

О.В. ЧАЛА, Б.С. ЄВДОКИМОВ

РОЗРОБКА МЕТОДУ УТОЧНЕННЯ РЕКОМЕНДАЦІЙ З ВИКОРИСТАННЯМ ТЕМПОРАЛЬНИХ ЗНАНЬ В ЗАДАЧАХ ІНДИВІДУАЛЬНОГО СТРАХУВАННЯ

Проведено дослідження процесу побудови рекомендацій в задачах індивідуального страхування. Виконано структурування темпоральних правил як форми представлення темпоральних знань для задачі побудови рекомендацій при персоналізованому страхуванні. Розроблено метод уточнення рекомендацій у режимі онлайн з використанням темпоральних знань. Метод складається з фази формування темпоральних правил у офлайн-режимі та фази побудови рекомендацій у онлайн-режимі. Фаза побудови рекомендацій полягає у формуванні темпоральних залежностей щодо дій цільового користувача, а також уточненні рекомендацій на основі отриманих темпоральних знань.

1. Вступ

Рекомендаційні системи сьогодні знаходять широке застосування у різноманітних галузях, включаючи електронну комерцію, медіа-індустрію, охорону здоров'я та фінансовий сектор. Основна функція таких систем полягає у наданні допомоги користувачам у виборі товарів, послуг чи інформації, які найточніше відповідають їхнім перевагам та вимогам. У контексті індивідуального страхування такі системи орієнтовані на підтримку процесу вибору страхових продуктів та використовують комплексний аналіз історії клієнта, його профілю ризиків та інших релевантних факторів [1]. Персоналізація страхування сприяє підвищенню якості обслуговування та рівня задоволеності клієнтів. Останні є ключовими факторами успіху в умовах висококонкурентного страхового ринку [2]. Використання знання-орієнтованих підходів створює умови для розробки ефективних рекомендаційних систем, здатних забезпечити високий рівень індивідуалізації страхових продуктів.

Процес розробки рекомендаційних систем для індивідуального страхування пов'язаний із рядом специфічних викликів. Одним із ключових викликів є необхідність обробки великих обсягів даних, в тому числі історичних даних про страхові випадки, даних про профілі клієнтів та їхні поведінкові патерни. Ефективна обробка та аналіз цих даних потребують застосування алгоритмів обробки знань, а також моделей машинного навчання, здатних забезпечити високу точність рекомендацій [3]. Окрім того, рекомендації мають бути прозорими і зрозумілими, щоб клієнти розуміли логіку вибору тих чи інших страхових продуктів. Такий підхід не лише сприяє підвищенню довіри до системи, але й надає клієнтам можливість приймати обґрунтованіші та зваженіші рішення щодо вибору страхових послуг.

Зазначене свідчить про актуальність проблеми розробки знання-орієнтованих підходів до побудови персоналізованих рекомендацій.

2. Аналіз літературних даних і постановка проблеми дослідження

На сьогодні ряд досліджень присвячено застосуванню інтелектуальних підходів для персоналізованих рекомендацій клієнтам у страховій галузі [4]. Як базові використовуються підходи до побудови рекомендацій на основі колаборативної фільтрації, контентної фільтрації, а також гібридні підходи. Колаборативна фільтрація ґрунтується на порівняльному аналізі вподобань подібних користувачів. Контентна фільтрація враховує характеристики страхових продуктів та профілі клієнтів [5], [6]. Однак ці методи мають певні обмеження. Побудова рекомендацій за допомогою колаборативної фільтрації стикається з труднощами в ситуації «холодного старту», коли для нових користувачів або

продуктів бракує достатньої кількості даних для формування рекомендацій [7]. З іншого боку, контентна фільтрація може не враховувати всі нюанси взаємодії між користувачами та продуктами, оскільки вона використовує лише підмножину їх атрибутів [8]. Знання-орієнтовані методи побудови рекомендацій пропонують альтернативний підхід, який спирається на глибоке розуміння предметної області та використання експертних знань [9]. Ці методи дають можливість врахувати специфічні аспекти страхування, такі як ризики, ймовірності страхових випадків та історичні дані, що сприяє створенню точніших та релевантніших рекомендацій в офлайн-режимі.

