

9.6 Науково-методичний апарат інтелектуальної оцінки стану складних систем

Метаевристичні алгоритми широко застосовуються для оптимізації у різних завданнях, зокрема з метою відбору інформативних підмножин ознак при побудові моделі машинного навчання [434-448].

Видалення зайвих ознак допомагає уникнути перенавчання моделі та зменшити її складність. При використанні метаевристики, як інструменту відбору ознак необхідною умовою є здатність алгоритму здійснювати пошуку бінарному просторі [446-470]. Однак у той час, як деякі метаевристики, наприклад генетичний алгоритм, спочатку були створені для роботи з бінарними вхідними векторами, інші були розроблені для роботи в безперервній області пошуку. Очевидно, що тільки генетичний алгоритм не здатний бути універсальним інструментом для будь-яких даних, оскільки це суперечить теоремі про безкоштовні сніданки [471-483].

Найбільш відомим представником евристичних методів є ройовий інтелект, що описує колективну поведінку децентралізованої системи, що самоорганізується [484-508].

Існує велика кількість ройових алгоритмів, наприклад: метод рою частинок, мурашиний алгоритм, алгоритм зозулі, кажанів, риб, бджіл, колонізаційні алгоритми та ін. [440-446].

Використання ройових алгоритмів для пошуку рішень щодо стану об'єктів аналізу дозволяє здійснити:

- аналіз стійкості стану неоднорідних об'єктів в процесі бойового застосування (експлуатації);
- аналіз безпосереднього, агрегованого та опосередкованого взаємовпливу системних та зовнішніх факторів;
- оцінку досяжності цільових ситуацій управління об'єктами;
- сценарний аналіз при різних деструктивних впливах;

- прогноз зміни стану неоднорідних об'єктів при впливі дестабілізуючих факторів в ході бойового застосування (експлуатації);
- моделювання та аналіз динаміки зміни стану взаємозалежних параметрів неоднорідних об'єктів.

Разом з тим, використання наведених вище метаевристичних алгоритмів в канонічному вигляді не дозволяє отримати оперативну оцінку стану об'єкту з заданою достовірністю. Зазначене обумовлює пошук нових (удосконалення існуючих) підходів до оцінки та прогнозування стану об'єктів шляхом поєднання вже відомих ройових алгоритмів з їх подальшим удосконаленням.

9.6.1 Метод оцінки стану складних технічних систем з використанням біоінспірованих алгоритмів

Метод оцінки стану складних технічних систем з використанням біоінспірованих алгоритмів складається з такої послідовності дій.

Дія 1. Введення вихідних даних. На даному етапі вводяться вихідні дані, що наявні про об'єкт, що підлягає аналізу. Також відбувається ініціалізація наявної моделі об'єкту аналізу. Задається набір аналізованих функцій стану об'єкту з реалізацією відповідних процедур (у даному випадку реалізовано дві функції:

$$F(x) = \sin(x), \text{ та } F(x) = -(x^2 + 12x - 21).$$

Дія 2. Оброблення вихідних даних з урахуванням ступеню невизначеності.

На даному етапі відбувається врахування типу невизначеності про об'єкт, що підлягає аналізу та проводиться ініціалізація базової моделі стану об'єкту, що підлягає аналізу [435, 452, 454]. При цьому ступінь невизначеності може бути: повна інформованість; часткова невизначеність та повна невизначеність. Зазначене здійснюється за допомогою корегувальних коефіцієнтів.

Перелік змінних, що використовуються, з їх позначеннями всередині алгоритму та описом призначень, представлений у табл. 1.

Дія 3. Нумерація агентів-кажанів, $i, i \in [0, S]$.

Дія 4. Розставлення агентів кажанів (АК) з урахування ступеню невизначеності про стан об'єкту аналізу у просторі пошуку:

$$x \in (x_{\min}, x_{\max}), \quad x_i = (x_1, x_2 \dots x_S), \quad (1)$$

$$x = x_{\min} + (x_{\max} - x_{\min}) * \iota(). \quad (2)$$

де $x_{\min}$, $x_{\max}$ – мінімальне та максимальне значення ділянки пошуку, ι – ступінь невизначеності про стан об'єкту аналізу. При цьому функція $\iota()$ повертає значення в інтервалі $[0; 1]$

Дія 5. Задання початкової швидкості АК та частоти ехолокації кожного АК.

Початкова швидкість v_0 кожного АК визначається наступним виразом:

$$v_i = (v_1, v_2 \dots v_S), \quad v_i = v_0. \quad (3)$$

Початкова частота АК визначається виразом:

$$w_i = (w_1, w_2 \dots w_S), \quad w_i = w_{\min}. \quad (4)$$

w_i – значення частоти АК з номером i , $w_{\min}$ – мінімальна частота АК.

Якщо $i < S$, то повертаємось на дію 4.

Дія 6. Знаходження найкращого АК.

Підстановка найкращого значення АК x_i у вираз аналізованої функції $F(X)$.

Найближче до екстремуму значення АК (у даному випадку до максимуму) вважається кращим, $x_k^* = \max(F(x))$, де k – це номер кращого АК. Для знаходження кращого АК використовується удосконалений генетичний алгоритм розроблений в роботі [455].

Дія 7. Міграція АК. Виконується міграція агентів: агенти переміщуються на один крок відповідно до міграційної процедури та здійснюється виконання ітерацій з n , де $n, \in [0, N]$.

Дія 8. Повторна нумерація АК $i, I \in [0, S]$.

Дія 9. Зміна параметрів пошуку.

Обчислюються нові значення положення, швидкості та частоти для АК – x_i^I, v_i^I та w_i^I . Модифікується частота з урахуванням ступеню зашумленості даних по наступному виразу:

$$w_i^I = w_{\min} + (w_{\max} - w_{\min}) * \eta(). \quad (5)$$

Дія 10. Зміна швидкості руху АК.

Виконується модифікація швидкості:

$$v_i^I = v_i + w_i (x^* - x_i), \quad (6)$$

де $(x^* - x_i)$ – наближення всіх АК на $\eta \rightarrow \max$.

Дія 11. Переміщення АК.

Виконується переміщення АК у відповідності з формулою: $x_i^I = x_i + v_i$.

Перевірка умови $i < S$, якщо $i < S$, то здійснюється перехід на дію 10.

Дія 12. Перевірка умови запуску процедури локального пошуку.

Якщо $E_r > \eta()$, то запускається процедура локального пошуку (перехід на дію 16), інакше виконується перехід на дію 19. Процедура пошуку навколо кращого рішення проводиться з ймовірністю E_r . Отримане рішення застосовується як нове поточне положення АК x_i .

Дія 13. Перевірка кількості ітерацій пошуку рішення n . Якщо пошук виконується не вперше, то виконується перехід на дію 19. Інакше: обчислюється гучність АК за формулою:

$$a_i = (a_1, a_2 \dots a_S); a_i^I = a_{\min} + (a_{\max} - a_{\min}) * \eta(), \quad (7)$$

де a_i^I – це нове значення гучності та виконується перехід на дію 18.

Дія 14. Середня гучність АК обчислюється за допомогою наступного виразу:

$$a_{sr} = (\sum_{i=0}^S a) / S. \quad (8)$$

Дія 15. Зміна поточної позиції АК:

$$xx_i^I = x_i + a_{sr} * U[-1, 1]. \quad (9)$$

Функція $U[-1, 1]$ повертає випадкове значення до інтервалу $[-1; 1]$.

Дія 16. Процедура локального пошуку виконується до того часу, поки АК не стане ближче до мети пошуку: $F(xx_i) > F(x_i)$.

Дія 17. Обмеження ділянки пошуку:

$$xx_i = \max\{x_{\min}, x_i\}, xx_i = \min\{x_{\max}, x_i\}. \quad (10)$$

Дія 18. Глобальний пошук рішення.

З ймовірністю E_a проводиться процедура глобального пошуку в околиці поточного рішення для всіх i -х АК, $i, i \in [0, S]$.

Дія 19. Якщо $F(xx_i) < F(x_i)$ та $E_a > \eta()$, то приймається нове рішення: $x_i = xx_i$.

Якщо $i < S$, то виконується перехід на дію 20. Виконується обмеження області пошуку для всіх i -х АК, $i, i \in [0, S]$.

Дія 20. Перевірка виконання сукупності умов:

якщо $x_i < x_{\min}$, тоді: $x_i = x_{\min}$, $v_i = v_0$.

якщо $x_i > x_{\max}$, тоді: $x_i = x_{\max}$, $v_i = v_0$.

