

- <https://www.howtogeek.com/427897/how-does-facial-recognition-work/> (accessed 10 June 2020)
3. Paliy I.O., Sachenko A.O., Antoshchuk S.H., Burak T.O. Neyromerezhnyi pidkhdid do komp'yuternoho rozpiznavannya oblych [Neural network approach to computer facial recognition]. *Shtuchnyy intelekt – Artificial Intelligence*, 2010, no. 3, pp. 378-387.
 4. White D., Dunn J.D., Schmid A.C., Kemp R.I. Error Rates in Users of Automatic Face Recognition Software. *PLOS ONE*, 2015, vol. 10 (10), pp. 1-14. doi: **10.1371/journal.pone.0139827**.
 5. Haghghat M., Abdel-Mottaleb M. Low Resolution Face Recognition in Surveillance Systems Using Discriminant Correlation Analysis. *12th IEEE International Conference on Automatic Face & Gesture Recognition (FG 2017)*, 2017, pp. 912-917. doi: **10.1109/FG.2017.130**.
 6. Cootes T., Edwards G., Taylor C. Active appearance models. *Proceedings of the European Conference on Computer Vision*, 1998, vol. 2, pp. 484-498.
 7. Convolutional Neural Networks for Visual Recognition Available at: <https://www.cs231n.github.io> (accessed 10 August 2020).
 8. Viola P., Jones M.J. Method and system for object detection in digital images. Patent 2002/0102024A1, 2002.
 9. Boosting and AdaBoost for Machine Learning Available at: <https://machinelearningmastery.com/boosting-and-adaboost-for-machine-learning/> (accessed 20 July 2020).
 10. Kargin A.A. *Vvedeniye v intellektual'nyye mashiny. Kniga 1. Intellektual'nyye regulatory* [Introduction to intelligent machines. Book 1. Intellectual regulators]. Donetsk, Nord-Press, DonNU Publ., 2010. 526 p. (Rus.)

Рецензент: О.Є. П'ятикоп
канд. техн. наук, доц., ДВНЗ «ПДТУ»

Стаття надійшла 15.11.2020

УДК 004.78

doi: 10.31498/2225-6733.41.2020.226119

© П'ятикоп О.Є.¹, Мініна К.Г.², Безуглов Р.О.³

ФОРМУВАННЯ РЕКОМЕНДАЦІЙ ФІЛЬМІВ НА ОСНОВІ ГІБРИДНОГО ПІДХОДУ

Стаття присвячена темі створення системи рекомендацій, яка зможе проаналізувати дані, отримані від користувача про вподобання фільмів та використати їх для прогнозування нових рекомендацій. В рамках роботи було проведено аналіз наукових видань, існуючих методів та алгоритмів, які використовуються для побудови системи рекомендацій та їх гібридизацію. Визначено, що гібридизація може бути досягнута різними підходами завдяки поєднанню декількох алгоритмів. Об'єднання методів для вирішення проблеми в більшості випадків дає більш ефективні і точні результати. Для реалізації гібридного підходу обрано два метода: фільтрацію на основі вмісту та спільну (колаборативну) фільтрацію, кожен з яких відповідає певному сценарію рекомендацій. У експериментальних дослідженнях було випробувано здатність системи запропонувати фільми, спираючись на дані про подібність користувачів. Подібність користувачів розраховувалась на основі вимірювання ступеня лінійної залежності – коефіцієнт кореляції Пірсона.

Ключові слова: рекомендаційна система, колаборативна фільтрація, контентна фільтрація, схожість елементів.