Зважаючи динамічну зміну підходів до страхування в галузі, а також зміну клієнтів, необхідно враховувати темпоральні аспекти знань. Використання темпоральних знань дає можливість актуалізувати рекомендації і, відповідно, підвищити їх точність [10]. В роботах [11]-[14] розглянуто питання представлення, побудови та використання темпоральних знань у формі зважених темпоральних правил [11]. Такі знання розглядаються у відносному часі, тобто задається темпоральна упорядкованість подій [12]. Сформовані з використанням алгоритму [13] правила використовуються для підтримки нових варіантів процесу прийняття рішень [14]. Зв'язок темпоральних залежностей з каузальністю було досліджено в роботі [15]. Можливість опису змін вподобань користувачів з часом обґрунтовано в роботі [16], [17]. Підходи до вирішення задач побудови рекомендацій з використанням темпоральних знань, в тому числі в ситуації холодного старту, досліджувались в роботах [18]-[20].

Однак в розглянутих роботах не приділяється достатньо уваги вирішенню задач уточнення рекомендацій в онлайн-режимі, що є важливою в задачах персоналізованого страхування. Така задача може бути вирішена з використанням темпоральних знань.

3. Мета і задачі дослідження

Метою дослідження є розробка підходу до побудови рекомендацій в проєктах персоналізованого страхування з використанням темпоральних знань з тим, щоб адаптувати запропоновані плани страхування згідно з поведінкою клієнта на сторінках сайту страхової компанії.

Для досягнення цієї мети необхідно вирішити такі задачі: виконати структурування темпоральних правил з урахуванням особливостей процесу побудови рекомендацій щодо страхування у режимі онлайн; розробити метод уточнення рекомендацій щодо вибору страхового продукту з використанням темпоральних знань.

4. Структуризація темпоральних правил для задачі побудови рекомендацій

Представлення темпоральних знань для побудови рекомендацій в задачах індивідуального страхування має враховувати ряд факторів, пов'язаних із властивостями темпоральних знань. По-перше, темпоральне представлення має відображати комбінацію явних та неявних персональних знань клієнтів системи персонального страхування, а також менеджерів страхової компанії. Така умова дозволяє при побудові рекомендацій врахувати практичний досвід щодо продажів страхових планів. По-друге, представлення має враховувати ймовірнісний характер темпоральних знань, що відображає невизначеність причинно-наслідкових зв'язків внаслідок застосування клієнтами та менеджерами неявних знань. По-третє, представлення темпоральних знань має забезпечити автоматизовану адаптацію рекомендацій при зміні поведінки користувача. Тобто темпоральні знання мають забезпечити формування впорядкованої у часі послідовності станів системи страхування, яка «підводить» клієнта до персоналізованої рекомендації щодо страхового плану. Така адаптація виконується з урахуванням ваг темпоральних правил. Тобто вага правил має відображати ступінь загальності даного елемента знань. Це дозволяє виділити ключові траєкторії прийняття рішень клієнтом страхової компанії. Крім того, темпоральні залежності можуть представляти знання про дані страхового клієнта з різним ступенем деталізації, що забезпечує можливість

використання різних рівнів абстракції при аналізі та прийнятті рішень. Форма представлення темпоральних залежностей повинна передбачати можливості їх автоматизованого або напівавтоматичного уточнення при вирішенні задач підтримки управлінських рішень, що дозволяє враховувати нову інформацію та динамічні зміни в проєкті.

Представлення темпоральних залежностей для задач побудови рекомендацій в проєктах індивідуального страхування поєднує в собі такі компоненти: інформація щодо станів процесу вибору страхового плану користувачем; відношення, що описують упорядкованість цих станів у часі.

