

КЛАССИФИКАЦИЯ МЕТОДОВ ФОРМИРОВАНИЯ МУЛЬТИАГЕНТНЫХ СИСТЕМ ИЗ ГРУППЫ ОБЪЕКТОВ

Е.Э. Журавлев

zheea18u263@student.bmstu.ru

МГТУ им. Н.Э. Баумана, Москва, Российская Федерация

Проанализированы методы формирования мультиагентных систем (МАС) из группы объектов. Выделены основные группы методов, позволяющих решать задачи обмена информацией между агентами, синхронизации временных меток агентов, формирования и управления пространственной конфигурацией МАС, координации агентов. Все методы разделены на централизованные и децентрализованные, использующие абсолютные и относительные координаты, способы машинного обучения и опирающиеся на роевые и эволюционные алгоритмы, а также отражающие особенности пространственно-временного положения агентов. В результате сравнительного анализа показаны достоинства и недостатки рассмотренных методов. Видно, что недостатки одних методов могут быть компенсированы достоинствами других при использовании комбинированных методов. Показано, что существующие методы классификации не отражают полноты существующих исследований в области формирования МАС из группы объектов. Предложенная классификация и сравнение систематизируют знания об основных аспектах формирования МАС.

Ключевые слова: моделирование, информация, автоматизированные системы, мультиагентные системы, обмен информацией, синхронизация, управление пространственной конфигурацией, координация

Введение. Мультиагентные системы (МАС) представляют собой комплексный подход к моделированию и реализации систем, включающих в себя множество интеллектуальных агентов, взаимодействующих между собой и с окружающей средой. Этот подход основан на концепции агентности, где каждый агент действует автономно, принимает решения на основе локального знания и взаимодействует с другими агентами для достижения общих целей.

В последнее время в человеческую жизнь для автоматизации части труда активно внедряются роботы, что делает актуальной задачу принятия решений для согласованного выполнения одной задачи либо выполнения множества мелких задач каждым роботом без помех в работе других роботов [1–3]. Еще одной популярной проблемой является имитация движения людей в различных средах. Она актуальна для таких задач, как имитация движения персонажей в видеоиграх или имитация движения людских потоков при эвакуации из здания в случае пожара. Специфика этих областей обуславливает не толь-

ко организацию движения от одной точки до другой, но и реалистичное поведение объектов во время их движения [4, 5].

Необходимо выделить основные этапы формирования мультиагентной системы из группы объектов, провести классификацию методов, используемых на каждом этапе, принять критерии сравнения и провести сравнительный анализ выделенных групп методов. На основе проведенного исследования можно сделать выводы о применимости групп методов.

Методы обмена информацией. Для координации и оптимизации действий в динамических и сложных средах в мультиагентных системах может потребоваться эффективная система рекомендаций и обмена информацией. Это позволит повысить общую эффективность агентов и их способность к адаптации и использовать совместное обучение, коллективную координацию действий, динамический обмен данными [6, 7].

Выделяют два основных типа организации обмена информации:

- 1) с использованием контроллера (выделяется контроллер, который обменивается данными со всеми агентами);
- 2) распределенные (каждый агент может обмениваться информацией со всеми остальными агентами).

Централизованный тип позволяет избавиться от необходимости межагентной связи и свести к минимуму риски при потере одного агента, но требует значительных вычислительных затрат и постоянной доступности контроллера. Децентрализованный позволяет обеспечить агентов автономностью, избавиться от необходимости постоянной доступности контроллера и повышает масштабируемость системы, но требует разработать алгоритм координации и снижает надежность при сильной межагентной зависимости.

Методы синхронизации и тайминга. В мультиагентных системах синхронизация и управление временем играют ключевую роль в обеспечении согласованности между агентами. Алгоритмы синхронизации и тайминга стремятся согласовать временные параметры различных агентов, обеспечивая точное выполнение задач и предотвращая коллизии в выполнении действий для эффективного выполнения задачи [8].

