



Научная статья
УДК 004.94+517.95

Оптимизация разработки нефтяных месторождений на основе 3D-модели пласта, полученной в результате автоадаптации

М. Г. Персова¹✉, Ю. Г. Соловейчик¹, И. И. Патрушев¹, А. В. Насыбуллин²,
Г. Ж. Алтынбекова¹, Д. А. Леонович¹

¹Новосибирский государственный технический университет, Россия, 630073, г. Новосибирск, пр-т К. Маркса, д. 20

²Альметьевский государственный нефтяной институт, Россия, 423450, г. Альметьевск, ул. Ленина, д. 2

Персова Марина Геннадьевна, доктор технических наук, заведующий научно-исследовательской лабораторией моделирования и обработки данных наукоемких технологий, persova@ami.nstu.ru, <https://orcid.org/0000-0003-1425-3538>, AuthorID: 153048

Соловейчик Юрий Григорьевич, доктор технических наук, заведующий кафедрой прикладной математики, soloveychik@ami.nstu.ru, <https://orcid.org/0000-0003-2843-3214>, AuthorID: 35709

Патрушев Илья Игоревич, аспирант кафедры прикладной математики, patrushev@ami.nstu.ru, <https://orcid.org/0000-0003-4195-9085>, AuthorID: 911167

Насыбуллин Арслан Валерьевич, доктор технических наук, заведующий кафедрой разработки и эксплуатации нефтяных и газовых месторождений, argsval@bk.ru, <https://orcid.org/0000-0003-1943-5082>, AuthorID: 393097

Алтынбекова Гулайым Жанатовна, аспирант кафедры прикладной математики, gulaiymaltynbekova19@gmail.com

Леонович Дарьяна Александровна, младший научный сотрудник научно-исследовательской лаборатории моделирования и обработки данных наукоемких технологий, Leonovich.D.A@yandex.ru

Аннотация. В работе предлагается подход к оптимизации разработки нефтяных месторождений. Целевая функция включает взвешенные квадраты целевых показателей разработки и регуляризирующие добавки, в которых коэффициенты ищутся адаптивно. Регуляризирующие добавки обеспечивают выполнение ограничений на оптимизируемые параметры и быструю сходимость процесса оптимизации. При минимизации целевой функции выполняется линеаризация целевых показателей, и значения оптимизируемых параметров на очередной итерации ищутся путем решения системы линейных алгебраических уравнений (СЛАУ), получаемой из минимизации квадратичного функционала. Значения целевых показателей и их чувствительности к оптимизируемым параметрам вычисляются путем гидродинамического 3D-моделирования для модели месторождения, полученной в результате автоадаптации за период, предшествующий периоду оптимизации. Расчеты выполняются в распределенной вычислительной системе, состоящей из многоядерных персональных компьютеров. Для проведения апробации предлагаемого подхода была использована модель участка месторождения высоковязкой нефти Республики Татарстан. Оптимизация проведена с различными весовыми коэффициентами и желательными значениями добычи нефти в соответствующем целевом показателе. Показано, что оптимизированные планы обеспечивают более эффективную разработку нефтяного месторождения по сравнению с планом, использованным на практике. Вместе



с этим оптимальный план, построенный по адаптированной модели месторождения на ранней стадии разработки, оптимизирует разработку и для модели, адаптированной на основе данных, полученных за весь период разработки месторождения. Это позволяет сделать вывод, что планы разработки, построенные по модели, адаптированной на основе данных, полученных за короткий срок, будут примерно в той же степени оптимизировать и характеристики добычи для реального месторождения. Время решения оптимизационных задач, содержащих около 500 параметров, в распределенной вычислительной системе составило около суток.

Ключевые слова: оптимизация разработки нефтяных месторождений, гидродинамическое 3D-моделирование, автоадаптация модели месторождения, прогноз характеристик нефтедобычи, цифровая модель нефтяных месторождений

Благодарности: Работа выполнена при финансовой поддержке Министерства науки и высшего образования РФ (проект № FSUN-2020-0012).

Для цитирования: Персова М. Г., Соловейчик Ю. Г., Патрушев И. И., Насыбуллин А. В., Алтынбекова Г. Ж., Леонович Д. А. Оптимизация разработки нефтяных месторождений на основе 3D-модели пласта, полученной в результате автоадаптации // Известия Саратовского университета. Новая серия. Серия: Математика. Механика. Информатика. 2023. Т. 23, вып. 4. С. 544–558. <https://doi.org/10.18500/1816-9791-2023-23-4-544-558>, EDN: XGVLMB

Статья опубликована на условиях лицензии Creative Commons Attribution 4.0 International (CC-BY 4.0)

Article

Optimization of oil field development based on a 3D reservoir model obtained as a result of history matching

M. G. Persova^{1✉}, Yu. G. Soloveichik¹, I. I. Patrushev¹, A. V. Nasybullin²,
G. Zh. Altynbekova¹, D. A. Leonovich¹

¹Novosibirsk State Technical University, 20 K. Marx Ave., Novosibirsk 630073, Russia

²Almetyevsk State Oil Institute, 2 Lenina St., Almetyevsk 423450, Russia

Marina G. Persova, persova@ami.nstu.ru, <https://orcid.org/0000-0003-1425-3538>, AuthorID: 153048

Yuri G. Soloveichik, soloveychik@ami.nstu.ru, <https://orcid.org/0000-0003-2843-3214>, AuthorID: 35709

Ilya I. Patrushev, patrushev@ami.nstu.ru, <https://orcid.org/0000-0003-4195-9085>, AuthorID: 911167

Arslan V. Nasybullin, arsva@bk.ru, <https://orcid.org/0000-0003-1943-5082>, AuthorID: 393097

Gulayym Zh. Altynbekova, gulaiymaltynbekova19@gmail.com

Daryana A. Leonovich, Leonovich.D.A@yandex.ru

Abstract. The paper proposes an approach to optimizing the development of oil fields. The objective function includes weighted squares of development target indicators and regularizing terms, in which the coefficients are searched adaptively. Regularizing terms ensure the fulfillment of restrictions on the optimized parameters and the rapid convergence of the optimization process. When minimizing the objective function, linearization of the target indicators is performed, and the values of the optimized parameters at the next iteration are sought by solving the system of linear algebraic equations obtained from minimizing the quadratic functional. The values of the target indicators and their sensitivity to the parameters being optimized are calculated by fluid dynamic 3D modeling for the oil reservoir model obtained as a result of history matching for the period preceding the optimization period. Calculations are performed in a distributed computing system consisting of multi-core personal computers. To test the proposed approach, a



model of a high-viscosity oil field in Tatarstan was used. The optimization was carried out with various weighting factors and desired oil recovery values in the corresponding target indicator. It is shown that the optimized plans provide more efficient development of the oil field compared to the plan used in practice. At the same time, the optimal plan, built on the basis of a reservoir model history-matched at an early stage of development, optimizes development for a model history-matched throughout the entire period of field development. This allows us to conclude that development plans obtained from a model history-matched using a short time period will optimize production characteristics for a real field to about the same extent. The time for solving optimization problems containing about 500 parameters in a distributed computing system was about a day.

