

С. Ф. Чалий¹, А. С. Чуприна¹, А. Ю. Кальницька¹, І. Б. Прибільнова¹¹ХНУРЕ, м. Харків, Україна, serhii.chalyi@nure.ua, ORCID iD: 0000-0002-9982-9091¹ХНУРЕ, м. Харків, Україна, anastasiya.chupryna@nure.ua, ORCID iD: 0000-0003-0394-9900¹ХНУРЕ, м. Харків, Україна, angelika.kalnitskaya@nure.ua, ORCID iD: 0000-0002-5613-4150¹ХНУРЕ, м. Харків, Україна, inna.butsukina@nure.ua, ORCID iD: 0000-0001-6851-5340

МЕТОД ПОБУДОВИ АДАПТИВНИХ ПОЯСНЕНЬ В СИСТЕМАХ ЕЛЕКТРОННОЇ КОМЕРЦІЇ НА ОСНОВІ ЕВОЛЮЦІЇ КОРИСТУВАЦЬКИХ ВІДГУКІВ

Розглянуто методи побудови пояснень щодо рекомендацій в системах електронної комерції на основі аналізу еволюції відгуків користувачів. Розроблено метод побудови адаптивних пояснень з використанням великих мовних моделей, який базується на представленні еволюції продукту, що враховує його характеристики та сентимент у відгуках користувачів. Метод містить етапи формування бази відгуків, відстеження змін сентименту для кожної характеристики, ідентифікації подій покращень продукту, вибору рівня деталізації пояснень згідно фази життєвого циклу та побудови адаптованих пояснень. Метод дозволяє забезпечити прозоре відображення характеристик зрілості рекомендованого продукту для користувачів системи електронної комерції на основі зворотного зв'язку від виробника.

АДАПТИВНІ ПОЯСНЕННЯ, ЕЛЕКТРОННА КОМЕРЦІЯ, КОРИСТУВАЦЬКІ ВІДГУКИ, ТЕМПОРАЛЬНИЙ АНАЛІЗ, ЕВОЛЮЦІЯ ПРОДУКТУ, ІТТЄВІЙ ЦИКЛ ПРОДУКТУ, АНАЛІЗ СЕНТИМЕНТУ, ВЕЛИКІ МОВНІ МОДЕЛІ

S. F. Chalyi, A. S. Chuprina, A. Yu. Kalnytska, I. B. Pribylnova. Method for constructing adaptive explanations in e-commerce systems based on user review evolution. Methods for constructing explanations for recommendations in e-commerce systems based on analysis of user review evolution are considered. A method for constructing adaptive explanations using large language models has been developed, based on two-aspect representation of product evolution that considers product characteristics and sentiment in user reviews. The method includes stages of creating review database, tracking sentiment changes for each characteristic, identifying product improvement events, selecting explanation detail level according to lifecycle phase and constructing adapted explanations. The method ensures transparent representation of recommended product maturity for e-commerce system users based on manufacturer feedback.

ADAPTIVE EXPLANATIONS, E-COMMERCE, USER REVIEWS, TEMPORAL ANALYSIS, PRODUCT EVOLUTION, PRODUCT LIFECYCLE, SENTIMENT ANALYSIS, LARGE LANGUAGE MODELS

Вступ

Системи електронної комерції використовують рекомендаційні алгоритми для персоналізації пропозицій товарів і послуг. Така персоналізація приводить до лояльності користувачів в рамках системи електронної комерції та подальшого підвищення конверсії [1, 2].

Побудова рекомендації в системах електронної комерції зазвичай виконується з використанням непрозорих з точки зору користувача алгоритмів. Для підвищення довіри до рекомендацій останні можуть бути доповнені поясненнями [3, 4]. Існуючі методи побудови пояснень зазвичай використовують незмінні описи характеристик продуктів без урахування еволюції їх властивостей в часі [5]. Такий підхід у випадку удосконалення продуктів виробником призводить до невідповідності між очікуваннями користувачів та реальними властивостями рекомендованих товарів, що може мати наслідком недовіру до рекомендацій та відповідне зниження попиту [6].

Інформація про сприйняття поточної версії продукту користувачами, в тому числі про невідповідність очікуваних та реальних характеристик рекомендованого товару, зазвичай міститься у користувацьких відгуках на платформах електронної комерції [7]. Відгуки включають актуальну інформацію про динаміку

сприйняття продукту користувачем, про зміни його характеристик внаслідок виконаних виробником оновлень та удосконалень, а також про відповідність продукту очікуванням цільової аудиторії залежно від фази життєвого циклу запропонованого товару [8]. Аналіз змін відношення до продукту у відгуках користувачів дає можливість виявити моменти покращення продукту та адаптувати пояснення щодо рекомендованого товару згідно поточного рівня його зрілості [9]. Проте існуючі методи побудови пояснень не враховують зміни сентименту в відгуках з часом та їх кореляцію з подіями удосконалення продукту [10].

