

Научная статья



УДК 004.023

<https://doi.org/10.31854/1813-324X-2025-11-3-108-118>

EDN:XTDMRI

Реализация стратегии коллективного восприятия в самоорганизующейся роевой системе с использованием байесовского решающего правила

Игорь Алексеевич Зикратов¹, zikratov.ia@sut.ru
Татьяна Викторовна Зикратова²✉, ztv64@mail.ru
Егор Анатольевич Новиков¹, novikov.ea@sut.ru

¹Санкт-Петербургский государственный университет телекоммуникаций им. проф. М.А. Бонч-Бруевича, Санкт-Петербург, 193232, Российская Федерация

²Военно-морской политехнический институт ВУНЦ ВМФ «Военно-морская академия имени Адмирала Флота Советского Союза Н.Г. Кузнецова»
Санкт-Петербург, г. Пушкин, 196602, Российская Федерация

Аннотация

Актуальность. Совершенствование стратегий коллективного восприятия в роевых системах является ключевой задачей для повышения эффективности работы автономных роботизированных групп в сложных и динамичных условиях. Существующие подходы, такие как DMMD, DMVD и DC, обладают ограниченными возможностями при классификации объектов с неочевидными признаками, что требует разработки новых методов.

Цель исследования: повышение вероятности восприятия определенных характеристик объекта, исследуемого мультиагентной робототехнической системой. **Используемые методы.** Предлагаемый критерий использует байесовское решающее правило для пересчета апостериорных вероятностей альтернатив на основе данных, собираемых роботами. Корректность предлагаемых решений подтверждалась имитационным моделированием типовой задачи коллективного восприятия заданного полигона.




Результаты. Проведено сравнение с известными стратегиями коллективного восприятия: DMMD, DMVD и DC. Показано, что эти стратегии имеют ограниченные возможности в задачах классификации сложных объектов. Программно реализован сценарий коллективного восприятия в роевой робототехнической системе, состоящей из 20 роботов, обследующих сцену, состоящую из разноцветных плиток. Результаты проведенного эксперимента показали, что использование предлагаемого авторами подхода позволило приобрести рою роботов недоступные прежде функциональные возможности в стратегии коллективного восприятия для сложных сценариев. **Новизна.** Предложено выявления свойств исследуемого объекта с использованием статистического критерия. Стратегия основана на квантификации процесса достижения консенсуса членами роя на последовательные такты (шаги), с последующей внутри- и межпериодной обработкой информации, продуцируемой роботами роя. Результаты работы расширяют **теоретические основы** роевого интеллекта, предлагая новый метод обработки распределенной информации. **Практическая значимость** заключается в повышении эффективности роевых систем для задач мониторинга, поиска и классификации в медицине, экологии и других областях.

Ключевые слова: групповая робототехника, коллектив роботов, роевой интеллект, мультиагентные робототехнические системы, коллективное восприятие, байесовское решающее правило

Ссылка для цитирования: Зикратов И.А., Зикратова Т.В., Новиков Е.А. Реализация стратегии коллективного восприятия в самоорганизующейся роевой системе с использованием байесовского решающего правила // Труды учебных заведений связи. 2025. Т. 11. № 3. С. 108–118. (in Russ.) DOI:10.31854/1813-324X-2025-11-3-108-118. EDN:XTDMRI

Original research
<https://doi.org/10.31854/1813-324X-2025-11-3-108-118>
EDN:XTDMRI

Implementation of Collective Perception Strategy in a Self-Organizing Swarm System Using Bayesian Decision Rule

 Igor A. Zikratov¹, zikratov.ia@sut.ru
 Tatyana V. Zikratova², ztv64@mail.ru
 Egor A. Novikov¹✉, novikov.ea@sut.ru

¹The Bonch-Bruевич Saint Petersburg State University of Telecommunications,
St. Petersburg, 193232, Russian Federation

²Naval Polytechnic Institute of Navy Development of the Military Research and Educational Center of the Navy
“Naval Academy named after Admiral of the Fleet of the Soviet Union N.G. Kuznetsov”
St. Petersburg, Pushkin, 196602, Russian Federation

Annotation

Relevance. Improving collective perception strategies in swarm systems is a key challenge for enhancing the efficiency of autonomous robotic groups in complex and dynamic environments. Existing approaches, such as DMMD, DMVD, and DC, have limited capabilities in classifying objects with non-obvious features, necessitating the development of new methods.

Objective. Increasing the accuracy of perceiving specific characteristics of an object investigated by a multi-agent robotic system.

Methods. The proposed criterion employs a Bayesian decision rule to update the posterior probabilities of alternatives based on data collected by the robots. The validity of the proposed solutions was confirmed through simulation of a typical collective perception task on a defined tested.

Results. A comparison was made with established collective perception strategies: DMMD, DMVD, and DC. It was shown that these strategies have limited applicability in classifying complex objects. A software implementation of the collective perception scenario was tested in a swarm robotic system consisting of 20 robots inspecting a scene composed of multicolored tiles. The experimental results demonstrated that the authors' approach endowed the robot swarm with previously unattainable functional capabilities in collective perception for complex scenarios.

Novelty. A method for detecting object properties using a statistical criterion was proposed. The strategy quantifies the consensus-building process among swarm members over sequential time steps, followed by intra- and inter-period processing of information generated by the swarm's robots. The results expand the **theoretical foundations** of swarm intelligence by introducing a new method for processing distributed information. **Practical significance** lies in improving the efficiency of swarm systems for monitoring, search, and classification tasks in medicine, ecology, and other fields.

Keywords: swarm robotics, robot collective, swarm intelligence, multi-agent robotic systems, collective perception, Bayesian decision rule

For citation: Zikratov I.A., Zikratova T.V., Novikov E.A. Implementation of Collective Perception Strategy in a Self-Organizing Swarm System Using Bayesian Decision Rule. *Proceedings of Telecommunication Universities*. 2025;11(3): 108–118. DOI:10.31854/1813-324X-2025-11-3-108-118. EDN:XTDMRI

Введение

Привлекательность роевой робототехники состоит в том, что в результате локального информационного взаимодействия между отдельными

агентами и внешней средой роевой интеллект позволяет решать задачи, стоящие перед сложными техническими системами, относительно простыми средствами [1–3]. Такой подход подразумевает, что вместо высокотехнологичных и дорогостоящих

технических средств достаточно проектировать и использовать примитивные устройства, которые благодаря самоорганизации образуют высокомасштабируемую и устойчивую к шуму (противодействию) и отказам отдельных компонентов систему [4–6]. Вместе с тем управление большими группами (роями) автономных роботов остается недостаточно изученной проблемой, которая требует новых решений. Ключевыми аспектами стратегии роевого интеллекта являются децентрализация, координация и согласованность, адаптивность, распределенные алгоритмы.

1) Децентрализация – каждый агент действует как самостоятельная единица, принимая решения на основе данных, которые он получает от своих сенсоров и / или от других роботов в пределах своей зоны взаимодействия.

