

АРХИТЕКТУРА, АНАЛИЗ И ПРОЕКТИРОВАНИЕ АДАПТИВНОЙ МУЛЬТИАГЕНТНОЙ ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНОЙ СИСТЕМЫ

*Е. И. Зайцев¹, Е. В. Нурматова^{1, *}*

¹ Российский технологический университет МИРЭА, Москва, Россия

Рассматривается функциональная и структурная организация адаптивной мультиагентной интеллектуальной системы, предназначенной для решения сложных задач в неопределенной и динамичной среде. Описаны математическая модель интеллектуальных программных агентов, мультиагентные алгоритмы глубокого обучения с подкреплением, подсистема управления распределенной базой знаний, способная адаптироваться к меняющимся условиям и адекватно реагировать на ситуации, возникающие при дефиците вычислительных ресурсов.

The functional and structural organization of the adaptive multi-agent intelligent system designed to solve complex problems in an uncertain and dynamic environment is considered. It describes the mathematical model of intelligent software agents, multi-agent deep reinforcement learning algorithms, and the distributed knowledge base management system that can adapt to changing conditions and respond appropriately to situations that arise when there are not enough computing resources.

PACS: 07.05.Mh

ВВЕДЕНИЕ

Современные мультиагентные интеллектуальные системы должны адаптироваться к динамическим условиям среды, что требует разработки гибких реконфигурируемых архитектур, а также методов оптимизации политики и взаимодействия агентов. Рассматриваемая в данной статье адаптивная мультиагентная интеллектуальная система включает в свой состав системных и прикладных программных агентов, которые способны эффективно управлять вычислительными ресурсами, находить оптимальные стратегии, накапливать опыт, действовать рационально в неопределенной и динамичной среде.

Рассуждения прикладных программных агентов реализуются посредством логических и вероятностных представлений и логических выводов, а их обучение осуществляется с помощью методов глубокого обучения с подкреплением [1–7].

* E-mail: nurmatova@mirea.ru

Решая сложную проблему, прикладные программные агенты взаимодействуют друг с другом, а также с системными программными агентами, которые совместно с операционной системой планируют и управляют вычислительными ресурсами. Системные программные агенты балансируют нагрузку, перенаправляя запросы от прикладных агентов соответствующим службам [8, 9].

АРХИТЕКТУРА АДАПТИВНОЙ МУЛЬТИАГЕНТНОЙ ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНОЙ СИСТЕМЫ

Адаптивная мультиагентная интеллектуальная система имеет многоуровневую архитектуру (рис. 1).

На верхнем (прикладном) уровне интеллектуальные программные агенты решают сложные плохо формализуемые задачи. Прикладной уровень разделяется на два подуровня, на которых функционируют реактивные и координирующие их работу когнитивные программные агенты. На нижележащем уровне системные программные агенты управляют вычислительными ресурсами, непосредственно взаимодействуя с микросервисами и операционной системой. На самом нижнем уровне находится аппаратное обеспечение вычислительного кластера.

Прикладные программные агенты самостоятельно принимают решения и обучаются, реализуя децентрализованную модель мультиагентного глубокого обучения с подкреплением, в которой управление и обучение агентов происходит локально с использованием искусственных нейронных сетей (рис. 2).

МАТЕМАТИЧЕСКАЯ МОДЕЛЬ ПРОГРАММНЫХ АГЕНТОВ

Математическая модель программного агента определяется следующим образом:

$$\text{Agent} = (X, S_A, PL(D, s_0, GS), PS, Y,$$

$$A, MS(X, S_{Env}, S_{KB}(RL, \text{Attr}(V))), R_{Env}, P_{Env}),$$

где X — множество получаемых программным агентом входных сообщений; S_A — множество состояний программного агента; $PL(D, s_0, GS)$ — подсистема (методы) планирования в пространстве подзадач для проблемной области D с начальным состоянием агента s_0 и динамическим набором целей GS ; PS — система правил, определяющая переходы агента из одного состояния в другое; Y — множество сообщений, получаемых агентом; A — набор действий агента, которые связаны с процессом обучения и поиском лучшей стратегии; MS — методы, определяющие реакцию агента (его действия) на входные

