



Math-Net.Ru

Общероссийский математический портал

А. А. Казаков, П. В. Ломовицкий, А. Н. Хлюпин, Гибридный алгоритм для задач автоматизированной адаптации гидродинамических моделей с использованием трассерных исследований, *Матем. моделирование*, 2021, том 33, номер 6, 73–87

DOI: 10.20948/mm-2021-06-06

Использование Общероссийского математического портала Math-Net.Ru подразумевает, что вы прочитали и согласны с пользовательским соглашением

<http://www.mathnet.ru/rus/agreement>

Параметры загрузки:

IP: 18.220.116.34

18 ноября 2024 г., 10:19:43



ГИБРИДНЫЙ АЛГОРИТМ ДЛЯ ЗАДАЧ АВТОМАТИЗИРОВАННОЙ АДАПТАЦИИ ГИДРОДИНАМИЧЕСКИХ МОДЕЛЕЙ С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ ТРАССЕРНЫХ ИССЛЕДОВАНИЙ

© 2021 г. *А.А. Казаков, П.В. Ломовицкий, А.Н. Хлюпин*

Московский физико-технический институт

aleksey.kazakov@phystech.edu; Pavel.lomovitskiy@phystech.edu; khlyupin@phystech.edu

DOI: 10.20948/mm-2021-06-06

Представлен гибридный алгоритм для решения совместных обратных задач, разработанный на основе стохастического алгоритма оптимизации sNES и техники построения Adjoint-градиента. Эффективность алгоритма проверена на задачах адаптации полей пористости и проницаемости по историческим данным разработки и по результатам трассерных исследований. Численно моделируется распространение пассивной примеси и течение флюида в пласте. Использование предложенного гибридного алгоритма позволило значительно снизить число вызовов симулятора для достижения сопоставимого качества адаптации.

Ключевые слова: автоматизированная адаптация, гибридный алгоритм, трассерные исследования, Adjoint, sNES.

A HYBRID ASSISTANT HISTORY MATCHING ALGORITHM CONSIDERING TRACER STUDIES

A.A. Kazakov, P.V. Lomovitskiy, A.N. Khlyupin

Moscow Institute of Physics and Technology (National Research University)

This paper presents a hybrid history matching algorithm based on separable natural evolution strategies (sNES) and Adjoint-based tracer studies gradient. We demonstrate the effectiveness of the approach conditioning porosity and permeability fields on the historical production data and information about tracer studies. Tracer studies and fluid flow in the reservoir is numerically modeled. This approach to the joint assistant history matching problem significantly reduces the number of reservoir simulator runs with similar quality to the resulting models.

Key word: assistant history matching, hybrid algorithm, tracer studies, Adjoint, sNES.

1. Введение

В настоящее время одним из ключевых этапов разработки нефтяных месторождений является создание их геологических и гидродинамических

моделей. При разработке модели месторождения существует высокая неопределенность из-за отсутствия полной информации об объекте, вследствие чего у одного и того же месторождения может быть несколько альтернативных гидродинамических моделей.

Гидродинамические модели используются [1] при: прогнозировании добычи, оптимизации заводнения пласта, планировании применения методов увеличения нефтеотдачи (МУН), геолого-технологических мероприятий (ГТМ), оценке рентабельности проектов.

Задача адаптации месторождений – одна из наиболее значимых задач нефтегазовой отрасли. Автоматизированная адаптация месторождения на историю разработки в большинстве случаев формулируется как оптимизационная задача. В зависимости от оптимизируемых параметров минимизируется целевой функционал, как правило, включающий в себя невязку между историческими показателями добычи и результатами моделирования, а также различные слагаемые регуляризации. Данная задача является плохо обусловленной и может иметь множество решений. В настоящее время существует два основных подхода к решению задачи автоматизированной адаптации гидродинамической модели [2]: градиентный и безградиентный.

Наиболее распространенными алгоритмами градиентной оптимизации являются [3]: метод наискорейшего спуска, метод Левенберга-Маркварда, метод Гаусса-Ньютона, метод сопряженных градиентов, квазиньютоновские методы. Данные методы требуют использования первой производной целевой функции по параметрам (матрицу Якоби) или первой и второй производных по параметрам (матрицу Якоби и матрицу Гессе). Численное вычисление градиента в задачах адаптации, как правило, не используется ввиду высокой вычислительной сложности. Одним из наиболее эффективных методов поиска градиента является использование техники Adjoint [4, 5].

Безградиентный подход, в отличие от градиентного, основывается на поиске глобального минимума функции. Он требует значительно большего количества запусков симулятора для вычисления функционала, а также, как следствие, значительно большего времени вычисления [2]. Данный подход не требует обязательного задания стартовой точки вычислений и начальной близости к оптимальному решению. Это свойство позволяет использовать данные алгоритмы для получения различных реализаций модели, одинаково хорошо решающих задачу адаптации. Одними из наиболее часто используемых безградиентных алгоритмов оптимизации, используемых для решения задачи адаптации, являются: SPSA [6], Scatter Search [7], метод роя частиц (Particle swarm optimization) [8], алгоритм муравьиной колонии (Ant colony

optimization) [9], генетический алгоритм (Genetic Algorithm) [10], CMA-ES [11]. Большинство безградиентных методов допускают распараллеливание при вычислениях.

Одним из способов повышения качества адаптации является решение не только задачи притока, а комбинирование симуляторов для совместного решения задачи адаптации. Дополнительными источниками информации могут являться такие симуляторы, как 4D сейсмические исследования [12] или трассерные исследования [13].