2) Координация и согласованность – роботы должны координировать свои действия, чтобы достичь общей цели, например, выполнить задачу поиска, сбора данных или построения карты. Для этого используются алгоритмы, которые позволяют роботам «договариваться» между собой, например, на основе правил поведения [5, 7].

3) Адаптивность – самоорганизация позволяет роям адаптироваться к изменяющимся условиям, таким как появление новых препятствий и деструктивных воздействий, изменение цели или выход из строя отдельных роботов. Роботы могут перераспределять задачи между собой, чтобы сохранить эффективность работы.

4) Распределенные алгоритмы – используются распределенные алгоритмы, такие как консенсус, флоринг (поведение стаи) или алгоритмы на основе теории игр, чтобы обеспечить согласованное принятие решений.

Следствием реализации указанных аспектов являются появление таких свойств роевых систем, как устойчивость к сбоям, масштабируемость и гибкость. Эти факторы позволяют роям роботов эффективно работать в сложных и динамичных условиях, обеспечивая автономность и устойчивость системы [8, 9].

Совершенствование стратегий управления роями в последние годы идет применительно ко многим типам задач. К ним относятся, например, следующие виды:

– задачи маршрутизации (поиск оптимального пути для группы агентов (например, роботов или дронов) в условиях препятствий или динамически изменяющейся среды, а также координация движения роя в пространстве [10]);

– задачи распределения ресурсов (оптимизация распределения задач между агентами роя, в том числе в условиях энергетических или временных ограничений [11, 12]);

– задачи кластеризации, классификации и коллективного восприятия [13–16];

– задачи поиска и слежения (поиск цели в пространстве (например, в рамках поисково-спасательных работ), слежение за движущейся целью в динамической среде [17]);

– задачи координации и синхронизации действий агентов роя (например, синхронное движение или выполнение задач) в условиях ограниченной коммуникации или помех [18, 19].

В этой статье мы предлагаем новую стратегию принятия решений, относящуюся к проблеме коллективного восприятия [20–22], и используем ее для развития ранее предложенных стратегий: прямой модуляции решений, основанных на большинстве (DMMD, аббр. от англ. Direct Modulation of Majority-based Decisions) [23], прямой модуляции решений, основанных на голосах избирателей (DMVD, аббр. от англ. Direct Modulation of Voter-based Decisions) [24] и прямого сравнения (DC, аббр. от англ. Direct Comparison) [13].

В сценарии коллективного восприятия рой роботов используется для исследования среды (объекта) и оценки частоты определенных признаков, которые разбросаны по нему (например, наличие драгоценных металлов, загрязняющих веществ или раковых клеток) с целью определить, какая функция является наиболее частой. Совершенствование алгоритмов роевого управления исследователями направлено на повышение качества принимаемых роем решений (стратегии DMMD и DMVD) или на сокращение временных затрат выполнения задачи (стратегия DC).

В свою очередь, повышение качества принимаемых решений может осуществляться либо за счет совершенствования алгоритмов обработки информации, получаемой роботом при исследовании среды «на борту» каждого робота, либо путем совершенствования межагентной обработки информации, предоставляемой агентами в распределенных алгоритмах. Первый путь направлен на то, чтобы робот принимал более обоснованные решения в отношении наблюдаемой среды. Второй путь предполагает повышение эффективности коллективного принятия решения, после обработки «мнений» об объекте исследования всех роботов.

Сокращение временных затрат достигается чаще всего с использованием эвристик в распределенных алгоритмах. Так, стратегии DMMD и DMVD предполагают обследование среды всеми агентами, и после окончания такого обследования на втором этапе используется процедура обмена информацией между агентами. В результате этой процедуры решения принимаются на основе «мнения» большинства (стратегия DMMD), либо на основе «мнения» случайно отобранных «выборщиков» (стратегия DMVD).

В стратегии DC обмен информацией происходит периодически в процессе обследования среды агентами, по мере накопления этой информации. Тогда к моменту завершения обследования среды коллективное «мнение» о ее свойствах уже оказывается сформированным. Следует отметить, что на практике целью применения роя роботов в сценарии коллективного восприятия может являться отнюдь не только выявление наличия тех или иных признаков, присущих исследуемому объекту. Конечной целью чаще всего является принятие решения – в какой степени эти признаки характеризуют свойства объекта. Например, свидетельствует ли присутствие тех или иных признаков о наличии рака у пациента, или это доброкачественное образование. Такая цель не ставилась в работах [13, 20–24], поэтому в своем исследовании мы провели сравнительный анализ по возможностям классификации сложных сцен известными методами.

Целью данной работы является разработка стратегии, позволяющей, в отличие от известных, не только исследовать свойства предъявленного объекта, но и осуществить его классификацию по результатам коллективного восприятия. Для достижения этой цели авторами реализована стратегия, которая основана на использовании статистических решающих правил «на борту» агента в процессе получения сведений о параметрах среды и непрерывном информировании об этих параметрах всего коллектива.

Проблемный сценарий коллективного восприятия и принятия решения

Применимость той или иной стратегии роевого управления характеризуется не только точностными или временными показателями, но и степенью, в которой она может быть обобщена для различных типовых задач. Высокая степень обобщения предполагает определенный уровень абстрагирования предметной области. С этой целью различными исследователями предложены некоторые виды полигонов – моделей среды – на которых удобно оценивать успешность той или иной стратегии. В частности, задачи коллективного восприятия оказалось удобно исследовать при помощи модели внешней среды, представленной в виде сцены, составленной из множества плиток, раскрашенными несколькими цветами. В работе [13] использовалась двухцветная черно-белая сцена. В работах [25, 26] – сцена, состоящая из 100 плиток, окрашенных в пять цветов (рисунок 1). 40 % плиток окрашены в желтый цвет. На сцене инициируются роботы со случайными начальными координатами и произвольными маршрутами движения. Передвигаясь по сцене, роботы посредством бортовых сенсоров определяют цвет, в который окрашена текущая клетка.

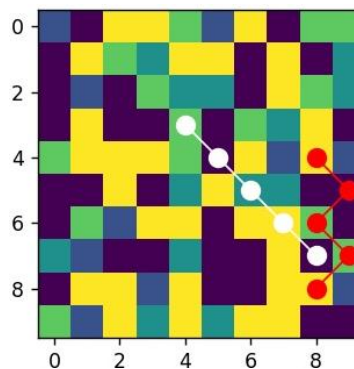


Рис. 1. Маршруты двух роботов по сцене 10×10 [26]

Fig. 1. Routes for 2 Robots in 10×10 Scene [26]

Цель роя состоит в том, чтобы на основе исследования сцены и дальнейшего «обсуждения» определить, клетки какого именно цвета преобладают на сцене, и на основании этого выбрать альтернативу $A_i = A_{opt}$ ($i = 1, 2, \dots, N$) из конечного числа N доступных альтернатив ($i = 1, 2, \dots, N$). Здесь под альтернативой понимается тот или иной тип исследуемой сцены, отличающийся от других соотношением цветов, которыми окрашены плитки сцены. Очевидно, что сложность задачи исследования можно варьировать, изменяя соотношение между процентами плиток преобладающего цвета и других цветов.

