

НОВЫЕ ТЕХНОЛОГИИ И ПОДХОДЫ К РАЗРАБОТКЕ НЕФТЯНЫХ И ГАЗОВЫХ МЕСТОРОЖДЕНИЙ

Оригинальная статья

УДК 550.8

<https://doi.org/10.29222/ipng.2078-5712.2024-15-4.art9>

Разработка вероятностных моделей для прогнозирования наличия коллекторов в горизонтальных скважинах

В.И. Галкин¹, Н.С. Еремеев² ✉, А.Н. Ушахин²

1 – Пермский национальный исследовательский политехнический университет, Пермь, Россия

2 – ООО «ЛУКОЙЛ-Инжиниринг», Пермь, Россия

Аннотация. *Актуальность.* Статья посвящена проблеме прогноза распространения коллекторов по стволу горизонтального участка при планировании бурения горизонтальных скважин в Пермском крае. Прогноз доли коллектора по длине горизонтального участка с учетом только геологического моделирования не во всех случаях позволяет достоверно определить необходимую величину. *Цель работы.* Повышение точности прогноза проходки по коллектору при помощи построения многоуровневых многомерных вероятностно-статистических моделей. *Материалы и методы.* Объектом исследования являлись геолого-геофизические данные горизонтальных скважин, пробуренных в северной части Волго-Уральской нефтегазовой провинции. Поставленная задача решалась с помощью привлечения дополнительной геолого-геофизической информации, определяющей наличие коллектора в горизонтальном стволе скважины. *Результаты.* Детально проанализирована 301 горизонтальная скважина, пробуренная на территории Пермского края с применением LWD систем и технологии геонавигации. Выделены основные геологические показатели, которые определяют наличие коллектора в горизонтальном стволе скважины, такие как коэффициент песчаности, коэффициент расчлененности, эффективная толщина пласта. Данные показатели определяются по имеющимся данным от точки входа скважины в горизонтальный участок и в дальнейшем используются в разработке многомерных моделей. *Выводы.* С помощью построенных моделей представляется возможным определить величины вероятности распределения коллектора и, следовательно, корректно оценить плановую проходку по коллектору, что, в свою очередь, для конкретных нефтегазовых территорий позволит иметь более прочную основу для обоснования бурения горизонтальных скважин, а также позволит определить оптимальную очередность в случае бурения нескольких горизонтальных скважин.

Ключевые слова: горизонтальная скважина, многоуровневая вероятностная модель, вероятность наличия коллектора

Финансирование: источники финансирования отсутствовали.

Для цитирования: Галкин В.И., Еремеев Н.С., Ушахин А.Н. Разработка вероятностных моделей для прогнозирования наличия коллекторов в горизонтальных скважинах // Актуальные проблемы нефти и газа. 2024. Т. 15, № 4. С. 445–458. <https://doi.org/10.29222/ipng.2078-5712.2024-15-4.art9>

✉ Еремеев Никита Сергеевич, e-mail: Nikita.Eremeev@lukoil.com

© Галкин В.И., Еремеев Н.С., Ушахин А.Н., 2024



Контент доступен под лицензией Creative Commons Attribution 4.0 License.

Введение

Прогнозирование различных геолого-технологических процессов решается путем создания моделей прогноза, описывающих исследуемый процесс. Наличие в горизонтальном стволе достаточной доли коллектора во многом определяет прибыль компании по добыче нефти [1]. Поскольку стоимость строительства горизонтальных скважин (ГС), как правило, значительно превышает стоимость наклонной скважины (НС), то сегодня остро встает вопрос о дополнительном обосновании необходимости бурения горизонтальных секций скважин.

Целью работы является повышение точности прогноза проходки по коллектору при помощи построения многоуровневых многомерных вероятностно-статистических моделей.

В данной работе рассмотрен опыт систематизации геологических параметров

пробуренных ГС, последующего построения многоуровневых моделей для определения вероятности наличия пород-коллекторов в пределах горизонтальных участков скважин. Оценка выполнена на примере фактических геолого-геофизических данных ГС северной части Волго-Уральской нефтегазоносной провинции.

Методика исследования

На начальном этапе исследований выполнено сопоставление между значениями общей длины горизонтального ствола ($L_{\text{гор.ст}} = L_{\text{hwb}}$) и проходкой по коллектору ($L_{\text{кол}} = L_{\text{res.}}$) по данным 301 горизонтальной скважины, путем построения поля корреляции между ними (рис. 1). Важным и необходимым условием для построений являлось использование выборки случайных скважин в пределах всей изучаемой территории и относящихся ко всем нефтегазоносным комплексам.

