

## ЗАСТОСУВАННЯ МЕТОДІВ РЕКОМЕНДАЦІЙ В ПРОЦЕСАХ АНАЛІЗУ КОМП'ЮТЕРНИХ КОМПЛЕКТУЮЧИХ

Олег Верес<sup>1</sup>, Олег Гадзало<sup>2</sup>

Національний університет “Львівська політехніка”,

<sup>1</sup> кафедра інформаційних систем та мереж

вул. С. Бандери, 12, Львів, Україна

<sup>1</sup> Oleh.M.Verese@lpnu.ua, ORCID 0000-0001-9149-4752

<sup>2</sup> Oleh.Hadzalo.msaad.2021@lpnu.ua, ORCID 0000-0002-6717-2531

© Верес О. М., Гадзало О. Я., 2023

Досліджено проблеми аналізу комп'ютерних комплектуючих, щоб полегшити конструювання комп'ютерів, виконати повний аналіз та покращити інформаційно-технічну допомогу користувачам із використанням засобів інформаційних технологій.

У роботі описано процес інформаційно-технічної допомоги користувачам з різними комп'ютерними проблемами. Визначено потребу в розробленні системи аналізу комп'ютерних комплектуючих для полегшення конструювання комп'ютерів, їх повного аналізування, створення аналітики проблеми та способів її вирішення й поліпшення інформаційно-технічної допомоги користувачам із комп'ютерними проблемами. Проаналізовано підходи до застосування методології та рішень щодо аналізу комп'ютерних комплектуючих, а також досліджено методи надання рекомендацій. Для генерування пропонованої користувачу множини комплектуючих найкраще застосовувати методи рекомендацій. Стосовно комп'ютерних комплектуючих доцільніше надавати рекомендації для груп користувачів, аніж для окремих користувачів. Для пошуку груп користувачів використано метод мішаної категоріально-чисельної кластеризації, який враховує числові рейтингові та демографічні характеристики користувачів. Використано гібридний метод пошуку груп користувачів, який ґрунтується на коефіцієнті розрідженості матриці користувач–предмет. Описано алгоритм роботи гібридної рекомендаційної системи, що пропонує комп'ютерні комплектуючі залежно від варіантів сформульованих вимог користувача. Використано механізм зваженого гібриду для надання рекомендацій. За допомогою засобів мови UML спроектовано концептуальну модель системи.

Рекомендаційна система дає змогу користувачу застосувати аналізатор власного комп'ютера, який виявить застарілі комплектуючі та запропонує якісніші деталі й, головне, які максимально підходять. Якщо ж користувач хоче абсолютно новий комп'ютер, можна скористатись конструктором збірок, який на основі рекомендаційної системи підбирає комплектуючі, що відповідають заданому запиту користувача, або ж уже вибраній частині комп'ютера.

Цільовою аудиторією застосунку є користувачі персональних комп'ютерів будь-якого віку.

Ключові слова: аналіз; комп'ютерні комплектуючі; методи кластеризації; методи рекомендацій; рекомендаційна система.

### Вступ

Сучасні інформаційні технології розвиваються дуже стрімко. Кожного року нові моделі комп'ютерної техніки, кращі та якісніші, замінюють своїх попередників, перевершуючи їх за усіма параметрами. Відповідно виникає думка, чи насправді “свіжоспечена” технологія є найліпшою у своєму ряді та чи справді дуже потрібно таку купувати. Ця проблема особливо помітна у використанні комп'ютера чи ноутбука. Адже вони складаються з майже десятка різних комплектуючих,

які в кінцевому результаті ідеально ідеально взаємодіяти, забезпечуючи користувачеві максимальну продуктивність та безпеку користування.

Наявні сьогодні комп'ютери можуть задовольнити вимоги будь-якої людини: для роботи, для ігор, комбіновані, для фото- та відеообробки. Коли покупець постає перед таким безмежним вибором, виникає велика проблема – а що саме купити та чи влаштує його саме цей чи інший комп'ютер. Задля вирішення такої дилеми треба розробити систему аналізу комп'ютерних комплектуючих зі застосуванням методів і технологій рекомендаційних систем [1].

### **Постановка проблеми**

Сьогодні, під час війни, ринок комп'ютерної техніки та комплектуючих до неї пустує. Через дії так званих “перекупів”, які скуповують партії усіх нових комплектуючих, ціни на них більші, ніж заздалегідь вказані виробником.

Виникла потреба в аналізуванні та виборі комп'ютерних комплектуючих, з економією часу та коштів. Необхідно знайти рішення, яке зможе підбирати варіанти, ґрунтуючись на вподобаннях кожного користувача або тенденціях ринку. Дослідження та розроблення інформаційної системи для покращення аналізу конфігурації комп'ютера, із використанням методу надання рекомендацій, щоб пропонувати користувачам релевантні пропозиції щодо вибору комп'ютерних комплектуючих, є актуальним.

### **Аналіз останніх досліджень та публікацій**

У ХХІ ст. майже нереально уявити життя без сучасних технологій, до яких людство вже звикло і залежить від них. Вони спрощують нам життя вдома, на роботі, у навчанні та дають можливість подорожувати. Але найпоширеніші сучасні технічні засоби, які є майже у кожній людині, – це смартфон та комп'ютер. Комп'ютер сам по собі може бути “десктопним”, з монітором та системним блоком, або у вигляді ноутбука. Людина сьогодні, використовуючи комп'ютер, виконує безпечно для її життя найрізноманітніші за складністю та тривалістю завдання [2].

Персональний комп'ютер складається із багатьох частин, і вони разом повинні забезпечити максимальну продуктивність та чистоту роботи. На жаль, у більшості людей немає знань у сфері комп'ютерного будування, взаємодії компонентів та їхнього функціонування. Саме тому є безліч варіантів вирішення цієї проблеми: консультування з експертами онлайн чи вживу, анкетування, використання різних “бенчмарків” для простої демонстрації характеристики тої чи іншої деталі [3].

Такі “бенчмарки” найчастіше використовують просту схему “так/ні”. Вибрана деталь або підходить до збірки, або ні, і тоді користувач змушений продовжувати пошуки, не знаючи, чи зможе щось знайти і скільки на це витратить часу. Однак, якщо створити “бенчмарк”, в основі роботи якого буде рекомендаційна система, яка швидко, за допомогою бази даних, віднайде потрібні дані, відсортуює їх та покаже користувачеві, такий проєкт буде успішним.

### **Огляд моделей рекомендаційних систем**

Відтоді, як була розроблена перша модель *колаборативної фільтрації* (*Collaborative Filtering model*), запропонована в 1990-ті роки, рекомендаційні системи активно вивчали та застосовували в усіх галузях науки та промисловості [4]. Рекомендаційні системи – корисна технологія, яка може полегшити проблему перевантаження інформацією, що надається користувачам. Вона передбачає оцінку елементів, рекомендованих користувачеві, створює список рейтингів рекомендацій для кожного користувача та дає змогу рекомендувати товари, пов'язані з користувачем [5]. Фільтрація інформації, яка здебільшого використовується в системах рекомендацій, адаптована до вподобань користувача або пропонує лише елементи, які вважаються корисними для нього [6–9]. Такі системи порівнюють зібрані або отримані від користувача дані та генерують список елементів, котрі рекомендують користувачеві. Це своєрідна альтернатива системи пошуку, оскільки швидко допомагає знаходити дані, які б користувачі не змогли знайти самотужки [10–14].

Відомі такі методи фільтрації: контентна (вмісту) фільтрація, колаборативна (спільна) фільтрація, гібридна фільтрація (рис. 1).

