

На правах рукописи

Голубев Иван Алексеевич

**Планирование задач в распределённых
вычислительных системах на основе метаданных**

05.13.11 – Математическое и программное обеспечение вычислительных
машин, комплексов и компьютерных сетей

АВТОРЕФЕРАТ

диссертации на соискание ученой степени

кандидата технических наук

Работа выполнена в федеральном государственном бюджетном образовательном учреждении высшего профессионального образования «Санкт-Петербургский государственный электротехнический университет «ЛЭТИ» им. В.И. Ульянова (Ленина)» на кафедре вычислительной техники

Научный руководитель: доктор технических наук, профессор
Куприянов Михаил Степанович

Официальные оппоненты:

доктор технических наук, профессор, Воробьев Владимир Иванович,
«Санкт-Петербургский институт информатики и автоматизации РАН»

кандидат технических наук, Курносов Михаил Георгиевич,
«Сибирский государственный университет телекоммуникаций и информатики»,
директор центра параллельных вычислительных технологий

Ведущая организация: ОАО «Информационные телекоммуникационные технологии» (ОАО «Интелтех»)

Защита состоится «30» июня 2014 г. в 15 часов 30 минут на заседании диссертационного совета Д 212.238.01 Санкт-Петербургского государственного электротехнического университета «ЛЭТИ» им. В.И. Ульянова (Ленина) по адресу: 197376, Санкт-Петербург, ул. Профессора Попова, дом 5.

С диссертацией можно ознакомиться в библиотеке университета
и на сайте www.eltech.ru.

Автореферат разослан «25» апреля 2014 г.

Ученый секретарь
диссертационного совета

Д 212.238.01, к.т.н.

Щеголева Н.Л.

Общая характеристика работы

Актуальность темы исследования

Системы планирования задач служат для решения проблемы эффективно и гибкого назначения поступивших задач обработки данных на доступные вычислительные ресурсы распределенных систем обработки данных (РСОД).

При развертывании и сопровождении РСОД **основной проблемой** является **трудоемкость настройки** программного обеспечения, выполняющего назначение задач на вычислительные ресурсы которая, как правило, связана со следующими свойствами РСОД:

1. Разнородность задач по ресурсным требованиям, аппаратная гетерогенность вычислительных узлов и различная загрузка узлов РСОД требуют специального учёта, что ведёт к созданию сложных политик планирования.
2. Отсутствие полной информации о ресурсных требованиях задач усложняет принятие интеллектуальных решений по их планированию.

Широкое распространение кластерных систем, грид-систем и облачных систем связано с увеличением числа решаемых прикладных задач и значительным возрастанием нагрузок на вычислительные системы. Поставщики сетевых сервисов, опираясь на крупные консолидированные центры обмена данных, особое внимание стали уделять совершенствованию методов планирования задач обработки данных.

Требования сокращения временных издержек на решение прикладных задач, упрощения процедуры сопровождения распределенных систем обработки данных в существующих условиях обосновывают **актуальность** разработки новых методов планирования задач в РСОД.

Объектом исследования являются системы планирования задач в РСОД.

Предметом исследования выступают методы планирования задач, которые используются в системах планирования для РСОД.

Целью диссертационной работы является сокращение временных затрат на выполнение задач в РСОД в условиях неполноты информации о ресурсных требованиях.

Для достижения поставленной цели были сформулированы и решены следующие **задачи**:

1. Анализ существующих методов планирования задач обработки данных в РСОД.
2. Разработка математической модели планирования задач в РСОД.
3. Разработка метода планирования задач в РСОД.
4. Решение проблемы поиска ближайших задач с учётом разнородности атрибутов и их значимости для ресурсопотребления.
5. Разработка методики планирования задач в РСОД.
6. Проведение экспериментов по распределению задач обработки данных по ресурсам РСОД на основе предложенного метода.

