

先端データ解析論 大レポート

情報理工学系研究科電子情報学専攻 M1 堀 紡希 48216444

2021 年 6 月 29 日

各課題を実装した ipynb ファイルもこのファイルと一緒に提出する。

1

比較のために、通常のニューラルネットワークでの MNIST 分類 loss の推移を示す。

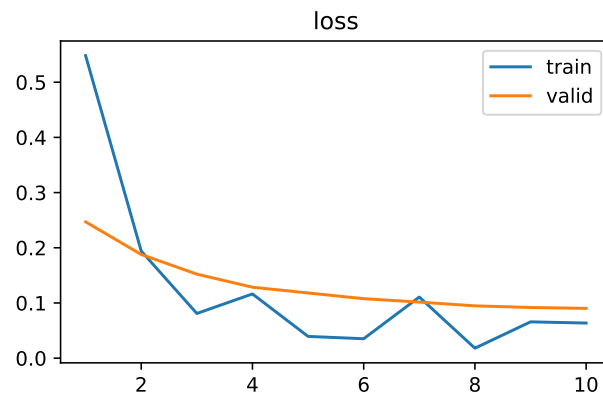


図1 通常のニューラルネットワークでの MNIST 分類の loss の epoch 数に伴う変化。

早期打ち切り

早期打ち切りを実装した。20epoch 繰り返したところ 13epoch で検証データの loss が最小になり、これ以上は汎化性能は上がらないと考え、この時点でのモデルを採用することになる。

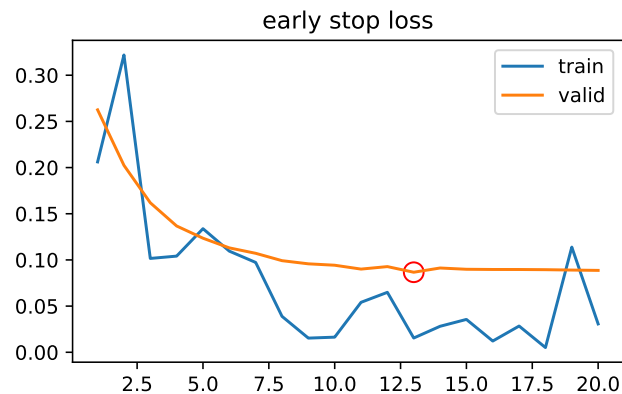


図 2 早期打ち切りでの MNIST 分類の loss の epoch 数に伴う変化。赤丸の時点で loss が最小になっている。

ラベル平滑化

ラベル平滑化を実装した（ハイパーパラメータは 0.2）。損失関数の値が大きくなるため、当然だが loss の値が大きくなっている。1 回目の epoch で顕著だが、検証データと訓練データの loss の差が小さくなっている。これは正則化の作用によるものと考えることが出来る。

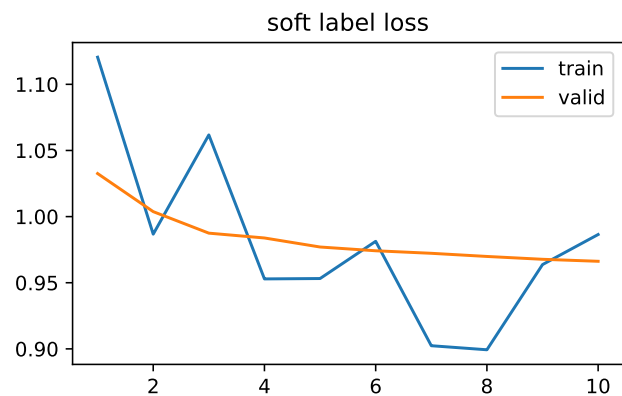


図 3 ラベル平滑化を施した MNIST 分類の loss の epoch 数に伴う変化。

dropout

dropout を実装した（ハイパーパラメータは 0.2）。中間層に 0.2 の dropout を追加した。確率的に学習を止めるため訓練データの loss が変動が大きくなっているが、検証データの loss は一貫して小さくなっている。

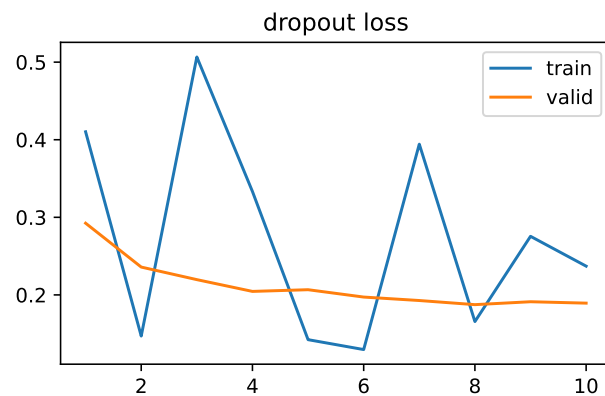


図4 dropout を施した MNIST 分類の loss の epoch 数に伴う変化。

2

隠れ層一層の自己符号化器を実装した。この自己符号化器の作用により、雑音を加えられた MNIST のデータ（上段）から雑音を取り除いたデータ（下段）が生成されている。

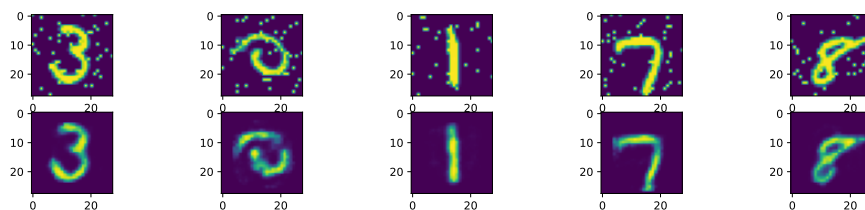


図5 雑音を加えた MNIST のデータから自己符号化器によってノイズを除去した図