

3K-6

データ多値化による双方向連想記憶メモリの 記憶容量増大の検討

川端 豊 蓮野 正和 大洞喜正 服部 進実
金沢工業大学 人間・情報・経営系

1 はじめに

BAM(Bidirectional associative memory)は、2層からなるニューラルネットワークで構成されており、入力層出力層の区別のない相互想起ができるモデルである [1]。

このBAMには、記憶容量が小さいという問題があり、情報検索システムなどへの応用が十分にできないため、記憶容量の改善が研究されている [2]。

BAMにおける記憶容量の改善には、結合荷重の設定に論理和を用いる方法や、しきい値の最適化を行なう研究がされている。しかし、これらの改善方法では、BAMの学習データに(0,1)もしくは(1,-1)からなるベクトルデータを用いて学習させている。

本研究では、この(1,0)または(1,-1)からなる学習データ対を実数の多値データに変換し、このデータを学習させる方法を提案する。

2 学習データの多値化

BAMの学習データは、(0,1)または(1,-1)からなるnビットデータとし、第一層側の入力データを x_p 、第二層側の入力データを y_p とする。また、 x_p, y_p は共に乱数にて発生させる。このデータをそれぞれ多値化し、n個を1組みとした多値ベクトル u_k, v_k を作成する(式(1),(2))。

$$u_k = \begin{pmatrix} x_{n(k-1)+1} b^t & x_{n(k-1)+2} b^t & \dots & x_{nk} b^t \end{pmatrix} \quad (1)$$

$$v_k = \begin{pmatrix} y_{n(k-1)+1} b^t & y_{n(k-1)+2} b^t & \dots & y_{nk} b^t \end{pmatrix} \quad (2)$$

$$k = \begin{pmatrix} 1, & 2, & \dots & n \end{pmatrix} \quad (3)$$

$$b = \begin{pmatrix} 1 & 2 & \dots & 2^{n-1} \end{pmatrix} \quad (4)$$

次にベクトル u_k, v_k をn個作成し、要素数 n^2 個の行列 U, V を作成する(式(5),(6))

Improvement of memory capacity of Bidirectional associative memory by using multilevel data

Yutaka Kawabata, Masakazu Hasuno, Yoshimasa Daido, Shimmi Hattori

Kanazawa institute of technology

7-1, Ougigaoka, Nonouchi-machi, Kanazawa-south area, Ishikawa, 921, Japan

$$U = \begin{pmatrix} u_1 & u_2 & \dots & u_n \end{pmatrix}^t \quad (5)$$

$$V = \begin{pmatrix} v_1 & v_2 & \dots & v_n \end{pmatrix}^t \quad (6)$$

学習データ u_k と v_k の関係は行列を表す M, N を用いて、式(7)関係になっているとする。

$$v_k = u_k M, u_k = v_k N \quad (7)$$

この条件を満たすためには、行列 M, N は式(8)の関係になっていなければならない。

$$M = U^{-1}V, N = V^{-1}U \quad (8)$$

よって、行列 M, N を生成するには逆行列 U^{-1}, V^{-1} が必要条件となる。そのため、学習データは乱数を用いて発生させるが、逆行列の存在を保証する必要がある。

3 学習データの発生

前記に示すように行列 M, N を作成するには、行列 U, V には逆行列が存在が必要条件となる。よって、学習データは乱数にて発生させるがグラムシュミットの直行化方式 [3]を用いて逆行列が存在するデータに変更する。また、行列 U, V は異なる乱数系列にて発生させる以外は、発生方法は同じであるからここでは行列 U についてのみ述べる。

乱数により二値データ x_p をn個発生させ、多値データベクトル u_1 を生成する。この u_1 から $r_1 = u_1$ となる判定条件 r_1 を定義する。次に、再度 x_p をn個発生させ u_2 を作成し、この u_2 より式(9)のようにして r_2 を発生させる。

$$r_2 = u_2 - \frac{u_2 \cdot r_1}{r_1 \cdot r_1} r_1 \quad (9)$$

ここで、 r_2 が $r_2 = (0 \ 0 \ \dots \ 0)$ となったならば、この u_2 は棄却し再度 u_2 作成し、 $r_2 \neq (0 \ 0 \ \dots \ 0)$ となるまでこの動作を続ける。

