

ІНТЕЛЕКТУАЛЬНА ПІДТРИМКА ПРОЦЕСІВ ПОШУКУ ТА ВИЛУЧЕННЯ ПРЕЦЕДЕНТІВ У СВР-ПІДХОДІ

Швед А. В. – д-р техн. наук, професор, професор кафедри інженерії програмного забезпечення Чорноморського національного університету імені Петра Могили, Миколаїв, Україна.

Давиденко Є. О. – канд. техн. наук, доцент, завідувач кафедри інженерії програмного забезпечення Чорноморського національного університету імені Петра Могили, Миколаїв, Україна.

Горбань Г. В. – канд. техн. наук, доцент, доцент кафедри інженерії програмного забезпечення Чорноморського національного університету імені Петра Могили, Миколаїв, Україна.

АНОТАЦІЯ

Актуальність. Ситуаційний підхід ґрунтується на використанні моделей та методів прийняття рішень у реальному часі у міру виникнення проблем відповідно до поточної ситуації. Ефективним інструментом реалізації концепцій ситуаційного підходу є метод міркувань за прецедентами. Міркування на основі прецедентів дозволяє вирішувати нові проблеми, використовуючи знання про минулі проблеми та накопичений досвід їх вирішення. Оскільки прототипи (прецеденти), що описують сценарій вирішення певної проблемної ситуації, зберігаються у бібліотеці прецедентів, їх пошук та вилучення безпосередньо визначають час відгуку системи. В цих умовах виникає необхідність пошуку шляхів вирішення актуальної науково-практичної проблеми спрямованої на оптимізацію процесу пошуку та вилучення прецедентів. Об'єктом дослідження є процеси подання та вилучення прецедентів із бібліотеки прецедентів.

Метою роботи є удосконалення процедури пошуку в СВР-підході за рахунок звуження допустимої для вирішення поточної цільової ситуації множини прецедентів, та виключення із подальшого аналізу таких прецедентів, що не відповідають заданому переліку параметрів поточної ситуації.

Метод. Методика дослідження ґрунтується на застосуванні методів теорії грубих множин для вдосконалення процедури пошуку рішень на основі міркувань за прецедентами, що покладена в основу СВР-підходу. Запропонована в роботі двоетапна процедура звуження вихідної множини прецедентів передбачає попередню фільтрацію прецедентів, значення параметрів яких належать заданим околицям відповідних параметрів цільової ситуації на першому етапі, та додаткове звуження отриманої підмножини прецедентів методами теорії грубих множин на другому етапі. Визначення R -нижньої та R -верхньої апроксимації заданої цільової множини прецедентів у рамках нотації теорії грубих множин дозволяє розділяти (сегментувати) вихідну, доступну для вирішення поточної проблеми множину прецедентів на три підгрупи (сегменти). Пошук прототипів рішень може бути здійснено серед виділеної підмножини прецедентів, які із точністю можуть бути класифіковані як такі, що належать заданій цільовій множині, які з деякою часткою ймовірності можуть бути віднесені до заданої цільової множини, або в рамках об'єднання цих двох підмножин. Третя підмножина містить прецеденти, які безумовно не належать заданій цільовій множині і можуть бути виключені із подальшого розгляду.

Результати. Розглянуті питання подання та виведення знань на основі прецедентів. Вдосконалено процедуру пошуку прецедентів в БПр з метою зменшення часу відгуку системи, необхідного на пошук найбільш близького до поточної ситуації рішення, за рахунок звуження вихідної множини прецедентів для подальшого пошуку.

Висновки. Дістав подальшого розвитку метод міркувань за прецедентами на основі математичного апарату теорії грубих множин. Запропонований підхід, на відміну від класичного СВР-підходу, дозволяє моделювати невизначеність щодо приналежності / неприналежності прецеденту заданій цільовій множині, вилучати із подальшого розгляду прецеденти, що їй не відповідають.

КЛЮЧОВІ СЛОВА: теорія грубих множин, метод міркувань за прецедентами, бібліотека прецедентів, цільова множина, апроксимація цільової множини.

АБРЕВІАТУРИ

$BЗ$ – база знань;
 $БПр$ – бібліотека прецедентів;
 $ІС$ – інформаційна система;
 $ОПР$ – особа, яка приймає рішення;
 $ПрО$ – предметна область;
 $СЗ$ – система знань;
 $ТГМ$ – теорія грубих множин;
 $СВР$ – Case-Based Reasoning.

НОМЕНКЛАТУРА

$BN_R(X)$ – гранична область множини X ;
 C – множина концептів ПрО, яку визначає онтологія O ;
 $Case_{targ}$ – цільовий прецедент;
 $Case_i$ – прецедент БПр;
 CL – бібліотека прецедентів;

E_n – клас еквівалентності;
 F – множина функцій інтерпретації, заданих на концептах та / або відношеннях онтології O ;
 $IND(R)$ – класи еквівалентності (категорії) елементів універсума, які сформовані на основі R ;
 $NEG_R(X)$ – негативна область множини X ;
 P – множина параметрів поточної ситуації s ;
 $POS_R(X)$ – позитивна область множини X ;
 R – відношення еквівалентності;
 Rel – скінчена множина відношень між концептами (поняттями) ПрО;
 $\bar{R}X$ – верхня R -апроксимація множини X ;
 $\underline{R}X$ – нижня R -апроксимація множини X ;
 S – множина всіх можливих ситуацій, що належать аналізованій ПрО;
 U – універсум об'єктів, що розглядаються;

U/R – сімейство всіх класів еквівалентності (класифікацій універсума);

U_{arg} – цільова множина;

$[x]_R$ – категорія в R , що містить елемент $x \in U$;

V_{p_l} – множина значень параметру $p_l \in P$;

W – множина вагових коефіцієнтів $w_l \in W$ відповідних параметрів $p_l \in P$;

d – рішення, що пропонується для розв'язання ситуації s ;

m – кількість параметрів цільової ситуації s ;

\min_l – мінімально можливе значення параметру $p_l \in P$;

\max_l – максимально можливе значення параметру $p_l \in P$;

r – результат застосування рішення d ;

s – ситуація, що описує прецедент *Case*;

$|H|$ – кардинальність множини H .

ВСТУП

Посилення динамічності та мінливості чинників зовнішнього середовища, підвищення інтенсивності конкуренції особливо в умовах поглиблення кризових явищ в економіці, зростання складності завдань, що вирішуються в умовах невизначеності та ризику, безпосередньо пов'язано із щоденним вирішенням взаємоузгоджених та взаємопов'язаних задач, що виникають у складних організаційних, технічних, соціальних, економічних та інших системах. В таких умовах вирішення проблеми пошуку оптимальних шляхів досягнення тактичних та стратегічних цілей поступово зумовлює відмову від класичних принципів менеджменту, представленого «програмно-цільовим управлінням» і перехід до застосування більш гнучких та ефективних принципів та методів ситуаційного підходу, в основу якого покладена командна робота, побудована на взаєморозумінні та консенсусі осіб, які приймають рішення, особливо в умовах реального часу.

Вибір та прийняття ефективних рішень значно ускладнюється в умовах багатокритеріальності, збільшенні числа альтернативних варіантів рішення, насамперед при вирішенні слабкоструктурованих (змішаних) та неструктурованих задач, які характеризуються наявністю частково формалізованих або неформалізованих якісних факторів, особливо якщо спостерігається тенденція до збільшення їх кількості. В цих умовах ОПР не може на евристичному рівні приймати ефективні рішення приймаючи до уваги сукупність факторів які впливають на досягнення поставленої цілі.

Концепція ситуаційного підходу заперечує формальне слідування створеним раніше правилам вирішення проблемної ситуації без належного аналізу її суті, та базується на детальному аналізі всіх особливостей поточної проблемної ситуації, використовуючи накопичений досвід для її вирішення та оцінку можливих негативних наслідків [1]. Ситуаційний підхід спирається на суб'єктивні і евристичні знання фахівців (команду спеціалістів

з ПрО) і полягає в прийнятті рішень по мірі виникнення проблем відповідно до поточної ситуації.

В якості «інструментів» реалізації ситуаційного підходу використовуються інтелектуальні системи підтримки прийняття рішень, невід'ємною частиною яких є БЗн. В основі створення БЗн знаходиться модель знань про ПрО ситуацій, за якими потрібно оперативно приймати рішення.

Основні положення та принципи ситуаційного підходу отримали подальший розвиток в методі міркувань на основі прецедентів [2–4]. Цей метод з'явився внаслідок того, що велика кількість практичних задач є погано формалізованими, причому невизначеність не має ймовірнісний характер. При пошуку рішень подібних задач необхідно застосовувати методи правдоподібного виведення, що дозволяють знайти прийнятне (краще із можливих, але необов'язково оптимальне) рішення.

