

УДК 691.392

DOI: 10.15587/1729-4061.2021.229160

Розробка методики оцінки та прогнозування в інтелектуальних системах підтримки прийняття рішень

І. О. Романенко, А. В. Голованов, В. В. Хома, А. В. Шишацький, Є. Я. Демченко, Л. В. Шабанова-Кушнарєнко, Т. О. Івахненко, О. С. Прокопенко, О. С. Гавалюх, Д. Є. Ступак

Проведено розробку методики оцінки та прогнозування в інтелектуальних системах підтримки прийняття рішень. Сутність запропонованої методики полягає в можливості забезпечення аналізу поточного стану об'єкту, що аналізується та можливості короткострокового прогнозування стану об'єкту. Забезпечення можливості об'єктивного та повного аналізу досягається за рахунок використання удосконалених нечітких темпоральних моделей стану об'єкту, удосконаленої процедури прогнозування стану об'єкту та удосконаленої процедури навчання штучних нейронних мереж, що еволюціонують. Концепти нечіткої когнітивної моделі на відміну від відомих нечітких когнітивних моделей пов'язані підмножинами нечітких ступенів впливу, упорядкованих в хронологічній послідовності з урахуванням часових лагів відповідних компонентів багатовимірного часового ряду. В основу зазначеної методики покладені нечіткі темпоральні моделі та штучні нейронні мережі, що еволюціонують. Особливістю зазначеної методики є можливість врахування типу апріорної невизначеності про стан об'єкту аналізу (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 моніторингу досягається за рахунок використання удосконаленої процедури навчання. Сутність її 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. 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.

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

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). 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 інш.

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 інш.)
- 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) [4, 5].

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 сформуванню структури 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 шарів 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 природної 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 зазначеного 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 кластеризації 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 лінгвістичну 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 результати 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 вирішення 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, порівняльний, 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 завдання оцінювання узагальненого показника на основі часткових показників; зворотної задачі оцінювання та спільного виконання прямої і зворотної задач оцінювання.

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.

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 в інтелектуальних системах підтримки прийняття рішень

5.1 Формалізований опис задачі аналізу та прогнозування стану об'єктів в інтелектуальних системах підтримки прийняття рішень

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.

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 .

Управляєма 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.

