

<https://doi.org/10.31891/2307-5732-2025-357-64>

УДК 629.07:004.8

РОДІНКОВ ЮРІЙ

Вінницький національний технічний університет

<https://orcid.org/0009-0007-9033-8361>

email: rodinkov.tkr17@gmail.com

САВИЦЬКИЙ АНТОН

Вінницький національний технічний університет

<https://orcid.org/0009-0000-3490-6300>

email: savitskyant@gmail.com

АДАПТИВНІ ТЕХНОЛОГІЇ В БЕЗПІЛОТНИХ СИСТЕМАХ СІЛЬСЬКОГОСПОДАРСЬКОГО ВИРОБНИЦТВА

Запропоновано адаптивну систему керування БПЛА для обприскування посівів за змінних вітрових умов. Система базується на алгоритмі навчання з підкріпленням, що використовує адаптивну функцію винагороди. Результати моделювання показали зниження втрат препарату до 30% та покращення рівномірності покриття. Це забезпечує більш ефективне використання препарату й рівномірне нанесення навіть за складних погодних умов.

Ключові слова: БПЛА, навчання з підкріпленням, адаптивне обприскування, точне землеробство

RODINKOV YURIY, SAVITSKIY ANTON

Vinnitsia National Technical University

ADAPTIVE TECHNOLOGIES IN UNMANNED AGRICULTURAL SYSTEMS

This research presents the development and evaluation of an adaptive control system for unmanned aerial vehicles (UAV's) used in crop spraying operations under variable wind conditions. The system leverages advanced machine learning techniques, particularly reinforcement learning, to enable intelligent real-time decision-making in dynamic agricultural environments. The control algorithm is based on Proximal Policy Optimization (PPO), a modern policy-gradient method known for its balance between sample efficiency and training stability. A key innovation of the approach lies in the implementation of an adaptive reward function, where the weights dynamically adjust based on the instantaneous wind speed. This allows the UAV to actively adapt its spraying behavior in response to fluctuations in environmental conditions, with the goal of minimizing pesticide drift and improving coverage uniformity. The adaptive reward function penalizes both the deviation of actual pesticide distribution from the target pattern and the quantity of chemical drift outside the treatment zone. The magnitude of these penalties increases with wind intensity, encouraging the learning agent to modify flight speed, altitude, and spraying rate accordingly. Mathematical modeling was conducted using a custom simulation environment that incorporated wind variation and fluid dynamics to replicate droplet behavior. Over multiple training episodes, the agent refined its spraying strategy through iterative interaction with the environment. The proposed system shows strong potential for integration into real-world precision agriculture frameworks. It can enhance the efficiency of UAV-based pesticide application by optimizing resource usage and adapting to real-time environmental feedback. Future work includes field validation of the system, incorporation of additional environmental variables such as temperature and humidity, and potential extension to multi-agent scenarios involving cooperative fleets of UAVs. Overall, this research contributes a novel and effective approach to autonomous UAV control in precision farming, combining reinforcement learning with adaptive environmental responsiveness.

Keywords: UAV, reinforcement learning, PPO, adaptive spraying, precision agriculture.

Стаття надійшла до редакції / Received 08.07.2025

Прийнята до друку / Accepted 15.08.2025

Вступ

Безпілотні літальні апарати (БПЛА) набувають широкого застосування у точному землеробстві завдяки здатності автоматизувати аграрні операції. Однак динамічні погодні умови, зокрема поривчастий вітер, значно ускладнюють забезпечення рівномірності нанесення пестицидів та призводять до їх перевитрат. Традиційні методи керування не дозволяють ефективно компенсувати ці впливи. Метою роботи є розробка адаптивної системи керування БПЛА із застосуванням методів навчання з підкріпленням, що враховує зміну вітрових умов.

