

## ІМІТАЦІЙНЕ МОДЕЛЮВАННЯ БЕЗПЛАТФОРМНОЇ ІНЕРЦІАЛЬНОЇ НАВІГАЦІЙНОЇ СИСТЕМИ БПЛА НА ОСНОВІ НЕЙРОМЕРЕЖЕВИХ АЛГОРИТМІВ

Об'єктом дослідження є процес керування траєкторією безпілотних літальних апаратів (БпЛА) в автономному режимі польоту на основі нейромережеских алгоритмів. Проведене дослідження базується на застосуванні чисельно-аналітичного підходу вибору сучасних технічних рішень побудови типових моделей безплатформних інерціальних навігаційних систем (БІНС) для мікро- і малих БпЛА з подальшим підкріпленням припущень в середовищі імітаційного моделювання, що дозволило: по-перше, зімітувати роботу системи управління БпЛА на базі МЕМС-технології (використання Мікроелектромеханічних систем) та мікрокомп'ютерів Arduino та відслідкувати її роботу під час зникнення GPS-сигналу; по-друге, експериментально визначити характер впливу структури вибраної нейронної мережі на процес формування навігаційних даних. Таким чином, для оцінки ефективності запропонованих рішень із побудови БІНС було проведено порівняльний аналіз застосування двох алгоритмів ELM (Extreme Learning Machine) – Kalman та WANN (Wavelet Artificial Neural Network) – RNN (Recurrent Neural Network) – Madgwick у вигляді двох експериментів. Метою експериментів було визначено: дослідження впливу кількості нейронів прихованого рівня нейронної мережі на точність апроксимації навігаційних даних; визначення швидкості процесу адаптивного навчання нейромережеских алгоритмів БІНС БпЛА. Результат експериментів показав, що застосування алгоритму на основі ELM – Kalman забезпечує кращу точність навчання нейромережі БІНС порівняно з алгоритмом WANN – RNN – Madgwick. Однак, необхідно зазначити, що точність покращувалась зі зростанням кількості нейронів в структурі прихованого рівня <500, що підвищує обчислювальну складність та збільшує час процесу навчання, що може ускладнити практичну реалізацію із використанням обладнання мікро- та малих БпЛА.

**O. Fesenko, R. Bieliakov, H. Radzivilov. Simulation modeling of free shiplless inertial navigation system UAV based on neural network algorithms.**

The object of the article is the process of controlling the trajectory of unmanned aerial vehicles (UAVs) in autonomous flight mode based on neural network algorithms. The study is based on the application of numerical-analytical approach to the selection of modern technical solutions for building standard models of platformless inertial navigation systems (BINS) for micro- and small UAVs with subsequent reinforcement of assumptions in the simulation environment, which allowed: MEMS-based technology (using microelectromechanical systems) and Arduino microcomputers, and monitor its operation during the disappearance of the GPS signal; secondly, to experimentally determine the nature of the influence of the structure of the selected neural network on the process of formation of navigation data. Thus, to evaluate the effectiveness of the proposed solutions for the construction of BINS, a comparative analysis of the application of two ELM (Extreme Learning Machine) algorithms - Kalman and WANN (Wavelet Artificial Neural Network - RNN (Recurrent Neural Network) - Madgwick in the form of two experiments. The purpose of the experiments was determined: the study of the influence of the number of neurons of the latent level of the neural network on the accuracy of the approximation of navigation data; determination of the speed of the process of adaptive learning of neural network algorithms BINS UAV. The results of the experiments showed that the use of the algorithm based on ELM - Kalman provides better accuracy of learning the BINS neural network compared to the WANN - RNN - Madgwick algorithm. However, it should be noted that the accuracy of training improved with the number of neurons in the structure of the latent level <500, which increases computational complexity and increases the learning process, which may complicate practical implementation using micro- and small UAV equipment.

**Ключові слова:** нейронна мережа, траєкторія польоту, точність навчання нейронної мережі, імітаційне моделювання, навігаційні дані.

**Вступ.** У військовій сфері перевага надається мініатюрному класу безпілотних літальних апаратів у зв'язку із високою мобільністю, дешевизною, легкістю маскуванню, високою маневреністю, водночас зростає необхідність розробок алгоритмів інтелектуальних систем супроводження БпЛА в автономному режимі польоту незалежно від глобальних систем позиціонування. Однак, при малих розмірах безпілотників виникають обмеження на застосування класичних платформних інерціальних навігаційних систем та відповідно зростає складність розробки і впровадження інтелектуальних систем керування траєкторією польоту БпЛА [1].

