

МЕТОД КОНТЕКСТНО-ЗАЛЕЖНОГО РЕКОМЕНДУВАННЯ З ФІЛЬТРАЦІЄЮ ВМІСТУ ДЛЯ УПРАВЛІННЯ ВІДЕОДАНИМИ

О. Ю. Бочкарьов

Національний університет “Львівська політехніка”,
кафедра електронних обчислювальних машин
E-mail: oleksii.y.bochkarov@lpnu.ua

© Бочкарьов О. Ю., 2022

Розглянуто проблему контекстно-залежного рекомендування з фільтрацією вмісту для управління відеоданими у складі онлайн-платформи відеогостингу. Розглянуто підходи до створення онлайн-платформ відеогостингу з рекомендуванням відеоданих. Наведено порівняння популярних онлайн-платформ відеогостингу.

Запропоновано метод контекстно-залежного рекомендування відеоданих на основі фільтрації вмісту, який передбачає збереження інформації про взаємодію користувача з відео, отримання та збереження інформації про те, які відео сподобалися користувачу, визначення контексту користувача, формування профілю вподобань користувача, формування профілю вподобань користувача залежно від контексту, визначення подібності профілю відео до профілю вподобань користувача (з урахуванням та без врахування контексту), визначення відповідності відео контексту, остаточне визначення відповідності відео вподобанням користувача на основі запропонованого підсумкового показника відповідності.

Наведено розроблену структуру онлайн-платформи відеогостингу з контекстно-залежним рекомендуванням відеоданих. Розглянуто алгоритм її роботи. Запропоновано структуру бази даних онлайн-платформи відеогостингу з контекстно-залежним рекомендуванням відеоданих.

Ключові слова: контекстно-залежне рекомендування, рекомендаційна система на основі фільтрації вмісту, онлайн-платформа відеогостингу.

Вступ

З розвитком комп'ютерних та інформаційних технологій вдалось зробити неймовірний крок у бік автоматизації та спрощення різних аспектів людського життя. За допомогою комп'ютера можна робити безліч речей: шукати інформацію, структурувати дані, виконувати складні обчислення та й загалом спрощувати різні процеси. Однією з важливих областей застосування інформаційних технологій стало створення, зберігання та перегляд цифрових відеоданих. При цьому обсяг відеоданих різного вмісту зростає великими темпами. Відповідно зростає потреба у різних засобах їхнього зберігання та перегляду. Відтак, розробка та впровадження онлайн-платформ відеогостингу з рекомендуванням відеоданих є все більш актуальним питанням [1–5]. До прикладів застосування онлайн-платформ відеогостингу з рекомендуванням відеоданих можна зарахувати: створення та підтримку персональних чи спільних відеоархівів, управління відеоданими наукових експериментів, зберігання та перегляд розважального контенту, роботу з відеоданими в системах дистанційного навчання, управління відеоданими систем відеоспостереження та систем відеореєстрації, управління наборами навчальних відеоданих у системах машинного навчання та ін.

З огляду на велику кількість відео, що зберігаються на онлайн-платформах відеогостингу, виникає проблема пошуку таких відео, які б могли зацікавити користувача [6–8]. Основний підхід

до вирішення цієї проблеми – це розробка та використання рекомендаційних систем [9–21]. В цей же час, завдяки розвитку технологій мобільних обчислень, все більш популярною серед дослідників стає концепція контекстно-залежних обчислень [22–28], на основі якої шукаються шляхи побудови контекстно-залежних рекомендаційних систем [29–34].

У цій роботі запропоновано метод контекстно-залежного рекомендування з фільтрацією вмісту для управління відеоданими та представлено результати проектування онлайн-платформи відеогостингу з контекстно-залежною рекомендаційною підсистемою. Основні функції спроектованої онлайн-платформи відеогостингу з контекстно-залежним рекомендуванням такі: 1) зберігання відеоданих на сервері платформи; 2) перегляд відеоданих в режимі передачі відеопотоку з сервера; 3) створення нового каналу, в рамках якого його власник може додавати нові відео; 4) рейтингування та коментування відео, можливість підписки на канал; 5) контекстно-залежне рекомендування відеоданих на основі фільтрації вмісту; 6) можливість редагування профілю користувача; 7) можливість поширення відео у соціальних мережах.

1. Підходи до створення онлайн-платформ відеогостингу з рекомендуванням відеоданих

Проблема розробки онлайн-платформ відеогостингу з рекомендуванням відеоданих має багато аспектів, зокрема питання оптимізації відповідних програмних рішень, моніторинг та балансування навантаження, зручність інтерфейсу користувача, ефективність роботи рекомендаційної системи та багато інших. Розглянемо підходи до створення онлайн-платформ відеогостингу з рекомендуванням відеоданих на прикладі одних з найбільш відомих таких платформ.

Платформа D.Tube – це крипто-децентралізована онлайн-платформа відеогостингу, побудована на основі блокчейну STEEM та однорангової мережі IPFS. Платформа D.Tube є децентралізованою, тобто вся завантажувана користувачами інформація зберігається у блокчейні, чим забезпечується конфіденційність особистих даних автора та збереження його контенту. Варто зазначити, що DTube не містить цензури, тобто, завантажуване відео не проходить модерацию: повноваження контролю, аналізу та оцінки контенту повністю передані глядачам, що одночасно є перевагою і недоліком платформи.

