

<https://doi.org/10.31891/2219-9365-2025-82-22>

УДК 004.93, 004.8

ПЕТРЕНКО Дмитро

Національний університет «Львівська політехніка»

<https://orcid.org/0000-0003-3720-9038>

e-mail: [dmytro.o.petrenko@lpnu.ua](mailto:dmytro.o.petrenko@lpnu.ua)

КРИВЕНЧУК Юрій

Національний університет «Львівська політехніка»

<https://orcid.org/0000-0002-2504-5833>

e-mail: [yurii.p.kryvenchuk@lpnu.ua](mailto:yurii.p.kryvenchuk@lpnu.ua)

## ПОРІВНЯННЯ СИМУЛЯЦІЙНИХ ІНСТРУМЕНТІВ ДЛЯ ЗАВДАНЬ СТАБІЛІЗАЦІЇ БЕЗПЛОТНИХ ЛІТАЛЬНИХ АПАРАТІВ ІЗ ЗАСТОСУВАННЯМ НАВЧАННЯ З ПІДКРІПЛЕННЯМ

У статті проведено порівняння чотирьох популярних симуляційних платформ — AirSim, Gazebo + RotorS, Flightmare та Unity ML Agents — у контексті їх придатності для вирішення задач стабілізації безпілотних літальних апаратів із використанням навчання з підкріпленням. Платформи оцінено за ключовими критеріями, що визначають ефективність навчання агентів у віртуальних середовищах: реалістичність фізики, підтримка сенсорних систем, інтеграція з RL-фреймворками, моделювання турбулентності та простота налаштування. Виявлено переваги, обмеження та потенційні сфери застосування кожної платформи відповідно до вимог задач стабілізації. Підкреслено необхідність подальших досліджень у напрямі підвищення реалістичності симуляцій та подолання проблеми перенесення політик у реальне середовище (sim2real gap).

Ключові слова: безпілотні літальні апарати, стабілізація, симуляційні платформи, навчання з підкріпленням, sim2real gap.

PETRENKO Dmytro, KRYVENCHUK Yurii

Lviv Polytechnic National University

## COMPARATIVE ANALYSIS OF SIMULATION PLATFORMS FOR UAV STABILIZATION WITH REINFORCEMENT LEARNING METHODS

This paper presents an in-depth comparative analysis of four prominent simulation platforms commonly utilized for unmanned aerial vehicle (UAV) stabilization tasks involving reinforcement learning (RL): AirSim, Gazebo with RotorS, Flightmare, and Unity ML Agents. The evaluation is structured around five pivotal criteria that are essential for effective RL training in the context of UAV stabilization: the realism of physics simulation, the fidelity and variety of sensor emulation, the ease and depth of integration with RL frameworks, the capability to model atmospheric turbulence, and the degree of flexibility offered for environment customization. Each platform was systematically assessed in simulated scenarios reflecting real-world UAV stabilization challenges.

The findings reveal nuanced strengths and limitations across the platforms. Flightmare excels in physics realism and seamless RL integration, making it particularly suited for high-precision stabilization tasks in dynamic environments. However, its limited support for environment customization may constrain its broader applicability. AirSim emerges as a versatile choice, offering robust sensor simulation and a good balance between realism and configurability, positioning it well for general-purpose UAV training scenarios. Gazebo with RotorS demonstrates exceptional environment customization capabilities and modular architecture but faces integration complexities with modern RL toolkits. Unity ML Agents offers a user-friendly interface and fast prototyping benefits but falls short in simulating the complex aerodynamics necessary for advanced UAV stabilization.

This study emphasizes the importance of aligning simulation platform capabilities with the specific needs of UAV stabilization research and development. Moreover, it underscores the necessity of continued innovation to bridge the sim-to-real transfer gap that hinders the deployment of RL-trained UAV control systems in practical settings.

Keywords: UAV stabilization, reinforcement learning, simulation platforms, AirSim, Gazebo, Flightmare, Unity ML Agents, sim2real gap.

