

МЕТОДИКА ПОБУДОВИ ПРАВИЛ НЕЧІТКИХ БАЗ ЗНАНЬ ІНТЕЛЕКТУАЛЬНИХ СИСТЕМ УПРАВЛІННЯ ВУЗЛАМИ РАДІОМЕРЕЖ КЛАСУ MANET

У статті розглядаються питання забезпечення повноти та несуперечності бази правил нечітких баз знань інтелектуальних систем управління вузлами радіомереж класу MANET. Представлена методика організації нечітких баз знань з використанням ієрархічної системи лінгвістичних правил, у якій лінгвістичні змінні, асоційовані з нечіткими правилами, розташовуються за секторами з різними ступенями гранулярності. Ієрархія в цій структурі задається за допомогою цих ступенів.

Ключові слова: мобільна радіомережа, інтелектуальна система управління, нечітка база знань, база нечітких правил.

Актуальність

У ході попередніх досліджень показано, що, через динамічну та непередбачувану природу, функціонування мобільних радіомереж (МР) класу MANET [1] неможливе без наявності системи управління (СУ) у складі кожного мобільного вузла [2]. Дані 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. У зв'язку з цим, для побудови вузлових СУ запропоновано використання так званих інтелектуальних методів та моделей, 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.

Використання інтелектуальних методів та моделей дозволить створити інтелектуальну систему управління (ІСУ) вузлом МР, центральне місце в якій займає база знань (БЗ). БЗ містить правила поведінки вузла для генерації послідовності рішень з управління вузловими та мережевими ресурсами в залежності від стану мобільного вузла та ситуації в МР. Як зазначається в [3], основою для побудови вузлової ІСУ служить схема управління за участі експерта, який на основі досвіду та знань про об'єкт управління [3, 4] формує якісний опис процесу управління у вигляді навчальної вибірки правил. Надалі вузлова ІСУ, використовуючи навчальну вибірку та процедуру самонавчання, поповнює БЗ новими правилами і функціонує в автономному режимі (без участі експерта).

При цьому, основне завдання, яке необхідно вирішити під час формування БЗ вузлової ІСУ, полягає в забезпеченні повноти та несуперечливості бази нечітких правил, з яких складається БЗ. У зв'язку з цим, *мета* даної статті полягає у розробці методики побудови правил нечітких БЗ інтелектуальних систем управління вузлами радіомереж класу MANET. *Об'єктом* дослідження є процес створення ІСУ вузлами мобільних радіомереж. *Предметом* дослідження є методика побудови правил нечітких баз знань вузлових ІСУ.

Аналіз сучасного стану досліджень

Структурно БЗ вузлової ІСУ складається з бази статистичних даних та бази правил нечітких продукцій (рис. 1) [3]. У базі статистичних даних інформація про результати вимірювання контрольованих параметрів вузла і МР перетворюється на множину вхідних та вихідних лінгвістичних змінних, які надалі будуть використані при побудові правил нечітких продукцій. На основі цих правил кожною функціональною підсистемою вузлової ІСУ будуть прийняті рішення з управління вузловими та мережевими ресурсами, відповідно до рівнів моделі OSI.

