



Типизация пород ачимовской толщи методами машинного обучения на основе построения их объемно-компонентной модели

И. Р. Махмутов^{1*}, С. К. Туренко²

¹ ООО «РН-Геология Исследования Разработка», Тюмень, Российской Федерации

² Тюменский индустриальный университет, Тюмень, Российской Федерации

*irmakhtutov@rn-gir.rosneft.ru

Аннотация. Отложения ачимовской толщи севера Западной Сибири являются классическим примером сложнопостроенного коллектора, для которого традиционные методы петрофизической интерпретации часто оказываются недостаточно эффективными по причине высокой геологической неоднородности, выражющейся в широкой вариации минерального состава и фильтрационно-емкостных свойств пород. Основным методом повышения достоверности геологической интерпретации данных геофизических исследований скважин (ГИС) в таких отложениях служит выполнение литологической типизации пород. В статье предлагается подход к литологической типизации пород, основанный на построении их объемно-компонентной модели (ОКМ). На первом этапе построено две ОКМ, количество компонент которых обосновано согласно двум наборам данных ГИС — расширенного (ГК, ННКт, ГТКп, ГТКлп, ИНГКс) и стандартного (ГК, ННКт, ГТКп, ГТКлп). На втором этапе полученные модели используются в качестве входных данных для настройки алгоритмов машинного обучения с целью выполнения литотипизации пород. Разработанный подход позволяет повысить достоверность прогноза литотипов в скважинах без керна в сравнении с применением стандартного статистического анализа по исходным кривым ГИС.

Ключевые слова: ачимовские отложения, литофизическая типизация, объемно-компонентная модель пород, импульсный нейтронный гамма-каротаж спектрометрический, машинное обучение

Для цитирования: Махмутов, И. Р. Типизация пород ачимовской толщи методами машинного обучения на основе построения их объемно-компонентной модели / И. Р. Махмутов, С. К. Туренко. – DOI 10.31660/0445-0108-2025-6-43-56 // Известия высших учебных заведений. Нефть и газ. – 2025. – № 6. – С. 43–56. – EDN: ZCFTVQ

Typing of rocks of the Achimov sequence by machine learning methods based on the construction of their volumetric-component model

Ilshat R. Makhmutov^{1*}, Sergey K. Turenko²

¹RN – Geology Research Development LLC, Tyumen, Russian Federation

²Industrial University of Tyumen, Tyumen, Russian Federation

*irmakhtutov@rn-gir.rosneft.ru

Abstract. Achimov sequence sediments in northern West Siberia are a classic example of a complex-built reservoir. Traditional petrophysical interpretation methods often fall short for such reservoir due to high geological heterogeneity, which manifests in wide variety in mineral composition and reservoir properties. The main method for enhancing the reliability of geological interpretation of well log data (WLD) in these sediments is robust lithological typing of the rocks. In this article, the authors suggest an approach to lithological typing based on the development of a Volumetric-Component Model (VCM). In the first stage, the researchers built two VCMs. The number of components for each model is determined using two distinct sets of WLD: an extended set (including Gamma Ray, Neutron Porosity, Litho-Density, Elemental Spectroscopy) and a standard set (Gamma Ray, Neutron Porosity, Litho-Density). In the second stage, these VCMs serve as input data for configuring machine learning algorithms aimed at lithological typing of the rocks. This approach improves the accuracy of lithotype predictions in wells without core compared to the traditional statistical analysis performed directly on original well log curves.

Keywords: Achimov sediments, lithophysical typing, volumetric rock model, elemental spectroscopy tool, machine learning

For citation: Makhmutov, I. R., & Turenko, S. K. (2025). Typing of rocks of the Achimov sequence by machine learning methods based on the construction of their volumetric-component model. Oil and Gas Studies, (6), pp. 43-56. (In Russian). DOI: 10.31660/0445-0108-2025-6-43-56

Введение

Одной из наиболее сложных задач при выполнении работ по литофи-
зической типизации ачимовских разрезов является прогноз выделенных
типов пород по данным ГИС. Это связано с комплексным разнонаправлен-
ным вкладом в сигналы стандартных методов ГИС минералов матрицы и
цемента. Предварительно, по данным керновых исследований, выполнена
дифференциация пород на 6 литотипов. Установлено, что литотипы отли-
чаются друг от друга структурно-текстурными особенностями, химиче-
ским и минеральным составом обломочной или аутигенной части, филь-
трационно-емкостными свойствами.

С целью определения детального минерального состава пород необходимо применение специальных методов ГИС [1]. Так, метод импульсного нейтронного спектрометрического каротажа (ИНГКс) позволяет получить химический состав горных пород, который при наличии априорной информации можно трансформировать в минеральный состав скелета и цемента породы [2]. На изучаемом месторождении большинство записей ИНГКс выполнялось отечественным прибором — АИНК-ПЛ, что позволило увеличить охват скважин методом до 22 % пробуренного фонда. Прибором можно регистрировать 16 основных элементов горных пород: водород, бор, углерод, фосфор, натрий, магний, алюминий, кремний, сера, хлор, калий, кальций, титан, марганец, железо и гадолиний. Такой широкий набор элементов позволяет определить детальный минеральный состав пород и петрофизические свойства матрицы; плотность, водородосодержание, сечение захвата тепловых нейтронов, что значительно повышает достоверность выполнения литофизической типизации пород. К примеру, в присут-

ствии магнезиального хлорита в глинистом цементе породы его доля определяется концентрацией магния (Mg). Повышение концентрации калия в породе (К) пропорционально увеличению содержания КПШ и иллита, концентрация железа (Fe) — ключевой индикатор для целей дифференциации кварца и ПШ от глинистых минералов. Таким образом, этот метод делает возможным решение задач детального определения минерального состава пород по разрезу, который открывает возможность прогноза выделенных ранее по керновым исследованиям литотипов пород по данным ГИС.

