

МЕТОДИ ОБРОБКИ ЗНАТЬ ПРО СИТУАЦІЮ В МОБІЛЬНИХ РАДІОМЕРЕЖАХ КЛАСУ MANET ДЛЯ ПОБУДОВИ ВУЗЛОВИХ ІНТЕЛЕКТУАЛЬНИХ СИСТЕМ УПРАВЛІННЯ

У статті розглянуто аспекти, які потрібно враховувати під час дослідження процесу збору та обробки службової інформації в радіомережах класу MANET. Показано, що обробка знань про ситуацію в радіомережах класу MANET реалізується методами подання та отримання знань. Здійснено аналіз та класифікацію існуючих методів подання та отримання знань та визначено можливість їх використання при побудові інтелектуальних систем управління вузлами радіомереж класу MANET.

Сова О.Я., Романюк В.А., Міночкін Д.А., Романюк А.В. Методы обработки знаний о ситуации в мобильных радиосетях класса MANET, которые могут быть использованы для построения узловых интеллектуальных систем управления. В статье рассмотрены аспекты, которые необходимо учесть при исследовании процесса сбора и обработки служебной информации в радиосетях класса MANET. Показано, что обработка знаний о ситуации в радиосетях класса MANET реализуется методами представления и приобретения знаний. Осуществлен анализ и классификация существующих методов представления и приобретения знаний, а также определена возможность их использования для построения интеллектуальных систем управления узлами радиосетей класса MANET.

O. Sova., V. Romanyuk, D. Minochkin, A. Romanyuk. Knowledge processing methods about the situation in the MANET that can be used for the nodal intelligent control systems construction. The aspects that must be considered when studying the process of service information collecting and processing in the MANET are discussed in the article. It is shown that the processing of knowledge about the situation in the MANET is implemented by the knowledge acquisition and knowledge representation methods. The analysis and classification of existing knowledge acquisition and knowledge representation methods are introduced, as well as the possibility of their using for the intelligent nodal control systems construction.

Ключові слова: обробка знань, база знань, інтелектуальна система управління, мобільна радіомережа.

Актуальність. Мобільні радіомережі (МР) або *Mobile Ad-Hoc Network* (MANET) [1] являють собою сукупність обладнаних радіомодулем мобільних пристроїв (вузлів), які розташовані на місцевості випадковим чином. Основною відмінністю МР від класичних радіомереж є відсутність фіксованої мережевої інфраструктури і, як наслідок, фіксованих маршрутів передачі інформації, що потребує використання принципово нових підходів до управління мережами даного класу.

Одним з таких підходів є використання децентралізованих систем управління (СУ) у складі кожного мобільного вузла [2], а також інтелектуалізація процесів управління МР [3]. В [4] запропонована модель інтелектуальної системи управління (ІСУ) вузлом МР, центральне місце в якій виділене процесам обробки знань про стан вузлів і ситуацію, що склалася в МР.

Управлінські рішення, які приймаються вузловою ІСУ, базуються на аналізі та оцінці великої кількості різнорідних параметрів функціонування вузлів та МР, встановити кількісну залежність між якими дуже важко або взагалі неможливо (наприклад, якість обслуговування певного типу трафіка та швидкість чи напрямок переміщення вузлів). Крім того, через часті зміни умов функціонування МР (мобільність вузлів призводить до частих змін мережевої топології) службова інформація про параметри функціонування вузлів дуже швидко старіє, зазвичай є неточною і недостатньою для побудови чіткої математичної моделі функціонування МР. За таких умов в основу ІСУ вузлом МР повинна бути покладена система знань про об'єкти управління, в якості яких може виступати мобільний вузол, зона МР чи МР в цілому, а сама система знань повинна використовувати таку мову подання знань, яка б надавала можливості адекватно відтворювати структуру об'єктів управління і характеризувалася достатньою формальністю та логічністю з метою побудови компактної, строгої та чіткої системи знань.

У зв'язку з цим, *мета* статті, яка полягає в аналізі методів обробки знань про ситуацію в МР, які доцільно використовувати для побудови ІСУ вузлом МР, є *актуальною* на сьогоднішньому етапі розвитку безпроводових телекомунікацій. *Об'єктом* дослідження є процес обробки службової інформації, отримання та подання знань про ситуацію в МР, *предметом* дослідження – методи подання та отримання знань в ІСУ.

Аналіз сучасного стану досліджень. Оперативне управління МР як складною динамічною системою, основним призначенням якої є передача інформації із заданою якістю обслуговування, потребує великих об'ємів службової інформації на основі якої будуть корегуватися режими мережі й алгоритми функціонування її елементів при будь-якій зміні ситуації в МР. При цьому варто звернути увагу на низку аспектів, які потрібно враховувати під час дослідження процесу збору та обробки службової інформації в радіомережах класу MANET.

Ресурсний аспект. Управління вузлом МР полягає в прийнятті вузловою ІСУ рішень щодо вибору певних режимів чи параметрів функціонування вузла, які забезпечать виконання цільових функцій (ЦФ) управління з урахуванням наявних вузлових та мережевих ресурсів [5]. У якості ЦФ може бути екстремум деякого функціонала, визначеного для всієї мережі чи її зони (наприклад, максимум пропускної здатності, мінімум загальної середньої затримки повідомлень у мережі, мінімум об'єму службового трафіка), або екстремум цього функціонала між окремими парами „відправник – одержувач” зі збереженням деякої рівноваги для всієї мережі чи її зони. У першому випадку варто говорити про мережеву оптимізацію, у другому випадку – про користувальницьку або оптимізацію окремих інформаційних напрямків [5].

В якості вузлових ресурсів (апаратних та алгоритмічних) виступають ємність вузлової батареї, потужність процесора, діаграма спрямованості антени, об'єми оперативної пам'яті, діапазон частот в якому працює радіо прийомопередавач та ін. До мережевих ресурсів відносяться ширина смуги пропускання радіоканалу, швидкість передачі на інформаційному напрямку, кількість радіоканалів та множина маршрутів на інформаційному напрямку (рис. 1).

