

ПОСТРОЕНИЕ БЫСТРЫХ АНАЛОГОВ ПРЯМЫХ И ОБРАТНЫХ ЗАДАЧ БОКОВОГО ЭЛЕКТРИЧЕСКОГО ЗОНДИРОВАНИЯ СКВАЖИН С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ ТЕХНОЛОГИИ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ

Игорь Андреевич Агбаш

Институт нефтегазовой геологии и геофизики им. А. А. Трофимука СО РАН, 630090, Россия, г. Новосибирск, пр. Академика Коптюга, 3, ведущий программист лаборатории электромагнитных полей, тел. (913)457-38-98, e-mail: agbashia@ipgg.sbras.ru

Андрей Юрьевич Соболев

Институт нефтегазовой геологии и геофизики им. А. А. Трофимука СО РАН, 630090, Россия, г. Новосибирск, пр. Академика Коптюга, 3, кандидат технических наук, старший научный сотрудник лаборатории электромагнитных полей, e-mail: SobolevAY@ipgg.sbras.ru

Созданы модули быстрой обработки данных каротажа: прямая и обратная двухслойные одномерные задачи бокового каротажного зондирования (БКЗ), обратная двухмерная задача БКЗ в упрощенной постановке, превосходящие по скорости существующие решения в 150 и более раз при достаточных для практического применения погрешностях аппроксимации.

Ключевые слова: многопараметрическая нелинейная регрессия, скважинная геофизика, БКЗ, искусственные нейронные сети.

FAST ANALOGUES OF DIRECT AND INVERSE PROBLEMS OF RUSSIAN LATER-LOG BY NEURAL NETWORK TECHNOLOGY

Igor A. Agbash

Trofimuk Institute of Petroleum Geology and Geophysics SB RAS, 630090, Russia, Novosibirsk, Koptuyug Prospect 3, Senior Developer, Laboratory of electromagnetic fields, tel. (913)457-38-98, e-mail: agbashia@ipgg.sbras.ru

Andrey Y. Sobolev

Trofimuk Institute of Petroleum Geology and Geophysics SB RAS, 630090, Russia, Novosibirsk, Koptuyug Prospect 3, Ph. D., Senior Researcher, Laboratory of electromagnetic fields, e-mail: SobolevAY@ipgg.sbras.ru

Artificial neural networks based modules of forward and inverse 2-layer 1D problems and 3-layer 2D inverse problem of Russian laterlog (BKZ) are created with sufficient for practical use approximation errors.

Key words: multi-parameter nonlinear regression, borehole geophysics, Russian laterlog, artificial neural networks.

При разработке месторождений проводится большое количество каротажных исследований. Взаимосвязь модели среды околоскважинного пространства и показаний приборов достаточно сложна, и задача создания эффективных процедур обработки для промышленной интерпретации остается актуальной. Показана возможность использовать искусственные нейронные сети для увеличения скорости решения прямых и обратных задач электрического каротажа: ней-

ронная сеть достаточно хорошо приближает значение многомерной непрерывной функции.

В качестве исследуемой области модельных параметров был взят типичный для Западной Сибири диапазон параметров среды и геоэлектрические характеристики скважины. Моделирование осуществлялось для различных одномерных и двумерных радиально-цилиндрических моделей.

С помощью библиотеки Fast Artificial Neural Networks [1] построен аппроксимант одномерной задачи «скважина-пласт», так называемой «поправки за скважину», которая широко применяется при обработке и представлении данных БКЗ как в виде самостоятельной трансформации, так и в качестве основы алгоритмов уточнения УЭС бурового раствора и оценки качества каротажа. Случай пласта неограниченной мощности, вскрытого скважиной с заданными параметрами, является очень важным и часто используемым, но, с другой стороны, очень простым. Эта модель описывается двумя параметрами – радиусом скважины r от 0.035 до 0.5 м и сопротивлением пласта ρ_n от 0.1 до 50000 Ом·м. Входные данные логарифмировались и масштабировались, как описано в [2, 3]. Для обучающей выборки насчитана равномерная сетка 40×40 значений каждого параметра (всего 1600 моделей) при помощи библиотеки emfcore [4]. Для тестовой выборки параметры моделей выбирались в том же диапазоне, логарифмы параметров равномерно распределены – всего 400 моделей. Выход – кажущиеся сопротивления для каждого из 6 зондов БКЗ от 0.2 до 8 метров, независимо. Нейросеть с 10 нейронами в одном скрытом слое показала среднюю погрешность 0.16 % по сравнению с насчитанными значениями.

Для имитации обратной задачи восстановления сопротивления пласта, по показаниям 6 зондов БКЗ и радиусу скважины (7 входных параметров), также использована нейросеть с 10 нейронами в скрытом слое, которая показала среднее отклонение – менее 0.2 %, максимальное – 0.6 % (рис.).

