卒業論文

視覚情報の統合過程に関する基礎的研究

東北大学工学部 通信工学科 阿曽研究室

佐藤 俊治

目 次

1 序論 **1**

1.1 はじめに 1

1.2 本研究の目的と背景 1

1.3 本論文の構成 2

2 視覚神経系 **3**

2.1 ニューロン 3

2.1.1 ニューロンの構造 3

2.1.2 シナプス 4

2.1.3 興奮性ニューロン と 抑制性ニューロン 4

2.1.4 受容野 5

2.2 視覚情報の伝達経路 5

2.2.1 網膜 と 外側膝状体 6

2.2.2 大脳視覚野 6

3 ネオコグニトロン **9**

3.1 ネオコグニトロンの概要 9

3.2 ネオコグニトロンの構造 11

3.3 ネオコグニトロンの自己組織化 14

3.3.1 最大検出型仮説 14

3.3.2 同一細胞面内に存在する細胞のシナプス結合 15

3.3.3 ハイパーコラム 15

3.3.4 学習則 16

3.4 数値シミュレーション 16

3.5 まとめ 19

4 改良型ネオコグニトロン **25**

4.1 改良型ネオコグニトロンの概要 26

4.1.1 第1モジュール 26
4.1.2 第2モジュールから第6モジュール 29
4.2 数値シミュレーション 32
4.3 まとめ 33

5 結論 **39**
5.1 本研究のまとめ 39
5.2 今後の課題 39

参考文献 **41**

図目次

2.1 ニューロンの構造 3
2.2 網膜から第1次視覚野までの視覚情報の伝達経路 ([4] より抜粋) 5
2.3 種々の単純型細胞の受容野 ([1] を変更) 7
2.4 複雑型細胞の反応 ([1] を変更) 8
2.5 複雑型細胞のシナプス結合モデル ([1] を変更) 8

3.1 ネオコグニトロンの各層の細胞間の結合状態を示す概念図 10
3.2 一つの細胞面内に含まれる細胞の入力結合の状態を示す模式図 11
3.3 回路内の任意のS細胞に至る結合 12
3.4 可塑シナプスと神経回路 14
3.5 ハイパーコラム 16
3.6 学習パターン 17
3.7 学習時に使用したパターンに対する反応 (パターン2) 20
3.8 学習時に使用したパターンに対する反応 (パターン3) 20
3.9 学習時に使用したパターンに対する反応 (パターン4) 21
3.10 パターン2を左上に平行移動したときの反応 21
3.11 パターン2を 縮小 平行移動し ノイズを加えたときの反応 22
3.12 パターン4を 変形したときの反応 22
3.13 パターン3を 縮小したときの反応 23
3.14 パターン2を回転させたときの反応 23
3.15 パターン4を回転させたときの反応 24

4.1 改良型ネオコグニトロンの構造 26
4.2 U_{S_1}層内の各細胞面内のS細胞が発火するときのU_0層のパターン 27
4.3 U_{S_1}層の反応 27
4.4 U_{C_1}層の反応 28
4.5 S細胞・C細胞の3次元配置 29
4.6 パターンの角度ずれに対するS細胞の反応 30

4.7 学習パターン 32
4.8 U_{C_1}層の反応 34
4.9 パターン 2 に対する U_{C_2}層の反応 35
4.10 パターン 3 に対する U_{C_2}層の反応 36
4.11 パターン 6 に対する U_{C_2}層の反応 37
4.12 U_{C_2}層；第 0 細胞面 $(k = 0)$ の反応 38
4.13 U_{C_2}層；第 21 細胞面 $(k = 21)$ の反応 38

表目次

第 1 章

序論

1.1 はじめに

近年，情報処理技術として知的情報処理が広まっている．その中でも，文字認識に対する需要は特に大きく，電子計算機が発明されてから現在に至るまで数々の研究が行なわれてきた．これらの研究によって様々な認識手法が提案され，文字認識率は研究当初よりも格段に向上し，現在は実用レベルにまで達している．しかし，我々人間が日常的に行なっているような認識レベルには未だ到達しておらず，低品質な文字，複雑な背景上にある文字，装飾文字，回転した文字 等人間にとっては認識に際してさほど難しくはない文字でも計算機では，認識不可能な文字であることが多い．

そこで，人間が行なっているような認識を実行するには，実際に人間の脳の中でどのような情報処理がされているかを解明する必要性があるという考えがでてきた．脳内の情報処理の研究においては，視覚に関するものが特に多く，神経生理学，心理学，情報数理学など様々な方面からのアプローチがなされおり，様々な視覚系のモデルが提案されている．

1.2 本研究の目的と背景

脳の特徴的な機能として学習と自己組織化が挙げられるが，Malsburg(1973), Fukushima(1975), Amari(1980), Fukushima-Miyake-Ito(1983) らが，これらの機能を持った視覚系のモデルを提案している．視覚情報の流れは次節で詳しく述べるが，網膜から外側膝状体，大脳視覚野を経由して，認識部である連合野に達するといわれており，この連合野までを考慮したモデルとしては，前述の Fukushima によるコグニトロン (Cognitron), Fukushima-Miyake-Ito らによる**ネオコグニトロン (Neocognitron)**[3] が挙げられる．

ネオコグニトロンは，パターンの位置ずれ，変形に対して頑強な認識系として提案され

たが，変形に対する頑健性はパターンの拡大・縮小と，ある程度の くずれ (distortion) のみであり，特に回転に関しては弱いことが後述の数値シミュレーションで明らかになった．

我々人間がすでに学習している文字を認識するとき，文字個有の情報が失なわれていなければ，その文字の変形に依存しないことは明らかであり，更に回転に関しても依存しないことが経験からも理解できる．

そこで，本論文では，連合野までを考慮した視覚系のモデルである**ネオコグニトロン**について実験，考察をし，その問題点から新しいモデルを提案する．

1.3 本論文の構成

本論文の構成は次の通りである．

第 1 章 序論であり，本研究の背景と目的を述べる．

第 2 章 モデル作成の基礎知識となる生理学実験について説明する．

第 3 章 ネオコグニトロンの構造の説明をし，数値シミュレーションで得られた結果について評価，検討をする．

第 4 章 改良型ネオコグニトロンの構造の説明をし，数値シミュレーションで得られた結果について評価，検討をする．

第 5 章 本研究のまとめ，今後の課題について述べる．

第 2 章

視覚神経系

この章では, モデル作成の基礎知識となる生理学実験を挙げる.

2.1 ニューロン

脳における情報処理は膨大な数のニューロン (nuron) によって組み立てられた神経回路網 (nural network) によってなされている. そこでその構成単位となっているニューロンの機能, また ニューロン間の結合について説明する.

2.1.1 ニューロンの構造

ニューロンには種々の形態のものがあるが, 形や大きさは異なっていても基本的には図 2.1 のように細胞体 (soma ; cell body) とそれからでる多くの突起とからなっている.

細胞体の大きさは動物の種類によって異なり, また同じ動物でもニューロンの種類によっ

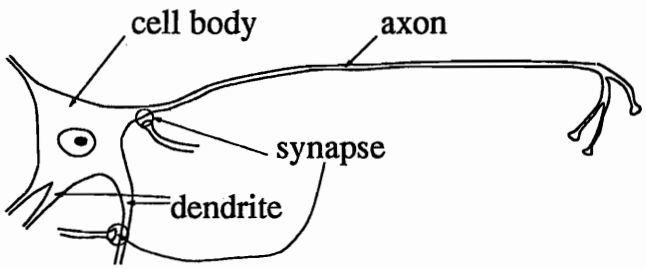


図 2.1: ニューロンの構造

て異なるが, 数μm〜$100\mu m$ 程度である. 細胞体から出ている突起は, 軸索 (axon) または神経繊維 (nerve fiber) と呼ばれる 1 本の細くて長い繊維と, 樹状突起 (dendrite) と呼ばれる比較的太くて短い多数の突起とに分けられる.

軸索は, 細胞体の興奮出力を他のニューロンに伝送するための伝送線路で, その先端は枝分れしていて, 末梢部は他のニューロンの樹状突起や細胞体に接触している. その接点をシナプス (synapse) という. ニューロン間の情報の伝達方向は常に一方向である.

ニューロンは細胞膜に包まれていて, 細胞膜の内側は通常外部よりも約 $70mV$負の静止電位 (resting potential) に保たれている. しかし細胞が興奮すると" 発火" して, 振幅 $100mV$, 持続時間 $1msec$ 弱程度の正のパルス電位 (生理学ではインパルス) を発生し, その再びもとの静止電位に回復する.

2.1.2 シナプス

シナプス (synapse) では, 軸索の終端がほかのニューロンの細胞体や樹状突起に 15〜$50nm$ 程度の間隙をはさんで相接しているが, 通常のシナプスでは両者の間に電気的な結合はない. 細胞体に発生したパルスが軸索の終末, すなわちシナプス前部の達すると, アセチルコリンなどの化学伝達物質 (transmitter) がシナプス間隙に向かって放出され, この化学物質の作用によってシナプス後部に正または負の電位を発生する. このようにしてシナプス後部に発生した電位を PSP(シナプス後電位 : postsynaptic potential) と呼ぶ.

前述のように細胞体内部は静止状態において外部よりも約 $70mV$ 負の電位に保たれているので正または負の電位の発生は, それぞれ, 負の静止電位の絶対値を減少または増加させることに対応する. また, シナプス後部に正の PSP を生じさせるシナプスを興奮性シナプス (excitatory synapse) といい, このシナプスによって生じた正の PSP を EPSP(excitatory PSP) と呼ぶ. これに対して負の PSP を生じさせるシナプスを抑制性シナプス (inhibitory synapse) といい, このシナプスによって生じた PSP を IPSP(inhibitory PSP) とよぶ.

2.1.3 興奮性ニューロン と 抑制性ニューロン

1 個のニューロンが相手のニューロンに EPSP を生じさせたり IPSP を生じさせたりするようなことはないと考えられている. つまり, 1 個のニューロンは興奮性か抑制性のいずれか 1 種の化学伝達物質のみを生産するのものと考えられている (Dale の原則). そこで, 相手のニューロンに EPSP を生じさせるニューロンを興奮性ニューロン, IPSP を生じさせるニューロンを抑制性ニューロンとよんでいる.

2.1.4 受容野

1 個のニューロンはそのニューロンについている入力シナプスを介して非常に多数のニューロンからの入力を受け, これら多数の入力情報を組み合わせることによって何らかの処理を行ない, その出力をまた他の多数のニューロンに伝えている. したがって視覚系の 1 個のニューロンの反応は, 多数の視細胞の反応の影響を受けることになる. そこで, ある一つのニューロンの反応に影響を与える網膜上の領域 (またはそれに対応する視野上の領域) を, そのニューロンの受容野 (receptive field) とよぶ.

つまり受容野とは, 視神経系の, あるレベルにある一つのニューロンから入力側を眺めたとき, そのニューロンが情報を受け取っている網膜上の範囲, またはそれを視野に投影したものをいう.

2.2 視覚情報の伝達経路

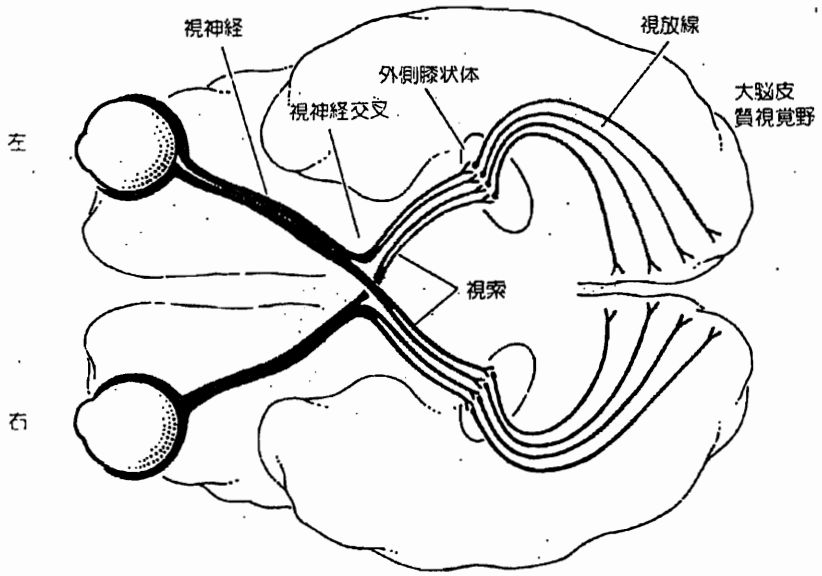


図 2.2: 網膜から第 1 次視覚野までの視覚情報の伝達経路 ([4] より抜粋)

図 2.2に霊長類の場合の脳の構造を示す. 視覚情報はまず左右両方の網膜に入り, そこから視神経を通って視神経交叉と呼ばれる部分で右目の右側の視野の左目の右側の視野の情報が脳の左側に, 右目の左側の視野と左目の左側の視野の情報が脳の右側に向かう. その後, 両目の同じ側の視野の情報がそれぞれまとまって外側膝状体 (LGN) へと入っていく. そこでは, 主に画像の輪郭検出が行なわれている. さらに, 視放線を通って大脳皮質の第 1 次視覚野まで達している.

次に各部位の特徴を示す.

2.2.1 網膜 と 外側膝状体

水晶体 (レンズ) を通して眼球に入射してきた光線は網膜上に焦点を結び, 視細胞 (photoreceptor)(桿状体と錐状体) を刺激する. 網膜 (retina) の中には, 視細胞のほかに, 水平細胞, 双極細胞, アマクリン細胞, 神経節細胞などとよばれる種々の細胞があり, 複雑な神経回路を構成している. この神経回路の最終出力を網膜から外に送り出す働きをしているのが網膜神経節細胞 (retinal ganglion cell) で, その軸索は束になって網膜を出る. この神経節細胞の軸索の束を視神経とよぶ.

また, 神経節細胞は視細胞の受けとった信号 (映像パターン) を, そのままパルス信号に変換して網膜外に送り出しているのではなく, 映像パターンの輪郭抽出を行ない, その結果を出力している.

視神経は間脳の外側膝状体 (lateral geniculate body) に至ってシナプスをつくり, その外側膝状体のニューロンの軸索は, 大脳皮質の後頭部の視覚野 (visual area ; visual cortex) に達している[1].

2.2.2 大脳視覚野

視覚野は大脳皮質の後頭部に位置し, Brodmann の脳地図では 17 野, 18 野, および 19 野とよばれる領野に対応する (狭義には 17 野のみを視覚野とよび, 18 野と 19 野を視覚前野とよぶこともある).

