



ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНЫЕ СИСТЕМЫ НАВИГАЦИИ И ПЛАНИРОВАНИЯ МРТК

Одна из наиболее важных проблем в робототехнике в целом и морской робототехнике в частности связана с необходимостью синтеза системы оперативного планирования действий в ходе выполнения задач миссии [1]. Решение этой проблемы существенно упрощается в случае применения роботов в ограниченном, предварительно изученном пространстве – например, склад, дом или офис [2] – и в ситуации предсказуемых изменений или воздействий. Однако морская робототехника, как правило, подразумевает выполнение задач без предварительного детального картографирования в больших открытых акваториях с различной глубиной, рельефом дна и постоянно меняющимися воздействиями на периодических и аperiodических основах [3–5]. Помимо этого, подводная среда накладывает существенные ограничения на сенсорную систему роботов, системы связи и навигации, предъявляет дополнительные требования к учету энергетической, конструкционной специфики управляемого объекта и условиям района планируемых работ.

АО НПППТ «Океанос»¹
Санкт-Петербург



Южный Федеральный
Университет²
Ростов-на-Дону



БГТУ «Военмех»
им. Д.Ф. Устинова³
Санкт-Петербург



Санкт-Петербургский
государственный морской
технический университет⁴
Санкт-Петербург



Р.О. Морозов^{1,2}, А.Е. Горелый³, В.А. Рыжов⁴

В настоящее время в мире наблюдается смещение интереса от группового управления к практической реализации группового применения как однородных, так и разнородных объединений роботов, что в условиях санкционного давления делает задачу организации взаимодействия между роботами одним из важнейших направлений в отечественной робототехнике. В современных реалиях и условиях окружающей среды чрезвычайно сложно решать задачи с помощью одного робота. Так, автономный необитаемый подводный аппарат (АНПА) Bluefin-21 компании Phoenix исследовал около 880 км² морского дна в течение 360 часов в ходе операции по поиску пропавшего 8 марта 2014 года рейса 370 Malaysia Airlines, однако это не привело к успеху [6]. Как правило, задачи, стоящие перед морскими роботами, связаны с мониторингом или поисковыми работами после стихийных бедствий или катастроф, с геологоразведкой, океанологией и производятся на огромных площадях и объемах водного пространства. В таких задачах целесообразно использование группы роботов. Так, в поисках пропавшей в ноябре 2017 года подводной лодки ARA San Juan (S-42) использовалась группа из телеуправляемых подводных аппаратов компании Ocean Infinity, которая успешно справилась с задачей [7].

Система планирования на основе традиционного искусственного интеллекта

Наиболее примитивная система планирования на основе традиционных методов искусственного интеллекта (ИИ) предназначена для роботов, способных выполнять несколько поставленных перед ними задач. Такой подход основан на адаптивном реагировании на локальную обстановку вокруг робота. Для усиления системы необходимо комбинировать данный метод с определенной глобальной стратегией. Более того, сенсорная система работает только в локальной среде; следовательно, если окружение постоянно меняется, роботу будет сложно распознать и контролировать свое движение, что влияет на успешность выполнения миссии.



Для преодоления существующих ограничений применяются такие традиционные подходы ИИ, как метод искусственного потенциального поля, метод виртуальной цели, знаковое обучение, касательный граф, метод разложения скорости пути, граф доступности, концепция пространства – времени, инкрементное планирование, подход относительной скорости, схема реактивного управления, метод кривизны – скорости, одновременная локализация и картографирование (SLAM) [8–10].

Методология построения таких алгоритмов вдохновлена наблюдениями за физическими явлениями – такими как, например, магнитное поле. Так, на рисунке 1 изображен метод потенциальных полей, где препятствие «отталкивает», а целевая точка «притягивает» робота. На рисунке 2 изображена реализация метода SLAM в ходе работы группы глайдеров в заливе Монтерей.

В исследовании [11] разработана система планирования АНПА на основе традиционного ИИ. Она использует базу знаний, накопленную роботом для оценки состояния, принятия решений и реализации их в физической среде. На рисунке 3 изображен аппарат Girona 500, в ходе работы которого был испытан данный алгоритм.

Перечисленные традиционные подходы ИИ обладают следующими недостатками: централизованное управление; высокие требования к вычислительным ресурсам, вызванные большим количеством состояний; отсутствие модуля оптимизации; часто возникающая ситуация попадания в локальный минимум; невозможность прохода

