

**ВИКОРИСТАННЯ АДАПТИВНИХ ОНТОЛОГІЙ  
В ІНТЕЛЕКТУАЛЬНИХ СИСТЕМАХ ПРИЙНЯТТЯ РІШЕНЬ**

In the article the two approaches to construction of the intellectual decision-making systems which are based on knowledges are considered – systems with the use of precedents and planning. It is proposed to use Petri nets for modelling processes of achievement of final state, Bayesian networks for modelling of probabilistic assessments of interstate transfers, data domain ontology for description of states and calculation of resources needed for interstate transfers.

Розглянуто два підходи до побудови інтелектуальних систем прийняття рішень, які базуються на знаннях системи з використанням прецедентів та планування. Запропоновано використовувати мережі Петрі для моделювання процесу досягнення кінцевого стану, мережі Байєса – для моделювання ймовірнісного оцінювання переходів між станами, а також онтологію предметної області – для опису станів і обчислення необхідних затрат ресурсів на переходи між станами.

На сучасному етапі розвитку інформаційних технологій, а саме систем підтримки прийняття рішень, розрізняють два напрями розвитку інтелектуальних систем прийняття рішень, які базуються на знаннях [1]:

- інтелектуальні системи прийняття рішень, засновані на прецедентах;
- інтелектуальні системи прийняття рішень, засновані на плануванні.

Згідно із сучасною термінологією, процес прийняття рішення (логічного виведення) у таких системах здійснює інтелектуальний агент (ІА).

Практично всі ранні експертні системи моделювали хід ухвалення рішення експертом як дедуктивний процес з використанням логічного виведення, заснованого на правилах. Це означало, що в систему закладалася сукупність правил вигляду “якщо...то...”, згідно з якими на підставі вхідних даних генерувався той або інший розв’язок вирішення задачі, що цікавив користувача (такий підхід є частковим випадком планування діяльності ІА). Однак навколишній світ складний. Є задачі, для яких ніколи не буде знайдено формального розв’язку (судочинство, медицина). Актуальність проблеми зумовлена і чисельністю таких задач, і практичною потребою знайти хоча б один який-небудь відповідний розв’язок там, де через відсутність строгого формалізованого методу не можна знайти всі або найоптимальніші розв’язки.

Щоб розв’язати кожну задачу, виходячи з первинних принципів, експерт часто аналізує ситуацію в цілому і згадує, які рішення ухвалювалися раніше в подібних ситуаціях. Потім він або безпосередньо використовує ці рішення, або, у разі необхідності, адаптує їх до обставин, що змінилися для конкретної проблеми. Моделювання такого підходу до вирішення проблем, заснованого на досвіді минулих ситуацій, привело до появи технології логічного виведення, заснованого на прецедентах (англійською – Case-Based Reasoning або CBR), і надалі – до створення програмних продуктів, що реалізують цю технологію. У деяких ситуаціях метод виведення за прецедентами має значні переваги порівняно з виведенням, що ґрунтується на плануванні, зокрема правилах, і особливо ефективний, коли:

- основним джерелом знань про завдання є досвід, а не теорія;
- рішення не унікальні для конкретної ситуації і можуть бути використані в інших випадках;
- метою є не гарантоване правильне рішення, а краще з можливих.

Таким чином, виведення, засноване на прецедентах, є методом побудови інтелектуальних систем, які приймають рішення щодо певної проблеми або ситуації

за наслідками пошуку аналогій, що зберігаються в базі прецедентів. На наш погляд, пошук таких аналогій доцільно здійснювати на основі онтологій предметних областей (ПрО) [2], в яких функціонує ІА.

