

Метод определения состава пластового газа на основе данных газоконденсатного исследования скважины и оптимизационных алгоритмов

Б.Н. Старовойтова^{1,2*}, Б.Х. Имомназаров^{1,2}, А.Н. Байкин^{1,2}

¹Новосибирский государственный университет, Новосибирск, Россия

²Институт гидродинамики им. М.А. Лаврентьева СО РАН, Новосибирск, Россия

В данной работе предлагается подход с использованием методов оптимизации для определения фактического компонентного состава флюида газоконденсатного месторождения в условиях, когда получение репрезентативных пластовых проб затруднено. Метод включает гидродинамическое моделирование газоконденсатного исследования (ГКИ) скважины, результаты лабораторного анализа нерепрезентативных «обедненных» проб и промысловые данные, включая газоконденсатный фактор (ГКФ). Предполагается, что состав пластового флюида представляет собой линейную комбинацию «бедного» газа и равновесного ему конденсата. Коэффициент пропорциональности (смешивания) получается путем минимизации невязки между наблюдаемыми и расчетными значениями ГКФ, полученными в результате моделирования ГКИ с помощью tNavigator. Рассматриваются два варианта: 1) скалярный параметр, соответствующий смешиванию равновесного газа и конденсата; 2) векторный параметр смешивания, позволяющий выполнять покомпонентную настройку для повышения точности. Для векторного параметра смешивания проводится проверка на соответствие гамма-распределению полученных долей тяжелых компонентов относительно их молекулярной массы. Предложенный подход проверен на синтетическом случае, когда известен фактический состав пластового флюида. Для детальной 34-компонентной PVT-модели «бедной» пробы использование скалярного параметра смешивания позволяет воспроизводить такие ключевые PVT-свойства, как давление начала конденсации и кривую выпадения конденсата, полученных в ходе моделирования CVD эксперимента. Для моделей флюида с уменьшенным количеством компонентов для достижения сопоставимой точности требуется применение векторного параметра смешивания. Для оценки устойчивости к неопределенностям в полевых данных в фактические данные ГКФ вносится гауссовский шум. Численные эксперименты подтверждают надёжность предлагаемого метода, если погрешность зашумлённых данных не превышает 10% относительно фактического ГКФ.

Ключевые слова: газоконденсатная залежь, состав пластового флюида, газоконденсатные исследования скважин, бедная проба, численная оптимизация, NOMAD, PSO, DE

Для цитирования: Старовойтова Б.Н., Имомназаров Б.Х., Байкин А.Н. (2026). Метод определения состава пластового газа на основе данных газоконденсатного исследования скважины и оптимизационных алгоритмов. *Георесурсы*, 28(2), с. 186–198. <https://doi.org/10.18599/grs.2026.2.3>

Введение

На ранних стадиях разработки газоконденсатных месторождений проводятся газоконденсатные исследования (ГКИ) скважин, направленные на оценку их продуктивности, прогнозирование уровня добычи газа и конденсата, а также обоснование экономического потенциала.

Важной частью этих скважинных испытаний являются лабораторные исследования проб добываемых флюидов

(т.е. конденсата и газа) для определения их состава и таких термодинамических PVT-свойств, как Z-фактор, давление начала конденсации, вязкость газа и т.д. В работе (Osfour, Azin, 2015) рассматриваются основные проблемы, которые возникают при отборе проб и последующей рекомбинации лабораторного газа и конденсата.

Для получения представительной пробы флюида депрессия не должна быть чрезмерной, и в то же время скорость газа должна быть достаточно высокой, чтобы выносить жидкость с забоя скважины и избегать ее самоглушения (API recommended practice for sampling..., 2003; Инструкция по комплексным исследованиям..., 2011).

Однако в низкопроницаемых коллекторах, богатых конденсатом, одновременное выполнение этих условий затруднительно, а зачастую и невозможно. В таких

* Ответственный автор: Ботагоз Николаевна Старовойтова
e-mail: b.starovoitova@nsu.ru

© 2026 Коллектив авторов

Статья находится в открытом доступе и распространяется в соответствии с лицензией Creative Commons Attribution (CC BY) License (<https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>).

случаях отбор пластовых флюидов осуществляется при высокой депрессии, что приводит к обеднению проб из-за потери тяжёлых компонентов в пласте или на забое скважины. Следует отметить, что термодинамические свойства пластовых флюидов напрямую зависят от молярных долей и молекулярной массы тяжёлых компонентов (Elsharkawy, 2002).

Таким образом, обедненная проба не является представительной и не проявляет те же PVT-свойства, что и фактический пластовый флюид. Выходом из этой ситуации может быть подход, при котором обедненная проба насыщается тяжелыми компонентами до получения фактического состава пластового флюида. В работах (Брусилковский, Ющенко, 2016; Promzelev et al., 2018) представлены численные методы восстановления фактических составов пластового флюида. В этих исследованиях фактическое (истинное) давление начало конденсации (P_{dew}) предполагается равным пластовому давлению. Сначала создается PVT-модель исходного газа путем калибровки уравнения состояния (EoS) по лабораторным данным образца обедненной пробы флюида. Затем с помощью этой PVT-модели можно найти равновесные составы газа и конденсата при начальном P_{dew} и смешивать их до достижения желаемого P_{dew} . Однако ни один из этих методов не учитывает процессы фильтрации в пласте или фактические данные проведенных ГКИ скважин. Следует также отметить, что данные методы не могут быть применены к недонасыщенным газоконденсатным пластам, где P_{dew} пластового флюида не равно пластовому давлению.

В работе (Гимазов и др., 2024) авторы используют подход, при котором состав пластового флюида выбирается путём сравнения фактических данных ГКИ (дебитов газа и конденсата, газоконденсатного фактора – ГКФ) с результатами гидродинамического моделирования ГКИ. Отметим, что численное гидродинамическое моделирование в настоящее время считается надёжным для описания разработки различных типов коллекторов при условии, что все необходимые данные имеют достаточную точность. Зная состав пластового флюида, математическую модель можно использовать для прогнозирования дебитов скважин на любой момент времени. Следовательно, если результаты гидродинамического моделирования соответствуют фактическим данным для определённого состава флюида, мы можем принять этот состав в качестве фактического.

В (Гимазов и др., 2024) набор состав-кандидатов предварительно генерируется путем смешивания газа и равновесного конденсата в различных пропорциях. Затем один из составов выбирается на основе наименьшего расхождения между фактическими и расчетными данными по добыче. Кроме того, проводится анализ чувствительности для оценки влияния неопределенностей ключевых параметров гидродинамической модели на выбор приемлемого состава флюида. Результаты показывают, что выбор состава флюида на основе расхождений ГКФ наименее чувствителен к вариациям параметров гидродинамической модели. Напротив, выбор состава флюида по расхождениям в дебитах газа или конденсата сильно зависит от полудлины трещины гидроразрыва, параметра песчаности, пластовой, температуры и двух

параметров относительной проницаемости: минимальной водонасыщенности и относительной проницаемости по газу при остаточной насыщенности конденсатом.

Главным недостатком этого подхода является то, что конечный набор возможных составов ограничивает возможное давление начало конденсации пластового флюида.

Целью настоящей работы является обобщение подхода, предложенного в работе (Гимазов и др., 2024). Предлагается искать подходящий состав флюида как решение задачи оптимизации, не создавая предварительно возможные варианты составов. В качестве целевой функции, подлежащей минимизации, мы рассматриваем расхождение между расчетным и некоторым эталонным или измеренным значением ГКФ.

Задача оптимизации в работе решается с использованием таких популярных методов, как NOMAD (Nonlinear Optimization by Mesh Adaptive Direct Search – нелинейная оптимизация с использованием адаптивного прямого поиска сеток), (Particle Swarm Optimization – метод роя частиц), DE (Differential Evolution – дифференциальная эволюция) и простой алгоритм локального поиска (Local Search – LS). Для гидродинамического моделирования испытания скважин используется отраслевой симулятор tNavigator (tNavigator, 2023) по академической лицензии.

Отметим, что лабораторные составы флюидов обычно содержат 30–50 различных компонентов, однако при композиционном моделировании пластов часто используют PVT-модели с сокращенным числом компонентов (lumped) для оптимизации вычислительных затрат. Схемы, которые задают правило объединения нескольких компонентов в одну псевдокомпоненту, должны сохранять термодинамическое поведение флюида – это является ключевым требованием, которое должно подтверждаться сравнительными PVT-тестами. В данном исследовании предлагаемый подход применяется как для детальных составов, так и для их сжатых (сокращенных) версий с различным количеством псевдокомпонентов.

Материалы и методы

В настоящей работе моделируется газоконденсатное исследование (ГКИ) скважины, проводимое в низкопроницаемом газоконденсатном пласте. Кроме того, план испытаний включает частые измерения дебитов газа и конденсата, что позволяет точно рассчитать профиль ГКФ.

В процессе ГКИ скважины пробы пластового флюида отбираются в условиях высокой депрессии. Предполагается, что лабораторные анализы этих проб и последующая калибровка уравнения состояния (EoS) на результаты лабораторных экспериментов позволяют создать настроенную PVT-модель. Однако при отклонении условий отбора от рекомендуемых протоколом, полученные пробы являются более бедными (содержат меньше конденсата) по сравнению с фактическим пластовым флюидом. Это приводит к тому, что построенная PVT-модель не полностью отражает фактические свойства пластового флюида.

Согласно (Гимазов и др., 2024), для определения фактического состава пластового флюида необходимо найти такой состав, который минимизирует расхождение между фактическим и модельным ГКФ.

Определение состава пластового флюида только на основе данных о притоке скважины без каких-либо физических ограничений на пространство допустимых решений, как правило, является сложной задачей, поскольку различные составы могут давать схожие расходы газа и конденсата.

