УДК 621.396 Сальник С.В. (ВІТІ)

МЕТОД ІНТЕЛЕКТУАЛЬНОЇ ІДЕНТИФІКАЦІЇ ПАРАМЕТРІВ ТРАФІКА В МОБІЛЬНИХ РАДІОМЕРЕЖАХ ВІЙСЬКОВОГО ПРИЗНАЧЕННЯ

У статті запропоновано метод інтелектуальної ідентифікації параметрів трафіка в мобільних радіомережах військового призначення. Розробка методу ідентифікації трафіка в мобільних радіомережах ґрунтувалося на комплексному застосуванні нейронних мереж та нечіткої логіки. Суть розробленого методу полягає в технічній ідентифікації параметрів трафіка з урахуванням функціонування мобільних радіомереж військового призначення нейронами нейронної мережі Хебба з проведенням навчання мережі без учителя на основі зворотнього поширення нововиявлених значень параметрів трафіка. Розробка методу дозволила спростити процес ідентифікації параметрів трафіка в мобільних радіомережах військового призначення в режимі реального часу, за рахунок використання алгоритму самонавчання нейронної мережі Хебба.

Сальник С.В. Метод интеллектуальной идентификации параметров трафика в мобильных радиосетях военного назначения. *Разработка метода идентификации трафика в мобильных радиосетях основана на комплексном применении нейронных сетей и нечеткой логики. Суть разработанного метода заключается в технической идентификации параметров трафика с учетом функционирования мобильных радиосетей военного назначения нейронами нейронной сети Хебба с проведением обучения сети без учителя на основе обратной распространение нововыявленных значений параметров трафика. Разработка метода позволила упростить процесс идентификации параметров трафика в мобильных радиосетях военного назначения в режиме реального времени за счет использования алгоритма самообучения нейронной сети Хебба.*

S.Salnyk The article proposes the method of intelligent identification of parameters traffic in mobile radio networks for military function. *The development of method of intelligent identification of traffic in mobile radio networks which are based on neural and neural-fuzzy networks. The method consists in the technical identification of data flow parameters by analyzers of the neural network with the training based on the backward distribution of error, which displays a new type of behavior, taking into account the functioning of mobile radio networks for military purposes by neurons of the Hebb neural network. This method allows fo improve the identification of data flow parameters in mobile radio networks for military function, in real-time, due to the use of Hebb's neural network self-learning algorithm.*

Ключові слова: *ідентифікація трафіка, передача даних, мобільна радіомережа, нейронна мережа, нечітка логіка.*

Актуальність досліджень. Останнім часом спостерігається динамічний розвиток та поширення мобільних радіомереж (МР), які стають більш вживаними у повсякденному житті та у військовій галузі [1]. Основними особливостями побудови та застосування МР є: мобільність усіх вузлів; динамічна топологія; децентралізоване управління МР; спільний доступ вузлів до середовища передачі даних; непередбачуваний потік даних; масштабованість; необхідність збору значної кількості інформації про стан мережі на різних рівнях мережевої 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 системам, які забезпечують її функціонування. До складу вузлової системи управління (СУ) входять наступні підсистеми: маршрутизації, топології, безпеки та інші. Однак, до однієї з основних підсистем СУ відноситься підсистема управління потоками даних до складу якої входять відповідні методи. Дана підсистема аналізує трафік МР, який являє собою об’єм потоків даних, що передаються в мережі за одиницю часу. В свою чергу потік даних або інформаційний потік представляє собою неперервну послідовність даних, об’єднаних набором загальних ознак, які виділяють їх із загального мережевого трафіка [1].

Досвід застосування МР вказує те, що у складі вузлової системи управління доцільно використовувати децентралізовані СУ та інтелектуалізацію процесів управління [2, 3]. Аналіз публікацій [2 – 7] вказує на те, що при побудові підсистеми управління потоками даних головне місце займає ідентифікація трафіка та обробка знань про інформаційний стан МР. В свою чергу, рішення подібного завдання у [4] покладається на модель зі штучним інтелектом.

Управлінські рішення, що приймаються інтелектуальною підсистемою управління потоками даних (ІПУПД), базуються на аналізі та оцінці характеристик потоків даних та як наслідок множини різнорідних параметрів потоків даних та параметрів функціонування МР.

