

МОДЕЛЮВАННЯ КОНТЕКСТУ В РЕКОМЕНДАЦІЙНИХ СИСТЕМАХ

УДК 004.891.3

ЧАЛИЙ Сергій Федорович

д. т. н., проф., професор кафедри інформаційних управляючих систем
Харківського національного університету радіоелектроніки

Наукові інтереси: управління знання-ємними процесами, рекомендаційні системи.
e-mail: serhii.chalyi@nure.ua

ЛЕЩИНСЬКИЙ Володимир Олександрович

к. т. н., доц., доцент кафедри програмної інженерії Харківського національного університету радіоелектроніки,
e-mail: volodymyr.leshchynskiy@nure.ua

ЛЕЩИНСЬКА Ірина Олександрівна

к. т. н., доц., доцент кафедри програмної інженерії Харківського національного університету радіоелектроніки,
e-mail: iryna.leshchynska@nure.ua

ВСТУП

Рекомендаційні системи призначені для формування рекомендацій споживачам відносно вибору товарів та послуг при наявності значної кількості альтернатив [1, 2]. В якості вхідних даних такі системи використовують рейтинги або інформацію про покупки інших користувачів. З використанням машинного навчання формуються залежності між властивостями товарів та характеристиками споживачів [3, 4].

Сфера застосування таких систем пов'язано переважно з використанням е-комерції. Такі системи спрощують вибір користувачам, які не мають достатньо знань про характеристики цікавих для них об'єктів (товарів та послуг) при наявності широкого вибору [5].

Рекомендаційні системи використовують ключові інтернет-компанії для того, щоб запропонувати персоналізований вибір. Зокрема Amazon.com використовує ці системи для персоналізації свого магазину, для кожного користувача, сервіс перегляду фільмів Netflix – при формуванні рейтингу для своїх фільмів та телевізійних програм [6 - 8].

Отримані за допомогою цих систем рекомендації представляються у вигляді ранжованого списку товарів, сайтів, тощо, з урахуванням вподобань споживачів.

АНАЛІЗ ДОСЛІДЖЕНЬ ТА ПУБЛІКАЦІЙ

При побудові рекомендаційних системи виникає проблема релевантності даних [9, 10]. Дана проблема пов'язана з недоліками вхідної інформації. Зазвичай матриця рейтингів користувачів або матриця покупок є розрідженими, що утруднює формування рекомендацій.

Для вирішення цієї проблеми в контекстних рекомендаційних системах враховують контекст прийняття рішень, контекст визначення рейтингів користувачами.

Однак існуючі підходи недостатньо уваги приділяють дослідженню неповноти та протиріч у контексті [11-15]. Останні виникають внаслідок того, що кожен користувач має доступ лише до підмножини товарів, послуг, інформації – тобто враховує лише локальний контекст. При ранжуванні результатів рекомендаційною системою для підвищення точності рекомендацій необхідно максимально повно враховувати контекст. Зазначений недолік свідчить про актуальність теми даної статті.

ПОСТАНОВКА ЗАДАЧІ

Метою даної статті є побудова моделі контексту прийняття рішень в рекомендаційних системах з тим, щоб враховувати контекст при ранжуванні об'єктів стосовно користувачів або користувачів стосовно об'єктів.

Використання контекстної складової дозволяє вибрати із множини вхідних даних для побудови рекомендацій таку підмножину, що є релевантною стосовно ситуації, у якій приймає рішення користувач.

Також врахування контекстної складової щодо результатів роботи рекомендаційної системи дає можливість упорядкувати отриманий перелік об'єктів стосовно умов прийняття рішень конкретним користувачем.

Для досягнення мети дослідження вирішуються наступні задачі:

- формалізація підходів до інтеграції контексту в рекомендаційних системах;
- розробка моделі контексту.

ОСНОВНИЙ ЗМІСТ РОБОТИ

Рекомендаційні системи обробляють вподобання користувачів. Кожен з користувачів приймає рішення як на основі своїх внутрішніх вподобань, так і з урахуванням підмножини об'єктів предметної області, з якими він взаємодіє або взаємодівав.

Наприклад, при виборі фільму користувач орієнтується на ті фільми, що він передивився сам, так і на експертну оцінку друзів, колег, огляди фільмів та передач, тощо. Відповідно, користувач може прийняти різні рішення щодо одного й того ж фільму у випадку наявності детальної інформації про фільм та у випадку одностороннього висвітлення недоліків та переваг твору (нецікаві актори, сюжет, зйомки, тощо).

