

УДК 621.396.4

О.Я. Сова¹, П.В. Жук¹, Д.А. Міночкін², О.А. Симоненко¹¹Військовий інститут телекомунікацій та інформатизації ДУТ, Київ²Інститут телекомунікаційних систем НТУ України „КПІ”, Київ

МЕТОДИКА ПОБУДОВИ НЕЧІТКИХ БАЗ ЗНАТЬ ІНТЕЛЕКТУАЛЬНИХ СИСТЕМ УПРАВЛІННЯ ВУЗЛАМИ МОБІЛЬНИХ РАДІОМЕРЕЖ КЛАСУ MANET

У статті запропонована методика побудови нечітких баз знань інтелектуальних систем управління вузлами мобільних радіомереж, суть якої полягає в розділенні загального процесу проектування нечіткої бази знань вузлової інтелектуальної системи управління на три етапи. На першому відбувається постановка задачі нечіткого управління мобільною радіомережею, на другому етапі здійснюється вибір структури нечіткої бази знань, а на третьому – розробка алгоритму нечіткого виводу.

Ключові слова: інтелектуальна система управління, нечітка база знань, функція належності, мобільна радіомережа.

Вступ

Функціонування мобільних радіомереж (МР) класу MANET (*Mobile Ad-Hoc Network*) [1, 2], запропонованих для організації зв'язку між бойовими підрозділами у тактичній ланці управління, неможливе без ефективної системи управління (СУ) мобільною радіомережею. Приймаючи до уваги те, що управління МР відбуватиметься за децентралізованим принципом, в [3] представлено архітектуру системи управління МР, яка являє собою сукупність вузлових інтелектуальних систем управління (ІСУ), що взаємодіють між собою та координуються ІСУ головного вузла зони чи базової станції.

Основною особливістю зазначених вузлових ІСУ є наявність бази знань (БЗ), у якій міститься інформація про стан вузлів та МР в цілому, а також правила використання цієї інформації щодо здійснення управління вузловими та мережевими ресурсами. Враховуючи неточність службової інформації та неповноту знань про ситуацію в МР, які викликані складністю МР як системи та динамічною природою функціонування її елементів, в [4] запропоновано комплексне використання апарата нечітких множин та нейронних мереж для побудови бази знань вузлових ІСУ.

На сьогодні відомо багато прикладів використання нечітких баз знань для побудови ІСУ різного роду динамічними системами, починаючи від систем підтримки прийняття рішень при формуванні цінової політики номерного фонду готелю [6] і закінчуючи системами управління перевернутим маятником [7] та прогнозування в електроенергетиці [5]. Стосовно використання нечітких БЗ для побудови ІСУ вузлами МР класу MANET, то в роботах [8, 9] здійснено спроби побудови нечітких БЗ підсистеми прийняття рішень про розмір вікна перевантаження та підсистеми прогнозування величини скорочення часу життя діючого маршруту. Однак, ці спроби носили фрагментарний характер, а відсутність єдиної методології та технології практичного створення нечітких баз знань про ситуа-

цію в МР значно сповільнює процес розробки ІСУ вузлами мобільних радіомереж класу MANET.

У зв'язку з цим, **мета статті**, яка полягає у виборі моделі і проектуванні структури бази знань для зберігання інформації про стан вузла та МР в цілому, яка необхідна для функціонування ІСУ вузлами мобільних радіомереж класу MANET, є актуальною на сьогодні. **Об'єктом дослідження** є процес створення ІСУ вузлами мобільних радіомереж. **Предметом дослідження** є методика побудови нечітких баз знань ІСУ вузлами МР.

Аналіз публікацій. Через динамічну та непередбачувану природу функціонування радіомереж класу MANET системи управління ними 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 (пов'язані з неповнотою інформації про її стан), у порівнянні з аналітичними моделями та алгоритмами, що базуються на використанні традиційних методів моделювання.

Сьогодні одним з найпопулярніших методів моделювання погано формалізованих об'єктів та систем залишається нечітке моделювання [4]. Процес моделювання ІСУ вузлів МР з використанням нечіткої логіки повинен відповідати таким принципам:

– *принцип лінгвістичності вхідних і вихідних змінних*, відповідно до якого входи і виходи вузлової ІСУ описуються лінгвістичними змінними, які в свою чергу оцінюються не кількісними, а якісними термами (від англ. *Term* – називати) [10]. Наприклад: лінгвістична змінна – навантаження на вузлі характеризується термами – велике, середнє, мале; лінгвістична змінна – швидкість переміщення вузла може описуватися термами – висока, вище середньої, середня, нижче середньої, низька. Кожен терм, що оцінює лінгвістичну

змінну, можна формалізувати у вигляді нечіткої множини, заданої на відповідній універсальній множині;

– принцип формування структури залежності „вхід – вихід” у вигляді нечіткої бази знань, яка являє собою сукупність правил виду ЯКЦО <вхідні змінні> – ТО <вихідна змінна/змінні>. На етапі проектування вузлової ІСУ дані правила відображають досвід експертів, який вони втілюють, будуючи грубу модель її підсистем зі змінними параметрами, в якості яких є параметри функцій належності нечітких термів, що оцінюють входи та виходи вузлової ІСУ;

– принцип двоетапного налаштування нечітких баз знань передбачає, що після грубого налаштування моделі вузлової ІСУ, шляхом побудови БЗ за наявною експертною інформацією (може бути використаний метод парних порівнянь Сааті), здійснюється тонке налаштування нечіткої 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 ІСУ, буде мінімальною;

– принцип ієрархічності баз знань дозволяє уникнути проблеми „прокляття розмірності” [5], яка обумовлена тим, що при великій кількості вхідних змінних побудова системи висловлювань про невідому залежність „вхід – вихід” вузлової ІСУ значно ускладнюється. Використання принципу ієрархічності дозволить побудувати дерево виводів, яке зможе враховувати практично необмежену кількість вхідних змінних, котрі впливатимуть на прийняті вузловою ІСУ рішення.