Увеличение количества используемых симуляторов влечет за собой возрастание расчетного времени, необходимого для решения задачи. Ограниченность временных ресурсов, отводящихся на адаптацию месторождения, является одним из основных ограничений применения автоматизированной адаптации. Одному из возможных методов преодоления временных ограничений, возникающих при совместной адаптации, посвящена данная работа.

В настоящей работе представлен алгоритм для совместной автоматизированной адаптации, сочетающий в себе как градиентный, так и безградиентный методы. Изучается возможность совместного использования стохастического метода sNES [14] и adjoint-градиента для сокращения количества вычислений, необходимых для итерации адаптационного цикла.

Для совместной адаптации используются гидродинамический симулятор и симулятор трассерных исследований. Изучается влияние использования трассерных исследований на результаты автоматизированной адаптации. Гидродинамический симулятор выступает в качестве «черного ящика» (black box), код симулятора трассерных исследований известен (white box).

Сокращение вычислений происходит из-за применения adjoint-градиента для расчета результатов большинства необходимых трассерных исследований. Исследована эффективность данного алгоритма в зависимости от вычислительной сложности каждого из симуляторов. Алгоритм оптимизации sNES является подклассом методов ES и выбран ввиду наличия в данном алгоритме дисперсий оптимизируемых параметров. Благодаря данной особенности поиск оптимума становится более локальным и возрастает точность аппроксимации целевого функционала.

В разд.2 представлены методы генерации и работы с набором гидродинамических моделей, кратко описываются задачи моделирования притока и трассерных исследований, описывается математическая постановка задачи адаптации и общие принципы классического решения задачи автоматизированной адаптации. В нем также описаны методы, используемые для построения гибридного алгоритма. В заключение раздела детально раскрывается

разработанный алгоритм, рассматриваются его потенциальные возможности, а также ограничения, обусловленные неточностью аппроксимации целевой функции. Данные ограничения возникают из-за использования аппроксимации производной первого порядка.

В разд.3 демонстрируются результаты использования алгоритма для решения задач автоматизированной адаптации поля проницаемости, а также для решения задачи автоматизированной адаптации поля пористости. Ведется обсуждение полученных результатов. В заключении представлены общие выводы по данной работе, кратко описывающие полученные результаты.

2. Методы

2.1. Генерация исходных полей. Для получения исходных полей свойств, в соответствии с [15], генерируются 2D гауссовы случайные поля размерности 50×50 ячеек. Кроме того, они коррелированы по направлениям с помощью гауссовых автоковариационных функций.

После этапа генерации происходит параметризация набора данных методом PCA. Пусть X – сгенерированный набор данных, каждым вектором которого является одна из s сгенерированных моделей, $\tilde{X} = X - \bar{X}$ – центрированный набор, в котором математическое ожидание среднего значения по реализации равно 0. Применяется SVD-разложение

$$\tilde{X} = \Phi \cdot E \cdot V^T,$$

где Φ и V – левые и правые сингулярные векторы соответственно, E – диагональная матрица отсортированных по убыванию сингулярных значений матрицы \tilde{X} . Она связана с собственными числами E матрицы выборочной дисперсии следующим соотношением:

$$\Sigma = \sqrt{EE^T / (s - 1)},$$

и тогда новые реализации можно генерировать с использованием вектора случайных величин ξ по формуле [4]

$$m_{new} = \Phi \cdot \Sigma \cdot \xi + \bar{m}.$$

Стоит отметить, что случаю нулевой точки ($\xi = \mathbf{0}$) соответствует значение поля, равное среднему по сгенерированному набору данных (\bar{m}).

Так как значения диагональной матрицы Σ убывают с увеличением номера компоненты, реализации поля m_{new} могут быть аппроксимированы первыми N столбцами матрицы Φ , верхней левой подматрицей Σ размера $N \times N$, первыми N элементами вектора ξ . Количество используемых главных компонент N выбирается исходя из информационного критерия [16]:

$$\Sigma_N = \sum_{i=1}^N \sigma_i / \sum_{i=1}^K \sigma_i .$$

Выбираются первые N компонент, сингулярные числа σ которых составляют 90% от общей суммы сингулярных чисел, где K – общее число ненулевых сингулярных чисел матрицы Σ .

2.2. Постановка задачи притока. В данной работе гидродинамический симулятор является «черным ящиком», ввиду чего отсутствуют существенные ограничения, обусловленные выбором симулятора. Для удобства моделирования, ускорения гидродинамических расчетов, а также упрощения процесса построения решения задачи распространения пассивной примеси используется 2D постановка задачи двухфазной фильтрации из симулятора MRST [17].

2.3. Моделирование трассерных исследований. Задача моделирования трассерных исследований в случае пассивной примеси описывается уравнением диффузии [18]:

$$m \partial(SC) / \partial t + \operatorname{div} W_w C = q, \quad (2)$$

где C – концентрация трассерных частиц в объеме, q – дебит трассерных частиц, S_w – водонасыщенность. В настоящей работе считается, что пассивная примесь распространяется только в водной фазе. Значение поля пористости является исходно заданным. Значения полей водонасыщенности и фазовых скоростей формируются по результатам гидродинамического моделирования. Так как в данной задаче трассерные исследования проводятся после расчета гидродинамического симулятора, считается, что приток стационарный, и поля водонасыщенности и фазовых скоростей не зависят от времени.

Для решения уравнения в 2D постановке используется неявная схема с противопоточной аппроксимацией ввиду ее устойчивости [19] и метод контрольных объемов.

