Факультет компьютерных наук Департамент программной инженерии Выпускная квалификационная работа

Повышение разрешения изображений с использованием конкурирующих нейронных сетей Image Super-Resolution Using Generative Adversarial Networks

Выполнил студент группы БПИ131

образовательной программы 09.03.04 «Программная инженерия»

Ложков Антон Геннадиевич

Научный руководитель:

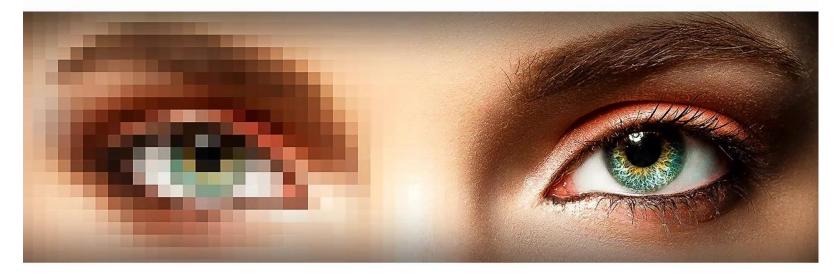
доцент департамента программной инженерии, к.т.н.

Ахметсафина Римма Закиевна

Постановка задачи

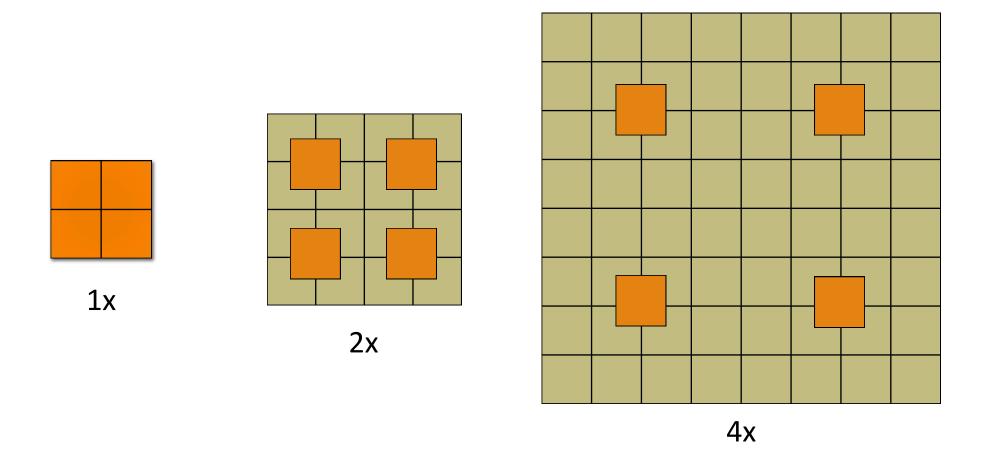






- Увеличение размера растрового изображения
- Сохранение естественного вида и четкости
- 4-кратное увеличение с использованием только одного исходного изображения

Постановка задачи



Акутальность работы

- Увеличение разрешения изображений и видео, загруженных пользователями социальных сетей и медиахранилищ;
- Восстановление архивных материалов и трудночитаемого текста, устранение артефактов сжатия;
- Лучшие по качеству результаты достигаются с использованием сверточных нейронных сетей (Deep Convolutional Networks);

Цель и задачи работы

Цель: разработка веб-сервиса для повышения разрешения изображений.

Задачи:

- 1. Изучить существующие алгоритмы и подходы к увеличению разрешения изображений;
- 2. Изучить возможность применения конкурирующих сверточных нейронных сетей для решения представленной задачи;
- 3. Разработать и реализовать архитектуру нейронной сети;
- 4. Разработать пользовательский веб-интерфейс для демонстрации возможностей подхода;
- 5. Экспериментально сравнить качество увеличенных изображений, полученных предложенным методом и аналогами. Разработать критерии сравнения качества изображений;
- 6. Разработать техническую документацию.