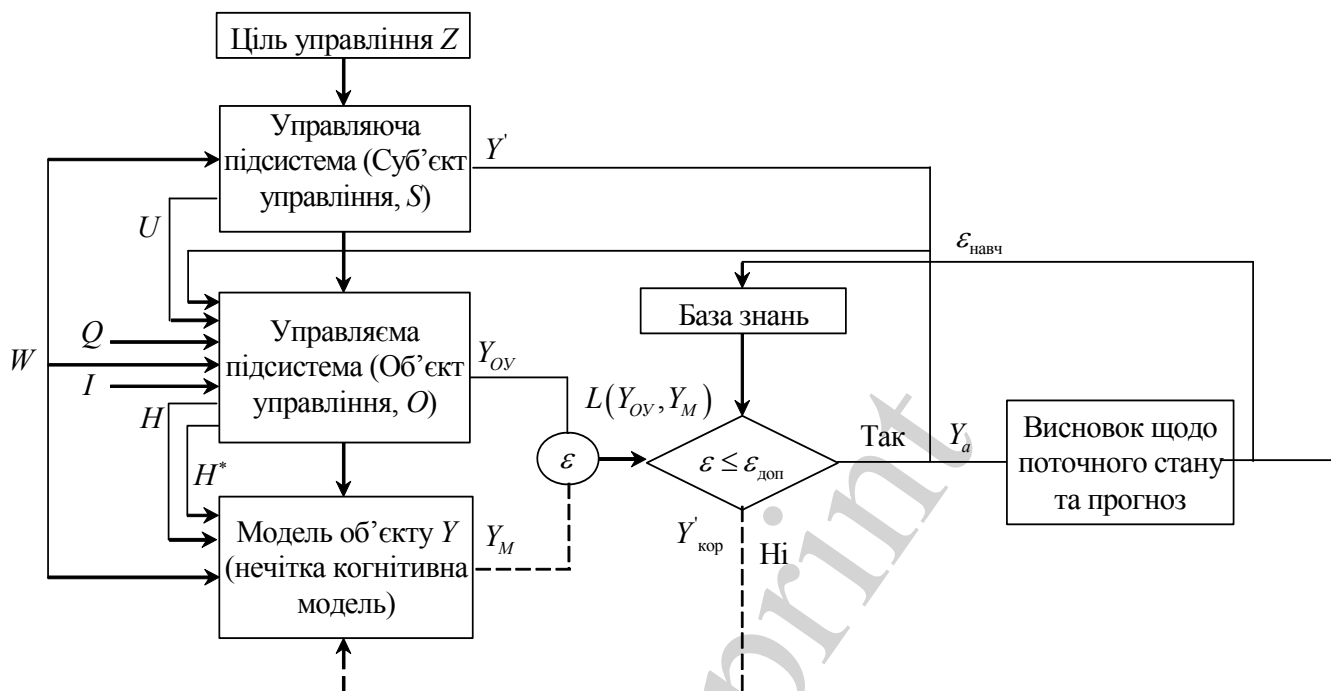


Рис. 1. Структурна схема системи аналізу та прогнозування стану об'єкту

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);

$Y'_{\text{кор}}$ – коригування моделі (додавання нових факторів і зв'язків між ними);

Y_a – адекватна модель об'єкта моніторингу, що відповідає його реальному стану;

$\varepsilon_{\text{навч}}$ – оновлення бази знань.

Якщо отримані результати (розрахункові значення) Y_m не відповідають фактичними результатами, які характеризують стан Y_{Oy} (умова $\varepsilon \leq \varepsilon_{\text{доп}}$ не виконується), то управляюча підсистема вносить коригування НКМ ($Y_{\text{кор}}$). Якщо умова $\varepsilon \leq \varepsilon_{\text{доп}}$ 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; $D = \langle I, H, U, Y_{Oy}, Y_m, Y', H^*, Y'_{\text{кор}} \rangle$ – 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:

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

де S – багатовимірний часовий ряд; $S_t = (s_1^{(t)}, s_2^{(t)}, \dots, s_N^{(t)})$ – 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 запізнь 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. На даному етапі відбувається аналіз проблеми, визначення мети і завдань аналізу та прогнозування стану об'єкту, а також когнітивна структуризація наявної інформації про стан об'єкту.

$$s_{i(norm)}^{(t-l_i^j)} = \frac{s_i^{(t-l_i^j)} - s_{i(min)}}{s_{i(max)} - s_{i(min)}}, \quad l_i^j = 0, \dots, L_i^j, \quad (3)$$

де $s_{i(norm)}^{(t-l_i^j)}$ – нормоване значення; $s_{i(max)}$, $s_{i(min)}$ – максимальне та мінімальне значення, відповідно;

Як правило множина факторів, зв'язків між ними, обмеження, накладаються на вхідні параметри, а також їх значення визначаються на основі наявної інформації за результатами запиту з бази знань. Необхідність залучення даних з бази знань обумовлена відсутністю або неповнотою вхідної інформації про об'єкт аналізу. В якості обмежень, що накладаються на фактори, розглядаються ресурси (обчислювальні, часові та просторові).

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

3.1. Обробка вихідних даних.

Оскільки обробка вихідних даних є підготовчим етапом для побудови НЧКМ, то далі оперуємо поняттям “вершина”.

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 $x_{vi} = [x_{vi1}, x_{vi2}]$, де x_{vi1} , x_{vi2} – мінімальне та

максимальне значення вершин; вербальних описів; нечітких трикутних чисел $x_{v_i} = [x_{v_i1}, x_{v_i2}, x_{v_i3}]$, де x_{v_i1} , x_{v_i2} , x_{v_i3} – мінімальне, найбільш очікуване і максимальне значення вершин; нечітких трапецієподібних чисел $x_{v_i} = [x_{v_i1}, x_{v_i2}, x_{v_i3}, x_{v_i4}]$, 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.

