

УДК 004.8+65.05+681.5

Ю. І. КАТКОВ, канд. техн. наук, доцент;

Д. О. КРАСНОЖОН, студент;

А. А. КИСІЛЬ, студент,

Державний університет телекомунікацій, Київ

АНАЛІЗ ПРОБЛЕМ ВИКОРИСТАННЯ СИСТЕМ РЕКОМЕНДАЦІЙ ПІД ЧАС ЗАСТОСУВАННЯ В SMART ОБ'ЄКТАХ

Розглянуто проблеми використання систем рекомендацій під час застосування в SMART об'єктах. Системи рекомендацій — це програми, що відкривають абсолютно нові можливості і намагаються передбачити, які SMART об'єкти можуть сподобатися користувачеві, маючи певну інформацію про їх профіль, у тому числі в SMART RETAIL і в SMART HOUSE. Показано, що застосування систем рекомендацій має об'єктивні переваги, даючи можливість підвищити ефективність роботи персоналу із залучення й утримання клієнтів, об'єднати маркетинг з організаційними і технічними засобами, що в свою чергу дозволить збільшити продуктивність і прибуток підприємства. Проаналізовано наслідки впровадження системи рекомендацій як сучасної інтелектуальної технології, зокрема появу негативних умов для ефективного впровадження цієї інтелектуальної технології. Розкрито особливості впровадження систем рекомендацій.

Установлено найбільш доцільний для використання підхід, який дозволить визначати об'єкти, не маючи ніякого уявлення про те, що ці об'єкти собою представляють для застосування в різних сферах: у SMART RETAIL і в SMART HOUSE. Описано підходи розробки систем рекомендацій, зокрема фільтрацію на основі вмісту і колаборативну фільтрацію. Обґрунтовано, що найбільш доцільно застосовувати методи колаборативної фільтрації. Розглянуто три методики проведення колаборативної фільтрації: колективного досвіду групи; побудови математичної моделі; побудови гібридної моделі. Проаналізовано проблеми під час застосування систем рекомендацій, а саме: розрідженості даних, «холодного старту», масштабованості, синонімії, шахрайства, різноманітності, «білої ворони», застосування в соціальних мережах. Визначено, що метод колаборативної фільтрації рекомендує об'єкти, не маючи ніякого уявлення про те, що це за об'єкти.

Ключові слова: системи рекомендацій; колаборативна фільтрація.

ВСТУП

Сучасний Інтернет-простір надає користувачеві величезну кількість різноманітної інформації, у якій стає все складніше орієнтуватися, тому застосування класичних засобів пошуку й систематизації не може повністю задовольнити потреби користувача: неможливо переглянути всі матеріали, щоб вибрати для себе відповідні. У зв'язку з цим почали з'являтися все більше так званих систем рекомендацій, орієнтованих на надання інформації, яка найбільш повно задовольняє інтереси користувача і цілком відповідає його запиту.

Системи рекомендацій (*Recommendation Systems*) — це інтелектуальні програми, які відкривають абсолютно нові можливості і намагаються передбачити, які об'єкти (книги, фільми, музика, веб-сайти) можуть сподобатися користувачеві, маючи певну інформацію про його профіль. Такі програми використовуються, як правило, у комерційних цілях у SMART RETAIL (передусім в Інтернет-магазинах або на спеціалізованих сайтах «за інтересами» з метою пропозиції товарів). Окрім того, такі системи рекомендацій можуть застосовуватися і в SMART HOUSE, де вони виконують функції «Розумного будинку». Системи рекомендацій актуально використовувати як для SMART RETAIL, так і SMART HOUSE.

Recommendation Systems для SMART RETAIL дозволяє користувачеві рекомендувати популярний, якісний товар, котрий може його зацікавити,

або за відсутності якогось товару на складі порадити йому аналог запитованої продукції.

Recommendation Systems для SMART HOUSE дає змогу створювати домашніх віртуальних помічників — Amazon Echo, Google Home, Siri і Cortana від Microsoft, які полегшують життя і пошук. Досить натиснути кнопку або сказати слово — і вони знайдуть потрібну інформацію.

