

**Санкт-Петербургский политехнический университет  
Петра Великого**

**Институт прикладной математики и механики**

На правах рукописи

**Яубатыров Рамиль Рустемович**

**НАУЧНЫЙ ДОКЛАД**

об основных результатах выпускной квалификационной работы на тему  
**СИСТЕМА ДЛЯ ВЫБОРА ОПТИМАЛЬНОГО СЦЕНАРИЯ УПРАВЛЕНИЯ  
ФОНДОМ СКВАЖИН НА НЕФТЯНОМ МЕСТОРОЖДЕНИИ НА ОСНОВЕ  
МОДЕЛИ ПЛАСТА И ЧИСЛЕННЫХ МЕТОДОВ ОПТИМИЗАЦИИ**

Направление подготовки:

09.06.01 Информатика и вычислительная техника

Специальность:

05.13.18 Математическое моделирование, численные методы и комплексы программ

Автор работы:

Яубатыров Р.Р.

аспирант кафедры «Теоретическая механика»,

Высшая школа ИПММ

Научный руководитель:

чл.-корр., проф. РАН,

д.ф.-м.н. Кривцов А.М.

Санкт-Петербург  
2020

## ОБЩАЯ ХАРАКТЕРИСТИКА РАБОТЫ

**Актуальность темы исследования.** Добыча нефти сегодня представляет собой трудный процесс, для осуществления которого необходимы значительные научные исследования в самых разных областях: от геологии до машинного обучения. Особую сложность в задаче представляет тот факт, что залежи углеводородов расположены на большой глубине и трудно поддаются изучению. В то же время нефть является ценным товаром на мировом рынке, и даже небольшое повышение эффективности ее добычи может позволить в существенной степени увеличить доходную часть компании-недропользователя или сократить затраты, связанные с эксплуатацией месторождения.

Одна из актуальных задач при разработке месторождений – выбор параметров эксплуатации для действующего фонда нагнетательных и добывающих скважин, при которых осуществляется наиболее эффективное вытеснение нефти и минимизируются затраты на работу оборудования. Объектом исследования данной задачи является цифровая модель происходящих в нефтеносном пласте процессов, позволяющая предсказать поведение нефтеносного пласта при тех или иных сценариях разработки. Современные научные подходы в данной области, как правило, решают задачу для небольших моделей, не относящихся к промышленным месторождениям и позволяющих производить прогноз динамики добычи за сравнительно небольшое время. Данная работа имеет практическую направленность, предложенные подходы протестированы на моделях действующих месторождений, находящихся в активной фазе эксплуатации. Известно значительное число работ, преимущественно в зарубежной литературе, посвященных определению оптимальной стратегии управления действующим фондом скважин на нефтяном месторождении. К ним относятся работы таких авторов, как O.J. Isebor, L.J. Durlofsky, D. Echeverria, G.M. van Essen. Тема является актуальной в современном сообществе инженеров-нефтяников, новые методы и подходы ежегодно публикуются в профильных журналах и на конференциях.

### **Цель и задачи исследования**

Цель состоит в разработке подхода, позволяющего эффективно производить оптимизацию параметров эксплуатации действующего фонда скважин на промышленных нефтяных месторождениях.

Для достижения вышеуказанной цели представляется необходимым решить следующие **задачи**:

1. Разработать метод настройки модели для повышения точности прогнозирования добычных показателей.
2. Разработать подход по снижению размерности оптимизационной задачи.
3. Разработать подход по организации высокопроизводительных вычислений применительно к оптимизационной задаче.
4. Создать программное обеспечение, реализующее разработанные подходы.

### **Научная новизна:**

1. Предложен новый алгоритм численной оптимизации mPSO, позволяющий за один запуск алгоритма получить репрезентативное множество возможных решений. Алгоритм успешно апробирован в задаче адаптации гидродинамической модели на историю разработки.

2. Предложен новый алгоритм численной оптимизации GPSe, имеющий ряд практических преимуществ в задаче поиска оптимального управления скважинами на зрелом нефтяном месторождении. Алгоритм успешно апробирован в задаче оптимизации режимов работы скважин на модели промышленного нефтяного месторождения.

3. Предложен и запатентован способ снижения размерности пространства поиска для задачи управления действующим фондом скважин.

4. Разработан программный комплекс, реализующий представленный подход по оптимизации разработки нефтяных месторождений, используемый

специалистами компании-недропользователя наряду с другим промышленным ПО для моделирования.

5. Реализована среда высокопроизводительных вычислений на базе действующей вычислительной инфраструктуры предприятия, благодаря чему достигнуто значительное повышение производительности при проведении оптимизационных расчетов.

### **Теоретическая и практическая значимость**

Теоретическую значимость работы составляют разработанные алгоритмы численной оптимизации. Данные алгоритмы могут быть применены в широком спектре задач, где требуется нахождение оптимального значения для целевой функции типа «черного ящика». Особенностью предложенного алгоритма multi-PSO является способность давать равномерную выборку из пространства решений в случае, когда решение задачи не единственно.

Практическая значимость работы определяется возможностью использовать разработанные методы при решении практических задач по управлению режимом работы скважин на промышленных нефтяных месторождениях. Разработанные в работе подходы были успешно применены на действующих месторождениях компании-недропользователя, на их основе разработано промышленное программное обеспечение для профильных специалистов.

**Степень достоверности и апробация результатов.** Основные результаты исследований и докладывались и обсуждались на следующих всероссийских и международных отраслевых конференциях: EAGE 19th edition of the European Symposium on Improved Oil Recovery (Ставангер, 2017 г.), SPE reservoir characterisation and simulation conference and exhibition (Абу-Даби, 2017 г.), SPE annual technical conference and exhibition (Даллас, 2018), XI научно-практическая конференция «математическое моделирование и компьютерные технологии в процессах разработки месторождений» (Уфа, 2018 г.), International Petroleum Technology Conference (Пекин, 2019 г.).

## **Публикации**

Результаты научной работы представлены в двух патентах РФ, в 6 публикациях SCOPUS и одной публикации в журнале из перечня ВАК, также зарегистрировано две программы для ЭВМ.

## **Представление научного доклада: основные положения**

1. Метод численной оптимизации mPSO для получения выборки пространства решений.
2. Локальный метод численной оптимизации GPSe для задачи выбора оптимального режима работы скважин на основе модели пласта, и его сравнение с рядом других алгоритмов.
3. Метод снижения размерности пространства поиска.
4. Система для выбора оптимального режима работы скважин на нефтяном месторождении.
5. Грид-система для выполнения распределенных вычислений.

