

## 進捗報告

### 1 今週行ったこと

Googlecolab を用いて、Cifar10 の CNN の以下の実装を行った。

1. データを 10000 個取り出す
2. データを A と B にランダムに二分割する
3. A→train,B→test で実験（A→train,B→test としたとき AtoB と表記する）
4. B→train,A→test で実験（B→train,A→test としたとき BtoA と表記する）
5. 3. と 4. でミスしたデータを調べた
6. A をテストした時、失敗したデータ B をテストした時、成功したデータをランダムに一つ交換
7. 3. に戻る

以上の操作を 50 回繰り返し行った。

まず、比較のために交換を行わないで作業を行った結果を図 1 に示す。次に、ランダムに一つだけ交換していくものを図 2 に示す。最後に、ランダムに 100 個交換していくものを図 3 に示す。

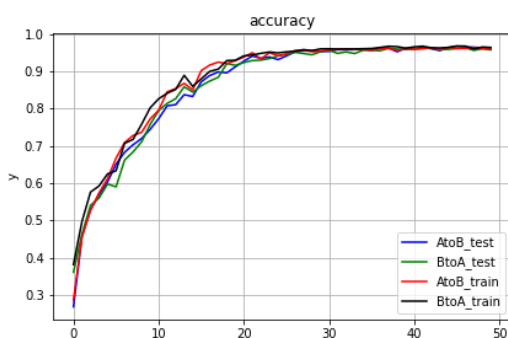


図 1: 交換なし

全て横軸が繰り返し回数、縦軸が Accuracy である。

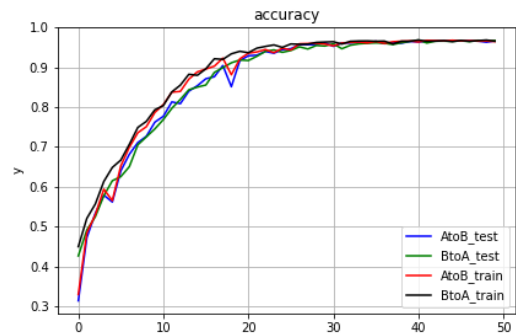


図 2: 1 個交換

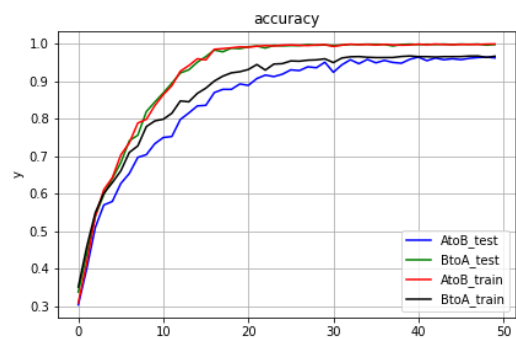


図 3: 100 個交換

繰り返し回数が 50 回しかないなので、1 個交換のものと交換なしのものではあまり差異は見られず、繰り返し回数が 50 付近では、Accuracy は 96, 97 % ほどであった。

100 個交換のものは以下の制約の下で行った。A をテストしたときの miss した個数を A\_miss とすると、100 個交換 ( $A\_miss \geq 100$ ), 10 個交換 ( $A\_miss \geq 10$ ), 1 個交換 ( $A\_miss < 10$ ) を行う。下記のような結果になり、A（正解ラベルを集めたもの）が 99.8 % を超える一方、B（不正解ラベルを集めたもの）は 96, 97 % どまりという結果になった。

モデルのコンパイルは下記のように行い、  
`model_AtoB.compile( loss='categorical_crossentropy',  
optimizer=Adam(lr=0.001), metrics=['accuracy'])`

モデルの訓練は下記である。  
model\_AtoB.fit(x\_a,y\_a, batch\_size=32, epochs=1,  
verbose=1, validation\_split=0.1 )  
また、モデルの構築は下記である。

```
model=Sequential()
1 層目
model.add(Conv2D(32,kernel_size=(3,3),activation='relu',padding='same',input_shape=(32,32,3)))
model.add(Conv2D(32,kernel_size=(3,3),activation='relu'))
model.add(MaxPooling2D(pool_size=(2,2)))
model.add(Dropout(0.25))
2 層目
model.add(Conv2D(32,kernel_size=(3,3),activation='relu',padding='same'))
model.add(Conv2D(32,kernel_size=(3,3),activation='relu'))
model.add(MaxPooling2D(pool_size=(2,2)))
model.add(Dropout(0.25))
出力層
model.add(Flatten())      model.add(Dense(512))
model.add(Activation('relu'))
model.add(Dropout(0.5))    model.add(Dense(10))
model.add(Activation('softmax'))
model_AtoB=model model_BtoA=model
```