Крім того, через зміну умов функціонування МР, динамічність та наявність нечіткої мережевої активності виникає ситуація з отриманням нечітких, неповних, неточних вхідних даних в каналі зв'язку, які не дозволяють побудувати чітку модель функціонування МР. З вказаного виходить те, що в основі ІПУПД в МР повинна бути покладена система знань про потоки даних, де в якості об'єктів знань знаходяться дані про параметри потоків даних, як в окремому вузлі так і МР в цілому [2, 4, 5].

На підставі вказаного, **метою** статті, є підвищення ефективності функціонування мобільних радіомереж військового призначення за рахунок використання системи нейро-нечіткого виводу для управління потоками даних.

Об'єктом розгляду статті є процес забезпечення якості функціонування МР військового призначення. ***Предметом дослідження*** є метод інтелектуальної ідентифікації параметрів трафіка в ІПУПД мобільної радіомережі.

Аналіз предметної області. Через динамічну топологію МР, її СУ відноситься до складної розподіленої системи, яка характеризуються слабкою формалізацією залежності вхідних та вихідних змінних. Для рішення даного завдання можуть бути застосовані інтелектуальні методи, які дозволяють відобразити нечіткість в управлінні МР.

Функціонування ІПУПД мобільної радіомережі ґрунтується на збиранні та переробці вхідних параметрів в знання, завдяки яким будуть прийматися управлінські рішення щодо забезпечення відповідної якості функціонування МР військового призначення. Ці знання являють собою інформацію щодо функціонування інформаційної, програмної та апаратної складової МР на рівнях мережевої моделі OSI та множину правил щодо використання даної інформації. На практиці будь-які дії та перетворення з цими знаннями здійснюється відповідним ідентифікатором на основі постійно поновленої бази знань (БЗ). Структурна схема підсистеми управління потоками даних зазначена на рис. 1.

Рис. 1. Структурна схема підсистеми управління потоками даних

В свою чергу БЗ являє собою базу даних, яка містить структуровану, подану в певному вигляді інформацію про ІПУПД та стан компонентів МР, що використовується мережею.

Основними особливостями БЗ є здатність: отриманих нових знань та складання висновків; знаходження розбіжностей; пристосованість до нечіткої мережевої активності; отримання знань [5, 7].

В цілому, за способом навчання методи отримання знань поділяються на:

1. Методи навчання з учителем, де кожному прецеденту примусово задається пара „ситуація – необхідне рішення".

2. 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 ІПУПД в МР доцільно використовувати методи навчання з учителем на етапі побудови підсистеми, а далі для навчання підсистеми необхідно використовувати методи без учителя, основною рисою яких є здатність до самоорганізації.

Таким чином, нечітке моделювання процесу функціонування вузлової ІПУПД передбачає опис причинно-наслідкових зв'язків між вхідними та вихідними змінними, які характеризують залежність на кожному з рівнів моделі OSI за допомогою нечітких БЗ. Процес функціонування в даному випадку описується лінгвістичними змінними, які оцінюються якісними термами [8]. Виходячи із вказаного в [11, 12] запропоновано комплексне використання апарата нейронних мереж (НМ) для побудови СУ та її функціонування. Вирішенню питань навчання подібних СУ, що побудовані за допомогою нейронних мереж присвячені роботи Д.О. Хебба, А.К. Джейна, В. Мак-Каллохома та інших.

Однак, з метою врахування особливостей функціонування МР військового призначення, а саме наявність нечіткої мережевої активності та неповнота знань щодо стану МР, які викликані масштабованістю та динамічною топологією компонентів МР доцільно використовувати апарат нейро-нечітких мереж для побудови методу інтелектуальної ідентифікації трафіка маршрутів передачі даних в МР, що і пропонується в даній статті.

В даний час, дослідження НМ вважається одним з найбільш перспективних напрямків в галузі штучного інтелекту. НМ являють 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 може проводити навчання, в наслідок якого вона спроможна виявляти складні залежності між вхідними та вихідними даними, а також проводити кластеризацію вхідних образів до навченого переліку параметрів [8, 9, 13]. 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, висока адаптивність, а також здатність до опрацювання нечіткої, неточної, непередбачуваної та неповної інформації, що дозволяє застосовувати НМ в будь-якій предметній області, в тому числі при вирішенні задач ідентифікації потоків даних та прогнозуванні складних процесів для підтримання належної якості функціонування МР.