Для нормування значень параметрів вершин пропонуються наступні способи перетворення:

1) для інтервалів $x_{v_i} = [x_{v_i1}, x_{v_i2}]$

$$x_{v_i}^{\text{норм}} = \left[\frac{x_{v_i1}}{x_i^{\text{max}}}, \frac{x_{v_i2}}{x_i^{\text{max}}} \right], x_i^{*\text{max}} = \max_{l \leq i \leq h^*} \{x_{v_i2}\}; \quad (4)$$

2) для нечітких трикутних чисел $x_{v_i} = [x_{v_i1}, x_{v_i2}, x_{v_i3}]$

$$x_{v_i}^{\text{норм}} = \left[\frac{x_{v_i1}}{x_i^{\text{max}}}, \frac{x_{v_i2}}{x_i^{\text{max}}}, \frac{x_{v_i3}}{x_i^{\text{max}}} \right], x_i^{**\text{max}} = \max_{l \leq i \leq h^{**}} \{x_{v_i3}\}; \quad (5)$$

3) для нечітких трапецієподібних чисел $x_{v_i} = [x_{v_i1}, x_{v_i2}, x_{v_i3}, x_{v_i4}]$

$$x_{v_i}^{\text{норм}} = \left[\frac{x_{v_i1}}{x_i^{\text{max}}}, \frac{x_{v_i2}}{x_i^{\text{max}}}, \frac{x_{v_i3}}{x_i^{\text{max}}}, \frac{x_{v_i4}}{x_i^{\text{max}}} \right], x_i^{***\text{max}} = \max_{l \leq i \leq h^{***}} \{x_{v_i4}\}; \quad (6)$$

4) для нечітких багатограноподібних чисел $x_{v_i} = [x_{v_i1}, x_{v_i2}, x_{v_i3}, x_{v_i4}, \dots, x_{v_iN}]$

$$x_{v_i}^{\text{норм}} = \left[\frac{x_{v_i1}}{x_i^{\text{max}}}, \frac{x_{v_i2}}{x_i^{\text{max}}}, \frac{x_{v_i3}}{x_i^{\text{max}}}, \frac{x_{v_i4}}{x_i^{\text{max}}}, \dots, \frac{x_{v_iN}}{x_i^{\text{max}}} \right], x_i^{N*\text{max}} = \max_{l \leq i \leq h^{N*}} \{x_{v_iN}\}; \quad (7)$$

де $x_{v_i}^{\text{норм}}$ – нормовані значення параметрів вершин, $x_{v_i}^{\text{норм}} \in [0,1]$; x_{v_i2} , x_{v_i3} , x_{v_i4} – максимальні значення параметрів вершин; $x_i^{*\text{max}}$, $x_i^{**\text{max}}$, $x_i^{***\text{max}}$ – максимальні значення серед максимальних значень параметрів вершин, представлених у вигляді інтервалів, нечітких трикутних і трапецієподібних чисел; h^* , h^{**} , h^{***} – кількість вершин, значення параметрів яких представлені у вигляді інтервалів нечітких чисел. В результаті нормування значення параметрів вершин представляють собою інтервали з нормованими значеннями параметрів вершин $x_{v_i}^{\text{норм}} \in [0,1]$.

