

УДК 004.8:004.9

DOI: 10.30837/0135-1710.2025.186.103

*О.В. ЧАЛА, О.М. БІТЧЕНКО, Л.Ф. САЙКІВСЬКА, М.Є. АЛФЬОРОВ, Д.Г. ГАНШИН***ПРЕСКРИПТИВНА МОДЕЛЬ ТЕМПОРАЛЬНИХ ЗНАНЬ З OWL-ІНТЕГРАЦІЄЮ ДЛЯ ПІДТРИМКИ РІШЕНЬ В ІНФОРМАЦІЙНИХ СИСТЕМАХ**

Об'єктом дослідження є процес формування рекомендацій в інформаційних системах на основі інтеграції темпоральних правил із стандартизованими онтологічними конструкціями для підтримки управлінських рішень. Метою є розробка прескриптивної моделі темпоральних знань з інтеграцією OWL-онтологій для підтримки рішень в інформаційних системах, з тим, щоб забезпечити можливість автоматизованого формування рекомендацій з управління з урахуванням семантики управлінських рішень. Розроблено дворівневе представлення темпоральних знань, яке поєднує статистичні темпоральні правила із стандартизованими онтологічними конструкціями для створення двошарової архітектури знань. Запропоновано прескриптивну модель темпоральних знань, яка інтегрує множину темпоральних правил із відповідними онтологічними відношеннями через систему комбінованих ваг, що створює умови для автоматизованого формування управлінських рекомендацій на основі як історичного досвіду успішних рішень, так і семантичної узгодженості з існуючими знаннями предметної області, забезпечуючи перехід від дескриптивного аналізу до прескриптивного підходу до підтримки рішень.

1. Вступ

Підтримка управлінських рішень в інформаційних системах (ІС) передбачає обґрунтований вибір одного із множини можливих варіантів дій, орієнтованого на досягнення визначених цілей організації в умовах обмежених ресурсів та темпоральних обмежень. Процеси підтримки прийняття таких рішень реалізують складні багатоетапні процедури, що включають три основні фази: аналізу поточної ситуації, формування альтернативних варіантів рішень та вибору одного з варіантів. Підтримка управлінських рішень широко застосовується у фінансовій сфері для аналізу ризиків та запобігання шахрайству, у промисловості для управління взаємовідносинами з клієнтами та статистичного управління запасами, у телекомунікаціях при проектуванні нових послуг на основі аналізу клієнтської поведінки [1], [2].

Процес підтримки рішень використовує знання як щодо предметної області, так і щодо виведення нових висновків, прогнозування розвитку ситуацій та генерації рекомендацій. У банківському секторі такі знання використовуються для аналізу кредитних ризиків та розробки VIP-програм клієнтського обслуговування, у виробничих підприємствах – для бюджетного планування, в задачах управління кадрами – для прогнозування потреб у персоналі [3], [4]. В контексті управлінських рішень суттєве значення має темпоральний аспект знань, оскільки темпоральні знання дають можливість врахувати послідовність подій, часові інтервали між діями та їхніми наслідками у процесі виконання управлінського рішення. Сучасні підходи до представлення темпоральних знань у системах підтримки рішень переважно базуються на описі вже реалізованих рішень, використовуючи темпоральні закономірності у даних, які характеризують такі рішення [5], [6]. Однак орієнтація на описові, дескриптивні підходи створює суттєвий розрив між наявними можливостями темпорального опису реалізованих управлінських рішень та практичними потребами у рекомендаціях щодо майбутніх дій для досягнення поставлених цілей при змінах не лише стану предметної області, а й задач управління [7], [8]. Даний розрив пов'язаний із обмеженими можливостями існуючих методів щодо автоматизованої генерації рекомендацій з управлінських дій на основі поєднання формалізованого досвіду минулих управлінських рішень у формі темпоральних залежностей

з семантичним описом актуального стану предметної області та задач управління.

Альтернативний, прескриптивний підхід відрізняється тим, що він орієнтований на формування рекомендацій щодо нових управлінських рішень, які необхідно виконати для досягнення цілей управління [9], [10]. Прескриптивність у контексті темпоральних знань означає здатність ІС не тільки інтерпретувати темпоральні залежності між подіями, але й використовувати ці знання для автоматизованого формування нових наборів послідовностей дій у складі управлінського рішення, орієнтованих на досягнення цільових станів системи відносно поточного стану [11], [12]. Тобто прескриптивний підхід орієнтований не лише на вибір одного із відомих рішень, а й на формування нових послідовностей дій управлінського рішення з урахуванням поточного семантичного опису предметної області.

