

М. П. Мусієнко, д.т.н., професор, декан факультету комп'ютерних наук,
e-mail: musienko2001@ukr.net

І. М. Журавська, к.т.н., доцент
Чорноморський державний університет ім. Петра Могили
вул. 68 Десантників, 10, м. Миколаїв, 54003, Україна

АЛГОРИТМИ ПРОКЛАДАННЯ МАРШРУТУ БЕЗПІЛОТНИХ ЛІТАЛЬНИХ АПАРАТІВ НА ОСНОВІ ЗАСТОСУВАННЯ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ ХОПФІЛДА

В статті розглядаються моделі, методи і алгоритми прокладання маршруту безпілотних літальних апаратів (БПЛА). Запропоновано застосовувати для вирішення поставлених завдань математичний апарат нейронних мереж Хопфілда (НМХ). Проведено моделювання поведінки БПЛА в середовищі MATLAB r2009b. Розроблено модифіковану модель структури НМХ (за рахунок введення додаткового модуля аналізу географічних координат) і математичну модель пошуку оптимального шляху БПЛА за принципом sudoku (за рахунок введення додаткових обмежень). Проведений експеримент показав адекватність і ефективність застосування запропонованого методу та розробленої моделі для формування маршрутів БПЛА.

Ключові слова: БПЛА, прокладання маршруту, нейронна мережа Хопфілда, математичне моделювання, MATLAB.

Вступ. У сучасному суспільстві поширюється використання безпілотних літальних апаратів (БПЛА) для перевезення людей і товарів, а також для виконання функцій моніторингу суспільно важливих об'єктів [1].

Велика кількість факторів, які впливають на вибір шляху пересування БПЛА, і велика кількість вимог, пов'язаних з державним регулюванням можливих шляхів пересування БПЛА, роблять цю проблему дуже складною [2, 3]. Отже, однією з головних задач є необхідність знайти оптимальне рішення, яке буде дешевим, але також буде виконувати велику кількість визначених умов. Недоліком є те, що складові критеріїв прийняття рішення можуть часто суперечити одна одній, тому виникає необхідність в їхньому балансуванні.

У цих умовах потрібно знайти маршрут, який буде задовольняти принципам оптимізації Парето, таким чином ми можемо отримати точне рішення. Фактори, що можуть вплинути на остаточне рішення про прокладання маршруту, дуже різноманітні і можуть варіюватися в конкретних випадках (структура рельєфу, метеоумови, наявність та зайнятість інших повітряних транспортних коридорів, економічні та соціальні аспекти і т. д.).

Через вплив великої кількості факторів, умов і вимог процес прийняття рішень доцільно виконувати за допомогою нейронної мережі.

Для формування просторових коридорів пересування БПЛА існує позитивний досвід використання нейронної мережі Хопфілда [4]. Через це було прийняте рішення дослідити можливості нейронної мережі Хопфілда (НМХ) для вибору оптимального маршруту БПЛА [5].

Аналіз сучасного стану проблеми та останніх досліджень. Основна проблема при транспортуванні полягає в тому, щоб знайти найкоротший шлях між двома точками (А і В). Математично кажучи, це евклідова відстань, яка є прямою лінією траєкторії (рис. 1, а). У реалістичних умовах зайняті транспортні коридори (або заборонені державним регулюванням для пересування БПЛА) вводять обмеження, і найкоротша відстань визначається мінімальною сумою індивідуальної довжини перетину з точки А в точку В (рис. 1, б). Розв'язок цієї проблеми визначається алгоритмом Дейкстри [6].

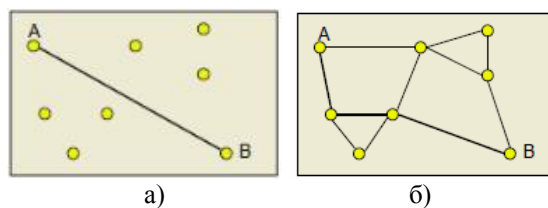


Рис. 1. Найкоротша відстань між точками А і В:
а) в ідеалі. б) у реалістичних умовах
інфраструктурної мережі

У разі, якщо знадобиться розробити новий шлях серед існуючої інфраструктури (тобто повітряних транспортних коридорів, що вже використовуються), необхідно проаналізувати всі фактори, які можуть на це вплинути. Навіть якщо існує тільки один фактор, який є реалістичним і просторово орієнтованим, відстань між двома точками повинна бути параметрично обґрунтованою. Це особливо важливо у випадку, коли спостерігаються фактори, що можуть набувати різних значень у різних просторових зонах (рис. 2).