Нечітка логіка (НЛ), базується на нечітких множинах та дозволяє здійснювати математичну формалізацію логіко-лінгвістичної інформації, яка застосовується при описах складних нелінійних об'єктів [10, 13]. Як правило, моделювання таких об'єктів зводиться до побудови нечітких БЗ, які втілюють в собі експертні знання про об'єкт у вигляді лінгвістичних висловлювань ЯКЩО-ТО, що відносять до переваг.

Обмеження та допущення: робота в умовах децентралізованого управління; мінімальна завантаженість мережі службовою інформацією; можливість одночасного використання кількох метрик параметрів потоками даних; можливість взаємодії з різними рівнями моделі OSI; розглядається процес функціонування вузла в режимі реального часу, у складі якого є ІПУПД, внаслідок чого маємо множину параметрів даних – змінних x_n.

В ході попередніх досліджень було встановлено, що для оцінки ефективності функціонування підсистеми управління потоками даних в МР доцільно застосовувати наступні ***вхідні параметри даних:*** швидкість передачі інформації; затримка передачі пакетів в мережі; втрата пакетів; тип трафіка; кількість вузлів; тип інформації (мова, відео, передача даних); пропускна здатність каналів; розмір черг; час існування маршруту; кількість адресатів при сесії; вхідне навантаження; пропускна спроможність напрямку; пікова та неперервна швидкість передачі осередків; максимальний розмір сплеску; максимальний розмір фрейму.

Необхідно: розробити метод інтелектуальної ідентифікації трафіка в мобільних радіомережах військового призначення, який ґрунтується на застосуванні нечіткої логіки та НМ та здатен забезпечити прийняття управлінського рішення в режимі реального часу.

Суть методу полягає у технічній ідентифікації параметрів трафіка МР нейронами нейронної мережі Хебба з проведенням навчання мережі без учителя на основі зворотнього поширення нововиявлених значень параметрів трафіка.

Метод інтелектуальної ідентифікації трафіка в МР.

Виходячи з особливостей функціонування МР, потреби проводити навчання НМ та висунутих вимог до методу, таких як: навчання без учителя; рішення задач ідентифікації; проведення адаптації мережі для роботи при нечіткій мережевій активності; наявність в мережі обернених зв'язків; проведення навчання в режимі реального часу; надання управлінських рішень, за основу був обраний метод навчання Хебба [11, 16]. В даному методі процес навчання є локальним процесом, що охоплює два сусідні нейрони та синапс у якому немає потреби в глобальному зворотному зв'язку для розвитку нейронних утворень.

При роботі НМ, нейрон отримує множину вхідних сигналів одночасно, де кожен вхід має власну синаптичну вагу. Вага являє собою міру важливості вхідних зв'язків, яка моделює поведінку синапсів. Ваги вагомого входу підсилюються, а ваги несуттєвих входів надмірно зменшуються, що визначає інтенсивність вхідного сигналу.

Ваги змінюються у відповідності з правилами БЗ, які навчаються [8, 12].

Метод полягає в обчислення попередніх вимірів виходів для визначення змін ваг за наступним правилом:

$$\omega_{ij}(t) = \omega_{ij}(t-1) + \eta \cdot y_i^{(n-1)} \cdot y_j^{(n)}, \qquad (1)$$

де $y_i^{(n-1)}$ – вихідне значення нейрона i шару $t-1$, y_j^n – вихідне значення нейрона j шару n; $\omega_{ij}(t)$ – ваговий коефіцієнт синапсу від нейрону i до нейрону j в момент часу t, $\omega_{ij}(t-1)$ – вагові коефіцієнти синапсу, що з'єднує нейрон, на ітераціях t і $t-1$ відповідно; η – коефіцієнт швидкості навчання. n вважається довільним шаром НМ. При навчанні по даному методу посилюються зв'язки між збудженими нейронами.