Іншими словами, користувач має локальний доступ до предметної області з описом фільму і, відповідно, локальний контекст прийняття рішень. З метою підвищення релевантності цих рішень при виборі того чи іншого фільму користувач поєднує локальний контекст свої колег, друзів, знайомих, рецензентів фільму.

Такий підхід до вибору фільму потребує порівняння локальних контекстів з метою видалити суперечливі фрагменти та елементи, що дублюються перед інтеграцією цих контекстів (рис. 1).

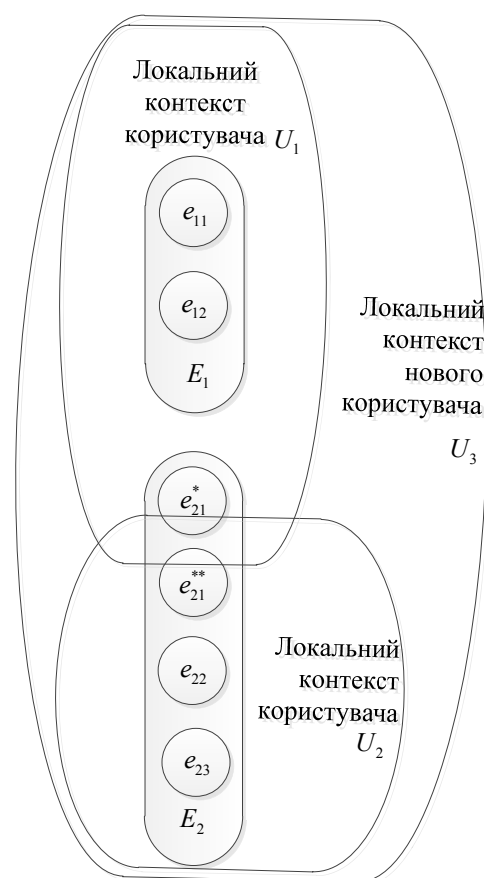


Рис. 1 – Поєднання локальних контекстів для нового користувача U_3

В наведеному на рис. 1 прикладі об'єкти характеризуються множинами атрибутів $E_1 = \{e_{11}, e_{12}\}$ та $E_2 = \{e_{21}, e_{22}, e_{23}\}$. Однак у локальному контексті C^1 користувача U_1 існують об'єкти E_1^1, E_2^1 у такому вигляді:

$$C^1 = \{E_1^1, E_2^1\} \quad (1)$$

де C^1 – контекст прийняття рішень клієнта U_1 ;

E_1^1, E_2^1 – відображення об'єктів E_1, E_2 у контексті першого споживача.

Представлення об'єктів у контексті першого споживача у даному прикладі мають такий вигляд:

$$E_1^1 = \{e_{11}, e_{12}\}, E_2^1 = \{e_{21}^*\} \quad (2)$$

де e_{11}, e_{12} – відображення першого об'єкту у контексті споживача U_1 ;

e_{21}^* – представлення споживача U_1 про атрибут об'єкту E_2 .

Іншими словами, у контексті першого споживача об'єкт E_2 представлений не повністю. Також представлення про атрибут e_{21}^* може не відповідати контекстному представленню інших споживачів.

Аналогічно, локальний контекст другого споживача $C^2 = \{E_1^2, E_2^2\}$ має такий вигляд:

$$E_1^2 = \{\emptyset\}, E_2^2 = \{e_{21}^{**}, e_{22}, e_{23}\} \quad (3)$$

де $e_{21}^{**}, e_{22}, e_{23}$ – відображення першого об'єкту у контексті споживача U_2 ;

e_{21}^{**} – представлення споживача U_1 про атрибут об'єкту E_2 .

У контексті другого споживача об'єкт E_1 не представлений. Також представлення про атрибут e_{21}^{**} відрізняється від представлення першого споживача.

При побудові контексту C^3 нового споживача U_3 в рекомендаційній системі необхідно поєднати відомі локальні контексти за умови поєднання тих атрибутів об'єктів, що відрізняються у локальних контекстах відомих споживачів. В даному випадку при невідповідності одного і того ж атрибуту одного у того ж об'єкту у різних локальних контекстах можуть виникнути дві ситуації.

По-перше, при відмінності представлення атрибутів у локальному контексті внаслідок неповноти інформації у того чи іншого споживача до об'єднаного контексту включається один із атрибутів, інформація про який є більш точною:

$$C^3 = C^1 \cup C^2 \mid \forall e_{ij}^1 \approx e_{ij}^2, (e_{ij}^1 \vee e_{ij}^2) \in C^1 \cap C^2 \quad (4)$$

де $e_{ij}^1 \vee e_{ij}^2$ – аналогічні атрибути одних і тих же об'єктів предметної області, що належать до різних локальних контекстів.