Відомо, що визначення даних позиціонування мініатюрного типу БпЛА, як правило, відбувається на базі інтегрованої МЕМС безплатформної інерціальної навігаційної системи на базі мікрокомп'ютерів типу Arduino. Алгоритми функції керування маршрутом польоту під час

зникнення сигналу глобальних супутникових систем описують із застосуванням методів нейромережових алгоритмів [2], синтезованих, здебільшого, на базі алгоритмів фільтрації Калмана, використовуючи данні MEMС-датчиків та модуля глобальної системи позиціонування (GPS) [3].

Відомо, що інерціальні навігаційні системи на базі MEMС-датчиків мають високу чутливість, що призводить до виникнення похибок оцінки встановлення кутової швидкості, визначення курсу, яка становить  $\Delta_{\omega} \in \{0.66 \dots 1.16\} \%$  [4; 5], відповідно без корегування GPS-навігації, похибки MEMС інерціальної навігаційної системи збільшуються із часом.

У результаті раптового зникнення сигналів ГСП, інерціальна навігаційна система починає працювати в автономному режимі – тільки на основі показників MEMС-датчиків (акселерометр, гіроскоп, магнітометр) [6], та відомо, що структура моделі похибок MEMС-датчиків БІНС через нестабільність окремих складових, особливо в період кореляції, близький до періоду зникнення сигналу ГСП (від 10 с до 300 с), може стати критичною для коректного управління траєкторією польоту БпЛА [4; 5].

Крім того, під час маневрування БпЛА в динамічному середовищі в автономному режимі польоту до навігаційної системи MEMС на базі нейромережових алгоритмів висувають вимоги:

похибка відхилення від цільової траєкторії  $T(\Delta_{\omega} \text{БпЛА}) \leq \{0.012 \dots 0.18\} \%$  [6; 8; 9];

період навчання нейромережі  $t_{\text{(learning rate)}} \leq \{20 \dots 100\}$  с., обумовлено обмеженням фізичним сховищем пам'яті мікроконтролера Arduino Nano та встановленням необхідного довірчого інтервалу репрезентативності навчальної вибірки еталонних навігаційних параметрів [7; 8];

швидкість адаптивного навчання нейромережі  $t_{\text{(adaptive learning rate)}} \leq \{0.034 \dots 0.05\}$  с, тобто процес донавчання нейромережі в реальному часі.

Невиконання вище зазначених вимог може призвести до відхилення від цільової траєкторії до 400 метрів на 1 кілометр польоту, що показано в роботі [10].

**Аналіз наукових праць предметної області.** В науковому дослідженні [11] показано ефективний метод компенсації похибок MEMС інерціальної навігаційної системи на основі рекурентної нейронної мережі LSTM – RNN. Однак було встановлено, що під час польоту БпЛА структура нейромережі ускладнюється, що накладає додаткове обчислювальне навантаження на мікрокомп'ютер навігаційної системи.

В роботі [12] представлено метод інерціальної навігації на основі модифікованого фільтра Калмана в поєднанні з алгоритмом оберненого поширення помилки нейромережі для мінімізації обчислювального навантаження. Запропонований вдосконалений фільтр Калмана на основі нейронних мереж показав кращі результати під час процесу обчислення оцінки навігаційних параметрів (початковий кут зсуву), однак модель не враховує залежність похибок БІНС на  $t-1$  кроці, коли діючі шумові характеристики відносно попередніх не визначені.

Автори статті [13] запропонували вдосконалений метод фільтрації Калмана за допомогою нейронної мережі з радіальною базовою функцією для зменшення впливу динамічного середовища на визначення траєкторії БпЛА після втрати сигналу GPS. Результат показав, що за допомогою запропонованого методу вдалося досягти зменшення впливу динамічних варіацій шумових характеристик БІНС БпЛА після втрати GPS-сигналу, але це призводить до зростання обчислювальної складності відносно часу роботи і може бути використане за відсутності обмежень на масо-габаритні показники навігаційного обладнання БпЛА.

