

# ПРИМЕНЕНИЕ ГЕНЕТИЧЕСКИХ АЛГОРИТМОВ ДЛЯ ФОРМИРОВАНИЯ КОВРА БУРЕНИЯ И ОЦЕНКА РИСКОВ БУРЕНИЯ НОВЫХ СКВАЖИН И ПРОВЕДЕНИЯ ЗАРЕЗОК БОКОВЫХ СТВОЛОВ В УСЛОВИЯХ ГЕОЛОГИЧЕСКОЙ НЕОПРЕДЕЛЕННОСТИ

© Я.В. Иванова,  
М.В. Окунев, 2024



**Я.В. Иванова<sup>1,\*</sup>, М.В. Окунев<sup>2</sup>**

<sup>1</sup>ФГБОУ ВО «Саратовский национальный исследовательский государственный университет им. Н.Г. Чернышевского», РФ, Саратов

<sup>2</sup>Группа компаний «Газпром нефть», РФ, Тюмень

**Электронный адрес:** ProNeft@gazprom-neft.ru

**Цель.** Исследовать применение генетических алгоритмов для решения задачи о поиске оптимального варианта ковра бурения/зарезок боковых стволов.

**Материалы и методы.** Для обоснования рентабельности разработан алгоритм на python, позволяющий оценить и снизить риски финансовых потерь при принятии решения о бурении новых скважин за счет выбора оптимального варианта из всех возможных. Для оптимизации процесса принятия решений предлагается генетический алгоритм, основанный на комбинации профилей добычи таким образом, чтобы одновременно поддерживать полку по добыче на этапе стабилизации уровня добычи и минимизировать капитальные расходы на ввод новых скважин/боковых стволов в условиях геологических неопределенностей. Исследование выполнялось на основе материалов, включавших в себя проектные профили добычи скважин, а также удельные экономические показатели.

**Результаты.** Использование предлагаемого алгоритма позволило существенно упростить процесс принятия решений за счет отсутствия ручного перебора всех возможных вариантов, а также сформировать обоснованную методику подбора ковра бурения. Для принятия оптимального решения о бурении новых скважин на существующем месторождении необходимо учитывать несколько параметров одновременно. Такой подход называется многомерной оптимизацией, его результатом является выбор одного или нескольких наилучших вариантов. Наибольший интерес представляют собой скважины, имеющие наибольший планируемый дебит (то есть в итоге наибольшую прибыль) и влекущие за собой наименьшее количество затрат.

**Заключение.** Идея многомерной оптимизации реализована с помощью генетического алгоритма, который основывается на теории вероятностей и законе больших чисел и позволяет сделать оптимальный выбор в пользу той или иной стратегии бурения пула новых скважин. Предлагаемый подход может быть успешно применен для решения задач оптимизации разного типа.

**Ключевые слова:** машинное обучение, генетические алгоритмы, бурение скважин, геологическая неопределенность

**Конфликт интересов:** авторы заявляют об отсутствии конфликта интересов.

**Для цитирования:** Иванова Я.В., Окунев М.В. Применение генетических алгоритмов для формирования ковра бурения и оценка рисков бурения новых скважин и проведения зарезок боковых стволов в условиях геологической неопределенности. ПРОНЕФТЬ. Профессионально о нефти. 2024;9(3):158–163.  
<https://doi.org/10.51890/2587-7399-2024-9-3-158-163>

*Статья поступила в редакцию 13.03.2024*

*Принята к публикации 26.04.2024*

*Опубликована 30.09.2024*

APPLICATION OF GENETIC ALGORITHMS FOR FORMATION OF A DRILLING CARPET AND RISK ASSESSMENT OF DRILLING NEW WELLS AND SIDETRACKING IN CONDITIONS OF GEOLOGICAL UNCERTAINTY

**Iana V. Ivanova<sup>1,\*</sup>, Maxim V. Okunev<sup>2</sup>**

<sup>1</sup>Saratov National Research State University named after N.G. Chernyshevsky, RF, Saratov

<sup>2</sup>Gazprom neft company group, RF, Tyumen

**E-mail:** ProNeft@gazprom-neft.ru

**Aim.** Study of the use of genetic algorithms to solve the problem of finding the optimal version of the drilling/sidetracking carpet.