Водночас актуальним завданням є інтелектуалізація самого процесу пошуку в Інтернеті. Багато користувачів Інтернету об'єктивно вважають, що сучасні можливості пошукових систем не дозволяють їм знайти необхідні документи або дані. Для такої думки користувачів всевітньої мережі є наступні передумови: вибухове примноження обсягів доступних суспільству даних взагалі (збільшення кількості книг, фільмів, новин, рекламних повідомлень тощо); зростання обсягу онлайн-даних; реальний обсяг інформації, що оточує людину, значно вище за той, що він може реально пропустити через себе, щоб виявити необхідну й достатню, а також таку, що сподобалася йому.

Враховуючи актуальність цього завдання, сьогодні одним із підходів розробки систем рекомендацій є використання методів колаборативної фільтрації (КФ). *Колаборативна фільтрація (Collaborative Filtering)* — клас методів побудови рекомендацій (прогнозів), на основі якого надається перевага деякому об'єкту з групи. Загалом, колаборативна фільтрація — процес фільтрації

інформації або зразків за допомогою методів за участю співробітництва між кількома агентами, поглядами, джерелами даних та ін. Основна ідея алгоритмів колаборативної фільтрації полягає в пропозиції нових елементів для конкретного користувача з огляду на попередні переваги користувача або думку інших однодумців користувача.

Застосування колаборативної фільтрації, як правило, пов'язане з дуже великими наборами даних. Колаборативні методи фільтрації було застосовано до різних видів даних, зокрема зондування та моніторингу даних, які виникають під час розвідки корисних копалин на великих площах; до фінансових даних, таких як установи фінансових послуг, що об'єднують багато фінансових джерел; або в електронній торгівлі та веб-додатках, зосереджених на даних користувача.

У більш новому, вузкому значенні колаборативна фільтрація — це один із методів побудови прогнозу в системах рекомендацій, який використовує відомі вподобання (оцінки) групи користувачів для прогнозування невідомих уподобань іншого користувача [1].

Основне припущення колаборативної фільтрації полягає в наступному: ті, хто однаково оцінювали будь-які предмети в минулому, схильні давати схожі оцінки інших предметів і в майбутньому. Наприклад, за допомогою колаборативної фільтрації музичний додаток здатний прогнозувати, яка музика сподобається користувачеві, маючи неповний список його вподобань (симпатій та антипатій) [2]. Прогнози складаються індивідуально для кожного користувача, хоча інформацію, що використовується, зібрано від багатьох учасників. Така схема прогнозування може бути застосована як у SMART RETAIL, так і SMART HOUSE. Це досить цікаво, оскільки можна об'єднати засоби «розумного будинку» для надання тангетованої реклами. Це можливе, якщо буде знайдено метод, який рекомендуватиме об'єкти, не маючи ніякого уявлення про те, що вони собою представляють, але надаватиме досить точні оцінки

Постановка завдання. Розглядаються проблеми використання систем рекомендацій під час застосування в SMART об'єктах. Об'єктом дослідження є система рекомендацій. Предметом дослідження є застосування методу колаборативної фільтрації в різноманітних об'єктах. Метою дослідження є визначення методу, який рекомендує об'єкти, не маючи ніякого уявлення про те, що вони собою представляють, але надає досить точні оцінки.

Аналіз останніх досліджень і публікацій. На ранніх стадіях еволюції інтернет-магазинів не було такої системи рекомендацій товарів користувачам. Але конкуренція й бажання стати кращим здійснило великий стрибок у сфері систем рекомендацій, що вплинуло на розроблення більшої кількості рекомендаційних сервісів для сайтів

будь-якої спрямованості. Аналіз клієнтських серведовиць: виявлення прихованих профілів і оцінювання подібності клієнтів і ресурсів проводилися багатьма дослідниками [1–3]. Ними розглядалися алгоритми схожості користувачів і надання інформації, яка могла б їх зацікавити. Сфера застосування систем рекомендацій дуже поширена в інтернеті. Ось кілька відомих прикладів використання таких систем.

На amazon.com і багатьох інших інтернет-магазинах під час вибору товару можна побачити список товарів, які купували користувачі, що раніше придбали вибраний вами товар. За його допомогою покупець може швидко знайти товар, схожий на той, що йому сподобався. Така система добре працює з товарами, що доповнюють один одного, але вона чи навряд зможе запропонувати користувачеві альтернативний вибір.

Last.fm — музичний сайт, який використовує програму Audioscrobbler. Усе, що потрібно від користувача — це встановити програму на свій комп'ютер, і вона буде автоматично аналізувати музику, яку слухає користувач, і давати йому поради.

