

УДК 51-73

**Г.В. Шиверский, С.Н. Кривошеков**

**G.V. Shiverskii, S.N. Krivoschekov**

Пермский национальный исследовательский политехнический  
университет, Пермь, Россия

Perm National Research Polytechnic University, Perm, Russian Federation

## **ПЕРСПЕКТИВЫ ПРИМЕНЕНИЯ МЕТОДОВ ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА В НЕФТЕГАЗОВОЙ ГЕОЛОГИИ**

### **PROSPECTS FOR THE APPLICATION OF ARTIFICIAL INTELLIGENCE METHODS IN THE GEOLOGY OF OIL AND GAS**

Искусственный интеллект – это бурно развивающаяся область информатики, которая может существенно повлиять на нефтегазовую отрасль. В данной работе рассмотрены основные методы искусственного интеллекта, приведено сравнение с классическими статистическими методами. Представлены примеры использования искусственных сетей в различных сферах геологии, перспективы их развития.

**Ключевые слова:** искусственный интеллект, статистика, геология, машинное обучение, методы ИИ

Artificial intelligence is a rapidly developing industry that can significantly affect geology. In this paper, the main methods of artificial intelligence are considered, a comparison with classical statistical methods is given. Examples of the use of artificial networks in various fields of geology are also considered and assumptions about the prospects of development are made.

**Keywords:** artificial intelligence, statistics, geology, machine learning, AI methods

#### **Общие сведения об искусственном интеллекте**

Научный и технический прогресс создал предпосылки для возникновения искусственного интеллекта (далее ИИ) еще в середине XX века. Известный математик Алан Тьюринг сравнивал человеческий интеллект и машинный. ИИ является научным направлением на стыке многих дисциплин: математики, информатики, логики, кибернетики и даже биологии.

Толковый словарь по искусственному интеллекту дает следующее его определение: «Научное направление, в рамках которого ставятся и решаются задачи аппаратного или программного моделирования тех видов человеческой деятельности, которые традиционно считаются интеллектуальными» [1].

Искусственный интеллект – активно развивающаяся область, чуть ли не каждый год, с большой частотой появляются новые методы развития ИИ, он

внедряется во все сферы человеческой деятельности: бизнес, государственное управление, медицину, музыку, обслуживающие службы, транспорт, анализ, военное дело, промышленность и т.д. Конечно, столь всеобъемлющая сфера не могла не дойти до геологии.

Принцип работы ИИ похож на принцип работы человеческого мозга. Информация поступает в определенный блок ввода, приходит она может разными способами: её прямой ввод пользователем либо, подражая живому организму, через датчики. В идеале формат информации не должен иметь значения, она может быть текстовой, числовой, изображением или даже звуком. Далее информация идет в блок логического вывода, который как раз и находит решение данной задачи. Оттуда данные о решенной задаче идут в блок хранения, а также в блок усвоения знаний, которые потом будут применяться оперативно, если задача повторится. Помимо блока вывода информации существует ряд дополнительных блоков, отвечающих за составление алгоритмов решения, решение локальных целей, анализ динамических знаний, а также объяснение решений (рис. 1).