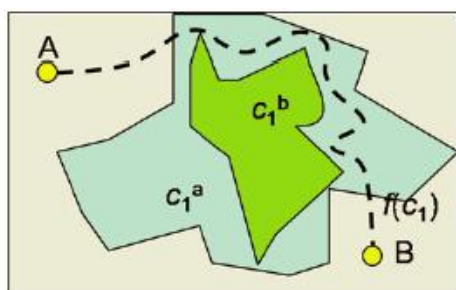


Рис. 2. Найкоротша можлива відстань між точками А і В, коли фактор має два можливі значення, C_1^a й C_1^b

Наприклад, якщо просторова зона C_1 розташована між точками А і В, з двома різними кількісними областями (C_1^a і C_1^b), то відстань між точками залежить від одиниці вартості будівництва через області C_1^a та C_1^b . Проблема вибору в цьому випадку залежить від співвідношення ціни та довжини. У разі, коли загальна вартість будівництва через C_1^b значно більша, ніж загальна вартість поза цією областю, оптимальним рішенням був би обхід навколо цієї області, що дозволило б зробити маршрут довшим, але безпечнішим чи дешевшим. Проблема вибору маршруту масштабується при аналізі великої кількості можливих факторів, особливо, коли кожний фактор може мати власні підрозділи (рис. 3).

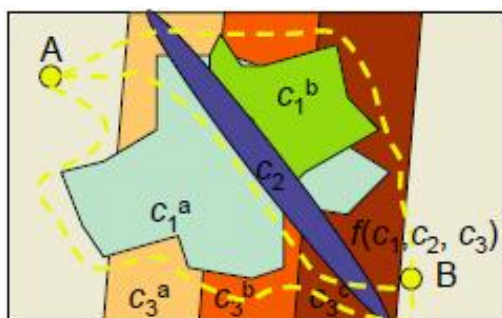


Рис. 3. Найкоротша можлива відстань між точками А і В

Найкоротша можлива відстань між точками А і В (рис. 3) в просторових зонах C_1 , C_2 та C_3 . C_1 має два можливі значення (C_1^a , C_1^b), C_2 – одне можливе значення, і C_3 має три можливі значення (C_3^a , C_3^b , C_3^c).

Запропонований Kojic та Reljin алгоритм прокладання оптимального шляху [7] складається з трьох етапів: моделювання рельєфу місцевості, управління (закладені умови, вимоги і параметри нейронної мережі) і обробка даних (схема зображена на рис. 4).

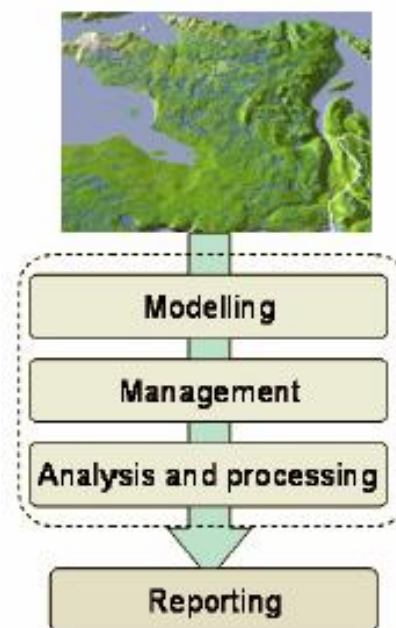


Рис. 4. Схема алгоритму, запропонованого Kojic та Reljin

Методика складання карти місцевості включає в себе розподілення віртуальної мережі по географічній карті регіону. Карта може бути розробленою з довільними розмірами квадрата форми $r \times r$. При виборі великих значень параметра r результуючі регіони мають менші розміри і рішення виходить більш точним. Така область є найменшою формою, з якою може працювати алгоритм, і розроблене рішення може бути використано для ряду регіонів та географічних ділянок, що пропонуються для прокладання шляху.

