

УДК 550.832

СПОСОБ УЧЕТА ВЛИЯНИЯ ВМЕЩАЮЩИХ ПОРОД НА СИГНАЛЫ ЭЛЕКТРОКАРОТАЖА НА ОСНОВЕ СВЕРТОЧНОЙ ИСКУССТВЕННОЙ НЕЙРОННОЙ СЕТИ

А.Р. Леоненко, А.М. Петров, К.Н. Даниловский

*Институт нефтегазовой геологии и геофизики им. А.А. Трофимука СО РАН,
Новосибирск, просп. Академика Коптюга, 3, Россия*

Интегральный характер отклика геологической среды на возбуждаемое электрокаротажными приборами поле приводит к тому, что на измерение напротив целевого пласта могут оказывать значительное влияние вмещающие его отложения. Особенно остро эта проблема встает при исследовании сложнопостроенных объектов, сложенных переслаиванием контрастных по свойствам маломощных пластов.

Известны различные подходы к учету влияния вмещающих пород на сигналы каротажа от введения палеточных поправок до повышения разрешенности измеренных сигналов на основе операции деконволюции и применения продвинутых алгоритмов численной инверсии данных, позволяющих учесть вертикальную неоднородность разреза на уровне базовой модели среды. Наилучший результат достижим при использовании инструментария инверсии, однако высокая трудо- и ресурсоемкость подхода ограничивает его широкое применение. Подход на основе операции деконволюции не обладает этими недостатками, однако не позволяет учесть влияние на формы измеряемых сигналов радиального изменения свойств среды.

В работе исследуется возможность использования искусственных нейронных сетей (ИНС) для повышения вертикальной разрешенности измеряемых каротажных данных. Предлагаемый подход основывается на предположении о существовании преобразования, сходного с деконволюцией, но учитывающего, в том числе и возможное изменение свойств среды в радиальном направлении. Эффективность данного подхода демонстрируется на примере алгоритма учета влияния вмещающих пород на сигналы высокочастотного индукционного каротажного изопараметрического зондирования (ВИКИЗ) — метода электрокаротажа, повсеместно применяемого на территории СНГ для исследования отложений, вскрытых нефтяными и газовыми скважинами.

Апробация разработанного алгоритма с оценкой качества трансформации сигналов выполнена на практических данных ВИКИЗ, полученных в скважине Федоровского месторождения (Широтное Приобье).

Геофизические исследования в скважинах, электрокаротаж, ВИКИЗ, влияние вмещающих пород, повышение разрешающей способности, машинное обучение, искусственные нейронные сети, сверточные нейронные сети, численная инверсия

A METHOD FOR CORRECTION OF SHOULDER-BED EFFECT ON RESISTIVITY LOGS BASED ON A CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK

A.R. Leonenko, A.M. Petrov, K.N. Danilovskiy

Shoulder beds may have a significant effect on the resistivity log responses. This problem is especially acute in studies of complex strata composed of thin beds with contrasting properties. Different approaches to taking account of the shoulder-bed effect on logging signals are known, such as correction charts, deconvolution operations, and using advanced algorithms of numerical data inversion, which allow one to consider the vertical inhomogeneity of the section. The best result is achieved using the inversion toolkit, but the high labor- and resource-intensiveness of the approach limits its widespread use. The deconvolution approach does not have these disadvantages, but it does not take into account the influence of radial changes in the medium properties on the shapes of measured signals. The possibility of using artificial neural networks (ANN) to increase the vertical resolution of the measured logging data is explored. We assume the existence of a deconvolution-like transformation in which change in the medium properties in the radial direction is also considered. In this case, we can find its approximation using a neural network. The approach is demonstrated by creating a transformation algorithm for the high-frequency electromagnetic logging (VIKIZ) sounding tool, which is widely used in the CIS countries for petroleum exploration. The developed algorithm has been tested on the VIKIZ logs from the Fedorovskoe oilfield (Latitudinal Ob' region).

Well logging, resistivity logging, high-frequency electromagnetic logging (VIKIZ) sounding, shoulder-bed effect, resolution enhancement, machine learning, artificial neural networks, convolutional neural networks, numerical inversion

ВВЕДЕНИЕ

Высокочастотное индукционное каротажное изопараметрическое зондирование (ВИКИЗ) [Антонов и др., 1983] — широко распространенный на территории СНГ метод электрокаротажа, применяемый для исследования отложений в открытом стволе вертикальных и наклонно направленных скважин, бурящихся на нефть и газ.

На сегодняшний день применяемые на практике методики обработки данных электрокаротажа большей частью основываются на анализе значений кажущегося УЭС [Петерсилье и др., 2003]. Более продвинутый подход к интерпретации практических данных ВИКИЗ, измеренных в субвертикальных скважинах, основан на выделении в разрезе вертикально-однородных пластов-коллекторов, снятии пластовых отсчетов и осуществлении инверсии данных на базе одномерных радиально-слоистых моделей в предположении о том, что снятые в пределах каждого выделенного пласта отсчеты соответствуют сигналам в бесконечно мощных пластах (далее — 1D-инверсия) [Антонов, Эпов, 2000]. Такой подход относительно прост, его преимуществами являются оперативность обработки данных, а также распространенность программного обеспечения с графическим интерфейсом, облегчающим процесс обработки данных [Власов и др., 2008; Колкер и др., 2016]. Однако точное определение параметров пластов малой мощности в такой постановке затрудняется влиянием на сигналы вмещающих пород.