В роботі [14] запропонований метод фільтрації вибірки вихідних даних гіроскопа на основі генетичного нейромережевого алгоритму пошуку нейронної архітектури NAS – RNN. Результат показав, що при застосуванні алгоритму NAS – RNN стандартне відхилення показників

MEMС-гіроскопу зменшилося порівняно з відхиленням при LSTM – RNN, але використання алгоритму NAS – RNN призводить до збільшення часу, необхідного на пошук та навчання адаптивної моделі нейромережевої структури навігаційної системи.

На сьогодні, в галузі машинного навчання все більше зростає популярність алгоритмів автоматичного пошуку моделі нейромережових структур, що дозволяє максимально точно підібрати модель нейромережі для вирішення цільової задачі, враховуючи обмеження.

Один із відомих методів автоматизованого машинного навчання є алгоритм агностичної мережі підбору нейронної архітектури WANN [15], на відміну від традиційних алгоритмів WANN замість підлаштування вагових коефіцієнтів використовує варіаційний процес на основі генетичного методу підбору архітектури нейромереж з загальним ваговим коефіцієнтом, що скорочує час на адаптацію вибраної архітектури нейронної мережі для вирішення цільової задачі.

В роботі [7] алгоритм WANN вперше був застосований для вирішення задач автономної навігації БпЛА, а саме процесу компенсації похибок гіроскопу кутового прискорення інерціальної навігаційної системи MEMC. Експериментальний аналіз трьох алгоритмів штучних нейронних мереж пошуку нейронної архітектури Neural Architecture Search recurrent neural network (NAS-RNN), короткої та довготривалої рекурентної мережі Long short-term memory recurrent neural network (LSTM-RNN) та агностичної мережі підбору архітектури Weight Agnostic Neural Networks (WANN) показали, що при застосуванні NAS-RNN значення стандартного відхилення тривісних вимірювань гіроскопу зменшилися відповідно на 44,0 %, 34,1 % та 39,3 %.

Однак, для реалізації в реальному часі вище зазначених нейромережових алгоритмів на базі технології MEMC малогабаритних мікрокомп'ютерів Arduino, як правило, потребують процесу квантування нейромережі [16] (для зниження розмірності архітектури нейромережі), але точність таких нейромереж знижується на 20–30 %.

На сьогодні для розробки інтелектуальних систем навігації переважно застосовують динамічні нейронні мережі [17], які дозволяють уникнути процесу квантування без втрати точності нейромережової моделі. Тому, пропонується розглянути альтернативні алгоритми на основі екстремального машинного навчання ELM, які були представлені в [18; 19].

Таким чином, **метою статті** є експеримент застосування нейромережових алгоритмів як систем керування траєкторією БпЛА в автономному режимі польоту, суть якого полягає в процесі зменшення відхилення від цільової траєкторії БпЛА в умовах раптового зникнення сигналів GPS.

Стаття складається з трьох розділів, в яких розкривається аналіз основних алгоритмів адаптації (RLS, LMS), та представлено концептуальне завдання застосування лінійного нейронного регулятора для фільтрації сигналів в адаптивних антенних решітках.

### Виклад основного матеріалу

У загальному вигляді, модель траєкторії БпЛА будується на основі даних навігаційної системи глобальної системи позиціонування GPS та процесів роботи MEMC інерціальної системи навігації вдосконаленого фільтру Маджвіка, яка в сутності являє собою 18-мірний вектор стану, що показано в рівнянні:

$$P = \left[ \phi_{E,N,U} \Delta V_{E,N,U} \Delta P_{l,\lambda,h} \Delta g_{x,y,z} \Delta a_{x,y,z} \Delta m_{x,y,z} \right]^T,$$

де  $\phi_{E,N,U}$  – вектор похибки орієнтації відносно платформи БпЛА, який являє собою проєкцію обертання Землі на осі (east-north-up);

$\Delta V_{E,N,U}$  – похибки даних швидкості БпЛА відносно локальної системи координат БпЛА;

$\delta_{l,\lambda,h}$  – похибка довготи, широти та висоти;

$\Delta g_{x,y,z}$  – похибки постійного відхилення гіроскопа в системі координат відносно MEMC-датчиків;

$\Delta a_{x,y,z}$  – похибки постійного зміщення акселерометра;

$\Delta m^E_{x,y,z}$  – похибки магнітометра (ферромагнітний вплив) відносно визначення магнітної півночі;

індекс E – еталонна модель магнітного поля.

В момент раптового зникнення сигналу глобальної системи позиціонування для визначення оцінки позиціонування безпілотною літального апарату, тобто (швидкість і положення БпЛА), застосовується алгоритм нейронної мережі для заміни сигналу GPS для прогнозування позиції БпЛА в просторі.