Платформа Vimeo призначена для розміщення на ній відеоконтенту, який безпосередньо пов'язаний з мистецтвом. Платформа дозволяє користувачу розповсюдити свій відеоконтент на широку аудиторію та отримати зворотній зв'язок у вигляді коментарів під відео. Повний функціонал платформи є платним, що можна вважати її певним недоліком. Так само, як і на платформі D.Tube, на цій платформі відсутня реклама.

Платформа Twitch призначена для онлайн відеотрансляцій. Основним різновидом відеоконтенту на цій платформі є потокові трансляції відеоігор, включаючи трансляції кіберспортивних змагань. Додатковою опцією є онлайн-чат, що дозволяє спілкуватися під час трансляції, що додатково привертає увагу користувачів до платформи. Платформа Twitch містить різні механізми реклами та монетизації відеоконтенту.

Платформа YouTube – це найбільш популярна у світі онлайн-платформа відеогостингу. Користувачі платформи можуть додавати, переглядати і коментувати ті чи інші відео. Завдяки простоті та зручності використання YouTube став одною із найпопулярніших платформ відеогостингу. В роботі YouTube використовуються алгоритми штучного інтелекту для рекомендування користувачу відео відповідно до його вподобань. Перевагою YouTube є кросплатформність, тобто можливість перегляду відео майже з будь-якого сучасного мобільного пристрою або ж комп'ютера.

Розглянуті платформи можна порівняти за доступністю, зручністю у використанні, кросплатформністю, універсальністю, надійністю та ефективністю. Результати порівняння за десятибальною шкалою наведені в табл. 1.

Порівняльна характеристика онлайн-платформ відеогостингу

Ознаки/Системи	DTube	Vimeo	Twitch	Youtube
Доступність	8	2	4	7
Зручність	7	8	7	10
Кросплатформність	8	6	8	8
Універсальність	10	4	4	10
Надійність	8	8	8	10
Ефективність	8	7	7	9

2. Метод контекстно-залежного рекомендування з фільтрацією вмісту

Контекстно-залежне рекомендування дозволяє уточнювати набір відеоданих, які рекомендуються користувачу для перегляду, виходячи з різних аспектів ситуації, в якій користувач звернувся до платформи відеогостингу. Для реалізації контекстно-залежного рекомендування можна запропонувати такий метод на основі фільтрації вмісту (content-based filtering). У цьому випадку об'єктами, які рекомендуються користувачу, є відео, завантажені на сервер та відкриті для перегляду іншими користувачами. Множину таких відео позначимо, як $V=\{v\}$. Множину характеристик (features) окремого відео позначимо $Q=\{q\}$. Прикладами характеристик, які входять у множину Q , можуть бути: жанр відео; тривалість відео; дата та час завантаження відео у платформу, автор відео, набір тегів, що характеризують вміст відео та ін. Кожна з характеристик може приймати значення з відповідної множини значень $Y(q)=\{y_1, y_2, \dots\}$. Відтак, кожному відео v можна поставити у відповідність його профіль (item profile) у вигляді множини пар (характеристика, значення) (feature-value pairs): $VP(v)=\{(q, y)\}$.

Усі зареєстровані в платформі користувачі мають можливість переглядати відео, до яких їм надано доступ іншими користувачами. Множину користувачів позначимо, як $U=\{u\}$. В ході взаємодії користувача u з множиною відео V (перегляд, рейтингування, коментування) система збирає інформацію про те, які відео сподобалися користувачу, і наскільки. При цьому враховуються такі фактори:

- p_1 – кількість переглядів відео v користувачем u ,
- p_2 – час останнього перегляду,
- p_3 – тривалість одного перегляду відео (середня тривалість в разі декількох переглядів),
- p_4 – оцінка, яку користувач поставив відео (в тому числі відсутність оцінки),
- p_5 – наявність коментарів про відео, які додав користувач, та їх кількість,
- p_6 – розмір та вміст коментарів доданих користувачем, в тому числі їх емоційне забарвлення,
- p_7 – час останнього коментування відео.

В системі реалізовано можливість додавання інших факторів та видалення доданих раніше.

Для кожного користувача u зібрана інформація зберігається у вигляді множини

$$UV(u)=\{(v_1, w_1), (v_2, w_2), \dots\}, \quad (1)$$

де $\{v_i\}$ – це відео, переглянуті користувачем, а $\{w_i\}$ – узагальнений показник того, наскільки відео сподобалося користувачу u , такий, що $w_i \in [0, 1]$. Величина w_i буде тим більшою, чим більше відео сподобалося користувачу. Для кожного переглянутого відео величина $w(v)$ визначається за допомогою функції F_w :

$$w(v) = F_w(p_1, p_2, p_3, p_4, p_5, p_6, p_7). \quad (2)$$

Виходячи з $UV(u)$ і $\{VP(v)\}$, шляхом агрегації профілів тих відео, які сподобалися користувачу, формується профіль уподобань користувача $UP(u) = \{(q, y)\}$, який має такий самий вигляд, як профіль окремого відео, тобто є множиною пар (характеристика, значення). Для цього використовується функція агрегації F_A :

$$UP(u) = F_A(UV(u), \{VP(v)\}), \quad (3)$$

де $UV(u)$ – інформація про взаємодію користувача з відео, $\{VP(v)\}$ – множина профілів тих відео, які сподобалися користувачу. В рекомендаційній системі можна забезпечити можливість застосування різних варіантів функції агрегації F_A . Далі будемо використовувати функцію агрегації, яка для кожної характеристики q розраховує її середнє значення на основі значень $\{q\}$ у профілях тих відео, які сподобалися користувачу, та значень $\{w\}$ з $UV(u)$, які використовуються як вагові коефіцієнти.

