефтяных скважин. Инженерный вестник Дона. 2025. №1. URL: ivdon.ru/ru/magazine/archive/n1y2025/9769/.

-
3. Исмагулова А.И. Системы автоматического регулирования динамического уровня жидкости в скважине в штанговых глубинно-насосных установках // Инженерный вестник Дона. 2012. №4 (часть 1). URL: ivdon.ru/ru/magazine/archive/n4p1y2012/1325.
4. Lei J., et al. Data Analysis of Hydraulic Fracturing Pressure in Unconventional Oil and Gas Fields. IOP Conference Series: Earth and Environmental Science. 2020. Vol. 558. No. 2. Pp. 3–5.
5. Заикин А.А., Кареев И.А. Моделирование потоков жидкости в нефтеносных пластах с помощью фильтра Калмана. Итоги науки и техники. Серия «Современная математика и ее приложения. Тематические обзоры». 2020. Т. 175. С. 27-35.
6. Nikoofard A., et al. Estimation of states and parameters of a drift-flux model with unscented Kalman filter. IFAC-PapersOnLine. 2015. Vol. 48. No. 6. Pp. 165–170.
7. Savitzky A., Golay M.J.E. The Savitzky-Golay Filter. Analytical Chemistry. 1964. Vol. 36. No. 8. Pp. 1627–1639.
8. Шенгелия Д.Ю., Коваленко И.В., Захарова И.Г. Сравнительный анализ методов фильтрации замеров данных скважин сложной конструкции. Вестник Тюменского государственного университета. Физико-математическое моделирование. Нефть, газ, энергетика. 2024. Т. 10. №2(38). С. 104-120.
9. Ansari H.R., Gholami A. An improved support vector regression model for estimation of saturation pressure of crude oils. Fluid Phase Equilibria. 2015. Vol. 402. Pp. 124-132.
10. Khoukhi A., et al. Support vector regression and functional networks for viscosity and gas/oil ratio curves estimation. International Journal of Computational Intelligence and Applications. 2011. Vol. 10. No. 3. Pp. 269-293.

11. Vaferi B., et al. Automatic Recognition of Oil Reservoir Models from Well Testing Data by Using Multi-Layer Perceptron Networks. *Journal of Petroleum Science and Engineering*. 2011. Vol. 77. No. 1-2. Pp. 250–259.
12. Kuester J., et al. 1D-Convolutional Autoencoder based Hyperspectral Data Compression. *The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*. 2021. Vol. XLIII-B1-2021. Pp. 15-21.
13. Бриллиант Л.С. Цифровые решения в управлении добычей на «зрелых» нефтяных месторождениях. *Нефть. Газ. Новации*. 2018. №4. С. 2-3.
14. Коваленко И.В. Инвариант связи фильтрационных и емкостных параметров на неустановившемся режиме фильтрации к скважинам с многостадийным гидроразрывом пласта как инструмент интерпретации данных гидродинамических исследований. *Нефтепромысловое дело*. 2022. №8(644). С. 13-20.
15. KAPPA Saphir NL v5.40: программа для анализа гидродинамических исследований скважин. KAPPA Engineering. 2021. URL: kappaeng.com/software/saphir-nl.

References

1. Unneland T., et al. Permanent Gauge Pressure and Rate Measurements for Reservoir Description and Well Monitoring: Field Cases. *SPE Reservoir Evaluation & Engineering*. 1998. Vol. 1. No. 2. Pp. 168–176.
2. Karpushin V.O. Inzhenernyj vestnik Dona. 2025. №1. URL: ivdon.ru/ru/magazine/archive/n1y2025/9769/.
3. Ismagulova A.I. Inzhenernyj vestnik Dona. 2012. №4 (chast' 1). URL: ivdon.ru/ru/magazine/archive/n4p1y2012/1325.
4. Lei J., et al. Data Analysis of Hydraulic Fracturing Pressure in Unconventional Oil and Gas Fields. *IOP Conference Series: Earth and Environmental Science*. 2020. Vol. 558. No. 2. Pp. 3–5.

5. Zaikin A.A., Kareev I.A. Itogi nauki i tekhniki. Seriya «Sovremennaya matematika i ee prilozheniya. Tematicheskie obzory». 2020. Т. 175. pp. 27-35.
6. Nikoofard A., et al. Estimation of states and parameters of a drift-flux model with unscented Kalman filter. IFAC-PapersOnLine. 2015. Vol. 48. No. 6. Pp. 165–170.
7. Savitzky A., Golay M.J.E. The Savitzky-Golay Filter. Analytical Chemistry. 1964. Vol. 36. No. 8. Pp. 1627–1639.
8. Shengeliya D.Y., Kovalenko I.V., Zaharova I.G. Vestnik Tyumenskogo gosudarstvennogo universiteta. Fiziko-matematicheskoe modelirovaniye. Neft', gaz, energetika. 2024. Т. 10. №2 (38). pp. 104-120.
9. Ansari H.R., Gholami A. An improved support vector regression model for estimation of saturation pressure of crude oils. Fluid Phase Equilibria. 2015. Vol. 402. Pp. 124-132.
10. Khoukhi A., et al. Support vector regression and functional networks for viscosity and gas/oil ratio curves estimation. International Journal of Computational Intelligence and Applications. 2011. Vol. 10. No. 3. Pp. 269-293.
11. Vaferi B., et al. Automatic Recognition of Oil Reservoir Models from Well Testing Data by Using Multi-Layer Perceptron Networks. Journal of Petroleum Science and Engineering. 2011. Vol. 77. No. 1-2. Pp. 250–259.
12. Kuester J., et al. 1D-Convolutional Autoencoder based Hyperspectral Data Compression. The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences. 2021. Vol. XLIII-B1-2021. Pp. 15-21.
13. Brilliant L.S. Neft'. Gaz. Novacii. 2018. №4. pp. 2-3.
14. Kovalenko I.V. Neftepomyslovoe delo. 2022. №8 (644). pp. 13-20.
15. KAPPA Saphir NL v5.40: programma dlya analiza gidrodinamicheskikh issledovanij skvazhin [KAPPA Saphir NL v5.40: software for well test analysis]. KAPPA Engineering. 2021. URL: kappaeng.com/software/saphir-nl.

Автор согласен на обработку и хранение персональных данных.

Дата поступления: 6.11.2025 Дата публикации: 27.12.2025