

Розробка методики структурно-параметричної оцінки стану об'єкту

К. А. Махді, Р. М. Животовський, С. І. Кравченко, І. В. Борисов,
О. В. Орлов, І. В. Панченко, Є. О. Живило, А. В. Купчин, Д. Г. Колтовсков,
С. М. Боголій

Проведено розробку методики структурно-параметричної оцінки стану об'єкту. Сутність методики полягає в забезпеченні аналізу поточного стану об'єкту, що аналізується. Ключовою відмінністю розробленої методики, є використання удосконалених процедур оброблення невизначених вихідних даних, селекції, схрещування, мутації, формування початкової популяції, удосконаленої процедури навчання штучних нейронних мереж та округлення координат. Використання методики структурно-параметричної оцінки стану об'єкту дозволяє підвищити оперативність оцінки стану об'єкту. Об'єктивний та повний аналіз досягається використанням удосконаленого алгоритму еволюційних стратегій. Сутність процедури навчання полягає в тому, що відбувається навчання синаптичних ваг штучної нейронної мережі, типу та параметрів функції належності, а також архітектури окремих елементів і архітектури штучної нейронної мережі в цілому. Наведений приклад використання запропонованої методики на прикладі оцінки стану оперативної обстановки угруповання війсь (сил). Розроблена методика має на 30–35 % більшу ефективність за критерієм придатності отриманого рішення в порівнянні з класичним алгоритмом еволюційних стратегій. Також запропонована методика є кращою на 20–25 % у порівнянні з модифікованими алгоритмами еволюційних стратегій за рахунок використання додаткових удосконалених процедур за критерієм придатності отриманого рішення. Пропонується використання запропонованої методики в системах підтримки прийняття рішень автоматизованих систем управління (артилерійськими підрозділами, геоінформаційних систем спеціального призначення). Також можливо використання СППР АСУ авіацією та протиповітряної оборони, СППР АСУ логістичного забезпечення Збройних Сил України.

Ключові слова: штучні нейронні мережі, навчання нейронних мереж, модифікований алгоритм еволюційних стратегій.

1. Вступ

Системи підтримки прийняття рішень (СППР) активно використовуються в усіх сферах життєдіяльності людей. Особливого поширення вони отримали при обробці великих масивів даних в базах даних, прогнозування розвитку процесів, забезпечення інформаційної та аналітичної підтримки процесу прийняття рішень особами, що приймають рішення.

Основу існуючих СППР становлять статистичні і методи штучного інтелекту, які забезпечують збір, обробку, узагальнення інформації про стан об'єктів (процесів), а також прогнозування їх майбутнього стану.

Створення інтелектуальних СППР стало природним продовженням широкого застосування СППР класичного типу. Основною фундаментальною відмінністю інтелектуальних СППР від класичних є наявність зворотного зв'язку та здатність адаптуватися до зміни вхідних процесів [1, 2].

Інтелектуальні СППР знайшли широке використання для вирішення специфічних завдань військового призначення, а саме [1, 2]:

- планування розгортання, експлуатації систем зв'язку та передачі даних;
- автоматизація управління військами та зброєю;
- збір, обробка та узагальнення розвідувальних відомостей про стан об'єктів розвідки та ін.

Умовно структуру інтелектуальних СППР умовно можна розділити на 4 великі шари:

- шар інтерфейсу (інтерактивність та візуалізація);
- шар моделювання (статистичні моделі та машинне навчання; числові моделі; моделі на основі теорії ігор, ймовірно-статистичних методів та ін.);
- шар обробки даних (організація потоку даних, робота з базами даних та експертні оцінки);
- шар збору даних (веб сканування, сенсори та інтерфейс програмування).

Аналіз досвіду створення інтелектуальних СППР показує, що найбільш перспективною для їх побудови є інформаційна технологія, заснована на поєднанні різних підходів [2–4]. Одним з таких підходів є поєднання методу еволюційних стратегій та штучних нейронних мереж (ШНМ). Все це дозволяє проводити обробку різнотипних даних, адаптувати свою структуру під тип та кількість вхідних даних тим самим збільшуючи власну продуктивність.

Застосування еволюційних методів порівняно з традиційними підходами дає такі переваги [5–8]:

- здатність швидкої адаптації до предметної галузі, що практично без будь-яких перетворень дає можливість сформувати структуру популяції та ШНМ, яка відповідає цьому процесу;
- можливість проводити паралельний пошук рішення в декількох напрямках;
- уникнення проблеми попадання в пастку локального оптимуму;
- здатність працювати в умовах апріорної невизначеності, нелінійності, стохастичності та хаотичності, різного роду збурень і завад;
- мають як універсальні апроксимуючі властивості.

Еволюційні методи одержали широке поширення для розв'язування різних завдань інтелектуального аналізу даних, планування, контролю, ідентифікації, емуляції, прогнозування, інтелектуального управління та т. ін. на кожному шарі інтелектуальних СППР.

Незважаючи на досить успішне їхнє застосування для розв'язку широкого кола завдань інтелектуального аналізу даних, ці системи мають ряд недоліків, пов'язаних з їхнім використанням.

Серед найбільш істотних недоліків можна виділити такі:

1. Складність вибору архітектури системи. Як правило, модель, заснована на принципах обчислювального інтелекту, має фіксовану архітектуру. У зв'язку

із цим, адаптація системи до нових даних, що надходять на обробку, що мають відмінну від попередніх даних природу, може виявитися проблематичним.

2. Навчання в пакетному режимі та навчання протягом декількох епох вимагає значних часових ресурсів. Такі системи не пристосовані для роботи в online режимі з досить високим темпом надходження нових даних на обробку.

3. Проблеми при врахуванні множини показників, що мають складну структуру взаємозв'язків, та що суперечать один одному.

4. Складність врахування опосередкованого впливу взаємозалежних компонентів в умовах невизначеності.

Отже, поєднання методу еволюційних стратегій та ШНМ дозволяє проводити аналіз (оцінку) стану об'єктів аналізу та проводити глибоке навчання баз даних. Це в свою чергу обумовлює актуальність досліджень, присвячених підвищенню оперативності структурно-параметричної оцінки об'єктів моніторингу.

2. Аналіз літературних даних та постановка проблеми

В роботі [9] представлена гібридна еволюційна стратегія, яка допомагає архітекторам генерувати набори планів поверхів на ранній стадії проектування. В основу зазначеного підходу запропонований алгоритм еволюційних стратегій. Алгоритм являє собою вдосконалену еволюційну стратегію з технікою стохастичного сходження на пагорби. До недоліків зазначеного підходу слід віднести низьку оперативність, відсутність врахування типу невизначеності про стан об'єкту аналізу та накопичення помилки оцінювання. Накопичення помилки оцінювання обумовлене недосконалістю алгоритму навчання.

В роботі [10] запропонований динамічний багатоцільовий еволюційний алгоритм для обробки різнотипних даних. До недоліків зазначеного підходу слід віднести низьку оперативність, відсутність врахування типу невизначеності про стан об'єкту та відсутність підходів до навчання зазначеного алгоритму.

В роботі [11] представлено використання методів машинного навчання, а саме ШНМ та генетичних алгоритмів. В якості методу навчання ШНМ використовується генетичний алгоритм. Недоліками зазначеного підходу є його обмеженість навчанням лише синаптичних ваг, без навчання виду та параметрів функції належності. Це в свою чергу обумовлює накопичення помилки навчання.

В роботі [12] представлено використання методів машинного навчання, а саме ШНМ та методу диференційного пошуку. В ході дослідження проведено розробку гібридного методу навчання ШНМ, що заснований на використанні алгоритму зворотного поширення помилки та диференційного пошуку. Недоліками зазначеного підходу є його обмеженість навчанням лише синаптичних ваг, без навчання виду та параметрів функції належності.

В роботі [13] проведено розробку методів навчання ШНМ з використанням комбінованої апроксимації поверхні відгуку, який забезпечує найменші похибки навчання і прогнозування. Недоліком зазначеного методу накопичення помилки в ході навчання та неможливість зміни архітектури ШНМ в ході навчання.

