

- Loop Data Analytics. Available at: <https://www.domoritz.de/papers/2016-Compassql-HILDA.pdf> (accessed 01.10.2018).
21. Yashchuk D. Y., Golub, B. L. Research on the Use of OLAP Technologies in Management Tasks. *International Conference on Theory and Applications of Fuzzy Systems and Soft Computing*. Cham, Springer, 2018, pp. 683–691.
 22. Gallinucci, E., Golfarelli, M., Rizzi, S. *Variety-Aware OLAP of Document-Oriented Databases*. 2018.
 23. Kluver D., Ekstrand M. D., Konstan J. A. (). Rating-based collaborative filtering: algorithms and evaluation. *Social Information Access*. Springer, Cham, 2018, pp. 344–390.
 24. Wang D., Liang Y., Xu D., Feng X., Guan R. A content-based recommender system for computer science publications. *Knowledge-Based Systems*. 2018, vol. 157, pp. 1–9.
 25. Aulin V. V., Holub D. V. Metody otsinky i analizu nadiynosti avtomobil'nykh transportnykh system [Methods of estimation and analysis of reliability of automobile transport systems]. *Zbirnyk tez dopovidej VI Mizhnarodnoi' nauково-tehnichnoi' konferencii' molodyh uchenykh ta studentiv „Aktual'ni zadachi suchasnykh tehnologij“* [Proc. of VI International Science and Technology and Conference of Young Researchers and Students „Current problems of modern technologies“]. 2017, vol. 3, pp. 14–15.
 26. Leris D., Sein-Echaluce M. L., Hernández, M., Bueno C. Validation of indicators for implementing an adaptive platform for MOOCs. *Computers in Human Behavior*. 2017, vol. 72, pp. 783–795.
 27. Chaikovska M., Chaikovskiy M. Strategies for implementation of affiliate-projects in marketing activity. *Scientific Journal of Polonia University*. 2018, vol. 27, no. 2, pp. 18–25.
 28. Wang S., Zheng Z., Wu Z., Lyu M. R., Yang F. Reputation measurement and malicious feedback rating prevention in web service recommendation systems. *IEEE Transactions on Services Computing*. 2015, vol. 8, no. 5, pp. 755–767.

Надійшла (received) 19.11.2018

Відомості про авторів / Сведения об авторах / About the Authors

Чередніченко Ольга Юрївна (Чередниченко Ольга Юрьевна, Cherednichenko Olga Yuryevna) – кандидат технічних наук, доцент, Національний технічний університет «Харківський політехнічний інститут», доцент кафедри Програмної інженерії та інформаційних технологій управління; м. Харків, Україна; ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-9391-5220>; e-mail: olha.cherednichenko@gmail.com

Іващенко Оксана Віталіївна (Иващенко Оксана Витальевна, Ivashchenko Oksana Vitaliivna) – Національний технічний університет «Харківський політехнічний інститут», аспірант; м. Харків, Україна, ORCID: <https://orcid.org/0000-0003-3636-3914>; e-mail: Oksana_ivashchenko@ukr.net

Гонтар Юлія Миколаївна (Гонтарь Юлия Николаевна, Gontar Yulia Mykolaivna) – Національний технічний університет «Харківський політехнічний інститут», аспірант; м. Харків, Україна, ORCID: <https://orcid.org/0000-0001-2345-6789>; e-mail: gontaryn@gmail.com

Ворона Борис Михайлович (Ворона Борис Михайлович, Vorona Borys Mykhailovych) – Національний технічний університет «Харківський політехнічний інститут», студент; м. Харків, Україна; ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-9649-0264>; e-mail: borysvorona@gmail.com

УДК 004.891.3

DOI: 10.20998/2079-0023.2018.44.11

В. О. ЛЕЩИНСЬКИЙ, І. О. ЛЕЩИНСЬКА**ЗАСТОСУВАННЯ АКТИВНОГО НАВЧАННЯ В СИТУАЦІЇ ЦИКЛІЧНОГО ХОЛОДНОГО СТАРТУ РЕКОМЕНДАЦІЙНОЇ СИСТЕМИ**