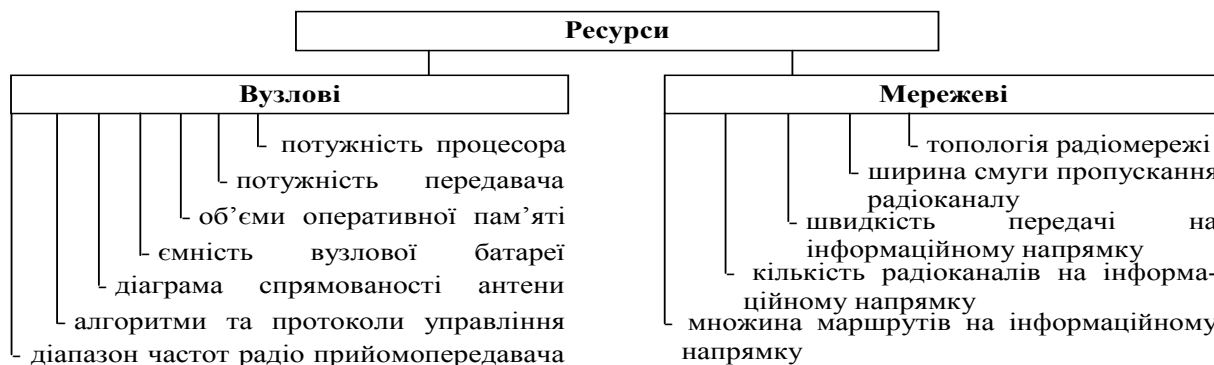


Рис. 1. Ресурси, на основі яких здійснюється управління МР

Враховуючи наведене, слід зауважити, що постановка задачі управління МР не може бути сформульована у вигляді „максимізації вузлової (мережевої) ЦФ при мінімізації витрат вузлових (мережевих) ресурсів”. Це пов'язане з тим, що мінімум витрат вузлових (мережевих) ресурсів рівний нулю, а це може бути тільки тоді, коли вузли МР не функціонують і, відповідно, інформація не передається, що суперечить основному призначенню МР. Відповідно можна або максимізувати вузлові чи мережеві ЦФ при фіксованих витратах ресурсів, або мінімізувати витрату вузлових чи мережевих ресурсів при заданих вимогах до якості обслуговування того чи іншого типу трафіка (мова, відео, дані).

Аспект координації та децентралізації управління. Децентралізований принцип управління, який характерний МР, означає, що кожен мобільний вузол наділений правами управляти своїми ресурсами в залежності від ЦФ, значення якої залежить від ситуації яка в

МР та вимог до передачі того чи іншого типу трафіка в конкретний момент часу. Однак, з урахуванням того, що умови функціонування кожного мобільного вузла, так само як і їхні технічні характеристики, відрізнятимуться на кожному етапі функціонування МР, ЦФ вузлів МР також будуть відрізнятися, суперечачи одна-одній. Це означає, що під час проектування вузлових ІСУ потрібно передбачити розробку механізму координації управляючих рішень шляхом обміну службовою інформацією про стан вузлів, які взаємодіють під час передачі інформації та рішення які ними приймаються в той чи інший момент часу. Для реалізації функції координації в МР або її зоні може бути призначено вузол-координатор, виділений з-поміж інших за певною ознакою: апаратні характеристики, місце розташування в топології радімережі, кількість сусідів, тощо.

Часовий аспект. Як і в будь-якій системі управління, якість управління МР залежить від обґрунтованості і своєчасності керуючих впливів. У зв'язку з цим, під час збору інформації про стан вузлів та МР в цілому необхідно вирішити протиріччя між повнотою службової інформації та своєчасністю вироблення керуючих впливів на її основі [6].

З одного боку для прийняття обґрунтованих управлінських рішень вузлова ІСУ потребуватиме оптимального обсягу службової (управляючої та вимірювальної) інформації, що відображає поточний стан МР. Однак, отримання повної інформації про стан МР також пов'язане зі значними затратами мережеских та вузлових ресурсів. Тоді першу умову оптимального управління запишемо наступним чином:

$$w_0^i = \min_i \{w_1(i) + w_2(i)\}, \quad t = \text{const},$$

де w_1 – витрати на одержання інформації про стан мережі, w_2 – витрати від необґрунтованості прийнятих рішень, i – кількість інформації.

З іншого боку збір службової інформації про стан МР пов'язаний із затратами часу, що обов'язково потрібно врахувати під час проектування вузлових ІСУ, з огляду на динамічну природу функціонування МР. Тому другою умовою оптимальності управління є своєчасність керуючих впливів, тобто мінімізація витрат за рахунок неоптимальності функції часу:

$$w_0^t = \min_t \{w_3(t) + w_4(t)\}, \quad i = \text{const},$$

де w_3 – відображає вигляд залежностей витрат в ефективності управління від часу реалізації керуючих впливів; w_4 – залежності витрат на збір і обробку інформації стану.

Як зазначалося вище, при управлінні МР повинні враховуватися обидві ці умови (рис. 2), тобто:

$$w^{opt} = \min_{i,t} (w_0^i + w_0^t).$$

Вирішення цієї задачі зазвичай забезпечується компромісом між оперативністю й обґрунтованістю керуючих впливів, що є однією з найбільш складних задач, які підлягають вирішенню при побудові вузлових ІСУ.

