

УДК 691.392

DOI: 10.15587/1729-4061.2021.232718

Розробка методики оцінки та прогнозування в інтелектуальних системах підтримки прийняття рішень

К. А. Махді, А. В. Шишацький, Є. М. Прокопенко, Т. О. Івахненко,
Д. А. Купрієнко, В. В. Голян, Р. Р. Лазута, С. І. Кравченко, Н. М. Протас,
О. С. Моміт

Проведено розробку методики оцінки та прогнозування в інтелектуальних системах підтримки прийняття рішень. Сутність методики полягає в забезпеченні аналізу поточного стану об'єкту, що аналізується та короткострокового прогнозування стану об'єкту. Об'єктивний та повний аналіз досягається використанням удосконалених нечітких темпоральних моделей стану об'єкту та удосконаленої процедури обробки вихідних даних в умовах невизначеності. Також можливість об'єктивного та повного аналізу досягається за рахунок удосконаленої процедури прогнозування стану об'єкту та удосконаленої процедури навчання штучних нейронних мереж, що еволюціонують. Концепти нечіткої когнітивної моделі пов'язані підмножинами нечітких ступенів впливу, упорядкованих в хронологічній послідовності з урахуванням часових лагів відповідних компонентів багатовимірного часового ряду. В основу методики покладені нечіткі темпоральні моделі та штучні нейронні мережі, що еволюціонують. Особливістю методики є можливість врахування типу апріорної невизначеності про стан об'єкту (повної інформованості про стан об'єкту, часткової інформованості про стан об'єкту та повної невизначеності про стан об'єкту). Можливість уточнення інформації про стан об'єкту досягається за рахунок використання удосконаленої процедури навчання. Сутність процедури навчання полягає в тому, що навчання синаптичних ваг штучної нейронної мережі, типу та параметрів функції належності, а також архітектури окремих елементів і архітектури штучної нейронної мережі в цілому. Процедура прогнозування про стан об'єкту дозволяє проводити багатовимірний аналіз, врахування і опосередкований вплив всіх компонентів багатовимірного часового ряду з їх різними часовими зсувами один відносно одного в умовах невизначеності. Використання методики дозволяє досягти підвищення ефективності оперативності обробки даних на рівні 15–25 % за рахунок використання додаткових удосконалених процедур.

Ключові слова: системи підтримки прийняття рішень, штучні нейронні мережі, прогнозування стану, навчання штучних нейронних мереж.

1. Вступ

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

Основою існуючих СППР становлять 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. Інтелектуальні СППР забезпечують інформаційну підтримку всіх виробничих процесів і служб підприємств (організацій, установ). Основною фундаментальною відмінністю інтелектуальних СППР від класичних є наявність зворотнього зв'язку та здатність адаптуватися до зміни вхідних процесів. За допомогою інтелектуальних СППР проводиться проектування, виготовлення і збут продукції, фінансово-економічний аналіз, планування, управління персоналом, маркетинг, супровід створення (експлуатації, ремонту) виробів та перспективне планування. Також зазначені 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;
- планування бойової підготовки частин (підрозділів) та контроль за якістю засвоєння навчального матеріалу;
- 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 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 побудови є інформаційна технологія, заснована на нейромережевому моделюванні [1–8], зокрема на застосуванні еволюційного підходу до побудови штучних нейронних мереж (ШНМ) [2–7]. ШНМ дозволяють проводити обробку різнотипних даних, адаптувати свою структуру під тип та кількість вхідних даних тим самим збільшуючи власну продуктивність.

Застосування еволюційного підходу до побудови нейронних мереж в порівнянні з традиційними підходами дає наступні переваги:

- здатність швидкої адаптації до предметної галузі, що практично без будь-яких перетворень дає можливість сформувати структуру ШНМ, яка відповідає цьому процесу;
- здатність до швидкого навчання; на основі моделей нейронів з відповідними порогами, вагами і передаточними функціями, при яких вже в першому наближенні будується навчена ШНМ;
- здатність працювати в умовах невизначеності, нелінійності, стохастичності та хаотичності, різного роду збурювань і завад;

– мають як універсальні апроксимуючі властивості, так і можливості нечіткого виводу.

ШНМ, що еволюціонують одержали широке поширення для розв'язку різних завдань інтелектуального аналізу даних, планування, контролю, ідентифікації, емуляції, прогнозування, інтелектуального управління та т. п. 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 контексті ШНМ це означає, що нейронна мережа має фіксовану кількість нейронів і зв'язків. 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 є пристосовані для роботи в online режимі з досить високим темпом надходження нових даних на обробку.

3. Багато з існуючих систем обчислювального інтелекту не можуть визначати правила, що еволюціонують, по яких відбувається розвиток системи, а також можуть представляти результати своєї роботи в термінах природньої мови.

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

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

6. Нелінійний характер взаємовпливу об'єктів і процесів, нестохастична невизначеність, нелінійність взаємовпливу, частичної неузгодженості і суттєвою взаємозалежності компонентів.

Нечіткі когнітивні карти дозволяють усунути зазначені недоліки. є використання. Нечіткі когнітивні карти добре зарекомендували себе в задачах дослідження структури модельованої системи і отримання прогнозів її поведінки при різних управляючих впливах та ШНМ, що еволюціонують.

Постає актуальне наукове завдання розробки методики оцінки та прогнозування в інтелектуальних системах підтримки прийняття рішень з використанням штучних нейронних мереж та нечітких когнітивних моделей.

2. Аналіз літературних даних та постановка проблеми

В роботі [9] представлений алгоритм когнітивного моделювання. Визначено основні переваги когнітивних інструментів. При побудові експериментальної моделі визначено цільові фактори когнітивної карти, проведено аналіз пов'язаності і вивчений процес поширення збурень на графі. Запропонована модель використовується для прогнозування господарської діяльності та визначення очікуваних значень ряду параметрів, які необхідно контролювати для діагностики тенденцій розвитку промислового підприємства. До недоліків зазна-

ченого підходу слід віднести відсутність врахування типу невизначеності про стан об'єкту аналізу.

В роботі [10] 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 [11] 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 [12] 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 [13] 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 [14] 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 [15] наведений підхід до кількісного оцінювання що призначений для оцінки оптимального відбору чи/та тестування аналітичних методів. Об'єктивні критерії, пов'язані з аналітичними показниками, стійкістю, впливом на навколишнє середовище та економічними витратами, оцінюються за допомогою визначення штрафних балів, розділених на п'ять різних блоків. Для кожного блоку загальна кваліфікація масштабується від 0 до 4 і зображується на звичайній шестикутній піктограмі, що дозволяє порівняти аналітичні процедури. До недоліків зазначеного підходу відноситься відсутність можливості збільшення кількості показників, що оцінюються.

В роботі [16] наведений механізм трансформації інформаційних моделей об'єктів будівництва до їх еквівалентних структурних моделей. Цей механізм призначений для автоматизації необхідних операцій з перетворення, модифікації та доповнення під час такого обміну інформацією. До недоліків зазначеного підходу слід віднести неможливість оцінити адекватність та достовірність процесу трансформації інформації.

В роботі [17] проведено розробку аналітичної web-платформи для дослідження географічного та часового розподілу інцидентів. Web-платформу, містить декілька інформаційних панелей зі статистично значущими результатами за територіями. Web-платформа включає певні зовнішні джерела даних щодо соціальних та економічних питань, які дозволяють вивчити взаємозв'язок між цими чинниками та розподілом інцидентів у різних географічних рівнях. До недоліків зазначеної аналітичної платформи належить неможливість оцінити адекватність та достовірність процесу трансформації інформації, а також висока обчислювальна складність.

В роботі [18] проведено розробку методу нечіткого ієрархічного оцінювання якості обслуговування бібліотек. Зазначений метод дозволяє провести оцінювання якості бібліотек за множиною вхідних параметрів. До недоліків зазначеного методу слід віднести неможливість оцінити адекватність та достовірність оцінки.