В роботі [14] наведено використання ШНМ для оцінки ефективності роботи агрегату, використовуючи попередній часовий ряд його продуктивності. Для навчання ШНМ використовуються моделі SBM (Stochastic Block Model) та

DEA (Data Envelopment Analysis). Недоліками зазначеного підходу є обмеженість в виборі архітектури мережі та навчання тільки синаптичних ваг.

В роботі [15] наведено використання ШНМ для оцінки інтенсивності дорожнього руху. В якості методу навчання ШНМ використовується алгоритм зворотного поширення помилки. Покращення характеристик алгоритму зворотнього поширення помилки досягається за рахунок використання пропускових з'єднань між кожним шаром, так що кожен шар викладає лише залишкову функцію щодо результатів попереднього шару. Недоліками зазначеного підходу є його обмеженість навчанням лише синаптичних ваг, без навчання виду та параметрів функції належності.

В роботі [16] представлено підхід з оцінки вхідних даних для систем підтримки та прийняття рішень. Сутність запропонованого підходу полягає в класифікації базового набору вхідних даних, їх аналізу, після чого на підставі аналізу відбувається навчання системи. Недоліками зазначеного підходу є поступове накопичення помилки оцінювання, низька оперативність та відсутність врахування апріорної невизначеності про стан об'єкту.

В роботі [17] розглянутий метод еволюційних стратегій для поліпшення еволюційної здатності роїв роботів. Метод використовує механізм ройової коеволюції для підвищення оперативності еволюції. Використовується дерево виразів поведінки, яке розширює простір пошуку стратегій розроблених стратегій. Результати демонструють перевагу запропонованого у порівнянні з класичним алгоритмом еволюційних стратегій з точки зору еволюційного підвищення ефективності та підвищення ефективності стратегії. Разом з тим, алгоритм навчання зазначеного дослідження накопичує помилки в ході навчання.

В роботі [18] проведений огляд останніх досягнень алгоритмів еволюційних стратегій. Результатом аналізу авторів є те, що необхідно проводити удосконалення основних алгоритмів еволюційних стратегій таких як схрещування, мутація та удосконалювати алгоритми їх навчання.

Проведений аналіз праць [9–18] показав, що в переважній більшості відомі дослідження засновані на використанні загальнонаукових підходів.

Спільними обмеженнями зазначених праць є:

- не врахування типу апріорної невизначеності про стан об'єкту аналізу;
- накопичує помилки навчання (відсутність алгоритмів навчання);
- недосконалість стандартних процедур алгоритму еволюційних стратегій;
- велика обчислювальна складність;
- неможливість одночасно вирішувати завдання як пошуку найбільш відповідної структури, так і найбільш доцільних коефіцієнтів рівняння.

Для створення програмних засобів оцінювання та ідентифікації необхідно створення методів оцінювання, що повинні задовольняти наступному комплексу вимог:

- можливість формування узагальненого показника оцінки та вибору рішень на основі наборів часткових показників, що змінюються з урахуванням складної багаторівневої структури оцінювання;

– можливість агрегування різнорідних показників (як кількісних, так і якісних) оцінки та вибору рішень, що розрізняються по вимірювальним шкалами та діапазонами значень;

– врахування сумісності і різної значимості часткових показників в узагальненій оцінці рішень;

– врахування типу апріорної невизначеності стану об'єкту;

– гнучке налаштування (адаптація) оціночних моделей при додаванні (виключенні) показників і зміні їх параметрів (сумісності та значущості показників);

– відсутність накопичення помилки оцінювання за рахунок використання відповідних методів навчання.

Все це обумовлює поєднання двох підходів, а саме:

алгоритму еволюційних стратегій – для структурно-параметричної оцінки стану об'єкту;

штучних нейронних мереж, що еволюціонують – для навчання баз знань з метою підвищення оперативності та достовірності прийнятого рішення.

Це дозволить вирішити проблему підвищення оперативності та достовірності структурно-параметричної оцінки об'єктів.

3. Мета і завдання дослідження

Метою дослідження є розробка методики структурно-параметричної оцінки стану об'єкту, яка б дозволила проводити аналіз стану об'єктів. Це дасть можливість підвищити оперативність оцінки стану об'єктів та досягти підвищення точності при повторній ідентифікації.

Для досягнення мети були поставлені такі завдання:

– провести формалізований опис структурно-параметричної оцінки стану об'єкту;

– провести розробку алгоритму реалізації методики структурно-параметричної оцінки стану об'єкту;

– провести практичну перевірку запропонованої методики при аналізі оперативної обстановки угруповання військ (сил).

4. Матеріали та методи досліджень

В ході проведеного дослідження використовувалися загальні положення теорії штучного інтелекту – для вирішення задачі аналізу стану об'єктів. Тобто, теорія штучного інтелекту є основою зазначеного дослідження.

Для вирішення задач опису стану динамічних об'єктів використовувалися алгоритм еволюційних стратегій. Зазначене дозволяє описати зміну складних багаторівневих об'єктів у часі. В зазначеному дослідженні також використаний розроблений в попередніх роботах метод навчання штучних нейронних мереж, який дозволяє проводити глибоке навчання штучних нейронних мереж. Сутність глибокого навчання полягає в навчанні архітектури, виду та параметрів функції належності. Моделювання проводилося з використанням програмного забезпечення MathCad 2014 (США) та ПЕОМ Intel Core i3 (США)

5. Результати дослідження з розробки методики структурно-параметричної оцінки стану об'єкту

5.1. Формалізований опис структурно-параметричної оцінки стану об'єкту

Нехай вихід динамічного об'єкта представлений вимірами, що формують вибірку обсягу s , тобто $\{y_i, t_i\}$, $i = \overline{1, s}$, $i = \overline{1, s}$, де $y_i \in R$, R – вимірювання виходу динамічної системи в момент часу $t_i \in [0, +\infty)$, $u=u(t)$ – відомий управляючий вплив, який є входом динамічної системи. Система є лінійною і описується лінійним диференціальним рівнянням виду:

$$\begin{aligned} a_k \cdot x^{(k)} + a_{k-1} \cdot x^{(k-1)} + \dots + a_0 \cdot x &= b \cdot u(t), \\ x(0) &= x_0. \end{aligned} \quad (1)$$

Необхідно за даними вибірки визначити параметри системи і порядок n диференціального рівняння, який вважається обмеженим, тобто $n-1 \leq M$, $M \in N$. Передбачається, що в каналі вимірювання виходу системи діє симетрично розподілена адитивна завада ξ : $M(\xi) = 0$, $D(\xi) < \infty$, тобто $y_i = x(t_i) + \xi_i$.

Отже при невідомому порядку системи вирішується завдання структурно-параметричної ідентифікації, причому завдання буде частково параметризоване, оскільки максимальний ступінь входить в рівняння похідною що визначається заздалегідь, обмежуючи нею розмірність простору пошуку.

Припустимо, що для системи будь-якого порядку її коефіцієнт при старшому ступені дорівнює 1, таким чином [19–23]:

$$x^{(k)} + \frac{a_{k-1}}{a_k} \cdot x^{(k-1)} + \dots + \frac{a_0}{a_k} \cdot x = \frac{b}{a_k} \cdot u(t).$$

Тоді, рішення задачі структурно-параметричної ідентифікації буде знаходитися як диференціальне рівняння порядку $m \leq M$, $M \in N$. так само як рішення задачі Коші, при заданих початкових умовах [23, 24]:

$$\hat{x}^{(m)} + \hat{a}_m \cdot \hat{x}^{(m-1)} + \dots + \hat{a}_1 \cdot \hat{x} = \hat{a}_0 \cdot u(t), \hat{x}(0) = x_0, \quad (2)$$

з параметрами $\hat{a} = (0 \dots 0 \hat{a}_m \dots \hat{a}_1 \hat{a}_0)^T \in R^n$, тобто $n=M+1$, додають екстремум обраної функції:

$$I_1(a) = \sum_{i=1}^N |y_i - \hat{x}(t_i)| \Big|_{\hat{a}=a} \rightarrow \min_{a \in R^n}, \quad (3)$$

$$I_2(a) = \max_i \left| y_i - \hat{x}(t_i) \right|_{\hat{a}=a} \rightarrow \min_{a \in R^n}. \quad (4)$$

Для оцінки моделі процесу необхідно володіти інформацією про початкове положенні системи так, щоб могла бути вирішена задача Коші. В загальному випадку, вектор початкового положення системи, якщо він не є відомим спочатку, може бути чисельно оцінений, що, звичайно, не завжди можливо і багато в чому залежить від властивостей вибірки.