Таким чином, в умовах підвищення складності задач, що вирішують ІС, та підвищення вимог до швидкості прийняття рішень виникає протиріччя між потребами практики в підтримці автоматизованої генерації управлінських рекомендацій та обмеженими можливостями існуючих дескриптивних методів, що і визначає актуальність проблеми розробки прескриптивних підходів до використання темпоральних знань для підтримки управлінських рішень.

2. Аналіз сучасних наукових публікацій і постановка проблеми дослідження

Дослідження в галузі систем підтримки прийняття рішень базуються на визначенні структури процесу прийняття рішень та обґрунтуванні принципів проектування систем підтримки прийняття рішень як підкласу ІС [13].

Роботи у сфері управління знаннями [14]-[16], включаючи дослідження Nonaka І. та Takeuchi Н. [16], орієнтовані в першу чергу на процеси створення та трансформації знань в організаціях. Однак ці підходи не враховують специфіку темпоральних залежностей у процесах прийняття управлінських рішень та обмежуються дескриптивним характером аналізу.

Дослідження темпоральних аспектів знань представлено роботами, що розглядають логіку часу та її застосування у формальних системах [11], [14]. Зокрема у роботах Allen J.F. представлено інтервальну алгебру [14]. Проте більшість існуючих підходів зосереджується на теоретичних аспектах темпоральної логіки без практичної орієнтації на системи підтримки управлінських рішень. У ряді досліджень розглядається проблема формалізації знань у сучасних системах з ситуаційною обізнаністю на основі використання темпоральних онтологій, зокрема OWL-Time [17]. Аналіз практики використання онтологій у задачах підтримки рішень свідчить про актуальність стандартів W3C, зокрема OWL та RDF. OWL (Web Ontology Language) – це стандартизована мова для створення онтологій, розроблена консорціумом W3C (World Wide Web Consortium). Даний стандарт призначений для формального опису сутностей часу та темпоральних відношень на основі визначення понять моментів, інтервалів, періодів часу та відношень між ними [18]. У роботах [11], [19] досліджуються ефективні алгоритми для швидкої обробки великих масивів знань. Проте ці роботи орієнтовані в першу чергу на розгляд технічних аспектів логічного виведення, представлення та аналізу темпоральних відношень без прескриптивних варіантів застосування цих онтологій.

Огляд сучасних підходів до моделювання часу, в тому числі онтологічного моделювання, включаючи логіку Аллена та темпоральне розширення RDF, представлено в роботах [2], [8], [18]. Однак в цих роботах не розглядається можливість створення прескриптивних моделей з урахуванням формального опису часу.

Сучасні тенденції у розвитку бізнес-аналітики свідчать про перехід від дескриптивних до прескриптивних підходів [19]. Проте в цих роботах не розглядається специфіка інтеграції темпоральних знань із прескриптивними механізмами.

Дослідження [20]-[23] присвячені розробці комплексного підходу до управління

темпоральними базами знань [20] на основі формування та використання темпоральних правил [21], [22]. Проте в цих роботах не розглядається аспект семантики управлінських рішень з використанням онтологічного моделювання часу, зокрема з використанням стандарту OWL-Time.

Таким чином, існуючі дослідження що підтримки управлінських рішень орієнтовані в першу чергу на попереднє формування наборів альтернативних рішень і не враховують можливість вирішення задачі інтеграції опису реалізації рішення на основі темпоральних правил, що визначають послідовність дій рішення та темпоральної онтології, що визначає семантику цих дій. Проте така інтеграція має суттєву перевагу. Вона дає можливість в рамках визначеної темпоральними правилами послідовності дій, що мають виконуватись при реалізації управлінського рішення, сформувати декілька альтернативних варіантів рішення так, що вибір одного із варіантів виконується з урахуванням його семантики, представленої в рамках темпоральної онтології.

3. Мета і задачі дослідження

Метою дослідження є розробка прескриптивної моделі темпоральних знань з інтеграцією OWL-онтологій для підтримки рішень в ІС, з тим, щоб забезпечити можливість автоматизованого формування рекомендацій з управління з урахуванням семантики управлінських рішень.

Для досягнення даної мети необхідно вирішити такі задачі: розробити представлення темпоральних знань на основі інтеграції темпоральних правил та стандартизованих OWL-Time конструкцій; розробити прескриптивну модель темпоральних знань з можливостями семантичного відображення темпоральних правил на темпоральні онтологічні відношення.