После запуска итерационного цикла j -й робот $r_j \in R$, где R – множество роботов группы, последовательно обходит плитки сцены, определяя их цвет. При достижении количества итераций j -го робота $k_{r_j}^{ит}$ заданного числа K , r_j вырабатывает решение в отношении альтернативы A_{ij}^k . Алгоритм действий робота представлен на рисунке 2. Вероятность события $P(A_{ij} = A_{opt})$ зависит от количества клеток разного цвета, встретившихся роботу на пути. Очевидно, что в случае, когда робот исследует все клетки сцены, задача будет решена со 100-процентным результатом в отношении точности. Однако время выполнения задачи в ряде случаев может оказаться неприемлемым.

Авторами было предложено коллективное решение задачи путем извещения о цвете текущей плитки каждым роботом, находящимся в активной стадии итерационного процесса, всех остальных роботов роя (см. рисунок 2 в [26]). На каждой итерации j -й робот получает статус активного агента, перемещается на k -ю соседнюю свободную плитку, оценивает ее свойства (цвет) посредством своих сенсоров, и исходя из оценки свойств, выбирает соответствующую альтернативу A_{ij}^k . Свою оценку свойству (в данном случае – цвету) текущей плитки он сообщает по сети связи членам коллектива $r \in R$, находящимся в пассивной фазе итерационного цикла. В зависимости от расстояния до робота

r_j члены коллектива могут либо принять информацию от него, либо не «услышать» ее в случае неустойчивой радиосвязи. Те роботы, которые приняли информацию, записывают данные о свойстве плитки, на которой находится r_j , в хэш-таблицу, если соответствующая ячейка пустая. Если информация о свойствах какой-то плитки противоречит информации, полученной роботом от своих сенсоров, то приоритет отдается «своим» данным. Статус активного агента поочередно получают все роботы группы.

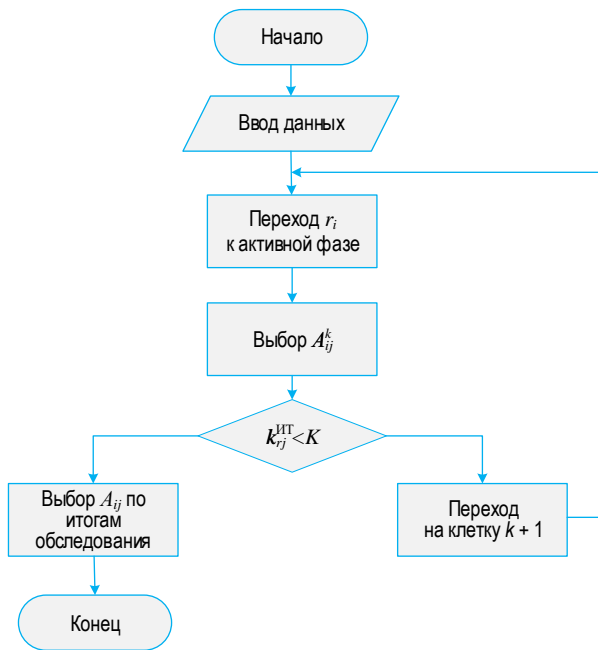


Рис. 2. Итерационный алгоритм обследования сцены одним роботом

Fig. 2. Iterative Algorithm for Scene Exploration by a Single Robot

Такой обмен информацией позволяет сформировать более полное представление каждого робота об окружающей среде, которое выходит за рамки исследованной области, непосредственно самим роботом, что существенно сокращает время обследования сцены.

После каждой итерации роботы на основе анализа всех хэш-таблиц оценивают каждую альтернативу в отношении исследуемой сцены. В стратегиях DMMD, DMVD и DC для этого используется подсчет частоты встречаемости того или иного цвета плитки. Эта операция хорошо отражает искомое сочетание цветов и вычислительно доступна для простейших процессоров, которыми оснащены роботы. Очевидно, чем чаще встречается цвет сцены, тем с большей уверенностью и с меньшим временем принимается коллективное решение о выбранной альтернативе A_i . Однако для случаев, когда доминирование какого-либо цвета уменьшается, такой подход требует более тщательного исследования сцены [25].

Авторы предлагают вместо арифметического подсчета частоты встречаемости цветов использовать критерий принятия решения, основанный на байесовском решающем правиле. Проиллюстрируем его работу на примере.

Пусть имеются три возможные альтернативы:

1) альтернатива A_1 – сцена, в которой имеется около 60 % плиток желтого цвета, остальные 40 % плиток распределены поровну между 4 оставшимися цветами;

– альтернатива A_2 – сцена, в которой имеется около 40 % плиток синего цвета, остальные 60 % плиток распределены поровну между 4 оставшимися цветами;

– альтернатива A_3 – сцена, в которой все 5 цветов распределены примерно поровну между всеми плитками.

Рою необходимо исследовать предъявленную сцену, определить соотношение цветов, и принять решение, какой из трех альтернатив она соответствует.

Пусть перед началом исследования известны априорные вероятности альтернатив $P(A_i)$, причем $P(A_1) + P(A_2) + P(A_3) = 1$. Априорные вероятности альтернатив и условные вероятности $p(a_m/A_i)$ событий a_m , ($m \in M$, где M – множество цветов сцены) – обнаружение плиток определенного цвета (таблица 1). Значение вероятностей $p(a_m/A_i)$ получены из описания альтернатив.

ТАБЛИЦА 1. Вероятности обнаружения плиток для альтернатив

TABLE 1. Discovery Probabilities for Alternatives

Вид вероятности	A_1	A_2	A_3
$P(A_i)$	$P(A_1)$	$P(A_2)$	$P(A_3)$
$p(a_{\text{желтый}}/A_i)$	0,6	0,15	0,2
$p(a_{\text{синий}}/A_i)$	0,1	0,4	0,2
$p(a_{\text{зеленый}}/A_i)$	0,1	0,15	0,2
$p(a_{\text{фиолетовый}}/A_i)$	0,1	0,15	0,2
$p(a_{\text{голубой}}/A_i)$	0,1	0,15	0,2