Выделяют следующие типы алгоритмов синхронизации:

- на основе кластеризации (агенты синхронизируются друг с другом без центрального контроллера, обмениваясь информацией о времени);
- с использованием контроллера (один агент или центральная система управляет синхронизацией всех агентов).

В случае децентрализованного подхода система подразделяется на кластеры, в каждом кластере выделяется агент, который делится с соседями по кластеру временными метками для синхронизации. Затем процедура повто-

ряется между кластерами. В случае централизованного подхода выбранный агент или контроллер рассылают данные для корректировки временных меток всем агентам системы. Иллюстрацию децентрализованного подхода можно увидеть на рис. 1.

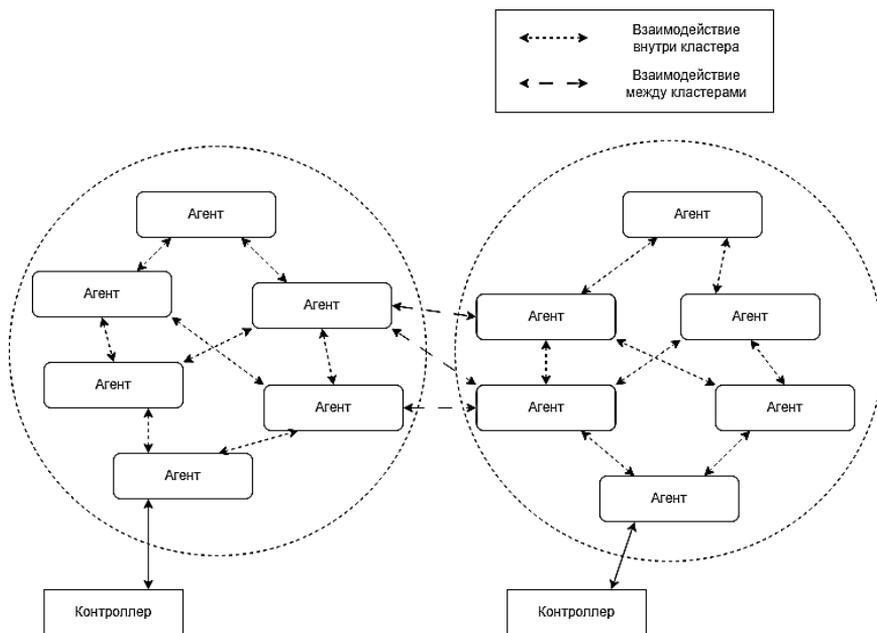


Рис. 1. Децентрализованная синхронизация

Методы управления пространственной конфигурацией. Выделяют два основных типа структуры конфигурации агентов:

- 1) выделение лидера (выбирается один агент, за которым следуют другие, каждый с заданным смещением);
- 2) виртуальная структура (все агенты рассматриваются как единое целое и перемещаются как одна группа, положения агентов устанавливаются относительно центра тяжести виртуального тела).

Лидерство позволяет использовать простой однонаправленный обмен информацией, обеспечивать высокую масштабируемость и простую реализацию, но вводит единую точку отказа. Виртуальная структура позволяет задавать точные траектории движения и обеспечивать высокую надежность, но повышается сложность связи с вводом новых агентов и возникает необходимость введения контроллера. Иллюстрацию структуры мультиагентной системы для разных типов контроля пространственной конфигурации можно увидеть на рис. 2.