**Materials and methods.** To justify the profitability of drilling, a python algorithm has been developed to assess and reduce the risks of financial losses when deciding to drill new wells by choosing the optimal drilling option from all possible ones. To optimize the drilling decision-making process, a genetic algorithm is proposed, based on a combination of production profiles in such a way as to simultaneously maintain a production plateau at the stage of stabilization of production levels and minimize capital costs for commissioning new wells/laterals in conditions of geological uncertainties.

**Results.** The use of the proposed algorithm made it possible to significantly simplify the decision-making process on drilling new wells due to the absence of manual enumeration of all possible options, as well as to create a well-founded methodology for selecting a drilling carpet. To make a competent decision on drilling new wells in an existing field, it is necessary to take into account several parameters simultaneously. This approach is called multidimensional optimization, and its result is the selection of one or more best options. The most interesting are the wells that have the highest planned flow rate (that is, ultimately the greatest profit) and entail the least amount of costs.

**Conclusion.** The idea of multidimensional optimization is implemented using a genetic algorithm, which is based on the theory of probability and the law of large numbers and allows you to make the optimal choice in favor of a particular strategy for drilling a pool of new wells. The proposed approach can be successfully applied to solve optimization problems of various types.

**Keywords:** machine learning, genetic algorithms, well drilling, geological uncertainty

**Conflict of interest:** the authors declare no conflict of interest.

**For citation:** Ivanova I.V., Okunev M.V. Application of genetic algorithms for formation of a drilling carpet and risk assessment of drilling new wells and sidetracking in conditions of geological uncertainty. PRONEFT. Professionally about oil. 2024;9(3):158–163. <https://doi.org/10.51890/2587-7399-2024-9-3-158-163>

*Manuscript received 13.03.2024*

*Accepted 26.04.2024*

*Published 30.09.2024*

## ВВЕДЕНИЕ

В активах компании «Газпром нефть» имеется большое количество месторождений, при разработке которых вовлекаются запасы пластов с ухудшенными фильтрационно-емкостными свойствами (ФЕС), а также залежи с небольшими остаточными запасами. Для принятия оптимальных решений о проведении зарезок боковых стволов (ЗБС) на месторождениях, где ведется добыча или о бурении новых скважин, необходимо учитывать ряд ключевых параметров одновременно. Наибольший интерес представляют скважины, потенциально имеющие наибольшую добычу, бурение которых влечет за собой наименьший объем затрат.

Для принятия решения о проведении ЗБС или о бурении авторами разработан алгоритм, позволяющий делать выбор в пользу самых рентабельных скважин из всего планируемого к реализации пула с опорой на их прогнозные профили добычи, а также на объем затрат, необходимый для вовлечения запасов под этими скважинами. Такой подход называется многомерной оптимизацией.

В рамках данной работы идея многомерной оптимизации реализована с помощью генетического алгоритма в машинном обучении, который опирается на положения теории вероятностей и законе больших чисел, что позволяет сделать оптимальный выбор в пользу

той или иной стратегии бурения новых скважин или предложить варианты зарезок боковых стволов.

## МАТЕРИАЛЫ И МЕТОДЫ

Применение генетических алгоритмов в нефтяной отрасли является новой методикой, которая хорошо себя зарекомендовала в условиях разработки месторождений России, так как в большинстве объектов существует ряд проблем, связанных с входными данными, для уточнения которых можно успешно применять предлагаемый подход. Генетические алгоритмы, применяемые в нефтяной отрасли, основаны на использовании математического моделирования, которое позволяет связать воедино геологию и экономику. Такое кросс-функциональное планирование программы бурения новых скважин или проведения зарезок боковых стволов оптимизирует процесс принятия решений.

Применение на практике программного комплекса на основе генетических алгоритмов машинного обучения позволяет обосновывать рентабельность бурения или ЗБС, обеспечивает снижение уровня рисков финансовых потерь, а также позволяет оперативно и качественно проводить анализ эффективности сгенерированных моделей и их реализаций.

Перед введением новой скважины в эксплуатацию выполняется процесс сбора данных

с месторождения, расчет добычных показателей (запускные дебиты, темпы падения и т.д.), проведение экспертных оценок выбранных параметров месторождения, анализ экономических показателей и анализ рентабельности проекта в целом. Принятию решения о вводе новых скважин в эксплуатацию или о проведении ЗБС на месторождении предшествует геологическое и экономическое обоснование, а также выбор приоритетных целей бурения. В условиях существующих неопределенностей геологических данных эта задача является нетривиальной и требует комплексного подхода. Стандартная процедура принятия решений выполняется экспертом на основе анализа входной информации, полученной по результатам работы экспертов-геологов на месторождении. Для принятия решений о бу-