## СОДЕРЖАНИЕ РАБОТЫ

В **Главе 1** приводятся общие сведения о разработке нефтяных месторождений, рассматривается процесс заводнения как вторичный метод добычи нефти. Рассмотрены различные способы моделирования разработки месторождений, вводится объект настоящего исследования – гидродинамическая модель пласта.

В **Главе 2** рассмотрена проблема создания качественной гидродинамической модели пласта, предлагаются подходы по настройке параметров модели с целью достоверно описать фактическую динамику добычи углеводородов. Приведен метод, позволяющий значительно ускорить создание ансамбля качественных гидродинамических моделей. Метод является развитием известного метода PSO (Particle Swarm Optimization, метод роя частиц). Алгоритм PSO предполагает наличие роя из  $N$  частиц, где каждая частица  $i$  имеет положение  $x_k^i$  в пространстве и скорость  $v_k^i$ , которые обновляются для каждой итерации  $k$ .

Опишем алгоритм PSO для минимизации целевой функции:

$$f : [-1,1]^d \rightarrow \mathbb{R}, \quad (1)$$

$$x_{k+1}^i = x_k^i + v_k^i, \quad (2)$$

$$v_{k+1}^i = \omega v_k^i + c_1 D_{k+1}^1 (p^i - x_k^i) + c_2 D_{k+1}^2 (p - x_k^i), \quad (3)$$

где  $d$  – размерность области поиска,  $D_{k+1}^1$  и  $D_{k+1}^2$  – диагональные матрицы с элементами, выбранными случайным образом из однородного распределения, определенного в интервале  $[0,1]$ ;  $p^i$  – точка с наилучшим значением, которую обнаружила данная частица  $i$  до текущей итерации,  $p$  – лучшая точка, найденная до текущей итерации всеми частицами  $\omega$ ,  $c_1$ ,  $c_2$  – параметры с действительными значениями, определяются эвристическим путем.. Границы считаются отражающими, а положения и скорости обновляются на каждой итерации по формулам:

$$x_{j,k}^i \leftarrow -2 - x_{j,k}^i \quad \text{если } x_{j,k}^i \leq -1 \quad \text{для } j = 1 \dots d, i = 1 \dots N, \quad (4)$$

$$x_{j,k}^i \leftarrow 2 - x_{j,k}^i \quad \text{если } x_{j,k}^i \geq 1 \quad \text{для } j = 1 \dots d, i = 1 \dots N, \quad (5)$$

$$v_{j,k}^i \leftarrow -v_{j,k}^i \quad \text{если } |x_{j,k}^i| \geq 1 \quad \text{для } j = 1 \dots d, i = 1 \dots N, \quad (6)$$

где  $x_{j,k}^i$  и  $v_{j,k}^i$  обозначают  $j$ -ю компоненту  $x_k^i$  и  $v_k^i$ . В работе критерием остановки алгоритма является достижение максимального количества расчетов целевой функции  $k_{max}$  или максимально приемлемое значение целевой функции  $f_{lim}$ . Дополнительными параметрами алгоритма PSO являются число частиц в ансамбле  $N$  и максимально допустимая скорость  $v_{max}$ .

Множество решений для плохо обусловленной задачи оптимизации может быть получено с помощью множественного запуска традиционных алгоритмов оптимизации с разных начальных позиций (мульти-старта). При таком подходе некоторые области пространства поиска могут быть исследованы более одного раза, и это может заметно повлиять на производительность.

Рассматриваемый "мультимодальный" вариант алгоритма mPSO нацелен на поиск набора точек, таких, что:

$$\{s^m | f(s^i) \leq f_{lim}, \|s^i - s^j\| \geq d_{min} \text{ для всех } i, j\}, \quad (7)$$

где целевая функция  $f$  задана формулой (1),  $f_{lim}$  – максимальное значение целевой функции для точки, которая может рассматриваться как решение, а  $d_{min}$  – минимальное расстояние, требуемое между решениями. Значения  $d_{min}$  могут быть выбраны исходя из соображений, связанных с точностью определения оптимизируемых переменных.

Основное отличие метода mPSO заключается в том, что вместо отслеживания одного глобального лучшего значения  $\mathbf{p}$  поддерживается набор не более  $n_q$  глобальных аттракторов  $\{q^m\}$  (значение  $n_q$  – входной параметр алгоритма). В этом случае правила обновления задаются следующим образом:

$$x_{k+1}^i = x_k^i + v_k^i, \quad (8)$$

$$v_{k+1}^i = \omega v_k^i + c_1 D_{k+1}^1 (p^i - x_k^i) + c_2 D_{k+1}^2 (q^{\delta(i)} - x_k^i), \quad (9)$$

где функция  $\delta(i)$  возвращает индекс аттрактора в множестве  $\{q^m\}$ , ближайшем к частице  $i$  (остальные параметры такие же, как в алгоритме PSO). Также строится отдельный набор решений  $\{s^m\}$ , найденных до текущей итерации, которые, в отличие от набора  $\{q^m\}$  не включаются в процесс обновления. Аттракторами будут по существу наиболее потенциально интересные точки в ансамбле с точки зрения целевой функции, но не являющиеся решениями. Отметим важный момент: как только найдено решение, то есть точка, значение целевой функции в которой меньше или равно  $f_{lim}$ , его нужно не только сохранить, но и обеспечить, чтобы это решение не притягивало другие частицы в ансамбле, поскольку цель алгоритма – сделать равномерную выборку пространства решений.

Алгоритм mPSO пошагово описан в Листингах 1 и 2. Алгоритм завершается при достижении максимального количества оценок целевой функции  $k_{max}$ , либо когда найдено  $m_{sol}$  решений (входной параметр алгоритма).

---

#### Листинг 1. Алгоритм mPSO

---

1. Задать начальные позиции и скорости частиц:

$$x_0^i \leftarrow \text{rand} \in [-1, 1]^d$$

$$v_0^i \leftarrow \text{rand} \in [-v_{max}, v_{max}]^d \text{ для всех } i = 1 \dots N$$

2. На каждой итерации  $k = 0, 1, \dots$ , пока не выполнится условие

$$|\{s^m\}| \geq m_{sol} \text{ или } k > k_{max}:$$

- 2.1. Рассчитать значение целевой функции  $f_k^i \leftarrow f(x_k^i)$  и обновить  $\mathbf{p}^i$ .

- 2.2. Добавить к  $\{s^m\}$  точки  $x_k^i$ , для которых  $f(x_k^i) \leq f_{lim}$ .