Іншим варіантом визначення початкового положення системи є включення вектору в задачу оптимізації. Як правило, для багатьох завдань процес спостереження починається зі звичного режиму, отже, всі координати початкового положення для динамічної системи дорівнюють 0, крім положення виходу системи.

Функція управління для багатьох систем є відомою, а в тому випадку, коли управління є деяким процесом, аналітичний вигляд якого невідомий, необхідно апроксимувати функцію за даними спостережень. Розглянутий в роботі підхід може бути узагальнений на рішення задачі ідентифікації при невідомому управлінні, що призведе, відповідно, до ускладнення завдання.

Подібні критерії, засновані на мінімізації неув'язок між вибірковими даними і виходами системи, можуть бути використані для ідентифікації елементів матриць системи диференціальних рівнянь, яка підбирається як модель процесу з декількома залежними **виходами** [25, 26].

Нехай необхідно побудувати математичну модель динамічного процесу, яку для зручності подамо в матричному вигляді:

$$\tilde{x}' = \hat{A} \cdot \tilde{x}(t) + \hat{B} \cdot u(t), x(0) = x_0, \quad (5)$$

де $\hat{A} = (\hat{a}_{ij})_{i=1, j=1}^{n,n}$ – матриця системи лінійних диференціальних рівнянь;

$\hat{B} = (\hat{b}_{ij})_{i=1, j=1}^{n,m}$ – матриця правих частин, що є коефіцієнтами управління; $\tilde{x}(t) \in R^n$

– модель стану системи; $u(t) \in R^m$ – дії, що управляють, представлені в вигляді вектор-функції.

З огляду на те, що спостерігається кілька різних виходів системи, які можуть відрізнитися за амплітудою відгуку, необхідно унормувати кожен окремо взятий критерій. Тоді, критерій набуває такого вигляду:

$$I(a) = \sum_{j=1}^{N_0} \frac{\sum_{i=1}^{s_j} |y_i^j - \hat{x}^j(t_i^j)|}{\sup(|a-b|: a, b \in Y^j \cup x_0^j)} \Bigg|_{\hat{A}=A, \hat{B}=B} \rightarrow \min_{A, B}, \quad (6)$$

N_0 – число виходів динамічної системи; $s_j, j = \overline{1, N_0}$ – обсяг вибірки для кожного виходу динамічної системи; $y_i^j, i = \overline{1, s_j}, j = \overline{1, N_0}$ – виміри виходів, що утворюють вибірки; $t_i^j, i = \overline{1, s_j}, j = \overline{1, N_0}$ – часи вимірювань для кожного j -ого виходу; $\sup(|a - b| : a, b \in Y^j \cup X_0^j)$ – діаметр множини даних вимірювань для кожного виходу; $\hat{x}^j(t)|_{\tilde{A}=A, \tilde{B}=B}$ – j -ий вихід моделі при матрицях A, B .

Критерій (6) є аналогічним критерієм для завдання з одним входом і одним виходом, як (3). Разом з тим, критерій (4) може бути так само узагальнено на випадок систем з декількома входами і **виходами** [27–30].

Таким чином, завдання ідентифікації динамічного об'єкта була приведена до задачі пошуку екстремуму на просторі векторів з дійсними координатами. При цьому особливість представлення структури об'єкта призводить до складної поведінки цільової функції на краях деяких точок простору, для яких перші координати вектору перетворюються в 0.

5. 2. Розробка алгоритму реалізації методики структурно-параметричної оцінки стану об'єкта

Для створення методики структурно-параметричної оцінки стану об'єкта на основі формалізації структурно-параметричної оцінки стану об'єкта пропонується алгоритм реалізації методики структурно-параметричної оцінки стану об'єкта, представлений на рис. 1.

1. *Введення вихідних даних (дія 1 на рис. 1).* На даному етапі вводяться вихідні дані, що наявні про об'єкт, що підлягає аналізу. Також відбувається ініціалізація базової моделі об'єкта.

2. *Оброблення вихідних даних з урахуванням невизначеності (дія 2 на рис. 1).*

На даному етапі за відбувається врахування типу невизначеності про стан об'єкта аналізу та проводиться ініціалізація базової моделі стану об'єкта [21, 31]. При цьому ступінь апріорної невизначеності може бути: повна інформованість; часткова невизначеність; повна невизначеність.

3. *Формування початкової популяції (дія 3 на рис. 1).*

У зазначеному дослідженні процедура генерування початкової популяції є модифікованою. Розглянемо модифіковану процедуру генерування початкової популяції.

Дія 3. 1. Для кожного індивіда з ймовірністю $\frac{1}{M}$ обирається порядок диференціального рівняння.

Дія 3. 2. Для обраного порядку i_{order} кожна ненульова координата рішення розігрується рівномірно на інтервалі $[-5, 5]$.

Дія 3. 3. Всі стратегічні параметри індивіда розігруються рівномірно на інтервалі $[0, 1]$.

Запропонований варіант формування початкової популяції дозволяє формувати в популяції рішення які відповідають рівнянням одного порядку. Це в

свою чергу дозволяє підвищити оперативність прийняття рішення за рахунок спрямованості пошуку відповідно до структури об'єкту, який описується рівнянням відповідного порядку.

4. Селекція індивідів (дія 4 на рис. 1).

На даному етапі відбувається відбір декількох індивідів, відповідно до обраної схеми селекції на основі значень придатності індивідів в поточній популяції.

На зазначеному етапі відбувається паралельне виконання трьох типів селекції, а саме: турнірна, рангова і пропорційна селекції. На відміну від стандартного алгоритму еволюційних стратегій на зазначеному етапі окрім пропорційної селекції відбувається виконання ще двох типів селекції індивідів.

Паралельне виконання трьох типів селекції дозволяє уникнути двох проблем: випадкового пошуку – при нехтуванні кращими особинами; звужування пошуку – при виборі тільки найкращих особин з популяції.

У турнірній селекції з поточної популяції випадковим чином вибирається n_t різних індивідів, де n_t – розмір турніру, потім відбирається кращий за функцією придатності індивід в обраній групі:

$$H_{parents} = H_{i_{tournament}},$$

$$i_{tournament} = \max_{i \leq n_t} \left\{ \begin{array}{l} I_{n_t}^i, i = \overline{1, n_t} : P(I_{n_t}^i = 1) = \\ = P(I_{n_t}^i = 2) = \dots = P(I_{n_t}^i = N) = 1/N \end{array} \right\}. \quad (7)$$

При пропорційній селекції кожному індивіду присвоюється ймовірність бути обраним пропорційно значенню його функції придатності, таким чином ймовірність i -го індивіда бути обраним знаходиться по формулою:

$$p_i^p = \frac{\phi(\text{fit}(op_i))}{\sum_{j=1}^N \phi(\text{fit}(op_j))},$$

$$H_{parents} = H_{i_{proportional}}, P(i_{proportional} = j) = p_j^p, j = \overline{1, N}. \quad (8)$$

Ймовірність для кожного індивіда бути обраним визначається за ранговою селекцією визначається наступною формулою:

$$p_i^r = \frac{\phi(i)^{\phi(x)=x}}{\sum_{j=1}^N \phi(j)} = \frac{2 \cdot i}{N(N+1)},$$

$$H_{parents} = H_{i_{rank}}, P(i_{rank} = j) = p_j^r, j = \overline{1, N}. \quad (9)$$