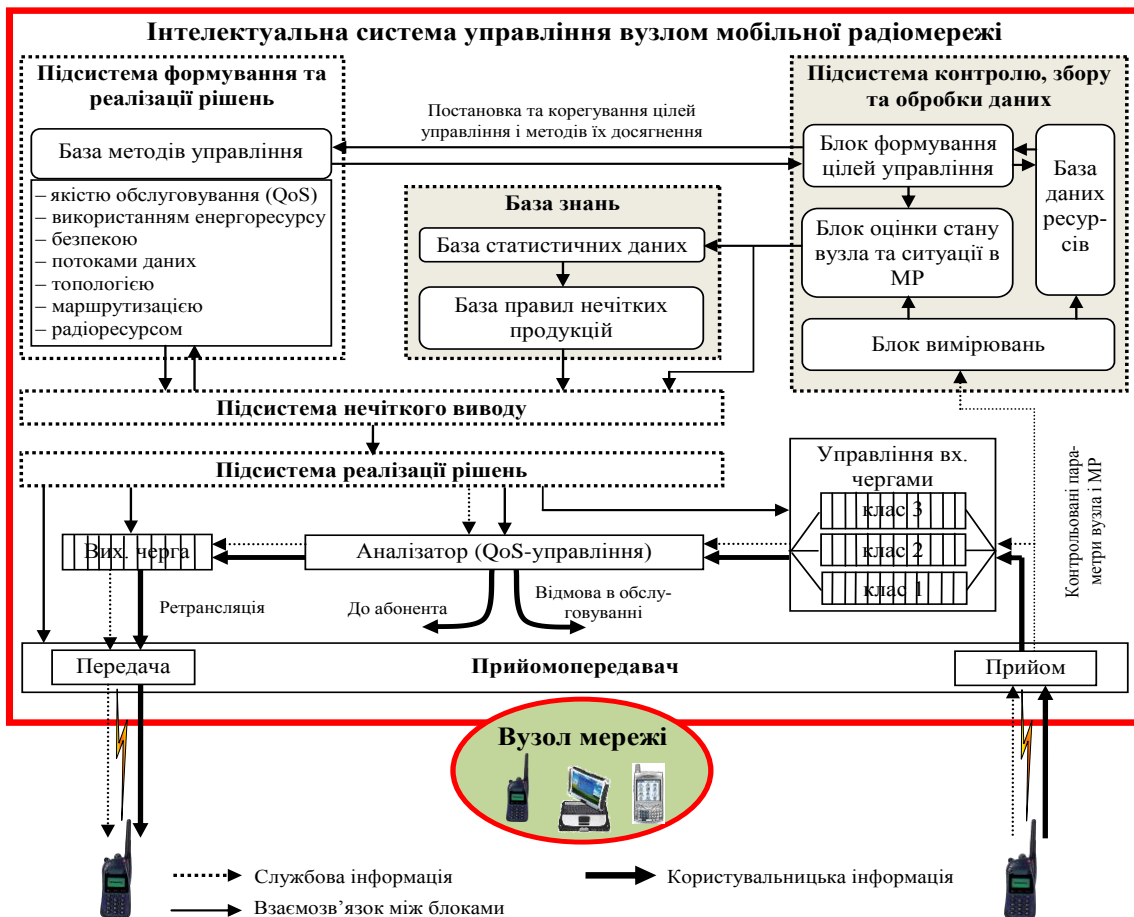


Рис. 1. Узагальнена структура інтелектуальної системи управління вузлом МР

Під продукцією будемо розуміти кортеж наступного виду

$$\langle i; Q; P; A \rightarrow D; N \rangle,$$

де i – ім'я продукції; Q характеризує функціональну підсистему вузлової ІСУ продукції; P – умова можливості застосування ядра продукції; $A \rightarrow D$ – ядро продукції (завичай читається як: якщо A , то D); N – висновок (підвисновок) продукції описує дії і процедури, які необхідно виконати після реалізації B . Основною частиною продукції є ядро, інші елементи носять допоміжний характер, тому в найбільш простому вигляді продукція може складатися лише з імені та ядра.

Відповідно, нечіткі правила – це нечіткі продукційні правила, які при фіксованій цілі управління (наприклад, забезпечення допустимих значень ширини смуги пропускання, часу затримки чи ймовірності помилки в радіоканалі) описують стратегії поведінки мобільного вузла та системи управління ним на якісному рівні. Це дозволяє у найбільш зручній для розуміння формі представити властивості різних підсистем вузлової ІСУ та процесів, що в них протікають.

У загальному випадку, нечітке правило відображає зв'язок вхідних змінних $x_n \in X$ з однією чи декількома вихідними змінними $w_g \in W$, які відповідають певному управлінському рішенням, прийнятому різними підсистемами вузлової ІСУ

$$w_g = f_{w_g}(x_1, x_2, \dots, x_n, \dots, x_N), \quad (n = \overline{1, N}), \quad (g = \overline{1, G}), \quad (1)$$

і може бути записане у наступному вигляді:

$$R_i: \text{якщо } \tilde{a}_1 \in a_{i11} \ \tilde{a}_2 \in a_{i12} \ \dots \ \tilde{a}_n \in a_{inm} \ \dots \ \tilde{a}_N \in a_{iNM}, \ \tilde{a}_i \ \text{то} \ w_g \in d_{igh}, \quad (i = \overline{1, I}), \quad (h = \overline{1, H}), \quad (m = \overline{1, M}), \quad (2)$$

де a_{im} – m -та лінгвістична оцінка (терм) вхідної змінної \tilde{a}_n у i -му правилі, яка вибирається з відповідної терм-множини A_n ; d_{ih} – h -та лінгвістична оцінка вихідної змінної w_g у i -му правилі, яка визначена з терм-множини можливих рішень D_g .

Взаємозв'язок між вхідними (параметрами оптимізації) та вихідними (управляючими) змінними для об'єктів управління на кожному з рівнів мережевої моделі OSI наведено в табл. 1.

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 перевантаження, 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

Формування повної та несуперечливої бази нечітких правил

При створенні бази нечітких продукційних правил для вузлової ІСУ можуть бути використані як апіорні дані про об'єкти моделювання (див. табл. 1), що надходять від експертів, так і дані, отримані в результаті вимірювання відповідних параметрів МР.

У першому випадку, якщо відсутня необхідність узгодження думок експертів, передбачається, що завдання забезпечення повноти і несуперечності бази нечітких правил вирішене наперед. У разі ж, якщо відомі тільки експериментальні дані, ця задача зводиться до задачі ідентифікації системи. Як зазначалося у вступі, на практиці доцільно застосовувати змішаний випадок, коли початкова база нечітких правил будується виходячи з евристичних припущень, а її уточнення проводиться з використанням експериментальних даних [3]. Кожному з цих підходів відповідають свої алгоритми.

Розглянемо основні етапи типового алгоритму формування бази нечітких правил заданої структури (2) у випадку, якщо застосовуються тільки експериментальні дані (навчальна вибірка) [5].

Для спрощення розглянемо процес створення бази нечітких правил з MISO-структурою, використовуючи дві вхідні (\tilde{a}_1, \tilde{a}_2) і одну вихідну (w) змінну. У цьому випадку правила будуть мати вигляд:

$$R_i: \text{якщо } \tilde{a}_1 \in a_{i1m} \text{ } \tilde{a}_2 \in a_{i2m}, \text{ } \hat{w} \in d_{ih}, (i = \overline{1, I}), (h = \overline{1, H}), (m = \overline{1, M}).$$

Нехай задананавчальна вибірка $E_{\text{fââ}}$, що складається з множиниприкладівтакого вигляду

$$E_{\text{fââ}} = (e^1, e^2, \dots, e^k, \dots, e^K), (k = \overline{1, \hat{E}}), \quad (3)$$

$$e_k = (\tilde{o}_1^k, \tilde{o}_2^k, w^k),$$

де $\tilde{o}_1^k, \tilde{o}_2^k, w^k$ – відповідно значення вхідних змінних x_1, x_2 і вихідної змінної w в k -му прикладі; K – загальна кількість прикладів у навчальній вибірці.

Відповідно до методу, представленого в [6], процедура формування бази правил вузлової ІСУ складається з наступних етапів (рис. 2).

