

УДК 681.5.015

DOI: 10.31660/0445-0108-2024-5-132-147

### Интеллектуальная фильтрация промысловых данных добычи

**Р. Ю. Пономарев\***, **А. А. Лещенко**, **Р. Р. Зиязев**, **М. М. Галиуллин**,  
**Р. Р. Мигманов**, **М. И. Ивлев**

ООО «Тюменский нефтяной научный центр», Тюмень, Россия

\*ryponomarev@tnnc.rosneft.ru

*Аннотация.* В нефтегазовой отрасли при добыче нефти и газа измеряемые показатели характеризуются наличием шумов, вносящих свой вклад в формирование сложной немонотонной динамики, крайне трудной для ручного анализа и интерпретации, в связи с чем целью работы является разработка алгоритма, способного определять и исключать шумы (изменения сигнала без выраженной причины) в промысловых показателях эксплуатации скважин. В работе рассмотрены существующие методы сглаживания данных, такие как скользящее среднее, экспоненциальное сглаживание, линейный фильтр Калмана, фильтр Винера, метод Савицкого-Голея, преобразование Фурье, вейвлет-преобразование, и выявлены их достоинства и ограничения применения. Предложен альтернативный подход, представляющий синергию методов машинного обучения и стандартных инструментов фильтрации данных. Разработанный алгоритм позволяет восстановить истинную динамику показателей работы скважин, а также отфильтровывает и сглаживает шумы, связанные с техническими неисправностями.

Новизна алгоритма заключается в применении нейронной сети LSTM для выделения трендовой составляющей на зашумленной динамике в зависимости от происходящих событий на самой скважине, так и от событий, происходящих на скважинах окружения.

*Ключевые слова:* нейронные сети, фильтрация промысловых данных, разработка месторождений

*Для цитирования:* Интеллектуальная фильтрация промысловых данных добычи. Р. Ю. Пономарев, А. А. Лещенко, Р. Р. Зиязев [и др.]. – DOI 10.31660/0445-0108-2024-5-132-147 // Известия высших учебных заведений. Нефть и газ. – 2024. – № 5. – С. 132–147.

### Intelligent filtering of field data

**Roman Y. Ponomarev\***, **Anton A. Leshchenko**, **Ramil R. Ziazev**,  
**Marat M. Galiullin**, **Ruslan R. Migmanov**, **Mikhail I. Ivlev**

Tyumen Petroleum Research Center LLC, Tyumen, Russia

\*ryponomarev@tnnc.rosneft.ru

*Abstract.* In the oil and gas industry, the measured parameters during oil and gas production are often affected by noise, which contributes to complex and non-monotonic dynamics. This makes manual analysis and interpretation extremely difficult. Therefore, this article aims to develop an algorithm capable of identifying and removing noise (signal changes without a clear cause) in the production parameters of well operation. The article examines data smoothing methods, including

moving average, exponential smoothing, Kalman filter, Wiener filter, Savitzky-Golay filter, Fourier transform, and wavelet transform. The authors identified advantages and limitations. An alternative approach is proposed, combining machine learning methods with standard data filtering tools. The developed algorithm restores the true dynamics of well performance metrics and filters out and smooths noise related to technical malfunctions. The novelty of the algorithm lies in using an LSTM neural network to extract the trend component from noisy dynamics, taking into account events occurring at the well itself as well as events happening at surrounding wells.

*Keywords:* neural networks, production data filtering, field development

*For citation:* Ponomarev, R. Y., Leshchenko, A. A., Ziazev, R. R., Galiullin, M. M., Migmanov, R. R., & Ivlev, M. I. (2024). Intelligent filtering of field data. *Oil and Gas Studies*, (5), pp. 132-147. (In Russian). DOI: 10.31660/0445-0108-2024-5-132-147

## **Введение**

Задача обработки сигнала от шумов является актуальной и относится к широкому классу задач, решаемых в различных областях наук, технике и информационных технологиях. Зарегистрированную в виде сигналов информацию обрабатывают, хранят и передают в виде дискретных функций и в цифровой форме. Существует множество методов обработки сигналов, основные цели которых заключаются в выделении полезной информации в данных и повышение качества сигнала.

В нефтегазовой отрасли при добыче нефти и газа измеряемые показатели характеризуются наличием шумов. К шумам можно отнести погрешности/неисправности контрольно-измерительного оборудования, некорректный отбор проб скважинной продукции, отражающий человеческий фактор. Все эти шумы вносят свой вклад в формирование сложной немонотонной динамики, крайне трудной для ручного анализа и интерпретации.

В свою очередь немонотонность динамики может быть вызвана не только появлением внешних шумов, а также может быть обусловлена реальными физическими процессами, происходящими в пласте. В работах [1, 2] авторы моделируют немонотонность динамики обводнения скважины за счет учета капиллярных процессов, учета упругости жидкости и деформируемости породы. Стоит отметить, что авторы моделируют фильтрацию в призабойной зоне скважины без учета процессов интерференции соседних скважин, что также может значительно повлиять на динамику обводнения.