## РАЗРАБОТАННЫЙ ГЕНЕТИЧЕСКИЙ АЛГОРИТМ НА РУТНОН ПОЗВОЛЯЕТ В УСЛОВИЯХ ГЕОЛОГИЧЕСКОЙ НЕОПРЕДЕЛЕННОСТИ СНИЗИТЬ РИСКИ ФИНАНСОВЫХ ПОТЕРЬ ПРИ ФОРМИРОВАНИИ КОВРА БУРЕНИЯ ЗА СЧЕТ ВЫБОРА ОПТИМАЛЬНОГО ВАРИАНТА ЗАРЕЗКИ БОКОВЫХ СТВолоВ.

рении новых скважин оцениваются добычные показатели эксплуатации скважины, такие как начальные дебиты жидкости и нефти, строятся профили добычи жидкости и нефти, а также удельные запасы, приходящиеся на скважину. Следующим этапом формируется решение о необходимости ввода новых скважин в эксплуатацию.

После этого проводят комплексную оценку геологических и экономических показателей. Помимо геологической, разрабатывается финансово-экономическая модель для оценки экономических показателей добычи. Комплексная модель позволит оценить ключевые показатели: начальный дебит жидкости/нефти, геологические и извлекаемые запасы; профиль добычи по годам, а также экономические показатели: индекс рентабельности (PI), доход, чистую приведенную стоимость (NPV), расходы, ожидаемые денежные результаты (EMV).

Как показывает практика, необходимость учета геологических рисков и неопределенностей при планировании бурения требует проведения вероятностной оценки основных параметров пласта. Результаты, полученные в рамках данной работы, показали, что применение предлагаемого генетического алгоритма позволяет улучшить качество планирования мероприятий и минимизировать риски проектов. Поскольку экономический

эффект от бурения скважин напрямую зависит от показателей ФЕС пласта, у компании есть возможность выбирать оптимальную стратегию в зависимости от планируемого бюджета на ввод новых скважин в эксплуатацию и от планируемого уровня добычи, меняя параметры модели.

Генетические алгоритмы построены на прямой аналогии с эволюционным механизмом выживания. Главным объектом исследования является объект популяции, каждый из которых представляет собой возможное решение задачи. Каждый объект оценивается мерой его приспособляемости согласно тому, насколько хорошо она стремится к оптимальному решению задачи. При рекомбинации объектов воспроизводятся следующие поколения допустимых решений: при выборе лучших представителей предыдущего поколения, рекомбинации их и получении множества новых объектов по прошествии некоторого заданного числа итераций приходим к наиболее подходящему для решения задачи варианту. Каждое новое поколение имеет более высокий коэффициент приспособленности, таким образом, из поколения в поколение лучшие характеристики распространяются по всему массиву объектов. Рекомбинация наиболее приспособленных особей приводит к тому, что в итоге массив вариантов будет сходиться к оптимальному решению задачи.

Существует большое количество подходов к реализации идеи эволюции в рамках генетического алгоритма. Традиционным считается алгоритм, показанный на **рис. 1**.

В настоящее время под термином «генетические алгоритмы» понимается не одна модель, а широкий класс алгоритмов, которые похожи друг на друга подходом, но различны в деталях, влияющих на качество решения задачи.

Для того чтобы применить генетический алгоритм к расчету ковра бурения, необходим анализ профилей добычи для каждой потенциально планируемой под ЗБС скважины. Эти профили добычи можно получить, зная значение проницаемости, эффективной толщины и вязкости для каждой скважины и по этим данным построить запускные дебиты. Каждый из этих параметров имеет свой коридор значений (геологическую неопределенность), связанную с геологией пласта, неточностями проведения исследования и другими факторами. Эффективная толщина и вязкость характеризуются нормальным распределением значений, проницаемость — логнормальным. Эти параметры входят в формулу Дююи для запускного дебита скважины, по которой в программе

рассчитываются запускные дебиты для каждой потенциально пробуриваемой скважины. Далее строится вероятностное распределение для каждого запускного дебита по скважинам, а после этого снимаются перцентили P10, P50 и P90, чтобы в дальнейшем рассмотреть риски для каждого конкретного кейса. Таким образом, профиль добычи делится на три варианта, каждый из которых оценивается отдельно. Такой вероятностный профиль является входным для начала работы алгоритма.