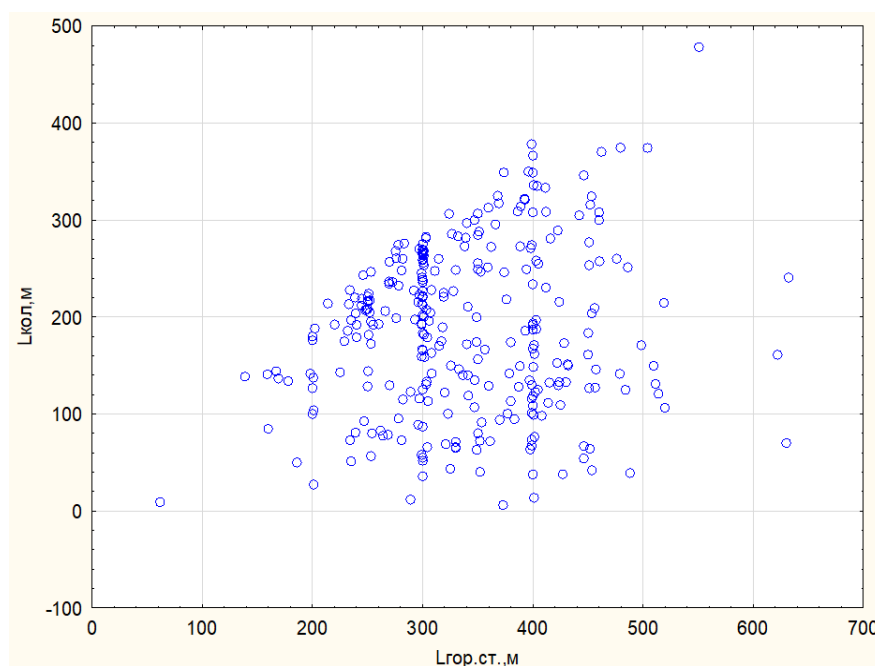


Рис. 1. Поле корреляции между $L_{\text{гор.ст.}}$ и $L_{\text{кол}}$.

Fig. 1. Correlation field between L_{hwb} and $L_{\text{res.}}$.

На рис. 1 видно, что в пределах поля корреляции отмечается сложный, трудно статистически описываемый характер соотношения между значениями $L_{гор.ст.}$ и $L_{кол.}$. Это свидетельствует о том, что вероятность наличия коллектора в горизонтальном стволе скважины ($P_{кол.}$), которая вычисляется как $L_{кол.}/L_{гор.ст.}$, на разных диапазонах значений будет характеризоваться различными величинами, следовательно, зависимости $L_{кол.}$ только от $L_{гор.ст.}$ будут иметь дифференциальные корреляции на различных диапазонах значений. Для оценки влияния сочетания изучаемых показателей на значения $P_{кол.}$ построены многомерные модели с помощью пошагового регрессионного анализа (ПРА). Возможности использования ПРА для решения аналогичных задач приведены в работах [2–4], дополнительно вопросы применения ПРА рассматривались в источниках [5–7].

Для статистической реализации данной задачи значения $P_{кол.}$ расположены от максимальных до минимальных. Далее построение многомерных уравнений регрессии выполнено по следующей схеме: первое уравнение регрессии по 3 максимальным значениям $P_{кол.}$, следующая модель при $n=4$ и так далее до $n=301$. Аналогичным образом было построено 299 многомерных моделей. Примеры построенных моделей по 10 максимальным и 10 минимальным значениям $P_{кол.}$ с учетом вышеизложенного условия, где в качестве коэффициентов в уравнениях регрессий также использованы такие геологические параметры, как эффективная толщина пласта ($H_{эфф.}$), коэффициент расчлененности ($K_{расч.}$) и коэффициент песчаности пласта ($K_{песч.}$), приведены в табл. 1.

Табл. 1. Уравнения регрессии зависимостей $P_{кол.}$ от геологических показателей

Table 1. Regression equations of $P_{res.}$ dependencies on geological parameters

Интервал значений $P_{кол.}$	Свободный член	Коэффициенты в уравнениях регрессии					Коэфф. корреляции R	Уровень значимости p
		$L_{гор.ст.}$	$L_{кол.}$	$H_{эфф.}$	$K_{расч.}$	$K_{песч.}$		
1	2	3	4	5	6	7	8	9
1,000–0,989	1,030749		-0,000054		-0,001950		1	
1,000–0,988	0,995086	-0,000077			-0,000073	0,029881	1	
1,000–0,974	0,995086	-0,000077			-0,000073	0,029881	1	
1,000–0,974	1,007399	-0,003432	0,003426		-0,000442		0,999	<0,03719
1,000–0,973	1,053964	-0,000158					1	<0,03601
1,000–0,973	1,052996	-0,000171		-0,00222	0,000476		1	<0,00004
1,000–0,953	1,003391	-0,003601	0,003597	-0,00034	0,000163		0,998	<0,00004
1,000–0,949	1,005370	-0,002818	0,002831	-0,00085			0,969	<0,00047
1,000–0,946	1,003667	-0,002910	0,002929	-0,00081			0,976	<0,00047

Продолжение табл. 1

Table 1 continued

1	2	3	4	5	6	7	8	9
1,000–0,945	1,000989	-0,002902	0,002923	-0,00064			0,98	<0,00001
1,000–0,935	1,004923	-0,002696	0,002703	-0,00077			0,983	<0,00000
1,000–0,120	0,545719	-0,001577	0,002818		0,002149	0,043113	0,97	<0,00000
1,000–0,114	0,545518	-0,001577	0,002819		0,002153	0,043095	0,97	<0,00000
1,000–0,111	0,545518	-0,001577	0,002819		0,002153	0,043095	0,97	<0,00000
1,000–0,094	0,533525	-0,001518	0,002784	-0,000896	0,002426	0,060417	0,968	<0,00000
1,000–0,092	0,533161	-0,001510	0,002775	-0,000918	0,002416	0,061100	0,969	<0,00000
1,000–0,089	0,533791	-0,001506	0,002768	-0,000876	0,002350	0,060333	0,969	<0,00000
1,000–0,080	0,533580	-0,001493	0,002754	-0,000905	0,002272	0,060277	0,968	<0,00000
1,000–0,041	0,531490	-0,001493	0,002766	-0,000948	0,002291	0,059367	0,968	<0,00000
1,000–0,034	0,531833	-0,001492	0,002763	-0,000956	0,002292	0,059298	0,969	<0,00000
1,000–0,017	0,532038	-0,001492	0,002762	-0,000959	0,002282	0,059344	0,969	<0,00000

Примечание: красным цветом выделены статистически значимые модельные значения.

