

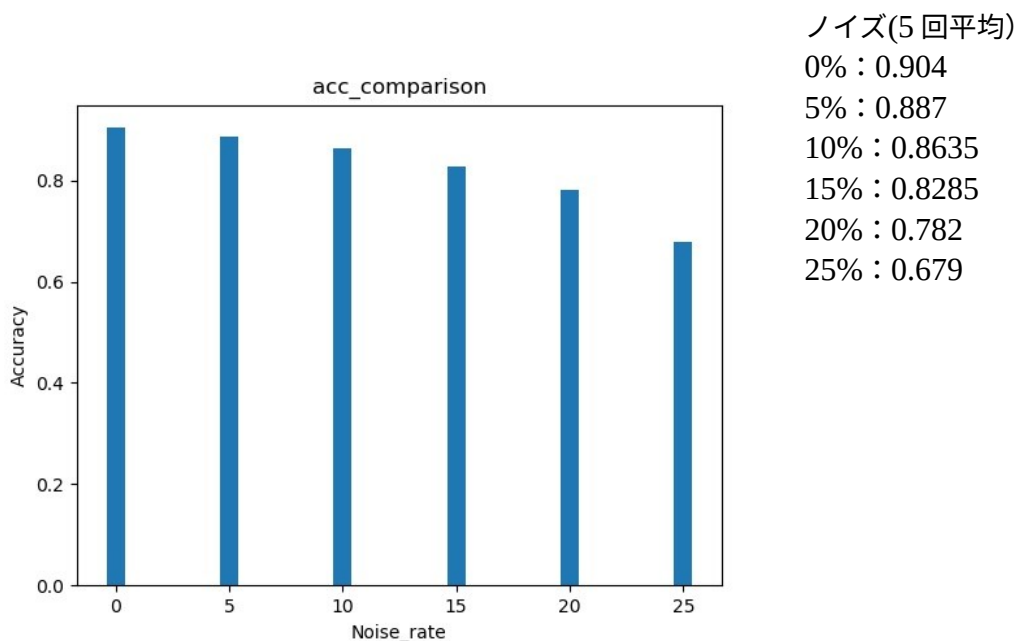
## 課題 A

## ・実装概要説明

実装したのは入力層として、入力を二次元配列に変更する FlattenLayer, 隠れ層, 出力層として Linear Layer または ReLULayer を選べるフィードフォワード型ニューラルネット。パラメータの更新は Momentum 法によるもの。層の重み行列の初期値は正規分布による乱数から作成。用いたデータは MNIST で、MNIST の 70000 データの内、10000 をランダムに選び、それを学習用 8000 と、テスト用 2000 に分けて使っている。MNIST のデータは 0 から 9 の数字が書かれた  $28 \times 28$  の白黒画素値データで、画素値を 255 で割ることによって 0~1 の浮動小数に変換して入力している。また、モデル平均により予測を行い、今回は 4 つのモデルで出した 0~9 の予測値の内の最頻値をとるようにした。

## ・実験概要

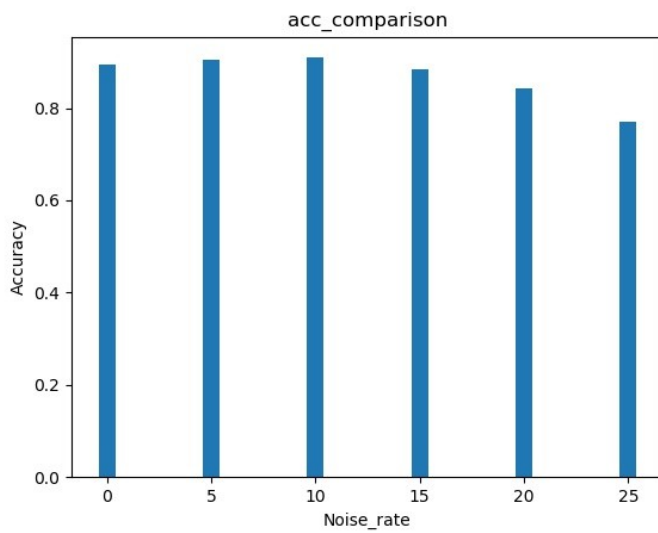
基準とするパラメータを「エポック数(epoch)=40, 学習係数(lr)=0.01, 慣性係数(momentum)=0.90, 時間減衰係数(weight\_decay\_rate)=0.0005, 隠れ層=Linear Layer(784,196), 出力層=Linear Layer(196,10)」とした。ノイズを 0,5,10,15,20,25% として accuracy を比較、グラフとして出力した。基準と成る accuracy は以下の通り



## ・ノイズ耐性

ノイズは各データにランダムに入るため、訓練用データを学習しすぎてしまうと、訓練用データのノイズにのみ適応してしまい、ノイズ耐性は落ちると考えた。よって、各パラメータを学習を遅らせるように変更すればノイズ耐性は上がるかを検証した。