В роботі [19] проведено аналіз 30 алгоритмів обробки великих масивів даних. Показано їх переваги та недоліки. Встановлено, що аналіз великих масивів даних повинен проводитися пошарово, відбуватися в режимі реального часу та мати можливість до самонавчання. До недоліків зазначених методів слід віднести їх велику обчислювальну складність та неможливість провести перевірку адекватності отриманих оцінок.

В роботі [20] 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 та навчання в зв'язку з відсутністю можливості оцінки адекватності прийнятих рішень.

В роботі [21] представлено підхід щодо обробки даних з різних джерел інформації. Зазначений підхід дозволяє проводити обробку даних з різних джерел. До недоліків зазначеного підходу слід віднести низьку точність отриманої оцінки та неможливість здійснити перевірку достовірності отриманої оцінки.

В роботі [22] проведений порівняльний аналіз існуючих технологій підтримки прийняття рішень, а саме: метод аналізу ієрархій, нейронні мережі, теорія нечітких множин, генетичні алгоритми і нейро-нечітке моделювання. Вказані переваги і недоліки даних підходів. Визначено сфери їх застосування. Показано, що метод аналізу ієрархій добре працює за умови повної початкової інформації, але в силу необхідності порівняння експертами альтернатив і вибору критеріїв оцінки має високу частку суб'єктивізму. Для задач прогнозування в умовах ризику і невизначеності обґрунтованим є використання теорії нечітких множин і нейронних мереж.

В роботі [23] розглядаються проблемні аспекти інформаційно-аналітичного забезпечення прийняття стратегічних рішень в сучасному менеджменті. Уточнено роль і місце процесу розробки і прийняття управлінських рішень при стратегічному плануванні. Проаналізовано існуючі підходи до обліку закономірностей ходу і результату стратегічних процесів. В ході проведеного аналізу встановлено, що особливий інтерес представляють підходи і методи сучасної теорії моделей в системах управління, які дозволяють здійснювати лінійно-апроксимаційну апроксимацію математичних моделей кібернетичних систем. Така апроксимація забезпечує досягнення найбільш високого рівня абстрактного опису систем, що дозволяє виявляти найбільш загальні поняття і дослідити взаємини між ними. Однак отримані тут результатів не в повній мірі поширюються на системи організаційного управління. Для вирішення задач стратегічного менеджменту запропоновано використовувати теорію нечітких множин та нейронних мереж.

В роботі [24] описуються інструменти та методи аналізу та обробки інформації про кількість та якість персоналу Міністерства оборони Республіки Чехія. До недоліків зазначеного підходу слід віднести високу обчислювальну складність, неможливість оцінити адекватність та достовірність рішень, що приймаються.

В роботі [25] описуються підходи до обробки постійно оновлюваної інформації, що циркулює в соціальних інформаційних комунікаціях, а саме: активне використання методик контент-моніторингу, контент-аналізу в цьому процесі. До недоліків зазначених методик слід віднести їх велику обчислювальну складність.

В роботі [26] наведено систему ієрархічного нечіткого оцінювання факторів, що впливають на процес вирощування рису. До недоліків зазначеної методики слід віднести накопичування помилки оцінювання в зв'язку з неможливістю оцінити адекватність отриманої оцінки.

В роботі [27] проведено розробку методології визначення та оцінки стратегічного економічного потенціалу теоретико-методологічних засад формування та оцінки рівня стратегічного економічного потенціалу економічних систем. В основі зазначеної методології покладено використання методу аналізу ієрархій. До недоліків зазначеної методології слід віднести залежність отриманих результатів від компетентності експертів та висока обчислювальна складність.

В роботі [28] проведено розробку підходу визначення впливу чинників, що впливають на ефективність господарської діяльності на економіку інтегрованих структур. В основі зазначеного підходу покладено використання методу експертних оцінок. До недоліків зазначеного підходу слід віднести залежність отриманих результатів від компетентності експертів та висока обчислювальна складність.

В роботі [29] проведено розробку системного підходу з оцінки ефективності виконання стратегічного плану. В основі зазначеного системного підходу покладено використання методу експертних оцінок. До недоліків зазначеного системного підходу слід віднести залежність отриманих результатів від компетентності експертів та висока обчислювальна складність.

Проведення аналізу праць [9–29] показав, що в переважній більшості засновані на використанні загальнонаукових методів, як системний, порівняль-

ний, структурно-функціональний аналіз, метод експертних оцінок, методологія сценарного аналізу соціально-економічних систем та теоретико-інформаційного підходу.

Спільними обмеженнями існуючих методів багатокритеріального нечіткого оцінювання альтернатив є:

- 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.

Для створення програмних засобів підтримки прийняття рішень необхідно створення методів нечіткого 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 різних стратегій оцінювання рішень;
- гнучке налаштування (адаптація) оціночних моделей при додаванні (виключенні) показників і зміні їх параметрів (сумісності та значущості показників);
- забезпечення можливості реалізації в рамках єдиної моделі: прямого задання оцінювання узагальненого показника на основі часткових показників; зворотної задачі оцінювання та спільного виконання прямої і зворотної задач оцінювання;
- врахування типу невизначеності початкових даних про стан об'єкту.

З цією метою пропонується провести розробку методики оцінки та прогнозування в інтелектуальних системах підтримки прийняття рішень на основі нечітких темпоральних моделей та штучних нейронних мереж, що еволюціонують.

3. Мета і завдання дослідження

Метою дослідження є розробка методики оцінки та прогнозування в інтелектуальних системах підтримки прийняття рішень, яка б дозволила проводити аналіз та прогнозування стану об'єктів.

Для досягнення мети були поставлені такі завдання:

- провести формалізований опис задачі аналізу та прогнозування стану об'єктів в інтелектуальних системах підтримки прийняття рішень;
- сформулювати концепцію представлення методики оцінки та прогнозування в інтелектуальних системах підтримки прийняття рішень;
- визначити алгоритм реалізації методики;
- навести приклад застосування запропонованої методики при аналізі та прогнозуванні оперативної обстановки угруповання військ (сил).

4. Матеріали та методи досліджень

В ході проведеного дослідження використовувалися загальні положення теорії штучного інтелекту – для вирішення задачі аналізу та прогнозування стану об'єктів в інтелектуальних системах підтримки прийняття рішень. Тобто, теорія штучного інтелекту є основою зазначеного дослідження.

Для вирішення задач опису стану та прогнозування подальшого стану динамічних об'єктів використовувалися нечіткі когнітивні моделі. 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 та ПЕОМ Intel Core i3.

5. Результати дослідження з розробки методики оцінки та прогнозування

5.1. Формалізований опис задачі аналізу та прогнозування стану об'єктів

Для забезпечення можливості здійснення аналізу стану об'єкту моніторингу та забезпечення прогнозування його стану пропонується застосувати системний підхід для аналізу та прогнозування його стану.

На рис. 1 представлена структурна схема системи управління процесом аналізу та прогнозування стану об'єкту яка поділяється на [11, 30]:

1) управляючу підсистему (суб'єкт управління, S);

2) управляєму підсистему (об'єкт управління, O);

3) модель об'єкта (в даному випадку нечітка когнітивна модель Y). Нечітка когнітивна модель використовується у зв'язку з тим, що стан об'єкту аналізу як правило характеризують як числові та і якісні показники. Це вимагає приведення їх до єдиної одиниці виміру.