Анализ построенных моделей показывает, что используемые показатели применяются дифференцированно: $L_{гор.ст.}$ – 288 раз, $L_{кол.}$ – 285, $K_{расч.}$ – 241, $H_{эфф.}$ – 132, $K_{песч.}$ – 104 раза.

По результатам статистического моделирования были построены зависимости изменения свободных членов, коэффициентов при изучаемых показателях в уравнениях регрессии, а также коэффициентов множественной корреляции R . Комплексный анализ графиков показывает резкие изменения значений в каждом из них, практически при одних и тех же значениях $P_{кол.}$. Границы этих изменений наблюдаются при $P_{кол.}$, равных 0,75; 0,50 и 0,25. Для комплексной оценки этих различий, полученных при статистическом

линейном пошаговом анализе, использован линейный дискриминантный анализ (ЛДА). Возможности использования данного метода для решения аналогичных задач приведены в работах [8–10]. В результате реализации данного метода были построены 3 линейных дискриминантных функции (ЛДФ).

Правильность распознавания:

- 1 класс: при $P_{кол.} < 0,25$ –74,35%;
- 2 класс: при $0,25 < P_{кол.} < 0,50$ –84,61%;
- 3 класс: при $0,50 < P_{кол.} < 0,75$ –84,05%;
- 4 класс: $P_{кол.} > 0,75$ –92,15%.

Данная классификация позволила дифференцировать соотношения между $L_{гор.ст.}$ и $L_{кол.}$, что отражено на рис. 2.

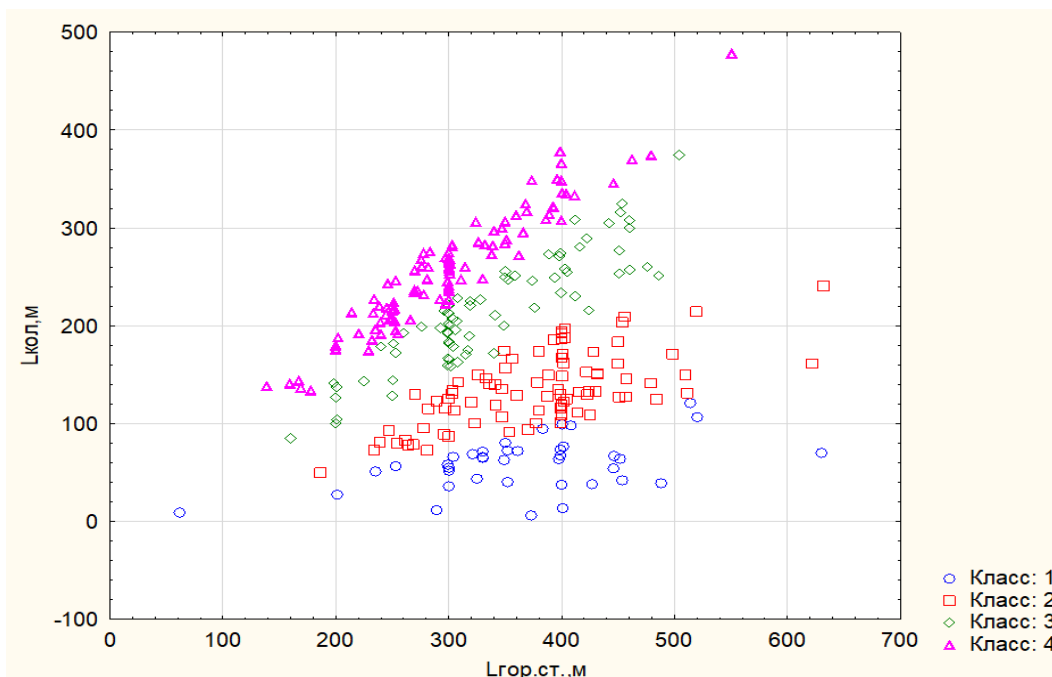


Рис. 2. Поля корреляции между $L_{гор.ст.}$ и $L_{кол.}$ с учетом классов

Fig. 2. Correlation fields between L_{hwb} and $L_{res.}$ taking into account the classes

Соотношения между $L_{гор.ст.}$ и $L_{кол.}$, в зависимости от выделенных классов, находятся в разных частях графика и значительно отличаются наличием и видами статистических связей. Для изучения данных соотношений построены линейные вероятностные

модели принадлежности к классу 4 – P , в зависимости от показателей $K_{песч.}$, $K_{расч.}$, $H_{эфф.}$, $L_{гор.ст.}$.

Уравнения зависимости вероятности принадлежности к 4 классу скважин по вышеприведенным показателям приведены в табл. 2.

Табл. 2. Уравнения регрессии зависимости P от геологических показателей

Table 2. Regression equations of P dependence on geological parameters

Показатель	Уравнение вероятности принадлежности к 4 классу скважин	Диапазон изменения показателей	Диапазон изменения P , д.ед.
$K_{песч.}$, д.ед.	$P(K_{песч.}) = 0,135 + 0,910 K_{песч.}$	0,040–0,950	0,171–0,999
$H_{эфф.}$, м	$P(H_{эфф.}) = 0,395 + 0,0139 H_{эфф.}$	1,1–28,0	0,410–0,748
$K_{расч.}$, ед.	$P(K_{расч.}) = 0,556 - 0,0062 K_{расч.}$	1,0–32,0	0,357–0,549
$L_{гор.ст.}$, м	$P(L_{гор.ст.}) = 1,028 - 0,0016 L_{гор.ст.}$	61,7–632,0	0,016–0,929

Из табл. 2 следует, что разработанные модели по показателям $K_{песч.}$, $H_{эфф.}$ имеют прямой вид, а по $K_{расч.}$ и $L_{гор.ст.}$ – обратный.

По индивидуальным вероятностным моделям разработан комплексный

вероятностный критерий $P_K^{L_{кол}-4}$, который определяется по формуле:

$$P_K^{L_{кол}-4} = \frac{\prod P_i}{\prod P_i + \prod (1 - P_i)}, \quad (1)$$

где P_i – индивидуальные вероятности параметров $P(K_{песч.})$, $P(K_{расч.})$, $P(L_{гор.ст.})$, $P(H_{эфф.})$ соответственно. Средние значения выделенным классам приведены в табл. 3.

Табл. 3. Сравнение средних значений вероятности принадлежности к значениям вероятности $P_K^{L_{кол-4}}$ по выделенным классам

Table 3. Comparison of mean belonging probability values to $P_K^{L_{res-4}}$ probability values by selected classes

Критерий	Классы выделенных скважин				Критерий $\frac{t}{p}$	Критерий $\frac{\chi^2}{p}$
	1	2	3	4		
$P_K^{L_{кол-4}}$	0,304±0,221	0,397±0,159			$\frac{-1,386370}{0,168162}$	$\frac{1,336264}{0,512665}$
		0,397±0,159	0,523±0,239		$\frac{-4,43527}{0,000017}$	$\frac{20,01347}{0,000045}$
			0,523±0,239	0,702±0,176	$\frac{-5,705535}{0,000000}$	$\frac{29,41490}{0,000000}$

Из табл. 4 следует, что средние значения $P_K^{L_{кол-4}}$ для выделенных классов последовательно изменяются в диапазоне от 0,304 до 0,702. По критериям t и χ^2 значения между соседними классами статистически различаются для 2, 3 и 4

классов. Средние значения и плотности распределений вероятностей $P_K^{L_{кол-4}}$ между 1 и 2 классами статистически не различаются. Корреляционные связи между $P_K^{L_{кол-4}}$ и значениями индивидуальных вероятностей приведены в табл. 4.

Табл. 4. Значения коэффициентов корреляции (R) между $P_K^{L_{кол-4}}$ и индивидуальными вероятностями

Table 4. Values of correlation coefficients (R) between $P_K^{L_{res-4}}$ and individual probabilities

Показатели	$P_K^{L_{кол-4}}$	$P(K_{песч.})$	$P(K_{расч.})$	$P(H_{эфф.})$	$P(L_{гор.ст.})$
$P_K^{L_{кол-4}}$	1,000	0,853*	0,085	0,418*	0,719*
$P(K_{песч.})$		1,000	0,120*	0,295*	0,318*
$P(K_{расч.})$			1,000	-0,376*	0,020
$P(H_{эфф.})$				1,000	0,120*
$P(L_{гор.ст.})$					1,000

Примечание: звездочкой помечены статистически значимые корреляционные связи.

Коэффициенты корреляции между индивидуальными вероятностями и $P_K^{L_{кол-4}}$ отличаются значительно. Для оценки комплексного влияния индивидуальных

вероятностей на величину $L_{кол.}^M$ был использован ПРА. В результате его реализации получено следующее многомерное уравнение регрессии:

$$L_{\text{кол.}}^M = 163,313 + 190,142P(K_{\text{песч.}}) - 195,560P(L_{\text{гор.ст.}}) + 287,497P(H_{\text{эфф.}}) + 420,427P(K_{\text{расч.}}), \tag{2}$$

где $R = 0,553$; $p < 0,00000$; стандартная ошибка 71,252 м.

Формирование модели происходило в последовательности, приведенной в уравнении регрессии. На первом шаге построения модели использован показатель $P(K_{\text{песч.}})$, на втором – $P(L_{\text{гор.ст.}})$, далее – $P(H_{\text{эфф.}})$, на завершающем шаге – $P(K_{\text{расч.}})$. Значения коэффи-

циентов R , описывающих силу статистических связей, изменялись следующим образом: 0,415; 0,509; 0,535; 0,553.

Поля корреляции между $L_{\text{кол.}}^M$ и $L_{\text{кол.}}$ с учетом выделенных классов приведены на рис. 3.

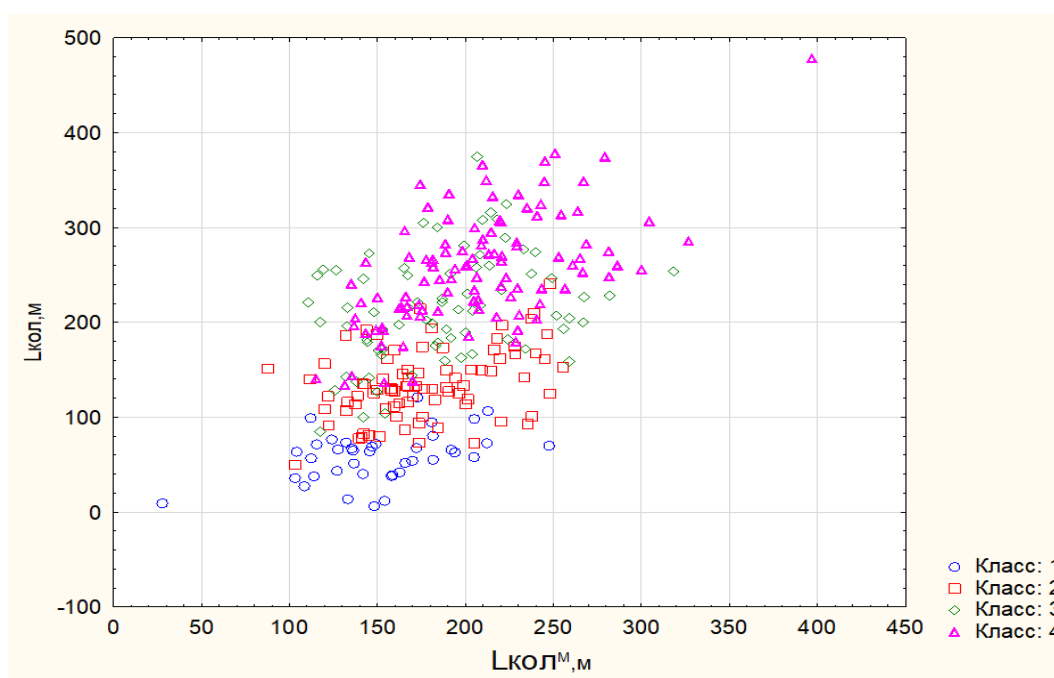


Рис. 3. Поле корреляции между $L_{\text{кол.}}^M$ и $L_{\text{кол.}}$ с учетом классов

Fig. 3. Correlation field between $L_{\text{res.}}^M$ and $L_{\text{res.}}$ taking into account the classes

Между $L_{\text{кол.}}^M$ и $L_{\text{кол.}}$, в пределах ранее обоснованных классов по $L_{\text{кол.}}/L_{\text{гор.ст.}}$, наблю-

даются различные по виду и корреляционным связям соотношения, приведенные в табл. 5.

Табл. 5. Уравнения регрессии зависимостей $L_{\text{кол.}}$ от $L_{\text{гор.ст.}}$ с учетом выделенных классов

Table 5. Regression equations of $L_{\text{res.}}$ to L_{hwb} dependencies taking into account the allocated classes

Классы	Уравнения регрессии	Значения R	Значения p
1	$L_{\text{кол.}} = 16,220 + 0,2822L_{\text{кол.}}^M$	0,443	0,0059
2	$L_{\text{кол.}} = 70,795 + 0,3633L_{\text{кол.}}^M$	0,379	0,0003
3	$L_{\text{кол.}} = 137,976 + 0,4124L_{\text{кол.}}^M$	0,330	0,0040
4	$L_{\text{кол.}} = 104,317 + 0,7365L_{\text{кол.}}^M$	0,587	0,0000

Таким образом, величина $L_{\text{кол}}$ статистически зависит от тех характеристик, которые были использованы для построения вышепри-

веденной модели. Для полного анализа влияния характеристик на параметр $L_{\text{кол}}$ построены модели по выделенным классам скважин.

Для первого класса модель имеет следующий вид:

$$L_{\text{кол}}^{M-1} = 43,433 - 84,7859P(L_{\text{гор.ст.}}) + 112,1138P(H_{\text{эфф.}}), \quad (3)$$

где $R = 0,560$; $p < 0,00114$; стандартная ошибка 22,250 м.

Формирование рассматриваемой модели происходило в последовательности, приведенной в уравнении регрессии. На первом шаге построения модели использован

показатель $P(L_{\text{гор.ст.}})$, на втором – $P(H_{\text{эфф.}})$. Значения коэффициентов R , описывающих силу статистических связей, изменялись следующим образом: 0,450; 0,560.

Для второго класса модель имеет следующий вид:

$$L_{\text{кол}}^{M-2} = 206,228 - 199,509P(L_{\text{гор.ст.}}) + 32,321P(K_{\text{песч.}}), \quad (4)$$

где $R = 0,675$; $p < 0,00000$; стандартная ошибка 27,472 м.

Формирование модели происходило в последовательности, приведенной в уравнении регрессии. На первом шаге построения модели был использован

показатель $P(L_{\text{гор.ст.}})$, на втором – $P(K_{\text{песч.}})$. Значения коэффициентов R , описывающих силу статистических связей, изменялись следующим образом: 0,660; 0,675.

Для третьего класса модель имеет следующий вид:

$$L_{\text{кол}}^{M-3} = 410,401 - 398,128P(L_{\text{гор.ст.}}), \quad (5)$$

где $R = 0,898$; $p < 0,00000$; стандартная ошибка 25,372 м.

Для четвертого класса модель имеет следующий вид:

$$L_{\text{кол}}^{M-4} = 413,206 - 468,447P(L_{\text{гор.ст.}}) + 13,443P(K_{\text{песч.}}) + 71,622P(H_{\text{эфф.}}) + 105,831P(K_{\text{расч.}}), \quad (6)$$

где $R = 0,941$; $p < 0,00000$; стандартная ошибка 20,133 м.

Формирование модели происходило в последовательности, приведенной в уравнении регрессии. На первом шаге построения модели был использован показатель $P(L_{\text{гор.ст.}})$, на втором – $P(K_{\text{песч.}})$,

далее – $P(H_{\text{эфф.}})$, на завершающем шаге – $P(K_{\text{расч.}})$. Значения коэффициентов R , описывающих силу статистических связей, изменялись следующим образом: 0,936; 0,938; 0,940; 0,941.

Для совместного учета значений, вычисленных по вышеописанным моделям, используемая формула имеет следующий вид:

$$L_{\text{кол.}}^{MM} = 3,156 - 0,1267L_{\text{кол.}}^M + 1,095(L_{\text{кол.}}^{M-1} + L_{\text{кол.}}^{M-2} + L_{\text{кол.}}^{M-3} + L_{\text{кол.}}^{M-4}) + 0,0005(L_{\text{кол.}}^M)^2 - 0,0003L_{\text{кол.}}^M \times (L_{\text{кол.}}^{M-1} + L_{\text{кол.}}^{M-2} + L_{\text{кол.}}^{M-3} + L_{\text{кол.}}^{M-4}) - 0,0001(L_{\text{кол.}}^{M-1} + L_{\text{кол.}}^{M-2} + L_{\text{кол.}}^{M-3} + L_{\text{кол.}}^{M-4})^2 \quad (7)$$

где $R = 0,957$; $p < 0,00000$; стандартная ошибка 24,612 м.

Поле корреляции между $L_{\text{кол.}}^{MM}$ и $L_{\text{кол.}}$, с учетом выделенных классов, представлено на рис. 4.

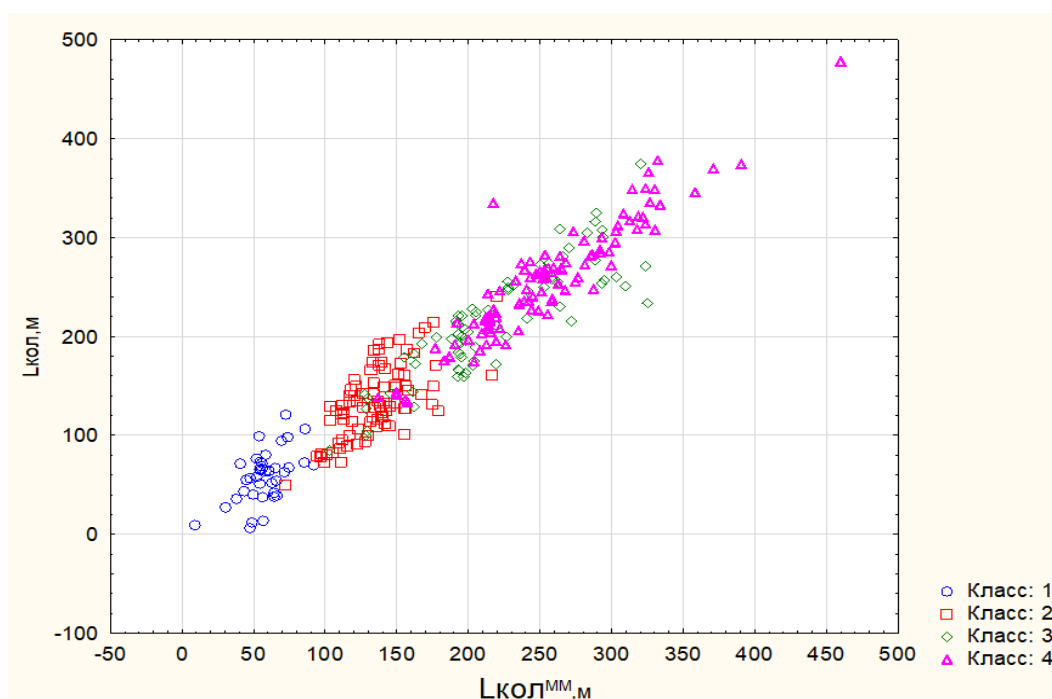


Рис. 4. Поле корреляции между $L_{\text{кол.}}^{M-4}$ и $L_{\text{кол.}}$ с учетом классов

Fig. 4. Correlation field between $L_{\text{res.}}^{M-4}$ and $L_{\text{res.}}$ taking into account the classes

Отсюда следует, что между $L_{\text{кол.}}^{MM}$ и $L_{\text{кол.}}$ наблюдается статистически сильная корреляционная связь ($R = 0,957$; $p < 0,00000$; стандартная ошибка оценки 24,661м).

Заключение

Проведенный анализ свидетельствует о том, что по геологическим характеристикам на вероятностном уровне представляется возможным осуществлять

прогноз распространения коллектора в горизонтальном участке ствола скважины.

Комплекс используемых геологических показателей в каждом нефтегазоносном районе индивидуальный. Для определения информативных показателей на первом этапе построения моделей необходимо установить их совокупность вероятностно-статистическими методами.

Разработка статистически достоверных многомерных моделей для конкретных нефтегазовых территорий позволит иметь основу для обоснования бурения горизонтальных скважин и проводить

корректный расчет плановой проходки по коллектору. Данная методика позволит определить оптимальную очередность в случае бурения нескольких горизонтальных скважин.

Конфликт интересов

Авторы заявляют об отсутствии конфликта интересов.

Список источников

1. *Галкин В.И., Колтырин А.Н.* Исследование вероятностных моделей для прогнозирования эффективности технологии пропантного гидравлического разрыва пласта // Записки Горного института. 2020. Т. 246. С. 650–659. <https://doi.org/10.31897/PMI.2020.6.7>
2. *Галкин В.И., Соснин Н.Е.* Разработка геолого-математических моделей для прогноза нефтегазоносности сложнопостроенных структур в девонских терригенных отложениях // Нефтяное хозяйство. 2013. № 4. С. 28–31.
3. *Kaufman G.M., Balcer Y., Kruyt D.* A probabilistic model of oil and gas discovery // Methods of Estimating the Volume of Undiscovered Oil and Gas Resources / Ed. by J.D. Haun. Tulsa, OK: American Association of Petroleum Geologists, 1975. P. 113–142. <https://doi.org/10.1306/st1383c14>
4. *Afifi H., Elmahdy M., El Saban M., Abu-Elkheir M.* Probabilistic forecasting for oil producing wells using seq2seq augmented model // Engineering Proceedings. 2022. Vol. 18, No. 1. P. 16. <https://doi.org/10.3390/engproc2022018016>
5. *Соснин Н.Е.* Разработка статистических моделей для прогноза нефтегазоносности (на примере терригенных девонских отложений Северо-Татарского свода) // Вестник Пермского национального исследовательского политехнического университета. Геология. Нефтегазовое дело. 2012. Т. 11, № 5. С. 16–25.
6. *Галкин В.И., Пономарева И.Н., Репина В.А.* Исследование процесса нефтеизвлечения в коллекторах различного типа пустотности с использованием многомерного статистического анализа // Вестник Пермского национального исследовательского политехнического университета. Геология. Нефтегазовое и горное дело. 2016. Т. 15, № 19. С. 145–154. <https://doi.org/10.15593/2224-9923/2016.19.5>
7. *Кошкин К.А., Татаринов И.А.* Разработка вероятностных моделей зонального прогноза нефтегазоносности центральной части Пермского свода по структурно-мощностным критериям // Недропользование. 2021. Т. 21, № 1. С. 2–8. <https://doi.org/10.15593/2712-8008/2021.1.1>
8. *Cheng Y., Wang Y., McVay D., Lee W.J.* Practical application of a probabilistic approach to estimate reserves using production decline data // SPE Economics & Management. 2010. Vol. 2, No. 1. P. 19–31. <https://doi.org/10.2118/95974-PA>
9. *Wijaya N., Sheng J.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. P. 106646. <https://doi.org/10.1016/j.petrol.2019.106646>

10. *Alimkhanov R., Samoylova I.* Application of Data Mining tools for analysis and prediction of hydraulic fracturing efficiency for the BV8 reservoir of the Povkh Oil Field // SPE Russian Oil and Gas Exploration & Production Technical Conference and Exhibition, Moscow, Russia, 14–16 October 2014. Paper SPE-171332-MS. <https://doi.org/10.2118/171332-MS>

Информация об авторах

Владислав Игнатьевич Галкин – д.г.-м.н., профессор, заведующий кафедрой, Пермский национальный исследовательский политехнический университет, Пермь, Россия; SPIN-код: 6629-3627; <https://orcid.org/0000-0003-4867-2298>; e-mail: vgalkin@pstu.ru

Никита Сергеевич Еремеев – старший менеджер, ООО «ЛУКОЙЛ-Инжиниринг», Пермь, Россия; <https://orcid.org/0009-0009-6639-9644>; e-mail: Nikita.Eremeev@lukoil.com

Александр Николаевич Ушахин – ведущий инженер, ООО «ЛУКОЙЛ-Инжиниринг», Пермь, Россия; <https://orcid.org/0009-0000-1742-633X>; e-mail: Aleksandr.N.Ushakhin@lukoil.com

Поступила в редакцию 10.09.2024

NEW TECHNOLOGIES AND APPROACHES TO OIL AND GAS FIELD DEVELOPMENT

Original article

<https://doi.org/10.29222/ipng.2078-5712.2024-15-4.art9>

Development of probabilistic models for forecasting the presence of reservoirs in horizontal wells