Анализ и фильтрация промысловой динамики — сложный и нетривиальный процесс, требующий учета большого количества факторов. В данной работе приводится обзор существующих методов обработки сигналов и предлагается авторский алгоритм выделения некондиционных замеров. Отделение кондиционной динамики от зашумленной достигается за счет разложения исходного сигнала по некоторому базису параметров, с помощью которого можно проинтерпретировать изменения в динамике работы скважин. Базис параметров для интерпретации составлен исключительно для решения задач управления разработкой нефтяных месторожде-

ний и состоит из геолого-технических мероприятий (ГТМ) на анализируемой скважине и из событий, связанных с изменением в режимах работы на соседних скважинах окружения.

Задача идентификации мгновенных флуктуаций в динамике, связанных с локальным физическим изменением характера течения в призабойной зоне (как в работах [1,2]), не рассматривается.

### **Существующие методы решения поставленной задачи**

Распространенными методами, решающими задачу обработки исходных данных, являются методы математической статистики и анализа временных рядов. Рассмотрим преимущества и ограничения применимости таких методов.

*Скользящее среднее.* Один из наиболее широко известных, подробно изложенных и простых — метод сглаживания временного ряда скользящим средним с различным окном сглаживания. Сглаживание в данном методе представляет собой усреднение данных, при котором несистематические компоненты сигнала взаимно погашают друг друга.

Формальное представление метода скользящего среднего [3], длина которого выражается нечетным числом  $p = 2m + 1$ , выглядит следующим образом:

$$\bar{y}_t = \frac{1}{p} \sum_{j=t-m}^{t+m} y_j, \quad (1)$$

где  $y = y_1, y_2, \dots, y_n$ ;  $p$  — размер окна сглаживания;  $j$  — порядковый номер уровня окна сглаживания;  $m$  — величина, соответствующая

$$m = \frac{p-1}{2}. \quad (2)$$

Выбор величины окна сглаживания осуществляется экспериментально: чем больше размер окна, тем более гладкий вид будет иметь результирующий сигнал.

Существенным ограничением данного метода является отсутствие возможности распознать шумовую составляющую сигнала в начале и на конце динамики в связи с уменьшением окна сглаживания.

*Экспоненциальное сглаживание.* Практический метод сглаживания данных временных рядов с применением функции экспоненциального окна носит название метода экспоненциального сглаживания, который также широко распространен и подробно изложен. В отличие от простого метода скользящего среднего, в котором прошлые наблюдения взвешиваются одинаково, в экспоненциальном сглаживании функции применяются для присвоения экспоненциально уменьшающихся весов с течением времени. Данный метод часто применяется для краткосрочного прогнозирования.

Основная формула для применения метода представлена далее:

$$F_t = \alpha y_{t-1} + (1 - \alpha)F_{t-1}, \quad (3)$$

где  $F_t$  — прогнозируемое значение для текущего периода времени  $t$ ;  $\alpha$  — константа сглаживания, изменяющаяся в диапазоне от 0 до 1, чем меньше значение  $\alpha$ , тем больше сглаживается временной ряд;  $y_{t-1}$  — фактическое значение данных за предыдущий период времени;  $F_{t-1}$  — прогнозируемое значение для предыдущего периода времени  $t - 1$ .

Метод экспоненциального сглаживания обладает таким же существенным ограничением, как и метод скользящего среднего — отсутствует возможность распознать шумовую составляющую сигнала в начале и на конце динамики. Дополнительным ограничением является временное искажение тренда ввиду влияния накопления предыдущих значений.

*Линейный фильтр Калмана* — эффективный рекурсивный метод сглаживания [4], предполагающий, что измерения являются линейной функцией вектора состояния динамической системы на основе ряда неполных и зашумленных измерений. Вектор состояния определяется в ходе настройки фильтра на исходные данные.

Линейный фильтр Калмана осуществляется в соответствии с уравнением

$$x_t = F_t x_{t-1} + B_t u_t + w_t, \quad (4)$$

где  $F_t$  — матрица эволюции системы, которая воздействует на вектор состояния  $x_{t-1}$  в момент времени  $t - 1$ ;  $B_t$  — матрица управления, которая прикладывается к вектору управляющих воздействий  $u_t$ ;  $w_t$  — нормальный случайный процесс, описывающий характер эволюции системы. Недостатком метода является необходимость линейности процесса, то есть возможно обнаружение и сглаживание только широкополосных шумов, в то время как тональные игнорируются и считаются достоверной динамикой.

*Фильтр Винера*. Еще одним методом решения задачи обработки данных от шумов является фильтр Винера, применяемый для получения оценки исходного сигнала или целевого случайного процесса путем линейного, не зависящего от времени сглаживания наблюдаемого зашумленного процесса с учетом известных стационарных спектров сигнала и шума и широкополосного шума. Фильтр Винера минимизирует среднеквадратическую ошибку между предполагаемым процессом и исходным сигналом [5].

Работа фильтра Винера заключается в следующем: входной сигнал  $w[n]$  свертывается с фильтром Винера  $G(z)$ , и результат сравнивается с опорным сигналом  $s[n]$  для получения ошибки сглаживания  $e[n]$ . Основным недостатком работы фильтра Винера заключается в наличии краевых эффектов, оставшихся после обработки сигнала, которые проявляются в виде осциллирующей помехи, такой как рябь и полосы, то есть тональные шумы.

