

ИНФОРМАЦИОННЫЕ ТЕХНОЛОГИИ И ТЕЛЕКОММУНИКАЦИИ
INFORMATION TECHNOLOGY AND TELECOMMUNICATIONS

УДК 004.896

DOI: 10.21822/2073-6185-2022-49-4-67-77

Оригинальная статья /Original Paper

Метод декомпозиции глобальной задачи на локальные задачи посредством процесса коллективного принятия решений в роевых робототехнических системах

В.И. Петренко, Ф.Б. Тебуева, В.О. Антонов, С.С. Рябцев, А.С. Павлов

Северо-Кавказский федеральный университет,
355017, г. Ставрополь, ул. Пушкина, 1, Россия

Резюме. Цель. Целью работы является повышение эффективности процесса распределения задач за счет предварительной декомпозиции и определения приоритетов задач посредством процесса коллективного принятия решений (КПР) в роевых робототехнических системах (РРТС). **Метод.** Декомпозиция задач осуществляется с помощью гибридной стратегии принятия решений, мажоритарном принципе смены мнений с применением технологии распределенного реестра для распространения мнений среди агентов РРТС и агрегации накопленных знаний о среде функционирования. Элементом научной новизны является предложенная процедура КПР, обеспечивающая возможность оценки приоритета выполнения задач, что в свою очередь, позволяет повысить эффективность функционирования агентов РРТС. **Результат.** Для апробации предложенного метода была выполнена его программная реализация на языке программирования C++. Для проведения экспериментов был использован сценарий коллективного восприятия агентами РРТС в специализированной имитационной среде ARGoS. **Вывод.** Метод, реализованный с помощью предложенных в работе решений, оказался эффективнее, чем метод на основе жадного алгоритма. Предложенные решения можно применять не только в РРТС, но и любых других робототехнических системах с децентрализованным управлением, предназначенных для мониторинга и контроля параметров среды.

Ключевые слова: роевая робототехническая система, декомпозиция задач, коллективное принятие решений, достижение консенсуса, технологии распределенного реестра

Благодарности. Работа выполнена при финансовой поддержке гранта Президента Российской Федерации для молодых ученых – кандидатов наук (№ МК-300.2022.4 Разработка методов и алгоритмов для системы управления роем БПЛА при выполнении гетерогенных задач).

Для цитирования: В.И. Петренко, Ф.Б. Тебуева, В.О. Антонов, С.С. Рябцев, А.С. Павлов. Метод декомпозиции глобальной задачи на локальные задачи посредством процесса коллективного принятия решений в роевых робототехнических системах. Вестник Дагестанского государственного технического университета. Технические науки. 2022; 49(4):67-77. DOI:10.21822/2073-6185-2022-49-4-67-77

Method for decomposition a global task into local tasks through the process of collective decision making in swarm robotic systems

V.O. Petrenko, F.B. Tebueva, V.O. Antonov, S.S. Ryabtsev, A.S. Pavlov

North-Caucasus Federal University,
1 Pushkina Str., Stavropol 355017, Russia

Abstract. Objective. The purpose of the work is to increase the efficiency of the process of task allocation through preliminary decomposition and prioritization of tasks based on the process of collective decision-making (CDM) in swarm robotic systems (SRS). **Method.** Task decomposition implemented using a hybrid decision-making strategy, the majority principle of changing opinions using distributed registry technology for disseminating opinions among SRS agents and aggregating accumulated knowledge about the functioning environment. An element of scientific novelty is the proposed SRS procedure, which provides the possibility of assessing the priority of tasks, which in turn

improves the efficiency of the SRS agents. **Result.** Software implementation of the proposed method made in the C++ programming language. For the experiments, the scenario of collective perception by SRS agents in a specialized simulation environment ARGoS was used. **Conclusion.** The method implemented using the solutions proposed in the work turned out to be more efficient than the method based on the greedy algorithm. The proposed solutions can be used not only in SRS, but also in any other robotic systems with decentralized control, designed to monitor and control environmental parameters.

Keywords: swarm robotics, task decomposition, collective decision-making, consensus achievement, distributed ledger technology

Acknowledgments. This work was financially supported by a grant from the President of the Russian Federation for young scientists - candidates of science (No. MK-300.2022.4 Development of methods and algorithms for the UAV swarm control system when performing heterogeneous tasks).

For citation: V.O. Petrenko, F.B. Tebueva, V.O. Antonov, S.S. Ryabtsev, A.S. Pavlov. Method for decomposition a global task into local tasks through the process of collective decision making in swarm robotic systems. Herald of the Daghestan State Technical University. Technical Science. 2022; 49 (4): 67-77. DOI: 10.21822 /2073-6185-2022-49-4-67-77

Введение. Групповая робототехника активно внедряется в повседневную жизнь и находит свое применение во многих практических задачах: аварийно-спасательных операциях, космических полетах, военных действиях, точечном земледелии. Наличие большого количества прикладных задач, решение которых характеризуется высокой трудоемкостью, неопределенностью и требованием работы в масштабе реального времени в условиях воздействия противоречивых, а также часто меняющихся факторов обуславливает непрерывно растущий интерес к групповой робототехнике.

В настоящее время в мире для решения подобных задач используются либо отдельные роботы, либо централизованные робототехнические системы. Однако, эти системы не могут эффективно и быстро выполнять поставленные задачи. Решение данной проблемы возможно за счет использования децентрализованных робототехнических систем. При этом наиболее значимым барьером для широкого использования таких робототехнических систем является недостаточное развитие методов и алгоритмов декомпозиции глобальной целевой задачи на локальные задачи, которые позволят повысить эффективность распределения и выполнения задач агентами системы.

В работе [1] предложены три варианта декомпозиции задач в группе роботов с использованием технологий облачных вычислений: на основе линейного распределения, роевого взаимодействия и синтеза решений. Приведены обобщенные результаты экспериментальной проверки разработанных решений, однако, стоит отметить, что авторы этой работы не представили информации о модельной задаче и параметрах моделирования.