Цель статьи — разработать методику прогноза литотипов по данным ГИС в скважинах или интервалах, не охарактеризованных керновыми исследованиями на примере отложений ачимовской толщи одного из месторождений на севере Западной Сибири.

Основные задачи — построение объемно-компонентных моделей горных пород изучаемого объекта в соответствии с двумя наборами данных ГИС (расширенного и стандартного) и настройка алгоритмов машинного обучения с целью прогноза литотипов.

Материалы и методы исследования

Построение объемно-компонентной модели горных пород

Перед выполнением работ проведена оценка качества материалов ГИС согласно РД 153-39.0-072-01 «Техническая инструкция по проведению геофизических исследований в скважинах». Для оценки качества ГГКп использовался комплексный подход, включающий сопоставление объемной плотности по данным ГИС с плотностью насыщенных образцов по керну, метод контрольных распределений и перекрестных кросс-плотов. При неполном вскрытии исследуемых пластов для контроля качества ГГК-П дополнительно применялся метод опорных интервалов, аналогичным образом выполнялась оценка качества диаграмм акустического и нейтронного каротажей.

Оценка качества метода ИНГКс производилась путем сопоставления химических элементов с соответствующими элементами по данным РФА на керне (рис. 1). Качество зарегистрированных данных признано хорошим, незначительные выбросы связаны с различной разрешающей способностью ГИС и керна. Одним из ограничений метода при его записи в ачимовских отложениях является его чувствительность к высоким температурам исследуемых пластов. Так, при температуре более 90 °С для повышения статистической достоверности необходимо ограничивать скорость записи прибора (не более 80 м/ч). Применение приборов, оснащенных отличными от лантан-бромидных (LaBr3) детекторами, как, к примеру, германат висмута (BGO), значительно повышает погрешность измерения химических элементов [3].

Методом ИНГКс охарактеризовано 22 % скважин, то есть расчет детальной минералогической модели возможен не на всем фонде скважин. В части эксплуатационных скважин планируется ГИС с записью в процессе бурения (LWD), в связи с чем набор доступных методов ограничивался

стандартными — ГК, ННКт, ГГКп, ГГКлп. Охарактеризовано 85 % скважин. Ограниченный набор данных должен обеспечивать приемлемую детальность определения минерального состава пород.

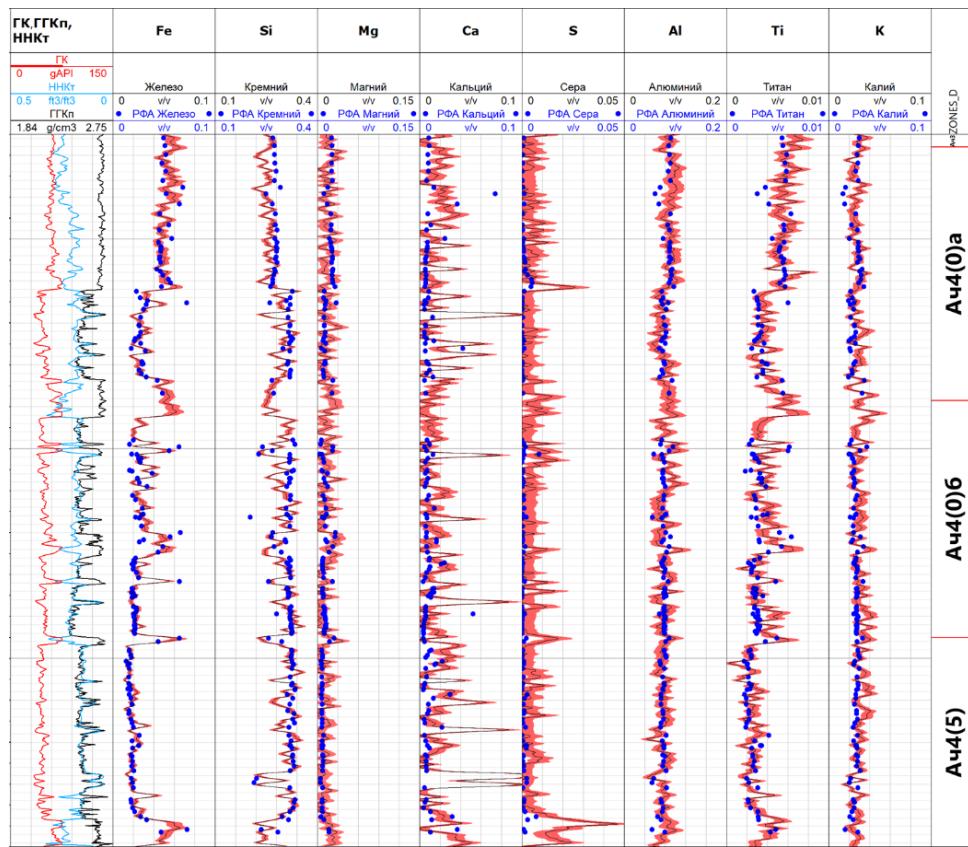


Рис. 1. Сопоставление химического состава пород по данным метода ИНГКс с данными РФА по керну

