ロボットインテリジェンス課題レポート

機械情報工学科　三年

03-190268 鬼澤英里

1.実装の説明

まずはじめに、ニューラルネットワークの構造は、入力層-線形層（活性化関数：シグモイド）→線形層（活性化関数：シグモイド）→線形層（活性化関数：ソフトマックス）-出力層　とした。　データセットとしてmnistを利用して画像識別を行ったので、多クラス分類の識別であるため、出力層の活性化関数はsoftmax関数にすることで、全体の確率の和を1に正規化してから誤差伝搬させる必要があると考えた。　mnistの画像が28×28であるため、入力層のニューロン数を784、最終的な出力は0~9の10種類であるので、出力層のニューロン数は10とし、中間層のニューロン数は、ひとまず入力層のニューロン数より大きくするという点に留意して1000とした。　初期荷重は、平均０、標準偏差1となる正規分布でランダムに指定した。初期荷重はできるだけ小さいほうがよく、全て同じ値にしてしまうと、勾配も同じになって全ての重みが同じ割合で更新されていってしまうため、正規分布でランダムとした。 その後活性化関数をReLUにした場合も試したが、その場合の標準偏差は、√(2/入力の次元) とした。学習係数は0~1の範囲であるが、大きければ大きいほど過学習や振動が起きやすいため、はじめは0.5として様子を見た。

2.実行結果

今回は、

1) 中間層のニューロン数

2) エポック数

3) 学習率

4) バッチサイズ

5) 層の数

6) ドロップアウト率

7) 活性化関数（および、それにあわせた初期結合荷重の設定）

に関して調整を行いながら実行を重ね、さらにその後CNNを組んで実行してみたので、それぞれについて結果を記述する。

1) 中間層のニューロン数について

入力層のニューロン数784に対して、中間層を、500,784,1000,1184,1568として実行したところ、結果はそれぞれ次のようになった。

・N=500

・N=784

・N=1000

・N=1184

・N=1568

表1 中間層の各ニューロン数におけるtestのaccuracyの最高値

|  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- |
|  |  |  |  |  |  |
|  |  |  |  |  |  |

このことから、ニューロン数が多いほど、精度は上がる一方で、計算量が増えるので、実行時間も大きくなる。したがって、

2) エポック数について

エポック数を30として、損失関数の値、および精度の変化を検証すると、結果は次のようになった。

3) 学習率について

学習率を0.01,0.1,0.1,0.5,0.8,1.0として結果を比較すると、次のようになった。

4) バッチサイズについて

バッチサイズを10,100,1000,10000として結果を比較すると、次のようになった。

このことから、

5) 層の数について

6) ドロップアウト率について