Управління включає в себе визначення всіх умов і вимог, обмежень та параметрів запропонованої нейронної мережі, що можуть вплинути на кінцевий результат, його точність, швидкість запропонованого алгоритму і т. д. Цей етап також включає визначення параметрів, необхідних для роботи алгоритму, і умов, передбачених у реальному середовищі.

Наприклад, ці обмеження можуть бути пов'язаними із детермінацією чіткої умови: чи може маршрут проходити через певне місто або район, чи більш ефективним рішенням буде обхід цієї географічної зони.

На етапі аналізу і обробки всі дані з попередніх двох фаз використовується для створення штучної нейронної мережі. Заради потреб цього алгоритму було розроблено чітко визначену, особливу логіку, що базується на НМХ. Завдання НМХ – обробка всіх даних і пропонування Парето-оптимального рішення, що враховує всі фактори, які подаються на вхід. Його мета полягає в тому, щоб отримати математичне представлення шуканого рішення (маршруту), що оптимально підходить його графічній візуалізації. Рішення має надати оптимальний баланс усіх факторів, їх цінності, умови, вимоги і т. д. Подальшою задачею алгоритму є необхідність знайти оптимальне рішення для прокладання маршруту відносно географічної ділянки, що розглядається. Як результат, ця фаза дає на виході матрицю V розмірності $r \times r$, заповнену значеннями 0 або 1. Значення 1 вказує на те, що цю ділянку можна розглядати як точку маршруту, в той час як 0 вказує на протилежне. Залежно від моделі рельєфу і точності, з якою розробляється класифікація, отримане рішення є більш-менш детальним.

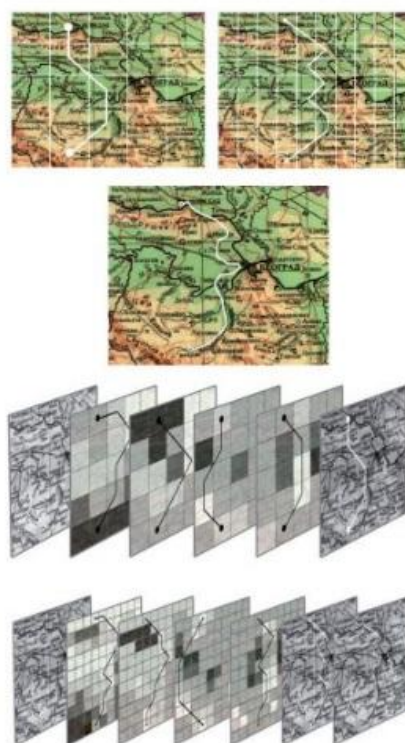
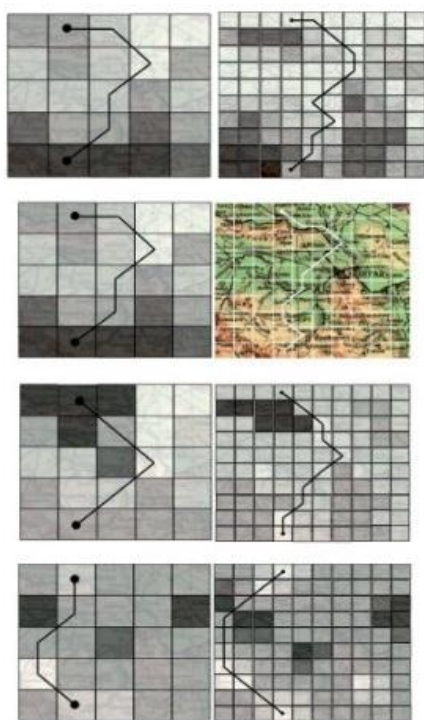


Рис. 6. Приклад процесу прокладання оптимального шляху на основі нейронних мереж Хопфілда

Для моделювання Коїс та Reljin використали НМХ, структуру якої зображено на рис. 5.