Експериментальне дослідження процесів керування траєкторією БПЛА під час зникнення сигналів GPS представлено у двох експериментах.

Експерименти проводились в програмному середовищі Simulink Matlab (версія 2020.b) та мови програмування Python з використанням бібліотек Google Tensor Flow (версія 2.1.0) з відкритим кодом, для глибокого навчання використовуючи реальний набір даних датчиків БНС. Експериментальна платформа зібрана на основі макетної плати ProxKit Vx-4123.

У середовищі Matlab побудована модель процесу зникнення сигналу глобальних систем позиціонування протягом 300 секунд польоту БПЛА (рис. 1).

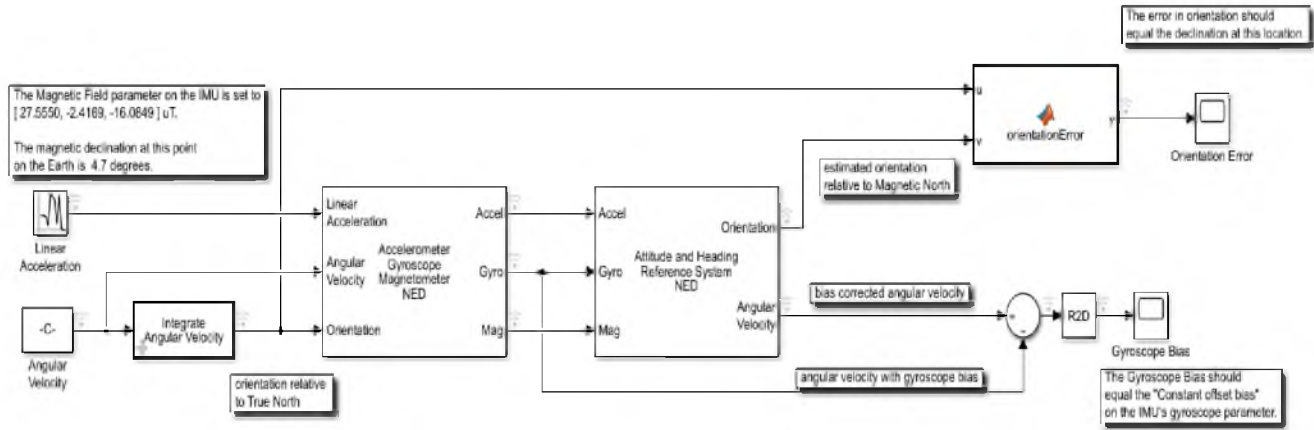


Рис. 1. Імітаційна модель обробки навігаційних параметрів Simulink Matlab

Враховуючи вихідні дані, обмеження та допущення, здійснюється оцінка позиціонування БПЛА (швидкість і положення БПЛА) з використанням алгоритму ELM – Kalman [19] та WANN –RNN Madgwick [16].

Вхідні дані:

$$Q = \{q1(\phi_{E,N,U}), q2(\varepsilon V_{E,N,U}), q3(\varepsilon P_{l,\lambda,h})\} - \text{вектор еталонних параметрів позиціонування БПЛА.}$$

Вихідні дані:

$$T = \{q1(\phi_{E,N,U} + \Delta_{t+1}), q2(V_{E,N,U} + \Delta_{t+1}), q3(P_{l,\lambda,h} + \Delta_{t+1})\} - \text{цільові вихідні параметри}$$

прогнозування траєкторії БПЛА в автономному режимі польоту під час зникнення сигналу GPS.

Обмеження:

$$T(\Delta_{\omega_{\text{БПЛА}}}) \leq \{0.012 \dots 0.18\} \frac{1}{c} - \text{відхилення від цільової траєкторії БПЛА в автономному режимі польоту [4–6];}$$

$$\text{період навчання нейромережі} - t_{\text{learning rate}} \leq \{10 \dots 100\} \text{с;}$$

$$\text{швидкість адаптивного навчання нейромережі} - t_{\text{adaptive learning rate}} \leq \{0.034 \dots 0.05\} \text{с.}$$

$$\text{Цільова функція: } F(T(\Delta_{\omega_{\text{БПЛА}}})) \rightarrow \min \Rightarrow \min_{\beta} \|H\beta - T\| \Rightarrow \text{optimum}(NNA).$$

Допущення: швидкість польоту БПЛА є сталою.