Такі зміни сентименту можуть бути враховані з використанням великих мовних моделей (Large Language Models, LLM) [11, 12]. LLM здатні вилучати структуровану інформацію про характеристики продукту, оцінювати сентимент відгуків та генерувати природною мовою пояснення, адаптовані з урахуванням контексту користувача [13]. Інтеграція LLM у рекомендаційну підсистему системи електронної комерції створює умови для розробки методів побудови адаптивних пояснень, які виконують уточнення пояснень згідно фази життєвого циклу продукту на основі відстеження змін у його характеристиках шляхом аналізу відгуків користувачів [14].

Таким чином, проблема побудови адаптивних пояснень у системі електронної комерції з урахуванням змін настрою у відгуках користувачів згідно фази життєвого циклу рекомендованого продукту є актуальною.

Існуючі підходи до побудови пояснень щодо рекомендованих продуктів можна, аналогічно методам побудови рекомендацій в системах електронної комерції, розділити на три основні групи: підходи на основі контенту, підходи на основі колаборативної фільтрації та гібридні підходи [15, 16].

Підходи на основі контенту формують пояснення на основі аналізу характеристик продуктів та їх відповідності профілю користувача [17]. Такі методи використовують атрибути продуктів, наприклад, категорія, бренд, ціна, технічні специфікації, для генерації пояснень типу «рекомендовано, оскільки ви переглядали схожі товари з категорії X» [18]. Перевагою даного підходу є інтерпретованість пояснень внаслідок використання явних атрибутів. Обмеженням виступає статичність опису продуктів без урахування еволюції їх характеристик в часі та змін їх сприйняття користувачами [4].

Підходи на основі колаборативної фільтрації генерують пояснення шляхом порівняння поведінки схожих користувачів [19, 20]. Пояснення мають вигляд «користувачі зі схожими вподобаннями також придбали цей товар» або «користувачі, які купили товар А, також купили й товар В» [5]. Такі пояснення ефективні для усталених продуктів з великою кількістю рейтингових оцінок, проте не враховують зміну характеристик продукту в часі [21]. Додатковим обмеженням цієї групи підходів є проблема холодного старту для нових продуктів з обмеженою кількістю відгуків [22].

Гібридні підходи поєднують аналіз контенту та колаборативну фільтрацію для побудови комплексних пояснень [23]. Пояснення в даному випадку використовують характеристики продукту разом з оцінками схожих користувачів, наприклад «продукт А має високі оцінки за характеристикою Y від користувачів з вашими вподобаннями». Однак гібридні підходи не забезпечують уточнення пояснень згідно фази життєвого циклу продукту й відповідно не враховують зміни настрою в відгуках користувачів залежно від змін характеристик продукту [6].

Підходи до аналізу користувацьких відгуків для рекомендаційних систем можна розглядати як окремі напрями побудови пояснень, оскільки він враховує відношення користувачів [24]. Методи на основі аспектного аналізу настрою (Aspect-Based Sentiment Analysis, ABSA) дають можливість вилучати з відгуків оцінки окремих характеристик продукту [25]. Наприклад, для смартфона в поясненнях виділяються такі аспекти як «якість камери», «тривалість роботи батареї», «продуктивність процесора», для кожного з

яких можна окремо оцінити настрій [26]. Однак існуючі методи ABSA зосереджені на статичному аналізі відгуків без урахування їх темпоральної динаміки [27].

Темпоральний аналіз настрою в відгуках розглядається у контексті виявлення трендів зміни думки людей [11, 12]. Методи обробки часових рядів застосовуються для прогнозування змін настрою, однак вони не пов'язують ці зміни з подіями покращення продукту, наприклад з випуском нової версії або виправленням дефектів [13]. Відповідно, відсутні методи ідентифікації переломних моментів розвитку рекомендованого продукту на основі аналізу динаміки настрою в відгуках.

Великі мовні моделі демонструють високу ефективність у задачах аналізу текстів та генерації пояснень природною мовою [11, 12]. Моделі типу GPT-4, Claude, LLaMA можуть вилучати інформацію з неструктурованих текстів, виконувати класифікацію настрою та генерацію персоналізованих відповідей [14]. У контексті вирішення задач рекомендаційних систем LLM використовуються для генерації пояснень на основі опису продуктів та відгуків користувачів. Однак існуючі підходи не забезпечують адаптивну генерацію пояснень з урахуванням фази життєвого циклу продукту та динаміки настрою в відгуках.

Життєвий цикл продукту в маркетингу описується через фази впровадження, зростання, зрілості та спаду, кожна з яких має специфічні характеристики сприйняття продукту споживачами. На фазі впровадження ключовими є пояснення, що підкреслюють новизну та інноваційність рекомендованого продукту. На фазі зростання важливо демонструвати покращення продукту на основі відгуків ранніх користувачів. На фазі зрілості пояснення мають фокусуватися на стабільності якості та широкій підтримці користувачів. Однак існуючі методи побудови пояснень не адаптують рівень деталізації та фокус пояснень до фази життєвого циклу.

