

Степанова Мария Владимировна

Метод и алгоритмы назначения заданий в распределенной информационной
системе Интернета вещей

Специальность 05.13.11 – Математическое и программное обеспечение вычис-
лительных машин, комплексов и компьютерных сетей
(технические науки)

Автореферат
диссертации на соискание учёной степени
кандидата технических наук

Работа выполнена в федеральном государственном бюджетном образовательном учреждении высшего образования «Московский государственный технический университет имени Н.Э. Баумана (национальный исследовательский университет)» (МГТУ им. Н.Э. Баумана) на кафедре «Компьютерные системы и сети».

Научный руководитель: **Пролетарский Андрей Викторович**, доктор технических наук, профессор

Официальные оппоненты: **Костров Борис Васильевич**, доктор технических наук, профессор, Федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение высшего образования «Рязанский государственный радиотехнический университет имени В.Ф. Уткина», заведующий кафедрой ЭВМ
Фомина Марина Владимировна, кандидат технических наук, доцент, Федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение высшего образования «Национальный исследовательский университет «МЭИ», доцент кафедры вычислительных технологий

Ведущая организация: Федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение высшего образования «Пензенский государственный технологический университет»

Защита состоится « 28 » апреля 2022 года в 13-00 часов на заседании диссертационного совета Д 999.216.02 при МАИ и МГТУ им. Н.Э. Баумана по адресу: 105005, г. Москва, ул. 2-я Бауманская д.5, стр.1.

С диссертацией можно ознакомиться в библиотеке МГТУ им. Н.Э. Баумана и на сайте www.bmstu.ru.

Ваш отзыв на автореферат в двух экземплярах, заверенный печатью организации, просим направлять по вышеуказанному адресу на имя учёного секретаря диссертационного совета.

Автореферат разослан «___» _____ 2022 г.

Учёный секретарь
диссертационного совета,
д.т.н., доцент

А.Н. Алфимцев

ОБЩАЯ ХАРАКТЕРИСТИКА РАБОТЫ

Актуальность темы исследования. Во многих сферах человеческой деятельности имеется большое количество задач, требующих для своего решения существенных вычислительных ресурсов. Для решения таких задач широко применяются параллельные и распределенные вычислительные системы (такие как системы грид-вычислений, облачные вычисления, вычислительные кластеры и т. п.). В частности, использование распределенных вычислительных систем лежит в основе проектов @Home, которые используют через Интернет простаивающие компьютеры пользователей для обработки данных научных исследований.

В настоящее время широкое развитие и распространение получили встраиваемые системы: большую популярность набирают системы, называемые Интернет вещей (ИВ, IoT - Internet of Things). Основной идеей ИВ является встраивание вычислительных модулей в объекты окружающего мира. Такие системы позволяют собирать информацию о состоянии и о функционировании с большого количества объектов, передавая эти данные через сети связи для дальнейшей обработки и анализа. ИВ получил широкое распространение, например, в таких сферах, как здравоохранение, промышленное производство, жилищно-коммунальное хозяйство и многих других.

Тенденция распространения ИВ позволяет сделать предположение, что в ближайшее время количество подключенных к Интернету устройств ИВ превысит количество подключенных персональных компьютеров всех видов (включая ноутбуки, планшетные компьютеры) и мобильные телефоны.

Поскольку устройства ИВ являются вычислительными системами, то возможно построение распределенной информационной системы с вычислительными узлами на основе устройств ИВ (распределенная информационная система Интернета вещей, РИСИВ). Помимо проблем, присущих классическим распределенным и параллельным вычислительным системам, в информационной системе на основе устройств ИВ также добавляются особенности встраиваемых систем: автономные источники питания, низкие скорости передачи данных, использование процессоров с низким энергопотреблением, высокие уровни помех в каналах связи, постоянное перемещение устройств, гетерогенность вычислительных узлов. Поэтому существующие методы назначения заданий, которые применяются в классических распределенных и параллельных вычислительных системах, становятся неприменимыми в РИСИВ. Решение данной задачи возможно за счет использования методов, которые учитывают особенности устройств ИВ, а также которые принимают решение о назначении заданий вычислительным узлам с учетом полной неопределенности структуры информационной системы на основе устройств ИВ.

Существующие методы назначения заданий, использующие генетические алгоритмы, классическое машинное обучение и другие, обладают рядом недостатков, такими как предположение об однородности вычислительных узлов, либо требуют полную информацию о структуре соединений между вычислительными узлами распределенной системы.

Поэтому является *актуальной* задача создания метода назначения заданий вычислительным узлам, позволяющего использовать распределенную информационную систему на основе устройств ИВ как единую вычислительную систему, что

позволит повысить степень использования вычислительных мощностей устройств ИВ для решения вычислительных задач, к которым можно отнести: задачи имитационного моделирования; научные вычисления по анализу данных экспериментов; обработка мультимедиаданных (в том числе в системах САПР и АСТПП); задачах цифровой обработки сигналов; выполнения объемных вычислений, хранения и обработки данных экосистемы промышленного ИВ; и другие.

В качестве основы для метода назначения заданий узлам распределенной информационной системы выбрана модель на основе машинного обучения с подкреплением, которая лишена недостатков, присущих другим методам распределения заданий в распределенных и параллельных системах.

Существенный вклад в область машинного обучения с подкреплением внесли М.Л. Цетлин, Р. Саттон и др. В области высокопроизводительных вычислительных систем (параллельного и распределенного типа) общего и специального назначения внесли В. Воеводин, Вл. Воеводин, О.М. Брехов, Э. Таненбаум, М. ван Стеен, В.П. Гергель, Р.Г. Стронгин и др. В области многопараметрической оптимизации и обработки сигналов А.П. Карпенко, В.В. Сюзев, А. Оппенгейм, Р. Шафер и др. В области компьютерных сетей и Интернета вещей И.П. Иванов, Б.В. Костров и др.

Цель исследования. Цель настоящей работы заключается в повышении эффективности инфраструктуры ИВ путем переноса вычислительной нагрузки на устройства ИВ за счет использования метода и алгоритмов назначения заданий вычислительным узлам распределенной информационной системы на основе устройств ИВ.

Объект исследования. Объектом исследования данной работы являются распределенная информационная система на основе устройств Интернета вещей.

Предмет исследования. Предметом исследования является процесс назначения вычислительных заданий узлам распределенной информационной системы на основе устройств Интернета вещей.