Определение минерального состава и пористости выполнялось на основе построения объемно-компонентной модели (ОКМ) горных пород для двух наборов геофизических методов:

1. Расширенный комплекс ГИС — ГК, ННКт, ГГКп, ГГКлп, ИНГКс.
2. Стандартный комплекс ГИС — ГК, ННКт, ГГКп, ГГКлп.

В основе построения объемно-компонентной модели горных пород лежит решение системы линейных и нелинейных уравнений, связывающих показания методов ГИС (отклики) в чистом минерале с долей минерального компонента в породе [4]. Объемно-компонентная модель — математическая, описывающая горную породу как совокупность отдельных компонентов, распределенных в ее объеме. ОКМ должна удовлетворять предъявляемым требованиям и заданным условиям согласованности [5].

Необходимо обозначить несколько ограничений построения ОКМ по данным ГИС:

1. Имеющийся комплекс должен быть информативным и чувствительным к содержанию в разрезе выбранных компонент объемной модели.
2. Количество входных кривых ГИС должно превышать количество моделируемых компонентов.

Расчет ОКМ выполнялся в ПО «Техлог». На первом этапе оценивалась чувствительность методов ГИС к основным породообразующим минералам горной породы. Результатом оценки являлся установленный перечень минералов в ОКМ, который можно решить расширенным либо стандартным комплексом ГИС.

На втором этапе выполнялся подбор петрофизических характеристик минералов и компонентов модели. Чаще всего при построении ОКМ петрофизические характеристики минералов и компонентов принимаются константами, однако их значения не являются постоянными и изменяются для разных геологических объектов. Химическая формула — сокращенное представление химического состава минералов. Многие минералы содержат значительное количество второстепенных минералов, которые не представлены в химических формулах, но влияют на показания методов ГИС. Это особенно актуально для глинистых минералов, таких как иллит и хлорит. К примеру, благодаря набуханию межпакетных слоев иллита он имеет 6 различных форм. Химический состав хлорита может отличаться в зависимости от аутигенного или дегритного происхождения [6]. При изучении химического состава пород отмечалось повышенное содержание Mg, что свидетельствует о магнезиальной аутигенной форме хлорита. Таким образом, для расчета химического состава использовалась соответствующая формула [7]. С применением химической формулы компонента расчет весового содержания проводился по следующему уравнению:

$$DW_i = \frac{\text{Отн.атомная масса элемента}}{\text{Отн.атомная масса соединения}}, \# \quad (1)$$

где DW_i — весовое содержание i — го химического элемента.

Петрофизические константы: δ — объемная плотность, ω — нейтронная пористость, γ — гамма-активность, Pe — индекс фотоэлектрического поглощения подбирались итеративно с настройкой на керновые данные. Подбор выполнялся согласно [5] для двух ОКМ — с использованием расширенного и стандартного набора ГИС. Перечень минералов и констант, прогнозируемых по данным расширенного ГИС, представлен в таблицах 1 и 2, для стандартного — в таблице 3.

Таблица 1

**Объемно-компонентная модель и петрофизические константы
для расширенного комплекса ГИС**

Компонент	δ , г/см ³	ω , %	γ , gAPI	Ре, барн/э
Кварц	2,65	-2	30	1,9
КПШ	2,57	2	170	3,38
Плагиоклаз	2,61	-0,5	8	2,13
Хлорит	2,88	52	74	8,06
Иллит/ССО	2,79	30	150	4,01
Каолинит	2,63	37	98	2,05
Кальцит	2,71	0	11	5,22
Пирит	4,99	-3	0	17
Вода	1,0	100	0	0,36

Таблица 2

Весовое содержание химических элементов

Si	Al	Ca	Mg	Na	K	Fe	S
0,467	0	0	0	0	0	0	0
0,303	0,097	0	0	0	0,14	0	0
0,321	0,103	0	0	0,087	0	0	0
0,14	0,096	0,007	0,048	0,001	0,004	0,208	0
0,249	0,105	0,005	0,012	0,004	0,045	0,048	0
0,208	0,204	0,01	0,001	0,001	0,001	0,004	0
0	0	0,395	0,003	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0,465	0,535
0	0	0	0	0	0	0	0

Таблица 3

**Объемно-компонентная модель и петрофизические константы
для стандартного комплекса ГИС**

Компонент	δ , г/см ³	ω , %	γ , gAPI	Ре, барн/э
Кварц	2,65	-2	30	1,9
ПШ	2,6	0	150	2,7
Средняя глина	2,85	40	120	6
Кальцит	2,71	0	11	5,22
Вода	1,0	100	0	0,36

Для построения ОКМ по данным расширенного комплекса обосновано 9 компонентов. Компоненты матрицы включали: кварц, КПШ, плагиоклаз, кальцит, пирит. Компоненты цемента содержали: хлорит, иллит/ССО, каолинит. Насыщающий поровое пространство флюид — вода. Объединение иллита и ССО обусловлено принадлежностью последних к гидрослюдисто-монтмориллонитовому ряду. Результат построения ОКМ по данным расширенного комплекса представлен на рисунке 2. Контроль качества настройки ОКМ проводился несколькими методами:

- 1) сопоставление весовых содержаний минералов по ОКМ и данным РСА на керне;
- 2) сопоставление синтетических и зарегистрированных кривых ГИС;
- 3) сопоставление пористости и плотности матрицы по ОКМ с керном.