Следуя (Promzelev et al., 2018; Брусиловский, Ющенко, 2016), мы предполагаем, что любые допустимые составы пластового флюида могут быть получены смешением равновесных газа и конденсата. Математически мольная доля k -го компонента в смеси Z_k^m , определяется следующим образом:

$$Z_k^m = \frac{Y_k^g + \alpha X_k^f}{\sum_{i=1}^N Y_i^g + \alpha X_i^f},$$

$$\sum_{i=1}^N Y_i^g = \sum_{i=1}^N X_i^f = \sum_{i=1}^N Z_i^m = 1, 0 \leq \alpha \leq 1, \quad (1)$$

где Y_k^g и X_k^f – мольные доли k -го компонента в равновесных газовой и конденсатной фазах соответственно; N – общее число компонентов, α – параметр смешивания, представляющий собой количество (в молях) конденсата, добавленного к одному молю газа. В соотношении (1) предполагается, что реальный состав газа и обеднённая проба состоят из одних и тех же компонентов с одинаковыми свойствами.

Мы также рассматриваем более общий подход, при котором к равновесному газу добавляются чистые вещества, соответствующие каждому компоненту, по отдельности, а не их смесь (конденсат). В этом случае мольная доля каждого компонента в смеси регулируется независимо и имеет своё значение. Таким образом, параметр смешивания становится N -мерным вектором $\alpha = (\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_N)$, а соотношение (1) принимает следующий вид:

$$Z_k^m = \frac{Y_k^g + \alpha_k X_k^f}{\sum_{i=1}^N Y_i^g + \alpha_i X_i^f},$$

$$\sum_{i=1}^N Y_i^g = \sum_{i=1}^N X_i^f = \sum_{i=1}^N Z_i^m = 1, 0 \leq \alpha_k \leq 1. \quad (2)$$

Для обеспечения физической согласованности состава, полученного по формуле (2), молекулярно-массовое распределение фракции C_7+ (компонентов с карбоновым числом ≥ 7) должно соответствовать гамма-распределению (Whitson, 1983), для которого экспоненциальное распределение является частным случаем. Это ограничение обеспечивается добавлением штрафного члена к целевой функции. Величина этого штрафа пропорциональна отклонению от теоретического гамма-распределения, которое количественно оценивается с помощью метрики R^2 . Для принятия состава требуется значение R^2 не менее 0,98.

Кроме того, поскольку мы рассматриваем метансодержащие газовые конденсаты, составы флюидов с низким содержанием метана исключаются из рассмотрения с помощью метода штрафа. Штраф в размере 10^6 применяется, если мольная доля метана Z_{C1}^m для какого-либо состава флюида меньше или равна пороговому значению 0,6.

Расхождение между фактическим и расчетным ГКФ оценивается с использованием относительной средней квадратической ошибки:

$$\text{rMSE} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n g \left(\frac{\text{GCR}_i - \text{GCR}_i^*}{\text{GCR}_i^*} \right)^2,$$

где n – количество временных шагов, GCR_i и GCR_i^* – расчетные и фактические значения ГКФ на i -м временном шаге соответственно; $g = 100$ – весовой коэффициент.

Задача определения фактического состава пластового флюида формулируется следующим образом:

Find α (or α), $0 \leq \alpha \leq 0.5$ ($\forall k: 0 \leq \alpha_k \leq 0.5$):

Objective function $\rightarrow \min$ (3)

где

$$\text{Objective function} = \begin{cases} \text{rMSE} + B \cdot |R^2 - 0.98|, & \text{if } Z_{C1}^m > 0.6, \\ \text{rMSE} + B \cdot |R^2 - 0.98| + 10^6, & \text{otherwise.} \end{cases} \quad (4)$$

Здесь R^2 представляет отклонение от теоретического гамма-распределения, $B \geq 0$ – весовой коэффициент. Если параметр смешивания α является скаляром, то B равен 0, поскольку линейная комбинация двух гамма-распределений остаётся гамма-распределением, что делает регуляризацию ненужной. Для векторного α значение B принимается равным 10^4 .

Верхнее ограничение на параметр оптимизации α в уравнении (3) исключает случаи, когда полученный состав флюида типичен для нефти, а не для газоконденсата.

В данной работе мы рассматриваем только синтетический случай, в котором известны составы как фактического пластового флюида, так и обеднённой пробы. Фактические данные в этом случае генерируются путём моделирования ГКИ для заданного фактического состава пластового флюида. Целевая функция (4) для каждого возможного состава флюида рассчитывается с помощью tNavigator.

После определения параметра смешивания соответствующий состав пластового флюида определяется по формулам (1) или (2). Для оценки качества полученного состава флюида его прогнозируемое значение P_{dew} , кривая выпадения конденсата, Z -фактор и вязкость газа по результатам моделирования эксперимента на истощение при постоянном объёме (CVD) сравниваются с фактическими данными. При этом используют среднюю абсолютную процентную погрешность, определяемую как

$$\text{MAPE} = 100\% \cdot \frac{1}{N'} \sum_{i=1, Y_{\text{actual},i} \neq 0}^{N'} \left| \frac{Y_{\text{actual},i} - Y_{\text{model},i}}{Y_{\text{actual},i}} \right|$$

где $Y_{\text{actual},i}$ и $Y_{\text{model},i}$ – это эталонные и расчетные значения в точке i соответственно, а N' – количество точек с $Y_{\text{actual},i} \neq 0$.

Состав жидкости

В работе мы берем в качестве обеднённой пробы пластового флюида 34-компонентную модель бедного газового конденсата (LGC) с $P_{\text{dew}} = 22,575$ МПа из (Alavian et al., 2014; Hoffmann, 2019). LGC содержит 9 «легких» компонентов, включая два неуглеводородных соединения (N_2 и CO_2) и традиционные изомеры бутана (iC_4 , nC_4) и пентана (iC_5 , nC_5). Более тяжелые фракции представлены группами с карбоновым числом (SCN) в диапазоне от C_6 до C_{30} . Для описания газового конденсата используется уравнение состояния Пенга-Робинсона вместе с корреляцией вязкости Лоренца-Брея-Кларка. Следуя (Alavian et al., 2014; Hoffmann, 2019), температура жидкости принимается равной 93,33 °С. Эта детальная модель LGC

обозначается как EoS 34 Lean, и предполагается, что она с хорошей точностью отражает лабораторные данные.

Добавляя 0,23 моля равновесного конденсата на 1 моль LGC, создаётся модель богатого газового конденсата (RGC) с $P_{\text{dew}} = 29,253$ МПа. Эта модель RGC называется EoS 34 Rich и рассматривается в качестве реального состава пластового флюида.

Кроме детальной (полной) модели EoS 34 Lean мы рассматриваем четыре модели EoS с уменьшенным количеством компонентов: 15, 12, 9 и 6. Правила объединения и P_{dew} этих сокращённых моделей приведены в таблице 1, где EoS 9A и EoS 9B получены с помощью различных схем объединения.

Процедура объединения данных и численное моделирование экспериментов CVD проводится с использованием модуля PVT-designer tNavigator. Следует обратить внимание, что модели EoS 15, EoS 9A и EoS 6 используют оптимальные правила объединения из работы (Hoffmann, 2019). Все сокращённые модели (табл. 1) точно предсказывают результаты CVD-теста по сравнению с детальной моделью EoS 34 Lean (рис. 1, а-с) и соответствуют гамма-распределению для тяжёлых фракций (рис. 1d), где точки представляют заданные молярные доли, а пунктирные

линии – теоретические распределения. Для сжатых моделей тяжёлые фракции начинаются с первого компонента, содержащего C_7 компоненту: с компоненты C_7-C_{10} , C_7+C_8 , C_7-C_9 для EoS 15, EoS 12 и EoS 9B соответственно, и iC_4-C_7 для EoS 9A и EoS 6.

Моделирование пласта

Гидродинамическая модель пласта представлена в виде одного горизонтального однородного слоя горных пород размером $4000 \times 4000 \times 25$ м вдоль осей Ox , Oy и Oz соответственно. Она включает центрально расположенную горизонтальную добывающую скважину с шестью поперечными, равномерно расположенными плоскими трещинами гидроразрыва. Параметры пласта и трещин приведены в таблице 2.

Мы считаем, что двухфазный поток (газ и конденсат) как в пласте, так и в трещинах изотермический и подчиняется закону Дарси. Вода представлена только как остаточная фаза. Относительные фазовые проницаемости (ОФП) для систем газ-конденсат и вода-конденсат моделируются корреляциями Кори. Для простоты капиллярные давления не учитываются. Кроме того, минимальная насыщенность конденсатом (S_{ol}), минимальная (S_{gl}) и критическая

EoS model	Lumping Schema	P_{dew} , MPa
EoS 15	$N_2, CO_2, C_1, C_2, C_3, iC_4, nC_4, iC_5, nC_5, C_6, C_7-C_{10}, C_{11}-C_{15}, C_{16}-C_{21}, C_{22}-C_{29}, C_{30}$	22.416
EoS 12	$C_1+N_2, C_2+CO_2+C_3, iC_4+nC_4, iC_5+nC_5+C_6, C_7+C_8, C_9+C_{10}, C_{11}-C_{12}, C_{13}-C_{15}, C_{16}-C_{19}, C_{20}-C_{24}, C_{25}-C_{29}, C_{30}$	21.482
EoS 9A	$N_2, CO_2, C_1, C_2+C_3, iC_4-C_7, C_8-C_{10}, C_{11}-C_{15}, C_{16}-C_{25}, C_{26}-C_{30}$	21.658
EoS 9B	$C_1+N_2, C_2+CO_2+C_3, iC_4+nC_4, iC_5+nC_5+C_6, C_7-C_9, C_{10}-C_{15}, C_{16}-C_{23}, C_{24}-C_{29}, C_{30}$	22.035
EoS 6	$C_1+N_2, C_2+CO_2+C_3, iC_4-C_7, C_8-C_{13}, C_{14}-C_{23}, C_{24}-C_{30}$	21.522

Табл. 1. Модели с сокращённым числом компонентов, их схемы объединения и давления начала конденсации

