

TR-A-0020

テクスチャ識別の
心理学的研究の展望

喜多 伸一

Shin-ichi Kita

1987. 12. 7

ATR 視聴覚機構研究所

はじめに

本稿の目的は、視知覚の前注意過程について、心理現象と計算論との関係を探ることである。この目的を、次の三つに分ける。

- (1) 従来 of 心理学実験から得られた知見の紹介
- (2) 心理学実験では十分に取上げられていない問題点の指摘
- (3) 心理現象の基礎をなす計算原理の抽出

第1章では、導入として、前注意過程とテクスチャー識別の概念を説明する。前注意過程とは、工学的には認識対象の切り出しに対応し、典型的な心理学実験は、テクスチャー識別である。

第2章と第3章では、テクスチャー識別に関する心理学研究を概観する。基本的な図式として、テクスチャー識別の情報処理過程を二種類に分けてとらえる。一つは、画像の局所的領域から特徴を抽出する部分である。いま一つは、得られた局所的情報を大域的情報に変換する部分である。

第2章では、局所的解析を取り扱う。局所的な領域から得られるものとして重要なのは、画素の分布の統計量と、テクストンと呼ばれる一群の特徴である。人間の局所的な画像解析能力については、既にかかなりの事がわかっているので、第2章の内容は、目的の(1)に該当する。

第3章では、局所的情報の大域的情報への変換を取り扱う。具体的な変換は、空間周波数フィルターと特徴の結合により処理される。人間の大域的な画像解析能力については、わかっている事は少ないので、第3章の内容は、目的の(1)及び(2)に該当する。

第4章は、心理現象と計算論との関係を見ていく。内容は目的の(3)に該当する。まず、人間のテクスチャー識別を計算機実験と対応させ、問題点を探る。次に、それ以前の章の内容に基づいて、心理現象を計算論的にとらえる際に、今後解決していかなければならない問題点を、四点に分けて要約する。

目次		2
第1章	前注意過程	4
1・1	前注意過程	4
1・2	テクスチャー	7
1・3	ゲシュタルト心理学	10
第2章	局所的解析	12
2・1	Beckの初期の研究	13
2・2	Juleszの研究	15
2・2・1	二次統計量	15
2・2・2	テクストン	19
2・2・3	Julesz理論の要約	25
2・3	Glassパタンの研究	27
2・3・1	Glassパタンの現象的側面	28
2・3・2	Glassパタンの理論的側面	33
2・4	局所性の範囲	37
2・4・1	点と点の関係における局所性の範囲	38
2・4・2	点と特徴の関係における局所性の範囲	41
2・4・3	特徴と特徴の関係における局所性の範囲	44
2・4・4	局所性の範囲の要約	50
2・5	第2章のまとめ	53
第3章	局所から大域へ	54
3・1	空間周波数フィルター	56
3・1・1	空間周波数からのテクスチャーの生成	57
3・1・2	二次元ガボール関数	60
3・1・3	Beck, Sutter, & Ivry (1987)の実験	64
3・1・4	空間周波数フィルターの要約	70
3・2	特徴の結合	72

3・2・1	特徴の結合の実験	73
3・2・2	Treismanの研究	80
3・2・3	特徴の結合の要約	89
3・3	第3章のまとめ	90
第4章	構成的研究	91
4・1	従来 of 計算論と計算原理	92
4・1・1	Marrの研究	93
4・1・2	Grossbergの研究	98
4・2	前注意過程の研究の展望	101
4・2・1	特徴と方位	102
4・2・2	境界と領域	105
4・2・3	輝度レベルと特徴レベル	108
4・2・4	前注意過程と注意集中過程	112
4・3	構成的研究の要約	114
むすび		116
文献		117

第1章 前注意過程

1・1 前注意過程

たとえば図1.1.1を見てみよう。V字形の図形がいくつか集まっているが、4つの集まりの各々の中で1個だけ異なったものがあるのがわかるだろう。しかし、そのわかりかたは一様ではない。右のように傾いた図形を探すのは全体の個数が多くても少なくても変わらないのだが、左のように逆転した図形を探すのは個数が多くなると著しく困難になる。この図形は、Beck(1982)が視覚的探索の実験で使用したものである。この図形を短時間提示して異なったものがあるかないかを判断せよという課題で、Beck(1982)は、逆転した図形の場合のみが、個数が増加するにつれて誤りも増加するという結果を得ている(表1.1.1)。この場合では傾いた図形を探すときのように、個数が多くても少なくても一目でぱっとわかる過程を、前注意過程(*preattentive process*)と呼ぶことにする。それに対し、この場合では逆転した図形を探すときのように、個々の図形に注意をはらって精査(*scrutiny*)していく必要があるような過程を、注意集中過程(*focal attentive process*)と呼ぶことにする。