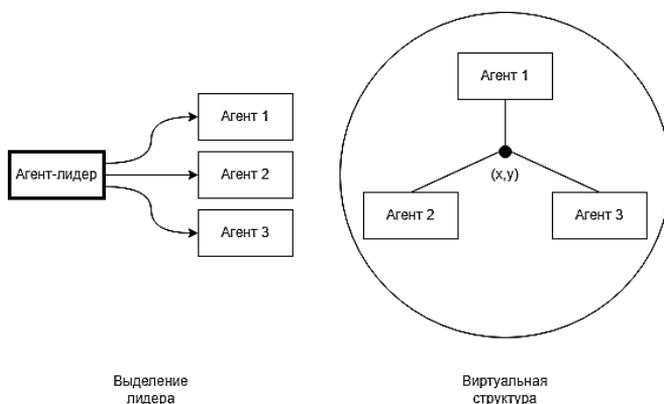


Рис. 2. Типы распределения агентов

Большинство современных исследований по управлению конфигурацией МАС можно подразделить на четыре группы [9]:

1) основанные на положении (агенты активно передвигаются к требуемому положению в глобальной системе координат);

2) основанные на смещении (расширение управления конфигурацией на основе положения, в котором учитывается параллельное перемещение агентов);

3) основанные на расстоянии между агентами (добавляет вращение агента, однако данная модель может быть более сложной, чем законы управления, основанные на положении и перемещении, поскольку закон управления, основанный на расстоянии, не использует глобальную систему координат);

4) основанные на азимуте (включает в себя дополнительный угол и вектор азимута, что позволяет пропорционально масштабировать конфигурацию).

Также выделяют группу, основанную на управлении аффинным формированием с матрицей напряжения. Преимущество матрицы напряжений заключается в том, что она остается неизменной при любом аффинном преобразовании конфигурации. Был предложен метод аффинного управления формированием, основанный на матрице напряжений, который одновременно решал две задачи: удержание агентов в определенной геометрии и выполнение действий, требуемых во время выполнения задачи.

Методы координации. Алгоритмы координации и распределения задач играют ключевую роль в обеспечении согласованного взаимодействия между агентами в мультиагентных системах. Они предназначены для эффективного распределения ресурсов, согласования действий и решения коллективных задач [10, 11].

При координации агент описывается собственным состоянием ($s_t \in S$) для определенного момента времени, где S — пространство состояний. Основываясь на причинно-следственном подходе, агент может предпринять несколько действий ($a_t \in A$), которые приведут агента к переходу к $s_t + 1 \in S$. Другими словами, используется $P \in M(S)^{S \times A}$, где $S \times A$ — декартово произведение двух множеств, в качестве динамики системы, тогда $s_t + 1$ вычисляется на основе условной вероятности, т. е. $P(s_t + 1 | s_t, a_t)$, где $M(S)$ обозначает набор состояний в пределах S .

Алгоритмы координации можно подразделить на четыре основные группы по способу организации агентов:

1) с использованием планировщика (распределение задач требует централизованного планировщика, который передает информацию между агентами);

2) распределенные (агенты обмениваются информацией, существующими состояниями и предстоящими целями, затем коллективно корректируют свои задачи);

3) заимствующие принципы из биологии (основаны на имитации биологического поведения, основанного на их аналитической способности решать задачи);

4) комбинированные (объединение двух или более алгоритмов координации, таким образом, ограничения, налагаемые конкретными алгоритмами, могут быть дополнены преимуществами других алгоритмов и, следовательно, может быть достигнуто наилучшее решение).

Методы с использованием планировщика. Центральным планировщиком может быть контроллер или один из агентов, получающий информацию от всех агентов, вычисляющий оптимальный план и информирующий всех агентов о плане. Обмен информацией в централизованных схемах распределения задач прост, но иногда невозможен для групп агентов из-за лежащих в основе ограничений связи, проблем с надежностью при несоответствиях и масштабируемости. Требования к вычислениям становятся непрактичными, когда число агентов растет.

Распределенные методы. Децентрализованные методы могут быть полезны в вышеописанных ситуациях, чтобы минимизировать сложность. Децентрализованные методы назначения задач в первую очередь ориентируются на сетевые протоколы и алгоритмы аукциона. Однако децентрализованные алгоритмы требуют надлежащей координации для повышения общей производительности. Фундаментальная проблема заключается в том, что для достижения согласованности требуется, чтобы агенты обменивались большими

объемами информации, существующими состояниями и предстоящими целями. Связь в таком масштабе не всегда возможна и снижает надежность системы. Обмен информацией является жизненно важной частью децентрализованных алгоритмов распределения задач.