Научная новизна

1. Предложена математическая модель планирования задач в РСОД, отличающаяся от существующих совместным учётом метаданных и метрик загрузки ресурсов при отображении задач на вычислительные ресурсы.
2. Предложен метод планирования задач в РСОД, отличающийся от существующих учетом метаданных из предыстории выполнения, которые удовлетворяют критерию близости.
3. Предложена модификация алгоритма поиска ближайших соседей на основе метода локализованного хэширования, отличительной особенностью которого является учёт типов атрибутов и их значимости для ресурсопотребления.

Практическая значимость

1. Предложена методика планирования задач в РСОД, которая позволяет сократить временные затраты на выполнение задач в условиях неполноты информации о ресурсных требованиях.

2. Разработана архитектура программной системы планирования задач в РСОД, которая реализует предложенный метод планирования.

Методология и методы исследования

Использовались методы машинного обучения, теории алгоритмов, математической статистики и теории множеств.

Положения, выносимые на защиту:

1. Математическая модель планирования задач в РСОД.
2. Метод планирования задач в РСОД.
3. Модификация алгоритма поиска ближайших соседей.

Степень достоверности и апробация результатов

Достоверность результатов диссертационной работы подтверждается корректным применением математического аппарата, результатами машинного эксперимента на гетерогенном кластере и практической апробацией.

Основные положения и результаты диссертационной работы докладывались и обсуждались на 5 международных научно-технических конференциях.

Внедрение результатов:

Полученные научные и практические результаты использовались при выполнении следующих работ:

1. НИР «Разработка теоретических основ проектирования сервисно-ориентированной информационно-аналитической системы анализа данных на базе технологии облачных вычислений». СПб ГЭТУ. Проект №2.1.2/12448. Сроки: 2011.
2. НИР «Создание высокопроизводительных вычислительных технологий для интеллектуальных систем оперативной обработки и визуализации гидроакустической информации». СПб ГЭТУ. Сроки: 2012-2013.
3. НИР «Разработка математического аппарата априорной оценки работы алгоритмов интеллектуального анализа в гетерогенной распределенной среде». СПб ГЭТУ. Проект №01201155585. Сроки: 2011-2013.
4. НИР «Организация производства систем гидроакустического мониторинга».

га акватории на базе покровных антенн в местах размещения нефте- и газодобывающих платформ в районе Арктического шельфа». СПб ГЭТУ. Проект №13.G25.31.0054. Сроки: 2010-2012.

Публикации

Основные теоретические и практические результаты диссертации опубликованы в 20 печатных работах, среди которых 4 статьи в ведущих рецензируемых изданиях, рекомендуемых в действующем перечне ВАК, 2 раздела в 2-х монографиях, 5 работ – в материалах международных научно-технических конференций, 9 свидетельств о регистрации программ для ЭВМ¹.

Структура и объем диссертации

Диссертация состоит из введения, 4 глав, заключения и библиографии. Общий объем диссертации 136 страниц, из них 127 страниц текста, включая 29 рисунков и 8 таблиц. Библиография включает 82 наименования на 9 страницах.

Основное содержание работы

Во введении обоснована актуальность диссертационной работы, сформулирована цель и аргументирована научная новизна исследований, показана практическая значимость полученных результатов, представлены выносимые на защиту научные положения.

В первой главе рассматриваются типы и особенности распределённых систем обработки данных: кластерных и грид систем, арендуемой инфраструктуры облачных сред, а также проводится анализ применяемых в них методов планирования задач.

Проведённый анализ основных методов и систем планирования в РСОД (Slurm, Torque, Moab, Maui, HTCondor и DIET) показал следующее:

1. Методы, используемые в существующих системах планирования, зачастую опираются на наличие информации о ресурсных требованиях задач обработки данных, перекладывая проблему настройки на конечного пользова-

¹Часть программных свидетельств получена до смены фамилии. Свидетельство о перемене имени с Громов И.А. на Голубев И.А. I-AK № 539834.

теля.

2. Методы планирования, не требующие информации о ресурсных требованиях, обладают следующим основным недостатком - отсутствие учёта совместных требований для групп задач, приводит к неэффективному использованию вычислительных ресурсов.