В процессе обследования сцены j -м роботом вероятности альтернатив будут повышаться, если факты, обнаруженные этим роботом, поддерживают их, и понижаться в противном случае. Так, например, если на k -й итерации движения j -го робота $P(A_{1j}^k) = P(A_{2j}^k) = 0,3$, $P(A_{3j}^k) = 0,4$, и робот, переместившись на очередную плитку, определил ее цвет, происходит пересчет апостериорных вероятностей альтернатив. Если цвет очередной плитки синий, тогда, согласно известной формуле Байеса, вероятности будут равны:

$$p(A_{1j}^k/a_{\text{синий}}) = \frac{p\left(\frac{a_{\text{синий}}}{A_1}\right)P(A_1)}{\sum_{i=1}^3 p\left(\frac{a_{\text{синий}}}{A_i}\right)P(A_i)} = 0,13, \quad (1)$$

$$p(A_{2j}^k/a_{\text{синий}}) = \frac{p\left(\frac{a_{\text{синий}}}{A_2}\right)P(A_2)}{\sum_{i=1}^3 p\left(\frac{a_{\text{синий}}}{A_i}\right)P(A_i)} = 0,52, \quad (2)$$

$$p(A_{3j}^k/a_{\text{синий}}) = \frac{p\left(\frac{a_{\text{синий}}}{A_3}\right)P(A_3)}{\sum_{i=1}^3 p\left(\frac{a_{\text{синий}}}{A_i}\right)P(A_i)} = 0,35. \quad (3)$$

Из результатов расчетов видно, что после того, как событие $a_{\text{синий}}$ произошло (на k -й итерации стало известно, что очередная плитка окрашена в синий цвет), доверие j -го робота к альтернативам A_1 и A_3 понизилось, а к A_2 возросло. На следующей итерации пересчет повторяется. При этом априорные вероятности альтернатив на $k + 1$ итерационном шаге принимают значение апостериорных вероятностей альтернатив, вычисленных на k -м шаге.

Очевидно, что согласно алгоритму, представленному в [26] (см. рисунок 2), событие a_m может происходить не только при перемещении j -го робота на очередную плитку в активной стадии, но и нахождении этого робота в пассивной стадии. Соответствующую информацию робот будет получать от активных роботов. В любом случае процедура пересчета апостериорных вероятностей позволяет каждому роботу уточнять текущие альтернативы при поступлении новой информации о свойствах плиток сцены.

Следует учесть, что из-за разных условий радиосвязи информация о свойствах исследуемой сцены, получаемая роботами от активного агента, может отличаться. Вследствие этого решения, принимаемые роботами в отношении выбираемой ими альтернативы, также могут отличаться.

Результаты эксперимента

Для экспериментальной проверки работоспособности предложенной стратегии авторами использовалась имитационная модель, разработанная в работе [26]. Она представляет собой программную реализацию рассмотренного проблемного сценария в среде Python с использованием объектно-ориентированного подхода. Целью эксперимента было оценить работоспособность и возможности предложенного статистического критерия для классификации предложенной сцены и сравнить его с возможностями стратегии DC. Рою из 20 роботов предлагались для исследования сцены, состоящие из 100 плиток, которые окрашены в соответствии с одной из трех альтернатив, представленных выше. Оцениваемой величиной являлась оценка гипотез: $H1$ – сцена соответствует альтернативе A_1 ; $H2$ – сцена соответствует альтернативе A_2 ; $H3$ – сцена соответствует альтернативе A_3 . Соответствующие вероятности рассчитывались после каждой итерации как отношение количества

роботов, выбравших $A_{ij}^k = A_{opt}$ к количеству всех роботов рою.

В начале эксперимента генерировалась сцена, соответствующая одной из трех альтернатив со случайным расположением цветов, и роботы случайным образом размещались внутри арены. Траектория движения каждого робота представляется ломаной линией – в своей активной фазе робот чередует движение в произвольно выбранном направлении либо вращение на месте. Направление вращения и движение также выбирается случайным образом. Робот способен принимать извещения только от тех роботов, которые находятся на расстоянии, не превышающем заданную дальность радиосвязи. Площадь зоны покрытия радиосвязи робота задавалась равной либо 20 % площади сцены, либо 80 %. Все роботы при обследовании сцены действовали по единому алгоритму, представленному на рисунке 3.

Значение A_{ij}^k вычислялось как с использованием предлагаемого статистического критерия по формулам (1–3), так и подсчетом частоты встречаемости того или иного цвета плитки, в соответствии со стратегиями DMMD, DMVD и DC.

На рисунке 3 представлены экземпляры сцен, содержащей около 60 % плиток желтого цвета, (альтернатива A_1), около 40 % плиток голубого цвета, (альтернатива A_2) и равномерным распределением цветов (альтернатива A_3).

На рисунках 4а и 4б представлены результаты экспериментов, когда расчет вероятности $P(A_{opt})$ осуществлялся при зоне покрытия радиосвязи 20 (слева) и 80 % от площади сцены (справа). На рисунке приведены значения, усредненные по 300 сериям экспериментов. Из рисунка видно, что при наличии доминирующего цвета, использование обеих стратегий позволяет за счетное число шагов итерационного процесса с вероятностью, близкой к 1, определить альтернативу A_{opt} . При этом чем больше дальность радиосвязи, тем больше агентов участвуют в информационном обмене, и, как следствие, алгоритм сходится за меньшее число шагов.

На рисунках 4с и 4д представлены результаты экспериментов для тех же условий, но предъявляемая рою сцена соответствовала альтернативе A_2 . Несмотря на то, что количество плиток доминирующего цвета уменьшилось, обе стратегии коллективного восприятия также позволили рою получить верное решение. Однако при малой дальности связи сходимость алгоритма ухудшилась.

На рисунках 4е и 4ф представлены результаты экспериментов при тех же условиях для альтернативы A_3 .

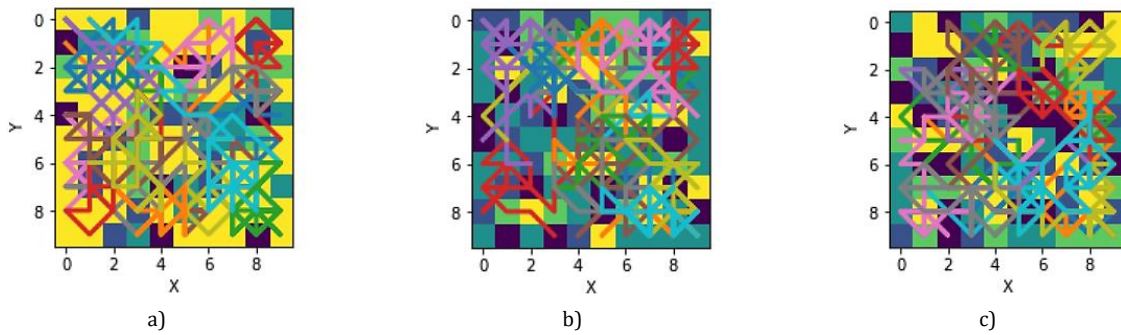


Рис. 3. Случайные маршруты движения 20 роботов по сцене 10×10 за 25 итерации: а) сцена альтернативы A₁; б) сцена альтернатива A₂; в) сцена альтернативы A₃

Fig. 3. Random Movement Trajectories of 20 Robots across a 10×10 Scene over 25 Iterations: a) Alternative A₁ Scene; b) Alternative A₂ Scene; c) Alternative A₃ Scene