Авторы работы [2] предложили квазиоптимальный алгоритм декомпозиции и распределения задач, представив эту задачу в виде задачи о потоке минимальной стоимости. Полученные результаты моделирования подтверждают эффективность предложенного решения по сравнению с аналогами. В статье [3] представлен метод декомпозиции и распределения задач для группы роботов при решении задач максимального охвата территории. Метод основан на понятии «зоны ответственности», которая представляет собой часть среды, рассматриваемую как атомарную задачу, закрепленную за одним роботом. Зоны ответственности определяются в соответствии с текущим состоянием робота (уровень заряда аккумуляторной батареи, дальность действия бортовых сенсоров и т.д.), при этом учитываются такие характеристики среды, как рельеф местности, а также наличие препятствий. Распределение задач происходит таким образом, что каждому роботу последовательно добавляются наиболее подходящие зоны ответственности, при этом основным критерием выбора задач является расстояние от зоны ответственности до конкретного робота. Также предложен механизм индексации зон ответственности робо-

тов, что позволяет оптимизировать последовательность выполнения задач. Недостатком рассмотренных решений является то, что они предназначены только для централизованных систем.

В статье [4] предложена система управления группой роботов, включающая в себя алгоритмы декомпозиции, распределения задач и планирования траектории для выполнения задач. Особенностью системы является формирование оптимальной последовательности выполнения задач при их декомпозиции за счет использования алгоритмов оптимизации и планирования пути. Недостатком предложенной системы является высокая вычислительная сложность ввиду перебора множества возможных решений. В работе [5] представлен параллельный алгоритм декомпозиции и распределения задач, направленный на повышение эффективности совместного функционирования группы роботов. Авторы предложили использовать структуру данных «дерева распределения задач», с помощью которой обеспечивается итеративная процедура, включающая в себя этапы как декомпозиции задачи на ряд более простых задач, так и назначение агентов для выполнения этих задач. Результаты моделирования демонстрируют эффективность предложенного алгоритма, однако, как отмечают авторы статьи, его применение ограничено только статической средой функционирования группы роботов.

Перспективным подходом к разработке методов децентрализованной декомпозиции глобальной целевой задачи в групповой робототехнике является использование технологий распределенного реестра, в частности, блокчейн [6]. Преимущества использования блокчейн обусловлены сходством базовых принципов организации групп роботов с принципами построения распределенных систем хранения и обработки данных, такими как децентрализация, одноранговость, масштабируемость [7]. Вдохновившись работами [6,7] предлагается провести исследование данной технологии для распределенных вычислений задачи декомпозиции и обработки данных.

На примере задачи мониторинга лесных пожаров предлагается рассмотреть возможность обработки спутниковых снимков для формирования областей мониторинга зоны чрезвычайных ситуаций (ЧС) среди агентов роя беспилотных летательных аппаратов (далее «роевой робототехнической системы», РРТС).

Постановка задачи. В данной работе рассматриваются вопросы обеспечения эффективности процесса распределения задач за счет предварительной декомпозиции и определения приоритета задач РРТС при проведении мониторинга со следующими ограничениями:

– группа роботов представлена роем БПЛА, в дальнейшем РРТС в соответствии с характеристиками согласно терминологии в работах [8,9];

– в РРТС должна быть возможность масштабирования в процессе работы, т.е. роботы могут подключаться и отключаться в течение работы, вновь прибывшие роботы сразу записываются в очередное обновление локальной копии реестра, при этом вопросы византийской отказоустойчивости [10–12], авторизации и аутентификации агентов [13,14] в данной работе не рассматриваются;

– на вход предлагаемых решений поступают сцена, представляющая собой разбитую на области некоторый снимок, захватывающий зону мониторинга; вопросы разбиения снимка на области в данной работе не рассматриваются;

– в данной работе изменяющиеся и измеряемые факторы рассматриваются в диапазоне значений экспертной оценки (низкий, средний, высокий). Следует отметить, что данный подход выбран для удобства апробации предложенных решений, реальные значения приоритетов необходимо выбирать исходя из конкретной задачи, требований стандартов и наличия специализированной техники у группы по ликвидации отдельно взятой ЧС.

Целью работы является повышение эффективности процесса распределения задач за счет предварительной декомпозиции и определения приоритетов задач РРТС посредством внедрения процесса КПП.

Гипотеза исследования состоит в том, что выполнение декомпозиции с определением приоритетов задач за счет обработки данных процесса КПП при мониторинге некоторой обла-

сти позволит снизить среднее затраченное время и пройденное агентами РРТС расстояние при распределении и выполнении целевых задач.

Исходные данные: R – РРТС состоящая из n агентов система (объект исследования); X – множество входных параметров, которое включает в себя изображения заданной территории H и координаты границ этой территории x ; Y – множество выходных параметров; Z – множество внутренних параметров системы; E – множество параметров среды (условий функционирования); e_1, \dots, e_m – дестабилизирующие параметры среды, где: e_1 – количество очагов возгорания; e_2 – наличие людей / жилых домов; e_3 – количество горючих материалов. Q – множество показателей качества/эффективности функционирования системы, к которому может относиться время, расстояние, количество задач и т.д., q_1, \dots, q_n – контролируемые показатели качества/эффективности (предмет исследования).

Содержательная (вербальная) постановка научной задачи: разработать метод M повышения эффективности функционирования РРТС по показателям среднего затраченного времени агентами РРТС для выполнения задач и пройденного агентами расстояния в диапазоне значений входных и выходных параметров (X, Y) системы за счет варьирования значений внутренних параметров Z в условиях изменения параметров среды e_1, \dots, e_m ($e_j \in E, j = 1 \dots m$).

Формальную постановку научной задачи можно сформулировать следующим образом, найти метод M такой, что:

$$M: \langle R, X, Y, Z, E, Q \rangle \rightarrow \{ \Delta q_1, \dots, \Delta q_k \} \mid \forall \Delta q_i > 0, q_i \in Q, i = 1, \dots, k,$$

при этом: $\Delta q_i = q_i^{\text{п}} - q_i^{\text{д}}, i = 1, \dots, k$, где индекс «д» значит «до использования метода», индекс «п» – «после использования метода».