2.4. Постановка задачи адаптации. Для адаптации гидродинамической модели на практике используются исторические дебиты (нефть, жидкость) и забойные давления на скважинах. В данной работе кроме результатов дебита нефти будут использоваться результаты трассерных исследований. В качестве неизвестного будет выступать поле пористости, в текущей работе считается, что зависимость проницаемости от пористости имеет линейный вид, что соответствует большинству исследований на месторождениях [20]. Также рассматривается случай неизвестного поля проницаемости при фиксированной пористости.

При рассмотрении задачи адаптации, как задачи оптимизации, необхо-

димо минимизировать значение функционала $\min L(m, u)$, где m – поле притока, u – параметры модели.

В зависимости от оптимизируемого параметра последовательно запускается гидродинамический симулятор и симулятор трассерных исследований, вычисляется невязка по целевым параметрам (дебиты нефти и трассеров). Целевой функционал примет вид

$$L = A \cdot L_1(m, h_1) + \sum_i B_i \cdot L_{2,i}(m, W, S, h_{2,i}), \quad (3)$$

где A, B – весовые коэффициенты, $L_1, L_{2,i}$ – значения невязки результатов для дебита и трассерных исследований, $h_1, h_{2,i}$ – параметры модели, необходимые для расчёта дебита и трассерных исследований, i – количество трассерных исследований.

С ограничениями

$$g(h_1, h_{2,i}, m, W, S) = 0, \quad (4)$$

где g – система уравнений, описывающая задачу притока и трассерных исследований. Слагаемые невязок формируются следующим образом:

$$L_1 = \frac{1}{N_1} \sum_{i=1}^{N_1} \left| (Q^i(m, h_1) - Q_{true}^i) / (\bar{Q}_{true} + Q_{true}^i) \right|,$$

$$L_{2,i} = \frac{1}{N_2} \sum_{j=1}^{N_2} \left| (C_i^j(m, W, S, h_{2,i}) - C_{i,true}^j) / (\bar{C}_{i,true} + C_{i,true}^j) \right|,$$

где Q – расчетный дебит нефти, Q_{true} – исторический дебит нефти, \bar{Q}_{true} – средний исторический дебит нефти, N_1 – число временных шагов, C_i – расчетная концентрация трассера i в добывающей скважине, $C_{i,true}$ – историческая концентрация трассера i в добывающей скважине, $\bar{C}_{i,true}$ – средняя историческая концентрация трассера i в добывающей скважине, N_2 – число временных шагов. Схематично алгоритм решения задачи адаптации изображен на рис. 1.

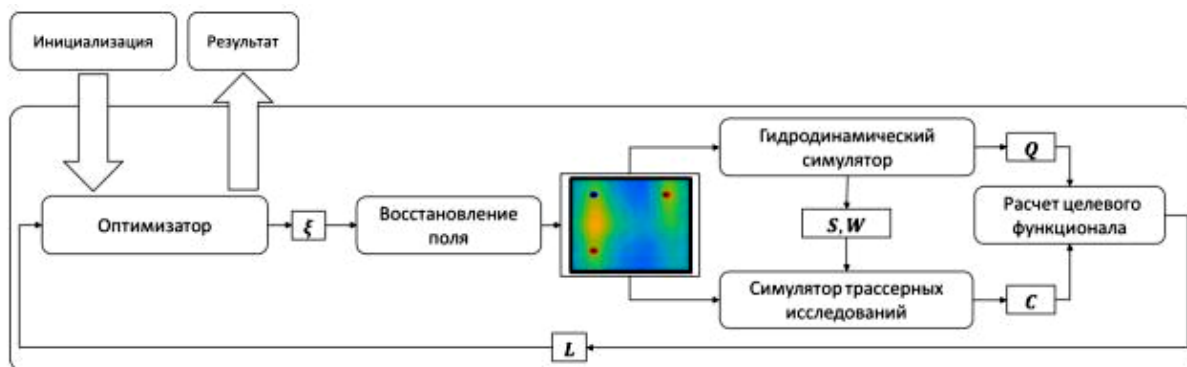


Рис.1. Схематический процесс автоматической адаптации.

2.5. Стохастический алгоритм оптимизации sNES. Оптимизационные алгоритмы, основанные на эволюционных стратегиях, широко используются в различных областях [21], включая и нефтегазовую отрасль [22]. Семейство алгоритмов black-box оптимизации NES (Natural Evolution Strategies) [14] появилось сравнительно недавно. Главная отличительная особенность семейства NES от других алгоритмов, основанных на эволюционных стратегиях, состоит в том, что для поиска минимума целевой функции вычисляется натуральный градиент параметров распределения (в данной работе используется распределение Гаусса), по которому генерируются точки на каждой итерации алгоритма. Параметры выбранного распределения (математическое ожидание и матрица ковариаций) изменяются согласно натуральным градиентам на каждой итерации. В данной работе используется метод sNES – модификация с диагональной ковариационной матрицей. Как будет показано далее, этот выбор оправдан тем, что оптимизируются коэффициенты разложения полей пористости и проницаемости по ортогональному базису, полученному с помощью метода главных компонент.

2.6. Adjoint-метод построения градиента. Для нахождения приближенного значения целевой функции в работе используется формула Тейлора первого порядка. Для ее использования необходимо найти градиент целевого функционала по варьируемым параметрам. В работе использован adjoint-метод для нахождения градиента. Данный способ отличается от широко используемых методов численного вычисления градиента функции, так как опирается не на разностные схемы, а на метод множителей Лагранжа.

Использованы базовые принципы adjoint-метода, описанные в [4]. Adjoint-модель выведена исходя из классической теории вычисления вариаций. Целевая функция с ограничениями (3), (4) может быть переписана в эквивалентной форме (рассматривается только система уравнений прямой задачи):

$$L = \sum_{n=0}^{N-1} L^n(C^{n+1}, m, W, S, h_2, C_{true}) + \lambda^{T0}(C_{initial} - C^0) + \sum_{n=0}^{N-1} \lambda^{T(n+1)} g^n(C^{n+1}, C^n, m, W, S, h_2),$$

где L – уравнения целевого функционала, g – уравнения ограничений, λ^{Tn} – множители Лагранжа. Общее число множителей Лагранжа равно числу динамических переменных системы. Следует отметить, что множители Лагранжа λ^{Tn} зависят от $\lambda^{T(n+1)}$, множитель Лагранжа для последнего контрольного шага должен быть вычислен первым.

В случае если в задаче используется параметризация методом РСА, то производную по параметру ξ можно вычислить по формуле производной сложной функции

$$\frac{dL}{d\xi} = \frac{dL}{du} \frac{du}{d\xi} = \left(\sum_{n=0}^{N-1} \left[\frac{\partial L^n}{\partial u^n} + \lambda^{T(n+1)} \frac{\partial g^n}{\partial u^n} \right] \right) [\Phi][\Sigma], \quad u = W, S, m.$$

Adjoint-система имеет ту же размерность, что и система уравнений прямой задачи, но решается в обратном направлении по времени. При этом она линейна, поэтому время, требуемое на ее решение, меньше, чем время решения нелинейной прямой задачи вне зависимости от числа управляющих параметров.

2.7. Разработка гибридного алгоритма на основе sNES и Adjoint. В случае когда оптимизационную задачу возможно разделить на компоненты и решать каждую из них независимо, целесообразно создание гибридных алгоритмов, сочетающих в себе как градиентные, так и стохастические подходы. Основная цель – временное ускорение процесса адаптации без потери качества. В данной работе использован алгоритм sNES для стохастической оптимизации и adjoint-техника (рис.2).

Данный алгоритм состоит из следующих шагов:

С помощью алгоритма sNES осуществляется семплирование $n-1$ реализаций ξ_1, \dots, ξ_{n-1} . В итерацию добавляется $\xi_n = \bar{\xi}$ – среднее значение по семплированным реализациям. Происходит расчет моделей с использованием гидродинамического симулятора H .

$$Q_i, S_i, W_i = H(\xi_i, h_1), \quad i = 1, \dots, n.$$

На основе гидродинамической модели среднего осуществляется расчет трассерных исследований для данной реализации. Рассчитываются значения целевых функционалов

$$C_n = T(\xi_n, Q_n, S_n, W_n, h_2),$$

$$L_{2,i}^j = L_2^j(C_n) + \frac{\partial L_2^j}{\partial S_n} (S_n - S_i) + \frac{\partial L_2^j}{\partial W_n} (W_n - W_i) + \frac{\partial L_2^j}{\partial m} \frac{dm}{d\xi} (\xi_n - \xi_i)^*, \quad j=1,2; i=1, \dots, n-1,$$

$$L_i = AL_1(Q_i) + \sum_j B^j L_{2,i}^j(C_n, S_n, S_i, W_n, W_i, \xi_n, \xi_i), \quad j=1,2; i=1, \dots, n.$$

* – для случая адаптации поля пористости, где T – симулятор трассерных исследований.

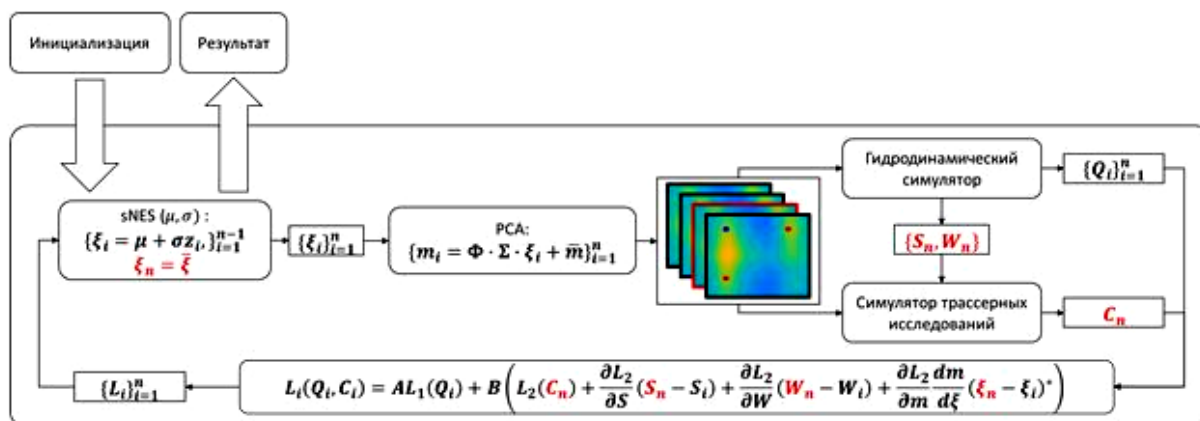


Рис.2. Схема итерации метода sNES+Adjoint.

Реализации сортируются по убыванию значений целевого функционала. После этого происходит изменение математического ожидания и дисперсии в соответствии с алгоритмом sNES. Для нового математического ожидания происходит расчет целевого функционала. Результат сравнивается с критерием останова. Далее происходит переход на следующую итерацию алгоритма или завершение процесса оптимизации.

В результате для реализаций итерации значение целевого функционала

$$L(Q_i, C_i) = AL_1(Q_i) + BL_2(C_i), \quad i = 1, \dots, n,$$

заменяется на значение

$$L(Q_i, C_i) = AL_1(Q_i) + B(L_2(C_n) + \frac{\partial L_2}{\partial S_n} (S_i - S_n) + \frac{\partial L_2}{\partial W_n} (W_i - W_n) + \frac{\partial L_2}{\partial m} \frac{dm}{d\xi} (\xi_n - \xi_i)^*),$$

$$i = 1, \dots, n - 1.$$

Далее будет рассмотрен вычислительный выигрыш при использовании описанного алгоритма. Для проведения одной итерации алгоритма sNES необходимо провести $N+1$ запусков гидродинамического симулятора и $K(N+1)$ запусков трассерных исследований. N – количество частиц на одной итерации алгоритма sNES, K – количество трассеров в системе.

Для проведения одной итерации алгоритма sNES+Adjoint необходимо провести $N+1$ запуск гидродинамического симулятора. При этом один из этих запусков будет осуществлен для средней точки. Один запуск трассерных исследований производится для расчета целевой функции и adjoint-градиента средней точки, второй запуск производится для расчета результата итерации. Выигрыш во времени, приобретаемый от использования метода adjoint в составе алгоритма sNES,

$$\Delta T = T_{TR}KN - T_{TR+Adj}K,$$

где T_{TR} – среднее время работы симулятора трассерных исследований для просчета модели, T_{TR+Adj} – среднее время работы симулятора трассерных исследований для расчета модели и построения adjoint-градиента.

Данное выражение также можно использовать как критерий для выбора расчетного алгоритма.

Наличие приближенного вычисления целевой функции накладывает ограничения на корректность применения алгоритма. По мере отдаления точки итерации от средней точки возрастает неточность аппроксимации, что в конечном итоге приводит к вычислению ошибочного градиента. Для преодоления данного ограничения используется переключение между режимами расчета натурального градиента целевой функции. Переключение между алгоритмами sNES и sNES+Adjoint осуществляется по критерию возрастания целевого функционала. При увеличении целевого функционала в течение k итераций алгоритма sNES+Adjoint происходит переключение на расчет с помощью алгоритма sNES. При уменьшении целевого функционала в течение m итераций происходит обратный переход на вычисление с помощью алгоритма sNES+Adjoint. Начальный способ вычисления целевого функционала, а также коэффициенты k и m являются параметрами алгоритма. Данный алгоритм в работе назван «sNES+Adjoint+», начальным способом вычисления является sNES, $k=5$, $m=3$.

3. Результаты

Для проверки эффективности разработанного алгоритма, далее рассмотрены две задачи совместной адаптации. Первая задача – адаптация поля проницаемости при постоянном поле пористости. Вторая задача – адаптация поля пористости при известной корреляции между полем пористости и полем проницаемости.

3.1. Адаптация поля проницаемости. Для проверки гипотезы об эффективности разработанного алгоритма рассматривается задача адаптации множителя на поле проницаемости. Поле пористости в этом случае считается константным. Корреляция между полем проницаемости и полем пористости известна. Время, затрачиваемое на расчет задачи трассерных исследований, сопоставимо со временем работы симулятора. Далее вводится понятие условного вызова симулятора. Будет рассматриваться зависимость целевого функционала от количества затраченных вызовов симуляторов.

Для нулевой начальной точки получена зависимость, показанная на рис.3. На графике приведены осредненные кривые падения целевого функционала от количества условных вызовов. Для каждого алгоритма производилось 5 запусков процесса автоматизированной адаптации с нулевой начальной точ-

ки. Яркими кривыми изображены осредненные по запускам кривые падения функционала, более бледными – минимальные и максимальные кривые падения.

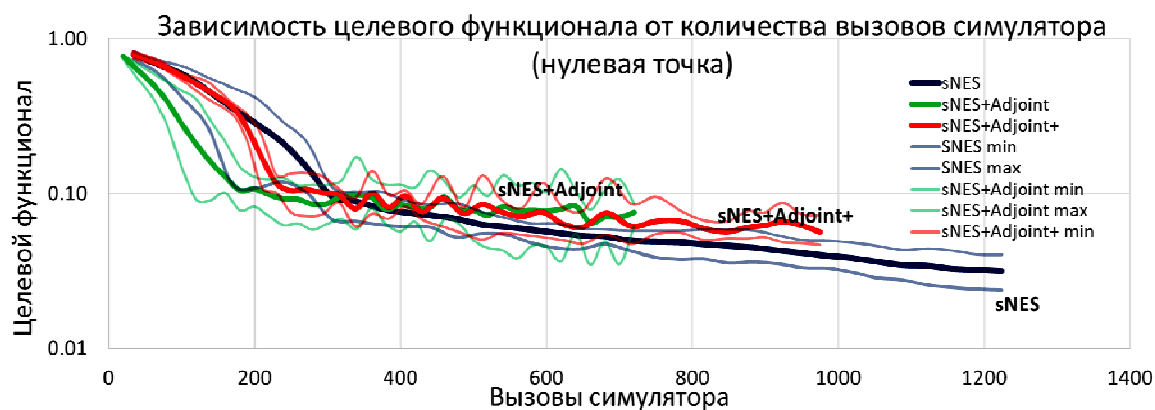


Рис.3. Задача адаптации пористости. Зависимость целевого функционала от количества вызовов симулятора. Нулевое математическое ожидание.

Из данного графика видно, что применение алгоритма sNES+Adjoint позволяет значительно быстрее снизить значение целевого функционала и приблизиться к локальному минимуму. В частности, значение 0.1 в среднем достигалось примерно на 200-м шаге итерации, по сравнению с 300-м шагом для алгоритма sNES. Однако после этого использование приближенных вычислений не дает возможности для снижения целевого функционала и алгоритм sNES оказывается более эффективным. Алгоритм sNES+Adjoint+ не дал ожидаемого результата.

В задачах адаптации также важна и вариативность адаптированных моделей, поскольку прогноз на идентичных моделях может привести к неправильной оценке целевых показателей скважин.

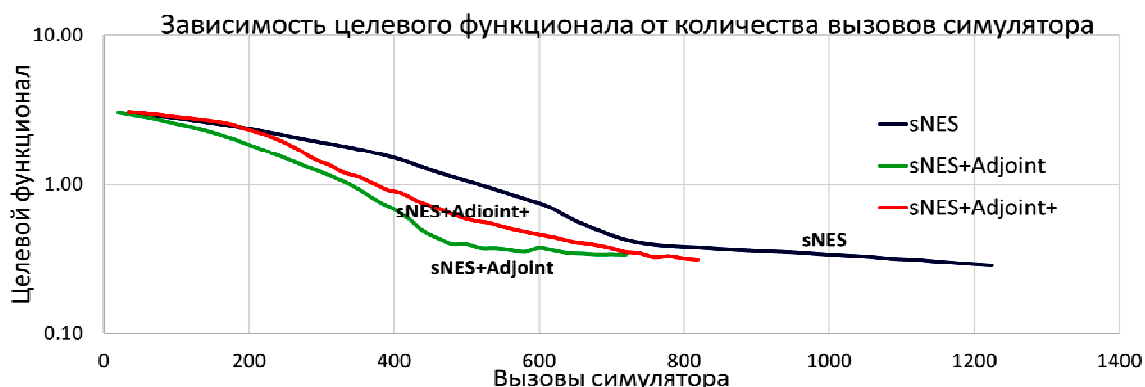


Рис.4. Зависимость усредненного по всем экспериментам значения целевой функции от количества запусков симулятора.

Целью адаптации может быть получение нескольких моделей, сравнимых по качеству адаптации. Для предотвращения нахождения одного и того же локального минимума в работе кроме точки с нулевым математическим

ожиданием используются также и случайные инициализации начальной точки.

На рис.4 представлены графики усредненных значений целевого функционала в зависимости от количества вызовов симуляторов. Усреднение проводилось для трёх случайных значений математического ожидания, по 5 запусков процесса автоматизированной адаптации.

На рис.5 приведен пример результата работы симуляторов на начальной, адаптированной и эталонных моделях.

Из данных графиков следует, что в среднем алгоритмы sNES+Adjoint и sNES+Adjoint+ более эффективно находят локальный минимум по сравнению с sNES. А именно для получения сопоставимого результата необходимо значительно меньшее количество вызовов симулятора.

Результаты экспериментов показали, что при старте с модели, близкой к оптимальному значению (случай хорошей априорной модели), использование разработанных оптимизационных алгоритмов оправдано лишь на начальном этапе оптимизации. При приближении к локальному оптимуму использование аппроксимаций для целевой функции L_2 , описывающей отклонение дебита трассеров от исторических значений, становится неэффективным.