Keywords: optimization of oil field development, fluid dynamic 3D modeling, history matching of the reservoir model, prediction of oil production characteristics, digital model of oil reservoirs

Acknowledgements: This work was supported by the Ministry of Science and Higher Education of the Russian Federation (project No. FSUN-2020-0012).

For citation: Persova M. G., Soloveichik Yu. G., Patrushev I. I., Nasybullin A. V., Altynbekova G. Zh., Leonovich D. A. Optimization of oil field development based on a 3D reservoir model obtained as a result of history matching. *Izvestiya of Saratov University. Mathematics. Mechanics. Informatics*, 2023, vol. 23, iss. 4, pp. 544–558 (in Russian). <https://doi.org/10.18500/1816-9791-2023-23-4-544-558>, EDN: XGVLMБ

This is an open access article distributed under the terms of Creative Commons Attribution 4.0 International License (CC-BY 4.0)

Введение

Оптимальное управление и точность прогнозов являются важными факторами, определяющими эффективность разработки нефтяных месторождений. Целевая функция и характеристики используемого метода оптимизации, включающие выполнение технологических ограничений, влияют на корректность определения оптимальных параметров, а адекватность используемых цифровых моделей месторождений — на точность прогнозов нефтедобычи. Задачи оптимизации разработки нефтяных месторождений изучаются многими авторами (см., например, [1–16]). Чаще всего исследуются задачи оптимизации и режимов добычи, но часть авторов рассматривают и проблему оптимизации расположения скважин (см., например, [1, 2]).

Для поиска минимума целевой функции применяются различные методы, в том числе статистические, метод роя частиц (например, [3, 4]) и генетические алгоритмы (например, [5]). Эти методы, как правило, требуют большого количества итераций. Для сокращения вычислительных затрат вместо полного гидродинамического моделирования предлагается также выбирать суррогатные модели («прокси-модели»), в качестве которых могут использоваться эмпирические зависимости (например, [6]) или обученные нейронные сети (см., например, [7, 8]). Очевидно, что применение суррогатных моделей приводит к снижению качества прогноза, поэтому некоторые авторы (см., например, [2]) предлагают использовать суррогатные модели на первом этапе оптимизации, а на втором — выполнять полное гидродинамическое моделирование.

Авторы работы [9] предлагают использовать нейронные сети для поиска оптимального плана разработки. Недостатком такого подхода является то, что анализируются лишь сами практические данные работы из истории эксплуатации скважин и никак не используются математические модели сложных физических процессов, протекающих в коллекторе.

Довольно часто в задачах оптимизации нефтедобычи в качестве целевой функции



используется чистый дисконтированный доход (ЧДД) (см., например, [7, 10–13]). С учетом того, что оптимизация может выполняться на достаточно длительный период, недостатком этого подхода является привязка к конкретным ценам на нефть и сопутствующим затратам. Кроме того, при использовании ЧДД в качестве целевой функции ее зависимость от искомым параметров управления разработкой вычисляется через показатели разработки месторождения, такие как объем добытой нефти, обводненность, объем закачиваемых агентов, на которые искомые параметры влияют в противоположных направлениях. Это существенно ухудшает сходимость процесса минимизации и еще более усугубляет проблему неустойчивости ценовой конъюнктуры на длительных периодах планирования. В связи с этим некоторые авторы (см., например, [12]) предлагают использовать бикритериальные методы оптимизации ЧДД и объемов нефти в сочетании со статистическими методами поиска оптимальных параметров.

Мы предлагаем подход, отличительными особенностями которого является следующее.

1. Целевая функция включает в себя слагаемые, отвечающие за различные характеристики добычи, с весовыми коэффициентами. Это позволит анализировать различные стратегии оптимального планирования при разных экономических условиях с последующим анализом ЧДД.
2. Модель месторождения строится в результате автоматической адаптации с использованием подхода [17]. Это позволяет повысить качество прогнозов добычи.
3. В целевую функцию включены регуляризирующие добавки, которые обеспечивают выполнение ограничений на параметры. Ограничения устанавливаются как с учетом технологических требований, так и для того, чтобы за одну итерацию процесса минимизации значения параметров изменялись не слишком сильно. Минимизация целевой функции выполняется с использованием метода Гаусса – Ньютона, в котором прогнозы для планов разработки и функции чувствительности к их параметрам рассчитываются путем 3D-моделирования многофазного потока, представленного в работе [18]. Коэффициенты регуляризации подбираются адаптивно на каждой итерации. Это позволяет обеспечить получение технологически оправданных (реализуемых) планов разработки, а также быструю сходимость итерационного процесса решения оптимизационной задачи.
4. Для обеспечения вычислительной эффективности используется многоуровневое распараллеливание в распределенной вычислительной системе, состоящей из стандартных многоядерных компьютеров (система распараллеливания описана в работах [17, 19]).

1. Параметризация, целевая функция и метод ее минимизации

Мы используем следующую параметризацию плана разработки нефтяного месторождения. Для каждой скважины временной интервал планирования разбивается на подинтервалы (t_{k-1}^w, t_k^w) (w — номер скважины, k — номер интервала), на каждом из которых параметром является объем добычи/закачки (Q_k^w) (рис. 1). Вместо объемов добычи/закачки Q_k^w на некоторых (или всех) скважинах в качестве параметра может использоваться забойное давление p_k^w . Границы временных интервалов могут быть разными для разных скважин и также могут быть искомыми параметрами

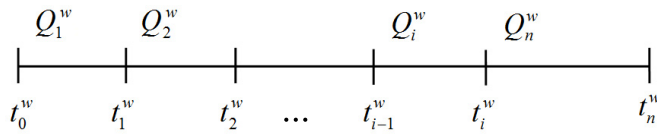


Рис. 1. Параметризация режимов работы скважин
Fig. 1. Parameterization of well operation modes

в плане разработки месторождения. Основным технологическим ограничением является уровень допустимого давления для добывающих и нагнетательных скважин. Кроме того, для добывающих скважин могут быть заданы

значения обводненности, при которых скважина перестает использоваться и выключается.