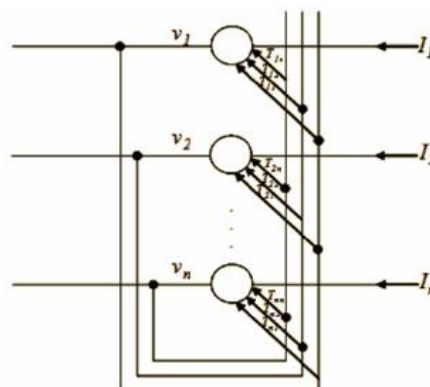


Рис. 5. Модель нейронної мережі Хопфілда

Основною перевагою реалізації НМХ є можливість апаратної реалізації.

Ряд робіт показує, що НМХ дають хороші результати в задачах знаходження найкоротшого або оптимального шляху (рис. 6). З другого боку, основним недоліком мережі цього виду є її можлива нестабільність і той факт, що НМХ не завжди дає оптимальне рішення [8–11]. Проте, як показав Хопфілд, у випадку, якщо отримане рішення не є оптимальним, його можна буде віднести до категорії рішень, які дуже близькі до оптимальних [5].

Використання НМХ для аналізу пересування БПЛА на теперішній час не є класичним застосуванням та деякими авторами визнається як неперспективне. Тому накопичення досліджень у цьому напрямі, а також вдосконалення критеріїв, умов, та методів обробки результатів як моделювання, так і апаратних реалізацій у подальшому покажуть доцільність або негатив такого підходу.

Моделювання поведінки БПЛА на основі нейронних мереж є альтернативою іншим видам моделювання на основі математичних методів, тому що їх результати схожі. Проте нейронні мережі швидше працюють і не вимагають великих обчислювальних потужностей або складних обчислень. На перший погляд, головний недолік полягає в потребі мати окремі нейронні мережі для кожного етапу польоту, як зазначено раніше. Але математичні моделі також є специфічними для кожного з етапів, та одне з можливих рішень цієї проблеми може бути використане для іншої нейронної мережі, яка активує певну мережу в підходящий момент. В цілому, моделі ідентифікації використовують орієнтацію у просторі XYZ, щоб моделювати систему БПЛА.

Таким чином, **мета дослідження** полягає в тому, щоб обрати з існуючого математичного апарату ефективний метод динамічної ідентифікації таких систем, як БПЛА, дослідити умови його застосування для цього класу задач, розробити алгоритм і математичну модель пошуку оптимального шляху БПЛА для реалізації в інтерактивному середовищі для програмування, чисельних розрахунків та візуалізації результатів, наприклад, у такому, як середовище MATLAB.

Основна частина. Основними етапами роботи НМХ, що використовується для планування шляху БПЛА, є:

1. Знайти оптимальне рішення Парето на основі декількох факторів.
2. Збалансувати всі входи і визначені умови найкращим чином.
3. З'єднати початкову і кінцеву точки в унікальному шляху, без переривання.
4. Переконатись, що кожній під'єднаній області присвоєне числове значення для кожного з факторів, на основі яких виконується оптимізація.
5. Забезпечити перевагу певних входів згідно з побажаннями розробника маршруту.
6. Підтримати роботу з довільною кількістю взаємопов'язаних областей.

7. Забезпечити безумовне проходження через пов'язані між собою області або їх перевизначення, якщо є така необхідність.

8. Включити кожен із факторів, які слід класифікувати, в довільну кількість поділок.

9. Забезпечити можливість вибору точності і швидкості реалізації шляхом зміни параметрів нейронної мережі Хопфілда.

10. Переконатися, що, в разі будь-якої несправності, є можливість перервати пошук оптимального шляху та інформувати користувача.

Ця робота розглядає нейронні мережі як альтернативу емпіричній моделі. Основними перевагами нейронної мережі є низька обчислювальна потужність і здатність зберігати модель, як тільки мережа була навчена. До того ж, це робить непотрібними попередні знання, тому що мережа може навчатися.

Процес ідентифікації має вирішальне значення для контролю, що забезпечує автономію БПЛА. Моделі управління мають бути протестовані з використанням імітаторів, і у випадку, якщо ідентифікація була точною, вони будуть мати більш високу продуктивність у реальних умовах.

