

Апробация подхода по автоматической интерпретации эхограмм методами машинного обучения

Ишкина Ш.Х.¹, Закирьянов И.И.¹, Сагдеев Э.И.¹, Акрамов И.Р.^{1,2}, Амекачев Р.М.¹, Ишкин Д.З.¹,
Давлетбаев А.Я.^{1,3}, Щутский Г.А.⁴, Мустафин Д.А.⁴

¹ООО «РН-БашНИПнефть» (ОГ ПАО «НК «Роснефть»), Уфа, Россия²; ФГБОУ ВО «Уфимский государственный нефтяной технический университет», Уфа, Россия;

³ФГБОУ ВО «Уфимский университет науки и технологий», Уфа, Россия; ⁴ООО «РН-Юганскнефтегаз», Нефтеюганск, Россия

ishkinashkh@bnipti.rosneft.ru

Аннотация

Описан подход по автоматизации определения динамического уровня жидкости в скважине методом эхометрирования с применением алгоритмов машинного обучения. Актуальность связана с тем, что на отдельных месторождениях Западной Сибири остается механизированный фонд скважин, на которых выходят из строя датчики давления в телеметрической системе. Результаты апробации реализованного подхода на промысловых данных позволяют сделать вывод о его применимости в задаче контроля достоверности интерпретации эхограмм, что поможет снизить риски потери дорогостоящего насосного оборудования и повысить эффективность разработки месторождения.

Материалы и методы

Разработанный подход основан на модели сверточной нейронной сети. Архитектура U-Net адаптирована под особенности входных данных и решаемой задачи. Апробация проведена на промысловых данных отдельных месторождений Западной Сибири.

Ключевые слова

машинное обучение, сверточная нейронная сеть, гидродинамические исследования скважин, эхометрирование, забойное давление, динамический уровень жидкости

Авторы выражают благодарность Абдуллину Р.И., к.ф.-м.н. Сарапуловой В.В., д.ф.-м.н. Чиглинцевой А.С., Асалхужиной Г.Ф., Мироненко А.А., Нигматуллиной Р.Г. (ООО «РН-БашНИПнефть»), специалистам геологической службы ЦДНГ ООО «РН-Юганскнефтегаз», Тепкееву В.С., Галееву Р.Р., Ефремову А.Н., Канину А.В., Максимова А.А., Гербу Д.А. (ООО «РН-Юганскнефтегаз»), Нуриеву Р.И. (ООО «ГИС-Нефтесервис») за тестирование, обсуждение результатов и предложения по совершенствованию подхода, а также Кравцу Д.А. (ООО «РН-Юганскнефтегаз»), Юлмухаметову Д.Р., Сергейчеву А.В., Мусабинову Т.Р., Соколову С.В. (ПАО «НК «Роснефть») за поддержку научно-исследовательских работ.

Для цитирования

Ишкина Ш.Х., Закирьянов И.И., Сагдеев Э.И., Акрамов И.Р., Амекачев Р.М., Ишкин Д.З., Давлетбаев А.Я., Щутский Г.А., Мустафин Д.А. Апробация подхода по автоматической интерпретации эхограмм методами машинного обучения // Экспозиция Нефть Газ. 2024. № 5. С. 51–56. DOI: 10.24412/2076-6785-2024-5-51-56

Поступила в редакцию: 16.08.2024

OIL PRODUCTION

UDC 519.688, 553.98 | Original Paper

Approbation of the machine learning based approach to acoustic liquid level determination

Ishkina Sh.Kh.¹, Zakiryaynov I.I.¹, Sagdeev E.I.¹, Akramov I.R.^{1,2}, Amekachev R.M.¹, Ishkin D.Z.¹,
Davletbaev A.Ya.^{1,3}, Shutskiy G.A.⁴, Mustafin D.A.⁴

¹“RN-BashNIPneft” LLC (“Rosneft” PJSC Group Company), Ufa, Russia; ²Ufa University of Science and Technology, Ufa, Russia;

³Ufa State Petroleum Technological University, Russia; ⁴“RN-Yuganskneftegas” LLC, Nefteyugansk, Russia

ishkinashkh@bnipti.rosneft.ru

Abstract

In this paper an approach for automatic interpretation of echograms based on machine learning methods is presented. The relevance is related to the fact that for some fields in Western Siberia there remains a mechanized well stock, where pressure sensors in the telemetry system tend to fail. The experimental results show that the proposed approach provides an accurate detection of the well liquid level depth to reduce the risks of pump failure, as well as it is applicable in the task of monitoring the reliability of echogram interpretation to increase the efficiency of field development.

Materials and methods

The developed approach is based on the convolutional neural network model. The U-Net architecture is adapted to the structure of the input data and the problem being solved. The approbation was carried out on production data from individual fields in Western Siberia.

Keywords

machine learning, convolutional neural network, well testing, liquid level detection, bottomhole pressure, dynamic fluid level, echogram

For citation

Ishkina Sh.Kh., Zakiryaynov I.I., Sagdeev E.I., Akramov I.R., Amekachev R.M., Ishkin D.Z., Davletbaev A.Ya., Shutskiy G.A., Mustafin D.A. Approbation of the machine learning based approach to acoustic liquid level determination. Exposition Oil Gas, 2024, issue 5, P. 51–56. (In Russ).

