

# ГЕНЕРАЦІЯ СУБ-ОПТИМАЛЬНИХ МАРШРУТІВ БЕЗПІЛОТНОГО ЛІТАЛЬНОГО АПАРАТА З ВИКОРИСТАННЯМ НЕЙРОННОЇ МЕРЕЖІ ХОПФІЛДА

УДК 004.021:004.85

## ЖУРАВСЬКА Ірина Миколаївна

кандидат технічних наук, доцент, докторант кафедри комп'ютерної інженерії,  
Чорноморський національний університет імені Петра Могили, м. Миколаїв, Україна

**Наукові інтереси:** архітектура, впровадження та інформаційна безпека гетерогенних комп'ютерних мереж та систем, включаючи SCS, Wireless, PowerLine та інші. Автор однієї книги, понад 70 статей та тез конференцій, 4 патентів.

**E-mail:** irina.zhuravska@chmnu.edu.ua.

### ПОСТАНОВКА ПРОБЛЕМИ

У сучасному світі існують безліч процесів, які є потенційно небезпечними для людини або неможливі для виконання безпосередньо нею. Тому ще у минулому сторіччі було запропоновано використовувати апарати, які не потребують управління ними людиною-оператором безпосередньо. З розвитком комп'ютерних технологій такі апарати мають все більше можливостей і участь оператора у їх роботі стає все меншою. Одними з таких апаратів є безпілотні літальні апарати (БПЛА).

Під час управління БПЛА на оператора покладається відповідальність за прийняття рішення, в якому порядку відвідати задані вузли, що робити, якщо раптом втрачено контроль або БПЛА збито з курсу. Доцільно цю відповідальність деякою мірою покласти на комп'ютер, а також прискорити процес генерації можливих маршрутів БПЛА за рахунок автоматизації такого процесу. Для цього необхідно створити програмний продукт, який після отримання від оператора координат точок, які має відвідати БПЛА, генеруватиме маршрут за якимось з критеріїв. Крім того, у випадку порушення курсу, такий програмний додаток повинен коригуватиме його. Таку задачу можливо привести до відомої задачі комівояжера.

### АНАЛІЗ ОСТАННІХ ДОСЛІДЖЕНЬ ТА ПУБЛІКАЦІЙ

Задачу комівояжера достатньо докладно розглядає Левитин А. В. і Мудров В. І. [1, 2].

Як математична проблема задача комівояжера відома з 19-го століття. Історично вона полягає в тому, який маршрут має вибрати комівояжер (торговець-постачальник), щоб об'їхати всі точки призначення, обравши найкоротший шлях і не рази не опиняючись в одному місці двічі [1].

Задача комівояжера – одне з найвідоміших завдань комбінаторної оптимізації, що полягає у пошуку найвигіднішого маршруту, що проходить через вказані точки хоч би по одному разу з подальшим поверненням в початкову точку [2]. В умовах завдання вказуються критерій вигідності маршруту (найкоротший, найдешевший, сукупний критерій і тому подібне) і відповідні матриці відстаней, вартості і тому подібного. Як правило, вказується, що маршрут повинен проходити через кожну точку тільки один раз. Як вже зазначалось, вважатимемо найкращим маршрут найкоротший, а кожен вузол апарат має відвідати лише один раз.

Вперше нейронна мережа Хопфілда була представлена на початку 80-х років минулого сторіччя у працях Джона Хопфілда. Дж. Хопфілд показав, що нейронна мережа із зворотними зв'язками може бути системою, що мінімізує енергію (так звана мережа Хопфілда) [3].

Нейронна мережа Хопфілда – повнозв'язна нейронна мережа з симетричною матрицею зв'язків. В процесі роботи динаміка таких мереж сходиться до одного з положень рівноваги. Ці положення рівноваги

визначаються заздалегідь в процесі навчання, вони є локальними мінімумами функціонала, що називається енергією мережі (у простому випадку – локальними мінімумами негативно певної квадратичної форми на  $n$ -мірному кубі) [4].

На рис. 1 зображено архітектуру нейронної мережі Хопфілда [5].

