

Є. В. Мелешко

Центральноукраїнський національний технічний університет, Кропивницький, Україна

ПРОБЛЕМИ СУЧАСНИХ РЕКОМЕНДАЦІЙНИХ СИСТЕМ ТА МЕТОДИ ЇХ РІШЕННЯ

Предметом вивчення у статті є процес побудови рекомендаційних систем. **Метою** є дослідження проблем сучасних рекомендаційних систем та пошук методів їх рішення. **Завдання:** дослідити проблеми сучасних рекомендаційних систем, здійснити порівняльний аналіз існуючих методів побудови рекомендаційних систем з погляду наявності/відсутності у них розглянутих проблем, дослідити існуючі методи вирішення розглянутих проблем. Отримані такі **результати:** Розглянуто основні проблеми сучасних рекомендаційних систем: холодний старт для користувачів, холодний старт для об'єктів, постійний холодний старт для користувачів, постійний холодний старт для об'єктів, бульбашка фільтрів. Здійснено порівняльний аналіз відомих методів побудови рекомендаційних систем з точки зору наявності/відсутності у них розглянутих проблем. Визначено напрямки подальших досліджень для розробки методів вирішення існуючих проблем рекомендаційних систем. **Висновки.** Основними проблемами рекомендаційних систем є проблеми холодного старту для користувачів та для об'єктів, постійного холодного старту для користувачів та для об'єктів, а також проблема бульбашки фільтрів. На сьогоднішній день проблема холодного старту практично вирішена за допомогою використання контекстної інформації та створення гібридних рекомендаційних систем. В той же час актуальною стала проблема постійного холодного старту, повного рішення якої на даний час не існує. Перспективним напрямом рішення проблеми постійного холодного старту є використання алгоритмів штучного інтелекту для адаптації до можливих змін у ознаках об'єктів і вподобаннях користувачів. Для вирішення проблеми бульбашки фільтрів слід застосовувати додаткові вимоги до формування списку рекомендацій. Перспективним напрямком вирішення проблеми бульбашки фільтрів, як показало дослідження, є забезпечення формування списку рекомендацій з такими властивостями його елементів як неочікуваність, різноманітність та новизна. В той же час це дуже суб'єктивні показники, для яких ще не існує загальноприйнятих метрик для їх вимірювання та надійних методів забезпечення їх виконання.

Ключові слова: рекомендаційні системи, колаборативна фільтрація, контентна фільтрація, холодний старт, постійний холодний старт, бульбашка фільтрів.

Вступ

Рекомендаційна система (РС) – це система, що використовується для прогнозування індивідуальних вподобань користувачів веб-сайту на основі зібраної про них інформації для створення їм рекомендацій з метою збільшення загального інтересу до об'єктів на веб-сайті (товарів, фільмів, новин, тощо) [1, 2].

В останні десятиліття область використання рекомендаційних систем істотно розширилася. Це пов'язано, перш за все, з розвитком електронної комерції та збільшенням числа Інтернет-магазинів і товарів у них, а також зі збільшенням числа контент-орієнтованих сайтів та появою нового типу сайтів – рекомендаційних мереж. Крім того безперервне збільшення обсягу даних у мережі Інтернет гостро ставить питання оптимізації пошуку даних за різними критеріями та оптимізації ранжування даних у пошуковій видачі для користувача.

Сучасні рекомендаційні системи мають ряд стандартних проблем та недоліків, дослідження яких та розробка методів їх подолання є актуальною науково-практичною задачею.

За методами побудови РС можна класифікувати на [1]: засновані на контентній фільтрації, засновані на колаборативній фільтрації та гібридні методи.

Контентна фільтрація заснована на виділенні ознак у об'єктів системи та кластеризації об'єктів на основі їх ознак. Після того, як на основі дій користувача, встановлено об'єкти, які він обирає, за до-

помогою контентної фільтрації йому пропонуються схожі об'єкти з відповідних кластерів. Головними проблемами контентної фільтрації є складність виділення ознак об'єктів та проблема холодного старту для користувачів [1, 2, 3].