Інформація щодо стану процесу вибору страхового плану містить дані щодо назви поточної сторінки платформи страхування, елементу на сторінці, з яким працює користувач, ідентифікатора користувача тощо. Кожен такий елемент даних представляється елементарним фактом $v_{i,k}$ (тобто фактом того, що k – та змінна містить відповідні дані). Кон'юнкція цих фактів описує i -й стан процесу v_i :

$$v_i = \bigwedge_k (v_{i,k}). \quad (1)$$

Факти виникнення станів (1) можуть бути істинними в різні моменти часу, однак для темпоральних знань використовується відносний час, тобто просто темпоральна упорядкованість цих фактів. Процес вибору страхового плану користувачем відображається послідовністю V фактів у часі:

$$V = \langle v_1, v_2, \dots, v_{|V|} \rangle. \quad (2)$$

Багаторазова імплементація процесу вибору страхового плану представляється множиною Π послідовностей V .

Тоді темпоральна залежність td_m визначає упорядкованість у часі для пари фактів $\langle v_{m-1}, v_m \rangle$ з однієї послідовності V :

$$td_m \equiv \langle v_{m-1}, v_m \rangle | (v_{m-1}, v_m) \in V. \quad (3)$$

Темпоральне правило tr_l визначає упорядкованість у часі для підмножини пар однакових фактів із множини Π із різних послідовностей V :

$$tr_l \equiv \{ \langle v_{l-1}, v_l \rangle \}. \quad (4)$$

Представлення темпоральних правил (4) дає можливість узагальнити знання про поведінку декількох користувачів, оскільки воно відображає спільні залежності між діями у процесі вибору страхового полісу. Наприклад, перехід між парою однакових сторінок, вибір однакових елементів на сторінці тощо.

5. Метод побудови рекомендацій з використанням темпоральних знань

Розроблений метод базується на інтеграції офлайн- та онлайн-підходів до побудови рекомендацій. Офлайн-режим формування рекомендацій передбачає наявність попередньо сформованої бази знань, що містить розраховані на основі даних про продажі залежності щодо вподобань схожих користувачів або ж латентні залежності щодо властивостей запропонованих товарів з точки зору цих користувачів. Цей підхід базується на обробці великих обсягів даних з використанням складних алгоритмів без жорстких обмежень щодо часу виконання. Однак побудовані рекомендації потенційно можуть бути неактуальними, оскільки не враховують можливі поточні зміни потреб клієнтів страхової компанії.

Онлайн-обчислення, особливо з використанням темпорального моделювання, забезпечують можливість швидкого реагування на поточні події, що виникають у процесі взаємодії користувача із системою страхування, уточнюючи рекомендації в режимі реального часу. Це дозволяє адаптувати рекомендації до змін у вподобаннях користувачів. Проте, онлайн-режим накладає обмеження на обчислювальну складність алгоритмів та обсяг даних, які можна обробити в реальному часі, що може вплинути на точність рекомендацій. Тому розроблений метод доповнює традиційні рекомендації, сформовані в офлайн-режимі, уточненими рекомендаціями, отриманими з використанням темпоральних правил. В результаті рекомендації адаптуються до поточного контексту дій користувача.

Удосконалений метод побудови рекомендацій з використанням темпоральних знань складається з двох основних фаз: формування темпоральних знань та побудови рекомендацій.

Фаза 1. Формування темпоральних знань.

Етап 1.1. Формування послідовностей фактів (2).

На цьому етапі відбувається збір та структурування даних про дії користувачів у хронологічному порядку. Кожен факт представляється у вигляді кортежу, що містить інформацію про час дії, користувача, дію користувача, а також контекст цієї дії. Результатом етапу є сформована послідовність фактів, де кожен факт v_i представляє дію a_i , виконану (завершену) користувачем u_i в контексті c_i в момент часу t_i .

