Дипломная работа на тему: "Style Transfer with GANs" Майстренко Александра

В рамках курса "Machine Learning" Старт обучения: 23.05.2020

Преподаватель: Филипп Кофман

Школа: ithillel.ua

Выбор моделей (обзор)

CycleGAN

Статья: https://junyanz.github.io/CycleGAN/

2. MUNIT

https://github.com/NVlabs/MUNIT

3. UNIT

https://github.com/NVlabs/imaginaire/blob/master/projects/unit/README.md

4. FUNIT

https://github.com/NVlabs/FUNIT (пример - изменение породы собаки)

Обзорная статья

Awesome transfer learning (GitHub)

Статья содержит список алгоритмов Image-to-Image translation, а также ссылки на датасеты

- DIAT: Deep Identity-aware Transfer of Facial Attributes (2016)
- Pix2pix: Image-to-Image Translation with Conditional Adversarial Networks (2016)
- DTN: Unsupervised Cross-domain Image Generation (2016)
- SimGAN: Learning from Simulated and Unsupervised Images through Adversarial Training (2016) (2016)
- PixelDA: Unsupervised Pixel–Level Domain Adaptation with Generative Adversarial Networks (2016)
- UNIT: Unsupervised Image-to-Image Translation Networks (2017)
- CycleGAN: Unpaired Image-to-Image Translation using Cycle-Consistent Adversarial Networks (2017)
- DiscoGAN: Learning to Discover Cross-Domain Relations with Generative Adversarial Networks (2017)
- DualGAN: DualGAN: Unsupervised Dual Learning for Image-to-Image Translation (2017)
- SBADA-GAN: From source to target and back: symmetric bi-directional adaptive GAN (2017)
- DistanceGAN: One-Sided Unsupervised Domain Mapping (2017)
- pix2pixHD: High-Resolution Image Synthesis and Semantic Manipulation with Conditional GANs (2018)
- I2I: Image to Image Translation for Domain Adaptation (2017)
- MUNIT: Multimodal Unsupervised Image-to-Image Translation (2018)
- LSTNet: Unsupervised Latent Space Translation Network(2020)

CycleGAN

Алгоритм в основе - http://shikib.com/CycleGan.html

Discriminator

Output shape torch.Size([2, 1])

```
Input shape torch.Size([2, 3, 126, 126])
                                                      ORIGINAL CODE: (70 \times 70)
Conv2d output shape:
                     torch.Size([2, 32, 62, 62])
Conv2d output shape: torch.Size([2, 64, 30, 30])
Conv2d output shape: torch.Size([2, 128, 14, 14])
BatchNorm2d output shape:
                           torch.Size([2, 128, 14, 14])
Conv2d output shape:
                      torch.Size([2, 256, 6, 6])
BatchNorm2d output shape: torch.Size([2, 256, 6, 6])
Conv2d output shape:
                       torch.Size([2, 512, 2, 2])
BatchNorm2d output shape: torch.Size([2, 512, 2, 2])
Conv2d output shape: torch.Size([2, 512, 1, 1])
Linear output shape: torch.Size([2, 1])
                                                       # nn.Linear(512, 1)
```

Discriminator layers

Описание слоев

```
discriminator 126(
  (conv0): Conv2d(3, 32, kernel size=(4, 4), stride=(2, 2))
  (conv1): Conv2d(32, 64, kernel size=(4, 4), stride=(2, 2))
  (conv2): Conv2d(64, 128, kernel size=(4, 4), stride=(2, 2))
  (bn2): BatchNorm2d(128, eps=1e-05, momentum=0.1, affine=True, track running stats=True)
  (conv3): Conv2d(128, 256, kernel size=(4, 4), stride=(2, 2))
  (bn3): BatchNorm2d(256, eps=1e-05, momentum=0.1, affine=True, track running stats=True)
  (conv4): Conv2d(256, 512, kernel size=(4, 4), stride=(2, 2))
  (bn4): BatchNorm2d(512, eps=1e-05, momentum=0.1, affine=True, track running stats=True)
  (conv5): Conv2d(512, 512, kernel size=(2, 2), stride=(1, 1))
  (head): Linear(in features=512, out features=1, bias=True)
Кол-во обучаемых параметров
sum(p.numel() for p in d out.parameters() if p.requires grad)
3839201
```

