

РУБРИКА: РАЗРАБОТКА И ЭКСПЛУАТАЦИЯ НЕФТЯНЫХ МЕСТОРОЖДЕНИЙ

Сглаживание промысловых рядов при подготовке данных геолого-гидродинамической модели

И. Р. Мавлявов (Институт «ТатНИПИнефть» ПАО «Татнефть» имени В. Д. Шашина), Г. Г. Файзрахманов (Институт «ТатНИПИнефть» ПАО «Татнефть» имени В. Д. Шашина), В. В. Емельянов (СП «Татнефть-Добыча» ПАО «Татнефть» имени В. Д. Шашина)

Подготовка данных геолого-гидродинамической модели содержит операцию, которую редко обсуждают отдельно, — подготовку промысловых рядов. Один из подходов — принять, что забойное давление является величиной выходной: оно определяется пластовым давлением и депрессией, зависящей от расхода жидкости и коэффициента продуктивности. Поэтому сглаживанию подлежит не забойное давление, а входы расчетной цепочки — пластовое давление и коэффициент продуктивности. Процедура применена к фонду 1800 добывающих скважин крупного терригенного объекта поздней стадии разработки Волго-Уральской нефтегазоносной провинции с историей эксплуатации с 1975 г.; детальный разбор приведен на примере одной скважины фонда. Сопоставлены девять методов сглаживания: скользящее среднее, скользящая медиана, фильтр Хампеля, метод Савицкого — Голея, LOESS, экспоненциальное сглаживание, сглаживание Калмана, вейвлет-порог и регуляризация полной вариации. Сравнение выполнено по трем метрикам на опорных особенностях ряда, достоверность которых установлена независимо от статистики: на ошибках, для которых в базе есть расходящийся дублирующий замер, и на реальных изменениях давления, отвечающих записям журнала геолого-технических мероприятий. Показано, что ни один из методов не снимает подтвержденные ошибки и не сохраняет реальное изменение давления одновременно, а выбор метода заметно меняет состав отбракованных данных, причем звено коэффициента продуктивности чувствительнее звена пластового давления. Отсюда следует, что отбраковку выбросов необходимо отделять от сглаживания и вести отдельным детектором с собственным окном, а метод и параметры сглаживания фиксировать наравне с порогами детекторов.

Ключевые слова: сглаживание временных рядов, пластовое давление, коэффициент продуктивности, фильтр Хампеля, математическая статистика, подготовка данных, геолого-гидродинамическая модель, отбраковка данных, обнаружение выбросов.

Smoothing of production time series in data preparation for a reservoir simulation model

I. R. Mavlyavov (TatNIPIneft Institute, PJSC “Tatneft”), G. G. Faizrakhmanov (TatNIPIneft Institute, PJSC “Tatneft”), V. V. Emelyanov (Tatneft-Dobycha, PJSC “Tatneft”)

Data preparation for a reservoir simulation model includes an operation that is rarely discussed separately, the smoothing of production time series. One of the approaches assumes the bottomhole pressure as the value derived from reservoir pressure and drawdown dependent on fluid flow rate and productivity index. Smoothing therefore applies to the inputs of the computational chain, reservoir pressure and productivity index, rather than to bottomhole pressure. The procedure was applied to a stock of 1800 producing wells of a large mature field in the Volga-Ural petroleum province with production history since 1975; the detailed analysis is presented for one well of the stock. Nine smoothing methods are compared: moving average, moving median, Hampel filter, Savitzky—Golay filter, LOESS, exponential smoothing, Kalman smoothing, wavelet thresholding and total variation regularization. The comparison uses three metrics evaluated at reference features of the series whose validity is established independently of statistics: at errors for which the database holds a diverging duplicate measurement, and at genuine pressure changes matching the entries in well intervention log. None of the methods removes the confirmed errors and preserves the genuine pressure change at the same time, while the choice of method appreciably changes the composition of the rejected data, the productivity index link being more sensitive than the reservoir pressure link. This implies that outlier rejection must be separated from smoothing and carried out by a dedicated detector with its own window, and that the smoothing method and its parameters must be recorded alongside detector thresholds.

Keywords: time series smoothing, reservoir pressure, productivity index, Hampel filter, mathematical statistics, data preparation, reservoir simulation model, data screening, outlier detection.

Введение

Подготовка данных геолого-гидродинамической модели (ГГДМ) содержит операцию, которую почти никогда не обсуждают отдельно, — сглаживание промысловых рядов. Опорная кривая для контроля замеров, сглаженный ряд коэффициента продуктивности и восстановление пропусков строятся сглаживанием, а метод выбирается по традиции подразделения. Цена такой необязательности высока: систематизация типичных ошибок построения гидродинамических моделей приведена в [1], а при автоматизированной адаптации [2] невязка распределяется по всем варьируемым параметрам и ошибка истории переносится в расчетную часть модели. На объектах поздней стадии разработки, где замеров много, а свойства флюида меняются по площади [3], это проявляется особенно заметно.