якщо $i < S$, то здійснюється перехід на крок 10.

якщо $n < N$, то виконується перехід на крок 7.

Після виконання всіх ітерацій приймається значення x^* щодо стану об'єкту аналізу.

Дія 20. Навчання баз знань.

В зазначеному дослідженні для навчання баз знань використовується розроблений у дослідженні [435] метод навчання на основі штучних нейронних мереж, що еволюціонують.

Кінець алгоритму.

Запропонований метод оцінки стану складних технічних систем з використанням біоінспірованих алгоритмів. Для оцінки ефективності розробленого методу виконано його порівняльну оцінку з результатами досліджень, викладених в роботах [436–439, 456, 457, 470].

Проведено моделювання роботи методу обробки пошуку рішень відповідно виразів (1)–(10). Проведено моделювання роботи запропонованого методу в програмному середовищі MathCad 14 (США). В якості задачі, що вирішувалася при проведенні моделювання була оцінка елементів оперативної обстановки угруповання військ (сил).

В табл. 1, 2 наведено залежність часу роботи алгоритму від кількості ітерацій та розміру популяції та залежність абсолютної похибки алгоритму від кількості ітерацій та розміру популяції.

Таблиця 1 – Залежність часу роботи алгоритму від кількості ітерацій та розміру популяції

№ з/п	Кількість ітерацій	Функція	Розмір популяції					
			5	10	15	20	50	100
1	10	$f(x)=\sin(x)$	2,88	3,23	3,82	3,71	2,84	3,03
		$f(x)=-x^2+12x-21$	2,85	3,12	2,98	2,99	3,01	3,00
2	20	$f(x)=\sin(x)$	5,15	5,70	6,32	6,34	5,36	7,43
		$f(x)=-x^2+12x-21$	5,26	5,22	5,12	5,19	5,37	5,09
3	50	$f(x)=\sin(x)$	11,97	12,10	12,38	12,01	12,62	13,58
		$f(x)=-x^2+12x-21$	12,27	12,08	12,22	12,30	12,36	13,50
4	100	$f(x)=\sin(x)$	24,39	42,08	31,72	37,52	118,08	214,38
		$f(x)=-x^2+12x-21$	24,37	28,25	39,53	53,35	77,33	151,18

Насамкінець слід зазначити, що представлена реалізація алгоритму кажанів показала хорошу працездатність і можливість налаштування параметрів алгоритму для зміни якості одержуваних результатів у вирішенні задач пошукової оптимізації речових функцій.

Таблиця 2 – Залежність абсолютної похибки алгоритму від кількості ітерацій та розміру популяції

№ з/п	Кількість ітерацій	Функція	Розмір популяції					
			5	10	15	20	50	100
1.	10	$f(x)=\sin(x)$	0,0239	0,0507	0,0017	0,0012	0,00026	0,00018
		$f(x)=-x^2+12x-21$	0,0006	0,1112	0,01111	0,1114	0,00005	0,0008
2.	20	$f(x)=\sin(x)$	0,0079	0,0017	0,00063	0,00083	0,00007	0,00019
		$f(x)=-x^2+12x-21$	0,0085	0,01131	0,0011	0,11131	0,00004	0,00001
3.	50	$f(x)=\sin(x)$	0,0004	0,00011	0,00058	0,00042	0,00026	0,00002
		$f(x)=-x^2+12x-21$	0,1115	0,01113	0,10111	0,00000	0	0,11111
4	100	$f(x)=\sin(x)$	0,0008	0,00006	0,000041	0,00001	0	0
		$f(x)=-x^2+12x-21$	0,0111	0	0	0,01111	0,00011	0

У табл. 3 представлені порівняльні результати оцінки оперативності навчання штучних нейронних мереж, що еволюціонують.

Таблиця 3 – Порівняльні результати оцінки оперативності навчання штучних нейронних мереж, що еволюціонують

Система	Параметри алгоритму	ХВ (Індекс Ксі-Бені)	Час, сек
FCM (Fuzzy C-Means)	–	0.2004	2.15
EFCM	Dthr=0.30	0.1018	0.155
EFCM	Dthr=0.23	0.1062	0.2
Запропонована система (пакетний режим)	delta=0.1	0.08	0.2
Запропонована система (online режим)	delta=0.1	0.078	0.19

Перед навчанням ознаки спостережень були нормалізовані на інтервалі [433, 434].

Дослідження показало, що зазначена процедура навчання забезпечує в середньому на 10–18 % більшу високу ефективність навчання штучних нейронних мереж та не накопичує помилок в ході навчання (табл. 3).

Зазначені результати видно з результатів в останніх строках табл. 3, як різниця індексу Ксі-Бені. Разом з тим, як вже було зазначено, в ході роботи відомі методи накопичують похибки, саме тому в запропонованому методі запропоновано використання штучних нейронних мереж, що еволюціонують.

Результати порівняльної оцінки по критерію оперативності оцінювання наведені в табл. 4.

Таблиця 4– Результати розв’язання задачі

№ ітерації	Метод гілок та границь [450]	Генетичний алгоритм [445]	Канонічний алгоритм кажанів [456]	Удосконалений алгоритм кажанів
<i>N</i>	<i>T</i> , с	<i>T</i> , с	<i>T</i> , с	<i>T</i> , с
5	1,125	1,125	1,125	1,114
10	0,625	0,625	0,625	0,600
15	48,97	58,20	58,28	57,71
20	106,72	44,29	43,75	46,95
30	–0,1790	–0,0018	–0,0002	–0,0001

Продовження таблиці 4

40	-0,158	-0,070	-0,069	-0,049
50	97,76	-974,30	-3,72	-334,11
100	-133,28	-195,71	-196,24	-193,04
200	7980,89	7207,49	7198,43	7036,48

Як видно з табл. 4, виграш зазначеного методу пошуку рішень складає від 11 до 15 % по критерію оперативності обробки даних.

Основними перевагами запропонованого методу є:

- має гнучку ієрархічну структуру показників, що дозволяє звести завдання багатокритеріального оцінювання альтернатив до одного критерію або використовувати для вибору вектор показників;
- однозначність отриманої оцінки стану об'єкту аналізу;
- універсальність застосування за рахунок адаптації системи показників в ході роботи;
- не накопичує похибку навчання за рахунок використання процедури навчання;
- можливість комплексного навчання архітектури та параметрів штучних нейронних мереж;
- врахування типу невизначеності вихідних даних при побудові моделей неоднорідного об'єкту аналізу;
- можливість пошуку рішення за декількома напрямками;
- висока достовірність отриманих рішень при пошуку рішення у декількох напрямках;
- відсутність попадання в пастку локального оптимуму.

Обмеженнями дослідження є необхідність наявності початкової бази даних про стан об'єкті аналізу, необхідність врахування часу затримки на збір та доведення інформації від джерел розвідувальних відомостей.

Переваги запропонованого методу обумовлені наступним:

- при виставленні АК враховується тип невизначеності (дія 2 1);
- універсальність вирішення завдання аналізу стану об'єктів АК за рахунок

ієрархічності їх опису (вирази (1)–(10));

– можливість швидкого пошуку рішень за рахунок одночасного пошуку рішення декількома особинами (дії 1–20);

– адекватністю отриманих результатів (вирази (1)–(10));

– здатність уникнення проблеми локального екстремуму (дії 1–20);

– можливістю глибокого навчання баз знань АК (дія 21).

До недоліків запропонованого методу слід віднести:

– втрата інформативності при оцінюванні стану об'єкту аналізу за рахунок побудови функції належності;

– менша точність оцінювання по окремо взятому параметру оцінки стану об'єкту аналізу;

– втрата достовірності отриманих рішень при пошуку рішення в декількох напрямках одночасно;

– менша точність оцінювання порівняно з іншими методами оцінки.

Зазначений метод дозволить:

– провести оцінку стану неоднорідного об'єкту аналізу;

– визначити ефективні заходи для підвищення ефективності управління;

– підвищити швидкість оцінки стану неоднорідного об'єкту аналізу;

– зменшити використання обчислювальних ресурсів систем підтримки прийняття рішень.

Запропонований підхід доцільно використовувати для вирішення задач оцінки складних та динамічних процесів, що характеризуються високим ступенем складності.

Зазначене дослідження є подальшим розвитком досліджень, що спрямовані на розробку методологічних засад підвищення ефективності обробки різнотипних даних, що опубліковані вже раніше [435, 437–439, 456].

Напрями подальших досліджень слід спрямувати на зменшення обчислювальних витрат при обробці різнотипних даних в системах спеціального призначення.