DOI: 10.24412/2076-6785-2024-5-51-56

Received: 16.08.2024

Введение

Уровнем жидкости в скважине называется расстояние от устья до уровня жидкости в межтрубном пространстве [1]. Величина уровня жидкости в нефтяной скважине является одним из важнейших параметров, который контролируют в процессе эксплуатации для прогнозирования/интенсификации добычи, а также для планирования и проведения различных мероприятий. Определение уровня жидкости, как правило, осуществляется периодически в тех случаях, когда неисправен датчик давления на приеме механизированной скважины с установкой электроцентробежного насоса (УЭЦН) и в скважинах со штанговыми насосными установками (ШГН), в которые не спущен датчик давления на кабеле/проводе. На основе полученного значения уровня с помощью известных математических моделей многофазных течений [2] осуществляется расчет забойного давления.

Измерение статического уровня в оставленных скважинах и динамического уровня в работающих скважинах используется при выборе глубинного насосного оборудования, определения/контроля его режима работы и глубины спуска в скважину [1]. Если скорость откачки жидкости из ствола скважины насосом превышает скорость притока флюида из пласта, то наблюдается увеличение динамического уровня, что приводит к падению давления на приеме насоса. Дальнейшее увеличение динамического уровня приведет к срыву подачи. Если аварийное отключение не сработает, работа насоса в режиме сухого трения приведет к повреждению деталей и потере дорогостоящего оборудования.

Одним из основных методов определения уровня жидкости в межтрубном пространстве скважин, не оборудованных датчиками давления, является эхограмирование. При данном исследовании на устье скважины создается акустический импульс и с помощью эхолота регистрируется отклик от границы раздела «газ-жидкость» (динамического уровня). Пример эхограммы с однозначным откликом от границы раздела «газ-жидкость» приведен на рисунке 1. Интерпретация эхограммы заключается в том, что на графике определяется время пробега звуковой волны с момента создания импульса на устье скважины до прихода значимого отклика, т. е. от динамического уровня жидкости в межтрубном пространстве скважины. На основе полученного времени пробега по результатам интерпретации эхограммы [1] и принятой величины скорости звука [3–6] рассчитывается динамический уровень.

Процесс интерпретации эхограмм в большинстве случаев не автоматизирован и, как правило, выполняется специалистами по исследованиям скважин вручную. При наличии значительного количества измерений на большом фонде скважин этот процесс может потребовать существенных временных затрат при выполнении расчетов. Кроме того, интерпретация значительного массива данных может сопровождаться ошибками со стороны специалистов, в том числе по причине, связанной с субъективностью или отсутствием соответствующего опыта. В данной работе описан алгоритм на основе методов машинного обучения, разработанный с целью создания системы по автоматической интерпретации промысловых исследований методом эхограмирования для повышения скорости и достоверности определения динамического уровня жидкости в скважине.

Обзор существующих подходов по автоматической интерпретации эхограмм

Исследование методом эхограмирования может давать неоднозначный результат. Определение значимого отклика от уровня жидкости может быть осложнено зашумленностью графика амплитуды. На акустический сигнал также влияют колебания колонны насосно-компрессорной трубы (НКТ), отражение сигнала от неоднородностей затрубного пространства, отражения от муфт НКТ, акустический шум насоса [7]. Поэтому большинство работ по автоматическому определению уровня жидкости в скважине посвящено предобработке сигнала и дальнейшему вычислению искомого значения времени пробега сигнала. Другим направлением исследования является разработка методов по определению скорости звука, поскольку установлено, что она зависит от свойств газа в затрубном пространстве [3–6, 8], однако это большая задача, которая требует отдельного рассмотрения. В данной работе решается задача автоматизированного поиска значимого отклика на эхограмме.

В статье [9] для определения времени прохождения сигнала от источника до уровня жидкости сравнивают два подхода. В первом проводят предобработку данных эхограммы, а именно, удаление шума, с помощью преобразования Фурье. Далее на полученном ряду ищут пики амплитуды и расстояние между пиками принимают за искомого величину. Во втором подходе пики ищут на графике автокорреляции [10] эхограммы с различными смещениями. Смещение, при котором

значение автокорреляции максимально, соответствует искомому значению. Показано, что при наличии шума второй подход дает более точные результаты, так как на графике автокорреляции пики имеют более высокие значения по амплитуде.

Авторы Zhou W. и др. проводят серию исследований [11–13] по определению динамического уровня жидкости в скважине. В статье [11] устанавливается связь между уровнем жидкости и резонансной частотой звукового поля трубы, согласно теории резонанса воздушного столба в трубе. В работе [12] применяются сверточные фильтры для уменьшения влияния шума при решении задачи и определяют резонансную частоту с помощью оценки спектральной плотности мощности методом Уэлча [14]. Продолжая свою работу в статье [13], авторы используют преобразование Фурье и улучшают точность определения динамического уровня.

В статье [8] авторы строят вейвлет-преобразование сигнала, после чего вычисляют Ганкелеву матрицу для коэффициентов преобразования [15] и находят ее ранг с помощью сингулярного (SVD) разложения. Ранг Ганкелевой матрицы равен длине периода в исходном сигнале и, таким образом, определяет положение искомого отклика.

Эти исследования свидетельствуют об актуальности задачи определения динамического уровня с использованием эхограмирования и подтверждают возможность автоматизации процесса интерпретации эхограмм. Однако разработанные методы являются аналитическими и требуют адаптации значений параметров под каждый новый набор данных. Недостатком подхода [8] является также большая вычислительная сложность построения Ганкелевой матрицы и сингулярного разложения, что делает метод неприменимым в задаче разработки эффективного и быстродействующего алгоритма автоматической интерпретации. Для устранения ограничений аналитических алгоритмов в данной работе обсуждаются результаты апробации реализованного подхода на основе методов машинного обучения.

