

РОЗРОБКА МЕТОДУ РОЗРАХУНКУ БЕЗПЕЧНОЇ ПОЗИЦІЇ ВІЙСЬКОВИХ ОДИНИЦЬ ШЛЯХОМ ВИКОРИСТАННЯ ШТУЧНИХ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ НА ОСНОВІ РОЙОВИХ АЛГОРИТМІВ

Литвин В. В., Угрин Д. І., Іл'юк О. Д., Клічук О. Р.

1. Вступ

Відомий факт, що із розвитком технологій зростають потреби людства. Так само і у військовій справі зростають потреби. Сьогодні ефективними є ройові алгоритми, які застосовуються при розробці різних методів та математичних моделей військових задач [1–3].

Нейронні мережі широко використовуються в сучасності через їх адаптивність до задач різного плану. Їх особливість полягає в тому, що нейронні мережі являють собою мережу штучних клітин, які в свою чергу мають пам'ять [3–7]. Цю властивість можна використовувати у різних напрямках, в тому числі і в побудові та вирішенні задач транспортного типу.

Важливим етапом при проектуванні процесу пошуку безпечної позиції вогневого потенціалу є розрахунок оптимізації технічних та економічних характеристик параметрів за допомогою використання ройових алгоритмів.

В сучасності більшість бойових дій здійснюється дистанційно, тому актуальним є виявлення позиції ворога за його ж пострілами чи іншими агресивними діями.

2. Об'єкт дослідження та його технічний аудит

Об'єктом даного дослідження є процес пошуку безпечного шляху військових одиниць від початкової позиції до кінцевої. Важливим етапом при формуванні процесу такого типу, було визначити інформацію, яка міститиме кожна клітина пам'яті, що у свою чергу є групою військових одиниць [8–12]. Клітина пам'яті є кластером, тобто це область ділянки, яка має ряд функцій-обробників. Функції обробники є елементами процесу формування кінцевого результату, так як кожна клітина взаємодіє одна з одною. Зробимо висновок, що функції, обробивши інформацію у кластері, видають кінцевий результат. Логічну схему опрацювання інформації у кластерах зображено на рис. 1.

Таким чином, створюється мережа, яка має можливість видавати результат на будь-якому етапі опрацювання інформації, оскільки її взаємодія є автономною.

Одним з найбільш проблемних місць є визначення типу бойового снаряду, який прострілює певну область ділянки і ввести в опрацювання кластеру технічні характеристики цього снаряду.

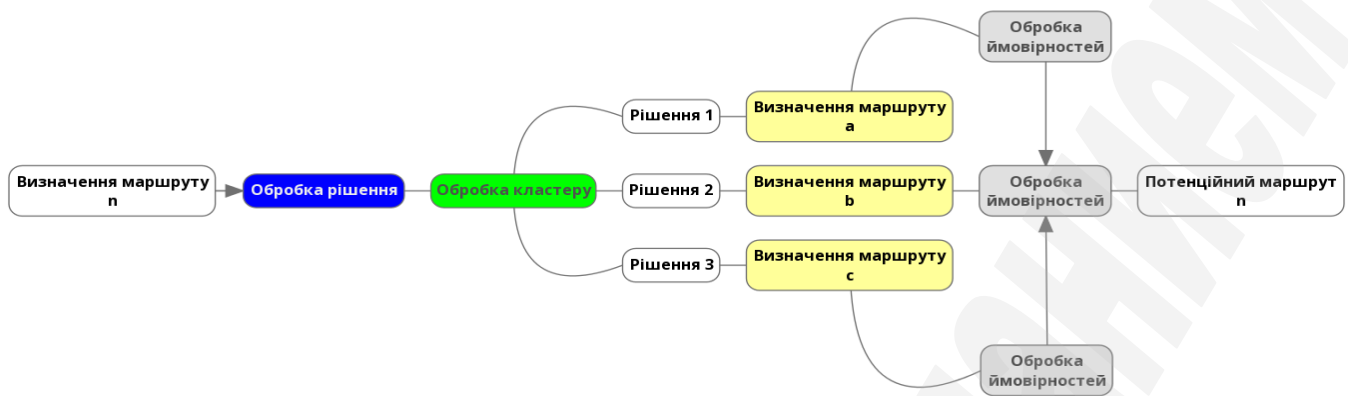


Рис. 1. Логічна схема опрацювання інформації у кластері

В даній роботі описується потенційне рішення транспортної задачі у військовій спеціалізації, а саме у час ведення військових дій на певній території. Задачі такого типу потребують ретельного вивчення усіх суб'єктів та об'єктів дослідження, а також врахування і розрахунок усіх можливих похибок.

3. Мета та задачі дослідження

Мета дослідження – розробити метод пошуку безпечного маршруту військових одиниць на небезпечних ділянках методом накладання нейронної мережі та використання алгоритму жаб.

