

# Эффективное общение агентов в задаче балансировки трафика в сети

Цветкова Вера Павловна<sup>1</sup>, Степанов Евгений Павлович<sup>2</sup>

<sup>1</sup> Кафедра автоматизации систем вычислительных комплексов, e-mail: tsvetkova.vp@yandex.ru

<sup>2</sup> Кафедра автоматизации систем вычислительных комплексов, e-mail: estepanov@lvk.cs.msu.ru

Балансировка трафика является важнейшей задачей в управлении сетью, поскольку она обеспечивает справедливое распределение трафика между сетевыми ресурсами. Это помогает предотвратить такие проблемы, как перегрузка сети, узкие места и простои, которые могут привести к снижению производительности, замедлению времени отклика и даже полному отказу системы. Для балансировки трафика в данной работе рассматривается многоагентный алгоритм “Актер-критик” - это распределенный алгоритм обучения с подкреплением, который состоит из двух обучающихся агентов: актера и критика. Актер в качестве входных данных принимает текущее состояние среды, которое включает в себя вес и загрузку канала, и выполняет действие, определенное как изменение веса. Критик оценивает качество действий актера и предоставляет обратную связь для обновления политики актера. Основная цель многоагентного алгоритма - правильно изменять веса каналов, на основании которых происходит распределение потоков по каналам.

Многоагентные алгоритмы обучения с *эффективным общением* помогают уменьшать вычислительные затраты, возникающие при передаче данных между узлами сети, повышать скорость за счет сокращения задержек передачи и уменьшать накладные расходы, так как ресурсы сети используются в меньшем объеме, что в свою очередь снижает нагрузку на сеть. На основе анализа многоагентных методов с эффективным общением была предложена следующая классификация методов:

1. Работающие с уменьшением количества сообщений: LAPG[1], Message-Dropout[2], CE HMG[3]
2. Направленные на минимизацию объема самих сообщений: CEAC[4], VAC[5]

По результатам обзора был выбран метод CEAC[4]: агенты могут сжимать передаваемые данные при помощи нейронных сетей с целью уменьшения объема сообщения.

Проведенные на топологии «ромб» эксперименты показали, что при уменьшении объема сообщения с 64 до 12 байт скорость сходимости алгоритма не стала хуже, то есть без потери качества передаваемый объем сократился более, чем в 5 раз. В работе представлены зависимости изменения скорости сходимости алгоритма от объема сообщений для топологий разного размера.

## СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

- [1] Communication-Efficient Policy Gradient Methods for Distributed Reinforcement Learning / Tianyi Chen, Kaiqing Zhang, Georgios B. Giannakis, Tamer Başar // IEEE Transactions on Control of Network Systems, 2021
- [2] Woojun Kim, Myungsik Cho, Youngchul Sung Message-Dropout: An Efficient Training Method for Multi-Agent Deep Reinforcement Learning // The 33rd AAAI Conference on Artificial Intelligence (AAAI), 2019
- [3] Dingyang Chen, Yile Li, Qi Zhang O. Communication-Efficient Actor-Critic Methods for Homogeneous Markov Games // International Conference on Learning Representations, 2022
- [4] Communication-Efficient Multi-Agent Actor-Critic Algorithm for Distributed Reinforcement Learning / Yixuan Lin, Kaiqing Zhang, Zhuoran Yang, Zhaoran Wang, Tamer Başar, Romeil Sandhu, Ji Liu // IEEE 58th Conference on Decision and Control (CDC), 2019
- [5] Sai Qian Zhang, Qi Zhang, Jieyu Lin Efficient Communication in Multi-Agent Reinforcement Learning via Variance Based Control // 2019