

На правах рукописи



Миннихметов Ильнур Римович

**Методы стохастического моделирования и
статистического оценивания в задачах
геологического моделирования углеводородных
месторождений**

05.13.18 – Математическое моделирование, численные методы и комплексы программ

АВТОРЕФЕРАТ

диссертации на соискание ученой степени
кандидата физико-математических наук

Москва – 2013

Работа выполнена в *Московском физико-техническом институте*.

Научный руководитель: *д. ф.-м. н.,
Колдоба Александр Васильевич*

Официальные оппоненты: *д. ф.-м. н.,
Любушин Алексей Александрович,
Институт физики Земли РАН им. О.Ю.
Шмидта, главный научный сотрудник;
к. ф.-м. н.,
Савельева Елена Александровна,
ИБРАЭ РАН, Зав. лаб. геостатистиче-
ского моделирования.*

Ведущая организация: *Институт проблем нефти и газа РАН.*

Защита состоится 5 декабря 2013г. в ____ часов на заседании диссертационного совета Д 002.024.03 при *Институте прикладной математики им. М.В. Келдыша РАН*, расположенном по адресу: *125047, Москва, Миусская пл., д.4, ИПМ им. М.В. Келдыша РАН*

С диссертацией можно ознакомиться в библиотеке *ИПМ им. М.В. Келдыша РАН.*

Автореферат разослан «____» _____ 2013 г.

Отзывы и замечания по автореферату в двух экземплярах, заверенные печатью, просьба высылать по вышеуказанному адресу на имя ученого секретаря диссертационного совета.

Ученый секретарь
диссертационного совета,
д. ф.-м. н.



Н.В. Змитренко

Общая характеристика работы

Актуальность работы

В настоящее время трехмерное математическое моделирование широко используется на различных этапах проектирования разработки углеводородных месторождений, в частности, для обоснования бурения скважин, оценки технико-экономической эффективности методов увеличения нефтеотдачи, планирования и подбора кандидатов для геолого-технологических мероприятий, оценки неопределенности и рисков при принятии решений, подсчета запасов углеводородов [13]. Существуют различные математические модели, позволяющие учитывать особенности процессов подземной гидродинамики: фазовый и компонентный состав флюидов, термические эффекты, химические реакции и др. Однако для любой модели результаты расчетов в значительной степени зависят от качества и достоверности входных параметров, в частности, от фильтрационно-емкостных свойств (ФЕС) пористой среды.

Определение ФЕС пористой среды является комплексным процессом, включающим решение следующих задач:

- 1) обработка и анализ геофизических данных;
- 2) построение геометрической структуры пласта;
- 3) построение модели пространственного распределения свойств среды: литологии, пористости, проницаемости, нефтенасыщенности;
- 4) подсчет запасов углеводородов.

При решении вышеперечисленных задач необходимо учитывать ряд особенностей. Во-первых, исходными данными для геологического моделирования являются результаты измерений вдоль стволов скважин с вертикальным разрешением ≈ 0.2 м и результаты сейсмических исследований с разрешением ≈ 20 м [14–17]. Во-вторых, нефтегазоносные пласты образовывались сотни миллионов лет назад в течение нескольких миллионов лет [18], поэтому известны лишь общие представления о процессах формирования пластов. В-третьих, задача построения геологической модели месторождения имеет множество решений, не противоречащих данным наблюдений, и принадлежит к классу некорректно поставленных задач.

В силу приведенных обстоятельств на сегодняшний день актуальным является подход многовариантного моделирования [13, 19–22], основы которого составляют методы статистического оценивания и стохастического моделирования [23–25]. Технология стохастического моделирования позволяет получить представительный ансамбль реализаций, который может учитывать неопределенность в структурных, литологических и петрофизических построениях. На основании этих данных определяются достоверность построения геологической модели, возможные диапазоны разброса параметров модели, гистограммы распределения запасов, зоны повышенного риска бурения и др. [13]

Актуальность данной работы заключается в разработке новых эффективных алгоритмов стохастического моделирования и статистического оценивания, позволяющих автоматизировать и ускорить процесс построения ансамбля геологических моделей, согласованных с данными геофизических исследований скважин, сейсмических исследований, с данными истории разработки месторождения и геостатистическими свойствами моделируемой среды.

Цель диссертационной работы

Цель работы состоит в разработке эффективных методов стохастического моделирования и статистического оценивания в задачах геологического моделирования углеводородных месторождений, а также в создании комплекса программ геологического моделирования.

Для достижения поставленных целей были решены следующие задачи:

- 1) разработка методики автоматического выделения карбонатных пород на основе анализа главных компонент и алгоритмов машинного обучения с использованием каротажных кривых, керновой информации, петрофизических исследований, фотографий керна в видимом и ультрафиолетовом диапазоне, классификации пород;
- 2) разработка алгоритма построения трехмерных геологических сеток с учетом тектонических нарушений;
- 3) разработка эффективного метода стохастического моделирования реализаций ФЕС;
- 4) разработка алгоритма параметризации полей ФЕС, учитывающего локальные и глобальные особенности модели;

- 5) создание комплекса программ геологического моделирования со следующей функциональностью: загрузка данных, анализ и обработка данных, моделирование разломов, построение структурных поверхностей, построение трехмерной сетки с учетом тектонических нарушений, литофациальное моделирование, петрофизическое моделирование, подсчет запасов.

Научная новизна

Научная новизна работы состоит в разработке:

- 1) методики выделения карбонатных пород на основе методов снижения размерности и алгоритмов автоматической классификации. Отличительной особенностью методики является использование набора характеристик для карбонатных пород и расширенного комплекса скважинных данных: каротажных кривых, петрофизических исследований керна, оптических исследований керна в видимом и ультрафиолетовом диапазоне;
- 2) алгоритма моделирования реализаций полей ФЕС, основанного на построении Фурье-образов реализаций условного гауссовского процесса с помощью алгоритма разложения Холецкого матрицы ковариации ФЕС в Фурье-пространстве. Существенной особенностью разработанного метода является простота его программной реализации для параллельных вычислительных систем;
- 3) алгоритма параметризации полей ФЕС, позволяющего провести последовательную независимую оптимизацию параметров геологической модели и, тем самым, ускорить процесс адаптации геолого-гидродинамической модели. Предложенный способ параметризации учитывает как глобальные, так и локальные особенности модели пространственного распределения свойств пласта.

