

УДК 622.276

Статья / Article

© ПНИПУ / PNRPU, 2024

**Статистическое обоснование формирования значений скин-фактора при проведении кислотных обработок в слоисто-неоднородных башкирских отложениях Пермского края****А.С. Казанцев<sup>1</sup>, Е.С. Ожгибесов<sup>2</sup>, В.И. Галкин<sup>2</sup>, И.Ю. Кольчев<sup>2</sup>**<sup>1</sup>ЛУКОЙЛ-Инжиниринг (Российская Федерация, 400078, г. Волгоград, проспект имени В.И. Ленина, 96)<sup>2</sup>Пермский национальный исследовательский политехнический университет (Российская Федерация, 614990, г. Пермь, Комсомольский пр., 29)**Statistical Justification for the Formation of Skin Factor Values during Acid Treatment in Layered-Heterogeneous Bashkir Deposits of Perm Krai****Andrey S. Kazantsev<sup>1</sup>, Evgeny S. Ozhgibesov<sup>2</sup>, Vladislav I. Galkin<sup>2</sup>, Igor Yu. Kolychev<sup>2</sup>**<sup>1</sup>LUKOIL-Engineering LLC (96 V.I. Lenin av., Volgograd, 400078, Russian Federation)<sup>2</sup>Perm National Research Polytechnic University (29 Komsomolskiy av., Perm, 614990, Russian Federation)

Получена / Received: 07.06.2024. Принята / Accepted: 30.09.2024. Опубликовано / Published: 31.10.2024

**Ключевые слова:**

пошаговый регрессионный анализ, вероятностно-статистическая модель, комплексная вероятность, кислотная обработка, карбонатный коллектор, скин-фактор, пористость, проницаемость, нефтенасыщенность.

Карбонатные отложения башкирского яруса в Пермском крае характеризуются высокой степенью неоднородности, что затрудняет равномерную выработку запасов нефти. На сегодняшний день одним из самых популярных методов регулирования разработки в карбонатных коллекторах является проведение кислотных обработок. Однако в условиях слоисто-неоднородных отложений воздействию подвергается преимущественно наиболее проницаемая часть разреза, а низкопроницаемая часть разреза, напротив, остается не вовлеченной в процесс разработки. В связи с этим актуальной задачей является прогнозирование степени воздействия кислотной обработки на отдельные пропластки коллекторов. Целью настоящего исследования являлось создание математических моделей для прогнозирования значений скин-фактора пропластка после проведения кислотной обработки. В качестве исходных данных были использованы определения скин-фактора в пропластках и геологические характеристики этих пропластков: коэффициент пористости, коэффициент проницаемости, коэффициент нефтенасыщенности и толщина пропластка. В исследовании использовались методы математического моделирования: пошаговый регрессионный анализ, построение вероятностно-статистических моделей. По результатам статистического анализа выявлено, что пропластки коллекторов разделяются на два класса, в которых формирование значения скин-фактора зависит от различных характеристик пропластка. Для определения класса, к которому относится пропласток построены, одномерные вероятностно-статистические модели, которые впоследствии объединены в единую комплексную модель. Для каждого выделенного класса разработаны регрессионные модели для прогноза скин-фактора пропластка после проведения кислотной обработки. Полученные математические модели могут быть применены при проектировании геолого-технологических мероприятий, а также для повышения точности гидродинамического моделирования путем учета значений скин-факторов по пропласткам в призабойной зоне при адаптации модели.

**Keywords:**

stepwise regression analysis, probabilistic-statistical model, complex probability, acid treatment, carbonate reservoir, skin factor, porosity, permeability, oil saturation.

Carbonate deposits of the Bashkirian Stage in Perm Krai are characterized by a high degree of heterogeneity, which makes it difficult to develop oil reserves evenly. Acid treatments are currently one of the most popular methods of regulating development in carbonate reservoirs. However, in conditions of layered heterogeneous sediments the most permeable part of the section is mainly affected, while the low-permeable part of the section remains uninvolved in the development process. In this connection, it is an urgent task to predict the degree of impact of acid treatment on individual reservoir layers. The purpose of this study was to create mathematical models for predicting the skin factor of the reservoir after acid treatment. As input data we used skin factor determinations in reservoirs and geologic characteristics of these reservoirs: porosity coefficient, permeability coefficient, oil saturation coefficient and reservoir thickness. Mathematical modeling methods were used in the study: stepwise regression analysis, construction of probabilistic-statistical models. According to the results of statistical analysis it was revealed that reservoirs are divided into two classes, in which the formation of the skin factor value depends on different characteristics of the reservoir. To determine the class to which the reservoir formation belongs, univariate probabilistic-statistical models were built and subsequently combined into a single complex model. For each identified class, regression models were developed to predict the skin factor of the formation after acid treatment. The obtained mathematical models can be applied in the design of geological and technological measures, as well as to improve the accuracy of hydrodynamic modeling by taking into account the values of skin factors in the bottomhole zone in the adaptation of the model.

© **Казанцев Андрей Сергеевич** – руководитель проекта (разработка месторождений, Поволжский регион и Калининградская область) (тел.: +007 (844) 296 77 99, e-mail: Andrej.Kazantsev@lukoil.com).

© **Ожгибесов Евгений Сергеевич** – ассистент кафедры геологии нефти и газа (тел.: +007 (342) 219 80 17, e-mail: ozhgibesov2015@yandex.ru).

© **Галкин Владислав Игнатьевич** – доктор геолого-минералогических наук, профессор, заведующий кафедрой геологии нефти и газа (тел.: +007 (342) 219 80 17, e-mail: vgalkin@pstu.ru). Контактное лицо для переписки.

© **Кольчев Игорь Юрьевич** – кандидат технических наук, научный сотрудник кафедры нефтегазовых технологий (тел.: +007 (342) 219 82 50, e-mail: Igorek999@yandex.ru).

© **Andrey S. Kazantsev** – Project Manager (tel.: +007 (844) 296 77 99, e-mail: Andrej.Kazantsev@lukoil.com).

© **Evgeny S. Ozhgibesov** (Author ID in Scopus: 57486568400, ORCID: 0009-0004-8235-0836) – Senior Lecturer Department of Oil and Gas Geology (tel.: +007 (342) 219 80 17, e-mail: ozhgibesov2015@yandex.ru).

© **Vladislav I. Galkin** (Author ID in Scopus: 55418067700, ORCID: 0000-0003-4867-2298) – Doctor in Geology and Mineralogy, Professor, Head of the Department of Oil and Gas Geology (tel.: +007 (342) 219 80 17, e-mail: vgalkin@pstu.ru). The contact person for correspondence.

© **Igor Yu. Kolychev** (AuthorID in Scopus: 56490995700) – PhD in Engineering, Researcher at the Department of Oil and Gas Technologies (tel.: +007 (342) 219 82 50, e-mail: Igorek999@yandex.ru).

Просьба ссылаться на эту статью в русскоязычных источниках следующим образом:

Статистическое обоснование формирования значений скин-фактора при проведении кислотных обработок в слоисто-неоднородных башкирских отложениях Пермского края / А.С. Казанцев, Е.С. Ожгибесов, В.И. Галкин, И.Ю. Кольчев // Недропользование. – 2024. – Т.24, №4. – С.212–218. DOI: 10.15593/2712-8008/2024.4.5

Please cite this article in English as:

Kazantsev A.S., Ozhgibesov E.S., Galkin V.I., Kolychev I.Yu. Statistical justification for the formation of skin factor values during acid treatment in layered-heterogeneous Bashkir deposits of Perm Krai. *Perm Journal of Petroleum and Mining Engineering*, 2024, vol.24, no.4, pp.212-218. DOI: 10.15593/2712-8008/2024.4.5

## Введение

Башкирские отложения в Пермском крае характеризуются послышной и латеральной неоднородностью, в связи с чем выработка запасов нефти происходит неравномерно [1–4]. С целью регулирования разработки и обеспечения полной выработки запасов применяются различные методы повышения нефтеотдачи пластов и интенсификации добычи нефти. Одним из самых распространенных методов для карбонатных коллекторов является кислотная обработка. Однако в условиях слоисто-неоднородных отложений воздействию подвергается преимущественно наиболее проницаемая часть разреза, а низкопроницаемая часть остается не вовлеченной в разработку [5–9]. Для оценки степени воздействия кислотной обработки на отдельные пропластки используют скин-фактор – комплексный показатель, характеризующий состояние призабойной зоны пласта. В настоящей работе предложен метод прогнозирования скин-фактора отдельных пропластков на основе ряда их характеристик.