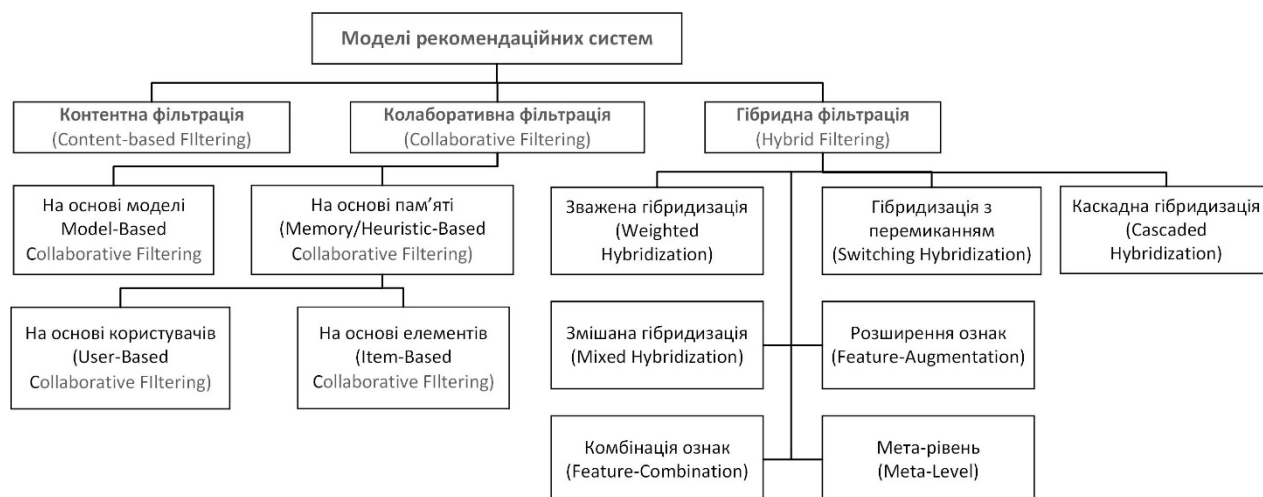


Рис. 1. Класифікація моделей рекомендаційних систем

Фільтрування на основі вмісту (**контентна фільтрація**, *Content-Based Filtering*, CBF) – це метод для рекомендації елементів з атрибутами, подібними до тих, які подобаються користувачам, і на основі інформації про елементи [15, 16]. Тобто це метод рекомендації подібних предметів на основі інформації про предмети, які користувач вибирав у минулому. Такими властивостями для персонального комп'ютера, наприклад, може бути тип оперативної пам'яті, обсяг жорсткого диска, марка центрального процесора тощо. Фільтрацію вмісту можна використовувати у системах, де передусім передбачається наявність описових даних [17]. Це може бути фільтрація на основі знань (*Knowledge-Based*) – пропонує продукцію на основі вподобань та висновків про потреби користувачів. Також це може бути фільтрація за певними показниками, наприклад демографічними (демографічна фільтрація, *Demographic*) – надає рекомендації на основі демографічного профілю користувача (наприклад, віку, професії) [18]. Тоді рекомендації можна створювати для різних демографічних груп, навіть поєднуючи рейтинг користувачів у цих групах.

Модель фільтрації на основі вмісту рекомендує лише дані, що тісно пов'язані з елементами, які попередньо оцінив користувач, тому система відома своїми обмеженнями, оскільки не може рекомендувати нові елементи [19]. Через ці обмеження цю модель використовують переважно в службах, які на основі інформації про предмет та профіль користувача рекомендують предмети або текстові дані. Модель фільтрації на основі вмісту використовує технологію інтелектуального аналізу тексту для визначення налаштувань користувача, семантичний аналіз [20], TF-IDF (термін-частота, зворотна частота документа) [21], нейронні мережі [22], наївний Байес і SVM [18].

**Колаборативна фільтрація** (*Collaborative Filtering*) – це модель фільтрації інформації, вперше запроваджена в 1990-ті роки [23, 24]. Ця модель створює базу даних уподобань користувача, використовуючи дані оцінки користувача для прогнозування товарів (предметів, елементів), які відповідають смаку користувача, а потім використовує її для рекомендацій [15]. Цю модель поділяють на колаборативну фільтрацію на основі пам'яті (Memory/Heuristic-Based) та колаборативну фільтрацію на основі моделі (Model-Based) [25]. Колаборативну фільтрацію на основі пам'яті можна додатково розділити на колаборативну фільтрацію на основі користувачів (User-Based Collaborative Filtering) і колаборативну фільтрацію на підставі предметів (Item-Based Collaborative Filtering).

Загалом колаборативна фільтрація на основі пам'яті використовує такі технології, як кореляція Пірсона, векторна косинусна кореляція та KNN, щоб створювати подібні групи (групи сусідства) серед користувачів та рекомендувати предмети користувачам у межах однієї групи [26].

Однак, якщо модель не містить достатньо даних, можуть виникнути три проблеми: розрідженість, холодний старт і “сіра вівця”. По-перше, проблема розрідженості виникає, коли недостатньо доступних даних для рекомендації [27]. Аналогічно проблема холодного запуску постає, коли немає

даних оцінки, тобто першого оцінювача, через приплив нових користувачів на початку застосування [28]. Нарешті, “сіра вівця” – це проблема, в якій виникають труднощі з рекомендаціями, коли набір користувачів, чий оцінювальні дані подібні до даних окремого користувача, надто малий [29]. Щоб вирішити цю проблему, запропоновано модельну колаборативну фільтрацію, яка оцінює або вивчає модель для прогнозування, використовуючи дані про оцінки користувачів [30]. Для колаборативної фільтрації на основі моделі переважно застосовували такі методи, як кластеризація, SVD і PCA.

Обидві моделі фільтрації мають обмеження, оскільки модель фільтрації на основі вмісту покладається на метадані про предмет, а колаборативне фільтрування – на оцінки користувача стосовно предмета. **Гібридну модель** рекомендацій (Hybrid Filtering) запропоновано, щоб позбутись обмежень обох моделей фільтрації рекомендацій і підвищити ефективність рекомендацій [31]. Гібридну модель рекомендацій поділяють на сім типів: зважена гібридизація, гібридизація із перемиканням, каскадна гібридизація, змішана гібридизація, комбінація ознак, розширення ознак і метарівень (див. рис. 1) [32].

Оскільки гібридна модель рекомендацій розроблена передусім для вирішення проблеми розрідженості, головна мета більшості досліджень, що стосуються моделі гібридних рекомендацій, полягає в тому, щоб компенсувати брак даних рейтингу, інтегруючи інформацію моделей фільтрації на основі вмісту та колаборативної фільтрації.

### Порівняння наявних систем аналізу комп'ютерних комплектуючих

Сьогодні на ринку є такі аналоги систем аналізу комп'ютерних комплектуючих: CPU-Z; GPU-Z; AIDA64; Speccy. Усі вони є десктопними застосунками для операційних систем Windows і деякі з них доступні у мобільних застосунках в Play Market або App Store. У табл. 1 подано порівняння аналогів за деякими показниками, а саме: вид платформи, операційна система, обсяг необхідної для встановлення пам'яті, уніфікація, функціональність, придатність до використання, надійність, продуктивність, експлуатаційна придатність, ціна щомісячної підписки та рейтинг.

Таблиця 1

#### Порівняння систем аналогів

Характеристика	Програми			
	CPU-Z	GPU-Z	AIDA64	Speccy
Платформа	CPU-Z	GPU-Z	AIDA64	Speccy
ОС	Windows	Windows	Windows, Android, IOS	Windows
Обсяг пам'яті	300 Мб	440 Мб	1,1 Gb	860 Мб
Уніфікація	–	–	+	+
Функціональність	середня	середня	висока	середня
Придатність до використання	висока	висока	висока	середня
Надійність	висока	висока	висока	середня
Продуктивність	середня	середня	висока	низька
Експлуатаційна придатність	висока	висока	висока	висока
Ціна	безкоштовно	безкоштовно	60\$	безкоштовно
Рейтинг	4,8/5	4,9/5	5/5	3,2/5

CPU-Z – це програма, яка ґрунтується на відображенні інформації вузлів комп'ютера, під операційною системою Windows. Її створила компанія CPUID для ідентифікації центральних

процесорів. Основна функція програми – дослідження та визначення технічних характеристик процесора, його властивостей, оперативної пам'яті та материнської плати [33].

