卒業論文

題目

注意の機構に基づいたニューラルネットワークの学習

指導教授

所 真理雄 教授

慶應義塾大学

理工学部 電気工学科

1997年度

69406666

田谷 文彦

論文要旨

学科	電気工学	学籍番号	69406666	氏名	田谷 文彦

(論文題目)

注意の機構に基づいたニューラルネットワークの学習

我々が現実世界でものを見るとき，網膜上には非常に多くの情報が同時に映し出されている．そのような多くの情報の中からある対象を認識して学習する際には，視覚情報の中から必要と思われる情報を選択的に抽出しているものと思われ，選択的注意機構がそのような機能を担っていると考えられる．

しかし，ものに注意を向け認識するという機構は過去の記憶に大きく依存しており，その典型的な現象例として錯視はよく知られている．

このように，ものを認識し学習するためには注意機構が必要であり，その学習結果が注意機構に対して大きな影響を与える．

本論文では，Fukushima が提案した選択的注意機構を持つ連想記憶モデルに基づいてニューラルネットワークのモデルを構築し，それを用いて学習実験を行なう．このモデルでは，まず Koch と Ullman のモデルを基に設計した注意機構を用いて入力された視覚情報から何らかのパターンを抽出する．次に，抽出したパターンから連想記憶を用いてパターンを連想し，連想されたパターンにより注意機構に制限を加える．このような学習過程を観察することにより，人間が先天的に持っていると思われる注意機構が認識と学習を支援し，後天的に得られる記憶がさらにその注意機構を支援する様子について議論する．本論文で用いたモデルは，受容野内に複数のパターンがある場合にも単一のパターンを類似優先と近接優先の規則を用いて切り出して学習を行なうことができる．また，複数のパターンが重なり合っている場合や空間的に離れたパターンの組合せも連想記憶を用いることにより正しく注意を向け学習することができる．

慶應義塾大学理工学部

◎ 内容の要旨は約600字

目 次

図 目 次

表目次

第 1 章

序論

1.1 はじめに

我々が現実世界において「もの」を見るとき，網膜上には非常に多くの情報が同時に映し出されることになる．人間の脳では，そのような多くの情報の中から，色，方位，動きの方向，両眼視差といった基本的な特徴を抽出し，視覚野の異なった領域で同時並行的に処理を行なっていることが知られている．このような視覚情報処理の初期の段階を前注意的過程と呼ぶ．

視野内のある対象を認識し学習する際には，脳の別々の領域で処理された異なった特徴に関する情報を統合する必要がある．しかし，脳の高次野にいくに従って，網膜上での位置に関する情報は失われて行くことも知られており，どのように情報の統合を行なうのかが問題となる．このような問題は，結びつけ問題 (binding problem) と呼ばれる．Treisman によると，前注意的過程では異なった特徴間の統合は行なわれず，次の注意的過程で注意を向けた特定の領域について逐次的に処理が行なわれる．

注意の機構は「もの」を認識し学習するときに，重要な役割を果たしているものと考えられており，注意の機構を人工ニューラルネットワーク上で実現しようという試みが，Koch と Ullman[15] および Fukushima[8, 9] によってなされている．

Koch と Ullman は，心理学および生理学の知見をもとに，注意の機構を実現するニューラルネットワークの構造を提案した．彼らは，*Winner-Take-All* と呼ばれるネットワークを用いることにより，注意の機構を実現できるとし，突出マップと特徴マップの存在を仮定している．しかし，Koch と Ullman は WTA ネットワークの実現方法については詳細に論じているものの，注意の機構のモデルに関しては抽象的なモデルを提案するにとどまり，その実現方法についての詳細には触れていない．

一方，Fukushima の提案した選択的注意機構を持つ連想記憶モデルでは，遠心性経路および求心性経路との相互結合により，連想記憶を可能とし，連想記憶による選択的注意機構を実現している．しかし，連想記憶を用いることにより選択的注意の機能を実現しているものの，注意を向ける対象の特徴を記憶していなければならない．また，複数の入力刺激が受容野内に現れた場合，それらを区別し学習することはできない．

実際の人間が先天的に記憶を持っているとは考えられず，実世界上で単一の入力刺激のみが受容野内に現れるという状況も考えにくい．人間は，網膜上に映った視覚情報の中から，ある対象に選択的に注意を向け，その注意を向けた対象を認識し学習しているのではないだろうか．また，注意を向ける際にも，記憶によってある程度注意の機構を制御していると考えられ，生来的に持っている注意の機構が，後天的に得られる記憶の支援を受けているのではないだろうか．

そこで本研究では，連想記憶の機能を持つニューラルネットワークに注意の機構を組み込み，ニューラルネットワークが注意の機構に基づいて学習する様子を観察する．

1.2　本論文の目的

本論文では，自己想起型の連想記憶回路である人工ニューラルネットワークを，選択的注意機構を用いて学習を行ない，その学習の様子を観察する．

本論文の目的は，先天的に持っていると思われる注意機構と，後天的に学習により得られる記憶が相互に支援しあう様子を議論することである．

1.3　本論文の構成

本論文の構成は以下のようになっている．まず，第2章では背景として視覚系の情報処理および注意の機構について概説し，関連研究としてKochとUllmanの選択的注意機構のモデルとFukushimaの選択的注意機構を持つ連想記憶モデルを紹介する．次に，第3章では本研究で用いるニューラルネットワークモデルについて説明する．第4章ではニューラルネットワークモデルの学習過程における注意の働き方を観察する．第5章では学習過程での記憶と注意の相互作用について考察し議論する．最後に第6章で結論を述べる．

第 2 章

背景

2.1 視覚系

本研究で用いるニューラルネットワークは，視覚系における情報処理をモデルとして扱っている．本節では，その視覚系について生理学からの知見について述べる．

2.1.1 視覚経路

眼に入射した光は，角膜 (cornea) 眼房水 (aqueous humor) 水晶体 (lens; crystal lens) 硝子体 (vitreous body) を経由して網膜 (retina) に到達する．光受容野である網膜へ入力された情報は，外側膝状体 (lateral geniculate body =LGB; lateral geniculate nucleus=LGN) から後頭部の 1 次視覚野を経由し，側頭葉に向かう腹側経路 (ventral stream) と頭頂葉に向かう背側経路 (drosal stream) の 2 つに別れる．

一般に腹側経路は「見ているものが何であるか」を知るために必要な情報，例えば色や形を主に処理しているものと考えられ，物体視経路 (object vision pathway) と呼ばれる．一方，背側経路は「見ているものの位置や動き」を知るための情報，例えば対象の動きの方向や両眼視差などを主に処理しており，空間視経路 (spatial vision pathway) と呼ばれる．また，背側経路は空間視という言葉では含み得ない視覚の側面，例えば，自分の手や指の形を握る対象に合わせて形作るのに必要な情報の処理も担っており，視覚誘導性の行動のための経路と考えた方がより正確に背側経路の特質を把握しているという主張もある．

M.S.Livingstone と Hubel[19] は V1 や V2 の CO 構造の入出力に関する解剖学的知見と，生理学的および心理学的知見から，霊長類の視覚経路は 2 つの大きな流れに分類され，それぞれが視覚の異なった側面を取り扱っていると主張した．1 つの経路は，網膜の P_α細胞に始まって，外側膝状体の大細胞層→ V1 野の $4C_\alpha$層→ 4B 層→ V2 野の太い縞へ至る大細胞経路 (magnocellular stream, または **M** 経路) で，もう一方は，網膜の P_β 細胞→外側膝状体の小細胞層→ V1 野の $4C_\beta$層→ 2・3 層→ V2 野の細い縞に至る小細胞経路 (parvocellular stream, または **P** 経路) である (図 2.1)．

さらに，彼らの M 経路は，MT を経て頭頂葉に向かう背側経路になり，P 経路は V4 を経て下側頭葉皮質へ向かう腹側経路につながると提案した．しかし，この考えには多くの批判が出ている．

まず第 1 に，視覚情報の内の異なった属性が 1 つの知覚に対応している訳ではないということである．例えば，形というものは物体の輪郭の局所的な傾きの総合としても知覚できるが，ランダムドットの一部が同期して同じ方向に動くことによってもそこに形が見えるように，動きの情報からも形を知覚することは出来る．すなわち，P 経路の性

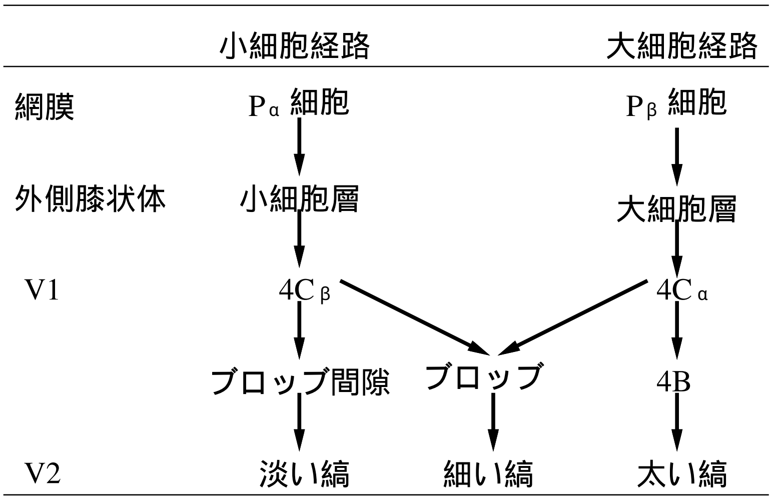


図 2.1: 大細胞経路と小細胞経路

質が，形や色の知覚に重要な V4 や下側頭葉皮質の機能に役に立つとしても，P 経路-物体視経路という 1 対 1 の単純な対応関係を考えるには無理があるということである．M 経路-空間視経路という対応関係も同様の問題を含む．第 2 に，P 経路から主入力を受けているはずの V4 野が，M 経路からの入力も同様に受けていることが生理学的に示されたことである．第 3 に，外側質状体の大細胞由来の情報と小細胞由来の情報は V1 野の 4C 層では分離していたが，2,3 層では両経路の情報の収斂がブロップで起きていることが解剖学的に示されたことである．要するに，M 経路と P 経路は網膜において分かれ，その分離は外側質状体，V1 野の 2,3 層で再結合され，さらにいくつかの情報処理のステップを経て，腹側経路と背側経路に分かれていくのである．

2.1.2 視覚野の各部位

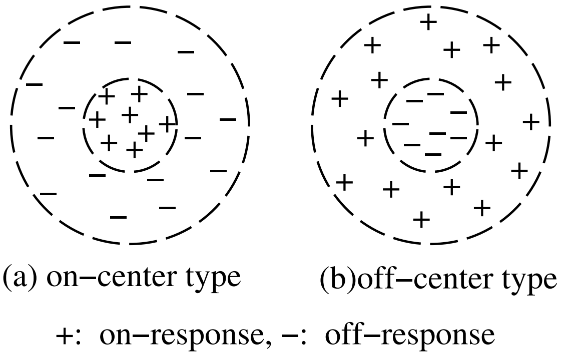
本項では，視覚野の各部位とそこで行なわれる情報処理について述べる．

網膜

網膜は脳の一部が突出して眼底にはりついた神経組織である．網膜の神経細胞は表面に平行な層構造をしており，網膜内では視細胞 (visual cell) →双曲細胞 (bipolar cell) → 神経節細胞 (ganglion cell) という順序で情報が伝わる．

視細胞層は光受容野部が棒状をしたかん体細胞 (rod cell) と円錐状をした錘体細胞 (cone cell) とから成る．かん体細胞は薄暗い環境でものを見る際に働き，錘体細胞はかん体細胞に比して感度が低く，明るい環境でものを見る際に働く．

神経節細胞は受容野の構成からオン中心-オフ周辺型 (ON center-OFF surround type) とオフ中心-オン周辺型 (OFF center-ON surround type) の 2 つの型に分けられる．オン中心型は受容野中心に光をあてると興奮し，その周辺に光をあてると抑制する領域がドーナツ状に配置されている (図 2.2(a))．一方，オフ中心型は中心に光をあてると抑制し，周辺にあてると興奮する (図 2.2(b))．これら 2 つの細胞は生理学的性質からそれぞれがさらに **X** 細胞と **Y** 細胞とに分けられる．X 細胞は持続的な反応を示し，静刺激に対してよく反応し，Y 細胞と比べ数が多い．一方，Y 細胞は一過性の反応を示し，X 細胞と比べて広い受容野を持ち，軸索が太く信号の伝達速度が速い．このことから，X 細胞は像の細かい性質に関する情報を処理するのに適しており，Y 細胞は明るさの時間変化すなわち像の動きに関する情報を処理するのに適していると言える．また，サルの網膜においては，形態学的に X 細胞を P_β細胞 (ミジェット細胞)，Y 細胞を P_α細胞 (パラソル細胞) と呼ぶ．



(a) on−center type (b)off−center type

図 2.2: 網膜神経節細胞の受容野

外側膝状体

外側膝状体は視床の腹外側部にあたり，6 つの層からなる．外側膝状体の神経細胞は相互結合が少なく，中継器官の役割を果たしているものと考えられる．

外側膝状体を構成する 6 つの層の内，腹側の 1,2 層は大細胞層 (magnocelular layers) と呼ばれ，網膜神経細胞の P_α細胞から入力を受け，背側の 3～6 層は小細胞層 (parvocellular layers) と呼ばれ P_β細胞から入力を受けている．また，3,4 層にはオフ中心型，5,6 層にはオン中心型の細胞が多く見られるとの報告がある．小細胞層の細胞は，小さな受容野を持ち，持続性応答を示し，色対立型の受容野を持っている．一方，大細胞層の細胞は，大きな受容野を持ち，一過性応答を示し，広帯域型の受容野を持っている．また，明暗の

コントラストに対する感受性は，大細胞層の細胞の方が敏感である．このことから，小細胞層は図形の詳細に関する情報を扱い，大細胞層は大まかだが対象の動きなど，速度が要求される情報を扱うものと考えられる．

1 次視覚野

外側膝状体の出力のほとんどが 1 次視覚野 (V1) に到達し，V2,V3,V4,MT などの視覚前野 (prestriate cortex) の各領域に分配されている．

1 次視覚野は表面に平行な 6 つの層から成る．特に 4 層が発達しており，A,B,C_α,C_β という亜層に別れる．外側膝状体からの入力は，大細胞層から 4C_α層に，小細胞層から 4C_βに入る．4C_α層は 2,3 層および 4B 層に，4C_β層は 2,3 層に，2,3 層は 5 層や他の皮質へ，4B 層も他の皮質へ出力する．5 層は上丘や視床枕などの皮質下構造と 6 層へ投射する．6 層には外側膝状体からの直接の入力が少ないが，外側膝状体に向かってフィードバック投射する．

1 次視覚野のほとんどの細胞は，丸いスポット光にはほとんど反応せず，ある特定の方向に傾いた細長いスリット光に対して選択的に反応する方位選択性 (orientation selectivity) を持っていることが知られている．また，1 次視覚野の細胞はスリットの方向だけでなく，スリットの長さあるいは曲率に対して選択的反応するらしいと言われている．

方位選択性細胞は，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) などに分類される．

単純型細胞 単純型細胞では，受容野内のオン領域に刺激光が与えられると発火の頻度が増加し，オフ領域に刺激光が与えられると発火が抑制される．受容野全体を覆うような刺激に対しては，各領域の効果が打ち消し合い，ほとんど反応を示さない．オン領域とオフ領域は図 2.3で示したように直線で分割されている．単純型細胞は，特定の位置の特定の方位の直線やエッジを検出するのに役立っているものと思われる．

複雑型細胞 単純型細胞では直線やエッジの位置がずれると出力が抑制されてしまうが，複雑型細胞は位置にあまり影響されない．

超複雑型細胞 超複雑型細胞では，複雑型細胞の性質に加えて刺激パターンの長さに対して刺激選択性を持つ．

Hubel と Wiesel[4] は，単純型細胞からの情報が収斂し複雑細胞が形成され，さらに複雑型細胞からの情報が収斂して超複雑型細胞が形成されているという階層仮説を提唱した．しかし，その後の生理学的および解剖学的研究はこの仮説を支持しない．

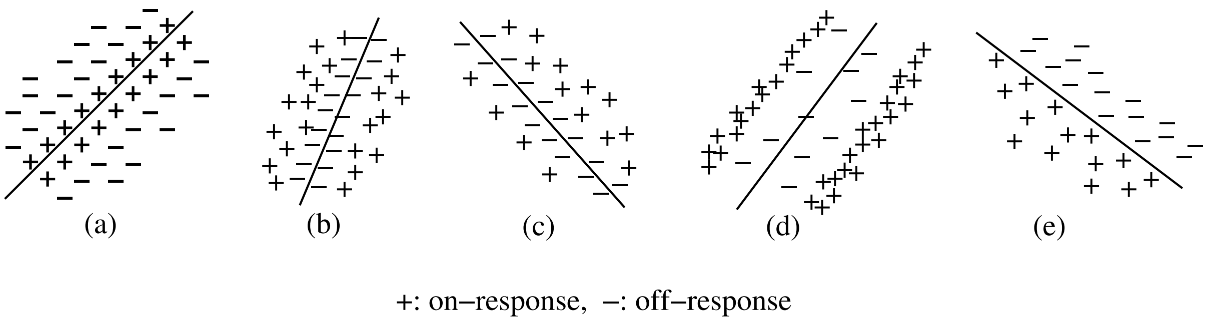

(a) (b) (c) (d) (e)

図 2.3: 単純型細胞の受容野

1 次視覚野の方位選択細胞はでたらめに分布している訳ではなく，同じ最適方位を持つ方位選択細胞は，大脳皮質の表面に垂直な方向に並んで分布している (方位選択性カラム (orientation column))．隣り合っている方位選択性カラム間にも一定の関係があり，大脳皮質の表面に平行な方向に沿って，最適方位が徐々に変化していく．また，外側膝状体からの情報が右眼由来か左眼由来かによって，4C 層の細胞が幅 500μm の帯となって分布している．4C 層から入力を受ける 2,3,5,6 層では，多少軸索投射が広がるが，眼優位性の帯は皮質の全層を貫いている (眼優位性カラム (ocular dominance column))．Hubel と Wiesel は，1 次視覚野のある方向に対しては右眼優位のカラムと左眼優位のカラムが交互に並んでおり，それと直行する方向に最適方位が少しずつ異なった方位選択性カラムが順々に並んでいるという仮説を提唱した．このとき，左右それぞれの眼優位性を持ち，あらゆる最適方位のカラムを 1 つずつ含むようなカラムの集合をハイパーカラム (hypercolumn) と呼ぶ．

1 次視覚野の細胞層をチトクローム酸化酵素 (cytochrome oxidase) と呼ばれる代謝酵素を用いて染色すると，濃く染まる部分が，薄く染まる部分に斑点状に散在する．この斑点状の濃く染まる部分はブロッブ (blob; あるいは CO ブロッブ) と呼ばれ，薄く染まる部分はブロッブ間隙 (interblob) と呼ばれる．ブロッブは，眼優位性カラムの中央に列をなして並んでおり，方位選択性が弱い．ブロッブ内の細胞は色に対して反応を示すともいわれているが，明確なことは分かっていない．

V2 野

V2 野をチトクローム酸化酵素を用いて染色すると縞状に染まり，これを CO 縞構造と呼ぶ．縞は太い線状領域 (thick stripe) と細い線状領域 (thin stripe) が淡い縞 (pale stripe または線状間領域，interstripe) を挟みながら交互に現れる．太い線状領域は運動方向に選択的で，細い線状領域は波長に選択的である．また，太い線状領域および線状間領域は共に形に対して敏感である．

V2 野の細胞は，V1 野の細胞と比べ受容野が大きく，図 2.4(a) に示されるカニッツァの三角形 (Kanizsa's triangle) と呼ばれる錯視図形や，図 2.4(b) で示されるような錯視図形において知覚されるような主観的輪郭 (subjective contour) に対して反応する細胞が存在している．

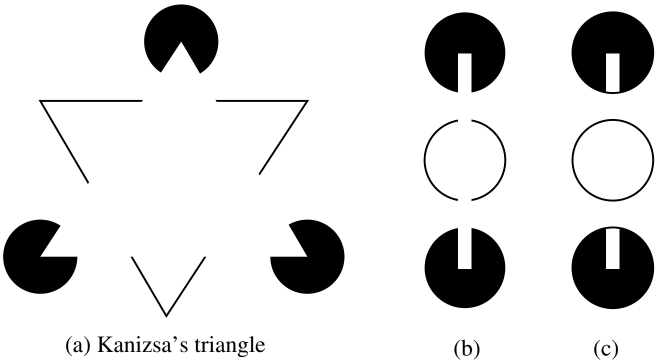


図 2.4: 主観的輪郭の例

V4 野

一般に V4 野は色に関する情報を扱う領域と言われている．視覚対象の色認知について考えるとき，対象の表面の光の波長に対する反射率だけでなく，照明光のスペクトルとその表面から反射されてきた光のスペクトルを知る必要がある．しかし，我々は異なる照明条件下においても，同じ物体の色は同じ色として知覚される．このような心理現象を色恒常性 (color constancy) と呼ぶ．Zeki は，この色の恒常性に関係すると考えられる細胞 (color-coded cell: CO 細胞) が V4 野にあることを示した．

しかし，その後の研究によって，V4 野の細胞のうち色選択性を持つ細胞は 18%に過ぎず，選択性の鋭さも，網膜・V1 野・V2 野と比べても特に鋭い訳ではないことが分かった．

もっとも，V4 野は下側頭葉皮質への主な入力源であり，視覚経路の中の多くの重要な領域を結ぶ交差点のような位置に存在する．そのため，V4 野が色処理のみにかかわって

いる領域であるとは考えにくい．実際 V4 野には，直線の方位・長さ・幅や縞模様に対して選択的に反応する細胞などが多数存在する．V4 野の細胞の受容野は一般に V1 野の細胞に比べ大きく，位置にあまり関係なく，ある特徴に対して反応する．

V4 野の細胞のもう一つの特徴としては，受容野の周辺部を silent suppressive zone が取り囲んでおり，受容野とその周辺領域の両方に刺激を与えると，細胞の反応は強く抑制される．このような性質は，”図と地の分離” に関連した機能であると考えられる．

また，V4 野や高次野の IT 野には，注意を向けている位置によって，反応特性が変わる細胞があることが報告されている．注意を向けている位置に呈示された最適刺激には強く反応するが，受容野の異なった位置に注意を向けている場合には，ほとんど反応がみられず，選択的注意の信号によって視覚情報の伝達がゲートされているものと考えられる．

下側頭葉皮質 (IT 野)

下側頭葉皮質 (inferotemporal cortex; IT 野) は，図形分別や物体認知に関わっていると言われている．IT 野は，細胞構築学的区分により，後半部の **TEO 野**と前半部の **TE 野**とに分けられる．また，TE 野を AIT 野および CIT 野に，TEO 野を PIT 野とする呼び方もある．