9.6.2 Розробка методу пошуку рішень з використанням популяційного алгоритму глобальної пошукової оптимізації

Метод пошуку рішень з використанням популяційного алгоритму глобальної пошукової оптимізації складається з такої послідовності дій.

Дія 1. Введення вихідних даних. На даному етапі вводяться вихідні дані, що наявні про об'єкт, що підлягає аналізу.

Дія 2. Оброблення вихідних даних з урахуванням ступеню невизначеності.

Відбувається розставлення агентів-бур'янів з урахуванням типу невизначеності про стан об'єкту аналізу. На даному етапі відбувається врахування типу невизначеності про об'єкт, що підлягає аналізу та проводиться ініціалізація базової моделі стану об'єкту, що підлягає аналізу [435, 452, 454]. При цьому ступінь невизначеності може бути: повна інформованість; часткова невизначеність та повна невизначеність. Зазначене здійснюється за допомогою відповідних корегувальних коефіцієнтів.

Вирішальним критерієм під час проведення класифікації є відсоток неправильно класифікованих записів. Чим менше частка неправильно класифікованих записів, щодо загальної маси, тим краще працює класифікатор на даних вхідних параметрах. Крім цього на практичне застосування класифікатора сильно впливає час, необхідний навчання класифікатора і безпосередньо класифікації. У зв'язку з тим, що база значень може містити записи про об'єкт, що складаються з множини параметрів, що несе великі витрати машинного часу, виникає необхідність скоротити частину інформативних ознак. Як алгоритм класифікації використовується алгоритм інвазійних бур'янів. Скорочення розмірності простору інформативних ознак проводиться за допомогою удосконаленого генетичного алгоритму, а навчання особин, проводиться з використанням методу навчання штучних нейронних мереж, що еволюціонують.

Дія 3. Формування вектору оптимізації.

Вектор оптимізації представлений у вигляді масиву X_i і приймає значення від 1 до $\sum_{j=1}^L kO_j$, де L – кількість вхідних змінних системи, k – кількість змінних,

що описують стан системи, O – кількість станів для j -ої змінної. Задається кількість ітерацій N та максимальна кількість векторів, яка може бути збережена після кожної ітерації S . Задаються параметри $n_{\min}$ та $n_{\max}$, які відповідають мінімальному та максимальному значенню нащадкових векторів, які може створити батьківський вектор на кожній ітерації. Задається параметр розподілу. Генерується початковий вектор X^0 , і розраховується для нього середньоквадратична помилка та фітнес функція φ^0 на основі помилки.

Для кожного вектору X^s (s приймає значення від 1 до поточної кількості векторів) визначається n^s – кількість векторів, що може породити даний вектор:

$$n^s = \frac{n_{\max} - n_{\min}}{\varphi^{\text{best}} - \varphi^{\text{worst}}} \varphi^s + \frac{\varphi^{\text{best}} n_{\min} - \varphi^{\text{worst}} n_{\max}}{\varphi^{\text{best}} - \varphi^{\text{worst}}}, \quad (11)$$

де φ^{best} , φ^{worst} – найкраще та найгірше значення фітнес-функції.

Дія 4. Створення векторів-нащадків.

Для кожного вектору X створюється n^s нових векторів по правилам:

$$X_i^{s,j} = X_i^s + u, j = \overline{1, n^s},$$

$$u \sim N(0, \delta_N) = \delta_N \sqrt{-2 \ln(a)} \cos(b), \delta_N = \delta \left(\frac{N - N'}{N} \right), \quad (12)$$

де N' – номер поточної ітерації, a , b – випадкові числа [433, 434], X_i^s – компонента вектору X^s , u – функція розподілу.

Дія 5. Впорядкування векторів.

Всі вектори, включаючи батьківські та нащадкові, впорядковуються по убуту помилки. Якщо кількість векторів перевищує S , популяція зменшується до S . Якщо поточна ітерація менше N , то переходимо до дії 3.

Дія 6. Скорочення розмірності простору ознак.

На даному етапі використовується удосконалений генетичний алгоритм для скорочення простору ознак, що розроблений в роботі [437]

Для генетичного алгоритму [437] скорочення розмірності вхідними даними алгоритму є таблиця спостережень, параметри алгоритму та масив хромосом.

Дія 7. Навчання баз знань.

В зазначеному дослідженні для навчання баз знань використовується розроблений у дослідженні [435] метод навчання на основі штучних нейронних мереж, що еволюціонують.

Кінець алгоритму.

Запропонований метод пошуку рішень з використанням популяційного алгоритму глобальної пошукової оптимізації.

Проведено моделювання роботи запропонованого методу в програмному середовищі MathCad 14 (США). В якості задачі, що вирішувалася при проведенні моделювання був визначення маршруту руху суден в операційних зонах Чорного та Азовського морів в умовах гібридних дій противника.

Перелік гібридних дій, які можуть бути використані проти сил (військ) Військово-Морських Сил у ході виконання ними завдань захисту економічної діяльності держави на морі в умовах гібридних дій наступний:

- закриття для плавання морських районів, через які проходять рекомендовані шляхи руху суден;

- порушення норм міжнародного морського права;

- радіоелектронне придушення систем управління та зв'язку сил (військ) ВМС;

- кібернетичний вплив на систему управління та зв'язку сил (військ) ВМС;

- диверсійні дії проти сил (військ) ВМС та об'єктів економічної діяльності держави;

- спеціальні дії проти сил (військ) ВМС та об'єктів економічної діяльності держави;

- інформаційно-психологічний вплив на особовий склад сил (військ) ВМС.

Рух суден поза межами рекомендованих шляхів потребує проведення заходів здійснення їх захисту силами (військами) ВМС через:

- імовірність наявності морських мін на таких маршрутах;

- можливість здійснення негативного впливу на торговельне судноплавство, яке здійснюється по новим маршрутам. Негативний вплив це:

– застосування підводних диверсійних сил і засобів противником проти суден з районів проведення навчань, які наближені до нових маршрутів руху суден;

– можливість прихованої постановки противником морських мін нових маршрутах руху суден тощо).

Тоді задача вибору руху суден повинно здійснюватися з застосуванням сил та засобів ВМС ЗС України і зводиться до типової задачі комівояжера, яка полягає у знаходженні найвигіднішого маршруту.

Приклад тимчасового закриття для плавання морських районів Чорного моря під приводом військово-морських навчань станом на 21.09.2021 в ході якого проведено визначення альтернативних маршрутів руху суден наведено на рис. 1

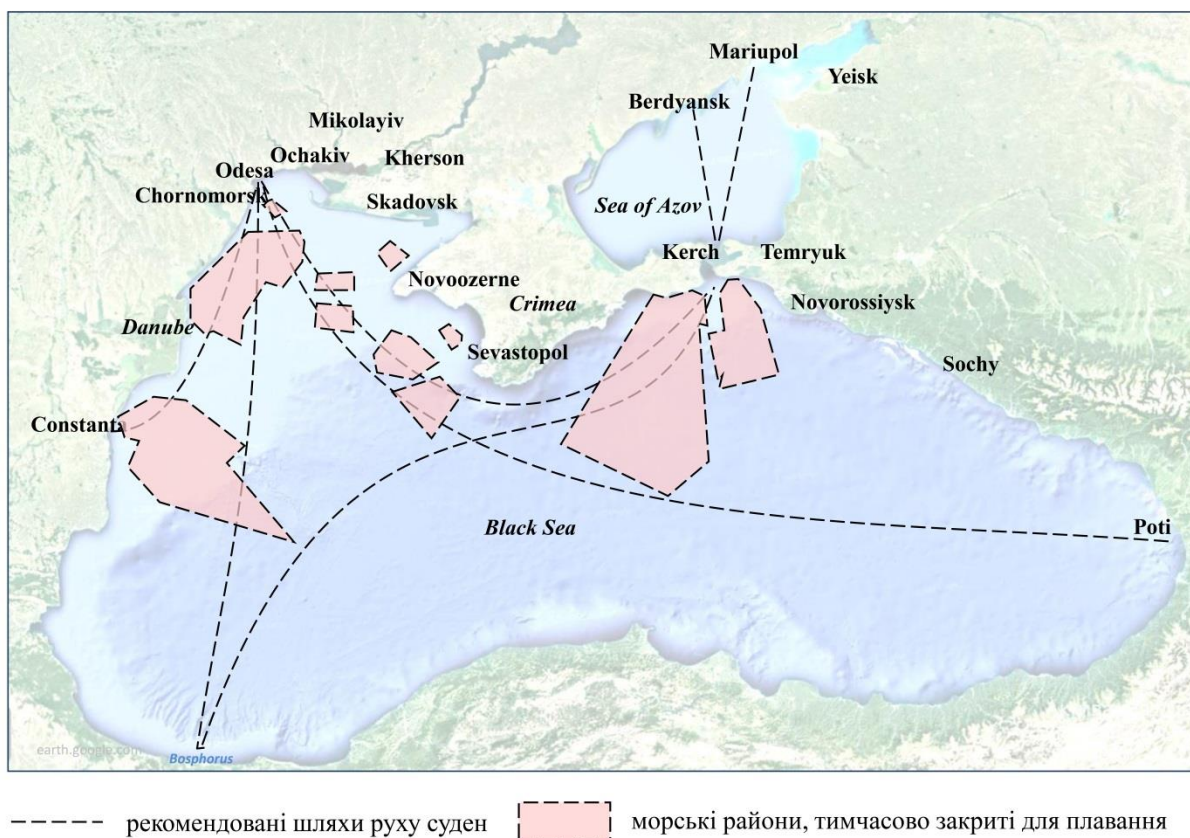


Рис. 1 Приклад тимчасового закриття для плавання морських районів Чорного моря під приводом військово-морських навчань станом на 21.09.2021