З іншого боку, ми часто маємо справу із задачами, де необхідно знайти послідовність дій, яка дозволяє досягнути кінцевого стану, який називають цільовим станом. Такий процес пошуку називають плануванням [3]. Задача побудови плану поведінки ІА є актуальною задачею, оскільки саме від правильно побудованого плану залежать кількісні показники, отримані під час досягнення цілі (затрачені ресурси, витрачений час для досягнення цілі, оцінка досягнутого стану, його корисність тощо). З літератури відомо, що для моделювання такого плану знаходження оптимального рішення використовують стохастичні або детерміновані мережі з вершинами типу І/АБО і методи пошуку вглиб, вшир або інформативний пошук з використанням евристичних функцій [4]. Однак ці моделі можна використовувати для задач, в яких стани чітко задаються множиною фактів, які реалізуються однією з формальних логік або набором продукційних правил та не враховують витрату ресурсів.

Очевидно, що у складних прикладних областях опис станів та вибір альтернатив для відповідних переходів між станами вимагає зовсім інших підходів, а отже, і моделей, які базуються на онтологіях задач та онтології ПрО. З огляду на постановку задачі – досягнення цільового стану ІА – для розв'язування цієї задачі запропоновано використовувати мережі Петрі [5] для моделювання шляхів (процесів) досягнення цільового стану, байєсівські мережі [3] для моделювання імовірнісних оцінок переходів між станами, онтологію ПрО для опису станів та обчислення необхідно затрачуваних ресурсів для переходів між станами.

Мета роботи – розробити моделі інтелектуальних систем прийняття рішень, які використовують онтології та методи функціонування таких систем.

**Використання онтологій в інтелектуальних системах прийняття рішень, заснованих на прецедентах.** Системи виведення за прецедентами показують дуже добрі результати в найрізноманітніших задачах, однак мають суттєві недоліки. По-перше, вони взагалі не створюють яких-небудь моделей або правил, що узагальнюють попередній досвід, – під час вибору розв'язку вони ґрунтуються на всьому масиві доступних історичних даних, тому неможливо сказати, на основі якої конкретно інформації, системи виведення за прецедентами видають свої рішення.

Можна виділити дві основні проблеми, з якими стикаються подібні системи: пошук найбільш відповідних прецедентів і подальша адаптація знайденого розв'язку.

У основі всіх підходів до відбору прецедентів лежить той або інший спосіб вимірювання ступеня близькості прецеденту і поточної ситуації. Під час таких вимірювань обчислюють чисельне значення деякої міри, що визначає склад множини прецедентів, які необхідно опрацювати. Основним недоліком таких систем є відсутність єдиної методики вибору міри близькості.

Ще один недолік методу пов'язаний з конструкцією прецедентів і призначення ваг їх атрибутам, що зменшує застосовність таких систем у різних ПрО. Однак процес роботи таких систем вже добре відомий: шукають відстані між поточною ситуацією та наявними прецедентами; вибирають той прецедент, для якого ця відстань є найменшою; виконують чи пропонують до виконання те рішення, яке відповідає цьому вибраному прецеденту.

Щоб формально це описати, введемо такі позначення:

$Pr = \{Pr_1, Pr_2, \dots, Pr_N\}$  – множина прецедентів;

$R_i$  – рішення, яке приймають згідно з прецедентом  $Pr_i$ ;

$S$  – поточна ситуація;

$d_i(Pr_i, S)$  – відстань між  $i$ -м прецедентом та поточною ситуацією;

$o$  – оцінка прийнятого рішення.

У більшості випадків методи пошуку прецедентів зводяться до індукції дерев рішень або до алгоритму “найближчого сусіда” [6], доповненого, можливо, використанням знань про ПрО. Задачі адаптації і використання знайденого рішення досі залишаються недостатньо формалізованими і сильно залежними від ПрО.

Обидві проблеми – пошук прецедента і його адаптація – вирішуються (повністю або частково) із залученням фонового знання, іншими словами, використовуючи знання про ПрО (domain knowledge). На наш погляд, джерелом таких знань є онтологія ПрО.

