

recharge of rivers requires the joint analysis of the surface and underground flows within a catch basin with the substantiation of nature and rate of the interaction between these two regimes. According to the results obtained for the west of the Moscow artesian basin, groundwater of the top hydrodynamic zone aquifers are statistically insensitive relative to the modern climatic fluctuations but exposed to anthropogenic impact. It is emphasized that the Upper Dnepr in the middle of the basin will incur a deficit of 13 % of underground inflow in case of groundwater use. In the first and third water-resources regions, the impact on the groundwater component is low (2 %). In the first region, the low impact, even in case of heavy groundwater withdrawal, is conditioned by the presence of thick low Carboniferous argillaceous deposits. In the third region, there are no large water consumers though there is a good connection between ground and surface water. On the whole, in the Upper Dnepr basin, the groundwater flow may reduce by 6 % in the future. It is suggested to obtain the same estimates in the Dnepr River basin in the west of the Moscow artesian basin in the neighborhood of Bryansk and Kursk where groundwater management is heavier.

Keywords: Moscow artesian basin, groundwater, resources, groundwater withdrawal, climate change.

References

- Zektser I. S. Patterns and Research Methodology of Groundwater Flow Formation. Moscow : Nauka, 1977. 173 p.
- Prodanov A. N., Tyulkin A. P., Zoteev O. V. Prospects of application of technologies of rock refuse paste thickening for coffin reclamation. *Tsvetnye Metally*. 2015. No. 12. pp. 13–18. DOI: 10.17580/tsm.2015.12.02
- Lepikhin A. P., Perepelitsa D. I., Nechaeva S. V., Skopinov M. V. Hydrological aspects of estimation of consequences of subsidence of territories due to large-scale mining works. *Eurasian Mining*. 2013. No. 2. pp. 46–48.
- Kurilenko V. V., Khaykovich I. M. Mineral deposits development areas environmental pollution assessment technique. *Obogashchenie Rud*. 2015. No. 3. pp. 56–60. DOI: 10.17580/or.2015.03.10
- Rossman N. R., Zlotnik V. A., Rowe C. M., Szilagyi J. Vadose zone lag time and potential 21st century climate change effects on spatially distributed groundwater recharge in the semi-arid Nebraska Sand Hills. *Journal of Hydrology*. 2014. Vol. 519. pp. 656–669.
- Rossman N. R., Zlotnik V. A. Review: Regional groundwater flow modeling in heavily irrigated basins of selected states in the western United States. *Hydrogeology Journal*. 2013. Vol. 21, Iss. 6. pp. 1173–1192.

- Barthel R., Banzhaf S. Groundwater and Surface Water Interaction at the Regional-scale – A Review with Focus on Regional Integrated Models. *Water Resources Management*. 2016. Vol. 30, Iss. 1. pp. 1–32.
- Zektser I. S. (Ed.). *Underground Water of the World: Resources, Use, Prediction*. Moscow : Nauka, 2007. 438 p.
- Cherepansky M. M. Regional Estimates of River Flow Reduction under Groundwater Withdrawal. Moscow : NIA-Priroda, 2006. 156 p.
- Dzyuba A. V. Formalization of the teleconnection of the North Atlantic oscillation and temperature regime in the Atlantic-Eurasian subpolar zone. *Russian Meteorology and Hydrology*. 2009. Vol. 34, No. 5. pp. 274–284.
- Zektser I. S., Dzyuba A. V. Uncertainties in the Assessment of Climate Change Impacts on Groundwater. *Episodes*. 2015. Vol. 38, No. 1. pp. 49–53.
- Dzyuba A. V., Loginov V. V. On the question of the reliability of estimates of climate driven changes in groundwater resources. *Water: chemistry and ecology*. 2017. No. 3. pp. 46–55.
- Loginov V. F., Mikutsky V. S. Climate Change: Trends, Circles and Pauses. Minsk : Belaruskaya navuka, 2017. 179 p.
- Stocker T. F., Qin D., Plattner G.-K., Tignor M. M. B., Allen S. K. et al. Climate Change 2013 – The Physical Science Basis: Working Group I Contribution to the Fifth Assessment Report of the Intergovernmental Panel on Climate Change. Cambridge : Cambridge University Press, 2013. 1552 p.
- Phillips A. S., Deser C., Fasullo J. Evaluating Modes of Variability in Climate Models. *Eos, Transactions American Geophysical Union*. 2014. Vol. 95, No. 49. pp. 453–455.
- Cherepansky M. M. Theoretical Framework for Hydrogeological Prediction of Groundwater Withdrawal Impact on River Flow. Moscow : NIA-Priroda, 2005. 260 p.
- Water Management and Preservation Plan of the Russian Dnepr River Section. Available at: <http://www.m-obv.ru/activity/proekty> (accessed: 19.04.2018).
- Danilov-Danilyan V. I. (Ed.). *Rivers and Lakes of the World: Encyclopedia*. Moscow : Izdatelstvo «Entsiklopediya», 2012. 928 p.
- Stepkina N. V. *Information Bulletin on the Smolensk Region Interior in 2014*. Smolensk, 2015. Iss. 20. 150 p.
- Yazvin L. S., Shestopalov V. M., Cherepansky M. M. (Eds.). *Current Status of Drinking Groundwater Sources in the Dnepr River Basin*. Minsk : Belsens, 2004. 87 p.
- Zverev V. P. *Water in the Earth*. Moscow : Nauchnyi mir, 2009. 252 p.