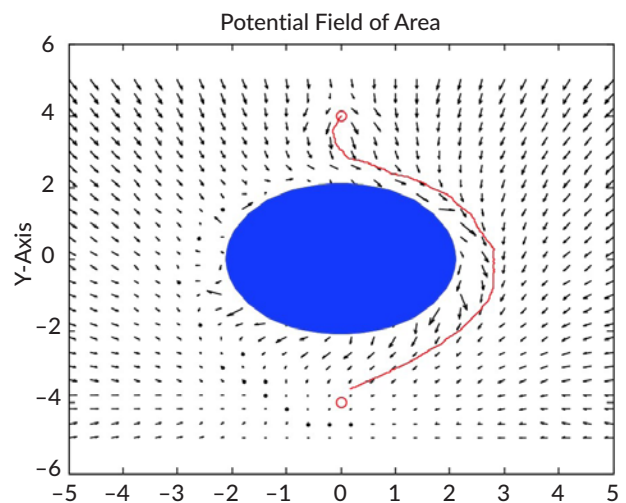


Рис. 1. Реализация метода потенциальных полей

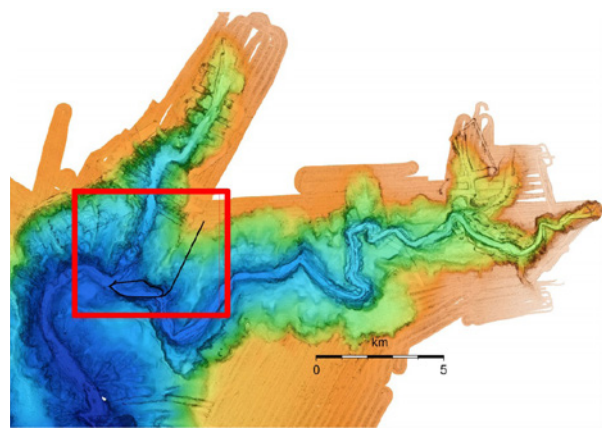


Рис. 2. Реализация метода SLAM

между близко расположенными препятствиями. Для решения этих проблем целесообразна разработка стратегии управления, которая обеспечивала бы решение задачи планирования.

Мягкие вычисления

Целью методов мягких вычислений (МВ) является получение надежного и вычислительно незатратного решения. Эта категория алгоритмов опирается на способность человеческого разума рассуждать и учиться. Мягкие вычисления являются альтернативным решением некоторых из вышеупомянутых проблем планирования. В отличие от традиционных методов искусственного интеллекта они не обладают такими недостатками, как неточность, неопределенность, частичная истина и приближения. Возможность работать в неопределенной и изменяющейся среде сделала эти алгоритмы подходящими для решения проблем управления роботами, а также проблем навигации.



Мягкие вычисления включают в себя такие методы, как нечеткая логика, нейронная сеть и генетические алгоритмы.

Нечеткая логика – это эффективное решение для планирования движения группы роботов из-за присущей ей неточности. Функция принадлежности элемента множеству может принимать любые значения в интервале $[0, 1]$, а не только значения 0 или 1. Классическое понятие функции принадлежности элементу множества является недостаточным для рассмотрения ситуаций, которые описываются с помощью нечетко определенных понятий

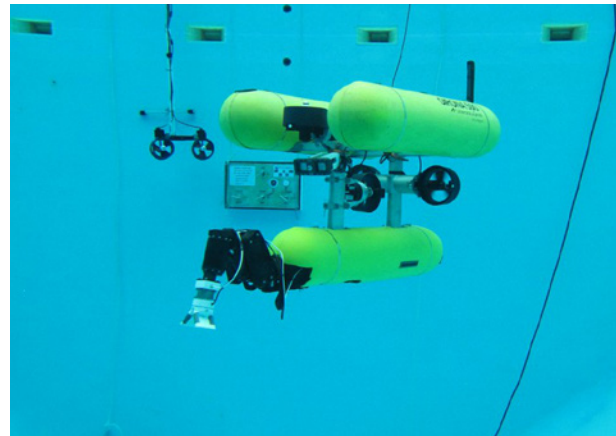


Рис. 3. Annapam Girona 500

типа «очень истинно», «более или менее истинно», «не очень ложно» и тому подобных. Подобные лингвистические значения представляются нечеткими множествами. Таким образом, применение нечеткой логики позволяет разработать систему, которая может пользоваться такими понятиями, как, например, «очень далеко», «далеко», «близко», «очень близко», что позволяет сделать управление более гибким [12].

Как правило, морская среда – среда неточная, динамичная и неструктурированная. Следовательно, для подводного робота важно уметь распознавать и классифицировать локальное окружение, чтобы достичь цели, избегая столкновения с препятствиями. Такие свойства нейронных сетей, как способности к обработке, распознаванию, обучению рассуждению, интерпретации данных, позволяют построить адаптивную систему планирования для робота [13]. Кроме того, в задачах обработки навигационной информации, поступающей от различных датчиков, существует проблема с зашумленными данными.