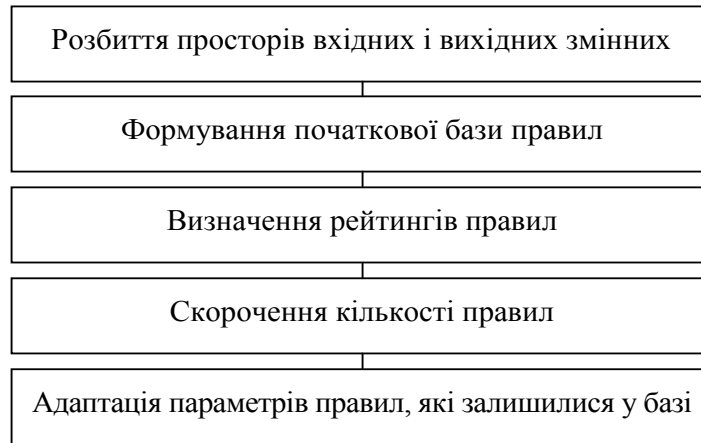


Рис. 2. Основні етапи розробки методики побудови нечітких баз знань вузлових ІСУ

Етап 1. Розбиття просторів вхідних і вихідних змінних. Нехай відомі мінімальні і максимальні значення кожної змінної (як вхідних так і вихідної):

$$\begin{aligned} \tilde{o}_1 &\in [\tilde{o}_1^{(\min)}, \tilde{o}_1^{(\max)}], \\ \tilde{o}_2 &\in [\tilde{o}_2^{(\min)}, \tilde{o}_2^{(\max)}], \\ w &\in [w^{(\min)}, w^{(\max)}]. \end{aligned}$$

Розбіть області визначень змінних на відрізки. Причому кількість цих відрізків, а також їх довжина підбираються індивідуально для кожної змінної в залежності від їх фізичних властивостей, а також компетентності експерта. Нарис. 3 показані різні приклади такого розбиття, за умови, що кількість відрізків для $[x_1^{(\min)}, x_1^{(\max)}]$ дорівнює трьом, для $[x_2^{(\min)}, x_2^{(\max)}]$ – п'яти, для $[w^{(\min)}, w^{(\max)}]$ – чотирьом. Для змінної x_1 визначені нечіткі множини лінгвістичними значеннями $\{L_1 - \text{низьке}, M_1 - \text{середнє}, H_1 - \text{високе}\}$; для $x_2 - \{L_2 - \text{низьке}, LM_2 - \text{нижче середнього}, M_2 - \text{середнє}, HM_2 - \text{вище середнього}, H_2 - \text{високе}\}$; для $w - \{L_w - \text{низьке}, LM_w - \text{низьке середнє}, HM_w - \text{високе середнє}, H_w - \text{високе}\}$. Функції належності підбираються таким чином, щоб вони перекривалися на рівні 0.5.

Як видно з рис. 3, для кожної змінної на кожному з відрізків задається функція належності. Враховуючи, що радіостанції в МР обладнані малопотужними процесорами, а також те, що живлення процесорів відбуватиметься в основному від акумуляторних батарей, 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. Однак, слід зазначити, що, у залежності від фізичного змісту вхідних та вихідних змінних, як вид функцій належності, такі способи розбиття просторів вхідних і вихідних змінних можуть бути іншими [7, 8].

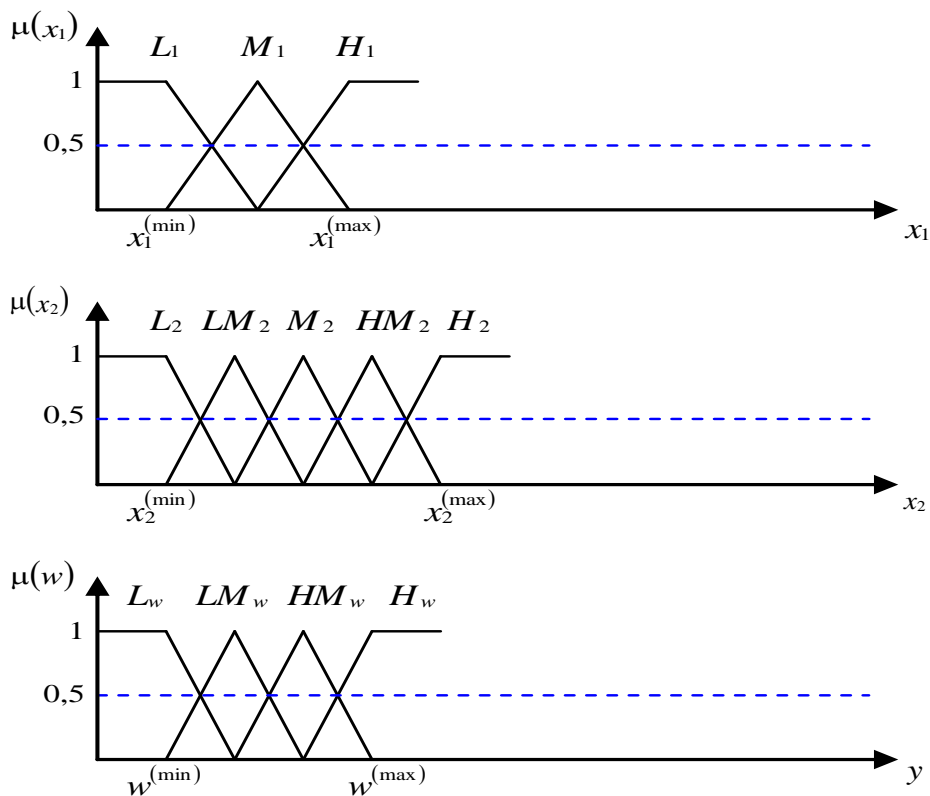


Рис. 3. Приклад поділу простору вхідних/вихідних змінних

Етап 2. *Формування початкової бази правил.* Можна запропонувати два несуперечливі один одному підходи до формування початкової бази правил. Перший підхід заснований на генерації множини правил виходячи з можливих поєднань нечітких висловлювань в передумовах і висновках правил, відповідно до якого максимальна кількість правил в базі визначається таким співвідношенням:

$$l = l_1 \times l_2 \dots l_m \times l_g ,$$

де $l_1, l_2, \dots, l_n, l_g$ – кількість функцій належності для задання вхідних/вихідних змінних $(\tilde{o}_1, \dots, \tilde{o}_n, w_g)$ відповідно.