¹ канд. техн. наук, доцент, ДВНЗ «Приазовський державний технічний університет», м. Маріуполь, ORCID: 0000-0002-7731-3051, pee_pstu@ukr.net

² магістр, ДВНЗ «Приазовський державний технічний університет», м. Маріуполь

³ магістр, ДВНЗ «Приазовський державний технічний університет», м. Маріуполь

O.E. Piatykor, K.G. Minina, R.O. Bezuglov. A Hybrid approach for movie recommendation. The rapid growth in the amount of digital information available and in the number of Internet users has created a potential problem of information overload and quick access to the items that may interest the users. Therefore, there arises a necessity to filter, prioritize and effectively deliver relevant information to the users. Recommendation systems solve this problem through searching for dynamically generated information to provide the users with personalized content and services. From a large amount of data, recommendation systems filter information according to personal preferences, interests, or user behavior as to an item. Recommendation systems have become a big attraction through which web portals attract the attention of their users. This article explores different characteristics and potentials of various forecasting methods in recommendation systems. Within the scope of the work, an analysis of scientific publications, existing methods and algorithms that are used to make up a system of recommendations and their hybridization have been carried out. Hybridization can be achieved by various approaches combining different algorithms. Combining multiple methods to solve a problem is more efficient and gives more accurate results in most cases. To implement the hybrid approach, two effective methods have been chosen; they are: content-based filtering and collaborative filtering, each of which corresponds to a specific recommendation scenario. The article is devoted to creating a recommendation system that can analyze the data received from the user as to preferences or descriptions of films and use them to predict new recommendations. Pilot studies tested the system's ability to suggest items based on the users' similarity data. Users' similarity was calculated from the measurement of Pearson's correlation coefficient.

Keywords: recommendation systems, collaborative filtering, content-based filtering, hybrid filtering technique.

Постановка проблеми. Обсяг інформації у всесвітній павутині постійно збільшується. Кожен день людина стикається з вибором і безліччю варіантів: який фільм подивитись, який телефон купити, яку книгу прочитати. Розміри просторів цих рішень часто об'ємні: ресурс Лібрарусек представляє майже 270 000 книг і кожен місяць більше 5000 оновлень [1], а Amazon.com має більше 410 000 найменувань продуктів тільки в Kindle Store. Підтримка прийняття рішення в інформаційних просторах такого масштабу є серйозною проблемою. Тому, щоб допомогти користувачеві знайти необхідну інформацію, інтенсивно використовуються рекомендаційні системи. Рекомендаційні системи можна розглядати як засоби передбачення уподобань користувачів, на основі даних про їх враження, зацікавленість чи інтереси. Використання таких систем дозволяє інтернет-магазинам прискорити прибуток, любителям музики відкрити нових, невідомих їм раніше виконавців, тощо. Тому, з точки зору електронної комерції, рекомендаційна система визначена як інструмент, що допомагає користувачам отримувати контент, який їх може зацікавити [2-3].

На даний момент існує велика кількість алгоритмів і методів, які використовуються при створенні якісної рекомендаційної системи [2-10]. До переліку основних підходів, які використовуються в системах рекомендацій, відносяться [4-6]:

- методи та моделі, що засновані на описі елементів контенту (content-based);
- методи та моделі, що використовують схожість об'єктів на основі матриці оцінок (collaborative filtering);
- методи та моделі, що засновані на знаннях про предметну область, а не про кожен об'єкт (knowledge-based);
- гібридні методи (hybrid).

На рисунку 1 показана анатомія різних методів фільтрації рекомендацій [2]. Кожний алгоритм не є ідеальним та має свої слабкі сторони, що створює прогалини в рекомендаціях, наприклад, для нових користувачів.

Використання декількох методів рекомендації може усунути слабкі місця окремого методу в комбінованій моделі. Ідея гібридних методів полягає в тому, що комбінація алгоритмів дасть більш точні і ефективні рекомендації, ніж один алгоритм, оскільки недоліки одного алгоритму можуть бути подолані іншим алгоритмом. Гібридність – це підхід до нейтралізації недоліків окремо взятих алгоритмів.