Колаборативна фільтрація формує рекомендації для певного користувача на основі оцінок, які він та інші користувачі виставляли об'єктам. Колаборативна фільтрація заснована на ідеї, що ті користувачі, які однаково оцінювали будь-які предмети в минулому, схильні давати схожі оцінки інших предметів і в майбутньому. Даний метод більш простий в реалізації, ніж попередній, але для нього є актуальними проблеми холодного старту для користувачів та холодного старту для об'єктів [2, 3, 4].

Гібридні РС використовуються для підвищення точності рекомендацій. Їх можна розділити на дві групи методів, що використовують паралельні (напр., гібридизація на основі зваженої суми) та послідовні (напр., каскадна гібридизація) стратегії [5].

До найпоширеніших проблем рекомендаційних систем можна віднести проблему холодного старту та бульбашки фільтрів [2].

Проблема холодного старту виникає при додаванні нового об'єкту чи користувача до системи. До появи відповідних новому об'єкту чи користувачу оцінок відсутня інформація для формування рекомендацій.

Проблема бульбашки фільтрів виникає у рекомендаційних та пошукових системах, коли алгоритм видачі інформації веб-сайту вибірково підбирає дані, враховуючи яку інформацію користувач хотів би

бачити, базуючись на інформації про його вподобання і, в результаті, користувачі відділяються від інформації, яка їх не цікавить або їм не подобається, фактично ізолюючи їх у власних «бульбашках».

Метою даної роботи є дослідження проблем сучасних рекомендаційних систем та пошук методів їх рішення.

Основна частина

Одна з головних проблем РС – проблема холодного старту (Cold-start Problem, CSP). Вона виникає тоді, коли в системі з'являються нові елементи – або нові користувачі (User Cold-Start), історія вподобань яких порожня, або нові об'єкти (Item Cold-Start), у яких ще немає оцінок та/або набору ознак [2].

У багатьох реальних системах CSP може набувати характеру циклічної проблеми для вже відомих користувачів або об'єктів. Наприклад, якщо частина користувачів змінює свої інтереси. Дана проблема отримала назву проблеми постійного холодного старту (Continuous Cold-start Problem, CoCoS) [6].

Як і CSP, проблема CoCoS може виникати з користувачами (User Continuous Cold-start Problem) та з об'єктами (Item Continuous Cold-start Problem).

User Continuous Cold-start Problem виникає для користувачів, що змінюють свої вподобання, або рідко з'являються у системі та рідко оцінюють нові об'єкти.

Item Continuous Cold-start Problem виникає при наявності об'єктів, властивості яких можуть змінитися з часом.

Для вирішення проблеми Cold-start Problem, як правило, застосовують наступні підходи:

1) гібридизація РС з поєднанням контентної та колаборативної фільтрації [5].

2) використання контексту, в якому створюються та надаються рекомендації (демографічні дані, час та дата, тощо) [7].

Однак всі ці способи не підходять в разі проблеми Continuous Cold-start Problem, оскільки припускають, що після того, як користувач став «відомим», він залишається таким необмежену кількість часу, а об'єкти рекомендацій не можуть змінювати свої властивості. Для рішення даної проблеми треба не тільки прогнозувати вподобання користувачів, а й відслідковувати та прогнозувати зміну їх вподобань, а також враховувати можливість зміни властивостей об'єктів рекомендацій. Дану проблему на сьогоднішній день намагаються вирішувати методами машинного навчання, що підвищують адаптивність системи до постійних змін.

Не менш важливою проблемою РС є проблема бульбашки фільтрів. Класичні РС пропонують користувачам об'єкти, виходячи лише з їх попередніх вподобань. Отже, користувач потрапляє у інформаційне середовище, в якому спостерігає лише обмежену кількість однотипних об'єктів. Наслідки, викликані бульбашкою фільтрів:

1. Користувач не одержує альтернативну інформацію, яка може бути йому корисною (напр., види об'єктів, про які він зовсім не знає, але які ефективніше вирішать задачі його пошуку).