- 2.3. Обновить  $\{q^m\}$  в соответствии с Алгоритмом обновления (Листинг 2).

- 2.4. Обновить положения и скорости частиц согласно (8-9).

- 2.5. Скорректировать положения и скорости частиц, вышедшие за пределы допустимой зоны, согласно (4-6).

3. Вернуть набор решений  $\{s^m\}$ .
-

---

**Листинг 2. Алгоритм обновления аттракторов mPSO**

---

1. Добавить к  $\{q^m\}$  точки  $x_k^i$ , для которых  $f(x_k^i) > f_{lim}$ .
  2. Определить  $q_{min} = \min_{\tilde{q} \in \{q^m\}} f(\tilde{q})$  и убрать из  $\{q^m\}$  точки, для которых  $f(q^m) > \alpha f(q_{min})$ .
  3. Отсортировать множество  $\{q^m\}$  в соответствии со значением  $f$  в порядке возрастания и убрать точки с индексом больше  $n_q$  (если таковые найдутся).
  4. Убрать точки  $\{q^m\}$ , находящиеся ближе, чем  $d_q$  к любому из существующих решений в  $\{s^m\}$ .
  5. Убирать точки  $\{q^m\}$ , пока расстояние между ними не станет меньше, чем  $d_q$ .
- 

На Рисунке 1 представлено распределение решений для методов PSO и mPSO в задаче определения параметров гидродинамической модели при адаптации на историю разработки. Рисунок наглядно демонстрирует, что mPSO дает лучшую выборку пространства решений, чем PSO с мульти-стартом.

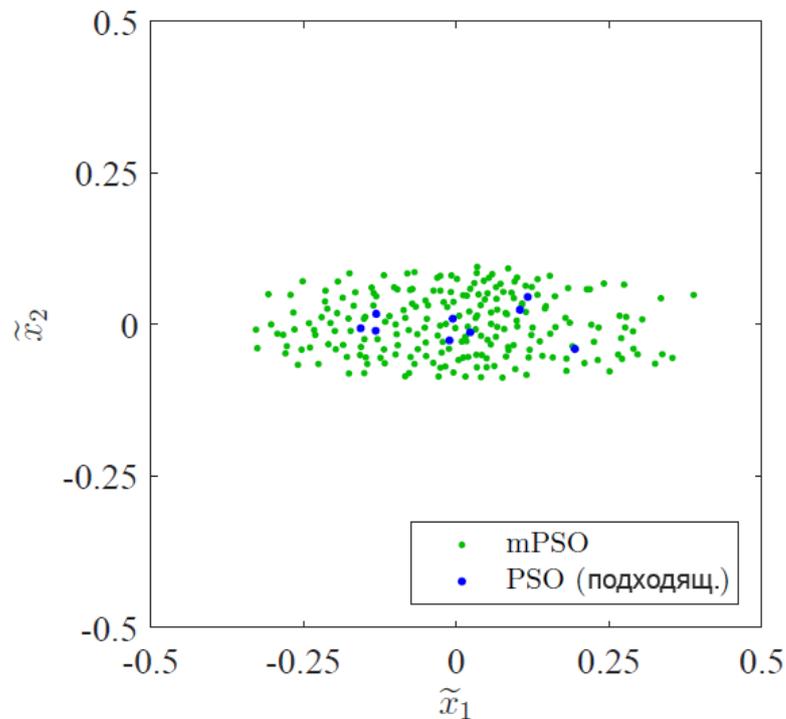


Рис. 1. Решения, полученные алгоритмами PSO и mPSO, представленные с помощью метода многомерного масштабирования.

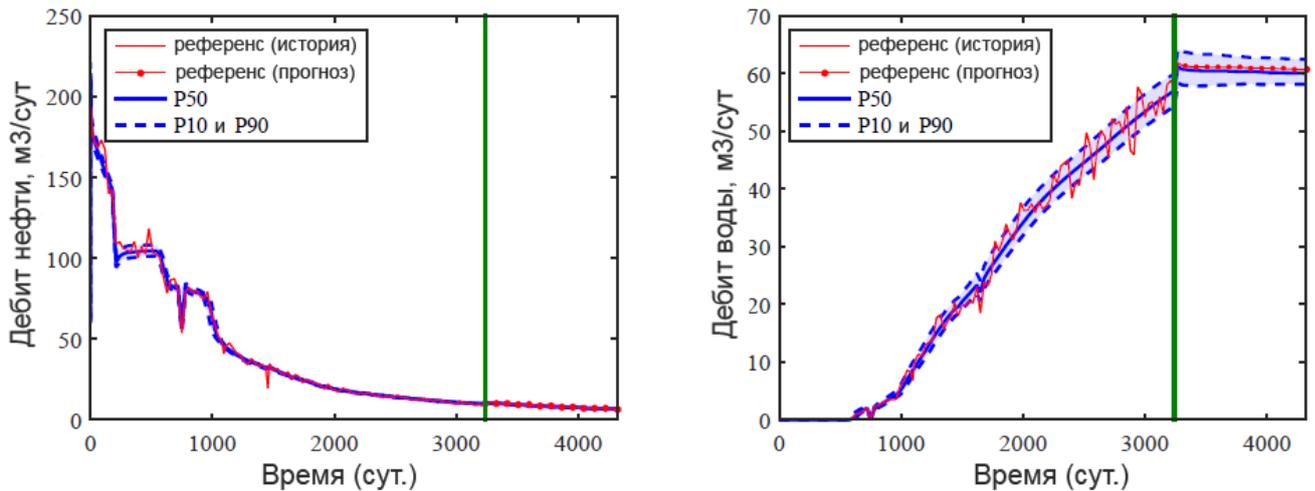


Рис. 2. Сравнение графиков дебита нефти (слева) и воды (справа) в исторический и прогнозный период для решений, найденных с помощью mPSO

На основе найденных решений могут быть построены вероятностные прогнозы добычи. На Рисунке 2 приведены прогнозы дебитов нефти и воды на рассматриваемом месторождении, определенных с использованием решений mPSO. Все параметры эксплуатации скважин в периоде прогноза изменены по отношению к параметрам, с которыми скважины работали на историческом периоде. Из рисунка видно, что показатели добычи для найденных решений совпадают с историческими данными.