Альтернативой, позволяющей получить более достоверный результат по сравнению с описанными выше подходами, является инверсия сигналов на базе двумерной осесимметричной модели среды (далее — 2D-инверсия) [Эпов и др., 2021]. Этот подход позволяет естественным образом учитывать влияние вмещающих пород на все измерения и, тем самым, более точно определять электрофизические свойства пластов малой мощности. Применимость подхода ограничена высокими требованиями к вычислительным ресурсам и необходимостью контроля большого количества параметров.

Для распространенных на Западе приборов каротажа широко применяется предобработка данных на основе представления измеряемого каротажного сигнала как математической операции свертки:

$$(f \cdot g)(z) = \int_{-\infty}^{+\infty} f(x)g(z-x)dx,$$

где $g(z)$ — функция, описывающая сигнал прибора, а $f(z)$ — функция, описывающая вертикальное распределение свойств среды. Реализовав операцию, обратную свертке, — деконволюцию, можно увеличить вертикальную разрешенность измеренных данных [Tittman, 1991; Xing et al., 2010]. Такой подход позволяет повысить достоверность результатов 1D-инверсии на интервалах переслаивания пластов небольшой толщины. Однако у него есть ряд недостатков: чувствительность к шуму, линейность операции свертки (отклик ВИКИЗ нелинеен), влияние горизонтальной неоднородности пластов.

В то же время для некоторых каротажных методов можно предположить существование нелинейного преобразования, сходного с деконволюцией, но учитывающего, в том числе и возможное изменение свойств среды в направлении, ортогональном оси скважины. Применение такого преобразования к практическим данным позволило бы существенно расширить область применимости инструментов 1D-инверсии за счет разделения задач учета вертикальной и радиальной неоднородности разреза при интерпретации.

Если предположение о существовании требуемого преобразования верно, можно попытаться найти его аппроксимацию с помощью ИНС. В статье представлены результаты разработки нейросетевого алгоритма учета влияния вмещающих пород на сигналы ВИКИЗ, не требующего предварительного расчленения разреза на отдельные пласты. Также описываются методические приемы, позволяющие повысить стабильность нейросетевого преобразования на практических данных, при обучении алгоритма на данных синтетических.

ОБЩИЙ ПОДХОД И АРХИТЕКТУРА ИНС

Алгоритм учета влияния вмещающих пород на сигналы ВИКИЗ должен осуществлять отображение «измеренные сигналы ВИКИЗ» (сигналы, влияние вмещающих пород на которые не учтено, «2D-сигналы») $\mapsto$ «сигналы прибора с идеальной вертикальной разрешающей способностью» (сигналы прибора, на измерения которого не влияют вмещающие породы, «1D-сигналы») (рис. 1).

В качестве основы для разработки алгоритма использована 1D-полносверточная искусственная нейронная сеть [Long et al., 2015]. Сверточные ИНС являются универсальными аппроксиматорами, т. е.

любая непрерывная функция может быть аппроксимирована нейросетью [Zhou, 2020]. Формально каждый сверточный слой нейронной сети выполняет следующее преобразование:

$$y_k^l = f \left(\sum_{i=1}^{N_{l-1}} \text{Conv1D}(w_{ik}^{l-1}, y_i^{l-1}) + b_k^{l-1} \right),$$

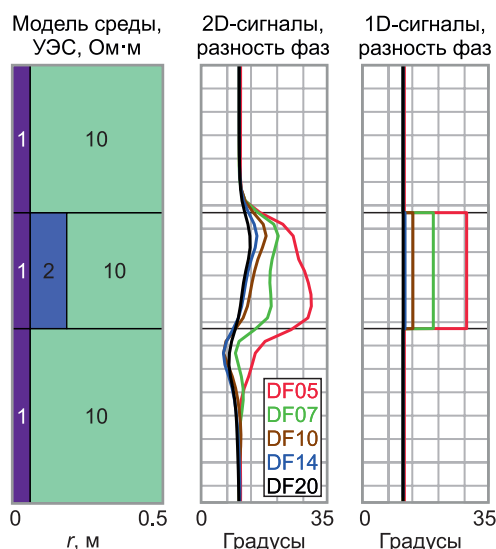
где y_k^l — k -й канал l -го слоя нейронной сети, w_{ik}^{l-1} — веса k -го ядра свертки $l-1$ слоя, соответствующие i -му каналу $l-1$ слоя, y_i^{l-1} — i -й канал $l-1$ слоя, b_k^{l-1} — смещение k -го ядра свертки, Conv1D — операция одномерной свертки, N_{l-1} — число каналов $l-1$ слоя нейронной сети, f — функция активации.

Для учета влияния вмещающих пород на сигналы в конкретной точке необходимо анализировать интервал сигналов, несущий информацию как о свойствах среды на анализируемой глубине, так и о вмещающих породах. Одной из ключевых характеристик сверточной ИНС является размер так называемого рецептивного поля [Luo, 2016] — локальной подобласти входных данных, информация из которой используется для вычисления выходного сигнала ИНС в одной точке. При разработке алгоритма глубина нейронной сети и размер ядер свертки подобраны в предположении, что рецептивное поле ИНС для учета влияния вмещающих пород должно быть сопоставимо с размером расчетной области, используемой при решении прямой задачи. Такой подход к проектированию структуры ИНС используется, например, в работе [Даниловский и др., 2023] при создании алгоритма неитерационной инверсии данных бокового каротажного зондирования.