В связи с этим требуется разработка нового метода планирования задач в РСОД в условиях неполноты информации о ресурсных требованиях, позволяющего сократить временные затраты на выполнение прикладных задач обработки данных. Для этого в настоящей работе предлагается проанализировать связь между атрибутами задач (метаданными) и метрическими характеристиками использования вычислительных ресурсов.

Во второй главе рассматриваются основные типы метаданных и этапы их жизненного цикла: извлечения, хранения и использования. Проводится классификация задач обработки данных исходя из их ресурсных требований. Наличие связи между метаданными и ресурсными метриками иллюстрируется на примере задачи декодирования видео данных. Для сравнения задач на основе метаданных предлагается использовать методы машинного обучения на основе прецедентов.

Проведённый анализ позволил сделать следующие выводы:

1. Каждая из задач обработки данных характеризуется одновременно:
 - множеством характеристик данных,
 - множеством ресурсных требований,
 - классом ресурсных требований (наиболее значимый для производительности ресурс),
 - метриками загрузки вычислительных ресурсов.
2. Наличие корреляции между характеристиками данных и метрической информацией позволяет строить прогностические модели используя историю выполнения задач.
3. Оценка ресурсных требований новых задач может быть выполнена посред-

ством поиска близких по метаданным задач с помощью методов машинного обучения на основе прецедентов.

В третьей главе изложены основные научные результаты.

Модель задачи планирования для РСОД представляет собой кортеж

$$P = (T, A, K, R, M, f, C, W)$$

где:

T - множество задач;

A - множество атрибутов данных (метаданных), связанных с задачами;

K - множество узлов-обработчиков;

R - множество характеристик узлов;

M - множество метрик загрузки ресурсов вычислительных узлов;

f - отображение множества T на множество K ;

C - оценки вычислительных затрат выполнения задач из множества T на узлах-обработчиках из множества K ;

W - коэффициенты назначения задач из множества T на узлы-обработчики из множества K .

В процессе обработки данных в РСОД происходит назначение поступивших задач на узлы обработки в соответствии с некоторым методом планирования f :

$$f : (t, k) \mapsto w,$$

где:

$t \in T$ – задача из очереди ожидания,

$k \in K$ – вычислительный узел-обработчик,

w - элемент матрицы назначения, которая является результатом работы системы планирования задач.

С каждым единичным назначением (t, k) связана некоторая оценка ресурсных затрат c , а метод планирования f строит матрицу ресурсных затрат C и

матрицу назначения W :

$$C = \begin{pmatrix} c_{11} & c_{12} & \cdots & c_{1n} \\ c_{21} & c_{22} & \cdots & c_{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ c_{n1} & c_{n2} & \cdots & c_{nm} \end{pmatrix}, W = \begin{pmatrix} w_{11} & w_{12} & \cdots & w_{1n} \\ w_{21} & w_{22} & \cdots & w_{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ w_{n1} & w_{n2} & \cdots & w_{nm} \end{pmatrix},$$

$$w_{ij} = \begin{cases} 0 & \text{если задание } i \text{ не назначено на узел } j \\ 1 & \text{если задание } i \text{ назначено на узел } j \end{cases}$$

где $i \in [1, n]$; $j \in [1, m]$; $n = |T|$; $m = |K|$.

При этом выполняется условие:

$$\sum_{i=1}^n w_{ij} = 1, i, j \in N.$$

- то есть каждое задание назначается на выполнение только на одном вычислительном узле.

Цель метода планирования состоит в том, чтобы решить *задачу о назначениях*, подобрав коэффициенты $w_{ij} \in \{0, 1\}$, с целью сокращения суммарных ресурсных затрат:

$$\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m c_{ij} w_{ij} = \text{sum} \longrightarrow \text{min}.$$

Для применения алгоритмов решения задачи о назначениях (например, Венгерского алгоритма) необходимо задать способ получения неизвестных оценок c_{ij} , который рассмотрен в предложенном методе планирования.