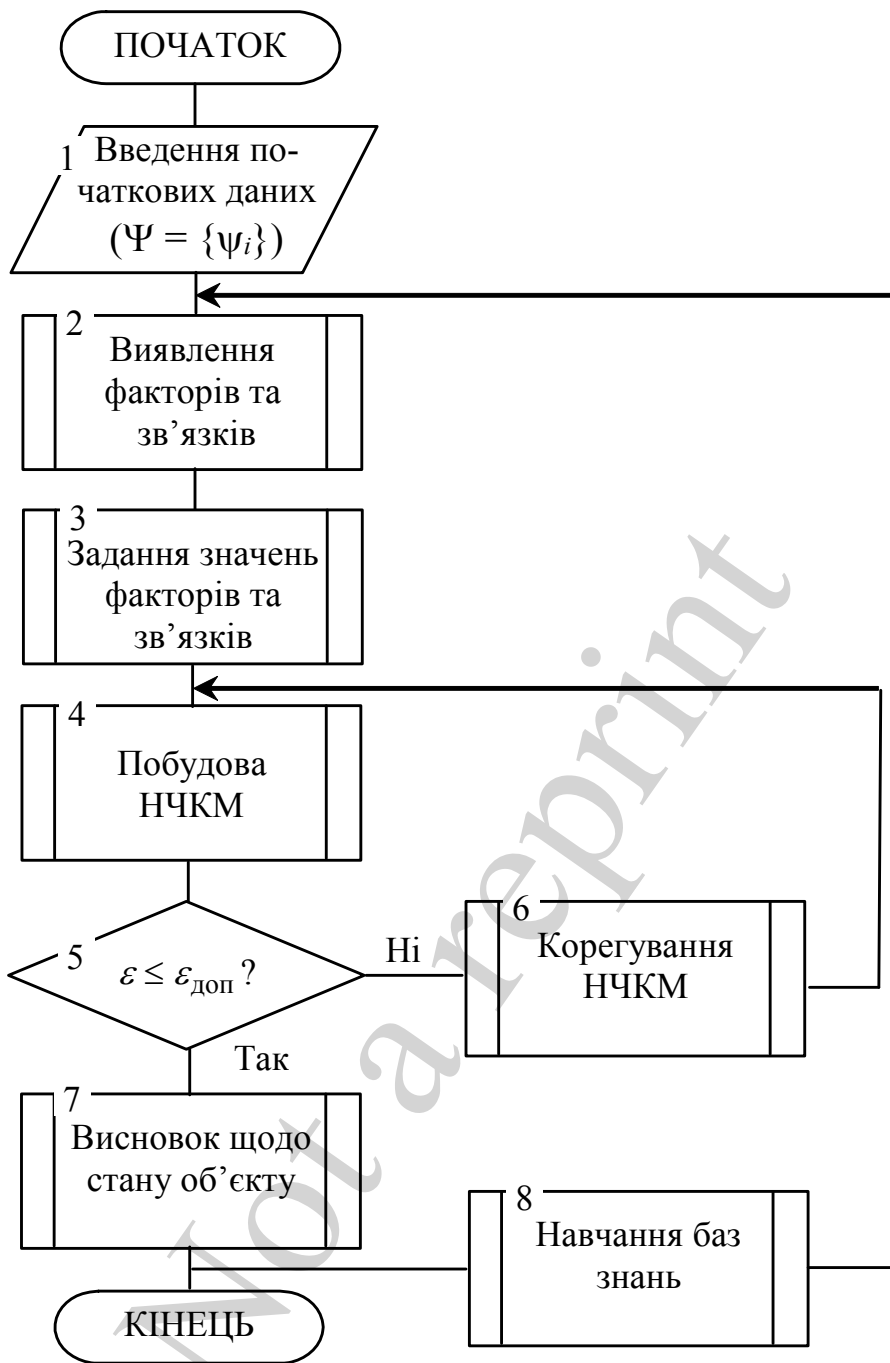


Рис. 2. Алгоритм реалізації методики аналізу та прогнозування стану об'єкту

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

Для нормування значень зв'язків пропонуються наступні способи перетворення:

1) для інтервалів $w_{ij} = [w_{ij1}, w_{ij2}]$

$$w_{ij}^{\text{норм}} = \left[\frac{w_{ij1}}{w^{\text{max}}}, \frac{w_{ij2}}{w^{\text{max}}} \right], \quad w^{*\text{max}} = \max_{\substack{l \leq i \leq h, \\ l \leq j \leq h}} \{w_{ij2}\}; \quad (8)$$