網膜や外側膝状体のニューロンの受容野はだいたい円形であるが, 大脳皮質の視覚野のニューロンになると, 受容野の形や性質に様々なものが見られる. Hubel と Wiesel はネコや サルの視覚野のニューロンの受容野の性質を調べ, これらのニューロンをそれらの受容野の性質に基づいて, **単純型細胞 (simple cell)** , **複雑型細胞 (complex cell)**, **超複雑型細胞 (hypercomplex cell)** などに分類した. 最近は Hubel と Wiesel 初期の研究結果を修正するような考えもいくつか出されているが, 以下に, 主として Hubel と Wiesel の解釈にしたがって各型の細胞の性質を説明する

1) **単純型細胞** 単純型細胞の受容野の例を図 2.3に示す. 図 2.3は網膜上のいろいろな場所を光のスポットで刺激したとき, いま観測している 1 個のニューロンがどのように反応するかを示したものである. 図中の＋印の位置の刺激に対しては光をつけた瞬間に観測している細胞の反応が強くなり, これをオン反応 (on-response) という. 逆に－印の位置にスポットを呈示すると, 光を消した瞬間に反応が強くなり, 光をつけた瞬間に反応がおさえられ, これをオフ反応 (off-response) という. 単純型細胞の受容

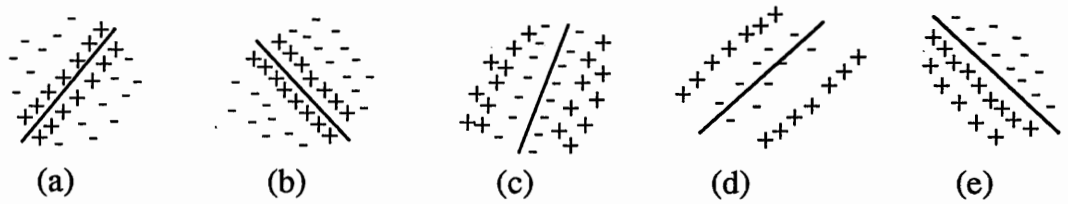
[1] このはかにもたとえば, 視神経の一部が外側膝状体を経ずに中脳の上丘に達しているなど, いくつかの経路が存在するが, 高等動物では大脳視覚野に至る経路が視覚情報の主伝送路である.

野にはこのようにいろいろな形のものが存在するが, 共通していえることは, オン領域 (オン反応を示す領域) とオフ領域 (オフ反応を示す領域) とが, 直線で分割されていることである.

これらの細胞では, 刺激パターンの形や位置が受容野のオン領域 (+印) にちょうど一致している場合に強い反応を示す. たとえば 図 2.3(a) のような受容野をもった細胞の場合は, +印の部分に一致するような直線状の刺激光に最もつよく反応を示す. この線状の刺激光の方位や位置がずれると, −印の部分にも刺激光が与えられることになって, 反応は抑えられてしまう.

そこで, このような細胞は, **特定の位置**に存在する**特定の方位**をもった明るい (白い) 直線の検出に役立っているのであろうと推定される. また図 2.3(b) のような受容野は黒い直線の検出に, 同図 (e) のような受容野は特定の方向のエッジの検出に役立っていると考えられる.

つまり, 単純型細胞は, 明暗の境界や**線が視野内のどの位置にあり, どのような方位をもっているか**の検出を行なっているものと考えられる.



+:オン領域 −:オフ領域

図 2.3: 種々の単純型細胞の受容野 ([1] を変更)

2) 複雑型細胞 単純型細胞では, 刺激として与える直線やエッジの位置が少しでもずれると出力は抑制されてしまうが, これに対して複雑型細胞では, 直線やエッジが受容野の内部にありさえすれば, その位置にはあまり影響されずに反応しつづける. しかし最適方位は はっきり定まっていて, 直線やエッジの方位には敏感で, 方位がずれると, たとえ受容野内に刺激が与えられても反応しない. 刺激パターンの点滅に対する反応の一例を図 2.4に示す. 図の左側は刺激パターンを示し, 右側は反応出力のパルス波形を示す. 反応パルスの上にひいた横線は, 刺激が与えられている期間を示す. 図 (a), (b), (c) より, 複雑型細胞の反応は位置にはあまり影響されないことがわかる. また 図 (d), (e) より, 複雑型細胞は最適方位を持つことがわかる. この細胞は直線

刺激に対して強い反応を示すが, 細胞によってはエッジに対して強く反応するものもある.

Hubel と Wiesel は, 図 2.5 のように, 1 個の複雑型細胞は, 同一の最適方位をもつ複数個の単純型細胞から興奮性シナプス結合を受けているものと考えた (Hubel-Wiesel の階層仮説). 同図はエッジ刺激に強い反応を示す複雑型細胞を例にとって図示したものである.

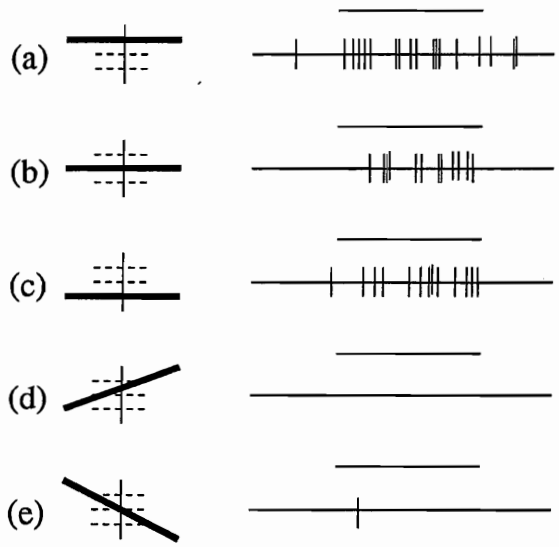


図 2.4: 複雑型細胞の反応 ([1] を変更)

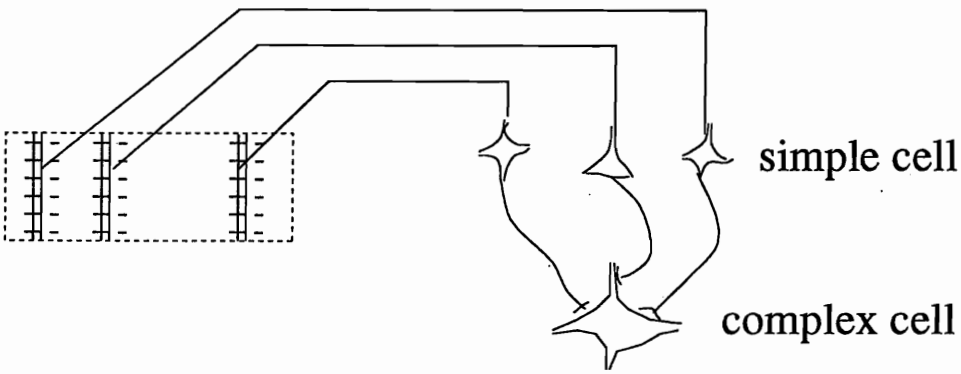


図 2.5: 複雑型細胞のシナプス結合モデル ([1] を変更)

第 3 章

ネオコグニトロン

この章では はじめに，ネオコグニトロンの構成, 学習法について説明する．次に実際に数値シミュレーションを行ない，得られた結果からネオコグニトロンの問題点を考察する.

3.1 ネオコグニトロンの概要

2.2節で述べたように, 大脳の視覚野には, 特定方向の傾きを持った線分や輪郭など, 図形の部分的な特徴の反応する細胞が見つかっている. 視覚野よりもさらに上位の中枢には, 丸や三角といった図形や, ヒトの顔のような複雑なパターンに選択的に反応する細胞もあると言われている. 生理学で得られたこのような事実から, 視覚神経系は, 単純なものから複雑なものへ情報が処理され抽象化されていくような階層的な構造を持つものと考えられる. ネオコグニトロンは, 生理学的にわかっているこのような事実をもとに作られた.

ネオコグニトロンは図 3.1に示すように, 階層構造をもつ多層の神経回路である. 入力層 U_0には, 光受容細胞が平面上に並んでいる. 入力パターンが光学的に投影されると, 各光受容細胞は受光した光の強さに応じた出力を出す. 入力層 U_0 の後ろには, S 細胞 (S–cell) と名づけられている細胞の層 U_S と, C 細胞 (C–cell) と名づけられている細胞の層 U_Cとが交互に並んでいる. S 細胞は視覚神経系でいう単純型細胞 (simple cell) に似た反応特性を示す細胞であり, C 細胞は複雑型細胞 (complex cell) に似た反応特性を示す. 各細胞層内には多数の細胞が並んでおり, それらの各細胞は図 3.1に示すように, 自分よりも 1 段前の層の細胞のうちで, ある小領域内に存在する一群の細胞だけから入力結合を受けている. 最上位段の C 細胞がネオコグニトロンの最終的な認識結果を示す認識細胞である. 学習を終えたネオコグニトロンの最上位段 (認識細胞層) では, 刺激パターンのカテゴリーに対応する認識細胞が 1 個だけ出力を出す.

回路内の細胞の入力結合には, 初期状態においてすでに結合が完成している固定結合 (fixed

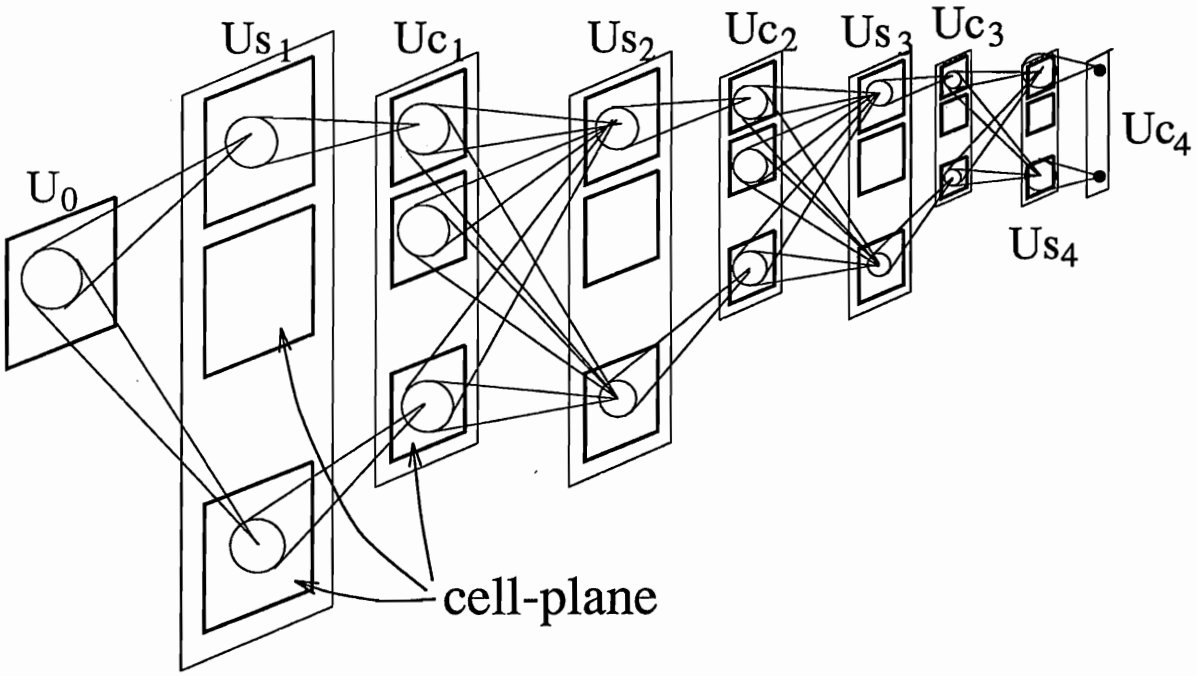


図 3.1: ネオコグニトロンの各層の細胞間の結合状態を示す概念図

connection) と, 外部から与えられる刺激の状態に応じて結合の強さが変化していく可変結合 (variable connection) の両者がある.

S 細胞は特徴抽出機能をもつ細胞で, その入力結合 (図 3.3参照) は可塑性を持ち, 学習時には Fukushima が提案した **最大検出型仮説**に従って強化されていく. 学習法や, 最大検出型仮説については後述するが. 学習が終了した後の S 細胞は, その前段の一群の C 細胞 (つまり S 細胞の結合可能領域に含まれる C 細胞) の反応の空間パターンの局所的な特徴の 1 つに選択的な反応を示すようになる. つまり各 S 細胞は, 入力パターンの局所的な特徴の 1 つに選択的な反応を示すようになる.

U_S層 と U_C層には**細胞面 (cell-plane)** と名づけられた面が多数存在し, その面内にはそれぞれ S 細胞 と C 細胞 が 2 次元平面状に並べられている. 同一の細胞面内に存在する S 細胞はすべて同一の入力パターンに反応するように構成されている. 図 3.3では, 一つの細胞面内の 1 個の細胞に至る結合だけしか描いていないが, 実際には図 3.2に示すように, 一つの細胞面内に含まれる細胞は, どの細胞をとってみても, まったく同一の空間分布の入力結合を持っている. 一つの細胞面内の細胞相互間の相違は, その結合する相手が, ちょうど面内の細胞の位置ずれに相当する距離だけ平行移動していることだけである.

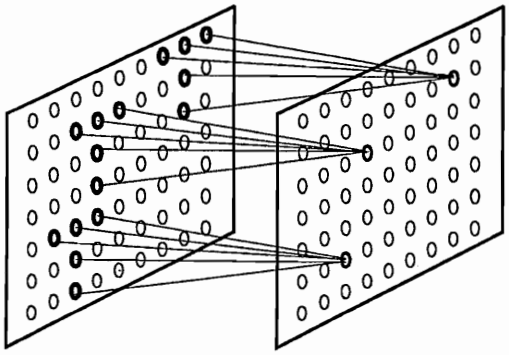


図 3.2: 一つの細胞面内に含まれる細胞の入力結合の状態を示す模式図

特徴抽出機能を持つ各 S 細胞層 U_Sの後ろには, C 細胞層 U_Cがある. S 細胞の入力結合の強度が学習によって変化するのに対し, C 細胞は, 特定の一つの (場合によっては 2〜3 個の) 細胞面内にある一群の S 細胞 (特徴抽出細胞) から興奮性の固定結合を受け取っていて, その入力側の S 細胞が 1 個でも出力を出せば C 細胞も出力を出すようになっている. ところで, 1 個の C 細胞の入力側にある S 細胞は, いずれも同一の特徴を抽出するが, その特徴を抽出してくる場所 (受容野の位置) は互いに少しずつ異なっている. したがって C 細胞は, その入力側の S 細胞と同じ特徴に反応するが, 入力側の個々の S 細胞に比べて, 特徴の呈示位置のずれにはあまり影響を受けなくなっている. このように, S 細胞と C 細胞との関係は, Hubel-Wiesel の階層仮説 (2.2.2 参照) における単純型細胞と複雑型細胞との関係に似ている.

入力パターンの情報はこのように, S 細胞 (特徴抽出細胞層) と C 細胞層を何段か経て最上位段の C 細胞層, すなわち認識細胞層に伝えれれる. 多層回路各段での特徴の抽出と統合の過程で, 特徴相互間の位置ずれが C 細胞によって少しずつ許容されていくので, 最上位段の C 細胞は, 入力パターンの位置ずれの影響をほとんど受けずに, 形の違いに対してのみ反応する.