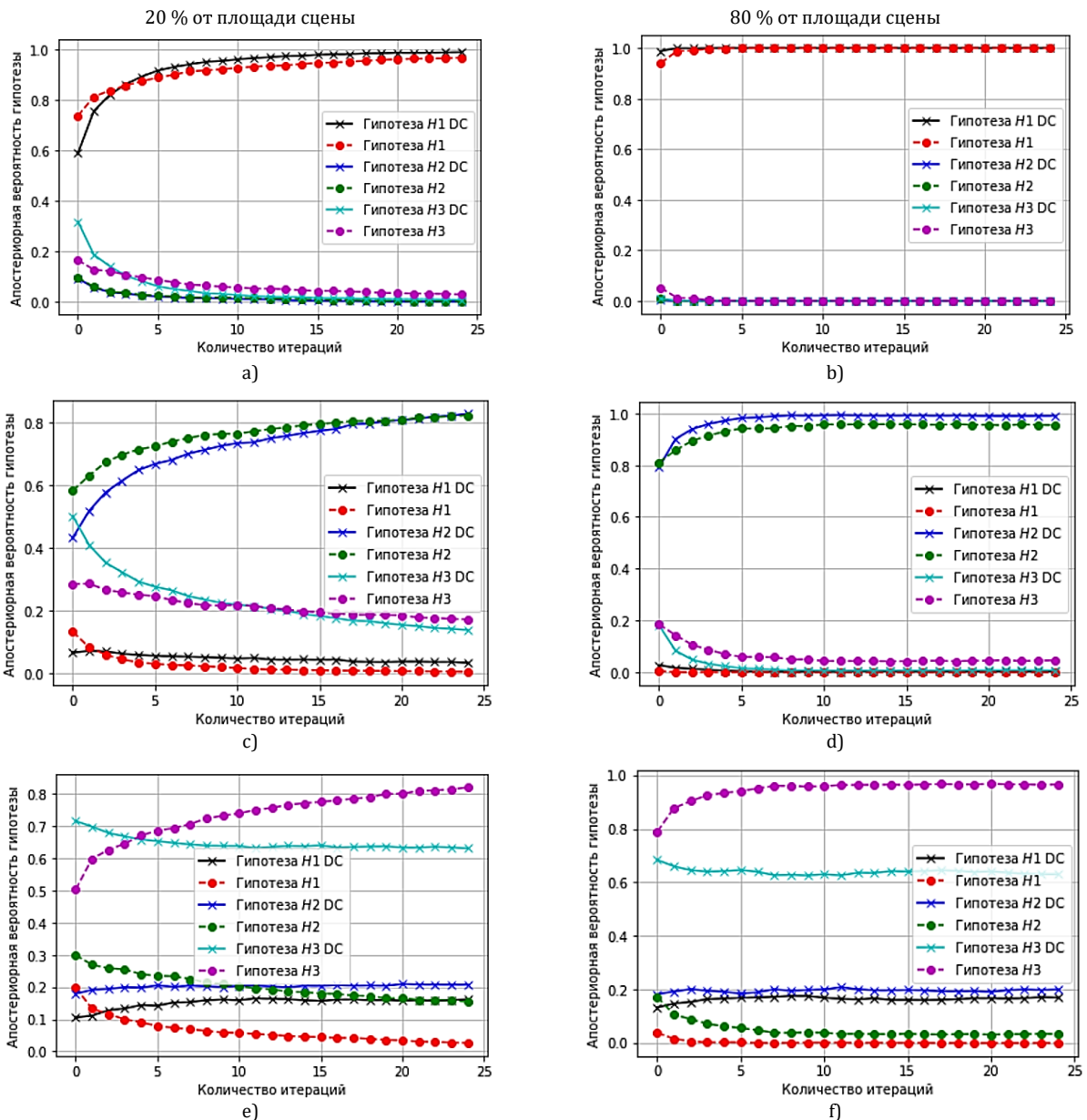


Рис. 4. Оценка результатов коллективного восприятия сцены альтернативы A₁ (а, б), A₂ (с, д), A₃ (е, ф) при изменении дальности радиосвязи в рое с использованием стратегии DC и с использованием байесовского решающего правила

Fig. 4. Evaluation of Collective Perception Results for Alternative A₁ (a, b), A₂ (c, d), A₃ (e, f) Scene with Varying Communication Ranges in the Swarm, Comparing DC Strategy and Bayesian Decision Rule

Из графиков (см. рисунок 4) видно, что в отсутствии доминирующего цвета обе стратегии позволили верно классифицировать предъявленную сцену. Однако результаты коллективного восприятия более высокие в случае, когда агентами использовалось формулы (1–3). Это проявляется в меньшем количестве итераций, необходимых для схождения алгоритма, а также в более высокой апостериорной вероятности $P(A_{opt})$.

Усложним задачу. При прочих равных условиях изменим содержание альтернатив предъявляемых

сцен. Альтернатива A_3 останется прежней, а альтернативы A_1 и A_2 отличаются между собой только концентрацией доминирующего цвета. Доминирующий цвет (желтый) для A_1 и A_2 , в отличие от предыдущего случая, один и тот же (рисунок 5). Сложность в этом случае заключается в том, что стратегия коллективного восприятия должна помочь рою не просто выявить доминирующий цвет сцены, но и обеспечить различие его концентрации. В таблице 2 представлены значения условных и априорных вероятностей для такого сценария.

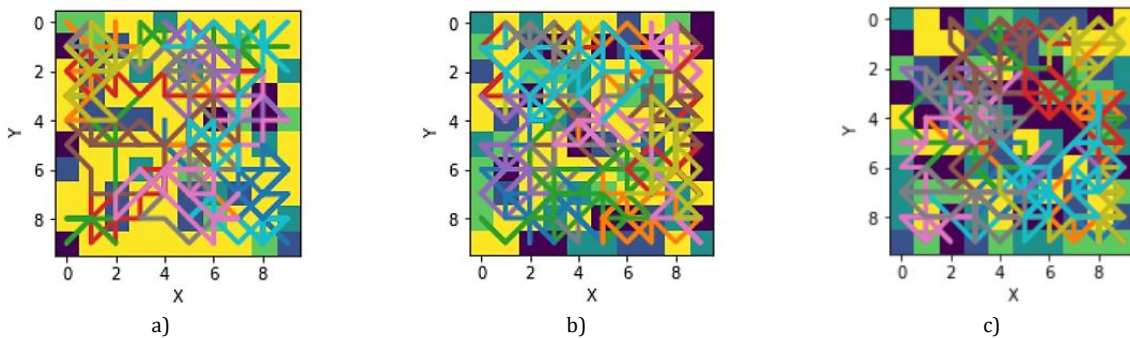


Рис. 5. Сцены с 60 % концентрацией желтого цвета (альтернатива 1), 40 % концентрацией желтого цвета (альтернатива 2) и равномерным распределением цветов (альтернатива 3): а) A_1 ; б) A_2 ; в) A_3