*Метод Савицкого-Голея* — цифровой фильтр сглаживания данных, осуществляющий свертку сигнала путем подбора последовательных подмножеств смежных точек измерений к полиному низкой степени методом наименьших квадратов [6–8]. Суть метода заключается в построении по  $2k + 1$  последовательно равноотстоящим точкам аппроксимирующего полинома  $n$ -й степени и применении в качестве сглаженного значения величины полинома в  $k + 1$ -й точке. Математически такое значение определяется на основе скользящего взвешенного среднего с весами точек, которые являются положительными в центре окна сглаживания и отрицательными по его периферии.

Метод Савицкого-Голея может быть представлен в виде

$$Y_i = \sum_{i=\frac{1-m}{2}}^{i=\frac{m-1}{2}} C_i Y_{j+i}, \quad (5)$$

где  $i, j = 1, \dots, n$ ;  $y_j$  — наблюдаемое значение;  $m$  — набор коэффициентов свертки  $C_i$ .

Алгоритм требует подбора оптимального значения полинома и окна сглаживания, хорошо справляется с широкополосными шумами, но при этом не улавливает тональные, что может являться ограничением для применения.

*Преобразование Фурье.* Сглаживание данных с применением преобразования Фурье имеет широкое распространение. Преобразование Фурье позволяет разложить исходный сигнал на базисные синусоидальные функции, которые характеризуют собой гармонические колебания с различными амплитудами, фазами и частотами.

Преимуществом преобразования Фурье является возможность в реальном времени анализировать частотный спектр сигнала, на базе которого гибко подбираются параметры и наблюдается результат сглаживания. Недостатками фильтрации Фурье можно считать ограниченность набора базисных функций (синуса, косинуса, экспоненты), а также необходимость в подборе весовых коэффициентов.

*Вейвлет-преобразование* осуществляет перевод сигнала из временного представления в частотно-временное. Декомпозиция сигнала осуществляется на два набора коэффициентов: детализации и аппроксимации. Коэффициенты аппроксимации описывают динамику исходного сигнала, в то время как коэффициенты детализации характеризуют детали в исходном сигнале, то есть отвечают за амплитуду и частоту флуктуаций. Для проведения сглаживания шумов в сигнале коэффициенты детализации обнуляются.

Преимущества вейвлет-преобразования заключаются в многообразии базисных функций. Уровень вейвлета отвечает за степень сглаживания данных, а порядок — за распознавание флуктуаций в динамике исходного сигнала. Недостатком метода является то, что для каждой задачи

необходимо индивидуально подбирать вид базисного вейвлета и уровень его разложения.

После анализа преимуществ и недостатков вышеизложенных методов сформирована таблица 1, на основе которой сделаны следующие выводы:

- 1) Линейный фильтр Калмана, фильтр Винера, метод Савицкого-Голея, вейвлет-преобразование являются перспективными алгоритмами для решения задачи подготовки данных из-за своей универсальности.
- 2) Скользящее среднее, экспоненциальное сглаживание в работе не рассматриваются из-за ограниченной области применения.
- 3) Преобразование Фурье — частный случай вейвлет-преобразования.

Таблица 1

**Сводная таблица характеристик рассматриваемых методов**

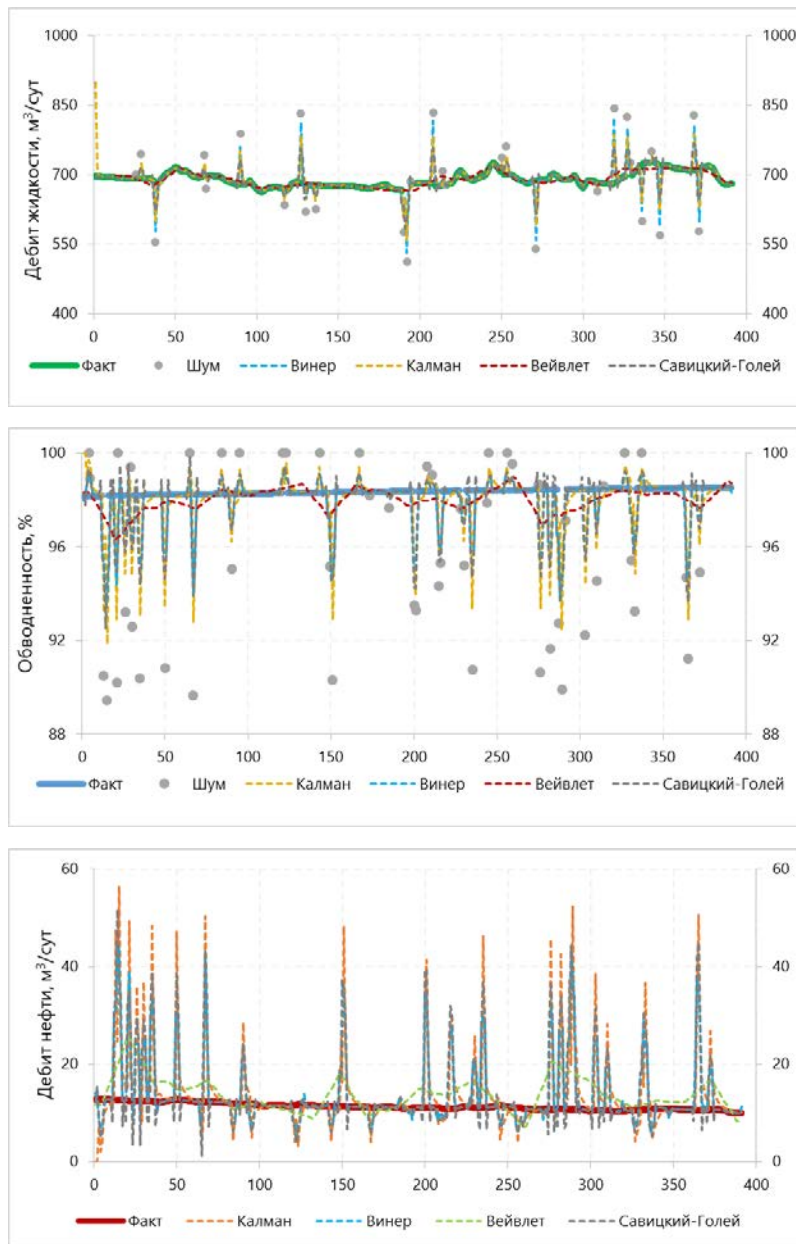
Метод	Особенности
Скользящее среднее	Неэффективное сглаживание по краям динамики — шумы в начале и в конце динамики не обрабатываются из малого окна осреднения
Экспоненциальное сглаживание	Возможно временное искажение тренда сигнала ввиду влияния накопления предыдущей информации
Линейный фильтр Калмана	Алгоритм способен учитывать физическую составляющую процесса за счет исторического анализа временного ряда
Фильтр Винера	Сглаживание достигается за счет подгонки моделируемого случайного процесса с реальным процессом
Метод Савицкого-Голея	Сглаживание достигается за счет кусочной аппроксимации сигнала полиномами
Преобразование Фурье	Частный случай вейвлет-преобразования, в качестве базисных функций разложения используется косинус, синус и экспонента
Вейвлет-преобразование	Сглаживание за счет разложения сигнала по базисному вейвлету