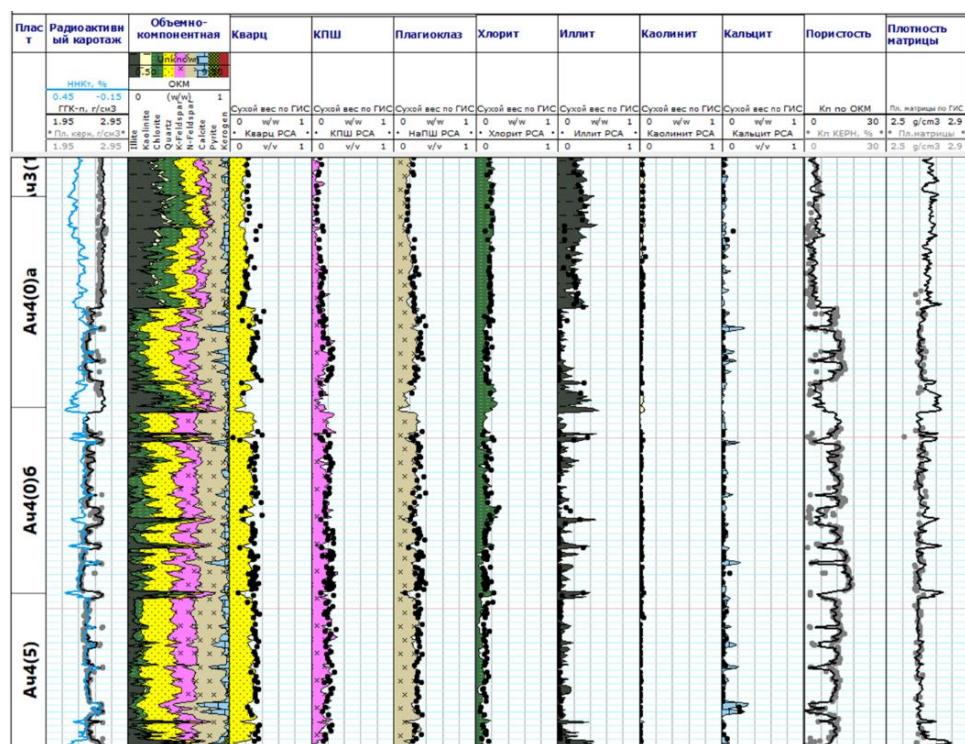


Рис. 2. Планшет сопоставления минерального состава пород по данным расширенного комплекса ГИС и данных РСА, определений ФЕС образцов керна скважины № 1

На рисунке 3 представлен пример оценки качества построенной ОКМ по расширенному комплексу. Сопоставление весового содержания минералов по РСА на керне с весовым содержанием, определенным по ГИС, показывает удовлетворительную сходимость. Пористость, опреде-

ленная по ОКМ, имеет отличную сопоставимость с открытой пористостью по керну в интервале коллекторов. В интервале неколлекторов в кровле пласта Ач-4(0)а пористость незначительно завышена по ГИС, что, вероятно связано, с присутствием акцессорных минералов, не учтенных в ОКМ, либо с изменением свойств глинистых минералов. Среднеквадратичные отклонения расчетных и керновых весовых содержаний минералов не превышают 10 %, пористости — 3 %.