Описание разработанного подхода

В терминах машинного обучения поиск интервала отклика от динамического уровня на эхограмме формулируется как задача сегментации сигнала на две области точек: принадлежащих искомому отклику и остальных. Для обработки сигналов широко применяются сверточные нейронные сети (CNN) [16], так как они способны анализировать небольшие

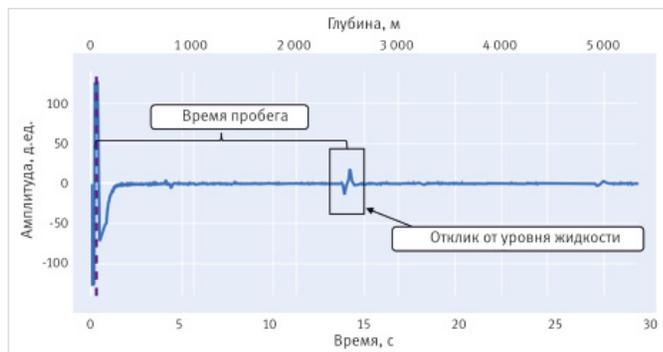


Рис. 1. Пример эхограммы
Fig. 1. Example of the echogram

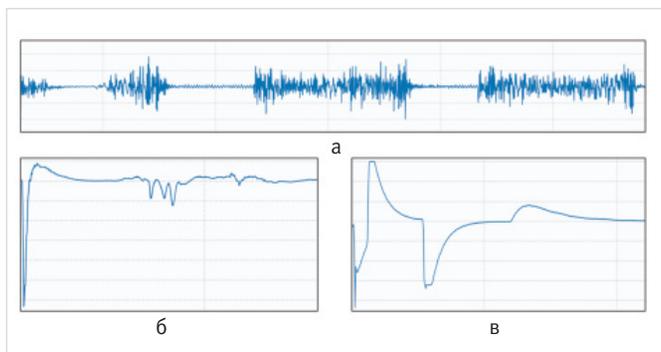


Рис. 2. Примеры неинформативных эхограмм: а — имеются зашумленные участки с высокой амплитудой шума, б и в — на начальном участке эхограммы имеются аномалии
Fig. 2. Example of incorrect echograms: а — noisy regions with high amplitude, б and в — anomaly shape of the beginning of the signal

локальные области в упорядоченных данных и выделять в них особенности. Среди известных моделей на основе CNN при сегментации изображений хорошо показала себя архитектура U-Net [17], которая представляет собой два последовательных блока, называемых энкодером и декодером. В энкодере происходит выделение ключевой информации из данных путем увеличения фильтров свертки и снижения размерности входных данных. В декодере происходит генерация ответа путем уменьшения фильтров свертки и приведения данных к исходной размерности. Задачей энкодера является извлечение основного смысла из данных, задачей декодера — вычисление правильного ответа из выделенной энкодером информации.

Описанная архитектура была выбрана для реализации подхода и адаптирована под особенности решаемой задачи. Поскольку входные данные являются одномерным массивом значений амплитуды, энкодер и декодер были определены на основе одномерной CNN. Целевая переменная задавалась как массив из 0 и 1. Единицы соответствуют тем моментам времени, где наблюдается отклик от динамического уровня. В качестве функции потерь была использована BCELoss [18], то есть для каждой точки решалась задача бинарной классификации принадлежности к классу 1. Выходом модели является массив вероятностей принадлежности точек эхограммы к интервалу отклика.

Обучающая выборка для построения модели машинного обучения составила 20 тысяч исследований методом эхометрирования для скважин на ряде месторождений Западной Сибири. При подготовке данных были исключены неинформативные исследования, примеры которых приведены на рисунке 2. Такие эхограммы могут содержать различные шумы (рис. 2а) или аномалии (рис. 2б, 2в), в этом случае эксперт делает вывод о невозможности однозначного определения величины динамического уровня.

Путем варьирования количества слоев сети, гиперпараметров свертки, шага обучения и количества эпох обучения были определены архитектура и оптимальные гиперпараметры разработанной модели. В качестве оптимизатора был использован Adam [19]. Подбор основывался на характере изменения функции потерь на обучающей и контрольной выборках. На рисунке 3 приведен график обучения, на котором было достигнуто наименьшее значение функции потерь (0,004637). Обучение модели более

чем на 12 эпохах приводит к переобучению, когда функция потерь на контрольной выборке начинает постепенно увеличиваться.

После получения ответа модели выделяются интервалы, на которых вероятность превышает заданное пороговое значение. В случае неоднозначности среди них выбирается тот интервал, на котором достигается наибольшее значение вероятности. Этот интервал определяется как искомый интервал отклика от динамического уровня жидкости.

Пример работы алгоритма показан на рисунке 4, где при пороговом значении 0,01 выделено три интервала. Среди них отбирается третий интервал, так как на нем достигается максимальное значение вероятности.

Расчет динамического уровня проводится согласно следующему алгоритму. На двух интервалах — исходном отклике и найденном с помощью модели — находятся точки максимума амплитуды. Далее половина времени пробега сигнала между этими точками умножается на известную скорость звука. Полученное значение принимается за ответ алгоритма.

Тестирование подхода на промысловых данных

Тестирование проведено на выборке, состоящей из 2 тысяч исследований методом эхометрирования для добывающих механизированных скважин на месторождениях Западной Сибири, которые не были использованы во время обучения модели. Кроме того, предварительно исключены эхограммы, на которых, согласно заключению эксперта, динамический уровень не выделяется однозначно.

