

Корнага Я.І., д.т.н., Мухін В.Є., д.т.н.,
Миронюк М.Ю., к.т.н., Майстров О.О., к.т.н.

ЗАБЕЗПЕЧЕННЯ СТІЙКОСТІ НА ЕТАПІ СТАБІЛІЗАЦІЇ БЕЗПІЛОТНИХ ЛІТАЛЬНИХ АПАРАТІВ З НЕЙРОМЕРЕЖЕВИМ РЕГУЛЯТОРОМ

Kornaga Y., Mukhin V., Myroniuk M., Maystrov O. Ensuring stability at the stabilization stage of unmanned aircraft with a neuronetwork regulator. This article addresses the complex problems associated with controlling multi-rotor unmanned aerial vehicles (UAVs) amidst external disturbances and internal system nonlinearities. Conventional PID (proportional-integral-derivative) controllers often fail to ensure the stability of these vehicles in real-world settings. By using artificial neural networks to dynamically tune the PID controller coefficients, this study presents a solution to mitigate the limitations of traditional methods while ensuring system stability under a variety of environmental conditions.

In addition, the paper emphasizes the distinct advantages of UAVs compared to manned aircraft. Their cost-effectiveness, stemming from the lack of requirements for pilot training and life support systems, positions UAVs as a highly effective tool for a variety of missions. This emphasis on cost-effectiveness demonstrates the potential of UAVs to outperform manned counterparts in a variety of tasks, thereby emphasizing the importance of promoting and improving this technology for widespread use in various industries. Ultimately, this study sheds light on the critical role that artificial neural networks play in enhancing the capabilities of PID controllers, and emphasizes the transformative impact of UAVs in the modern work landscape.

Keywords: unmanned aerial vehicles, artificial neural networks, nonlinear systems, system adaptation, system stability, stabilization stage.

Корнага Я.І., Мухін В.Є., Миронюк М.Ю., Майстров О.О. Забезпечення стійкості на етапі стабілізації безпілотних літальних апаратів з нейромережевим регулятором. Стаття розглядає особливості управління мультироторними безпілотними літальними апаратами (БПЛА) в умовах зовнішніх впливів та нелінійності системи. Традиційні ПІД-регулятори не завжди можуть забезпечити стабільність цих апаратів у реальному середовищі. Застосування штучних нейронних мереж для налаштування параметрів ПІД-регулятора в реальному часі дозволяє уникнути цих проблем, забезпечуючи стабільність системи навіть при змінних умовах.

Стаття відзначає, що безпілотні літальні апарати мають переваги порівняно з пілотованими літаками, вони вимагають менших витрат на обслуговування, підготовку пілотів і життєзабезпечення. Це робить їх більш вигідними та ефективними для виконання різноманітних завдань, підкреслюючи значимість розвитку цієї технології для майбутніх програм у різних сферах.

Ключові слова: безпілотні літальні апарати, штучні нейронні мережі, нелінійні системи, адаптація системи, стійкість системи, етап стабілізації.

Вступ

Безпілотний літальний апарат (БПЛА) – в загальному випадку це літальний апарат без екіпажу на борту. Поняття літальний апарат охоплює велику кількість типів, у кожного з яких є свій безпілотний аналог. Коли йдеться про різкий сплеск інтересу до безпілотників, визначення БПЛА потрапляє вужче поняття. А саме: літальний апарат без екіпажу на борту, що використовує аеродинамічний принцип створення підйомної сили за допомогою фіксованого або обертового крила (БПЛА літакового та вертолітного типу), оснащений двигуном і має корисне навантаження та тривалість польоту, достатні для виконання спеціальних завдань [1].

У чому ж переваги безпілотних літальних апаратів? По-перше, вони в середньому на порядок дешевші за пілотовані літаки, які потрібно оснащувати системами життєзабезпечення, захисту, кондиціонування. Потрібно, нарешті, готувати пілотів, а це коштує великих грошей. У підсумку виходить, що відсутність екіпажу на борту істотно знижує витрати на виконання того чи іншого завдання.

© Корнага Я.І., Мухін В.Є., Миронюк М.Ю., Майстров О.О., 2023

По-друге, легкі (порівняно з пілотованими літаками) безпілотні літальні апарати споживають менше палива. Видається, що для них відкривається реальніша перспектива і при можливому переході на криогенне паливо.

