# 知能システムレポート4

三浦夢生

2021年1月3日

## 1 目的

ディープラーニングに用いられる手法やライブラリ,モデルの構築や評価の方法を実際にプログラムを動か すことを通して学ぶ.

## 2 前提知識

今回用いたライブラリについて簡単な解説を行う.

#### 2.1 TensorFlow

Google が提供するオープンソースの機械学習ライブラリだが、機械学習に限らずテンソル計算も行える. また、大量の画像などのデータセットも提供している. クラウドやブラウザ、モバイルや IoT デバイス上などでも構築でき、様々なサービスを支える技術となっている.

データフローグラフを用いることで複雑なネットワークを記述でき、また柔軟にネットワークを構築できる. 後述する Keras も含まれているが、データフローを考慮して構築する必要があるため、初心者には少々難易度が高い.

#### 2.2 Keras

Python で書かれた高水準の機械学習ライブラリのこと. 内部的には TensorFlow で計算を行っており, Keras は多少の柔軟性を引き換えに機械学習の難易度を下げている. TensorFlow と同様にデータセットの提供もしている.

数行のコードだけでモデルの構築,トレーニング,評価が可能であり,機械学習の入門ハードルが大幅に下げられたとも言われている.

#### 2.3 CIFAR-10

Keras から呼び出して利用ができるデータセットで、学習に利用できる. 6万枚もの乗り物や動物のラベル付きカラー画像で、学習やベンチマークに利用されている.

## 3 方法

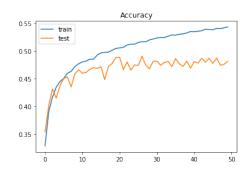
Colab 上で付録に示すソースコードを実行し、結果を得、考察する.

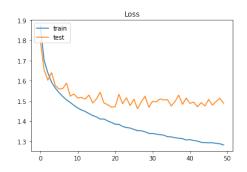
## 4 結果

より画像の学習を得意とする CNN のほうが高い正解率を出せるモデルの作成に成功した. しかし、ネットワークの複雑さからか CNN のほうが時間がかかった.

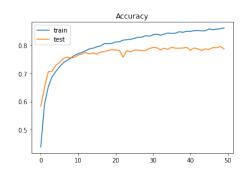
以下,正解率及びロスのグラフを示す.

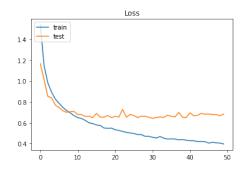
#### 4.1 MLP による学習の結果





#### 4.2 CNN による学習の結果





# 5 付録

今回用いたソースコードを以下に示す.

### 5.1 MLP による学習

MLP(Multi Layer Perceptron) とは、入力層・中間層・出力層の少なくとも 3 層からなる順伝播型ニューラルネットワークである.

学習にはバックプロパゲーションを用いる。今回のソースコードでは Adam を最適化アルゴリズムとし、多クラス交差エントロピーを損失関数としている。Adam とは慣性項を追加するモーメンタム法と学習率を調整する RMSProp を組み合わせた、現在デファクトスタンダードとなっている最適化アルゴリズムである。また、多クラス交差エントロピー (Categorical Cross Entropy) とはモデルの出力の log 値と正解をかけたものの総和を損失とする手法である。損失関数の値が大きいときに学習幅が大きいために学習スピードが速い。

- 1 import matplotlib.pyplot as plt
- 2 import keras
- 3 from keras.datasets import cifar10
- 4 from keras.models import Sequential

```
5 from keras.layers import Dense, Dropout
7 \text{ num\_classes} = 10
8 \text{ im\_rows} = 32
9 \text{ im\_cols} = 32
10 im_size = im_rows * im_cols * 3
11
12 (X_train, y_train), (X_test, y_test) = cifar10.load_data()
13
14 X_train = X_train.reshape(-1, im_size).astype('float32') / 255
15 X_test = X_test.reshape(-1, im_size).astype('float32') / 255
16
17 y_train = keras.utils.to_categorical(y_train, num_classes)
18 y_test = keras.utils.to_categorical(y_test, num_classes)
19
20 model = Sequential()
21 model.add(Dense(512, activation='relu', input_shape=(im_size,)))
22 model.add(Dense(num_classes, activation='softmax'))
23
24 model.compile(
25
       loss='categorical_crossentropy',
       optimizer='adam',
26
       metrics=['accuracy']
27
28 )
29
30 hist = model.fit(X_train, y_train, batch_size=32, epochs=50, verbose=1, validation_data
       =(X_test, y_test))
31
32 score = model.evaluate(X_test, y_test, verbose=1)
33 print('seikai =', score[1], 'loss = ', score[0])
35 model.save('./gdrive/My Drive/Colab Notebooks/cifar10-mlp.h5')
36
37 plt.plot(hist.history['accuracy'])
38 plt.plot(hist.history['val_accuracy'])
39 plt.title('Accuracy')
40 plt.legend(['train', 'test'], loc='upper left')
41 plt.show()
42 plt.plot(hist.history['loss'])
43 plt.plot(hist.history['val_loss'])
44 plt.title('Loss')
45 plt.legend(['train', 'test'], loc='upper left')
46 plt.show()
```