В Главе 3 рассмотрена задача поиска оптимального управления действующим фондом скважин на основе гидродинамической модели нефтяного месторождения. Поставлена задача численной оптимизации, описана ее специфика в случае применения к гидродинамической модели нефтяного месторождения, приведены возможные алгоритмы численной оптимизации для ее решения. Предложен новый безградиентный оптимизационный метод на основе метода Generalized Pattern Search (GPS) – GPSe. Алгоритм GPSe итеративно исследует область поиска с помощью шаблона и описывается следующей последовательностью шагов:

1. Задается начальное положение (центр шаблона)  $\bar{u}_0 \in V \subset \mathbb{R}^n$  и начальная величина шага  $h_0$ . В качестве начального положения может использоваться базовое состояние управления.

2. В области поиска  $V$  выбирается  $2n$  точек следующим образом: все кроме одной координаты центра шаблона  $\bar{u}_0$  фиксируются, а по оставшейся координате происходит сдвиг на  $\pm h_0$ . В случае если получившаяся точка вышла за границы области поиска  $V$  по какой-то из координат, происходит ее проекция на соответствующую границу области. Полученная конфигурация точек в пространстве параметров является шаблоном (stencil) алгоритма GPS.
3. В каждой из выбранных  $2n$  точек вычисляется значение целевой функции  $f(\bar{u})$ .
4.
  - а) Рассчитанные на шаге 3 точки ранжируются в порядке увеличения функции  $f(\bar{u})$ , т.е. первыми идут наиболее оптимальные значения.
  - б) Из ранжированного списка удаляются точки со значением целевой функции больше, чем в центральной точке шаблона
  - в) Из ранжированного списка выбираются первые  $m$  точек (все точки, если их число меньше  $m$ ). Здесь  $m$  – заданное перед началом оптимизации число,  $1 \leq m \leq n$ , выбирается так, что  $(2^m - m) \sim n$ . Например,  $m$  может быть задано как:
 
$$m = \ln(n) \quad (10)$$
  - г) Управление в каждой из  $m$  выбранных точек отличается от управления для центра шаблона ровно по одной переменной. Обозначим это отличие для  $j$ -й переменной  $\Delta u_j$ . Обозначим  $C_m^k$  все возможные вектора, получаемые из управления центра шаблона сочетаниями  $k$  отличий  $\Delta u_j$ ,  $2 \leq k \leq m$ , их число:  $2^m - m$
  - д) В каждой из выбранных  $2^m - m$  точек вычисляется значение целевой функции  $f(\bar{u})$ .
  - е) Среди рассчитанных на шагах 3 и 4.е) точек выбирается точка с наименьшим значением целевой функции  $f(\bar{u})$ . Если значение функции в данной точке меньше, чем в центре шаблона, то она

полагается новой центральной точкой шаблона для следующей итерации, иначе центральная точка не меняется, а величина шага уменьшается.

5. При достижении минимальной величины шага  $h$  происходит остановка алгоритма, центральная точка последней итерации является локальным минимумом с точностью до величины шага.

Алгоритм GPSe предполагает формирование шаблона поиска (stencil), состоящего в общем случае из  $2n$  точек в пространстве поиска на каждой итерации алгоритма, где  $n$  – размерность пространства (шаг 2 алгоритма). Значения целевой функции во всех точках шаблона могут быть вычислены независимо и одновременно, как и набора точек на шаге 4. Таким образом, при наличии достаточного количества вычислительных узлов время на проведение одной полной итерации алгоритма GPSe может быть сокращено до двух времен вычисления целевой функции в одной точке пространства.

С целью уменьшить количество переменных в задаче оптимизации в работе предложен способ выбора подмножества скважин на каждой итерации оптимизационного алгоритма. Подход основан на построении линейной модели потоков флюида в нефтенасыщенном пласте для некоторого периода времени с использованием информации, получаемой из гидродинамического симулятора в форме объемных соотношений и коэффициентов взаимовлияния скважин, определенных для всех пар нагнетательных и добывающих скважин. Данная модель позволяет представить темп добычи флюида на добывающей скважины суммой потоков, обусловленных соседними нагнетательными скважинами. Таким образом, метрику эффективности, в частности, NPV, можно разложить на несколько компонент, связанных с нагнетательными скважинами. В данной работе предлагается использовать эти компоненты для ранжирования нагнетательных скважин и, далее, выбора подмножества этих скважин для оптимизации.

На Рисунке 3 показаны результаты оптимизации режимов работы 15 скважин на одном из промышленных месторождений с опцией выбора подмножества параметров при оптимизации. Запуски, соответствующие выбору скважин

экспертным образом, по метрике NPV и метрике OPEX, обозначены как C1, C2 и C3, соответственно.