Виходячи з ідеї фільтрації вмісту, для визначення того, які відео могли би сподобатись користувачу, використовується міра подібності (measure of similarity) F_S . За допомогою F_S знаходяться відео, профілі яких $VP(v)$ в параметричному просторі знаходяться найближче до профілю вподобань користувача $UP(u)$. Тобто F_S використовується для того, щоб серед усіх відео $\{V\}$ знайти такі, які за своїми характеристиками $\{(q,u)\}$ найбільш близькі до вподобань користувача. Таким чином для кожного відео v можна розрахувати показник подібності його профілю $VP(v)$ до профілю вподобань користувача $UP(u)$:

$$D_S(v) = F_S(VP(v), UP(u)). \quad (4)$$

В якості міри подібності використаємо косинусний коефіцієнт подібності (cosine similarity) [21]:

$$D_S = \frac{\sum_{i=1}^n [q_i(v) \cdot q_i(u)]}{\sqrt{\sum_{i=1}^n q_i(v)^2} \cdot \sqrt{\sum_{i=1}^n q_i(u)^2}}, \quad (5)$$

де $D_S \in [-1, +1]$ – значення подібності (similarity); $q_i(v)$ – характеристика (feature) відео v з його профілю $VP(v)$; $q_i(u)$ – відповідна характеристика з профілю вподобань користувача $UP(u)$; n – кількість характеристик відео. Чим значення D_S менше, тим більше профіль відео відрізняється від уподобань користувача, і навпаки, чим воно більше – тим більше профіль відео подібний до уподобань користувача.

Контекстна залежність рекомендації реалізована на основі концепції контекстно-залежних обчислень [22–28] та ідей контекстно-залежного рекомендування контенту [29–34]. Поточний контекст визначає ситуацію, в якій користувач переглядає відео, у різних її аспектах, які відображені в моделі контексту. Модель контексту задається множиною параметрів контексту $S = \{c\}$. В системі підтримуються такі параметри контексту:

- c_1 – місцезнаходження користувача в момент перегляду відео,
- c_2 – поточний час,
- c_3 – загальний час, на протязі якого користувач переглядає відео на платформі,
- c_4 – тип пристрою, на якому користувач переглядає відео,
- c_5 – тип мережного з'єднання між пристроєм користувача та онлайн-платформою

відеогостингу.

Запропонований метод контекстно-залежного рекомендування передбачає можливість додавання інших параметрів контексту та вилучення доданих раніше під час роботи рекомендаційної підсистеми.

Кожний параметр контексту може приймати значення з відповідної множини значень $X(c) = \{x_1, x_2, \dots\}$. Окремий примірник контексту s (далі – просто контекст) користувача задається множиною пар (параметр, значення): $s = UC(u) = \{(c, x)\}$, $s \in S$, де S – простір усіх можливих контекстів. В один момент часу користувач u знаходиться в деякому контексті $s = UC(u)$. Поточний контекст визначається відповідним модулем визначення контексту рекомендаційної підсистеми.

Контекстна залежність розглядається у наступних двох аспектах.

1. Відповідність відео контексту без урахування профілю вподобань користувача. Для кожного відео зберігається інформація про те, в якому контексті s воно переглядалося, і скільки разів (без врахування того, який саме користувач переглядав відео). Тобто, якщо відео було

переглянуто в контексті s , то відповідний лічильник збільшиться на одиницю. В результаті для кожного відео v та кожного примірника контексту s розраховується показник відповідності відео контексту $G(v,s) \in [-1,+1]$. Чим частіше відео v переглядається в контексті s , тим більшим буде значення $G(v,s)$, і навпаки.

2. Відповідність профілю вподобань користувача контексту. Для кожного примірника контексту s зберігається і використовується своя версія інформації про те, які відео сподобалися користувачу при їх перегляді в контексті s . Тобто, окрім загальної множини $UP(u)$ в системі зберігається множина $UP(u,s)$ для кожного примірника контексту s . Відповідно, за допомогою функції агрегації F_A визначається профіль вподобань користувача в контексті s :

$$UP(u,s) = F_A(UV(u,s), \{VP(v)\}), \quad (6)$$

де $\{VP(v)\}$ – множина профілів тих відео, які сподобалися користувачу при їх перегляді в контексті s . Отже, для кожного відео v можна розрахувати показник подібності його профілю $VP(v)$ до профілю вподобань користувача $UP(u,s)$ в контексті s :

$$D_s(v,s) = F_s(VP(v), UP(u,s)). \quad (7)$$

Підсумковий показник (рейтинг) відповідності $P(v,u,s)$ відео v вподобанням користувача u з урахуванням контексту s визначається як зважена сума трьох доданків:

- 1) подібності профілю відео $VP(v)$ до профілю вподобань користувача $UP(u)$,
- 2) відповідності відео контексту без урахування профілю вподобань користувача,
- 3) подібності профілю відео $VP(v)$ до профілю вподобань користувача $UP(u,s)$ в контексті s ,

а саме:

$$P(v,u,s) = k_D \times D_s(v) + k_C \times G(v,s) + k_S \times D_s(v,s), \quad (8)$$

$$k_D + k_S + k_C = 1, \quad (9)$$

де $k_D, k_C, k_S \in [0,1]$ – вагові коефіцієнти, якими задається вага відповідних доданків. Що більше значення $P(v,u,s)$, то більше відео v відповідає вподобанням користувача u з урахуванням контексту s . Що більше значення коефіцієнтів k_C та k_S , то більшою мірою враховується контекстна залежність.