3.2 ネオコグニトロンの構造

この節では, 前節で説明した概要を数式的に追う. l 段目の S 細胞の層を U_{S_l}, C 細胞の層を U_{C_l}と記す. 各細胞層は, 細胞面に分かれている. これらの細胞層に含まれる細胞面の数を K_{S_l} または K_{C_l} とする. 各細胞面には, S 細胞あるいは C 細胞はそれぞれ平面状に並んでいる. U_{S_l}層の k 番目の細胞面 (第 k細胞面) に含まれる 1 個の S 細胞の出力を $u_{S_l}(\boldsymbol{n}, k)$ と記す. ただし $\boldsymbol{n} = (n_x, n_y)$ は, その細胞の受容野の中心位置を示す 2 次元座標であり, いいかえれば, 細胞面内における細胞の位置を示す座標を表す. S 細胞は, 前段の C 細胞から図 3.3のような経路で信号を受け取っている. S 細胞層には, 補助的な働きをする抑制性

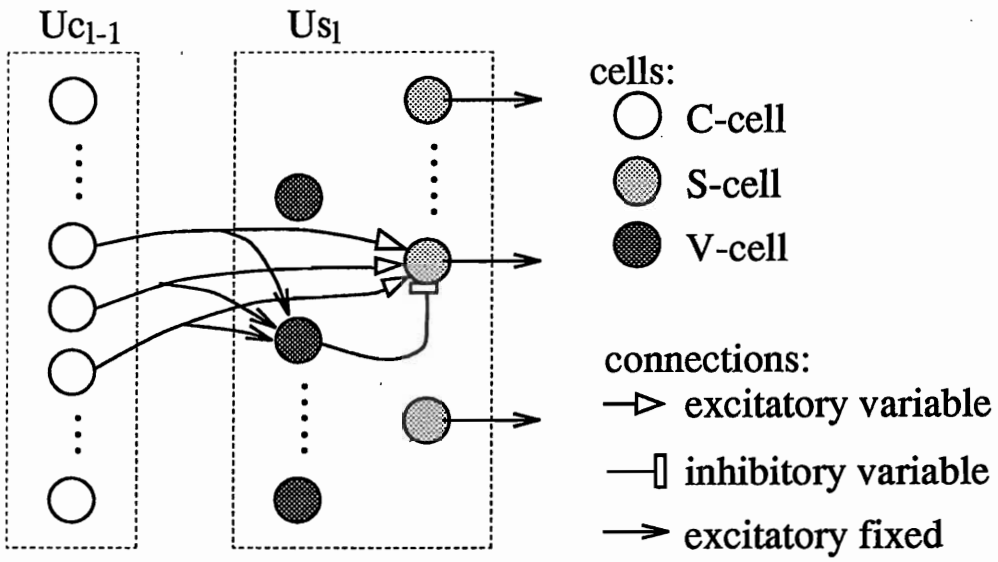


図 3.3: 回路内の任意の S 細胞に至る結合

の V 細胞が含まれている．そこで，U_{S_l}層の V 細胞の出力を $v_{S_l}(\boldsymbol{n})$ と表わす．また V 細胞は，K_{S_l}個の S 細胞に対して抑制性信号を送っている．以上のような表記を用いて，S 細胞の出力を数式で表わすと，

$$u_{S_l}(\boldsymbol{n},k) = r_l \cdot \phi\left[\frac{1+\sum_{\kappa=1}^{K_{C_{l-1}}}\sum_{\boldsymbol{\nu}\in A_l} a_l(\boldsymbol{\nu},\kappa,k)\cdot u_{C_{l-1}}(\boldsymbol{n}+\boldsymbol{\nu},\kappa)}{1+\frac{r_l}{1+r_l}\cdot b_l(k)\cdot v_{S_l}(\boldsymbol{n})} - 1\right] \tag{3.1}$$

だたし関数ϕ は

$$\phi(x) = \begin{cases} x & (x \geq 0) \\ 0 & (x < 0) \end{cases} \tag{3.2}$$

で示される 半波整流型の関数である．

$a_l(\boldsymbol{\nu},\kappa,k)(\geq 0)$ は，その前段のκ番目の C 細胞で，位置が$\boldsymbol{\nu}$ だけずれたところにあるもの，すなわち $u_{C_{l-1}}(\boldsymbol{n}+\boldsymbol{\nu},\kappa)$ からの興奮性可変結合の強度である．A_l は，1 個の S 細胞が入力を受け取る範囲の広さ (結合可能領域) を表わす．$b_l(k)(>0)$ は，V 細胞 $v_{S_l}(\boldsymbol{n})$ からの抑制性可変結合の強度であって，抑制は S 細胞に対して分流的に (除算的に) 働いている．

図 3.2に示したように同一細胞面に含まれる細胞はいづれも同一の空間分布の入力結合をもつので，$a_l(\boldsymbol{\nu},\kappa,k)$ や $b_l(k)$ は，$u_{S_l}(\boldsymbol{n},k)$ の位置を表わす変数 $\boldsymbol{n}$ を含んでいない．

r_lは，抑制性入力の効力を制御する正の定数であり，この値が大きくなると，S 細胞が特定の一つの特徴にだけより選択的に反応する傾向が強まる．

なお，式 (3.1) および次に記す式 (3.3) において，$l=1$ の場合には，$u_{C_{l-1}}(\boldsymbol{n},\kappa)$ は入力層 U_0 の細胞の反応 $u_0(\boldsymbol{n})$ を表わし，$K_{C_{l-1}}=1$ であると解釈する．

この $u_{S_l}(\boldsymbol{n},k)$ に抑制性信号を送っている V 細胞 $v_{S_l}(\boldsymbol{n})$ は，2 乗平均型の入力特性を持ち，$u_{S_l}(\boldsymbol{n},k)$ が受け取るのと同じ細胞群から信号を受け取っている．すなわち，その出力は，

$$v_{C_{l-1}}(\boldsymbol{n})=\sqrt{\sum_{\kappa=1}^{K_{C_{l-1}}}\sum_{\boldsymbol{\nu}\in A_l}c_l(\boldsymbol{\nu})\cdot\{u_{C_{l-1}}(\boldsymbol{n}+\boldsymbol{\nu},\kappa)\}^2} \tag{3.3}$$

で与えられる．ここに $c_l(\boldsymbol{\nu})$ は V 細胞への興奮性固定入力結合の強度を表わし，後述のシミュレーションでは $|\boldsymbol{\nu}|$ に関する減少関数になるように定められている．この結合の広がり A_l は，S 細胞に至る興奮性可変結合の結合可能領域と一致している．

位置ずれを許容するために挿入された C 細胞の出力は次式で与えられる．

$$u_{C_l}(\boldsymbol{n},k)=\psi\left[\sum_{\kappa=1}^{K_{S_l}}j_l(\kappa,k)\sum_{\boldsymbol{\nu}\in D_l}d_l(\boldsymbol{\nu})\cdot u_{S_l}(\boldsymbol{n}+\boldsymbol{\nu},k)\right] \tag{3.4}$$

ただし，$\psi[\ ]$ は C 細胞の入出力間の飽和特性を定める非直線関数で，次式によって定義される．

$$\psi[x]=\frac{\phi[x]}{1+\phi[x]} \tag{3.5}$$

$d_l(\boldsymbol{\nu})$ は S 細胞から C 細胞への興奮性固定結合の強度を表わし，後述のシミュレーションでは，$|\boldsymbol{\nu}|$ に関する減少関数となるように定められている．D_l はその結合の広がりの範囲を表わす．この式からもわかるように，結合範囲 D_lに含まれる S 細胞が 1 個でも出力を出せば，この C 細胞も出力を出す．

$j_l(\kappa,k)$ は S 細胞の細胞面から C 細胞の細胞面への結合の統合状態を規定する係数で，U_{S_l}層のκ番目の細胞面に至る結合が存在する場合に値 1 をとり，存在しない場合に 0 をとる．

なおネオコグニトロンでは，教師あり学習 (supervised learning) と 教師なし学習 (unsupervised learning) の 2 通りの学習方法があるが，本論文では教師なし学習でのシミュレーションを行なった．この場合は，$K_{S_l}=K_{C_l}$ であり，常に

$$j_l(\kappa,k)=\begin{cases}1 & (at\ \kappa=k)\\ 0 & (at\ \kappa\neq k)\end{cases} \tag{3.6}$$

が成立する．

3.3 ネオコグニトロンの自己組織化

外部から与えられる刺激に応じてニューロン間の結線が形成されたり，形成されたシナプス結合の強度が変化したりすることによって神経回路が成長していく現象を，神経回路の**自己組織化** (**self-organization**) とよんでいる．本論文では，特に断らないかぎり後者のみを考える．

前述のようにネオコグニトロンでは，教師あり学習 と 教師なし学習 があるが，どちらの方法を用いても自己組織化させることができる．本論文では教師なし学習での自己組織化について説明する．

3.3.1 最大検出型仮説

自己組織化に伴うシナプスの可塑性には様々な仮説があるがネオコグニトロンでは Fukushima によって提案された最大検出型仮説を採用している．

最大検出型仮説では，図 3.4のような回路において，ニューロン X が発火し，かつニューロン Y の近傍に Y よりも強く発火しているニューロンが存在しない場合のみ，X から Y への可塑シナプスが強化されるという仮定である．

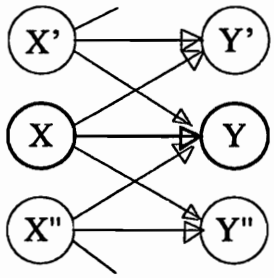


図 3.4: 可塑シナプスと神経回路

ある一定の小領域 (近傍領域) 内にあるニューロンの中だけからただ 1 個だけを選んで入力シナプスを強化するということは，同一の入力シナプス結合をもつニューロンが重複して形成されるのを防ぐ役割を果していることになる．最大発火をしているニューロンを選びだすことは，そのときの入力刺激に最も整合するニューロンを選ぶことに相当し，そのニューロンの能力をさらに伸ばす方向にシナプス強化をすることになる．これは，いわゆるエリート選抜をしていることになる．

たとえば，ニューロン Y・ニューロン Y'・ニューロン Y" に結合しているニューロン X は仰角 90°の直線パターンに対して発火し，ニューロン X' は 0°の直線パターンに対して発火しているとする．この発火により Y・Y'・Y" はそれぞれ X・X' とのシナプス結合の強

度に応じた発火をする．このときニューロン Y が自分の近傍のなかで最大発火しているとすると X-Y 間 X'-Y 間の可塑シナプスが強化され，ニューロン Y'・Y" への可塑シナプスは変化しない．このシナプス強度の変化では，ニューロン Y は仰角 90°の直線と，0°の直線の合成パターンに反応ように自己組織化されたことになる．

3.3.2 同一細胞面内に存在する細胞のシナプス結合

ネオコグニトロンでは，最大出力細胞は自分自身だけが学習するだけではなく，あたかも結晶成長における" 核" のような働きをして，自分のまわりにあるほかの細胞の入力結合の強化にも影響を与えるという仮説を採用している．以下，この" 核" となる細胞を" 核細胞" と呼ぶことにする．この仮説により，最大出力で反応した S 細胞細胞と同一細胞面内の存在するほかの S 細胞の入力結合も，最大出力で反応した S 細胞と同一の空間分布をもつように成長していく．

その結果， 3.1節で説明したように，ある細胞面中に存在する細胞はすべて同一の特徴を抽出するようになっていく．同一面内の細胞の位置の違いは，特徴を抽出してくる位置，すなわち受容野の位置だけである．

よって式 (3.1) 中で，前段の C 細胞から S 細胞への興奮性結合を示す $a_l(\boldsymbol{\nu}, \kappa, k)$ には，層番号 l ，受容野を示す$\boldsymbol{\nu}$，前段の細胞面 (すなわち U_C層) の番号κ, U_S層の細胞面の番号kだけであり，細胞面内における細胞の位置を表わす変数$\boldsymbol{n}$は含んでいない．

3.3.3 ハイパーコラム

ネオコグニトロンでは，ある近傍中で最大発火している細胞を選び出して自己組織化をすることを 3.3.1節で説明した．この細胞を選び出す方法として，ネオコグニトロンでは**ハイパーコラム (hyper-column)** と呼ばれる概念を用いている．ハイパーコラムとは，図 3.5 に示すように S 層の細胞面をならべ，ある小領域 (図では灰色の平行四辺形) を底面とした，すべての細胞面を横切る" 柱" であり，図 3.5では 四角柱に対応している．またハイパーコラムは複数個存在し，各ハイパーコラムは互いに重なっていてもよいものとする．

次に 3.3.2節で説明した" 核細胞" を選出する方法を以下に示す．まず，各ハイパーコラム中で最大発火をしている細胞を選び出す．この細胞を" 候補細胞" と呼ぶことにする．ハイパーコラムが n 個存在したとすると，候補細胞も n 個存在することになる．ある 1 つの細胞面に，候補細胞が 1 個だけ存在するときはその候補細胞がそのまま核細胞となる．一方，1 つの細胞面に候補細胞が複数個存在するときは，それら候補細胞の中で最大発火をしている細胞を核細胞とする．すなわち，第 l 層の核細胞の数は高々K_{S_l}個であり，後述の数値シミュレーションでは 約 $K_{S_l}/2$ 個程度となった．

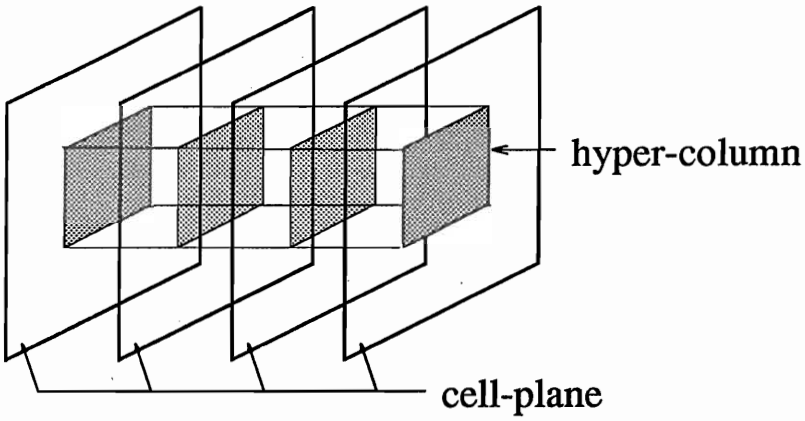


図 3.5: ハイパーコラム

3.3.4 学習則

自己組織化に伴い シナプス結合の強度が変化するが，この変化則を学習則と呼ぶことにする．ネオコグニトロンでは，変化し得るシナプス結合 すなわち可塑性を持つシナプスは，U_{S_l}層中の S 細胞の興奮性シナプス $a_l(\boldsymbol{\nu}, \kappa, k)$ と，抑制性シナプス $b_l(k)$ である．核細胞は 1 つのパターンが呈示される毎に，前節で説明した方法で選出され それら数個の核細胞について学習則を適用する．ある 1 つの核細胞を $u_{S_l}(\bar{k}, \bar{\boldsymbol{n}})$ とすると，シナプス強度の変化は

$$\Delta a_l(\boldsymbol{\nu}, \kappa, \bar{k}) = q_l \cdot c_{l-1}(\boldsymbol{\nu}) \cdot u_{C_{l-1}}(\bar{\boldsymbol{n}} + \boldsymbol{\nu}, \kappa) \tag{3.7}$$

$$\Delta b_l(\bar{k}) = q_l \cdot v_{S_l}(\bar{\boldsymbol{n}}) \tag{3.8}$$

ただし，q_l は学習の速さを示す定数であり，$\boldsymbol{\nu} \in A_{l-1}$, $\kappa = 0, 1, \cdots, K_{C_{l-1}} - 1$ である．

3.4 数値シミュレーション

実際に数値シミュレーションを行ない，動作の確認をした．

本論文では $U_0 \to U_{S_1} \to U_{C_1} \to U_{S_2} \to U_{C_2} \to U_{S_3} \to U_{C_3} \to U_{S_4} \to U_{C_4}$の 9 層構造とした．ただし，$U_{S_l}$層と，$U_{C_l}$層をあわせて 第$l$モジュールと呼ぶことにする．

学習パターンを 図 3.6に示す．以下 左のパターンより，パターン2，パターン3，パターン4 と呼ぶことにする．これらのパターンを1 セットとし，左のパターンから順にU_0層に呈示する．1 つのパターンを呈示して学習則を適用させ，これを 1 セット分実行することを，学習回数 1 回とする．ここでは学習回数 10 回とした．学習は，第1 層の自己組織化が完了してから 第2 層の自己組織化をしていき，これを最終層 (ここでは第4 層) まで行う．

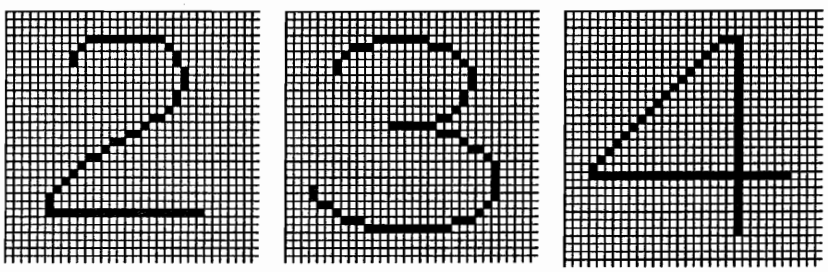


図 3.6: 学習パターン

他のパラメータは下の表に示す.