Целевая функция имеет следующий вид:

$$\Phi^\gamma(\Theta) = \sum_{w=1}^{NW} \left(\int_{t_0}^{t_n} \alpha_1 V_w^{water,prod}(\Theta, t) dt \right)^2 + \sum_{w=1}^{NW} \left(\int_{t_0}^{t_n} \alpha_2 V_w^{water,inj}(\Theta, t) dt \right)^2 + \left(\int_{t_0}^{t_n} \alpha_3 |V^{sum,oil}(\Theta, t) - V^{sum,oil,*}(t)| dt \right)^2 + \sum_{p=1}^{NP} \gamma_p (\theta_p - \bar{\theta}_p)^2 \rightarrow \min_{\Theta}, \quad (1)$$

где (t_0, t_n) — интервал построения плана ($t_0 = t_0^w$ и $t_n = t_n^w$ для всех w), NW — количество скважин, $V_w^{water,prod}$ — объем добытой воды из w -й скважины, $V_w^{water,inj}$ — объем закаченной в w -ю скважину жидкости, $V^{sum,oil}$ — суммарный объем добываемой нефти, $V^{sum,oil,*}$ — желаемый суммарный объем добываемой нефти, NP — количество параметров, Θ — вектор параметров θ_p ($\bar{\theta}_p$ — значения параметров θ_p на предыдущей итерации), γ_p — параметры регуляризации, $\alpha_i = \alpha_i(t)$ — весовые коэффициенты, определяющие стратегию оптимизации.

Заметим, что значения весовых коэффициентов и желаемый объем добываемой нефти могут быть заданы разными в различные временные интервалы.

Введем следующие обозначения:

$$F_{1,w}(\Theta) = \int_{t_0}^{t_n} \alpha_1 V_w^{water,prod}(\Theta, t) dt, F_{2,w}(\Theta) = \int_{t_0}^{t_n} \alpha_2 V_w^{water,inj}(\Theta, t) dt, \\ F_{3,w}(\Theta) = \int_{t_0}^{t_n} \alpha_3 |V^{sum,oil}(\Theta, t) - V^{sum,oil,*}(t)| dt. \quad (2)$$

Перед началом оптимизации задаются некоторые стартовые значения параметров $\bar{\theta}_p$, удовлетворяющие технологическим ограничениям. В окрестности этих параметров выполним линеаризацию функций $F_{l,w}(\Theta)$:

$$F_{l,w}(\Theta) \approx F_{l,w}(\bar{\Theta}) + \sum_{p=1}^{NP} \left. \frac{\partial F_{l,w}}{\partial \theta_p} \right|_{\Theta=\bar{\Theta}} \Delta \theta_p, \quad l = 1, 2, 3, \quad (3)$$

где производные $\frac{\partial F_{l,w}}{\partial \theta_p}$ отражают чувствительность $F_{l,w}$ к изменению параметра θ_p , а $\Delta \theta_p = \theta_p - \bar{\theta}_p$.



После подстановки соотношений (3) в (1) получаем функционал с линеаризованными в окрестности параметров $\bar{\Theta}$ целевыми показателями:

$$\tilde{\Phi}^\gamma(\Theta) = \sum_{l=1}^3 \sum_{w=1}^{NW} \left(F_{l,w}(\bar{\Theta}) + \sum_{p=1}^{NP} \left. \frac{\partial F_{l,w}}{\partial \theta_p} \right|_{\Theta=\bar{\Theta}} \Delta\theta_p \right)^2 + \sum_{p=1}^{NP} \gamma_p (\Delta\theta_p)^2 \rightarrow \min_{\Delta\theta_p}. \quad (4)$$

Минимизация (4) по $\Delta\theta_p$ приводит к СЛАУ следующего вида:

$$(\mathbf{B} + \mathbf{\Gamma}) \Delta\Theta = \mathbf{d}, B_{ij} = \sum_{l=1}^3 \sum_{w=1}^{NW} \frac{\partial F_{l,w}}{\partial \theta_i} \frac{\partial F_{l,w}}{\partial \theta_j}, d_i = - \sum_{l=1}^3 \sum_{w=1}^{NW} \frac{\partial F_{l,w}}{\partial \theta_i} F_{l,w}(\bar{\Theta}). \quad (5)$$

Для расчета значений $V_w^{water,prod}(\Theta, t)$, $V_w^{water,inj}(\Theta, t)$, $V^{sum,oil}(\Theta, t)$, входящих в функции (2), используется метод гидродинамического 3D-моделирования многофазного многокомпонентного потока, предложенный в работе [18]. Фактически решается прямая задача многофазной фильтрации на период (t_0, t_n) для режимов работы скважин, описываемых вектором параметров $\bar{\Theta}$, и модели резервуара, полученной в результате автоадаптации [17] до момента времени t_0 (т.е. до начала периода оптимизации и формирования прогноза).

Для расчета производных $\frac{\partial F_{l,w}}{\partial \theta_p}$ решается NP прямых задач для режимов работы скважин, описываемых векторами параметров $\bar{\Theta}^p$. Каждый вектор $\bar{\Theta}^p$ получается путем изменения компоненты $\bar{\theta}_p$ на $d\theta_p$, т.е. $\bar{\Theta}^p = (\bar{\theta}_1, \dots, \bar{\theta}_p + d\theta_p, \dots, \bar{\theta}_{NP})$, значение $d\theta_p$ выбирается порядка 10–20% от текущего значения параметра $\bar{\theta}_p$. Значения производных $\frac{\partial F_{l,w}}{\partial \theta_p}$ вычисляются как $\frac{F_{l,w}(\bar{\Theta}^p) - F_{l,w}(\bar{\Theta})}{d\theta_p}$.

Матрица $\mathbf{\Gamma}$ в СЛАУ (5) является диагональной с элементами γ_p на главной диагонали, которые подбираются адаптивно на каждой итерации так, чтобы удовлетворялись ограничения на параметры, установленные следующим образом.

На каждой итерации вначале для каждого из параметров вычисляются значения θ_p^{\min} и θ_p^{\max} , которые являются нижней и верхней границами допустимых значений θ_p на текущей итерации. Значения θ_p^{\min} и θ_p^{\max} вычисляются из условия того, что приращение $\Delta\theta_p$ не может быть больше, чем $\kappa \cdot d\theta_p$, где κ – некоторый коэффициент (исследования показали, что этот коэффициент следует выбирать в диапазоне $2 \leq \kappa \leq 5$). Эти ограничения позволяют обеспечить монотонную и достаточно быструю сходимость. Кроме того, должны выполняться условия $\theta_p^{tech,\min} < \theta_p^{\min}$ и $\theta_p^{\max} < \theta_p^{tech,\max}$, где $\theta_p^{tech,\min}$ и $\theta_p^{tech,\max}$ – технологические ограничения на параметр θ_p .

2. Пример оптимизации разработки на длительный период и анализ точности получаемых прогнозов

Для проведения исследований была использована модель участка Бурейкинского месторождения, описанного в работе [20].