Проведене дослідження зосереджене на контрольованих нейронних мережах, які потребують моделі навчання для регулювання їх параметрів таким чином, щоб виходи мереж стали якомога ближчими до навчальних шаблонів. Після того як мережа була скоригована відповідно до навчальної моделі, вона готова до використання, і її параметри більше не будуть модифікуватись.

Таким чином, дуже важливо ретельно вибирати навчальні зразки, використовуючи найбільш підходящі шаблони для різних станів системи.

Найбільш ефективною для вирішення поставлених задач можна вважати гібридну мережеву архітектуру, яка об'єднує в собі якості рекурентної та нерекурентної мереж (рис. 7).

Розглянемо проблему прокладання оптимального шляху у контексті пересування БПЛА по місцевості.

Для ідентифікації такої системи, як БПЛА потрібно виконати деякі коригування, котрі повинні бути проаналізовані на гібридній мережі.

Політ БПЛА базується на орієнтації у просторі та швидкості. По-перше, визначаються причини, що приводять до зміни по-

ложення БПЛА. Таким чином, існують два етапи моделювання: перший складається з моделювання положення на основі команд, що посиляються до БПЛА, а другий – з імітації позиції, що базується на положенні і попередніх станах.

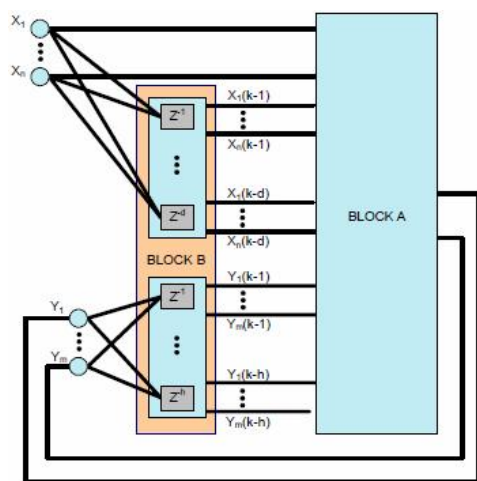


Рис. 7. Гібридна мережа Хопфілда

Можна використати два різні методи для навчання контрольованої мережі. У першому з них обидві системи з'єднуються каскадно, і їхній вихід використовується для навчання системи позиціонування. У другому здійснюється паралельне навчання обох систем, але ця архітектура не бере до уваги помилку, коли дані йдуть з виходу першої мережі до входу наступної. Саме з цієї причини прийнято використовувати перший метод.

Модель структури гібридної мережі Хопфілда запропоновано модифікувати за рахунок введення додаткового модуля аналізу географічних координат (рис. 8).

На рис. 8 зображено каскадну архітектуру навчання системи польоту БПЛА. Для навчання використовують дані, отримані з AHRS (курсовертикаль), від GPS, від радіопередавача і шаблони, використані при навчанні.

Шаблоном для навчання є вектор $T(1)$, який показує стан, отриманий від GPS:

$$T = [x(t), y(t), z(t)]. \quad (1)$$

Після того як система навчилася, моделювання працює послідовно і визначає положення, виходячи з відношення, тому ефективно працювати з каскадною архітектурою. Потреби у використанні вихідного сигналу системи як вхідних даних для наступної передбачають можливість поширення помилки від відношень у мережі до її позицій. Цей метод

навчання бере цю помилку до уваги і виправляє її у відношеннях системи.

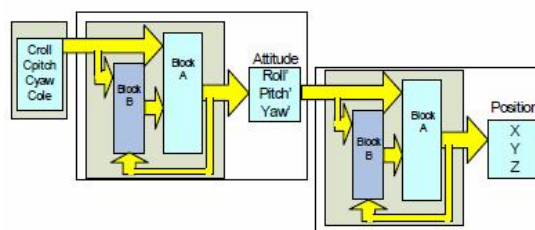


Рис. 8. Каскадна архітектура навчання

При порівнянні $T(1)$ і $Y(2)$ для корекції повторюваних мережевих параметрів помилки, що утворюються на виході, розглядаються як вхідний параметр X у рівнянні (1):

$$Y = [x'(t), y'(t), z'(t)]. \quad (2)$$

Алгоритм, розроблений для навчання і моделювання поведінки БПЛА за допомогою НМХ, був відтворений у MATLAB r2009b. Хоча MATLAB надає велику кількість інструментів, не всі з них можуть бути використані через динамічні характеристики системи. З цієї причини були розроблені нові алгоритми.