УДК 550.837

МЕТОДЫ ТЕОРИИ РАСПОЗНАВАНИЯ ОБРАЗОВ И НЕЙРОСЕТЕВЫХ ТЕХНОЛОГИЙ В ЗАДАЧАХ ИНТЕРПРЕТАЦИИ 2D/3D-ДААННЫХ ГЕОЭЛЕКТРИКИ*

Е. А. ОБОРНЕВ¹, зав. кафедрой, канд. физ.-мат. наук, ObornevEA@mail.ru
М. И. ШИМЕЛЕВИЧ¹, зав. лабораторией, канд. физ.-мат. наук
И. Е. ОБОРНЕВ², старший научный сотрудник, канд. физ.-мат. наук
А. А. НИКИТИН¹, проф., д-р физ.-мат. наук

¹Российский государственный геологоразведочный университет им. Серго Орджоникидзе, Москва, Россия

²Научно-исследовательский институт ядерной физики им. Д. В. Скобельцына Московского государственного университета им. М. В. Ломоносова, Москва, Россия

Введение

В настоящее время в практике интерпретации данных магнитотеллурических зондирований (МТЗ) по-прежнему широко применяется одномерная (1D), ставшая классической модель Тихонова – Каньяра, но для большинства реальных геофизических объектов поиска месторождений полезных ископаемых актуальным становится использование в интерпретации двумерных (2D) и трехмерных (3D) физико-геологических моделей.

Представлен аппроксимационный метод интерпретации данных геоэлектрики (обратная задача геофизики) с помощью нейросетевого аппроксиматора (НС-палетки).

Ключевые слова: геоэлектрика, обратная задача, искусственный интеллект, нейронные сети, аппроксимация, НС-палетка.

DOI: 10.17580/gzh.2018.11.05

Традиционные методы решения обратной задачи МТЗ основаны на минимизации регуляризованного функционала невязки. Слабые стороны традиционного подхода при решении многомерной обратной задачи, такие как зависимость решения от первого приближения, сильная неустойчивость и многоэкстремальность процесса минимизации, ограничение на размерность среды, отмечают многие исследователи, например [1].

Альтернативный нейросетевой (НС) подход основан на возможности решения обратной задачи с помощью заранее расчи-

*Работа выполнена с использованием вычислительных ресурсов Межведомственного суперкомпьютерного центра Российской академии наук (МСЦ РАН). Исследование осуществлено за счет гранта Российского научного фонда (проект № 14-11-00579).

танного множества опорных решений (Банка решений) с последующим применением интерполяционно-аппроксимационных процедур поиска и методов теории распознавания образов. Для 2D/3D-сред это стало возможно благодаря развитию средств вычислительной техники. Для многопараметрических сред (например, с числом параметров 100 и более) для построения Банка решений необходимо использовать подходы, основанные на методах Монте-Карло. Высокая скорость и универсальность НС-методов позволяют применять их для решения широкого круга задач, что дает основание применения этих методов в геоэлектрике и возможность перехода от классической одномерной модели к широкому использованию 2D/3D-модели.

