

3.2 Методика оцінки та прогнозування радіоелектронної обстановки

Вступ

Системи підтримки прийняття рішень (СППР) активно використовуються в усіх сферах життєдіяльності людей. Створення інтелектуальних СППР стало природним продовженням широкого застосування СППР класичного типу. Інтелектуальні СППР знайшли широке використання для вирішення специфічних завдань військового призначення, а саме [174, 175]:

- 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.

Одним з таких завдань, де використовуються інтелектуальні СППР є аналіз та прогнозування радіоелектронної обстановки, що також зводиться до багатокритерійного аналізу альтернатив, враховуючи велику чисельність та різнотипність угруповань військ (сил). З практичної точки зору від ефективності аналізу та прогнозування радіоелектронної обстановки залежить ефективність використання радіочастотного ресурсу та ефективність функціонування систем зв'язку (радіоелектронного подавлення). Разом з тим, при аналізі завдань радіоелектронної обстановки (РЕО) виникає ряд проблемних питань, а саме:

1. Сигнали аналізуються в складній радіоелектронній обстановці на фоні різних за походженням завад.
2. Вхідні сигнали не збігаються з еталонами за рахунок впливу різних типів завад.
3. Інтерпретація сигналів залежить від досвіду оператора (експерта), повноти додаткової інформації по конкретному завданні (умови невизначеності).

Аналіз літературних даних та постановка проблеми

В роботі [180] розкрито суть когнітивного моделювання та сценарного планування. Запропонована система взаємодоповнюючих принципів побудови і реалізації сценаріїв, виділені різні підходи до побудови сценаріїв, описана

процедура моделювання сценаріїв на основі нечітких когнітивних карт. Запропоновано виявляти концепти когнітивної карти на основі аналізу внутрішньої і зовнішнього середовища організації, що дозволить системно поглянути на умови господарювання підприємства, спрогнозувати подальший розвиток та прийняти правильні управлінські рішення. Запропонований авторами підхід не дозволяє врахувати тип невизначеності про стан об'єкту аналізу та не враховує затримку на обробку даних про стан об'єкту.

В роботі [181] проведений аналіз основних підходів до когнітивного моделювання. Когнітивний аналіз і дозволяє: дослідити проблеми з нечіткими чинниками і взаємозв'язками; враховувати зміни зовнішнього середовища та використовувати об'єктивно сформовані тенденції розвитку ситуації в своїх інтересах. Зазначено що необхідно розробці системи критеріїв для можливості формалізації і автоматизації прийняття рішень в проблемних областях. Також зазначено, що необхідно враховувати об'єктивність інформації, яка обробляється.

В роботі [182] описаний підхід на основі агентів, який використовується в мультиагентній інформаційно-аналітичній системі і розглянуто проблеми інформаційної підтримки прийняття рішень. До недоліків зазначеного підходу слід віднести обмеженість представлення складних систем, а саме в жодного з агентів немає уявлення про всю систему.

В роботі [183] представлено метод аналізу великих масивів даних. Зазначений метод орієнтований на пошук скритої інформації в великих масивах даних. Метод включає операції генерування аналітичних базових ліній, зменшення змінних, виявлення розріджених ознак та наведення правил. До недоліків зазначеного методу належить неможливість врахування різних стратегій оцінювання рішень.

В роботі [184] запропоновано підхід для оцінки вартості життя клієнта в галузі авіаперевезень. В зазначеному підході спочатку використовується регресійна модель, після чого використовується модель непрямого оцінювання. На кінцевому етапі відбувається порівняння результатів оцінки з використанням

обох моделей оцінювання. До недоліків зазначеного підходу слід віднести неможливість визначення адекватності отриманої оцінки.

В роботі [185] запропоновано комплексний метод обробки різнотипних даних в інтелектуальних СППР. Зазначений підхід заснований на концепції озера даних. Зазначений підхід дозволяє обробляти як структуровані так і не структуровані дані. До недоліків зазначеного підходу слід віднести неможливість визначення адекватності отриманої оцінки та встановити вплив кожного показника один на одного.

В переважній більшості в відомих інтелектуальних СППР використовуються методи багатокритеріального нечіткого оцінювання альтернатив. Разом з тим, проведений аналіз праць [174, 176–186] показав, що в переважній більшості зазначені методи мають наступні спільні обмеження:

- складність формування багаторівневої структури оцінювання;
- відсутність врахування сумісності нерівномірно значних показників;
- відсутність можливості спільного виконання прямої і зворотної задач оцінювання за підтримки вибору найкращих рішень;
- відсутність можливості формування узагальненого показника оцінки та вибору рішень на основі наборів часткових показників, що змінюються з урахуванням складної багаторівневої структури оцінювання;
- складність агрегування різнорідних показників (як кількісних, так і якісних) оцінки та вибору рішень, що розрізняються по вимірювальним шкалами та діапазонами значень;
- не врахування різних стратегій оцінювання рішень;
- складність налаштування (адаптація) оціночних моделей при додаванні (виключенні) показників і зміні їх параметрів (сумісності та значущості показників);
- не врахування типу невизначеності початкових даних про стан об'єкту.