По-третє, на відміну від пілотованих літаків, машинам без пілота не потрібні аеродроми з бетонним покриттям. Досить побудувати ґрунтову злітно-посадкову смугу завдовжки всього 600 метрів. Деякі літальні апарати злітають за допомоги катапульти, а приземляються як звичайні літаки.

Аналіз останніх досліджень і публікацій

Область активного управління безпілотними літальними апаратами БПЛА набула значного розвитку в останні роки, і дослідники працюють над вдосконаленням алгоритмів управління та стабілізації цих систем. Одним із ключових напрямків дослідження є використання штучних нейронних мереж (ШНМ) для підвищення ефективності управління БПЛА [1-2].

Останні роботи в цій області можуть бути спрямовані на розробку нових алгоритмів, які поєднують у собі традиційні методи управління (наприклад, ПІД-регулятори) з використанням ШНМ для адаптації до змінених умов навколишнього середовища та забезпечення стабільності польоту в умовах зовнішніх впливів [3-4].

Також роботи спрямовані на розробку системи ідентифікації та компенсації зовнішніх впливів, таких як вітрові умови або зміни температури, для забезпечення надійної роботи БПЛА в різних ситуаціях [5-6].

Загалом, останні дослідження в області управління БПЛА фокусуються на розвитку більш адаптивних, стабільних та точних алгоритмів управління для підвищення ефективності та надійності цих систем у різноманітних умовах використання.

Мета статті – дослідити та оцінити ефективність застосування штучних нейронних мереж для покращення системи управління безпілотними літальними апаратами. Вона спрямована на вивчення можливостей застосування цих мереж у вдосконаленні алгоритмів регулювання та стабілізації БПЛА. Аналізуючи використання штучних нейронних мереж для налаштування параметрів ПІД-регуляторів у реальному часі, що забезпечує стійкість системи в умовах змін середовища та зовнішніх впливів.

Виклад основного матеріалу досліджень

Основний критерій вибору типу літальних апаратів - вартість. Завдяки стрімкому розвитку обчислювальної техніки істотно подешевшало бортове обладнання, а саме, бортові комп'ютери "безпілотників". На перших апаратах використовувалися важкі та громіздкі аналогові обчислювальні машини. Із впровадженням сучасної цифрової техніки їхній "мозок" став не тільки дешевшим, а й розумнішим, компактнішим і легшим. Це означає, що апаратури на борт можна взяти більше, але ж саме від неї залежать функціональні можливості безпілотних літаків.

Якщо ж говорити про військовий аспект, то безпілотні літальні апарати знаходять застосування в основному в двох напрямках: як апарати спостереження та апарати «камікадзе».

Для ще більш точного визначення особливостей тих БПЛА, що будуть розглядатися нижче, необхідно докладніше зупинитися на такій важливій характеристиці як спосіб управління БПЛА.

Існують такі способи: ручне управління; автоматичне управління.

Ручне управління оператором (або дистанційне пілотування) з дистанційного пульта управління в межах оптичної спостережливості або за видовою інформацією, що надходить з відеокамери переднього огляду. При такому управлінні оператор насамперед вирішує завдання пілотування: підтримання потрібного курсу, висоти тощо. Автоматичне управління забезпечує можливість повністю автономного польоту БПЛА за заданою траєкторією на заданій висоті із заданою швидкістю і зі стабілізацією кутів орієнтації.

Автоматичне управління здійснюється за допомогою бортових програмних пристроїв. Напівавтоматичне управління (або дистанційне управління) - політ здійснюється автоматично без втручання людини за допомогою автопілоту за первісно заданими параметрами, але при цьому оператор може вносити зміни в маршрут в інтерактивному режимі. Таким чином, оператор має можливість впливати на результат функціонування, не відволікаючись на завдання пілотування [3].

Ручне керування може бути одним із режимів для БПЛА, а може бути єдиним способом керування. БПЛА, позбавлені будь-яких засобів автоматичного керування польотом - радіокеровані авіамоделі - не можуть розглядатися як платформа для виконання серйозних цільових завдань.