Крім теоретичних проблем у системі, повинні бути розглянуті й практичні питання, наприклад, польоти за поганих погодних умов, якість GPS сигналу, пошкодження обладнання, системні вібрації та багато інших. Єдиним рішенням цих проблем є виконувати багато рейсів (фізичних або змодельованих), змінювати їх умови, щоб гарантувати репрезентативну вибірку.

Після завершення процесу збору даних необхідно використовувати певні критерії для вибірки отриманих даних (критерії якості, критерії форми тощо).

Навчання мережі вважається дискретним процесом часу. Таким чином, необхідно, щоб зразки отримувались періодично. Для того щоб забезпечити правильну роботу системи, дуже важливо виконати періодичну вибірку. В іншому випадку, можна застосовувати критерії періодичності, інтерполяції і екстраполяції.

Тести і результати. Моделювання буде проводитися з набором навчальних зразків, що складається з дев'яти льотних сесій (близько 3 хвилин кожна), і з дотриманням необхідних критеріїв.

Програма поетапно (поітераційно) демонструє поточний стан активності мережі кожні 4 секунди.

На рис. 9 показана динаміка розв'язку за допомогою НМХ задачі пошуку оптимального шляху БПЛА за принципом sudoku.

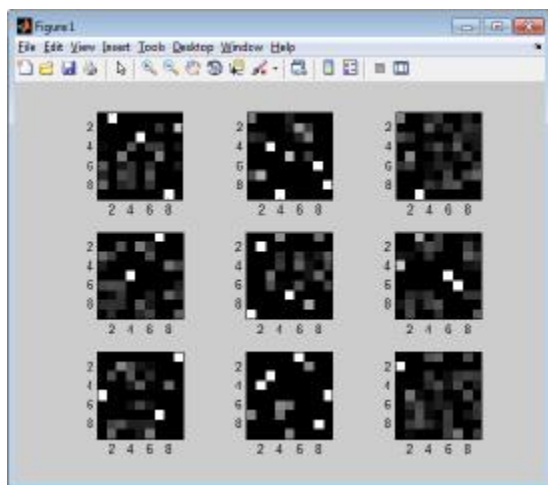


Рис. 9. Пошук шляху БПЛА за принципом sudoku

Отримані результати свідчать, що НМХ можна використати для навчання БПЛА, тобто для визначення найкращого маршруту, виходячи з вхідних критеріїв та факторів.

Результат навчання системи стає остаточно відомим приблизно за годину після початку виконання. На рис. 10 зображено сумарне представлення усіх станів за весь час (як функція часу). Значення завжди збільшується та наближується до 90. Результат навчання системи стає остаточно відомим приблизно за годину після початку виконання. Програма закінчує роботу, коли досягає значення, більшого за 89,999.

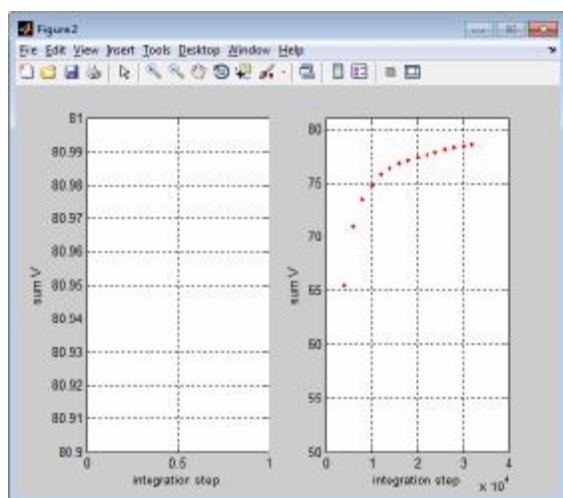
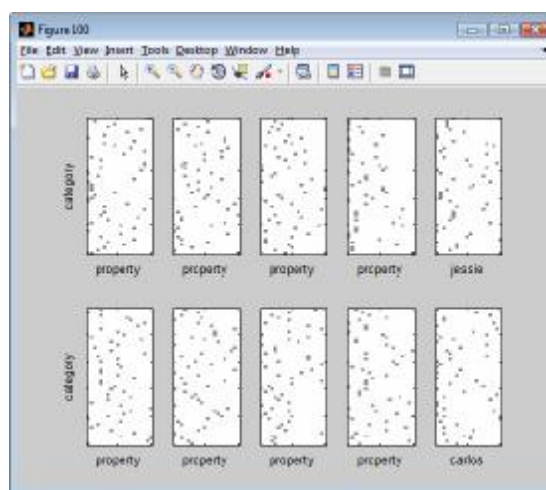


