

вона зможе завоювати стрімке поширення та стати значно досконалішою у майбутньому.

Література:

- [1] Трасування променів. [Он-лайн]. Доступно:
https://uk.wikipedia.org/wiki/Трасування_променів
- [2] П.А.Грицан, Г.В.Кіт, «Трасування променів з використання технології NVidia CUDA», Науковий журнал «Комп'ютерно-інтегровані технології: освіта, наука, виробництво». Луцьк. Випуск №11, сс. 4-10, 2013.
- [3] Що таке трасування променів? [Он-лайн]. Доступно:
<https://www.thefastcode.com/uk-uah/article/what-is-ray-tracing>

УДК 004.8 : 004.932

ВИКОРИСТАННЯ РОЗПІЗНАВАННЯ ЗОБРАЖЕНЬ В РЕКОМЕНДАЦІЙНИХ СИСТЕМАХ

Міронова К.В.

Харківський національний університет радіоелектроніки, Харків

У сучасному світі інформаційні системи мають значний вплив у всіх сферах людської діяльності. Дедалі більше помітно впровадження інформаційних систем у виробничі процеси, зокрема особливою популярністю користуються системи електронного документообігу, корпоративні ІС, автоматизовані робочі місця тощо. Основними завданнями даних систем на підприємствах є завдання обліку, збору статистичних даних, а також планування та прогнозування. Проте використання ІС може бути корисним і для забезпечення комерційної діяльності зі збуту готової продукції. Для стимулювання збуту та підвищення рівня продажів необхідно надавати користувачам ті види товарів, які найточніше відповідають їхнім потребам та смаковим уподобанням. Використання рекомендаційних систем

дозволить користувачам ефективніше взаємодіяти з точками збуту продукції в інтернеті, приймати якісніші рішення, а також сприятиме зростанню та розвитку онлайн-бізнесу.

Рекомендаційні системи (РС) – це інформаційні системи, які допомагають користувачеві зробити вибір продукту, представляючи персоналізовані рекомендації щодо асортименту продуктів, які будуть цікаві користувачеві в тій чи іншій ситуації (наприклад, при перегляді відео, читанні новин або виборі місця для відпочинку). На відміну від традиційної системи підтримки прийняття рішень, які переважно використовуються фахівцями, рекомендаційні системи призначені для підтримки споживачів в процесі прийняття рішень [1]. Серед найбільш відомих онлайн-ресурсів, які використовують РС, варто відзначити наступні: Netflix, Amazon, YouTube, Facebook, Spotify, TikTok та Google News.

Для пропозиції товарів системам потрібно зовнішні дані про користувача, такі як явні вподобання (explicit feedback) (зворотній зв'язок, який вимагає зусиль від користувача: оцінювання за шкалою, складання списків улюблених продуктів, лайки і дизлайки) або неявні (implicit feedback) (зберігання історії переглядів, налаштувань повідомлень, часу перегляду матеріалу на сторінці). Зазвичай ці дані мають текстовий вигляд, однак для підвищення обізнаності системи та смаки користувача пропонується використовувати розпізнавання зображень.

Розпізнавання зображень – підрозділ технологій комп'ютерного зору, який дозволяє ідентифікувати сутності на зображенні та відносити їх до певних категорій. Дана технологія використовується в таких сферах життя: медицина, виробництво, електронна комерція, транспорт, соціальні мережі та ін.

Дана робота, суть якої становить створення технології рекомендацій товарів, має мету підвищення ефективності збуту продукції за рахунок підвищення лояльності користувачів, надання більш чіткого уявлення про їх потреби, збільшення обсягів продажу і прибутку відповідного веб-сервісу.

Для досягнення вказаної мети необхідно розглянути та проаналізувати існуючі алгоритми створення рекомендацій та розпізнавання зображень, обрати певні з них, створити власну модифікацію і провести порівняння якості обраних і розробленого методу.

Методи фільтрації в рекомендаційних системах є алгоритмами, які використовуються для визначення списку бажаних користувачем продуктів. Ідея, що лежить в основі двох основних методів [1], полягає в тому, товари з аналогічними характеристиками будуть оцінюватися користувачами однаково, і що користувачі із подібними вподобаннями будуть оцінювати продукти однаково. Перший підхід є заснованим на вмісті (content-based filtering). Він базується на визначенні подібності користувачів або предметів за певними ознаками (наприклад, для фільмів це можуть бути жанри, список акторів, режисер або країна походження). Друга техніка називається колаборативною (спільною) фільтрацією (collaborative filtering), вона визначає відношення користувача до товарів за допомогою частково заповненою матриці рейтингу (корисності). Гібридні методи поєднують в собі кілька підходів для формування більш точних рекомендацій та усунення недоліків окремо взятих методів.

Для порівняння і модифікації обрані такі методи надання рекомендацій, як спільне метричне навчання (Collaborative Metric Learning, CML) [2] та Visual Bayesian Personalized Ranking from Implicit Feedback (VBPR) [3].

CML замінює добуток матричної факторизації на евклідову відстань, оскільки звичайний добуток не задовольняє нерівності трикутника функції відстані. Вкладення користувачів і елементів вивчаються шляхом максимального збільшення відстані між користувачами та елементами, які їм не сподобалися, і мінімізації відстані між користувачами та бажаними елементами.

VBPR базується на виявленні візуальних характеристик зображень, які найбільше впливають на смаки користувачів, за допомогою матричної факторизації. Навчання даного методу відбувається через байєсове

персоналізоване рейтингування (BPR) — систему оптимізації парного рейтингу, яка використовує стохастичний градієнтний підйом як процедуру навчання.