Порядок формування контекстно-залежної рекомендації відео такий:

- 1) зберегти інформацію про взаємодію користувача з відео;
- 2) отримати та зберегти інформацію про те, які відео сподобалися користувачу $UV(u)$;
- 3) визначити поточний контекст s ;
- 4) сформувати профіль уподобань користувача $UP(u)$;
- 5) сформувати профіль уподобань користувача $UP(u,s)$ в контексті s ;
- 6) визначити подібність профілю кожного відео до профілю вподобань користувача $D_s(v)$;
- 7) визначити подібність профілю кожного відео до профілю вподобань користувача у поточному контексті $D_s(v,s)$;
- 8) визначити відповідність кожного відео контексту $G(v,s)$;
- 9) визначити для кожного відео його підсумковий показник відповідності $P(v,u,s)$;
- 10) рекомендувати користувачу перші N відео зі списку, відсортованого за спаданням значення підсумкового показника відповідності $P(v,u,s)$.

3. Структура онлайн-платформи відеогостингу з контекстно-залежним рекомендуванням відеоданих

Онлайн-платформу відеогостингу з контекстно-залежним рекомендуванням відеоданих найбільш доцільно побудувати на основі клієнт-серверної моделі. Спираючись на цю модель, основну функціональність серверної частини доцільно реалізувати у таких основних модулях (рис. 1): користувачі, канали, відео, коментарі, оцінки відео та рекомендаційна підсистема. Робота з користувачами включає реєстрацію та авторизацію користувачів, а також управління даними про користувачів. Робота з каналами включає додавання та видалення каналів, а також управління даними про канали. Так само в структурі серверної частини реалізовані модулі для додавання та видалення коментарів і оцінок відео. Робота з відео включає додавання та видалення відео,

управління даними про відео та перегляд відео (кодування, декодування, передача потокового відео). Рекомендаційна підсистема включає модулі, які реалізують розглянуте вище контекстно-залежне рекомендування відеоданих на основі фільтрації вмісту. Модулі рекомендаційної підсистеми безпосередньо взаємодіють з модулями підсистеми перегляду відео (рис. 2).

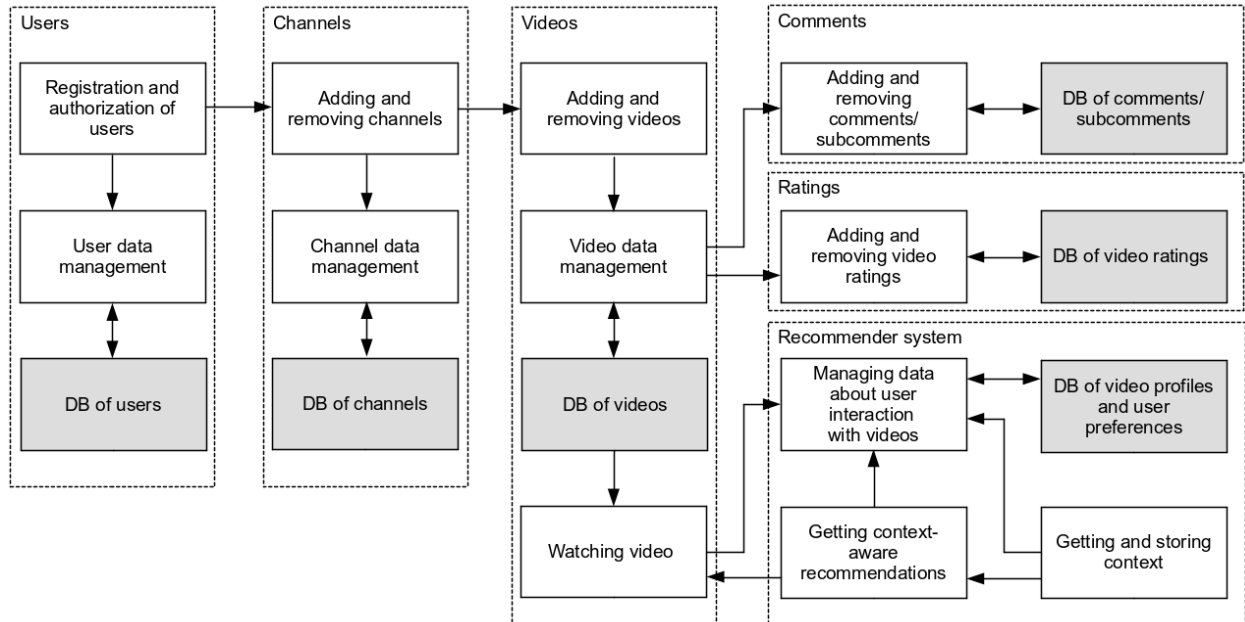


Рис. 1. Узагальнена структурна схема серверної частини онлайн-платформи відеогостингу з контекстно-залежним рекомендуванням відеоданих

