1Ｌ−4

学習・反学習法による連想記憶モデルの性質

−想起過程の性質と記憶容量−

○鈴木　恵二　　嘉数　侑昇
北海道大学　工学部

1．はじめに

相互結合型ニューラルネットワークにおける想起特性はこのモデルの本質的なものであり，その解析は重要な課題である．特に自己相関型学習によって得られた連想記憶モデルのダイナミクス特性について幾つか重要な考察が行われている[2][3]．そこでの問題点は以下の２点である．

(1)引込領域の特性はいかなるものか

(2)記憶率をいかに上げるか

この問題の取り扱い方として以下の方法が考えられる．

(1)結合行列や学習方法を変更

(2)ダイナミクスを改良

後者に対するアプローチとして部分反転法が上げられているが[3]，ここでは前者からのアプローチである学習・反学習法を用い，その結果得られる想起特性がいかなるものか調べることを目的とする．

学習反学習法ではその数値実験により[1]，相関学習法に見られる問題点「反転したパターンをも記憶してしまう」ということがない．このことから学習反学習法によって得られる想起特性として以下のものが期待できる．

(1)引込領域の安定性が高まる

(2)ローカルミニマの発生が押さえられ記憶率が上がる

以上のことを数値実験を通して確かめるものとする．

2．ネットワークの表現

ｎ個の素子からなるネットワークの状態をベクトルとして式(1)，記憶行列Wは対称結合とする．

$$V=(v_1,\ v_2,\ \cdots,\ v_n)^T \qquad (1)$$

素子の状態v_iは入力$u_i=\sum_j w_{ij}v_j$に対して

$$v_i=1/(1+\exp(-u_i/\alpha)) \qquad (2)$$

で定まる（０，１）の連続値を取るものとする．ここで式(2)におけるαを感度と呼ぶことにする．各素子がｂ回づつ非同期更新することによる状態遷移を式(3)で表す．

$$V'=\Phi^b(W\cdot V) \qquad (3)$$

エネルギー式を，A・Bを内積として次のように定める．

$$E=-(1/2)\,W\cdot(VV^T) \qquad (4)$$

3．学習・反学習法

ここで用いた学習・反学習法（ＬＵ法)とは以下に示す方法である．学習パターン群を$S=\{S_i, i=1,\cdots,m\}$，学習回数をｔとし，ランダムパターン群を$P=\{P_i, i=1,\cdots,mt\}$とする．記憶行列の形成法としての学習方程式を，

$$W(t)=\{\varDelta W^+-\varDelta W^-\}+W(t+1) \qquad (5)$$

（ここでW_0は初期行列）

と略記し，$\varDelta W^+$を学習（Learning mode)，$\varDelta W^-$を反学習(Unlearning mode)と呼ぶことにする．

◇Learning mode…学習はS_iについて相関学習を行い，これを全パターン数ｍ個について繰り返す．

$$\varDelta W^+=\alpha\sum_i^m(S_iS_i^T) \qquad (6)$$

V_iは（０，１）の値を取ることにより，$\varDelta W^+$は学習パターンのための興奮性結合のみを強化することになる．

◇Unlearning mode…反学習は$P^0{}_i$を入力としてｋ回の遷移を行わせていくときの遷移過程中パターン$P^j{}_i$をもちいて$\varDelta W^-$により減衰させる．この繰り返しにより抑制性結合を作り出す．ここで$q=m(t-1)$．

$$\varDelta W^-=\gamma\sum_q^{q+m}\sum_j^k\varDelta W_q(j)^- \qquad (7)$$

$$\text{where } \varDelta W(j)^-=P^j{}_qP^j{}_q{}^T \qquad (8)$$

$$P^j{}_q=\Phi^1\{(W-\sum_i^{j-1}\varDelta W_q(i)^-)\cdot P^{j-1}{}_q\} \qquad (9)$$

また比較のために用いる相関学習法(ＣＬ法)として，以下の式によるものを用いる．

$$\Delta w_{ij}=\varepsilon\sum_s^m(2s_i-1)(2s_j-1) \qquad (10)$$

4．想起過程と引込領域

想起入力をX_0として，十分な時間たったとき得られる平衡状態を$\Phi^\infty(X_0)$として表す．このとき

$$\Phi^\infty(X_0)=S_i,\quad S_i\in S \qquad (11)$$

とするX_0の集合をS_iの引込領域$B(S_i)$と呼ぶ．

$$B(S_i)=\{X_0\mid\Phi^\infty(X_0)=S_i\} \qquad (12)$$

$B(S_i)$の性質を変化させるものとして記憶率ｒが上げられる．これを以下のように表す．

$$r=m/n \qquad (13)$$

Consideration of the dynamics of associative memory applied lerning・unlearning method

Keiji SUZUKI , Yukinori KAKAZU
Hokkaido University

この$B(S_i)$の性質を知るために方向余弦a_tを用いる.

$$a_t=(1/n)\sum x_t^i s^i \quad (14)$$

あるS_iに対しa_0を変化させて与えた$X_0(a_0)$による遷移過程で見られるしきい値 min(a),max(a)をつかって$B(S_i)$の性質を評価するものとする.

$$\min(a)=\min\{a_0 \mid X_0(a_0)\in B(S_i)\} \quad (15)$$

$$\max(a)=\max\{a_0 \mid X_0(a_0)\notin B(S_i)\} \quad (16)$$

Fig.1に$n=100$, $r=0.08$でのLU法による想起過程の一例を上げ, min(a),max(a)を図中に示す.