По друге, у випадку протиріч між існуючими представленнями атрибутів вони виключаються з об'єднаного контексту:

$$C^3 = C^1 \cup C^2 \mid \forall e_{ij}^1 \neq e_{ij}^2, (e_{ij}^1 \vee e_{ij}^2) \notin C^1 \cap C^2 \quad (5)$$

У відповідності до наведеного прикладу можна зробити висновок, що при використанні контексту прийняття рішень в рекомендаційній системі необхідно:

- враховувати локальність та неточність контекстів окремих споживачів;
- об'єднувати ці локальні контексти з усуненням неповноти та протиріч у представленні окремих атрибутів таких об'єктів.

Розглянутий ілюстративний приклад дозволяє сформулювати принципи локальності та зв'язності як основу для інтеграції та подальшого врахування контексту при ранжуванні результатів роботи рекомендаційної системи.

Принцип локальності полягає в тому, що кожний користувач використовує персональне відображення контексту прийняття рішень у задачах вибору з великої кількості альтернатив. Дане відображення характеризується такими властивостями:

- містить у собі підмножину об'єктів предметної області;
- враховує підмножину атрибутів кожного з об'єктів предметної області;
- інформація про атрибути може бути неповною, неточною та містити протиріччя.

Усунення неповноти та суперечливості інформації про об'єкти предметної області та властивості цих об'єктів з локальних контекстів споживачів виконується у відповідності до принципу зв'язності.

Принцип зв'язності визначає контекст прийняття рішень в рекомендаційній системі як упорядковану сукупність локальних контекстів користувачів.

На рис.2 шляхом просторового представлення деталізовано різницю між локальними контекстами користувачів U_1 та U_2 . Очевидно, що при наведеній просторовій конфігурації споживачу U_1 доступні такі локальні контексти, які задаються підмножинами властивостей об'єктів E_1 та E_2 :

Аналогічно для споживача U_2 доступні такі локальні контексти:

$$\begin{aligned} C^1 &= \{c_i^1 \mid i = \overline{1,7}\}, \\ c_1^1 &= \{\emptyset\}, c_2^1 = \{e_{11}\}, c_3^1 = \{e_{11}, e_{12}\}, \\ c_4^1 &= \{e_{11}, e_{12}, e_{21}\}, c_5^1 = \{e_{12}, e_{21}\}, \\ c_6^1 &= \{e_{21}\}, c_7^1 = \{e_{12}\}, \end{aligned} \quad (6)$$

$$\begin{aligned} C^2 &= \{c_i^2 \mid i = \overline{1,7}\}, \\ c_1^2 &= \{\emptyset\}, c_2^2 = \{e_{21}\}, c_3^2 = \{e_{31}, e_{32}\}, \\ c_4^2 &= \{e_{31}, e_{32}, e_{31}\}, c_5^2 = \{e_{32}, e_{31}\}, \\ c_6^2 &= \{e_{31}\}, c_7^2 = \{e_{32}\}, \end{aligned} \quad (7)$$

Пуста множина елементів в одній із реалізацій контексту виразах (6) та (7) означає, що з точки зору споживачів всі властивості відсутні у обох об'єктах. Аналогічно, наявність лише властивості e_{11} в c_2^1 означає, що всі інші властивості у даній реалізації контексту відсутні.

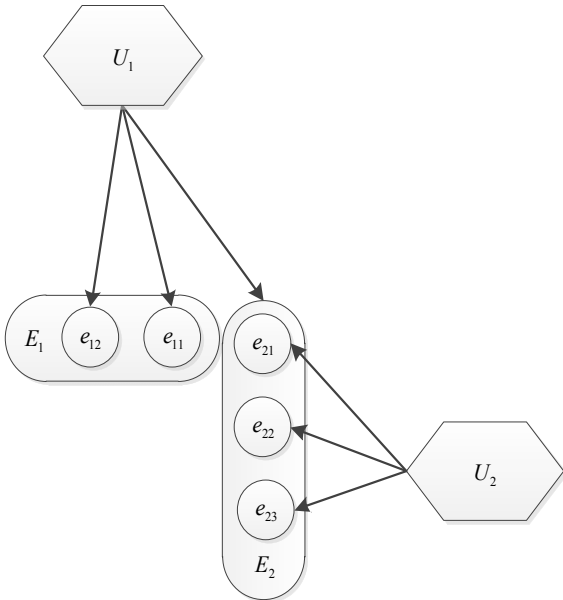


Рис. 2 – Локальність контекстів користувачів U_1 та U_2

Якщо упорядкувати послідовність елементів у множинах C^1 та C^2 , то ми отримаємо можливість інтегрувати ці контексти шляхом послідовного об'єднання реалізацій c_i^1 та c_i^2 :

