

предлагаемой конфигурации для изучения коллекторов на предмет трещиноватости, определения напряженно-деформированного состояния и изучения вторичной пористости.

#### Литература

1. Глинских В.Н., Даниловский К.Н., Нечаев О.В. Трехмерное численное моделирование сигналов азимутального микробокового каротажа в процессе бурения // Геология, геофизика и разработка нефтяных и газовых месторождений. – Москва, 2018. – № 10. – С. 32 – 39.
2. Глинских В.Н., Никитенко М.Н., Даниловский К.Н., Еремин В.Н., Москаев И.А. Телеметрические системы каротажа: программно-методическое обеспечение в процессе бурения наклонно-горизонтальных скважин // Neftegaz.RU. – Москва, 2017. – № 10. – С. 42 – 49.
3. Глинских В.Н., Никитенко М.Н., Эпов М.И., Еремин В.Н. Алгоритмы и программное обеспечение для геонавигации по данным электромагнитного каротажа в процессе бурения // Материалы 2-й научно-практической конференции EAGE «Горизонтальные скважины 2017: Проблемы и перспективы». – Казань, 2017. – 3G05.
4. Даниловский К.Н. Моделирование сигналов электрического LWD-микроимиджера применительно к задаче геонавигации горизонтальных скважин // Материалы V Всероссийской молодежной научно-практической конференции «Науки о Земле. Современное состояние». – Республика Хакасия, 2018. – С. 23 – 25.
5. Даниловский К.Н. Оценка влияния условий измерения на результаты интерпретации данных азимутального микробокового каротажа в процессе бурения // Материалы IX Сибирской научно-практической конференции молодых ученых по наукам о Земле. – Новосибирск, 2018. – С. 165 – 167.
6. Еремин В.Н., Волканин Ю.М., Тарасов А.В. Аппаратурно-методическое обеспечение электромагнитного каротажа в процессе бурения // Каротажник. – Тверь, 2013. – № 226. – С. 62 – 69.
7. Каюров К.Н., Еремин В.Н., Эпов М.И., Глинских В.Н., Сухорукова К.В., Никитенко М.Н. Аппаратура и интерпретационная база электромагнитного каротажа в процессе бурения // Нефтяное хозяйство. – Москва, 2014. – № 12. – С. 112 – 115.
8. Эпов М.И., Глинских В.Н., Сухорукова К.В., Никитенко М.Н., Еремин В.Н. Численное моделирование и инверсия данных электромагнитного каротажа в процессе бурения и шаблонирования нефтегазовых скважин // Геология и геофизика. – Новосибирск, 2015. – № 56(8). – С. 1520 – 1529.
9. Эпов М.И., Никитенко М.Н., Глинских В.Н., Еремин В.Н. Изучение электрической макроанизотропии интервалов наклонно-горизонтальных скважин по данным высокочастотного индукционного каротажа в процессе бурения // Каротажник. – Тверь, 2016. – № 269. – С. 94 – 109.
10. Эпов М.И., Никитенко М.Н., Глинских В.Н., Сухорукова К.В. Численное моделирование и анализ сигналов электромагнитного каротажа в процессе бурения // Каротажник. – Тверь, 2016. – № 245. – С. 29 – 42.
11. Al-Musharfi N., Bansal R., Ahmed M., Kanj M., Morys M., Conrad C., Chemali R., Lotfy A., Bayrakdar M., Parker T. Real-time reservoir characterization and geosteering using advanced high-Resolution LWD Resistivity Imaging // Reservoir Innovations. – Extended Abstracts of the SPE Annual Technical Conference and Exhibition. – Florence, Italy, 2010. – SPE-133431-MS.
12. Bonner S., Bagersh A., Clark B., Dajee G., Dennison M., Hall J., Jundt J., Lovell J., Rosthal R., Allen D. A new generation of electrode resistivity measurements for formation evaluation while drilling // Extended Abstracts of the SPWLA 35th Annual Logging Symposium. – Tulsa, Oklahoma, USA, 1994. – Paper OO.
13. Danilovskiy K., Glinskikh V., Nechaev O. 3D modelling of the new resistivity microimaging tool signals for logging while drilling // Extended Abstracts of the 80th EAGE Conference & Exhibition. – Copenhagen, Denmark, 2018. – Tu SP2 01.
14. MicroScore. Боковой электрический каротаж и развертка (имиджи) в процессе бурения // Schlumberger [Электронный ресурс]. – Электрон. брошюра. – 2012. – Режим доступа: [https://www.slb.ru/upload/iblock/ea3/broshyura\\_microscope.pdf](https://www.slb.ru/upload/iblock/ea3/broshyura_microscope.pdf).
15. Nikitenko M.N., Epov M.I., Glinskikh V.N., Suhorukova K.V., Eremin V.N. Development of LWD High-frequency Resistivity Tool // Extended Abstracts of the 6th EAGE Saint Petersburg International Conference & Exhibition «Geosciences – Investing in the Future». – Saint Petersburg, Russia, 2014. – ThD05.
16. Ortenzi L., Dubourg I., Os R., Shim Y., Koepsell R., Ha, S. New azimuthal resistivity and high-resolution imager facilitates formation evaluation and well placement if horizontal slim boreholes // Extended Abstracts of the SPWLA 52nd Annual Logging Symposium. – Colorado Springs, USA, 2011. – Paper LLL.

