

УДК 004.89:621.865.8:004.942

Брагин Дмитрий Михайлович, магистр, Национальный исследовательский ядерный университет «МИФИ», Институт интеллектуальных кибернетических систем, Москва, Россия

СЦЕНАРНО-МЕТРИЧЕСКАЯ ОЦЕНКА УСТОЙЧИВОСТИ АЛГОРИТМОВ УПРАВЛЕНИЯ РОЕМ РОБОТИЗИРОВАННЫХ ПЛАТФОРМ

Аннотация

Работа посвящена методике воспроизводимого сравнения алгоритмов группового управления в тех случаях, когда бинарная успешность миссии близка к насыщению и не различает конкурирующие решения. Предлагается сценарно-метрическая схема эксперимента, объединяющая попарное использование одинаковых значений генератора случайных чисел, шесть классов возмущений, фильтрацию валидности прогонов и совместный анализ покрытия, связности, столкновений, энергопотребления и интегральной оценки. Методика апробирована на данных 720 имитационных запусков роя из восьми агентов для четырех вариантов управления: централизованного планирования, реактивной стратегии, децентрализованного алгоритма на правилах и вероятностно-эвристического контура. Для отделения устойчивости от абсолютного уровня качества введены коэффициенты сохранения метрик при переходе от номинального сценария к комбинированному стрессу. Установлено, что насыщенная метрика успешности скрывает существенные различия: коэффициент сохранения связности составляет 0,593 для вероятностно-эвристического контура, 0,572 для rule-based и централизованного подходов и 0,318 для реактивного управления. Одновременно выявлен энергетический компромисс. Предложенная схема позволяет сопоставлять алгоритмы без сведения результата к одному показателю и формулировать проверяемые границы применимости каждого подхода.

Annotation

The paper presents a reproducible methodology for comparing multi-robot control algorithms when binary mission success is close to saturation and therefore cannot discriminate between competing solutions. The proposed scenario- and metric-based design combines paired random seeds, six disturbance classes, run-validity filtering, and joint analysis of coverage, connectivity, collisions, energy consumption, and an integral score. The methodology is demonstrated using aggregated results of 720 simulated runs of an eight-agent swarm under four control strategies: centralized planning, reactive control, decentralized rule-based control, and a probabilistic-heuristic loop. To separate robustness from the absolute performance level, metric-retention ratios are introduced for the transition from the nominal scenario to combined stress. The results show that saturated mission success masks substantial differences: connectivity retention equals 0.593 for the probabilistic-heuristic controller, approximately 0.572 for the rule-based and centralized approaches, and 0.318 for reactive control. The analysis also exposes an energy trade-off: improved connectivity and safety are achieved at the cost of higher energy use. The methodology supports comparison without collapsing all evidence into a single score and helps formulate testable limits of applicability for each control strategy.

Ключевые слова: рой роботов, многоагентная система, сценарный эксперимент, воспроизводимость, устойчивость, связность, энергопотребление, имитационное моделирование.

Keywords: robotic swarm, multi-agent system, scenario-based experiment, reproducibility, robustness, connectivity, energy consumption, simulation.

Введение

Сравнение алгоритмов управления многоагентными робототехническими системами затруднено тем, что результат зависит одновременно от среды, числа и состава агентов, модели связи, параметров движения, принятого критерия завершения и случайных факторов. Даже близкие по назначению эксперименты нередко используют разные полигоны и наборы показателей, из-за чего численные выводы плохо переносятся между работами. Проблема воспроизводимости и измеримости в робототехнике выделена как

самостоятельная методологическая задача [2; 3]. Для мультиагентного исследования особенно важно отделять параметры алгоритма от параметров экспериментальной среды и заранее фиксировать план эксперимента [8].

Дополнительная трудность возникает при насыщении метрики успеха. Если большинство запусков достигает формального критерия завершения, значение success rate перестает отражать качество коллективного поведения. Алгоритмы с разной связностью, числом конфликтов движения и расходом энергии получают одинаковую бинарную оценку. В таких условиях предпочтение одного решения другому должно опираться на профиль показателей, а не на единственное число.