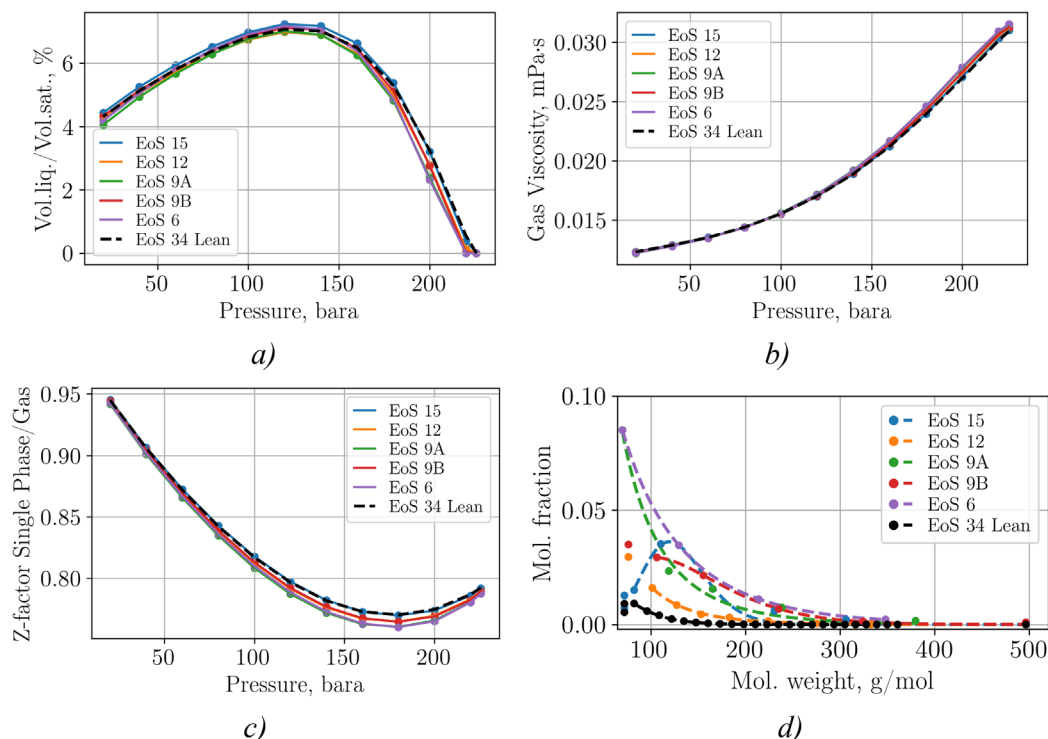


Рис. 1. Результаты моделирования CVD эксперимента для детальной и сокращённых моделей: а) кривая выпадения конденсата; б) вязкость газа; в) Z-фактор; д) гамма-распределение. Точками показаны молярные доли, пунктирной линией – теоретическое распределение.

(S_{gcr}) газонасыщенности предполагаются равными нулю. Остаточная водонасыщенность S_{wr} равна 0,2, поэтому максимальная газонасыщенность находится как $S_{gl} = 1 - S_{wr} = 0,8$. Чтобы обеспечить неподвижность воды на протяжении всего испытания скважины, мы устанавливаем критическую водонасыщенность S_{wcr} равной 0,25, а конечную точку ОФП воды (k_{rwr}) при минимальных насыщениях конденсата и газа (S_{ol} и S_{gl}) равной 0,001. Критическая конденсатонасыщенность для системы вода-конденсат равна 0,3, а ОФП конденсата при остаточной водонасыщенности и минимальной газонасыщенности равна 1. ОФП для газоконденсатной системы определяются следующим образом:

$$k_{rg} = 0.5 \left(\frac{S_g}{1 - S_{wcr}} \right)^2, \quad k_{rog} = \left(\frac{1 - S_g}{1 - S_{wcr} - S_{ogcr}} \right)^2,$$

где k_{rg} , k_{rog} обозначают ОФП для газа и конденсата соответственно; S_g – газонасыщенность, а $S_{ogcr} = 0,2$ – критическая насыщенность конденсата.

Работа добывающей скважины контролируется забойным давлением (P_{bh}). Предполагается, что давление в скважине распределено равномерно по горизонтальной части, без учёта трения. Испытание проводится в три этапа: 1) первый этап (4 дня) при $P_{bh} = 16,5$ МПа; 2) второй этап (3 дня) при $P_{bh} = 19,5$ МПа; 3) заключительный этап (5 суток) с $P_{bh} = 15$ МПа.

Сектор пласта предполагается изолированным с условиями непротекания на внешних границах. Модель инициализируется в условиях равновесия с газоконденсатным контактом (ГКК) на кровле пласта на глубине 3000 м и водоконденсатным контактом (ВНК) в подошве пласта. Также реализован одноступенчатый сепаратор, в котором пластовый флюид сразу доводится до стандартных поверхностных условий: 20 °С и 0,101325 МПа.

Шаг сетки вблизи скважины и трещин составляет 10 м, увеличиваясь до 200 м на границах области. На рисунке 2 показана дискретизация области и моделируемое распределение поля давления в плоскости Oxy с областями понижения давления вблизи трещин в некоторый момент времени ГКИ.

Алгоритмы оптимизации

Математически любую задачу оптимизации можно записать в следующем виде.

Find $\mathbf{x} = (x_1, x_2, \dots, x_D)$ to optimize $f(\mathbf{x})$, subject to $\mathbf{x} \in X$,

где «оптимизировать» означает минимизировать или максимизировать, $f(\mathbf{x})$ – целевая функция (или функция приспособленности), X – подпространство поиска R^D с учетом ограничений на вектор свободных переменных оптимизации \mathbf{x} .

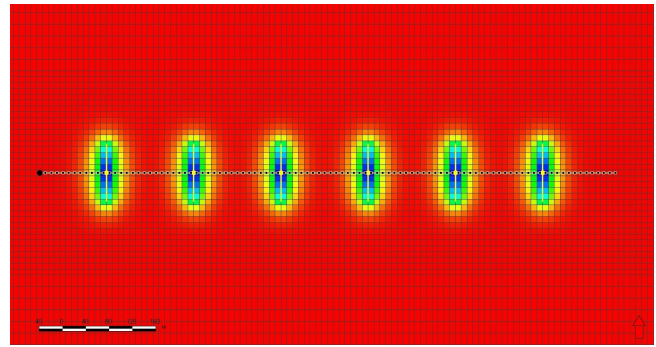


Рис. 2. Схема резервуара и конфигурация скважин в плоскости Oxy с цветовой картой распределения давления в определенный момент времени

Метод DE, предложенный в (Storn, Price, 1997; Das, Suganthan, 2011), относится к классу эволюционных алгоритмов, в которых набор потенциальных решений называется популяцией, а итерации называются поколениями. DE начинается с инициализации случайной популяции и оценки ее членов по значениям функции приспособленности. В стандартном DE переход между поколениями регулируется тремя фундаментальными операциями: мутацией, кроссинговером и селекцией. В этой статье мы применяем одну из популярных стратегий DE, называемую «best/1/bin». «Best/1» означает, что оператор мутации использует лучший вектор популяции и 1 пару других векторов для получения вектора мутации: $\mathbf{x}_m^i = \mathbf{x}_{best}^i + F(\mathbf{x}_1^i - \mathbf{x}_2^i)$. Здесь i обозначает номер поколения, \mathbf{x}_{best}^i – лучший вектор в популяции в i -м поколении, \mathbf{x}_1^i и \mathbf{x}_2^i – случайно выбранные векторы из популяции, а $F \in [0, 1]$ – постоянный фактор мутации. «Bin» означает, что DE применяет биномиальный кроссинговер для построения пробного вектора \mathbf{x}_{trail}^i , используя \mathbf{x}_m^i и целевой вектор \mathbf{x}_p^i , который случайно выбирается из популяции и отличается от векторов, используемых в операторе мутации. Задавая вероятность кроссинговера, $CR \in [0, 1]$, мы случайным образом выбираем индекс координаты j_{rand} из $[1, 2, \dots, D]$ и число r из $[0; 1)$. Затем j – й элемент $\mathbf{x}_{trail,j}^i$ определяется следующим образом. Если $j = j_{rand}$ или $r \leq CR$, то $\mathbf{x}_{trail,j}^i = \mathbf{x}_{m,j}^i$ и $\mathbf{x}_{trail,j}^i = \mathbf{x}_{p,j}^i$ в противном случае. Наконец, оператор отбора сравнивает пробный вектор с целевым и сохраняет «лучшее», т.е. с лучшим значением функции приспособленности. Эта процедура повторяется для каждой особи в популяции.

Метод PSO (Kennedy, Eberhart, 1995) основан на моделировании поведения птиц в стае. Набор потенциальных решений называется роем частиц. i -я частица ($i = 1, \dots, N$) определяется своим положением \mathbf{x}_i в пространстве поиска, скоростью \mathbf{v}_i и функцией приспособленности $f(\mathbf{x}_i)$. PSO,

Parameter	Value	Parameter	Value
Reservoir depth H , m	3000	Reservoir temperature T_{res} , °C	93.33
Wellbore length L , m	1000	Reservoir pressure P_{res} , MPa	30
Reservoir thickness h , m	25	Fracture permeability k_f , mD	300
Porosity ϕ	0.2	Fracture half-length x_f , m	50
Permeability $k_x = k_y = k_z$, mD	0.1	Fracture width w_f , m	0.03
Net-to-gross ratio NTG	0.5		

Табл. 2. Параметры пласта и трещин в гидродинамической модели

как и DE, начинается с формирования начального роя. Положение частицы x_i изменяется в зависимости от её собственного опыта и опыта всего роя следующим образом:

$$\begin{aligned} x_i(t+1) &= x_i(t) + v_i(t+1), \\ v_i(t+1) &= C_{in}v_i(t) + C_{cog}r_1[x_{pbest,i}(t) - x_i(t)] + \\ &+ C_{soc}r_2[x_{gbest,i}(t) - x_i(t)] \end{aligned} \quad (5)$$

Здесь t обозначает псевдовремя, представляющее шаг итерации; $x_i(t)$ – положение частицы в момент времени t ; $v_i(t)$ – скорость i -й частицы в момент времени t ; $x_{pbest,i}(t)$ – персональное наилучшее положение i -й частицы в момент времени t ; $x_{gbest,i}(t)$ – наилучшая позиция для всего роя в момент времени t ; C_{in} – коэффициент инерции, показывающий влияние предыдущего направления; C_{cog} – когнитивный коэффициент, отражающий стремление частицы двигаться к своему наилучшему положению; C_{soc} – социальный коэффициент, соответствующий движению к наиболее успешной частице в рое; r_1 и r_2 – случайные числа, равномерно распределенные в диапазоне (0; 1).