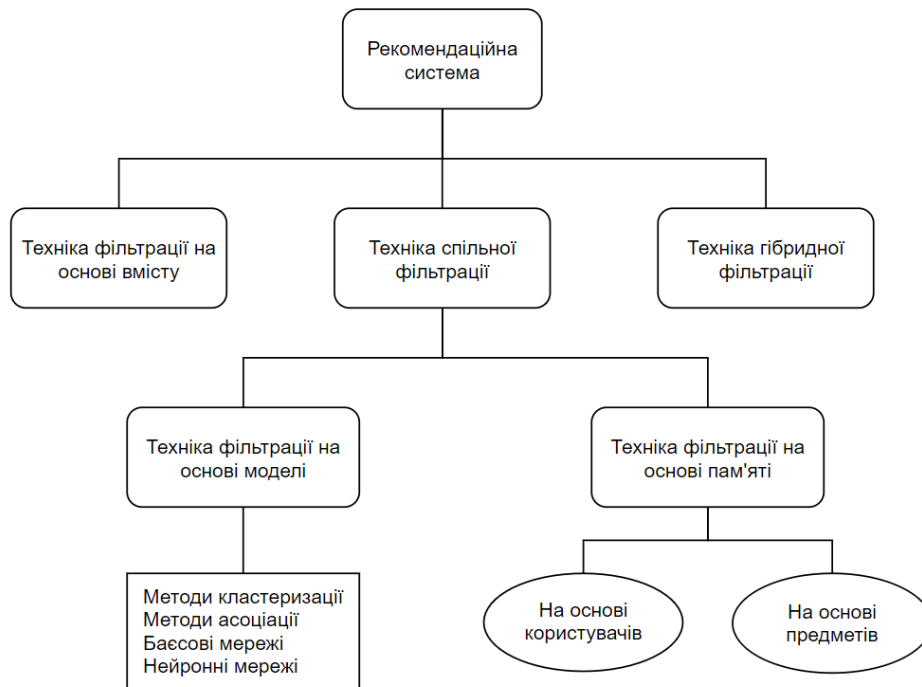


Рис. 1 – Рекомендаційні методи

Аналіз останніх досліджень і публікацій. На даний момент системи рекомендацій дуже розповсюджені і затребувані, адже це приваблює відвідувачів сайту, що прямо пропорційно впливає на прибуток сайту.

Існує велика кількість наукових публікацій, пов'язаних з рекомендаційними системами. Широке дослідження проведено автором в роботі [2]. Ця стаття досліджує різні характеристики та потенціали різних методів прогнозування в системах рекомендацій. В ній зазначено, що доцільно все ж використовувати гібридну фільтрацію, яка поєднує два або більше методів фільтрації різними способами для підвищення точності та продуктивності рекомендованих систем. Добрі результати показує поєднання підходів спільної (колаборативної) фільтрації та фільтрації на основі вмісту (контентної фільтрації).

Автор роботи [4] також вважає, що вдалим є гібридний алгоритм, що базується на колаборативній фільтрації та content-based-алгоритмах. Дослідженню методів побудови рекомендаційних систем у мережі Інтернет також присвячені роботи [3, 6]. Метою цих робіт є пошук схожих товарів або схожих клієнтів для подальшого формування рекомендації товарів або послуг. Автори приділяють увагу методам контентної та колаборативної фільтрації. В роботі [6] перспективним визначили гібридний підхід на основі алгоритмів машинного навчання та з врахуванням контексту.

Успішне поєднання різних методів формування рекомендацій отримали автори [8] для підбору теми новин, що відображається на першій сторінці Bing. В своїй роботі вони запропонували підхід до спільної фільтрації на основі вмісту (CCF), що поєднав як підхід до фільтрування за вмістом, так і підхід до спільної фільтрації. Автори виявили наступне поєднання. З одного боку, CCF дає рекомендації, виходячи з насиченого контексту новин. З іншого боку, CCF спільно аналізує мізерні відгуки користувачів довгих хвостів. Використання такого підходу продемонструвало значні успіхи у залученні користувачів. В роботі [9] також розроблено гібридний метод пошуку груп користувачів для рекомендації супутніх та додаткових продажів.

Таким чином, підтверджено, що об'єднання декількох методів для вирішення проблеми дає ефективні результати. Отже, з метою побудови рекомендаційної системи для користувачів сайту для перегляду фільмів вирішено використати гібридний метод на основі алгоритмів контентної та спільної фільтрації.