Застосування підходу до виведення рішень на основі міркувань за прецедентами основане на ідеї використання накопиченого досвіду для вирішення нових проблем на основі вже існуючих рішень (прецедентів). Людина (експерт, аналітик, ОПР) на етапі пошуку рішень нової (невідомої) задачі намагається використовувати рішення, які приймалися раніше в подібних ситуаціях, і при необхідності адаптувати їх до поточної проблеми.

Об'єктом дослідження є процеси подання та вилучення прецедентів із БПр.

Предметом дослідження є моделі та методи подання та виведення знань ПрО.

Метою роботи є удосконалення процедури пошуку в CBR-підході за рахунок звуження допустимої для вирішення поточної цільової ситуації множини прецедентів, та виключення із подальшого аналізу таких прецедентів, що не відповідають заданому переліку параметрів поточної ситуації.

1 ПОСТАНОВКА ЗАДАЧІ

Припустимо, що в деякий момент часу t виникає певна ситуація $s(t) \in S$, що потребує вирішення. На основі аналізу поточної ситуації ОПР формулює мету $g_{s(t)}$, досягнення якої, на його думку, дозволить вирішити проблемну ситуацію $s(t)$; визначає які засоби є допустимими для її досягнення; аналізує фактори, що впливають на її вирішення; прогнозує можливі наслідки ухвалення того чи іншого рішення; ухвалює певне рішення $d_{s(t)}$, що приводить до досягнення поставленої мети $g_{s(t)}$ і вирішення ситуації $s(t)$; оцінює його якість та ефективність. Для досягнення цілі $g_{s(t)}$ може бути запропоновано декілька альтернативних варіантів рішень $D = \{d_{s(t)}^j \mid j = \overline{1, k}\}$, обране рішення $d_{s(t)} \in D$, може не бути оптимальним, але воно є найкращим серед можливих, враховуючи встановлені цілі, накладені умови та обмеження.

Таким чином опис проблемної ситуації та шляхів її вирішення може бути подано у формі прецеденту

$Case_{s(t)} = \langle s(t), d_{s(t)} \rangle$. Відповідно, множина всіх вирішуваних в рамках модельованої ПрО проблемних ситуацій та прийнятих для їх вирішення рішень, утворюють БПр системи $CL = \{Case_{s(t)}^i \mid i = \overline{1, |S|}\}$.

Як правило, процес виведення на основі прецедентів складається із чотирьох основних кроків, що утворюють так званий цикл міркувань на основі прецедентів або CBR-цикл [5], основними етапами якого є:

- вилучення (*retrieve*) найбільш подібного прецеденту (або прецедентів) для поточної ситуації із БПр;
- адаптація або повторне використання (*adapt or reuse*) вилученого прецеденту для спроби рішення поточної проблеми;
- перегляд або оцінка (*evaluate or revise*), за необхідністю, отриманого рішення у відповідності до поточної проблеми;
- дослідження або збереження (*learn or retain*) прийнятого рішення як частини нового прецеденту.

Перший етап є найбільш трудомістким, особливо якщо спостерігається тенденція до збільшення кількості параметрів, що описують аналізовану ситуацію $s(t)$.

Задача полягає в пошуку такого прецеденту $Case_{s(t)}^i \in CL$, який є найбільш близьким до цільового прецеденту $Case_{s(t)}$, що описує аналізовану ситуацію $s(t)$ за найменший можливий час, що є особливо актуальним питанням при розв'язанні задач в режимі реального часу.

Задача значно ускладнюється, за умови, що не всі параметри, які описують поточну ситуацію задані (існують пропущені значення параметрів), наприклад, у випадку відсутності актуальної, достовірної, об'єктивної інформації.

2 ОГЛЯД ЛІТЕРАТУРИ

Метод міркувань на основі прецедентів активно застосовується в системах експертного діагностування [6], системах підтримки прийняття рішень [7–8], системах машинного навчання, при вирішенні задач прогнозування, узагальнення накопиченого досвіду, пошуку рішень в маловивчених ПрО [9–10].

До переваг CBR-методу слід віднести відносну легкість процесу набуття експертних знань; метод передбачає механізми вирішення важко формалізованих проблем (слабо структурованих та неструктурованих задач) в певній ПрО; врахування минулого досвіду (вдалих рішень) при вирішенні нової проблеми шляхом адаптації найбільш близького до поточної ситуації прецеденту; пояснення отриманого рішення за рахунок аналізу успішних найбільш близьких прецедентів [4]. В той же час метод не є прийнятним для вирішення принципово нових (унікальних) задач, при розв'язанні яких відсутній минулий (накопичений) досвід (не підтримується вимога регулярності, або повторюваності задач певного типу); зі збільшенням кількості параметрів ситуації, яку описує прецедент,

зростає складність процесів пошуку подібних випадків та адаптація існуючих прецедентів.

При використанні виведення на основі прецедентів виникають дві ключові задачі: пошук найбільш відповідних прецедентів і подальша адаптація знайденого рішення. В основі всіх підходів до пошуку та вилучення прецедентів з БПр лежить той чи інший спосіб вимірювання ступеня близькості між прецедентом і поточною проблемною ситуацією. Для вирішення цієї задачі запропоновано низку підходів, таких як метод «найближчого сусіда», штучні нейронні мережі, метод Байєса, метод дерев рішень, методи теорії нечітких множин та ін. [4]. Перелічені підходи, незважаючи на їх переваги, мають ряд недоліків, серед яких можна виділити наступні: необхідність використання (збір та попередня підготовка) додаткової інформації при реалізації того чи іншого методу; відсутність обґрунтованого уніфікованого підходу до вибору міри близькості; суб'єктивність вибору вагових коефіцієнтів важливості параметрів прецеденту (здебільшого призначаються експертним шляхом); низька ефективність при обробці засмічених даних, даних із пропущеними значеннями, та ін. Серед вищезазначених методів найбільшого поширення набув метод «найближчого сусіда». Його привабливість полягає у простоті реалізації, стійкості до викидів (аномальних даних) та відсутності необхідності навчання моделі; в той же час слід відмітити, що цей алгоритм використовує схему повного перебору кейсів БПр, що суттєво знижує його ефективність, особливо для великих БПр. Проблема ефективності пошуку прецедентів може бути вирішена шляхом індексації БПр [11–14], яка дозволяє суттєво зменшити час пошук рішення. Важливим питанням в процедурі індексації БПр є вибір методу індексування, якщо обрана схема індексування є не задовільною, то найближчі до цільової ситуації прецеденти можуть бути відсічені в процесі пошуку рішення, і, як наслідок, виникатиме проблема адаптації менш близьких до поточної ситуації прецедентів.

Задача адаптації та використання знайденого рішення є недостатньо формалізованою і сильно залежить від ПрО. Проблема адаптації рішень виникає в ситуаціях, коли в процесі вирішення поточної проблеми CBR-система в БПр не знаходить досить близького до поточної ситуації прецеденту і, як наслідок, не може рекомендувати готового рішення, у цьому випадку виникає задача модифікації наявного рішення для застосування в поточній ситуації. У [4] виділено два основні підходи, спрямовані на адаптацію наявного рішення. Традиційний підхід передбачає залучення експертів з відповідної ПрО для адаптації отриманого рішення до поточної ситуації. Вилучені експертні знання можуть бути представлені у форматі таблиць, семантичних дерев, продукційних правил «ЯКЩО-ТО» [15–17]. Такий підхід до набуття знань про адаптацію є трудомістким і потребує багато часу. Альтернативний варіант припускає, що знання з адаптації конкретної задачі можна отримати з кейсів (пре-

цедентів) на основі методів машинного навчання (нечітких дерев рішень, штучних нейронних мереж, байєсівських моделей, генетичних алгоритмів, та ін.) [19–21]. Методами машинного навчання генеруються спеціалізовані евристичні, які пов'язують відмінності у вхідних специфікаціях (параметрах-атрибутах проблеми) з відмінностями у вихідних специфікаціях (параметрах-атрибутах рішення). Ці евристичні можна використовувати для визначення відповідного ступеня адаптації. Перевага таких методів полягає в тому, що знання про адаптацію можна отримати автоматично (вони є більш надійними та менш суб'єктивними).

3 МАТЕРІАЛИ І МЕТОДИ

У загальному вигляді модель прецеденту може бути подана кортежем виду [4]:

$$Case = \langle s, d, r \rangle. \quad (1)$$

В якості ситуації s , що описує прецедент можна розглянути, наприклад, сукупність симптомів хворого із загальним патогенезом, тоді рішенням d є діагноз захворювання і рекомендації ОПР.