В ранее подготовленных автором работах рассмотрены архитектура распределенной бортовой системы и вероятностно-эвристический контур принятия решений. Настоящая статья не повторяет архитектурное описание и не доказывает превосходство Dec-POMDP как класса моделей. Ее самостоятельным предметом является методика экспериментального сравнения и вторичный анализ устойчивости по данным выпускной квалификационной работы. Цель исследования — разработать сценарно-метрическую схему, позволяющую: обеспечить сопоставимость запусков; исключить диагностические и незавершенные строки; выявить различия при насыщенной успешности; количественно оценить сохранение качества при переходе от номинальных условий к комбинированному стрессу.

Материалы и методы

Экспериментальный план

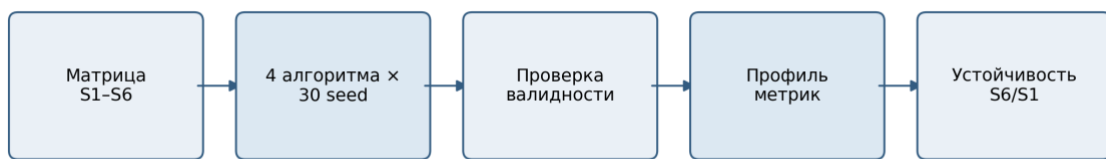
Исходная выборка содержит результаты 720 запусков: шесть сценариев, четыре архитектуры управления и 30 фиксированных значений seed для каждой пары «сценарий — архитектура». Во всех сериях использовался рой из восьми агентов и единый ускоренный кинематический режим моделирования. Одинаковые seed применялись попарно для всех сравниваемых архитектур. Такое решение не устраняет модельные ограничения, но уменьшает влияние случайно различающихся конфигураций среды.

Сценарии образуют упорядоченный набор воздействий: S1 — штатная связь и умеренная плотность препятствий; S2 — плотное препятственное окружение; S3 — потери пакетов и увеличение задержек; S4 — частичный отказ агентов; S5 — задержка принятия решений; S6 — совместное действие препятствий, деградации связи, отказов и вычислительных ограничений. Сравниваются Central-A*, Reactive, Rule-based и Dec-POMDP с эвристической коррекцией. Обученная MARL-политика в доказательную серию не включалась; поэтому выводы не относятся к MARL.

Таблица 1. Структура экспериментального плана

Элемент плана	Принятое решение	Назначение
Факторы	сценарий, архитектура, seed	разделение влияния условий и алгоритма
Повторы	30 seed на каждую комбинацию	снижение зависимости от единичной конфигурации
Сопоставление	одинаковые seed для четырех архитектур	парность условий сравнения
Объем	$6 \times 4 \times 30 = 720$ запусков	полная факторная матрица
Валидность	success, failure, diagnostic, incomplete	защита итоговой выборки от служебных строк
Метрики	coverage, connectivity, collisions, energy, integral score	многокритериальный профиль качества

Рисунок 1 отражает последовательность формирования доказательной выборки. Принципиальным является разделение двух операций: сначала проверяется техническая валидность записи, затем интерпретируются показатели качества. Неуспешный, но корректно завершённый прогон является наблюдением и не должен автоматически исключаться. Напротив, неполная строка или тайм-аут средства запуска не должны смешиваться с отказом исследуемого алгоритма.



Сначала техническая корректность прогона, затем интерпретация качества

Рисунок 1. Схема сценарно-метрической оценки
Метрики и показатели устойчивости

Для каждого запуска регистрируются коэффициент покрытия области $s \in [0; 1]$, коэффициент сохранения связности $k \in [0; 1]$, число столкновений n_{col} , суммарное энергопотребление E и интегральная оценка J . Бинарная успешность используется как контроль работоспособности, но не как единственный критерий ранжирования.