Досліджено проблему побудови рекомендацій для систем електронної комерції в умовах циклічного холодного старту. Дана проблема виникає при постійній зміні інтересів користувачів протягом строку використання рекомендаційної підсистеми. Існуючі підходи до формування рекомендацій в умовах холодного старту засновані на поступовому накопиченні інформації про споживача і тому не забезпечують релевантних рекомендацій у випадку циклічних змін у їх діяльності та інтересах. Для вирішення цієї проблеми пропонується враховувати аспект зміни інтересів користувачів щодо товарів та послуг в часі. Мета даної роботи полягає в уточненні принципів активного навчання для побудови рекомендацій в умовах зміни інтересів споживачів з тим, щоб забезпечити поетапне уточнення персональних рекомендацій «холодним» споживачам. Отримані результати містять у собі деталізовану задачу формування рекомендацій, та уточнені принципи активного навчання. Виділено ключову особливість циклічного холодного старту в рекомендаційній системі, що полягає в обмеженості періоду, протягом якого може бути доповнена та уточнена інформація про клієнта системи електронної комерції. Зазначена особливість обумовлює потребу в врахуванні аспекту часу при формуванні рекомендацій щодо вибору товарів та послуг. Сформульовано задачу формування рекомендацій в умовах циклічного холодного старту як задачу ітеративного доповнення та уточнення даних нового «холодного» користувача патернами найбільш розповсюджених циклів поведінки споживачів з подальшим використанням колаборативної фільтрації уточнених даних для формування рекомендацій. Доповнено принципи застосування активного навчання для умов циклічного холодного старту на основі використання типових послідовностей дій користувача у часі. Вказані принципи дозволяють коригувати вхідні дані для «холодного» користувача за допомогою евристичної стратегії, що враховує зміни у патернах поведінки споживачів. Патерни поведінки відображають циклічні зміни інтересу споживачів щодо товарів та послуг, що пропонує система електронної комерції.

Ключові слова: рекомендаційні системи, ранжування результатів; холодний старт, колаборативна фільтрація, формування рекомендацій.

В. А. ЛЕЩИНСКИЙ, И. А. ЛЕЩИНСКАЯ**ПРИМЕНЕНИЕ АКТИВНОГО ОБУЧЕНИЯ В СИТУАЦИИ ЦИКЛИЧЕСКОГО ХОЛОДНОГО СТАРТА РЕКОМЕНДАТЕЛЬНОЙ СИСТЕМЫ**

Исследована проблема построения рекомендаций для систем электронной коммерции в условиях циклического холодного старта. Данная

© В. О. Лещинський, І. О. Лещинська, 2018

проблема возникает при постоянной смене интересов пользователей в течение срока использования рекомендательной подсистемы. Существующие подходы к формированию рекомендаций в условиях холодного старта основаны на постепенном накоплении информации о потребителе и поэтому не обеспечивают релевантных рекомендаций в случае циклических изменений в их деятельности и их интересах. Для решения этой проблемы предлагается учитывать аспект изменения интересов пользователей во времени в отношении товаров и услуг. Цель данной работы заключается в уточнении принципов активного обучения для построения рекомендаций в условиях изменения интересов потребителей с тем, чтобы обеспечить поэтапное уточнение персональных рекомендаций «холодным» потребителям. Полученные результаты включают в себя детализованную задачу формирования рекомендаций, и уточненные принципы активного обучения. Выделена ключевая особенность циклического холодного старта в рекомендательной системе. Она состоит в ограниченности периода, в течение которого может быть дополнена и уточнена информация о клиенте системы электронной коммерции. Указанная особенность обуславливает потребность в учете аспекта времени при формировании рекомендаций по выбору товаров и услуг. Сформулирована задача формирования рекомендаций в условиях циклического холодного старта как задача итеративного дополнения и уточнения данных нового «холодного» пользователя паттернами наиболее распространенных циклов поведения потребителей с последующим использованием коллаборативной фильтрации уточненных данных для формирования рекомендаций. Дополнены принципы применения активного обучения для условий циклического холодного старта на основе использования типовых последовательностей действий пользователя во времени. Указанные принципы позволяют корректировать входные данные для «холодного» пользователя путем использования эвристической стратегии, учитывающей изменения в паттернах поведения потребителей. Паттерны поведения отражают циклические изменения интереса потребителей в отношении товаров и услуг, предлагаемых системой электронной коммерции.

Ключевые слова: рекомендательные системы, ранжирование результатов; холодный старт, коллаборативная фильтрация, формирование рекомендаций.