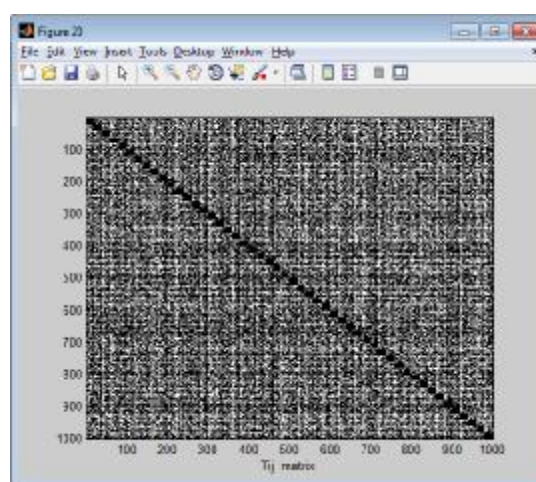
Рис. 10. Стан БПЛА як функція часу

Конвергенцію результатів для отримання різної кількості станів взаємодії БПЛА зображено на рис. 11. Матриця ваги T_{ij} використовується для збереження 10 (рис. 11, а) та 225 (рис. 11, б) комірок пам'яті, отриманих після навчання БПЛА і необхідних для його подальшого пересування.

На рис. 11, а результатом роботи перших п'яти шагів є комірка під назвою *jessie*, а загальним результатом роботи усіх комірок є комірка під назвою *carlos*. Кінцева комірка в нашому випадку буде зберігати інформацію про шлях, за яким БПЛА здійснюватиме свій рух. Кожна комірка розглядатиме свій критерій, що може впливати на політ, а кожна наступна буде додавати новий критерій та редагувати маршрут згідно з доданим критерієм.



а)



б)

Рис. 11. Конвергенція результатів взаємодії БПЛА: а – 10 станів, б – 225 станів

Основна відмінність між результатами моделювання різної кількості станів БПЛА, що пересуваються в єдиній інфраструктурі та повинні взаємодіяти, полягає в помилці, яка зменшується у процесі навчання системи. Важливо відзначити, що після того, як мережа була навчена, крок моделювання відбувається практично миттєво, оскільки він являє собою множення вхідного вектора і матриці ваг зв'язків нейронної мережі.

Необхідно враховувати, що радіальні базисні мережі мають більш високу продуктивність для локальних наближень.

Висновки. За результатами досліджень з існуючого математичного апарату було обрано ефективний метод динамічної ідентифікації таких систем, як БПЛА, та досліджено умови його застосування для цього класу задач. Таким методом було запропоновано різновид НМХ, а саме – контрольовані нейронні мережі Хопфілда.

Розроблено модифіковану модель структури (за рахунок введення додаткового модуля аналізу географічних координат) і математичну модель пошуку оптимального шляху БПЛА за принципом sudoku (за рахунок введення додаткових обмежень).

Розроблені моделі та отримані результати моделювання у середовищі MATLAB підтверджують доцільність використання цього методу для формування маршрутів БПЛА.

Дослідницьким шляхом доведено, що політ БПЛА має кілька стадій, які краще розглядати окремо. Таким чином, для зльоту або посадки БПЛА формуються окремі конкретні НМХ. Також окремі НМХ мають бути побудовані для деяких конкретних маневрів польоту, при різних фізичних і погодних умовах.