Для досягнення мети встановлюється така ціль:

- здійснити математичну постановку завдання з розробки методики оцінки та прогнозування РЕО в інтелектуальних системах підтримки прийняття рішень;

- провести розробку методики оцінки та прогнозування РЕО в інтелектуальних системах підтримки прийняття рішень;
- провести оцінку ефективності запропонованої методики.

Матеріали та методи дослідження

При розробці методики оцінки та прогнозування РЕО в інтелектуальних системах підтримки прийняття рішень використовувалися методи:

нечітких темпоральних моделей – для встановлення взаємних зв'язків між показниками та визначення ступеня впливу показників один на одного для вирішення задачі аналізу та прогнозування стану РЕО;

штучних нейронних мереж, що еволюціонують – для навчання та корегування баз знань радіоелектронної обстановки. Для навчання штучних нейронних мереж, що еволюціонують використаний розроблений в попередніх роботах метод навчання штучних нейронних мереж, який дозволяє проводити глибоке навчання штучних нейронних мереж, який полягає в навчанні архітектури, виду та параметрів функції належності.

Моделювання методики оцінки та прогнозування РЕО в інтелектуальних системах підтримки прийняття рішень проводилося при наступних параметрах:

– засоби радіозв'язку з псевдовипадковою перестройкою робочої частоти (ППРЧ). Діапазон частот – 30–512 МГц; потужність передавача – 10 Вт; ширина смуги частот, що випромінюється – 12,5 кГц, чутливість приймача –120 дБ; кількість засобів радіозв'язку (ЗРЗ) в мережі – 5. Кількість частотних каналів для переналаштування засобів радіозв'язку (ЗРЗ) – 10000; кількість перестроювання – від 333,5 до 1000 стрибків/сек;

– комплекси радіоелектронного подавлення (РЕП)–2. Діапазон частот комплексів РЕП – 30–2000 МГц; потужність передавача – 2000 Вт; максимальна смуга частот, що може бути подавлена одночасно – 80 МГц. Тип завади комплексів РЕП – шумова загороджувальна завада з частотною маніпуляцією, як одна з найбільш поширених та вплив якої добре відомий; стратегія комплексу РЕП-динамічна.

Моделювання проводилося з використанням програмного забезпечення

MathCad 2014 та ПЕОМ Intel Core i3. До ПЕОМ було підключено 5 програмованих прийомопередавачів LimeSDR (США) з програмним забезпеченням GNU Radio (Німеччина) та підключено до генератора шуму RIGOL DG5252 (Німеччина), що імітував роботу комплексу РЕП.

Для проведення експерименту використовувалася навчальна вибірка, що містить дані про стан радіоелектронної обстановки угруповання. Для експериментів використовувалося 5000 спостережень із цієї вибірки. Навчальна вибірка містила 3000 спостережень, тестова – 2000 спостережень.

Результати дослідження з оцінки та прогнозування РЕО в інтелектуальних системах підтримки прийняття рішень

Математична постановка завдання з розробки методики оцінки та прогнозування РЕО в інтелектуальних системах підтримки прийняття рішень

Проведемо математичну постановку завдання з розробки методики оцінки та прогнозування РЕО в інтелектуальних системах підтримки прийняття рішень.

Постановка завдання.

Задано: параметри засобів радіозв'язку $\Psi = \{\psi_i\}$, $i = \overline{1, m}$: S – кількість передавальних антен, V – кількість приймальних антен, $v_{\text{пер}}$ – швидкість перестроювання робочої частоти, K_{Π} – кількість частотних підканалів, M – вид модуляції сигналу та його позиційність; K_{Π} – кількість варіантів швидкості перестройки робочої частоти, P_c – потужність корисного сигналу, ΔF_c – смуга частот сигналу, h_3^2 – відношення сигнал/завада (ВСЗ), $H(t)$ – передаточна характеристика каналу зв'язку, R – швидкість кодування; v_i – швидкість передачі інформації засобом радіозв'язку.

Необхідно: ідентифікувати засіб радіозв'язку, його тип, параметри та режим роботи, поточне положення частотно-часової посилки та провести прогнозування подальшого положення частотно-часової посилки його сигналу з

заданою точністю $\Omega(t)$ в момент часу при мінімальному часі ідентифікації $t_{id} \rightarrow \min$.

Обмеження та допущення відповідно до обмежень та допущень що наведені у попередньому розділі дослідження.

