

Урок №25

P

CNN

Сегментация

L

CNN + FCNN

Итоги / Вопросы

A

GAN

Придаем векторам человеческий облик

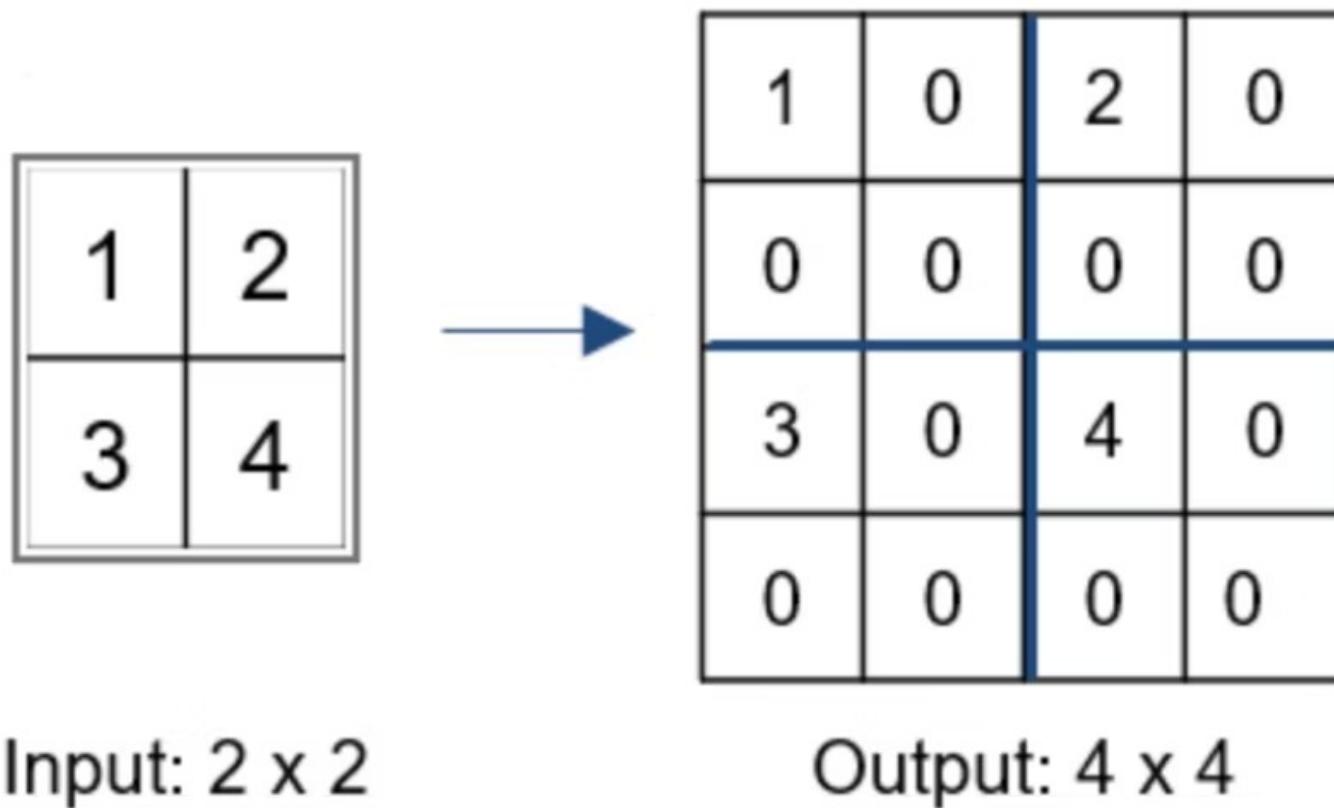
N

Вопросы

Опять важная таблица

| Тип задачи | Активация последнего уровня | Функция потерь |
|---|-----------------------------|-----------------------------|
| Бинарная классификация | sigmoid | binary_crossentropy |
| Мноклассовая однозначная классификация | softmax | categorical_crossentropy |
| Мноклассовая многозначная классификация | sigmoid | binary_crossentropy |
| Регрессия по произвольным значениям | нет активации | mse |
| Регрессия по значениям [0, 1] | sigmoid | mse или binary_crossentropy |

