УДК 550.832

НЕИТЕРАЦИОННАЯ ДВУМЕРНАЯ ИНВЕРСИЯ ДАННЫХ БОКОВОГО КАРОТАЖНОГО ЗОНДИРОВАНИЯ НА ОСНОВЕ ГЛУБОКОГО ОБУЧЕНИЯ К.Н. Даниловский, А.М. Петров, О.О. Асанов, К.В. Сухорукова

Институт нефтегазовой геологии и геофизики им. А.А. Трофимука СО РАН, 630090, Новосибирск, просп. Академика Коптюга, 3, Россия

Сибирский научно-исследовательский институт геологии, геофизики и минерального сырья, 630091, Новосибирск, Красный просп., 67, Россия

Работа посвящена развитию методико-алгоритмического обеспечения количественной интерпретации данных электрокаротажа нефтяных скважин. Рассматриваются результаты применения нейросетевого подхода к инверсии данных электрокаротажа, измеренных на интервалах, сложенных маломощными контрастными по электрофизическим свойствам пластами. Возможности предлагаемого подхода демонстрируются на примере алгоритма неитерационной экспресс-инверсии данных бокового каротажного зондирования (БКЗ) — одного из основных зондирующих методов электрометрии, широко применяющегося на территории СНГ при исследовании нефтяных скважин. Известна сложность интерпретации данных БКЗ: на сигналы нефокусированных градиент-зондов метода могут оказывать существенное влияние свойства среды значительно выше и ниже точки измерения. Разработанный алгоритм основан на инверсии каротажных диаграмм на интервале скважины в параметры двумерной осесимметричной модели среды, что позволяет естественным образом учитывать влияние вмещающих пород и скважинных условий. Переход от стандартной попластовой параметризации разреза к непрерывному распределению свойств по вертикали позволяет извлекать значимую информацию из измерений в каждой точке по глубине с построением высокоразрешенных геоэлектрических моделей отложений. Неитерационный характер алгоритма обеспечивает высокое быстродействие, что открывает возможности использования преимуществ 2D инверсии для повышения достоверности результатов оперативной интерпретации. Апробация алгоритма на практических данных, полученных в скважинах на месторождениях Западной Сибири, выявила область его максимальной эффективности — исследование свойств непроницаемых и слабопроницаемых отложений, таких как сложные глинистые покрышки и битуминозные отложения баженовской свиты. При высоком качестве входных практических данных алгоритм эффективен и для исследования проницаемых терригенных отложений.

Сложнопостроенные отложения, детальные геоэлектрические модели, боковое каротажное зондирование, 2D инверсия, неитерационная инверсия, экспресс-инверсия, искусственные нейронные сети, сверточные нейронные сети

DEEP-LEARNING-BASED NONITERATIVE 2D INVERSION OF UNFOCUSED LATERAL LOGS

K.N. Danilovskiy, A.M. Petrov, O.O. Asanov, K.V. Sukhorukova

The work deals with the development of methodological and algorithmic tools for the quantitative interpretation of oil well resistivity logs. We review the results of applying the neural-network-based approach to the inversion of resistivity logs measured in thinly bedded high-contrast environments. The capabilities of the proposed approach are demonstrated by the example of the algorithm for noninterative express-inversion of unfocused lateral logs (BKZ). BKZ is the unfocused array logging method widely used in the Commonwealth of Independent States for oil well studies. BKZ logs are known for their complexity: The signals of unfocused gradient probes are highly affected by the medium properties below and above the measuring point. The developed algorithm is based on the inversion of full logs into the parameters of a 2D axisymmetric model of the medium, which allows naturally taking into account the influence of surrounding rocks and borehole conditions. Transition from the «layered» parametrization conventional for BKZ logs interpretation to a quasi-continuous change of properties along the well axis allows extracting meaningful information at every measurement point and constructing high-resolution geoelectric models of the sediments. The noniterative nature of the algorithm provides a high computing efficiency. This opens up the possibility of using the 2D inversion advantages to increase the reliability of the initial express interpretation results. Testing the algorithm on the practical data from West Siberian oilfields has revealed the field of its maximum efficiency, namely, study of impermeable and lowpermeability sediments, such as the complex shaly caprocks and bituminous deposits of the Bazhenov Formation. With high-quality input data, the approach is also efficient for studying permeable terrigenous sediments.