Для обучения разрабатываемого нейросетевого алгоритма требуется большое количество пар «2D-сигналы—1D-сигналы» в различных моделях среды [Петров и др., 2021]. Получить представительные обучающие данные в необходимом количестве на основе анализа практических материалов не представляется возможным. Поэтому обучающая выборка состоит из синтетических данных. Численное моделирование синтетических сигналов осуществлялось в программном комплексе AlondraWL [Erov et al., 2020].

Один и тот же набор данных ВИКИЗ может соответствовать геологическим средам различного строения, поэтому задача учета влияния вмещающих пород на сигналы ВИКИЗ в общем случае является некорректной. В силу этих ограничений создание универсального алгоритма учета влияния вмещающих пород невозможно без привлечения дополнительной априорной информации о среде. Тем не менее можно получить решение, применимое в ограниченных геоэлектрических условиях путем обучения ИНС на данных, характерных, например, для конкретных месторождений. В этой работе при создании обучающего набора данных использованы модели с набором геоэлектрических параметров, соответствующих терригенным отложениям Широкого Приобья при их вскрытии на глинистом буровом растворе.

В качестве базовой модели для генерации пар входных и выходных данных использовалась двумерная осесимметричная кусочно-постоянная модель. Каждая модель состоит из трех типов слоев: непроницаемых, проницаемых с зоной проникновения (ЗП) фильтрата бурового раствора, проницаемых с ЗП и окаймляющей зоной (ОЗ) [Антонов и др., 2012]. Случайный характер чередования пластов в моделях не учитывает особенностей осадконакопления и предназначается для покрытия всего рассматриваемого пространства параметров сеткой значений.



МОДИФИКАЦИЯ ОБУЧАЮЩЕГО НАБОРА ДАННЫХ

Обучение ИНС на синтетических наборах данных сопряжено с принципиальной трудностью. Обученная нейросеть осуществляет отображение $f: X \mapsto Y$, где X и Y — синтетические данные (в нашем случае 2D- и 1D-сигналы соответственно). Однако на практике ИНС должна применяться к измеренным данным ВИКИЗ X' и осуществлять отображение $f': X' \mapsto Y$. Различия между f и f' могут приводить к некорректной работе алгоритма на практических дан-

Рис. 1. Геоэлектрическая модель среды и рассчитанные в ней 2D- и 1D-сигналы ВИКИЗ.

DFXX — мнемоники зондов ВИКИЗ, обозначают измерение зондом длины XX (м).

ных. Для повышения стабильности преобразования предлагается ряд методических приемов по модификации обучающего набора данных (X , Y).

Добавление в обучающую выборку сигналов, рассчитанных в «поточечных» моделях среды. Один из источников различий между X и X' — использование для обучения сигналов, рассчитанных в рамках только кусочно-постоянных моделей. В реальности распределение электрофизических свойств среды может быть далеко от кусочно-постоянного. «Поточечные» модели состоят из пачек однотипных пропластков, сравнимых по толщине с шагом дискретизации каротажных данных (обычно 0.1—0.2 м). Свойства в пределах каждой пачки изменяются по определенному закону, связывающему параметры соседних пропластков. Такие модели соответствуют условно плавному изменению свойств по вертикали в пределах отдельных пластов, что в большей степени соответствует реальным геологическим разрезам.

Зашумление 2D-сигналов. Наиболее тривиальным отличием между X и X' в рассматриваемом случае является отсутствие в рассчитанных численным моделированием сигналах шума, характерного для практических данных. Добавление нормально распределенного шума к синтетическим 2D-сигналам в обучающей выборке позволяет приблизить их вид к практическим [Москалев, Соболев, 2018], а также снизить чувствительность алгоритма к единичным выбросам данных.

Сглаживание части 2D-сигналов. Следующим фактором, оказывающим существенное влияние на результат преобразования, является несоответствие форм практических и синтетических сигналов при переходе через горизонтальные границы. Формы кривых ВИКИЗ при переходе между пластами с различным радиальным строением обладают визуальным сходством, однако они неидентичны. При трансформации сигналов учитываются эти незначительные различия, что позволяет достигнуть высокой точности на синтетических данных даже напротив тонких пластов. Однако формы перехода в практических данных могут не соответствовать теоретическим из-за различных шагов предобработки (таких как, например, сглаживание) и нестрогого соблюдения контроля качества записи (превышение допустимой скорости каротажа или некорректная настройка каротажной станции). Существенная зависимость трансформации от перечисленных особенностей форм сигналов ВИКИЗ приводит к появлению ошибок при применении алгоритма к практическим данным. Для учета описанных факторов к части обучающих данных было применено сглаживание скользящим средним.

Сглаживание 1D-сигналов. Еще один источник ошибок — возможное наличие в разрезе очень тонких пластов, электрофизические свойства которых могут не оказывать существенного влияния на измеряемые сигналы ВИКИЗ. При этом, в случае высокого контраста свойств в пластах, малому изменению 2D-сигналов сопоставляется большое изменение 1D-сигналов. При решении задачи оптимизации в процессе обучения ИНС такие интервалы могут вносить существенный вклад в значение целевой функции и ухудшать качество работы алгоритма на практических данных. Сглаживание 1D-сигналов позволяет ослабить это влияние, повышая стабильность преобразования за счет некоторого снижения вертикальной разрешенности результата трансформации.

