

Вестник НГУЭУ. 2025. № 1. С. 43–60

Vestnik NSUEM. 2025. No. 1. P. 43–60

Научная статья

УДК 004.942

DOI: 10.34020/2073-6495-2025-1-043-060

КЛАСТЕРИЗАЦИЯ КАК ИНСТРУМЕНТ ПОИСКА ОБЪЕКТОВ-АНАЛОГОВ ПРИ РАЗРАБОТКЕ ПРОЕКТНОЙ ДОКУМЕНТАЦИИ НЕФТЯНЫХ МЕСТОРОЖДЕНИЙ

Макаров Иван Владимирович¹, Прудников Вадим Борисович²

^{1,2} Уфимский университет науки и технологий

¹ makarov.uust@mail.ru

² prudnikov.bgu@mail.ru

Аннотация. В статье рассматривается применение кластеризации по методу k -средних для поиска объектов-аналогов при разработке объектов нефтяных месторождений и проектной документации. Исследование основано на анализе данных 1490 объектов разработки, расположенных в различных регионах России, учитывающем как статические, так и динамические параметры, включая количество пересмотров проектно-технической документации. Этот подход позволяет оценить влияние характеристик объектов на частоту пересмотра проектной документации и эффективность разработки. Выявленные закономерности могут служить основой для оптимизации процессов управления проектной документацией, что, в свою очередь, способствует повышению экономической эффективности разработки. Исследование направлено на углубление понимания взаимосвязей между характеристиками объектов и частотой пересмотров проектно-технической документации, что имеет важное значение при проектировании и управлении объектами разработки углеводородов.

Ключевые слова: кластеризация, метод k -средних, объекты-аналоги, разработка нефтяных месторождений, проектно-техническая документация, анализ данных

Для цитирования: Макаров И.В., Прудников В.Б. Кластеризация как инструмент поиска объектов-аналогов при разработке проектной документации нефтяных месторождений // Вестник НГУЭУ. 2025. № 1. С. 43–60. DOI: 10.34020/2073-6495-2025-1-043-060.

© Макаров И.В., Прудников В.Б., 2025



Контент доступен под лицензией Creative Commons Attribution 4.0 License

Original article

CLUSTERING AS A TOOL FOR SEARCHING FOR ANALOG OBJECTS IN THE DEVELOPMENT OF OIL FIELD DESIGN DOCUMENTATION

Makarov Ivan V.¹, Prudnikov Vadim B.²

^{1,2} *Ufa University of Science and Technology*

¹ makarov.uust@mail.ru

² prudnikov.bgu@mail.ru

Abstract. The article applies clustering by the k -means method to search for similar objects in the development of oil fields and design documentation. The study is based on the analysis of data from 1490 objects from various regions of Russia, taking into account both static and dynamic parameters, including the number of revisions of design and technical documentation. This approach allows evaluating the characteristics of objects at the stages of revising design documentation and developing efficiency. The identified rules can serve to optimize the management processes of design documentation, which, in turn, contributes to increasing the economic efficiency of development. Research is aimed to deepen the understanding of the relationship between objects and the termination of revision of design and technical documentation, which is of critical importance in the design and management of hydrocarbon development facilities.

Keywords: clustering, k -means method, analog objects, oil field development, design and technical documentation, data analysis

For citation: Makarov I.V., Prudnikov V.B. Clustering as a tool for searching for analog objects in the development of oil field design documentation. *Vestnik NSUEM*. 2025; (1): 43–60. (In Russ.). DOI: 10.34020/2073-6495-2025-1-043-060.

Введение

Разработка проектно-технической документации (ПТД) для нефтяных месторождений – это сложный и затратный процесс, который требует высокой квалификации специалистов и значительных временных и финансовых ресурсов. В условиях растущей конкуренции и необходимости оптимизации затрат нефтяные компании сталкиваются с необходимостью внедрения современных методов, способствующих сокращению времени и ресурсов на разработку новых и пересмотр существующих ПТД [11]. Одним из таких методов является метод поиска объектов-аналогов. Этот подход позволяет существенно улучшить процесс проектирования, используя накопленные данные и опыт для принятия обоснованных решений. В результате снижается вероятность ошибок в проектировании, что повышает шансы на успешную реализацию новых проектов. Например, если новый объект имеет схожие характеристики с уже известным и успешно эксплуатируемым объектом, информация о последнем может быть использована при разработке нового ПТД.

Объект разработки представляет собой участок недр, на котором осуществляется добыча углеводородов. Он включает один или несколько

продуктивных пластов, объединенных для разработки как единое целое. В рамках одного объекта может разрабатываться несколько пластов, которые имеют схожие физико-химические свойства и расположены в одной зоне месторождения [12]. Под объектами-аналогами понимаются объекты, для которых уже ведется разработка и которые имеют схожие геологические, геофизические и эксплуатационные характеристики с новым или планируемым объектом. Применение метода аналогов позволяет не только повысить качество проектной документации и уменьшить риски, связанные с неопределенностью, но и способствует более быстрой реализации проектов, что является критически важным в условиях конкуренции.

Один из традиционных способов поиска объектов-аналогов – метод экспертной оценки. Этот подход заключается в привлечении специалистов, обладающих необходимыми знаниями и опытом. Экспертная оценка позволяет оперативно получить обоснованные заключения от профессионалов, что значительно ускоряет процесс принятия решений. Тем не менее важно отметить, что, несмотря на высокую степень квалификации экспертов, данный метод не гарантирует абсолютной точности результатов [6].

Цель исследования заключалась в проведении кластеризации объектов разработки для поддержки планирования и проектирования новых объектов с учетом характеристик объектов-аналогов.

Для анализа была использована репрезентативная выборка данных, включающая 1490 объектов разработки дочерних обществ компании ПАО НК «Роснефть», расположенных в различных регионах Российской Федерации: Западная Сибирь, Восточная Сибирь, Центральная Россия и Южный федеральный округ [7].

Материалы и методы исследования

В последнее время для решения задачи поиска аналогов активно применяются подходы, основанные на анализе данных и машинном обучении, в частности, различные алгоритмы кластеризации данных [2]. Существует несколько методов кластеризации, которые могут быть применены для поиска объектов-аналогов нефтяных месторождений [2, 4].

1. *Метод k -средних (k -means)* предполагает разделение данных на заранее определенное количество кластеров, при этом каждый объект принадлежит только к одному из них. Метод хорошо подходит для поиска объектов-аналогов, так как позволяет создавать группы со схожими геологическими и технологическими характеристиками.

2. *Иерархическая кластеризация* позволяет визуализировать отношения между различными объектами с помощью построения иерархической структуры данных от отдельных объектов до объединения их в более крупные кластеры.

3. *DBSCAN* определяет принадлежность объектов кластерам, опираясь на характеристику «плотности точек». При этом используются два параметра: радиус и минимальное количество точек в кластере. Объекты, которые находятся в пределах одного радиуса, считаются присущими одному кластеру. Этот метод позволяет выявлять скрытые структуры в данных.