NOMAD из (Digabel, 2011) – это детерминированный алгоритм, который исследует пространство поиска, адаптивно настраивая сетку в соответствии с результатами предыдущей итерации. В начале алгоритм инициализируется начальной точкой в качестве текущего наилучшего решения, а также сеткой базового размера. На каждой итерации NOMAD генерирует несколько пробных точек, сдвигая текущее решение вдоль выбранных направлений, таких как стандартные оси координат, случайные ориентации или ортогональные векторы. Если одна из пробных точек улучшает текущее решение, она принимается в качестве нового действующего решения, и сетка может быть локально огрублена или оставлена без изменений для более широкого исследования пространства поиска. В противном случае размер сетки уменьшается, что приводит к более детальному локальному исследованию вокруг действующего решения. Этот адаптивный механизм эффективно уравнивает глобальный поиск и локальное уточнение, снижая риск сходимости к локальным минимумам. Каждая итерация состоит из двух взаимодополняющих фаз: фаза широкого поиска для предварительного изучения перспективных решений, за которой, при необходимости, следует фаза детального опроса, в ходе которой тщательно изучается окрестность вокруг текущего наилучшего решения. Поиск автоматически завершается, когда размер сетки становится достаточно малым, что свидетельствует о достижении сходимости. В нашей работе используется реализация PyNomad на Python.

Алгоритм локального поиска – это итерационная процедура оптимизации, которая начинается с начального допустимого решения и постепенно улучшает его посредством последовательных локальных модификаций. Алгоритм инициализируется, определяя начальную точку в пространстве поиска в качестве текущего решения. На каждой итерации систематически генерируются соседние решения в соответствии с определённым правилом, затем оценивается каждое из них по значению целевой функции, и выбирается наилучшее. Если выбранное решение в окрестности даёт улучшение по сравнению с текущим решением, он заменяет текущее решение на следующей итерации.

Результаты и обсуждение

В этом разделе мы попытаемся восстановить фактический состав флюида по составу обедненной пробы EoS 34 Lean, решив задачу оптимизации (3).

Фактическое значение ГКФ определяется моделированием ГКИ скважины с использованием модели состава EoS 34 Rich. В качестве начального состава мы используем не только EoS 34 Lean, но и его версии с уменьшенным содержанием компонентов (табл. 1).

Следует отметить, что цель состоит не в том, чтобы точно воспроизвести реальный состав, а в том, чтобы найти состав, обладающий такими же PVT-свойствами, как EoS 34 Rich.

Для решения задачи оптимизации была реализована программа на языке программирования Python, которая вызывает консольную версию tNavigator для вычисления расходов газа и конденсата и целевой функции (4). Все параметры, используемые в методах оптимизации, определяются после набора тестовых расчетов, которые здесь опускаются. Тип направления для фазы опроса в алгоритме оптимизации NOMAD установлен на ORTHO 2N, что соответствует стратегии OrthoMADS. Это означает, что строится 2n взаимно ортогональных направлений опроса, образующих максимальный положительный базис в \mathbb{R}^n . Размер роя для PSO установлен в 50 частиц. Коэффициенты C_{in} , C_{cog} и C_{soc} в формуле (5) считаются постоянными величинами, выбранными следующим образом: $C_{in} = 0,5$, $C_{cog} = C_{soc} = 2,0$. Максимально возможная скорость установлена равной 0,1. Для DE размер популяции равен 100 векторам, фактор мутации F и вероятность CR равны 0,2 и 0,8 соответственно. Для LS число соседей равно 20, а число итераций равно 100.

Выполняются расчеты по восстановлению состава флюида, и полученные составы флюида обозначаются путем добавления «R» к названию модели, например, EoS 15-R.

Случай скалярного параметра смешивания

Рассмотрим случай скалярного α , когда фактический состав пластового флюида восстанавливается по соотношению (1). Применяется алгоритм оптимизации NOMAD с начальным приближением $\alpha^0 = 0$, что соответствует выбору состава обеднённой пробы в качестве отправной точки. В таблице 3 представлены найденные значения α , финальные значения целевых функций, MAPE для P_{dew} и результатов моделирования CVD-тестов, включая кривую выпадения жидкости, однофазный Z-фактор и вязкость газа.

Как и ожидалось, восстановленная модель EoS 34 Lean-R точно воспроизводит P_{dew} и результаты CVD-теста по сравнению с референсной моделью EoS 34 Rich. В этом случае полученное значение α близко к значению, которое мы использовали для построения RGC (0,23 моля равновесного конденсата на 1 моль газа). Следовательно, составы фактического EoS 34 Rich и восстановленного EoS 34-R практически идентичны, как показано на рисунке 3, где ось Oy представлена в логарифмическом масштабе.

Среди моделей с сокращенным числом компонент наилучшие результаты по предсказанию P_{dew} и по моделированию CVD-теста демонстрирует модель EoS 9B-R. Максимальные расхождения наблюдаются для модели EoS 6-R. На рисунках 4а, 4б и 4с представлено сравнение

Model	α	GCR rMSE	P_{dew} MAPE	Liq.dropout MAPE	Z-factor MAPE	Gas viscosity MAPE
EoS 34 Lean-R	0.23075	$2.379 \cdot 10^{-10}$	$7.9 \cdot 10^{-7}$	$1.58 \cdot 10^{-3}$	$4.115 \cdot 10^{-6}$	$8.978 \cdot 10^{-5}$
EoS 15-R	0.17167	0.082	2.27	19.75	0.09	1.02
EoS 12-R	0.18784	0.053	2.63	18.48	0.43	1.32
EoS 9A-R	0.17086	0.444	9.432	26.82	0.84	2.52
EoS 9B-R	0.32504	$3.295 \cdot 10^{-4}$	0.424	4.491	1.13	3.21
EoS 6-R	0.13911	1.034	11.493	35.97	0.84	2.98

Табл. 3. Решение α , значения целевой функции, MAPE для P_{dew} , кривой выпадения жидкости по CVD, однофазного Z-фактора и вязкости газа

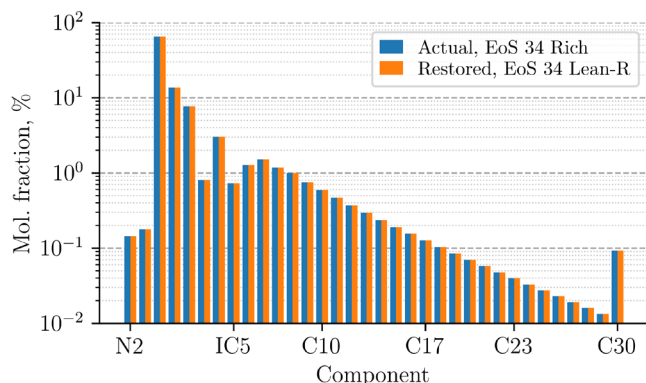


Рис. 3. Молярные составы фактической (EoS 34 Rich) и восстановленной (EoS 34 Lean-R) моделей

расходов газа и конденсата в стандартных метрах кубических в день (Sm^3/d), а также ГКФ (Sm^3/Sm^3) для фактического и восстановленных составов флюида соответственно.

Численный анализ показывает, что метод восстановления состава флюида путем добавления равновесного конденсата к составу обедненной пробы эффективен для детальной композиционной PVT-модели. Результаты для моделей с уменьшенным числом компонентов существенно зависят от используемого правила объединения. Например, модель EoS 9B-R демонстрирует приемлемый уровень точности, тогда как другие модели демонстрируют неприемлемые ошибки в прогнозировании кривой выпадения жидкости.

Случай векторного параметра смешивания

Для более точного воспроизведения свойств состава мы используем векторный параметр смешивания α и другие алгоритмы оптимизации помимо метода NOMAD. В этом случае весовой коэффициент B в формуле (4) устанавливается равным 10^4 , что обеспечивает физическую корректность получаемого состава.

Мы иллюстрируем этот подход только для моделей с сокращенным количеством компонентов. NOMAD рассматривается в двух вариантах – $NOMAD_1$ и $NOMAD_2$, которые отличаются выбором начального приближения для итераций. $NOMAD_1$ начинается с состава обедненной пробы, т. е. начальный α^0 является нулевым вектором. $NOMAD_2$ инициализирует α^0 элементами, равными скалярному решению α (табл. 3). Для алгоритма LS начальная точка выбирается как в $NOMAD_2$.

Окончательные значения целевой функции для каждого из алгоритмов приведены в таблице 4. Отметим, все методы позволяют найти такой состав флюида, который при использовании в моделировании ГКИ скважины дает профиль ГКФ, близкий к фактическому.

Результаты моделирования CVD-теста для PVT-моделей, показавших худшие результаты при использовании скалярного значения α (EoS 15-R, 9A-R, 6-R и 12-R), представлены на рисунках 5–7. На этих рисунках сравниваются составы, полученные с помощью рассмотренных алгоритмов оптимизации, с фактическим составом, при этом также приводится случай скалярного значения α .

Можно заметить, что модель EoS 12-R, полученная с помощью алгоритма DE, точно предсказывает Z-фактор и вязкость газа. Однако она приводит к значительным ошибкам (превышающим 10%) при моделировании кривой выпадения конденсата в CVD-тесте (рис. 5d). Модель EoS 6-R, полученная с помощью PSO, хорошо аппроксимирует кривую выпадения жидкости (рис. 5с), но демонстрирует более значительное расхождение (7%) при моделировании вязкости газа (рис. 6с), хотя её прогноз Z-фактора остаётся в пределах 5%.