Для опису поточної ситуації використовують параметричну модель у вигляді набору параметрів з конкретними значеннями:

$$s = (P, V, W). \quad (2)$$

В моделі (2) перший параметр $P = \{p_l \mid l = \overline{1, m}\}$ являє собою не порожню скінчену множину параметрів поточної ситуації; $V = \bigcup_{p_l \in P} V_{p_l}$, V_{p_l} – множина значень параметру p_l ; $W = \{w_l \mid l = \overline{1, m}\}$ – множина вагових коефіцієнтів відповідних параметрів (w_l вага параметру p_l).

Параметри поточної ситуації можуть містити набір характеристичних ознак, що однозначно описують аналізовану ситуацію, поставлені цілі та обмеження, що накладаються специфікою вирішуваної задачі.

Однак, в ряді випадків при параметричному представленні важко враховувати залежність між параметрами прецеденту (наприклад, причинно-наслідкові залежності). Одним із способів вирішення такої проблеми є подання прецедентів на основі методології онтологій ПрО.

Під формальною моделлю онтології (O) розуміють впорядковану трійку (кортеж) виду [21]:

$$O = \langle C, Rel, F \rangle. \quad (3)$$

Таким чином, онтології на базовому рівні повинні, перш за все, забезпечувати словник понять (термінів) для подання та обміну знаннями про ПрО і множину зв'язків (відношень), встановлених між поняттями цього словника. Для формалізованого подання онтологій широкого застосування набули продукційні моделі,

семантичні мережі, фрейми, та ін. [21]. Це дає можливість формування гібридних моделей подання прецедентів. Таким чином, параметрична модель подання прецедентів виду (2), може бути розширена елементами продукційної моделі за допомогою експертних правил продукційного типу («ЯКЩО» умова, «ТО» дія), на основі яких можна описати і встановити залежності між параметрами прецедентів і проблемної ситуації для конкретної ПрО, а також отримати висновки щодо невідомих фактів (наприклад, встановити відсутні значення деяких параметрів при описі поточної ситуації і т.п.). Для подання існуючої СЗн в більш наглядній та структурованій формі, модель виду (1) можна розширити, використовуючи для цього семантичні мережі. В семантичній мережі структура знань про ПрО формалізується у вигляді орієнтованого графа з позначеними вершинами і дугами, що дає можливість описати різні відношення між параметрами прецедентів.

Разом з тим, достатньо часто в реальних ситуаціях доводиться вирішувати задачі вилучення знань з масивів неупорядкованих даних, що викликає певні труднощі. Методи ТГМ дозволяють обробляти імпліцитні (неявні) масиви неупорядкованих даних і на цій основі отримувати нові знання [22–24].

ТГМ розглядається, як концепція і теоретична основа міркувань про знання, коли вони неточні (неупорядковані). Фактично знання в ТГМ складаються з сімейства різноманітних зразків класифікації аналізованої ПрО.

Припустимо $U \neq \emptyset$ скінченна множина (універсум) об'єктів, що розглядаються. Будь-яка підмножина $X \subseteq U$ універсуму є категорією в U , та будь-яке сімейство категорій в U вважається знаннями та утворюють існуючу СЗн.

ТГМ базується на категоріях, які формують розбиття (класифікацію) певного універсуму U , тобто на отриманні такого сімейства $Y = \{X_1, X_2, \dots, X_n\}$, що $X_i \subseteq U$, $X_i \neq \emptyset$, $X_i \cap X_j = \emptyset$ для $i \neq j$, ($i, j = 1, \dots, n$) та $\bigcup X_i = U$. Множина основних аспектів класифікації Y (наприклад, вік, форма, відтінки кольору та ін.) отримала назву БЗн на U .

Таким чином існуюча СЗн може бути подана у формі БЗн $K = (U, R)$. На основі R в ТГМ проводиться процедура класифікації об'єктів універсуму, яка є більш простою, ніж відомі вирішувачі правила. На основі R можуть бути сформовані класи еквівалентності (категорії) елементів. Кожна така категорія містить елементи універсуму, що мають спільні властивості (атрибути), всередині кожної такої категорії елементи вважаються нерозрізненими.

ТГМ дозволяє моделювати невизначеність щодо приналежності елементів універсуму заданій цільовій множині $X \subseteq U$, та отримувати її кількісну оцінку на основі обрахунку нижньої та верхньої апроксимацій цієї множини [22–23].

Відповідно до нотації ТГМ будь який елемент універсуму $x \in U$ може належати: нижній R -апроксимації

заданої множини X ($x \in \underline{R}X$); верхній R -апроксимації заданої множини X ($x \in \overline{R}X$); не належати множині X ($x \notin X$), якщо елемент належить до її негативної області ($x \in \text{NEG}_R(X)$).

На відміну від ТГМ, теорія множин підтримує однозначну приналежність елемента до заданої множини; теорія нечітких множин вводить поняття функції приналежності $\mu_X(x)$, $x \in X$, $\mu_X(x) \in [0; 1]$, яка виражає суб'єктивний ступінь впевненості в тому, що $x \in X$.

\underline{R} -нижньою апроксимацією грубої множини X вважається така підмножина елементів U , які із упевненістю належать до цільової множини X :

$$\underline{R}X = \{x \in U : [x]_R \subseteq X\}, \text{ або } x \in \underline{R}X, \text{ тоді і тільки тоді, коли } [x]_R \subseteq X. \quad (4)$$

\overline{R} -верхньою апроксимацією грубої множини X вважається така підмножина елементів U , які можуть належати до цільової множини X :

$$\overline{R}X = \{x \in U : [x]_R \cap X \neq \emptyset\}, \text{ або } x \in \overline{R}X, \text{ тоді і тільки тоді, коли } [x]_R \cap X \neq \emptyset. \quad (5)$$

Іншим способом визначення грубої множини є ведення грубої функції приналежності [25], $\mu_X^R(x) \in [0; 1]$:

$$\mu_X^R(x) = \frac{|X \cap R(x)|}{|R(x)|}. \quad (6)$$

Функція (6) дозволяє кількісно оцінити ступінь перекриття множини X та класу еквівалентності $R(x)$, до якого належить x , та виражає ступінь приналежності $x \in U$ до множини X , беручи до уваги інформацію, що надає R , рис. 1.

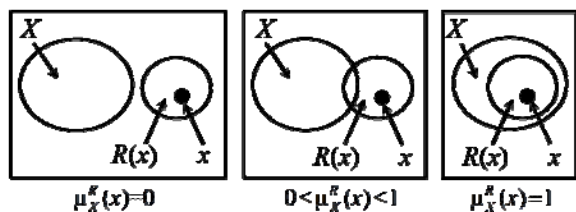


Рисунок 1 – Графічне подання грубої функції приналежності

Груба функція приналежності є узагальненням нечіткої функції приналежності; функція (6) має ймовірнісну природу та не може бути визначена для перетину та об'єднання заданих множин [26].

\underline{R} -нижня та \overline{R} -верхня апроксимації грубої множини X також можуть бути виражені через функцію (6):

$$\underline{R}X = \{x \in U : \mu_X^R(x) = 1\}. \quad (7)$$

$$\overline{R}X = \{x \in U : \mu_X^R(x) > 0\} \quad (8)$$

R -позитивна область цільової множини X є її \underline{R} -нижньою апроксимацією:

$$\text{POS}(X) = \underline{R}X. \quad (9)$$

Негативною областю X вважається така підмножина елементів U , які точно не належать до X :

$$\text{NEG}_R(X) = U - \overline{R}X. \quad (10)$$

Граничною областю X вважається така підмножина елементів U , які належать \overline{R} -верхній апроксимації, та одночасно не належать до \underline{R} -нижньої апроксимації:

$$\text{BN}_R(X) = \overline{R}X - \underline{R}X. \quad (11)$$

$$\text{BN}_R(X) = \{x \in U : 0 < \mu_X^R(x) < 1\}. \quad (12)$$

Цільова множина $X \subseteq U$ є R -точною (R -визначеною), якщо вона може бути виражена як об'єднання категорій виділених на U на основі заданого відношення еквівалентності R . В цьому випадку $\overline{R}X = \underline{R}X$, і як наслідок $\text{BN}_R(X) = 0$.

Цільова множина $X \subseteq U$ є R -неточною (R -грубою), якщо вона не може бути виражена як об'єднання виділених на U класів еквівалентності для будь-якого заданого $R \in \text{IND}(K)$. В цьому випадку $|\overline{R}X| > |\underline{R}X|$ та $\text{BN}_R(X) > 0$.

Розглянемо основні положення двоетапної процедури пошуку найбільш подібного до цільової ситуації прецеденту використовуючи комбінований підхід на основі методів ТГМ та CBR -підходу.

Припустимо, задана БПр $CL = \{Case_i \mid i = \overline{1, n}\}$, яка характеризує певну Про та прецедент, що характеризує поточну ситуацію $Case_{targ}$. Прецедент $Case_i \in CL$, $i = \overline{1, n}$ та цільовий прецедент $Case_{targ}$ відповідають моделі (1).