V. LESHCHYNSKYI, I. LESHCHYNSKA

THE USE OF ACTIVE LEARNING IN A SITUATION OF A CYCLICAL COLD START OF THE RECOMMENDER SYSTEM

The problem of constructing recommendations for electronic commerce systems under conditions of cyclic cold start is investigated. This problem occurs with the constant change of user interests over the period of use of the reference subsystem. Existing approaches to forming recommendations in a cold start are based on the gradual accumulation of consumer information and therefore do not provide relevant recommendations in the event of cyclical changes in their activities and interests. To address this problem, it is proposed to take into account the aspect of changing user interests in relation to goods and services in time. The purpose of this work is to clarify the principles of active training to build recommendations in the changing consumer interests in order to provide a step-by-step refinement of personal recommendations to "cold" consumers. The obtained results contain a detailed task of forming recommendations, and the principles of active training are specified. The key feature of the cyclic cold start in the reference system is distinguished, which is the limited period during which the information about the customer of the electronic commerce system can be supplemented and refined. This feature makes it necessary to take into account the aspect of time when forming recommendations on the choice of goods and services. The problem of forming recommendations in the conditions of cyclic cold start is formulated as a task of iterative addition and refinement of the data of the new "cold" user by the patterns of the most common cycles of consumer behavior followed by the use of collaborative filtering of the refined data for the formulation of recommendations. The principles of active training for cyclic cold start conditions based on the use of typical sequence sequences of the user in time are supplemented. These principles allow you to adjust the input data for a "cold" user using a heuristic strategy that takes into account changes in patterns of consumer behavior. The patterns of behavior reflect cyclical changes in consumers' interest in the products and services offered by the e-commerce system.

Keywords: recommender systems, ranking of results; cold start, collaborative filtration, formation of recommendations.

Вступ. Рекомендаційні підсистеми призначені для підтримки вибору клієнтів систем електронної комерції шляхом формування рекомендацій у вигляді рейтингового переліку товарів та послуг, що можуть зацікавити цього споживача [1-3].

Вони забезпечують раціональний вибір для користувачів сайтів електронної комерції, які не мають часу для порівняльного аналізу цікавих для них груп товарів та послуг [4, 5]. Наприклад, потоковий сервіс Netflix Movie та магазин Amazon.com забезпечують персоналізацію переліку фільмів та товарів відповідно на основі створення для кожного користувача рекомендованого упорядкованого за рейтингом списку об'єктів інтересу [6].

Побудова рекомендацій в таких системах базується на двох принципово відмінних підходах. Перший підхід передбачає використання даних про вподобання інших споживачів. Такі дані формуються із історії їх вибору та покупок або рейтингу, що виставляє споживач цим товарам.

Даний підхід заснований на використанні ідеї про те, що користувачі зі схожими історіями покупок мають близькі вподобання. Тому при виборі типових товарів та послуг доцільно застосовувати рекомендації, що засновані на виборі інших користувачів в цій же сфері [1]. В рамках даного підходу інформація про властивості товарів та послуг не використовується.

Однак підхід потребує, щоб наповненість матриці вхідних даних перевищувала визначений поріг.

Альтернативний підхід на основі використання бази знань враховує інформацію про властивості об'єктів інтересу споживачів. Наприклад, при побудові рекомендацій для вибору мобільного телефону враховується інформація про ємність батареї, розмір екрану, частоту процесора, тощо. Даний підхід не враховує інформацію про історії покупок інших користувачів, однак потребує постійної корекції бази фактів та бази знань, що поєднує ці факти із інтересами споживача.

Одна із важливих проблем, яка виникає при побудові рекомендаційних систем, це проблема холодного старту, пов'язана з використання системи для нових споживачів або для нових товарів. Відсутність інформації про вибір для нових споживачів не дозволяє порівняти його з історією вибору існуючих користувачів сайту електронної комерції. Це створює труднощі при застосуванні першого підходу до побудови рекомендаційних систем.

Застосування заснованого на використанні баз знань підходу пов'язано із труднощами у випадку неповноти інформації про властивості нових товарів та послуг. Доповнення цієї бази потребує значних витрат часу спеціалістів у відповідній сфері діяльності.

Особливо актуальною є проблема циклічного холодного старту, яка пов'язана не лише із появою нових споживачів, нових товарів та послуг, а й періодичною зміною інтересів поточних клієнтів системи електронної комерції. Такі циклічні зміни можуть бути сезонними (вибір одягу, путівок), пов'язаними зі зміною місця роботи, проживання, навчання, професії, тощо, та із використанням різних пристроїв (комп'ютер, телефон) для доступу до відповідних сайтів.

Аналіз останніх досліджень і публікацій. Побудова рекомендацій на основі аналізу історій вподобань існуючих користувачів системи електронної комерції виконується переважно з використанням колаборативної фільтрації [6, 7]. Методи колаборативної фільтрації передбачають виявлення латентних факторів, що впливають на вибір користувачів [1, 3]. Наприклад, для системи продажів потокового відео вказані фактори відображають зв'язок жанрових особливостей фільму із інтересами клієнтів стрімінгового сервісу.

Знання-орієнтовані методи побудови рекомендацій використовують контекстну інформацію, що дозволяє формувати рекомендації у випадку не релевантних даних про історію пошуку споживачів [8, 9]. Контекст визначає умови та обмеження на вибір споживача [10, 11, 12].