2. У користувача формується викривлена точка зору на інформаційне середовище, так як він не бачить картини в цілому (напр., при рекомендації новин).

3. Користувач може втратити інтерес до списку рекомендацій, так як йому весь час пропонують однотипні об'єкти (напр., втратить інтерес до прослуховування онлайн радіо з однотипним набором пісень).

Так як усі РС як основну метрику якості своєї роботи використовують точність прогнозування вподобань користувачів, а формальна постановка задачі прогнозу оцінок виглядає наступним чином [8]:

$$d(R, V) \rightarrow \min, \quad (1)$$

де $R = (r_1, r_2, \dots, r_n)$ – вектор, що містить список прогнозованих оцінок користувача, впорядкований по спаданню за величиною оцінок, $V = (v_1, v_2, \dots, v_n)$ – вектор, що містить справжні оцінки користувача, невідомі системі на етапі формування списку рекомендацій, то для всіх РС проблема бульбашки фільтрів є актуальною, так як якісна рекомендаційна система повинна створювати рекомендації максимально схожі на попередні вподобання користувача.

Для вирішення проблеми бульбашки фільтрів, як правило, застосовують виконання додаткових вимог до формування списку рекомендацій, наприклад, забезпечення властивостей [9, 10, 11]:

1. Різноманітність (Diversity) – міра схожості елементів списку. Елементи у списку рекомендацій не повинні бути майже однаковими, вони повинні містити різні типи об'єктів (наприклад, фільми різних жанрів, а не тільки одного жанру, чи однієї трилогії). Для визначення схожості елементів можна застосовувати різні коефіцієнти подоби, за допомогою яких попарно порівнювати елементи списку, після визначення рівня схожості між елементами можна буде оцінити різноманітність списку рекомендацій. Якщо об'єкт, що описується m ознаками, представити точкою у k -мірному просторі, то подібність об'єктів один з одним буде визначатися як відстань в даному метричному просторі. Найбільш поширені метрики подоби, що використовуються в такому випадку: евклідова відстань (2), зважена евклідова відстань (3), відстань Хемінга (Манхеттенська відстань) (4), відстань Мінковського (5), відстань Махаланобіса (6):

$$d(x_1, x_2) = \sqrt{\sum_{i=1}^m (x_{1i} - x_{2i})^2}, \quad (2)$$

$$d(x_1, x_2) = \sqrt{\sum_{i=1}^m w_i (x_{1i} - x_{2i})^2}, \quad (3)$$

$$d(x_1, x_2) = \sum_{i=1}^m |x_{1i} - x_{2i}|, \quad (4)$$

$$d(x_1, x_2) = \left(\sum_{i=1}^m |x_{1i} - x_{2i}|^p \right)^{1/p}, \quad (5)$$

$$d(x_1, x_2) = \sqrt{(\bar{X}_1 - \bar{X}_2)^T \Sigma^{-1} (\bar{X}_1 - \bar{X}_2)}, \quad (6)$$

де $d(x_1, x_2)$ – відстань між об'єктами x_1 та x_2 ; x_{1i} , x_{2i} – значення i -ї ознаки відповідно у 1-го та 2-го об'єкту; w_i – вага, що привласнюється i -ій змінній; Σ^{-1} – матриця зворотна коваріаційній матриці, розрахованій по всій вибірці; \bar{X}_1 , \bar{X}_2 – вектори значень ознак у 1-го та 2-го об'єкту.

Коефіцієнти подоби між парами об'єктів можна звести до матриці подоби, аналіз якої дасть змогу оцінити різноманітність списку рекомендацій.