Для досягнення поставленої мети необхідно:

1. Побудувати багатокритеріальну задачу військового типу.
2. Виявити потенційних учасників процесу пошуку безпечної позиції на небезпечних ділянках.
3. Проаналізувати розроблений метод, використовуючи статистичні дані отриманих шарів нейронних мереж на основі отриманих результатів алгоритмом жаб.

4. Дослідження існуючих рішень проблеми

У більшості випадків методи розробки нейронних мереж мінімізують наявність похибки рішень задля отримання точного результату [1–3]. Для більшості задач даний підхід є важливим, але виконуючи задачу, яка містить основи ймовірностей пропонований підхід є не досить придатним.

Для рішення задач транспортного типу часто використовують класичний підхід, а саме створення математичної моделі шляхом побудови багатокритеріальної задачі [4–7]. Використовуючи сучасні ройові алгоритми у поєднанні із математичною моделлю можна отримати значно кращі результати.

Розповсюджене рішення задач даного типу, а саме військового напрямку [8–10], використовує класичний підхід побудови математичної моделі. Даний підхід показує високі результати у випадку потреби рішення на певний момент часу [11–13], а при динаміці змін характеристик задачі, ефективність значно зменшується. Тому перспективним напрямом у сфері військової діяльності є застосування алгоритмів, які дозволять зробити рішення адаптивним до змін.

У більшості випадків, значну увагу приділяють вивченню снарядів, їх характеристик та властивостей. Це пов'язано із модернізацією та застосуванням у військовій спеціалізації сучасних технологій. Для того, щоб визначити властивості того чи іншого снаряду потрібно побудувати математичну модель засновану на його характеристиках. Такий підхід не дозволить охопити широкий аспект, а саме загальний процес моделювання (математичний, візуальний). Важливим аспектом при рішенні задач даного типу, є створення динамічної моделі, за допомогою якої можна визначити характеристики та властивості снаряду в будь-який момент часу. Тому врахування похибок при розрахунках є невід'ємним процесом.

Також, сьогодні популярними є нейронні мережі та методи їх навчання. Для рішення задач, де потрібно визначити в точний момент часу, які характеристики та властивості були в об'єкта, використовують метод навчання нейронної мережі шляхом використання генетичного алгоритму. Такий підхід дозволяє отримати стійке рішення, проте при динамічних змінах результат зміниться лише у наступному рішенні. Це пояснюється тим, що застосовуючи генетичний алгоритм, потрібно вказати початкова рішення (батьків), лише після опрацювання первинного рішення, можна отримати наступне. Тобто, якщо в певний момент часу, коли характеристики та властивості об'єкта ще не пораховані, зміни робити не можна.

5. Методи досліджень

Дане дослідження сконцентроване на побудові алгоритму та взаємодії елементів при пошуку безпечного шляху. Для того, щоб виконати поставлені цілі потрібно використати метод оберненої розповсюдженої похибки.

Метод оберненої розповсюдженої похибки в даному випадку являє собою багат шаровий покрив обраної ділянки із накладеною сіткою. Сітка \vec{P} задається вектором параметрів \vec{W} вагових коефіцієнтів та рівнів покриву \vec{M} .

$$\vec{P} = \frac{(\vec{W})}{(\vec{M})}. \quad (1)$$

При обробці кластеру покриву M на кожній ітерації, тобто взаємодії містимої інформації коректуються у напрямку антигradientу E :

$$\wedge \vec{P} = -\varepsilon \nabla E(\vec{P}). \quad (2)$$

Ідея методу полягає в тому, щоб представити E у вигляді складної функції і послідовно розрахувати можливі похибки та коефіцієнти параметрів ділянки i та j :

$$\wedge W_{ij} = -\varepsilon \left(\frac{E(W, M)}{\omega} \right). \quad (3)$$

Складемо вираз для загальної функції $\frac{E}{W_{ij}}$, де y є прогнозований покрив ділянки:

$$\frac{E}{W_{ij}} = \frac{E}{y_i} \frac{y_i}{S_j} \frac{S_j}{W_i}. \quad (4)$$

Для наступних шарів формула виглядатиме таким чином:

$$\begin{aligned} \frac{E}{y_{ij}} &= \sum_M \frac{E}{\delta x_{jk(l+1)}} = \sum_M \frac{E}{\delta y_{k(l+1)}} \cdot \frac{dy_{k(l+1)}}{dS_{k(l+1)}} \times \\ &\times \frac{dS_{k(l+1)}}{dx_{jk(l+1)}} = \sum_M \frac{E}{\delta y_{k(l+1)}} \cdot \frac{dy_{k(l+1)}}{dS_{k(l+1)}} \cdot \omega_{jk(l+1)}. \end{aligned} \quad (5)$$

Сума по M – це сума по взаємодії шарів покриву від нижнього до верхнього і навпаки.

Таким чином, можна побудувати обернену взаємодію розповсюдження похибки по нейронній мережі, що застосована до транспортної задачі.