Чтобы сравнить характер деградации, введен коэффициент сохранения метрики

$$R_q = q(S6) / q(S1), \quad (1)$$

где q — показатель, для которого большее значение соответствует лучшему результату. Для энергопотребления используется коэффициент роста

$$G_E = E(S6) / E(S1). \quad (2)$$

Коэффициенты не заменяют абсолютные значения. Например, высокое R_J может сочетаться с низким исходным уровнем J . Поэтому интерпретация проводится совместно по трем слоям: абсолютный уровень в $S1$, абсолютный уровень в $S6$ и отношение $S6/S1$.

Результаты

Проверка валидности дала 697 строк `valid_success` и 23 строки `valid_failure`. Диагностические и незавершенные строки в итоговой серии отсутствовали. Общая успешность составила 96,8 %. По $S1-S5$ все четыре алгоритма достигли критерия миссии в 100 % запусков; в $S6$ реактивная стратегия сохранила успешность только в 23,3 % запусков. Таким образом, для

первых пяти сценариев success rate полностью насыщен и не пригоден для ранжирования.

В таблице 2 представлены производные показатели перехода от S1 к S6. Они рассчитаны по средним значениям ВКР и ранее отдельно не использовались как критерии сравнения.

Таблица 2. Сохранение метрик и рост энергопотребления

Архитектура	R_coverage	R_connectivity	R_integral	G_energy
Central-A*	0,992	0,572	0,962	1,560
Dec-POMDP + эвристическая коррекция	1,008	0,593	0,957	1,526
Reactive	1,082	0,318	0,422	4,157
Rule-based	0,995	0,572	1,012	1,524

Коэффициент покрытия у всех подходов сохраняется около единицы, а для Reactive формально возрастает. Этот факт нельзя трактовать как преимущество реактивной стратегии: в S6 она демонстрирует резкое снижение связности и интегральной оценки, рост столкновений и энергопотребления. Следовательно, покрытие в использованной модели является необходимой, но недостаточной характеристикой миссии.

Наибольшее сохранение связности получено для Dec-POMDP с эвристической коррекцией: $R_{connectivity} = 0,593$. Разница с Central-A* и Rule-based умеренна, однако абсолютное значение связности в S6 составляет 0,5867 против 0,5306 и 0,5438 соответственно. Reactive сохраняет только 31,8 % номинального уровня связности. Энергетическая картина обратна: Central-A*, Dec-POMDP и Rule-based увеличивают расход примерно в 1,52–1,56 раза, тогда как Reactive — более чем в четыре раза.

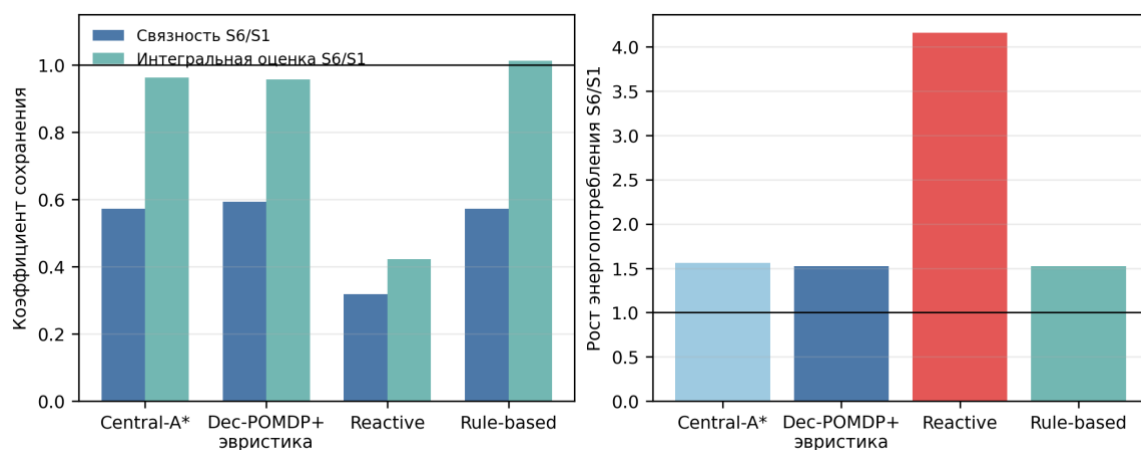


Рисунок 2. Сохранение показателей и рост энергопотребления при переходе от S1 к S6