Таким чином, нечітке моделювання процесу функціонування вузлової ІСУ передбачає опис причинно-наслідкових зв'язків між вхідними та вихідними змінними тої чи іншої підсистеми вузлової ІСУ, які характеризують конкретну залежність на кожному з рівнів моделі OSI за допомогою нечітких баз знань. 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 ІСУ.

Вирішенню питання розробки методології нечіткого моделювання та технології вирішення практичних завдань управління складними динамічними системами присвячені роботи Л. Заде, Е. Мамдані, А.В. Леоненкова, С.Д. Штовби, А.П. Ротштейна, І.О. Тарасової. Однак, частина цих робіт досліджує питання підтримки та прийняття рішень особами, які приймають рішення в різного роду економічних, біологічних чи соціальних системах, а інша частина – не враховує особливостей функціонування МР класу MANET. У зв'язку з цим у даній статті пропонується методика побудови нечітких БЗ, яка дозволить спростити та систематизувати процес моделювання ІСУ вузлів МР.

Етапи методики

Основні етапи методики побудови нечітких баз знань вузлових ІСУ представлені на рис. 1. Розглянемо їх детальніше.

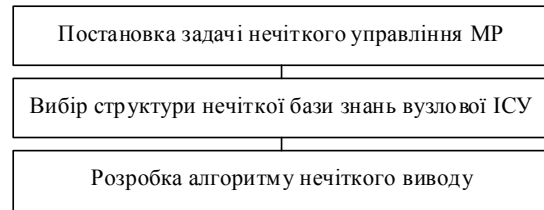


Рис. 1. Основні етапи розробки методики побудови нечітких баз знань вузлових ІСУ

1. Постановка задачі нечіткого управління МР.

Даний етап реалізується на стадії проектування (планування) МР та її елементів [11] і передбачає визначення вхідних та вихідних змінних для кожної підсистеми вузлової ІСУ. На даному етапі відбувається ініціалізація моделі МР, яка представляється направленим графом $G = (V, E)$, де – множина випадково розташованих вузлів та – множина каналів. Кожен вузол має ідентифікаційний номер, топологія мережі визначена, кількість вузлів $N \leq 100$; радіоканали симетричні і напівдуплексні; тип інформації ξ , що приймає такі значення: 1 – відео, 2 – мова, 3 – дані; радіозв'язність між вузлами мережі підтримується одним з протоколів каналного рівня.

Як зазначалося вище, функціонування кожного вузла МР відбувається під управлінням вузлової ІСУ, яка передбачає розподіленість системи управління за функціональними підсистемами управління (маршрутизацією, топологією, потоками даних, безпекою, енергоресурсом, радіоресурсом та якістю передачі), які відповідають рівням моделі OSI [3]. Так як функції кожної підсистеми відрізняються, то і оцінка їх стану, і вироблення управляючих впливів здійснюватиметься за допомогою різних параметрів, вибір яких проводиться на цьому етапі. В табл. 1 наведено взаємозв'язок між параметрами оптимізації та управляючими змінними для об'єктів управління на кожному з OSI-рівнів.

Відповідно до наведеного вище принципу лінгвістичності, зображені в таблиці величини представляються у вигляді лінгвістичних змінних, які, в залежності від фізичної природи, можуть бути як чіткими, так і нечіткими [12]:

$$\begin{aligned}
 X &= \{x_1, x_2, \dots, x_n\} \text{ – множина вхідних змінних;} \\
 W &= \{w_1, w_2, \dots, w_g\} \text{ – множина вихідних змінних.}
 \end{aligned}
 \tag{1}$$

Джерелами знань для цього етапу можуть бути експерти, інженери, технологи, область професійної діяльності яких має справу з експлуатацією різного роду телекомунікаційних систем, а також розробкою методів та протоколів передачі інформації в телекомунікаційних системах на різних рівнях моделі OSI.

Таблиця 1

Взаємозв'язок між параметрами оптимізації та управляючими змінними

Рівень OSI	Об'єкти управління	Основні параметри оптимізації (X)	Управляючий вплив вузла (W)
Фізичний	Радіоканал в межах радіозв'язності з сусідніми вузлами	Пропускна здатність, час передачі в каналі, витрати енергії батарей, потужність передачі, діаграма спрямованості антен тощо	Потужність (спрямованість) передачі, вид модуляції, тип корегуючого коду, параметри MIMO тощо
Канальний	Радіоканали в межах радіозв'язності з сусідніми вузлами	Пропускна здатність та час передачі в каналі, витрати енергії батарей, обсяг службової інформації тощо	Алгоритми обміну каналного рівня: детерміновані, випадкові, гібридні; розміри пакетів та квитанцій
Мережевий	Один або декілька маршрутів передачі	Обсяг службової інформації, параметри маршруту (час побудови та існування, кількість, пропускна здатність, час доставки, витрати енергії батарей тощо).	Алгоритми обміну мережевого рівня: табличні, зондові, гібридні, хвильові асиметричні, ієрархічні тощо. Алгоритми управління топологією.
Транспортний	Інформаційний напрямок зв'язку	Пропускна здатність, час та варіація його передачі в напрямку	Алгоритми управління чергами. Розмір вікна переважання, час тайм-ауту тощо.
Прикладний	Вузол, вузли-сусіди, зона мережі, вся мережа	Пропускна здатність, час та варіація часу передачі, витрати енергії батарей, безпека передачі	Алгоритми (протоколи) інформаційного обміну прикладного рівня, координація та інтелектуалізація за рівнями OSI

Експерименти, що формують терм-множини, як правило, описуються експертами шляхом виставлення оцінок за критеріями, які можуть мати різний характер. Тому для вирішення цієї задачі, що є завданням кластеризації, запропоновано використовувати методологію вербального аналізу рішень [13], згідно з якою експерт визначає перелік критеріїв, за якими слід оцінювати експеримент і набір термінів, упорядкованих за його вимогами, використовуючи мову вербальних оцінок на порядкових шкалах критеріїв. З метою зниження впливу суб'єктивності експерта, для визначення виду функцій належності

термів можуть використовуватися методи нечіткого кластерного аналізу, зокрема, метод нечітких *s*-середніх [14] та метод гірської кластеризації [15], а також їх модифікації.

