

## 一対比較型 BP の性能評価実験

## Experiment of Performance Evaluation of Pair Comparative BP

多田 晃<sup>†</sup>  
Akira Tada

長沼 秀典<sup>†</sup>  
Hidenori Naganuma

大堀 隆文<sup>‡</sup>  
Takahumi Oohori

## 1. はじめに

手書き漢字認識課題[1]を代表とする多クラス認識問題の認識技法は現在、様々な方法が考案されているが、その中でもより人間の判断能力に近く、柔軟な情報処理が可能なニューラルネットワーク (NN) がよく用いられている。

NN は人間の脳の神経回路をモデル化したもので、特に Rumelhart らが提案した Back Propagation (BP) 学習法を適用して用いられることが多い。BP は、階層型 NN の出力層と中間層の出力素子を可微分なアナログ出力素子とし、出力誤差を上層から下層へ伝搬させることで下層の結合係数の修正も可能になる。これにより非線形な識別能力と自己組織化能力を持ち、高い汎化能力を持つことが知られている。しかし BP を適用した NN は、クラス数が多くなると複雑な境界超平面を形成するため学習及び汎化能力が低下し、計算量も膨大になる欠点を持っていた。

本論文では、この欠点を補うために一対比較型を用い、NN の高い汎化能力を維持したまま高速な学習が可能になる一対比較型 BP (Fig.1) を提案する。一対比較型 BP の性能評価実験には、クラスごとに独立の下層素子を持つモジュラーネットワーク (MN, Fig.2) [2]と、全てのクラスを共有の素子で分離する従来型の一対他型 BP (Fig.3) との比較実験を行い、有効性を検証、評価する。

## 2. 一対比較型 BP

Pontil らは、多クラス問題を全ての組み合わせの 2 クラス問題に帰着させることで、汎化能力を向上させた[3]。これを一対比較型と定義する。塚本らは線形 SVM に一対比較型を適用し、非常に高い汎化能力を持つことを確認した[4]。また、2 クラス問題に帰着させるので計算量の低減も期待できる。本論文では、2 クラス問題の学習に NN を用い、学習・汎化能力の向上を図る。

## 2.1 一対比較型 BP の学習方法

全クラス数を  $n$ 、パターン数を  $m$  とする。

一対比較型 BP では出力層素子を二つとした  $nC_2$  の NN を用意し、一つの NN では 2 クラス間の分離を行う。学習には 2 クラス分の入力パターン  $2m$  を用い、対応する素子に教師信号を与え、BP を用いて結合係数を修正し、学習する。

## 2.2 一対比較型 BP の認識方法

認識には勝ち抜き選抜アルゴリズム (Fig.4) [4]を用いる。勝ち抜き選抜アルゴリズムは、学習で得られた  $nC_2$  の NN に対し、順に認識サンプルが属するクラスの候補を決定し、 $n-1$  回の判定の後、最終的に残ったクラスを認識サンプルが属するクラスとすることで、認識を行う。

<sup>†</sup>北海道工業大学大学院工学研究科電気工学専攻

<sup>‡</sup>北海道工業大学情報デザイン学科

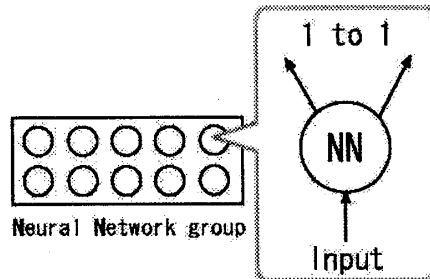


Fig.1 一対比較型 BP

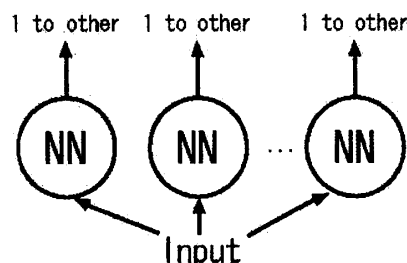


Fig.2 モジュラーネットワーク

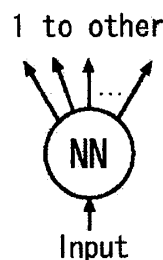


Fig.3 一対他型 BP

## 3. 他手法との比較

一対比較型 BP の性能を評価するために、一対他型 BP MN の学習・汎化能力について考察する。

## 3.1 一対他型 BP との比較

一対他型 BP は、全クラスと同じ数の出力層素子を配した NN を一つ用意し、入力パターンに対応した出力素子に教師信号を与えることで、全クラスの学習を一度に行う。

一対他型 BP は 1 つの NN で全てのクラスを分離するため、多くの中間層素子を用意しなければならない。またクラス数が多くなると出力層素子数と学習パターン数が増えるため NN によるクラス分離が困難になり、学習・汎化能力が低下する。さらに学習能力が低下することによって計算量が膨大になる。

一方、一対比較型 BP はクラス数の増加と共に NN をクラス数-1 だけ増やすため、一つの NN は常に 2 クラスの分離を行う。そのため学習・汎化能力の低下が一対他型 BP と比べて少ない。