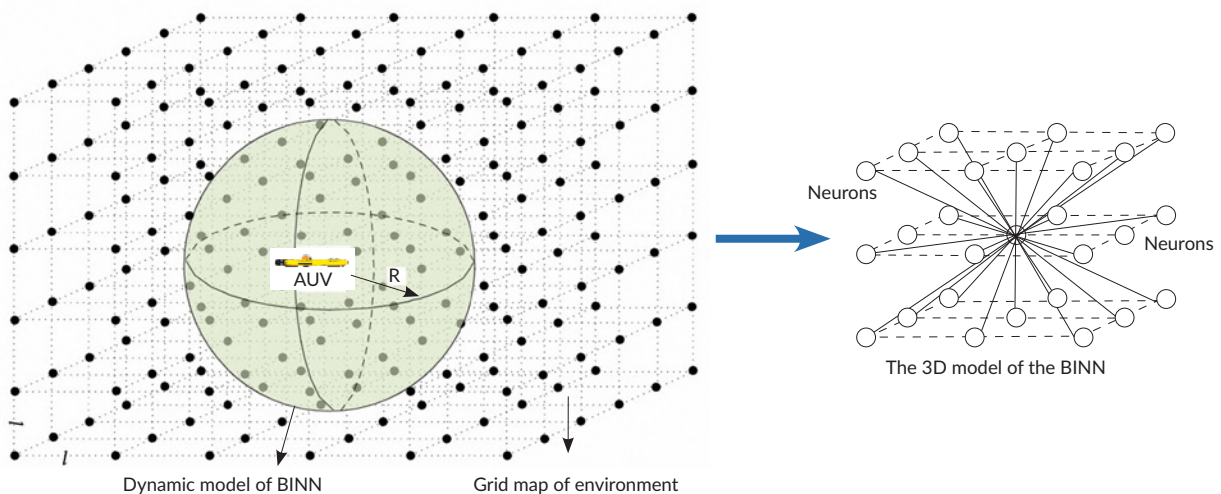
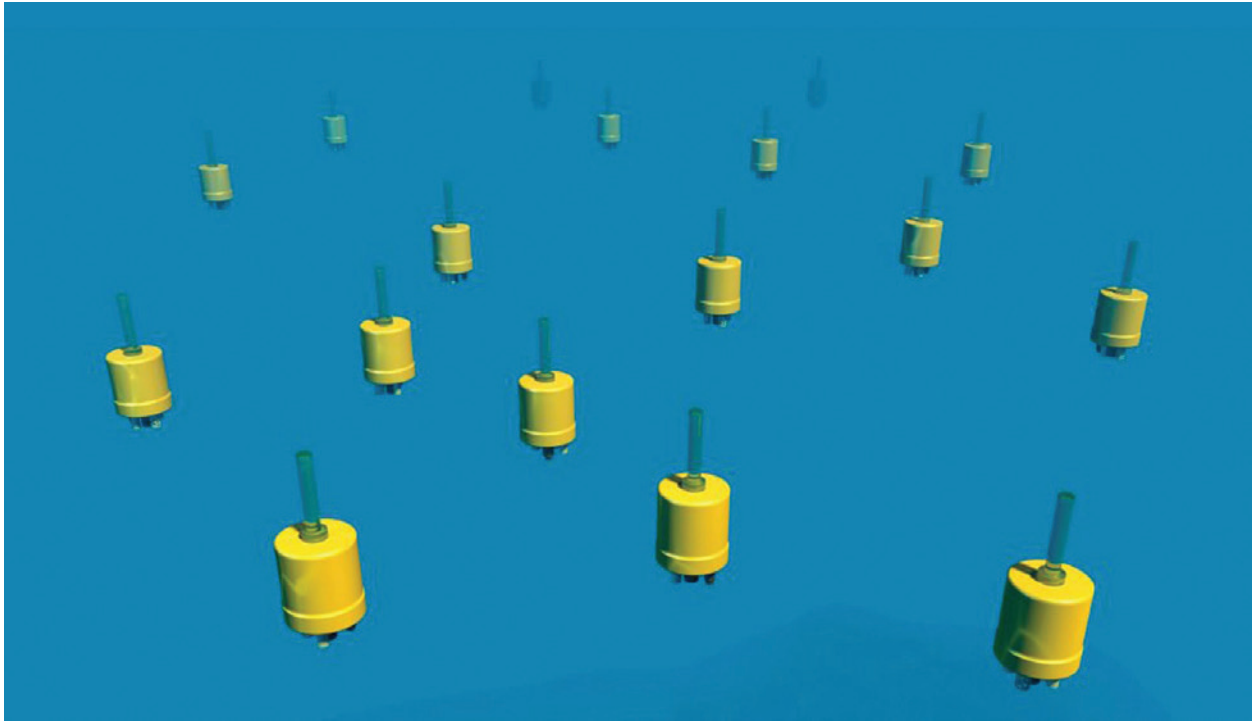


Рис. 4. Нейросетевой планировщик АНПА



Рой роботов для получения информации об океанских течениях (Лаборатория подводных изображений Джаффе)

Нейронные сети устойчивы к шумам и эффективнее в решении этих задач по сравнению с классическими методами искусственного интеллекта [14]. Однако основным недостатком нейронных сетей является повторяющееся представление обучающих данных, что часто приводит к очень долгому процессу обучения. Помимо этого, выбор метода обучения тоже играет существенную роль. Тем не менее фактически [15] реализована система планирования АНПА в реальном времени, основанная на динамической биоинспирированной нейронной сети. На рисунке 4 изображено моделирование движения подводного аппарата и структура нейронной сети, используемой в качестве системы навигации и планирования. Данный подход позволяет реализовать управление аппаратом в недетерминированной среде, в больших акваториях при постоянно изменяющейся целевой позиции.

В свою очередь, в альтернативных исследованиях [16] используется нейронная сеть с нелинейной реконструкцией состояния, которая позволяет повысить качество системы планирования в ситуации недостаточных измерений навигационной системы. Состояние АНПА между двумя реальными измерениями системы навигации восстанавливается с помощью нейронной сети, что дает оценочное положение аппарата.

Результаты распознавания и принятия решений необходимо оптимизировать, особенно при попытке определить оптимальное значение целевой точки. В сложных задачах

оптимизации применимы генетические алгоритмы (ГА) [17]. Помимо этого, ГА также могут решить проблемы, которые присущи традиционным методам оптимизации, (например, градиентные методы): высокие вычислительные затраты, большие объемы памяти и затраты времени. Однако реализация генетических алгоритмов в навигации роботов затрудняет создание глобального оптимального решения, а также вызывает медленную сходимость.