Огляд літератури

Проблема підвищення точності та ефективності агрохімічного обприскування при використанні дронів привернула значну увагу дослідників. Попередні роботи зосереджувалися на оптимізації обладнання та параметрів обприскування – наприклад, виборі типу форсунок, висоти та швидкості польоту – щоб зменшити знос і покращити покриття[1]. Однак такі підходи не враховують динамічних змін середовища в режимі реального часу. Сучасні тенденції спрямовані на використання адаптивних алгоритмів керування, що здатні оперативно реагувати на зовнішні фактори[3]. Одним із перспективних напрямів є застосування методів глибокого навчання з підкріпленням для керування БПЛА в точному землеробстві. Так, Ну та ін. (2020)[4] запропонували систему корекції траєкторії дрона на основі даних про вітер із наземних датчиків із використанням глибокої нейромережі (DQN) у поєднанні з алгоритмом рою часток. Це дозволило забезпечити майже на 42% більшу площу осідання крапель на цільовому полі порівняно зі звичайним управлінням, що означає суттєве зменшення втрат поза ціллю. Дослідження Нао та ін. (2022)[5] представило адаптивну систему прийняття рішень для дронів-обприскувачів, яка за допомогою актор-критик нейромережі рекомендує оптимальні параметри

обприскування залежно від умов середовища. В результаті вдалося знизити об'єм внесення препарату на 14% без втрати ефективності обробки та підвищити рівномірність осідання крапель. Крім того, Kang і колеги (2022)[6] показали, що адаптивне регулювання частоти роботи контурів стабілізації дрона за допомогою навчання з підкріпленням покращує точність проходження маршруту при поривах вітру (час відхилення від траєкторії зменшено на ~12,8%). Загалом, результати існуючих робіт підтверджують, що впровадження адаптивних алгоритмів керування, зокрема на основі навчання з підкріпленням, дозволяє значно підвищити ефективність внесення агрохімікатів та точність землеробства. Це створює передумови для використання удосконалених методів навчання з підкріпленням, таких як PPO, у задачах керування дронами-обприскувачами для досягнення ще кращих показників.

Адаптивні технології та штучний інтелект

Алгоритм навчання з підкріпленням (PPO). В даному дослідженні для керування дроном-обприскувачем застосовано алгоритм Proximal Policy Optimization (PPO), який належить до сучасних градієнтних методів навчання з підкріпленням. Алгоритм PPO дозволяє агенту (БПЛА) оптимізувати стратегію шляхом багаторазової взаємодії з середовищем, оновлюючи свою політику дій для максимізації кумулятивної винагороди. Особливістю PPO є введення обмеження на зміну політики між оновленнями (так званий метод "кліппінгу" оновлень), що забезпечує стабільніше навчання і запобігає деградації політики. Завдяки цьому PPO добре підходить для задач реального часу, де середовище динамічне і містить шуми. Адаптивна функція винагороди. Ключовим елементом підходу є спеціальна функція винагороди, параметри якої адаптивно змінюються залежно від поточної швидкості вітру. Вона спонукає агента мінімізувати нерівномірність покриття поля та втрати препарату через знесення. На кожному кроці винагорода обчислюється як:

$$r_t = -a(||W_t||) \int_{\Omega} (C(x, y, t) - C_{\text{задане}}(x, y))^2 dx dy - \beta(||W_t||) \cdot \text{Втрати} \quad (1)$$

де $C(x, y, t)$ – фактична концентрація препарату в точці (x, y) у момент часу;

$C_{\text{задане}}(x, y)$ – бажана концентрація препарату;

Ω - область покриття поля;

$||W_t||$ - вектор швидкості вітру;

$a(||W_t||)$, $\beta(||W_t||)$ – вагові коефіцієнти, що адаптивно змінюються в залежності від сили вітру.

$$\begin{aligned} a(||W_t||) &= a_0(1 + k_a||W_t||), \\ \beta(||W_t||) &= \beta_0(1 + k_\beta||W_t||). \end{aligned} \quad (2)$$

де β_0 , a_0 – базові вагові коефіцієнти, k_a , k_β – коефіцієнти чутливості до вітру.