Оцінювати схожість об'єктів за допомогою мір відстані зручно при використанні числових ознак. Але часто зустрічаються ознаки, що вимірюються в інших шкалах (напр., в ранговій або номінальній). В цьому випадку всі ознаки, які використовуються для класифікації, представляються у вигляді двійкового коду. Тобто кожен об'єкт описується вектором $\bar{X}_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{im})$, де $i = \overline{1, n}$, кожна з компонент якого приймає значення 0 або 1. Для визначення коефіцієнтів подоби в такому випадку найбільш часто застосовують наступні коефіцієнти: коефіцієнт Рао (7), коефіцієнт Хаммана (8), коефіцієнт Роджерса та Танімото (9), коефіцієнт Джекарда (10), коефіцієнт Дейка (11), коефіцієнт композиційної подоби (12):

$$S_{ij} = \frac{n_{ij}^{(1,1)}}{m}, \quad (0 \leq S_{ij} \leq 1), \quad (7)$$

$$S_{ij} = \frac{p_{ij} - q_{ij}}{m}, \quad (p_{ij} = q_{ij} \rightarrow S_{ij} = 0), \quad (8)$$

$$S_{ij} = \frac{n_{ij}^{(1,1)}}{n_i^{(1)} + n_j^{(1)} + n_{ij}^{(1,1)}}, \quad (0 \leq S_{ij} \leq 1), \quad (9)$$

$$S_{ij} = \frac{n_{ij}^{(1,1)}}{n_{ij}^{(1,1)} + q_{ij}}, \quad (0 \leq S_{ij} \leq 1), \quad (10)$$

$$S_{ij} = \frac{2n_{ij}^{(1,1)}}{2n_{ij}^{(1,1)} + q_{ij}}, \quad (0 \leq S_{ij} \leq 1), \quad (11)$$

$$S_{ij} = \frac{p_{ij}}{2m - p_{ij}} = \frac{p_{ij}}{m - q_{ij}}, \quad (0 \leq S_{ij} \leq 1), \quad (12)$$

$p_{ij} = n_{ij}^{(1,1)} + n_{ij}^{(0,0)}$ – загальна кількість співпадаючих ознак; $q_{ij} = n_{ij}^{(0,1)} + n_{ij}^{(1,0)}$ – загальна кількість неспівпадаючих ознак; $n_{ij}^{(1,1)}$ – число співпадаючих одиничних ознак у обох пар об'єктів (пар (1,1)); $n_{ij}^{(0,0)}$ – число співпадаючих нульових ознак у обох пар об'єктів (пар (0,0)); $n_{ij}^{(1,0)}$ – кількість співпадаючих одиничних ознак у i -го та нульових ознак у j -го об'єктів (пар (1,0)); $n_{ij}^{(0,1)}$ – кількість співпадаючих нульових ознак у i -го та одиничних ознак у j -го об'

ектів (пар (0,1)); $n_i^{(1)}$, $n_j^{(1)}$ – число одиничних ознак у i -го та одиничних ознак у j -го об'єктів відповідно; m – загальна кількість ознак, за якими здійснюється порівняння.

2. Неочікуваність (Serendipity) – неочікуваність, сюрприз, несхожість на історію користувача. Не існує консенсусу у визначенні неочікуваності, однак більшість авторів вказує, що елемент, який має властивість неочікуваність, повинен бути важливим, новим та непрогнозованим для користувача [12]. Важливість для користувача виражається в його реакції на даний елемент після рекомендацій, новизна виражається в тому, наскільки користувач знайомий з даним елементом. Елемент може бути незнайомим для користувача, якщо: 1) користувач ніколи не чув про даний елемент, 2) користувач чув про даний елемент, але ніколи не використовував, 3) користувач використовував даний елемент, але забув про це. Елемент може бути непрогнозованим для користувача, якщо: 1) користувач не очікує, що цей елемент буде для нього актуальним, 2) користувач не очікує, що цей елемент буде рекомендованим йому, 3) користувач не знайшов би цього елементу самостійно, 4) цей елемент значно відрізняється від елементів, які як правило, обирає користувач, 5) користувач не очікує даного елементу у списку рекомендацій, оскільки він переглядав інші види елементів.