Представляет интерес реализация интеллектуальной системы навигации АНПА [18], работающего на возобновляемых источниках энергии и предназначенного для подводного мониторинга акватории в длительных миссиях. Система состоит из подводного аппарата, буксирующего надводный аппарат. Надводный аппарат представляет собой небольшую лодку с фотоэлектрическими панелями, топливным элементом на метаноле и оборудованием навигации и связи, которые обеспечивают подводный аппарат энергией, данными спутниковой навигации и связью. Подводный аппарат тоже оснащен навигационными датчиками и сенсорами для наблюдения за подводной средой, такими как гидролокатор бокового обзора и видеокамера в гибкой конфигурации, а также датчиками для измерения физических и химических параметров воды на заранее определенных маршрутах на больших расстояниях. В подводном аппарате реализована биоинспирированная нейронная архитектура для автономной интеллектуальной навигации. Навигация осуществляется

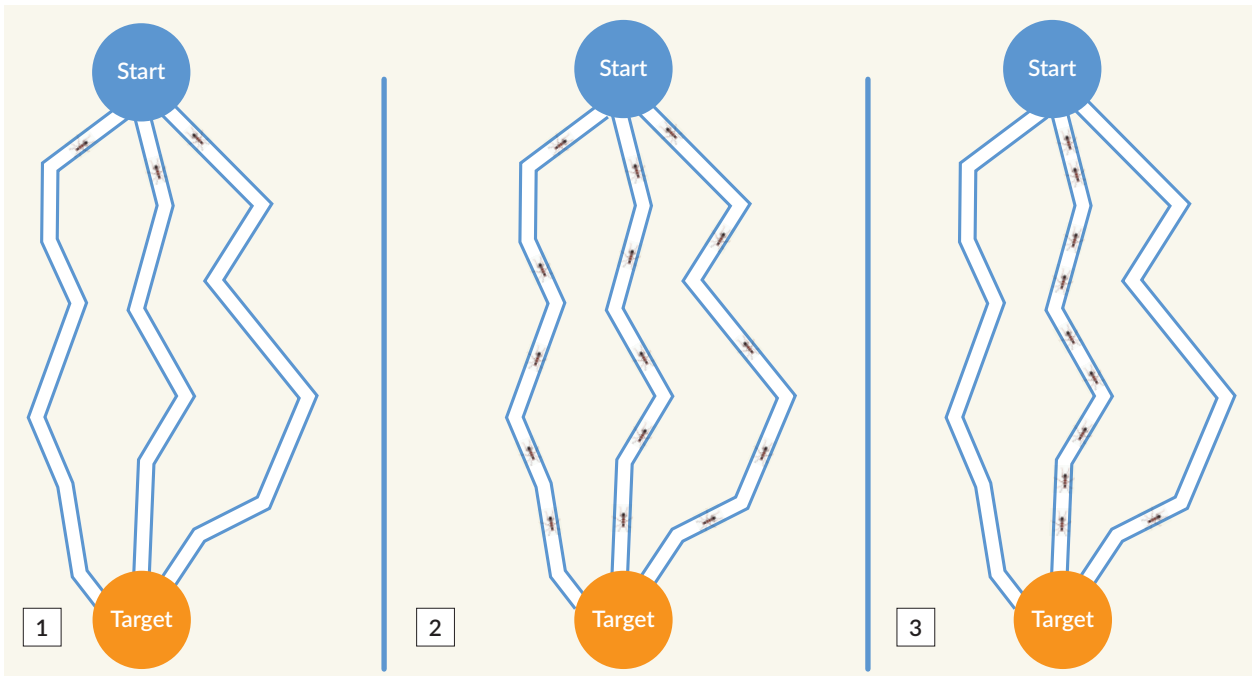


Рис. 5. Муравьиный алгоритм

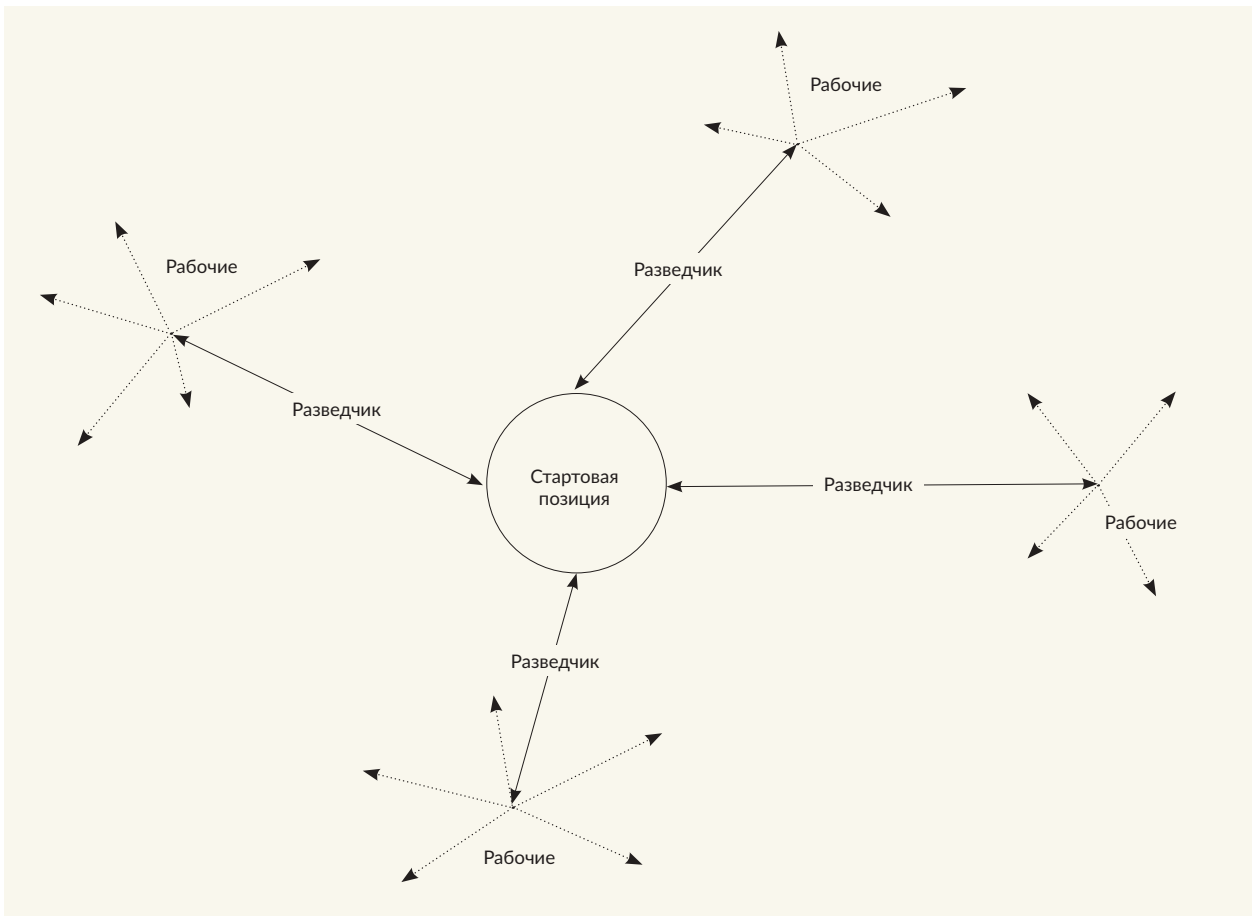


Рис. 6. Пчелиный алгоритм

путем интеграции кинематического адаптивного нейроконтроллера для отслеживания траектории и адаптивного нейроконтроллера для предотвращения столкновения с препятствиями.



Все интеллектуальные методы мягких вычислений обладают различными достоинствами – в частности, возможностью изучать и интерпретировать локальную обстановку для определения типа возникающих в ходе планирования пути проблем.

Нейронные сети обладают способностью к обучению и отличным умением распознавать шаблоны. Однако они не могут объяснить, как принимать решения.