GPU-Z – це програма від компанії TechPowerUp, яка виконує ті самі функції, тільки з відеоадаптерами, а саме: займається ідентифікацією відеокарт та графічних процесорів, їх складових та властивостей. Також підтримує усі версії Windows та графічних адаптерів від найстарших до найновіших. Програма також безкоштовна, отримує дохід від пожертв та співпраці з відомими виробниками відеоадаптерів [34].

AIDA64, від компанії FinalWire, яка займається аналізом та скануванням усіх комплектуючих, що містяться у персональному комп'ютері. Також працює з периферійними пристроями: мишкою, клавіатурою та монітором. AIDA прекрасно справляється з аналізом мобільних пристроїв на системі Android або IOS, де вона абсолютно безкоштовна [35]. Основні властивості: навантаження будь-якого елемента комп'ютера; швидкий аналіз та виявлення проблеми; технічна служба підтримки; керування дисками, кількістю живлення елементів та зміною потоків.

Spssu – це безкоштовна утиліта, яка надає користувачам відображення усієї системної інформації, а також дані про апаратне забезпечення комп'ютера. Ця програма належить британській фірмі Piriform Limited. Основне завдання – швидке та правильне відображення детальної інформації про процесор, жорсткий диск, оперативну пам'ять, графічну карту та операційну систему. Наявна також Spssu Portable – версія, яка працює зі змінними носіями інформації, тобто USB-флешками чи цифровими програвачами [36].

### Формулювання цілі статті

Сьогодні майже у кожного є персональний комп'ютер, який рано чи пізно потребуватиме оновлення. Дослідження тенденцій сучасного ринку інформаційних технологій показало, що зростає потреба у інформаційних системах, які дають змогу здійснити аналіз та вирішити проблеми найшвидше доступним способом, а також надати пропозиції щодо найдешевшого якісного поліпшення комп'ютера. Швидко та ефективно надати будь-який елемент, якого потребує користувач, тим самим економлячи багато дорогоцінного часу, можуть інформаційні системи, у яких застосовано методи надання рекомендацій. Актуальність розроблення інформаційної системи полягає у необхідності формування множини рекомендацій з урахуванням побажань користувача та оптимізації роботи комп'ютера загалом. Ефективність застосування додатка зростає, якщо розробити методи й алгоритми прогнозування рекомендацій для груп користувачів. Наукова новизна полягає у розробленні моделей та алгоритмів, які враховують особливості вирішення проблеми формування множини рекомендацій залежно від побажань та профілю користувача. Для зменшення ступеня розрідженості матриці “користувач-предмет” буде застосовано двоетапний алгоритм кластеризації, що дасть змогу надавати рекомендації групі подібних користувачів та використати метод колаборативної фільтрації даних. Якщо є персоналізовані побажання користувача, для генерації множини рекомендацій застосовують методи контентної фільтрації даних.

Розроблювана система аналізу повинна за допомогою блока рекомендацій надавати користувачеві максимально точний варіант збірки відповідно до заданих ним параметрів, що допоможе у виборі та покупці комп'ютера. Також аналіз наявних комп'ютерних комплектуючих дасть змогу виявляти проблеми конфігурації та запропонувати її вирішення.

### Основні результати дослідження

Призначення розроблюваної системи аналізу комп'ютерних комплектуючих – економія важливих людських ресурсів під час вибору комп'ютера.

Функціонування системи складається із таких кроків:

*Крок 1.* Користувач відкриває застосунок та здійснює реєстрацію, яка є обов'язковою, задля формування кращої релевантної множини рекомендацій та контактування із користувачами.

Крок 2. Вибір способу отримання параметрів комплектуючих – автоматичне сканування персонального комп'ютера користувача чи надання самим користувачем.

Крок 3. Фільтрація даних.

Для того, щоб реалізувати фільтрацію та подання, потрібно створити рекомендаційну систему, для визначення, класифікації та сортування предметів (об'єктів). Подібна система отримуватиме запит користувача, оброблятиме його та генеруватиме множину рекомендацій.

Щоб рекомендаційна система працювала правильно, їй потрібно створити та задати параметри, за якими вона фільтруватиме та відбиратиме дані за заданим запитом. Для цього потрібно створити базу даних, у якій буде зберігатись інформація про користувачів, комплектуючі та їх комбінації.

Отже, потрібно розробити інформаційну систему аналізу комп'ютерних комплектуючих із застосуванням гібридної моделі рекомендацій. Оскільки гібридна модель рекомендацій розроблена насамперед для вирішення проблеми розрідженості, головна мета полягає у тому, щоб компенсувати брак рейтингових даних, інтегруючи інформацію моделей фільтрації на основі вмісту та спільної фільтрації. Доцільно надати рекомендації групі користувачів. Для групування користувачів використовують методи кластеризації [37–39].

### Опис методів кластеризації для пошуку груп користувачів

Позначимо  $U = \{U_1, U_2, \dots, U_n\}$  – вектори профілів користувачів;  $G = \{G_1, G_2, \dots, G_m\}$  – множина груп параметрів;  $G_i = \{U_1 G_i, U_2 G_i, \dots, U_k G_i\}$  – множина профілів користувачів для групи  $G_i$ .

Треба здійснити прогноз рекомендацій для груп користувачів  $C_{G_i} = Predict(G_i)$ .

Для зменшення розрідженості матриці “користувач-предмет” використано демографічні характеристики користувачів, а саме: вік, стать, освіта, професія, сфера застосування. Вік – це числовий атрибут. Стать, освіта, професія, сфера застосування – категоріальні атрибути [40].

Нехай рейтинговий вектор профілю  $i$ -го користувача задається таким вектором (1):

$$U_i = (u_{1i}, u_{2i}, \dots, u_{mi}), \tag{1}$$

де  $u_{ji}$  – рейтингова оцінка  $j$ -го предмета  $i$ -м користувачем.

Додамо демографічні характеристики користувача (2):

$$U_i^{ext} = (u_{1i}, u_{2i}, \dots, u_{mi}, d_{1i}, d_{2i}, d_{3i}, d_{4i}, d_{5i}), \tag{2}$$

де  $d_{1i}, d_{2i}, d_{3i}, d_{4i}, d_{5i}$  – категоріальні атрибути користувача.

Для спрощення опису методу позначатимемо вектор  $U_i^{ext}$  за допомогою вектора (3):

$$X_i = \{x_{1i}, x_{2i}, \dots, x_{ni}\}. \tag{3}$$

Отримуємо мішаний вектор профілю користувача (3). Для профілів користувачів використовуємо метод мішаної кластеризації [39], який ґрунтується на обчисленні щільності розміщення мішаних векторів профілів користувачів. Щільність – кількість векторів параметрів користувачів, які перебувають в околі радіусом  $d_c$  біля кожного користувача у формулах (4) та (5).

$$\rho_i = \sum_{j=1}^N f(d_{ij} - d_c), \tag{4}$$

де  $d_{ij}$  – відстань між  $i$ -м та  $j$ -м векторами параметрів користувачів;  $d_c$  – порогове значення;  $N$  – кількість користувачів.

$$f(x) = \begin{cases} 1, & x = d_{ij} - d_c \leq 0 \\ 0, & x = d_{ij} - d_c > 0 \end{cases} \tag{5}$$

Розрідженість матриці обчислимо за формулою (6):

$$SP = \frac{N_{Users}}{N_{Items}}. \tag{6}$$

де  $SP$  – кількість ненульових елементів;  $N_{Users}$  – кількість користувачів системи;  $N_{Items}$  – кількість предметів у системі.