Впервые концепция применения НС-технологии в геофизике была изложена в обзорной работе [2]. В работах российских ученых представлены примеры использования НС-технологии в методах моделирования глубины залегания геологических границ по комплексу геофизических полей [3], электрического каротажа [4], прогнозирования показателей добычи нефти [5], для предварительной обработки данных МТЗ и их классификации [6]. В работах зарубежных авторов – для прогнозирования землетрясений на основе автоматической кластеризации [7], в электротомографии в задачах кластеризации [8], в методе вертикального электрического зондирования [9], в нефтяной геофизике [10].

Особенности метода

В работах авторов статей [11–12] представлены результаты развития НС-метода для решения задачи инверсии магнитотеллурических (МТ) данных – построения 2D/3D-геоэлектрических разрезов земной толщи, на основе которых могут быть приняты решения о бурении геологоразведочных скважин или разработке месторождения полезных ископаемых.

В самом общем виде задача инверсии МТ-данных (обратная задача геоэлектрики), может быть сведена к решению операторного уравнения первого рода [1]. Это решение можно получить в рамках *i*-го параметризованного класса сред, который моделируется с использованием программируемой функции параметризации. Она позволяет по заданному набору (вектору) параметров среды рассчитать распределение удельного сопротивления в каждой точке изучаемой подземной толщи. Простейшим примером параметризации геологического разреза является представление ее в виде набора прямоугольных блоков (ячеек сетки параметризации). В узлах сетки параметризации заданы значения удельного сопротивления, а между узлами они интерполируются с использованием системы сглаживающих функций, например полиномов, сплайнов и др.

Традиционный метод решения задачи инверсии МТ-данных (метод подбора) основан на минимизации регуляризованного функционала невязки [13], в котором варьируют значения, строят соответствующую модель МТ-поля и сравнивают его с измеренным вектором МТ-данных. Этот процесс может занимать от нескольких часов до нескольких суток.

Альтернативный подход, который представляют авторы, основан на использовании аппроксимационного метода, который дает существенный выигрыш по времени. В нем строится функция-

аппроксиматор, которая задается в аналитическом виде и зависит от настраиваемых числовых параметров, определяемых в процессе ее построения на основе набора примеров решений прямых и обратных задач (Банка решений). С помощью построенного аппроксиматора, играющего роль приближенного обратного отображения задачи, интерполяционное решение (распределение параметров в изучаемой подземном массиве) для рассматриваемого *i*-го класса геологических разрезов может быть получено с помощью простого автомата типа палетки (аналога номограммы – изображения функциональной зависимости в виде чертежа, который позволяет найти ответ по заданному значению переменных, без трудоемких и долгих вычислений).

Нейросетевой метод является представителем аппроксимационной группы методов, при этом в качестве универсального аппроксиматора используется нейросетевая функция, которую в теории распознавания образов принято называть трехслойным перцептроном или НС-аппроксиматором.

По аналогии с известными палеточными альбомами для 1D-горизонтально-слоистых сред, построенными в виде номограмм на бумаге, набор обученных НС-аппроксиматоров можно назвать нейросетевыми электронными 2D/3D-палетками, которые позволяют по набору данных МТ-зондирований за считанные секунды рассчитать распределение удельного сопротивления среды на основе полученных параметров в заданном классе геоэлектрических сред. Тем самым предлагается использовать данный экспресс-анализ непосредственно в полевых условиях, что существенно повышает значимость и качество, а значит, и эффективность электроразведочных работ по методу МТЗ.

Примеры НС-инверсии 2D-синтезированных данных

Для иллюстрации работы НС-метода рассмотрим построение простейшего (методического) 2D-НС-аппроксиматора $L_1^k(2D)$. На рис. 1 представлен фрагмент схемы параметризации для функции $f_1^k(2D)$ при формировании геоэлектрического класса моделей $G_1^k(2D)$.

Искомые параметры – удельное сопротивление среды в узлах сетки параметризации изменяются в пределах интервала $[\rho_{min}, \rho_{min} + D_s]$, который был принят равным $[1 \cdot 10^4]$. На рис. 1 справа от

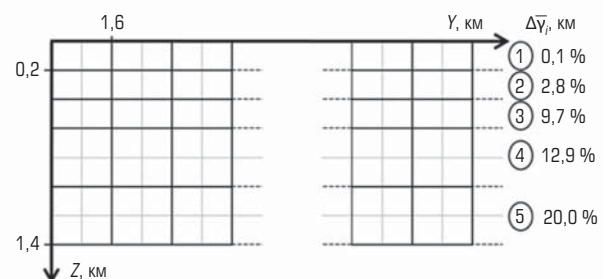


Рис. 1. Фрагмент схемы параметризации среды для формирования геоэлектрического класса моделей $G_1^k(2D)$. Цифрами в кружочках обозначены номера ярусов, справа от них – соответствующие поярусные ошибки $\bar{\epsilon}$ -обучения НС-аппроксиматора $L_1^k(2D)$