2. Вибір структури нечіткої бази знань вузлової ICV. Для зберігання сформованих експертами знань та реалізації нечіткого управління вузлом MP необхідно розробити відповідну структуру вузлової системи управління та алгоритм нечіткого виводу. На рис. 2 представлена узагальнена структура ICV вузлом MP, центральне місце в якій займають база знань та підсистема нечіткого виводу.

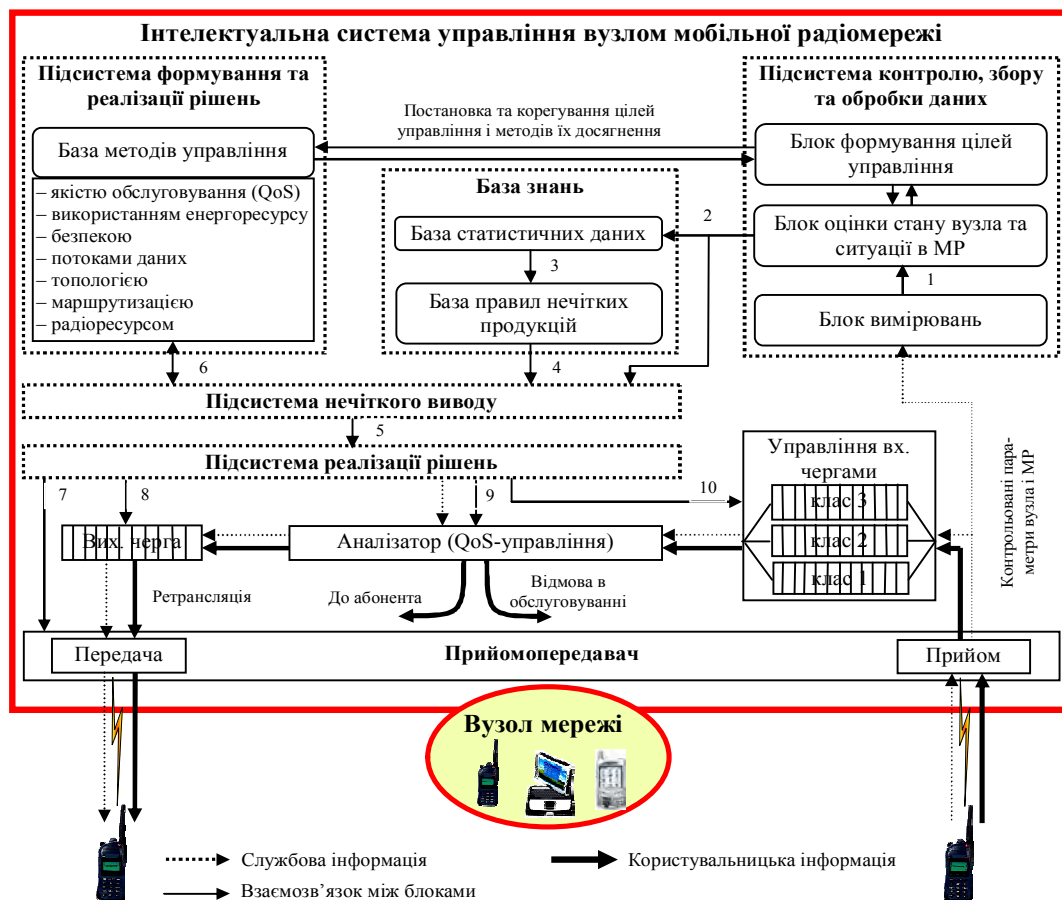


Рис. 2. Узагальнена структура інтелектуальної системи управління вузлом MP

Цифрами біля стрілок позначені зв'язки між структурними елементами ІСУ, які пов'язані з реалізацією нечіткого виводу: 1 – інформація про результати вимірювання контрольованих параметрів вузла і МР; 2 – характеристики поточного стану об'єктів відповідно до рівнів моделі OSI; 3 – множина вхідних лінгвістичних змінних X і множина вихідних лінгвістичних змінних W ; 4 – множина правил нечітких продукцій; 5 – значення управляючих змінних у залежності від функцій підсистем вузлової ІСУ, які відповідають рівням моделі OSI; 6 – прийняте рішення з управління тією чи іншою функціональною підсистемою в залежності від характеристик поточного стану вузла та МР; 7 – 10 – чіткі управляючі впливи по відношенню до об'єктів управління на кожному з рівнів моделі OSI (управління прийомопередавачем, якістю обслуговування, вхідними та вихідними чергами, тощо).

Як видно з рис. 2, база знань включає в себе базу правил нечітких продукцій і базу даних, створену на основі нечіткої кластеризації статистичних даних про поведінку об'єкта моделювання. Вихідні дані, які поступають від підсистеми контролю, збору та обробки даних і містять інформацію про поточний стан вузла та МР у цілому, заносяться в базу статистичних даних. Підсистема нечіткого виводу на основі отриманих вихідних даних та методів управління, які відносяться до різних рівнів моделі OSI, приймає рішення з управління об'єктами на кожному рівні, для чого використовується множина правил, що містяться в базі знань. Сформовані рішення передаються до підсистеми реалізації рішень, після чого записується в базу даних прийнятих рішень.

База статистичних даних організована у вигляді таблиці з такими атрибутами: назва функціональної підсистеми, що відповідає рівням моделі OSI; множина характеристик об'єктів моделювання на кожному рівні моделі OSI; множина ступенів належності термам лінгвістичної змінної; ім'я лінгвістичної змінної, якій співставлені характеристики.

Більш детально структуру бази правил нечітких продукцій та бази статистичних даних можна представити у вигляді реляційної моделі [14], яка являє собою набір таблиць, зв'язаних відношеннями асоціації (зокрема агрегації та композиції) (рис. 3).

