

**МЕТОДЫ МОДЕЛИРОВАНИЯ ЭМЕРДЖЕНТНОГО ВЗАИМОДЕЙСТВИЯ АГЕНТОВ
ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА В СОСТАВЕ РАСПРЕДЕЛЕННЫХ СИСТЕМ****Исаков А.О. (ИТМО), Томилов И.В. (ИТМО)****Научный руководитель – кандидат технических наук, доцент Гусарова Н.Ф.
(ИТМО)**

Введение. Современные вызовы в области контроля одновременного доступа к телекоммуникационному оборудованию, логистическим и энергетическим узлам обусловили развитие повышенного интереса к распределенным интеллектуальным системам (РИС), способным обучаться в среде и реагировать на новые события без явно заданной экспертной логики [1]. Поскольку робастность решений РИС зависит от степени координации ее простейших единиц – агентов искусственного интеллекта, имеет место быть обсуждение эмерджентного эффекта, заключающегося в возникновении спонтанной самоорганизации агентов и качественного улучшения способностей РИС оперировать в условиях повышенной неопределенности в целом. Для индуцирования искомого эмерджентного взаимодействия в предложенной работе рассматривается архитектурное решение, позволяющее имитировать процессы рассуждений, присущие агентам естественного интеллекта.

Основная часть. Агенты искусственного интеллекта в составе РИС могут быть представлены как широко распространенными в прикладных задачах алгоритмами обучения с подкреплением без использования модели мира (model-free), а именно методами на основе обновления функции ценности (value-based) для выбора оптимального действия и методами на основе непосредственной оптимизации вероятностной политики поведения (policy-based) [2], так и набирающими популярность гибридными алгоритмами, в которых большая языковая модель играет роль модели мира (model-based), а обучение проходит посредством обновления инструкций во внешнем блоке памяти [3]. Вне зависимости от базового вида агента, при переходе к многоагентному обучению они равно делят между собой архитектурные принципы, варьирующиеся по степени централизации обмена параметрами в процессе обучения и последующей возможности децентрализованного запуска. Допущение, лежащее в основе обозначенных подходов, заключается в том, что каждый агент искусственного интеллекта способен эффективно извлечь информацию, достаточную для обучения, обращаясь к наблюдениям о среде и последним действиям других агентов, в то время как агенты естественного интеллекта вступают в коммуникацию, обмениваются своей интерпретацией наблюдений о среде и планами дальнейших действий.

Выводы. Разработан имманентный интеллектуальному агенту блок интерпретации наблюдений. Прямая коммуникация полученными в процессе интерпретации эмбедингами уменьшила площадь поиска разряженной награды в PettingZoo (Farama Foundation) средах Simple Reference и Simple Speaker Listener на 11% и 7%, соответственно.

Список использованных источников:

1. Ning, B., Han, Q., Zuo, Z., Ding, L., Lu, Q., & Ge, X. (2023). Fixed-Time and Prescribed-Time Consensus Control of Multiagent Systems and Its Applications: A Survey of Recent Trends and Methodologies. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 19, 1121-1135.
2. Zhang, K., Yang, Z., & Başar, T. (2021). Multi-agent reinforcement learning: A selective overview of theories and algorithms. *Handbook of reinforcement learning and control*, 321-384.
3. Tang, H., Key, D., & Ellis, K. (2025). Worldcoder, a model-based llm agent: Building world models by writing code and interacting with the environment. *Advances in Neural Information Processing Systems*, 37, 70148-70212.