Наиболее популярный и эффективный метод кластеризации – классический метод k -средних, который широко применяется в различных областях, включая анализ данных, машинное обучение и научные исследования [13]. Выбор обусловлен его высокой эффективностью в разделении данных на заранее определенное количество кластеров, что позволяет группировать объекты с аналогичными геологическими и технологическими характеристиками. Кроме того, алгоритм k -средних легко адаптируется к различным наборам данных и позволяет изменять количество кластеров в зависимости от специфики анализа. По этой причине в настоящем исследовании для кластеризации нами был использован алгоритм k -средних.

Для эффективной кластеризации объектов разработки необходимо учитывать статические и динамические параметры [3, 6]. Статические параметры, такие как общая толщина пласта и коэффициент пористости, описывают физические характеристики объекта и остаются неизменными во времени, в то время как динамические параметры отражают изменения, происходящие в процессе, и позволяют оценить эффективность эксплуатации месторождений.

В отличие от предыдущих исследований [1, 2, 4], данная работа рассматривает кластеризацию как один из способов оптимизации разработки проектно-технической документации (ПТД). При этом в качестве признаков кластеризации, помимо традиционных основных характеристик объектов, рассматривается количество произошедших пересмотров проектно-технической документации (ПТД) по объекту, что позволяет оценить динамику разработки объекта в целом и повысить точность проектирования. Проектная документация представляет собой ключевой инструмент регулирования процесса разработки месторождений, обеспечивая не только методологическую основу для их освоения, но и выполняет функцию государственного контроля. В рамках ПТД устанавливаются допустимые отклонения для ключевых показателей, например, объемов добычи нефти и газа, действующего фонда добывающих и нагнетательных скважин, ввода новых скважин, бездействующего фонда скважин, а также ряда других параметров [10]. Превышение этих отклонений может свидетельствовать о нестабильности проектных решений, принятых на этапе планирования, либо может указывать на изменение условий эксплуатации. В таких случаях возникает необходимость пересмотра проектной документации для приведения проекта в соответствие с требованиями контролирующих органов и сохранения действующих лицензий. Такой подход отличается от ранее проведенных исследований, в которых частота пересмотров ПТД не рассматривается как показатель эффективности разработки проектных документов. В результате становится возможной оценка влияния различных характеристик объектов на необходимость корректировок ПТД.

В рамках исследования был сформирован набор данных по 1490 объектам разработки, содержащий 9 статических и 3 динамических параметра. Отбор объектов проводился на основе тщательного анализа действующих проектно-технических документов (ПТД) на 2024 г. В выборку были включены объекты из Западной и Восточной Сибири, Центральной России и Южного федерального округа. Данные объекты отличаются различным

геологическим строением, типами залежей и характеристиками пластов, включая расчлененность, проницаемость, глубину залегания и объем запасов. В выборке были учтены крупные, средние и мелкие объекты, что позволяет учитывать различия в сложности разработки, зависящие от масштабов и объемов углеводородных запасов. Примененный стратифицированный метод отбора позволяет обеспечить репрезентативность выборки, учитывая разнообразие геологических и технологических характеристик объектов разработки. Данные параметры использованы в качестве признаков кластеризации, поскольку они играют ключевую роль в выборе технологий разработки, что, в свою очередь, влияет на эффективность и рентабельность проектов [6]. В табл. 1 приведен перечень выбранных параметров, а также описательная статистика по выборке.

Результаты

Перед кластеризацией объектов проводился эксплораторный анализ данных. В первую очередь они проверялись на наличие выбросов и пропусков. Пропущенных значений в исходных данных обнаружено не было. Для выявления аномалий и особенностей, таких как выбросы или ошибки, были построены графики оценок функций плотности распределений. Эти графики позволили оценить основные статистические параметры (среднее значение, медиана, стандартное отклонение, наличие выбросов) и визуально установить соответствие значений нормальному закону распределения. Графики оценок функции плотности распределения для каждой переменной представлены на рис. 1.

В результате исследования установлено, что параметры объектов разработки находятся в широком диапазоне и имеют различный масштаб. Распределение большей части переменных (общая толщина, пористость, начальное давление, извлекаемые запасы и накопленная добыча) смещено влево. Показатель песчанистости демонстрирует более равномерное распределение, что может указывать на вариативный состав пород. Начальная пластовая температура имеет два выраженных пика. Это свидетельствует о геологических зонах с разными температурными условиями. Большинство объектов характеризуются низким содержанием серы, что положительно влияет на ее качество и снижает коррозионные риски. Для приведения данных к единому масштабу был применен метод стандартизации *fit_transform*, доступный в библиотеке *sklearn*.

Оценки значений корреляционной матрицы и соответствующие *p*-значения указаны в скобках и представлены в табл. 2. Большая часть оценок являются статистически значимыми (*p*-значения $< 0,05$). В целом коэффициенты корреляции между признаками находятся в диапазоне от $-0,1$ до $0,7$, что позволяет сделать вывод об отсутствии мультиколлинеарности. Таким образом, для кластеризации были отобраны все анализируемые переменные. Метод главных компонент (PCA) для уменьшения размерности признакового пространства не использовался, поскольку количество признаков относительно мало (12), что позволяет повысить интерпретируемость результатов в части характеристик объектов каждого из сформированных кластеров.

Таблица 1

Основные параметры объектов и их характеристики
Main parameters of objects and their characteristics

Параметр		Описание	Диапа- зон	Среднее значе- ние
Статические	Общая толщина пласта, м	Расстояние от подошвы до кровли пласта	1–328	39
	Эффективная нефте- насыщенная толщина пласта, м	Суммарная толщина пласта, в которой со- держится нефть. Отражает реальный объ- ем нефти, доступный для извлечения	0,5–99	8,5
	Коэффициент порис- тости, доли ед.	Отражает способность пласта удерживать нефть. Высокий коэффициент пористости говорит о высокой емкости пласта для хра- нения углеводородов, что делает его более привлекательным для разработки	0,001– 2,63	0,32
	Коэффициент песча- нистости, доли ед.	Характеризует содержание песчаных час- тиц в пласте. Высокий коэффициент пес- чанистости указывает на лучшие условия для перемещения углеводородов по пла- сту, что способствует более эффективной добыче	0,01– 1,12	0,55
	Коэффициент расчле- ненности, доли ед.	Определяет степень фрагментации пласта. Высокий уровень расчлененности может создать дополнительные барьеры для из- влечения нефти, так как фрагментация по- роды усложняет движение жидкости	0,047– 87	7,85
	Начальная пластовая температура, °С	Температура нефти в пласте до начала раз- работки месторождения. Более высокая температура способствует снижению вяз- кости нефти, облегчая ее перемещение по пласту, что положительно сказывается на добыче	9–656	109
	Начальное пластовое давление, МПа	Давление нефти в пласте до начала раз- работки месторождения. От него зависит способность нефти выдавливаться есте- ственным образом	4–219	44,6
	Содержание серы в нефти, %	Процентное содержание серы в общем объеме нефти. Высокое содержание серы требует дополнительных затрат на перера- ботку	0,01– 15,4	2,31
	Начальные извлека- емые запасы нефти (НИЗ), тыс. т	Объем нефти, который может быть извле- чен при существующих технологиях и эко- номических условиях	1– 97 108	3 075
Динамические	Текущие извлекаемые запасы нефти, тыс. т	Объем нефти, который остается в пласте после начала разработки	1– 87 751	1939
	Накопленная добыча нефти, тыс. т	Объем нефти, который был извлечен из пласта на данный момент	0– 96 000	1069
	Количество пересмотров ПТД	Число раз, когда проектная документация была создана или пересмотрена для объек- та разработки	1–7	2

Источник: Составлено авторами на основе набора данных.