Як видно з рис. 3, основними сутностями в представленій моделі є класи *Правила*, *Висловлювання*, *Змінні*, *Терми*, *Функції належності*, *Функціональні підсистеми*.

Клас „правила” (*Rule*) задається за допомогою атрибутів, які містять номер правил (*Number*), множину підумов (*Conditions*) і підвисновків (*Conclusions*), а також ваговий коефіцієнт (*Coefficient*). Підумови і підвисновки складаються з множини пов'язаних між собою за допомогою логічної операції „ТА” висловлювань (*Statement*), які зберігаються як окремий об'єкт (таблиця) БЗ, і пов'язаних з ними об'єктів інших класів.

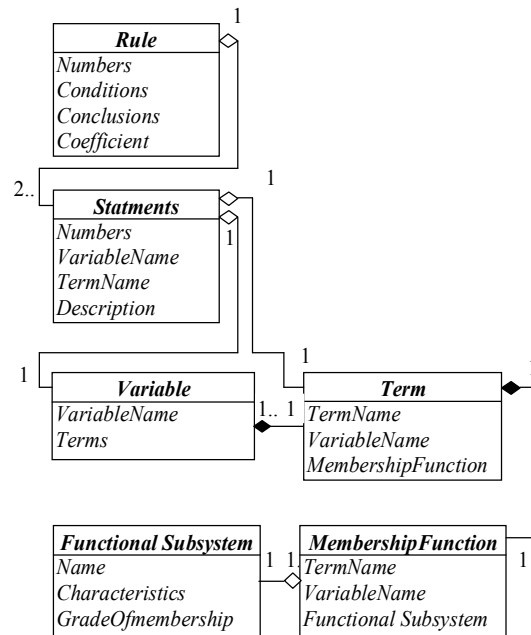


Рис. 3. Діаграма класів бази знань ІСУ вузла МР

Нечітке висловлювання описується набором атрибутів, серед яких: *Number* – номер висловлювання, *Description* – ознака належності (ступінь істинності) виразу до підумови або підвисновку, *VariableName* – назва лінгвістичної змінної, *TermName* – назва терма.

Клас „змінні” (*Variable*), який відповідає лінгвістичним змінним, містить у собі назву змінної (*VariableName*) та об'єкт „терм-множина” (*Terms*), який утворює набір значень для кожної лінгвістичної змінної у вигляді нечітких змінних. У залежності від того, якою структурою буде володіти лінгвістична змінна, для неї можуть бути вибрані терми у вигляді нечітких змінних з одномірними чи багатомірними функціями належності [14].

Відповідно, клас „терми” лінгвістичної змінної (*Term*) включає в себе назву терма (*TermName*), назву лінгвістичної змінної (*VariableName*), до якої терм відноситься, та функцію належності (*MembershipFunction*). У свою чергу клас „функція належності” визначається атрибутами: назва терма (*TermName*), назва лінгвістичної змінної (*VariableName*), і множина функціональних підсистем (*Functional Subsystem*).

Клас „функціональні підсистеми” характеризується назвою (*Name*), списком характеристик (*Characteristics*), які визначаються функціональним призначенням кожної підсистеми, і ступенем належності терму лінгвістичній змінній (*GradeOfMembership*).

3. *Розробка алгоритму нечіткого виводу.* У сучасній теорії штучного інтелекту використовуються кілька основних груп методів математичного моделювання БЗ: логіка, фрейми, семантичні мережі, нейронні мережі та ін. Як показано в [4], найбільш перспективними методами для побудови бази знань про ситуацію в МР при проектуванні вузлових ІСУ є комплексне застосування апарата нечітких множин та нейронних мереж. Це забезпечить вузлову ІСУ такими можливостями як самонавчання, адаптація, нако-

пичення та систематизація знань про ситуацію, яка склалася в МР. Також, об'єднання переваг, характерних цим методам, забезпечить високу функціональну гнучкість та швидкодію вузлових ІСУ, а також дозволить спростити процес перетворення знань експертів у форму, придатну для обробки машиною.

Відповідно, реалізація даного етапу методики буде здійснюватися в два кроки: перший крок передбачатиме синтез нечітких правил з експериментальних даних, що відповідає грубому налаштуванню БЗ; на другому кроці будуть налаштовані параметри нечіткої БЗ (точне налаштування), для чого пропонується використовувати ANFIS-алгоритм (*Adaptive Networks Based Fuzzy Inference System* – адаптивна мережа нечіткого виводу) [16].

3.1. З використанням визначених для кожної підсистеми вузлової ІСУ множин вхідних та вихідних змінних (1), експертами формується початкова база знань для організації нечіткого виводу вузловою ІСУ, що дозволяє знаходити такі значення управляючих змінних, які в найбільшій мірі відповідають ситуації, що склалася в МР.

Для систематизації знань експертів про об'єкти управління на кожному з рівнів моделі OSI пропонується використовувати правила продукцій, які є однією з найбільш ефективних і розповсюджених машинно-орієнтованих мов для опису логічних задач. Така форма представлення знань характеризується модульністю, наочністю, легкістю внесення доповнень, а також природністю і простотою механізму логічного висновку.