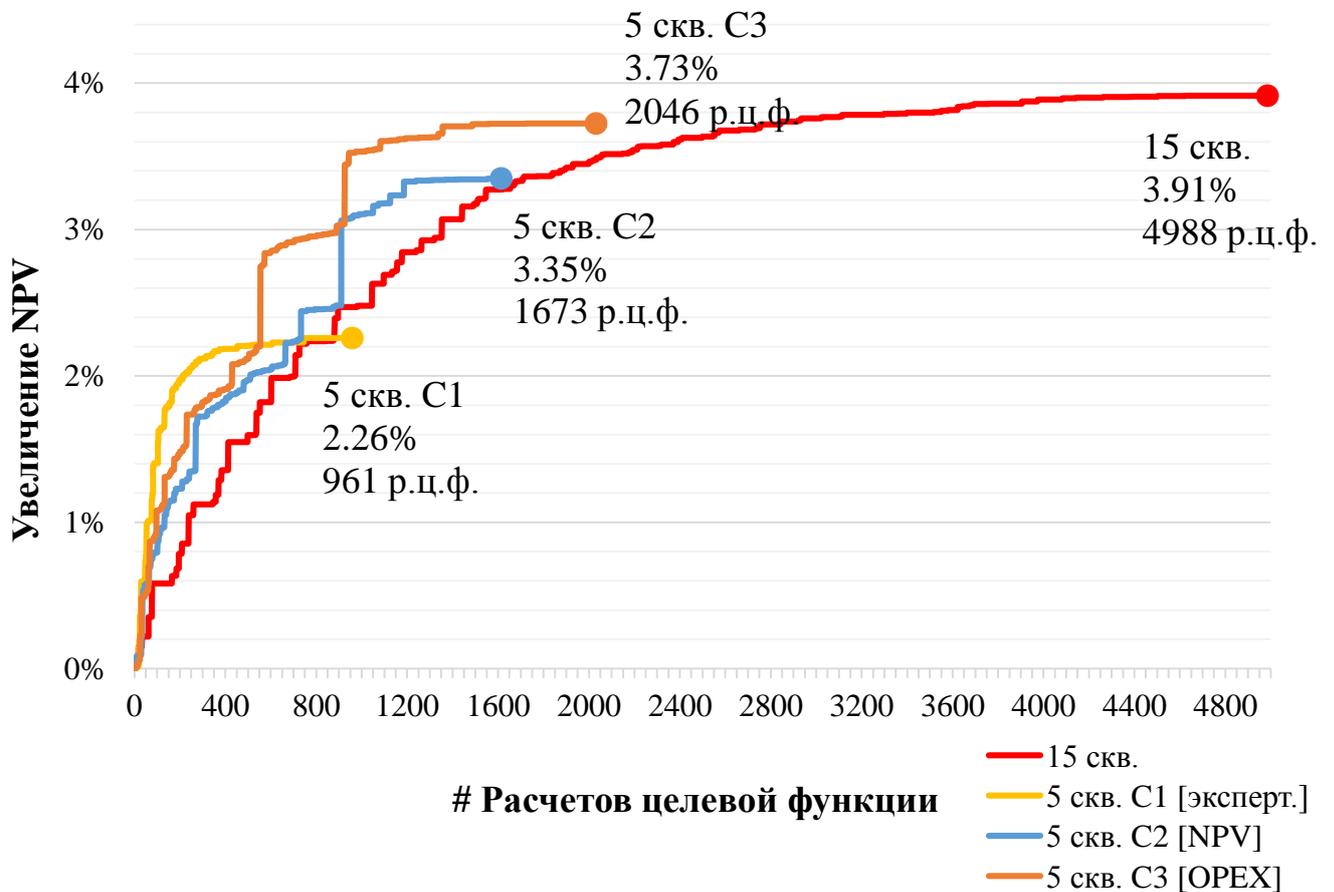


Рис. 3. Изменение лучшего найденного к текущему моменту решения алгоритмом GPS для 15 скважин за период в 3 года. В трех запусках на каждой итерации алгоритма выбирается пять скважин. Способом «C1» обозначен выбор скважин экспертным образом, выбор не меняется. Способами «C2» и «C3» обозначен выбор скважин по метрикам NPV и OPEX, соответственно. р.ц.ф. – расчетов целевой функции

Данный график наглядно показывает компромисс между достигаемым улучшением и вычислительной сложностью.

На Рисунке 4 приведено сравнение эффективности различных алгоритмов применительно целочисленной оптимизационной задаче со 150-ю переменными для другого промышленного нефтяного месторождения.

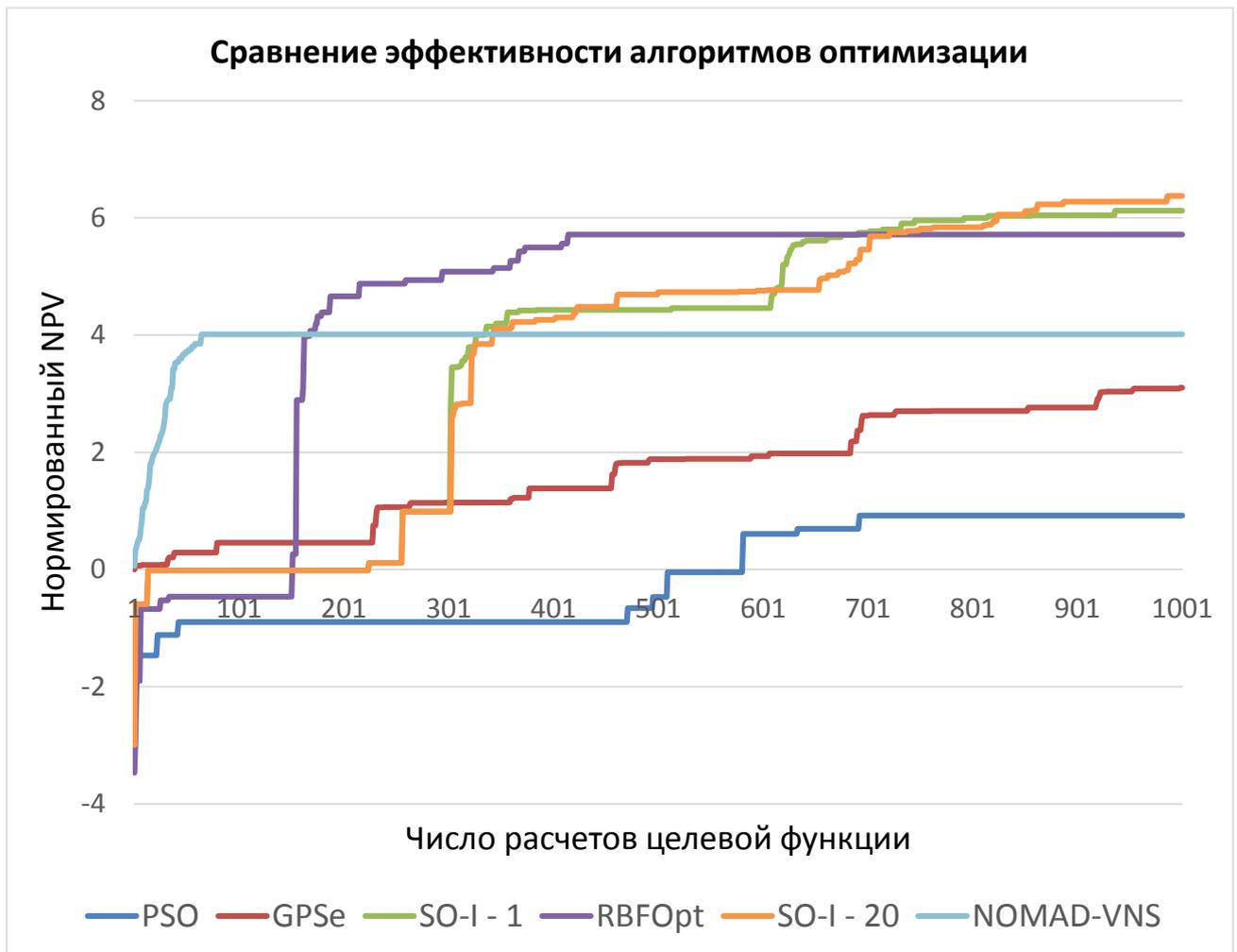


Рис. 4. Сравнение эффективности численных алгоритмов применительно к задаче поиска оптимального управления фондом скважин на месторождении «Б».