Важливість цієї роботи полягає у пошуку та реалізації нових напрямів досліджень. Отримані результати моделювання дозволяють зробити попередні висновки про те, що нейронні мережі є дійовим інструментом для ідентифікації системи з декількох БПЛА, а також для прогнозування поведінки такої системи у часі та на географічному просторі.

References

1. Goldman, J. (2016), Drones hit new heights at CES 2016. *CNET, Gadgets*, January 10,

available at: <http://www.cnet.com/news/drones-ces-2016/>

2. State and local regulation of unmanned aircraft systems (UAS) fact sheet (2015), *Federal Aviation Administration Office of the Chief Counsel*, December 17, available at: https://www.faa.gov/uas/regulations_policies/media/UAS_Fact_Sheet_Final.pdf
3. Proposal to create common rules for operating drones in Europe (2015), *European Aviation Safety Agency (EASA)*, September, available at: https://www.easa.europa.eu/system/files/dfu/205933-01-EASA_Summary%20of%20the%20ANPA.pdf
4. Musiyenko, M. P., Zhuravska I. M., Kulakovska I. V. and Kulakovska A. O. (2016), Simulation of the behavior of robot subswarm in spatial corridors, in: *36th International Conference on ELECTRONICS and NANOTECHNOLOGY (ELNANO-2016)*, Kyiv.
5. Hopfield, J. J. (1982), Neural networks and physical systems with emergent collective computational abilities, *Proc. Nat. Acad. Sci.*, vol. 79, pp. 2554–2558.
6. Yan, M. (2016), Dijkstra's Algorithm (Presentation), *Massachusetts Institute of Technology, Department of Mathematics*, available at: <http://math.mit.edu/~rothvoss/18.304.3PM/Presentations/1-Melissa.pdf>
7. Kojic, N., Reljin, I. and Reljin, B. (2013), Route selection problem based on Hopfield neural network, *Radioengineering*, Vol. 22, No. 4, Dec., pp. 1182–1193.
8. Rana, A. S. and Zalzal, A. M. S. (1997), A neural networks based collision detection engine for multi-arm robotic systems, in: *5th International conference on artificial neural networks*, pp. 140–145.
9. Guang, Y. and Vikram, K. (2002), Optimal path planning for unmanned air vehicles with kinematic and tactical constraints, in: *Proceedings of the 41th IEEE Conference on Decision and Control*, Vol. 2, pp. 1301–1306.
10. Pashkevich, A. and Kazheunikau, M. (2005), Neural network approach to trajectory synthesis for robotic manipulators, *Journal of Intelligent Manufacturing*, Vol. 16, pp. 173–187.
11. Bortoff, S. A. (2000). Path planning for UAVs, in: *Proceedings of the 2000 American Control Conference*, Vol. 1, pp. 364–368.

M. P. Musiyenko, *Dr.Tech.Sc., professor, dean of the Computer Science Faculty,*
e-mail: musienko2001@ukr.net

I. M. Zhuravska, *Ph. D., associate professor*
Petro Mohyla Black Sea State University (BSSU),
68 Desantnykiv str., 10, Mykolaiv, 54003, Ukraine

ALGORITHMS FOR LAYING OF THE ROUTE OF UNMANNED AERIAL VEHICLES BASED ON HOPFIELD NEURAL NETWORKS

The models, methods and algorithms for laying of the route of unmanned aerial vehicles (UAV) are considered in the paper. Mathematical tools of Hopfield neural networks (HNN) are offered to use for the defined task. A modeling of UAV behavior in MATLAB r2009b environment is carried out. A modified model of the HNN structure (due to the adding of additional module for geographical coordinates analysis) and a mathematical model of laying the optimal route for UAV according to Sudoku principle (by adding additional constraints) are developed. The experiments have proved the adequacy and efficiency of the offered method and developed models for laying of UAV routes.

Keywords: UAV, laying of route, Hopfield neural network, mathematical modeling, MATLAB.

Статтю представляє М. П. Мусієнко, д.т.н., професор, Чорноморський державний університет імені Петра Могили.