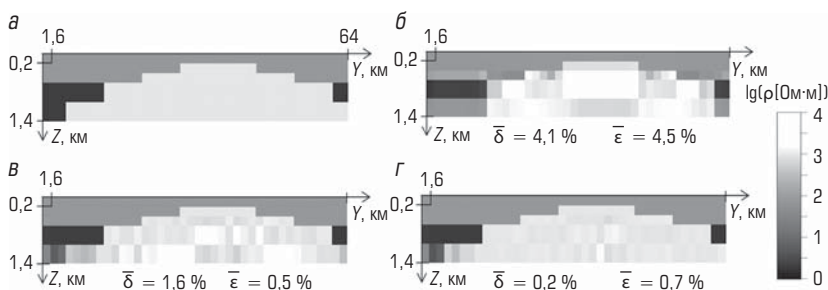


Рис. 2. Результаты инверсии для модели 2D-K1:

a – исходная модель 2D-K2; *б* – результат инверсии с помощью универсального аппроксиматора P_1^k (2D) на первой итерации; *в*, *г* – результат инверсии после третьей и пятой итераций; $\bar{\delta}$ – фактическая невязка; $\bar{\epsilon}$ – средняя ошибка решения по всем ярусам сетки

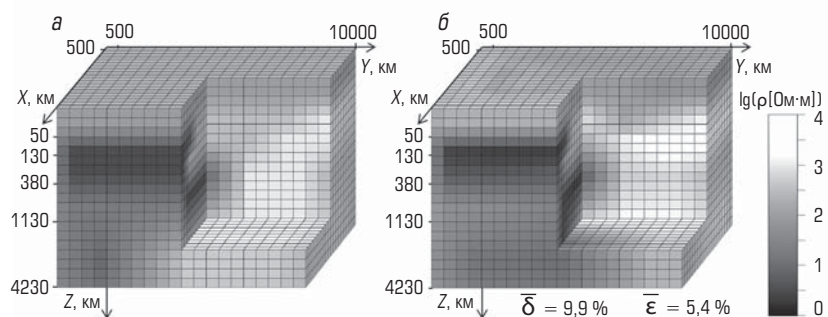


Рис. 3. Результаты инверсии для модели 3D-K4:

a – исходная модель 3D-K4 с вырезанными фронтальными фрагментами; *б* – результаты инверсии с помощью НС-палетки P_1^k (3D) на первой итерации; $\bar{\delta}$ – фактическая невязка; $\bar{\epsilon}$ – средняя ошибка решения по всем ярусам сетки

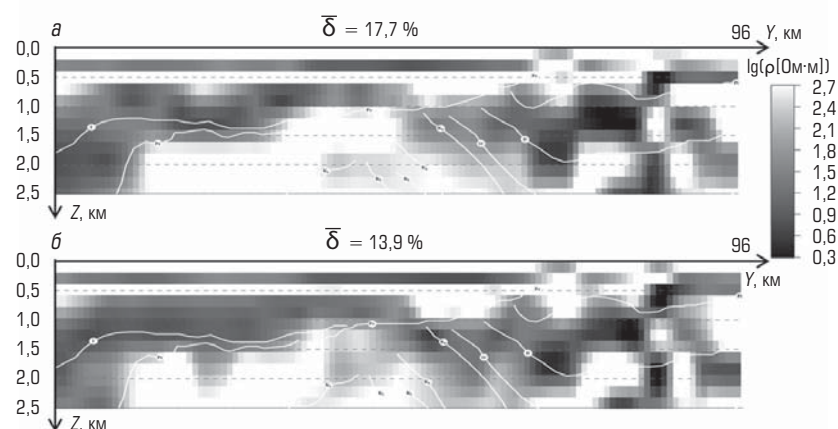


Рис. 4. Геоэлектрический разрез по профилю ОЗ Енисей-Хатангского прогиба:

a – НС-инверсия, определено 200 параметров разреза; *б* – результаты после второй итерации

номера яруса представлены средние по каждому ярусу сетки собственные интерполяционные ошибки $\Delta \bar{\gamma}_i$ аппроксиматора, определенные по тестирующему множеству. Аппроксиматор инверсии P_1^k (2D) позволяет без задания первого приближения решать обратную задачу геоэлектрики в классе блочных моделей сред, порождаемых функцией параметризации f_1^k (2D) для глубин, не превышающих 1,4 км, при условии задания TE - и TM -импедансов магнитотеллурического поля на пространственно-частотной сетке вдоль профиля измерений.