Оценкой точности являлось абсолютное отклонение ответа алгоритма от значения динамического уровня, определенного экспертом. Для интерпретации результатов тестирования выделены три категории эхограмм. На рисунке 5 приведены примеры эхограмм из каждой категории. Вертикальной линией отмечены точки максимума, по которым рассчитывался динамический уровень.

Первую категорию составляют эхограммы, для которых отклонение ответа алгоритма находится в допустимом диапазоне и составляет менее чем 20 метров (рис. 5а). К данной категории ошибок относится большинство тестовых исследований.

Вторую категорию составляют тестовые примеры с ошибкой от 20 до 50 метров (рис. 5б). В данную группу попадают эхограммы, в которых ответ модели верен, но время

пробега импульса на основе точек максимума амплитуды рассчитано некорректно. Это связано с тем, что отклики от уровня жидкости имеют нестандартную форму. Для устранения ошибок в дальнейшем планируется рассмотреть подход на основе автокорреляции.

Третью категорию составляют эхограммы с ошибкой более чем на 50 метров (рис. 5в). В данных примерах модель выдает неверный ответ, выбирая отклики от конструкции скважины, которые очень похожи на отклик от уровня жидкости. Поэтому в дальнейшем планируется учитывать в алгоритме дополнительную информацию об элементах конструкции скважины (реперы, муфты НКТ, изменения диаметра колонны НКТ и др.).

В таблице 1 представлены результаты сравнения описанного подхода (ML) с разработанным ранее аналитическим методом на основе автокорреляции (ACF) [9]. Показано распределение по трем категориям.

Общая доля эхограмм второй и третьей категории составляет 2%. Также можно отметить, что доля эхограмм в первой категории для алгоритма ML на 20% больше по сравнению с алгоритмом ACF. Таким образом, можно сделать вывод, что разработанный алгоритм хорошо справляется с поставленной задачей и оказывается на 20% точнее алгоритма на основе автокорреляции.

Примеры апробации на промысловых данных

Реализованный алгоритм позволил обнаружить пример некорректной интерпретации и определения заниженной величины динамического уровня при обработке эхограммы вручную интерпретатором сервисной компании.

Для иллюстрации подхода рассмотрены исходные данные по нескольким исследованиям в скважине 108XX месторождения У, проведенные в период с 2021 по 2023 гг. На рисунке 6 приведены исходные данные

Табл. 1. Распределение исследований из тестовой выборки по категориям
Tab. 1. The distribution of the echogram studies in three groups

Категория	ACF, %	ML, %
Менее 20 м	78	98
От 20 м до 50 м	15	0,2
Больше 50 м	7	1,8

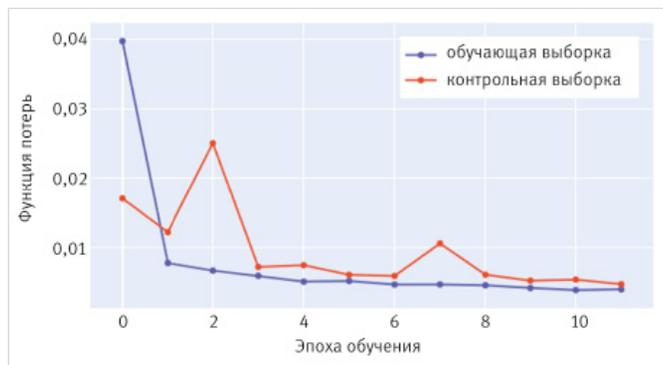


Рис. 3. Изменение функции потерь при обучении нейронной сети
Fig. 3. Curve of the loss function during neural network training

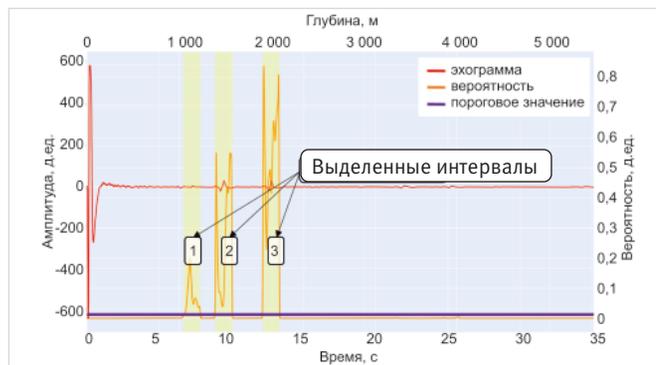


Рис. 4. Пример работы алгоритма поиска границ интервала отклика
Fig. 4. Example of echogram data processing using the implemented algorithm

одного из исследований в указанный период времени с двумя результатами интерпретации. Вертикальными линиями отмечены точки на эхограмме, по которым рассчитывается время пробега звукового сигнала и, соответственно, динамический уровень: фиолетовой линией — точка максимума на исходном импульсе, красной линией — точка, выбранная интерпретатором сервисной компании, зеленой линией — точка, выбранная алгоритмом с применением методов машинного обучения. Зеленая линия расположена на точке максимума на отклике, тогда как красная находится левее и приводит к определению заниженного значения динамического уровня.

На рисунке 7 приведены графики изменения динамического уровня, которые рассчитаны интерпретатором вручную (линия синим маркером), и величины динамического уровня, рассчитанные с помощью алгоритма с применением методов машинного обучения (линия красным маркером). Горизонтальной линией отмечена глубина спуска насоса в механизированной скважине.

