

Сравнительный анализ современных подходов к предотвращению столкновений мобильных роботов на основе метода ORCA

В.И. Назаркин, С.А.К. Диане

МИРЭА – Российский технологический университет, Москва, Россия

Аннотация – В работе представлен сравнительный анализ современных модификаций метода оптимального предотвращения взаимных столкновений (ORCA, Optimal Reciprocal Collision Avoidance), применяемого в качестве локального реактивного компонента многоагентных систем маршрутизации мобильных роботов. Рассмотрены фундаментальные ограничения реактивной парадигмы ORCA, включая краткосрочный характер планирования, отсутствие учёта кинематических ограничений и чувствительность к неопределённости восприятия. Для сопоставления подходов предложен унифицированный набор критериев оценки. Проведён анализ современных эволюционных и гибридных модификаций ORCA, включая подходы, интегрирующие глобальное планирование и методы глубокого обучения, что позволяет расширить область применимости базового метода. Результаты работы показывают, что выбор конкретного подхода представляет собой поиск компромисса между расширением функциональности метода и сохранением его вычислительной эффективности с учетом специфики решаемой прикладной задачи.

Ключевые слова – многоагентная маршрутизация, предотвращение столкновений, локальное планирование, реактивные методы, гибридные архитектуры, мобильные роботы, безопасность движения.

I. ВВЕДЕНИЕ

Задача предотвращения столкновений в динамически изменяющейся среде является одной из ключевых в мобильной робототехнике [1]. Для её решения широко применяются методы, обеспечивающие работу в реальном времени без централизованного управления. Одним из наиболее распространённых подходов является метод оптимального предотвращения взаимных столкновений (ORCA, Optimal Reciprocal Collision Avoidance – оптимальное взаимное предотвращение столкновений), который реализует локальное реактивное предотвращение столкновений для каждой пары агентов, обеспечивая вычислительную эффективность и формальные гарантии безопасности.

При этом базовый метод ORCA не предназначен для планирования маршрутов или глобальной маршрутизации, а его использование в составе систем маршрутизации сопровождается рядом

фундаментальных ограничений в рамках своей реактивной парадигмы: краткосрочный горизонт планирования, идеализированная голономная модель агента, склонность к локальным минимумам и чувствительность к неточным данным о состоянии окружающей среды. В последние годы предложено множество модификаций ORCA, направленных на расширение его роли в архитектуре управления, включая добавление глобального планирования, дополнительных модулей для работы с кинематикой, а также методов машинного обучения. Такие подходы позволяют повысить эффективность и надёжность маршрутизации агентов в более сложных сценариях передвижения на местности [2].

Целью данной работы является формирование классификации современных модификаций метода ORCA на основе унифицированных критериев. Это позволит проанализировать компромисс между расширением функциональности метода и сохранением его вычислительной эффективности для точного и оперативного выбора управляющих решений в соответствии с требованиями прикладной задачи.

II. АНАЛИЗ ТЕКУЩИХ ОГРАНИЧЕНИЙ МЕТОДА ORCA

ORCA представляет собой децентрализованный и работающий в реальном времени метод, который решает задачу в пространстве скоростей, что значит для каждой пары агентов строится геометрическое ограничение, гарантирующее отсутствие столкновений в течение заданного временного горизонта. Каждый агент выбирает новую скорость, максимально близкую к предпочтительной, но удовлетворяющую всем геометрическим ограничениям, формируемым для предотвращения столкновений с соседними агентами. Метод ORCA строится на двух ключевых принципах: взаимности и вычислительной эффективности [3], что отражено в его формуле, задающей полуплоскость разрешенных скоростей v робота в пространстве скоростей $v_x, v_y \in \mathbb{R}^2$:

$$ORCA_{A|B}^r = \{v \mid (v - (v_A^{opt} + \frac{1}{2}u)) \cdot n \geq 0\}, \quad (1)$$

где τ – временной горизонт, $ORCA_{A|B}$ – множество допустимых скоростей, v – вектор возможной новой скорости, v_A^{opt} – оптимальная скорость, u – вектор минимального изменения относительной скорости, n – единичный вектор нормали, $|$ – оператор задания условия, \cdot – оператор скалярного произведения.

Первое открытое описание данного метода было представлено в 2011 году [4]. И благодаря своей вычислительной эффективности и простоте реализации остаётся одним из самых цитируемых и широко используемых методов локального предотвращения столкновений [5]. При этом важно подчеркнуть, что базовый ORCA реализует только локальную реактивную логику, и его использование в составе систем маршрутизации сопровождается рядом фундаментальных ограничений, что может привести к неоптимальным или осциллирующим траекториям, а в некоторых случаях и к полной остановке агента [6]. Также подчеркивается аспект, связанный с тем, что ORCA рассматривает всех агентов как одинаковые частицы и не кодирует социальные нормы или приоритеты [7].

Для систематического анализа и сопоставления подходов, расширяющих базовую парадигму ORCA, предложен унифицированный набор из семи критериев оценки, сгруппированных в три логические категории.

К первой категории относятся архитектурные и вычислительные свойства, а именно горизонт планирования, вычислительная сложность и масштабируемость при росте числа агентов.

В состав второй категории входят физические ограничения, а именно интеграция кинематических и динамических моделей реальных роботов и устойчивость к локальным минимумам.

Третья категория включает гарантии и поведенческие аспекты, а именно формальные гарантии безопасности и моделирование социальных норм и приоритетов.

Каждый критерий оценивается по трёхбалльной порядковой шкале: подход подвержен известному ограничению, подход смягчает ограничение, подход успешно решает проблему. Следует отметить, что шкала носит качественный характер и предназначена для существенного сравнения подходов, а не количественного ранжирования.

III. АНАЛИЗ ПОДХОДОВ К ПРЕОДОЛЕНИЮ ОГРАНИЧЕНИЙ МЕТОДА ORCA

A. Гибридный подход MPPI-SOCP-ORCA

Данный подход описывает гибридное решение, расширяющее локальную реактивную парадигму ORCA [8]. На каждом шаге планирования агент генерирует множество возможных траекторий на ближайший отрезок времени с использованием модели интеграла предиктивного пути (MPPI, англ. Model Predictive Path Integral – модель интеграла предиктивного пути). Из

полученного множества выбирается оптимальная траектория с точки зрения достижения цели, плавности движения и минимизации вероятности столкновения. Для оценки безопасности подход расширяет классические геометрические ограничения ORCA, придавая им вероятностный характер и контролируя, чтобы риск столкновения с соседними агентами не превышал заданного порога даже при наличии неточных данных о положении и скорости. Ограничения интерпретируются как задачи конуса второго порядка (SOCP, Second-Order Cone Programming – программирование конусов второго порядка), что позволяет встроить их в процесс MPPI.

Таким образом, агент действует децентрализованно, используя многошаговое прогнозирование с учётом неопределённостей для выбора не только безопасной, но и эффективной скорости (Рис. 1).

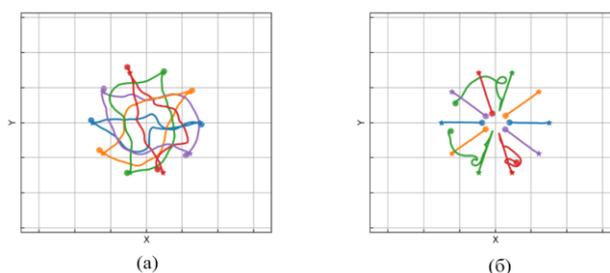


Рис. 1. Траектории агента: (а) траектории, полученные с помощью MPPI-SOCP-ORCA и (б) траектории, полученные базовым методом

С точки зрения горизонта планирования, подход существенно расширяет возможности локального компонента ORCA, оптимизируя траектории на несколько шагов вперёд и обеспечивая вероятностные гарантии безопасности [9]. Однако эти преимущества достигаются за счёт увеличения вычислительной нагрузки из-за решения задач конуса второго порядка, а консервативность вероятностных ограничений может приводить к излишней осторожности, что увеличивает время достижения целей. Эти допущения могут ограничивать масштабируемость системы, хотя оригинальная статья демонстрирует устойчивую работу в сценариях с несколькими десятками агентов.

B. Иерархический подход H-ORCA

Иерархический подход H-ORCA (англ. Hierarchical Optimal Reciprocal Collision Avoidance – иерархическое оптимальное взаимное предотвращение столкновений) строится на последовательном улучшении решений, генерируемых базовым методом [10]. В первую очередь стандартный ORCA вычисляет область безопасных скоростей, после чего модуль сглаживания скорости (VS-ORCA, Velocity-Smoothed ORCA – ORCA со сглаженной скоростью), накладывает дополнительные кинематические ограничения, обеспечивая выбор безопасной и плавно изменяющейся скорости, предотвращая резкие или невыполнимые манёвры.

Далее второй модуль, предназначенный для избежания локальных минимумов, анализирует конфигурацию препятствий и адаптивно корректирует целевую скорость, направляя агента в обход препятствий и предотвращая застревание.

Этот подход демонстрирует эволюционное расширение парадигмы ORCA, эффективно решая задачи учёта кинематики и предотвращения локальных минимумов, что повышает реалистичность и надёжность траекторий для физических платформ. При этом улучшения достигаются за счёт увеличения вычислительной сложности, что может ограничивать масштабируемость при очень большом числе агентов. H-ORCA остаётся в рамках краткосрочного реактивного горизонта планирования, не учитывает явно неопределённости восприятия и не моделирует логику социальных взаимодействий агентов, сохраняя характер локального реактивного метода.

C. ORCA, ориентирующийся по топологии

Альтернативный двухуровневый топологический подход (англ. Topology-Guided ORCA) представляет собой гибридный метод, который сочетает глобальное планирование с локальным реактивным компонентом ORCA для преодоления ограничений базового метода, а именно учёт структуры среды со статическими препятствиями [11]. На первом уровне для всей среды на основе преобразования срединной оси строится топологический граф, отражающий основные «коридоры» свободного пространства вокруг препятствий. Для каждого агента на этом графе ищется кратчайший путь к цели, который превращается в последовательность промежуточных опорных точек. На втором уровне локальный ORCA используется не для движения к конечной цели напрямую, а для маршрутизации между опорными точками, обеспечивая реактивное предотвращение столкновений с другими движущимися агентами (Рис. 2).

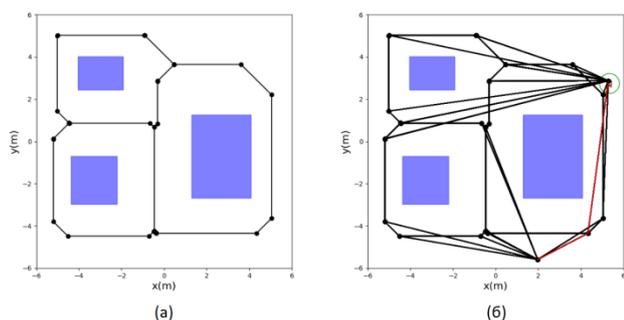


Рис. 2. Результат работы подхода: (а) графическое представление среды, включающей три статических препятствия, и (б) расширенный граф агента

Зеленая окружность обозначает агента, а красные линии показывают его путь к цели. Как видно, сгенерированный путь направляет агента в обход препятствий [11].

Эффективность подхода также подтверждается в статье [12]. Вводя последовательность промежуточных целей, предложенный подход существенно расширяет горизонт планирования локального компонента ORCA, что приводит к более гладким и оптимальным траекториям. Однако необходимость построения и обновления глобального графа среды добавляет вычислительные затраты и требует частичного отхода от децентрализованной парадигмы, ограничивая масштабируемость при большом числе агентов. Как и базовый ORCA, локальный компонент не учитывает сложную кинематику и неопределённость восприятия, оставаясь в рамках голономной модели агента, и не моделирует социальные нормы или приоритеты.

D. Гибридный подход ORCA-FLC

Гибридный подход ORCA-FLC основан на использовании нечёткого логического контроллера (FLC, англ. Fuzzy Logic Controller – контроллер с нечеткой логикой) и направленный на работу с неидеальными, шумными данными [13]. На каждом шаге планирования базовый метод вычисляет область безопасных скоростей. Параллельно два модуля нечёткого контроллера анализируют входные данные: первый оценивает относительные расстояния и скорости для определения степени ответственности каждого агента за манёвр, второй прогнозирует ожидаемое поведение соседей.

Выходные параметры этих модулей динамически подстраивают исходные геометрические ограничения ORCA, изменяя и смягчая область допустимых скоростей в зависимости от текущей ситуации и уверенности в данных. Таким образом, агент выбирает окончательную скорость из адаптированной области, сохраняя децентрализованную природу подхода, но приобретая возможность более гибких и контекстно-обусловленных решений (Рис. 3).

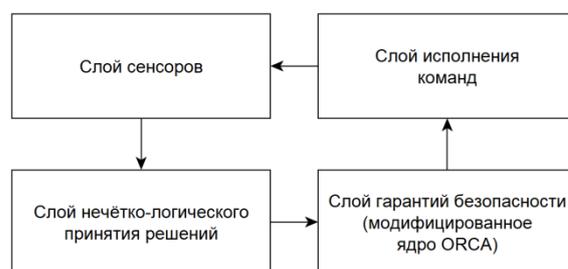


Рис 3. Схема архитектуры подхода ORCA-FLC

ORCA-FLC направлен на решение одного из ограничений, а именно работы с шумными и неполными данными. В сценариях с высокой динамикой или неточными сенсорами он демонстрирует повышенную надёжность по сравнению с оригинальным методом. Однако такая адаптивность достигается ценой увеличения вычислительной сложности, а также частичной потери детерминированности и строгих гарантий безопасности. Поведение системы становится

менее предсказуемым и зависит от эмпирической настройки правил нечёткой логики. Стоит также отметить, что этот подход не расширяет горизонт планирования, не учитывает кинематику и остаётся в рамках локального реактивного компонента с голономной моделью агента.

Е. Гибридный подход SRL-ORCA

Гибридный подход SRL-ORCA объединяет два компонента: модуль глубокого обучения с подкреплением (DRL, англ. Deep Reinforcement Learning – глубокое обучение с подкреплением) и модифицированный локальный метод ORCA [14]. Модуль DRL, обученный с учётом социальных норм, формирует основную политику маршрутизации, генерируя действия, которые являются эффективными и социально приемлемыми. Одновременно локальный компонент ORCA, основанный на геометрической модели скоростных ограничений, обеспечивает гарантированно безопасное множество допустимых скоростей для агента с учётом приоритетов других участников движения.

Финальное действие выбирается по гибкой схеме: если предложение DRL безопасно, оно выполняется без изменений; иначе выбирается ближайшая безопасная альтернатива из множества ORCA. В предельно сложных ситуациях управление полностью передаётся локальному ORCA. Таким образом, агент действует децентрализованно, используя социально-обученную политику DRL для эффективного движения, при этом локальный ORCA сохраняет строгие гарантии безопасности. Работу подхода можно отразить в виде формулы:

$$a_i^{final} = \Pi_{ORCA_i^{\tau-prior}}(a_i^{RL}), \quad (2)$$

где a_i^{RL} – действие, предложенное нейронной сетью глубокого обучения с подкреплением, $ORCA_i^{\tau-prior}$ – безопасное множество скоростей, рассчитанное модифицированным методом ORCA, $\Pi()$ – оператор проекции, a_i^{final} – гарантированно безопасное действие.

Подход демонстрирует умеренную вычислительную сложность и хорошую масштабируемость благодаря децентрализованной архитектуре, основанной на локальных взаимодействиях. Он эффективно снижает риск локальных минимумов за счёт социально-обученной политики DRL, но сохраняет абсолютные гарантии безопасности, предоставляемые геометрическим ядром ORCA, которое выступает в качестве защитного слоя. Однако подход не учитывает явных кинематических ограничений агента.

IV. РЕЗУЛЬТАТЫ СРАВНИТЕЛЬНОГО АНАЛИЗА

Рассмотренные выше подходы демонстрируют различные стратегии преодоления ограничений

локального реактивного метода ORCA. Для наглядного сопоставления степени решения одних и тех же проблем в разных подходах был проведён сравнительный анализ, результаты которого сведены в Табл. I. Данная таблица обобщает подходы по ряду унифицированных критериев, описанных ранее.

ТАБЛИЦА I
РЕЗУЛЬТАТЫ СРАВНИТЕЛЬНОГО АНАЛИЗА МОДИФИКАЦИЙ МЕТОДА ORCA

Критерий \ Параметр	MPPI-ORCA	H-ORCA	Topology-Guided ORCA	SRL-ORCA	ORCA-FLC
Горизонт	2	1	2	3	1
Сложность	3	2	2	3	2
Масштабируемость	2	2	2	3	3
Кинематика	3	2	1	1	1
Локальные минимумы	1	2	3	2	1
Гарантии безопасности	3	2	2	2	2

Данные, представленные в Табл. I, позволяют выявить как степень устранения отдельных ограничений базового метода ORCA, так и характер возникающих компромиссов. Высокие оценки по отдельным критериям часто достигаются за счёт снижения показателей по другим, что отражает фундаментальные противоречия между локальной реактивностью, вычислительной эффективностью и выразительной мощностью моделей.

В области архитектуры и горизонта планирования наблюдается чёткое разделение подходов. Классические подходы, такие как H-ORCA и ORCA-FLC, сохраняют локальный реактивный характер ORCA и демонстрируют минимальное расширение горизонта планирования. Гибридные подходы, интегрирующие глобальное планирование или социально-обученные политики (Topology-Guided ORCA и SRL-ORCA), значительно увеличивают временной контекст принимаемых решений.

Расширение горизонта планирования и усложнение моделей поведения обычно сопровождаются ростом вычислительной сложности. Анализ критериев учёта кинематики и локальных минимумов показывает, что эти ограничения редко устраняются одновременно. Так, например, MPPI-SOCP-ORCA делает упор на учёт динамических ограничений, ценой вычислительной нагрузки. В то же время H-ORCA обеспечивает достаточно сбалансированное решение за счёт модулей сглаживания скорости и выхода из тупиков. Подходы, ориентированные на социальное поведение или устойчивость к шумам (SRL-ORCA и ORCA-FLC), меньше фокусируются на физической реализуемости движения.

Особое внимание следует уделить критерию формальных гарантий безопасности. Подходы, сохраняющие геометрическое ядро ORCA, в той или

иной степени наследуют детерминированные или вероятностные гарантии отсутствия столкновений. В противоположность этому, гибридные подходы с глубоким обучением или нечёткой логикой ослабляют формальные гарантии, заменяя их эмпирической надёжностью, зависящей от качества обучения или настройки правил.

Таким образом, сравнительный анализ демонстрирует, что каждый гибридный подход представляет собой поиск компромисса между расширением функциональности ORCA, обеспечением безопасности, учётом физической реализуемости и вычислительной эффективностью метода.

V. ВЫВОДЫ И ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В ходе работы был выполнен сравнительный анализ современных модификаций метода ORCA, направленных на преодоление его фундаментальных ограничений, включая краткосрочный горизонт планирования, отсутствие учёта кинематики, склонность к локальным минимумам и работу в условиях неопределённости.

Проведённая оценка по унифицированному набору критериев показала, что интеграция ORCA в архитектуру гибридных подходов позволяет компенсировать ключевые ограничения базового метода, однако требует компромиссов между вычислительной сложностью, масштабируемостью и сохранением формальных гарантий безопасности. Эволюционные подходы (H-ORCA, ORCA-FLC) сохраняют реактивный характер и хорошую масштабируемость, но лишь частично устраняют выявленные ограничения, тогда как гибридные подходы (MPPI-ORCA, Topology-Guided ORCA, SRL-ORCA) обеспечивают более глубокий контекст принятия решений ценой роста вычислительной нагрузки и архитектурной сложности.

Анализ также позволил оценить переносимость рассмотренных гибридных систем на более сложные классы задач. Несмотря на теоретическую возможность обобщения геометрической модели ORCA на многомерные пространства, практические реализации сохраняют исходные упрощения: голономную модель агента и реактивный характер принятия решений. Это ограничивает прямую применимость к системам с выраженными динамическими и кинематическими ограничениями, например, к беспилотным летательным аппаратам. Таким образом, ORCA и его расширения целесообразно рассматривать преимущественно в роли локального контроллера или защитного модуля, интегрируемого в более сложные, иерархические или гибридные архитектуры.

Таким образом, результаты анализа подтверждают компромиссный характер современных гибридных систем маршрутизации мобильных роботов: ни один из рассмотренных подходов не способен одновременно

обеспечить долгосрочное планирование, строгие гарантии безопасности, учёт физических ограничений и социальную адекватность. Следовательно, выбор конкретной архитектуры должен определяться приоритетами прикладной задачи: гарантиями безопасности, технологической и социальной адекватностью, устойчивостью к шуму или эффективностью в сложной среде. Проведённая систематизация подходов по унифицированному набору критериев создаёт методологическую основу для осознанного проектирования гибридных систем маршрутизации мобильных роботов, в которых реактивный модуль ORCA эффективно дополняется планирующими или обучаемыми компонентами.

ЛИТЕРАТУРА

- [1] G. Yang, L. An, C. Zhao, "Collision/Obstacle Avoidance Coordination of Multi-Robot Systems: A Survey," *Actuators (MDPI)*, vol. 14 (2), pp. 85, 2025.
- [2] K. Arshid et al, "Toward Autonomous UAV Swarm Navigation: A Review of Trajectory Design Paradigms," *Sensors (Basel, Switzerland)*, vol. 25(18), pp. 5877, 2025.
- [3] H. Niu, C. Ma, P. Han, "Directional optimal reciprocal collision avoidance," *Robotics and Autonomous Systems*, vol. 136, pp. 103705, 2021.
- [4] J. Van Den Berg, S. J. Guy, M. Lin, and D. Manoch, "Reciprocal n-body collision avoidance," *Robotics Research: The 14th International Symposium ISRR*. Berlin, Heidelberg (Springer Berlin Heidelberg), pp. 3-19, 2011.
- [5] M. Golchoubian, M. Ghafurian, K. Dautenhahn and N. L. Azad, "Uncertainty-aware DRL for autonomous vehicle crowd navigation in shared space," *IEEE Transactions on Intelligent Vehicles*, vol. 9(12), pp. 7931-7944, 2024.
- [6] D. J. Gnonon, D. Paez-Granados, A. Billard, "Reactive navigation in crowds for non-holonomic robots with convex bounding shape," *IEEE Robotics and Automation Letters*, vol. 6 (3), pp. 4728-4735, 2021.
- [7] Y. Gao, C. M. Huang, "Evaluation of socially-aware robot navigation," *Frontiers in Robotics and AI*, vol. 8, pp. 721317, 2022.
- [8] S. Dergachev, K. Yakovlev, "Decentralized Uncertainty-Aware Multi-Agent Collision Avoidance with Model Predictive Path Integral," *2025 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS)*, pp. 12456-12463, 2025.
- [9] S. Dergachev, K. Yakovlev, "Model predictive path integral for decentralized multi-agent collision avoidance," *PeerJ Computer Science*, vol. 10, pp. e2220, 2024.
- [10] W. Wang, H. Qian, "A hierarchical ORCA framework for multi-UAV navigation in unstructured environments with velocity optimization and local minima avoidance," *Expert Systems with Applications*, vol. 296, pp. 129205, 2025.
- [11] F. C. Pouria, Z. Huang, A. Yammanuru, S. Liu, K. Driggs-Campbell, "Topology-Guided ORCA: Smooth Multi-Agent Motion Planning in Constrained Environments," *arXiv:2407.16771*, 2024.
- [12] M. Sun, F. Baldini, P. Trautman, T. Murphey, "Move beyond trajectories: Distribution space coupling for crowd navigation," *arXiv:2106.13667*, 2021.
- [13] J. London, "Improved Obstacle Avoidance for Autonomous Robots with ORCA-FLC," *arXiv:2508.06722*, 2025.
- [14] J. Qin, J. Qin, J. Qiu, Q. Liu, M. Li, Q. Ma, "SRL-ORCA: A socially aware multi-agent mapless navigation algorithm in complex dynamic scenes," *IEEE Robotics and Automation Letters*, vol. 9 (1), pp. 143-150, 2023.

Информация об авторах

Назаркин Владимир Иванович, аспирант РТУ МИРЭА, Москва, Россия, nazarkin.v.i@edu.mirea.ru.

Диане Секу Абдель Кадер, канд. техн. наук, доцент кафедры проблем управления РТУ МИРЭА, старший научный сотрудник ИПУ РАН, Москва, Россия, e-mail: diane1990@yandex.ru, ORCID: 0000-0002-8690-6422.

Comparative analysis of methods for overcoming the limitations of the ORCA algorithm

V. I. Nazarkin, S. A. K. Diane

MIREA–Russian Technological University, Moscow, Russia

Abstract – This paper presents a comparative analysis of contemporary modifications of the Optimal Reciprocal Collision Avoidance (ORCA) method, used as a local reactive component in multi-agent control systems for mobile robots. The fundamental limitations of the reactive ORCA paradigm are discussed, including its short-term planning horizon, neglect of kinematic constraints, and sensitivity to perception uncertainty. A unified set of evaluation criteria is proposed for comparing different approaches. Modern evolutionary and hybrid modifications of ORCA are analyzed, including methods integrating global planning and deep learning, which extend the applicability of the base model. The results of the work show that the choice of a specific approach is a compromise between expanding the functionality of the method and maintaining its computational efficiency, taking into account the specifics of the applied problem.

Keywords – multi-agent routing, collision avoidance, local planning, reactive methods, hybrid architectures, mobile robots, motion safety.

References

- [1] G. Yang, L. An, C. Zhao, "Collision/Obstacle Avoidance Coordination of Multi-Robot Systems: A Survey," *Actuators (MDPI)*, vol. 14 (2), pp. 85, 2025.
- [2] K. Arshid et al, "Toward Autonomous UAV Swarm Navigation: A Review of Trajectory Design Paradigms," *Sensors (Basel, Switzerland)*, vol. 25(18), pp. 5877, 2025.
- [3] H. Niu, C. Ma, P. Han, "Directional optimal reciprocal collision avoidance," *Robotics and Autonomous Systems*, vol. 136, pp. 103705, 2021.
- [4] J. Van Den Berg, S. J. Guy, M. Lin, and D. Manoch, "Reciprocal n-body collision avoidance," *Robotics Research: The 14th International Symposium ISRR*. Berlin, Heidelberg (Springer Berlin Heidelberg), pp. 3-19, 2011.
- [5] M. Golchoubian, M. Ghafurian, K. Dautenhahn and N. L. Azad, "Uncertainty-aware DRL for autonomous vehicle crowd navigation in shared space," *IEEE Transactions on Intelligent Vehicles*, vol. 9(12), pp. 7931-7944, 2024.
- [6] D. J. Gonon, D. Paez-Granados, A. Billard, "Reactive navigation in crowds for non-holonomic robots with convex bounding shape," *IEEE Robotics and Automation Letters*, vol. 6 (3), pp. 4728-4735, 2021.
- [7] Y. Gao, C. M. Huang, "Evaluation of socially-aware robot navigation," *Frontiers in Robotics and AI*, vol. 8, pp. 721317, 2022.
- [8] S. Dergachev, K. Yakovlev, "Decentralized Uncertainty-Aware Multi-Agent Collision Avoidance with Model Predictive Path Integral," 2025 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS), pp. 12456-12463, 2025.
- [9] S. Dergachev, K. Yakovlev, "Model predictive path integral for decentralized multi-agent collision avoidance," *PeerJ Computer Science*, vol. 10, pp. e2220, 2024.
- [10] W. Wang, H. Qian, "A hierarchical ORCA framework for multi-UAV navigation in unstructured environments with velocity optimization and local minima avoidance," *Expert Systems with Applications*, vol. 296, pp. 129205, 2025.
- [11] F. C. Pouria, Z. Huang, A. Yammanuru, S. Liu, K. Driggs-Campbell, "Topology-Guided ORCA: Smooth Multi-Agent Motion Planning in Constrained Environments," arXiv:2407.16771, 2024.
- [12] M. Sun, F. Baldini, P. Trautman, T. Murphey, "Move beyond trajectories: Distribution space coupling for crowd navigation," arXiv:2106.13667, 2021.
- [13] J. London, "Improved Obstacle Avoidance for Autonomous Robots with ORCA-FLC," arXiv:2508.06722, 2025.
- [14] J. Qin, J. Qin, J. Qiu, Q. Liu, M. Li, Q. Ma, "SRL-ORCA: A socially aware multi-agent mapless navigation algorithm in complex dynamic scenes," *IEEE Robotics and Automation Letters*, vol. 9 (1), pp. 143-150, 2023.

Information about authors

Vladimir Ivanovich Nazarkin, postgraduate student at RTU MIREA, Moscow, Russia, nazarkin.v.i@edu.mirea.ru.

Diane Sekou Abdel Kader, PhD (Engineering), Associate Professor of Control Problems Department at RTU MIREA, Senior Researcher at ICS of RAS, Moscow, Russia, e-mail: diane1990@yandex.ru, ORCID: 0000-0002-8690-6422.