

## МЕТОДИКА ІНТЕЛЕКТУАЛЬНОГО НАВЧАННЯ БАЗИ ЗНАТЬ ПІДСИСТЕМИ УПРАВЛІННЯ ПОТОКІВ ДАНИХ В МОБІЛЬНИХ РАДІОМЕРЕЖАХ ВІЙСЬКОВОГО ПРИЗНАЧЕННЯ

*У статті запропоновано методика побудови нечітких баз знань інтелектуальних систем управління вузлами тактичних мобільних радіомереж. Суть методики полягає в розподілі процесу проектування, побудови, вибору структури бази знань та процесу отримання знань інтелектуальною БЗ підсистеми управління потоків даних МР з урахуванням характеристичних особливостей функціонування системи управління потоків даних в МР на основі нейро-нечітких мереж.*

*Сальник С.В. Методика інтелектуального обучения базы знаний подсистемы управления потоками данных в мобильных радиосетях военного назначения. В статье предложена методика интеллектуального обучения базы знаний подсистемы управления потоками данных в мобильных радиосетях военного назначения. Суть методики заключается в распределении процесса проектирования, построения, выбора структуры базы знаний и процесса получения знаний интеллектуальной БЗ подсистемы управления потоков данных МР с учетом характеристических особенностей функционирования системы управления потоков данных в МР на основе нейро-нечетких сетей.*

*S. Salnyk Methodology of fuzzy knowledge bases construction for nodal intelligent control systems in the tactical mobile radio networks. In the article the methodology of construction of fuzzy knowledge bases of intellectual systems of control of nodes of tactical mobile radio networks is offered. The essence of the methodology is to divide the process of designing, constructing, choosing the structure of the knowledge base and the process of acquiring knowledge by the intellectual base of the subsystem of management of data streams of the MR taking into account the characteristic features of the operation of the data flow control system in the MR on the basis of neuro-fuzzy networks.*

*Ключові слова:* мобільна радіомережа, потоки даних, база знань, інтелектуалізація навчання, нейронна мережа.

**Актуальність досліджень.** Останнім часом спостерігається динамічний розвиток та поширення мобільних радіомереж (МР) класу MANET (*Mobile Ad-Hoc Network*), які стають більш вживаними у повсякденному житті та у військовій галузі [1]. Основними особливостями побудови та застосування МР є: мобільність вузлів; динамічна топологія; децентралізоване управління МР; спільний доступ вузлів до середовища передачі даних; масштабованість; збір значної кількості інформації про стан мережі на різних рівнях моделі OSI. Основною відмінністю МР від класичних радіомереж є відсутність фіксованої мережевої інфраструктури і, як наслідок, фіксованих маршрутів передачі інформації, що потребує використання нових підходів до управління МР та систем, які забезпечують її функціонування. Використання МР для організації зв'язку між підрозділами, неможливе без ефективної системи управління (СУ) мобільною радіомережею. Досвід застосування МР вказує те, що доцільно використовувати децентралізовані СУ та інтелектуалізацію процесів управління у складі вузлової СУ [1, 2].

Аналіз публікацій вказує на те, що при побудові сучасних систем управління головне місце займає обробка знань про стан МР, а основною особливістю зазначених вузлових СУ є наявність бази знань (БЗ), у якій міститься інформація про стан вузлів та МР в цілому. Враховуючи неточність службової інформації та неповноту знань про ситуацію в МР, які викликані складністю побудови МР та динамічною природою функціонування її елементів, в [1 – 3] запропоновано використання моделей на основі штучного інтелекту з комплексним використанням апарата нейронних мереж (НМ) та нечіткої логіки для побудови БЗ вузлової СУ. В роботах [4 – 6] для побудови СУ вузлами МР запропоновано використання нечітких БЗ підсистеми прийняття рішень в процесі керування перевантаженням потоків даних, прогнозування перевантаженням та інших подій. Однак, реалізація цих пропозицій вимагає врахування функціональних особливостей застосування цих методів у складі відповідної СУ, а також наявності єдиної методології та технологій для практичного застосування нечітких баз знань в МР класу MANET військового призначення.

**Аналіз предметної області.** Через динамічну та непередбачувану природу функціонування радіомереж, СУ відносяться до складних розподілених систем, які характеризуються слабкою формалізацією залежності вхідних та вихідних змінних, через що побудова чіткої математичної моделі таких систем не завжди можлива. В цьому випадку можуть бути використані так звані інтелектуальні методи та моделі, які дозволяють більш адекватно відобразити різні аспекти невизначеності в процесі управління МР, у порівнянні з аналітичними моделями та алгоритмами, що базуються на використанні традиційних методів.

Функціонування СУ ґрунтується на збиранні та переробці вхідних параметрів у знання, завдяки яким будуть прийматися управлінські рішення. Ці знання являють собою інформацію щодо функціонування інформаційної, програмної та апаратної складової МР на рівнях мережевої моделі OSI та множини правил щодо використання даної інформації.