IT 野への主な入力は，V4 野から TEO 野および TE 野後半部への投射である．一方，TE 野は，嗅周皮質，大脳辺縁系の扁桃体，被殻・尾状核といった大脳基底核および前頭葉皮質に投射している．これらの領域は，視覚以外のモダリティーの情報も受け取るので，TE 野は物体視経路の視覚領域内の最終段を占めていることになる．

IT 野の細胞の受容野は，TEO 野，TE 野と行くに従い大きくなり，TE 野になると，それまで維持されてきた視野再現性が失われ，両眼からの情報が混ざり合う．この段階で，受容野の位置に対応して細胞が配列されるという法則が破れ，TE 野は異なった構成をしていることになる．

TEO 野と TE 野では反応する図形の複雑さが異なる．TEO 野の段階では線分やスポットにも充分強く反応を示す細胞と，より複雑な図形に反応を示す細胞とが混在しているが，TE 野では線分やスポットといった単純な図形に対してはほとんど反応せず，より複雑な図形が必要となる．TE 野および隣接する上側頭溝内皮質 (上壁および下壁) には，人間やサルの顔に対して選択的に反応する細胞がある．このような細胞は，顔細胞 (face cells) または顔選択性細胞 (face-selective cells) と呼ばれる．それでは，TE 野の細胞は

どのような刺激に対して選択的に反応を示すのか．自然界に存在する多くの物体の視覚像は，比較的単純な形をした図形の組合せの特徴によって認識されるものと考えられる．TE 野の多くの細胞は，そのようないくつかの図形の組合せに対して選択的に反応を示す．

したがって，TE 野の細胞は中程度に複雑な図形特徴すなわち”特徴的な部分特徴” に対して選択的に反応を示すものと考えられる．

MT 野 (V5 野)

MT 野 (middle temporal area) は主に V1 野および V2 野から入力を受けている．MT 野および MST 野は，パターンの運動情報や位置の情報の分析を行なっていると言われている．

MT 野の細胞の大部分は，パターンの形や色にはあまり影響されずに，パターンの運動方向に対して選択的に反応する．これらの細胞は，直線やエッジだけでなく，スポットやドットパターンに対しても反応を示す．MT 野の細胞は，その最適運動方向に従って，カラム構造を構成しており (運動方向カラム)，最適方向が互いに正反対の運動選択性を持つカラムが対になって並んでいる．

MT 野の細胞の受容野の周辺には，広い抑制性の周辺野を持つ細胞が多数存在し，受容野内に最適運動刺激を与えても，受容野の周辺に背景となるパターンを与え，刺激と同じ方向に同じ速度で動かすと，半数の MT 野細胞において受容野に与えた刺激に対する反応が抑制される (周辺抑制)．このことから，MT 野は刺激と背景の相対運動の検出のために情報が取り出されていることがわかる．

MST 野

MST 野は MT 野から入力を受け取っており，MST 野および頭頂連合野の各領域は，純粋な視覚情報処理だけでなく，視覚情報を利用して行なう眼球や手指の運動形成に深く関わっている．

MST 野の細胞は，視野全体をカバーするような大きな受容野を持っており，広視野パターンのさまざまな動き (直線，拡大，縮小，回転) に反応する．これらの細胞は，受容野内で小さい物体が単独に動いてもほとんど反応を示さず，広視野に広がったパターンが同時に動いたときに反応を示す．このことから，MST 野は自分の体の動きを視覚的に知るためのメカニズムを担っていると考えられる．以下，MST 野で見られる細胞について解説する．

D 細胞 (direction-selective cell) ドットパターンや縞模様を受容野全体に呈示して動か

すと強く反応する．

S 細胞 (size cell) 広視野パターンの拡大または縮小に反応し，奥行き方向に運動する物体にもよく反応する．

Rf 細胞 (rotation cell) 時計周りあるいは反時計周りの回転運動に選択的に反応する．

Rd 細胞 (rotation-in-depth cell) 奥行き方向への回転に選択的に反応する．

MST 野の各受容野は，種々の異なる運動方向選択性を持つ MT 野の細胞の出力を統合することによって形成されていると説明することができる．

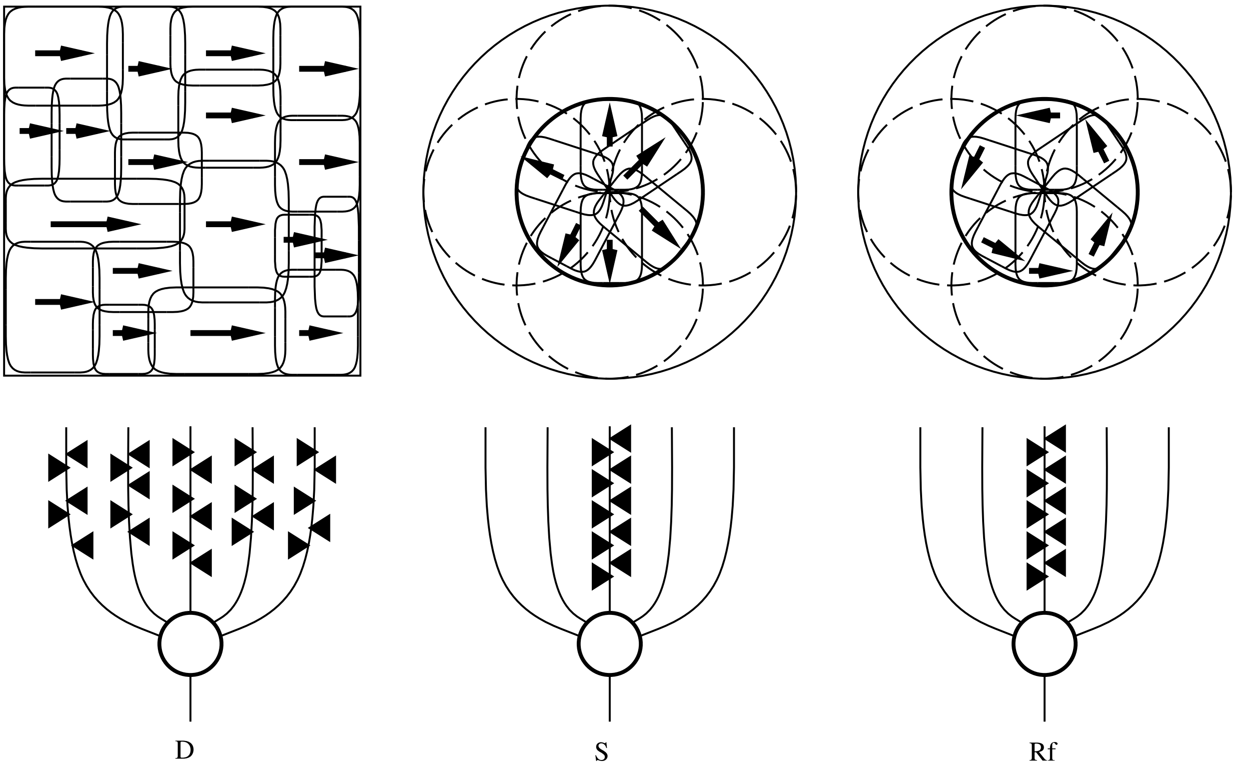


図 2.5: MST 野の D,S,Rf 細胞の反応選択性を説明する Saito らのモデル

頭頂連合野

頭頂連合野とは，頭頂葉の中で第 1 次体性感覚野を除いた部分を指し，視覚情報だけでなく，さまざまなモダリティーの情報が集まり，連合が行なわれていると考えられる．頭頂葉後部に損傷を受けると，視覚対象の形，大きさ，向きといったものはわかるのに，

その物体の空間的な位置や運動方向が分からなくなるという．このような症状を視覚性運動失行 (optic ataxia) という．これとは逆に，物体の形，大きさ，向きを知覚することができないにもかかわらず，物体を正確に握ることができる，物体失認 (visual agnosia) の症状を示す患者も存在する．このような症例が，物体視経路と空間視経路の存在の根拠となっている．

2.2 注意の機構

本節では，本研究で用いるニューラルネットワークモデルの学習に用いる注意の機構について知見を述べる．

2.2.1 注意の心理学

注意の研究は主に聴覚系を中心に行なわれてきたが，最近では視覚系における空間的注意の研究も盛んになってきている．選択的注意 (selective attention) は，両耳分離聴 (dichotic listening) や追唱 (shadowing) と呼ばれる実験方法により研究が行なわれ，注意には容量的な限界があり，フィルターのような機能を持つことが提唱された．両耳分離聴とは左右の耳に同時に異なる情報を与える方法で，追唱とはどちらかの耳に入った情報を選択的に追唱する方法である．選択的注意の例としてはカクテルパーティー効果と呼ばれるものがある．例えば，パーティー会場では多くの人の話し声が錯綜している中で，特定の会話に注意を向け，他の会話を無視することができる．

注意のフィルター効果

注意の機構を説明する理論として，注意のフィルター理論がある．フィルター理論では，情報の入口の部分で必要な物理的情報のみを通過させる選択性を持つフィルターがあるとされる．

しかし，両耳分離聴の場合には，注意を向けていない耳であっても，自分の名前などが提示されると，それに気付いて注意を向けることができる．これは，意識にのぼる前に物理的特徴だけでなく意味的特徴についても分析を行なっていることを示唆している．

このことから，フィルター理論は意味的特徴に基づいても情報を通過させるものと考える必要があり，フィルター減衰理論が提案された．フィルター減衰理論ではフィルターは単に情報を弱める働きをする．

一方，知覚処理の段階では容量の制限は受けず，注意による制約を受けるのは情報処理の後期の段階であるという選択的反応理論も提案された．この理論によると，意味的

情報はフィルターに対してトップダウン的に働くことになる．

このように，注意のモデルは，入口部分で知覚的情報の一部が選択される初期選択モデルと，全情報を並列的に受容した後に，出口部分でその一部が選択されると考える後期選択的モデルとに分けられる．

注意の容量限界

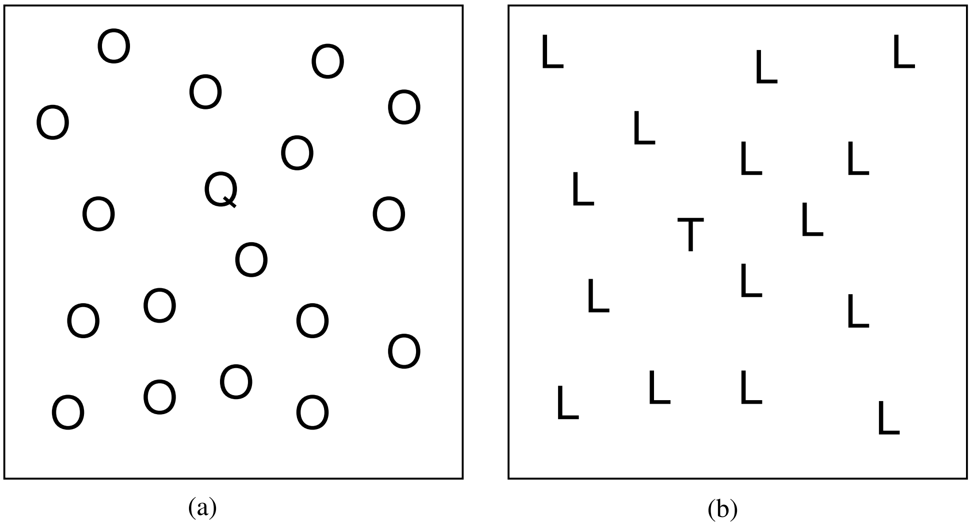
我々が意識的に注意を向けることが出来る情報には限界があるといわれ，これを注意の容量限界 (limited capacity) と呼ぶ．容量限界には，生体を情報処理の過負荷から保護するための情報抑制としての生物学的目的があるとされている．また，意識的に注意を向けていないものにも幾分かの注意が割り当てられているらしいことから，注意は限界を持たないとも言われている．

前注意的処理と注意的処理

空間に対して働く視覚的注意 (visual attention) の研究の実験的手法として，視覚探索 (visual search) と呼ばれる方法がある．視覚探索では，多くの類似した背景刺激 (distractor) の中から特定の属性を持つターゲット刺激をすばやく検出することを要求される．例えば，図 2.6(a) では背景刺激である O の中からターゲット刺激 Q を即座に検出することができる．これはポップアウト効果 (pop-out effect) と呼ばれ，視覚情報処理の初期の段階で生じているものと考えられている．この過程は自動的・無意識的であり，前注意的過程 (preattentive processes) と呼ばれる．前注意的過程では，視野内の個々の刺激のプリミティブ (primitive) が同時並行的に処理されるので，背景刺激が増加しても検出速度はほぼ一定となる．一方，(b) で T を背景 L から検出しようとすると，背景刺激の数に比例して検出速度が遅くなる．この場合には，検出するのに意識化された焦点化された注意 (focal attention) が必要であり，注意的過程 (attentive processing) と呼ばれている．

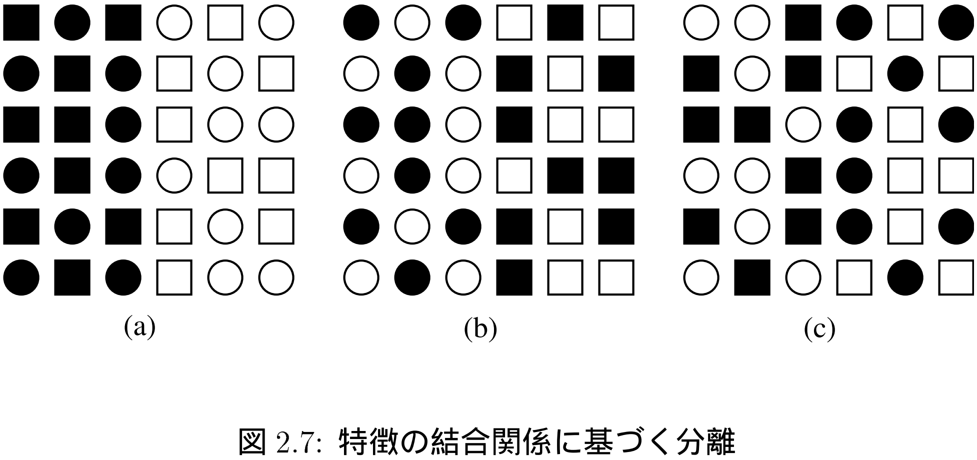
Treisman は，図 2.7のような例を用いて，視覚系の初期段階の処理では複数の特徴の結合関係の違いからなるテクスチャーは弁別されないことを示し，色や方位などの特徴はそれぞれ独立に抽出され，特徴の結合については分析が行なわれない．すなわち，(a) および (b) では，色や形といった単一の特徴のみに基づいて前注意的に容易に分離が行なわれるが，(c) の場合のように特徴の結合関係に基づく分離は焦点化された注意が必要になる．

Treisman が主張するように，特徴観の結合は初期段階の視覚では処理されないとすると，処理時間を制限するなどすれば，特徴の誤った結合が生起することが予想される．実



(a) (b)

図 2.6: 視覚的探索に用いられるパターンの例



(a) (b) (c)

図 2.7: 特徴の結合関係に基づく分離

際，図 2.8(a) のような視覚刺激を 100 ミリ秒ほど短時間提示し，その中に三角形があったかどうかを被験者に答えさせせると，約 10%ほどの確率で三角形があったと報告するという．このような対象の色や傾き，運動などの特徴を誤って結合して知覚する現象のことを，結合錯誤 (illusory conjunction) と呼ぶ．

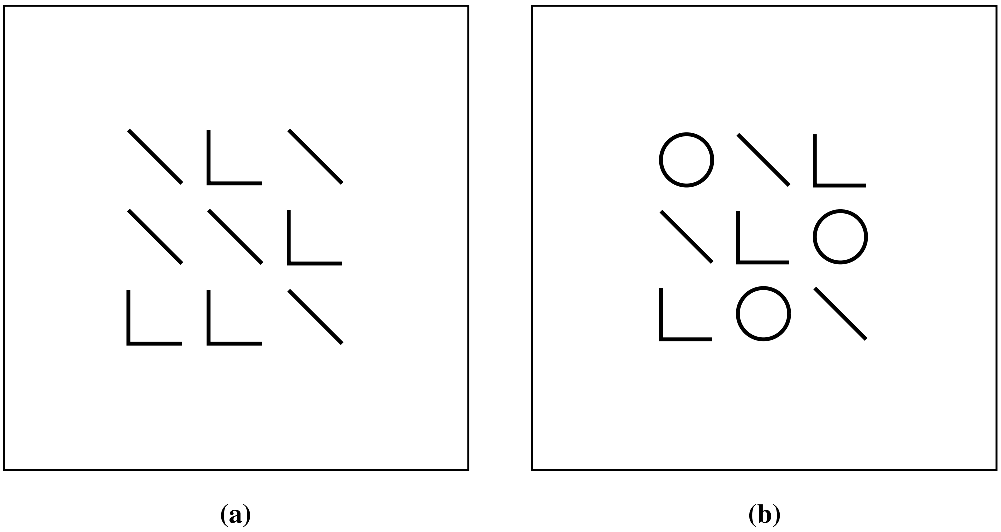

(a) (b)

図 2.8: 結合錯誤現象

このように，前注意的過程では個々の特徴が並列処理され，特徴間の結合については次の注意的過程での分析が必要であるという理論を，特徴統合理論 (feature integration theory) と呼ぶ．Treisman は図 2.9のようなモデルを用いて特徴統合理論について説明した．並列処理された個々の特徴は独立した特徴マップに書き込まれ，特徴間の結合は位置に関する情報がかかれたマスターマップに基づき，複数の特徴マップを参照しながら，特定の領域について逐次処理が行なわれる．

このような空間的注意の働きは，スポットライトやズームレンズの機能に例えられる．たとえば，空間的注意がおよぶ領域の範囲の広さはスポットライトの大きさで，空間的注意の解像度は，ズームレンズの絞りにより変化させることができると考えるのである．これらのスポットライト仮説やズームレンズ仮説は，注意の分散機構や容量限界の問題と係わり，絞りは課題により変化し，詳細を犠牲にして広い空間領域をカバーする場合もあれば，領域を絞って詳細に観察する場合もあるとされる．

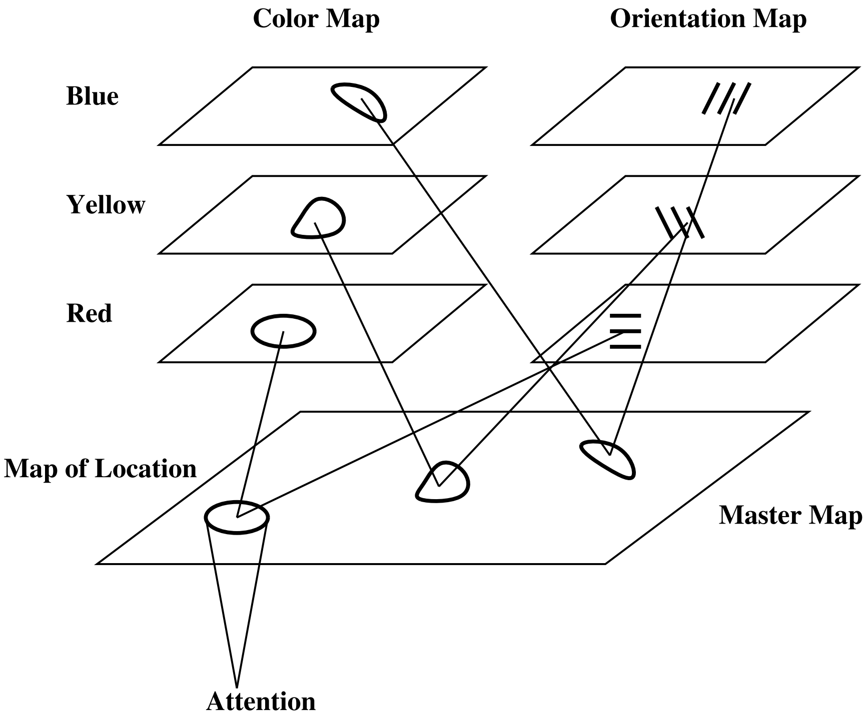


図 2.9: 特徴統合理論を示す概念図

受動的注意と能動的注意

注意の区別の方法として，受動的注意と能動的注意と分ける方法がある．受動的注意は定位反射の成分を含み，自動的かつ無意識的に生じる．一方，能動的注意は意図的かつ意識的に生じるものとされている．運動錯視を用いた空間的注意の研究では，受動的注意は視覚刺激提示に対して速く反応するのに対して，能動的注意は遅く作用するという知見も得られており，これによれば，両者の違いは時間特性にあるということになる．

注意と眼球運動

眼球運動 (eye movement) は，視覚的注意の働きをよく表している．見ている対象が何であるのか (what) を知るのには中心か視野 (視線) が対象に向いている必要がある．そのためには，対象が空間のどこにあるのか (where) を周辺視野で検出し視線を移動させなければならない．眼球運動は where の情報を what の情報に結びつける働きと言える．あるものから他のものに視線を移すのは，サッカード (saccade) と呼ばれる速い眼球運動によって行なわれる．そして，注視 (fixation) によって，精密な情報処理が行なわれる．

眼球を動かす動眼筋は，身体の中で最も速く動く筋肉であり，精緻な運動制御系に支

えられている．外界から情報を得るとき，眼球は一定の方略に基づく計算を行ないながら眼球を移動させ，脳内に形成された表象とのマッチングを行なっているのではないかといわれている．

このような側面は意志や注意の構成的な働きと似ており，例えば，読書時の眼球運動をみると，1 秒間に 3～4 回程度の注視とサッカード運動を繰り返しているが，サッカードの移動距離が，「次に」読み進むテキスト部分の言語的情報 (周辺視野で検出される) により制御されることが報告されている．このことは，読みにおける眼球運動がトップダウン的な仮説を検証する探索行動の一面を持つことを示唆している．

一方，読書をするときに一度の注視で読める文字数には厳しい制約があり，日本語の場合だと，注視点近傍の 10 文字に満たない狭い範囲に過ぎない有効視野 (effective visual field)．有効視野は，ある点を注視したときに一定の課題処理が達成できる空間的範囲であり，空間的注意の広がりと関係する．有効視野の範囲は課題によって変化し，注意のズームレンズ仮説に相当する．

2.2.2 注意の機構

あるものに注意を向けることにより，そのものをより深く観察し，よりよく記憶にとどめておくことができるようになる．本項では，注意を向けることによる効果について，より詳しく見てみることにする．

感度の増強

注意の効果を調べるために，H.S.Bashinsiki と V.R.Bacharach[12] は以下のような課題を考案した．中央の注視点を見つめていると，右か左にアルファベットの O(ターゲットが 100 ミリ秒だけ現れることがある．被験者はターゲットが現れたかどうかを判断し，どちらの側に現れたのかを答える．被験者の注意は，ターゲットが現れる 180 ミリ秒前に注視点に現れる指示によって操作される．それは，右向きの矢印・左向けの矢印・+の印である．矢印はその側にターゲットが現れる確率が高いことを意味し，+の印は，左右の確率が均等であることを意味する．実験の結果，矢印によって注意が向けられた側のターゲット検出感度が高まっていることが分かった．

また，Nakayama と Mackeben[14] の行なった実験の課題は，他と違う図形 (ターゲット) があったかどうか，あるとするならそれはどのようなものであったかを答えることである．ただし，あらかじめターゲットが現れる可能性のある位置に赤い四角 (手がかり刺激, cue stimulus) を呈示することにより，被験者の注意を受動的に引き付けた．実験の結果，手がかり刺激によって正答率が上昇した．さらに，この感度の上昇は，手がか

り刺激が現れてからターゲットが現れるまでの時間 (手がかり先行時間，cue lead time) に依存する．この効果は 50～100 ミリ秒で最も大きく，それ以後は減少して低い値に落ち着いた．手がかり先行時間が長いほど手がかり刺激が呈示されている時間は長くなり，能動的に注意を向けやすくなるものと思えるのだが，実際には注意による情報処理速度の増大 (促進効果) はむしろ減少するということになる．

処理速度の増大

注意を向けることによって，情報の処理速度が増大する．この効果を調べる方法としては，反応時間の測定および主観的な時間順序を測定する方法とがある．

反応時間課題 C.W.Eriksen と J.E.Hoffman[3] の実験では，被験者が中央を見つめていると，そのまわりに同心円状に 4,8 または 12 個のアルファベット (A,T,U,H から選ばれる) が呈示される．そのうち 1 つには，外側に線分が同時または 150 ミリ秒前に呈示される．被験者は，そのように線分で示されたアルファベットをなるべく早く声を出して読む．いずれの場合も，線分が 150 ミリ秒前に呈示された場合の方が反応時間が短かった．

M.I.Posner と Y.Cohen[17] の課題では，被験者はスクリーン上に光の点が現れるのを見つけてボタンを押すことを要求される．まず，四角が 3 つ現れ，被験者は中央の四角を注視する．ターゲットの光点は，これら 3 つの四角のどれかに現れる．被験者の注意は 2 つの方法によって操作され，1 つは，四角のどれかを光らせることである．ターゲットが手がかり刺激の側に現れると，それとは反対側に現れたときに比べて反応時間が短くなった．これは，手がかり刺激によって受動的に注意がそこにひきよせられたためと考えられる．

被験者の注意を操作するもう 1 つの方法は，中央の四角の中に矢印を出すことである．この実験の結果，支持された側の反応時間がその反対側と比べて短くなった．これは，能動的注意によって促進効果があるということを示している．

順序決定課題 被験者が中央の光点 (F) を見つめていると，2 つの光刺激 (T1,T2) が短い間隔 (刺激間隔) をおいて呈示される．これら 2 つの光刺激に先だってそのどちらかの位置に小さな光点 (C, 手がかり刺激) を呈示することによって，被験者の注意をその方向にひきつける．すると，T1 と T2 が同時に呈示されても，先行刺激 C が現れた側の刺激が早く見える．また，T1 と T2 がほぼ同時に見えるためには，T1 が T2 よりも物理的に早く現れる必要がある．心理的に等価になるこの刺激間

隔をもって注意の効果の強さとすることができる．それは最大50~100ミリ秒に達する．

線運動錯視課題 被験者が中央の光点(F)を見つめていると，手がかり刺激(C)が左右どちらかに現れる．つぎにCを端点とするように光の線分が現れる．すると，この線分はCから時間をもって描かれたように見える．このような「動き」の錯視の強さは，手がかり刺激が現れてから線分が現れるまでの時間(手がかり先行時間)に依存する．「動き」が先行刺激の側から感じられる確率は，手がかり刺激後すぐに上昇し，100ミリ秒ではほぼピークに達し，その後次第に減少する．

このような錯視が起きる原因としては，視覚中枢に「動き」の検出器があり，それが活性化されることによって「動き」の知覚が生まれることが考えられる．その有力な候補と考えられているのがMT野である．線分を点の集合とみなすと，各点が例えば右から左に順番に光ると，それらの情報が「動き」検出器に順番に到達し，その結果，「動き」検出器が活性化される(図2.10(c))．各点が同時に呈示されると，それらの情報は「動き」検出器に同時に到達するので，「動き」検出器は活性化されない(図2.10(a))．しかし，注意が局所的に選択的に働き，信号処理速度が増加し，注意の効果が一定の空間的広がりをもって減衰するとすると，手がかり刺激によって注意がひきつけられた側ほど，信号が「動き」検出器に早く到達することになる(図2.10(b))．注意によって「動き」の錯視が起こるのは，このようなメカニズムによるものと考えられる．

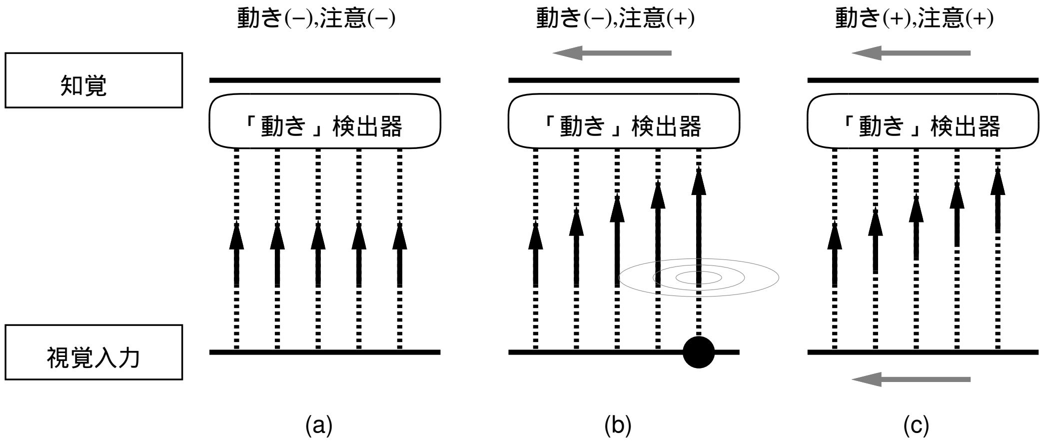


図2.10: 「動き」の錯視

受動的注意

外的な刺激によって注意がよび起こされ，あるいは向き直されることを受動的注意と呼ぶ．これは，手がかり刺激としての感覚入力によって，ターゲットとしての感覚情報処理が選択的に促進あるいは抑制されることを意味する．この場合に考えられるニューロン機構の最も簡単なモデルは「周辺促進と抑制」である．手がかり刺激としての視覚情報は，その近傍の視覚情報処理を促進し，やや遠い視覚情報処理を抑制することを仮定する．促進された近傍の情報は，速度を増して次の視覚皮質領野に先に到達し，周辺抑制機構によって遠い部分の情報が伝達されるのを抑制または遮断する．生理学的にも，この仮定を支持する知見が得られている．まず第一に，網膜でのトポグラフィカルな関係が大脳皮質視覚野や上丘に再現されている．第二に，周辺抑制機構は感覚情報処理の各ステップのほとんどで存在する．第三に，周辺促進の作用をもつと考えられる視覚野内での局所的結合が存在する．

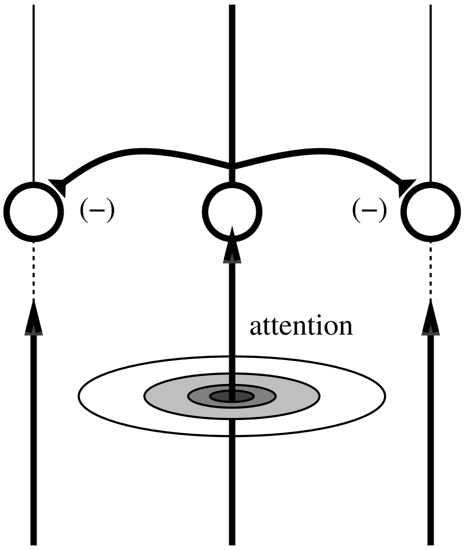


図 2.11: 注意の発現における周辺促進と抑制の役割

能動的注意

能動的注意は，知覚過程とは無関係の認知的なレベルに作用するのか．あるいは，視覚情報処理そのものに作用するのか．後者であるならば，能動的注意によっても「動き」の錯視が見えることになる．以上のことを確かめるために，次のような実験が行なわれた．被験者が中央下の光点を見つめていると赤と緑の四角が左右に現れる．被験者は，例

えば緑の四角に，眼球を動かさずになるべく速く注意を向ける．ランダムな時間 (手がかり先行時間) の後にこれらの四角の間に線分が呈示される．すると，手がかり先行時間が充分に長いときには，被験者には緑から赤に向かってはっきりと「動き」の錯視が見える．このことから，能動的注意の効果は視覚情報処理そのものに作用することが分かる．

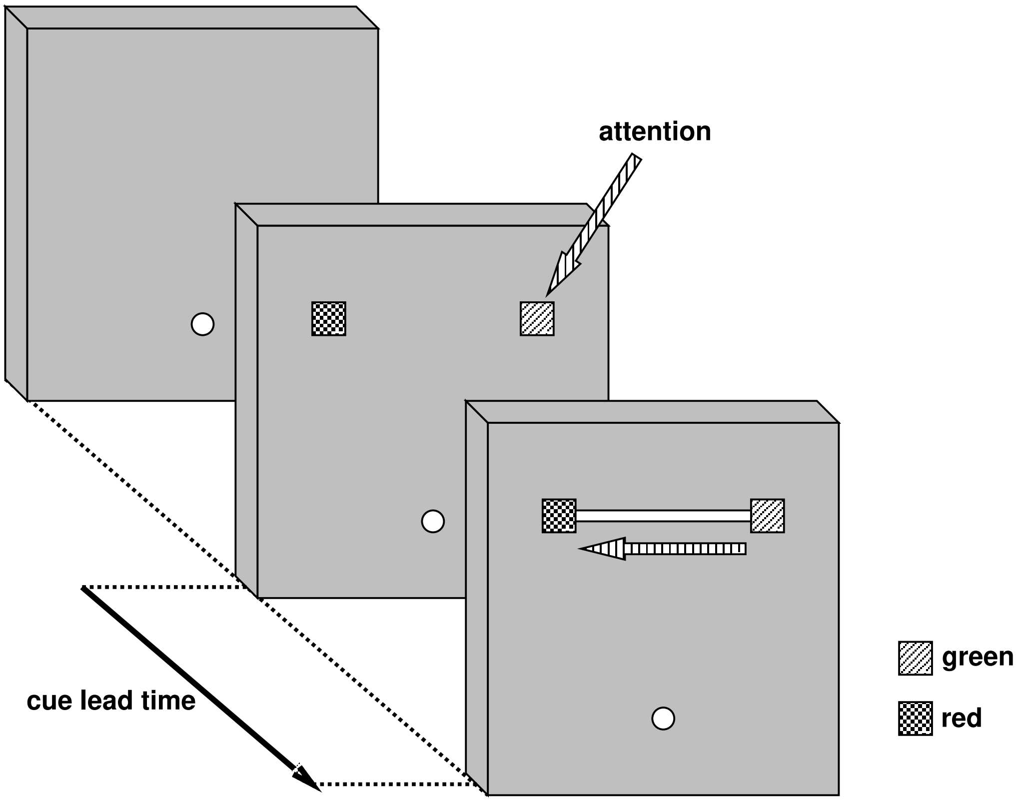


図 2.12: 能動的注意における「動き」の錯視

このように，能動的注意によっても同様な「動き」の錯視が起こることから，能動的 (トップダウン) 注意による視覚情報処理の局所的促進は，受動的 (ボトムアップ) 注意の機構と同様のものであると考えられる．ただし，能動的注意においては，知覚過程の後にも「注意」を反映する選択的機構が働いていることも考えられる (図 2.13)．

受動的注意と能動的注意の相互作用

受動的注意と能動的注意が，同時に発生した場合にはどうなるか．これを調べるために，図 2.12に示した実験に，次のような変更を加えた．被験者が緑に注意を向けているときに，赤の視覚を一瞬光らせる．そうすると，それまで緑から見えていた「動き」の

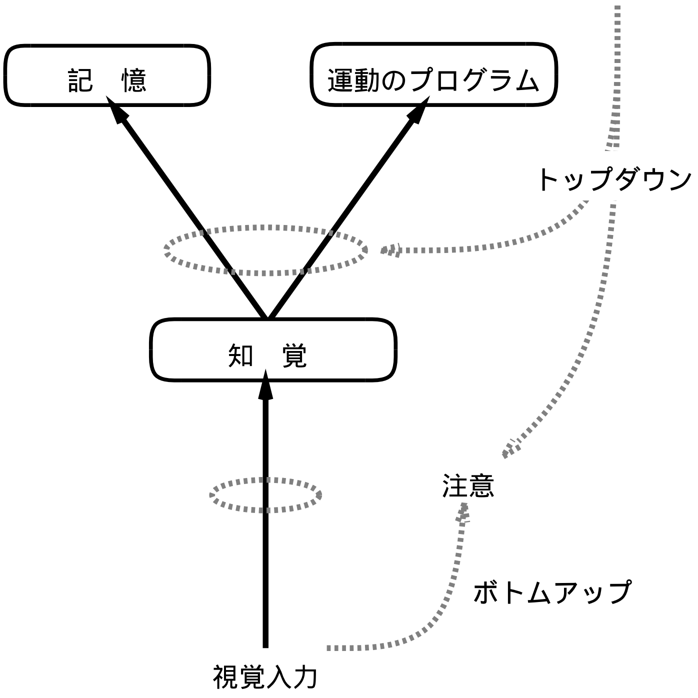


図 2.13: 能動的 (トップダウン) 注意と受動的 (ボトムアップ) 注意の作用

方向がその直後 (50 ミリ秒以内) から反対になり，赤からの「動き」に変わった．

この結果から，能動的注意は，視野内の局所的な変化によって，容易かつ速やかに「そらされる」．すなわち，初期視覚過程における注意の効果は受動的なボトムアップのものが，能動的なトップダウンのものに打ち勝つ．ただし，ボトムアップの効果は多くの場合，一過性である．

空間情報の選択 (空間的注意) はしばしば受動的であり，それは感覚刺激が「もの」として認知される以前に起こる．「何か」に注意が引き寄せられ，その後にそれを認知するのである．一方，非空間的注意はしばしば能動的であり，この非空間的注意は次に能動的な空間的注意を固定するための手がかりとして働く．

注意は何に向けられるか

脳の内部では，高度に並列的な情報処理が行われているが，処理が高度になり記憶や運動への情報の質的な変換が行われるようになると，並列性は著しく制約される．従って，脳内神経情報の選択が行われなければならないことになる．注意はそのような選択の機構であると考えられ，注意によって，より詳しく処理される情報 (benefit) と無視される情報 (cost) に分けられることになる．ここでは，注意によって何が選択されるのか

(注意の対象) について見ていく．

注意の対象を考えるとき，注意の区別として，「場所」に対して注意を向ける空間的注意と，「もの」に対して注意を向ける非空間的注意とがある．これまでの実験の方法では，「場所」と「もの」が分離されていなかったので，次のような実験について考えてみる．

被験者が中央の光点を見つめていると，その周りに 4 個の青い点が現れ，反時計周りに回りだし，そのうちのどれかが短時間だけ光り (フラッシュされ)，再び青に戻ってさらに回る．90 度回転してから，光った点とそれが光った場所にあたる点を結ぶように線分が現れる．このとき，線分の一方の端はフラッシュされた「場所」にあり，もう一方の端はフラッシュされた「もの」である．実験の結果，「動き」はつねに「もの」から現れた．動いている対象にひきつけられた注意は，その対象の動きにともなってそれを追従し，その場所には注意の減少した領域が残される．

注意が「もの」に対して向けられているとすると，抽象的な「空間的注意」とはどのようなものであろうか．実際，「もの」という手がかりなしに注意を向けることは難しい．「もの」から解離した「空間的注意」はあるとしてもきわめて弱く，注意が空間内のある「もの」に向けられると，それが手がかりとなって空間を移動する．動いているものに向かってサッカードを起こし，滑動性追跡眼球運動 (smooth pursuit) で追従するという眼球運動は，注意のこのような性質が顕在化したものとみることができる．

2.3 注意の機構をもつニューラルネットワークモデル

本節では，注意の機構を組み入れたニューラルネットワークのモデルを紹介する．

2.3.1 Koch と Ullman のモデル

Koch と Ullman は，選択的な視覚的注意の機構を実現するニューラルネットワークモデルを提案した [15]．彼らは特に，次の 3 つの点について提案を行っている．

1. 色，方位，動きの方向，両眼視差といった基本的な特徴は，初期表現 (early representation) と呼ばれるトポグラフィカルなマップ上で並行に表現される．
2. 初期のトポグラフィカルな表現から，トポグラフィカルでない，より中心的な表現 (central representation) に選択的にマッピングが行なわれる．そこでは，シーン上のある選択された位置の特徴のみが表現される．このマッピングこそが，初期の選択的な視覚的注意の主な表現であり，選択的注意の一つの機能は，異なったマップ上からの情報を統合することである．

3. 中心的な表現にマッピングを行なう位置を決めるための規則として，主要なものとしては，初期表現におけるその位置の顕著さ (conspicuity) を用いることが挙げられ，その規則は，*Winner-Take-All* と呼ばれるネットワークで実現される．選択された位置を抑制することによって，次いで顕著な位置に自動的に移ることができる．また，補助的な規則として，近接および類似優先を用いる．

このような機構を実現するモデルとして，図 2.14のようなモデルが提案されている．

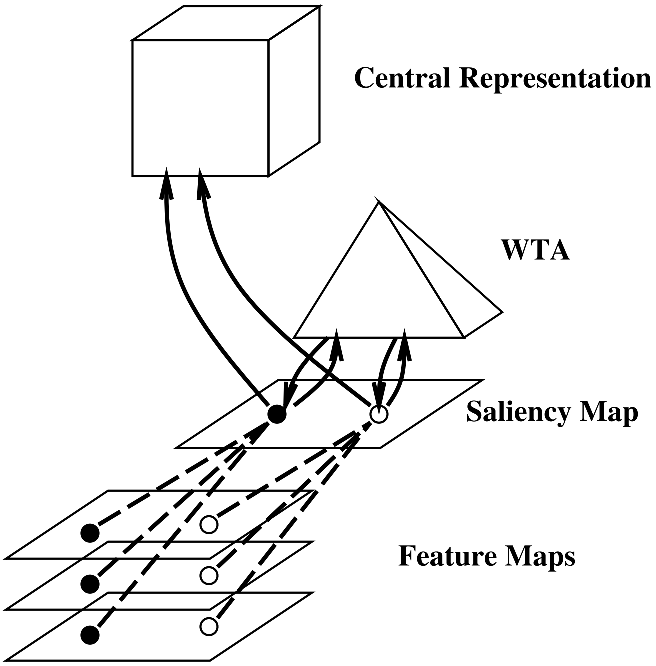


図 2.14: Koch と Ullman のモデル

突出マップ

個々の特徴マップ (feature map) の情報を結合し，大域的な顕著さの測定基準となる，もう一つのトポグラフィカルなマップとして，突出マップ (saliency map) の存在を考える．このマップ上では，それぞれの特徴マップの対応する位置の中で，より活動的なユニット (例えば，発火周波数の最も高いユニット) が投影される．ここでは，それぞれの正確な特徴については無視される．

選択的マッピング

シーン上の選択されたあるいは注意を向けられた位置，すなわち最も顕著な位置に対応する特徴のみが，初期表現から中心的な表現にマッピングされる．このような操作は，*Winner-Take-All* ネットワーク (WTA network) によって実現される．突出マップに対して，この WTA ネットワークを適用することによって，最も顕著な位置を特定し，その選択された位置に対応する諸特徴を，初期表現から中心的な表現にマッピングする．

焦点の移動

最初に最も顕著な位置に注意を向けた後，選択的注意の焦点を移動する必要がある．焦点の移動 (shifting the processing focus) は，突出マップ上の最も活動的なユニットの顕著さを減衰させせることによって実現される．局所的には，突出マップ上の活動的な位置が適応して，しばらくの間，減衰することになる．中心的には，一度，初期表現から中心的な表現に情報が伝えられると，信号が送り返され，突出マップ上の最も活動的な位置が抑制される．そして，WTA ネットワークを新たな入力に対して適用することによって，次いで顕著な位置に焦点を移動する．このとき，新たな選択的位置に収束する時間は，2 つの位置の距離に依存することになる．

以上の機能を実現する上で，近接優先 (proximity preference) と類似優先 (similarity preference) と呼ばれる 2 つの規則を用いることにより，自動的にある対象の異なった部分を走査することが可能になる．

近接優先 位置に依存せずに，大域的に最大値を求めるよりも，現在選択されている位置の近傍で顕著な位置を優先的に選択する．この方法は，計算法的視点から見ても有利である．近接優先を WTA 機構の枠組で実現する方法としては，突出マップ上の現在選択されている位置のユニットの近傍を促進する方法がある．

類似優先 類似優先は，類似した基本的な特徴間の相互作用を要求する．焦点は，現在選択されている位置と同じかあるいは類似した基本的な特徴をもつ位置に移動する．このような機構は，個々の特徴マップ内の相互作用を仮定し，異なった特徴マップ間の正確なトポグラフィックなマッピングは必要としない．このような相互作用は，WTA ネットワークによって検出された特徴に対応する特徴マップ内の，選択された位置の近傍のユニットの顕著さを促進することによって実現される．

選択的な視覚的注意と情報の統合

選択された位置の全ての特徴が中心的な表現にマッピングされることによって，選択的注意は，初期の段階で分離された特徴を，単一の対象に統合する接着剤の役割を果たすことになる．このような選択的注意の役割は，Treisman と Gelade によって提案された．この仮定に基づいて考えると，何らかの理由で未知の対象に注意の焦点を向けるのに失敗すると，合成された特徴は正確に結びつけることができず，これらの特徴の結合はランダムに行なわれることになる．このような錯覚的結合 (illusonary conjunctions) は，色・形・大きさの異なる刺激の間で経験的に知られている．選択的な視覚的注意は視覚系の初期の段階で作用し，Marr の $2\frac{1}{2}$次元スケッチ ($2\frac{1}{2}$D sketch) に相当すると考えられる．

2.3.2 Fukushima のモデル

Fukushima は，複数のパターンが同時に入力されたときに，連想記憶を用いることにより，選択的注意を行なうニューラルネットワークモデルを提案した [8, 9]．このモデルは，ネオコグニトロン型の多層神経回路に，遠心性信号を伝える細胞の層を付加した構造をもつ (図 2.15)．

