



УДК 622.276.66.013

ПРОГНОЗИРОВАНИЕ ЭФФЕКТИВНОСТИ ГЕОЛОГО-ТЕХНИЧЕСКИХ МЕРОПРИЯТИЙ

PREDICTION OF THE WELL STIMULATION EFFECTIVENESS

Галкин Владислав Игнатьевич

доктор геолого-минералогических наук,
профессор, заведующий кафедрой
геологии нефти и газа,
Пермский Национальный Исследовательский
Политехнический Университет
Vgalkin@pstu.ru

Колтырин Артур Николаевич

аспирант кафедры геологии нефти и газа,
инженер I категории отдела проектирования
и мониторинга методов повышения
нефтеотдачи пластов месторождений,
ООО «ЛУКОЙЛ-ПЕРМЬ»
Филиала ООО «ЛУКОЙЛ-Инжиниринг»
«ПермНИПИнефть» в г. Перми
Artur.Koltyrin@pnn.lukoil.com

Аннотация. Многие месторождения находятся на завершающей стадии разработки, что характеризуется снижением добычи нефти. С целью поддержания добычи нефти проводятся геолого-технические мероприятия (ГТМ). Рассмотрены способы и проблемы при планировании ГТМ. Предложена вероятностно-статистическая методика, разработанная авторами для прогнозирования эффективности ГТМ. В работе рассмотрен пример прогнозирования приростов дебитов нефти после применения технологии пропантного ГРП на карбонатном объекте ВЗВ4 и терригенном объекте Тл-Бб. Из большого количества показателей выбраны наиболее информативные. По каждому из показателей (геологические, технологические, технические) построены вероятностные модели. Выполнен сопоставительный анализ параметров, что позволило ранжировать показатели по степени влияния на прирост дебита нефти. С целью прогнозирования прироста дебита нефти использована пошаговая регрессия. Вероятностно-статистический метод является простым в использовании и позволяет анализировать неограниченно большое количество параметров.

Ключевые слова: геолого-техническое мероприятие, гидравлически разрыв пласта, статистика, комплексная вероятность, терригенный объект, карбонатный объект, прирост дебита нефти, эффективность.

Galkin Vladislav Ignatyevich

Doctor of Geology and Mineralogy,
Professor, Head of the Department
of Oil and Gas Geology,
Perm National Research
Polytechnic University
Vgalkin@pstu.ru

Koltyrin Artur Nikolaevich

Graduate Student of department
of Oil and Gas Geology,
1st category engineer of the Department
of Enhanced Oil Recovery Methods Design
and Monitoring of the fields,
LUKOIL-PERM LLC of PermNIPneft
branch of LUKOIL-Engineering LLC in Perm
Artur.Koltyrin@pnn.lukoil.com

Annotation. A lot of fields are in the late stage of development, which is characterized by the oil production decline. In order to maintain the oil production well stimulation is performed. Technologies and issues related to stimulation planning are considered. The probabilistic-statistical method developed by the authors to predict the effectiveness of well stimulation is proposed. The increment of oil rates obtained after the stimulation with proppant hydraulic fracturing is predicted in the paper on the example of carbonate reservoir V3V4 and clastic reservoir TI-Bb. The most informative parameters among the major quantity are selected. Probabilistic models are built for the each parameter (geological, technological and technical). In order to range the parameters by the contribution to the oil rate increment a comparative analysis is performed. A step-wise regression is used to predict the oil rate increment. The probabilistic-statistical method is the easy to use one and allows to analyze indefinitely large number of parameters.

Keywords: stimulation, hydraulic fracturing, statistics, complex probability, clastic reservoir, carbonate reservoir, oil rate increments, effectiveness.

По состоянию на 01.01.2019 г. многие месторождения Пермского края находятся на завершающих стадиях разработки. В условиях высокой выработки запасов, обводнения скважин и снижения пластового давления, для поддержания добычи нефти требуется проведение геолого-технических мероприятий (ГТМ). В связи с возникшими проблемами плановый прирост дебита нефти от выполнения ГТМ необходимо обосновывать на новом уровне.

Цель данного исследования

Повышение успешности выполнения операций пропантного ГРП на карбонатном объекте ВЗВ4 и терригенном объекте Тл-Бб. Типичные разрезы объектов представлены на рисунках 1, 2.