Деякі інформаційні ресурси, зокрема digg.com (Digg Recommendation Engine) і сам habrahabr.ru використовують систему рекомендацій для визначення того, які статті й новини можуть бути цікаві конкретному користувачеві. Такі системи аналізують безліч непрямих і явних проявів інтересу користувача, наприклад перегляд новин, голосування й занесення в «вибране». Важливо, щоб такі системи використовували не тільки явні прояви інтересу, особливо, якщо вони обмежені, а й усі можливі неявні фактори.

Таким чином, пошук методів побудови систем рекомендацій на основі інтелектуальних технологій є актуальним і своєчасним.

ОСНОВНА ЧАСТИНА

Системи рекомендацій — це інтелектуальні програми, які намагаються передбачити, які об'єкти будуть цікаві користувачеві. Відомі дві основні стратегії створення систем рекомендацій — фільтрація на основі вмісту і колаборативна фільтрація [3].

У разі фільтрації на основі змісту створюються профілі користувачів і об'єктів. Профілі користувачів можуть охоплювати будь-яку інформацію або відповіді на певний набір питань, профілі об'єктів можуть включати в себе назви будь-яких товарів або жанрів, імена акторів, імена виконавців та іншу атрибутивну інформацію залежно від типу об'єкта. У разі колаборативної фільтрації використовується інформація про поведінку користувачів у минулому — наприклад, інформація щодо покупок або оцінювання. У цьому випадку не має значення, з якими типами об'єктів ведеть-

ся робота, але водночас можуть братися до уваги неявні характеристики, які складно було б врахувати під час створення профілю. Основна проблема цього типу систем рекомендацій — «холодний старт»: відсутність даних, що недавно з'явилися в системі користувачів або об'єктах. У процесі роботи рекомендаційні системи збирають дані про користувачів, використовуючи поєднання явних і неявних методів. Такій підхід не може надавати точної оцінки. Системи рекомендацій порівнюють однотипні дані від різних людей і обчислюють список рекомендацій для конкретного користувача. Приклади явного збору даних: запит у користувача оцінки об'єкта за диференційною шкалою; запит у користувача ранжування групи об'єктів від найкращого до найгіршого; надання користувачеві двох об'єктів із питанням про те, який із них кращий; пропозиція створити список об'єктів, улюблених користувачем. Приклади неявного збору даних: спостереження за тим, що оглядає користувач в інтернет-магазинах або базах даних іншого типу; ведення записів про поведінку користувача он-лайн; відстеження вмісту комп'ютера користувача.

Колаборативна фільтрація — це метод рекомендації, при якому аналізується тільки реакція користувачів на об'єкти. Колаборативна фільтрація — це метод прогнозування поведінки одного користувача на основі нагромадженого досвіду поведінки групи користувачів. Користувачі залишають у системі оцінки об'єктів. Причому, оцінки можуть бути як явні (наприклад, оцінка за п'ятибальною шкалою), так і неявні (наприклад, кількість переглядів одного ролика). Кінцевою метою методу є як можна більш точне передбачення оцінки, яку поставив би поточний користувач системи раніше не оціненим їм об'єктам. Чим більше оцінок збирається, тим точніше виходять рекомендації. Отже, користувачі допомагають один одному у фільтрації об'єктів. Тому такий метод називається також спільною фільтрацією [4].

Методи колаборативної фільтрації. Є три методи проведення колаборативної фільтрації.

Перша ґрунтується на колективному досвіді групи. Цей підхід є історично першим у колаборативній фільтрації і використовується в багатьох рекомендаційних системах. У даному підході для активного користувача підбирається підгрупа користувачів схожих із ним. Комбінація ваг і оцінок підгрупи використовується для прогнозу оцінок активного користувача [5]. У даного підходу можна виокремити такі основні кроки:

1. Присвоїти ваги кожному користувачеві з урахуванням схожості його оцінок і оцінок активного користувача.

2. Вибрати кілька користувачів, які мають максимальну вагу, тобто максимально схожі на активного користувача.

3. Вирахувати пророкування оцінок активного користувача для неоцінених їм предметів з урахуванням ваг і оцінок сусідів.