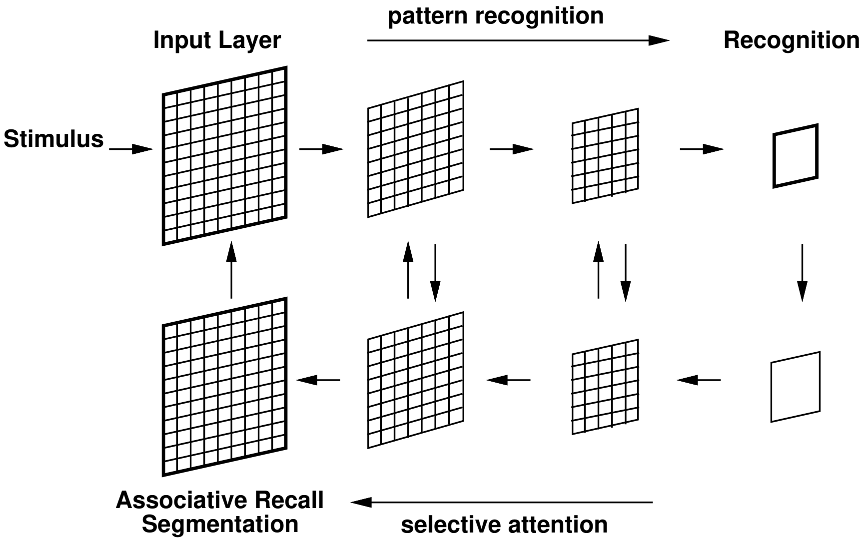


図 2.15: Fukushima の選択的注意機構をもつモデル．階層型回路を構成する細胞層間の信号の流れ．

求心性経路の最下位に外部からの刺激入力を受ける入力層があり，最上位にパターン認識の結果を出力する認識出力層がある．遠心性経路の最下位には連想出力層がある．

求心性信号はパターン認識の機能を受け持ち，遠心性信号は選択的注意および連想の機能を受け持つ．

パターン認識を受け持つ求心性経路は，ネオコグニトロンとほぼ同様の構造を持ち，教師なし学習により自己組織化が行なわれ，パターン認識能力を自ら身につけていく．ネオコグニトロンの詳細については，Appendix Aに述べる．いったん学習が完了すると，入力パターンの変形や位置ずれに影響を受けることなく，入力パターンを正しく認識することができる．

この回路に刺激が与えられ，認識細胞層が出力を出したとすると，その認識細胞から入力側に向かって遠心性信号がフィードバックされる．このとき，遠心性経路の細胞は，自分と対となる求心性経路の細胞から影響を受け，入力刺激の呈示されている場所に正確にフィードバックされる．

入力のパターンの一部分が欠けていて，本来ならばそこに存在するはずの特徴が抽出できなかった場合には，その付近の特徴抽出細胞の閾値が自動的に下げられ，特徴のわずかな痕跡でも残っていれば，それを検出するように作用する．このようにして，欠損部の修復された完全なパターンが連想出力層に再現されることになる．また，パターンに加わっていたノイズの成分に対応する遠心性信号は戻って来ないので，ノイズが除かれたパターンが現れる．

連想記憶層に現れた反応は，再び入力層にフィードバックされるので，入力パターンの欠損部が大きすぎて1回の連想操作だけでは充分に修復できなくても，連鎖的に想起を繰り返すうちに，完全なパターンが得られる．

入力層に2個以上のパターンが同時に呈示された場合には，回路内の特徴細胞間に働いている側抑制機構による競合作用のため，1個だけを残してまもなく消えてしまう．最終的に出力を出した認識細胞からの信号のみが，遠心性経路に送り出されることになるので，そのとき認識されているパターンに対応する成分だけが現れることになる．したがって，連想出力層の反応は，入力刺激の中から1つのパターンに関係する部分だけを切り出すセグメンテーションの役割を果たすと見ることもできる．

また，求心性経路の中間段では，必ずしも現在認識されているパターンに関する信号のみを伝えている訳ではなく，それ以外のパターンに関する信号も伝えている．最終的に認識されたパターンに関連する求心性信号を伝えている細胞の出力だけを残し，それ以外の細胞の出力を弱めるのに，遠心性経路の細胞から求心性経路の細胞への促通作用(ゲイン制御信号)が役立つ．求心性経路の細胞のうち，促進作用を受けないものは，ちょうど”慣れ”のような効果によって，時間とともに反応性が低下する．したがって，刺激として与えられた複数個のパターンのうちの一つのパターンだけに選択的に注意が向け

られたと解釈することができる．

いったんあるパターンに注意が向けられた後に，別のパターンに注意を切替えるには，遠心性信号の流れを一瞬中断して”慣れ”の作用を取り除く．これまで大出力で反応していた細胞は，遠心性経路からの促進信号が切れると同時に，疲労のため反応性が低下し，その結果，これまで注意を向けられていたパターンに対する反応が起こりにくくなり，注意が向けられていなかったもう一方のパターンに対して注意が向くことになる．

モデルの回路構成

回路を構成する細胞は，入出力として非負のアナログ値をとるアナログ型細胞である．階層型回路の各段は，$u_S, u_C, u_{SV}, w_S, w_{SV}, w_C, w_{CX}$といった細胞で構成されており，$u$は求心性，$w$は遠心性経路の細胞であることを示す．図 2.16に，選択的注意機構をもつモデルの各種細胞間の結合関係を示す．

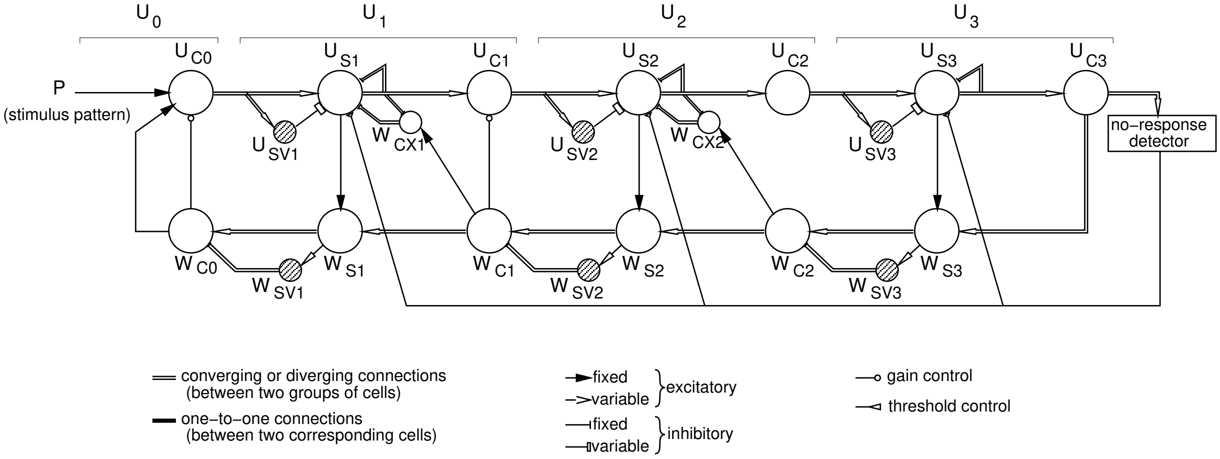


図 2.16: Fukushima の選択的注意機構をもつモデル

階層型回路の l段目を U_l，最上位段を U_Lとことにする．図 2.16は，$L = 3$ の場合を示している．また，たとえば l段目の u_S細胞の層を U_{Sl}と表し，その層の 1 個の u_S細胞の出力を $u^t_{Sl}(\mathbf{n}, k)$ のように記すことにする．ここで $\mathbf{n}$ 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，$k(= 1, 2, \dots, K_l)$ は，その層における細胞面の通し番号である．

求心性経路

求心性経路部だけに注目すると，このモデルはネオコグニトロンとほぼ同様の構造と機能を持つ．u_S, u_{SV}, u_Cの各細胞は，それぞれネオコグニトロンの S 細胞，V 細胞，C

細胞に対応している．

その構造は，ほとんどネオコグニトロンと同じであるが，細かいところでは多少異なる点がある．前段の u_C 細胞から特徴抽出細胞 u_S に至る結合は，基本的にネオコグニトロンと同様であるが，u_S 細胞間に逆方向性側抑制がかけられている．ただし，逆方向性側抑制を直接計算するのは時間がかかるので，次のような近似計算で代用する．まず，側抑制の効果を無視して，u_S 細胞の暫定出力 $\tilde{u}^t_{Sl}(\mathbf{n},k)$ を次式に従って計算する．

$$\tilde{u}^t_{Sl}(\mathbf{n},k) = r^t_l(\mathbf{n},k)\cdot\varphi\left[\frac{1+\sum_{k=1}^{K_l-1}\sum_{v\in A_l} a_l(\mathbf{v},k,k)\cdot u^t_{Cl-1}(\mathbf{n}+\mathbf{v},k)}{1+\frac{r^t_l(\mathbf{n},k)}{1+r^t_l(\mathbf{n},k)}\cdot b_l(k)\cdot u^t_{SVl}(\mathbf{n})} - 1\right] \tag{2.1}$$

この式は，ネオコグニトロンの S 細胞の反応を求める式とほぼ同じであり，可変結合 $a_l(\mathbf{v},k,k)$ と $b_l(k)$ は，ネオコグニトロンにおける教師なし学習と同様の原理で強化する．この暫定出力を初期値とし，次に示す再帰式を数回適用した結果を u_S 細胞の最終出力とする．この近似計算では，側抑制が回路内のそれ以外の結合における時間遅れに比して充分速く働くものと仮定している．

$$u^t_{Sl}(\mathbf{n},k) := \varphi\left[u^t_{Sl}(\mathbf{n},k) - \sum_{v\in E_l} e_l(\mathbf{v})\cdot u^t_{Sl}(\mathbf{n}+\mathbf{v},k) - \sum_{k=1,k\neq k}^{K_l}\sum_{v\in E_l}\bar{e}_l(\mathbf{v})\cdot u^t_{Sl}(\mathbf{n}+\mathbf{v},k)\right] \tag{2.2}$$

ここで，$e_l(\mathbf{v})$ と $\bar{e}_l(\mathbf{v})$ (≥ 0) は，側抑制の結合の強度分布を表し，E_l はその広がりの範囲 (結合領域) を示す．

特徴抽出細胞 u_S に対して補助的な働きをしている u_{SV} 細胞は，ネオコグニトロンと同様に入力の 2 乗平均値に比例した出力を出す．

$$u^t_{SVl}(\mathbf{n}) = \sqrt{\sum_{k=1}^{K_l-1}\sum_{v\in A_l} c_l(\mathbf{v})\cdot\{u^t_{Cl-1}(\mathbf{n}+\mathbf{v},k)\}^2} \tag{2.3}$$

位置ずれを許容するために挿入された u_C 細胞も，ネオコグニトロンと同様に，次式で与えられる．

$$u^t_{Cl}(\mathbf{n},k) = g^t_l(\mathbf{n},k)\cdot\varphi\left[\sum_{v\in D_t} d_l(\mathbf{v})\cdot u^t_{Sl}(\mathbf{n}+\mathbf{v},k)\right] \tag{2.4}$$

ここで，$g^t_l(\mathbf{n},k)$ は u_C 細胞の入出力間のゲインを表しており，その値は遠心性経路の w_C 細胞などの影響を受けて変化する．

入力層 U_{C0}は，外部から刺激入力 p を受け取ると同時に，連想出力層 W_{C0}から興奮性のフィードバック信号を受け取っている．従って，入力層の u_C細胞の出力は，それ以外の層の u_C細胞とは異なって，次式で与えられる．

$$u^t_{C0}(\mathbf{n}) = g^t_0(\mathbf{n}) \cdot \max \left[p^t(\mathbf{n}), w^{t-1}_{C0}(\mathbf{n}) \right] \tag{2.5}$$

遠心性経路

w_S細胞から下位の w_C細胞に向かって発散する遠心性可変結合の強度は，対となっている u_S細胞に向かって集束してくる求心性可変結合の強度に連動して，その値に比例した値になるような機構が存在するものと仮定する．すなわち，w_S細胞から発散する遠心性信号は，下位の u_C細胞から u_S細胞に向かって集束してくる求心性信号とちょうど逆の経路をたどって送られる．なお，w_{SV}細胞を経由する遠心性の抑制性信号も，対となる u_{SV}細胞を経由する求心性の抑制信号とちょうど逆の経路をたどって伝えられる．

このような遠心性信号を受け取っている w_C細胞の出力は，次式で与えられる．

$$w^t_{Cl}(\mathbf{n}, k) = \psi \left[\alpha_l \cdot \{ \sum_{k=1}^{K_l+1} \sum_{v \in A_l+1} a_{l+1}(\mathbf{v}, k, k) - \sum_{v \in A_l+1} c_{l+1}(\mathbf{v}) \cdot w^t_{SVl+1}(\mathbf{n} - \mathbf{v}) \} \right] \tag{2.6}$$

ここで，α_lは遠心性結合と求心性結合の強度比である．

補助的な抑制性細胞 w_{SV}の出力は次式で与えられる．

$$w^t_{SVl+1}(\mathbf{n}) = \frac{r^0_{l+1}}{1 + r^0_{l+1}} \sum_{k=1}^{K_{l+1}} b_{l+1}(k) \cdot \ w^t_{Sl+1}(\mathbf{n}, k) \tag{2.7}$$

多数の u_S細胞から，u_C細胞に向かって集束する求心性の興奮性固定結合に対応して，w_C細胞から多数の w_S細胞に向かって発散的な遠心性の興奮性固定結合が形成されている．しかし，求心性の経路において，u_S細胞のうちいずれか 1 個でも出力を出せば u_C細胞も出力を出すので，w_C細胞からの遠心性の興奮性信号を受けたすべての w_S細胞が反応出力を出すのではない．そこで，対応する u_S細胞からゲート的に働く信号を受け取って，u_S細胞と w_C細胞の両者から信号が来たときにだけ出力を出すようになっている．すなわち，w_S細胞の出力は以下の式で与えられる．

$$w^t_{Sl}(\mathbf{n}, k) = \min \left[u^t_{Sl}(\mathbf{n}, k), \alpha'_l \cdot \sum_{v \in D_l} d_l(\mathbf{v}) \cdot w^t_{Cl}(\mathbf{n} - \mathbf{v}, k) \right] \tag{2.8}$$

ここで，α'_lは正の定数である．なお，最上位段には図 2.16に示したように w_C細胞はなく，u_{CL}細胞の出力が直接 w_{SL}細胞に送られる．数式で示すと，$w^t_{CL}(\mathbf{n},k)=u^t_{CL}(\mathbf{n},k)$となる．

ゲイン制御

遠心性経路の w_C細胞は，対応する u_C細胞に対して，ゲイン制御信号を送って促通作用を及ぼしている．w_C細胞が無出力の場合には，対応する u_C細胞は”慣れ”のような効果によって，入出力間のゲイン (利得) が時間とともにしだいに減衰する．しかし，w_C細胞から信号が送られてくると促通作用が生じて，減衰が強制的に回復させられ，利得の低下が生じない．

u_C細胞のゲイン $g^t_l(\mathbf{n},k)$ は，初期状態では値 1 を取り，次式に従って制御される．

$$g^t_l(\mathbf{n},k)=\gamma_l\cdot g^{t-1}_l(\mathbf{n},k)+(1-\gamma_l)\cdot\psi\left[\gamma'_l\cdot w^{t-1}_{Cl}(\mathbf{n},k)\right] \tag{2.9}$$

ここでγ_lは，u_C細胞の”慣れ”の進行速度を定める定数で，その値は$0<\gamma_l\le 1$ の範囲にある．γ'_lは，w_C細胞からの促通作用がどの程度の信号レベルで飽和しはじめるかを定める正定数である．ただし，認識出力層のすべての u_{CL}細胞の出力が 0 の場合には，ゲインは変化せず，減衰は起こらないものと仮定している．

閾値制御

入力が不完全であったり，大きな変形を受けているような場合には，求心性経路の特徴抽出細胞が反応しそこなうことがある．そのような場合には，遠心性信号も下位の層へ伝わっていかなくなってしまう．そこで，特徴抽出細胞 u_Sの閾値を下げて，多少不完全な特徴でも抽出するようにさせる．

ある w_C細胞が出力を出しているにもかかわらず，それに対応する u_C細胞が出力を出していないということは，その u_C細胞が受け持つはずの特徴が，求心性情報処理に際して，抽出できなかったことを意味する．すなわち，その u_C細胞の入力側にある一群の u_S細胞が，そこに存在すると思われる特徴を抽出できなかったことを意味する．w_{CX}細胞は，このように u_S細胞が出力を出し損なったことを検出する細胞である．

w_{CX}細胞の出力は，次式で表される．

$$w^t_{CXl}(\mathbf{n},k)=\varphi\left[w^t_{Cl}(\mathbf{n},k)-\sum_{v\in D'_l}d'_l(\mathbf{v})\cdot u^t_{Sl}(\mathbf{n}+\mathbf{v},k)\right] \tag{2.10}$$

u_S細胞から w_{CX}細胞への求心性結合 $d'_l(\mathbf{v})$ の空間的広がり D'_lは，u_C細胞への求心性結合 $d_l(\mathbf{v})$ の広がり D_lよりも少し広くなるように定められている．

このようにして w_{CX}細胞が反応すると，その近傍の特徴抽出細胞 u_Sに対してある種の神経修飾物質 (neuromodulator)x_Sを放出する．放出された神経修飾物質は時間とともに蓄積されていくと同時に，ある一定の割合で分解されて消えていく．この神経修飾物質 x_Sは，u_S細胞に作用して u_{SV}細胞から送られてくる抑制性信号の働き方を弱める働きをする．その結果，u_S細胞の特徴抽出細胞における反応選択性が弱まることになる．

u_{CX}細胞から放出される神経修飾物質のうちで，細胞 $u^t_{Sl}(\mathbf{n},k)$ に対して働くものの量は，次式で与えられる．

$$x^t_{Sl}(\mathbf{n},k) = \beta_l \cdot x^{t-1}_{Sl}(\mathbf{n},k) + \beta'_l \cdot \sum_{v\in D_l} d_l(\mathbf{v}) \cdot w^{t-1}_{CXl}(\mathbf{n}-\mathbf{v},k) \tag{2.11}$$

ここで，$\beta_l (0 < \beta_l \leq 1)$ は，x_Sの減衰定数を表し，β'_lも正の定数である．

u_S細胞に至る抑制の効き方は，式 (2.1) に示したように，変数 $r^t_l(\mathbf{n},k)$ によって規定されるが，この変数 r_lの値は，神経修飾物質 x_Sの働きによって次式のように制御される．

$$r^t_l(\mathbf{n},k) = \frac{r^0_l}{1 + x^t_{Sl}(\mathbf{n},k) + x^t_{Xl}} \tag{2.12}$$

r^0_lは，初期状態における r_lの値を表す正の定数であり，x^t_{Xl}は，後述する無出力検出回路から放出される修飾物質である．

入力刺激として同時に呈示されるパターンの数が多すぎたり，パターンが間隔をおかずに互いに密着して呈示されたり，変形・欠損・ノイズなどが多すぎるパターンが呈示された場合，すべての認識細胞 u_{CL}が無出力になることがある．このような場合，神経修飾物質 x_Sすら放出させることができず，情報処理がそれ以上進行しなくなってしまう．そこで，図 2.16の右端に示す無出力検出回路から，神経修飾物質 (閾値制御信号)x_Xが放出されるようになる．神経修飾物質 x_Xの量は次式で与えられる．

$$x^t_{Xl} = \begin{cases} x^{t-1}_{Xl} + \beta_{Xl} & \text{すべての } k \text{ に対して } u^{t-1}_{CL}(k) = 0 \text{ のとき} \\ \beta'_{Xl} \cdot x^{t-1}_{Xl} & \text{その他のとき} \end{cases} \tag{2.13}$$

すなわち，すべての認識細胞 u_{CL}が無出力の場合には一定量$\beta_{Xl} (> 0)$ ずつ蓄積されて増加していくが，それ以外の場合には，減衰率$\beta'_{Xl} (0 < \beta_{Xl} < 1)$ で減衰していく．

注意の切替え

複数個の入力パターンの中のある 1 個のパターンに注意が向けられ認識された後に，別のパターンに注意を移すには，それまで働いていた遠心性信号の流れを一瞬間だけ止めればよい．u_C細胞は，対応する w_C細胞からの促通信号が切られると，それまで”慣れ”の効果によって利得の下がっていた場合には利得を回復し，促通信号によって強制的に利得を増大させられていた場合には，それまでの強制的な利得増大に応じて，ちょうど疲労のような形で利得が低下するようになる．遠心性信号の流れを瞬間的に切った直後には，細胞 $u_{Cl}(\mathbf{n},k)$ のゲインは次式で与えられる．

$$g_l^t(\mathbf{n},k) = \frac{1}{1+\gamma_l" \cdot g_l^{t-1}(\mathbf{n},k)} \tag{2.14}$$

ここに，$\gamma_l"$ は正定数であり，神経修飾物質 x_S や x_X も同時に 0 にリセットされるものと仮定する．

第 3 章

モデルの設計と実装

3.1 モデルの構成

3.1.1 モデルの概要

本研究で用いたモデルは，Fukushima の提案した選択的注意機構を持つ連想記憶モデル [8, 9] を基本としており，図 3.1にその構造を示す．これは，図 2.15のモデルの入力部に，注意機構のモジュールを取り付けた構造となっている．

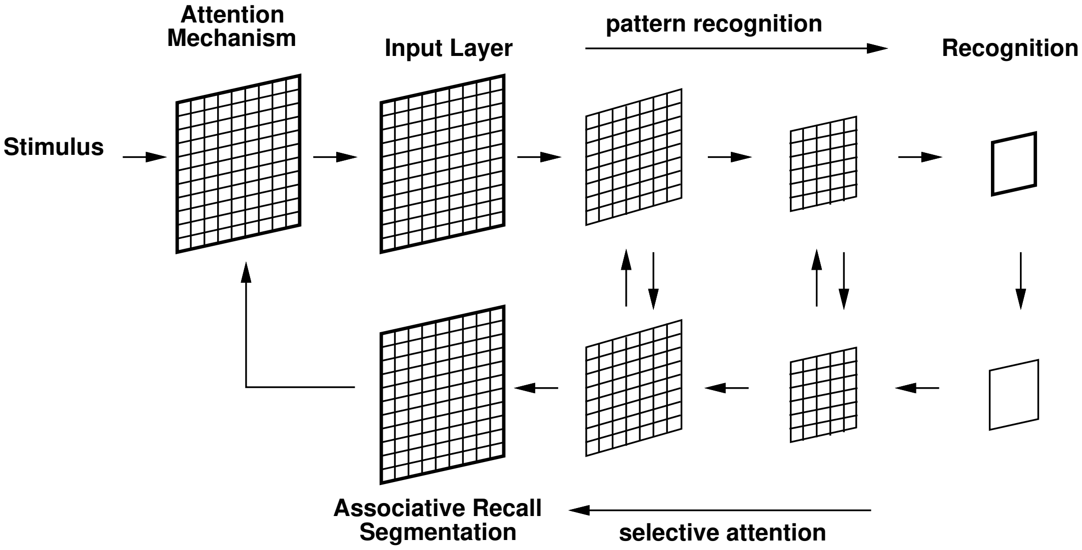


図 3.1: モデルの概要

網膜に入力された視覚情報は，まず注意機構のモジュールで処理され，視覚情報の中から近接優先と類似優先の規則を用いて，ある対象を抽出する．抽出された対象に対して，周辺促進と抑制の効果を適用し，その情報をパターン認識部に入力する．パターン認識の結果を利用して連想記憶を行ない，連想された情報をもとに，現在向けている注意の結果に対して制限を加える．その結果得られたパターンをもとに，学習を行なうことにする．

複数のパターンの情報が入力された場合には，注意を向ける対象を切替え，先程と同様の方法で，周辺促進と抑制の効果および連想記憶による制限を行ないその結果を学習する．これを，注意を向ける対象がなくなるまで繰り返す．

3.1.2 注意機構の設計

本節では，本研究で用いたモデルに組み込まれた注意機構の詳細について述べる．注意の機構を設計する際には，以下のことが問題となる．

- 注意を向ける位置の決定
- 注意の対象の決定
- 注意の切替え
- 注意の効果の適用
- 記憶による注意の制限

本研究では，主に Koch と Ullman の提唱した選択的注意機構のモデルに適用された考えに基づきこれらの問題を解決する．以下に，その詳細について述べる．

注意を向ける位置の決定

最初に，与えられた視覚情報のある位置に対して，注意を向ける必要がある．注意を向ける位置を決定するための表現としては，初期表現におけるその位置の顕著さを用いることとし，その規則は *Winner-Take-All* と呼ばれるネットワークで実現される．

以上の過程は受動的注意に相当し，前注意過程において同時並行的に処理される，色，方位，動きの方向，両眼視差といった基本的な特徴によって決定される．Koch と Ullman のモデルでは，これら基本的な特徴は初期表現と呼ばれ，特徴マップと呼ばれるトポグラフィカルなマップ上で並行に処理される．そして，各特徴マップの情報を統合し，顕著さの基準を提供する突出マップに投影されることになる．

実世界上で，対象の顕著さを考えると，例えば対象の色の鮮やかさや輝度であったり，または，対象の動きの速さや，その対象の形そのものであるかもしれない．しかし，そのような顕著さを計算機上で表現することはそれ自体非常に難しい問題であるので，本実験ではその対象を記述する際に，それぞれの位置の顕著さを表す値を用いることとする．この値は，その位置の色または輝度といったものに相当し，対象の形や動きに関しては扱わないものとする．

注意の対象の決定

受動的注意により，網膜上のある位置に対して空間的注意が向けられると，続けて，能動的注意により，その注意を向けた空間上にある「もの」に対して，非空間的注意を向け，その「もの」自体を認識しようとする．

Koch と Ullman はこの過程をスポットライト仮説に基づき，次に顕著な位置へと注意の焦点を移動しながら，中心的な表現に選択的にマッピングを行なうことにより，説明

している．この際，一度注意を向けた位置に再び注意が向きにくくなるように，突出マップ上において注意を向けた位置を抑制することを提案している．また，以上の機能を実現する際に，近接優先により現在選択されている位置の近傍で顕著な位置を優先し，類似優先により基本的特徴が類似した位置を優先的に選択することにより，自動的にある対象の異なった部位を走査することが可能になる．

しかし，この方法を計算機上で実行しようとすると，不都合が生じることがある．例えば，細長い棒に対して注意を向けようとすると，まず最初に注意を向けた位置から，棒の片側の端まで注意を向けると，その時点で一つの対象として認識してしまい，残りの部分をもう一つ別の対象として認識してしまう．

そこで，本実験ではスポットライト仮説と合わせて，ズームレンズ仮説を採用することにする．実際，我々がある対象に注意を向けるとき，その対象の局所的特徴を走査によりその対象を抽出するというよりも，むしろ，大域的な視点からその対象に焦点を合わせると考えられる．

ズームレンズにより対象に焦点を合わせる際，Koch と Ullman が提案した，近接優先および類似優先の規則を用いることにする．近接優先は，注意を向けた位置の四方の類似性を調べることにより実現し，類似優先は，顕著さを表すために用いた値をそのまま使用し，ガウス関数を適用することにより類似性を表現することにする．

注意の切替え

シーン上のある対象に注意を向けその対象を認識した後，他の対象にも注意を向け認識する必要がある．実際の人間は，能動的注意により，意図的に注意を向ける対象を切替えるかもしれないし，あるいは，ある位置に受動的に注意を引き付けられるかもしれない．しかし，計算機上で実行し，シーン上のすべての対象に注意を向けさせようとした場合，能動的注意のような意識が関わるような問題を取り扱うことはできないので，ここでは受動的注意によりシーン上で次いで顕著な位置に注意を移すものとする．

ここで問題となるのは，次の 3 点である．

- どこまでを 1 つの対象とみなし，次の対象に注意を切替えるか．
- 注意を切替える際，次にどこに注意を向けるか．
- 以前に注意を向けた対象には注意を向けないようにするにはどうすればいいか．

1 つ目の問題に関しては，類似性を利用することにより解決することができる．現在注意を向けている位置のパラメーターを基準とし，シーン全体とその位置の類似性をガ

ウス関数を適用することにより表現する．そして，ある一定の類似度に収まる範囲まで，ズームレンズを広げることにより，1 つの対象全体を覆うように焦点を合わせることが可能となる．

2 つ目の問題に関しては，焦点の移動のときに論じたように，突出マップ上の注意を向けた位置を抑制することにより，1 度注意を向けた位置には注意が向きにくくなるようにすることができる．そして，WTA ネットワークを突出マップに適用することにより，次に顕著な位置に注意を向けることができる．

注意の効果の適用

注意の効果としては，感度の増強および処理速度の増大が挙げられる．受動的注意により注意が向けられた位置の近傍の視覚情報は促進され，速度を増して次の視覚皮質に先に到着し，その近傍を抑制する．すなわち，「周辺促進と抑制」が起こる．

この効果を実現する方法としては，ズームレンズにより対象に焦点を合わせたスポットライトの範囲を促進し，それ以外の範囲を抑制する．これにより，注意を向けた対象の感度を増強することができる．

記憶による注意の制限

「もの」に対して注意を向けるとき，人間は過去の記憶を用いながら注意の焦点を決めるものと思われる．例えば，図 3.2(a) の図形を見たとき，(b) の図形の方が (c) の図形よりも速く認識されるに違いない．この様な心的イメージは記憶の取り出しに関連し，記憶自体がどのように獲得されたかによって影響を受ける．

注意機構もこのような記憶に影響を受け，注意が向く対象も記憶がどのように獲得されたかによって変化する．そこで，入力刺激が与えられると，そこから連想される記憶によってズームレンズの焦点の合わせ方が決まるものと仮定する．ただし，充分に学習がなされていないパターンに対しては連想されるパターンも不十分なものであるので，はじめは連想記憶の影響を受けず，学習が進むにつれて次第に記憶の影響が大きくなるものとする．

3.1.3 注意機構の構造

本研究では，前項で述べた注意機構の設計を以下の方法で実現する．

1. 能動的注意により，視野内の最も顕著な位置に注意を向ける．最も顕著な位置を決定するために，突出マップ (saliency map) を用いる．突出マップはトポグラフィカ

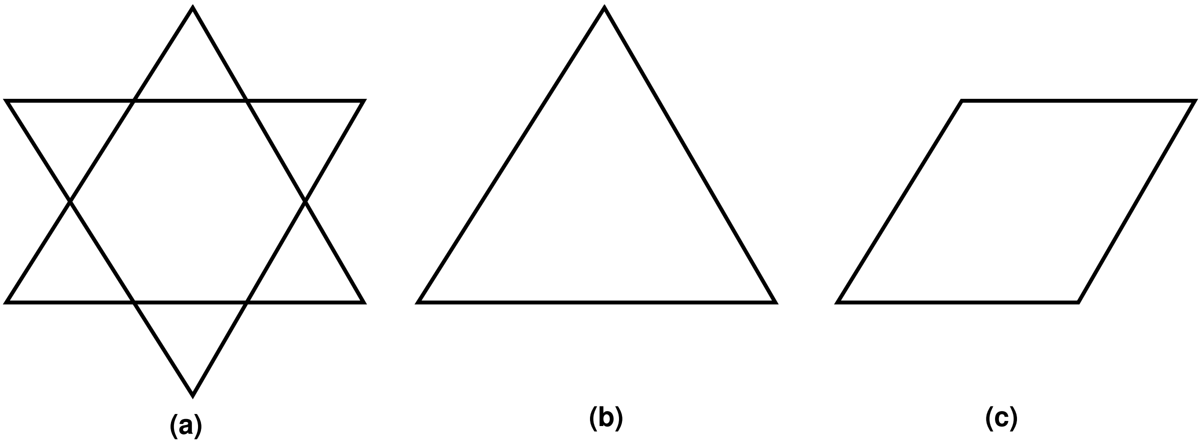


図 3.2: 心的イメージのテスト

ルなマップであり，マップ上で用いられるその位置の顕著さ (conspicuousness) は，入力刺激として整数値が与えられる．顕著さが同等である場合には，ランダムに決定する．

2. 注意を向けた位置の特徴を基準に，視野内の特徴の類似度を決定する．類似度は，入力刺激として与えられた整数値を用い，注意を向けた位置の入力刺激とその位置の入力刺激の差を取り，ガウス関数を適用した値を用いる．類似度は入力刺激を元に計算され，類似マップにマッピングされる．
3. 類似マップを元に，空間的注意から「もの」に対する非空間的注意に切り替える．このとき，類似優先 (similarity preference) および近接優先 (proximity preference) を考慮し，類似マップにより周辺の特徴の類似性を調べながら注意の焦点の絞りを調節する．
4. 注意の焦点が定まると，注意の焦点の内部を促進しその外部は抑制する．その結果得られた出力を基に，連想記憶を行なう．
5. 連想記憶により連想された出力によって，類似マップに制限を加える．
6. 再び類似マップを用いて注意の焦点の絞りを調節し，注意による周辺促進と抑制の効果を適用する．このとき，注意を向けられた対象に再び注意が戻らないように，突出マップの注意の焦点が向けられた位置を抑制する．
7. 以上の操作により得られたパターンを入力パターンとして学習を行なう．

8. 再び能動的注意を向け，最終的に注意を向ける位置がなくなるまで以上の操作を繰り返す．

注意を向ける位置の決定

本モデルでは，最初に視野内で注意を向ける位置を決定するために，Koch と Ullman が提案した突出マップを考える．本来，突出マップは，色，方位，動きの方向，両眼視差といった初期表現と呼ばれる基本的な特徴が個々の特徴マップで処理され，それらを統合する形で大域的な顕著さを表現するものである．

この様な個々の基礎的な特徴を統合し，その位置の顕著さを表現するような方法はまだ見つかっていない．

そこで本モデルでは簡単化のため，その位置の顕著さというものを直接的に表現するようなパラメーターを導入することにする．入力パターンは，このパラメーターを用いて直接記述する．最初に能動的注意により注意を向ける視野内の位置は，*Winner-Take-All* の規則に従い，パラメーターの絶対値を用いて決定する．

また，視野内に複数の対象が存在するとき，一度注意を向けた対象には注意が向きにくくなるようにしたい．そこで，突出マップの注意を向けた位置を抑制するようにする．

注意の焦点の調節

受動的注意によりある位置に対して空間的注意が働くと，次にその位置にある注意を引き付けた「もの」に対して非空間的注意が働く．ズームレンズ仮説によると，ズームレンズの絞りを調節して注意を向ける「もの」に焦点を合わせる．このとき，類似優先と近接優先の規則を用いることにより，その「もの」に焦点を合わせることができる．

注意のスポットライトはまず最も顕著な位置に引き付けられると，注意を向けた位置とスポットライトの周辺の類似性を，入力パターンを記述するパラメーターの差にガウス関数を適用することにより求める．その位置の類似性が閾値を超える場合には，ズームレンズの絞りを調節してスポットライトの範囲を広げていく．スポットライトに近接する位置に閾値を超える値がない場合，すなわち充分に類似した特徴が周辺にない場合にズームレンズの絞りの調節が終了する．

記憶による注意の制限

注意の機構は，過去の記憶から大きな影響を受ける．視覚的注意に対する記憶の影響は，視覚情報処理過程の初期の段階に現れるものと考えらる．そこで本モデルでは，以

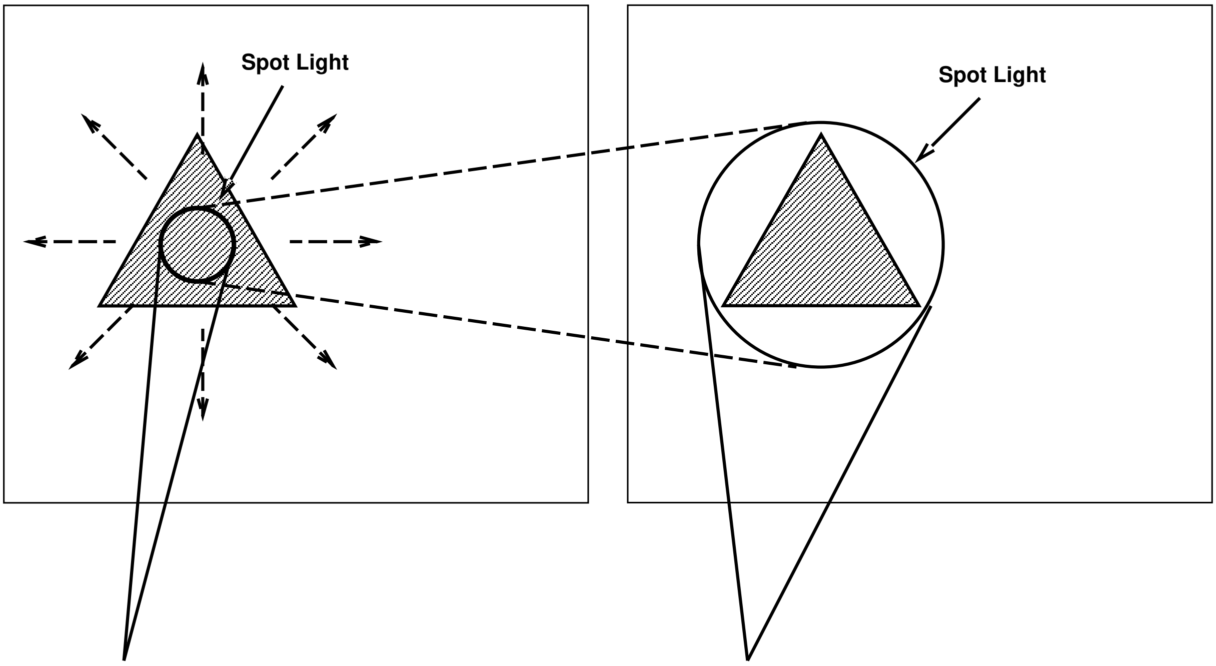


図 3.3: ズームレンズの絞りの調節

下のように記憶の影響を考慮して実装を行なう．

受動的注意による注意の位置が決まると，類似優先と近接優先の規則を用いて焦点を決め，その結果を用いて連想を行なう．このとき，Fukushima の連想記憶モデルは一回の連想で充分な連想出力が得られるとは限らないので複数回連想を繰り返す必要がある．しかし，学習の過程で連想記憶を用いようとすると，学習が充分になされていない状態では充分な連想出力は最後まで得らず，どの時点で連想を終了させるかが決まらない．また，必ずしも正しい形が連想されるとは限らず記憶違いが起きるとも考えられ，連想を終了させるための指標を考えるのは難しい．そこで簡単のために，常に一定回数連想を行なうこととする．

連想された結果を類似マップに対して適用にする．適用する際には簡単のため，網膜上に直接投影された視覚情報と連想記憶により得られた情報をある比率に基づいて合計する．ここで，学習が行なわれていない状態では連想記憶による影響はないものとし，学習が進むにつれて一定の割合で比率が増加するものとする．

また，学習の進み具合を測る基準も簡単のため，結合の強化を行なった回数によって決定する．Fukushima の連想記憶モデルでは，その構造上の性質から階層構造の下位の段を充分に学習してから上位の段を学習しなければならない．そこで本モデルでは，各段を一定の回数ずつ下位の段から学習を行ない，最終段まで行なった段階で 1 ターンと

し，ターン毎に連想記憶の影響を大きくするものとする．

第 4 章

注意の機構に基づいたニューラルネットワークの学習

4.1　Fukushima のモデルとの比較の実験

本研究で用いるモデルと，Fukushima の提案した選択的注意機構を持つ連想記憶モデルの違いは，注意機構の実現の方法にある．Fukushima のモデルでは，学習時には連想記憶および選択的注意機構は用いず，入力刺激としては単一のパターンのみを呈示する．また，選択的注意機構は連想記憶を用いて実現されるため，学習させていないパターンに対しては注意が働かない．

4.1.1　実験の設定

本研究で用いるモデルでは，Fukushima の連想記憶モデルに Koch と Ullman のモデルを基に設計した注意機構を組み入れているため，同時に複数のパターンが入力刺激として与えられても，単一のパターンに注意を向け個々に学習を行なうことができる．Fukushima の連想記憶モデルでも，入力パターン間の距離が受容野に比べ充分に大きい場合には視野内の複数のパターンの各特徴を学習することができる．しかし，受容野内に複数の特徴が現れるような場合には，それらを分離して学習することは困難である．

そこでまず，図 4.1に示したパターンを Fukushima の連想記憶モデルと本研究で用いるモデルに学習を行なった．

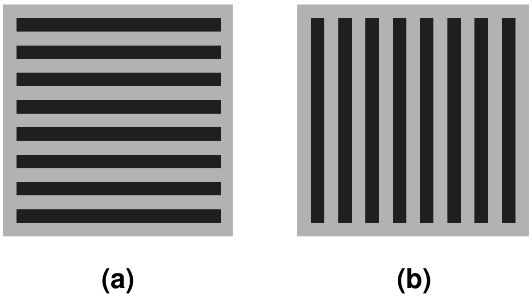


図 4.1: Fukushima のモデルとの比較で用いた学習パターン

実験に用いたモデルは図 2.16で示したような 3 段構造とし，その各パラメーターは表 4.1に示した値を用いた．学習は，Fukushima のモデルが各段 20 回ずつ，本モデルが各段 3 回ずつ 5 ターン行ない，連想記憶の影響がターン毎に大きくなるように設定した．また，側抑制の効果の近似値には，再帰式を 2 回適用した結果を用いた．

表 4.1: Fukushima のモデルとの比較で用いた各パラメーターの値

層	細胞数	受容野	S カラム	抑制効果	学習効率
U_0	17×17				
U_{S1}	$17 \times 17 \times 3$	5×5	5×5	4.0	1.0
U_{C1}	$13 \times 13 \times 3$	5×5			
U_{S2}	$9 \times 9 \times 3$	5×5	5×5	1.5	10.0
U_{C2}	$5 \times 5 \times 3$	5×5	5×5		
U_{S3}	$3 \times 3 \times 3$	5×5	3×3	1.5	16.0
U_{C3}	$1 \times 1 \times 3$	3×3			

4.1.2 実験の結果

Fukushima の連想記憶モデルと本モデルに図 4.1の入力パターンのみを学習した後に，図 4.2に示したパターンを入力しそのとき連想されるパターンを調べた．

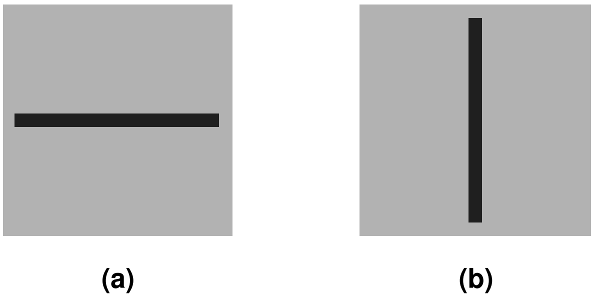
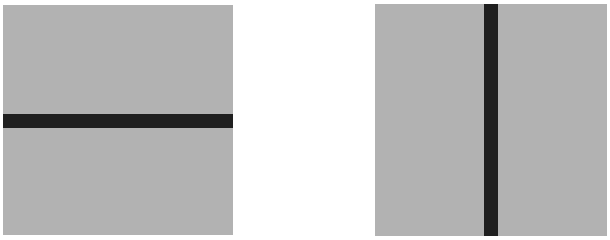


図 4.2: Fukushima のモデルとの比較で用いたテストパターン

図 4.3: Fukushima のモデルの学習後の連想結果



(a) (b)

図 4.4: Fukushima のモデルとの比較における本モデルの学習後の連想結果

その結果，Fukushima の連想記憶モデルでは図 4.3に示したように，入力刺激として与えられた 1 本の線分から複数の線分を連想しているのに対して，本モデルでは図 4.4に示したように，1 本の線分に対して 1 本の線分を連想していることが分かる．

4.2 重なりのあるパターンの学習の実験

本研究で用いるモデルでは，注意を向ける際に連想記憶による制限を行なうことにより，類似優先および近接優先の規則だけでは認識することができなかったようなパターンに対しても，注意を向けることができるようになる．

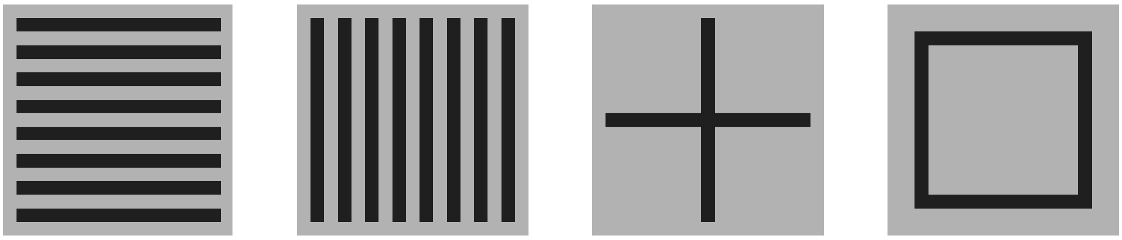
例えば，複数のパターンを重ねた状態で呈示すると，学習が充分になされていない場合には一つのパターンとして認識してしまうが，学習が進むにつれて個々のパターンを切り出して注意を向けることができるようになる．本節では，学習により重なりのあるパターンを切り出して注意を向けることができるようになる様子を観察する．

4.2.1 実験の設定

本実験で用いたモデルは 4.1節で用いたモデルとほぼ同等の構造をしており，パラメーターも表 4.1に示した値を用いた．学習パターンとしては，図 4.5に示した 4 つのパターンを与え，各段 8 回ずつ 6 ターン行ない，連想記憶の影響はターン毎に大きくなるように設定した．

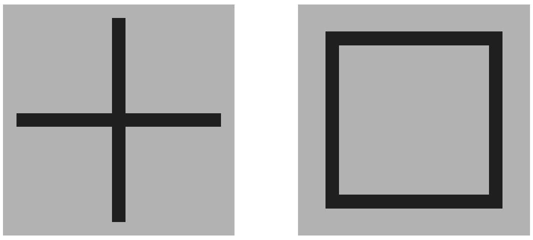
4.2.2 実験の結果

学習の過程における注意機構の変化を見るため，図 4.6に示した 2 つのパターンを入力して，そのときの注意の向き方を調べた．



(a) (b) (c) (d)

図 4.5: 重なりのあるパターンの学習に用いた学習パターン



(c) (d)

図 4.6: 重なりのあるパターンの学習に用いたテストパターン

まず，学習を全く行なっていないときの注意の向き方を調べてみると，図 4.7に示したように，入力刺激をそれぞれ 1 つのパターンとして注意を向けていることが分かる．これは，類似優先と近接優先の規則のみで選択的注意機構が働いているためである．

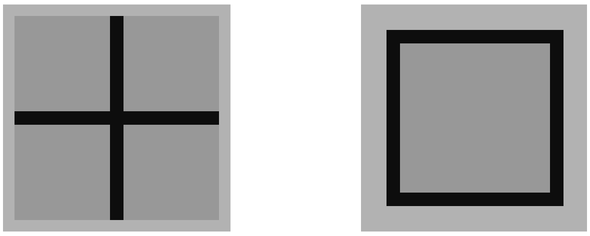

(c)
(d)

図 4.7: 重なりのあるパターンの学習における学習前の注意による切り出しの様子

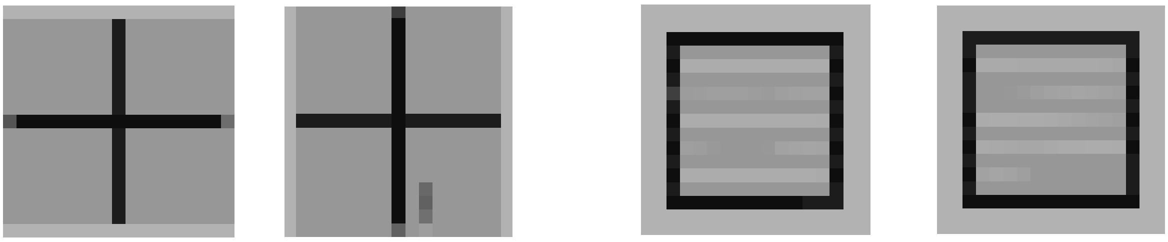

(c)
(d)

図 4.8: 重なりのあるパターンの学習における 2 ターン後の注意による切り出しの様子

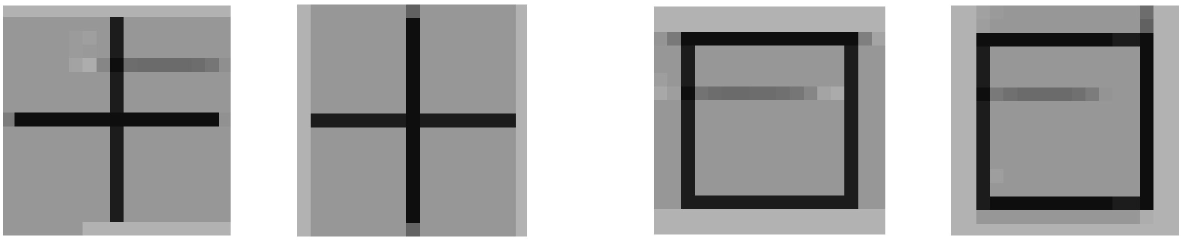
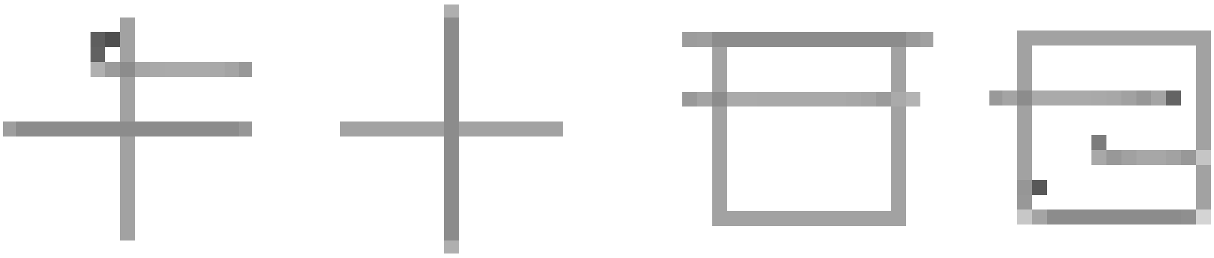

(c)
(d)

図 4.9: 重なりのあるパターンの学習における 4 ターン後の注意による切り出しの様子

次に，2 ターン学習を行なった後の注意の向き方を図 4.8に示した．図 4.8(c) では，十字型のパターンから縦線と横線をわずかではあるが切り出しはじめており，十字型のパ



(c)

(d)

図 4.10: 重なりのあるパターンの学習における 6 ターン後の注意による切り出しの様子

ターンを縦線と横線が重なったパターンとして認識しはじめていることが分かる．一方，図 4.8(d) では，四角形のパターンのうち上下の辺に対して注意が向くようになっており，十字型のパターンと同様に縦線と横線を一部重ねて組み合わせたパターンとして認識しはじめていることが分かる．更に学習を重ね，4 ターンおよび 6 ターン学習させた後の注意の向け方を図 4.9と図 4.10に示した．学習を重ねるにつれて，十字型のパターンも四角形のパターンも次第に縦線と横線を重ねて組み合わせたパターンとして認識するようになっている．

4.3　錯視図形の学習の実験

図 2.4に示したような錯視図形を見ると，明るさや色の変化がないような等質な領域に欠損している情報を補うように輪郭が知覚されることがある．このような現象は主観的輪郭と呼ばれ，V1 野や V2 野に主観的輪郭に応答する細胞が見つかっている．本節では，図 2.4(a) に示したカニッツァの三角形のような錯視図形を入力として与えたときに，次第に錯視が起きるようになる様子を観察する．

4.3.1　実験の設定

本実験で用いたモデルは 4.1節で用いたモデルと同様に 3 段構造とし，その各パラメーターは表 4.2に示した値を用いた．学習パターンには，図 4.11に示した 4 つのパターンを用い，各段 8 回ずつ 3 ターン学習を行なった．

表 4.2: 錯視図形の学習で用いた各パラメーターの値

層	細胞数	受容野	S カラム	抑制効果	学習効率
U_0	15×15				
U_{S1}	$15 \times 15 \times 3$	5×5	5×5	4.0	1.0
U_{C1}	$13 \times 13 \times 3$	5×5			
U_{S2}	$9 \times 9 \times 3$	5×5	5×5	1.5	10.0
U_{C2}	$5 \times 5 \times 3$	5×5	5×5		
U_{S3}	$3 \times 3 \times 3$	5×5	3×3	1.5	16.0
U_{C3}	$1 \times 1 \times 3$	3×3			

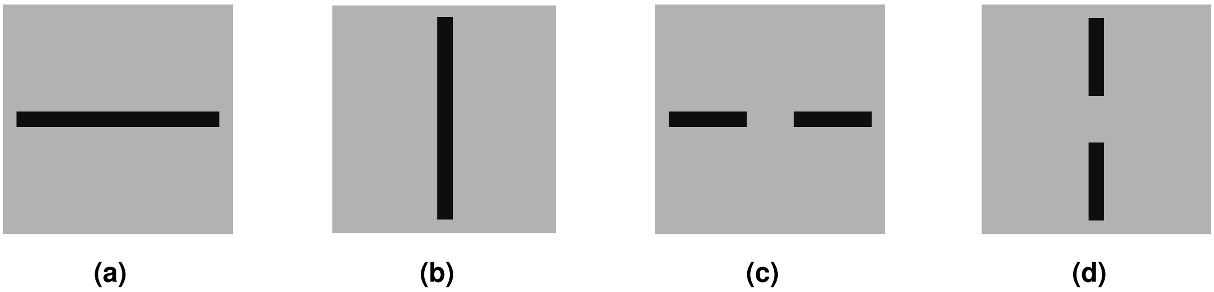

(a)　**(b)**　**(c)**　**(d)**

図 4.11: 錯視図形の学習に用いた学習パターン

4.3.2 実験の結果

主観的輪郭の現象を見るために，図 4.12に示したような空間的に離れた線分の組み合わせである 3 つのパターンを入力し，そのときの注意の向き方を調べた．

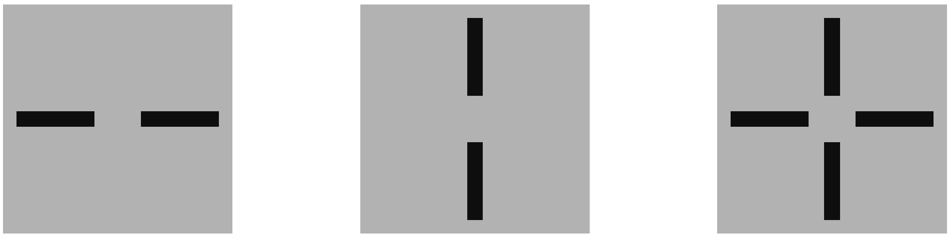
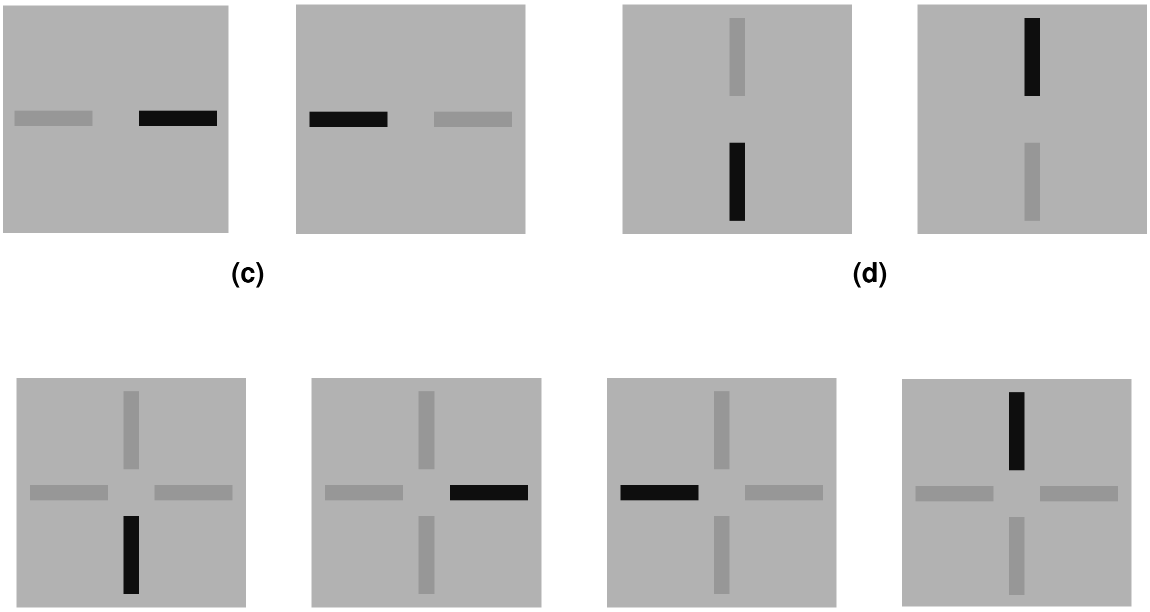

(c)　(d)　(e)

図 4.12: 錯視図形の学習に用いたテストパターン

まず，学習を全く行なっていない状態では図 4.13 に示したように，類似優先と近接優先の規則に基づき空間的に離れた線分を区別して注意を向けている．

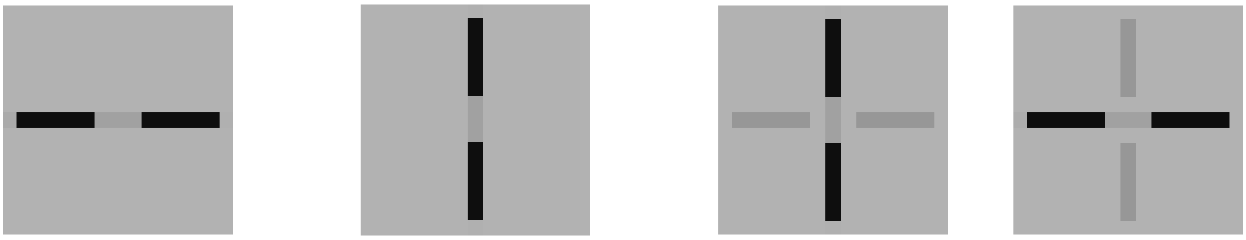

(c)　(d)

(e)

図 4.13: 錯視図形の学習における学習前の注意による切り出しの様子

次に，3 ターン学習を行なった後の注意の向き方を，図 4.14に示した．学習を行なう以前には別々に分けて注意を向けていた線分を，1 本の縦線または横線として注意を向

けていることが分かる．これは学習時に見た縦線と横線の記憶により，空間的に離れた短い線分の間の空間が補間されたためである．



(c) (d) (e)

図 4.14: 錯視図形の学習における学習後の注意による切り出しの様子

第 5 章

議論および今後の課題

5.1 Fukushima のモデルとの比較に関する考察

4.1節では，Fukushima のモデルと本モデルとの比較を行なった．視野内に図 4.1に示したように同時に複数の線分を呈示し学習を行ない，図 4.2のように視野内に単一の線分を呈示すると，本モデルでは図 4.4に示したように単一の線分を連想することができるのに対し，Fukushima のモデルでは図 4.3のように単一の線分から複数の線分を連想している．

何故この様な結果になるのか，両者の違いについて学習時の結合の強化の方法に注意して，もう少し詳しく見て行くことにする．ここで，Fukushima の連想記憶モデルが 1 本の線分から複数の線分を連想してしまう原因を調べるために，学習後の結合の重みを比較してみることにする．図 5.1と図 5.2に両者のモデルの学習後の 1 段目にある 3 層の可変結合の重みを示した．パターン認識部の 1 段目の細胞は単純型細胞のような役割をしており，入力されたパターンの特徴に選択的に反応を示すように強化される．例えば，図 5.3では四角形の 1 つの角に選択的に反応するように結合が強化される．

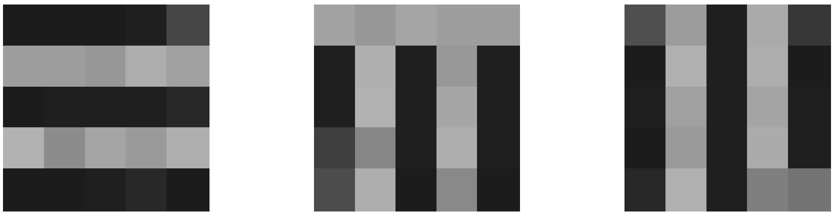


図 5.1: Fukushima のモデルの学習後の結合の重み

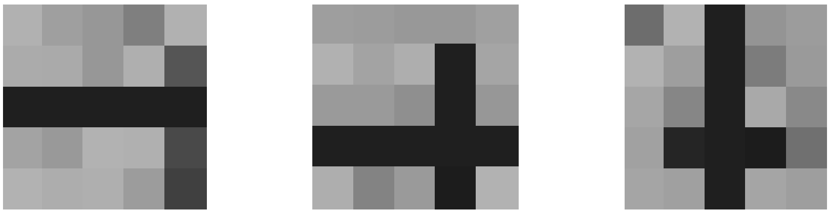


図 5.2: Fukushima のモデルとの比較における本モデルの学習後の結合の重み

図 5.1を見ると，結合の重みが強い部分が複数出来ていることが分かる．これは，学習の結果 Fukushima の連想記憶モデルでは受容野内の複数の線分に対して選択的に反応する結合が出来上がっていることを示している．それに対して，本モデルでは図 5.2に示したように，受容野内の単一の線分に対して選択的に反応する結合が出来ている．この

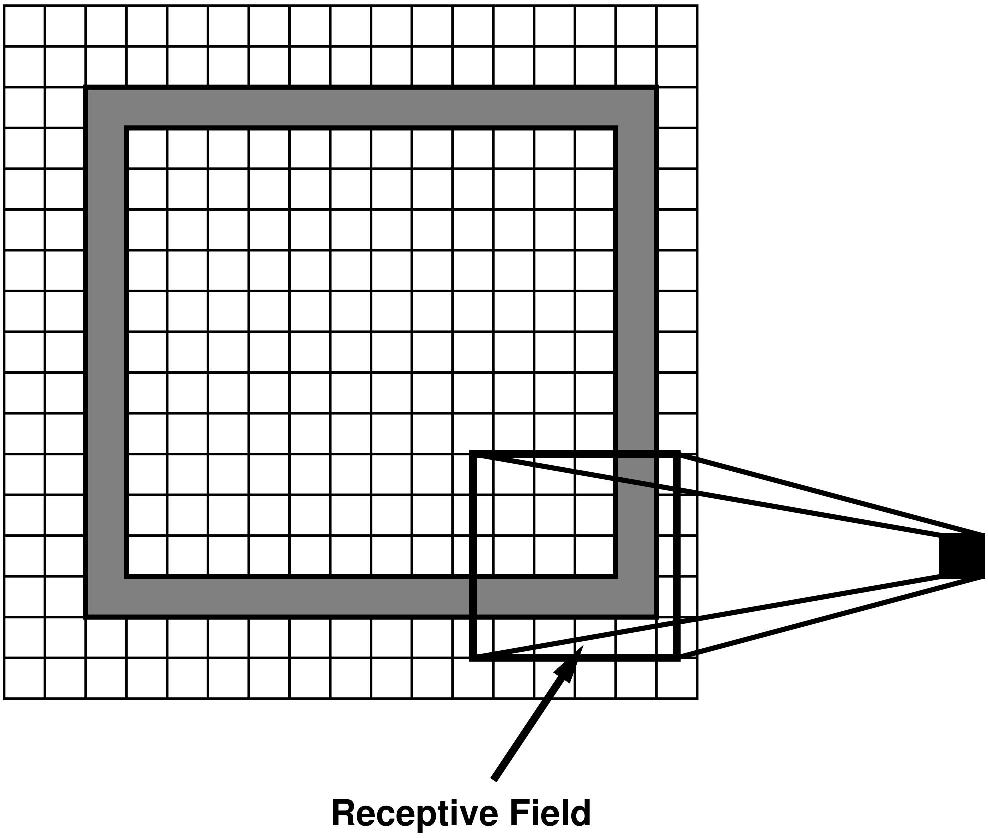


図 5.3: 学習による結合の強化

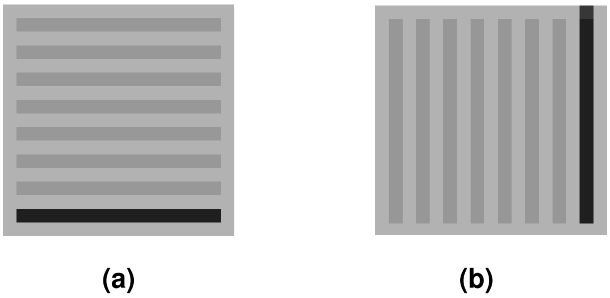


図 5.4: Fukushima のモデルとの比較における注意機構によるパターンの切り出しの様子

様な結合が生じる原因は，Fukushima の連想記憶モデルでは図 4.1に示した学習パターンをそのまま一つのパターンとして学習しているのに対して，本モデルでは図 5.4に示したように視野内に現れた複数のパターンを一つ一つ注意機構により切り出し，注意の向いていないパターンの出力を抑制して学習を行なっていることにある．

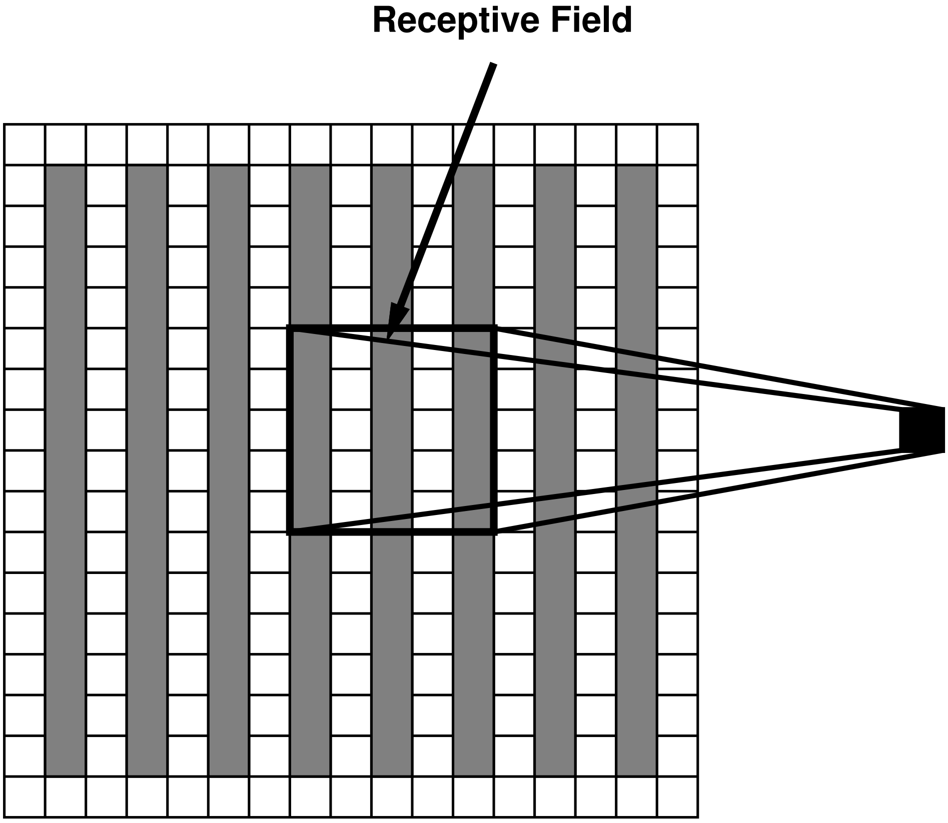


図 5.5: Fukushima のモデルでの結合の強化の様子

Fukushima のモデルでは，図 5.5に示したように学習時には常に受容野内に複数の線分が現われるため，その複数の線分を 1 つの特徴として学習してしまう．一方，本モデルでは学習を行なう際に視野内の 1 つの対象に注意を向け，それ意外の範囲を抑制するため，図 5.6に示したように受容野内の単一の特徴に対して強化を行なうことができる．