Научная новизна. Научная новизна полученных в диссертации результатов теоретических и экспериментальных исследований заключается в следующем:

1) разработана модель назначения заданий вычислительным узлам на основе модели машинного обучения с подкреплением, которая, в отличие от уже существующих, позволяет работать на распределенной информационной системе, узлы которой являются устройствами Интернета вещей;

2) разработан новый метод назначения заданий вычислительным узлам распределенной информационной системы Интернета вещей на основе машинного обучения с подкреплением, позволяющий, в отличие от известных, динамически перенастраивать процедуру распределения заданий по вычислительным узлам распределенной информационной системы, характеристики которых могут изменяться в широких пределах;

3) разработаны алгоритмы и программное обеспечение для распределенной информационной системы на основе устройств Интернета вещей, позволяющие назначать задания вычислительным узлам распределенной информационной системы в зависимости от их характеристик и степени доступности;

4) разработаны научно-обоснованные рекомендации по применению системы назначения заданий при работе с вычислительными узлами распределенной

информационной системы на основе устройств Интернета вещей, позволяющей повысить эффективность инфраструктуры Интернета вещей для решения вычислительных задач за счет применения динамической модели машинного обучения с подкреплением.

Практическая значимость работы. На основе метода, разработанного в диссертационной работе, создана система назначения заданий вычислительным узлам, предназначенная для решения вычислительных задач с помощью распределенной информационной системы на основе устройств Интернета вещей.

Анализ модели машинного обучения с подкреплением позволил получить алгоритм, который впервые был применен для назначения заданий вычислительным узлам, реализованным на основе устройств Интернета вещей. В результате задания, являющиеся составными частями комплексной вычислительной задачи, стало возможным распределять и выполнять на узлах, характеристики которых существенно меняются с течением времени, при этом, изменяя параметры алгоритма, можно изменять поведение системы в соответствии с текущими состояниями вычислительных узлов. Адаптивность алгоритма позволила уменьшить влияние изменения параметров вычислительных узлов на процесс решения вычислительной задачи, и, следовательно, использовать в качестве вычислительных узлов устройства Интернета вещей.

Внедрение результатов исследований. Полученные в диссертационной работе результаты внедрены в компании ООО «ЦПР РТСофт» и в учебном процессе МГТУ им.Н.Э. Баумана.

Методы исследования. Для достижения поставленной в работе цели использовались следующие методы исследования: теория принятия решений; теория принятия решений в условиях неопределенности; системный анализ; анализ процесса решения вычислительных задач на распределенных системах; анализ методов машинного обучения; анализ методов машинного обучения с подкреплением; моделирование взаимодействия агент-среда применительно к данной задаче; экспериментальный анализ результатов работы модели распределения заданий на основе машинного обучения с подкреплением.

Положения, выносимые на защиту. В соответствии с пунктами 3, 8 и 9 области исследований паспорта специальности 05.13.11 «Математическое и программное обеспечение вычислительных машин, комплексов и компьютерных сетей»:

«3. Модели, методы, алгоритмы, языки и программные инструменты для организации взаимодействия программ и программных систем» (разработана модель распределения заданий по вычислительным узлам на основе модели машинного обучения с подкреплением, и программные инструменты выполнения программы на распределенной информационной вычислительной системе на основе устройств ИВ); «8. Модели и методы создания программ и программных систем для параллельной и распределенной обработки данных, языки и инструментальные средства параллельного программирования» (разработан метод назначения заданий вычислительным узлам распределенной информационной системы на основе устройств ИВ); «9. Модели, методы, алгоритмы и программная инфраструктура для организации глобально распределенной обработки данных» (разработаны алгоритмы и программное обеспечение

для распределенной обработки данных на распределенной информационной системе на основе устройств ИВ)

на защиту выносятся следующие положения:

1) модель назначения заданий по вычислительным узлам на основе модели машинного обучения с подкреплением;

2) метод назначения заданий вычислительным узлам распределенной информационной системы Интернета вещей на основе машинного обучения с подкреплением, позволяющий динамически перенастраивать процедуру распределения заданий по вычислительным узлам распределенной информационной системы, характеристики которых могут изменяться в широких пределах;

3) алгоритмы распределенной информационной системы на основе объектов Интернета вещей, позволяющие назначать задания вычислительным узлам распределенной информационной системы в зависимости от их характеристик и степени доступности;

4) рекомендации по применению системы назначения заданий при работе с вычислительными узлами распределенной информационной системы на основе устройств Интернета вещей.

Апробация результатов. Результаты диссертационной работы докладывались и обсуждались на:

1) международной научной конференции «eLearning and Software for Education Conference» (Румыния, 2019);

2) международной научной конференции «Математические Методы в Технике и Технологиях ММТТ-33» (Россия, 2020);

3) международной научной конференции «Кибер-физические системы: проектирование и моделирование CYBERPHY:2020. Cyber-Physical Systems Design And Modelling» (Россия, 2020);

4) международной научной конференции «The International Conference on Deep Learning, Big Data and Blockchain (Deep-BDB 2021)» (Италия, 2021);

5) международной научной конференции «The 4th International Conference on Recent Innovations in Computing (ICRIC-2021)» (Индия, 2021).

Публикации. По теме диссертационной работы опубликовано 11 научных работ: из них 3 в научных изданиях, входящих в Перечень ВАК Минобрнауки России, 1 статья в научных изданиях, индексируемых Scopus и Web of Science, 2 статьи в научных изданиях, индексируемых Scopus. А также получено свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ.

Личный вклад автора. Все представленные в диссертации исследования и результаты были получены лично автором.

Объём и структура работы. Диссертация состоит из введения, четырех глав с выводами, общих выводов по диссертации и заключения, списка использованных источников. Основной текст содержит 142 страницы, 39 рисунков, 1 таблицу. Список использованных источников содержит 12 страниц и включает 127 наименований.

ОСНОВНОЕ СОДЕРЖАНИЕ РАБОТЫ

Во введении обоснована актуальность темы диссертации, сформулированы цель и основная задача исследования. Приведены научная новизна, основные положения, выносимые на защиту, и практическая ценность. Представлена общая характеристика работы и краткое содержание её глав.

В первой главе проведён анализ характеристик, ограничений и возможностей инфраструктуры ИВ как распределённой информационной системы. Рассмотрены существующие подходы для реализации параллельных и распределённых вычислительных систем. Проведён анализ методов машинного обучения применительно к процессу назначения заданий вычислительным узлам в РИСИВ. В результате анализа выбран метод машинного обучения с подкреплением, который позволяет учитывать специфику устройств ИВ. Рассмотрены элементы метода обучения с подкреплением.

Во второй главе осуществлена постановка задачи, формальное описание которой основано на задаче оптимального отображения графа алгоритма на граф параллельной вычислительной системы, приведена модель РИСИВ и метод назначения заданий её вычислительным узлам.

Задача назначения заданий в РИСИВ определена как отображение ациклического графа $\langle A, C^A \rangle$, описывающего вычислительный алгоритм с заданиями в вершинах и информационными связями между узлами в ребрах, на граф $\langle P, C^P \rangle$, описывающего РИСИВ с вычислительными узлами в вершинах и пропускной способностью линий связи между узлами в ребрах. Тогда отображающая матрица имеет вид:

$$Z = (z_{i,j}, i \in [1, N_{|A|}], j \in [1, N_{|P|}]). \quad (1)$$

Решение задачи назначения заданий вычислительным узлам в РИСИВ определяется критерием оптимальности отображения μ над матрицей Z , а решением задачи является матрица Z^* , такая что

$$\min_{Z \in D_Z} \mu(Z) = \mu(Z^*). \quad (2)$$

Данная задача является NP-полной, и её решение на основе полного перебора невозможно в условиях постоянного изменения характеристик вычислительных узлов РИСИВ. Однако использование подхода, в основе которого лежит модель машинного обучения с подкреплением, позволяет подойти к решению указанной задачи (решение близко к оптимальному на бесконечном интервале времени).