Метод, який імітує розповсюдження військових одиниць, заснований на основі поведінки жаб, які стрибають з місця на місце у пошуку їжі. В даному дослідженні реалізується метод переходу від одної популяції (скупчення військових одиниць (ВО)) до іншої. Популяція представлена множиною із P військових одиниць розділеним на M підмножин військових одиниць, які мають параметр кількості ВО однаковий і називаються групою ВО.

Всередині кожної групи відбувається локальний пошук. При цьому всередині групи знаходиться краще рішення x_{best} і найгірше x_{worst} . Потім найгірше положення групи ВО (жаб) (із найгіршим значенням цільової функції) змінюється за наступним правилом:

$$x_{worst}^{new} = x_{worst} + |Crand[x_{best} - x_{worst}]|, \quad (7)$$

де $rand$ є випадковим вектором, елементи якого рівномірно розподілені на відрізьку $[0;1]$, а C є коефіцієнтом. Якщо отримане рішення x_{worst}^{new} краще, ніж x_{worst} , то воно заміняє його. У іншому випадку знаходиться нове положення ВО по формулі (7), де замість найкращого рішення x_{best} всередині групи використовується найкраще рішення серед усіх розміщень ВО у популяції алгоритму x_{gb} . Якщо знову отримане рішення задовольняє умови задачі, то

найгірше рішення замінюється найкращим рішенням із отриманих популяцій розташування ВО.

Після завершення локального пошуку ділення популяцій ВО здійснюється знову для того, щоб виникла можливість отримати змінне рішення, яке продемонстроване на рис. 2. При цьому усі рішення впорядковуються по значенню коефіцієнта цільової функції.



Рис. 2. Алгоритм розповсюдження військових груп

Алгоритм пошуку рішення здійснюється за наступними кроками:

Крок 1. Задається розмір популяції P , число груп ВО M і параметр C , а також максимальне число ітерацій $ITER$.

Крок 2. Генерація початкової популяції ВО на множині D за допомогою рівномірного розподілення. Розрахунок значення цільової функції для кожного ВО.

Крок 3. Впорядкувати елементи популяції відповідно до коефіцієнта цільової функції.

Крок 4. Формулювання із популяції M найкращого рішення і використання його у наступній популяції. Результатом буде M група ВО, яка містить по однаковій кількості ВО.

Крок 5. В рамках кожної групи провести задане число ітерацій локального пошуку перегрупування ВО (стрибків жаб).

Крок 6. Найменування груп ВО у створених групах, тобто надання їм значення NUM .

Крок 6.1. Задати $NUM = 1$ (номер групи).

Крок 6.2. Задати лічильник ітерацій локального пошуку $it = 1$.

Крок 6.2. В межах групи із присвоєним номером знайти найкраще рішення та найгірше.

Крок 7. Заміна найгірших рішень у популяції ВО присвоєним номерам груп ВО.

Крок 8. Знаходження нового положення груп ВО:

$$x_{worst}^{new} = x_{worst} + |Crand[x_{best} - x_{worst}]|. \quad (8)$$

Крок 9. Інакше відбувається заміна значення цільової функції, якщо $f(x_{worst}^{new}) \triangleright f(x_{worst})$, то замінити рішення x_{worst} на x_{worst}^{new} . Інакше генерувати рішення x_{worst}^{new} випадково по множині D за допомогою рівномірного розподілу.

Крок 10. Якщо $it = IT$, то локальний пошук у групі завершений. Відбувається перевірка нумерації груп і закріплення розташування по локальним точкам.

Алгоритм покрокової схеми розрахунку обмежень цільової області зображений на рис. 3.

Також необхідною умовою є побудова багатокритеріальної задачі. Відносно похибки траєкторії польоту снаряду ворога визначається безпечна позиція та відбувається перегрупування військових одиниць. Тому під похибкою польоту снаряду будемо вважати час її польоту та ураження певної області.

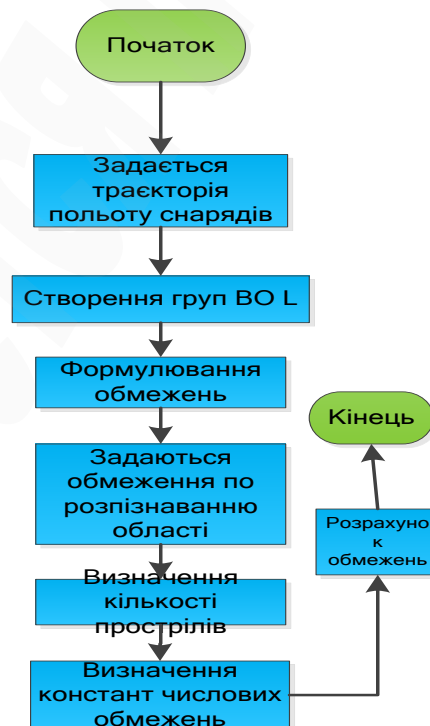


Рис. 3. Математична модель багатокритеріальної задачі розрахунку числових обмежень безпечної позиції

Отже, із відомим значенням похибки можна побудувати наступну математичну модель алгоритму зображеного на рис. 3:

1. Задана траєкторія польотів снарядів X .
2. Задані групи військових одиниць L для кожної, з якої задана еталонна траєкторія $X_{аном}^L$.
3. Задаються обмеження по точності розпізнавання області на предмет її безпеки:

$$e_1 \prec const_1 \text{ та } e_2 \prec const_2,$$

де e_1 – число прострілів першого снаряду, e_2 – число прострілів другого снаряду, а $const_1$ і $const_2$ – задані числові обмеження.

