

自己想起型ボルツマンマシン群の結合モデルに関する研究

○堀口 良太 , 嘉数 侑昇
北海道大学

1. はじめに

ユニットの動作が確率的であるボルツマンマシンには、学習により外界のパターン出現確率分布を模倣するという能力がある[1][2]。本研究では学習の終わったボルツマンマシンが外部刺激に対しどのような挙動を示すかについて述べ、さらに複数のボルツマンマシンを接続するモデルを提案し、その性質及び有用性について述べる。

2. 自己想起型ボルツマンマシンと外部刺激

学習パターンの集合 $A = \{A_s | s=1, 2, \dots, m\}$ と A の出現確率分布 $p(A)$ を学習したボルツマンマシンが与えられている。すなわち、ネットワークの状態 α におけるエネルギー $E(\alpha)$ を

$$E(\alpha) = -\frac{1}{2} \sum_{i,j} w_{ij} s_i^\alpha s_j^\alpha - \sum_i \tilde{I}_i s_i^\alpha \quad (1)$$

$w_{ij} \in \mathbb{R}$; ユニット i と j の間の結合の重み
 $s_i^\alpha \in \{0, 1\}$; 状態 α におけるユニット i の状態
 $\tilde{I}_i (> 0)$; ユニット i への外部からの刺激

と表すと、ネットワークをユニットを固定せずに動作させたときの各パターンの出現確率に対して

$$\frac{p(A_t)}{p(A_u)} = \exp\left(\frac{-(E(A_t) - E(A_u))}{T}\right) \quad (2)$$

となるような重み付けがなされているということである。ここで T はネットワークの温度パラメータである。

そのネットワークに外部刺激 $\tilde{I} = (\tilde{I}_1, \tilde{I}_2, \dots, \tilde{I}_n)$ を加える。パターン α に対して、 \tilde{I} に

$$\tilde{I}_+^\alpha = \sum_i \tilde{I}_i s_i^\alpha, \quad \tilde{I}_-^\alpha = \sum_i \tilde{I}_i (1 - s_i^\alpha) \quad (3)$$

という指標を導入したとき、 \tilde{I}_+^α は α の出現確率とネットワークの α での安定性を高め、 \tilde{I}_-^α はそれらを低める働きをする[3]。

図1は3つのパターンを等確率で学習した、27個のユニットからなるボルツマンマシンにさまざまな外部刺激を加えながら動作させた結果の一部である。折れ線グラフは縦軸に一定時間毎のネットワークの状態と各学習パターンとのハミング距離の二乗を取ったものであるが、外部刺激