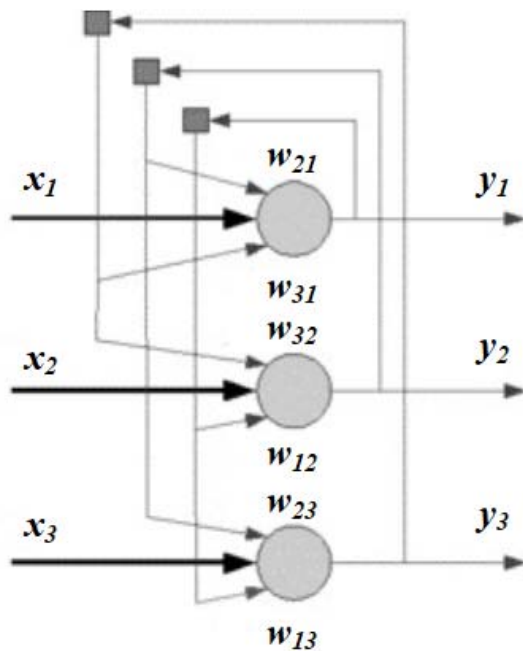


Рис. 1. Архітектура нейронної мережі Хопфілда [5]

Нейронна мережа Хопфілда може використовуватися для вирішення завдання комівояжера, але треба враховувати, що використання нейронної мережі Хопфілда для реалізації задачі комівояжера дуже обмежена через завелику похибку у розрахунках оптимального шляху [6–8].

Таким чином, отримані в результаті вирішення вказаної задачі маршрути БПЛА можна вважати лише суб-оптимальними, тому остаточне рішення щодо вибору з них одного залишається за наземним оператором [9–11]. Практична цінність запровадження алгоритму генерації таких суб-оптимальних маршрутів полягає у тому, що буде полегшена робота оператора, прискорений процес формування маршрутів та зменшений процент людської помилки під час управління БПЛА.

**Формулювання цілей статті.** Метою статті є розробити та дослідити алгоритм генерації суб-

оптимального маршруту БПЛА на основі використання нейронної мережі Хопфілда.

### ВИКЛАД ОСНОВНОГО МАТЕРІАЛУ

Оптимальним маршрутом вважатимемо маршрут, який є найкращим згідно до деякого критерію (довжина, час подолання тощо).

Для вирішення задачі було погоджено, що суб-оптимальним маршрутом вважатиметься такий найкоротший маршрут, за яким БПЛА, облетівши всі вузли, має повернутись у точку вильоту. При цьому, кожен вузол БПЛА має відвідати лише один раз; на шляху БПЛА немає перешкод або жодної іншої умови, при якій можливе порушення курсу.

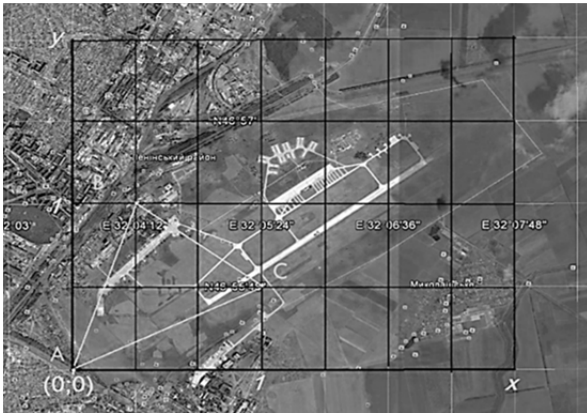
Методом для вирішення задачі було обрано нейронну мережу Хопфілда (НМХ).

Нехай задано місцевість для обстеження її з допомогою БПЛА. На мапу місцевості наноситься координатна сітка і задається точка відліку (рис. 2).