Таким чином, існуючі підходи окремо розглядають аналіз користувацьких відгуків, темпоральну динаміку настрою, використання великих мовних моделей для генерації пояснень та адаптацію до життєвого циклу продукту. Відповідно, задача розробки методу, що інтегрує ці компоненти для побудови адаптивних пояснень на основі еволюції відгуків користувачів, потребує свого вирішення.

1. Постановка задачі

Предметом дослідження є методи побудови адаптивних пояснень щодо рекомендацій товарів та послуг у системах електронної комерції на основі аналізу еволюції характеристик продукту та відповідних змін настрою у відгуках користувачів з використанням великих мовних моделей.

Метою є розробка підходу до побудови темпорально-адаптивних пояснень згідно фази життєвого

циклу продукту з урахуванням зворотного зв'язку від виробника.

Досягнення мети забезпечує прозоре відображення еволюції рекомендованого продукту на основі аналізу змін користувацьких відгуків з часом з використанням великих мовних моделей з тим, щоб адаптувати пояснення до фази життєвого циклу продукту та удосконалення продукту виробником.

Для досягнення поставленої мети вирішуються задачі:

- розробка підходу до представлення еволюції властивостей рекомендованого продукту на основі інтеграції динаміки змін окремих характеристик продукту та динаміки настрою в відгуках користувачів;
- розробка методу побудови адаптивних пояснень на основі еволюції користувацьких відгуків з використанням великої мовної моделі.

2. Підхід до представлення еволюційних змін властивостей рекомендованого продукту в системі електронної комерції

Розроблений підхід використовує комплексне представлення еволюційних змін у властивостях рекомендованого продукту.

Дане представлення об'єднує динаміку змін характеристик продукту та динаміку настрою користувачів, що дає можливість відобразити траєкторію розвитку продукту від впровадження до зрілості з прив'язкою до подій з поліпшення характеристик продукту виробником.

Еволюція продукту p представляється як упорядкований у часі ряд станів $Se = \langle S_1, S_2, \dots, S_t, \dots, S_T \rangle$, де кожен стан визначається через множину з N характеристик продукту $F^t = \{f_1^t, f_2^t, \dots, f_i^t, \dots, f_I^t\}$ та відповідний розподіл настрою $C^t = \{c_1^t, c_2^t, \dots, c_i^t, \dots, c_I^t\}$ для кожної i – характеристики в момент часу t . Відповідно, кожен стан рекомендованого продукту в системі електронної комерції має вигляд:

$$S_i = (F^t, C^t). \quad (1)$$

Характеристика f_i^t відображає i – властивість продукту на момент часу t , наприклад, «якість камери», «тривалість роботи батареї», «швидкість доставки». Настрій $c_i^t \in [-1, 1]$ визначає узагальнений тон відгуків для характеристики f_i^t приблизно в момент часу t , тобто на інтервалі

$$[t - \Delta t, t + \Delta t], \quad (2)$$

де Δt – параметр згладжування, який визначає околіс моменту t і призначений для усунення короткострокових флуктуацій.

Перший аспект запропонованого комплексного представлення враховує динаміку характеристик продукту.

Траєкторія T_i зміни кожної характеристики f_i визначається для дискретних моментів часу t :

$$T_i = \langle f_i^1, f_i^2, \dots, f_i^t, \dots, f_i^T \rangle. \quad (3)$$

Зміна характеристики між моментами $t-1$ та t позначається як подія покращення e_i^t , якщо зростання відповідного настрою перевищує порогове значення:

$$\Delta c_i^t = c_i^t - c_i^{t-1} > \theta_c, \quad (4)$$

де θ_c – пороговий показник зміни настрою.

Слід зазначити, що на практиці зазвичай використовується значення $\theta_c = 0,15$.

Оскільки події, пов'язані зі зміною настрою, корелюють з діями виробника щодо удосконалення продукту, то виявлення таких подій створює умови для формування пояснень типу «після оновлення додатку до версії 2.5 користувачі відзначають зменшення часу відповіді».

Другий аспект запропонованого комплексного представлення враховує динаміку настрою користувачів.

Настрій для характеристики f_i^t в момент часу t обчислюється як зважене середнє для зважених з вагою $w_{i,j}$ оцінок $c_i^t(r_{i,j}^t)$ відгуків $r_{i,j}^t$, що містять згадування f_i^t на інтервалі $[t - \Delta t, t + \Delta t]$:

$$c_i^t = \frac{\sum_{r_{i,j}^t \in R_i^t} w_{i,j} \cdot c_i^t(r_{i,j}^t)}{\sum_{r_{i,j}^t \in R_i^t} w_{i,j}}. \quad (5)$$

Множина відгуків R_i^t включає відгуки, що містять характеристику f_i^t та відбирається для околу моменту t :

$$R_i^t = \{r_{i,j}^t | t \in [t - \Delta t, t + \Delta t]\}. \quad (6)$$

Вага відгуку визначається на основі підтвердженої покупки та корисності відгуку. Для неперевіреної покупки $w_{i,j} = 1$, для перевіреної вага збільшується і може становити, наприклад, $w_{i,j} = 1,5$. Також вага збільшується пропорційно кількості позначок «корисний відгук» від інших користувачів. Додатково можна враховувати рейтинг автора відгуку.