При такому поєднанні отримаємо деревоподібну структуру, з покроковою деталізацією об'єднаного контексту на кожному наступному рівні дерева. Перші два рівня для наведеного на рис. 2 прикладу мають такий вигляд:

$$C^3 = C^1 \bigcup_{e_{ij}} C^2 = \left\langle \begin{array}{l} \{e_{21}\}, \\ \{\{e_{21}, e_{11}\}, \{e_{21}, e_{22}\}\} \\ \dots \end{array} \right\rangle, \quad (8)$$

де e_{ij} – j властивість i – об'єкту.

У відповідності до розглянутої на прикладі рис. 2. комбінації властивостей визначимо модуль контексту прийняття рішень для рекомендаційної системи на множині властивостей об'єктів, які використовує споживач.

При інтеграції контексту у відповідності до принципу локальності поєднуються можливі послідовності властивостей цікавих для споживача об'єктів (товарів, фільмів, музичних записів):

$$C = \langle \{c_1^l, \dots, c_1^l, \dots, c_1^l\}, \dots, \{c_k^l, \dots, c_k^l, \dots, c_k^l\}, \dots \rangle, \quad (9)$$

де c_k^l – реалізація локального контексту прийняття рішень для k комбінації властивостей об'єктів, що використовує l – користувач.

Для того, щоб поєднати локальні контексти на основі принципу зв'язності, задамо відношення еквівалентності, схожості та сумісності між реалізаціями локальних контекстів c_k^l .

Відношення еквівалентності визначається на властивостях цікавих для користувача об'єктів наступним чином:

$$Eq: \forall e_{ij}^* \in c_k^l \exists e_{ij}^{**} \in c_k^m : e_{ij}^* = e_{ij}^{**} \Rightarrow c_k^l \equiv c_k^m, \quad (10)$$

де c_k^l, c_k^m – k – реалізація локального контексту для l та m користувачів відповідно.

Відношення схожості визначається для ситуацій, коли в одній реалізації локального контексту властивість задана більш детально, ніж в іншій. Дане відношення задається наступним чином:

$$Ng: \forall e_{ij}^* \in c_k^l \exists e_{ij}^{**} \in c_k^m : e_{ij}^* \subseteq e_{ij}^{**} \Rightarrow c_k^l \subseteq c_k^m \mid e_{ij}^{**} \in c_k^l, c_k^m. \quad (11)$$

Відношення сумісності визначається для ситуацій, у яких існують протиріччя між представленням властивостей об'єктів у локальних контекстах різних користувачів. Приклад таких відмінностей наведено на рис. 1. Несумісність представлена властивостями e_{21}^* та e_{21}^{**} .

Відношення сумісності визначається наступним чином:

$$Cp: \forall e_{ij}^* \in c_k^l \exists e_{ij}^{**} \in c_k^m : e_{ij}^* \neq e_{ij}^{**} \Rightarrow c_k^l \setminus e_{ij}^* \equiv c_k^m \setminus e_{ij}^{**} \quad (12)$$

Модель контексту прийняття рішень, що відповідає наведеним принципам, містить у собі послідовність реалізацій локальних контекстів, а також відношення еквівалентності, схожості та сумісності між цими реалізаціями.

ВИСНОВКИ

Розглянуто проблему формування контексту як сукупності локальних контекстів споживачів в рекомендаційних системах. Дана проблема пов'язана з тим, що вибір споживачів виконується в умовах обмежень поточного локального контексту. Для підвищення точності результатів рекомендаційна система повинна

побудувати узагальнений контекст шляхом об'єднання реалізацій локальних контекстів користувачів. При побудові узагальненого контексту необхідно врахувати неповноту та протиріччя в даних.

У відповідності до представленої проблеми сформульовано принципи локальності та зв'язності, які були використані при побудові об'єднаної моделі контексту прийняття рішень в рекомендаційній системі.

Принцип локальності передбачає відмінність представлення одних і тих же властивостей об'єктів різними споживачами.

Принцип зв'язності передбачає необхідність упорядкування сукупності локальних контекстів споживачів.