4. Алгоритм роботи онлайн-платформи відеогостингу з контекстно-залежним рекомендуванням відеоданих

Алгоритм роботи онлайн-платформи відеогостингу з контекстно-залежним рекомендуванням відеоданих складається з алгоритму роботи серверної частини та алгоритму роботи клієнтської частини. Алгоритм серверної частини містить необхідну послідовність операцій для роботи з користувачами, каналами, відео, коментарями, оцінками відео та алгоритм роботи рекомендаційної підсистеми. Алгоритм клієнтської частини описує порядок доступу користувача до основної функціональності системи, реалізованої у серверній частині. Зокрема, алгоритм клієнтської частини містить необхідну послідовність операцій для авторизації та реєстрації користувачів; вводу логіну та паролю користувача; перевірки правильності введених користувачем даних; створення нового каналу; перегляду вмісту існуючого каналу; додавання нових відеоданих до каналу; перегляду власних відеоданих; перегляду відеоданих, доступ до яких був відкритий іншими користувачами; додавання коментарів до відео; додавання оцінок відео; підписки на канал тощо.

5. Структура бази даних онлайн-платформи відеогостингу з контекстно-залежним рекомендуванням відеоданих

Базу даних онлайн-платформи відеогостингу з контекстно-залежним рекомендуванням відеоданих доцільно реалізувати на основі MySQL Server зі зберіганням усіх необхідних даних у вигляді відповідних таблиць, полів та зв'язків між таблицями. Для основної частини бази даних можна запропонувати таку структуру (рис. 3): таблиця user використовується для зберігання інформації про користувачів онлайн-платформи відеогостингу; в таблиці channel_subscriber зберігаються дані про канал та підписників, тобто вона є проміжною таблицею для реалізації зв'язку «багато-до-

багатьох» між таблицями channelpage та user; таблиця channelpage містить в собі інформацію про канали, що були створені відповідними користувачами; таблиця comment містить дані про коментарі, що були залишені користувачами під відео; таблиця innercomment зберігає інформацію про вкладені коментарі (підкоментарі) в межах одного (головного) коментаря; таблиця mylike містить дані про оцінки, які користувачі виставляють відео; таблиця video зберігає інформацію про завантажені користувачами відеодані.