В основе метода назначения заданий вычислительным узлам в РИСИВ лежит модель машинного обучения с подкреплением (Рисунок 1), где в роли агента выступает распределяющий узел, а в роли окружающей среды – вычислительные узлы на основе устройств ИВ. Стратегия поведения агента определяется активным воздействием на среду путем тестирования множества действий

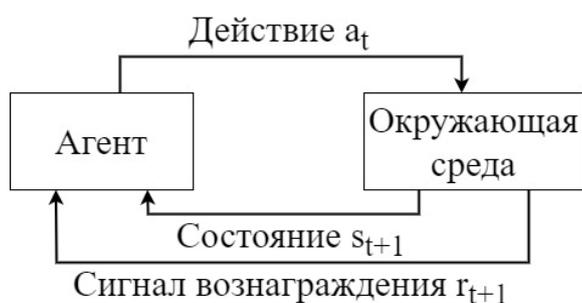


Рисунок 1. Модель машинного обучения с подкреплением

а $a_t \in A$ и получения ответной реакции в виде множества сигналов вознаграждения $r_t \in \mathbb{R}$ в каждый момент времени t . Цель агента заключается в максимизации ожидаемого вознаграждения

дения, что означает поиск действия, дающего наиболее высокое вознаграждение в долгосрочной или краткосрочной перспективе.

Максимизация ожидаемого вознаграждения определяется поведением агента в РИСИВ и основывается на ε -жадной стратегии, которая учитывает текущие характеристики вычислительных узлов и каналов связи. Когда агент собирается выполнить действие, он просматривает оценочные значения ожидаемых вознаграждений для каждого действия и выбирает то, у которого наибольшее значение. Фактическая ценность действия a задаётся как $Q(a)$, а предполагаемое значение этого действия при работе РИСИВ за время t обозначается как $Q_t(a)$, тогда ценность действия a определяется следующим образом:

$$\begin{cases} Q_t(a) = 0, & \text{если } k_a = 0; \\ Q_t(a) = \frac{1}{k_a} \cdot \sum_{i=1}^{k_a} r_i, & \text{если } k_a \neq 0. \end{cases} \quad (3)$$

В случае выбора действия a к моменту времени t ровно k_a раз получается последовательность вознаграждений r_1, r_2, \dots, r_{k_a} . Все виды выполняемых агентом последовательностей взаимодействий с окружающей средой в РИСИВ: непрерывные задания (имеющие завершающий временной шаг T) и задания, состоящие из эпизодов ($T = \infty$) – формируют сумму всех вознаграждений:

$$R_t = \sum_{k=0}^T \gamma^k r_{t+k+1}. \quad (4)$$

Изменение поведения агента основывается на вероятности выбора очередного действия при взаимодействии с окружающей средой и задаётся параметром $\varepsilon \in [0; 1]$, определяемым как:

$$a_t = \begin{cases} a_t^*, & \text{с вероятностью } 1 - \varepsilon; \\ \text{случайное действие,} & \text{с вероятностью } \varepsilon. \end{cases} \quad (5)$$

Согласно ε -жадной стратегии для агента задаются режимы взаимодействия с окружающей средой на основе изменения параметра ε :

- при $\varepsilon = 1$, режим исследования среды – выбор узлов случайным образом;
- при $\varepsilon = 0$, режим эксплуатации среды – выбираются узлы, которые приводят к наибольшему вознаграждению;
- при $\varepsilon \in (0; 1)$ – одновременное совмещение режима исследования среды и режима эксплуатации среды.

Решение об изменении поведения выполняется на основе оценки ценности совокупности действий при работе агента:

$$Q_n = Q_{n-1} + \frac{1}{n} [R_n - Q_{n-1}]. \quad (6)$$

Состояние вычислительных узлов в РИСИВ может оставаться постоянным или изменяться, то есть окружающая среда рассматривается как в стационарном, так и в нестационарных состояниях. В стационарном состоянии реакция среды на действия агента не изменяется, поэтому оценка вознаграждения для каждого действия со временем не меняется. В нестационарном состоянии реакция среды изменяется со временем, при этом оценка вознаграждений определяется следующим образом:

$$Q_n = Q_{n-1} + \alpha[R_n - Q_{n-1}] . \quad (7)$$

Машинное обучение с подкреплением лежит в основе метода назначения заданий вычислительным узлам в предложенной в работе модели РИСИБ (Рисунок 2).

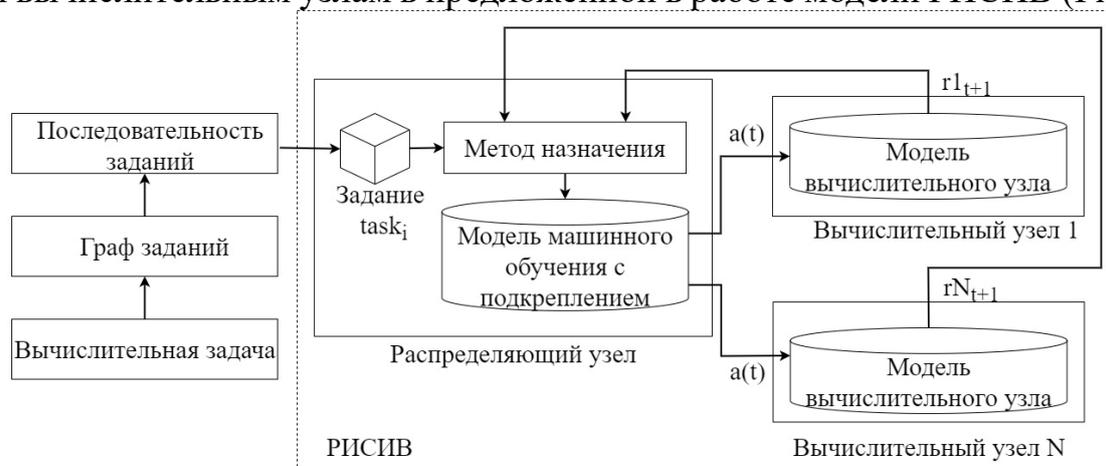


Рисунок 2. Структурная схема РИСИБ

Метод назначения заданий в РИСИБ для выполнения вычислительной задачи определяет наиболее подходящий вычислительный узел для назначения задания согласно этапам:

- 1) формирование вычислительного графа задачи. Исходная вычислительная задача представляется в форме вычислительного графа, который позволяет определить последовательность и взаимосвязь дискретных элементов вычислительной задачи (заданий) друг с другом;
- 2) формирование последовательности заданий;
- 3) передача последовательности заданий на распределяющий узел;
- 4) опрос устройств ИВ распределяющим узлом и формирование функции ценности на основе получаемых вознаграждений;
- 5) назначение и отправка заданий на устройства ИВ согласно функции ценности;
- 6) получение от вычислительных узлов выполненных заданий и изменение значений алгоритма при необходимости.