Запропоновано модель контексту прийняття рішень рекомендаційної системи, що відповідає сформульованим принципам та містить у собі послідовності реалізацій локального контексту користувачів, а також відношення еквівалентності, схожості та сумісності між цими реалізаціями.

Виділені відношення є основою для правил об'єднання локальних контекстів окремих користувачів у загальний контекст прийняття рішень в рекомендаційній системі.

В практичному плані запропонована модель дає можливість підвищити точність ранжування об'єктів та споживачів в рекомендаційних системах шляхом врахування поточного контексту прийняття рішень.

ЛІТЕРАТУРА:

1. Ricci F., Rokach L., Shapira B., Kantor P. Recommender systems handbook / F. Ricci, L. Rokach, B. Shapira, P. Kantor - Springer, New York, 2011. - 842 p.
2. Aggarwal C. C. Recommender Systems: The Textbook / C. C. Aggarwal. - Springer, New York, 2017. - 498 p.
3. Herlocker J.L. Evaluating collaborative filtering recommender systems / J.L. Herlocker, J.A. Konstan, L.G. Terveen, J.T. Riedl // ACM Transactions on Information Systems (TOIS). - 2004. - vol. 22, no.1. - P. 5-53.
4. Pazzani, M.J. Identifying Interesting Web Sites / M.J. Pazzani, J. Muramatsu, D. Billsus // Proceedings of the Thirteenth National Conference on Artificial Intelligence and the Eighth Innovative Applications of Artificial Intelligence Conference, AAAI Press, MIT Press, Menlo Park. - 1996. - P. 54-61.
5. Martín S.S. Factors determining firms' perceived performance of mobile commerce / S.S. Martín, B. López-Catalán, M.A. Ramón-Jerónimo // Ind. Manag. Data System. - 2012. - no. 112. - P. 946-963.
6. Linden G. Amazon.com recommendations: Item-to-item collaborative filtering / G. Linden, B. Smith, J. York // Internet Computing, IEEE. - 2003. - vol. 7, no1. - P. 76-80.
7. Lees-Miller J. Does Wikipedia Information Help Netflix Predictions? // J. Lees-Miller, F. Anderson, B. Hoehn, R. Greiner / Seventh International Conference on Machine Learning and Applications (ICMLA), IEEE Computer Society. - 2008. - P. 337-343. ISBN 978-0-7695-3495-4.
8. Bennet J. Lanning S. The Netflix Prize [Proceedings of KDD cup and workshop]. Available at: <http://www.netflixprize.com>. (accessed March 22, 2018).
9. Shaw, Gavin, Xu, Yue. Using Association Rules to Solveth Cold-Start Problem in Recommender Systems. [QUT Digital Repository]. URI: <http://eprints.qut.edu.au/40176>. (дата обращения 24.05.2018).



10. Sobhanam Hridya. Addressing cold start problem in recommender systems using association rules and clustering technique/ Hridya Sobhanam, A.K. Mariappan, //International Conference on Computer Communication and Informatics (ICCCI- 2013). - Coimbatore, India, 2013. - P. 402-411.
11. Adomavicius G. Towards the Next Generation of Recommender Systems/ G. Adomavicius, A. Tuzhilin// A Survey of the State-of-the-Art and Possible Extensions. IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering. – 2005. - no. 17. - P. 634–749.
12. Baltrunas, L. Context- Aware Places of Interest Recommendations for Mobile Users/ L. Baltrunas, B. Ludwig, S. Peer, F. Ricci //Proceedings of the 14th International Conference on Human-Computer Interaction. Berlin: Springer, 2011. - P. 531–540.
13. Baltrunas, L. Context Relevance Assessment for Recommender Systems/ L. Baltrunas, F. Ricci, B.Ludwig// Proceedings of the 2011 International Conference on Intelligent User Interfaces. - New York: Association for Computing Machinery, 2011. - P. 287–290.
14. Ono C. Context-aware preference model based on a study of difference between real and supposed situation data/ C. Ono, Y. Takishima, Y. Motomura, H. Asoh // User Modeling, Adaptation, and Personalization, 17th International Conference, UMAP 2009. -Trento, Italy, June 22-26, 2009. - P. 102–113.
15. Ekstrand M.D. Collaborative filtering recommender systems / M.D. Ekstrand, J.T. Riedl, J.A. Konstan// Foundations and Trends in Human-Computer Interaction. – 2011. - no. 4(2). - P. 81–173.

*Рецензент: д.т.н., проф. Рудакова Г.В.
Херсонський національний технічний університет*