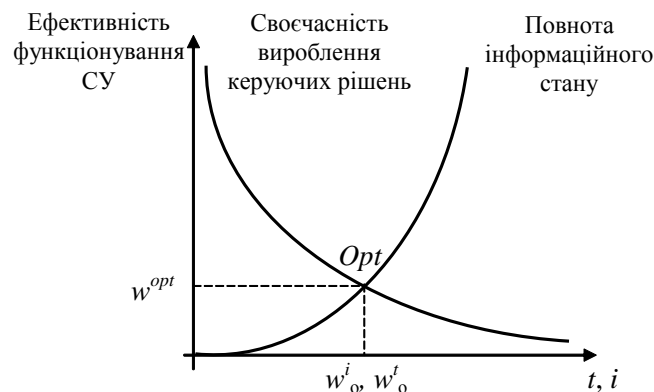


Рис. 2. Принцип оптимальності управління МР

Аспект нечіткості службової інформації. Даний аспект витікає з попередньо наведених аспектів і полягає в тому, що службова інформація, яка використовується вузловою ІСУ для формування системи знань про такі динамічні об'єкти управління як мобільні вузли чи МР в цілому, не може бути повною та абсолютно достовірною. Це пояснюється наступним:

- неточність службової інформації – кількісні дані про параметри функціонування мобільних вузлів навіть у результаті достатньо точних вимірювань та експериментів мають статистичні оцінки достовірності та надійності;

- ненадійність висновків – неможливість встановлення кількісної залежності між окремими параметрами функціонування мобільних вузлів приводить до необхідності використання якісних показників функціонування вузлових ІСУ чи їх підсистем („високий”, „середній”, „низький”, тощо). Отримання якісних показників ґрунтується на результатах опитування експертів у тій чи іншій області знань, думки яких суб'єктивні та можуть суттєво відрізнятись;

- недетермінованість рішень вузлової ІСУ – полягає в тому, що наперед алгоритми (методи) вирішення вузловою ІСУ конкретної задачі визначити неможливо;

- неповнота знань – викликана складністю МР як системи та динамічною природою функціонування її елементів, що призводить до швидкого „старіння” отриманих знань про ситуацію в МР. Це потребує від вузлової ІСУ постійного розширення та удосконалення системи знань (у першу чергу з використанням методів самонавчання на власному досвіді), що дозволить ІСУ більш точно реагувати на всі зміни ситуації в радіомережі.

Як наслідок, обробка службової інформації вузловими ІСУ з використанням жорстких методів формальної логіки призводить до появи протиріччя між чіткими методами логічного виводу та нечіткими знаннями про ситуацію в МР, які pojawiaються в результаті. Розв'язання цього протиріччя можливе або шляхом подолання нечіткості знань (якщо це можливо), або шляхом використання спеціальних методів обробки нечітких знань.

Методи обробки знань у вузлових ІСУ. Функціонування будь-якої ІСУ ґрунтується на перетворенні службової інформації в знання про ту чи іншу предметну область, на основі яких будуть прийматися управлінські рішення. Як зазначалося вище, ІСУ вузлом МР у результаті збору і обробки службової інформації отримує знання про стан інших вузлів і ситуацію, що склалася в МР в цілому. Ці знання являють собою сукупність відомостей про кожен вузол МР (параметри функціонування вузлів, ресурси якими володіють вузли, закономірності їх поведінки в процесі функціонування МР), а також множину правил використання цієї інформації для прийняття управлінських рішень в МР. На практиці оперування знаннями в будь-якій ІСУ здійснюється базою знань.

База знань ІСУ вузлом МР – це особливого роду база даних, яка містить структуровану, подану в певній формі інформацію про стан мобільних вузлів та МР в цілому, котра використовується функціональними підсистемами вузлової ІСУ для прийняття управлінських рішень на різних рівнях моделі OSI.

Основними особливостями вузлових баз знань (БЗ), які відрізняють їх від баз даних є:

- здатність формування висновків у автоматичному режимі. Тобто, крім фактичної інформації та правил її застосування, БЗ повинна містити спеціальні правила виводів, які дозволять вузловій ІСУ автоматично набувати нові знання на основі отриманих даних із середовища функціонування МР (самонавчання) [7];

- здатність БЗ знаходити протиріччя, які можуть виникнути в ній самій (інтроспекція);

- здатність БЗ адаптуватися до нових умов функціонування мобільного вузла чи МР, що аналогічно здатності людини „отримувати досвід”.

Відповідно до вищенаведеного визначення, основну функцію вузлової БЗ щодо обробки знань про ситуацію в МР можна розділити на дві складові: подання знань та отримання знань (навчання) [8, 9]. Перша складова пов'язана з тим, що на відміну від соціальних систем, де знання можуть бути подані у вигляді текстів, формул чи графіків, вузлова ІСУ являє собою складну технічну систему, яка потребує апаратної та програмної

реалізації своїх інтелектуальних функцій. Друга складова безпосередньо пов'язана з особливостями функціонування МР, які з одного боку вимагають постійного оновлення БЗ та поповнення її новими правилами, а з іншого боку виключають людину з процесу управління вузловими та мережевими ресурсами.

У зв'язку з цим пропонується розглянути методи подання та отримання знань для визначення можливості їх застосування при розробці БЗ вузлових ІСУ. Основні з них зображені на рис. 3 [8], тому розглянемо їх детальніше.



Рис. 3. Методи обробки знань про ситуацію в МР

Методи отримання знань вузловими ІСУ. Отримання знань будь-якою ІСУ безпосередньо пов'язане з процесом її навчання, яке полягає в здатності ІСУ знаходити нові закономірності в інформації про предметну область та на їх основі створювати нові правила поведінки того чи іншого об'єкта управління. Основна ідея навчання вузлової ІСУ полягає в тому, що за наявності навчальної програми (певного методу навчання) а також навчальної вибірки (приклад службової інформації про стан вузла чи МР із деякими закономірностями) може бути побудована певна модель закономірностей, що дозволить вузловій ІСУ знаходити закономірності в новій службовій інформації про стан вузла чи МР.

У цілому всі методи, які використовуються для навчання в сучасних ІСУ, можна поділити на два класи (рис. 3) [8, 9]:

- дедуктивні методи – передбачають формалізацію знань експертів та їх перенесення в технічну систему у вигляді бази знань (експертні системи);
- індуктивні методи (або навчання за прецедентом) – базуються на виявленні закономірностей в емпіричних даних (так зване машинне навчання).

Дедуктивні методи. Більшість створених сьогодні систем навчання орієнтовані на аналіз механізму отримання знань людиною та їх відтворення в комп'ютерах чи інших технічних системах. Відповідно, дедуктивні методи передбачають проведення деякої роботи, що пов'язана з отриманням знань, якими володіє конкретна особа (експерт). Отримані знання організовуються в базу знань, на основі якої будується експертна система в тій чи іншій предметній області. Найпоширенішими методами отримання знань в експертних системах є [9]:

- 1) отримання знань шляхом створення робочої групи;
- 2) оперативне створення прототипу;
- 3) застосування підходу „особлива увагу аналізу знань”.

