

# ГІБРИДНІ СИСТЕМИ НАДАННЯ РЕКОМЕНДАЦІЙ ТА ЇХ РЕАЛІЗАЦІЯ ДЛЯ СИСТЕМ ЕЛЕКТРОННОГО НАВЧАННЯ

*М.П. Горностай*

Київський національний університет імені Тараса Шевченка,  
Київ, проспект Академіка Глушкова, 2, корпус 6.  
Тел.: +38(050)352 5252; e-mail: Gornostay.m@gmail.com

Стаття містить огляд класичних систем надання рекомендацій та їх використання в гібридних системах, які дозволяють покращити результати роботи класичних методів та уникнути деяких їх обмежень. Запропоновано алгоритм реалізації гібридної системи, який доцільно застосовувати для систем електронного навчання.

Article provides overview of classic recommender systems and their usage in hybrid systems which allow getting better results and avoiding some limitation of classic methods. Algorithm of hybrid recommender system realization is proposed which is applicable for e-Learning environment.

## Вступ

Системи надання рекомендацій набули наукової уваги в середині 90-х років минулого століття. Протягом останнього десятиліття проведена велика робота теоретичного та прикладного характеру, присвячена розвитку систем надання рекомендацій. Сьогодні ці системи потенційно можуть використовуватись в багатьох областях та для розв'язування широкого кола задач, але незважаючи на досягнутий прогрес у даній області, подальше удосконалення таких систем потрібне для ефективного та широкого їх застосування в реальному часі (для формування рекомендацій у сфері туризму, фінансових послуг, вибору товарів, електронного навчання і т. д.). Для цього слід оптимізувати існуючі методи та алгоритми надання рекомендацій, розробляти нові методи. Системи надання рекомендацій та їх розвиток залишаються на даний час дуже актуальними [1]. Як приклад сучасних систем надання рекомендацій можна зазначити систему рекомендації книг, дисків та інших товарів на Amazon.com [2], фільмів на MovieLens [3] та новин на VERSIFI Technologies [4].

Існують різні способи оптимізації надання рекомендацій: кластеризація, використання додаткової контекстної інформації (окрім користувачів та товарів), оптимізація певних показників (наприклад, розрідженості матриці переваг чи часу підрахунку рекомендації), використання гібридних методів надання рекомендацій.

Метою даної роботи є розгляд гібридних методів надання рекомендацій, що дозволяють отримати покращення результатів порівняно із класичними методами, та побудова алгоритму реалізації гібридного методу надання рекомендацій для систем електронного навчання.

## 1. Огляд систем надання рекомендацій

Сучасна література виділяє три основні типи систем надання рекомендацій – системи, засновані на сукупності правил; системи, що базуються на фільтруванні змісту, та системи сумісного фільтрування. Детальний опис кожного типу систем та їх методів наведено в [5].

Системи, засновані на сукупності правил, містять запрограмовані логічні правила, що пов'язують атрибути користувача (наприклад, для систем електронного навчання це мова, факультет, курс, сфера інтересів) з атрибутами системи (наприклад, мова інтерфейсу) чи елементами системи (навчальними курсами). Примітивні правила персоналізації (наприклад, автоматичний вибір мови інтерфейсу в залежності від мови користувача) на сьогоднішній день є невід'ємною частиною інформаційних систем. Проте стандартний підхід для таких систем персоналізації – це реалізація правил на етапі реалізації самої інформаційної системи без подальшої її зміни, що у випадку систем електронного навчання може давати неякісну рекомендацію, оскільки множина курсів та категорій курсів зазвичай постійно поповнюється. Через зазначені обмеження у даній роботі розглянуто системи, що базуються на фільтруванні змісту, та системи сумісного фільтрування.

Системи, що базуються на фільтруванні змісту, рекомендують користувачу елементи, схожі на ті, до яких він вже проявив інтерес (тобто елементи з тієї ж предметної області). Системи сумісного фільтрування надають рекомендації, базуючись на порівнянні елементів профілю цільового користувача (наприклад, курсів) з елементами профілів інших користувачів. У таких системах цільовому користувачу рекомендуються елементи, які були відвідані іншими користувачами з найбільш подібними профілями.

Введемо наступні позначення: нехай  $U$  – це множина користувачів,  $U = \{u_1, u_2, \dots, u_m\}$ ,  $|U| = m$  та  $I = \{i_1, i_2, \dots, i_n\}$ ,  $|I| = n$ ,  $I$  – множина всіх можливих елементів оцінювання.