Complex deposits, detailed geoelectric models, unfocused lateral logs, 2D inversion, noniterative inversion, express inversion, artificial neural networks, convolutional neural networks

© Даниловский К.Н. [∞], Петров А.М., Асанов О.О., Сухорукова К.В., 2023 [∞]e-mail: DanilovskiiKN@ipgg.sbras.ru

введение

Для горных пород характерна высокая степень дифференциации по электрофизическим свойствам. Это обусловливает эффективность использования электрофизических параметров в качестве диагностических признаков при определении типов пород, а также для оценки их петрофизических свойств. Поэтому среди всех методов ГИС особое место занимают методы электрокаротажа, направленные на определение электрофизических характеристик отложений, прежде всего удельного электрического сопротивления (УЭС). В то же время интегральный характер отклика породы на возбуждаемое прибором поле приводит к тому, что на измерение напротив целевого пласта оказывают влияние вмещающие отложения, скважина, заполненная буровым раствором, фильтрация раствора в пласт и другие особенности среды и условий измерений.

Стандартный подход к количественной интерпретации данных электрокаротажа основывается на итерационном подборе параметров модели среды с минимизацией невязки между измеренными и рассчитанными данными. В субвертикальных скважинах учет влияющих на измерения факторов возможен за счет использования двумерных осесимметричных геоэлектрических моделей среды. Однако такая постановка приводит к высокой вычислительной сложности алгоритмов численного моделирования каротажных данных. Очевидным решением проблемы является ускорение решателей прямых задач, например, за счет использования параллельных вычислений [Суродина, 2015; Domnikov et al., 2019] или решения задач в упрощенных постановках [Глинских и др., 2013]. Также известны реализации быстрых алгоритмов моделирования сигналов электрокаротажа с применением искусственных нейронных сетей (ИНС) [Yeltsov et al., 2000]. Для расчета каротажных сигналов в двумерных моделях прискважинного пространства эффективным решением являются алгоритмы на основе сверточных ИНС [Петров и др., 2021].

Однако помимо вычислительной сложности, инверсия данных в параметры двумерной осесимметричной модели прискважинного пространства (далее — 2D инверсия) сопряжена с рядом методических сложностей, ограничивающих возможности ее автоматизации [Петров и др., 2019]. Поэтому на сегодняшний день такой подход применяется лишь для детального исследования целевых интервалов сложного строения и не используется при оперативной интерпретации большого объема каротажных данных.

Эффективным дополнением инструментария двумерной инверсии могут стать неитерационные алгоритмы на основе глубокого обучения. В работе предлагается нейросетевой подход к автоматизированной обработке данных электрокаротажа, измеренных на интервалах, сложенных пластами малой мощности. Возможности предлагаемого подхода демонстрируются на примере алгоритма экспресс-инверсии данных бокового каротажного зондирования (БКЗ) в параметры детальной двумерной геоэлектрической модели с учетом анизотропии отложений и условий измерений.

КЛЮЧЕВАЯ ИДЕЯ И НАБОР ДАННЫХ ДЛЯ ОБУЧЕНИЯ

Решение обратной задачи электрокаротажа в общем случае неединственно. Итерационный подход к инверсии данных подразумевает возможность выбора из множества моделей той, которая наилучшим образом удовлетворяет априорной информации в рамках выбранной параметризации. При использовании неитерационного преобразования на основе ИНС каждому набору входных данных ставится в соответствие лишь одна модель среды. Это соответствие устанавливается при обучении ИНС, поэтому использование обучающих выборок, сформированных специальным образом для узких геоэлектрических условий, позволяет настроить ИНС для получения моделей, адекватных геологической среде на конкретных месторождениях. Кроме того, часть априорной информации можно учесть за счет использования ее в явном виде во входных данных.