Завдання ідентифікації засобу радіозв'язку, його типу, параметрів та режиму роботи та прогнозування подальшого положення частотно-часової посилки його сигналу зводиться до типової оптимізаційної задачі. Система рівнянь для вирішення оптимізаційної задачі має такий вигляд:

$$\begin{cases} \Omega(t) = F_1(h_3^2, S, V, M, K_n, P_c) \rightarrow \max; \\ t_{id} = F_2(h_3^2, S, V, M, K_n, P_c) \rightarrow \min. \end{cases} \quad (1)$$

Так як процес аналізу радіоелектронної обстановки є динамічним процесом, то запишемо функціонал (1) аналізу та прогнозування стану РЕО для динамічної системи в вигляді багатовимірною часового ряду:

$$\forall t \in \{1, \dots, T, \dots\} \Psi_t = \begin{cases} \Psi_1^{(t)} F_1 \left(\Phi_{1,1} \left(s_1^{(t-1)}, \dots, s_1^{(t-L_1^1)} \right), \Phi_{1,N} \left(s_N^{(t-1)}, \dots, s_N^{(t-L_1^N)} \right) \right) \times \mathbf{1}_1, \\ \Psi_2^{(t)} F_2 \left(\Phi_{2,1} \left(\Psi_1^{(t-1)}, \dots, \Psi_1^{(t-L_2^1)} \right), \Phi_{2,N} \left(\Psi_N^{(t-1)}, \dots, \Psi_N^{(t-L_2^N)} \right) \right) \times \mathbf{1}_2, \\ \dots \\ \Psi_N^{(t)} F_N \left(\Phi_{N,1} \left(\Psi_1^{(t-1)}, \dots, \Psi_1^{(t-L_N^1)} \right), \Phi_{N,N} \left(\Psi_N^{(t-1)}, \dots, \Psi_N^{(t-L_N^N)} \right) \right) \times \mathbf{1}_N, \end{cases} \quad (2)$$

де Ψ_t – багатовимірний часовий ряд;

$\Psi_t = (\Psi_1^{(t)}, \Psi_2^{(t)}, \dots, \Psi_N^{(t)})$ – часовий зріз стану РЕО аналізу представлений у вигляді багатовимірною часового ряду на t -й момент часу, а саме параметрів засобів радіозв'язку $\Psi = \{\psi_i\}$ в момент часу з заданою точністю $\Omega(t)$;

$\Psi_j^{(t)}$ – значення j -го компонента багатовимірною часового ряду на t -й момент часу;

L_j^i – максимальне значення часової затримки i -го компоненту відносно j -го;

Φ_{ij} – оператор для врахування взаємовпливу між i -им та j -им компонентом багатовимірною часового ряду;

F_i – перетворення для отримання $s^{(t)}$, $i=1, \dots, N$; N – число компонентів багатовимірною часового ряду; $\mathbf{1}$ – оператор для врахування ступеню інформованості про стан РЕО.

З виразу (2) можна зробити висновок, що вираз дозволяє описати процеси аналізу РЕО з урахуванням запізнень у часі. Затримки необхідні на збір, обробку та узагальнення інформації про стан РЕО, а також враховує ступеню інформованості про стан РЕО. Також зазначений вираз (2) дозволяє описати процеси, що мають як кількісні так і якісні одиниці виміру.

Враховуючи зазначене, пропонується провести розробку методики оцінки та прогнозування радіоелектронної обстановки в інтелектуальних системах підтримки прийняття рішень з метою зменшення часу на ідентифікацію параметрів засобів радіозв'язку з заданою точністю.

Розробка методики оцінки та прогнозування радіоелектронної обстановки в інтелектуальних системах підтримки прийняття рішень

Удосконалена методика оцінки та прогнозування радіоелектронної обстановки в інтелектуальних системах підтримки прийняття рішень складається з наступної послідовності дій (рис. 1):

1. *Введення вихідних даних.* На даному етапі вводяться вихідні дані що наявні про РЕО. Проводиться ініціалізація базової моделі стану РЕО регіону з типовими параметрами радіоелектронних засобів та засобів радіоелектронної боротьби.

2. *Виявлення факторів та зв'язків між ними.*

На даному етапі відбувається аналіз проблеми, визначення мети і завдань аналізу та прогнозування стану РЕО, а також когнітивна структуризація наявної інформації про стан РЕО

$$\psi_{i(norm)}^{(t-l_i^j)} = \frac{\psi_i^{(t-l_i^j)} - \psi_{i(min)}}{\psi_{i(max)} - \psi_{i(min)}}, \quad l_i^j = 0, \dots, L_i^j, \quad (2)$$

де $\psi_{i(norm)}^{(t-l_i^j)}$ — нормоване значення; $\psi_{i(max)}$, $\psi_{i(min)}$ — максимальне та мінімальне значення, відповідно.