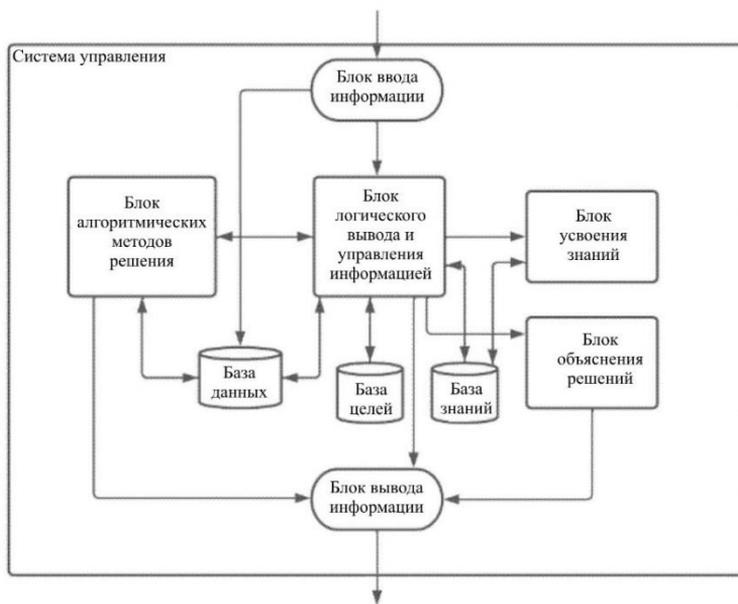


Рис. 1. Схема искусственного интеллекта

## Методы ИИ

Общепринятой классификации методов ИИ еще не существует, можно привести их примерное разделение по характеру решения поставленных перед ИИ задач [2].

Первый метод «эволюционные алгоритмы» (Evolution algorithms), которые основываются на биологической теории эволюции. При решении задачи моделируются такие процессы, как отбор, мутация и воспроизведение, как в биологической теории естественного отбора. Допустим, имеется некоторый алгоритм решения задачи, который может даже быть незаконченным. Чтобы найти наиболее оптимальный алгоритм или подтвердить успешность изначального алгоритма, он прогоняется много раз; по ходу повторения циклов происходит его видоизменение случайным образом (мутация), получается множество возможных решений задачи, далее из всего множества отбирается самый оптимальный вариант [3].

Эволюционные алгоритмы также подразделяются на различные типы, самыми успешными из них являются «генетические алгоритмы» (genetic algorithms) и «дифференциальная эволюция» (differential evolution).

Генетические алгоритмы представляют собой метод поиска, построенный на случайном подборе, комбинировании и вариации. Если описать его максимально кратко, то получится, что из имеющегося алгоритма выводится массив других, видоизмененных алгоритмов, из которых выбирается самый оптимальный, дальше действия с отсеиванием и мутациями продолжаются до нахождения самого оптимального «потомка». Для нахождения подходящего потомка алгоритмы могут скрещиваться. Данный метод является достаточно эффективным, поскольку не требует большого количества начальных данных, а также является достаточно простым. Однако этот метод слишком медленный для решения сложных задач и слишком зависим от изначальных настроек.

В методе дифференциальной эволюции алгоритм проходит четыре стадии: инициализация, мутация, переход и выборка. Однако если генетический алгоритм опирается в большей степени на третий этап, то дифференциальная эволюция фокусируется на мутации. Также отличительной чертой является ненужность бинарного представления переменных, вся работа происходит в векторной форме. Метод основан на том, что из изначального поколения векторов берутся случайным образом векторы, скрещиваются друг с другом и выводится новое поколение, которое сравнивается по эффективности с предыдущим. Данный метод обладает всем необходимым для решения глобальных задач оптимизации, а также достаточно прост в использовании, однако необходима постоянная настройка параметров.

Следующая большая группа алгоритмов называется «роевой интеллект» (swarm intelligence). Это достаточно большая группа алгоритмов, основанная на социальном взаимодействии различных животных: муравьев, пчел, рыб, волков и др. Главной особенностью такого подхода является значительная децентрализация, независимость, коммуникация и взаимодействия отдельных членов системы друг с другом. Хотя существует множество алгоритмов,

самыми популярными являются «Метод роя частиц» (Particle Swarm Optimization) и «Муравьиный алгоритм» (Ant Colony Optimization).

«Метод роя частиц» в классическом представлении является аналогом поведения стаи птиц, где каждый участник стремится найти «источник пищи», параллельно оповещая других участников роя о его наличии или отсутствии. Каждая частица ориентируется по заданным координатам, которые каждый раз обновляются случайным образом, а также по вектору скорости перемещения, который также случаен. Также каждая частица запоминает координаты лучшего из найденных решений. Данный метод имеет ряд преимуществ: простота в написании, высокая эффективность в глобальном поиске, а также небольшое количество необходимых входных данных. Однако это достаточно медленный способ, а кроме того, трудно предсказать количество членов стай.