Метод планирования задач в РСОД на основе метаданных и ресурсных метрик представляет собой последовательность применения функций на этапе сбора предыстории выполнения:

$$f_{hist} = f_{hist.2} \circ f_{hist.1},$$

и на этапе прогнозирования:

$$f = f_{assign} \circ f_{cost. estimation} \circ f_{nearest},$$

который позволяет получить коэффициент назначения w для каждой пары (задача, вычислительный узел).

- I. На этапе сбора данных предыстории применяются следующие функции:
- I.1. Функция $f_{hist.1} : (t, k) \mapsto (m_1, m_2, \dots, m_r) \in M_{hist}, r \in N$
– задаёт способ получения метрик загрузки вычислительных ресурсов, где:
 $t \in T_{hist}$ - задача обработки данных, $k \in K_{hist}$ - узел-обработчик,
 M_{hist} - множество кортежей метрик загрузки ресурсов, полученных в результате выполнения.
- I.2. Функция $f_{hist.2} : (m_1, m_2, \dots, m_r) \mapsto c$
– задаёт способ получения оценок вычислительных затрат $c \in C_{hist}$ для задач предыстории.

В результате строится множество троек $(t, k, c) \in G_{hist}$, где: c – оценка вычислительных затрат выполнения задачи t на узле k . Эти данные используются для прогнозирования затрат выполнения новых задач.

- II. На этапе прогнозирования применяются следующие функции:
- II.1. Функция $f_{nearest} : T \times K \mapsto G_{hist.nearest}$
– задаёт способ получения ближайших к новой паре (t, k) троек $(t_{hist}, k_{hist}, c) \in G_{hist.nearest} \subset G_{hist}$ из предыстории, для которых известны оценки вычислительных затрат c .
- II.2. Функция $f_{cost.estimation} : T \times K \times C_{hist.nearest} \mapsto C$ – задаёт способ получения оценок вычислительных затрат на выполнение новых задач на доступных вычислительных узлах, где:
 $C_{hist.nearest} = \{c_1, c_2, \dots, c_n\}$, для некоторого $n \in N$ - оценки вычислительных затрат из полученного множества $G_{hist.nearest}$.
- II.3. Функция $f_{assign} : c \mapsto w$
– задаёт способ получения коэффициентов назначения на основе полученных оценок, где:
 $c \in C$ - коэффициент оценки вычислительных затрат выполнения

задач из очереди ожидания;

w - элемент матрицы назначения, которая является результатом работы системы планирования задач.

Описанный метод на шаге II.1 предполагает осуществление поиска ближайших задач, который обладает следующими особенностями:

1. Основной проблемой такого рода поиска является его высокая размерность. Для каждого сочетания (узел, задача) необходимо вычислить расстояние до всех n задач из предыстории выполнения, где асимптотическая сложность единичного запроса равна $O(n)$.
2. При вычислении расстояния необходимо учитывать различную значимость атрибутов задач с точки зрения ресурсопотребления.
3. Необходимо учитывать гетерогенность атрибутов, поскольку прикладные задачи характеризуются как категориальными, так и численными метаданными.

Исходя из сформулированных требований в настоящей работе предлагается модификация алгоритма поиска на основе метода локализованного хэширования, которая позволяет выполнить часть поиска за константное время $O(1)$, а часть – за сублинейное $O(r)$, $r \ll n$. Отличия от стандартного алгоритма выделены жирным шрифтом.

Модификация алгоритма поиска ближайших соседей на основе метода локализованного хэширования:

- I. Выбор атрибутов для хэширования:
 - I.1. Разделить множество атрибутов на категориальные и численные.
 - I.2. **Для каждого из полученных множеств вычислить коэффициенты значимости используя обучающую выборку.**
 - I.3. **Выбрать n наиболее значимых для ресурсопотребления категориальных атрибутов и n наиболее значимых численных атрибутов.**
- II. Построение хэш-таблицы на основе обучающей выборки: для каждого объ-

екта данных:

II.1. Вычислить хэш значение отдельно для категориальных и отдельно для численных типов из множества выбранных на шаге 1.3 атрибутов.

II.2. Использовать полученный суммарный хэш в качестве индекса в хэш таблице для выбора корзины.