При вирішенні проблеми холодного старту використовується поєднання колаборативної фільтрації із контекстними даними [13] або пошук додаткової інформації про споживача, наприклад в соціальних мережах [14]. Такі гібридні підходи поступово доповнюють інформацію про споживачів та про товари. Однак вони не враховують темпоральний аспект змін вподобань споживача. В той же час цей аспект може відображати набір залежностей, які відповідають неясним знанням споживачів [15] та обумовлюють їх поведінку при реалізації процесу вибору товарів та послуг в системах електронної комерції. Це і визначає актуальність теми даної статті.

Метою даної статті є уточнення принципів активного навчання щодо побудови рекомендацій в умовах циклічного холодного старту з тим, щоб забезпечити можливість поетапного уточнення персональних рекомендацій новими споживачам і, як наслідок, підвищити ефективність роботи рекомендаційних систем.

Для досягнення поставленої мети в статті вирішуються такі задачі:

- визначення задачі формування рекомендацій з урахуванням темпорального аспекту, що відображає циклічність поведінки споживача;

- уточнення принципів активного навчання з урахуванням формування рекомендацій в умовах циклічного холодного старту рекомендаційної системи.

Задача формування рекомендацій в умовах циклічного холодного старту. Характерна відмінність циклічного холодного старту полягає в обмеженості періоду, протягом якого доповнюється інформація про клієнта системи електронної комерції. Після завершення такого періоду інтереси користувача змі-

нюються і збір інформації про його властивості потрібно починати спочатку. Базові причини зміни властивостей споживача було наведено у вступі. Відмінності традиційного та циклічного холодного старту представлено у табл. 1.

Таблиця 1 – Відмінності традиційного та циклічного холодного старту в рекомендаційній системі

Характеристики	Одноразовий холодний старт	Циклічний холодний старт
Неповнота інформації про споживача/товар	+	+
Циклічна зміна вподобань користувача з часом	–	+
Можливість поступового уточнення інформації про споживача	Протягом роботи рекомендаційної системи	Протягом обмеженого інтервалу часу
Зміна інтересів споживача обумовлена відомими циклічними зовнішніми факторами	+	+
Зміна вибору споживача в умовах неповної інформації про вплив зовнішніх факторів	–	+

Із наведених у табл. 1 даних можна зробити висновки про важливість врахування аспекту часу при прогнозуванні вибору нового користувача системи електронної комерції у випадку циклічного холодного старту. Тобто традиційно при відсутності інформації про нового користувача рекомендаційна система накопичує його дані і на цій основі визначає властивості, які можуть впливати на його вибір.

Однак у випадку циклічного холодного старту при зміні інтересів споживача вся накопичена про нього інформація стає неактуальною і виникає потреба у новому циклі набору й аналізу даних про властивості клієнта сайту електронної комерції.

Для аналізу даних про клієнтів та видачі рекомендацій необхідно знайти константну складову у такій нестабільній ситуації. Аналіз табл. 1 показує, що вказаним константним елементом є цикл накопичення інформації про характеристики користувача. Для традиційного одноразового холодного старту цей цикл є безперервним і виконується протягом роботи рекомендаційної системи. Для циклічного холодного старту послідовність дій з набору інформації повторюється кожен раз при зміні вподобань користувача.

Відповідно, формалізація послідовності зміни вподобань об'єднує цикли набору інформації про споживача. Створення бібліотеки патернів найбільш типових послідовностей вибору товарів та послуг в часі дозволяє охарактеризувати послідовність зміни інтересів споживача і, таким чином, створити умови для побудови релевантних рекомендацій у випадку циклічного холодного старту.

Традиційно при побудові рекомендацій використовуються залежності $r_{ij} \in R$, що визначають важливі

для користувачів $u_i \in U$ предмети $e_j \in E$, відповідно $R: U \rightarrow E$.

У випадку циклічного холодного старту доцільно використовувати послідовності вибору важливих для користувача предметів (товарів, послуг) виду:

$$E_{CS} = \langle e_j, \dots, e_k, \dots, e_l | t_j < t_k < t_l \rangle, \quad (1)$$

де e_j, e_k, e_l – предмети, що вибрані користувачем;

t_j, t_k, t_l – моменти часу вибору предметів e_j, e_k, e_l відповідно.

Послідовності (1) доцільно розглядати як темпоральні знання, що відображають неявні причинно-наслідкові залежності, які обумовлюють вибір клієнтів сайту електронної комерції.

Використання наведених послідовностей дає можливість поєднати підходи до побудови рекомендацій на основі баз знань та колаборативну фільтрацію. Для цього необхідно на основі аналізу матриці R виявити патерни та сформувані найбільш типові послідовності E_{CS} . В подальшому такі послідовності можна використати для доповнення інформації про нового користувача.