Первый вопрос при этом не в том, каким методом сглаживать, а в том, что именно. По уравнению притока [4] для добывающей скважины $R_{заб} = R_{пл} - Q_{ж} / K_{прод}$: забойное давление величина выходная, оно определяется пластовым давлением и депрессией, а депрессия отношением расхода к коэффициенту продуктивности. Сглаживание самого $R_{заб}$ смешивает в одном ряду ошибки трех источников. Сглаживанию подлежат входы этой цепочки: пластовое давление, измеряемое редко и с большим разбросом относительно забойного, и коэффициент продуктивности $K_{прод} = Q_{ж} / (R_{пл} - R_{заб})$, который вычисляется как частное и наследует разброс обоих сомножителей. Независимость здесь понимается не в статистическом смысле: $K_{прод}$ рассчитан из тех же замеров, что и восстанавливаемое забойное давление, и это учтено при обсуждении ограничений.

Второй вопрос: влияет ли выбор метода на результат? Отраслевые работы по контролю качества промысловых данных сосредоточены на детекторах аномалий [5] и моделях, использующих очищенный ряд [6, 12]; сглаживание проходит в них как техническая деталь. В литературе по статистике все наоборот: свойства сглаживающих преобразований описаны подробно, в отличие от меры влияния устойчивых оценок [8] и обобщенных фильтров Хампеля [9], а также пороговой обработки вейвлет-коэффициентов (вейвлет-порога — подавления шума за счет обнуления или сжатия малых вейвлет-коэффициентов) [10] и регуляризации полной вариации (TV-регуляризации, Total Variation — сглаживания с сохранением резких перепадов) [11], но без привязки к промысловому ряду, который короток, неравномерен и содержит и ошибки измерений, и отклик пласта.

Цель работы — установить, какая из промысловых величин подлежит сглаживанию при подготовке данных ГГДМ, и оценить, насколько выбор метода сглаживания влияет на состав отбракованных данных. Научная новизна состоит в способе сравнения. Методы сопоставлены не по гладкости результата и не на синтетических выбросах, внесенных в заведомо чистый ряд, а по поведению в опорных точках, достоверность которых установлена независимо от статистики: по расхождению дублирующих замеров на одну

дату и по журналу геолого-технических мероприятий. Такая постановка переводит выбор метода из области традиции в измеримую задачу. Ниже на рядах фонда скважин сопоставлены девять методов и измерено влияние выбора метода на состав отбракованных данных по обоим входам.

Материалы и методы

Использованы ряды добывающих скважин крупного объекта поздней стадии разработки Волго-Уральской нефтегазоносной провинции: 1800 скважин с историей эксплуатации с 1975 г., 164 тыс. замеров пластового и 251 тыс. замеров забойного давления. Процедура подготовки применена ко всему фонду, а детальный разбор девяти методов ниже приведен на примере одной скважины, состав и частота замеров по которой типичны для объекта. Средние пластовые давления по объекту составляют 12–15 МПа, забойные давления выше давления насыщения либо ниже него не более чем на 5 атм, поэтому линейная форма уравнения притока [4] принята как рабочая для статистической обработки фонда. Оба ряда неудобны для сглаживания, но по разным причинам. Пластовое давление измеряется редко и неравномерно: замеры идут в среднем раз в три месяца и почти три четверти интервалов между ними длиннее месяца. Коэффициент продуктивности вычисляется как частное и наследует разброс обоих сомножителей: почти треть значений отличается от медианы более чем втрое. Характеристики рядов приведены в таб. 1.

Таблица 1. Характеристика рядов скважины-примера

Показатель	Пластовое давление	Коэффициент продуктивности
Число значений	31	66
Период	08.2018–06.2026	месячная сетка
Среднее (медиана)	11,5 МПа	49,5 т/сут/МПа
Диапазон	6,5–18,7 МПа	до 537 т/сут/МПа
Средний шаг между замерами	95 сут.	1 мес.
Доля интервалов длиннее месяца	73 %	—
Отличие от медианы более чем втрое	—	29 % значений

Эталона в промысловых данных нет: истинное давление неизвестно и оценивать сглаживание по отклонению от «правильной» кривой не от чего. Поэтому в ряду выделены три опорные особенности, достоверность которых установлена не статистикой, а сторонними записями. Две из них ошибки: на 04.2019 и 09.2019 в базе есть по два замера на одну дату, и в ряд попал больший из пары. Достоверным принят меньший замер: он согласуется с трендом соседних точек ряда и с уровнем давления по окружающим скважинам, тогда как больший из пары из этого тренда выпадает. Третья

особенность реальная: падение пластового давления почти вдвое зимой 2020–2021 гг., на которое приходится запись «работа не завершена из-за аварии при подземном ремонте» от 11.03.2021. От сглаживания требуется снять первые две особенности и сохранить третью (рис. 1).