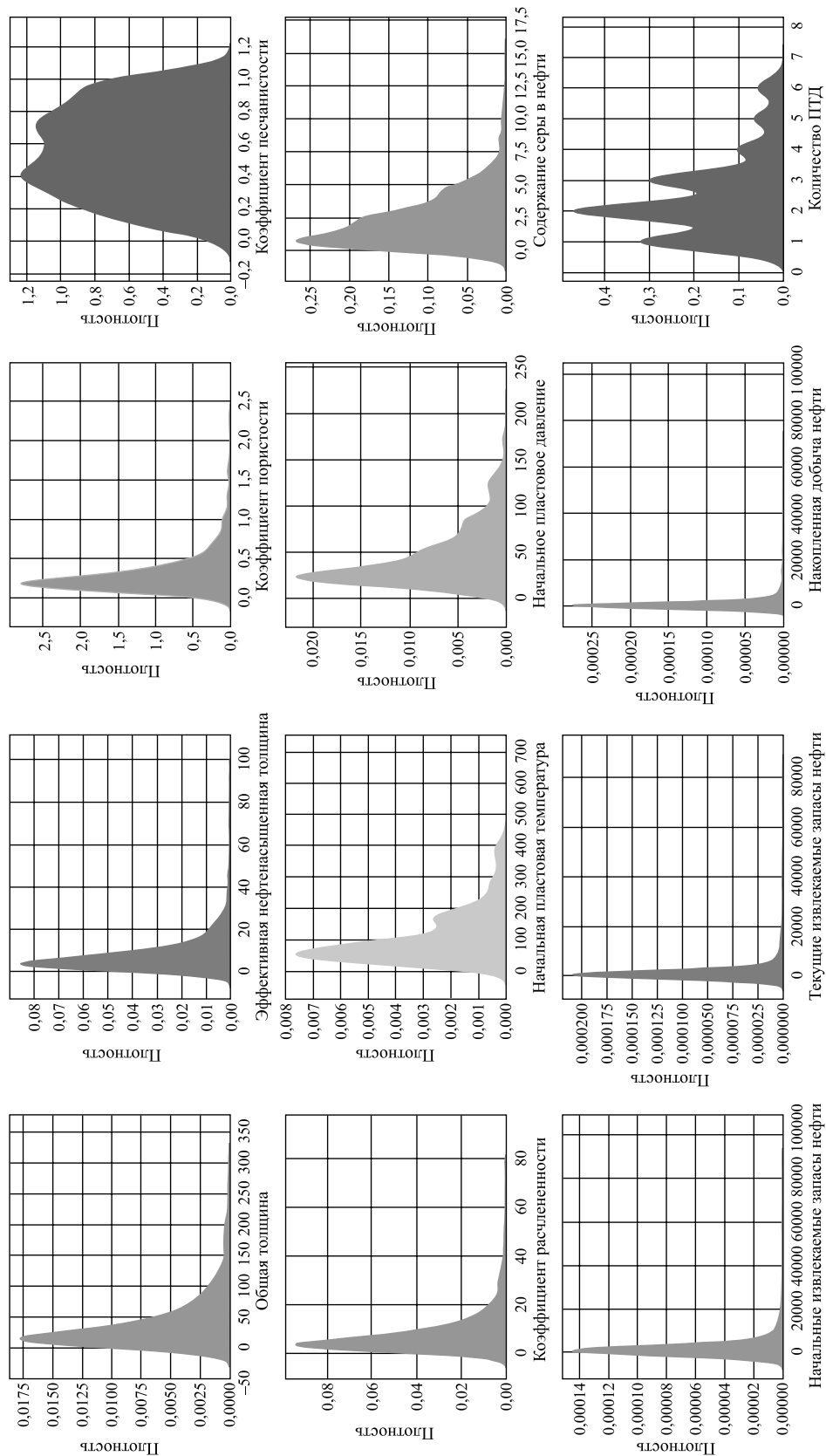


Рис. 1. Графики оценок функции плотности распределения переменных
Graphs of estimates of the density function of variables

Таблица 2

Матрица корреляций и р-значений
Correlation matrix and p-values

Параметр	Общая толщина	Эффектив- ная нефте- насыщенная толщина	Коэффициент пористости	Коэффициент песчанистости	Коэффициент расчлененно- сти	Начальная пластовая температура	Начальное пластовое давление	Содержание серы в нефти	Начальные извлекаемые запасы нефти	Текущие извлекаемые запасы нефти	Накопленная добыча нефти	Количество пересмотров ПТД
Общая толщина	1											
Эффективная нефтенасыщенная толщина	0,652 (0,000)	1										
Коэффициент пористости	0,306 (0,000)	0,255 (0,000)	1									
Коэффициент песчанистости	-0,174 (0,000)	0,110 (0,000)	0,176 (0,000)	1								
Коэффициент расчлененности	0,685 (0,000)	0,481 (0,000)	0,358 (0,000)	-0,092 (0,000)	1							
Начальная пластовая температура	0,677 (0,000)	0,493 (0,000)	0,387 (0,000)	-0,103 (0,000)	0,925 (0,000)	1						
Начальное пластовое давление	0,626 (0,000)	0,447 (0,000)	0,369 (0,000)	-0,110 (0,000)	0,822 (0,000)	0,909 (0,000)	1					
Содержание серы в нефти	0,037 (0,158)	0,018 (0,484)	0,009 (0,717)	-0,018 (0,484)	0,009 (0,735)	0,036 (0,165)	0,125 (0,000)	1				
Начальные извлекаемые запасы нефти	0,069 (0,008)	0,042 (0,103)	0,023 (0,374)	0,004 (0,877)	0,074 (0,004)	0,091 (0,000)	0,024 (0,350)	-0,071 (0,006)	1			
Текущие извлекаемые запасы нефти	0,042 (0,106)	0,018 (0,477)	0,030 (0,241)	0,021 (0,417)	0,066 (0,011)	0,075 (0,004)	0,030 (0,248)	-0,108 (0,000)	0,810 (0,000)	1		
Накопленная добыча нефти	0,057 (0,029)	0,031 (0,238)	0,006 (0,809)	-0,021 (0,413)	0,045 (0,080)	0,063 (0,016)	0,005 (0,835)	0,005 (0,836)	0,698 (0,000)	0,152 (0,000)	1	
Количество ПТД	0,319 (0,000)	0,276 (0,000)	0,544 (0,000)	0,105 (0,000)	0,359 (0,000)	0,391 (0,000)	0,362 (0,000)	-0,008 (0,766)	0,040 (0,119)	0,034 (0,187)	0,027 (0,299)	1

Для корректной работы алгоритма k -средних и получения интерпретируемых результатов кластеризации необходимо предварительно определить оптимальное количество кластеров. Традиционно для этого используются методы построения дендрограммы с помощью иерархической кластеризации и «метод локтя» [20]. При построении иерархической дендрограммы был использован метод минимальной дисперсии Уорда [14]. Согласно методу, на каждом шаге происходит слияние пары кластеров, определяемых на основе оптимального значения целевой функции как суммы квадратов ошибок после их объединения. Тем самым, метод Уорда способствует формированию кластеров с более однородной дисперсией характеристик объектов внутри кластера. В результате оптимальное количество кластеров было установлено равным трем (рис. 2).