Задача формування рекомендацій з урахуванням наведеного темпорального аспекту розбивається на дві підзадачі:

– доповнити інформацію про нового користувача з урахуванням типових залежностей (або залежності) E_{CS} ;

– виконати колаборативну фільтрацію з використанням вхідної матриці R , що містить доповнену інформацію про нового користувача.

Перша підзадача задається наступним чином:

$$\begin{aligned} & \text{Дано} \\ & \exists u_i \in U : \forall j r_{ij} = 0 \\ & \text{Знайти} \end{aligned} \quad (2)$$

$$\{r_{ij}\} : \forall j r_{ij} = \begin{cases} c & \exists u_j \in E_{CS} \\ 0 & \text{в іншому випадку} \end{cases}$$

де c – константа, що задає типовий кількісний вибір користувача; за замовчуванням $c=1$.

У відповідності до виразу (2) для нового користувача u_i , який ще не вибрав жодного товару e_j , тобто $r_{ij}=0$ для всіх j , необхідно задати дані про можливі зроблені покупки на основі залежностей, представлених E_{CS} . Тобто щоб сформувані релевантні для даного часу i в даній предметній області рекомендації, робиться припущення, що новий користувач буде використовувати найбільш типовий цикл зміни інтересів, відображений у вигляді послідовності вибору товарів E_{CS} .

Константа c визначає кількість потенційно вибраних новим споживачем предметів. Слід зазначити, що в даному випадку розглядається ситуація відсутності інформації про вибір споживача. Константа c

відображає потенційний типовий вибір, тому у загальному випадку можна задати $0 < c \leq 1$. Вплив значення c на релевантність рекомендацій потребує проведення додаткових досліджень.

Друга підзадача є типовою в рекомендаційній системі і полягає в формуванні рейтингу елементів e_j як найбільш цікавих для споживача на основі виявлення латентних факторів, що впливають на його вибір. При вирішенні другої підзадачі матриця R традиційно розглядається як незмінна.

Таким чином, послідовне вирішення двох підзадач дає можливість врахувати аспект зміни вподобань користувача у часі при підготовці рекомендацій для нового «холодного» користувача сайту електронної комерції.

Принципи застосування активного навчання в умовах циклічного холодного старту. Активне навчання [16] стосовно рекомендаційних систем полягає у інтерактивному виборі набору даних для більш точного формування рейтингу цікавих для користувача об'єктів.

Мета даного підходу полягає у виборі таких даних, що забезпечили б персоналізацію рекомендацій в умовах неповноти даних стосовно критеріїв, які споживач використовує при виборі товарів та послуг. Використання активного навчання дає можливість зменшити об'єм даних для формування рекомендацій, відкинути не релевантні дані, які не мають впливу на вибір споживача.

Уточнимо та доповнимо базові принципи активного навчання для рекомендаційної системи з урахуванням особливості циклічного холодного старту та можливості виділення знань, що відображають темпоральний аспект дій користувача сайту електронної комерції.

1) Персоналізація вхідних на основі патерну поведінки користувача.

Даний принцип активного навчання полягає у відборі лише тих елементів u_i , які відповідають патерну U_{CS} поведінки користувача в часі.

2) Використання об'єктного та часового аспекту вибору користувача для персоналізації даних.

Об'єктний аспект відображає ті товари та послуги, які були вибрані споживачем. Часовий аспект відображає послідовність його вибору.

3) Використання евристичних правил, які обумовлюють послідовне уточнення даних для формування рекомендацій «холодному» споживачеві.

У відповідності до наведених принципів, патерн поведінки споживача може бути відображений у вигляді зваженого набору послідовностей вибору E_{CS} :

$$U_{CS} = \{(E_{CS}, w)\}, \quad (3)$$

де w – вага E_{CS} , що відповідає частоті використання цієї послідовності в матриці R .

На рис. 1 представлено зв'язок між вибором споживача r_{ij} , послідовностями вибору E_{CS} , а також патерном поведінки споживача U_{CS} . Даний зв'язок

відображає наведений принцип врахування часового та об'єктного аспектів.