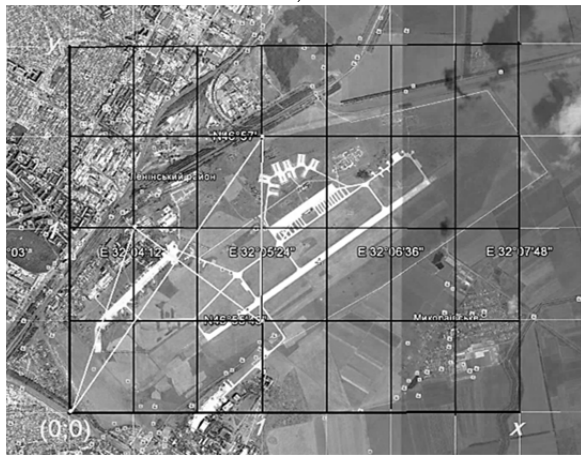


Рис. 2. Карта місцевості з нанесеною системою координат

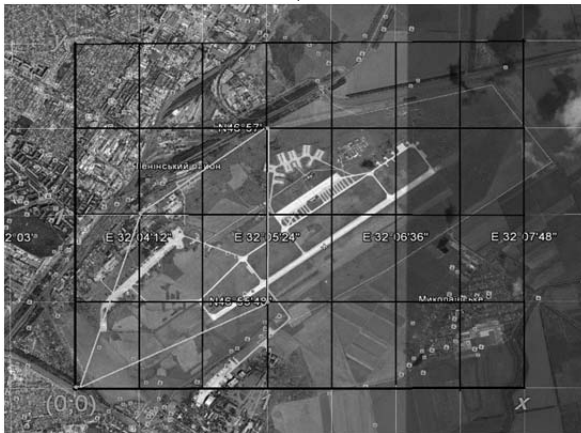
Нехай, оператор хоче, щоб апарат зробив знімки місцевості у вузлах  $(0;0), (0,3; 1), (1;0,5)$ . Точка вильоту має координати  $(0;0)$ , як наведено на рис. 3, а. В такому разі існує лише один маршрут і, відповідно, він і є найкоротшим. Проте, якщо додати ще один вузол, наприклад  $(1; 1,5)$ , то маршрутів буде значно більше (рис. 3, б та рис. 3, в), а точніше  $\frac{(n-1)!}{2}$  маршрутів, де  $n$  – кількість вузлів у маршруті.



a)



б)



в)

Рис. 3. Варіанти маршрутів БПЛА для трьох (а) і чотирьох (б, в) вузлів

Для архітектури НМХ (див. рис. 1)  $x_1, x_2, x_3$  – входи,  $w_{ij}$ , де  $i$  – номер нейрона, а  $j$  – номер виходу, – ваги,  $u_1, u_2, u_3$  – виходи. При цьому кожен нейрон може приймати два стани:

$$S(t) = \{-1; 1\}. \quad (1)$$

Динаміка стану в часі  $i$ -ого нейрона в мережі з  $N$  нейронів описується дискретною динамічною системою (2):

$$S_i(t + 1) = \sum_{j=1}^N w_{i,j} * S_j(t), i=1..N, \quad (2)$$

де  $w_{i,j}$  – матриця вагових коефіцієнтів.

Слід зазначити, що навчання мережі відбувається за правилом Хеба [5]. Тобто, поправка вагових коефіцієнтів відбуватиметься за формулою (3).

$$J_{i,j} = \frac{1}{N} \cdot \sum_{\mu=1}^M [\varepsilon_{i,\mu}^{in} \cdot \varepsilon_{j,\mu}^{in}], \quad (3)$$

де  $\varepsilon_{i,\mu}^{in}$  і  $\varepsilon_{j,\mu}^{in}$   $i$ -й і  $j$ -й елементи образу (вхідного набору)  $\varepsilon_{\mu}^{in}$ .

Для того, щоб НМХ могла використовуватися для вирішення завдання комівояжера, необхідно забезпечити дотримання деяких вимог:

1. Мережа повинна складатися з  $N = n \times n$  нейронів, які будемо розглядати, як квадрат з  $n$  рядків і  $n$  стовпців.
2. Відповідь мережі повинна містити тільки один активний нейрон в кожному рядку і кожному стовпці.
3. Активний нейрон в першому стовпці задає першу точку маршруту, в другому стовпці – другу точку маршруту, і так далі.

Усім цим умовам задовольняє формула (4) обчислення ваги між нейроном, що відповідає точці  $x$  на позиції в  $i$ -му маршруті, і нейроном, що відповідає точці  $y$  на позиції  $j$ :

$$W_{xi,yi} = -A\delta_{x,y} \cdot (1 - \delta_{i,j}) - B\delta_{i,j} \cdot (1 - \delta_{x,y}) - Cd(x,y) \cdot (\delta_{i,j+1} + \delta_{i,j-1}) + D, \quad (4)$$

де  $A, B, C, D$  – деякі константи;

$d(x, y)$  – відстань між точками  $x$  і  $y$ ;

$\delta_{x,y}$  – символ Кронекера, що набуває значення 1, якщо  $x = y$  і значення 0 інакше.