Методы, заимствующие принципы из биологии. Эти алгоритмы исключают процесс построения сложных моделей окружающей среды и рекомендуют надежный алгоритм для достижения цели. Эти алгоритмы дополнительно можно разделить на алгоритмы, основанные на роевом интеллекте, алгоритмы, основанные на естественном отборе, и алгоритмы, основанные на нейронных сетях (НС) и обучении с подкреплением (ОП).

Алгоритмы роевого интеллекта. Роевой интеллект — это коллективное поведение самоорганизующихся и распределенных частиц, обычно наблюдаемое в природе. Эти алгоритмы используют подход, ориентированный на поиск, при котором каждая частица действует независимо. Позже они могут сотрудничать с соседями для изучения окружающей среды. Для этого задействованы две разные задачи: изучение и поиск [12].

Эволюционные алгоритмы. Эволюционные алгоритмы — стохастические методы, используемые для нахождения оптимальных решений. Индивидуумы учатся и адаптируются к ситуациям окружающей среды для выживания. Функция пригодности оценивает и решает, какие индивидуумы подходят для следующего поколения на каждой итерации. Центральной идеей является выживание наиболее приспособленных с использованием хорошего генетического фактора для последующего поколения. Это также позволяет создать новое пространство поиска, объединяющее различные гены.

Обучение с подкреплением и нейронные сети. Обучение с подкреплением фокусируется на обучении агентов на основе опыта во взаимодействии с окружающей средой, тогда как НС стремятся разрабатывать модели и алгоритмы, способные обобщать извлеченные из данных знания. Применение этих методов в мультиагентных системах дает возможность агентам самостоятельно учиться, адаптироваться и совершенствовать свое поведение [12–16].

Интеллектуальность агентов достигается за счет их обучения в процессе симуляции спроектированной модели. Агенты развиваются благодаря методу обучения с подкреплением, когда в ответ на действие агентов поступает ответ от среды в виде вознаграждения или наказания. Цель агента — максимизировать получаемое вознаграждение, что приводит к обучению оптимальному стратегическому поведению [17].

Иллюстрация обучения с подкреплением для агента представлена на рис. 3.

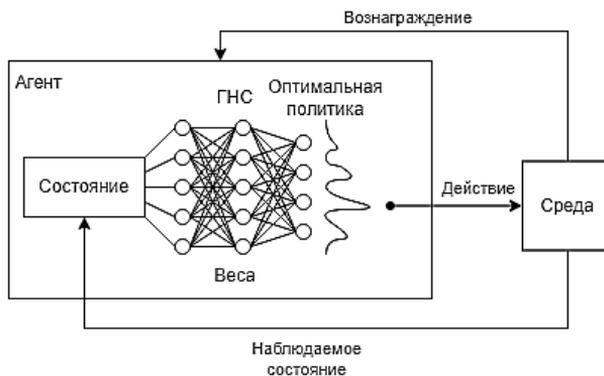


Рис. 3. Обучение с подкреплением

Критерии классификации методов формирования МАС. Вышеописанные методы можно подразделить по следующим критериям (рис. 4):

- наличие единой точки контроля;
- использование нейросетей;
- особенности пространственно-временного положения элементов в группе;
- решаемые задачи.