Не дивлячись на те, що сучасні експертні системи є широко розповсюдженим різновидом систем обробки інформації, їх основним недоліком є те, що людина-експерт виступає чи не єдиним джерелом знань на всіх етапах функціонування системи. Це суперечить принципам самоорганізації та автономності елементів МР і унеможливорює побудову БЗ вузлових ІСУ на основі використання суто дедуктивних методів навчання. Хоча

використання даних методів може здійснюватися на етапі проектування ІСУ, зокрема під час збору інформації, яка буде використана для формування навчальної вибірки.

Індуктивні методи. Індуктивне або машинне навчання – це процес, у результаті якого машина (комп'ютер чи технічна система) здатна відтворювати поведінку, яка в неї була явно закладена (запрограмована) [10, 11]. Тобто загальна схема підсистеми отримання знань та навчання [12] вузлової ІСУ з використанням методів машинного навчання може бути представлена в наступному вигляді (рис. 4).

Головною відмінністю схеми машинного навчання від експертних систем є те, що людина-експерт приймає участь у формуванні бази знань лише на етапі проектування ІСУ. Експерт задає навчальну вибірку, на основі якої вузлова ІСУ буде шукати закономірності в службовій інформації, що надходить від підсистеми контролю та збору інформації про стан МР. У процесі повторення однотипних експериментів з використанням методів навчання відбувається модифікація закладених експертом правил, у результаті чого на кожному наступному етапі вузлова ІСУ демонструватиме кращі (адекватніші тій ситуації, яка склалася в МР) результати з прийняття управлінських рішень за кожною з функціональних підсистем, ніж на попередньому етапі.

Саме поняття машинне навчання, з одного боку, утворилося в результаті розділення науки про нейронні мережі на методи навчання мереж і види топологій архітектури мереж, а з іншого боку, увібрало в себе методи математичної статистики [13]. У зв'язку з цим наведена нижче класифікація методів індуктивного (машинного) навчання (рис. 3) буде тісно переплітатися з методами навчання нейронних мереж.



Рис. 4. Загальна схема підсистеми отримання знань та навчання вузлової ІСУ

За формою отримання знань, що залежить від здатності ІСУ формалізувати знання, методи отримання знань поділяються на такі, що:

1. *Отримують інформацію без логічних висновків* – механічне запам'ятовування інформації, яка використовується для вирішення задач в такому ж вигляді, в якому поступає в ІСУ:

- шляхом введення програм;
- шляхом введення фактичних даних.

2. *Отримують знання „ззовні”* – інформація поступає на вхід ІСУ вже в формі знань (наприклад, правила продукційного типу) і може бути використана в процесі логічного виводу. При цьому ІСУ повинна містити в своєму складі редактор знань, який, на відміну від редактора у базах даних, не лише корегуватиме інформацію, котра надходить, але й виконуватиме перевірку знань, що містяться в БЗ, на предмет наявності конфліктів (протиріч) з новими знаннями. Способи надходження знань „ззовні”:

- отримання готового набору знань, поданих у внутрішньому форматі ІСУ;
- отримання знань у внутрішньому форматі ІСУ в режимі діалогу;
- отримання знань у зовнішньому форматі та їх розпізнання.

3. *Отримують знання з прикладів* – головна відмінність даної категорії методів від двох попередніх полягає в тому, що ІСУ отримують знання самостійно, виконуючи збір окремих фактів, їх узагальнення та систематизацію. Отримання знань з прикладів відбувається наступними способами:

- параметричне навчання – полягає у визначенні загального виду правила, яке формує результат виводу, і в подальшому корегуванні параметрів, які входять до його складу і залежать від конкретних даних;

- навчання на основі висновків за аналогією – ґрунтується на гіпотезі про те, що „якщо дві ситуації схожі за декількома ознаками, то вони схожі ще за однією ознакою”. Схожість ситуацій розпізнається на основі узагальненої міри збігу значень найосновніших ознак, за допомогою яких описані ситуації;

- індуктивне навчання – передбачає виведення загальних правил шляхом узагальнення сукупності даних про предметну область. Вихідні дані можуть задаватися експертом, який спостерігає за станом підсистеми навчання (навчання з учителем), або отримуватися ІСУ випадково (навчання без учителя). Методи даної категорії передбачають знаходження нових правил, побудову теорій, створення структур, які не були завчасно введені експертом;

- навчання нейронних мереж – процес адаптації нейронної мережі до пропонуваніх еталонних зразків шляхом модифікації (відповідно до тих чи інших алгоритмів) вагових коефіцієнтів зв'язків між нейронами. Важливо відзначити, що вся інформація, яку нейронна мережа має про поставлене завдання, міститься в наборі прикладів. Тому якість навчання мережі безпосередньо залежить від кількості прикладів в навчальній вибірці, а також від того, наскільки повно ці приклади описують дане завдання. Наприклад, недоцільно використовувати нейромережу для передбачення перевантаження МР, якщо в навчальній вибірці перевантаження МР не передбачено. Вважається, що для повноцінного тренування потрібно хоча б кілька десятків (а краще сотень) прикладів [14, 15].

4. *Отримують знання на метарівні* – сукупність методів виявлення в даних раніше невідомих, нетривіальних, практично корисних знань, необхідних для прийняття рішень з управління процесом вирішення на об'єктному рівні. Дані методи пов'язані з такими напрямками досліджень як *Data Mining* та *Knowledge Discovery* [16] і є актуальними на сучасному етапі розвитку штучного інтелекту. Однак поки що не існує ефективних форм подання та використання знань на метарівні, а також техніки систематизації цих знань та їх зв'язку зі знаннями на об'єктному рівні.