### ПРИМЕНЕНИЕ МЕТОДОВ МАШИННОГО ОБУЧЕНИЯ ДЛЯ ТИПИЗАЦИИ ГЕОЛОГО-ГЕОФИЗИЧЕСКИХ РАЗРЕЗОВ (НА ПРИМЕРЕ МЕСТОРОЖДЕНИЙ НЮРОЛЬСКОЙ ВПАДИНЫ)

**И.С.Канаев**

Научный руководитель ведущий эксперт ЦППС НД ТПУ О.С. Чернова  
*Национальный исследовательский Томский политехнический университет г. Томск, Россия*

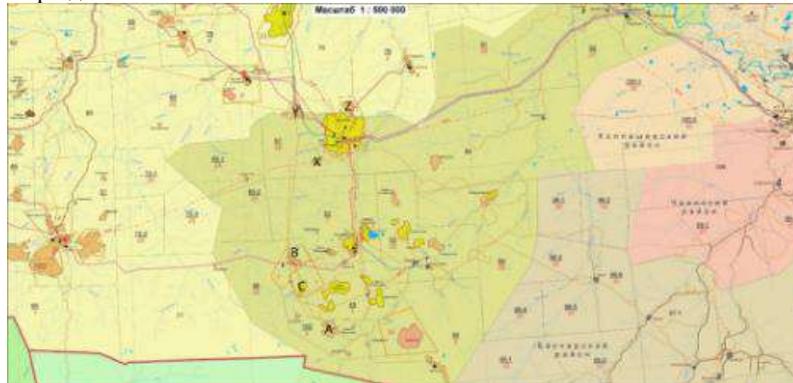
В настоящее время для анализа больших выборок данных наиболее успешно применяются методы машинного обучения. Методы машинного обучения позволяют производить классификацию, кластеризацию, прогнозирование и т.д. Задачу типизации геолого-геофизических разрезов можно представить, как задачу классификации. Типизация геолого-геофизических разрезов представляет собой разномасштабную задачу, включающую в себя крупномасштабную (классификация отложений, в стратиграфическом плане соответствующим свитам) и мелкомасштабную (выделение реперных горизонтов, разделяющих формации).

В рамках данной статьи рассмотрена возможность использования такого метода машинного обучения, как искусственные нейронные сети в качестве классификатора. Благодаря использованию методов машинного обучения возникает возможность автоматизации процесса классификации отложений и выделения границ отложений свит.