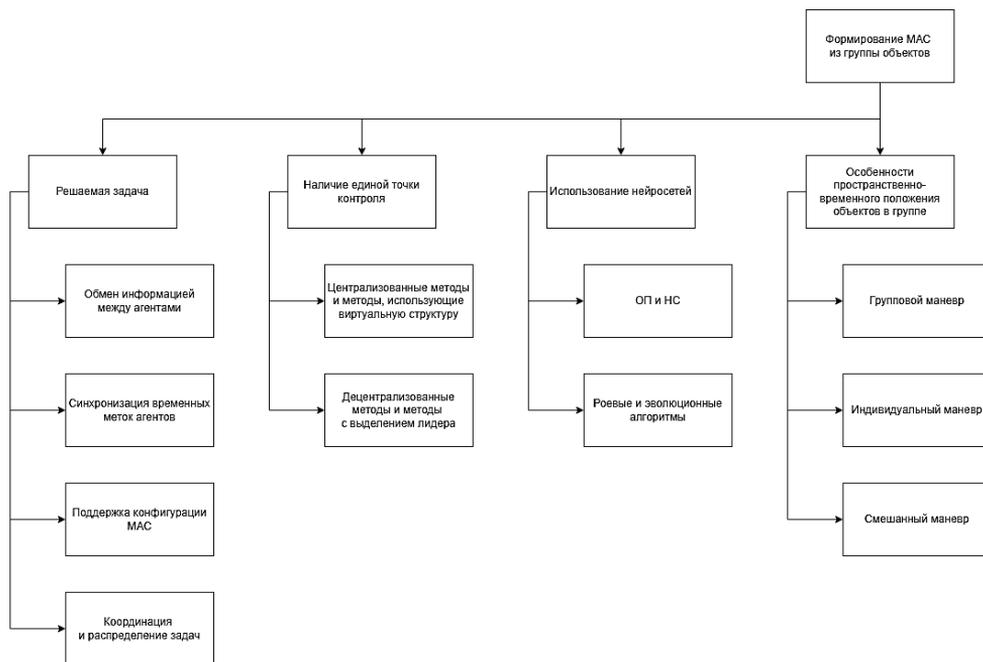


Рис. 4. Классификация методов формирования МАС из группы объектов

Иллюстрация предложенной классификации на основе выделенных критериев представлена на рис. 4. Групповой маневр — при котором номинальные траектории движения всех элементов конгруэнтны. Индивидуальный маневр — при котором каждый элемент независимо от других может менять параметры траектории движения. Смешанный — при котором возможно изменение параметров движения как всей группой средств, так и отдельными элементами.

Критерии оценивания методов формирования МАС. Для сравнения описанных групп методов были выделены следующие критерии:

- гибкость и адаптивность (способность системы быстро адаптироваться к изменяющимся условиям и требованиям);
- надежность и безопасность (способность системы работать надежно и безопасно при выполнении критических задач или в различных непредсказуемых средах);
- требования к вычислительным ресурсам (объем и тип вычислительных ресурсов, необходимых для эффективной работы системы);
- сложность разработки и обслуживания (уровень сложности при проектировании, разработке и поддержке системы);
- применимость к конкретным задачам (способность метода эффективно решать определенные задачи или работать в конкретных сценариях).

Каждый из этих критериев может быть важен в зависимости от конкретной ситуации и требований конкретной мультиагентной системы. Отбор метода должен основываться на тщательном анализе потребностей и ограничений конкретного применения.

Результаты сравнения методов формирования мультиагентной системы приведены в таблице.

Сравнение методов формирования мультиагентной системы

Метод	Адаптивность	Надежность	Вычислительные ресурсы	Сложность обслуживания	Применимость
Централизованные методы обмена информации	Средняя	Средняя	Высокие	Низкая	Всеобщая
Децентрализованные методы обмена информации	Высокая	Средняя	Низкие	Высокая	Средняя
Централизованные методы синхронизации времени	Низкая	Средняя	Высокие	Средняя	Средняя

