

УДК 004.89

## ТОПОЛОГИЧЕСКИЙ АНАЛИЗ ЭВОЛЮЦИИ СЛОЖНОСТИ ИЗОБРАЖЕНИЙ ПРИ РАСПРОСТРАНЕНИИ ПО СВЕРТОЧНОЙ НЕЙРОСЕТИ

Усольцева Д.Д. (Университет ИТМО), Панкова К.С. (Университет ИТМО),

Научный руководитель – Гусарова Н. Ф. (Университет ИТМО)

**Введение.** Топологический анализ — это метод исследования свойств объектов, которые сохраняются при непрерывных деформациях, таких как растяжения и сжатия. Он фокусируется на изучении глобальных характеристик данных, таких как количество связных компонент, дыр и циклов. В области машинного обучения топологический анализ позволяет выявить устойчивые структуры в данных, которые играют важную роль в процессе обучения модели, а также помогает отличить значимые особенности от шумовых. Цель проводимого нами исследования заключалась в изучении связи между топологическими свойствами пространства патчей изображений по мере прохождения через сверточные нейронные сети (ResNet18 и MobileNetV3). Глобально наша задача состояла в том, чтобы отследить, какие компоненты выделяют нейросети, и как долго они существуют.

**Основная часть.** В ходе работы мы обучали нейронные сети под задачу классификации на датасете CIFAR-10 и фиксировали, как изменяются их топологические структуры. В качестве метрики была взята персистентная энтропия – характеристика, отражающая сложность и стабильность структур в числовом виде. Основной акцент был сделан на сравнении того, как ResNet18 и MobileNetV3 выделяют  $H_0$  и  $H_1$  гомологии, отвечающие за распознавание компонент связностей и циклов соответственно. Обучив две модели, нам удалось получить графики персистентной энтропии моделей, а также продолжительности жизни гомологий. Проанализировав полученные результаты, мы пришли к выводу, что у ResNet18 растет продолжительность жизни и энтропия  $H_0$ , что указывает на то, что модель в процессе обучения начинает выделять все больше отдельных компонент. Несмотря на то, что нередко увеличение значений  $H_0$  говорит о том, что модель начинает выделять слишком сложные и менее информативные компоненты, которые не могут дать целостного представления об объекте, в нашем случае такой результат не сбивает модель, так как ее точность хорошо растет в процессе обучения, и скорее объясняется присутствием skip-connections в архитектуре ResNet18: модель получает дополнительную информацию с предыдущего слоя и в связи с этим находит больше отдельных объектов. Гомологии  $H_1$  у данной нейронной сети в процессе обучения были стабильны и совсем немного повышались, из чего можно сделать вывод о том, что модель эффективно и стабильно выделяет циклические структуры, периодически определяя новые важные компоненты. При анализе графиков MobileNetV3 стало понятно, что показатели  $H_0$  снижаются. Это свидетельствует о том, что изначально модель видит много отдельных компонент связности, но затем они начинают объединяться в более крупные объекты, становясь стабильнее и конкретнее. Гомология  $H_1$  в это время немного повышается, а значит модель учится выявлять больше сложных кольцевых и циклических структур.

**Выводы.** Хочется отметить, что мы смогли понять, как модели взаимодействуют с топологией, однако выявленные закономерности не такие явные и пока что мы не можем сделать существенных выводов, основываясь лишь на них. В ходе дальнейшей работы нам предстоит переключиться на более сложные датасеты, имеющие разнообразные формы и классы, а также провести более тщательный анализ, например, с помощью проведения топологического анализа отдельно по каждому каналу.

### Список использованных источников:

1. Ватьян А.С., Гусарова Н.Ф., Добренко Д.А., Панкова К.С., Томилов И.В. Использование топологического анализа данных для построения байесовских

нейронных сетей // Научно-технический вестник информационных технологий,  
механики и оптики. - 2023. - №6

2. Прасолов В.В. Наглядная топология. - М.: МЦНМО, 1995. - 111 с.

Автор \_\_\_\_\_ Усольцева Д. Д.

Научный руководитель \_\_\_\_\_ Гусарова Н. Ф.