

補助ネットワークを用いたデジタル型 BP による恒等写像 Identity Mapping by Digital Back Propagation with Support Network

丸山 勇介† 長沼 秀典† 大堀 隆文†† 渡辺 一央†††

Yusuke MARUYAMA, Hidenori NAGANUMA, Takahumi OOHORI, Kazuhisa WATANABE

1. はじめに

すべての素子が微分不能であるデジタル型ネットワークに対して恒等写像学習を行う場合、中間層でデジタルな特徴抽出が行われる。3層構造のネットワークを用いた場合、中間層出力が2値であり、素子数が n ならば 2^n 個の有限な状態を表現できることから、入力-中間層では符号化され、中間-出力層ではその符号から復号されるベクトル量子化器が実現できる。従来デジタル型 BP[1] (以下 DBP) では恒等写像課題を入力層よりも少ない中間層素子数で学習することができなかった。そこで、より少ない素子数で学習可能である文字認識課題[2]を同時に学習させる補助ネットワークを用いた。

本論文では、補助ネットワークを用いた DBP による恒等写像課題に対する有効性を検証するために、学習実験、入力にノイズを入れた汎化実験を行った。

2. デジタル型 BP

DBP[1]は、中間層、出力層の出力関数にステップ関数を用いたデジタル型ネットワークに対して、出力層の誤差を減少させるように中間層にも教師信号を与えるので、下層の結合係数の修正も可能となる。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。

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

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

ここで α は正の学習係数、 $O_j^{(p)}$ 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、0ならば $O_j^{(p)}$ を $T_j^{(p)}$ にセットする。

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

† 北海道工業大学大学院工学研究科電気工学専攻

†† 北海道工業大学工学部情報デザイン学科

††† 北海道工業大学工学部情報ネットワーク工学科

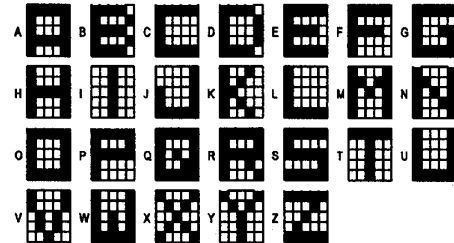


図1 文字入力データ

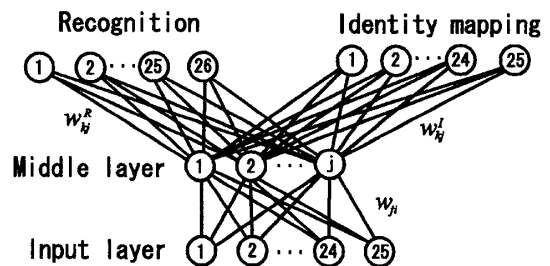


図2 補助ネットワークの構成図

3. 補助ネットワーク

アルファベット 26 文字 5×5 の 2 値画像 (図 1) を用いた恒等写像課題を DBP に適用し実験を行ったが、入力層素子数よりも多くの中間層素子数 (50 個程度以上) を用意しなければ学習に成功することはなかった。一方、文字認識課題においては、入力層より少ない中間層素子数で学習が可能であり、中間層では情報の圧縮が行われていると考えられる[2]。

本論文では、恒等写像課題のネットワークに文字認識課題を学習させる補助ネットワーク (図 2) を追加し、両課題を同時に学習させることによる有効性を学習・汎化実験により検証する。

補助ネットワークにおいて、文字認識側の出力層には各文字に対応した素子に 1、それ以外は 0 の教師信号 $T^{R(p)}$ を与え、恒等写像側の出力層には、入力層と同じ教師信号 $T^{I(p)}$ を与える。また、補助ネットワークの中間層の教師信号に与える影響を調整するために、式 (4) に示すように教師決定因子 $S_j^{(p)}$ の計算式に均衡化係数 η ($0 \leq \eta \leq 1$) を導入する。

$$S_j^{(p)} = \eta \sum_k (O_k^{(p)} - T_k^{R(p)}) w_{kj}^R + (1 - \eta) \sum_k (O_k^{(p)} - T_k^{I(p)}) w_{kj}^I \quad (4)$$

式(4)の η が1に近づくにつれて、中間層出力が直交となるように学習される文字認識課題の特性により、適切な特徴空間が生成でき、恒等写像課題もより少ない素子数での学習が期待できる。また、汎化性能の面からも性能の向上が期待できる。

4. 学習実験

恒等写像課題をより少ない中間層素子数で実現するために、補助ネットワークを用いた学習実験を行った。実験条件を乱数系列10種、最大学習回数10万回、中間層素子数10~70、学習係数 $\alpha=10$ 、均衡化係数 $\eta=1, 0.75, 0$ とした。補助ネットワークを用いての学習成功率と平均収束回数をそれぞれ図3, 4に示す。また比較のために補助ネットワークなし($\eta=0$)での恒等写像課題の学習成功率と平均収束回数も示す。

図3をみると、補助ネットワークを用いることにより、 $\eta=1$ の場合、中間層素子数が12以上あれば学習に成功、 $\eta=0.75$ の場合、素子数が37以上あれば学習に成功した。一方、 $\eta=0$ (補助ネットワークなしに相当)の場合、中間層素子数が49以上なければ学習に成功しなかった。