Окончание таблицы

Метод	Адаптивность	Надежность	Вычислительные ресурсы	Сложность обслуживания	Применимость
Децентрализованные методы синхронизации времени	Высокая	Высокая	Низкие	Высокая	Средняя
Методы управления пространственной конфигурацией с выделением лидера	Средняя	Низкая	Высокие	Средняя	Средняя
Методы управления пространственной конфигурацией с виртуальной структурой	Высокая	Средняя	Средние	Высокая	Средняя
Централизованные методы координации	Средняя	Низкая	Высокая	Средняя	Средняя
Децентрализованные методы координации	Высокая	Средняя	Низкая	Высокая	Средняя
Методы на основе нейронных сетей и обучения с подкреплением	Средняя	Высокая	Высокие	Высокая	Ограниченная
Методы на основе роевого интеллекта	Высокая	Средняя	Средняя	Средняя	Средняя
Методы на основе эволюционных алгоритмов	Средняя	Средняя	Высокая	Высокая	Средняя

Заключение. Проведен анализ методов формирования мультиагентных систем. Выделены основные группы методов, решающие задачи обмена информацией между агентами, синхронизации временных меток агентов, формирования и управления пространственной конфигурацией МАС, координации агентов.

Все методы разделены на централизованные и децентрализованные, использующие абсолютные и относительные координаты, применяющие методы машинного обучения и опирающиеся на роевые и эволюционные алго-

ритмы, а также отражающие особенности пространственно-временного положения агентов.

В результате сравнительного анализа показаны достоинства и недостатки рассмотренных методов. Видно, что недостатки одних методов могут быть компенсированы достоинствами других при использовании комбинированных методов.

Литература

- [1] Ruch C. et al. The+ 1 method: model-free adaptive repositioning policies for robotic multi-agent systems. *IEEE Transactions on Network Science and Engineering*, 2020, vol. 7, no. 4, pp. 3171–3184.
<https://doi.org/10.1109/TNSE.2020.3017526>
- [2] Geihs K. Engineering challenges ahead for robot teamwork in dynamic environments. *Applied Sciences*, 2020, vol. 10, no. 4, art. 1368.
<https://doi.org/10.3390/app10041368>
- [3] Salzman O., Stern R. Research challenges and opportunities in multi-agent pathfinding and multi-agent pickup and delivery problems. *Proceedings of the 19th International Conference on Autonomous Agents and MultiAgent Systems*, New Zealand, 2020, pp. 1711–1715.
- [4] Sigurdson D. et al. Multi-agent pathfinding with real-time heuristic search. *IEEE Conference on Computational Intelligence and Games (CIG)*. IEEE, 2018, pp. 1–8.
<https://doi.org/10.1109/CIG.2018.8490436>
- [5] Janovská K., Surynek P. Combining Conflict-based Search and Agent-based Modeling for Evacuation Problems. *Proceedings of the International Symposium on Combinatorial Search*, 2022, vol. 15, no. 1, pp. 294–296.
<https://doi.org/10.1609/socs.v15i1.21790>
- [6] Pantelimon G. et al. Survey of multi-agent communication strategies for information exchange and mission control of drone deployments. *Journal of Intelligent & Robotic Systems*, 2019, vol. 95, pp. 779–788.
<https://doi.org/10.1007/s10846-018-0812-x>
- [7] Ristevski S., Yucelen T., Muse J. A. An event-triggered distributed control architecture for scheduling information exchange in networked multiagent systems. *IEEE Transactions on Control Systems Technology*, 2021, vol. 30, no. 3, pp. 1090–1101. <https://doi.org/10.1109/TCST.2021.3089911>
- [8] Alsolami F. et al. Development of self-synchronized drones' network using cluster-based swarm intelligence approach. *IEEE Access*, 2021, vol. 9, pp. 48010–48022. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2021.3064905>
- [9] Liu Y. et al. A Survey of Multi-Agent Systems on Distributed Formation Control. *Unmanned Systems*, 2023, pp. 1–14. <https://doi.org/10.1142/S2301385024500274>