Задача полягає у звуженні вихідного набору прецедентів CL для подальшого пошуку такого $Case_j$, що в найбільшій мірі відповідає $Case_{targ}$.

На першому етапі відсікається частина прецедентів, що не відповідають визначеним умовам пошуку.

Якщо CL є індексованою БПр, тоді відповідно до заданої схеми індексації визначається така область $CL' \subseteq CL$, яка задовольняє параметрам поточної ситуації s .

Якщо CL є не індексованою БПр, тоді пропонується наступна схема грубої (попередньої) фільтрації прецедентів:

- 1) попередня ініціалізація: $CL' = \emptyset$;
- 2) для кожного параметру $p_l \in P$ цільової ситуації s , що описує прецедент $Case_{targ}$, задати межі інтервалу пошукового запиту $[a_l^s; b_l^s]$ такі, що $a_l^s \geq \min_l$,

$b_i^s \leq \max_I$, $a_i^s \leq p_i(s) \leq b_i^s$. Якщо межі інтервалу $[a_i^s; b_i^s]$ не задаються явним чином, тоді вони приймаються рівними мінімально можливому \min_I та максимально можливому \max_I значенню відповідного параметру p_i ;

2) локалізації підпростору утвореного шляхом перетину площин, обмежених границями інтервалів $[a_i^s; b_i^s]$, для кожного $p_i \in P$ цільової ситуації s в m -мірному просторі;

3) визначення підмножини прецедентів $CL' \subseteq CL$, які за значеннями відповідних параметрів $p_i \in P$ прецеденту $Case_i \in CL$ потрапили до підпростору, обмеженого границями інтервалу $[a_i^s; b_i^s]$: якщо $\forall p_i \in P$ прецеденту $Case_i \in CL$ значення $p_i(Case_i) \in [a_i^s; b_i^s]$, то $CL' = CL' \cup Case_i$.

Розглянемо приклад пошуку прецедентів для випадку, коли для опису ситуації $Case_{targ}$ використовуються два параметри p_1 та p_2 для яких було задано відповідні околиці в межах $[a_1^s; b_1^s]$ та $[a_2^s; b_2^s]$. Згідно до запропонованої процедури простір пошуку звужується до області утвореної перетином площин А та В, рис. 2. Подальший пошук здійснюється серед підмножини прецедентів $\{Case_1, Case_7\}$.

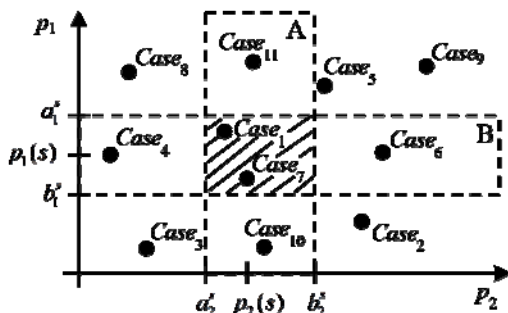


Рисунок 2 – Графічне подання процедури попередньої фільтрації прецедентів у двовимірному просторі

На другому етапі вирішується задача звуження доступної для аналізу множини $CL' \subseteq CL$, шляхом визначення апроксимацій заданої цільової множини прецедентів U_{targ} .

Виходячи із математичної нотації ТГМ, існуючу СЗн відносно значень параметрів ситуації s , яку описує прецедент $Case_i \in CL'$ можна подати у формі ІС виду $Sys = (U, P, V, f)$, де $U = CL'$; P – не порожня скінчена множина параметрів поточної ситуації s , відповідно до моделі (2); V – множина значень параметру $p_i \in P$, відповідно до моделі (2); $f: U \times P \rightarrow V$ – інформаційна функція, така, що $\forall p_i \in P, Case \in U, f(Case, p_i) \in V_{p_i}$.

Якщо значення деякого параметру прецеденту є безперервною величиною, то для проведення подальшого аналізу воно має бути дискретизовано (виділені відповідні інтервали значень аналізованого параметру / атрибуту ІС). Дискретизація є обов'язковим етапом в процесі аналізу даних ІС, оскільки ТГМ не передбачає механізмів обробки числових атрибутів [27].

Процедура звуження множини $CL' \subseteq CL$ складається із реалізації наступних послідовних кроків:

1. Формування цільової множини прецедентів $U_{targ} \subset U$, $U_{targ} = \{Case_j \mid j = \overline{1, b}\}$, $b \geq |U'|$, $U_{targ} \neq \emptyset$.

2. Виділення класів еквівалентності $E = \{E_j \mid j = \overline{1, k}\}$ для заданої сукупності параметрів P .

3. Визначення \overline{R} -верхньої та \underline{R} -нижньої апроксимацій цільової множини U_{targ} відповідно до (4), (5), або (7), (8), якщо задана функція (6).

4. Визначення позитивної (POS_R), негативної (NEG_R) та граничної (BN_R) областей цільової множини U_{targ} відповідно до (9)–(12).

5. Звуження універсуму U за одним із наступних правил, $U' \subseteq U$:

$$U' = \begin{cases} U \setminus NEG_R(U_{targ}); \\ POS_R(U_{targ}); \\ POS_R(U_{targ}) \cup BN_R(U_{targ}). \end{cases} \quad (13)$$

У першому випадку виключаються із подальшого розгляду прецеденти, які із упевненістю не належать заданій цільовій множині U_{targ} . Це є відображенням песимістичного підходу до звуження вихідної множини прецедентів; у найгіршому випадку $NEG_R(U_{targ}) = \emptyset$.

У другому випадку розглядається оптимістичний підхід, який полягає у припущенні, що найбільш близький до аналізованої ситуації прецедент $Case_j$ належить області $POS_R(U_{targ})$. Але в цьому випадку відкидається з розгляду частка прецедентів $Case_j$, які потенційно (за певних умов) можуть належати заданій цільовій множині U_{targ} .

У третьому випадку пропонується таке правило звуження вихідної множини прецедентів, за яким $U' \subseteq U$ містить прецеденти, які належать або потенційно можуть належати цільовій множині U_{targ} .

6. Визначення найбільш близького прецеденту $Case_j \in U'$ до аналізованої ситуації $Case_{targ}$: $\min(d(Case_j, Case_{targ}))$, $\forall Case_j \in U', 1 \leq j \leq |U'|$, $d(Case_j, Case_{targ}) \in [0, 1]$.

Ступінь близькості між прецедентами $Case_j$ та $Case_{targ}$ визначається за заданою мірою відстані d , що є показником близькості між аналізованими об'єктами в деякому заданому метричному просторі.

На рис. 3 наведена узагальнена структурна схема процедури інтелектуальної підтримки процесів синтезу (пошуку, адаптації, прийняття) рішень на основі запропонованої модифікації CBR-підходу.

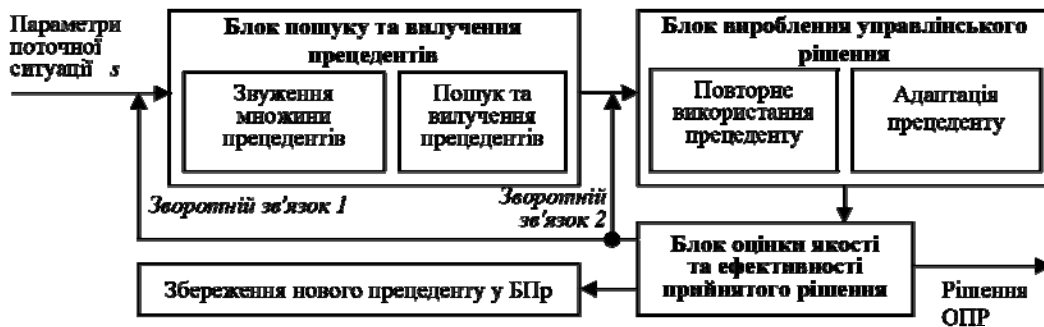


Рисунок 3 – Узагальнена структурна схема процесу пошуку прототипів рішень

В блоці *пошуку та вилучення прецедентів* на основі отриманого набору вхідних даних, що характеризує параметри поточної ситуації s виконується процедура попередньої фільтрації БПр та визначення підмножини прецедентів $CL' \subseteq CL$, що задовольняють попередньо визначеним параметрам пошуку за введеними обмеженнями за всіма (або з деякими) параметрами цільової ситуації. Наступним кроком є процедура звуження отриманої множини CL' відповідно до запропонованого в роботі підходу на основі методів ТГМ. Вихідна доступна для пошуку сукупність прецедентів $Case_i \in CL'$ відповідно до заданої цільової множини U_{targ} поділяється на підгрупи (сегменти), що відповідають позитивній (POS_R), негативній (NEG_R) та граничній (BN_R) областям заданої цільової множини U_{targ} . Такий поділ стає можливий за рахунок визначення верхньої та нижньої апроксимацій U_{targ} . Подальший пошук найбільш близького до заданої ситуації s прецеденту $Case_i$ може бути проведено в рамках наступних областей: POS_R , $CL \setminus NEG_R$ або $(POS_R \cup BN_R)$, що в свою чергу дозволяє скоротити час пошуку близьких до поточної ситуації прецедентів. Далі відбувається процедура пошуку та вилучення прецеденту $Case_j$ в рамках визначеної підмножини прецедентів за обраним методом (на основі оцінювання міри подібності на множині параметрів, що використовуються для опису прецедентів і поточної ситуації; з урахування застосовності прецедентів; на основі знань експертів, та ін.).