Для групування користувачів використовуємо гібридний метод кластеризації. Якщо рівень розрідженості значний, кластеризацію виконуємо у два етапи [39]. Основа першого етапу – категоріальна кластеризація векторів демографічних профілів користувачів, яка виконується методом ROCK (агломеративний ієрархічний алгоритм кластеризації категоріальних атрибутів) [41]. Другий етап – урахування числових рейтингових оцінок предметів.

### Методи рекомендацій у системі аналізу комп'ютерних комплектуючих

Для мінімізації обмежень і проблем, що створюють методи у наданні рекомендацій, застосовують гібридні методи [42–46].

Якщо користувач самостійно подає параметри комплектуючих (предметів), то для генерування рекомендації на основі бази даних комплектуючих провідних виробників застосовуємо метод контентної фільтрації. Для сортування та позиціонування товару від найкращого до найгіршого, згідно із заданими параметрами, потрібно створити набір зі зв'язок усіх марок, типів та характеристик комп'ютерних комплектуючих за останні десять років. В цьому нам допоможуть бази даних масових розробників комп'ютерних комплектуючих Intel, Nvidia, AMD та Kingston. Усі ці розробники володіють більшою часткою ринку, ніж їхні конкуренти, отже, в них більше продажів та точніша статистика. Набір міститиме близько 50 видів комп'ютерної деталі кожного типу [3].

Якщо користувач потребує аналізу наявних комплектуючих, для генерування множини рекомендацій використовуємо метод колаборативної фільтрації. Модель колаборативної фільтрації прийняли та використовують як модель рекомендацій частіше, ніж фільтрацію на основі вмісту. Однак, незважаючи на розвиток колаборативної фільтрації, проблема масштабованості та проблема розрідженості [36] не вирішена, тому є обмеження: точність рекомендації знижується.

Маємо  $k$  рекомендаційних підходів, що будуть поєднані у використанні зваженої стратегії, оцінку прогнозування користувача  $m$  щодо предмета  $i$  можна обчислити так:

$$p_{m,i} = \sum_f^k \sigma_f p_{m,i}^{(f)}, \quad (7)$$

де  $\sigma_f$  – вага алгоритму  $p_{m,i}$ .

Оскільки поєднуватимуться два рекомендаційні підходи, то  $k = 2$ . Тоді отримуємо:

$$p_{m,i} = \sigma_1 \times p_{m,i}^{(1)} + (1 - \sigma_1) \times p_{m,i}^{(2)} \quad (8)$$

А оптимізовану вагу можна визначити за допомогою обчислень [47]:

$$\sigma_1 = \frac{\sum_m \sum_i (p_{m,i} - p_{m,i}^{(2)}) (p_{m,i}^{(1)} - p_{m,i}^{(2)})}{\sum_m \sum_i (p_{m,i}^{(1)} - p_{m,i}^{(2)})^2}. \quad (9)$$

Гібридний підхід застосовано у системі аналізу комп'ютерних комплектуючих на кроці формування кінцевої множини рекомендацій (рис. 2), у якій об'єднано результати різних рекомендацій за рахунок інтегрування оцінок кожного з використаних методів за лінійною формулою (8).

Спочатку рекомендації, отримані від колаборативної фільтрації та контентної фільтрації, мають однакову вагу. У міру підтвердження чи спростування прогнозів ваги коригують [47]. Перевага зваженого гібрида полягає в тому, що всі переваги системи рекомендацій використовуються під час їх перегляду.

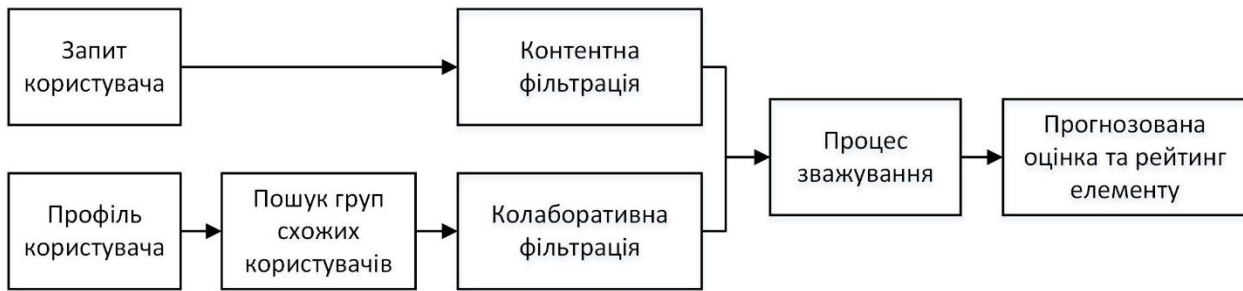


Рис. 2. Схема методу генерації рекомендації

### Концептуальна модель системи

Запропоновані методи та моделі будуть враховані під час розроблення концептуальної моделі системи аналізу комп'ютерних комплектуючих. Концептуальну модель інформаційної системи виконано в об'єктно-орієнтованій парадигмі засобами UML [48–52].

Розроблення системи передбачає моделювання множини вимог до її функціонування, а саме: бізнес, функціональні, нефункціональні та користувацькі вимоги. Результатом створення вимог до інформаційної системи аналізу комп'ютерних комплектуючих є UML-діаграма варіантів використання (Use Case Diagram) для відображення структурної схеми поведінки функціональних та користувацьких вимог, яку зображено на рис. 3. Визначено, що є три актори у системі. Це актори “Користувач” і “Гість”, що пов’язані відношенням узагальнення, та “Адміністратор”.

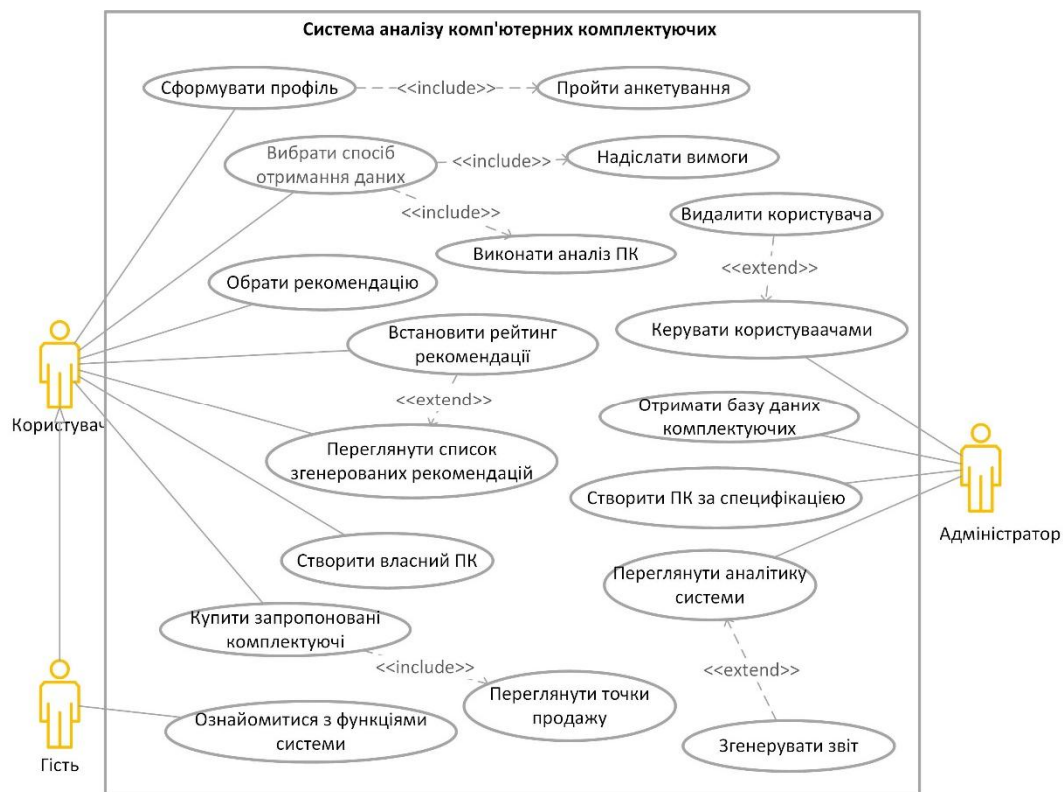


Рис. 3. Діаграма варіантів використання системи аналізу комп'ютерних комплектуючих

“Користувач” – головний актор, має доступ до функціоналу усієї системи. Між варіантами використання і “Користувачем” асоціативні зв’язки. На відміну від “Користувача”, “Гість” має право лише на ознайомлення з функціями системи. Проте після авторизації “Гість” отримує усі права “Користувача”.