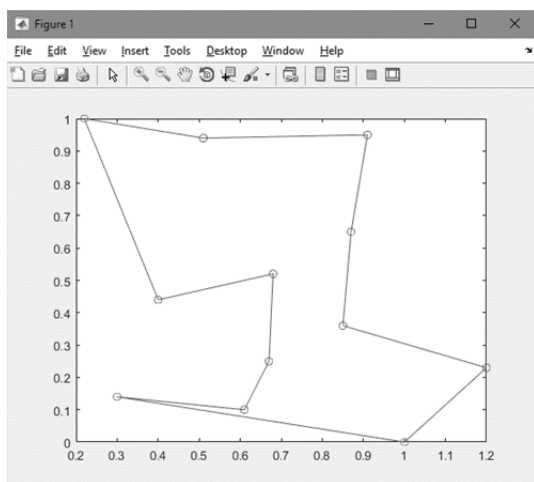
У формулі (4) перший член рівний  $(-A)$  для усіх зв'язків в тому ж рядку ( $x = y$ ), окрім зв'язку нейрона з самим собою (при  $i = j$ ). Другий член рівний

(-B) для усіх зв'язків в тому ж стовпці ( $i = j$ ), окрім зв'язку з самим собою ( $x = y$ ). Третій член пропорційний відстані між точками  $x$  і  $y$ , якщо ці міста сусідні в маршруті ( $i = j - 1$  чи  $i = j + 1$ ).

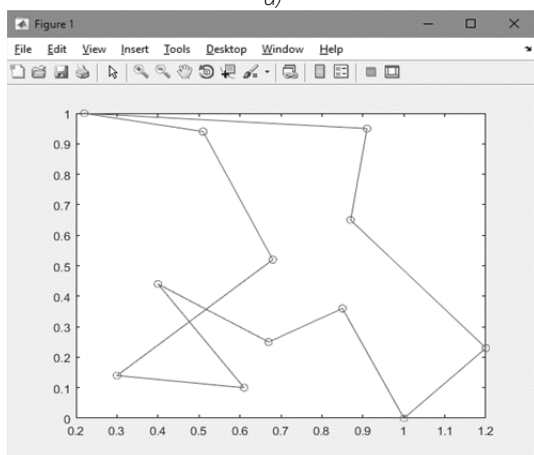
Якщо таку мережу привести у випадковий початковий стан, то можна очікувати, що результуючий стабільний стан дасть нам суб-оптимальний шлях, довжина якого не занадто перевершує оптимальну (сам шлях може значно відрізнятись від оптимального). Відповідно, для практичного застосування мережу слід запуснути кілька разів, і вибрати найкращий шлях.

На основі вищезазначеного алгоритму для дослідження ефективності використання нейронної мережі Хопфілда для вирішення задачі комівояжера було створено додаток, який генерує маршрут на основі введених оператором точок для обстеження. На рис. 4, а – рис. 4, в зображено маршрути, згенеровані програмою в результаті її послідовних викликів на основі одних й тих самих даних.

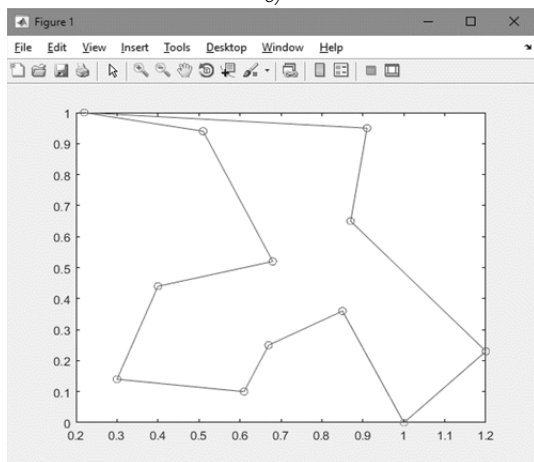
З рис. 4 й табл. 1 можливо побачити, що маршрути, отримані в результаті виконання програми, мають приблизно однакову довжину, проте, вигляд мають абсолютно різний.



а)



б)



в)

Рис. 4. Згенеровані маршрути  
Точкою вильоту у всіх випадках є точка (1; 0).

Таблиця 1

Аналіз згенерованих НМХ маршрутів

№№ маршруту	Довжина маршруту, $Len$ (км)	Відхилення довжини маршруту	
		абсолютне, $ \Delta D $ (км)	відносне, $\varepsilon = \frac{\Delta D}{D}$ (%)
1	4,3536	0,0092	2,96
2	4,5278	0,1834	
3	4,1519	0,1925	

Як вже зазначалось, річ у тім, що нейронна мережа Хопфілда може вирішити задачу комівояжера лише приблизно (результат зазвичай трохи довший за ідеальне значення). В результаті маршрути, що генеруються НМХ, завжди приблизно однакові по довжині, але різні за порядком проходження вузлів. Тому оператор – при генерації маршруту для обльоту БПЛА місцевості – має згенерувати декілька маршрутів, а потім обрати найкращий.