Стаття надійшла до редакції / Received 16.04.2025

Прийнята до друку / Accepted 11.05.2025

## ПОСТАНОВКА ПРОБЛЕМИ У ЗАГАЛЬНОМУ ВИГЛЯДІ ТА ЇЇ ЗВ'ЯЗОК ІЗ ВАЖЛИВИМИ НАУКОВИМИ ЧИ ПРАКТИЧНИМИ ЗАВДАННЯМИ

Безпілотні літальні апарати (БПЛА) стали невід'ємною частиною сучасної інфраструктури, знаходячи широке застосування в моніторингу навколишнього середовища, аграрному секторі, логістиці, а також у пошуково-рятувальних та військових операціях. Одним із ключових аспектів ефективної та безпечної експлуатації БПЛА є забезпечення стабільності їх польоту, особливо в умовах складного навколишнього середовища та динамічних збурень [1].

Методи навчання з підкріпленням (Reinforcement Learning, RL) демонструють високий потенціал у задачах стабілізації БПЛА завдяки здатності агентів адаптуватися до складних динамічних умов і вивчати

ефективні стратегії управління на основі досвіду [2]. Водночас тренування RL агентів безпосередньо на фізичних платформах є надзвичайно ризикованим та ресурсоемним, оскільки пов'язане з потенційною загрозою пошкодження обладнання та втрати апарата. Це зумовлює необхідність використання симуляційних середовищ, які дозволяють безпечно та економічно ефективно розробляти та тестувати алгоритми стабілізації [3].

Серед популярних платформ для симуляції БПЛА у задачах RL варто відзначити AirSim, Gazebo, Flightmare та Unity ML Agents. Наприклад, Flightmare, розроблений ETH Zurich, забезпечує високу швидкість симуляції та точне моделювання аеродинаміки, що робить його одним із провідних рішень для тренування агентів стабілізації в умовах високої складності [4]. Водночас AirSim від Microsoft пропонує гнучку підтримку сенсорних систем, включаючи камери, LiDAR, GPS та IMU, а також інтеграцію з популярними RL-фреймворками, що робить його придатним для широкого спектра задач управління та стабілізації [5].

Попри значні переваги сучасних симуляційних платформ, залишається низка проблем, пов'язаних із *sim2real gap* — розривом між симульованим середовищем і реальним світом, що часто призводить до деградації продуктивності RL агентів при перенесенні політик із віртуального середовища на фізичні апарати. Актуальність цієї проблематики підтверджують дослідження, в яких підкреслюється необхідність підвищення реалістичності симуляцій за рахунок моделювання турбулентності, відмов виконавчих органів, а також сенсорних аномалій для покращення переносимості політик управління БПЛА [6], [7].

У цьому контексті стає актуальним проведення систематичного порівняння наявних симуляційних платформ саме в задачах стабілізації БПЛА із застосуванням навчання з підкріпленням. Таке порівняння дозволить обґрунтувати вибір симуляційного середовища для розробки та тестування систем стабілізації з урахуванням їхніх технічних можливостей, обмежень та відповідності потребам реальних сценаріїв.

### АНАЛІЗ ДОСЛІДЖЕНЬ ТА ПУБЛІКАЦІЙ

Забезпечення стабільності БПЛА в умовах динамічних збурень є одним із ключових викликів сучасної робототехніки, що знаходить активне відображення у дослідженнях із використанням навчання з підкріпленням (RL). Як зазначають Li et al. [1], впровадження RL агентів для стабілізації БПЛА в реальних умовах супроводжується високими ризиками аварій та витратами, а також потребує великої кількості сценаріїв для повноцінного навчання. Подібну проблему підкреслюють Kim і Shim [2], наголошуючи на відсутності масштабованих безпечних середовищ для навчання RL агентів, що обмежує розвиток автономних систем управління БПЛА.