Fig. 5. Scenes with 60 % Yellow Color Concentration (Alternative 1), 40 % Yellow Color Concentration (Alternative 2), and Uniform Color Distribution (Alternative 3): a) A_1 ; b) A_2 ; c) A_3

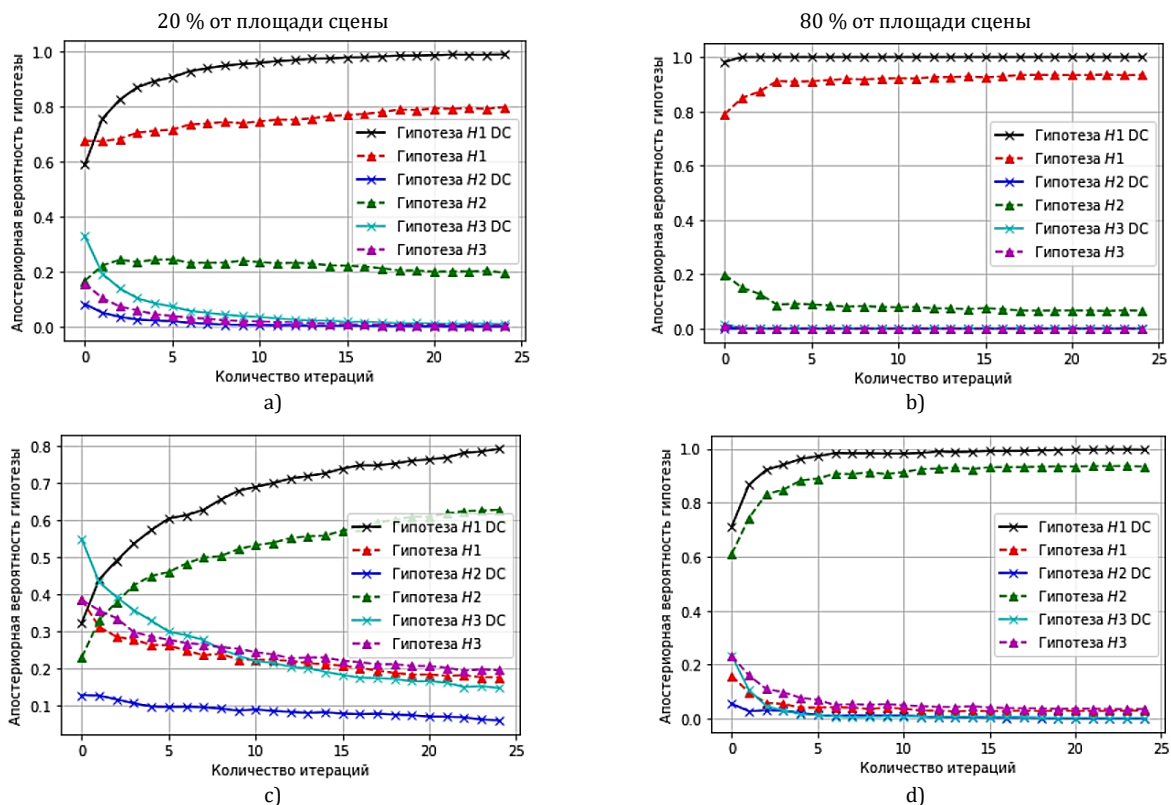


Рис. 6. Оценка результатов коллективного восприятия сцены для альтернатив A_1 и A_2 при различных концентрациях доминирующего цвета: 20 % (а, с) и 80 % (б, д)

Fig. 6. Evaluation of Collective Perception Results for Alternatives A_1 and A_2 with Different Dominant Color Concentrations: 20 % (a, c) and 80 % (b, d)

ТАБЛИЦА 2. Вероятности обнаружения плиток для модифицированных альтернатив

TABLE 2. Discovery Probabilities for Modified Alternatives

Вид вероятности	A_1	A_2	A_3
$P(A_i)$	0,33	0,33	0,33
$p(a_{\text{желтый}}/A_i)$	0,6	0,4	0,2
$p(a_{\text{синий}}/A_i)$	0,1	0,15	0,2
$p(a_{\text{зеленый}}/A_i)$	0,1	0,15	0,2
$p(a_{\text{фиолетовый}}/A_i)$	0,1	0,15	0,2
$p(a_{\text{голубой}}/A_i)$	0,1	0,15	0,2

На рисунке 6 представлены результаты экспериментов для альтернатив A_1 и A_2 .

Как следует из результатов экспериментов, если агенты роя используют подсчет частоты встречаемости доминирующего признака, то стратегия коллективного восприятия не в состоянии различить

сцены двух альтернатив A_1 и A_2 . Однако использование агентами байесовского решающего правила позволило успешно решить эту задачу, что свидетельствует о появлении новых возможностей роевого интеллекта в решении проблем коллективного восприятия.

Оценка вычислительной сложности алгоритмов проводилась экспериментально, путем измерения времени, необходимого для достижения заданного уровня апостериорной вероятности гипотез, с последующим усреднением по 300 сериям. Оценка показала, что время в большей степени зависит от начального расположения агентов на сцене, их географии их маршрутов и расположения плиток, и пренебрежимо мало, на уровне статистической погрешности, зависит от незначительного усложнения вычислительной процедуры «на борту» агента.