Кількість ітерацій, мінімальний і максимальний розмір популяції, мінімальна і максимальна кількість насіння, що розкидається, а також початкове і кінцеве стандартне відхилення наведено в табл. 5. Для спрощення та прискорення чисельних експериментів проведено оптимізацію для двовимірних функцій Хіммельблау та Розенброка (табл. 5).

Таблиця 5

Результати оперативності обчислень при пошуку маршруту для функцій Хіммельблау та Розенброка

Назва функції	Кількість ітерацій	Помилка обчислень	
		Канонічний IWO алгоритм	Удосконалений IWO алгоритм
Функція Хіммельблау $f(x, y) = (x^2 + y - 11)^2 + (x + y^2 - 7)^2$	100	$20,9 \cdot 10^{-11}$	180,6
	500	$4,09 \cdot 10^{-11}$	180,6
	1000	$1,9 \cdot 10^{-11}$	180,6
Функція Розенброка $f(x, y) = -a \cdot (y - x^2)^2 - (1 - x^2)^2$	100	0,00746	-0,0019
	500	$12 \cdot 10^{-11}$	-0,000000001
	1000	$4,45 \cdot 10^{-11}$	-0,0000000006

В табл. 6 наведені порівняння ефективності роєвих алгоритмів оптимізації для вирішення завдання прокладення маршруту руху суден по функції Растрігіна.

Таблиця 6

Порівняння ефективності роєвих алгоритмів оптимізації для вирішення завдання прокладення маршруту руху суден по функції Растрігіна.

Назва алгоритму оптимізації	Функція Растрігіна		
	10 параметрів	50 параметрів	100 параметрів
Канонічний алгоритм інвазивних бур'янів [456]	1	1	0,33519
Удосконалений алгоритм інвазивних бур'янів	1	1	0,5
Канонічний алгоритм мурашиних колоній [449]	0,37	0,27	0,18
Канонічний алгоритм зозулі [449]	0,96	0,7	0,29

Продовження таблиці 6

Канонічний алгоритм світлячків [452]	0,62	0,5	0,19
Канонічний алгоритм летючих миш [449, 455]	0,43	0,96	1
Канонічний алгоритм штучних колоній бджіл	0,81	0,49	0,23
Канонічний алгоритм пошуку зграї риби [455]	0,48	0,38	0,11
Канонічний алгоритм рою часток [449, 455]	0,21	0,12	0,06
Випадковий пошук [453]	0,18	0,14	0,07
Канонічний алгоритм зграї сірих вовків [449, 455]	0	0	0

Аналіз результатів, наведених в табл. 6 дозволяють зробити висновок про те, що удосконалений алгоритм інвазивних бур'янів підвищує оперативність обробки даних на рівні 21–27 %.

Ефективність запропонованого методу на відміну від існуючих пояснюється наявністю додаткових процедур та удосконаленням канонічних.

Переваги запропонованого методу обумовлені наступним:

- при виставленні агентів-бур'янів враховується тип невизначеності (дія 2);
- універсальність вирішення завдання аналізу стану об'єктів агентів бур'янів за рахунок ієрархічності їх опису (вирази (11)–(13));
- можливість швидкого пошуку рішень за рахунок одночасного пошуку рішення декількома особинами (дії 1–7);
- адекватністю отриманих результатів (вирази (11)–(13));
- здатність уникнення проблеми локального екстремуму (дії 1–7);
- можливістю глибокого навчання баз знань (дія 7);

Основними перевагами запропонованого методу є:

- має гнучку ієрархічну структуру показників, що дозволяє звести завдання багатокритеріального оцінювання альтернатив до одного критерію або використовувати для вибору вектор показників;
- однозначність отриманої оцінки стану об'єкту аналізу;
- універсальність застосування за рахунок адаптації системи показників в ході роботи;
- не накопичує похибку навчання за рахунок використання процедури навчання;

- можливість комплексного навчання архітектури та параметрів штучних нейронних мереж;
- врахування типу невизначеності вихідних даних при побудові моделей неоднорідного об'єкту аналізу;
- можливість пошуку рішення за декількома напрямками;
- висока достовірність отриманих рішень при пошуку рішення у декількох напрямках;
- скорочення простору ознак при оцінці стану об'єкту аналізу з використанням удосконаленого генетичного алгоритму;
- відсутність попадання в пастку локального оптимуму.

До недоліків запропонованого методу слід віднести:

- втрата інформативності при оцінюванні стану об'єкту аналізу за рахунок побудови функції належності;
- менша точність оцінювання по окремо взятому параметру оцінки стану об'єкту аналізу;
- втрата достовірності отриманих рішень при пошуку рішення в декількох напрямках одночасно;
- менша точність оцінювання порівняно з іншими методами оцінки.

Зазначений метод дозволить:

- провести оцінку стану неоднорідного об'єкту аналізу;
- визначити ефективні заходи для підвищення ефективності управління;
- підвищити швидкість оцінки стану неоднорідного об'єкту аналізу;
- зменшити використання обчислювальних ресурсів систем підтримки прийняття рішень.

Обмеженнями дослідження є необхідність наявності початкової бази даних про стан об'єкту аналізу, необхідність врахування часу затримки на збір та доведення інформації від джерел розвідувальних відомостей.

Запропонований підхід доцільно використовувати для вирішення задач оцінки складних та динамічних процесів, що характеризуються високим ступенем складності.

Напрями подальших досліджень слід спрямувати на зменшення обчислювальних витрат при обробці різнотипних даних в системах спеціального призначення.

9.6.3 Розробка методу пошуку рішень з використанням удосконаленого алгоритму косяків риб

Алгоритм, що пропонується, є удосконаленим алгоритмом косяків риб та складається з такої послідовності дій.

Дія 1. Введення вихідних даних. На даному етапі вводяться вихідні дані, що наявні про об'єкт, що підлягає аналізу. Також відбувається ініціалізація наявної моделі об'єкту аналізу. На цьому етапі виконується заповнення матриці рішення D : кожен стовпець заповнюється підмножиною F_k .

Дія 2. Оброблення вихідних даних з урахуванням ступеню невизначеності.

На даному етапі відбувається врахування типу невизначеності про об'єкт, що підлягає аналізу та проводиться ініціалізація базової моделі стану об'єкту, що підлягає аналізу [435, 452, 454]. При цьому ступінь невизначеності може бути: повна інформованість; часткова невизначеність та повна невизначеність. Зазначене здійснюється за допомогою корегувальних коефіцієнтів.

Дія 3. Індивідуальна стадія плавання агентів. Для кожного агента виконується пошук найкращого рішення на околицях даного рішення. Оскільки для такого типу завдань неможливо визначити поняття околиці рішення, розглянемо цю процедуру. При виборі джерела годування враховується ступінь зашумленості про стан об'єкту оцінювання. Ступінь зашумленості визначається як повна зашумленість, часткова зашумленість та достовірність.

Дія 3.1. На першому етапі розглядається кожен стовпець матриці рішень D . У кожному стовпчику міняються місцями елементи d_{ik} та d_{ik+1} , де i – номер стовпчика, k – непарне число.

Дія 3.2. Другий етап аналогічний першому, з тією різницею, що k – парне число.

Дія 4. Перевірка функції придатності знайденого рішення. Якщо функція придатності покращилася, то вважаємо, що переміщення відбулося. Якщо АР вийшла за межі акваріума – вважаємо, що переміщення не було.