Upsampling2D



Augmentations / keras

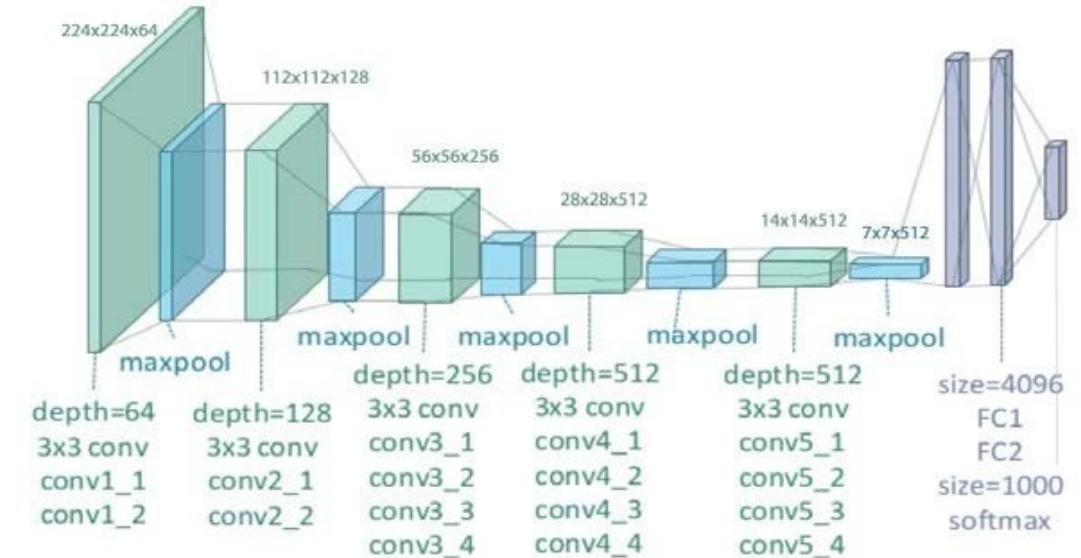
```
data_gen_args = dict(rotation_range=10,  
width_shift_range=0.15,  
height_shift_range=0.15,  
shear_range=0.15,  
zoom_range=0.1,  
horizontal_flip=False,  
fill_mode='nearest')
```



CNN / Разморозка слоев

Применяется к предварительно обученным моделям (VGG, ...)

1. К сверточной основе добавляем FC классификатор
2. Замораживаем сверточные слои.
3. Обучаем сеть.
4. Размораживаем несколько сверточных слоев.
5. Обучаем совместно размороженные слои и FC



GAN

GAN

Рассмотрим систему из двух мошенников

Первый рисует поддельные картины.

Второй торгует картинами и хорошо разбирается в искусстве.

Первый приносит второму подделку Пикассо

Второй говорит «подделка плохая исправить нужно такие-то и такие-то недостатки».

Первый уходит - приносят новую подделку, она уже лучше...

Так они тренируются много раз ...

Через некоторое время они очень сильно повышают свой уровень.

GAN

Сеть генератор получает на входе случайный вектор (случайно точку в скрытом пространстве) и декодирует его в искусственное изображение.

Сеть дескриминатор получает изображение (настоящие или поддельное) и определяет, взято это изображение из обучающего набора или сгенерировано сетью генератором

GAN

Сеть генератор обучается обманывать дискриминатор и соответственно учится создавать все более реалистичные изображения

Сеть дискриминатор в свою очередь постоянно адаптируется к увеличивающейся способности генератора и устанавливает всё более высокую планку реализма генерируемых изображений.

По окончании обучения генератор способен превратить любую точку для своего входного пространства в правдоподобное изображение.

GAN

ВАЖНО

Генеративно-состязательная сеть это система в которой минимум оптимизации не фиксирован, в отличие от любых других конфигураций которые мы рассмотрели в нашем курсе.