図4を見ると、中間層素子数が11までは収束することはなかったため、平均収束回数が10万回となっているが、収束した場合は、補助ネットワークを用いることで、早く収束することがわかった。両図より、学習成功率、平均収束回数ともに、 $\eta=1$ のときに最も優れた結果が得られた。

5. 汎化実験

汎化性能を検証するために、学習完了後のネットワークに未知文字を入力し汎化性能を検証する。未知文字として、学習に用いた文字の1ビットをビット反転させ、ノイズを入力した。ノイズを入力する前の文字が出力された場合を汎化成功とした。各文字は25ビットで表現しているため、未知文字は26文字 \times 25ビット=650パターン作成し、汎化実験を行ったが、汎化成功率が30%程度と低かった。

そこで、補助ネットワークを用いたDBPの学習性能を活かし、ノイズを入力したものも学習し、汎化性能向上を試みた。ノイズを入力したものの教師信号として、ノイズの取り除いたものを与えた。また、1ビットをビット反転させたノイズを入力すると、ハミング距離が2の入力文字では、同一になるものがあり、学習できないと予想できる。そこで学習を途中で打ち切ることとした。

実験条件を最大学習回数5000回、中間層素子数10~70、学習係数 $\alpha=10$ 、均衡化係数 $\eta=1, 0.75, 0$ 、乱数系列10種とした。実験結果として $\eta=1, 0.75, 0$ のときの汎化成功率を図5に示す。

図5を見ると、 $\eta=1$ の場合、中間層素子数を多く用いることで汎化成功率を向上させることができた。一方、 $\eta=0.75, 0$ の場合、素子数を70用意しても汎化性能は低いままだった。

$\eta=1$ を用いることで、より多くのパターン数の学習、汎化に対応することができた。

6. おわりに

本論文では、補助ネットワークを用いたDBPによる恒等写像課題に対する有効性を検証するために、学習実験、入力にノイズを入れた汎化実験を行った。学習実験から中

間層素子を49から12にまで減らすことができ回路規模の縮小ができ、学習速度も高速であった。また、DBPにビット反転させた未知パターンに対しての汎化性能は低かったが、補助ネットワークを用いたDBPの学習性能を活かすことで汎化性能を向上させることができた。

今後の課題として、大規模なネットワークによる恒等写像課題、既知パターン、未知パターンと分け汎化性能の検証などが考えられる。

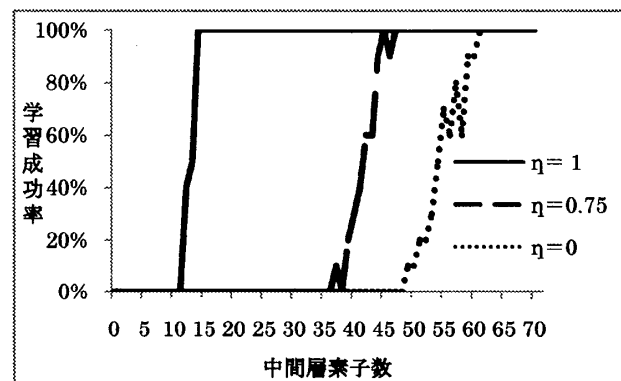


図3 学習成功率

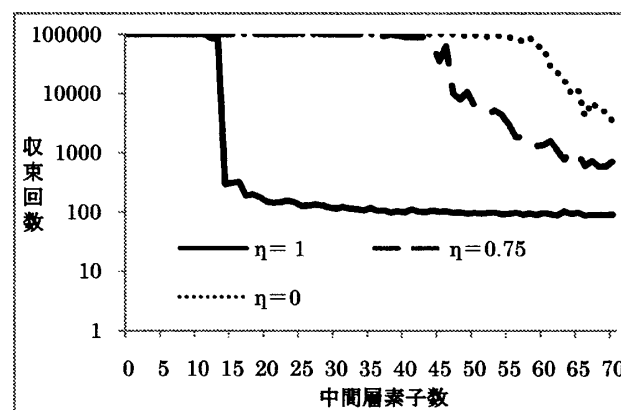


図4 平均収束回数

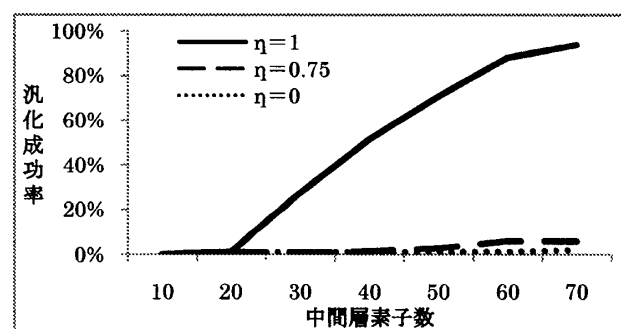


図5 汎化成功率

参考文献

- [1] 長沼, 大堀, 渡辺, “微分不能素子をも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,” 電子情報通信学会論文誌, D-II, No.10, pp.2125-2133, 2005
- [2] T.Oohori, H.Naganuma and K.Watanabe, “A New Backpropagation Learning Algorithm for Layered Neural Networks with Nondifferentiable Units,” Neural Computation 19, pp.1422-1435, 2007