На первом этапе работы алгоритма из существующих в проекте скважин-кандидатов формируются варианты для проведения ЗБС или бурения. Каждый вариант представляет собой вектор-строку, где индексам элементов строки соответствуют номера существующих скважин, а значениям элементов строки соответствует год проведения ЗБС или бурения. Варианты бурения на начальном этапе формируются случайным образом в количестве N штук. Таким образом генерируется случайная выборка вариантов, на основе которой в дальнейшем строится расчет. Если создать достаточно большое количество вариантов, вероятность получения оптимального варианта существенно повышается. Далее из этих индивидов выбираются те варианты, которые наилучшим образом подходят под условие поддержания полки по добыче (среднеквадратичное отклонение от полки по добыче попадает в диапазон допустимого). В данном случае рассматривается вариант поддержания уровня накопленной добычи в размере 325 000 т ±10% (от 300 000 до 350 000 т ежегодно). В начале работы алгоритм подбирает скважины с наибольшим запускным дебитом, впоследствии дополняя этот набор скважинами с меньшими значениями. Из полученных на первом шаге индивидов создается популяция — это матрица из этих вариантов-векторов, содержащих информацию о годе начала бурения и профилях добычи. Далее работа проводится с этой популяцией в трех вариантах — P10, P50 и P90. Варианты в популяцию попадают не все, а только отобранные по условию попадания в условие поддержания полки по добыче на этапе создания популяции.

Генетический алгоритм реализуется следующим образом: из полученной популяции берутся по очереди некоторые варианты. Алгоритм строится на принципе наследования от обоих вариантов элементов путем рекомбинации. Далее из полученных вариантов выбираются те, которые имеют наибольшее значение функции приспособленности, из них далее создаются следующие поколения. Таким образом, если задать

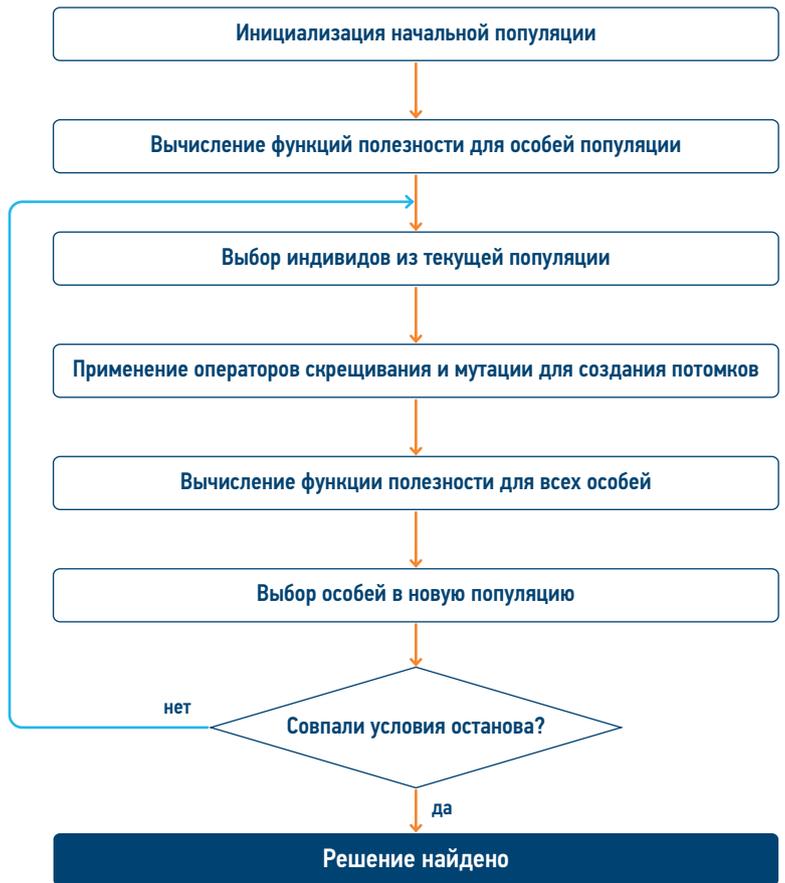


Рис. 1. Схема классического генетического алгоритма [6]  
Fig. 1. Scheme of classical genetic algorithm [6]



Рис. 2. Схема алгоритма. Составлено авторами  
Fig. 2. Scheme of algorithm. Compiled by the authors