#### 5.2 CNN による学習

CNN(Convolutional Neural Network) とは、通常のニューラルネットワークに「畳み込み」や「プーリング」といった処理を追加したものであり、画像の深層学習においてメジャーな手法である.

畳み込みとは、カーネル (フィルターとも言う) という格子状の数値データと、それと同サイズの元画像の一部の数値データに関して各要素の積の和を計算することで一つの数値を得 (これをテンソルという)、これを繰り返すことで特徴マップを作成することである。またプーリングとは、ウィンドウと呼ばれるサイズで画像の一部にフォーカスを当てて、数値を作り出すことで、ウィンドウのうち最大値を選ぶ手法を最大値プーリングといい、ウィンドウ内の平均値をとる手法を平均値プーリングという。

また以下のモデルは画像認識コンテストで優秀な成績を収めたチームが作成したモデルに似ていることから VGG like と呼ばれている.

```
1 import matplotlib.pyplot as plt
2 import keras
3 from keras.datasets import cifar10
4 from keras.models import Sequential
5\, from keras.layers import Dense, Dropout, Activation, Flatten
6 from keras.layers import Conv2D, MaxPooling2D
8 num_classes = 10
9 \text{ im\_rows} = 32
10 \text{ im\_cols} = 32
in_shape = (im_rows, im_cols, 3)
12
13 (X_train, y_train), (X_test, y_test) = cifar10.load_data()
14
15 X_train = X_train.astype('float32') / 255
16 X_test = X_test.astype('float32') / 255
17
18 y_train = keras.utils.to_categorical(y_train, num_classes)
19 y_test = keras.utils.to_categorical(y_test, num_classes)
20
21 model = Sequential()
22 model.add(Conv2D(32, (3, 3), padding='same', input_shape=in_shape))
23 model.add(Activation('relu'))
24 model.add(Conv2D(32, (3, 3)))
25 model.add(Activation('relu'))
26 model.add(MaxPooling2D(pool_size=(2, 2)))
27 model.add(Dropout(0.25))
28
29 model.add(Conv2D(64, (3, 3), padding='same'))
30 model.add(Activation('relu'))
31 model.add(Conv2D(64, (3, 3)))
32 model.add(Activation('relu'))
```

```
33 model.add(MaxPooling2D(pool_size=(2, 2)))
34 model.add(Dropout(0.25))
35
36 model.add(Flatten())
37 model.add(Dense(512))
38 model.add(Activation('relu'))
39 model.add(Dropout(0.5))
40 model.add(Dense(num_classes))
  model.add(Activation('softmax'))
42
43 model.compile(
       loss='categorical_crossentropy',
44
       optimizer='adam',
45
       metrics=['accuracy']
46
47
48
49 hist = model.fit(X_train, y_train, batch_size=32, epochs=50, verbose=1, validation_data
       =(X_test, y_test))
50
51 score = model.evaluate(X_test, y_test, verbose=1)
  print('seikai =', score[1], 'loss = ', score[0])
53
  model.save('./gdrive/My Drive/Colab Notebooks/cifar10-cnn.h5')
54
55
56 plt.plot(hist.history['accuracy'])
57 plt.plot(hist.history['val_accuracy'])
58 plt.title('Accuracy')
59 plt.legend(['train', 'test'], loc='upper left')
60 plt.show()
61 plt.plot(hist.history['loss'])
62 plt.plot(hist.history['val_loss'])
63 plt.title('Loss')
64 plt.legend(['train', 'test'], loc='upper left')
65 plt.show()
```