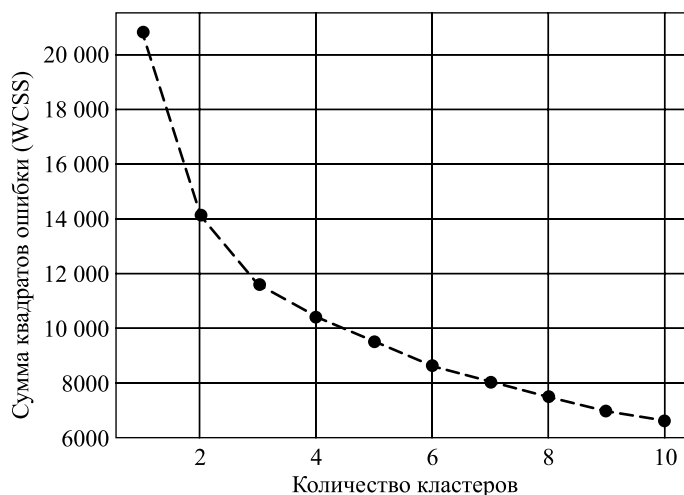


Рис. 2. Определение оптимального количества кластеров методом локтя

Determining the optimal number of clusters using the elbow method

Для кластеризации использовался вариант алгоритма k -средних, предложенный Ч. Эльканом (С. Elkan) [15] и реализованный в классе *sklearn.cluster.K-Means*, со следующими параметрами: количество кластеров (*n_clusters*) – 3, число запусков (начальных положений центроидов, *n_init*) – 10, максимальное число итераций (*max_iter*) – 300, погрешность (*tol*) – 0,0001 [14].

В результате кластеризации выделены три кластера, которые в значительной степени различаются по средним значениям параметров входящих в них объектов (табл. 3). Кластер 0 объединяет объекты с минимальными значениями по всем трем параметрам. Кластер 1 включает объекты с высокими начальными извлекаемыми запасами нефти. Кластер 2 отличается равномерным распределением значений по всему графику. 3D-визуализация кластеров приведена на рис. 3 (в координатных осях «Общая толщина», «Начальное пластовое давление» и «Начальные извлекаемые запасы нефти») и рис. 4 (в координатных осях «Количество пересмотров ПТД», «Начальная пластовая температура» и «Коэффициент песчанистости»).

Таблица 3

Типовой портрет кластеров
Typical cluster profile

Параметр	Кластер 0	Кластер 1	Кластер 2
Количество объектов в каждом кластере	1176	30	284
Общая толщина пласта, м	23,66	102,72	57,05
Эффективная нефтенасыщенная толщина пласта, м	5,55	19,94	11,98
Коэффициент пористости, доли ед.	0,26	0,57	0,42
Коэффициент песчанистости, доли ед.	0,56	0,55	0,59
Коэффициент расчлененности, доли ед.	4,7	20,16	10,41
Начальная пластовая температура, °С.	75,78	240,26	140,49
Начальное пластовое давление, МПа	32,26	93,36	48,29
Содержание серы в нефти, %	2,26	2,63	1,61
Начальные извлекаемые запасы нефти, тыс. т	1803,02	2166,70	61410,17
Текущие извлекаемые запасы нефти, тыс. т	1205,10	1482,76	34932,70
Накопленная добыча нефти, тыс. т	559,61	643,53	25028,73
Количество ПТД, шт.	2,19	3,54	2,87

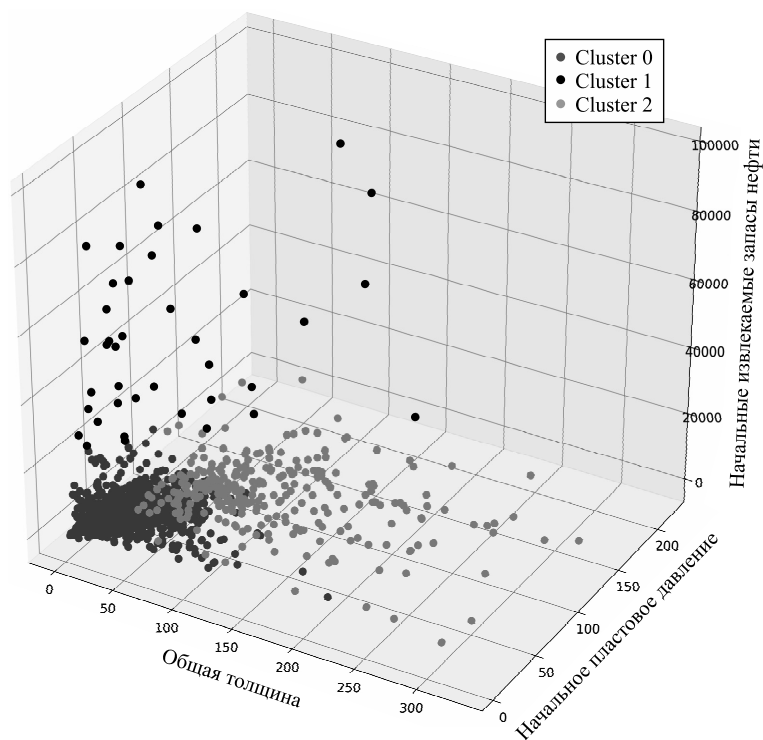


Рис. 3. 3D-визуализация кластеризации объектов разработки в координатных осях «Общая толщина», «Начальное пластовое давление» и «Начальные извлекаемые запасы нефти»
3D visualization of clustering of development objects in the coordinate axes of «Total thickness», «Initial reservoir pressure» and «Initial recoverable oil reserves»