### Изучение влияния характеристик пропластка на формирование скин-фактора

Исходными данными для исследования послужили определения скин-факторов пропластков в связке с характеристиками пропластков: коэффициентом пористости  $K_p$ , коэффициентом проницаемости  $K_{пр}$ , коэффициентом нефтенасыщенности  $K_n$ , толщиной пропластка  $H_{пр}$ .

Для комплексного изучения формирования значений скин-фактора  $S$  от геологических характеристик пропластков построен комплекс многомерных пошаговых регрессионных уравнений. Формирование данного комплекса происходило по следующему алгоритму:

1. Все наблюдения ранжируются по значению скин-фактора  $S$  от минимального до максимального.
2. Первая регрессионная модель строится на основе первых трех наблюдений, характеризующихся наименьшими значениями скин-фактора.
3. При построении последующих регрессионных моделей происходит увеличение количества наблюдений, положенных в основу моделей, на одно наблюдение.
4. Формирование комплекса регрессионных уравнений завершается, когда в последнюю модель войдут все наблюдения.

Уравнения регрессии разрабатывались с помощью пошагового регрессионного анализа (ПРА), который позволяет формировать регрессионные уравнения, включающие только статистически значимые показатели при прогнозировании скин-фактора  $S$ . Методика и примеры использования пошагового регрессионного анализа для решения различных нефтепромысловых задач представлены в работах [10–16].

Всего было построено 231 уравнение регрессии. Установлено, что показатель  $K_n$  был использован при построении 198 уравнений,  $K_{пр}$  – 98,  $K_p$  – 121 и  $H_{пр}$  – 70 уравнений. Свободные члены и угловые коэффициенты при используемых параметрах в зависимости от количества наблюдений, положенных в основу уравнений, характеризуются сложной картиной распределения. Полученные зависимости визуализированы на графиках зависимости значений членов уравнения от максимального значения скин-фактора наблюдений, на основе которых формировались уравнения (рис. 1).

По графику изменения свободных членов уравнения (см. рис. 1, а) установлено, что в пределах

поля корреляции на визуальном уровне наблюдаются две траектории изменения данного параметра, отделяющиеся значением  $S = -4$ . При  $S < -4$  значения свободных членов возрастают от -12 до -4 с локальным уменьшением до -6,2 и дальнейшим устойчивым возрастанием значений свободного члена до -4. При достижении  $S = -4$  происходит снижение значений свободного члена, что свидетельствует о включении в уравнение наблюдений, в которых процесс формирования уравнения отличен от предыдущих наблюдений. Далее при значениях  $S > -3,00$  траектория вновь характеризуется устойчивым возрастанием значений свободных членов от -6 до 0,5, с постепенным снижением интенсивности увеличения.

По графику изменения угловых коэффициентов при  $K_n$  (см. рис. 1, б) видно, что угловые коэффициенты при  $K_n$  изменяются по «куполовидной» траектории. При значениях  $S < -4$  наблюдается увеличение углового коэффициента при  $K_n$ , при значениях  $S > -4$  – уменьшение. Это свидетельствует, что при  $S < -4$  происходит повышенное влияние  $K_n$  на величину  $S$ . При  $S > -4$  влияние  $K_n$  на  $S$  начинает интенсивно убывать.

По графику изменения угловых коэффициентов при  $K_{пр}$  (см. рис. 1, в) видно, что при изменении значений  $S$  величины коэффициентов при  $K_{пр}$ , изменяются незначительно. Это свидетельствует о том, что влияние значений  $K_{пр}$  на  $S$  на всем диапазоне незначительно меньше, чем  $K_n$ .

По графику изменения угловых коэффициентов при  $K_p$  (см. рис. 1, г) видно, что при изменении значений  $S$  величины коэффициентов при  $K_p$ , практически всех построенных моделей имеют положительные значения, которые в основном изменяются в диапазоне 0,0–0,02.

По графику изменения угловых коэффициентов при  $H_{пр}$  (рис. 1, д) установлено, что при  $S < -4$  параметр  $H_{пр}$  включается в уравнения в единичных случаях, а при  $S > -4$  присутствует практически во всех уравнениях.

По графику изменения значений коэффициентов  $R^2$  (рис. 1, е) видим, что при повышении значений  $S$ , величины коэффициентов  $R^2$  изменяются по траектории, в пределах которой выделяются два участка. Границу между данными участками можно провести по  $S = -4$ . При  $S < -4$  при повышении значений  $S$  происходит интенсивное снижение  $R^2$  по сложной траектории. При  $S > -4$ , наоборот,  $R^2$  повышается по более простой траектории.

Таким образом, по результатам пошагового регрессионного анализа исходная выборка была разделена на два класса: при  $S < -4$  – класс 1, при  $S > -4$  – класс 2.

Для более полного статистического анализа выполнено сравнение распределений значений показателей, принадлежащим разным классам, с помощью критерия Пирсона  $\chi^2$ , который рассчитывается по следующей формуле [17–19]:

$$\chi^2 = N_1 N_2 \sum_{i=1}^e \frac{1}{M_1 + M_2} \left( \frac{M_{1i}}{N_1} - \frac{M_{2i}}{N_2} \right)^2, \quad (1)$$

где  $N_1, N_2$  – количество значений показателей для 1-го и 2-го классов соответственно;  $M_1, M_2$  – количество значений, попавших в заданный интервал для 1-го и 2-го классов соответственно;  $e$  – количество интервалов для изучаемых показателей.

Также произведено сравнение средних значений параметров выделенных классов с помощью  $t$ -критерия Стьюдента [20–24], который рассчитывается по формуле:

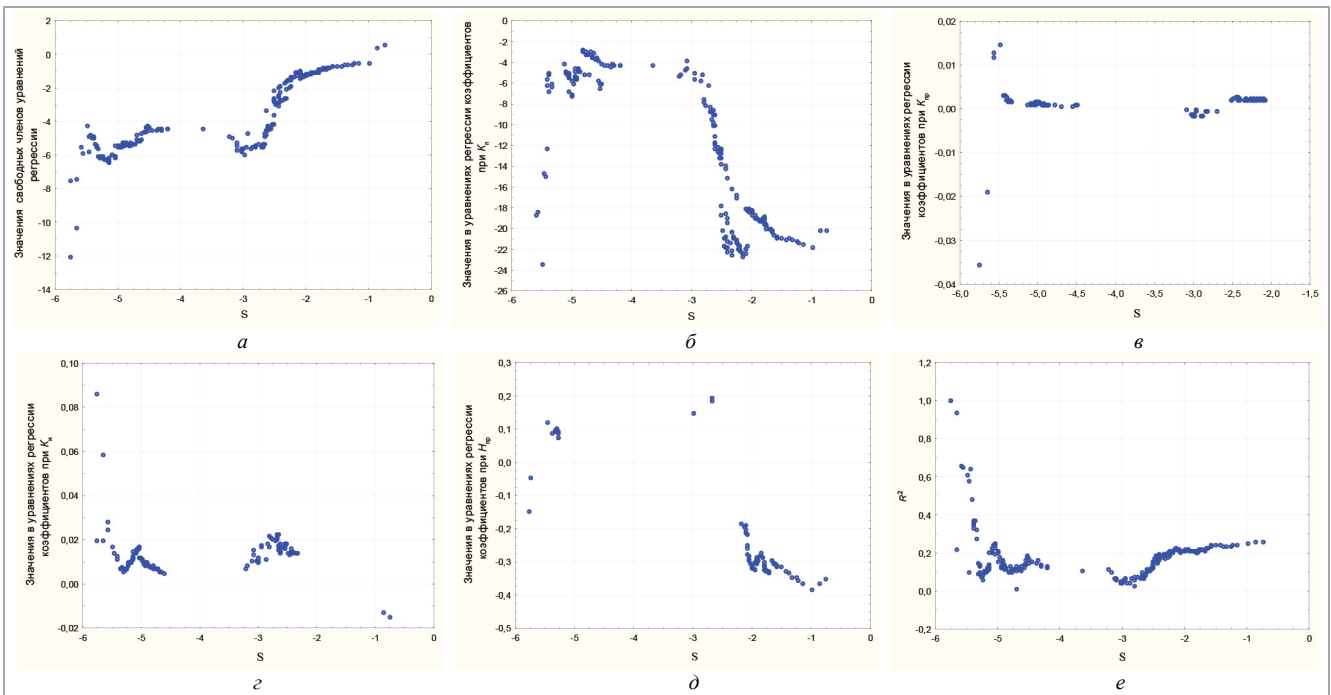


Рис. 1. Изменения значений: а – свободных членов; б – угловых коэффициентов при  $K_{пр}$ ; в – угловых коэффициентов при  $K_{пр}$ ; г – угловых коэффициентов при  $H_{пр}$ ; д – угловых коэффициентов при  $H_{пр}$ ; е – коэффициентов  $R^2$

Таблица 1

Результаты сравнения классов по критерию Пирсона и критерию Стьюдента

Параметр	$S < -4,00$	$S > -4,00$	$\chi^2$ -критерий Пирсона $p$ -уровень значимости	$t$ -критерий Стьюдента $p$ -уровень значимости
	Ср.зн $\pm$ СКО	Ср.зн $\pm$ СКО		
$K_{пр}$ , доли ед.	0,180 $\pm$ 0,032	0,105 $\pm$ 0,024	44,52973 0,000000	6,996138 0,000000
$K_{пр}$ , мкм <sup>2</sup>	50,1 $\pm$ 95,5	9,7 $\pm$ 20,7	22,10853 0,000016	4,773860 0,000003
$K_{пр}$ , %	85,0 $\pm$ 7,6	80,7 $\pm$ 9,6	12,62259 0,001816	3,609743 0,000376
$H_{пр}$ , м	1,15 $\pm$ 0,49	1,01 $\pm$ 0,38	5,904172 0,052231	2,421855 0,016213

$$t_p = \frac{|X_1 - X_2|}{\sqrt{\frac{1}{n_1} + \frac{1}{n_2} \left( \frac{(n_1 - 1)S_1^2 + (n_2 - 1)S_2^2}{n_1 + n_2 - 2} \right)}}, \quad (2)$$

где  $X_1, X_2$  – средние значения показателей для 1-го и 2-го классов соответственно,  $S_1^2, S_2^2$  – дисперсии показателей по классам. Различие в средних значениях считается статистически значимым (гипотеза подтверждается), если расчетное значение  $t$ -критерия больше теоретического:  $t_p > t_t$ . Если  $t_p < t_t$  – гипотеза отклоняется, различий в средних значениях нет. Значения  $t_t$  определяются в зависимости от количества сравниваемых данных и уровня значимости ( $\alpha = 0,05$ ). Результаты сравнения классов приведены в табл. 1.

Отсюда видно, что в пределах выделенных классов плотности распределений по всем параметрам статистически различаются. Также установлено, что по всем параметрам различия средних значений статистически значимы.

**Построение вероятностных моделей для определения класса пропластка**

После этого для приведения изучаемых параметров к одной размерности (вероятности) были построены линейные вероятностные модели принадлежности к классу 1 ( $S < -4$ ).

Для построения вероятностных моделей сначала определяются оптимальные величины интервалов варьирования, которые вычисляются по формуле Стерджесса [25, 26]:

$$\Delta X = \frac{X_{\max} - X_{\min}}{1 + 3,322 \Delta \lg N}, \quad (3)$$

где  $X_{\max}$  – максимальное значение показателя,  $X_{\min}$  – минимальное значение показателя,  $N$  – количество наблюдений.

В каждом интервале определяются частоты:

$$P(X_j | W_k) = \frac{N_k}{N_q}, \quad (4)$$

где  $P(X_j | W_k)$  – частота в  $k$ -м интервале для классов  $W_q$  ( $q = 1$  – соответствует 1-му классу, а  $q = 2$  – 2-му классу);  $N_k$  – число случаев содержания показателя  $P(X)$  в  $k$ -м интервале;  $N_q$  – объем выборки для 1-го и 2-го классов. Распределение частот в исследуемых классах по показателю  $K_{пр}$  приведено в табл. 2.

По результатам анализа данных табл. 2 установлено, что по классам наблюдается смещение частот встречаемости значений при изменении интервалов варьирования. При  $S < -4$  значения находятся в диапазоне 0,06 – 0,24 доли ед., при модальном интервале 0,10–0,12 доли ед. Для скважин при  $S_1 > -4,00$  от 0,06 до

Таблица 2

Распределение частот  $K_{\text{п}}$  по классам

Класс объекта	Интервалы варьирования $K_{\text{п}}$ , доли ед.								
	0,06–0,08	0,08–0,10	0,10–0,12	0,12–0,14	0,14–0,16	0,16–0,18	0,18–0,20	0,20–0,22	0,22–0,24
Класс 1 ( $S < -4,00$ )	0,010	0,142	0,306	0,234	0,132	0,102	0,051	–	0,020
Класс 2 ( $S > -4,00$ )	0,148	0,303	0,288	0,185	0,051	0,022	–	–	–

Таблица 3

Индивидуальные вероятностные модели

Показатель	Уравнение вероятности принадлежности к классу 1 ( $S < -4$ )	Диапазон изменения показателей	Диапазон изменения вероятностей
$K_{\text{пор}}$ , доли ед.	$P(K_{\text{пор}}) = 0,127 + 3,2527 K_{\text{пор}}$	0,061–0,237	0,325–0,897
$K_{\text{прон}}$ , МКМ <sup>2</sup>	$P(K_{\text{прон}}) = 0,476 + 0,0011 K_{\text{прон}}$	0,258–399,0	0,476–0,914
$K_{\text{ин}}$ , %	$P(K_{\text{ин}}) = -0,459 + 0,0117 K_{\text{ин}}$	47,4–95,5	0,095–0,658
$H_{\text{прон}}$ , м	$P(H_{\text{прон}}) = 0,310 + 0,1751 H_{\text{прон}}$	0,02–3,14	0,313–0,859

0,18 доли ед. наблюдается уменьшение диапазонов значений, мода находится в интервале 0,08-0,10 доли ед. Все это показывает, что значения  $S$  в значительной мере зависят от величины  $K_{\text{п}}$ .

Далее в каждом интервале вычисляются условные интервальные вероятности принадлежности к классу 1 по формуле:

$$P(W_q|X_j)_k = \frac{P(X_j|W_1)_k}{P(X_j|W_1)_k + P(X_j|W_2)_k}, \quad (5)$$

где  $P(W_q|X_j)_k$  – условная интервальная вероятность принадлежности переменной  $X_j$  в  $k$ -м интервале к классу  $W_q$ .