3. Новизна (Novelty) – новизна для користувача, поширеність продукту, частка його рейтингів. Якщо користувачу рекомендувати лише популярні об'єкти, скоріше за все він їх і так знає та обере без рекомендаційної системи, такі рекомендації не будуть містити для нього нової інформації. Це характеристика елемента у списку рекомендацій протилежна його популярності, і в найпростішому випадку може визначатися за формулою [13]:

$$\text{novelty}(i) = -\log_2 p(i), \quad (13)$$

де $p(i)$ – ймовірність того, що i потрапить у список рекомендацій (буде обрано).

При забезпеченні виконання розглянутих додаткових вимог до формування списку рекомендацій, буде зменшуватися точність прогнозування РС, але можна буде подолати проблему бульбашки фільтрів.

Було проведено дослідження основних груп методів побудови рекомендаційних систем з точки зору наявності/відсутності у них розглянутих проблем. Результати дослідження наведені у таблиці 1.

Як видно з таблиці, основні проблеми сучасних рекомендаційних систем, це проблема User Continuous Cold-Start, проблема Item Continuous Cold-Start та проблема бульбашки фільтрів. Їх лише частково вдається вирішити – проблему User Continuous Cold-Start та проблему Item Continuous Cold-Start намагаються вирішити, використовуючи різні алгоритми машинного навчання; проблему бульбашки фільтрів намагаються вирішити, використовуючи методи, що дозволяють формувати список рекомендацій з виконанням додаткових вимог до його елементів (новизна, різноманітність, неочікуваність).

Таблиця 1 – Результати порівняльного аналізу відомих методів побудови рекомендаційних систем

	Складність реалізації	Проблема User Cold-Start	Проблема Item Cold-Start	Проблема User Continuous Cold-Start	Проблема Item Continuous Cold-Start	Проблема бульбашки фільтрів
Колаборативна фільтрація	–	+	+	+	+	+
Контентна фільтрація	–/+	+	–	+	+	+
Гібридні методи	+	+	–	+	+	+
Гібридні методи з використанням контексту	+	–/+	–	+	+	+
Гібридні методи з виконанням вимог Diversity, Serendipity, Novelty до списку рекомендацій	++	+	–	+	+	–/+
Адаптивні гібридні методи з використанням алгоритмів штучного інтелекту	++	+	–	+/-	+/-	+

Отже, для подолання проблем сучасних РС необхідно використовувати гібридизацію різних методів їх побудови, враховувати контекстну інформацію, забезпечувати виконання додаткових вимог до формування списку рекомендацій, що, як правило, зменшують точність прогнозування вподобань, але збільшують якість рекомендацій, а також застосовувати методи машинного навчання.

Висновки

Перспективним напрямком в систематизації, фільтрації, пошуку та наданні даних є рекомендаційні системи, основні засоби яких повинні реалізовувати необхідні послуги надання користувачу релевантних рекомендацій в певному місці, в певний час та через вірний канал комунікації.

Одною з основних проблем сучасних РС є так звана проблема бульбашки фільтрів. Перспективним

напрямком її вирішення, як показало дослідження, є забезпечення формування списку рекомендацій з такими властивостями як неочікуваність, різноманітність та новизна.

В той же час це дуже суб'єктивні показники, для яких ще не існує загальноприйнятих метрик для їх вимірювання та надійних методів забезпечення їх виконання.

Важливою проблемою РС залишається проблема холодного старту.

На сьогоднішній день вона практично вирішена за допомогою використання контексту та гібридизації. В той же час актуальною стала проблема постійного холодного старту, повного рішення якої на даний час не існує. Перспективним напрямком її рішення є використання алгоритмів штучного інтелекту для адаптації до можливих змін у ознаках об'єктів і вподобаннях користувачів.