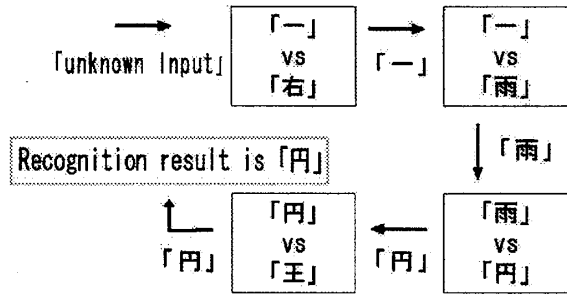


Fig.4 一対比較型 BP の認識アルゴリズム

### 3.2 モジュラーネットワークとの比較

MN とは、同じ素子数で構成されたモジュールと呼ばれる NN を全クラスと同じ数だけ用意し、各モジュールでは対応する一つのクラスを他クラスから分離するよう、BP を用いて学習する。これによってクラス数が増加しても NN のクラス分離が容易になり、汎化能力を保っている。しかし、学習時にはモジュールごとに全学習パターンを用いるため、計算量が膨大になる。

MN は一対他型 BP と一対比較型 BP の中間に位置する手法と考えられ、一対比較型 BP では MN よりもさらにクラスの分離を容易にし、2 クラス間の分離にまで単純化することにより、高い学習・汎化能力を保つことが可能になっている。また一つの NN は 2 クラスについて学習するだけでよいので計算量を抑えることができ、中間層素子数も少なく設定できるので、NN の規模が小さくなる。

## 4. 数値実験

手書き漢字認識課題に対して、一対比較型 BP、一対他型 BP、MN によるシミュレーション実験を行った。実験データは産総研から提供された 300 漢字を用い、学習係数などの条件は Table.1 のように設定した。学習に用いた漢字を既知漢字、学習に用いていない漢字を未知漢字として、Fig.5 に既知漢字認識率、Fig.6 に未知漢字認識率、Fig.7 に学習時の計算量、Fig.8 に 1 パターン認識に必要なメモリ量の理論値を示す。ここで、計算量は結合係数の修正回数を指す。

### 4.1 実験結果の考察

Fig.5 から、NN のクラス分離数が一定である一対比較型 BP と、クラス分離を容易にする MN は既知漢字の認識がほぼ 100% であるが、NN のクラス分離が困難な一対他型 BP は認識に失敗することがあり、漢字数が増えるごとに認識率が下がる。Fig.6 も同様に、汎化能力の低下が少ない一対比較型 BP、MN が高い未知漢字認識率を示しているが、一対他型 BP は漢字数が増えるごとに認識率を下げた。Fig.7 から、MN は学習に多くの計算量を必要とすることがわかる。また一対他型 BP も漢字数の増加とともに学習能力が低下し、計算量が膨大になる。Fig.8 から、一対他型 BP は NN が一つなのでメモリ使用量は少ない。それに対し一対比較型 BP は認識時に勝ち抜き選抜を行うので、漢字数  $n-1$  の NN を必要とし、メモリ使用量も多くなる。しかし一つの NN の規模を小さく出来るため、認識時にすべてのモジュールを必要とする MN と比較するとメモリ使用量は少ない。

Table 1 実験条件

	一対比較型BP	一対他型BP	MN
学習係数		$10^{-1}$	
最大学習回数		$10^4$	
許容誤差		$10^{-3}$	
結合係数初期値		$[-1,1]$	
中間層素子数	5	40	10
出力層素子数	2	漢字数	1
NN数	漢字数 $C_2$	1	漢字数
漢字パターン/漢字		40	
特徴次元数		64	

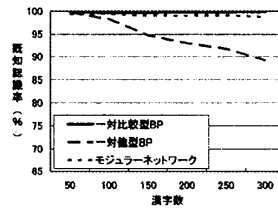


Fig.5 既知漢字認識率

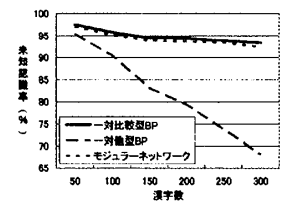


Fig.6 未知漢字認識率

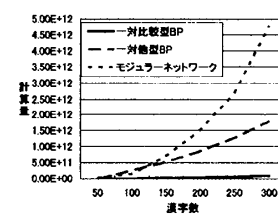


Fig.7 学習時の計算量

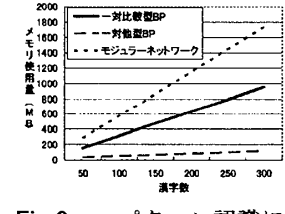


Fig.8 一パターン認識に必要なメモリ使用量

## 5. おわりに

本論文では BP と一対比較型を組み合わせ、NN の高い汎化能力を維持したまま高速な学習が可能になる一対比較型 BP を提案した。性能の評価には手書き漢字認識課題を用い、比較実験から、一対比較型 BP は一対他型 BP と比べて漢字数の増加による学習・汎化能力の低下が少なく、MN と比べて計算量も抑えられることがわかった。

今後の課題として、さらに多くの漢字を用いて実験すること、一対比較型 BP を用いた実際のアプリケーションを作成することが挙げられる。

### 参考文献

- [1]大堀他, 適応型マハラノビス距離を用いた手書き漢字認識, 電気学会論文誌, Vol.117-C, No.5, pp.569-575, 1997
- [2]石原他, モジュール型ニューラルネットにおける追加学習, 電子情報通信学会論文誌, Vol.J-82-D-II, No.7, pp.1199-1209, 1999
- [3]Pontil M. and Verri A., "Support Vector Machines for 3-D Object Recognition", IEEE Trans. PAMI, Vol.20, No.6, pp.637-646, 1998.
- [4]塚本他, 多クラス認識課題における SVM の学習性能評価, 電気関係学会北海道支部連合大会口演論文集, No.327, 2001.