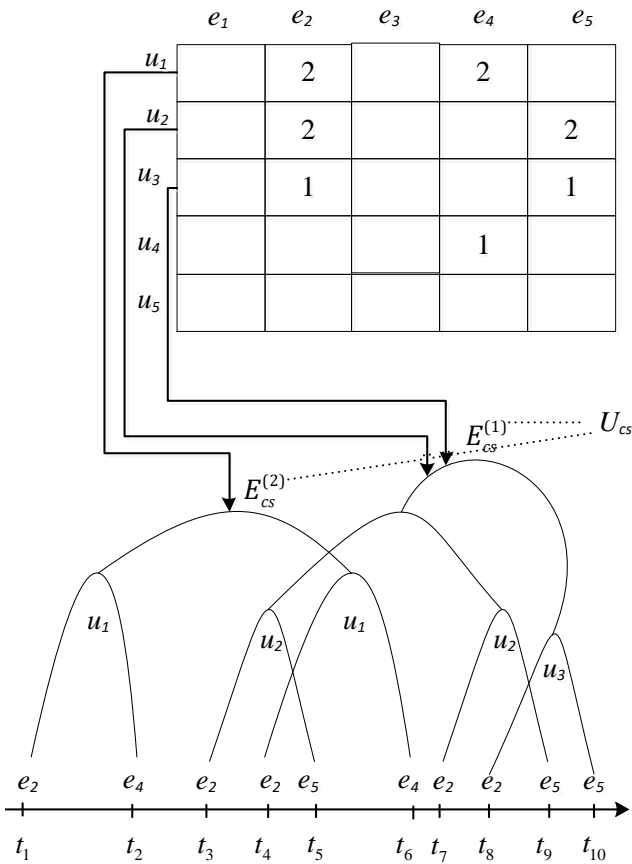


Рис. 1. Врахування часових характеристик вибору предметів при персоналізації даних для користувача

Споживач u_1 двічі послідовно вибрав об'єкти e_2 та e_4 , в моменти часу t_1 та t_2 , t_4 та t_6 що відображено в послідовності $E_{CS}^{(2)}$. Споживачі u_2 та u_3 тричі послідовно вибирали об'єкти e_2 та e_5 , що представлено послідовністю $E_{CS}^{(1)}$. Споживач u_4 вибрав лише один предмет, що не дозволяє виявити послідовність зміни його інтересів в часі. Споживач u_5 є «холодним», тобто він зареєструвався в системі, але не зробив жодного вибору.

Сукупність послідовностей вибору $E_{CS}^{(1)}$ та $E_{CS}^{(2)}$ задає патерн поведінки споживачів. В даному прикладі в якості ваг можемо використати кількість повторів вибору відповідних пар предметів. Тоді патерн поведінки споживача приймає вид:

$$U_{CS} = \{(E_{CS}^{(1)}, 2), (E_{CS}^{(2)}, 3)\}. \tag{4}$$

У відповідності до першого принципу при формуванні рекомендацій в умовах циклічного холодного старту для споживача u_5 можуть бути відібрані лише наявні дані по споживачам u_1 , u_2 та u_3 . Для споживача u_4 вхідні дані не містять інформації про циклічну поведінку. Тому ці дані не будуть використані.

Також при формуванні патерну потенційної поведінки для нового споживача u_5 можна задати порогове значення для послідовностей E_{CS} щоб використати лише найбільш уживані схеми поведінки користувачів. Наприклад, при пороговому значенні 3 патерн поведінки нового споживача матиме вигляд: $U_{CS} = \{(E_{CS}^{(2)}, 3)\}$.

У відповідності до другого принципу, наведений патерн поведінки користувача може бути використаний для заповнення його даних «замовчуванням», як було показано в (2).

Згідно третього принципу сформулюємо такі евристичні правила персоналізації даних для користувача в умовах циклічного холодного старту з урахуванням часового аспекту:

1) Для «холодного» користувача сайту електронної комерції, який ще не зробив вибору, формується початковий набір даних за замовчуванням згідно патерну типової поведінки, представленого виразом (3).

2) Після кожного вибору споживача набір даних за замовчуванням коригується на основі видалення елементів патерну U_{CS} , які не корегують з його поточним вибором.

Висновки. Виділено ключову особливість циклічного холодного старту в рекомендаційній системі: обмеженість у часі періоду, протягом якого може бути доповнена інформація про клієнта системи електронної комерції. Зазначена особливість обумовлює необхідність врахування аспекту часу при формуванні рекомендацій.

Сформульовано задачу формування рекомендацій в умовах циклічного холодного старту як задачу ітеративного доповнення даних «холодного» користувача патернами типових циклів поведінки споживачів з подальшою колаборативною фільтрацією уточнених даних.

Доповнено принципи застосування активного навчання для умов циклічного холодного старту. Вказані принципи дозволяють коригувати вхідні дані для «холодного» користувача на основі використання евристичної стратегії, що враховує зміни у патернах поведінки споживачів. Патерни поведінки відображають циклічні зміни інтересу споживачів щодо товарів та послуг, що пропонує система електронної комерції.

