

改良型デジタル誤差逆伝搬法による2次元ベクトル量子化 Vector Quantization of Two Dimensions by Improved Digital Back Propagation

生駒 史†
Fumito Ikoma

長沼 秀典†
Hidenori Naganuma

大堀 隆文‡
Takahumi Oohori

1. はじめに

3層ニューラルネットに対して恒等写像学習を適用した場合、入力データをクラスタリングし、ベクトル空間を有限個の部分空間に分割して、各部分空間を1個のベクトル値で代表するベクトル量子化が実現できる。ここで、中間層に2値出力素子を持つ3層ニューラルネットを用いることができれば、入力-中間層で符号化され、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と考えられる。このようなネットワークの学習法として、渡辺らは揺らぎ駆動学習法を提案し、ベクトル量子化が可能であることを示した[1]。

本論文では、中間層のみに2値出力素子を持つネットワークの学習法であるデジタル型誤差逆伝搬法（以下DBP）の、中間層教師決定因子に許容値 δ を用いた改良型デジタル誤差逆伝搬法（以下改良型DBP）を提案し、パラメータの適切な設定により、効果的なベクトル量子化が実現できることを実験により検証する。

2. DBPによるベクトル量子化

DBPは、中間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（図1）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。本論文では、入出力素子に線形素子を配したネットワークに対して恒等写像課題を学習させることで、連続値に対するベクトル量子化を実現する。

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。

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

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

ここで $\alpha, \beta (> 0)$ は学習係数であり、 $O_j^{(p)}, O_i^{(p)}$ はそれぞれ第 p パターンの中間層、入力層の出力を表す。

中間層教師信号 $T_j^{(p)}$ は、以下の式(3)、式(4)を用いて、中間層教師決定因子の符号 $S_j^{(p)}$ により決定する。

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

$$T_j^{(p)} = \begin{cases} 0 & S_j^{(p)} > 0 \\ O_j^{(p)} & S_j^{(p)} = 0 \\ 1 & S_j^{(p)} < 0 \end{cases} \quad (4)$$

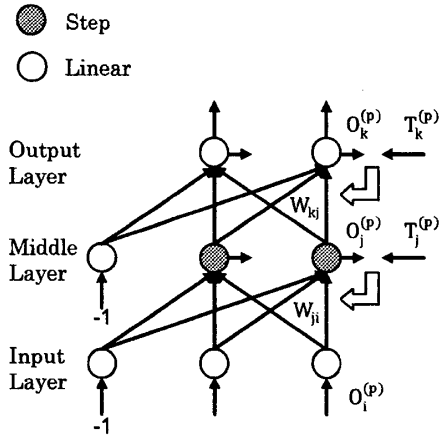


図1 デジタル型ネットワークの構成図

3. DBPの改良

DBPにおいて中間層教師信号を作成する場合、連続値のベクトル量子化では常に誤差が生成されるため、中間層教師信号が振動してしまい、理想的なベクトル量子化を実現することはできなかった[2]。

一方、単純パーセプトロン（以下SP）による学習のように、下層の学習が行われず中間層の出力パターンが振動しなければ、出力点の振動も抑制できる。理想的なベクトル量子化を実現するためには、中間層出力パターンが振動しないことが必要であると思われる。中間層教師信号 $T_j^{(p)}$ の決定条件を変えることにより、 $T_j^{(p)}$ の振動を抑制できれば、中間層での振動も抑えられると考えられる。そこで、中間層教師決定因子 $S_j^{(p)}$ に許容値を設けた改良型DBPを提案する。

これまでの中間層教師決定因子 $S_j^{(p)}$ の決定方法（式(3)）では、理想的なベクトル量子化の出力点である重心と教師信号の間に出力が得られた場合、学習則により、理想的なベクトル量子化の出力点から離れるように出力が変化してしまう。そのため、重心と教師信号の間に出力が変化し続けてしまうパターンが多くなり、ベクトル量子化が実現できなかった。

そこで、改良型DBPとして、 $S_j^{(p)}$ に許容値 δ を設定した。すなわち、中間層教師信号 $T_j^{(p)}$ は以下の式(5)を用いて決定する。（ただし、 $\delta \geq 0$ ）。

$$T_j^{(p)} = \begin{cases} 0 & S_j^{(p)} > \delta \\ O_j^{(p)} & -\delta \leq S_j^{(p)} \leq \delta \\ 1 & S_j^{(p)} < -\delta \end{cases} \quad (5)$$

許容値を設定することにより、出力値と教師信号の間に誤差が生じた場合でも、下層の学習が行われなくなる。これにより、理想的な出力点付近の入力点は、下層で適切に符号化され、上層で復号化されて、理想的な出力として出力されると考えた。