4. Розробка представлення темпоральних знань на основі інтеграції темпоральних правил та OWL-Time онтологій

Об'єктом дослідження є процес формування рекомендацій в ІС на основі інтеграції темпоральних правил із стандартизованими онтологічними конструкціями для підтримки управлінських рішень. Предметом дослідження є методи формування рекомендацій в ІС на основі інтеграції темпоральних правил із стандартизованими онтологічними конструкціями для підтримки управлінських рішень.

Онтологія в контексті ІС є формальною моделлю знань, яка визначає базові поняття предметної області, їхні властивості та взаємозв'язки у вигляді, що забезпечує можливість автоматизованої обробки в ІС. Онтології створюють семантичну структуру, яка дає можливість оперувати зі змістом збереженої в цій структурі інформації і виводити нові знання на цій основі.

Розроблена онтологія темпоральних знань на основі стандартної онтології OWL-Time для підтримки рішень в ІС представлена на рис. 1. Базові класи OWL-Time описують темпоральні сутності (TemporalEntity), інтервали часу (time:Interval), моменти часу (time:Instant), а також протяжність інтервалу в часі (time:TemporalDuration).

Додаткові класи предметної області описують стани системи, що змінюються в часі (TemporalState), конкретні дії, що виконуються при зміні станів системи (ManagementAction), багатоступінні процеси з послідовностей станів та дій, що відображають переходи між станами на основі темпоральних відношень (Process).

Базові властивості в OWL-time онтології відображають початок (time:hasBeginning), завершення (time:hasEnd), тривалість (time:hasDuration) інтервалу, процесу. Розширені властивості відображають специфічні для предметної області характеристики, наприклад температуру (hasTemperature), управлінські рекомендації (hasRecommendation).

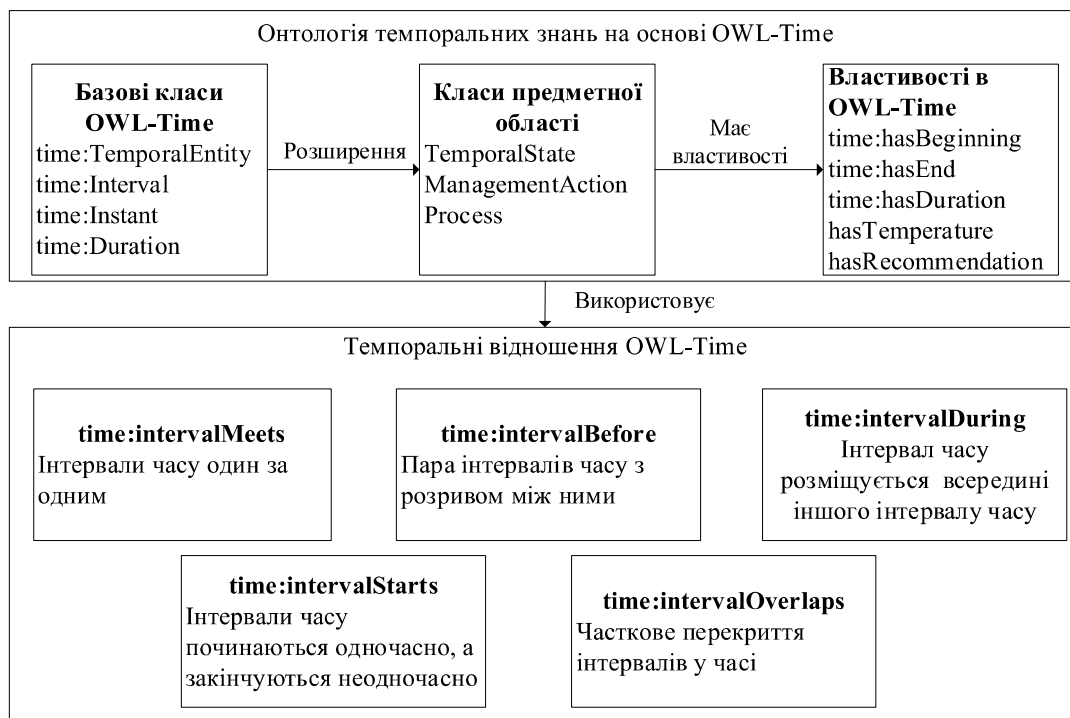


Рис. 1. Онтологія темпоральних знань на основі OWL-Time

Верхній рівень розробленого представлення темпоральних знань формується із правил NeXt, Future та Until (див. рис. 2). Правило NeXt відображає безпосереднє слідування подій у управлінському рішенні. Наприклад, послідовність «після завершення бюджетування виконується планування закупівель» представляється у вигляді правила NeXt(Бюджетування, План закупівель). Дане правило визначає таку залежність як обов'язкову послідовність робіт без проміжних дій.

