

doi: 10.17586/2226-1494-2024-24-6-1044-1048

УДК 004.8

**Особенности организации игрового взаимодействия
асимметричных агентов с использованием графовых нейронных сетей**
**Артём Олегович Исаков¹, Данил Евгеньевич Перегородиев², Иван Вячеславович Томилов³,
Наталья Федоровна Гусарова⁴✉, Александр Андреевич Голубев⁵**

^{1,2,3,4,5} Университет ИТМО, Санкт-Петербург, 197101, Российская Федерация

¹ aouisakov@itmo.ru, <https://orcid.org/0000-0002-2938-0575>

² deperegrodiev@itmo.ru, <https://orcid.org/0000-0002-2855-9207>

³ ivan-tomilov3@yandex.ru, <https://orcid.org/0000-0003-1886-2867>

⁴ natfed@list.ru✉, <https://orcid.org/0000-0002-1361-6037>

⁵ 9459539@gmail.com, <https://orcid.org/0000-0001-7417-6947>

Аннотация

Введение. Рассмотрена структура представления графа межагентных связей для повышения эффективности взаимодействия агентов в кооперативных состязательных играх с использованием графовых нейронных сетей. **Метод.** Выполнена сравнительная оценка метрик и матриц смежности для графов связей, задаваемых с применением геометрической и семантической метрик близости. **Основные результаты.** Показано, что семантическая близость более эффективна при построении графа межагентных связей, а применение орграфов обеспечивает гибкое управление информационными потоками. **Обсуждение.** Предложенные закономерности важно учитывать при организации многоагентного обучения с подкреплением в широком диапазоне областей применения.

Ключевые слова

теория графов, графовые нейронные сети, обучение с подкреплением, многоагентные системы, кооперативно-состязательное поведение

Благодарности

Работа выполнена при поддержке Министерства науки и высшего образования Российской Федерации, госзадание № 2019-1339.

Ссылка для цитирования: Исаков А.О., Перегородиев Д.Е., Томилов И.В., Гусарова Н.Ф., Голубев А.А. Особенности организации игрового взаимодействия асимметричных агентов с использованием графовых нейронных сетей // Научно-технический вестник информационных технологий, механики и оптики. 2024. Т. 24, № 6. С. 1044–1048. doi: 10.17586/2226-1494-2024-24-6-1044-1048

**Aspects of organizing game interactions among
asymmetric agents using graph neural networks**

**Artem O. Isakov¹, Danil E. Peregorodiev², Ivan V. Tomilov³, Natalia F. Gusarova⁴✉,
Alexander A. Golubev⁵**

^{1,2,3,4} ITMO University, Saint Petersburg, 197101, Russian Federation

¹ aouisakov@itmo.ru, <https://orcid.org/0000-0002-2938-0575>

² deperegrodiev@itmo.ru, <https://orcid.org/0000-0002-2855-9207>

³ ivan-tomilov3@yandex.ru, <https://orcid.org/0000-0003-1886-2867>

⁴ natfed@list.ru✉, <https://orcid.org/0000-0002-1361-6037>

⁵ 9459539@gmail.com, <https://orcid.org/0000-0001-7417-6947>

Abstract

The article considers the structures of representation of the graph of inter-agent connections for increasing the efficiency of agent interaction in cooperative competitive games using graph neural networks. A comparative assessment of metrics and adjacency matrices for graphs of connections defined using geometric and semantic metrics of proximity

© Исаков А.О., Перегородиев Д.Е., Томилов И.В., Гусарова Н.Ф., Голубев А.А., 2024

is performed. It is shown that semantic proximity is more effective in constructing a graph of inter-agent connections, and the use of oriented graphs ensures flexible management of information flows. The proposed patterns are important to consider when organizing multi-agent reinforcement learning in a wide range of application areas.

Keywords

graph theory, graph neural networks, reinforcement learning, multi-agent systems, cooperative-competitive behavior

Acknowledgements

The Ministry of Science and Higher Education of the Russian Federation: State Assignment No. 2019-1339.