Практическая значимость

- 1) Методика выделения карбонатных пород на основе анализа главных компонент и алгоритмов машинного обучения необходима для ускорения, формализации и стандартизации процесса интерпретации литотипов. Автоматическая классификация карбонатных пород позволит нивелировать человеческий фактор и будет полезна при экспертизе процесса интерпретации

литотипов. Корректное выделение литотипов необходимо для построения петрофизических зависимостей.

- 2) Эффективный метод генерации реализаций случайного гауссовского процесса может быть использован на этапе построения структурных поверхностей, литологического и петрофизического моделирования. Предложенный алгоритм будет полезен и в других областях применения стационарных случайных процессов: радиоэлектроника, финансы, теория игр и др.
- 3) Предложенный способ параметризации полей ФЕС позволяет ускорить процесс адаптации гидродинамических моделей и сохранить геостатистические свойства полей ФЕС.

На защиту выносятся следующие основные результаты и положения:

- 1) методика автоматического выделения карбонатных пород на основе анализа главных компонент и алгоритмов машинного обучения с использованием каротажных кривых, керновой информации, петрофизических исследований, фотографий керна в видимом и ультрафиолетовом диапазоне, классификации пород;
- 2) алгоритм построения трехмерной сетки с учетом тектонических разломов;
- 3) эффективный метод стохастического моделирования реализаций ФЕС с непрерывной параметризацией реализаций, учитывающий локальные и глобальные особенности модели;
- 4) комплекс программ моделирования структуры и свойств пластов углеводородных месторождений с использованием предложенных алгоритмов.

Обоснованность и достоверность

Достоверность полученных в диссертации результатов обеспечивается сравнением с результатами опубликованных работ, включающих как теоретические, так и экспериментальные исследования, использованием математически обоснованных численных методов, апробированных на широком классе задач, а также сопоставлением результатов расчетов реальных объектов с фактическими данными.

Апробация работы

Основные результаты диссертации докладывались на следующих семинарах и конференциях:

1. Миннихметов И.Р., Пергамент А.Х. Математические методы в задачах геологического моделирования // Доклад на семинаре в ИБРАЭ. Москва: 2009. – Июнь.
2. Пергамент А.Х., Ахметсафина А.Р., Миннихметов И.Р., Томин П.Ю. О некоторых задачах фильтрации в карбонатных коллекторах // Российская конференция «Многофазные системы: природа, человек, общество, технологии». Уфа: 2010. – Июнь.
3. Миннихметов И.Р. Геологическое моделирование в программном комплексе TimeZYX // Доклад в Каспийском государственном университете технологии и инжиниринга имени Ш. Есенова. Москва: 2011. – Март.
4. Minniakhmetov I.R., Akhmetsafina A.R., Pergament A.Kh. Geological Modeling of Naturally Fractured Reservoirs // GEO 2012 - the 10th Middle East Geosciences Conference and Exhibition. Manama, Bahrein: 2012. — March.
5. Minniakhmetov I.R., Akhmetsafina A.R., Pergament A.Kh. A Spectral Approach to Conditional Simulation // GEO 2012. Manama, Bahrein: 2012. — March.
6. Minniakhmetov I.R., Pergament A.Kh. Lithotype Clustering in Multidimensional Space // 13th European Conference on the Mathematics of Oil Recovery (ECMOR XIII). Biarritz, France: 2012. — September.
7. Minniakhmetov I.R., Pergament A.Kh. A Spectral Approach to Conditional Simulation // 13th European Conference on the Mathematics of Oil Recovery (ECMOR XIII). Biarritz, France: 2012. — September.
8. Minniakhmetov I.R. Geological Modeling Algorithms // Report in ETH-Zurich. Zurich, Switzerland: 2012. – September.
9. Minniakhmetov I.R., Pergament A.Kh. A Spectral Approach to Conditional Simulation // geoENV2012. Valencia, Spain: 2012. – September.

10. Миннихметов И.Р. Методы стохастического моделирования и статистического оценивания в задачах геологического моделирования // Доклад на семинаре в ИПМ-РАН им. М. В. Келдыша. Москва: 2012. – Октябрь.
11. Миннихметов И.Р. Методы стохастического моделирования и статистического оценивания в задачах геологического моделирования // Доклад на семинаре в ИПМ-РАН им. М. В. Келдыша. Москва: 2013. – Февраль.

Публикации и личный вклад автора

Материалы диссертации опубликованы в 12 печатных работах, из них 3 статьи в рецензируемых журналах [1–3], а также 5 докладов в сборниках трудов и тезисов научных конференций [4], в том числе международных [5–8]. Получено 1 свидетельство об официальной регистрации программы для ЭВМ.

В работе [9] автором проведен сравнительный анализ методов последовательной гауссовской симуляции в программных продуктах: Roxar IRAP RMS Suite, Schlumberger Petrel, TimeZYX. Также получены оценки параметров условного распределения реализаций метода последовательной гауссовской симуляции и оценки сходимости среднего значения реализаций к условному математическому ожиданию процессов. Созданы тесты для методов моделирования дискретных и непрерывных свойств пласта и проверки качества корреляционных зависимостей.

В работе [10] проведен обзор основных методов стохастического моделирования в современных программных пакетах геологического моделирования. В работе [4, 5, 11] автором описаны основные методы моделирования трещин и проведены расчеты геологических моделей с учетом трещиноватости. В работе [1] доказана сходимость алгоритма к оцениваемым величинам по вероятности. Предложен и реализован алгоритм определения параметра регуляризации с помощью критериев проверки статистических гипотез.

