

ДОСЛІДЖЕННЯ СЦЕНАРІЇВ КООПЕРАТИВНОГО НАВЧАННЯ КООРДИНАТОРІВ РОЗПОДІЛЕНИХ СИСТЕМ

¹Вінницький національний технічний університет

Розподілені системи набувають все більшого розповсюдження у енергетиці, телекомунікаціях, транспорті тощо. Централізоване керування такими системами є ненадійним в умовах війни, кліматичних катастроф, кібератак та інших критичних обставинах. Підвищити стійкість та надійність розподілених систем дозволяє децентралізація, проте вона вимагає координації керування. Координатори визначають оптимальну уставку для локальних систем керування, для чого в них передбачені модулі прогнозування, кластеризації, оцінювання невизначених параметрів, моделювання системи, оптимізації. Для реалізації методів координації перевагу мають системи, що навчаються, оскільки вони здатні гнучко налаштовуватися на особливості керування об'єктами, що знаходяться у різних умовах. Проте навчання координаторів ускладнюється необхідністю навчання багатьох координаторів. У цій роботі розглядається п'ять сценаріїв навчання нейронних координаторів. Сценарії відрізняються залежно від структури нейронних координаторів: сегментована мережа відповідно до структури імітаційної моделі координатора або інтегрована мережа, а також від стратегії навчання: навчати паралельно усі координатори децентралізованої системи або тільки один і результати клонувати; кооперативне навчання групи координаторів. Проведені експериментальні дослідження запропонованого методу навчання нейромережових координаторів, реалізованих на Python TensorFlow. Досліджувалася розподілена система лінійних об'єктів і зв'язок типу теплопровідності. Як критерій ефективності навчання використовувалася RMSE через задану кількість епох навчання. Дослідження показало більшу ефективність кооперативного навчання сегментованих координаторів, проте ефективність залежить від показника зв'язності об'єктів розподіленої системи.

Ключові слова: розподілена система, координатор, нейронна мережа, сценарій навчання

Вступ

Децентралізоване управління в розподілених системах має низку переваг, але водночас супроводжується рядом теоретичних і практичних викликів. Багато досліджень зосереджуються на питаннях стабільності та якості управління в таких системах. У працях [1, 2] запропонований метод, що базується на використанні функцій Ляпунова блочно-діагональної структури, з подальшим формуванням систем матричних лінійних нерівностей. Окрім цього, розробляються спеціалізовані інструменти для оцінки стабільності [3].

У роботі [4] запропонована ідея адаптивного децентралізованого управління з використанням модельної координації. Цей підхід передбачає, що локальні контролери мають доступ до інформації про стан еталонних моделей усіх локальних підсистем. Дослідження [5] присвячено проблемі консенсусу в класі неоднорідних лінійних багатоагентних систем. У ньому проблема консенсусу розкладається на кілька локальних задач відстеження, де функції вартості базуються на помилках відстеження. Відповідно до теорії ігор, сукупність стійких оптимальних стратегій всієї мережі досягає рівноваги Неша. Для пошуку цього рішення розроблено розподілений алгоритм, який обчислює стратегії управління через ітераційний процес.

Для забезпечення координації систем управління багатозональними технологічними об'єктами найбільш ефективними є самонавчальні системи, оскільки вони можуть адаптивно підлаштовуватись під специфічні вимоги кожної зони. Однак однією з головних проблем їхнього використання є створення навчальних датасетів. У роботі [6] аналізуються підходи на основі моделей у мультиагентному навчанні з підкріпленням (MARL), а також розглядаються аспекти складності динамічної та компонентної вибірки в MARL.

У сучасних дослідженнях, присвячених координації децентралізованого управління в технічних системах, основна увага приділяється навчанню агентів у мультиагентних

системах із використанням нейронних мереж. Найчастіше використовується метод мультиагентного навчання з підкріпленням на основі моделей (model-based MARL). У роботі [7] представлено огляд наявних досліджень щодо model-based MARL, включаючи теоретичний аналіз, алгоритми та приклади застосувань, а також детально проаналізовано переваги та потенціал цього підходу.

