

Отже, підбиваючи підсумки, можна стверджувати, що в прайсах провідних вітчизняних виробників представлені ППКП, необхідні для побудови сучасних СПС об'єктів будь яких розмірів, як з безадресними так і з адресними компонентами у складі.

Список використаних джерел

1. ДСТУ ISO 7240-1:2007. Системи пожежної сигналізації та оповіщення. Частина 1. Загальні положення, терміни та визначення понять
2. Дерев'яно О.А., Бондаренко С.М., Христич В.В., Антошкін О.А. Системи пожежної та охоронної сигналізації. Текст лекцій. / Х.: НУЦЗУ, 2008. 149 с. Режим доступу: <http://repositsc.nuczu.edu.ua/handle/123456789/407>
3. Системи пожежної сигналізації та оповіщення. Ч. 14. Настанови щодо побудови, проектування, монтування, введення в експлуатацію, експлуатування і технічного обслуговування (CEN/TS 54-14:2004, IDT) : ДСТУ-Н CEN/TS 54-14:2009. [Чинний від 2010-01-01]. К. : Держспоживстандарт України, 2009. 68 с.

DOI 10.70286/ISU-17.09.2025.014

REINFORCEMENT LEARNING APPLICABILITY FOR TRAINING OF THE DISTRIBUTED COMPUTER VISION MODELS IN UAVS

Rohatskyi Ihor

Postgraduate student

Lyashkevych Vasyl

Candidate of Technical Sciences, PhD, docent

Associate Professor

Department of System Design

Ivan Franko National University of Lviv, Ukraine

Fairly, the distributed computer vision models (DCV) used in UAVs are still a new scientific area, but they already have some directions for research. The first direction covers techniques of accelerating reinforcement learning RL through parallel and distributed computing, including simulator parallelism, computational parallelism, synchronisation, libraries, etc. It is critically important for solving visual tasks, reducing wall-clock time wasting and stabilising optimisation policies where larger parent experiences and large networks are required. [1] In decentralised or multi-agent scenarios, RL “stitches” vision and action across multiple nodes, solving joint scene perception and coordination with partial observability. [2] The second direction covers edge learning and emphasises that it is distributed approaches that provide the ability to train models based on video streams from a camera directly following a secure non-cloud route. [3]

At the edge-cloud interface, RL helps make decisions about where and how to train or update parts of visual models, as well as where to perform computations. Research on edge-cloud collaboration for deep neural networks (DNNs) shows the benefits of layer “splitting” and RL offloading policies when the visual components have retraining cycle, consumption power and device latency, removes privacy risks and network bottlenecks, but requires some specific mechanisms for policy aggregation. [4-5]

The collision avoidance in a swarm of UAVs has been resolved using visual observations as the main input. In the proposed distributed system, each UAV autonomously learns a collision avoidance policy via DRL without sharing raw visual data with other agents. [6]

Federated reinforcement learning (FRL), solving the CV UAV task, demonstrates how multiple agents collaboratively teach a policy to search and identify the targets without sharing raw video. [5] In [7], an FRL architecture has been proposed for training a swarm of UAVs performing remote sensing of the Earth. The main idea here is the usage of a federated approach, where each UAV locally trains a model on its sensor data, passing only policy parameters for aggregation. This avoids centralised image collection, reduces network load and keeps privacy.

The authors developed a federated trajectory planning solution for multiple UAVs that allows data collection from ground-based IoT devices. RL is used to optimise power consumption and minimise communication delays. The federated approach allows UAVs to learn to coordinate trajectories without exchanging data, which ensures scalability and data protection. Indeed, simulation results have shown that FRL outperforms centralised methods in complex communication scenarios with interference and channel noise. [8]

There are a lot of benefits in reducing data transmission among UAVs using FRL, but depending on the tasks, some challenges cannot be resolved in this way. For example, when local non-shared data is a key puzzle of dynamic coverage of a territory, we cannot make the right decision on a strategic level just by correcting on the local level. In two words, the local level decision might be related to the local extremum in decision-making space, and without sharing that data, we cannot execute policy aggregation correctly.

Solving a problem of dynamic coverage of a territory by a swarm of UAVs, the authors proposed a DRL algorithm which takes into account the dynamics of the environment, such as moving objects, changing area of interest and battery limitations. Simulation results showed an increase in coverage ratio and resilience compared to classical greedy methods. [9]

Visual policies on visual transformers are “very heavy” and require massive data and simulations. That is hard to implement without parallelisation or a distributed calculation. DRL accelerates the training of DCV models. [1, 6, 9] The methods apply to the simulation of the visual environment, scaling experiments in training collision avoidance, navigation policies, etc.

MADRL is very efficient for application in distributed scenarios, each UAV has its own camera for partial observability, and they must coordinate for joint coverage of

the territory, search for objects and other targets. [2, 8, 10] The MADRL algorithms allow the collective “stitching” of local visible observations into a shared solution and integrate DCV models into agent policies.