В работе [2, 6, 12] автором предложен эффективный метод стохастического моделирования реализаций ФЭС с непрерывной параметризацией реализаций, учитывающий локальные и глобальные особенности модели. Проведен сравнительный анализ оценок скорости расчета алгоритма, а также параметров условного распределения реализаций с методом ПГС. В [3, 7], используя предложенную параметризацию, проведена адаптация гидродинамической модели.

В работе [8] автором разработана методика автоматического выделения карбонатных пород на основе методов снижения размерности и алгоритмов машинного обучения с использованием каротажных кривых, керновой информации, петрофизических исследований, фотографий керна в видимом и ультрафиолетовом диапазоне, детальной классификации карбонатных пород.

Структура и объем диссертации

Диссертация состоит из Введения, 5 глав, Заключения и Списка литературы из 100 наименований. Работа изложена на 129 страницах, содержит 64 рисунка, 3 таблицы.

Содержание работы

Введение включает в себя обзор литературы, обоснование актуальности и практической значимости темы диссертации, формулировку цели работы, описание основных методов исследования, изложение научной новизны, структуры и содержания работы, апробацию результатов, перечисление публикаций автора по теме.

В первой главе рассматриваются основные понятия и этапы математического моделирования углеводородных месторождений.

В разделе 1.1 рассматриваются уравнения теории фильтрации. Изотермическая двухфазная фильтрация слабосжимаемых флюидов в пористых средах описывается системой дифференциальных уравнений:

$$\frac{\partial m\rho_1 s}{\partial t} + \operatorname{div}(\rho_1 \vec{u}_1) = 0, \quad (1)$$

$$\frac{\partial m\rho_2(1-s)}{\partial t} + \operatorname{div}(\rho_2 \vec{u}_2) = 0, \quad (2)$$

$$\vec{u}_i = -\frac{k f_i}{\mu_i} \nabla p_i, i = 1, 2, \quad (3)$$

$$p_c = p_1 - p_2, \quad (4)$$

где $m = V_{por}/V$ – пористость среды, равная отношению объема пор V_{por} к общему объему элемента V , k – коэффициент проницаемости среды, s – насыщенность нефти, i – индекс флюида (1 – вода, 2 – нефть), безразмерные коэффициенты f_i – относительные фазовые проницаемости, \vec{u}_i , ρ_i , μ_i , p_i – ско-

рость, плотность, вязкость и давление i -ой фазы соответственно, p_c – капиллярное давление.

В разделе 1.2 описываются понятия и этапы геологического моделирования: анализ исходных данных, моделирование разломов, построение структуры пласта, построение пространственных распределений свойств среды. В качестве исходных данных используются результаты сейсмических исследований, каротажные кривые, исследования керна. Основной задачей геологического моделирования является построение трехмерной сетки и определение ФЕС в межскважинной области.

Раздел 1.3 описывает процесс автоадаптации геолого-гидродинамической модели. Данный этап заключается в сопоставлении результатов гидродинамических расчетов с наблюдаемыми значениями дебитов углеводородов, а также давления на скважинах за весь период разработки месторождения. Отметим, что в результате автоадаптации важно не только обеспечить совпадение результатов гидродинамических расчетов с историей разработки, но и получить физически обоснованную геологическую модель.

Вторая глава посвящена решению задачи выделения карбонатных литотипов по скважинным данным. В работе предлагается использовать методы машинного обучения для построения эффективных классифицирующих алгоритмов, в частности, машины опорных векторов. Для снижения размерности пространства входных данных разработанного классификатора используется анализ главных компонент. Процедура выделения литотипов проводится в два этапа: на первом этапе выделяются характеристики литотипов, на втором этапе определяется литотип по набору характеристик.

В разделе 2.1 приводится постановка задачи классификации литотипов. Задается система n классов $C = \{C_1, C_2, \dots, C_n\}$, элементами которой являются различные карбонатные породы. Также задается пространство параметров X , элементами которого являются различные скважинные данные, например: кривая бокового каротажа, пористость по керну, цветность керна и др. Интерпретированные данные, то есть множество пар $(\vec{x}_i, C_i), i = 1 \dots N$, где N – количество данных, задают набор обучающих данных.

На основе обучающих данных необходимо построить отображение $F : X \rightarrow C$ пространства наблюдаемых параметров X в множество типов C , обладающее следующими свойствами:

1) множества X являются связными;

2) количество ошибок вида $F(\vec{x}_i) \neq C_i$ на множестве обучающих примеров является минимальным.

Раздел 2.2 посвящен описанию карбонатных характеристик. Карбонатные литотипы описываются набором физических характеристик: «подкласс», «структура», «биота», «спаритизация», «выщелачивание», «инкорпорация», «вторичное минералообразование», «тип коллектора», «емкость». Таким образом каждый класс C_i может быть представлен в виде набора характеристик, т.е является функцией многих переменных:

$$C_i = f(\vec{\alpha}), \quad (5)$$

где $\vec{\alpha} = (\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_K)$ – вектор характеристик, K – число характеристик. Следовательно, задача построения отображения $F : X \rightarrow C$ сводится к нахождению отображений:

$$F_i : X \rightarrow A_i, i = 1 \dots K, \quad (6)$$

где A_i – множество всех значений характеристики α_i .

Конечное отображение $F : X \rightarrow C$ представляет собой не что иное как функцию $f(A_1, A_1, \dots, A_K)$, определенную в (5).

Раздел 2.3 посвящен нелинейному иерархическому методу анализа главных компонент (h-NLPCA), предложенному в работе [26]. Данный метод использует модель автоэнкодера для построения главных компонент. В методе h-NLPCA минимизируется сумма квадратов ошибок автоэнкодера $E = \sum_{k=1}^d \sum_{n=1}^N (x_n^k - \hat{x}_n^k)^2$, где x_n^k и \hat{x}_n^k – исходные и реконструированные данные соответственно, d – размерность пространства параметров, N – количество исходных данных.