СПИСОК ЛІТЕРАТУРИ

1. Jones M. Recommender systems, Part 1. Introduction to approaches and algorithms. Learn about the concepts that underlie web recommendation engines / M. Jones – 2013. [Електронний ресурс] – Режим доступу: https://www.ibm.com/developerworks/opensource/library/os-recommender1/index.html?s_tact=105agx99&s_cmp=cr
2. Мелешко С.В. Дослідження методів побудови рекомендаційних систем в мережі Інтернет / С.В. Мелешко, Г.С. Семенов, В.Д. Хох. // Збірник наукових праць "Системи управління, навігації та зв'язку". Випуск 1(47). – Полтава: ПНТУ ім. Ю. Кондратюка. – 2018. – С. 131–136.
3. Сегаран Т. Программируем коллективный разум. – Пер. с англ. – СПб: Символ-Плюс, 2013. – 368 с.
4. Xiaoquan Su and Taghi M. Khoshgoftaar A Survey of Collaborative Filtering Techniques A Survey of Collaborative Filtering Techniques // Hindawi Publishing Corporation, Advances in Artificial Intelligence archive, USA : журнал. — 2009. – P. 1 - 19.
5. Burke R. Hybrid Web Recommender Systems / Burke R. // The Adaptive Web. Lecture Notes in Computer Science, vol 4321. Springer, Berlin, Heidelberg. – 2007. – С. 377–408.
6. Bernardi L., Kamps J., Kiseleva J., Mueller M.J.I. The Continuous Cold Start Problem in e-Commerce Recommender Systems. – 2015. [Електронний ресурс] – Режим доступу: https://www.researchgate.net/publication/280773072_The_Continuous_Cold_Start_Problem_in_e-Commerce_Recommender_Systems
7. Меньшикова Н.В. Обзор рекомендательных систем и возможностей учета контекста при формировании индивидуальных рекомендаций / Н. В. Меньшикова, И.В. Портнов, И.Е. Николаев. // ACADEMY. – 2016. – №6. – с. 20–22.
8. Амеликин С.А. Оценка эффективности рекомендательных систем // Труды 14-й Всероссийской научной конференции «Электронные библиотеки: перспективные методы и технологии, электронные коллекции» – RCDL-2012, Переславль-Залесский, 15-18 октября 2012 г. – С. 288-291.

9. Recommender Systems Handbook / Editors Francesco Ricci, Lior Rokach, Bracha Shapira, Paul B. Kantor. – 1st edition. – New York, NY, USA: Springer-Verlag New York, Inc., 2010. – 842 с.
10. Castells P., Vargas S., Wang J. Novelty and Diversity Metrics for Recommender Systems: Choice, Discovery and Relevance. [Електронний ресурс] – Режим доступу: <http://ir.ii.uam.es/rim3/publications/ddr11.pdf>.
11. Kotkov D., Konstan J.A., Zhao Q., Veijalainen J. Investigating Serendipity in Recommender Systems Based on Real User Feedback. [Електронний ресурс] – Режим доступу: <https://www-users.cs.umn.edu/~zhaoh331/papers/denis2018sac.pdf>.
12. Kaminskas M., Bridge D. Measuring Surprise in Recommender Systems. [Електронний ресурс] – Режим доступу: <https://www.insight-centre.org/sites/default/files/publications/recsys2014.pdf>.
13. Castells P., Vargas S., Wang J. Novelty and Diversity Metrics for Recommender Systems: Choice, Discovery and Relevance / P. Castells, S. Vargas, J. Wang. – 2011. [Електронний ресурс] – Режим доступу: <https://www.semanticscholar.org/paper/Novelty-and-Diversity-Metrics-for-Recommender-and-Castells-Vargas/4ec6bd672aaaa075b42a751099eb9317857e6e0c>