Эта модель была получена в результате автоадаптации за период 1980–2020 гг. с помощью подхода, предложенного в работе [17]. Высокое качество полученной модели подтверждается хорошим совпадением расчетных и наблюдаемых данных (см. [20] и рис. 2). Таким образом, эта модель резервуара с высокой степенью адекватности соответствует реальным условиям.

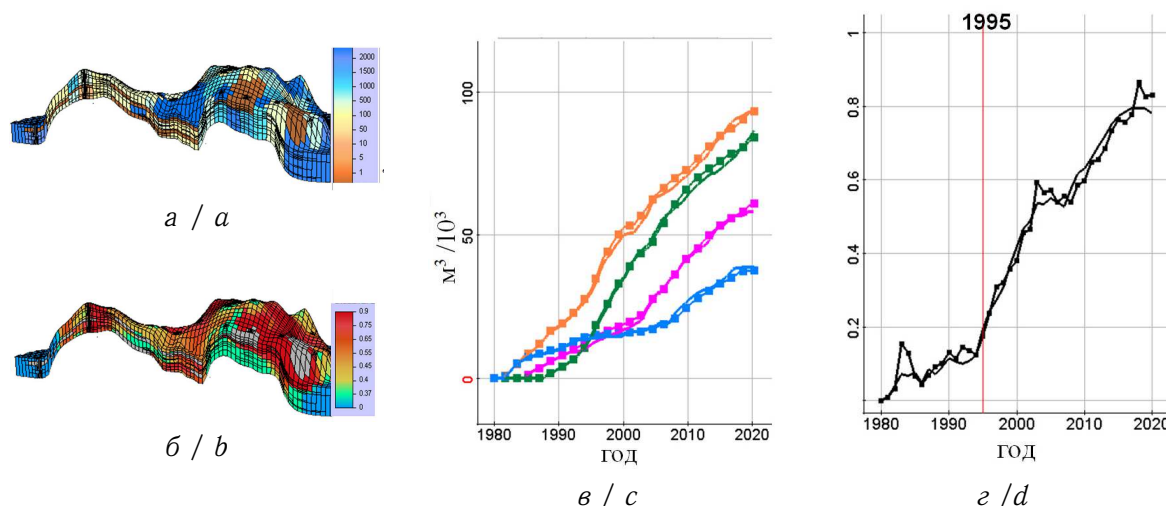


Рис. 2. Результаты адаптации по участку Бурейкинского месторождения (истинная модель): *a* — распределение проницаемости; *b* — распределение нефтенасыщенности на конец 2020 г. (серым цветом показаны слабопроницаемые и непроницаемые зоны); *в* — расчетные и наблюдаемые значения накопленной нефти для отдельных скважин месторождения; *г* — обводненность смеси, добываемой из всех скважин месторождения (кривые с метками соответствуют наблюдаемым данным, кривые без меток — расчетным данным) (цвет онлайн)

Fig. 2. History matching results for the Bureikinskoye field block (true model): *a* is permeability distribution; *b* is distribution of oil saturation at the end of 2020 (weakly permeable and impermeable zones are shown in gray); *c* is calculated and observed values of cumulative oil for individual wells in the field; *d* is water cut of the mixture produced from all wells of the field block (curves with labels correspond to the observed data, curves without labels correspond to the calculated data) (color online)

Численные эксперименты для обоснования валидности предложенного способа оптимизации проводились следующим образом.

Латерально и вертикально неоднородная модель коллектора, представленная на рис. 2, *a*, была взята в качестве истинной модели, а рассчитанные для нее данные добычи по скважинам взяты в качестве практических данных. Из рис. 2, *г* видно, что примерно в 1995 г. начинается рост обводненности, поэтому предположим, что мы находимся (условно) в 1995 г. и попробуем спланировать дальнейшую разработку с использованием различных значений весовых коэффициентов (см. формулу (1)).

Поскольку в реальности мы не знаем истинную модель резервуара, для максимальной близости к практической ситуации выполним автоадаптацию (с использованием подхода, предложенного в работе [17]) по данным на период времени с 1980 по 1995 г. Тем самым мы имитируем характерную для практики ситуацию, когда имеем лишь данные нефтедобычи, по которым можно построить приближенную модель резервуара, но при этом у нас есть точная (истинная) модель, и можно оценить качество получаемых по приближенной модели планов разработки и проверкой на истинной модели.

При адаптации определялось около 500 параметров, включающих значения абсолютных проницаемостей, параметров фазовых проницаемостей и смещений контрольных точек латеральных границ водонефтяного контакта. В процессе адаптации было сделано 4 итерации на 14 шестиядерных компьютерах (84 вычислительных ядра). Время адаптации составило 8 часов. Далее эту модель мы будем называть адаптированной.



Оптимизация будет проводиться для адаптированной модели, а затем построенный прогноз будет проверяться на истинной модели. Период оптимизации для всех скважин был взят с 1995 по 2025 г. Его разбиение на подинтервалы показано на рис. 3.

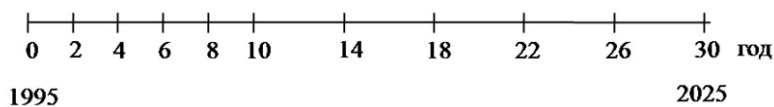


Рис. 3. Период оптимизации и его разбиение на подинтервалы
 Fig. 3. Optimization period and its division into subintervals

План расположения нагнетательных и добывающих скважин представлен на рис. 4. В качестве параметров используются значения среднесуточных объемов добычи/закачки жидкости (дебиты) на каждом подинтервале для каждой скважины. Общее количество параметров — 460. Стартовые значения параметров (т. е. значения для режима, который далее мы будем называть исходным) были взяты постоянными для всех временных подинтервалов и близкими к значениям дебитов соответствующих скважин в конце 1995 г.

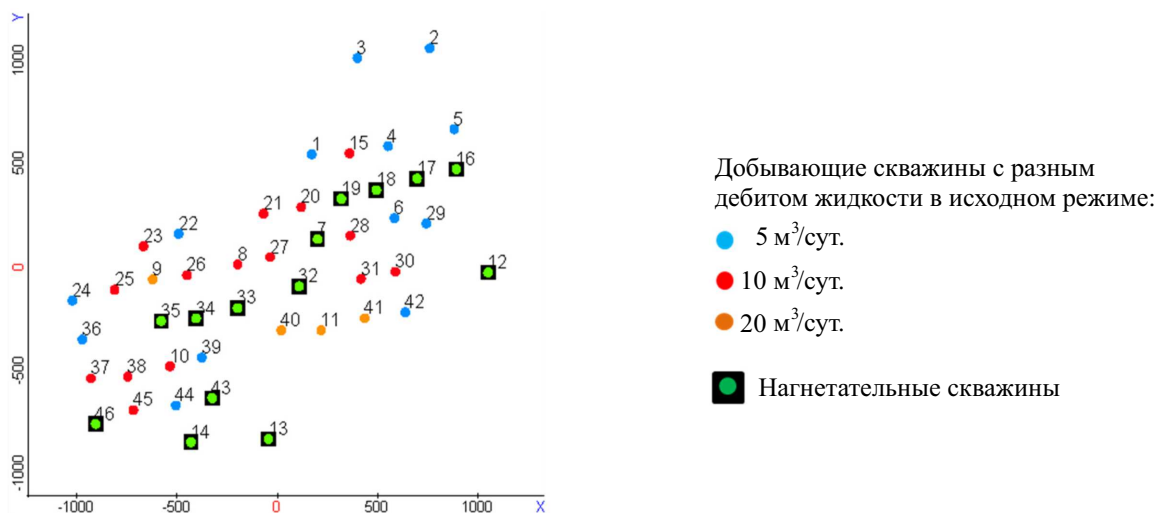


Рис. 4. План расположения скважин и значения дебитов жидкости в исходном режиме (цвет онлайн)