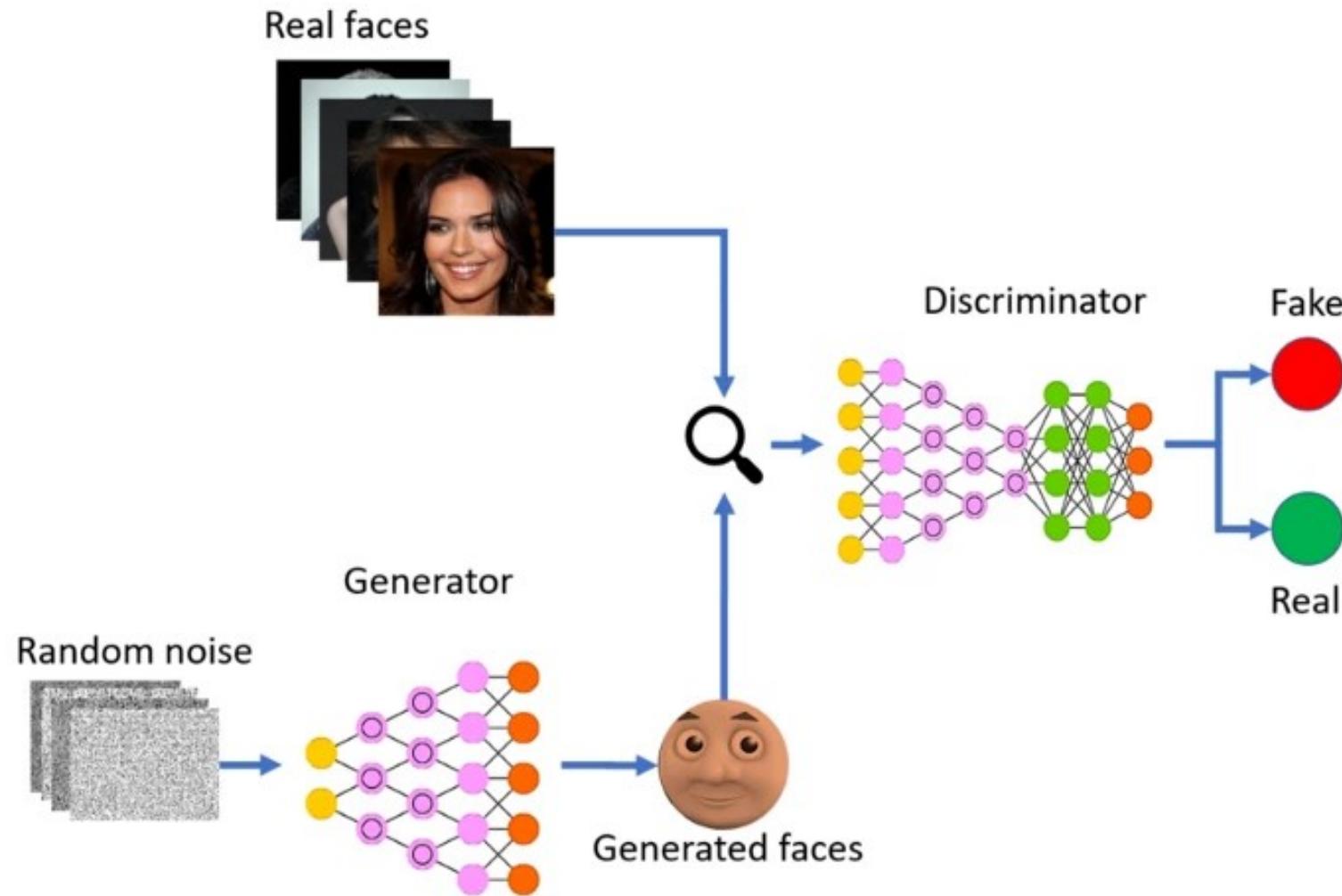
Обычно градиентный спуск заключается в постепенном скатывание вниз по холмам статистического ландшафта потери. Однако в случае GAN каждый шаг вниз по склону немного меняет весь ландшафт.

Это динамическая система в которой процесс оптимизации стремится не к минимуму, а к равновесию двух сил.

По этой причине GAN очень трудно поддаются обучению.

Чтобы получить действительно хорошую сеть требуется приложить большие усилия по настройке сети и параметров обучения.

GAN



GAN

Еще раз про архитектуру

1. Сеть генератор отображает векторы с формой (размерность скрытого пространства) изображение с формой (в, ш, к)
2. Дискриминатор отображает изображения с формой (в, ш, к) в оценку вероятности того, что изображение является настоящим
3. Сеть GAN объединяет генератор и дискриминатор.
То есть сеть GAN отображает скрытое пространство векторов в оценку реализма этих скрытых векторов.

$$\text{gan}(x) = \text{discriminator}(\text{generator}(x))$$

GAN

Еще раз про архитектуру

4. Мы обучим дискриминатор на примерах реальных и искусственных изображений, отмеченных метками «настоящее/поддельное» как самую обычную модель классификации изображений.

5. Для обучения генератора мы используем градиенты весов генератора в отношении потери модели gan.

То есть на каждом шаге мы будем смещать веса генератора в направлении увеличения вероятности классификации дискриминатором изображений, декодированных генератором как настоящие.

Иными словами мы будем обучать генератор обманывать дискриминатор.