достаточное количество вариантов на старте и достаточное количество итераций для цикла, можно получить оптимальное решение задачи. В рассматриваемом случае на первом шаге варианты обмениваются частями информации о дате проведения ЗБС или бурения, формируя новые варианты (схема на рис. 2). Список индивидов ранжируется исходя из максимизации функции выживания. Функцией выживания считается выражение:

$$f(PI, \Delta) = \frac{PI^3}{\Delta}.$$

В данном случае функцией приспособленности является  $f(PI, \Delta)$ , зависящая от затрат, прибыли и содержащая информацию про поддержание полки по добыче. Расчет  $PI$  — индекса рентабельности, который учитывает затраты и прибыль одновременно, выполняется по формуле:

$$PI = \sum_{i=0}^n \frac{CF_i}{(1+r)^i} \cdot I_0,$$

где  $CF_i$  — доходы от бурения одной скважины,  $r$  — ставка дисконта,  $t$  — количество расчетных лет,  $I_0$  — расходы на бурение.

$\Delta$  в рассматриваемом случае это среднеквадратичное отклонение от полки, которое рассчитывается по формуле:

$$\Delta = \sqrt{\sum_{i=1}^n (\Delta_{\text{допустимый}} - \Delta_{\text{текущий}})^2},$$

где  $n$  — горизонт планирования (в годах),  $\Delta_{\text{допустимый}}$  — максимальное отклонение от полки,  $\Delta_{\text{текущий}}$  — текущее отклонение уровня добычи от полки.

Таким образом,  $f(PI, \Delta)$  как функция приспособленности алгоритма, позволяет одновременно оценивать и экономическую часть, и часть по поддержанию уровня добычи стабильным, так как наибольшее значение  $f(PI, \Delta)$  характеризуется наибольшими доходами и наименьшими расходами, а также наименьшим отклонением от уровня добычи, что и является целевым решением поставленной задачи.

На каждой итерации получаем новую популяцию, состоящую из наиболее приспособленных к жизни вариантов. Итоговым решением задачи является вариант, позволяющий

поддерживать полку по добыче на этапе стабилизации уровня добычи, а также обладающий наибольшим индексом рентабельности  $PI > 1,15$ .

Для итогового варианта оценивается  $NPV$  для каждого из перцентилей P10, P50 и P90 по формуле:

$$NPV = \sum_{t=0}^N \frac{CF_t}{(1+i)^t},$$

где  $CF$  — чистый денежный поток в период времени (год),  $t$  — период времени,  $N$  — число периодов,  $i$  — ставка дисконтирования, принятая для расчета в проекте (в рассматриваемом случае 16 %).

Далее оценивается  $EMV$  — ожидаемая стоимостная оценка этого кейса:

$$EMV = \sum_{i=0}^N p_i NPV_i.$$

## РЕЗУЛЬТАТЫ

Итогом работы алгоритма является суммарный профиль добычи в трех вариантах P10, P50 и P90 для оптимального варианта, а также сам ковер бурения с датами ввода конкретных скважин (рис. 3).

## ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Применение генетических алгоритмов позволяет существенно упростить процесс принятия решений о бурении новых скважин за счет отсутствия ручного перебора всех возможных вариантов. Для небольшого количества скважин теоретически возможно вручную так подобрать года, в которые нужно осуществлять их бурение, чтобы профили

скв/год	0	1	2	3	4	5	6	7
well0	0	2206,666	2031,468	1773,417	1631,925	1540,673	1465,214	1409,037
well5	0	0	0	0	0	0	0	0
well6	0	0	0	0	0	0	0	0
well7	0	0	0	0	0	0	0	0
well9	0	0	0	0	0	0	0	0
well10	7000,939	6583,017	4506,348	3540,703	3037,388	2761,426	2575,13	2443,566
well11	0	0	2811,355	3416,52	2410,459	1828,91	1444,616	1182,924
well19	0	0	1428,285	1650,176	1416,534	1296,173	1220,183	1158,389
well20	0	0	0	0	0	0	0	0
well28	0	0	0	0	0	0	0	0
well29	7833,466	5900,875	4143,839	3255,614	2706,729	2337,051	2054,481	1842,736
well30	0	0	0	0	2690,553	2739,519	2103,451	1792,757
well33	0	0	0	0	0	1957,794	6078,488	4208,206
Total	14834,41	14690,56	14921,3	13636,43	13893,59	14461,55	16941,56	14037,61

Рис. 3. Результат работы алгоритма — ковер бурения. Составлено авторами  
Fig. 3. The result of the algorithm — a drilling carpet. Compiled by the authors