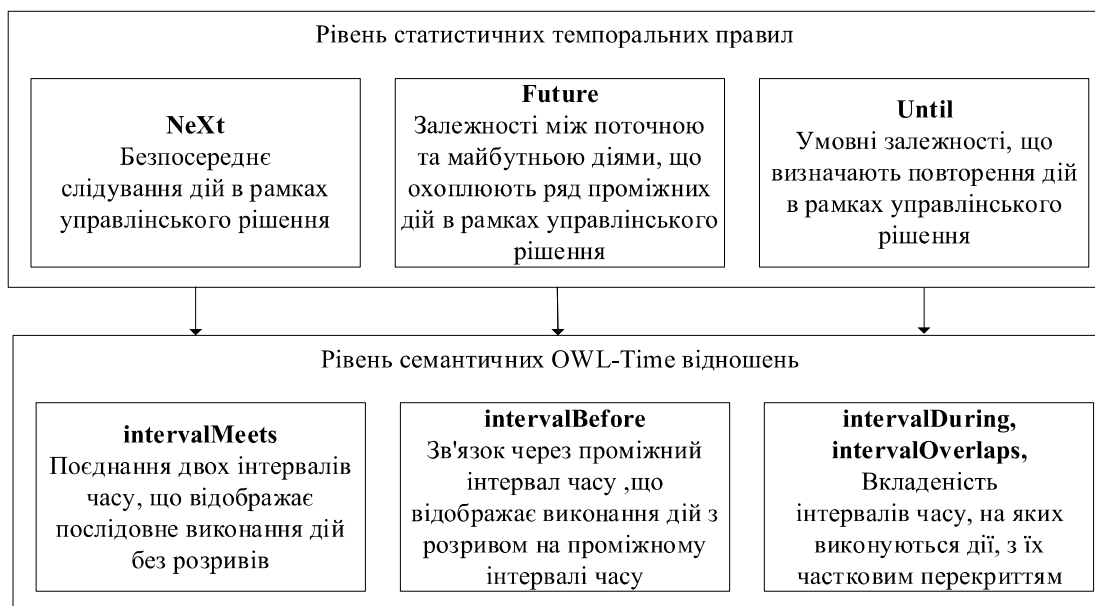


Рис. 2. Представлення темпоральних знань на основі поєднання темпоральних правил та OWL-Time онтологій

Темпоральне правило Future характеризує розділені у часі залежності між діями в рамках управлінського рішення. Наприклад, «розширення штату співробітників матиме як наслідок збільшення витрат на заробітну плату в майбутньому періоді» задається правилом Future(Розширення штату співробітників, Збільшення заробітної плати).

Правило Until задає умови, які перевіряються при виконанні дій рішення. Наприклад, правило Until(Моніторинг, Досягнення цілі, Уточнення стратегії) означає «потрібно продовжувати моніторинг показників до досягнення або зміни стратегії».

Нижній рівень розробленого представлення задається онтологічними темпоральними відношенням OWL-Time. Правило NeXt на даному рівні відображається як відношення безпосереднього стикування інтервалів часу «intervalMeets». Правило Future відображається на онтологічне відношення «intervalBefore» в OWL-Time, коли між заданими подіями існує інтервал часу й зберігається причинно-наслідковий зв'язок. Правило відображається на комбінацію онтологічних відношень «intervalDuring» та «intervalOverlaps». Перше відношення задає, що один процес відбувається в рамках іншого, а друге – що процеси частково перекриваються в часі.

Призначення обох рівнів даного представлення полягає в такому. Темпоральні правила визначаються на основі статистики щодо реалізації управлінських рішень. Розраховуються історичні дані про реалізовані послідовності подій, частоти переходів між станами і на цій основі виконується оцінка правил. Тобто правила обґрунтовують послідовність дій на основі статистичних даних.

Онтологічна складова відображає темпоральні правила через стандартизовані семантичні конструкції, що дає можливість виявляти логічні суперечності та виводити нові залежності на основі транзитивності темпоральних відношень.

5. Прескриптивна модель темпоральних знань

Формальний опис прескриптивної моделі темпоральних знань базується на дворівневому представленні таких знань, розглянутому у попередньому розділі.

Темпоральні правила $r_{j,m}$ верхнього рівня задають упорядкованість у часі між j -им та m -им станами об'єкта управління, що послідовно виникають внаслідок реалізації послідовності дій у складі управлінського рішення. Правила мають вагу $w_{j,m}^{temp}$, що визначається на основі відношення кількості реалізацій правила до загальної кількості можливих реалізацій всіх правил з використанням відомих даних про виконанні управлінські рішення. Відповідно, вища вага правил означає, що при минулих реалізаціях управлінських рішень ці правила частіше приводили до успішних результатів.