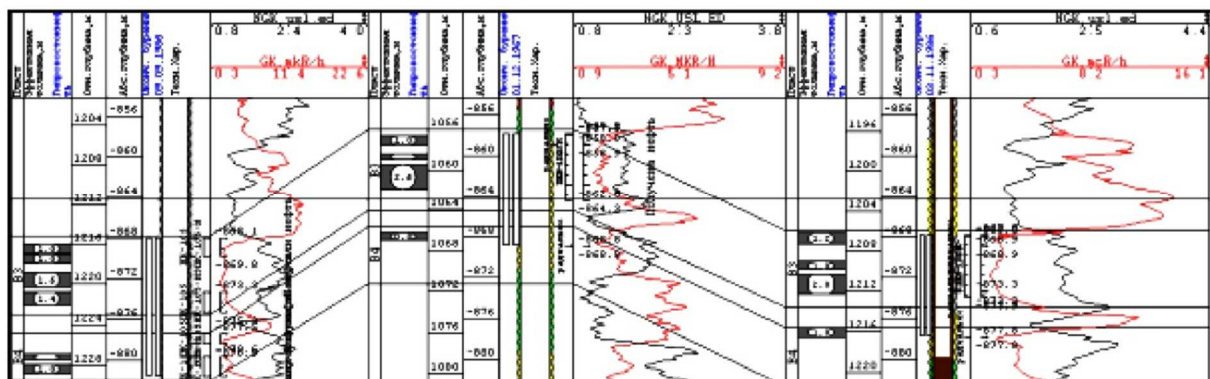


Рисунок 1 – Корреляционная схема по скважинам объекта ВЗВ4

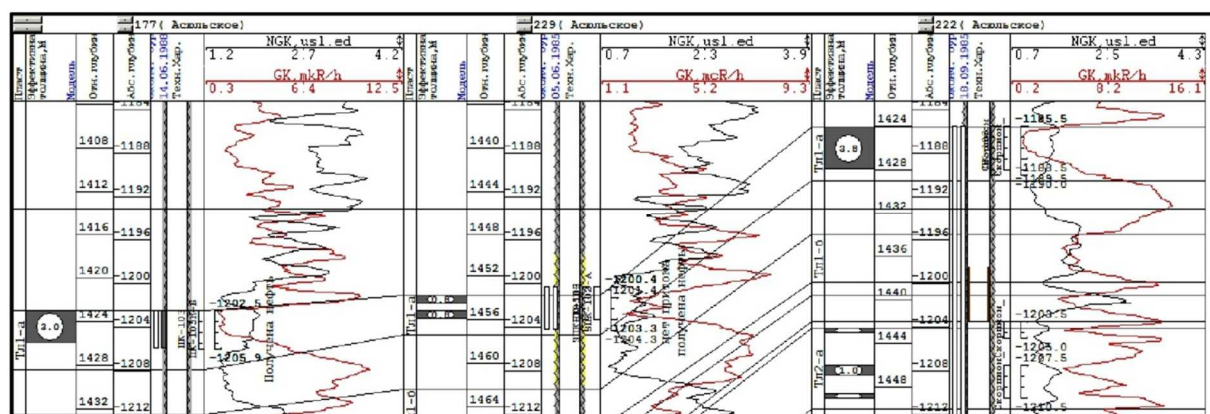


Рисунок 2 – Корреляционная схема по скважинам объекта Тл-Бб

Задачи исследования

1. Изучение существующих методов оценки технологической эффективности ГТМ.
2. Определение основных проблем при существующих подходах планирования ГТМ.
3. Изучение вероятностного подхода прогнозирования приростов дебитов нефти.
4. Применение вероятностного подхода, для построения геолого-математических моделей на

объектах ВЗВ4 и Тл-Бб с целью прогнозирования прироста дебита нефти – Q_N^M от применения технологии пропантного ГРП.

Существующие методы оценки эффективности ГТМ

Рассмотрим основные этапы планирования ГТМ:

- На первом этапе осуществляется поиск потенциальных скважин. Определяется причина снижения дебита жидкости. Снижение может быть связано с коэффициентом продуктивности $K_{прод}$ или со снижением пластового давления $P_{пл}$;
- На втором этапе в случае снижения $K_{прод}$ проводится ретроспективный анализ (изучается опыт проведения ГТМ в районе планируемой скважины). На данном этапе определяются наиболее эффективные выполнение технологии на объекте позволяющие достичь максимального прироста дебита нефти;
- На третьем этапе проводится геолого-промысловый анализ с целью оценки планируемого дебита жидкости и обводненности. Оценка производится с использование геолого-гидродинамической модели. В модели производится расчет дебитов и динамики работы скважины, а также оцениваются возможные риски при выполнении ГТМ: близость фронта вытеснения, наличие остаточных извлекаемых запасов (ОИЗ) и т.д. Для оценки дебита жидкости после ГТМ проводится расчет удельной продуктивности. Краток данный метод может быть описан следующим образом:

1. Из скважин, где ранее выполнен ГТМ сформировали базу с геологическими:

- эффективная нефтенасыщенная толщина – $h_{эф}$, м
- и технологическими параметрами:
- дебит жидкости после ГТМ – $Q_ж$, м³/сут;
- дебит нефти после ГТМ – $Q_н$, т/сут;
- обводненность продукции после ГТМ – W , %;



– последний замер пластового давления по данным гидродинамических исследований до ГТМ – $P_{пл}$, МПа;

– среднее значение замеров забойного давления в течение трех месяцев до ГТМ, – $P_{заб}$, МПа.

2. По каждой скважине вычислили коэффициент продуктивности ($K_{прод}$, м³/сут·МПа) при известных значениях вышеописанных параметров и рассчитали удельный коэффициент продуктивности на метр эффективной нефтенасыщенной толщины;

3. В скважинах с планируемым проведением пропантного ГРП, рассчитали планируемый $K_{прод}$. Имея данные по замерам $P_{пл}$, выполнили расчет планируемого $Q_{ж}$ после ГТМ;

4. С целью расчета прироста дебита нефти после ГТМ, вычислим с использованием дебита жидкости дебит нефти с помощью средней обводненности после ГТМ, по скважинам, где ранее выполнен ГТМ. Средняя обводненность после выполнения ГТМ составила 39 %. Из рассчитанного дебита нефти вычислим дебит нефти до ГТМ и рассчитаем прирост дебита нефти после ГТМ.

- На четвертом этапе проводится построение зависимостей прироста дебита нефти от различных параметров. На данном этапе определяется наличие или отсутствие закономерностей путем определения коэффициента корреляции – R . В случае наличия закономерности ($R > 0,5$) данное уравнение линейной зависимости используется для определения потенциального прироста дебита нефти.