	モジュール番号 l				
	$l=0$	$l=1$	$l=2$	$l=3$	$l=4$
U_{C_l}層の細胞面中の細胞数	32 × 32	16 × 16	8 × 8	4 × 4	1 × 1
U_{S_l}層の細胞面中の細胞数	*	32 × 32	16 × 16	8 × 8	4 × 4
K_{C_l}	1	24	24	24	24
K_{S_l}	*	24	24	24	24
D_l	*	5	5	5	4
A_l	*	5	5	5	4
r_l	*	4.0	1.5	1.5	1.5
q_l	*	1.0	16.0	16.0	16.0
α	0.5				

* は未定義を示す.

学習完了後，U_{C0}層に学習時に使用したパターンを呈示したときの各層の反応を図 3.7 から 図 3.9 に示す．縦長の長方形は各層を示し，各層の中には正方形で区切られた細胞面がある．長方形は，図の左側から $U_{S_1} \to U_{C_1} \to U_{S_2} \to U_{C_2} \to U_{S_3} \to U_{C_3} \to U_{S_4} \to U_{C_4}$ となっており，図の下部中央には U_0 層に呈示したパターンを示す．図 3.7 から 図 3.9を見ると，最終層である U_{C4}層では，学習パターンに関して 1 個の細胞のみが発火していることがわかる．すなわち，英数字"2" を認識することは，U_{C4}層の第細胞面の細胞が発火するように自己組織化されたことがわかる．同様に，英数字"3" は 第 9 細胞面の細胞， 英数字"4" は 第 5 細胞面の細胞に対応している．

学習完了後，最終層で細胞の発火が起こるための U_0層に呈示するパターンの条件を下の表に示す．

発火する細胞の細胞面の番号	条件 (U_0層に呈示されるパターン)
$k = 11$(英数字 2 の認識)	上部に 0°の直線 中央に+45°の斜線 下部に 0°直線
$k = 9$ (英数字 3 の認識)	右上に"コ" 様の曲線 ("3" の右肩の部分のこと) 右下に"コ" 様の曲線 下部に 0°直線
$k = 5$ (英数字 4 の認識)	右側に 90°の直線 下部に 0°の直線 中央に+45°の斜線

図 3.10 から 図 3.13は 学習パターンに平行移動，縮小，またはノイズを加えたパターンに対する反応である．図 3.10 は，学習パターン 2 を左上に平行移動したパターンに対する反応であるが，最終層において，第 11 細胞面内の細胞が発火，すなわち 英数字 2 であると認識しており，パターンの平行移動に対しで頑強なモデルであることがわかる．また，図 3.11は，学習パターン 2 を 縮小，平行移動し，更にノイズを加えたパターンに対する反応，図 3.12は，学習パターン 4 を変形させたパターンに対する反応を示す．この 2 つのパターンに対しても対応する位置の細胞が発火しており，正しく認識していることがわかる．

図 3.13 から 図 3.15は，認識不可能，すなわち最終層で細胞が発火しなかったパターンに対する反応である．

図 3.13 は，図 3.11のパターンと同一の縮小率を用いたが，英数字 3 の認識を示す最終層の第 9 細胞面内の細胞は発火しなかった．今回の数値シミュレーションにおいて，最終層の第 9 細胞面内の細胞が発火し,"3" を認識する条件は，上の表のように右上に"コ" 様の曲線，右下に"コ" 様の曲線下部に 0°直線を U_0層に呈示することである．この縮小したパターン 3 を認識できない理由は，縮小によって"コ" 様の曲線の曲率が大きくなり，パターン 3 の学習段階によって得られた"コ" 様の曲線とは異なるものと判断されたからである．これは，ネオコグニトロンの情報の統合は S 層でテンプレートマッチングを行ない，C 層で位置ずれを許容するという演算を最終層まで行うため，幾何的には同一の図形であっても変形によってテンプレートに合致しない図形 (たとえば"コ") に対して反応しなくなるためである．

図 3.14, 図 3.15は英数字 2，英数字 4 をそれぞれ +45° , −45° 回転したパターンに対す

る反応である．これらも上記の原因によって認識不可能となる．

3.5 まとめ

本章では Fukishima らによって提案されたネオコグニトロンについて説明し，実際に数値シミュレーションを行なった．この結果，ネオコグニトロンは位置ずれやノイズに対して頑強であるが，大きな変形や回転には弱いことがわかった．次章では，このような短所を解決するモデルとして，改良型ネオコグニトロンを提案する．

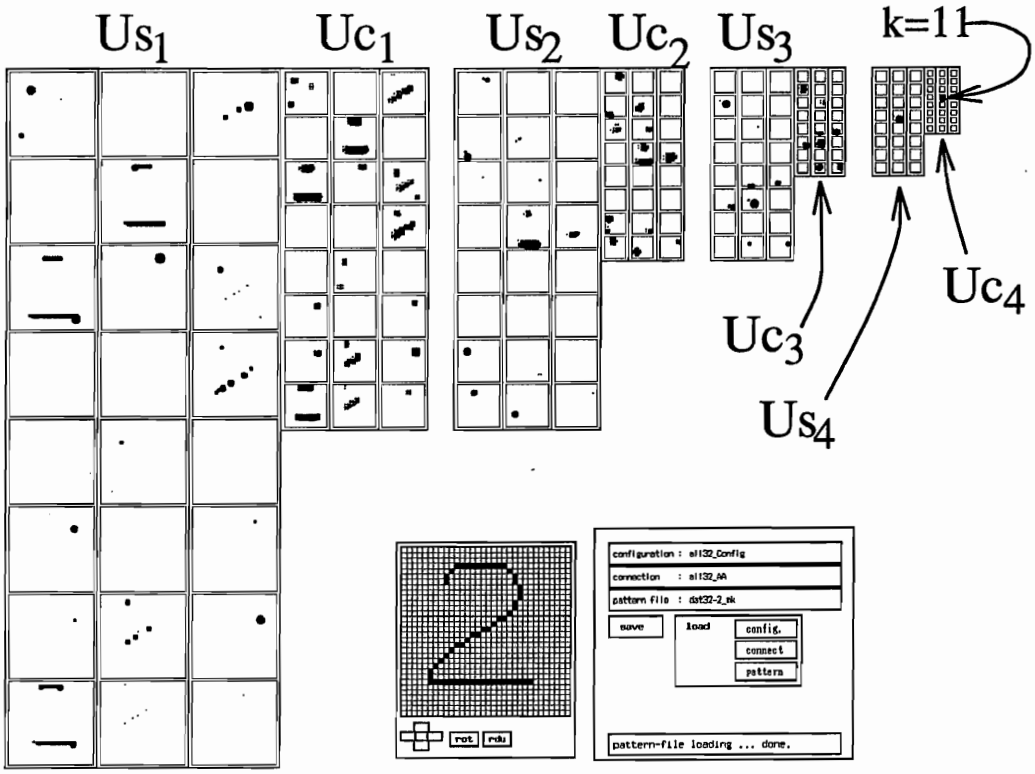


図 3.7: 学習時に使用したパターンに対する反応 (パターン 2)

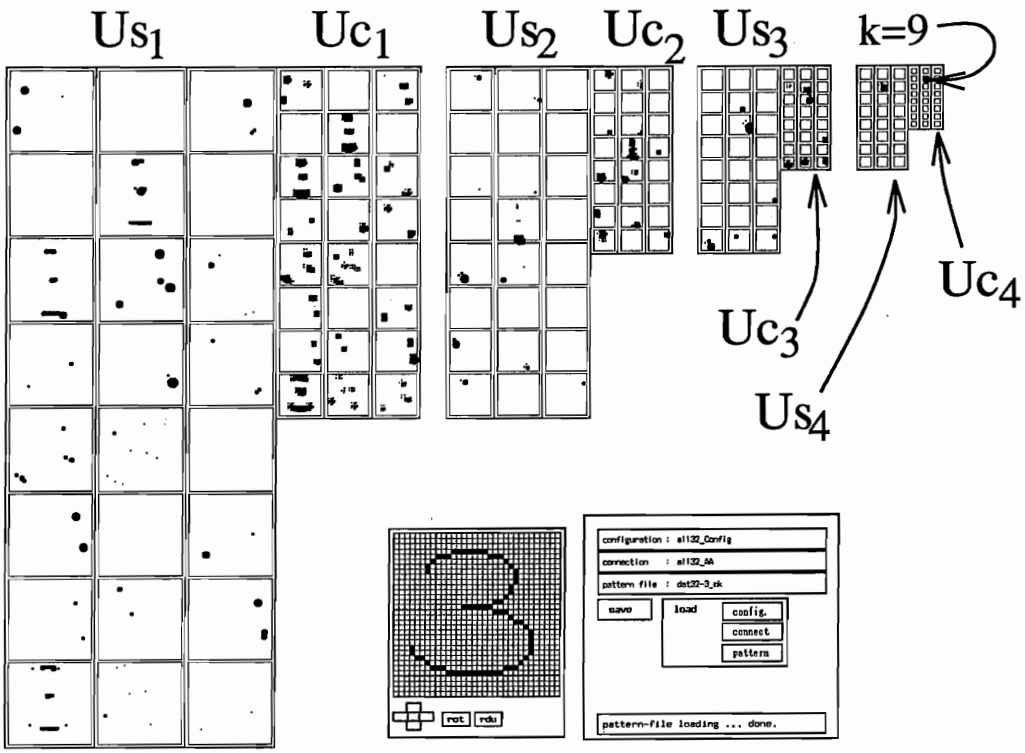


図 3.8: 学習時に使用したパターンに対する反応 (パターン 3)

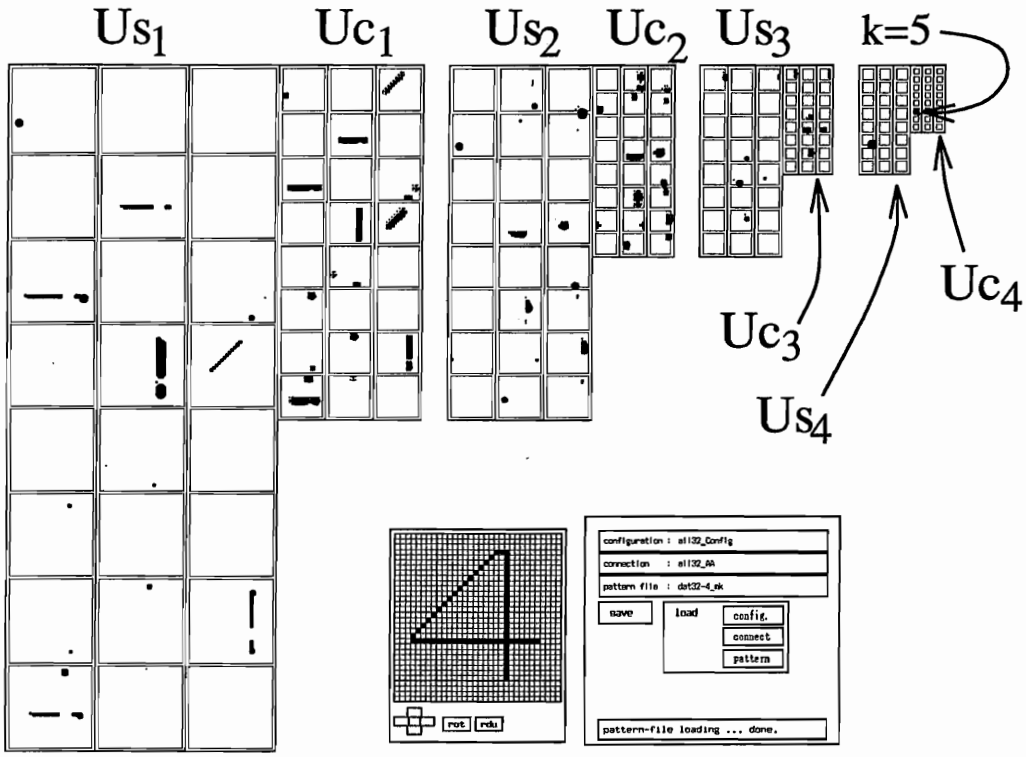


図 3.9: 学習時に使用したパターンに対する反応 (パターン 4)