Затем интервальные вероятности принадлежности к этому классу сопоставляются со средними интервальными значениями  $K_{\text{п}}$ . На основании этих данных с помощью регрессионного анализа строится вероятностная модель принадлежности к классу 1. При необходимости корректировка построенных моделей выполняется из условия, что среднее значение вероятностей для класса 1 ( $S < -4$ ) должно быть больше 0,5, а для класса 2 ( $S > -4$ ) меньше 0,5. Детально информация о построении и использовании индивидуальных вероятностных моделей изложена в работах [27–36].

По вышеописанной методике получены вероятностные модели по всем параметрам (табл. 3).

Графически вероятностные модели по всем параметрам представлены на рис. 2.

Для учета вероятностей, полученных по индивидуальным моделям, по всем параметрам в совокупности разработан комплексный критерий  $P_{\text{комп}}$ , который определяется по формуле [37–42]:

$$P_{\text{комп}} = \frac{\prod P_i}{\prod P_i + \prod (1 - P_i)}, \quad (6)$$

где  $P_i$  – индивидуальные вероятности параметров.

После вычисления комплексной вероятности  $P_{\text{комп}}$  отнесения к 1-му классу по всем наблюдениям построены регрессионные уравнения, где в качестве зависимой переменной выбрана комплексная вероятность  $P_{\text{комп}}$ , а в качестве независимых – вероятности по индивидуальным моделям. Порядок формирования комплексной вероятностной модели по шагам представлен в табл. 4.

Сравнение значений полученных комплексных вероятностей  $P_{\text{комп}}$  выделенных классов на каждом шаге приведены в табл. 5.

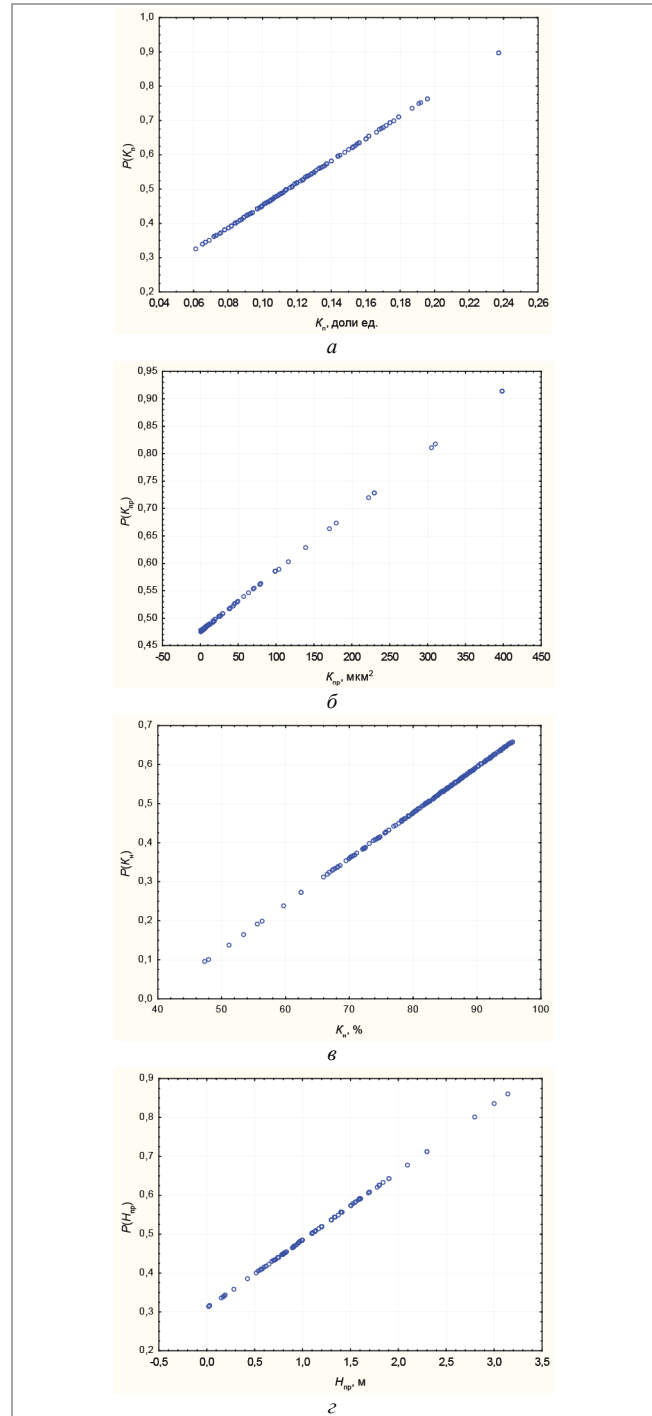


Рис. 2. Индивидуальные вероятностные модели по параметрам: а –  $K_{\text{п}}$ ; б –  $K_{\text{пр}}$ ; в –  $K_{\text{ин}}$ ; г –  $H_{\text{пр}}$

Таблица 4

Уравнения регрессии при различных  $m$

$m$	Свободный член регрессии	Коэффициенты при характеристиках в уравнениях регрессии, в скобках приведен порядок включения показателей в уравнения регрессии				$R$	$p$
		$P(K_{пр})$	$P(K_{прон})$	$P(K_{нп})$	$P(H_{прон})$		
$m = 2$	-0,269	1,079046(1)	0,449482(2)			0,993	< 0,00000
$m = 3$	-0,621	1,029376(1)	0,312473(2)	0,892352(3)		0,995	< 0,00000
$m = 4$	-0,933	1,014109(1)	0,194175(2)	0,878614(3)	0,773591(4)	0,985	< 0,00000

Таблица 5

Сравнение значений полученных комплексных вероятностей  $P_{комп}$  выделенных классов на каждом шаге

$m$	Классы выделенных скважин		Критерии $\chi^2$ $p$	Критерии $t$ $p$
	$P_{комп}$			
	при $S > -4,00$	при $S < -4,00$		
$m = 2$	$0,567 \pm 0,155$	$0,456 \pm 0,093$	43,32163 0,000000	7,177429 0,000000
$m = 3$	$0,593 \pm 0,188$	$0,447 \pm 0,159$	47,68480 0,000000	7,387939 0,000000
$m = 4$	$0,601 \pm 0,190$	$0,439 \pm 0,179$	50,09144 0,000000	7,626951 0,000000

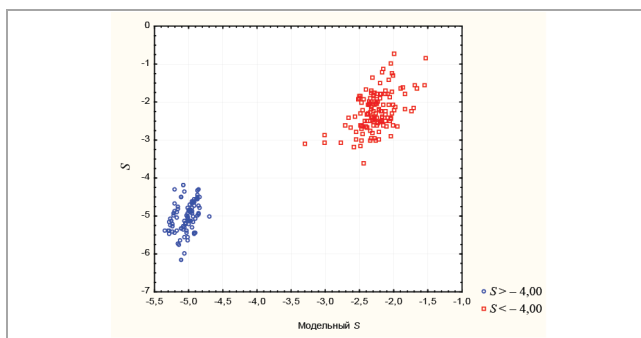


Рис. 3. Сопоставление фактических и модельных значений скин-фактора

Из табл. 5 следует, что различие значений  $P_{комп}$  для выделенных классов последовательно увеличивается при возрастании количества параметров в уравнении. Таким образом, показано, что для прогнозирования значений скин-фактора  $S$  следует каждый выделенный класс рассматривать в отдельности.