Можно видеть, что имеется период с апреля 2021 года по март 2022 года, когда значения уровня жидкости, полученные интерпретатором вручную, оказываются меньше величин динамического уровня, полученных алгоритмом с применением методов машинного обучения. При этом стоит отметить, что ответы интерпретатора оказываются меньше значения глубины спуска насоса, тогда как корректный расчет по алгоритму дает значения больше глубины спуска насоса. Причина этого заключается в неверно принятой величине скорости звука по данной скважине. Более детальное изучение результатов исследований за этот период показало, что все эхограммы имеют вид как на рисунке 6. Отсюда следует вывод, что интерпретатор намеренно занижал величину динамического уровня с целью получения значений меньше глубины спуска УЭЦН. Тогда как на основе установленных правил интерпретатор исследования обязан инициировать проверку принятых значений скорости звука по данной скважине и проведение дополнительных исследований для уточнения скорости звука в межтрубном пространстве скважины.

Анализ результатов интерпретации на случайной выборке из 2 500 исследований на месторождении N показал, что имеется 8 % исследований, где ответы алгоритма с применением методов машинного обучения расходятся с ответом интерпретатора сервисной компании более

чем на 20 метров. Ответы алгоритма были верифицированы экспертом, таким образом, их можно считать корректными. Отклонения ответов интерпретатора на данной выборке были распределены по трем группам так, как показано на рисунке 8. Можно видеть, что для 4,5 % исследований ошибка интерпретатора сервисной компании находится в пределах 50 метров, для 3,2 % обнаружено занижение значений динамического уровня, для 0,3 % — завышение. Некорректное определение динамического уровня повышает риски при эксплуатации скважины: занижение может привести к срыву подачи вследствие неверной оценки потенциала и подбору насосного оборудования, завышение — к недополученной добыче вследствие недооценки потенциала. Использование алгоритма с применением методов машинного обучения поможет автоматически и своевременно обнаружить недостоверные данные в результатах интерпретации, которые потребуют отдельной выборочной проверки экспертом, и, соответственно, снизить риски в работе механизированного фонда скважин и повысить эффективность разработки месторождения.

ИТОГИ

- Разработан алгоритм автоматической интерпретации эхограмм на основе сверточной нейронной сети U-Net.

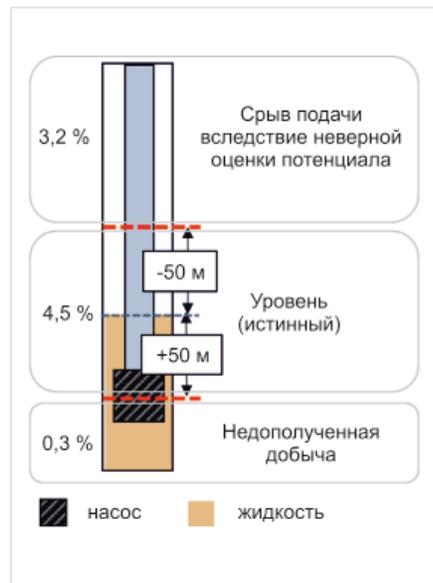


Рис. 8. Иллюстрация схемы скважины. Распределение исследований в случае ошибочной интерпретации вручную относительно истинного динамического уровня
 Fig. 8. Distribution of the studies between three groups based on the difference between the manual interpretation and true dynamic level

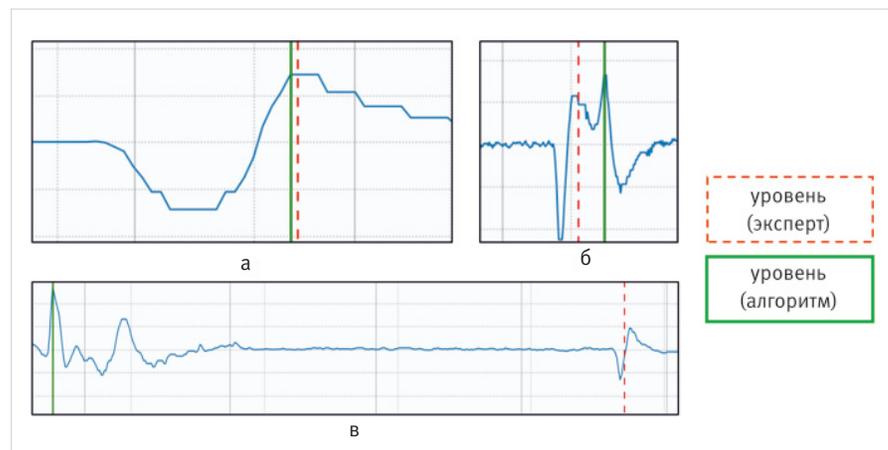


Рис. 5. Примеры эхограмм из трех категорий: а — отклонение менее 20 м, б — отклонение от 20 до 50 м, в — отклонение более 50 м

Fig. 5. Example of echograms for three groups based of the difference between the dynamic levels values determined by the algorithm and manually: а — less than 20 m, б — between 20 m and 50 m, в — greater that 20 m

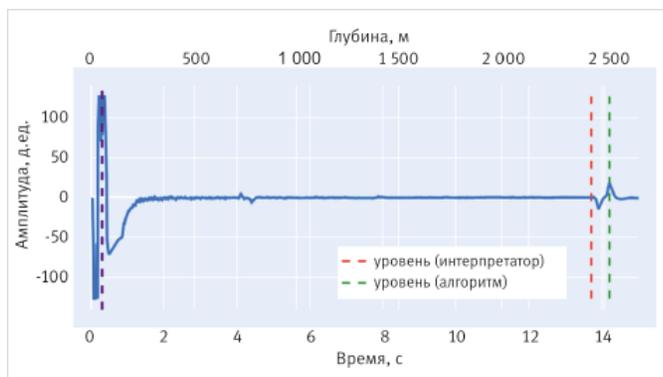


Рис. 6. Пример некорректной интерпретации вручную и автоматического уточнения величины динамического уровня с применением машинного обучения
 Fig. 6. Example of incorrect manual interpretation and correction of the result using the implemented algorithm



