

Новицький М. О., студент 1 курсу спеціальності 122 «Комп'ютерні науки»
СО Магістр
Нескородєва Т. В., д.т.н., доцент,
завідувач
кафедри інформаційних технологій

ЗАСТОСУВАННЯ МАШИННОГО НАВЧАННЯ В РЕКОМЕНДАЦІЙНИХ СИСТЕМАХ

Донецький національний університет імені Василя Стуса, м. Вінниця

Машинне навчання відіграє важливу роль в сучасному світі, перетворюючи багато галузей, від медицини до фінансів, керування ланцюгом поставок, безпеки, ігрової індустрії та багато інших. Це допомагає комп'ютерам вивчати з широкого спектра даних та здійснювати високоякісні прогнози або рішення без прямого програмування.

Особливо цінною є роль машинного навчання в рекомендаційних системах, які використовуються в електронній комерції, потоковому вмісті, соціальних медіа та інших сферах. За допомогою алгоритмів машинного навчання, рекомендаційні системи аналізують патерни поведінки користувачів, їхні вподобання та історію переглядів, щоб пропонувати найбільш релевантні товари, фільми, музику, новини та інший контент. Така персоналізація поліпшує задоволеність користувачів, підвищує продажі та залученість.

Знамениті приклади включають Amazon та Netflix [1]. Amazon використовує машинне навчання для пропонування товарів, які можуть бути цікаві користувачам, на основі їхніх попередніх покупок, переглядів та відгуків. Netflix використовує машинне навчання для пропонування фільмів та серіалів, які користувачі можуть захотіти переглянути на основі їхньої історії переглядів та вподобань. Це веде до збільшення задоволеності користувачів, збільшує взаємодію та, в кінцевому рахунку, призводить до зростання доходів.

Машинне навчання дозволяє також створювати деталізовані прогнози вподобань користувачів на основі їхньої попередньої поведінки. Використовуючи різноманітні алгоритми, такі як кластеризація, класифікація, регресія та глибоке навчання, машинне навчання може виявляти шаблони та тенденції у поведінці користувачів, які можуть вказувати на їхні вподобання [2].

Розглянемо приклад, що використовує матричну факторизацію, популярну техніку в рекомендаційних системах, зокрема в системах, що використовують колаборативну фільтрацію. Ми будемо розглядати проблему з точки зору прогнозування рейтингів користувачів для різних товарів.

1. Матриця рейтингів: Нехай у нас є матриця рейтингів R розміром $m \times n$, де m - кількість користувачів, а n - кількість товарів. Елемент R_{ij} відображає рейтинг, який користувач i дав товару j . Важливо зазначити, що більшість

елементів матриці R , як правило, будуть невідомі (користувачі оцінюють лише невелику частину товарів).

2. Факторизація матриці: Ми хочемо приблизити R як добуток двох матриць U ($m \times k$) та V ($k \times n$), де k - це кількість "факторів" (наприклад, властивостей, які можуть описати інтереси користувачів або характеристики товарів). Це припускає, що рейтинг R_{ij} можна виразити як скалярний добуток двох векторів: i -го рядка матриці U та j -го стовпця матриці V .

3. Навчання: Ми хочемо знайти U та V , які мінімізують відхилення між відомими рейтингами та їх прогнозами. Це можна виразити як оптимізацію цільової функції, яка є сумою квадратів помилок для всіх відомих рейтингів, з додаванням регуляризуючого члена для уникнення перенавчання:

$$\min \sum ((R_{ij} - U_i * V_j)^2) + \lambda * (|U|^2 + |V|^2)$$

де U_i та V_j - це i -й рядок U та j -й стовпець V відповідно, а λ - це параметр регуляризації, який контролює масштаб ваг U та V .

4. Прогнозування: Після того, як матриці U та V були навчені, ми можемо прогнозувати невідомі рейтинги, перемноживши відповідні вектори користувача та товару.

Цей підхід використовує машинне навчання для виявлення скритих факторів, які пояснюють взаємодію між користувачами та товарами. Такий аналіз може бути використаний для рекомендації товарів користувачам на основі їхніх попередніх оцінок інших товарів.

Розглянемо інший приклад, що використовує K -найближчих сусідів (K -Nearest Neighbors, KNN) для рекомендації товарів. Це дуже простий, але потужний алгоритм машинного навчання, який може бути використаний в рекомендаційних системах [3].

1. Вхідні дані: Нехай у нас є таблиця, що містить оцінки, які користувачі дали різним товарам. Кожен рядок відповідає користувачу, а кожен стовпець відповідає товару. Наприклад:

Табл.1 – демонстраційна таблиця оцінок, які користувач дали різним товарам

	Товар 1	Товар 2	Товар 3
Користувач 1	4	5	?
Користувач 2	5	?	3
Користувач 3	?	4	5

Тут "?" відповідає невідомим оцінкам, які ми хочемо прогнозувати.

2. Обчислення відстані: Ми визначаємо відстань між двома користувачами як різницю в їхніх оцінках для товарів, які вони обоє оцінили. Це може бути обчислено, наприклад, за допомогою евклідової відстані. Наприклад, відстань між Користувач 1 та Користувач 2 для Товар 1 є $|(4 - 5)| = 1$.