II.3. Сохранить идентификатор объекта по полученному адресу в хэш таблицу.

III. Поиск k ближайших соседей для нового объекта:

III.1. Вычислить хэш значение отдельно для категориальных и отдельно для численных типов из множества выбранных на шаге 1.3 атрибутов.

III.2. Использовать полученный суммарный хэш в качестве индекса в хэш таблице для выбора корзины.

III.3. Вычислить расстояние до каждого из объектов, идентификаторы которых хранятся в корзине, полученной на предыдущем шаге.

III.4. Отсортировать полученный вектор расстояний.

III.5. Выбрать k объектов с наименьшим расстоянием.

Для применения описанного метода планирования задач в РСОД на практике, была сформулирована **методика планирования задач на основе метаданных и ресурсных метрик** (Рисунок 1).

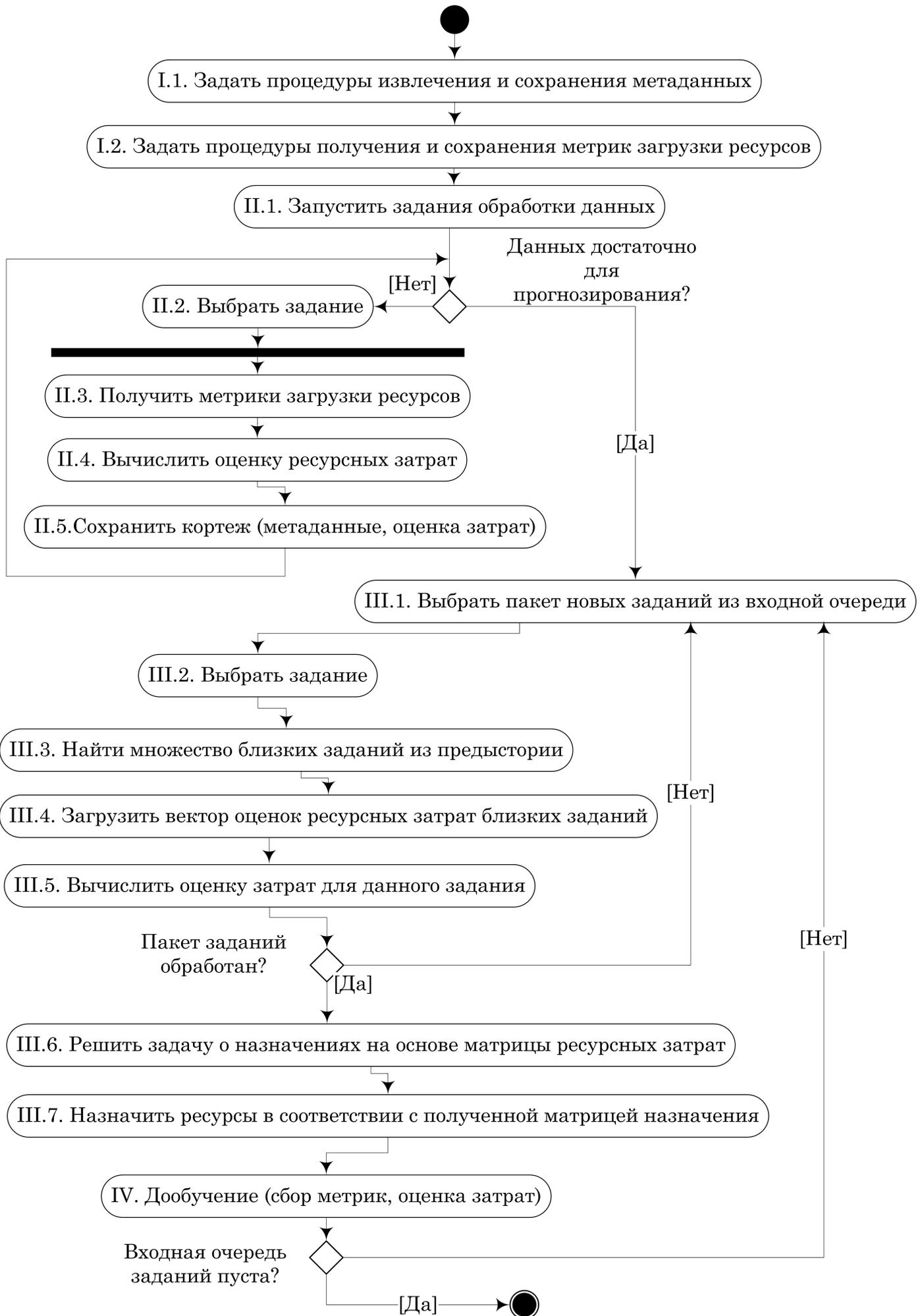


Рисунок 1. Методика планирования задач на основе метаданных и ресурсных метрик

В четвертой главе предложена программная архитектура РСОД, на основе которой реализована программная система планирования для задач декодирования видео данных.

Проведён цикл экспериментов по планированию задач, результаты которых приведены на Рисунках 2 и 3.

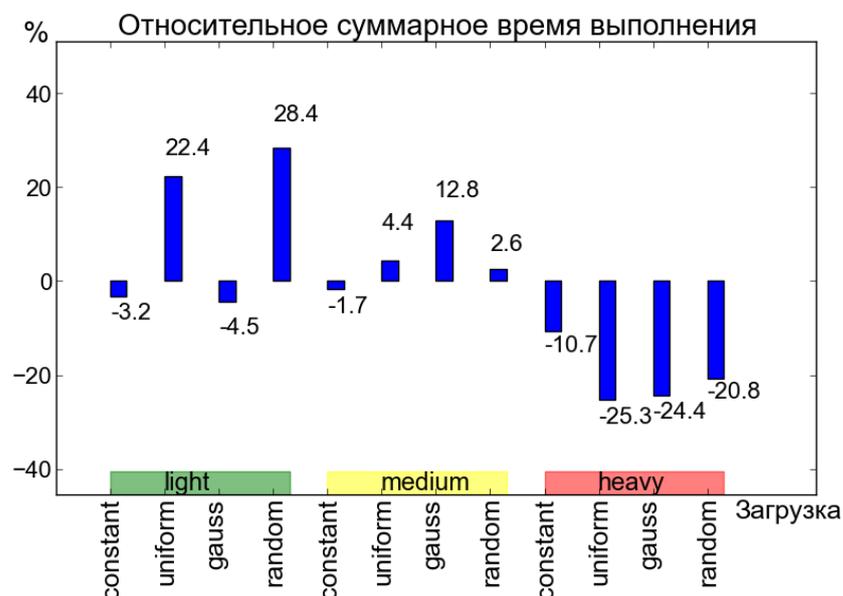


Рисунок 2. Изменение временных затрат выполнения задач для метода Meta_Sched по сравнению с методом FIFO_LL

