

3. Ismagilov T. Application of deflection technologies taking into account the mechanism of water cut in well production. *Neftyanoe khozyajstvo [Oil industry]*. 2015, no. 11, pp. 56–59. (In Russ.)
4. Kulikov A., Silin M., Magadova L., Eliseev D. Optimization of the sequence of application of technologies for limiting water inflows and enhancing oil recovery during the development of oil deposits. *Territoriya neftegaz [Oil and gas territory]*. 2013, no. 4, pp. 62–67. (In Russ.)
5. Kulikov A., Eliseev D., Rozhkov A. Influence of geological and technological factors on the efficiency of physical and chemical technologies of EOR and their improvement. *Geologiya, geofizika i razrabotka neftyanykh i gazovykh mestorozhdenij [Geology, geophysics and development of oil and gas fields]*. 2011, no. 6, pp. 59–66. (In Russ.)
6. Kulagin S., Zemcov Y., Galimov Sh. EOR efficiency at varying degrees of production unit development. *Burenie i nef't*. 2011, no. 2, pp. 42–44. (In Russ.)
7. Ruchkin A., Yagafarov A. *Optimizatsiya primeneniya potokootklonyayushhikh tekhnologij na Samotlorskom mestorozhdenii* [Optimization of the application of flow diverting technologies at the Samotlor field]. Tyumen, Vektor book, 2005. 148 p.
8. Zemcov Y., Baranov A., Gordeev A. Review of physical and chemical EOR applied in Western Siberia and the effectiveness of their use in various geological and physical conditions. *Neft. Gaz. Novaczii [OIL. GAZ. Novation]*. 2015, no. 7, pp. 11–21. (In Russ.)
9. Eliseev D., Kulikov A., Silin M. Features of multiple application of technologies for leveling the injectivity profile of injection wells. *Neft. Gaz. Novaczii [OIL. GAZ. Novation]*. 2015, no. 6, pp. 23–26. (In Russ.)
10. Petrova L., Abbakumova N., Foss T., Romanov G., Muslimov R., Krupin S. About reapplying deflection technology. *Neftyanoe khozyajstvo [Oil industry]*. 2010, no. 9, pp. 79–81. (In Russ.)
11. Ramazanov R., Zemcov Y. Efficiency and prospects of application of chemical methods of enhanced oil recovery to stabilize oil production. *Razrabotka i ekspluatatsiya neftyanykh mestorozhdenij* [Development and operation of oil fields]. 2002, no. 1, pp. 34–35. (In Russ.)
12. Zakharov V., Ismagilov T., Telin A., Silin M. *Neftepromyslovaya khimiya. Regulirovanie filtratsionnykh potokov vodoizoliruyushhimi tekhnologiyami pri razrabotke neftyanykh mestorozhdenij* [Oilfield chemistry. Regulation of filtration flows by water-isolating technologies in the development of oil fields]. Moscow, Russian State University of Oil and Gas «Gubkin University», 2010. 224 p.

ПРОГНОЗ ПОКАЗАТЕЛЕЙ ДОБЫЧИ ИЗ ПЛАСТОВ БАЖЕНОВСКОЙ СВИТЫ НА ОСНОВЕ СТАТИСТИЧЕСКИХ ЗАВИСИМОСТЕЙ И МЕТОДОВ МАШИННОГО ОБУЧЕНИЯ

Т.Н. Шевчук¹, О.Ю. Кашников¹, к.т.н., М.А. Мезенцева², И.В. Байков¹, Т.С. Каримов², Р.И. Гатин¹, П.В. Ломовицкий³, Д.А. Коробицын²