Дія 5. Процедура годівлі АР. На цьому етапі необхідно закріпити покращення поточного рішення АР щодо інших АР у косяку за допомогою генетичного алгоритму, розробленого в роботі [455]. Для цього використовується така властивість АР як її вага: $W = \frac{\Delta f_i}{\max \Delta f_i}$, де Δf_i – це величина поліпшення значення функції придатності для i -ного АР.

Дія 6. Інстинктивно-колективне плавання АР. На кожного АР впливає вся популяція загалом, причому вплив окремого АР пропорційно його успіхам в індивідуальній стадії плавання. Після цього вся популяція зміщується на величину кроку міграції, що характеризує переміщення всього косяка АР.

Для обчислення кроку міграції необхідно розглянути процес переміщення одного АР у напрямку іншого [457–463]. Нехай поточне рішення для цієї АР – D_1 . Для того, щоб зробити переміщення до АР, що має рішення D_0 , необхідно послідовно переглянути стовпці матриці D_0 зліва направо. У кожному стовпці необхідно з'ясувати відносне розташування елементів d_{ik} і d_{ik+1} , де i – номер стовпа, k – непарне число. Якщо в матриці D_1 розташування елементів d_{ik} і d_{ik+1} не збігається з положенням D_0 , то проводиться обмін місцями даних елементів. Якщо один з елементів дорівнює нулю, то заміна елементів у D_1 буде проведена в тому випадку, якщо модуль різниці між кількістю нулів над ненульовим елементом у матриці D_0 та кількістю нулів над ненульовим елементом у матриці D_1 стане меншим [464–459]. Переміщення із заданою ймовірністю α – це переміщення, при якому порівняння та обмін місцями елементів d_{ik} та d_{ik+1} у матрицях D_0 та D_1 проводиться з ймовірністю α .

Для обчислення кроку міграції необхідно для кожної риби виконати переміщення із заданою ймовірністю α . Для цього обчислюється сума

$Sum = \sum_1^N \Delta f_i$ – сума поліпшень функції придатності для кожного АР в популяції.

Тоді кожен АР у косяку переміститься до інших АР з ймовірністю $\alpha = \frac{\Delta f_i}{Sum}$.

Дія 7. Обчислення центру тяжіння косяка. Даний етап є підготовчим для наступного етапу алгоритму і полягає у обчисленні зваженого рішення стосовно загальної ваги всього косяка. В даному випадку обчислення барицентру виконується наступним чином: агенти впорядковуються в міру зменшення ваги; починаючи з АР, вага якого найменша відбувається переміщення із заданою ймовірністю ρ до найбільш важкого АР. Результат такого переміщення і є барицентр. Ймовірність ρ – керований параметр.

Дія 8. Колективно-вольове плавання АР. На даному етапі алгоритму з'ясовується те, як змінилася вага косяка риби порівняно з попередньою ітерацією. Якщо він збільшився, отже населення наблизилось до області максимуму функції, тому необхідно звузити коло його пошуку, тим самим виявляються інтенсифікаційні властивості. І навпаки: якщо вага косяка зменшилася, значить агенти шукають максимум не в тому місці, тому необхідно змінити напрямок траєкторії та виявити диверсифікаційні властивості.

Для цієї стадії необхідно визначити дистанцію між двома АР. Визначення дистанції відбувається у два етапи.

Дія 8.1. На першому етапі необхідно послідовно переглянути стовпці матриці D зліва направо. У кожному стовпці необхідно з'ясувати відносне розташування елементів d_{ik} та d_{ik+1} , де i – номер стовпа, k – непарне число. Якщо в матриці $D_{barycenter}$ – матриці рішення агенту, відповідного обчисленому раніше барицентру – розташування елементів d_{ik} та d_{ik+1} не збігається, то ступінь відмінності зростає на 1, інакше – не зростає.

Дія 8.2. Другий етап проводиться при k – парне число. Ступінь різниці і є дистанцією між двома агентами.

Колективно-вольове плавання відбувається за допомогою переміщення в напрямку барицентру АР з ймовірністю $\beta = collStep * rand(0;1) * \frac{dist}{\max(dist)}$, де $dist$

– відстань між поточним агентом і барицентром, $\max(dist)$ – максимальна відстань між АР у косяку та барицентром, $collStep$ – крок вільного зміщення, $rand(0,1)$ – випадкове число від 0 до 1.

Дія 9. Зміна параметрів плавання АР. На цьому етапі змінюється крок індивідуального переміщення кожного АР залежно від номера ітерації. Ця процедура застосовується для підвищення ефективності алгоритму і більш швидкої збіжності.

Дія 10. Навчання баз знань АР.

В зазначеному дослідженні для навчання баз знань кожного АР використовується розроблений у дослідженні [435] метод навчання на основі штучних нейронних мереж, що еволюціонують.

Кінець алгоритму.

Запропонований метод пошуку рішень з використанням удосконаленого алгоритму косяків риб. Для оцінки ефективності розробленого методу виконано її порівняльну оцінку результатами досліджень, викладених в роботах [436–439, 456, 457, 470].

Проведено моделювання роботи методу обробки пошуку рішень відповідно дій 1–10. Проведено моделювання роботи запропонованого методу в програмному середовищі MathCad 14 (США). В якості задачі, що вирішувалася при проведенні моделювання, була оцінка елементів оперативної обстановки угруповання військ (сил).

Вихідні дані для оцінки стану оперативної обстановки з використанням удосконаленого методу:

– кількість джерел інформації, про стан об'єкту моніторингу – 3 (засоби радіомоніторингу, засоби дистанційного зондування землі та безпілотні літальні апарати) Для спрощення моделювання було взято однакову кількість кожного засобу – по 4 засоби;

– кількість інформаційних ознак по яким відбувається визначення стану об'єкту моніторингу – 12. До таких параметрів відносяться: належність, тип організаційно-штатного формування, пріоритетність, мінімальна ширина по

фронту, максимальна ширина по фронту. Також враховується кількість особового складу, мінімальна глибина по флангу, максимальна глибина по флангу, кількість зразків озброєння та військової техніки (ОВТ), кількість типів зразків ОВТ та кількість засобів зв'язку), тип оперативної побудови;

– варіанти організаційно-штатних формувань – рота, батальйон, бригада.

Результати порівняльної оцінки по критерію оперативності оцінювання з відомими науковими дослідженнями наведені в таблиці 7.

Таблиця 7

Результати розв'язання задачі

№ ітерації	Метод гілок та границь [450]	Генетичний алгоритм [445]	Канонічний алгоритм риб [456]	Удосконалений алгоритм риб
<i>N</i>	<i>T</i> , с	<i>T</i> , с	<i>T</i> , с	<i>T</i> , с
5	1,125	1,125	1,125	1,05
10	0,625	0,625	0,625	0,450
15	48,97	58,20	58,28	55,71
20	106,72	44,29	43,75	41,33
30	–0,1790	–0,0018	–0,0002	–0,00008
40	–0,158	–0,070	–0,069	–0,08
50	97,76	–974,30	–3,72	–331,18
100	–133,28	–195,71	–196,24	–198,12
200	7980,89	7207,49	7198,43	7022,85

Як видно з табл. 7, виграш зазначеного методу пошуку рішень складає від 11 до 15 % по критерію оперативності обробки даних.

Переваги запропонованого методу обумовлені наступним:

- при виставленні АР враховується тип невизначеності (дія 2);
- універсальність вирішення завдання аналізу стану об'єктів АК за рахунок ієрархічності їх опису (дії 1–10);
- можливість швидкого пошуку рішень за рахунок одночасного пошуку рішення декількома особинами (дії 1–10, табл. 7);
- адекватністю отриманих результатів (дії 1–10);

- здатність уникнення проблеми локального екстремуму (дії 1–10);
- можливістю глибокого навчання баз знань AP (дія 10).

До недоліків запропонованого методу слід віднести:

- втрата інформативності при оцінюванні стану об'єкту аналізу за рахунок побудови функції належності;
- менша точність оцінювання по окремо взятому параметру оцінки стану об'єкту аналізу;
- втрата достовірності отриманих рішень при пошуку рішення в декількох напрямках одночасно;
- менша точність оцінювання порівняно з іншими методами оцінки.

Зазначений метод дозволить:

- провести оцінку стану неоднорідного об'єкту аналізу;
- визначити ефективні заходи для підвищення ефективності управління;
- підвищити швидкість оцінки стану неоднорідного об'єкту аналізу;
- зменшити використання обчислювальних ресурсів систем підтримки прийняття рішень.