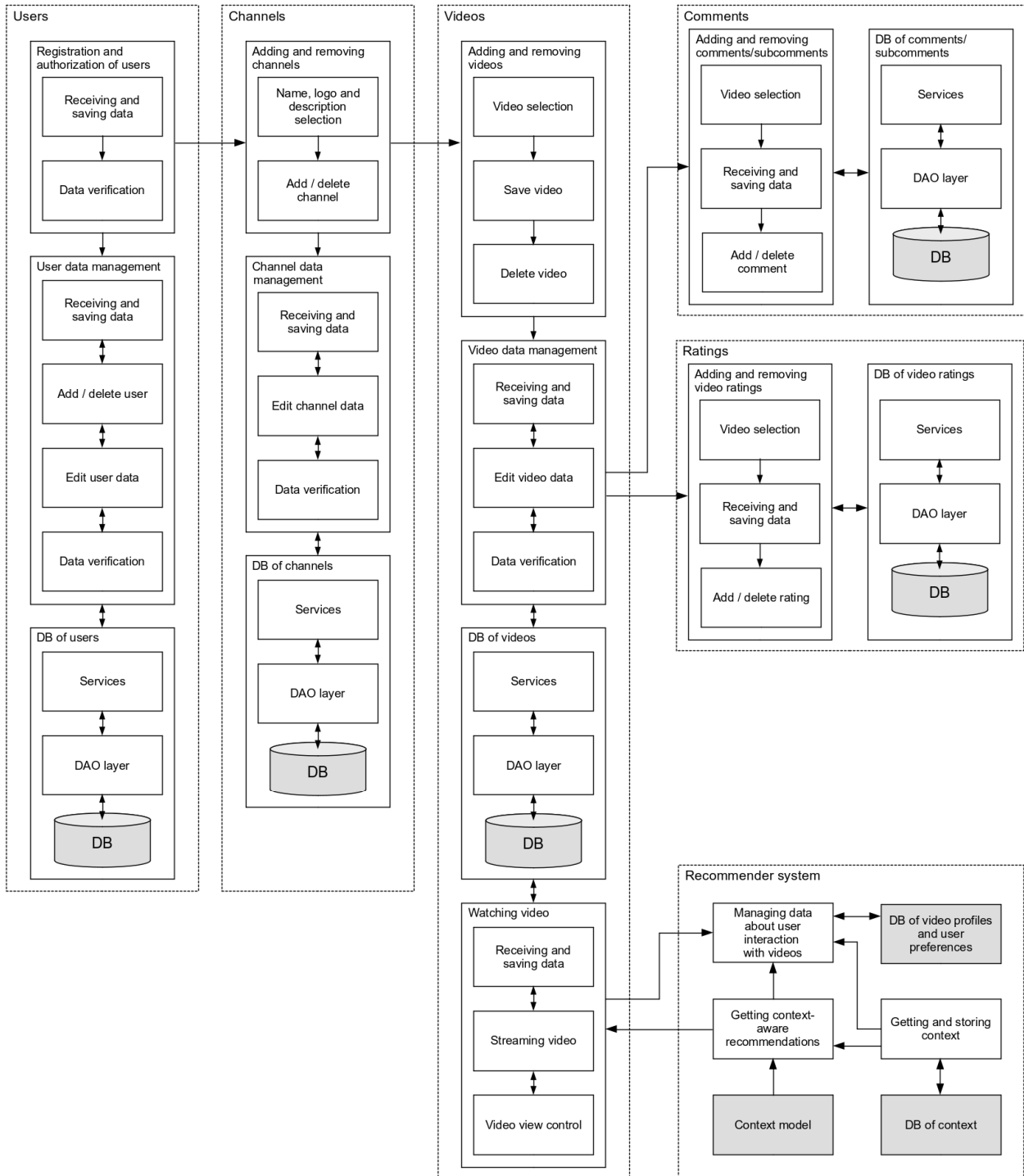


Рис. 2. Структурна схема серверної частини онлайн-платформи відеогостингу з контекстно-залежним рекомендаціям відеоданих

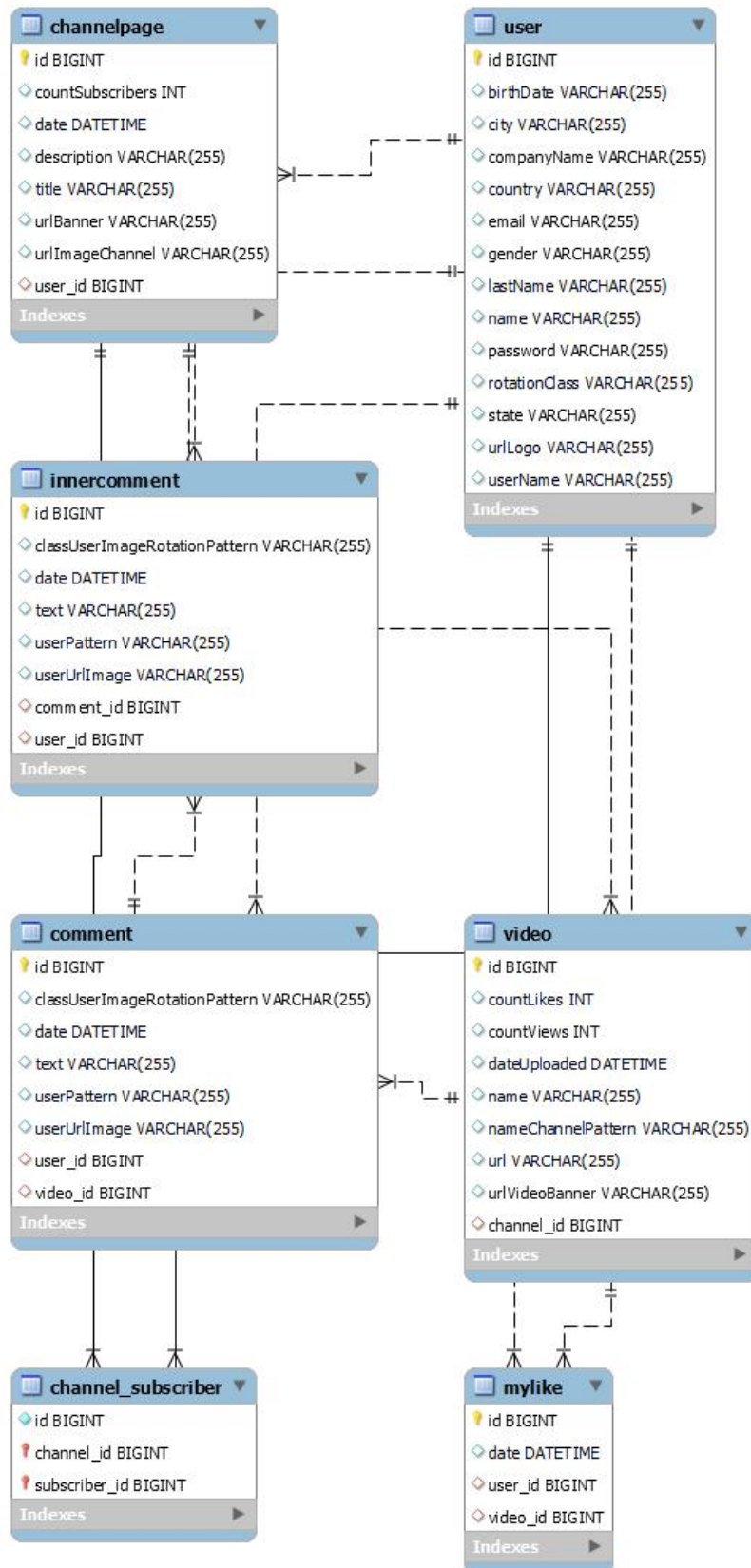


Рис. 3. Структура бази даних онлайн-платформи відеогостингу з контекстно-залежним рекомендуванням відеоданих

Висновки

Розглянуто проблему контекстно-залежного рекомендування з фільтрацією вмісту для управління відеоданими у складі онлайн-платформи відеогостингу. Розглянуто підходи до створення онлайн-платформ відеогостингу з рекомендуванням відеоданих. Наведено порівняння популярних онлайн-платформ відеогостингу.

