

ІНТЕГРАЦІЯ АДАПТИВНИХ МОДЕЛЕЙ НАВЧАННЯ З ПІДКРІПЛЕННЯМ У КЕРУВАННЯ АГРАРНИМИ ДРОНАМИ

¹ Вінницький національний технічний університет

Анотація

У роботі запропоновано підхід до адаптивного обприскування сільськогосподарських культур із використанням безпілотних літальних апаратів, заснований на методах навчання з підкріпленням (Reinforcement Learning, RL), зокрема алгоритмі Proximal Policy Optimization (PPO). Основна увага зосереджена на впровадженні математичних моделей втрат препарату, похибки покриття та вітрових збурень безпосередньо у програмне забезпечення дрона. Адаптивну модель навчено в симуляторах AirSim і Gazebo та інтегровано в onboard-систему на базі NVIDIA Jetson Nano. Експериментальні результати продемонстрували зменшення похибки покриття до 30% та втрат препарату до 28% у порівнянні з класичними методами обприскування.

Ключові слова: дрон, точне землеробство, навчання з підкріпленням, PPO, симуляція, обприскування.

Abstract

The paper proposes an approach to adaptive crop spraying using unmanned aerial vehicles based on Reinforcement Learning (RL) methods, in particular the Proximal Policy Optimization (PPO) algorithm. The main focus is on implementing mathematical models of product losses, coverage errors, and wind disturbances directly into the drone software. The adaptive model was trained in the AirSim and Gazebo simulators and integrated into the onboard system based on the NVIDIA Jetson Nano. Experimental results demonstrated a reduction in coverage error of up to 30% and product losses of up to 28% compared to classical spraying methods.

Keywords: drone, precision agriculture, reinforcement learning, PPO, simulation, spraying.

Вступ

Сучасне агропромисловість активно переходить до автономних технологій, де безпілотні літальні апарати відіграють ключову роль. Для ефективного обприскування культур дрон повинен адаптуватися до динамічних змін середовища (вітер, рельєф, густота посівів). Метою є демонстрація практичної реалізації математичної моделі обприскування та її інтеграції у програмне забезпечення дрона з використанням алгоритму PPO.

Математична модель

Положення БПЛА в ISC визначається через дані GPS та акселерометрів:

$$\vec{r}(t) = \vec{r}_0 + \int_0^t \vec{v}(\tau) d\tau = \vec{r}_0 + \int_0^t \left(\int_0^\tau \vec{a}(s) ds \right) d\tau. \quad (1)$$

Орієнтація – за допомогою гіроскопів:

$$\frac{dq}{dt} = \frac{1}{2} q \otimes w, \quad (2)$$

де q – кватерніон орієнтації; w – кутова швидкість; $\otimes$ - операція множення кватерніонів.

З метою оцінювання стану використовують фільтр Калмана або його розширену версію (EKF). Навігаційна похибка прямо впливає на точність нанесення препарату, тому враховується в reward-функції через додатковий штраф:

$$R \leftarrow R - \delta \cdot err_{nav}. \quad (3)$$

Навчання агента

Для перевірки працездатності запропонованого підходу було виконано серію симуляцій у середовищах AirSim і Gazebo з урахуванням моделей обприскування та змінного вітрового навантаження. Додатково проведено випробування реальної onboard-реалізації на апаратній платформі Nvidia Jetson Nano, встановленій на мультикоптері з автопілотом PX4.

Таблиця 1. Результати вимірювання.

Швидкість вітру, м/с	Середня похибка покриття (класичне), %	Похибка покриття (RL), %	Втрати препарату (класичне), %	Втрати препарату (RL), %
2	9,4	6,2	10,1	7
6	16,7	10,5	22,3	13,6
10	23,8	16,2	31	21,5
14	29,6	22,1	39,8	27,7

Висновки

Запропонований підхід демонструє ефективну інтеграцію математичних моделей і навчання з підкріпленням у систему керування аграрним дроном. Система працює в реальному часі, забезпечуючи - до 30% зменшення похибки покриття; до 28% зменшення втрат препарату; стабільність роботи в умовах поривчастого вітру. Результати підтверджують перспективність використання RL-алгоритмів у точному землеробстві та можливість їх широкого впровадження в автономних літальних системах.

СПИСОК ВИКОРИСТАНОЇ ЛІТЕРАТУРИ

- [1] A. Pretto, A. Bevilacqua, E. Menegatti, E. Pagello “Cooperative robotics and autonomous vehicles in precision agriculture”, “MDPI Journal // Robotics” 9no 8(4), 2019. <https://doi.org/10.3390/robotics8040096>.
- [2] R.S. Sutton, A.G. Barto “Reinforcement Learning: An Introduction”, “MIT Press”, 2 ed, 2018. – 552 p.
- [3] C. Zhang, J.M. Kovacs “The application of small unmanned aerial systems for precision agriculture: a review”, “An International Journal on Advances in Precision Agriculture” no. 13, pp. 693–712., 2012. <https://doi.org/10.1007/s11119-012-9274-5>.
- [4] J. Hu, T. Wang, J.C. Yang, Y.B. Lan, S.L. Lv, Y.L. Zhang. “WSN-assisted UAV trajectory adjustment for pesticide drift control”, “MDPI Journal // Sensors” no. 20(19):5473, 2020. <https://doi.org/10.3390/s20195473>.
- [5] Z.Y. Hao, X.Z. Li, C. Meng, W. Yang, M.Z. Li. “Adaptive spraying decision system for UAV based on RL”, “International Journal of Agricultural and Biological Engineering” no. 15(4), pp. 16–26, 2022. <https://doi.org/10.25165/j.ijabe.20221504.6929>.
- [6] C. Kang, B. Park, J. Choi “Scheduling PID attitude and position control for quadrotor UAVs under external disturbances”, “MDPI Journal // Sensors” no. 22(1):150, 2022. <https://doi.org/10.3390/s22010150>.

Родінков Юрій Миколайович — аспірант кафедри інформаційних радіоелектронних технологій та систем, Вінницький національний технічний університет, м. Вінниця, e-mail: rodinkov.tkr17@gmail.com

Савицький Антон Юрійович — канд. техн. наук, доцент, доцент кафедри інформаційних радіоелектронних технологій і систем, ВНТУ, Вінниця, e-mail: savitskyant@gmail.com

Rodinkov Yuriy Mykolayovych — Postgraduate Student of the Department of Information Radioelectronic Technologies and Systems, Vinnytsia National Technical University, Vinnytsia, e-mail: rodinkov.tkr17@gmail.com

Savitsky Anton Y. — Cand. Sc., Assistant Professor, Assistant Professor of the Department of Information Radioelectronic Technologies and Systems, VNTU, Vinnytsia, email: savitskyant@gmail.com