6. Результати досліджень

Застосувавши пропонований метод на прикладі транспортної задачі у військовій спеціалізації, можна отримати обернену взаємодію на кожен покрив території нейронною мережею. Тобто можна побачити результат взаємодії кожної похибки, об'єктів, суб'єктів один на одного при різних ситуативних наборах даних.

Такими даними може виступати інформація різного роду:

1. Розрахунки пошуку безпечної позиції за різних умов (польових, бойових, сухопутне пересування, морське пересування та інші).
2. Розрахунки похибок та їх взаємодія.
3. Траєкторія польоту снаряду за різних умов.
4. Пошук локальних точок, областей, які придатні для ведення вогню чи переналаштовування військ.

Застосуємо алгоритм жаб для перегрупування військових одиниць та накладемо нейронну мережу на карту території Донецької області (Україна), як показано на рис. 4.

Використання нейронної мережі дозволить отримати стійкі значення усіх учасників процесу, таких як:

1. Військові одиниці (ВО) 1, 2, 3, що здійснюють маневр перегрупування до Авдіївки та об'єднання в одну групу двох учасників.
2. ВО 1, 2 червоного кольору – це сили противника, які знаходяться на відстані 10–12 км від військових груп 1, 2, 3.

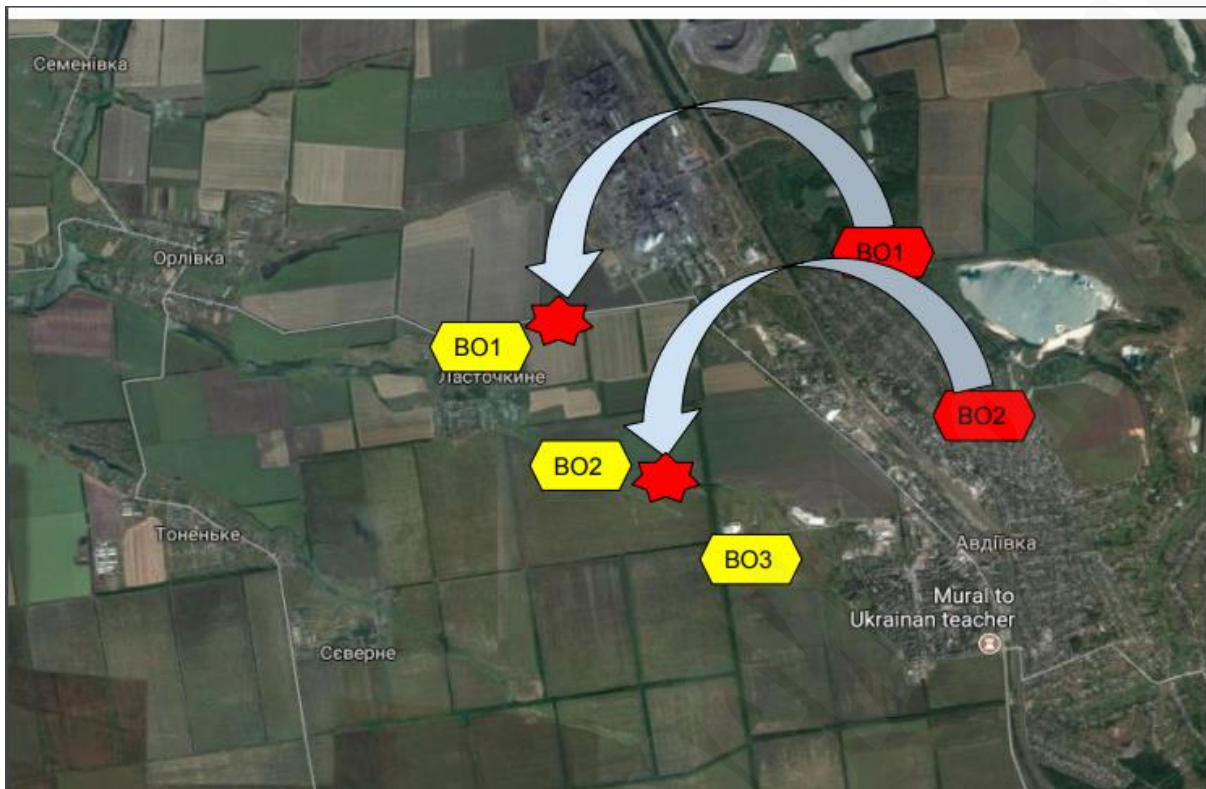


Рис. 4. Карта Донецької області (Україна) під час військових дій

Наступним кроком, зображеним на рис. 5, буде перегруповання військових одиниць згідно заданого алгоритму.