- [10] Poudel S., Moh S. Task assignment algorithms for unmanned aerial vehicle networks: A comprehensive survey. *Vehicular Communications*, 2022, vol. 35, art. 100469. <https://doi.org/10.1016/j.vehcom.2022.100469>
- [11] Sargolzaei A., Abbaspour A., Crane C. D. Control of cooperative unmanned aerial vehicles: review of applications, challenges, and algorithms. *Optimization, Learning, and Control for Interdependent Complex Networks*, 2020, pp. 229–255. <https://doi.org/10.48550/arXiv.1908.02789>
- [12] Tang J., Duan H., Lao S. Swarm intelligence algorithms for multiple unmanned aerial vehicles collaboration: A comprehensive review. *Artificial Intelligence Review*, 2023, vol. 56, no. 5, pp. 4295–4327. <https://doi.org/10.1007/s10462-022-10281-7>
- [13] Azar A.T. et al. Drone deep reinforcement learning: A review. *Electronics*, 2021, vol. 10, no. 9, art. 999. <https://doi.org/10.3390/electronics10090999>
- [14] Luong P. et al. Deep reinforcement learning-based resource allocation in cooperative UAV-assisted wireless networks. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2021, vol. 20, no. 11, pp. 7610–7625. <https://doi.org/10.1109/TWC.2021.3086503>
- [15] Taha B., Shoufan A. Machine learning-based drone detection and classification: State-of-the-art in research. *IEEE access*, 2019, vol. 7, pp. 138669–138682. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2019.2942944>
- [16] Soori M., Arezoo B., Dastres R. Artificial intelligence, machine learning and deep learning in advanced robotics, a review. *Cognitive Robotics*, 2023. <https://doi.org/10.1016/j.cogr.2023.04.001>
- [17] Zhang K., Yang Z., Başar T. Multi-agent reinforcement learning: A selective overview of theories and algorithms. *Handbook of Reinforcement Learning and Control*, 2021, pp. 321–384. <https://doi.org/10.48550/arXiv.1911.10635>

Поступила в редакцию 31.05.2024

Журавлев Евгений Эдуардович — студент бакалавриата кафедры «Программное обеспечение ЭВМ и информационные технологии», МГТУ им. Н.Э. Баумана, Москва, Российская Федерация.

Ссылку на эту статью просим оформлять следующим образом:

Журавлев Е.Э. Классификация методов формирования мультиагентных систем из группы объектов. *Политехнический молодежный журнал*, 2024, № 05 (94). URL: https://ptsj.bmstu.ru/catalog/icec/inf_tech/998.html

METHOD CLASSIFICATION IN FORMING THE MULTI-AGENT SYSTEMS OF A GROUP OF OBJECTS

E.E. Zhuravlev

zheea18u263@student.bmstu.ru

Bauman Moscow State Technical University, Moscow, Russian Federation

The paper analyzes methods in forming the multi-agent systems (MAS) from a group of objects. It identifies the main groups of methods making it possible to solve problems in the information exchange between the agents, synchronization of the agents' timestamps, formation and control of the MAS spatial configuration, and the agents' coordination. All methods are divided into those centralized and decentralized. They are using the absolute and relative coordinates, the machine learning methods, and based on the swarm and evolutionary algorithms. Besides, they are reflecting features of the agent spatial temporal position. The comparative analysis result demonstrates advantages and disadvantages of the considered methods. It is evident that disadvantages of a certain method could be compensated by advantages of others when using the combined methods. The paper shows that the existing classification methods do not reflect completeness of the existing research in forming the MAS from a group of objects. The proposed classification and comparison are systematizing knowledge on main aspects in forming the MAS.

Keywords: simulation, information, automated systems, multi-agent systems, information exchange, synchronization, spatial configuration management, coordination

Received 31.05.2024

Zhuravlev E.E. — Student, Department of Computer Software and Information Technologies, Bauman Moscow State Technical University, Moscow, Russian Federation.

Please cite this article in English as:

Zhuravlev E.E. Method classification in forming the multi-agent systems of a group of objects. *Politekhnichestkiy molodezhnyy zhurnal*, 2024, no. 05 (94). (In Russ.). URL: https://ptsj.bmstu.ru/catalog/icec/inf_tech/998.html