For citation: Isakov A.O., Peregorodiev D.E., Tomilov I.V., Gusarova N.F., Golubev A.A. Aspects of organizing game interactions among asymmetric agents using graph neural networks. *Scientific and Technical Journal of Information Technologies, Mechanics and Optics*, 2024, vol. 24, no. 6, pp. 1044–1048 (in Russian). doi: 10.17586/2226-1494-2024-24-6-1044-1048

Введение

Многоагентное обучение с подкреплением (Multi-Agent Reinforcement Learning, MARL) активно используется при игровом моделировании комплексных процессов, от экономических (логистика) [1] до медицинских (биология и химия) [2], с участием произвольного числа контрагентов. Графовые структуры [3–5] зарекомендовали себя как способ эффективного описания комплексных межагентных взаимодействий внутри исследуемого топологического пространства игровой среды. Развитие [6, 7] графовых нейронных сетей позволило инкорпорировать графовые структуры для отображения исходных данных в латентное представление, что дало возможность получить существенные преимущества при решении задач MARL [8–10]. Однако предметом активных исследований остается вопрос организации состязательного поведения агентов в среде [11]. Кроме того, на эффективность моделей влияет способ инициализации и динамического обновления узлов графа, выбранного в качестве основы для представления и обмена данными между агентами. В настоящей работе проводится сравнительная оценка различных структур представления графа межагентных связей для повышения эффективности взаимодействия агентов.

Метод исследования

Многоагентные модели применяются в игровой среде, представленной в виде геометрического пространства, например, двухмерной карты. Участники игрового процесса отслеживают изменения среды, формируя вектор наблюдений $\mathbf{O}$.

Наблюдения агента включают в себя информацию о его текущем положении, относительно начала координат, а также предпринятые агентом на предыдущем шаге и другими игроками шаги a из пространства доступных действий A и соответствующие им награды r . В случае асимметричности агентов наблюдения могут включать и само пространство A . Помимо этого, в пространство наблюдений могут быть включены любые признаки, отражающие объективное состояние агента, а также темпоральная переменная t . Последняя добавляется с целью смягчить последствия нарушения свойства стационарности, лежащего в основе марковского процесса, что нашло свое отражение в теории графов [12, 13]. Причина нестационарности лежит в изменяющихся вероятностях перехода из состояния S_t в S_{t+1} по мере того, как агенты учатся оптимальным политикам поведения.

Вводя графовое описание игры, определим агентов в n -мерном пространстве как узлы графа. Чаще всего во взаимодействие вступают соседние агенты, причем соседство в общем случае определяется на основе всей совокупности признаков, представленной вектором наблюдений $\mathbf{O}$, заданным радиусом для поиска соседа e и выбранной мерой расстояния. Традиционным способом определения соседства является задание геометрической близости, в частности, евклидовой меры расстояния между агентами, что не всегда эффективно для описания MARL на графах. Альтернативой может служить семантическая мера близости, когда в вектор признаков вводятся координаты, описывающие семантическое деление агентов.

Выполним иллюстрацию метода на примере игры «хищник-жертва» (рис. 1). Пусть в многоагентном сеттинге хищники представлены разнородной группой, включающей в себя «лис» (синие точки) и «волков» (красные точки), в то время как жертвы представлены одним классом — «зайцы» (игровая среда). Если руководствоваться исключительно пространственной близостью элементов при определении соседних вершин, то получаемый граф взаимодействий предопределяет утечку информации, поскольку в процессе обмена сообщениями между вершинами графа близко расположенные лисы и волки могут свободно обмениваться информацией (рис. 1, *a*). Введение третьей, семантической, координаты, разделяющей хищников по типу (рис. 1, *b*), затрудняет взаимодействие между разнотипными вершинами и вносит в их отношения необходимую состязательность.

Для количественной оценки получаемого эффекта была выполнена симуляция описанных вариантов конфигурации графов с расчетом характерных метрик [14, 15]. Всего для симуляции использовано 20 вариантов графов с $n = 15–30$, при этом значения всех метрик изменялись в пределах не более $\pm 5\%$. Для всех построенных графов рассчитана матрица смежности.