«Муравьиный алгоритм» представляет собой способ нахождения оптимального пути наподобие поведения муравьев. Очень эффективен для решения логистических задач.

Методы группы «Нечеткой логики» (fuzzy logic) представляют собой практическое применение математической теории нечетких множеств, которые впервые были предложены Лотфи Заде. Главным преимуществом такой теории является то, что, в отличие от классической логики, вместо традиционных значений Истина и Ложь в нечёткой логике используется более широкий диапазон значений, среди которых Истина, Ложь, Возможно, Иногда, Не помню (Как бы Да, Почему бы и Нет, Ещё не решил, Не скажу...), что необходимо, когда на вопрос нельзя четко ответить да или нет. Главным этапом в логическом выводе является фазификация, то есть сопоставление лингвистической переменной с базой данных; далее идет определение степени истинности высказывания и приведение его к четкости (дефазификация). Метод имеет множество преимуществ: быстрота, расширенный вариант ответов, алгоритм может быть описан с минимальной неточностью. Однако, когда требуется сложное математическое описание, нечеткая логика подойдет плохо.

Самым популярным в последнее время является метод «искусственных нейронных сетей» (Artificial Neural Network) – ИНС. Он представляет собой модуляцию работы человеческого мозга. Алгоритмы состоят из связанных между собой нейронов, которые выполняют только два действия: перемножают входные данные на веса и суммируют их, далее происходит корректировка исходя из совершенной ошибки, для получения которой сравнивается ожидаемый результат и действительный. Главным преимуществом ИНС является возможность самостоятельно обучаться при наличии базы данных, это возможно благодаря специальной функции активации, которая определяет, какие нейроны будут функционировать при передаче информации. Также ИНС могут работать с любым типом данных, будь то изображения, текст, звук, что

позволяет применять их в разнообразных ситуациях. Однако есть некоторые проблемы с использованием ИНС: сложность интерпретации и понимания самих моделей, так как их структура часто недоступна для пользователя. Кроме того, если база данных достаточно маленькая, то точность ответов нейронной сети будет довольно низкой (рис. 2).



Рис. 2. Структура ИИ

### Сравнение классических методов и методов ИИ

Самым наглядным является метод кластерного анализа, который используется для классификации некоторого массива данных. В классическом понимании кластерный анализ происходит абсолютно случайным образом (центры кластера), а дальше в кластер добавляются точки с минимальным среднеквадратичным отклонением. Очевидными недостатками классических методов ( $k$ -среднего) является высокий шанс невоспроизводимости изначально полученных групп, а также необходимость изначального понимания того, сколько кластеров будет.

Методы ИИ позволяют сильно улучшить такой подход. Например, метод нечеткой логики (метод нечёткой кластеризации  $S$ -средних), когда каждый элемент получает не только «место» в кластере, но и свою степень принадлежности к нему. Это позволяет вычислить критические значения границы групп, что увеличивает способность модели к воспроизведению одинаковых результатов при повторных исследованиях одной базы данных. Остальные недостатки можно исправить с подключением других методов, например, можно подключить генетические алгоритмы для нахождения глобальных [4, 5], а не локальных минимумов, также есть методы, которые позволяют использовать

нечеткую логику даже в случаях разной дисперсии по осям (метод Модели гауссовой смеси).

Также важными в статистическом анализе являются линейные методы прогнозирования. Решения задачи прогнозирования в статистике могут быть представлены в построении функции, которая отображала бы наименьшую суммарную квадратичную ошибку (регрессионный анализ). Далее прогнозирование значений возможно с помощью интерполяции и экстраполяции. Однако методы ИИ позволяют решить проблему прогнозирования, где задача сводится к обучению нейронной сети, чтобы она смогла самостоятельно определять минимальную суммарную квадратичную ошибку и предсказывать входную величину лишь по заданному параметру.