добычи выглядели оптимальным образом. Но обычно в проекте по бурению участвует большее количество скважин-кандидатов, ручной расчет для которых невозможен. Если бурение всех потенциально возможных скважин начать в 1 год, то на старте проекта ожидаемым будет получение максимально возможного значения добычи. Но на практике такое применяется редко из-за неготовности нести большие расходы на бурение скважин на старте проекта. Поэтому бурение новых скважин растягивается во времени. Причем чаще всего это делается с условием поддержания полки по добыче для того, чтобы обеспечить проект стабильным значением

добычи, а значит и стабильным значением прибыли, растягивая расходы во времени. Предлагаемый в статье подход можно настраивать под решаемую задачу. Например, календарь зарезок боковых стволов или календарь ввода новых скважин можно получить за несколько секунд работы алгоритма при наличии входных данных. Также алгоритм может быть уточнен за счет добавления новых показателей в функцию оптимизации, а также настроен под конкретную задачу за счет точной настройки коридора поддержания полки по добыче и уточнения оцениваемых экономических параметров.

#### Список литературы

1. *Андреас Мюллер*. Введение в машинное обучение с помощью Python. Руководство для специалистов по работе с данными: монография. Москва: Альфа-книга, 2017. — 697 с.
2. *Байнов В.А., Бакиров Н.К., Яковлев А.А.* Математическая геология. Введение в геостатистику: монография. — Москва: Изд-во ИКИ, 2012. — Т. 1. — 228 с.
3. *Гиматудинов Ш.К.* Физика нефтяного и газового пласта / учебник, 2-е изд., перераб. и доп. Москва: Недра, 1971. — 312 с.
4. *Демьянов В.В., Савельева Е.А.* Геостатистика. Теория и практика. Москва: Наука, 2010. — 329 с.
5. *Колмогоров А.Н.* Основные понятия теории вероятностей : учебник, 3-е изд. с приложением. Москва: Главная редакция физико-математической литературы «Наука», 1974. — 144 с.
6. Оптимизация нечеткого регулятора. Режим доступа: <https://studfile.net/preview/9369891/page:10/>

#### References

1. *Andreas Müller*. *Introduction to Machine Learning with Python*. A guide for data specialists: monograph. Moscow: Alpha Book, 2017. — 697 p.
2. *Baykov V.A., Bakirov N.K., Yakovlev A.A.* *Mathematical Geology*. Moscow: Izhevsk, 2012. V. 1: Introduction to Geostatistics, 228 p.
3. *Gimatudinov Sh.K.* *Physics of oil and gas reservoirs*: textbook, 2nd ed., revised and additional. Moscow: Nedra, 1971. 312 p.
4. *Demyanov V.V., Savelyeva E.A.* *Geostatistics. Theory and practice*. Moscow: Nauka, 2010. 329 p.
5. *Kolmogorov A.N.* Basic concepts of probability theory: textbook, 3rd ed. with an appendix. Moscow: Main Editorial Board of Physics and Mathematics Literature "Science", 1974. 144 p.
6. Optimization of odd controller. Access: <https://studfile.net/preview/9369891/page:10/>

#### ВКЛАД АВТОРОВ / AUTHOR CONTRIBUTIONS

**Я.В. Иванова** — разработала концепцию статьи, сформировала методику работы алгоритма, протестировала алгоритм, подготовила текст статьи.  
**М.В. Окунев** — оказал экспертную поддержку в области применения результатов исследования.

**Iana V. Ivanova** — developed the concept of the article, formed the methodology for the algorithm, tested the algorithm, and prepared the text of the article.  
**Maxim V. Okunev** — provided expert support in the application of research results.

#### СВЕДЕНИЯ ОБ АВТОРАХ / INFORMATION ABOUT THE AUTHORS

**Яна Викторовна Иванова\*** — ведущий специалист, ФГБОУ ВО «Саратовский национальный исследовательский государственный университет им. Н.Г. Чернышевского»  
410012, Россия, г. Саратов, ул. Астраханская, д. 83.  
e-mail: ProNeft@gazprom-neft.ru

**Iana V. Ivanova\*** — Leading specialist, Saratov National Research State University named after N.G. Chernyshevsky  
83, Astrakhanskaya str., 410012, Saratov, Russia.  
e-mail: ProNeft@gazprom-neft.ru

**Максим Вадимович Окунев** — директор программ по разработке продуктов, Группа компаний «Газпром нефть»

**Maxim V. Okunev** — Director of product development programs, Gazprom-neft company group

\* Автор, ответственный за переписку / Corresponding author