Исследование процесса КПП рассматривалась на примере задачи мониторинга лесных пожаров, которая сводится к сценарию коллективного восприятия агентам РРТС некоторой зоны ЧС, классическая постановка задачи коллективного восприятия в роевой робототехнике рассмотрена в работе [15].

Альтернативами в процессе КПП A_i в данном случае служат суждения о качестве параметров (низкий, средний, высокий), изменяющихся факторах внешней среды E , к которым следует отнести: наличие людей и построек, наличие горючего материала и количество очагов возгорания. При проведении экспериментов изменяющиеся факторы внешней среды E представлены цветами на некоторой сцене, разделенной координационной сеткой, полученной на основании спутниковых снимков и базовых сведений об исследуемой среде.

Цель РРТС состояла в том, чтобы достичь консенсуса и принять коллективное решение и выбрать на основе данных о внешней среде одну из нескольких альтернатив A_i (голосование за то, что определенный параметр внешней среды обладает определённым качеством на сцене, что необходимо для эффективного распределения задач) при наличии изменения с течением времени качества альтернатив среды, которое в экспериментах данной статьи изменялось случайным образом в диапазоне каждые 100 раундов процесса КПП. В качестве меры измерения сложности выполнения роем БПЛА задачи используется соотношение между наиболее распространённым цветом (качеством альтернативы) и прочими координационными зонами на сцене (данное соотношение выбрано в виду необходимости сопоставления сложности экспериментальных прогнозов). Сложность рассчитывается по формуле [16]:

$$Complexity = \frac{\sum_{N_1}^{N_i} P_i \setminus P_i^{max}}{P_i^{max}} / (N_i - 1),$$

где i – порядковый номер цвета, N_i – количество цветов, P_i – процентное соотношение - го цвета на сцене, P_i^{max} – процентное соотношение наиболее распространённого цвета на сцене, а $\sum_{N_1}^{N_i} P_i \setminus P_i^{max}$ – сумма процентных соотношений всех цветов без P_i^{max} .

В случае равновероятного распределения цветов. в качестве P_i^{max} можно выбрать любой цвет. Сложность задачи можно варьировать, изменяя соотношение между процентами белых плиток и других цветов (чем меньше дестабилизирующих изменяющихся параметров, тем легче

определить список задач). В простой задаче разница между процентом белых и черных плиток должна быть велика, в сложной напротив большая.

Сцена проведения эксперимента представляет из себя обработанный спутниковый снимок, ограниченную 4 сторонами и размером $S_{scene} = X \times X \text{ м}^2$, в текущих экспериментах сцена квадратная $2 \times 2 \text{ м}^2$. Рой БПЛА состоит из $N_r = 15$ агентов, перемещающихся по карте, размеченной цветными клетками, и способных воспринимать качество обозначенных альтернатив с помощью набора сенсорных устройств, в данных экспериментах осуществлялось по средством считывания цвета поверхности. Траектория движения каждого робота представляет собой линию, которая чередует движение по прямой и вращение для перехода к следующей линии координационной сетки. В начале эксперимента генерируется сцена заданной сложности.

Внешний вид экспериментальной сцены, приведен на рис. 1. Для оценки эффективности представленных решений используется показатель «среднее затраченное время агентами РПТС для выполнения задач и пройденное агентами расстояние».

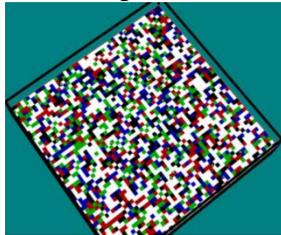


Рис.1. Пример экспериментальной сцены
Fig.1. An example of an experimental scene

Методы исследования. Схематическое представление предлагаемого метода показано на рис. 2.

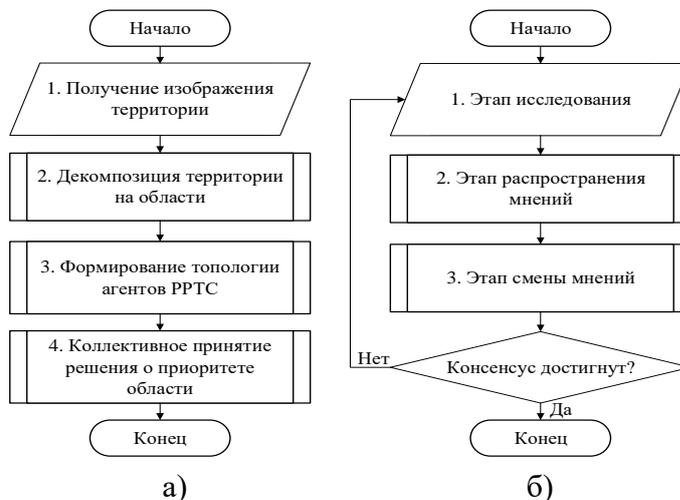


Рис.2. Схематическое представление: а) этапов предлагаемого метода; б) процедуры коллективного принятия решения для назначения приоритета областям заданной территории
Fig.2. Schematic representation of: a) stages of the proposed method; b) collective decision-making procedures for assigning priority to areas of a given territory

На первом этапе в качестве входных данных агенты РПТС принимают от оператора изображение заданной территории H , получаемое со спутника. На втором этапе для точного определения приоритетности выполнения задач предлагается проведение актуализации информации о состоянии территории H посредством бортовых датчиков и сенсоров агентов РПТС. Для этого территория H декомпозируется на ряд областей $H = h_1, \dots, h_k$, которые можно представить в виде k квадратов, размеры которых подбираются исходя из зоны покрытия бортовых средств сбора данных (область видимости агентов v_i). Так, если представить область видимости агентов РПТС v_i в виде окружности с диаметром d , то измерения сторон a областей $h_\theta, \theta = 1, \dots, k$ не должны превышать d , то есть $a < d$.