В стрессовом сценарии вероятностно-эвристический контур относительно лучшего базового результата повышает связность на 7,9 % по сравнению с Rule-based, интегральную оценку — на 3,7 % по сравнению с Central-A*, а среднее число столкновений уменьшает на 42,9 % относительно Central-A*. Цена такого поведения — энергопотребление 3,0230 Вт·ч против 1,9275 Вт·ч у Central-A*. Поэтому корректный вывод состоит не в безусловном превосходстве, а в наличии воспроизводимого компромисса между сохранением коммуникационной структуры, безопасностью и ресурсом.

Обсуждение

Полученные результаты подтверждают методологическую ценность трех решений. Первое — полная матрица «сценарий × алгоритм × seed». Она позволяет отличить реакцию на конкретное воздействие от случайного преимущества отдельного запуска. Второе — явная таксономия валидности. Исключение всех неуспешных строк создало бы смещение выборки, а включение служебных строк исказило бы средние. Третье — разделение метрики достижения цели и метрик качества поведения.

Коэффициенты сохранения удобны для краткого описания устойчивости, но имеют ограничения. Они чувствительны к малому знаменателю и не содержат информации о внутригрупповом разбросе. В настоящей статье использованы агрегированные средние; поэтому не рассчитывались доверительные интервалы и не заявляется статистическая значимость

различий. Перед подачей в журнал целесообразно дополнить анализ парными разностями по одинаковым seed, bootstrap-интервалами и непараметрическим тестом с коррекцией множественных сравнений.

Еще одно ограничение связано с ускоренной кинематической моделью. Она обеспечивает массовость и детерминированность, но не воспроизводит полный DDS-трафик, динамику приводов и сырые сенсорные потоки. Следующий уровень валидации должен включать не замену, а последовательное усложнение модели: повторяемый headless-эксперимент; физически более подробную симуляцию; аппаратно-программный контур; натурный полигон. Сохранение единого идентификатора сценария и seed позволит проследить, какие выводы устойчивы к повышению реалистичности.

Заключение

Предложена сценарно-метрическая методика воспроизводимого сравнения алгоритмов управления роём. Она включает парные seed, факторную матрицу возмущений, отдельную проверку технической валидности и многокритериальный профиль результата. На данных 720 запусков показано, что общая успешность 96,8 % и стопроцентный результат в S1–S5 скрывают различия по связности, безопасности и энергии.

При переходе к комбинированному стрессу вероятностно-эвристический контур сохраняет 59,3 % номинальной связности, Rule-based и Central-A* — около 57,2 %, Reactive — 31,8 %. Одновременно все координированные подходы увеличивают расход энергии примерно в 1,5 раза, а Reactive — в 4,16 раза. Следовательно, выбор архитектуры должен учитывать допустимую цену сохранения связности, а не основываться только на факте завершения миссии.

Практическая ценность методики состоит в возможности формировать проверяемые паспорта алгоритмов: условия испытания, набор валидных прогонов, абсолютные метрики, коэффициенты сохранения и ограничения применимости. Для окончательного доказательного вывода необходим анализ исходных строк по seed и перенос серии на физически более подробную модель.