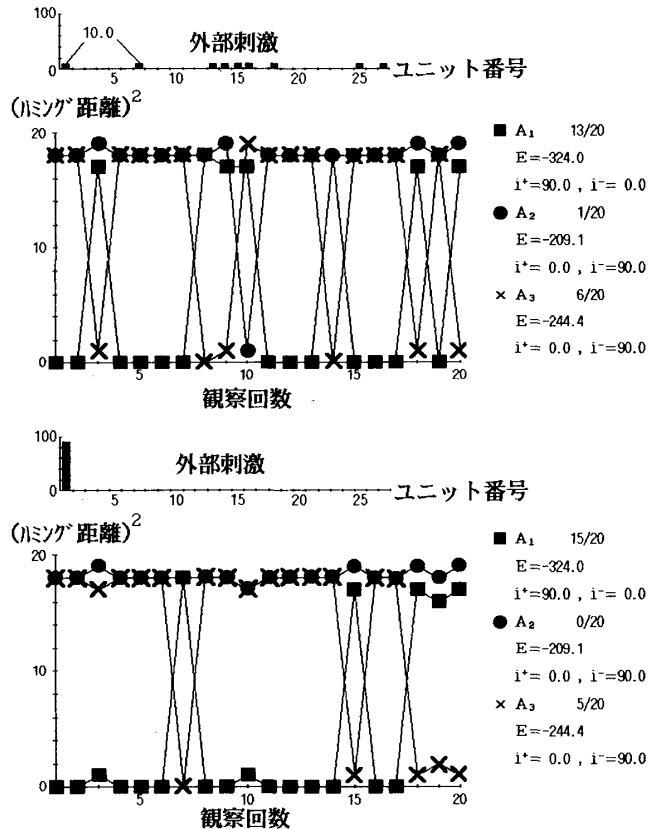


図1 ; 外部刺激によるパターン出現確率の偏向

によるパターンの出現確率に有意な偏向が見られる。

3. ボルツマンマシン群の結合モデル

学習済みのボルツマンマシン $B(u, w)$ に外部刺激を与えることを、図2に示すように入力に従って状態が0から1の連続値をとるユニット群 u^* と両者のユニット間の結合 w^* を付加することで実現する。 w^* は u^* に与えるパターン A_s^* と、対応付けられる B の学習パターン A_t との相関をとって

$$w_{ij}^* = \lambda \sum_t s_i^{A_s^*} s_j^{A_t} \quad (4)$$

(ただし、 $s_i^{A_s^*} \in \{0, 1\}$, $s_j^{A_t} \in \{0, 1\}$, $\lambda > 0$)

と決定されるとする。この時、 u^* に任意の連続値パター

ン \bar{A}_s^* を固定すると外部刺激

$$\bar{y}(\bar{A}_s^*)^T = w^* S^{A_s^* T} \quad (T \text{は転置を表す}) \quad (5)$$

がネットワークに加わり、それに対して

$$\bar{y}(\bar{A}_s^*)_{+A^t} \geq \bar{y}(\bar{A}_s^*)_{+A^u} \quad (t \neq u) \quad (6)$$

$$\bar{y}(\bar{A}_s^*)_{-A^t} \leq \bar{y}(\bar{A}_s^*)_{-A^u} \quad (t \neq u) \quad (7)$$

となる A^t の出現確率 $p(A^t)$ が最も大きくなる。

いま複数のボルツマンマシン $B_i (i=1, 2, \dots, n)$ が、それぞれの学習パターン集合 A^i と u^* 上のパターン群 A^{i*} との相関を取って決めた重み w^{i*} で u^* と結合しているモデルを考える(図3)。その内の $B_j (j=j1, j2, \dots, jm)$ にそれぞれの学習パターン A_i^j を固定したとき、 u^* には各 A_i^j と相関付けられた A_s^{j*} の和であるパターン $u^{A^{j*}}$ が現われる。従って、残りのパターンの固定されていない

$B_k (k=k1, k2, \dots, kl)$ では

$$\bar{y}(u^{A^{j*}})_{+A^t} \geq \bar{y}(u^{A^{j*}})_{+A^u} \quad (t \neq u) \quad (8)$$

$$\bar{y}(u^{A^{j*}})_{-A^t} \leq \bar{y}(u^{A^{j*}})_{-A^u} \quad (t \neq u) \quad (9)$$

となる A^t の出現確率 $p(A^t)$ が最も大きくなる。

4. 結合モデルの利用

上で述べた性質は言い換えれば、互いに領域を異にするパターン集合を共通の領域上のパターン集合に相関付けることで、間接的に領域間の相関付けを行っているということである。そこで、ボルツマンマシン上の学習パターン集合がある概念の集合とみなすと、モデルは異なる概念間の共通な領域、つまり現実の世界での相関付けを行うことができる。