В блоці *вироблення управлінського рішення* вирішується задача повторного використання вилученого прецеденту (за необхідністю адаптація прецеденту) для спроби вирішення поточної проблеми. За результатами вирішення однієї з цих двох задач відбувається інтерпретація отриманих результатів, виробляється управлінське рішення; оцінюється його якість та ефективність, здійснюється контроль та коригування. Оцінка якості (ефективності) рішення може проводитися на етапах його синтезу, прийняття або реалізації. Показниками якості прийнятого рішення можуть бути як кількісні, так і якісні індикатори, такі як своєчасність, економічна ефективність рішення, та ін. Якщо вироблене рішення не відповідає визначеним вимогам, то відбувається його коригування (зворотний зв'язок 2), або коригування цільової множини прецедентів (зворотний зв'язок 1). Новий прецедент, що

описує сценарій вирішення поточної проблемної ситуації s , зберігається у БПр.

4 ЕКСПЕРИМЕНТИ

Розглянемо приклад діагностування ризику виникнення цукрового діабету на основі запропонованої в роботі модифікації *CBR*-підходу. Для опису s було виділено множину параметрів $P = \{p_l | l = 1, 15\}$. Відповідно до шкали FINDRISC були виділені наступні параметри [28]:

p_1 – вікова група = {0 – менше 45 років; 2 – від 45 до 54 років; 3 – від 55 до 64 років; 4 – більше 65 років};

p_2 – індекс маси тіла = {0 – менше 25 кг/м²; 1 – від 25 до 30 кг/м²; 2 – більше 30 кг/м²};

p_3 – окружність талії (чоловік / жінка) = {0 – менше 94/80 см; 3 – 94–102/80–88 см; 4 – більше 102/88 см};

p_4 – щонайменше 30 хв. щоденне фізичне навантаження = {0 – так; 2 – ні};

p_5 – вживання овочів у їжу = {0 – кожен день; 1 – не кожен день};

p_6 – вживання антигіпертензивних препаратів на регулярній основі = {0 – ні; 2 – так};

p_7 – підвищений рівень глюкози у крові = {0 – ні; 5 – так};

p_8 – сімейна історія діабету = {0 – відсутній у родичів; 3 – був у дідуся / бабусі, тітки, дядька, двоюрідного брата/сестри; 5 – був у мого батька, брата/сестри, власної дитини}.

Шкала FINDRISC використовується у людей віком від 25 років, та є ефективним інструментом оцінки ризику розвитку цукрового діабету 2 типу, включаючи безсимптомний перебіг цукрового діабету та порушення толерантності до глюкози.

Додатково було розглянуто перелік маркерів цукрового діабету відповідно до [29]:

p_9 – надмірний голод;

p_{10} – часте сечовипускання;

p_{11} – фруктовий запах дихання;

p_{12} – погане загоєння ран;

p_{13} – коливання ваги;

p_{14} – часті інфекції;

p_{15} – відчуття поколювання в стопах і пальцях.

Оцінювання параметрів $p_9 \div p_{15}$ здійснювалось на основі вербальної шкали з наступними градаціями: 0 – «Ні»; 1 – «Так».

Таким чином, для опису БПр була використана параметрична модель виду:

$$Case_i = \{p_1, p_2, \dots, p_{15}; d_i; r_i\}.$$

БПр містить 50 записів, які було сформовано на основі анонімного опитування респондентів ($x_1 \div x_{50}$).

Припустимо, поточна проблемна ситуація задана наступними значеннями:

$$S_{targ} = (p_1=2; p_2=1; p_3=3; p_4=2; p_5=0; p_6=2; p_7=5; p_8=0).$$

За результатами попередньої фільтрації БПр на основі введених обмежень (вікова група від 40 до 57 років; індекс маси тіла до 27 кг/м^2 ; окружність талії до 98/84 см) було виділено підмножину із 10 прецедентів, табл. 1.

Таблиця 1 – Вихідні дані, що характеризують параметри $p_1 \div p_{15}$ прецеденту $Case_i$

$Case_i$	Значення параметрів прецеденту														
	p_1	p_2	p_3	p_4	p_5	p_6	p_7	p_8	p_9	p_{10}	p_{11}	p_{12}	p_{13}	p_{14}	p_{15}
$Case_1$	0	1	3	2	0	2	5	0	1	1	0	1	1	1	1
$Case_{12}$	2	1	3	2	1	0	3	0	1	0	0	1	1	1	1
$Case_{18}$	2	1	3	2	1	0	3	0	1	1	0	1	1	1	1
$Case_{24}$	0	0	0	0	1	0	0	3	0	1	0	0	1	1	0
$Case_{27}$	2	1	3	0	1	2	5	3	1	1	0	1	1	1	1
$Case_{31}$	3	0	0	2	1	0	0	0	1	0	0	0	0	1	0
$Case_{33}$	0	1	3	2	0	2	5	5	1	1	1	1	0	0	0
$Case_{38}$	3	1	3	2	1	0	0	5	1	1	0	1	1	1	1
$Case_{40}$	2	1	3	0	1	2	5	3	1	1	1	1	0	0	0
$Case_{49}$	0	1	3	2	0	2	5	5	1	1	0	1	1	1	1

Параметри прецеденту $Case_i$ формувались на основі оцінок респонденту x_i .

5 РЕЗУЛЬТАТИ

Відповідно до нотації ТГМ вихідні дані табл.1 можуть бути подані у формі ІС $Sys = (U, P, V, f)$, де $U = \{Case_i\}$ – не порожня скінчена множина елементів (універсум), $|U| = 10$; $P = \{p_l \mid l = \overline{1,15}\}$ – не порожня скінчена множина примітивних атрибутів (параметрів, що описують поточну ситуацію); $V_{p_l} \subseteq V$ – множина значень параметру p_l ; f – інформаційна функція, така, що $\forall p_l \in P, Case \in U, f(Case, p_l) \in V_{p_l}$. На множині P виділено підмножини C і D такі, що $C, D \subset P$, де підмножина $C = \{p_i \mid i = \overline{1,8}\}$ являє собою множину параметрів, сформованих відповідно до шкали FINDRISC; підмножина $D = \{p_i \mid i = \overline{9,15}\}$ містить додаткові параметри (маркери цукрового діабету відповідно до [29]), що необхідні для формування цільової множини $U_{targ} \subseteq U$.

За даними табл.1 можна виділити наступні класи еквівалентності за значеннями параметрів $p_i \in C$:

$$\begin{aligned} E_1 &= \{Case_1\}; & E_2 &= \{Case_{12}, Case_{13}\}; \\ E_3 &= \{Case_{24}\}; & E_4 &= \{Case_{31}\}; \\ E_5 &= \{Case_{27}, Case_{40}\}; & E_6 &= \{Case_{33}, Case_{49}\}; \\ E_7 &= \{Case_{38}\}. \end{aligned}$$

Припустимо, що цільова множина U_{targ} містить такі x_i , для яких $\forall p_i \in D \setminus \{p_{11}\}: p_i = 1; p_{11} = 0$, що, відповідно до [29], відповідає ризику наявності цукрового діабету другого типу.

Таким чином, буде сформована наступна цільова множина:

$$U_{targ} = \{Case_1, Case_{18}, Case_{27}, Case_{38}, Case_{49}\}, U_{targ} \subseteq U.$$

За даними табл.1 для $p_i \in C$ розрахуємо значення $POS_R, NEG_R, BN_R, \underline{RU}_{targ}, \overline{RU}_{targ}$ відповідно до сформованих класів еквівалентності $E_1 \div E_7$:

$$\begin{aligned} POS_R(U_{targ}) &= \underline{RU}_{targ} = \{Case_1, Case_{38}\}; \\ \overline{RU}_{targ} &= \{Case_1, Case_{12}, Case_{18}, Case_{27}, Case_{33}, Case_{38}, Case_{40}, Case_{49}\}; \\ BN_R(U_{targ}) &= \{Case_1, Case_{12}, Case_{18}, Case_{27}, Case_{33}, Case_{38}, Case_{40}, Case_{49}\} - \{Case_1, Case_{38}\} = \\ &= \{Case_{12}, Case_{18}, Case_{27}, Case_{33}, Case_{40}, Case_{49}\}; \\ NEG_R(U_{targ}) &= \{Case_1, Case_{12}, Case_{18}, Case_{24}, Case_{27}, Case_{31}, Case_{33}, Case_{38}, Case_{40}, Case_{49}\} - \{Case_1, Case_{12}, Case_{18}, Case_{27}, Case_{33}, Case_{38}, Case_{40}, Case_{49}\} = \\ &= \{Case_{24}, Case_{31}\}. \end{aligned}$$

Отже, із подальшого аналізу виключаємо підмножину $U' = \{Case_{24}, Case_{31}\}$, оскільки $NEG_R(U_{targ}) = \{Case_{24}, Case_{31}\}$.