**Построение математических моделей для прогнозирования скин-фактора**

Далее для каждого класса методом пошагового регрессионного анализа построены прогнозные модели скин-фактора  $S$ . Регрессионное уравнение для 1-го класса имеет вид:

$$S_1 = -4,473 - 4,256 \cdot K_{нп}, R = 0,348, p = 0,0004, \sigma = 0,3687. \quad (7)$$

В уравнении участвует только один параметр  $K_{нп}$ . Параметры  $K_{нп}$ ,  $K_{пр}$  и  $H_{пр}$  в модель не включены ввиду их низкой значимости для прогнозирования скин-фактора в данной группе.

Регрессионное уравнение для 2-го класса имеет следующий вид:

$$S_2 = -0,653 - 0,005 \cdot K_{пр} - 0,019 \cdot K_{нп}, R = 0,48, p = 0,0000, \sigma = 0,4494. \quad (8)$$

На первом шаге построения модели использован показатель  $K_{нп}$ , на втором –  $K_{пр}$ . Значения коэффициентов  $R$ , описывающих силу статистических связей, изменялись следующим образом: 0,436, 0,480.

Параметры  $K_{нп}$  и  $H_{пр}$  в модель не включены ввиду их низкой значимости для прогнозирования скин-фактора в данной группе.

Графическое сопоставление фактических и модельных значений скин-фактора представлено на рис. 3.

Отсюда видно, что по выделенным группам наблюдаются положительные корреляции, и модельные значения  $S$  располагаются в пределах выделенных границ классов.

Также для сравнения с полученными моделями по классам была построена базовая модель, основанная на использовании всех наблюдений, независимо от их принадлежности к группам. Регрессионное уравнение базовой модели имеет следующий вид:

$$S = -0,534 - 20,163 \cdot K_{пр} - 0,352 \cdot H_{пр} - 0,015 \cdot K_{нп}, R = 0,508, < 0,0000, \sigma = 1,258. \quad (9)$$

Для сравнения базовой модели и модели с выделением классов математических моделей посчитаны средняя абсолютная и средняя относительная ошибки прогноза [43–45].

Средняя абсолютная ошибка выражает степень несоответствия между фактическими и прогнозируемыми значениями в абсолютных значениях и рассчитывается по формуле:

$$\bar{E}_{абс} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |y_i - \hat{y}_i|, \quad (10)$$

где  $y_i$  – фактическое значение,  $\hat{y}_i$  – прогнозное значение,  $n$  – количество наблюдений.

Средняя относительная ошибка выражает степень несоответствия между фактическими и прогнозируемыми значениями в процентах, рассчитывается по формуле:

$$\bar{E}_{отн} = \left( \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \frac{|y_i - \hat{y}_i|}{y_i} \right) \cdot 100 \% \quad (11)$$

Таблица 6

Сравнение моделей по метрикам

Модель	Средняя абсолютная ошибка, ед.	Средняя относительная ошибка, %
Базовая модель	1,07	37,99
Модель по классам	0,33	13,17

Результаты расчета данных ошибок по каждой модели представлены в табл. 6.

Отсюда установлено, что модель по классам обладает более высокой точностью, по сравнению с базовой.

### Заключение

1. В результате статистического анализа показано, что в башкирских отложениях на нефтяных месторождениях

Пермского края можно выделить два класса пропластков коллекторов, в которых скин-фактор зависит от различных факторов.

2. Предложена вероятностно-статистическая модель, позволяющая отнести изучаемый поропласток на основе его характеристик к одному из классов.

3. Для каждого из классов построена математическая модель, позволяющая прогнозировать скин-фактор после кислотной обработки.