Рис. 7. Сравнение динамик изменения динамического уровня жидкости, рассчитанных интерпретатором вручную и автоматически с применением методов машинного обучения
 Fig. 7. Comparison of dynamic liquid level history data of manual interpretation and machine learning based algorithm

- Алгоритм апробирован на промысловых примерах по механизированным скважинам отдельных месторождений Западной Сибири. Показано, что более чем для 98 % исследований значения динамического уровня, определенные алгоритмом с применением методов машинного обучения, находятся в пределах допустимой погрешности и отличаются от ответа эксперта менее чем на 20 метров.
- Алгоритм протестирован для анализа достоверности интерпретации эхограмм вручную по отдельным скважинам. Показано, что в ряде случаев результаты интерпретации исследований могут иметь систематическое искажение значений динамического уровня, которое несет в себе риски срыва подачи вследствие неверной оценки потенциала или, наоборот, риски недооценки потенциала скважины.

Выводы

1. Предложенный подход по автоматической интерпретации эхограмм с применением методов машинного обучения позволяет:
 - определить значение динамического уровня жидкости в скважине с высокой достоверностью;
 - своевременно обнаружить расхождения с результатами интерпретации вручную и снизить риски в работе механизированного фонда скважин;
 - обоснованно инициировать исследования по уточнению скорости звука в отдельных механизированных скважинах, в которых неисправен датчик давления на приеме УЭЦН.
2. Следующим этапом развития данного подхода является разработка классификатора для автоматического определения исследований методом эхометрирования в механизированных скважинах, непригодных для анализа и определения динамического уровня.

Литература

1. Уразаков К.Р., Тимашев Э.О., Пашали А.А. Добыча нефти. Современные технологии механизированной эксплуатации скважин. В 2 томах. Том 1. Новосибирск:

ДОМ МИРА, 2024. 400 с.

2. Чиглинцева А.С., Сорокин И.А., Уразов Р.Р. и др. Результаты апробации моделей многофазного потока для пересчета давления в ПК «РН-ВЕГА» // Нефтяное хозяйство. 2023. № 5. С. 106–110.
3. Махота Н.А., Давлетбаев А.Я., Бикбулатова Г.Р. и др. Повышение точности определения забойного давления методом эхометрирования // Нефтяное хозяйство. 2014. № 8. С. 48–50.
4. Ишмуратов Т.А., Давлетбаев А.Я., Хамидуллина А.И. и др. Способ определения скорости звука в затрубном пространстве скважины. Патент РФ № 2804085С1. 2023. 20 с.
5. Ишмуратов Т.А., Исламов Р.Р., Шарипова Г.Ф., и др. Расчет PVT-свойств пластовых флюидов модифицированными корреляциями по результатам лабораторных исследований проб нефтяных, нефтегазовых и нефтегазоконденсатных залежей на территории деятельности ООО «РН-Пурнефтегаз» // Экспозиция Нефть Газ. 2024. № 2. С. 42–48.
6. Маргарит А.С., Жданов И.А., Роцектаев А.П., Гималетдинов Р.А. Учет коэффициента сепарации и скорости звука в затрубном пространстве при расчете забойного давления // Нефтяное хозяйство. 2012. № 12. С. 62–65.
7. Shinyakov Ju., Sukhorukov M., Torgaeva D. et al. Analysis of methods for measuring the liquid level in the annular space of an oil well. MATEC Web Conf., 2018, Vol. 158, P. 01029. (In Eng).
8. Wang L., Wei Y., Wang Y. et al. Research on comprehensive and effective acoustic signal processing methods for calculating downhole liquid level depth. Measurement. 2022, Vol. 199, 111452. (In Eng).
9. Zhang X., Fan J., Wu S., Liu D. A novel acoustic liquid level determination method for coal seam gas wells based on autocorrelation analysis. Energies, 2017, Vol. 10, issue 12, P. 1961. (In Eng).
10. Орлов А.И. Прикладная статистика. М.: Экзамен, 2006. 672 с.

11. Zhou W., Li T, Zhang Y. et al. Research on liquid level detection based on acoustic field characteristic of the oil wells. IEEE 10th Conference on Industrial Electronics and Applications (ICIEA), 2015, Auckland, New Zealand, P. 202–207. (In Eng).
12. Zhou W., Liqun Gan, Pan Zhou et al. Study on the measurement method of oil well's dynamic liquid level based on air column resonance. IOP Conference Series: Earth and Environmental Science. – IOP Publishing, 2017, Vol. 81, issue 1, P. 012213. (In Eng).
13. Zhou W., Liu J., Gan L. Dynamic liquid level detection method based on resonant frequency difference for oil wells. Turkish Journal of Electrical Engineering and Computer Sciences, 2018, Vol. 26, issue 6, P. 2967–2975. (In Eng).
14. Шахтарин Б.И., Бурляев Д.В. Сравнение методов оценки энергетического спектра // Научный вестник МГТУ ГА. 2010. № 158. URL: <https://cyberleninka.ru/article/n/sravnienie-metodov-otsenki-energeticheskogo-spektra> (дата обращения 16.05.2024).
15. Shen Y.-L., Wai R.-J. Wavelet-analysis-based singular-value-decomposition algorithm for weak arc fault detection via current amplitude normalization. IEEE Access, 2021, Vol. 9, P. 71535–71552. (In Eng).
16. Bengio Y., Yann Lecun. Convolutional networks for images, speech, and time series. The handbook of brain theory and neural networks, 1995, Vol. 3361, issue 10, P. 1995. (In Eng).
17. Ronneberger O., Fischer Ph., Brox T. U-Net: Convolutional networks for biomedical image segmentation. (In Eng). doi: 10.48550/arXiv.1505.04597
18. PyTorch Documentation. BCELoss. URL: <https://pytorch.org/docs/stable/generated/torch.nn.BCELoss.html> (дата обращения 17.05.2024). (In Eng).
19. Kingma D.P., Adam Ba J. A method for stochastic optimization. International Conference on Learning Representations (ICLR), 2015. (In Eng). doi: 10.48550/arXiv.1412.6980