Структурна схема запропонованого методу зазначена на рис. 2, та складається з шарів:

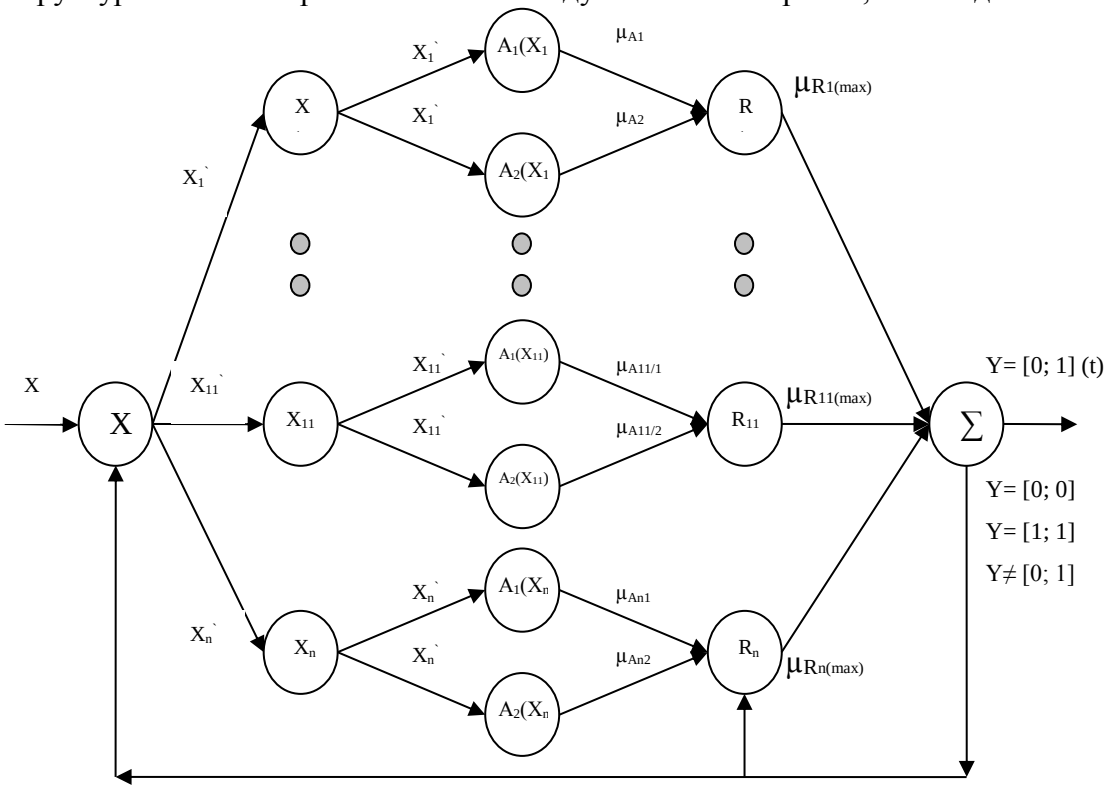

Рис. 2. Структурна схема ідентифікатора трафіка в мобільних радіомережах

перший шар – являє собою вхідний шар, який розподіляє потік даних на наступний шар.

другий шар (параметричний) – являє собою шар, якій отримує вектор вхідних значень, що характеризує параметри потоку даних. Тобто, надходять вхідні дані $X = (x_1,..., x_m)$, де m – кількість параметрів мережі. Після чого нейронний елемент розподіляє та надсилає вхідне значення двома рівнозначними потоками на наступний шар мережі.

третій шар (визначення ступеню належності) – навчений шар видам параметрів потоків даних. Кожна терма відповідає повноті отриманих значень вхідних параметрів у нечіткій відповідності {висока, низька}, тобто (A_1, A_2), нейрони шару. Кожен з нейронів отримує вхідні значення та визначає ступень належності їх нечіткій множині.

Вихід (A_1, A_2), m – го параметру має вигляд:

$$A_{im}(x_m) = \mu_{Ai}(x_m), \tag{2}$$

де x_m – вхідний сигнал m – го елемента, A_i – лінгвістична змінна, яка відповідає нечіткій відповідності, μ_{Ai} – функція належності.