本モデルでは，受容野内に空間的に離れた複数の線分が呈示された場合にも，それらを分離して別々の特徴として学習することができることが分かった．しかし，裏を返せば空間的に離れた複数の線分を一つの特徴として学習することが困難であることを示している．この点に関しては，可変結合を持つ S 細胞層では単一の線分の特徴に選択的に反応し，S 細胞層から入力を受ける C 細胞層により複数の線分の組合せに反応することが

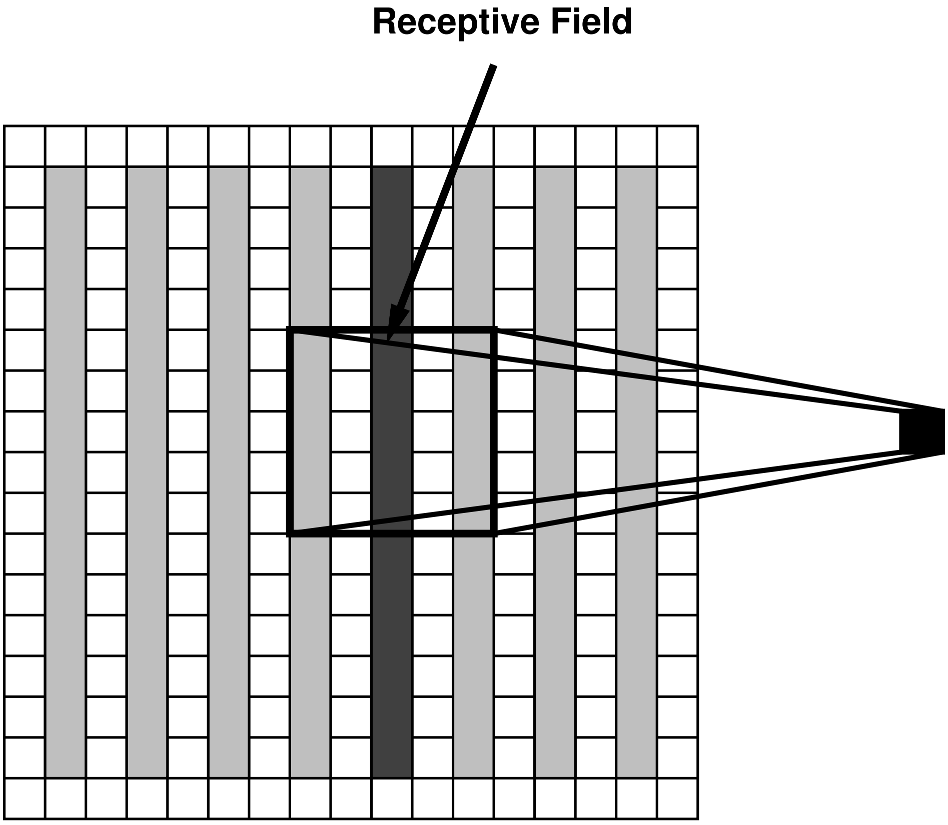


図 5.6: 本モデルでの結合の強化の様子

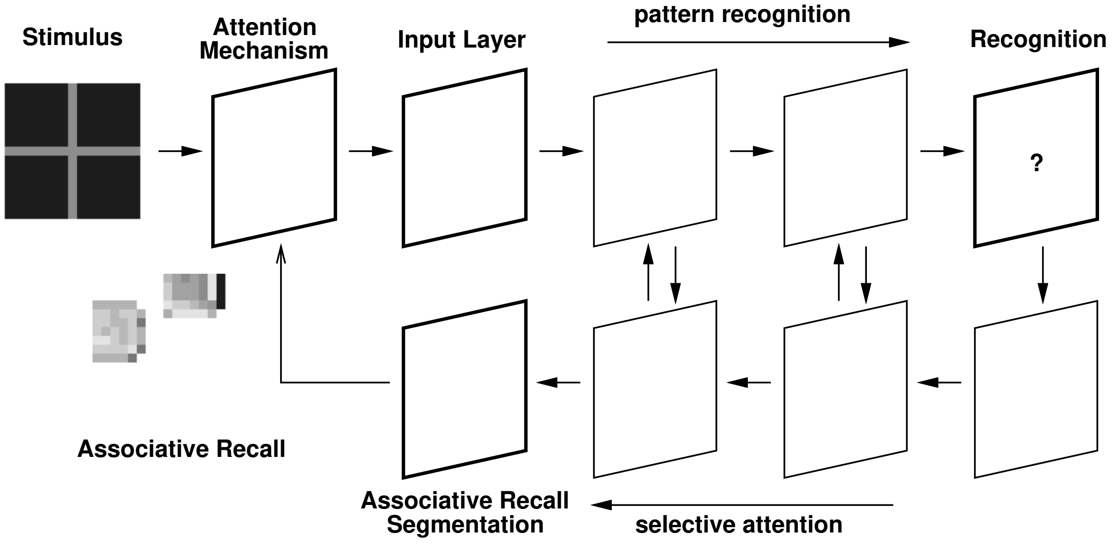
できるかもしれない．また，注意を向けた範囲以外の入力は抑制されるが完全に抑制される訳ではないため，同じようなパターンを何度も入力することによって複数の線分に対しても選択的に反応を示す結合を持つ細胞を形成することができるかもしれない．今後，検討を要する問題である．

5.2 重なりのあるパターンの学習に関する考察

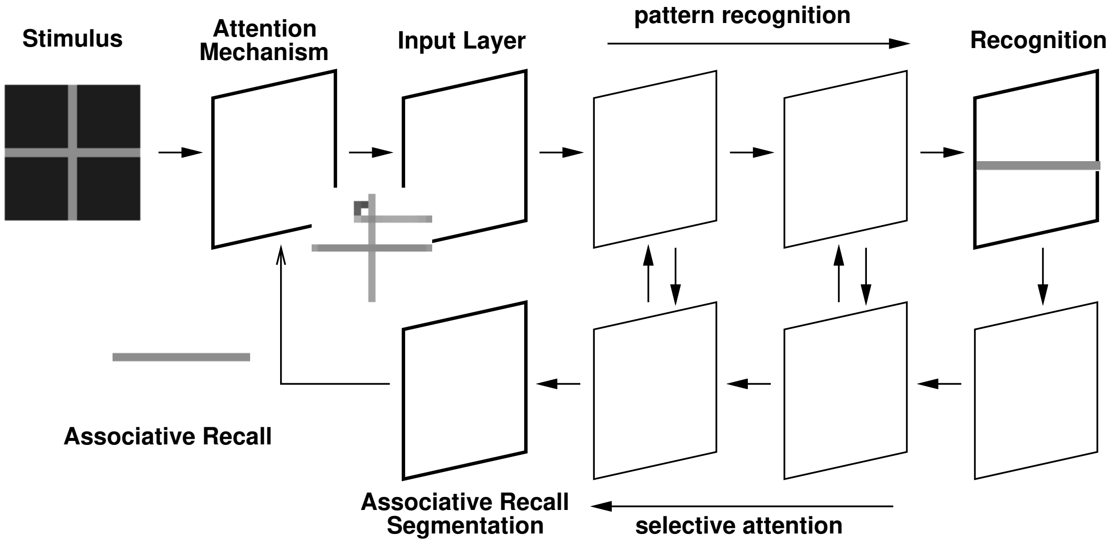
4.2節では，部分的に重なりのあるパターンが学習中にどのように注意が向けられているのかを調べた．図 4.5のような縦線および横線と，縦線と横線が重なりあったパターンである十字型と四角形を学習させ，十字型と四角形を呈示すると学習が行なわれていない状態では図 4.7のように十字型も四角形も単一のパターンとして注意を向けている．しかし，図 4.8，図 ??，図 ??に示したように学習が進むにつれて十字型や四角形の縦線および横線部分に別々に注意が向くようになっている様子が分かる．

学習が行なわれていない状態では縦線と横線の記憶がなく認識できないため連想も正しく行なわれず，図 5.7(a) のように，注意を向ける際に記憶が影響していないためである．しかし，縦線と横線の学習が行なわれると，図 5.7(b) のように，重なりのあるパターンの組合せから単一の線分が認識および連想され，注意の向け方に制限が加わるため，図 5.8のように十字型のパターンの線分のどちらかの部分が記憶から素早く検索され認識されると，その線分の部分を促進し周辺を抑制することによって，重なりのある複数のパターンを分離して学習するようになる．すなわち，注意の焦点を合わせるためズームレンズの絞りを調節するときに，学習前には近接優先と類似優先の規則のみを用いて調節するため，図 5.9(a) のように十字型全体が含まれるように注意の焦点を合わせていたものが，学習により線分の記憶をもつことによって，図 5.9(b) のように十字型を構成する線分のみに注意が向くようになる．

本モデルでは，部分的に重なりのある複数のパターンを分離して別々に学習することができることを示した．しかし，例えば十字型や四角形のような複数のパターンからなるパターンを一つのパターンとして認識するように学習することが難しくなる．この原因として挙げられるのは，学習中に連想記憶を用いて注意の範囲を決定しているため，一度分離してしまったパターンに関しては組み合わせたパターンとして学習することが困難になることがある．この問題の対処法としては学習させるパターンの呈示の仕方や学習効率によって回避することができるかもしれない．また，教師なし学習ではなく教師あり学習により分類すべきパターンを与えることによって回避することができるかもしれない．



(a) Before Learning



(b) After Learning

図 5.7: 重なりのあるパターンの学習における注意の向き方の変化

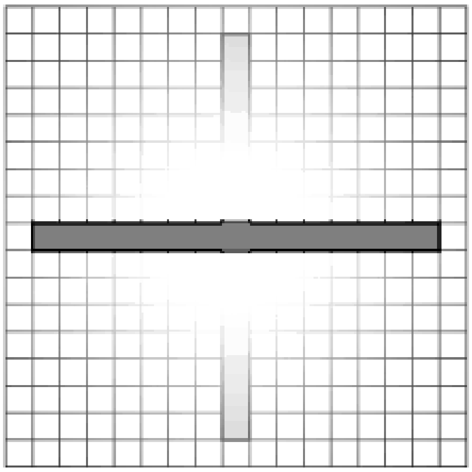
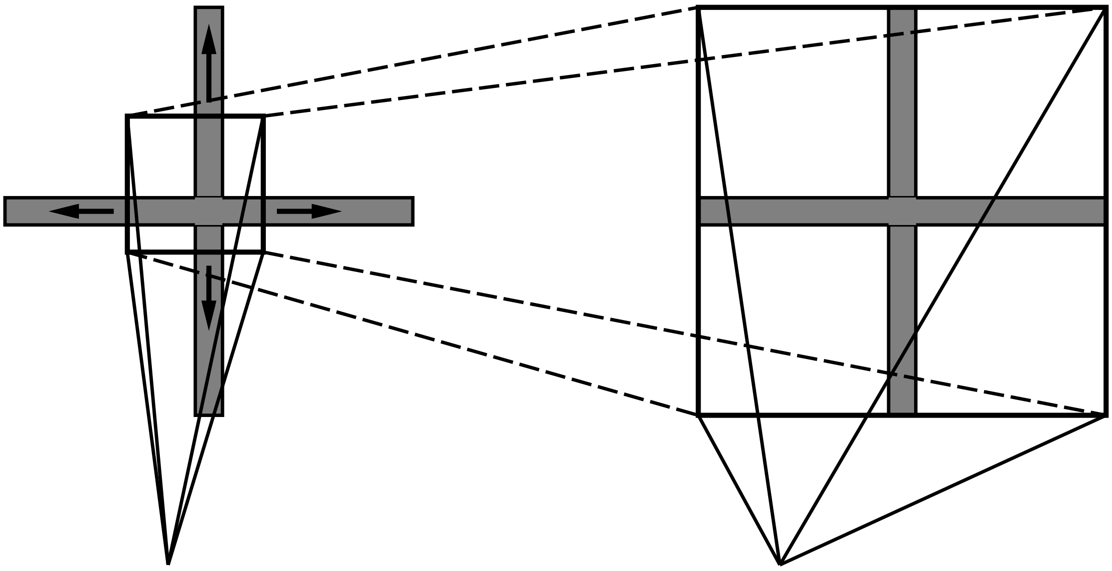


図 5.8: 学習後十字を呈示したときの注意の向き方

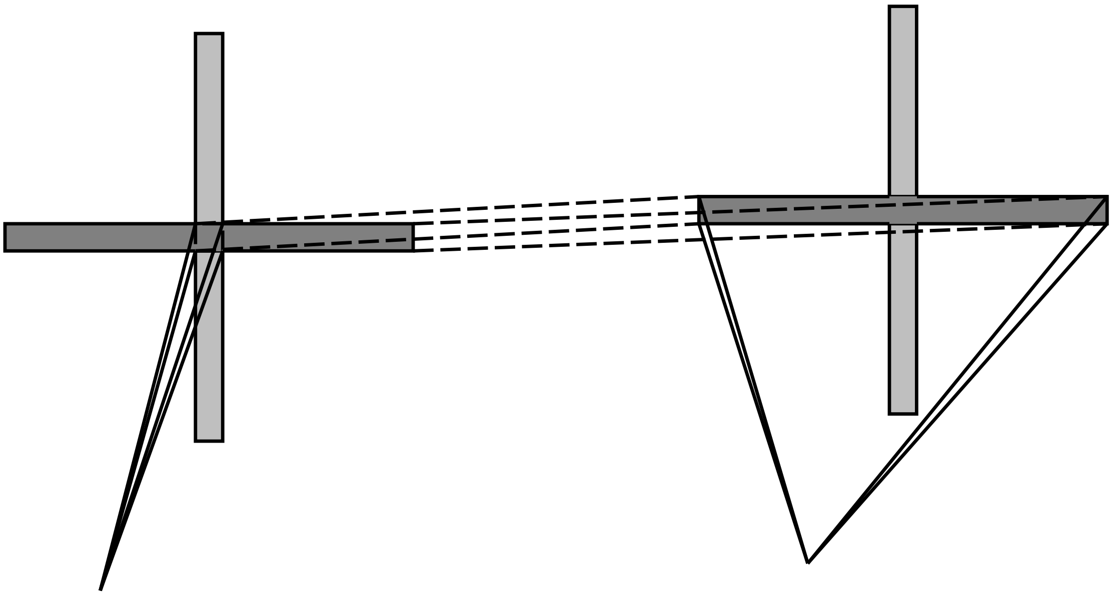
もう一つの問題としては，注意を向けた位置を抑制する方法にある．本モデルでは，注意の範囲を決定するのにスポットライト仮説とズームレンズ仮説を採用している．そのため，注意を向けるのはその対象ではなく範囲になっており，周辺促進と抑制の効果と突出マップの抑制の効果もその範囲に対して行なっている．また，本モデルでは簡単のため一度注意を向けた位置に対応する突出マップの位置を完全に抑制してしまい，回復しないようになっている．その結果，パターン自体はほとんど重なっていなくても，注意を向けた範囲にまだ注意を向けていないパターンの全体が含まれるような入力では，そのパターンに対応する突出マップも抑制されてしまうため，注意を向けることができなくなってしまう．この問題に対する解決方法としては，範囲ではなく注意を向けた対象の位置のみを抑制するようにする方法と，一度注意を向け抑制を行なった突出マップの位置を次第に回復させる方法が考えられる．しかし，どちらの方法にもそれぞれ問題があり，今後検討が必要な問題である．

5.3 錯視図形の学習に関する考察

4.3節では，空間的に離れたパターンの組合せが学習中にどのように注意が向けられているのかを調べた．錯視図形としては，図 4.12のような空間的に離れた短い線分の組合せのパターンを用いる．学習を行なう前の状態では近接優先と類似優先の規則のみを用いて注意の向け方を決定しているため，図 4.13のように空間的に離れているパターンは別のパターンであると認識して，別々に学習を行なう．縦線と横線を学習させてから錯視図形を呈示すると，それまで別のパターンとして注意を向けていた短い線分を一つの



(a) Before Learning



(b) After Learning

図 5.9: 十字を呈示したときの注意の焦点の合わせ方

パターンとして認識し，学習を行なうようになる．

すなわち，注意の焦点を合わせるためにズームレンズの絞りを調節する際に，学習を行なう前には，図 5.10(a) のように十字型を構成する短い線分を，それぞれ別のパターンとして注意の焦点を合わせる．学習を行い縦線と横線の記憶を持つことによって，始めに注意を向けた短い線分から長い線分を連想し，その連想した線分上に重なる短い線分を同じパターンの一部とみなして注意の焦点を合わせるようになる．

本モデルでは，空間的に離れているようなパターンの組合せを連想記憶を用いることにより，一つのパターンとして認識し，注意を向けることができることを示した．このような性質は，カニッツァの三角形のような錯視図形を見たときに起きる視覚的補間の現象である主観的輪郭に相当する．

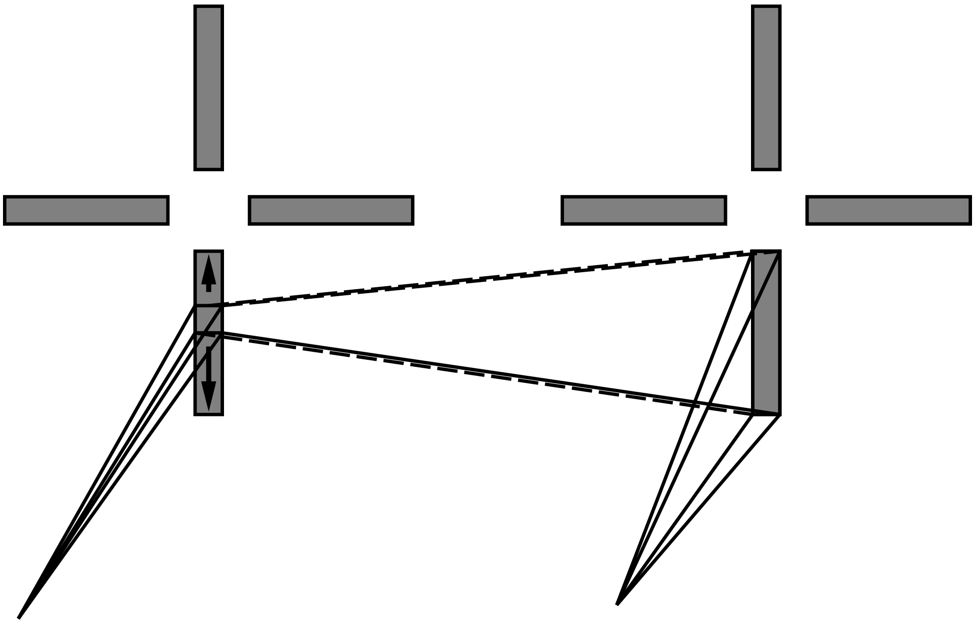
しかし，本モデルでは図 5.11で示したような錯視図形による主観的輪郭の現象を見ることはできないであろう．この原因としては，特徴に対する反応の仕方が考えられる．本モデルの特徴に対する反応は，入力パターンの入力値に依存する．そのため，入力値により直接表現できるような特徴でないと反応することができない．この問題を解決するためには，単純に入力刺激のパターンだけを見るのではなく，空間周波数を考慮する必要があるかも知れない．

5.4　今後の課題

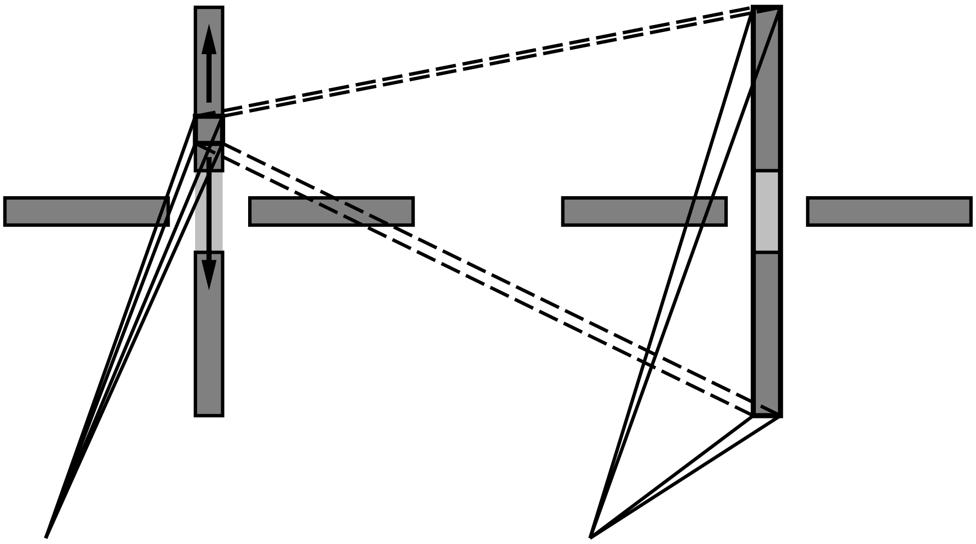
本節では，今後の課題として考えられるものについて，いくつか述べる．

5.4.1　複雑な図形への対応

本論文で示した補間の現象は非常に単純な図形のみであり，複雑な図形に関しては触れていない．本モデルの補間能力は連想記憶の能力に依存しており，その図形が含んでいる各特徴の形と位置を正確に連想する必要がある．そのため，複雑な図形を正確に連想できるだけの許容量が必要であり，各特徴を記憶しておくことができるだけの細胞が必要となる．しかし，単純に細胞を増やしただけではこの問題を解決することはできない．現在のモデルでは，学習時に入力されたパターンに大きく依存し，必要とする全ての特徴を学習できるとは限らず，ある特徴が他の特徴を圧倒してしまうことがある．また，一度学習が進んでしまうと，他のパターンに反応するように学習し直すことは困難である．この問題は本モデルに限らず，自己組織化を行なうニューラルネットワーク全般に言えることではないだろうか．



(a) Before Learning



(b) After Learning

図 5.10: 空間的に離れた線分の組合せによる十字型を呈示したときの注意の焦点の合わせ方

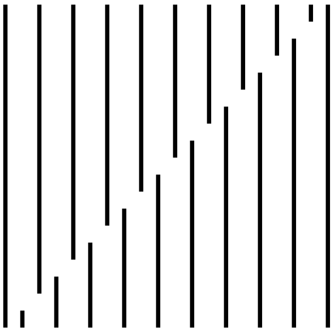


図 5.11: 本モデルでは認識できない主観的輪郭の例

5.4.2 他の特徴への対応

本モデルでは，入力パターンとしてビットマップパターンを用い，線分の方位や角のような単純な形の特徴しか扱っておらず，その位置の顕著さも入力値で決定してしまっている．しかし，注意の機構を考える上では色や動きの向きや速さ，あるいは慣れといったものも考慮する必要がある．将来的には，このような情報についても考えることができるようにしたい．