“Користувач” має можливість сформувати профіль – на основі одержаних даних готує первинні рекомендації. Очевидно, “Користувач” отримує певну “свободу” у своїх діях. Він може скористатись аналізатором власного комп’ютера, який виявить застарілі комплектуючі та запропонує якісніші й, головне, максимально сумісні деталі. Якщо ж користувач хоче абсолютно новий комп’ютер, він може скористатись конструктором збірок, який підбере комплектуючі відповідно до заданого запиту користувача або ж до уже вибраної частини комп’ютера [53]. Далі система або показує наявність вибраної деталі у найближчих до користувача точках продажу, або пропонує самостійно зібрати та відправити цілу збірку.

Якщо ж отримання параметрів відбувається автоматично, то спочатку надсилають запит у базу даних персонального комп’ютера для отримання даних про комплектуючі та їх характеристики. Сформований перелік – вхідні дані для генерування рекомендацій.

Якщо система виявить нові сучасні комплектуючі, робота яких є максимально продуктивною та не потребує ніякої заміни, вона повідомить про це одразу після аналізу персонального комп’ютера.

Відповідно сформовано такі варіанти використання:

- “Сформувати профіль”.
- “Пройти анкетування”.
- “Вибрати спосіб отримання даних”.
- “Надіслати вимоги”.
- “Виконати аналіз ПК”.
- “Вибрати рекомендацію”.
- “Переглянути список згенерованих рекомендацій”.
- “Встановити рейтинг рекомендації”.
- “Створити власний ПК”.
- “Купити запропоновані комплектуючі”.
- “Переглянути точки продажу”.
- “Ознайомитися з функціями системи”.

### Висновки

Для розроблення інформаційної системи аналізу комп’ютерних комплектуючих проаналізовано основні методології та рішення щодо аналізу комп’ютерних комплектуючих. Щоб обґрунтувати актуальність та конкурентоспроможність розроблюваного продукту, здійснено аналіз ринку та виявлено чотири застосунки зі схожим варіантом вирішення проблеми. Також досліджено методи і технології генерування множини рекомендацій для кінцевого користувача. Множина рекомендацій генерується для групи подібних користувачів. Для групування користувачів з урахуванням демографічних характеристик застосовано метод мішаної категоріально-числової кластеризації. Застосовано гібридний метод пошуку груп користувачів, який поєднує методи числової неієрархічної кластеризації та мішаної категоріально-числової кластеризації. Кластеризація, залежно від розрізненості матриці “користувач–предмет”, здійснюється у два етапи. Перший етап – категоріальна, а другий – числова кластеризація. Враховуючи отримані результати дослідження, вибрано оптимальний тип інформаційної системи для реалізації запропонованого рішення, а саме: гібридна рекомендаційна система. Для надання релевантніших рекомендацій використано механізм зваженого гібрида.

Робота рекомендаційної системи спрямована на отримання персональних даних користувача та налаштувань комп’ютера, аналізування основних комплектуючих та генерування різноманітних найкращих варіантів комп’ютерних комплектуючих для вирішення проблеми користувача. Рекомендаційна система подбає про найефективніше поєднання комплектуючих, які запропонує користувачеві.

Подальші дослідження будуть спрямовані на реалізацію та тестування прототипу інформаційної системи аналізу складових комп'ютера.

#### Список літератури

1. Melville P., Sindhvani V. (2017). Recommender Systems. In: Sammut C., Webb G. I. (eds) *Encyclopedia of Machine Learning and Data Mining*. Springer, Boston, MA. DOI: 10.1007/978-1-4899-7687-1\_964
2. Павлиш, В. А., Гліненко, Л. К. & Шаховська, Н. Б. (2018). Основи інформаційних технологій і систем: підручник. Львів: Вид-во Львівської політехніки.
3. Best benchmarks and their pluses. URL: <https://www.techradar.com/best/best-benchmarks-software>
4. Jalili, M., Ahmadian, S., Izadi, M., Moradi, P., & Salehi, M. (2018). Evaluating collaborative filtering recommender algorithms: a survey. *IEEE access*, 6, 74003–74024. DOI: 10.1109/ACCESS.2018.2883742.
5. Bollen, D., Knijnenburg, B. P., Willemsen, M. C., & Graus, M. (2010, September). Understanding choice overload in recommender systems. In *Proceedings of the fourth ACM conference on Recommender systems*, 63–70.
6. Верес, О., & Левус, Я. І. (2022). Рекомендаційна система планування дозвілля в умовах карантину. *Вісник Національного університету “Львівська політехніка”*. Серія: Інформаційні системи та мережі, 11, 127–144. DOI: <https://doi.org/10.23939/sisn2022.11.127>
7. Veres, O., Ilchuk, P., Kots, O., & Levus, Y. (2022, November). Information System for Leisure Time-Management in Quarantine Conditions. In *2022 IEEE 17th International Conference on Computer Sciences and Information Technologies (CSIT)*, 156–159. IEEE. Date Added to IEEE Xplore: 02 January 2023. DOI: 10.1109/CSIT56902.2022.10000478
8. Veres, O., Ilchuk, P., & Kots, O. (2021). Intelligent Information System for Remote Customer Service. In *MoMLeT+ DS*, 283–299. <https://ceur-ws.org/Vol-3312/paper22.pdf>
9. Bulut, O., Cormier, D. C., & Shin, J. (2020). An intelligent recommender system for personalized test administration scheduling with computerized formative assessments. *Front. Educ.*, 5:572612. DOI: 10.3389/educ.2020.572612
10. Falk, K. (2019). *Practical recommender systems*. Simon and Schuster.
11. Beheshti, A., Yakhchi, S., Mousaeirad, S., Ghafari, S. M., Goluguri, S. R., & Edrisi, M. A. (2020). Towards cognitive recommender systems. *Algorithms*, 13(8), 176. <https://doi.org/10.3390/a13080176>.
12. Atas, M., Felfernig, A., Polat-Erdeniz, S., Popescu, A., Tran, T. N. T., & Uta, M. (2021). Towards psychology-aware preference construction in recommender systems: Overview and research issues. *Journal of Intelligent Information Systems*, 57, 467–489. <https://doi.org/10.1007/s10844-021-00674-5>.
13. Abbasi-Moud, Z., Vahdat-Nejad, H., & Sadri, J. (2021). Tourism recommendation system based on semantic clustering and sentiment analysis. *Expert Systems with Applications*, 167, 114324. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2020.114324>.
14. Amato, F., Moscato, V., Picariello, A., & Piccialli, F. (2019). SOS: a multimedia recommender system for online social networks. *Future generation computer systems*, 93, 914–923. <https://doi.org/10.1016/j.future.2017.04.028>.
15. Loeb, S., & Terry, D. (1992). Information filtering. *Communications of the ACM*, 35(12), 26–28. <http://doi.org/10.1145/138859.138860>.
16. Cantador, I., Fernández, M., Vallet, D., Castells, P., Picault, J., & Ribiere, M. (2008). A multi-purpose ontology-based approach for personalised content filtering and retrieval. *Advances in Semantic Media Adaptation and Personalization*, 25–51. ISBN 978-3-540-76359-8.
17. Jalili, M., Ahmadian, S., Izadi, M., Moradi, P., & Salehi, M. (2018). Evaluating collaborative filtering recommender algorithms: a survey. *IEEE access*, 6, 74003–74024. DOI: 10.1109/ACCESS.2018.2883742.
18. Geetha, G., Safa, M., Fancy, C., & Saranya, D. (2018, April). A hybrid approach using collaborative filtering and content based filtering for recommender system. *Journal of Physics: Conf. Series*, 1000 (2018), 012101. DOI :10.1088/1742-6596/1000/1/012101
19. Salter, J., & Antonopoulos, N. (2006). CinemaScreen recommender agent: combining collaborative and content-based filtering. *IEEE Intelligent Systems*, 21(1), 35–41. <http://doi.org/10.1109/MIS.2006.4>
20. Li, B., Li, G., Xu, J., Li, X., Liu, X., Wang, M., & Lv, J. (2023). A personalized recommendation framework based on MOOC system integrating deep learning and big data. *Computers and Electrical Engineering*, 106, 108571. <https://doi.org/10.1016/j.compeleceng.2022.108571>.