Тому ми пропонуємо проектувати прецеденти та поточну ситуацію на онтологію ПрО; ввести в межах онтології ПрО метрику за допомогою якої шукати необхідну відстань (див. рис. 1). Крім того, онтологія буде адаптуватися до ПрО завдяки методом інтелектуального аналізу даних (ІАД). Щоб ці методи використовувались, нам необхідно вести історію функціонування інтелектуальної системи, тобто набутий нею досвід розв’язування подібних задач, який буде зберігатися у архіві даних. А саме у цьому архіві даних зберігаються прийняті системою рішення відповідно до ситуацій та оцінка цих рішень. Для процедур ІАД використовуються тільки ті дані, для яких оцінка прийнятих рішень є високою, тобто є вищою за деякий поріг. Проблему оцінювання прийнятих рішень в цій роботі не розглядаємо. Для шкалювання оцінок прийнятих рішень використовують відомі математичні апарати, такі як теорія нечітких множин та відношень, лінгвістичні змінні тощо [7].

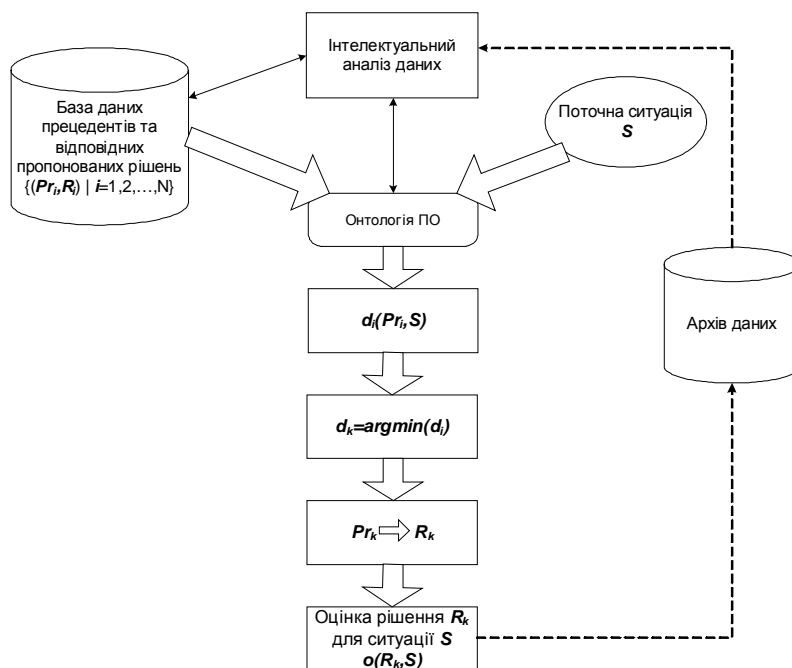


Рис. 1. Процес прийняття рішення на основі прецедентів з використанням онтологій.

Ефективність адаптації онтології бази знань до особливостей предметної області визначають закладені в її структуру елементи та механізми її оптимізації (точніше адаптації) шляхом самонавчання під час експлуатації. Одним з підходів до реалізації таких механізмів є автоматичне зважування понять бази знань (БЗ) та семантичних зв’язків між ними під час самонавчання. Цю роль виконують коефіцієнти важливості понять та зв’язків. Їх розподіл у БЗ має відповідати таким основним вимогам:

- відображати семантичну вагу понять ПрО, в якій ця інтелектуальна система реально застосовуватиметься;
- формуватися під час наповнення БЗ та коректуватися відповідно до визначених правил;
- забезпечувати контроль цілісності БЗ;
- відповідати вимогам метрики під час їх використання для порівняння семантичної близькості понять.

Стоїть задача сформулювати відповідний набір правил присвоєння вагових коефіцієнтів (інформаційної ваги) поняттям та твердженням у моделі БЗ, що забезпечить оцінку актуальної цінності її інформаційного наповнення та досліджуваних поточних ситуацій (наприклад, віднесення текстових документів до класів згідно з УДК, визначення захворювання пацієнта).

