進捗報告

1 今週行ったこと

先週と同様に、Googlecolab を用いて、Cifar10の CNN の以下の実装を行った。先週のモデルでは、モデルの構築の時点で間違っており、model_AtoB=model_BtoA となってしまっていたため、全データが訓練データと同じになってしまい、高い識別率を示していたので、モデルを改めた。使っていないデータ(40000件)で accuracy と loss を訓練後のモデルで計測すると AtoB,BtoA でどちらも同じ値をはじき出したことにより判明。

- 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る
- 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 M 個交換(自分で指定)

7.3.に戻る

上記のアルゴリズムを繰り返すと $A \rightarrow$ 簡単、 $B \rightarrow$ 難 しいデータが集まると考えられる。つまり、accuracy は AtoB が低く、BtoA が高くなると予想される。

以下に、変数を定義する

- random: A.B のシャッフルの random_state
- lr:学習率
- batch: バッチサイズ
- epoch: エポック数
- change: 1回の交換で交換するデータの数
- repe: 3.4.5.6. の繰り返し数

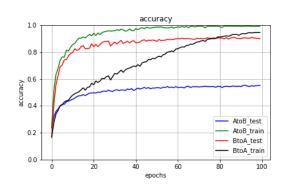
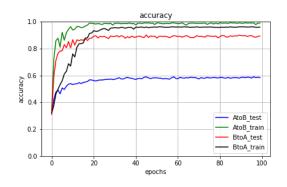


図 1: random=0,lr=0.0001,batch=32,epoch=1,change=10000, repe100

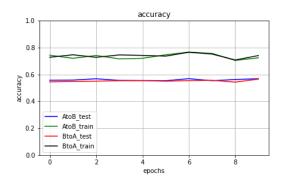
重みをリセットしていないモデルを図 1,2 に示した。図 1 では、test の結果が、AtoB では、57 %ほどだったのに対し、BtoA が 90 %近くを示した。ただ、BtoA の訓練データの精度ばかりが上がり、過剰適合しているといえる。



 \boxtimes 2: random=0,lr=0.001,batch=16,epoch=1,change=10000, repe=100

杉山君とパラメータを揃えたモデルを図2に示した。また、未知の40000件のデータをテストデータとした際には、AtoBモデルでは51.1%、BtoAモデルでは56%の accuracy を示した。

重みをリセットしたモデルを図3に示した。特に、AtoB と BtoA で差は見られなかった。交換する数が1になってました…



 \boxtimes 3: random=0,lr=0.0001,batch=32,epoch=50,change=1, repe=10

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

 $\label{local_size} $\operatorname{model.add}(\operatorname{Conv2D}(32, \operatorname{kernel_size}=(3,3), \operatorname{activation}=\operatorname{'relu'}, \operatorname{padding}=\operatorname{'same'}, \operatorname{input_shape}=(32,32,3)))$ $\operatorname{model.add}(\operatorname{Conv2D}(32, \operatorname{kernel_size}=(3,3), \operatorname{activation}=\operatorname{'relu'}))$ $\operatorname{model.add}(\operatorname{MaxPooling2D}(\operatorname{pool_size}=(2,2)))$ $\operatorname{model.add}(\operatorname{Dropout}(0.25))$$

2層目

 $\label{local_conv2D} $\operatorname{model.add}(\operatorname{Conv2D}(32,\operatorname{kernel_size}=(3,3),\operatorname{activation}=\operatorname{'relu'},\operatorname{padding}=\operatorname{'same'}))$ $\operatorname{model.add}(\operatorname{Conv2D}(32,\operatorname{kernel_size}=(3,3),\operatorname{activation}=\operatorname{'relu'}))$ $$

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'))

 $model_AtoB=model_BtoA=model$

2 考察

重みをリセットしないままで行うと、精度に大きな開きが見られたがこれでは目的の「スプリットの

仕方によって Accuracy の値が変わるか」どうかは わからない。そのため、交換するたびに十分といえ るほど訓練していくような実装を行わなければなら ないと思った。

3 次回行うこと

- 一回の訓練のエポック数を伸ばし、交換数を最大にして再実験する。
- 訓練と交換をしていく間で間違えた回数をカウントして、間違えた回数の多いもの、少ないものに2分割して accuracy の差を見る
- 初期のA,Bを振り分ける random state を変えな がら訓練していき、同様に間違えた回数をカウ ントして、間違えた回数の多いもの、少ないも のに2分割して accuracy の差を見る

現 時 点 で の コード を 以 下 に 示 す 。 https://github.com/KeitaTakami/WeeklyReport/blob/master/0508/cifar10.ipynb