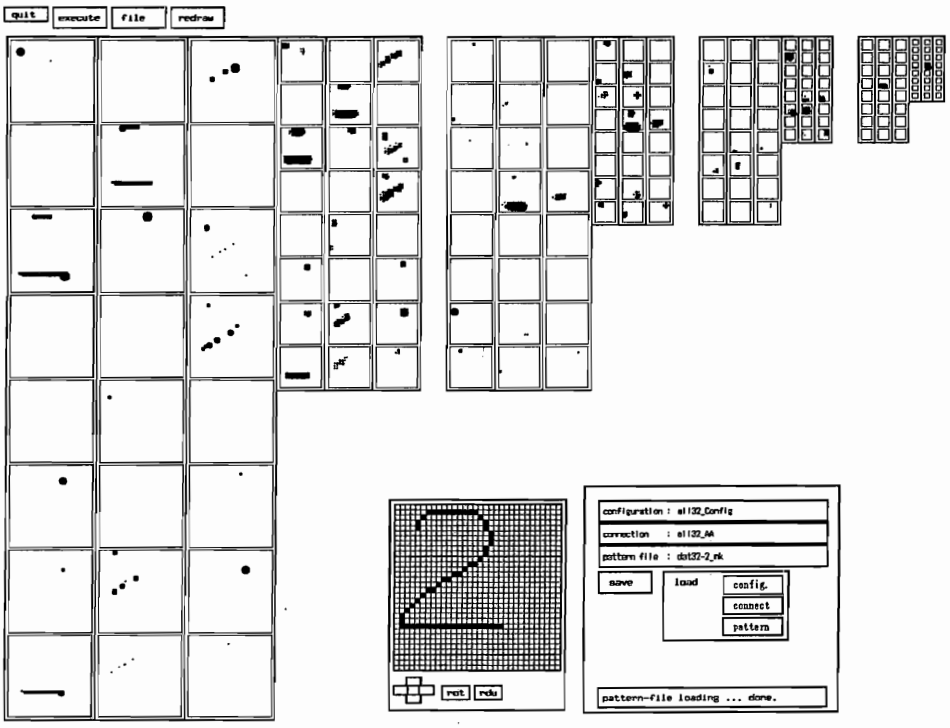


図 3.10: パターン 2 を左上に平行移動したときの反応

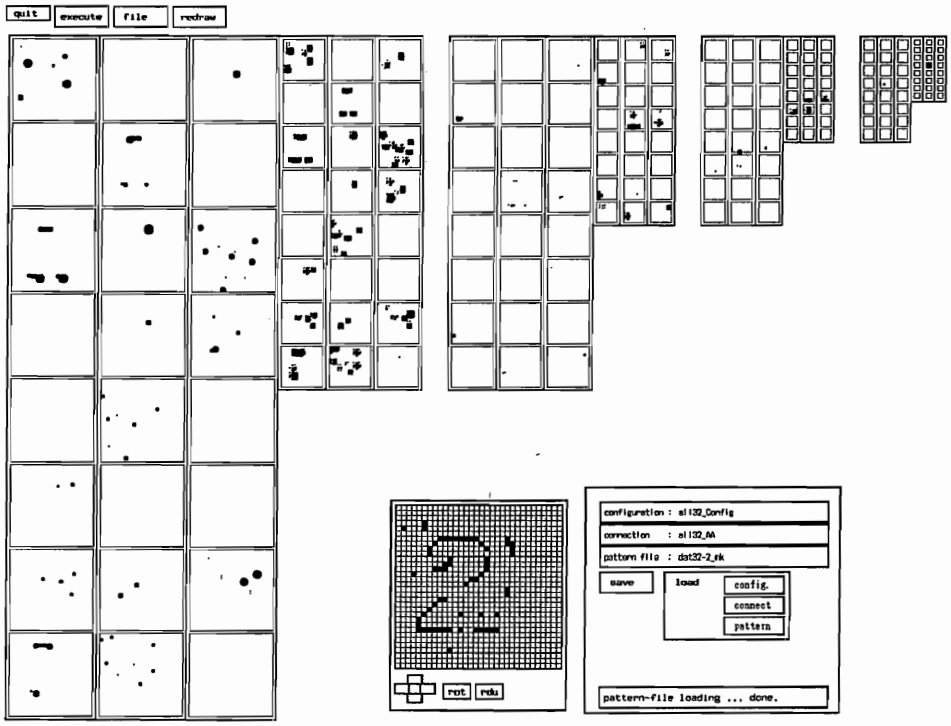


図 3.11: パターン 2 を 縮小 平行移動し ノイズを加えたときの反応

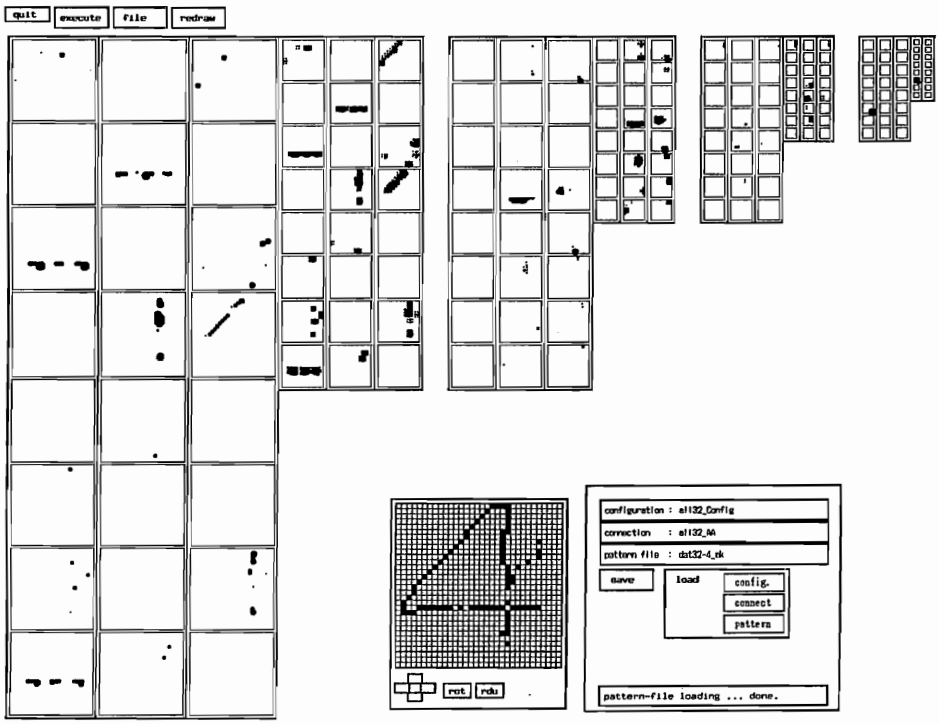


図 3.12: パターン 4 を 変形したときの反応

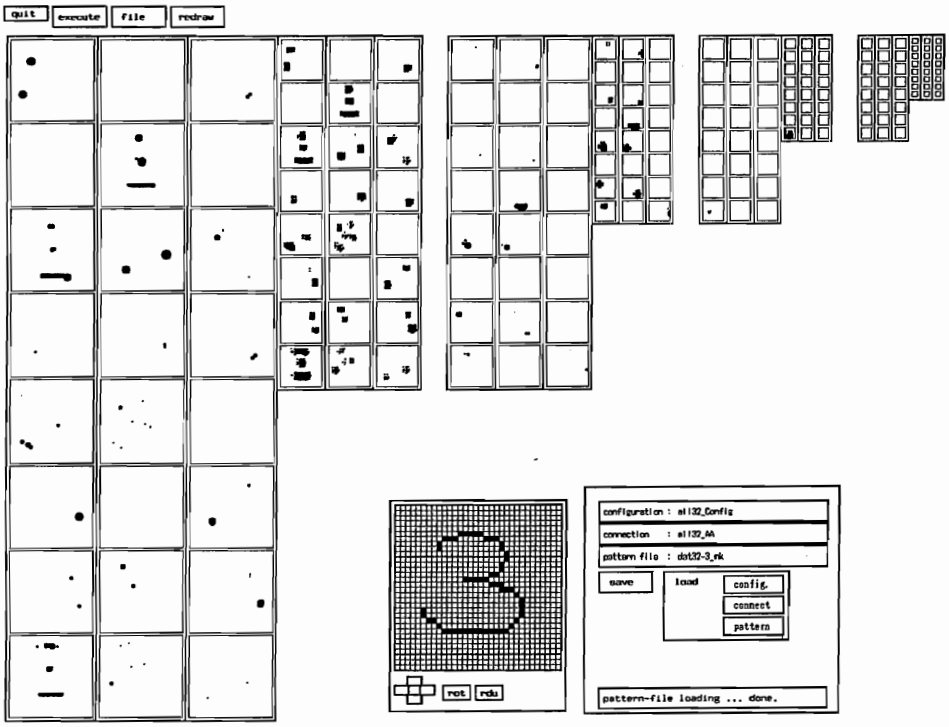


図 3.13: パターン 3 を 縮小したときの反応

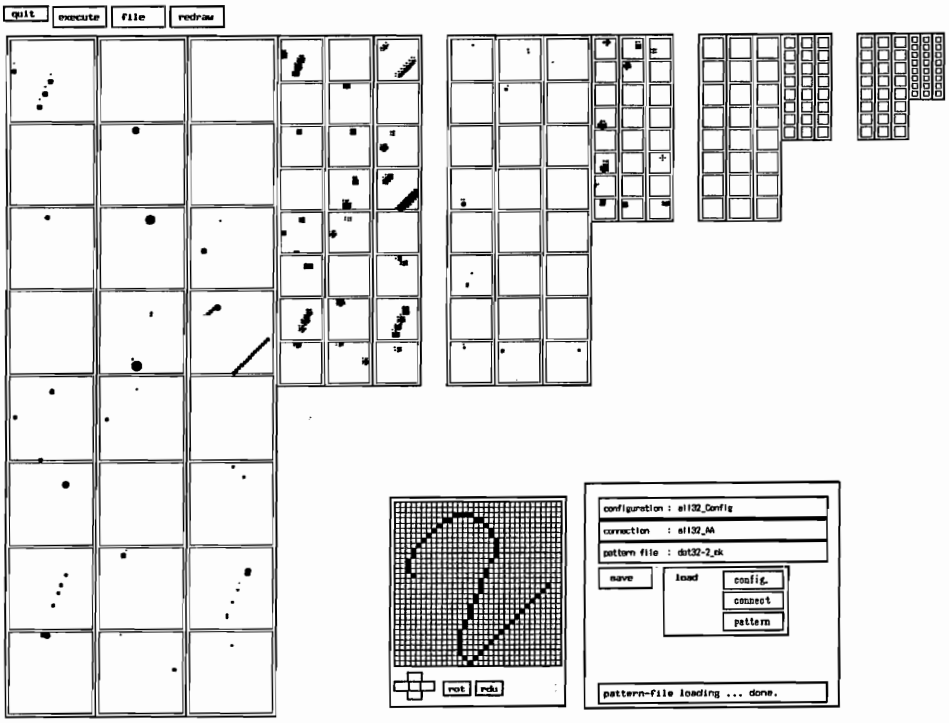


図 3.14: パターン 2 を回転させたときの反応

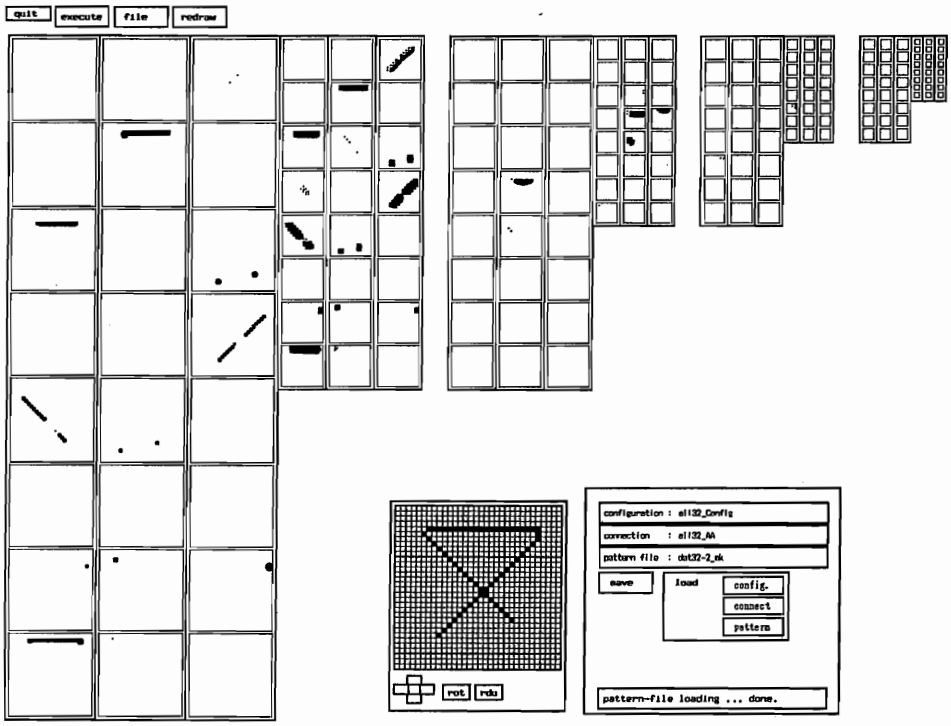


図 3.15: パターン 4 を回転させたときの反応

第 4 章

改良型ネオコグニトロン

第3章の数値シミュレーションの結果，ネオコグニトロンは，回転等の大きな変形パターンには弱いことがわかった．

ネオコグニトロンは，順方向性の情報処理で位置ずれに関してはかなり頑健であることが確認されたので，回転に対しても同様な処理をすれば，この問題を解決できると考えられる．具体的には，本論文で提案する改良型ネオコグニトロンではC層で位置ずれだけではなく角度のずれに対しても許容し，それを多層組み合わせることで角度のずれにも頑健である認識系としている．

また，従来型のネオコグニトロンは大きな変形パターンに対しても弱いことが確認されたが，改良型ネオコグニトロンでは，U_{S_1}層に方位選択性 (後述) を持たせ，U_{C_1}層でその方位にある程度の許容をすることで解決を試みている．

この章では，はじめに改良型ネオコグニトロンの構造を述べ，次に実際に数値シミュレーションを行ない，最後に得られた結果から問題点を考察する．

4.1 改良型ネオコグニトロンの概要

改良型ネオコグニトロンはパターン呈示層の U_0層を含めて，13 層構造である．

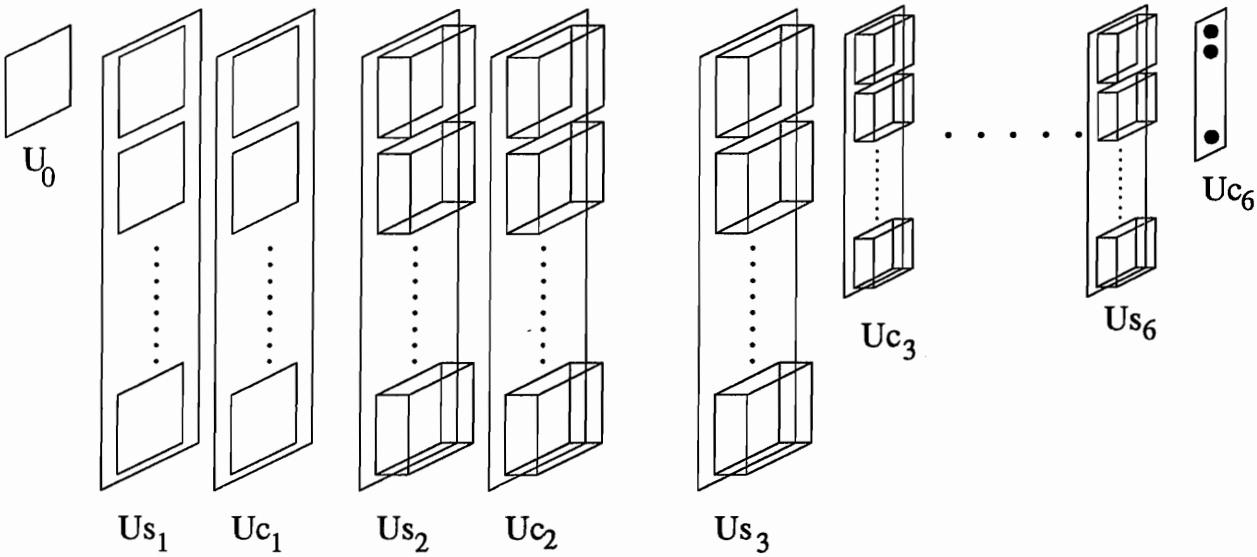


図 4.1: 改良型ネオコグニトロンの構造

各層間の関係，層内の細胞面，各細胞面に含まれる細胞は，従来型ネオコグニトロンと大きな違いはなく，$U_0 \rightarrow U_{S_1} \rightarrow U_{C_1} \rightarrow \cdots \rightarrow U_{S_6} \rightarrow U_{C_6}$ のように情報処理が行なわれる．異なる点は，従来型ネオコグニトロンでは，細胞面内に S 細胞・C 細胞を 2 次元的に配置していたが，改良型ネオコグニトロンでは第 2 モジュールから最終モジュールの各細胞面内に S 細胞と C 細胞を 3 次元的に配置していることである．また，U_{S1}層では教師あり学習をしている．以下 4.1.1節に，U_{S1}層が含まれている第 1 モジュールの動作の説明，4.1.2節に S 細胞・C 細胞の 3 次元配置について説明する．

4.1.1 第 1 モジュール

第 1 モジュールでは U_0層に呈示されたパターンに対し，ある線方向にのみ反応するように学習する．すなわち U_{S_1}層の各細胞面内の S 細胞に方位選択性を持たせるように学習させていることになる．例えば，U_{S_1}層の第 1 細胞面内の S 細胞は角度が 0°の線にのみ反応し，第 2 細胞面の S 細胞は，+30°の線にのみ反応するように学習させる．また第 1 モジュールにおいては，V 細胞の評価式と S 細胞の評価式は，従来型ネオコグニトロンにおける評価式と同様である．

実際の数値シミュレーションでは，各細胞面内の S 細胞が，図 4.2に示すパターンにのみ反応するように学習 (教師あり学習) をさせている．だたし，図中の k は細胞面の番号 (第 k細胞面) である．

学習完了後，U_0層に英数字の"2" を呈示したときの反応を図 4.3に示す.