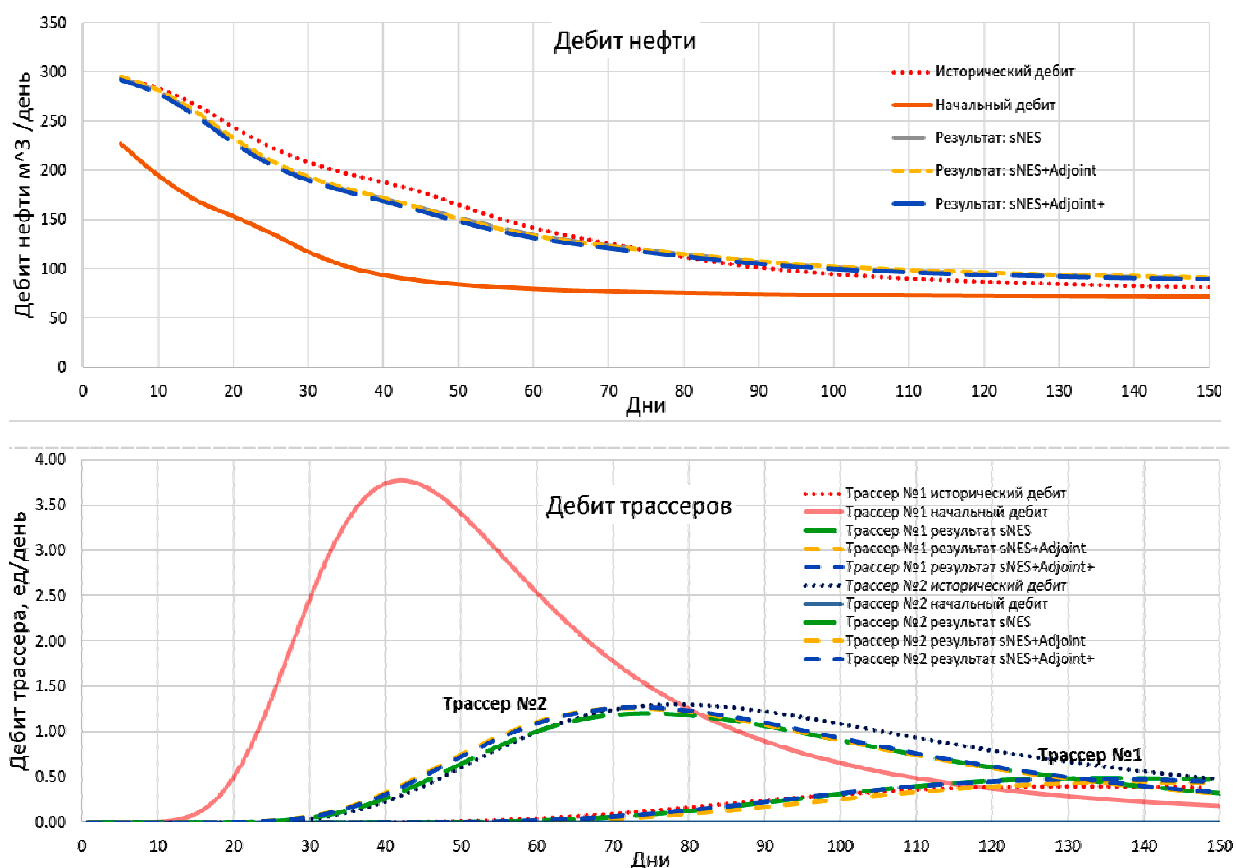


Рис.5. Сравнительные результаты начальных и результирующих дебитов трассеров и нефти для одного из запусков алгоритмов адаптации со случайной точки.

В случае неудачного подбора априорной модели использование алгоритмов с аппроксимацией позволяет значительно снизить вычислительные затраты.

3.2. Адаптация поля пористости. Далее будет описана применимость данного алгоритма для адаптации поля пористости. В отличие от адаптации поля проницаемости, adjoint-градиент трассерных исследований строится не только для водонасыщенности и фазовых скоростей, но и для поля пористости, так как оно напрямую входит в уравнение распространения пассивной примеси. Для данной задачи была проведена адаптация со стартом в случайной точке. На рис.6 представлен усредненный по нескольким запускам график целевой функции. Можно отметить влияние ограничительного правила sNES+Adjoint+ на поведение целевой функции. Переход с приближенного расчета целевого функционала на точный сменяет тенденцию к росту целевой функции обратно к уменьшению, чего не происходит с алгоритмом sNES+Adjoint. Эксперимент проводился для сложности white box симулятора, сопоставимой со сложностью black box симулятора. При увеличении сложности white box выигрыш становится все более заметным.

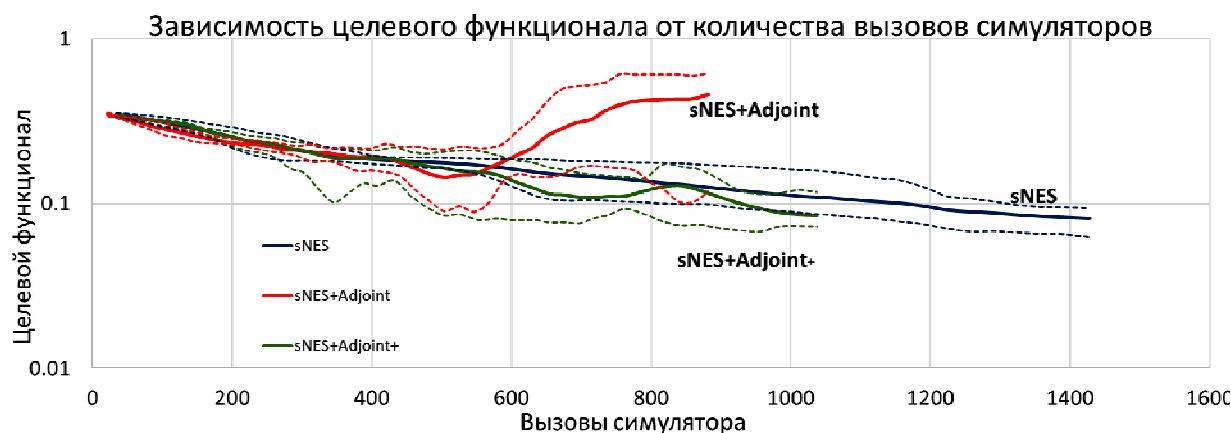


Рис.6. Адаптация поля пористости.

4. Выводы

Представлен гибридный алгоритм на основе sNES и Adjoint для решения задач автоматизированной адаптации гидродинамических моделей, в котором целевой функционал состоит из нескольких слагаемых, а для расчета используются различные симуляторы. Для иллюстрации представленного подхода используется black-box гидродинамический симулятор и собственный симулятор расчета трассерных исследований. За счет использования техники Adjoint для white-box симулятора удается получить градиент от соответствующего слагаемого ЦФ по целевым переменным, этот градиент используется при стохастической оптимизации с помощью алгоритма sNES.