Наведемо пояснення змінних які наведені на рис. 1:

W – зовнішня інформація;

Q – ресурси системи необхідні для аналізу та прогнозування стану об'єкту;

H – внутрішня інформація необхідна для побудови нечітких когнітивних моделей (НКМ);

H^* – виправлена помилка;

U – керуючий вплив (прийняття управлінських рішень, команди управління) (прямий зв'язок);

Y_{OY} – вихідна інформація (фактичні дані, параметри, показники), що характеризує стан об'єкта управління;

Y_M – вихідні параметри моделі (бажані, очікувані параметри);

ε – помилка (неузгодженість);

$\varepsilon_{\text{доп}}$ – фіксоване задане значення;

$L (Y_{OY}, Y_M)$ – перевірка відповідності даних, отриманих на основі моделі, реальному об'єкту, для опису якого вона будується;

Y' – інформація про стан об'єкта (зворотний зв'язок);

- $Y'_{кор}$ – коригування моделі (додавання нових факторів і зв'язків між ними);
- Y_a – адекватна модель об'єкта моніторингу, що відповідає його реальному стану;
- $\epsilon_{навч}$ – оновлення бази знань.

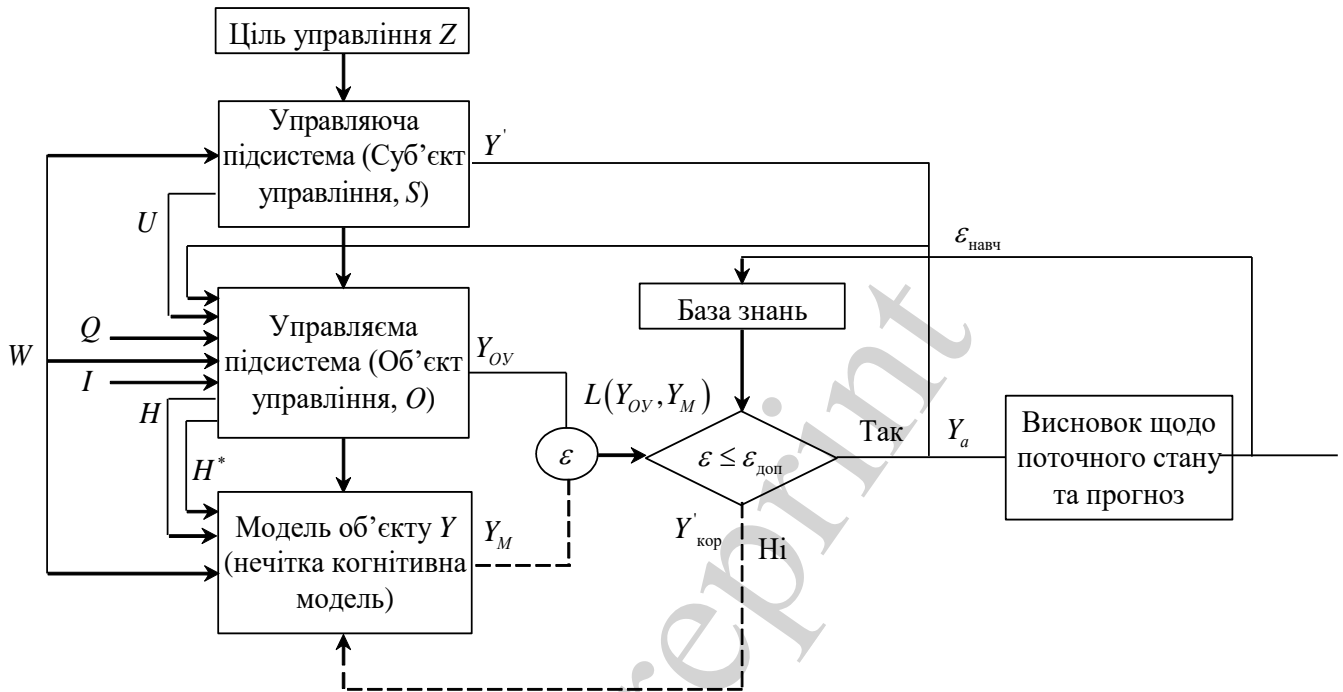


Рис. 1. Структурна схема системи аналізу та прогнозування стану об'єкту

Під управляємою підсистемою (O) розглядаються об'єкти управління (на які спрямовані управлінські впливи). Під моделлю об'єкта розуміється розробка і дослідження нечіткої когнітивної моделі оцінки стану об'єкту з використанням методології нечіткого когнітивного моделювання стану об'єкту.

Управляюча підсистема виробляє управляючий вплив U на основі мети управління, а також інформації, що надійшла з зовнішнього середовища W .

Управляема підсистема отримує інформацію (Q, I, U), яка формує завдання по аналізу та прогнозування стану об'єкту.

На основі W, Q, I розробляються і досліджуються нечіткі когнітивні моделі з використанням методології нечіткого когнітивного моделювання процесу аналізу об'єктів, що дозволяють досліджувати і аналізувати можливі сценарії розвитку об'єктів. Під сценаріями розвитку системи розуміються сценарії розвитку ситуацій, пов'язані з характером дій об'єкту моніторингу.

Якщо отримані результати (розрахункові значення) Y_M не відповідають фактичними результатами, які характеризують стан Y_{OU} (умова $\epsilon \leq \epsilon_{доп}$ не виконується), то управляюча підсистема вносить коригування НКМ ($Y'_{кор}$). Якщо умова $\epsilon \leq \epsilon_{доп}$ виконується, то НКМ є адекватної Y_a . В результаті отримання адекватної НКМ можна передбачати поведінку об'єкта.

Для перевірки адекватності моделі пропонується “історичний метод”, який полягає в тому, що побудовані НКМ застосовуються до подібних ситуацій, якщо подібні ситуації відбувалися в минулому і динаміка їх відома. В цьому випадку НКМ виявляється працездатною (отримані результати збігаються з реальним ходом подій), вона визнається правильною.

5.2. Концепція представлення методики оцінки та прогнозування в інтелектуальних системах підтримки прийняття рішень

Управління здійснюється з застосуванням зворотного зв'язку Y' . Управляюча підсистема отримує інформацію від управляємої підсистеми Y' , а також від зовнішнього середовища W . Управляюча підсистема обробляє і зіставляє її з бажаними характеристиками об'єкта управління, а потім приймає нове рішення, виробляє наступне керуючий вплив U на її основі. Керована підсистема також сприймає інформацію Y' , обробляє і зіставляє її з бажаними характеристиками об'єкта управління і на її підставі виправляє помилку H^* .

Систему управління процесом аналізу та прогнозування стану об'єктів можна представити у вигляді кортежу

$$S_{\text{упр}} = \langle S, O, Y, Z, W, Q, Y_a, D \rangle, \quad (1)$$

де Z – мета управління; $D = \langle I, H, U, Y_{\text{ОУ}}, Y_M, Y', H^*, Y_{\text{кор}} \rangle$ – внутрішнє середовище системи управління $S_{\text{упр}}$; $Y = \langle W, H, H^*, Y_M \rangle$ – модель об'єкта, результатом Y_M якого є НКМ.

Запишемо вираз (1) для динамічної системи:

$$\forall t \in \{1, \dots, T, \dots\} S_t = \begin{cases} s_1^{(t)} F_1 \begin{pmatrix} \varphi_{1,1} \left(s_1^{(t-1)}, \dots, s_1^{(t-L_1^1)} \right), \\ \varphi_{1,N} \left(s_N^{(t-1)}, \dots, s_N^{(t-L_1^N)} \right) \end{pmatrix} \times \mathbf{1}_1, \\ s_2^{(t)} F_2 \begin{pmatrix} \varphi_{2,1} \left(s_1^{(t-1)}, \dots, s_1^{(t-L_2^1)} \right), \\ \varphi_{2,N} \left(s_N^{(t-1)}, \dots, s_N^{(t-L_2^N)} \right) \end{pmatrix} \times \mathbf{1}_2, \\ \dots \\ s_N^{(t)} F_N \begin{pmatrix} \varphi_{N,1} \left(s_1^{(t-1)}, \dots, s_1^{(t-L_N^1)} \right), \\ \varphi_{N,N} \left(s_N^{(t-1)}, \dots, s_N^{(t-L_N^N)} \right) \end{pmatrix} \times \mathbf{1}_N, \end{cases} \quad (2)$$

де S – багатовимірний часовий ряд; $S_t = \left(s_1^{(t)}, s_2^{(t)}, \dots, s_N^{(t)} \right)$ – часовий зріз стану об'єкту аналізу представлений у вигляді багатовимірного часового ряду на t -й

момент часу; $s_j^{(t)}$ – значення j -го компонента багатовимірного 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 багатовимірного часового ряду; F_i – перетворення для отримання $s^{(t)}$, $i=1, \dots, N$; N – число компонентів багатовимірного часового ряду; ι – оператор для врахування ступеню інформованості про стан об'єкту.