У роботі [8] запропоновано метод навчання з підкріпленням на основі моделі, який призначений для групи агентів із власними інтересами. Агентам надається можливість послідовного вибору дій за допомогою традиційного пріоритетного перебору. Процес навчання моделюється у вигляді екстенсивної марковської гри.

Технологія Federated Learning, запропонована компанією Google, за останні роки активно розвивається в різних напрямках. Особливо варто відзначити концепцію Collaborative Federated Learning (CFL) [9]. Ця технологія об'єднує елементи спільного навчання (collaborative learning) [10], Federated Learning і децентралізованих систем комунікацій, що дозволяє периферійним пристроям виконувати FL без потреби у центральному контролері. У роботі [9] розглянуто концептуальні аспекти побудови систем CFL, а також визначено завдання для подальших досліджень, необхідних для розробки ефективних CFL-систем.

Метою цієї роботи є вибір ефективного сценарію модельно-орієнтованого навчання нейронних координаторів ДРСК.

Результати дослідження

Модельно-орієнтоване навчання нейронного координатора може здійснюватися за різними сценаріями, що залежать від структури самого координатора та особливостей багатозонального об'єкта. Відповідно до архітектури координаторанейронні мережі повинні виконувати такі функції:

- Моделювання РСК;
- Кластеризація;
- Оптимальне оцінювання параметрів;
- Прогнозування стану;
- Оптимізація уставок на основі локально-глобальних критеріїв.

Ці функції можуть бути реалізовані за допомогою окремих нейронних мереж, причому для кожної функції обирається найбільш підходяща архітектура нейронної мережі (НМ), яка може бути представлена як розділений нейронний координатор (separated neural coordinator, SNC), або ж за допомогою однієї нейронної мережі, яка має $4n + 1$ входів, 1 вихід і архітектуру, яка об'єднує усі зазначені задачі – моно-neural coordinator (MNC).

Координатор MNC вирішує задачу комплексно, враховуючи порядок моделі динаміки РСК, необхідність прогнозування станів, а також взаємний вплив зон і координаторів. Тому архітектура MNC буде побудована на основі мережі LSTM з додатковим рекурентним шаром та двома конволюційними шарами. Важливо відзначити, що координатор MNC повинен отримувати всі $4n + 1$ хідні дані та мати відповідну кількість елементів (items) у кожному шарі, в той час як нейронні мережі для окремих задач можуть мати значно меншу розмірність.

Таким чином, можливі 5 базових сценаріїв навчання НК та їх комбінації у випадку часткового об'єднання НМ.

У сценарії 1 проводиться навчання одного координатора MNC. Для цього за допомогою імітації формується датасет для навчання одного нейронного координатора (НК), який відображає найхарактернішу локальну системи керування (ЛСК), тобто ту, на яку впливають найбільша кількість зовнішніх чинників. За результатами навчання цього НК налаштовуються інші координатори РСК. Наступним етапом є індивідуальне налаштування всіх MNC на імітаційній моделі, після чого проводиться донавчання на

фізичному об'єкті. Завершальний етап донавчання відбувається безпосередньо під час впровадження системи.

У рамках сценарію 2 відбувається одночасне навчання координаторів MNC для всіх локальних систем керування (ЛСК). Для цього створюється глобальний датасет, що включає входи та виходи всіх нейронних координаторів (НК) за допомогою імітації. Цей підхід не потребує донавчання на імітаційній моделі, однак вимагає значно більшого обсягу датасету. Завершальний етап включає донавчання на фізичному об'єкті.