2) для нечітких трикутних чисел $w_{ij} = [w_{ij1}, w_{ij2}, w_{ij3}]$

$$w_{ij}^{\text{норм}} = \left[\frac{w_{ij1}}{w^{\text{max}}}, \frac{w_{ij2}}{w^{\text{max}}}, \frac{w_{ij3}}{w^{\text{max}}} \right], w^{**\text{max}} = \max_{\substack{l \leq i \leq h, \\ l \leq j \leq h}} \{w_{ij3}\}; \quad (9)$$

3) для нечітких трапецієподібних чисел

$$w_{ij}^{\text{норм}} = \left[\frac{w_{ij1}}{w^{\text{max}}}, \frac{w_{ij2}}{w^{\text{max}}}, \frac{w_{ij3}}{w^{\text{max}}}, \frac{w_{ij4}}{w^{\text{max}}} \right], w^{***\text{max}} = \max_{\substack{l \leq i \leq h, \\ l \leq j \leq h}} \{w_{ij4}\}; \quad (10)$$

4) для нечітких багатограноподібних чисел

$$w_{ij}^{\text{норм}} = \left[\frac{w_{ij1}}{w^{\text{max}}}, \frac{w_{ij2}}{w^{\text{max}}}, \frac{w_{ij3}}{w^{\text{max}}}, \frac{w_{ij4}}{w^{\text{max}}}, \dots, \frac{w_{ijN}}{w^{\text{max}}} \right], w^{N*\text{max}} = \max_{\substack{l \leq i \leq h, \\ l \leq j \leq h}} \{w_{ijN}\}; \quad (11)$$

де $w_{ij}^{\text{норм}}$ – нормовані інтервальні значення зв'язків між вершинами v_i та v_j
 $w_{ij}^{\text{норм}} \in [-1, 1]$; $w^{*\text{max}}$, $w^{**\text{max}}$, $w^{***\text{max}}$ – максимальні значення серед максимальних значень зв'язків, представлених у вигляді інтервалів та нечітких чисел. В результаті нормування значення зв'язків між вершинами являють собою інтервали з нормованими значеннями зв'язків.

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

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

4. Побудова НЧКМ.

Формування структури (попереднє структурне налаштування).

НЧКМ полягає в завданні структурних взаємозв'язків (у вигляді відображаються 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). НЧКМ забезпечують формування, зберігання і виведення прогнозованих нечітких значень відповідних компонентів багатовимірного часового ряду з необхідними для НЧКМ 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 $w_{ij}^{(t-l^j)}$

відповідно до виразів (8)–(11), на підставі чого здійснюється наступне перетворення:

$$\tilde{s}_j^{(t-l_i^j)} = \left(w_{ij}^{(t-l_i^j)} T \tilde{s}_j^{(t-l_i^j)} \right), \quad l_i^j = 0, \dots, L_i^j, \quad (12)$$

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 апіорні 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 ній, а її параметричну настроювання (навчання) виконується на основі навчальної вибірки (рис. 3).

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 – $S_1' = \{ \tilde{s}_1^{(t)}, \tilde{s}_1^{(t-1)}, \tilde{s}_1^{(t-2)} \}$.