В свою чергу, одним з найпопулярніших методів моделювання погано формалізованих об'єктів та систем залишається нечітке моделювання [6, 7]. Процес моделювання СУ вузлів МР з використанням нечіткої логіки повинен відповідати таким принципам:

- *принцип лінгвістичності вхідних і вихідних змінних*, відповідно до якого входи і виходи вузлової СУ описуються лінгвістичними змінними, які в свою чергу оцінюються не кількісними, а якісними термами.

- *принцип формування структури залежності „вхід – вихід” у вигляді нечіткої бази знань*, яка являє собою сукупність правил виду ЯКЩО – ТО.

- *принцип двоетапного налаштування нечітких БЗ* передбачає, що після грубого налаштування моделі вузлової СУ, шляхом побудови БЗ за наявною експертною інформацією, здійснюється тонке налаштування моделі шляхом її самонавчання, яке полягає в підборі таких вагових коефіцієнтів правил і таких параметрів функцій належності, при яких різниця між бажаними та реальними рішеннями, що приймаються вузловою СУ, буде мінімальною;

- *принцип ієрархічності БЗ* дозволяє уникнути проблем пов'язаних з тим, що при великій кількості вхідних змінних побудова системи висловлювань про невідому залежність „вхід – вихід” вузлової СУ значно ускладнюється. Використання принципу ієрархічності дозволить побудувати дерево виводів, яке зможе враховувати необмежену кількість вхідних змінних, котрі впливатимуть на прийняті вузловою СУ рішення [8 – 10].

БЗ являє собою базу даних, яка містить структуровану, подану в певному вигляді інформацію про стан компонентів МР, що використовується СУ. Основними особливостями БЗ є здатність: отримання нових знань та складання висновків; знаходження розбіжностей; пристосованість до нечіткої мережевої активності, тощо [8 – 10].

Таким чином, нечітке моделювання процесу функціонування вузлової СУ передбачає опис причинно-наслідкових зв'язків між вхідними та вихідними змінними, які характеризують залежність на кожному з рівнів моделі OSI за допомогою нечітких БЗ. Слід зауважити, що нечіткі БЗ реалізують ці зв'язки природною мовою з використанням теорії нечітких множин та лінгвістичних змінних, що дозволяє побудувати залежності між фізично розрізненими вхідними та вихідними величинами під час моделювання вузлової СУ.

В цілому, за способом навчання, методи отримання знань поділяються на: методи навчання з учителем, де кожному прецеденту примусово задається пара „ситуація – необхідне рішення”; методи навчання без вчителя, тобто спосіб машинного навчання, під час якого досліджувана система навчається виконувати завдання, без втручання з боку користувача. Виходячи з вказаного, для СУ в МР доцільно використовувати методи навчання з учителем на етапі побудови мережі, а далі для навчання мережі необхідно використовувати методи навчання БЗ без учителя, основною рисою яких є здатність до самоорганізації.

Вирішенню питань навчання БЗ, що побудовані за допомогою НМ присвячені роботи Д.О. Хебба, А.К. Джейна, В. Мак-Каллохом, Л. Заде, Е. Мамдані та інших. Однак, в більшості робіт відбувається дослідження питань підтримки та прийняття рішень в різного

роду системах, які не враховують особливостей функціонування в МР. У зв'язку з цим, у даній статті пропонується методика навчання БЗ підсистеми управління потоків даних (ПУПД) в МР військового призначення, яка дозволить спростити та систематизувати процес моделювання СУ, а також поповнювати новими знаннями БЗ при застосуванні нечіткої логіки та апарата НМ.

В даний час, дослідження НМ вважається одним з найбільш перспективних напрямків в галузі штучного інтелекту. НМ являє собою систему з'єднаних та взаємодіючих між собою штучних нейронів. При з'єднанні нейронів у велику мережу з управляємою взаємодією виникає здатність виконувати складні завдання. НМ можуть проводити навчання, внаслідок якого вона спроможна виявляти складні залежності між вхідними та вихідними даними, а також проводити кластеризацію вхідних образів до навченого переліку параметрів [4 – 6].

З формальної точки зору, НМ являє собою універсальну модель-апроксиматор у вигляді графа, головною рисою якої є використання зв'язків різної ваги між нейронами. Обробка інформації НМ ведеться одночасно великою кількістю елементів, завдяки чому вони стійкі до несправностей та здатні до швидких обчислень.

До інших переваг НМ можна віднести: малі об'єми пам'яті, необхідні для зберігання нейронів; невелика обчислювальна складність; висока адаптивність; здатність до опрацювання нечіткої та неповної інформації, що дозволяє застосовувати НМ в будь-якій предметній області, в тому числі при вирішенні задач прогнозування складних процесів.

Нечітка логіка (НЛ), серед усіх відомих засобів моделювання базується на нечітких множинах та дозволяє здійснювати математичну формалізацію логіко-лінгвістичної інформації, яка застосовується при описах складних нелінійних об'єктів. Як правило, моделювання таких об'єктів зводиться до побудови БЗ, які втілюють в собі експертні знання про об'єкт у вигляді лінгвістичних висловлювань ЯКЩО-ТО, що відносять до переваг [11 – 13].