З виразу (2) можна зробити висновок, що вираз дозволяє описати процеси в об'єкті аналізу з урахуванням запізнень у часі. Затримки необхідні на збір, обробку та узагальнення інформації, а також враховує ступеню інформованості про стан об'єкту. Також зазначений вираз (2) дозволяє описати процеси, що мають як кількісні так і якісні одиниці виміру, а також процеси що протікають на рис. 1.

5. 3. Алгоритм реалізації методики оцінки та прогнозування в інтелектуальних системах підтримки прийняття рішень

Методика оцінки та прогнозування в інтелектуальних системах підтримки прийняття рішень складається з наступної послідовності дій (рис. 2):

1. Введення вихідних даних. На даному етапі вводяться вихідні дані що наявні про об'єкт, що підлягає аналізу. Проводиться ініціалізація базової моделі стану об'єкту.

2. Виявлення факторів та зв'язків між ними.

У відомих роботах, наприклад [3, 8, 13] не розглядається етап обробки вихідних даних і початкова невизначеність типу інформації, що підлягає моделюванню. Автори для спрощення процесу моделювання, обмежуються тим, що значення факторів представлені безрозмірними величинами, що представлені значення в інтервалі $[0, 1]$ і значення зв'язків між ними, що перебувають в інтервалі $[-1, 1]$. Для рішення даної проблеми пропонується процедура обробки невизначених вихідних даних під час виявлення факторів та зв'язків між ними.

Дія 2. 1. Введення вихідних даних (значень параметрів вершин НКМ, значення зв'язків між ними та апріорний тип невизначеності вихідних даних). Апріорні типи невизначеності вихідних даних можуть бути наступні – повна невизначеність, часткова невизначеність та повна інформованість. Значення параметрів вершин x_{v_i} , $i = \overline{1, h}$ (h – кількість факторів) можуть бути представлені в вигляді:

1) чисел, які відрізняються одиницями виміру та порядком величин, а також вербальних описів;

2) інтервалів, нечітких трикутних чисел, нечітких трапецієподібних чисел та багатограноподібних чисел).

Початкові значення параметрів вершин одночасно представляються в кожному з перерахованих видів, а початкові значення зв'язків між ними – одночасно тільки в одному з наведених видів.

Дія 2. 2. Розглядається умова.

якщо значення параметрів вершин представлені інтервалами, нечіткими числами, тобто в вигляді інтервалів, нечітких трикутних чисел; нечітких трапецієподібних (багатограноподібних) чисел виконується, то переходимо до дії 2. 3. Якщо умова не виконується, то переходимо до дії 2. 4.

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

У результаті нормування значення параметрів вершин являють собою інтервали з нормованими значеннями параметрів вершин. Для того щоб одержати одне нормоване нечітке значення з інтервалу, рекомендується наступне:

– для нормованих інтервалів, нечітких трапецієподібних, нечітких багатограноподібних чисел обрати середнє арифметичне;

– для нормованих нечітких трикутних чисел обрати очікуване значення нормування.

Дія 2. 4. Розглядається умова:

– якщо умова, що значення параметрів вершин представлені в вигляді вербальних описів, дотримується, то переходимо до дії 2. 5;

– якщо умова не дотримується, то переходимо до дії 2. 6.

Дія 2. 5. Структуризація значень параметрів вершин. Після виконання зазначеної дії здійснюється перехід до дії 2. 8.

Для параметрів вершин, значення яких представлені в вигляді вербальних описів, пропонується здійснювати структуризацію, де кожному вербальному опису параметра вершини ставиться в відповідність одне число з інтервалу $[0, 1]$. Для оцінки значення параметрів вершин введений вербальний опис “Рівень фактора” (табл. 1).

Таблиця 1

Оцінка значення параметра вершини для вербальної змінної “Рівень фактора”

Вербальний опис	Чисельне значення
Низький	$[0,1; 0,3]$
Нижче середнього	$[0,31; 0,5]$
Середній	$[0,51; 0,7]$
Вище за середнє	$[0,71; 0,9]$
Високий	$[0,91; 1]$

Нормування та структуризація значень параметрів вершин необхідна для того, щоб чисельні значення параметрів вершин не відрізнялися одиницями виміру, порядком величин і належали інтервалу $[0, 1]$.

Дія 2. 6. Розглядається умова:

- при умові, що значення параметрів вершин представлені в вигляді чисел (не відрізняються одиницями виміру та порядком величин), виконується, то переходимо до дії 2. 8;

- якщо умова не дотримується, тобто значення параметрів вершин відрізняються одиницями виміру та порядком величин, то переходимо до дії 2. 7.

Дія 2. 7. Нормування значень параметрів вершин, представлених у вигляді чисел.

$$x_{v_i}^{\text{норм}} = \frac{x_{v_i \text{ пот}} - x_{v_i \text{ min}}}{x_{v_i \text{ max}} - x_{v_i \text{ min}}}, \quad x_{v_i}^{\text{норм}} \in [0,1], \quad (3)$$

де – $x_{v_i \text{ пот}}$ поточне значення параметра вершини; $x_{v_i \text{ max}}$, $x_{v_i \text{ min}}$ – мінімальне та максимальне значення параметра вершини $v_i \in V$, $i = \overline{1, h}$.

Формула (3) для нормування значень параметрів вершин, які представлені в вигляді інтервалів, нечітких трикутних та нечітких трапецієподібних (багатограноподібних) чисел не підходить. Тому що інтервальні значення параметрів вершин x_{v_i} не повинні перетинатися, оскільки тільки в цьому випадку встановлюються відношення “більше” (максимум) або “менше” (мінімум). Для того щоб інтервали $a=[a_1, a_2]$ і $b=[b_1, b_2]$ були порівнянні в відношенні $a \geq b$, необхідне та достатнє виконання умови $a_1 \geq b_1, a_2 > b_2$.

Дія 2. 8. Нормування значень зв'язків між вершинами, представлених у вигляді інтервалів, нечітких чисел.

Оцінка характеру та сили зв'язків між вершинами, представленими у вигляді інтервалів, нечітких трикутних та трапецієподібних (багатограноподібних) чисел по п'ятибальній шкалі, наведено в табл. 2.

