

F-036

汎化性能を考慮したデジタル型誤差逆伝搬法 Digital type back propagation considering generalization

長沼 秀典[†]
Hidenori Naganuma

生駒 史[†]
Fumito Ikoma

大堀 隆文[‡]
Takafumi Oohori

1. まえがき

著者等が提案したデジタル型誤差逆伝搬法(以下DBP)は、微分不能素子からなるニューラルネットワークの学習法であり、論理課題や文字認識課題に対して従来の誤差逆伝搬法と同程度の能力を有している[1][2]。DBPは、すべての層の結合係数を簡単なデルタ則で修正可能であり、学習速度の高速化やハードウェア化が容易である。

しかし、DBPを文字認識課題などの多クラス認識課題に適用した場合、境界線が学習サンプルに接近し汎化性能が低下する傾向があった。

アナログ型の学習法においてはこれまで様々な汎化性能向上のための手法が提案され有効性が報告されている[3]。DBPでは学習パラメータの調整などによる実験的な検証をしてきたが、学習性能に比べ汎化性能の大幅な向上はできていなかった。

本論文では、学習と同時に汎化性能を考慮した学習を行うことで、多クラス認識課題の汎化性能を向上させることができるDBPの改良手法を提案する。11×11bitのアルファベット画像を用いた認識実験によりその効果を検証する。

2. デジタル型誤差逆伝搬法

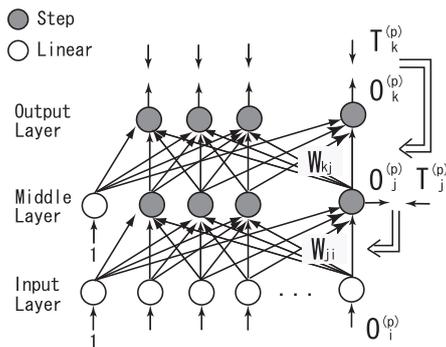


図 1: デジタル型誤差逆伝搬法

デジタル型誤差逆伝搬法(DBP)(図1)は、出力層の誤差を減少させるような中間層教師信号を与え、下層の結合係数の修正を可能にしている[1][2]。DBPにおける上層の結合係数の修正は式(1)、下層の結合係数修正は中間層教師信号 $T_j^{(p)}$ を与えることにより可能であり、上層と同様に式(2)を用いてデルタ則により修正することができる。

$$w_{kj} = w_{kj} - \alpha(O_k^{(p)} - T_k^{(p)})O_j^{(p)} \quad (1)$$

[†]北海道工業大学大学院工学研究科電気工学専攻

[‡]北海道工業大学未来デザイン学部メディアデザイン学科

$$w_{ji} = w_{ji} - \alpha(O_j^{(p)} - T_j^{(p)})O_i^{(p)} \quad (2)$$

ここで、 α は正の学習係数、 $O_k^{(p)}$ は第 p パターンの出力を表す。中間層教師信号 $T_j^{(p)}$ は、上層の誤差を減少させるように式(3)の教師決定因子 $S_j^{(p)}$ の符号が正ならば0、負ならば1にセットする。また、0の場合は修正する必要がないので形式的に $O_j^{(p)}$ を $T_j^{(p)}$ とする。

$$S_j^{(p)} = \sum_k (O_k^{(p)} - T_k^{(p)})w_{kj} \quad (3)$$

3. 汎化性能を考慮した学習法の改良

従来の学習式では、誤差がある場合にのみ修正を行う為、活性値が0付近で学習が終了してしまうことが多かった。そのため、入力信号にノイズがあるような場合、中間、出力層素子の活性値が大きく変化し汎化性能が低下すると思われる。それを回避するために、従来の学習式に汎化項を追加し、誤差がない場合にも結合係数を学習させる改良法を提案する。

$O_k^{(p)} = T_k^{(p)}$ のとき $T_k^{(p)} = 0$ ならば活性値が負であり、活性値が減少するように、 $T_k^{(p)} = 1$ ならば活性値が正であり、活性値が増加するように結合係数を修正する。 $O_k^{(p)} \neq T_k^{(p)}$ のとき修正する必要がないため0となるようにする。これらをまとめた汎化項を加えた学習式を次式に示す。

$$w_{kj} = w_{kj} - \alpha(O_k^{(p)} - T_k^{(p)})O_j^{(p)} + \gamma(O_k^{(p)} + T_k^{(p)} - 1)O_j^{(p)} \quad (4)$$

$$w_{ji} = w_{ji} - \alpha(O_j^{(p)} - T_j^{(p)})O_i^{(p)} + \gamma(O_j^{(p)} + T_j^{(p)} - 1)O_i^{(p)} \quad (5)$$

ただし、 γ は微小な正数とし、汎化係数と呼ぶ。

4. 文字認識学習と汎化性能の検証

アルファベット26文字11×11の2値画像(図2)を用いた文字認識課題に適用し実験を行った。実験条件を表1に示す。学習終了後のネットワークに、入力文字画像にランダムなノイズ(ビット反転)を加えた画像を入力しその認識率を汎化性能と定義する。また、汎化項は結合係数の数に比例して影響が大きくなることから、汎化係数を上層は中間層素子数、下層は入力層素子数で除算して用いた。