На підставі вказаного, **мета** даної статті, полягає у розробці методики інтелектуальної бази знань підсистеми управління потоків даних в МР військового призначення для зберігання інформації про стан вузлів МР, яка необхідна для ефективного функціонування підсистем, які приймають участь у формуванні рішень в МР, що є актуальним на сьогодні.

**Об'єктом** розгляду статті є процес отримання, збирання та обробки знань інтелектуальною СУ щодо стану МР.

**Предметом дослідження** є методика навчання нечітких бази знань СУ.

**Суть** методики полягає в розподілі процесу проектування, побудови, вибору структури бази знань та процесу отримання знань інтелектуальною БЗ підсистеми управління потоків даних МР з урахуванням особливостей функціонування СУ потоків даних в МР військового призначення на основі нейро-нечітких мереж.

**Методика побудови інтелектуальної бази знань підсистеми управління потоків даних в мобільних радіомережах військового призначення.**

Для розробки методики побудови інтелектуальної бази знань ПУПД в МР доцільно розглянути загальну структуру інтелектуальної СУ потоками даних МР, яка представлена на рис. 1 основне місце в якій займає БЗ та визначення **вимоги** до побудови методів інтелектуальної БЗ, які будуть використовуватися при побудові СУ в МР: самонавчання; робота в режимі реального часу; збільшення швидкості навчання; прогнозування подій; невисока обчислювальна складність; врахування особливостей функціонування МР.

Дана СУ потоками даних МР знаходиться у складі вузла МР, якій в свою чергу, являється складовою частиною МР. Вузол МР, перебуваючи в складі МР, отримує вхідний потік даних (трафік), який несе в собі (мову, відео, передачу даних тощо) та характеризується множиною параметрів мережевого трафіка [1 – 3, 6].

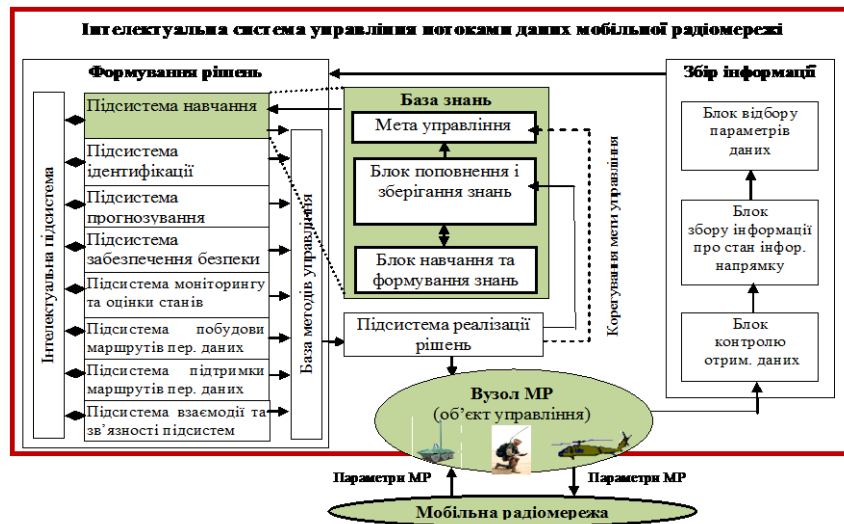


Рис.1. Структурі інтелектуальної системи управління потоками даних МР

Таким чином, вузлова СУ, до складу якою входять підсистеми: топології, маршрутизації, безпеки, потоків даних та інші повинні отримувати, аналізувати, та враховувати значну кількість параметрів функціонування МР, які відносяться до різних рівнів моделі OSI та відповідно мають різну фізичну природу, а також можуть містити у собі неточні, неповні або нечіткі вхідні дані мережевого трафіка. В цілому, відповідно до рівнів моделі OSI, вузлова система отримує наступну інформацію: на прикладному, представлень, сеансів – дані; транспортному – сегменти; мережевому – пакети; каналному – кадри; фізичному – біти [6, 7]. Зробимо припущення що кожен нечіткий або неповний параметр даних МР який отримується БЗ буде сприйматися як точний.

Я вже зазначалося, до складу вузлової СУ входить множина підсистем, де основне місце належить ПУПД. Функціонування ПУПД забезпечується наступними етапами [1 – 3, 18]:

1 Етап – Збір інформації – блоки: контролю отриманих даних, збору інформації про стан інформаційного напрямку, відбору параметрів даних.

2 Етап – Формування рішень – покладається на підсистеми, які працюють у взаємодії, а саме: ідентифікації, прогнозування, забезпечення безпеки, моніторингу та оцінки станів, побудови маршрутів даних, підтримки маршрутів передачі даних, взаємодії та зв'язності підсистем, навчання в яку входить (БД). БД реалізована на основі блоку навчання та формування знань, блоку поновлення та зберігання знань, блоку визначення мети управління.