Покажемо можливість вирішення сформульованої задачі шляхом введення деяких спрощень і припущень. Подамо БЗ у вигляді іменованого графа, числові семантичні характеристики вершин і ребер якого визначаються за певними правилами. Він є орієнтованим зваженим мультиграфом з такими властивостями:

- 1) у кожний елемент (вершину) може бути довільна кількість входів дуг графа;
- 2) кожний елемент може мати зв'язок з будь-якою кількістю інших елементів;
- 3) кожному зв'язку (ребру) у моделі відповідає певний напрям і коефіцієнт важливості зв'язку та достовірності відповідного твердження, кожному поняттю (вершині) – коефіцієнти важливості поняття.

Коефіцієнт важливості поняття (зв'язку) – це чисельна міра, котра характеризує значимість даного поняття (зв'язку) у конкретній предметній області і динамічно змінюється за певними правилами в процесі експлуатації системи [8].

Наш підхід до представлення знань у формі зваженої семантичної мережі (концептуальних графів) полягає у тому, що будь-яке можливе узагальнення, тобто комплексне, складене поняття завжди явним чином артикульоване, назване і як окремих концепт фігурує в базі знань. Тому якщо деяке узагальнення має спільні властивості чи способи функціонування, вони фізично можуть бути реалізовані через властивості та обробники подій відповідного узагальнюючого концепта.

Отже, таку онтологію ми будемо визначати як п'ятірку:

$$O = \langle X, R, F, W, L \rangle,$$

де  $X$  – скінченна множина концептів (понять, термінів) предметної області, яку задає онтологія  $O$ ;  $R$  – скінченна множина відношення між концептами (поняттями, термінами) заданої предметної області;  $F$  – скінченна множина функцій інтерпретації (аксіоматизація), заданих на концептах або відношеннях онтології  $O$ ,  $W$  – важливість понять  $X$ ,  $L$  – важливість відношень  $R$ .

Визначену таким чином онтологію будемо називати адаптивною, тобто такою, що адаптується до ПрО завдяки модифікації понять та коефіцієнтів важливості цих понять і зв'язків між ними [9].

Опишемо один із способів визначення цих коефіцієнтів важливості та їх зміну. Тут тільки відзначимо, що зміна цих коефіцієнтів відбувається згідно з модифікацією знань методами ІАД. Метою технології видобування даних є виробництво нового знання, яке користувач може надалі застосувати для поліпшення результатів своєї діяльності. Можна виділити, принаймні, сім методів виявлення і аналізу знань: 1) класифікація; 2) регресія; 3) кластеризація; 4) аналіз асоціацій; 5) прогнозування тимчасових послідовностей (рядів); 6) агрегація (узагальнення); 7) виявлення відхилень.

Методи 1, 2, 4 і 5 використовуються, головню, для прогнозування, а інші зручні для опису існуючих закономірностей в даних.

Очевидно, що кожний прецедент однозначно задається онтологією, яка є

частиною загальної онтології і навпаки – онтологією однозначно визначається прецедент. Тобто між ними є однозначна відповідність, яку запишемо у вигляді

$$Pr_i \Leftrightarrow O_i \subseteq O.$$

Інтелектуальний агент ІАД модифікує онтологію на основі старої онтології та архіву даних, який зберігає відповідний ІА. Тобто

$$\text{ІАД: } \langle O, \text{АД} \rangle \rightarrow O.$$

Розглянемо методи задання початкових коефіцієнтів онтології ІА та їх модифікацію згідно з рішеннями, отриманими методами ІАД, а саме методом побудови дерева рішень [6]. Нехай онтологія містить множину понять  $X = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$  та множину зв'язків  $R = \{r_1, r_2, \dots, r_m\}$ .  $W = \{w_1, w_2, \dots, w_n\}$  – коефіцієнти важливості відповідних понять,  $L = \{l_1, l_2, \dots, l_m\}$  – коефіцієнти важливості відповідних зв'язків. Спочатку вважаємо, що всі значення  $w_i = 1, i = 1, 2, \dots, n; l_j = 0, j = 1, 2, \dots, m$ .

Нехай у результаті побудови дерева рішень ми отримали  $k$  різних правил  $Rule_1, Rule_2, \dots, Rule_k$ . Кожне правило  $Rule_s$  складається із підмножини понять, тобто  $Rule_s = \{x_{s1}, x_{s2}, \dots, x_{st}\}$ . Додаємо до значення  $w_i$  одиницю, якщо поняття  $x_i$  входить у будь-яке правило  $Rule_s, s = 1, \dots, k$ . Аналогічно, якщо між поняттями  $x_i$  та  $x_j$  існує зв'язок  $l_p$ , то значення  $l_p$  збільшуємо на одиницю, якщо обидва поняття  $x_i$  та  $x_j$  входять у одне правило. Тим самим ми збільшуємо важливість понять, які входять у правила та відповідних їм зв'язків. Це відповідає уявленню, що поняття (ознаки), які наявні у правилах, є важливішими, ніж інші значення.

Ми пропонуємо визначати відстань між прецедентом і ситуацією як суму відстаней між найважливішими поняттями прецедента та поточного випадку. Таких понять може бути одне, два; однак якщо їх є три або більше, то ми пропонуємо вибирати перші три. Ця кількість визначена на основі опитувань експертів різних Про, ми вважаємо її оптимальною. У такому випадку ми маємо 3 центри ваг прецедента і 3 центри ваг поточної ситуації, тобто 9 усіх можливих відстаней між ними. Вибираємо 3 найменші з них та їх сумуємо. Отримана таким чином сума й буде відстанню між прецедентом та поточною ситуацією. Очевидно, що визначена таким чином відстань залежатиме від того, як ми визначимо відстань між двома суміжними вершинами. Для цього ми пропонуємо визначати відстані між вершинами, що з'єднані зв'язком як

$$d_{ij} = \frac{Q}{L_{ij}(W_i + W_j)},$$

де  $W_i$  та  $W_j$  – коефіцієнти важливості вершин  $C_i$  та  $C_j$  відповідно;  $L_{ij}$  – коефіцієнт важливості зв'язку між вершинами;  $Q$  – константа, яка залежить від конкретної онтології. Прийmemo, що  $L_{ii} = \infty$ , тоді  $d_{ii} = 0$ .

Далі знаходимо центр ваг концептуального графа. Це вершина  $C_i$ , для якої середня відстань  $\bar{d}_i$  є найменшою:

$$\bar{d}_i^* = \min_i \bar{d}_i.$$

Середню відстань  $\bar{d}_i$  для вершини  $C_i$  обчислюю за формулою

$$\bar{d}_i = \frac{\sum_{j=1, j \neq i}^n d_{ij}^*}{n-1},$$

де  $n$  – кількість вершин графа;  $d_{ij}^*$  – найкоротший шлях між вершинами  $C_i$  та  $C_j$ , який обчислюють за допомогою відомих алгоритмів, наприклад Форда, Дейкстри, Флойда–Уоршалла [9].

Далі згідно з концептуальним графом, що задає онтологію прецедента, шукаємо відстань від цього прецедента до поточної ситуації. Якщо поняття поточної ситуації не входять у концептуальний граф, то онтологію цього прецедента доповнюємо онтологією всього ІА, до якого входить цей прецедент. Якщо ж необхідне поняття далі не входить в онтологію ІА, то його відсутність зумовлює збільшення відстані до безмежності, що означає неблизькість прецедента із поточною ситуацією.

Зазначимо, що запропонована таким чином відстань задовольняє трьома аксіомами метрики.

Дійсно, згідно з визначенням відстані, автоматично виконуються дві перші аксіоми:

$$d(C_i, C_i) = 0,$$

$$d(C_i, C_j) = d(C_j, C_i).$$

Нехай  $R_{ij}^*$  – шлях між вершинами  $C_i$  та  $C_j$ , який відповідає відстані між ними. Тоді  $d_{ij} = d_{ik} + d_{kj}$ , якщо вершина  $C_k$  лежить на шляху  $R_{ij}^*$  і  $d_{ij} < d_{ik} + d_{kj}$ , якщо вершина  $C_k$  не лежить на шляху  $R_{ij}^*$ . А це означає, що виконується третя аксіома метрики.

**Використання онтологій в інтелектуальних системах прийняття рішень, заснованих на плануванні.** Для досягнення цільового стану інтелектуальний агент (ІА) насамперед повинен промодельовати план досягнення цього стану зі всіма можливими альтернативами. Процес планування ґрунтується на декомпозиції. Задача планування  $ZP$  містить три складові: множину станів  $St$ , множину дій  $F$ , множину цілей  $Z$ ; тобто

$$ZP = \langle St, F, Z \rangle.$$

Відповідно, дія складається із трьох частин: ім'я дії і список параметрів, передумова та результат, а сам план визначається як кортеж з чотирьох елементів – <множина дій, множина обмежень впорядкування, множина причинних зв'язків, множина відкритих передумов> [3]. Для врахування декомпозиції і/або залежностей між станами та переходами, відображення альтернатив досягнення цільових станів пропонуємо використовувати мережі Петрі. Приклад такої мережі з цільовим станом  $St(z)$  наведено на рис. 2.

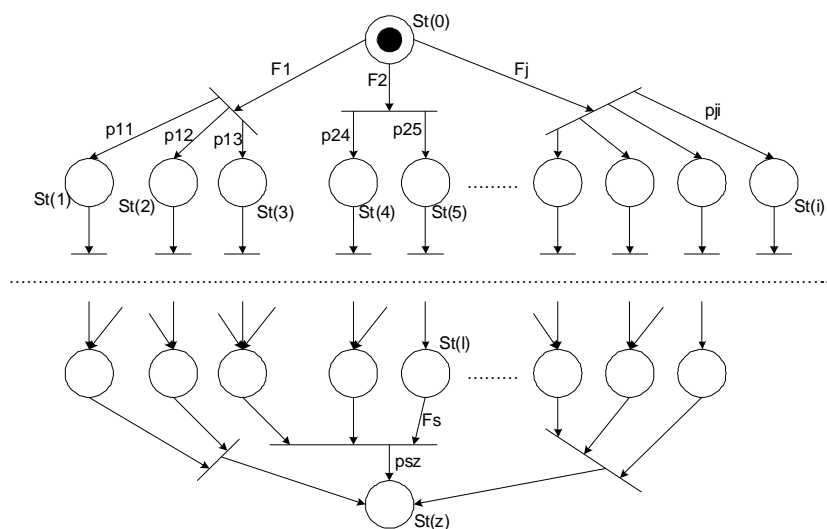


Рис. 2. Приклад мережі Петрі побудови плану діяльності ІА.

Нехай біжучий стан ІА у просторі станів, змодельованому мережею Петрі, відображається деякою фішкою, яка в певний момент часу може знаходитись на одному з вузлів мережі. На початку фішка мережі знаходиться у стані  $St(0)$ . Тоді очевидно, що суть функціонування ІА полягає у переміщенні фішки в кінцевий стан  $St(z)$  з мінімальною витратою ресурсів. Щоб почати розв'язувати цю задачу, слід довести, що мережа Петрі побудована так, що кінцевий стан  $St(z)$  можна досягнути. Відомо, що для такого доведення використовуються планувальники – програми, які шукають розв'язок або доводять неіснування розв'язку. Ця робота оминає розгляд такого доведення. Априорно вважаємо, що такий перехід існує і не один, в іншому випадку задача не має змісту.

Стан  $St(i)$  характеризується базою даних та базою знань (сховищем даних), поданих у вигляді множини фактів з відповідними імовірнісними оцінками.

Дія  $F_{ij}$  подається у вигляді відображення зі стану  $St(i)$  в стан  $St(j_i)$  з відповідною ймовірністю  $p_{ji}$ , тобто  $St(i) \rightarrow St(j_i)$  з ймовірністю  $p_{ji}$ .

Для вибору необхідних дій користувач повинен вміти оцінювати стани, як ті, в яких він вже перебував, так і бажані. Нехай  $q(St(i))$  – оцінка стану  $St(i)$ . Для оцінки станів, в яких вже перебував раціональний агент, використовуватимемо онтологію предметної області  $O$ . Вважатимемо, що онтологія однозначно визначає стан  $O(St(i))$ , який за певними значеннями відрізняється від реального опису стану. Тоді оцінку стану визначимо як обернену пропорційну величину до відстані між описом згідно з онтологією та реальним описом стану:

$$q(St(i)) = \text{const} / d(O(St(i)), St(i)),$$

де **const** – коефіцієнт пропорційності;  $d(O(St(i)), St(i))$  – відстань між ідеальним описом та реальним описом стану  $St(i)$ . Для обчислення цієї відстані пропонуємо спосіб, аналогічний до запропонованого вище у цій статті – для обчислення відстані між прецедентами.

Для оцінки стану, в який ІА ще не потрапляв, використовуватимемо евристичні функції. Як відомо, загального визначення евристик не існує, а таке визначення строго прив'язується до предметної галузі. Тому оцінка майбутніх станів є складною задачею. У наших дослідженнях для вибору дій ІА ми спиратимемось на раціональність агента, як прагнення мінімізувати витрати ресурсів для досягнення кінцевого стану. Тому вважатимемо, що дія  $F_{ij}$  однозначно визначається витратами ресурсів  $R_{ijk}$  (ціна переходу зі стану в стан), де  $k=1,2,\dots,n_i$ .  $n_i$  – кількість альтернатив  $a_k$  для здійснення переходу  $F_{ij}$ .

Розглянемо функціонування ІА на основі оцінки витрат ресурсів. Інформація про альтернативи та необхідний для цього ресурс міститься в літературних джерелах  $T$ .

Кортеж

$$\langle d(O(St(j_i)), St(j_i)), St(j_i), R_{ijk}, o(St(j_i)) \rangle$$

визначає, чи робити нам перехід  $F_{ij}$ , використовуючи альтернативу  $a_k$ .

Для обчислення необхідних ресурсів  $R_{ijk}$  використовуємо онтології літературних джерел  $O(T)$  [12] та онтології станів  $O(St(i))$ . А саме:

$$\langle O(T), O(St(i)) \rangle \rightarrow R_{ijk},$$

$$\langle O(F_{ij}(St(i))), O(St(j_i)) \rangle \rightarrow d(O(St_k(j_i)), St(j_i)).$$

Мета досягнута, якщо

$$d(O(St(z)), St(z)) < v,$$

де  $v$  – порогова величина, яка залежить від предметної області та ІА. Враховуючи вигляд мережі переходів станів, а саме кон'юнкції дій, можемо стверджувати, що стан  $St(j)$  досягнений, якщо  $St(j) = F_{j1j_1} \wedge F_{j2j_2} \wedge \dots \wedge F_{jm_j}$ .

Затрати ресурсів для досягнення стану  $St(j)$

$$R(j) = \sum_{i=1}^m R_{ijk},$$

якщо була використана альтернатива  $a_k$ .

Позначимо  $g$  – функцію для визначення часових параметрів переходу зі стану в стан. Час для переходу зі стану  $i$  в стан  $j$  запишемо як

$$t_{ij} = g(R_{ijk}, R'_{ij}),$$

де  $R'_{ij}$  додаткові ресурси, які необхідні затратити для зменшення часу переходу.

Якщо, завдяки онтології ПрО та літературним джерелам, ми оцінили затрати ресурсів  $R_{ij}$  для переходу із стану  $i$  в стан  $j$ , то мережу Петрі можна трансформувати у граф і задачу вибору шляху розглядати як задачу асинхронного динамічного програмування [13]. Для такої трансформації розглянемо три можливих випадки переходів у мережі Петрі (див. таблицю).