Результаты

В таблице приведены результаты симуляции для пары графов рис. 1, *a*, *b*, с числом вершин $n = 30$.

В результате сравнения графов получено, что более высокая модулярность 0,49 и более распределенная структура, выраженная плотностью 0,48, у графа на основе семантической близости. Это означает, что данный граф может лучше представлять естественное формирование команд и стратегических коалиций в

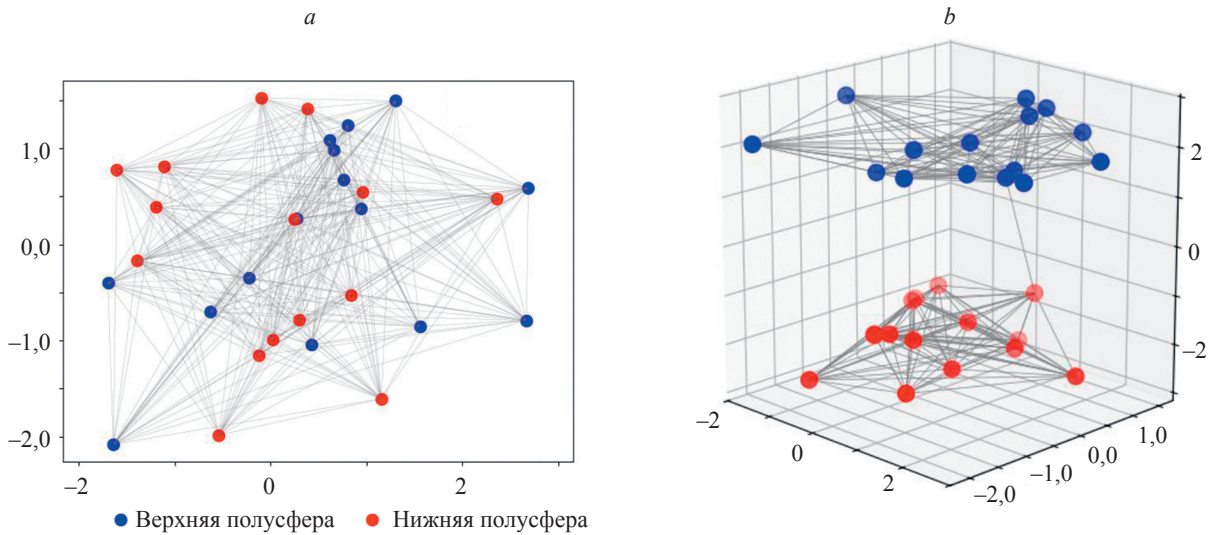


Рис. 1. Графовое описание игры: граф на основе геометрической близости агентов (a), граф на основе семантической близости векторов наблюдений (b)

Fig. 1. Graph description of the game: graph based on the geometric proximity of agents (a), graph based on the semantic proximity of observation vectors (b)

Таблица. Расчетные показатели для геометрической и семантической близостей

Table. Calculated indicators for geometric and semantic similarity

Мера расстояния	Плотность	Модулярность	Средняя степень	Наиболее популярный узел	
				Координаты	Центральность
Геометрическая	0,78	0,11	22,80	(-1,39; -0,17)	0,96
Семантическая	0,48	0,49	14,06	(0,94; 0,37; 1,30)	0,52

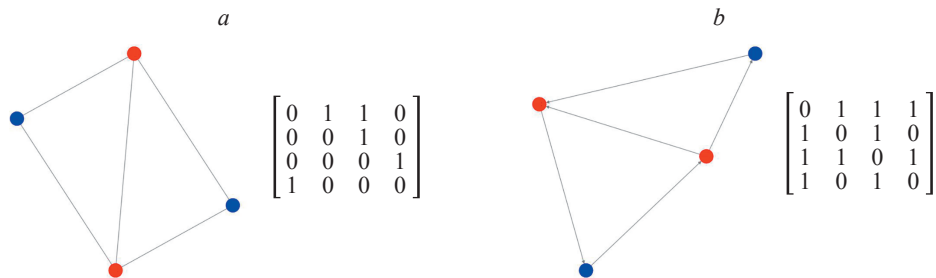


Рис. 2. Сравнение матриц смежности для ненаправленного (a) и направленного (b) графов