На основі метрики Евкліда, $\forall Case_i \in U \setminus U'$ обчислимо відстань $d(S_{targ}, Case_i)$ [30]:

$$d(S_{targ}, Case_i) = \sqrt{\sum_{j=1}^{15} (p_j^{S_{targ}} - p_j^{Case_i})^2}. \quad (14)$$

Ступінь подібності між поточною ситуацією (S_{targ}) та кожним $Case_i \in U \setminus U'$ визначається відповідно до виразу:

$$S_i = \left(1 - \frac{d(S_{targ}, Case_i)}{\sum_{Case_j \in U \setminus U'} d(S_{targ}, Case_j)} \right) \cdot 100\%. \quad (15)$$

За результатами проведених розрахунків, прецедент $Case_1$ ($S_1 = 94\%$ подібності) є найбільш близьким до поточної проблемної ситуації S_{targ} . Необхідно відзначити, що прецедент $Case_1$ за оцінками параметрів $p_i \in C$ (табл. 1) було віднесено до позитивної області цільової множини ($Case_1 \in POS_R(U_{targ})$), що вказує на його однозначну приналежність до U_{targ} .

6 ОБГОВОРЕННЯ

Запропонована в роботі двоетапна процедура звуження вихідної множини прецедентів $Case_i \in CL$ передбачає попередню грубу фільтрацію прецедентів шляхом введення обмежень на значення параметрів прецедентів на першому етапі та додаткове звуження отриманої підмножини прецедентів методами ТГМ на другому етапі.

Запропонований алгоритм фільтрації прецедентів дозволяє відсікати частину БПр, яка не відповідає заданим граничним межах параметрів цільового прецеденту $Case_{targ}$, та не вимагає значних обчислювальних ресурсів. Проте необхідно зазначити, що запропонована процедура не враховує щільність розподілу прецедентів, таким чином може бути отримана порожня підмножина прецедентів $CL' \subseteq CL$, або навпаки, підмножина зі значною кількістю прецедентів, що в результаті позначиться на ефективності подальшого пошуку. Цей недолік може бути подолано шляхом пошуку оптимальних значень $[a_i^s; b_i^s]$, або застосування процедури індексації БПр з метою визначення підмножини $CL' \subseteq CL$. Іншим проблемним питанням є аналіз прецедентів, розміщених на межі, або у безпосередній близькості до межі підпростору, що містить множину прецедентів $CL' \subseteq CL$.

Запропонована в роботі процедура подальшого звуження, визначеної на попередньому кроці підмножини прецедентів CL' , дозволяє розділити множину CL' на підгрупи, що відповідають позитивній (POS_R), негативній (NEG_R) та граничній (BN_R) областям заданої цільової множини U_{targ} . В основі запропонованого підходу лежить процедура формування цільової множини U_{targ} при побудові POS_R , NEG_R та BN_R областей.

Цільова множина U_{targ} може бути сформована за визначеним переліком параметрів $p_l \in P$, або задана експертним шляхом.

В основу першого підходу може бути покладено вирішення задачі кластеризації атрибутів ІС S_{sys} (які по суті є параметрами прецеденту $Case_i$). В цьому випадку репрезентативні атрибути (параметри $p_l \in P$), знайдені у кластерах, можуть бути використані для формування цільової множини U_{targ} .

Параметри $p_l \in P$, за якими було побудовано U_{targ} виключаються із розгляду при формуванні класів еквівалентності E_h та визначення областей POS_R , NEG_R , BN_R , \underline{RU}_{targ} , \overline{RU}_{targ} цільової множини U_{targ} .

В якості іншого підходу до формування цільової множини U_{targ} може бути розглянута процедура вибору прецедентів за параметрами $p_l \in P$, що мають найбільше значення при аналізі поточної ситуації s (найбільше значення вагових коефіцієнтів $w_l \in W$, або значення $w_l \in W$ у заданому діапазоні).

Формування цільової множини U_{targ} на основі експертних переваг (на основі оцінок одного чи групи експертів) є більш суб'єктивним підходом і опирається на досвід і знання фахівця ПрО.

ВИСНОВКИ

У роботі розглянуті питання подання та виведення знань на основі прецедентного підходу та методів ТГМ; запропонована двоетапна процедура пошуку та вилучення прецедентів із БПр в основу якої покладено механізм попередньої фільтрації вихідної множини прецедентів за введеними обмеженнями на параметри цільової ситуації та додаткове звуження отриманої підмножини прецедентів на основі математичного апарату ТГМ.

В основі запропонованого підходу до звуження вихідної множини прецедентів, отриманої за результатами попередньої фільтрації БПр, лежить процедура її гнучкого сегментування за рахунок аналізу ступеню відповідності поточного прецеденту заданій цільовій множині прецедентів. До першого сегменту віднесено прецеденти, що в повній мірі відповідають заданій цільовій множині прецедентів; до другого сегменту віднесено такі прецеденти, які потенційно можуть належати визначеній цільовій множині; третій сегмент містить прецеденти, які із упевненістю не можуть належати заданій цільовій множині. Прецеденти, що належать до третього сегменту можуть бути із упевненістю виключені із подальшого розгляду та пошуку рішення.

Наукова новизна отриманих результатів полягає в тому, що дістав подальшого розвитку метод міркувань за прецедентами за рахунок комплексного застосування механізму фільтрації та методів ТГМ в процедурі пошуку прецедентів, що в найбільшій мірі відповідають параметрам цільової ситуації. Математичний апарат ТГМ дозволяє формувати додаткове розбиття БПр з метою вилучення із подальшого розгляду

прецедентів, що не відповідають заданій цільовій множині.

Практична цінність полягає в тому, що запропонований підхід, дозволяє звузити вихідну множину прецедентів з метою скорочення часу пошуку прецедентів, які в найбільшому ступені відповідають параметрам поточної ситуації.

Перспективи подальших досліджень полягають у дослідженні підходів до формування цільової множини прецедентів.

ПОДЯКИ

Робота виконана за підтримки іменної стипендії Верховної Ради України для молодих учених – докторів наук за 2023 рік.