Кожен нейрон відповідає ступеню належності параметра, тобто нечіткому правилу, а вихідне значення з m елементів являє собою відповідність ступеню належності, тобто завершення та визначатиметься:

$$R_m = \mu_{A1}(x_1) \times ... \times \mu_{Am}(x_m), \tag{3}$$

Сумарне значення термів лінгвістичних змінних вузла відповідає вхідному значенню параметра та визначається:

$$M = X_m = \sum_{i=1}^{3} A_{im}, \tag{4}$$

Далі етап здійснюється за кроками [14,16]:

– *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:

$$S_n^{mk} = \mu_n^m(\overline{x_n}), \tag{5}$$

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

– *агрегування підумов в нечітких правилах*, на якому відбувається визначення ступеню 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 [16]:

$$S^{hk} = \min_n S_n^{mk}; \tag{6}$$

$$S^{hk} = \max_n S_n^{mk}, \tag{7}$$

де, вираз (6) відображає логічну кон'юнкцію чи логічне „І" нечітких підумов правила (3), а вираз (7) – логічну диз'юнкцію чи логічне „АБО" правила (3). 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:

$$\eta_h, h = \overline{1, H} \tag{8}$$

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

$$\mu^{hk}(\overline{w_g}) = \min_h \left\{ Z_g^h,\ \mu_g^h(\overline{w_g}) \right\}, \tag{9}$$

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

$$Z_g^h = S^{hk} \cdot F^k, \tag{10}$$

де F^k – ваговий коефіцієнт правила.

– *акумулювання висновків нечітких правил* – передбачає об’єднання і акумулювання з використанням операції max-диз’юнкції [16] всіх ступенів істинності підвисновків для отримання функції належності кожної із вихідних змінних:

$$\mu_g^*(\overline{w_g}) = \bigcup_{k=1}^{k_M} \bigcup_{h=1}^{H} \mu^{hk}(\overline{w_g}), \tag{11}$$

– *дефазифікація вихідних змінних,* полягає в тому, що на основі результатів акумуляції всіх вихідних лінгвістичних змінних отримуються чіткі значення кожної із вихідних змінних, які можуть бути використані підсистемами вузла в процесі функціонування. Відповідно, для дефазифікації використовується модифікований варіант в формі методу центру тяжіння для одноточкових множин:

$$w_g = \frac{\sum_{h=1}^{H} Z_g^h \cdot d_g^h}{\sum_{h=1}^{H} Z_g^h}, \tag{12}$$

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

четвертий шар (інтерпретатори параметрів**)** – являє собою процедуру збору ступенів належності вхідних параметрів відповідним нечітким правилам та визначення переможного значення рівня відповідності {висока, низька}. Кількість нейронів шару R_m відповідає кількості вхідних значень параметрів.

При навчанні мережі може виникати проблема так званих „мертвих нейронів”. Одне з обмежень будь-якого конкуруючого слою полягає в тому, що деякі нейрони можуть бути не задіяні. Тобто, нейрони, які мають початкові вагові вектори, значно віддалені від векторів входу, ніколи не виграють конкуренції, незалежно від терміну навчання. Як наслідок, такі вектори не використовуються при навчанні та відповідні нейрони ніколи не перемагають. Тому з метою надання можливості перемогти іншим нейронам, передбачена можливість втрати „нейроном-переможцем” своєї активності. З цією метою проводиться підрахунок потенціалу p_i кожного нейрону, в процесі ідентифікації та навчання, нейронам шару надається потенціал:

$$p_i(0) = \frac{1}{n}, \tag{13}$$

де n – кількість нейронів (кластерів):

– якщо значення p_i опускається нище рівня $p_{\min}$, то нейрон виключається з розгляду;

– якщо $p_{\min} = 0$, то нейрони не виключаються з розгляду;

– якщо $p_{\min} = 1$, то нейрони перемагають по черзі, так як в кожен цикл пошуку тільки один з них готов до розгляду.

В k-му циклі навчання потенціал обчислюється за правилом:

$$p_i(k) = \begin{cases} p_i(k-1) + \frac{1}{n}, i \neq j \\ p_i(k-1) - p_{\min}, i = j \end{cases}, \quad (14)$$

де j – номер „нейрона-переможця”.