Сравнение аналогов



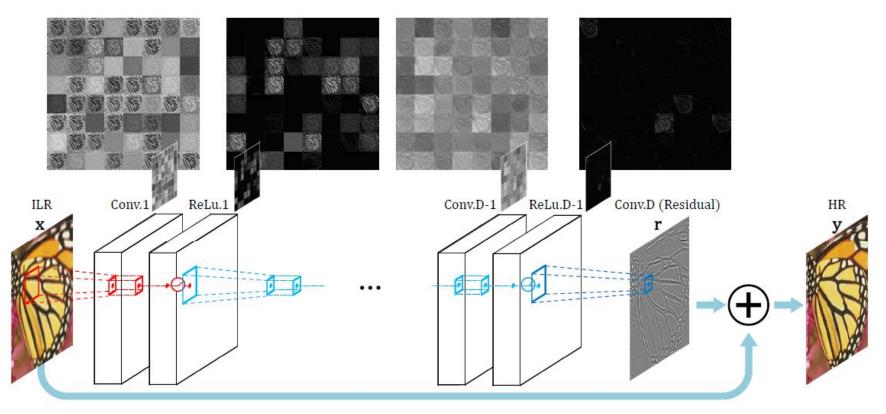
Преимущества реализации: наиболее реалистичные изображения среди аналогов, простота интерфейса обучения модели, распределенность системы, пользовательский веб-интерфейс.

Сверточные нейронные сети

Серия сверточных слоев и нелинейных функций, преобразующих изображение низкого разрешения.

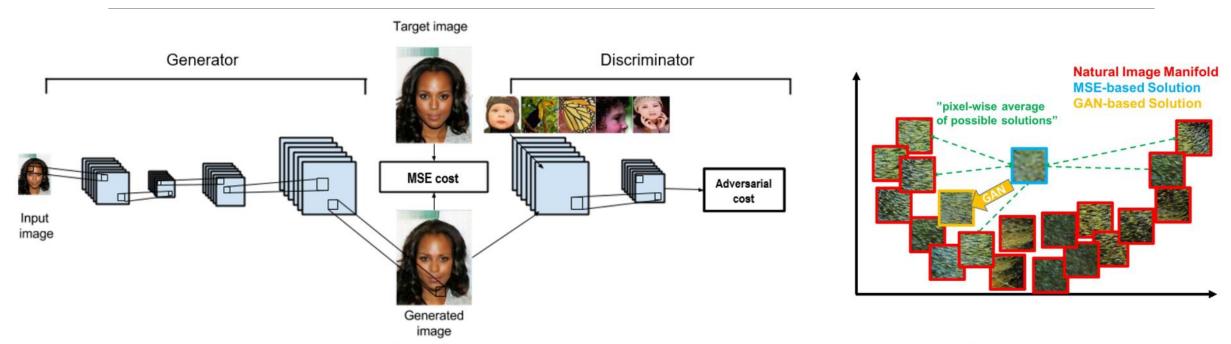
При обучении минимизируется попиксельная средняя квадратическая функция ошибки:

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^{n} (\hat{Y}_i - Y_i)^2$$



[C. Dong et al., "Image super-resolution using deep convolutional networks," 2016] [J. Kim et al., "Accurate image super-resolution using very deep convolutional networks," 2016]