Осложняющим инверсию фактором является известная эквивалентность между сигналами БКЗ, измеряемыми напротив анизотропных пластов и пластов с радиальным изменением УЭС [Kunz, Moran, 1958]. Корректное восстановление параметров геоэлектрической модели возможно лишь в предположении, что проницаемые пласты являются изотропными, при этом в силу эквивалентности однозначно разделить отложения на проницаемые и непроницаемые только по данным БКЗ невозможно. Также при инверсии необходимо учитывать геометрию скважины и УЭС заполняющей ее промывочной жидкости, так как условия измерения оказывают значительное влияние на сигналы БКЗ. Таким образом, минимально необходимой априорной информацией являются данные об интервалах залегания проницаемых пород и о параметрах скважины (результаты кавернометрии и резистивиметрии).

Обучение алгоритма проводится на синтетических данных. Аналогично работе [Петров и др., 2021], в качестве базовой используется двумерная осесимметричная геоэлектрическая модель среды с блочным кусочно-постоянным распределением УЭС. Модели среды генерируются случайным образом. Параметры в моделях задаются в рамках распределений, учитывающих физические особенности измерений и геоэлектрические характеристики изучаемого разреза. Учитывая описанное выше ограничение,

Рис. 1. Примеры обучающих данных для алгоритма экспресс-инверсии данных БКЗ.

а — пластовая модель, б — поточечная модель. Диаметр скважины 0.216 м. Желтым цветом показаны интервалы распространения проницаемых отложений.

во всех моделях обучающей выборки проницаемые пласты изотропны, непроницаемые — в общем случае трансверсально-изотропны. Для регуляризации решений, находимых ИНС в конкретных геоэлектрических условиях, в обучающей выборке используются модели двух типов — «пластовые» и «поточечные».



Традиционные для задач элек-

трокаротажа пластовые модели представляют собой набор слоев произвольной мощности с постоянными по вертикали свойствами. Каждый пласт состоит из одной (для непроницаемых отложений) или двух (для проницаемых отложений) радиальных зон, характеризующихся значением УЭС. Такие модели составляют базу обучающей выборки.

Поточечные модели состоят из пачек однотипных пропластков, соответствующих по толщине шагу дискретизации каротажных данных (0.1 м). Свойства в пределах каждой пачки изменяются по определенному закону, связывающему параметры соседних пропластков. В таких моделях УЭС плавно изменяется по глубине, что в большей степени отвечает реальным геологическим разрезам. Добавление поточечных моделей в обучающую выборку обеспечивает возможность корректной трансформации практических данных в параметры среды. При этом распределения параметров моделей обоих типов в обучающих выборках контролируются для соответствия исследуемым отложениям.

Для обеспечения корректного учета условий измерений во всех моделях скважина, наравне с другими элементами среды, представляется набором геометрических зон с заданными электрофизическими параметрами, напрямую влияющими на результаты моделирования. В части моделей диаметры скважин задаются постоянными, в соответствии с используемыми на месторождении диаметрами буровых долот. Для корректного учета кавернообразования при бурении слабосцементированных и глинистых пород в выборку добавляются модели с изменяющимся диаметром скважины. УЭС скважин в моделях варьируется в пределах, соответствующих УЭС применяемых на месторождении промывочных жидкостей.

Во всех моделях с помощью высокоточного конечно-элементного алгоритма двумерного моделирования комплекса AlondraWL [Петров и др., 2018] рассчитываются сигналы БКЗ. Из имеющихся данных конструируется набор для обучения ИНС. Входными данными служат сигналы БКЗ, данные резистивиметрии и кавернометрии, а также вектор числовых значений, определяющих, являются ли отложения напротив каждой точки измерений проницаемыми. Выходные данные — параметры геоэлектрических моделей среды. Интервалы непроницаемых пород на каждой глубине измерений характеризуются горизонтальным и вертикальным УЭС, интервалы проницаемых — УЭС неизмененной части пласта, УЭС и шириной измененной фильтрацией бурового раствора зоны. Типовые примеры обучающих данных приведены на рис. 1.

