

МЕТОД ОБНАРУЖЕНИЯ АРТЕФАКТОВ НЕЙРОСЕТЕВОГО СЖАТИЯ ИЗОБРАЖЕНИЙ

Церех Дарья Александровна

Студент

Факультет ВМК МГУ имени М. В. Ломоносова, Москва, Россия

E-mail: daria.romanova@graphics.cs.msu.ru

Научный руководитель — Ватолин Дмитрий Сергеевич

Задача сжатия изображений является актуальной по сей день. В последнее время появляется все больше нейросетевых методов сжатия, превосходящих по производительности традиционные методы, также в 2021 году началась работа над стандартом нейросетевого сжатия JPEG AI. Однако нередко после сжатия нейросетевыми кодеками на изображениях появляются визуальные артефакты, несвойственные традиционным кодекам, такие как добавление и удаление объектов, искажение границ, изменение текстуры и цвета.

Чтобы понять, почему сжатие нейронной сети может привести к визуальным артефактам, важно отметить различия между нейронными сетями и традиционными кодеками. Кодеки нейронных сетей полагаются на модели глубокого обучения для сжатия изображений, то есть «изучают» закономерности в данных изображения, в то время как традиционные методы полагаются на заранее определенный набор алгоритмов для сжатия данных. В результате нейросетевые кодеки могут создавать изображения более высокого качества, но они также могут вносить артефакты, которых нет в традиционных кодеках. Поэтому встает задача изучения недостатков нейросетевых методов для составления датасета, который будет использован для разработки и тестирования таких методов.

В данной работе предлагается метод обнаружения таких артефактов с использованием метрик точности машинного зрения и изображений, сжатых традиционным кодеком, близким по производительности к данному нейросетевому. В частности, нас интересует случай, когда нейросетевой метод сжатия обрабатывает хуже, чем традиционный, на одном и том же изображении. Первый шаг - прогон исходного изображения через Faster R-CNN [1] - сеть обнаружения объектов. На втором шаге по предсказанным сетью объектам с высокой вероятностью из трех изображений (исходного, сжатого нейросетевым (cheng2020-anchor [3] и традиционным (VTM-18.0 кодеками) вырезаются кропы. Третий шаг - сравнение точности классификации на кропах с помощью сети ResNet-50 [2]. Если точность

на нейросетевом изображении сильно хуже, чем на традиционном, то метод выдает положительный результат и свидетельствует о наличии артефакта.

Метод был протестирован на 1000 изображениях, из них обнаружено 250 с артефактами, из которых около трети содержат визуальный артефакт. Далее планируется проведение субъективных сравнений для оценки метода и разметки датасета по типу и степени артефакта. Результат работы - набор изображений, вскрывающих различные недостатки нейросетевого сжатия.

Иллюстрации



Рис 1. Пример искажения лица нейросетевым кодеком cheng2020 (нейросетевой) - VTM-18.0 (традиционный) - оригинал

Литература

1. Ren S. Faster R-CNN: Towards Real-Time Object Detection with Region Proposal Networks // In IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2017, P. 1137-1149.
2. He K. Deep Residual Learning for Image Recognition // In IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Las Vegas, NV, USA, 2016, P. 770-778.
3. Cheng Z. Learned Image Compression With Discretized Gaussian Mixture Likelihoods and Attention Modules // In IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Seattle, WA, USA, 2020, P. 7936-7945.