Останні два способи наразі є найбільш затребуваними з боку експлуатантів безпілотних систем, тому що пред'являють найменші вимоги до підготовки персоналу і забезпечують безпечну та ефективну експлуатацію систем безпілотних літальних апаратів. Повністю автоматичне керування може бути оптимальним рішенням для завдань аерофотозйомки заданої ділянки, коли потрібно знімати на великій відстані від місця базування поза контактом із наземною станцією. Водночас, оскільки за політ відповідає особа, яка здійснює запуск, то можливість впливати на політ із наземної станції може допомогти уникнути позаштатних ситуацій.

Впровадження штучної нейромережі для стабілізації БПЛА.

Наразі спостерігається сплеск популярності малогабаритних мультироторних безпілотних літальних апаратів (БПЛА) через широке коло завдань, які можуть бути вирішені цим типом БПЛА. Проте керування мультироторними апаратами в умовах зовнішніх збурень, незважаючи на конструктивну простоту БПЛА, виявляється складним завданням [1, 2]. Для розв'язання завдання стабілізації мультироторних БПЛА практично завжди застосовують той чи інший варіант пропорційно-інтегрально-диференціального регулятора (ПІД-регулятора). На жаль, звичайний ПІД-регулятор не здатен адаптуватися під мінливі умови нелінійної та нестаціонарної системи, а отже - гарантовано забезпечувати стабільність цієї системи [3]. Перспективним підходом до усунення недоліків класичних регуляторів є застосування штучних нейронних мереж (ШНМ) [4 – 7]. Використовуючи заздалегідь навчену ШНМ для налаштування коефіцієнтів ПІД-регулятора в реальному часі, можна усунути його недоліки під час використання в середовищі із зовнішніми збуреннями та забезпечити виконання вимог щодо стабілізації в будь-яких умовах.

У роботі обрано підхід на основі інверсного паралельного нейрорегулятора з навчанням за допомоги традиційного методу зворотного поширення помилки. Нейромережа виконує пошук оптимальних параметрів для регуляторів обертів двигунів БПЛА в реальному часі. Запропонований спосіб керування дав змогу отримати систему керування літальним апаратом, яка здатна адаптуватися під мінливі умови польоту.

У роботі розглядається завдання стабілізації куткового положення апарату та не враховується стабілізація висоти польоту. ПІД-регулятор використовує дані про помилку в кутах нахилу апарату (крен, тангаж і нишпорення), динаміку зміни цих кутів і накопичену помилку. Вихідні сигнали ПІД-регулятора, як функції часу, обчислюється за допомогою наступної формули:

$$u(t) = K_p \left[e(t) + \frac{1}{T_i} \int_0^t e(t) dt + T_d \frac{de(t)}{dt} \right],$$

де K_p – пропорційний коефіцієнт, T_i – час скидання, T_d – період похідної, $u(t)$ – управляючий вихідний сигнал, $e(t)$ – похибка регулювання.

Параметри K_p , T_i і T_d , що мають налаштовуватися, дають змогу різними шляхами збільшити ефективність системи. Однак тривимірний простір налаштування (у вимірах коефіцієнтів K_p , T_i та T_d) є досить суб'єктивним та трудомістким завданням.

Налаштування коефіцієнтів ПІД-регулятора може здійснюватися методом Зіглера і Нікольса [2], методом CHR [3, 4], та ін. Низка теоретичних методів вимагає точної математичної моделі для розрахунку коефіцієнтів, а спрощені методи (для прикладу, Зіглера і Нікольса) можуть вимагати додаткового ручного налаштування [4, 5]. Послідовно змінюючи коефіцієнти для пропорційної, диференціальної та інтегральної компонент, можна бачити зміни в поведінці апарата і вплив кожного з коефіцієнтів на результат.

Дискретна форма ПІД-регулятора вимагає обчислення лінійних рівнянь, а в наслідок цього, добре оптимізується і не вимагає для розрахунків значних апаратних ресурсів. За відсутності зовнішніх збурень ПІД-регулятор добре справляється зі стабілізацією апарата, проте в реальних умовах потрібно забезпечити більшу гнучкість системи та прибрати необхідність у ручному налаштуванні параметрів стабілізації при зміні будь-яких параметрів як зовнішнього середовища (зміна погодних умов, тиску, температури), так і внутрішньої структури БПЛА (зміна ваги, геометрії літального апарата).

Вимоги до системи стабілізації обумовлені вимогами до часу перехідного процесу та перерегулювання: час перехідного процесу має не перевищувати 1 с, перерегулювання – не більше 10 %.

Для розв'язання цієї задачі має сенс використовувати штучні нейромережі, оскільки вони є універсальними апроксиматорами [12]. Існують різні способи застосування нейронних мереж у нейрокеруванні: лінійні нейроконтролери, багат шарові перцептрони, рекурентні мережі [9, 12].

Для пошуку оптимальних значень параметрів ПІД-регулятора використовують схему інверсного нейрокерування з використанням багат шарових перцептронів та навчанням методом зворотного поширення помилки. Даний спосіб був обраний виходячи з досліджень про ефективність різних схем в задачах управління динамічними об'єктами [10] (рис. 1).

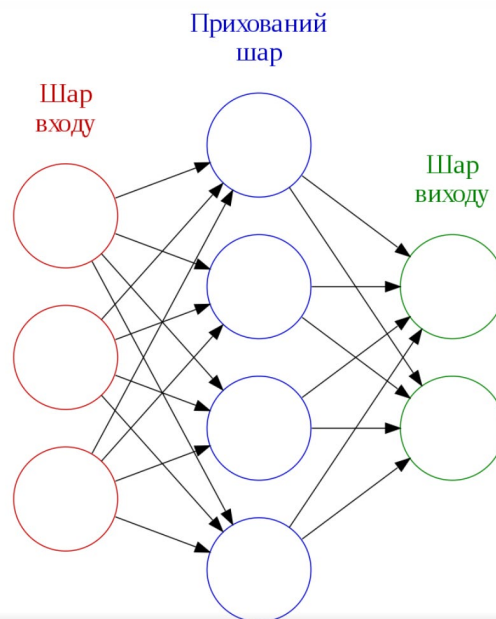


Рис. 1. Схема нейронної мережі для налаштування коефіцієнтів ПІД-регулятора [13]

Пошук оптимальних параметрів для ПІД-регулятора виконується нейронною мережею з трьома шарами зворотного поширення.

На вхід мережі подаються дані про стан БПЛА: помилка керування (різниця між заданим та фактичним кутом), накопичена помилка та швидкість зміни помилки керування.

Другий, "прихований" шар слугує для надання нелінійності мережі. Вибір кількості прихованих шарів і нейронів у цих шарах сильно залежить від умов задачі [13], однак, як правило, одного прихованого шару виявляється достатньо. Кількість нейронів у цьому шарі зазвичай є середньою між вхідними та вихідними даними. На виході нейронної мережі формуються коефіцієнти ПІД-регулятора.

В роботі обрано мережу з одним прихованим шаром і п'ятьма нейронами. Як активаційну функцію нейронів другого і третього шарів використовують сигмоїду:

$$\sigma(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}},$$

де x – сума вхідних даних x_i з урахуванням ваг w_{ij} та поправки b :

$$x = \sum w_{ij} x_i - b.$$

Зазначена функція забезпечує плавний розподіл значень щодо вхідних даних. За малих змін коефіцієнтів вхідного сигналу (вага сигналу і поправка) зміна функції також мала, що дає змогу точно налаштувати значення поправки і ваги.

Нейромережевий регулятор складається з трьох штучних нейронних мереж – по одній на кожен кут стабілізації (крен, нишпорення, тангаж). Присутність одразу трьох мереж пояснюється тим, що динаміка за кожною з осей може бути різною, отже, необхідно застосовувати свої коефіцієнти для кожного напрямку зміни кутового положення БПЛА.

Навчання нейронної мережі та результати експериментів.

Навчання рекурентної нейронної мережі пропонується здійснювати за допомогою традиційного методу зворотного поширення помилки. До завдання навчання нейронної мережі моделі NARX відносяться труднощі з налаштуванням ваг нейронів, які можуть бути реалізовані за допомогою спеціального алгоритму. Цей алгоритм навчання називається узагальненим дельтаправилом, або правилом зворотного поширення помилки. Алгоритм зворотного поширення помилки навчає нейронну мережу, обчислюючи цільову функцію помилки для сигнального входу з подальшим її зворотним поширенням від кожного наступного шару до попереднього.

За методом найменших квадратів, цільова функція ШНС, яка зводиться до мінімуму $E(w)$, записується таким чином:

$$E(w) = 1/2 \sum_{j=1}^N e_j^2(k),$$

де j – індекс вихідного нейрона; $e_j(k)$ - сигнал помилки між бажаним значенням вихідного нейрона j та його реальним значенням на ітерації k . Підсумовування здійснюється за всіма нейронами вихідного шару та за всіма оброблюваними мережею образами. Мінімізація функції проводиться методом градієнтного спуску:

$$w_{ji}^N(k) = -\eta \frac{\partial E(w)}{\partial w_{ji}(k)},$$

де $w_{ji}^N(k)$ – підстроювання вагового коефіцієнта синаптичного зв'язку, що з'єднує нейрон i в шарі $(n - 1)$ з нейроном j у шарі n на ітерації k ; $\frac{\partial E(w)}{\partial w_{ji}(k)}$ – вектор частинних похідних цільової

функції $E(w)$ за параметрами мережі; $0 < \eta < 1$ – параметр швидкості навчання.

Етап калібрування коефіцієнтів мережею здійснюється після певного числа ітерацій для кута крену квадрокоптера. Для модельного прикладу можна використовувати спеціальний стенд із послідовним налаштуванням за трьома кутами літального апарату. Процедура навчання нейронної мережі та алгоритм стабілізації для трьох кутів БПЛА ідентичні.

Для навчання мережі пропонується спочатку задавати деяке значення пропорційного коефіцієнта, а значення інтегральної та диференціальної компонент задається на порядок менше для уникнення впливу на процес налаштування. Під час навчання штучних нейронних мереж регулюються значення коефіцієнтів, що в надає змогу покращити динаміку стабілізації. Сукупність значень трьох компонент: пропорційної, інтегральної та диференціальної, що отримані в результаті навчання, забезпечує виконання висунутих вимог до якості перехідного процесу стабілізації відносно часу перехідного процесу та перерегулювання.

Таким чином, штучні нейронні мережі здатні оптимізувати коефіцієнти ПД-регулятора після певного процесу навчання. Таким чином, впровадження штучної нейронної мережі в процесі налаштування ПД-регулятора дозволить налаштувати та адаптувати систему управління БПЛА на етапі стабілізації кутового положення до мінливих умов польоту. Разом із тим, обчислювальні витрати будуть не суттєвими. Проте, слід враховувати час налаштування та адаптації системи керування та можливості її реакції на швидкоплинні зміни зовнішнього середовища та внутрішніх фізичних параметрів БПЛА.

Висновки

Застосування нейронних мереж у задачах керування мультироторними безпілотними літальними апаратами є перспективним напрямом. Запропонований у цій роботі підхід із використанням інверсного нейрорегулятора дає змогу вдосконалити систему стабілізації таких літальних апаратів. Процес навчання може бути продовжено безпосередньо в польоті, що дає змогу реагувати на зміни зовнішніх і внутрішніх умов у реальному часі. Подальші дослідження доцільно зосередити на оптимізації алгоритмів корекції параметрів нейрорегулятора та скороченні часу, необхідного для навчання мережі.

Інший напрям удосконалення системи керування на етапі стабілізації кутового положення БПЛА – це безпосереднє використання вихідних сигналів датчиків кутового положення для визначення орієнтації БПЛА. Проте, для мініатюрних систем керування на вихідні сигнали суттєво впливають шуми акселерометрів, дрейф вихідних сигналів гіроскопів та спотворення показань магнітометра. Тому, дослідження щодо розробки таких систем керування та стабілізації доцільно спрямувати на розроблення алгоритмів корекції показань датчиків за допомогою цифрового фільтра.

Список використаної літератури:

1. Salichon M., Tumer K. A neuro-evolutionary approach to micro aerial vehicle control. Proc. 12th Annual Genetic and Evolutionary Computation Conference (GECCO'10). Portland, USA, 2010. P. 1123-1130. doi: 10.1145/1830483.1830692.
2. Ziegler J.G., Nichols N.B. Optimum settings for automatic controllers. Trans. ASME. 1942. V. 64. P. 759-768.
3. Rojas R. Neural Networks. A Systematic Introduction. Berlin: Springer-Verlag, 1996. 502 p. doi: 10.1007/978-3-642-61068-4,
4. Eberhart R.C., Dobbins R.W. Neural Network PC Tools: a Practical Guide. London: Academic Press, 1990. 14. Maren A.J., Harston C.T., Pap R.M. Handbook of Neural Computing Applications. Academic Press, 2001. 448 p.
5. Karsoliya S. Approximating number of hidden layer neurons in multiple hidden layer BPNN architecture. *International Journal of Engineering Trends and Technologies*. 2012. V. 31. N 6. P. 714-717.
6. Dakhno N., Barabash O., Shevchenko H., Leshchenko O., Dudnik A. Integro-differential Models with a K-symmetric Operator for Controlling Unmanned Aerial Vehicles Using a Improved Gradient Method. *2021 IEEE 6th International Conference "Actual Problems of Unmanned Aerial Vehicles Development (APUAVD)*. Proceedings. October 19 – 21, 2021, Kyiv, Ukraine. P. 61 – 65.
7. Barabash O., Dakhno N., Shevchenko H., Sobchuk V. Unmanned Aerial Vehicles Flight Trajectory Optimisation on the Basis of Variational Inequality Algorithm and Projection Method. *Proceeding. 2019 IEEE 5th International Conference "Actual Problems of Unmanned Aerial Vehicles Developments" (APUAVD)*. 22-24 October, National Aviation University, 2019. Kyiv, Ukraine. P. 136 – 139.

8. Koval O., Barabash O., Havrylko Y., Makarchuk A., Musienko A., Salanda I. Comparison of Two Methods of Signal Smoothing in the Development of navigation Systems. *2023 IEEE 7th International Conference on Methods and Systems of Navigation and Motion Control (MSNMC)*. October 24 – 27, 2023, Kyiv, National Aviation University, Ukraine. P. 42 – 46.
9. Barabash O., Kyrianov A. Development of control laws of unmanned aerial vehicles for performing group flight at the straight-line horizontal flight stage. *Advanced Information Systems*, 2023. Volume 7, No. 4. P. 13 – 20.
10. Барабаш О.В., Кир'янов А.Ю. Математична модель групового управління безпілотними літальними апаратами на основі методу простору відносних станів. *Вісник Хмельницького національного університету. Серія: «Технічні науки»*. 2023. № 5, Том 2. С. 7 – 13.
11. Bondarev D.I., Kucherov D.P., Shmelova T.F. Models of group flights of unmanned aerial vehicles using graph theory. *Science and Technology of the Air Force of Ukraine*, 2014. No. 3 (20). P. 68 – 75.
12. Kucherov D., Shmelova T., Poshyvailo O., Tkachenko V., Miroshnichenko I., Ogirko I. *Mathematical Model of Damping of UAV Oscillations in the Cargo Delivery Problem*. *2023 IEEE 4th KhPI Week on Advanced Technology (KhPIWeek)*, 2023, Kharkiv, Ukraine. P. 1 – 6.
13. Shepherd III J.F., Tumer K. Robust neuro-control for a micro quadrotor. Proc. 12th Annual Genetic and Evolutionary Computation Conference (GECCO'10). Portland, USA, 2010. doi: 10.1145/1830483.1830693.

Автори статті

Корнага Ярослав – доктор технічних наук, професор, Національний технічний університет України «Київський політехнічний інститут імені Ігоря Сікорського», Київ, Україна.

Мухін Вадим – доктор технічних наук, професор, Національний технічний університет України «Київський політехнічний інститут імені Ігоря Сікорського», Київ, Україна.

Миронюк Микола – кандидат технічних наук, Національний університет оборони України.

Майстров Олексій – кандидат технічних наук, Національний університет оборони України.

Authors of the article

Kornaga Yaroslav - Doctor of Science (technic), Professor, National Technical University of Ukraine "Ihor Sikorskyi Kyiv Polytechnic Institute".

Mukhin Vadim - Doctor of Science (technic), Professor National Technical University of Ukraine "Ihor Sikorskyi Kyiv Polytechnic Institute".

Myroniuk Mykola - PhD, Senior Lecturer, National Defense University of Ukraine.

Maystrov Oleksiy - PhD, Senior Lecturer, National Defense University of Ukraine.