前注意過程と注意集中過程は、これまでさまざまな心理学者が区別してきた概念であるが、その呼び名は一通りではない。Pre-attentive processおよびfocal attentionの名はNeisser(1967)が用いたもので、そのほか、Hebb(1949)はそれぞれをprimitive unity、nonsensory unityと呼び、Julesz(1975)は、pure perception、cognitive scrutinyの語を用いている。いずれにせよ、前注意過程は、視野内の広い範囲にわたって、すばやく、注意をとまわずに自動的に、視覚刺激を処理する過程であり、視覚情報処理の初期過程に相当する。それに対し、注意集中過程は、視野内のある限られた範囲に対し、時間をかけて、個々の図形に注意を払って、視覚刺激を処理する過程であり、後期過程に相当する。本稿では前注意過

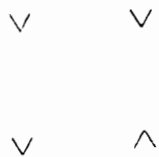
程を取り扱う。

前注意過程を取り扱った心理学実験にはいくつかの種類がある。代表的なものを二種類あげる。

一つは、テクスチャー識別であり、本稿全体で取り扱うものである。

いま一つは、図1.1.1のような視覚的探索 (visual search) の課題である。視覚的探索とは、複数個の項目を提示して、ある項目が含まれているかいないかを判断させるものであり、反応時間や誤り率を指標として用いる。前注意過程に対応するのは、探索項目 (target) が一目でぱっとわかることである。それに対して、注意集中過程に対応するのは、探索項目がなかなかわからずに一個ずつ探索してゆくこと (serial scanning) や、一目でぱっとわかった項目が本当に探すべきものであったかを確かめることである。あたかも向こうから飛び出してきたかのように一目でぱっとわかることは、ポップアウト (pop out) と呼ぶこともある。ポップアウトが起こったことの判定基準には、提示項目数が増加しても反応時間が増加しないことが用いられた。この種類の研究は1960年代から行われてきたもので、Teichner & Krebs(1974)やBarber(1981)に要約がある。

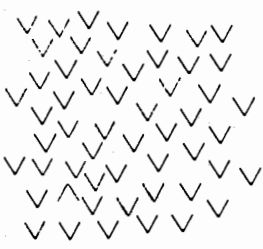
このポップアウトはテクスチャー識別と無関係ではない。たとえば図1.1.1自身がそうなのだが、探索すべきもの以外の項目 (妨害項目; distractor) が同一のものであれば、背景は一様のテクスチャーを構成して、探索項目はそのテクスチャー上の特異な点として浮かび上がることになる。それゆえ、最近の視覚情報処理の心理学の研究では、このポップアウトとテクスチャー識別を共通のものとしてとらえることが多い。テクスチャー識別と視覚的探索は、実験上での操作は異なっているのだが人間の視覚情報処理としては共通のものがあり、前注意過程という概念はまさにその共通部分に焦点を当てたものである。



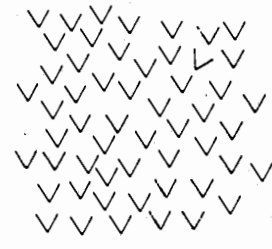
A



B



C



D

図 1.1.1 Beck(1982)による

<i>Display Number</i>	<i>Rotated V</i>	<i>Inverted V</i>
Single Letter	8.6	10.1
Four Letters	8.1	7.5
Fifty-four Letters	8.5	18.9

表 1.1.1 Beck(1982)による

テクスチャーという語の意味をことばで説明することは難しい。もともとは織物の状態を表す言葉であるが、一般的には物体の表面の状態を表す。肌理(きめ)と呼ぶこともある。物体の表面は、織り目や糸が織物を構成するように、細かな要素が集まってできていて、それらの要素にはある種の規則性がある。規則性とは、要素に周期性があったり、要素の密度や大きさが一定であったり、色が同じであったりすることである。その規則性や要素の統計的な性質がテクスチャーである。われわれは、触覚や視覚を通じてテクスチャーの違いを感じとり、その違いによってある物質と他の物質とを見分けていると考えられる。なお、テクスチャーの知覚に関して、識別ということ以外の重要なこととして、テクスチャーの要素の大きさや密度がある勾配をなしていることから、奥行き情報を得ることができるという事実がある。この肌理の勾配(texture gradient)は心理学的にも工学的にも重要なものであるが、本稿では扱わない。