Використання симуляційних середовищ дозволяє значно зменшити вказані ризики, надаючи можливість моделювати складні сценарії без загрози пошкодження апаратів. Як показано у Cary і Campbell [3], симулятори відіграють критичну роль у тестуванні як апаратних, так і програмних компонентів БПЛА, а також у створенні умов, неможливих для безпечного відтворення у реальному світі.

Серед симуляційних платформ, що активно застосовуються для задач стабілізації БПЛА з використанням RL, варто виділити AirSim, Gazebo, Flightmare та Unity ML Agents. AirSim, розроблений Microsoft Research, забезпечує високий рівень деталізації фізики та сенсорної моделі, що дозволяє моделювати сценарії з турбулентністю, сенсорними відмовами та іншими аномаліями [4]. Shah et al. [4] демонструють використання AirSim для навчання RL агентів стабілізації квадрокоптера в умовах складних сенсорних аномалій, показуючи зростання стійкості агентів після тренування у віртуальному середовищі.

Gazebo у поєднанні з RotorS залишається стандартом у ROS-середовищі для моделювання мультикоптерів та тренування алгоритмів стабілізації. Peng et al. [5] демонструють використання Gazebo для навчання агентів, які виконують стабілізацію квадрокоптера з навантаженням, підкреслюючи ефективність комбінації класичних контролерів та RL агентів для підвищення стійкості до зовнішніх збурень.

Flightmare, розроблений ETH Zurich, орієнтований на високошвидкісну симуляцію з точним аеродинамічним моделюванням. Song et al. [6] показують, що використання Flightmare дозволяє суттєво скоротити час тренування RL агентів та досягти високої точності стабілізації навіть у складних умовах, зокрема за рахунок можливості моделювання турбулентності та вітрових збурень.

Дослідження [8] було присвячене вивченню можливостей застосування методів навчання з підкріпленням у задачах стабілізації БПЛА, з фокусом на підвищення якості та швидкодії систем управління, а також на розширення їхнього впровадження у відповідних сферах в Україні. У рамках дослідження проведено систематичний огляд існуючих систем навчання з підкріпленням, визначено ключові параметри, що впливають на ефективність навчання агентів стабілізації, та виконано порівняння результатів, отриманих при використанні різних архітектур нейронних мереж. Реалізація запропонованої системи у симуляційному середовищі AirSim продемонструвала, що поєднання навчання з підкріпленням та глибинних нейронних мереж є одним із найбільш ефективних підходів для стабілізації положення дрону в умовах динамічних збурень. Результати експериментів засвідчили, що обрані симуляційні платформи мають певні обмеження, зокрема у відтворенні реалістичних сценаріїв з комплексними аеродинамічними впливами та мультиагентною взаємодією, що може негативно впливати на генералізацію навчених політик у реальних умовах. Це ще раз підтверджує потребу у проведенні порівняльного аналізу можливостей сучасних платформ для задач

стабілізації БПЛА, а також у визначенні їх відповідності до різних типів сценаріїв навчання та тестування алгоритмів управління.

Разом із цим, Jiang і Atkeson [7], досліджуючи проблему sim2real gap на прикладі квадрупедів, акцентують, що навіть за умови використання реалістичних симуляторів агенти демонструють зниження продуктивності при переході у реальне середовище. Це свідчить про необхідність врахування додаткових факторів, зокрема аеродинамічних нелінійностей, відмов сенсорів та впливу довкілля, що на даний момент не повністю охоплюється жодною з наявних платформ.

Отже, проведений аналіз джерел підтверджує високу активність дослідницької спільноти у сфері застосування симуляційних платформ для задач стабілізації БПЛА із використанням RL. Водночас відсутнє системне порівняння можливостей таких платформ саме з огляду на специфіку задач стабілізації, що підкреслює актуальність подальших досліджень у цьому напрямку.

### ФОРМУЛЮВАННЯ ЦІЛЕЙ СТАТТІ

**Метою роботи** є проведення систематичного порівняння можливостей сучасних симуляційних платформ для задач стабілізації безпілотних літальних апаратів із застосуванням навчання з підкріпленням.