¹ ООО «Газпромнефть-Технологические партнерства», ² ООО «ФИЗТЕХ Геосервис»,

³ Инжиниринговый центр МФТИ

Электронный адрес: Kashnikov.OYu@gazprom-neft.ru

В статье рассмотрены результаты фактической эксплуатации и прогноз добычи из горизонтальных скважин с многозонным гидроразрывом пласта (МГРП) на пластах баженовской свиты Пальяновской площади Краснотенинского месторождения (ХМАО). Особенностью данных коллекторов является высокая степень неопределенности их геолого-геомеханических свойств. Основные цели работы – выявление зависимости продуктивности скважин (дебит, накопленная добыча) от основных геолого-технологических факторов и разработка инструмента прогнозирования показателей добычи для скважин, разрабатывающих пласты баженовской свиты. В ходе выполнения работ проанализировано более 2000 возможных зависимостей между геологическими и геомеханическими свойствами пласта, а также между технологическими факторами и показателями работы скважин. По результатам анализа определены основные ключевые комплексные факторы (длина горизонтальной секции, количество стадий ГРП, средний тоннаж проппанта и расход жидкости разрыва), определяющие показатели работы эксплуатационных скважин. На основе построенных статистических зависимостей и методов машинного обучения обоснован подход по оценке прогнозных показателей работы скважин (стартовый дебит, накопленная добыча нефти). Представленные в статье материалы характеризуют первые результаты этапа «Выбор» при реализации технологического эксперимента на Пальяновской площади Краснотенинского месторождения.

Ключевые слова: баженовская свита, прогноз добычи нефти, низкопроницаемые пласты, трудноизвлекаемые запасы, МГРП, машинное обучение, ГДМ

PRODUCTION FORECAST FOR BAZHEN FORMATION RESERVOIRS ON THE BASIS OF STATISTICAL ANALYSES AND MACHINE LEARNING TECHNIQUES

T.N. Shevchuk¹, O.Yu. Kashnikov¹, M.A. Mezentseva², I.V. Baykov¹, T.S. Karimov², R.I. Gatin¹, P.V. Lomovitskiy³, D.A. Korobitsyn²

¹ «Gazpromneft –Technological Partnerships» LLC, ² LLC «Phystech Geoservice»,

³ Engineering Center MIPT

The paper reviews actual production results and production forecasting for horizontal wells completed using multistage hydraulic fracturing in Bazhenov formation of Palyan area, Krasnoleninskoye oilfield (HMAO). The key feature of these reservoirs is high degree of uncertainty in geological and geomechanical properties. The primary purpose of this study is to provide both identification of correlation between well productivity index (rates, cumulative production) and general geological-technological factors and software development for production forecasting of Bazhen formation wells. In the course of the works, more than 2000 probable correlations between geological and geomechanical formation properties as well as between technological factors and well performance have been analyzed. Main key complex parameters (length of horizontal section, number of frac stages, average tonnage of proppant and fracturing fluid back-production) that govern producing well performance have been determined in this analysis. The approach for evaluation of forecast well performance (initial rate, cumulative oil production) is provided on the basis of obtained statistical correlations and machine learning techniques. Approaches described in this paper summarize the first results of the phase «Select» in progress of pilot project on Palyan area, Krasnoleninskoye oilfield.

Keywords: Bazhen formation, production forecast, tight sands, hard-to-recover reserves, multi-stage fracking, machine learning, simulation models

DOI: 10.7868/S2587739920040096

ВВЕДЕНИЕ

Прогнозирование показателей работы скважин в условиях нетрадиционных коллекторов продолжительное время является актуальным вопросом в разработке нефтегазовых пластов

и на сегодняшний день не имеет достаточно эффективных подходов в решении [1, 2]. Сверхнизкопроницаемые (< 0,0001 мкм²) пласты баженовской свиты Пальяновской площади Краснотенинского месторождения характеризуются рядом неопределенностей как



УДК
66.041

© Коллектив авторов,
2020

геологических, так и геомеханических свойств, что серьезно осложняет их разработку и прогнозирование показателей работы эксплуатационных скважин.

В статье рассмотрены и предложены методы прогнозирования показателей добычи нефти для скважин с применением МГРП.

Цели работы:

1. Установление зависимостей, определяющих показатели добычи от ряда основных геолого-технологических факторов.
2. Разработка инструмента прогнозирования показателей добычи для проектного фонда скважин.

НА ОСНОВЕ ПОСТРОЕННЫХ СТАТИСТИЧЕСКИХ ЗАВИСИМОСТЕЙ И МЕТОДОВ МАШИННОГО ОБУЧЕНИЯ ОБОСНОВАН ПОДХОД ПО ОЦЕНКЕ ПРОГНОЗНЫХ ПОКАЗАТЕЛЕЙ РАБОТЫ СКВАЖИН (СТАРТОВЫЙ ДЕБИТ, НАКОПЛЕННАЯ ДОБЫЧА НЕФТИ).