Як зазначалося вище, кожне правило БЗ записується у наступному вигляді:

ЯКЩО <вхідні змінні> – ТО <вихідна змінна/змінні>, де перша частина правила відповідає умові (може складатися з множини підумов), а друга частина – висновку (чи підвисновкам). Це дозволяє відобразити зв'язок вхідних змінних з однією чи декількома вихідними змінними, які відповідають управлінським рішенням, прийнятим різними підсистемами вузлової ІСУ

$$w_g = f_{w_g}(x_1, x_2, \dots, x_n), \quad (2)$$

і у найбільш зручній для розуміння формі представити властивості різних підсистем вузлової ІСУ та процесів, що в них протікають. Для побудови правил вищезгаданої структури використовується математичний апарат нечітких множин, згідно з яким кожній вхідній і вихідній змінній (1) необхідно призначити відповідні лінгвістичні терми (наприклад „високий”, „середній”, „низький”, „дуже низький”):

$$A_n = \{a_n^1, a_n^2, \dots, a_n^m\} \text{ – терм-множина змінної } x_n, \\ n = \overline{1, N}, m = \overline{1, M},$$

$$D_g = \{d_g^1, d_g^2, \dots, d_g^h\} \text{ – терм-множина змінної } w_g, \\ g = \overline{1, G}, h = \overline{1, H},$$

де a_n^m – m -й лінгвістичний терм змінної x_n ; d_g^h – h -й лінгвістичний терм змінної w_g ; M, H – кількість різних рішень в областях, які розглядаються.

У загальному вигляді множину сформованих експертами правил нечітких продукцій, які відображають залежність (2) можна представити таким чином:

$$\text{ЯКЩО } (x_1 = a_1^{11}) \text{ ТА } (x_2 = a_2^{11}) \text{ ТА } \dots \text{ ТА } (x_n = a_n^{11})$$

АБО

$$(x_1 = a_1^{12}) \text{ ТА } (x_2 = a_2^{12}) \text{ ТА } \dots \text{ ТА } (x_n = a_n^{12})$$

АБО...

$$(x_1 = a_1^{1k_1}) \text{ ТА } (x_2 = a_2^{1k_1}) \text{ ТА } \dots \text{ ТА } (x_n = a_n^{1k_1})$$

ТО $w_g = d_g^1$, ІНАКШЕ...

$$\text{ЯКЩО } (x_1 = a_1^{m1}) \text{ ТА } (x_2 = a_2^{m1}) \text{ ТА } \dots \text{ ТА } (x_n = a_n^{m1})$$

АБО

$$(x_1 = a_1^{m2}) \text{ ТА } (x_2 = a_2^{m2}) \text{ ТА } \dots \text{ ТА } (x_n = a_n^{m2})$$

АБО...

$$(x_1 = a_1^{mk_2}) \text{ ТА } (x_2 = a_2^{mk_2}) \text{ ТА } \dots \text{ ТА } (x_n = a_n^{mk_2})$$

ТО $w_g = d_g^h$, ІНАКШЕ...

$$\text{ЯКЩО } (x_1 = a_1^{M1}) \text{ ТА } (x_2 = a_2^{M1}) \text{ ТА } \dots \text{ ТА } (x_n = a_n^{M1})$$

АБО

$$(x_1 = a_1^{M2}) \text{ ТА } (x_2 = a_2^{M2}) \text{ ТА } \dots \text{ ТА } (x_n = a_n^{M2})$$

АБО...

$$(x_1 = a_1^{Mk_M}) \text{ ТА } (x_2 = a_2^{Mk_M}) \text{ ТА } \dots \text{ ТА } (x_n = a_n^{Mk_M})$$

$$\text{ТО } w_g = d_g^H, \quad (3)$$

де d_g^h ($g = \overline{1, G}, h = \overline{1, H}$) – лінгвістична оцінка вихідної змінної w , яка визначена з терм-множини можливих рішень D ; a_n^{mk} – лінгвістична оцінка вхідної змінної x_n у k -му рядку m -ї диз'юнкції, яка вибирається з відповідної терм-множини $A_n, n = \overline{1, N}$; H – кількість термів, які використовуються для лінгвістичної оцінки вихідної змінної w_g .

Дана система логічних висловлювань утворює нечітку базу знань вузлової ІСУ, яка з використанням операцій \cup (АБО) і \cap (ТА) може бути переписана в більш компактному вигляді:

$$\bigcup_{k=1}^{k_M} \left[\bigcap_{n=1}^N (x_n = a_n^{mk}) \right] \rightarrow w_g = d_g^h, g = \overline{1, G}, h = \overline{1, H}. \quad (4)$$

Для формування управляючих впливів вузловою ІСУ з використанням наведеної вище нечіткої бази знань необхідно розробити етапи нечіткого виводу. Сьогодні існує значна кількість алгоритмів, які призначені для формування етапів нечіткого виводу в різного роду ІСУ, найпоширенішими серед яких є алгоритми Мамдані та Сугено [16]. Алгоритм Мамдані реалізується з використанням апроксимації залежності (2) за допомогою бази знань та операцій

над нечіткими множинами. База знань Сугено аналогічна базі знань Мамдані, крім висновків правил d_g^h , які задаються не нечіткими термами, а лінійною функцією від входів, наприклад:

$$\bigcup_{k=1}^{k_m} \left[\bigcap_{n=1}^N (x_n = a_n^{mk}) \right] \rightarrow w_g = b_{g0} + \sum_{n=1}^N (b_{gn} \cdot x_n), \quad (5)$$

де $g = \overline{1, G}$, b_{g0} та b_{gn} – деякі коефіцієнти.

Тобто, правила в базі Сугено є свого роду перемикачами з одного лінійного закону „вхід-вихід” на інший лінійний закон. Принципова відмінність між зазначеними алгоритмами нечіткого виводу полягає в тому, що для побудови БЗ Мамдані необхідні знання експерта чи особи, яка приймає рішення, а БЗ Сугено доцільніше використовувати в тому випадку, коли такі знання отримати не можливо. У зв'язку з цим, для побудови нечіткої бази знань вузлової ІСУ пропонується використання БЗ Сугено. Реалізація нечіткого виводу вузловою ІСУ здійснюється відповідно до етапів [16], зображених на рис. 4.