Запропоновано евристичні правила персоналізації даних для користувача в умовах циклічного холодного старту з урахуванням часового аспекту

Список літератури

1. Aggarwal C. C. *Recommender Systems: The Textbook*. New York: Springer, 2017. 498 p.
2. Abowd G., Atkeson C., Hong J., Long S., Kooper R., Pinkerton M. *Cyberguide: A mobile context-aware tour guide*. *Wireless Networks*. 1997. 3(5). P. 421–433.
3. Herlocker J. L., Konstan J. A., Terveen L. G., Riedl J. T. Evaluating collaborative filtering recommender systems. *ACM Transactions on Information Systems (TOIS)*. 2004. Vol. 22, №1. P. 5–53.
4. Abowd G., Dey A., Brown P., Davies N., Smith M., Steggles P. Towards a better understanding of context and context-awareness. *Handheld and Ubiquitous Computing*. 1999. P. 304–307.

5. Adomavicius G., Sankaranarayanan R., Sen S., Tuzhilin A. Incorporating contextual information in recommender systems using a multidimensional approach. *ACM Transactions on Information Systems*. 2005. 23(1). P. 103–145.
6. Linden G., Smith B., York J. Amazon.com recommendations: Item-to-item collaborative filtering. *Internet Computing, IEEE*. 2003. Vol. 7, № 1. P. 76–80.
7. Лещинский В. А., Лещинская И. А. Усовершенствование метода коллаборативной фильтрации с неявной обратной связью на основе ранжирования отрицательных результатов в матрице исходных данных. *Системи управління, навігації та зв'язку*. 2018. № 3(49). С. 73-77.
8. B. Smyth. Case-based recommendation. *The Adaptive Web*. Springer, 2007. P. 342–376.
9. D. Bridge, M. Goker, L. McGinty, and B. Smyth. Case-based recommender systems. *The Knowledge Engineering Review*. 2005. № 20(3). P. 315–320.
10. Чалий С.Ф., Лещинський В.О., Лещинська І.О. Моделювання контексту в рекомендаційних системах. *Науковий журнал «Проблеми інформаційних технологій»*. Херсон: Херсонський національний технічний університет. 2018. № 1(023). С. 21-26.
11. Лещинський В. О., Лещинська І. О. Використання принципів локальності та зв'язності контексту в рекомендаційних системах. *Вісник Нац. техн. ун-ту «ХПІ». Серія: Системний аналіз, управління та інформаційні технології*. Харків: НТУ «ХПІ». № 22 (1298) 2018. С. 16-21.
12. Чалий С.Ф., Лещинський В.О., Лещинська І.О. Інтеграція локальних контекстів споживачів в рекомендаційних системах на основі відношень еквівалентності, схожості та сумісності. *Матеріали VII міжн. наук. конф. «Інформаційні управлітні системи та технології»*. Одеса. 2018. С.142-144.
13. Schein A. I., Popescul A., Ungar L. H., Pennock D. M. Methods and metrics for cold-start recommendations. *Proceedings of the 25th annual international ACM SIGIR conference on Research and development in information retrieval*. 2002. P. 253-260.
14. Guy I., Zwerdling N., Carmel D., Ronen I., Uziel E., Yogev S., Ofek-Koifman S. Personalized recommendation of social software items based on social relations. *Proceedings of the Third ACM Conference on Recommender Systems*. 2009. P. 53-60.
15. Kalynychenko O, Chaly S., Bodyanskiy Y., Golian V., Golian N. Implementation of Search Mechanism for Implicit Dependences in Process Mining. *Intelligent Data Acquisition and Advanced Computing Systems (IDAACS), 2013 IEEE 7th International Conference*. Vol. 1. P. 138-142.
16. Settles B. *Active Learning, Synthesis Lectures on Artificial Intelligence and Machine Learning*. Morgan & Claypool Publishers, 2012. 114 p.
5. Adomavicius G., Sankaranarayanan R., Sen S., Tuzhilin A. Incorporating contextual information in recommender systems using a multidimensional approach. *ACM Transactions on Information Systems*, 2005, no. 23(1), pp. 103–145.
6. Linden G., Smith B., York J. Amazon.com recommendations: Item-to-item collaborative filtering. *Internet Computing, IEEE*, 2003, Vol. 7, no.1, pp. 76–80.
7. Leshchynskiy V., Leshchynska I. Usovershenstvovaniye metoda kolaborativnoy filtratsii s neyavnoj obratnoy svyazyu na osnove ranzhirovaniya otritsatelnyh rezultatov v matritse ishodnyh danyah [Collaborative Filtering for Implicit Feedback Datasets using Ranking Negative Data]. *Sistemi upravlinnya, navigatsiyi ta zvyazku* [Systems of control, navigation and communication]. Poltava, 2018, no. 3(49), pp. 73-77.
8. B. Smyth. Case-based recommendation. *The Adaptive Web*. Springer, 2007, pp. 342–376.
9. D. Bridge, M. Goker, L. McGinty, and B. Smyth. Case-based recommender systems. *The Knowledge Engineering Review*, 2005, № 20(3), pp. 315–320.
10. Chaliy S., Leshchynskiy V., Leshchynska I. Modelyuvannya kontekstu v rekomendacijnih sistemah [Modeling the context in recommender systems]. *Naukovij zhurnal «Problemi informacijnih tehnologij»* [Scientific journal "Problems of Information Technologies"]. Kherson: Kherson National Technical University, 2018, no. 1(023), pp. 21-26.
11. Leshchynskiy V., Leshchynska I. Viktoristannya principiv lokalnosti ta zvyaznosti kontekstu v rekomendacijnih sistemah [Using principles of locality and connectivity of the context in recommender systems]. *Visnyk Harkivskogo politehnicnogo instytutu: sb. nauch. tr.: Sistemnij analiz, upravlinnya ta informacijni tehnologiyi* [Bulletin of the Kharkov Polytechnic Institute: Sat. sci. tr.]: System Analysis, Management and Information Technology. Kharkov, NTU "KhPI" Publ. 2018, no 22 (1298), pp. 16-21.
12. Chaliy S., Leshchynskiy V., Leshchynska I. Integraciya lokalnih kontekstiv spozhivachiv v rekomendacijnih sistemah na osnovi vidnoshen ekvivalentnosti, shozhosti ta sumisnosti [Integration of local contexts of consumers in advisory systems based on equivalence, similarity and compatibility]. *Materiali VII mizhn. nauk. konf. «Informacijni upravlyayuchi sistemi ta tehnologiyi»* [Materials of the VII International Scientific Conference «Information-Control System and Technologies»]. Odessa, 2018, pp.142-144.
13. Schein A. I., Popescul A., Ungar L. H., Pennock D. M. Methods and metrics for cold-start recommendations. *Proceedings of the 25th annual international ACM SIGIR conference on Research and development in information retrieval*, 2002, pp. 253-260.
14. Guy I., Zwerdling N., Carmel D., Ronen I., Uziel E., Yogev S., Ofek-Koifman S. Personalized recommendation of social software items based on social relations. *Proceedings of the Third ACM Conference on Recommender Systems*, 2009, pp. 53-60.
15. Kalynychenko O, Chaly S., Bodyanskiy Y., Golian V., Golian N. Implementation of Search Mechanism for Implicit Dependences in Process Mining. *Intelligent Data Acquisition and Advanced Computing Systems (IDAACS), 2013 IEEE 7th International Conference*, Vol. 1, pp. 138-142.
16. Settles B. *Active Learning, Synthesis Lectures on Artificial Intelligence and Machine Learning*. Morgan & Claypool Publishers, 2012. 114 p.