### ВИКЛАД ОСНОВНОГО МАТЕРІАЛУ

У ході роботи було проведено порівняння можливостей чотирьох найпопулярніших симуляційних платформ, що активно застосовуються для задач стабілізації БПЛА із використанням навчання з підкріпленням: AirSim, Gazebo з RotorS, Flightmare та Unity ML Agents. Порівняння здійснено за п'ятьма ключовими критеріями, що мають критичне значення для тренування RL агентів у задачах стабілізації, а саме: реалістичність фізики, підтримка сенсорних систем, інтеграція з RL-фреймворками, наявність інструментів для моделювання турбулентності та зручність налаштування середовища.

AirSim, розроблений Microsoft Research, є платформою з високим рівнем деталізації фізики та моделювання сенсорних систем, що забезпечує моделювання камер, LiDAR, GPS, IMU, а також погодних умов і турбулентності [4]. Платформа має вбудовану інтеграцію з OpenAI Gym та Python API, що значно полегшує тренування RL агентів. У власних дослідженнях [8] AirSim продемонстрував ефективність у тренуванні агентів стабілізації квадрокоптера, а також високу точність відтворення сенсорних аномалій, що є важливим для підвищення стійкості агентів до непередбачуваних зовнішніх впливів.

Gazebo у поєднанні з RotorS є одним із найпопулярніших рішень у ROS-середовищі, забезпечуючи високу точність фізичного моделювання та гнучкість налаштування моделей дронів. Проте інтеграція з RL-фреймворками вимагає використання додаткових мостів та плагінів, що ускладнює процес налаштування [5]. Незважаючи на це, Gazebo активно використовується для тестування систем стабілізації із залученням RL, зокрема у завданнях тренування агентів для стабілізації квадрокоптера з додатковим навантаженням [5].

Flightmare, розроблений ETH Zurich, є платформою, орієнтованою на високу швидкість симуляції та точність аеродинамічного моделювання [6]. Платформа побудована з урахуванням потреб RL-досліджень та має зручну інтеграцію з PyTorch, TensorFlow, Stable Baselines3. Особливістю Flightmare є можливість створення складних сценаріїв з турбулентністю, вітровими збуреннями та відмовами виконавчих систем, що дозволяє реалізовувати задачі стабілізації БПЛА у реалістичних умовах. Недоліком є складність налаштування середовища порівняно з AirSim та Gazebo.

Unity ML Agents є зручною платформою для швидкого прототипування та інтеграції RL агентів, однак за замовчуванням демонструє низьку реалістичність фізики, що обмежує її застосування у задачах стабілізації без значної модифікації фізичного рушія [4]. Перевагою є висока зручність побудови сценаріїв, що робить платформу придатною для початкового навчання агентів у спрощених умовах.

Порівняння характеристик зазначених платформ за ключовими критеріями наведено у таблиці 1.

Таблиця 1.

#### Порівняння симуляційних платформ для задач стабілізації БПЛА із застосуванням навчання з підкріпленням

| Платформа       | Реалістичність фізики | Підтримка сенсорів | Інтеграція з RL | Моделювання турбулентності | Простота налаштування |
|-----------------|-----------------------|--------------------|-----------------|----------------------------|-----------------------|
| AirSim          | Висока                | Висока             | Легка           | Так                        | Середня               |
| Gazebo + RotorS | Висока                | Середня            | Складна         | Можливо через плагіни      | Висока                |
| Flightmare      | Дуже висока           | Середня            | Легка           | Так                        | Складна               |
| Unity ML Agents | Низька                | Обмежена           | Легка           | Ні                         | Висока                |

У таблиці представлено порівняння чотирьох найбільш поширених симуляційних платформ за п'ятьма ключовими критеріями, що мають суттєве значення для вирішення задач стабілізації безпілотних літальних апаратів із використанням навчання з підкріпленням.