### Библиографический список

- Шевко, Н.А. Регулирование разработки нефтяных месторождений на основе гидродинамического моделирования фильтрационных потоков сложной геометрии / Н.А. Шевко // Записки Горного института. – 2002. – Т. 151. – С. 100–103.
- Мартюшев Д.А. Изучение закономерностей распределения фильтрационных свойств в пределах сложнопостроенных карбонатных резервуаров / Д.А. Мартюшев, В.И. Галкин, И.Н. Пономарева // Известия Томского политехнического университета. Инжиниринг георесурсов. – 2021. – Т. 332, № 11. – С. 117–126. DOI: 10.18799/24131830/2021/11/3069
- Study of void space structure and its influence on carbonate reservoir properties: X-ray microtomography, electron microscopy, and well testing / D.A. Martuyshov, I.N. Ponomareva, A.S. Chukhlov, S. Davoodi, B.M. Osovetsky, K.P. Kazymov, Y. Yang // Mar. Pet. Geol. – 2023. – № 151. – P. 106192. DOI: 10.1016/j.marpetgeo.2023.106192
- Hosa, A. Order of diagenetic events controls evolution of porosity and permeability in carbonates / A. Hosa, R. Wood // Sedimentology. – 2020. – № 67. – P. 3042–3054. DOI: 10.1111/sed.12733
- Казанцев, А.С. Методика моделирования обработок призабойной зоны кислотными составами на основе гидродинамической модели в условиях слоисто-неоднородных башкирских отложений месторождений Пермского края / А.С. Казанцев // Нефтяное хозяйство. – 2021. – № 8. – С. 58–62. DOI 10.24887/0028-2448-2021-8-58-62
- Якимова, Т.С. Самоотклоняющиеся кислотные составы как метод интенсификации добычи нефти в карбонатных коллекторах / Т.С. Якимова // Недропользование. – 2021. – Т. 21, №4. – С.171–175. DOI: 10.15593/2712-8008/2021.4.4
- Viscoelastic Surfactant based Selfdiverting Acid for Enhanced Stimulation in Carbonate Reservoirs / D. Taylor, P.S. Kumar, D. Fu [et al.] // Paper SPE 82263. – 2003. DOI: 10.2118/82263-MS
- Kalfayan, L.J. The art and practice of acid placement and diversion: History, Present State and Futury / L.J. Kalfayan, A.N. Martin // SPE 124141. – 2009. DOI: 10.2118/124141-MS
- Quantitative analysis of reaction-rate retardation in surfactant-based acids / H.A. Nasr-El-Din, A.M. Al-Mohammad, A.D. Al-Aamri, M.A. Al-Fahad, F.F. Chang // SPE Production and Operations. – 2009. – P. 107–116. DOI: 10.2118/107687-MS
- Девис, Дж. Статистика и анализ геологических данных / Дж. Девис. – М.: Мир, 1977. – 353 с.
- Галкин В.И. Исследование процесса нефтеизвлечения в коллекторах различного типа пустотности с использованием многомерного статистического анализа / В.И. Галкин, И.Н. Пономарева, В.А. Репина // Вестник Пермского национального исследовательского политехнического университета. Геология. Нефтегазовое и горное дело. – 2016. – № 19. – С. 145–154. DOI: 10.15593/224-9923/2016.19.5
- Wang, P. Statistical Analysis of Oil and Gas Discovery Data / P. Wang, V. Nair // Quantitative Analysis of Mineral and Energy Resources. – 1988. – Vol. 223. – P. 199–214. DOI: 10.1007/978-94-009-4029-1\_12
- Montgomery, D.C. Introduction to liner regression analysis / D.C. Montgomery, E.A. Peck. – New York: John Wiley & Sons, 1982. – 504 p.
- Галкин, В.И. Статистическое моделирование расширяющегося тампонажного состава / В.И. Галкин, А.А. Кунищких // Вестник Пермского национального исследовательского политехнического университета. Геология. Нефтегазовое и горное дело. – 2017. – Т. 16, № 3. – С. 215–244. DOI: 10.15593/224-9923/2017.3.2
- Поморский, Ю.Л. Методы статистического анализа экспериментальных данных: монография / Ю.Л. Поморский. – Л., 1960. – 174 с.
- Houze, O. Dinamie data analysis / O. Houze, D. Viturat, O.S. Fjaere. – Paris: Kappa Engineering, 2008. – 694 p.
- Yarus, J.M. Stochastic modeling and geostatistics / J.M. Yarus // AAPG. – Tulsa, Oklahoma, 1994. – 231 p.
- Watson, G.S. Statistic on spheres / G.S. Watson. – New York: John Wiley and Sons, Inc., 1983. – 238 p.
- Крамер, Г. Математические методы статистики / Г. Крамер. – М.: Мир, 1975.
- Bartels C.P.A. Exploratory and explanatory statistical analysis data / C.P.A. Bartels, R.H. Ketellapper. – Springer, Dordrecht, 1979.
- Дементьев, Л.Ф. Математические методы и ЭВМ в нефтегазовой геологии / Л.Ф. Дементьев. – М.: Недра, 1987. – 264 с.
- Математические методы в геологии и геофизике / М.М. Эллинский, А.М. Холин [и др.]. – М.: Недра, 1972. – 200 с.
- Аронов, В.И. Математические методы обработки геологических данных на ЭВМ / В.И. Аронов. – М.: Недра, 1977. – 168 с.
- Кудряшова, Д. А. Использование вероятностно-статистических методов для определения источников обводнения скважин-кандидатов для водозащитных работ (на примере визейского объекта месторождения Пермского края) / Д. А. Кудряшова // Недропользование. – 2018. – Т. 17, № 1. – С. 26–36. DOI: 10.15593/224-9923/2018.1.3
- Разработка многомерных статистических моделей для инженерно-геологического районирования территории / В.И. Галкин [и др.] // Геоэкология. Инженерная геология, гидрогеология, геокриология. – 2017. – № 3. – С. 58–66.
- Автеньев, Г.К. Об использовании частоты моды при сравнительной оценке магнитности горных пород / Г.К. Автеньев // Известия Томского политехнического университета. Инжиниринг георесурсов. – 1971. – Т. 217. – С. 210–214.
- On the generation of probabilistic forecasts from deterministic models / E. Camporeale, X. Chu, O. Agapitov, J. Bortnik // Space Weather – 2019. – Vol. 17. – P. 455–475. DOI: 10.1029/2018SW002026
- A method of predicting oil and gas resource spatial distribution based on Bayesian network and its application / Q. Guo, H. Ren, J. Yu, J. Wang, J. Liu, N. Chen // Journal of Petroleum Science and Engineering – 2021. – Vol. 208, № 109267. DOI: 10.1016/j.petrol.2021.109267
- Milkov, A.V. Risk tables for less biased and more consistent estimation of probability of geological success (PoS) for segments with conventional oil and gas prospective resources / A.V. Milkov // Earth-Science Reviews – 2015. – Vol. 150 – P. 453–476. DOI: 10.2307/2982158
- Kaufman, G.M. A probabilistic model of oil and gas discovery. Estimating the volume of undiscovered oil and gas resources / G.M. Kaufman, Y. Balcer, D. Krut // Am. Assoc. Petrol. Geol., Studies in Geology // J. Haun ed. – 1975. – Vol. 1 – P. 113–142. DOI: 10.1306/St1383C14
- Wijaya, N. Probabilistic forecasting and economic evaluation of pressure-drawdown effect in unconventional oil reservoirs under uncertainty of water blockage severity / N. Wijaya, J. Sheng // Journal of Petroleum Science and Engineering. – 2020. – Vol. 185. – № 06646. DOI: 10.1016/j.petrol.2019.106646
- Dore, A.G. Risk analysis and full-cycle probabilistic modelling of prospects: a prototype system developed for the Norwegian shelf / A.G. Dore, R. Sinding-Larsen // Norwegian Petroleum Society Special Publications. – 1996. – Vol. 6. – P. 153–165. DOI: 10.1016/S0928-8937(07)80016-6
- Галкин, В.И. Построение статистических моделей для прогноза дебитов нефти по верхнеюрским отложениям Когалымского региона / В.И. Галкин, А.Н. Шайхутдинов // Нефтяное хозяйство. – 2010. – № 1. – С. 52–54.
- Галкин, В.И. О возможности прогноза нефтегазоносности юрских отложений вероятностно-статистическими методами (на примере территории деятельности ТПП «Когалымнефтегаз») / В.И. Галкин, А.Н. Шайхутдинов // Геология, геофизика и разработка нефтяных и газовых месторождений. – 2009. – № 6. – С. 11–14.
- Галкин, В.И. Вероятностно-статистическая оценка нефтегазоносности локальных структур / В.И. Галкин, А.В. Растегаев, С.В. Галкин; УрО РАН. – Екатеринбург, 2001. – 277 с.
- Кошкин, К.А. Разработка вероятностных моделей зонального прогноза нефтегазоносности центральной части Пермского свода по структурно-мощностным критериям / К.А. Кошкин, И.А. Татарин // Недропользование. – 2021. – Т. 21, № 1. – С. 2–8. DOI: 10.15593/2712-8008/2021.1.1
- Галкин, В.И. Применение вероятностных моделей для локального прогноза нефтегазоносности / В.И. Галкин, Ю.А. Жуков, М.А. Шишкин; УрО РАН. – Екатеринбург, 1990. – 108 с.
- Галкин, В.И. Разработка геолого-математических моделей для прогноза нефтегазоносности сложнопостроенных структур в девонских терригенных отложениях / В.И. Галкин, Н.Е. Соснин // Нефтяное хозяйство. – 2013. – № 4. – С. 28–31.
- Ожигбесов, Е.С. Вероятностно-статистический прогноз нефтегазоносности локальных структур на территории Ижемской ступени / Е.С. Ожигбесов // Недропользование. – 2023. – Т. 23, №4. – С.159–165. DOI: 10.15593/2712-8008/2023.4.2
- Оценка эффективности локального прогноза нефтегазоносности на северо-Востоке Волго-Урала / В. И. Галкин, А. В. Растегаев, С. В. Галкин, О. А. Шурубор // Известия высших учебных заведений. Нефть и газ. – 2003. – № 3(39). – С. 6–13.
- Галкин, В. И. Разработка вероятностно-статистических моделей для оценки эффективности применения пропантного гидравлического разрыва пласта (на примере объекта Тл-Б6 Батырбайского месторождения) / В. И. Галкин, И. Н. Пономарева, А. Н. Колтырин // Вестник Пермского национального исследовательского политехнического университета. Геология. Нефтегазовое и горное дело. – 2018. – Т. 17, № 1. – С. 37–49. – DOI 10.15593/224-9923/2018.1.4
- Галкин, В. И. Разработка комплексного вероятностного критерия зонально-локального прогноза нефтегазоносности территории Верхнекамского месторождения калийно-магниевого солей по данным газопроявлений / В. И. Галкин, О. А. Мелкишев, С. В. Варушкин // Нефтегазовое дело. – 2020. – Т. 18, № 5. – С. 43–54. – DOI 10.17122/ngdelo-2020-5-43-54
- Тимофеев А.Г. Модель применения сверточной нейронной сети (сnn) в сочетании с долговременной памятью (lstm) прогнозирования цены на нефть в условиях неопределенности / А.Г. Тимофеев, О.Г. Лебединская // Транспортное дело России. – 2022. – №. 2. – С. 54–59. DOI 10.52375/20728689\_2022\_2\_54
- Федоров, К. М. Анализ чувствительности численных решений трехмерной двухфазной фильтрации к размерам расчетных блоков / К.М. Федоров, В.А. Дрейман // Вестник Тюменского государственного университета. – 2009. – № 6. – С. 94–101.
- Лившиц, В.Р. Оценка параметров распределения скоплений нефти и газа по крупности в слабоизученных нефтегазоносных бассейнах / В.Р. Лившиц // Геология и геофизика. – 2003. – Т. 44, №. 10. – С. 1045–1059.