Процедура *фазифікації* полягає у встановленні відповідності між конкретним 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 лінгвістичної змінної:

$$S_n^{mk} = \mu_n^m(\overline{x}_n), \quad (6)$$

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

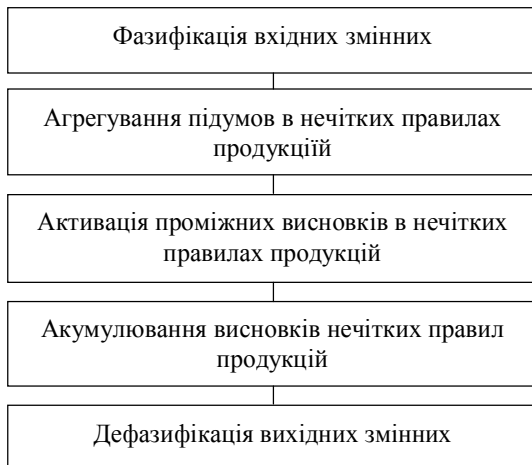


Рис. 4. Етапи алгоритму нечіткого виводу

На етапі *агрегування* 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 як:

$$S^{hk} = \min_n S_n^{mk}; \quad (7)$$

$$S^{hk} = \max_n S_n^{mk}, \quad (8)$$

де вираз (7) відображає логічну кон'юнкцію чи логічне „ТА” (3) нечітких підумов правила, а вираз (8) – логічну диз'юнкцію чи логічне „АБО” (3). Ті правила, ступінь істинності яких не нульова, вважаються активними і використовуються для подальших розрахунків.

Етап *активації* передбачає визначення значень функції належності кожного з підвисновків для вихідних лінгвістичних змінних, які розглядаються. Розрахунок здійснюється за формулою:

$$\mu^{hk}(\overline{w}_g) = \min_h \{Z_g^h, \mu_g^h(\overline{w}_g)\}, \quad (9)$$

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 за формулою:

$$Z_g^h = S^{hk} \cdot F^k, \quad (10)$$

де F^k – ваговий коефіцієнт правила.

Етап *акумуляції* передбачає об'єднання і акумуляції з використанням операції *max-диз'юнкції* [16] всіх ступенів істинності підвисновків для отримання функції належності кожної із вихідних змінних:

$$\mu_g^*(\overline{w}_g) = \bigcup_{k=1}^{k_m} \bigcup_{h=1}^H \mu^{hk}(\overline{w}_g). \quad (11)$$

Останнім етапом нечіткого виводу є *дефазифікація*, яка полягає в тому, що на основі результатів акумуляції всіх вихідних лінгвістичних змінних отримуються чіткі (кількісні) значення кожної із вихідних змінних, які можуть бути використані підсистемами мобільного вузла (що є зовнішніми по відношенню до системи нечіткого виводу вузлової ІСУ) в процесі його функціонування. Відповідно до алгоритму Сугено, для дефазифікації використовується модифікований варіант в формі методу центру тяжіння для одно точкових множин:

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

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

3.2. Наступним кроком є точне налаштування параметрів БЗ, для чого, як зазначалося вище, буде використано ANFIS-алгоритм. Архітектура нейро-нечіткої мережі ізоморфна нечіткій БЗ, а використання трикутних гладких функцій належності та диференційованих реалізацій Т-норм (операції кон'юнкції та диз'юнкції) дозволяє застосовувати для налаштування нейро-нечітких мереж швидкі алгоритми навчання, засновані на методі зворотного поширення помилки [16].

Зображена на рис. 5 структурна схема нечіткої нейронної мережі, яка реалізує наведений вище алгоритм нечіткого виводу Сугено, представлена у вигляді п'ятишарової ANFIS нейронної мережі. Входи мережі, які налічують N вхідних змінних, в окремий шар не виділяються. Для лінгвістичної оцінки кожної вхідної змінної (x_1, \dots, x_N) використовуються M термів.

Опишемо алгоритм функціонування ANFIS-мережі відповідно до етапів алгоритму Сугено. Входи мережі x_1, \dots, x_N з'єднані тільки зі своїми термами, кожен з яких утворює один вузол першого шару, представлений трикутною функцією належності (у залежності від фізичного змісту вхідних змінних можуть використовуватися і інші форми функцій належності [16]). Кількість вузлів першого шару дорівнює сумі потужностей терм-множин усіх вхідних змінних. Виходом вузлів першого шару є ступінь належності значення вхідної змінної відповідному нечіткому терму $\mu^{a_m}(x_n^*)$, $m = \overline{1, M}$, $n = \overline{1, N}$.

Кількість вузлів другого шару N рівна кількості нечітких правил. Кожен вузол другого шару з'єднаний лише з тими вузлами першого шару, які формують антецеденти (підумови) відповідного правила, тобто, кожен вузол другого шару може приймати від 1 до N вхідних сигналів. Вузли даного шару виконують функцію агрегування ступенів істинності умов за кожним правилом системи нечіткого виводу у відповідності до операції T-норми, в якості якої може використовуватися операція мінікон'юнкції (7) чи max-диз'юнкції (8). У результаті виконання цієї процедури визначаються рівні „відсікання” для умов кожного з правил. Виходи вузлів цього шару позначаються α_h , $h = \overline{1, N}$.

Кількість вузлів третього шару також рівна N . Кожен вузол цього шару розраховує відносний ступінь виконання нечіткого правила, здійснюючи нормалізацію значень α_h за формулою:

$$\beta_h = \alpha_h / \sum_{h=1}^N \alpha_h \quad (13)$$

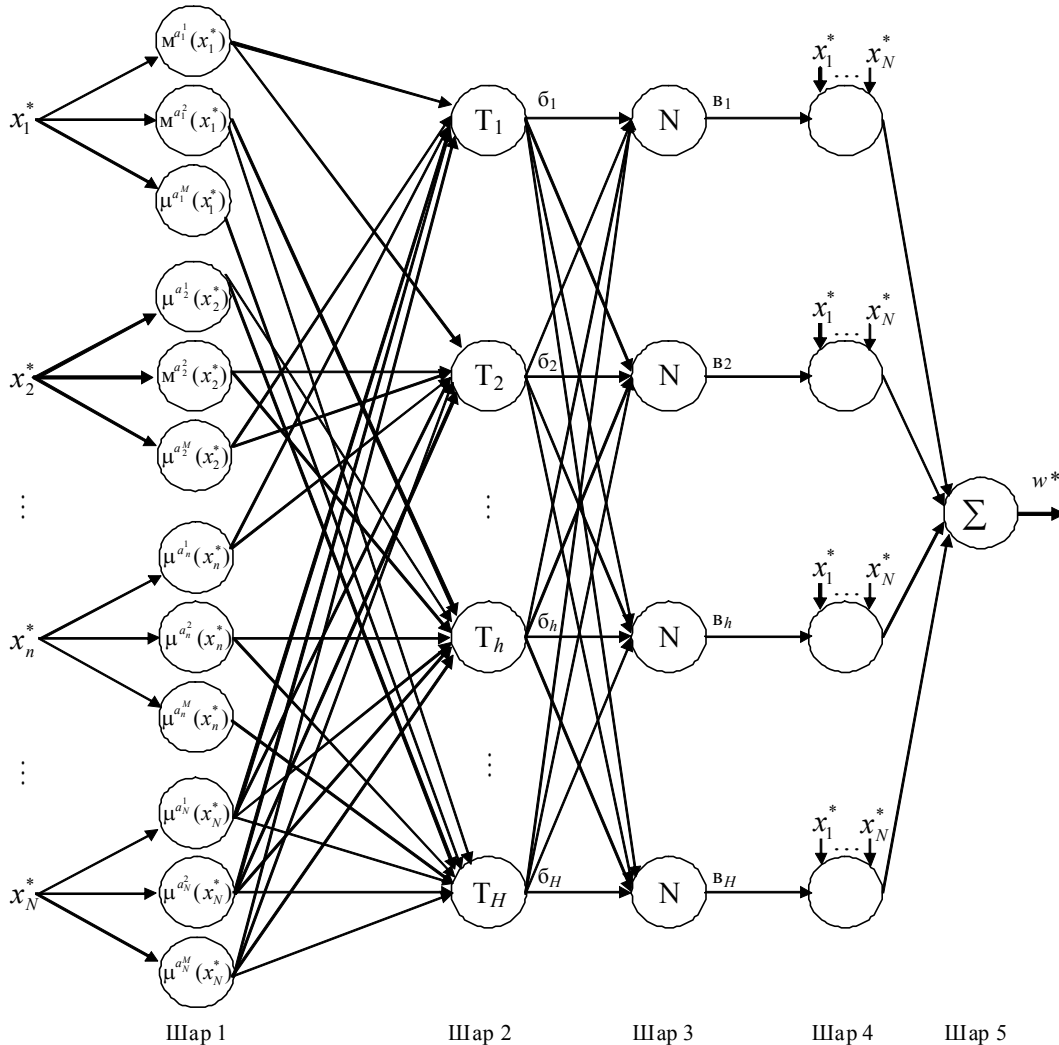


Рис. 5. Приклад структури нечіткої нейронної мережі для реалізації алгоритму нечіткого виводу Сугено

Кількість вузлів четвертого шару також дорівнює N . Кожен вузол з'єднаний з одним вузлом третього шару, а також з усіма входами мережі. Вузли

четвертого шару здійснюють активізацію нечітких правил продукцій, обчислюючи вклад кожного нечіткого правила у загальний вихід мережі:

$$w_h = \beta_h \left[b_{g0} + \sum_{n=1}^N (b_{gn} \cdot x_n) \right]. \quad (14)$$

Єдиний вузол п'ятого шару підсумовує вклади всіх правил і формує на виході мережі дефазифіковане (чітке) значення вихідної змінної w^* :

$$w_g^* = w_1 + w_2 + \dots + w_h + \dots + w_N. \quad (15)$$

Запропонована нейронна мережа містить два параметричні шари – перший і четвертий шари, а параметрами, які будуть налаштовуватися в процесі навчання є: в першому шарі – нелінійні параметри функцій належності нечітких множин підумов правил; в четвертому шарі – параметри b_{g0} та b_{gn} лінійних функцій (14) підвисновків правил.

Для навчання може бути застосована комбінація градієнтного спуску у вигляді алгоритму зворотного поширення помилки і методу найменших квадратів [15, 16]. Алгоритм зворотного поширення помилки налаштовує параметри підумов правил, тобто функцій належності. Методом найменших квадратів оцінюються коефіцієнти висновків правил, тобто вони лінійно пов'язані з виходом мережі. Кожна ітерація процедури налаштування виконується в два етапи. На першому етапі на входи подається навчальна вибірка і за неузгодженістю між бажаною і дійсною поведінкою мережі ітераційним методом найменших квадратів знаходяться оптимальні параметри вузлів четвертого шару. На другому етапі залишкова неузгодженість передається з виходу мережі на її входи, в наслідок чого з використанням методу зворотного поширення помилки налаштовуються параметри вузлів першого шару. При цьому знайдені на першому етапі коефіцієнти висновків правил не змінюються. Ітераційна процедура налаштування триває, поки неузгодженість перевищує заздалегідь встановлене значення.

Висновки

Таким чином, у статті запропонована методика побудови нечітких БЗ інтелектуальних систем управління вузлами МР, суть якої полягає в розділенні загального процесу проектування нечіткої БЗ вузлової ІСУ на три етапи. На першому відбувається постановка задачі нечіткого управління МР, на другому етапі здійснюється вибір структури нечіткої бази знань вузлової ІСУ, а на третьому – розробка алгоритму нечіткого виводу.

Новизна методики полягає в тому, що вперше була запропонована реляційна структура нечіткої продукційної бази знань ІСУ вузлом МР класу MANET, яка реалізує алгоритм нечіткого виводу Сугено. Розроблена база знань забезпечує можливість корегування коефіцієнтів нечітких правил у процесі оперативного управління вузлом МР, що дозволяє неперервно оновлювати інформацію про стан вузла та ситуацію в МР, тим самим враховуючи динамічну природу її функціо-

нування. Застосування методики дозволить спростити та систематизувати процес моделювання елементів вузлових ІСУ, а запропоновані структури зберігання знань про ситуацію в МР дозволять більш ефективно реалізувати необхідні процедури нечіткого виводу під час розробки методів управління, що відносяться до різних рівнів моделі OSI.