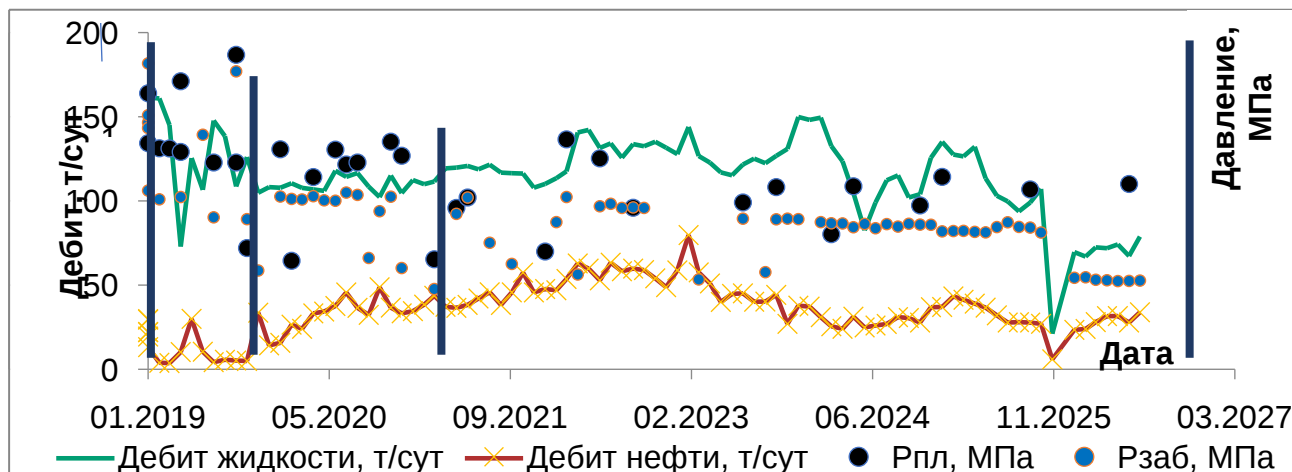


Рисунок 1. Ряд пластового давления по скважине-примеру

Отобраны девять методов по четырем принципам. Осредняющие: скользящее среднее, метод Савицкого — Голея [7], экспоненциальное сглаживание и сглаживание Калмана в модели локального уровня [13] с прямым и обратным проходом [14]. Порядковые: скользящая медиана и фильтр Хампеля, который заменяет значение медианой окна, если отклонение превышает заданное число медианных абсолютных отклонений [8, 9]. Локальная регрессия представлена локально-взвешенной полиномиальной регрессией [15]. В разряд разложения и регуляризации вошли всплесковая пороговая обработка с базисом Добеши четвертого порядка и мягким универсальным порогом [10], а также регуляризация полной вариации [11]. Окна и параметры каждого метода указаны в таб. 2 вместе с результатом. Параметры приняты штатными для своего класса методов и не подбирались по опорным точкам, по которым затем оценивается качество. Окна заданы числом отсчетов, поэтому при неравномерной сетке их календарная длительность на разных участках различается; в сглаживании Калмана использован фактический интервал между замерами, предварительная регуляризация сетки не выполнялась.

Методы сравниваются по трем метрикам:

- 1) среднеквадратичное отклонение сглаженного ряда от исходного;
- 2) остаточная невязка сглаженного ряда относительно достоверного дублирующего значения в точках ошибочных измерений (чем меньше, тем лучше);
- 3) доля сохраненной амплитуды реального падения давления.

Первая метрика характеризует не точность, а степень деформации ряда: при наличии в исходных данных подтвержденных ошибок близость к ним не означает близости к истинному сигналу. Вторая показывает, снял ли метод подтвержденную ошибку, третья — уцелел ли отклик пласта. Ошибка считается снятой, если остаток не превышает допуска в 20 % от среднего пластового давления по скважине, то есть 2,3 МПа; реальное изменение считается сохраненным, если удержано не менее четверти исходной амплитуды падения 6,2 МПа.