Інший підхід до формування початкової бази правил заснований на тому, що спочатку кожному прикладу з вибірки ставиться у відповідність окреме правило. Для цього, для кожного $(\tilde{o}_1^k, \tilde{o}_2^k, w^k) (k = \overline{1, \tilde{E}})$, визначаються ступені належності заданих значень змінних до відповідних нечітких множин. Після чого кожному прикладу з навчальної вибірки ставляться у відповідність ті нечіткі множини, ступені належності до яких у відповідних значень змінних з цього прикладу є максимальними. Сформована таким чином множина правил і становить початкову базу правил вузлової ІСУ.

Слід зазначити, що використання першого підходу при формуванні початкової бази правил доцільне при невеликій кількості змінних і функцій належності, які використовуються для задання цих змінних. Другий підхід варто використовувати при порівняно невеликій кількості прикладів у навчальній вибірці [5].

Етап 3. *Визначення рейтингів правил.* Сформована за наведеними вище принципами база правил може містити правила з однаковими передумовами і різними висновками, що призводить до її надлишковості та суперечливості. Тобто набір правил в початковій базі необхідно оптимізувати. Зробити це можна як на основі емпіричних гіпотез (інформації від експертів), так і шляхом адаптації до наявних експериментальних даних (навчальна вибірка), що призводить до суттєвого скорочення надлишковості правил, які залишаються в базі, та ліквідації їх суперечливості.

Розглянемо один з підходів до скорочення бази нечітких правил на основі експериментальних даних. Припустимо, набір експериментальних даних (навчальна вибірка) повною мірою характеризує особливості модельованої системи.

Кожному правилу „пред’являються” всі приклади знавчальної вибірки

$$E_{\text{іаа}} = (\tilde{o}_1^k, \tilde{o}_2^k, \dots, \tilde{o}_n^k, w^k) (k = \overline{1, \hat{E}}).$$

Результаті для кожного правила визначається його рейтинг

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

$$r_i^k = T(\mu_{a_{im}}(\tilde{o}_1^k), \dots, \mu_{a_{nm}}(\tilde{o}_n^k), \mu_{d_{ih}}(w^k)) (k = \overline{1, K}),$$

де Agg і T – оператор агрегування і Т-норма відповідно [7].

Етап 4. Скорочення кількості правил. Після підрахунку рейтингів правил з бази правил виключаються правила з найменшими рейтингами. При цьому в першочерговому скороченні 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 залишити тільки одне (з найбільшим рейтингом). Таким чином, вирішується проблема суперечливих правил, а також суттєво зменшується їх загальна кількість. Правила, які залишаються, сформулюють кінцеву базу правил вузлової ІСУ.

Етап 5. Адаптація параметрів правил, які залишилися у базі. База правил може вважатися остаточно сформованою, якщо здійснений етап адаптації правил, які залишилися в ній після етапу скорочення. Етап адаптації полягає у знаходженні, відповідно до наявних експериментальних даних і прийнятого критерію, оптимальних значень параметрів для правил, що залишилися у базі. По суті, це етап параметричної оптимізації кінцевого набору правил, який полягає в такій заміні параметрів функцій належності правил, при якій забезпечуються максимальні „степені адекватності” цих правил за всіма прикладами навчальної вибірки.

У випадку, коли всі функції належності нечітких множин є трикутними (рис. 3), налаштуванню піддається один їх параметр – значення мод [7, 8].

Очевидно, що залежно від конкретної постановки задачі формування бази нечітких продукційних правил можуть бути змінені як перелік, так і зміст етапів, які вирішуються в ході створення бази нечітких правил.

Побудова ієрархічної бази знань на основі нечітких правил

Як видно з табл. 1, управління вузловими та мережевими ресурсами відповідними підсистемами вузлової ІСУ потребує інформації про значну кількість параметрів, на основі яких здійснюється оцінка стану вузла та ситуації в МР. При чому, в залежності від фізичної природи та особливостей функціонування тої чи іншої підсистеми вузла ІСУ може потребувати різного рівня деталізації (гранулярності) навіть для одного і того ж параметра. Наприклад, під час розбиття простору вхідної змінної „ширина смуги пропускання” для функціонування методів прикладного рівня достатнім буде поділ на три відрізки: { L – низька, M – середня, H – висока }. Однак, для прийняття рішень методами каналного, мережевого та фізичного рівнів потрібна більша деталізація, яка може бути отримана шляхом додавання проміжних термів: LM – нижче середнього та HM – вище середнього.

З одного боку, збільшення кількості вхідних параметрів та лінгвістичних термів, якими вони описуються (підвищення гранулярності) підвищує точність рішень, які приймаються вузловою ІСУ. З іншого боку це призводить до значного зростання кількості правил у вузловій базі знань, що, в свою чергу, потребує суттєвих часових та обчислювальних затрат на обробку інформації під час прийняття управлінських рішень та її зберігання у вузлі. Для вирішення зазначеної проблеми в [9] запропоновано використання бази знань, побудованої за ієрархічним принципом.

В ієрархічній базі знань лінгвістичні змінні, що асоційовані з нечіткими правилами, розташовуються за лінгвістичними секторами з різними ступенями гранулярності q , які і визначають рівні ієрархії.