Вдобавок к основным своим качествам системы нечеткой логики очень хорошо определяют свои собственные решения и устраняют причины неточной информации и неопределенности. Однако у них возникают трудности с немедленным реагированием для выработки наилучших решений.

Эволюционный алгоритм обеспечивает отличную производительность в процессе оптимизации, что нашло свое применение в большом количестве существующих решений. Алгоритм имитирует способ эволюции, позволяя улучшить производительность контроллеров или адаптировать их к различным ситуациям. Однако генетические алгоритмы основаны на случайном процессе, который является вероятностным, локально оптимален и имеет медленную сходимость.

Существует ряд ограничений, связанных с методами мягких вычислений, которые затрудняют выполнение задач планирования в крупномасштабной среде. Наконец, они не могут гарантировать устойчивость, поскольку относятся к централизованной архитектуре системы управления и не подразумевают самоорганизацию.

Роевой интеллект

Роевые алгоритмы вдохновлены поведением социальных существ – например, насекомых или стайных животных. Этот класс методов относится к децентрализованным.



Основа концепции роевых алгоритмов – это автономность, распределенное функционирование и самоорганизация. Построение системы планирования на основе таких алгоритмов предъявляет требования к системе связи, поскольку коммуникация – это важный шаг к самоорганизации.

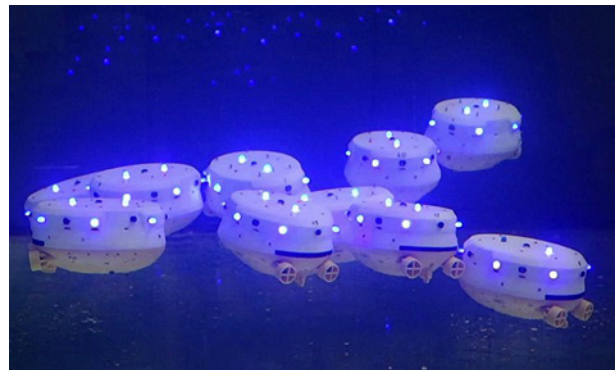
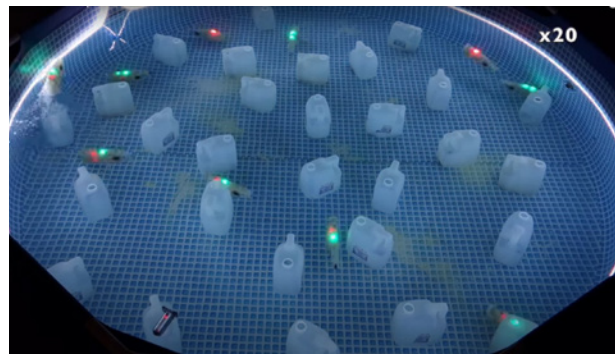