Результаты

Таблица 2. Метрики девяти методов сглаживания на ряду пластового давления скважины-примера

Метод	СКО, МПа	Остаток 04.2019, МПа	Остаток 09.2019, МПа	Сохранение падения, %
Скользящее среднее, окно 6	2,26	1,71	1,29	5
Скользящая медиана, окно 6	2,41	0,37	0,81	16
Фильтр Хампеля, окно 7, 3 MAD	1,52	0,22	6,40	40
Савицкого — Голея, окно 7, $p = 2$	2,00	2,63	1,96	14
LOESS, доля выборки 0,25	2,24	0,91	0,29	14
Экспоненциальное, $\alpha = 0,3$	2,02	2,22	3,32	29
Сглаживание Калмана, $q / r = 0,05$	2,37	0,48	0,61	5
Вейвлет db4, мягкий порог	2,15	1,21	1,62	5
TV-регуляризация, $\lambda = 1,0$	1,23	2,20	4,40	62

Главный результат сравнения отрицательный, и в этом его содержание. Методы распались на две непересекающиеся группы. Одни укладывают обе подтвержденные ошибки в допуск, но почти полностью срезают и реальное падение давления. Другие сохраняют падение, но ошибку практически не трогают. Пересечение групп пусто: ни один из девяти методов не выполняет оба требования сразу. В рассмотренном примере наилучший компромисс дает скользящая медиана, и достается он ценой замены каждого значения ряда, тогда как фильтр Хампеля изменяет только отмеченные им точки (рис. 2).

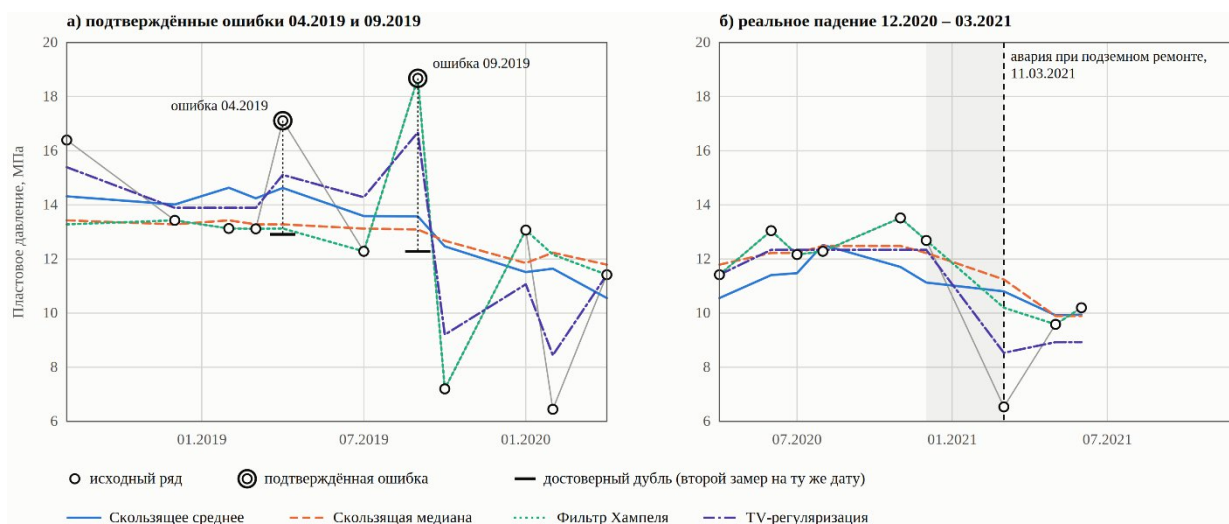


Рисунок 2. Методы сглаживания на трех опорных участках: а) ошибки 04.2019 и 09.2019; б) падение 12.2020–03.2021

Влияние выбора метода на решение об отбраковке

Выбор метода меняет не только вид сглаженной кривой, но и то, какие замеры в итоге будут отбракованы. Проверка вынесена на восстановление забойного давления через коэффициент продуктивности: значение отбраковывается, если расхождение восстановленного и замеренного забойного давления превышает 29,6 %. Метод варьировался по очереди для каждого входа при штатной обработке второго — скользящим средним с окном 6; во всех вариантах сопоставлялся один и тот же набор из 71 замера.

Расхождение оказалось велико. При варьировании метода для пластового давления отбраковывается от 7 до 10 значений из 71, для коэффициента продуктивности — от 3 до 20. Совпадением решений названа доля значений, отбракованных всеми девятью методами, от числа отбракованных хотя бы одним: она составляет 14 % в первом случае (3 из 21) и 15 % во втором (3 из 20). Попарный коэффициент Жаккара относительно скользящего среднего изменяется в пределах 0,25–0,90 и 0,27–0,91 соответственно (рис. 3).

Второе звено цепочки восстановления чувствительнее первого примерно в пять раз. Причина в устройстве коэффициента продуктивности: это частное, знаменатель которого получен вычитанием двух измеренных величин, и при малой депрессии погрешность резко возрастает. Практический вывод простой: если в методике фиксируется способ обработки только одной величины, фиксировать надо в первую очередь коэффициент продуктивности, а не пластовое давление.