В качестве тестирования, для определения наилучшего метода сглаживания данных среди рассмотренных и являющихся перспективными авторами сформирован и рассмотрен синтетический набор данных динамики дебита жидкости (рис. 1).

По результатам выполненного тестирования установлено следующее:

- алгоритмы не способны полностью отфильтровать шумы в динамике, часть из них сглаживается, но сохраняется;
- алгоритмы имеют ряд настроечных параметров, от которых зависит качество сглаживания, подбор осуществляется эмпирическим методом;

- существующие фильтры неприменимы в полной мере к нефтегазовой сфере без модификаций, так как не учитывают динамику работы скважин окружения, события на анализируемой скважине — ГТМ.



**Рис. 1. Результаты сглаживания промышленного набора данных скважинной продукции различными методами**

Для нивелирования выявленных ограничений требуется доработка алгоритмов сглаживания. Следует отметить, что вейвлет-преобразование

наиболее универсальный алгоритм, который, благодаря своим возможностям настройки и выбора функции вейвлета, может воспроизводить результаты всех описанных методов. Авторами принято решение разработать собственный алгоритм, применимый для задач нефтегазовой области, на базе метода вейвлет-преобразования.

### **Описание разработанного алгоритма подготовки данных — интеллектуальный фильтр данных (ИФД)**

Для устранения ограничений, выявленных у существующих методов, был разработан алгоритм по нейросетевой фильтрации данных, основанный на методике построения регрессионной связи с помощью нейронной сети (ИНС) LSTM.

ИНС решает задачу регрессии между входными и выходными зашумленными параметрами и воспроизводит коррелируемые события на зашумленной динамике, связанные с работой скважин окружения, выполненными на анализируемой скважине геолого-техническими мероприятиями (ГТМ). Иными словами, производится многофакторный анализ причин изменения каждого замера в динамике работы скважины относительно заранее составленного базиса возможных причин появления данного события. Сам процесс многофакторного анализа производится в момент обучения модели — в период восстановления функциональной регрессионной связи между параметрами. Если у изменения замера нет причин, то с высокой долей вероятности замер некондиционный и при построении регрессионной зависимости не воспроизведется. Такие замеры подлежат фильтрации.

В основу исходного базиса причин изменения входят следующие параметры:

- дебит жидкости за некоторый период времени;
- частота работы установки электроцентробежного насоса за некоторый период времени;
- обводненность продукции добывающих скважин за некоторый период времени;
- забойное давление за некоторый период времени;
- приемистость по нагнетательным скважинам за некоторый период времени;
- факт проведения геолого-технических мероприятий.

Данные параметры составляют входной вектор ИНС. Выходным вектором является дебит жидкости и обводненность добывающей скважины на следующем временном шаге в зависимости от поданных на вход значений промысловых показателей.

Обучение проводится за счет модификации весовых коэффициентов для достижения максимально похожего результата на целевые значения из фактической динамики. Для обучения подается суточная динамика работы скважины и ее окружения за 1,5 года работы скважин. Для нивелирования эффектов переобучения модели выделяется тестовый набор данных — последние 90 дней для проверки прогнозной способности модели.