У сценарії 3 реалізується навчання одного сегментованого координатора SNC. Оскільки нейронний координатор (НК) поділений на сегменти, і кожна функція координації виконується окремою нейронною мережею (НМ), для цього за допомогою імітації формуються відповідні сегментовані датасети для найхарактернішої локальної системи керування (ЛСК). Після навчання всіх сегментів НМ цього НК налаштовуються інші координатори РСК. Наступним етапом є індивідуальне донавчання всіх відповідних сегментів SNC на імітаційній моделі, після чого проводиться донавчання на фізичному об'єкті.

У сценарії 4 відбувається одночасне навчання координаторів SNC для всіх локальних систем керування (ЛСК). Уявіть собі процес, коли для кожного модуля нейронного координатора (НК) формується сегментований глобальний датасет, ніби всі фрагменти пазла збираються для кожної частини системи. Цей датасет створюється за допомогою імітації, що дозволяє охопити всі можливі комбінації дій і реакцій кожного модуля.

Сценарій 5 враховує принципи близькості дій та застосовує підхід Collaborative Federated Learning. Характерною рисою децентралізованих систем керування, розглянутих у цій роботі, є відсутність центрального сервера-контролера. Однак, згідно з методом ковзної децентралізованої координації [11], всі координатори по черзі виконують роль сервера. Дослідження демонструє, що ковзна координація забезпечує збіжність процесу оптимізації дистрибутивної динамічної системи контролю (DDCS). Це підставляє гіпотезу про можливу збіжність ковзного децентралізованого процесу federated learning.

Дослідження ефективності цих сценаріїв здійснювалося на основі децентралізованої системи керування БЗО з 3 зонами, розташованими послідовно. Імітаційна модель системи створена на платформі Scilab/Xcos. Нейронний координатор реалізований на мові Python з використанням бібліотеки TensorFlow.

Висновки

Проведені дослідження свідчать про можливість переходу від алгоритмічних методів розв'язання задач координації локальних систем керування TFRI до застосування нейронних мереж. Було розглянуто два варіанти нейронних координаторів: сегментований і несегментований. Основною перевагою сегментованого варіанту є вища швидкість навчання. Водночас несегментований варіант є більш універсальним, оскільки не залежить від конкретної структури координатора. Однак у ході дослідження не було реалізовано фінальний етап сценаріїв — донавчання на реальному фізичному об'єкті. Проте можна зробити припущення, що після такого донавчання переваги MNC стануть ще більш очевидними, оскільки цей етап дозволить усунути недоліки, що виникають внаслідок імітації.

Список використаної літератури

- [1] Boyd S. Linear matrix inequalities in system and control theory. Philadelphia, Boyd S, El Ghaoui L., Feron E., Balakrishnan V PA: SIAM, 1994. P.205
- [2] Siljak D.D. Robust stabilization of nonlinear systems: the LMI approach. Siljak D.D., Stipanovic D.M // Math. Prob. Eng. 2000. V. 6. P. 461 – 493.
- [3] Elmahdi, Ahmed & Taha, Ahmad & Sun, Dengfeng & Panchal, Jitesh. (2014). Decentralized Control Framework and Stability Analysis for Networked Control Systems. Journal of Dynamic Systems Measurement and Control. 137. 10.1115/1.4028789.