以下 u_k より式(10)のようにして r_k を発生させ、 $r_k \neq (0 \ 0 \ \dots \ 0)$ となるデータを $n-2$ 個発生させる。

$$r_k = u_k - \sum_{l=1}^{k-1} \frac{u_k \cdot r_l}{r_l \cdot r_l} r_l \quad (10)$$

この方法にて作成したデータは一時独立となるためにベクトル u_k からなる行列 U には逆行列が存在する。行列 V の場合も同様の動作にて発生させることにより逆行列が存在する。

ここで、シュミットの直行化方法を用いてデータ発生を行なっているため条件 r_k の値によっては、発生させたデータは棄却される。その為、データを発生時に大量のデータが棄却されるように思えるが、乱数発生させたデータには直线性要素を多少含んでいるのでさほどデータを棄却することはない。

4 BAM の構成

本研究における行列 M, N は、前記にて示したように n^2 個の多値要素を持ちかつ $M \neq N$ といえる。そのため、BAM として使用するには次の方法を取る。

まず、学習データ対 u_k, v_k をそれぞれ $s_k = (u_k, u_k)$, $t_k = (v_k, v_k)$ に変換する。そして、行列 M, N にて式 (11) に示す行列 A を作成する。

$$A = \left(\begin{array}{c|c} M & 0 \\ \hline 0 & N^t \end{array} \right) \quad (11)$$

この行列 A と学習データ対 s_k, t_k を $\hat{s}_k = s_k A$, $\hat{t}_k = t_k A^t$ として用いることにより \hat{t}_k の左半分が v_k となり \hat{s}_k の右半分が u_k となる。このように計算することにより無駄な記憶領域と計算処理が含まれるが形式上 BAM として見ることができる。

5 連想記憶モデルの評価

本研究における BAM の記憶容量は以下に示す様に増加する。通常 BAM において n^2 個の記憶領域では、記憶容量 c は式 (12) のようになる。

$$c = 0.68 \frac{n^2}{(\log_2(n) + 4)^2} \quad (12)$$

本研究にて提案したモデルでは、 m パターンのデータを記憶させる為に必要な記憶容量は $2c$ となる。よって縮小率 γ は式 (13) となる。

$$\gamma = \frac{2c}{n^2} = \frac{1.36}{(\log_2(n) + 4)^2} \quad (13)$$

ここで、記憶容量の増大率 η は γ の逆数 (式 (14)) となる。

表 1: 計算処理量

	本研究の BAM	一般の BAM
加減算	$n^2 + 4$	$n(n-1)$
乗除算	$(n+1)^2 + 1$	n^2

$$\eta = \frac{1}{\gamma} = \frac{(\log_2(n) + 4)^2}{1.36} \quad (14)$$

また、入力データに対する連想データの出力にかかる処理量は表 1 に示してある。

6 結論

本研究においては、BAM にて連想記憶を行う学習データ対に、(1,0) もしくは (1,-1) からなるベクトルデータを、実数型のスカラーデータに変換し、学習データとして用いることによって記憶容量の増大を図った。

その結果 n^2 個の二値データベクトル対より生成した n 個の多値ベクトル対を用いることにより、記憶させた学習データ対の連想関係を入力データからデータの想起を行なう際に、データの想起を行なうにあたり計算処理量が従来の BAM に比べると少しばかり増加するが、記憶容量の増大率が $\frac{(\log_2(n)+4)^2}{1.36}$ となり記憶容量の増加を図ることができた。

参考文献

- [1] Kosko, Bart: "Bidirectional Associative Memories", IEEE Trans. Syst. Man. Cyber., vol.SMC-18, pp49-60, January/February, 1988
- [2] Karen Haines, Robert Hecht-Nielsen: "A BAM With Increased Information Storage Capacity", Proceeding of the IEEE International Conference on Neural Networks (ICNNS), vol.I, 181-190, July, 1988
- [3] T. コホネン著、中谷和夫 監訳: 自己組織化と連想記憶、シュブリンガー・フェアラーク東京
- [4] Tao Wang, Xinhui Zhuang, Xiaoliang Xing: "Weighted Learning of Bidirectional Associative Memories by Global Minimization", IEEE Transaction on Neural Networks, vol.3, no.6, november 1992