Результати порівняння демонструють, що платформи суттєво відрізняються за рівнем підтримки критичних функцій. Зокрема, Flightmare є найбільш відповідною платформою для задач, що вимагають високої реалістичності фізики та підтримки складних сценаріїв стабілізації, тоді як Gazebo + RotorS забезпечує найбільшу гнучкість у моделюванні середовищ, попри складності інтеграції з RL-фреймворками.

AirSim поєднує високу підтримку сенсорів та помірну складність налаштування, що робить його універсальним рішенням для більшості стандартних задач стабілізації, а Unity ML Agents залишається доцільним для прототипування та початкового навчання агентів у спрощених умовах.

Для візуалізації сильних і слабких сторін платформ побудовано радар-схему (рисунок 1), що дозволяє наочно оцінити відносні переваги кожної платформи за обраними критеріями.

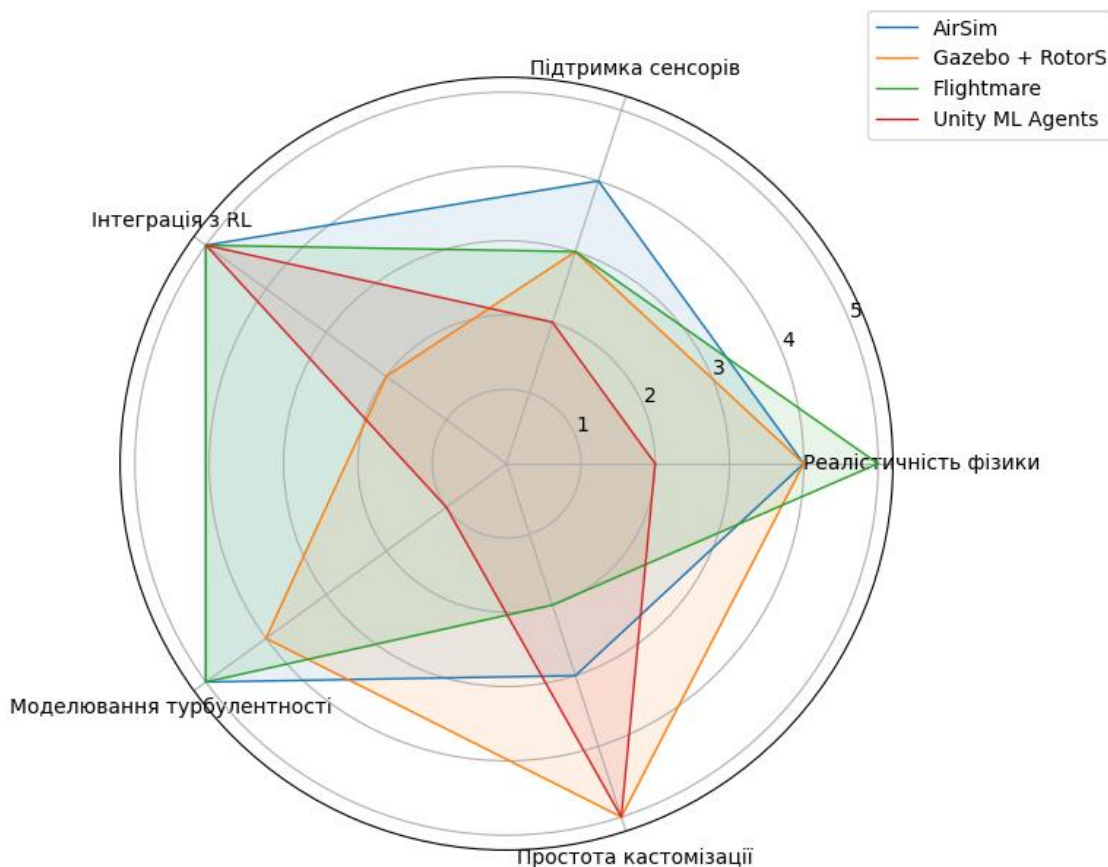


Рис. 2. Порівняння можливостей симуляційних інструментів для задач стабілізації БПЛА із застосуванням RL

На радар-схемі представлено порівняння чотирьох популярних симуляційних платформ — AirSim, Gazebo та RotorS, Flightmare та Unity ML Agents — за п'ятьма ключовими критеріями, що мають критичне значення для задач стабілізації БПЛА за допомогою RL.