Траєкторія настрою $(c_i^1, c_i^2, \dots, c_i^T)$ дає можливість виявити фази життєвого циклу продукту на основі зміни відношення користувачів.

Для фази впровадження характерна висока варіативність настрою через малу кількість відгуків та неоднозначне сприйняття інновацій користувачами системи електронної комерції.

На фазі зростання спостерігається стабілізація настрою з тенденцією до зростання після покращень.

На фазі зрілості настрій досягає стабільного рівня з низькою варіативністю.

Інтеграція аспектів для адаптації пояснень поєднує динаміку характеристик та настрою й створює двовимірний простір еволюції продукту.

Для кожної характеристики f_i визначається вектор еволюції

$$v_i = (\Delta c_i, \sigma_i), \quad (7)$$

де Δc_i — накопичена зміна настрою від першого до останнього спостереження, σ_i — стандартне відхилення настрою, що відображає стабільність сприйняття характеристики користувачами рекомендованого продукту.

Характеристики рекомендованого продукту класифікуються на три категорії за критеріями еволюційного розвитку товару: F^+ — властивості з можливістю покращення, $F^=$ — стабільні, F^- — проблемні властивості.

Характеристики $f_i \in F^+$ з можливістю покращення відображають стабільне зростання настрою, що свідчить про успішні дії виробника. Для цієї категорії характеристик зміна настрою Δc_i перевищує порогове значення θ_c , а відхилення σ_i є нижчим за порогове значення θ_σ :

$$f_i \in F^+ | (\Delta c_i > \theta_c) \wedge (\sigma_i < \theta_\sigma). \quad (8)$$

Такі характеристики є пріоритетними для формування пояснень на всіх фазах життєвого циклу рекомендованого продукту.

Стабільні характеристики $f_i \in F^=$ характеризуються стабільно високим рівнем настрою ($\Delta c_i \leq \theta_c$) без суттєвих змін ($\sigma_i < \theta_\sigma$) та відображають надійність продукту на фазі зрілості:

$$f_i \in F^= | (\Delta c_i \leq \theta_c) \wedge (\sigma_i < \theta_\sigma). \quad (9)$$

Проблемні характеристики $f_i \in F^-$ мають негативну динаміку ($\Delta c_i < -\theta_s$) або високу варіативність настрою $\{\sigma_i \geq \theta_\sigma\}$, тому можуть бути виключені з пояснень або доповнені застереженнями щодо обмежень з використання продукту:

$$f_i \in F^- | (\Delta c_i < -\theta_s) \vee (\sigma_i \geq \theta_\sigma). \quad (10)$$

Запропоноване двовимірне представлення створює основу для темпорально-адаптивних пояснень, які відображають еволюцію рекомендованого в системі електронної комерції продукту з урахуванням дій виробника та реакції користувачів.

3. Метод побудови адаптивних пояснень на основі еволюції відгуків користувачів

Розроблений метод формує адаптивні пояснення щодо рекомендацій на основі результатів настрою-аналізу користувацьких відгуків з використанням великої мовної моделі та враховує зміну настрою у відгуках з часом.

Вхідними даними методу є множина відгуків R_i^t для продукту p . Кожен відгук $r_{i,j}^t \in R_i^t$ містить ідентифікатор користувача u_j , часову мітку t_j , текст відгуку $text_j^t$ та загальну оцінку $rating_j^t \in [1,5]$:

$$R_i^t = (u_j, t_j, text_j^t, rating_j^t). \quad (11)$$

Метод включає наступні етапи.

Етап 1. Формування бази відгуків користувачів з вилученням характеристик продукту.

Для кожного відгуку $r_{i,j}^t$ щодо рекомендованого продукту виконується вилучення характеристик цього продукту та подальша оцінка настрою з використанням великої мовної моделі.

Запит для LLM має типову структуру, представлену на рис. 1.