Решались следующие задачи:

1. Анализ исходной информации по фактически пробуренному фонду скважин и формирование единой матрицы данных.
2. Поиск ключевых геолого-технологических факторов, оказывающих влияние на работу скважин.
3. Построение статистических моделей и моделей машинного обучения, описывающих работу скважин.
4. Подготовка прогноза добычи нефти по проектному фонду скважин.

ФОРМИРОВАНИЕ МАТРИЦЫ ДАННЫХ И ПЕРВИЧНЫЙ АНАЛИЗ ПАРАМЕТРОВ

Анализируемый фонд скважин характеризуется большим диапазоном количественных и качественных характеристик, применяемых технологических параметров, геологических и геомеханических свойств.

С целью эффективного проведения анализа была сформирована матрица данных для

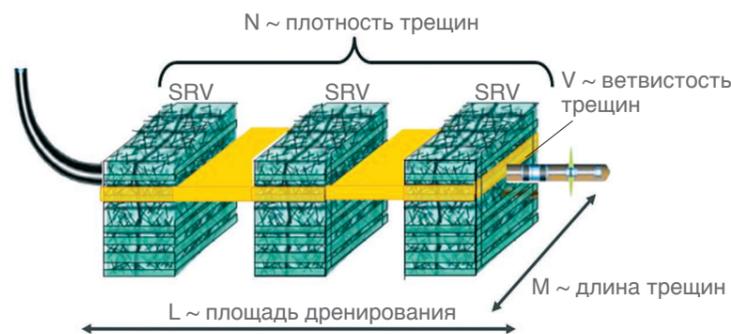


Рис. 1. Характеристика параметров

19 скважин, которая включает более 350 параметров со значением для каждой скважины в разделах: показатели по добыче, геолого-геомеханические параметры, результаты ГДИ, бурение, МГРП и др.

Матрица способствует проведению более детального анализа работы скважин, выявлению зависимостей влияния различных параметров на показатели работы скважин. Первичный анализ матрицы включал построение зависимостей показателей добычи от параметров матрицы и выявление корреляций. Для анализа были использованы стартовые дебиты и накопленные показатели добычи нефти по скважинам за 90, 180 и 360 дней.

Сформировано более 2000 зависимостей, из которых большинство имеют низкую сходимость, со степенью достоверности аппроксимации R^2 менее 0,5. Предполагалось выявить корреляции продуктивности скважин с такими параметрами, как расстояние до разломов, профиль горизонтальной секции, тип закачиваемой в пласт жидкости и др. Построенные зависимости не имеют явных корреляций.

Вместе с тем построенные зависимости показали коэффициенты корреляции ($R^2 = 0,6 \dots 0,7$) показателей добычи по скважинам с технологическими параметрами МГРП:

- количество стадий МГРП;
- длина горизонтальной секции (ГС);
- средний и общий тоннаж проппанта;
- доля проппанта фракции 30/50;
- объем жидкости, закачанной вместе с проппантом;
- средний расход жидкости ГРП;
- площадь SRV (расчетный параметр, характеризующий стимулированный объем пласта).

Также отмечено влияние профиля концентрации проппанта на объем жидкости, закачиваемой вместе с проппантом.

Все перечисленные факторы являются технологическими, при этом ожидаемого влияния геологических и геомеханических параметров, таких как модуль упругости и коэффициент Пуассона, на продуктивность скважины обнаружено не было. Это можно объяснить как отсутствием на сегодняшний день эффективного подхода к интерпретации и осреднению геолого-геомеханических свойств по дренируемому объему пласта и их сравнительно незначительной изменчивостью в пределах одного продуктивного объекта, так и подавляющим влиянием технологических факторов на показатели добычи.

Следует отметить, что выявленные зависимости не в полной мере объясняют показатели добычи, поэтому необходим комплексный анализ влияния параметров матрицы.

Таблица 1. Состав комплексных параметров

№	Комплексный параметр 1	Комплексный параметр 2	Физический смысл параметра
1	Длина ГС	Длина ГС	Площадь дренирования
2	Средний тоннаж проппанта	Общий тоннаж проппанта	Длина трещин
3	Количество стадий ГРП	–	Плотность трещин ГРП
4	Средний расход	–	Ветвистость трещин
5	–	Доля проппанта фракции 30/50	Характеристика закреплённости трещин
6	–	Общий объем жидкости, закачанной вместе с проппантом	

КОМПЛЕКСНЫЙ АНАЛИЗ МАТРИЦЫ

Для построения комплексных характеристик найденные влияющие факторы объединялись в группы, от которых строились зависимости показателей добычи. По результатам комплексирования были определены комплексные параметры (1 и 2), имеющие связь с показателями добычи на уровне $R^2 = 0,8 \dots 0,9$. Составные части комплексных параметров и их физический смысл представлены в табл. 1 и на рис. 1.