Запропоновано метод контекстно-залежного рекомендування відеоданих на основі фільтрації вмісту, який передбачає збереження інформації про взаємодію користувача з відео, отримання та збереження інформації про те, які відео сподобалися користувачу, визначення контексту користувача, формування профілю вподобань користувача, формування профілю вподобань користувача залежно від контексту, визначення подібності профілю відео до профілю вподобань користувача (з врахуванням та без врахування контексту), визначення відповідності відео контексту, остаточне визначення відповідності відео вподобанням користувача на основі запропонованого підсумкового показника відповідності.

Наведено розроблену структуру онлайн-платформи відеогостингу з контекстно-залежним рекомендуванням відеоданих. Розглянуто алгоритм її роботи. Запропоновано структуру бази даних онлайн-платформи відеогостингу з контекстно-залежним рекомендуванням відеоданих.

Список літератури

1. Lee J. (2005). *Scalable Continuous Media Streaming Systems: Architecture, Design, Analysis and Implementation*. Wiley. – 394 p. ISBN: 978-0-47-085754-0.
2. Ce Z., Yuenan L., Xiamu N. (2010). *Streaming Media Architectures, Techniques, and Applications: Recent Advances*. IGI Global. – 502 p. ISBN: 978-1-61-692831-5.
3. Fangming L. (2011). *Large-scale peer-assisted online hosting, distribution and video streaming systems: design, modeling and practice*, Ph.D. Thesis, Computer Science and Engineering. – 143 p. DOI: 10.14711/thesis-b1136551.
4. Parthasarathy Ranganathan et al. (2022). *Warehouse-Scale Video Acceleration*, *IEEE Micro*. Vol. 42. No. 4. Pp. 18–26. DOI: 10.1109/MM.2022.3163244.
5. Xu C., Haitao L., Jiangchuan L. (2013). *Video sharing propagation in social networks: Measurement, modeling, and analysis*. In: *Proceedings IEEE INFOCOM, 2013*. Pp. 45–49. DOI: 10.1109/INFOCOM.2013.6566732.
6. Davidson J., Liebald B., Liu J. and Nandy P. (2010). *The YouTube video recommendation system*. In: *Proceedings of the 2010 ACM Conference on Recommender Systems, RecSys 2010, Barcelona, Spain*. Pp. 293–296. DOI: 10.1145/1864708.1864770.
7. Zhe Zhao et al. (2019). *Recommending what video to watch next: a multitask ranking system*. In: *Proceedings of the 13th ACM Conference on Recommender Systems (RecSys'19)*. Pp. 43–51. DOI: 10.1145/3298689.3346997.
8. Cheuque G., Guzmán J. and Parra D. (2019). *Recommender Systems for Online Video Game Platforms: the Case of STEAM*. In: *Proceedings of The 2019 World Wide Web Conference*. Pp. 763–771. DOI: 10.1145/3308560.3316457.
9. Ricci F., Rokach L., Shapira B. (eds.). (2022). *Recommender Systems Handbook*. 3rd ed., Springer. – 1060 p. ISBN: 978-1-0716-2196-7.
10. Aggarwal C. (2016). *Recommender Systems: The Textbook*. Springer. – 519 p. ISBN: 978-3-19-29657-9.
11. Schrage M. (2020). *Recommendation Engines*. The MIT Press. – 296 p. ISBN: 978-0-26-253907-4.
12. Falk K. (2019). *Practical Recommender Systems*. Manning Publications. – 432 p. ISBN: 978-1-61-729270-5.
13. Robillard M., Maalej W., Walker R. and Zimmermann T. (eds.). (2014). *Recommendation Systems in Software Engineering*. Springer-Verlag Berlin Heidelberg. – 560 p. ISBN: 978-3-66-252404-6.
14. Jannach D. (2010). *Recommender Systems: An Introduction*. Cambridge University Press. – 352 p. ISBN: 978-0-52-149336-9.
15. Jie L., Qian Z., Guangquan Z. (2020). *Recommender Systems: Advanced Developments*. WSPC. – 362 p. ISBN: 978-9-81-122462-1.