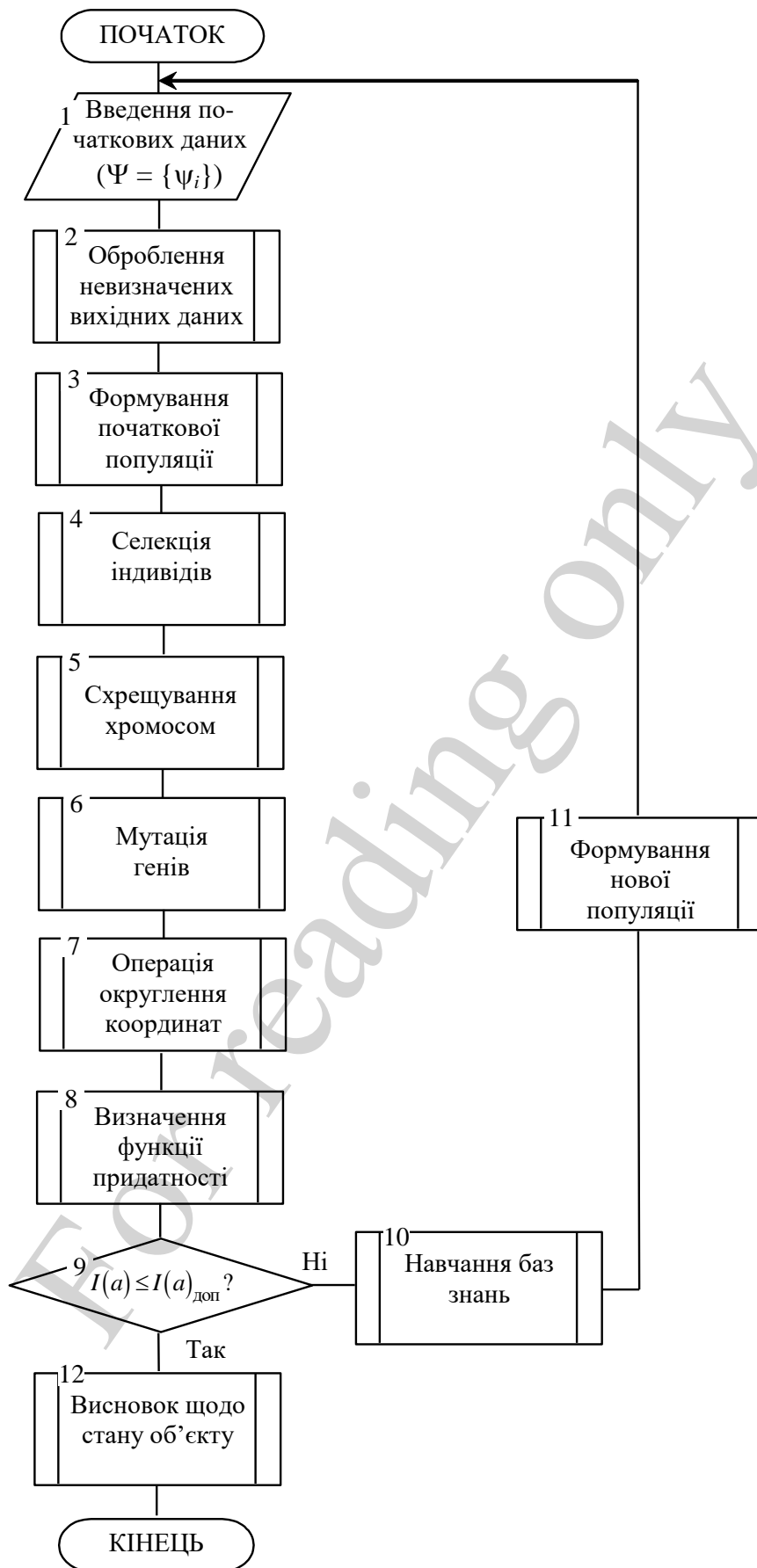


Рис. 1. Алгоритм реалізації методу аналізу стану об'єкту

Для зручності, вважатимемо, що гени нащадка визначаються кортежем:

$$H_{crossover}(i, j) = \langle op_{crossover}^{i,j}, sp_{crossover}^{i,j} \rangle, \quad (10)$$

де i, j – індекси батьків в упорядкованому множині рішень; $op_{crossover}^{i,j}$ – об'єктивні параметри нащадка; $sp_{crossover}^{i,j}$ – стратегічні параметри нащадка.

В кінці виконання процедур селекції відбувається порівняння отриманих рішень за критерієм придатності прийнятого рішення при допустимій оперативності розрахунків.

5. Схрещування хромосом (дія 5 на рис. 1).

На даному етапі відповідно до обраної схеми схрещування, хромосоми обраних особин – батьків, деяким чином утворюють хромосому-нащадка. На даному етапі використовуються дві схеми схрещування, які виконуються паралельно:

- схрещування зваженої суми параметрів;
- схрещування випадкового об'єктивного або стратегічного параметра нащадка.

При виконанні лише однієї схеми схрещування відбувається визначення одного найкращого генотипу, що в свою чергу унеможливорює прийняття іншого рішення. Це обумовлене тим, що найкращий генотип буде у кожній особині.

Перерахуємо різні схеми схрещування для n_p батьків. Перша заснована на зваженій сумі параметрів, $j = \overline{1, q}$:

$$\begin{aligned} (op_{crossover})_j &= \sum_{i=1}^{n_p} w_i \cdot (op_{parents})_i; \\ (sp_{crossover})_j &= \sum_{i=1}^{n_p} w_i \cdot (sp_{parents})_i. \end{aligned} \quad (11)$$

В основі другої схеми лежить випадковий вибір об'єктивного або стратегічного параметра нащадка від одного з батьків, таким чином, випадкова величина i має наступні ймовірності розподілу: $P(i = k) = w_k$, $k = \overline{1, n_p}$ тоді для $k = \overline{1, n_p}$, $j = \overline{1, q}$:

$$\begin{aligned} P(op_{crossover})_j &= (op_{parents})_i; \\ P(sp_{crossover})_j &= (sp_{parents})_i. \end{aligned} \quad (12)$$

Таким чином, змінюючи спосіб вибору параметрів, отримуємо різні типи схрещування, при цьому для кожного типу схрещування необхідно виконання

умови нормованості параметрів, $\sum_{i=1}^{n_p} w_i = 1$, далі для $j = \overline{1, q}$ отримаємо наступні типи формування вагових коефіцієнтів:

– середнє:

$$w_j = \frac{1}{n_p}; \quad (13)$$

– середньозважене по придатності:

$$w_j = \frac{\text{fit}\left(\left(\text{op}_{\text{parents}}\right)_j\right)}{\sum_{i=1}^{n_p} \text{fit}\left(\left(\text{op}_{\text{parents}}\right)_i\right)}; \quad (14)$$

– середньозважене з випадковими параметрами і випадковими по придатності, відповідно:

$$w_j = \frac{r_j}{\sum_{i=1}^{n_p} r_i}, \quad r_j \sim U(0,1),$$

$$w_j = \frac{r_j}{\sum_{i=1}^{n_p} r_i}, \quad r_i \sim U\left(0, \text{fit}\left(\left(\text{op}_{\text{parents}}\right)_j\right)\right). \quad (15)$$

6. Мутація генів (дія б на рис. 1).

На зазначеному етапі відбувається мутація генів нащадка. Відмінність запропонованого порядку мутації в тому, що в зазначеній методиці:

– виконуються паралельно дві процедури мутації адаптивна мутація та стандартна мутація;

– в кожному типі мутації кожна пара параметрів: об'єктивний і відповідний йому стратегічний параметр мутують з певною, заздалегідь заданій ймовірністю, а саме ймовірності знання апріорної інформації про стан об'єкту.

За допомогою оператора мутації визначається нова точка пошукового простору, яка є результат випадкового зміни координат породжує її точки. Для зручності позначення, нащадок:

$$\tilde{H} = \langle \text{op}\tilde{p}, \text{s}\tilde{p} \rangle = \langle \text{op}_{\text{crossover}}, \text{sp}_{\text{crossover}} \rangle, \quad (16)$$

а особина після мутації:

$$H_{mutation} = \langle op_{mutation}, sp_{mutation} \rangle. \quad (17)$$

Гени індивіда-мутанта задаються наступними операціями:

$$\begin{aligned} op_{mutation} &= (o_1 + Nr_p^1, \dots, o_q + Nr_p^q), \\ sp_{mutation} &= (s_1 \cdot e^{\tau \cdot Nr_s^1}, \dots, s_q \cdot e^{\tau \cdot Nr_s^q}), \end{aligned} \quad (18)$$

де $Nr_p^i \sim N(0, s_i^2)$, $i = \overline{1, q}$ – нормально розподілена одновимірна випадкова величина, центрована, середньоквадратичне відхилення s_i ;

$Nr_s^i \sim N(0, 1)$, $i = \overline{1, q}$ – нормально розподілена одновимірна випадкова величина, центрована і з одиничним середньоквадратичним відхиленням;

$\tau \in R^+$ – параметр адаптації оператора мутації. Якщо не вказано іншого, приймається рівним 1.