Ваги „нейрона – переможця” та інших нейронів, що знаходяться в межах радіусу навчання, навчаються за правилом:

$$\omega_i^{(k+1)} = \omega_i^{(k)} + \eta_i^{(k)}\left[x - \omega_i^{(k)}\right], \quad (15)$$

де x – вхідний вектор, k – номер циклу навчання, $\eta_i^{(k)}$ – коефіцієнт швидкості навчання i-го нейрона з радіусу навчання в k-ому циклі навчання.

Ваги нейронів, що знаходяться за межами радіусу навчання, не змінюються.

$\eta_i^{(k)}$ поділяється на функцію сусідства $\eta_i(d,k)$ та функцію швидкості навчання $a(k)$:

$$\eta_i^{(k)} = \eta_i \cdot (d,k) \cdot a(k), \quad (16)$$

В якості функції сусідства застосовується Гаусова функція:

$$\eta_i(d,k) = e^{\frac{d_i}{2\sigma(k)}}, \quad (17)$$

де d_i – відстань між i-им нейроном та „нейроном-переможцем”. При цьому $\sigma(k)$ – функція, лінійно збігаюча від номера циклу навчання, а $a(k)$ – збігаюча від номера циклу навчання, та використовуються як лінійно або зворотно-пропорційна від номера циклу навчання виду:

$$a(k) = \frac{A}{k + B}, \quad (18)$$

де A и B це константи. Використання цієї функції призводить до того, що всі вектори з навчаємої вибірки вносять приблизно рівний внесок в результат навчання.

Навчання буде складатись з двох етапів:

1. Обирається max швидкості та радіусу навчання, що дозволяє розташувати вектори нейронів згідно з розподілом у виборці.

2. Проводиться точне налаштування ваг, коли значення параметрів швидкості навчання набагато менше початкових.

Навчання продовжуватиметься до тих пір, поки похибка мережі при P вхідних векторах не стане min (ω_j – вектор вагів „нейрона-переможця”).

$$E = \frac{1}{P}\sum_{i=1}^{P}\left\|x_i - \omega_j\right\|^2, \quad (19)$$

Заключення нечітких правил з визначенням переможних термів параметрів направляються на наступний шар. Переможний лінгвістичний терм параметра визначається, як оптимальне значення переможних параметрів або максимальних переможних значень:

$$R_m = opt\{\max\ \mu_{A_m}; x_m\}, \tag{20}$$

Навчаємий елемент шару представляє собою нейрон, якій отримує вектор вхідних значень, що характеризує параметри потоку даних які були не ідентифіковані інтерпретаторами параметрів. В даному елементі формується база нововиявлених параметрів вузлової ІПУПД, при виконанні наступних кроків:

– *терм вхідних змінних,* в якому відбувається формалізування нових параметрів даних, а після цього результати проходять агрегування.

– *формування бази правил,* який заснований на генерації множини правил, де максимальна кількість правил в базі визначається:

$$X = x_1 \times x_2 \ldots \times x_m, \tag{21}$$

де x_1, x_2, x_m – кількість функцій належності для визначення змінних відповідно. База правил ґрунтується на присвоєнні кожному з прикладів вибірки окремого правила;

– *формування груп бази правил шару* дорівнює сумі потужностей терм-множин усіх вхідних змінних. Виходом є ступінь належності значень вхідних змінних відповідному нечіткому терму:

$$\mu^{a_{nm}}(X_n^*), m = \overline{1, M}, n = \overline{1, N} \tag{22}$$

п'ятий шар (суматори інтерпретаторів) – представлений елементом, які обраховує встановлені та нововиявлені значення параметрів потоків даних. Вихідні значення з інтерпретатора будуть направлені до підсистеми прогнозування перевантажень потоків даних, підсистеми реалізації рішень та бази знань ІПУПД у вигляді:

– якщо вихідне значення інтерпретатора, яке отримане з інтерпретаторів параметрів хоча б одне рівне Y_n = 1, та R_n дорівнює Y_n = 0, або навпаки, хоча б одне рівне Y_n = 0, та R_n дорівнює Y_n = 1 значення потоку даних оцінюється як „впізнане". Після чого на виході інтерпретатора з`являється значення встановленого потоку.