Модель 2D-K2. На рис. 2, *a* представлена модель 2D-среды, для которой рассчитывали синтезированные данные β_1, \dots, β_M . Число искомых параметров $\gamma = (\gamma_1, \dots, \gamma_{N_2})$ данной модели $N_2 = 315$. Модель представляет собой слабопроводящий погребенный купол с удельным сопротивлением $\rho = 1000$ Ом·м. Перекрывает купол хорошо проводящая верхняя часть разреза с удельным сопротивлением $\rho = 80$ Ом·м. Борты купола сложены высокопроводящими рудными образованиями со значениями $\rho = 2$ Ом·м.

На рис. 2, *б-г* представлен результат инверсии синтезированных данных (1, 3 и 5 итерации). Для полученных решений

считали средневзвешенную невязку решения $\bar{\delta}$. Средние ошибки $\bar{\epsilon}_i$ - решения по параметрам для каждого i -го яруса сетки оценивали по формуле

$$\bar{\epsilon}_i = \frac{1}{N_i \cdot D_s} \sum_{n=1}^{N_k} |\Delta \gamma_n|,$$

где $\Delta \gamma_n$ – разность между истинным и найденным параметрами с номером n ; N_k – число параметров в i -м ярусе.

После применения НС-палетки (первая итерация (рис. 2, б)) синтетическая модель слабо прослеживается, но общий контур купола виден. Довольно много ложных аномалий внутри однородного купола. Средняя невязка синтеза составляет $\bar{\delta} = 4,07\%$, а средняя ошибка по параметрам $\bar{\epsilon} = 4,54\%$. Дообучение и построение уточняющих палеток на последующих итерациях дают заметное улучшение и почти полностью «восстанавливают» исходную модель и в разы улучшают невязку синтеза до $\bar{\delta} = 0,22\%$ и ошибки по параметрам – до $\bar{\epsilon} = 0,7\%$.

3D инверсия. Для инверсии 3D-данных был построен аппроксиматор инверсии P_1^k (3D), который позволяет без задания первого приближения решать обратную 3D-задачу МТЗ в классе

сеточных моделей для глубин, не превышающих 4,2 км, при условии задания тензора импеданса Z и типпера W магнитотеллурического поля на пространственно-частотной сетке, покрывающей площадь измерений.

Модель 3D-K4. На рис. 3, а изображена 3D-модель среды, для которой рассчитывали синтезированные данные. Число искомым параметров $N_2 = 532$ данной модели определяется числом ячеек сетки параметризации в пределах 3D-области, представленной на рис. 3, а. На рис. 3, б представлен результат инверсии точных синтезированных данных на первой итерации. Изображения блочной модели среды для наглядности представлены в сглаженном виде на основе интерполяции между блоками.

Результаты 2D НС-инверсии МТ-полевых данных


В качестве примера НС-инверсии полевых данных представлен профиль ОЗ Енисей-Хатангского прогиба (Северо-Пяси́нский регион). Для интерпретации полевых данных построен 2D-аппроксиматор Π_1^P (2D) на основе сетки параметризации, включающей 11 ярусов и позволяющей решать обратные задачи МТЗ с глубиной до 8 км. Диапазон $[\rho_{\min}, \rho_{\min} + D_s]$ был принят равным $[1, 10^4]$. На рис. 4, а представлен результат НС-инверсии полевых данных (предварительно обработанных с целью исключения шифт-эффектов и случайных выбросов по методике [14]).

При решении обратной задачи на регуляризованной сетке параметризации было определено 200 параметров разреза в пределах рассматриваемой 2D-области, представленной на рис. 4, а. Первое приближение не задавали. Средневзвешенные невязки решения $\bar{\delta}$ приведены рядом с рисунками. В целом по всему участку профиля невязка составила $\bar{\delta} = 18\%$, а после применения второй итерации (рис. 4, б) $\bar{\delta} = 14\%$. Для сравнения на полученный геоэлектрический разрез нанесены независимые данные сейсморазведки (белые кривые). Видно, что границы геоэлектрических структур типа прогибов, выделенные в результате НС-инверсии достаточно хорошо, сопоставимы с сейсмическими границами.