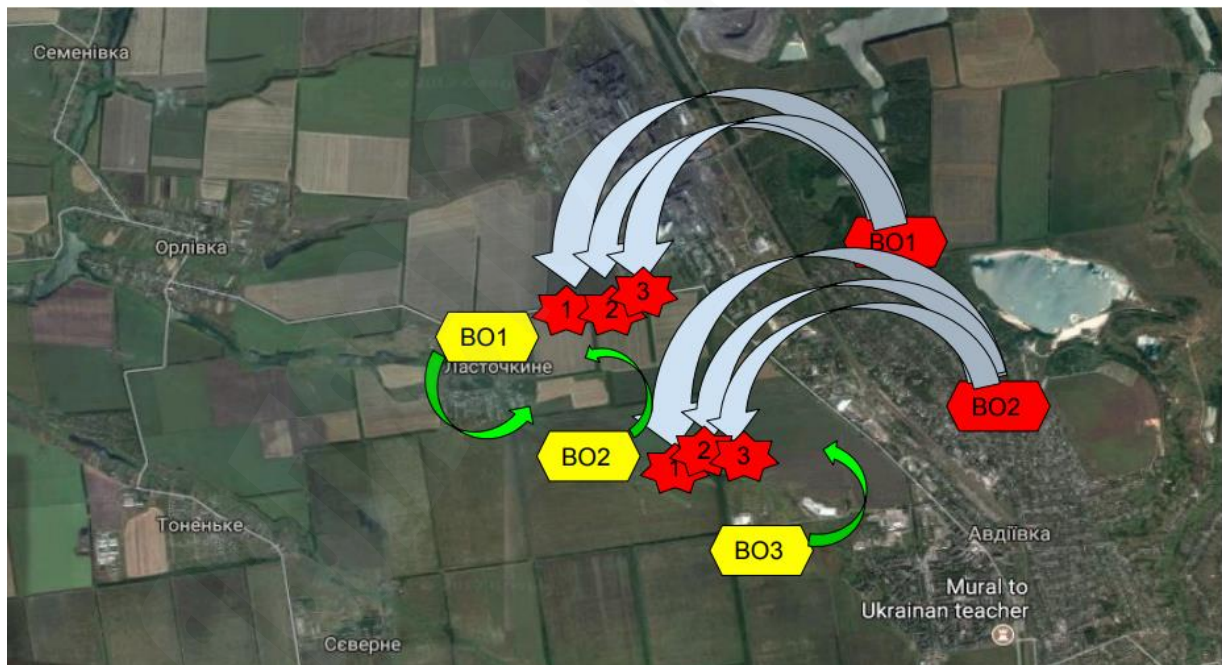


Рис. 5. Маневр перегруповання військових одиниць

Після визначення учасників процесу та кілометрової зони ураження можна отримати безпечну позицію, зображену на рис. 6. Вогневим потенціалом керуючись, визначені похибки відносно першого прострілу.