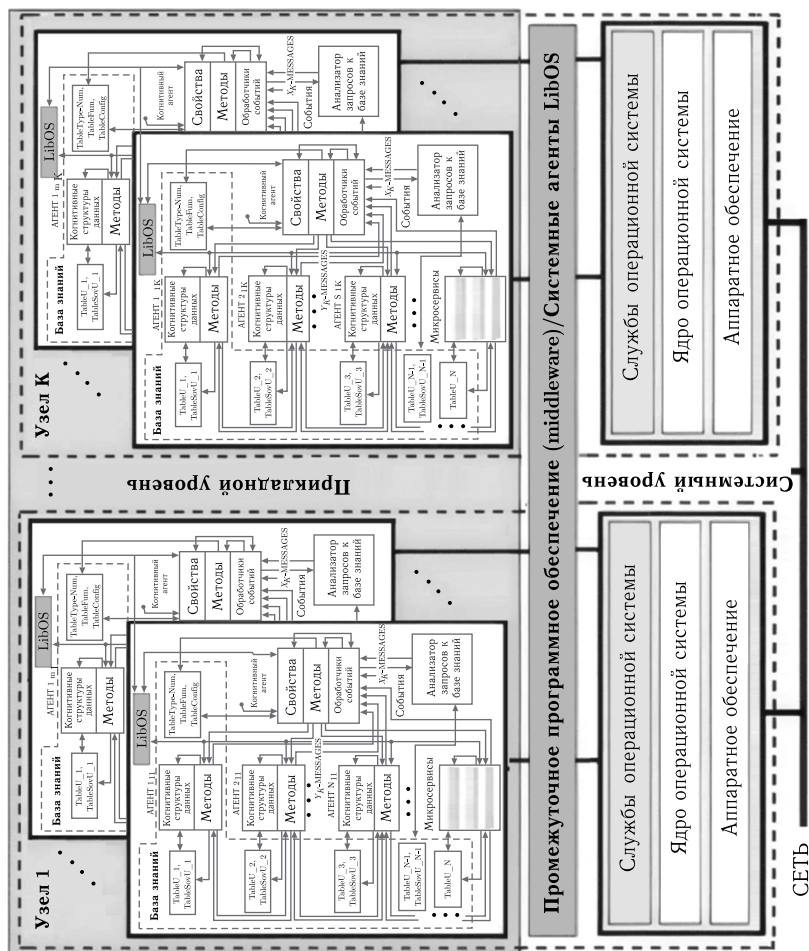


Рис. 1. Архитектура адаптивной мультиагентной интеллектуальной системы

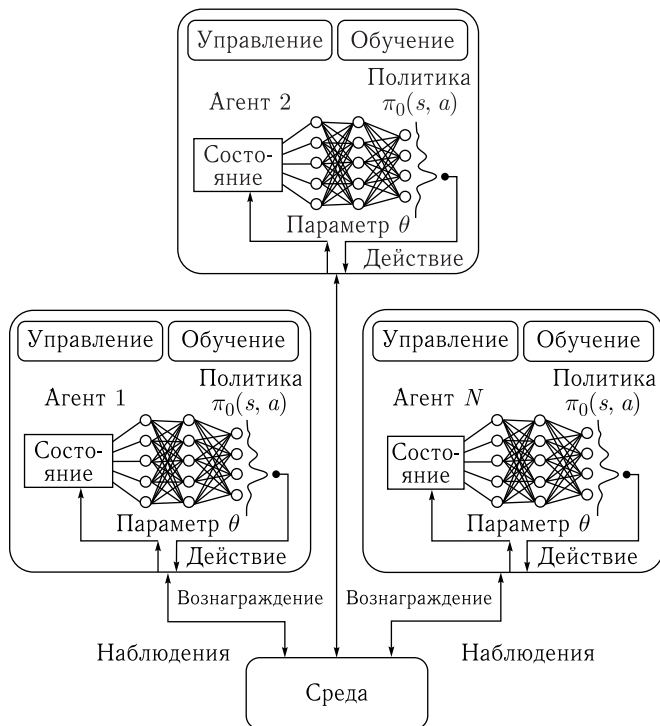


Рис. 2. Децентрализованная модель мультиагентного глубокого обучения с подкреплением