21. Lathabai, H. H., Nandy, A., & Singh, V. K. (2022). Institutional collaboration recommendation: An expertise-based framework using NLP and network analysis. *Expert Systems with Applications*, 209, 118317. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2022.118317>.
22. Shivaram, K., Liu, P., Shapiro, M., Bilgic, M., & Culotta, A. (2022, September). Reducing Cross-Topic Political Homogenization in Content-Based News Recommendation. In *Proceedings of the 16th ACM Conference on Recommender Systems*, 220–228. <https://doi.org/10.1145/3523227.3546782>.
23. Goldberg, D., Nichols, D., Oki, B. M., & Terry, D. (1992). Using collaborative filtering to weave an information tapestry. *Communications of the ACM*, 35(12), 61–70. <http://doi.org/10.1145/138859.138867>.
24. Resnick, P., Iacovou, N., Suchak, M., Bergstrom, P., & Riedl, J. (1994, October). Grouplens: An open architecture for collaborative filtering of netnews. In *Proceedings of the 1994 ACM conference on Computer supported cooperative work*, pp. 175–186. <https://doi.org/10.1145/192844.192905>
25. Park, S. H., & Han, S. P. (2012, August). Empirical analysis of the impact of product diversity on long-term performance of recommender systems. In *Proceedings of the 14th Annual International Conference on Electronic Commerce*, 280–281. <https://doi.org/10.1145/2346536.2346592>
26. Nilashi, M., Ibrahim, O., & Bagherifard, K. (2018). A recommender system based on collaborative filtering using ontology and dimensionality reduction techniques. *Expert Systems with Applications*, 92, 507–520. <http://doi.org/10.1016/j.eswa.2017.09.058>
27. Abdelwahab, A., Sekiya, H., Matsuba, I., Horiuchi, Y., & Kuroiwa, S. (2012). Alleviating the sparsity problem of collaborative filtering using an efficient iterative clustered prediction technique. *International Journal of Information Technology & Decision Making*, 11(01), 33–53. <https://doi.org/10.1142/S0219622012500022>
28. Martins, G. B., Papa, J. P., & Adeli, H. (2020). Deep learning techniques for recommender systems based on collaborative filtering. *Expert Systems*, 37(6), e12647. <https://doi.org/10.1111/exsy.12647>
29. Alabdulrahman, R., & Viktor, H. (2021). Catering for unique tastes: Targeting grey-sheep users recommender systems through one-class machine learning. *Expert Systems with Applications*, 166, 114061. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2020.114061>.
30. Ansari, A., Essegaier, S., & Kohli, R. (2000). Internet recommendation systems. <http://doi.org/10.1509/jmkr.37.3.363.18779>
31. Basilico, J., & Hofmann, T. (2004, July). Unifying collaborative and content-based filtering. In *Proceedings of the twenty-first international conference on Machine learning*, p. 9. <https://doi.org/10.1145/1015330.1015394>
32. Çano, E., & Morisio, M. (2017). Hybrid recommender systems: A systematic literature review. *Intelligent Data Analysis*, 21(6), 1487–1524. DOI: 10.3233/IDA-163209.
33. CPU-Z System information software. URL: <https://www.cpuid.com/softwares/cpu-z.html>
34. GPU-Z Main settings and features. URL: <https://www.techpowerup.com/gpuz/>
35. AIDA64 Extreme settings. URL: <https://www.aida64.com/products/aida64-extreme>
36. Speccy main projects and opportunities. URL: <https://www.ccleaner.com/speccy>
37. Bobadilla, J., Ortega, F., Hernando, A., & Gutiérrez, A. (2013). Recommender systems survey. *Knowledge-based systems*, 46, 109–132. <https://doi.org/10.1016/j.knosys.2013.03.012>
38. Adomavicius, G., & Tuzhilin, A. (2005). Toward the next generation of recommender systems: A survey of the state-of-the-art and possible extensions. *IEEE transactions on knowledge and data engineering*, 17(6), 734–749. DOI: 10.1109/TKDE.2005.99
39. Лобур, М. В., Шварц, М. С., & Стех, Ю. В. (2018). Моделі і методи прогнозування рекомендацій для колаборативних рекомендаційних систем. *Вісник Національного університету “Львівська політехніка”. Серія: Інформаційні системи та мережі*, (901), 68–75. URL: <https://science.lpnu.ua/sites/default/files/journal-paper/2019/feb/15581/181912maket-68-75.pdf>
40. Masthoff, J. (2004). Group modeling: Selecting a sequence of television items to suit a group of viewers. *Personalized Digital Television: Targeting Programs to individual Viewers*, 93–141. [https://doi.org/10.1007/1-4020-2164-X\\_5](https://doi.org/10.1007/1-4020-2164-X_5)
41. Guha, S., Rastogi, R., & Shim, K. (2000). ROCK: A robust clustering algorithm for categorical attributes. *Information systems*, 25(5), 345–366. [https://doi.org/10.1016/S0306-4379\(00\)00022-3](https://doi.org/10.1016/S0306-4379(00)00022-3).
42. Burke, R. (2007). Hybrid web recommender systems. *The adaptive web*, 377–408. URL: [https://link.springer.com/chapter/10.1007/978-3-540-72079-9\\_12](https://link.springer.com/chapter/10.1007/978-3-540-72079-9_12)
43. Ko, H., Lee, S., Park, Y., & Choi, A. (2022). A Survey of Recommendation Systems: Recommendation Models, Techniques, and Application Fields. *Electronics*, 11(1), 141. DOI: 10.3390/electronics11010141