Друга методика ґрунтується на побудованій математичній моделі. Даний підхід надає рекомендації, вимірюючи параметри статистичних моделей для оцінок користувачів, побудованих за допомогою таких методів, як метод байєсовських мереж, кластеризація, латентна семантична модель, такі як сингулярне розкладання, імовірнісний латентний семантичний аналіз, прихований розподіл Діріхле і марковський процес прийняття рішень на основі моделей [5]. Моделі розробляються з використанням інтелектуального аналізу даних, алгоритмів машинного навчання, щоб знайти закономірності на основі навчальних даних. Кількість параметрів у моделі може бути зменшена залежно від типу за допомогою методу головних компонент. Цей підхід є більш комплексним і дає більш точні прогнози, оскільки допомагає розкрити латентні фактори, що пояснюють спостережувані оцінки [6]. Даний підхід має низку переваг. Він обробляє розріджені матриці краще, ніж підхід, заснований на сусідстві, що, у свою чергу, допомагає з масштабованістю великих наборів даних. Недоліки цього підходу полягають у не дешевому створенні моделі [1]. Потрібен компроміс між точністю і розміром моделі, оскільки можна втратити корисну інформацію через скорочення моделей.

Третя методика (гібридна) — змішуємо першу і другу. Це більш складний метод, що дає більш точні прогнози. Даний підхід об'єднує в собі підхід, заснований на сусідстві і заснований на моделі. Гібридний підхід є найпоширенішим під час розробки систем рекомендацій для комерційних сайтів, оскільки він допомагає подолати обмеження початкового оригінального підходу (заснованого на сусідстві) і поліпшити якість прогнозів. Цей підхід також дозволяє подолати проблему розрідженості даних і втрати інформації. Однак даний підхід складний і дорогий у реалізації і застосуванні [7].

Проблеми під час застосування систем рекомендацій.

Розрідженість даних. Як правило, більшість комерційних систем рекомендацій засновано на великій кількості даних (товарів), тоді як більшість користувачів не ставить оцінки товарів. У результаті цього матриця «предмет-користувач» виходить дуже великою і розрідженою, що викликає особливі проблеми під час обчислення рекомендацій. Ця проблема особливо гостра для нових систем, які щойно з'явилися [4]. Також розрідженість даних посилює проблему «холодного старту».

Масштабованість. Зі збільшенням кількості користувачів у системі постає проблема масштабованості. Наприклад, маючи 10 млн покупців і мільйон предметів, алгоритм колаборативної фільтрації зі складністю рівній уже занадто складний

для розрахунків. Також багато систем повинні миттєво реагувати на он-лайн запити від усіх користувачів, незалежно від історії їх покупок і оцінок, що вимагає ще більшої масштабованості.

Проблема «холодного старту». Нові предмети або користувачі є великою проблемою для рекомендаційних систем. Холодний старт — це типова ситуація, коли ще не нагромаджено достатньої кількості даних для коректної роботи рекомендаційної системи (наприклад, коли товар новий або просто його дуже рідко купують). Якщо середній рейтинг пораховано за оцінками всього трьох користувачів, така оцінка явно не буде вірогідною, і користувачі це розуміють. Часто в таких ситуаціях рейтинги штучно коригують у такі способи.

Перший спосіб — показувати не середні значення, а згладжені середні (Damped Mean). Сенс у такому: за малої кількості оцінок відбивається рейтинг, який більш тяжіє до безпечного «середнього» показника, а як тільки набирається достатня кількість нових оцінок, «усереднене» коригування перестає діяти.

Другий підхід — розраховувати за кожним рейтингом інтервали вірогідності (confidence Intervals). Математично, чим більше оцінок, тим менша варіація середнього і, отже, більша впевненість у його правильності. А як рейтинг можна виводити, наприклад, нижню межу інтервалу (Low CI Bound). При цьому зрозуміло, що така система буде досить консервативною, із тенденцією до зниження оцінок з нових товарів.

Оскільки оцінки обмежено певною шкалою (наприклад, від 0 до 1), звичайний спосіб розрахунку інтервалу вірогідності тут погано застосовується: через хвости розподілу, що прямують до нескінченності і симетричності самого інтервалу. Є альтернативний і більш точний спосіб для його обчислення — *Wilson Confidence Interval*. При цьому виходять несиметричні інтервали приблизно такого вигляду.