АРХИТЕКТУРА И ОБУЧЕНИЕ НЕЙРОННОЙ СЕТИ

Сложность интерпретации данных БКЗ широко известна: сигналы нефокусированных градиентзондов метода подвержены значительному влиянию свойств среды существенно выше и ниже точки измерения. При исследовании сложнопостроенных отложений необходимо анализировать не отдельные каротажные измерения, а формы каротажных диаграмм на протяженных интервалах скважины. Таким образом, при восстановлении свойств среды на определенной глубине нейросетевой алгоритм инверсии должен учитывать целый ряд каротажных измерений, покрывающий область формирования каротажного сигнала. Эффективным инструментом для решения задач такого рода являются сверточные ИНС, обеспечивающие разреженную локальную структуру связи между нейронами соседних слоев: каждый нейрон связан только с ограниченной областью предыдущего слоя сети. Таким образом, при расчете сигналов естественным образом обеспечивается оконный режим обработки входных данных и сокращается количество параметров, настраиваемых при обучении.

В сверточной ИНС распространение информации между слоями обеспечивается путем операции дискретной свертки нейронов в некотором окне и весовых коэффициентов фильтра сверточного слоя с последующей активацией нелинейной функцией. Каждый фильтр применяется к части данных путем вычисления скалярного произведения входных данных и весов фильтра. Фильтр смещается, покрывая всю область входных данных, при этом вес фильтра остается фиксированным. ИНС состоит из набора слоев. Информация распространяется через слои с применением соответствующих математических операций. Таким образом, значение каждого нейрона выходного слоя формируется на основе значений группы нейронов входного слоя, расположенных в ограниченной области, называемой рецептивным полем («receptive field») [LeCun et al., 1998]. Размер рецептивного поля показывает, насколько велика область входных данных, используемая для расчета одного элемента выходных данных. Не все нейроны, попадающие в рецептивное поле, вносят равнозначный вклад. Чем ближе нейрон к центру рецептивного поля, тем сильнее он влияет на значение нейрона на текущем слое. Это свойство в совокупности с корректной параметризацией среды позволяет обеспечить соответствие работы алгоритма физическим принципам каротажных измерений.

Для реализации алгоритма неитерационной экспресс-инверсии используется полносверточная ИНС [Long et al., 2015]. Учет области формирования сигнала обеспечивается за счет параметризации модели специальным образом. Исходная двумерная блочная модель разбивается на тонкие прослои постоянной толщины. Свойства каждого прослоя описываются вектором значений фиксированного размера. Каждый элемент вектора соответствует УЭС или ширине конкретного блока среды. Таким образом, модель представляется в виде прямоугольной матрицы с фиксированным количеством столбцов и произвольным количеством строк, зависящим от ее протяженности по глубине. Размер рецептивного поля ИНС подбирается в соответствии с размером области формирования каротажного сигнала самого длинного зонда БКЗ из используемых в рассматриваемой установке.

Архитектура разработанной ИНС (рис. 2) включает входной слой, принимающий предобработанные практические данные БКЗ и априорную информацию, ряд скрытых блоков, состоящих из сверточных слоев и слоев пакетной нормализации, а также выходной слой, на котором окончательно формируются параметры геоэлектрической модели среды.

Весовые коэффициенты используемых в слоях ИНС сверточных фильтров изначально задаются случайным образом и затем подбираются в процессе обучения. Настроенные фильтры выделяют из входных данных характерные признаки, при этом с погружением в более глубокие слои признаки становятся все более комплексными [Zeiler, Fergus, 2014]. Определение оптимальных параметров фильтров в рассматриваемом случае является задачей обучения «с учителем», которая решается с использованием алгоритма обратного распространения ошибки.

