

УДК 004.85:629.05

DOI: 10.15587/2706-5448.2021.225282

ІМІТАЦІЙНЕ МОДЕЛЮВАННЯ БЕЗПЛАТФОРМНОЇ ІНЕРЦІАЛЬНОЇ НАВІГАЦІЙНОЇ СИСТЕМИ БЕЗПЛОТНИХ ЛІТАЛЬНИХ АПАРАТІВ НА ОСНОВІ НЕЙРОМЕРЕЖЕВИХ АЛГОРИТМІВ

Беляков Р. О.

Об'єктом дослідження є процес керування траєкторією безпілотних літальних апаратів (БПЛА) в автономному режимі польоту на основі нейромережевих алгоритмів. Проведене дослідження базується на застосуванні чисельно-аналітичного підходу вибору сучасних технічних рішень побудови типових моделей безплатформних інерціальних навігаційних систем (БІНС) для мікро- та малих БПЛА з подальшим підкріпленням припущень. Результати імітаційного моделювання в середовищі Matlab дозволило зімітувати процес роботи системи управління БПЛА на базі МЕМС-технології (використання мікроелектромеханічних систем) та мікрокомп'ютерів Arduino. Також вдалось експериментально визначити характер впливу структури вибраної нейронної мережі на процес формування навігаційних даних під час зникнення GPS сигналу. 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 нейромережевих алгоритмів БІНС БПЛА. Результат експериментів показав, що застосування алгоритму на основі ELM – Kalman забезпечує кращу точність навчання нейромережі БІНС в порівнянні з алгоритмом WANN – RNN – Madgwick. Однак необхідно зазначити, що точність навчання покращувалась із зростанням кількості нейронів в структурі прихованого рівня <500 , що підвищує обчислювальну складність та збільшує час процесу навчання. Це може ускладнити практичну реалізацію із використанням обладнання мікро- та малих БПЛА. Крім того, завдяки проведеному імітаційному моделюванню, результат дослідження застосування запропонованих нейромережевих алгоритмів для заміни вхідних даних замість сигналів GPS на вхід БІНС, дозволив оцінити похибку позиціонування під час зникнення сигналів GPS. Також застосування алгоритму WANN – RNN – Madgwick дозволяє апроксимувати та екстраполювати вхідні сигнали навігаційних параметрів в динамічному середовищі, при цьому відбувається процес адаптивного навчання в реальному часі.

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

1. Вступ

З метою розширення спектру автоматизованих та автоматичних рішень для виконання різного роду завдань, все частіше використовуються безпілотні літальні апарати із малими масогабаритними показниками. В той же час зростає потреба розробки новітніх технічних рішень для забезпечення керування безпілотних літальних апаратів (БПЛА) незалежно від наявності сигналів глобальних систем позиціонування [1].

Відомо, що визначення даних позиціонування мініатюрного типу БПЛА, як правило, відбувається на базі інтегрованої МЕМС (мікроелектромеханічної системи) 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 синтезованих, здебільшого, на базі алгоритмів фільтрації Калмана, використовуючи данні інерціальних датчиків та модуля GPS [2, 3].

Відомо, що інерціальні навігаційні системи на базі МЕМС-датчиків мають високу чутливість, що призводить до виникнення похибок визначення курсу, яка становить [4, 5]:

$$\Delta_{\omega} \in \{0.66 \dots 1.16\} \text{ } ^{\circ}/\text{с}.$$

Таким чином, в результаті раптового зникнення сигналів глобальних системи позиціонування (ГСП) або на основі сигналів МЕМС-датчиків (акселерометр, гіроскоп, магнітометр) відомо, що структура моделі похибок МЕМС-датчиків БІНС є критичною для коректного управління траєкторією польоту БПЛА [4–6]. Це пов'язано з нестабільністю окремих складових, особливо в період кореляції, близький до періоду зникнення сигналу ГСП (від 10 до 300 с).