Главной особенностью метода h-NLPCA является использование иерархического представления суммы квадратов ошибок:

$$E_H = \beta E_1 + E_{1,2}, \quad (7)$$

где β – множитель Лагранжа, E_1 и $E_{1,2}$ – суммы квадратов ошибок при использовании только одной компоненты и совместного использования 1го и 2го свойства соответственно.

Данный подход использовался для выделения главных компонент для обучающего набора исходных литотипов.

В разделе 2.4 описывается вероятностный алгоритм машины опорных векторов [27, 28]. В соответствии с ним на первом этапе строятся отдельные машины опорных векторов для каждого класса. Далее на основе построенных машин опорных векторов определяется апостериорная плотность вероятности принадлежности точек пространства параметров к конкретному классу:

$$P(A_i|\vec{x}) = p(\vec{x}) = 1/(1 + \exp(Ag(\vec{x}) + B)), \quad (8)$$

где функция $g(\vec{x})$ – выходной сигнал машины опорных векторов, а константы A и B определяются методом максимального правдоподобия для тренировочного набора.

В конечном итоге определяется вероятность принадлежности каждой точки пространства X к конкретному классу. Далее для любой точки пространства X определяется наиболее вероятный класс.

В разделе 2.5 приведены результаты расчетов для реального месторождения. Вся совокупность исходных данных была разделена на две группы: данные для обучения машины опорных векторов и тестовые данные, на которых проводилась валидация алгоритма. Общая ошибка определения литотипа составила менее 8%

В разделе 2.6 изложены основные выводы по данной главе.

В третьей главе решается задача построения геометрической структуры пласта.

В разделе 3.1 описан алгоритм построения модели системы разломов. Для вертикальных и наклонных разломов используются линейные кривые Безье, для искривленных разломов – квадратичные, а для разломов сложной геометрии – кривые Безье четвертого порядка. Значения контрольных точек для кривых Безье определяются методом наименьших квадратов [29]:

$$\sum_{k=0}^M \sum_{j=0}^n \vec{P}_j b_{jn}(t_k) \rightarrow \min, \quad (9)$$

где \vec{P}_j – контрольные точки, t_k – значение параметра t для k -ой точки исходных данных, M – количество исходных данных, $b_{jn}(t)$ – базисные функции кривой Безье:

$$b_{jn}(t) = \frac{n!}{j!(n-j)!} t^j (1-t)^{n-j}, \quad (10)$$

где n – степень многочлена, j – порядковый номер контрольной точки.

Раздел 3.2 посвящен методу построения трендовых поверхностей на основе регуляризованного алгоритма В-сплайн аппроксимации. Трендовая поверхность представляется в виде

$$\xi = u + \Delta, \quad (11)$$

где u – искомая функция, Δ – погрешность исходных данных.

Далее оцениваются ошибки аппроксимации:

$$\|u_T - \tilde{u}_M^\delta\|_{L_2}^2 \approx \frac{L^2}{M^{2(p+\gamma)}} + \frac{\delta^2 M}{N} + O\left(\frac{1}{N^\gamma}\right), \quad (12)$$

где u_T – точное значение функции u , \tilde{u}_M^δ – сплайн-функция, полученная с помощью формул гладкого восполнения, M – число узлов сетки, L – константа, входящая в условие Гельдера для производной порядка r , коэффициент δ – дисперсия шума Δ , числа p и γ задают класс гладкости В-сплайнов.

Изложенный подход является вариантом метода регуляризации, где роль параметра регуляризации играет число M . В полном согласии с общими представлениями о регуляризации [30, 31], первый член выражения (12) убывает с ростом M , а второй – растет. Существует M такое, что погрешность фильтрации минимальна.

Раздел 3.3 посвящен построению структурных поверхностей. Для каждого пласта строятся поверхность кровли и подошвы $S(x, y)$ такие, что:

$$\begin{aligned} S(x, y) &= u(x, y) + f(x, y), \\ S(x_k, y_k) &= z_k, \end{aligned} \quad (13)$$

где $u(x, y)$ – трендовая поверхность, полученная из сейсмических данных в предыдущем разделе, $f(x, y)$ – функция невязки трендовой поверхности $u(x, y)$ и скважинных данных, x_k, y_k, z_k – координаты точек пластопересечений.

Для аппроксимации и интерполяции двумерной функции $f(x, y)$ по заданному набору точек $f_k = f(x_k, y_k) = z_k - u(x_k, y_k)$ используются методы: радиальных базисных функций, скользящего среднего, минимальной кривизны, В-сплайн аппроксимации, кригинг.

Раздел 3.4 посвящен построению сеток с учетом тектонических разломов на основе поверхностей кровли и подошвы пластов. На первом шаге моделирования строится каркас субвертикальных направляющих сетки. Далее, определяются точки пересечения направляющих каркаса с поверхностями кровли

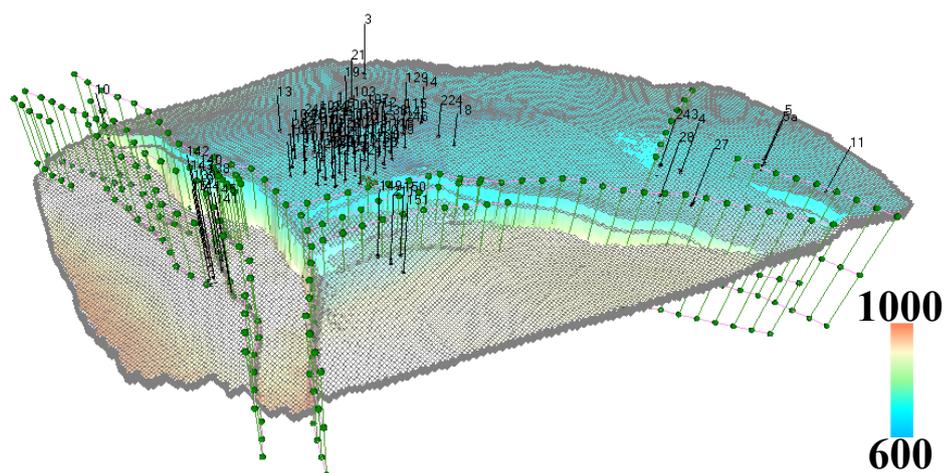


Рис. 1: Структурная модель месторождения Матин. Цветная легенда соответствует глубине.