Під рівнем у ієрархічній базі знань визначається структура, яка складається з наступних компонентів:

$$layer(t, q(t)) = DB(t, q(t)) + RB(t, q(t)), \quad (4)$$

де $q(t)$ – кількість лінгвістичних термів, які складають лінгвістичні сектори для кожної вхідної та вихідної змінної на рівні t ; $DB(t, q(t))$ – база даних рівня t , що містить лінгвістичні сектори зі ступенем гранулярності $q(t)$; $RB(t, q(t))$ – база правил, сформована для лінгвістичних змінних, що приймають значення у відповідних секторах.

Для простоти будемо розглядати лінгвістичні сектори з однаковою кількістю лінгвістичних термів для вхідних/вихідних змінних. Послідовність рівнів у ієрархії визначається ступенем гранулярності $q(t)$ лінгвістичних секторів, яка прийнята на кожному з них. Наприклад, для двох послідовних рівнів ієрархічної БЗ t та $t+1$ ступінь гранулярності лінгвістичних секторів на рівні $t+1$ буде вищим, ніж на рівні t .

Відповідно, загальну ієрархічну базу знань HKB можна представити у вигляді сукупності компонентів кожного з рівнів:

$$HKB = \bigcup_t layer(t, q(t)) \quad (5)$$

Розглянемо наведені вище компоненти рівнів ієрархічної бази знань, зокрема, лінгвістичні сектори, ієрархічну базу даних, опишемо зв'язок між базами даних різних рівнів (t та $t+1$), а також алгоритм побудови ієрархічних баз знань.

Під *лінгвістичним сектором* розумітимемо підмножину лінгвістичних термів $a_{nm}^{q(t)}$, яка вибирається з відповідної терм-множини A_n і описує вхідну змінну δ_n :

$$P_{A_n}^{q(t)} = \{a_{n1}^{q(t)}, a_{n2}^{q(t)}, \dots, a_{nm}^{q(t)}, \dots, a_{nq(t)}^{q(t)}\} \quad (6)$$

де $P_{A_n}^{q(t)} \in DB(t, q(t))$, $m \in \overline{1, q(t)}$. Надалі для спрощення будемо використовувати позначення лінгвістичного терма $a_m^{q(t)}$.

Як видно з виразу (6), до позначення лінгвістичного терма додано індекс $q(t)$, який дозволяє створювати декілька лінгвістичних секторів з різною кількістю термів (тобто з різною гранулярністю) відповідно до рівня ієрархії в базі знань.

Побудову ієрархічної бази даних HDB запропоновано здійснювати з дотриманням стратегії, яка задовольняє наступним вимогам [9]:

- зберігати всі можливі структури нечіткої множини при переході від рівня t до $t+1$;
- згладжувати перехід між сусідніми рівнями, тобто зменшувати MSE (значення квадратичної помилки).

Для виконання першої вимоги передбачається на кожному з рівнів ієрархії використовувати одні й ті самі модальні точки функцій належності для кожного лінгвістичного терма $a_m^{q(t)}$. Виконання другої вимоги забезпечується тим, що побудова лінгвістичного сектора DB рівня $t+1$ здійснюється шляхом додавання додаткових лінгвістичних термів між двома послідовними термами лінгвістичного сектора DB рівня t відповідно до виразу:

$$DB(t, q(t)) \rightarrow DB(t+1, 2q(t)-1). \quad (7)$$

На (рис. 4) зображено приклад відповідності лінгвістичних секторів рівнів 1 та 2 з гранулярностями $q(1)=3$ та $q(2)=5$. Відповідно до виразу (7), кількість параметрів у лінгвістичних секторах на кожному з рівнів (гранулярність кожного сектора) залежить від початкової гранулярності на першому рівні ієрархії.

З метою забезпечення наведених вище вимог до побудови ієрархічної бази даних, кожен лінгвістичний терм $a_m^{q(t)}$ послідовності t з лінгвістичного сектору бази даних $DB(t, q(t))$ відображається в $a_{2m-1}^{2q(t)-1}$, зі збереженням попередніх значень модальних точок функцій належності. Таким чином, створюється новий набір термів $q(t)-1$, які знаходяться між термами $a_m^{q(t)}$ та $a_{m+1}^{q(t)}$ ($k = 1, \dots, q(t)-1$). Приклад такого відображення для лінгвістичних термів баз даних, що знаходяться на двох послідовних рівнях ієрархічної бази знань наведено в табл. 2.