Профілем користувача  $u \in U$  вважаємо вектор довжини  $n$ , що складається з упорядкованих пар:  $u^{(n)} = \langle (i_1, s_u(i_1)), (i_2, s_u(i_2)), \dots, (i_n, s_u(i_n)) \rangle$ , де  $i_j \in I$ , а  $s_u(i_j)$  – функція, яка приписує елементу оцінювання  $i_j$  його вагу (чи рейтинг), що відповідає ступеню інтересу користувача  $u$  в елементі  $i_j$ .

Профілі всіх користувачів, що взаємодіють із системою, мають зберігатися протягом усього часу роботи системи. База даних всіх профілів може бути представлена як матриця розмірністю  $m \times n$ :  $\Lambda = [s_{u_k}(i_j)]_{m \times n}$ , де  $s_{u_k}(i_j)$  – ступінь інтересу користувача  $u_k$  до елемента  $i_j$ .

Метою задачі надання рекомендацій є визначення множини елементів, ще не відвіданих користувачем, які можуть бути потенційно цікаві користувачу. Тобто задача зводиться до прогнозування рейтингів не відвіданих елементів, вибору певної кількості максимальних рейтингів та надання користувачу рекомендації у вигляді елементів, що відповідають цим максимальним рейтингам.

## 2. Гібридні системи надання рекомендацій

Існує багато гібридних методів, розроблених з метою збільшення точності прогнозів та уникнення деяких обмежень систем сумісного фільтрування та фільтрування змісту. Вони полягають у поєднанні методів фільтрування змісту та сумісного фільтрування. Аналіз цих систем дає можливість виділити наступні класи гібридних методів [1]:

- 1) одночасне паралельне виконання обох методів з подальшим комбінуванням результатів;
- 2) включення деяких правил фільтрування змісту в системи сумісного фільтрування (наприклад, доповнення матриці переваг);
- 3) включення деяких правил сумісного фільтрування в системи фільтрування змісту;
- 4) побудова загальної моделі, яка включає правила обох методів.

Розглянемо гібридні методи, реалізовані в сучасних системах. Системи першого типу реалізовані в [6] та [7] як одночасне паралельне виконання обох методів з подальшим комбінуванням результатів.

Приклад системи другого типу наведений в [8], де фільтрування змісту застосовується для заповнення матриці переваг користувачів, далі застосовуються методи, що базуються на аналізі поведінки користувачів (методи сумісного фільтрування). Також поширеними є підходи, коли профіль користувача складається не з рейтингів елементів, а з елементів змісту оцінених сторінок. Такі підходи розрізняються методами визначення сусідів активного користувача [9, 10]. В іншому прикладі гібридної системи також враховується зміст елементів разом із близькістю користувачів [11].

Для систем третього типу найбільш поширеним підходом є методика скорочення вибірки, яка застосовується до бази елементів. Наприклад, застосування латентно-семантичної індексації робить можливим сумісний аналіз сукупності профілів клієнтів, якщо ці профілі представлені у векторному вигляді, що може збільшити ефективність методу фільтрування змісту.

Багато дослідників зверталось до четвертого підходу протягом останніх років. Зокрема, в [12] пропонується суміщати методи сумісного фільтрування та фільтрування змісту (наприклад, за віком чи статтю користувачів, за жанром фільмів і т.д.) і єдиною сортувальнику. В роботах [11, 13] пропонується уніфікований імовірнісний підхід для комбінування рекомендацій за методами сумісного фільтрування та фільтрування змісту. Такий метод базується на імовірнісному латентно-семантичному аналізі. Інший підхід пропонує звернення до Бассового аналізу з використанням ланцюгів Маркова і методу Монте-Карло. При проведенні аналізу за методом Монте-Карло комп'ютер використовує процедуру генерації псевдо-випадкових чисел для імітації даних із генеральної сукупності, що вивчається. Моделювання структурними рівняннями буде вибірки з генеральної сукупності у відповідності з вказівками користувача, а потім виконує наступні дії:

- імітує випадкову вибірку із загальної сукупності;
- здійснює аналіз вибірки;
- зберігає результати.

Після великої кількості повторів збережені результати добре імітують реальний розподіл вибіркової статистики. Метод Монте-Карло дозволяє отримати інформацію про вибіркового розподіл у випадках, коли звичайна теорія вибірок розподілів виявляється безсилою.