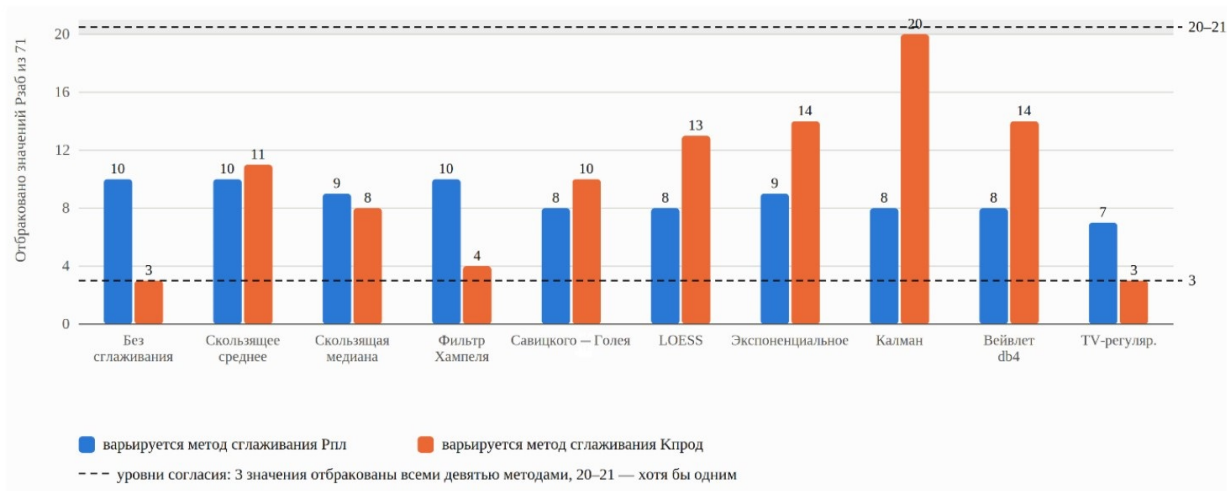


Рисунок 3. Число отбракованных значений забойного давления при варьировании метода сглаживания

Обсуждение

Таблица 3. Область применимости методов сглаживания промысловых рядов

Метод	Сильная сторона	Ограничение
Скользящее среднее	Простота и дешевизна счета	Размывает скорость изменения
Скользящая медиана	Лучший компромисс по таб. 2	Заменяет каждое значение ряда
Фильтр Хампеля	Меняет лишь отмеченные значения	Теряет чувствительность, если в окно попали два выброса
Савицкого — Голея	Сохраняет амплитуду экстремумов	Не устойчив к выбросам
LOESS	Итерации гасят выброс	Размывает изменения
Экспоненциальное	Причинность: пригодно для потока	Запаздывание; вторую ошибку не снимает
Сглаживание Калмана	Учитывает неравномерность сетки	Модель гауссова шума не описывает грубые выбросы
Вейвлет-порог	Делит масштабы тренда и шума	Мягкий порог лишь сжимает выброс
TV-регуляризация	Сохраняет ступенчатые переходы	Мера близости не устойчива

Фильтр Хампеля занимает в этом сравнении особое место: он совмещает обнаружение выброса и его замену, тогда как остальные методы только сглаживают. Отсюда следует главное практическое правило работы:

сглаживание не следует совмещать с отбраковкой. Это две разные задачи, и одна процедура не решает обе. Выбросы снимает детектор со своим собственным окном, подобранным под частоту ошибок, а сглаживание применяется уже к очищенному ряду. Попытка получить обе функции от одного фильтра и дает то пустое пересечение, которое видно в таб. 2.

Ограничения работы. Числовые значения метрик получены на одной скважине объекта, поэтому переносима постановка сравнения, а не сами значения. Коэффициент продуктивности рассчитан из тех же замеров, что и восстанавливаемое забойное давление, поэтому проверка отбраковкой частично воспроизводит исходные данные; независимая проверка на отложенных замерах, а также доведение цепочки до невязки адаптации и прогноза геолого-гидродинамической модели составляют предмет отдельной работы.

Выводы

1. Сглаживанию при подготовке данных ГГДМ подлежит не забойное давление, а входы расчетной цепочки: пластовое давление и коэффициент продуктивности. Забойное давление величина выходная, и его сглаживание смешивает в одном ряду ошибки трех источников.
2. Второе звено цепочки восстановления чувствительнее первого примерно в пять раз. Выбор метода для пластового давления меняет объем отбраковки в полтора раза, для коэффициента продуктивности почти в семь раз, а совпадение решений между методами в обоих случаях около 15 %.
3. На редком ряду пластового давления ни один из девяти методов не снимает обе подтвержденные ошибки и не сохраняет подтвержденное мероприятием падение одновременно. В рассмотренном примере наилучший компромисс дает скользящая медиана.
4. Отбраковку выбросов следует отделить от сглаживания и вести отдельным детектором с собственным окном.