При сравнении этих двух подходов сразу бросается в глаза то, что при описании своих методов статистика апеллирует к формулам и уравнениям, а методы ИИ к графическому описанию нейронных архитектур (рис. 3).

Также в отличие от метода нейронной сети, в котором основное время забирает обучение сетей, при статистическом подходе это время тратится на тщательный анализ задачи. При этом опыт статистиков используется для выбора модели на основе анализа данных и информации, специфичной для данной области. Нейронные сети могут использоваться без узконаправленных знаний, хотя такое часто применяется.

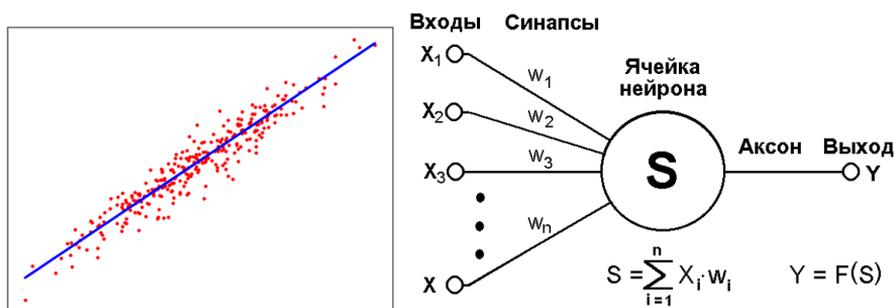


Рис. 3. Сравнение подходов статистического анализа и НС

### Применение ИИ в нефтегазовой практике (бурение скважин)

ИИ стремительно внедряется во многие сферы жизни, также и в добычу полезных ископаемых. На сегодняшний день представлено множество работ на эту тему по разным отраслям.

В бурении удалось добиться значительных успехов. Так, в работах [6, 7] приводятся результаты использования различных методов ИИ при подборе

бурового раствора. Нейронные сети применялись для оценки и предсказания: потери циркуляции раствора, плотности раствора, реологических свойств, потери при фильтрации и проницаемости глинистой корки, схемы потока раствора, эффективности бурового раствора, потери давления. Как показала практика, метод ИНС способен создавать достаточно точные модели с коэффициентом детерминации, равным 0,939. Также применялись методы «нечеткой логики» и генетические алгоритмы, которые показали свою эффективность в предсказывании свойств бурового раствора.

Интересна статья [8], так как в ней описывается совмещение методов ИИ и модели удельной механической энергии. В статье утверждается, что соединение классической модели удельной механической энергии и ИИ дает значительное повышение эффективности при бурении и оптимизации процесса.

### ***Применение ИИ в сейсморазведке***

В статье [9] приводятся примеры использования ИНС и других методов ИИ для анализа данных, полученных с помощью сейсмической разведки. Данные, полученные в результате сейсморазведки, а также ГИС, загружались в нейронную сеть, которая, основываясь на них, давала характеристики резервуара. В статье отмечается, что удалось добиться повышения скорости вычислений и способности нейронной сети к самостоятельной адаптации.

В работе [10] говорится об успехах в автоматизации процесса интерпретации сейсмических данных при помощи нейронных сетей; авторам удалось обучить алгоритм классифицировать изображения, что позволяет выявлять геологические объекты с повышенной точностью.

### ***Применение ИИ при геофизических исследованиях скважин***

Довольно большое количество работ посвящено интерпретации данных, полученных с помощью ГИС. Так, в статье [11] приводится опыт применения метода обучения нейронной сети, основанный на изучении ею базы данных, полученных в результате ГИС; далее алгоритм классифицировал изображения при помощи кластеризации. Полученные результаты проверялись геологом с возможностью вносить изменения. Тест системы показал, что программа способна определять литотип с высокой скоростью и высоким процентом точности, что было установлено в соревновании со специалистом.

