

Применение графовых нейронных сетей для имитации четырехшаговой транспортной модели

Р.М. Хабибулин

Самарский университет, Самара, Россия

Обоснование. Широко распространенной моделью для моделирования транспортных потоков является четырехшаговая модель. Существует исследование [1], ставящее своей задачей имитацию четырехшаговой модели графовыми нейронными сетями. Было показано, что за счет применения нейронных сетей можно снизить время моделирования с десятков секунд до сотен миллисекунд. Тем не менее качество моделирования остается недостаточно высоким. Делается предположение, что путем адаптации структуры нейронной сети под особенности входных данных (путем отделения обработки узлов — зон и остановок — и ребер — дорожных участков, которые во входных данных представлены одним и тем же набором признаков) удастся увеличить показатели качества модели.

Цель — построение графовой нейронной сети, аппроксимирующей четырехшаговую транспортную модель.

Методы. В качестве базовых слоев при построении нейронной сети полагаются полносвязные и графовые сверточные (слои GCN [2]). Предлагается два варианта сетей: с дополнительными слоями для узлов и с отдельной обработкой узлов.

Подробная схема нейронной сети с дополнительными слоями представлена на рисунке 1. Она поделена на три части. Первая часть отвечает за преобразование с использованием полносвязного слоя отдельно вершин-ребер и отдельно вершин-узлов. Во второй части вспомогательные слои используются после слоев GCN, используя обновленные признаки для узлов (случай полносвязного слоя) или как признаки для узлов,

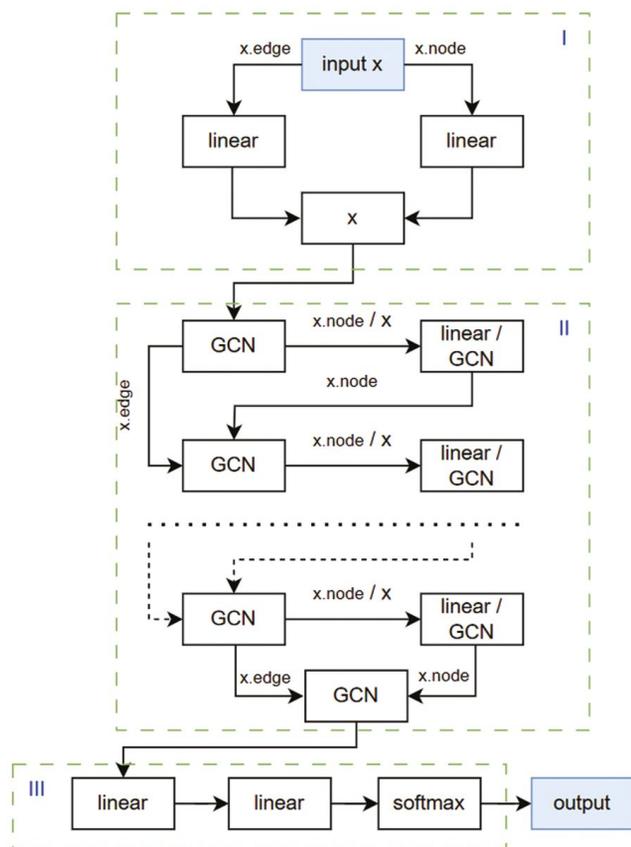


Рис. 1. Схема нейронной сети с дополнительными слоями для узлов

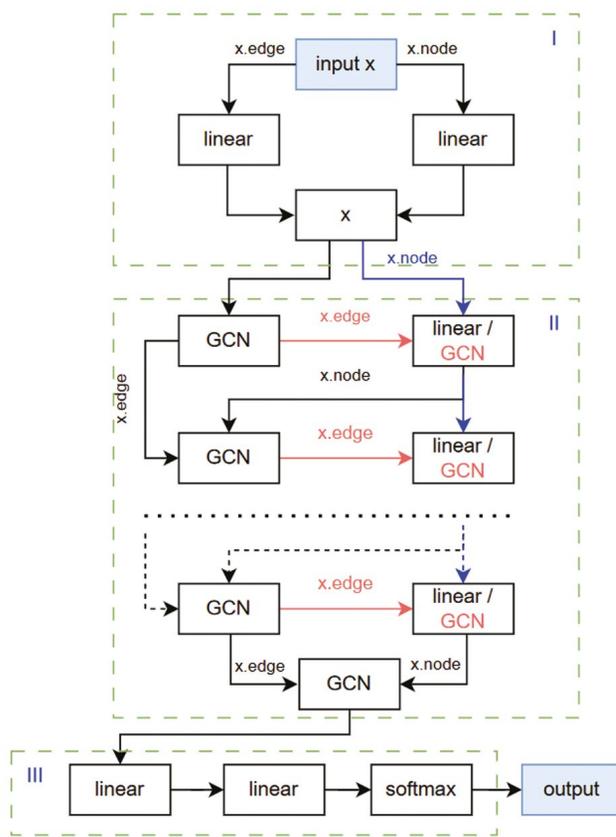


Рис. 2. Схема нейронной сети с отдельной обработкой узлов

так и признаки для ребер (случай сверточного слоя). Таким образом, имеется возможность модификации признаков узлов для более удачного их представления в дальнейшем процессе агрегации. Третья часть неизменна и ответственна за формирование ответа в виде one-hot-вектора с дальнейшим выбором элемента с максимальным значением.