**СЕКЦИЯ 5. ГЕОФИЗИЧЕСКИЕ МЕТОДЫ ИССЛЕДОВАНИЯ ЗЕМЛИ И ПОИСКОВ И  
РАЗВЕДКИ МЕСТОРОЖДЕНИЙ ПОЛЕЗНЫХ ИСКОПАЕМЫХ.  
ГЕОИНФОРМАЦИОННЫЕ СИСТЕМЫ В ГЕОФИЗИЧЕСКИХ ИССЛЕДОВАНИЯХ.**

Также стоит отметить повышение точности результатов интерпретации. Особым достоинством применение данной методики является возможность выявления новых признаков, пропущенных экспертами интерпретаторами.

Исходными анализируемыми данными являлись данные геофизических исследований скважин. Входные данные были получены с трех месторождений, структурно приуроченных к Нюрольской впадине (А,В,С) (Рис. 1). В совокупности с данных трех месторождений были проанализированы данные каротажных исследований 13-ти скважин с экспертным разделением комплекса отложений на свиты.



**Рис. 1. Схема расположения анализируемых месторождений**

Имеющиеся для анализа данные часто имеют следующие проблемы: 1) различный набор каротажных данных; 2) наличие пропусков; 3) небольшой набор точек данных на малых глубинах и значительно большее количество точек в зонах интереса, т.е. проблема неравномерности распределения классов; 4) неодинаковые длины участков однотипных каротажных исследований для одинаковых отложений свит в разных скважинах; 5) разные условия измерений (например, различная калибровка приборов), вследствие чего точки данных, описывающие одну и ту же точку, имеют различные числовые значения; 6) выбросы и шумы в исходных данных.

Приведенные проблемы часто встречаются в сырых входных данных [2], именно поэтому всегда необходимым шагом является этап подготовки данных. Началом данного этапа является сортировка входных данных, удаление информации, не представляющей интереса для анализа, и приведение начальных данных к единому формату. Для решения проблемы разных средних значений, возникающих при различных условиях проведения замеров при одинаковых каротажных исследованиях, была применена нормировка значений каротажей с вычислением стандартизированных оценок (z-оценок). Стандартизованная оценка применяется для сравнения размерностей или шкал измерений и является безразмерным статистическим показателем.

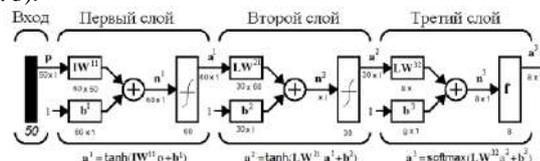
Наиболее обобщенно алгоритм работы нейронной сети можно представить моделью «черного ящика», который переводит одни данные в другие, входной вектор – в выходное значение (Рис. 2).



**Рис. 2. Модель «черного ящика»**

Для решения задачи выделения свит в скважине по набору каротажных данных было решено использовать классификатор на основе искусственной нейронной сети, а также каскада искусственных нейронных сетей прямого распространения, основываясь на идее применения совокупности слабых классификаторов для достижения хорошей точности.

Конфигурация каждой сети была одинакова: полносвязная сеть прямого распространения с двумя скрытыми слоями по 50 и 30 нейронов, функция активации – гиперболический тангенс, на выходном слое из 8 нейронов применяется SoftMax (Рис. 3).



**Рис. 3. Архитектура нейронной сети**

В рамках данной работы, по аналогии с комплексной работой [1], анализировался набор из следующих каротажей: гамма каротаж, каротаж собственной поляризации, индукционный, калипер, нейтронный гамма каротаж и акустический.

Временной ряд соответствующего каротажа подается на вход сети. При использовании каскадной конфигурации сети, каждый временной ряд каротажа подается отдельно на вход определенной сети. Каскад состоит из сетей для каротажей гамма, собственной поляризации, индукционного, калипер, нейтронного гамма и акустического. Принадлежность входного ряда к классу определяется по взвешенной сумме голосов сетей. Схожий подход можно отметить в работе [3].

В результате использования искусственных нейронных сетей в качестве классификатора для отложений различных свит удалось достаточно точно классифицировать практически все свиты. В качестве порогового значения успешности классификации было принято 70% значение точности классификации.