また，このように複数の特徴を取り扱おうとするとそれらの特徴の統合をどのように行なうかという問題がある．特徴の統合に関しては，Treisman が提案する特徴統合理論など注意の役割が重要になってくるものとみられる．Fukushima と Kikuchi が，Fukushima の連想記憶モデルを発展させ，「もの」の形と動きの方向に関する情報を統合することができるモデルを提案している [10, 13]．今後，このモデルなどを参考に考えていきたい．

5.4.3 注意機構のニューラルネットワークによる実現

本モデルに組み込んだ注意機構モジュールは，Koch と Ullman が提案したモデルを基に，そのモデルに用いられている規則を用いて実装を行なった．しかし，実際の注意機構は脳の機構の一部として存在している．そこで，将来的には注意機構自身をニューラルネットワークの一部として実現し，注意の機構自体が自己組織化により学習していく様子を見たいと思う．

注意機構を考える上で特に問題となるのが，注意を向ける際に指標となる顕著さをどのように表現するのかという点と，特徴の類似性をどのように表現するのかという点である．顕著さについては，ニューロンの出力や発火頻度などで表現されるものと思われる．類似性については，1 次視覚野に見られるハイパーカラム構造のように，その特徴

に選択的に反応する細胞の距離によって表現されているのかもしれない．このような問題は，今後多くの検討を要する課題である．

第 6 章

結論

本研究では，人間には先天的に注意機構が備わっており，注意機構の機能は記憶によって制限されるという立場から，自己想起型の連想記憶回路である Fukushima の選択的注意の機構を持つ連想記憶モデルに，Koch と Ullman が提案した選択的注意機構モデルを基に設計した注意機構モジュールを組み入れたモデルを提案した．本モデルでは，先天的に以下のような能力を持つ注意機構モジュールを仮定した．

- 最も目立つ位置に注意を向ける
- 特徴の類似した位置に優先的に注意を向け焦点を定める
- 空間的に近接した位置に優先的に注意を向け焦点を定める
- 注意を向けた位置には再び注意を向けない

この注意機構を用いて後天的に記憶を獲得し，獲得された記憶によって注意の向け方が制限される．

このようなモデルに対して学習実験を行ない，以下のような結果が得られた．

- 受容野内に複数の特徴が現われても，注意により別々に学習を行なう
- 部分的に重なりのある複数のパターンを，連想された記憶により分離し別々に学習を行なう
- 空間的に離れた複数のパターンを，連想された記憶により補間し 1 つのパターンとして学習を行なう

本研究で得られた結果は，心理学実験において観察されている現象を示しており，人間の学習を考える上で注意の機構が重要な役割を果たしていることを示唆している．本研究の目的である先天的な注意機構と後天的な記憶の相互作用に関する議論は，人間の認知の理解に貢献するものである．

謝辞

日頃から懇切な御指導を頂き，本研究の切っ掛けならびに機会を与えて下さった慶應義塾大学理工学部電気工学科教授 所 真理雄博士に心から深く感謝の意を表します．

次に，日頃から貴重な時間を割いて，懇切丁寧に御指導下さった本研究室博士課程 佐々木 貴宏氏に深く感謝致します．

御多忙の身でありながら度々相談に乗って頂き，貴重な助言を頂いた本研究室修士課程2年 池谷 直紀氏，修士課程1年 伊藤 真人氏に心から感謝致します．

お忙しい所，嫌な顔ひとつせず相談に乗って下さった，本研究室修士課程1年前田 雄一郎氏，竹島 由晃氏に感謝致します．

日頃から，研究者としての手本を示して下さった，本研究室卒業生 松林 慶氏，修士課程2年 桑折 隆之氏，北脇 晴之氏，修士課程1年 濱橋 秀互氏に感謝致します．

また，常に励まし合いながら研究を共にした，本研究室学部4年 京田 耕司氏，小巻 賢二郎氏，濱野 淳史氏，小川 貴義氏，山本 祐歌氏に心から感謝致します．

最後に，学業に理解を示して頂き，常に影から支えて下さった両親ならびに家族に心から深く感謝の意を表します．

平成10年2月

Appendix A

ネオコグニトロン

ここでは，Fukushima が提唱した視覚パターン認識を行なうニューラルネットワークであるネオコグニトロン (neocognitron) の詳細を示す [6, 11]．ネオコグニトロンは，図 A.1のように，階層構造を持つ多層のニューラルネットワークであり，刺激パターンの呈示位置のずれや多少の変形には影響されずに，形の類似性だけに基づいて正しくパターンを認識する能力を持つ．入力層 U_0の細胞は光受容細胞に相当し，S 細胞の層 U_Sと C 細胞の層 U_Cとが交互に並んでいる．S 細胞は神経生理学でいう単純型細胞 (simple cell) に似た反応特性を示し，C 細胞は複雑型細胞 (complex cell) に似た反応特性を示す．階層の最上位段の C 細胞は認識細胞と呼ばれ，学習後には刺激パターンのカテゴリーに対応する認識細胞が 1 個だけ出力する．

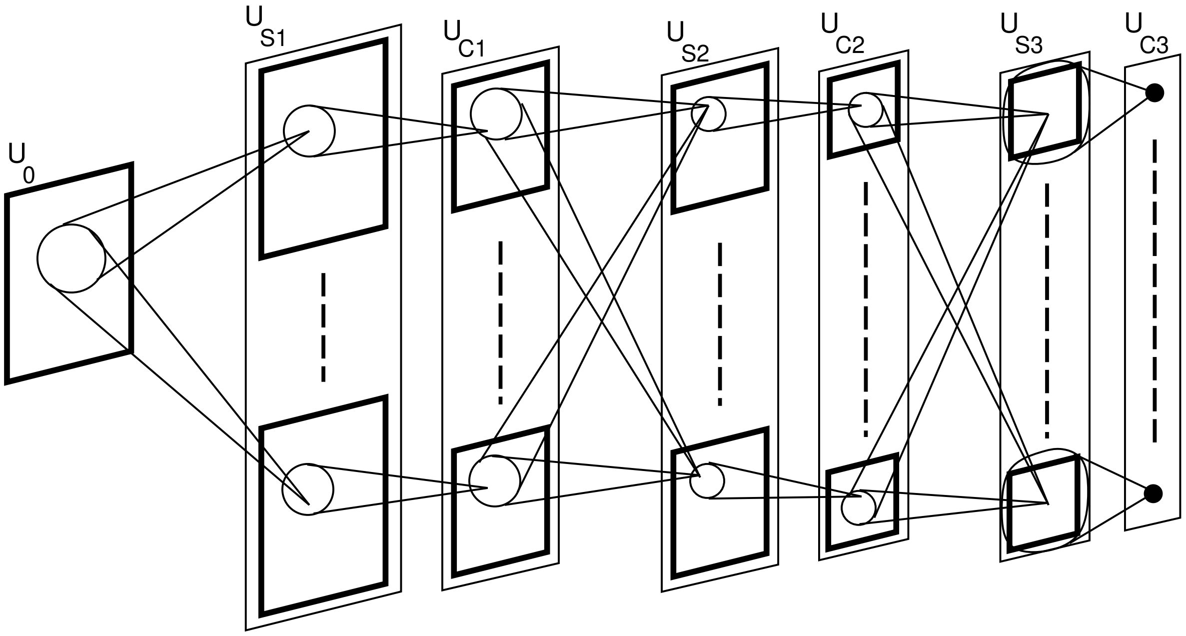


図 A.1: ネオコグニトロンの各層の細胞間の結合状態

S 細胞は特徴抽出機能を持つ細胞で，その入力結合は可塑性を持ち，最大値検出型仮説に従って強化される．また，最大出力細胞は自分自身への入力結合の強度を強化するだけではなく，自分のまわりにある一群の細胞への入力結合にも影響を与えるものと仮定している．その結果，入力パターンが学習パターンと異なった位置に呈示されても，それら一群の細胞の中のどれか一つは反応することになる．このような一群の細胞を，”細胞面”と呼ぶことにする．

特徴抽出機能を持つ各 S 細胞層の後ろには C 細胞の層があり，学習によって変化しない固定した入力結合を持つ．各 C 細胞は，特定の細胞面内にある一群の S 細胞から興奮

性の固定結合を受け取っており，その一群の S 細胞が 1 個でも出力を出せば C 細胞も出力を出す．その特徴を抽出する位置 (受容野の位置) は互いに少しずつ異なっており，特徴の呈示位置のずれの影響を，吸収している．

すなわち，多層回路の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少しずつ許容され，最上位段の認識細胞は，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ことができる．

A.1　ネオコグニトロンの構造

l段目の S 細胞の層を U_{Sl}，C 細胞の層を U_{Cl}と記すことにする．各細胞層は細胞面に分かれており，それぞれの細胞面の数を K_{Sl}あるいは K_{Cl}とする．また，U_{Sl}層の k番目の細胞面に含まれる 1 個の S 細胞の出力を $u_{Sl}(\mathbf{n}, k)$ と記す．ここで，$\mathbf{n} = (n_x, n_y)$ は，その細胞の受容野の中心位置を示す 2 次元座標である．

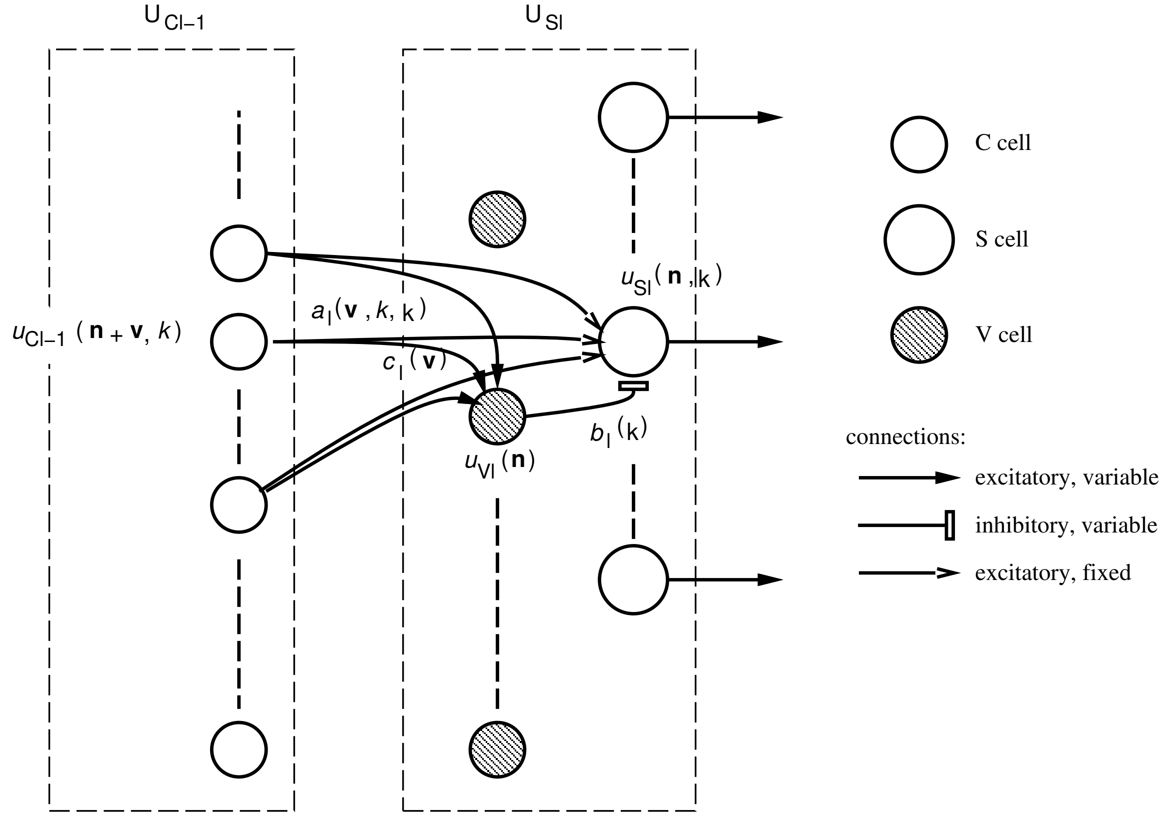


図 A.2: 回路内の任意の S 細胞に至る結合

A.2　ネオコグニトロンの各細胞の出力

S 細胞は特徴抽出細胞であり，補助的な役割をする V 細胞の影響を受ける．

$$u_{Sl}(\mathbf{n},k) = r_l \cdot \varphi\left[\frac{1+\sum_{k=1}^{K_{Cl-1}}\sum_{v\in A_l} a_l(\mathbf{v},k,k)\cdot u_{Cl-1}(\mathbf{n}+\mathbf{v},k)}{1+\frac{r_l}{1+r_l}\cdot b_l(k)\cdot u_{Vl}(\mathbf{n})} - 1\right] \tag{A.1}$$

抑制性信号を送る V 細胞は 2 乗平均型の入出力特性を持つ．

$$u_{Vl}(\mathbf{n}) = \sqrt{\sum_{k=1}^{K_{Cl}-1}\sum_{v\in A_l} c_l(\mathbf{v})\cdot\{u_{Cl}(\mathbf{n}+\mathbf{v},k)\}^2} \tag{A.2}$$

ここで，$c_l(\mathbf{v})$ は V 細胞への興奮性固定結合の強度を表し，$\mathbf{v}$ に関して 2 次元ガウス関数になるように定められている．

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．

$$u_{Cl}(\mathbf{n},k) = \psi\left[\sum_{k=1}^{K_{Sl}}\sum_{v\in A_l} j_l(k,k)\sum_{v\in D_l} d_l\cdot u_{Sl}(\mathbf{n}+\mathbf{v},k)\right] \tag{A.3}$$

ここに，$\psi\,[]$ 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．

$$\psi\,[x] = \frac{\varphi\,[x]}{1+\varphi\,[x]} \tag{A.4}$$

$d_l(\mathbf{v})$ は S 細胞から C 細胞への興奮性固定結合の強度を表し，$\mathbf{v}$ に関しての 2 次元ガウス関数になるように定められている．

$j_l(k,k)$ は S 細胞の細胞面から C 細胞の細胞面への結合状態を規定する係数であり，U_{Sl}層の k 番目の細胞面から U_{Cl}層の k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．

A.3　ネオコグニトロンの学習法則

ネオコグニトロンは教師なし学習と教師あり学習のどちらの手法を用いても学習させることは可能であるが，ここでは教師なし学習について説明する．

ネオコグニトロンでは，各細胞面の全細胞が同一の反応特性を持ち，学習パターンに含まれる同一の特徴を抽出するようになる．図 A.3のような，S 細胞の入力層上のある小さな領域に受容野の中心がくるような一群の細胞をハイパーカラムと呼ぶことにする．一つのハイパーカラムにはあらゆる細胞面の細胞が含まれており，学習パターンが一つ

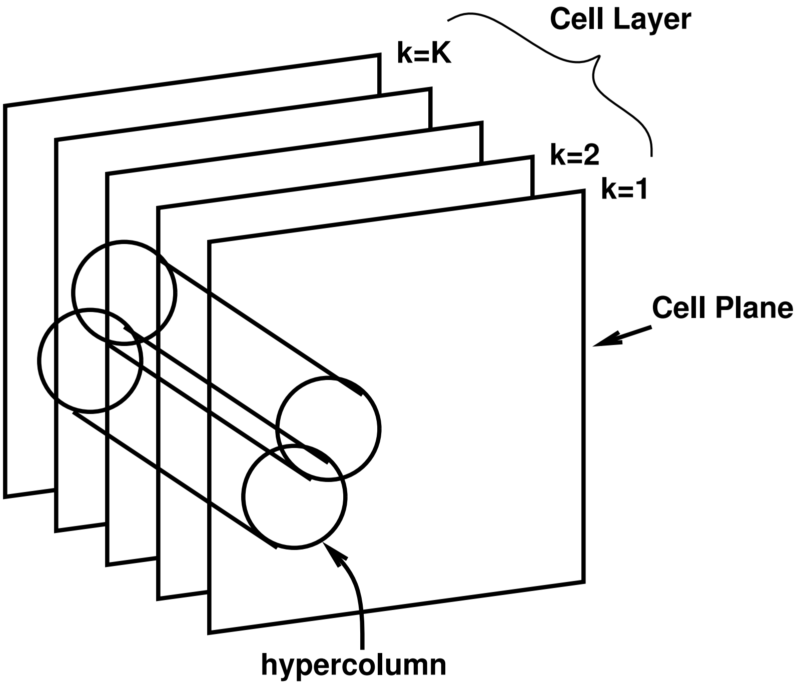


図 A.3: ネオコグニトロンの S 細胞層内の細胞面とハイパーカラムの関係

呈示されるごとに，各ハイパーカラム内で最大出力を出した S 細胞が候補として選ばれる．次に，各細胞面内で選ばれた候補同士を比較し，その中で最大出力を出している細胞がその細胞面の核に選ばれ強化が行なわれる．

このときの各細胞の可変結合の強度は，次式に示す分だけ強化される．

$$\varDelta a_l(\mathbf{v}, k, \hat{k}) = q_l \cdot c_l(\mathbf{v}) \cdot u_{Cl-1}(\hat{\mathbf{n}} + \mathbf{v}, k) \tag{A.5}$$

$$\varDelta b_l(\hat{k}) = q_l \cdot u_{Vl}(\hat{\mathbf{n}}) \tag{A.6}$$

参考文献

[1] Francis Crick. Function of the thalamic reticular complex: The searchlight hypothesis. *Proc. Natl. Acad. Sci. USA*, Vol. 81, pp. 4586–4590, 1984.

[2] Francis Crick and Christof Koch. 意識とは何か. 日経サイエンス, pp. 158–168, 11 1992.

[3] C.W.Eriksen and J.E.Hoffman. Some characteristics of selective attention in visual perception determined by vocal reaction time. *Perception and Psychophysics*, Vol. 11, pp. 169–171, 1972.

[4] D.H.Hubel. *Eye, Brain, and Vision*. Scientific American Library, 1988.

[5] Kunihiko Fukushima. Cognitron: A self-organizing multilayered neural network. *Biological Cybernetics*, Vol. 20, pp. 121–136, 1975.

[6] Kunihiko Fukushima. Neocognitron: A self-organizing neural network model for a mechanism of pattern recognition unaffected by shift in position. *Biological Cybernetics*, Vol. 36, pp. 193–202, 1980.

[7] Kunihiko Fukushima. A hierarchical neural network model for associative memory. *Biological Cybernetics*, Vol. 50, pp. 105–113, 1984.

[8] Kunihiko Fukushima. Neural network model for selective attention in visual pattern recognition and associative recall. *Applied Optics*, Vol. 26, No. 23, pp. 4985–4992, 1987.

[9] Kunihiko Fukushima. A neural network for visual pattern recognition. *Computer (IEEE Computer Society)*, Vol. 21, No. 3, pp. 65–75, 3 1988.

[10] Kunihiko Fukushima and Masayuki Kikuchi. Binding of form and motion by selective visual attention: A neural network model. *Brain Processes, Theories, and Models*, pp. 436–445, 1996.

[11] Kunihiko Fukushima and Sei Miyake. Neocognitron: A new algorithm for pattern recognition tolerant of deformations and shifts in position. *Pattern Recognition*, Vol. 15, No. 6, pp. 455–469, 1982.

[12] H.S.Bashinski and V.R.Bacharach. Enhancement of perceptual sensitivity as the result of selectively attending to spatial locations. *Perception and Psychophysics*, Vol. 28, pp. 241–248, 1980.

[13] Masayuki Kikuchi and Kunihiko Fukushima. Neural network model of the visual system: Binding form and motion. *Neural Networks*, Vol. 9, No. 8, pp. 1417–1427, 1996.

[14] K.Nakayama and M.Macheben. Sustained and transient components of focal visual attention. *Vision Research*, Vol. 29, pp. 1631–1647, 1989.

[15] Christof Koch and Shimon Ullman. Shifts in selective visual attention: towards the underlying neural circuitry. *Human Neurobiology*, pp. 219–227, 1985.

[16] David Marr. *Vision*. W.H.Freeman and Company, 1982.

[17] M.I.Posner and Y.Cohen. Components of visual orienting. In H.Bouma and D.Bouwhuis, editors, *Attention and Performance X*, pp. 531–556. Lawrence Erlbaum Associates, 1984.

[18] Jeffrey Moran and Robert Desimone. Selective attention gates visual processing in the extrastriate cortex. *Science*, Vol. 229, pp. 782–784, 1985.

[19] M.S.Livingstone and D.H.Hubel. Psychophysical evidence for separate channels for the perception of form, color, movement, and depth. *Journal of Neuroscience*, Vol. 7, pp. 3416–3468, 1987.

[20] Michael I. Posner and Steven E. Petersen. The attention system of the human brain. *Annual Review of Neuroscience*, Vol. 13, pp. 25–42, 1990.

[21] Anne Treisman. Features and objects in visual processing. *Scientific American*, Vol. 255, pp. 106–115, 1986.

[22] S. Zeki and S. Shipp. The functional logic of cortical connections. *Nature*, Vol. 335, No. 22, pp. 311–317, 1988.

[23] Semir Zeki. 脳と視覚. 日経サイエンス, pp. 38–49, 11 1992.

[24] Semir Zeki. *A Vision of the Brain.* Blackwell Science, 1993.

[25] 田中啓治. 対象認知のメカニズム. 脳とニューラルネット, pp. 49–74, 1994.

[26] 外山敬介. 視覚認知における高次視覚野の役割. 脳とニューラルネット, pp. 15–25, 1994.

[27] 川人光男, 行場次朗, 藤田一郎, 乾敏郎, 力丸裕. 視覚と聴覚, 認知科学, 第3巻. 岩波書店, 1994.

[28] 行場次郎, 向後千春, 高橋伸子, 横澤一彦. 視覚認知, 認知心理学 重要研究集, 第1巻. 誠信書房, 1995.

[29] 八木昭宏. 知覚と認知. 倍風館, 1997.

[30] 市川伸一, 伊東裕司, 渡邊正孝, 酒井邦嘉, 安西祐一郎. 学習と記憶, 認知科学, 第5巻. 岩波書店, 1994.

[31] 福島邦彦. 神経回路と情報処理. 朝倉書店, 1989.

[32] 福島邦彦. 視覚パターン認識の神経回路モデル. 脳とニューラルネット, pp. 75–92, 1994.

[33] 安西祐一郎, 苧阪直行, 前田敏博, 彦坂興秀. 注意と意識, 認知科学, 第9巻. 岩波書店, 1994.