Список источников

- Dorigo M., et al. Swarm robotics // Scholarpedia. 2014;9(1):1463. DOI:10.4249/scholarpedia.1463
- Campo A., Garnier S., Dedriche O., Zekkri M., Dorigo M. Self-Organized Discrimination of Resources // PLoS ONE. 2011. Vol. 6. Iss. 5. P. e19888. DOI:10.1371/journal.pone.0019888
- Sailor M.J., Link J.R. "Smart dust": nanostructured devices in a grain of sand // Chemical Communications. 2005. Iss. 11. P. 1375. DOI:10.1039/b417554a. EDN:MHMXTG
- Montes de Oca M.A., Ferrante E., Scheidler A., Pinciroli C., Birattari M., Dorigo M. Majority-rule opinion dynamics with differential latency: a mechanism for self-organized collective decision-making // Swarm Intelligence. 2011. Vol. 5. Iss. 3-4. PP. 305-327. DOI:10.1007/s11721-011-0062-z. EDN:GHZZLS
- Городецкий В.И. Поведенческие модели кибер-физических систем и групповое управление: основные понятия // Известия ЮФУ. Технические науки. 2019. № 1(203). С. 144-162. DOI:10.23683/2311-3103-2019-1-144-162. EDN:LYUZBR
- Карпов В.Э. Социальные сообщества роботов: от реактивных к когнитивным агентам // Мягкие измерения и вычисления. 2019. № 2(15). С. 61-78. EDN:SEFEFV
- Зикратов И.А., Виксин И.И., Зикратова Т.В. Мультиагентное планирование проезда перекрестка дорог беспилотными транспортными средствами // Научно-технический вестник информационных технологий, механики и оптики. 2016. Т. 16. № 5. С. 839-849. DOI:10.17586/2226-1494-2016-16-5-839-849. EDN:WRPHSP
- Юрєва Р.А., Комаров И.И., Виксин И.И. Иммунологические принципы принятия решения в мультиагентных робототехнических системах // Глобальный научный потенциал. 2015. Т. 5. № 50. С. 87-91. EDN:UKOVSB
- Strobel V., Ferrer E.C., Dorigo M. Managing Byzantine Robots via Blockchain Technology in a Swarm Robotics Collective Decision Making Scenario // Proceedings of the 17th International Conference on Autonomous Agents and Multiagent Systems (AAMAS '14, Stockholm Sweden, 10-15 July 2018). IFAAMAS, 2018. PP. 541-549.
- Иванов Д.Я. Методы роевого интеллекта для управления группами малоразмерных беспилотных летательных аппаратов // Известия ЮФУ. Технические науки. 2011. № 3(116). С. 221-229. EDN:NPKNEP
- Каляев И.А., Гайдук А.Р., Капустян С.Г. Модели и алгоритмы коллективного управления в группах роботов. М.: ФИЗМАТЛИТ, 2009. 280 с. EDN:MUWSIT
- Саенко И.Б., Соколов А.П., Лаута О.С., Губский П.М. Методика целераспределения при групповом полете мини-БПЛА к целям // Информация и космос. 2024. № 2. С. 113-120. EDN:CGIZBA
- Valentini G., Brambilla D., Hamann H., Dorigo M. Collective Perception of Environmental Features in a Robot Swarm // Proceedings of the 10th International Conference on Swarm Intelligence (Brussels, Belgium, 7-9 September 2016). Lecture Notes in Computer Science. Cham: Springer, 2016. Vol. 9882. PP. 65-76. DOI:10.1007/978-3-319-44427-7_6
- Fagiolini A., Pellinacci M., Valenti G., Dini G., Bicchi A. Consensus-based distributed intrusion detection for multi-robot systems // Proceedings of the International Conference on Robotics and Automation (ICRA 2008, Pasadena, USA, 19-23 May 2008). PP. 120-127. DOI:10.1109/ROBOT.2008.4543196
- Valentini G., Hamann H. Time-variant feedback processes in collective decision-making systems: influence and effect of dynamic neighborhood sizes // Swarm Intelligence. 2015. Vol. 9. PP. 153-176. DOI:10.1007/s11721-015-0108-8
- Reina A., Valentini G., Hamann H., Dorigo M. A Design Pattern for Decentralised Decision Making // PLoS ONE. 2015. Vol. 10. DOI:10.1371/journal.pone.0140950
- Зикратов И.А., Зикратова Т.В. Использование поведенческих моделей для исследования социумов роботов // Информация и космос. 2022. № 4. С. 170-174. EDN:DQASLC
- Зикратова Т.В. Метод группового управления в мультиагентных робототехнических системах в условиях воздействия дестабилизирующих факторов // Труды учебных заведений связи. 2021;7(3):92-100. DOI:10.31854/1813-324X-2021-7-3-92-100. EDN:JFMYBF

19. Valentini G. Indirect Modulation of Majority-Based Decisions // Studies in Computational Intelligence. 2017. Vol. 706. PP. 55–66. DOI:10.1007/978-3-319-53609-5_4
20. Valentini G., Hamann H., Dorigo M. Efficient Decision-Making in a Self-Organizing Robot Swarm: On the Speed Versus Accuracy Trade-Off // Proceedings of the 14th International Conference on Autonomous Agents and Multiagent Systems (AAMAS '15, Istanbul, Turkey, 4–8 May 2015). IFAAMAS, 2015. PP. 1305–1314.
21. Valentini G., Hamann H., Dorigo M. Self-organized collective decision making: the weighted voter model // Proceedings of the 13th International Conference on Autonomous Agents and Multiagent Systems (AAMAS '14, Paris, France, 5–9 May 2014). IFAAMAS, 2014. PP. 45–52.
22. Valentini G. Achieving Consensus in Robot Swarms // Studies in Computational Intelligence. 2017. Vol. 706. DOI:10.1007/978-3-319-53609-5
23. Valentini G., Ferrante E., Hamann H., Dorigo M. Collective decision with 100~Kilobots: speed versus accuracy in binary discrimination problems // Autonomous Agents and Multi-Agent Systems. 2015. Vol. 30. Iss. 3. PP. 553–580. DOI:10.1007/s10458-015-9323-3
24. Valentini G., Hamann H., Dorigo M. Self-Organized Collective Decision-Making in a 100-Robot Swarm // Twenty-Ninth AAAI Conference on Artificial Intelligence. 2015. Vol. 29. Iss. 1. DOI:10.1609/aaai.v29i1.9720
25. Рябцев С.С. Метод выявления вредоносных роботов на основе данных процесса коллективного принятия решений в роевых робототехнических системах // Системы управления, связи и безопасности. 2022. № 3. С. 105–137. DOI:10.24412/2410-9916-2022-3-105-137. EDN:SVSCHG
26. Зикратов И.А., Зикратова Т.В., Новиков Е.А. Алгоритм защиты роевых робототехнических систем от атак вредоносных роботов с координированной стратегией поведения // Труды учебных заведений связи. 2024. Т. 10. № 3. С. 75–86. DOI:10.31854/1813-324X-2024-10-3-75-86. EDN:XUDVOR

