Введение в нейронные сети

Урок 4. Сверточные нейронные сети

ДЗ - поиграться с кодом соревнования по Северстали, получить как можно лучший результат. Альтернативное ДЗ - рассмотреть постановку и решение аналогичного индустриального кейса. Сдавать как обычно блокнот.

Взяла пример из методички.

Для обучения нейросети будем использовать датасет cifar-10.

Изначальные данные по data augmentation:

```
widin_sniti_range=0.i,
0
          height_shift_range=0.1,
         shear_range=0.,
         zoom range=0.2,
         channel_shift_range=0.,
         fill_mode='nearest',
         cval=0..
         horizontal_flip=True,
         vertical_flip=False,
         rescale=None,
         preprocessing_function=None,
          data_format=None,
         validation_split=0.0)
      train_gen = datagen.flow(X_train,
                          v train.
                          batch_size=batch_size)
      # запуск data augmentation через fit
      model.fit(train gen,
              epochs=epochs,
              validation_data=(X_test, y_test))

    Мспользование data augmentation

   Epoch 1/5
   98/98 [===
               Epoch 2/5
   98/98 [====
            Epoch 3/5
   98/98 [===
                ===========] - 28s 284ms/step - loss: 2.2852 - accuracy: 0.1365 - val_loss: 2.2711 - <mark>v</mark>al_accuracy: 0.1658
   Epoch 4/5
   98/98 [===
             ============================ ] - 27s 270ms/step - loss: 2.2564 - accuracy: 0.1560 - val_loss: 2.2133 - val_accuracy: 0.1962
   Epoch 5/5
   98/98 [==============] - 27s 278ms/step - loss: 2.1806 - accuracy: 0.1859 - val_loss: 2.0936 - val_accuracy: 0.2409
```

Поменяем количество эпох и параметры сдвига:

```
else:

print('Mcnohaomanue data augmentation')

# Препроцессият u data augmentation в реальном времени:

datagen - ImageDataGenerator(
    featurewise_center=False,
    samplewise_center=False,
    samplewise_std_normalization=False,
    samplewise_std_normalization=False,
    zca_whitening=False,
    zca_whitening=False,
    zca_whitening=False,
    zca_whitening=False,
    zca_whitening=False,
    zca_whitening=False,
    zca_whitening=False,
    zca_whitening=False,
    zca_manue=0.2,
    shear_rahge=0.2,
    zcom_range=0.2,
    channel_shift_range=0.,
    fill_mode*_nearest',
    cval=0.,
    horiontal_filp=True,
    vertical_filp=False,
    rescale=None,
    preprocessing_function=None,
    data_format=None,
    validation_split=0.0)
```

Точность повысилась до 0,28 на 9 эпохе и упала до 0,25 на последней эпохе.

```
validation data=(X test, y test))

    Использование data augmentation

   Epoch 1/10
   98/98 [====
                     =========] - 29s 283ms/step - loss: 2.3062 - accuracy: 0.1023 - val_loss: 2.2968 - val_accuracy: 0.1157
   Epoch 2/10
   98/98 [=
                             ======] - 27s 276ms/step - loss: 2.2960 - accuracy: 0.1178 - val_loss: 2.2872 - val_accuracy: 0.1424
   Epoch 3/10
   98/98 [===
                           =======] - 28s 283ms/step - loss: 2.2838 - accuracy: 0.1399 - val loss: 2.2644 - val accuracy: 0.1700
   Epoch 4/10
                       98/98 [====
   Epoch 5/10
   98/98 [===
                         ========] - 28s 284ms/step - loss: 2.1762 - accuracy: 0.1907 - val_loss: 2.0980 - val_accuracy: 0.2300
   Epoch 6/10
   98/98 [===
Epoch 7/10
                            ======] - 28s 286ms/step - loss: 2.1277 - accuracy: 0.2007 - val_loss: 2.0447 - val_accuracy: 0.2477
                               -----] - 28s 283ms/step - loss: 2.1026 - accuracy: 0.2095 - val_loss: 2.0913 - val_accuracy: 0.2272
   Epoch 8/10
                                      28s 287ms/step - loss: 2.0872 - accuracy: 0.2209 - val loss: 2.0037 - val accuracy: 0.2742
   98/98 [==:
   Epoch 9/10
                          98/98 [====
   Epoch 10/10
   98/98 [=====
                        :=======] - 27s 280ms/step - loss: 2.0601 - accuracy: 0.2286 - val loss: 2.0376 - val accuracy: 0.2515
```

