

# ニューラルネットワークの研究 Hopfield モデル・Back-propagation 法

柴 山 由貴子 (指導教員 小野 昱郎)

【背景・目的】脳は数百億の神経細胞（ニューロン）から作られており、各細胞は約 1 万の他の細胞とシナプス結合している。その基本的な動作は次のようである。結合している他の細胞から送られて来る電気パルスの積算があるしきい値を越えると、細胞内の電位が上昇する。（細胞の発火という）発火した細胞は軸索を通じて他の細胞に電気パルスを送る。この様に 1 つの細胞の動作が他の細胞へ作用を及ぼすため、ネットワーク全体の動作を調べることは興味深い。

シミュレーションにより、脳神経回路網のモデルとして Hopfield モデルと階層型モデルを取り扱う。

Hopfield モデルは記憶したパターンを想起することができるが、記憶容量に限られる。また記憶させるパターン間の非直交性と記憶容量に関係がみられるのでこれらの関係を調べる。

階層モデル型では分類できるようになるために学習することが必須となる。この学習法を Back-propagation 法という。ここでは学習をいかに速やかに終わることができるかを目的として改良を試みた。

【モデル化・記憶・学習】ニューロンの 2 つの状態（発火/非発火）を  $x_i=1/0$  とおく。 ( $0 \leq i \leq N$ ,  $N$ : ニューロン総数) シナプス結合強度は、Hopfield モデルでは Hebb's rule, 階層型では Back-propagation 法（逆誤差伝搬法）を用いて決める。各ネットワークにパターン（文字パターンやランダムパターン）を学習させる。ここでパターンとは  $10 \times 10$  のメッシュに切り各サイトが黒か白に塗られたものである。各サイトの番号をニューロンの番号と相当させ、黒か白によりニューロンの状態を決める。

Hopfield モデルでは記憶パターンの非直交性がネットワークの記憶容量に影響を与える傾向がみられるため結合分布幅の変化を調べる。またローカルフィールドの分布と記憶容量との関係を考えた。

Back-propagation 法を用いたニューラルネットワークでは学習を速やかに終わる方法に Mean field annealing 法（高温から温度を下げていく）と Delta bar delta rule を採用し、ネットワークのパフォーマンスの向上を試みた。また、ネットワーク構造と学習限界について調べている。

## 【結果】

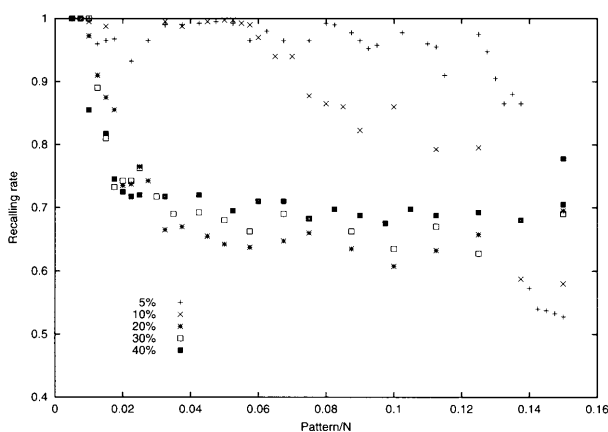


図 1 類似度と記憶容量

横軸：ニューロン数  $N$  ( $N=400$ ) に対する記憶させたパターン数。  
縦軸：想起回復率。パラメータ：記憶パターン間の類似度。想起率が 0.9 以上となる最大の  $P$  の値が記憶容量である。類似度を増加させると記憶容量が減少していく様子が分かる。

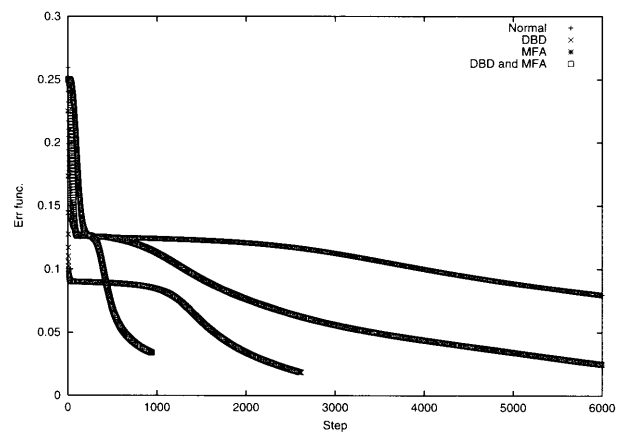


図 2 Back-propagation 法での学習過程

速い順に DBD+MFA 法, DBD 法, MFA 法, 通常の方法となっている。通常の方法は 20,000 ステップ学習でも終了しないが, DBD+MFA では 1,000 ステップで済む。

【参考文献】 J. Hopfield (1982) Proc. Natl. Acad. Sci. USA **79**, pp.254-2558.

David E. Rumelhart, Geoffrey E. Hinton Ronald J. Williams (1986) Nature **323**, 9, pp.533-536.

Y. Fukuoka, H. Matsuki, H. Minamitani, A. Ishida (1998) Neural Networks **11**, pp.1059-1072.