## 2 考察

正解を増やした方は正解率が高まっている一方で間違いを増やした方の正解率が特に下がっていないのは、交換することによって、実質訓練枚数が上がっているからだと思われた。交換のことを考えて、一回のエポック数を1としたが、訓練がある程度できるまで先に訓練をしてから交換を行った方がよさそうであり、また、一回における交換枚数も1枚ー10枚程度で実験がうまく進むと思われる。(96%まで、Accuracyが高まるとmissした枚数も200枚程度になるため)

## 3 次回行うこと

randomのシードを変えて、他の乱数値でも同じような現象になるか確かめる。

- 学習を進めてから交換を行うもの
- 初めから交換を行うもの
- 交換を行わないもの

上記の3つに対してrandomのシードを変えてそれぞれ平均をとり、accuracyの推移を確かめる。

一回の交換で100個交換したときのソースコードを、ソースコード1に示す。

Listing 1: Change100

```
1      !pip install dlt
2
3      #dlt=Deep Learning Tools
4      import dlt
5      data=dlt.cifar.load_cifar10()
6      from keras.utils.np_utils import to_categorical
7      import numpy as np
8      from sklearn.model_selection import train_test_splitデータの取得確認
9      #,
10     x=data.train_images[:10000]
11     x=x.astype('float32')/255.0
12     print(x.shape)
13     y=data.train_labels[:10000]
14     y=to_categorical(y,10)
15     print(y.shape)
16     print(x[0])
17     print(y[0])
18     #とに二分割 AB
19     x_a,x_b=train_test_split(x,test_size=0.5,random_state=0)
20     print(x_a.shape)
21     print(x_b.shape)
22     y_a,y_b=train_test_split(y,test_size=0.5,random_state=0)
23     print(y_a.shape)
24     print(y_b.shape)
25
26     from keras.models import Sequential
27     from keras.layers import Dense,Dropout,Activation,Conv2D,MaxPooling2D,Flatten
28     from keras.optimizers import Adamモデルの構築
29     #
30     model=Sequential()
31
32     # 層目 1
33     model.add(Conv2D(32,kernel_size=(3,3),activation='relu',padding='same',
34                      input_shape=(32,32,3)))
35     model.add(Conv2D(32,kernel_size=(3,3),activation='relu'))
36     model.add(MaxPooling2D(pool_size=(2,2)))
37     model.add(Dropout(0.25))
38
39     # 層目 2
40     model.add(Conv2D(32,kernel_size=(3,3),activation='relu',padding='same'))
41     model.add(Conv2D(32,kernel_size=(3,3),activation='relu'))
42     model.add(MaxPooling2D(pool_size=(2,2)))
43     model.add(Dropout(0.25))
44
45     # 出力層
46     model.add(Flatten())
47     model.add(Dense(512))
48     model.add(Activation('relu'))
49     model.add(Dropout(0.5))
50     model.add(Dense(10))
```

```

50     model.add(Activation('softmax'))
51
52     model_AtoB=model
53     model_BtoA=model
54
55     #A->train,B->test
56     model_AtoB.compile(
57         loss='categorical_crossentropy',
58         optimizer=Adam(lr=0.001),
59         metrics=['accuracy'])
60
61     #B->train,A->test
62     model_BtoA.compile(
63         loss='categorical_crossentropy',
64         optimizer=Adam(lr=0.001),
65         metrics=['accuracy'])
66
67     import random一連の流れの繰り返し
68
69     #
70     repetition=50
71     AtoB_train_loss=[]
72     AtoB_train_acc=[]
73     AtoB_test_loss=[]
74     AtoB_test_acc=[]
75     BtoA_train_loss=[]
76     BtoA_train_acc=[]
77     BtoA_test_loss=[]
78     BtoA_test_acc=[]
79     for i in range(repetition):
80         #A->train,B->test
81         model_AtoB.fit(x_a,y_a,
82             batch_size=32,
83             epochs=1,
84             verbose=1,
85             validation_split=0.1
86         )
87         AtoB_train_loss.append(model_AtoB.evaluate(x_a,y_a)[0])
88         AtoB_train_acc.append(model_AtoB.evaluate(x_a,y_a)[1])
89         AtoB_test_loss.append(model_AtoB.evaluate(x_b,y_b)[0])
90         AtoB_test_acc.append(model_AtoB.evaluate(x_b,y_b)[1])
91         y_b_pred=model.predict_classes(x_b)
92         y_b_true=np.argmax(y_b,axis=1)
93         # の正解 B
94         B_correct=[]
95         for j in range(5000):
96             if y_b_pred[j] == y_b_true[j]:
97                 B_correct.append(j)
98
99
100        #B->train,A->test
101        model_BtoA.fit(x_b,y_b,
102            batch_size=32,