Під час експерименту для забезпечення коректного зняття вимірів гіроскопа (прискорення, кутової швидкості) використовується датчик інерціальної навігаційної системи MEMS

MPU-9250. Далі сигнал, отриманий на вході датчика, демодулюється та проходить через 16-бітний АЦП. Швидкість АЦП (Sample Rate) може програмно варіюватися від 3,9 до 8000 вибірок в секунду (Samples per second, SPS).

На наступному етапі відбувається процес компенсації впливу вібрації чутливих елементів датчика в діапазоні 20–25 Гц за допомогою вбудованого фільтра низьких частот та зчитування даних на мікрокомп'ютерну платформу Arduino Nano.

Процес розрахунку орієнтації БПЛА в автономному режимі польоту відбувається за рахунок обробки даних прискорення та даних магнітного поля.

Відомо, що основним датчиком, який впливає на визначення кута курсу БПЛА в режимі повного автономного польоту без урахування сигналу GPS, є показник магнітометра, тобто дані

курсу (визначення напрямлення магнітної півночі), тому для коректності було імітовано ефект феромагнітного збурення, за допомогою магніту який поступово наближався до датчика магнітометра, цю дію повторювали тричі. Перші два рази застосовували магнітний вплив тільки на 2-3 секунди, тоді як в третій раз вплив було здійснено статично (до кінця експерименту), в результаті значення відрізнялось від норми опорного вектора магнітного поля ( $\approx 0,55$  Гауса).

### Результати дослідження

*Експеримент 1.* Мета експерименту – визначення впливу кількості нейронів прихованого рівня нейронної мережі на точність апроксимації навігаційних даних.

На графіку (рис. 2) порівнюється результат роботи алгоритмів БІНС, використовується популярна метрика похибок Root Mean Square Error (RMSE) для вимірювання різниці між значеннями прогнозування моделі й еталонної моделі (із опорними навігаційними параметрами, отриманими з GPS). А саме, було здійснено оцінку точності визначення навігаційних параметрів БІНС на основі нейромережових алгоритмів. Таким чином, результат імітації параметрів сигналу GPS:

ELM – Kalman блакитною лінією (результат 500 нейронів – точність відсотковому співвідношенні до моделі із опорним сигналом GPS (RMSE) – 93,2 %);

WANN – RNN Madgwick зеленою лінією (результат 500 нейронів – RMSE – 81,3 %).

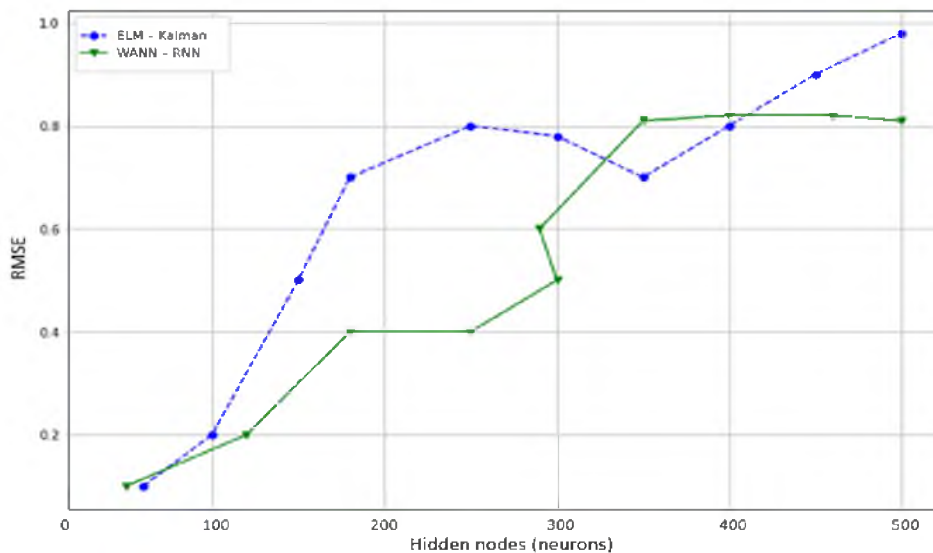


Рис. 2. Графік оцінки точності RMSE навігаційних параметрів БІНС на основі нейромережових алгоритмів із різною кількістю нейронів Hidden nodes (neurons) прихованого рівня

*Експеримент 2.* Мета експерименту – визначення швидкості процесу адаптивного навчання нейромережових алгоритмів БІНС БпЛА.