Для деяких складних завдань пошуку екстремуму буде більш ефективною інша схема реалізації мутації для стратегічних параметрів:

$$sp_{mutation} = \left(|s_1 + \tau \cdot Nr_s^1|, \dots, |s_q + \tau \cdot Nr_s^q| \right). \quad (19)$$

Часто використовується адаптивна мутація, де параметр адаптації теж знає рівноімовірні випадкові зміни. Для зручності, позначимо в такому разі параметр мутації як $A \in R^q$, де A – випадковий вектор, причому:

$$P\left(A_i = \frac{A_i}{2}\right) = P(A_i + 2 \cdot A_i) = 0.5, i = \overline{1, q}. \quad (20)$$

Тоді мутація для стратегічних параметрів алгоритму може відбуватися наступним чином:

$$\begin{aligned} sp_{mutation} &= (A_1 \cdot s_1 \cdot e^{Nr_s^1}, \dots, A_q \cdot s_q \cdot e^{Nr_s^q}), \\ sp_{mutation} &= \left(|s_1 + A_1 \cdot Nr_s^1|, \dots, |s_q + A_q \cdot Nr_s^q| \right). \end{aligned} \quad (21)$$

Пропонується модифікувати оператор мутації так, що кожна пара параметрів: об'єктивний і відповідний йому стратегічний параметр мутують з певною, заздалегідь заданій ймовірністю, а саме ймовірності знання апріорної інформації про стан об'єкту. Нехай z – випадковий вектор, кожна координата якого приймає одне з двох значень:

$$\forall i \leq q: P(z_i = 0) = p_m, P(z_i = 1) = 1 - p_m, \quad (22)$$

p_m – ймовірність для кожної пари генів мутувати.

Таким чином, мутація буде відбуватися згідно нижче поданої схемою (для спрощення представлення, використовуємо множення по Адамара):

$$\begin{aligned} op_{mutation} &= op_{crossover} + z \circ Nr_p, \\ sp_{mutation} &= abs(sp_{crossover} + \tau \cdot z \circ Nr_s), \end{aligned} \quad (23)$$

де $y = abs(x): y_i = |x_i|, x_i \in R, i = \overline{1, q}$.

У разі застосування адаптивної мутації:

$$sp_{mutation} = abs(sp_{crossover} + z \circ (A \circ Nr_s)). \quad (24)$$

Аналогічно, для стандартної схеми мутації:

$$sp_{mutation} = (A_1 \cdot s_1 \cdot e^{\tau \cdot z_1 \cdot Nr_s^1}, \dots, A_q \cdot s_q \cdot e^{\tau \cdot z_q \cdot Nr_s^q}). \quad (25)$$

Оператор мутації був змінений так, що зміною величини контролюючого ймовірність мутації параметра можна управляти інтенсивністю мутації і, знижувати її, в разі, збурення об'єктивних параметрів призводять до погіршення значення цільової функції.

7. Округлення координат (дія 7 на рис. 1).

Однією із спеціальних модифікацій методики було введення операції округлення координат векторів, що здійснюється з урахуванням ступеню інформованості η про стан об'єкту аналізу:

$$op_j^i = round(op_j^i) \times \eta, \quad j = \overline{1, n}, \quad i = \overline{1, N_I}, \quad (26)$$

де $round(\cdot): R \rightarrow R$ – функція, яка округлює число до його найближчого цілого; η – ступінь невизначеності апріорної інформації про стан об'єкту.

Такий оператор, що впливає на об'єктивні параметри алгоритму, вирішує задачу приведення координат вектору до цілих чисел. Оператор округлення застосовується безпосередньо після оператора мутації і після округлення відбувається локальне покращення знову отриманої популяції. З цієї ж причини був модифікований оператор мутації.

Оператор округлення (26) кожної координати призводить до того, що втрачається точність рішення, з огляду на відсікання мантиси. Іншими словами, відбувається огрублення альтернативи. Для того щоб компенсувати втрати точності і підвищити ефективність алгоритму в цілому, покоординатний спуск

здійснює таку кількість кроків, що при вибраній довжині кроку, округлений коефіцієнт уточнений так, що поверталось значення, з яке передувало цілому.

Оскільки розглядається кілька різних схем пошуку рішень екстремальної задачі, необхідно досліджувати кожен з них окремо для визначення найбільш ефективної.

8. *Визначення функції придатності (дія 8 на рис. 1).*

На даному етапі визначається функція придатності для знову отриманого нащадка. Тут необхідно вказати деякі особливості переходу від цільової функції до функції придатності. Згідно з визначенням функції придатності:

$$Q(a_1) < Q(a_2) \Rightarrow \text{fit}(Q(a_1)) > \text{fit}(Q(a_2)), \quad a_1, a_2 \in R^q, \quad (27)$$

де $\text{fit}(\cdot): F_R \rightarrow R$, $F_R \subset R$ – функція придатності для критерію $Q(a) \rightarrow \min_a$, $a \in A$;

$Q(\cdot): A \rightarrow R$ – цільова функція, виражена функціоналом, яка визначена, в загальному випадку, на всьому просторі пошуку A ; A – простір альтернатив, який в розглянутих задачах представимо в вигляді евклідового простору розмірності q .

9. *Перевірка виконання критерію (дія 9 на рис. 1).*

В зазначеній дії відбувається перевірка виконання значень критерію (6).

10. *Навчання баз знань (дія 10 на рис. 1).*

Основою бази знань в зазначеному дослідженні обрано штучні нейронні мережі, що еволюціонують (ШНМ). В зазначеній процедурі відбувається навчання ШНМ за допомогою розробленого авторами в роботі [2] методу навчання ШНМ, що еволюціонують. Зазначений метод відрізняється від відомих тим, що дозволяє проводити навчання не тільки синаптичних ваг, але й параметрів функції належності разом з архітектурою ШНМ. Зазначена особливість дозволяє підвищувати ефективність функціонування запропонованої методики. Після чого вже навчена ШНМ надає інформацію для формування нової початкової популяції.

11. *Висновок про стан об'єкту (дія 12 на рис. 1).*

Формується висновок про стан об'єкту та відбувається зупинка алгоритму.

5. 3. Практична перевірка запропонованої методики при аналізі оперативної обстановки угруповання військ (сил)

Запропоновано методику структурно-параметричної оцінки стану об'єкту. Проведено моделювання роботи методики структурно-параметричної оцінки відповідно до алгоритму на рис. 1 та виразів (6)–(27). Проведено моделювання роботи запропонованої методики оцінки в програмному середовищі MathCad 14 (США). В якості задачі, що вирішувалася при проведенні моделювання, була оцінка елементів оперативної обстановки угруповання військ (сил). Під елементами операційної побудови угруповання військ (сил) мається на увазі:

- кількість ешелонів, що розміщені у глибину;
- ширина по фронту;
- кількість пунктів управління кожного з елементів операційної побудови;
- розміщення пунктів управління (мобільний варіант чи стаціонарний);

Необхідно визначити тип операції угруповання військ (сил) та організаційно-штатну структуру, а також характер дій угруповання.

Вихідні дані для оцінки угруповання з використанням запропонованої методики:

– 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, загальна чисельність особового складу, кількість зразків ОВТ, кількість типів зразків ОВТ та кількість засобів зв'язку);

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

Позначимо, які параметри для кожного типу операторів розглядалися. Методика була апробована при різних типах селекції: пропорційна, рангова, турнірна (обсяг 2 %, обсяг 15 %, обсяг 25 %); рекомбінації: середня, середньозважена,

дискретна, випадкова; при різних ймовірності мутації $p_m \in \left\{ \frac{2}{11}, \frac{5}{11}, \frac{1}{5}, 1 \right\}$ і її

типах адаптивна та стандартна. Щоб визначити найбільш ефективну комбінацію налаштувань для кожної окремої розглянутої схеми необхідно всі інші параметри пошуку залишити однаковими. Обсяг популяції був обраний рівним 50, число популяцій – 50. Зазначені дані взяті відповідно до орієнтовної чисельності командних пунктів оперативного-тактичного угруповання військ (сил).