Метою даної роботи є побудова рекомендаційної системи для користувачів сайту для перегляду фільмів на основі гібридного підходу.

Виклад основного матеріалу. Основна ідея спільної (колаборативної) фільтрації заснована на подібності вподобань користувачів [4, 7-9]. Математичний опис для прив'язки різних елементів моделей рекомендаційних систем наступний. Визначимо, що маємо множини з користувачами $u \in U$, елементів – $i \in I$ та активні дії користувачів – $(r_{u,i}, u, i, \dots) \in D$. Активність задається результатом: $r_{u,i}$ – оцінка користувача u для елемента i ; r_u – вектор всіх оцінок користувача u ; r_i – вектор всіх оцінок елемента i ; \bar{r}_u та \bar{r}_i – середні значення оцінок користувача u та елемента i , відповідно; $\hat{r}_{u,i}$ – рекомендаційний прогноз.

Для реалізації спільної фільтрації для рекомендаційного прогнозу використовується розрахунок з урахуванням середніх оцінок схожих користувачів:

$$\hat{r}_{u,i} = \frac{\sum_{j \in S} S_{i,j} \cdot r_{u,j}}{\sum_{j \in S} |S_{i,j}|}, \quad (1)$$

де S – множина елементів, найбільш близьких до об'єкта, $S_{i,j}$ – міра близькості кожного елемента j до елемента i .

При цьому визначається сума добутку схожості користувача на його оцінку за всіма найбільш схожими користувачами.

Для вимірювання міри близькості обрано коефіцієнт кореляції Пірсона [10]:

$$S_{i,j} = \frac{\sum_{u \in U} (r_{u,i} - \bar{r}_i)(r_{u,j} - \bar{r}_j)}{\sqrt{\sum_{u \in U} (r_{u,i} - \bar{r}_i)^2} \sqrt{\sum_{u \in U} (r_{u,j} - \bar{r}_j)^2}}. \quad (2)$$

Цей показник розраховує ступінь лінійної залежності між значеннями. Значення коефіцієнту є від -1 до 1. Якщо наближене до 1 показує, що залежність між значеннями лінійна, це означає зростання параметрів. Якщо навпаки, прямує до -1, значення знаходяться на прямій, що означає зменшення першого значення при збільшенні другого.

В статті [2] описується алгоритм фільтрації на основі контенту, в якому моделі засновані на описі елементів. Прогнозування інтересів користувача u щодо елемента i обчислюється за формулами:

$$\hat{r}_{u,i} = b_{u,i} + \rho_u^T (q_i + \eta), \quad (3)$$

$$b_{u,i} = \mu + b_u + b_{i,\eta} = |N(\theta, i)|^{-\frac{1}{2}} \sum_{j \in N(\theta, i)} \theta_{j,i} Y_j, \quad (4)$$

де θ – міра подібності між двома предметами.

В системі рекомендацій θ вимірює схожість між двома великими сумами контекстів (два набори документів).

Тепер необхідно змоделювати приховану особливість товару i за формулою (5). Використовуємо вектор елемента q_i для представлення прихованої ознаки від самого елемента i , а прихований вектор ознак доповнюється зваженою сумою:

$$q_i + |N(\theta, i)|^{-\frac{1}{2}} \sum_{j \in N(\theta, i)} \theta_{j,i} Y_j. \quad (5)$$

Параметри моделі, пов'язані з правилом прогнозування в формулі (6), вивчаються шляхом вирішення регуляризованої задачі найменших квадратів. Оцінюються параметри моделі, мінімізуючи регуляризовану квадратичну функцію похибки за допомогою стохастичного градієнтного спуску.