Кожна із вказаних підсистем в інтелектуальній системі управління (ІСУ) функціонує відповідно до своїх характеристичних особливостей та проводить формування рішень згідно з метою, вимогами та цільовими функціями. Однак ефективне функціонування вказаних систем забезпечує інтелектуальна підсистема, яка застосовує нейронечіткі мережі, для забезпечення роботи у режимі реального часу, проведенні самонавчання та прогнозування подій. В наслідок роботи кожної окремої підсистеми з інтелектуальною підсистемою відбувається отримання функціонального управлінського рішення, яке надходить до бази методів управління.

3 Етап – Реалізація рішень – підсистема реалізація рішень, яка реалізується в вузловій СУ. В наслідок прийнятого рішення дана підсистема може: ініціювати корегування мети управління в СУ, поповнювати підсистему поновлення та зберігання знань.

**Методика побудови інтелектуальної навчальної бази знань.** Виходячи із вказаного пропонуються наступні послідовні прийоми та методи реалізації методики побудови БЗ, а саме:

**1** – постановка завдань нечіткого управління МР. Даний етап реалізується на стадії проектування МР та її елементів [5, 6, 14] і передбачає визначення вхідних та вихідних змінних для кожної підсистеми вузлової СУ. На даному етапі відбувається ініціалізація моделі МР, яка представляється направленим графом  $G = (V, E)$ , де  $V$  – множина випадково розташованих вузлів (кількість вузлів  $N \leq 100$ ) та множина каналів.

Управління вузлової СУ, передбачає розподіленість системи управління за функціональними підсистемами управління (маршрутизацією, топологією, потоками даних, безпекою, радіоресурсом та якістю передачі), які відповідають рівням моделі OSI [16, 17]. Так як функції кожної підсистеми відрізняються, то і оцінка їх стану, і вироблення управляючих впливів здійснюється за допомогою різних параметрів, вибір яких проводиться на цьому етапі. В залежності від природи, параметри можуть бути як чіткими, так і нечіткими [9, 14, 15]:

$$X = \{x_1, x_2, \dots, x_n\} \text{ – множина вхідних змінних;}$$

$$Y = \{y_1, y_2, \dots, y_n\} \text{ – множина вихідних змінних.}$$

**2** – розбиття просторів вхідних і вихідних змінних. Розіб'ємо області визначених змінних на відрізки. При чому кількість цих відрізків, а також їх довжина підбираються індивідуально для кожної змінної в залежності від їх фізичних властивостей. Для змінної  $x_1$  можуть бути визначені такі нечіткі множини з лінгвістичними значеннями (низьке, нижче середнього, середнє, вище середнього, високе). Функції належності підбираються таким чином, щоб вони перекривалися на рівні 0.5. Для кожної змінної на кожному з відрізків задається функція належності. Враховуючи, що функціонування радіостанції в МР обмежено ємністю батареї, а також станції обладнані малопотужними процесорами, тому пропонується використання трикутних функцій належності з вершиною в центрі відрізка. Це забезпечить високу швидкість прийняття рішень вузловими ІСУ, а також скоротить енергетичні витрати вузла, пов'язані з обчислювальними функціями процесора.

**3** – формування початкової бази правил – генерація множини правил виходячи з можливих поєднань нечітких висловлювань в передумовах і висновках правил, відповідно до якого максимальна кількість правил в базі визначається співвідношенням:

$$l = l_1 * l_2 * \dots * l_n * l_g, \quad (1)$$

де  $l_1 * l_2 * \dots * l_n * l_g$  – кількість функцій належності для задання вхідних/вихідних змінних.

**4** – побудова ієрархічної бази правил – утворюється шляхом об'єднання множини згенерованих лінгвістичних „хибних” та „добрих” правил:

$$JCLR = RB_{good}(1, q(1) \cup (\cup_i CLR(R_i^{q(1)})), \quad (2)$$

де  $R_i^{q(1)} = RB_{bad}(1, q(1))$ .

У результаті побудови об'єднаної множини лінгвістичних правил може виникнути ситуація, за якої новий набір правил, розроблений для рівня ієрархії з метою заміни „хибних” правил, не забезпечує необхідних показників середньоквадратичної помилки. У такому випадку можливим виходом із ситуації є використання підмножини правил, які показують позитивний результат, спільно з „добрими” правилами. Алгоритм представлення бази правил у вигляді ієрархій, де в кожний елемент нульового рівня являє собою агреговане правило з його підправил. Групування правил відбувається на основі обрахування рейтингів правил.

**5** – визначення рейтинга правил бази правил – база може містити правила з однаковими передумовами і різними висновками, що призводить до її надлишковості та суперечливості. Тобто набір правил необхідно оптимізувати. Зробити це можна шляхом адаптації до наявних експериментальних даних, що призводить до суттєвого скорочення надлишковості правил, які залишаються в базі, та ліквідації їх суперечливості.