Проаналізуй відгук користувача про продукт та виконай:

1. Виділи список характеристик продукту, згаданих у відгуку

2. Для кожної характеристики оціни настрій (-1: негативний, 0: нейтральний, 1: позитивний)

3. Поверни результат у JSON-форматі

Відгук: "{text_j}"

Формат відповіді:

```
{
  "features": [
    {"name": "назва_характеристики", "sentiment":
      значення},
    ...
  ]
}
```

Рис. 1. Запит на вилучення характеристик продукту із тексту відгуку користувача

Результат обробки відгуку $r_{i,j}^t$ — множина пар (f_i, c_{ij}) , де f_i — характеристика продукту, c_{ij} — оцінка настрою для f_i у відгуку. Об'єднання характеристик з усіх відгуків формує словник продукту $F = \{f_1, f_2, \dots, f_n\}$. На основі аналізу даного словника можна розрахувати частоти згадування характеристик та розподіли настрою.

Етап 2. Відстеження змін настрою для кожної характеристики.

Для кожної характеристики $f_i \in F$ будується часовий ряд настрою $(c_i^1, c_i^2, \dots, c_i^t, \dots, c_i^T)$, де c_i^t — настрої у околі моменту часу t . Розмір Δt визначається за критерієм мінімальної кількості відгуків, на основі яких можна отримати статистично значущу оцінку настрою. Наприклад, Δt можна вибрати за умови, що $|R_i^t| \geq 20$. Обчислення настрою виконується за формулою (5).

Виявлення тренду виконується з використанням формул (7) — (10).

Етап 3. Ідентифікація подій удосконалення характеристик продукту.

Події покращення характеристик виявляються на основі аналізу стрибків настрою між послідовними моментами часу згідно виразу (4).

Для ідентифікованої події e_i^t формується опис через запит до великої мовної моделі. Шаблон запиту представлений на рис. 2.

Проаналізуй відгуки користувачів у двох часових періодах та опиши причину покращення.
Відгуки до покращення (період $\{t_k - \Delta t, t_k + \Delta t\}$):
{прикладі відгуків до покращення}
Відгуки після покращення (період $\{t_{k+1} - \Delta t, t_{k+1} + \Delta t\}$):
{прикладі відгуків після покращення}
Сформулюй в одному реченні, що саме покращилося згідно відгуків користувачів.

Рис. 2. Запит на опис ідентифікованої події e_i^t

Результат виконаного запиту представляється у вигляді текстового опису події $desc(e_i^t)$, наприклад: «Після оновлення до версії 3.2 користувачі відзначають підвищення стабільності роботи додатку та усунення проблем з аварійним завершенням роботи».

Етап 4. Вибір рівня деталізації пояснень згідно фази життєвого циклу.

Фаза життєвого циклу продукту

$$\phi \in \{introduction, growth, maturity\}$$

визначається через аналіз зміни кількості відгуків з часом та стабільності настрою. Кількість відгуків за у околі моменту часу визначається кількістю елементів множини

$$R_{[t-\Delta t, t+\Delta t]} : N(t) = |R_{[t-\Delta t, t+\Delta t]}|.$$

$N(t)$ характеризує інтенсивність активності користувачів. Стабільність настрою $\sigma_c(t)$ вимірюється як стандартне відхилення об'єднаного настрою за останні k інтервалів виду $[t - \Delta t, t + \Delta t]$.

Класифікація фази виконується за такими правилами. Фаза впровадження визначається за умови $N(t) < \theta_N$ та $\sigma_c(t) > \theta_\sigma$, що відповідає низькій кількості відгуків з високою варіативністю настрою.

Фаза зростання характеризується умовами $\frac{dN}{dt} > 0$ та зменшенням $\sigma_c(t)$, що свідчить про зростання кількості відгуків з стабілізацією оцінок. Фаза зрілості визначається за критеріями $N(t) > \theta_N$ та $\sigma_c(t) < \theta_\sigma$, що означає високу кількість відгуків з низькою варіативністю.

Для кожної фази визначається специфічний шаблон пояснення. На фазі впровадження акцент робиться на новизні продукту з обмеженою інформацією про тривалість використання, що відображається у шаблоні як «Новий продукт {назва}, що пропонує {ключова_особливість}. Перші користувачі відзначають {позитивний_аспект}, проте потрібен час для оцінки тривалої надійності.»

На фазі зростання фокус зміщується на покращення та реакцію виробника на відгуки згідно шаблону «Продукт {назва} активно удосконалюється: {опис_події_покращення}. Зростаюча кількість позитивних відгуків підтверджує ефективність оновлень.

На фазі зрілості підкреслюється стабільність характеристик та широке визнання через шаблон «Пе-

ревірений продукт {назва} з усталеною репутацією. Користувачі стабільно високо оцінюють {топ_характеристики}. Рекомендовано для {цільова_аудиторія}».

Етап 5. Побудова адаптованих пояснень з використанням великої мовної моделі.

На основі вибраного шаблону формується запит для генерації фінального пояснення, представлений на рис. 3.

LLM генерує персоналізоване пояснення, що адаптоване до фази життєвого циклу продукту, відображає його еволюцію через покращення характеристик та відповідає очікуванням конкретного користувача.

Етап 6. Перевірка узгодженості пояснень з відгуками користувачів.

Згенеруй пояснення рекомендації продукту для користувача.