Список литературы

1. Amigoni F., Bastianelli E., Berghofer J. et al. Competitions for Benchmarking: Task and Functionality Scoring Complete Performance Assessment // IEEE Robotics & Automation Magazine. 2015. Vol. 22, no. 3. P. 53–61. DOI: 10.1109/MRA.2015.2448871.
2. Bonsignorio F., Del Pobil A. P. Toward Replicable and Measurable Robotics Research // IEEE Robotics & Automation Magazine. 2015. Vol. 22, no. 3. P. 32–35. DOI: 10.1109/MRA.2015.2452073.
3. Брагин Д. М. Архитектура управления роём роботизированных платформ на базе ROS 2/DDS / Д. М. Брагин // Вестник науки. – 2026. – № 6 (99), т. 4, ч. 1. – С. 778–790. – ISSN 2712-8849. – URL: <https://elibrary.ru/item.asp?id=91655744> (дата обращения: 29.07.2026). – Текст : электронный.
4. Brambilla M., Ferrante E., Birattari M., Dorigo M. Swarm robotics: a review from the swarm engineering perspective // Swarm Intelligence. 2013. Vol. 7. P. 1–41. DOI: 10.1007/s11721-012-0075-2.
5. Macenski S., Foote T., Gerkey B., Lalancette C., Woodall W. Robot Operating System 2: Design, architecture, and uses in the wild // Science Robotics. 2022. Vol. 7, no. 66. Art. eabm6074. DOI: 10.1126/scirobotics.abm6074.
6. Oliehoek F. A., Amato C. A Concise Introduction to Decentralized POMDPs. Cham: Springer, 2016. 134 p. DOI: 10.1007/978-3-319-28929-8.
7. Rashid T., Samvelyan M., Schroeder C. et al. QMIX: Monotonic Value Function Factorisation for Deep Multi-Agent Reinforcement Learning // Proceedings of the 35th International Conference on Machine Learning. 2018. Vol. 80. P. 4295–4304.
8. Yan Z., Fabresse L., Laval J., Bouraqadi N. Performance benchmarking of multi-robot systems: application to exploration // Revue d'Intelligence Artificielle. 2016. Vol. 30, no. 1–2. P. 211–236. DOI: 10.3166/RIA.30.211-236.

References

1. Amigoni F., Bastianelli E., Berghofer J. et al. Competitions for Benchmarking: Task and Functionality Scoring Complete Performance Assessment. IEEE Robotics & Automation Magazine, 2015, vol. 22, no. 3, pp. 53–61. DOI: 10.1109/MRA.2015.2448871.
2. Bonsignorio F., Del Pobil A. P. Toward Replicable and Measurable Robotics Research. IEEE Robotics & Automation Magazine, 2015, vol. 22, no. 3, pp. 32–35. DOI: 10.1109/MRA.2015.2452073.
3. Bragin, D. M. Swarm Control Architecture for Robotic Platforms Based on ROS 2/DDS / D. M. Bragin // Vestnik nauki [Bulletin of Science]. – 2026. – No. 6 (99), Vol. 4, Part 1. – P. 778–790. – ISSN 2712-8849. – URL: <https://elibrary.ru/item.asp?id=91655744> (date of access: 29.07.2026). – Text: electronic.
4. Brambilla M., Ferrante E., Birattari M., Dorigo M. Swarm robotics: a review from the swarm engineering perspective. Swarm Intelligence, 2013, vol. 7, pp. 1–41. DOI: 10.1007/s11721-012-0075-2.
5. Macenski S., Foote T., Gerkey B., Lalancette C., Woodall W. Robot Operating System 2: Design, architecture, and uses in the wild. Science Robotics, 2022, vol. 7, no. 66, eabm6074. DOI: 10.1126/scirobotics.abm6074.
6. Oliehoek F. A., Amato C. A Concise Introduction to Decentralized POMDPs. Cham, Springer, 2016. 134 p. DOI: 10.1007/978-3-319-28929-8.
7. Rashid T., Samvelyan M., Schroeder C. et al. QMIX: Monotonic Value Function Factorisation for Deep Multi-Agent Reinforcement Learning. Proceedings of the 35th International Conference on Machine Learning, 2018, vol. 80, pp. 4295–4304.
8. Yan Z., Fabresse L., Laval J., Bouraqadi N. Performance benchmarking of multi-robot systems: application to exploration. Revue d'Intelligence Artificielle, 2016, vol. 30, no. 1–2, pp. 211–236. DOI: 10.3166/RIA.30.211-236.