

Title	最小分類誤り基準識別学習法の高精度化
Author(s)	六井, 淳
Citation	
Issue Date	1998-03
Type	Thesis or Dissertation
Text version	author
URL	http://hdl.handle.net/10119/1157
Rights	
Description	Supervisor: 下平 博, 情報科学研究科, 修士

最小分類誤り基準識別学習法の高精度化

六井 淳

北陸先端科学技術大学院大学 情報科学研究科

1998年2月13日

キーワード: 最小分類誤り基準、汎化能力、正則化項、評価関数、過学習.

1 はじめに

認識モデルに用いる大量のデータを学習アルゴリズムによって最適化する研究が盛んに行われている。データのクラス分類をより正確に行うことが識別学習法には望まれる。これまでは対象となるクラスのデータについてモデルパラメータを調整することで対象となるクラスの形状推定を行う最尤推定 (Maximum Likelihood) 基準などの学習基準が主流となっていた。しかし、より高性能な識別学習法が求められることに伴い、ML などとは学習基準の異なる最小分類誤り基準 (Minimum Classification Error) が提案された。本研究ではこの MCE を取り上げ、問題点を指摘すると共に、その解決法を示す。

2 最小分類誤り基準

MCE は 1992 年に ATR の片桐、Jung によって示された高性能な識別学習法である。MCE が従来の学習と最も異なるのは学習基準である。MCE は与えられた全データに対して学習を行い、データの認識誤り率が最小になるようにパラメータを調整する学習法である。これは従来のクラス形状推定とは異なり、クラスごとの境界を認識誤り率が最小になるように推定する学習法である。

MCE は学習データに関しては高い認識能力を示す学習法である。しかし、未学習データに関しては認識能力が低下するという問題がある。この原因として考えられるのが汎化能力に関する情報が MCE の学習規則にないことである。本研究ではこの情報を MCE の学習規則に組み込むことで未学習データに対しての認識能力が向上するものと考え、その方法を検討した。

3 汎化能力改善法

相吉らは広い意味での汎化能力を追加学習性能、耐ノイズ性、補間性能、外延的類推性能に分類しており、各ケースに応じた汎化能力に関する検討が必要である。

過学習現象を考えた場合、識別関数にはある種の滑らかさが要求される。これは識別関数の入力の変動とその出力の変動の比が小さくなれば汎化能力が向上するということの意味している。本研究では汎化能力の定量的一指標として識別関数の滑らかさを表す正則化項を提案した。

4 提案学習法の概要

4.1 概要

本研究では先で述べた汎化能力の定量的一指標として考えた正則化項を MCE の学習規則に導入する。評価関数に提案した正則化項を加えた新たな評価関数を定義した。提案学習法は正則化項を最小化するもとの評価関数を最小化する制限付き学習法となっている。

4.2 階層型ニューラルネットワークの利用

一般に識別関数の学習には線形識別関数、学習ベクトル量子化、階層型ニューラルネットワークを用いる。本研究では階層型ニューラルネットワークを使用することにした。なぜなら階層型ニューラルネットワークの分野では汎化能力低下の原因と考えられるいくつかの問題について様々な研究が行われており、本研究のような正則化項を評価関数に加える研究でいくつか有効性の確認されている手法があるためである。

本研究では三層型ニューラルネットワークを考え、第1層の入力と第3層の出力を与えた正則化項を計算し、評価関数に加える。この新たな評価基準によって学習を評価する。

4.3 実験

MCE はクラス形状推定に基づいた ML 基準などとは違い、クラス境界を推定する手法のため計算の効率が非常に悪い。これは本研究の提案手法にもいえることであり、この初期値決定も重要な課題である。実験に際して、識別関数の初期値決定に誤差逆伝搬学習法などを用いることで、予め大まかなクラス形状を与えることが計算効率上重要である。

実験には人工的に発生させたデータ、一般公開されているデータベースのデータの2種類の様々な分布形状のデータを用い、提案手法の有効性について検証した。

5 まとめ

本研究では MCE と提案手法による比較実験を中心にいくつかの実験を行った。まず、人工的に発生させたデータによる認識実験では NN(MSE)、MCE、そして、改良 MCE との比較実験を行った。その結果、評価用データに関して改良 MCE が他のどの手法よりも高い認識結果を得た。次に、UCI の機械学習用データベース¹ よりいくつかのデータベースを使用して同様の実験を行った。この結果もまた改良 MCE が評価用データに関して最も高い認識結果を得た。この結果から MCE の本来の目的である厳密なクラス境界探索に制約を与えることで、汎化能力向上を目指す改良 MCE の目的がうまく機能していることが示された。

また、損失関数のパラメータが汎化能力に影響するため、これを変化させることによる認識性能の変化を確認した。その結果、損失関数のパラメータを変化させても評価用データを与えた場合の結果は MCE が改良 MCE と同等もしくは悪い結果となった。これにより、損失関数のパラメータによる影響に関係なく本手法が有効であることが示された。

本研究では識別関数の入力と出力の変化量を汎化能力の指標とし、これを正則化項として利用することで MCE 学習に伴う不良設定問題の回避を図った。これにより、MCE の本質的問題に一つの解法を与えている。

¹UCI machine learning databases from University of California Irvine