Алгоритм GPSe показывает хорошую стабильность, однако при малом числе итераций значительно уступает суррогатным методам оптимизации по эффективности. В то же время данный алгоритм обладает следующими важными преимуществами при применении на зрелых месторождениях: 1) на первом шаге определяется эффективность каждого мероприятия в отдельности и 2) добавление мероприятий к базовому варианту происходит постепенно, первыми применяются наиболее эффективные. Таким образом, все мероприятия оптимизированного сценария разработки оказываются ранжированными по ожидаемому эффекту, что сразу дает план внедрения на активе и позволяет проверить прогнозную силу модели в ходе реализации.

На основе изложенных алгоритмов и методов было создано программное обеспечение для выбора оптимального управления скважинами на зрелых нефтяных месторождениях с целью повышения нефтеотдачи и увеличения экономических показателей. Рабочий процесс, реализованный системой для выбора оптимального управления скважинами на зрелом нефтяном месторождении, представлен на Рисунке 5.

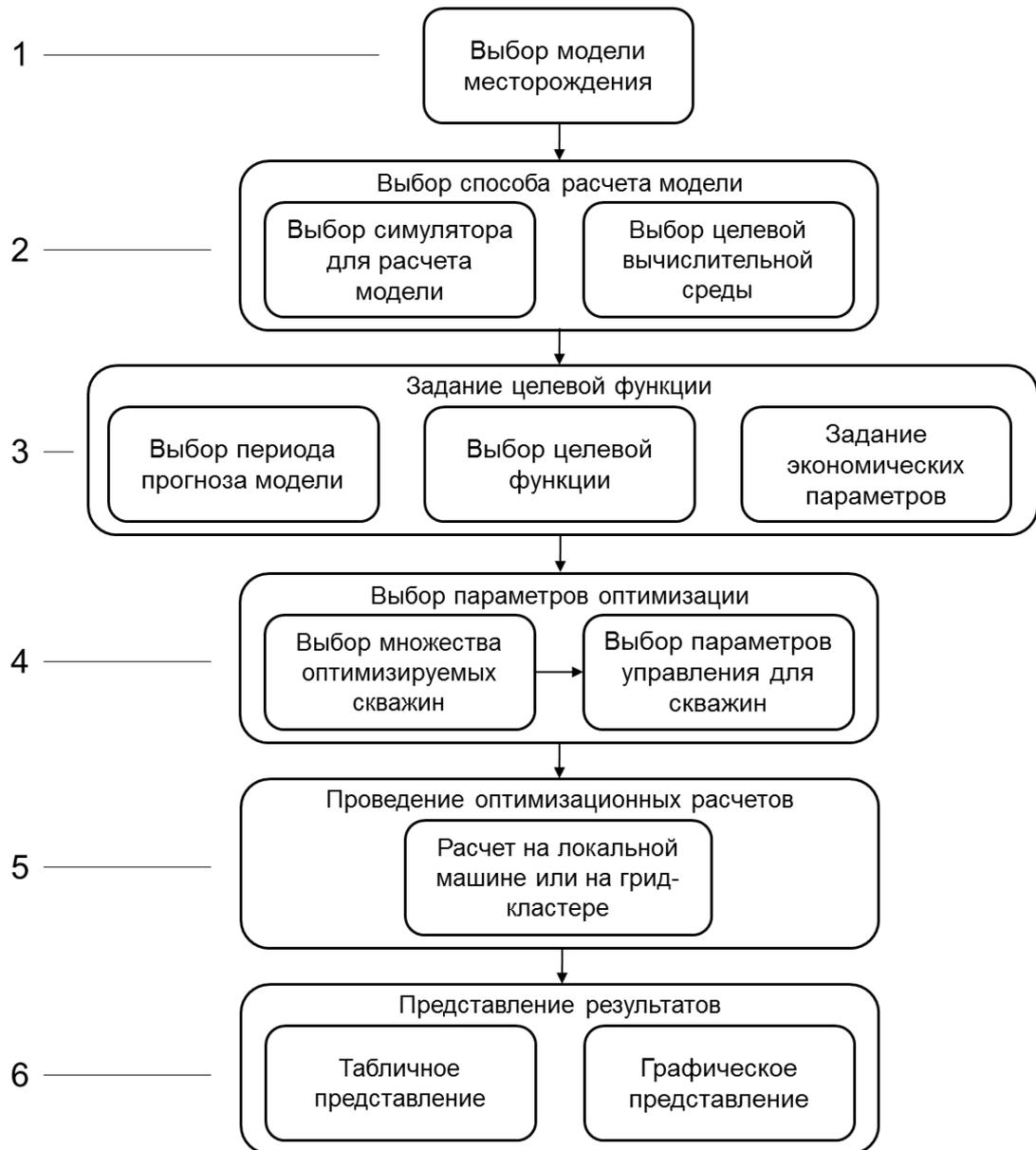


Рис. 5. Рабочий процесс, реализованный в системе для выбора оптимального управления действующим фондом скважин.

Прежде всего необходимо выбрать модель месторождения, на основе которой будут прогнозироваться производственные показатели (блок 1).

Следующий шаг – выбор способа расчета модели, т.е. гидродинамического симулятора и вычислительной среды (блок 2). Вычислительная среда может быть представлена двумя опциями: расчет на локальном компьютере; расчет на грид-кластере (описан в Главе 4). Следующий этап – выбор критерия оптимизации на конкретном нефтяном месторождении (блок 3). Он включает выбор периода расчета, выбор целевой функции и ввод экономических параметров. Далее производится выбор переменных оптимизационной задачи (блок 4): множества оптимизируемых скважин и их параметров эксплуатации, формулы. На данном шаге может быть выбрано от одной до всего множества скважин месторождения. Для каждой скважины в качестве переменной оптимизации может быть выбран любой из параметров: состояние (добывающая / нагнетательная / бездействующая), забойное давление, темп закачки / добычи флюида, дата применения режимы работы, а также их допустимая комбинация (например, выбор даты для ввода скважины в нагнетание и темпа закачки). После определения переменных оптимизационным алгоритмом формируется набор сценариев, которые рассчитываются гидродинамическим симулятором в соответствии с ранее заданной средой расчета (блок 5). Рассчитанные варианты отображаются пользователю в табличном и графическом представлениях (блок 6).