В третьей главе приводится модель вычислительного узла и алгоритм назначения заданий вычислительным узлам от распределяющего узла в РИСИБ, которые основываются на предложенных в главе 2: модели РИСИБ, формальном описании, методе и стратегии назначения заданий.

Модель вычислительного узла РИСИБ учитывает готовность конкретного вычислительного узла принять на исполнение очередное задание от распределяющего узла. Описание модели задается в виде:

$$D = (ID, Label, Reward), \quad (8)$$

где

$$Reward = (State, Location, Network). \quad (9)$$

Параметр *Reward* является интегральной характеристикой компонентов (9), которые определяются множеством параметров вычислительного узла и рассчитываются по формуле:

$$r = \sum_{i=1}^n p_i \lambda_i, \quad (10)$$

где p_i – значение i параметра, λ_i – нормирующий коэффициент.

Поскольку определить количество параметров и степень их влияния на общее значение вознаграждения зачастую не представляется возможным (также учитывая, что параметры меняются в каждый момент времени), то в качестве функции вознаграждения в частном случае предлагается использовать функцию от времени оборота задания:

$$r = r(t_{RTT}) . \quad (11)$$

Анализ модели машинного обучения с подкреплением позволяет перейти от работы агента с окружающей средой к составлению алгоритма, который реализует поведение модели в контексте назначения заданий вычислительным узлам.

Алгоритм назначения заданий для стационарного и нестационарного состояний:

Этап инициализации.

Шаг 0. Инициализация последовательности заданий распределяющим узлом в РИСИБ.

Этап исследования.

Шаг 1. Всем вычислительным узлам отправляется запрос от распределяющего узла на получение от них интегральных характеристик, каждая из которых является значением сигнала вознаграждения каждого вычислительного узла и строится на основе его характеристик.

Шаг 2. Распределяющим узлом преобразуются полученные интегральные характеристики в значения вероятностей. Данные вероятности используются распределяющим узлом для выбора вычислительного узла для назначения и отправки задания.

Этап эксплуатации.

Шаг 3. Распределяющий узел отправляет задания на вычислительные узлы и старается получить максимальное значение сигнала вознаграждения и, в общем, максимизировать общее вознаграждение на длительном промежутке времени.

Шаг 4. При получении выполненных заданий, распределяющий узел пересчитывает значения сигналов вознаграждения, поскольку с выполненными заданиями передается также информация о текущем состоянии РИСИБ и вычислительных узлов.

Шаг 5. Если в последовательности заданий нет невыполненных заданий, то выполняется переход на Шаг 6, иначе переход на Шаг 3 (для стационарного состояния) или переход на Шаг 1 (для нестационарного состояния).

Шаг 6. Конец алгоритма.

Алгоритм одновременно может работать как со стационарной средой, так и с нестационарной. Для стационарного состояния значение параметра ε должно приближаться к 0, но не достигать его. В случае существенной изменчивости среды значение ε стремится к 1, что позволяет алгоритму «исследовать» новые вычислительные узлы. Инициализация ε значением близким к 1 в случае со статической средой не существенно влияет на процесс распределения заданий, в то время как задание параметра

близким к 0 для динамической среды может привести к неэффективному выполнению вычислительного процесса вплоть до полной невозможности его осуществления. Схема алгоритма приведена на Рисунке 3.

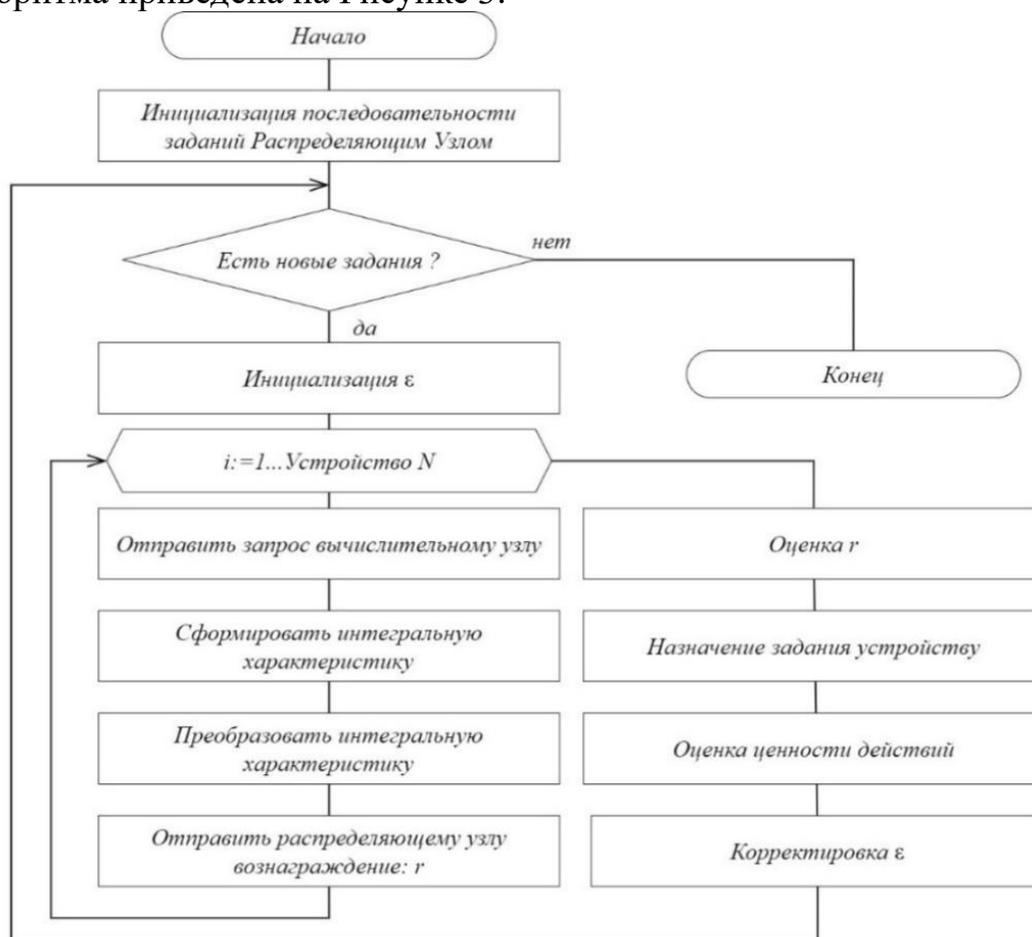


Рисунок 3. Схема алгоритма назначения заданий

Корректировка значения параметра ϵ во время работы алгоритма позволяет улучшить качество функционирования РИСИВ и в случае наличия информации о состоянии вычислительных узлов (вознаграждении), и в случае её отсутствия. Когда априорная информация отсутствует в начале работы РИСИВ, тогда предполагается, что система нестационарная, а её характеристики подвержены существенным изменениям, в этом случае параметр ϵ устанавливается близким к 1. По мере выполнения работы распределяющий узел накапливает статистику по изменениям сигнала вознаграждения каждого вычислительного узла и уменьшает значение ϵ до тех пор, пока производительность РИСИВ не достигает стабильного значения.