На рис. 2 и 3 представлены найденные зависимости стартового дебита нефти и накопленной добычи нефти за 360 дней от комплексных параметров. Скважины разделены на группы по стадиям технологического эксперимента (ТС0-4), при этом каждая стадия характеризуется собственным набором технологических (длина горизонтального ствола, количество стадий ГРП, скорость закачки и др.) и геологических (геологическая зона проводки скважины, пачка) параметров.

Обнаружено влияние типа закачиваемой в пласт жидкости на формирование площади SRV – расчетного параметра, определяемого в ходе численного моделирования в симуляторе ГРП. Скважины, на которых применялась ксантановая жидкость разрыва, выпадают из общей зависимости площади SRV от совокупного влияния технологических параметров (рис. 4), что может быть обосновано наличием отдельной зависимости для скважин на ксантановой жидкости. Было проверено влияние совокупности геологических параметров матрицы данных на улучшение сходимости рассмотренных корреляций с технологическими параметрами. Проверка заключалась в сравнении коэффициентов корреляций зависимостей показателей добычи от:

- комплексного технологического параметра;
- комплексного технологического и геологического параметра.

Наличие геологических факторов, таких как пористость, нефтенасыщенность в комплексных параметрах, практически не изменяет качество сходимости корреляций. В связи с этим последующие прогнозные расчеты будут основаны на корреляциях, включающих только технологические факторы.

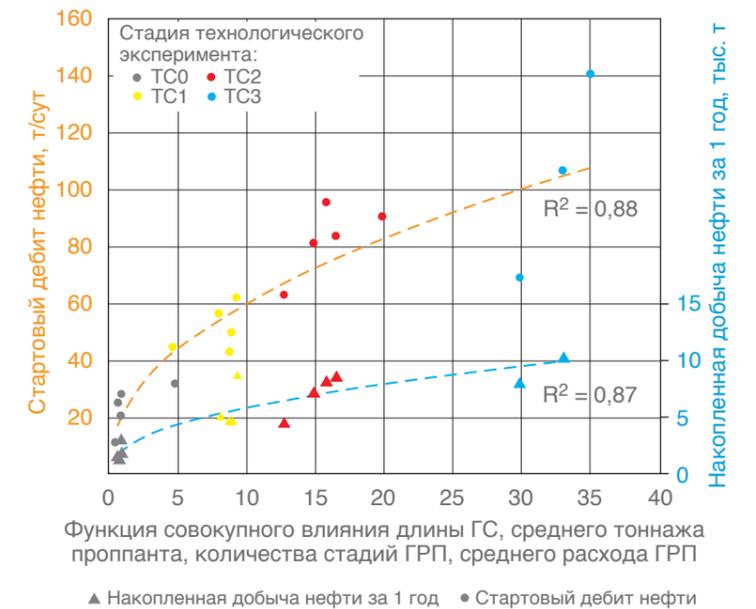


Рис. 2. Зависимость стартового дебита нефти и накопленной добычи за 1 год от совокупного влияния длины ГС, количества стадий ГРП, среднего тоннажа проппанта и среднего расхода жидкости разрыва (комплексный параметр 1)