Подробная схема нейронной сети с отдельной обработкой узлов представлена на рисунке 2. Синие стрелки характеризуют отличия от предыдущей схемы, подчеркивая, что узлы модифицируются только вспомогательными слоями. Красные стрелки используются только в случае, когда в качестве вспомогательного слоя используется сверточный слой.

В данной сети узлы обрабатываются совершенно независимо от основного слоя GCN. Это выражается в том, что на вспомогательных слоях используются узлы с предыдущего вспомогательного слоя (или исходные узлы на начальном этапе), а не результат обработки первым сверточным слоем.

Результаты. Для эксперимента рассматриваются нейронные сети, состоящие из 5 слоев и обучающиеся в течение 100 эпох. В качестве функции потерь использовалось отрицательное логарифмическое правдоподобие. Сравнение ведется со сверточной графовой сетью [2] и сетью внимания на графах (GAT) [3].

На рисунке 3 приведен график функции потерь для различных реализаций графовых нейронных сетей.

Сеть GCN с линейными слоями для узлов показывает лучшую обучаемость на первых двадцати эпохах при сравнении с исходной GCN. Однако после тридцатой эпохи исходная сеть GCN несколько превосходит данную модификацию.

Значительно лучший результат, превосходящий результат базового GCN, удается достичь, используя в качестве вспомогательного слоя сверточный.

Выводы. Модели с применением сверточных слоев в качестве вспомогательных демонстрируют лучшие показатели качества. Вспомогательные сверточные слои позволяют выгодным образом представлять данные об узлах таким образом, что основные слои обучаются лучше и за меньшее количество эпох.

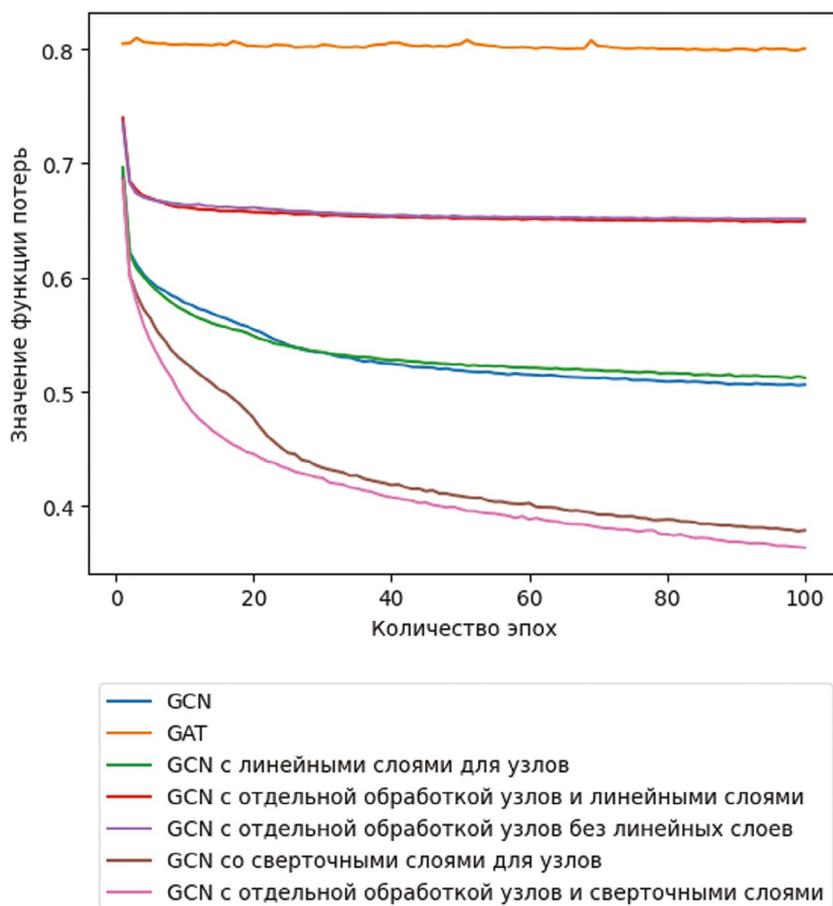


Рис. 3. График функции потерь для различных моделей графовых нейронных сетей

Таким образом, подтвердилось предположение о зависимости качества и скорости обучения графовой нейронной сети от способа обмена сообщений, а именно от индивидуальности подхода к обработке узлов и ребер по отдельности.

Ключевые слова: графовые нейронные сети; транспортные модели; четырехшаговая транспортная модель; транспортные потоки; граф; узлы; ребра; классификация ребер.

Список литературы

1. Makarov N. Development of a deep learning surrogate for the four-step transportation model // Transportation Systems Engineering, Technical University of Munich. 2021.
2. Kipf T.N., Welling M. Semi-supervised classification with graph convolutional networks // arXiv. 2016. ID 02907.
3. Veličković P., Cucurull G., Casanova A., et al. Graph attention networks // arXiv. 2017. ID 10903.

Сведения об авторе:

Раис Маратович Хабибулин — студент, группа 6132-010402D, Институт информатики и кибернетики; Самарский университет, Самара, Россия. E-mail: raishab@yandex.ru

Сведения о научном руководителе:

Владислав Викторович Сергеев — доктор технических наук, профессор, заведующий кафедрой геоинформатики и информационной безопасности; Самарский университет, Самара, Россия. E-mail: sergeev.vv@ssau.ru