Конкурирующие нейронные сети

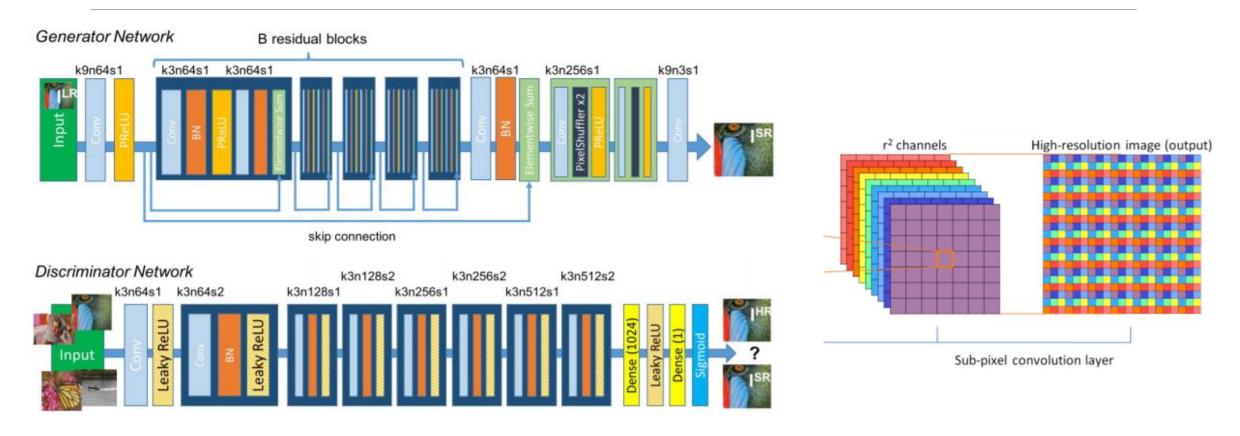


При обучении минимизируется комбинированная функция ошибки:

$$I^{SR}=\underbrace{I_X^{SR}}_{X}+10^{-3}\underbrace{I_{Gen}^{SR}}_{}$$
 ошибка генератора (MSE)

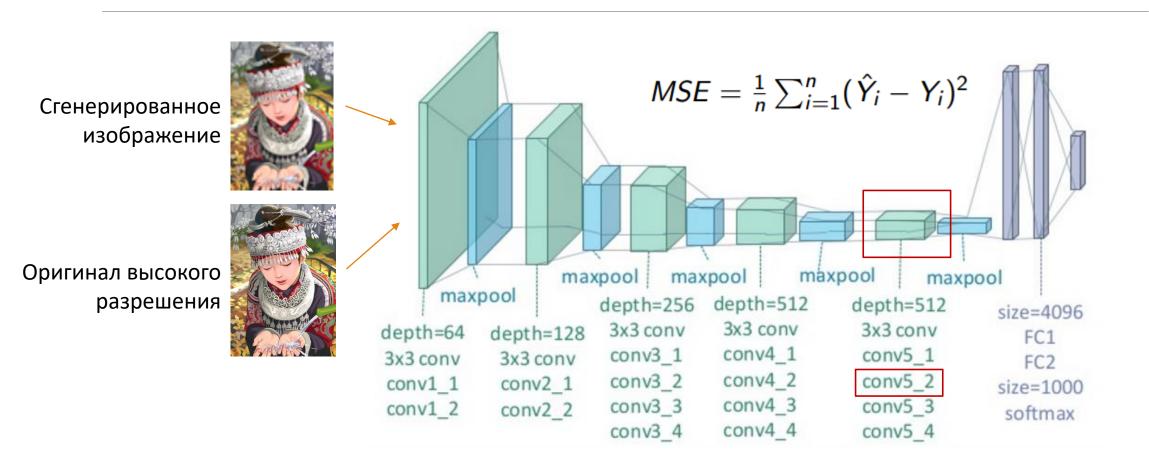
[J. Johnson et al., "Perceptual losses for real-time style transfer and super-resolution," 2016]