3. *Задання значень факторів та зв'язків між ними.*

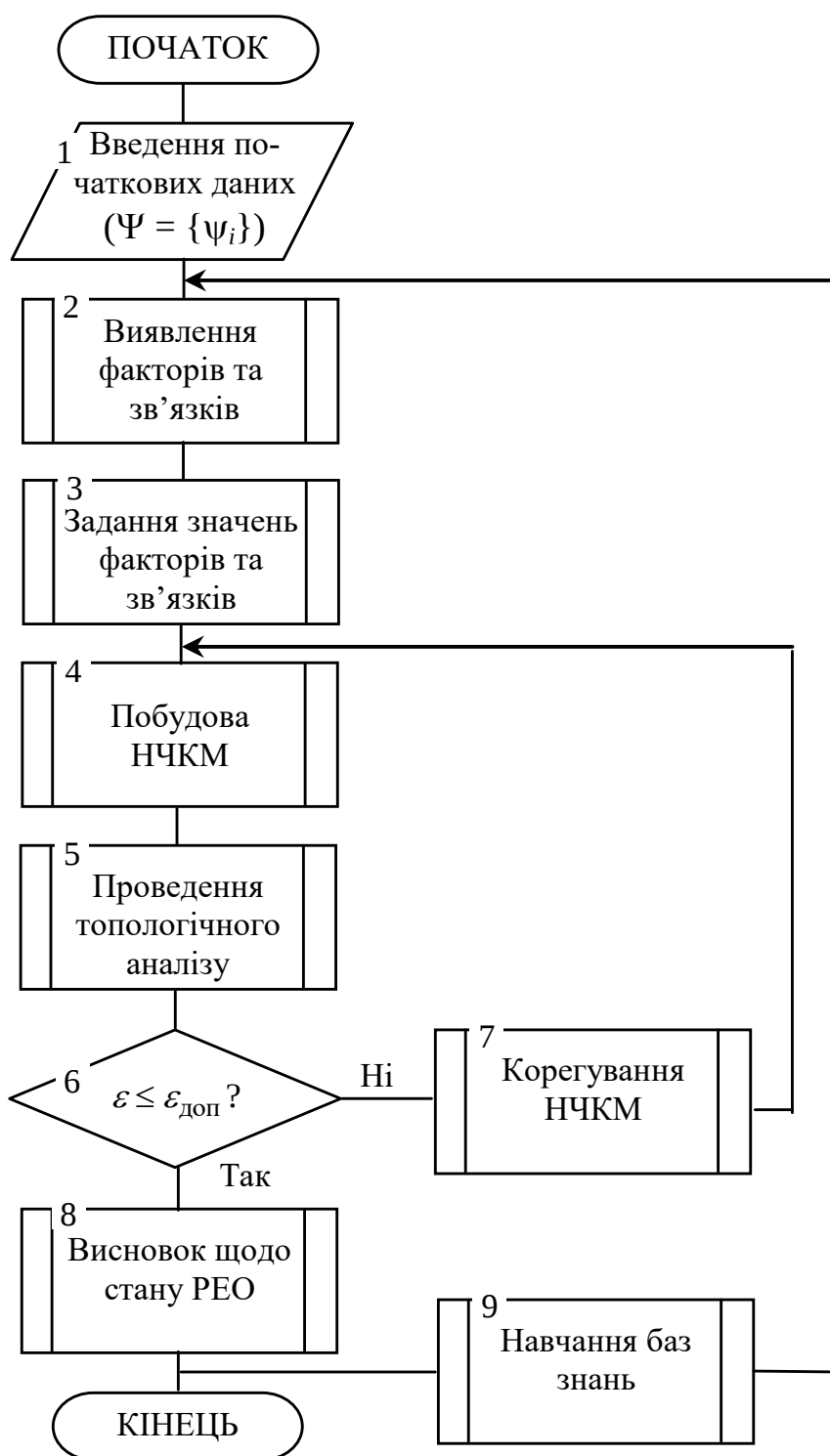


Рис. 1. Алгоритм реалізації методики аналізу та прогнозування стану РЕО

3. 1. Обробка вихідних даних.

Значення параметрів вершин x_{vi} , $i = \overline{1, h}$ (h – кількість факторів) можуть бути представлені у вигляді: чисел, які відрізняються одиницями вимірювання і

порядком величин; інтервалами $x_{v_i} = [x_{v_i1}, x_{v_i2}]$, де x_{v_i1} , x_{v_i2} – мінімальне та максимальне значення вершин та вербальних описів; нечіткими трикутними числами $x_{v_i} = [x_{v_i1}, x_{v_i2}, x_{v_i3}]$, де x_{v_i1} , x_{v_i2} , x_{v_i3} – мінімальне, найбільш очікуване і максимальне значення вершин; нечіткими трапецієподібними числами $x_{v_i} = [x_{v_i1}, x_{v_i2}, x_{v_i3}, x_{v_i4}]$, де x_{v_i1} , x_{v_i2} – песимістична та оптимістична оцінки меж інтервалів, x_{v_i3} , x_{v_i4} – інтервал найбільш можливої оцінки.