Контекст:

- *Продукт: {назва_продукту}*
 - *Фаза життєвого циклу: {фаза}*
 - *Ключові характеристики: {список_характеристик_з_настроєм}*
 - *Події покращень: {список_подій}*
 - *Профіль користувача: {очікування_користувача}*
- Використай шаблон: "{шаблон_для_фази}"*
Сформулюй пояснення природною мовою, обсягом 2-3 речення.

Рис. 3. Запит для генерації фінального пояснення

На даному етапі використовується комплексна оцінка пояснення, яка об'єднує результати трьох метрик: лексико-семантичної узгодженості, настроєвої узгодженості та метрики покриття аспектів відгуків.

Лексична відповідність (Lexical Alignment, LA) оцінює ступінь відповідності термінів та словосполучень у поясненні та реальних формулювань у відгуках користувачів. Дана метрика обчислюється через косинусну подібність TF-IDF векторів пояснення та множини відгуків для продукту. TF-IDF представляє документ як вектор. Кожне слово відображається в один вимір цього вектора.

Значення LA , близьке до 1, свідчить про лексичну відповідність пояснення термінології відгуків, а значення близьке до 0 — про використання термінів, які відсутні у відгуках користувачів.

Сентиментна узгодженість (Sentiment Consistency, SC) перевіряє узгодженість тону пояснення з об'єднаним настроєм відгуків для кожної згаданої характеристики. Метрика обчислюється як зважена кореляція настрою характеристик у поясненні та відгуках.

Значення SC рівне 1 означає повну узгодженість тону пояснення з реальними оцінками користувачів.

Покриття аспектів (Aspect Coverage, AC) оцінює повноту відображення релевантних характеристик продукту в поясненні. Метрика обчислюється як частка

найчастіше згадуваних характеристик у відгуках, що представлені в поясненні. При практичному застосуванні метрики зазвичай використовується 5 ключових характеристик.

Одиничне значення $AC = 1$ означає, що пояснення покриває всі ключові характеристики. Низьке значення метрики свідчить про пропуск важливих характеристик рекомендованого продукту.

Агрегована метрика якості пояснення обчислюється як згортка результатів трьох розглянутих метрик з коефіцієнтами α , β та γ відповідно:

$$Q(expl) = \alpha \cdot LA + \beta \cdot SC + \gamma \cdot AC. \quad (6)$$

Сума цих коефіцієнтів дорівнює 1.

Пояснення відображаються користувачеві за умови перевищення Q порогового значення θ_Q : $Q(expl) < \theta_Q$.

В протилежному випадку повторно виконується етап 5 побудови пояснень з використанням розширеного запиту, який включає додаткові характеристики продукту та очікування користувача.

Результат роботи методу представляє собою текстове пояснення для цільового користувача щодо продукту p у момент часу t . Отримане пояснення відображає зрілість продукту та його еволюцію на основі відгуків користувачів.

4. Експериментальна перевірка розробленого методу

Експериментальна перевірка методу виконана з використанням відгуків користувачів на платформі електронної комерції щодо смартфона середнього цінового сегмента, який перебуває на фазі зростання життєвого циклу.

Датасет містить 217 відгуків користувачів за період листопад 2024 – січень 2025 (3 місяці). Структурно дані включають текст відгуку українською мовою, загальну оцінку (1-5 зірок), мітку часу написання відгуку, статус верифікованої покупки, кількість реакцій від інших користувачів.

При імplementації методу для виконання представлених на рис. 1, рис. 2 та рис. 3 запитів використовувалась велика мовна модель GPT-4. Параметри методу налаштовані для короткого життєвого циклу продукту: розмір $\Delta t = 7$ днів, поріг зміни настрою $\theta_c = 0,15$, поріг $\theta_s = 0,25$, мінімальна кількість відгуків на інтервалі $[t - \Delta t, t + \Delta t]$ – 15 відгуків (внаслідок обмеженого розміру набору даних).

Ефективність розробленого методу порівнювалась з чотирма базовими підходами.

Підхід 1, використання статичних атрибутів, здійснює генерацію пояснень з використанням 3 ключових характеристик продукту згідно їх середньої оцінки та без урахування динаміки настрою у відгуках користувачів.

Підхід 2, колаборативна фільтрація, формує пояснення на основі поведінкової схожості користувачів без аналізу характеристик продукту.

Підхід 3, на основі аспектного аналізу настрою, базується на вилученні характеристик та настрою без відстеження еволюції відгуків.

Підхід 4, використання великої мовної моделі без узгодження пояснень з відгуками користувачів, реалізує генерацію пояснень за допомогою GPT-4 зі спрощеним запитом.

При проведенні експериментальної перевірки використані наступні метрики: лексична відповідність; настройна узгодженість; покриття аспектів; агрегована якість пояснення.