Етап 1.2. Формування темпоральних залежностей (3).

На основі послідовності фактів виявляються темпоральні залежності між діями користувачів. Ці залежності відображають можливі причинно-наслідкові зв'язки між подіями. Результатом етапу є набір темпоральних залежностей $TD = \{td_m\}$, де кожна залежність d_m представляє зв'язок у часі (упорядкованість) між двома фактами для дій одного користувача.

Етап 1.3. Формування темпоральних правил (4):

На цьому етапі генеруються темпоральні правила, які описують типові послідовності дій користувачів з урахуванням часових аспектів. Ці правила узагальнюють темпоральні залежності, отримані на етапі 1.2. Результатом етапу є набір темпоральних правил $TR = \{tr_k\}$, де кожне правило tr_k представляє собою формалізований опис закономірності у часовому аспекті у поведінці користувачів.

Результатом першої фази є модель поведінки користувачів, представлена у вигляді темпоральних правил, що відображають ключові аспекти вибору користувачів у часовому контексті.

Фаза 2. Побудова рекомендацій.

Етап 2.1. Формування темпоральної залежності для поточного процесу:

На даному етапі виконується аналіз фактів, що відображають останні дії цільового користувача, та формується темпоральна залежність, що відображає поточну послідовність дій цільового користувача. Результатом етапу є темпоральна залежність $td_{current}$ для останньої пари фактів.

Етап 2.2. Пошук темпоральних правил, що включають темпоральну залежність:

Здійснюється пошук у наборі темпоральних правил TR тих правил, які відповідають поточній темпоральній залежності $td_{current}$. Результатом етапу є темпоральне правило $tr_{relevant} \in TR$, що узагальнює поточну темпоральну залежність $td_{current}$.

Етап 2.3. Пошук користувачів u_i , що використовували правила, отримані на етапі 2.2.

На даному етапі ідентифікуються користувачі, чия поведінка в минулому (за результатами етапу 1.3) відповідала правилу $tr_{relevant}$. Результатом етапу є набір

користувачів $U_{similar}$, чия поведінка корелює з поточною поведінкою цільового користувача.

Етап 2.4. Прогнозування поведінки цільового користувача на основі вибраних темпоральних правил для схожих користувачів.

На даному етапі виконується відбір темпоральних правил $TR_{similar}$, що були використані схожими користувачами $U_{similar}$. На основі цих темпоральних правил з використанням методу [14] здійснюється прогнозування майбутніх дій цільового користувача. Результатом етапу є прогнозована послідовність майбутніх дій цільового користувача з урахуванням темпоральних аспектів.

Етап 2.5. Уточнення офлайн-рекомендацій відповідно до результатів етапу 2.4.

Попередньо сформовані офлайн-рекомендації коригуються з урахуванням прогнозу Pforecast, отриманого на основі аналізу поточної поведінки користувача. На даному етапі враховується контекст c_i , що містить інформацію про вибір користувачем сторінки та елементу на сторінці з відповідним планом індивідуального страхування.

Результатом етапу є уточнені рекомендації, які враховують як офлайн-аналіз, так і поточну поведінку користувача в режимі реального часу.

Таким чином, розроблений метод дозволяє інтегрувати переваги офлайн- та онлайн-режимів побудови рекомендацій. Це підвищує релевантність та персоналізацію рекомендацій, враховуючи динамічні зміни в поведінці користувачів та контексті їхніх дій.