Порівнювалися кілька різних оптимізаційних алгоритмів вирішення поставленої екстремальної задачі (6). Серед них: алгоритм еволюційних стратегій; гібридний алгоритм еволюційних стратегій; запропонована методика; гібридний модифікований алгоритм еволюційних стратегій. При цьому кількість обчислень цільової функції для еволюційних стратегій було вибрано рівним числу вимірювань цільової функції для інших алгоритмів, в циклах яких використовувалося локального поліпшення.

На рис. 2 представлений графік, на якому позначені середні значення придатності кращих рішень, знайдених всередині кожної схеми з кращими в середньому настройками. Запропонована методика, що включає запропоновані схеми модифікацій, значно перевершує по ефективності всі інші алгоритми.

Як видно на рис. 2, середня придатність рішення зростає з наближенням порядку реального об'єкта до встановленого параметру-обмеження максимального порядку моделі. Виходить, що алгоритми повинні працювати таким чином, щоб зберігати можливість знижувати порядок системи, зберігаючи рівність перших координат 0. Підвищення придатності прийнятого рішення зростає за рахунок використання процедури навчання штучних нейронних мереж. Розроблена методика має на 30–35 % більшу ефективність за критерієм придатності отриманого рішення.

ня у порівнянні з класичним алгоритмом еволюційних стратегій. Також запропонована методика є кращою на 20–25 % у порівнянні з модифікованими алгоритмами еволюційних стратегій за рахунок використання додаткових удосконалених процедур за критерієм придатності отриманого рішення (табл. 1).

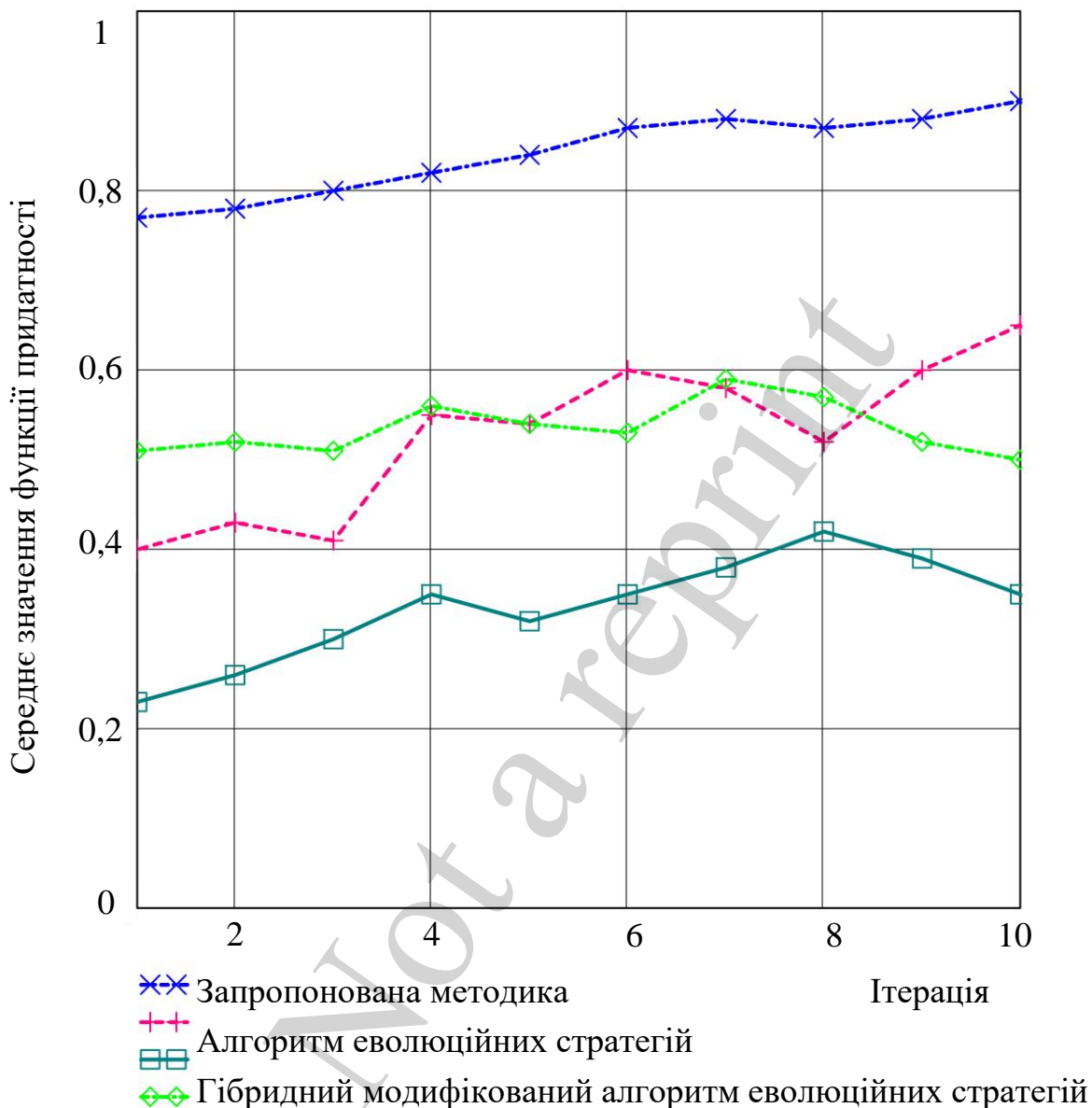


Рис. 2. Графік порівняння середньої придатності для різних алгоритмів розв'язання завдання ідентифікації

У табл. 2, 3 представлені порівняльні результати оцінки оперативності навчання штучних нейронних мереж, що еволюціонують.

Перед навчанням ознаки спостережень були нормалізовані на інтервалі $[0, 1]$.

Варто відзначити, що запропонована процедура навчання показала кращий за критерієм РС (partition coefficient, РС – коефіцієнт розбиття) результат в порівнянні з EFCM і кращий за часом роботи результат в порівнянні з FCM. 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. 2, 3).

Таблиця 1

Оцінка ймовірності знаходження рішення, яке близьке до істинного для різних алгоритмів знаходження рішень

Ітерація	Запропонована методика	Алгоритм еволюційних стратегій	Гібридний модифікований алгоритм еволюційних стратегій	Запропонована методика	Алгоритм еволюційних стратегій	Гібридний модифікований алгоритм еволюційних стратегій
1	0,75	0,545	0,662	0,959344	0,66	0,79
2	0,77	0,573	0,688	0,957950	0,678	0,8
3	0,79	0,596	0,729	0,957798	0,69	0,825
4	0,82	0,624	0,746	0,945785	0,713	0,83
5	0,84	0,652	0,752	0,956173	0,728	0,839
6	0,87	0,68	0,764	0,964235	0,735	0,843
7	0,88	0,7	0,789	0,978653	0,746	0,858
8	0,91	0,717	0,8032	0,983865	0,754	0,869
9	0,93	0,744	0,814	0,992892	0,763	0,873
10	0,96	0,768	0,83	1,000000	0,78	0,89

Таблиця 2

Порівняльні результати оцінки оперативності навчання штучних нейронних мереж, що еволюціонують

Система	Параметри алгоритму	ХВ (Індекс Ксі-Бені)	Час, сек
FCM (Fuzzy C-Means)	–	0.1903	2.69
EFCM	Dthr=0.24	0.1136	0.14
EFCM	Dthr=0.19	0.1548	0.19
Запропонована система (пакетний режим)	delta=0.1	0.0978	0.37
Запропонована система (online режим)	delta=0.1	0.1127	0.25

Таблиця 3

Порівняльні результати кластеризації

Система	Параметри алгоритму	ХВ (Індекс Ксі-Бені)	Час, сек
FCM (Fuzzy C-Means)	Dthr=0.6	0.2963	0.81
EFCM	Dthr=0.6	0.2330	0.54
Запропонована система (пакетний режим)	delta=0.4	0.2078	0.45
Запропонована система (online режим)	delta=0.4	0.2200	0.30

Зазначені результати видно з результатів в останніх строках табл. 2, 3, як різниця індексу Ксі-Бені. Разом з тим, як вже було зазначено, в ході роботи відомі методи накопичують помилки, саме тому в запропонованій методиці запропоновано використання штучних нейронних мереж, що еволюціонують.