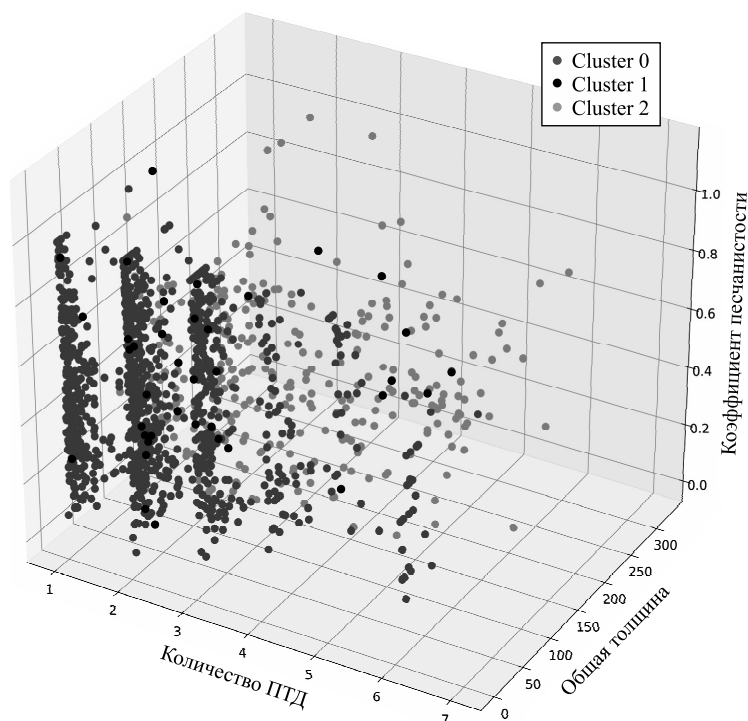


Рис. 4. 3D-визуализация кластеризации объектов разработки в координатных осях: количество пересмотров проектно-технической документации (ПТД), начальная пластовая температура и коэффициент песчаности

3D visualization of clustering of development objects in the coordinate axes: number of project technical documentation (PTD) revisions, initial reservoir temperature, and sandiness coefficient

Объекты кластера 0 образуют более плотную группу точек, что указывает на стабильные геологические и технологические условия. Среднее число ПТД по объектам данного кластера минимально (табл. 3). Кластер 1 представлен более редкими объектами, что подчеркивает их уникальные характеристики и требует индивидуального подхода к разработке. Кластер 2 включает объекты с максимальным средним числом пересмотров ПТД, что указывает на сложные геологические условия, требующие частых корректировок проектной документации.

Для описания кластеров опирались на средние значения признаков объектов, входящих в каждый из кластеров (табл. 3), а также на построенные 3D-визуализации кластеризации объектов разработки (рис. 3, 4) и графики оценок плотности распределения (KDEPlot – Kernel Density Estimation Plot) (рис. 5). Характеристика кластеров приводится с позиции продуктивности и риска проведения разработки. Под риском в данном случае понимается количество пересмотров ПТД, которое характеризует расхождение (в лучшую и в худшую сторону) между плановыми и фактическими показателями эксплуатации объектов разработки.

Первый, наиболее многочисленный, кластер 0 характеризуется наименьшими значениями по всем ключевым параметрам среди рассматрива-

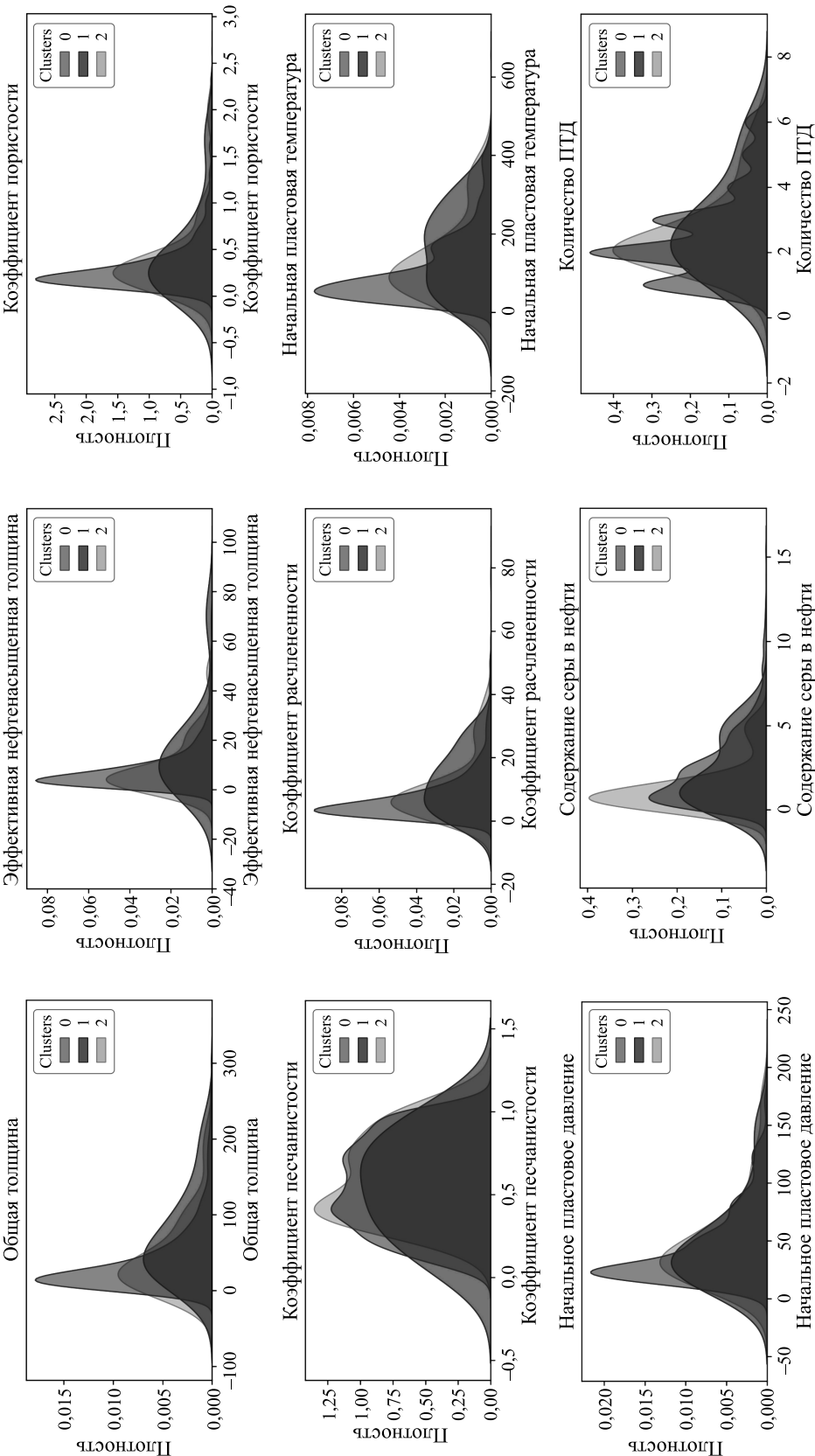


Рис. 5. Распределение кластеров по плотности
Cluster density distribution

емых кластеров. Низкая общая и эффективная нефтенасыщенная толщина пласта ограничивает его потенциал для извлечения углеводородов. Несмотря на относительную простоту разработки и умеренные значения температуры и давления, низкие коэффициенты пористости (0,26) и начальные запасы нефти делают этот кластер менее привлекательным для разработки. Тем не менее меньшее среднее число пересмотров ПТД (2,19) свидетельствует о том, что разработка этого класса может быть проще и более экономически выгодной. Объекты данного кластера следует охарактеризовать как «объекты с невысоким потенциалом добычи и относительно низким риском».

Кластер 1 выделяется значительной общей и эффективной толщиной пласта, что делает его наиболее перспективным для разработки. Высокий коэффициент пористости (0,57) в этом кластере способствует лучшему удержанию и извлечению нефти. Однако высокая начальная пластовая температура и давление могут указывать на более сложные условия разработки. Большое число пересмотров ПТД (3,54) говорит о сложности разработки и необходимости тщательного планирования и реализации проектов по объектам в данном кластере. Отметим, что число объектов, отнесенных ко второму кластеру, составляет менее 3 % от всей выборки. Объекты данного кластера следует охарактеризовать как «высокорисковые и потенциально максимально перспективные».

Третий кластер 2 включает объекты с умеренными значениями начальной пластовой температуры и давления, а также с высокими начальными запасами нефти, которые значительно превышают запасы в кластерах 0 и 1. Это делает данный класс потенциально выгодным для разработки. Однако низкие коэффициенты пористости и песчанистости могут потребовать применения дополнительных технологий для оптимизации процесса добычи. Умеренное число пересмотров ПТД (2,87) свидетельствует о средней сложности разработки данного класса. Объекты данного кластера следует охарактеризовать как «умеренно рискованные и продуктивные».

Заключение

Для кластеризации с целью определения объектов-аналогов были проанализированы 1490 объектов разработки нефтяных месторождений, принадлежащих обществам группы компании ПАО НК «Роснефть», расположенных в различных регионах России: Западной и Восточной Сибири, Центральной России и Южном федеральном округе. Анализ объектов разработки проводился на основе действующих проектно-технических документов (ПТД), разработанных в период с 2019 по 2024 г. Репрезентативность выборки была обеспечена методами стратифицированного отбора на этапе подготовки исходных данных. В качестве параметров объектов разработки рассмотрены, в частности, общая толщина пласта, эффективная нефтенасыщенная толщина пласта, коэффициенты пористости, песчанистости и расчлененности, начальное пластовое давление и температура, запасы добычи и др.

В результате применения алгоритма k -средних (вариация Ч. Элькана) были выделены три основных кластера объектов разработки с различными характеристиками:

– кластер 0 – объекты с «невысоким потенциалом добычи и относительно низким риском» составляют наиболее многочисленную группу и характеризуются предсказуемыми условиями разработки;

– кластер 1 – «высокорисковые и потенциально максимально перспективные» объекты, встречающиеся реже, но обладающие значительным потенциалом и требующие более индивидуального подхода к проектированию;

– кластер 2 – «умеренно рискованные и продуктивные» объекты, которые характеризуются стабильными условиями разработки и требуют минимального количества пересмотров проектной документации.

Особенностью исследования является включение в анализ количества пересмотров проектно-технической документации по объектам разработки. Как показывает анализ, количество пересмотров ПТД существенно зависит от характеристик объектов, определяемых разнообразием географических и климатических условий. Объекты с высокими запасами и сложной структурой требуют большего числа пересмотров, что указывает на необходимость тщательного подхода к их проектированию. Напротив, объекты с меньшими запасами и простой структурой требуют менее частых пересмотров, что может быть связано с более предсказуемыми условиями разработки.

Репрезентативность выборки позволяет распространить полученные выводы к объектам разработки, ПТД по которым еще только формируется, для поиска объектов-аналогов и потенциальных рисков эксплуатации. Однако для дополнительной верификации результатов целесообразно расширить как объем выборки, так и набор параметров, которые потенциально могут быть связаны с частотой пересмотров проектно-технической документации.

Список источников

1. Безбородов А.К., Деева И.Ю. Алгоритм поиска месторождений-аналогов на основе методов машинного обучения // Альманах научных работ молодых ученых Университета ИТМО. СПб.: НИУ ИТМО, 2021. С. 1–6.
2. Безбородов А.К., Деева И.Ю. Поиск месторождений-аналогов на основе кластеризации байесовских сетей // Изв. вузов. Приборостроение. 2022. Т. 65, № 1. С. 64–72. DOI: 10.17586/0021-3454-2022-65-1-64-72.
3. Вологин И.С., Исламов Р.Р., Нигматуллин Ф.Н., Харисова А.В., Лознюк О.А. Методика выбора объекта-аналога для нефтегазовой залежи по геолого-физическим характеристикам // Нефтяное хозяйство. 2019. № 12. С. 124–127. DOI: 10.24887/0028-2448-2019-12-124-127. EDN: NRPKVE.
4. Исламов Р.Р., Абдрахманова Э.К., Ялаев А.В., Нигматуллин Ф.Н., Муслимов Б.Ш., Харисова А.В. Новая методика аналитического экспресс-расчета основных показателей разработки неразрабатываемых нефтегазовых залежей для проведения многовариантных расчетов с целью комплексной оптимизации проектных решений // Проблемы сбора, подготовки и транспорта нефти и нефтепродуктов. 2023. Вып. 3 (143). С. 48–60. URL: <http://doi.10.17122/ntj-oil-2023-3-48-60>.

