拡張型ネオコグニトロンの研究

4D-8

○畠山 康博　嘉数 侑昇
北海道大学

1．はじめに

ネオコグニトロン[1]はパターンの位置ずれ・変形に強い認識能力を特徴としたパターン認識のための神経回路モデルである．競合学習による自己組織化能力を有するがその固定的な構造のため認識能力には限界があった．その原因は特徴抽出の要となっている面構造にある．

本研究では，“教師なし学習”による自己組織化[2]にもとづいた面の成長機能を付加し，認識能力を向上させた拡張型ネオコグニトロンを提案する．以下ではまず自己組織化における面数のダイナミクスを示し，さらに非縮小型の面構造による複合パターンの認識能力について実験する．

2．ネオコグニトロンの面構造

ネオコグニトロンのパターン認識は階層的に行われる．この階層は特徴抽出を行うS層と抽出された特徴をある範囲に伝播させるC層で一つの組をなしこれらの多段構造となっている．学習はS層を成す細胞群（面）の間の競合学習で，面を構成するS細胞は同じ結合荷重を前層の受容野内のパターンに持つようになる．つまり抽出可能な特徴の数はこの面数に依存する．面数の設定は試行錯誤に行っていた．

またこの面構造は縮小型で，層を追う毎に小さくなり最終層では細胞一つの面となる．このような構造は前層の面の周辺部の情報欠落を引き起こし，位置ずれパターンの認識に限界を与えていた．

3．拡張型ネオコグニトロン

これらの面構造の問題点を改善した拡張型ネオコグニトロンを提案する．その拡張点の二点について以下に述べる．

a）面の成長機能のダイナミクス

従来のネットワークでは前層に出現するパターンの特徴を後層の面数以上には抽出できなかった．このとき特徴を検出すべき面を追加することができればネットワークは学習するパターンに応じた大きさに自らを成長させることが出来る．そこでこのような面の成長機能をネットワークに与える．

時刻tにおける第1層第k面のS細胞の成長状態を表す関数G（1，k，t）を考える．この成長状態はS細胞の興奮性結合のノルム，即ち抑制性結合荷重の関数として表すことができ，

$$G(1,k,t)=b(1,k) \quad ①$$

とする．ただし，b（1，k）は，tまでに第1層第k面が学習した抑制性結合の荷重である．

さらにtにおける第1段の面数をP（1，t）と表す．この時t＋1における面数を

$$P(1,t+1)=P(1,t)+1[G(1,P(1,t),t)-\theta] \quad ②$$

とする．ここで，1［・］はHeaviside関数，θは閾値である．式①の性質より式②は非減少関数であり，これによって出現パターンに合わせて面数が増加する．図1の実験のようにその数はある値に漸近していく．

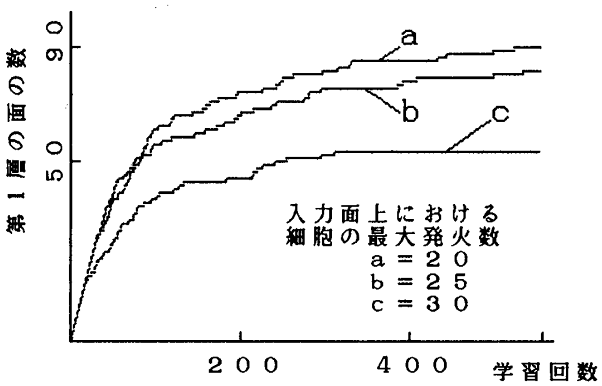

図1．ランダムパターン学習における面数の増加

b）面の非縮小による位置情報の獲得

面の縮小は物理的な位置関係によって前層の周囲の情報を欠落させる．そこで非縮小型面構造のネットワークを提案する．これにより入力面に呈示されたパターンの位置情報を保ちつつ特徴抽出を行うことが可能となる（図2）．

ネオコグニトロンのパターンPに対するk面の出力をU_k（P），認識結果をR（P）とすると

$$R(P)=k \mid U_k(P)>U_j(P),\ k\neq j \quad ③$$

A Study on Expanded Neocognitron
Yasuhiro HATAKEYAMA , Yukinori KAKAZU
Hokkaido University

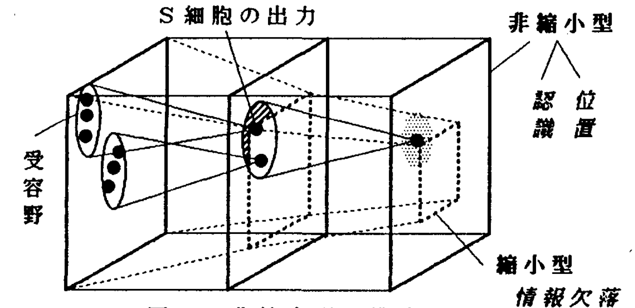

図２．非縮小型面構造

の様に書ける．つまりPはkパターンと認識されたことを表す．拡張型ネオコグニトロンでは位置情報が認識結果に影響するので式③は，

$$R(P(x'))=k \mid U_k(P(x'),x) > U_j(P(x'),x),\ k\neq j \quad ④$$

$$x'=At(x) \quad ⑤$$

となる．xは出力面上の座標，Atは視点を決める関数で全単射とする．x'は入力面上の座標となり，xから見たパターンP（x'）が認識される．

４．実験

従来複合パターン認識にはフィードバックを用いていた．しかし今回提案した非縮小型の面構造によって，フィードフォワードのみによって複数のパターンを同時に認識可能とした．以下に，拡張型ネオコグニトロンの認識能力について実験結果を示す．ネットワークの設定は図３に示す．

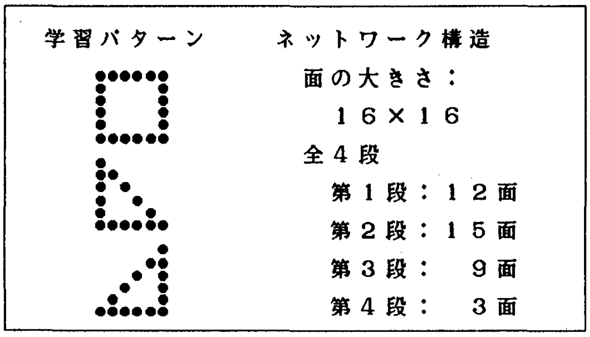

図３．学習パターンとネットワーク構造

a）重ならない複合パターンの認識

出力面座標x，yについて式④，⑤より，

$$x\neq y,\ P(At(x))\neq P(At(y)) \Longrightarrow R(P(At(x)),x)\neq R(P(At(y)),y) \quad ⑥$$

であり独立に認識可能である．図４の実験結果でこれが確かめられる．パターンの位置情報が出力面上に得られている．（At（x）＝xである）

b）重なり合う複合パターンの認識

従来のネオコグニトロンにおいてP，Nを，

$$\exists k, U_k(P)\neq 0 \quad (\text{kは唯一}) \quad ⑦$$

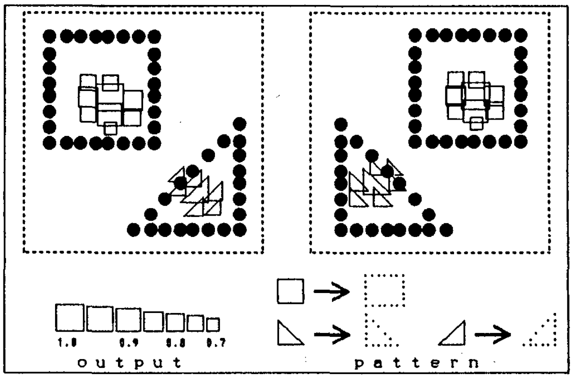

図４．重ならないパターンの認識

$$\forall k, U_k(N)=0 \quad ⑧$$

とする．P，Nの複合パターンP'（＝P∪N）で，

$$U_k(P')<U_k(P) \quad ⑨$$

$$U_j(P')\geq U_j(P),\ j\neq k \quad ⑩$$

であり，認識結果では，

$$\exists N;\ R(P')=R(P) \quad ⑪$$

が成り立つ．

拡張型ネオコグニトロンにおいて，x≠yについて，$N_y=P(At(y))$と考えると，

$$\exists N;\ R(P(At(x))\cup N_y)=R(P(At(x))) \quad ⑫$$

となる．同様に$N_x=P(At(x))$としたP（At（y））の認識も可能である．図５に重なり合ったパターンに対する拡張型ネオコグニトロンの認識結果を示す．

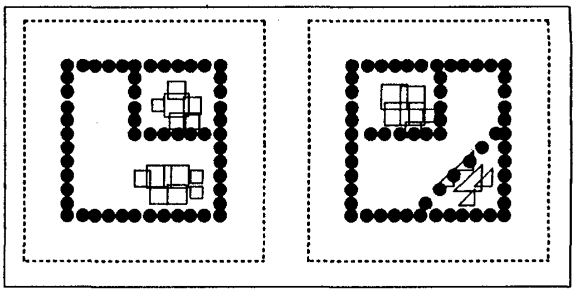

図５．重なり合うパターンの認識

５．おわりに

ネオコグニトロンの認識能力の大きな影響因子となっている面構造に着目し，拡張型ネオコグニトロンを提案した．面の成長関数を提案し，これについて実験を行い特徴抽出能力の成長機能を確かめた．さらに非縮小型の面構造による複合パターンの認識能力について実験を行った．

・参考文献

［１］福島邦彦(1989) 神経回路と情報処理 朝倉書店．

［２］T.KOHONEN(1988) Self-Organization and Associative Memory Springer-Verlag.