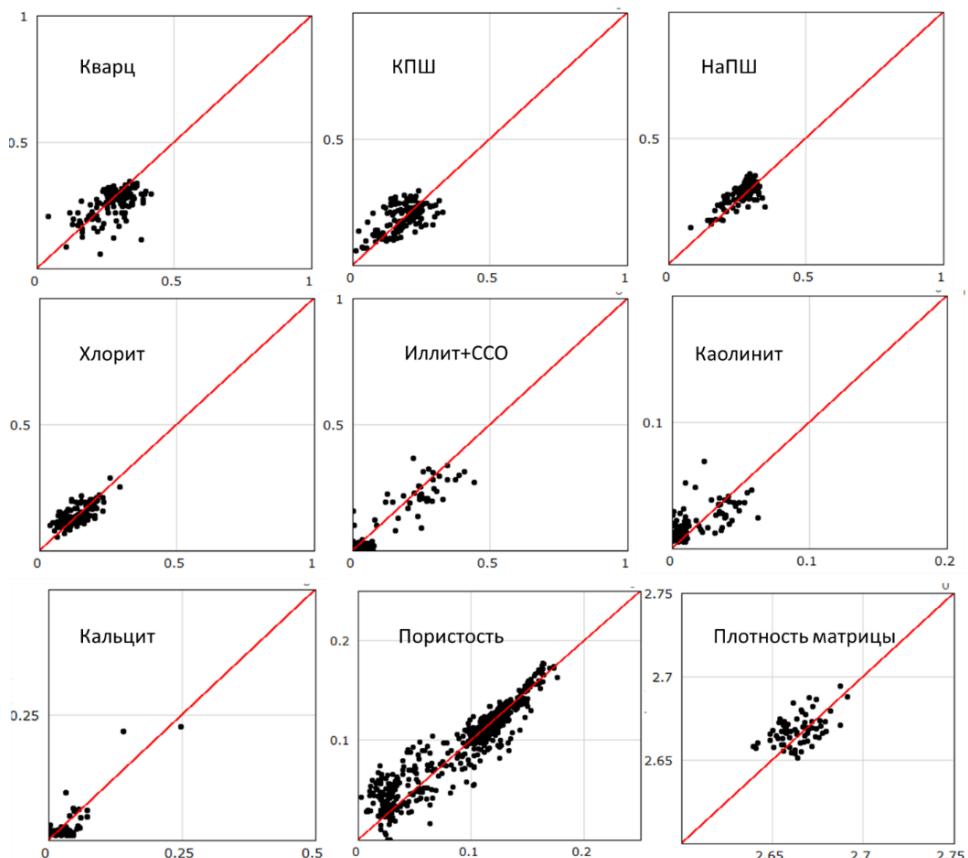


Рис. 3. Графики сопоставления компонентов ОКМ по данным расширенного комплекса ГИС с керновыми исследованиями на примере скважины № 1:

Ось ординат — содержание компонент по ГИС,
ось абсцисс — содержание компонент по керну

Для построения ОКМ по данным стандартного комплекса обосновано пять компонентов. Компоненты включали: кварц, ПШ, глину и кальцит. Насыщающий поровое пространство флюид — вода. Объединение типов полевых шпатов и глин в осредненные группы обусловлено отсутствием чувствительности методов стандартного комплекса к различному содержанию химических элементов: K и Na в ПШ, Mg и Fe в глинистых минералах.

Тем не менее разделение кварцевого песчаника от полевошпатового возможно благодаря высокой радиоактивности последнего. Содержание кальцита чувствительно к индексу фотоэлектрического поглощения, что делает возможным его включение в ОКМ. Построенная по стандартному комплексу ОКМ приведена на рисунке 4. Достоверность определения пористости и плотности матрицы пород в интервале коллектора практически не изменилась. В интервалах неколлектора качество расчета незначительно ухудшилось по причине отсутствия учета изменения типа глинистых минералов в породе. Весовое содержание кварца, ПШ и глинистых минералов по данным стандартного комплекса прогнозируются хорошо. Среднеквадратичные отклонения расчетных и керновых весовых содержаний минералов не превышают 10 %, пористости — 3 % соответственно.