3. 2. Нормування значень параметрів вершин, представлених у вигляді інтервалів, нечітких чисел.

3. 3. Нормування значень зв'язків між вершинами, представлених у вигляді інтервалів нечітких чисел.

3. 4. Структуризація значень зв'язків між вершинами.

4. Побудова НЧКМ.

НЧКМ стану РЕО полягає в завданні структурних взаємозв'язків (у вигляді часових лагів) між концептами НЧКМ, зважених нечіткими значеннями $w_{ij}^{(t-l^j)}$ їх впливу один на одного. В зазначеній роботі в якості НЧКМ FS_i , що реалізують нечіткі темпоральні перетворення F_i , пропонуються модифіковані моделі ANFIS-типу (Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System):

$$\tilde{\psi}_j^{(t-l^j)} = \left(w_{ij}^{(t-l^j)} T \tilde{\psi}_j^{(t-l^j)} \right), \quad l_i^j = 0, \dots, L_i^j, \quad (3)$$

де T – операція Т-норми.

Після чого відбувається агрегування на основі операції Т-норми ступенів істинності передумов правил

$$\alpha_p = \min \left(\mu_L \left(\tilde{\psi}_1^{(t-1)} \right), \mu_L \left(\tilde{\psi}_3^{(t-3)} \right), \mu_M \left(\tilde{\psi}_4^{(t-3)} \right), \mu_M \left(\tilde{\psi}_5^{(t-3)} \right), \mu_H \left(\tilde{\psi}_1^{(t-3)} \right) \right). \quad (4)$$

Далі активізують укладення відповідних правил відповідно до ступенями істинності їх передумов на основі операції імплікації (тут, імплікації Мамдані - операції min-активізації):

$$\mu_{\tilde{M}} \left(\tilde{\psi}_1^{(t)} \right) = \min \left(\alpha_p, \tilde{M} \right). \quad (5)$$

Після чого здійснюється операція max-диз'юнкції, акумулюючи активізовані укладення всіх правил моделі:

$$\tilde{s}_1^{(t)} = \max(\mu_{\tilde{M}}(\tilde{s}_1^{(t)}), \dots, \mu_{\tilde{M}}(\tilde{s}_1^{(t)}), \dots, \mu_{\tilde{H}}(\tilde{s}_1^{(t)})). \quad (6)$$

Далі відбувається нормалізація, зберігання і виведення нечітких значень вихідних змінних моделі з необхідними для НЧКМ з часовими затримками

$$\tilde{\psi}_{1(norm)}^{(t)} = Z^0(\tilde{\psi}_1^{(t-1)}), \tilde{\psi}_{1(norm)}^{(t-2)} = Z^{-1}(\tilde{\psi}_1^{(t-1)}). \quad (7)$$

5. Проведення топологічного аналізу структури НЧКМ

Процедура топологічного аналізу структури НЧКМ складається з наступної послідовності дій:

Дія 5. 1. Введення значень зв'язків між вершинами НЧКМ.

Дія 5. 2 Якщо значення зв'язків між вершинами представлені в вигляді вербальних описів дотримується, то переходимо до дії 5. 3, а якщо ні то переходимо до дії 5. 4.

Дія 5. 3. Структуризація значень зв'язків між вершинами.

Дія 5. 4. Якщо умова, що значення зв'язків між вершинами представлені в вигляді інтервалів нечітких чисел виконується, то переходимо до дії 5. 5;

якщо умова не виконується, тобто значення зв'язків між вершинами представлені числами з інтервалу $w_{ij} \in [174, 174]$ то переходимо до дії 5. 6.

Дія 5. 5. Нормування значень зв'язків між вершинами, що представлені в вигляді інтервалів, нечітких чисел.

Дія 5. 6. Побудова НЧКМ в вигляді матриці відношень.

Дія 5. 7. Перехід від невизначених значень до “- 1”, “0” та “1”. Для застосування топологічного аналізу структури НЧКМ отримані нормовані інтервальні значення зв'язків між вершинами рекомендується перетворювати наступним чином:

1) якщо нормовані значення лежать в інтервалі $[-1, 0)$, то присвоюється мінус “одиниця”;

2) якщо нормоване значення лежить в інтервалі $[0, 0,5)$ – “нуль”;

3) якщо нормоване значення лежить в інтервалі $[0,5, 1]$ – “одиниця”.

Дія 5. 8. Побудова матриці відношень, що складається з “- 1”, “0” та “1”.

Дія 5. 9. Розрахунок розмірності симплексів комплексу $K_x(Y; \lambda)$.

Спочатку здійснюється підрахунок одиниць в кожному i -му рядку, $i=1, 2$,

..., m , а потім розрахунок розмірності симплексів комплексу $K_x(Y; \lambda)$.

$$q = q^{(i)} = \sum_{j=1}^m \lambda_{ij} - 1. \quad (8)$$

Дія 5.10. Розрахунок розмірності симплексів комплексу $K_y(X; \lambda^*)$.