За способом навчання методи отримання знань поділяються на:

1. *Методи навчання з учителем* – для кожного прецеденту примусово задається пара „ситуація – необхідне рішення” (навчальна вибірка). Вважається, що між входами та виходами моделі, яка досліджується, існує деяка залежність, але вона невідома. Відома тільки кінцева сукупність прецедентів, на основі якої система повинна відтворити залежність між вхідними та вихідними змінними, що дозволить для будь-якої ситуації видати достатньо точну відповідь. Для вимірювання точності вводиться функціонал якості, який система повинна мінімізувати. Прикладами методів навчання з учителем є:

- метод корегування помилки – метод навчання перцептрона нейронної мережі, при якому вага зв'язку не міняється до того часу, поки поточна реакція перцептрона залишається правильною. При появі неправильної реакції вага міняється на одиницю, а знак (+/–) визначається протилежним до знаку помилки [17];

- метод зворотного поширення помилки – метод навчання багатослойного перцептрона нейронної мережі, який полягає в поширенні сигналів помилки від виходу мережі до її входів, в напрямку зворотному до прямого поширення сигналів у звичайному режимі роботи мережі [18]. В основі даного методу лежить класичний метод градієнтного спуску, який передбачає зміну ваг міжнейронних зв'язків пропорційно мірі їх впливу (першої похідної) на відмінність між модельними й експериментальними значеннями вихідної змінної [9].

2. *Методи навчання з підкріпленням* – під час навчання досліджувана система навчається шляхом взаємодії з навколишнім середовищем. Відгуком середовища на прийняті

рішення є сигнали підкріплення, тому таке навчання є частковим випадком навчання з учителем, в якості якого виступає середовище або його модель. У якості сигналів підкріплення виступають набори правил, на основі яких можна поміняти матрицю взаємодії (або стан пам'яті) перцептрона [19]. Слід мати на увазі, що деякі правила підкріплення ґрунтуються на неявних учителях. Наприклад, у випадку штучного нейронного середовища – на одночасній активності формальних нейронів, через що їх можна віднести до методів навчання без учителя.

Одним з прикладів даної категорії методів є генетичний алгоритм – це евристичний алгоритм пошуку, що використовується для вирішення задач оптимізації і моделювання шляхом випадкового підбору, комбінування і варіації шуканих параметрів з використанням механізмів, аналогічних природному відбору в природі. Є різновидом еволюційних обчислень, за допомогою яких вирішуються оптимізаційні задачі з використанням методів природної еволюції, таких як успадкування, мутація, відбір, тощо. Однак застосування даного алгоритму для вирішення задач великої розмірності потребує значних алгоритмічних затрат [20].

3. *Методи навчання без учителя* – спосіб машинного навчання, під час якого досліджувана система спонтанно навчається виконувати завдання, без втручання з боку експериментатора. Як правило даний спосіб навчання придатний для завдань, в яких відомі описи множин об'єктів (навчальні вибірки), і необхідно виявити внутрішні взаємозв'язки, залежності та закономірності, що існують між об'єктами. З фізіологічної точки зору навчання без учителя вважається більш правдоподібним процесом, ніж навчання з учителем, адже не потребує цільового вектору для виходів і, відповідно, не вимагає порівняння з попередньо визначеними ідеальними відповідями [21]. Для вирішення задач навчання без учителя Розенблатом було запропоновано низку методів [19]:

- альфа-системи підкріплення – метод, при якому ваги всіх активних зв'язків елемента системи, яка навчається, змінюються на однакову величину, а ваги неактивних зв'язків за цей час не змінюються;

- гамма-системи підкріплення – метод, який передбачає, що ваги всіх активних зв'язків елемента системи, яка навчається, спочатку змінюються на рівну величину, а далі з ваг усіх зв'язків віднімається інша величина, яка рівна повній зміні ваг усіх активних зв'язків, поділений на кількість всіх зв'язків;

- методу найближчих сусідів – один з методів кластеризації, який прагне мінімізувати сумарне квадратичне відхилення точок кластерів від центрів їх кластерів. Основна ідея полягає в тому, що на кожній ітерації переобчислюється центр мас для кожного кластера, отриманого на попередньому кроці, потім вектори розбиваються на кластери знову відповідно до того, який з нових центрів виявився ближче за обраною матрицею. Алгоритм завершується, коли на якийсь ітерації не відбувається зміни центру мас кластерів.

4. *Активне навчання* – відрізняється тим, що навчальний алгоритм має можливість самостійно призначати наступну досліджувану ситуацію, для якої буде знайдено правильну відповідь. Реалізується шляхом:

- навчання з частковим залученням вчителя – для частини прецедентів задається пара „ситуація – необхідне рішення”, а для частини – тільки „ситуація”;

- трансдуктивне навчання – навчання з частковим залученням вчителя, коли прогноз передбачається тільки для прецедентів з тестової вибірки;

- багатозадачне навчання – одночасне навчання групі взаємопов'язаних задач, для кожної з яких задаються свої пари „ситуація – необхідне рішення”;

- багатоваріантне навчання – навчання, коли прецеденти можуть бути об'єднані в групи, в кожній з яких для всіх прецедентів є „ситуація”, але тільки для одного з них (причому, не відомо для якого) існує пара „ситуація – необхідне рішення”.

Таким чином, отримання знань в ІСУ реалізується в процесі отримання деякої службової інформації про предметну область, її систематизації та подання в певній формі. При чому, форма подання знань для їх використання в ІСУ визначається особливостями

об'єкта управління та інтелектуальними можливостями, які закладаються в ІСУ щодо формалізації службової інформації до рівня знань про предметну область. Від цього залежить використання того чи іншого методу подання знань при проектуванні ІСУ.

Методи подання знань у вузлових ІСУ.

Продукційні правила. Це правила виду ЯКЦО „Умова” – ТО „Дія”, які описують знання у вигляді взаємозв'язків типу: „причина” – „наслідок”, „явище” – „реакція”, „ознака” – „факт” і т.п., в залежності від сутності знань, які подаються.

Продукційне подання знань з людської точки зору є прямим описом логічних висновків при вирішенні конкретних завдань. Сукупність знань про конкретну предметну область в цьому випадку подається у вигляді відповідного набору продукційних правил, з яких формується база знань. При побудові продукційних правил допустиме використання логічних операторів І, АБО.

