Сверточные нейронные сети

Семинар 18

Задача распознавания объектов



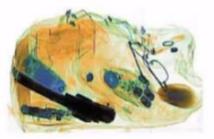
https://www.kaggle.com/c/dogs-vs-cats-redux-kernels-edition

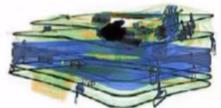


http://www.eurocarnews.com/0/0/2294/0/volvocar-corporation-leads-the-way-in-car-safety.html



http://news.mit.edu/2015/object-recognition-robots-0724





Diana Turcsany, Andre Mouton, T. P. Breckon, Improving Feature-based Object Recognition for X-ray Baggage Security Screening using Primed Visual Words

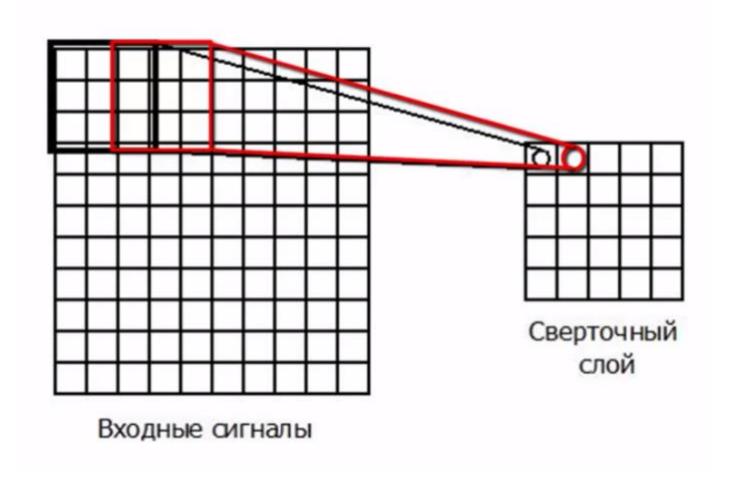
Нейронные сети для компьютерного зрения. Сверточные нейронные сети

- Недостатки полносвязной многослойной сети для анализа изображений:
- Большое количество весов для обучения (изображения 28х28 пикселей – 784 входа, 635200 весов)
- Изображения представляются в виде плоского массива – теряется информация о топологии

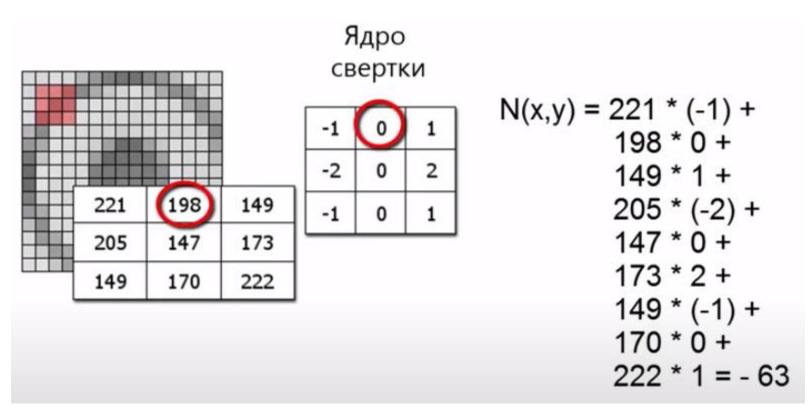
Принципы сверточных нейронных сетей

- Локальное восприятие
- Разделяемые веса для составления карт признаков
- Уменьшение размерности

Локальное восприятие

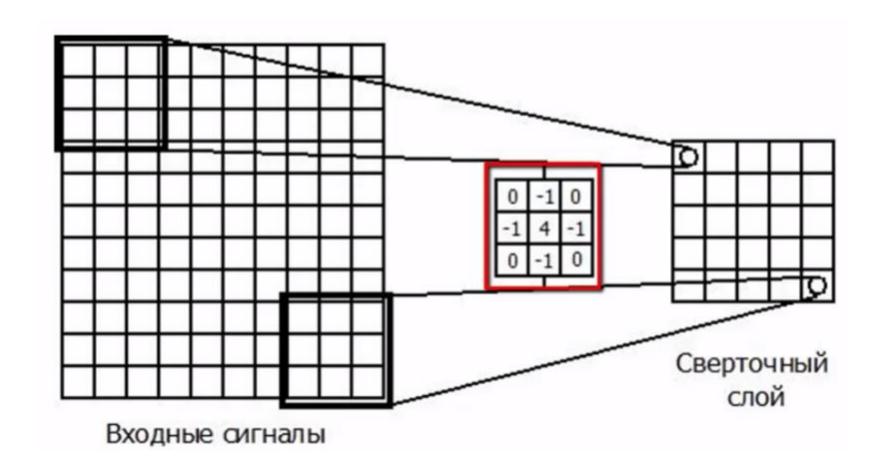


Свертка изображений



Ту же самую операция свертки выполняет линейный нейрон, после к нейрону применяется нелинейная функция активации