В статье [10] также есть раздел, посвященный интерпретации ГИС, в нем приводятся примеры, где ИИ научился, основываясь на ГИС, предсказывать водонасыщенность пластов.

Большая работа была проведена российскими исследователями из «ООО «РН-БашНИПИнефть» [12]. Была обучена нейронная сеть, способная на основе ранее исследованных скважин создавать синтетическую кривую ГГК, составленную по другим параметрам. Результаты показали, что нейронная сеть в состоянии достаточно точно создавать такую кривую с коэффициентом корреляции 0,7.

### *Применение ИИ в других отраслях геологии*

ИИ также активно начинает использоваться для определения различных петрофизических характеристик. В статьях [13, 14] приводится исследование, по результату которого удалось обучить нейронную сеть, основываясь на фотографиях шлама, определять с точностью до 90 % его литотип.

В статье [15] описывается нейросеть, способная предсказывать концентрацию микроэлементов на основе геохимических данных по основным и второстепенным элементам, что открывает возможность строить геохимические карты аномалий.

Также ИИ используются в предсказании продуктивности добывающей скважины [16]. Система использовала обширную базу данных, состоящую из 46112 скважин, в которой была информация о дебите скважины, пластовом и забойном давлении, депрессии на пласт, состоянии насоса. В качестве выходных данных был коэффициент продуктивности.

### **Перспективы**

Как показывают многие исследования, ИИ стремительно внедряется в геологию и сулит значительные изменения в этой сфере. В длительной перспективе ИИ способен значительно упростить жизнь геологов, поскольку ускоряются все процессы логического анализа и интерпретации данных, однако это не будет означать полного отстранения специалиста от процесса, поскольку искусственные системы еще не идеальны. ИИ представляется хорошим помощником, который способен упростить и сильно ускорить работу геологов, как это в свое время сделали обычные компьютеры.

В перспективе можно использовать ИИ для совершенствования методик построения геологических и гидродинамических моделей. Помимо ускорения процесса создания моделей можно улучшить точность и достоверность на примере опыта ИИ в других сферах. В этом могут помочь новые методики обучения, например метод GAN, с помощью которого уже были достигнуты успехи в реконструкции фильмов, фото, картин, где нейронную сеть обучили «додумывать» необходимые детали. Такой подход позволяет избежать проблемы, которая часто встречается при моделировании, связанной с балансированием

между трудовыми, временными затратами и детальностью модели. Однако все еще имеются проблемы в плане процесса обучения, а точнее, времени, которое может потребоваться для обучения такой нейронной сети.

Важно отметить, что главным ограничением в использовании ИИ в геологии является техническая сторона, а именно вычислительные мощности, поскольку обучение НС и ГА – это очень долгий процесс, особенно в рамках классических методов обучения.

Также ИИ интересны тем, что можно внедрить их во многие области геологии, будь то бурение или петрофизика.

### Список литературы

1. Аверкин А.Н., Гаазе-Рапопорт М.Г., Пospelов Д.А. Толковый словарь по искусственному интеллекту. – М.: Радио и связь, 1992. – 256 с.
2. Aminzadeh F. Applications of AI and soft computing for challenging problems in the oil industry // *Journal of Petroleum Science and Engineering*. – 2005. – No 47. – P. 5–14.
3. Rahmanifard H., Plaksina T. Application of artificial intelligence techniques in the petroleum industry: a review // *Artif Intell Rev.* – 2019. – Vol. 52. – P. 2295–2318.
4. Тараскина А.С. Нечеткая кластеризация по модифицированному методу средних и ее применение для обработки микрочиповых данных // *Проблемы интеллектуализации и качества систем информатики*. – 2006. – С. 217–228.
5. Kychkin A., Nikolaev A. IoT-based mine ventilation control system architecture with digital twin // *Proceedings – 2020. International Conference on Industrial Engineering, Applications and Manufacturing // ICIEAM, 2020.* – С. 9111995.
6. Okorie E. Agwu, Julius U. Akpabio, Sunday B. Alabi, Adewale Dosunmu. Artificial intelligence techniques and their applications in drilling fluid engineering: A review // *Journal of Petroleum Science and Engineering*. – 2018. – No. 167. – P. 300–315.
7. Николаев А.В. Способ отдельного проветривания уклонных блоков и подземных горных выработок нефтяной шахты // *Вестник Пермского национального исследовательского политехнического университета. Геология. Нефтегазовое и горное дело*. – 2016. – Т. 15, № 20. – С. 293–300.
8. Khalilidermani Mitra, Knez Dariusz. A Survey of Application of Mechanical Specific Energy in Petroleum and Space Drilling // *Energies*. – 2022. – Vol. 15. – 3162 p.
9. Application of supervised machine learning paradigms in the prediction of petroleum reservoir properties: Comparative analysis of ANN and SVM models /