Распространенные при решении задач каротажа методы сглаживания данных — скользящее среднее и фильтр Савицкого—Голея — вследствие своих особенностей не подходят для сглаживания 1D-сигналов, представляющих собой ступенчатые функции (рис. 2). При применении фильтра Савицкого—Голея на интервалах контрастных по УЭС пород возникают дополнительные экстремумы сигнала, а применение скользящего среднего может приводить к существенному смещению положения исходных экстремумов. Альтернативой указанным выше фильтрам является фильтр Гаусса, применение которого позволяет сгладить экстремумы без существенного смещения их положений.

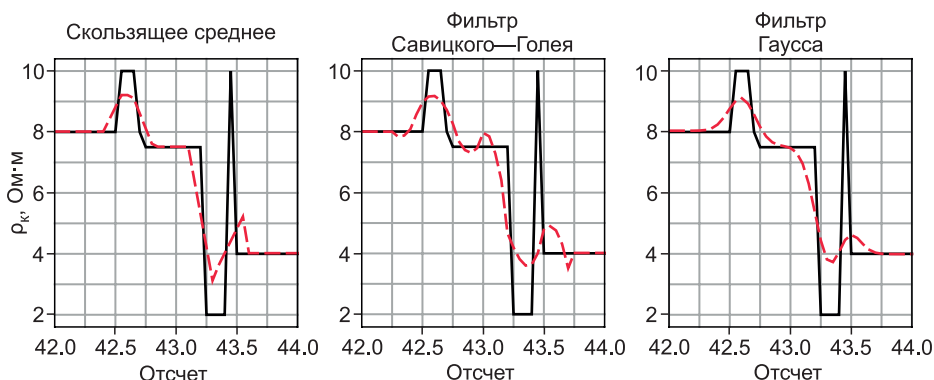


Рис. 2. Применение различных методов сглаживания к 1D-сигналам ВИКИЗ.

Черным — исходный сигнал, красным — сглаженный.

АПРОБАЦИЯ АЛГОРИТМА НА ПРАКТИЧЕСКИХ ДАННЫХ

Апробация алгоритма с оценкой качества результатов трансформации осуществлялась на данных каротажа скважины Федоровского месторождения (Широтное Приобье). Данные методов ГИС — гамма-каротаж (ГК), потенциал самополяризации (ПС), индукционный каротаж, фокусированный боковой каротаж двумя зондами с разной радиальной глубиной исследования (БК1, БК2), боковое каротажное зондирование, ВИКИЗ — записаны прибором СКЛ-76.

На рисунке 3 представлены практические данные ГИС и результат применения алгоритма на интервале глубин $xx53$ — $xx80$ м. Верхняя часть интервала представлена мощным пластом песчаников, явно выделяющимся по данным ПС и ГК. Центральная и нижняя части интервала сложены переслаиванием малококонтрастных по электрофизическим свойствам глинистых и песчаных пластов. Расхождение диаграмм зондов БКЗ и ВИКИЗ различной длины свидетельствует о наличии радиального изменения УЭС, вызванного фильтрацией бурового раствора в пласты-коллекторы.

В интервале переслаивания очень тонких пластов (толщиной менее 0.5 м, $xx56$ — $xx59$ м) на трансформированных кривых наблюдается потеря детальности, сигналы ВИКИЗ двух высокочастотных зондов (DF0.5, DF0.7) более сглажены по сравнению с измеренными. Это связано с тем, что скорректировать измерения напротив пластов очень малой толщины без привлечения дополнительной априорной информации невозможно. Поэтому алгоритм настроен для учета влияния вмещающих пород при толщине пластов более 0.5 м. Тем не менее вид полученных с применением алгоритма диаграмм позволяет значительно упростить процедуру расчленения разреза на отдельные пласты: трансформация позволяет достичь практически одинаковой вертикальной разрешенности сигналов зондов различной глубинности.

Однако полученный результат требует верификации, которая может быть выполнена с помощью численного моделирования сигналов. Верификация осуществлялась последовательным выполнением следующих шагов:

- 1) расчленение разреза на отдельные пласты по комплексу данных ГИС;
- 2) инверсия данных ВИКИЗ для каждого пласта в одномерной радиально-слоистой постановке: трансформированных (модель 1) и исходных (модель 2);