На следующем этапе исходные данные подлежат фильтрации шумовых замеров на основе объяснимых трендов, полученных LSTM с допущением: распределение отклонений от смоделированного тренда имеет вид нормального распределения. Таким образом, фактические точки, отклонение которых от эталонной кривой, полученной в LSTM, больше коридора в  $2\sigma$  ( $\sigma$  — среднеквадратическое отклонение), являются шумовыми. Вероятность появления такого замера в динамике меньше 5 %, а потому точки подлежат исключению из общей динамики временного ряда.

Заключительным этапом обработки данных является сглаживание отфильтрованной динамики. Процесс сглаживания осуществляется на основе применения вейвлет-преобразования.

Ключевая особенность данного этапа — подбор глубины разложения вейвлет-преобразования, который непосредственно влияет на качество сглаживания. Параметры сглаживания подбираются для достижения максимальной суммарной корреляции итоговой сглаженной динамики с трендами, полученными в LSTM, и с исходной фактической динамикой.

Разработанный алгоритм (интеллектуальный фильтр данных — ИФД) основан на синергии методов машинного обучения и стандартных инструментов по обработке данных.

Применение рекуррентной нейронной сети LSTM для анализа и выделения трендовой составляющей — достаточно распространенное явление в литературе [9]. Однако попытка анализировать кондиционность промысловых замеров и подбирать параметры алгоритмов сглаживания для получения оптимального результата при подготовке данных является уникальным опытом авторов, не имеющим широкого описания в открытых источниках.

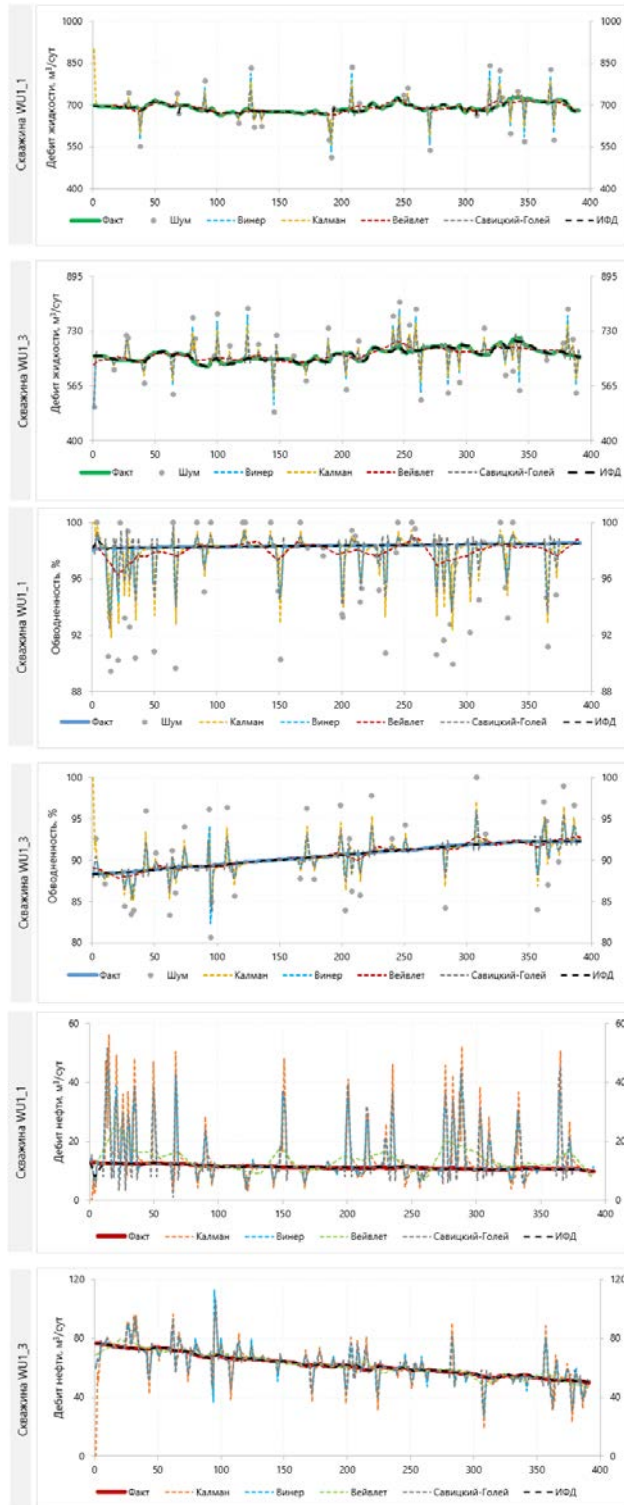
### **Тестирование разработанного алгоритма**

Тестирование разработанного алгоритма ИФД осуществлялось на нескольких моделях данных, таких как синтетический пример, основанный на данных из гидродинамической модели и реальный пример, динамика эксплуатации добывающих скважин одного из месторождений Западной Сибири.

Для формирования синтетического набора данных использовалась синтетическая гидродинамическая модель, рассчитывающая дебит жидкости и обводненность от различных уровней закачки на окружающих нагнетательных скважинах.

На результаты расчетов искусственным путем добавлены шумы. Генерация шума осуществилась за счет добавления случайного смещения исходного значения в диапазоне  $\pm 50\%$  в случайный момент времени.