## References

- Shevko N.A. Regulirovanie razrabotki neftiannykh mestorozhdenii na osnove gidrodinamicheskogo modelirovaniia fil'tratsionnykh potokov slozhnoi geometrii [Regulation of oil field development based on hydrodynamic modeling of filtration flows of complex geometry]. *Zapiski Gornogo instituta*, 2002, vol. 151, pp. 100-103.
- Martiushev D.A., Galkin V.I., Ponomareva I.N. Izuchenie zakonomernostei raspredeleniia fil'tratsionnykh svoistv v predelakh slozhnopoastroennykh karbonatnykh rezervuarov [Study of regularities of distribution of filtering properties within complexly constructed carbonate reservoirs]. *Izvestiia Tomskogo politekhnicheskogo universiteta. Inzhiniring geosurosov*, 2021, vol. 332, no. 11, pp. 117-126. DOI: 10.18799/24131830/2021/11/3069
- Martiushev D.A., Ponomareva I.N., Chukhlov A.S., Davoodi S., Osovetsky B.M., Kazymov K.P., Yang Y. Study of void space structure and its influence on carbonate reservoir properties: X-ray microtomography, electron microscopy, and well testing. *Mar. Pet. Geol.*, 2023, no. 151, 106192 p. DOI: 10.1016/j.marpetgeo.2023.106192
- Hosa A., Wood R. Order of diagenetic events controls evolution of porosity and permeability in carbonates. *Sedimentology*, 2020, no. 67, pp. 3042-3054. DOI: 10.1111/sed.12733
- Kazantsev A.S. Metodika modelirovaniia obrabotok prizaboinoi zony kislotnymi sostavami na osnove gidrodinamicheskoi modeli v usloviakh sloisto-neodorodnykh bashkirskikh otlozhenii mestorozhdenii Permskogo kraia [Methodology for modeling treatments of the bottom hole formation zone with acid compositions based on a hydrodynamic model in the conditions of layer-by-layer heterogeneous Bashkir carbonate deposits of Perm region fields]. *Neftianoe khoziaistvo*, 2021, no. 8, pp. 58-62. DOI: 10.24887/0028-2448-2021-8-58-62
- Iakimova T.S. Samootkloniiaushchiesia kislotnye sostavy kak metod intensivatsii dobychi nefi v karbonatnykh kollektorakh [Self-Diverting Acids as a Method for Intensification of Oil Production in Carbonate Reservoirs]. *Nedropol'zovanie*, 2021, vol. 21, no. 4, pp. 171-175. DOI: 10.15593/2712-8008/2021.4.4
- Taylor D., Kumar P.S., Fu D. et al. Viscoelastic Surfactant based Selfdiverting Acid for Enhanced Stimulation in Carbonate Reservoirs. *Paper SPE 82263*, 2003. DOI: 10.2118/82263-MS
- Kalfayan L.J., Martin A.N. The art and practice of acid placement and diversion: History, Present State and Futury. *SPE 124141*, 2009. DOI: 10.2118/124141-MS
- Nasr-El-Din H.A., Al-Mohammad A.M., Al-Aamri A.D., Al-Fahad M.A., Chang F.F. Quantitative analysis of reaction-rate retardation in surfactant-based acids. *SPE Production and Operations*, 2009, pp. 107-116. DOI: 10.2118/107687-MS
- Devis Dzh. Statistika i analiz geologicheskikh dannykh [Statistics and analysis of geological data]. Moscow: Mir, 1977, 353 p.
- Galkin V.I., Ponomareva I.N., Repina V.A. Issledovanie protsessa nefteizvlecheniia v kollektorakh razlichnogo tipa pustotnosti s ispol'zovaniem mnogomernogo statisticheskogo analiza [Study of oil recovery from reservoirs of different void types with use of multidimensional statistical analysis]. *Vestnik Permskogo natsional'nogo issledovatel'skogo politekhnicheskogo universiteta. Geologiya. Neftgazovoe i gornoe delo*, 2016, no. 19, pp. 145-154. DOI: 10.15593/224-9923/2016.19.5
- Wang P., Nair V. Statistical Analysis of Oil and Gas Discovery Data. *Quantitative Analysis of Mineral and Energy Resources*, 1988, vol. 223, pp. 199-214. DOI: 10.1007/978-94-009-4029-1\_12
- Montgomery D.C., Peck E.A. Introduction to liner regression analysis. New York: John Wiley & Sons, 1982, 504 p.
- Galkin V.I., Kunitskikh A.A. Statisticheskoe modelirovanie rasshiriaushchegosia tamponazhnogo sostava [Statistical modelling of expanding cement slurry]. *Vestnik Permskogo natsional'nogo issledovatel'skogo politekhnicheskogo universiteta. Geologiya. Neftgazovoe i gornoe delo*, 2017, vol. 16, no. 3, pp. 215-244. DOI: 10.15593/224-9923/2017.3.2
- Pomorskii Iu.L. Metody statisticheskogo analiza eksperimental'nykh dannykh [Methods of statistical analysis of experimental data]. Leningrad, 1960, 174 p.
- Houze O., Viturat D., Fjaere O.S. Dinamie data analysis. Paris: Kappa Engineering, 2008, 694 p.
- Yarus J.M. Stochastic modeling and geostatistics. *AAPG*. Tulsa, Oklahoma, 1994, 231 p.
- Watson G.S. Statistic on spheres. New York: John Wiley and Sons, Inc., 1983, 238 p.
- Kramer G. Matematicheskie metody statistiki [Mathematical methods of statistics]. Moscow: Mir, 1975.
- Bartels C.P.A., Ketelapper R.H. Exploratory and explanatory statistical analysis data. Springer, Dordrecht, 1979.
- Dement'ev L.F. Matematicheskie metody i EVM v neftegazovoi geologii [Mathematical methods and computers in oil and gas geology]. Moscow: Nedra, 1987, 264 p.
- Ellinskii M.M., Kholin A.M. et al. Matematicheskie metody v geologii i geofizike [Mathematical methods in geology and geophysics]. Moscow: Nedra, 1972, 200 p.
- Aronov V.I. Matematicheskie metody obrabotki geologicheskikh dannykh na EVM [Mathematical methods of processing geological data on a computer]. Moscow: Nedra, 1977, 168 p.
- Kudriashova D.A. Ispol'zovanie veroiatnostno-statisticheskikh metodov dlia opredeleniia istochnikov obvodneniia skvazhin-kandidatov dlia vozdoizoliatsonnykh rabot (na primere vizeiskogo ob'ekta mestorozhdeniia Permskogo kraia) [Use of probabilistic and statistical methods for determination of the sources of water flow in candidate wells for water shut-off works (on example of the Visean reservoir of the Perm region field)]. *Nedropol'zovanie*, 2018, vol. 17, no. 1, pp. 26-36. DOI: 10.15593/224-9923/2018.1.3
- Galkin V.I. et al. Razrabotka mnogomernykh statisticheskikh modelei dlia inzhenerno-geologicheskogo raionirovaniia territorii [Development of the multivariate statistical models for engineering geological zoning of territories]. *Geologiya. Inzhenernaia geologiya, gidrogeologiya, geokriologiya*, 2017, no. 3, pp. 58-66.
- Avten'ev G.K. Ob ispol'zovanii chastoty mody pri sravnitel'noi otsenke magnitnosti gornykh porod [On the use of mode frequency in comparative assessment of rock magnetism]. *Izvestiia Tomskogo politekhnicheskogo universiteta. Inzhiniring geosurosov*, 1971, vol. 217, pp. 210-214.
- Camporeale E., Chu X., Agapitov O., Bortnik J. On the generation of probabilistic forecasts from deterministic models. *Space Weather*, 2019, vol. 17, pp. 455-475. DOI: 10.1029/2018SW002026