Кожному правилу „пред'являються” приклади з навчальної вибірки:

$$E_i = (\delta_1^k, \delta_2^k, \dots, \delta_n^k, w^k) (k = \overline{1, E}), \quad (3)$$

В результаті для кожного правила визначається його рейтинг:

$$r_i = \underset{k}{\text{Agg}}(r_i^k) (i = \overline{1, I}), \quad (4)$$

$$r_i^k = T(\mu_{a_{1m}}(\delta_1^k), \dots, \mu_{a_{nm}}(\delta_n^k), \mu_{d_m}(w^k)), (k = \overline{1, K}). \quad (5)$$

де  $\text{Agg}$  і  $T$  – оператор агрегування і  $T$ - норма відповідно.

**6** – визначення рівнозначності правил:

– обрахування матриці включення правил. Для відображення процесу взаємодії правил, доцільно проводити формування матриці включень правил  $\{imp\}$ , за допомогою нечіткого бінарного відношення:

$$I = \{imp(R_1, R_i)\} = \{imp_{ij}\}, \quad (6)$$

– побудова нечіткого предпорядку –  $Q$ ;

– побудова класів подібностей –  $K_1 (i = \overline{1, m})$ , ( $Q$  - визначений предпорядок);

– побудова нечіткого відношення порядку між класами подібностей –  $K_1 (i = \overline{1, m})$ ;

– групування правил:  $K_1 \rightarrow \tilde{R}_1 = \underset{R \in K_1}{\text{Agg}} (i = \overline{1, m})$ , (7)

– побудова порядкової функції.

**7** – скорочення кількості правил та побудова впорядкованої бази правил  $\tilde{\mathfrak{R}} = \{R_1\} (i = \overline{1, n})$  – після підрахунку рейтингу правил, з бази правил виключаються правила з найменшими рейтингами. При цьому в першу чергу скорочення проводяться за групами правил, які мають однакові передумови і різні висновки, тобто різні функції належності вихідної змінної.

Такі правила суперечать один одному, тому з групи подібних правил необхідно залишати тільки одне (з найбільшим рейтингом). Таким чином, вирішується проблема суперечливих правил, а також зменшується їх загальна кількість. Правила, які залишаються, сформуують кінцеву базу правил вузлової ІСУ. Проведення розподілу груп правил близьких за своїм рейтингом:

$$\sigma_i(\tilde{\mathfrak{R}}) = \{\tilde{\mathfrak{R}}_1(i), \dots, \tilde{\mathfrak{R}}_k(i)\}, \quad (8)$$

$$\tilde{\mathfrak{R}}_j(i) = \underset{R \in G_j}{\text{Agg}}(R), \tilde{r}_{j(i)} = \text{eff}(\tilde{\mathfrak{R}}_j(i)), j = (\overline{1, k_i}), \quad (9)$$

Ефективність  $\text{eff}(R_i)$  визначає важливість правила по відношенню до інших правил для формування висновку.

$$\text{eff}(R_i) = \frac{\sum_{j=1}^P T(\mu_{A_{i,1}}(x_1^{(j)}), \mu_{A_{i,2}}(x_2^{(j)}), \dots, \mu_{A_{i,n}}(x_n^{(j)}), \mu_{B_i}(y))}{p \cdot \text{rep}(R_i)}, \quad (10)$$

де  $T$  –  $T$  – норма,  $\text{rep}(R_i) = \frac{1}{p} \sum_{j=1}^P T(\mu_{A_{i,1}}(x_1^{(j)}), \mu_{A_{i,2}}(x_2^{(j)}), \dots, \mu_{A_{i,n}}(x_n^{(j)}))$  – репрезентативність.

Кожному правилу  $R_i$  ставиться у відповідність його рейтинг  $r_i = \text{eff}(R_i)$ , тоді правило можливо упорядкувати використовуючи їх рейтинг.

**8** – адаптація параметрів правил, які залишилися у базі – етап адаптації полягає у знаходженні, відповідно до наявних експериментальних даних і прийнятого критерію, оптимальних значень параметрів для правил, що залишилися у базі.

Це етап оптимізації кінцевого набору правил, який полягає в заміні параметрів функції належності правил, які забезпечують „максимальні ступені адекватності” цих правил за прикладами навчальної вибірки. У випадку, коли всі функції належності нечітких множин є трикутними, налаштуванню піддається один їх параметр – значення мод.

**9** – вибір структури нечіткої БЗ вузлової ІСУ – для зберігання сформованих експертами знань та реалізації нечіткого управління вузлом МР необхідно розробити відповідну

структуру вузлової СУ та алгоритм нечіткого виводу. Як показано в [8, 17], найбільш перспективними методами для побудови бази знань про ситуацію в МР при проектуванні вузлових ІСУ є комплексне застосування апарата нечітких множин та НМ. Це забезпечить вузлову ІСУ такими можливостями, які зазначені вище. БЗ включає в себе базу правил нечітких продукцій і базу даних, створену на основі нечіткої кластеризації статистичних даних про поведінку об'єкта моделювання.

Детально структуру бази правил нечітких продукцій та бази статистичних даних можна представити у вигляді реляційної моделі [18], яка являє собою набір таблиць, зв'язаних відношеннями асоціації. Для реалізації даного етапу пропонується використовувати мережи нечіткого виводу ANFIS з проведенням її відповідної модифікації [15 – 18].