Спочатку здійснюється підрахунок одиниць в кожному j -му стовбцю, а потім розрахунок розмірності симплексів комплексу $K_y(X; \lambda^*)$.

$$q = q^{(j)} = \sum_{i=1}^m \lambda_{ij} - 1. \quad (9)$$

Дія 5.11. Здійснюється перетворення матриць.

Перетворення матриці Λ в $^{(1)}\Lambda$ – упорядкування строк зверху вниз здійснюється за наступним правилом

$$q_1^{(i)} > q_2^{(i)} > q_3^{(i)} \dots > 0 > -1. \quad (10)$$

Перетворення матриці $^{(1)}\Lambda$ в $^{(2)}\Lambda$ – упорядкування j -стовбців зліва направо здійснюється по правилу

$$q_1^{(j)} > q_2^{(j)} > q_3^{(j)} \dots > 0 > -1. \quad (11)$$

Дія 5. 12. Здійснюється побудова симплиціальних комплексів.

Побудова комплексу $K_x(Y; \lambda) = \{\delta_q^{(v_i)}\}$ представляє собою послідовність симплексів $\delta_q^{(v_i)}$, яка впорядкована за правилом (10) убутання їх розмірності.

Побудова комплексу $K_x(Y; \lambda) = \{\delta_q^{(v_j)}\}$ представляє собою послідовність симплексів $\delta_q^{(v_j)}$, яка впорядкована за правилом (11) убутання їх розмірності.

Дія 5.13. Визначається перший структурний вектор по матриці $^{(2)}\Lambda$ комплексу $K_x(Y; \lambda)$.

Визначення по матриці $^{(2)}\Lambda$ першого структурного вектору $Q_x = \{Q_{\dim K}, \dots, Q_q, Q_1, Q_0\}$ комплексу $K_x(Y; \lambda)$ здійснюється наступним чином. Для кожної розмірності $q^{(i)}$ кількість симплексів в кожному класі еквівалентності Q_q встановлюється по правилу: якщо хоча б одна одиниця i -строки не входить в попередні строки $i-1, i-2, \dots, 1$, то відповідний даній строчці симплекс утворює окремий клас еквівалентності.

Дія 5.14. Визначається перший структурний вектор по матриці $^{(2)}\Lambda K_y (Y; \lambda^*)$. Для кожної розмірності $q^{(j)}$ кількість симплексів в кожному класі еквівалентності Q_q встановлюється по правилу: якщо хоча б одна одиниця j -го стовбця не входить в попередні стовбці $j-1, j-2, \dots, 1$, то відповідний цьому стовбцю симплекс утворює окремий клас еквівалентності.

6. Навчання ШНМ (штучних нейронних мереж).

В зазначеній процедурі відбувається навчання ШНМ за допомогою розробленого авторами в роботі [175] 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.

7. Прогнозування стану РЕО.

Багатовимірний аналіз і прогнозування стану складної системи/процесу виконується на основі структурно і параметрично налаштованої НЧКМ і може здійснюватися в наступних режимах:

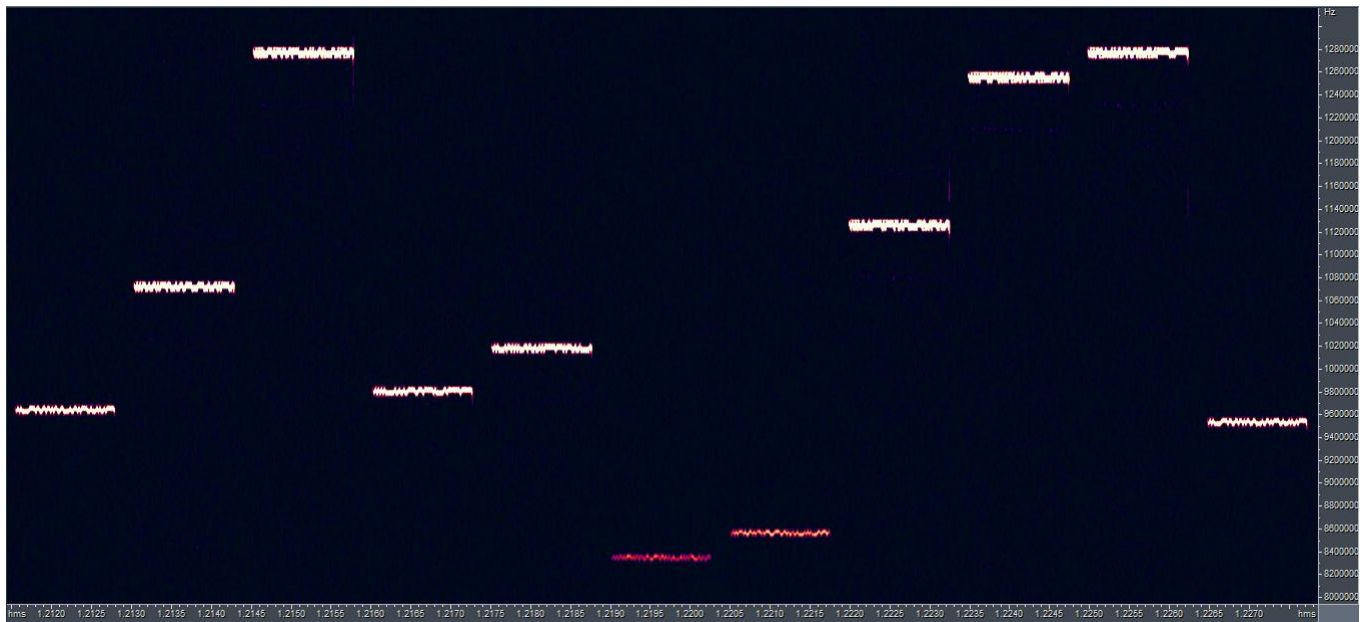
- по-перше, безпосереднє багатовимірне прогнозування стану складної системи/процесу для t -го моменту часу, тобто розрахунок значень вихідних змінних моделей $FS_i, i=1, \dots, N$ по заданим кожен раз відповідним сукупностями значень вхідних змінних цих моделей;