Онтологічна вага відображає коректність семантичного опису $o_{j,m}$ правила $r_{j,m}$ за умови $C(r_{j,m})$, що це правило не протирічить існуючим, тобто що не існує протиріччя з будь-яким іншим правилом $l_{j,m}$:

$$C(o_{j,m}) = \begin{cases} 1, & \text{if } \exists l_{j,m} = \neg o_{j,m}, \\ 0, & \text{otherwise.} \end{cases} \quad (1)$$

Вага визначається на базі кількості нових правил, які можуть бути побудовані в комбінації із правилом $o_{j,m}$ на основі відношення транзитивності. Тобто онтологічна вага $w_{j,m}^{ont}$ правила визначається на основі нормованої кількості відношень $n(l_{j,m}, o_{j,m})$ з іншими правилами $l_{j,m}$:

$$w_{j,m}^{ont} = n(l_{j,m}, o_{j,m}) | C(o_{j,m}) > 0. \quad (2)$$

Композиція правил $(l_{j,m}, o_{j,m})$ дає можливість отримувати нові правила, що визначають семантику шляху до повної реалізації рішення.

Загальна вага правил на двох рівнях становить зважену суму темпоральних правил $w_{j,m}^{temp}$ та відповідних онтологій $w_{j,m}^{ont}$ з коефіцієнтами a та b відповідно:

$$w_{j,m} = aw_{j,m}^{temp} + bw_{j,m}^{ont}. \quad (3)$$

Коефіцієнти a та b визначаються згідно з особливостями предметної області. Коефіцієнт a для темпоральних правил впливає на ефективність рішення, оскільки він відображає статистику успішних реалізацій управлінських рішень. Коефіцієнт b для онтологічних правил впливає на узгодженість правила з іншими правилами, що використовуються в даній предметній області. Тобто якщо ключовим у предметній області є накоплений досвід, то збільшується перший коефіцієнт, а якщо потрібно враховувати відсутність протиріч із існуючими знаннями про процеси в предметній області, то збільшується другий коефіцієнт.

Прескриптивна модель M темпоральних знань включає в себе множину $R = \{r_{j,m}\}$ темпоральних правил типів NeXt, Future та Until, множину відповідних онтологічних відношень O та множину ваг $W = \{w_{j,m}\}$:

$$M = (R, O, W). \quad (4)$$

Комбінація ваг (3) дає можливість вибирати такі дії в рамках управлінського рішення, які, з одного боку, приводили до успіху в минулому (тобто підтверджено їхню ефективність), а з іншого боку, відповідають формальним правилам щодо узгодженості з існуючою системою знань. Тобто для заданих вагових коефіцієнтів a та b можуть бути вибрані дії з максимальною вагою, що свідчить про їхню ефективність у минулому та поточну узгодженість із знаннями щодо предметної області. Такий підхід дає можливість реалізувати зворотний зв'язок щодо вибору рекомендацій. Результати поточного вибору правил впливають на майбутні ваги $w_{j,m}^{temp}$, що приводить до подальшого уточнення послідовності дій в рамках управлінського рішення.

Узагальнену послідовність побудови рекомендацій з управління на основі моделі наведено на рис. 3

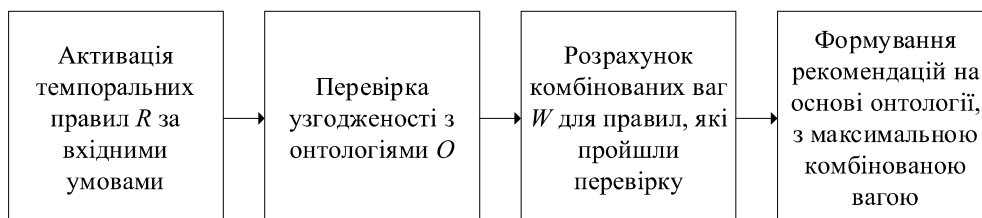


Рис. 3. Послідовність побудови рекомендацій з використанням темпоральних правил та OWL-Time онтологій

Розглянемо приклад перевірки узгодженості темпорального правила з онтологією. Якщо темпоральне правило визначає, що при перевищенні температури необхідно зупинити обладнання через 10 хвилин, а згідно з онтологією зупинка потребує 20-хвилинного інтервалу для даного обладнання, то дане темпоральне правило блокується.

6. Експериментальна перевірка властивостей моделі темпоральних знань

Експериментальна перевірка можливостей розробленої моделі виконана з використанням двох наборів даних.