Частково проблему допомагає розв'язати підхід, заснований на аналізі вмісту, оскільки він покладається не на оцінки, а на атрибути, що допомагає включати нові предмети в рекомендації для користувачів. Однак проблему з наданням рекомендації для нового користувача вирішити складніше [4].

Синонімія. Синонімією називається тенденція схожих і однакових предметів мати різні імена. Більшість рекомендаційних систем не здатні виявити ці приховані зв'язки і тому ставляться до цих предметів як до різних. Наприклад, «фільми для дітей» та «дитячий фільм» належать до одного жанру, але система сприймає їх як різні [5].

Шахрайство. У рекомендаційних системах, де кожний може ставити оцінки, люди можуть давати позитивні оцінки своїх предметів і погані своїм конкурентам. Також рекомендаційні системи стали сильно впливати на продаж і прибуток з того часу, як дістали широке застосування в комерцій-

них сайтах. Це призводить до того, що несумлінні постачальники намагаються у шахрайський спосіб піднімати рейтинг своїх продуктів і знижувати рейтинг своїх конкурентів [4].

Різноманітність. Колаборативна фільтрація спочатку була покликана збільшити різноманітність, щоб уможливити відкриття користувачам нових продуктів із незліченної безлічі. Однак деякі алгоритми, зокрема засновані на продажу і рейтингах, створюють дуже складні умови для просування нових і маловідомих продуктів, оскільки їх заміщають популярні продукти, які давно перебувають на ринку. Це в свою чергу тільки збільшує ефект «багаті стають ще багатшими» і призводить до меншої різноманітності [6].

«Білі ворони». До «білих ворон» належать користувачі, чия думка постійно не збігається з більшістю інших. Через їх унікальний смак їм неможливо щось рекомендувати. Однак такі люди мають проблеми з отриманням рекомендацій і в реальному житті, тому пошуки розв'язання цієї проблеми в даний час не ведуться [8].

Застосування в соціальних мережах. Колаборативна фільтрація широко використовується в комерційних сервісах і соціальних мережах. Перший сценарій використання — це створення рекомендації щодо цікавої і популярної інформації на основі врахування «голосів» спільноти. Такі сервіси, як Reddit і Digg — це типові приклади систем, що використовують алгоритми колаборативної фільтрації. Інша сфера застосування полягає в створенні персоналізованих рекомендацій для користувача на основі його попередньої активності, і даних про переваги інших, схожих із ним користувачів. Даний спосіб реалізації можна знайти на таких сайтах, як YouTube, Last.fm і Amazon [9], а також у таких геолокаційних сервісах, як Gvidi і Foursquare.

ВИСНОВКИ

У даній роботі було коротко викладено основи застосування систем рекомендацій. Різні методи використовують різні дані про користувачів і про об'єкти. Кожний підхід має свої переваги й недоліки. Наприклад, метод колаборативної фільтрації рекомендує об'єкти, не маючи ніякого уявлення про те, що вони собою представляють, але він дає більш вірогідну оцінку. Проблему рекомендації нових об'єктів вирішують методи аналізу вмісту. Але для їхньої гарної роботи потрібні текстові дані про об'єкти. Якщо інформації про користувачів, об'єкти й оцінки недостатньо для цих алгоритмів, застосовуються методи, що використовують бази знань. При цьому інтерактивно виявляються вигоди користувача.

Список використаних джерел

1. Xiaoyuan Su, Taghi M. Khoshgoftaar. A Survey of Collaborative Filtering Techniques A Survey

of Collaborative Filtering Techniques // Hindawi Publishing Corporation, *Advances in Artificial Intelligence* archive, USA. 2009.

2. An integrated approach to TV Recommendations by {{He перекладено|TV Genius|en|TV Genius}}. Архів оригіналу за 6 червень 2012. Процитовано 15 квітня 2015 р.

3. Koren Y., Bell R., Volinsky C. Matrix Factorization Techniques for Recommender Systems // *Computer* // IEEE. Т. 42, № 8. С. 30–37.

4. Su X., Magyh T. Khoshgoftaar Survey of Collaborative Filtering Techniques // *Advances in Artificial Intelligence*. 2009.

5. A Survey of Collaborative Filtering Techniques, 2009, P. 3.

6. Fleder D., Hosanagar K. Blockbuster Culture's Next Rise or Fall: The Impact of Recommender Systems on Sales Diversity // *Management Science*, Vol. 55, No. 5, May 2009. P. 697–712: журнал. 2009. P. 1–49.