Fig. 4. Well location plan and values of fluid flow rates in the initial mode (color online)

Было проведено три варианта оптимизации, отличающихся значением весового коэффициента α_3 и уровнем желаемого объема добываемой нефти $V^{sum,oil,*}$ (соответствующие значения представлены в таблице).

Значения α_3 и $V^{sum,oil,*}$ для трех вариантов оптимизации
 Table. Values of α_3 and $V^{sum,oil,*}$ for three variants of optimization

Параметр	Вариант 1	Вариант 2	Вариант 3
α_3	0.01	0.1	0.1
$V^{sum,oil,*}/10^3 \text{ м}^3/\text{год}$	90	65	90

Значения остальных весовых коэффициентов были взяты: $\alpha_1 = 0.1$, $\alpha_2 = 0.01$. При таком выборе весовых коэффициентов в варианте 1 вклады в функционал, отвечающие



за минимизацию обводненности и достижение желаемого уровня нефти, имеют примерно одинаковый порядок, а в вариантах 2 и 3 вклад слагаемого, отвечающего за достижение желаемого уровня нефти, на порядок превышает остальные вклады.

На параметры были заданы следующие технологические ограничения. Давление должно быть в диапазоне от 10 до 250 атм., а объем добываемой жидкости не должен превышать 60 м³/сут. Кроме того, в случае если на скважине обводненность составляет более 95% или дебит добываемой нефти составляет менее 1 т/сут., то добыча на этой скважине останавливается.

В рассмотренных вариантах оптимизации было сделано 4–6 итераций, после чего значение функционала практически переставало меняться. Для проведения вычислений также использовалось 14 шестиядерных компьютеров (84 вычислительных ядра), время оптимизации составило около 20 часов.

На рис. 5 представлены среднегодовые объемы добываемой и закачиваемой жидкости (по участку в целом) для трех вариантов оптимизации.

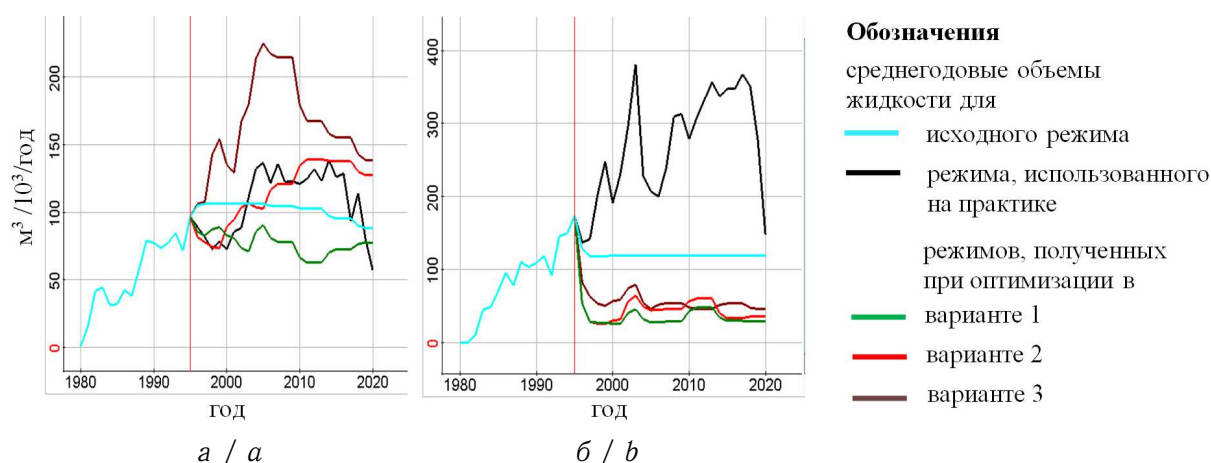


Рис. 5. Среднегодовые объемы добываемой (а) и закачиваемой (б) жидкости для различных режимов; вертикальная красная линия соответствует времени начала оптимизации (цвет онлайн)

Fig. 5. Average annual volumes of produced (a) and injected (b) fluid for different modes; the vertical red line corresponds to the optimization start time (color online)

Для сравнения на рис. 5 приведены объемы для исходного режима и для режима, использованного при разработке этого месторождения на практике, где решения по изменению режимов применялись по ходу выполнения разработки. Несмотря на то что оптимизация проводилась до 2025 г., здесь и далее графики приведены до 2020 г., до которого имеются данные, полученные на практике. Отметим, что хотя для исходного режима были заданы одинаковые значения дебитов на всех временных подынтервалах, объем добычи в конце периода в процессе моделирования был уменьшен из-за установленных ограничений на обводненность и дебит нефти (голубая кривая на рис. 5, а).

На рис. 6 приведены соответствующие рассмотренным выше режимам добычи/закачки характеристики добычи: накопленная нефть, обводненность и среднегодовые объемы добычи нефти. На рисунках слева приведены характеристики для адаптированной модели, по которой выполнялась оптимизация, а на рисунках справа — для истинной модели.