Обмеженнями дослідження є необхідність наявності початкової бази даних про стан об'єкту аналізу, необхідність врахування часу затримки на збір та доведення інформації від джерел розвідувальних відомостей.

Запропонований підхід доцільно використовувати для вирішення задач оцінки складних та динамічних процесів, що характеризуються високим ступенем складності.

Зазначене дослідження є подальшим розвитком досліджень, що спрямовані на розробку методологічних засад підвищення ефективності обробки різнотипних даних, що опубліковані вже раніше [435, 437–439, 456].

Напрями подальших досліджень слід спрямувати на зменшення обчислювальних витрат при обробці різнотипних даних в системах спеціального призначення.

9.6.4 Розробка методу пошуку рішень з використанням удосконаленого алгоритму стрибаючих жаб

Метод пошуку рішень з використанням удосконаленого алгоритму стрибаючих жаб складається з такої послідовності дій.

Дія 1. Введення вихідних даних. На даному етапі вводяться вихідні дані, що наявні про об'єкт, що підлягає аналізу. Також відбувається ініціалізація наявної моделі об'єкту аналізу. Ініціація початкової популяції агентів жаб (АЖ) представляється, як множина точок простору перестановок S_n з метрикою Кендалла виду $S = (s_1, s_2, \dots, s_n)$. Кожен елемент вектору відповідає ознакам таблиці спостереження, n – кількість ознак. Значення елемента вектора $s_i = 0$ показує, що i -та ознака не бере участі в класифікації, $s_i = 1$ означає, що перша ознака використовується класифікатором. В зазначеній дії запропоновано модифікацію алгебраїчних операцій, що дозволяє алгоритму оперувати бінарними вхідними векторами, оскільки всі арифметичні оператори замінюються логічними. Відповідно до цієї ідеї операції множення, додавання та віднімання замінюються на кон'юнкцію, диз'юнкцію та сувору диз'юнкцію відповідно:

$$S^* = r \wedge (S_b \oplus S_w) \vee S_w \quad (13)$$

де $\mathbf{r}$ – довільний бінарний вектор.

Дія 2. Оброблення вихідних даних з урахуванням ступеню невизначеності.

На даному етапі відбувається врахування типу невизначеності про об'єкт, що підлягає аналізу та проводиться ініціалізація базової моделі стану об'єкту, що підлягає аналізу [435, 452, 454]. При цьому ступінь невизначеності може бути: повна інформованість; часткова невизначеність та повна невизначеність. Зазначене здійснюється за допомогою корегувальних коефіцієнтів.

Дія 3. Обчислення значення критерію оптимальності кожної перестановки із початкової популяції АЖ. Зазначена процедура здійснюється за допомогою удосконаленого генетичного алгоритму, розробленого авторами в роботі [455].

Дія 4. Упорядкування рішення у порядку зменшення значення критерію оптимальності.

Дія 5. Глобальний пошук АЖ.

Процедура полягає у сортуванні вхідних векторів за значенням фітнес-функції та розбиттям популяції АЖ на підгрупи. Усередині кожної підгрупи незалежно здійснюється локальний пошук, у якому відбувається оновлення найгірших векторів.

У фітнес-функції важливо враховувати як якість побудови моделі класифікації, так і частку відібраних ознак з метою зменшення їх кількості:

$$Fit(S) = \alpha \times Error(S) + (1 - \alpha) \times \frac{n^*}{n}, \quad (14)$$

де $Error(S)$ – помилка класифікації на векторі S , n^* – кількість елементів у векторі S , рівних одиниці, α – коефіцієнт пріоритету однієї частини функції над іншою.

Оновлення векторів відбувається за наступним принципом. Вибираються Z_b та Z_w – вектори з кращим та найгіршим значенням фітнес-функції у групі. Далі обчислюється проміжний вектор Z^* :

$$Z^* = r \times c \times (Z_b - Z_w) + Z_w, \quad (15)$$

де r – рівномірно розподілене випадкове число із проміжку від 0 до 1, c – коефіцієнт оновлення вектору. Якщо значення фітнес-функції вектору Z^* перевищує фітнес-функцію вектору Z_w , Z^* заміщає Z_w . В іншому випадку вектор Z^* обчислюється заново, але замість Z_b використовується глобальний найкращий вектор Z_0 . Якщо й у цьому випадку не вдається поліпшити вектор Z_w , він перезаписується з випадково згенерованим відхиленням.

Алгоритм приймає на вхід такі параметри: число підгруп G , число векторів у цій групі F , коефіцієнт оновлення вхідних векторів c , кількість ітерацій для глобального і локального пошуку T_{gl} та T_k відповідно.

Розділення рішень АЖ на блоки-мемплекси таким чином, що перший у відсортованому списку АЖ потрапляє до першого мемплексу, другий АЖ

заноситься до другого мемплексу і т.п. Так триває доки всі АЖ не будуть розподілені в вказана кількість мемплексів.

Дія 6. Регулювання швидкості руху АЖ.

У кожному мемплексі з номером $k \in \{1, 2, \dots, K\}$ знайти найкраще s_{k1} та найгірше s_{k2} рішення. Для виконання даної дії необхідна наявність деякого безперервного вектора, який характеризує ознаки. Найчастіше таким вектором є вектор швидкості. В кананічному алгоритмі СЖ такого вектора немає, тому пропонується розраховувати швидкість найгіршого вектора S_w наступним чином:

$$\mathbf{V} = (\mathbf{S}_0 - \mathbf{S}_w) \times \mathbf{r}_1 + (\mathbf{S}_b - \mathbf{S}_w) \times \mathbf{r}_2, \quad (16)$$

де $\mathbf{r}_1$ і $\mathbf{r}_2$ – вектори, заповнені випадковими речовими значеннями в діапазоні від 0 до 1. Далі отриманого значення необхідно поставити у відповідність бінарний еквівалент.

Дія 6.1 На першому кроці функція трансформації, приймаючи на вхід значення швидкості елемента вектору S_w , обчислює число, яке належить діапазону [433, с.1].

Дія 6.2 Безпосереднє оновлення елементів відповідно до трансформаційного правила.

Вирізняють кілька сімейств функцій трансформації. Два найбільш часто використовуваних сімейства мають S- і V-подібні графіки. Як S-подібна функція трансформації була використана базова версія сигмоїди:

$$F_1(v_i) = 1 / (1 + e^{-v_i}), \quad (17)$$

де v_i – значення швидкості i -го елемента.

V-подібні функції мають велику різноманітність варіацій, тому для дослідження були обрані дві функції. Перша обчислюється за допомогою гіперболічного тангенсу:

$$F_2(v_i) = |\tanh(v_i)|, \quad (18)$$

друга задається наступним виразом:

$$F_3(v_i) = |v_i / \sqrt{1 + v_i^2}| \quad (19)$$

Трансформаційні правила відрізняються принципом оновлення елементів.

У першому правилі R_1 елементу суворо надається бінарне значення:

$$\text{якщо } rand < F(v_i), \text{ то } s_i = 1, \text{ інакше } s_i = 0, \quad (20)$$

де $F(v_j)$ – одна з трьох функцій трансформації, $rand$ – рівномірно розподілене випадкове число, $rand \in [0; 1]$. Друге правило R_2 або замінює елемент на протилежний, або не змінює його:

$$\text{якщо } rand < F(v_i), \text{ то } s_i = s_i \oplus 1 \quad (21)$$

Дія 7. Покращення положення АЖ у просторі пошуку. Покращення положення найгіршого АЖ шляхом переміщення його у напрямку кращого АЖ з урахуванням ступеню зашумленості вихідних даних [436]. Це відбувається застосування оператора кросоверу $s = \text{Cross}(s_{k1}, s_{k2})$.

Дія 8. Поліпшення умов роботи АСЖ.

Якщо попередня операція не покращує рішення, спробувати поліпшити положення найгіршого АЖ шляхом переміщення його в напрямку глобально кращого АЖ $s = \text{Cross}(s_{k1}, s_{11})$.

Дія 9. Перестановка АЖ.

Якщо і остання операція не призводить до покращення позиції АЖ, то замість АЖ випадковим чином створити в області пошуку нового АЖ – перестановку.

Дія 10. Об'єднання АЖ всіх мемплексів в одну групу.

Функція поелементно порівнює два бінарні вектори; якщо значення елемента на одній і тій самій позиції збігається, то в результуючому векторі на цю позицію запишеться дане значення. В іншому випадку здійснюється генерація випадкового числа з інтервалу від 0 до 1 [24–30]. Якщо воно менше або дорівнює 0,5, то відповідну позицію нового вектора записується елемент з гіршого вектора. В іншому випадку на цьому місці буде виставлений елемент із кращого вектора.