Алгоритм назначения заданий обеспечивает близкое к оптимальному решение на достаточно длинном промежутке времени, даже если среда будет переходить из стационарного состояния в нестационарное, и наоборот.

На основе алгоритма назначения заданий была разработана его модификация, которая позволяет реализовать возможность назначения заданий группам вычислительных узлов с дальнейшим распределением заданий вычислительным узлам внутри групп. Роль распределяющего узла начинают выполнять другие вычислительные узлы. Кластеры вычислительных узлов выделяются на основе алгоритма нечёткой кластеризации С-средних. Модифицированный алгоритм:

Этап инициализации.

Шаг 0. Инициализация последовательности заданий и начальных значений в РИСИВ.

Этап исследования.

Шаг 1. Распределяющий узел опрашивает все вычислительные узлы в РИСИВ, и получает от каждого соответствующий *Reward*, сформированный вычислительным узлом согласно модели вычислительного узла. Полученные *Reward* преобразуются распределяющим узлом.

Шаг 2. На основе *Reward* каждый вычислительный узел сопоставляется распределяющим узлом кластеру или нескольким кластерам с использованием алгоритма нечёткой кластеризации С-средних. Распределяющий узел хранит запись разделения всех вычислительных узлов по кластерам. В случае изменений, производится пересчёт принадлежности к кластерам, и запись обновляется на распределяющем узле (всем вычислительным узлам, находящимся в пределах кластера, сообщаются данные о нахождении в этом кластере остальных узлов):

$$p_{jk} = \frac{1}{\sum_{i=1}^c \left(\frac{d_{jk}}{d_{ik}}\right)^{2/(m-1)}}, \quad (11)$$

$$q_k = \frac{\sum_{j=1}^n p_{jk}^m w_i}{\sum_{j=1}^n p_{jk}^m}. \quad (12)$$

Шаг 3. Для получения данных о результате разбиения по кластерам каждый узел отправляет запрос распределяющему узлу. В ответ он получает запись своего или своих кластеров и находящихся в них узлов. Если одна из характеристик узла меняется, выполняется переход на Шаг 2.

Этап эксплуатации.

Шаг 4. При наличии вычислительного задания на назначение вычислительный узел перенимает на себя роль распределяющего узла. И производит выбор другого вычислительного узла в пределах кластера на назначение. При принадлежности узла, имеющего задание, нескольким кластерам одновременно, предпочтение на рассмотрение отдаётся узлам кластера, которые имеют наибольшую степень принадлежности к этому кластеру. Дальнейшая последовательность шагов выполняется согласно разработанному методу и алгоритму назначения заданий от распределяющего узла к вычислительным узлам.

Шаг 5. Отправка значений вознаграждений вычислительными узлами распределяющему узлу внутри кластера.

Шаг 6. Расчет оптимального узла для назначения задания. В случае отсутствия возможности назначения задания происходит переход на Шаг 2.

Шаг 7. Назначение задания узлу.

Шаг 8. Конец алгоритма.

В четвёртой главе представлена техническая реализация РИСИВ. Представлены результаты исследования разработанного метода и алгоритмов. Рассматривается работа базового и модифицированного алгоритмов назначения при различных значениях характеристик и типах поведения вычислительных узлов (стационарном и нестационарном состояниях). Осуществляется тестирование функционирования РИСИВ на примере задачи трассировки лучей. Даются

рекомендации по применению метода и алгоритмов для реализации и проведения распределенных вычислений на РИСИВ.

В РИСИВ могут быть включены вычислительные узлы на базе микропроцессоров ARM, ATmega, Intel. Однако ограничений на тип, компоненты, протоколы и параметры вычислительных узлов не накладывается, поскольку обеспечено абстрагирование от особенностей аппаратной реализации и проприетарных протоколов устройств ИВ с помощью установки виртуальной машины Java на всех устройствах и узлах РИСИВ. Взаимодействие узлов обеспечивается технологией Java – RMI по клиент-серверной архитектуре: распределяющий узел выполняет роль клиента, а вычислительный узел – сервера. Исследование и эксперименты в данной работе состоят из следующих частей:

1) исследование поведения модели назначения заданий: исследование поведения алгоритма при стационарном состоянии; исследование поведения алгоритма при нестационарном состоянии;

2) исследование поведения алгоритма при его модификации и модифицированном методе в стационарном и нестационарном состояниях;

3) тестирование работы алгоритма при выполнении задачи трассировки лучей.

При исследовании поведения РИСИВ в стационарном режиме используются следующие условия:

- распределяющий узел в РИСИВ один;
- в процессе работы алгоритма на всех итерациях распределяющий узел не меняется;

- количество вычислительных узлов в РИСИВ постоянно и не меняется со временем;

- значение ϵ для каждого эксперимента принимает единственное значение из последовательности [0; 0,001; 0,05; 0,25; 0,1; 0,2; 0,3; 0,4; 0,5; 1] и сохраняет это значение на всём протяжении работы одной итерации алгоритма; под итерацией принимается назначение всех заданий одной задачи вычислительным узлам РИСИВ.

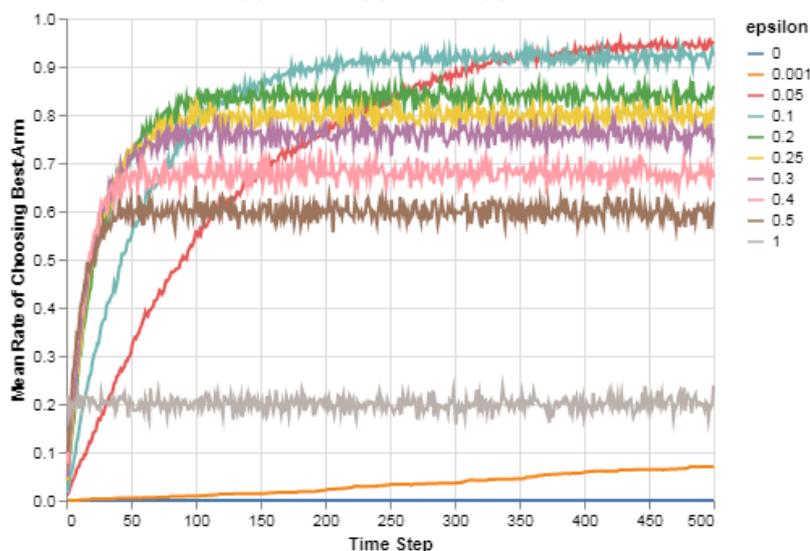


Рисунок 4. Средняя скорость достижения оптимальной стратегии выбора наилучшего действия (из 5 действий) при 1000 симуляциях