6. Експериментальна перевірка методу та обговорення отриманих результатів

Рисунок 1 ілюструє результат взаємодії рекомендаційної системи з існуючим веб-додатком для персоналізованого страхування. Для генерації персоналізованих рекомендацій, представлених на екранній формі, система використовує такі дані користувачів, як історія попередніх транзакцій, персональна інформація та дані про страхові поліси користувачів зі схожими характеристиками. За результатами аналізу поведінки користувача в системі рекомендаційний алгоритм пропонує три найраціональніші страхові тарифи, які відповідають потребам та профілю конкретного користувача. У рамках експериментальної перевірки методу побудови рекомендацій щодо персоналізованого страхування з використанням темпоральних знань було проведено оцінювання рівня задоволеності клієнтів. Для цього було реалізовано багатоетапний процес анкетування, що дозволив отримати детальний зворотний зв'язок щодо якості наданих рекомендацій та загального досвіду взаємодії з системою. Дослідження базувалося на репрезентативній вибірці клієнтів, які активно використовували рекомендаційну систему протягом визначеного періоду. Вибірка охоплювала різноманітні демографічні та соціально-економічні групи, а також клієнтів з різними страховими потребами, що забезпечило всебічне охоплення цільової аудиторії.

Розроблена анкета складалася з декількох тематичних блоків, спрямованих на оцінку різних аспектів задоволеності клієнтів. Зокрема, респонденти оцінювали релевантність рекомендованих страхових продуктів їхнім індивідуальним потребам та очікуванням, ергономічність інтерфейсу системи, інтуїтивність навігації та зрозумілість представлених рекомендацій. Додатково, клієнти висловлювали свою думку щодо оперативності генерації рекомендацій після введення вхідних даних, загального враження від користування системою та готовності рекомендувати її іншим потенційним користувачам.

Анкети були надані клієнтам з використанням електронної пошти. Після збору даних було проведено їх статистичний аналіз для визначення середніх показників задоволеності за кожним оцінюваним аспектом. Особлива увага приділялася якісному аналізу коментарів та пропозицій клієнтів для виявлення потенційних напрямків удосконалення системи.

Bitte geben Sie Ihre Daten ein. Pflichtfelder sind mit einem Stern (*) gekennzeichnet.

Рис. 1. Результат впровадження методу побудови рекомендацій для індивідуального страхування

Результати експериментальної перевірки представлено в таблиці 1.

Таблиця 1

Середня оцінка задоволеності клієнтів

Розділ анкети	Опис	Середня оцінка
Відповідність рекомендацій	Оцінка відповідності рекомендованих страхових продуктів потребам та очікуванням клієнтів	9,6
Інтерфейс системи	Оцінка зручності та простоти користування інтерфейсом системи	8,3
Простота навігації	Оцінка простоти навігації в системі	7,8
Зрозумілість рекомендацій	Оцінка зрозумілості отриманих рекомендацій	9,1
Швидкість отримання рекомендацій	Оцінка задоволення швидкістю отримання рекомендацій після введення даних	9,6
Досвід користування	Оцінка загального досвіду користування системою	8,9
Готовність рекомендувати	Готовність клієнтів рекомендувати систему іншим	8,6

Результати дослідження продемонстрували високий рівень відповідності рекомендованих страхових продуктів потребам клієнтів, що свідчить про ефективність застосованого методу побудови рекомендацій з використанням темпоральних знань. Респонденти позитивно оцінили інтерфейс системи, відзначаючи його інтуїтивність та простоту використання. Більшість учасників опитування вказали, що час генерації рекомендацій відповідав їхнім очікуванням. Загальний рівень задоволеності клієнтів виявився високим, що підтверджує ефективність та зручність використання розробленої рекомендаційної системи.

Результати експериментальної перевірки свідчать про можливість практичного застосування темпоральних знань у рекомендаційних системах для підтримки індивідуального страхування.

Впровадження рекомендаційних алгоритмів у процеси страхування забезпечує можливість постійного удосконалення процесу страхування згідно з потребами клієнтів.

Тому при експериментальній перевірці методу було використано анкетування клієнтів.