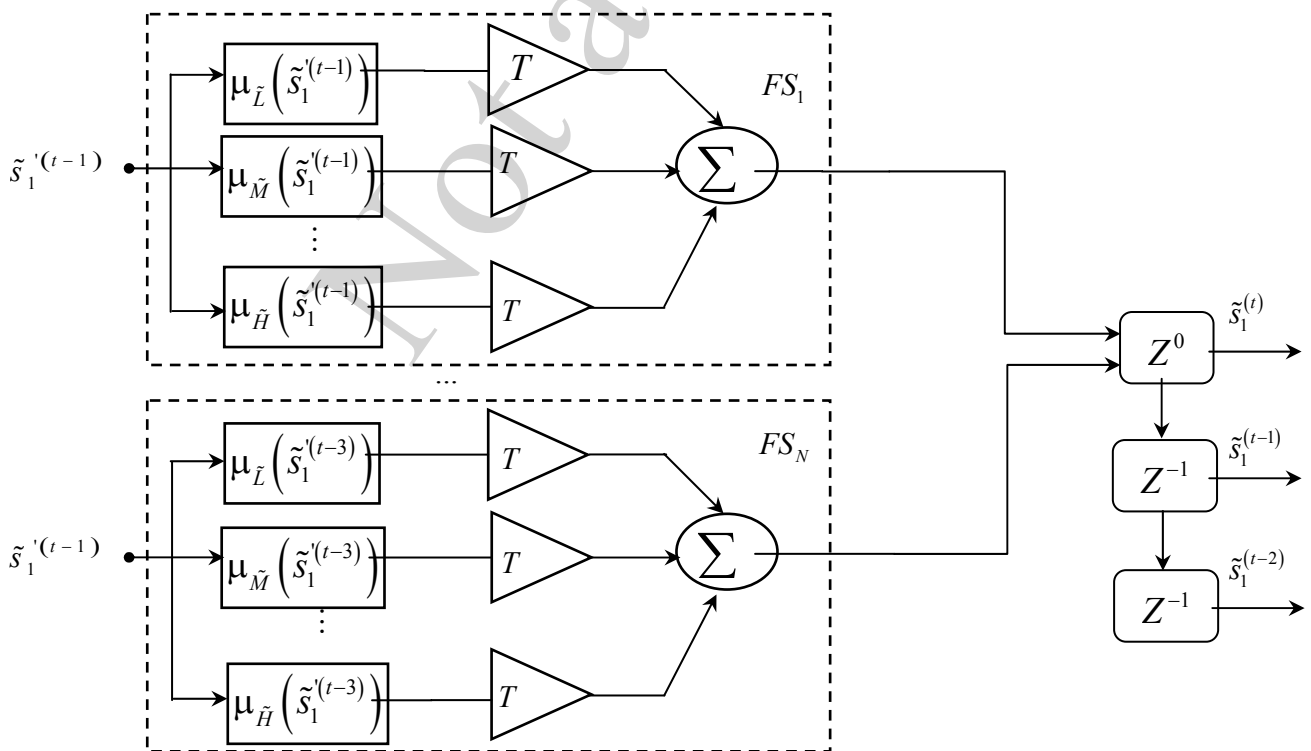


Рис. 3. Структура нечіткої компонентної темпоральної моделі FS_i

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

$$\alpha_p = \min \mu_{\tilde{L}}(\tilde{s}_1^{(t-1)}), \mu_{\tilde{L}}(\tilde{s}_3^{(t-3)}), \mu_{\tilde{M}}(\tilde{s}_4^{(t-3)}), \mu_{\tilde{M}}(\tilde{s}_5^{(t-3)}), \mu_{\tilde{H}}(\tilde{s}_1^{(t-3)}). \quad (13)$$

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

$$\mu_{\tilde{M}}(\tilde{s}_1^{(t)}) = \min(\alpha_p, \tilde{M}). \quad (14)$$

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

$$\tilde{s}_1^{(t)} = \max(\mu_{\tilde{M}}(\tilde{s}_1^{(t)}), \dots, \mu_{\tilde{M}}(\tilde{s}_1^{(t)}), \dots, \mu_{\tilde{H}}(\tilde{s}_1^{(t)})). \quad (15)$$

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

$$\tilde{s}_{1(norm)}^{(t)} = Z^0(\tilde{s}_1^{(t-1)}), \tilde{s}_{1(norm)}^{(t-2)} = Z^{-1}(\tilde{s}_1^{(t-1)}). \quad (16)$$