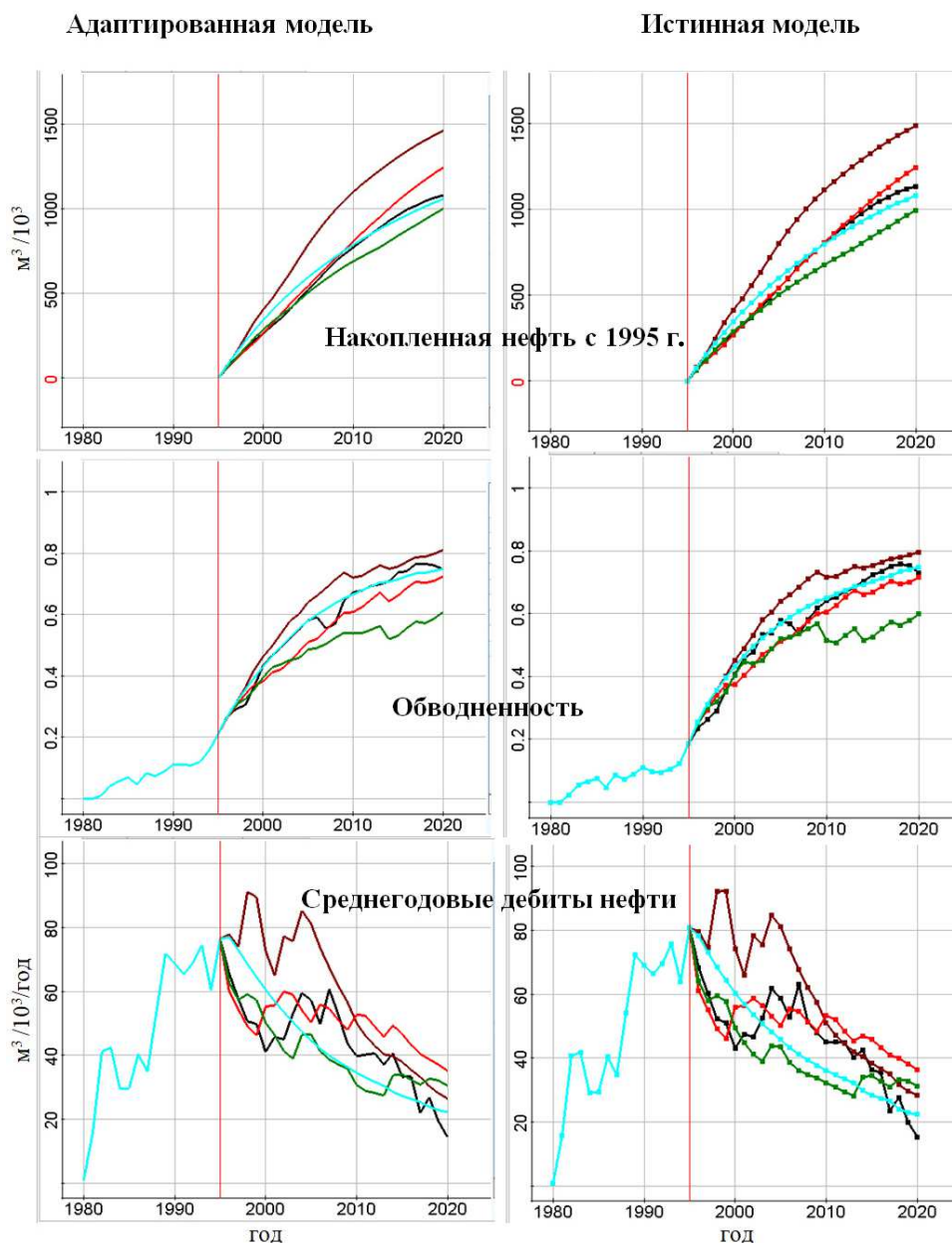


Рис. 6. Характеристики добычи, полученные для различных режимов разработки для адаптированной модели, по которой выполнялась оптимизация (кривые без меток на рисунках слева), и истинной модели (кривые с метками на рисунках справа) резервуара; соответствие цветов режимам аналогичны рис. 5 (цвет онлайн)

Fig. 6. Production characteristics obtained for various development modes for the adapted reservoir model (unlabeled curves in the figures on the left), which was used for optimization, and for the true reservoir model (curves with marks in the figures on the right); the correspondence of colors to modes are similar to Fig. 5 (color online)

Из представленных результатов видно, что в варианте 1 существенно снизился объем добычи, в варианте 2 среднегодовая добыча близка к уровню добычи, используемому при разработке этого месторождения на практике (за исключением поздней стадии), а в варианте 3 среднегодовая добыча существенно выше используемой на практике. При этом среднегодовой объем закачки, полученный в результате опти-



мизации, во всех вариантах существенно ниже, чем в исходном режиме и режиме, который был использован на практике.

Из представленных на рис. 6 результатов видно, что характеристики нефтедобычи, полученные для адаптированной модели, для всех режимов хорошо соответствуют характеристикам, рассчитанным по истинной модели. Этот факт свидетельствует о том, что получаемые для адаптированных моделей месторождений оптимизированные (с учетом выбранной стратегии) планы будут практически в той же степени оптимизированными и для реального месторождения, несмотря на то, что, конечно, сами прогнозные характеристики при прогнозировании на очень длительный период могут несколько отличаться.

В результате оптимизации с различными весовыми коэффициентами было получено следующее. В варианте 1 количество добытой нефти было несколько меньше, чем для режима, используемого на практике, но при этом значение обводненности, полученное на конец прогнозного периода, существенно ниже практического (0.6 против 0.8). В варианте 2 характеристики примерно совпадают с характеристиками, полученными на практике до 2010 г., но в конце прогнозного периода оптимизированный по варианту 2 план показывает возможность увеличения добытой нефти и снижение обводненности по сравнению с режимом, использованным на практике. В варианте 3 количество добытой нефти существенно выше по сравнению с режимом, использованным на практике, при этом в конце прогнозного периода значение обводненности было примерно таким же. При этом приблизительно до 2008 г. уровень добычи в варианте 3 был существенно увеличен по сравнению с практическим режимом, а после 2008 г. оставался примерно таким же.

Таким образом, в результате оптимизации по варианту 3 существенное увеличение объемов добытой нефти в середине разработки не ухудшило характеристики добычи в поздней стадии, что позволяет сделать вывод о возможности более эффективной разработки месторождения.

Заключение

Предложен подход к оптимизации разработки нефтяных месторождений. Он основан на минимизации целевой функции, включающей слагаемые, отвечающие за уровень обводненности, объемы закачиваемой жидкости и желательного объема добытой нефти. Слагаемые входят в целевую функцию с весовыми коэффициентами, которые позволяют рассматривать различные стратегии разработки. В минимизируемый функционал входит также регуляризирующий член, который обеспечивает как монотонную и быструю сходимость итерационного процесса, так и выполнение технологических ограничений на параметры. Значения целевой функции и чувствительности к параметрам вычисляются путем гидродинамического 3D-моделирования для модели месторождения, полученной в результате автоадаптации.

Результаты оптимизации, выполненной для модели месторождения высококовязкой нефти на длительный период, показали следующее. Полученные оптимизированные планы обеспечивают более эффективную разработку нефтяного месторождения по сравнению с планом, использованным на практике. Кроме того, показано, что оптимальный план, построенный по модели месторождения, адаптированной по ранней стадии разработки, оптимизирует разработку и для модели, адаптированной по всему периоду разработки месторождения и принятой за «истинную». А поскольку «истин-



ная» модель с высокой точностью описывает практические данные, то можно ожидать, что планы разработки, полученные по модели, адаптированной по короткому сроку, будут примерно в той же степени оптимизировать и характеристики добычи для реального месторождения.