Рис.4. а) Матрица точности классификатора на основе нейронной сети; б) Матрица точности классификатора на основе каскада нейронных сетей

Рис.4 иллюстрирует матрицу точности произведенной классификации с помощью нейронной сети. Центральная диагональ матрицы (обозначенная синим цветом) показывает процент верности произведенной классификации. Так наихудший результат классификации получен для отложений: георгиевской–61.7%, васюганской–49.9% и тарской–44.3% свит. Полученный результат может быть интерпретирован с позиции небольшой выборки входных точек данных измерения каротажей, описывающих отложения данных свит. При этом наилучшие результаты получены для отложений киялинской свиты –94.7%, палеозойских отложений–93%, тюменской свиты–92.6% и баженовской свиты– 92.1%, а также отложений куломзинской свиты– 84.8%.

Особенно необходимо отметить тот факт, что для отложений тарской и васюганской свит выделяется общая закономерность–большее число точек данных, неверно отнесенных к другому классу, было классифицировано в качестве отложений выше/нижележащей свиты. Таким образом, можно поставить вопрос об изменении границ свит. Так 34.2 % входных данных точек каротажных исследований васюганской свиты были ошибочно классифицированы как отложения тюменской свиты, а 43.5% отложений, приуроченных тарской свите ошибочно отнесены к отложениям вышележащей киялинской свиты, также 11.2% к нижележащей куломзинской свите.

Точность классификации для каскада сетей представлена на Рис.4б. Стоит отметить, что точность классификации увеличилась по сравнению с классификатором на основе нейронной сети практически для всех отложений свит. Лишь для отложений киялинской свиты точность классификации снизилась на 2.9%, однако при этом составила 91.8%. Так точность для отложений свит, точность классификации которых при использовании первого классификатора была ниже порогового значения, увеличилась. Так точность для отложений васюганской свиты– 68.3%, отложений тарской – 55.4% и 70.2% для отложений георгиевской свиты соответственно.

Таким образом, отложения только двух свит можно считать классифицированными неверно. В целом точность определения васюганской свиты практически достигает установленного порогового значения верности классификации. Дополнительным преимуществом классификатора на каскаде нейронных сетей является значительное снижение скорости расчета.

#### Литература

1. Гафуров Д. О., Гафуров О. М., Конторович В. А. Интерпретация данных геофизических исследований Талаканского нефтегазоконденсатного месторождения обучаемыми нейронными сетями, прогноз строения осинского горизонта// Технологии сейсморазведки, 2014.– С. 85–92.
2. Люгер Д.Ф. Искусственный интеллект: стратегии и методы решения сложных проблем, 4-е издание.– М.: Издательский дом «Вильямс», 2003.–864с.
3. B. Seth Willis Bassett, "Teaching a Computer Geology: Automated Lithostratigraphic Classification Using Machine Learning Algorithms," DMT Meet., vol. 17, 2017.

### ПАЛЕОМАГНЕТИЗМ И БИОСТРАТИГРАФИЯ ВЕРХНЕЮРСКИХ И НИЖНЕМЕЛОВЫХ ОТЛОЖЕНИЙ БОЛЬШЕХЕТСКОЙ СТРУКТУРНОЙ ТЕРРАСЫ

А.Ю.Колмаков<sup>1</sup>

Научные руководители профессор В.П. Парначев<sup>1</sup>, доцент В.П. Меркулов<sup>2</sup>

<sup>1</sup>Национальный исследовательский Томский государственный университет, г.Томск, Россия

<sup>2</sup>Национальный исследовательский Томский политехнический университет, г.Томск, Россия

До настоящего времени подробная корреляция пограничных юрско-меловых отложений остается крайне сложной задачей. Использование только биостратиграфического метода в решении этой давно уже обсуждаемой задачи не всегда дает однозначное решение. Кроме того, недостатком метода является возможное отсутствие биоматериала. Для решения этой и других проблем существует палеомагнитный метод, основанный на глобальных явлениях в истории магнитного поля Земли, обусловленных обращением его полярности (инверсии магнитного