- На пятом этапе ГТМ моделируются в гидродинамической модели (ГДМ) в программных продуктах «Tempest MORE» компании «ROXAR» и «Eclipse 100» компании «Schlumberger». Например, для технологии ГРП исходной информацией при моделировании являются результаты дизайна (угол распространения трещины, интервалы проведения, полудлина трещины, проницаемость и ширина, время релаксации). В ГДМ технология используется ключевое слово WFRA (Tempest MORE) задает геометрию и фильтрационные параметры трещины (исследование дизайна ГРП), позволяет учитывать затухание эффекта ГРП. Ключевое слово WPIMULT (Eclipse) – множитель коэффициента проводимости соединения выбранной скважины на заданную величину. Использование WFRA и WPIMULT согласно синтаксису, основываясь на статистике ранее проведенных ГРП. Ограничением использования ключевых слов является: WFRA – задается только на перфорированном участке, если интервал перфорации изолируется, то связь этого интервала с трещинами прекращается; WPIMULT – нет возможности на напрямую задавать параметры трещин, эффект достигается за счет улучшения проводимости граничных ячеек.

Стоит отметить, что используются различные системы прогнозирования параметров работы скважин после ГТМ. Развитие математических методов позволяет более точно обрабатывать данные. Широкое применение в нефтяной промышленности находят различные инструменты прогнозирования [1–9].

Таким образом, можно сделать выводы:

1) прирост дебита нефти рассчитывают отдельные инструменты;

2) невозможно ранжировать скважины по рискам. Например, в скважинах №№ 1, 2 выполнен пропантный ГРП с приростом дебита нефти 8 т/сут. При рассмотрении геологических и технологических параметров выявлено, линейные закономерности отсутствуют. В таком случае, не предоставляется возможным ранжировать параметры по степени влияния на прирост дебита нефти;

3) невозможно сравнить анализируемые параметры ($h_{эф}$, м, m , % и т.д.) между собой, так как имеют разные размерности.

Авторами разработан вероятностно-статистический метод анализа данных, для решения существующих проблем.

Вероятностно-статистический метод

Метод основан на теории вероятности. Суть метода заключается, в том, что вероятностная оценка данных позволяет упростить сопоставительный анализ показателей с разными единицами измерения. Наличие положительных оснований достижение планируемого прироста перевешивающих отрицательные. Вероятность достижения планового прироста дебита нефти рассчитывается по следующей формуле:

$$P(n) = \frac{\binom{nk}{nq}_1}{\binom{nk}{nq}_1 + \binom{nk}{nq}_2} \quad (1)$$

Преимущества вероятностной оценки данных:

1) приведение значений всех показателей к диапазону от 0 до 1;

2) возможно провести оценку влияния каждого показателя на общем уровне;

3) возможно сравнивать показатели между собой и проводить анализ влияния на прирост дебита нефти.

Представлен вероятностно-статистический анализ оценки влияния различных геологических, технологических и технических показателей на прирост дебита нефти (Q_H^M , т/сут.) на примере объектов ВЗВ4 и Тл-Б6.



На первом этапе, скважины с проведенным ГРП разделим на две выборки: обучающую и прогнозную. В обучающую войдут скважины, по которым будет выполнен вероятностно-статистический анализ. По оставшимся скважинам выполним прогноз прироста дебита нефти (Q_H^M , т/сут.).

На втором этапе обучающую выборку разделим на два класса по эффективности, договоримся, что к I классу относятся скважины $Q_H \geq 8$ т/сут., ко II классу относятся скважины $Q_H < 8$ т/сут.

На третьем этапе по скважинам выполним статистический анализ всех возможных показателей (более чем 50 показателей). Из этих характеристик выберем те, у которых наблюдаются различия в средних значениях и плотностей распределений для первого и второго класса. Количественно информативность показателей оценивается с помощью критерия t , вычисляемого по следующей формуле:

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

где X_1, X_2 – средние значения показателей для 1 и 2 классов; S_1^2, S_2^2 – дисперсии показателей.

Различие в средних значениях считается статистически значимым, если $t_p > t_t$. Значения t_t определяются в зависимости от количества сравниваемых данных и уровня значимости ($\alpha = 0,05$). Список установленных информативных показателей по объектам ВЗВ4 и Тл-Бб представлен в таблице 1.

Таблица 1 – Список информативных геолого-технологических показателей

Параметры	Терригенный объект Тл-Бб	Карбонатный объект ВЗВ4
Геологические		
нефтенасыщенная толщина, $h_{эф}$, м	+	+
коэффициент расчлененности, K_p , ед	+	+
пористость, m , %		
нефтенасыщенность, $k_{нн}$, %	+	+
абсолютная отметка залегания кровли, $H_{абс}$, м	+	+
абсолютная отметка залегания подошвы, $H_{отн}$, м	+	
продуктивность, $K_{прод}$, м ³ /сут·МПа		+
гидропроводность удаленной зоны пласта, $K_{гидр}^{УЗП}$, мкм ² ·см/МПа·с)		+
пъезопроводность, γ , см ² ·с		+
проницаемости удаленной зоны пласта, $K_{прон}^{УЗП}$, мкм ²		+
проницаемость по ГИС, $K_{прон}^{ГИС}$, мкм ²		+
Технические		
масса пропанта в пласте, $M_{проп.}$, т		+
объем жидкости разрыва, $V_{ж.р.}$, м ³	+	
среднее давление при ГРП, $P_{ср.}$, МПа	+	
давление при ГРП в конце разрыва, $P_{кон.}$, МПа	+	
тип пропанта основного разрыва, $T_{прон}^P$		+
Технологические		
дебит жидкости до ГРП, $Q_{ж.до ГРП}$, т/сут	+	
обводненность продукции до ГРП, $W_{до ГРП}$, %	+	

Показано, что на карбонатных коллекторах из геологических показателей на эффективность проведения ГРП оказывает влияние больше показателей по сравнению с терригенным. По техническим для каждого объекта оказывают влияние различные показатели. На терригенном коллекторе имеется влияние параметров работы скважины до ГРП: дебита жидкости и обводненности. Исходя из этого сравнение эффективности применения ГРП в различных условиях целесообразнее всего провести по показателям, которые приведены к относительным величинам.