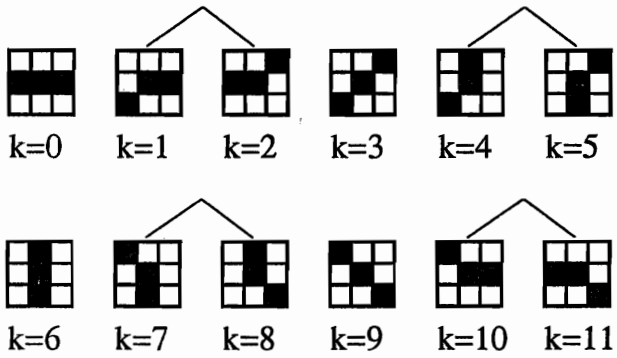


図 4.2: U_{S_1}層内の各細胞面内の S 細胞が発火するときの U_0層のパターン

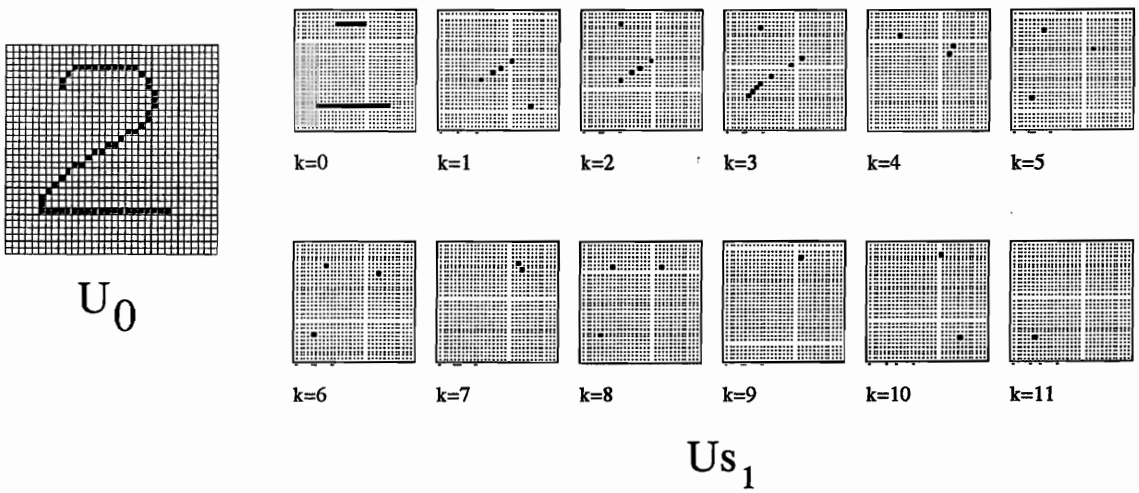


図 4.3: U_{S_1}層の反応

第 1 モジュールの C 層，すなわち U_{C_1}層の細胞面は U_{S_1}層の細胞面の数 (12 面;$K_{S_1} = 12$) よりも少なく，8 面である．これは，U_{S_1}層の第 1 細胞面 ($k = 1$) と第 2 細胞面 ($k = 2$)，第 4 細胞面 ($k = 4$) と第 5 細胞面 ($k = 5$)，第 7 細胞面 ($k = 7$) と第 8 細胞面 ($k = 8$)，第 10 細胞面 ($k = 10$) と第 11 細胞面 ($k = 11$) は，角度的には同じものであるので，これらを統合したためである (図 4.2参照)．これは，式 3.4において，$j(1,1) = j(2,1) = 1$, $j(4,3) = j(5,3) = 1$, $j(7,5) = j(8,5) = 1$, $j(10,7) = j(11,7) = 1$ にすることで実現する．

改良型ネオコグニトロンでは，U_C層において位置ずれだけではなく，角度のずれも許容するが，この方法ついては次の通りである．U_{S_1}層の第 3 細胞面 ($k = 3$) を中心に考えると，この細胞面では+45°の直線を検出し，45°から正の方向に角度がずれた直線を検出しているのは U_{S_1}の第 4 細胞面 ($k = 4$) であり，負の方向に角度がずれた直線を検出しているのは

U_{S_1}の第 2 細胞面 $(k=2)$ である．故に，U_{S_1}層の，第 2 細胞面・第 3 細胞面・第 4 細胞面に S 細胞の発火があれば，U_{C_1}層において+45°の直線を検出する第 2 細胞面内の C 細胞が発火するようにすればよい．これは，従来型ネオコグニトロンにおける位置ずれの許容法と同じ操作である．

U_{C_1}層の C 細胞の評価式は次のようになる．

$$u_{C_1}(\boldsymbol{n},k)=\psi\left[\sum_{\kappa=0}^{K_{S_1}-1} j_1(\kappa,k)\cdot\left\{\sum_{\boldsymbol{\nu}\in D_1}\sum_{\theta\in\Theta_{C_1}} d_1(\theta,\boldsymbol{\nu})\cdot u_{S_1}\left(\boldsymbol{n}+\boldsymbol{\nu},period_{S_1}(k+\theta)\right)\right\}\right] \tag{4.1}$$

ただし，$d_1(\boldsymbol{\nu},\theta)$ は S 細胞から C 細胞への興奮性固定結合の強度を表わし，$|\boldsymbol{\nu}|+|\theta|$ に関する減少関数となるように定められている．D_1 はその結合の $x-y$方向の広がりの範囲を表わし，従来型ネオコグニトロンと同様に $x-y$方向の位置ずれの許容の大きさを表わす．Θ_{C_1}は細胞面方向広がりの範囲を表わし，線素角度の位置ずれの許容の大きさを表わし，大きいほど角度の許容も大きくなる．また関数 $period_{S_1}$については以下の通りである．

$$period_{S_1}(k)=\begin{cases} k & (at\ 0\le k<12) \\ period_{S_1}(k-12) & (at\ 12\le k) \\ period_{S_1}(k+12) & (at\ k<0) \end{cases} \tag{4.2}$$

図 4.4に，図 4.3で用いたものと同様のパターンを U_0層に呈示したときの U_{C_1}層の反応を示す．kは細胞面の番号を示し，括弧の中は最大発火するときの線素の角度である．前層の U_{S_1}層と比較すると $x-y$方向と線の角度に鈍感な反応となり，位置に対する許容と線の角度に対する許容が行なわれていることがわかる．

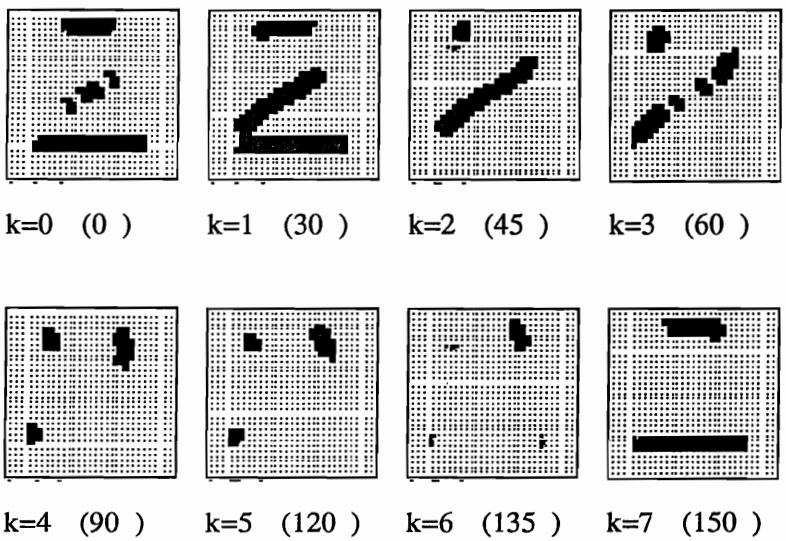


図 4.4: U_{C_1}層の反応

4.1.2 第 2 モジュールから第 6 モジュール

従来型ネオコグニトロンの細胞面内の S 細胞，C 細胞は 2 次元的に配置されており，ある 1 つの細胞面内の細胞相互間の相違は，前層にある結合している細胞が，ちょうど細胞面内の細胞の位置ずれに相当する距離だけ平行移動していた．改良型ネオコグニトロンでは，パターンの角度のずれに対してもこれとほぼ同様の処理を行う．すなわち，各細胞面内の S 細胞と C 細胞の配置にθ方向の次元を追加して 3 次元配置とし，発火する細胞は検出する特定パターンの角度ずれに相当する距離だけθ方向に平行移動するようにしてある．

図 4.5に 3 次元配列の概念図，図 4.6に呈示パターンを回転したときの反応の例を示す．ただし図中で"theta" と記してあるのは，座標変数θのことであり，以後，図に示してある"theta" についても同様である．

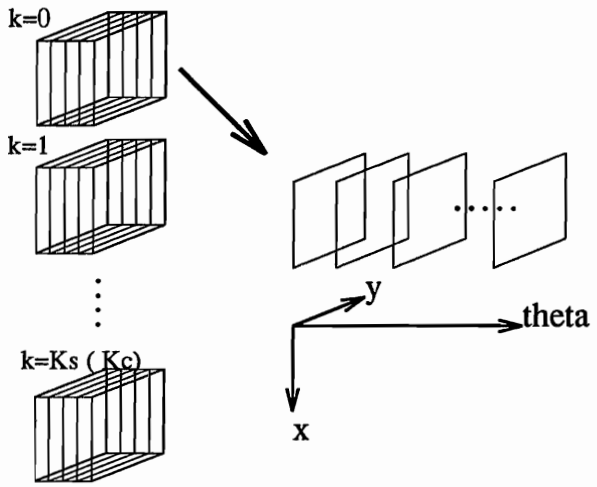


図 4.5: S 細胞・C 細胞の 3 次元配置

たとえば，U_{S_2}層の第 0 細胞面内の角度ずれ 0°に対応している S 細胞 (図 (a); U_{S_2}; $k = 0$; degree=0) が図 4.6(a) の U_0層のパターンに対して反応するように学習したとする．すなわち，U_{S_2}層；$k = 0$；$\theta = 0$ に存在する S 細胞がこのパターンに反応することになる．

図 4.6(b) は U_0層に約 30°回転させたパターンを呈示したときの反応である．この回転パターンに対して，線方向を検知する U_{C_1}層の反応は図 (a) の U_{C_1}層の反応と比較すると 30° 分だけ平行移動していることがわかる．従来型ネオコグニトロンでは，同一の細胞面内に存在する S 細胞へのシナプス結合の空間分布は S 細胞も同じであった．改良型ネオコグニトロンではこのシナプス結合の空間分布もθ方向に拡張し，従来型と同様にθ方向に関しても同一の空間分布をもつようにしてある[1]．このようにシナプス結合を定めると，従来型ではパターンの位置ずれが発火する細胞の平行移動を促したように，改良型ネオコグニト

[1] U_{C_1}層には，θ方向の細胞は存在しなので U_{S_2}層の S 細胞へのシナプス結合はθ方向には拡張できないが

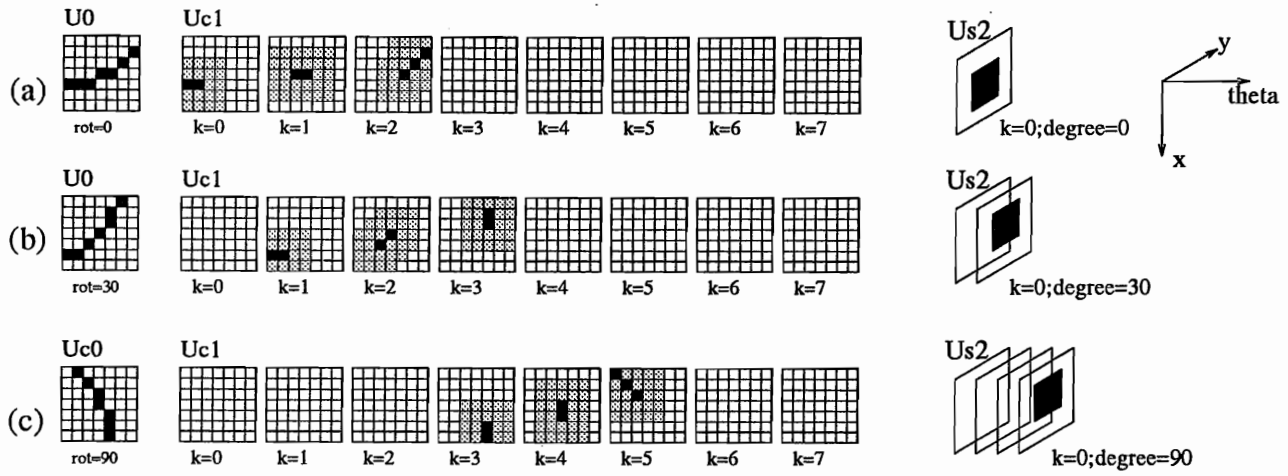


図 4.6: パターンの角度ずれに対する S 細胞の反応

ロンでは回転パターンに対しては，発火する細胞がパターンの回転の大きさの分だけθ方向に平行移動する．

図 (c) は 90°回転させたパターンを呈示したときの反応である．図 (b) と同様に U_{C_1} では，90°分だけ細胞の反応が平行移動しており，同様に U_{S_2} 層でも 90°平行移動した細胞が発火する．学習後に回転させた学習パターンを U_0 層に呈示すると，その回転角 (角度ずれ) 分だけθ方向に平行移動した細胞が発火することになる．

また，従来型ネオコグニトロンの U_C 層では $x-y$ 方向のずれの許容のみであったが，改良型ネオコグニトロンでは C 細胞の固定シナプス結合をθ方向に拡張することで角度ずれの許容も行なっている．

このように角度ずれに関する処理は，従来型ネオコグニトロンの位置ずれに関する処理と同一であるので，各細胞の数式的な表現は従来型ネオコグニトロンの各式にθ方向を加えて拡張しただけである．改良型ネオコグニトロンの数式的な表現法，関数，定数名などは従来型ネオコグニトロンのものと同じ部分が多いので，以後，混乱がないと思われるものについては従来型ネオコグニトロンと同一の表現法を用いる．以下に第 2 モジュール (U_{S_2} 層を除く) から第 6 モジュールの各細胞の数式表現を示す．

$$u_{S_l}(\theta,\boldsymbol{n},k)=r_l\cdot\phi\left[\frac{1+\sum_{\kappa=0}^{K_{C_{l-1}}-1}\sum_{\nu_\theta\in\Theta_{S_l}}\sum_{\boldsymbol{\nu}\in A_l}a_l(\nu_\theta,\boldsymbol{\nu},\kappa,k)\cdot u_{C_{l-1}}(period_{C_{l-1}}(\theta+\nu_\theta),\boldsymbol{n}+\boldsymbol{\nu},\kappa)}{1+\frac{r_l}{1+r_l}\cdot b_l(k)\cdot v_{S_l}(\theta,\boldsymbol{n})}-1\right] \quad (4.$$

U_{C_1} 層の細胞面は同時に角度ずれを検知するθ方向の細胞とも考えられる．そこで，U_{S_2} 層のθ方向のシナプス結合は細胞面の方向におきかえている．これは U_{C_1} 層は，細胞面が 1 面だけで，θ方向に C 細胞が 8 個存在すると考えることと同じである．

$$v_{S_l}(\theta,\boldsymbol{n}) = \sqrt{\sum_{\kappa=0}^{K_{C_{l-1}}-1} \sum_{\nu_\theta\in\Theta_{S_l}} \sum_{\boldsymbol{\nu}\in A_l} c_l(\nu_\theta,\boldsymbol{\nu}) \cdot \{u_{Cl-1}(period_{C_{l-1}}(\theta+\nu_\theta),\boldsymbol{n}+\boldsymbol{\nu},\kappa)\}^2} \quad (4.4)$$

$$u_{C_l}(\theta,\boldsymbol{n},k) = \psi\left[\sum_{\kappa=1}^{K_{S_l}-1} j_l(\kappa,k) \sum_{\nu_\theta\in\Theta_{C_l}} \sum_{\boldsymbol{\nu}\in D_l} d_l(\nu_\theta,\boldsymbol{\nu}) \cdot u_{S_l}(period_{S_l}(\theta+\nu_\theta),\boldsymbol{n}+\boldsymbol{\nu},k)\right] \quad (4.5)$$