Рис. 7. Проект Collective Cognitive Robots

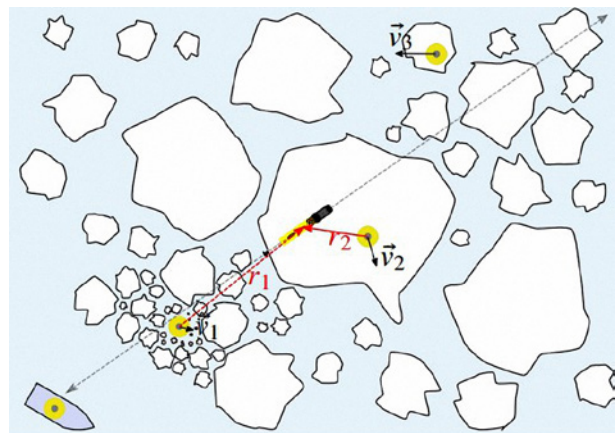
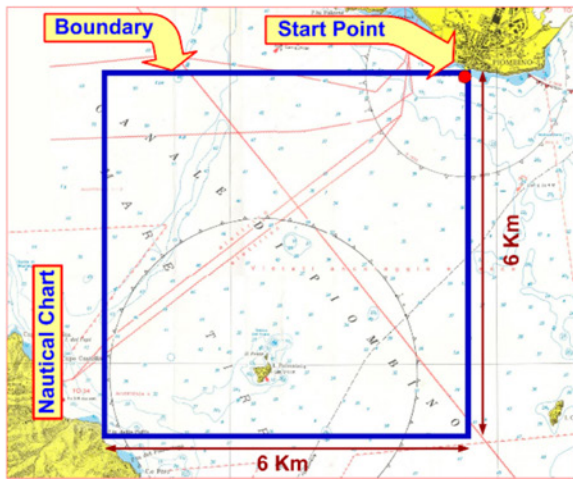


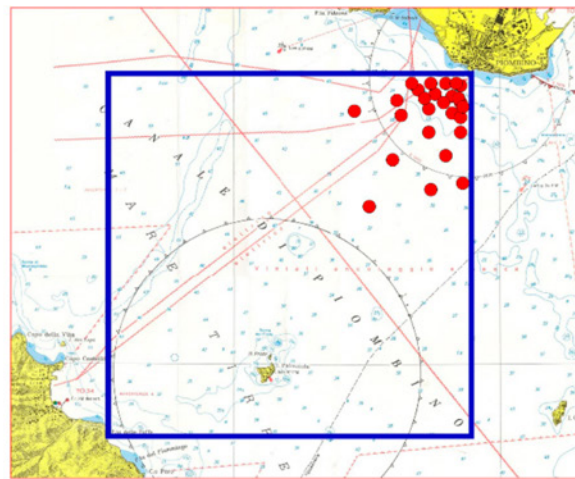
Рис. 8. Реализация системы интеллектуальных буев

Системы, основанные на роевых алгоритмах, децентрализованы, каждый отдельный элемент действует по определенному алгоритму и не обладает признаками интеллектуальности. Однако согласованное взаимодействие позволяет принимать решения, демонстрирующие интеллект [19]. Признаки роевой системы:

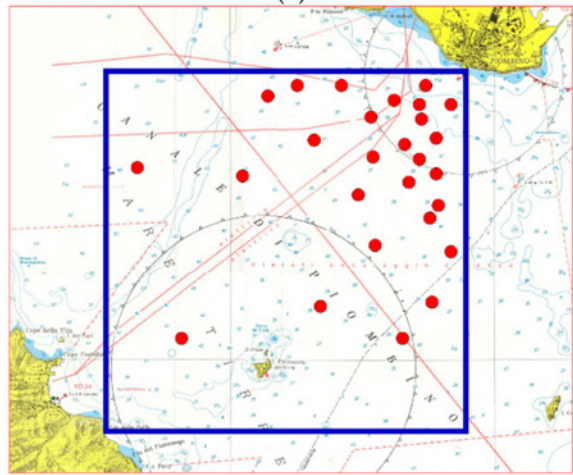
- рой состоит из однородных автономных агентов с ограниченными функциональными возможностями;
- автономные агенты децентрализованно взаимодействуют с окружающей средой и между собой для решения общей задачи;
- эффективное решение общей задачи возможно только совокупностью агентов.



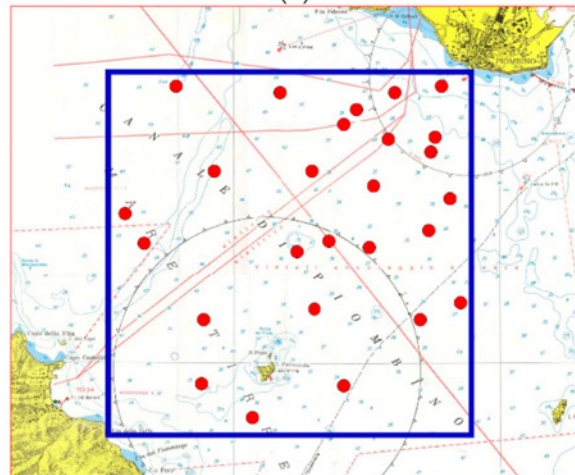
(a)



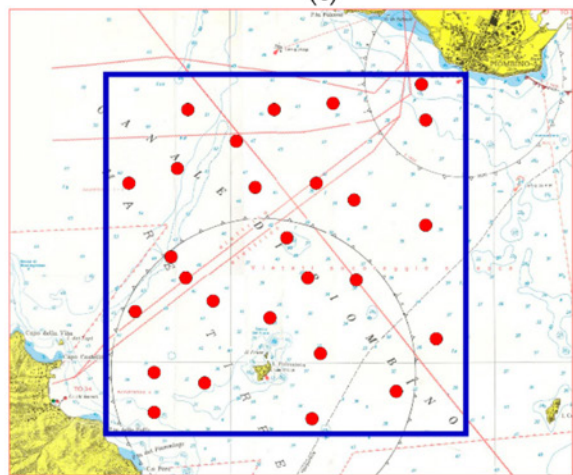
(b)