4.1 汎化係数に対する汎化性能

ノイズ数を10とした場合の、汎化係数に対する汎化性能を図3に示す。図3より、学習係数を大きく設定したために従来法でも十分高い汎化性能を持っていたが、汎化係数を $10^{-3} \sim 10^{-2}$ に設定することで従来法を上回

表 1: 実験条件

入力層素子数	121
中間層素子数	20, 30, 40
出力層素子数	26
学習係数	10^{-1}
汎化係数	0(従来法), $10^{-5} \sim 10^{-1}$
学習回数	1000
ノイズ	1 ~ 30bit 反転, 100 パターン/文字



図 2: 入力文字画像

る汎化性能を獲得できることがわかった。汎化性能は従来法が約 80% であったのに対し、最大で 93% まで向上した(素子数 30, $\gamma = 0.005$)。

汎化係数が小さいとき、素子数 20 の場合汎化性能が若干低下していたのは、構成素子数が少ないため学習係数による学習に時間がかかり汎化項が十分機能しなかったと思われる。また、汎化係数が大きいとき汎化性能大きく低下しているが、これは学習係数による修正に対して汎化係数の影響が大き過ぎたために学習が阻害されていたためだった。

4.2 ノイズに対する汎化性能

ノイズ数を 1 ~ 30 まで変化させたときの汎化性能を検証した。ネットワークの構成素子数は 30, 汎化係数 γ は前節の実験で最適であった 0.005 を用い、その他の実験条件は表 1 と同様とした。実験結果を図 4 に示す。また、比較のため $\gamma = 0.0$ (従来の DBP) を併記する。

図 4 より提案手法は従来法に比べ高い汎化性能を持っていることが確認できた。

3 層のニューラルネットでは、入力文字画像が中間層で符号化され、出力層は符号化された文字画像を識別している。入力文字画像にノイズがある場合、符号化の時点でノイズが吸収されていることが望ましいが、従来法では汎化性能を考慮していないため、特に中間層で吸収できていないことが汎化性能の低下につながった。一方、提案手法では汎化性能を考慮した結果、各層でノイズが吸収され、汎化性能が向上していた。

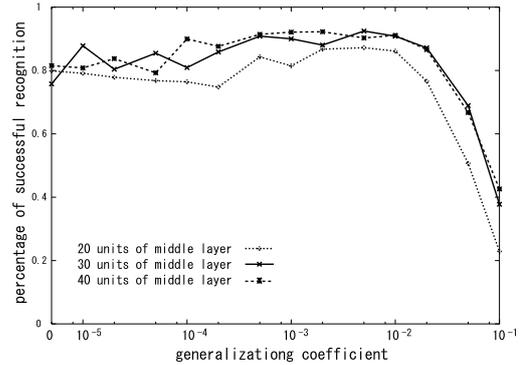


図 3: 汎化係数に対する汎化性能

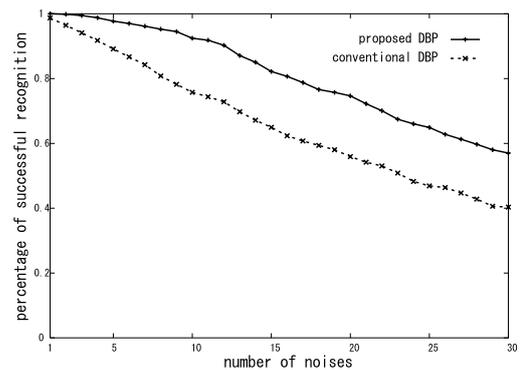


図 4: ノイズに対する汎化性能

5. おわりに

本論文では、DBP の学習において汎化性能を考慮した学習を同時に行うことで、多クラス認識課題の汎化性能を向上させることができる DBP の改良法を提案した。また、この改良法はデルタ則に対する改良法であり、単層パーセプトロンや単純パーセプトロンに対しても適用が可能である。

数値実験の結果、 11×11 bit のアルファベット画像を用いた認識実験において従来の DBP に比べ高い認識率を示し、提案手法が有効であることがわかった。

今後の課題として、異なるフォントや変形した文字画像を入力した場合の認識率の検証、また、線形分離不能なクラス群に対する識別性能の検証や論理課題やベクトル量子化など他の課題への応用などが考えられる。

参考文献

- [1] 長沼秀典, 大堀隆文, 渡辺一央, “微分不能素子を持つ階層型ニューラルネットに対する誤差逆伝搬法の提案,” 信学論, Vol. J88-D-II, No.10, pp.2125-21332, pp.399-406, 2005
- [2] Takahumi Oohori, Hidenori Naganuma, Kazuhisa Watanabe, “A New Backpropagation Learning Algorithm for Layered Neural Networks with Nondifferentiable Units,” Neural Computation Vol.19, No.5, pp.1422-1435, 2007
- [3] 中野良平, “ニューラル情報処理の基礎数理,” 数理工学社, 2005