**10** – розробка методу та алгоритму нечіткого виводу – за наступними кроками [5 – 10]:

– *фазифікація вхідних змінних*, встановлення відповідності між значенням окремої вхідної змінної системи нечіткого виводу і значенням  $S_n^{mk}$ , яке відображає ступінь істинності підумови правила на основі значення функції належності відповідного їй терма вхідної змінної:

$$S_n^{mk} = \mu_n^m(\bar{x}_n). \quad (11)$$

де  $\bar{x}_n$  – вектор значень вхідних змінних системи нечіткого виводу;  $\mu_n^m(\bar{x}_n)$  – функція належності  $m$ -го терма.

– *агрегування підумов в нечітких правилах*, на якому відбувається визначення ступеня істинності умов  $S^{hk}$ ,  $h = \overline{1, H}$  за кожним з правил системи нечіткого виводу на основі відомих значень істинності підумов  $S_n^{mk}$ , які входять до нього. Якщо умову правила задано у формі нечіткого лінгвістичного виразу виду  $x_1 = a_1^m$ ,  $m = \overline{1, M}$ , етап їх агрегування залишає ступінь істинності без зміни. Якщо ж умова правила складається з декількох підумов, ступінь істинності для такого правила визначається:

$$S^{hk} = \min_n S_n^{mk}; \quad (12)$$

$$S^{hk} = \max_n S_n^{mk}, \quad (13)$$

де, вираз (12) відображає логічну кон'юнкцію чи логічне „ТА” нечітких підумов правила (11), а вираз (13) – логічну диз'юнкцію чи логічне „АБО” правила (11). Ті правила, ступінь істинності яких не нульова, вважаються активними і використовуються для подальших розрахунків.

У результаті виконання цієї процедури визначаються рівні „відсікання” для умов кожного з правил. Виходи вузлів цього шару позначаються:

$$\eta_h, h = \overline{1, H}. \quad (14)$$

– *активація проміжних висновків в нечітких правилах* – визначення значень функції належності кожного з підвисновків для вихідних лінгвістичних змінних, які розглядаються:

$$\mu^{hk}(\bar{w}_g) = \min_h \{Z_g^h, \mu_g^h(\bar{w}_g)\}, \quad (15)$$

де  $\mu_g^h(\bar{w}_g)$  – функція належності  $h$ -го терма вихідної змінної  $\bar{w}_g$ ;  $Z_g^h$  – ступінь істинності кожного з підвисновків, що розраховується:

$$Z_g^h = S^{hk} \cdot F^k. \quad (16)$$

де  $F^k$  – ваговий коефіцієнт правила.

– *акумуляція висновків нечітких правил* – передбачає об'єднання і акумуляція з використанням операції  $\max$ -диз'юнкції всіх ступенів істинності підвисновків для отримання функції належності кожної із вихідних змінних:

$$\mu_g^*(\bar{w}_g) = \bigcup_{k=1}^{k_M} \bigcup_{h=1}^H \mu^{hk}(\bar{w}_g). \quad (17)$$

– *дефазифікація вихідних змінних* – отримуються чіткі значення кожної із вихідних змінних, які можуть бути використані підсистемами вузла в процесі функціонування.

Відповідно до алгоритму ANFIS [17 – 18], використовується модифікований варіант в формі методу центру тяжіння для одноточкових множин:

$$w_g = \frac{\sum_{h=1}^H Z_g^h \cdot d_g^h}{\sum_{h=1}^H Z_g^h} \quad (18)$$

де  $w_g$  – результат у вигляді чіткого значення змінної;  $H$  – загальна кількість активних правил нечітких продукцій, в підвисновках яких є вихідна лінгвістична змінна  $d_g^h$  [5 – 10].

Загальний опис функціонування НМ, яка забезпечує функціонування нечіткої бази знань ІСУ підсистеми управління потоків даних в МР. Структурна схема НМ навчання бази знань СУ підсистеми управління потоків даних в мобільній радіомережі зазначена на рис. 2.