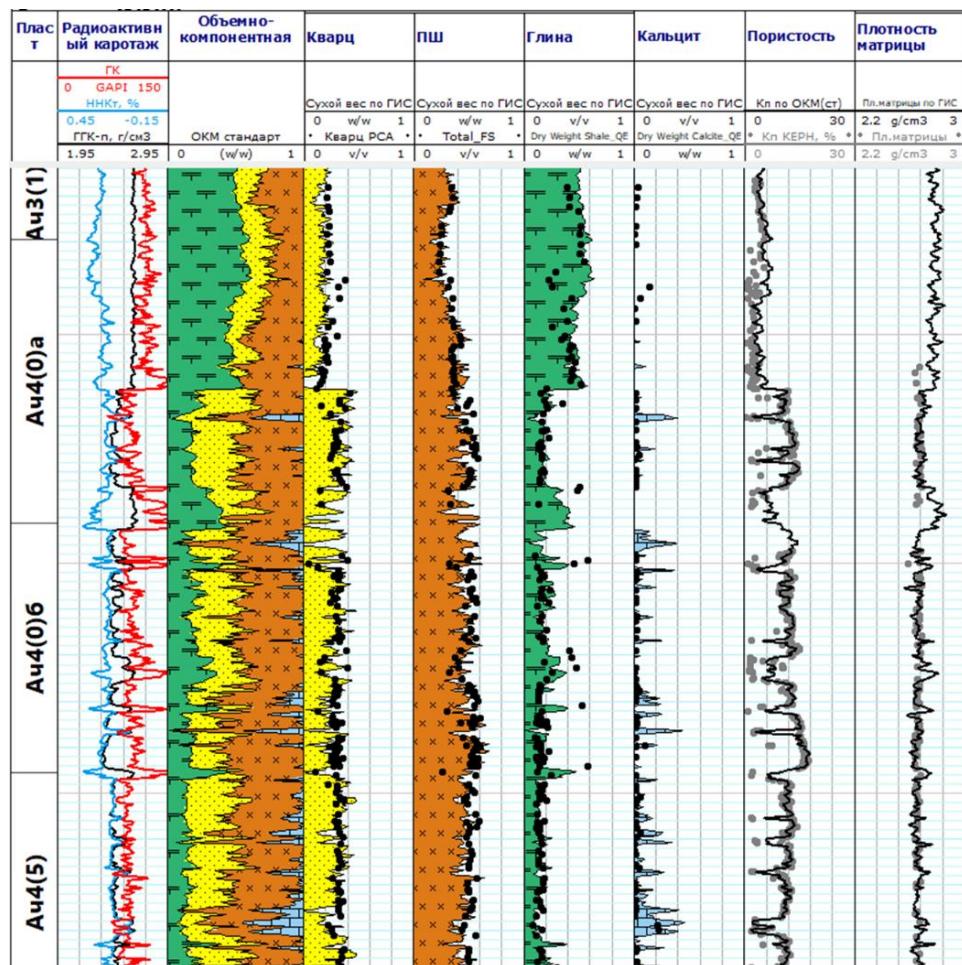


Рис. 4. Сопоставление минерального состава пород по данным стандартного каротажа с PCA по керну на примере скважины № 1

Таким образом, по результатам расчета ОКМ по всем скважинам изучаемого месторождения получено две выборки с разной детальностью прогноза минерального состава пород. ОКМ в дальнейшем использовались для решения задачи распространения литотипов на скважины без отбора керна.

Прогноз выделенных литотипов по данным ГИС с применением инструментов машинного обучения

В условиях большого количества входных данных (минералы и пористость), полученных в рамках построения ОКМ, использование статистически обоснованных пороговых значений объемов минералов с целью разделения пород на литотипы требует больших трудозатрат, поэтому, для многократного ускорения процесса, типизация пород выполнялась методами машинного обучения. Для выполнения задачи выбрана модель нейронной сети «Дерево решений» [4].

При настройке алгоритмов выборочная совокупность (скважины) делилась на две группы: обучающую (80 % всей выборки с керном) и тестовую (20 %). Применение тестового множества необходимо для исключения эффектов переобучения, когда алгоритм начинает запоминать зависимости между входными и выходными данными. В качестве материала обучения выступали поточечные данные объемов минералов с шагом дискретизации 10 см. Классификатором послужили выделенные по данным керновых исследований литотипы с аналогичным шагом дискретизации.

Сопоставление результатов прогноза литотипов по разным ОКМ проводилось с использованием матрицы ошибок при определении классов, где мерой точности выступала F_1 -оценка [8]. Такая метрика особенно полезна, когда в наборе данных есть значительное различие в количестве объектов для разных классов. Матрица ошибок — это таблица размером $N \times N$, где N — количество прогнозных классов (всех литотипов). Матрица «сравнивает» фактические целевые значения с предсказанными моделью. Такой подход дает целостное представление о прогностической способности подходов и позволяет выявить систематические нарушения при прогнозе несбалансированных данных (малая статистическая выборка отдельных литотипов). F_1 -оценка является средней гармонической оценкой *точности* (сколько литотипов метод позволил предсказать правильно из всех положительных прогнозов) и *полноты* (сколько литотипов метод позволил предсказать правильно из всех прогнозов) данных [8]. F_1 -оценка рассчитывается по формуле (2) по данным прогноза на тестовой выборке. Чем ближе коэффициент F_1 к единице, тем лучше предсказательная способность алгоритма.

$$F_1 = \frac{2}{\text{полнота}^{-1} + \text{точность}^{-1}} = 2 * \frac{\text{точность} * \text{полнота}}{\text{точность} + \text{полнота}}, \# \quad (2)$$

где точность — соотношение верно предсказанных положительных примеров к общему количеству примеров, предсказанных как положительные; полнота — соотношение верно предсказанных положительных примеров к общему количеству фактических положительных примеров.

Поскольку в работе задействуется многоклассовая классификация, для характеристики моделей использовалось значение средневзвешенной F_1 -оценки (формула (3)). Оно рассчитывается для каждого класса, а затем объединяется как средневзвешенное значение с учетом количества записей для каждого класса.

$$F_1 \text{ср.взв} = \sum_{i=1}^n \frac{\omega_i}{W} * F_{1i}, \# \quad (3)$$

где ω_i — количество объектов в классе i , W — общее количество объектов.

В качестве обучающей выборки для *OKM по расширенному комплексу ГИС* применялся набор из 5 скважин с одновременным присутствием записи ГИС и керновых исследований. Для формирования обучающей выборки для *OKM по стандартному комплексу ГИС* использовался набор из 15 скважин с вышеуказанной логикой.

Результаты и обсуждение

Результаты настройки алгоритмов машинного обучения с приведенной статистикой по каждому литотипу продемонстрированы на рисунке 5.

Предсказание

%		1 тип	2 тип	3 тип	4 тип	5 тип	6 тип
Истина	1 тип	29.4	0.1	0.3	0.0	0.0	0.8
	2 тип	0.6	2.7	0.1	0.0	0.1	0.1
	3 тип	0.9	0.1	28.4	0.3	0.1	0.1
	4 тип	0.0	0.0	0.9	9.8	0.3	0.2
	5 тип	0.1	0.1	0.1	0.2	7.2	0.1
	6 тип	0.2	0.1	0.6	0.1	0.2	15.7