Додатково введемо аналітичний вираз середньоквадратичної похибки покриття поля:

$$\varepsilon = \sqrt{\frac{1}{|\Omega|} \int_{\Omega} (C(x, y, t) - C_{\text{зад}}(x, y))^2 dx dy} \quad (3)$$

Динамічні властивості системи враховано моделюванням поривчастого вітру як стохастичного процесу:

$$W_{t+1} = W_t + \eta_t, \quad \eta_t \sim N(0, \sigma^2) \quad (4)$$

де η_t – стохастичне збурення.

Оптимізація політики здійснювалася за допомогою функції PPO-кліппінгу [2]:

$$L^{CLIP}(\theta) = E_t[\min(r_t(\theta)\hat{A}_t, \text{clip}(r_t(\theta), 1 - \epsilon, 1 + \epsilon)\hat{A}_t)] \quad (5)$$

де E_t – математичне сподівання (середнє на всіх кроках або батах часу t).

Під час тренування агент отримує на вході стан середовища, що включає поточні показники вітру та дані про розподіл нанесеного препарату. На основі цього агент обирає дію – наприклад, змінює горизонтальну швидкість, висоту польоту або інтенсивність подачі препарату. Віртуальне середовище моделює поле з заданою площею і враховує фізичну модель руху крапель під дією вітру. Після виконання дії агент отримує винагороду за формулою (1). Алгоритм PPO оновлює політику дій агента так, щоб збільшити отримувану винагороду. В ході багатьох епізодів навчання агент поступово вдосконалює свою стратегію. Після завершення навчання вироблена стратегія керування дозволяє дрону автоматично пристосовуватися до змінних вітрових умов, мінімізуючи втрати препарату та забезпечуючи рівномірне покриття. Крім того, для удосконалення процесу навчання застосовано підхід curriculum learning: агент спочатку тренується в умовах слабкого вітру, після чого поступово складність сценаріїв збільшується шляхом введення поривів і турбулентності.

Результат моделювання

Проведено серію симуляційних експериментів для оцінки ефективності адаптивного алгоритму. Для порівняння також моделювався сценарій зі звичайним керуванням (без адаптації до вітру), де дрон підтримує постійну швидкість обприскування без урахування змін вітру. Основним

показником ефективності обрано відсоток втраченої діючої речовини (виліт за межі цільової ділянки). На рис. 1 та в таблиці 1 показано результати для різних постійних швидкостей вітру від 2 до 10 м/с.

Таблиця 1

Порівняльні втрати препарату при різних швидкостях вітру

Швидкість вітру, м/с	Втрати без адаптації, %	Втрати з адаптацією, %
2	12	8
4	18	10
6	25	14
8	32	17
10	40	22

Як видно з таблиці 1, за слабого вітру (2–4 м/с) різниця між адаптивним та неадаптивним підходами невелика, проте зі зростанням швидкості вітру ефект від адаптації суттєво зростає. Наприклад, при 8 м/с втрати зменшуються з 32% до 17%, а при 10 м/с – з 40% до 22%. У середньому адаптивний алгоритм дозволяє знизити втрати препарату приблизно на 30% відносно традиційного підходу. Це означає істотне підвищення ефективності використання хімікатів і зменшення негативного впливу на навколишнє середовище.