Благодарности

Авторы благодарят специалистов института «ТатНИПИнефть» и СП «Татнефть-Добыча» ПАО «Татнефть» за предоставленные материалы и обсуждение результатов.

Доступность данных

Промысловые данные принадлежат недропользователю и не подлежат открытой публикации. Исходные и сглаженные ряды пластового давления и коэффициента продуктивности с расчетом всех метрик, полный перечень параметров фильтров и правила обработки пропусков и граничных точек

приведены в сопроводительной книге. Обезличенный воспроизводимый набор может быть предоставлен по запросу.

Список литературы

1. Кайгородов С. В. Типичные ошибки при создании гидродинамических моделей. Часть I. Ремасштабирование геологической модели / Кайгородов С. В. // ПРОНЕФТЬ. Профессионально о нефти. — 2018. — № 2. — С. 52–58. — <https://doi.org/10.24887/2587-7399-2018-2-52-58>.
2. Шишаев Г. Ю. Геологически обоснованная автоматизированная адаптация гидродинамических моделей на примере реального месторождения / Шишаев Г. Ю., Матвеев И. В., Еремян Г. А., Демьянов В. В., Кайгородов С. В. // Нефтяное хозяйство. — 2020. — № 6. — С. 58–61. — <https://doi.org/10.24887/0028-2448-2020-6-58-61>.
3. Лощева З. А. Подходы к построению модели флюида для нефтяного месторождения, находящегося на поздней стадии его разработки / Лощева З. А., Кашапов Р. Р., Мавлявов И. Р., Файзрахманов Г. Г., Гадельшин И. И., Некрасов Н. О., Кильдюшов А. А., Хайруллин И. И. // Нефтяное хозяйство. — 2026. — № 5. — С. 102–107. — <https://doi.org/10.24887/0028-2448-2026-5-102-107>.
4. Дейк Л. П. Основы разработки нефтяных и газовых месторождений [Fundamentals of Reservoir Engineering] / Дейк Л. П.; под ред. Симкина Э. М.; пер. с англ. Фалалеева Б. Л. — Москва: Премиум Инжиниринг, 2009.
5. Chandola V. Anomaly Detection: A Survey / Chandola V., Banerjee A., Kumar V. // ACM Computing Surveys. — 2009. — Vol. 41. — № 3. — P. 1–58. — <https://doi.org/10.1145/1541880.1541882>.
6. Андрианова А. М. Применение интеллектуальных методов анализа высокочастотных промысловых данных для решения задач нефтяного инжиниринга / А. М. Андрианова, Е. В. Юдин, Т. А. Ганеев [и др.] // Нефтяное хозяйство. — 2021. — № 9. — С. 70–75. — <https://doi.org/10.24887/0028-2448-2021-9-70-75>.
7. Savitzky A. Smoothing and Differentiation of Data by Simplified Least Squares Procedures / Savitzky A., Golay M. J. E. // Analytical Chemistry. — 1964. — Vol. 36. — № 8. — P. 1627–1639. — <https://doi.org/10.1021/ac60214a047>.
8. Hampel F. R. The Influence Curve and Its Role in Robust Estimation / Hampel F. R. // Journal of the American Statistical Association. — 1974. — Vol. 69. — № 346. — P. 383–393. — <https://doi.org/10.1080/01621459.1974.10482962>.
9. Pearson R. K. Generalized Hampel Filters / Pearson R. K., Neuvo Y., Astola J., Gabbouj M. // EURASIP Journal on Advances in Signal Processing. — 2016. — Vol. 2016. — № 1. — P. 1–18. — <https://doi.org/10.1186/s13634-016-0383-6>.