$$\min_{b_*, p_*, q_*, y_*} \sum_{(u,i)} ((r_{u,i} - \mu - b_u - b_i - p_u(q_i + \eta))^2 + \lambda_1 b_u^2 + \lambda_2 b_i^2 + \lambda_3 \|p_u\|^2 + \lambda_4 \|q_i\|^2 + \lambda_5 \sum_{j \in N(\theta, i)} \|Y_j\|^2), \quad (6)$$

$$b_u \leftarrow b_u + \gamma_1(e_{u,i} - \lambda_1 b_u); \quad b_i \leftarrow b_i + \gamma_2(e_{u,i} - \lambda_2 b_i),$$

$$p_u \leftarrow p_u + \gamma_3(e_{u,i}(q_i + \eta) - \lambda_3 p_u); \quad q_i \leftarrow q_i + \gamma_4(e_{u,i} p_u - \lambda_4 q_u),$$

$$e_{u,i} = r_{u,i} + \hat{r}_{u,i},$$

$$\forall_j \in h(A, i): y_i \leftarrow y_i + \gamma_5(e_{u,i} p_u |N(\theta, i)|^{-2} \theta_{j,i} - \lambda_5 y_j),$$

де λ_* – константи регуляризації; γ_* – константи для розміру кроку.

На основі описаних методів була розроблена гібридна система рекомендацій. Вона містить модулі розрахунку якості рекомендацій та схожості користувачів, засоби побудови матриць для представлення даних про користувачів та фільми, для зручності проведення операцій над інформацією. Також наявний блок завантаження необхідних даних. Щоб система могла розпочати роботу, необхідно надати їй усі необхідні дані, а саме:

- рейтинги фільмів з оцінками користувачів;
- характерні дані про сам контент (теги, опис фільмів та інше).

Цей процес відбувається так: з інтерфейсу надходять дані про конкретного користувача у вигляді ідентифікатора. Далі за цією інформацією надходить запит до бази даних (БД), де за ідентифікатором отримуємо перелік з його оцінок та переглядів. Далі в БД отримуємо оцінки всіх користувачів системи, будуємо матрицю з отриманих параметрів, де розраховуємо вектор схожості з іншими користувачами на основі оцінок. Тим самим отримуємо перелік користувачів, які вважаються схожими на нашого конкретного користувача. Наступним кроком отримуємо перелік матеріалів, які оцінили подібні користувачі. У цьому переліку фільтруємо інформацію і отримуємо в результаті контент, який може зацікавити нашого користувача.

За подібним алгоритмом можна отримати контент на основі контенту. Цей процес відбувається за так: з інтерфейсу надходять дані про конкретний фільм, також у вигляді ідентифікатора. За ідентифікатором отримуємо перелік з його оцінок для більш детальної інформації. У нашому випадку це перелік тегів, до якого відноситься даний елемент. Далі в БД отримуємо теги усіх фільмів системи, будуємо матрицю з отриманих параметрів, де розраховуємо їх вектор схожості, на основі того, що деякий набір має збіги з іншими подібними наборами. Тим самим отримуємо перелік фільмів, які вважаються схожими на елемент, обраний нами на початку. У цьому переліку фільтруємо інформацію і отримуємо в результаті контент, який може зацікавити користувача.

Тестування прототипу системи проходило на основі розрахунків коефіцієнта схожості користувачів. В якості вхідних використовувалися таблиці бази даних з оцінками та їх даними, таблиці з даними про фільми. Результати наведені в таблиці. Графік зображено на рисунку 2.

Таблиця

Схожі користувачі

Коефіцієнт кореляції Пірсона	ID Користувача	Кількість співпавших фільмів	Кількість співпавших оцінок	Ваги оцінок
0.900975	55940	9	7	0.93
0.856614	170293	11	8	0.78
0.848065	137096	7	6	0.89
0.840172	115715	9	7	0.51
0.802868	20589	10	8	0.89
0.800049	79362	7	7	0.61
0.785674	52145	12	5	0.93
0.746093	5626	8	4	0.76
0.733768	101240	13	7	0.96
0.730644	151869	6	5	0.75
0.725388	263685	10	5	0.8
0.716077	10422	11	3	0.85



Рис. 2 – Графік результатів експерименту

Висновки

Робота є актуальною, оскільки на даний час досі існує проблема інформаційного перевантаження, що перешкоджає пошуку необхідного контенту для користувачів, та проблема пріоритетності і персоналізації, яку також вирішує система рекомендацій.