5. Мухаметшин В.Ш., Хакимзянов И.Н., Бахтизин Р.Н., Кулешова Л.С. Дифференциация и группирование сложнопостроенных залежей нефти в карбонатных коллекторах в решении задач управления разработкой // Нефтяное хозяйство. 2021. № 5. С. 58–64.
6. Орлова И.О., Захарченко Е.И., Скиба Н.К. Методический подход к классификации месторождений и поиску месторождений-аналогов // Геология, геофизика и разработка нефтяных и газовых месторождений. 2014. № 12. С. 16–18.
7. Официальный сайт ПАО НК «Роснефть». Операционная структура. URL: <https://udmurtneft.rosneft.ru/about/Glance/OperationalStructure> (дата обращения: 09.10.2024).
8. Перминов Д.Е., Валеев С.В. Кластерный анализ с использованием элементов нечеткой логики с целью автоматического поиска скважин-кандидатов для проведения геолого-технических мероприятий // Научно-технический вестник ОАО «НК «Роснефть». 2019. № 12. С. 1–7.
9. Поднебесных А.В., Хафизов А.Р. Методика экспресс-оценки выбора объекта-аналога для залежей углеводородного сырья на основе их геологических признаков // Проблемы сбора, подготовки и транспорта нефти и нефтепродуктов. 2019. № 3. С. 9–18.
10. Правила подготовки технических проектов разработки месторождений углеводородного сырья, утвержденные приказом Минприроды России от 20.09.2019 № 639, в ред. приказов Минприроды России от 07.08.2020 № 570, от 06.10.2020 № 772 // Официальный сайт Министерства природных ресурсов и экологии Российской Федерации. URL: <http://www.mnr.gov.ru> (дата обращения: 20.10.2024).
11. Ронжин А.А. Проектная документация при разработке нефтегазоконденсатных месторождений // Молодой ученый. 2020. № 17 (307). С. 413–415.
12. Росляк А.Т., Санду С.Ф. Разработка и эксплуатация нефтяных и газовых месторождений: учебное пособие / Томский политехнический университет. Томск: Издательство Томского политехнического университета, 2013.
13. Солодов И.С., Шакишин В.П., Колесников В.А., Хамитов И.Г., Устинов А.С. Статистические подходы к выявлению месторождений-аналогов Самарской области // Нефтяное хозяйство. 2011. № 6. С. 30–33.
14. About K-Means vs Hierarchical Clustering Methods for Data Segmentation. URL: <https://dataheadhunters.com/academy/k-means-vs-hierarchical-clustering-methods-for-data-segmentation/> (дата обращения: 19.09.2024).
15. Elkan C. “Using the triangle inequality to accelerate k-means”, ICML 2003 Conference Proceedings, p. 147–153, 2003.
16. Clustering. URL: <https://r.qcbs.ca/workshop09/book-en/clustering.html> (дата обращения: 13.10.2024).
17. Da Gama e Silva R. et al. Sensitivity analysis in a machine learning methodology for reservoir analogues. Rio Oil & Gas Expo and Conf., Rio de Janeiro, Brazil, 24–27 Sept. 2018. P. 1–9.
18. Neves L., Ferreira C., Vesely F. Facies, petrophysical and geochemical properties of gravity-flow deposits in reservoir analogs from the Itararé Group (late Carboniferous), Paraná Basin, Brazil. Marine and Petroleum Geology. 2019. Vol. 110. P. 717–736. DOI: 10.1016/j.marpetgeo.2019.07.038.
19. Olivo M. et al. Characterizing scales of sedimentary heterogeneity in a fluvial–estuarine reservoir analog: An example from the Mulichinco Formation, Neuquén Basin, Argentina. Marine and Petroleum Geology. 2020. Vol. 121. DOI: 10.1016/j.marpetgeo.2020.104604.
20. Popova O. Analogy in the World of Geological Uncertainties, or How Reservoir Analogs May Refine Your Probabilistic Geomodel. SPE Annual Caspian Techn. Conf. and Exhibition, Astana, Kazakhstan, 31 Oct. – 1 Nov. 2018. P. 1–13. DOI: 10.2118/192551-MS.

21. Ren Z., Sun L., Zhai Q. Improved k-means and spectral matching for hyperspectral mineral mapping. Intern. Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation. 2020. Vol. 91. P. 1–12. DOI: 10.1016/j.jag.2020.102154.
22. Rodriguez H.M. et al. New Approach to Identify Analogue Reservoirs. SPE Economics and Management, New Orleans, Louisiana, USA, 30 Sept. – 2 Oct. 2013. P. 1–17. DOI: 10.2118/166449-MS.
23. Sun S.Q., Wan J.C. Geological analogs usage rates high in global survey. Oil & Gas Journal. 2002. Vol. 100, iss. 46, P. 49–50.
24. Voskresenskiy A. et al. Variations in ranked list of reservoir analogs as an effect of search preferences. Geosciences: Converting Knowledge into Resources, Saint-Petersburg, Russia, 6–9 Apr. 2018. P. 1–5. (Conf. Proc.). DOI: 10.3997/2214-4609.202053163.

References

1. Bezborodov A.K., Deeva I.Ju. Algoritm poiska mestorozhdenij-analogov na osnove metodov mashinnogo obuchenija [Algorithm for searching for analog deposits based on machine learning methods]. Al'manah nauchnyh rabot molodyh uchenykh Universiteta ITMO [Almanac of scientific works of young scientists of ITMO University]. Saint Petersburg, NIU ITMO, 2021. Pp. 1–6.
2. Bezborodov A.K., Deeva I.Ju. Poisk mestorozhdenij-analogov na osnove klasterizacii bajesovskih setej [Search for analog deposits based on clustering of Bayesian networks], *Izv. vuzov. Priborostroenie* [News of universities. Instrument engineering], 2022, vol. 65, no. 1, pp. 64–72. DOI: 10.17586/0021-3454-2022-65-1-64-72.
3. Vologin I.S., Islamov R.R., Nigmatullin F.N., Harisova A.V., Loznjuk O.A. Metodika vybora ob'ekta-analoga dlja neftegazovoj zalezhi po geologo-fizicheskim harakteristikam [Methodology for selecting an analog object for an oil and gas deposit based on geological and physical characteristics], *Neftjanoe hozjajstvo* [Oil Industry], 2019, no. 12, pp. 124–127. DOI: 10.24887/0028-2448-2019-12-124-127. EDN: NRPKVE.
4. Islamov R.R., Abdrahmanova Je.K., Jalaev A.V., Nigmatullin F.N., Muslimov B.Sh., Harisova A.V. Novaja metodika analiticheskogo jekspress-rascheta osnovnyh pokazatelej razrabotki nerazrabatyvaemyh neftegazovyh zalezhej dlja provedenija mnogovariantnyh raschjotov s cel'ju kompleksnoj optimizacii proektnykh reshenij [New methodology for analytical express calculation of the main indicators of development of undeveloped oil and gas deposits for conducting multivariant calculations for the purpose of comprehensive optimization of design solutions], *Problemy sbora, podgotovki i transporta nefti i nefteproduktov* [Problems of collection, preparation and transportation of oil and oil products], 2023, iss. 3 (143), pp. 48–60. Available at: <http://doi.10.17122/ntj-oil-2023-3-48-60>.
5. Muhametshin V.Sh., Hakimzjanov I.N., Bahtizin R.N., Kuleshova L.S. Differenciacija i gruppирование slozhnopostroennyh zalezhej nefti v karbonatnyh kollektorah v reshenii zadach upravlenija razrabotkoj [Differentiation and grouping of complex oil deposits in carbonate reservoirs in solving development management problems], *Neftjanoe hozjajstvo* [Oil industry], 2021, no. 5, pp. 58–64.
6. Orlova I.O., Zaharchenko E.I., Skiba N.K. Metodicheskij podhod k klassifikacii mestorozhdenij i poisku mestorozhdenij-analogov [Methodological approach to the classification of fields and the search for analogous fields], *Geologija, geofizika i razrabotka neftijnyh i gazovyh mestorozhdenij* [Geology, geophysics and development of oil and gas fields], 2014, no. 12, pp. 16–18.
7. Oficial'nyj sajt PAO NK «Rosneft'». Operacionnaja struktura [Official website of PJSC NK Rosneft. Operational structure]. Available at: <https://udmurtneft.rosneft.ru/about/Glance/OperationalStructure> (accessed: 09.10.2024).
8. Perminov D.E., Valeev S.V. Klasternyj analiz s ispol'zovaniem jelementov nechetkoj logiki s cel'ju avtomaticheskogo poiska skvazhin-kandidatov dlja provedenija geolo-