Крім того, під час маневрування БПЛА в динамічному середовищі в автономному режимі польоту до навігаційної системи МЕМС на базі нейромережових алгоритмів пред'являються вимоги:

- похибка відхилення від цільової траєкторії $T(\Delta_{\omega_{\text{БПЛА}}}) \leq \{0.012 \dots 0.18\} \text{ } ^{\circ}/\text{с}$ [6–8];
- період навчання нейромережі $t_{\text{learning rate}} \leq \{20 \dots 100\} \text{ с}$ обумовлено обмеженням – фізичним сховищем пам'яті мікроконтролера Arduino Nano та встановленням необхідного довірчого інтервалу репрезентативності навчальної вибірки еталонних навігаційних параметрів [7, 9];
- швидкість адаптивного навчання нейромережі $t_{\text{adaptive learning rate}} \leq \{0.034 \dots 0.05\} \text{ с}$, тобто процес донавчання нейромережі в реальному часі.

Не виконання вище зазначених вимог може призвести до відхилення від цільової траєкторії до 400 м на 1 км польоту, як показано в роботі [10].

В науковому дослідженні [11] показано ефективний метод компенсації похибок MEMС-датчиків, 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 на основі алгоритму Калмана не враховує залежність похибок БІНС на $m-1$ кроці, коли діючі шумові характеристики відносно попередніх невизначені.

Автори роботи [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. Однак це призводить до зростання обчислювальної складності відносно часу роботи.

В роботі [14] запропонований метод фільтрації вибірки вихідних даних гіроскопа на основі генетичного нейромережевого алгоритму пошуку нейронної архітектури NAS – RNN. Проте, результат показав, що використання NAS – RNN веде до збільшення часу пошуку та навчання нейромережевої структури навігаційної системи, але похибка MEMС-гіроскопу зменшилася в порівнянні з відхиленням при LSTM – RNN.

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

Одним із відомих рішень машинного навчання є алгоритм агностичної мережі підбору нейронної архітектури WANN [15]. Алгоритм WANN використовує варіаційний процес на основі генетичного методу підбору архітектури нейромереж з загальним ваговим коефіцієнтом, що скорочує час на адаптацію вибраної архітектури нейронної мережі.

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 MEMС.

Однак, для реалізації в реальному часі вище зазначених нейромережевих алгоритмів на базі технології MEMС малогабаритних мікрокомп'ютерів Arduino, як правило, потребують процесу квантування нейромережі [16]. Алгоритм квантування, як правило застосовується 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 нейромережевої моделі. Тому пропонується розглянути альтернативні алгоритми на основі екстремального машинного навчання ELM, які були представлені в [18, 19].

Таким чином, *об'єктом дослідження* є процес керування траєкторією БПЛА в автономному режимі польоту на основі нейромережевих алгоритмів. *А метою роботи* є застосування нейромережевих алгоритмів у якості систем керування траєкторією БПЛА в автономному режимі польоту, суть експерименту якого полягає в процесі зменшення відхилення від цільової траєкторії БПЛА в умовах раптового зникнення сигналів GPS.

2. Методика проведення досліджень

В загальному вигляді, модель траєкторії БПЛА будується на основі даних навігаційної системи глобальної системи позиціонування GPS та процесів роботи МЕМС інерціальної системи навігації вдосконаленого фільтру Маджвіка. В сутності модель траєкторії БПЛА представляє собою 18-мірний вектор стану, що показано в рівнянні:

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

де $\varphi_{E,N,U}$ – вектор похибки орієнтації відносно платформи БПЛА, який представляє собою проекцію 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 МЕМС-датчиків; $\Delta a_{x,y,z}$ – похибки постійного зміщення акселерометра; $\Delta m_{x,y,z}^E$ – похибки магнітометра (феромагнітний вплив) відносно визначення магнітної півночі, індекс E – еталонна модель магнітного поля.

В момент раптового зникнення сигналу глобальної системи позиціонування для визначення оцінки позиціонування безпілотного 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.

В середовищі Matlab побудована модель процесу зникнення сигналу глобальних систем позиціонування на протязі 300 с польоту БПЛА (рис. 1).