На четвертом этапе каждому информативному показателю строим вероятностные модели отнесения к 1 классу эффективного ГРП. Методика вычисления индивидуальных вероятностных моделей по каждому из показателей состоит из пяти подэтапов:

- 1) разделение скважин на классы по эффективности ГРП;
- 2) построение гистограмм по показателям для определения оптимальных величины интервалов варьирования значений;



- 3) вычисление вероятности принадлежности к 1 классу в каждом интервале;
- 4) сопоставление интервальных значений вероятности принадлежности к 1 классу со средними интервальными значениями показателя;
- 5) вычисление парного коэффициента корреляции r и построение уравнения регрессии (вероятностной модели).

Например, для объекта ВЗВ4 вероятностная модель параметра $h_{эф}$:

$$P(h_{эф}) = 1,856 - 0,347 \cdot h_{эф} . \tag{3}$$

Данная модель была получена: имея разброс значений параметра $h_{эф}$ от 2,6 до 5,2 м, мы разбили скважины по приросту дебита нефти на два класса (I кл. $Q_H^M \geq 8$ т/сут., II кл. $Q_H < 8$ т/сут). В таблице 2 показано, что в скважине при $h_{эф} = 2,6$ м получен $Q_H^M > 8$ т/сут., в двух скважинах при $h_{эф} = 5,2$ м получен $Q_H^M < 8$ т/сут. Следовательно, данные величины будут иметь максимальное и минимальное значение вероятности достижения прироста дебита нефти, т.к в соседнем классе скважин нет. Значение вероятностей для $h_{эф} = 2,6$ м составляет 0,954 д.ед., и 0,052 д.ед для $h_{эф} = 5,2$ м. Рассчитав значение $h_{эф}$ для каждого класса.

Таблица 2 – Вероятностное значение параметра $h_{эф}$

Значения параметра $h_{эф}$, м	Кол-во скважин в I классе, ед		Вероятностное значение $P(h_{эф})$
	1 кл.	2 кл.	
2,6	1		0,954
2,8	2		0,884
3,2		1	0,746
3,4	1		0,676
3,6	1		0,607
3,8	2	2	0,537
4,0		2	0,468
4,2	1	1	0,399
4,4	1		0,329
4,6	1		0,260
4,8		1	0,190
5,2		2	0,052

На рисунке 3 показано, что вероятностные модели имеют линейный вид. Параметры имеют безразмерный вид, что позволяет сравнить их между собой.

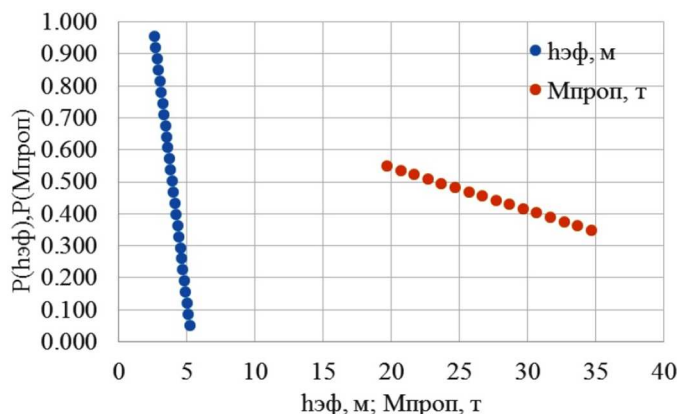


Рисунок 3 – Соотношения между $h_{эф}$ и $P(h_{эф})$, $M_{проп}$ и $P(M_{проп})$

При анализе отмечается закономерности:

– параметр $h_{эф}$ изменяется в диапазоне 0,052–0,954 д.ед. в отличие от $M_{проп}$ (0,349–0,549). Данная закономерность, показывает, что эффективная толщина $h_{эф}$ в значительное мере контролирует эффективность ГРП, в отличие от массы пропанта закачанного в пласта $M_{проп}$;



– для данного объекта с увеличением нефтенасыщенной толщины $h_{эф}$ прирост дебита нефти снижается, что характерно для $M_{проп}$. Таким образом, если принять, что при значении $> 0,5$ вероятность достижения прироста увеличивается, то рекомендуется проводить ГРП при значениях $h_{эф}$ от 2,6 до 3,9 м при $M_{проп}$ 19,7–22,7 т.

В таблице 3 приведены примеры вероятностных моделей для ряда других параметров объектов ВЗВ4 и Тл-Бб.

Таблица 3 – Средние значения показателей и индивидуальные модели

Показатель	Статистические характеристики показателей*		Вероятностная модель средняя – область применения; нижняя – диапазон изменения вероятности.
	1 класс	2 класс	
Терригенный объект Тл-Бб			
m	$18,1 \pm 1,5$ $0,527 \pm 0,089$	$17,2 \pm 2,3$ $0,474 \pm 0,131$	$P(m) = -0,598 + 0,0621 \cdot m$ 14–21 % 0,30–0,70
$P_{ср.}$	$292,3 \pm 55,4$ $0,520 \pm 0,077$	$342,4 \pm 105,9$ $0,459 \pm 0,148$	$P(P_{ср.}) = 0,701 + 0,0007 \cdot P_{ср.}$ 215,0–670,0 атм 0,23–0,55
Карбонатный объект ВЗВ4			
$K_{прод}$	$1,2 \pm 0,7$ $0,514 \pm 0,015$	$2,4 \pm 1,4$ $0,489 \pm 0,029$	$P(K_{прод}) = 0,540 - 0,202 \cdot K_{прод}$ 0,1–5,6 м³/сут*МПа 0,42–0,54
$K_{прон}^{УЗП}$	$0,014 \pm 0,008$ $0,529 \pm 0,016$	$0,033 \pm 0,022$ $0,492 \pm 0,041$	$P(K_{прон}^{УЗП}) = 0,556 - 1,923 \cdot K_{прон}^{УЗП}$ 0,023–0,068 м³/сут/МПа 0,42–0,55

На примере карбонатного объекта ВЗВ4 вычислим комплексную вероятность, значение которой вычисляется по следующей формуле:

$$P_{комп} = \frac{\prod P_{укви}}{\prod P_{укви} + \prod (1 - P_{укви})}, \tag{4}$$

где $P_{укви}$ – вероятности геологических, технологических и технических параметров.