Таблиця 2

Оцінка характеру та сили зв'язків між вершинами, представленими в вигляді інтервалів

Чисельне значення	Вербальний опис
Для інтервалів	
0	Відсутня
[0,1, 1] [-0,1, -1]	Дуже слабо підсилює Дуже слабо ослаблює
[1,1, 2] [-1,1, -2]	Слабо підсилює Слабо ослаблює
[2,1, 3] [-2,1, -3]	Помірно підсилює Помірно ослаблює
[3,1, 4] [-3,1, -4]	Сильно підсилює Сильно ослаблює
[4,1, 5] [-4,1, -5]	Дуже сильно підсилює Дуже сильно ослаблює
Для нечітких трикутних чисел	
0	Відсутня
[0,1, 0,5, 1] [-0,1, -0,5, -1]	Дуже слабо підсилює Дуже слабо ослаблює
[1,1, 1,5, 2] [-1,1, -1,5, -2]	Слабо підсилює Слабо ослаблює

Продовження таблиці 2

[2,1, 2,5, 3] [-2,1, -2,5, -3]	Помірно підсилює Помірно ослаблює
[3,1, 3,5, 4] [-3,1, -3,5, -4]	Сильно підсилює Сильно ослаблює
[4,1, 4,5, 5] [-4,1, -4,5, -5]	Дуже сильно підсилює Дуже сильно ослаблює
Для нечітких трапецієподібних чисел	
0	Відсутня
[0,1, 0,3, 0,6, 1] [-0,1, -0,3, -0,6, -1]	Дуже слабо підсилює Дуже слабо ослаблює
[1,1, 1,3, 1,6, 2] [-1,1, -1,3, -1,6, -2]	Слабо підсилює Слабо ослаблює
[2,1, 2,3, 2,6, 3] [-2,1, -2,3, -2,6, -3]	Помірно підсилює Помірно ослаблює
[3,1, 3,3, 3,6, 4] [-3,1, -3,3, -3,6, -4]	Сильно підсилює Сильно ослаблює
[4,1, 4,3, 4,6, 5] [-4,1, -4,3, -4,6, -5]	Дуже сильно підсилює Дуже сильно ослаблює
Для нечітких багатограноподібних чисел	
0	Відсутня
[0,1, w_{ijn}/N , 1] [-0,1, w_{ijn}/N , -1]	Дуже слабо підсилює Дуже слабо ослаблює
[1,1, w_{ijn}/N , 2] [-1,1, $-w_{ijn}/N$, -2]	Слабо підсилює Слабо ослаблює
[2,1, w_{ijn}/N , 3] [-2,1, w_{ijn}/N , -3]	Помірно підсилює Помірно ослаблює
[3,1, w_{ijn}/N , 4] [-3,1, w_{ijn}/N , -4]	Сильно підсилює Сильно ослаблює
[4,1, w_{ijn}/N , 5] [-4,1, w_{ijn}/N , -5]	Дуже сильно підсилює Дуже сильно ослаблює

У результаті нормування, значення зв'язків між вершинами представляють собою інтервали з нормованими значеннями зв'язків. Для того щоб одержати одне нормоване нечітке значення з інтервалу, рекомендується наступне:

1) для нормованих інтервалів $w_{ij}^{\text{норм}} = [w_{ij1}^{\text{норм}}, w_{ij2}^{\text{норм}}]$, нечітких трапецієподібних $w_{ij}^{\text{норм}} = [w_{ij1}^{\text{норм}}, w_{ij2}^{\text{норм}}, w_{ij3}^{\text{норм}}, w_{ij4}^{\text{норм}}]$ та нечітких багатограноподібних

$w_{ij}^{\text{норм}} = [w_{ij1}^{\text{норм}}, \dots, w_{ijN}^{\text{норм}}]$ чисел обрати середнє арифметичне $w_{ij}^{*\text{норм}} = \frac{w_{ijn}^{\text{норм}}}{N}$.

2) для нормованих нечітких трикутних чисел $w_{ij}^{\text{норм}} = [w_{ij1}^{\text{норм}}, w_{ij2}^{\text{норм}}, w_{ij3}^{\text{норм}}]$ вибирати очікуване нормоване значення $w_{ij1}^{*\text{норм}} = w_{ij2}^{\text{норм}}$, де $w_{ij}^{\text{норм}}$ – нормовані інтервальні значення зв'язків між вершинами v_i та v_j $w_{ij}^{\text{норм}} \in [-1, 1]$; $w^{*\text{max}}$.

Дія 2. 9. Структуризація значень зв'язків між вершинами.

Для встановлення причинно-наслідкових зв'язків визначена шкала для оцінки характеру зв'язків і сили зв'язків між вершинами (табл. 3).

Структуризація полягає в наступному: кожному значенню зв'язків, представленому у вигляді вербального опису, ставиться в відповідність одне число з інтервалу $[-1, 1]$.

Таблиця 3

Оцінка характеру та сили зв'язків між вершинами, представленими в вигляді вербальних описів

Вербальний опис	Чисельне значення
Відсутня	0
Дуже слабо підсилює	[0,1, 0,3]
Дуже слабко ослаблює	[-0,1, -0,3]
Слабо підсилює	[0,31, 0,5]
Слабо ослаблює	[-0,31, -0,5]
Помірно підсилює	[0,51, 0,7]
Помірно ослаблює	[-0,51, -0,7]
Сильно підсилює	[0,91, 1]
Сильно ослаблює	[-0,91, -1]

Нормування та структуризація значень зв'язків між вершинами необхідна для того, щоб усі значення зв'язків належали інтервалу $[-1, 1]$.

4. Побудова НКМ.

Формування структури (попереднє структурне налаштування).

НКМ полягає в завданні структурних взаємозв'язків (у вигляді відображаються часових лагів) між концептами НКМ, зважених нечіткими значеннями $w_{ij}^{(t-l_i)}$ їх впливу один на одного. В зазначеній роботі в якості НКМ FS_i , що реалізують нечіткі темпоральні перетворення F_i , пропонуються модифіковані моделі ANFIS-типу (Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System). НКМ забезпечують формування, зберігання і виведення прогнозованих нечітких значень відповідних компонентів багатовимірного часового ряду з необхідними для НКМ часовими затримками.

Вхідні темпоральні нечіткі змінні моделі FS_i концепту C_i пов'язані з вихідними темпоральними нечіткими змінними тих концептів, які надають на концепт C_i безпосередній вплив. При цьому вхідні темпоральні нечіткі змінні C_i попередньо “зважуються” відповідними нечіткими ступенями впливу $w_{ij}^{(t-l_i)}$, на підставі чого здійснюється наступне перетворення:

$$\tilde{s}_j^{(t-l^j)} = \left(w_{ij}^{(t-l^j)} T \tilde{s}_j^{(t-l^j)} \right), \quad l_i^j = 0, \dots, L_i^j, \quad (4)$$

де T – операція Т-норми.

Вихідні ж темпоральні нечіткі змінні моделі FS_i концепту C_i призначені для формування, зберігання і виведення прогнозованих значень i -го компонента багатовимірного часового ряду, відповідних часовим лагам. Для побудови нечітких компонентних темпоральних моделей FS_i можуть бути використані як ап-ріорні відомості про компоненти багатовимірного часового ряду, що є в базі знань, так і дані, отримані в результаті оцінювання або вимірювань.

У першому випадку мається на увазі, що завдання забезпечення повноти і несуперечливості бази нечітких правил моделі FS_i вирішена заздалегідь.

Якщо ж відомі тільки експериментальні дані, то стоїть завдання ідентифікації моделі. На практиці, найчастіше має місце змішаний випадок, коли початкова база правил моделі будується, виходячи з евристичних припущень ний, а її параметричну настроювання (навчання) виконується на основі навчальної вибірки.

Вхідними темпоральними нечіткими змінними моделі FS_i є $S_1' = \{ \tilde{s}_3^{(t-1)}, \tilde{s}_3^{(t-3)}, \tilde{s}_4^{(t-3)}, \tilde{s}_5^{(t-3)}, \tilde{s}_1^{(t-3)} \}$ а її вихідними нечіткими темпоральними нечіткими змінними – $S_1' = \{ \tilde{s}_1^{(t)}, \tilde{s}_1^{(t-1)}, \tilde{s}_1^{(t-2)} \}$.