сообщения X , состояние внешней среды S_{Env} и состояние S_{KB} , которое определяется значениями выбранного из базы знаний набора атрибутов:

$$\text{intensional } RL_i = \{\dots [Atr_j, D(Atr_j)], \dots\},$$

$$\text{extensional } RL_i = \{B_1, \dots, B_p\},$$

$$B_k = \{Atr_1(V_1), \dots, Atr_s(V_n)\},$$

где RL — набор отношений, хранящихся в базе знаний агента; $V = \{V_1, \dots, V_n\}$ — множество значений набора атрибутов Atr_j ; $P_{Env}(s_{Env}(t+1)|s_{Env}(t), a_i(t))$ — функция перехода состояний среды; $R_{Env}(s_{Env}(t), a_i(t), s_{Env}(t+1))$ — функция вознаграждения среды.

Информация, характеризующая семантику проблемной области D , содержится в интенциональной части базы знаний. Информацию о функциях P_{Env} и R_{Env} программные агенты получают только через состояния среды, действия и вознаграждения, т.е. через кортежи $(s_{Env}(t), a_i(t), r_i(t))$, поступающие в момент времени t . Сформировав функцию P_{Env} , агент становится способным предсказывать новое состояние $s_{Env}(t+1)$, в которое перейдет среда из состояния $s_{Env}(t)$ в результате действия a .

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Рассмотрены архитектура адаптивной мультиагентной интеллектуальной системы и математическая модель реализованных в ней интеллектуальных программных агентов. Прикладные программные агенты способны адаптироваться к динамическим условиям среды и неопределенности, используя для решения сложных проблем базу знаний и методы глубокого обучения с подкреплением. Эффективность и надежность системы повышаются за счет использования системных программных агентов, которые рационально управляют распределенными вычислительными ресурсами.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. *Sammon P. C., Барто Э. Дж.* Обучение с подкреплением: Пер с англ. М.: ДМК Пресс, 2020. 552 с.
2. *Barreto A. et al.* Successor Features for Transfer in Reinforcement Learning // *Advances in Neural Information Processing Systems*. 2017. P. 4055–4065.
3. *Nguyen T. T., Nguyen N. D., Nahavandi S.* Deep Reinforcement Learning for Multiagent Systems: A Review of Challenges, Solutions, and Applications // *IEEE Trans. Cyber.* 2020. V. 50, No. 9. P. 3826–3839.
4. *Zhang K., Yang Z., Başar T.* Multi-Agent Reinforcement Learning: A Selective Overview of Theories and Algorithms. arXiv:1911.10635v. 2019.
5. *Jurgenson T., Avner O., Groshev E., Tamar A.* Sub-Goal Trees — a Framework for Goal-Based Reinforcement Learning // *Intern. Conf. on Machine Learning*. arXiv:2002.12361v2 [cs.AI]. 2020.
6. *Zhao R., Sun X., Tresp V.* Maximum Entropy-Regularized Multi-Goal Reinforcement Learning // *Intern. Conf. on Machine Learning*. arXiv:1905.08786v3 [cs.LG]. 2019.
7. *Foerster J., Farquhar G., Afouras T., Nardelli N., Whiteson S.* Counterfactual Multi-Agent Policy Gradients // *Proc. 32nd AAAI Conf. on Artificial Intelligence*. arXiv:1705.08926 [cs.AI]. 2018.
8. *Зайцев Е. И., Нурматова Е. В.* О подходе к управлению знаниями и разработке мультиагентной системы представления и обработки знаний // *Russ. Techn. J.* 2023. Т. 11, № 4. С. 16–25.
9. *Zaytsev E. I., Nurmatova E. V., Gusev V. V.* Increasing the Performance of a Multi-Agent Knowledge Representation and Processing System // *Phys. Part. Nucl.* 2024. V. 55. P. 384–386.