Время решения оптимизационных задач, содержащих около 500 параметров, в распределенной вычислительной системе составило около суток. При этом использовалось 14 шестиядерных компьютеров с процессорами Intel I7-8700K (3.7 ГГц, 32 Гб памяти).

Список литературы

1. Shirangi M. G., Durlofsky L. J. Closed-loop field development under uncertainty by use of optimization with sample validation // SPE Journal. Society of Petroleum Engineers. 2015. Vol. 20. P. 908–922. <https://doi.org/10.2118/173219-PA>
2. de Brito D. U., Durlofsky L. J. Well control optimization using a two-step surrogate treatment // Journal of Petroleum Science and Engineering. 2020. Vol. 187. Art. 106565. <https://doi.org/10.1016/j.petrol.2019.106565>
3. Bai Y., Hou J., Liu Y., Zhao D., Bing S., Xiao W., Zhao W. Energy-consumption calculation and optimization method of integrated system of injection-reservoir-production in high water-cut reservoir // Energy. 2022. Vol. 239. Art. 121961. <https://doi.org/10.1016/j.energy.2021.121961>
4. Nasir Y., Yu W., Sepehrnoori K. Hybrid derivative-free technique and effective machine learning surrogate for nonlinear constrained well placement and production optimization // Journal of Petroleum Science and Engineering. 2020. Vol. 186. Art. 106726. <https://doi.org/10.1016/j.petrol.2019.106726>
5. Negahdari Z., Khandoozi S., Ghaedi M., Malayeri M. R. Optimization of injection water composition during low salinity water flooding in carbonate rocks: A numerical simulation study // Journal of Petroleum Science and Engineering. 2022. Vol. 209. Art. 109847. <https://doi.org/10.1016/j.petrol.2021.109847>
6. Tugan M. F., Weijermars R. Improved EUR prediction for multi-fractured hydrocarbon wells based on 3-segment DCA: Implications for production forecasting of parent and child wells // Journal of Petroleum Science and Engineering. 2020. Vol. 187. Art. 106692. <https://doi.org/10.1016/j.petrol.2019.106692>
7. Alfarizi M. G., Stanko M., Bikmukhametov T. Well control optimization in waterflooding using genetic algorithm coupled with Artificial Neural Networks // Upstream Oil and Gas Technology. 2022. Vol. 9. Art. 100071. <https://doi.org/10.1016/j.upstre.2022.100071>
8. Ng C. S. W., Ghahfarokhi A. J., Amar M. N. Production optimization under waterflooding with Long Short-Term Memory and metaheuristic algorithm // Petroleum. 2022. Vol. 9, iss. 1. P. 53–60. <https://doi.org/10.1016/j.petlm.2021.12.008>
9. Tang L., Li J., Lu W., Lian P., Wang H., Jiang H., Wang F., Jia H. Well control optimization of waterflooding oilfield based on deep neural network // Geofluids. 2021. Vol. 2021. Art. 8873782. <https://doi.org/10.1155/2021/8873782>
10. Jansen J. D., Douma S. D., Brouwer D. R., Van den Hof P. M. J., Bosgra O. H., Heemink A. W. Closed loop reservoir management // SPE Reservoir Simulation Symposium. The Woodlands, Texas, February 2009. Art. SPE-119098-MS. <https://doi.org/10.2118/119098-MS>
11. Wang C., Li G., Reynolds A. C. Production optimization in closed-loop reservoir management // SPE Journal. 2009. Vol. 14, iss. 3. P. 506–523. <https://doi.org/10.2118/109805-PA>
12. Awasthi U., Marmier R., Grossmann I. E. Multiperiod optimization model for oilfield production planning: Bicriterion optimization and two-stage stochastic programming



- model // Optimization and Engineering. 2019. Vol. 20. P. 1227–1248. <https://doi.org/10.1007/s11081-019-09455-0>
13. Rodriguez A. X., Aristizabal J., Cabrales S., Gomez J. M., Medaglia A. L. Optimal waterflooding management using an embedded predictive analytical model // Journal of Petroleum Science and Engineering. 2022. Vol. 208. Pt. B. Art. 109419. <https://doi.org/10.1016/j.petrol.2021.109419>
 14. Dang C., Nghiem L., Nguyen N., Yang C., Chen Z., Bae W. Modeling and optimization of alkaline-surfactant-polymer flooding and hybrid enhanced oil recovery processes // Journal of Petroleum Science and Engineering. 2018. Vol. 169. P. 578–601. <https://doi.org/10.1016/j.petrol.2018.06.017>
 15. Zhao H., Xu L., Guo Z., Liu W., Zhang Q., Ning X., Li G., Shi L. A new and fast waterflooding optimization workflow based on INSIM-derived injection efficiency with a field application // Journal of Petroleum Science and Engineering. 2019. Vol. 179. P. 1186–1200. <https://doi.org/10.1016/j.petrol.2019.04.025>
 16. Xue X., Chen G., Zhang K., Zhang L., Zhao X., Song L., Wang M., Wang P. A divide-and-conquer optimization paradigm for waterflooding production optimization // Journal of Petroleum Science and Engineering. 2022. Vol. 211. Art. 110050. <https://doi.org/10.1016/j.petrol.2021.110050>
 17. Persova M. G., Soloveichik Y. G., Vagin D. V., Grif A. M., Kiselev D. S., Patrushev I. I., Nasybullin A. V., Ganiev B. G. The design of high-viscosity oil reservoir model based on the inverse problem solution // Journal of Petroleum Science and Engineering. 2021. Vol. 199. Art. 108245. <https://doi.org/10.1016/j.petrol.2020.108245>
 18. Soloveichik Y. G., Persova M. G., Grif A. M., Ovchinnikova A. S., Patrushev I. I., Vagin D. V., Kiselev D. S. A method of FE modeling multiphase compressible flow in hydrocarbon reservoirs // Computer Methods in Applied Mechanics and Engineering. 2022. Vol. 390. Art. 114468. <https://doi.org/10.1016/j.cma.2021.114468>
 19. Persova M. G., Soloveichik Y. G., Vagin D. V., Kiselev D. S., Sivenkova A. P., Grif A. M. Improving the computational efficiency of solving multisource 3-D airborne electromagnetic problems in complex geological media // Computational Geosciences. 2021. Vol. 25, iss. 6. P. 1957–1981. <https://doi.org/10.1007/s10596-021-10095-6>
 20. Насыбуллин А. В., Персова М. Г., Орехов Е. В., Шайдуллин Л. К., Соловейчик Ю. Г., Патрушев И. И. Моделирование ПАВ-полимерного заводнения на участке Бурейкинского месторождения // Нефтяное хозяйство. 2022. № 7. С. 38–42. <https://doi.org/10.24887/0028-2448-2022-7-38-42>

