

Deep Learning における過学習の及ぼす影響の評価

D-2

Impact Evaluation of Overfitting in Deep Learning

松本 実大[†]黒木 啓之[†]Mihiro MATSUMOTO[†] Takashi KUROKI[†][†] 東京都立産業技術高等専門学校[†] Tokyo Metropolitan College of Industrial Technology

1. はじめに

近年では、インターネットの発達や計算機の飛躍的な性能向上により、ビッグデータと呼ばれる大容量で多種多様なデータを容易に入手できるようになった。このようなデータの中から意味のある情報を抽出し、予測することができれば、社会やビジネスに役立てることができる。

このような背景から、現在 Deep Learning と呼ばれるデータ処理技術が注目されている。しかし Deep Learning には、過学習が起こると認識精度が低下してしまう問題がある[1]。過学習の解決策には早期終了[2]などの手法があるが、学習を打ち切るタイミングは、研究者の経験に左右されてしまう。本研究では、訓練誤差と汎化誤差から過学習が起きているか評価を行い、早期終了すべき適切な学習回数を求め、実験を通して解析し、その有効性を検討することを目的とする。

2. Deep Learning

Deep Learning は、ニューラルネットワーク(以下 NN)を用いた機械学習の計算アルゴリズムである。NN は、人間の脳を模倣したモデルで、入力層、中間層、出力層の 3 種類の層からなり、この NN の中間層の数を増加させたものを総称して Deep Learning と呼ぶ。

3. 過学習

過学習とは、学習データを忠実に再現してしまい、未知のデータに対する汎化性がなくなってしまう状態を指す。例として、図 1 にフィッシャーの iris データセットの学習を行った際の訓練誤差と汎化誤差の推移を示す。過学習が発生しているかどうかは、訓練データに対する誤差(訓練誤差)と、テストデータに対する誤差(汎化誤差)を見ることで、ある程度予測することが可能である。

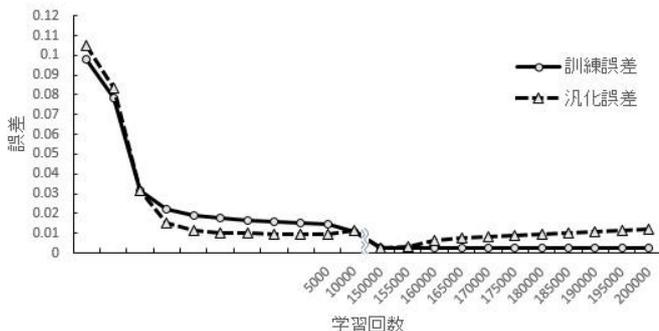


図 1 訓練誤差と汎化誤差の推移

4. 評価関数

本実験で実装した評価関数には、現在の学習回数を k とし、NN の出力と正解データとの誤差である訓練誤差 t_k と汎化誤差 g_k の値を用いた。データセットとしては、フィッシャーの iris データセットを訓練データ 60 個とテストデータ 30 個に分けて使用した。最大の学習回数を m とし、評価関数には式(1)を用いた。

$$f(g, t) = \sum_{k=1}^m \left(\frac{g_k \times k}{t_k \times m} \right) + (g_k - g_{k-1}) \cdots (1)$$

5. 学習結果

評価関数を NN に適用して学習を行った際の訓練誤差と汎化誤差の推移を図 2 に示す。

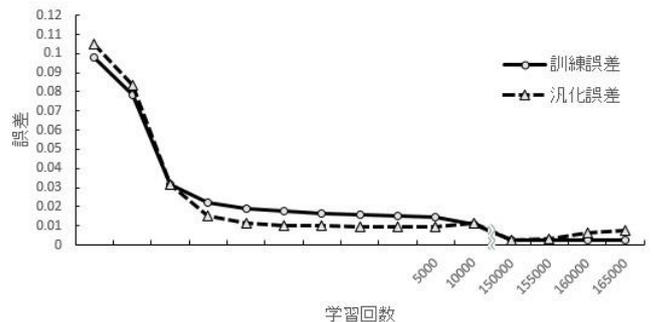


図 2 学習結果

図 2 より、汎化誤差が増加する段階で学習を早期終了したことから、評価関数の有効性が一定程度確認できた。しかし、汎化誤差が増加し始めてから学習終了までにかかった学習回数が約 10000 回と、大きな値になってしまった。

6. まとめ

本研究では、訓練誤差と汎化誤差を用いて過学習が起きているかの評価を行った。その結果、過学習に対して、ある程度の有効性が確認できたが、誤差の増加が発生してから学習停止までに時間がかかってしまう問題があることがわかった。今後の予定として、学習停止までの学習回数をより少なくできるように評価関数を改良し、より正確な判定ができるようにする。

参考文献

- [1] 岡谷貴之, “Deep Learning 技術解説”, 映像情報メディア学会誌 Vol.68, No.6, 2014.
 [2] 岡谷貴之, “深層学習”, 講談社, 2015.