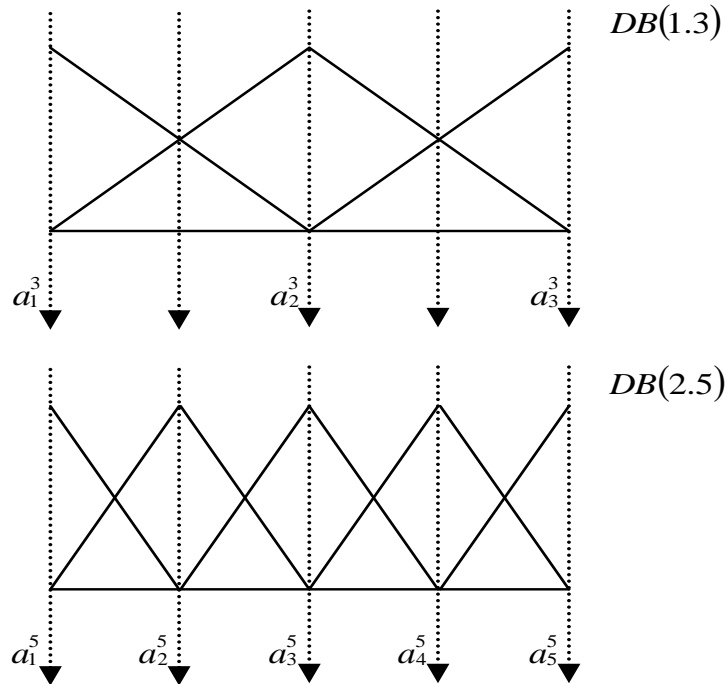


Рис. 4. Перехід від рівня t до $t+1$

Таблиця 2

Відображення лінгвістичних термів двох послідовних баз даних

$DB(t, q(t))$	$DB(t+1, 2q(t)-1)$
$a_{m-1}^{q(t)} \rightarrow$	$a_{2m-3}^{2q(t)-1}$ $a_{2m-2}^{2q(t)-1}$
$a_m^{q(t)} \rightarrow$	$a_{2m-1}^{2q(t)-1}$ $a_{2m}^{2q(t)-1}$
$a_{m+1}^{q(t)} \rightarrow$	$a_{2m+1}^{2q(t)-1}$

Узагальнюючи дані з таблиці для двох послідовних баз даних, можна записати вираз для визначення показника гранулярності $q(t)$ на будь-якому t -му рівні ієрархії:

$$q(t) = (q^1 - 1) \cdot 2^{t-1} + 1, \tag{8}$$

де $q^1 = q(1)$ – кількість лінгвістичних термів у секторі початкового рівня.

Головним завданням при створенні ієрархічної бази правил є побудова більш точної моделі функціонування підсистем вузлової ІСУ. Вихідними даними при цьому є база правил виду (2), побудованих на основі лінгвістичних термів з бази даних $DB(t, q(t))$, а також з урахуванням термів з бази даних $DB(t+1, 2q(t)-1)$. Таким чином, правила з $RB(t, q(t))$,

якімають „погане уявлення” про стан мобільного вузла чи ситуацію, що склалася в МР (призводять до значної середньоквадратичної помилки (MSE) внаслідок прийнятих рішень), розширюються в $RB(t+1, 2q(t)-1)$:

$$RB(t, q(t)) \rightarrow RB(t+1, 2q(t)-1). \quad (9)$$

Решта правила зберігають своє розміщення в $RB(t, q(t))$. Це пояснюється тим, що множина правил з більшим ступенем гранулярності не завжди дозволяє побудувати кращу модель функціонування того чи іншого об'єкту моделювання, ніж множина правил з меншим ступенем гранулярності [10].

На основі наведених вище описів компонентів ієрархічної бази знань, а також процедури формування бази правил вузлової ІСУ (рис. 2) пропонується наступний алгоритм побудови дворівневої бази знань вузлової ІСУ з використанням нечітких продукційних правил (2). Алгоритм складається з наступних етапів (рис. 5).

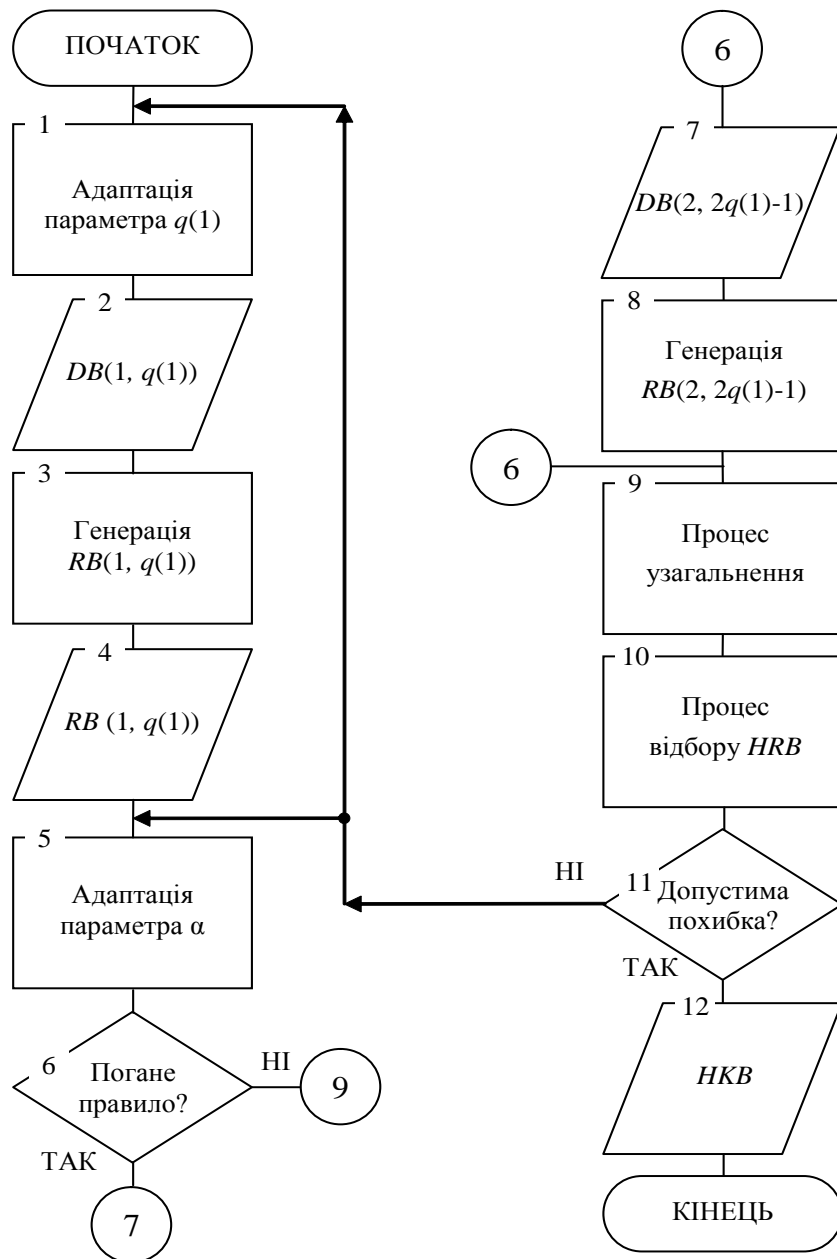


Рис. 5. Алгоритм побудови ієрархічної бази знань

1. Генерація бази правил $RB(1, q(1))$. На основі лінгвістичних термів, що містяться в лінгвістичних секторах бази даних першого рівня ($t=1$), формується початковий набір правил з використанням процедури (*Proc*), наведеної на рис. 2. Враховуючи, що для формування бази даних першого рівня було використано навчальну вибірку $E_{\text{fää}}$, процес генерації $RB(1, q(1))$ можна описати наступним чином:

$$RB(1, q(1)) = Proc(DB(1, q(1)), E_{\text{fää}}). \quad (10)$$

2. Генерація бази правил $RB(2, 2q(1)-1)$.

Лінгвістичні правила на цьому етапі формуються з урахуванням бази правил $RB(1, q(1))$, лінгвістичних секторів баз даних $DB(1, q(1))$ та $DB(2, 2q(1)-1)$ і передбачають виконання наступних кроків.

2.1. Визначаються правила в $RB(1, q(1))$, які мають „погане уявлення” про стан мобільного вузла чи ситуацію, що склалася в МР. Для цього

– обчислюється значення середньоквадратичної помилки для усієї бази правил $RB(1, q(1))$ [9]:

$$MSE(\hat{A}_{\text{fää}}, RB(1, q(1))) = \frac{\sum_{e^k \in E_{\text{fää}}} (ew^k - s(ex^k))^2}{2 \cdot |E_{\text{fää}}|}, \quad (11)$$

де ew^k – відоме наперед значення вихідної змінної з навчальної вибірки e^k ; $s(ex^k)$ – значення вихідної змінної, отримане з використанням бази правил $RB(1, q(1))$; $|E_{\text{fää}}|$ – кількість елементів навчальної вибірки;

– обчислюється значення середньоквадратичної помилки для кожного правила:

$$MSE(\hat{A}_i, R_i^{q(1)}) = \frac{\sum_{e^k \in E_i} (ew^k - s_i(ex^k))^2}{2 \cdot |E_i|}, \quad (12)$$

де $s_i(ex^k)$ – чітке значення вихідної змінної, отримане після дефазифікації підвисновків правила $R_i^{q(1)}$; E_i – підмножина навчальної вибірки $E_{\text{fää}}$, яка містить тільки ті приклади, що відповідають підумовам i -го правила зі ступенем τ , $\tau \in [0, 1]$ (для того, щоб підкреслити найбільш впливові умови, які відповідають „добрим” чи „поганим” правилам вибирають $\tau = 0,5$ [9])

$$E_i = \left\{ e^k \in E_{\text{fää}} \left| \left(\mu_{a_1^{q(t)}}(e\hat{a}_1^k) \cdots \mu_{a_m^{q(t)}}(e\hat{a}_m^k) \right) \geq \tau \right. \right\}; \quad (13)$$

– з $RB(1, q(1))$ вибираються правила, що мають „погане уявлення” про стан мобільного вузла чи ситуацію, що склалася в МР. Надалі ці правила будуть розширюватися в $RB(2, 2q(t)-1)$.

Вибір правил здійснюється з використанням таких умов:

$$\begin{aligned} \text{якщо } MSE(\hat{A}_i, R_i^{q(1)}) \geq \alpha \cdot MSE(\hat{A}_{\text{fää}}, RB(1, q(1))), \text{ тоді } R_i^{q(1)} \in RB_{\text{bad}}(1, q(1)), \\ \text{інакше } R_i^{q(1)} \in RB_{\text{good}}(1, q(1)), \end{aligned}$$

де $RB_{\text{bad}}(1, q(1))$, $RB_{\text{good}}(1, q(1))$ – бази, що містять правила з „поганим” та „добрим” уявленням відповідно; α – коефіцієнт розширення, який відображає відсоток помилок усієї бази правил і визначає кількість правил, які потрібно розширювати.

2.2. Формування бази даних $DB(2, 2q(t)-1)$. При цьому створюється база даних $DB_{x_n}(2, 2q(t)-1)$ для всіх вхідних лінгвістичних змінних x_n , ($n = \overline{1, N}$) та база даних $DB_{w_g}(2, 2q(t)-1)$ для вихідних лінгвістичних змінних w_g , ($g = \overline{1, G}$).

Для цього вибираються терми з лінгвістичних секторів бази даних $DB(2, 2q(t)-1)$, які будуть використані для формування бази правил другого рівня з метою розширення „поганих правил” з попереднього рівня. Набір термів з лінгвістичних секторів $DB(2, 2q(t)-1)$ для розширення правил $R_i^{q(1)}$ визначається наступним чином

$$Z(a_{im}^{q(1)}) = \left\{ a_{im}^{2q(1)-1} \in DB_{x_n}(2, 2q(1)-1) \left| \max_{x_n \in X} \min \{ \mu_{a_{im}^{q(1)}}(x_n), \mu_{a_{im}^{2q(t)-1}}(x_n) \} \geq \delta \right. \right\}; \quad (14)$$

$$Z(d_{ih}^{q(1)}) = \left\{ d_{ih}^{2q(1)-1} \in DB_{w_g}(2, 2q(1)-1) \left| \max_{w_g \in W} \min \{ \mu_{d_{ih}^{q(1)}}(w_g), \mu_{d_{ih}^{2q(t)-1}}(w_g) \} \geq \delta \right. \right\}, \quad (15)$$

де $\delta \in [0, 1]$ – коефіцієнт, який визначає порогове значення максимального рівня перетину нечітких множин у лінгвістичних секторах (зазвичай вибирається $\delta = 0,5$).