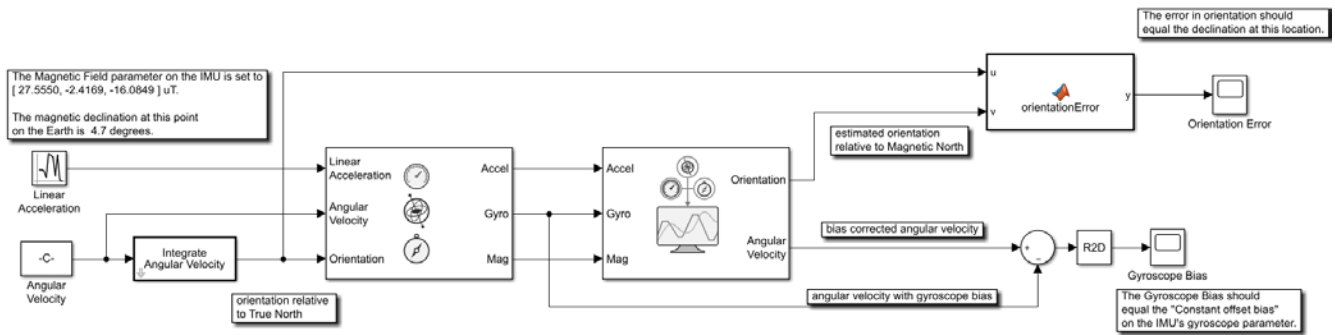


Рис. 1. Імітаційна модель обробки навігаційних параметрів Simulink Matlab

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 БІНС. Експериментальна платформа зібрана на основі макетної плати Proskit Vx-4123 (США).

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

Вхідні дані – вектор еталонних параметрів позиціонування БПЛА:

$$Q = \{q_1(\varphi_{E,N,U}), q_2(\varepsilon V_{E,N,U}), q_3(\varepsilon P_{l,\lambda,h})\}.$$

Вихідні дані – цільові вихідні параметри прогнозування траєкторії БПЛА в автономному режимі польоту під час зникнення сигналу GPS:

$$T = \{q_1(\varphi_{E,N,U} + \Delta_{t+1}), q_2(V_{E,N,U} + \Delta_{t+1}), q_3(P_{l,\lambda,h} + \Delta_{t+1})\}.$$

Обмеження:

– відхилення від цільової траєкторії БПЛА в автономному режимі польоту [4–6]:

$$T(\Delta_{\omega_{\text{БПЛА}}}) \leq \{0.012 \dots 0.18\} \circ \frac{1}{c};$$

– період навчання нейромережі:

$$t_{\text{learning rate}} \leq \{10 \dots 100\} \text{ c};$$

– швидкість адаптивного навчання нейромережі:

$$t_{\text{adaptive learning rate}} \leq \{0.034 \dots 0.05\} \text{ c}.$$

Цільова функція:

$$F(T(\Delta_{\text{обПЛА}})) \rightarrow \min \Rightarrow \min_{\beta} \|H\beta - T\| \Rightarrow \text{optimum}(NNA).$$

Допущення: швидкість польоту БПЛА є сталою.

Під час експерименту для забезпечення коректного зняття вимірів гіроскопа (прискорення, кутової швидкості) використовується датчик MEMS MPU-9250 (США). Далі, сигнал отриманий на вході датчика демодулюється та проходить через 16-бітний аналого-цифровий перетворювач. Швидкість (Sample Rate) може програмно варіюватися від 3.9 до 8000 вибірок/секунду (Samples per second).

На наступному етапі відбувається процес компенсації впливу чутливих елементів датчика 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 – це показники магнітометра, тобто дані курсу. Для коректності експерименту було імітовано ефект феромагнітного збурення, який за допомогою магніту поступово наближався до датчика магнітометра. Цю дію повторювали тричі.

Перші два рази застосовували магнітний вплив тільки на 2–3 с, тоді як в третій раз вплив було здійснено статично (до кінця експерименту), в результаті значення відрізнялось від норми опорного вектора магнітного поля (≈ 0.55 Гауса).

