

ТЕХНИЧЕСКИЕ НАУКИ



УДК 004.023

Алгоритм коллективного восприятия сцены на основе байесовского решающего правила

Е.А. Новиков

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

Аннотация

Статья посвящена проблеме группового управления в роевой робототехнике. Целью работы является сокращение времени решения задачи коллективного восприятия среды путём разработки алгоритма на основе байесовского подхода. Экспериментальное исследование проведено на модели роя, анализирующего клеточную сцену с цветовыми признаками и выполняющего классификацию сцены по одной из множества альтернатив. В ходе имитационного моделирования на Python продемонстрировано, что предложенный алгоритм обеспечивает более быструю сходимость к правильному решению по сравнению с известными аналогами (DC, DMVD, DMMD), особенно в условиях слабо выраженного доминирующего признака. Полученные результаты имеют практическую значимость для повышения оперативности решения задач распределённого мониторинга и идентификации среды автономными робототехническими системами. Перспективы работы связаны с разработкой критерия ранней остановки для ускорения принятия решений.

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

Для цитирования. Новиков Е.А. Стратегия коллективного восприятия сцены на основе байесовского решающего правила. *Молодой исследователь Дона*. 2026;11(2):54–60.

A Collective Scene Perception Algorithm Based on the Bayes Decision Rule

Egor A. Novikov

Saint Petersburg State University of Telecommunications Named after M.A. Bonch-Bruevich, Saint Petersburg, Russian Federation

Abstract

The article studies the problem of coordinating the collective behavior in swarm robotics. The research aims to reduce the time required for solving the task of collective perception of environment by developing an algorithm based on a Bayesian approach. The experimental study was conducted using a model of a robot swarm, which analysed a grid scene having the color features, and classified it by one of the multitude of alternatives. Simulation in Python demonstrated that the proposed algorithm ensures faster convergence to the correct solution compared to the existing analogues (DC, DMVD, DMMD), particularly in cases with weakly pronounced dominant feature. The obtained results have practical significance for enhancing promptness of autonomous robotic systems in solving distributed monitoring and environment identification problems. The prospects for future research are related to the development of an early stopping criterion accelerating decision-making.

Keywords: swarm robotics, collective of robots, swarm intelligence, multi-agent robotic systems, collective perception, Bayes Decision Rule

For Citation. Novikov EA. A Collective Scene Perception Algorithm Based on the Bayes Decision Rule. *Young Researcher of Don*. 2026;11(2):54–60.

Введение. Групповая робототехника — перспективная и быстро развивающаяся область. Актуальность и широкие перспективы этого направления объясняются тем, что оно позволяет решать сложные технические задачи относительно простыми средствами. Такой подход подразумевает, что вместо единичных дорогостоящих высокотехнологичных устройств применяется множество относительно простых агентов, каждый из которых выполняет простую функцию, а совместными усилиями достигается решение общей, более сложной задачи [1–3]. Помимо достижения целевой задачи, характерными свойствами подобных систем являются отказоустойчивость, масштабируемость и децентрализованность.

© Новиков Е.А., 2026

Основополагающие принципы стратегии роевого интеллекта можно сформулировать следующим образом:

– Децентрализация управления. Каждый агент функционирует как автономная единица и принимает решения на основе локальной информации, получаемой собственными сенсорами или через коммуникацию с другими роботами в пределах ограниченной зоны взаимодействия.

– Согласованность действий. Для достижения глобальной цели (например, в задачах поиска, картографирования или сбора данных) необходима координация между агентами, которая обеспечивается специализированными алгоритмами поведения.

– Адаптивность и самоорганизация. Роевая система способна адаптироваться к динамически меняющейся среде — к появлению новых препятствий, изменению целевой задачи или выходу из строя отдельных агентов. Механизмы самоорганизации позволяют перераспределять роли и задачи для поддержания общей эффективности системы.

– Распределённые алгоритмы управления. Фундаментом таких систем являются распределённые алгоритмы, например, методы достижения консенсуса, алгоритмы коллективного движения (флокинга) [4] и подходы, опирающиеся на теорию игр, обеспечивающие слаженное и децентрализованное принятие решений.

На настоящий момент проблема группового управления [5] (управления роем роботов или многоагентной системой) изучена лишь частично: существующие методы испытывают трудности при большом размере группы, в сложной предметной области или в условиях выраженных возмущающих факторов. Одной из частных задач этой проблемы является задача группового восприятия, которой посвящена настоящая работа.

Задача группового восприятия формулируется следующим образом. Существует внешняя среда с некоторыми признаками, реализованными в ней. Коллектив роботов должен исследовать среду, оценить признаки (каждым агентом индивидуально) и совместно принять решение о характеристиках среды. В качестве примера (используемого в дальнейшем в экспериментальной части) рассматривается конечная сетка, каждая клетка которой может иметь один из нескольких цветов; задача роя заключается в оценке распределения цветов по сетке.

Для решения задачи группового восприятия наиболее известны следующие алгоритмы: Direct Comparison (DC) [6], Direct Modulation of Voter-based Decisions (DMVD) [7] и Direct Modulation of Majority-based Decisions (DMMD) [8]. В этих алгоритмах каждый агент подсчитывает частоту признаков и передаёт информацию другим агентам; принимающий агент обновляет свои оценки либо непосредственно, либо с учётом полученных данных в рамках голосования, либо выбирает наиболее частое значение. Такие алгоритмы имеют ограниченную область применимости — при определённых свойствах среды они могут давать неверный результат или требовать большого времени для сходимости, поэтому возникает необходимость разработки нового подхода.

Помимо перечисленных методов, предложен подход [9], основанный на использовании статистического (байесовского) решающего правила для оценки частот признаков. В настоящей работе предлагается алгоритм группового восприятия, основанный на этом подходе. Детально описываются как метод обновления оценок признаков посредством непосредственного восприятия агентом, так и метод интеграции информации, получаемой от соседних роботов. Для верификации работоспособности алгоритма проводятся эксперименты методом моделирования процесса группового восприятия сцены.

Основная часть. Рассмотрим следующую модель внешней среды [10]. Сцена представлена дискретной сеткой клеток, окрашенных в один из пяти цветов (рис. 1). Среда инициализируется множеством роботов, начальные координаты и траектории движения которых задаются случайным образом. В процессе перемещения по дискретной среде каждый робот с помощью бортовых сенсорных систем идентифицирует цвет текущей клетки, на которой он находится.

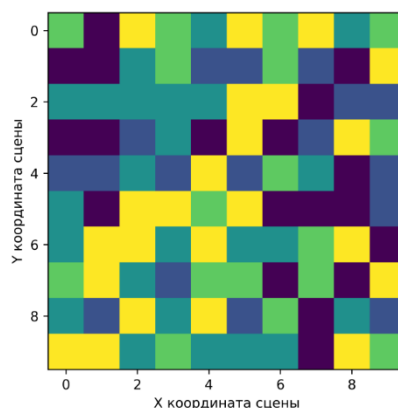


Рис. 1. Пример сцены

Глобальная цель для роя заключается в следующем: на основе проведенного исследования среды и последующего обмена данными требуется определить, цвет каких клеток является статистически преобладающим на сцене. На основании этого вывода система должна осуществить выбор одной альтернативы A_i из конечного набора доступных альтернатив A_1, A_2, \dots, A_N .

Под альтернативой в данном контексте подразумевается определенный тип исследуемой сцены, который характеризуется уникальным количественным соотношением цветов, покрывающих её клетки. Важно отметить, что сложность задачи исследования может регулироваться путем изменения разницы в процентном соотношении между долями клеток доминирующего и остальных цветов.

В рамках итерационного процесса j -й робот (где $j \in R$, а R — множество всех агентов в группе) последовательно обследует клетки сцены, фиксируя их цвет. По достижении заданного числа итераций K , j -й робот формирует собственное решение относительно выбора альтернативы A_{ij}^k . Вероятность $P(A_{ij}^k)$ формирования решения в пользу альтернативы A_{ij}^k является функцией от количества клеток различного цвета, зарегистрированных роботом в ходе его движения.

На каждом шаге итерационного цикла j -му роботу присваивается статус активного агента. В этом состоянии агент перемещается на k -ю смежную свободную клетку, осуществляет оценку её характеристик (в данном случае — цвета) с помощью бортовой сенсорной системы и на основании результата оценки выбирает соответствующую альтернативу A_{ij}^k .

Полученные данные о свойствах текущей клетки активный агент транслирует через канал связи другим участникам коллектива, находящимся в данный момент в пассивной фазе итерационного цикла. Восприятие этой информации пассивными агентами зависит от расстояния до передающего робота. При превышении порога устойчивой радиосвязи сообщение может быть не получено.

Агенты, успешно принявшие информацию, вносят сведения о свойствах клетки в соответствующую хэш-таблицу при условии отсутствия записи для данной координаты. В случае противоречий между данными, полученными бортовыми сенсорами самого робота, и информацией, полученной от других агентов, приоритет отдается локально зарегистрированным сенсорным данным. Статус активного агента циклически переходит между всеми участниками группы в рамках итерационного процесса. На рис. 2 приведена схема действий отдельного робота при решении задачи группового восприятия сцены.

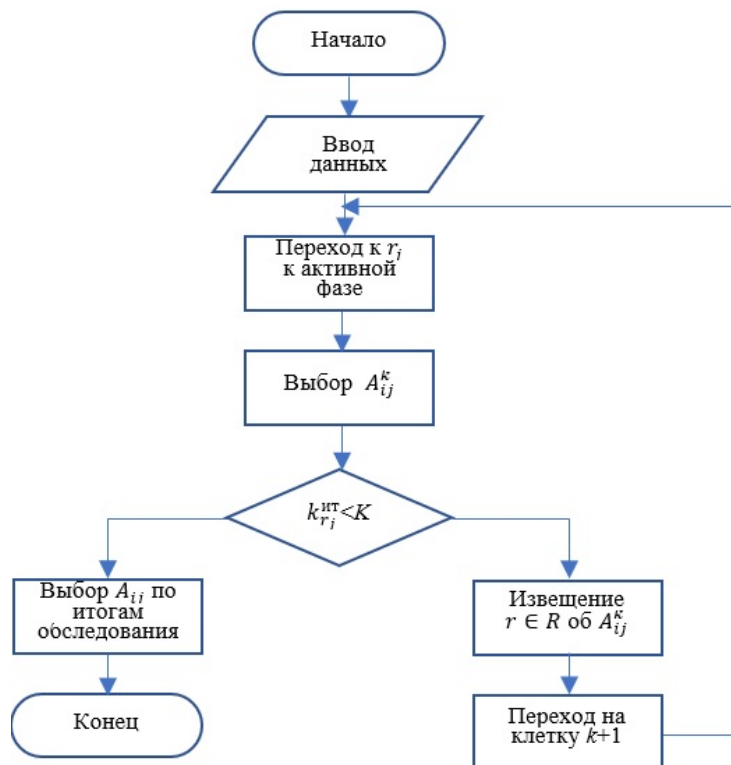


Рис. 2. Действия робота при коллективном исследовании сцены

Описанная выше последовательность шагов, осуществляющаяся при исследовании сцены группой роботов, присуща всем уже предложенным алгоритмам. Основные различия между алгоритмами состоят в методе выбора роботом альтернативы A_{ij}^k и методе получения роботом информации об альтернативах A_{ij}^k от других роботов в процессе извещения (речь идет о методе выбора принимаемой альтернативы из множества альтернатив от различных роботов, одновременно передающих свой выбор). Таким образом, определив эти два метода можно задать алгоритм коллективного исследования сцены.

Предлагаемый алгоритм заключается в следующем. Робот с номером j изначально имеет некое (априорное) значение вероятности для каждой альтернативы A_i , которое можно взять равным $1/(\text{число альтернатив})$. На каждом шаге j -й робот воспринимает a_m цвет k -й клетки и на основании него подсчитывает значение (апостериорное) вероятности каждой альтернативы A_{ij}^k как $\hat{p}_i = P(A_{ij}^k / a_m) = \frac{p(a_m / A_i)P(A_i)}{\sum_{i'} p(a_m / A_{i'})P(A_{i'})}$; здесь вероятности $p(a_m/A_i)$

известны предварительно и зависят от вида сцены A_i и того, насколько часто встречается на ней цвет a_m , $P(A_i) = \hat{p}_i$ на предыдущем шаге. Таким образом, робот определяет значение вероятности каждой альтернативы при условии того, что ему встретился определенный цвет на сцене.

После подсчета апостериорных вероятностей для каждой альтернативы робот транслирует эти значения \hat{p}_i другим роботам роя. При получении информации от других агентов роя, в качестве значения вероятности для альтернативы берется средневзвешенная сумма вероятностей этой альтернативы от соседей; в качестве выбираемой альтернативы роботом принимается имеющая наибольшую вероятность, то есть $i = \arg \max \sum_k \hat{p}_k$.

Можно показать, что описанный выше процесс действительно является алгоритмом, решающим задачу коллективного исследования сцены. Указанная последовательность действий действительно является детерминированной, массовой (поскольку описывает действия каждого отдельного робота) и дискретной (поскольку описывается отдельный шаг); кроме того, также указаны начальные значения. Результативность алгоритма следует из того факта, что с каждым шагом роботы воспринимают все большее количество клеток среды и осведомленность их растет, приближая их к принятию некоторого (необязательно правильного) решения.

Экспериментальные исследования. Для проверки эффективности предлагаемого алгоритма было проведено моделирование с использованием объектно-ориентированной реализации рассматриваемой задачи на языке Python. Цель эксперимента заключалась в сравнительном анализе эффективности нового алгоритма для классификации типа сцены и его сопоставлении с алгоритмами DC, DMVM и DMMD. Под эффективностью алгоритма понимается скорость сходимости вероятности выбора корректной альтернативы алгоритмом к 1. Моделирование проводилось для роя, состоящего из 20 агентов, осуществляющих исследование сцены размером 100 клеток. Сцены были сгенерированы в соответствии с одной из трех заданных альтернатив. В ходе эксперимента оценивалась вероятность выбора каждым из рассматриваемых алгоритмов альтернативы, соответствующей исследуемой сцене. Значения вероятностей $p(a_m/A_i)$ для исследуемых альтернатив приведены в таблице 1; сами альтернативы взяты из работы [7].

Таблица 1

Распределение вероятностей цветов для рассматриваемых сцен

| | A_1 | A_2 | 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 |

Результаты экспериментов представлены на рис. 3–5.

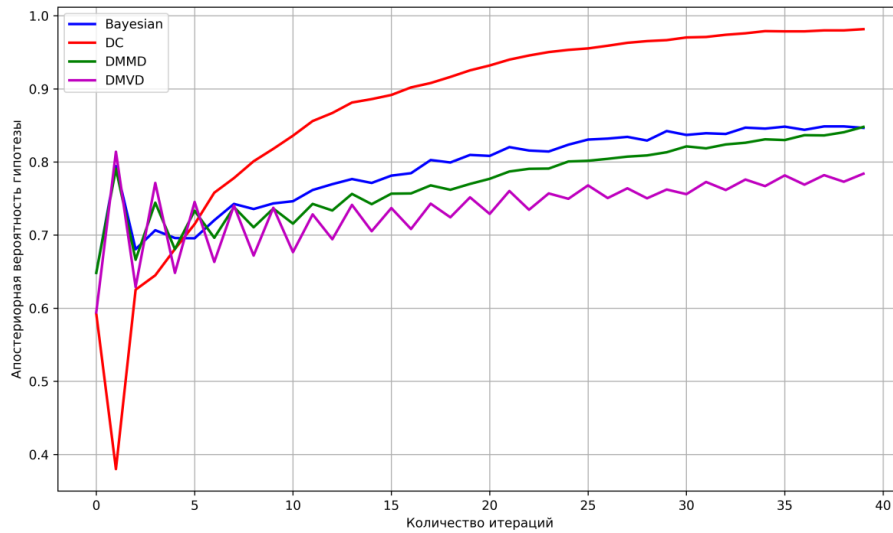


Рис. 3. Сравнение алгоритмов группового исследования среды для сцены типа 1 (A1)

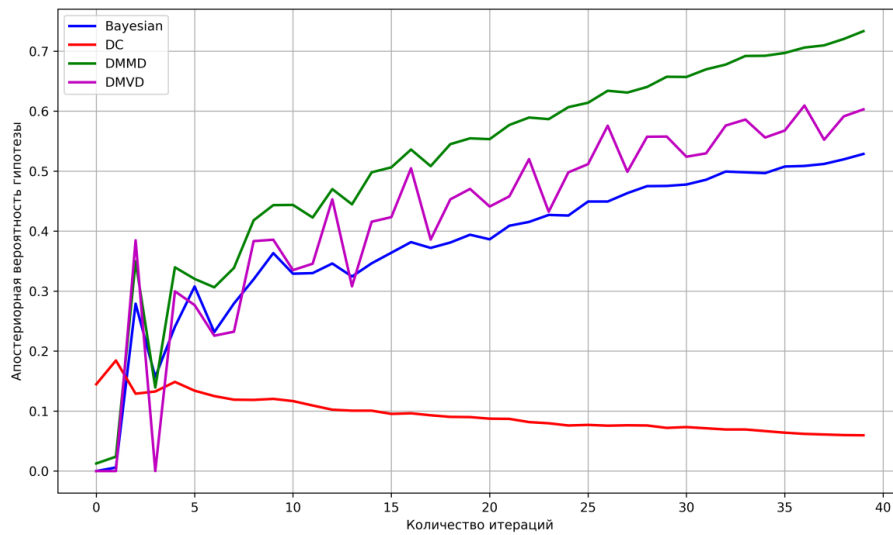


Рис. 4. Сравнение алгоритмов группового исследования среды для сцены типа 2 (A2)

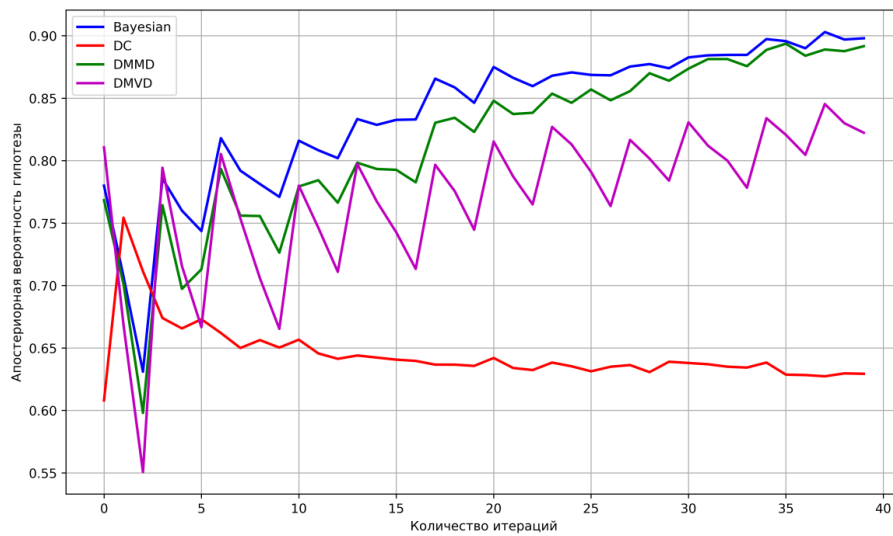


Рис. 5. Сравнение алгоритмов группового исследования среды для сцены типа 1 (A1)

Проведём анализ полученных результатов.

1. Графики сходимости для всех сцен и всех алгоритмов имеют сходную структуру. В первые несколько итераций (шагов дискретного времени) значение вероятности подвергается значительным флуктуациям, амплитуда которых быстро убывает; затем вероятность почти монотонно стремится к установившемуся значению — алгоритм сходится, коллектив достигает консенсуса.

2. Значительные колебания на начальных итерациях обусловлены случайным распределением агентов по клеткам среды. По этой причине алгоритму требуется несколько шагов для накопления достаточного объёма информации о среде и выбора коллективом альтернативы на её основе.

3. После фиксации на определённой альтернативе вероятность сходится с затухающими колебаниями. Эти затухания также объясняются случайностью выбора следующей клетки для исследования каждым агентом; одновременно с накоплением информации о среде у каждого агента (и у коллектива в целом) амплитуды колебаний уменьшаются.

На основании проведённого анализа графиков вероятностей алгоритмов можно сделать следующие выводы:

– После выхода на определённую альтернативу колебания вероятности в предлагаемом алгоритме затухают быстрее, чем в других алгоритмах. Если рассматривать амплитуду колебаний вероятности как число агентов, меняющих своё мнение с верного на неверное, то можно заключить, что предложенный алгоритм наиболее эффективно учитывает уже обработанную коллективом информацию и препятствует возврату к неверному решению при переходе к верному. Исходя из этого, можно сформулировать критерий выбора альтернативы, основанный на сравнении амплитуды колебаний вероятности с некоторым минимальным пороговым значением, которое обеспечивает, что вероятность правильной альтернативы гарантированно превосходит вероятности остальных альтернатив. Такой критерий позволит осуществлять корректный выбор альтернативы с использованием предлагаемого алгоритма быстрее, чем при применении других методов.

– Для сцен с явно выраженным доминирующим цветом (сцены 1 и 2) предлагаемый алгоритм демонстрирует сходимость, соизмеримую с другими алгоритмами; для сцены с равномерным распределением цветов (сцена 3) он обеспечивает более быструю сходимость. Отсюда следует, что предложенный алгоритм окажется преимущественным при обработке подобных сцен, с которыми другим алгоритмам трудно работать.

Заключение. Проведённое исследование подтвердило эффективность предлагаемого байесовского алгоритма для задачи коллективного восприятия среды в роевой робототехнике. Экспериментальные результаты показывают, что разработанный метод обеспечивает более устойчивую сходимость к консенсусу по сравнению с известными аналогами (DC, DMVD, DMMD), что особенно заметно в сложных сценариях со слабо выраженными доминирующими признаками.

Преимущество алгоритма заключается в способности минимизировать обратные колебания вероятности после достижения коллективного решения. Механизм последовательного обновления апостериорных вероятностей и их взвешенного агрегирования позволяет системе эффективно аккумулировать распределённую информацию.

В качестве перспективных направлений дальнейших исследований предлагаются: разработка адаптивных критериев ранней остановки на основе анализа динамики вероятностей, расширение алгоритма для работы в динамически меняющихся средах, а также изучение масштабируемости метода для больших групп агентов. Теоретическая значимость работы состоит в демонстрации применимости байесовских методов к задачам коллективного принятия решений в децентрализованных системах.

Список литературы

1. Dorigo M, et al. Swarm Robotics. *Scholarpedia*. 2014;9(1):1463. <http://doi.org/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. <http://doi.org/10.1371/journal.pone.0019888>
3. Sailor MJ, Link JR. Smart Dust: Nanostructured Devices in a Grain of Sand. *Chemical Communications*. 2005;(11):1375–1383. <http://doi.org/10.1039/b417554a>
4. Brambilla M, Ferrante E, Birattari M, Dorigo M. Swarm Robotics: A Review from the Swarm Engineering Perspective. *Swarm Intelligence*. 2013;7:1–41. <https://doi.org/10.1007/s11721-012-0075-2>
5. Каляев И.А., Гайдук А.Р., Капустян С.Г. *Модели и алгоритмы коллективного управления в группах роботов*. Москва: Физматлит; 2009. 280 с.
6. Valentini G, Brambilla D, Hamann H, Dorigo M. Collective Perception of Environmental Features in a Robot Swarm. In: *Proceedings of International Conference on Swarm Intelligence (ANTS 2016). Lecture Notes in Computer Science. Vol. 9882*. Cham: Springer; 2016. P. 65–76. https://doi.org/10.1007/978-3-319-44427-7_6
7. Valentini G, Hamann H, Dorigo M. Self-Organized Collective Decision Making: The Weighted Voter Model. In: *Proceedings of the 13th International Conference on Autonomous Agents and Multiagent Systems (AAMAS'14, IFAAMAS)*; 2014. P. 45–52. <https://doi.org/10.5555/2615731.2615742>

8. 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*. 2016;30(3):553–580. <https://doi.org/10.1007/s10458-015-9323-3>

9. Зикратов И.А., Зикратова Т.Н., Новиков Е.А. Реализация стратегии коллективного восприятия в самоорганизующейся роевой системе с использованием байесовского решающего правила. *Труды учебных заведений связи*. 2025;11(3),108–118. <https://doi.org/10.31854/1813-324X-2025-11-3-108-118>

10. 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;10(3):75–86. <https://doi.org/10.31854/1813-324X-2024-10-3-75-86>

Об авторе:

Егор Анатольевич Новиков, аспирант кафедры «Информационные управляющие системы» Санкт-Петербургского государственного университета телекоммуникаций им. проф. М.А. Бонч-Бруевича (193232, Российская Федерация, г. Санкт-Петербург, пр. Большевиков д.22, к.1), egoredmc@gmail.com

Конфликт интересов: автор заявляет об отсутствии конфликта интересов.

Автор прочитал и одобрил окончательный вариант рукописи.

About the Author:

Egor A. Novikov, Post-Graduate Degree Student of Information Control Systems Department, Saint Petersburg State University of Telecommunications Named after M.A. Bonch-Bruевич, Saint Petersburg, Russian Federation (22, Bolshhevik Ave., Saint Petersburg, 193232, Russian Federation), egoredmc@gmail.com

Conflict of Interest Statement: the author declares no conflict of interest.

The author has read and approved the final manuscript.