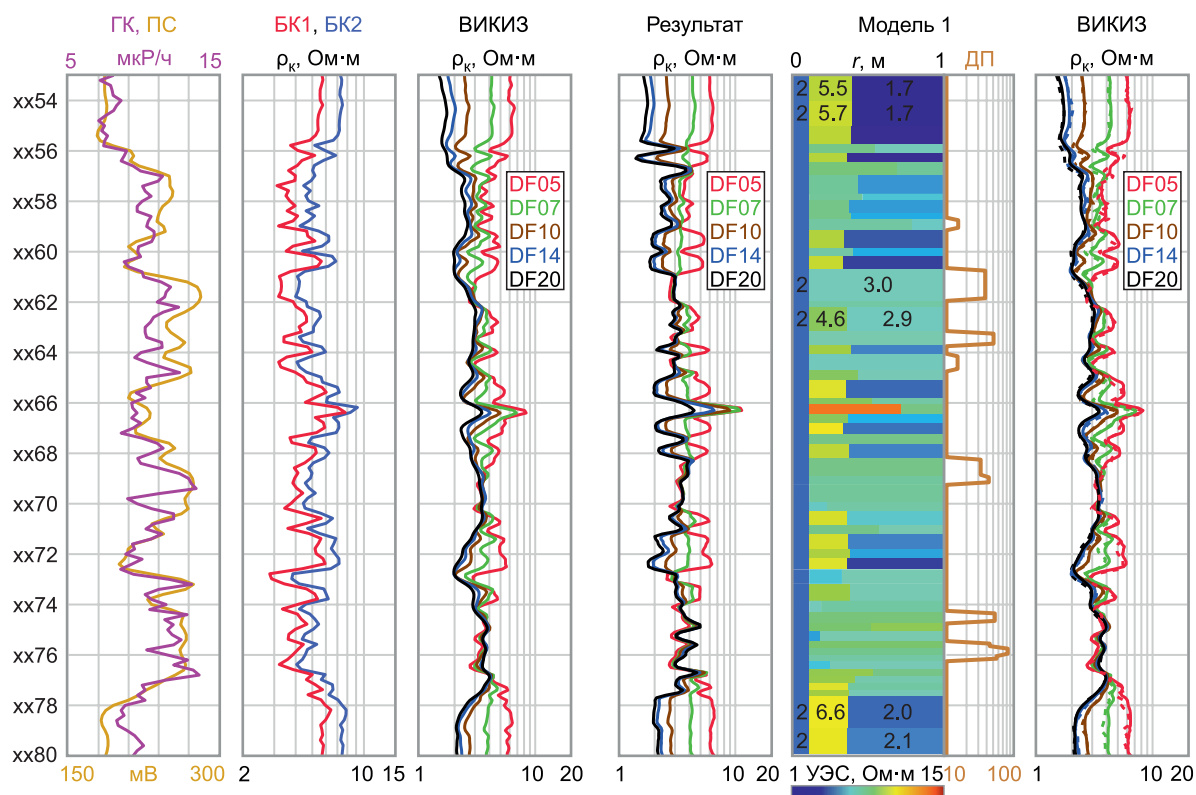


Рис. 3. Апробация алгоритма на интервале переслаивания низкококонтрастных песчано-глинистых отложений в скважине Федоровского месторождения ($xx53$ — $xx80$ м).

Слева — измеренные данные ГИС. Справа — результат трансформации сигналов ВИКИЗ; геоэлектрическая модель среды, полученная 1D-инверсией трансформированных сигналов (модель 1: УЭС блоков среды и относительная диэлектрическая проницаемость пластов); сравнение измеренных (штриховые линии) и рассчитанных в модели 1 сигналов (сплошные линии).

- 3) численное моделирование данных ВИКИЗ в двумерных моделях среды, сформированных из моделей-результатов 1D-инверсии;
 - 4) сравнение полученных синтетических и измеренных данных ВИКИЗ.
- Сравнение результатов производится на основе значения относительной невязки:

$$\delta_{ij} = \frac{|d_{ij} - d_{ij}^a|}{d_{ij}} \cdot 100,$$

где d_{ij} — разность фаз j -го зонда ВИКИЗ в точке i по глубине, d_{ij}^a — разность фаз j -го зонда в этой точке, рассчитанная в подобранной модели.

Средняя невязка сигналов по всем зондам ВИКИЗ на интервале хх54—хх81 м и составляет 2.17 % для модели 1 и 3.34 % для модели 2. Наибольшие значения невязки наблюдаются для высокочастотного зонда DF0.5: в отдельных точках по глубине она достигает 26 % в случае модели 2 и 11 % в случае модели 1. Наиболее существенно применение трансформации уменьшает значение невязки для наименее разрешенного сигнала низкочастотного зонда DF20 (рис. 4), несущего информацию о неизменной проникновении части пласта, электрофизические параметры которой являются наиболее важными для оценки нефтенасыщенности коллектора.

Рассмотрим результат применения алгоритма на интервале, сложенном более контрастными по УЭС отложениями (хх11—хх68 м, рис. 5). Верхняя часть интервала сложена переслаиванием глинистых и песчаных пластов, дополнительно осложненным карбонатизацией (выделена желтым). В средней части интервала находится коллектор, характеризующийся изменяющимся с глубиной УЭС (выделен зеленым). В нижней части интервала находится водонасыщенный коллектор, осложненный глинизацией (выделен голубым). Более сложные по сравнению с первым интервалом геоэлектрические условия (контраст электрофизических свойств, наличие тонких пластов) приводят к возникновению единичных ошибок трансформации, например, на глубине хх35 м. Однако в целом синтетические сигналы зондов ВИКИЗ хорошо совпадают с измеренными.

Среднее по всем зондам значение относительной невязки сигналов $\delta_{\text{ВИКИЗ}}$ на интервале хх11—хх68 м составляет 4.6 % для модели, рассчитанной по исходным сигналам (модель 2), и 2.9 % для модели, рассчитанной по трансформированным сигналам (модель 1). Аналогично предыдущему примеру наиболее существенное уменьшение невязок наблюдается для сигналов длинных зондов (рис. 6).