- по-друге, саморозвиток і прогнозна оцінка зміни стану складної системи/процесу, при якому моделювання динаміки зміни стану проводиться з деякої ситуації, заданої початковими значеннями всіх концептів НЧКМ, при відсутності зовнішніх впливів на неї;

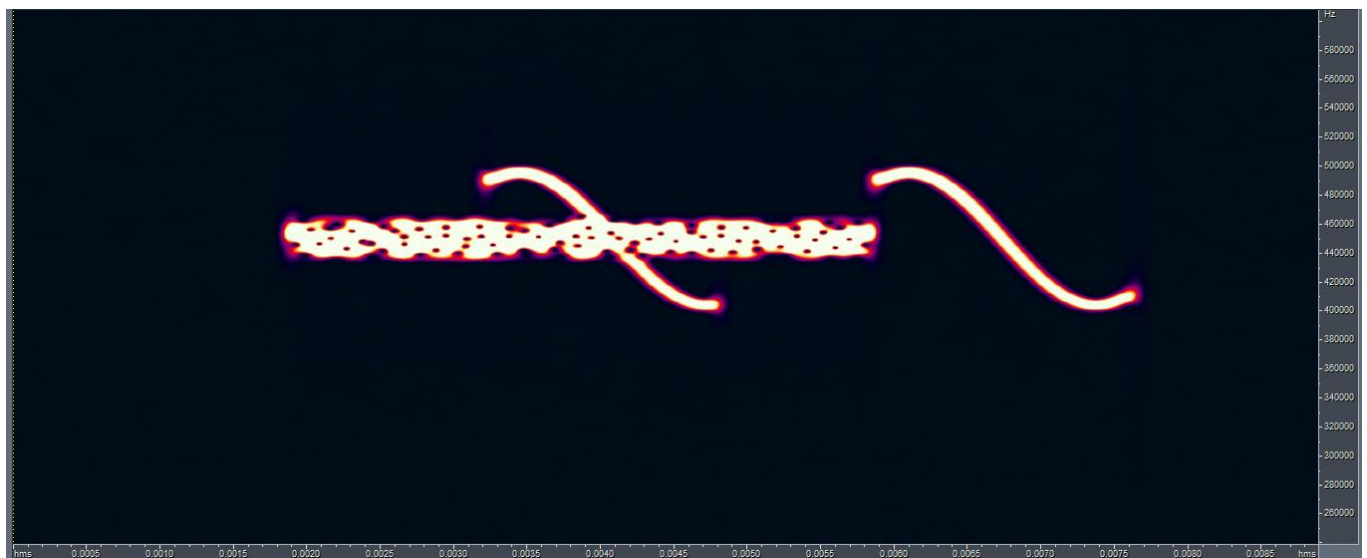
- по-третє, розвиток і прогнозна оцінка зміни стану складної системи/процесу, при якому моделювання динаміки зміни стану проводиться в деякій ситуації. Ситуація задана початковими знаннями всіх концептів НЧКМ, при зовнішньому впливі на значення концептів і/або на відносини впливу між концептами НЧКМ.