Fig. 2. Comparison of adjacency matrices for: undirected graph (a), directed graph (b)

многоагентных игровых средах, позволяя создавать более специализированное поведение агентов внутри подгрупп при сохранении межагентной координации через умеренно связанную структуру сети. Меньшая средняя степень в семантическом графе 14,06 смягчает проблемы чрезмерного сглаживания в слоях графовых сетей, что важно для поддержания различных стратегий агентов в конкурентных сценариях при сохранении кооперативного поведения внутри команд.

Сравнение матриц смежности (рис. 2) показывает, что использование орграфов придает MARL на графах гибкость за счет введения управляемой частичной observability среды для агентов в процессе обучения путем контролируемого перенаправления потоков информации между узлами сети.

Заключение

Проведенный анализ показал превосходство семантической близости над геометрической при построении графа межагентных связей. Применение орграфов обеспечивает гибкое управление информационными потоками между агентами и тем самым эффективно организовывать кооперативно-сопостязательное взаимодействие асимметричных агентов. Перспективным направлением является разработка методов динамического обновления структуры графа и матрицы смежности в процессе обучения.

Литература

1. Yang S. Hierarchical graph multi-agent reinforcement learning for traffic signal control // *Information Sciences*. 2023. V. 634. P. 55–72. <https://doi.org/10.1016/j.ins.2023.03.087>
2. Veličković P. Everything is connected: Graph neural networks // *Current Opinion in Structural Biology*. 2023. V. 79. P. 102538. <https://doi.org/10.1016/j.sbi.2023.102538>
3. Khemani B., Patil S., Kotecha K., Tanwar S. A review of graph neural networks: concepts, architectures, techniques, challenges, datasets, applications, and future directions // *Journal of Big Data*. 2024. V. 11. N 1. P. 18. <https://doi.org/10.1186/s40537-023-00876-4>
4. Nie M., Chen D., Wang D. Reinforcement learning on graphs: A survey // *IEEE Transactions on Emerging Topics in Computational Intelligence*. 2023. V. 7. N 4. P. 1065–1082. <https://doi.org/10.1109/tetci.2022.3222545>
5. Zhou J., Cui G., Hu S., Zhang Z., Yang C., Liu Z., Wang L., Li C., Sun M. Graph neural networks: A review of methods and applications // *AI Open*. 2020. V. 1. P. 57–81. <https://doi.org/10.1016/j.aiopen.2021.01.001>
6. Wu Z., Pan S., Chen F., Long G., Zhang C., Yu P.S. A comprehensive survey on graph neural networks // *IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems*. 2020. V. 32. N 1. P. 4–24. <https://doi.org/10.1109/tnnls.2020.2978386>
7. Bhatti U.A., Tang H., Wu G., Marjan S., Hussain A. Deep learning with graph convolutional networks: An overview and latest applications in computational intelligence // *International Journal of Intelligent Systems*. 2023. V. 2023. P. 8342104. <https://doi.org/10.1155/2023/8342104>
8. Wu L., Cui P., Pei J., Zhao L., Guo X. Graph neural networks: foundation, frontiers and applications // *Proc. of the 28th ACM SIGKDD Conference on Knowledge Discovery and Data Mining*. 2022. P. 4840–4841. <https://doi.org/10.1145/3534678.3542609>
9. Meng L., Shao Y., Yuan L., Lai L., Cheng P., Li X., Yu W., Zhang W., Lin X., Zhou J. A survey of distributed graph algorithms on massive graphs // *ACM Computing Surveys*. 2024. V. 57. N 2. P. 1–39. <https://doi.org/10.1145/3694966>
10. Vrahatis A.G., Lazaros K., Kotsiantis S. Graph Attention Networks: A Comprehensive Review of Methods and Applications // *Future Internet*. 2024. V. 16. N 9. P. 318. <https://doi.org/10.3390/fi16090318>
11. Munikoti S., Agarwal D., Das L., Halappanavar M., Natarajan B. Challenges and opportunities in deep reinforcement learning with graph neural networks: A comprehensive review of algorithms and applications // *IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems*. 2023. V. 35. N 11. P. 15051–15071. <https://doi.org/10.1109/tnnls.2023.3283523>
12. Verbavatz V., Barthelemy M. Betweenness centrality in dense spatial networks // *Physical Review E*. 2022. V. 105. N 5. P. 054303. <https://doi.org/10.1103/physreve.105.054303>
13. Tsalouchidou I., Baeza-Yates R., Bonchi F., Liao K., Sellis T. Temporal betweenness centrality in dynamic graphs // *International Journal of Data Science and Analytics*. 2020. V. 9. N 3. P. 257–272. <https://doi.org/10.1007/s41060-019-00189-x>
14. Wills P., Meyer F.G. Metrics for graph comparison: a practitioner's guide // *PLoS ONE*. 2020. V. 15. N 2. P. e0228728. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0228728>
15. O'Bray L., Horn M., Rieck B., Borgwardt K. Evaluation metrics for graph generative models: Problems, pitfalls, and practical solutions // *Proc. of the ICLR 2022 — 10th International Conference on Learning Representations*. 2022.