По мнению авторов настоящей работы, такая декомпозиция обеспечит равномерное по-

крытие агентами РРТС исследуемой территории H , при этом пересечение областей видимостей соседних агентов позволит компенсировать воздействия различных помех, шумов и случайных ошибок, которые возможны в процессе сбора данных о состоянии среды. В случае превышения количества областей k над количеством агентов n предлагается использовать методы планирования пути или траектории движения [17,18], где опорными точками пути W будут центры областей h_θ .

На третьем этапе агенты РРТС формируют некоторый заданный строй [19,20], который должен поддерживаться на протяжении всего исследования территории H . Иллюстрация выполнения первых трех этапов предлагаемого метода агентами РРТС представлена на рис. 3.

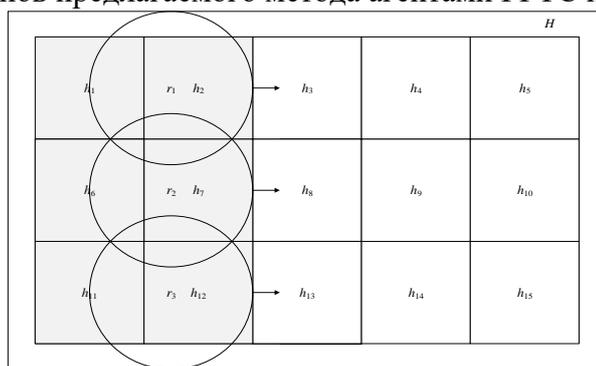


Рис. 3. Иллюстрация исследования агентами РРТС декомпозированной территории H
Fig. 3. Illustration of the study of the decomposed territory H by swarm agents

На рис. 3 окружностями показаны области видимости агентов РРТС, квадратами – области исследуемой территории, из которых фигуры со светло-серой заливкой обозначают исследованные области, без заливки – еще не исследованные.

На четвертом этапе происходит процедура коллективного принятия решения о назначении приоритета исследуемой области агентами РРТС. Рассмотрим подробнее суть этой процедуры. В рамках выполнения задач мониторинга можно выделить несколько подходов к стратегии КПП агентами РРТС [21].

– в случаях, когда РРТС необходимо иметь полное представление о среде традиционно применяется осторожная стратегия, согласно которой агенты РРТС не принимают решение до тех пор, пока не будут иметь полное представление обо всей среде функционирования. Данный подход, с одной стороны, является самым точным, а с другой стороны может быть медлительным;

– в случае, когда требуется быстро принимать решения применяют рискованную стратегию, согласно которой агенты меняют свое мнение и принимают решение при достаточном кворуме, даже не имея полного представления о среде функционирования.

В рамках решения задачи повышение качества выполнения мониторинга в настоящем исследовании актуальным является применение смешанного подхода как стратегии принятия решения – задается некоторый минимум количества накопленных сведений о среде. Это обусловлено причинами необходимости наличия максимально достоверных сведений о состоянии ЧС с одной стороны, а с другой стороны, в условиях мониторинга ЧС нет времени на облет всей среды каждым агентом. В течение всего времени движения агент подсчитывает время, в течение которого наблюдался признак среды A_i . По итогу выполнения процедуры оценки вычисляется качество признака. По итогу выполнения процедуры оценки, отдельный робот принимает решение о том, какое значение какая из представленных альтернатив преобладает в среде.

В качестве измеряемых и изменяющихся альтернатив среды в статье рассматриваются E – множество параметров среды (условий функционирования); $E = \{e_1, \dots, e_m\}$ – изменяющиеся параметры среды, где: e_1 – количество очагов возгорания; e_2 – наличие людей / жилых домов; e_3 – горючие материалы.

В рамках моделирования и апробации использовался следующий подход оценке приори-

тета для декомпозиции задачи. Каждый из трех признаков имеет три степени оценки: низкий, средний и высокий. Для удобства присвоим число каждой степени оценки: – 0 для низкий; – 1 для средний; – 2 для высокий. Таким образом, будем рассматривать правила как последовательность троичного кода, и определим следующий подход композиции, если S – сумма разрядов в последовательности равна 6-5, то это очень высокая степень приоритета, если 0-1 то очень низкая степень приоритета, 2 – низкая, 3 – средняя, а 4 – высокая, представим в табл. 1 результат композиции правил.

Таблица 1. Определение приоритета области
Table 1. Determination of area priority

№	Критерий оценки Evaluation criterion			S	№	Критерий оценки Evaluation criterion			S	№	Критерий оценки Evaluation criterion			S
	e_1	e_2	e_3			e_1	e_2	e_3			e_1	e_2	e_3	
1	0	0	0	0	10	1	0	0	1	19	2	0	0	2
2	0	0	1	1	11	1	0	0	1	20	2	0	1	3
3	0	0	2	2	12	1	0	2	3	21	2	0	2	4
4	0	1	0	1	13	1	1	0	2	22	2	1	0	3
5	0	1	1	2	14	1	1	1	3	23	2	1	1	4
6	0	1	2	3	15	1	1	2	4	24	2	1	2	5
7	0	2	0	2	16	1	2	0	3	25	2	2	0	4
8	0	2	1	3	17	1	2	1	4	26	2	2	1	5
9	0	2	2	4	18	1	2	2	5	27	2	2	2	6

Таким образом, на выходе 5 характеристик, сведенных к цветам на сцене в табл. 2: очень низкий, низкий, средний, высокий очень высокий.

Таблица 2. Характеристики приоритета задач
Table 2. Characteristics of task priority

№	Величина Value	Значение приоритета Priority value	Цвет сцене Scene color
1	очень низкий very low	0-20 (0-0,2)	белый white
2	низкий short	20-40 (0,2-0,4)	зеленый green
3	средний middle	40-60 (0,4-0,6)	синий blue
4	высокий tall	60-80 (0,6-0,8)	черный black
5	очень высокий very tall	80-100 (0,8-1)	красный red

Таким образом, отдельно взятые агенты имеют все необходимые для расчета величины приоритета области показатели. Следует отметить, что данный подход выбран для удобства проверки метода, реальные значения приоритетов необходимо выбирать исходя из конкретной задачи, требований стандартов и наличия специализированной техники у группы по ликвидации отдельно взятой ЧС.