Зокрема в [14] інформація про профілі користувачів та про елементи використовується в єдиній статистичній моделі, що вивчає невідомі оцінки  $r_{u_k i_j}$  для користувача  $u_k$  та елемента  $i_j$ :

$$r_{u_k i_j} = s_{u_k}(i_j)\mu + z_{u_k} \gamma_{i_j} + w_{i_j} \lambda_{u_k} + e_{u_k i_j},$$

$$e_{u_k i_j} \sim N(0, \sigma^2); \lambda_{u_k} \sim N(0, \Lambda); \gamma_{i_j} \sim N(0, \Gamma);$$

де  $e_{u_k i_j}$ ,  $\lambda_{u_k}$  та  $\gamma_{i_j}$  – випадкові змінні, що враховують похибки оцінки властивостей користувачів і елементів;  $z_{u_k}$  – вектор характеристик користувача;  $w_{i_j}$  – вектор характеристик елемента. Невідомі параметри цієї моделі

$\mu$ ,  $\sigma^2$ ,  $\Lambda$  та  $\Gamma$  обчислюються за вже відомими оцінками з використанням ланцюгів Маркова і методу Монте-Карло.

Гібридні системи надання рекомендацій можуть бути удосконалені за допомогою методів штучного інтелекту. Вони мають покращити якість рекомендацій та розв'язати проблему деяких обмежень (нового користувача, нового елемента), які властиві традиційним системам надання рекомендацій [1].

### 3. Архітектура систем персоналізації для електронного навчання

Освіта посідає центральне місце в сьогоdnішньому суспільстві. Прогнози ЮНЕСКО свідчать: досягти високого рівня суспільного розвитку зможуть країни, серед працездатного населення яких налічуватиметься щонайменше 40 – 60 відсотків фахівців з вищою освітою. А США та Японія планують невдовзі мати майже 90 % таких фахівців вищої кваліфікації серед загальної чисельності працюючих. Згідно з «Копенгагенською декларацією», прийнятою 2 листопада 2002 року, надзвичайно важливу роль у навчальному процесі відіграє створення високоякісної системи електронної освіти. Саме за допомогою електронної освіти (Інтернет-навчання, мультимедійні технології) ми швидше інтегруємось у Болонський процес, в якому принциповим питанням є якість освіти.

Освітні заклади та різні компанії за допомогою електронних навчальних систем роблять свої навчальні ресурси доступними у будь-який час. Системи електронного навчання за роки свого існування довели свою доцільність та широко застосовуються як доповнення до традиційних методів навчання, а також для розгортання нових форм дистанційної освіти. Але як і всім інформаційним системам, їм властива проблема перевантаження інформацією та проблема вибору з боку користувача. Застосування систем надання рекомендацій в електронному навчанні є новим напрямком, який викликаний потребою покращити взаємодію користувача з системою, збільшити зацікавленість користувача та допомогти йому у виборі курсів.

Реалізація класичних методів надання рекомендацій для систем електронного навчання не відображає цілком предметної області та виявляє їх обмеження: метод фільтрування змісту не дозволяє рекомендувати користувачу курси, відмінні від тих, які користувач вже переглядав, а метод сумісного фільтрування має обмеження через малу масштабованість та високу розрідженість матриці переваг. Зазначені обмеження дозволяє уникнути запропонований у роботі метод, який базується на модифікованій гібридній системі надання рекомендацій другого типу.

Незалежно від архітектури системи електронного навчання, систему надання рекомендацій можна представити у вигляді додаткового сервісу чи окремого модуля, що не потребуватиме перебудови архітектури системи електронного навчання.

Розглянемо схематично архітектуру частини системи електронного навчання, яка відповідає за взаємодію користувача із системою. Вона має складатися з п'яти елементів (інші компоненти системи електронного навчання не розглядатимемо, оскільки їх архітектура та реалізація не важливі при побудові системи надання рекомендацій) (рис. 1).

Користувач – особа, що працює з системою електронного навчання з метою самостійного навчання.

Інтерфейс користувача – набір елементів, доступних для перегляду користувачем. Він включає в себе курси, новини, форум, персональні налаштування користувача та інші елементи системи електронного навчання.

База даних системи електронного навчання – сховище даних, яке зберігає інформацію про користувача, його налаштування, всі наявні в системі новини, електронні курси і пов'язані з ними характеристики та елементи.