Обучение осуществляется алгоритмом Adam, представляющим собой модификацию стохастического градиентного спуска с адаптивной оценкой импульса первого и второго порядков [Kingma, Ba, 2014]. Минимизируется средняя абсолютная ошибка — MAE (англ. «mean absolute error»), для повы-



Рис. 2. Архитектура ИНС для экспресс-инверсии сигналов БКЗ в параметры детальной двумерной геоэлектрической модели.

шения эффективности обучения применяются различные приемы, такие как аугментация и нормировка обучающих данных с учетом особенностей физики измерений, а также изменение скорости обучения в зависимости от номера его итерации. Для рассмотренных ниже примеров обучение алгоритма проводилось с применением графического ускорителя RTX 2080, что заняло 2.5 ч с использованием обучающих данных суммарной протяженностью 1000 км.

РЕЗУЛЬТАТЫ И ОБСУЖДЕНИЕ

Рассмотрим результат применения алгоритма экспресс-инверсии к практическим данным БКЗ, измеренным на интервалах непроницаемых терригенных отложений мелового возраста на одном из нефтяных месторождений Западной Сибири (рис. 3).

Применение алгоритма позволило в автоматическом режиме восстановить детальную модель прискважинного пространства как на интервале, сложенном пачками глинистых отложений различного УЭС, так и на интервале контрастного переслаивания маломощных глинистых и карбонатизированных пропластков. Поскольку компоненты тензора УЭС определяются независимо, получаемые диаграммы горизонтального (ρ_r) и вертикального ($\rho_в$) УЭС могут характеризоваться разной разрешенностью, которая определяется наличием чувствительности сигналов БКЗ к конкретному параметру модели в конкретном случае. Например, на интервале переслаивания разрешенность восстанавливаемого по данным БКЗ распределения вертикального УЭС существенно выше, чем горизонтального. Этот эффект обусловлен высокой чувствительностью сигналов длинных градиент-зондов в областях экранирования к вертикальному УЭС карбонатизированных пропластков повышенного УЭС.

Важной особенностью двумерного подхода по сравнению с традиционным одномерным (т.н. попластовая интерпретация) является построение неразрывной модели на интервале глубин, что позволяет верифицировать модель сравнением синтетических и практических каротажных диаграмм. Полученная модель с высокой точностью удовлетворяет как измерениям БКЗ (среднее значение МАРЕ между практическими и рассчитанными в модели данными составляет 3.6 % для верхнего интервала и 4.7 % для





Слева направо: практические данные БКЗ; геоэлектрическая модель среды, полученная с помощью алгоритма экспресс-инверсии; сигналы БКЗ, рассчитанные в модели; средняя абсолютная невязка в процентах — МАРЕ (англ. «mean absolute percentage error») практических и рассчитанных в модели сигналов БКЗ; практические и рассчитанные в модели сигналы БК. *a* — интервал, сложенный пачками глинистых отложений различного УЭС; *б* — интервал переслаивания глинистых и карбонатизированных пропластков.



Рис. 4. Сравнение моделей баженовской свиты.

Слева направо: практические данные БКЗ, измеренные на интервале отложений баженовской свиты; геоэлектрические модели отложений, полученные с помощью итерационной 2D инверсии (2D) и с применением алгоритма экспресс-инверсии (ИНС); сигналы БКЗ, рассчитанные в модели, полученной экспресс-инверсией; средняя относительная невязка практических и рассчитанных в модели (по экспресс-инверсии) сигналы БКЗ; практические и рассчитанные в модели (по экспресс-инверсии) сигналы БКЗ.

нижнего), так и высокоразрешенным данным фокусированного бокового каротажа: МАРЕ 9.6 и 10.1 % соответственно. Паспортный предел допускаемой основной погрешности измерения сигнала БК для используемого прибора составляет ± 10 % [Прибор..., 2016]. Таким образом, результат демонстрирует возможности построения высокоразрешенных моделей на основе нефокусированных измерений БКЗ при исследовании свойств неоднородных анизотропных глинистых покрышек, электрофизические свойства которых могут быть связаны с насыщением залегающих ниже коллекторов [Прозорович, 1972].