Метод БКЗ существенно нелокальный: на показания зондов оказывает влияние область пространства, сравнимая и превышающая длину зонда. Важным этапом стандартной обработки БКЗ является учет влияния вмещающих пород. Для этого общепринятыми алгоритмами осреднения, принимающими во внимание длину зонда, мощность пласта и контраст сопротивлений (обзор сделан, например, в [5]), рассчитываются эффективные значения кажущихся сопротивлений («снятые отсчеты») в пласте ρ_n^k и во вмещающих породах $\rho_{вм}^k$.

Построен нейросетевой аналог упрощенной 2D-задачи БКЗ для модели «пласт ограниченной мощности со скважиной» для снятия отчетов с поправкой за вмещающие породы.

Модели для обучения рассчитывались так: 4 входа для каждого из 6 зондов БКЗ от 0.2 до 8 м независимо.

1. Толщина слоя h от 0.5 до 100 м, 34 точки.
2. Радиус скважины r от 0.035 до 0.332 м, 15 точек.
3. Сопротивление вмещающих $\rho_{вм}$ от 0.1 до 50000 Ом·м, 18 точек.
4. Сопротивление пласта ρ_n от 0.1 до 50000 Ом·м, 35 точек.

Для каждой модели рассчитывался достаточный фрагмент каротажных кривых 2D-алгоритмом [6] и с помощью процедур из [5], встроенных в емfcore [4], рассчитывались кажущиеся («снятые отсчеты») сопротивления в пласте и во вмещающих. Эти значения считались выходом прямой задачи:

$$\rho_{\Pi}^K = f(h, r, \rho_{\text{ВМ}}, \rho_{\Pi}), \quad \rho_{\text{ВМ}}^K = g(h, r, \rho_{\text{ВМ}}, \rho_{\Pi}) \quad (1)$$

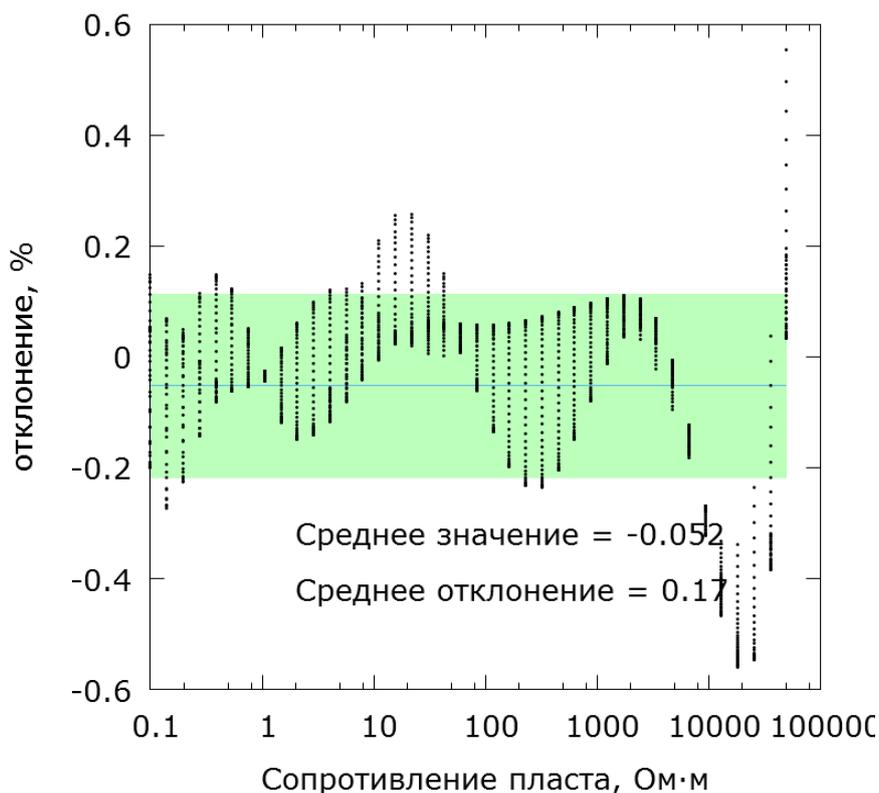


Рис. Разница между исходными и восстановленными значениями сопротивления пласта, %

Рассчитаны синтетические сигналы для 321300 моделей; случайно выбранные из них 70 % сформировали обучающую выборку, а оставшиеся разделены на тестовую (15 %) и контрольную (15 %) выборки.

Обратная задача ставится так: при заданных толщине слоя и радиусе скважины, по снятым отсчетам в пласте ограниченной мощности и во вмещающих восстановить снятые отсчеты в пласте неограниченной мощности.

$$\rho_{\infty}^K = F_1(h, r, \rho_{\text{ВМ}}^K, \rho_{\Pi}^K). \quad (2)$$

Решение при помощи табличной интерполяции (палетки) аналогично представленному в [2]: сначала интерполируется прямая задача, поскольку данные рассчитаны на прямоугольной сетке, а затем нелинейной минимизацией решается обратная относительно ρ_{Π}

$$\rho_{\Pi} = F(h, r, \rho_{\text{ВМ}}^K, \rho_{\Pi}^K) \quad (3)$$

и вычисляется ρ_{∞}^k . Для обучения нейронной сети не требуется прямоугольная сетка, и можно сразу решать задачу (2).