Заключение

Аппроксимационный нейросетевой метод и его модификации позволяют формализованно и с большой скоростью находить устойчивые приближенные решения обратных коэффициентов 2D- и 3D-задач геоэлектрики в классе сеточных моделей сред с приемлемой для практики точностью, без задания первого приближения. Число определяемых параметров среды составляет $\sim n \cdot 10^3$. Это существенно повышает эффективность и качество результатов интерпретации полевых данных электроразведки методом МТЗ.

Библиографический список

1. Дмитриев В. И. Обратные задачи геофизики. – М.: МАКС Пресс, 2012. – 340 с.
2. Raiche A. A pattern recognition approach to geophysical inversion using neural nets // *Geophysical Journal International*. 1991. Vol. 105. Iss. 3. P. 629–648.
3. Никитин А. А., Черемисина Е. Н., Малинина С. С. Нейросетевое моделирование глубины залегания геологических границ по комплексу геофизических полей // Стратегия развития геологического исследования недр: настоящее и будущее (к 100-летию МГРИ – РГГРУ): матер. междунар. науч.-практ. конф. – М.: НПП «Фильтроткани», 2018. Т. 1. С. 408–409.
4. Азбаш И. А., Соболев А. Ю. Построение быстрых аналогов прямых и обратных задач бокового электрического зондирования скважин с использованием технологии нейронных сетей // *Интерэкспо Гео-Сибирь*. 2016. Т. 2. № 1. С. 196–200.
5. Хусаинов А. Т. Применение инструментария искусственных нейронных сетей для оперативного расчета нефтедобычи // *Научный форум. Сибирь*. 2016. № 3. С. 69–71.
6. Московский И. Г., Балабан О. М., Федорова О. С., Кочетков А. В. Применение нейронных сетей при интерпретации данных электромагнитных зондирований вертикально-трещиноватых сред // *Интернет-журнал «Науковедение»*. 2015. Т. 7 № 1(26). URL: <https://naukovedenie.ru/PDF/05TVN115.pdf> (дата обращения: 25.10.2018).
7. Shodiq M. N., Kusuma D. H., Rifqi M. G., Barakbah A. R., Harsono T. Neural Network for Earthquake Prediction Based on Automatic Clustering in Indonesia // *International Journal on Informatics Visualization*. 2018. Vol. 2. No. 1. P. 37–43.
8. Jiang Fei-Bo, Dai Qian-Wei, Dong Li. Nonlinear inversion of electrical resistivity imaging using pruning Bayesian neural networks // *Applied Geophysics*. 2016. Vol. 13. Iss. 2. P. 267–278.
9. Raj A. S., Oliver D. H., Srinivas Y. An automatic inversion tool for geoelectrical resistivity data using supervised learning algorithm of adaptive neuro fuzzy inference system (ANFIS) // *Modeling Earth Systems and Environment*. 2015. Vol. 1. DOI:10.1007/s40808-015-0006-5
10. Cranganu C., Luchian H., Breaban M. E. Artificial Intelligent Approaches in Petroleum Geosciences. – Cham: Springer, 2015. – 290 p.
11. Шимелевич М. И., Оборнев Е. А., Оборнев И. Е., Родионов Е. А. Численные методы оценки степени практической устойчивости обратных задач геоэлектрики // *Физика Земли*. 2013. № 3. С. 58–64.
12. Шимелевич М. И., Оборнев Е. А., Оборнев И. Е., Родионов Е. А. Аппроксимационный нейросетевой метод решения многомерных нелинейных обратных задач геофизики // *Физика Земли*. 2017. № 4. С. 100–109.
13. Тихонов А. Н., Арсенин В. Я. Методы решения некорректных задач. – 2-е изд. – М.: Наука, 1979. – 288 с.
14. Фельдман И. С., Окулесский Б. А., Сулейманов А. К., Николаева В. И., Кунчеров В. А., Чамо С. С. Электроразведка методом МТЗ в комплексе региональных нефтегазопоисковых работ в европейской части России // *Записки Горного института*. 2008. Т. 176. С. 125–131. 