Чрезвычайно важным приложением алгоритма является исследование низкопроницаемых битуминозных отложений баженовской свиты — главной нефтематеринской толщи Западной Сибири. В опубликованных ранее работах приводятся данные о характерных высоких значениях коэффициента анизотропии УЭС для высокоомных отложений баженовской свиты, получаемых путем итерационной инверсии данных БКЗ в параметры двумерной модели среды (итерационной 2D инверсии) [Petrov, 2017]. При этом на ряде месторождений Широтного Приобья отмечается корреляция содержания в породе органического вещества и восстанавливаемых значений коэффициента электрической анизотропии [Петров, 2021]. Однако трудоемкость итерационной 2D инверсии не позволила провести изучение этой зависимости на большой площади.

На рисунке 4 представлено сравнение моделей баженовской свиты (Широтное Приобье), полученных путем совместной итерационной 2D инверсией данных БКЗ и БК и с применением разработанного алгоритма экспресс-инверсии БКЗ.

Как видно из представленных данных, с помощью алгоритма экспресс-инверсии удается построить детальную модель баженовской свиты, отвечающую измеренным данным БКЗ и БК и согласующуюся с результатами итерационной 2D инверсии. В условиях высокого контраста УЭС и его сильной анизотропии точность определения вертикальной компоненты снижается. Различия ρ_в в моделях по большей части обусловлены не неточностью какого-либо из алгоритмов, а эффектом эквивалентности, что подтверждается результатами численного моделирования. При этом характер изменения вертикального УЭС по глубине на интервале свиты по результатам обоих способов инверсии согласуется в степени, достаточной для изучения общих зависимостей. Результаты определения ρ_г характеризуются высокой степенью согласованности и детальностью, сравнимой с вертикальным разрешением бокового каротажа. Поскольку разработанный алгоритм не требует выделения в разрезе отдельных пластов и итеративных вычислений, он может быть использован для автоматизации построения геоэлектрических моделей баженовской свиты, что позволит перейти к анализу латеральных изменений на значительной площади распространения свиты. Наиболее сложным случаем с точки зрения обучения ИНС является экспресс-инверсия данных, измеренных на интервалах переслаивания непроницаемых и проницаемых отложений. В таких условиях резко возрастает эквивалентность модельных параметров, что снижает устойчивость находимых решений. Это приводит к необходимости более тщательного контроля обучения ИНС, а также к повышению требований к качеству практических данных для достижения удовлетворительного результата. В случае глубокого проникновения алгоритм может быть не способен корректно восстановить распределение УЭС в неизмененной части пласта-коллектора. Это может приводить к артефактам восстанавливаемых значений УЭС, проявляющимся в виде резких изменений значений возле границ проницаемых и непроницаемых отложений, а также их осцилляций на интервалах переслаивания тонких пластов.

На рисунке 5 представлен результат инверсии данных, измеренных на интервале переслаивания терригенных отложений в скважине одного из месторождений Томской области. Выделение интервалов распространения проницаемых пород (показаны желтым) выполнено интерпретатором на основе комплексного анализа данных ГИС, в том числе данных микрозондов (МБК, МГЗ, МПЗ), радиометрии (НК, ГК) и потенциала самополяризации (ПС). Алгоритм, ориентируясь на выделенные проницаемые интервалы, характеризует их параметрами измененной фильтрацией зоны и неизмененной части пласта в изотропном приближении. На интервалах непроницаемых отложений, как и в предыдущих примерах, восстанавливаются значения горизонтального и вертикального УЭС отложений.