D. Asante Otchere [et al.] // *Journal of Petroleum Science and Engineering-200*. – 2021. – 108182.

10. Краснов Ф.В., Буторин А.В., Ситников А.Н. Автоматизированное обнаружение геологических объектов в изображениях сейсмического поля с применением нейронных сетей глубокого обучения // *БИЗНЕС-информатика*. – 2018. – № 2(44).

11. An AI Tool for the Petroleum Industry Based on Image Analysis and Hierarchical Clustering / Denis Ferraretti1 [et al.]. Berlin; Heidelberg: Springer-Verlag, 2009.

12. Комплексная интерпретация материалов геофизических исследований скважин каширо-подольских отложений с применением нейронных сетей / О.Р. Привалова [и др.] // *Разработка нефтяных и газовых месторождений*. – 2021. – Т. 19, № 1.

13. Automation of Lithological Characterization Using Artificial Intelligence» / Leyla Ismailova [et al.] // *AGU Fall Meeting Abstracts*. – 2021. – EP12C-03.

14. Machine learning-based prediction of trace element concentrations using data from the Karoo large igneous province and its application in prospectively mapping / Steven E. Zhang [et al.] // *Artificial Intelligence in Geosciences-2*. – 2021. – P. 60–75.

15. Deep convolutions for in-depth automated rock typing / Evgeny E Baraboshkin [et al.] // *Computers & Geosciences*. – 2020. – P. 104–330.

16. Абдрафикова Ф.Ф., Муравьева Е.А., Шарипов М.И. Предсказание коэффициента продуктивности скважин на основе машинного обучения // *Вестник Пермского национального исследовательского политехнического университета. Химическая технология и биотехнология*. – 2021. – С. 188–206.

### Сведения об авторах

**Шиверский Георгий Владимирович** – студент группы ГМНГ-19-2с, горно-нефтяной факультет, Пермский национальный исследовательский политехнический университет, shiverskij.georgij@mail.ru.

**Кривошеков Сергей Николаевич** – доцент кафедры «Геология нефти и газа», горно-нефтяной факультет, Пермский национальный исследовательский политехнический университет, krivoshchekov@gmail.com.

**Финансирование:** исследование выполнено в рамках гранта Президента Российской Федерации для государственной поддержки ведущих научных школ Российской Федерации (номер гранта НШ-1010.2022.1.5).

**Конфликт интересов:** авторы заявляют об отсутствии конфликта интересов.

**Вклад авторов:** все авторы сделали эквивалентный вклад в подготовку публикации.

**Получена:** 06.09.2022

**Одобрена:** 18.11.2022

**Принята к публикации:** 01.12.2022

Просьба ссылаться на эту статью в русскоязычных источниках следующим образом: Шиверский, Г.В. Перспективы применения методов искусственного интеллекта в нефтегазовой геологии / Г.В. Шиверский, С.Н. Кривошеков // Журнал магистров. – 2022. – № 2. – С. 57–67.

Please cite this article in English as: Shiverskii G.V., Krivoschekov S.N. Prospects for the application of artificial intelligence methods in the geology of oil and gas. *Master's journal*, 2022, no. 2, pp. 57-67.