- Guo Q., Ren H., Yu J., Wang J., Liu J., Chen N. A method of predicting oil and gas resource spatial distribution based on Bayesian network and its application. *Journal of Petroleum Science and Engineering*, 2021, vol. 208, no. 109267. DOI: 10.1016/j.petrol.2021.109267
- Milkov A.V. Risk tables for less biased and more consistent estimation of probability of geological success (PoS) for segments with conventional oil and gas prospective resources. *Earth-Science Reviews*, 2015, vol. 150, pp. 453-476. DOI: 10.2307/2982158
- Kaufman G.M., Balcer Y., Kruyt D. A probabilistic model of oil and gas discovery. Estimating the volume of undiscovered oil and gas resources. *J. Haun ed. Am. Assoc. Petrol. Geol., Studies in Geology*, 1975, vol. 1, pp. 113-142. DOI: 10.1306/St1383C14
- Wijaya N., Sheng J. Probabilistic forecasting and economic evaluation of pressure-drawdown effect in unconventional oil reservoirs under uncertainty of water blockage severity. *Journal of Petroleum Science and Engineering*, 2020, vol. 185, no. 06646. DOI: 10.1016/j.petrol.2019.106646
- Dore A.G., Sinding-Larsen R. Risk analysis and full-cycle probabilistic modelling of prospects: a prototype system developed for the Norwegian shelf. *Norwegian Petroleum Society Special Publications*, 1996, vol. 6, pp. 153-165. DOI: 10.1016/S0928-8937(07)80016-6
- Galkin V.I., Shaikhutdinov A.N. Postroenie statisticheskikh modelei dlia prognoza debitora nefi po verkhneiuriskim otlozheniiam Kogalym'skogo regiona [Development of statistical models for predicting the oil flow rates by example Jurassic deposits]. *Neftianoe khoziaistvo*, 2010, no. 1, pp. 52-54.
- Galkin V.I., Shaikhutdinov A.N. O vozmozhnosti prognoza neftegazonosnosti iurskikh otlozhenii veroiatnostno-statisticheskimi metodami (na primere territorii deiatel'nosti TPP "Kogalymneftgaz") [About possibility to forecast the oil-and-gas content of Jurassic sediments based on probable and statistical methods (case study of the territorial industrial enterprise "Kogalymneftgaz"). *Geologiya, geofizika i razrabotka nefiannykh i gazovykh mestorozhdenii*, 2009, no. 6, pp. 11-14.
- Galkin V.I., Rastegaev A.V., Galkin S.V. Veroiatnostno-statisticheskaiia otsenka neftegazonosnosti lokal'nykh struktur [Probabilistic-statistical assessment of oil and gas potential of local structures]. Ekaterinburg: Ural'skoe otdelenie Rossiiskoi akademii nauk, 2001, 277 p.
- Koshkin K.A., Tatarinov I.A. Razrabotka veroiatnostnykh modelei zonal'nogo prognoza neftegazonosnosti tsentral'noi chasti Permskogo svoda po strukturno-moshchnostnym kriteriiam [Development of Zone Forecast probability Models for Oil and Gas Potential in the Central Part of the Permian Uplift by Structural and Capacity Criteria]. *Nedropol'zovanie*, 2021, vol. 21, no. 1, pp. 2-8. DOI: 10.15593/2712-8008/2021.1.1
- Galkin V.I., Zhukov Iu.A., Shishkin M.A. Primenenie veroiatnostnykh modelei dlia lokal'nogo prognoza neftegazonosnosti [Application of probabilistic models for local forecast of oil and gas potential]. Ekaterinburg: Ural'skoe otdelenie Rossiiskoi akademii nauk, 1990, 108 p.
- Galkin V.I., Sosnin N.E. Razrabotka geologo-matematicheskikh modelei dlia prognoza neftegazonosnosti slozhnopoastroennykh struktur v devonskikh terrigenykh otlozheniiaikh [Geological development of mathematical models for the prediction of oil and gas complex-built structures in the Devonian clastic sediments]. *Neftianoe khoziaistvo*, 2013, no. 4, pp. 28-31.
- Ozhigbesov E.S. Veroiatnostno-statisticheskii prognoz neftegazonosnosti lokal'nykh struktur na territorii Izhemskoi stupeni [Probabilistic-statistical forecast of oil and gas content of local structures on the Izhemsk stage territory]. *Nedropol'zovanie*, 2023, vol. 23, no. 4, pp. 159-165. DOI: 10.15593/2712-8008/2023.4.2
- Galkin V.I., Rastegaev A.V., Galkin S.V., Shurubor O.A. Otsenka effektivnosti lokal'nogo prognoza neftegazonosnosti na severo-Vostoche Volgo-Urals [Evaluation of the effectiveness of local forecast of oil and gas potential in the north-east of the Volga-Urals]. *Izvestiia vysshikh uchebnykh zavedenii. Neft' i gaz*, 2003, no. 3 (39), pp. 6-13.
- Galkin V.I., Ponomareva I.N., Koltvirin A.N. Razrabotka veroiatnostno-statisticheskikh modelei dlia otsenki effektivnosti primeneniia propantnogo gidravlicheskogo razryva plasta (na primere ob'ekta TI-Bb Batorybaiskogo mestorozhdeniia) [Development of probabilistic and statistical models for evaluation of the effectiveness of proppant hydraulic fracturing (on example of the TI-Bb reservoir of the Batorybaiskoe field)]. *Vestnik Permskogo natsional'nogo issledovatel'skogo politekhnicheskogo universiteta. Geologiya. Neftgazovoe i gornoe delo*, 2018, vol. 17, no. 1, pp. 37-49. DOI: 10.15593/224-9923/2018.1.4
- Galkin V.I., Melkisev O.A., Varushkin S.V. Razrabotka kompleksnogo veroiatnostnogo kriteriia zonal'no-lokal'nogo prognoza neftegazonosnosti territorii Verkhnekamskogo mestorozhdeniia kalino-magnievnykh soli po dannym gazoproivlenii [Development of an integrated probability criterion of the zonal-local forecast of oil and gas potential of the territory of the Verkhnekamsky deposit of potassium and magnesium salts according to gas events]. *Neftgazovoe delo*, 2020, vol. 18, no. 5, pp. 43-54. DOI: 10.17122/ngdelo-2020-5-43-54
- Timofeev A.G., Lebedinskaiia O.G. Model' primeneniia svetochnoi neuronnoi seti (cnn) v sochetanii s dolgovremennoi pamiat'iu (lstm) prognozirovaniia tseny na nef' v usloviiaikh neopredelennosti [Long-term memory (LSTM) application model for oil price forecasting under uncertainty]. *Transportnoe delo Rossii*, 2022, no. 2, pp. 54-59. DOI: 10.52375/20728689.2022.2.54
- Fedorov K.M., Dreiman V.A. Analiz chuvstvitel'nosti chislennykh reshenii trekhmernoi dvukhfaznoi fil'tratsii k razmeram raschetnykh blokov [Sensitivity analysis of numerical solutions of three-dimensional two-phase filtration to the sizes of computational blocks]. *Vestnik Tiimenskogo gosudarstvennogo universiteta*, 2009, no. 6, pp. 94-101.
- Livshits V.R. Otsenka parametrov raspredeleniia skoplenii nefi i gaza po krupnosti v slaboizuchennykh neftegazonosnykh basseinaikh [Estimation of parameters of distribution of oil and gas accumulations by size in poorly studied oil and gas basins]. *Geologiya i geofizika*, 2003, vol. 44, no. 10, pp. 1045-1059.

Финансирование. Исследования выполнены при поддержке Министерства науки и высшего образования Российской Федерации (проект № FSNM-2023-0005).

Конфликт интересов. Авторы заявляют об отсутствии конфликта интересов.

Вклад авторов равноценен.