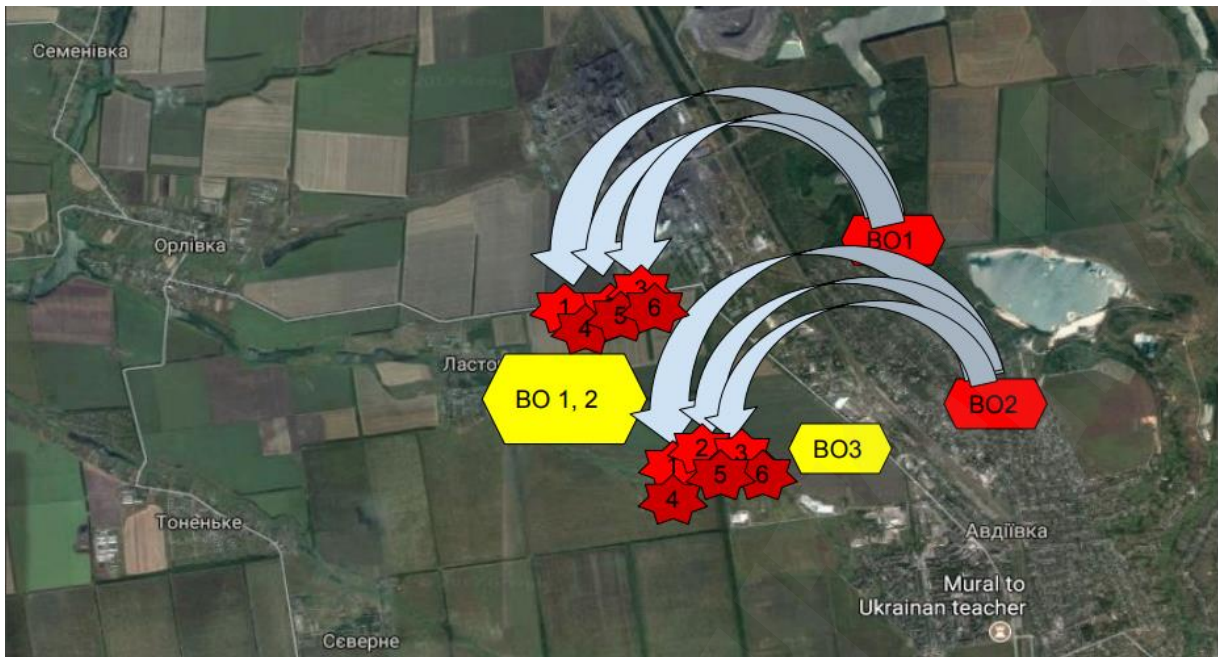


Рис. 6. Отримання результату перегрупування

Номерами областей потенційного ураження визначені зірки 4, 5, 6 темно-червоного кольору. Дані результати отримані на основі розрахунку усіх похибок відносно траєкторії польоту снаряду, часу польоту та зони ураження. Для забезпечення безпеки військових сил отримаємо наступне об'єднання військових одиниць у групу та переміщення ВО3 до населеного пункту Авдівки.

Статистичні дані отриманих результатів зазначені у табл. 1 згідно наступних параметрів:

1. Група ВО.
2. Військовий потенціал (значення від 1–50).
3. Зона ураження у кілометрах.
4. Точність прострілу (значення від 1–5).
5. Число прострілів.

Таблиця 1

Випробування першої черги прострілів

X	Випробування перше				
L_{anom}	1	2	3	1	2
L_1	20	22	25	27	40
L_{km}^{anom}	10	11	10	9	12
$Const_1$	3	2	5	1	2
$Const_2$	5	3	2	2	0
e_1	2	3	2	2	2

Після перегрупування військових одиниць відбулися зміни, наведені в табл. 2.

Таблиця 2

X	Випробування перше				
	1	2	3	1	2
L_{anom}					
L_1	42		28	12	20
L_{km}^{anom}	9		5	0	0
$Const_1$	3	2	5	0	0
$Const_2$	5	3	2	0	0
e_1	2	3	2	2+	2+

Як бачимо, військовий потенціал груп 1 та 2 збільшився за рахунок їх об'єднання. Кілометрова зона ураження зменшилася, тому військовий потенціал групи 3 виріс. Військовий потенціал ворога 1 та 2 зменшився вдвічі, тому що простріли другої черги не зазнали результатів і виникла необхідність виконувати простріли знову всліпу, тому затрати ворога вирости вдвічі. А групи 1, 2, 3 здійснили переналаштування військових сил та отримали більшу вогневу потугу. Порівняння характеристик процесу пошуку безпечної позиції класичним та гібридним методами (табл. 3) зазначені на рис. 7.

Таблиця 3

Порівняння параметрів методів

Методи	Класичний метод	Гібридний метод
Військовий потенціал	25	42
Кількість груп ВО	1	2
Похибка відстані, км	0	2
Точність траєкторії (0–5)	2	5
Перегрупування (0 – відсутнє, 1 – наявне)	0	1
Кількість врахованих прострілів	1	2
Охоплення області (0 – відсутнє, 1 – наявне)	0	1