ЛІТЕРАТУРА

1. Домарев В. В. Система ситуаційного управління: теорія, методологія, рекомендації / В. В. Домарев. – Київ : Знання України, 2017. – 347 с.
2. Perner P. Case-based reasoning – methods, techniques, and applications / P. Perner. In: Nyström I., Hernández Heredia Y., Milián Núñez V. (eds.) // Progress in Pattern Recognition, Image Analysis, Computer Vision, and Applications. CIARP 2019. Lecture Notes in Computer Science. – Cham : Springer. – 2019. – Vol. 11896. – P. 16–30. DOI: 10.1007/978-3-030-33904-3_2
3. Riesbeck C. K. Inside case-based reasoning / C. K. Riesbeck, R. C. Schank. – New York : Psychology Press, 1989. – 448 p.
4. Pal S. K. Foundation of soft case-based reasoning / S. K. Pal, S. C. K. Shiu. – New Jersey : John Wiley & Sons, Inc, 2004. – 300 p.
5. Aamodt A. Case-based reasoning: fundamental issues, methodological variations and system approaches / A. Aamodt, E. Plaza // AI Communications. – 1994. – Vol. 7(1). – P. 39–59
6. CBR methodology application in an expert system for aided design ship's engine room automation / [Z. Kowalski, M. Meler-Kapcia, S. Zieliński, M. Drewka] // Expert Systems with Applications. – 2005. – Vol. 29, Iss. 2. – P. 256–263. DOI: 10.1016/j.eswa.2005.03.002
7. Research on method of CBR and its application in emergency commanding and decision-making / [Q.-Y. Zhong, Y.-J. Zhang, X.-F. Qu et al.] // Wireless Communications, Networking and Mobile Computing: the 4th International Conference, Dalian, China, 12–14 October 2008: proceedings. Institute of Electrical and Electronics Engineers (IEEE), 2008. – P. 1–4. DOI: 10.1109/WiCom.2008.2744
8. A CBR–AHP hybrid method to support the decision-making process in the selection of environmental management actions / [F. Ramos-Quintana, E. Tovar-Sánchez, H. Saldarriaga-Noreña et al.] // Sustainability. – 2019. – Vol. 11(20): 5649. DOI: 10.3390/su11205649
9. Ramadhani M. Application of the case based learning (CBR) method to diagnose conjunctivitis / M. Ramadhani, V. Sihombing, G. Yanris // Sinkron. – 2021. – Vol. 6. – P. 176–182. DOI: 10.33395/sinkron.v6i1.10908
10. Cased-based reasoning for medical knowledge-based systems / [R. Schmidt, S. Montani, R. Bellazzi et al.] // International Journal of Medical Informatics. – 2001. – Vol. 64, Iss. 2–3. – P. 355–367. DOI: 10.1016/S1386-5056(01)00221-0
11. Galushka M. Intelligent index selection for case-based reasoning / M. Galushka, D. Patterson // Knowledge-Based Systems. – 2006. – Vol. 19(8). – P. 625–638. DOI: 10.1016/j.knsys.2006.05.003
12. Sarkheyli A. Case indexing in case-based reasoning by applying situation operator model as knowledge representation model / A. Sarkheyli, D. Söffker // IFAC-PapersOnLine. – 2015. – Vol. 48, Iss. 1. – P. 81–86. DOI: 10.1016/j.ifacol.2015.05.048.
13. The R*-tree: an efficient and robust access method for points and rectangles / [N. Beckmann, H. P. Kriegel, R. Schneider, B. Seeger] // ACM SIGMOD: International Conference on Management of Data, Atlantic City, New Jersey, USA, 23–26 May 1990: proceedings. ACM Press, New York, NY, USA, 1990. – P. 322–331.
14. Fast indexing and visualization of metric datasets using Slim-trees / [Jr. C. Traina, A. J. M. Traina, C. Faloutsos, B. Seeger] // IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering. – 2002. – Vol. 14 (2). – P. 244–260. DOI: 10.1109/69.991715
15. Keane M. T. Analogical problem solving / M. T. Keane. – Chichester, West Sussex : Ellis Horwood, 1988. – 151 p.
16. Keane M. T. Analogical asides on case-based reasoning / M. T. Keane. In: Wess S., Althoff K. D., Richter M. M. (eds.) // Topics in Case-Based Reasoning. – Berlin : Springer-Verlag, 1994. – P. 21–32.
17. Medin D. L. Respects for similarity / D. L. Medin, R. L. Goldstone, D. Gentner // Psychological Review. – 1993. – Vol. 100, Iss. 2. – P. 254–278. DOI: 10.1037/0033-295X.100.2.254
18. Liao C.-K. A Machine learning approach to case adaptation / C.-K. Liao, A. Liu, Y.-S. Chao // Artificial Intelligence and Knowledge Engineering (AIKE): IEEE First International Conference, Laguna Hills, CA, USA, 26–28 September 2018: proceedings. Los Alamitos, California Washington: IEEE, 2018. – P. 106–109. DOI: 10.1109/AIKE.2018.00023
19. Policastro C. Automatic knowledge learning and case adaptation with a hybrid committee approach / C. Policastro, A. Carvalho, A. Delbem // Journal of Applied Logic. – 2006. – Vol. 4, Iss. 1. – P. 26–38. DOI: 10.1016/j.jal.2004.12.002
20. Leake D. Supporting case-based reasoning with neural networks: an illustration for case adaptation / D. Leake, X. Ye, D. Crandall // Combining Machine Learning and Knowledge Engineering (2021): AAAI Spring Symposium AAAI-MAKE 2021, Palo Alto, California, USA, 22–24 March 2021: proceedings. CEUR Workshop proceedings, Vol. 2846, 2021. URL: <https://ceur-ws.org/Vol-2846/paper1.pdf>
21. Hoekstra R. J. Ontology representation: design patterns and ontologies that make sense / R. J. Hoekstra. – IOS Press, Incorporated, 2009. – 248 p. DOI: 10.3233/978-1-60750-013-1-i
22. Pawlak Z. Rough sets / Z. Pawlak // International Journal of Computer and Information Sciences. – 1982. – Vol. 11. – P. 341–356. DOI: 10.1007/BF01001956
23. Pawlak Z. Rough sets, theoretical aspects of reasoning about data / Z. Pawlak. – Boston : Kluwer Academic Publishers, 1991. – 229 p.
24. Polkowski L. Rough sets in data analysis: foundations and applications / L. Polkowski, P. Artiemjew. In: Smolinski T. G., Milanova M. G., Hassanien A. E. (eds.) // Applications of Computational Intelligence in Biology. Studies in Computational Intelligence. – Berlin, Heidelberg : Springer, 2008. – Vol. 122. – P. 33–54. DOI: 10.1007/978-3-540-78534-7_2

25. Pawlak Z. Rough membership function / Z. Pawlak, A. Skowron. In: Yeager R. E., Fedrizzi M., Kacprzyk J. (eds.) // *Advances in the Dempster-Schafer of Evidence*. – New York : Wiley, 1994. – P. 251–271.
26. Suraj Z. An introduction to rough set theory and its applications. A tutorial / Z. Suraj // *New Technologies for the Information Society: 1st International Computer Engineering Conference*, Cairo, Egypt, 27–30 December 2004: proceedings. URL: https://www.researchgate.net/publication/242215208_An_Introduction_to_Rough_Set_Theory_and_Its_Applications_A_tutorial
27. Jun Z. New heuristic method for data discretization based on rough set theory / Z. Jun, Y. Zhou // *The Journal of China Universities of Posts and Telecommunications*. – 2009. – Vol. 16(6). – P. 113–120.
28. Lindstrom J. The diabetes risk score: a practical tool to predict type 2 diabetes risk / J. Lindstrom, J. Tuomilehto // *Diabetes Care*. – 2003. – Vol. 26(3). – P. 725–731. DOI: 10.2337/diacare.26.3.725
29. Design of a diabetic diagnosis system using rough sets / [S. Margret Anuncia, L. J. Clara Madonna, P. Jeevitha, R. T. Nandhini] // *Cybernetics and Information Technologies*. – 2013. – Vol. 13(3). – P. 124–139. DOI: 10.2478/cait-2013-0030
30. Cuzzolin F. A geometric approach to the theory of evidence / F. Cuzzolin // *Transactions on Systems, Man, and Cybernetics (Part C: Applications and Reviews)*. – 2007. – Vol. 38(4). – P. 522–534. DOI: 10.1109/TSMCC.2008.919174

Received 07.06.2024.
Accepted 29.08.2024.

UDC 004.827:519.816

INTELLECTUAL SUPPORT OF THE PROCESSES OF SEARCHING AND EXTRACTION OF PRECEDENTS IN CASE-BASED REASONING APPROACH

Shved A. V. – Dr. Sc., Professor, Professor of Department of Software Engineering, Petro Mohyla Black Sea National University, Mykolaiv, Ukraine.

Davydenko Ye. O. – PhD, Associate Professor, Head of Department of Software Engineering, Petro Mohyla Black Sea National University, Mykolaiv, Ukraine.

Horban H. V. – PhD, Associate Professor, Associate professor of Department of Software Engineering, Petro Mohyla Black Sea National University, Mykolaiv, Ukraine.

ABSTRACT

Context. The situational approach is based on the real-time decision-making methods for solving current problem situation. An effective tool for implementing the concept of a situational approach is an experience-based technique that widely known as case-based reasoning approach. Reasoning by precedents allows solving new (latest) problems using knowledge and accumulated experience of previously solved problems. Since cases (precedents) describing a scenario for solving a certain problem situation are stored in the case library, their search and retrieval directly determine the system response time. In these conditions, there is a need to find ways of solving an actual scientific and practical problem aimed at optimizing case searching and extracting processes. The object of the paper is the processes of searching and extracting of cases from the case library.

Objective. The purpose of the article is to improve the process of cases searching in CBR approach by narrowing down the set of cases permissible for solving the current target situation, and excluding from further analysis such cases that do not correspond to the given set of parameters of the target situation.

Method. The research methodology is based on the application of rough set theory methods to improve the decision-making procedure based on reasoning by precedents. The proposed two-stage procedure for narrowing the initial set of cases involves preliminary filtering of precedents whose parameter values belong to the given neighborhoods of the corresponding parameters of the target situation at the first stage, and additional narrowing of the obtained subset of cases by the methods of rough set theory at the second stage. The determination of the R-lower and R-upper approximations of a given target set of cases within the notation of rough set theory allows dividing (segmenting) the original set of cases available for solving the current problem stored in case library into three subgroups (segments). The search for prototype solutions can be performed among a selected subset of cases that can be accurately classified as belonging to a given target set; which with some degree of probability can be attributed to the given target set, or within the framework of the union of these two subsets. The third subset contains cases that definitely do not belong to the given target set and can be excluded from further consideration.