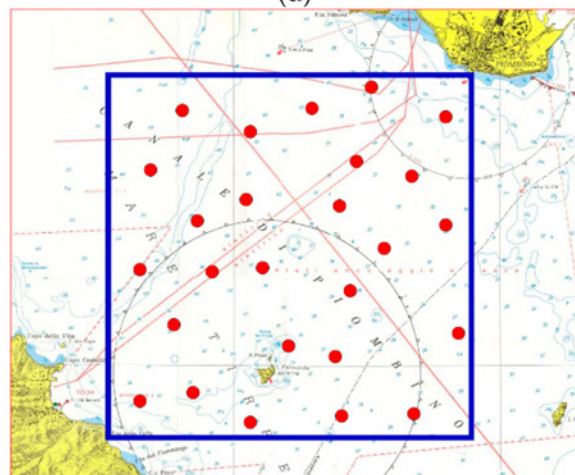
(c)



(d)



(e)



(f)

Рис. 9. Моделирование роя АНПА, равномерно распределяющихся по ограниченной акватории



Существует множество типов роевых алгоритмов – например, муравьиный алгоритм, пчелиный алгоритм, алгоритм светлячков, алгоритм роя частиц, алгоритм стаи волков, искусственная иммунная система, алгоритм летучих мышей.

Подобно другим методам, каждый из алгоритмов в рамках этого подхода имеет ряд сильных сторон и ряд ограничений. Однако не существует наилучшего метода, который можно было бы использовать для эффективного решения задачи оптимизации. Пример поиска пути муравьиным алгоритмом показана на рисунке 5: чем больше агентов проходит по конкретному пути, оставляя «феромон», тем «привлекательнее» он становится для последующих [20]. На рисунке 6 показана схема реализации пчелиного алгоритма: сначала в область вылетают разведчики, а затем уже остальные пчелы [21].

Примером роевой морской робототехники может являться проект Collective Cognitive Robots (CoCoRo), финансируемый Европейским союзом. В период с 2011 по 2014 год ученым из стран Евросоюза удалось разработать гетерогенную группу из 40 морских роботов, которые способны действовать согласованно. Группа состоит из 20 подводных роботов-разведчиков дна и 20 роботов, осуществляющих связь между разведчиками и базовой станцией, которая представляет собой катамаран, находящийся на поверхности. Робот-разведчик оснащен множеством датчиков, обладает высокой маневренностью и способен функционировать при течении до 1 м/с. Организация внутригруппового взаимодействия основана на биоинспирированных алгоритмах – таких как пчелиный алгоритм, муравьиный алгоритм, алгоритм светлячков, алгоритм стаи рыб.

Алгоритм клональной селекции (является одной из разновидностей алгоритмов искусственной иммунной системы) был реализован для построения интеллектуальной

навигационной системы в задачах построения акваферм [22]. В этой системе АНПА выполняет функцию наблюдения за физическими параметрами (температура, растворенный кислород и кислотность) большой акватории, на которой расположена акваферма.

Для выполнения схожей задачи в большой акватории, но в условиях, осложненных ледовой обстановкой, разработано решение [23], сосредоточенное на создании интеллектуальных буев, дрейфующих подо льдом. Данное решение позволяет построить навигационную систему из АНПА, функционирующих в заданной подледной акватории. Буи обеспечивают АНПА возможность уточнять свое местоположение, нивелируя ошибки показаний спутниковой навигационной системы, возникающие при подледном функционировании.

Для ограниченных акваторий проведено моделирование поведения роя АНПА, распределенного на замкнутом участке моря [24]. Рой начинает свое функционирование из единой отправной точки. Каждый член группы в данном случае обладает невысоким децентрализованным интеллектом, однако система в целом успешно решает задачу равномерного распределения по акватории. Это достигается путем постоянной связи агентов системы друг с другом.

Выводы

Интеллектуальные технологии навигации и планирования нашли широкое применение в задачах морской робототехники. В настоящее время реализовано множество проектов, опирающихся на эти технологии. Подводя итог, следует признать, что не все алгоритмы подходят для решения общей задачи в индивидуальном применении, потому что каждая задача должна следовать собственным специфическим критериям. Однако объединение и комбинирование алгоритмов позволяют повысить эффективность решения, дополняя достоинства и перекрывая недостатки друг друга. ■