```

```

103         epochs=1,
104         verbose=1,
105         validation_split=0.1
106     )
107     BtoA_train_loss.append(model_BtoA.evaluate(x_b,y_b)[0])
108     BtoA_train_acc.append(model_BtoA.evaluate(x_b,y_b)[1])
109     BtoA_test_loss.append(model_BtoA.evaluate(x_a,y_a)[0])
110     BtoA_test_acc.append(model_BtoA.evaluate(x_a,y_a)[1])
111     y_a_pred=model.predict_classes(x_a)
112     y_a_true=np.argmax(y_a,axis=1)
113     # の間違い A
114     A_miss=[]
115     x_a_miss=[]
116     y_a_miss=[]
117     for j in range(5000):
118         if y_a_pred[j] != y_a_true[j]:
119             A_miss.append(j)
120
121     random.shuffle(A_miss)
122     random.shuffle(B_correct)
123
124     if len(A_miss) >= 100:
125         for j in range(100):
126             x_a[A_miss[j]],x_b[B_correct[j]]=x_b[B_correct[j]],x_a[A_miss[j]]
127             y_a[A_miss[j]],y_b[B_correct[j]]=y_b[B_correct[j]],y_a[A_miss[j]]
128         elif len(A_miss) >= 10:
129             for j in range(10):
130                 x_a[A_miss[j]],x_b[B_correct[j]]=x_b[B_correct[j]],x_a[A_miss[j]]
131                 y_a[A_miss[j]],y_b[B_correct[j]]=y_b[B_correct[j]],y_a[A_miss[j]]
132             else:
133                 x_a[A_miss[0]],x_b[B_correct[0]]=x_b[B_correct[0]],x_a[A_miss[0]]
134                 y_a[A_miss[0]],y_b[B_correct[0]]=y_b[B_correct[0]],y_a[A_miss[0]]
135
136
137
138     import numpy as np
139     import matplotlib.pyplot as plt
140
141     fig, ax = plt.subplots()
142
143     t = np.linspace(0, 10, 1000)
144     y1 = AtoB_test_acc
145     y2 = BtoA_test_acc
146     y3 = AtoB_train_acc
147     y4 = BtoA_train_acc
148
149     c1,c2,c3,c4 = "blue","green","red","black" # 各プロットの色
150     l1,l2,l3,l4 = "AtoB_test","BtoA_test","AtoB_train","BtoA_train" # 各ラベル
151
152     # 軸ラベル x
153     ax.set_ylabel('y') # 軸ラベル y
154     ax.set_title('accuracy') # グラフタイトル
155     # ax.set_aspect('equal') # スケールを揃える

```

```

156     ax.grid() # 罫線
157     #ax.set_xlim([-10, 10]) # 方向の描画範囲を指定 x
158     #ax.set_ylim([0, 1]) # 方向の描画範囲を指定 y
159     ax.plot(y1, color=c1, label=l1)
160     ax.plot(y2, color=c2, label=l2)
161     ax.plot(y3, color=c3, label=l3)
162     ax.plot(y4, color=c4, label=l4)
163     ax.legend(loc=0) # 凡例
164     fig.tight_layout() # レイアウトの設定
165     plt.savefig("/content/drive/My Drive/googlecolab/cifar10_acc_100.png") # 画像の
        保存
166     plt.show()
167
168     fig, ax = plt.subplots()
169
170     t = np.linspace(0, 10, 1000)
171     y1 = AtoB_test_loss
172     y2 = BtoA_test_loss
173     y3 = AtoB_train_loss
174     y4 = BtoA_train_loss
175
176     c1,c2,c3,c4 = "blue","green","red","black" # 各プロットの色
177     l1,l2,l3,l4 = "AtoB_test","BtoA_test","AtoB_train","BtoA_train" # 各ラベル
178
179     # 軸ラベル x
180     ax.set_ylabel('y') # 軸ラベル y
181     ax.set_title('loss') # グラフタイトル
182     # ax.set_aspect('equal') # スケールを揃える
183     ax.grid() # 罫線
184     #ax.set_xlim([-10, 10]) # 方向の描画範囲を指定 x
185     #ax.set_ylim([0, 1]) # 方向の描画範囲を指定 y
186     ax.plot(y1, color=c1, label=l1)
187     ax.plot(y2, color=c2, label=l2)
188     ax.plot(y3, color=c3, label=l3)
189     ax.plot(y4, color=c4, label=l4)
190     ax.legend(loc=0) # 凡例
191     fig.tight_layout() # レイアウトの設定
192     plt.savefig("/content/drive/My Drive/googlecolab/cifar10_loss_100.png") # 画像の
        保存
193     plt.show()

```

---