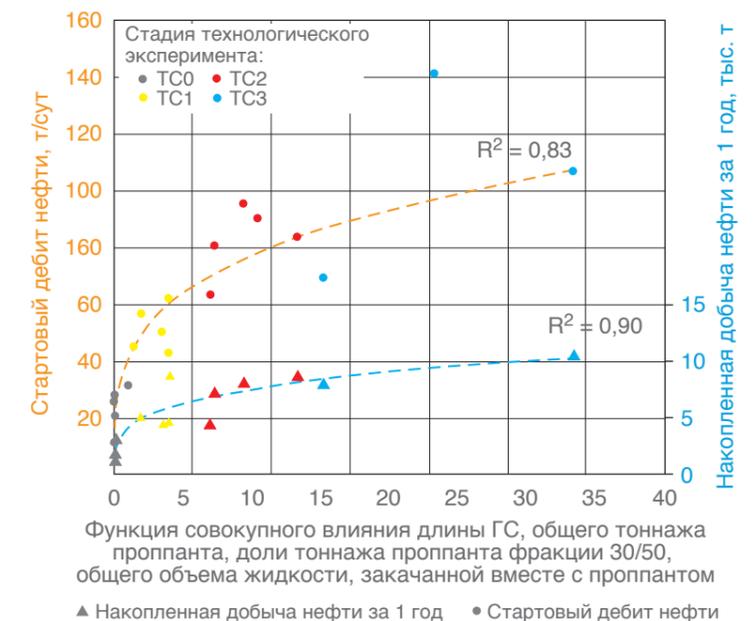


Рис. 3. Зависимость стартового дебита нефти и накопленной добычи за 1 год от совокупного влияния длины ГС, общего тоннажа проппанта и общего объема жидкости разрыва, закачанной вместе с проппантом (комплексный параметр 2)

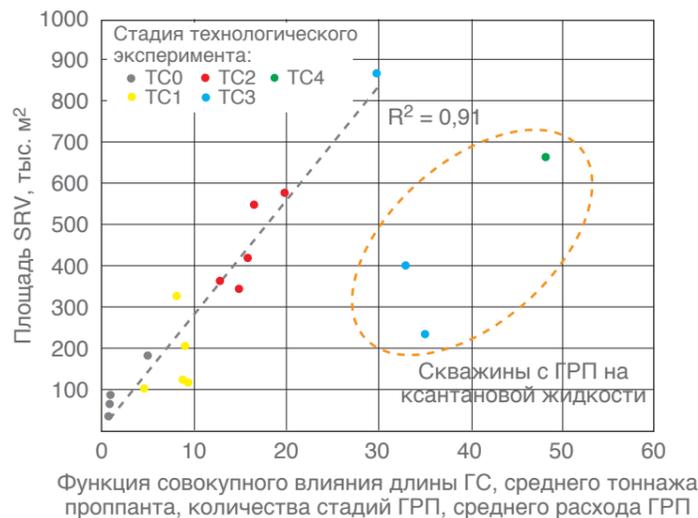


Рис. 4. Зависимость площади SRV от функции совокупного влияния технологических параметров (комплексный параметр 1) для разных типов жидкостей разрыва

ПОСТРОЕНИЕ РЕГРЕССИОННЫХ МОДЕЛЕЙ МЕТОДАМИ МАШИННОГО ОБУЧЕНИЯ

Задачами машинного обучения в работе были поиск закономерностей и выбор наилучшего решения без дополнительной экспертной оценки. В случае обучения регрессионных моделей по прецедентам имеется множество объектов (параметров матрицы) и множество

возможных ответов (показатели добычи). Предполагается наличие неизвестной зависимости между ответами и объектами. Известна только конечная совокупность прецедентов – пар «объект, ответ», называемая обучающей выборкой. На основе этих данных требуется восстановить неявную зависимость – построить алгоритм, способный для любого возможного входного объекта выдать достаточно точный классифицирующий ответ [3].

В задаче регрессии задано пространство объектов и множество целевых переменных. Существует неизвестная целевая зависимость y , значения которой известны только на объектах обучающей выборки. Требуется построить преобразование a , которое аппроксимирует целевую зависимость y и может быть использовано для прогноза целевых переменных на новых объектах.

Регрессионная модель была реализована на языке Python с использованием библиотеки scikit-learn. Наличие в матрице коллинеарных признаков контролируется регуляризацией Лассо. Качество модели оценивается по принципу кросс-валидации с представлением R^2 -score.

Для каждой целевой переменной было рассмотрено множество моделей, в результате выбраны модели с R^2 -score более 0,75 и низкий риск переобучения. В табл. 2 представлены регрессионные модели с соответствующими признаками.