При побудові моделі спочатку визначаються міри істинності для поточних значень вхідних змінних щодо відповідності цих нечітких висловлювань передумов всіх правил моделі. Після чого відбувається агрегування на основі операції Т-норми ступенів істинності передумов правил

$$\alpha_p = \min \mu_{\tilde{L}} \left(\tilde{s}_1^{(t-1)} \right), \mu_{\tilde{L}} \left(\tilde{s}_3^{(t-3)} \right), \mu_{\tilde{M}} \left(\tilde{s}_4^{(t-3)} \right), \mu_{\tilde{M}} \left(\tilde{s}_5^{(t-3)} \right), \mu_{\tilde{H}} \left(\tilde{s}_1^{(t-3)} \right). \quad (5)$$

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

$$\mu_{\tilde{M}} \left(\tilde{s}_1^{(t)} \right) = \min \left(\alpha_p, \tilde{M} \right). \quad (6)$$

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

$$\tilde{s}_1^{(t)} = \max \left(\mu_{\tilde{M}} \left(\tilde{s}_1^{(t)} \right), \dots, \mu_{\tilde{M}} \left(\tilde{s}_1^{(t)} \right), \dots, \mu_{\tilde{H}} \left(\tilde{s}_1^{(t)} \right) \right). \quad (7)$$

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

$$\tilde{s}_{1(norm)}^{(t)} = Z^0 \left(\tilde{s}_1^{(t-1)} \right), \tilde{s}_{1(norm)}^{(t-2)} = Z^{-1} \left(\tilde{s}_1^{(t-1)} \right). \quad (8)$$

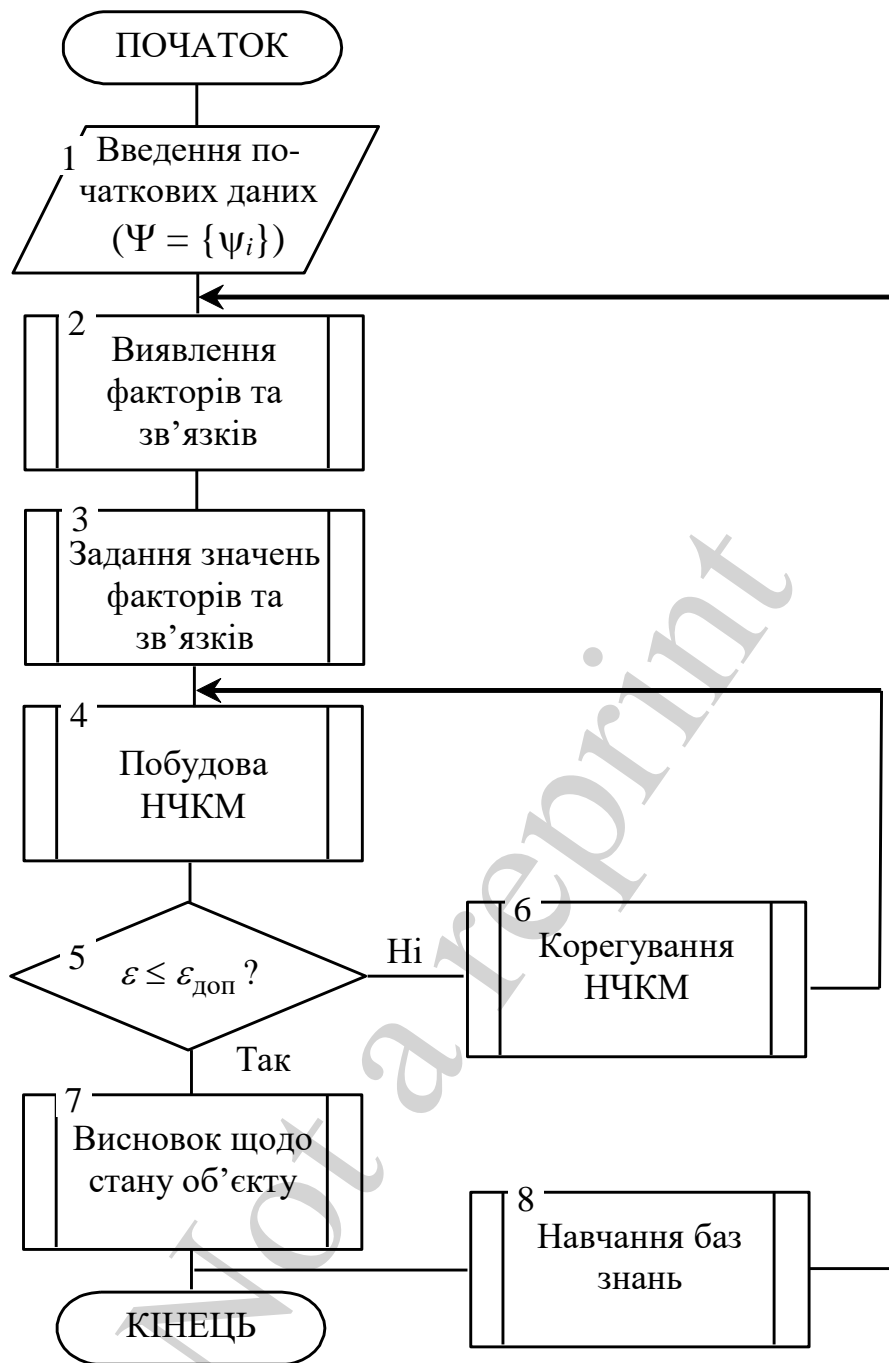


Рис. 2. Алгоритм реалізації методики аналізу та прогнозування стану об'єкту

5. Навчання штучних нейронних мереж(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. Також на даному етапі відбувається узгодження всіх нечітких компонентних темпоральних моделей НКМ. Узгодження всіх нечітких компонентних темпоральних моделей $FS_i, i=1, \dots, N$ НКМ здійснюється після їх “персоні-

фікованої” параметричного налаштування. Узгодження полягає в такій зміні модальних значень і ступенів розмитості нечітких ступенів впливу $\left\{ w_{ij}^{(t-l_i^j)} \mid L_i^j = 0, \dots, L_i^j \right\}$ між концептами НКМ, що забезпечує максимальне підвищення точності прогнозування кожного з компонентами багатовимірною часового ряду без погіршення. Процедурі узгодження нечітких компонентних темпоральних моделей НКМ передують формування додаткової “узгоджуючої” навчальної вибірки, що складається з ретроспективних даних одночасно для всіх компонентів багатовимірною часового ряду. Процедура узгодження всіх нечітких компонентних темпоральних моделей НКМ вважається успішно завершеною, якщо для кожної з цих моделей підсумкова похибка не перевищує деякого встановленого порога. Для добре узгоджених компонентів багатовимірною часового ряду, або для цих моделей буде виконуватися принцип Еджворта-Парето.

6. Прогнозування стану об’єкту аналізу.

Багатовимірний аналіз і прогнозування стану складної системи/процесу виконується на основі структурно і параметрично налаштованої НКМ 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 НКМ, 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 НКМ, при зовнішньому впливі на значення концептів і/або на відносини впливу між концептами НКМ.

5. 4. Приклад застосування запропонованої методики при аналізі та прогнозуванні оперативної обстановки угруповання військ (сил)

Запропонована методика оцінки та прогнозування в інтелектуальних системах підтримки прийняття рішень. Для оцінки ефективності розробленої методики оцінювання та прогнозування виконано її порівняльну оцінку з найбільш популярними програмними продуктами:

- ARIS Business Performance Edition (IDS Scheer AG, Німеччина);
- IBM WebSphere Business Modeler (IBM, США);
- System21 Aurora (Campbell Lee Computer Services Limited, Великобританія);
- SAP Strategic Enterprise Management (SAP, Німеччина);
- Hyperion Performance Scorecard (Oracle, США);
- CA ERWin Process Modeler (CA, США).

Проведено моделювання роботи методики обробки пошуку рішень відповідно до алгоритму на рис. 2 та виразів (1)–(8). Проведено моделювання роботи запропонованої методики оцінки та прогнозування 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 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.

Когнітивна карта оперативної обстановки угруповання – це квадратна таблиця (матриця інцидентності). Рядки і стовпці взаємно однозначно відповідають базисним факторів, що описують досліджуваний об'єкт, а число, що стоїть на перетині i -го рядка та j -го стовпчика, описує дію i -го фактору на j -й фактор. Знак цього числа відображає знак впливу (позитивний або негативний), а модуль – силу такого впливу (табл. 4).