Моделювання та оцінка ефективності запропонованої методики проводилася у відповідності до умов моделювання з залученням засобів, які

детально описані в розділі 2 зазначеного дослідження. На **рис. 2, 3** наведено моделювання дуельного конфлікту засобів радіозв'язку та радіоелектронної боротьби. При чому запропонована методика оцінки та прогнозування була використана саме в засобах радіоелектронної боротьби на етапі ідентифікації засобу радіозв'язку та прогнозуванні положення сигналу в частотно-часовій площині.



a



б

Рис. 2 Робота 5 прийомопередавачів за зазначеною методикою та двох генераторів шуму RIGOL DG5252: *a* – загальне представлення ППРЧ; *б* – детальне представлення впливу завад на системи ППРЧ при моделюванні



Рис. 3 Демонстрація ефективності використання процедури навчання та прогнозування з використанням запропонованої методики

З аналізу рис. 2, 3 видно, разом з тим, при задіянні процедури навчання та прогнозування кількість уражених завадою частотних елементів збільшена в середньому на 20 % .

У якості критерію якості прогнозування використовувався квадратний корінь із середньоквадратичної помилки.

Для порівняння якості прогнозування використовувалися багатошаровий перцептрон (MLP), радіально-базисна нейронна мережа (RBFN) та штучна нейронна мережа, що еволюціонує.

Результати прогнозування для різних систем представлені в табл. 1.

Таблиця 1

Результати прогнозування для різних систем

Назва системи	Кількість параметрів, що налаштовуються	RMSE (навчальна)	RMSE (тестова)	Час, с
Багатошаровий перцептрон	51	0.1058	0.1407	0.1081
Радіально-базисна нейронна мережа	21	0.1066	0.2155	0.1081
Еволюціонуюча каскадна система з нео-фаззі вузлами	20	0.0784	0.1081	0.1081

Зазначені результати видно з результатів в останніх строках табл. 2 та табл. 1, як різниця індексу Ксі-Бені.

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 РЕО;
- широка сфера використання (системи підтримки та прийняття рішень);
- простота математичних розрахунків;
- не накопичує помилку навчання;
- 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;
- можливість синтезу оптимальної структури НЧКМ.

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. 1).

До недоліків запропонованого методики слід віднести:

- втрата інформативності при оцінюванні стану РЕО за рахунок побудови функції належності. Зазначена втрата інформативності може бути зменшена за рахунок вибору типу функції належності при практичній реалізаціях запропонованої методики в системах підтримки та прийняття рішень. Вибір типу функції належності залежить від обчислювальних ресурсів конкретного електронно-обчислювального засобу;

- менша точність оцінювання по окремо взятому параметру оцінки стану РЕО;

- менша точність оцінювання у порівнянні з іншими методами оцінки.

Зазначена методика дозволить:

- провести оцінку стану РЕО;
- визначити ефективні заходи для підвищення ефективності управління;
- підвищити швидкість оцінки стану РЕО;
- зменшити використання обчислювальних ресурсів систем підтримки та прийняття рішень.

Проведений аналіз методики показав, що обчислювальна складність на 15–25 % менше, у порівнянні з методиками, що використовуються для оцінки ефективності прийнятих рішень, які представлені в табл. 1. Зазначене дослідження є подальшим розвитком досліджень, що спрямовані на розробку методологічних засад підвищення ефективності інформаційно-аналітичного забезпечення, що опубліковані вже раніше [174, 175, 182].

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

Висновки

1. Проведено математичну постановку завдання з розробки методики оцінки та прогнозування РЕО в інтелектуальних системах підтримки прийняття рішень. Зазначене дозволяє описати процеси, що проходять в інтелектуальних системах підтримки прийняття рішень під час вирішення завдань аналізу та прогнозування стану РЕО. В якості критерію ефективності зазначеної методики обрано точність аналізу та прогнозування стану РЕО при виконанні обмежень на час ідентифікації. З постановки завдання дослідження видно те, що процес аналізу та прогнозування є складним ієрархічним процесом, який зводиться до вирішення завдання багатокритерійного аналізу альтернатив.

2. Саме тому, в ході зазначеного дослідження розроблено методику оцінки

та прогнозування РЕО в інтелектуальних системах підтримки прийняття рішень, що дозволяє:

- провести багатовимірний аналіз і прогнозування стану РЕО в умовах невизначеності;
- забезпечити прогнозну оцінку в умовах нестохастичної невизначеності, нелінійності взаємовпливу, часткової неузгодженості і суттєвою взаємозалежності компонентів багатовимірного часового ряду;
- провести навчання штучних нейронних мереж для інтелектуальних систем підтримки прийняття рішень;
- провести топологічний аналіз структури НЧКМ;
- обробляти значення зв'язків між факторами, що представлені в вигляді чисел, вербальних описів, а також дозволяє обґрунтувати вибір цільових та управляючих вершин НЧКМ в умовах невизначеності вихідних даних.

3. Проведений приклад використання запропонованої методики на прикладі оцінки та прогнозування стану РЕО. Зазначений приклад показав підвищення оперативності обробки даних на рівні 15–25 % за рахунок використання додаткових удосконалених процедур.