

## **БЫСТРОЕ РЕШЕНИЕ ПРЯМЫХ ЗАДАЧ ЭЛЕКТРОКАРОТАЖА В ДВУМЕРНЫХ АНИЗОТРОПНЫХ МОДЕЛЯХ ПРИСКВАЖИННОГО ПРОСТРАНСТВА НА ОСНОВЕ ЧИСЛЕННОГО МОДЕЛИРОВАНИЯ И МАШИННОГО ОБУЧЕНИЯ**

*Алексей Михайлович Петров*

Институт нефтегазовой геологии и геофизики им. А.А. Трофимука СО РАН, 630090, Россия, г. Новосибирск, проспект Академика Коптюга, 3, младший научный сотрудник; АО «Сибирский научно-исследовательский институт геологии, геофизики и минерального сырья», 630091, г. Новосибирск, Красный проспект, 67, геолог 1 категории отдела геологии Западной Сибири, тел. (383)330-45-05, e-mail: PetrovAM@ipgg.sbras.ru

*Кирилл Николаевич Даниловский*

Институт нефтегазовой геологии и геофизики им. А.А. Трофимука СО РАН, 630090, Россия, г. Новосибирск, проспект Академика Коптюга, 3, младший научный сотрудник; АО «Сибирский научно-исследовательский институт геологии, геофизики и минерального сырья», 630091, г. Новосибирск, Красный проспект, 67, инженер 1 категории отдела геолого-экономического анализа, тел. (383)330-45-05, e-mail: DanilovskiiKN@ipgg.sbras.ru

*Василий Васильевич Еременко*

Новосибирский национальный исследовательский государственный университет, 630090, Россия, г. Новосибирск, ул. Пирогова, 2, студент, e-mail: EremenkoVV@ipgg.sbras.ru

В статье рассматриваются результаты применения нового подхода к моделированию данных электрокаротажа нефтегазовых скважин с гальваническим и индукционным возбуждением, ориентированного на увеличение полноты извлечения информации о геологической среде и повышение оперативности интерпретации. Привлечение современных технологий машинного обучения позволяет разрабатывать алгоритмы моделирования сигналов электрокаротажа в детальных двумерных анизотропных геоэлектрических моделях. Разработанные алгоритмы характеризуются качественно новым уровнем быстродействия по сравнению с применяемыми сегодня подходами.

**Ключевые слова:** нефтяные коллекторы, геофизические исследования скважин, электрокаротаж, экспресс-моделирование, детальные геоэлектрические модели, машинное обучение, свёрточные нейронные сети

## **FAST RESISTIVITY LOGS SIMULATION IN TWO-DIMENSIONAL ANISOTROPIC NEAR-WELLBORE SPACE MODELS BASED ON NUMERICAL SIMULATION AND MACHINE LEARNING**

*Aleksei M. Petrov*

Trofimuk Institute of petroleum geology and geophysics SB RAS, 630090, Russia, Novosibirsk, 3, Akademika Koptyuga ave., Junior Researcher; Siberian Research Institute of Geology, Geophysics and Mineral Resources, 630091, Russia, Novosibirsk, 67, Krasny ave., geologist of the 1st category of the Western Siberia geology department, tel. (383)330-45-05, e-mail: PetrovAM@ipgg.sbras.ru

***Kirill N. Danilovskiy***

Trofimuk Institute of petroleum geology and geophysics SB RAS, 630090, Russia, Novosibirsk, 3, Akademika Koptyuga ave., Junior Researcher; 67 Krasny ave., engineer of the 1st category of the geological and economic analysis department, tel. (383)330-45-05, e-mail: DanilovskiiKN@ipgg.sbras.ru

***Vasiliy V. Eremenko***

Novosibirsk National Research State University, 2, Pirogova St., Novosibirsk, 630073, Russia, student, tel. (383)330-45-05, e-mail: EremenkoVV@ipgg.sbras.ru

The article presents the results of a new approach application for oil well galvanic and induction resistivity logs simulation to enhance the efficiency of geological environment parameters evaluation and to speed up the interpretation. The use of modern machine learning technologies allows us to create algorithms for resistivity logs simulation in high-detailed two-dimensional anisotropic geoelectric models. The developed algorithms are characterized by a qualitatively new level of performance compared to the approaches used today.

**Keywords:** oil reservoirs, well logging, resistivity logging, express-simulation, high-detailed geoelectric models, machine learning, convolutional neural networks

### ***Введение***

Удельное электрическое сопротивление (УЭС) – одна из важнейших характеристик нефтяного коллектора, которая напрямую связана с его нефтенасыщенностью. Для оценки УЭС прискважинного пространства разработано большое количество методов каротажа на постоянном и переменном токе, при этом на территории СНГ широко применяются боковое каротажное зондирование (БКЗ), фокусированный боковой (БК) и низкочастотный индукционный (ИК) каротаж. На практике, из-за недостаточной производительности вычислительных устройств используются упрощенные подходы к интерпретации таких измерений, не учитывающие влияния вмещающих пород, анизотропии электрофизических свойств, неровностей стенки скважины, вытеснения непроводящим корпусом прибора бурового раствора и т.д.

В последние годы в самых различных областях науки и техники наблюдается активное внедрение технологий машинного обучения. Известны исследования по моделированию сигналов каротажных приборов с применением искусственных нейронных сетей (ИНС) [1, 2], однако представленные в этих работах алгоритмы работают в приближении вертикальной однородности среды, что делает невозможным их применение при интерпретации данных, измеренных в сложных разрезах. Расчет полноценных каротажных диаграмм в таких условиях могут обеспечить алгоритмы на основе свёрточных ИНС, которые успешно применяются в задачах обработки каротажных данных [3, 4].

В работе предлагается подход к экспресс-моделированию сигналов электрокаротажа на основе свёрточных ИНС, позволяющий конструировать алгоритмы решения прямых задач для конкретных геофизических приборов в детальных двумерных анизотропных моделях прискважинного пространства.

## Обучающие выборки

Работоспособность и преимущества подхода демонстрируются на примере широко распространенного каротажного комплекса К1А-723 (НПФ «Геофизика», Уфа), рассчитанных с помощью конечно-элементного алгоритма комплекса AlondraWL [5] с учётом влияния скважины и вытеснения прибором более электропроводящего бурового раствора. Сигналы рассчитываются в моделях, сгенерированных специальным образом для учёта особенностей свойств среды и электрокаротажных сигналов.

Входные данные в обучающих выборках представлены пластовыми моделями с заданным распределением свойств. Каждая модель состоит из трёх типов слоёв: изотропных непроницаемых, изотропных проницаемых и анизотропных непроницаемых.

В общем случае скважина характеризуется радиусом ( $r_{скв}$ ) и УЭС ( $\rho_{скв}$ ) напротив каждого пласта. Проницаемые слои параметризуются значениями УЭС зоны проникновения ( $\rho_{зп}$ ), неизменной части пласта ( $\rho_{пласт}$ ), глубиной проникновения ( $h$ ) и мощностью слоя ( $H$ ), непроницаемые изотропные – значением УЭС ( $\rho$ ) и мощностью, непроницаемые анизотропные – значениями горизонтального ( $\rho_h$ ) и вертикального ( $\rho_v$ ) УЭС и мощностью. Сигналы метода ИК нечувствительны к вертикальному УЭС отложений, что позволяет сократить обучающую выборку для этого метода.

В таблице 1 приведены диапазоны параметров геоэлектрических моделей на примере обучающей выборки для решения прямой задачи БК.

В большей части моделей ширина ЗП, натуральные логарифмы УЭС и толщин пластов распределялись равномерно с заданием минимального и максимального значений УЭС. Работоспособность алгоритмов на краях области аппроксимации требует дополнительного изучения, однако изначально широкий диапазон параметров с запасом охватывает условия, характерные для терригенного разреза на большом количестве месторождений и разных условий вскрытия. Также для увеличения точности в более узком целевом диапазоне параметров в обучающую выборку были добавлены модели, имитирующие конкретные геологические условия на месторождениях Западной Сибири.

Таблица 1

Диапазоны параметров геоэлектрических моделей из обучающей выборки для решения прямой задачи БК

Скважина	$0.1 < \rho_{скв} < 5 \text{ Ом}\cdot\text{м}, 0.07 < r_{скв} < 0.25 \text{ м}$	
Непроницаемые пласты	$0.2 < \rho_h < 2000 \text{ Ом}\cdot\text{м}$ $0.9 \cdot \rho_h < \rho_v < 9 \cdot \rho_h \text{ Ом}\cdot\text{м}$ $0.1 < H < 10 \text{ м}$	
Проницаемые пласты	Зона проникновения $0.95 \cdot \rho_{скв} < \rho < 500 \text{ Ом}\cdot\text{м}$ $0.01 < h < 1.5 \text{ м}$	Пласт $0.5 < \rho < 500 \text{ Ом}\cdot\text{м}$ $0.1 < H < 10 \text{ м}$

## Архитектура и обучение ИНС

В качестве базовой архитектуры, используемой для разработки алгоритмов решения прямых задач электрокаротажа выбрана полносвёрточная ИНС, что позволяет учитывать влияние вмещающих пород и рассчитывать сигналы зондов в моделях произвольной мощности. Архитектура ИНС включает набор блоков, состоящих из свёрточных слоев (Conv) и слоев пакетной нормализации (BatchNorm), а также слоя подвыборки (MaxPool) для получения сигналов на выходе с шагом дискретизации, соответствующим реальным скважинным измерениям. Для зондирующих установок, представленных набором однотипных зондов, предлагается использовать общую предобработку входных данных. Это позволяет увеличить быстродействие алгоритма, а также сократить время обучения ИНС. Пример архитектуры ИНС для решения прямой задачи БКЗ приведен на рис. 1.

Обучение ИНС осуществляется алгоритмом Nadam [6] с последовательным уменьшением номинального шага градиентного спуска в зависимости от номера итерации для более эффективного поиска оптимальных значений свёрточных фильтров.

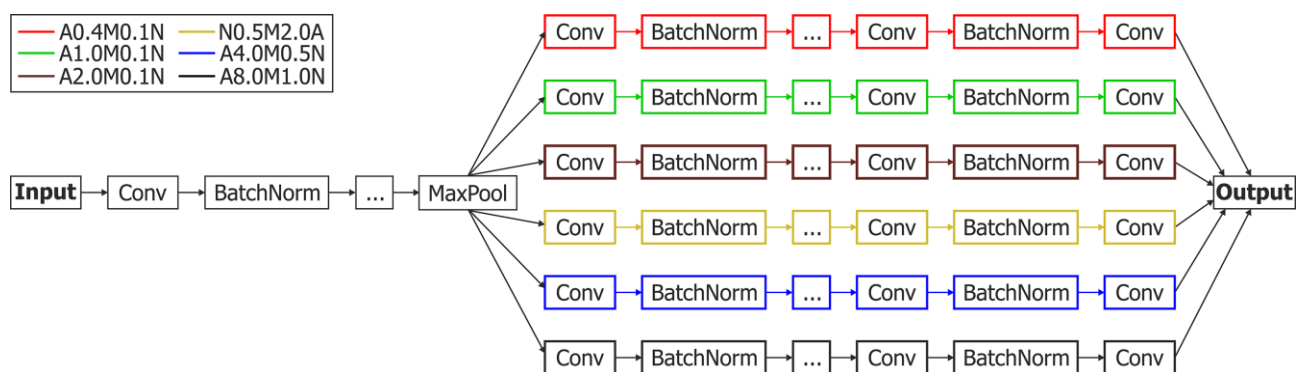


Рис. 1. Архитектура ИНС для независимого расчёта сигналов шести зондов БКЗ

## Результаты

Точность моделирования сигналов с использованием алгоритмов на основе ИНС оценивалась как на тестовом наборе данных («валидационная выборка»), так и на моделях терригенных отложений, полученных при помощи инверсии реальных данных. Точность расчета сигналов БК и БКЗ оценивалось с использованием относительной невязки сигналов  $\delta$ , сигналов ИК – с использованием абсолютной невязки  $f$ .

На рис. 2 приведено сравнение сигналов, рассчитанных с использованием численных и нейросетевых алгоритмов в детальной модели прискважинного пространства, характеризующейся высоким контрастом УЭС.

Как видно из приведенных данных, разработанные алгоритмы обеспечивают высокую точность аппроксимации сигналов: среднее значение невязки  $\delta_{БКЗ}$

для данных БКЗ составляет 2.5%, лишь в отдельных точках превышая 5%. Данные БК в контрастном разрезе характеризуются более быстрым изменением с глубиной по сравнению с БКЗ, что отражается в увеличении средней поточечной невязки  $\delta_{БК}$  до 3%. Средняя абсолютная невязка  $f$  рассчитанных данных ИК составляет 3.2 мСм/м, что существенно ниже погрешности измерений реальным прибором. В менее контрастных по сравнению с рассматриваемой моделью условиях точность расчета дополнительно увеличивается для всех методов. Таким образом, в характерных для терригенного разреза условиях достигнута практически значимая точность моделирования сигналов, позволяющая использовать разработанные алгоритмы для обработки практических данных без ущерба достоверности получаемых моделей среды.

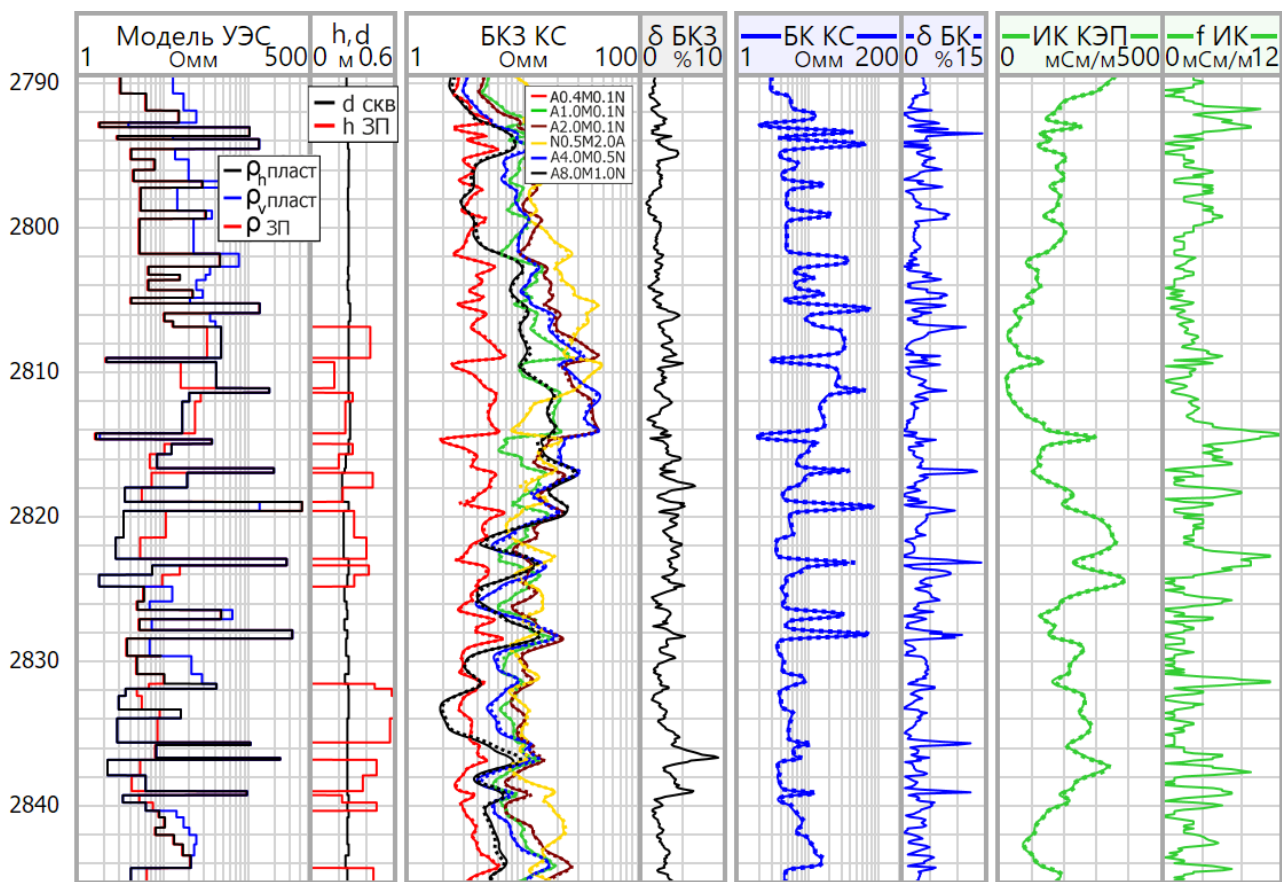


Рис. 2. Сравнение сигналов электрокаротажа, рассчитанных с использованием численных алгоритмов (пунктир) и с помощью ИНС (сплошные линии) в детальной двумерной анизотропной модели прискважинного пространства с высоким контрастом УЭС

Оценка производительности расчетов производилась в наборе моделей прискважинного пространства различной сложности с использованием рабочей станции на базе процессора Ryzen 9 3900X. Сигналы БК и ИК моделировались с использованием параллельных вычислений на всех 12 ядрах процессора. Численный алгоритм расчета сигналов БКЗ использует одно физическое ядро для

расчета каждого зонда. В табл. 2 приведены средние результаты по 10 замерам времени расчета профиля измерений протяженностью 131 м с шагом измерений 0.1 м (1301 точка по глубине) в модели, показанной на рис. 2.

Таблица 2

Производительность численных и нейросетевых алгоритмов в модели, приведенной на рис. 2

Каротажный метод	Численные алгоритмы (время расчета, с)		Нейросетевые алгоритмы (время расчета, с / ускорение, раз)	
	$d_{скв} = const$	$d_{скв} \neq const$	$d_{скв} = const$	$d_{скв} \neq const$
<b>БКЗ</b> (6 зондов)	3.21	5.51	0.094 / 34.1	0.094 / 58.6
<b>ИК</b> (1 зонд)	28.15	35.2	0.067 / 420.1	0.067 / 535.4
<b>БК</b> (1 зонд)	95.1	251.4	0.047 / 845.7	0.047 / 5349

Как видно из приведенных в таблице данных, разработанные нейросетевые алгоритмы обеспечивают быстроедействие в десятки-тысячи раз выше, чем численные. При этом, в отличие от численных алгоритмов, время расчета сигналов не зависит от геометрической сложности модели, а сами алгоритмы значительно менее требовательны к аппаратной части и обеспечивают сопоставимую с приведенной в таблице скорость расчета на менее производительных компьютерах. Аналогичные результаты получены для всех рассмотренных моделей.

### Заключение

Предложен новый алгоритмический подход к моделированию сигналов электрокаротажа в реалистичных моделях прискважинного пространства на основе сверхточных искусственных нейронных сетей. Подход позволяет разрабатывать алгоритмы решения прямых задач для конкретных методов скважинной электрометрии, характеризующиеся качественно более высокой производительностью вычислений по сравнению с алгоритмами на основе конечно-разностного и конечно-элементного подходов при небольшой потере точности.

На основе предлагаемого подхода программно реализованы алгоритмы экспресс-моделирования сигналов бокового каротажного зондирования, фокусированного бокового и низкочастотного индукционного каротажей в двумерных анизотропных средах блочного строения с малыми толщинами пластов, радиальным изменением УЭС, учетом неровностей стенки скважины и вытеснения бурового раствора корпусом прибора. Проведено тестирование разработанных алгоритмов с оценкой точности моделирования сигналов в характерных для терригенного разреза моделей. Установлено, что предлагаемые алгоритмы могут быть использованы для ускорения обработки и количественной интерпретации с применением инверсии на основе итерационной минимизации невязки без ущерба достоверности итоговых моделей среды.

Кардинальное увеличение скорости моделирования сигналов электрокаротажа открывает возможности для повышения оперативности и достоверности результатов их интерпретации за счет использования моделей среды, адекватных по сложности актуальным сегодня целевым геологическим объектам. При этом, предлагаемый подход к моделированию электрокаротажных сигналов является гибким и может в дальнейшем быть адаптирован для решения широкого круга геофизических задач.