Експеримент полягав в тому, що при тестуванні навченої нейромережі на її вхід подавалися тестові вектори, відмінні від використаних в навчальній послідовності.

В результаті експерименту встановлено (рис. 3):

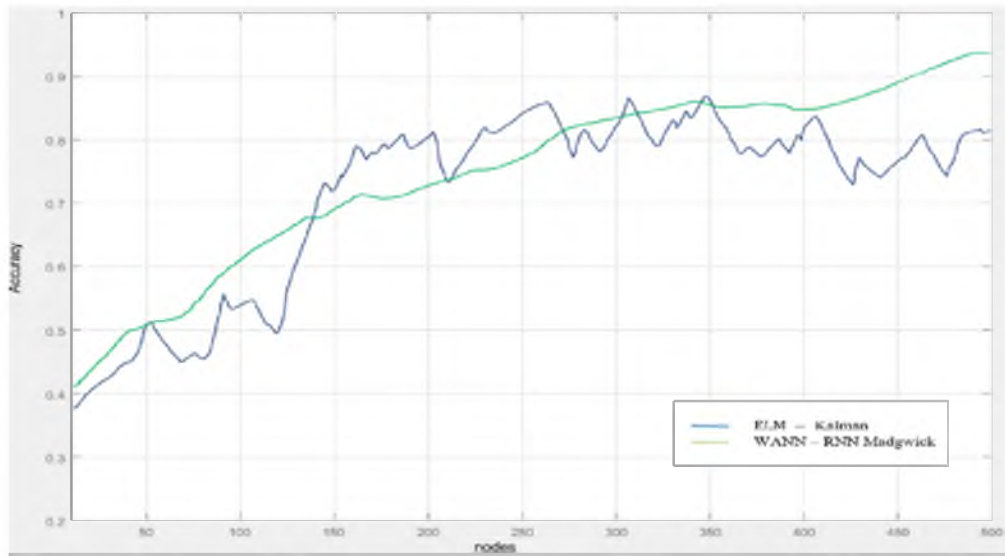


Рис. 3. Графік точності (Accuracy/c) адаптивного навчання БІНС залежно від кількості нейронів (nodes) та типу нейромережевого алгоритму

БІНС на основі нейронної мережі ELM – Kalman (швидкість навчання склала 0,8 /с, точність RMSE – 80,2 %);

БІНС на основі неромережевого алгоритму WANN – RNN Madgwick (швидкість навчання 0,81 /с, точність RMSE – 65,4 %).

Результат експериментів показав, що застосування алгоритму на основі ELM – Kalman забезпечує кращу точність навчання нейромережі БІНС і є швидшою порівняно з алгоритмом WANN – RNN – Madgwick на 2,23 %.

Однак необхідно зазначити, що точність навчання покращувалась зі зростанням кількості нейронів в структурі прихованого рівня < 500, що підвищує складність обчислювального навантаження та збільшується час процесу навчання, що може ускладнити практичну реалізацію із використанням обладнання мікро- та малих БПЛА.

#### Висновки.

Таким чином, у статті показано застосування нейромережевих алгоритмів як систем імітації параметрів опорних сигналів для керування траєкторією БПЛА в автономному режимі польоту.

Основним завданням є зменшення відхилення від цільової траєкторії БПЛА в умовах раптового зникнення сигналів GPS.

Проаналізовано тенденції розвитку науково-прикладних рішень застосування нейромережевих алгоритмів для систем керування траєкторією мікро- та малих БПЛА у складі безплатформних інерціальних навігаційних систем.

Було здійснено імітаційне моделювання в середовищі Matlab на основі вихідних даних моделі траєкторії БПЛА (з урахуванням еталонних параметрів GPS) для дослідження процесу управління траєкторією БПЛА з використанням нейронних мереж в період зникнення GPS-сигналів.

Експериментально встановлено, що застосування алгоритму на основі ELM – Kalman забезпечує кращу точність навчання нейромережі БІНС порівняно з алгоритмом WANN – RNN – Madgwick.

**Напрямок подальших досліджень** слід вважати розробку методик роботи нейрорегулятора у розрізі впливу навмисних електромагнітних впливів.