References

1. Dorigo M., et al. Swarm robotics. *Scholarpedia*. 2014;9(1):1463. DOI:10.4249/scholarpedia.1463
2. Campo A., Garnier S., Dedriche O., Zekkri M., Dorigo M. Self-Organized Discrimination of Resources. *PLoS ONE*. 2011;6(5):e19888. DOI:10.1371/journal.pone.0019888
3. Sailor M.J., Link J.R. “Smart dust”: nanostructured devices in a grain of sand. *Chemical Communications*. 2005;11;1375. DOI:10.1039/b417554a. EDN:MHMXT
4. Montes de Oca M.A., Ferrante E., Scheidler A., Pinciroli C., Birattari M., Dorigo M. Majority-rule opinion dynamics with differential latency: a mechanism for self-organized collective decision-making. *Swarm Intelligence*. 2011;5(3-4):305–327. DOI:10.1007/s11721-011-0062-z. EDN:GHZZLS
5. Gorodetsky V.I. Behavioral Model for Cyber-Physical System and Group Control: The Basic Concepts. *Izvestiya SFedU. Engineering Sciences*. 2019;1(203):144–162. (in Russ.) DOI:10.23683/2311-3103-2019-1-144-162. EDN:LYUZZR
6. Karpov V.E. Social communities of robots: from reactive to cognitive agents. *Soft Measurements and Computing*. 2019;2(15):61–78. (in Russ.) EDN:SEFEFV
7. Zikratov I.A., Viksnin I.I., Zikratova T.V. Multiagent Planning of Intersection Passage by Autonomous Vehicles. *Scientific and Technical Journal of Information Technologies, Mechanics and Optics*. 2016;16(5):839–849. (in Russ.) EDN:WRPHSP
8. Yuryeva R.A., Komarov I.I., Viksnin I.I. Immunological principles of decision-making in multiagent robotic systems. *Global Scientific Potential*. 2015;5(50):87–91. (in Russ.) EDN:UKOVSB
9. Strobel V., Ferrer E.C., Dorigo M. Managing Byzantine Robots via Blockchain Technology in a Swarm Robotics Collective Decision Making Scenario. *Proceedings of the 17th International Conference on Autonomous Agents and Multiagent Systems, AAMAS '14, 10–15 July 2018, Stockholm Sweden*. IFAAMAS; 2018. p.541–549.
10. Ivanov D.Ya. Methods of Swarm Intelligence for Control of Groups Of Small-Sized Unmanned Aerial Vehicles. *Izvestiya SFedU. Engineering Sciences*. 2011;3(116):221–229. (in Russ.) EDN:NPKHEP
11. Kalyaev I.A., Gaiduk A.R., Kapustyan S.G. *Models and algorithms for collective control in robot groups*. Moscow: FIZMATLIT Publ.; 2009. 280 p. (in Russ.) EDN:MUWSIT
12. Saenko I., Sokolov A., Lauta O., Gubsky P. Method of Target Distribution During Group Flight of Mini-UAVs to Targets. *Information and Space*. 2024;2:113–120. (in Russ.) EDN:CGIZBA
13. Valentini G., Brambilla D., Hamann H., Dorigo M. Collective Perception of Environmental Features in a Robot Swarm. *Proceedings of the 10th International Conference on Swarm Intelligence, 7–9 September 2016, Brussels, Belgium. Lecture Notes in Computer Science, vol.9882*. Cham: Springer; 2016. p.65–76. DOI:10.1007/978-3-319-44427-7_6
14. Fagiolini A., Pellinacci M., Valenti G., Dini G., Bicchi A. Consensus-based distributed intrusion detection for multi-robot systems. *Proceedings of the International Conference on Robotics and Automation, ICRA 2008, 19–23 May 2008, Pasadena, USA*. p.120–127. DOI:10.1109/ROBOT.2008.4543196
15. Valentini G., Hamann H. Time-variant feedback processes in collective decision-making systems: influence and effect of dynamic neighborhood sizes. *Swarm Intelligence*. 2015;9:153–176. DOI:10.1007/s11721-015-0108-8
16. Reina A., Valentini G., Hamann H., Dorigo M. A Design Pattern for Decentralised Decision Making. *PLoS ONE*. 2015;10. DOI:10.1371/journal.pone.0140950
17. Zikratov I.A., Zikratova T.V. Using Behavioral Models to Study Robot Societies. *Information and Space*. 2022;4:170–174. (in Russ.) EDN:DQASLC
18. Zikratova T.V. The Method of Group Control in Multi-Agent Robotic Systems Under the Influence of Destabilizing Factors. *Proceedings of Telecommunication Universities*. 2021;7(3):92–100. (in Russ.) DOI:10.31854/1813-324X-2021-7-3-92-100. EDN:JFMYBF


19. Valentini G. Indirect Modulation of Majority-Based Decisions. *Studies in Computational Intelligence*. 2017;706:55–66. DOI:10.1007/978-3-319-53609-5_4
20. Valentini G., Hamann H., Dorigo M. Efficient Decision-Making in a Self-Organizing Robot Swarm: On the Speed Versus Accuracy Trade-Off. *Proceedings of the 14th International Conference on Autonomous Agents and Multiagent Systems, AAMAS '15, 4–8 May 2015, Istanbul, Turkey*. IFAAMAS; 2015. p.1305–1314
21. Valentini G., Hamann H., Dorigo M. Self-organized collective decision making: the weighted voter model. *Proceedings of the 13th International Conference on Autonomous Agents and Multiagent Systems, AAMAS '14, 5–9 May 2014, Paris, France*. IFAAMAS; 2014. p.45–52.
22. Valentini G. Achieving Consensus in Robot Swarms. *Studies in Computational Intelligence*. 2017;706. DOI:10.1007/978-3-319-53609-5
23. Valentini G., Ferrante E., Hamann H., Dorigo M. Collective decision with 100~Kilobots: speed versus accuracy in binary discrimination problems. *Autonomous Agents and Multi-Agent Systems*. 2015;30(3):553–580. DOI:10.1007/s10458-015-9323-3
24. Valentini G., Hamann H., Dorigo M. Self-Organized Collective Decision-Making in a 100-Robot Swarm. *Twenty-Ninth AAAI Conference on Artificial Intelligence*. 2015;29(1). DOI:10.1609/aaai.v29i1.9720
25. Ryabtsev S.S. A Method for Detecting Byzantine Robots Based on Data from the Collective Decision-Making Process in Swarm Robotic Systems. *Control, Communication and Security Systems*. 2022;3:105–137. (in Russ.) DOI:10.24412/2410-9916-2022-3-105-137. EDN:SVSCHG
26. Zikratov I.A., Zikratova T.V., Novikov E.A. Swarm Robotics System Algorithm for Defense against Coordinated Behavior Strategy Attacks. *Proceedings of Telecommunication Universities*. 2024;10(3):75–86. (in Russ.) DOI:10.31854/1813-324X-2024-10-3-75-86. EDN:XUDVOR

Статья поступила в редакцию 14.04.2025; одобрена после рецензирования 03.06.2025; принята к публикации 04.06.2025.


The article was submitted 14.04.2025; approved after reviewing 03.06.2025; accepted for publication 04.06.2025.

Информация об авторах:


ЗИКРАТОВ
Игорь Алексеевич

доктор технических наук, профессор, профессор кафедры информационных управляющих систем Санкт-Петербургского государственного университета телекоммуникаций им. проф. М.А. Бонч-Бруевича
 <https://orcid.org/0000-0001-9054-800X>

ЗИКРАТОВА
Татьяна Викторовна

кандидат технических наук, преподаватель кафедры информационных технологий Военно-морского политехнического института ВУНЦ ВМФ «Военно-морская академия имени Адмирала Флота Советского Союза Н.Г. Кузнецова»
 <https://orcid.org/0000-0001-8365-658X>

НОВИКОВ
Егор Анатольевич

аспирант кафедры информационных управляющих систем Санкт-Петербургского государственного университета телекоммуникаций им. проф. М.А. Бонч-Бруевича
 <https://orcid.org/0000-0003-3448-3015>

Авторы сообщают об отсутствии конфликтов интересов.

The authors declare no conflicts of interests.