† 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

また、 δ の特性上、 δ の値が ∞ のとき収束率はSPによる学習結果と一致し、 δ の値が0のとき収束率はDBPによる学習結果と一致する。

4. 2次元平面におけるベクトル量子化特性

4.1. 16点恒等写像学習によるベクトル量子化

中間層教師決定因子 $S_j^{(p)}$ に許容値 δ を設定した改良型DBPを用いることで、従来のDBPでは実現できなかったベクトル量子化が実現できることを、数値実験により検証する。

2次元平面に、図2のような16点の入力点を配置し、恒等写像学習を行った。各象限ごとの4点の重心に出力点が得られれば、ベクトル量子化に成功し、理想的な結果が得られたと言える。

実験に用いたネットワークは、入出力素子数2、中間層素子数2の3層ネットワークとした。実験条件は、表1のとおりである。4点の入力点の重心に出力点が得られた場合を学習成功とする。

表1 実験条件 (16点)

入力点および教師信号	図2参照
中間層素子数	2
最大学習回数	10000
学習係数	0.01
乱数のseed	100種
δ	0~3

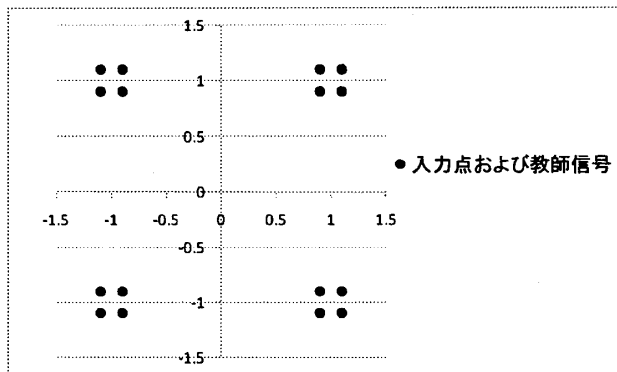


図2 入力点および教師信号 (16点)

ベクトル量子化に成功した場合の許容値 δ と成功率の関係のグラフを、図3に示す。ただし、 δ が3以上では収束率に変化はなく、SPと同様の結果となった。



図3 許容値 δ と成功率の関係

$\delta=0$ すなわち従来のDBPによる学習法では、ベクトル量子化に成功することはなかった。 δ の値が大きくなるにつれて成功率は上昇し、 $\delta=1$ 付近ではほぼ100%に近い成功率となり、高い確率でベクトル量子化に成功した。しかし、 δ の値がそれ以上になると、成功率はしだいに低下していき、最終的には50%程度の成功率となった。このことから、より良い成功率を得るためには、 δ の値を適切に設定する必要があることがわかる。

4.2. 振動抑制の様子

許容値 δ を設定することにより $T_j^{(p)}$ の振動が抑えられるということは、 $S_j^{(p)}$ の符号が変化しないということである。ある入力点の、 $S_j^{(p)}$ の符号の変化の様子を図4、図5に示す。ただし、本実験では中間層素子数が2個であるため、 $S_j^{(p)}$ の出力は S_1 と S_2 の2つであり、図の横軸は S_1 の、縦軸は S_2 の出力を表している。

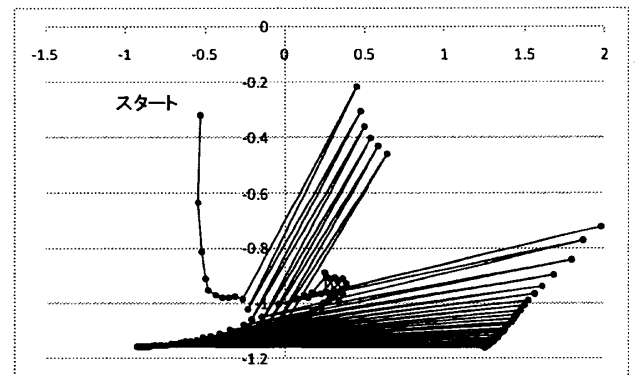


図4 $S_j^{(p)}$ の出力の様子 ($\delta=0$)

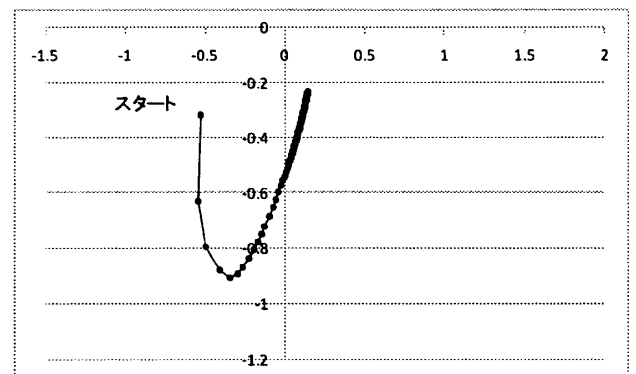


図5 $S_j^{(p)}$ の出力の様子 ($\delta=1$)

