〇前処理を実施

― Train　― valid

|  |  |
| --- | --- |
| 元データのまま | |
|  |  |
| X/255 | |
|  |  |

<考察>

画像データを255で割って正規化を行ったところ、今回の設定の場合、精度が低下した。表を見る限り、正規化したデータを用いたモデルは、精度、損失共に、ValidとTrainデータに大きな差がなく、学習が不足しているものと考えられる。そこで、エポック数を30にして学習を行った結果は以下の様になった。

|  |  |
| --- | --- |
| X/255(epoch=30) | |
|  |  |

エポックを30にすることで、Trainの値がValidよりAccuracy、Lossともによくなっている事から学習は十分行われたものと思われる。

正規化した結果と正規化していない結果を比較すると元のモデルと比べてあまり精度はよくなっていない事がわかる。このことから今回の場合（optimizerがAdamで学習率0.001の場合）正規化することは精度に大きな成果は得られていないように感じる。

一方で、TrainとValidのAccuracy、Lossの差は少なくなっているため、過学習が起きにくくなっているように感じられる。

正規化を画像データに対して行うメリットについて参考文献で確認したところ、観測したような画像データの場合ですべての画像データの濃淡の値が0~255以内の値に収まっていない場合は、正規化を行うことで、データの輝度値が同じ範囲に集約され、最適化（学習）がうまく行うことができるとのことでした。

今回の場合に当てはめて考えるとMNISTのデータはすべて0~255までのデータが入っており、正規化した事によるメリットが大きく出なかったものと考えられる。

<参考URL>

ニューラルネットワークの学習の工夫

<https://www.hellocybernetics.tech/entry/2017/01/31/041148>

[元データのパラメータ]

1. ニューラルネットのアーキテクチャ

入力時の特徴量: (C=1, w=28, h=28)

↓

畳み込み層、ReLu、ブーリング層

↓

特徴量マップ①(3, 13, 13)

↓

畳み込み層、Relu、ブーリング層

↓

特徴量マップ②(6, 6, 6)

↓

次元変換(216)

↓

全結合、Relu

↓

特徴量(100)

↓

全結合

↓

出力(10)

1. エポック数、バッチ数

バッチ数: 700

エポック数: 10

1. Optimizer

Adam(学習率: 0.001)