Агрегована якість пояснення Q формується як зважена комбінація метрик LA , SC та AC з коефіцієнтами $\alpha=0,3$, $\beta=0,4$, $\gamma=0,3$.

Результати оцінки пояснення наведено у табл. 1.

Таблиця 1
Оцінка пояснення на основі метрик LA , SC , AC та Q

Метод	LA	SC	AC	Q	Час генерації (с)
Використання статичних атрибутів	0,42	0,61	0,60	0,55	0,03
Колаборативна фільтрація	0,38	–	0,20	–	0,02
Аспектний аналіз настрою	0,58	0,73	0,80	0,71	1,24
LLM без узгодження пояснень з відгуками користувачів	0,51	0,69	0,60	0,61	2,87
Розроблений метод	0,76	0,89	1,00	0,88	3,12

Запропонований метод забезпечує лексичну відповідність на рівні 0,76, що суттєво перевищує аспектний аналіз настрою без урахування темпоральних змін у відгуках користувачів. Така перевага досягається за рахунок формування на етапі 1 словника F з термінологією для властивостей продукту. Цей словник містить формулювання із відгуків користувачів, наприклад «камера топова» замість «камера високої якості». На етапі 5 при генерації пояснення запит до мовної моделі включає цей словник як контекст, що заставляє LLM використовувати терміни з відгуків.

Настройна узгодженість становить 0,89 за рахунок зважених настроїв c_i^t , де вага збільшується для верифікованих покупок з тим, щоб врахувати відгуки про реальне використання рекомендованих товарів.

Покриття аспектів досягає максимального значення 1, оскільки промпт на етапі 5 явно вказує на включення всіх характеристик продукту. Таке покриття свідчить про використання всіх ключових характеристик товару. З іншого боку, специфіка колаборативної фільтрації полягає в тому, що вона не враховує характеристик товару.

Агрегована метрика поєднує результати LA, SC та AC і забезпечує значення 0,88. Проте розроблений комбінований метод потребує більше часу на обчислення.

Ключові переваги розробленого методу пов'язані з інтеграцією трьох складових: аналізу еволюції рекомендованого в системі електронної комерції продукту, адаптації до фази життєвого циклу та перевірки узгодженості пояснень з відгуками користувачів.

Реалізація етапу узгодження пояснень збільшує інтегральний показник Q з 0,61 до 0,88. Така перевага обумовлюється виявленням та коригуванням пояснень з низькою узгодженістю.

Основні обмеження методу пов'язані з залежністю результатів від якості та кількості відгуків, а також потребою враховувати вартість API-викликів до LLM.

Метод потребує в якості вхідних даних актуальних відгуків користувачів, що відображають останні оновлення рекомендованого продукту.

Також LLM має обмеження по кількості відгуків внаслідок обмежень контекстної пам'яті. В проведеному експерименті відгук в середньому становив близько 90 слів, або близько 120 токенів. Відповідно, при обробці більше 1000 відгуків можлива втрата контексту в мовній моделі, що приведе до помилок при обробці інформації.

Напрямки подальших досліджень включають розширення можливостей методу з використанням мультимодального аналізу фото та відео з відгуків, де представлено зовнішній вигляд та особливості використання продукту, а також персоналізацію рівня деталізації пояснень згідно профілю користувача.

Висновки

У роботі вирішено задачу побудови адаптивних пояснень рекомендацій в системах електронної комерції на основі аналізу еволюції користувацьких відгуків з використанням великих мовних моделей та перевірки узгодженості пояснень з відгуками користувачів.

Розроблено підхід до двовимірного представлення еволюції рекомендованого продукту на основі поєднання динаміки змін окремих характеристик продукту та динаміки настрою в відгуках користувачів. Підхід забезпечує представлення траєкторій характеристик продукту та настрою для виявлення подій покращення характеристик рекомендованого товару на основі аналізу змін оцінок цього товару у відгуках користувачів.

Розроблено метод побудови адаптивних пояснень на основі еволюції користувацьких відгуків. Метод включає етапи формування бази відгуків щодо рекомендованих продуктів з вилученням їх характеристик за допомогою великої мовної моделі, відстеження змін настрою для кожної характеристики, ідентифікацію подій покращення характеристик рекомендованих товарів, вибір рівня деталізації пояснень згідно фази

життєвого циклу на основі динаміки кількості відгуків та змін настрою, побудову персоналізованих пояснень з використанням LLM, перевірку узгодженості пояснень з відгуками. Метод створює умови для побудови зрозумілих персоналізованих пояснень на основі адаптації їх характеристик відповідно до стадії життєвого циклу продукту та перевірки відповідності термінології пояснень і тексту відгуків користувачів.

В практичному аспекті побудова зрозумілих персоналізованих пояснень сприяє підвищенню довіри до рекомендацій в системах електронної комерції за рахунок відображення еволюції продуктів та відношення користувачів до змін у цих продуктах.