Вибрані за допомогою виразів (14) та (15) набори термів об’єднуються відповідно до виразу:

$$Z(R_i^{q(1)}) = Z(a_{i1}^{q(1)}) \times \dots \times Z(a_{im}^{q(1)}) \times Z(d_{ih}^{q(1)}), \quad (16)$$

де $Z(R_i^{q(1)}) \subset DB(2, 2q(t)-1)$.

2.3. Одержання лінгвістичних правил з об’єднаних термів лінгвістичних секторів другого рівня ієрархії. З використанням $Z(R_i^{q(1)})$ та даних з навчальної вибірки $E_{\text{fââ}}$ відбувається генерація нових правил другого рівня ієрархії, які є розширенням „поганих” правил $R_i^{q(1)}$:

$$CLR(R_i^{q(1)}) = Proc(Z(R_i^{q(1)}), E_{\text{fââ}}) = \{R_{i1}^{2q(1)-1}, \dots, R_{iL}^{2q(1)-1}\}, \quad (17)$$

де $CLR(R_i^{q(1)})$ – відображення розширеного лінгвістичного правила $R_i^{q(1)}$, які можуть бути використані для формування ієрархічної бази правил HRB .

3. Побудова ієрархічної бази правил

Ієрархічна база правил утворюється шляхом об’єднання множини згенерованих лінгвістичних правил другого рівня та „добрих” правил першого рівня:

$$JCLR = RB_{good}(1, q(1)) \cup \left(\bigcup_i CLR(R_i^{q(1)}) \right), \quad (18)$$

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

У результаті побудови об’єднаної множини лінгвістичних правил $JCLR$ може виникнути ситуація, за якої новий набір правил, розроблений для другого рівня ієрархії з метою заміни „поганих” правил попереднього рівня, не забезпечує необхідних показників середньоквадратичної помилки. У такому випадку можливим виходом із ситуації є використання підмножини правил другого рівня, які показують позитивний результат, спільно з „добрими” правилами першого рівня ієрархії.

Висновки

Отже, у статті представлено нову методику побудови правил нечітких БЗ інтелектуальних систем управління вузлами радіомереж класу MANET. Суть методики полягає в формуванні повної та несуперечливої бази нечітких правил, на основі якої будується база знань вузлової ІСУ, яка на якісному рівні визначатиме стратегію поведінки

мобільного вузла та системи управління ним.

Новизна методики полягає в тому, що вперше, для опису динамічного процесу управління вузловими та мережевими ресурсами, запропоновано використовувати нечіткі продукційні правила, а також ієрархічну структуру їх організації в базу правил, в якій рівні ієрархії визначаються різними ступенями гранулярності лінгвістичних секторів, що містять терми, якими описуються вхідні та вихідні змінні.

Застосування методики дозволить підвищити точність рішень, які приймаються вузловою ІСУ, шляхом задання початкового ступеня гранулярності та коефіцієнта розширення правил. Крім того, розбиття продукційних правил на блоки відповідно до рівнів ієрархії дозволить „стиснути” базу знань і, тим самим, скоротити часові та обчислювальні затрати на обробку інформації під час прийняття управлінських рішень вузловою ІСУ.

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

Література

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. Архітектура системи управління мережами MANET: Тези доповідей та виступів учасників V Міжнародної конференції [“Проблеми телекомунікацій – 2011”], (Київ, 19-22 квітня 2011р.) / Романюк В.А., Сова О.Я., Жук О.В. – К.: ІТС НТУУ “КПІ”, 2011. – С. 58 – 60.
3. Методика побудови нечітких баз знань інтелектуальних систем управління вузлами мобільних радіомереж класу MANET / [Сова О.Я., Жук П.В., Міночкін Д.А., Симоненко О.А.] // Системи озброєння і військова техніка: збірник наукових праць ХУПС. – 2014. – № 4(40). – С. 117 – 124.
4. Романюк В.А. Цільові функції оперативного управління тактичними радіомережами / Романюк В.А. // Збірник наукових праць ВІТІ НТУУ “КПІ”. – 2012. – № 1. – С. 109 – 117.
5. Сергиенко М.А. Методы проектирования нечеткой базы знаний / Сергиенко М.А. // Вестник ВГУ: Системный анализ и информационные технологии. – 2008. – № 2. – С. 67 – 71.
6. Wang L.X. Generating fuzzy rules by learning from examples / Wang L.X., Mendel J.M. // IEEE Transactions On Systems, MAN, And Cybernetics. – 1992. – Vol. 22, № 6. – P. 1414 – 1427.
7. Борисов В.В. Нечеткие модели и сети. / Борисов В.В., Круглов В.В., Федулов А.С. – М.: Горячая линия – Телеком, 2007. – 284 с.
8. Леоненков А.В. Нечеткое моделирование в среде MATLAB и fuzzyTECH / Леоненков А.В. – СПб.: БХВ-Петербург, 2005. – 736 с.
9. Cordón O. Linguistic Modeling by Hierarchical Systems of Linguistic Rules / Cordón O., Herrera F., Zwir I. // IEEE Transactions On Fuzzy Systems. – 2002. – VOL. 10, № 1. – P. 2 – 20.
10. Ковтун М.В. Определение гранулярности данных таблиц фактов [Электронный ресурс] / Ковтун М.В. // Корпоративные хранилища данных. Интеграция систем. Проектная документация. – 2011. – Наименование с экрана. – Режим доступа к информации: http://prj-exp.ru/dwh/granularity_of_data.php.

Надійшла 23.02.2015 р.

Рецензент: д.т.н., проф. Кравченко Ю.В.