F1_ср.ap.=0.908

Предсказание

%		1 тип	2 тип	3 тип	4 тип	5 тип	6 тип
Истина	1 тип	28.9	0.8	0.4	0.0	0.0	0.8
	2 тип	0.5	2.8	0.2	0.0	0.0	0.2
	3 тип	0.5	0.0	28.1	1.1	0.1	0.4
	4 тип	0.0	0.0	2.3	8.1	0.2	0.2
	5 тип	0.0	0.0	0.1	0.1	6.2	0.1
	6 тип	1.9	0.5	1.1	0.0	0.1	13.7

F1_ср.взв=0.931

Предсказание

%		1 тип	2 тип	3 тип	4 тип	5 тип	6 тип
Истина	1 тип	28.9	0.8	0.4	0.0	0.0	0.8
	2 тип	0.5	2.8	0.2	0.0	0.0	0.2
	3 тип	0.5	0.0	28.1	1.1	0.1	0.4
	4 тип	0.0	0.0	2.3	8.1	0.2	0.2
	5 тип	0.0	0.0	0.1	0.1	6.2	0.1
	6 тип	1.9	0.5	1.1	0.0	0.1	13.7

F1_ср.ap.=0.848

F1_ср.взв=0.878

OKM
Расширенный
ГИС

OKM
Стандартный
ГИС

Рис. 5. Качественная оценка достоверности прогноза литотипов по двум OKM изучаемых пород (матрица ошибок)

В соответствии с полученными величинами F1-оценки прогноз литотипов по *ОКМ расширенного комплекса ГИС* обладает самой высокой достоверностью и соответствует средневзвешенному значению 0,931. Исключение из расширенного комплекса метода ИНГКс приводит к снижению точности прогноза литотипов, особенно заметное в близких по геофизическим характеристикам литотипах «3» и «4». Средневзвешенное значение F₁-оценки соответствует 0,878. По сравнению с предыдущим способом прогноза (статистически обоснованные пороговые значения по геофизическим кривым ГК, ГГКп и ННКт без построения объемно-компонентной модели [9]) достоверность прогноза литотипов повысилась на 14 % при использовании ОКМ по расширенному комплексу ГИС и на 9 % при использовании ОКМ по стандартному комплексу ГИС.

Таким образом, повышение достоверности прогноза литотипов методами машинного обучения на основе построения ОКМ относительно подхода с применением статистически обоснованных пороговых значений кривых ГИС обусловлено несколькими ключевыми преимуществами:

- при построении ОКМ явно задается матрица влияний, описывающая вклад каждого компонента в каждую кривую ГИС;
- ОКМ строится для каждого кванта глубины по всему стволу скважины по единой методике, что снижает субъективность интерпретации данных ГИС;
- при построении ОКМ для калибровки матрицы откликов и проверки точности модели используются данные керна;
- прогноз литотипов по данным ОКМ характеризуется четкими критериями для определения литотипов исходя из конкретного соотношения минералов. Такой подход обладает большей надежностью и геологически обоснован.

Выводы

В условиях близости минерального состава пород ачимовской толщи, особенно литологических типов, обладающих коллекторскими свойствами, построение объемно-компонентной модели пород с целью учета вариаций их минерального состава позволяет повысить достоверность прогноза литотипов по данным ГИС. При этом одним из ключевых способов повышения детальности ОКМ является привлечение метода ИНГКс.

В то же время благодаря использованию методов машинного обучения для выполнения прогноза по данным ОКМ было учтено большое количество компонентов моделей для обучения и обеспечена оперативность расчетов. Полученный результат используется для детализации петрофизической модели по типам пород, что повышает достоверность методики геологической интерпретации данных ГИС ачимовской толщи изучаемого месторождения.

Стоит отметить, что предложенный подход имеет значительную чувствительность к качеству и количеству исходных геофизических данных. Поскольку при переходе к эксплуатационному бурению в большинстве скважин будет выполняться запись стандартного комплекса ГИС, необходимо планирование записи метода ИНГКс в пилотных стволях скважин с целью валидации выделенных литотипов.

Список источников

1. Применение современных методов ГИС и алгоритмов машинного обучения при обосновании типизации пород на месторождениях Ванкорского кластера / И. Р. Махмутов, А. А. Евдошук, Д. В. Грандов [и др.]. – DOI 10.31087/0016-7894-2020-6-77-86. – Текст : непосредственный // Геология нефти и газа. – 2020. – № 6. – С. 77–86.
2. New Method for Determining Mineralogy and Matrix Properties from Elemental Chemistry Measured by Gamma Ray Spectroscopy Logging Tool / R. Freedman, S. Herron, V. Anand [et al.]. – Text : direct // SPE. Reservoir Evaluation & Engineering. – 2015. – Vol. 18, Issue 04. – P. 599–608.
3. Развитие рынка отечественных высокотехнологичных геофизических приборов / И. М. Ракаев, Э. В. Гадельшин, И. А. Ханафин [и др.]. – DOI 10.24887/0028-2448-2022-12-78-82. – Текст : непосредственный // Нефтяное хозяйство. – 2022. – № 12. – С. 78–82.
4. Doveton, J. H. Principles of Mathematical Petrophysics. – New York : Oxford University Press. – 2014. – 253 p.
5. Алексеев, А. Д. Методические основы построения объемных петрофизических моделей нетрадиционных и сложнопостроенных коллекторов по результатам специальных исследований керна / А. Д. Алексеев, А. Е. Гаврилов. – DOI 10.24887/2587-7399-2019-3-25-34. – Текст : непосредственный // PROнефть. Профессионально о нефти. – 2019. – № 3(13). – С. 25–34.
6. Коссовская, А. Г. Глинистые минералы — индикаторы глубинного изменения терригенных пород / А. Г. Коссовская, В. А. Дриц, В. Д. Шутов // Сб. «Геохим., минер. и петр. осад. образований». – Москва : Изд-во Академии Наук СССР, 1964.
7. Herron, M. M. Elemental Composition and Nuclear Parameters of Some Common Sedimentary Minerals / M. M. Herron, A. Matteson // Nuclear Geophysics (International Journal of Radiation Applications and Instrumentation, Part E);(United Kingdom). – 1993. – Vol. 7, Issue 3, pp. 383–406.
8. Модуль оценки модели. – Текст : электронный // scikit-learn. ru: сайт. – URL: https://scikit-learn.ru/stable/modules/model_evaluation.html (дата обращения: 15.10.2025).
9. Пetroфизическое моделирование на основе литолого-фациального анализа ачимовских отложений севера Западной Сибири / А. О. Нестеренко, И. Н. Жижимонтов, И. Р. Махмутов, А. В. Храмцова. – Текст : непосредственный // Каротажник. – 2022. – № 6(320). – С. 118–131.