44. Javed, U., Shaukat, K., Hameed, I. A., Iqbal, F., Alam, T. M., & Luo, S. (2021). A review of content-based and context-based recommendation systems. *International Journal of Emerging Technologies in Learning (iJET)*, 16(3), 274–306. URL: <https://www.learntechlib.org/p/219036/>
45. Beheshti, A., Yakhchi, S., Mousaeirad, S., Ghafari, S. M., Goluguri, S. R., & Edrisi, M. A. (2020). Towards cognitive recommender systems. *Algorithms*, 13(8), 176. DOI: 10.3390/a13080176
46. Lin, W., Li, Y., Feng, S., & Wang, Y. (2014, June). The optimization of weights in weighted hybrid recommendation algorithm. In *2014 IEEE/ACIS 13th International Conference on Computer and Information Science (ICIS)*, 415–418. DOI: 10.1109/ICIS.2014.6912169
47. Lin, W., Li, Y., Feng, S., & Wang, Y. (2014, June). The optimization of weights in weighted hybrid recommendation algorithm. In *2014 IEEE/ACIS 13th International Conference on Computer and Information Science (ICIS)*, 415–418. DOI: 10.1109/ICIS.2014.6912169
48. Johnson, J. (2007). *GUI bloopers 2.0: common user interface design don'ts and dos*. Elsevier.
49. Parush, A. (2015). *Conceptual design for interactive systems: designing for performance and user experience*. Morgan Kaufmann.
50. de Schipper, E., Feskens, R., & Keuning, J. (2021, March). Personalized and Automated Feedback in Summative Assessment Using Recommender Systems. *Frontiers in Education*, 6. DOI: 10.3389/feduc.2021.652070
51. Veres, O., Kunanets, N., Pasichnyk, V., Veretennikova, N., Korz, R., & Leheza, A. (2019, September). Development and Operations-the Modern Paradigm of the Work of IT Project Teams. In *2019 IEEE 14th International Conference on Computer Sciences and Information Technologies (CSIT)*, 3, 103–106. IEEE. DOI: 10.1109/STC-CSIT.2019.8929861
52. OMG® Unified Modeling Language® (OMG UML®). URL: <https://www.omg.org/spec/UML/2.5.1/PDF>

### References

1. Melville P., Sindhwani V. (2017). Recommender Systems. In: Sammut C., Webb G.I. (eds) Encyclopedia of Machine Learning and Data Mining. Springer, Boston, MA. DOI: 10.1007/978-1-4899-7687-1\_964
2. Pavlysh, V. A., Glinenko, L. K. & Shakhovska, N. B. (2018). Fundamentals of information technologies and systems: a textbook. Lviv: Department of Lviv Polytechnic.
3. Best benchmarks and their pluses. URL: <https://www.techradar.com/best/best-benchmarks-software>
4. Jalili, M., Ahmadian, S., Izadi, M., Moradi, P., & Salehi, M. (2018). Evaluating collaborative filtering recommender algorithms: a survey. *IEEE access*, 6, 74003–74024. DOI: 10.1109/ACCESS.2018.2883742.
5. Bollen, D., Knijnenburg, B. P., Willemsen, M. C., & Graus, M. (2010, September). Understanding choice overload in recommender systems. In *Proceedings of the fourth ACM conference on Recommender systems*, 63–70.
6. Veres, O., & Levus, Y. I. (2022). Recommendation system for leisure planning in quarantine conditions. *Bulletin of the Lviv Polytechnic National University. Series: Information systems and networks*. 11, 127–144. DOI: <https://doi.org/10.23939/sisn2022.11.127>
7. Veres, O., Ilchuk, P., Kots, O., & Levus, Y. (2022, November). Information System for Leisure Time-Management in Quarantine Conditions. In *2022 IEEE 17th International Conference on Computer Sciences and Information Technologies (CSIT)*, 156–159. IEEE. Date Added to IEEE Xplore: 02 January 2023. DOI: 10.1109/CSIT56902.2022.10000478
8. Veres, O., Ilchuk, P., & Kots, O. (2021). Intelligent Information System for Remote Customer Service. In *MoMLet+ DS*, 283–299. <https://ceur-ws.org/Vol-3312/paper22.pdf>
9. Bulut, O., Cormier, D. C., & Shin, J. (2020). An intelligent recommender system for personalized test administration scheduling with computerized formative assessments. *Front. Educ.* 5:572612. DOI: 10.3389/feduc.2020.572612
10. Falk, K. (2019). *Practical recommender systems*. Simon and Schuster.
11. Beheshti, A., Yakhchi, S., Mousaeirad, S., Ghafari, S. M., Goluguri, S. R., & Edrisi, M. A. (2020). Towards cognitive recommender systems. *Algorithms*, 13(8), 176. <https://doi.org/10.3390/a13080176>.
12. Atas, M., Felfernig, A., Polat-Erdeniz, S., Popescu, A., Tran, T. N. T., & Uta, M. (2021). Towards psychology-aware preference construction in recommender systems: Overview and research issues. *Journal of Intelligent Information Systems*, 57, 467–489. <https://doi.org/10.1007/s10844-021-00674-5>.
13. Abbasi-Moud, Z., Vahdat-Nejad, H., & Sadri, J. (2021). Tourism recommendation system based on semantic clustering and sentiment analysis. *Expert Systems with Applications*, 167, 114324. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2020.114324>.

14. Amato, F., Moscato, V., Picariello, A., & Piccialli, F. (2019). SOS: a multimedia recommender system for online social networks. *Future generation computer systems*, 93, 914–923. <https://doi.org/10.1016/j.future.2017.04.028>.
15. Loeb, S., & Terry, D. (1992). Information filtering. *Communications of the ACM*, 35(12), 26–28. <http://doi.org/10.1145/138859.138860>.
16. Cantador, I., Fernández, M., Vallet, D., Castells, P., Picault, J., & Ribiere, M. (2008). A multi-purpose ontology-based approach for personalised content filtering and retrieval. *Advances in Semantic Media Adaptation and Personalization*, 25–51. ISBN 978-3-540-76359-8.
17. Jalili, M., Ahmadian, S., Izadi, M., Moradi, P., & Salehi, M. (2018). Evaluating collaborative filtering recommender algorithms: a survey. *IEEE access*, 6, 74003–74024. DOI: 10.1109/ACCESS.2018.2883742.
18. Geetha, G., Safa, M., Fancy, C., & Saranya, D. (2018, April). A hybrid approach using collaborative filtering and content based filtering for recommender system. *Journal of Physics: Conf. Series* 1000 (2018), 012101. DOI :10.1088/1742-6596/1000/1/012101
19. Salter, J., & Antonopoulos, N. (2006). CinemaScreen recommender agent: combining collaborative and content-based filtering. *IEEE Intelligent Systems*, 21(1), 35–41. <http://doi.org/10.1109/MIS.2006.4>
20. Li, B., Li, G., Xu, J., Li, X., Liu, X., Wang, M., & Lv, J. (2023). A personalized recommendation framework based on MOOC system integrating deep learning and big data. *Computers and Electrical Engineering*, 106, 108571. <https://doi.org/10.1016/j.compeleceng.2022.108571>.
21. Lathabai, H. H., Nandy, A., & Singh, V. K. (2022). Institutional collaboration recommendation: An expertise-based framework using NLP and network analysis. *Expert Systems with Applications*, 209, 118317. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2022.118317>.
22. Shivaram, K., Liu, P., Shapiro, M., Bilgic, M., & Culotta, A. (2022, September). Reducing Cross-Topic Political Homogenization in Content-Based News Recommendation. In *Proceedings of the 16th ACM Conference on Recommender Systems*, 220–228. <https://doi.org/10.1145/3523227.3546782>.
23. Goldberg, D., Nichols, D., Oki, B. M., & Terry, D. (1992). Using collaborative filtering to weave an information tapestry. *Communications of the ACM*, 35(12), 61–70. <http://doi.org/10.1145/138859.138867>.
24. Resnick, P., Iacovou, N., Suchak, M., Bergstrom, P., & Riedl, J. (1994, October). Grouplens: An open architecture for collaborative filtering of netnews. In *Proceedings of the 1994 ACM conference on Computer supported cooperative work*, 175–186. <https://doi.org/10.1145/192844.192905>
25. Park, S. H., & Han, S. P. (2012, August). Empirical analysis of the impact of product diversity on long-term performance of recommender systems. In *Proceedings of the 14th Annual International Conference on Electronic Commerce*, 280–281. <https://doi.org/10.1145/2346536.2346592>
26. Nilashi, M., Ibrahim, O., & Bagherifard, K. (2018). A recommender system based on collaborative filtering using ontology and dimensionality reduction techniques. *Expert Systems with Applications*, 92, 507–520. <http://doi.org/10.1016/j.eswa.2017.09.058>
27. Abdelwahab, A., Sekiya, H., Matsuba, I., Horiuchi, Y., & Kuroiwa, S. (2012). Alleviating the sparsity problem of collaborative filtering using an efficient iterative clustered prediction technique. *International Journal of Information Technology & Decision Making*, 11(01), 33–53. <https://doi.org/10.1142/S0219622012500022>
28. Martins, G. B., Papa, J. P., & Adeli, H. (2020). Deep learning techniques for recommender systems based on collaborative filtering. *Expert Systems*, 37(6), e12647. <https://doi.org/10.1111/exsy.12647>
29. Alabdulrahman, R., & Viktor, H. (2021). Catering for unique tastes: Targeting grey-sheep users recommender systems through one-class machine learning. *Expert Systems with Applications*, 166, 114061. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2020.114061>.
30. Ansari, A., Essegaier, S., & Kohli, R. (2000). Internet recommendation systems. <http://doi.org/10.1509/jmkr.37.3.363.18779>
31. Basilico, J., & Hofmann, T. (2004, July). Unifying collaborative and content-based filtering. In *Proceedings of the twenty-first international conference on Machine learning* (p. 9). <https://doi.org/10.1145/1015330.1015394>
32. Çano, E., & Morisio, M. (2017). Hybrid recommender systems: A systematic literature review. *Intelligent Data Analysis*, 21(6), 1487–1524. DOI: 10.3233/IDA-163209.
33. CPU-Z System information software. URL: <https://www.cpuid.com/software/cpu-z.html>
34. GPU-Z Main settings and features. URL: <https://www.techpowerup.com/gpuz/>
35. AIDA64 Extreme settings. URL: <https://www.aida64.com/products/aida64-extreme>
36. Speccy main projects and opportunities. URL: <https://www.ccleaner.com/speccy>
37. Bobadilla, J., Ortega, F., Hernando, A., & Gutiérrez, A. (2013). Recommender systems survey. *Knowledge-based systems*, 46, 109–132. <https://doi.org/10.1016/j.knosys.2013.03.012>