Отдельно следует отметить, что вследствие использованного метода верификации получаемые значения невязки зависят в том числе от качества созданной модели: точности позиционирования границ интерпретатором и детальности разбиения. Значения невязок могут быть уменьшены путем увеличения детальности пластовой разбивки, однако целью вычислительного эксперимента было показать

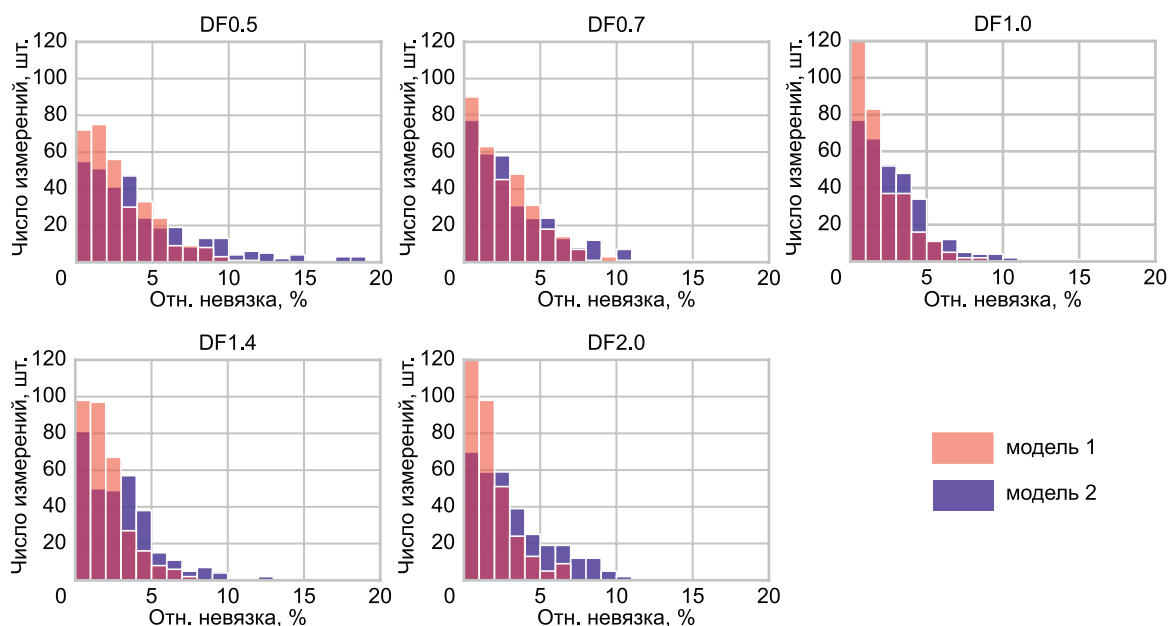


Рис. 4. Гистограммы невязок измеренных и рассчитанных сигналов ВИКИЗ (разности фаз) модели 1 и 2 на интервале глубин хх53—хх80 м.