1. Маевский А.М., Копылов С.А. Аспекты использования группировки подводных глайдеров для экологического мониторинга Мирового океана. – Материалы всероссийской конференции и школы молодых ученых «Системы обеспечения техносферной безопасности». – Таганрог: Южный федеральный университет, 2014. – С. 11–12.
2. Beloglazov D., Pereverzev V., Soloviev V., Pshikhopov V., Morozov R. Method of formation of quantitative indicators of complexity of the environment by a group of autonomous mobile robots Journal of Robotics. – 2020. – Т. 2020. – С. 6874291.
3. Волошин С.Б., Занин В.Ю., Маевский А.М. и др. Аспекты применения гетерогенных групп робототехнических комплексов повышенной автономности, в том числе из состава обсерваторий, с целью получения океанографических данных и их дальнейшего использования для освоения Арктической зоны. – Сборник работ лауреатов Международного конкурса научных, научно-технических и инновационных разработок, направленных на развитие и освоение Арктики и континентального шельфа 2020 года. – М., Министерство энергетики Российской Федерации, ООО «Технодевелоп», 2020. – С. 62–77.
4. Занин В.Ю., Кожемякин И.В., Маевский А.М. Использование морской робототехники в задачах оперативной океанографии. Отечественный и зарубежный опыт // Морские информационно-управляющие системы, № 1 (17), 2020. – С. 39–49.
5. Маевский А.М., Занин В.Ю., Кожемякин И.В. Разработка комбинированной системы управления резидентным/интервенционным АНПА на основании поведенческих методов // Известия ЮФУ. Технические науки. – № 1 (211), 2020.
6. <https://www.bbc.com/news/world-asia-27017928>.
7. <https://www.bbc.com/news/world-latin-america-46245686#:~:text=The%20wreckage%20of%20a%20submarine,coast%20on%2015%20November%202017>.
8. Devitt D., Morozov R., Medvedev M., Shapovalov I., Konovalov G. Implementation of the hybrid technology for quadcopter motion control in a complex non-deterministic environment. – В сборнике International Conference on Control, Automation and Systems. – № 18, 2018. – С. 451–456.
9. Белоглазов Д.А., Гузик В.Ф., Медведев М.Ю., Пшихопов В.Х., Пьявченко А.О., Сапрыкин Р.В., Соловьев В.В., Финаев В.И. Интеллектуальные технологии планирования перемещений подвижных объектов в трехмерных недетерминированных средах / Под ред. В.Х. Пшихопова. – М.: Наука, 2017. – 231 с.
10. Белоглазов Д.А., Гайдук А.Р., Косенко Е.Ю., Медведев М.Ю., Пшихопов В.Х., Соловьев В.В., Титов А.Е., Финаев В.И., Шаповалов И.О. Групповое управление подвижными объектами в неопределенных средах / Под ред. В.Х. Пшихопова. – М.: ФИЗМАТЛИТ, 2015. – 305 с.
11. Michael Cashmore, Maria Fox, Derek Long, Daniele Magazzeni, Bram Ridder, Artificial Intelligence Planning for AUV Mission Control, IFAC-PapersOnLine, Volume 48, Issue 2, 2015. – P. 262–267.
12. Игнатьев В.В., Соловьев В.В., Игнатьева А.С. Метод синтеза исходной базы правил адаптивного нечеткого регулятора. – В сборнике «Фундаментальные исследования, методы и алгоритмы прикладной математики в технике, медицине и экономике. Материалы 17-й Международной молодежной научно-практической конференции. – 2018. – С. 31–35.



20.7238529
25.9074253

ЛИТЕРАТУРА

13. Пшихопов В.Х., Медведев М.Ю., Пархоменко В.Б., Васильева М.А. Исследование интеллектуальной системы управления автономного наземного робота с нейронной сетью глубокого обучения. – В сборнике «Информационные технологии в управлении (ИТУ-2018). Материалы конференции. – 2018. – С. 176–182.
14. Gaiduk A.R., Martjanov O.V., Medvedev M.Yu., Pshikhopov V.Kh., Hamdan N., Farhood A. Neural network based control system for robots group operating in 2-d uncertain environment *Mechatronics, Automation, Control*. – 2020. – Т. 21. – № 8. – С. 470–479.
15. Jianjun Ni, Liuying Wu, Pengfei Shi, Simon X. Yang. A Dynamic Bioinspired Neural Network Based Real-Time Path Planning Method for Autonomous Underwater Vehicles. – *Computational Intelligence and Neuroscience*, vol. 2017, Article ID 9269742, 16 pages, 2017. <https://doi.org/10.1155/2017/9269742>.
16. J. Guo, D. Li, B. He. Intelligent Collaborative Navigation and Control for AUV Tracking. In *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, vol. 17, № 3, March 2021. – P. 1732–1741. doi: 10.1109/TII.2020.2994586.
17. Игнатъев В.В., Соловьев В.В., Белоглазов Д.А., Спиридонов О.Б., Игнатъева А.А. Оптимизация базы правил нечеткого регулятора на основе генетического алгоритма. В сборнике «Труды Международного научно-технического конгресса «Интеллектуальные системы и информационные технологии – 2019» («ИС & ИТ – 2019», IS&IT'19). Научное издание в 2 томах. – 2019. – С. 24–31.
18. Garcia-Cordova Francisco & González Antonio. (2013). Intelligent Navigation for a Solar Powered Unmanned Underwater Vehicle. *International Journal of Advanced Robotic Systems*. 10. 10.5772/56029.
19. Николашкин А.Г., Ершов Н.М. Адаптация алгоритмов роевой оптимизации к решению поисковых задач роевого интеллекта // *Системный анализ в науке и образовании*. – № 3, 2019. – С. 50–55.
20. Самигулина Г.А., Самигулин Т.И. Разработка smart-технологии для управления сложным объектом с использованием алгоритма муравьиной колонии // *Вестник Алматинского университета энергетики и связи*. – № 1 (44), 2019. – С. 106–113.
21. Литовка Н.В. Роевой интеллект в задачах оптимального размещения объектов пространственно распределенного предприятия / Н.В. Литовка // *Научные труды КубГТУ*. – № 11, 2018. – С. 70–80.
22. J. Lee, M. Roh, J. Lee, D. Lee. Intelligent Navigation of Autonomous Underwater Vehicles for Cage Aquafarm Surveillance, 2007. *Frontiers in the Convergence of Bioscience and Information Technologies*, Jeju, Korea (South), 2007. – P. 867–871. – doi: 10.1109/FBIT.2007.74.
23. Norgren, Petter & Mo-Björkelund, Tore & Gade, Kenneth & Hegrenæs, Øyvind & Ludvigsen, Martin. (2020). Intelligent Buoys for Aiding AUV Navigation Under the Ice. 10.1109/AUV50043.2020.9267889.
24. Petritoli E., Cagnetti M, Leccese F. Simulation of Autonomous Underwater Vehicles (AUVs) Swarm Diffusion. *Sensors* 2020, 20, 4950. <https://doi.org/10.3390/s2017495>.