У ході подальших досліджень буде розроблено методику самонавчання нечіткої бази знань вузлової ІСУ в процесі функціонування МР.

Список літератури

1. Elmasry G.F. *Tactical wireless communication and networks: design concepts and challenges* / George F. Elmasry. – UK: John Wiley and Sons Ltd, 2012. – 328 p.
2. *Intellectual Mobile Ad Hoc Networks* / [Zhuk P., Romanuk V., Sova O., Bunin S.] // *In Proc. of International Conference Modern Problems of Radio Engineering, Telecommunications and Computer Science (TCSET 2012)*, Lviv, 2012. – 238 p.
3. Романюк В.А. *Архітектура системи оперативного управління тактичними радіомережами* / В.А. Романюк // *Збірник наукових праць ВІПІ НТУУ „КІП”*. – 2009. – № 3. – С. 70-76.
4. *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 ВІПІ ДУТ*. – 2014. – № 1. – С. 97-110.
5. Митюшкин Ю.И. *Soft Computing: идентификация закономерностей нечеткими базами знаний* / Ю.И. Митюшкин, Б.И. Мокін, А.П. Ротштейн. – Вінниця: УНІВЕРСУМ-Вінниця, 2002. – 145 с.
6. Шевченко И.В. *Построение нечеткой базы знаний для поддержки принятия решений при формировании ценовой политики номерного фонда предприятия гостиничной индустрии* / И.В. Шевченко // *Открытие информационных и компьютерных интегрированных технологий*. – 2011. – № 49. – С. 221-227.
7. Ротштейн А.П. *Управление динамической системой на основе нечеткой базы знаний* / А.П. Ротштейн, С.Д. Штовба // *Автоматика и вычислительная техника*. – 2001. – №2. – С. 23-30.
8. *Метод підтримання діючих маршрутів на основі прогнозованого часу їх існування в радіомережах типу MANET* / [В.А. Романюк, П.В. Жук, О.Я. Сова, А.І. Міночкін] // *Збірник наукових праць ВІПІ НТУУ „КІП”*. – 2011. – № 3. – С. 34-43.
9. *Метод віконного управління потоками даних в мобільних радіомережах військового призначення на основі системи нейро-нечіткого виводу* / [П.В. Жук, О.Я. Сова, О.В. Жук, В.А. Романюк] // *Збірник наукових праць ВІПІ НТУУ „КІП”*. – 2011. – № 2. – С. 36-46.
10. Заде Л. *Понятие лингвистической переменной и ее применение к принятию приближенных решений*: пер. с англ. / Л. Заде. – М.: Мир, 1976. – 167 с.
11. Міночкін А.І. *Концепція управління мобільною компонентою мереж зв'язку військового призначення* / А.І. Міночкін, В.А. Романюк // *Збірник наукових праць ВІПІ НТУУ „КІП”*. – 2005. – № 3. – С. 51-60.
12. Борисов В.В. *Нечеткие модели и сети*. / В.В. Борисов, В.В. Круглов, А.С. Федюлов. – М.: Горячая линия – Телеком, 2007. – 284 с.
13. Ларичев О.И. *Качественные методы принятия решений. Вербальный анализ решений* / О.И. Ларичев, Е.М. Мошковиц. – М.: Наука, 1996. – 208 с.

14. Тарасова І.О. Принципи побудови та архітектура бази знань системи нечіткого управління на основі багатовимірних функцій належності / І.О. Тарасова // Вісник КрНУ ім. Михайла Остроградського. – 2013. – № 2(79). – С. 56-61.

15. Савельев А.Н. Построение производственной базы знаний с использованием адаптивной нейронной сети / А.Н. Савельев // Вестник АГТУ. – 2007. – № 1(36). – С. 144-148.

16. Леоненков А.В. Нечеткое моделирование в среде MATLAB и fuzzyTECH / А.В. Леоненков. – СПб.: БХВ-Петербург, 2005. – 736 с.

Надійшла до редколегії 8.10.2014

Рецензент: д-р техн. наук, проф. О.В. Кувшинов, Військовий інститут телекомунікацій та інформатизації Державного університету телекомунікацій, Київ.

МЕТОДИКА ПОСТРОЕНИЯ НЕЧЕТКИХ БАЗ ЗНАНИЙ ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНЫХ СИСТЕМ УПРАВЛЕНИЯ УЗЛАМИ МОБИЛЬНЫХ РАДИОСЕТЕЙ КЛАССА MANET

О.Я. Сова, П.В. Жук, Д.А. Миночкин, А.А. Симоненко

В статье предложена методика построения нечетких баз знаний интеллектуальных систем управления узлами мобильных радиосетей, заключающаяся в разделении общего процесса проектирования нечеткой базы знаний узловой интеллектуальной системы управления на три этапа. На первом происходит постановка задачи нечеткого управления мобильной радиосетью, на втором этапе осуществляется выбор структуры нечеткой базы знаний, а на третьем – разработка алгоритма нечеткого вывода.

Ключевые слова: интеллектуальная система управления, нечеткая база знаний, функция принадлежности, мобильная радиосеть.

THE METHOD OF FUZZY KNOWLEDGE BASES CONSTRUCTION FOR INTELLECTUAL NODAL CONTROL SYSTEMS IN THE MANET

O.Ya. Sova, P.V. Zhuk, D.A. Minochkin, O.A. Simonenko

The method of fuzzy knowledge bases construction for intellectual nodal control systems in the MANET is offered in the article. The method assumes to separate the overall process of fuzzy knowledge base construction for intellectual nodal control systems into three stages. The first stage is the mobile radio network fuzzy control problem formulation. The second stage is the fuzzy knowledge base structure selection. And the third stage is the development of fuzzy logic algorithm.

Keywords: intellectual control the system, unclear base of knowledges, function of belonging, mobile radio network.