Generator 1

```
image size = (272, 480), 130,560 pix
Кол-во обучаемых параметров 1,968,777
generator1(
  (r1): ReflectionPad2d((3, 3, 3, 3))
  (conv1): Conv2d(3, 32, kernel size=(7, 7), stride=(1, 1))
                                                                             +BatchNorm2d
  (conv2): Conv2d(32, 64, kernel size=(3, 3), stride=(2, 2), padding=(1, 1)) +BatchNorm2d
  (conv3): Conv2d(64, 128, kernel size=(3, 3), stride=(2, 2), padding=(1, 1)) +BatchNorm2d
12 x RESIDUAL blocks
  (r4): ReflectionPad2d((1, 1, 1, 1))
  (conv4): Conv2d(128, 128, kernel size=(3, 3), stride=(1, 1))
  (bn4): BatchNorm2d(128, eps=1e-05, momentum=0.1, affine=True, track running stats=True)
  X = X + X1
  (uconv16): ConvTranspose2d(128, 64, kernel size=(3, 3), stride=(2, 2))
                                                                              +BatchNorm2d
  (uconv17): ConvTranspose2d(64, 32, kernel size=(3, 3), stride=(2, 2))
                                                                              +BatchNorm2d
  (r18): ReflectionPad2d((3, 3, 3, 3))
  (conv18): Conv2d(32, 3, kernel size=(7, 7), stride=(1, 1))
                                                                              +BatchNorm2d
```

Generator 2

```
image size = (272, 480), 130,560 pix
Кол-во обучаемых параметров 26,433
Generator (
                                                             #BatchNorm2d and ReLU are hidden
    (0): ReflectionPad2d((3, 3, 3, 3))
      (0): Conv2d(3, 3, kernel size=(7, 7), stride=(1, 1), bias=False)
      (0): Conv2d(3, 6, kernel size=(3, 3), stride=(2, 2), padding=(1, 1), bias=False)
      (0): Conv2d(6, 12, kernel size=(3, 3), stride=(2, 2), padding=(1, 1), bias=False)
9 X ResiduleBlock
        (0): ReflectionPad2d((1, 1, 1, 1))
        (0): Conv2d(12, 12, kernel size=(3, 3), stride=(1, 1), bias=False)
        (2): ReflectionPad2d((1, 1, 1, 1))
        (3): Conv2d(12, 12, kernel size=(3, 3), stride=(1, 1))
      (0): ConvTranspose2d(12, 6, kernel size=(3, 3), stride=(2, 2))
      (0): ConvTranspose2d(6, 3, kernel size=(3, 3), stride=(2, 2))
    (15): ReflectionPad2d((3, 3, 3, 3))
    (16): Conv2d(3, 3, kernel size=(7, 7), stride=(1, 1))
    (17): Tanh()
```

Mos LOSS функция для генератора

Слушайся дискриминатора

Постановка задачи для процесса обучения через Loss функцию :)

Сильное наказание, если картинка совсем не похожа

Самое интересное - проблемы

Поиск и подготовка данных, их объем

Ошибки в коде

Размер картинки

Ограниченные ресурсы

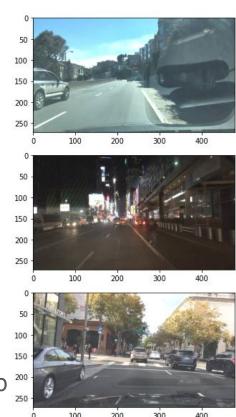
Подготовка данных

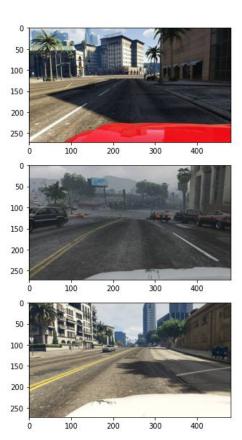
Фото с регистраторов: 110 тыс картинок Особенности:

- Много ночных
- Есть зима

GTA 5: 25 тыс картинок

- Коричневый асфальт
- Желтая разметка
- Сиреневое небо
- Чаще красный светофор





Объем данных

Google disk: 15 Gb

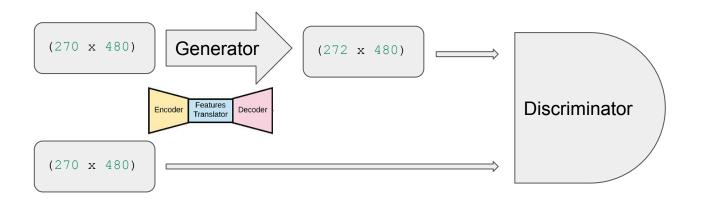
Домашний диск (свободно): 40 Gb

Объем необработанных фото: 60 + 10 Gb (10 архивов + 1)