и подошвы пластов. Значения координат точек, находящиеся на расстоянии меньшем заданного радиуса экстраполяции d_{extr} от разломов, считаются неизвестными. Остальные точки используются в качестве входных данных для интерполяционного метода минимальной кривизны. Таким образом определяются границы пластов.

Далее проводится дискретизация пластов, т.е разбиение выделенных пластов на слои. Существуют несколько типов разбиения:

- 1) пропорциональная кровле, в случае эрозии нижележащего пласта,
- 2) пропорциональная подошве, в случае эрозии моделируемого пласта,
- 3) равномерная.

В разделе 3.5 представлены результаты работы алгоритма на данных реального месторождения. Конечная структурная модель, состоящая из модели разломов, согласованных структурных поверхностей и трехмерной геологической сетки, представлена на рисунке 1.

В разделе 3.6 изложены основные выводы по данной главе.

В четвертой главе рассмотрены методы статистического оценивания и стохастического моделирования для построения пространственных распределений ФЕС.

В разделе 4.1 описан процесс подготовки данных, в частности рассмотрены вопросы корректного осреднения значений ФЕС в ячейках расчетной сетки, используя данные вдоль стволов скважин.

В разделе 4.2 рассматривается гипотеза однородности пространственных-распределений ФЕС. Для неоднородных сред предлагается использовать представление [19]:

$$Z(\vec{x}) = m(\vec{x}) + R(\vec{x}), \quad (14)$$

где $Z(\vec{x})$ – свойство пласта, например пористость, $m(\vec{x})$ – нестационарный тренд, $R(\vec{x})$ – случайный стационарный остаток, \vec{x} – произвольная точка пространства.

Тренд может быть получен, используя стандартные методы аппроксимации, описанные в главе 3. Таким образом основная задача моделирования случайных процессов сводится к статистической оценке функции и моделированию стохастических реализаций.

В разделе 4.3 описан процесс вариограммного анализа исходных данных. Вариограмма $\gamma(\vec{x}, \vec{y})$ случайного процесса $Z(\vec{x})$ представляет собой аналог автокорреляционной функции:

$$\gamma(\vec{x}, \vec{y}) = E[(Z(\vec{x}) - Z(\vec{y}))^2], \quad (15)$$

где E – оператор математического ожидания, \vec{x}, \vec{y} – произвольные точки пространства.

Далее на основе скважинных данных оценивается функция γ для конкретной области месторождения. Используется три модели вариограмм: сферическая, экспоненциальная, гауссовская.

В разделе 4.4 ставится задача построения пространственных распределений ФЕС. Искомые поля ФЕС $Z(\vec{x})$ ищутся в виде:

$$\begin{aligned} Z_k &= Z(\vec{x}_k) = m(\vec{x}_k) + R(\vec{x}_k) = m_k + R_k, k = 1..N, \\ C &= E((\vec{Z} - \vec{m})(\vec{Z} - \vec{m})^+) = E(\vec{R}\vec{R}^+), \end{aligned} \quad (16)$$

где \vec{Z} – значения поля $Z(\vec{x})$ в центрах ячеек расчетной сетки, C – матрица ковариации вектора \vec{Z} .

Необходимо оценить среднее значение процесса и построить реализации вектора \vec{Z} , значения которых совпадают со значениями в скважинах и отвечающие заданной ковариации C .

В разделе 4.5 описан метод статистического оценивания параметров полей ФЕС – кригинг.

Раздел 5.5 посвящен обзору основных методов стохастического моделирования реализаций полей ФЕС: спектральный метод [32, 33], метод turning

bands [34], последовательная гауссовская симуляция (ПГС) [35], разложение Холецкого матрицы условной ковариации [36].

В разделе 4.6 предлагается эффективный метод стохастического моделирования на основе моделирования Фурье-образов реализаций полей ФЕС с помощью разложения Холецкого. Матрица ковариации в Фурье пространстве Σ^ω представима в виде:

$$\Sigma^\omega = F\Sigma F^+, \quad (17)$$

где F – матрица дискретного преобразования Фурье, Σ^ω – Фурье-образ матрицы ковариации Σ , F^+ – эрмитово сопряжение матрицы F .

Фурье-образ матрицы ковариации Σ можно разложить с помощью алгоритма Холецкого [36] и, тем самым, построить Фурье-образ реализации условного гауссовского процесса:

$$\vec{R}^\omega = L^\omega \vec{\eta}, \quad (18)$$

где $\vec{\eta}$ – вектор из независимых стандартных нормально распределенных величин.

Особенность данного подхода в том, что для процесса, заданного на равномерной сетке $\Omega_{\vec{h}}$ матрица Σ^ω представима в виде:

$$\Sigma^\omega = D - SC_m^{-1}S^+, \quad (19)$$

где D – диагональная матрица, отвечающая за безусловное распределение, C_m^{-1} – обратная матрица ковариации случайных величин, заданных на скважинах, S – Фурье-образ матрицы ковариации вектора \vec{R} и случайных величин, заданных на скважинах.