Невязки практических и рассчитанных в модели сигналов БКЗ распределены неравномерно: наблюдается возрастание средних значений с увеличением длины зонда. Это связано с тем, что на интервалах переслаивания проницаемых и непроницаемых пород для длинных градиент-зондов характерна сложная и неустойчивая связь параметров среды с измеряемыми сигналами: малое изменение параметров среды может порождать большое изменение сигналов. Поскольку алгоритм экспресс-инверсии не основывается на минимизации невязки, неустойчивые сигналы, рассчитанные в полученной модели, могут существенно отличаться от измерений.

Таким образом, в рассматриваемом случае оценить достоверность модели без привлечения измерений другими электрокаротажными методами не представляется возможным. Помимо длинных зондов БКЗ большой радиальной глубинностью измерений характеризуется метод низкочастотного индукционного каротажа. Для верификации результата инверсии на интервалах переслаивания проницаемых и



Рис. 5. Пример применения алгоритма экспресс-инверсии на интервале переслаивания проницаемых и непроницаемых терригенных отложений.

а — практические данные ГИС, использованные для выделения интервалов распространения проницаемых отложений; б практические данные БКЗ и построенная по ним геоэлектрическая модель; в — относительные невязки практических и рассчитанных в модели сигналов БКЗ, практические и рассчитанные в модели сигналы БК и ИК. Цветом показаны выделенные интерпретатором интервалы распространения проницаемых отложений. непроницаемых отложений предлагается использовать комплекс данных ИК и БК. Сравнение практических и рассчитанных в модели данных ИК (MAPE = 8.2 %) и БК (MAPE = 10.3 %) подтверждает общую достоверность модели, несмотря на большие значения невязок длинных зондов БКЗ.

Возможности верификации модели демонстрируются на примере двух пластов (xx12—xx12.9 м и xx18.4—xx18.8 м, на рис. 5 выделены розовым). При интерпретации пласты были отнесены к коллекторам, однако, скорее всего, они являются непроницаемыми, о чем свидетельствует отсутствие расхождения диаграмм микрокаротажа. Напротив этих пластов наблюдается расхождение практических и рассчитанных в модели сигналов ИК, что является индикатором недостоверного результата инверсии на этих интервалах. При этом наблюдается хорошее совпадение данных БК, что показывает важность комплексирования данных ИК и БК при верификации.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Исследована возможность адаптации предложенного в работе [Петров и др., 2021] подхода для построения алгоритмов неитерационной экспресс-инверсии данных электрокаротажа в параметры детальной двумерной геоэлектрической модели, не требующей расчленения геологического разреза на отдельные пласты. Программно реализован экспериментальный алгоритм неитерационной экспресс-инверсии данных бокового каротажного зондирования с определением параметров сложнопостроенных отложений. Алгоритм ориентирован на повышение оперативности интерпретации и сочетает в себе преимущества инверсии данных на базе двумерной осесимметричной модели среды с быстродействием и низкой ресурсоемкостью.

Использование полносверточной архитектуры ИНС среды позволяет полноценно учитывать при инверсии влияние на нефокусированные сигналы градиент-зондов БКЗ вмещающих пород и скважинных условий измерений. Переход от стандартной попластовой параметризации разреза к квазинепрерывному распределению свойств вдоль оси скважины позволяет извлекать значимую информацию из измерений в каждой точке по глубине с построением высокоразрешенных геоэлектрических моделей отложений. Использование обучающих выборок, сформированных специальным образом для узких геоэлектрических условий, позволяет настроить ИНС для получения моделей, адекватных геологической среде на конкретных месторождениях.

Обучение ИНС на синтетических данных обусловливает чувствительность алгоритма к качеству входных данных: для получения корректного результата практические данные должны быть измерены точно откалиброванной аппаратурой и увязаны по глубине. Апробация алгоритма на практических данных, измеренных в скважинах на месторождениях Западной Сибири, выявила область максимальной эффективности подхода — исследование свойств непроницаемых и слабопроницаемых отложений, таких как сложные глинистые покрышки и битуминозные отложения баженовской свиты. При высоком качестве входных практических данных алгоритм эффективен и для исследования проницаемых терригенных отложений.