ENGLISH

Results

- An algorithm for automatic dynamic fluid level detection based on the U-Net convolutional neural network has been developed.
- The implemented algorithm was tested on field data for mechanized wells from fields in Western Siberia. It was that for more than 98 % of studies the dynamic level values determined by the algorithm are within the permissible error limits and differ from the expert's answer by less than 20 meters.
- Based on the algorithm the reliability of manual interpretation results was assessed. It was shown that in some cases the results of manual interpretation have a systematic distortion of the dynamic level values, which carries the risk of supply disruption due to an incorrect assessment of the well potential or, conversely, the risk of underestimating the well potential.

References

1. Urazakov K.R., Timashev E.O., Pashaly A.A. Oil production. Modern technologies of mechanized operation of wells. In 2 volumes. Vol. 1. Novosibirsk: DOM MIRA, 2024. 400 p. (In Russ).
2. Chiglintseva A.S., Sorokin I.A., Urazov R.R. et al. Results of approbation of multi-phase

flow models for pressure calculation in the RN-VEGA software. Oil Industry, 2023, issue 5, P. 106–110. (In Russ).

3. Makhota N.A., Davletbayev A.Ya., Bikbulatova G.R. et al. Refinement of bottomhole pressure when measuring dynamic head. Oil Industry, 2014, issue 8, P. 48–50. (In Russ).

Conclusions

1. The proposed approach to automatic interpretation of echograms using machine learning methods allows you to:
 - determine the value of the dynamic fluid level in the well with high accuracy;
 - detect discrepancies with the results of manual interpretation and reduce risks in the operation of the mechanized wells;
 - reasonably initiate studies to clarify the wellbore sound velocity in mechanized wells in which the pressure sensor at the ESP intake is faulty.
2. Future plans include the development of a classifier for the automatic detection of echogram data unsuitable for processing and echograms with a high noise level that leads to the inability to determine the dynamic level in mechanized wells.

4. Ishmuratov T.A., Davletbayev A.Ya., Khamidullina A.I. et al. Method for determining speed of sound in annulus of well. Patent RU No 2804085 C1, 2023, 20 p. (In Russ).
5. Ishmuratov T.A., Islamov R.R., Sharipova G.F. et al. Calculation of PVT-properties of reservoir fluids by modified

- correlations based on the results of laboratory studies of samples of oil, oil and gas and oil and gas condensate deposits in the territory of activity of “RN-Purneftegaz” LLC. Exposition Oil Gas, 2024, issue 2, P. 42–48. (In Russ).
6. Margarit A.S., Zhdanov I.A., Roshchektaev A.P., Gimaletdinov R.A. Determination of BHP with calculation of separation ratio and speed of sound. Oil Industry, 2012, issue 12, P. 62–65. (In Russ).
 7. Shinyakov Ju., Sukhorukov M., Torgaeva D. et al. Analysis of methods for measuring the liquid level in the annular space of an oil well. MATEC Web Conf., 2018, Vol. 158, P. 01029. (In Eng).
 8. Wang L., Wei Y., Wang Y. et al. Research on comprehensive and effective acoustic signal processing methods for calculating downhole liquid level depth. Measurement. 2022, Vol. 199, 111452. (In Eng).
 9. Zhang X., Fan J., Wu S., Liu D. A novel acoustic liquid level determination method for coal seam gas wells based on autocorrelation analysis. Energies, 2017, Vol. 10, issue 12, P. 1961. (In Eng).
 10. Orlov A.I. Applied Statistics. Moscow: Ekzamen, 2004, 656 p. (In Russ).
 11. Zhou W., Li T., Zhang Y. et al. Research on liquid level detection based on acoustic field characteristic of the oil wells. IEEE 10th Conference on Industrial Electronics and Applications (ICIEA), 2015, Auckland, New Zealand, P. 202–207. (In Eng).
 12. Zhou W., Liqun Gan, Pan Zhou et al. Study on the measurement method of oil well’s dynamic liquid level based on air column resonance. IOP Conference Series: Earth and Environmental Science. – IOP Publishing, 2017, Vol. 81, issue 1, P. 012213. (In Eng).
 13. Zhou W., Liu J., Gan L. Dynamic liquid level detection method based on resonant frequency difference for oil wells. Turkish Journal of Electrical Engineering and Computer Sciences, 2018, Vol. 26, issue 6, P. 2967–2975. (In Eng).
 14. Shakhtarin B.I., Burlyayev D.V. Comparison of energy spectrum assessment methods. The Civil Aviation High Technologies, 2010, issue 158. URL: <https://cyberleninka.ru/article/n/sravnienie-metodov-otsenki-energeticheskogo-spektra> (accessed 16.05.2024). (In Russ).
 15. Shen Y.-L., Wai R.-J. Wavelet-analysis-based singular-value-decomposition algorithm for weak arc fault detection via current amplitude normalization. IEEE Access, 2021, Vol. 9, P. 71535–71552. (In Eng).
 16. Bengio Y., Yann Lecun. Convolutional networks for images, speech, and time series. The handbook of brain theory and neural networks, 1995, Vol. 3361, issue 10, P. 1995. (In Eng).
 17. Ronneberger O., Fischer Ph., Brox T. U-Net: convolutional networks for biomedical image segmentation. (In Eng).
 18. PyTorch Documentation. BCELoss. URL: <https://pytorch.org/docs/stable/generated/torch.nn.BCELoss.html> (accessed 17.05.2024). (In Eng).
 19. Kingma D.P., Adam Ba J. A method for stochastic optimization. International Conference on Learning Representations (ICLR), 2015. (In Eng).