Таблица 2. Сводная таблица признаков, используемых в регрессионных моделях*

№	Признак	Дебит нефти	Накопленная добыча за 90 дней	Накопленная добыча за 180 дней
		$R^2=0,81$	$R^2=0,82$	$R^2=0,75$
1	Длина ГС, м			
2	Общее количество стадий ГРП			
3	Длина интервала перфораций, м			
4	Общий тоннаж проппанта, т			
5	Тоннаж проппанта на низковязкой жидкости, т			
6	Доля тоннажа проппанта фракции 30/50			
7	Отношение тоннажа проппанта к объему закачанной жидкости ГРП			
8	Средний V подушки, м³			
9	Общий объем закачанной жидкости ОГРП, м³			
11	Расчетная площадь SRV, м²			
12	Средний расход жидкости ГРП, м³/мин			
13	Литотип породы			
14	Коэффициент нефтенасыщенности, д.е.			
15	Снимаемость, 1/ГПа			
16	Мин. расстояние до разлома, м			
17	Мощность ЮК1 – ДЮК			

* Цветом выделены параметры, используемые в соответствующих регрессионных моделях.

Таблица 3. Сравнение коэффициентов корреляции по результатам машинного обучения и построения статистических зависимостей

Показатели добычи	Наибольшие коэффициенты корреляций R^2	
	По результатам машинного обучения	По результатам статистических зависимостей
Стартовый дебит нефти	0,86	0,88
Накопленная добыча нефти - 90 дней	0,85	0,80
- 180 дней	0,75	0,91
- 360 дней	-	0,90

В табл. 3 представлено сравнение коэффициентов корреляции по результатам машинного обучения и построения статистических зависимостей. В большинстве случаев параметры совпадают с результатами статистического анализа. Вместе с тем построение моделей машинного обучения показывает больший набор влияющих параметров. Например, такие параметры, как сжимаемость породы, минимальное расстояние до разлома, литотип породы и др., вносят вклад в результат регрессии в отличие от зависимостей, рассмотренных в статистическом анализе, но их значимость проявляется совместно с технологическими параметрами. При этом методы машинного обучения используются при наличии достаточного количества данных. Так, целевая переменная, характеризующая накопленную добычу нефти за 360 дней по результатам анализа, не применима для построения регрессионной модели.

ПРОГНОЗИРОВАНИЕ ПОКАЗАТЕЛЕЙ ДОБЫЧИ НЕФТИ И ЖИДКОСТИ ПРОЕКТНОГО ФОНДА СКВАЖИН

Прогнозирование показателей добычи нефти осуществлялось на основе выявленных корреляций и представляет диапазоны значений, рассчитанных с использованием метода доверительного интервала со скользящим стандартным отклонением. На основе доверительного интервала в диапазоне фактических значений комплексного параметра рассчитывалось изменение интервала по имеющейся зависимости тренда выявленной корреляции. В результате определены диапазоны прогнозируемых показателей добычи по результатам выявленных корреляций комплексного анализа матрицы. Прогнозирование включало ретроспективный анализ, заключающийся в построении прогнозного коридора значений по ряду фактических скважин. На рис. 5 и 6 представлены результаты прогнозирования на примере стартового дебита нефти и накопленной добычи нефти за 360 дней. Найденные комплексные закономерности показали высокую степень сходимости с фактическими значениями показателей добычи

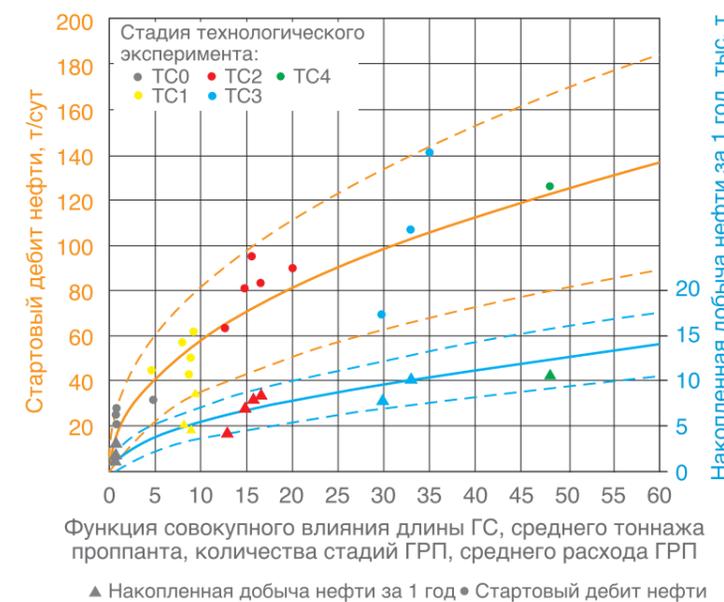


Рис. 5. Результат прогнозирования стартового дебита нефти и накопленной добычи нефти за 1 год скважин месторождения баженовской свиты по корреляции комплексного параметра 1