Усложняю структуру слоев сети:

```
# конфигурирование с
model = Sequential()
                                                                                                   # слои нейросети отвественные за свертку и max-pooling
                                                                                                  model.add(Conv2D(32, (3, 3), padding='same', input_shape=X_train.shape[1:]))
model.add(Activation('relu'))
                                                                                                  model.add(Conv2D(32, (3, 3)))
model.add(Activation('relu'))
     model.add(Conv2D(32, (3, 3), padding='same', input_shape=X_train.shape[1:]))
     model.add(Activation('relu'))
     model.add(Conv2D(32, (3, 3)))
model.add(Activation('relu'))
model.add(MaxPooling2D(pool_size=(2, 2)))
                                                                                                   model.add(MaxPooling2D(pool_size=(2, 2)))
                                                                                                   model.add(Dropout(0.25)
     model.add(Dropout(0.25))
                                                                                                  model.add(Conv2D(64, (3, 3), padding='same'))
                                                                                                   model.add(Activation('relu'
     model.add(Conv2D(64, (3, 3), padding='same'))
                                                                                                  model.add(Conv2D(64, (3, 3)))
model.add(Activation('relu'))
     model.add(Activation('relu')
     model.add(Conv2D(64, (3, 3)))
model.add(Activation('relu'))
                                                                                                   model.add(MaxPooling2D(pool size=(2, 2)))
                                                                                                   model.add(Dropout(0.25))
     model.add(MaxPooling2D(pool_size=(2, 2)))
     model.add(Dropout(0.25))
                                                                                                   model.add(Conv2D(256, (3, 3), padding='same'))
                                                                                                   model.add(Activation('relu')
                                                                                                  model.add(Conv2D(256, (3, 3)))
model.add(Activation('relu'))
     model.add(Flatten()
     model.add(Dense(512))
model.add(Activation('relu'))
                                                                                                  model.add(MaxPooling2D(pool_size=(2, 2)))
     model.add(Dropout(0.5))
model.add(Dense(num_classes))
model.add(Activation('softmax'))
                                                                                                   model.add(Dropout(0.25))
                                                                                                   model.add(Flatten())
     model.summary()
                                                                                                   model.add(Dense(512))
                                                                                                   model.add(Activation('relu'))
     model.compile(loss='categorical crossentropy',
                                                                                                   model.add(Dropout(0.5))
                 ontimizer='SGD'
                                                                                                   model.add(Dense(num_classes))
                metrics=['accuracy'])
                                                                                                   model.add(Activation('softmax'))
         Epoch 1/10
         98/98 [===
                                      :========] - 31s 294ms/step - loss: 2.3034 - accuracy: 0.1063 - val_loss: 2.3007 - val_accuracy: 0.1342
         Epoch 2/10
         98/98 [=
                                                =====] - 28s 284ms/step - loss: 2.3014 - accuracy: 0.1093 - val_loss: 2.2987 - val_accuracy: 0.1257
         Epoch 3/10
         98/98 [===
                                      :=======] - 28s 289ms/step - loss: 2.2989 - accuracy: 0.1131 - val_loss: 2.2955 - val_accuracy: 0.1430
         Epoch 4/10
         98/98 [====
                                        =======] - 28s 289ms/step - loss: 2.2943 - accuracy: 0.1251 - val_loss: 2.2880 - val_accuracy: 0.1674
         Fnoch 5/10
         98/98 [===
                                         =======] - 29s 291ms/step - loss: 2.2819 - accuracy: 0.1405 - val loss: 2.2668 - val accuracy: 0.1816
         Epoch 6/10
         98/98 [===
                                      =======] - 28s 285ms/step - loss: 2.2444 - accuracy: 0.1575 - val_loss: 2.1999 - val_accuracy: 0.2119
         Epoch 7/10
         98/98 [==
                                           =======] - 29s 290ms/step - loss: 2.1755 - accuracy: 0.1774 - val_loss: 2.1741 - val_accuracy: 0.1836
         Epoch 8/10
         98/98 [====
                                       =======] - 28s 284ms/step - loss: 2.1412 - accuracy: 0.1884
                                                                                                                        val loss: 2.1171 - val accuracy: 0.2056
         Epoch 9/10
         98/98 [====
                                     val_loss: 2.0660 - val_accuracy: 0.2307
         Epoch 10/10
                                                                                                                         val loss: 2.0614 - val accuracy: 0.2399
         98/98 [=====
                            🔏 [12] # # сохранение модели и весов
```

Потери уменьшились, но точность примерно на таком же уровне как при вышеуказанных параметрах.

Вывод:

Существенно повысить точность распознавание образов cifar 10 сверточной нейронной сетью не удалось. Показатели точности при разных подходах были в диапазоне 0.23 - 0.28.