ИНФОРМАЦИЯ ОБ АВТОРАХ | INFORMATION ABOUT THE AUTHORS

Ишкина Шаура Хабировна, главный специалист сектора автоматизации и цифровизации бизнес-процессов по исследованиям и разработке, ООО «РН-БашНИПнефть» (ОГ ПАО «НК «Роснефть»), Уфа, Россия
Для контактов: ishkinashkh@bnipi.rosneft.ru

Закирьянов Искандер Илгизарович, старший специалист сектора проектирования месторождений Комсомольского и Барсуковского направлений, ООО «РН-БашНИПнефть» (ОГ ПАО «НК «Роснефть»), Уфа, Россия

Сагдеев Эмиль Ильдарович, старший специалист сектора автоматизации и цифровизации бизнес-процессов по исследованиям и разработке, ООО «РН-БашНИПнефть» (ОГ ПАО «НК «Роснефть»), Уфа, Россия

Акрамов Ильнур Рамильевич, техник сектора гидродинамического моделирования нефтяных месторождений Западно-Сибирской нефтегазоносной провинции, ООО «РН-БашНИПнефть» (ОГ ПАО «НК «Роснефть»), Уфа, Россия; студент 2-го курса магистратуры, Уфимский государственный нефтяной технический университет, Уфа, Россия

Амекачев Руслан Минегужевич, руководитель сектора проектирования и анализа исследований скважин и пластов Западной Сибири, ООО «РН-БашНИПнефть» (ОГ ПАО «НК «Роснефть»), Уфа, Россия

Ишкин Динислам Закирович, главный специалист сектора гидродинамического моделирования газонефтяных месторождений, ООО «РН-БашНИПнефть» (ОГ ПАО «НК «Роснефть»), Уфа, Россия

Давлетбаев Альфред Ядгарович, к.ф.-м.н., начальник управления по моделированию и анализу исследований скважин и пластов ООО «РН-БашНИПнефть» (ОГ ПАО «НК «Роснефть»), Уфа, Россия; доцент кафедры прикладной физики Уфимского университета науки и технологий, Уфа, Россия

Щутский Григорий Анатольевич, главный менеджер управления по разработке месторождений, ООО «РН-Юганскнефтегаз», Нефтеюганск, Россия

Мустафин Денис Аликович, и.о. начальника управления по разработке месторождений, ООО «РН-Юганскнефтегаз», Нефтеюганск, Россия

Ishkina Shaura Khabirovna, chief specialist of the sector for automation and digitalization of business processes for research and development, “RN-BashNIPneft” LLC (“Rosneft” PJSC Group Company), Ufa, Russia
Corresponding author: ishkinashkh@bnipi.rosneft.ru

Zakiryaynov Iskander Ilgizarovich, senior specialist of the sector for design of fields of the Komsomolsky and Barsukovsky directions, “RN-BashNIPneft” LLC (“Rosneft” PJSC Group Company), Ufa, Russia

Sagdeev Emil Ildarovich, senior specialist of the sector for automation and digitalization of business processes for research and development, “RN-BashNIPneft” LLC (“Rosneft” PJSC Group Company), Ufa, Russia

Akramov Ilnur Ramilevich, technician of the sector for hydrodynamic modeling of oil fields of the West Siberian oil and gas province, “RN-BashNIPneft” LLC (“Rosneft” PJSC Group Company), Ufa, Russia; 2nd year master’s student, Ufa State Petroleum Technological University, Ufa, Russia

Amekachev Ruslan Mineguzhevich, head of the sector for design and analysis of well and reservoir studies in Western Siberia, “RN-BashNIPneft” LLC (“Rosneft” PJSC Group Company), Ufa, Russia

Ishkin Dinislam Zakirovich, chief specialist of the sector for hydrodynamic modeling of gas and oil fields, “RN-BashNIPneft” LLC (“Rosneft” PJSC Group Company), Ufa, Russia

Davletbaev Alfred Yadgarovich, ph.d. of physico-mathematical sciences, head of the modeling and analysis welltests directorate, “RN-BashNIPneft” LLC (“Rosneft” PJSC Group Company), Ufa, Russia; associate professor of applied physics department, Ufa University of Science and Technology, Ufa, Russia

Shutskiy Grigory Anatolyevich, chief manager of the oil fields development directorate, “RN-Yuganskneftegas” LLC, Nefteyugansk, Russia

Mustafin Denis Alickovich, head of oil fields development directorate, “RN-Yuganskneftegas” LLC, Nefteyugansk, Russia