Решение: Привести к размеру **270 х 480** частями на гугл диске (конвертер zip -> zip)

Результирующий размер базы: 3,6 Gb

Размер картинки при подготовке данных



RuntimeError: The size of tensor a (272) must match the size of tensor b (270) at non-singleton dimension 2

270/2 = 135 (нечетное)

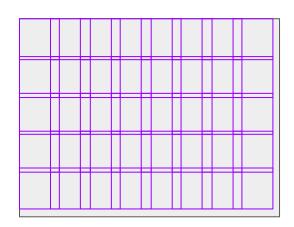
Добрый индус

Лучше всего алгоритм усваивается при исправлении ошибок в коде

```
#Train Dg
photo fake = G(painting real)
scores_real = pass_through_discriminator(Dg, photo_real)
scores real np = Dgnp(photo real)
scores fake = pass through discriminator(Dg, photo fake)
scores fake np = Dgnp(photo fake)
label_fake = Variable(torch.zeros(batch_size)).type(dtype)
label_real = Variable(torch.ones(batch_size)).type(dtype)
scores real = (0.8 * scores real + 0.2 * scores real np)
scores fake = (0.8 * scores fake + 0.2 * scores fake np)
loss1 = torch.mean((scores_real - label_real)**2)
loss2 = torch.mean((scores_fake - label_fake)**2)
Dg optim.zero grad()
loss_dg = (loss1 + loss2)
if batch % 100 == 0:
    print 'Discriminator G loss: {0}'.format(loss dg.data[0])
loss dg.backward()
Dg_optim.step()
#Train G
photo fake = G(painting real)
scores_fake | pass_through_discriminator(Dg, photo_fake)
loss_g = torch.mean((scores_fake - label_real)**2) + 10 * torch.mean(torch.abs(G(F(photo_real)) - photo_real))
if batch % 100 == 0:
    print 'Generator G loss: {0}'.format(loss g.data[0])
G optim.zero grad()
loss_g.backward()
G optim.step()
```

Проблема прямоугольной картинки

Картинка: 272 **x** 480 Дискриминатор: 64 x 64



| Дискриминатор | |
|---------------|--|
| Картинка | |
| | |
| | |
| | |

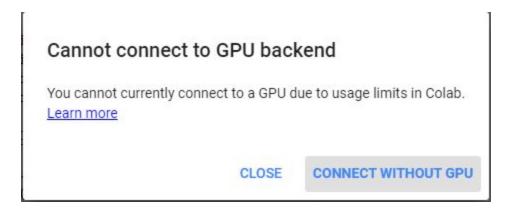
Обход картинки дискриминатором

```
def pass through discriminator(discriminator, image):
    score, k = 0, Variable(torch.zeros()).type(dtype)
   xp, yp = 0, 0
   x, y = 70, 70
   offset = 25
   while x < 128:
       while y < 128:
            k += 1
            score += discriminator(image[:, :, xp:x, yp:y])
           yp += offset
           y += offset
       xp += offset
       x += offset
   return score / k
```

Найди 2 ошибки:)

Мало ресурсов

17 эпох * 4000 картинок за 8 часов -> за 8 часов не пробегает весь датасет

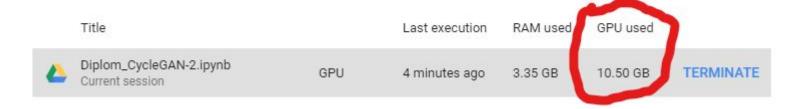


Размер сетей + размер картинки

Размер картинки: 272 x 480 = 130 тыс Кол-во обучаемых параметров дискриминатора 2,509,623 Кол-во обучаемых параметров генератора 2,765,568

Batch size = 8 :(

Active sessions



Скорость обучения

Для оценки качества написанного решения нужно от нескольких часов







До 3-х раундов по 8 часов обучения:

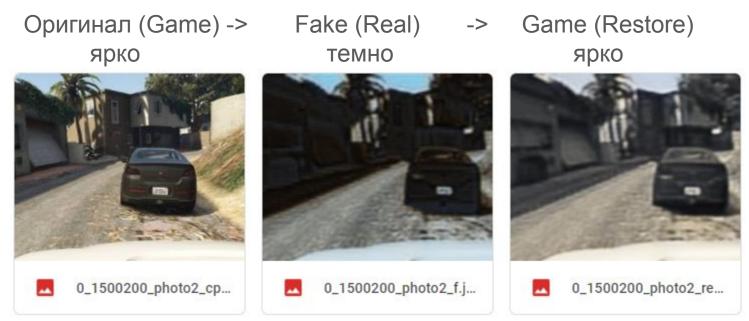






Следим за размерностью (assert is welcome)

Борьба с яркостью



Применил ко всем картинкам из реального мира:

```
if self.adj_brightness:
    image = torchvision.transforms.functional.adjust_contrast(image, 0.7)
    image = torchvision.transforms.functional.adjust_brightness(image, brightness_factor = 1.5)
```

Победа над яркостью

достаточно было обучения на 2500 пар картинок





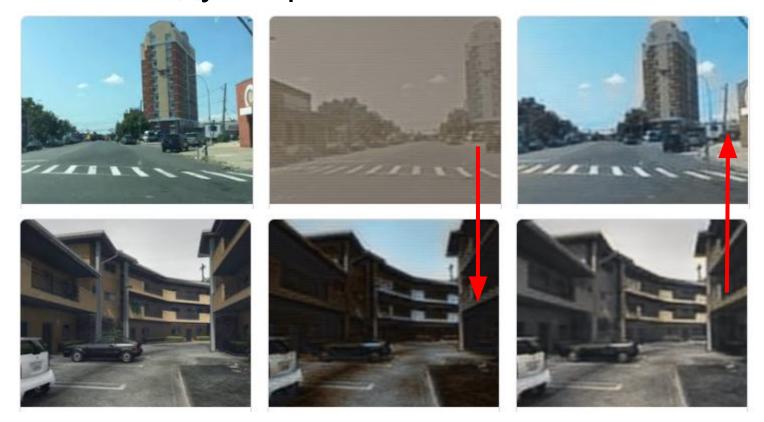




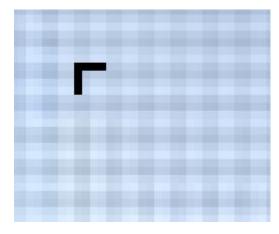




Баланс между сохранением стиля и наполнения



Небо с шахматными артефактами





This approach minimize checkerboard artifacts during training:
Use nearest-neighbor resized convolutions instead of strided convolutions

- https://distill.pub/2016/deconv-checkerboard/
- https://github.com/abhiskk/fast-neural-style

Fails

Негативные фото (большая сеть)













Большая модель так и не обучилась (плохой дискриминатор)













Fails-2. Проблемы в Loss функции

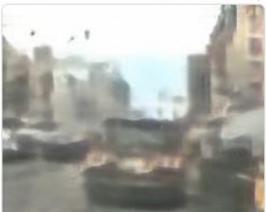












Fail-3

Сеть зашифровала? При этом восстанавливается начальная картинка













Achievements

Первая зеленая трава

























Achievements-2

Серый асфальт, сиреневое небо













Небо - синее, деревья - зелёные













Achievements-3

Идеальное восстановление при длительном обучении



Сеть справилась с желтой дорожной разметкой











Лучшая сеть













Интересные преобразования



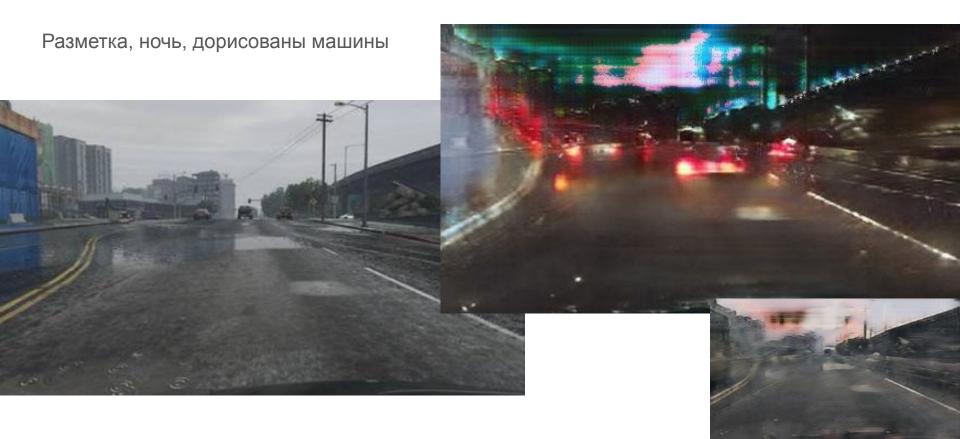
Опасные моменты

Смена цвета светофора:)