Далее зашумленная динамика подана в разработанный алгоритм интеллектуальной фильтрации данных. В качестве примера на рисунке 2 приведены результаты обработки динамики работы двух скважин алгоритмом ИФД в сравнении с существующими методами, такими как линейный фильтр Калмана, фильтр Винера, метод Савицкого-Голея, вейвлет-преобразование.



**Рис. 2. Сравнение работы существующих методов и разработанного алгоритма на синтетических данных добывающих скважин**

В таблице 2 отражены расхождения по дебиту нефти между исходными данными и обработанной различными алгоритмами динамикой. Наименьшее расхождение между данными по каждому примеру (для скважины WU1\_1 — 0,67 %, для скважины WU1\_3 — 0,44 %) мы видим у разработанного авторами алгоритма ИФД, что характеризует его как наилучший среди рассмотренных. Разработанный алгоритм ИФД позволяет сохранить больше физически обоснованной информации и в отличие от других методов не производит новые флуктуации, которые являются ложными событиями в динамике работы скважин.

Таблица 2

**Сравнение работы алгоритмов обработки синтетических наборов данных**

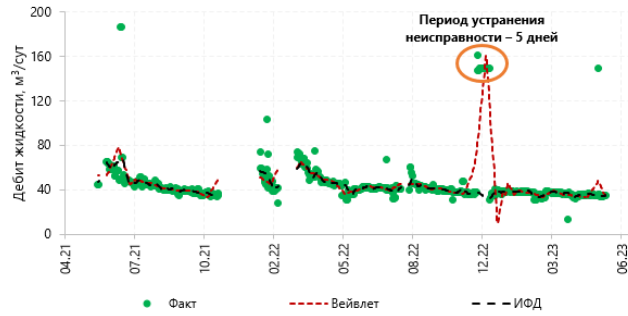
Алгоритм	Калман	Винер	Вейвлет	Савицкий-Голей	ИФД
Скважина	Расхождение исходного дебита нефти с обработанной динамикой, %				
WU1_1	35,22	30,09	27,01	37,29	<b>0,67</b>
WU1_3	6,39	5,58	2,79	6,83	<b>0,44</b>

В качестве демонстрации работы алгоритма на реальном примере скважинных данных выбраны промысловые показатели эксплуатации четырех добывающих скважин, где зарегистрирован факт появления внешних шумов в исходной динамике в журнале эксплуатации скважин за счет некорректной работы измерительного оборудования либо за счет проведения ГТМ. Каждый из трех примеров обладает характерной отличительной особенностью. Далее сравнение будет производиться между стандартным алгоритмом вейвлет-преобразования и алгоритмом ИФД, так как вейвлет-преобразование показывает наилучшую сходимость результатов среди существующих алгоритмов сглаживания.

Первым примером служит работа добывающей скважины с неисправным контрольно-измерительным оборудованием, которое характеризуется существенным отклонением замеров дебита жидкости от общего тренда в краткосрочный период времени (в примере — 5 дней).

Исходя из результатов, представленных на рисунке 3, можно сделать вывод о том, что алгоритм ИФД успешно справился с отбраковкой шумовых значений, которые наблюдались на всей динамике и в период краткосрочной неисправности оборудования.

Следующий пример работы добывающей скважины примечателен тем, что в динамике замеров дебита жидкости присутствуют единичные выбросы в замерах дебита жидкости, связанные погрешностью работы контрольно-измерительного прибора, что фиксируется цеховым геологом.



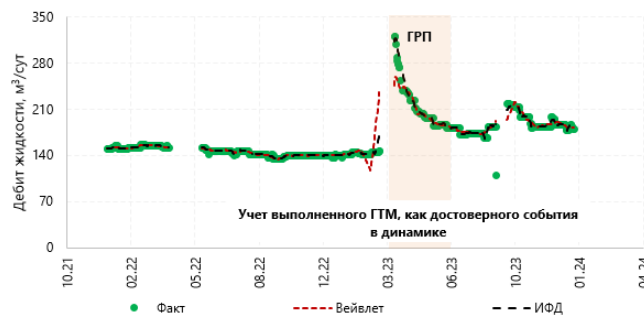
**Рис. 3. Пример работы скважины с неисправным контрольно-измерительным оборудованием**

Проанализировав результаты обработки данных, изображенных на рисунке 4, отмечается успешность работы ИФД в сравнении с вейвлет-преобразованием. Все фактические изменения в динамике работы скважины, связанные с работой скважин окружения и процессом разработки, корректно определены алгоритмом ИФД.



**Рис. 4. Пример единичных выбросов в замерах дебита жидкости добывающей скважины**

Следующий пример — скважина, динамика работы которой сопровождается эффектом от выполненного геолого-технического мероприятия (рис. 5).



**Рис. 5. Пример работы скважины с эффектом от ГТМ**

Алгоритм ИФД корректно определяет и учитывает эффект от выполненного ГТМ, в то время как вейвлет-преобразование производит дополнительные шумы в динамике работы скважины, противоречащие физике фактически протекающих процессов.

