

АНАЛИЗ ЭФФЕКТИВНОСТИ НЕЙРОННОЙ СЕТИ S2S ДЛЯ УДАЛЕНИЯ ШУМОВ НА ИЗОБРАЖЕНИИ

Климбасов А.А.¹, Найдович О.А.²

Белорусский государственный университет информатики и радиоэлектроники¹

г. Минск, Республика Беларусь

Белорусский государственный университет²

г. Минск, Республика Беларусь

Перцев Д.Ю. – канд. техн. наук

В данной работе проведен анализ эффективности работы нейронной сети S2S, предложенной на конференции CVPR 2020 [1, 2]. Выполнена оценка качества восстановления зашумленного изображения. Результаты исследования показывают, что предложенная архитектура нейронной сети обеспечивает высокую эффективность на рассмотренных наборах данных.

Массовое распространение цифровых телевизоров с качественной матрицей с высоким разрешением, оцифровка и приведение к высокому разрешению старых видеоматериалов приводит к необходимости обработки всего медиаконтента и, в частности, удалению шумов. Поэтому проблема качественного восстановления является важной задачей обработки информации. Типичными видами шума на изображении являются Гауссовский шум, соль и перец (англ. Salt and Pepper), шум Пуассона и другие.

Удаление шумов - это сложный процесс, который плохо поддается ручной алгоритмизации, однако с ростом вычислительных мощностей стало доступно использование более сложных моделей. Ярким примером такой модели являются глубокие нейронные сети с большим числом параметров.

Главное преимущество архитектуры S2S - для ее обучения не требуется большой объем данных. Более того, эти данные могут быть неразмеченными. Такой метод обучения называется самообучением (англ. Self-Supervised Learning). То есть нейронная сеть S2S обучается на неорганизованном наборе изображений, принимая на вход лишь одно изображение за итерацию.

Архитектура нейронной сети S2S (рисунок 1). Архитектура данной нейронной сети построена на основе шаблона Encoder-Decoder.

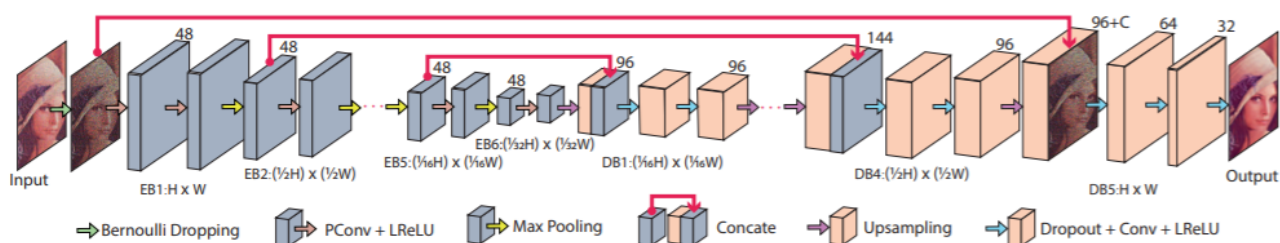


Рисунок 1 – Архитектура нейронной сети S2S

В качестве входных данных в нейронную сеть поступает изображение размером $H \times W \times C$.

Блок 1: кодер (англ., Encoder). В данном блоке к изображению применяется 6 слоев нейронной сети, каждый из которых состоит из свертки (в каждой свертке используется по 48 фильтров), функции активации (LReLU) и операции субдискретизации (англ. max pooling), которая каждый раз уменьшает размер изображения в 2 раза и состоит из рецептивного поля 2×2 . После прохода данного блока формируется карта признаков размером $H/32 \times W/32 \times 48$.

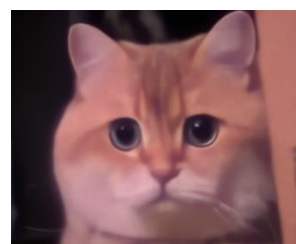
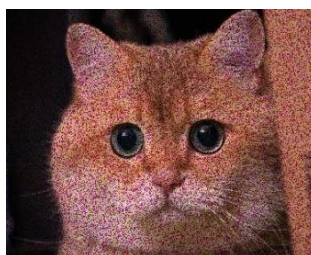
Блок 2: декодер (англ. Decoder). Состоит из функции увеличения разрешения (англ. upsampling), которая увеличивает размер изображения через билинейную интерполяцию, 2-х сверток и 2-х функций активации (LReLU). Также каждый раз после применения функции увеличения разрешения формируется карта признаков декодера с соответствующей ему картой признаков из кодера. Особенность данной сети заключается в том, что каждая свертка используется с применением метода исключения (англ. dropout).

Последний слой состоит из 3-х сверток (с 64, 32 и C фильтрами соответственно) и 3-х функций активации (LReLU). Делается это для того, чтобы привести карту признаков к исходному размеру изображения.

Тестирование нейронной сети S2S. Тестирование нейронной сети выполнялось на 3 тестовых наборах – Set9 [3] (гауссовский шум, 9 цветных изображений), BSD68 [4] (гауссовский шум, 68 изображений в градациях серого) и PoliU [5] (для анализа изображений из реального мира). В качестве метрики качества работы сети были использованы PSNR и SSIM. Это метрики сравнивают результат работы нейронной сети с размеченными данными из датасетов. Усредненные результаты измерения выбранных метрик на тестовых наборах сведены в таблицу 1. Примеры тестовых зашумленных изображений и результат их обработки показаны на рисунке 2.



Шум Пуассона



Шум соль-перец



Гауссовский шум



Мультипликативный шум

Рисунок 2 – Пример работы нейронной сети с разными видами шумов

Таблица 1 – Результаты измерения качества работы нейронной сети на основе выбранных метрик

Метрика	Тестовые наборы данных		
	Set9	PoliU	BSD68
PSNR	27.94	37.52	28.58
SSIM	0.92	0.98	0.80

На основе полученных результатов можно сделать вывод, что нейронная сеть плохо обрабатывает шум Пуассона, однако с другими видами шумов справляется достаточно качественно. Данный результат подтверждает высокий уровень значения SSIM, стремящийся к единице для изображений из реального мира.

Список использованных источников:

1. Self2Self With Dropout: Learning Self-Supervised Denoising From Single Image [Electronic Resource] / Computer Vision Foundation. – Mode of access: https://openaccess.thecvf.com/content_CVPR_2020/papers/Quan_Self2Self_With_Dropout_Learning_Self-Supervised_Denoising_From_Single_Image_CVPR_2020_paper.pdf. – Date of access: 21.03.2021.
2. Self2Self With Dropout: Learning Self-Supervised Denoising From Single Image [Electronic Resource] / GitHub. – Mode of access: <https://github.com/scut-mingqinchen/self2self>. – Date of access: 21.03.2021.
3. Deposited Set 9: GSK TCAMS TB Dataset [Electronic Resource] / ChEMBL-NTD. – Mode of access: <https://chembl.gitbook.io/chembl-ntd/downloads/deposited-set-9-gsk-tcams-tb-dataset-11th-january-2013>. – Date of access: 21.03.2021.
4. BSD (Berkeley Segmentation Dataset) [Electronic Resource] / Papers With Code. – Mode of access: <https://paperswithcode.com/dataset/bsd>. – Date of access: 21.03.2021.
5. Real-world Noisy Image Denoising: A New Benchmark [Electronic Resource] / ArXiv. – Mode of access: <https://arxiv.org/pdf/1804.02603.pdf>. – Date of access: 21.03.2021.