6. Обговорення результатів з розробки методики структурно-параметричної оцінки стану об'єкту

Проведено розробку методики структурно-параметричної оцінки стану об'єкту. Зазначена методика дозволяє провести оцінку структури та параметрів об'єкту за рахунок вирішених наступних часткових завдань дослідження:

- формалізований опис структурно-параметричної оцінки стану об'єкту дозволяє встановити взаємозв'язок між процесами що відбуваються у ході структурно-параметричної оцінки стану об'єкту. Зазначений формалізований опис наведений у виразах (1)–(6);

- розроблено алгоритм реалізації методики структурно-параметричної оцінки стану об'єкту, що дозволяє оцінити (ідентифікувати) структуру та параметри стану об'єкту. Основні етапи реалізації методи наведені на рис. 1 та виразах (7)–(27).

- проведена практична перевірка запропонованої методики при аналізі оперативної обстановки угруповання військ (сил). Результати практичної перевірки запропонованої методики показали підвищення оперативності структурно-параметричної оцінки стану об'єкту. Оцінка ефективності зазначеної методики при аналізі оперативної обстановки угруповання військ (сил) наведена на рис. 2 та табл. 1–3.

Враховуючи зазначене завдання структурно-параметричної оцінки стану об'єкту з заданою оперативністю при допустимому рівні достовірності рішень можна вважати вирішеним.

Основними перевагами запропонованої методики оцінки 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, як і структури за рахунок глобальної оцінки так і параметрів за рахунок локальної оцінки;

- широка сфера використання (системи підтримки та прийняття рішень);

- простота математичних розрахунків;

- не накопичує помилку навчання за рахунок еволюції структури штучної нейронної мережі;

- можливість адаптації системи показників в ході роботи;

- навчання не тільки синаптичних ваг штучної нейронної мережі, але й виду та параметрів функції належності;

- навчання архітектури штучних нейронних мереж;

- обчислення даних за одну епоху без необхідності зберігання попередніх обчислень;

- врахування типу невизначеності при побудові нечіткої когнітивної темпоральної моделі;

– можливість синтезу оптимальної структури системи підтримки та прийняття рішення.

До недоліків запропонованої методики слід віднести:

– досягнення максимальної точності оцінювання відбувається після 8 ітерації оцінювання;

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

– менша точність оцінювання у порівнянні з іншими методами оцінки.

Зазначена методика дозволить:

– провести оцінку стану об'єкту;

– визначити ефективні заходи для підвищення ефективності управління;

– підвищити швидкість оцінки стану об'єкту;

– зменшити використання обчислювальних ресурсів систем підтримки та прийняття рішень.

Розроблена методика має на 30–35 % більшу ефективність за критерієм придатності отриманого рішення у порівнянні з класичним алгоритмом еволюційних стратегій і на 20–25 % у порівнянні з модифікованими алгоритмами еволюційних стратегій. За результатами проведеного аналізу ефективності запропонованої методики видно, що її обчислювальна складність на 12–18 % менше, у порівнянні з методиками, що використовуються для оцінки ефективності прийнятих рішень, які представлені в табл. 2.

Зазначене дослідження є подальшим розвитком досліджень, що спрямовані на розробку методологічних засад підвищення ефективності інформаційно-аналітичного забезпечення, що опубліковані вже раніше [2, 4–6].

До обмежень зазначеної методики слід віднести:

– наявність достатніх обчислювальних ресурсів для проведення розрахунків відповідно до процедур методики;

– наявність бази знань початкового стану об'єкту для початкового заповнення баз знань та виставлення коефіцієнтів інформованості про стан об'єкту.

7. Висновки

1. Проведено формалізований опис структурно-параметричної оцінки стану об'єкту. Завдання ідентифікації динамічного об'єкта була приведена до задачі пошуку екстремуму на просторі векторів з дійсними координатами. При цьому особливість представлення структури об'єкта призводить до складної поведінки цільової функції на краях деяких точок простору, для яких перші координати вектору перетворюються в 0. Зазначена формалізація дозволяє описати процеси, що проходять під час вирішення завдань аналізу стану об'єктів. В якості критерію ефективності зазначеної методики обрано придатність отриманого рішення.

2. Визначено алгоритм реалізації методики, що дозволяє:

– провести аналіз стану об'єктів в умовах невизначеності;

– врахувати початковий тип невизначеності вихідних даних;

– провести структурно-параметричне навчання штучних нейронних мереж для інтелектуальних систем підтримки прийняття рішень.

Відмінністю запропонованого алгоритму полягає у використанні удосконалених процедур оброблення невизначених вихідних даних, селекції, схрещування, мутації, формування початкової популяції, округлення координат та процедури навчання алгоритму еволюційних стратегій.

3. Проведена практична перевірка запропонованої методики при аналізі оперативної обстановки угруповання військ (сил) на прикладі оцінки та прогнозування стану оперативної обстановки угруповання військ(сил). Розроблена методика має на 30–35 % більшу ефективність за критерієм придатності отриманого рішення у порівнянні з класичним алгоритмом еволюційних стратегій. Також запропонована методика є кращою на 20–25 % у порівнянні з модифікованими алгоритмами еволюційних стратегій за рахунок використання додаткових удосконалених процедур за критерієм придатності отриманого рішення.

Подяки

Авторський колектив висловлює подяку за надання допомоги в підготовці статті:

– доктору технічних наук, професору Кувшинову Олексію Вікторовичу – заступнику начальника навчально-наукового інституту Національного університету оборони України імені Івана Черняхівського;

– доктору технічних наук, старшому науковому співробітнику Сові Олегу Ярославовичу – начальнику кафедри автоматизованих систем управління Військового інституту телекомунікацій та інформатизації імені Героїв Крут;

– доктору технічних наук, старшому науковому співробітнику Журавському Юрію Володимировичу – начальнику кафедри електротехніки та електроніки Житомирського військового інституту ім. С. П. Корольова;

– заслуженому діячу науки і техніки України, доктору технічних наук, професору Слюсарю Вадиму Івановичу – головному науковому співробітнику Центрального науково-дослідного інституту озброєння та військової техніки Збройних Сил України;

– доктору технічних наук, професору Ротштейну Олександрю Петровичу – професору Ієрусалимського політехнічного інституту Махон Лев;

– кандидату технічних наук, доценту Башкирову Олександрю Миколайовичу – провідному науковому співробітнику Центрального науково-дослідного інституту озброєння та військової техніки Збройних Сил України.

Література

1. Шишацький, А. В., Башкиров, О. М., Костина, О. М. (2015). Розвиток інтегрованих систем зв'язку та передачі даних для потреб Збройних Сил. Озброєння та військова техніка, 1, 35–39.