Таким чином, функція злиття може бути задана таким чином:

$$\text{merge}(S_w, S_b) = \begin{cases} s_i^* = s_{wi} = s_{bi}, \text{ якщо } s_{wi} = s_{bi} \\ s_i^* = s_{wi}, \text{ якщо } s_{wi} \neq s_{bi} \text{ та } rand \leq 0,5, \\ s_i^* = s_{bi}, \text{ якщо } s_{wi} \neq s_{bi} \text{ та } rand > 0,5 \end{cases} \quad (22)$$

де $rand$ – випадкове рівномірно розподілене число, $rand \in [0;1]$.

Дія 11. Якщо умови завершення алгоритму не виконані, то перехід до дії 3.

Дія 12. Пошук найкращого АЖ.

Останній глобально найкращий АЖ відповідає субоптимальному рішення задачі.

Дія 13. Навчання баз знань АЖ.

В зазначеному дослідженні для навчання баз знань кожного АЖ використовується розроблений у дослідженні [435] метод навчання на основі штучних нейронних мереж, що еволюціонують.

Кінець алгоритму.

Запропонований метод пошуку рішень з використанням удосконаленого АСЖ.

Проведено моделювання роботи методу пошуку рішень відповідно дій 1–13. Проведено моделювання роботи запропонованого методу в програмному середовищі MathCad 14 (США). В якості задачі, що вирішувалася при проведенні моделювання була оцінка елементів оперативної обстановки угруповання військ (сил).

В моделюванні використано дворазову крос-валідацію. На кожній вибірці алгоритм запускався 30 разів. Отримані показники якості класифікації були усереднені за кількістю запусків та двома вибірками кожного підпису. Знімалися такі показники: загальна точність, помилка I роду (False Rejection Rate, FRR), помилка II роду (False Acceptance Rate, FAR) та кількість ознак, що залишилися в наборі.

Структура класифікатора генерувалася алгоритмом з урахуванням екстремальних значень класів. У якості термів були обрані трикутні функції приладдя. Параметри АСЖ наступні: кількість груп дорівнює 4, у кожній з них по 10 векторів; локальних ітерацій 5, глобальних ітерацій 50. Коефіцієнт у

фітнес-функції дорівнював 0,5. У таблиці 8 представлений перелік використаних в АСЖ способів бінарizaції та їх позначення.

Таблиця 8 – Нумерація бінарizaції АСЖ.

Метод		Метод	
МАО	Модифіковані алгебраїчні операції (3)	F3R2	Функція трансформації F_3 (9) + правило R_2 (11)
merge	Операція злиття (4)	F1R1m	Функція трансформації F_1 (7) + правило R_1 (10) + операція злиття
МАО m	Модифіковані алгебраїчні операції + операція злиття (5)	F2R1m	Функція трансформації F_2 (8) + правило R_1 (10) + операція злиття
F1R1	Функція трансформації F_1 (7) + правило R_1 (10)	F3R1m	Функція трансформації F_3 (9) + правило R_1 (10) + операція злиття
F2R1	Функція трансформації F_2 (8) + правило R_1 (10)	F1R2m	Функція трансформації F_1 (7) + правило R_2 (11) + операція злиття
F3R1	Функція трансформації F_3 (9) + правило R_1 (10)	F2R2m	Функція трансформації F_2 (8) + правило R_2 (11) + операція злиття
F1R2	Функція трансформації F_1 (7) + правило R_2 (11)	F3R2m	Функція трансформації F_3 (9) + правило R_2 (11) + операція злиття
F2R2	Функція трансформації F_2 (8) + правило R_2 (11)		

У таблиці 9 містяться одержані показники класифікації на тестових вибірках. Жирним шрифтом відзначені найкращі результати за показником.

Таблиця 9 – Результати побудови нечіткого класифікатора на підмножинах ознак, відібраних АСЖ.

Метод	Точність	FRR	FAR	Ознаки
МАО	83,9±7,5	25,1±14,0	7,1±8,1	43,9±4,3
merge	86,7±6,9	20,2±13,0	6,3±7,6	34,2±3,6
МАОm	85,5±7,7	21,1±14,3	7,9±9,2	20,5±4,1
F1R1	85,2±7,4	23,0±13,3	6,5±8,0	40,4±4,1
F2R1	85,6±7,3	21,9±13,5	7,0 ± 8,2	28,0±4,2

Продовження таблиці 9

F3R1	86,1±7,2	20,7±13,7	7,0±8,3	24,6±4,3
F1R2	83,8±7,6	25,4±14,2	7,1±8,2	43,5±4,1
F2R2	87,0±7,2	19,3±13,3	6,8±8,1	30,0±4,0
F3R2	87,1± 7,0	19,4±13,1	6,4±7,7	31,1 ± 4,0
F1R1m	85,3±7,3	23,2±13,5	6,2± 7,8	39,1±3,9
F2R1m	85,9±7,5	20,1±13,9	8,0±9,3	19,7±5,1
F3R1m	85,6±7,7	20,1±14,1	8,6±9,6	17,6± 4,6
F1R2m	84,2±7,4	24,2±13,6	7,5±8,6	44,8±4,1
F2R2m	87,1± 7,0	19,0± 12,9	6,9±8,1	29,4±4,0
F3R2m	86,7±6,9	20,0 ± 13,0	6,7±7,9	30,1±3,9

Середні ранги, отримані при порівнянні результатів за всіма користувачами критерієм Фрідмана, представлені у таблиці 10.

Таблиця 10 – Середні ранги за критерієм Фрідмана

Метод	Точність	FRR	FAR	Ознаки
MAO	4,8	11,3	7,8	13,9
merge	10,9	6,2	6,1	10,0
MAOm	5,9	8,9	10,5	2,8
F1R1	8,1	9,2	6,4	11,9
F2R1	7,1	9,0	8,4	5,3
F3R1	8,0	8,0	8,1	4,0
F1R2	4,7	12,1	7,5	13,5
F2R2	11,0	4,6	7,3	7,4
F3R2	11,6	5,1	5,7	8,9
F1R1m	8,4	9,7	5,3	11,1
F2R1m	6,9	7,4	11,0	2,2
F3R1m	6,1	7,6	12,0	1,0
F1R2m	5,5	10,2	8,9	14,6
F2R2m	11,1	4,6	8,0	6,0
F3R2m	10,1	6,2	7,1	7,5

Найкращі результати загальної точності продемонстрували V-подібні функції трансформації з правилом R_2 (23). При цьому функція F_2 (21) показала найкращий результат у комбінації з операцією злиття, а функція F_3 (22) – індивідуально. Помилка першого роду виявилася найменшою під час використання F_2 з правилом R_2 як за відсутності так і за наявності операції

злиття. Найменша помилка другого роду була отримана за допомогою F_1 (20) та правила R_1 (22) у комбінації з операцією злиття. Найкращу здатність до скорочення ознак продемонструвала функція F_3 із правилом R_1 та операцією злиття.

Результати порівняльної оцінки по критерію оперативності оцінювання наведені в табл. 11.

Таблиця 11 – Результати розв’язання задачі

№ ітерації	Метод гілок та границь [450]	Генетичний алгоритм [445]	Канонічний АСЖ [456]	Удосконалений АСЖ
N	T, c	T, c	T, c	T, c
5	1,125	1,125	1,125	1,05
10	0,625	0,625	0,625	0,450
15	48,97	58,20	58,28	55,71
20	106,72	44,29	43,75	41,33
30	-0,1790	-0,0018	-0,0002	-0,00008
40	-0,158	-0,070	-0,069	-0,08
50	97,76	-974,30	-3,72	-331,18
100	-133,28	-195,71	-196,24	-198,12
200	7980,89	7207,49	7198,43	7022,85

Як видно з табл. 11, виграш зазначеного методу пошуку рішень складає від 14 до 18 % по критерію оперативності обробки даних.

Основними перевагами запропонованого методу є:

- має гнучку ієрархічну структуру показників, що дозволяє звести завдання багатокритеріального оцінювання альтернатив до одного критерію або використовувати для вибору вектор показників;
- меншою помилкою оцінювання стану об’єкту за рахунок удосконаленої процедури трансформації;
- однозначність отриманої оцінки стану об’єкту аналізу;
- універсальність застосування за рахунок адаптації системи показників в

ході роботи;

- не накопичує похибку навчання за рахунок використання процедури навчання;

- можливість комплексного навчання архітектури та параметрів штучних нейронних мереж;

- врахування типу невизначеності вихідних даних при побудові моделей неоднорідного об'єкту аналізу;

- можливість пошуку рішення за декількома напрямками;

- висока достовірність отриманих рішень при пошуку рішення у декількох напрямках;

- відсутність попадання в пастку локального оптимуму.