Используя представление (19), алгоритм разложения Холецкого для матрицы Σ^ω может быть существенно упрощен. Благодаря этому вычислительная сложность алгоритма значительно уменьшается, что позволяет эффективно строить реализации условного гауссовского процесса без потери точности. Сравнение с широко используемым методом последовательной гауссовской симуляции показало, что предложенный метод позволяет построить реализации гауссовского процесса в несколько раз быстрее метода последовательной гауссовской симуляции при одном и том же уровне точности.

В разделе 4.7 представлены результаты расчетов полей ФЕС для реального месторождения. На рисунке 2 показаны примеры полей пористости в

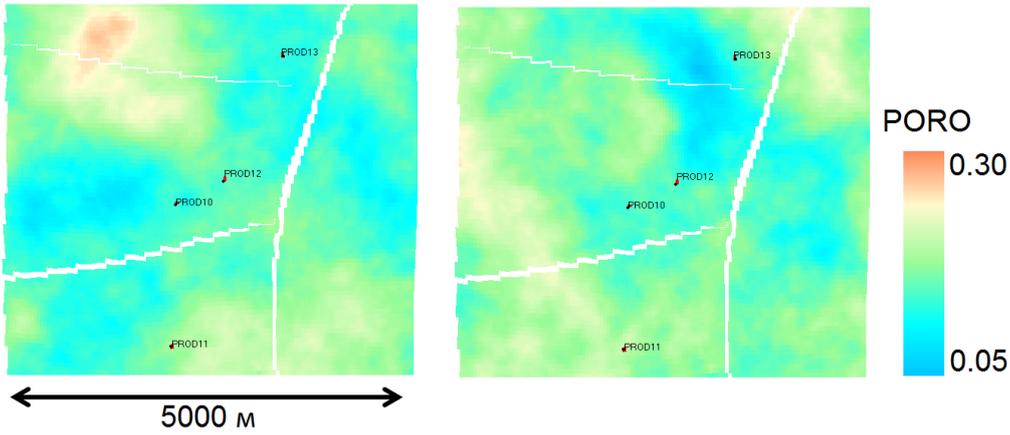


Рис. 2: Две реализации условного гауссовского процесса $X(\vec{r})$ в двумерном случае. Точками показаны скважины

двумерном случае, скважины обозначены черными точками. Характерный размер «пятен» составляет 1000 м, что согласуется с заданным радиусом корреляции. Стоит заметить, что значения реализаций в ячейках, через которые проходят скважины, остаются неизменными для всех реализаций.

В разделе 4.8 изложены основные выводы по данной главе.

В пятой главе рассматривается использование предложенного метода в задаче определения оптимальных значений полей ФЕС для автоадаптации геолого-гидродинамических моделей. Ввиду большого числа расчетных ячеек сетки ($N_\Omega \sim 10^6$), варьирование значений ФЕС во всех точках межскважинной области является трудноразрешимой задачей даже для вычислительной техники современного уровня. Отсюда возникает необходимость введения эффективной параметризации полей ФЕС в межскважинной области с числом параметров $N_p \ll N_\Omega$.

В разделе 5.1 приводится постановка задачи в рамках байесовского подхода. Требуется определить апостериорный максимум условного распределения параметров \vec{p} и оценить его неопределенность:

$$\vec{p}_{MAP}(d^{obs}) = \arg \min_{\vec{p}} [S(\vec{p}) + (\vec{p} - \vec{\mu}_p)^T C_p^{-1} (\vec{p} - \vec{\mu}_p)], \quad (20)$$

где \vec{p} – вектор параметров, $S(\vec{p})$ – сумма квадратов отклонений расчетных показателей и данных истории разработки месторождения, $\vec{\mu}_p$ – мат. ожидание вектора \vec{p} , C_p – матрица ковариации вектора \vec{p} .

В разделе 5.2 описан процесс параметризации полей ФЕС на основе эффективного алгоритма разложения Холецкого (ЭРХ) матрицы ковариации

в Фурье пространстве, предложенного в главе 4. Согласно данному подходу реализации полей ФЕС представимы в виде:

$$\vec{Z} = FDL^\omega \vec{\eta}, \quad (21)$$

где L^ω – множитель Холецкого Фурье-образа матрицы ковариации Σ , $\vec{\eta}$ – независимые стандартные нормальные случайные величины.

Благодаря тому, что матрица L^ω является нижней треугольной [37], значение амплитуды произвольной гармоники ω_k зависит только от значений компонент $\eta_1, \eta_2, \dots, \eta_k$ вектора $\vec{\eta}$:

$$A_{\omega_k} = f(\eta_1, \eta_2, \dots, \eta_k), \quad (22)$$

где A_{ω_k} – амплитуда гармоники ω_k , η_k – компоненты вектора $\vec{\eta}$.

Следовательно, процесс оптимизации задачи (20) может быть сведен к нескольким последовательным оптимизациям: сначала оптимизация по компонентам вектора $\vec{\eta}$, соответствующим низкочастотным гармоникам, далее – по среднечастотным и высокочастотным. Таким образом, размерность пространства параметров существенно уменьшается, что позволяет значительно сократить количество расчетов гидродинамического симулятора и ускорить процесс автоадаптации.

В разделе 5.3 описан процесс оценки неопределенности максимума апостериорной оценки. В данной работе используется метод RML (Randomized Maximum Likelihood) [38]. Для линейных задач доказано [39], что выборка, полученная данным методом, входит в класс корректности метода Монте-Карло с цепью Маркова. Однако для нелинейного случая строгое теоретическое обоснование отсутствует. Тем не менее, на частных примерах даже на нелинейных задачах RML дает разумную характеристику неопределенности [40].