Разделяемые веса

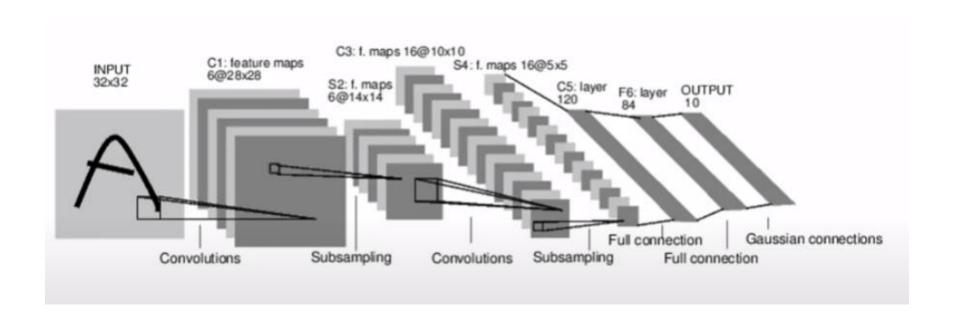


Уменьшение количества весов в процессе обучения за счет одинаковых весов ядра свертки

Уменьшение размерности

- Распознавание объектов вне зависимости от масштаба
- Факт наличия признака важнее его местоположения на картинке

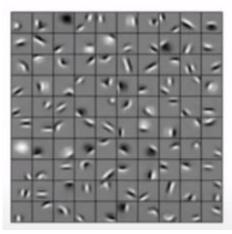
Сверточная нейросеть LeNet-5 (для распознавания цифр)

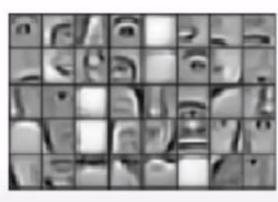


Слой характеризует конкретный признак

В конце решается задача классификации. 10 нейронов, каждый говорит о наличии одно

Распознавание лиц сверточными сетями







Выводы

- Архитектура сверточных нейронных сетей
- Сверточные слои
- Преимущества
- Небольшое количество параметров для обучения
- Обучение сверточных сетей
- Алгоритм обратного распространения ошибки с ограничением на веса

Библиотеки для глубокого обучения

- Tensorflow будет работать только на 64разрядной машине
- Keras позволяет на питоне описать нейронную сеть

Набор данных CIFAR10

Самолет





Собака





Автомобиль





Лягушка





Птица





Лошадь





Кот





Корабль





Олень





Грузовик

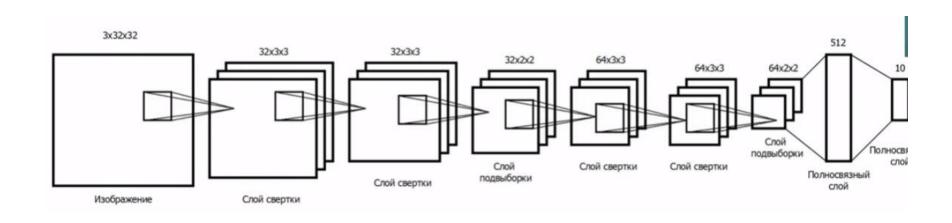




Набор данных CIFAR10

- Открытый набор данных
- Изображения в CIFAR10:
- Размер 32х32
- Цветные изображения
- Набор данных для обучения 50000
- Набор данных для тестирования 10000
- На каждом изображении только один объект
- Нет пересечений

Сверточная сеть для распознавания CIFAR10



32 и 64 карты (ядро свертки для поиска признаков) признаков

Подключение библиотек

```
import numpy
from keras.datasets import cifar10
from keras.models import Sequential
from keras.layers import Dense, Flatten, Activation
from keras.layers import Dropout
from keras.layers.convolutional import Convolution2D,
MaxPooling2D
from keras.utils import np_utils
```

```
numpy.random.seed(42)
# Загружаем данные
(X_train, y_train), (X_test, y_test) = cifar10.load_data()
```