ただし，θは，θ方向の細胞の位置を示す座標変数，Θ_{S_l}は，前層の C 細胞に対するθ方向の結合可能領域，Θ_{C_l}は，前層の S 細胞に対するθ方向の結合可能領域を表わす．また，$period_{S_l}()$，$period_{C_l}()$ は，θ方向の周期境界条件を満すために導入された関数で，第 lモジュールの S 細胞がθ方向に T_{S_l}個存在し，第 lモジュールの C 細胞がθ方向に T_{C_l}個存在するとしたとき以下のように示される．

$$period_{S_l}(\theta) = \begin{cases} \theta & (at\ 0 \le \theta < T_{S_l}) \\ period_{S_l}(\theta - T_{S_l}) & (at\ T_{S_l} \le \theta) \\ period_{S_l}(\theta + T_{S_l}) & (at\ \theta < 0) \end{cases} \quad (4.6)$$

$$period_{C_l}(\theta) = \begin{cases} \theta & (at\ 0 \le \theta < T_{C_l}) \\ period_{C_l}(\theta - T_{C_l}) & (at\ T_{C_l} \le \theta) \\ period_{C_l}(\theta + T_{C_l}) & (at\ \theta < 0) \end{cases} \quad (4.7)$$

ただし，第 2 モジュールの U_{S_2}層の数式表現は前層の U_{C_1}層にθ方向の細胞がないため以下のようになる．

$$u_{S_2}(\theta,\boldsymbol{n},k) = r_2 \cdot \phi\left[\frac{1+\sum_{\kappa=0}^{K_{C_1}-1} \sum_{\nu_\theta\in\Theta_{S_l}} \sum_{\boldsymbol{\nu}\in A_2} a_2(\nu_\theta,\boldsymbol{\nu},\kappa,k) \cdot u_{C_1}(period_{C_1}(\theta+\nu_\theta+\boldsymbol{n}+\boldsymbol{\nu}),\kappa)}{1+\frac{r_2}{1+r_2} \cdot b_2(k) \cdot v_{S_2}(\boldsymbol{n})} - 1\right] \quad (4.8)$$

また，ハイパーコラムや学習則についても従来型ネオコグニトロンと同様であり，θ方向に拡張しただけである．学習則は以下のように表わされる．ただし，最大検出型型仮説によって選ばれた S 細胞を $u_{S_l}(\bar{\theta},\bar{\boldsymbol{n}},\bar{k})$ とする．

$$\Delta a_l(\nu_\theta,\boldsymbol{\nu},\kappa,\bar{k}) = q_l \cdot c_{l-1}(\nu_\theta,\boldsymbol{\nu}) \cdot u_{C_{l-1}}(\kappa,\bar{\theta}+\nu_\theta,\bar{\boldsymbol{n}}+\boldsymbol{\nu}) \quad (4.9)$$

$$\Delta b_l(\bar{k}) = q_l \cdot v_{S_l}(\bar{\theta},\bar{\boldsymbol{n}}) \quad (4.10)$$

ただし，q_l は学習の速さを示す定数であり，$\nu_\theta \in \Theta_{S_l}$, $\boldsymbol{\nu} \in A_{l-1}$, $\kappa = 0,1,\cdots,K_{C_{l-1}}-1$ である．

4.2 数値シミュレーション

本論文では第2モジュールまでの数値シミュレーションを行なった．学習パターンを図 4.7 に示す．学習方法は従来型ネオコグニトロンのときと同じであるが，学習回数は5回とした．

他のパラメータは以下の通りである．

	モジュール番号 l		
	$l=0$	$l=1$	$l=2$
U_{S_l}層の細胞面中の細胞数 ($x \times y \times \theta$)	*	$32 \times 32(\times 1)$	$32 \times 32 \times 8$ ($T_{S_2}=8$)
U_{C_l}層の細胞面中の細胞数 ($x \times y \times \theta$)	$32 \times 32(\times 1)$	$32 \times 32(\times 1)$	$16 \times 16 \times 8$ ($T_{C_2}=8$)
K_{S_l}(細胞面数)	*	12	24
K_{C_l}(細胞面数)	1	8	24
A_l(S 細胞結合可能領域)	*	3	7
Θ_{S_l}(S 細胞結合可能領域)	*	*	(7)
D_l(C 細胞結合可能領域)	*	5	5
Θ_{C_l}(C 細胞結合可能領域)	*	*	3
r_l	*	4.0	1.5
q_l	*	50.0	640.0
α	0.5		

*は未定義を示す．

Θ_{S_2}は，θ方向に換算した値を示す (脚注 1 参照)

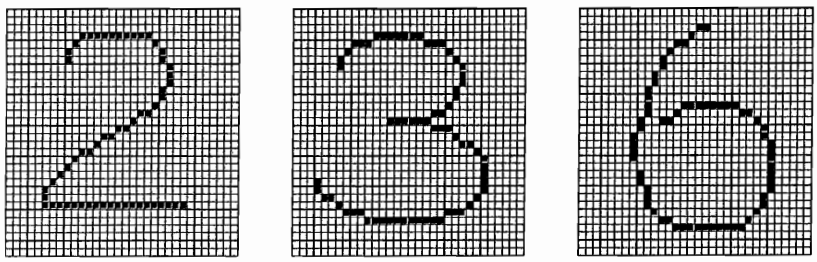


図 4.7: 学習パターン

学習後，U_0層に学習パターンを呈示したときのU_{C_1}層の反応を図 4.8に，U_{C_2}層の反応を図 4.9から図 4.11に示す．図中の正方形の下にある数字は順に，モジュール番号l，細胞面の番号k(第k細胞面)，角度θを意味しており，正方形中にはその数字に対応した C 細胞の発火強度 (発火パターン) を図的に表わしている．例えば正方形の下に"$2,5,7$"とある場合は，細胞$u_{C_2}(5,7,\boldsymbol{n})$の発火パターンが示されている．ただし図 4.8の$U_{C_1}$層については,"$1,k,0$"は細胞$u_{C_1}(k,\boldsymbol{n})$の発火パターンを意味する．

図 4.8(a) はパターン 2 を呈示したとき，図 4.8(b) はパターン 3 を呈示したとき，図 4.8(c) はパターン 6 を呈示したときの反応である． 4.1.1節で説明したようにU_{C_1}層では位置ずれと角度ずれの許容をしていることがわかる．

図 4.12と図 4.13は，各パターンに対するU_{C_2}層の反応をある 1 つの細胞面でみたときの図である．U_{C_2}層はU_{C_1}層で得られた線方向を統合し，より複雑なパターンに反応するようになっている．さらにU_{C_2}層は C 細胞が存在しているので，位置ずれと角度ずれの許容も行なっている．

図 4.12はU_{C_2}層；第 0 細胞面 ($k=0$) について各パターンに対する反応である．図 4.12(a) から，U_{C_2}層；第 0 細胞面は$\theta=4$ (正方形の下の数字"$2,0,4$"に対応) の前後でパターン 2 に見られる，曲率が小さく，約 45°の長い曲線に反応していいることがわかる．一方，図 (c) のパターン 6 に対する反応では，$\theta=6$ の前後 (図 (c) の"2, 0, 5","2, 0, 6","2, 0, 7") でパターン 6 の上部にある平均 60°の長い曲線に反応している．これは発火する細胞が，パターンの回転 (角度ずれ) の分だけθ方向に平行移動することを示している．またU_{C_1}層で線方向の角度ずれの許容を行なっているので，反応すべきパターンがある程度変形しても発火していることがわかる．

図 4.13はU_{C_2}層；第 21 細胞面 ($k=21$) の各パターンに対する反応である．第 21 細胞面は比較的曲率の大きい曲線に反応しているが，ある程度曲率が変化しても反応していることがわかる．

4.3 まとめ

本章では従来型ネオコグニトロンの短所を解決するモデルとして改良型ネオコグニトロンを提案し，第 2 モジュールまでの数値シミュレーションを行なった．この結果，発火する細胞が，パターンの回転に対し同一の細胞面内で角度ずれ (パターンの回転) の分だけθ方向に平行移動するように自己組織化が可能であることを確認した．

またU_{C_1}層で線方向の角度ずれを許容することで，変形パターンに対しても発火することが確認された．しかし，パターンの回転が大きすぎると細胞の発火が極端に小さくなる傾向が図 4.9から図 4.11で確認できる．これは，U_{C_1}層での$x-y$平面上の線方向の相対位置が大きく変化してるためであり改良すべき点である．

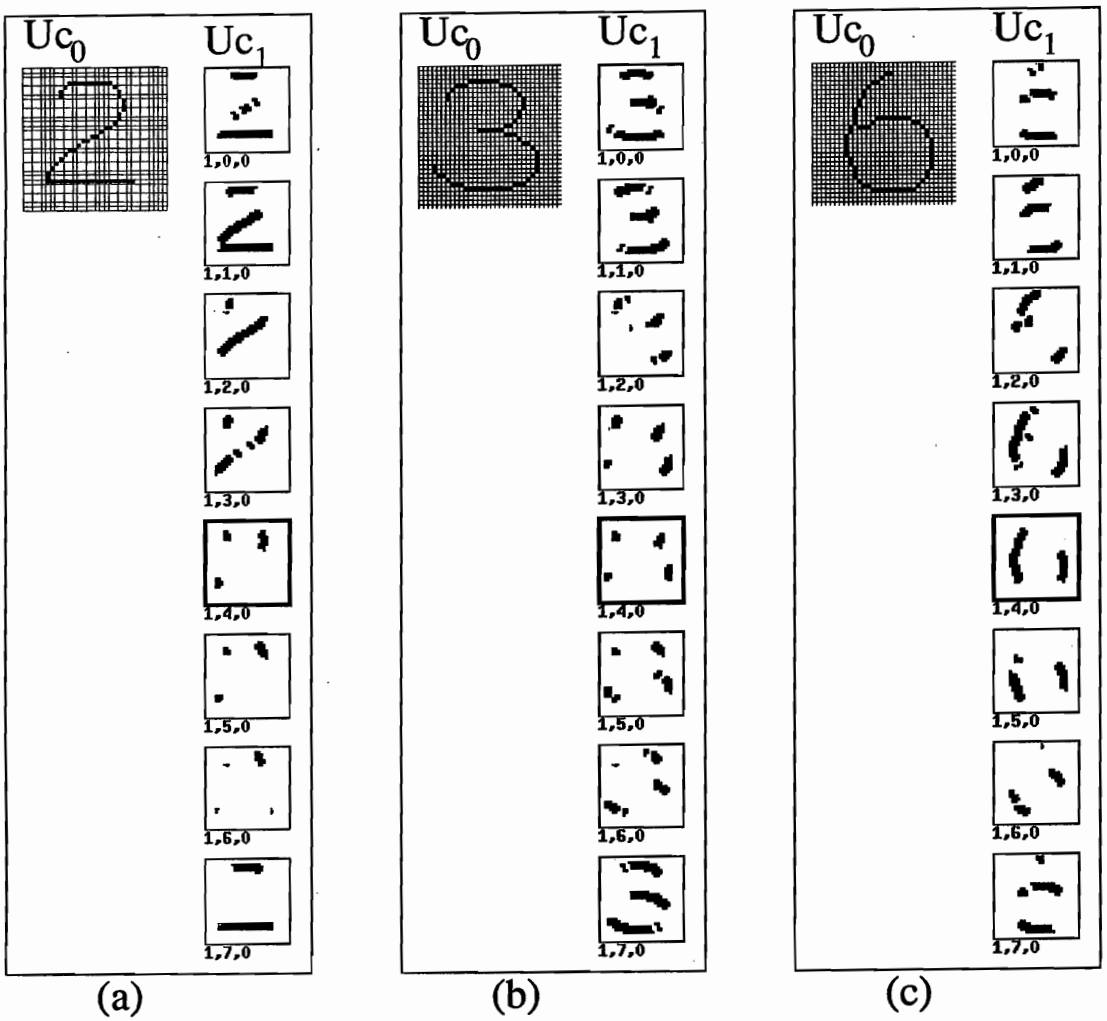
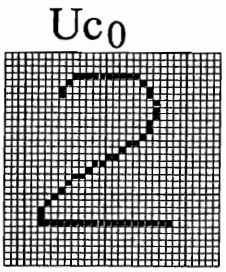