Таблиця 4

Матриця інцидентності когнітивної карти оцінювання обстановки

№	w_1	w_2	w_3	w_4	w_5	w_6	w_7	w_8	w_9	w_{10}	w_{11}	w_{12}
w_1	0	1	1	0	0	0	0	1	0	1	1	0
w_2	0	0	1	0	1	1	1	0	0	1	1	0
w_3	0	1	0	0	1	0	0	-1	0	1	0	-1
w_4	0	0	1	0	0	1	-1	0	0	1	1	0
w_5	0	1	1	0	0	0	0	1	1	1	1	0
w_6	0	1	0	0	-1	0	1	1	-1	1	1	0
w_7	1	-1	1	0	0	-1	0	1	0	1	0	0
w_8	0	-1	1	1	1	-1	0	0	0	0	0	0
w_9	1	0	1	1	-1	1	1	0	0	1	1	0
w_{10}	1	-1	0	1	0	1	0	-1	0	0	0	0
w_{11}	1	1	1	-1	0	1	0	0	0	1	1	1
w_{12}	0	0	1	1	0	1	1	1	1	1	0	0

Результати оцінки оперативної обстановки угруповання за вихідними даними наведені в табл. 5, в якій представлені нормовані результати оцінки.

Таблиця 5

Порівняння обчислювальної складності програмного забезпечення та розробленої методики для оцінювання оперативної обстановки

№ п/п	Назва програмного засобу	Кількість обчислень	Розроблена методика (за кількістю обчислень)
1	ARIS Business Performance Edition (IDS Scheer AG)	67000	58960
2	IBM WebSphere Business Modeler (IBM)	64500	58760
3	System21 Aurora (Campbell Lee Computer Services Limited)	57000	48450
4	SAP Strategic Enterprise Management (SAP)	39830	35847
5	Hyperion Performance Scorecard (Oracle)	46200	40194
6	CA ERWin Process Modeler (CA)	43050	37023

З аналізу даних, що представлені в табл. 5, видно, що представлена методика має меншу кількість обчислень у порівнянні з відомими підходами з оцінки та прогнозування. Перевага зазначеної методики в порівнянні з відомими полягає в зменшенні обчислювальної складності, що в свою чергу підвищує оперативність прийняття рішень відносно стану оперативної обстановки угруповання військ (сил).

У табл. 6, 7 представлені порівняльні результати оцінки оперативності навчання штучних нейронних мереж, що еволюціонують.

Таблиця 6

Порівняльні результати оцінки оперативності навчання штучних нейронних мереж, що еволюціонують

Система	Параметри алгоритму	XB (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

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

Варто відзначити, що запропонована процедура навчання показала кращий за критерієм PC (partition coefficient, PC – 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. 6, 7).

Зазначені результати видно з результатів в останніх строках табл. 6, 7, 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. Результати оцінки ефективності наведені на рис. 3.

Таблиця 7
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

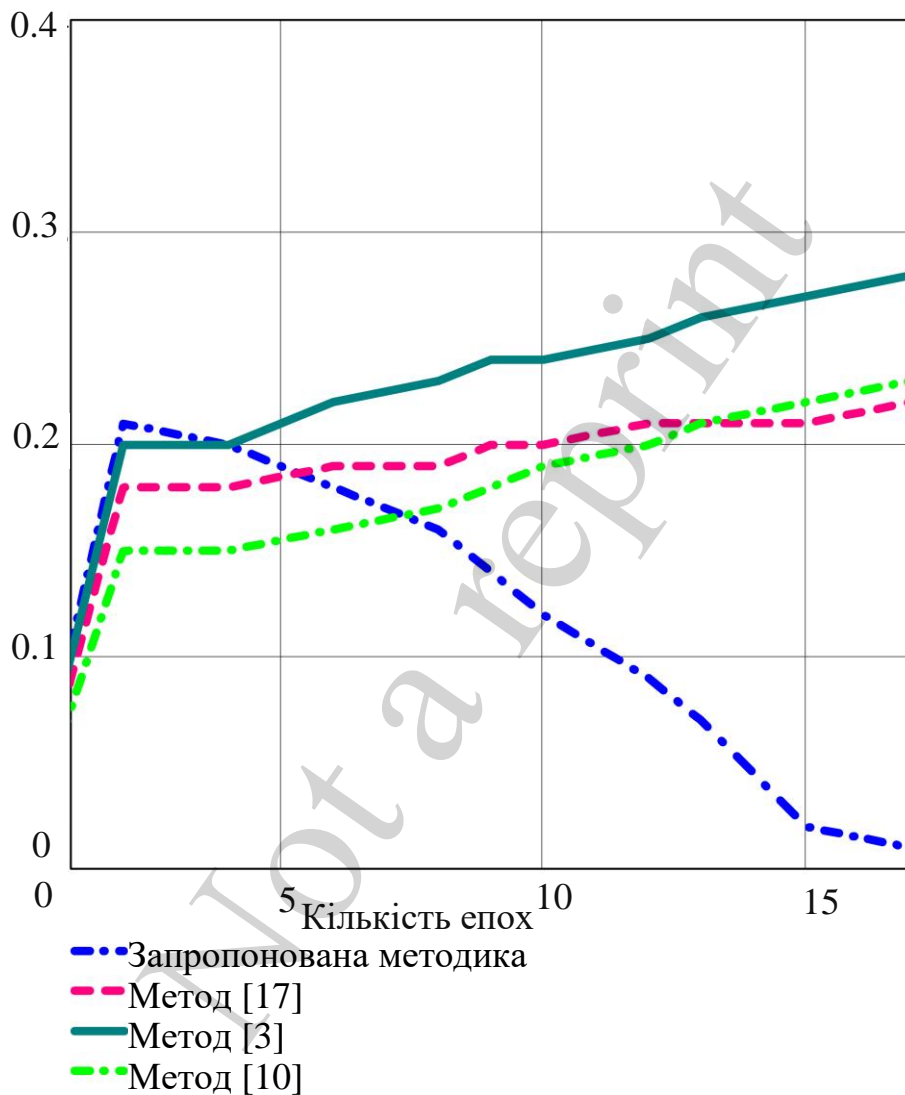


Рис. 3. Оцінка ефективності використання штучних нейронних мереж, що еволюціонують

З рис. 3 видно, що використання штучних нейронних мереж, що еволюціонують, дозволяє вже після 3 епохи не накопичувати помилки навчання та відбувається поступове зменшення помилки навчання.

6. Обговорення результатів з розробки методики оцінки та прогнозування

Основними перевагами запропонованої методики оцінки є:

- має гнучку ієрархічну структуру показників, що дозволяє звести завдання багатокритеріального оцінювання альтернатив до одного критерію або використувати для вибору вектор показників;
- однозначність отриманої оцінки стану об'єкту;
- 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;
- врахування типу невизначеності при побудові нечіткої когнітивної темпоральної моделі;
- можливість синтезу оптимальної структури системи підтримки та прийняття рішення.

До недоліків запропонованої методики слід віднести:

- втрата інформативності при оцінюванні стану об'єкту моніторингу за рахунок побудови функції належності. Зазначена втрата інформативності може бути зменшена за рахунок вибору типу функції належності при практичній реалізація 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 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.

За результатами проведеного аналізу ефективності запропонованої методики видно, що її 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 [2, 4–6].

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

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, а також СППР АСУ логістичного забезпечення Збройних Сил України.

Зазначене дослідження є подальшим розвитком досліджень, що спрямовані на розробку методологічних засад підвищення ефективності обробки даних в інформаційних системах спеціального призначення, що опубліковані вже раніше [26, 27]. Напрямки подальших досліджень слід спрямувати на зменшення обчислювальних витрат при обробці різнотипних даних в інформаційних системах спеціального призначення.