38. Adomavicius, G., & Tuzhilin, A. (2005). Toward the next generation of recommender systems: A survey of the state-of-the-art and possible extensions. *IEEE transactions on knowledge and data engineering*, 17(6), 734–749. DOI: 10.1109/TKDE.2005.99
39. Lobur, M. V., Schwartz, M. E., & Stech, Y. V. (2018). Models and methods of forecasting recommendations for collaborative recommender systems. *Bulletin of the Lviv Polytechnic National University. Series: Information systems and networks*, (901), 68–75. URL: <https://science.lpnu.ua/sites/default/files/journal-paper/2019/feb/15581/181912maket-68-75.pdf>
40. Masthoff, J. (2004). Group modeling: Selecting a sequence of television items to suit a group of viewers. *Personalized Digital Television: Targeting Programs to individual Viewers*, 93–141. [https://doi.org/10.1007/1-4020-2164-X\\_5](https://doi.org/10.1007/1-4020-2164-X_5)
41. Guha, S., Rastogi, R., & Shim, K. (2000). ROCK: A robust clustering algorithm for categorical attributes. *Information systems*, 25(5), 345–366. [https://doi.org/10.1016/S0306-4379\(00\)00022-3](https://doi.org/10.1016/S0306-4379(00)00022-3).
42. Burke, R. (2007). Hybrid web recommender systems. *The adaptive web*, 377–408. URL: [https://link.springer.com/chapter/10.1007/978-3-540-72079-9\\_12](https://link.springer.com/chapter/10.1007/978-3-540-72079-9_12)
43. Ko, H., Lee, S., Park, Y., & Choi, A. (2022). A Survey of Recommendation Systems: Recommendation Models, Techniques, and Application Fields. *Electronics*, 11(1), 141. DOI: 10.3390/electronics11010141
44. Javed, U., Shaukat, K., Hameed, I. A., Iqbal, F., Alam, T. M., & Luo, S. (2021). A review of content-based and context-based recommendation systems. *International Journal of Emerging Technologies in Learning (iJET)*, 16(3), 274–306. URL: <https://www.learnlib.org/p/219036/>
45. Beheshti, A., Yakhchi, S., Mousaeirad, S., Ghafari, S. M., Goluguri, S. R., & Edrisi, M. A. (2020). Towards cognitive recommender systems. *Algorithms*, 13(8), 176. DOI: 10.3390/a13080176
46. Lin, W., Li, Y., Feng, S., & Wang, Y. (2014, June). The optimization of weights in weighted hybrid recommendation algorithm. In *2014 IEEE/ACIS 13th International Conference on Computer and Information Science (ICIS)*, 415–418. DOI: 10.1109/ICIS.2014.6912169
47. Lin, W., Li, Y., Feng, S., & Wang, Y. (2014, June). The optimization of weights in weighted hybrid recommendation algorithm. In *2014 IEEE/ACIS 13th International Conference on Computer and Information Science (ICIS)*, 415–418. DOI: 10.1109/ICIS.2014.6912169
48. Johnson, J. (2007). *GUI bloopers 2.0: common user interface design don'ts and dos*. Elsevier.
49. Parush, A. (2015). *Conceptual design for interactive systems: designing for performance and user experience*. Morgan Kaufmann.
50. de Schipper, E., Feskens, R., & Keuning, J. (2021, March). Personalized and Automated Feedback in Summative Assessment Using Recommender Systems. *Frontiers in Education*, 6. DOI: 10.3389/educ.2021.652070
51. Veres, O., Kunanets, N., Pasichnyk, V., Veretennikova, N., Korz, R., & Leheza, A. (2019, September). Development and Operations-the Modern Paradigm of the Work of IT Project Teams. In *2019 IEEE 14th International Conference on Computer Sciences and Information Technologies (CSIT)*, 3, 103–106. IEEE. DOI: 10.1109/STC-CSIT.2019.8929861
52. OMG® Unified Modeling Language® (OMG UML®). URL: <https://www.omg.org/spec/UML/2.5.1/PDF>

## APPLICATION OF METHODS OF RECOMMENDATIONS IN THE ANALYSIS OF COMPUTER COMPONENTS

**Oleh Veres<sup>1</sup>, Oleh Hadzalo<sup>2</sup>**

<sup>1,2</sup> Lviv Polytechnic National University, Information Systems and Networks Department,  
12, S. Bandery str., Lviv, Ukraine,

<sup>1</sup> Oleh.M.Veres@lpnu.ua, ORCID 0000-0001-9149-4752

<sup>2</sup> Oleh.Hadzalo.msaad.2021@lpnu.ua, ORCID 0000-0002-6717-2531

© Veres O., Hadzalo O., 2023

**Today, the improvement of information and technical assistance to users through information technology is relevant. To improve the design of computers, we analyze its components and study the architecture, as well as the process of improving the functionality of a computer. We conducted an**

analytical review of existing software solutions for analyzing computer components. We consider models for forming a set of recommendations taking into account the wishes of the user. Given the specifics of the analysis of the problem situation, it is proposed to unite users into groups. Mixed categorical-numerical clustering was used to search for user groups. This took into account the numerical (Item ratings) and demographic properties of users, as well as the sparsity coefficient of the User-Item Matrix. His algorithm of operation of the hybrid recommendation system is described, which proposes to take into account the user's requirements when analyzing and generating component variability for a computer, a hybrid model of providing recommendations with a weighted weight factor is used. UML provides a conceptual model of the system.

The recommendation system allows the user to use computer analysis of components, which will offer the best components and, most importantly, the most suitable details. If the user wants a completely new computer, he can use the assembly designer. Components will be selected for the user request, or a part of the computer will be offered.

The target audience of the program is PC users of any age.

**Key words:** analysis; computer components; clustering methods; methods of recommendations; recommendation system.