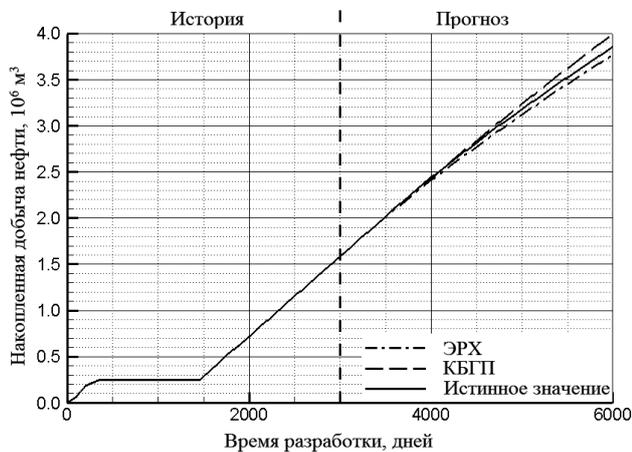
В разделе 5.4 описана тестовая модель PUNQ-S3 [41], основанная на модели реального нефтегазового месторождения.

В разделе 5.5 представлены результаты работы алгоритма на модели PUNQ-S3. На рисунках 3а, 3б и 3с представлены расчетные и наблюдаемые значения накопленной нефти, газа и воды соответственно.

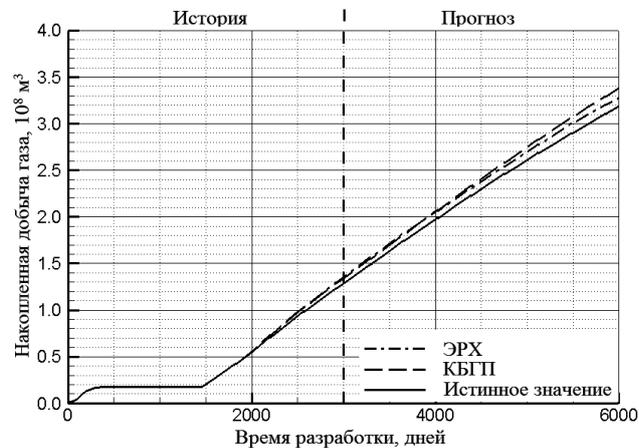
Сопоставив полученные результаты с данными из работы [41] (рис.4), можно сделать вывод, что предложенный метод позволяет составить достаточно точный прогноз с приемлемой степенью неопределенности.

В разделе 5.5 изложены основные выводы по данной главе.

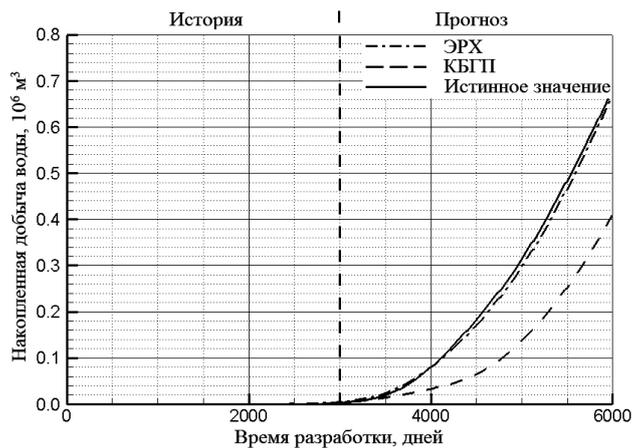
В Заключении изложены основные выводы и результаты.



(a) нефть



(b) газ



(c) вода

Рис. 3: Результаты адаптации для накопленной добычи нефти, газа и воды для двух методов: предложенного алгоритма ЭРХ и широко используемого метода ПГС

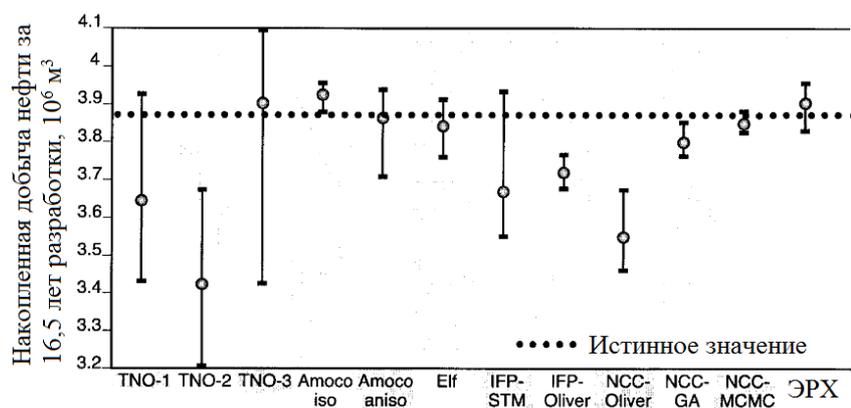


Рис. 4: Прогнозные значения накопленной добыча нефти за 16,5 лет разработки и неопределенность прогноза для различных подходов и предложенного алгоритма ЭРХ (крайнее правое значение).

Список публикаций

1. Лаврик Д. А., Миннихметов И. Р., Пергамент А. Х. Регуляризованные алгоритмы статистического оценивания функций в задачах геологического моделирования // Матем. моделирование. 2011. Т. 23, № 4. С. 23–40.
2. Миннихметов И. Р., Пергамент А. Х. Эффективный метод моделирования условных гауссовских процессов в задачах геологического моделирования // Матем. моделирование. 2012. Т. 8.
3. Миннихметов И. Р., Митрушкин Д. А. Спектральные методы стохастического моделирования гауссовских процессов в задачах автоадаптации // Вестник РУДН. 2013. № 1.
4. Пергамент А. Х., Ахметсафина А. Р., Миннихметов И. Р., Томин П. Ю. О некоторых задачах фильтрации в карбонатных коллекторах // Российская конференция «Многофазные системы: природа, человек, общество, технологии. Уфа: 2010. — Июнь.
5. Minniakhmetov I. R., Akhmetsafina A. R., Pergament A. K. Geological Modeling of Naturally Fractured Reservoirs // GEO 2012 - the 10th Middle East Geosciences Conference and Exhibition. Manama, Bahrein: 2012. — March.
6. Minniakhmetov I. R., Akhmetsafina A. R., Pergament A. K. A Spectral

Approach to Conditional Simulation // GEO 2012. Manama, Bahrein: 2012. — March.