10. Donoho D. L. Ideal spatial adaptation by wavelet shrinkage / Donoho D. L., Johnstone I. M. // *Biometrika*. — 1994. — Vol. 8. — № 3. — P. 425–455. — <https://doi.org/10.1093/biomet/81.3.425>.
11. Rudin L. I. Nonlinear total variation based noise removal algorithms / Rudin L. I., Osher S., Fatemi E. // *Physica D: Nonlinear Phenomena*. — 1992. — Vol. 60. — № 1–4. — P. 259–268. — [https://doi.org/10.1016/0167-2789\(92\)90242-F](https://doi.org/10.1016/0167-2789(92)90242-F).
12. Гайсин А. А. Расчет пластового давления в добывающих скважинах при помощи методов машинного обучения / Гайсин А. А., Исроилов Н. К., Гилязов А. Х. // *Нефтяная провинция*. — 2024. — № 3. — С. 123–136. — <https://doi.org/10.25689/NP.2024.3.123-136>.
13. Kalman R. E. A New Approach to Linear Filtering and Prediction Problems / Kalman R. E. // *Journal of Basic Engineering*. — 1960. — Vol. 82. — № 1. — P. 35–45. — <https://doi.org/10.1115/1.3662552>.
14. Rauch H. E. Maximum likelihood estimates of linear dynamic systems / Rauch H. E., Tung F., Striebel C. T. // *AIAA Journal*. — 1965. — Vol. 3 — № 8. — P. 1445–1450. — <https://doi.org/10.2514/3.3166>.
15. Cleveland W. S. Robust Locally Weighted Regression and Smoothing Scatterplots / Cleveland W. S. // *Journal of the American Statistical Association*. — 1979. — Vol. 74 — № 368. — P. 829–836. — <https://doi.org/10.1080/01621459.1979.10481038>.
16. Rousseeuw P. J. Alternatives to the Median Absolute Deviation / Rousseeuw P. J., Croux C. // *Journal of the American Statistical Association*. — 1993. — Vol. 88. — № 424. — P. 1273–1283. — <https://doi.org/10.1080/01621459.1993.10476408>.
17. Shiffler R. E. Maximum Z Scores and Outliers / Shiffler R. E. // *The American Statistician*. — 1988. — Vol. 42. — № 1. — P. 79–80. — <https://doi.org/10.1080/00031305.1988.10475530>.
18. Killick R. Optimal Detection of Changepoints With a Linear Computational Cost / Killick R., Fearnhead P., Eckley I. A. // *Journal of the American Statistical Association*. — 2012. — Vol. 107. — № 500. — P. 1590–1598. — <https://doi.org/10.1080/01621459.2012.737745>.
19. Vargas R. E. V. A realistic and public dataset with rare undesirable real events in oil wells / Vargas R. E. V., Munaro C. J., Ciarelli P. M., Medeiros A. G., do Amaral B. G., Barrionuevo D. C., de Araújo J. C. D., Ribeiro J. L., Magalhães L. P. // *Journal of Petroleum Science and Engineering*. — 2019. — Vol. 181. — P. 1–9. — <https://doi.org/10.1016/j.petrol.2019.106223>.
20. Fernandes W. Jr. Anomaly detection in oil-producing wells: a comparative study of one-class classifiers in a multivariate time series dataset / Fernandes W. Jr., Komati K. S., Gazolli K. A. S. // *Journal of Petroleum Exploration and Production*

References

1. Kaygorodov S. V. Tipichnye oshibki pri sozdanii gidrodinamicheskikh modelei. Chast' I. Remasshtabirovanie geologicheskoi modeli [Typical errors in reservoir simulation. Part I. Upscaling of the geological model] / Kaygorodov S. V. // *Proneft'. Professionalno o Nefti* [PROneft. Professionally about Oil]. — 2018. — № 2. — Pp. 52–58. — <https://doi.org/10.24887/2587-7399-2018-2-52-58> (in Russ.).
2. Shishaev G. Y. Geologicheskii obosnovannaya avtomatizirovannaya adaptatsiya gidrodinamicheskikh modelei na primere real'nogo mestorozhdeniya [Geologically plausible computer-aided history matching on the example of a real oil field] / Shishaev G. Y., Matveev I. V., Eremyan G. A., Demyanov V. V., Kaygorodov S. V. // *Neftyanoe Khozyaistvo* [Oil Industry]. — 2020. — № 6. — Pp. 58–61. — <https://doi.org/10.24887/0028-2448-2020-6-58-61> (in Russ.).
3. Loshcheva Z. A. Podkhody k postroeniyu modeli flyuida dlya neftyanogo mestorozhdeniya, nakhodyashchegosya na pozdnei stadii ego razrabotki [Approaches to generation of fluid model for an oil field at the late stage of development] / Loscheva Z. A., Kashapov R. R., Mavlyavov I. R., Fayzrahmanov G. G., Gadel'shin I. I., Nekrasov N. O., Kil'dyushov A. A., Hayrullin I. I. // *Neftyanoe Khozyaistvo* [Oil Industry]. — 2026. — № 5. — Pp. 102–107. — <https://doi.org/10.24887/0028-2448-2026-5-102-107> (in Russ.).
4. Dake L. P. Fundamentals of reservoir engineering / Dake L. P. — Moscow: Premium Engineering Publ., 2009 (in Russ.).
5. Chandola V. Anomaly Detection: A Survey / Chandola V., Banerjee A., Kumar V. // *ACM Computing Surveys*. — 2009. — Vol. 41. — № 3. — P. 1–58. — <https://doi.org/10.1145/1541880.1541882>.
6. Andrianova A. A. Primenenie intellektualnykh metodov analiza vysokochastotnykh promyslovykh dannykh dlya resheniya zadach neftyanogo inzhiniringa [Application of intelligent methods for high-frequency field data analysis in petroleum engineering] / Andrianova A. A., Yudin E. V., Ganeev T. A. [et al.] // *Neftyanoe Khozyaistvo* [Oil Industry]. — 2021. — № 9. — Pp. 70–75. — <https://doi.org/10.24887/0028-2448-2021-9-70-75> (in Russ.).
7. Savitzky A. Smoothing and Differentiation of Data by Simplified Least Squares Procedures / Savitzky A., Golay M. J. E. // *Analytical Chemistry*. — 1964. — Vol. 36. — № 8. — P. 1627–1639. — <https://doi.org/10.1021/ac60214a047>.