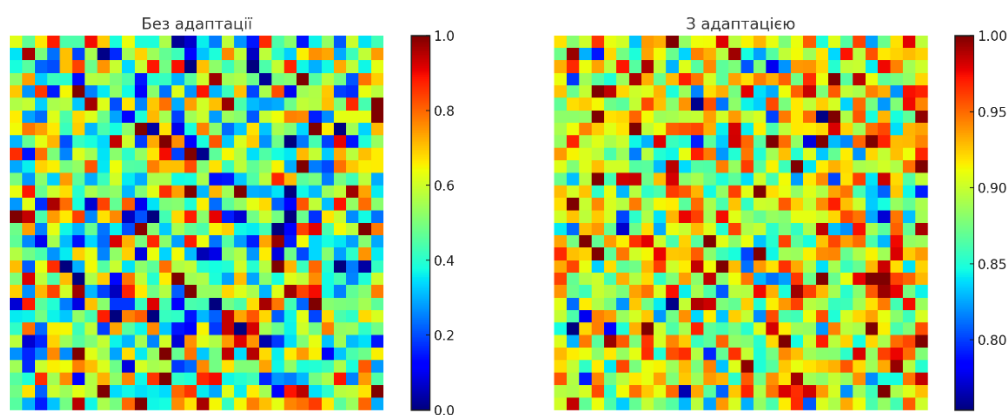


Рис. 1. Теплові карти, що демонструють рівномірність нанесення препарату на поле без використання адаптивних технологій та з їх використанням.

Отримані результати підтверджують високу ефективність запропонованого адаптивного підходу до керування БПЛА при обприскуванні. Особливо помітна перевага проявляється за сильного вітру: тоді як традиційне обприскування втрачає до 40% препарату, адаптивний алгоритм зменшує ці втрати майже вдвічі. Це дозволяє виконувати авіаобприскування при вищих швидкостях вітру, розширюючи вікно доступних погодних умов для роботи дронів. Фактично система сама підлаштовує режим польоту: за сильного вітру агент може зменшувати швидкість руху або коригувати висоту, щоб забезпечити більше часу для осідання крапель на цільову поверхню. В результаті досягається більш рівномірне покриття (рис. 1), що має важливе значення для ефективної дії пестицидів чи добрив на всій площі поля. Варто відзначити, що наші знахідки узгоджуються з тенденціями інших досліджень. Наприклад, у роботі Ну та ін. повідомляється про суттєве підвищення ефективності осідання препарату за рахунок адаптивного коригування траєкторії дрона. Подібно, система Нео та ін. продемонструвала, що інтелектуальне налаштування параметрів обприскування дозволяє зменшити обсяги хімікатів без втрати покриття. Наш підхід, використовуючи навчання з підкріпленням (алгоритм РРО) з адаптивною функцією винагороду, поєднує ці ідеї: дрон не лише може змінювати маршрут, але й робить це з урахуванням поточних умов, отримуючи сигнал оцінки (винагороду) за кінцевий результат покриття. Попри успішні результати моделювання, слід враховувати деякі обмеження. По-перше, симуляційна модель вітру та розповсюдження крапель є спрощеною; в реальних умовах існують турбулентні потоки, складний рельєф місцевості, різні типи культур, що можуть впливати на розподіл препарату. Також не враховано аеродинамічний вплив самого дрона (потік від пропелерів), що може змінювати траєкторію польоту крапель. Ці фактори потребують додаткових досліджень. По-друге, для реалізації системи в польових умовах необхідна інтеграція датчиків вітру (на борту або наземних) та обчислювального модуля, здатного в режимі реального часу виконувати алгоритм навчання з підкріпленням. Сучасні апаратні платформи (наприклад, одноплатні комп'ютери на борту дрона) вже дозволяють це реалізувати, проте необхідна ретельна перевірка надійності такої системи. Загалом, адаптивні технології на основі штучного інтелекту, такі як описаний підхід з алгоритмом РРО, демонструють значний потенціал у підвищенні точності та ефективності точного землеробства. Запропонований метод забезпечує не лише економію ресурсів (за рахунок зменшення втрат дорогих препаратів), а й знижує екологічні ризики, пов'язані з занесенням хімікатів за межі поля. Подальше вдосконалення та

адаптація цього підходу можуть включати врахування інших чинників (наприклад, вологості, температури) та координацію роботи групи дронів для одночасної обробки великих площ.