Summarising the results of research on the applicability of RL in the tasks of training DCV models, we highlight the most efficient of them: DRL and Multi-Agent DRL (MADRL). Leveraging the benefits of the highlighted approaches, the requirements for RL implementation should be related to scalability and performance, resilience in multi-agent environments, privacy, security and data protection, autonomy and edge-cloud optimization.

The requirements define that RL should support parallel and distributed training to achieve convergence in visual tasks, work with partial observability providing coordination between UAVs even when data is limited or asynchronous, provide policy aggregation without video sharing, support dynamic offloading with energy optimization and latency reduction, consider that local UAV solutions can only be local extrema with special mechanisms for correction of global aggregation policies, keep balance between local adaptation and global coordination, guarantee secure policies in real time, others.

References

1. Liu, Z., Xu, X., Qiao, P., & Li, D. (2024). Acceleration for deep reinforcement learning using parallel and distributed computing: A survey. *ACM Computing Surveys*, 57(4). <https://doi.org/10.1145/3703453>.
2. Zhu, C., Dastani, M. & Wang, S. A survey of multi-agent deep reinforcement learning with communication. *Auton Agent Multi-Agent Syst* 38, 4 (2024). <https://doi.org/10.1007/s10458-023-09633-6>.
3. Khouas, A. R., Bouadjenek, M. R., Hacid, H., & Aryal, S. (2024). Training machine learning models at the edge: A survey. *arXiv*. <https://arxiv.org/abs/2403.02619>.
4. Zhang, T., et al. (2022). Edge-cloud cooperation for DNN inference via reinforcement learning and supervised learning. In *IEEE iThings/GreenCom/CPSSCom/SmartData/Cybermatics* 2022. <https://doi.org/10.1109/iThings-GreenCom-CPSSCom-SmartData-Cybermatics55523.2022.00050>.
5. Salameh, H. B., Khasawneh, A., Zaqaibeh, B., & Al-Haj, A. (2023). Federated reinforcement learning approach for detecting and tracking targets using UAVs. *Information Processing & Management*, 60(1), 103210. <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0306457322002503>.
6. Huang, H., Zhu, G., Fan, Z., Zhai, H., Cai, Y., Shi, Z., Dong, Z., Hao, Z. (2022). Vision-based Distributed Multi-UAV Collision Avoidance via Deep Reinforcement Learning for Navigation. *arXiv*. <https://arxiv.org/abs/2203.02650>.
7. Lee, W., Hansung University. (2022). Federated Reinforcement Learning-Based UAV Swarm System for Aerial Remote Sensing. *Wireless Communications and Mobile Computing*. DOI: <https://doi.org/10.1155/2022/4327380>.

8. Gao, Y., et al. (2024). Federated deep reinforcement learning based trajectory planning for multi-UAV data collection. Scientific Reports, Nature. DOI:10.1038/s41598-024-72654-y.
9. Xiao, J., Yuan, G., Xue, Y., He, J., Wang, Y., Zou, Y., & Wang, Z. (2024). A deep reinforcement learning based distributed multi-UAV dynamic area coverage algorithm for complex environment. Neurocomputing, 595, 127904. <https://doi.org/10.1016/j.neucom.2024.127904>.
10. Baccour, E., Erbad, A., Mohamed, A., Hamdi, M., & Guizani, M. (2024). Multi-agent reinforcement learning for privacy-aware distributed CNN in heterogeneous IoT surveillance systems. Journal of Network and Computer Applications, 230, 103933. <https://doi.org/10.1016/j.jnca.2024.103933>.

КРИЛАТІ РАКЕТИ ТА ВИСОКОТОЧНА АВІАЦІЙНА ЗБРОЯ У РОСІЙСЬКО-УКРАЇНСЬКІЙ ВІЙНІ: ЕФЕКТИВНІСТЬ ТА ВРАЗЛИВІСТЬ

Сорочкін Олександр Миколайович

старший викладач

Кафедри комплексів авіаційного озброєння

<https://orcid.org/0000-0001-8336-9978>

Кравченко Данило Іванович

здобувачка вищої освіти бакалаврського рівня

Шелест Юрій Вікторович

здобувачка вищої освіти бакалаврського рівня

Сорочкін Микола Олександрович

здобувачка вищої освіти магістерського рівня

Харківський національний університет Повітряних Сил

імені Івана Кожедуба, м. Харків, Україна

Сучасні війни характеризуються зростанням ролі високоточної авіаційної зброї, здатної уражати цілі на великій відстані та з мінімальним ризиком для атакуючої сторони. Російсько-українська війна (2014–2025) стала одним із наймасштабніших прикладів застосування крилатих ракет та високоточної авіаційної зброї у XXI столітті. Росія активно використовує ракети Х-101, Х-555, «Калібр», а також кореговані (керовані) авіаційні бомби. У відповідь Україна отримала від західних партнерів сучасні системи озброєння — Storm Shadow/SCALP-EG, JDAM-ER, а також ефективну протиповітряну оборону [1; 4; 5].

Метою цієї статті є аналіз ефективності застосування високоточної авіаційної зброї у війні, а також визначення її вразливостей.

Високоточна зброя (precision-guided munitions, PGM) була розроблена для ураження важливих об'єктів з мінімальними втратами. Її еволюція почалася з