3. Результати досліджень та обговорення

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 БНС, використовується популярна метрика похибок Root Mean Square Error (RMSE) для вимірювання різниці між значеннями прогнозування моделі і еталонної моделі (із опорними навігаційними параметрами, отриманими із GPS). А саме, було здійснено оцінку точності визначення навігаційних параметрів БНС на основі нейромережевих алгоритмів. Таким чином, результат імітації параметрів сигналу GPS:

ELM – Kalman блакитною лінією (результат 500 нейронів – точність у відсотковому співвідношенні до моделі із опорним сигналом GPS (RMSE) – 93.2 %);

WANN – RNN Madgwick зеленою лінією (результат 500 нейронів – RMSE – 81.3 %).

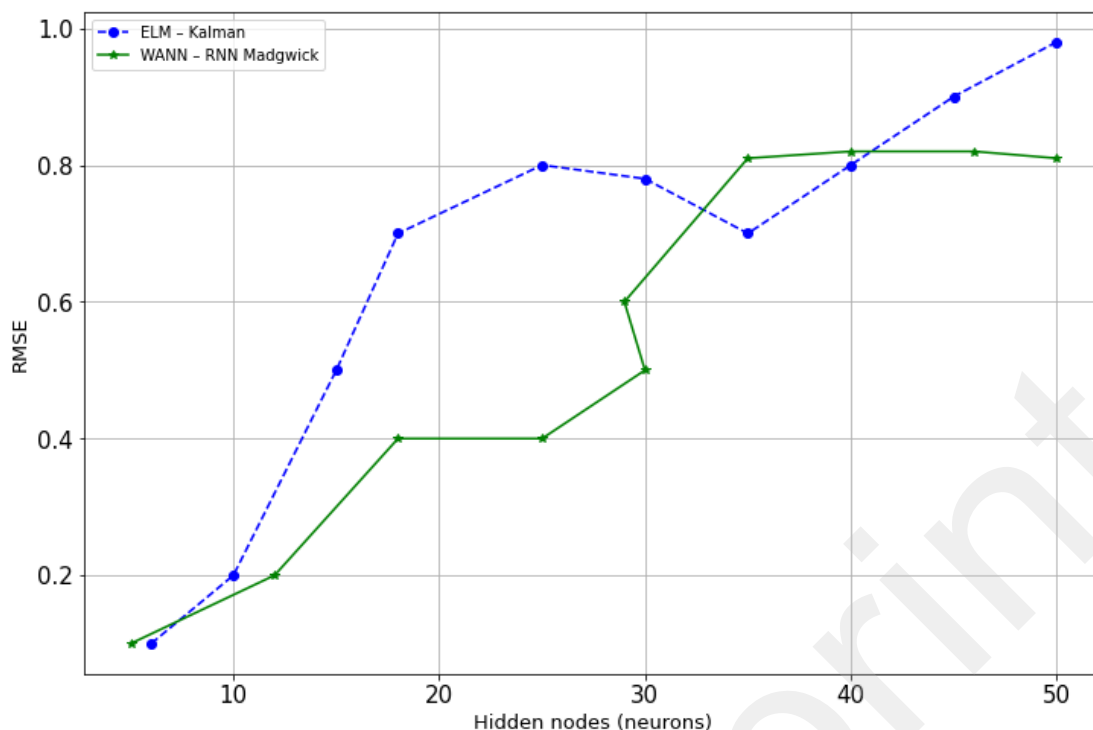


Рис. 2. Графік оцінки точності Root Mean Square Error навігаційних параметрів безплатформної інерціальної навігаційної системи на основі нейромережових алгоритмів із різною кількістю нейронів Hidden nodes (neurons) прихованого рівня

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):

– 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 в порівнянні з алгоритмом WANN – RNN – Madgwick на 2,23 %.