2. Dudnyk, V., Sinenko, Y., Matsyk, M., Demchenko, Y., Zhyvotovskiy, R., Repilo, I. et. al. (2020). Development of a method for training artificial neural networks for intelligent decision support systems. Eastern-European Journal of Enterprise Technologies, 3 (2 (105)), 37–47. doi: <https://doi.org/10.15587/1729-4061.2020.203301>

3. Kuchuk, N., Mohammed, A. S., Shyshatskyi, A., Nalapko, O. (2019). The method of improving the efficiency of routes selection in networks of connection with the possibility of self-organization. *International Journal of Advanced Trends in Computer Science and Engineering*, 8 (1.2), 1–6. URL: <http://www.warse.org/IJATCSE/static/pdf/file/ijatcse01812sl2019.pdf>
4. Pievtsov, H., Turinskyi, O., Zhyvotovskiy, R., Sova, O., Zvieriev, O., Lanetskii, B., Shyshatskyi, A. (2020). Development of an advanced method of finding solutions for neuro-fuzzy expert systems of analysis of the radioelectronic situation. *EUREKA: Physics and Engineering*, 4, 78–89. doi: <https://doi.org/10.21303/2461-4262.2020.001353>
5. Zuiev, P., Zhyvotovskiy, R., Zvieriev, O., Hatsenko, S., Kuprii, V., Nakonechnyi, O. et. al. (2020). Development of complex methodology of processing heterogeneous data in intelligent decision support systems. *Eastern-European Journal of Enterprise Technologies*, 4 (9 (106)), 14–23. doi: <https://doi.org/10.15587/1729-4061.2020.208554>
6. Shyshatskyi, A., Zvieriev, O., Salnikova, O., Demchenko, Y., Trotsko, O., Neroznak, Y. (2020). Complex Methods of Processing Different Data in Intellectual Systems for Decision Support System. *International Journal of Advanced Trends in Computer Science and Engineering*, 9 (4), 5583–5590. doi: <https://doi.org/10.30534/ijatcse/2020/206942020>
7. Sova, O., Shyshatskyi, A., Salnikova, O., Zhuk, O., Trotsko, O., Hrokholskyi, Y. (2021). Development of a method for assessment and forecasting of the radio electronic environment. *EUREKA: Physics and Engineering*, 4, 30–40. doi: <https://doi.org/10.21303/2461-4262.2021.001940>
8. Rodrigues, E., Gaspar, A. R., Gomes, Á. (2013). An evolutionary strategy enhanced with a local search technique for the space allocation problem in architecture, Part 2: Validation and performance tests. *Computer-Aided Design*, 45 (5), 898–910. doi: <https://doi.org/10.1016/j.cad.2013.01.003>
9. Guerrero-Peña, E., Araújo, A. F. R. (2021). Dynamic multi-objective evolutionary algorithm with objective space prediction strategy. *Applied Soft Computing*, 107, 107258. doi: <https://doi.org/10.1016/j.asoc.2021.107258>
10. Pérez-González, C. J., Colebrook, M., Roda-García, J. L., Rosa-Remedios, C. B. (2019). Developing a data analytics platform to support decision making in emergency and security management. *Expert Systems with Applications*, 120, 167–184. doi: <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2018.11.023>
11. Massel, L. V., Gerget, O. M., Massel, A. G., Mamedov, T. G. (2019). The Use of Machine Learning in Situational Management in Relation to the Tasks of the Power Industry. *EPJ Web of Conferences*, 217, 01010. doi: <https://doi.org/10.1051/epjconf/201921701010>
12. Abaci, K., Yamacli, V. (2019). Hybrid Artificial Neural Network by Using Differential Search Algorithm for Solving Power Flow Problem. *Advances in Electrical and Computer Engineering*, 19 (4), 57–64. doi: <https://doi.org/10.4316/aece.2019.04007>

13. Osman, A. M. S. (2019). A novel big data analytics framework for smart cities. *Future Generation Computer Systems*, 91, 620–633. doi: <https://doi.org/10.1016/j.future.2018.06.046>
14. Mishchuk, O. S., Vitynskyi, P. B. (2018). Neural Network with Combined Approximation of the Surface of the Response. *Research Bulletin of the National Technical University of Ukraine “Kyiv Politechnic Institute”*, 2, 18–24. doi: <https://doi.org/10.20535/1810-0546.2018.2.129022>
15. Kazemi, M., Faezrad, M. (2018). Efficiency estimation using nonlinear influences of time lags in DEA Using Artificial Neural Networks. *Industrial Management Journal*, 10 (1), 17–34. doi: <https://doi.org/10.22059/imj.2018.129192.1006898>
16. Prokoptsev, N. G., Alekseenko, A. E., Kholodov, Y. A. (2018). Traffic flow speed prediction on transportation graph with convolutional neural networks. *Computer Research and Modeling*, 10 (3), 359–367. doi: <https://doi.org/10.20537/2076-7633-2018-10-3-359-367>
17. Wu, M., Zhu, X., Ma, L., Wang, J., Bao, W., Li, W., Fan, Z. (2021). Torch: Strategy evolution in swarm robots using heterogeneous–homogeneous co-evolution method. *Journal of Industrial Information Integration*, 100239. doi: <https://doi.org/10.1016/j.jii.2021.100239>
18. Li, Z., Lin, X., Zhang, Q., Liu, H. (2020). Evolution strategies for continuous optimization: A survey of the state-of-the-art. *Swarm and Evolutionary Computation*, 56, 100694. doi: <https://doi.org/10.1016/j.swevo.2020.100694>
19. Rybak, V. A., Shokr, A. (2016). Analysis and comparison of existing decision support technology. *System analysis and applied information science*, 3, 12–18.
20. Polozhiuk, K., Yaremenko, V. (2020). Neural networks and Monte-Carlo method usage in multi-agent systems for sudoku problem solving. *Technology Audit and Production Reserves*, 6 (2 (56)), 38–41. doi: <https://doi.org/10.15587/2706-5448.2020.218427>
21. Akanova, A., Kaldarova, M. (2020). Impact of the compilation method on determining the accuracy of the error loss in neural network learning. *Technology Audit and Production Reserves*, 6 (2 (56)), 34–37. doi: <https://doi.org/10.15587/2706-5448.2020.217613>
22. Leoshchenko, S., Oliinyk, A., Subbotin, S., Zaiko, T. (2020). Usage of swarm intelligence strategies during projection of parallel neuroevolution methods for neuromodel synthesis. *Technology Audit and Production Reserves*, 5 (2 (55)), 12–17. doi: <https://doi.org/10.15587/2706-5448.2020.214769>
23. Yaremenko, V., Syrotiuk, O. (2020). Development of a multi-agent system for solving domain dictionary construction problem. *Technology Audit and Production Reserves*, 4 (2 (54)), 27–30. doi: <https://doi.org/10.15587/2706-5448.2020.208400>
24. Lakhno, V., Sagun, A., Khaidurov, V., Panasko, E. (2020). Development of an intelligent subsystem for operating system incidents forecasting. *Technology Audit and Production Reserves*, 2 (2 (52)), 35–39. doi: <https://doi.org/10.15587/2706-5448.2020.202498>
25. Hou, N., He, F., Zhou, Y., Chen, Y., Yan, X. (2018). A Parallel Genetic Algorithm With Dispersion Correction for HW/SW Partitioning on Multi-Core CPU

and Many-Core GPU. *IEEE Access*, 6, 883–898. doi: <https://doi.org/10.1109/access.2017.2776295>

26. Nobile, M. S., Cazzaniga, P., Besozzi, D., Colombo, R., Mauri, G., Pasi, G. (2018). Fuzzy Self-Tuning PSO: A settings-free algorithm for global optimization. *Swarm and Evolutionary Computation*, 39, 70–85. doi: <https://doi.org/10.1016/j.swevo.2017.09.001>

27. Nugroho, E. D., Wibowo, M. E., Pulungan, R. (2017). Parallel implementation of genetic algorithm for searching optimal parameters of artificial neural networks. 2017 3rd International Conference on Science and Technology - Computer (ICST). doi: <https://doi.org/10.1109/icstc.2017.8011867>

28. Bergel, A. (2020). Neuroevolution. *Agile Artificial Intelligence in Pharo*, 283–294. doi: https://doi.org/10.1007/978-1-4842-5384-7_14

29. Lovska, A. (2015). Peculiarities of computer modeling of strength of body bearing construction of gondola car during transportation by ferry-bridge. *Metallurgical and Mining Industry*, 1, 49–54. URL: https://www.metaljournal.com.ua/assets/Journal/english-edition/MMI_2015_1/10%20Lovska.pdf

30. Lovska, A., Fomin, O. (2020). A new fastener to ensure the reliability of a passenger car body on a train ferry. *Acta Polytechnica*, 60 (6), 478–485. doi: <https://doi.org/10.14311/ap.2020.60.0478>

31. Koshlan, A., Salnikova, O., Chekhovska, M., Zhyvotovskiy, R., Prokopenko, Y., Hurskyi, T. et. al. (2019). Development of an algorithm for complex processing of geospatial data in the special-purpose geoinformation system in conditions of diversity and uncertainty of data. *Eastern-European Journal of Enterprise Technologies*, 5 (9 (101)), 35–45. doi: <https://doi.org/10.15587/1729-4061.2019.180197>