7. Висновки

1. Проведено формалізований опис задачі аналізу та прогнозування стану об'єктів в інтелектуальних системах підтримки прийняття рішень. Зазначена формалізація дозволяє описати процеси, що проходять в інтелектуальних системах підтримки прийняття рішень під час вирішення завдань аналізу та прогнозування стану об'єктів. В якості критерію ефективності зазначеної методики обрано оперативність процесу аналізу та прогнозування стану об'єкту.

2. В ході дослідження сформульована концепція представлення методики оцінки та прогнозування в інтелектуальних системах підтримки прийняття рішень. В зазначеній концепції процес аналізу та прогнозування представлено у вигляді багатовимірного часового ряду. Це дозволяє створити ієрархічний опис складного процесу за рівнями узагальнення та провести відповідний аналіз з подальшим прогнозуванням його стану.

3. Визначено алгоритм реалізації методики, що дозволяє:

– провести багатовимірний аналіз і прогнозування стану об'єктів в умовах невизначеності;

– забезпечити прогнозну оцінку в умовах нестохастичної невизначеності, нелінійності взаємовпливу, часткової неузгодженості і суттєвою взаємозалежності компонентів багатовимірного часового ряду;

– врахувати початковий тип невизначеності вихідних даних при побудові НКМ;

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

4. Проведений приклад використання запропонованої методики на прикладі оцінки та прогнозування стану оперативної обстановки угруповання війсь(сил). Зазначений приклад показав підвищення ефективності оперативності обробки даних на рівні 15–25 % за рахунок використання додаткових удосконалених процедур.

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 (5), 35–40.

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: <http://doi.org/10.15587/1729-4061.2020.203301>

3. Бодянский, Е. В., Струков, В. М., Узлов, Д. Ю. (2017). Обобщенная метрика в задаче анализа многомерных данных с разнотипными признаками. Збірник наукових праць Харківського національного університету Повітряних Сил, 3 (52), 98–101.

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: <http://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: <http://doi.org/10.15587/1729-4061.2020.208554>

6. Shyshatskyi, A., Zvieriev, O., Salnikova, O., Demchenko, Ye., Trotsko, O., Neroznak, Ye. (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: <http://doi.org/10.30534/ijatcse/2020/206942020>

7. Троценко, Р. В., Болотов, М. В. (2014). Процесс извлечения данных из разнотипных источников. Приволжский научный вестник, 12–1 (40), 52–54.
8. Ротштейн, А. П. (1999). Интеллектуальные технологии идентификации: нечёткие множества, генетические алгоритмы, нейронные сети. Винница: “УНИВЕРСУМ”, 320.
9. Алпеева, Е. А., Волкова, И. И. (2019). Использование нечетких когнитивных карт при разработке экспериментальной модели автоматизации производственного учета материальных потоков. Экономика и промышленность, 12 (1), 97–106. doi: <http://doi.org/10.17073/2072-1633-2019-1-97-106>
10. Заграновская, А. В., Эйссер, Ю. Н. (2017). Моделирование сценариев развития экономической ситуации на основе нечетких когнитивных карт. Современная экономика: проблемы и решения, 10 (94), 33–47. doi: <http://doi.org/10.17308/meps.2017.10/1754>
11. Симанков, В. С., Путято, М. М. (2013). Исследование методов когнитивного анализа. Системный анализ, управление и обработка информации, 13, 31–35.
12. Onykiy, B., Artamonov, A., Ananieva, A., Tretyakov, E., Pronicheva, L., Ionkina, K., Suslina, A. (2016). Agent Technologies for Polythematic Organizations Information-Analytical Support. Procedia Computer Science, 88, 336–340. doi: <http://doi.org/10.1016/j.procs.2016.07.445>
13. Ko, Y.-C., Fujita, H. (2019). An evidential analytics for buried information in big data samples: Case study of semiconductor manufacturing. Information Sciences, 486, 190–203. doi: <http://doi.org/10.1016/j.ins.2019.01.079>
14. Çavdar, A. B., Ferhatosmanoğlu, N. (2018). Airline customer lifetime value estimation using data analytics supported by social network information. Journal of Air Transport Management, 67, 19–33. doi: <http://doi.org/10.1016/j.jairtraman.2017.10.007>
15. Ballester-Caudet, A., Campíns-Falcó, P., Pérez, B., Sancho, R., Lorente, M., Sastre, G., González, C. (2019). A new tool for evaluating and/or selecting analytical methods: Summarizing the information in a hexagon. TrAC Trends in Analytical Chemistry, 118, 538–547. doi: <http://doi.org/10.1016/j.trac.2019.06.015>
16. Ramaji, I. J., Memari, A. M. (2018). Interpretation of structural analytical models from the coordination view in building information models. Automation in Construction, 90, 117–133. doi: <http://doi.org/10.1016/j.autcon.2018.02.025>
17. 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: <http://doi.org/10.1016/j.eswa.2018.11.023>
18. Chen, H. (2018). Evaluation of Personalized Service Level for Library Information Management Based on Fuzzy Analytic Hierarchy Process. Procedia Computer Science, 131, 952–958. doi: <http://doi.org/10.1016/j.procs.2018.04.233>
19. Chan, H. K., Sun, X., Chung, S.-H. (2019). When should fuzzy analytic hierarchy process be used instead of analytic hierarchy process? Decision Support Systems, 125, 113114. doi: <http://doi.org/10.1016/j.dss.2019.113114>

20. Osman, A. M. S. (2019). A novel big data analytics framework for smart cities. *Future Generation Computer Systems*, 91, 620–633. doi: <http://doi.org/10.1016/j.future.2018.06.046>
21. Gödri, I., Kardos, C., Pfeiffer, A., Váncza, J. (2019). Data analytics-based decision support workflow for high-mix low-volume production systems. *CIRP Annals*, 68 (1), 471–474. doi: <http://doi.org/10.1016/j.cirp.2019.04.001>
22. Harding, J. L. (2013). Data quality in the integration and analysis of data from multiple sources: some research challenges. *ISPRS – International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, XL-2/W1, 59–63. doi: <http://doi.org/10.5194/isprsarchives-xl-2-w1-59-2013>
23. Рыбак, В. А., Ахмад, Ш. (2016). Аналитический обзор и сравнение существующих технологий поддержки принятия решений. *Системный анализ и прикладная информатика*, 3, 12–18.
24. Родионов, М. А. (2014). Проблемы информационно-аналитического обеспечения современного стратегического менеджмента. *Научный Вестник МГТУ ГА*, 202, 65–69.
25. Bednář, Z. (2018). Information Support of Human Resources Management in Sector of Defense. *Vojenské rozhledy*, 27 (1), 45–68.
26. Пальчук, В. (2017). Сучасні особливості розвитку методів контент-моніторингу і контент-аналізу інформаційних потоків. *Наукові праці Національної бібліотеки України імені В. І. Вернадського*, 48, 506–526.
27. Mir, S. A., Padma, T. (2016). Evaluation and prioritization of rice production practices and constraints under temperate climatic conditions using Fuzzy Analytical Hierarchy Process (FAHP). *Spanish Journal of Agricultural Research*, 14 (4), e0909. doi: <http://doi.org/10.5424/sjar/2016144-8699>
28. Ключин, В. В. (2014). Теоретико-методологические основы формирования и оценки уровня стратегического экономического потенциала экономических систем. *Современные технологии управления*, 12 (48). Available at: <https://sovman.ru/article/4805/>
29. Богомолова, И. П., Омельченко, О. М. (2014). Анализ влияния факторов эффективности хозяйственной деятельности на экономику интегрированных структур. *Вестник Воронежского государственного университета инженерных технологий*, 3, 157–162.
30. Sherafat, A., Yavari, K., Davoodi, S. M. R. (2014). Evaluation of the Strategy Management Implementation in Project-Oriented Service Organizations. *Acta Universitatis Danubius. Economica*, 10 (1), 16–25.
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: <http://doi.org/10.15587/1729-4061.2019.180197>