Дані, отримані з сеансу користувача, та запити користувача – потік даних, що містить інформацію про інтерфейс користувача, його налаштування та запити користувача до системи.

Відповідь на запити користувача – потік даних, що формує інтерфейс користувача шляхом отримання із бази даних попередньо збереженого інтерфейсу, чи шляхом передачі користувачу тих елементів, на перегляд яких він надіслав запит.

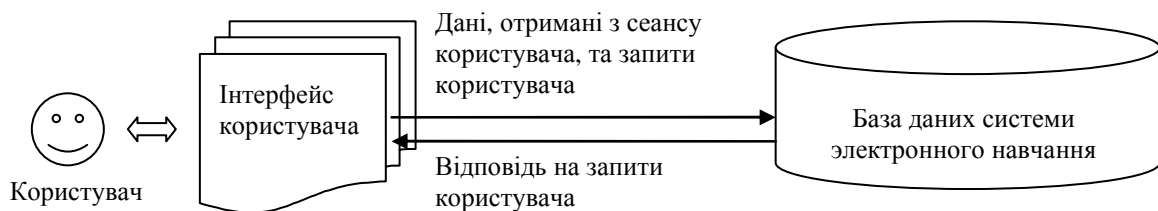


Рис. 1. Архітектура частини системи електронного навчання, що відповідає за взаємодію користувача із системою

Для побудови системи надання рекомендацій, до рис. 1 слід додати ще чотири елементи.

База даних системи надання рекомендацій – сховище даних, яке містить інформацію про поведінку користувачів (тобто зберігає профілі користувачів). Ця база даних може бути окремим сховищем даних, або частиною бази даних системи електронного навчання.

Оброблені дані – дані з бази даних системи надання рекомендацій, які передаються до аналітичного сервера у форматі, потрібному для обчислень.

Аналітичний сервер, який виконує алгоритм гібридного методу надання рекомендацій.

Рекомендації – набір елементів, що передаються користувачу і формують частину інтерфейсу користувача.

Описана архітектура показана на рис. 2.

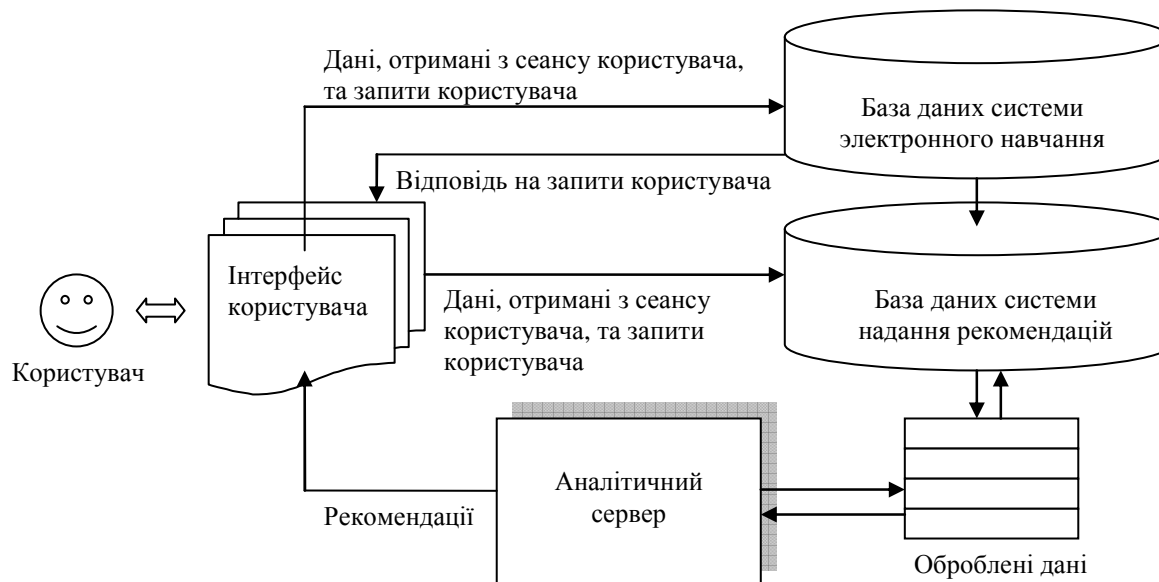


Рис. 2. Архітектура системи надання рекомендацій для системи електронного навчання

#### 4. Алгоритм гібридного методу надання рекомендацій

Основою запропонованого алгоритму є гібридний метод надання рекомендацій другого типу. Для врахування обмежень, пов'язаних з розрідженістю матриці переваг, вводиться псевдо-активний користувач, а для оптимізації часу роботи алгоритму та уникнення обмежень, пов'язаних з малою масштабованістю методу сумісного фільтрування, обчислення проводяться на зменшених множинах даних (на множинах суттєвих елементів та користувачів).