- [4] Mirkin B.M. A new decentralized model reference adaptive control scheme for large scale systems // Mirkin B.M.. In Prepr. 4th IFAC International Symposium on Adaptive systems in control and signal processing, Grenoble, France. 1992. P. 645 – 650
- [5] H. Jiang, X. -K. Liu, H. He, C. Yuan and D. Prokhorov, "Neural Network Based Distributed Consensus Control for Heterogeneous Multi-agent Systems," *2018 Annual American Control Conference (ACC)*, Milwaukee, WI, USA, 2018, pp. 5175-5180, doi: 10.23919/ACC.2018.8431744.
- [6] Model-based Multi-agent Policy Optimization with Adaptive Opponent-wise Rollouts. Weinan Zhang , Xihuai Wang , Jian Shen , Ming Zhou (2021)*Machine Learning (cs.LG)* arXiv:2105.03363 <https://doi.org/10.48550/arXiv.2105.03363>
- [7] Wang, Xihuai, Zhicheng Zhang and Weinan Zhang. "Model-based Multi-agent Reinforcement Learning: Recent Progress and Prospects." *ArXiv abs/2203.10603* (2022): n. pag. url <https://api.semanticscholar.org/CorpusID:247594411>
- [8] Ali Akramizadeh, Ahmad Afshar, Mohammad -B Menhaj, Samira Jafari. Model-based Reinforcement Learning in Multiagent Systems in Extensive Forms with Perfect Information, *IFAC Proceedings Volumes*, Volume 43, Issue 8, 2010, Pages 487-494, ISSN 1474-6670, <https://doi.org/10.3182/20100712-3-FR-2020.00080>.
- [9] Chen, M.; Poor, H.V.; Saad, W.; Cui, S. Wireless Communications for Collaborative Federated Learning. *IEEE Commun. Mag.* **2020**, *58*, 48–54. [[CrossRef](#)]
- [10] A. Elgabli, et al. "GADMM: Fast and communication efficient framework for distributed machine learning," *J. Mach. Learn. Res.*, vol. 21, no. 76, pp. 1–39, Mar. 2020.
- [11] Yukhymchuk M., Dubovoi V., Kovtun V. Decentralized Coordination of Temperature Control in Multiarea Premises, *Complexity*, vol. 2022, Article ID 2588364, 18 pages, 2022. <https://doi.org/10.1155/2022/2588364>

Дубовой Володимир Михайлович - д-р техн. наук, професор, професор кафедри комп'ютерних систем управління, e-mail v.m.dubovoy@gmail.com

Вінницький національний технічний університет, Вінниця

Дзюбенко Ярослав Валентинович - студент

Вінницький національний технічний університет, Вінниця

Юхимчук Марія Сергіївна - д-р техн. наук, доцент, професор кафедри комп'ютерних систем управління

Вінницький національний технічний університет, Вінниця

Volodymyr Dubovoi¹

Yaroslav Dzyubenko

Maria Yukhymchuk¹

Study of scenarios of cooperative learning of distributed systems coordinators

¹ Vinnytsia National Technical University

Distributed systems are becoming more and more common in energy, telecommunications, transportation, etc. Centralized management of such systems is unreliable in war, climatic disasters, cyber attacks and other critical circumstances. Decentralization allows to increase the stability and reliability of distributed systems, but it requires management coordination. Coordinators determine the optimal setting for local control systems, for which they provide forecasting, clustering, estimation of uncertain parameters, system modeling, and optimization modules. For the implementation of coordination methods, learning systems are preferred, as they are able to flexibly adjust to the peculiarities of managing objects in different conditions. However, the training of coordinators is complicated by the need to train many coordinators. This paper examines five neural coordinator training scenarios. The scenarios differ depending on the structure of the neural coordinators: a segmented network according to the structure of the simulation model of the coordinator or an integrated network, as well as on the learning strategy: train all the coordinators of the decentralized system in parallel or only one and clone the results; cooperative training of a group of coordinators. Experimental studies of the proposed method of training neural network coordinators, implemented on Python TensorFlow, were carried out. The distributed system of linear objects and the connection of the heat conduction type were investigated. RMSE over a given number of training epochs was used as a criterion for learning efficiency. The study showed greater effectiveness of cooperative learning of segmented coordinators, however, the effectiveness depends on the connectivity index of the objects of the distributed system.

Keywords: distributed system, coordinator, neural network, training scenario

Dubovoi Volodymyr Mykhailovych - Dr. Tech. of Sciences, professor, professor of the department of computer control systems, e-mail v.m.dubovoy@gmail.com

Dzyubenko Yaroslav Valentinovich - a student

Yukhymchuk Maria Serhiyivna - Dr. Tech. of Sciences, associate professor, professor of the department of computer management systems