«GORNYI ZHURNAL», 2018, № 11, pp. 34–38
DOI: 10.17580/gzh.2018.11.05

Image identification methods and neural network technologies in 2D/3D geoelectric data interpretation

Information about authors

E. A. Osborne¹, Head of Chair, Candidate of Physico-Mathematical Sciences, OsborneEA@mail.ru

M. I. Shimelevich¹, Head of Laboratory, Candidate of Physico-Mathematical Sciences

I. E. Osborne², Senior Researcher, Candidate of Physico-Mathematical Sciences

A. A. Nikitin¹, Professor, Doctor of Physico-Mathematical Sciences

¹Sergo Ordzhonikidze Russian State Geological Prospecting University, Moscow, Russia

²Skobel'tsyn Institute of Nuclear Physics, Lomonosov Moscow State University, Moscow, Russia

Abstract

New approaches to interpretation of magneto-telluric sounding data (geophysics, geoelectrics) are discussed in the article. The authors put forward an approximation method to processing the measured data (inverse geophysical problem) using a mathematical operator named in the modern information theory as the neural network (NS). It is shown that the constructed and learnt NS approximates the inverse operator and, finally, produces an electron simulator of a master chart or NS master chart. The formalized 2D/3D NS master chart is independent of skills of an interpreter and can be used many times with various measured data. An NS master chart is learnt in the process of interpretation, which needs modern computational packages and concurrent programming methods. On the other hand, the speed and portability of the complete NS master chart enables its use on customary notebooks. The solving time is a few seconds irrespective of the dimensionality of 2D/3D input data. The article gives examples to show that additional learning of NS master chart allows refinement of output, reduction of error and

elimination of shortages of the primary learning (similarly to knowledge accumulation). Efficiency of the specific NS master charts is demonstrated in terms of 2D/3D solutions of inverse problems using model and field data obtained by the magneto-telluric sounding. The approximation neural network method and its modifications enable formal stable approximated solution of 2D/3D inverse coefficient problems in geoelectric class of block models with the practically admissible accuracy without the first approximation setting. The number of the definable parameters of a medium reaches $\sim n \cdot 10^3$. The method and the complete NS master charts can be used in the in-situ express interpretation of data with a view to evaluating operation quality and adjusting surveying procedures after getting the first results. The study was carried out using computer power of the Interbranch Super Computer Center of the Russian Academy of Sciences. The study was supported by the Russian Science Foundation, Project No. 14–11–00579.

Keywords: geoelectrics, inverse problem, artificial intelligence, neural networks, approximation, NS master chart.

References

1. Dmitriev V. I. Inverse Problems in Geophysics. Moscow : MAKS Press, 2012. 340 p.
2. Raiche A. A pattern recognition approach to geophysical inversion using neural nets. *Geophysical Journal International*. 1991. Vol. 105, Iss. 3. pp. 629–648.
3. Nikitin A. A., Cheremisina E. N., Malinina S. S. Neuro net modeling of occurrence depth of geological boundaries in the whole set of geophysical fields. *Strategy of Geological Exploration of Mineral Resources: Present and Future (MGRI-RSGPU is 100) : International Scientific-Practical Conference Proceedings*. Moscow : NPP Filrotkani, 2018. Vol. 1. pp. 408–409.
4. Agbashi I. A., Sobolev A. Y. Fast analogues of direct and inverse problems of Russian laterlog by neural network technology. *Interexpo GEO-Siberia*. 2016. Vol. 2, No. 1. pp. 196–200.
5. Khusainov A. T. Use artificial neural networks for operation estimation of oil fluids. *Scientific forum. Siberia*. 2016. No. 3. pp. 69–71.

