ロボットインテリジェンス レポート課題

06150176 農学部生物環境工学専修 4 年 川田桃子

1. 本レポートの概要

本レポートでは、MINIST の手書き数字の画像セットを学習データとして用い、4層の BP学習で重みの更新を行うフィードフォワード型ニューラルネットの実装を行った。 また、ノード数、活性化関数、初期値、学習係数を以下に記すように設定をし、学習デ ータにおける判定精度と、テストデータにおける判定精度についてグラフで表した。 並行して、今回は実装にはいたらなかったが現在のニューラルネットの精度向上や学習 測度向上のために用いられている方法についても簡単にまとめた。 しかしながら、今回のレポートにおいてはニューラルネットで使用されている手法につ いて比較・考察ができるほどの実装ができなかった。

1.1使用したデータセット

MNIST(http://yann.lecun.com/exdb/mnist/)の手書き数字の画像セットを学習と評価 に使用した。このデータでは 0~9 までの手書きの数字の画像が、28x28 のデー タと正解ラベルとともに用意されている。画像は 60000 枚、テスト画像は 10000 枚ある。本レポートでは、あらかじめダウンロードして numpy 配列に変 換した(訓練データ、訓練ラベル)と(テストデータ、テストラベル)に分けた データを pkl ファイルとして保存して、データセットとして使用した。

1.2 設定した条件

- ・中間層のノード数: 30
- ・重みの初期値: 標準偏差1のガウス分布の乱数を使用
- ·活性化関数

中間層のニューロンモデルの出力値に作用させる活性化関数としてシグ モイド関数を用いた。

また比較として ReLU 関数も使用し精度の比較を行った。 ・出力層の活性化関数

出力層の活性化関数としてはソフトマックス関数を用いた。また損失関 数(誤差評価関数)としては交叉エントロピー誤差を用いた。

- ・ミニバッチ処理: バッチ(200 程度) でバッチ処理を行った。
- · 学習係数: 0.1
- ・レイヤーの作り方:積の計算レイヤ(重みとバイアスのかかるところ)、活性 化関数のレイヤ(sigmoid, Relu)、評価関数のレイヤ(Softmax)に分けて作った。

2. 調べたことのまとめ・工夫点

2.1 初期値の設定について

初期値の工夫については、今回の実装では標準偏差1のガウス分布に 0.01 をか けたものを用いた。

重みの初期値に使用する関数ごとに適するものがあり、例えば ReLU の場合には 「He の初期値」Sigmoid や tanh 関数などの v 軸に対して左右対称で中央付近で 線形関数にみなせるものに対しては「Xavier の初期値」が適していると言われ ています。

2.2 one-hot 表現について

ラベルの表示の仕方。正解ラベルが、1 の場合[0,1,0,0,0,0,0,0,0]のように表さ れる表し方。今回の実装ではこれを用いた。

2.3 パラメーターの更新の方法:

私の実装においては、「stochastic gradient descent-SGD」を重みの更新の方 法として使用したが他にも Momentum, AdaGrad さらに Momentum と AdaGrad を組み合わせた Adam という更新の方法もある。

2.4 各レイヤーの逆伝播の勾配を求める式について

計算グラフの考え方を用いて、各レイヤーごとに順伝播(推論)方向の値の計算と逆伝播(BP)の方向の値を求めた。

x*W+bの計算を行うレイヤーを DotLayer とした。DotLayer からの値を活性化関数に通すときのレイヤを SigmoidLayer または Relu レイヤとした。さらに、最後のレイヤでは推論によって求められた値を SoftMax 関数に通した後に交叉エントロピー誤差を用いて最終的な推論を求めるように実装をした。各レイヤにおいて順方向の関数 foward()と逆方向の関数 back_propagation()を用意し、推論では各レイヤの foward()を掛けあわせ、BP 学習では後ろのレイヤから back_propagation()(各レイヤの微分)を掛け合わせる実装をした。

3. 実行結果

まったく収束しなかった。活性化関数として Sigmoid 関数を用いたあとに Relu 関数で試してみたが、それも全く収束しなかったので、BP 学習の実装のところで何か重大な欠陥があるのだと思うのだが、自分では見つけられなかった。

原因がわからず、それを苦闘していた結果ニューラルネットの実装だけに終わってしまった。

```
momoko@momoko-thinkpad-t430s:~/Documents/robot_intelligence$ python main.py
train accuracy: 0.09915 test accuracy: 0.1009
train accuracy: 0.1123666666667 test accuracy: 0.1135
train accuracy: 0.1123666666667 test accuracy: 0.1135
train accuracy: 0.104416666667 test accuracy: 0.1028
train accuracy: 0.1123666666667 test accuracy: 0.1135
train accuracy: 0.11236666666667 test accuracy: 0.1135
train accuracy: 0.1123666666667 test accuracy: 0.1135
train accuracy: 0.1123666666667 test accuracy: 0.1135
train accuracy: 0.11236666666667 test accuracy: 0.1135
```

バッチ数や、イタレーション数を変えて計算してみても結果がほとんど変わらなかった。

```
train accuracy: 0.102183333333 test accuracy: 0.101
train accuracy: 0.112366666667 test accuracy: 0.1135
train accuracy: 0.112366666667 test accuracy: 0.1135
train accuracy: 0.112366666667 test accuracy: 0.1135
train accuracy: 0.1123666666667 test accuracy: 0.1135
train accuracy: 0.1123666666666666666666666666666666
```

Relu を用いた場合:

4. 考察・反省

今回のレポートでは、各種の学習収束を早める工夫なども実装を行いたかったが時間が 足りなかった。また課題の一つであるノイズの発生がどう影響を与えるかというところ までたどりつくことができなかった。

下調べをする前にすぐに実装を初めて手を動かすべきだったと反省している。 Jupyter notebook を最後のほうまで使っていなかったのだが、対話的に進められるな どもっとはじめから使えばよかった。

期限内で自分の実装の問題点が見つけられなかったのは非常に残念であった。

4層の実装では、頭ではわかっていても、隣接している中間層のノードの数が、行列同 士をかけたときに列の数と行の数が一致しないために積ができない、というエラーが何 度もおき、どこが間違っているのかを探すのに苦労した。

5. 参考文献リスト

- 1._http://s0sem0y.hatenablog.com/entry/2017/06/20/135402
- 2. ゼロから作る Deep Learning Python で学ぶディープラーニングの理論と実装(オー ム社)

- 3. 入門 Python3(オーム社)
- 4. http://colah.github.io/posts/2014-10-Visualizing-MNIST/

6. 講義の感想

Deep Learning についての説明をしている書籍やウェブサイトでは、各種ライブラリの使用についてのみ説明をしているものが多いと感じています。ニューラルネットの基本の考え方がどのようにできているのかについての解説はあまり見たことがなかったので、この講義では、「知能とは何か」からスタートしニューラルネットだけではなく生き物の行動がどのようなプロセスを経て行われているのかについて学ぶことができ、新鮮でした。

実装にあまり慣れていない中でAに挑戦してみた結果、見事に玉砕してしまい、最後まで課題をやり通せなかったことが残念でした。

締め切りには間に合わなかったのですが、今後も自分で学習を進めていきたいと思っています。

人工知能関連の技術の敷居が、この授業のおかげてさがった気がします。ありがとうご ざいました。