References (transliterated)

1. Aggarwal C. C. *Recommender Systems: The Textbook*. Springer, New York, 2017. 498 p.
2. Abowd G., Atkeson C., Hong J., Long S., Kooper R., Pinkerton M. Cyberguide: A mobile context-aware tour guide. *Wireless Networks*, 1997, no. 3(5), pp. 421–433.
3. Herlocker J.L., Konstan J.A., Terveen L.G., Riedl J.T. Evaluating collaborative filtering recommender systems. *ACM Transactions on Information Systems (TOIS)*, 2004, Vol. 22, no. 1, pp. 5–53.
4. Abowd G., Dey A., Brown P., Davies N., Smith M., Steggle P. Towards a better understanding of context and context-awareness. *Handheld and Ubiquitous Computing*, 1999, pp. 304–307.

Надійшла (received) 05.09.2018

Відомості про авторів / Сведения об авторах / About the Authors

Лещинський Володимир Олександрович (Лещинский Владимир Александрович, Leshchynskiy Volodymyr Oleksandrovich) – кандидат технічних наук, доцент, Харківський національний університет радіоелектроніки, доцент кафедри програмної інженерії, м. Харків, Україна; ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-8690-5702>; e-mail: volodymyr.leshchynskiy@nure.ua

Лещинська Ірина Олександрівна (Лещинская Ирина Александровна, Leshchynska Irina Oleksandrivna) – кандидат технічних наук, доцент, Харківський національний університет радіоелектроніки, доцент кафедри програмної інженерії, м. Харків, Україна; ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-8737-4595>; e-mail: iryna.leshchynska@nure.ua