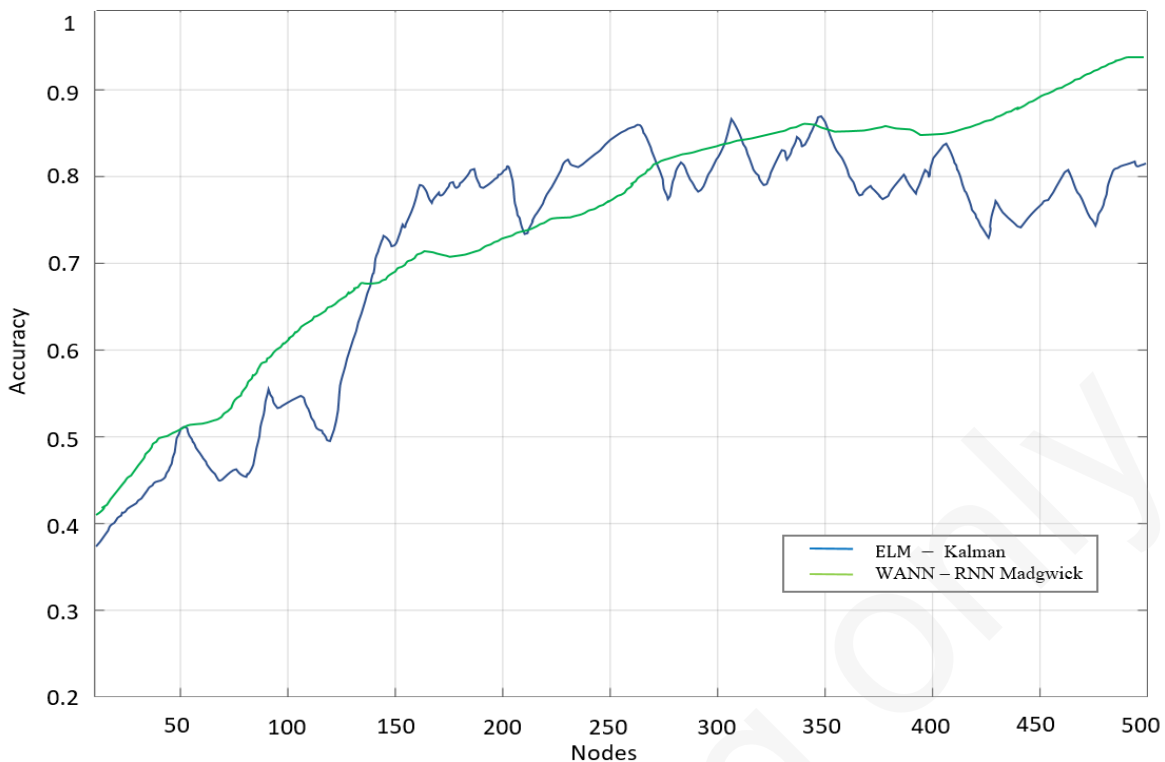


Рис. 3. Графік точності (Accuracy, %) адаптивного навчання безплатформної інерціальної навігаційної системи в залежності від кількості нейронів (nodes) та типу нейромережевого алгоритму

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

4. Висновки

У роботі показано застосування нейромережевих алгоритмів у якості 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 періоди зникнення GPS-сигналів. Експериментально встановлено, що застосування алгоритму на основі ELM – Kalman забезпечує кращу точність навчання швидшою в порівнянні з алгоритмом WANN – RNN – Madgwick на

2,23 %. Однак, точність навчання покращувалась із зростанням кількості нейронів в структурі прихованого рівня <500, що підвищує складність обчислювального навантаження та збільшується час процесу навчання.