6. Moskowsky I. G., Balaban O. M., Fedorova O. S., Kochetkov A. V. Application of neural networks at interpretation of these electromagnetic sounding of vertically jointed environments. *Internet-journal "Naukovedenie"*. 2015. Vol. 7, No. 1(26). Available at: <https://naukovedenie.ru/PDF/05TVN115.pdf> (accessed: 25.10.2018).
7. Shodiq M. N., Kusuma D. H., Rifqi M. G., Barakbah A. R., Harsono T. Neural Network for Earthquake Prediction Based on Automatic Clustering in Indonesia. *International Journal on Informatics Visualization*. 2018. Vol. 2, No. 1. pp. 37–43.
8. Jiang Fei-Bo, Dai Qian-Wei, Dong Li. Nonlinear inversion of electrical resistivity imaging using pruning Bayesian neural networks. *Applied Geophysics*. 2016. Vol. 13, Iss. 2. pp. 267–278.
9. Raj A. S., Oliver D. H., Srinivas Y. An automatic inversion tool for geoelectrical resistivity data using supervised learning algorithm of adaptive neuro fuzzy inference system (ANFIS). *Modeling Earth Systems and Environment*. 2015. Vol. 1. DOI: 10.1007/s40808–015–0006–5
10. Cranganu C., Luchian H., Breaban M. E. Artificial Intelligent Approaches in Petroleum Geosciences. Cham : Springer, 2015. 290 p.
11. Shimelevich M. I., Osborne E. A., Osborne I. E., Rodionov E. A. Numerical methods for estimating the degree of practical stability of inverse problems in geoelectrics. *Izvestiya. Physics of the Solid Earth*. 2013. Vol. 49, No. 3. pp. 356–362.
12. Shimelevich M. I., Osborne E. A., Rodionov E. A., Osborne I. E. The neural network approximation method for solving multidimensional nonlinear inverse problems of geophysics. *Izvestiya. Physics of the Solid Earth*. 2017. Vol. 53, No. 4. pp. 588–597.
13. Tikhonov A. N., Arsenin V. Ya. Methods of Ill-Posed Problem Solution. 2nd Edition. Moscow : Nauka, 1979. 288 p.
14. Feldman I. S., Okulesky B. A., Suleimanov A. K., Nikolaeva V. I., Kuncherov V. A., Chamo S. S. MTS exploration within the work package of regional hydrocarbon prospecting in the European Russia. *Zapiski Gornogo instituta*. 2008. Vol. 176. pp. 125–131.

УДК 550.8

ДЕГАЗАЦИЯ ЗЕМЛИ: МАСШТАБЫ И ПОСЛЕДСТВИЯ

И. С. ГУЛИЕВ¹, вице-президент, проф., д-р геол.-минерал. наук
Р. Н. МУСТАЕВ², начальник Управления фундаментальных и прикладных научных исследований, канд. геол.-минерал. наук, mustaevrn@mgri-rggru.ru
В. Ю. КЕРИМОВ², проректор по научной работе, проф., д-р геол.-минерал. наук
М. Н. ЮДИН², проф., д-р физ.-мат. наук

¹Национальная академия наук Азербайджана, Баку, Азербайджан

²Российский государственный геологоразведочный университет им. Серго Орджоникидзе, Москва, Россия

Введение

Изучение газового режима земной коры относится к числу актуальных и недостаточно изученных проблем современной геологии. Теоретический аспект проблемы связан с познанием роли природных газов в эволюции поверхностных и глубинных оболочек Земли, становлении и развитии биосферы, накоплении горючих полезных ископаемых. Актуальность проблемы на современном этапе резко возросла в связи с опасностью развития парникового эффекта [1–3]. Картирование и оценка масштабов выноса углеродсодержащих газов и сравнение их с техногенными представляется одной из важнейших проблем современной науки. Важной практической проблемой является разработка моделей формирования, методов прогнозирования и поисков углеводородных (УВ) скоплений в сложных геологических условиях, прежде всего на больших глубинах. Образование, миграция и накопление УВ-газов на них относится к числу наиболее сложных процессов в геологии горючих ископаемых.

Изучение газового режима земной коры относится к числу актуальных и недостаточно изученных проблем современной геологии. В статье приведена принципиальная схема многоуровневого мониторинга дегазации Земли, а также проиллюстрированы каналы подачи углеводородных газов из осадочных пород.

Ключевые слова: дегазация, поток газа, масштабы углеводородной дегазации, нефтегаз.

DOI: 10.17580/gzh.2018.11.06

Исследования показывают [4–7], что в недрах некоторых молодых бассейнов, в частности в Южно-Каспийской впадине, функционирует естественным образом сложившаяся непрерывная «технологическая линия» по преобразованию подземного вещества в энергетическое и химическое сырье, характеризующаяся высокой производительностью и являющаяся ценным достоянием осадочного комплекса впадины (рис. 1). Ориентируясь на далекую перспективу, на базе такой линии можно создать такую природную добывающую и восстанавливающую нефтегазовую систему, которая была бы в состоянии обеспечить некоторую гарантированную восполняемую норму отбора продукции в течение достаточно длительного времени. Факт воздействия малоамплитудных процессов на возбуждение углеводородных систем на примере работ по вибрационному воздействию на нефтегазовые залежи подтверждены на фактическом материале, что позво-