Недоліком мови продукційних правил можна вважати відсутність явних зв'язків між правилами і цілями, досягнення яких прагне ІСУ. Тобто, для активізації одного з продукційних правил необхідна перевірка всієї продукційної БЗ, що при великих обсягах інформації призводить до істотних витрат часових і технічних ресурсів ІСУ.

Відмінною рисою й основною перевагою продукційної БЗ є простота аналізу, доповнення, модифікації та анулювання певних продукційних правил. Крім цього, подання знань в такому синтаксично однотипному вигляді суттєво полегшує технічну реалізацію системи використання знань.

Семантичні мережі. У семантичній мережі абстрактні поняття і відносини між ними описуються у вигляді вузлів і дуг. Сутності і поняття в такій мережі є вузлами, а відносини між ними – дугами. Атрибути семантичних мереж можна розділити на лінгвістичні (об'єкт, умова, місце, інструмент, мета тощо), атрибутивні (форма, розмір, колір і т.п.), характеристичні (рід, час, нахил і т.п.), логічні (так, ні, заперечення, об'єднання тощо).

Недолік семантичних мереж – дублювання інформації при побудові мереж і змішування груп знань, що відносяться до різних ситуацій. Наприклад, поняття „швидкість” може використовуватися як для характеристики переміщення мобільного вузла в МР, так і для відображення кількості даних, які передаються в радіоканалі за одиницю часу.

Основною перевагою семантичних мереж є те, що вони імітують розуміння і використання людиною природної мови, що дозволяє застосовувати їх при технічному моделюванні міркувань, доказів теорем, побудові незаданих явно причинно-наслідкових зв'язків і лінгвістичних конструкцій. Тобто, в порівнянні з продукційними правилами, семантичні мережі дозволяють реалізувати пристрої, що імітують розумові акти більш високого рівня. Відповідно, подання знань у вигляді семантичних мереж широко використовується в інтелектуальних системах інтерпретації природної мови і автоматичного машинного перекладу, в діалогових питально-відповідних системах природного людино-машинного спілкування, в блоках логічної інтерпретації систем технічного зору.

Логіка предикатів. Основні положення логіки предикатів полягають в наступному. Припустимо, що є деяка множина об'єктів, які становлять предметну область, знання про яку необхідно описати. Довільні елементи цієї множини називаються предметними змінними x_i , а конкретні елементи цієї множини називаються предметними константами y_i . Вираз $P x_1, x_2, \dots, x_n$, який залежить від предметних змінних і може приймати значення „0” – неправда або „1” – істина, називається логічною функцією або предикатом. Вираз $P y_1, y_2, \dots, y_m$, який залежить від предметних констант і може приймати значення „0” – неправда або „1” – істина, називається елементарною формулою. З елементарних формул за допомогою логічних зв'язок „ \wedge ” – ТА, „ \vee ” – АБО, „ \neg ” – заперечення, „ \rightarrow ” – імплікація, „ \leftrightarrow ” – еквівалентність будуються предикатні формули. Крім логічних зв'язок використовуються квантор спільності „ \forall ” та квантор існування „ \exists ”. Відповідно знання про конкретну область будуть описуватися предикатами та предикатними формулами. Для організації логічного виводу „ \vdash ” мовою логіки предикатів формуються різні правила [8].

Основний недолік мови логіки предикатів при поданні знань полягає в обмеженій виразності, оскільки існує безліч фактів і взаємозв'язків, які важко або навіть неможливо висловити засобами математичної логіки.

Перевага логіки предикатів при поданні знань полягає в тому, що даний метод володіє добре розвиненим і зрозумілим математичним апаратом. Логіка предикатів всебічно досліджена як формальна система, що дозволяє легко програмувати різні операції над знаннями, в тому числі логічний висновок нових знань на основі наявних знань. У цілому мова логіки предикатів майже так само популярна в технічних системах, як і мова продукційних правил, яку можна розглядати як спрощену мову логіки предикатів. Однак, до переваг продукційних правил можна віднести повну незалежність елементів бази знань, оскільки окремі продукційні правила логічно не пов'язані між собою. Це, незважаючи на деякі ускладнення при обробці знань, обумовлені небезпекою порушення їх цілісності і несуперечності, дозволяє мові продукційних правил охопити більше коло різних предметних областей за рахунок можливості опису знань, що спираються не на логічні, а на продуктивні і сценарні висновки [8, 22].

Фреймові системи. Фреймова система подання знань є моделлю опису людських знань у вигляді зв'язаної сукупності великих структурних одиниць, кожна з яких містить дані, що описують певну ситуацію. У фреймовій системі одиницею подання є об'єкт, який називається фреймом. Фрейм має унікальне ім'я і внутрішню структуру, що складається з множини упорядкованих елементів – слотів. Кожен слот має унікальне в межах свого фрейму ім'я і містить певну інформацію. Відповідно, кожен фрейм це структура даних, що описує певну ситуацію, місце, об'єкт і т.п. Структура даних усередині фрейма може мати різний вигляд: граф, таблиця тощо, а також може представляти комбінацію різних способів подання даних. Фрейми можуть бути пов'язані між собою за допомогою своїх слотів і утворювати ієрархічні структури.

Недоліком фреймових систем є те, що ієрархічна мережа знань з перехресними посиланнями придатна для вирішення порівняно простих проблем, оскільки при розширенні проблемної області фреймова мережа має властивість розростатися до значних розмірів. Проблеми пошуку рішення в таких мережах стають важковирішуваними, оскільки зв'язки між фреймами в мережах, що описують об'ємні знання, як правило, неоднозначні і встановлюються за кількома слотами. Крім того, фреймові мережі менш пристосовані до адаптації, так як внесення нових фреймів і зміна слотів в наявних фреймах може спричинити протиріччя і зациклення в посиланнях при русі ієрархічною структурою фреймової мережі.

Перевагою фреймових систем подання знань є те, що вони надають велику свободу при описі знань, так як допускають різні способи опису даних в межах одного фрейму. Завдяки цьому, фреймові системи можна віднести до найбільш універсальних систем опису знань. Однак обмеження складності розв'язуваних на основі таких систем задач поки не дозволяє фреймовим системам домінувати при розробці ІСУ.

Нейронні мережі. В даний час дослідження нейронних мереж вважається одним з найбільш перспективних напрямків в галузі штучного інтелекту. В основі функціонування нейронних мереж лежать принципи моделювання роботи людського мозку. До особливостей нейронних мереж можна віднести [14]:

- простий функціональний елемент – нейрон;
- значна кількість нейронів приймає участь в процесі обробки інформації;
- один нейрон пов'язаний з великою кількістю інших нейронів (глобальні зв'язки);
- ваги зв'язків між нейронами змінюються;
- масована паралельність обробки інформації.

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

Задати нейронну мережу, здатну вирішити конкретну задачу, це значить визначити модель нейрона, топологію та ваги зв'язків між нейронами. Слід зазначити, що нейронні мережі, призначені для вирішення різних завдань, менше всього відрізняються одна від одної моделями нейрона. Основна відмінність між ними полягає саме в топології зв'язків і правилами визначення ваг або правилами навчання. Саме наявність формальних методик навчання (за умови існування навчальної вибірки у вигляді експериментальних пар „вхід-вихід”) є головною перевагою нейронних мереж. Адже, моделюючи реальний об'єкт шляхом навчання за рахунок модифікації ваг міжелементних зв'язків, нейронна мережа здатна підвищувати свою адекватність цьому об'єкту.

До інших переваг нейронних мереж можна віднести малі об'єми пам'яті, необхідні для зберігання нейронів, висока адаптивність, а також здатність до опрацювання нечіткої та неповної інформації, що дозволяє застосовувати нейронні мережі практично в будь-якій предметній області, в тому числі при вирішенні задач прогнозування складних процесів.

Недоліками нейронних мереж є ненаочність подання знань, адже образи, які запам'ятала мережа під час навчання, закодовані у вигляді станів усіх нейронів мережі, а процес прийняття рішень у мережі не може бути представлений у вигляді наглядних конструкцій ЯКЦО-ТО. Крім того, методи навчання нейронних мереж залежать від їх структури, що потребує розробки нового методу в залежності від конкретного випадку застосування нейронної мережі.

Нечітка логіка. Серед усіх відомих засобів моделювання теорія лінгвістичної змінної, що базується на нечітких множинах [9, 23], дозволяє найкращим чином здійснювати строгу математичну формалізацію логіко-лінгвістичної інформації, яка застосовується при описі складних нелінійних об'єктів. Як правило, моделювання таких об'єктів зводиться до побудови нечітких баз знань, які втілюють в собі експертні знання про об'єкт у вигляді лінгвістичних висловлювань ЯКЦО-ТО.

Основним формалізмом теорії нечітких множин, за допомогою якого експертні знання ЯКЦО-ТО перетворюються на суворі математичні моделі, є поняття функції належності [24], яка характеризує суб'єктивну міру впевненості експерта в тому, що деяка величина належить певному нечіткому поняттю (терму), яким характеризується та чи інша вхідна (вихідна) змінна. З метою логічного зв'язку функцій належності вхідних і вихідних змінних в рамках теорії нечітких множин сформульовані методи нечіткого логічного висновку.

До переваг нечіткої логіки можна віднести наочність подання знань шляхом використання лінгвістичних висловлювань ЯКЦО-ТО.

Недолік подання знань за допомогою теорії нечіткої логіки полягає в тому, що, оскільки функції належності мають суб'єктивний характер, якість побудованої нечіткої моделі повністю залежить від кваліфікації експерта, який сформулював правила ЯКЦО-ТО і вибрав ті чи інші форми функцій приналежності. У зв'язку з цим, результати нечіткого логічного висновку іноді можуть помітно відрізнятися від реальних експериментальних даних. Таким чином, виникає задача настройки параметрів нечіткої моделі за експериментальними даними за аналогією з класичною теорією ідентифікації.

Властивості наведених вище методів подання знань, з урахуванням їх відношення до класифікації методів обробки знань про ситуацію в МР (рис. 3), узагальнено в табл. 1.

Отже, через особливості функціонування МР (часті зміни топології МР, непередбачуваний характер їх функціонування, тощо) подолати нечіткість знань про стан вузлів МР та радіомережу в цілому дуже складно як на етапі проектування так і на етапі оперативного управління МР. З одного боку, на етапі проектування вузлової ІСУ вона міститиме базовий набір знань, отриманих від спеціалістів в даній предметній області, які мають вербальний характер та є наближеними. З іншого боку, в процесі оперативного управління МР вузлова ІСУ повинна автоматично підтримувати базу знань про ситуацію в МР (самонавчатися), що в режимі реального часу є дуже складним завданням.

За таких умов, як видно з табл. 1, найбільш доцільним і перспективним підходом до побудови вузлових ІСУ є комплексне використання апарата нечітких множин та нейронних

мереж. Це пояснюється тим, що зазначений математичний апарат дає змогу оперувати з лексичними категоріями оцінок, сприйняття та способів мислення експерта, що особливо важливо на етапі проектування вузлових ІСУ, адже значно полегшить початкове навчання вузлової ІСУ, так як апарат нечіткої логіки, який оперує лінгвістичними змінними, дозволяє найбільш точно реалізувати машинну інтерпретацію знань експертів. Разом з тим, застосування методів нейронних мереж для побудови правил нечітких продукцій забезпечить здатність вузлової ІСУ навчатися на власному досвіді.

Таблиця 1

Властивості методів подання знань

Властивість Метод	Форма отримання знань	Спосіб навчання	Обсяги інформації в БЗ	Спосіб реалізації	Відносна швидкодія
Продукційні правила	Інформація без логічних висновків Знання „ззовні”	З учителем З підкріпленням	Малі, середні	Програмний	Середня
Семантичні мережі	Інформація без логічних висновків Знання „ззовні”	З учителем З підкріпленням	Малі, середні	Програмний, апаратний	Низька
Логіка предикатів	Інформація без логічних висновків Знання „ззовні”	З учителем З підкріпленням	Середні, високі	Програмний	Середня
Фреймові системи	Інформація без логічних висновків Знання „ззовні”	З учителем З підкріпленням	Малі	Програмний	Середня
Нечітка логіка	Знання „ззовні” Знання з прикладів	З учителем З підкріпленням Активне навчання	Великі	Програмний, апаратний	Висока (програмна реалізація), низька (апаратна реалізація)
Нейронні мережі	Знання „ззовні” Знання з прикладів	З учителем Без учителя Активне навчання	Великі	Апаратний	Висока

Висновки. У результаті проведеного аналізу існуючих методів отримання та подання знань, а також аспектів, які необхідно враховувати під час збору та обробки службової інформації в МР класу MANET, можна зробити наступні висновки.

1. Прийняття управлінських рішень вузловою ІСУ відбувається з урахуванням наявних вузлових та мережевих ресурсів, інформація про які отримується у вигляді множини різнорідних параметрів, побудова математичної залежності між якими з використанням класичних математичних методів інколи неможлива, або пов'язана зі складними обчисленнями, що призводить до зростання об'ємів інформації, яку необхідно обробляти в базі знань.

2. Децентралізований принцип управління МР з одного боку вимагає від вузлової ІСУ здатності приймати рішення автономно, а з іншого боку – прийняті рішення ІСУ одного вузла повинні враховувати ситуацію, що склалася на сусідніх вузлах, які приймають участь в передачі інформації, тобто бути скоординованими з рішеннями (цільовими функціями) цих вузлів.

3. Часті зміни в топології МР призводять до швидкого „старіння” інформації про ситуацію в МР, що потребуватиме від вузлових ІСУ здатності її оновлювати без значних часових затрат, а в разі неможливості збору службової інформації в режимі реального часу – приймати рішення в умовах нечіткості службової інформації.

4. Враховуючи вищенаведене, 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, накопичення та систематизація знань про ситуацію, яка склалася в МР. Також, об'єднання переваг, характерних цим методам, забезпечить високу функціональну гнучкість та швидкодію вузлових ІСУ.

5. В ході подальших досліджень будуть розроблені метод навчання вузлової ІСУ на основі використання нечітких нейронних мереж та методика побудови нечіткої бази знань ІСУ вузлами МР класу MANET з використанням нейронних мереж.

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. 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 XXII Международной Крымской конференции ["СВЧ-техника и телекоммуникационные технологии"], (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. Бушуев С.Н. Теоретические основы создания информационно-технических систем / Бушуев С.Н., Осадчий А.С., Фролов В.М. – СПб.: ВАС, 1998. – 404 с.
7. Гаврилова Т.А. Базы знаний интеллектуальных систем: Учебник для вузов / Т.А. Гаврилова, В.Ф. Хорошевский. – СПб.: Питер, 2000. – 384 с.
8. Рубанов В.Г. Интеллектуальные системы автоматического управления. Нечеткое управление в технических системах: учебное пособие / В.Г. Рубанов, А.Г. Филатов. – Белгород: Изд-во БГТУ им. В. Г. Шухова, 2010. – 170 с.
9. Мітюшкін Ю.І. Soft Computing: ідентифікація закономірностей нечіткими базами знань. Монографія / Мітюшкін Ю.І., Мокін Б.І., Ротштейн О.П. – Вінниця: УНІВЕРСУМ-Вінниця, 2002. – 145 с.
10. Samuel A.L. Some Studies in Machine Learning Using the Game of Checkers / Samuel A.L. // IBM Journal. – July 1959. P. 210–229.
11. Wang L. Machine Learning for Human Motion Analysis / Wang L., Cheng L., Zhao G. – IGI Global, 2009. – 318 p.
12. Романюк В.А. Концепція ієрархічної побудови інтелектуальних систем управління мобільними радіомережами військового призначення / Сова О.Я., Романюк В.А., Жук П.В. // Збірник наукових праць ВІТІ НТУУ "КПІ". – 2010. – № 2. – С. 121 – 130.
13. Машинное обучение [электронный ресурс] / Матеріал з Вікіпедії. – Останнє оновлення сторінки 14.01.2014. – Режим доступу:
https://ru.wikipedia.org/wiki/Машинное_обучение.
14. 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.
15. Стариков А. Нейронные сети – математический аппарат [электронный ресурс] / Стариков А. – Base Group Labs. – Режим доступа:
<http://www.basegroup.ru/library/analysis/neural/math>.
16. Witten I.H. Data Mining: Practical Machine Learning Tools and Techniques: 3rd Edition / Ian H. Witten, Eibe Frank and Mark A. Hall. – Morgan Kaufmann, 2011. – 664 p.
17. Lakshmi C.J. Fusion of Neural Networks, Fuzzy Systems and Genetic Algorithms: Industrial Applications / Lakshmi C.J., Martin N.M. – CRC Press, 1998. – 368 p.

18. Хайкин С. Нейронные сети: Полный курс / Хайкин С.; [пер. с англ. Н.Н. КуССуль, А.Ю. Шелестова. 2-е изд., испр.]. – М.: Издательский дом Вильямс, 2008. – 1103 с.
19. Розенблатт Ф. Принципы нейродинамики. Перцептроны и теория механизмов мозга / Розенблатт Ф. – М.: Мир, 1965. – 480 с.
20. Рутковская Д. Нейронные сети, генетические алгоритмы и нечеткие системы / Рутковская Д., Пилиньский М., Рутковский Л. – 2-е изд. – М: Горячая линия-Телеком, 2008. – 452 с.
21. Уоссермен Ф. Нейрокомпьютерная техника: Теория и практика / Уоссермен Ф. – М.: Мир, 1992. – 184 с.
22. Представление и использование знаний / под.ред. Х.Уэно: Пер. с япон. – М.: Мир, 1989. – 220 с.
23. Штовба С.Д. Введение в теорию нечетких множеств и нечеткую логику / Штовба С.Д. – Винница: Континент-Прим. – 2003. – 198 с.
24. Искусственный интеллект и интеллектуальные системы управления / И.М. Макаров, В.М. Лохин, С.В. Манько, М.П. Романов; [отв. ред. И.М. Макарова]; Отделение информ. технологий и вычислит. систем РАН. – М.: Наука, 2006. – 333 с.