Исследование выполнено при финансовой поддержке РФФИ и правительства Новосибирской области в рамках научного проекта № 20-45-543003 «Методико-алгоритмическое обеспечение количественной интерпретации данных электрокаротажа нефтяных скважин на основе технологий машинного обучения», расширенная апробация алгоритма — при поддержке проекта ФНИ № FWZZ-2022-0026.

ЛИТЕРАТУРА

Глинских В.Н., Никитенко М.Н., Эпов М.И. Линеаризованные решения прямых и обратных двумерных задач высокочастотного электромагнитного каротажа в проводящих средах с учетом токов смещения // Геология и геофизика, 2013, т. 54 (12), с. 1942—1951.

Петров А.М. Методика количественной интерпретации данных электрокаротажа в классе двумерных геоэлектрических моделей осадочных отложений: Автореф. дис.... к. т. н., ИНГГ СО РАН, 2021, 21 с.

Петров А.М., Нечаев О.В., Сухорукова К.В. Быстрая совместная двумерная инверсия данных электромагнитных и гальванических каротажных зондирований с определением вертикального сопротивления // XIV Международный научный конгресс «ГЕО-Сибирь-2018» (Новосибирск, 23–27 апреля, 2018 г.), Новосибирск, 2018, т. 4, с. 90—98.

Петров А.М., Сухорукова К.В., Нечаев О.В. Совместная двумерная инверсия данных электрического и электромагнитного каротажных зондирований в анизотропных моделях песчано-глинистых отложений // Каротажник, 2019, № 3 (297), с. 85—103.

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.

Прибор комплексный электрического каротажа К1А-723-М, К1А-723-МТ. Руководство по эксплуатации. ООО НПО «ГЕОПРОМ», 2016, 67 с.

Прозорович Г.Э. Покрышки нефти и газа. М., Недра, 1972, 119 с. (Тр. ЗапСибНИГНИ, вып. 49).

Суродина И.В. Параллельные алгоритмы для решения прямых задач электрического каротажа на графических процессорах // Математические заметки СВФУ, 2015, т. 22, № 2, с. 51—61.

Domnikov P., Koshkina Y., Persova M., Soloveichik Y. 2D modeling and 2D inversion for induction logging data processing // EAGE Fifth Science and Applied Research Workshop «Far East Hydrocarbons 2019», Yuzhno-Sakhalinsk, Russia, October 1—3, 2019, v. 2019 (1), p. 1—3.

Kingma D.P., Ba J.A. Adam: A method for stochastic optimization. arXiv preprint 1412.6980, 2014, 15 p. URL: https://arxiv.org/abs/1412.6980.

Kunz K.S., Moran J.H. Some effects of formation anisotropy on resistivity measurements in boreholes // Geophysics, 1958, v. 23 (4), p. 770–794.

LeCun Y., Bottou L., Bengio Y. Haffner P. Gradient-based learning applied to document recognition // Proceedings of the IEEE, 1998, v. 86 (11), p. 2278–2324.

Long J., Shelhamer E., Darrell T. Fully convolutional networks for semantic segmentation // Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition, Boston, MA, USA, June 7—12, 2015, p. 3431—3440.

Petrov A. Determining the resistivity anisotropy of high-resistivity sediments, based on lateral logging sounding data from vertical wells // SPE Annual Technical Conference and Exhibition, San Antonio, Texas, USA, October 9–11, 2017, 7 p.

Yeltsov I.N., Epov M.I., Okhonin V.A., Simonov K.V., Sobolev A.Y. Neural network modeling of electromagnetic response // Geophys. Res. Abst. 25th EGS General Assembly, Nice, France, 24—29 April, 2000, v. 2, 1 p.

Zeiler M.D., Fergus R. Visualizing and understanding convolutional networks // 13th European Conference on Computer Vision, Zurich, Switzerland, September 6–12, 2014, p. 818–833.