GAN

Практика

Создаем три сети

Gen, Dis, gan используя функциональный API

Пишем цикл обучения.
по ходу обучения - сохраняем промежуточные результаты

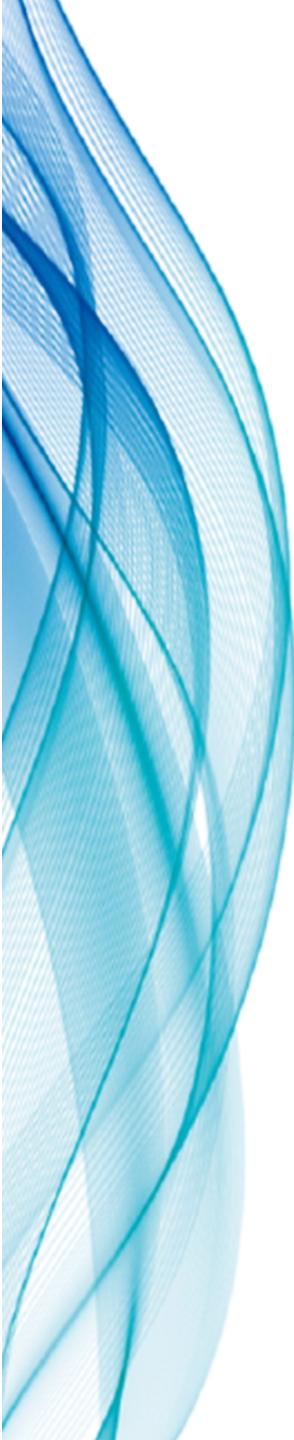
GAN

Хитрости.

1. Использование нормального распределения для генерирования исходных векторов.
2. Использование \tanh в качестве активации последнего слоя генератора
3. Введение шума в метки для дискриминатора + прореживание.
4. Использование функции LeakyReLu для активации
5. Размер ядра свертки.

GAN





ВОПРОСЫ

LSTM

LSTM

В этом разделе мы посмотрим, как можно использовать рекуррентные нейронные сети для генерирования последовательности данных.

В качестве примера мы будем генерировать текст, однако представленный здесь метод можно распространить на любые последовательные данные:

Вы можете применить их в последовательности музыкальных нот и получить новую музыку или к последовательности данных описывающих мазки кистью и сгенерировать картину.

Похожие приёмы можно использовать для синтеза речи и генерирования диалогов для чат-ботов.

LSTM

Универсальный способ генерации последовательности данных с применением методов глубокого обучения заключается в обучении сети для прогнозирования следующего токена или следующих нескольких токенов опираясь на предыдущий токены.

the cat is on the ma | t

В роли токенов могут выступать слова или символы.

LSTM

Любая сеть моделирующая вероятность появления следующего токена на основе предыдущих называется **языковой моделью**

Языковая модель фиксирует скрытое пространство языка и его статистическую структуру.

LSTM

После получения такой обученной языковой модели, мы можем извлекать образцы из неё, то есть передать ей начальную строку текста и попросить сгенерировать следующий символ или слово (можно даже несколько слов сразу).

Добавить сгенерированное вывод в конец предыдущих входных данных и повторить процесс много раз.

Такой цикл позволяет генерировать последовательности произвольной длины отражающие структуру данных на которых обучалась модель.

Последовательности которые выглядят *почти как* предложения написанные человеком.

LSTM

В сегодняшнем примере мы построим рекуррентную сеть, состоящую из одного lstm слоя, который обрабатывает последовательности и передаёт результаты в полносвязный слой для выбора следующего символа.

Модель уровня символов.

BERT

LSTM

Важность стратегии выбора.

Для генерации текстов важную роль играет алгоритм выбора следующего символа.

Наивное решение - *жадный выбор*, когда выбирается наиболее вероятный символ.

Но такой подход приводит к получению в результате повторяющихся предсказуемых строк которые не выглядят как предложения.

Надо бы ввести какую-то случайность в выбор

LSTM

Важность стратегии выбора.

В моём источнике введено понятие *температуры* которая перераспределяет вероятности в векторе softmax и таким образом влияет на выбор следующего символа.

```
def sample (preds, temp = 1.0):
    preds = np.asarray(preds).astype('float64')
    preds = np.log(preds)/temp
    exp_preds = np.exp(preds)
    preds = exp_preds / np.sum(exp_preds)
    probas = np.random.multinomial(1, preds, 1)
    return np.argmax(probas)
```

LSTM

Загрузим данные, затем извлечем частично перекрывающиеся последовательности с длиной `max_len`.

Выполним прямое кодирование и упакуем последовательности в трёхмерный массив с формой (последовательности, максимальная длина, уникальные символы) одновременно подготовим массив `Y` с соответствующими целями: векторами-символами полученными прямым кодированием которые следуют за каждой извлеченной последовательностью.

LSTM

ПРАКТИКА.

serious than any lack of culture and social form--his
ill-with to

man of the continuation in a well such the really the promist and that in the senses the bad world to the more an i
ntermands in the are and entire and the contenden the probles of the one of the spiritually and does the really wh
ole so minately the prohist in the propeses to the endousation of the propeses of the possibility of the promise a
nd who souls and and whole senses and whole more have sort to the that the probilor and although and in the sores
man and of the believes to which a have and stranged of the promitude of the sinest the stranges and the waster an
d consequent what has not and the soul the sable and the same still the sciences to the still and are the science,
and betted

THANKS