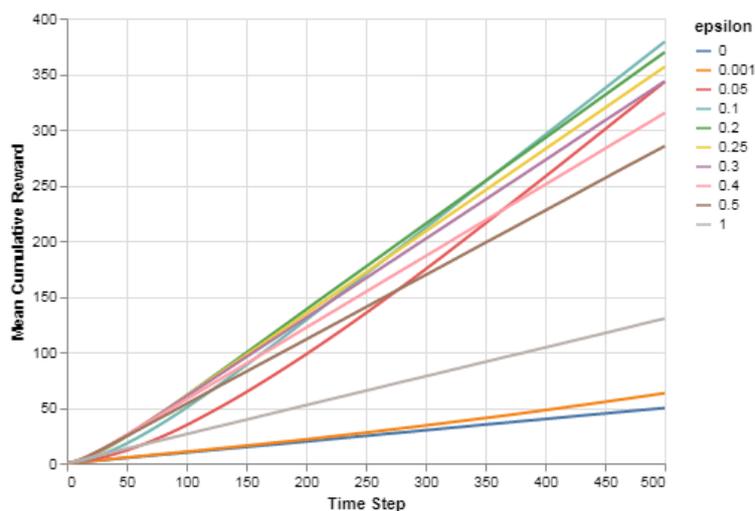


Рисунок 5. Среднее суммарное значение вознаграждения (5 действий) при 1000 симуляциях

С ростом числа вычислительных узлов (действий), включаемых в РИСИВ, увеличивается и время, при котором алгоритму требуется перейти в режим эксплуатации из режима исследования.

Исследования РИСИВ при нестационарном состоянии осуществляется со следующими условиями:

- распределяющий узел в РИСИВ один;
- распределяющему узлу в качестве действий доступны только вычислительные узлы в РИСИВ;
- в процессе работы алгоритма на всех итерациях распределяющий узел не меняется;
- количество вычислительных узлов в РИСИВ постоянно и не меняется со временем;
- параметр ε в процессе работы алгоритма стремится к полностью жадному поведению, то есть из режима исследования $\varepsilon = 1$ стремится к режиму эксплуатации $\varepsilon = 0$;

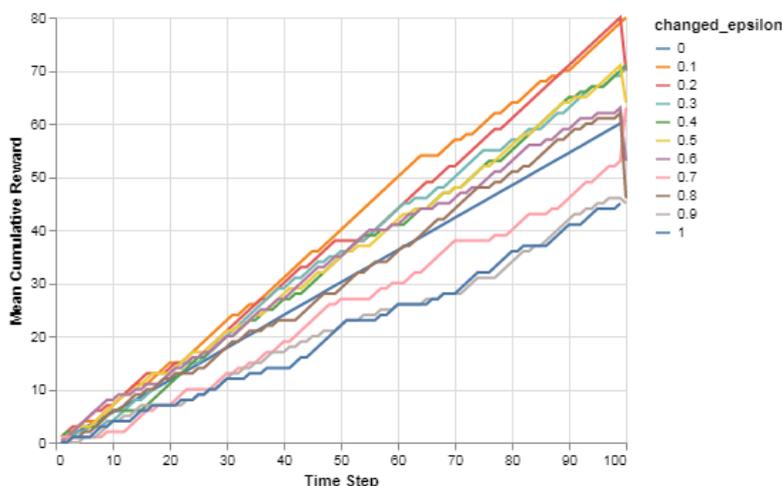


Рисунок 6. Среднее значение вознаграждения (5 действий) при 100 симуляциях

Для исследования поведения алгоритма при его модификации и модифицированном методе в стационарном и нестационарном состояниях принимается:

- распределяющий узел для кластеров один, однако внутри каждого кластера выделяются собственный распределяющий узел, который меняется со временем; распределяющим узлом внутри кластера становится тот, который имеет задание на распределение;

- количество кластеров постоянно;
- количество вычислительных узлов РИСИВ и в кластерах изменяется;
- параметр $\varepsilon = 0,1$ и индекс нечеткости $m = 2$.

На Рисунке 7 в левой части указаны устройства ИВ до процесса кластеризации, в правой части после кластеризации.

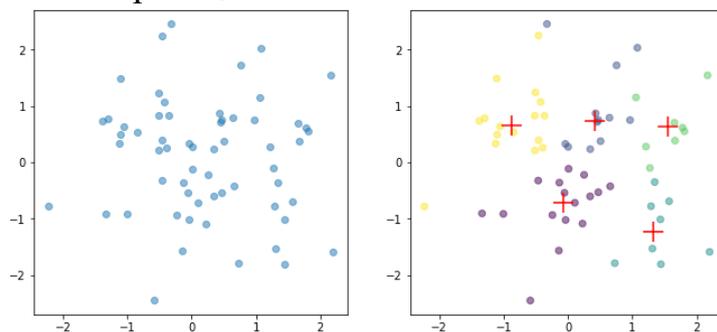


Рисунок 7. Кластеры вычислительных узлов

После выявления кластеров функционирование метода и алгоритма сосредотачивается на поиске и назначении задания и соответствует поведению алгоритма для стационарного состояния (Рисунок 4, 5) и для нестационарного состояния (Рисунок 6). Таким образом, демонстрируется возможность формирования кластеров вычислительных узлов при реализации РИСИВ.

Применимость метода назначения заданий вычислительным узлам, основанном на машинном обучении с подкреплением, в РИСИВ показывается на примере вычислительной задачи из области компьютерной графики, имеющей высокую степень распараллеливания: задача трассировки лучей, формирования двумерных изображений по модели трехмерной сцены (устройство РИСИВ показано на Рисунке 8).

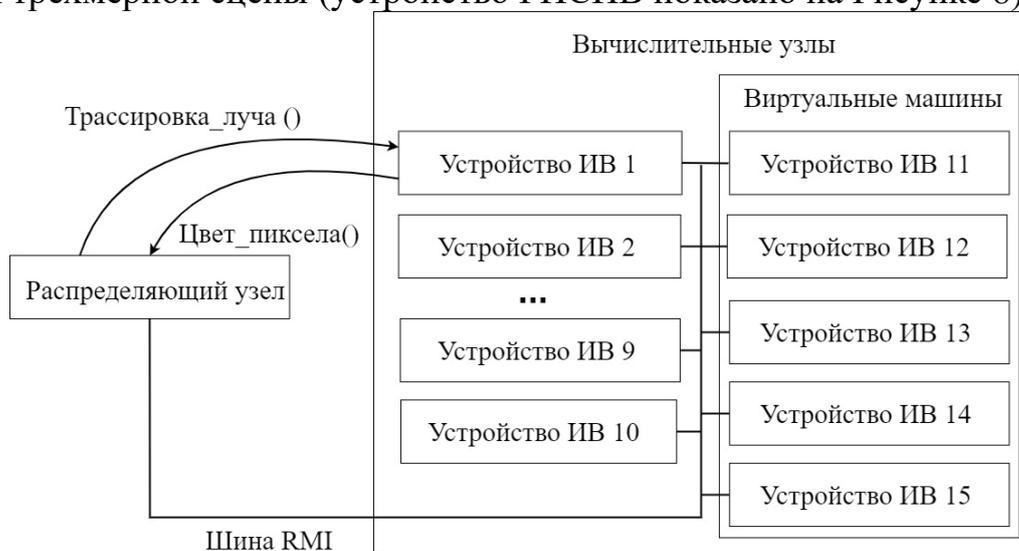


Рисунок 8. Архитектура РИСИВ для назначения задания трассировки луча

В качестве характеристик, демонстрирующих функционирование РИСИВ согласно предложенным и реализованным: модели РИСИВ, методу и алгоритму назначения заданий — было рассмотрено следующее:

- зависимость времени, затраченного на решение вычислительной задачи, от количества вычислительных узлов (от 2 до 15 устройств ИВ);
- зависимость времени, затраченного на обработку одного задания одним устройством ИВ, от количества вычислительных узлов;
- зависимость времени, затраченного на выполнения всей задачи по трассировке лучей, от количества пикселей (разрешения) формируемого двухмерного изображения.

Совокупность последовательности заданий задачи трассировки лучей равна 10 000 при канве 100x100 пикселей. При добавлении

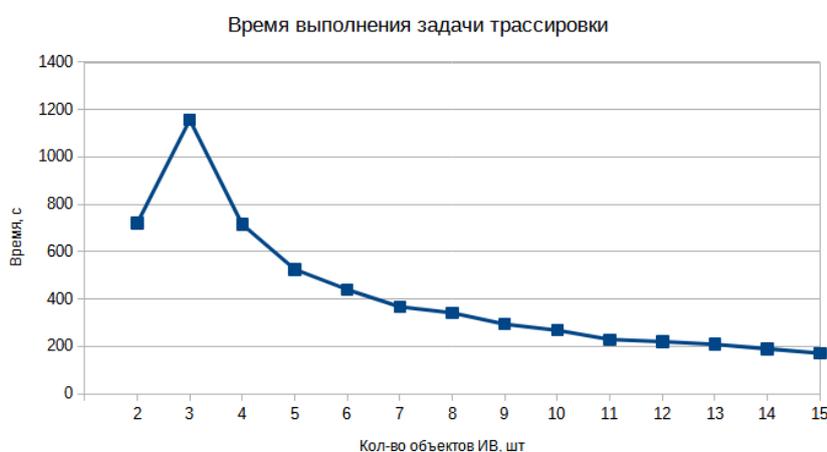


Рисунок 9. Время выполнения задачи

числа вычислительных узлов в РИСИВ время выполнения вычислительной задачи снижается (Рисунок 9). Можно отметить, что время решения задачи является одинаковым в случае для двух и четырёх вычислительных узлов в РИСИВ: при двух – алгоритм ограничен в выборе узла, для четырех – алгоритму требуется время на пересчет модели, далее накладные расходы снижаются.

На Рисунок 10 показана зависимость времени выполнения одного задания от количества вычислительных узлов. В случае, когда количество вычислительных узлов более пяти, среднее время обработки одного задания имеет минимальный разброс. Учитывая накладные расходы на выбор, переназначение узлов (в случае отсутствия ответа от устройства ИВ) время выполнения одного задания несущественно отличается от среднего времени. С увеличением количества вычислительных узлов (более 5 устройств ИВ), когда алгоритм назначения заданий в РИСИВ находится в стабильном состоянии, время выполнения одного задания перестает зависеть от количества используемых в РИСИВ устройств ИВ.

На Рисунок 10 показана зависимость времени выполнения одного задания от количества вычислительных узлов. В случае, когда количество вычислительных узлов более пяти, среднее время обработки одного задания имеет минимальный разброс. Учитывая накладные расходы на выбор, переназначение узлов (в случае отсутствия ответа от устройства ИВ) время выполнения одного задания несущественно отличается от среднего времени. С увеличением количества вычислительных узлов (более 5 устройств ИВ), когда алгоритм назначения заданий в РИСИВ находится в стабильном состоянии, время выполнения одного задания перестает зависеть от количества используемых в РИСИВ устройств ИВ.

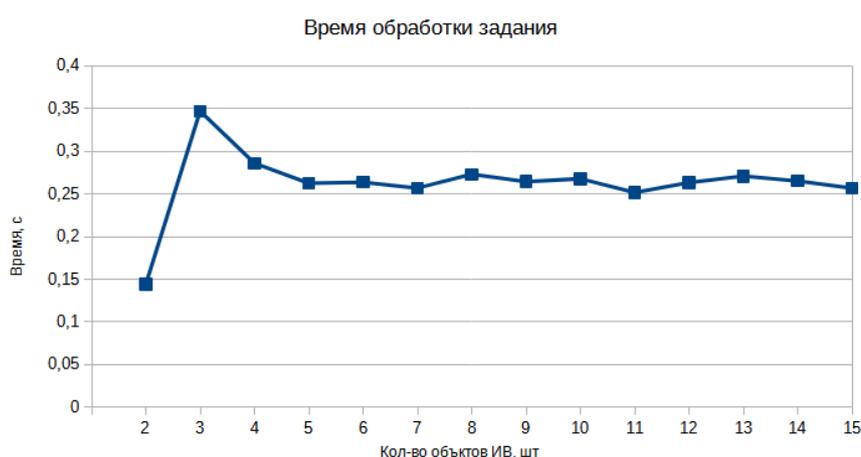


Рисунок 10. Время выполнения одного задания

числительных узлов (более 5 устройств ИВ), когда алгоритм назначения заданий в РИСИВ находится в стабильном состоянии, время выполнения одного задания перестает зависеть от количества используемых в РИСИВ устройств ИВ.

Результаты оценки времени выполнения вычислительной задачи трассировки лучей в зависимости от размера изображения приведены на Рисунке 11. В случае увеличения числа заданий время обработки, затраченное на построение одного изображения, также увеличивается в РИСИВ, при этом кривая графика времени растет быстрее, чем



Рисунок 11. Время выполнения задачи

слабосвязанных вычислительных системах, построенных на основе классических подходов, а также соответствуют результатам, которые получены исследователями в области суперкомпьютерных и облачных систем.

Таким образом, проведенные эксперименты и полученные результаты демонстрируют возможность использования, а также подтверждают работоспособность РИСИВ, как нового типа вычислительных мощностей, для выполнения вычислительных задач на основе разработанных: модели, метода и алгоритма назначения.