Другой важной характеристикой газового конденсата является потенциальное содержание конденсата (PC_5+), представляющее собой количество конденсата (углеводородов C_5+), которое может быть получено из единицы объема пластического газа при стандартных поверхностных условиях (+20 °C и 0,101325 МПа).

	GCR errors				
	$NOMAD_1$	$NOMAD_2$	PSO	DE	LS
EoS 15-R	$1.297 \cdot 10^{-3}$	$1.537 \cdot 10^{-5}$	$2.29 \cdot 10^{-5}$	$1.924 \cdot 10^{-3}$	$3.91 \cdot 10^{-4}$
EoS 12-R	$4.218 \cdot 10^{-6}$	$1.075 \cdot 10^{-6}$	$1.01 \cdot 10^{-5}$	$1.953 \cdot 10^{-4}$	$2.918 \cdot 10^{-3}$
EoS 9A-R	0.014	$4.14 \cdot 10^{-3}$	$1.266 \cdot 10^{-3}$	$3.907 \cdot 10^{-3}$	$6.17 \cdot 10^{-3}$
EoS 9B-R	$7.513 \cdot 10^{-5}$	$8.959 \cdot 10^{-6}$	$5.875 \cdot 10^{-5}$	$1.531 \cdot 10^{-5}$	$3.295 \cdot 10^{-3}$
EoS 6-R	$4.547 \cdot 10^{-3}$	$3.26 \cdot 10^{-3}$	$1.523 \cdot 10^{-3}$	$3.731 \cdot 10^{-3}$	0.092

Табл. 4. Значения целевой функции для алгоритмов оптимизации векторного α

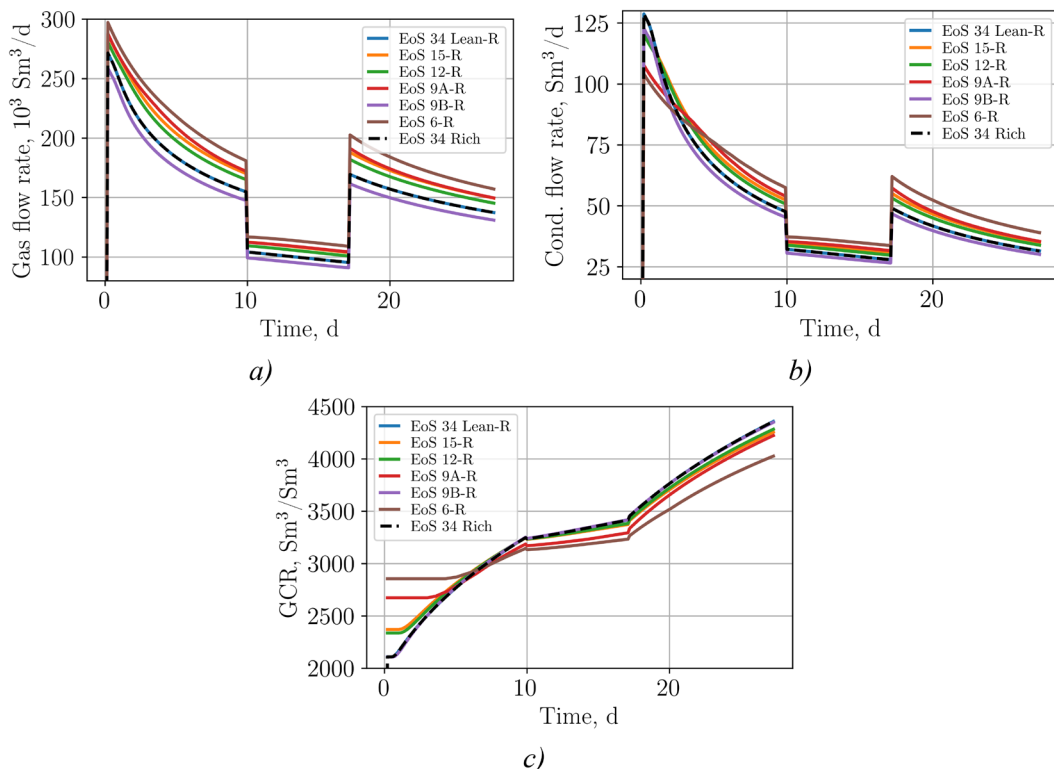


Рис. 4. Результаты моделирования ГКИ для фактического состава (пунктирная черная линия) и восстановленных составов для скалярного α : а) дебиты газа; б) дебиты конденсата; в) профиль ГКФ

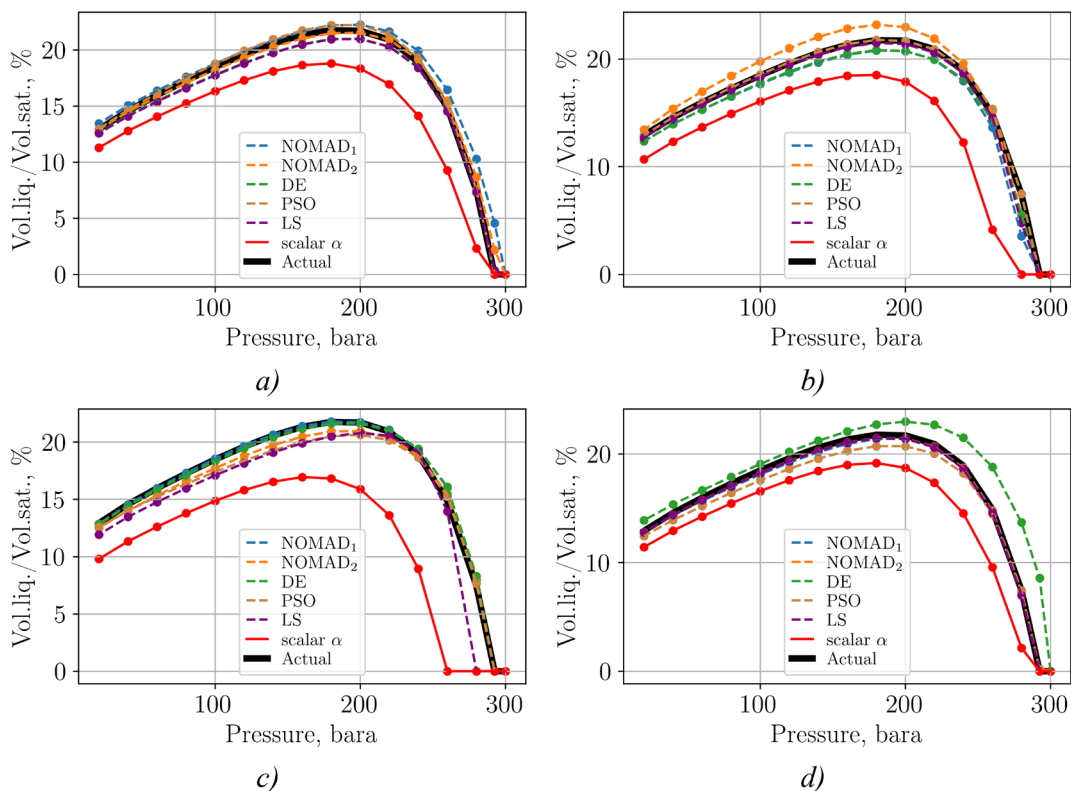


Рис. 5. Кривые выпадения конденсата по CVD-тесту для восстановленных составов с использованием NOMAD₁, NOMAD₂, DE, PSO, LS, а также для случая скалярного α : а) EoS 15-R; б) EoS 9A-R; в) EoS 6-R; д) EoS 12-R

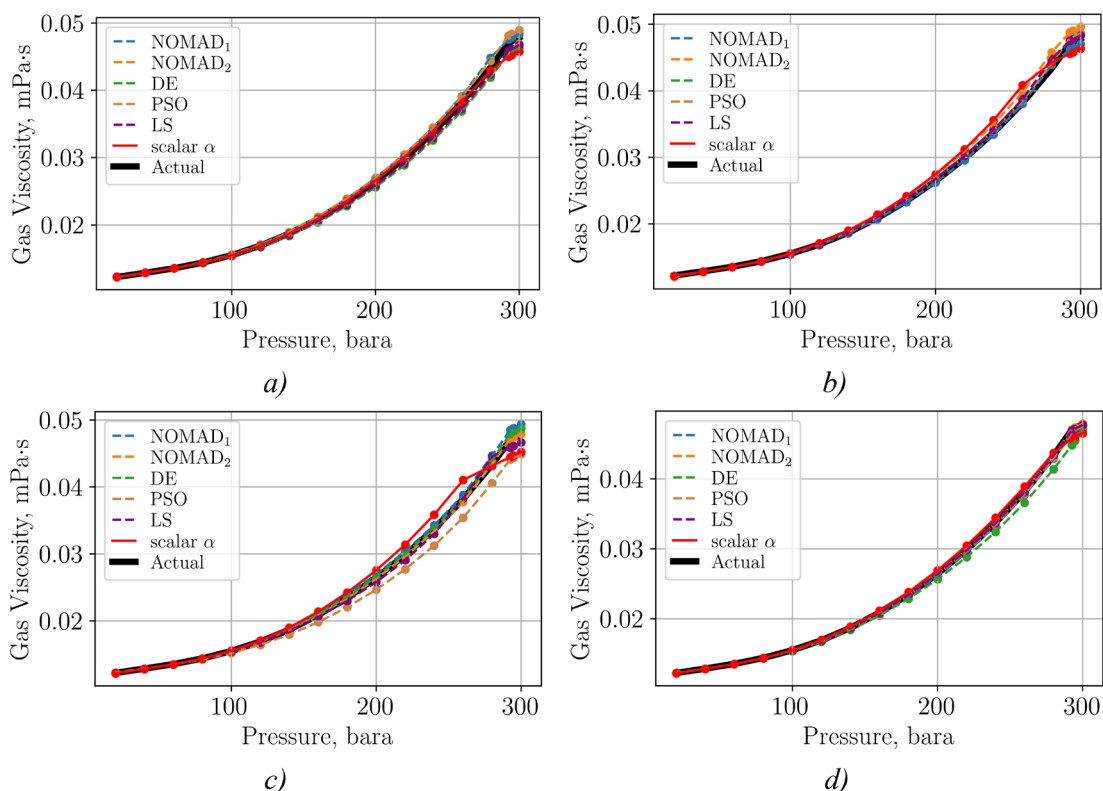


Рис. 6. Вязкость газа по CVD-тесту для восстановленных составов с использованием NOMAD₁, NOMAD₂, DE, PSO, LS, а также для случая скалярного α : а) EoS 15-R; б) EoS 9A-R; в) EoS 6-R; д) EoS 12-R