Висновки

У роботі представлено адаптивний підхід до керування безпілотним літальним апаратом для аграрного обприскування, що базується на методах навчання з підкріпленням (алгоритм РРО) та адаптивній функції винагороди. Проведене моделювання показало, що запропонована система здатна суттєво підвищити ефективність обприскування за рахунок автоматичного пристосування до змінних вітрових умов. Зокрема, втрати препарату знизилися до 30% порівняно з традиційним підходом, а рівномірність покриття поля помітно покращилася. Запропоновано новий підхід до обприскування з використанням БПЛА, який базується на РРО з адаптивною функцією винагороди, аналітичною оцінкою похибки та врахуванням стохастичних змін вітру. Результати моделювання підтверджують ефективність системи за різних погодних умов. Подальші дослідження планується провести у реальних польових умовах з інтеграцією сенсорів вітру та додаткових факторів середовища. Це дозволить оцінити дієвість підходу з урахуванням непередбачуваних факторів довкілля та особливостей реальної техніки. Додатково запропоновано методику етапного (curriculum) навчання агента, яка дозволяє підвищити стійкість алгоритму до складних змін середовища.

Література

1. Pretto A., Bevilacqua A., Menegatti E., Pagello E. Cooperative Robotics and Autonomous Vehicles in Precision Agriculture // Robotics. — 2019. — Vol. 8, No. 4. — Article No. 96. — DOI: 10.3390/robotics8040096.
2. Sutton R.S., Barto A.G. Reinforcement Learning: An Introduction. — 2nd ed. — Cambridge: MIT Press, 2018.
3. Zhang C., Kovacs J.M. The application of small unmanned aerial systems for precision agriculture: a review // Precision Agriculture. — 2012. — Vol. 13. — P. 693–712. — DOI: 10.1007/s11119-012-9274-5.
4. Hu J., Wang T., Yang J.C., Lan Y.B., Lv S.L., Zhang Y.L. WSN-Assisted UAV Trajectory Adjustment for Pesticide Drift Control // Sensors. — 2020. — Vol. 20, No. 19. — Article No. 5473. — DOI: 10.3390/s20195473.
5. Hao Z.Y., Li X.Z., Meng C., Yang W., Li M.Z. Adaptive spraying decision system for plant protection unmanned aerial vehicle based on reinforcement learning // Int. J. Agric. & Biol. Eng. — 2022. — Vol. 15, No. 4. — P. 16–26. — DOI: 10.25165/j.ijabe.20221504.6929.
6. Kang C., Park B., Choi J. Scheduling PID Attitude and Position Control Frequencies for Time-Optimal Quadrotor Waypoint Tracking under Unknown External Disturbances // Sensors. — 2022. — Vol. 22, No. 1. — Article No. 150. — DOI: 10.3390/s22010150.

References

1. Pretto A., Bevilacqua A., Menegatti E., Pagello E. Cooperative Robotics and Autonomous Vehicles in Precision Agriculture. Robotics, 2019, 8(4): 96. doi:10.3390/robotics8040096.
2. Sutton R.S., Barto A.G. Reinforcement Learning: An Introduction. 2nd ed. Cambridge: MIT Press, 2018.
3. Zhang C., Kovacs J.M. The application of small unmanned aerial systems for precision agriculture: a review. Precision Agriculture, 2012, 13: 693–712. doi:10.1007/s11119-012-9274-5.
4. Hu J., Wang T., Yang J.C., Lan Y.B., Lv S.L., Zhang Y.L. WSN-Assisted UAV Trajectory Adjustment for Pesticide Drift Control. Sensors, 2020, 20(19): 5473. doi:10.3390/s20195473.
5. Hao Z.Y., Li X.Z., Meng C., Yang W., Li M.Z. Adaptive spraying decision system for plant protection unmanned aerial vehicle based on reinforcement learning. International Journal of Agricultural and Biological Engineering, 2022, 15(4): 16–26. doi:10.25165/j.ijabe.20221504.6929.
6. Kang C., Park B., Choi J. Scheduling PID Attitude and Position Control Frequencies for Time-Optimal Quadrotor Waypoint Tracking under Unknown External Disturbances. Sensors, 2022, 22(1): 150. doi:10.3390/s22010150.