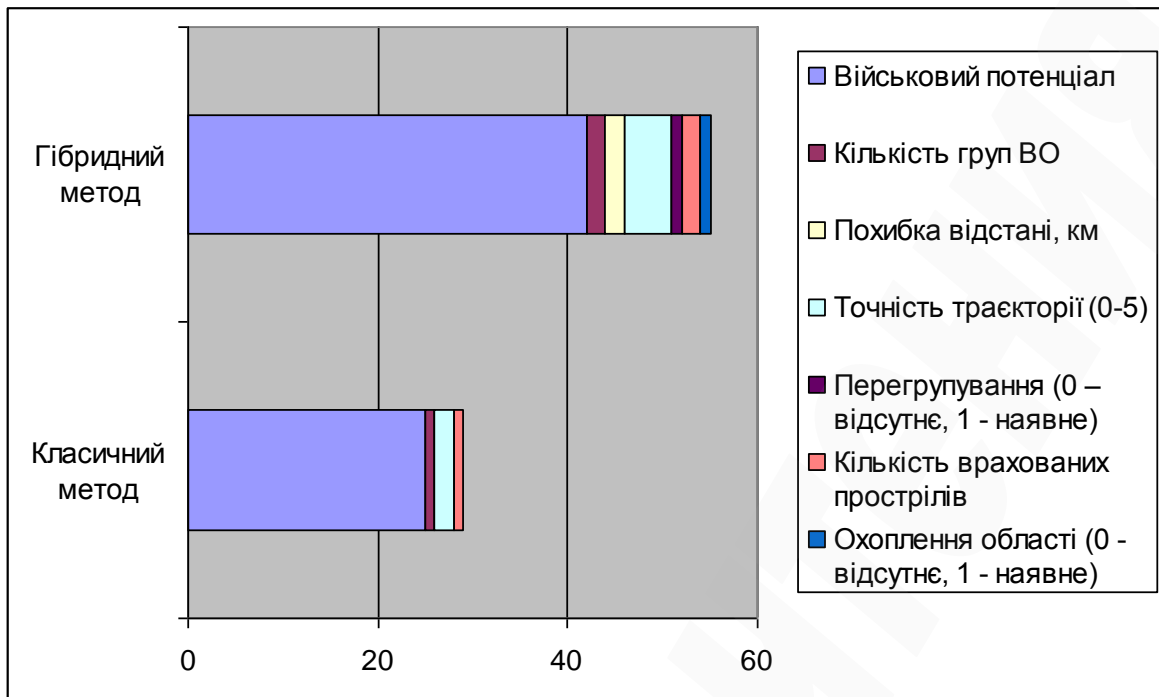


Рис. 7. Діаграма порівняння класичного та гібридного методів

В той час, коли запропонований гібридний метод дозволяє отримати наведені результати (табл. 4), зображені на рис. 8, можна зробити висновок, що такий метод є значно ефективнішим за класичний підхід побудови математичної моделі. З використанням класичного підходу можна лише розрахувати приблизну позицію ворога, а при зміні будь-яких статистичних даних результат втрачає свою точність.

Таблиця 4

Порівняння розрахунку похибок методів

Методи	Класичний метод	Гібридний метод
Похибка відстані, км	10 %	25 %
Похибка траєкторії польоту снаряду	0 %	25 %
Похибка області ураження	0 %	15 %
Похибка прострілів	55 %	10 %
Похибка часу між прострілами	0 %	10 %
Похибка часу польоту снаряду	35 %	10 %
Похибка витрати часу на перегрупування	0 %	5 %

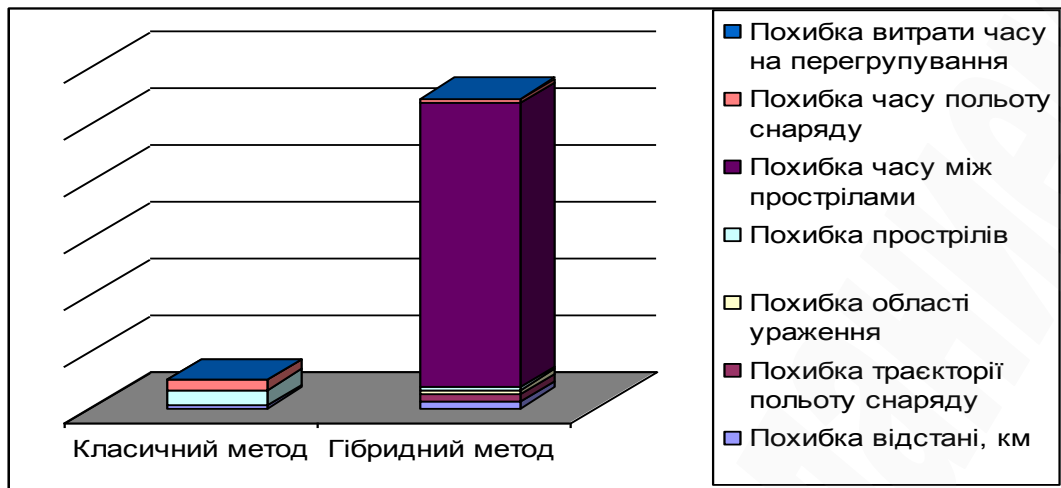


Рис. 8. Діаграма порівняння похибок характеристик

Завдяки використанню нейронних мереж запам'ятовується кожен простріл і, відповідно, до зони ураження розраховується похибка. Як наслідок результатом є безпечна позиція, яка має вогневий потенціал. Перегрупування здійснюється за допомогою алгоритму жаб таким чином, щоб позиція мала вогневий потенціал за заданими обмеженнями.

7. SWOT-аналіз результатів дослідження

Strengths. Серед сильних сторін даного дослідження є те, що при пошуку безпечної позиції у бойових умовах використовується гібридний метод, який дозволяє отримати більш точний результат, завдяки накладанню нейронної мережі на покрив території.

Weaknesses. Слабка сторона дослідження полягає в тому, що для перевірки запропонованого методу потрібно використовувати технічний потенціал. А саме випробовувати метод на військовому навчальному полігоні із необхідною технікою та зброєю.

Opportunities. Додаткові можливості, які забезпечать більш ефективний результат, є застосування та випробовування запропонованого методу у країнах Європи. Випробувати метод розрахунку безпечної позиції із вогневим потенціалом на спільних військових навчаннях України із країнами-партнерами. Такий підхід дозволить перевірити метод на ефективність його виконання.