Існують два основних підходи до розпізнавання зображень: традиційний підхід комп'ютерного зору та підхід машинного навчання. Традиційний підхід являє собою послідовність фільтрації, сегментації, виділення ознак і класифікації на основі правил. Підхід глибокого навчання знаходить приховану інформацію із навчальних екземплярів і потребує лише знання інструменту машинного навчання та значно менше навчальних зразків, проте всі вони повинні бути анотовані як позитивні або негативні. Даний вид розпізнавання зображень в останні роки досяг великого прогресу у точності та продуктивності завдяки появі потужного обладнання та використанню графічних процесорів.

Серед нейронних мереж, що використовуються для розпізнавання зображень, важливе місце посідають згорткові нейронні мережі (Convolutional neural networks, CNN), оскільки вони надають точніші результати більш високої точності, дозволяють зменшити вимоги до обчислювальної потужності і обробляти зображення великого розміру. Згорткові нейронні мережі мають спеціальну архітектуру для ефективного автоматичного розпізнавання зображень, засновану на згортці. Згортка — це лінійна операція, яка включає множення набору вагових коефіцієнтів (фільтра або ядра) на вхідні дані (зображення у вигляді двовимірного масиву).

Згорткова мережа являє собою послідовність шарів, які звичайно складаються з трьох етапів [4]. На першому етапі шар виконує паралельно декілька операцій згортки для отримання набору лінійних активацій. На другому етапі (етапі детектора чи активації) кожен лінійну активацію проводять через нелінійну функцію активації, таку як випрямлена лінійна функція активації. На останньому етапі використовується функція агрегації (pooling function) для подальшої модифікації вихідних даних шару.

Для формування модифікованого методу використовується об'єднання прогнозів готових алгоритмів для створення єдиного рейтингу шляхом обчислення середньозваженого при чому ваги різних підходів коригуються під час навчання на основі оцінки якості прогнозів. На вхід спільного метричного навчання передається вектор ознак, отриманий за допомогою згорткової нейронної мережі VGG16.

Для навчання та тестування системи обрано датасети AmazonFashion (містить огляди продуктів (оцінки, текст, голоси за корисність) і метадані (інформацію про категорії, ціни, бренд і ознаки зображень), а також посилання (графіки також переглянутих товарів/також придбаних товарів)) та Tradesy (продукти, придбані на tradesy.com, набір даних включає зображення, ознаки зображень і покупки).

Для оцінки якості методів обрано метрики precision та recall. Precision (1) визначає частину істинно позитивних продуктів серед усіх, які були визначені позитивними, а recall (2) показує, яку частку істинно позитивних продуктів з усіх об'єктів позитивного класу знайшов алгоритм.

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP} \quad (1)$$

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN} \quad (2)$$

Recall відображає можливість знаходження даного класу алгоритмом, тоді як precision – можливість виділення його серед інших класів.

За результатами порівняння виявлено, що модифікований метод при наданні списку з 30 рекомендованих товарів має precision близько 0,45 та recall близько 0,78 на датасеті AmazonFashion та 0,43 та 0,76 відповідно для Tradesy, що перевищує CML на 6,3% за recall та на 7,6% за precision, а VBPR на 8,2% за recall та 8.9% за precision.

Таким чином, у роботі виконано дослідження методів рекомендацій продуктів та розглянуто згорткові нейронні мережі для розпізнавання зображень. На основі даних підходів розроблена гібридна нейронна мережа, що використовує середнє зважене для надання прогнозу. За результатами

порівняння можна зробити висновок про підвищення ефективності наданих рекомендацій у модифікованому методі.

Література

- [1] Knotzer N. Product recommendations in e-commerce retailing applications. Frankfurt am Main : P. Lang, 2008. 202 p.
- [2] Collaborative Metric Learning / C.-K. Hsieh та ін. WWW '17: 26th International World Wide Web Conference, м. Perth Australia. Republic and Canton of Geneva, Switzerland, 2017. URL: <https://doi.org/10.1145/3038912.3052639> (дата звернення: 20.09.2021).
- [3] He R., McAuley J. VBPR: visual Bayesian Personalized Ranking from implicit feedback. AAAI'16: Proceedings of the Thirtieth AAAI Conference on Artificial Intelligence, м. Phoenix, Arizona, 12 лют. 2016 р. 2016. С. 144–150. URL: <http://arxiv.org/abs/1510.01784> (дата звернення: 29.09.2021).
- [4] Bengio Y., Courville A., Goodfellow I. Deep Learning. MIT Press, 2016. 800 с.

УДК 004.8:629.3

КОНЦЕПЦІЯ ПОБУДОВИ ІНФОРМАЦІЙНИХ УПРАВЛЯЮЧИХ СИСТЕМ НА ТРАНСПОРТІ НА ОСНОВІ КОНВЕРГЕНЦІЇ ТЕХНОЛОГІЙ

Ніконов О.Я., Бочарова О.О., Бойко Д.І., Тертична К.С.

Харківський національний автомобільно-дорожній університет, Харків

Застосування штучного інтелекту (ШІ) є сучасним трендом у створенні перспективних інформаційно-управляючих систем транспортних засобів і систем, у тому числі спеціального призначення [1-5].

Одне з помітних досягнень в цій області – це поява і широке поширення уніфікованих робототехнічних транспортних засобів, оснащених