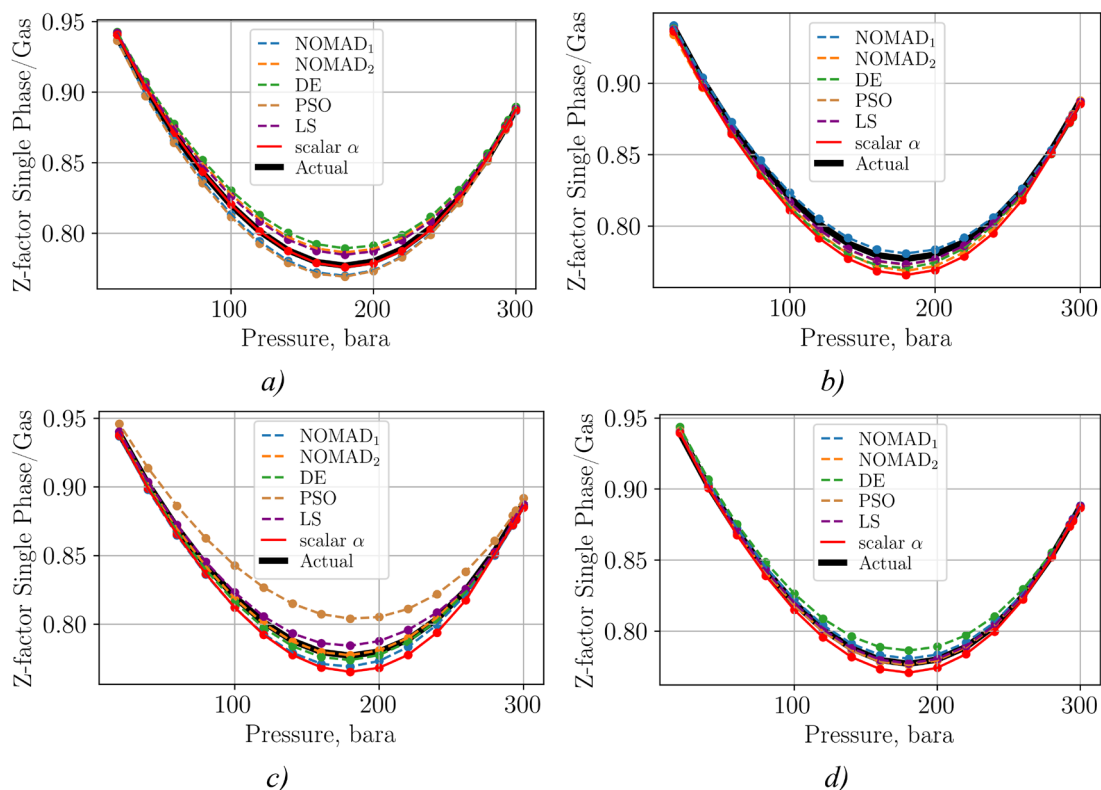


Рис. 7. Z-фактор для газа по CVD-тесту для восстановленных составов с использованием NOMAD₁, NOMAD₂, DE, PSO, LS, а также для случая скалярного α : а) EoS 15-R; б) EoS 9A-R; в) EoS 6-R; д) EoS 12-R

Потенциальное содержание конденсата PC_5+ измеряется в граммах на кубический метр ($г/м^3$) и рассчитывается по формуле:

$$PC_5+ = \frac{10}{24,04} \sum_{n=5}^N M_{Cn} z_{Cn}, \quad (6)$$

где n обозначает карбоновое число углеводородного компонента C_n ; z_{Cn} и M_{Cn} – его молярная доля (в процентах) и молекулярная масса ($г/моль$) соответственно; 24,04 – мольный объем ($дм^3/моль$) при стандартных поверхностных условиях. Отметим, что формула (6) рассчитывает значение PC_5+ на пластовый газ.

На рисунке 8 показаны абсолютные процентные погрешности полученных значений P_{dew} и PC_5+ по формуле (6) для восстановленных составов в сравнении с их фактическими значениями 29,252 МПа и 489,41 $г/м^3$ соответственно. Для наглядности погрешностей использована логарифмическая шкала. Отметим, что правила объединения для EoS 9A и EoS 6 не поддерживают расчёты PC_5+ , поэтому сравнения для PC_5+ показаны только для EOS 15-R, EOS 12-R и EOS 9B-R.

Результаты показывают, что прогнозируемое значение P_{dew} и содержание PC_5+ на пластовый газ для всех составов достигает приемлемой точности, отклонения не превышают 10%.

Кроме того, точность воспроизведения как P_{dew} , так и PC_5+ зависит не только от используемого алгоритма оптимизации, но и от модели уравнения состояния, включая правила объединения и количества компонентов в результирующей модели.

Анализ корректности

В данном разделе мы оцениваем корректность предлагаемого метода восстановления фактического состава флюида путем моделирования ситуаций, когда фактические данные гидродинамических исследований скважин содержат неопределенности и ошибки. Проверка корректности проводится для модели EoS 12 с использованием метода оптимизации NOMAD₂. В качестве референсного случая мы используем решение оптимизационной задачи (3) с векторным параметром α , EoS 12-R. Референсные значения ГКФ получены из моделирования ГКИ скважин с использованием референсного EoS.

Мы вносим в фактические данные ГКФ, $GCR_{actual}(t)$, синтетический шум и анализируем решение задачи оптимизации. В теории обратных задач этот подход известен

как тест на разрешение модели (Aster et al., 2018), который помогает оценить смещение и устойчивость решения обратной задачи.

Мы генерируем три зашумленных набора данных путем добавления гауссовского шума с нулевым средним $\varepsilon_i = 1, 2, 3$, со стандартными отклонениями $\sigma_1 = 0,1, \sigma_2 = 0,2$ и $\sigma_3 = 0,4$, что представляет низкий, средний и высокий уровень шума соответственно.

$$GCR_{noisy}(t) = GCR_{actual}(t) + \varepsilon_i(t), \quad i = 1,2,3.$$

Затем для каждого случая решается задача оптимизации (3), и свойства полученных составов сравниваются с фактическими. На рисунке 9 показаны референсный профиль ГКФ, зашумлённые данные и модельные профили ГКФ, $GCR(t)$, рассчитанные с использованием составов, найденных как решение оптимизационной задачи. Модельные профили ГКФ обозначаются в соответствии с уровнем шума, например, «Opt. 0.1».

В таблице 5 представлены метрики погрешности (rMSE, MAPE и максимальная абсолютная погрешность), сравнивающие зашумленное значение $GCR_{noisy}(t)$ и рассчитанное значение $GCR(t)$ с истинными значениями $GCR_{actual}(t)$. Максимальная абсолютная погрешность (AE) – это наибольшее отклонение амплитуды, определяемое как $\max AE = \max|GCR_{actual}(t) - GCR(t)|$.

Данные в таблице 5 показывают, что средняя погрешность (MAPE) зашумленного $GCR_{noisy}(t)$ остается ниже 10% для любого уровня шума, даже когда максимальная

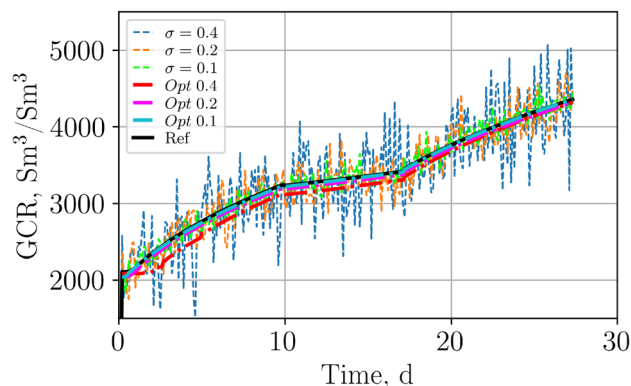


Рис. 9. Сравнение референсного ГКФ, зашумленного ГКФ и ГКФ, полученного для решений задачи оптимизации для трех уровней шума: низкого ($\sigma = 0,1$), среднего ($\sigma = 0,2$) и высокого ($\sigma = 0,4$)

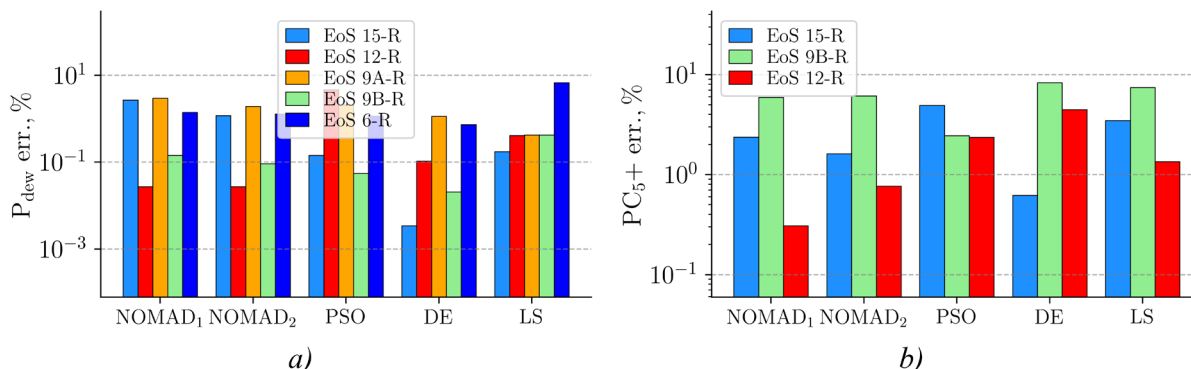


Рис. 8. Абсолютные процентные погрешности P_{dew} (a) и PC_5+ (b) для найденных составов в сравнении с фактическими данными