Анализ результатов эксперимента позволяет выработать ряд практических рекомендаций по использованию метода назначения заданий вычислительным узлам РИСИВ для выполнения вычислительной задачи:

1) величина параметра ε оказывает существенное влияние на скорость стабилизации системы, но в общем случае его значение не столь существенно, так как система в любом случае перейдет в стабильное состояние (только с различной скоростью), обеспечивая баланс между этапами исследования и эксплуатации, но тем не менее стоит избегать значений параметра близкие к 0 и 1; в общем случае рекомендуется выбирать значения из диапазона $[0,1 \dots 0,9]$ с шагом 0,1;

2) необходимо подобрать значение параметра ε в зависимости от поведения вычислительных узлов РИСИВ: при высокой степени изменчивости вычислительных узлов необходимо брать значение больше, если параметры вычислительных узлов меняются сравнительно редко, то значение ε взять меньше;

3) при существенном изменении параметров вычислительных узлов предложенный метод распределения заданий позволяет получить итоговый результат решения задачи независимо от закономерностей изменения параметров узлов; при увеличении количества узлов среднее значение вознаграждения будет приближаться к значениям при работе в стационарном режиме;

4) при большом количестве вычислительных узлов в РИСИВ (более 10) значение среднего времени выполнения одного задания достигает некоторой

линейно (что соответствует закону Амдала).

Полученные в работе результаты соответствуют результатам исследований параллельных и распределенных вычислительных систем, как в аспекте выполнения одного задания на вычислительном узле, так и в общем времени выполнения задачи на

постоянной величины, что позволяет оценить общее время выполнения вычислительной задачи;

5) учитывая, что время выполнения задачи в зависимости от количества входных данных растет быстрее, чем линейная функция, то увеличение количества вычислительных узлов не ведет к такому же росту производительности;

6) для некоторых задач, требующих значительных вычислений, при увеличении количества вычислительных узлов в РИСИВ можно проводить их группировку и вводить промежуточные распределяющие узлы на наиболее надежных устройствах ИВ, что позволит уменьшить величину широкополосного сетевого трафика в каналах передачи данных.

ОСНОВНЫЕ ВЫВОДЫ И РЕЗУЛЬТАТЫ РАБОТЫ

1. На основе анализа объектов Интернета вещей, распределенных вычислительных систем и методов машинного обучения сделан вывод о возможности построения РИСИВ на основе устройств Интернета вещей при использовании машинного обучения с подкреплением.

2. Формальная постановка задачи назначения (распределения) заданий позволяет подойти к рассмотрению вычислительной задачи в виде графа, который преобразуется в последовательность заданий, отправляемых вычислительным узлам РИСИВ.

3. На основе модели машинного обучения с подкреплением разработан метод назначения (распределения) заданий по узлам распределенной информационной системы; метод позволяет учитывать особенности каждого вычислительного узла и состояние каналов связи между ними.

4. На основе анализа стационарной/нестационарной среды и изменения е-жадной стратегии среди одного агента и множества действий для модели машинного обучения с подкреплением стало возможным построение алгоритма, который положен в основу РИСИВ.

5. Разработано программное обеспечение, реализующее метод назначения заданий вычислительным узлам на основе машинного обучения с подкреплением и позволяющее реализовать РИСИВ.

6. Для определения эффективности предложенного метода назначения заданий были проведены исследования поведения модели машинного обучения с подкреплением при различных вариациях параметров работы модели, а также по выполнению задачи трассировки луча и при модификации организации способа взаимодействия устройств ИВ с минимальным участием распределяющего узла. Анализируя полученные экспериментальные данные, были предложены практические рекомендации и методика по использованию РИСИВ на основе машинного обучения с подкреплением для инженеров и исследователей, использующих устройства Интернета вещей в качестве распределенной информационной системы для решения вычислительных задач.

СПИСОК РАБОТ, ОПУБЛИКОВАННЫХ ПО ТЕМЕ ДИССЕРТАЦИИ

1. Степанова М.В. Концепция Интернета вещей на базе платформы IBM Bluemix // Современные тенденции развития науки и технологий. Периодический научный сборник по материалам XII Международной научно-практической конференции. Белгород. 2016. №3-2. С.138-141. (0,3 п.л.)

2. Степанова М.В. Обеспечение безопасности в IoT системах // Современные тенденции развития науки и технологий. Периодический научный сборник по материалам XIX международной научно-практической конференции «Современные тенденции развития науки и технологий». Белгород. 2016. №10-1. С.112-115. (0,3 п.л.)

3. Степанова М.В. Способы реализации взаимодействия между приложениями Интернета вещей // Стратегии исследования в естественных и технических науках: сборник научных трудов по материалам международной научно-практической конференции. Белгород: ООО Агентство перспективных научных исследований (АПНИ). 2018. №10, Ч.1. С.146-152. (0,6 п.л.)

4. Stepanova M. Applying Kolmogorov Complexity for High Load Balancing Between Distributed Computing System Nodes // Conference proceedings of eLearning and Software for Education (eLSE). 2019. P. 376-382. (0,6 п.л.)

5. Ерёмин О.Ю., Степанова М.В. Распределение заданий по узлам вычислительной системы на платформе Интернета вещей на основе машинного обучения // Динамика сложных систем - XXI век. 2020. Т.14, №2. С. 84-92. (0,8 п.л./0,7 п.л.)

6. Степанова М.В., Ерёмин О.Ю. Организация распределённых вычислений в инфраструктуре Интернета вещей на основе методов машинного обучения с подкреплением // Математические Методы в Технике и Технологиях – ММТТ. 2020. Т.20, №3. С. 111-114. (0,3 п.л./0,25 п.л.)

7. Eremin O., Stepanova M. A reinforcement learning approach for task assignment in IoT distributed platform//Cyber-Physical Systems: Digital Technologies and Applications. Studies in Systems, Decision and Control. 2021.Vol.350. P.385-394. (0,8 п.л./0,7 п.л.)

8. Степанова М.В., Ерёмин О.Ю. Назначение заданий узлам распределенной системы платформы интернета вещей на основе машинного обучения с подкреплением//Автоматизация процессов управления. 2021. №1(63).С.27-33.(0,6п.л./0,55 п.л.)

9. Stepanova M., Eremin O. Universal Multi-platform Interaction Approach for Distributed Internet of Things // The International Conference on Deep Learning, Big Data and Blockchain Deep-BDB 2021. Lecture Notes in Networks and Systems. 2022. Vol. 309 P.147-159. (1 п.л./0,95 п.л.)

10. Ерёмин О.Ю., Степанова М.В., Пролетарский А.В. Трассировка лучей на распределённой вычислительной системе на основе объектов Интернета вещей // Современные наукоемкие технологии. 2021. № 8. С. 72-80. (0,8 п.л./0,6 п.л.)

11. Степанова М.В. Модифицированный метод назначения заданий в распределённой вычислительной системе Интернета вещей // Современные наукоемкие технологии. 2021. № 9. С. 125-132. (0,6 п.л.)

12. Свидетельство о гос. регистрации программы для ЭВМ № 2021663723 «Система распределенных вычислений трассировки луча на основе Интернета вещей». Зарегистрировано в Реестре программ для ЭВМ: 23 августа 2021 г.