例として図4に示す世界をとりあげる。現実の世界に存在する PERSON が GANG、AGE、EDUCATION、OCCUPATION の4つの属性 (=概念) を持っており、各属性 $C^j (j=GANG, \dots, OCCU.)$ をそれぞれ、それらの属性値 C_i^j をパターンとして等確率に学習したボルツマンマシンに対応させている。PERSON の同じ属性値 C_i^j を持つものの集合をパターン A_i^{j*} とし、 B_j 上の C_i^j に対応するパターン A_i^j との相関を取ることで u^* と B_j を結合させる。こうして構築したネットワークで、 C^{GANG} のボルツマンマシンにパターン A_{Jets}^{GANG} を固定したときの他のボルツマンマシンにおけるパターンの出現確率を図5に示す。PERSON のユニット上のパターン A_{Jets}^{GANG} と最も重なり大きいパターン A_i^{j*} に対応するパターンが多く現われており、この出現確率の偏向から Jets の構成員のなかで最も多い AGE、EDU.、OCCU. の各属性を知ることができる。

5. おわりに

以上において学習の終わったボルツマンマシン群の結合

モデルの挙動を調べ、その利用の方向を示した。今後はこのモデルの知的データベースへの適用を目指し、 w^* の学習則の導入による経験の蓄積等を研究する予定である。

◆参考文献

- [1] D.E.Rumelhart, J.L.McClelland and the PDP Reserch Group; 'Parallel Distributed Processing'
- [2] 麻生 英樹; 「ニューラルネットワーク情報処理」
- [3] 堀口 他; 「自己想起型ボルツマンマシンの研究 — 外部刺激によるパターン出現確率の偏向」
平成元年度情報処理学会北海道支部学術講演会論文集 (掲載予定)

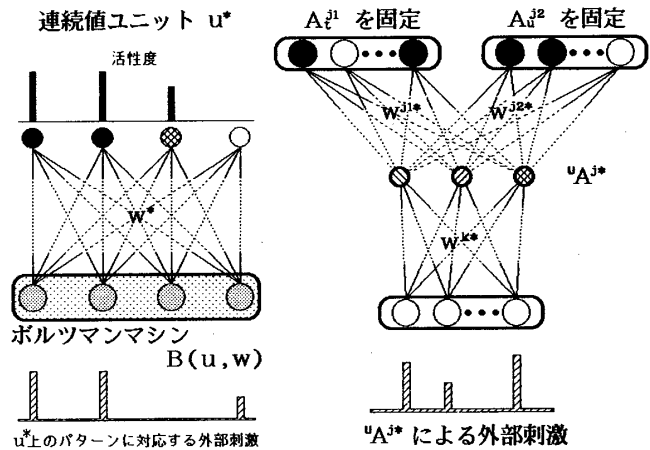


図2; 連続値ユニット群 u^* との結合 図3; ボルツマンマシン群の結合

PERSON	GANG	AGE	EDU.	OCCU.
Art	Jets	40's	J.H.	Pusher
Al	Jets	30's	COL.	Burglar
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
Neal	Sharks	20's	H.S.	Bookie
Dave	Sharks	30's	H.S.	Pusher

Jets ... 15人
 そのうち
 20's ... 9人, 30's ... 4人, 40's ... 2人
 J.H. ... 9人, H.S. ... 4人, COL. ... 2人
 PSH. ... 5人, BGL. ... 5人, BKE. ... 5人
 Sharks ... 12人

図4; Jets & Shraks の世界

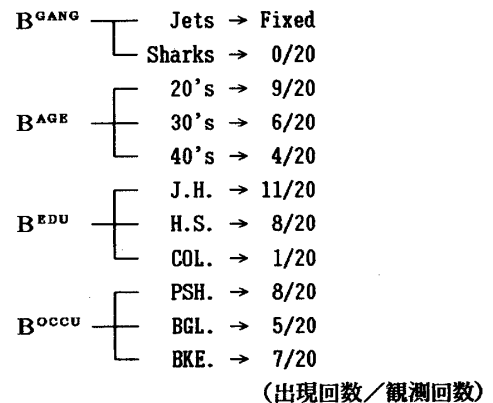


図5; パターン Jets を固定したときのモデルの動き