Використання темпоральних знань у рекомендаційній системі створює умови для врахування змін вимог клієнтів страхової компанії з часом. Наприклад, рекомендація може включати модифікацію страхового плану на основі аналізу довгострокових тенденцій у медичних витратах клієнта. Якщо клієнт має високі медичні витрати, то рекомендація може полягати у переході на план страхування з меншими витратами. Такий підхід забезпечує формування персоналізованих рекомендацій, які не лише відповідають поточним потребам, але й враховують потенційні зміни в поведінці та обставинах страхування клієнта.

Автоматизація процесів аналізу даних та генерації рекомендацій на основі темпоральних знань створює умови значного скорочення часових та ресурсних витрат на підтримку процесу страхування за рахунок адаптації маршруту вибору страхового полісу у режимі онлайн відповідно до потреб користувача. Як наслідок, підвищується точність рекомендацій та задоволеність клієнтів, що може позитивно вплинути на прибутковість компанії.

Подальший розвиток даного підходу пов'язаний із наданням обґрунтованих пояснень щодо процесу формування запропонованих рекомендацій. Це досягається шляхом інтеграції експертних знань, які враховують специфіку страхової галузі. Використання пояснень сприяє підвищенню довіри клієнтів за рахунок кращого розуміння процесу прийняття рішень щодо страхування.

8. Висновки

Виконано структурування темпоральних правил для задачі побудови рекомендацій в проектах персоналізованого страхування. Показано, що факти у складі правил мають відображати результат взаємодії користувача із платформою електронного страхування. Темпоральні залежності відображають упорядкованість фактів у часі для одного користувача при одноразовому виборі страхового плану. Темпоральні правила узагальнюють поведінку декількох користувачів. Правила використовують відносний час, що дає можливість зробити узагальнення дій декількох користувачів.

Розроблено метод побудови рекомендацій у режимі онлайн з використанням темпоральних знань. Метод складається з двох фаз: формування темпоральних знань та побудови рекомендацій. Перша фаза виконується в офлайн-режимі і призначена для формування бази темпоральних правил, що узагальнюють поведінку користувачів. Друга фаза виконується в режимі онлайн і полягає у формуванні темпоральних залежностей щодо дій цільового користувача, підборі темпоральних правил, що відповідають цій залежності, а також уточненні рекомендацій з урахуванням визначених правил. Метод дає можливість оперативно адаптувати рекомендації з урахуванням поточних дій користувача, що створює умови для підвищення довіри користувачів до пропозицій рекомендаційної системи.

Перелік посилань:

1. Zhang, J. (2022). Design and Implementation of Insurance Product Recommendation System. *Frontiers in Computing and Intelligent Systems*, 1(2), 63-66. doi: <https://doi.org/10.54097/fcis.v1i2.1774>
2. Zanke, P. (2024). Transforming customer experience with personalized analytics and AI. *International Journal of Creative Research Thoughts*, 12, 2320-2882.
3. Zheng, L., & Guo, L. (2020). Application of Big Data Technology in Insurance Innovation. doi: <https://doi.org/10.2991/assehr.k.200401.061>
4. Adeoye, O., Okoye, C., Ofodile, O., Odeyemi, O., Addy, W., & Ajayi-Nifise, A. (2024). Integrating artificial intelligence in personalized insurance products: A pathway to enhanced customer engagement. *International Journal of Management & Entrepreneurship Research*, 6(3), 502-511. doi: <https://doi.org/10.51594/ijmer.v6i3.840>
5. Smith, B., & Linden, G. (2017). Two decades of recommender systems at Amazon.com. *IEEE Internet Computing*, 21(3), 12-18. doi: <https://doi.org/10.1109/MIC.2017.72>