References

1. Makhmutov, I. R., Evdoshchuk, A. A., Grandov, D. V., Plitkina Yu. A., Amosova, I. N., & Volkov, V. A. (2020). Substantiation of rocks typification in the fields of the Vankor cluster: application of modern well logging methods and machine learning algorithms. Russian oil and gas geology (6), pp. 77-86. (In Russian). DOI: 10.31087/0016-7894-2020-6-77-86.

2. Freedman, R., Herron, S., Anand, V., Herron, M., May, D., & Rose, D. (2015). New Method for Determining Mineralogy and Matrix Properties from Elemental Chemistry Measured by Gamma Ray Spectroscopy Logging Tools. *SPE Reservoir Evaluation & Engineering*, 18(04), pp. 599-608. (In English).
3. Rakaev, I. M., Gadelshin, E. V., Khanafin, I. A., Basyrov, M. A., Zyryanova, I. A., Yatsenko, V. M., ... & Kopylov, S. I. (2022). Developing market of domestic hi-tech well survey appliances. *Oil industry*, (12), pp. 78-82. (In Russian). DOI: 10.24887/0028-2448-2022-12-78-82.
4. Doveton, J. H. (2014). *Principles of Mathematical Petrophysics*. New York, Oxford University Press Publ., 253 p. (In English).
5. Alekseev, A. D., & Gavrilov, A. E. (2019). Methodical bases for the construction of integrated petrophysical models of unconventional and complex reservoirs based on the special core analysis results. *PROneft. Professionals about oil*, 3(13), pp. 25-34. (In Russian). DOI: 10.24887/2587-7399-2019-3-25-34
6. Kossovskaya, A. G., Drits, V. A., & Shutov, V. D. Clay minerals – indicators of deep alteration of terrigenous rocks. Collection of papers “Geochem., mineral. and petr. sedimentary formations”. Moscow, Publishing House of the USSR Academy of Sciences Publ., 1964. (In Russian).
7. Herron, M. M., & Matteson, A. (1993). Elemental Composition and Nuclear Parameters of Some Common Sedimentary Minerals. *Nuclear Geophysics (International Journal of Radiation Applications and Instrumentation, Part E)*; (United Kingdom), 7(3), pp. 383-406. (In English).
8. Model evaluation module. (In Russian). Available at: https://scikit-learn.ru/stable/modules/model_evaluation.html (accessed: 15.10.2025).
10. Модуль оценки модели. – Текст : электронный // scikit-learn. ru: сайт. — URL: https://scikit-learn.ru/stable/modules/model_evaluation.html (дата обращения: 15.10.2025).
9. Nesterenko, A. O., Zhizhimontov, I. N., Makhmutov, I. R., & Khramtsov, A. V. (2022). Etophysical modeling on the basis of the lithological and facial analysis of achimov sediments in northern West Siberia. *Karotazhnik*, 6(320), pp. 118-131. (In Russian).

Информация об авторах / Information about the authors

Махмутов Ильшат Римович, эксперт по петрофизике, ООО «РН-Геология Исследования Разработка», аспирант, Тюменский индустриальный университет, г. Тюмень, irmakhmutov@rn-gir.rosneft.ru

Туренко Сергей Константинович, доктор технических наук, профессор, заведующий кафедрой прикладной геофизики, Тюменский индустриальный университет, г. Тюмень, turenkosk@tuuiu.ru, ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-3133-2193>

Ilshat R. Makhmutov, Petrophysics Expert, RN-Geology Research Development LLC; Postgraduate Student, Industrial University of Tyumen, irmakhmutov@rn-gir.rosneft.ru

Sergey K. Turenko, Doctor of Engineering Sciences, Professor, Head of Department of Applied Geophysics, Industrial University of Tyumen, turenkosk@tuuiu.ru, ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-3133-2193>

Поступила в редакцию / Received 10.10.2025

Поступила после рецензирования / Revised 10.11.2025

Принята к публикации / Accepted 14.11.2025