7. Yehuda Koren. Factor in the Neighbors: Scalable and Accurate Collaborative Filtering // *Yahoo! Research, Haifa*. 2009. P. 1–11.

8. Sammut C., Webb J. (Eds.). *Encyclopedia of Machine Learning*. NY, USA // IBM T. J. Watson Research Center, 2010. Т. 1. P. 829–838.

9. Linden G., Smith B., York J. Item-to-Item Collaborative Filtering // *IEEE Internet Computing*, Los Alamitos, CA USA. 2003. P. 76–80.

Рецензент: доктор техн. наук, професор В. В. Вишнівський, Державний університет телекомунікацій, Київ.

Ю. И. Катков, Д. О. Красножон, А. А. Кисель

АНАЛИЗ ПРОБЛЕМ ИСПОЛЬЗОВАНИЯ СИСТЕМ РЕКОМЕНДАЦИЙ ПРИ ПРИМЕНЕНИИ В SMART ОБЪЕКТАХ

Рассматриваются проблемы использования систем рекомендаций при применении в SMART объектах. Системы рекомендаций — это программы, которые открывают совершенно новые возможности и пытаются предсказать, какие SMART объекты могут понравиться пользователю, имея определенную информацию о его профиле, в том числе как в SMART RETAIL, так и в SMART HOUSE. Показано, что применение систем рекомендаций имеет объективные преимущества, они позволяют повысить эффективность работы персонала по привлечению и удержанию клиентов, объединить маркетинг с организационными и техническими средствами, что в свою очередь позволит увеличить производительность и прибыль предприятия. Проанализированы последствия внедрения системы рекомендаций как современной интеллектуальной технологии, в том числе возникающие негативные условия для эффективного внедрения этой интеллектуальной технологии. Раскрыты особенности внедрения систем рекомендаций.

Установлен наиболее целесообразный для применения подход, позволяющий определять объекты, не имея никакого представления о том, что эти объекты собой представляют для применения в различных сферах: в SMART RETAIL и в SMART HOUSE. Описанные подходы разработки систем рекомендаций, а именно: фильтрация на основе содержания и коллаборативная фильтрация. Обосновывается, что наиболее целесообразно применять методы коллаборативной фильтрации. Рассмотрены три методики проведения коллаборативной фильтрации: коллективного опыта группы; построения математической модели; построения гибридной модели. Проанализированы проблемы при применении систем рекомендаций, а именно: разреженности данных, «холодного старта», масштабируемости, синонимии, мошенничества, разнообразия. «белой вороны», применения в социальных сетях. Определено, что метод коллаборативной фильтрации рекомендует объекты, не имея никакого представления о том, что они собой представляют.

Ключевые слова: системы рекомендаций; коллаборативная фильтрация.

Yu. I. Katkov, D. Krasnozhon, A. Kysil

ANALYSIS OF PROBLEMS OF USE OF RECOMMENDATION SYSTEMS DURING APPLICATION IN SMART OBJECTS

The article discusses the problems of using recommendation systems when used in SMART objects. Recommendation systems are programs that open up completely new possibilities and try to predict which SMART objects a user may like, having certain information about their profiles, including both in SMART RETAIL and in SMART HOUSE. It is shown that the use of recommendation systems has objective advantages, it allows you to increase the efficiency of staff in attracting and retaining customers, combine marketing with organizational and technical means, in turn, it allows to increase the productivity and profit of the enterprise. The consequences of introducing a system of recommendations as a modern intellectual technology are considered, including the emerging negative conditions for the effective implementation of this intellectual technology. Consider the features of the implementation of recommendation systems.

Corresponding to the task, namely: to determine the most appropriate approach for application, which allows you to define objects without having any idea of what these objects are for use in various fields: in SMART RETAIL and in SMART HOUSE. The described approaches to developing recommendation systems, namely: content-based filtering and collaborative filtering. It is proved that it is most expedient to apply collaborative filtering methods. Consider three methods of collaborative filtering: the collective experience of the group; building a mathematical model; hybrid. The problems in the application of recommendation systems are analyzed, namely: sparseness of data, «cold start», scalability, synonyms, fraud, diversity. «White crow» application in social networks. It is determined that the collaborative filtering method recommends objects without any idea of what they are.

Keywords: recommendation systems; collaborative filtering.