16. Suresh K. G. (2017). *Building Recommendation Engines*. Packt Publishing. – 357 p. ISBN: 978-1-78-588485-6.
17. Neumann A. (2009). *Recommender Systems for Information Providers: Designing Customer Centric Paths to Information*. Physica-Verlag Heidelberg. – 158 p. ISBN: 978-3-79-082578-7.
18. Isinkayea F., Folajimib Y. and Ojokohc B. (2015). Recommendation systems: Principles, methods and evaluation. *Egyptian Informatics Journal*, Volume 16, Issue 3, November, pp.261-273. DOI: 10.1016/j.eij.2015.06.005.
19. Jie Lu, Dianshuang Wu, Mingsong Mao, Wei Wang and Guangquan Zhang (2015) Recommender system application developments: A survey. *Decision Support Systems*, Volume 74, p.12-32. DOI: 10.1016/j.dss.2015.03.008.
20. Leskovec, J., Rajaraman, A., Ullman, J. (2020) *Mining of Massive Datasets*. 3rd ed. Cambridge University Press. – 565 p. ISBN: 978-1-10-847634-8.
21. Connor R. (2016). A Tale of Four Metrics. In: Amsaleg L., Houle M., Schubert E. (eds.). *Similarity Search and Applications*. SISAP 2016. *Lecture Notes in Computer Science*. Vol. 9939. Springer. Pp. 210-217. DOI: 10.1007/978-3-319-46759-7_16.
22. Schilit B., Adams N. and Want R. (1994). Context-aware computing applications. In: *Proceedings of the IEEE Workshop on "Mobile Computing Systems and Applications"*. IEEE Computer Society. Pp. 85–90. DOI: 10.1109/wmcsa.1994.16.
23. Abowd G., Dey A., Brown P., Davies N., Smith M. and Steggles P. (1999). Towards a Better Understanding of Context and Context-Awareness. In: Gellersen H. (ed.). *Handheld and Ubiquitous Computing*. *Lecture Notes in Computer Science*. Vol. 1707. Springer, Berlin, Heidelberg. – Pp. 304-307. DOI: 10.1007/3-540-48157-5_29.
24. Bolchini C., Curino C., Quintarelli E., Schreiber F. and Tanca L. (2007). A data-oriented survey of context models. *ACM SIGMOD Record*, 36, 4. Pp. 19–26. DOI: 10.1145/1361348.1361353.
25. Perera C., Zaslavsky A., Christen P. and Georgakopoulos D. (2014). Context Aware Computing for The Internet of Things: A Survey. *IEEE Communications Surveys & Tutorials*. Vol. 16. No. 1. First Quarter, pp. 414–454. DOI: 10.1109/surv.2013.042313.00197.
26. Grifoni P., D’Ulizia A. and Ferri F. (2018). Context-Awareness in Location Based Services in the Big Data Era, In: Skourletopoulos G., Mastorakis G., Mavromoustakis C., Dobre C. and Pallis E. (eds.). *Mobile Big Data*. *Lecture Notes on Data Engineering and Communications Technologies*, Springer. Vol. 10. Pp. 85–127. DOI: 10.1007/978-3-319-67925-9_5.
27. Capurso N., Bo M., Tianyi S. and Xiuzhen C. (2018). A survey on key fields of context awareness for mobile devices. *Journal of Network and Computer Applications*. Vol. 118. Pp. 44–60. DOI: 10.1016/j.jnca.2018.05.006.
28. Botchkaryov A. (2018) Context-Aware Task Sequence Planning for Autonomous Intelligent Systems. *Advances in Cyber-Physical Systems*, Lviv. Vol. 3. No. 2. Pp. 60–66. DOI: 10.23939/acps2018.02.060.
29. Adomavicius G. and Tuzhilin A. (2011). Context-Aware Recommender Systems. In: *Recommender Systems Handbook*, ed. by Francesco Ricci et al., Springer. Pp. 217–253. DOI: 10.1007/978-0-387-85820-3_7.
30. Adomavicius G., Mobasher B., Ricci F. and Tuzhilin A. (2011). Context-Aware Recommender Systems. *Ai Magazine*, 32(3). Pp. 67–80. DOI: 10.1609/aimag.v32i3.2364.
31. Abbar S., Bouzeghoub M., Lopez S. (2009). Context-Aware Recommender Systems: A Service-Oriented Approach. In: *Proceedings of the 3rd International Workshop on Personalized Access, Profile Management and Context Awareness in Databases (PersDB)*. Lyon, France. Available at: <http://persdb09.stanford.edu/proceedings/persdb-6.pdf> (accessed: 29 September 2022).
32. Shaina R. and Chen D. (2019). Progress in context-aware recommender systems: An overview. *Computer Science Review*. Vol. 31. Pp. 84–97. DOI: 10.1016/j.cosrev.2019.01.001.
33. Nawrocki P., Śnieżyński B. and Czyżewski J. (2017). Learning Agent for a Service-Oriented Context-Aware Recommender System in a Heterogeneous Environment, *Computing and Informatics*. Vol. 35(5). Pp. 1005–1026. Available at: <https://www.cai.sk/ojs/index.php/cai/article/view/3354> (Accessed: 29 September 2022).
34. Bouneffouf D., Bouzeghoub A., Gancarski A. (2012). Following the User’s Interests in Mobile Context-Aware Recommender Systems: The Hybrid-e-greedy Algorithm. In: *Proceedings of the 2012 26th International Conference on Advanced Information Networking and Applications Workshops*, *Lecture Notes in Computer Science*, IEEE Computer Society. Pp. 657–662. DOI: 10.1109/waina.2012.200.

**CONTEXT-AWARE RECOMMENDATION METHOD
WITH CONTENT-BASED FILTERING FOR VIDEO DATA MANAGEMENT**

A. Botchkaryov

Lviv Polytechnic National University,
Computer Engineering Department

© Botchkaryov A., 2022

The problem of context-aware recommendation with content filtering for managing video data as part of an online video hosting platform has been considered. Approaches to creating online video hosting platforms with recommendation of video data have been considered. A comparison of popular online video hosting platforms is given.

A method of context-aware recommendation of video data with content-based filtering is proposed, which involves saving information about the user's interaction with the video, obtaining and saving information about which videos the user liked, determining the user's context, forming a profile of user preferences, forming a profile of user preferences depending on context, determining the similarity of the video profile to the profile of the user's preferences (with and without taking into account the context), determining the relevance of the video to the context, and the final determination of the relevance of the video to the user's preferences based on the proposed summary indicator of relevance.

The developed structure of the online video hosting platform with context-aware recommendation of video data is given. The algorithm of its work is considered. The database structure of the online video hosting platform with context-aware recommendation of video data is proposed.

Key words: context-aware recommendation, content-based recommender system, online video hosting platform.