5. Навчання 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 НЧКМ. Узгодження всіх нечітких компонентних темпоральних моделей FS_i , $i=1, \dots, N$ НЧКМ здійснюється після їх "персоніфікованої" параметричного налаштування. Узгодження полягає в такій зміні модальних значень і ступенів розмитості нечітких ступенів впливу $\left\{ w_{ij}^{(t-l^j)} \middle| l^j = 0, \dots, L_i^j \right\}$ між концептами НЧКМ, що забезпечує максимальне підвищення точності прогнозування кожного з компонентами багатовимірного часового ряду без погіршення. Процедурі узгодження нечітких компонентних темпоральних моделей НЧКМ передують формування додаткової "узгоджуючої" навчальної вибірки, що складається з ретроспективних даних одночасно для всіх компонентів багатовимірного часового ряду. Процедура узгодження всіх нечітких компонентних

темпоральних моделей НЧКМ вважається успішно завершеною, якщо для кожної з цих моделей підсумкова похибка не перевищує деякого встановленого порога. Для добре узгоджених компонентів багатовимірного 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 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.

6. Обговорення результатів з розробки методики оцінки та прогнозування в інтелектуальних СППР

Запропонована методика оцінки та прогнозування в інтелектуальних системах підтримки прийняття рішень. Для оцінки ефективності розробленої методики оцінювання інформаційно-аналітичного забезпечення стратегічного менеджменту виконано її порівняльну оцінку з найбільш популярними програмними продуктами для управління підприємствами (стратегічного менеджменту):

- 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).

Для порівняльної оцінки було виконано оцінку реального стану компанії. В якості об'єкту дослідження використовувалося ТОВ "Еверест Лімітед" (м. Київ, Україна).

Результати оцінки реального стану компанії наведені в табл. 1, в якій представлені нормовані результати оцінки.

З аналізу даних, що представлені в табл. 1, видно, що представлена методика має меншу кількість обчислень у порівнянні з відомими підходами з оцінки та прогнозування. Перевага зазначеної методики у порівнянні з відомими

полягає в зменшенні обчислювальної складності, що в свою чергу підвищує оперативність прийняття рішень відносно об'єкту управління.

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

Таблиця 1

Порівняння обчислювальної складності програмного забезпечення та розробленої методики для оцінювання реального стану компанії

№ 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

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

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

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

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)

Зазначені результати видно з результатів в останніх строках табл. 2 та табл. 3, 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 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;
- можливість синтезу оптимальної структури системи підтримки та прийняття рішення.

До недоліків запропонованого методики слід віднести:

- втрата інформативності при оцінюванні стану об'єкту забезпечення 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.

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 розроблено методику оцінки та прогнозування в інтелектуальних системах підтримки прийняття рішень, 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;

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

3. Проведений приклад використання запропонованої методики на прикладі оцінки та прогнозування стану підприємства. 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 Олександр Петровичу – професору Ієрусалимського політехнічного інституту Махон Лев.

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

Література

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

4. Pievtsov, H., Turinskyi, O., Zhyvotovskiy, R., Sova, O., Zvieriev, O., Lanetskii, B., Shyshatskiy, 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. Shyshatskiy, A. (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. 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, нейронные сети, генетические алгоритмы. Винница: “УНИВЕРСУМ”, 295.

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: <https://doi.org/10.17073/2072-1633-2019-1-97-106>

10. Заграновская, А. В., Эйсснер, Ю. Н. (2017). Моделирование сценариев развития экономической ситуации на основе нечетких когнитивных карт. Современная экономика: проблемы и решения, 10 (94), 33–47. doi: <https://doi.org/10.17308/meps.2017.10/1754>

11. Симанков, В. С., Путято, М. М. (2013). Исследование методов когнитивного анализа. Перспективы развития информационных технологий, 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: <https://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: <https://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: <https://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: <https://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: <https://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: <https://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: <https://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: <https://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: <https://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: <https://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: <https://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. URL: <https://avia.mstuca.ru/jour/article/view/153/79>
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. doi: <https://doi.org/10.15407/np.48.506>
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: <https://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). URL: <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*, 10 (1), 16–25. URL: <http://journals.univ-danubius.ro/index.php/oeconomica/article/view/2020/2053>