Еще больше Generator - художник



Log (напоминает фильм Матрица)

Epoch number: 4 **Batch number: 100** Discriminator G loss: **0.6**020406559109688 Generator G loss (from discr + from generat): **0.11**320358894765377 + **0.08**016358196735382 Generator G loss (from generator items example): [0.04839184507727623, 0.04217105358839035] Discriminator F loss: 0.641342505812645 Generator F loss (from discr + from generat): 0.09631149031221867 + 0.0755983430147171 Generator F loss (from generator items example): [0.03121165931224823, 0.024930303916335106] label real = [1. 1. 1. 1.]label fake = [0. 0. 0. 0.]scores realDg = $[0.3103015 \ 0.4606359 \ 0.3552073 \ 0.37660494]$ scores **fake**Dg = [0.09536056 0.13907719 0.01612356 0.07235076] scores fakeG = [-0.00598993 0.02842934 -0.03400609 -0.06411391] scores realDf = [1.2254677 0.5738747 0.75481224 1.3224378] scores_fakeDf = [0.48659354 0.38642195 0.489557 0.3740307] scores fakeF = [0.48474216 0.4275875 0.4183231 0.8027175] saving to /content/drive/My Drive/MachineLearning/Model-Epoch/...

Последний log

```
Epoch number: 70
**Batch number: 200**
Discriminator G loss: 0.9467716997861862
Generator G loss (from discr + from generat): 0.09722490401938558 + 0.04543204000219703
Generator G loss (from generator items example): [0.028439411893486977, 0.016194166615605354]
Discriminator F loss: 0.9388215026259422
Generator F loss (from discr + from generat): 0.06495836373418569 + 0.042725331336259845
Generator F loss (from generator items example): [0.030994214117527008, 0.018117938190698624]
label real = [1. 1. 1. 1.]
label fake = [0. 0. 0. 0.]
scores realDq = [ 0.06463666 0.06326077 0.01371684 -0.02510134]
scores fakeDq = [0.01937616 - 0.04755492 0.01775902 0.00606149]
scores fakeG = [ 0.00081293 -0.02301382 -0.03056665 -0.01065779]
scores realDf = [-0.5296027 -0.5659209 -0.50636953 -0.4858627]
scores fakeDf = [-0.523952 -0.53265977 -0.49002036 -0.52794844]
scores fakeF = [-0.5095857 -0.5177655 -0.4713478 -0.53119624]
saving to /content/drive/My Drive/MachineLearning/Model-Epoch/...
```

Текущий вариант loss-функции (идеи RelativisticGAN)

```
def generator loss from discr(scores list real, scores list fake, label real):
  scores = []
  scores real mean = torch.mean(torch.stack(scores list real))
  scores fake mean = torch.mean(torch.stack(scores list fake))
  for scores real, scores fake in zip (scores list real, scores list fake):
    scores.append((torch.mean((scores real - scores fake mean) ** 2) # учим генератор обманывать
                 + torch.mean((scores fake - scores real mean) ** 2))/2)
  return torch.mean(torch.stack(scores))
def discriminator loss (scores real, scores fake, label real):
  loss1 = torch.mean((scores real - torch.mean(scores fake) - label real) ** 2) # учим дискриминатор
  loss2 = torch.mean((scores fake - torch.mean(scores real) + label real) ** 2)
  return (loss1 + loss2)/2
```

Важный момент: отключаем у дискриминатора на выходе torch.nn.Sigmoid

Что еще проверить

Wasswrshtain gan

https://machinelearningmastery.com/how-to-implement-wasserstein-loss-for-gener ative-adversarial-networks/

CycleGan

Сравнить с http://shikib.com/CycleGan.html

https://machinelearningmastery.com/cyclegan-tutorial-with-keras/

Fast neural style

https://github.com/abhiskk/fast-neural-style

Лучший код - https://github.com/AlexiaJM/RelativisticGAN