ЛІТЕРАТУРА

1. Fendy Santoso, Matt Garratt, Anavatti, S.G. (2018). State-of-the-art intelligent flight control systems in unmanned aerial vehicles. *IEEE Transactions on Automation Science and Engineering*, Volume: 15, Issue: 2, April 2018, 613-627. <https://doi.org/10.1109/TASE.2017.2651109>.
2. Yimin Zhou, Jiao Wan, Zhifei Li, Zhibin Song. (2017). GPS/INS integrated navigation with BP neural network and Kalman filter. 2017 IEEE International Conference on Robotics and Biomimetics (ROBIO), Date Added to IEEE Xplore: 26 March 2018. <https://doi.org/10.1109/ROBIO.2017.8324798>.
3. C. Sun, W. He, W. Ge, and C. Chang. (2017). Adaptive neural network control of biped robots. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems*, Volume: 47, Issue: 2, 2017, 315–326. <https://doi.org/10.1109/TSMC.2016.2557223>.
4. Веремеенко К. К., Красильщиков М. Н., Сыпало К. А. (2008). Управление и наведение беспилотных маневренных летательных аппаратов на основе современных информационных технологий. Москва: Физматлит.
5. Ding, S., Ma, G., Shi, Z. (2014). A rough RBF neural network based on weighted regularized extreme learning machine. *Neural processing letters*, vol. 40, no. 3, 245–260. View at: <https://link.springer.com/article/10.1007/s11063-013-9326-5>.
6. Xiaoji Niu, Sameh Nassar, Naser El-Sheimy. (2007). An accurate land-vehicle MEMS IMU/GPS navigation system using 3D auxiliary velocity updates. *Navigation*, 54(3): September 2007, 177–188. <https://doi.org/10.1002/j.2161-4296.2007.tb00403.x>.
7. Фесенко О. Д., Беляков Р. О., Радзівілов Г. Д., Гулій В. С. Експериментальний аналіз застосування нейронних мереж для керування траєкторією польоту БпЛА // Збірник наукових праць ВІТІ. 2020. № 1. Дата доступу 02.02.2022. URL: [http://www.viti.edu.ua/files/zbk/2020/11\\_1\\_2020.pdf](http://www.viti.edu.ua/files/zbk/2020/11_1_2020.pdf).
8. Тихонов В. А. Нейросетевая модель алгоритма бесплатформенной инерциальной навигационной систем / Мат. 3 Межд. симп. Аэрокосмические приборные технологии, 2–4 июня 2004 г. С. 47–50.
9. Fakharian, A., Gustafsson, T., Mehrfam, M. (2011). Adaptive kalman filtering based navigation: an IMU/GPS integration approach. *IEEE conference on networking, sensing and control 2011*, 181–185.
10. Jiang, S. Chen, Y. Chen et al. (2018). A MEMS IMU de-noising method using long short term memory recurrent neural networks (LSTM-RNN). *Sensors*, vol. 18, no. 10, 3470, 2018. View 02.02.2022. <https://www.mdpi.com/1424-8220/18/10/3470>.
11. Gross, J., Gu, Y., Gururajan, S., et al. (2013). A comparison of extended kalman filter, sigma-point kalman filter, and particle filter in GPS/INS sensor fusion. *AIAA Guidance, Navigation, & Control Conference*. View at: <https://arc.aiaa.org/doi/10.2514/6.2010-8332>.
12. Tianjun Liu, Xinglong Tan, Jian Wang, Yipeng Ning. (2018). An optimal radial basis function neural network enhanced adaptive robust Kalman filter for GNSS/INS integrated systems in complex urban areas. *Sensors* 2018, 18 (9), 3091. <https://doi.org/10.3390/s18093091>.
13. Elsken Thomas, Metzen Jan Hendrik, Hutter Frank (2019). Neural architecture search: A Survey. *Journal of Machine Learning Research*. 20 (55), 1–21. View at: <https://www.jmlr.org/papers/volume20/18-598/18-598.pdf>.
14. Adam Gaier, David Ha. (2019). Weight agnostic neural networks. Submitted on 11 Jun 2019 (v1), last revised 5 Sep 2019 (this version, v2). View at: <https://arxiv.org/abs/1906.04358>.
15. Itay Hubara, Matthieu Courbariaux, Daniel Soudry, Ran El-Yaniv, Yoshua Bengio. (2018). Quantized neural networks: training neural networks with low precision weights and activations. *Journal of Machine Learning Research* 18, 1–30. View at: <https://jmlr.org/papers/v18/16-456.html>.