5. 実験と考察

想起過程の性質を調べるための計算機実験を$n=100$, Sとしては直交化されていないランダムパターン群を用いて行った. このときの実験結果として, LU法とCL法で得られる各$B(S_i)$の性質を以下の2点のもとで比較する.

i)学習時間による変化

$r=0.08$においてLU法における学習時間$t=30\sim50$とCL法における$t=0\sim15$での各5時間毎でのあるS_iに対する min(a),max(a)の変化をFig.2, Fig.3に示す.

CL法ではtの変化に対し$B(S_i)$の引き込み性は変化しない. LU法ではtの変化に対しWが非線形に変化するために$B(S_i)$が変化していることがわかる.

ii)記憶率による変化

rを0.08, 0.20, 0.28としてLU法($t=50$), CL法($t=15$)で学習させせたときの想起過程の結果を学習率$r_1=n_1/m$(n_1は学習された個数) とmin(a)により評価したものをFig.4,Fig.5に示す.

自己相関連想記憶モデルではr_c=0.15付近が「記憶容量」と言われており, CL法ではrの変化に対し学習率が下がるのに対し, LU法ではmin(a)が上昇するものの, 高い記憶容量を持つことがわかる. また$r<r_c$でもSの直交化がなされていないために, CL法ではすべてのSを学習できないことがわかる.

6. まとめ

連想記憶モデルに対する学習法に学習・反学習法を用いることにより, 引込領域の性質が相関学習法に比べ, 学習時間によって変化し, 高い記憶容量を持つことを計算機実験を通して示した.

・参考文献

[1]鈴木,嘉数.連想記憶モデルに関する基礎研究 -学習・ 反学習法について-.第39会情報処理全国大会論文集,(1989)
[2]Amari,S.Maginu,K. Statistical Neurodynamics of Associative Memory.Neural Networks,Vol1,pp63-73,(1988)
[3]森田,吉澤,中野.自己相関連想記憶の想起過程とその改良.電通信論文誌D-II,Vol.J73-D-II,No.2,PP232-242,(1990)

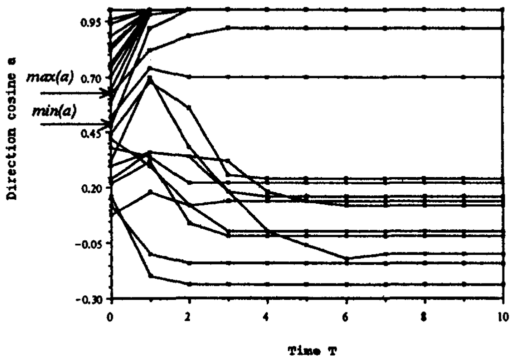

Fig 1 temporal change in direction cosines a (LU)

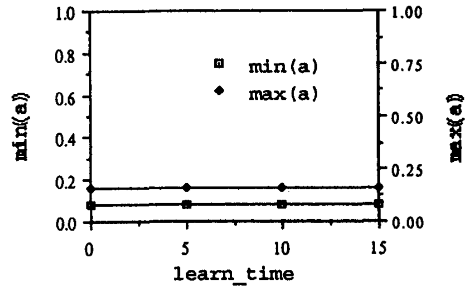

Fig.2 learning change in a (CL)

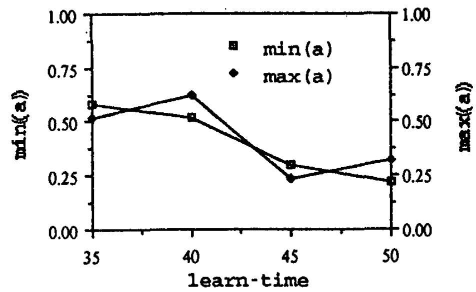

Fig.3 learning time change in a (LU)

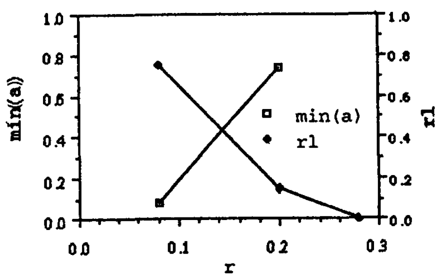

Fig.4 min(a) and r1 change in r (CL)

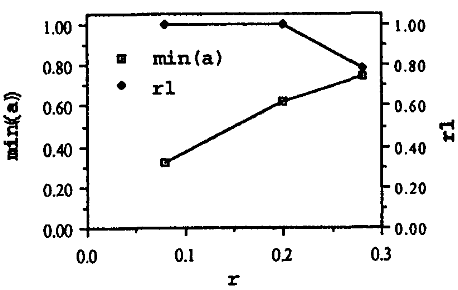

Fig.5 min(a) and r1 change in r (LU)