V.I. Galkin¹, N.S. Ereemeev² ✉, A.N. Ushakhin²

1 – Perm National Research Polytechnic University, Perm, Russia

2 – LUKOIL-Engineering LLC, Perm, Russia

Abstract. *Background.* The article is devoted to the problem of forecasting the distribution of reservoirs along the borehole of a horizontal section when planning the drilling of horizontal wells in the Perm Krai. The forecast of reservoir fraction along the length of the horizontal section taking into account only geological modeling does not in all cases allow to reliably determine the necessary value. *Objective.* To increase the accuracy of reservoir penetration prediction by means of building multilevel multivariate probabilistic statistical models. *Materials and methods.* The object of the study was geological and geophysical data of horizontal wells drilled in the northern part of the Volga-Ural oil and gas province. The task was solved by attracting additional geological and geophysical information that determines the presence of a reservoir in the horizontal wellbore. *Results.* A total of 301 horizontal wells drilled in the Perm Krai using LWD systems and geosteering technology were analyzed in detail. The main geological indicators that determine the presence of a reservoir in a horizontal wellbore were identified, such as: sandiness coefficient, dissection coefficient and effective formation thickness. These indicators are determined from the available data from the point of well entry into the horizontal section and are further used in the development of multivariate models. *Conclusions.* With the help of the constructed models, it is possible to determine the values of the probability of reservoir distribution and, consequently, to estimate correctly the planned penetration of the reservoir, which, in turn, for specific oil and gas areas, will provide a more solid basis for justification of drilling horizontal wells, and also will allow to determine the optimal sequence in case of drilling several horizontal wells.

Keywords: horizontal well, multilevel probabilistic model, probability of reservoir presence

Funding: the work received no funding.

For citation: Galkin V.I., Ereemeev N.S., Ushakhin A.N. Development of probabilistic models for forecasting the presence of reservoirs in horizontal wells. *Actual Problems of Oil and Gas*. 2024. Vol. 15, No. 4. P. 445–458. (In Russ.). <https://doi.org/10.29222/ipng.2078-5712.2024-15-4.art9>

✉ Nikita S. Ereemeev, e-mail: Nikita.Ereemeev@lukoil.com

© Galkin V.I., Ereemeev N.S., Ushakhin A.N., 2024



The content is available under Creative Commons Attribution 4.0 License.

Conflict of interests

The authors declare no conflict of interests.

References

1. Galkin V.I., Koltyrin A.N. Investigation of probabilistic models for forecasting the efficiency of proppant hydraulic fracturing technology. *Journal of Mining Institute*. 2020. Vol. 246. P. 650–659. <https://doi.org/10.31897/PMI.2020.6.7>
2. Galkin V.I., Sosnin N.E. Geological development of mathematical models for the prediction of oil and gas complex-built structures in the Devonian clastic sediments. *Neftyanoe khozyaystvo – Oil Industry*. 2013. No. 4. P. 28–31. (In Russ.).
3. Kaufman G.M., Balcer Y., Krut D. A probabilistic model of oil and gas discovery. In: Haun J.D., ed. *Methods of Estimating the Volume of Undiscovered Oil and Gas Resources*. Tulsa, OK: American Association of Petroleum Geologists, 1975. P. 113–142. <https://doi.org/10.1306/st1383c14>
4. Afifi H., Elmahdy M., El Saban M., Abu-Elkheir M. Probabilistic forecasting for oil producing wells using seq2seq augmented model. *Engineering Proceedings*. 2022. Vol. 18, No. 1. P. 16. <https://doi.org/10.3390/engproc2022018016>
5. Sosnin N.E. Development of statistical models for predicting oil-and-gas content (on the example of terrigenous Devonian sediments of North Tatar arch). *Perm Journal of Petroleum and Mining Engineering*. 2012. Vol. 11, No. 5. P. 16–25. (In Russ.).
6. Galkin V.I., Ponomareva I.N., Repina V.A. Study of oil recovery from reservoirs of different void types with use of multidimensional statistical analysis. *Perm Journal of Petroleum and Mining Engineering*. 2016. Vol. 15, No. 19. P. 145–154. <https://doi.org/10.15593/2224-9923/2016.19.5>
7. Koshkin K.A., Tatarinov I.A. Development of zone forecast probability models for oil and gas potential in the central part of the Permian uplift by structural and capacity criteria. *Perm Journal of Petroleum and Mining Engineering*. 2021. Vol. 21, No. 1. P. 2–8. <https://doi.org/10.15593/2712-8008/2021.1.1>
8. Cheng Y., Wang Y., McVay D., Lee W.J. Practical application of a probabilistic approach to estimate reserves using production decline data. *SPE Economics & Management*. 2010. Vol. 2, No. 1. P. 19–31. <https://doi.org/10.2118/95974-PA>
9. Wijaya N., Sheng J.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. P. 106646. <https://doi.org/10.1016/j.petrol.2019.106646>
10. Alimkhanov R., Samoylova I. Application of Data Mining tools for analysis and prediction of hydraulic fracturing efficiency for the BV8 reservoir of the Povkh Oil Field. In: *SPE Russian Oil and Gas Exploration & Production Technical Conference and Exhibition*, Moscow, Russia, 14–16 October 2014. Paper SPE-171332-MS. <https://doi.org/10.2118/171332-MS>

Information about the authors

Vladislav I. Galkin – Dr. Sci. (Geol.-Min.), Professor, Head of Department, Perm National Research Polytechnic University, Perm, Russia; <https://orcid.org/0000-0003-4867-2298>; e-mail: vgalkin@pstu.ru

Nikita S. Ereemeev – Senior Manager, LUKOIL-Engineering LLC, Perm, Russia; <https://orcid.org/0009-0009-6639-9644>; e-mail: Nikita.Ereemeev@lukoil.com

Aleksandr N. Ushakhin – Leading Engineer, LUKOIL-Engineering LLC, Perm, Russia; <https://orcid.org/0009-0000-1742-633X>; e-mail: Aleksandr.N.Ushakhin@lukoil.com

Received 10.09.2024