Список літератури:

- [1] Ricci F., Rokach L., Shapira B. Recommender systems handbook. — 3rd ed. — New York: Springer, 2022. — 1021 p.
- [2] Zhang S., Yao L., Sun A., Tay Y. Deep learning based recommender system: A survey and new perspectives // ACM Computing Surveys. — 2019. — Vol. 52, No. 1. — P. 1-38.
- [3] Chalyi S., Leshchynskyi V., Leshchynska I. Designing explanations in the recommender systems based on the principle of a black box // Advanced Information Systems. — 2019. — Vol. 3, No. 2. — P. 47-57.
- [4] Chalyi S., Leshchynskyi V., Leshchynska I. Multilevel personalization of explanations in recommender systems // Advanced Information Systems. — 2020. — Vol. 4, No. 2. — P. 170-175.
- [5] Chen L., Wang F. Explaining recommendations: Satisfaction vs. promotion // User Modeling and User-Adapted Interaction. — 2017. — Vol. 27, No. 3-5. — P. 419-450.
- [6] Tintarev N., Masthoff J. Explaining recommendations: Design and evaluation // Recommender Systems Handbook. — 2015. — P. 353-382.
- [7] Huang A.H., Chen K., Yen D.C., Tran T.P. A study of factors that contribute to online review helpfulness // Computers in Human Behavior. — 2015. — Vol. 48. — P. 17-27.
- [8] Liu Y., Huang X., An A., Yu X. Modeling and predicting the helpfulness of online reviews // IEEE International Conference on Data Mining. — 2008. — P. 443-452.
- [9] Chalyi S., Leshchynskyi V. Detailing explanations in the recommender system based on matching temporal knowledge // EUREKA: Physics and Engineering. — 2020. — No. 4. — P. 43-50.
- [10] Musto C., de Gemmis M., Lops P., Semeraro G. Generating post hoc review-based natural language justifications for recommender systems // User Modeling and User-Adapted Interaction. — 2021. — Vol. 31, No. 4. — P. 629-673.
- [11] Brown T., Mann B., Ryder N. et al. Language models are few-shot learners // Advances in Neural Information Processing Systems. — 2020. — Vol. 33. — P. 1877-1901.
- [12] OpenAI. GPT-4 Technical Report // arXiv preprint arXiv:2303.08774. — 2023.
- [13] Wei J., Tay Y., Bommasani R. et al. Emergent abilities of large language models // Transactions on Machine Learning Research. — 2022.

- [14] Lin J., Dai X., Xi Y. et al. How can recommender systems benefit from large language models: A survey // ACM Transactions on Information Systems. – 2025. – Vol. 43, No. 2. – P. 1-47.
- [15] Jannach D., Zanker M., Felfernig A., Friedrich G. Recommender systems: An introduction. – Cambridge University Press, 2010. – 352 p.
- [16] Lu J., Wu D., Mao M., Wang W., Zhang G. Recommender system application developments: A survey // Decision Support Systems. – 2015. – Vol. 74. – P. 12-32.
- [17] Pazzani M.J., Billsus D. Content-based recommendation systems // The Adaptive Web. – 2007. – P. 325-341.
- [18] Burke R. Hybrid recommender systems: Survey and experiments // User Modeling and User-Adapted Interaction. – 2002. – Vol. 12, No. 4. – P. 331-370.
- [19] Schafer J.B., Frankowski D., Herlocker J., Sen S. Collaborative filtering recommender systems // The Adaptive Web. – 2007. – P. 291-324.
- [20] Koren Y., Bell R., Volinsky C. Matrix factorization techniques for recommender systems // Computer. – 2009. – Vol. 42, No. 8. – P. 30-37.
- [21] Schein A.I., Popescul A., Ungar L.H., Pennock D.M. Methods and metrics for cold-start recommendations // ACM SIGIR Conference. – 2002. – P. 253-260.
- [22] Son J., Kim S.B. Content-based filtering for recommendation systems using multiattribute networks // Expert Systems with Applications. – 2017. – Vol. 89. – P. 404-412.
- [23] Burke R. Hybrid web recommender systems // The Adaptive Web. – 2007. – P. 377-408.
- [24] McAuley J., Leskovec J. Hidden factors and hidden topics: Understanding rating dimensions with review text // ACM Conference on Recommender Systems. – 2013. – P. 165-172.
- [25] Pontiki M., Galanis D., Papageorgiou H. et al. SemEval-2016 Task 5: Aspect-based sentiment analysis // International Workshop on Semantic Evaluation. – 2016. – P. 19-30.
- [26] Schouten K., Frasincar F. Survey on aspect-level sentiment analysis // IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering. – 2016. – Vol. 28, No. 3. – P. 813-830.
- [27] Rana T.A., Cheah Y.N. Aspect extraction in sentiment analysis: comparative analysis and survey // Artificial Intelligence Review. – 2016. – Vol. 46, No. 4. – P. 459-483.

Надійшла до редколегії 26.09.2025