

ロボットインテリジェンス レポート課題 A

「ニューラルネット学習シミュレーション」

03-140299 東京大学機械情報工学科 3 年 和田健太郎

2015 年 1 月 6 日

1 はじめに

レポート課題として課題 A を選択し、3 層フィードフォワード型のニューラルネットとバックプロパゲーション学習をシミュレーションするプログラムを作成し、識別実験を行った。実験に利用したデータ群は The MNIST database of handwritten digits であり、このデータは過去に様々な分類器において識別能力を図るために利用されている。[1] 図 1 に実際に利用した学習データの一例を示す。

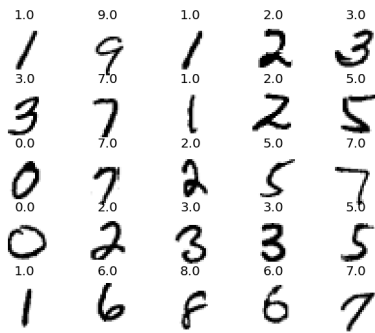


図 1: MNIST の画像データ例

また、ノイズを加えた場合の性能変化、ノイズ耐性、中間ニューロンの役割、オートエンコーダを利用した画像特徴抽出による識別性能変化について考察した。

2 ニューラルネット学習シミュレーション

実験に利用した MNIST データセットは、28x28 のグレースケールの手書き数字画像データである。画像に対する前処理はなしで 7000 件のデータに対して、学習率と慣性項係数のそれぞれに関して複数の値を用いて識別正解率の変化を調べた。

慣性項は 0 に固定して、学習率を 0.02 から 0.38 まで 0.02 ずつ変化させ、学習率と識別正解率の関係を表したのが図 2 である。図から、学習率が 0.3 のときに最も識別正解率が高いことがわかる。

学習率を 0.3 に固定して、慣性項の係数を 0.0 から 0.38 まで変化させ、慣性項係数と識別正解率の関係を表したのが図 3 である。

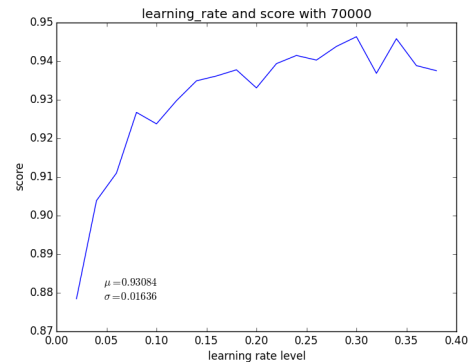


図 2: 学習率と識別正解率の関係

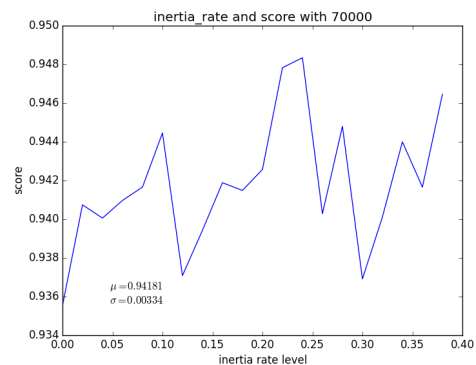


図 3: 慣性項の係数と識別正解率の関係

今後の解析では学習率を 0.3、慣性項の係数を 0.24 として実験を行う。

3 ノイズによる性能変化

ノイズによる識別性能の変化について検証した。ノイズは、ある確率で画像のピクセル値をランダムな値に変化させるということで発生させた。図 4, 5 はノイズの発生する確率と識別性能の関係を表した図である。データは 10000 件 (図 4) と 70000 件 (図 5), ノイズの発生確率は 0.0 から 0.25 まで 0.01 ずつ変化させた。図より、ノイズの確率 0.04 のとき識別正解率が最も高くなっていることがわかる。

また、10000 サンプルの場合には正解率の平均が 0.85721, 標準偏差が 0.04707 であり, 70000 サンプルでは平均 0.94010, 標準偏差 0.00332 であることからノイズ耐性はデータ数によって上がると言える。

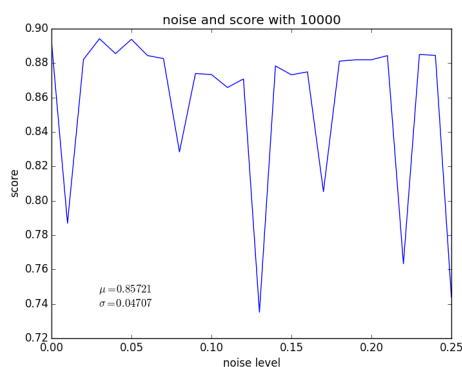


図 4: ノイズと識別正解率の関係 (10000 サンプル)

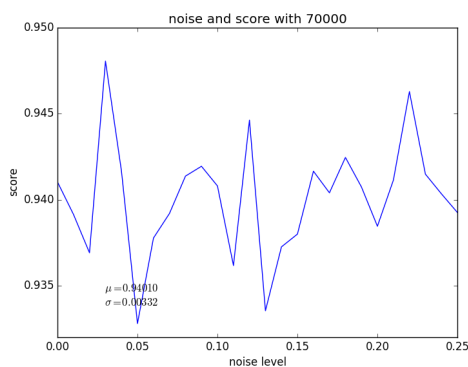


図 5: ノイズと識別正解率の関係 (70000 サンプル)

4 中間層のニューロンの役割

中間層のニューロンの数を変化させ、ニューロン数と識別性能の関係を表したのが図 6 である。

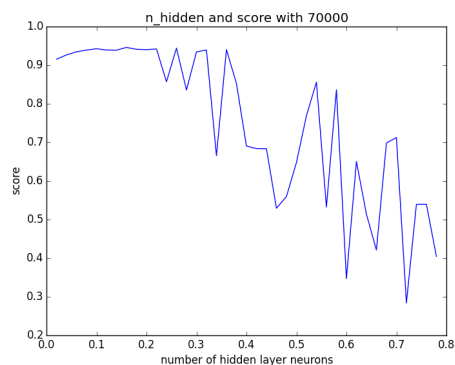


図 6: 中間層ニューロン数と識別器の識別性能の関係

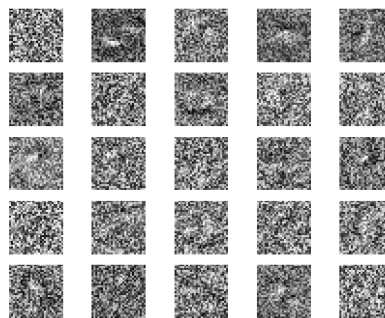


図 7: 識別性能が高い場合 (中間層 0.16) の重み

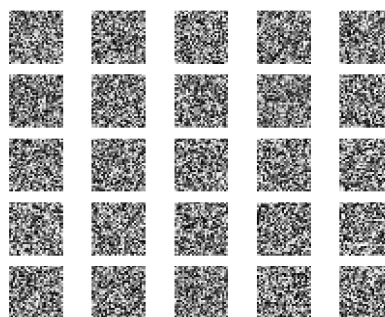


図 8: 識別性能が高い場合 (中間層 0.72) の重み

参考文献

- [1] Yann LeCun, Corinna Cortes, Christopher J.C. Burges, “MNIST handwritten digit database, Yann LeCun, Corinna Cortes and Chris Burges”, <http://yann.lecun.com/exdb/mnist/>