Особенности реализации



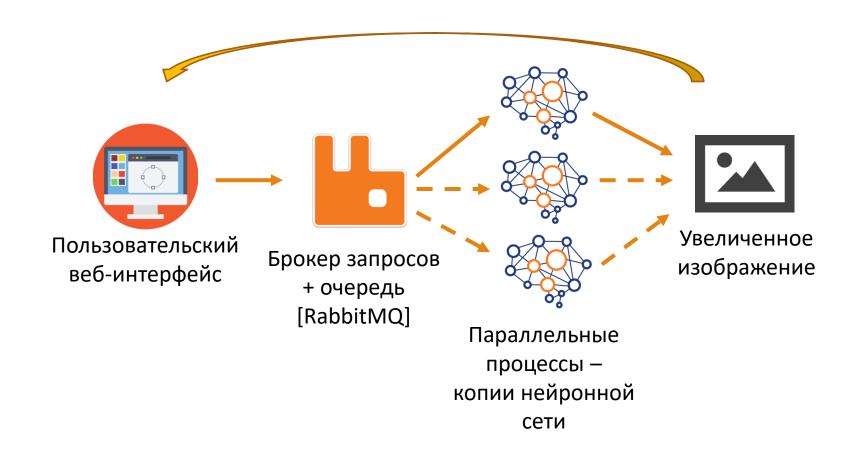
[C. Ledig et al., "Photo-realistic single image super-resolution using a generative adversarial network," 2016] [Shi W. et al., "Real-time single image and video super-resolution using an efficient sub-pixel convolutional neural network," 2016]

Функция ошибки, основанная на признаках сети VGG19



[J. Johnson et al., "Perceptual losses for real-time style transfer and super-resolution," 2016]

Схема веб-сервиса



Обучение нейронных сетей

```
C:\Windows\system32\cmd.exe
                  [input [input ...]]
uper-resolve an image using generative adversarial networks.
ositional arguments:
ptional arguments:
 -h, --help
                       show this help message and exit
 --scale SCALE
                       Image scaling factor (2 or 4). (default: 4)
                       Number of training epochs. (default: 10)
  -epochs EPOCHS
 --equalize-colors
                      Transplant source image color histogram to the output.
                       (default: False)
  -model-name MODEL NAME
                       Name of the network. (default: default)
  -apply-blur APPLY BLUR
                       Gaussian blur kernel sigma. (default: None)
  -apply-noise APPLY_NOISE
                       Gaussian noise radius. (default: None)
  -apply-jpeg APPLY_JPEG [APPLY_JPEG ...]
                       JPEG compression level. (default: [])
  -epoch-size EPOCH_SIZE
                       Number of batches in each epoch. (default: 64)
  -batch-size BATCH SIZE
                       Number of images in each batch. (default: 16)
  -patches PATCHES
                      Number of fragments to extract from each image.
 --learning-rate LEARNING RATE
                      Learing rate for Adam. (default: 0.0001)
  -learning-rate-decay LEARNING_RATE_DECAY
 Adam learning rate decay factor. (default: 0.5)
--learning-rate-epochs LEARNING_RATE_EPOCHS
                       How many epochs between Adam decays. (default: 75)
  gen-filters GEN_FILTERS [GEN_FILTERS ...]
                       Number of convolutions in each conv layer. (default:
  gen-res-blocks GEN RES BLOCKS
                       Number of residual blocks in the generator. (default:
  -perceptual-weight PERCEPTUAL WEIGHT
                       Weight of perceptual loss. (default: 1.0)
  -discr-weight DISCR_WEIGHT
                       Weight of adversarial loss. (default: 500.0)
  -discr-filters DISCR FILTERS
                       Base number of filters in discriminator conv layers.
                       (default: 32)
  -gen-pretrain GEN PRETRAIN
                       Number of epochs to pre-train the generator. (default:
  -platform PLATFORM Use GPU or CPU. (default: gpu)
```

Данные: случайные участки 120000+ изображений высокого разрешения из набора MS COCO.



Проверка одной конфигурации сети: до **20** часов.



The man at bat readies to swing at the pitch while the umpire looks on.



A horse carrying a large load of hay and two people sitting on it.



A large bus sitting next to a very tall



Bunk bed with a narrow shelf sitting underneath it.

Демонстрация!