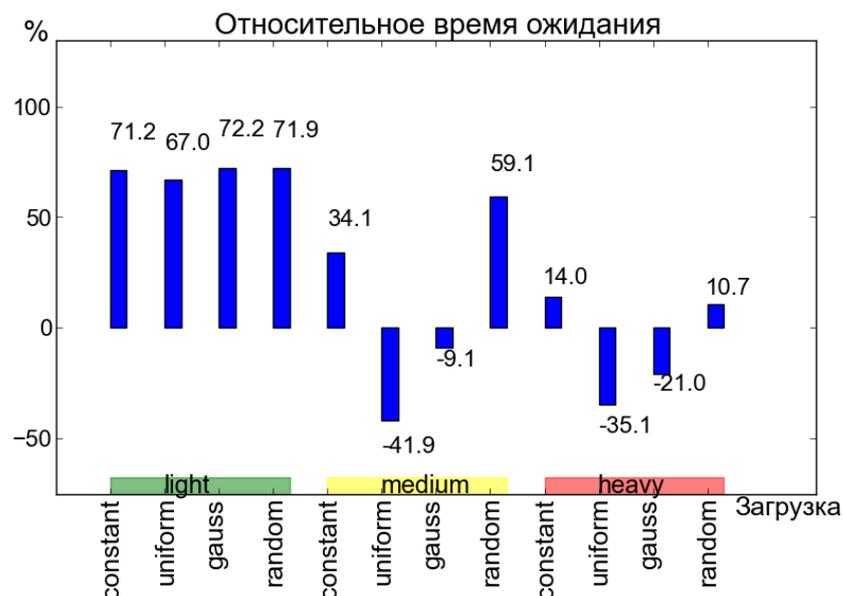


Рисунок 3. Изменение среднего времени ожидания в очереди для метода Meta_Sched по сравнению с методом FIFO_LL

Эксперименты проводились при различных условиях распределения трудоёмкости задач (равномерное, гауссово, постоянное, случайное) и интенсив-

ности вычислительной нагрузки (легкая - до 6 задач/мин, средняя - от 6 до 19 задач/мин и высокая - 86 задач/мин и выше) с использованием предлагаемого метода планирования (Meta_Sched) и метода FIFO/Least Loaded First (FIFO_LLFF). Оба метода принадлежат к классу методов, которые не требуют указания ресурсных требований.

Анализ результатов эксперимента (Рисунки 2 и 3) показывает следующее:

1. Суммарное время нахождения заявок в системе при использовании метода планирования на основе метаданных сокращается на 20% по сравнению с методом FIFO_LLFF при высокой интенсивности поступления задач в систему, но возрастает на 4.5% при средней интенсивности и на 10.7% при слабой интенсивности.
2. Среднее время ожидания обработки заявок при использовании метода планирования на основе метаданных сокращается на 7.58% по сравнению с методом FIFO_LLFF при высокой интенсивности поступления задач в систему, но возрастает на 10.55% при средней интенсивности и на 70.6% при слабой интенсивности (что объясняется значительной долей накладных расходов в этом случае).
3. Увеличение интенсивности поступления заявок также увеличивает объём данных предыстории, что приводит к повышению качества прогнозирования.

В заключении сформулированы основные научные и практические результаты работы:

1. Предложена математическая модель планирования задач в РСОД, отличающаяся от существующих совместным учётом метаданных и метрик загрузки ресурсов при отображении задач на вычислительные ресурсы.
2. Предложен метод планирования задач в РСОД, отличающийся от существующих учётом метаданных из предыстории выполнения, которые удовлетворяют критерию близости.
3. Предложена модификация алгоритма поиска ближайших соседей на ос-

нове метода локализованного хэширования, отличительной особенностью которого является учёт типов атрибутов и их значимости для ресурсопотребления.

4. Предложена методика планирования задач в РСОД, которая позволяет сократить временные затраты на выполнение задач в условиях неполноты информации о ресурсных требованиях.
5. Разработана архитектура программной системы планирования задач в РСОД, которая реализует предложенный метод планирования.
6. Проведён цикл экспериментов по планированию задач декодирования видео, который показал в среднем 20% сокращение временных затрат выполнения задач при высокой интенсивности поступления заявок.
7. Сочетание предложенного метода с известными, например FIFO_LLF, позволяет обеспечить сокращение временных затрат при различных интенсивностях поступления заявок.
8. Метод планирования на основе метаданных был апробирован на задаче обработки гидрографических данных и позволил сократить время выполнения задач в среднем на 10%.

Публикации в журналах перечня ВАК

1. Голубев И. А. Развертывание распределенной системы интеллектуального анализа данных в облачной среде // Известия ЛЭТИ. 2011. № 9. С. 36–43.
2. Голубев И. А., Губарев Н. В. Генерация трёхмерных карт на основе гидрографических данных стандарта S-57 // Известия ЛЭТИ. 2013. № 5. С. 61–64.
3. Каршиев З. А., Голубев И. А., Прохоренко К. А. Оценка ускорения и эффективности параллельного выполнения алгоритмов интеллектуального анализа данных // Известия ЛЭТИ. 2012. № 10. С. 46–52.
4. Куприянов М. С., Голубев И. А. Система восстановления моделей информационных бизнес-процессов в унаследованных ИТ-системах // Известия ЛЭТИ. 2011. № 10. С. 31–38.

Разделы монографий

5. Холод И. И., Куприянов М. С., Голубев И. А. и др. Интеллектуальный анализ распределенных данных на базе облачных вычислений. СПб: Изд-во СПбГЭТУ ЛЭТИ, 2011. С. 148. ISBN: [978-5-7629-1176-4](#).
6. Холод И. И., Куприянов М. С., Голубев И. А. и др. Интеллектуальный анализ данных в распределенных системах. СПб: Изд-во СПбГЭТУ ЛЭТИ, 2012. С. 101. ISBN: [978-5-7629-1228-0](#).

Материалы конференций

7. Golubev I. A., Smirnov A. N. Clustering and Classification Tasks Adaptation to Cloud Environment // IEEE RNW Section Proceedings. Vol. 2. IEEE, 2011.
8. Голубев И. А. Уровни оптимизации загрузки арендуемых виртуальных ресурсов // Proceedings of XV International Conference on Soft Computing and Measurements (SCM'2012). 2012. С. 241–244.
9. Голубев И. А. Распределение задач обработки в вычислительных кластерах на основе метаданных // Proceedings of XVI International Conference on Soft Computing and Measurements (SCM'2013). Т. 1. 2013. С. 162–164.
10. Golubev I. A., Kupryianov M. S. Metadata-driven task scheduling in computer clusters // Proceedings of 9th International Conference on Computer Science and Information Technologies (CSIT 2013), Yerevan, Armenia. 2013. P. 249–252.
11. Golubev I. A., Kupryianov M. S. Cloud-based distributed data mining systems // Proceedings of 9th International Conference on Computer Science and Information Technologies (CSIT 2011), Yerevan, Armenia. 2011. P. 183–186.

Программные свидетельства

12. Холод И. И., Куприянов М. С., Громов И. А. и др. Программа кластеризации текстов на основе лексической информации, Свидетельство о гос. регистрации программы для ЭВМ №2010615374, 20.08.2010.

13. Холод И. И., Куприянов М. С., Громов И. А. и др. Программа автоматического сравнения слабоструктурированных текстовых документов, Свидетельство о гос. регистрации программы для ЭВМ №2010615389, 20.08.2010.
14. Холод И. И., Куприянов М. С., Громов И. А. и др. Программа автоматического построения модели бизнес процесса на основе последовательности кадров мейнфреймов, Свидетельство о гос. регистрации программы для ЭВМ №2010615373, 20.08.2010.
15. Холод И. И., Куприянов М. С., Громов И. А. и др. Программа автоматического анализа структурированной текстовой информации, Свидетельство о гос. регистрации программы для ЭВМ №20106111456, 19.02.2010.
16. Холод И. И., Серебрянский Д. А., Голубев И. А. Программа генерации графовых моделей на основе подграфов, Свидетельство о гос. регистрации программы для ЭВМ №2012610928, 20.01.2012.
17. Голубев И. А. Программа для распределённого анализа данных, Свидетельство о гос. регистрации программы для ЭВМ №2012610984, 23.01.2012.
18. Афанасьев А. Н., Голубев И. А., Губарев Н. В. и др. Модуль построения карт высот в системе гидроакустического мониторинга акватории для карт стандарта S-57, Свидетельство о гос. регистрации программы для ЭВМ № 2013611677, 30.01.2013.
19. Афанасьев А. Н., Голубев И. А., Губарев Н. В. и др. Модуль визуализации карт высот для систем гидроакустического мониторинга акватории, Свидетельство о гос. регистрации программы для ЭВМ № 2013611630, 30.01.2013.
20. Афанасьев А. Н., Голубев И. А., Губарев Н. В. и др. Модуль визуализации тактической подводной обстановки для систем гидроакустического мониторинга акватории, Свидетельство о гос. регистрации программы для ЭВМ № 2013611675, 30.01.2013.