Рецензент: д-р техн. наук, проф. С. Г. Семенов,

Національний технічний університет “Харківський політехнічний інститут”, Харків

Received (Надійшла) 05.06.2018

Accepted for publication (Прийнята до друку) 15.08.2018

Проблемы современных рекомендательных систем и методы их решения

Е. В. Мелешко

Предметом изучения в статье является процесс построения рекомендательных систем. **Целью** является исследование проблем современных рекомендательных систем и поиск методов их решения. **Задача:** исследовать проблемы современных рекомендательных систем, осуществить сравнительный анализ существующих методов построения рекомендательных систем с точки зрения наличия/отсутствия у них рассматриваемых проблем, исследовать существующие методы решения рассматриваемых проблем. Получены следующие **результаты:** Рассмотрены основные проблемы современных рекомендательных систем: холодный старт для пользователей, холодный старт для объектов, постоянный холодный старт для пользователей, постоянный холодный старт для объектов, пузырь фильтров. Осуществлен сравнительный анализ известных методов построения рекомендательных систем с точки зрения наличия/отсутствия у них рассматриваемых проблем. Определены направления дальнейших исследований для разработки методов решения существующих проблем рекомендательных систем. **Выводы.** Основными проблемами рекомендательных систем являются проблемы холодного старта для пользователей и для объектов, постоянного холодного старта для пользователей и для объектов, а также проблема пузыря фильтров. На сегодняшний день проблема холодного старта практически решена с помощью использования контекстной информации и создания гибридных рекомендательных систем. В то же время актуальной стала проблема постоянного холодного старта, полного решения которой в настоящее время не существует. Перспективным направлением решения проблемы постоянного холодного старта является использование алгоритмов искусственного интеллекта для адаптации к возможным изменениям в признаках объектов и предпочтениях пользователей. Для решения проблемы пузыря фильтров следует применять дополнительные требования к формированию списка рекомендаций. Перспективным направлением решения проблемы пузыря фильтров, как показало исследование, является обеспечение формирования списка рекомендаций с такими свойствами его элементов как неожиданность, разнообразие и новизна. В то же время это очень субъективные показатели, для которых еще не существует общепринятых метрик для их измерения и надежных методов обеспечения их выполнения.

Ключевые слова: рекомендательные системы, коллаборативная фильтрация, контентная фильтрация, холодный старт, постоянный холодный старт, пузырь фильтров.

Problems of modern recommendation systems and methods of their solution

Yu. Meleshko

The **subject matter** of the article is the processes of building recommendation systems. The **goal** is to investigate the problems of modern recommendation systems and to find methods for their solution. The **tasks** to be solved are: to investigate the problems of modern recommendation systems, to carry out the comparative analysis of known methods of constructing recommendation systems in terms of the availability/absence of these problems, to investigate the existing methods for solving these problems. The following **results** were obtained: the main problems of modern recommendation systems are considered: user cold-start, item cold-start, user continuous cold-start, item continuous cold-start, filter bubble. The comparative analysis of known methods of constructing recommendation systems in terms of the availability/absence of these problems is carried out. The directions of further research for the development of methods for solving existing problems of a recommendation systems have been determined. **Conclusions.** The main problems of a recommendation systems are: user cold-start, item cold-start, user continuous cold-start, item continuous cold-start, filter bubble. To date, the cold-start problem has been practically solved by using contextual information and building hybrid recommendation systems. At the same time, cold-start problem became actual and for today is not completely solved. A promising direction for solving the problem of continuous cold-start is the use of artificial intelligence algorithms to adapt for possible changes in the characteristics of objects and user preferences. To solve the filter bubble problem, additional requirements should be applied to the formation of a list of recommendations. A promising direction for solving the filter bubble problem, as the study has shown, is to provide a list of recommendations with such properties of its elements as diversity, serendipity, novelty. At the same time, these are very subjective indicators for which there are no generally accepted metrics for measuring them and reliable methods for ensuring their implementation.

Keywords: recommendation systems, collaborative filtering, content filtering, cold-start, continuous cold-start, filter bubble.