$\delta=0$ の場合、学習が進むにつれて $S_j^{(p)}$ の出力は大きく変化した。学習終盤では、 S_1 の出力が常に振動し、学習回数ごとに符号が変化していた。このため、その度に $T_j^{(p)}$ が変化し中間層の出力が学習されるため、出力点も振動し、ベクトル量子化に成功することはできなかった。

$\delta=1$ の場合、学習が進むと $S_j^{(p)}$ はある1点に収束した。このため、 $S_j^{(p)}$ の符号が常に一定となり、 $T_j^{(p)}$ の振動が抑制できたことがわかる。これにより、ベクトル量子化に成功することができた。

以上より、許容値 δ を設定することにより、 $T_j^{(p)}$ の振動が抑制でき、ベクトル量子化の学習が可能であることが確認できた。

5. 100 点恒等写像学習によるベクトル量子化

汎化実験として、恒等写像に用いる入力点および教師信号の数を 100 点に増やし、ベクトル量子化特性について検証を行った。実験に用いたネットワークは、入出力素子数 2、中間層素子数 4 の 3 層ネットワークとし、入力点および教師信号は、正規乱数を用いて図 6 のように配置した。また、その他の実験条件は、表 2 のとおりである。

表 2 実験条件 (100 点)

入力点および教師信号	図 6 参照
中間層素子数	4
最大学習回数	10000
学習係数	0.01
乱数の seed	100 種
δ	3

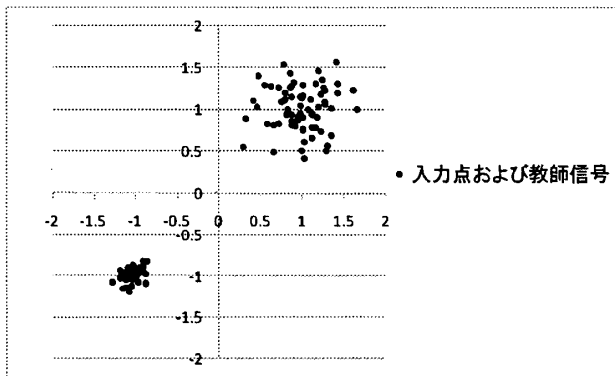


図 6 入力点および教師信号 (100 点)

ベクトル量子化に成功した場合の出力点を図 7 に示す。

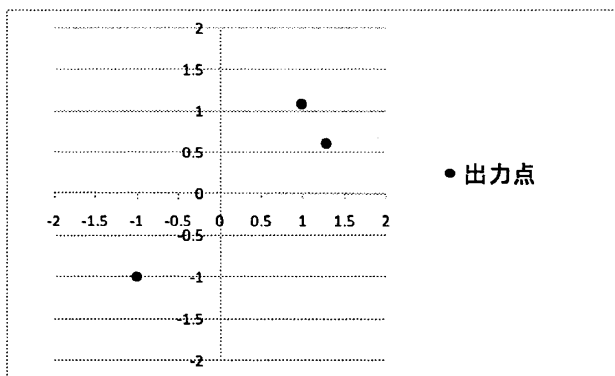


図 7 出力点

$\delta = 3$ を用いて実験を行ったところ、100% のベクトル量子化成功率を得ることができた。また、そのほとんどの場合で、入力点の平均付近に出力点が得られており、理想的なベクトル量子化が行われていた。

ランダムに配置した 100 点の恒等写像学習によるベクトル量子化にも成功したことで、許容値 δ を設定した改良型 DBP は、非常に有効な学習方法であると言える。

6. おわりに

本論文では、従来型 DBP では実現が困難であったベクトル量子化を、中間層教師信号決定因子に許容値 δ を設定した改良型 DBP を適用することで、従来型 DBP よりも効果的に実現できることを示した。また、 δ の値を適切に設定することにより、より高い成功率を得ることができた。

今後の課題としては、適切な δ の値の決定方法や、さらに大規模な入力点を用いた場合のベクトル量子化特性についての研究などが挙げられる。

参考文献

- [1] 渡辺一央, 古川広忠, 三谷光照, 大堀隆文, “非巡回神経回路網のための揺らぎ駆動学習,” 電子情報通信学会論文誌 D-II, Vol. 79, No. 5, pp. 1247-1256 (1997-05)
- [2] 生駒史, 丸山勇介, 長沼秀典, 大堀隆文, “デジタル型 BP によるベクトル量子化,” FIT (情報科学技術フォーラム) 2007, 中京大学, G020, CD-ROM, (2007-9)