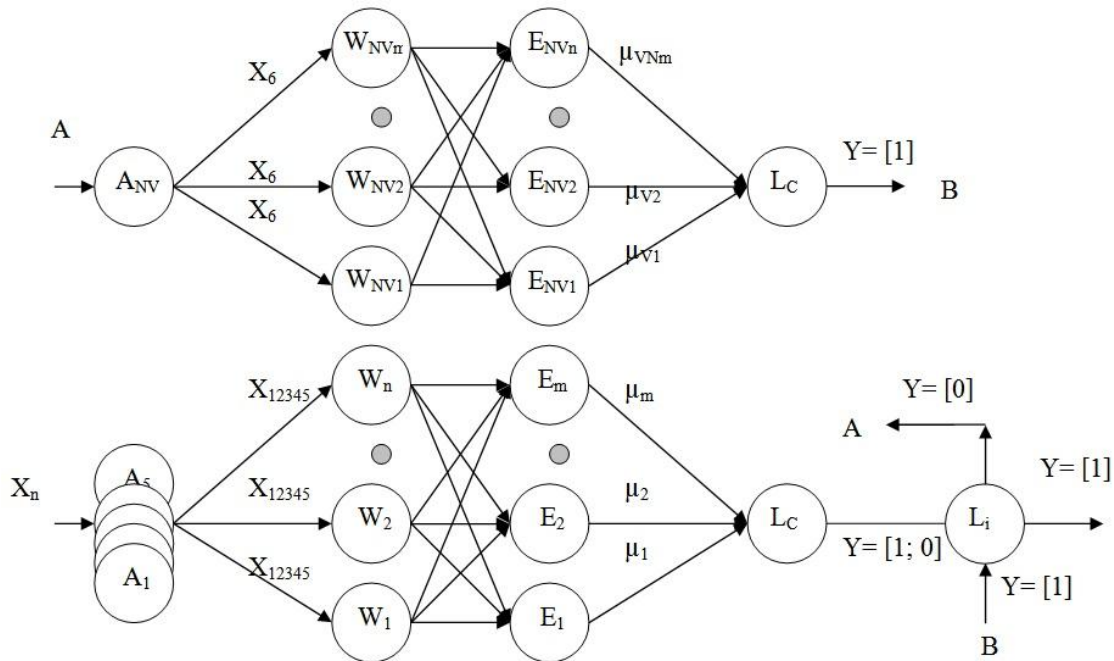


Рис. 2. Структурна схема нейронної мережі навчання нечіткої бази знань СУ

НМ складається з нейромережових аналізаторів. Кількості нейромережових аналізаторів – 6, що відповідає типам даних, які передаються на рівнях моделі OSI, з них 5 аналізаторів ( $A_1, A_2, A_3, A_4, A_5$ ) даних з рівнів: (прикладному, представлень, сеансів – дані; транспортному – сегменти; мережевому – пакети; каналному – кадри; фізичному – біти), та 1 аналізатор ( $A_{NV}$ ) для нововиявлених типів даних для НМ. Ідентифікація параметрів відбувається на ( $A_1, A_2, A_3, A_4, A_5$ ) паралельно, після чого в наслідок виявлення не навченого типу трафіка (обратне поширення похибки) відбувається направлення потоку даних на ( $A_{NV}$ ) , для фіксації (навчання) НМ новому типу поведінки. Стислий опис процесу функціонування НМ:

**Перший шар** нейронних аналізаторів, призначений для розподілу вхідних даних  $X_n$  на нейрони наступного шару ANFIS рівнозначними потоками.

**Другий шар** складається з  $n$  нейронів, які відповідають кількості вхідних параметрів трафіка для відповідних аналізаторів.

В даному шарі формується база правил, за якою відбувається ідентифікація отриманих даних. Вхідні дані розподіляються по нейронам для з'ясування рівня відповідності {висока, середня, низька} даних параметрів.

В даному шарі здійснюється нечіткий вивід, за вказаним алгоритмом, для приведення неточних, неповних та нечітких даних до чіткого значення.



Цей шар здійснює ключову роль в класифікації даних і здійснює кластеризацію вхідного простору образів, в результаті чого утворюються кластери різних образів, кожному з яких відповідає свій нейронний елемент.

**Третій шар** – збір ступенів належності відповідним нечітким правилам та визначення переможного значення рівня відповідності {висока, середня, низька}. Переможний лінгвістичний терм параметра визначається, як оптимальне значення переможних параметрів або максимальних переможних значень.

**Четвертий шар** – складається з лінійного нейронного елемента  $L_c$  – суматора який розташований у кожному аналізаторі, та одного інтерпретатора  $L_i$  який розташований на виході з суматорів. Суматори при отриманні  $y_n = 1$  або  $y_n = 0$  встановлюють „аномальне” або „нормальне” значення кожного окремого аналізатора.

Інтерпретатор аналізує отримані данні з суматорів та:

– якщо з аналізаторів ( $A_1, A_2, A_3, A_4, A_5$ ) отримується значення  $y_n = 1$  то буде виявлена навчена поведінка параметри якої надсилаються через  $L_i$  до підсистеми реалізації рішень;

– якщо з аналізаторів ( $A_1, A_2, A_3, A_4, A_5$ ) отримується значення  $y_n = 0$ , то буде виявлена нова поведінка, а її параметри надсилаються до  $L_i$  який слугує відправником параметрів нової поведінки на аналізатор нових поведінок ( $A_{NV}$ ) для проведення навчання. По проведенню навчання на виході ( $A_{NV}$ ) у  $L_c$  формується значення  $y_n = 1$ , яке направляється до  $L_i$ , а далі до підсистеми реалізації рішень.

### **Висновки.**

Таким чином, у статті запропонована методика побудови інтелектуального навчання БЗ підсистеми управління потоків даних в МР військового призначення на основі нейро-нечітких мереж.

