

データマイニング課題 手書き文字の認識

1930047 小林菜穂子

1 ネットワーク構造の変遷

1.1 中間層を増やす

中間層を 3 層 6 層に変化

表 1: 中間層の変化

中間層の数	認識精度
3	9529/10000 (95%)
6	9488/10000 (94%)

1.2 最適化手法の変更，および weight decay の設定

最適化手法を Adam と MomentumSGD で比較．また，weight decay の付加による変化を観察．

表 2: 中間層の変更

最適化手法	weight decay	認識精度
Adam	0	9488/10000 (94%)
Adam	0.001	9076/10000 (90%)
MomentumSGD	0	9657/10000 (96%)
MomentumSGD	0.001	9619/10000 (96%)

1.3 畳み込みニューラルネットワーク

畳み込み層 2 層 + 全結合層 2 層に変更．最適化手法は MomentumSGD を採用し，weight decay=0.001 とした．

表 3: 畳み込みニューラルネットワーク

ニューラルネットワークの種類	認識精度
順伝播型ニューラルネットワーク	9619/10000 (96%)
畳み込みニューラルネットワーク	9813/10000 (98%)

1.4 Dropout の実装

畳み込み層のみ，全結合層のみ，両方に実装した場合で精度を比較する．Dropout のユニットの選出確率は 0.1 とした．

表 4: 畳み込みニューラルネットワーク

各階層における Dropout				認識精度
Conv1	Conv2	FC1	FC2	
○				948/10000 (9%)
	○			962/10000 (9%)
○	○			1207/10000 (12%)
		○		847/10000 (8%)
			○	1141/10000 (11%)
		○	○	192/10000 (1%)
○	○	○	○	1249/10000 (12%)

1.5 学習率の変更

学習率を，0.01 から 0.001, 0.1 に変更し，精度を比較する．畳み込みニューラルネットワークを用い，最適化手法は MomentumSGD を採用した．weight decay=0.001．Dropout は実装しない．

表 5: 学習率の変更

学習率	認識精度
0.001	9437/10000 (94%)
0.01	9813/10000 (98%)
0.1	9231/10000 (92%)

1.6 Optuna を用いたハイパーパラメータのチューニング

- 活性化関数：ReLU or ELU
- 最適化手法：Adam or MomentumSGD
- 学習率： $1.0 \times 10^{-5} \sim 1.0 \times 10^{-1}$
- weight decay の設定： $1.0 \times 10^{-10} \sim 1.0 \times 10^{-3}$
- Dropout の選出確率 (Conv2)：0 ~ 0.8

2 ネットワークの意図

LeNet に近い構造を持つ，畳み込み層 2 層と全結合層 2 層から構成された，畳み込みニューラルネットワークを用いる．畳み込みニューラルネットワークは一般的な順伝播型のニューラルネットワークとは異なり，畳み込み層とプーリング層という二種類の階層を有していることが特徴であり，画像の特徴を際立たせ捉えることが可能である．最適化手法として MomentumSDG を用い，過学習を防止するため weight decay を付加する．また，ニューラルネットワークの学習率を 0.01 とチューニングすることで，計算速度と収束のバランスが取れたネットワークを構築する．