Авторы

Исаков Артём Олегович — аспирант, Университет ИТМО, Санкт-Петербург, 197101, Российская Федерация, orcid.org/0000-0002-2938-0575, aoisakov@itmo.ru
Перегородиев Данил Евгеньевич — студент, Университет ИТМО, Санкт-Петербург, 197101, Российская Федерация, <https://orcid.org/0000-0002-2855-9207>, deperegorodiev@itmo.ru
Томилов Иван Вячеславович — студент, Университет ИТМО, Санкт-Петербург, 197101, Российская Федерация, orcid.org/0000-0003-1886-2867, ivan-tomilov3@yandex.ru

References

1. Yang S. Hierarchical graph multi-agent reinforcement learning for traffic signal control. *Information Sciences*, 2023, vol. 634, pp. 55–72. <https://doi.org/10.1016/j.ins.2023.03.087>
2. Veličković P. Everything is connected: Graph neural networks. *Current Opinion in Structural Biology*, 2023, vol. 79, pp. 102538. <https://doi.org/10.1016/j.sbi.2023.102538>
3. Khemani B., Patil S., Kotecha K., Tanwar S. A review of graph neural networks: concepts, architectures, techniques, challenges, datasets, applications, and future directions. *Journal of Big Data*, 2024, vol. 11, no. 1, pp. 18. <https://doi.org/10.1186/s40537-023-00876-4>
4. Nie M., Chen D., Wang D. Reinforcement learning on graphs: A survey. *IEEE Transactions on Emerging Topics in Computational Intelligence*, 2023, vol. 7, no. 4, pp. 1065–1082. <https://doi.org/10.1109/tetci.2022.3222545>
5. Zhou J., Cui G., Hu S., Zhang Z., Yang C., Liu Z., Wang L., Li C., Sun M. Graph neural networks: A review of methods and applications. *AI Open*, 2020, vol. 1, pp. 57–81. <https://doi.org/10.1016/j.aiopen.2021.01.001>
6. Wu Z., Pan S., Chen F., Long G., Zhang C., Yu P.S. A comprehensive survey on graph neural networks. *IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems*, 2020, vol. 32, no. 1, pp. 4–24. <https://doi.org/10.1109/tnnls.2020.2978386>
7. Bhatti U.A., Tang H., Wu G., Marjan S., Hussain A. Deep learning with graph convolutional networks: An overview and latest applications in computational intelligence. *International Journal of Intelligent Systems*, 2023, vol. 2023, pp. 8342104. <https://doi.org/10.1155/2023/8342104>
8. Wu L., Cui P., Pei J., Zhao L., Guo X. Graph neural networks: foundation, frontiers and applications. *Proc. of the 28th ACM SIGKDD Conference on Knowledge Discovery and Data Mining*, 2022, pp. 4840–4841. <https://doi.org/10.1145/3534678.3542609>
9. Meng L., Shao Y., Yuan L., Lai L., Cheng P., Li X., Yu W., Zhang W., Lin X., Zhou J. A survey of distributed graph algorithms on massive graphs. *ACM Computing Surveys*, 2024, vol. 57, no. 2, pp. 1–39. <https://doi.org/10.1145/3694966>
10. Vrahatis A.G., Lazaros K., Kotsiantis S. Graph Attention Networks: A Comprehensive Review of Methods and Applications. *Future Internet*, 2024, vol. 16, no. 9, pp. 318. <https://doi.org/10.3390/fi16090318>