Суть методики полягає в розподілі процесу проектування, побудови, вибору структури бази знань та процесу отримання знань інтелектуальною БЗ підсистеми управління потоків даних МР з урахуванням особливостей функціонування СУ в МР на основі нейро-нечітких мереж.

Новизна методики полягає в тому, що вперше була запропоновано розподіл процесу побудови БЗ в МР з урахуванням динамічної та непередбачуваної природи функціонування МР на основі реляційної структури нечіткої продукційної бази знань ІСУ вузлом МР, яка реалізує алгоритм нечіткого виводу ANFIS. Методика дозволить спростити та систематизувати процес проектування, побудови, вибору структури бази знань, процесу отримання знань та моделювання елементів вузлової СУ в МР, а запропоновані підходи дозволять більш ефективно реалізувати методи управління вузлової СУ на різних рівнях моделі OSI. У ході подальших досліджень буде розроблено метод інтелектуального формування рішень в ПУПД в МР.

### ЛІТЕРАТУРА

1. Романюк В.А. Концепция иерархического построения интеллектуальных систем управления тактическими радиосетями класса MANET/ сборник тезисов докладов и выступлений участников конференции, (КрыМиКо). // Романюк В.А., Сова О.Я., Жук П.В., Романюк А.В. – Севастополь, 2012. – С. 265.
2. Романюк В.А. Цільові функції оперативного управління тактичними радіомережами / Романюк В.А. // Збірник наукових праць ВІТІ НТУУ „КПІ”. – 2012. – № 1. – С. 109 – 117.
3. Романюк В.А. Архітектура системи оперативного управління тактичними радіомережами / Романюк В.А. // Збірник наукових праць ВІТІ НТУУ „КПІ”. – 2009. – № 3. – С. 70 – 76.
4. Вежневцев А. Популярные нейросетевые архитектуры / Компьютерная Графика и Мультимедиа. Сетевой журнал – 2004. – № 2 (1).

5. Гаврилова Т.А. Базы знаний интеллектуальных систем: Учебник для вузов // Т.А. Гаврилова, В.Ф. Хорошевский. – СПб.: Питер, 2000. – 384 с.
6. Комашинский В.И. Нейронные сети и их применение в системах управления и связи // Комашинский В.И., Смирнов Д.А. – М.: Горячая линия–Телеком, 2002. – 94 с.
7. Головкин В.А. Нейронные сети: обучение, организация, применение / Нейрокомпьютеры и их применение: учеб. пособие – М., 2001 – 256 с.
8. Штовба С.Д. Введение в теорию нечетких множеств и нечеткую логику // Штовба С.Д. – Винница: Континент-Прим. – 2003. – 198 с.
9. Борисов В.В. Нечеткие модели и сети. / Борисов В.В., Круглов В.В., Федуров А.С. – М.: Горячая линия – Телеком, 2007. – 284 с.
10. Гаврилова Т.А. Базы знаний интеллектуальных систем / Т.А. Гаврилова, В.Ф. Хорошевский. – СПб.: Питер, 2000. – 384 с.
11. Представление и использование знаний // под.ред. Х.Уэно. – М.: Мир, 1989. – 220 с.
12. Макаров И.М. Искусственный интеллект и интеллектуальные системы управления // И.М. Макаров, В.М. Лохин, С.В. Манько, М.П. Романов. Отделение информ. технологий и вычислит. систем РАН. – М.: Наука, 2006. – 333 с.
13. Мітюшкін Ю.І. Soft Computing: ідентифікація закономірностей нечіткими базами знань: монографія / Ю.І.Мітюшкін, Б.І.Мокін, О.П. Ротштейн – Вінниця: УНІВЕРСУМ-Вінниця, 2002. – 145 с.
14. Уоссермен Ф. Нейрокомпьютерная техника: Теория и практика // Уоссермен Ф. – М.: Мир, 1992.–184 с.
15. Рубанов В.Г. Интеллектуальные системы автоматического управления. Нечеткое управление в технических системах: учебное пособие / В.Г. Рубанов, А.Г. Филатов. – Белгород: Изд-во БГТУ им. В. Г. Шухова, 2010. – 170 с.
16. Міночкін А.І. Метод підтримання діючих маршрутів на основі прогнозованого часу їх існування в радіомережах типу MANET / А.І. Міночкін, В.А. Романюк, П.В. Жук, О.Я. Сова // Збірник наукових праць ВІТІ НТУУ „КПІ”. – 2011. – № 3. – С. 34 – 43.
17. Сова О.Я. Методи обробки знань про ситуацію в мобільних радіомережах класу MANET для побудови вузлових інтелектуальних систем управління / О.Я. Сова, В.А. Романюк, Д.А. Міночкін, А.В. Романюк // Збірник наукових праць ВІТІ ДУТ. – 2014. – № 1. – С. 97 – 110.
18. Сова О.Я. Методика побудови правил нечітких баз знань інтелектуальних систем управління вузлами радіомереж класу MANET / [О.Я. Сова, Д.А. Міночкін, П.В. Жук, В.М. Ошурко] // Сучасний захист інформації. – 2015. – № 1. – С. 74 – 85.