Показники оцінено за п'ятибальною шкалою (1 — низький рівень, 5 — високий рівень).

Аналіз демонструє, що Flightmare забезпечує найвищу реалістичність фізики та ефективну підтримку RL-інтеграції, проте поступається у простоті модифікацій.

AirSim балансує між реалістичністю та гнучкістю, маючи високу підтримку сенсорів та можливість моделювання погодних умов.

Gazebo + RotorS вирізняється максимальною адаптацією середовища, проте інтеграція з RL-фреймворками залишається складною.

Unity ML Agents, хоча й має високу простоту налаштування та інтеграції з RL, демонструє найнижчу реалістичність фізики для задач стабілізації без значної модифікації середовища.

Схема доповнює дані таблиці та дозволяє отримати комплексну картину можливостей платформ, що є основою для обґрунтованого вибору симулятора відповідно до специфіки задачі стабілізації БПЛА.

### ВИСНОВКИ З ДАНОГО ДОСЛІДЖЕННЯ І ПЕРСПЕКТИВИ ПОДАЛЬШИХ РОЗВІДОК У ДАНОМУ НАПРЯМІ

У ході проведеного дослідження здійснено порівняння чотирьох провідних симуляційних платформ — AirSim, Gazebo з RotorS, Flightmare та Unity ML Agents — з позиції їх придатності для вирішення задач стабілізації безпілотних літальних апаратів із застосуванням навчання з підкріпленням.

Проведений аналіз дозволив визначити сильні та слабкі сторони кожної платформи в контексті ключових вимог до навчання агентів стабілізації, а саме: реалістичності фізики, підтримки сенсорних систем, інтеграції з RL-фреймворками, наявності засобів моделювання турбулентності та простоти налаштування.

Результати порівняння свідчать, що:

- Flightmare є найбільш придатним для тренування RL агентів у завданнях стабілізації в умовах складної динаміки, де критичною є висока точність аеродинамічного моделювання та підтримка складних сценаріїв з турбулентністю.
- AirSim демонструє високу універсальність та баланс між реалістичністю фізики, гнучкістю налаштування та зручною інтеграцією з RL-фреймворками, що робить його доцільним вибором для широкого спектра задач стабілізації та управління.
- Gazebo з RotorS, попри складнощі інтеграції з RL-фреймворками, залишається потужним інструментом для завдань, що вимагають високої гнучкості та інтеграції у ROS-екосистему.
- Unity ML Agents, через обмежену реалістичність фізики за замовчуванням, є доцільним вибором переважно для задач початкового прототипування та базового навчання RL агентів у спрощених умовах.

Загалом, жодна з проаналізованих платформ не забезпечує комплексного вирішення проблеми *sim2real gap*, що підтверджує актуальність подальших досліджень у сфері підвищення реалістичності симуляційних середовищ та розробки гібридних підходів із використанням адаптивного навчання та *domain randomization*.

Рекомендується враховувати специфіку задачі стабілізації та особливості середовища при виборі платформи, а також комбінувати симуляційні експерименти з тестуванням у фізичних умовах для зменшення впливу *sim2real gap*.

### Література

1. Li, J., Yang, Q., & Meng, M. Q. Reinforcement Learning-Based Adaptive Flight Control for Quadrotors. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2023, 59(2), 1042-1056. <https://doi.org/10.1109/TAES.2023.3247981>
2. Kim, J., & Shim, D. H. Deep Reinforcement Learning-Based Quadrotor Control in Complex Environments. *Sensors*, 2022, 22(1), 301. <https://doi.org/10.3390/s22010301>
3. Kary, D., & Campbell, M. The Use of Simulation in Unmanned Aerial System Development and Testing. *Journal of Aerospace Information Systems*, 2020, 17(8), 448-460. <https://doi.org/10.2514/1.I010824>
4. Shah, S., Dey, D., Lovett, C., & Kapoor, A. AirSim: High-Fidelity Visual and Physical Simulation for Autonomous Vehicles. In *Field and Service Robotics*, 2018. [https://microsoft.github.io/AirSim/reinforcement\\_learning/](https://microsoft.github.io/AirSim/reinforcement_learning/).
5. Peng, X., Yan, X., & Zhao, H. Autonomous Quadcopter Control Using Deep Reinforcement Learning in ROS-Gazebo Simulation. *Applied Sciences*, 2021, 11(16), 7473. <https://doi.org/10.3390/app11167473>.
6. Song, Y., Gehrig, D., & Scaramuzza, D. Flightmare: A Flexible Quadrotor Simulator. In *Conference on Robot Learning (CoRL)*, 2020. [https://rpg.ifi.uzh.ch/docs/CoRL20\\_Yunlong.pdf](https://rpg.ifi.uzh.ch/docs/CoRL20_Yunlong.pdf).
7. Jiang, M., & Atkeson, C. G. Addressing the Sim2Real Gap for Quadruped Robots via Robust Reinforcement Learning. *arXiv preprint arXiv:2210.03418*, 2022. <https://arxiv.org/abs/2210.03418>.
8. Петренко Д., Кривенчук Ю. Система стабілізації положення дрону з використанням навчання з підкріпленням. Вісник Хмельницького національного університету. Серія: Технічні науки, 2022, №6 (315), С. 111-114. <https://doi.org/10.31891/2307-5732-2022-315-6-111-114>

### References

1. Li, J., Yang, Q., & Meng, M. Q. Reinforcement Learning-Based Adaptive Flight Control for Quadrotors. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2023, 59(2), 1042-1056. <https://doi.org/10.1109/TAES.2023.3247981>
2. Kim, J., & Shim, D. H. Deep Reinforcement Learning-Based Quadrotor Control in Complex Environments. *Sensors*, 2022, 22(1), 301. <https://doi.org/10.3390/s22010301>
3. Kary, D., & Campbell, M. The Use of Simulation in Unmanned Aerial System Development and Testing. *Journal of Aerospace Information Systems*, 2020, 17(8), 448-460. <https://doi.org/10.2514/1.I010824>
4. Shah, S., Dey, D., Lovett, C., & Kapoor, A. AirSim: High-Fidelity Visual and Physical Simulation for Autonomous Vehicles. In *Field and Service Robotics*, 2018. [https://microsoft.github.io/AirSim/reinforcement\\_learning/](https://microsoft.github.io/AirSim/reinforcement_learning/).
5. Peng, X., Yan, X., & Zhao, H. Autonomous Quadcopter Control Using Deep Reinforcement Learning in ROS-Gazebo Simulation. *Applied Sciences*, 2021, 11(16), 7473. <https://doi.org/10.3390/app11167473>.
6. Song, Y., Gehrig, D., & Scaramuzza, D. Flightmare: A Flexible Quadrotor Simulator. In *Conference on Robot Learning (CoRL)*, 2020. [https://rpg.ifi.uzh.ch/docs/CoRL20\\_Yunlong.pdf](https://rpg.ifi.uzh.ch/docs/CoRL20_Yunlong.pdf).
7. Jiang, M., & Atkeson, C. G. Addressing the Sim2Real Gap for Quadruped Robots via Robust Reinforcement Learning. *arXiv preprint arXiv:2210.03418*, 2022. <https://arxiv.org/abs/2210.03418>.
8. Petrenko D., Kryvenchuk Y. Creation of drone stabilization system using reinforcement learning. *Herald of Khmelnytskyi National University. Technical Sciences*, 2022, No. 6 (315), pp. 111-114. <https://doi.org/10.31891/2307-5732-2022-315-6-111-114>