### ВИСНОВКИ ТА ПЕРСПЕКТИВИ ПОДАЛЬШИХ ДОСЛІДЖЕНЬ

У даному дослідженні було запроваджене використання нейронної мережі Хопфілда для генерації суб-оптимального маршруту БПЛА. Було погоджено, що на політ апарата нічого не впливає, він має облетіти всі задані оператором точки, причому в жодній точці не

повинен бути більше одного разу, і в кінці польоту апарат має повернутись у точку вильоту. Оптимальним вважається шлях найкоротшої довжини. Показано, що нейронна мережа Хопфілда є доволі приблизним методом вирішення проблеми, оскільки генерує маршрути, що досить схожі на оптимальний за довжиною (незначно його перевищують), але можуть суттєво відрізнятися від нього. В результаті не зменшується повною мірою відповідальність оператора за вибір оптимального

маршруту, оскільки йому все одно доведеться вибрати найоптимальніший серед декількох запропонованих програмою, отриманих в результаті декількох послідовних прогонів з тими самими вхідними даними. Проте, в результаті досліджень доведена можливість суттєво зменшити вірогідність людської помилки, оскільки оператор буде, умовно кажучи, вибирати «кращих з найкращих» маршрутів.

#### ЛІТЕРАТУРА:

1. Levitin A.V. Metod gruboy sily: Zadacha kommivoyazhora // Algoritmy. Vvedeniye v razrabotku i analiz : glava 3. – М. : Vil'yams, 2006. – 576 s.
2. Mudrov V.I. Zadacha o kommivoyazhore. – М. : Znaniye, 1969. – 62 s.
3. Hopfield J. J. What is a Moment? Transient synchrony as a collective mechanism for spatiotemporal integration / J. J. Hopfield, C. D. Brody // Proceedings of the NAS of the USA. – 2001. – Vol. 98, No. 3. – P. 1282–1287. DOI: 10.1073/pnas.98.3.1282.
4. Uossermen F. Neyrokomp'yuternaya tekhnika: Teoriya i praktika. – М. : Mir, 1992. – 240 s.
5. Zhong C. A continuous hopfield neural network based on dynamic step for the traveling salesman problem / C. Zhong, C. Luo, Z. Chu, W. Gan // Neural Networks (IJCNN'2017) : Proceeding of IEEE International Joint Conference, Anchorage, AK, USA, 14–19 May, 2017. – P. 3318–3323. DOI: 10.1109/IJCNN.2017.7966272.
6. Khaykin S. Neyronnyye seti. Polnyy kurs. – М. : Vil'yams, 2008. – 1113 s.
7. Musiyenko M.P. Simulation the behavior of robot sub-swarm in spatial corridors / M.P. Musiyenko, I.M. Zhuravska, I.V. Kulakovska, A.V. Kulakovska // Electronics and Nanotechnology (ELNANO'2016) : Proceeding of the 2016 IEEE 36th International Conference, Kyiv, Ukraine, April 19–21, 2016 / National Technical University of Ukraine "Kyiv Polytechnic Institute". – P. 382–387. DOI: 10.1109/ELNANO.2016.7493090.
8. Komashinskiy V. I., Smirnov D. A. Neyronnyye seti i ikh primeneniye v sistemakh upravleniya i svyazi. – М. : Goryachaya liniya-Telekom, 2003. – 94 s.
9. Wang N. Hopfield neural network guided evolutionary algorithm for aircraft penetration path planning / N. Wang, L. Wang, X. Go, L. Chen, L. Shen // Advances in neural network research and applications (LISEE, 67). – Berlin; Heidelberg : Springer-Verlag, 2010. – P. 235–243.
10. Intel Plans to Break Drone Light Show Record with Over 1,500 Drones Flown at 50th Anniversary Celebrations [Electronic resource] // Intel Newsroom : [site]. – Publ. April 30, 2018. – Available at : <https://newsroom.intel.com/news/intel-plans-break-drone-light-show-record-over-1500-drones-flown-50th-anniversary-celebrations/>.
11. Musiyenko M.P. Alhorytmy prokladannia marshrutu bezpilotnykh litalnykh aparativ na osnovi zastosuvannia neironnykh merezh Khopfil'da / M.P. Musiyenko, I.M. Zhuravska // Visnyk Cherkaskoho derzh. tekhnol. un-tu : zb. nauk. prats. Seriya : Tekhnichni nauky. – 2016. – № 1. – S. 20–27.

*Рецензент: д.т.н., проф. Мусієнко М. П.  
Чорноморський національний університет  
імені Петра Могили*