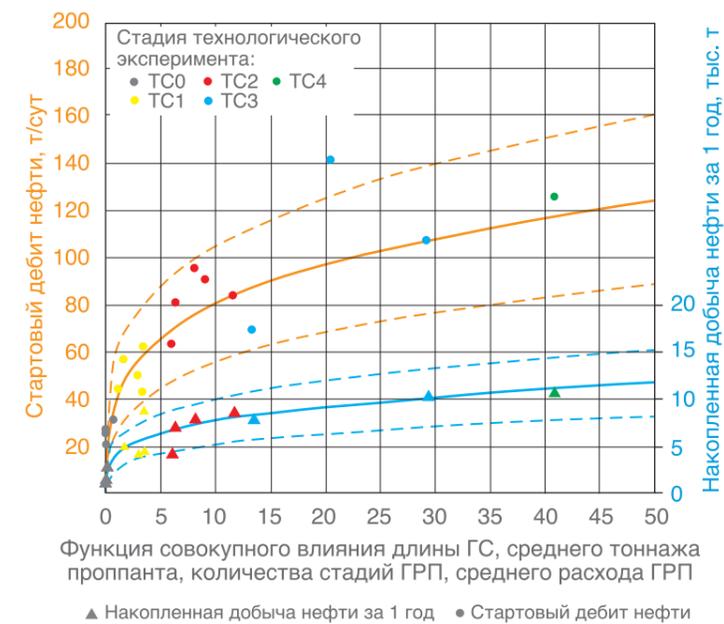


Рис. 6. Результаты прогнозирования стартового дебита нефти и накопленной добычи нефти за 1 год скважин месторождения баженовской свиты по корреляции комплексного параметра 2

по скважине № 219 (ТС4), что в дальнейшем с высокой степенью достоверности позволит оценивать показатели добычи проектного фонда скважин.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Проведен анализ влияния геолого-технологических факторов на показатели добычи, а также предложен подход к прогнозированию добычи нефти скважин баженновской свиты по методу доверительного интервала со скользким стандартным отклонением. Прогноз показателей (дебит нефти, накопленная добыча) представлен в виде вероятностных диапазонов, изменяющихся по степенной зависимости от величины влияния геолого-технологических факторов. С целью эффективного проведения анализа сформирована матрица данных, включающая более 350 параметров, характеризующих геологические, геомеханические и технологические факторы. Основное влияние на продуктивные характеристики скважин оказывают технологические факторы, характеризующие количественные и качественные параметры закачиваемых в пласт жидкостей и проппанта при ГРП. Обнаружена корреляция между типом

жидкости ГРП и величиной стимулированного объема пласта (SRV), которая влияет на показатели добычи нефти анализируемого фонда. Сформированы комплексные параметры, характеризующие добычу нефти по скважинам. Наряду со статистическим методом построения корреляций рассмотрены регрессионные модели машинного обучения, реализованные на языке Python. Установлено, что параметры, влияющие на показатели добычи, в большинстве случаев совпадают с результатами статистического анализа. На основе проведенного анализа выполнена оценка показателей добычи нефти для проектного фонда скважин. Ретроспективный анализ проверки прогнозных показателей и на фактически действующей скважине показал сходимость результатов. Подходы по оценке параметров, влияющих на формирование добычи, и прогнозных показателей при работе со сверхнизкопроницаемыми коллекторами высокой степени неопределенности их геолого-геомеханических свойств, рассмотренные в статье, будут способствовать дальнейшему развитию методической основы для работы с другими объектами подобной сложности.

МЕТОДИКА ПРОГНОЗИРОВАНИЯ ТЕМПОВ ПАДЕНИЯ НЕФТИ ПРОЕКТНЫХ СКВАЖИН НА ОСНОВЕ АЛГОРИТМА МАШИННОГО ОБУЧЕНИЯ

**С.И. Габитова¹, Л.А. Давлетбакова¹, В.Ю. Климов¹, Д.В.Шуваев¹,
И.Я. Эдельман², С. Шмидт²**

¹ Научно-Технический Центр «Газпром нефти» (ООО «Газпромнефть НТЦ»),

² Салым Петролеум Девелопмент Н.В.

