

ГІБРИДНЕ КООПЕРАТИВНЕ ПЛАНУВАННЯ МАРШРУТІВ РОЮ БПЛА

Сокольський С.О., PhD, ст. викл, Титенко О.Т., ст. викл
Національний технічний університет України
«Київський політехнічний інститут імені Ігоря Сікорського»,
Радіотехнічний факультет, м. Київ, Україна

Рої безпілотних літальних апаратів (БПЛА) — це координована група щонайменше двох дронів, що виконують спільну місію, обмінюючись обмеженими повідомленнями й дотримуючись локальних правил взаємодії. Така організація є перспективною для швидкого огляду великих територій, пошукових та рятувальних операцій, моніторингу інфраструктури, а також охорони довкілля, оскільки дозволяє паралелізувати роботу, підвищує відмовостійкість і спрощує масштабування складу. Разом із тим, за відсутності кооперативного планування рої зазнають дублювання маршрутів, конфліктів у повітрі, перевитрат енергії та надмірного навантаження каналу зв'язку, що призводить до зниження ефективності поставлених задач.

Метою даної роботи є аналіз гібридної архітектури кооперативного планування маршрутів рою БПЛА та її оцінювання в симуляторі.

Архітектура «LLM → MARL → CBF/ORCA».

Архітектура запропонованого підходу складається з 3-х взаємодіючих рівнів. Сучасні роботи показують переваги *великої мовної моделі (LLM)* як координатора багатороботних систем на *верхньому* рівні [1]. LLM отримує від оператора короткий опис місії (підзадачі, зони огляду, часові вікна, пріоритети, м'які обмеження) природною мовою (наприклад: «Оглянути територію 1 км², уникати зони NFZ-1, повернутися на базу до T=10 хв»), перетворюючи його на структурований план у формі JSON: набір підцілей і секторів огляду з часовими вікнами, пріоритетами, м'якими обмеженнями (енергія, зв'язок), а також правилами перепланування на випадок подій (втрата зв'язку з апаратом, поява нової «гарячої» зони тощо). Щоб зменшити неоднозначність синтезу, застосовується обмежена граматики й попередня симуляторна валідація плану [2].

На *тактичному* рівні кожен БПЛА діє за локальною політикою MARL (зокрема MAPPO/MADDPG), що забезпечують тактичний рух і локальну координацію, враховуючи часткову спостережуваність та обмежену смугу каналу. Для балансування ефективності місії з ресурсними обмеженнями в функції винагороди використовуються штрафи за трафік та енергію [3]:

$$r_t = r_t^{\text{місія}} - \lambda_c c_t - \lambda_e e_t,$$

де c_t — інтенсивність обміну даними (кбіт/с), e_t — оцінка споживання енергії, $\lambda_c, \lambda_e > 0$ — вагові коефіцієнти штрафів. Для стійкої локальної координації використовуються *графові агрегатори ознак (GNN-модулі)* з об-

меженням на обсяг повідомлень.

Нижній рівень виступає як «захисний фільтр» для дотримання відстаней і заборонених зон. Команди керування, згенеровані MARL або заплановані LLM, проєктуються у допустиму множину за допомогою *контролю бар'єрними функціями (CBF)* через квадратичну оптимізацію [4]:

$$\min_u \|u - u_{rl}\|^2 \text{ за умови } \dot{h}(x, u) + \alpha h(x) \geq 0,$$

де u_{rl} — бажане керування з політики, $h(x)$ — бар'єрна функція, що описує «запас безпеки» відносно перешкод та заборонених зон, $\alpha > 0$. Додатково застосовується *ORCA*, як швидкий геометричний механізм взаємного уникнення зіткнень, що обмежує відносні швидкості пар БПЛА [4]:

$$\langle v_i - v_i^{orca}, n_{ik} \rangle \geq 0, \quad \forall(i, k).$$

Експериментальна перевірка виконувалася в симуляторах *AirSim* (Unreal Engine) і *Gazebo* (Ignition) на трьох типових картах: міська сітка (квартальна забудова), «каньйон» (висотна щільна забудова) та передмістя. Сценарії включали покриття з часовими вікнами, пошук рухомої цілі та інспекцію лінійної інфраструктури [5]. Порівнювалися чотири підходи: евристики покриття, «чистий» MARL, план LLM із жадібним виконанням і запропонований гібрид LLM+MARL+CBF.