На этапе распространения мнения применяется метод на основе применения технологии распределенного реестра [22], предназначенный для того чтобы агенты агрегировали накопленные знания из локальных версий базы данных (БД) в единую версию распределенного реестра. В состоянии распространения агент с мнением i распространяет свое мнение среди соседей. Агент записывает мнения соседей (а также своё текущее) и обновляет свою базу данных (БД). БД обновляется в соответствии с меткой временем, происходит слияние локальных копий БД в единую версию. По окончании стадии распространения агенты применяют механизм принятия решения для определения коллективного решения и разделения задач. В качестве механизма смены мнения в данной статье применяется модель большинства, согласно которой агент проверяет актуальную версию БД в распределенном реестре и качество признаков каждой альтернативы, затем агент меняет свое мнение на наиболее частый вариант по правилу большинства:

$$a_{\hat{q}}, \hat{q} = \arg \max P_q.$$

Таким образом, агент меняет свое мнение на самое распространенное мнение согласно распределенному реестру. После смены мнения агент сообщает о своем мнении (о наиболее распространенном признаке A_i), подсчитываются голоса и при наличии 80% проголосовавших за один признак агентов консенсус считается достигнутым, иначе необходимо перейти заново на стадию исследования среды.

Таким образом, после завершения оценки приоритета областей h_θ следует процедура распределения задач, в качестве которой может быть использован метод на основе жадного алгоритма [23].

Его суть заключается в выборе каждым агентом r_i , $i = 1, \dots, n$ ближайшей свободной задачи t_j (каждая задача t_j , $j = 1, \dots, m$ может быть закреплена только за одним агентом РРТС), а выбор последующих задач выполняется путем поиска ближайшей незанятой другими агентами задачи. В настоящей работе в качестве основного критерия выбора задачи t_j рассматривается приоритет p_θ выполнения задач, расположенных в области h_θ . В том случае, если в h_θ есть несколько задач, то, согласно оригинальной идее метода, выбирается ближайшая свободная задача t_j .

Обсуждение результатов. Для апробации предложенного метода была выполнена его программная реализация на языке программирования C++. Для проведения экспериментов использована имитационная среда ARGoS [24] и метод достижения консенсуса, описанный в [22]. При проведении симуляции был использован компьютер со следующими характеристиками: процессор Intel Core i7-8550U 1.8GHz, 8Gb RAM. Используются параметры моделирования, указанные в табл. 3.

Таблица 3. Параметры моделирования
Table 3. Simulation parameters

Наименование параметра Parameter name	Значение Value	Наименование параметра Parameter name	Значение Value
Количество агентов Number of Agents	15	Количество альтернатив выбора Number of Choice alternatives	5
Количество экспериментов Number of Experiments	100	Размер сцены Stage Size	100 на 100 м.
Максимальная скорость движения Maximum travel Speed	5 м/с	Сложность сцены Scene complexity	85%
Количество задач Number of Tasks	100	Распределение цветов на сцене Distribution of colors on the stage	40:15:15:15:15
Количество областей Number of Regions	32	Кворум достижения консенсуса Consensus quorum	12

Для проведения исследований был использован сценарий коллективного восприятия с параметрами моделирования, указанными в табл. 2. Моделирование предполагало серию экспериментов из 100 симуляций для 15 агентов.

Результаты на рис. 4 показывают эффективность предлагаемых решений по сравнению с жадным алгоритмом: по показателям среднего затраченного времени агентами РРТС для выполнения задач (а) и пройденного агентами расстояния (б).

Согласно полученным в ходе моделирования данным предложенное решение обеспечивает повышение эффективности по показателю среднего затраченного времени в среднем на 9,98 %, а по показателю пройденного агентами расстояния – на 9,12%.