Инструменты

- Язык Python 3.4
- Фреймворки:
 - Theano 0.8.2 + Lasagne 0.2 для простроения нейронных сетей
 - Django 1.11 + AngularJS для веб-сервиса
- Очередь сообщений RabbitMQ 3.6.9 + Celery 4.0.2
- GPU: GeForce GTX 1080 + CUDA 8.0 + CuDNN v3















Сравнение с другими алгоритмами

S	P	t	5
•	$\overline{}$	•	·

Фактор увеличения	Бикубическая интерполяция	Kim [9]	Glasner [10]	SelfEx [2]	SRCNN [3]	SRResNet	SRGAN
2х	33.64	36.24	35.43	36.50	36.28	36.87	34.17
4x	28.42	30.07	28.84	30.33	30.08	31.05	29.20

Set14

Фактор увеличения	Бикубическая интерполяция	Kim [9]	Glasner [10]	SelfEx [2]	SRCNN [3]	SRResNet	SRGAN
2x	30.22	32.14	31.41	32.23	32.00	32.84	31.25
4x	25.99	27.18	26.43	27.40	27.13	28.12	26.11

BSD100

Фактор	Бикубическая	Kim [9]	Glasner [10]	SelfEx [2]	SRCNN [3]	SRResNet	SRGAN
увеличения	интерполяция						
2x	29.55	31.11	30.28	31.18	31.11	31.97	29.89
4x	25.96	26.71	26.17	26.85	26.70	27.15	26.03

 $PSNR = 20 * \log_{10}(MAX_I) - 10 * \log_{10}(MSE)$; (больше – лучше)

Основные результаты работы

- Изучены источники по обработке изображений и глубинному обучению, опыт предшественников активно использовался при релизации;
- Реализованы архитектуры остаточной сверточной сети и конкурирующих нейронных сетей для повышения разрешения изображений;
- Разработан веб-сервис для демонстрации подхода, а также инструмент обучения моделей для него;
- Произведено экспериментальное сравнение качества изображений, восстановленных реализованным методом и аналогами;
- Разработана техническая документация.

Дальнейшая работа

- Исследование архитектурных модификаций представленной сетигенератора, а также способов обучения конкурирующих сетей;
- Добавление сети-классификатора для определения типов объектов на изображении;
- Использование рекуррентных слоев (сетей с кратковременной памятью) для восстановления последовательностей кадров видео, а не только отдельных изображений.

Список источников

- 1. Gu S. et al. Convolutional sparse coding for image super-resolution //Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision. 2015. C. 1823-1831.
- 2. Huang J. B., Singh A., Ahuja N. Single image super-resolution from transformed self-exemplars //Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. 2015. C. 5197-5206.
- 3. Dong C. et al. Image super-resolution using deep convolutional networks //IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence. 2016. T. 38. №. 2. C. 295-307.
- 4. Kim J., Kwon Lee J., Mu Lee K. Deeply-recursive convolutional network for image super-resolution //Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. 2016. C. 1637-1645.
- 5. Johnson J., Alahi A., Fei-Fei L. Perceptual losses for real-time style transfer and super-resolution //European Conference on Computer Vision. Springer International Publishing, 2016. C. 694-711.
- 6. Goodfellow I. et al. Generative adversarial nets //Advances in neural information processing systems. 2014. C. 2672-2680.
- 7. Ledig C. et al. Photo-realistic single image super-resolution using a generative adversarial network //arXiv preprint arXiv:1609.04802. 2016.
- 8. Shi W. et al. Real-time single image and video super-resolution using an efficient sub-pixel convolutional neural network //Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. 2016. C. 1874-1883.
- 9. Kim K.I., Kwon Y. Single-image super-resolution using sparse regression and natural image prior // IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence, Vol. 32, 2010. pp. 1127-1133.
- 10. Glasner D., Bagon S., Irani M. Super-resolution from a single image // Computer Vision, 2009 IEEE 12th International Conference on. 2009. pp. 349-356.





Спасибо за внимание!

Сверточная нейронная сеть и ее составляющие:

