

УДК 004.8:519.816

ВИРІШЕННЯ ЗАДАЧІ КОМІВОЯЖЕРА ЗА ДОПОМОГОЮ ГРАФОВИХ НЕЙРОМЕРЕЖ

Погорелова Л.А., Сердюк Н.М.

email: liliiia.pohorielova@nure.ua, nataliya.serdyuk@nure.ua

Харківський національний університет радіоелектроніки, каф. КІТС,
м. Харків, Україна

This article provides a general overview of the traveling salesman problem (TSP), discussing its complexity and the challenges associated with solving it. It also reviews traditional methods for tackling the TSP, highlighting their limitations and areas of application. A brief introduction to heuristic algorithms is provided. The article explores the concepts of graphs and graph neural networks (GNNs), along with their applications. Additionally, it examines how GNNs can be utilized to solve the traveling salesman problem, detailing their operational principles and advantages over classical methods.

Задача комівояжера (Traveling Salesman Problem, TSP) – це класична задача комбінаторної оптимізації, яка полягає у знаходженні найкоротшого маршруту, що охоплює заданий набір міст, при цьому кожне місто відвідується лише раз, а маршрут завершується поверненням до початкової точки [1]. TSP має широке застосування в логістиці, плануванні маршрутів, доставці товарів та інших сферах, таких як аналіз соціальних мереж, розробка рекомендаційних систем, генетичні дослідження та інші.

До традиційних методів вирішення TSP відносять: метод повного перебору, метод найближчого сусіда, метод мінімального кістяка дерева тощо. Основна складність вирішення TSP зводиться до проблеми «комбінаторного вибуху» [1], де кількість можливих маршрутів зростає факторіально зі збільшенням кількості міст. Якщо комівояжер відвідує n міст, він повинен оцінити $(n-1)!/2$ можливих маршрутів. Наприклад, маючи 20 міст, комівояжер повинен розглянути близько 60 мільярдів маршрутів. Це факт робить традиційні методи вирішення неідеальними для великих TSP.

На практиці, більш широкого застосування набули ефективні методи розв'язання задачі комівояжера, що зменшують необхідність повного перебору, зокрема метод гілок і меж, генетичні алгоритми та алгоритм мурашиної колонії. Проте, ці підходи є евристичними й забезпечують пошук не оптимального, а наближеного рішення.

Останнім часом все більше уваги приділяється дослідженню аналізу графів за допомогою машинного навчання, особливо у контексті розв'язання задачі комівояжера. Це зумовлено тим, що графи є зручним способом представлення багатьох реальних задач. Вони дозволяють ефективно моделювати взаємозв'язки між об'єктами та знаходити оптимальні рішення у складних мережах.

Граф – це різновид структури даних, яка представляє набір точок (вузлів) та їхніх зв'язків (ребер). Оскільки традиційні алгоритми не завжди підходять для аналізу великих графів, виникає потреба у використанні методів глибокого навчання.

Одним з таких методів є графові нейронні мережі (Graph neural networks, GNN) – це тип нейронних мереж, спеціально розроблений для обробки графових даних. Вони можуть аналізувати зв'язки між вузлами графа та вивчати їх властивості. GNN добре підходять для вирішення TSP, оскільки TSP можна природно представити як граф, де міста є вузлами, а відстані між ними - ребрами графа [2].

Доцільно розглянути базові принципи роботи GNN. На загальному рівні GNN приймає на вхід граф, представлений у вигляді множини вузлів і ребер. Метою GNN є вивчення функції, яка перетворює кожен вузол у векторне представлення, що відображає його структуру та взаємозв'язки з іншими вузлами. Більшість графових нейронних мереж складаються з кількох шарів. У такому випадку представлення, отримане на попередньому шарі, передається як вхідні дані до наступного шару. Це дозволяє поширювати інформацію між вузлами не лише серед безпосередніх сусідів, а й на більшу відстань у межах графа.

Кожен шар GNN виконує три основні кроки: обчислення повідомлень, агрегацію та оновлення. Перший етап передбачає застосування лінійного перетворення для кожного вузла, що формує повідомлення, які передаються його сусідам. На наступному кроці кожен вузол отримує ці повідомлення від сусідніх вузлів і об'єднує їх за допомогою певної функції перестановки, наприклад, обчислення середнього, суми або максимального значення. На завершальному етапі агреговані дані використовуються для оновлення представлення вузла. Деякі моделі можуть включати додаткове лінійне перетворення та залишкове з'єднання на цьому етапі, покращуючи ефективність процесу навчання [2].

Таким чином, графові нейронні мережі є перспективним інструментом для вирішення задачі комівояжера, особливо у випадках великих графів, де традиційні методи неефективні. Використання GNN дозволяє отримати швидкі та високоякісні наближені рішення, що є критичним для реальних застосувань у логістиці, маршрутизації та транспортному плануванні.

Список використаних джерел:

1. Koushik P. Optimizing the Traveling Salesman Problem // DZone. URL: <https://dzone.com/articles/traveling-salesman-problem-with-gnns-and-b-and-b> (дата звернення: 04.03.2025).

2. Rudenko O., Bezsonov O., Ilyunin O., Demirskiy O., Serdiuk N., Arsenyeva O., Semenenko O. Using a Neural Network Approach to Predict Deposits on the Surfaces of Heat Exchange Equipment. *Chemical Engineering Transactions*. 2023. № 103. Pp. 697-702.