11. Munikoti S., Agarwal D., Das L., Halappanavar M., Natarajan B. Challenges and opportunities in deep reinforcement learning with graph neural networks: A comprehensive review of algorithms and applications. *IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems*, 2023, vol. 35, no. 11, pp. 15051–15071. <https://doi.org/10.1109/tnnls.2023.3283523>
12. Verbavatz V., Barthelemy M. Betweenness centrality in dense spatial networks. *Physical Review E*, 2022, vol. 105, no. 5, pp. 054303. <https://doi.org/10.1103/physreve.105.054303>
13. Tsalouchidou I., Baeza-Yates R., Bonchi F., Liao K., Sellis T. Temporal betweenness centrality in dynamic graphs. *International Journal of Data Science and Analytics*, 2020, vol. 9, no. 3, pp. 257–272. <https://doi.org/10.1007/s41060-019-00189-x>
14. Wills P., Meyer F.G. Metrics for graph comparison: a practitioner's guide. *PLoS ONE*, 2020, vol. 15, no. 2, pp. e0228728. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0228728>
15. O'Bray L., Horn M., Rieck B., Borgwardt K. Evaluation metrics for graph generative models: Problems, pitfalls, and practical solutions. *Proc. of the ICLR 2022 — 10th International Conference on Learning Representations*, 2022.

Authors

Artem O. Isakov — PhD Student, ITMO University, Saint Petersburg, 197101, Russian Federation, orcid.org/0000-0002-2938-0575, aoisakov@itmo.ru
Danil E. Peregorodiev — Student, ITMO University, Saint Petersburg, 197101, Russian Federation, <https://orcid.org/0000-0002-2855-9207>, deperegorodiev@itmo.ru
Ivan V. Tomilov — Student, ITMO University, Saint Petersburg, 197101, Russian Federation, orcid.org/0000-0003-1886-2867, ivan-tomilov3@yandex.ru

Гусарова Наталия Федоровна — кандидат технических наук, старший научный сотрудник, доцент, Университет ИТМО, Санкт-Петербург, 197101, Российская Федерация, [sc 57162764200](https://orcid.org/0000-0002-1361-6037), [natfed@list.ru](https://orcid.org/0000-0002-1361-6037)

Голубев Александр Андреевич — аспирант, Университет ИТМО, Санкт-Петербург, 197101, Российская Федерация, <https://orcid.org/0000-0001-7417-6947>, 9459539@gmail.com

Natalia F. Gusarova — PhD, Senior Researcher, Associate Professor, ITMO University, Saint Petersburg, 197101, Russian Federation, [sc 57162764200](https://orcid.org/0000-0002-1361-6037), [natfed@list.ru](https://orcid.org/0000-0002-1361-6037)

Alexander A. Golubev — PhD Student, ITMO University, Saint Petersburg, 197101, Russian Federation, <https://orcid.org/0000-0001-7417-6947>, 9459539@gmail.com

*Статья поступила в редакцию 03.10.2024
Одобрена после рецензирования 04.11.2024
Принята к печати 25.11.2024*

*Received 03.10.2024
Approved after reviewing 04.11.2024
Accepted 25.11.2024*



Работа доступна по лицензии
Creative Commons
«Attribution-NonCommercial»