6. Ricci, F., Rokach, L., & Shapira, B. (2022). *Recommender Systems Handbook*. Springer. doi: <https://doi.org/10.1007/978-1-4899-7637-6>
7. Schein, A. I., Popescul, A., Ungar, L. H., & Pennock, D. M. (2002). Methods and metrics for cold-start recommendations. *Proceedings of the 25th Annual International ACM SIGIR Conference on Research and Development in Information Retrieval*, 253-260. doi: <https://doi.org/10.1145/564376.564421>
8. Lops, P., De Gemmis, M., & Semeraro, G. (2011). Content-based recommender systems: State of the art and trends. *Recommender Systems Handbook*, 73-105. doi: https://doi.org/10.1007/978-0-387-85820-3_3
9. Aggarwal, C. C. (2016). *Recommender Systems: The Textbook*. Springer. doi: <https://doi.org/10.1007/978-3-319-29659-3>
10. Campos, P. G., Díez, F., & Cantador, I. (2014). Time-aware recommender systems: A comprehensive survey and analysis of existing evaluation protocols. *User Modeling and User-Adapted Interaction*, 24(1-2), 67-119. doi: <https://doi.org/10.1007/s11257-012-9136-x>
11. Levykin, V., & Chala, O. (2018). Method of determining weights of temporal rules in Markov logic network for building knowledge base in information control system. *EUREKA: Physics and Engineering*, 5, 3-10. doi: <http://dx.doi.org/10.21303/2461-4262.2018.00713>
12. Чала, О.В. (2018). Побудова темпоральних правил для представлення знань в інформаційно-управляючих системах. *Сучасні інформаційні системи*, 2(3), 54-59. doi: <https://doi.org/10.20998/2522-9052.2018.3.09>
13. Levykin, V., & Chala, O. (2018). Development of a method of probabilistic inference of sequences of business process activities to support business process management. *Eastern-European Journal of Enterprise Technologies*, 5/3(95), 16-24. doi: <https://doi.org/10.15587/1729-4061.2018.142664>
14. Левикін, В. М., & Чала, О. В. (2018). Підтримка прийняття рішень в інформаційно-управляючих системах з використанням темпоральної бази знань. *Сучасні інформаційні системи*, 2(4), 101-107. doi: <https://doi.org/10.20998/2522-9052.2018.4.17>
15. Chalyi, S., & Leshchynskyi, V. (2020). Temporal representation of causality in the construction of explanations in intelligent systems. *Advanced Information Systems*, 4(3), 113-117.
16. Чалий, С. Ф., & Лещинський, В. О. (2020). Темпоральні патерни вподобань користувачів в задачах формування пояснень в рекомендаційній системі. *Бионика интеллекта*, 2 (95), 21-27.
17. Chalyi, S., & Pribylnova, I. (2019). The method of constructing recommendations online on the temporal dynamics of user interests using multilayer graph. *EUREKA: Physics and Engineering*, 3, 13-19.
18. Chalyi, S., Leshchynskyi, V., & Leshchynska, I. (2020). Detailing explanations in the recommender system based on matching temporal knowledge. *Eastern-European Journal of Enterprise Technologies*, 4(2 (106)), 6-13.
19. Чалий, С. Ф., Лещинський, В. О., & Лещинська, І. О. (2019). Доповнення вхідних даних рекомендаційної системи в ситуації циклічного холодного старту з використанням темпоральних обмежень типу «NEXT». *Системи управління, навігації та зв'язку*, 4(56), 105-109.
20. Chalyi, S., Leshchynskyi, V., & Leshchynska, I. (2020). Method of forming recommendations using temporal constraints in a situation of cyclic cold start of the recommender system. *EUREKA: Physics and Engineering*, 4, 34-40.

Надійшла до редколегії 25.04.2024 р.

Чала Оксана Вікторівна, доктор технічних наук, доцент, професор кафедри ІУС ХНУРЕ, м. Харків, Україна, e-mail: oksana.chala@nure.ua; ORCID: <https://orcid.org/0000-0001-8265-2480> (науковий керівник здобувача вищої освіти Євдокимова Богдана Сергійовича).

Євдокимов Богдан Сергійович, здобувач вищої освіти, група УПГІТм-22-2, факультет комп'ютерних наук, ХНУРЕ, м. Харків, Україна, e-mail: bohdan.ievdokymov@nure.ua