Threats. Складність із прикладним застосуванням даного методу обумовлений тим, що перевірити ефективність можна тільки за допомогою комп'ютерних технологій.

Таким чином, SWOT-аналіз результатів дослідження дозволяє визначити, що при пошуку безпечного маршруту під час бойових дій потрібно використовувати універсальні методи та технічне обладнання.

8. Висновки

1. При побудові багатокритеріальної задачі і розробці математичної моделі пошуку безпечної позиції військових одиниць на небезпечних ділянках, було

вирішено ряд питань:

1) визначення характеристик учасників процесу за даними, притаманними лише для них;

2) розрахунок похибок здійснюється на попередньому етапі, тобто задаються при побудові багатокритеріальної задачі;

3) приймається до уваги параметр гнучкості алгоритмізації даного процесу.

2. Виявлено те, що учасниками процесу пошуку безпечної позиції на небезпечних ділянках є:

1) снаряд, який прострілює ділянку;

2) військові одиниці та групи;

3) кластери ділянок.

3. Аналіз розробленого методу, який використовує статистичні дані отриманих нейронних шарів, показав вищу ефективність за класичний підхід. Ефективність заключається в тому, що, розраховуючи усі перелічені похибки на двох етапах, метод дозволяє мінімізувати ризик бути ураженим ворожими снарядами. У класичному підході при пошуку безпечної позиції враховується лише загальний параметр ризику, в той час коли гібридний метод розраховує деталі можливого ризику ураження і мінімізує його значення.

Література

1. Wiener N. Extrapolation, Interpolation, and Smoothing of Stationary Time Series with Engineering Applications. Cambridge, MA: MIT Press, 1964. 176 p.

2. McCulloch W. S., Pitts W. A logical calculus of the ideas immanent in nervous activity // Bulletin of Mathematical Biology. 1990. Vol. 52, No. 1–2. P. 99–115. doi:[10.1007/bf02459570](https://doi.org/10.1007/bf02459570)

3. Hebb D. O. The Organization of Behavior: A Neuropsychological Theory. New York: Psychology Press, 2002. 335 p. doi:[10.4324/9781410612403](https://doi.org/10.4324/9781410612403)

4. Hopfield J. J. Neural networks and physical systems with emergent collective computational abilities // Proceedings of the National Academy of Sciences. 1982. Vol. 79, No. 8. P. 2554–2558. doi:[10.1073/pnas.79.8.2554](https://doi.org/10.1073/pnas.79.8.2554)

5. Rumelhart D. E., Hinton G. E., Williams R. J. Learning Internal Representations by Error Propagation // Readings in Cognitive Science. 1988. P. 399–421. doi:[10.1016/b978-1-4832-1446-7.50035-2](https://doi.org/10.1016/b978-1-4832-1446-7.50035-2)

6. Shannon C. E. A Mathematical Theory of Communication // Mobile Computing and Communications Review. 2001. Vol. 5, No. I. P. 3–55.

7. Lippmann R. P. An introduction to computing with neural nets // ACM SIGARCH Computer Architecture News. 1988. Vol. 16, No. 1. P. 7–25. doi:[10.1145/44571.44572](https://doi.org/10.1145/44571.44572)

8. Sun-Yuan Kung, Taur J., Shang-Hung Lin. Synergistic modeling and applications of hierarchical fuzzy neural networks // Proceedings of the IEEE. 1999. Vol. 87, No. 9. P. 1550–1574. doi:[10.1109/5.784235](https://doi.org/10.1109/5.784235)

9. Ackley D. H., Hinton G. E., Sejnowski T. J. A Learning Algorithm for Boltzmann Machines // Cognitive Science. 1985. Vol. 9, No. 1. P. 147–169. doi:[10.1207/s15516709cog0901_7](https://doi.org/10.1207/s15516709cog0901_7)

10. Loh W.-Y. Classification and regression trees // Wiley Interdisciplinary

Reviews: Data Mining and Knowledge Discovery. 2011. Vol. 1, No. 1. P. 14–23. doi:[10.1002/widm.8](https://doi.org/10.1002/widm.8)

11. Giles C. L., Maxwell T. Learning, invariance, and generalization in high-order neural networks // Applied Optics. 1987. Vol. 26, No. 23. P. 4972–4978. doi:[10.1364/ao.26.004972](https://doi.org/10.1364/ao.26.004972)

12. Farlow S. J. Self-Organizing Methods in Modeling: GMDH Type Algorithms (Statistics: A Series of Textbooks and Monographs). CRC Press, 1984. 368 p.

13. Hampshire J. B., Pearlmutter B. Equivalence Proofs for Multi-Layer Perceptron Classifiers and the Bayesian Discriminant Function // Connectionist Models. 1991. P. 159–172. doi:[10.1016/b978-1-4832-1448-1.50023-8](https://doi.org/10.1016/b978-1-4832-1448-1.50023-8)