Показано, что в задачах, где вычислительная сложность white-box симулятора велика и априорное значение искомого поля не слишком близко к истинному, предложенный подход позволяет ускорить процесс адаптации. При этом алгоритм носит общий характер и сфера его применения не ограничена трассерными исследованиями и автоматической адаптацией гидродинамических моделей. Дальнейшим развитием данной работы является использование для процессов адаптации более сложных симуляторов, а также проверка устойчивости предложенного алгоритма.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. *Gerritsen Margot G. and Durlofsky Louis J.* Modeling fluid flow in oil reservoirs // *Ann. Rev. Fluid Mech.*, 2005, v.37, p.211-238.
2. *Vadicharla G., Sharma P.* Optimization Techniques for History Matching and Production Forecasting // *Internat. J. of Recent Technology and Engineering (IJRTE)*, 2019, v.8(4).
3. *Liang Baosheng.* An Ensemble Kalman Filter Module for Automatic History Matching // *The University of Texas at Austin.*, 2007.
4. *Sarma P., Durlofsky L.J., Aziz K., Chen W.H.* Efficient real-time reservoir management using adjoint-based optimal control and model updating // *Computational Geosciences*, 2006, т.10, № 1, с.3-36.
5. *Kadyrova A., Khlyupin A.* Application of adjoint-based optimal control to gas reservoir with a memory effect // *ECMOR XVI-16th European Conf. on the Mathematics of Oil Recovery.* – European Association of Geoscientists & Engineers, 2018, v. 2018, №. 1, p.1-13.
6. *Li Guohua Gao Gaoming, Reynolds Albert Coburn.* A Stochastic Optimization Algorithm for Automatic History Matching // *SPE annual technical conference and exhibition.* – Society of Petroleum Engineers, 2004.
7. *Sousa S., Maschio C. and Schiozer D.* Scatter Search Metaheuristic Applied to the History-Matching Problem // *SPE Ann. Technical Conf. & Exhibition / Soc. of Petrol. Eng.*, 2007.
8. *Kathrada M.* Uncertainty Evaluation of Reservoir Simulation Models Using Particle Swarms and Hierarchical Clustering / Degree of Doctor of Philosophy Institute of Petroleum Engineering Heriot-Watt University, 2009.
9. *Farhang J., Fatemeh R.* Oil Production Optimization in Petroleum Reservoirs by Ant Algorithm // *Chemical Product and Process Modeling*, 2008, v.3, № 1.
10. *Chithra Chakra N.C., Saraf Deoki N.* History matching of petroleum reservoirs employing adaptive genetic algorithm // *J. of Petroleum Exp. & Prod. Technology*, 2016, v.6, № 4, p.653-674.
11. *Sayyafzadeh M., Koochak R., Barley M.* Accelerating CMA-ES In History Matching Problems Using An Ensemble Of Surrogates With Generation-Based Management // *ECMOR XVI-16th European Conf. on the Mathematics of Oil Recovery.* – European Association of Geoscientists & Engineers, 2018, v.2018, № 1, p.1-15.
12. *Van Essen G.M., Conn A., Sippe G.D., Horesh L., Jimenez E., Przybysz-jarnut J.K. & Van den Hoek P.J.* Adjoint-based History-matching of Production and Time-lapse Seismic Data // *SPE Europe/EAGE Annual Conference.* Society of Petroleum Engineers, 2012.
13. *Ali E., Chatzichristos C., Aurdal T., Muller J.* Tracer Simulation to Improve the Reservoir

- Model in the Snorre Field // Int. Oil & Gas Conf. & Exh. in China. Soc. of Petrol. Eng., 2000.
14. *Wierstra D., Schaul T., Glasmachers T., Sun Yi, Peters J., Schmidhuber J.* Natural Evolution Strategies // The J. of Machine Learning Res., 2014, v.15, № 1, p.949-980.
 15. *Liu Y., Li J., Sun S., Yu B.* Advances in Gaussian random field generation: a review // Computational Geosciences, 2019, p.1-37.
 16. *Sun W., Durlofsky L.J.* A New Data-Space Inversion Procedure for Efficient Uncertainty Quantification in Subsurface Flow Problems // Math. Geosciences, 2017, v.49, № 6, p.679-715.
 17. *Lie K.-A.* User Guide to the MATLAB Reservoir Simulation Toolbox (MRST). Cambridge University Press, 2019.
 18. *Birdsell K.H., Brown L.F., Norris A.E., Cederberg G.A., Travis B.J. & Stringer P.G.* Modeling tracer diffusion in fractured and unfractured, unsaturated, porous media // Journal of contaminant hydrology, 1988, v.3, № 2-4, p.145-170.
 19. *Петрушев А.С.* Разностные схемы и их анализ. – М.: МФТИ, 2004, 89 с.
Petrusev A.C. Raznostnye skhemy i ikh analiz. – М.: MFTI, 2004, 89 s.
 20. *Дияшев Р.Н., Асклу А., Ахметов В.Н.* Дифференциация терригенных коллекторов с использованием индекса перколяции для последующей корреляции их фильтрационных свойств // Георесурсы, 2000, №2 (3).
Diiashev R.N., Asklu A., Akhmetov V.N. Differentiatsiya terrigennyh kollektorov s ispolzovaniem indeksa perkolyatsii dlya posleduyushey korrelyatsii ikh-filtratsionnykh svoistv // Georesursy, 2000, №2 (3).
 21. *Slowik A., Kwasnicka H.* Evolutionary algorithms and their applications to engineering problems // Neural Computing and Applications, 2020, p.1-17.
 22. *Li B., Bhark E.W., Gross S.J., Billiter T.C. & Dehghani K.* Best Practices of Assisted History Matching Using Design of Experiments // SPE J., 2019, v.24, № 4, p.1435-1451.

Поступила в редакцию 15.12.2020
После доработки 15.12.2020
Принята к публикации 19.04.2021