При вычислении $P_{комп}$ используется такое сочетание вероятностей (m), при котором средние значения вероятностей $P_{комп}$ наиболее сильно отличаются в изучаемых классах при равном значении m . Количество сочетаний определяется по следующей формуле:

$$C_m^n = \frac{n!}{m!(n-m)!}, \tag{5}$$

где n – количество всех показателей.

Средние значения вероятностей для объекта ВЗВ4 при m приведены в таблице 4.

Таблица 4 – Сочетание вероятностей показателей

Вероятности	Сочетание вероятностей									
	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11
$P(M_{проп.})$									+	+
$P(K_p)$	+	+	+	+	+	+	+	+	+	+
$P(K_{прон}^{ГИС})$										+
$P(H_{абс})$					+	+	+	+	+	+
$P(H_{отн})$			+	+	+	+	+	+	+	+
$P(T_{прон}^p)$							+	+	+	+
$P(h_{эф})$								+	+	+
$P(K_{прод})$		+	+	+	+	+	+	+	+	+
$P(K_{гидр}^{УЗП})$				+	+	+	+	+	+	+
$P(\gamma)$						+	+	+	+	+
$K_{прон}^{УЗП}$	+	+	+	+	+	+	+	+	+	+
Класс 1	0,593	0,604	0,781	0,798	0,865	0,871	0,871	0,879	0,885	0,882
Класс 2	0,276	0,265	0,364	0,340	0,273	0,264	0,263	0,262	0,203	0,196



В таблице 4 показано, что максимальное влияние при $m = 2$ на эффективность проведения ГРП в карбонатных коллекторах оказывают, вероятности $P(K_p)$ и $K_{прон}^{УЗП}$. Это показывает, геологические условия являются очень важной составляющей при проведении ГРП. При $m = 3$ данные условия дополняются вероятностью $P(K_{прод})$. В таблице 4 показано, что для скважин, где эффективность ГРП высокая при увеличении m средние значения $P_{КОМП}$ закономерно повышаются от 0,593 до 0,885. Для скважин, где эффективность ГРП невысокая при увеличении m средние значения $P_{КОМП}$ снижаются от 0,276 до 0,196. На рисунке 4 приведены графики изменения значений $P_{КОМП}$ при различных m .

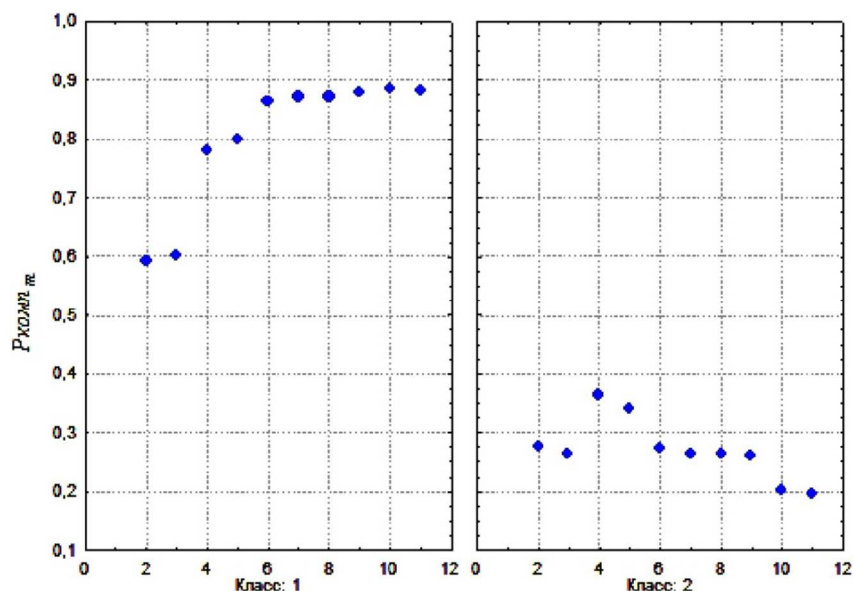


Рисунок 4 – Изменение значений $P_{КОМП}$ в зависимости от m для скважин с различной эффективностью ГРП

На рисунке 4 показано, что по объекту ВЗВ4 при увеличении m величина $P_{КОМП}$ для класса 1 увеличивается, но градиенты увеличения при $m < 6$ значительно больше, чем при $m > 6$. Для класса 2 при увеличении значений m величина $P_{КОМП}$ уменьшается, но не так закономерно, как в первом случае.