3. Пошук K-найближчих сусідів: Для прогнозування невідомої оцінки ми знаходимо K користувачів, що мають найменшу відстань до даного користувача (наприклад, Користувач 1), і використовуємо їхні оцінки для прогнозування.

4. Прогнозування: Як правило, прогнозована оцінка є ваговим середнім оцінок K-найближчих сусідів, де ваги обернено пропорційні відстаням. Наприклад, якщо Користувач 1 має двох найближчих сусідів Користувач та Користувач 3, їхні оцінки для Товар 3 є 3 та 5 відповідно, а відстані до Користувач 1 є 1 та 2, тоді прогнозована оцінка для Користувач 1 буде:

$$\left(\frac{3}{1} + \frac{5}{2}\right) / \left(\frac{1}{1} + \frac{1}{2}\right) = 3.67$$

Цей підхід використовує машинне навчання для виявлення схожості між користувачами на основі їхніх оцінок, і потім використовує цю інформацію для прогнозування невідомих оцінок. Це може бути використано для рекомендації товарів користувачам на основі оцінок, які подібні до них користувачі дали іншим товарам.

Зважаючи на все викладене вище, машинне навчання є ключовим елементом сучасних рекомендаційних систем. Воно використовується для аналізу даних користувачів, прогнозування їхніх вподобань та надання персоналізованого досвіду. Незважаючи на декілька викликів, таких як проблема "холодного старту", приватність даних і етичні питання, технології машинного навчання продовжують розвиватися та просуватися вперед [4], відкриваючи нові можливості для вдосконалення рекомендаційних систем.

У майбутньому можна очікувати дальшого розвитку в областях глибокого навчання, мультитекстуальних рекомендацій і етичного AI. Ці розвитки зроблять рекомендації ще більш точними, особистими та враховуючими інтереси користувачів, створюючи більш задоволені та залучені аудиторії.

На заключне слово, машинне навчання є невід'ємною частиною рекомендаційних систем і відіграє критичну роль в забезпеченні персоналізованого, відповідного і значущого досвіду для користувачів в цифровому світі.

Список літератури

1. *How do Netflix and Amazon know what I want? [Електронний ресурс] – Режим доступу до ресурсу: <https://towardsdatascience.com/how-do-netflix-and-amazon-know-what-i-want-852c480b67ac>*

2. Петришин В.С., Поліщук Д.О., Ніколюк П.К.. Машинне навчання // Матеріали III всеукраїнської науково-практичної конференції для студентів, аспірантів та молодих вчених "Комп'ютерні технології обробки даних" - Вінниця: ДонНУ імені Василя Стуса, с. 167-170. URL: <https://jktod.donnu.edu.ua/article/view/13083>
3. Експертні та рекомендаційні системи: навч. посіб. для здобувачів вищої освіти спеціальностей 122 «Комп'ютерні науки», 125 «Кібербезпека», 113 «Прикладна математика» — ТВ Нескородєва, ЄС Федоров, ТВ Січко... — ДонНУ імені Василя Стуса. 2021. — 108 с.
4. Shuai Zhang, Lina Yao, Aixin Sun, and Yi Tay. Deep Learning Based Recommender System: A Survey and New Perspectives — ACM Comput. Surv. 52, 2020 — 25 с.

УДК 519.8

Огороднік М. О., студентка 4 курсу
спеціальності 122 «Комп'ютерні
науки»
Горяшин А.С., асистент
кафедри інформаційних технологій

МЕТОДИ ПОБУДОВИ ПЕРШОГО ОПОРНОГО ПЛАНУ ТРАНСПОРТНОЇ ЗАДАЧІ ЛІНІЙНОГО ПРОГРАМУВАННЯ

Донецький національний університет імені Василя Стуса, м. Вінниця

Транспортна задача – це класична задача лінійного програмування, яка виникає в контексті планування транспортних вантажів між декількома джерелами і приймачами.

Проблема вирішення транспортних задач є надзвичайно актуальною в сучасному світі, оскільки транспортна логістика стає все важливішою для ефективного функціонування підприємств і компаній. Задача ефективного планування транспортних ресурсів стає дедалі складнішою, оскільки вона повинна враховувати багато факторів, таких як маршрути, час, витрати на паливо, тарифи на транспортні послуги та інші.

Формулювання транспортної задачі – із деяких m пунктів відправлення A_1, A_2, \dots, A_m (постачальники) потрібно перевезти вантаж у n пунктів призначення B_1, B_2, \dots, B_n (споживачі). Відомі запаси пунктів відправлення й потреби у вантажу пунктів призначення, а також витрати на доставку одиниці вантажу від постачальника до споживача. Потрібно знайти такий план перевезень, щоб був вивезений весь вантаж, задоволені всі споживачі і загальні витрати на перевезення вантажу були мінімальними [1].

Для запису математичної моделі транспортної задачі було використано наступні позначення [1]:

a_i – запаси вантажу в i -му пункті відправлення ($i = 1, 2, 3, \dots, m$);

b_j – потреба у вантажі в j -му пункті призначення ($j = 1, 2, 3, \dots, n$);

X_{ij} – кількість одиниць вантажу, перевезеного від i -го пункту відправлення до j -го пункту призначення;