Noise st. deviation	GCR _{noisy}			simulated		GCR(t)
	rMSE	MAPE	max AE, Sm ³ /Sm ³	rMSE	MAPE	max AE, Sm ³ /Sm ³
$\sigma=0$	0	0	0	$4.218 \cdot 10^{-6}$	0.013	2.456
$\sigma=0.1$	0.094	2.326	329.269	$2.699 \cdot 10^{-3}$	0.355	71.993
$\sigma=0.2$	0.382	4.879	603.934	0.0208	1.38	66.776
$\sigma=0.4$	1.479	9.429	1207.151	0.1861	3.67	266.148

Табл. 5. Метрики ошибок зашумленного GCR_{noisy}(t) и модельного GCR(t) по отношению к фактическому GCR_{actual}(t)

амплитуда отклонения для $\sigma = 0,4$ превышает 36% от среднего фактического GCR_{actual}, равного 3374,724 ст.м³/ст.м³. Отметим, что уровень погрешности ниже 10% обычно считается приемлемым для полевых данных. Для модельного GCR(t) метрика rMSE представляет собой конечное значение целевой функции, которое увеличивается с ростом стандартного отклонения. Значение max AE и MAPE для всех уровней шума подтверждают, что полученное GCR(t) достигает приемлемой точности относительно фактического GCR_{actual}(t).

На рисунке 10 показано влияние уровня шума на свойства восстановленных составов флюидов, маркированных в соответствии с уровнем шума (например, «EoS $\sigma = 0,1$ »). Кривые выпадения конденсата, полученные с помощью моделирования CVD-эксперимента, а также гистограммы для P_{dew} и PC₅₊ на пластовый газ показывают, что отклонения от фактических значений остаются в пределах приемлемой точности для всех уровней шума.

На рисунке 11 представлены мольные доли (%) составов, полученных для разных уровней шума. Стоит отметить, что различия в мольных долях компонентов становятся существенными только для более тяжёлых компонентов, таких как C₂₀-C₂₄ и C₂₅-C₂₉. Однако их суммарный вклад в PC₅₊ относительно невелик, и они не оказывают существенного влияния на его конечное значение.

Заключение

В статье предлагается метод, использующий оптимизационные алгоритмы, для определения состава газоконденсатного пласта в случаях, когда имеются только данные по обедненной пробе пластового флюида и газоконденсатного исследования скважины. Если задана калиброванная по обедненной пробе PVT-модель, то фактический состав пластового флюида определяется путём минимизации

расхождения между измеренным и расчетным значением ГКФ (GCR), полученным с помощью tNavigator .

Требуемый пластовый флюид определяется как линейная комбинация составов бедного газа и его равновесного конденсата. Рассматриваются как скалярный, так и векторный коэффициенты пропорциональности. Скалярный параметр смешивания соответствует стандартному подходу, при котором обедненный газ смешивается с его равновесным конденсатом. Векторный коэффициент пропорциональности позволяет калибровать количество каждого компонента индивидуально, которое может не подчиняться линейному закону относительно состава конденсата. В этом случае вводится проверка, что мольная доля как функция молекулярной массы следует гамма-распределению.

Метод проверен на синтетическом примере, для которого известен состав пластового флюида. Поскольку

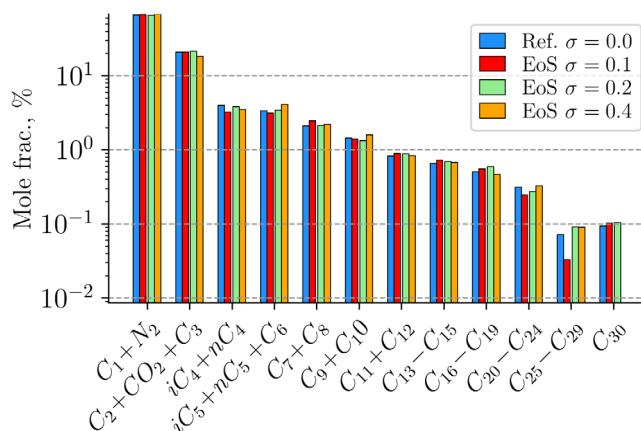


Рис. 11. Молярная доля для составов, полученных с различным уровнем шума

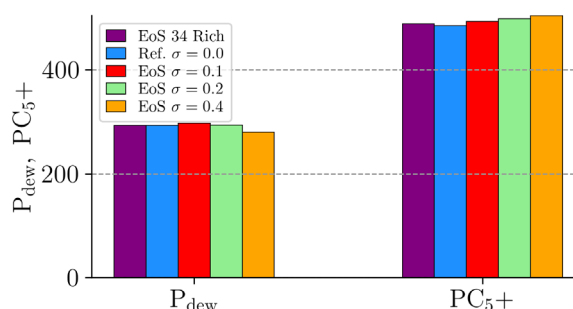
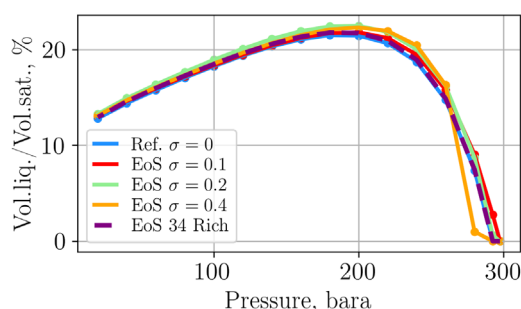


Рис. 10. Сравнение фактического состава (EoS 34 Rich) и восстановленных составов для каждого уровня шума: а) кривые выпадения конденсата по CVD-тесту, б) значения P_{dew} и PC₅₊

на практике широко распространены модели флюида с сокращенным числом компонентов (lumped), в работе рассматриваются как детальная 34-компонентная модель, так и ее сокращенные версии с разным числом компонент (15, 12, 9 и 6 компонентов).

Численные результаты показывают, что для 34-компонентной модели подход на основе скалярного параметра смешивания с хорошей точностью воспроизводит референсные свойства флюида: давление начала конденсации, кривую выпадения конденсата, Z-фактор и вязкость газа. Для сжатых PVT-моделей точность свойств восстановленного состава зависит от схемы объединения компонентов и количества компонентов.

Для PVT-моделей с уменьшенным числом компонент применение подхода с векторным параметром смешивания повышает точность воспроизведения фактических PVT-данных. В данном случае протестированы различные методы оптимизации, и показано, что все они обеспечивают приемлемую точность при определении фактического состава флюида.

Для анализа корректности модели проводится тест на разрешение, в ходе которого фактический ГКФ подвергается воздействию гауссова шума с нулевым средним значением при низком, среднем и высоком уровнях шума. Результаты показывают, что, если абсолютная процентная погрешность между зашумленным и фактическим ГКФ остается ниже 10%, метод позволяет определять состав пластового флюида с приемлемой точностью.

Следует также подчеркнуть, что такой подход требует дальнейших исследований и проверки на данных реальных скважинных испытаний.

Заявление о доступности данных

Дополнительные материалы, включая EoS 34 Rich, EoS 34 Lean, их версии с уменьшенным содержанием компонентов и полученные составы, доступны по ссылке <https://doi.org/10.5281/zenodo.17457522>

Финансирование/Благодарности

Работа выполнена при финансовой поддержке Министерства науки и высшего образования РФ (проект FSUS-2025-0016), Передовой инженерной школы НГУ.

Коллектив авторов выражает благодарность компании Рок Флоу Динамикс за предоставление академической лицензии симулятора tNavigator.

Литература

- Брусиловский А., Ющенко Т. (2016). Научно обоснованный инженерный метод определения компонентного состава и PVT свойств пластовых углеводородных смесей при неполной исходной информации. *ПРОНЕФТЬ. Профессионально о нефти*, (1), с. 68–74.
- Гимазов А.А., Имомназаров Б.Х., Старовойтова Б.Н., Байкин А.Н., Бабин В.М., Хамидуллин Д.Ф., Купоросов Д.Н. (2024). Решение обратной задачи определения начального компонентного состава углеводородов газоконденсатного месторождения по известным промысловым данным. *Георесурсы*, 26(3), с. 73–86. <https://doi.org/10.18599/grs.2024.3.9>
- Инструкция по комплексным исследованиям газовых и газоконденсатных скважин (2011). Р-Газпром 086-2010. М.: ООО «Газпромэкспо».

- Alavian S. A., Whitson C. H., Martinsen S. O. (2014). Global component lumping for eos calculations. *SPE annual technical conference and exhibition*, Amsterdam, the Netherlands. P. 170912-MS. <https://doi.org/10.2118/170912-MS>
- API recommended practice for sampling petroleum reservoir fluids (2003). Second ed. N.Y.: API Publishing Services.
- Aster R., Borchers B., Thurber C. (2018). Parameter estimation and inverse problems (3rd ed.). Amsterdam: Elsevier. <https://doi.org/10.1016/B978-0-12-804651-7.00015-8>
- Das S., Suganthan P.N. (2011). Differential evolution: A survey of the state-of-the-art. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 15(1), pp. 4–31. <https://doi.org/10.1109/TEVC.2010.2059031>
- Digabel S.L. (2011). Algorithm 909: Nomad: Nonlinear optimization with the mads algorithm. *ACM Transactions on Mathematical Software*, 37(4), 44. <https://doi.org/10.1145/1916461.1916468>
- Elsharkawy A.M. (2002). Predicting the dew point pressure for gas condensate reservoirs: Empirical models and equations of state. *Fluid Phase Equilibria*, 193(1–2), pp. 147–165. [https://doi.org/10.1016/S0378-3812\(01\)00724-5](https://doi.org/10.1016/S0378-3812(01)00724-5)
- Hoffmann A. (2019). Eos lumping optimization using a genetic algorithm and a tabu search. *Journal of Petroleum Science and Engineering*, 174, pp. 495–513. <https://doi.org/10.1016/j.petrol.2018.11.021>
- Kennedy J., Eberhart R. (1995). Particle swarm optimization. *Proceedings of INCNN'95 – International conference on neural networks*, 4, pp. 1942–1948 <https://doi.org/10.1109/ICNN.1995.488968>
- Osfouri S., Azin R. (2015). An overview of challenges and errors in sampling and recombination of gas condensate fluids. *Journal of Oil, Gas and Petrochemical Technology*, 3(1), p. 1–14. <https://doi.org/10.22034/JOGPT.2016.43155>
- Promzelev I., Brusilovsky A., Kuporosov D., Yushchenko T. (2018). Peculiarities of identification of reservoir fluids properties of two-phase with oil rim and gas cap deposits. *SPE Russian petroleum technology conference*, Moscow, Russia. SPE-191566-18RPTC-MS. <https://doi.org/10.2118/191566-18RPTC-MS>
- Storn R., Price K. (1997). Differential evolution – a simple and efficient heuristic for global optimization over continuous spaces. *Journal of Global Optimization*, 11(4), pp. 341–359. <https://doi.org/10.1023/A:1008202821328>
- tNavigator 23.1 (2023). Симулятор. Техническое руководство, RFD: Rock Flow Dynamics, 3855 с.
- Whitson C.H. (1983). Characterizing hydrocarbon-plus fractions. *Soc. Petrol. Eng. J.*, 23, pp. 683–694. <https://doi.org/10.2118/12233-PA>

Сведения об авторах

Ботагоз Николаевна Старовойтова – кандидат физ.-мат. наук, старший научный сотрудник, Новосибирский государственный университет
Россия, 630090, Новосибирск, ул. Пирогова, д. 1
e-mail: b.starovoitova@nsu.ru

Бунед Холматджонович Имомназаров – младший научный сотрудник Новосибирский государственный университет
Россия, 630090, Новосибирск, ул. Пирогова, д. 1
e-mail: b.imomnazarov@g.nsu.

Алексей Николаевич Байкин – кандидат физ.-мат. наук, заведующий лабораторией программных систем оптимизации добычи углеводородов, Новосибирский государственный университет
Россия, 630090, Новосибирск, ул. Пирогова, д. 1
e-mail: a.baikin@g.nsu.ru

Статья поступила в редакцию 17.06.2025;
Принята к публикации 27.11.2025;
Опубликована 30.06.2026

Determining Gas Condensate Composition Using Well Test Data and Optimization Algorithms

B.N. Starovoytova^{1,2*}, B.Kh. Imomnazarov^{1,2}, A.N. Baykin^{1,2}

¹Novosibirsk State University, Novosibirsk, Russian Federation

²Lavrentyev Institute of Hydrodynamics of the Siberian Branch of the Russian Academy of Sciences, Novosibirsk, Russian Federation

*Corresponding author: Botagoz N. Starovoytova, e-mail: b.starovoitova@nsu.ru

Abstract. This study proposes an optimization-based approach to determine the actual fluid composition of gas condensate reservoirs when obtaining representative samples are impossible. The method incorporates the well tests hydrodynamic modeling, laboratory analyses of non-representative lean samples, and field data, including the gas-condensate ratio (GCR). The reservoir composition is assumed to be a linear combination of lean gas and its equilibrium condensate. The proportionality (mixing) parameter is obtained by minimizing the discrepancy between observed and simulated GCR values obtained using tNavigator. Two variants are considered: 1) a scalar parameter, corresponding to mixing of equilibrium gas and condensate; 2) a vector-valued mixing parameter, permitting per-component adjustment for improved accuracy. For the vector mixing parameter, a check is performed for compliance with the gamma distribution of the obtained heavy component fractions relative to their molecular weight. The approach is verified for a synthetic case with a known reservoir composition. For a detailed 34-component “lean” sample model, the scalar parameter approach accurately reproduces key PVT properties such as the dew point pressure and condensate dropout curve from constant-volume depletion tests. Reduced-component fluid models require the vector-valued mixing parameter to achieve comparable accuracy. To evaluate robustness against field uncertainties, Gaussian noise is introduced into the actual GCR data. Numerical experiments confirm that the method remains reliable if the error in noisy data does not exceed 10% relative to actual GCR.

Key words: Gas condensate reservoir, reservoir fluid composition, well test, lean sample, numerical optimization, NOMAD, PSO, DE

Recommended citation: Starovoytova B.N., Imomnazarov B.Kh., Baykin A.N. (2026). Determining Gas Condensate Composition Using Well Test Data and Optimization Algorithms. *Georesursy = Georesources*, 28(2), pp. 186–198. <https://doi.org/10.18599/grs.2026.2.3>

Acknowledgements

This work was supported by the Ministry of Science and Higher Education of the Russian Federation (Project No. FSUS-2025-0016), and by the NSU Advanced Engineering School.

The authors thank Rock Flow Dynamics for providing an academic license for the tNavigator simulator.

Data Availability Statement

Supplementary materials, including EoS 34 Rich, EoS 34 Lean, its reduced-components versions and obtained compositions can be accessed online at <https://doi.org/10.5281/zenodo.17457522>

References

- Alavian S. A., Whitson C. H., Martinsen S. O. (2014). Global component lumping for eos calculations. *SPE annual technical conference and exhibition*, Amsterdam, the Netherlands. P. 170912-MS. <https://doi.org/10.2118/170912-MS>
- API recommended practice for sampling petroleum reservoir fluids (2003). Second ed. N.Y.: API Publishing Services.
- Aster R., Borchers B., Thurber C. (2018). Parameter estimation and inverse problems (3rd ed.). Amsterdam: Elsevier. <https://doi.org/10.1016/B978-0-12-804651-7.00015-8>
- Brusilovskiy A., Yushchenko T. (2016). Two-phase deposits: Methodology approach to the identification of composition and pvt properties

of reservoir hydrocarbon fluids using limited initial information. *PROneft. Professionally about Oil*, (1), pp. 68–74. (In Russ.)

Das S., Suganthan P.N. (2011). Differential evolution: A survey of the state-of-the-art. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 15(1), pp. 4–31. <https://doi.org/10.1109/TEVC.2010.2059031>

Digabel S.L. (2011). Algorithm 909: Nomad: Nonlinear optimization with the mads algorithm. *ACM Transactions on Mathematical Software*, 37(4), 44. <https://doi.org/10.1145/1916461.1916468>

Elsharkawy A.M. (2002). Predicting the dew point pressure for gas condensate reservoirs: Empirical models and equations of state. *Fluid Phase Equilibria*, 193(1–2), pp. 147–165. [https://doi.org/10.1016/S0378-3812\(01\)00724-5](https://doi.org/10.1016/S0378-3812(01)00724-5)

Gimazov A., Imomnazarov B., Starovoytova B., Baykin A., Babin V., Khamidullin D., Kuporoso D. (2024). Solution of the inverse problem of determining the initial hydrocarbons composition in a gas-condensate reservoir using field data. *Georesursy = Georesources*, 26(3), pp. 73–86. (In Russ.) <https://doi.org/10.18599/grs.2024.3.9>

Hoffmann A. (2019). Eos lumping optimization using a genetic algorithm and a tabu search. *Journal of Petroleum Science and Engineering*, 174, pp. 495–513. <https://doi.org/10.1016/j.petrol.2018.11.021>

Kennedy J., Eberhart R. (1995). Particle swarm optimization. *Proceedings of INCNN'95 – International conference on neural networks*, 4, pp. 1942–1948 <https://doi.org/10.1109/ICNN.1995.488968>

Osfouri S., Azin R. (2015). An overview of challenges and errors in sampling and recombination of gas condensate fluids. *Journal of Oil, Gas and Petrochemical Technology*, 3(1), pp. 1–14. <https://doi.org/10.22034/JOGPT.2016.43155>

Promzelev I., Brusilovsky A., Kuporoso D., Yushchenko T. (2018). Peculiarities of identification of reservoir fluids properties of two-phase with oil rim and gas cap deposits. *SPE Russian petroleum technology conference*, Moscow, Russia. SPE-191566-18RPTC-MS. <https://doi.org/10.2118/191566-18RPTC-MS>

R Gazprom 086–2010. (2011). Instruction for comprehensive gas and gas condensate well studies. In 2 Parts. Moscow: Gazprom. (In Russ.)

Storn R., Price K. (1997). Differential evolution – a simple and efficient heuristic for global optimization over continuous spaces. *Journal of Global Optimization*, 11(4), pp. 341–359. <https://doi.org/10.1023/A:1008202821328>

tNavigator 23.1 (2023). Симулятор. Техническое руководство, RFD: Rock Flow Dynamics, 3855 с.

Whitson C.H. (1983). Characterizing hydrocarbon-plus fractions. *Soc. Petrol. Eng. J.*, 23, pp. 683–694. <https://doi.org/10.2118/12233-PA>

About Authors

Botagoz N. Starovoytova – PhD (Physics and Mathematics), senior researcher, Novosibirsk State University
1, Pirogova st., Novosibirsk, 630090 Russian Federation
e-mail: b.starovoitova@nsu.ru

Buned Kh. Imomnazarov – Junior Researcher, Novosibirsk State University

1, Pirogova st., Novosibirsk, 630090 Russian Federation
e-mail: b.imomnazarov@g.nsu.

Alexey N. Baykin – PhD (Physics and Mathematics), Head of the Laboratory for optimizing hydrocarbon production software systems, Novosibirsk State University

1, Pirogova st., Novosibirsk, 630090 Russian Federation
e-mail a.baikin@g.nsu.ru

Manuscript received 17 June 2025;

Accepted 27 November 2025; Published 30 June 2026

© 2026 The Authors. This article is published in open access under the terms and conditions of the Creative Commons Attribution (CC BY) License (<https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>)