図 4.8: U_{C_1}層の反応



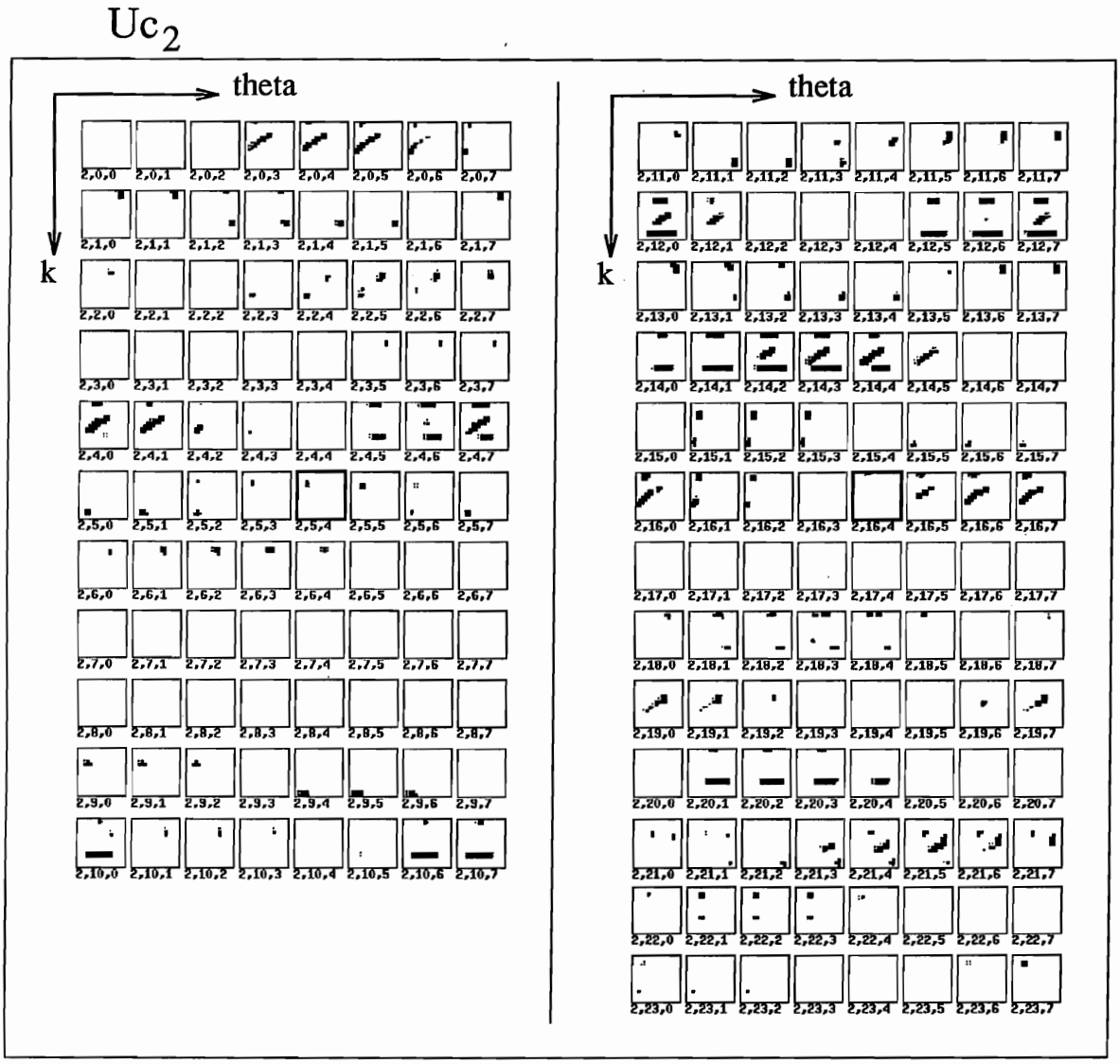


図 4.9: パターン 2 に対する U_{C_2} 層の反応

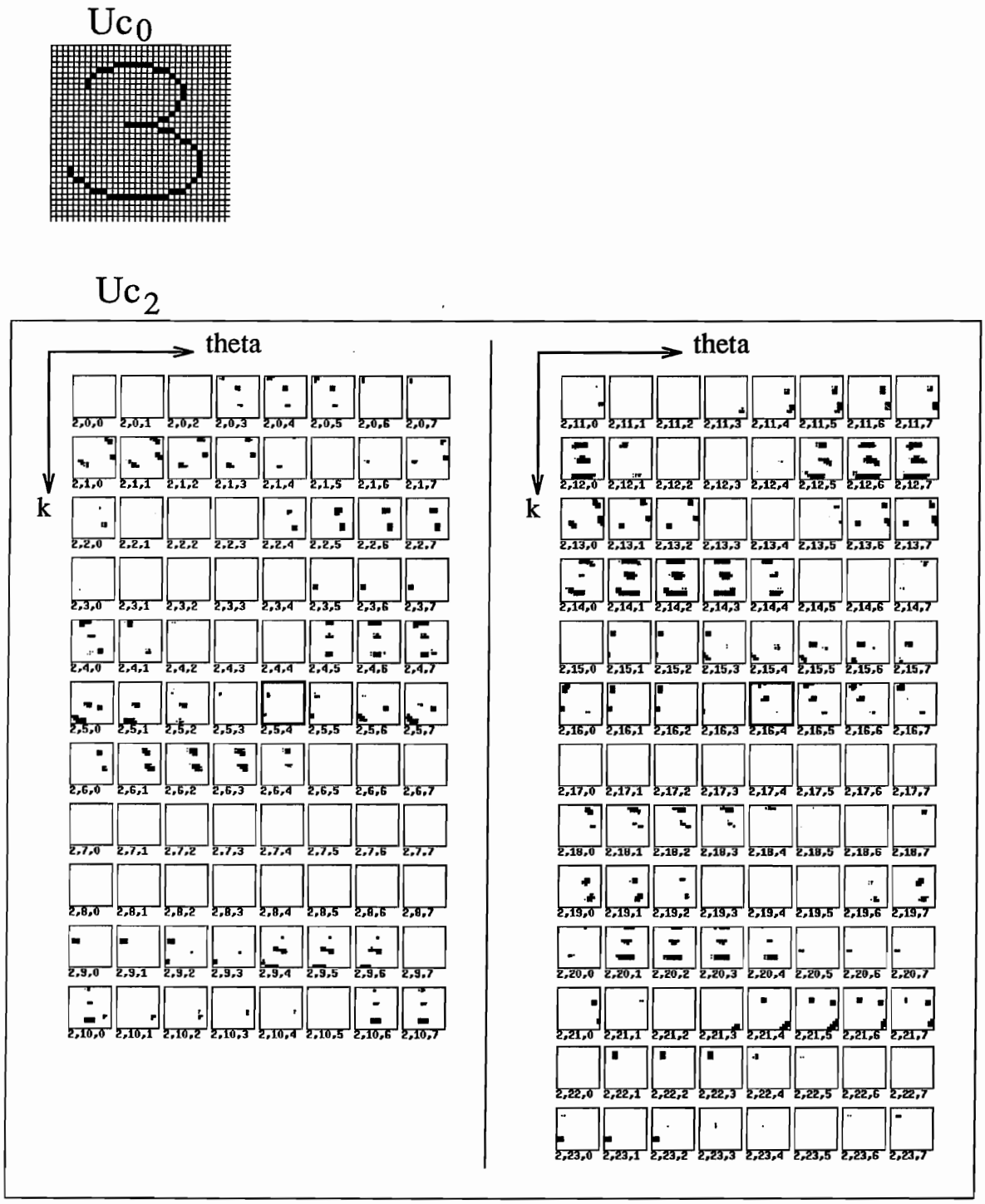
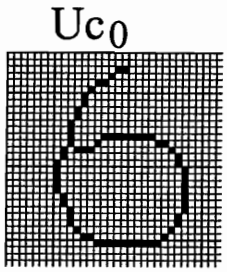


図 4.10: パターン 3 に対する U_{C_2} 層の反応



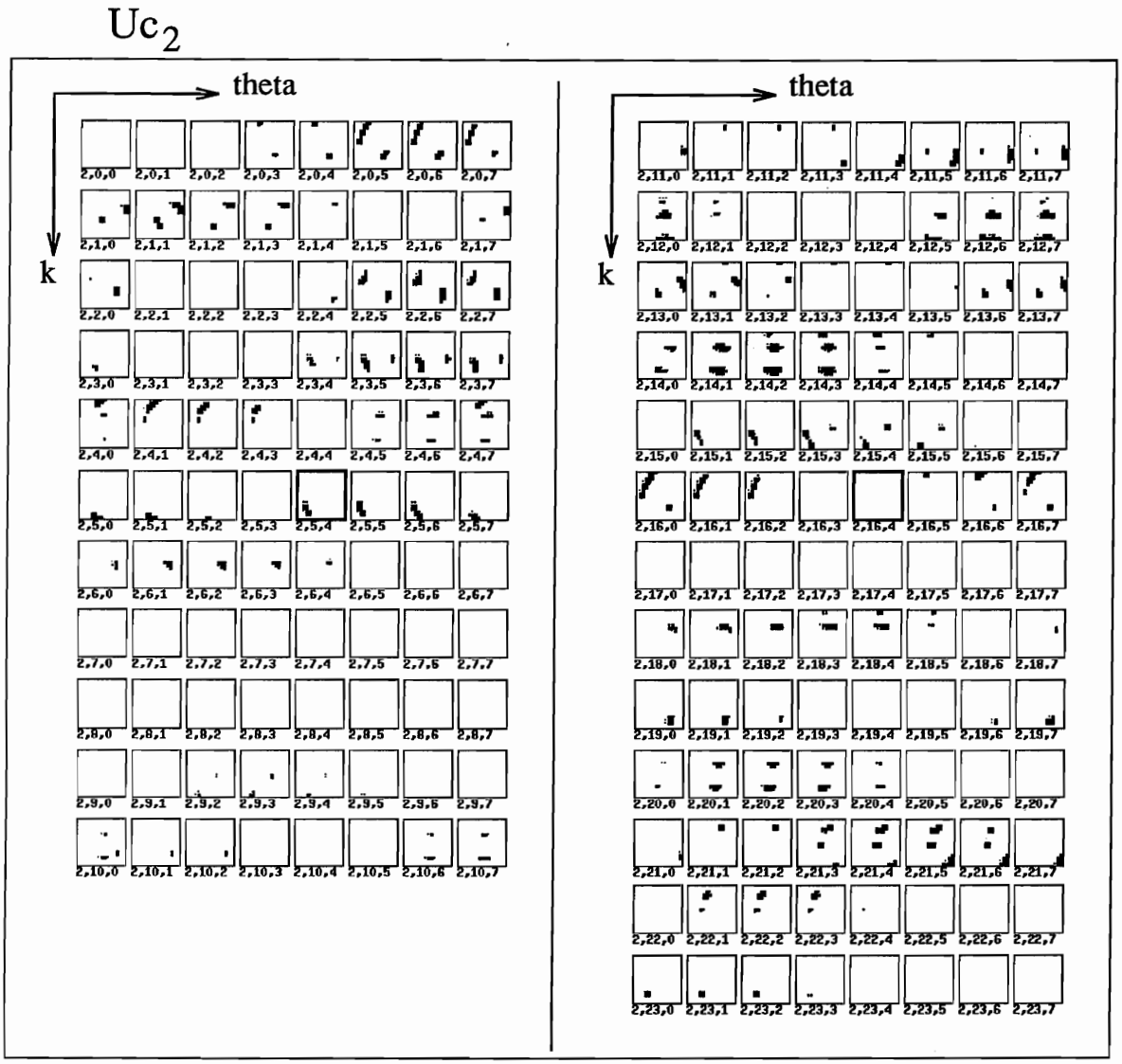


図 4.11: パターン 6 に対する U_{C_2} 層の反応

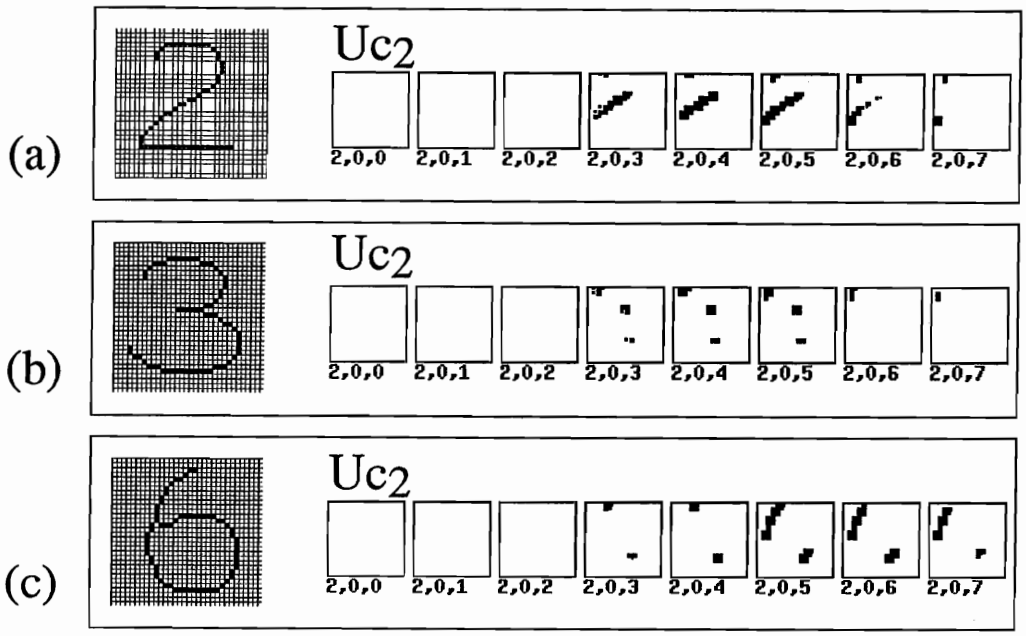


図 4.12: U_{C_2}層；第 0 細胞面 ($k = 0$) の反応

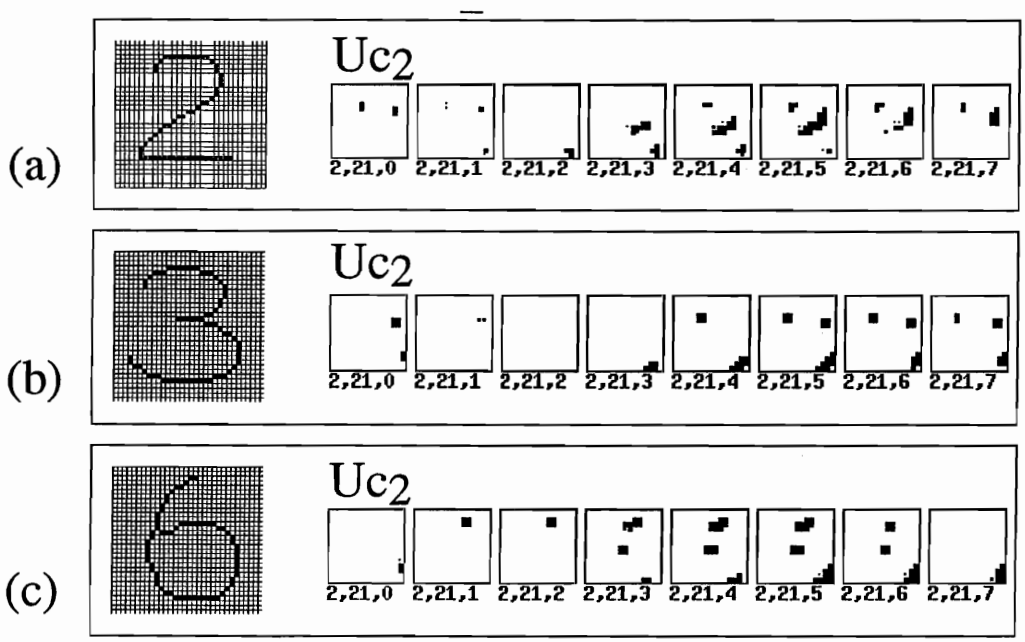


図 4.13: U_{C_2}層；第 21 細胞面 ($k = 21$) の反応

第 5 章

結論

5.1 本研究のまとめ

本研究では最初に，連合野までを考慮した視覚系のモデルであるネオコグニトロンの数値シミュレーションを行なった．その結果，位置ずれやある程度の変形には頑強であるが学習パターンの大きな変形や回転には弱いことを確認した．

次にこの弱点を解決するモデルとして改良型ネオコグニトロンを提案し，第 2 モジュールまでの数値シミュレーションによる動作確認を行なった．改良型ネオコグニトロンは，細胞面内に S 細胞・C 細胞の配置をθ方向に次元を増やして 3 次元配置にし，発火する細胞がパターンの回転の大きさの分だけθ方向に平行移動することが最大の特徴である．また，U_{C_1}層で線方向の角度ずれを許容することでパターンの変形に頑強なモデルとしている．数値シミュレーションの結果からも，ある程度の回転やパターンの変形に依存しない細胞の自己組織化を確認することができた．

5.2 今後の課題

本研究では第 2 モジュールまでの動作確認しかできなかったので最終モジュールである第 6 モジュールまでの動作確認をする．

また改良型ネオコグニトロンの数値シミュレーションの結果，パターンの回転が大きすぎると細胞の発火が極端に小さくなることが確認されたので，解決法を検討する必要がある．

謝辞

本研究を進めるにあたり，全般的な御指導を賜わりました東北大学工学部 阿曽弘具教授に心より感謝致します.

東北大学工学部 成富敬博士には多岐にわたり御指導下さいましたことを心より感謝致します.

東北大学工学部 黒岩丈介氏には最後まで御指導，御討論していただきました．心より感謝致します.

最後に多面に渡り御意見，御協力をいただきお世話になった阿曽研究室の皆様に感謝いたします.

参考文献

[1] 福島邦彦 :" 神経回路と自己組織化 –自己組織化のモデル–", 共立出版

[2] Kunihiko Fukushima : "A Self-organizing Neural Network Model for a Mechanism of Pattetrn Recognition Unaffected by Shift in Position", Biological Cybernetics 36,193-202(1980)

[3] Kunihiko Fukushima, Sei Miyake, and Takayuki Ito : "Neocognitron : A Neural Network Model for a Mechanism of Visual Pattern Recognition", IEEE Transactions on Systems, Man ,and Cybernetics, **SMC-13**(5),pp. 826-834(1983)

[4] 金子章道 小幡邦彦 立花政夫共訳 :" ニューロンがら脳へ –神経生物学入門–", 廣川書店

[5] 塚原仲晃 :" 脳の可塑性と記憶", 紀伊國屋書店

[6] 時実利彦 :" 目でみる脳", 東京大学出版社