7. Minniakhmetov I. R., Pergament A. K. A Spectral Approach to Conditional Simulation // geoENV2012. Valencia, Spain: 2012. — September.
8. Minniakhmetov I. R., Pergament A. K. Lithotype Clustering in Multidimensional Space // 13th European Conference on the Mathematics of Oil Recovery (ECMOR XIII). Biarritz, France: 2012. — September.
9. Пергамент А. Х., Ахметсафина А. Р., Миннихметов И. Р., Балашов А. Д. Система тестов для алгоритмов геологического моделирования // Вестник ЦКР Роснедра. 2009. Т. 5.
10. Ахметсафина А. Р., Миннихметов И. Р., Пергамент А. Х. Стохастические методы в программе геологического моделирования // Вестник ЦКР Роснедра. 2010. Т. 1.
11. Ахметсафина А. Р., Миннихметов И. Р., Пергамент А. Х. Фильтрация в анизотропной трещиноватой среде // Вестник ЦКР Роснедра. 2010. Т. 3.
12. Миннихметов И. Р. Стохастическое моделирование условных гауссовских процессов // Препринт ИПМ. 2011. № 79.

Цитированная литература

13. Закревский К. Е. Геологическое 3D моделирование. Москва: ООО ИПЦ Маска, 2009.
14. Дьяконов Д. И., Леонтьев Е. И., Кузнецов Г. С. Общий курс геофизических исследований скважин. М.: Недра, 1984.
15. Хмелевской В. К., Горбачев Ю. И., Калинин А. В. и др. Геофизические методы исследований. Изд-во КГПУ, 2004.
16. Ампилов Ю. П., Барков А. Ю., Яковлев И. В. и др. Почти все о сейсмической инверсии. Часть 1 // Технологии сейсморазведки. 2009. № 4. С. 3–16.

17. Пузырев Н. Н. Методы и объекты сейсмических исследований. Введение в общую сейсмологию. Новосибирск: НИЦ ОИГГМ, 1997.
18. Короновский Н. В., Якушова А. Ф. Основы геологии. Москва: Высшая школа, 2002.
19. Dubrule O. Geostatistics for Seismic Data Integration in Earth Models. SEG, EAGE, 2003.
20. Tamhane D., Wang L., Wong P. M. The Role of Geology in Stochastic Reservoir Modelling: The Future Trends // Math. Geol. 1999. no. 5. P. 439–451.
21. Haas A., Dubrule O. Geostatistical Inversion – a Sequential Method of Stochastic Reservoir Modeling Constrained by Seismic Data // First Break. 1994. Vol. 12, no. 11.
22. Lamy P., Swaby P. A., Rowbotham P. S. et al. From Seismic to Reservoir Properties Using Geostatistical Inversion // SPE Reservoir Evaluation and Engineering. 1999. Vol. 2, no. 4. P. 334–340.
23. Deutsch C. V. Geostatistical Reservoir Modeling. Oxford University Press, 2002.
24. Yarus J. M., Chambers R. L. Practical Geostatistics – an Armchair Overview for Petroleum Reservoir Engineers // SPE 103357. 2006.
25. Cosentino L. Integrated reservoir studies. IFP, 2001.
26. Scholz M., Vigarito R. Nonlinear PCA: a New Hierarchical Approach // Proceedings ESANN. 2002. P. 433–459.
27. Platt J. C. Probabilistic outputs for support vector machines and comparisons to regularized likelihood methods // MIT Press. 1999. P. 61–74.
28. Хайкин С. Нейронные сети. Вильямс, 2006.
29. Айвазян С. А., Бухштабер В. М., Енюков И. С., Мешалкин Л. Д. Прикладная статистика: классификация и снижение размерности. Москва: Финансы и статистика, 1989.
30. Тихонов А. Н. О регуляризации некорректно поставленных задач // Докл. АН СССР. 1963. Т. 153, № 1. С. 49–52.

31. Тихонов А. Н., Арсенин В. Я. Методы решения некорректных задач. Москва: Наука, 1979.
32. Yaglom A. M. Correlation Theory of Stationary and Related Random Functions, Vol. I. Basic results. New York: Springer Ser. Stat. Springer, 1987. P. 517–541.
33. Borgman L., Taheri M., Hagan R. Geostatistics for Natural Resources Characterization, Part I. Boston, Massachusetts: Reidel Publ. Co., 1984. P. 517–541.
34. Matheron G. The Intrinsic Random Functions and Their Applications // Advances in Applied Probability. 1973. Vol. 5, no. 3. P. 439–468.
35. Journel A. G., Huijbregts C. Mining geostatistics. Academic Press, 1978.
36. Haugh M. The Monte Carlo Framework, Examples from Finance and Generating Correlated Random Variables. 2004. IEOR E4703: Monte Carlo Simulation Course Notes.
37. Bau III D., Trefethen L. Numerical Linear Algebra. Philadelphia: Society for Industrial and Applied Mathematics, 1997. P. 172–180.
38. Feng T., Mannseth T., Aanonsen S. I. Randomized Maximum Likelihood with Permeability Samples Generated by a Predictor Corrector Technique // University of Bergen 2009. Society of Petroleum Engineers. 2012.
39. Kitanidis P. Quasi-linear Geostatistical Theory for Inversing // Water Resour. Res. 1995. Vol. 31. P. 2411–2419.
40. Liu N., Oliver D. S. Evaluation of Monte Carlo Methods for Assessing Uncertainty // SPEJ. 2003. Vol. 8, no. 2. P. 1–15.
41. Floris F. J. T. e. a. Methods for Quantifying the Uncertainty of Production Forecasts; a Comparative Study. // Petroleum Geoscience. 2001. Vol. 7.