Оцінювання здійснювалося за часткою покриття за фіксований час місії, часом до першого та повного виявлення цілі, кількістю колізій/ порушень безпеки, сумарними енерговитратами (Вт·год/місію) та середнім трафіком (кбіт/с). Для моделювання мережевої ненадійності вводилися випадкові втрати пакетів на рівні 5–20%.

Результати пілотного моделювання з десятима апаратами (час місії 10 хв на міській карті) показані у таблиці 1.

Табл. 1. Порівняльні показники на сценарії «покриття»

Підхід	Покриття, %	Час до 1-го виявл., с	Колізії	Енергія, Вт·год	Трафік, кбіт/с
Евристика	76,5	52,3	3	14,9	12
MARL	86,2	31,7	2	13,4	48
LLM із жадібним виконанням	88,1	28,9	1	12,9	15
LLM + MARL + CBF	92,4	18,4	0	12,7	35

На пошуку рухомої цілі (швидкість цілі $\sim(2-3)$ м/с) гібрид скорочував час до виявлення на (20–35)% проти MARL і на (35–45)% проти евристик; на інспекції лінійної інфраструктури показував рівномірніший розподіл завдань між апаратами (менший дисбаланс довжин маршрутів і температур акумуляторів). За втрат каналів (10–20)% гібрид втрачав менше продуктивності завдяки подієвому переплануванню LLM: при відмові одного вузла рою підзадачі швидко перерозподілялися без глобальної зупинки місії.

Висновки

Представлено реалізацію гібридного кооперативного планування рою БПЛА, у якій LLM виконує семантичну декомпозицію місії, MARL забезпечує адаптивну тактику з урахуванням ресурсних обмежень, а CBF/ORCA гарантує дотримання безпеки. Результати симуляції свідчать про зростання

частки покриття та скорочення часу до виявлення цілей у порівнянні з евристичними методами та «чистим» MARL, при цьому зберігаються нульові колізії й контроль енерговитрат. Запропонований протокол оцінювання є відтворюваним і може бути використаний як база для переходу до натурних випробувань і подальшого розширення.

Перелік посилань

1. Strobel, V., Dorigo, M., Fritz, M. LLM2Swarm: Robot Swarms that Responsively Reason, Plan, and Collaborate through LLMs. arXiv:2410.11387, 2024. DOI: 10.48550/arXiv.2410.11387.
2. Kannan, S. S., Venkatesh, V. L. N., Min, B.-C. SMART-LLM: Smart Multi-Agent Robot Task Planning using Large Language Models. arXiv:2309.10062, 2023. DOI: 10.48550/arXiv.2309.10062.
3. Yu, C., Velu, A., Kawaguchi, K., et al. The Surprising Effectiveness of PPO in Cooperative, Multi-Agent Games (MAPPO). arXiv:2103.01955, 2021; NeurIPS Datasets and Benchmarks 2022. DOI: 10.48550/arXiv.2103.01955.
4. Gonçalves, V. M., Reis, L. P., Lima, P. U. Safe multi-agent drone control using control barrier functions: an experimental approach. Robotics and Autonomous Systems, 173 (2024), 104601. DOI: 10.1016/j.robot.2023.104601.
5. Shah, S., Dey, D., Lovett, C., Kapoor, A. AirSim: High-Fidelity Visual and Physical Simulation for Autonomous Vehicles. arXiv:1705.05065, 2017. DOI: 10.48550/arXiv.1705.05065.

Анотація

Запропоновано гібридне кооперативне планування рою БПЛА, що поєднує LLM-планувальник, політики MARL і безпековий шар CBF/ORCA. Описано архітектуру реалізації, математичні засади та відтворюваний протокол оцінювання в симуляторі. Індикативні моделювання демонструють підвищення частки покриття, скорочення часу до виявлення й відсутність колізій за помірного трафіку.

Ключові слова: Дрон, БПЛА, LLM, ORCA, MARL, CBF.

Abstract

A hybrid cooperative planning method for UAV swarms is presented, combining an LLM-based planner, MARL policies, and a CBF/ORCA safety layer. We detail the implementation architecture, mathematical foundations, and a reproducible simulation-based evaluation protocol. Indicative simulations show increased coverage, reduced time-to-detection, and zero collisions under moderate communication load.

Keywords: Drone, UAV, LLM, ORCA, MARL, CBF.