Перший набір відображає зміну стану підшипника у процесі його роботи на промисловому обладнанні. Використані показники таких IoT-сенсорів:

- температура підшипника (змінюється діапазоні 25-85°C);
- вібрації (0,05-15,0 g);
- швидкість обертання (1200-2000 об/хв);
- сила струму двигуна (5-25 А).

Для даного набору виділено чотири категорії станів підшипника (за значенням ваги правил): нормальний (normal); потребує попередження (warning); аварійний (alarm); критичний (critical).

Пороги переходів між станами встановлено згідно з рекомендаціями стандартів IEEE 1349-2001 та ISO 13373-1:2002. Згідно з цими рекомендаціями, порогове значення температури для переходу до попередження про стан підшипників було визначено як 65°C. Порогове значення вібрації було визначено на рівні 2.0g.

Датасет містить 1933 переходи між цими станами.

Приклади отриманих темпоральних правил NeXt та Future та відповідних OWL-Time відношень наведено в табл. 1.

Таблиця 1

Приклади темпоральних правил та відповідних OWL-Time відношень

Темпоральне правило	Статистична характеристика правила, частота обертання (оборотів/сек.)	OWL-Time відношення
NeXt(warning → normal)	0,136	intervalMeets(MaintenanceAction, NormalOperation)
Future (warning → critical)	0,15	intervalMeets(MaintenanceAction, NormalOperation)

Приклад правила-попередження, отриманого з використанням логічного виведення за допомогою OWL-reasoner, представлено на рис. 4.

```

HighTemperature ≡ ∃hasTemperature.value >65°C
HighVibration ≡ ∃hasVibration.value >2.0g
HighRiskState ≡ WarningState ∧ HighTemperature ∧ HighVibration
HighRiskState → hasRecommendation.ImmediateInspection

```

Рис. 4. Правило переходу до стану попередження

На основі таких правил модель генерує рекомендації щодо управлінських дій. При переході між станами normal→warning представлено на рис. 4 правило-попередження

генерує рекомендацію ImmediateInspection – провести інспекцію стану відповідного підшипника. Вибір правила серед альтернатив обумовлений його вагою.

Порівняльний аналіз переходів між станами показав, що покриття ситуацій переходів правилами становить 88 % за умови 100 % логічної цілісності.

Другий набір даних Online Retail Dataset із репозиторію UCI Machine Learning Repository містить інформацію про покупки в інтернет-магазині подарункових наборів 4372 клієнтами. Приклад дворівневого представлення темпоральних знань для даного набору представлено на рис. 5.

```
rdfs:label "Future правило: Кошик → Нагадування"@uk
```

```
ecom:hasTemporalWeight "0.73",  
ecom:hasOntologicalWeight "0.88",  
ecom:hasCombinedWeight "0.727"  
ecom:hasAbandonmentThreshold "PT24H"  
ecom:hasReminderDelay "PT6H"
```

Рис. 5. Приклад представлення знань в системі електронної комерції

RDF-конструкція `ecom:FutureRule_CartReminder` є представленням темпорального правила Future-типу в рамках прескриптивної моделі темпоральних знань. Ідентифікатор `com:FutureRule` є підкласом базового класу `ecom:TemporalRule`. Імплементація правила Кошик → Нагадування відображає послідовність дій у часі. Запуск правила визначається параметром `ecom:hasAbandonmentThreshold "PT24H"`, тобто товар в кошику має перебувати 24 години перед запуском правила. Темпоральна вага `ecom:hasTemporalWeight "0.73"` відображає відсоток успішних реалізацій правила, як було представлено в розділі 4. Онтологічна вага `ecom:hasOntologicalWeight "0.88"` відображає ступінь узгодженості правила з існуючою онтологією згідно з (2). Комбінована вага `ecom:hasCombinedWeight "0.727"` розраховується згідно з (3) з коефіцієнтами 0.6 та 0.4, що відображають важливість інформації про успішне виконання правил. Ідентифікатор `ecom:hasReminderDelay "PT6H"` задає затримку для відправки нагадування. Представлене на рис. 5 правило задає нагадування користувачеві системи e-commerce щодо відібраних ним у кошику товарів. Сукупність таких темпоральних правил, зокрема «Until: Сесія активна → оновлення рекомендації з інтервалом T секунд», «NeXt: Користувач на сторінці → рекомендації згідно зі змістом сторінки», представлених OWL-Time онтологіями, дає можливість сформулювати процес підтримки рішень щодо взаємодії з клієнтом системи електронної комерції.

Таким чином, експериментальна перевірка показала, що дана модель на відміну від існуючих підходів дає можливість динамічно формувати рекомендації з урахуванням як досвіду імплементації рішень, так і онтологічного опису предметної області.

7. Обговорення результатів

Запропонована модель інтегрує статистичні та онтологічні підходи до представлення темпоральних знань. Статистична складова забезпечує підтримку успішного досвіду управлінських рішень. Онтологічна складова темпоральних знань забезпечує відсутність протиріч із описом предметної області, що дає можливість динамічно, в залежності від поточного стану об'єкта управління, формувати рекомендації з урахуванням семантики дій в рамках управлінського рішення.

Використання комбінованих ваг (3) створює умови для адаптації режиму формування рекомендацій в залежності від типу задач, які вирішує ІС. Збільшення ваги традиційних темпоральних правил дає можливість використати наявний досвід успішної реалізації

управлінських рішень. Збільшення ваги онтологічних правил дає можливість формувати рекомендації у відповідності до знань про предметну область.

Обмеження даного підходу пов'язані із суттєвими витратами на побудову онтологій спеціалізованих предметних областей. Відсутність опису предметної області без протиріч суттєво обмежує онтологічний рівень моделі і така модель спрощується до традиційних темпоральних правил.

Суттєва перевага даного підходу полягає у можливості еволюційного уточнення темпоральної складової моделі, оскільки вибір рішення приводить до зміни статистичних характеристик темпоральних правил. Така зміна, в свою чергу, може привести до подальшого уточнення рекомендацій.

Подальший розвиток моделі пов'язаний із використанням методів пояснювального штучного інтелекту для забезпечення прозорості процесу формування рекомендацій. В практичному плані інтеграція можливостей пояснювального штучного інтелекту може бути реалізована на основі доповнення (3) компонентом, який враховує можливість пояснення прийнятого рішення, що створить умови для обґрунтованого вибору людиною, що приймає рішення.

8. Висновки

Розроблено дворівневе представлення темпоральних знань для підтримки рекомендацій щодо управлінських рішень в ІС. Розроблене представлення комбінує можливості багатоваріантного опису послідовності дій управлінського рішення з можливостями його доповнення з урахуванням онтологічного опису предметної області. В практичному аспекті розроблене представлення створює умови для автоматизованого формування рекомендацій щодо дій управлінського рішення.

Запропоновано прескриптивну модель темпоральних знань, яка містить множину темпоральних правил, множину темпоральних онтологій, а також множину комбінованих ваг, що визначають вплив темпоральних правил та темпоральних онтологій на формування рекомендацій щодо дій управлінського рішення. Модель дає можливість формувати рекомендації щодо майбутніх дій управлінського рішення на основі композиції правил з перевіркою відповідності цих правил існуючим знанням щодо предметної області.

Перелік посилань:

1. Turban, E., Sharda, R., & Delen, D. (2020). Decision support and business intelligence systems (11th ed.). Pearson.
2. Power, D. J. (2021). A brief history of decision support systems. *Journal of Decision Systems*, 30(2), 73–92. <https://doi.org/10.1080/12460125.2021.1893339>
3. Bloomfire. (2025). How knowledge management enhances decision-making. <https://bloomfire.com/blog/how-knowledge-management-enhances-decision-making/>
4. Abacademies. (2021). The impact of decision-making models and knowledge management practices on performance. *International Journal of Economics and Business Modeling*, 12(1), 45–61. <https://doi.org/10.31961/ijebm.v12i1.10558>
5. EliXR-TIME Consortium. (2022). EliXR-TIME: A temporal knowledge representation for clinical process mining. *Journal of Biomedical Informatics*, 135, Article 104103. <https://doi.org/10.1016/j.jbi.2022.104103>
6. Hou, Z., Jin, X., Li, Z., Bai, L., Guan, S., Zeng, Y., Guo, J., & Cheng, X. (2023). Temporal knowledge graph reasoning based on N-tuple modeling. In *Findings of the Association for Computational Linguistics: EMNLP 2023* (pp. 1090–1100). Association for Computational Linguistics. <https://aclanthology.org/2023.findings-emnlp.77>
7. Bertsimas, D., & Kallus, N. (2020). From predictive to prescriptive analytics. *Management Science*, 66(3), 1025–1044. <https://doi.org/10.1287/mnsc.2018.3253>
8. Lepenioti, K., Bousdekis, A., Apostolou, D., & Mentzas, G. (2020). Prescriptive analytics: Literature review and research challenges. *International Journal of Information Management*, 50, 57–70. <https://doi.org/10.1016/j.ijinfomgt.2019.09.003>
9. Davenport, T. H., & Harris, J. G. (2024). *Competing on analytics 2.0: Prescriptive, cognitive, and augmented intelligence*. Harvard Business Review Press.

10. EliXR-TIME Consortium. (2024). Automated generation of prescriptive process recommendations using temporal patterns. *Data & Knowledge Engineering*, 150, Article 103012. <https://doi.org/10.1016/j.datak.2023.103012>
11. EliXR-TIME Consortium. (2024). Scalable temporal reasoning algorithms for large-scale knowledge graphs. In *Proceedings of the 2024 International Conference on Knowledge Graphs*, 54–63. <https://doi.org/10.1145/3618000.3618012>
12. Shoush, M., Dumas, M., La Rosa, M., & Maggi, F. M. (2024). White box specification of intervention policies for prescriptive process monitoring. *Data & Knowledge Engineering*, 149, Article 102271. <https://doi.org/10.1016/j.datak.2023.102271>
13. Simon, H. A. (1977). *The new science of management decision* (Revised ed.). Prentice-Hall.
14. Allen, J. F. (1983). Maintaining knowledge about temporal intervals. *Communications of the ACM*, 26(11), 832–843. <https://doi.org/10.1145/358434.358439>
15. Чалый, С. Ф., & Прибыльнова, І. Б. (2021). Представлення узгоджених знань з урахуванням їх логічної несуперечливості для задачі побудови пояснень в інтелектуальних інформаційних системах. *Інформаційні технології та комп'ютерні системи*, 28, 45–54. <https://doi.org/10.33099/itcs.2021.28.045>
16. Nonaka, I., & Takeuchi, H. (2020). The knowledge-creating company revisited: A dynamic model of knowledge creation. *Knowledge Management Research & Practice*, 18(3), 279–302. <https://doi.org/10.1080/14778238.2020.1747980>
17. W3C OWL Working Group. (2012). *OWL 2 Web Ontology Language Document Overview* (2nd ed.). W3C Recommendation. <https://www.w3.org/TR/owl2-overview/>
18. W3C Working Group. (2017). *Time Ontology in OWL*. W3C Recommendation. <https://www.w3.org/TR/owl-time/>
19. Gruber, T. R. (2021). Toward principles for the design of ontologies used for knowledge sharing. *International Journal of Human-Computer Studies*, 122, 25–37. <https://doi.org/10.1016/j.ijhcs.2018.02.004>
20. Levykin, V., & Chala, O. (2018). Method of automated construction and expansion of the knowledge base of the business process management system. *EUREKA: Physics and Engineering*, 4, 29–35. <https://doi.org/10.21303/2461-4262.2018.00676>
21. Chala, O. (2018). Construction of temporal rules for the representation of cause-effect dependencies in business processes. *Advanced Information Systems*, 2(3), 54–59. <https://doi.org/10.20998/2522-9052.2018.3.09>
22. Chala, O. (2018). Models of temporal dependencies for a probabilistic knowledge base. *Econtechmod. An International Quarterly Journal*, 7(3), 53–58. <https://yadda.icm.edu.pl/yadda/element/bwmeta1.element.baztech-9d6a1102-180c-4298-b6b4-998723111507>
23. Chala, O. (2019). Development of information technology for the automated construction and expansion of the temporal knowledge base in the tasks of supporting management decisions. *Technology Audit and Production Reserves*, 1(2), 9–14. <https://doi.org/10.15587/2312-8372.2019.160205>

Надійшла до редколегії 18.09.2025 р.

Чала Оксана Вікторівна, доктор технічних наук, доцент, завідувачка кафедри РТІКС ХНУРЕ, м. Харків, Україна, e-mail: oksana.chala@nure.ua; ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-9982-9091>

Бітченко Олександр Миколайович, кандидат технічних наук, доцент, доцент кафедри РТІКС ХНУРЕ, м. Харків, Україна, e-mail: oleksandr.bitchenko@nure.ua; ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-4561-1046>

Сайківська Лілія Федорівна, кандидат технічних наук, доцент, доцент кафедри РТІКС ХНУРЕ, м. Харків, Україна, e-mail: liliia.saikivska@nure.ua; ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-4139-7732>

Алфьоров Микола Євгенович, старший викладач кафедри РТІКС ХНУРЕ, м. Харків, Україна, e-mail: mykola.alforov@nure.ua; ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-1590-3902>

Ганшин Дмитро Геннадійович, старший викладач кафедри РТІКС ХНУРЕ, м. Харків, Україна, e-mail: dmytro.hanshyn@nure.ua; ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-3294-4220>