№	Випадок	Мережа Петрі	Граф
1	Один вихід – один вхід		
2	Один вихід – більше одного входу (для прикладу 2 входи)		
3	Більше одного виходу (для прикладу 2 входи)		

Якщо є більше, ніж один вихід, то дуги, що збираються у вершині, з'єднуємо, щоб вказати, що ми маємо справу з кон'юнкцією.

Використовуючи методи, придатні для розв'язування задач асинхронного динамічного програмування, знаходимо розв'язок у вигляді шляху переходу з початкового у кінцевий стан з мінімальними затратами.

## ВИСНОВКИ

Запропонований метод використання адаптивних онтологій в інтелектуальних системах, заснованих на прецедентах та плануванні, дає змогу видавати ефективніші розв'язки, ніж традиційними методами, які використовуються інтелектуальними системами. Підвищення ефективності досягається шляхом введення в модель онтології коефіцієнтів важливості понять та зв'язків, які безпосередньо використовуються для обчислення відстаней між прецедентами та біжучою ситуацією, а також для оцінки станів ПрО. Для правильного функціонування інтелектуальної системи коефіцієнти важливості понять та зв'язків модифікуються на основі досвіду, набутого системою, використовуючи методи інтелектуального аналізу даних. Доведено, що визначена таким чином відстань задовольняє трьом аксіомам метрики.

Ця стаття теоретично обґрунтовує запропонований метод. У наступних роботах ми розглядатимемо практичну доцільність використання такого методу з відповідними аплікаціями у предметній області фізико-механічних властивостей матеріалів. На цей момент онтологію цієї ПрО ми розробляємо.



1. Каменова М. С. Корпоративные информационные системы: технологии и решения // Системы управления базами данных. – 1995. – № 3. – С. 88–99.
2. Гаврилова Т. А., Хорошевский В. Ф. Базы знаний интеллектуальных систем. – СПб.: Питер. – 2001. – 384 с.
3. Рассел С., Норвиг П. Искусственный интеллект. – М.; СПб.; К.: Вильямс, 2006. – 1408 с.
4. Логика рассуждений и ее моделирование / Под ред. Д. А. Поспелова. – М.: Науч. совет по комплекс. пробл. “Кибернетика” АН СССР, 1983. – 180 с.
5. Питерсон Дж. Теория сетей Петри и моделирование систем. – М.: Мир. – 1984. – 264 с.
6. Цветков А. М. Разработка алгоритмов индуктивного вывода с использованием деревьев решений. Кибернетика и системный анализ. – 1993. – № 1. – С. 174–178.
7. Аверкин А. Н., Батыршин И. З., Блишун А. Ф., Силов В. Б., Тарасов В. Б. Нечеткие множества в моделях управления и искусственного интеллекта / Под ред. Д. А. Поспелова. – М.: Наука. – 1986. – 312 с.
8. Даревич Р. Р., Досин Д. Г., Литвин В. В. Метод автоматичного визначення інформаційної ваги понять в онтології бази знань // Відбір та обробка інформації. – 2005. – Вип. 22(98). – С. 105–111.
9. Литвин В. В., Голоцук Р. О. Інтелектуальні системи підтримки прийняття рішень на основі адаптивних онтологій // Тези VI міжнар. конф. “Математичне та програмне забезпечення інтелектуальних систем. – Дніпропетровськ, 12–14 листопада 2008. – С. 208–209.
10. Свами М., Тхуласираман К. Графы, сети и алгоритмы. – М., 1984. – 456 с.
11. Месарович М., Мако Д., Такахага И. Теория иерархических многоуровневых систем. – М.: Мир, 1973. – 344 с.
12. Даревич Р. Р., Досин Д. Г., Литвин В. В., Назарчук З. Т. Оцінка подібності текстових документів на основі визначення інформаційної ваги елементів бази знань // Штучний інтелект. – 2006. – № 3. – С. 500–509.

*Фізико-механічний інститут ім. Г. В. Карпенка НАН України, Львів,  
Національний університет “Львівська політехніка”*

*Одержано  
11.05.2009*