Таблица 5 – Значения параметра $P_{КОМП}$ по скважинам обучающей выборки при различных сочетаниях вероятностей $m = 2-11$

№ скв.	$m = 2$	$m = 3$	$m = 4$	$m = 5$	$m = 6$	$m = 7$	$m = 8$	$m = 9$	$m = 10$	$m = 11$	Часть залежи	Прирост q_n , т/сут.
864	0,720	0,745	0,883	0,885	0,909	0,909	0,922	0,934	0,996	0,999	Южная	8,1
863	0,955	0,958	0,983	0,986	0,972	0,974	0,978	0,982	0,997	0,997	Южная	9,9
125	0,517	0,514	0,733	0,763	0,938	0,942	0,951	0,959	0,955	0,948	Северная	10,2
896	0,719	0,721	0,87	0,862	0,91	0,907	0,917	0,925	0,948	0,941	Северная	8,9
867	0,495	0,503	0,725	0,746	0,852	0,853	0,868	0,881	0,933	0,934	Южная	8,4
114	0,729	0,735	0,878	0,875	0,932	0,933	0,943	0,952	0,918	0,92	Северная	8,4
811	0,271	0,294	0,52	0,574	0,739	0,758	0,742	0,723	0,866	0,859	Северная	8,9
886	0,486	0,477	0,704	0,708	0,743	0,743	0,776	0,804	0,843	0,845	Северная	10,5
859	0,259	0,261	0,479	0,511	0,538	0,548	0,566	0,582	0,824	0,827	Южная	7,6
103	0,506	0,526	0,742	0,773	0,779	0,793	0,769	0,741	0,808	0,811	Северная	8
873	0,529	0,566	0,772	0,814	0,809	0,83	0,832	0,834	0,784	0,764	Южная	10,9
170	0,428	0,418	0,651	0,616	0,698	0,678	0,705	0,729	0,711	0,679	Северная	7,4
454	0,467	0,454	0,683	0,64	0,377	0,364	0,381	0,396	0,491	0,455	Южная	4,5
464	0,486	0,486	0,711	0,715	0,711	0,711	0,693	0,674	0,318	0,316	Южная	3,5
172	0,435	0,422	0,059	0,062	0,07	0,068	0,071	0,074	0,085	0,085	Северная	6,5
430	0,187	0,145	0,307	0,215	0,169	0,125	0,07	0,038	0,054	0,048	Южная	6,8
204	0,218	0,196	0,388	0,305	0,245	0,215	0,201	0,186	0,049	0,044	Южная	3,4
421	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	Южная	7,4
214	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	Южная	4