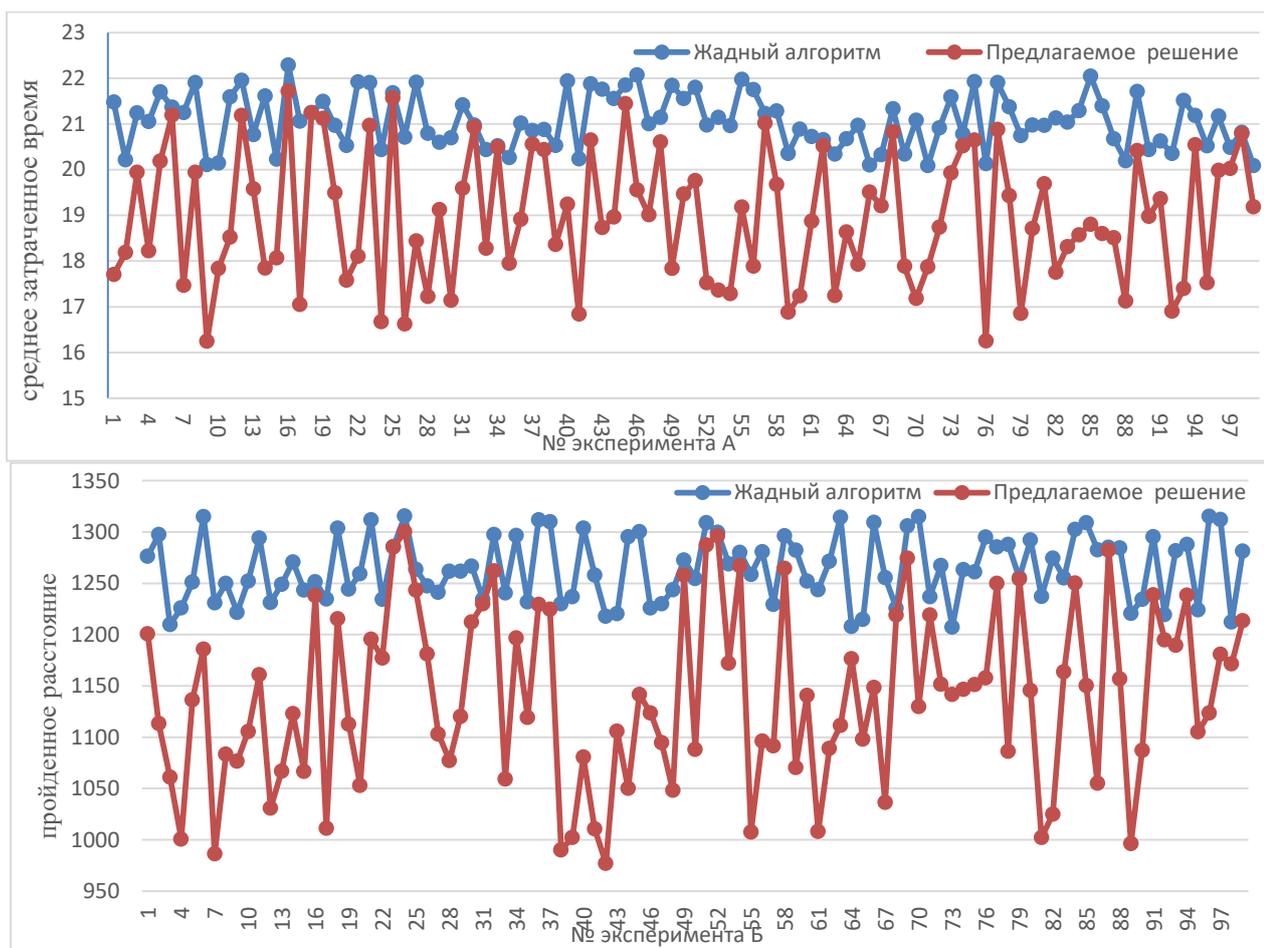


Рис. 4. Сравнение предложенного метода с жадным алгоритмом по показателям:
 а) среднее затраченное время агентами РРТС для выполнения задач;
 б) пройденное агентами расстояние

Fig. 4. Comparison of the proposed method with the greedy algorithm in terms of:
 a) the average time spent by swarm agents to complete tasks; b) distance traveled by agents

Вывод. В данной статье предложен метод декомпозиции глобальной целевой задачи на локальные на основе данных процесса КПП. Предложенные решения базируются на гибридной стратегии принятия решений и мажоритарном принципе смены мнений, а распространение мнения среди агентов реализовано с помощью метода, основанного на применении распределенного реестра. Экспериментальные результаты показывают, что эффективность предлагаемого метода превосходит метод на основе применения жадного алгоритма по показателю среднего затраченного времени в среднем на 9,98 %, а по показателю пройденного агентами расстояния – на 9,12%.

Таким образом, можно сделать вывод о том, что основная гипотеза исследования является подтвержденной и выполнение декомпозиции с определением приоритетов задач за счет обработки данных процесса КПП при мониторинге некоторой территории, позволили снизить среднее затраченное время и пройденное расстояние агентами РРТС при распределении и выполнении целевых задач.

Практическая значимость предлагаемых решений заключается в возможности их реализации в виде комплекса программ и использования для комплексного мониторинга зон распространения ЧС с помощью РРТС, а также в возможном применении в других системах, отвечающих за контроль параметров среды с децентрализованным управлением.

Благодарности. Работа выполнена при финансовой поддержке гранта Президента Российской Федерации для молодых ученых – кандидатов наук (№ МК-300.2022.4 Разработка методов и алгоритмов для системы управления роём БПЛА при выполнении гетерогенных задач).

Библиографический список:

1. Даринцев О.В., Мигранов А.Б. Декомпозиция задач в группе роботов с использованием технологий облачных вычислений // Труды Института механики им. Р.Р. Мавлютова УНЦ РАН. 2017. Т. 12, № 1. С. 83–88.
2. Solovey, K., Bandyopadhyay, S., Rossi, F., Wolf, M. T., Pavone, M.. Fast Near-Optimal Heterogeneous Task Allocation via Flow Decomposition // 2021 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA). 2021. P. 9117–9123.
3. Lavendelis E. Responsibility Area Based Task Allocation Method for Homogeneous Multi Robot Systems // Ad-hoc Networks Wireless. Lect. Notes Comput. Sci. 2015. V. 8629. P. 232–245.
4. Motes, J., Sandström, R., Lee, H., Thomas, S., Amato, N. M. Multi-Robot Task and Motion Planning With Subtask Dependencies // IEEE Robot. Autom. Lett. 2020. V. 5, № 2. P. 3338–3345.
5. Adamey E., Oğuz A.E., Özgüner Ü. Collaborative Multi-MSA Multi-Target Tracking and Surveillance: a Divide & Conquer Method Using Region Allocation Trees // J Intell Robot Syst. 2017. V. 87. P. 471–485.
6. Strobel V., Castelló Ferrer E., Dorigo M. Blockchain Technology Secures Robot Swarms: A Comparison of Consensus Protocols and Their Resilience to Byzantine Robots // Front. Robot. AI. 2020. V. 7. P. 1–22.
7. Петренко В.И., Рябцев С.С., Тебуева Ф.Б., Стручков И.В. Метод достижения консенсуса для роя роботов относительно наиболее часто встречающейся особенности окружающей среды на основе технологии блокчейн // Фундаментальные проблемы информационной безопасности в условиях цифровой трансформации, Ставрополь, 2020. С. 249–254.
8. Zakiev A., Tsoy T., Magid E. Swarm robotics: Remarks on terminology and classification // Lect. Notes Comput. Sci. Springer Verlag, 2018. V. 11097. P. 291–300.
9. Dudek G., Jenkin M., Milios E., Wilkes D. A taxonomy for multi-agent robotics. Auton. Robots. 1996. V. 3, № 4. P. 375–397.
10. Lamport L., Shostak R., Pease M. The Byzantine Generals Problem // C. Trans. Program. Lang. Syst. 1982; 4(3): 382–401.
11. Petrenko V.I., Tebueva, F.B., Ryabtsev S.S., Antonov V.O., Struchkov I.V. Data Based Identification of Byzantine Robots for Collective Decision Making // 2022 13th Asian Control Conf. IEEE, 2022. P. 1724–1727.
12. Tebueva F., Ryabtsev S., Struchkov I. A method of counteracting Byzantine robots with a random behavior strategy during collective design-making in swarm robotic systems // E3S Web Conf. EDP Sciences, 2021. V. 270. P. 1–6.
13. Петренко В.И., Тебуева Ф.Б., Павлов А.С., Стручков И.В. Анализ рисков нарушения информационной безопасности в роевых робототехнических системах при масштабировании численности агентов // Прикаспийский журнал: управление и высокие технологии. 2022. № 2 (58). С. 92–109.
14. Павлов А.С., Свистунов Н.Ю., Петренко В.И., Тебуева Ф.Б., Линец Г.И., Мочалов В.П. Система разграничения доступа к информационным ресурсам роевых робототехнических систем в условиях наличия внедренных вредоносных агентов // Информатизация и связь. 2022. № 5. С. 121–130.
15. Valentini G., Brambilla D., Hamann H., Dorigo M. Collective perception of environmental features in a robot swarm // Lecture Notes in Computer Science (including subseries Lecture Notes in Artificial Intelligence and Lecture Notes in Bioinformatics). Springer Verlag, 2016. V. 9882. P. 65–76.
16. Рябцев С.С. Метод выявления вредоносных роботов на основе данных процесса коллективного принятия решений в роевых робототехнических системах // Системы управления, связи и безопасности. 2021. № 5. С. 224–258.
17. Павлов А.С. Методика планирования траектории движения группы мобильных роботов в неизвестной замкнутой среде с препятствиями // Системы управления, связи и безопасности. 2021. № 3. С. 38–59.
18. Юдинцев Б.С. Синтез нейросетевой системы планирования траекторий для группы мобильных роботов. // Системы управления, связи и безопасности. 2019. № 4. С. 163–186.
19. Иванов Д. Я. Формирование строя группой беспилотных летательных аппаратов при решении задач мониторинга // Известия ЮФУ. Технические науки. 2012. № 4 (129). С. 219–224.
20. Веселов Г.Е., Лебедев Б.К., Лебедев О.Б. Управление формированием и поддержанием строя автономных беспилотных летательных аппаратов // Системный синтез и прикладная синергетика. сборник научных работ X Всероссийской научной конференции. Ростов-на-Дону, Таганрог, 2021. С. 104–108.
21. Hamann H. Swarm Robotics: A Formal Approach. Springer International Publishing. 2018. – 210 p.
22. Petrenko V.I., Tebueva F.B., Ryabtsev S.S., Gurchinsky M.M., Struchkov I.V. Consensus achievement method for a robotic swarm about the most frequently feature of an environment // IOP Conference Series: Materials Science and Engineering. Krasnoyarsk Science and Technology City Hall of the Russian Union of Scientific and Engineering Associations. Krasnoyarsk, Russia, 2020. P. 42025.
23. Koubaa A., Bennaceur H., Chaari I., Trigui S., Ammar A., Sriti M., Alajlan M., Cheikhrouhou O., Javed Y. Robot Path Planning and Cooperation - Foundations, Algorithms and Experimentations // Studies in Computational Intelligence. 2014. V. 772. P. 1–160.
24. Pinciroli C., Trianni V., O'Grady R., Pini G., Brutschy A., Brambilla M., Mathews N., Ferrante E., Caro G. D., Ducatelle F., Birattari M., Gambardella L., Dorigo M. ARGoS: A modular, parallel, multi-engine simulator for multi-robot systems // Swarm Intelligence. 2012. V. 6. № 4. P. 271–295.

References:

1. Darintsev O.V., Migranov A.B. Decomposition of tasks in a group of robots using cloud computing technologies. [Trudy Instituta mehaniki im. R.R. Mavlyutova UNC RAN] *Proceedings of the Institute of Mechanics R.R. Mavlyutov UC RAS*. 2017; 12(1): 83–88. (In Russ)
2. Solovey K., Bandyopadhyay S., Rossi F., Wolf M. T., Pavone M. Fast near-optimal heterogeneous task allocation via flow decomposition. *IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA)*. 2021; 9117–9123.
3. Lavendelis E. Responsibility Area Based Task Allocation Method for Homogeneous Multi Robot Systems. *Ad-hoc Networks Wireless. Lect. Notes Comput. Sci.* 2015; 8629: 232–245.
4. Motes J., Sandström R., Lee H., Thomas, S., Amato, N. M. Multi-robot task and motion planning with subtask dependencies. *IEEE Robot. Autom. Lett.* 2020; 5(2): 3338–3345.
5. Adamey E., Oğuz A.E., Özgüner Ü. Collaborative Multi-MSA Multi-target tracking and surveillance: a divide & conquer method using region allocation trees. *J Intell Robot Syst.* 2017; 87: 471–485.
6. Strobel V., Castelló Ferrer E., Dorigo M. Blockchain technology secures robot swarms: a comparison of consensus protocols

and their resilience to byzantine robots. *Front. Robot. AI*. 2020; 7: 1–22.

7. Petrenko V.I., Tebueva F.B., Ryabtsev S.S., Struchkov I.V. A method for achieving consensus for a swarm of robots on the most frequently occurring feature of the environment based on blockchain technology. *Fundamental problems of information security in the context of digital transformation*, Stavropol, 2020; 249–254. (In Russ)

8. Zakiev A., Tsoy T., Magid E. Swarm robotics: Remarks on terminology and classification. *Lect. Notes Comput. Sci. Springer Verlag*, 2018; 11097: 291–300.