Отдельным примером для анализа является работа добывающей скважины в периодическом режиме эксплуатации. Особенность динамики для такого режима работы скважины в том, что при ручном отборе проб скважинной продукции обводненность с позиции разработки изменяется хаотично из-за зависимости от момента времени прибытия оператора на скважину и периода цикла работы самой скважины в этот момент. Это вносит в измерения обводненности значительную погрешность, которая связана с периодом цикла работы скважины, но не связана с выработкой запасов [10]. При отборе пробы в начальный период цикла обводненность продукции имеет сниженные значения. В середине цикла процент воды скважинной продукции имеет близкое к истинному значение, так как скважина в этот момент времени работает стабильно, а в конце цикла, наоборот, чаще всего наблюдаются аномально высокие значения обводненности, так как в продукции скважины остается по большей части только водная составляющая.

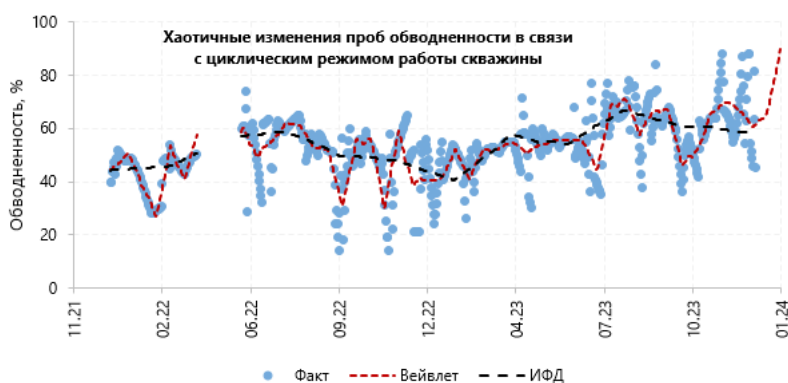


Рис. 6. Пример работы скважины в периодическом режиме

Основываясь на динамике изменения обводненности продукции скважины, представленной на рисунке 6, следует отметить корректность работы алгоритма ИФД с позиции разработки — наиболее точное определение трендов, описывающих среднюю обводненность в призабойной зоне пласта, в то время как вейвлет-преобразование учитывает шумы в динамике. Однако достаточно точно оценить качество работы фильтра при обработке обводненности скважины, работающей в периодическом режиме, не представляется возможным в связи с большим количеством факторов, влияющих на замер.

## **Выводы**

Разработан алгоритм фильтрации данных, который предназначен для устранения шумовой составляющей в динамике дебита жидкости и обводненности продукции добывающих скважин. Алгоритм является синергией методов машинного обучения и стандартных инструментов фильтрации данных. Новизна данного алгоритма заключается в применении нейронной сети LSTM для выделения трендовой составляющей на зашумленной динамике в зависимости от происходящих событий на самой скважине и от событий, происходящих на скважинах окружения.

Работоспособность алгоритма протестирована на синтетических и фактических геолого-промысловых данных. По результатам выполненных тестов алгоритм ИФД успешно восстановил истинную синтетическую динамику показателей, отфильтровывает и сглаживает шумы в реальной динамике, связанные с техническими неисправностями.

Дальнейшее развитие инструмента связано с совершенствованием алгоритма — добавлением возможности фильтрации шумов в динамике работы нагнетательных скважин.

## **Список источников**

1. Иванов, А. В. Математическое моделирование нестационарной работы нефтяной скважины с учетом неравновесности фазовой проницаемости / А. В. Иванов, С. В. Степанов. – Текст : непосредственный // Вестник Тюменского государственного университета. Физико-математическое моделирование. Нефть, газ, энергетика. – 2017. – Т. 3, № 3. – С. 70–82.
2. Степанов, С. В. Численное исследование влияния капиллярного давления и сжимаемости на динамику обводнения скважины / С. В. Степанов. – Текст : непосредственный // Нефтяное хозяйство. Разработка и эксплуатация нефтяных месторождений. – 2008. – № 8. – С. 72–74.
3. Копыркин, К. Динамические скользящие средние / К. Копыркин. – Текст : непосредственный // Современный трейдинг. – 2001. – № 5–6. – С. 8–12.
4. Kalman, R. E. A new approach to linear filtering and prediction problems / R. E. Kalman. – DOI 10.1115/1.3662552. – Direct text // Journal of Basic Engineering – 1960. – Vol. 82, Issue 1. – P. 35–45.
5. Wiener, N. The extrapolation, interpolation and smoothing of stationary time series with Engineering Applications / N. Wiener. – DOI 10.2307/2981007. – Direct text // Journal of the Royal Statistical Society. Series A (General). – 1950. – Vol. 113, Issue 3. – P. 413–414.
6. Каламбет, Ю. А. Доверительные интервалы метода взвешенных наименьших квадратов и стратегия градуировки / Ю. А. Каламбет, С. А. Мальцев, Ю. П. Козьмин. – Текст : непосредственный // Заводская Лаборатория. Диагностика Материалов. – 2015. – Т. 81, № 1–1. – С. 69–76.
7. Enke, C. G. Signal-to-noise ratio enhancement by least-squares polynomial smoothing / C. G. Enke, T. A. Nieman. – DOI 10.1021/ac50002a007. – Direct text // Analytical Chemistry. – 1976. – Vol. 48, Issue 8. – P. 705A–712A.

8. Savitzky, A. Smoothing and differentiation of data by simplified least squares procedures / A. Savitzky, M. J. E. Golay. – DOI 10.1021/ac60214a047. – Direct text // *Analytical Chemistry*. – 1964. – Vol. 36, Issue 8. – P. 1627–1639.