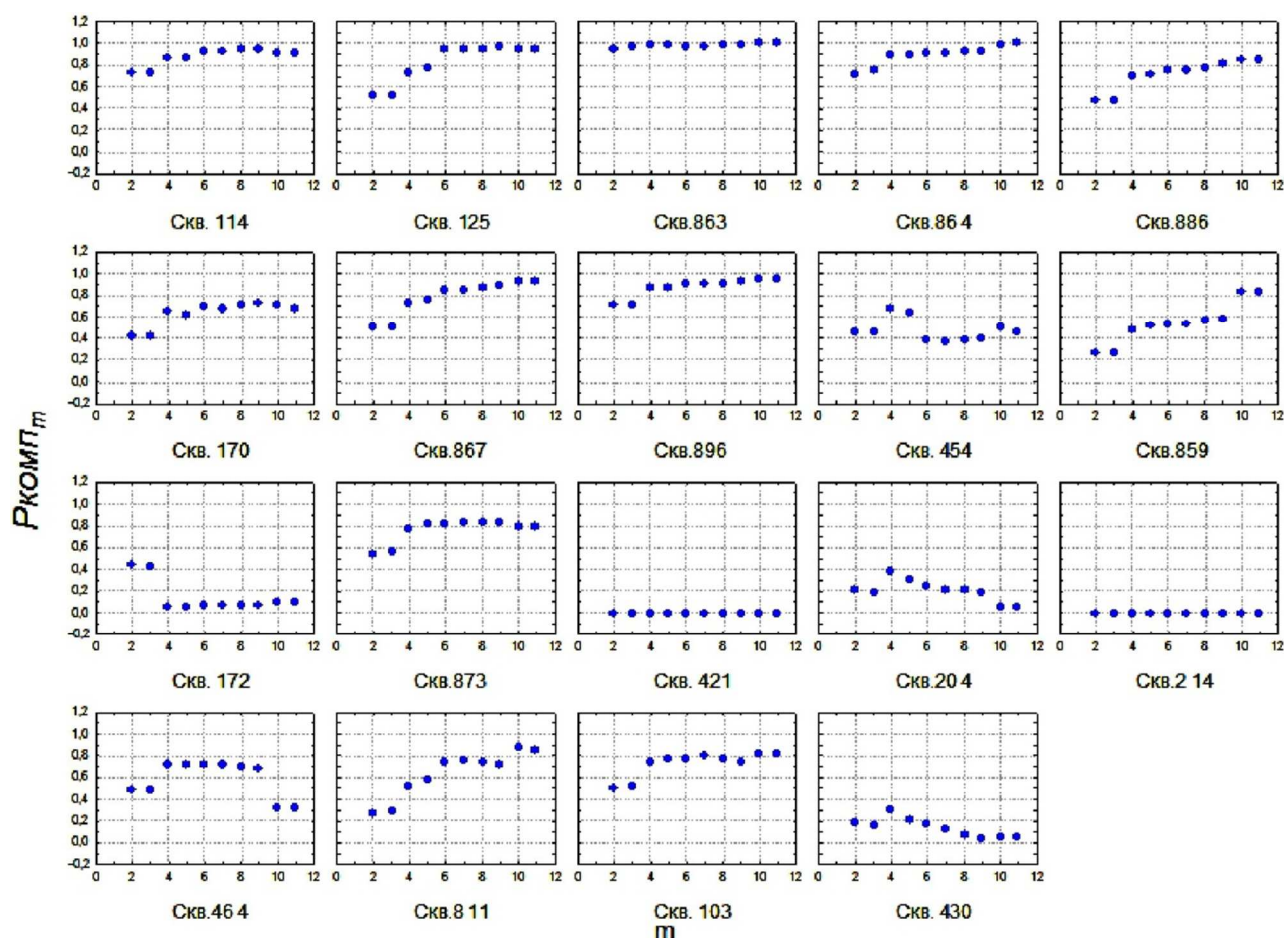


Рисунок 5 – Изменение значений $P_{КОМП}$ в зависимости от m для скважин

Совместно анализируя значения $P_{КОМП}$ приведенные в таблице 5 и на рисунке 5 представляется возможным выделить две группы скважин для объекта ВЗВ4: первая группа $P_{КОМП} > 0,5$; вторая $P_{КОМП} < 0,5$. Для групп характерно распределение по площади. В южной части залежи располагаются скважины с приростом менее 8 т/сут. ($P_{КОМП} < 0,5$). При $P_{КОМП} > 0,5$ скважины располагаются в северной (7 скв.) и южной (5 скв.) частях залежи. Таким образом, вероятность получения приростов дебитов нефти 8 т/сут. выше в северной части залежи.

При построении уравнения для прогнозирования приростов дебитов нефти Q_H^M используем пошаговую регрессионную модель. В данном случае в качестве зависимого признака выступает $-Q_H^M$, а в качестве независимых факторов – значения $P_{КОМП}$ при $m = 2-11$. В общем случае множественную регрессию оценивают параметры линейного уравнения вида:

$$Y = a + b_1X_1 + b_2X_2 + \dots + b_pX_p. \tag{6}$$

В данном уравнении регрессионные коэффициенты (b -коэффициенты) представляют независимые вклады каждой независимой переменной в предсказание зависимой переменной. Линия регрессии выражает наилучшее предсказание зависимой переменной Y по независимым переменным X .

В первом случае в качестве зависимого признака выступает $-Q_H^M$, а в качестве независимых факторов – значения $P_{КОМП}$ при $m = 2$, до $m = 11$. Для решения задачи регрессионного анализа методом наименьших квадратов вводится понятие функции невязки:

$$\sigma(\bar{b}) = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^M (Y_k - \hat{Y}_k)^2. \tag{7}$$

Условие минимума функции невязки:

$$\begin{cases} \frac{d\sigma(\bar{b})}{db_i} = 0 \\ i = 0 \dots N \end{cases} \Leftrightarrow \begin{cases} \sum_{i=1}^M y_i = \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N b_j x_{i,j} + b_0 M \\ \sum_{i=1}^M y_i x_{i,k} = \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N b_j x_{i,j} x_{i,k} + M b_0 \sum_{i=1}^M x_{i,k} \\ k = 1 \dots N \end{cases} \tag{8}$$



Полученная система является системой $N + 1$ линейных уравнений с $N + 1$ неизвестными $b_0 \dots b_N$.

Если представить свободные члены левой части уравнений матрицей:

$$B = \begin{cases} \sum_{i=1}^M y_i \\ \sum_{i=1}^M y_i x_{i1} \\ \dots \end{cases} \tag{9}$$

а коэффициенты при неизвестных в правой части матрицей:

$$A = \begin{cases} M & \sum_{i=1}^M x_{i,1} & \sum_{i=1}^M x_{i,2} & \dots & \sum_{i=1}^M x_{i,N} \\ \sum_{i=1}^M x_{i,1} & \sum_{i=1}^M x_{i,1}x_{i,1} & \sum_{i=1}^M x_{i,2}x_{i,1} & \dots & \sum_{i=1}^M x_{i,N}x_{i,1} \\ \sum_{i=1}^M x_{i,2} & \sum_{i=1}^M x_{i,1}x_{i,2} & \sum_{i=1}^M x_{i,2}x_{i,2} & \dots & \sum_{i=1}^M x_{i,N}x_{i,2} \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ \sum_{i=1}^M x_{i,N} & \sum_{i=1}^M x_{i,1}x_{i,N} & \sum_{i=1}^M x_{i,2}x_{i,N} & \dots & \sum_{i=1}^M x_{i,N}x_{i,N} \end{cases} \tag{10}$$

то получаем матричное уравнение: $A \cdot X = B$, которое решается методом Гаусса. Полученная матрица будет матрицей, содержащей коэффициенты уравнения линии регрессии:

$$X = \begin{cases} b_0 \\ b_1 \\ \dots \\ b_N \end{cases} \tag{11}$$

Модель, построенная с помощью пошагового регрессионного анализа, имеет следующий вид:

$$Q_H^M = 5,638 + 6,9664 \cdot P_{\text{компл}}^{10}_m - 3,95183 \cdot P_{\text{компл}}^4_m, \tag{12}$$

при $R = 0,785, p < 0,00046$.

Выполненный расчёт Q_H^M по скважинам прогнозной выборке карбонатного объекта ВЗВ4 показал, что среднее отклонение прогнозного прироста дебита нефти от фактического изменяется в пределах от 0,3 т/сут. до 2,7 т/сут. Для уменьшения ошибки прогноза построен второй вариант модели Q_H^{M11} .

Во втором варианте модель имеет следующий вид:

$$Q_H^{M11} = 4,910 + 4,64805 \cdot P_{\text{компл}}^{cp}_m, \tag{13}$$

при $R = 0,644, p < 0,00291$.

С учетом использования значений Q_H^M и Q_H^{M11} разработана следующая многомерная модель:

$$Q_H^{MM} = 4,412 + 1,0674 \cdot Q_H^M - 1,2368 \cdot Q_H^{M11} - 0,36(Q_H^M)^2 + 0,6885 \cdot Q_H^M \cdot Q_H^{M11} - 0,247 \cdot (Q_H^{M11})^2, \tag{14}$$

$R = 0,841, p < 0,0001$ и отклонении 1,1 т/сут. Результаты представлены в таблице 6.