Опробованы нейросети, имитирующие задачи (1)-(3). Проблемы при построении таких сетей для каждой задачи возникли схожие: короткие зонды подбираются хорошо, а длинные – 4 м, и особенно 8 м, – хуже. Это связано с тем, что на длинные зонды вмещающие породы оказывают более существенное влияние. Тем не менее нейросеть с 100 нейронами в одном скрытом слое показала среднеквадратичное отклонение 2.6 %, по сравнению с рассчитанными значениями для самого длинного зонда 8 м.

ВЫВОДЫ

Показана применимость нейросетевой технологии для решения прямых и обратных задач геофизических исследований скважин с достаточной точностью (табл.). Созданы модули:

а) прямая и обратная двухслойные 1D-задачи БКЗ, которые совпадают с эталонным решением (максимальное отклонение 0.6 % во всем диапазоне, 0.3 % в практически важном диапазоне), но быстрее в 150-200 раз;

б) обратная 2D-задача БКЗ в упрощенной постановке «скважина в пласте ограниченной мощности» с погрешностью, сопоставимой с аппаратурной (стандартное отклонение 2.6 %), но значительно быстрее (более чем в 10^6 раз по сравнению с [4]).

Таблица

Результаты исследования

Задача	Время расчета существующего модуля emfcore, с	Время расчета нейросетевого аппроксиматора, с	Средняя погрешность, %	Полученное ускорение, раз
Прямая двухслойная 1D-задача БКЗ	0.03	$0.16 * 10^{-3}$	0.16	180
Обратная двухслойная 1D-задача БКЗ	> 0.3	$0.16 * 10^{-3}$	0.3	1800
Обратная 2D-задача БКЗ	> 160	$0.16 * 10^{-3}$	2.6	10^6

БИБЛИОГРАФИЧЕСКИЙ СПИСОК

1. Fast Artificial Neural Networks (FANN) [официальный сайт] // <http://leenissen.dk/fann/wp/>.

2. Сердюк К.С., Агбаш И.А., Соболев А.Ю. Построение быстрых аппроксимационных модулей решения задач высокочастотного электромагнитного каротажа // Интерэкспо ГЕО-Сибирь-2013. IX Междунар. науч. конгр. (Новосибирск, 15-26 апреля 2013 г.): Междунар. науч. конф. "Недропользование. Горное дело. Новые направления и технологии поиска, разведки и разработки месторождений полезных ископаемых. Геоэкология": Сб. материалов в 3 т. - Новосибирск: СГГА, 2013. - Т. 2. - С. 96-101.

3. Агбаш И.А., Соболев А.Ю. Моделирование сигналов высокочастотного индукционного каротажа на основе многослойных нейронных сетей [Электронный ресурс] // Трофи-

муковские чтения - 2015: Материалы Всероссийской молодежной научной конференции с участием иностранных ученых. - 2015. - С. 234-236.

4. Сердюк К.С., Урамаев М.Ш., Михайлов И.В. Программная библиотека Emscore количественной интерпретации данных электрометрических измерений в скважинах // Интерэкспо ГЕО-Сибирь-2013. IX Междунар. науч. конгр. (Новосибирск, 15-26 апреля 2013 г.): Междунар. науч. конф. "Недропользование. Горное дело. Новые направления и технологии поиска, разведки и разработки месторождений полезных ископаемых. Геоэкология": Сб. материалов в 3 т. - Новосибирск: СГГА, 2013. - Т. 2. - С. 83-89.

5. Баранова С.С., Соболев А.Ю. Быстрая прямая и обратная задачи бокового каротажного зондирования для двумерной среды // Науки о Земле. Современное состояние: Материалы I Всерос. молодежной науч.-практ. конф. (Геологический полигон "Шира", Республика Хакасия, 28 июля - 4 августа 2013 г.). - 2013. - С. 208-209.

6. Сухорукова К.В., Нечаев О.В., Петров А.М. Численная инверсия сигналов бокового каротажного зондирования на основе двумерной анизотропной модели // Интерэкспо ГЕО-Сибирь-2015. XI Междунар. науч. конгр. (г. Новосибирск, 13-25 апреля 2015 г.): Междунар. науч. конф. "Недропользование. Горное дело. Направления и технологии поиска, разведки и разработки месторождений полезных ископаемых. Геоэкология": Сб. материалов в 3 т. – Новосибирск: СГГА, 2015. - Т. 2. - С. 259-263.

© И. А. Азбаиш, А. Ю. Соболев, 2016