Література

1. Santoso, F., Garratt, M. A., Anavatti, S. G. (2018). State-of-the-Art Intelligent Flight Control Systems in Unmanned Aerial Vehicles. *IEEE Transactions on Automation Science and Engineering*, 15 (2), 613–627. doi: <http://doi.org/10.1109/tase.2017.2651109>
2. Zhou, Y., Wan, J., Li, Z., Song, Z. (2017). GPS/INS integrated navigation with BP neural network and Kalman filter. *2017 IEEE International Conference on Robotics and Biomimetics (ROBIO)*. doi: <http://doi.org/10.1109/robio.2017.8324798>
3. Sun, C., He, W., Ge, W., Chang, C. (2017). Adaptive neural network control of biped robots. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems*, 47 (2), 315–326. doi: <http://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, 211–219.
5. Ding, S., Ma, G., Shi, Z. (2013). A Rough RBF Neural Network Based on Weighted Regularized Extreme Learning Machine. *Neural Processing Letters*, 40 (3), 245–260. doi: <http://doi.org/10.1007/s11063-013-9326-5>
6. Niu, X., Nassar, S., El-Sheimy, N. (2007). An Accurate Land-Vehicle MEMS IMU/GPS Navigation System Using 3D Auxiliary Velocity Updates. *Navigation*, 54 (3), 177–188. doi: <http://doi.org/10.1002/j.2161-4296.2007.tb00403.x>
7. Фесенко, О. Д., Беляков, Р. О., Радзівілов, Г. Д., Гулій, В. С. (2020). Експериментальний аналіз застосування нейронних мереж для керування траєкторією польоту БПЛА. *Збірник наукових праць ВІТІ*, 1, 97–112. Available at: http://www.viti.edu.ua/files/zbk/2020/11_1_2020.pdf
8. Тихонов, В. А. (2004). Нейросетевая модель алгоритма бесплатформенной инерциальной навигационной систем. *Аэрокосмические приборные технологии*, 47–50.
9. Fakharian, A., Gustafsson, T., Mehrfam, M. (2011). Adaptive Kalman filtering based navigation: An IMU/GPS integration approach. *2011 International Conference on Networking, Sensing and Control*, 181–185. doi: <http://doi.org/10.1109/icnsc.2011.5874871>
10. Jiang, C., Chen, S., Chen, Y., Zhang, B., Feng, Z., Zhou, H., Bo, Y. (2018). A MEMS IMU De-Noiseing Method Using Long Short Term Memory Recurrent Neural Networks (LSTM-RNN). *Sensors*, 18 (10), 3470. doi: <http://doi.org/10.3390/s18103470>
11. Gross, J., Gu, Y., Gururajan, S., Seanor, B., Napolitano, M. (2010). A Comparison of Extended Kalman Filter, Sigma-Point Kalman Filter, and Particle Filter in GPS/INS Sensor Fusion. *AIAA Guidance, Navigation, and Control Conference*. doi: <http://doi.org/10.2514/6.2010-8332>
12. Ning, Y., Wang, J., Han, H., Tan, X., Liu, T. (2018). An Optimal Radial Basis Function Neural Network Enhanced Adaptive Robust Kalman Filter for GNSS/INS

Integrated Systems in Complex Urban Areas. *Sensors*, 18 (9), 3091. doi: <http://doi.org/10.3390/s18093091>

13. Thomas, E., Hendrik, M. J., Frank, H. (2019). Neural architecture search: A Survey. *Journal of Machine Learning Research*, 20 (55), 1–21. Available at: <https://www.jmlr.org/papers/volume20/18-598/18-598.pdf>

14. Gaier, A., Ha, D. (2019). *Weight agnostic neural networks*. Available at: <https://arxiv.org/abs/1906.04358>

15. Hubara, I., Courbariaux, M., Soudry, D., El-Yaniv, R., Bengio, Y. (2018). Quantized neural networks: training neural networks with low precision weights and activations. *Journal of Machine Learning Research*, 18, 1–30. Available at: <https://jmlr.org/papers/v18/16-456.html>

16. Lashley, M., Bevly, D. M., Hung, J. Y. (2009). Performance Analysis of Vector Tracking Algorithms for Weak GPS Signals in High Dynamics. *IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing*, 3 (4), 661–673. doi: <http://doi.org/10.1109/jstsp.2009.2023341>

17. Cao, Y., Jia, F., Jiang, X., Zhang, Q. (2019). Prediction of SINS/GPS Navigation Information by ELM Algorithm during GPS outages. *IOP Conference Series: Materials Science and Engineering*, 612, 032002. doi: <http://doi.org/10.1088/1757-899x/612/3/032002>

18. Zhao, J., Wang, Z., Park, D. S. (2012). Online sequential extreme learning machine with forgetting mechanism. *Neurocomputing*, 87, 79–89. doi: <http://doi.org/10.1016/j.neucom.2012.02.003>

19. Bieliakov, R. O., Radzivilov, H. D., Fesenko, O. D., Vasylichenko, V. V., Tsaturian, O. G., Shyshatskyi, A. V., Romanenko, V. P. (2019). Method of the intelligent system construction of automatic control of unmanned aircraft apparatus. *Radio Electronics, Computer Science, Control*, 1, 218–229. doi: <http://doi.org/10.15588/1607-3274-2019-1-20>