Таблица 6 – Сравнение фактических и расчетных приростов дебитов по скважинам прогнозной выборке

№ скв.	$Q_{\text{факт}}^H$, т/сут.	Q_H^M , т/сут.	Q_H^{M11} , т/сут.	Q_H^{MM} , т/сут.
12	6,8	9,0	7,0	7,5
194	4,9	5,6	4,9	6,0
349	7,2	6,5	7,4	6,6
364	7,2	5,4	5,4	5,9
413	5,7	4,2	6,3	3,1
714	7,0	5,6	4,9	6,0
866	5,9	5,6	4,9	6,0
441	8,2	5,5	5,2	6,0
816	8,1	8,4	8,4	8,7
882	6,9	5,6	4,9	6,0

Аналогичным образом, построено уравнение регрессии для терригенного объекта Тл-Бб по 15 скважинам (15):

$$Q_H^M = 8,904 \cdot P(H_{\text{а6с}}) + 55,121 \cdot P(m) - 248,284 \cdot P(h_{\text{эф}}) + 15,003 \cdot P(K_p) - 70,065 \cdot P(M_{\text{проп.}}) + 126,262.$$

Отклонение прогнозного прироста дебита нефти от фактического составляет 2,3 т/сут.



В заключении стоит отметить, что основные преимущества предлагаемого метода заключаются в том, что разработанный метод позволяет выполнять сравнение показателей, имеющих разные единицы измерения; также – использовать для прогноза неограниченное количество информативных показателей, в отличие от других методов, где учитывается их ограниченное число. Кроме этого последовательное построение отдельных моделей прогноза эффективности ГРП по совокупности геолого-технологических показателей позволяет осуществлять выбор наиболее перспективных скважин для проведения ГРП, по оптимальной совокупности технических условий проведения ГРП в этих скважинах можно получить наиболее высокую его эффективность. Данную методику можно использовать для прогнозирования эффективности других геолого-технических мероприятий.

Литература:

1. Ashena R., Moghadasi J. Bottom hole pressure estimation using evolved neural networks by real coded ant colony optimization and genetic algorithm // *Journal of Petroleum Science and Engineering*. – 2011. – № 77 (3–4). – P. 375–385.
2. Jeirani Z., Mohebbi A. Estimating the initial pressure, permeability and skin factor of oil reservoir using artificial neural networks // *Journal of Petroleum Science and Engineering*. – 2006. – № 50 (1). – P. 11–20.
3. Anifowose F., Abdulraheem A. Fuzzy logic-driven and SVM-driven hybrid computational intelligence models applied to oil and gas reservoir characterization // *Journal of Natural Gas Science and Engineering*. – 2011. – № 3 (3). – P. 505–517.
4. Oberwinkler C., Economides M. The definitive identification of candidate wells for refracturing // *SPE Annual Technical Conference and Exhibition, Denver, Colorado*. – 2003. – SPE 84211.
5. Breiman L., Friedman J., Stone C.J., Olshen R.A. *Classification and Regression Trees* // Chapman and Hall/CRC. – New York, 1984. – P. 368.
6. Breiman L. Random Forests // *Machine Learning*. – 2001. – № 45 (1). – P. 5–32.
7. Shapire R.E., Freund Y. *Boosting // Foundations and algorithms*. – The MIT Press, 2012. – P. 544.
8. Анализ фонда горизонтальных скважин с многозонным Гидроразрывом пласта методами Datamining / В.В. Рожкова [и др.] // *Геология, геофизика и разработка нефтяных и газовых месторождений*. – 2018. – № 9. – С. 84–89.
9. Алимханов Р., Самойлова И. Применение инструментов Datamining для анализа и прогноза успешности ГРП на примере объекта БВ8 Повховского месторождения // конференция SPE по разведке и добыче, Москва, Россия. – 14–16 октября, 2014. – SPE-171332171332-RU.

References:

1. Ashena R., Moghadasi J. Bottom hole pressure estimation using evolved neural networks by real coded ant colony optimization and genetic algorithm // *Journal of Petroleum Science and Engineering*. – 2011. – № 77 (3–4). – P. 375–385.
2. Jeirani Z., Mohebbi A. Estimating the initial pressure, permeability and skin factor of oil reservoir using artificial neural networks // *Journal of Petroleum Science and Engineering*. – 2006. – № 50 (1). – P. 11–20.
3. Anifowose F., Abdulraheem A. Fuzzy logic-driven and SVM-driven hybrid computational intelligence models applied to oil and gas reservoir characterization // *Journal of Natural Gas Science and Engineering*. – 2011. – № 3 (3). – P. 505–517.
4. Oberwinkler C., Economides M. The definitive identification of candidate wells for refracturing // *SPE Annual Technical Conference and Exhibition, Denver, Colorado*. – 2003. – SPE 84211.
5. Breiman L., Friedman J., Stone C.J., Olshen R.A. *Classification and Regression Trees* // Chapman and Hall/CRC. – New York, 1984. – P. 368.
6. Breiman L. Random Forests // *Machine Learning*. – 2001. – № 45 (1). – P. 5–32.
7. Shapire R.E., Freund Y. *Boosting // Foundations and algorithms*. – The MIT Press, 2012. – P. 544.
8. Analysis of horizontal wells fund with a multi-zone hydraulic fracturing of a formation by data mining methods / V.V. Rozhkova [et al.] // *Geology, geophysics and development of oil and gas fields*. – 2018. – № 9. – P. 84–89.
9. Alimkhanov R.T., Samoylova I. Use of the Data mining tools for the analysis and the forecast of success of hydraulic fracturing on the example of an object BV8 of the Povkhovsky field // *SPE conference on exploration and production, Moscow, Russia*. – 14–16 october, 2014. – SPE-171332-RU.