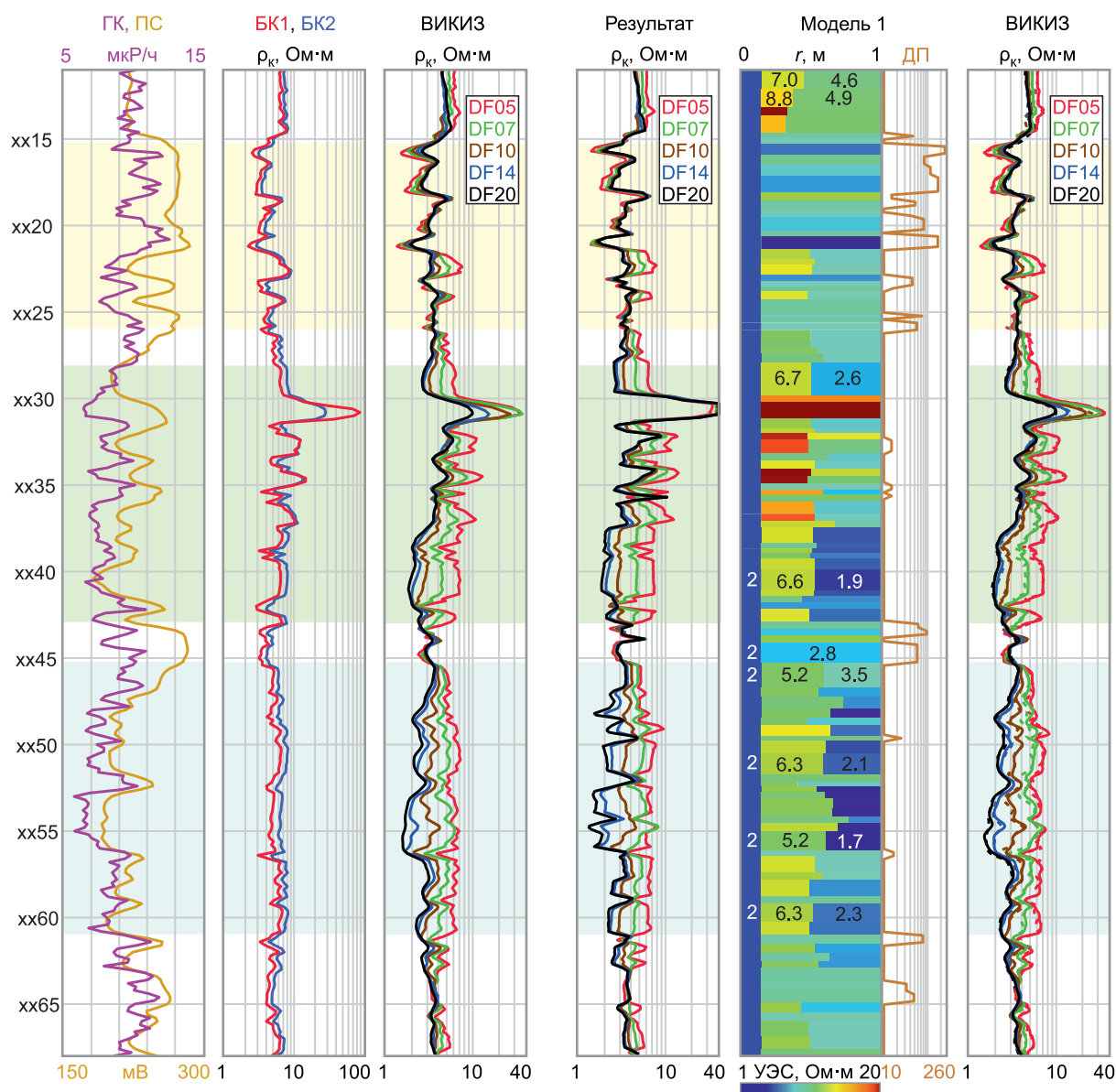


Рис. 5. Аprobация алгоритма на интервале сложного переслаивания контрастных терригенных отложений в скважине Федоровского месторождения (xx11—xx68 м).

Слева — измеренные данные ГИС. Справа — результат трансформации сигналов ВИКИЗ; геоэлектрическая модель среды, полученная 1D-инверсией трансформированных сигналов (модель 1: УЭС блоков среды и относительная диэлектрическая проницаемость пластов); сравнение измеренных (штриховые линии) и рассчитанных в модели 1 сигналов (сплошные линии).

работоспособность подхода, а не добиться наилучшего результата на отдельно взятом интервале. Поэтому при апробации использовалась пластовая разбивка, аналогичная по детальности применяемой для решения практических задач. Таким образом, результаты апробации алгоритма подтверждают его применимость для обработки практических данных, полученных при исследовании терригенных отложений Широкого Приобья.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Предложен способ учета влияния вмещающих пород на сигналы электрокаротажа на основе сверточной ИНС. На основе предложенного способа реализован соответствующий алгоритм для коррекции сигналов ВИКИЗ, не требующий выделения в разрезе отдельных пластов и привлечения для трансформации дополнительной априорной информации. Применение алгоритма существенно упрощает вид из-

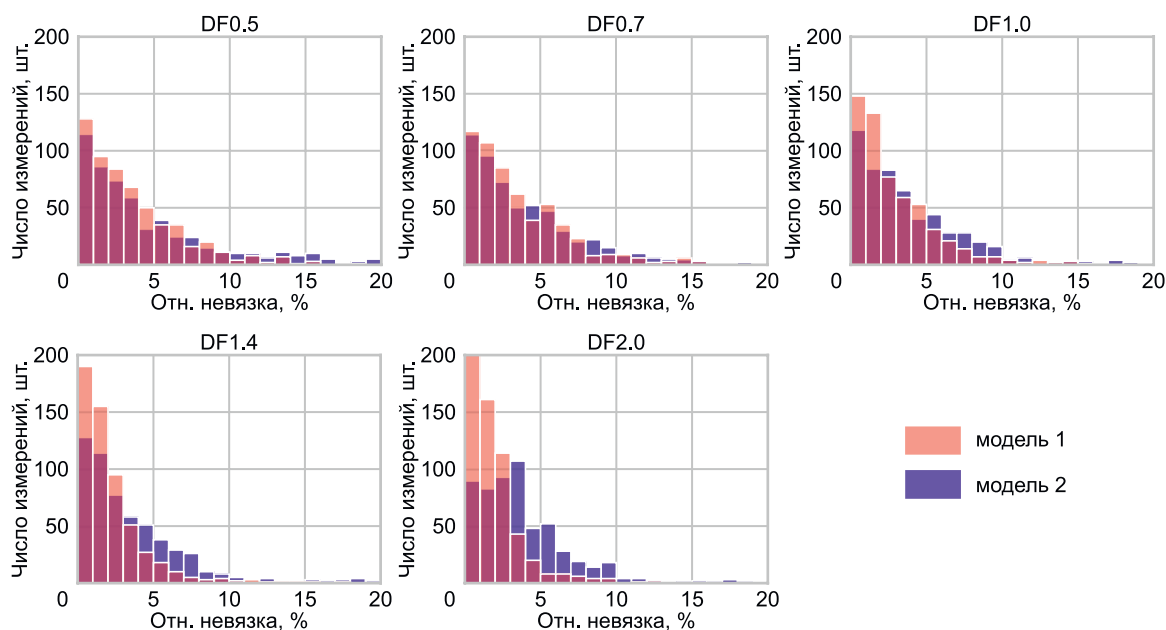


Рис. 6. Гистограммы невязок измеренных и рассчитанных сигналов ВИКИЗ (разности фаз) моделей 1 и 2 на интервале глубин хх11—хх68 м.

меренных сигналов ВИКИЗ, позволяя получить сигналы с практически одинаковой вертикальной разрешенностью для зондов разной глубинности, облегчая визуальный анализ данных, расстановку границ пластов и процедуру снятия пластовых отсчетов. В ряде случаев алгоритм позволяет редуцировать задачу 2D-инверсии данных к последовательному решению набора обратных задач в классе одномерных радиально-слоистых моделей среды, расширяя область применимости попластового подхода к интерпретации.

Поскольку задача учета вмещающих пород в общем случае является некорректной, алгоритм не универсален, он рассчитан на конкретные геоэлектрические условия (глинистый раствор, терригенный разрез, отсутствие слишком тонких пластов в разрезе) и чувствителен к качеству входных данных. Необходимость обучения алгоритма под конкретные геоэлектрические условия обуславливает область его максимальной эффективности — обработка и интерпретация большого количества материалов, измеренных в близких по строению разрезах, вскрытых по одной технологии.

Исследование выполнено при финансовой поддержке проекта ФНИ № FWZZ-2022-0026 «Инновационные аспекты электродинамики в задачах разведочной и промысловой геофизики».

ЛИТЕРАТУРА

Антонов Ю.Н., Жмаев С.С., Большаков В.И., Киселев В.В., Мышлявцев А.В. А.С. 1004940, СССР, МПК G01V 3/18. Устройство для каротажного электромагнитного зондирования. Оpubл. В БИ 15.03.83, № 3285838/18-25.

Антонов Ю.Н., Эпов М.И. Технология исследования нефтегазовых скважин на основе ВИКИЗ. Методическое руководство. Новосибирск, Изд-во СО РАН, НИЦ ОИГГМ СО РАН, 2000, 121 с.

Антонов Ю.Н., Сметанина Л.В., Михайлов И.В. Окаймляющая зона как признак подвижной нефти в терригенных коллекторах // Каротажник, 2012, № 6, с. 16—40.

Власов А.А., Малеева Л.В., Пудова М.А., Ельцов И.Н. Система комплексной интерпретации каротажных данных EMF Pro // Материалы IV Международной научной конференции «Интерэкспо ГЕО-Сибирь». Новосибирск, СГУГиТ, 2008, т. 5, с. 132—137.

Даниловский К.Н., Петров А.М., Асанов О.О., Сухорукова К.В. Неитерационная двумерная инверсия данных бокового каротажного зондирования на основе глубокого обучения // Геология и геофизика, 2023, т. 64 (1), с. 133—141, doi: 10.15372/GiG2022103.

Колкер И.Д., Коломиец А.В., Тульчинский В.Г., Тульчинский П.Г. Свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ № 2016615422 Российская Федерация. Программный пакет «ГеоПоиск 9» для комплексной интерпретации данных геофизического исследования скважин («ГеоПоиск 9»); дата государственной регистрации в реестре программ для ЭВМ 24.05.2016.

Москалев Г.В., Соболев А.Ю. Оценка параметров собственного шума зондов аппаратуры СКЛ-160 в условиях нефтегазовых скважин Западной Сибири // Материалы XIV Международной научной конференции «Интерэкспо ГЕО-Сибирь». Новосибирск, СГУГиТ, 2018, т. 3, с. 274—280.

Петерсилье В.И., Пороскун В.И., Яценко Г.Г. Методические рекомендации по подсчету геологических запасов нефти и газа объемным методом. Тверь. НПЦ Тверьгеофизика, 2003, 258 с.

Петров А.М., Даниловский К.Н., Сухорукова, К.В., Леоненко А.Р., Лапковская А.А. Нейросетевой подход к экспресс-моделированию сигналов электрокаротажа в реалистичных моделях сложнопостроенных терригенных отложений // Геология и минерально-сырьевые ресурсы Сибири, 2021, № 4 (48), с. 70—78, doi: 10.20403/2078-0575-2021-4-70-78.

Эпов М.И., Глинских В.Н., Никитенко М.Н., Лапковская А.А., Леоненко А.Р., Петров А.М., Сухорукова К.В., Горносталев Д.И. Современное программно-методическое обеспечение интерпретации комплекса данных скважинной электрометрии // Геодинамика и тектонофизика, 2021, т. 12 (S3), с. 669—682, doi: 10.5800/GT-2021-12-3s-0546.

Epov M.I., Sukhorukova K.V., Nechaev O.V., Petrov A.M., Rabinovich M., Weston H., Tyurin E., Wang G.L., Abubakar A., Claverie M. Comparison of the Russian and Western resistivity logs in typical Western Siberian reservoir environments: a numerical study // Petrophysics, 2020, v. 61 (1), p. 38—71, doi: 10.30632/PJV61N1-2020a1.

Long J., Shelhamer E., Darrell T. Fully convolutional networks for semantic segmentation // Proc. IEEE Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Boston, MA, 2015, p. 3431—3440, doi: 10.1109/CVPR.2015.7298965.

Luo W., Li Y., Urtasun R., Zemel R. Understanding the effective receptive field in deep convolutional neural networks // Proc. NeurIPS. Barcelona, 2016, v. 29, p. 4898—4906.

Tittman J. Vertical resolution of well logs: Recent developments // Schlumberger Oilfield Rev., 1991, v. 3 (3), p. 24—28.

Xing G., Wang H., Ding Z. Adaptive dual-parameter deconvolution for high-frequency electromagnetic-wave logging // IEEE Trans. Geosci. Remote Sens., 2010, v. 48 (12), p. 4178—4183, doi: 10.1109/TGRS.2010.2051552.

Zhou D.X. Universality of deep convolutional neural networks // Appl. Comput. Harmon. Anal., 2020, v. 48 (2), p. 787—794, doi: 10.1016/j.acha.2019.06.004.