①学習係数(lr) 0.01 → 0.001



ノイズ（5回平均）

0% : 0.8935

5% : 0.906

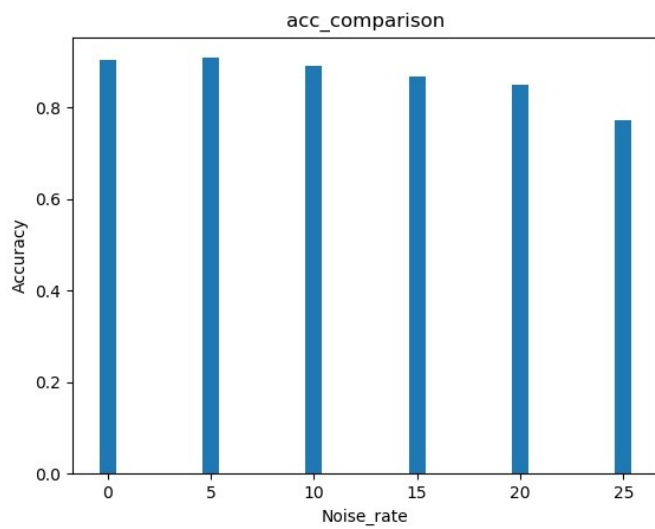
10% : 0.9095

15% : 0.884

20% : 0.8435

25% : 0.7705

②慣性係数 (momentum) 0.90 → 0.10



ノイズ（5回平均）

0% : 0.9045

5% : 0.908

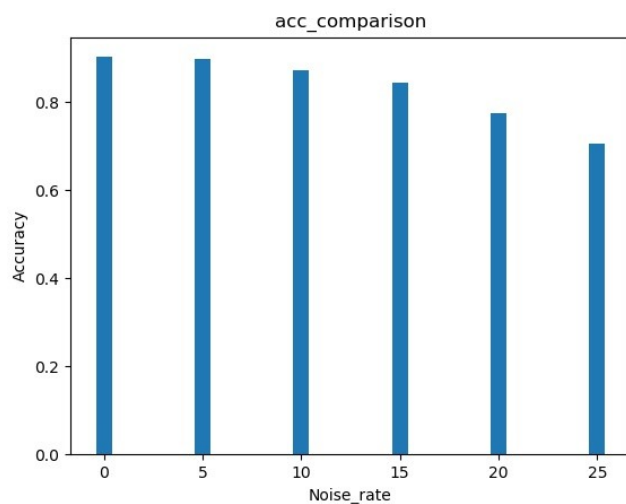
10% : 0.89

15% : 0.8685

20% : 0.848

25% : 0.771

③エポック数(epoch) 40 → 20



ノイズ（5回平均）

0% : 0.903

5% : 0.8995

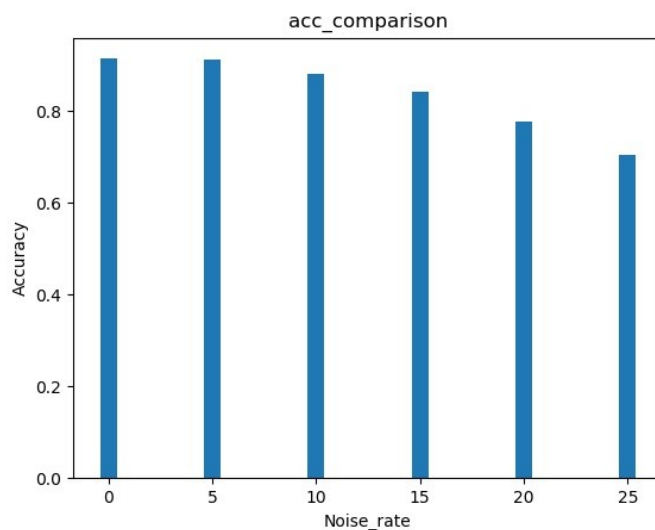
10% : 0.873

15% : 0.8435

20% : 0.7745

25% : 0.707

④隠れ層のノード数 196 → 20



ノイズ（5回平均）

0%：0.9145

5%：0.9115

10%：0.8815

15%：0.8425

20%：0.7785

25%：0.7055

各場合において、ノイズ耐性値として、accuracy(ノイズ 25%)を accuracy(ノイズ 0%)で割った値を考えると、

基準：0.6795/0.904=0.752

①：0.7705/0.8935=0.862

②：0.771/0.9045=0.852

③：0.707/0.903=0.783

④：0.7055/0.9145=0.771

よって①～④のいずれの場合においても、ノイズ耐性は基準値より高くなることから、訓練データで学習させすぎないことがノイズ耐性の向上につながると考えられる。

・授業の感想

人工知能要素の基礎的な内容の端的な説明を聞いたので、人工知能の基礎にはどのようなものがあるのかをつかむことができてよかった。それぞれの詳しい内容については後で自分で調べてようと思った。知能に興味があるならなにを初歩の段階で学べばいいかがわかって、とても有意義な講義だった。