Дополнительно представлена архитектура блока оптимизационных расчетов, Рисунок 6. Блок состоит из пяти основных компонент. Компонента 1 – один из методов численной оптимизации, описанный в работе, на вход которому подается известное *базовое* управление фондом скважин (используется не для всех алгоритмов), а на выходе каждой итерации он дает некоторое множество вариантов управления для расчета (заметим, что система позволяет использовать различные алгоритмы оптимизации, не изменяя при этом других частей программы). Все представленные в работе алгоритмы оперирует исключительно с числовым представлением параметров, обозначенным  $\bar{u}_i^{math}$ . Поэтому перед проведением расчета на модели месторождения необходимо преобразовать переменные, сформированные оптимизатором, в физически значимые величины  $\bar{u}_i^{model}$ ,

компонента 2. Примером такого преобразования является сопоставление набора чисел  $\{-1;0;1\}$  и трех состояний скважины: нагнетательная, бездействующая, добывающая. Поскольку расчет каждого сценария на модели пласта может занимать значительное время, система сохраняет результаты всех ранее рассчитанных сценариев. В случае, если новый сценарий совпадает с ранее обработанным, нового расчета не производится, и возвращается сохраненный результат, компонента 3. Если результаты для варианта не были получены ранее, производится его расчет на модели пласта, компонента 4. На основе полученных производственных показателей рассчитываются целевая функция  $f_i$ , величины  $c_i$ , связанные с ограничениями задачи оптимизации, и другие вспомогательные характеристики данного сценария, компонента 5.



Рис. 6. Архитектура блока оптимизационных расчетов.

В **Главе 4** предложен способ организации высокопроизводительных вычислений для более быстрого нахождения решения рассматриваемой оптимизационной задачи. Выбор оптимального сценария разработки месторождения на основе цифровой модели пласта требует расчета значительного количества вариантов расстановки скважин и/или вариантов управления режимом работы действующего фонда. Для большинства задач оптимизации разработки используется трехмерная гидродинамическая модель пласта, которая позволяет прогнозировать добычу и закачку как по всему месторождению, так и поскважинно. Такой расчет занимает длительное время, оценка одного варианта разработки может длиться несколько часов. Использование грид-кластера позволяет кратно увеличить количество рассмотренных вариантов и повысить качество принимаемых решений.

В данной работе представлен грид-кластер на базе компьютеров сотрудников внутри локальной сети передачи данных компании (Рисунок 7).



Рис. 7. Схема работы грид-кластера. Приложение-клиент распределяет задачи между узлами (ПК) через локальную сеть и собирает результаты расчетов.

Каждый узел кластера получает задачу и исполняет ее с помощью специализированного модуля.

Каждый компьютер в составе грид-кластера имеет собственное расписание работы, настраиваемое владельцем этого компьютера так, чтобы внешние вычисления не мешали выполнению ежедневной работы. Опишем оптимизационный процесс с использованием грид-кластера. На определенном шаге оптимизационный алгоритм формирует набор вариантов, целевая функция для которых может быть найдена одновременно и независимо (варианты могут представлять собой, например,  $N$  дат ввода в эксплуатацию скважин для данного варианта разработки, где  $N$  – число скважин). Грид-кластер получает набор сценариев, которые необходимо рассчитать на ГДМ, и распределяет их между доступными узлами. Как только результаты для всех вариантов получены, грид-кластер возвращает значения целевой функции для каждого сценария в оптимизационный алгоритм.

Результаты применения грид-кластера для расчетов гидродинамических моделей представлены в Таблице 1. Во всех случаях при использовании кластера удается достичь практически линейного снижения времени расчета в зависимости от количества задействованных узлов по сравнению с последовательным расчетом на одной вычислительной машине. Умеренные отклонения объясняются периодическим отключением узлов, повышением нагрузки на них вследствие работы пользователя, а также ограниченным набором одновременно выполняемых задач при использовании оптимизационных алгоритмов: если пул активных задач меньше, чем число доступных узлов, то остальные узлы непроизводительно простаивают.

№ эксперимента	Модель	кол-во сценариев	время расчета одного прогноза	общее суммарное время расчетов моделей	кол-во задействованных узлов	общее время расчетов на грид-кластере	Ускорение
1	Месторождение Б, поиск оптимального сценария управление фондом	5 000	40 мин.	140 сут.	50	4 сут.	<b>35</b>
2	Месторождение В, поиск оптимальной расстановки скважин	180	2 ч. 30 мин.	19 сут.	10	3 сут.	<b>7</b>
3	Месторождение Г, поиск оптимальной расстановки скважин	500	30 мин.	11 сут.	8	2 сут.	<b>5</b>
4	Месторождение Д, поиск оптимальной расстановки скважин	6 000	5 мин.	21 сут.	6	4 сут.	<b>5</b>
5	Месторождение Е, поиск оптимальной стратегии заводнения	1 000	2 ч.	84 сут.	20	5 сут.	<b>16</b>
6	Синтетическая модель, многовариантные расчеты для определения оптимального забойного давления скважины	2 500	10 мин.	18 сут.	10	2 сут.	<b>9</b>

Табл. 1. Результаты применения грид-кластера для расчета гидродинамических моделей.

В **Заключении** сделаны выводы о результатах работы, проведено обсуждение возможного развития предложенных методик и программного обеспечения.

## Объекты (предмет) и методы исследования

Объектом настоящего исследования является гидродинамическая модель, решающая уравнения фильтрации флюидов на сетке с распределенными свойствами пласта (пористостью, проницаемостью, нефтенасыщенностью и др.), и наиболее детализировано описывающая динамику движения флюидов в продуктивном пласте, Рисунок 4.

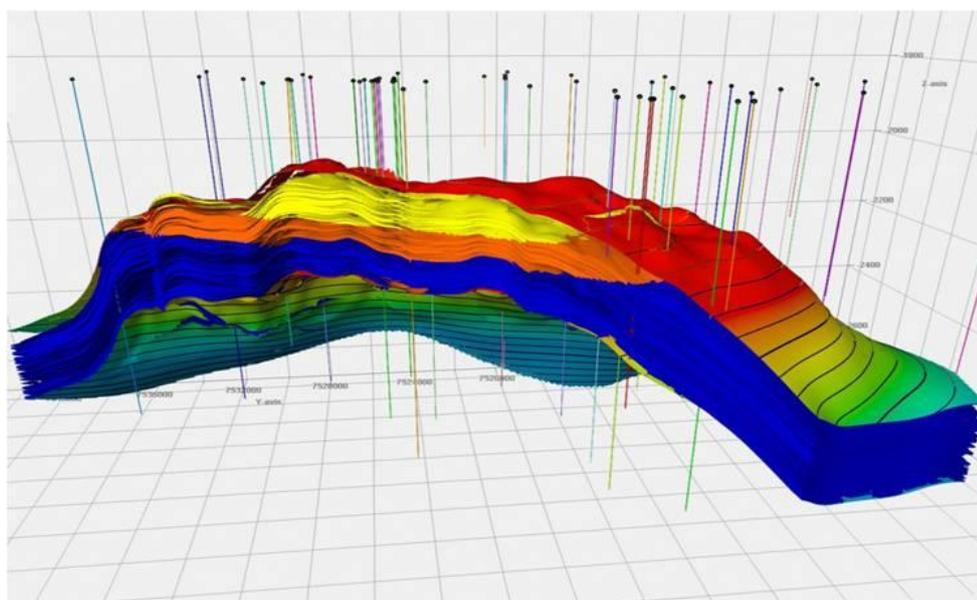


Рис. 4. Визуализация трехмерной гидродинамической модели нефтеносного пласта, дренируемого вертикальными скважинами.