Электронный адрес: Gabitova.SI@gazpromneft-ntc.ru

Разработан метод, интегрирующий ручное выделение групп и алгоритм машинного обучения, позволяющий прогнозировать с высокой точностью темпы падения нефти проектных скважин по двум входным параметрам. При помощи машинного обучения (МО) выявлены скрытые закономерности между входными параметрами и темпами падения скважин. Анализ темпов падения скважин по типу заканчивания проиллюстрировал, что горизонтальные скважины эффективнее, чем наклонно-направленные.

Ключевые слова: темп падения добычи нефти, кластеризация, классификация, оценка достаточности, алгоритмы машинного обучения

A NEW METHOD OF DECLINE CURVE FORECASTING FOR PROJECT WELLS ON THE BASE OF MACHINE LEARNING ALGORITHMS

**S.I. Gabitova¹, L.A. Davletbakova¹, V.Yu. Klimov¹, D.V. Shuvaev¹,
I.Ya. Edelman², S. Shmidt²**

¹ Gazpromneft NTC LLC, RF, Saint-Petersburg

² Salym Petroleum Development N.V., RF, Moscow

The article describes new decline curves (DC) forecasting method for project wells. The method is based on the integration of manual grouping of DC and machine learning (ML) algorithms appliance. ML allows finding hidden connections between features and the output. Article includes the decline curves analysis of two well completion types: horizontal and slanted wells, which illustrates that horizontal wells are more effective than slanted.

Keywords: decline curve, clustering, classification, sample sufficiency, machine learning algorithms

DOI: 10.7868/S2587739920040102

ВВЕДЕНИЕ

В настоящее время перед нефтяными компаниями стоит важная задача добиться максимально эффективной разработки месторождений. Данная задача актуальна для базового и проектного фонда скважин. С целью оценки и прогнозирования профилей добычи базового фонда и проектных скважин применяются гидродинамические модели и единые эмпирические зависимости для участков месторождений. Первые требуют высоких временных затрат, вторые обладают низкой степенью достоверности прогноза ввиду отсутствия учета геолого-физических характеристик (ГФХ) и ввиду сильного осреднения показателей на единичную скважину, что сильно сказывается на точности прогнозирования для зон с высокой дифференциацией свойств пласта. В связи с этим возникает необходимость создания метода, позволяющего на основе ГФХ прогнозировать

с высокой точностью динамику падения добычи по проектным скважинам с минимальной затратой времени. Целью данной работы является создание метода для прогнозирования темпов падения проектных скважин по входным геолого-физическим характеристикам. Для этого решалась задача создания классификатора, который использует методы машинного обучения (МО). Реализация осуществлялась при помощи языка программирования Python 3.0. Данный метод также позволяет провести сравнительный анализ динамики ТПГС и ННС.

МЕТОД ПРОГНОЗИРОВАНИЯ ТЕМПОВ ПАДЕНИЯ

Первый этап включает в себя формирование выборки, сбор входных данных. Перед проведением анализа были сформированы критерии, которым должны соответствовать

Список литературы

1. Ilk D., Jenkins C.D., Blasingame T.A. Production analysis in unconventional reservoirs – Diagnostics, Challenges, and Methodologies. Society of petroleum engineers. SPE144376. 2011.
2. Velasco R., Panja P., Deo M. New production performance and prediction tool for unconventional reservoirs. Unconventional Resources Technology Conference (URTeC). 2016. – doi: 10.15530/urtec-2016-2461718
3. Seber G.A.F., Lee A.J. Lineyniy regressionnyy analiz [Linear regression analysis]. – Auckland: John Wiley & Sons, 2012. – Т. 329.

References

1. Ilk D., Jenkins C.D., Blasingame T.A. Production Analysis in Unconventional Reservoirs – Diagnostics, Challenges, and Methodologies. *North American Unconventional Gas Conference and Exhibition, 14–16 June, The Woodlands, Texas, USA*. 2011.
2. Velasco R., Panja P., Milind D. New Production Performance and Prediction Tool for Unconventional Reservoirs. *Unconventional Resources Technology Conference (URTeC)*. 2016. doi: 10.15530/urtec-2016-2461718
3. Seber G.A.F., Lee A.J. *Lineyniy regressionnyy analiz* [Linear regression analysis]. Auckland, John Wiley & Sons, 2012. Vol. 329.