Алгоритм виконує задачі:

1) задача оптимізації методу, яка складається з чотирьох кроків:

- додавання псевдо-активного користувача;
- визначення рейтингів псевдо-активного користувача;
- визначення множини суттєвих елементів;
- визначення множини суттєвих користувачів.

Псевдо-активним називають користувача, якому не відповідає реальна особа і який додається до множини користувачів з метою врахування всіх оцінок елементів при обчисленнях (оскільки висока розрідженість матриці переваг, що властива всім інформаційним системам, приводить до нівелювання частини оцінок). Рейтинги псевдо-активного користувача підраховуються методом фільтрування змісту для всіх елементів системи на основі профілю активного користувача. При неможливості визначення рейтингу елемента методом фільтрування змісту, він визначається як середнє арифметичне ненульових рейтингів цього елемента.

Визначення множини суттєвих елементів полягає у побудові такої множини, в якій:

- всі елементи, оцінені цільовим користувачем, входять в цю множину;
- елемент, не оцінений цільовим користувачем, включається в цю множину тоді і тільки тоді, коли існує профіль користувача, в якому ненульовий рейтинг відповідає цьому елементу і ще принаймні одному елементу з множини суттєвих елементів.

Подальше обчислення ступеня сусідства здійснюється на множині суттєвих користувачів, в яку входять всі користувачі, в профілях яких ненульовий рейтинг відповідає принаймні одному елементу з множини суттєвих елементів.

2) задача виконання методу сумісного фільтрування, яка складається з двох кроків:

- підрахунок ступеня близькості сусідства;
- підрахунок рекомендацій.

Ці кроки є кроками класичного методу сумісного фільтрування. Підрахунок близькості сусідства виконується за допомогою коефіцієнта кореляції Пірсона на множині суттєвих користувачів:

$$sim(u_a^{(n)}, u_b^{(n)}) = P_{a,b} = \frac{\sum_{j=1}^n (s_{u_a}(i_j) - \bar{s}_{u_a}) \times (s_{u_b}(i_j) - \bar{s}_{u_b})}{\sqrt{\sum_{j=1}^n (s_{u_a}(i_j) - \bar{s}_{u_a})^2 \times \sum_{j=1}^n (s_{u_b}(i_j) - \bar{s}_{u_b})^2}}$$

де  $\bar{s}_{u_a}$  та  $\bar{s}_{u_b}$  – середні рейтинги всіх елементів користувачів  $u_a$  та  $u_b$  відповідно.

Очікуваний рейтинг  $s_{u_a}'(i_j)$  елемента  $i_j$  для користувача  $u_a$  підраховується так:

$$s_{u_a}'(i_j) = \bar{s}_{u_a} + \frac{\sum_{u_k \in U_a} sim(u_a^{(n)}, u_k^{(n)}) \times (s_{u_k}(i_j) - \bar{s}_{u_k})}{\sum_{u_k \in U_a} sim(u_a^{(n)}, u_k^{(n)})}$$

де  $\bar{s}_{u_k}$  – середній рейтинг всіх елементів користувача  $u_k$ , а  $U_a$  – множина суттєвих користувачів.

3) задача надання рекомендації користувачу, яка складається з одного кроку:  
– вибір елементів, що відповідають найбільшим значенням рекомендації.

Коли рейтинги елементів цільового користувача визначено на шостому кроці, рекомендація формується із скінченної кількості рейтингів, найбільших за значеннями.

Розглянемо схему алгоритму надання рекомендацій – рис. 3.



Рис. 3. Схема алгоритму гібридного методу надання рекомендацій

На схемі присутні також елементи, які розглядалися для архітектури системи надання рекомендацій: користувач, інтерфейс користувача, база даних системи надання рекомендацій, дані, отримані з сеансу користувача, та запити користувача.

Виконання алгоритму починається в момент перегляду користувачем елементів. Перші два кроки алгоритму відповідають формуванню оброблених даних в архітектурі системи надання рекомендацій (рис. 2); кроки з третього по сьомий виконуються аналітичним сервером. Також на схемі алгоритму присутній модуль обробки результатів, який зберігає інформацію про надану рекомендацію та про те, чи скористався користувач рекомендацією, і наскільки його оцінка збігається з прогнозованою. Модуль обробки результатів дозволяє аналізувати точність рекомендацій.