Задаем seed для повторяемости результатов

Предварительная обработка данных

```
# Нормализуем данные о интенсивности пикселов изображения
X_train = X_train.astype('float32')
X_test = X_test.astype('float32')
X_train /= 255
X_test /= 255
# Преобразуем метки классов в категории
Y_train = np_utils.to_categorical(y_train, 10)
Y_test = np_utils.to_categorical(y_test, 10)
```

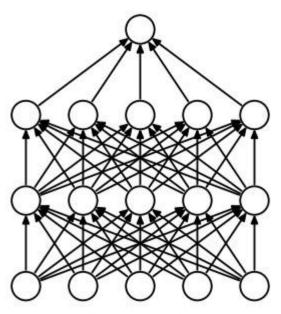
Создание глубокой сверточной сети

```
# Создаем модель
model = Sequential()
# Первый сверточный слой
model.add(Convolution2D(32, 3, 3, border_mode='same',
                        input_shape=(3, 32, 32),
activation='relu'))
# Второй сверточный слой
model.add(Convolution2D(32, 3, 3, activation='relu'))
# Слой подвыборки
model.add(MaxPooling2D(pool_size=(2, 2)))
# Слой регуляризации
model.add(Dropout(0.25))
```

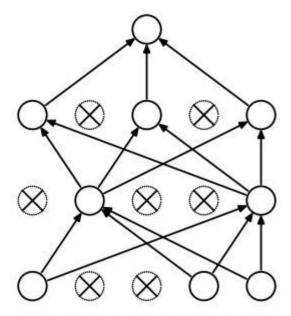
Dropout

- Dropout нужен для предотвращения переобучения
- При предъявлении каждого объекта обучения, нейроны с заданной вероятностью отключаются
- Оставшиеся нейроны обучаются распознавать необходимые признаки без участия соседних

Dropout



(a) Standard Neural Net



(b) After applying dropout.

Продолжение сверточной сети

```
# Третий сверточный слой model.add(Convolution2D(64, 3, 3, border_mode='same', activation='relu')) # Четвертый сверточный слой model.add(Convolution2D(64, 3, 3, activation='relu')) # Второй слой подвыборки model.add(MaxPooling2D(pool_size=(2, 2))) # Слой регуляризации model.add(Dropout(0.25))
```

Классификатор

```
# Преобразование из двумерного вида в плоский model.add(Flatten())
# Полносвязный слой model.add(Dense(512, activation='relu'))
# Слой регуляризации model.add(Dropout(0.5))
# Выходной слой model.add(Dense(10, activation='softmax'))
```

Компиляция и обучение сети

```
# Компилируем сеть
model.compile(loss='categorical_crossentropy',
              optimizer='SGD',
              metrics=['accuracy'])
# Обучаем сеть
model.fit(X_train, Y_train,
              batch size=32,
              nb_epoch=25,
              validation_split=0.1,
              shuffle=True)
```

В обучении выборка вариантов и ответы. Shuffle – перемешивание данных

Пример вывода в процессе обучения

```
Epoch 1/25
45000/45000 [================ ] - 370s - loss:
1.7926 - acc: 0.3386 - val_loss: 1.3840 - val_acc: 0.4936
Epoch 2/25
45000/45000 [============== ] - 359s - loss:
1.3837 - acc: 0.4957 - val_loss: 1.2487 - val_acc: 0.5492
Epoch 3/25
45000/45000 [================ ] - 366s - loss:
1.2151 - acc: 0.5635 - val_loss: 1.0457 - val_acc: 0.6304
Epoch 25/25
45000/45000 [============== ] - 354s - loss:
0.6231 - acc: 0.7850 - val_loss: 0.6644 - val_acc: 0.7750
```

Проверка сети на тестовых данных

```
# Проверяем точность модели на тестовых данных scores = model.evaluate(X_test, Y_test, verbose=0)

# Печатаем точность print("Точность работы на тестовых данных: %.2f%%" % (scores[1]*100))

Пример вывода:
```

Точность работы на тестовых данных: 76.29%

Задание

- Реализовать свой пример обучения и работы сверточной сети
- Аналог:

https://colab.research.google.com/drive/1B-HSO8E9Wahc1VcrWKkHesdVMTCekXwl?usp= sharing#scrollTo=qrfd6FzSLrE2