References

1. Shirangi M. G., Durlofsky L. J. Closed-loop field development under uncertainty by use of optimization with sample validation. *SPE Journal. Society of Petroleum Engineers*, 2015, vol. 20, pp. 908–922. <https://doi.org/10.2118/173219-PA>
2. de Brito D. U., Durlofsky L. J. Well control optimization using a two-step surrogate treatment. *Journal of Petroleum Science and Engineering*, 2020, vol. 187, art. 106565. <https://doi.org/10.1016/j.petrol.2019.106565>
3. Bai Y., Hou J., Liu Y., Zhao D., Bing S., Xiao W., Zhao W. Energy-consumption calculation and optimization method of integrated system of injection-reservoir-production in high water-cut reservoir. *Energy*, 2022, vol. 239, art. 121961. <https://doi.org/10.1016/j.energy.2021.121961>
4. Nasir Y., Yu W., Sephrnoori K. Hybrid derivative-free technique and effective machine learning surrogate for nonlinear constrained well placement and production optimization. *Journal of Petroleum Science and Engineering*, 2020, vol. 186, art. 106726. <https://doi.org/10.1016/j.petrol.2019.106726>



5. Negahdari Z., Khandoozi S., Ghaedi M., Malayeri M. R. Optimization of injection water composition during low salinity water flooding in carbonate rocks: A numerical simulation study. *Journal of Petroleum Science and Engineering*, 2022, vol. 209, art. 109847. <https://doi.org/10.1016/j.petrol.2021.109847>
6. Tugan M. F., Weijermars R. Improved EUR prediction for multi-fractured hydrocarbon wells based on 3-segment DCA: Implications for production forecasting of parent and child wells. *Journal of Petroleum Science and Engineering*, 2020, vol. 187, art. 106692. <https://doi.org/10.1016/j.petrol.2019.106692>
7. Alfarizi M. G., Stanko M., Bikmukhametov T. Well control optimization in waterflooding using genetic algorithm coupled with Artificial Neural Networks. *Upstream Oil and Gas Technology*, 2022, vol. 9, art. 100071. <https://doi.org/10.1016/j.upstre.2022.100071>
8. Ng C. S. W., Ghahfarokhi A. J., Amar M. N. Production optimization under waterflooding with Long Short-Term Memory and metaheuristic algorithm. *Petroleum*, 2022, vol. 9, iss. 1, pp. 53–60. <https://doi.org/10.1016/j.petlm.2021.12.008>
9. Tang L., Li J., Lu W., Lian P., Wang H., Jiang H., Wang F., Jia H. Well control optimization of waterflooding oilfield based on deep neural network. *Geofluids*, 2021, vol. 2021, art. 8873782. <https://doi.org/10.1155/2021/8873782>
10. Jansen J. D., Douma S. D., Brouwer D. R., Van den Hof P. M. J., Bosgra O. H., Heemink A. W. Closed loop reservoir management. *SPE Reservoir Simulation Symposium*, The Woodlands, Texas, February 2009, art. SPE-119098-MS. <https://doi.org/10.2118/119098-MS>
11. Wang C., Li G., Reynolds A. C. Production optimization in closed-loop reservoir management. *SPE Journal*, 2009, vol. 14, iss. 3, pp. 506–523. <https://doi.org/10.2118/109805-PA>
12. Awasthi U., Marmier R., Grossmann I. E. Multiperiod optimization model for oilfield production planning: Bicriterion optimization and two-stage stochastic programming model. *Optimization and Engineering*, 2019, vol. 20, pp. 1227–1248. <https://doi.org/10.1007/s11081-019-09455-0>
13. Rodriguez A. X., Aristizabal J., Cabrales S., Gomez J. M., Medaglia A. L. Optimal waterflooding management using an embedded predictive analytical model. *Journal of Petroleum Science and Engineering*, 2022, vol. 208, pt. B, art. 109419. <https://doi.org/10.1016/j.petrol.2021.109419>
14. Dang C., Nghiem L., Nguyen N., Yang C., Chen Z., Bae W. Modeling and optimization of alkaline-surfactant-polymer flooding and hybrid enhanced oil recovery processes. *Journal of Petroleum Science and Engineering*, 2018, vol. 169, pp. 578–601. <https://doi.org/10.1016/j.petrol.2018.06.017>
15. Zhao H., Xu L., Guo Z., Liu W., Zhang Q., Ning X., Li G., Shi L. A new and fast waterflooding optimization workflow based on INSIM-derived injection efficiency with a field application. *Journal of Petroleum Science and Engineering*, 2019, vol. 179, pp. 1186–1200. <https://doi.org/10.1016/j.petrol.2019.04.025>
16. Xue X., Chen G., Zhang K., Zhang L., Zhao X., Song L., Wang M., Wang P. A divide-and-conquer optimization paradigm for waterflooding production optimization. *Journal of Petroleum Science and Engineering*, 2022, vol. 211, art. 110050. <https://doi.org/10.1016/j.petrol.2021.110050>
17. Persova M. G., Soloveichik Y. G., Vagin D. V., Grif A. M., Kiselev D. S., Patrushev I. I., Nasybullin A. V., Ganiev B. G. The design of high-viscosity oil reservoir model based on the inverse problem solution. *Journal of Petroleum Science and Engineering*, 2021, vol. 199, art. 108245. <https://doi.org/10.1016/j.petrol.2020.108245>
18. Soloveichik Y. G., Persova M. G., Grif A. M., Ovchinnikova A. S., Patrushev I. I., Vagin D. V., Kiselev D. S. A method of FE modeling multiphase compressible flow in



- hydrocarbon reservoirs. *Computer Methods in Applied Mechanics and Engineering*, 2022, vol. 390, art. 114468. <https://doi.org/10.1016/j.cma.2021.114468>
19. Persova M. G., Soloveichik Y. G., Vagin D. V., Kiselev D. S., Sivenkova A. P., Grif A. M. Improving the computational efficiency of solving multisource 3-D airborne electromagnetic problems in complex geological media. *Computational Geosciences*, 2021, vol. 25, iss. 6, pp. 1957–1981. <https://doi.org/10.1007/s10596-021-10095-6>
20. Nasybullin A. V., Persova M. G., Orekhov E. V., Shaidullin L. K., Soloveichik Y. G., Patrushev I. I. Modeling of surfactant-polymer flooding on Bureikinskoye field block. *Neftyanoe khozyaystvo* [Oil Industry], 2022, iss. 7, pp. 38–42 (in Russian). <https://doi.org/10.24887/0028-2448-2022-7-38-42>

Поступила в редакцию / Received 28.09.2022

Принята к публикации / Accepted 20.11.2022

Опубликована / Published 30.11.2023