

Онисько П.І.

студент,

*Національний технічний університет України
«Київський політехнічний інститут імені Ігоря Сікорського»*

ЗАСТОСУВАННЯ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ ДЛЯ ПОБУДОВИ РЕКОМЕНДАЦІЙНИХ ОЦІНОК ТУРИСТИЧНИХ ПОСЛУГ

Завдяки бурхливому розвитку інформаційних технологій ринок туристичних послуг стрімко переходить в Інтернет, через це з'являється багато різних Інтернет сервісів, зокрема і з підбору туристичних маршрутів, купівлі авіаквитків, бронювання готелів тощо. Одним з найпрогресивніших методів виграшу конкуренції серед туристичних онлайн сервісів є розробка рекомендаційної системи на основі нейронної мережі [1]. При цьому задачею рекомендаційної системи є надання певних оцінок для об'єктів (туристичних напрямків), що нею розглядаються.

Для обраного предметного середовища (галузь туристичних послуг) ключовою задачею стає вибір вхідних параметрів, за якими можна будувати нейронну мережу для рекомендаційного сервісу. Зазвичай всі мандрівники можуть подати на вхід системі наступні параметри: кількість дорослих та дітей, максимально допустимий бюджет подорожі, тривалість та дати подорожі. Відштовхуючись від цього, логічно прийти до висновку, що вхідними параметрами для аналізу та розрахунку рекомендацій можуть бути наступні:

1. кількість днів до початку подорожі;
2. дата подорожі;
3. бюджет подорожуючих;
4. кількість подорожуючих;
5. тривалість подорожі/відпочинку.

Поведінкою користувача вважається вибір певного напрямку, яким він зацікавиться (перехід на сторінку детальної інформації або купівля послуги).

Параметрами нейронної мережі можуть бути різні числові значення. Фактично, це певний вектор, який містить у собі будь-яку кількість елементів (чим більша кількість цих елементів, тим довше бути працювати навчання мережі та отримання результатів з неї) [1].

За результатами проведеного аналізу роботи туристичних сервісів запропоновано представити цей вектор у вигляді послідовності з 6 чисел, які є вхідними параметрами від користувача, з наступними обмеженнями:

1. кількість днів до початку подорожі/відпочинку (ціле числове значення від 1 до 365);
2. порядковий номер місяця, на який шукається подорож (ціле числове значення від 1 до 12);
3. бюджет подорожі (ціле числове значення – максимальна кількість грошей у долларах, які готовий витратити мандрівник на свою подорож);
4. кількість відпочиваючих дорослих (ціле числове значення від 1 до 5);
5. кількість відпочиваючих дітей (ціле числове значення від 1 до 5);

6. тривалість відпочинку (ціле числове значення від 1 до 21).

Нехай розглядається певний тип відпочинку, за яким наявно n туристичних напрямків. За заданим вектором вхідних параметрів $\bar{\alpha} = \alpha_1 \dots \alpha_k$, де $k = 6$ необхідно надати вектор певний вектор $\bar{\beta} = \beta_1 \dots \beta_n$, що являє собою вектор рекомендаційних оцінок для n напрямків у чисельному інтервалі від 0 до 1.

При цьому під туристичним напрямком розуміється країна, місто, регіон або певний ідентифікатор, який може бути рекомендований користувачеві.

Тип відпочинку – це певна множина однотипних туристичних напрямків.

Мережа приймає на вхід 6 параметрів, які були описані вище, далі інформація обробляється та подається на вихід у вигляді вектору з n елементів.

Розглянемо детальніше вихідний вектор системи. Припустимо, що туристична компанія може запропонувати користувачеві 10 різних країн для відпочинку на морі ($n=10$). Проставивши кожному напрямку відповідний порядковий номер, вихідний вектор матиме наступний вигляд:

$$\bar{\beta} = \beta_1, \beta_2, \beta_3, \beta_4, \beta_5, \beta_6, \beta_7, \beta_8, \beta_9, \beta_{10}$$

Під кожним значенням β_i , розуміється рекомендована оцінка у діапазоні від 0 до 1. Відсортувавши цей вектор, ми отримаємо відповідні оцінки кожного з напрямків та їх список за популярністю.

Навчання мережі найчастіше проходить до тих пір, доки не досягається бажана похибка. Однак при великій кількості даних іноді досягти необхідно точного результату неможливо. Тому потрібно ще й наперед обмежувати максимальну кількість прогонів початкових тренувальних даних, щоб уникнути зациклювання або ж надто довгого процесу навчання нейронної мережі [6].

Результатами роботи нейронної мережі вважатимемо рейтинги рекомендацій, що оцінені в діапазоні від 0 до 1. Ці рейтинги і будуть рекомендаційними оцінками для вибору напрямку на задані параметри.

Проведемо тестування роботи мережі, обравши можливі країни, як множину напрямків, які може порекомендувати система. Візьмемо 15 000 вхідних сетів для тренування нейронної мережі та перевіримо якість роботи системи.

Візьмемо такий набір вхідних параметрів:

1. 50 днів до вильоту;
2. Місяць – серпень;
3. Бюджет – 1500\$;
4. Кількість дорослих – 2;
5. Кількість дітей – 0;
6. Тривалість подорожі – 10 днів;

Виконавши прогон нейронної мережі за даними параметрами, отримуємо результати, які зображено у таблиці 1.

Отримані результати свідчать, що найвищі рейтинги для обраних вхідних даних отримали такі туристичні напрямки, як Іспанія і Італія. Саме вони дозволяють в рамках визначеного бюджету, для обраних тривалості подорожі і пори року отримати якісні туристичні послуги.

Таблиця 1

Результати роботи мережі

Напрямок	Оцінка
Іспанія	0.169
Італія	0.160
ОАЕ	0.147
Ізраїль	0.132
Кіпр	0.102
Греція	0.086
Португалія	0.076
Турція	0.032
Хорватія	0.030
Чорногорія	0.026
Франція	0.022
Тайланд	0.020
Єгипет	0.018
Грузія	0.016
Мальта	0.014
США	0.013
Болгарія	0.004
Росія	0.001
Австралія	0.001

Таким чином, було розглянуто використання нейронних мереж для побудови рекомендаційної системи з вибору туристичних напрямків. Для цього було проведено відбір і аналіз вхідних даних для рекомендаційного сервісу, здійснено постановку задачі для обраного предметного середовища, а також розроблено алгоритм побудови такої системи, що здатна адаптовуватись під заданий тип відпочинку.

Використання такої системи дозволить її клієнтам здійснювати ефективне планування туристичних напрямків з максимальним урахуванням їх побажань та можливостей. Це, в свою чергу, сприятиме отриманню користувачами якісних послуг і сприятиме розвитку туристичної галузі в цілому.

Список використаних джерел:

1. Michael D. Ekstrand, John T. Riedl and Joseph A. Konstan. Collaborative filtering recommender systems. 2001.
2. Introduction to Recommender Systems: Non-Personalized and Content-Based [Електронний ресурс] // Режим доступу: <https://www.coursera.org/learn/recommender-systems-introduction>.
3. Upendra Shardanand. Social Information Filtering for Music Recommendation. 1994.
4. Pascal Francq. Collaborative Search and Communities of Interest. Hershey 2005.
5. Адаптивний метод і алгоритм пошуку центрів кластерів за допомогою нейронної мережі / [Стех Ю.В., Файсал М.Е. Сардіх, Лобур М.В., Домброва М.С., Арцибасов В.С.] // Моделювання та інформаційні технології. – 2010. – Вип. 57.
6. Саймон Хайкин, Нейронные сети Полный курс. 2006.