8. Hampel F. R. The Influence Curve and Its Role in Robust Estimation / Hampel F. R. // Journal of the American Statistical Association. — 1974. — Vol. 69. — № 346. — P. 383–393. — <https://doi.org/10.1080/01621459.1974.10482962>.
9. Pearson R. K. Generalized Hampel Filters / Pearson R. K., Neuvo Y., Astola J., Gabbouj M. // EURASIP Journal on Advances in Signal Processing. — 2016. — Vol. 2016. — № 1. — P. 1–18. — <https://doi.org/10.1186/s13634-016-0383-6>.
10. Donoho D. L. Ideal spatial adaptation by wavelet shrinkage / Donoho D. L., Johnstone I. M. // Biometrika. — 1994. — Vol. 8. — № 3. — P. 425–455. — <https://doi.org/10.1093/biomet/81.3.425>.
11. Rudin L. I. Nonlinear total variation based noise removal algorithms / Rudin L. I., Osher S., Fatemi E. // Physica D: Nonlinear Phenomena. — 1992. — Vol. 60. — № 1–4. — P. 259–268. — [https://doi.org/10.1016/0167-2789\(92\)90242-F](https://doi.org/10.1016/0167-2789(92)90242-F).
12. Gaysin A. A. Raschet plastovogo davleniya v dobyvayushchikh skvazhinakh pri pomoshchi metodov mashinnogo obucheniya [Reservoir pressure calculation in producing wells using machine learning methods] / Gaysin A. A., Isroilov N. K., Gilyazov A. Kh. // Neftyanaya Provintsiya [Oil Province]. — 2024. — № 3 (39). — Pp. 123–136. — <https://doi.org/10.25689/NP.2024.3.123-136> (in Russ.).
13. Kalman R. E. A New Approach to Linear Filtering and Prediction Problems / Kalman R. E. // Journal of Basic Engineering. — 1960. — Vol. 82. — № 1. — P. 35–45. — <https://doi.org/10.1115/1.3662552>.
14. Rauch H. E. Maximum likelihood estimates of linear dynamic systems / Rauch H. E., Tung F., Striebel C. T. // AIAA Journal. — 1965. — Vol. 3 — № 8. — P. 1445–1450. — <https://doi.org/10.2514/3.3166>.
15. Cleveland W. S. Robust Locally Weighted Regression and Smoothing Scatterplots / Cleveland W. S. // Journal of the American Statistical Association. — 1979. — Vol. 74 — № 368. — P. 829–836. — <https://doi.org/10.1080/01621459.1979.10481038>.
16. Rousseeuw P. J. Alternatives to the Median Absolute Deviation / Rousseeuw P. J., Croux C. // Journal of the American Statistical Association. — 1993. — Vol. 88. — № 424. — P. 1273–1283. — <https://doi.org/10.1080/01621459.1993.10476408>.
17. Shiffler R. E. Maximum Z Scores and Outliers / Shiffler R. E. // The American Statistician. — 1988. — Vol. 42. — № 1. — P. 79–80. — <https://doi.org/10.1080/00031305.1988.10475530>.
18. Killick R. Optimal Detection of Changepoints With a Linear Computational Cost / Killick R., Fearnhead P., Eckley I. A. // Journal of the American Statistical Association. — 2012. — Vol. 107. — № 500. — P. 1590–1598. — <https://doi.org/10.1080/01621459.2012.737745>.

19. Vargas R. E. V. A realistic and public dataset with rare undesirable real events in oil wells / Vargas R. E. V., Munaro C. J., Ciarelli P. M., Medeiros A. G., do Amaral B. G., Barrionuevo D. C., de Araújo J. C. D., Ribeiro J. L., Magalhães L. P. // Journal of Petroleum Science and Engineering. — 2019. — Vol. 181. — P. 1–9. — <https://doi.org/10.1016/j.petrol.2019.106223>.
20. Fernandes W. Jr. Anomaly detection in oil-producing wells: a comparative study of one-class classifiers in a multivariate time series dataset / Fernandes W. Jr., Komati K. S., Gazolli K. A. S. // Journal of Petroleum Exploration and Production Technology. — 2024. — Vol. 14. — № 1. — P. 343–363. — <https://doi.org/10.1007/s13202-023-01710-6>.