

知識情報工学専攻	学籍番号	013712
申請者氏名	大崎 基樹	

指導教員氏名	村越 一支
--------	-------

論文要旨(修士)

論文題目	教師クラスの時系列自己相関を用いた多層パーセプトロンにおける汎化誤差改善
------	--------------------------------------

工学上の応用技術の一つとして、ニューラルネットワークが広く使用されている。ニューラルネットワークと呼ばれる諸手法は、必ずしも生体の神経系を忠実に模擬した手法ではないが、文字認識、株式予測、音声認識など様々な応用が報告されており、有用な手法である。

ニューラルネットワークの一つに多層パーセプトロン (Multi-Layered Perceptron : MLP) がある。MLP における学習手法には、Rumelhart *et al.*(1986) によって提案された誤差逆伝播法 (Back Propagation : BP) がある。BP の問題点としては、過学習 (overfitting)、プラトー (plateau) が生じることが知られている。

Park *et al.*(2000) が提案した適応自然勾配法 (Adaptive Natural Gradient Learning) は、学習割合を十分小さくすればプラトーが殆ど生じないという望ましい性質がある。しかし、適応自然勾配法では過学習を回避することはできない。

Murakoshi(in press) は、MLP のオンライン学習において、既知感 (Feeling-of-Knowing : FOK) の概念を適用し、MLP と自己組織化マップ (Self-Organizing Map : SOM) (Kohonen, 1990) を並列に走査させることで過学習の抑制を試みた。この方法では、よく学習したと見なす学習データを敢えて MLP に学習させないことで、ある程度過学習を抑制することができる。しかしながら、常に適応自然勾配法より汎化誤差が小さくなるわけではない。

そこで本研究では、Murakoshi(in press) の方法を改良し、さらに汎化誤差を小さくする方法を提案する。適応自然勾配法を実装して試行した結果、固定した学習データ群から選択され入力として与えられる学習データの順番により、汎化誤差の最終値に差が見られた。その際、学習したデータに対する解答である教師クラスの時系列自己相関に着目すると、時系列自己相関が低い系列の方が汎化誤差は小さくなるという結果が得られた。この結果を踏まえ、過去に学習させた学習データに対する教師クラスに、現在学習させようとしている学習データの教師クラスを加えた時系列自己相関が低い場合、よく学習しているとみなして MLP が学習する確率を下げることを考えた。逆に時系列自己相関が高い場合には、学習が不十分であるとみなし、MLP が学習する確率を上げる。以上により、さらに汎化誤差を小さくする方法を提案した。

この提案手法を用いて、ベンチマーク問題を学習させた結果、適応自然勾配法、Murakoshi(in press) の方法に比べ、汎化誤差を小さくすることができた。提案手法によって汎化誤差を小さい値とすることができた理由としては、教師クラスの時系列自己相関によって、より汎化誤差が小さくなるよう学習データを選択できたためだと考える。