В даній статті було розглянуто існуючі методи побудови систем рекомендацій та можливі алгоритми. В результаті аналізу наукових джерел було прийнято рішення побудувати рекомендаційну систему на основі гібридного підходу з використанням алгоритмів контентної та колаборативної фільтрації. Було розроблено прототип рекомендаційної системи для користувачів сайту для перегляду фільмів. Проведено ряд експериментів роботи системи в напрямку пошуку подібності користувачів за їх вподобаннями. В результаті експериментів було виявлено параметри, які впливають на процес рекомендацій: кількість наявних оцінок користувача, схожі оцінки до конкретних фільмів; вага оцінок; об'єм відомостей про елементи рекомендацій; релевантність даних.

Дану реалізацію гібридного підходу можна застосувати в програмних засобах типу блогів, інтернет-магазинів, медіа- та відео-порталів, книг, статей, ігор, фотокарток, соціальних мереж, новинних порталів та інших системах з наявністю елементів, які можна пропонувати користувачам.

Перелік використаних джерел:

1. Либрусек – много книг [Електронний ресурс] : [Веб-сайт]. – Електронні дані. – Режим доступу: www.librusec.pro. – Назва з екрану.
2. Isinkaye F.O. Recommendation systems: Principles, methods and evaluation / F.O. Isinkaye, Y.O. Folajimi, B.A. Ojokoh // Egyptian informatics journal. – 2015. – Vol. 16 (3). – Pp. 261-273. – Mode of access: DOI: [10.1016/j.eij.2015.06.005](https://doi.org/10.1016/j.eij.2015.06.005).
3. Чередніченко О.Ю. Моделі формування рекомендацій у інтелектуальних системах електронної комерції / О.Ю. Чередніченко, О.В. Янголенко, О.В. Іващенко, О.М. Матвеев // Системи обробки інформації. – 2020. – № 1 (160). – С. 32-39. – Mode of access: DOI: [10.30748/soi.2020.160.04](https://doi.org/10.30748/soi.2020.160.04).
4. Мазурік О.Ю. Покращення результатів роботи рекомендаційних систем за допомогою алгоритму SVD / О.Ю. Мазурік // International scientific journal. – 2015. – № 9. – С. 61-64. – Режим доступу: http://nbuv.gov.ua/UJRN/mnj_2015_9_16.
5. Aggarwal C.C. Recommender Systems: The Textbook / C.C. Aggarwal. – New York : Springer International Publishing, 2017. – 498 p.

6. Мелешко Є.В. Дослідження методів побудови рекомендаційних систем в мережі інтернет / Є.В. Мелешко, С.Г. Семенов, В.Д. Хох // Системи управління, навігації та зв'язку. – Полтава: ПНТУ, 2018. – Т. 1 (47). – С. 131-136. – Mode of access: [DOI: 10.26906/SUNZ.2018.1.131](https://doi.org/10.26906/SUNZ.2018.1.131).
7. Thorat P.B. Survey on collaborative filtering, content-based filtering and hybrid recommendation system / P.B. Thorat, R.M. Goudar, S. Barve // International Journal of Computer Applications. – 2015. – № 110 (4). – Pp. 31-36. – Mode of access: [DOI: 10.5120/19308-0760](https://doi.org/10.5120/19308-0760).
8. Content-based collaborative filtering for news topic recommendation / Z. Lu, Z. Dou, J. Lian, X. Xie, Q. Yang // Proceedings of the Twenty-Ninth AAAI Conference on Artificial Intelligence (AAAI'15). – AAAI Press, 2015. – Pp. 217-223.
9. Лобур М.В. Моделі і методи прогнозування рекомендацій для колаборативних рекомендаційних систем / М.В. Лобур, М.Є. Шварц, Ю.В. Стех // Вісник Національного університету «Львівська політехніка» «Інформаційні системи та мережі». – Львів, 2018. – № 901. – С. 68-75.
10. Ly A. Analytic posteriors for Pearson's correlation coefficient / A. Ly, M. Marsman, E.J. Wagenmakers // Statistica Neerlandica. – 2018. – Vol. 72 (1). – Pp. 4-13. – Mode of access: [DOI: 10.1111/stan.12111](https://doi.org/10.1111/stan.12111).