9. Кондратьева, Т. Н. Прогнозирование тенденции финансовых временных рядов с помощью нейронной сети LSTM / Т. Н. Кондратьева. – Текст : электронный // Интернет-журнал «Науковедение» : электронный журнал. – 2017. – Т. 9, № 4. – URL: <http://naukovedenie.ru/PDF/56TVN417.pdf>.

10. Самойлов, Д. Ю. Информационно-измерительная и управляющая система для интенсификации добычи нефти и определения обводненности продукции скважин : специальность 05.11.16 «Информационно-измерительные и управляющие системы (по отраслям)» : автореферат диссертации на соискание ученой степени кандидата технических наук / Самойлов Денис Юрьевич ; Уфимский государственный авиационно-технический университет. – Уфа, 2019. – 22 с. – Место защиты : Уфимский государственный авиационно-технический университет. – Текст : непосредственный.

### **References**

1. Ivanov, A. V., & Stepanov, S. V. (2017). Mathematical modeling of non-stationary operation of an oil well, taking into account the imbalance of phase permeability. *Bulletin of the Tyumen State University. Physical and mathematical modeling. Oil, gas, energy*, 3(3), pp. 70-82. (In Russian).

2. Stepanov, S. V. (2008). Development and operation of oil fields, Numerical research of capillary pressure and compressibility effect on the drowning dynamics. *Oil industry*, (8), pp. 72-74. (In Russian).

3. Kopyrkin, K. (2001). Dynamic moving averages. *Modern trading*, (5-6), pp. 8-12. (In Russian).

4. Kalman, R. E. (1960). A new approach to linear filtering and prediction problems. *Journal of Basic Engineering*, 82(1), pp. 35-45. (In English). DOI: 10.1115/1.3662552

5. Wiener N. (1950). The extrapolation, interpolation and smoothing of stationary time series. *Journal of the Royal Statistical Society. Series A (General)*, 113(3), pp. 413-414. (In English). DOI: 10.2307/2981007

6. Kalambet, Yu. A., Maltsev, S. A., & Kozmin, Yu. P. (2015). Confidence intervals for weighted least squares technique and calibration strategy. *Industrial laboratory. Materials diagnostics*, 81(1-1), pp. 69-76. (In Russian).

7. Enke, C. G., & Nieman, T. A. (1976). Signal-to-noise ratio enhancement by least-squares polynomial smoothing. *Analytical Chemistry*, 48(8), pp. 705A-712A. (In English). DOI: 10.1021/ac50002a007

8. Savitzky, A., & Golay, M. J. E. (1964). Smoothing and differentiation of data by simplified least squares procedures. *Analytical chemistry*, 36(8), pp. 1627-1639. (In English). DOI: 10.1021/ac60214a047

9. Kondratieva, T. N. (2017). Forecasting the trends in financial time series using the LSTM neural network. *Naukovedenie*, 9(4). (In Russian). Available at: <http://naukovedenie.ru/PDF/56TVN417.pdf>

10. Samoilov, D. Yu. (2019). An information-measuring and control system for the intensification of oil production and the determination of the water content of well products. *Avtoref. diss. ... kand. techn. nauk. Ufa*, 22 p. (In Russian).

### **Информация об авторах / Information about the authors**

**Пономарев Роман Юрьевич**, менеджер, ООО «Тюменский нефтяной научный центр», г. Тюмень, [ryonomarev@tnnc.rosneft.ru](mailto:ryonomarev@tnnc.rosneft.ru)

**Лещенко Антон Александрович**, главный специалист, ООО «Тюменский нефтяной научный центр», Тюмень

**Зязев Рамиль Ришатович**, заместитель начальника управления, ООО «Тюменский нефтяной научный центр», Тюмень

**Галиуллин Марат Мугаммирович**, директор по разработке месторождений Ханты-Мансийского автономного округа, ООО «Тюменский нефтяной научный центр», Тюмень

**Мигманов Руслан Рамилевич**, главный специалист, ООО «Тюменский нефтяной научный центр», Тюмень

**Ивлев Михаил Игоревич**, главный специалист, ООО «Тюменский нефтяной научный центр», Тюмень

**Roman Y. Ponomarev**, Manager, Tyumen Petroleum Research Center LLC, [ryonomarev@tnnc.rosneft.ru](mailto:ryonomarev@tnnc.rosneft.ru)

**Anton A. Leshchenko**, Chef Specialist, Tyumen Petroleum Research Center LLC

**Ramil R. Ziazev**, Deputy Head of the Department, Tyumen Petroleum Research Center LLC

**Marat M. Galiullin**, Director of Field Development of Khanty-Mansiysk Autonomous Okrug, Tyumen Petroleum Research Center LLC

**Ruslan R. Migmanov**, Chef Specialist, Tyumen Petroleum Research Center LLC

**Mikhail I. Ivlev**, Chef Specialist, Tyumen Petroleum Research Center LLC

Статья поступила в редакцию 22.05.2024; одобрена после рецензирования 10.06.2024; принята к публикации 05.07.2024.

The article was submitted 22.05. 2024; approved after reviewing 10.06.2024; accepted for publication 05.07.2024.