- go-tehnicheskikh meroprijatij [Cluster analysis using fuzzy logic elements for the purpose of automatic search for candidate wells for geological and technical measures], *Nauchno-tehnicheskij vestnik OAO «NK «Rosneft'»* [Scientific and Technical Bulletin of OJSC NK Rosneft], 2019, no. 12, pp. 1–7.
9. Podnebesnyh A.V., Hafizov A.R. Metodika jekspress-ocenki vybora ob#ekta-analoga dlja zalezhej uglevodorodnogo syr'ja na osnove ih geologicheskikh priznakov [Methodology for express assessment of selection of an analog object for hydrocarbon deposits based on their geological features], *Problemy sbora, podgotovki i transporta nefti i nefteproduktov* [Problems of collection, preparation and transportation of oil and oil products], 2019, no. 3, pp. 9–18.
 10. Pravila podgotovki tehniceskikh proektov razrabotki mestorozhdenij uglevodorodnogo syr'ja, utverzhdennye prikazom Minprirody Rossii ot 20.09.2019 № 639, v red. prikazov Minprirody Rossii ot 07.08.2020 № 570, ot 06.10.2020 № 772 [Rules for preparation of technical projects for development of hydrocarbon deposits, approved by order of the Ministry of Natural Resources of Russia dated 09.20.2019 No. 639, as amended by orders of the Ministry of Natural Resources of Russia dated 08/07/2020 No. 570, dated 10/06/2020 No. 772]. Oficial'nyj sajt Ministerstva prirodnyh resursov i jekologii Rossijskoj Federacii [Official website of the Ministry of Natural Resources and Environment of the Russian Federation]. Available at: <http://www.mnr.gov.ru> (accessed: 20.10.2024).
 11. Ronzhin A.A. Proektnaja dokumentacija pri razrabotke neftegazokondensatnyh mestorozhdenij [Design documentation for the development of oil and gas condensate fields], *Molodoj uchenyj* [Young scientist], 2020, no. 17 (307), pp. 413–415.
 12. Rosljak A.T., Sandu S.F. Razrabotka i jekspluatacija neftyanyh i gazovyh mestorozhdenij: uchebnoe posobie [Development and operation of oil and gas fields: a tutorial]. Tomskij politehnicheskij universitet. Tomsk: Izdatel'stvo Tomskogo politehnicheskogo universiteta, 2013.
 13. Solodov I.S., Shakshin V.P., Kolesnikov V.A., Hamitov I.G., Ustinov A.S. Statisticheskie podhody k vyjaveniju mestorozhdenij-analogov Samarskoj oblasti [Statistical approaches to identifying similar fields in the Samara region], *Nefijanoje hozjajstvo* [Oil industry], 2011, no. 6, pp. 30–33.
 14. About K-Means vs Hierarchical Clustering Methods for Data Segmentation. Available at: <https://dataheadhunters.com/academy/k-means-vs-hierarchical-clustering-methods-for-data-segmentation/> (accessed: 19.09.2024).
 15. Elkan C. “Using the triangle inequality to accelerate k-means”, ICML 2003 Conference Proceedings, 2003, pp. 147–153.
 16. Clustering. Available at: <https://r.qcbs.ca/workshop09/book-en/clustering.html> (accessed: 13.10.2024).
 17. Da Gama e Silva R. et al. Sensitivity analysis in a machine learning methodology for reservoir analogues. Rio Oil & Gas Expo and Conf., Rio de Janeiro, Brazil, 24–27 Sept. 2018. P. 1–9.
 18. Neves L., Ferreira C., Vesely F. Facies, petrophysical and geochemical properties of gravity-flow deposits in reservoir analogs from the Itararé Group (late Carboniferous), Paraná Basin, Brazil. *Marine and Petroleum Geology*. 2019. Vol. 110. P. 717–736. DOI: 10.1016/j.marpetgeo.2019.07.038.
 19. Olivo M. et al. Characterizing scales of sedimentary heterogeneity in a fluvial–estuarine reservoir analog: An example from the Mulichinco Formation, Neuquén Basin, Argentina. *Marine and Petroleum Geology*. 2020. Vol. 121. DOI: 10.1016/j.marpetgeo.2020.104604.
 20. Popova O. Analogy in the World of Geological Uncertainties, or How Reservoir Analogs May Refine Your Probabilistic Geomodel. SPE Annual Caspian Techn. Conf. and Exhibition, Astana, Kazakhstan, 31 Oct. – 1 Nov. 2018. P. 1–13. DOI: 10.2118/192551-MS.

21. Ren Z., Sun L., Zhai Q. Improved k-means and spectral matching for hyperspectral mineral mapping. Intern. Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation. 2020. Vol. 91. P. 1–12. DOI: 10.1016/j.jag.2020.102154.

22. Rodriguez H.M. et al. New Approach to Identify Analogue Reservoirs. SPE Economics and Management, New Orleans, Louisiana, USA, 30 Sept. – 2 Oct. 2013. P. 1–17. DOI: 10.2118/166449-MS.

23. Sun S.Q., Wan J.C. Geological analogs usage rates high in global survey. *Oil & Gas Journal*. 2002, vol. 100, iss. 46, pp. 49–50.

24. Voskresenskiy A. et al. Variations in ranked list of reservoir analogs as an effect of search preferences. *Geosciences: Converting Knowledge into Resources*, Saint-Petersburg, Russia, 6–9 Apr. 2018. P. 1–5. (Conf. Proc.). DOI: 10.3997/2214-4609.202053163.

Сведения об авторах:

И.В. Макаров – аспирант, кафедра статистики и бизнес-информатики, Уфимский университет науки и технологий, Уфа, Российская Федерация.

В.Б. Прудников – кандидат технических наук, доцент, кафедра статистики и бизнес-информатики, заместитель заведующего, Лаборатория исследования социально-экономических процессов, Уфимский университет науки и технологий, Уфа, Российская Федерация.

Information about the authors:

I.V. Makarov – Postgraduate Student, Department of Statistics and Business Informatics, Ufa University of Science and Technology, Ufa, Russian Federation.

V.B. Prudnikov – Candidate of Technical Sciences, Associate Professor, Department of Statistics and Business Informatics, Deputy Head, Laboratory for Research of Socio-Economic Processes, Ufa University of Science and Technology, Ufa, Russian Federation.

Вклад авторов: все авторы сделали эквивалентный вклад в подготовку публикации. Авторы заявляют об отсутствии конфликта интересов.

Contribution of the authors: the authors contributed equally to this article. The authors declare no conflicts of interests.

<i>Статья поступила в редакцию</i>	<i>14.11.2024</i>	<i>The article was submitted</i>	<i>14.11.2024</i>
<i>Одобрена после рецензирования</i>	<i>30.11.2024</i>	<i>Approved after reviewing</i>	<i>30.11.2024</i>
<i>Принята к публикации</i>	<i>20.12.2024</i>	<i>Accepted for publication</i>	<i>20.12.2024</i>