Експериментальне тестування результатів роботи алгоритму на великих реальних базах даних, доступних в Інтернеті, показує покращення у порівнянні з результатами роботи класичних алгоритмів.

## **Висновки**

Побудова та оптимізація систем надання рекомендацій є актуальним та перспективним напрямком у розвитку інформаційних систем загалом та систем електронного навчання зокрема, оскільки дозволяє робити інтерфейси систем більш зручними для користувача, збільшувати популярність, відвідуваність та відсоток повторного повернення користувачів до інформаційної системи. Розглянуті класичні системи надання рекомендацій і їх обмеження при застосуванні в галузі електронного навчання та гібридні системи, які дозволяють обійти зазначені обмеження. Проаналізовано архітектуру системи надання рекомендацій як надбудови до системи електронного навчання. Запропоновано алгоритм реалізації гібридного методу надання рекомендацій другого типу та наведено його пояснення. Алгоритм є готовим до практичного застосування.

1. *Adomavicius G., Tuzhilin A.* Toward the next generation of recommender systems: a survey of the state-of-the-art and possible extensions // Transactions on Knowledge and Data Engineering. – June 2005. – Vol. 17, N 6. – P. 734–749.
2. *Linden G., Smith B., York J.* Amazon.com Recommendations: Item-to-Item Collaborative Filtering // IEEE Internet Computing. – January/February 2003. – Vol. 7, N 1. – P. 76–80.
3. *Miller B., Albert I., Lam S., Konstan J., Riedl J.* MovieLens Unplugged: Experiences with an Occasionally Connected Recommender System // Int'l Conf. Intelligent User Interfaces. – 2003. – P. 263–266.
4. *Billsus D., Brunk C., Evans C., Gladish B., Pazzani M.* Adaptive Interfaces for Ubiquitous Web Access // Communications of the ACM. – May 2002. – Vol. 45, N. 5. – P. 34–38.
5. *Mobasher B., Dai H., Luo T., Nakagawa M.* Improving the Effectiveness of Collaborative Filtering on Anonymous Web Usage Data // IJCAI 2001, Workshop on Intelligent Techniques for Web Personalization (ITWP). – Seattle. – August 2001. – P. 53–60.
6. *Claypool M., Gokhale A., Miranda T., Murnikov P., Netes D., Sartin M.* Combining content-based and collaborative filters in an online newspaper // In Proceedings of ACM SIGIR Workshop on Recommender Systems – Implementation and Evaluation. – August 19, 1999.
7. *Cotter P., Smyth B.* TV: Intelligent personalized TV guides // In Twelfth Conference on Innovative Applications of Artificial Intelligence. – 2000. – P. 957–964.
8. *Melville P., Mooney R., Nagarajan R.* Content-boosted collaborative filtering for improved recommendations // 18th National Conference on Artificial Intelligence (AAAI). – 2002. – P. 187–192.
9. *Pazzani M.* A framework for collaborative, content-based and demographic filtering // Artificial Intelligence Review. – December 1999. – Vol. 13, N 5–6. – P. 393–408.
10. *Soboroff I., Nicholas C.* Combining content and collaboration in text filtering // In Proceedings of the IJCAI'99 Workshop on Machine Learning in Information Filtering. – 1999. – P. 86–91.
11. *Popescul A., Ungar L., Pennock D., Lawrence S.* Probabilistic models for unified collaborative and content-based recommendation in sparse-data environments // In Proceedings of the Seventeenth Conference on Uncertainty in Artificial Intelligence. – August 2001. – P. 437–444.
12. *Aggarwal C., Wolf J., Wu K-L., Yu P.* Hitting Hatches an Egg: A New Graph-Theoretic Approach to Collaborative Filtering // Fifth ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining. – August 1999. – P. 201–212.
13. *Schein A., Popescul A., Ungar L., Pennock D.* Methods and Metrics for Cold-Start Recommendations // 25th Annual. International ACM SIGIR Conference on Research and Development in Information Retrieval. – 2002. – P. 253–260.
14. *Ansari A., Essegaier S., Kohli R.* Internet Recommendations Systems // Marketing Research. – August 2000. – Vol. 37, N 3. – P. 363–375.