Results. The problem of presentation and derivation of knowledge based on precedents has been considered. The procedure for searching for precedents in case library has been improved in order to reduce the system response time required to find the solution closest to the current problem situation by narrowing the initial set of cases.

Conclusions. The case-based reasoning approach is received the further development by segmenting cases in terms of their belonging to a given target set of precedents uses methods of the rough set theory, then the search for cases is carried out within a given segment. The proposed approach, in contrast to the classic CBR framework, uses additional knowledge derived from obtained case segment; allows modeling the uncertainty regarding the belonging / non-belonging of a case to a given target set; removing from further consideration cases that do not correspond to a given target set.

KEYWORDS: situational management systems, rough set theory, case-based reasoning, case library, lower and upper approximation of the target set.

REFERENCES

1. Domariiev V. V. *Systema sytuatsiinogo upravlinnia: teoriia, metodologiya, rekomendatsii*. Kyiv, Znannia Ukrainy, 2017, 347 p.
2. Perner P. In: Nyström I., Hernández Heredia Y., Milián Núñez V. (eds.) *Case-based reasoning – methods, techniques, and applications*, *Progress in Pattern Recognition, Image Analysis, Computer Vision, and Applications*.

- CIARP 2019*. Lecture Notes in Computer Science. Cham, Springer, 2019, Vol. 11896, pp. 16–30. DOI: 10.1007/978-3-030-33904-3_2
3. Riesbeck C. K., Schank R. C. Inside case-based reasoning. New York, Psychology Press, 1989, 448 p.
 4. Pal S. K., Shiu S. C. K. Foundation of soft case-based reasoning. New Jersey, John Wiley & Sons, Inc, 2004. 300 p.
 5. Aamodt A., Plaza E. Case-based reasoning: fundamental issues, methodological variations and system approaches. *AI Communications*, 1994, Vol. 7(1), pp. 39–59.
 6. Kowalski Z., Meler-Kapcia M., Zieliński S., Drewka M. CBR methodology application in an expert system for aided design ship's engine room automation. *Expert Systems with Applications*, 2005, Vol. 29, Iss. 2, pp. 256–263. DOI: 10.1016/j.eswa.2005.03.002
 7. Zhong Q.-Y., Zhang Y.-J., Qu X.-F., Ye X., Qu Y., Research on method of CBR and its application in emergency commanding and decision-making, *Wireless Communications, Networking and Mobile Computing: 4th International Conference*. Dalian, China, 12–14 October 2008: proceedings, Institute of Electrical and Electronics Engineers (IEEE), 2008, pp. 1–4. DOI: 10.1109/WiCom.2008.2744
 8. Ramos-Quintana F., Tovar-Sánchez E., Saldarriaga-Noreña H., Sotelo-Nava H., Sánchez-Hernández J.P., Castrejón-Godínez M.-L. A CBR-AHP hybrid method to support the decision-making process in the selection of environmental management actions, *Sustainability*, 2019, Vol. 11(20): 5649. DOI: 10.3390/su11205649
 9. Ramadhani M., Sihombing V., Yanris G. Application of the case based learning (CBR) method to diagnose conjunctivitis, *Sinkron*, 2021, Vol. 6, pp. 176–182. DOI: 10.33395/sinkron.v6i1.10908
 10. Schmidt R., Montani S., Bellazzi R., Portinale L., Gierl L. Cased-based reasoning for medical knowledge-based systems, *International Journal of Medical Informatics*, 2001, Vol. 64, Iss. 2–3, pp. 355–367. DOI: 10.1016/S1386-5056(01)00221-0
 11. Galushka M., Patterson D. Intelligent index selection for case-based reasoning. *Knowledge-Based Systems*, 2006, Vol. 19(8), pp. 625–638. DOI: 10.1016/j.knosys.2006.05.003
 12. Sarkheyli A., Söffker D. Case indexing in case-based reasoning by applying situation operator model as knowledge representation model, *IFAC-PapersOnLine*, 2015, Vol. 48, Iss. 1, pp. 81–86. DOI: 10.1016/j.ifacol.2015.05.048
 13. Beckmann N., Kriegel H. P., Schneider R., Seeger B. The R*-tree: an efficient and robust access method for points and rectangles, *ACM SIGMOD: International Conference on Management of Data*, Atlantic City, New Jersey, USA, 23–26 May 1990: proceedings. ACM Press. New York, NY, USA, 1990. P. 322–331.
 14. Traina Jr. C., Traina A. J. M., Faloutsos C., Seeger B. Fast indexing and visualization of metric datasets using Slim-trees, *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering*, 2002, Vol. 14 (2), pp. 244–260. DOI: 10.1109/69.991715
 15. Keane M. T. Analogical problem solving. Chichester, West Sussex, Ellis Horwood, 1988. 151 p.
 16. Keane M. T. In: Wess S., Althoff K. D., Richter M. M. (eds.) Analogical asides on case-based reasoning. *Topics in Case-Based Reasoning*. Berlin, Springer-Verlag, 1994. pp. 21–32.
 17. Medin D. L., Goldstone R. L., Gentner D. Respects for similarity, *Psychological Review*, 1993, Vol. 100, Iss. 2, pp. 254–278. DOI: 10.1037/0033-295X.100.2.254
 18. Liao C.-K., Liu A., Chao Y.-S. A machine learning approach to case adaptation, *Artificial Intelligence and Knowledge Engineering (AIKE): IEEE First International Conference*, Laguna Hills, CA, USA, 26–28 September 2018: proceedings. Los Alamitos, California Washington, IEEE, 2018, pp. 106–109. DOI: 10.1109/AIKE.2018.00023.
 19. Policastro C., Carvalho A., Delbem A. Automatic knowledge learning and case adaptation with a hybrid committee approach, *Journal of Applied Logic*, 2006, Vol. 4, Iss. 1, pp. 26–38. DOI: 10.1016/j.jal.2004.12.002
 20. Leake D., Ye X., Crandall D. Supporting case-based reasoning with neural networks: an illustration for case adaptation, *Combining Machine Learning and Knowledge Engineering (2021): AAAI Spring Symposium AAAI-MAKE 2021*, Palo Alto, California, USA, 22–24 March 2021: proceedings. CEUR Workshop proceedings, Vol. 2846, 2021. URL: <https://ceur-ws.org/Vol-2846/paper1.pdf>
 21. Hoekstra R. J. Ontology Representation: design patterns and ontologies that make sense. IOS Press, Incorporated, 2009, 248 p. DOI: 10.3233/978-1-60750-013-1-i
 22. Pawlak Z. Rough sets, *International Journal of Computer and Information Sciences*, 1982, Vol. 11, pp. 341–356. DOI: 10.1007/BF01001956
 23. Pawlak Z. Rough sets, theoretical aspects of reasoning about data. Boston, Kluwer Academic Publishers, 1991, 229 p.
 24. Polkowski L., Artiemjew P. In: Smolinski T. G., Milanova M. G., Hassanien A. E. (eds.) Rough sets in data analysis: foundations and applications, *Applications of Computational Intelligence in Biology. Studies in Computational Intelligence*. Berlin, Heidelberg, Springer, 2008, Vol. 122, pp. 33–54. DOI: 10.1007/978-3-540-78534-7_2
 25. Pawlak Z., Skowron A. In: Yeager R. E., Fedrizzi M., Kacprzyk J. (eds.) Rough membership function, *Advances in the Dempster-Schafer of Evidence*. New York, Wiley, 1994, pp. 251–271
 26. Suraj Z. An introduction to rough set theory and its applications. A tutorial, *New Technologies for the Information Society: 1st International Computer Engineering Conference*, Cairo, Egypt, 27–30 December 2004: proceedings. URL: https://www.researchgate.net/publication/242215208_An_Intrroduction_to_Rough_Set_Theory_and_Its_Applications_A_tutorial
 27. Jun Z., Zhou Y. New heuristic method for data discretization based on rough set theory, *The Journal of China Universities of Posts and Telecommunications*, 2009, Vol. 16(6), pp. 113–120.
 28. Lindstrom J., Tuomilehto J. The diabetes risk score: a practical tool to predict type 2 diabetes risk, *Diabetes Care*, 2003, Vol. 26(3), pp. 725–731. DOI: 10.2337/diacare.26.3.725
 29. Margret Anuncia S., Clara Madonna L. J., Jeevitha P., Nandhini R. T. Design of a diabetic diagnosis system using rough sets, *Cybernetics and Information Technologies*, 2013, Vol. 13(3), pp. 124–139. DOI: 10.2478/cait-2013-0030
 30. Cuzzolin F. A geometric approach to the theory of evidence, *Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part C: Applications and Reviews*, 2007, Vol. 38(4), pp. 522–534. DOI: 10.1109/TSMCC.2008.919174