9. Dudek G., Jenkin M., Milios E., Wilkes D. A taxonomy for multi-agent robotics. *Auton. Robots*. 1996; 3(4): 375–397.

10. Lamport L., Shostak R., Pease M. The byzantine generals problem. *C. Trans. Program. Lang. Syst.* 1982; 4(3): 382–401.

11. Petrenko, V.I., Tebueva, F.B., Ryabtsev S.S., Antonov V.O., Struchkov I.V. Data based identification of byzantine robots for collective decision making. 2022 *13th Asian Control Conf. IEEE*, 2022; 1724–1727.

12. Tebueva F., Ryabtsev S., Struchkov I. A method of counteracting Byzantine robots with a random behavior strategy during collective design-making in swarm robotic systems. *E3S Web Conf. EDP Sciences*, 2021; 270: 1–6.

13. Petrenko V.I., Tebueva F.B., Pavlov A.S., Struchkov I.V. Analysis of the information security of swarm robotics in the process of scaling the number of agents. *Casp. J. Control High Technol. Astrakhan State University*, 2022; 2: 92–109. (In Russ)

14. Pavlov A.S., Svistunov N.U., Petrenko V.I., Tebueva F.B., Linets G.I., Mochalov V.P. A system for restricting access to information resources of swarm robotic systems in the presence of embedded malicious agents. *Informatization and communication*, 2022; 5: 121–130. (In Russ)

15. Valentini G., Brambilla D., Hamann H., Dorigo M. Collective perception of environmental features in a robot swarm. *Lecture Notes in Computer Science (including subseries Lecture Notes in Artificial Intelligence and Lecture Notes in Bioinformatics)*. Springer Verlag, 2016; 9882: 65–76.

16. Ryabtsev S. A method for detecting Byzantine robots based on data from the collective decision-making process in swarm robotic systems. *Systems of Control, Communication and Security*. 2021; 5: 224–258. (In Russ)

17. Pavlov A.S. Methodology for planning the trajectory of a group of mobile robots in unknown closed environment with obstacles. *Systems of Control, Communication and Security*. 2021; 3: 38–59. (In Russ)

18. Yudinsev B.S. A path planning system synthesis for a group of mobile robots based on neural network. *Systems of Control, Communication and Security*. 2019; 4: 163–186. (In Russ)

19. Ivanov D. Ya. Formation of structure by group of unmanned aerial vehicles in tasks of monitoring. *Izvestiya SFedU. engineering sciences*. 2012; 4(129): 219–224. (In Russ)

20. Veselov G.E., Lebedev B.K., Lebedev O.B. Management of the formation and maintenance of the formation of autonomous unmanned aerial vehicles. *System synthesis and applied synergetics. Collection of scientific papers of the X All-Russian scientific conference*. Rostov-on-Don, Taganrog, 2021; 104–108. (In Russ)

21. Hamann H. Swarm Robotics: A Formal Approach. *Springer International Publishing*. 2018; 210.

22. Petrenko V.I., Tebueva F.B., Ryabtsev S.S., Gurchinsky M.M., Struchkov I.V. Consensus achievement method for a robotic swarm about the most frequently feature of an environment. *IOP Conference Series: Materials Science and Engineering. Krasnoyarsk Science and Technology City Hall of the Russian Union of Scientific and Engineering Associations*. Krasnoyarsk, Russia, 2020; 42025.

23. Koubaa A., Bennaceur H., Chaari I., Trigui S., Ammar A., Sriti M., Alajlan M., Cheikhrouhou O., Javed Y. Robot Path Planning and Cooperation - Foundations, Algorithms and Experimentations. *Studies in Computational Intelligence*. 2014; 772: 1–160.

24. Pinciroli C., Trianni V., O'Grady R., Pini G., Brutschy A., Brambilla M., Mathews N., Ferrante E., Caro G. D., Ducatelle F., Birattari M., Gambardella L., Dorigo M. ARGoS: A modular, parallel, multi-engine simulator for multi-robot systems. *Swarm Intelligence*; 2012; 6(4): 271–295.

Сведения об авторах:

Петренко Вячеслав Иванович, кандидат технических наук, доцент, заведующий кафедрой Института цифрового развития, vipetrenko@ncfu.ru.

Тебueva Фариза Биляловна, доктор физико-математических наук, доцент, заведующая кафедрой компьютерной безопасности Института цифрового развития, ftbueva@ncfu.ru.

Антонов Владимир Олегович, кандидат технических наук, доцент кафедры компьютерной безопасности Института цифрового развития; ant.vl.02@gmail.com.

Рябцев Сергей Сергеевич, старший преподаватель кафедры компьютерной безопасности Института цифрового развития; nalfartorn@yandex.ru.

Павлов Андрей Сергеевич, старший преподаватель кафедры компьютерной безопасности Института цифрового развития; losde5530@gmail.com.

Information about the authors:

Vyacheslav I. Petrenko, Cand. Sci. (Eng.), Assoc. Prof., Head of the Department of Organization and Technology of Information Security; vipetrenko@ncfu.ru.

Fariza B. Tebueva, Dr. Sci. (Physics and Mathematics), Assoc. Prof., Head of the Department of Computer Security; ftbueva@ncfu.ru.

Vladimir O. Antonov, Cand. Sci. (Eng.), Assoc. Prof., Department of Computer Security; ant.vl.02@gmail.com.

Sergey S. Ryabtsev, Senior Lecturer, Department of Computer Security; nalfartorn@yandex.ru.

Andrey S. Pavlov, Senior Lecturer, Department of Computer Security; losde5530@gmail.com.

Конфликт интересов/Conflict of interest.

Авторы заявляют об отсутствии конфликта интересов/The authors declare no conflict of interest.

Поступила в редакцию/ Received 06.11.2022.

Одобрена после рецензирования/ Revised 20.11.2022.

Принята в печать/ Accepted for publication 20.11.2022.