– якщо хоча б одне вихідне значення інтерпретатора, яке отримане з інтерпретаторів параметрів рівне Y_n = 0, та R_n, теж рівне Y_n = 0, або навпаки хоча б одне рівне Y_n = 1, та R_n теж рівне Y_n =1 то значення потоку даних оцінюється як „невпізнане".

В наслідок чого значення нового типу потоку даних направляється на нейрон (N-V) на фіксацію та навчання НМ, а також на перший шар мережі. Таким чином, відбувається навчання, внаслідок чого на виході нейрона (N-V) буде отримане значення щодо встановлення нового типу потоку даних Y_n = 1. На виході інтерпретатора з`являється значення встановленої поведінки.

Висновки.

Таким чином, в статті запропоновано метод інтелектуальної ідентифікації трафіка в мобільних радіомережах військового призначення.

Суть розробки методу полягає у технічній ідентифікації параметрів трафіка МР нейронами нейронної мережі Хебба з проведенням навчання мережі без учителя на основі зворотнього поширення нововиявлених значень параметрів трафіка. Даний метод дозволяє: підвищити ефективність функціонування мобільних радіомереж військового призначення за рахунок використання системи нейро-нечіткого виводу для управління потоками даних.

В ході подальших досліджень буде проведена розробка методів навчання нечіткої бази знань, методу прогнозування часу перевантаження маршрутів передачі даних в мобільних радіомережах, методу побудови та підтримки маршрутів передачі даних.

ЛІТЕРАТУРА

1. Розенблатт Ф. Принципы нейродинамики. Перцептроны и теория механизмов мозга // Розенблатт Ф. – М.: Мир, 1965. – 480 с.

2. Романюк В.А. Архітектура системи оперативного управління тактичними радіомережами / Романюк В.А. // Збірник наукових праць ВІТІ НТУУ „КПІ”. – 2009. – № 3. – С. 70 – 76.

3. Intellectual Mobile Ad Hoc Networks / [Zhuk P., Romanyuk V., Sova O., Bunin S.] // In Proc. of International Conference Modern Problems of Radio Engineering, Telecommunications and Computer Science (TCSET 2012), Lviv, 2012. – p. 238.

4. 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.

5. Романюк В.А. Цільові функції оперативного управління тактичними радіомережами / Романюк В.А. // Збірник наукових праць ВІТІ НТУУ „КПІ”. – 2012. – № 1. – С. 109 – 117.

6. Вежневец А. Популярные нейросетевые архитектуры/ Компьютерная Графика и Мультимедиа. Сетевой журнал – 2004. – № 2 (1).

7. Гаврилова Т.А. Базы знаний интеллектуальных систем: Учебник для вузов // Т.А. Гаврилова, В.Ф. Хорошевский. – СПб.: Питер, 2000. – 384 с.

8. Ковтун М.В. Определение гранулярности данных таблиц фактов / Корпоративные хранилища данных. Интеграция систем. Проектная документация. URL: https: //http://prj-exp.ru/dwh/granularity_of_data.php. (дата звернення: 08.08.2018).

9. Машинное обучение // Матеріал з Вікіпедії. URL: https://ru.wikipedia.org/wiki/Машинное_обучение. (дата звернення: 08.08.2018).

10. 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.

11. Головко, В.А. Нейронные сети: обучение, организация, применение / Нейрокомпьютеры и их применение: учеб. пособие – М., 2001 – 256 с.

12. Стариков А. Нейронные сети – математический апарат. URL: http://www.basegroup.ru/library/analysis/neural/math. (дата звернення: 08.08.2018).

13. Штовба С.Д. Введение в теорию нечетких множеств и нечеткую логику // Штовба С.Д. – Винница: Континент-Прим. – 2003. – 198 с.

14. Борисов В.В. Нечеткие модели и сети. / Борисов В.В., Круглов В.В., Федулов А.С. – М.: Горячая линия – Телеком, 2007. – 284 с.

15. Уоссермен Ф. Нейрокомпьютерная техника: Теория и практика // Уоссермен Ф. – М.: Мир, 1992.–184 с.

16. Представление и использование знаний // под.ред. Х.Уэно. – М.: Мир, 1989. – 220 с.

17. 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.