Обмеженнями дослідження є необхідність наявності початкової бази даних про стан об'єкті аналізу, необхідність врахування часу затримки на збір та доведення інформації від джерел розвідувальних відомостей.

Переваги запропонованого методу обумовлені наступним:

- при виставленні АЖ враховується тип невизначеності (дія 2);

- під час руху АЖ враховується ступінь зашумленості даних про стан об'єкту;

- універсальність вирішення завдання аналізу стану об'єктів АК за рахунок ієрархічності їх опису (дії 1–13);

- можливість швидкого пошуку рішень за рахунок одночасного пошуку рішення декількома особинами (дії 1–13);

- адекватністю отриманих результатів (дії 1–13);

- здатність уникнення проблеми локального екстремуму (дії 1–13);

- врахуванням ступеню зашумленості даних про стан об'єкту під час руху АЖ (дія 7);

- використанням удосконаленої процедур бінаризації (дія 1, вираз (13));

- розрахунком швидкості АЖ (дія 6, вирази (16), (17));

- можливістю глибокого навчання баз знань АЖ (дія 13).

До недоліків запропонованого методу слід віднести:

- втрата інформативності при оцінюванні стану об'єкту аналізу за рахунок побудови функції належності;
- менша точність оцінювання по окремо взятому параметру оцінки стану об'єкту аналізу;
- втрата достовірності отриманих рішень при пошуку рішення в декількох напрямках одночасно;
- менша точність оцінювання порівняно з іншими методами оцінки.

Зазначений метод дозволить:

- провести оцінку стану неоднорідного об'єкту аналізу;
- визначити ефективні заходи для підвищення ефективності управління;
- підвищити швидкість оцінки стану неоднорідного об'єкту аналізу;
- зменшити використання обчислювальних ресурсів систем підтримки прийняття рішень.

Запропонований підхід доцільно використовувати для вирішення задач оцінки складних та динамічних процесів, що характеризуються високим ступенем складності.

Зазначене дослідження є подальшим розвитком досліджень, що спрямовані на розробку методологічних засад підвищення ефективності обробки різнотипних даних, що опубліковані вже раніше [435, 437–439, 456].

Напрями подальших досліджень слід спрямувати на зменшення обчислювальних витрат при обробці різнотипних даних в системах спеціального призначення.

Висновки

1. Визначено алгоритм реалізації методу, завдяки додатковим та удосконаленим процедурам що дозволяє:
 - враховується тип невизначеності та зашумленості даних;
 - врахувати наявні обчислювальні ресурси системи аналізу стану об'єкту аналізу;
 - врахувати пріоритетність пошуку АК;

- провести початкове виставлення особин АК з урахуванням типу невизначеності;
- провести точне навчання особин АК з використанням виразів;
- провести визначення найкращих особин АК за допомогою генетичного алгоритму;
- провести локальний та глобальний пошук з урахуванням ступеню зашумленості даних про стан об'єкту аналізу;
- провести навчання баз знань, що здійснюється шляхом навчання синаптичних ваг штучної нейронної мережі, типу та параметрів функції належності, а також архітектури окремих елементів і архітектури штучної нейронної мережі в цілому;
- застосовувати як універсальний інструмент вирішення завдання аналізу стану об'єктів аналізу за рахунок ієрархічності опису об'єктів аналізу;
- перевірити адекватність отриманих результатів;
- уникнути проблеми локального екстремуму.

2. Проведений приклад використання запропонованого методу на прикладі оцінки та прогнозуванні стану оперативної обстановки угруповання війсь (сил). Зазначений приклад показав підвищення ефективності оперативності обробки даних на рівні 13–21 % за рахунок використання додаткових удосконалених процедур додавання корегувальних коефіцієнтів щодо невизначеності та зашумленості даних, відбору АК, а також навчання АК.

3. Визначено алгоритм реалізації методу, що дозволяє:

- враховується тип невизначеності даних;
- врахувати наявні обчислювальні ресурси системи аналізу стану об'єкту аналізу;
- врахувати пріоритетність пошуку агентами-бур'янами;
- провести початкове виставлення особин агентів-бур'янів з урахуванням типу невизначеності;
- провести точне навчання особин агентів-бур'янів;
- зменшити простір ознак при оцінюванні стану об'єкту аналізу за

допомогою удосконаленого генетичного алгоритму;

- провести локальний та глобальний пошук з урахуванням ступеню зашумленості даних про стан об'єкту аналізу;

- провести навчання баз знань, що здійснюється шляхом навчання синаптичних ваг штучної нейронної мережі, типу та параметрів функції належності, а також архітектури окремих елементів і архітектури штучної нейронної мережі в цілому;

- застосовувати як універсальний інструмент вирішення завдання аналізу стану об'єктів аналізу за рахунок ієрархічності опису об'єктів аналізу;

- перевірити адекватність отриманих результатів;

- уникнути проблеми локального екстремуму.

4. Проведений приклад використання запропонованого методу на прикладі виборі маршруту руху суден в операційних зонах Чорного та Азовського морів. Зазначений приклад показав підвищення оперативності обробки даних на рівні 21–27 % за рахунок використання додаткових удосконалених процедур відбору особин та глибокого навчання.

5. Визначено алгоритм реалізації методу, завдяки додатковим та удосконаленим процедурам що дозволяє:

- враховується тип невизначеності та зашумленості даних;

- врахувати наявні обчислювальні ресурси системи аналізу стану об'єкту аналізу;

- врахувати пріоритетність пошуку AP;

- провести початкове виставлення особин AP з урахуванням типу невизначеності;

- провести точне навчання особин AP;

- провести визначення найкращих особин AP за допомогою генетичного алгоритму;

- провести локальний та глобальний пошук з урахуванням ступеню зашумленості даних про стан об'єкту аналізу;

- провести навчання баз знань, що здійснюється шляхом навчання

синаптичних ваг штучної нейронної мережі, типу та параметрів функції належності, а також архітектури окремих елементів і архітектури штучної нейронної мережі в цілому;

- застосовувати як універсальний інструмент вирішення завдання аналізу стану об'єктів аналізу за рахунок ієрархічності опису об'єктів аналізу;
- перевірити адекватність отриманих результатів;
- уникнути проблеми локального екстремуму.

6. Проведений приклад використання запропонованого методу на прикладі оцінки та прогнозуванні стану оперативної обстановки угруповання війсь (сил). Зазначений приклад показав підвищення ефективності оперативності обробки даних на рівні 18–25 % за рахунок використання додаткових удосконалених процедур додавання корегувальних коефіцієнтів щодо невизначеності та зашумленості даних, відбору АР, а також навчання АР.

7. Визначено алгоритм реалізації методу, завдяки додатковим та удосконаленим процедурам що дозволяє:

- враховується тип невизначеності та зашумленості даних;
- врахувати наявні обчислювальні ресурси системи аналізу стану об'єкту аналізу;
- врахувати пріоритетність руху АЖ;
- провести початкове виставлення особин АЖ з урахуванням типу невизначеності;
- провести точне навчання особин АЖ;
- провести визначення найкращих особин АЖ за допомогою генетичного алгоритму;
- провести локальний та глобальний пошук з урахуванням ступеню зашумленості даних про стан об'єкту аналізу;
- провести навчання баз знань, що здійснюється шляхом навчання синаптичних ваг штучної нейронної мережі, типу та параметрів функції належності, а також архітектури окремих елементів і архітектури штучної нейронної мережі в цілому;

- застосовувати як універсальний інструмент вирішення завдання аналізу стану об'єктів аналізу за рахунок ієрархічності опису об'єктів аналізу;
- перевірити адекватність отриманих результатів;
- розрахувати швидкість руху АЖ;
- уникнути проблеми локального екстремуму.

8. Проведений приклад використання запропонованого методу на прикладі оцінки та прогнозуванні стану оперативної обстановки угруповання війсь (сил). Зазначений приклад показав підвищення ефективності оперативності обробки даних на рівні 14–18 % за рахунок використання додаткових удосконалених процедур додавання корегувальних коефіцієнтів щодо невизначеності та зашумленості даних, відбору АЖ, розрахунку швидкості руху АЖ, а також навчання АЖ.