*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».*

#### БИБЛИОГРАФИЧЕСКИЙ СПИСОК

1. Соболев А.Ю., Ельцов И.Н., Симонов К.В. Нейросетевое моделирование сигналов ВИКИЗ // Каротажник. – 2006. – № 9. – С. 136-152.
2. Агбаш И.А., Соболев А.Ю. Построение быстрых аналогов прямых и обратных задач бокового электрического зондирования скважин с использованием технологии нейронных сетей // ГЕО-Сибирь-2016. Т. 1. Недропользование. Горное дело. Направления и технологии поиска, разведки и разработки месторождений полезных ископаемых. Геоэкология: сб. материалов XII Международного научного конгресса, Новосибирск, 18-22 апреля 2016 г. – 2016. – С. 196-200.
3. Логинов Г.Н., Петров А.М. Автоматическое выделение геоэлектрических границ по данным бокового каротажного зондирования с помощью глубокой сверточной нейронной сети // Геология и геофизика. – 2019. – т. 60. – № 11. – С. 1650-1657.
4. Danilovskiy K., Loginov G., Nechaev O. Automatic geoelectric boundaries detection on the resistivity images based on 3D numerical simulation and convolutional neural network // The 9th Saint Petersburg International Conference and Exhibition, Saint Petersburg, 16-19 November 2020. – 2020. – Paper 15.
5. Петров А.М., Нечаев О.В., Сухорукова К.В. Быстрая совместная двумерная инверсия данных электромагнитных и гальванических каротажных зондирований с определением вертикального сопротивления // ГЕО-Сибирь-2018. Т. 4. Недропользование. Горное дело. Направления и технологии поиска, разведки и разработки месторождений полезных ископаемых. Экономика. Геоэкология: сб. материалов XIV Международного научного конгресса, Новосибирск, 23-27 апреля 2018 г. – 2018. – С. 90-98.
6. Dozat T. Incorporating Nesterov Momentum into Adam [Электронный ресурс] URL: <https://openreview.net/pdf/OM0jvwB8jIp57ZJjtNEZ.pdf>

#### БИБЛИОГРАФИЧЕСКИЙ СПИСОК

1. Sobolev A.Yu., Yeltsov I.N., Simonov K.V. Nejrosetevoe modelirovanie signalov VIKIZ // Karotazhnik. – 2006. – № 9. – S. 136-152.
2. Agbash I.A., Sobolev A.Yu. Postroenie bystrykh analogov pryamyh i obratnykh zadach bokovogo elektricheskogo zondirovaniya skvazhin s ispol'zovaniem tekhnologii nejronnykh setej // GEO-Sibir'-2016. T. 1. Nedropol'zovanie. Gornoe delo. Napravleniya i tekhnologii poiska, razvedki i razrabotki mestorozhdenij poleznykh iskopaemykh. Geoekologiya: sb. materialov XII Mezhdunarodnogo nauchnogo kongressa, Novosibirsk, 18-22 aprelya 2016 g. – 2016. – S. 196-200.

3. Loginov G.N., Petrov A.M. Avtomaticheskoe vydelenie geoelektricheskikh granic po dannym bokovogo karotazhnogo zondirovaniya s pomoshch'yu glubokoj svertochnoj nejronnoj seti // Geologiya i geofizika. – 2019. – t. 60. – № 11. – S. 1650-1657.

4. Danilovskiy K., Loginov G., Nechaev O. Automatic geoelectric boundaries detection on the resistivity images based on 3D numerical simulation and convolutional neural network // The 9th Saint Petersburg International Conference and Exhibition, Saint Petersburg, 16-19 November 2020. – 2020. – Paper 15.

5. Petrov A.M., Nechaev O.V., Sukhorukova K.V. Bystraya sovместnaya dvumernaya inversiya dannyh elektromagnitnyh i gal'vanicheskikh karotazhnyh zondirovanij s opredeleniem vertikal'nogo soprotivleniya // GEO-Sibir'-2018. T. 4. Nedropol'zovanie. Gornoe delo. Napravleniya i tekhnologii poiska, razvedki i razrabotki mestorozhdenij poleznyh iskopaemyh. Ekonomika. Geoekologiya: sb. materialov XIV Mezhdunarodnogo nauchnogo kongressa, Novosibirsk, 23-27 aprelya 2018 g. – 2018. – S. 90-98.

6. Dozat T. Incorporating Nesterov Momentum into Adam [Elektronnyj resurs] URL: <https://openreview.net/pdf/OM0jvwB8jIp57ZJjtNEZ.pdf/>.

© А. М. Петров, К. Н. Даниловский, В. В. Еременко, 2021