References:

1. Librusek – mnogo knig (Librusek – many books) Available at: www.librusek.pro (accessed 20 June 2020). (Rus.)
2. Isinkaye F.O., Folajimi Y.O., Ojokoh B.A. Recommendation systems: Principles, methods and evaluation. *Egyptian informatics journal*, 2015, vol. 16 (3), pp. 261-273. doi: [10.1016/j.eij.2015.06.005](https://doi.org/10.1016/j.eij.2015.06.005).
3. Cherednichenko O.Yu., Yanholenko O.V., Ivashchenko O.V., Matvyeyev O.M. Modeli formuvannya rekomendatsiy u intelektual'nykh systemakh elektronnoyi komertsiyi [Models of formation of recommendations in intellectual systems of electronic commerce]. *Systemy obrobky informatsiyi – Information processing systems*, 2020, no. 1 (160), pp. 32-39. doi: [10.30748/soi.2020.160.04](https://doi.org/10.30748/soi.2020.160.04). (Ukr.)
4. Mazurik O.Yu. Pokrashchennya rezul'tativ roboty rekomendatsiynykh system za dopomohoyu alhorytmu SVD [Improving the results of recommendation systems using the SVD algorithm]. *International scientific journal*, 2015, no. 9, pp. 61-64. Available at: http://nbuv.gov.ua/UJRN/mnj_2015_9_16. (Ukr.)
5. Aggarwal C.C. Recommender Systems: The Textbook. New York, Springer International Publ., 2017. 498 p.
6. Meleshko Ye.V., Semenov S.H., Khokh V.D. Doslidzhennya metodiv pobudovy rekomendatsiynykh system v merezhi internet [Research of methods for building recommendation systems on the Internet]. *Systemy upravlinnya, navihatsiyi ta zv'yazku – Control, navigation and communication systems*, 2018, vol. 1 (47), pp. 131-136. doi: [10.26906/sunz.2018.1.131](https://doi.org/10.26906/sunz.2018.1.131). (Ukr.)
7. Thorat P.B., Goudar R.M., Barve S. Survey on collaborative filtering, content-based filtering and hybrid recommendation system. *International Journal of Computer Applications*, 2015, no. 110 (4), pp. 31-36. doi: [10.5120/19308-0760](https://doi.org/10.5120/19308-0760).
8. Lu Z., Dou Z., Lian J., Xie X., Yang Q. Content-based collaborative filtering for news topic recommendation. *Proceedings of the Twenty-Ninth AAAI Conference on Artificial Intelligence (AAAI'15)*, 2015, pp. 217-223.
9. Lobur M.V., Shvarts M.Ye., Stekh Yu.V. (2018) Modeli i metody prohnovuvannya rekomendatsiy dlya kolaboratyvnykh rekomendatsiynykh system [Models and methods of forecasting recommendations for collaborative recommendation systems]. *Visnyk Natsional'noho universytetu «L'vivs'ka politekhnika» «Informatsiyini systemy ta merezhi» – Journal of Lviv Polytechnic National University «Information Systems and Networks»*, 2018, no. 901, pp. 68-75. (Ukr.)
10. Ly A., Marsman M., Wagenmakers E.J. Analytic posteriors for Pearson's correlation coefficient. *Statistica Neerlandica*, 2018, vol. 72 (1), pp. 4-13. doi: [10.1111/stan.12111](https://doi.org/10.1111/stan.12111).

Рецензент: І.В. Федосова
д-р пед. наук, доц., ДВНЗ «ПДТУ»

Стаття надійшла 08.08.2020