Предметом исследования являются методы оптимизации, позволяющие построить качественную гидродинамическую модель, а затем подобрать на ее основе оптимальное управление фондом скважин на месторождении.

Для решения поставленных задач в диссертационной работе использовались методы математического моделирования, численные методы оптимизации, а также методы нефтяного инжиниринга в области разработки месторождений.

## **Результаты и их обсуждение**

1. Предложен новый алгоритм численной оптимизации mPSO, позволяющий за один запуск алгоритма получить репрезентативное множество возможных решений. Алгоритм успешно апробирован в задаче адаптации гидродинамической модели на историю разработки.

2. Предложен новый алгоритм численной оптимизации GPSe, имеющий ряд практических преимуществ в задаче поиска оптимального управления скважинами на зрелом нефтяном месторождении. Алгоритм успешно апробирован в задаче оптимизации режимов работы скважин на модели промышленного нефтяного месторождения.

3. Предложен и запатентован способ снижения размерности пространства поиска для задачи управления действующим фондом скважин.

4. Разработан программный комплекс, реализующий представленный подход по оптимизации разработки нефтяных месторождений, используемый специалистами компании-недропользователя наряду с другим промышленным ПО для моделирования.

5. Реализована среда высокопроизводительных вычислений на базе действующей вычислительной инфраструктуры предприятия, благодаря чему достигнуто значительное повышение производительности при проведении оптимизационных расчетов.

## Заключение

Результатом работы над исследованием стала самостоятельная и завершенная выпускная квалификационная работа, соответствующая предъявляемым требованиям и свидетельствующая о соответствующей квалификации ее автора.

В работе представлен новый метод оптимизации mPSO, который, в отличие от большинства известных алгоритмов, в результате позволяет получить набор различных решений. Получение множества различных решений является полезным свойством для плохо обусловленных задач оптимизации, таких как адаптация моделей на историю разработки. Рассмотрено применение к задаче адаптации гидродинамической модели, проведено сравнение с традиционным алгоритмом PSO с мульти-стартом. По результатам сравнения новый алгоритм mPSO обеспечивает более плотную и однородную выборку решений, чем PSO в условиях одинакового ограничения на количество расчетов целевой функции.

Рассмотрена задача поиска оптимального управления действующим фондом скважин на нефтяном месторождении. Приведена математическая постановка задачи оптимизации, описаны алгоритмы численной оптимизации, отмечены особенности практической задачи. Рассмотрен ряд оптимизационных алгоритмов, предложен новый оптимизационный алгоритм GPSe, проведено сравнение эффективности алгоритмов при решении производственных задач. В рамках работы предложена и реализована грид-система для проведения распределенных вычислений, позволяющая значительно ускорить проведение оптимизационных расчетов с использованием гидродинамического моделирования. Рассмотренный подход по решению оптимизационной задачи реализован в программном обеспечении с графическим интерфейсом, созданном для использования сотрудниками компании-недропользователя.

## Список работ, опубликованных по теме научно-квалификационной работы

### Публикации в изданиях, рецензируемых ВАК

1. **Яубатыров Р. Р.** и др. Технология оптимизации фонда скважин системы поддержания пластового давления на основе гибридного моделирования //ПРОНЕФТЬ. Профессионально о нефти. – 2019. – №. 2. – С. 30-36.

### Публикации в других изданиях

#### Патенты и свидетельства:

2. Патент РФ 2017117388, 2017.05.18. Способ и инструмент для выбора параметров эксплуатации скважин на этапе заводнения зрелых нефтяных месторождений // Патент России № 2 681 778 от 12.03.2019. / Ушмаев О.С., Бабин В.М., **Яубатыров Р.Р.** и др.
3. Патент РФ 2018108649, 07.03.2018. Система и инструмент для увеличения точности прогноза модели зрелых месторождений // Патент России № 2 718 042 от 30.03.2020. / Бабин В.М., Эчеверриа Д., **Яубатыров Р.Р.** и др.
4. Свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ № 2019664869 ЭРА:ГРАД:ОптимА:Текущий фонд. Правообладатель: Общество с ограниченной ответственностью «Газпромнефть Научно-Технический Центр». Авторы: **Яубатыров Р.Р.**, Сорокин Д.С., Маргарит А.С., Бабин В.М.
5. Свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ № 2019664985 ЭРА:ГРАД:ОптимА:Грид. Правообладатель: Общество с ограниченной ответственностью «Газпромнефть Научно-Технический Центр». Авторы: **Яубатыров Р.Р.**, Сорокин Д.С., Акмадиева Л.И., Бабин В.М.

**В изданиях, рецензируемых SCOPUS и Web of Science:**

6. Babin, V., **Yaubatyrov, R. R.**, Ushmaev, O., García, D. K., Golitsyna, M., Semenikhin, A., & Ciaurri, D. E. A Variant of Particle Swarm Optimization for Uncertainty Quantification //SPE Reservoir Characterisation and Simulation Conference and Exhibition. – Society of Petroleum Engineers, 2017.
7. Ushmaev, O. S., Babin, V. M., Glavnov, N. G., **Yaubatyrov, R. R.**, Ciaurri, D. E., Golitsyna, M. V., ... & Semenikhin, A. S. (2019). Efficient brownfield optimization of a reservoir in west Siberia. Petroleum Geoscience, 25(2), 207-218.
8. **Yaubatyrov R.** et al. Grid cluster in the office: high-performance computing for reservoir management //SPE Annual Technical Conference and Exhibition. – Society of Petroleum Engineers, 2018.

Аспирант \_\_\_\_\_ **Яубатыров Р.Р.**