テクスチャーの識別(discrimination)は分離(分凝; segregation), 切り分け・セグメント化(segmentation)と呼ぶこともある。工学的なパターン認識の用語ではパタンの切り出しに相当する。具体的には、二つのテクスチャーが一目で見分けられることを言う。概念としては単純なのだが、実験操作の上で正確に定義しようとする、なかなか簡単ではない。どのテクスチャーが識別できてどのテクスチャーが識別できないかを定義する基準は、研究者によってまちまちである。ここでは、Marr(1982)を参考にして、定義法のうち三つを述べる。

ひとつは、ただ単に二つの領域が見分けられるかどうかを被験者に尋ねるもので、テクスチャー研究の代表者であるJuleszの方法はもっぱらこれである。その際、図形の提示時間は眼球運動を起こさないように200ミリ秒以下にして(160ミリ秒以下にすると、より高精度)、残像が残らないようにマスキング条件で行うのが普通であ

る。その条件で、たとえば図1.2.1のそれぞれの四角形の左右が分かれて見えたとき、テクスチャーの識別ができたとする。

いま一つは、ただ単に二つの領域が見分けられるだけではなくて、その形も答えさせるものである。これは上の方法とほぼ同じであるが、ややきびしい基準となることもある。図1.2.2の図形のように、均質の領域ではないことはわかるが、その形までは一目ではわからないテクスチャーのパターンが存在するからである。

そのほかに、二つのテクスチャー領域をずらして継時的に提示して、仮現運動が知覚されるかどうかを基準としたもの（図1.2.3）がある。

また、識別が可能か否かとは異なる種類の研究として、テクスチャー識別の強さ、つまり、見えやすさを測定した研究もある。見えやすさの指標としては、見えやすさの評定（Beck, 1966, ほか多数）、反応時間（Beck, 1972）、刺激提示時間（Fox & Mayhew, 1979）がある。

第二章では、こういった方法を用いて取り扱われてきたテクスチャーの研究について述べる。



図1.2.1 Julesz(1975)による

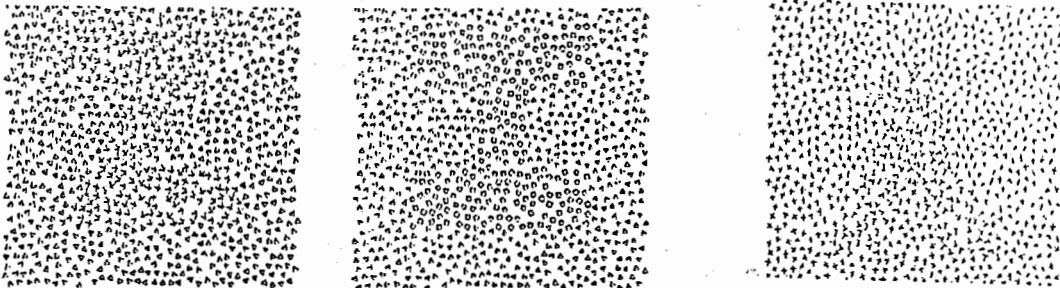


図1.2.2 Ullman(1984)による

時間をかけて精査すると、Z字型が見える。

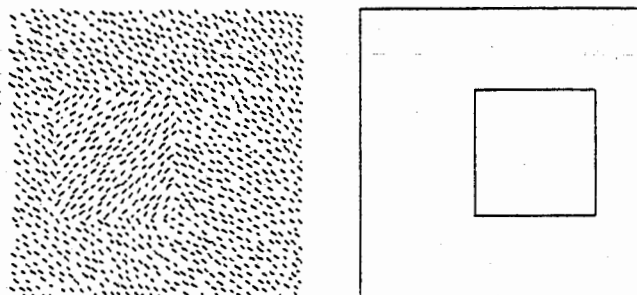


図1.2.3 Marr(1982)による

テクスチャーの識別に対応するものは、古典的なゲシュタルト心理学では、図と地の知覚と群化である。

一枚の画像を目にしたとき、われわれは、形を持った物とその背景を認識する。たとえば、文字の書いてある紙を見て、文字を図 (figure) として、紙を地 (ground) として知覚する。つまり、画像を領域に分割して、その領域のうち一部を図として、一部を地として、非対称的にとらえる。この図と地の問題は、図と地が反転する図形を用いて、図になるなりやすさについて様々な条件分析が加えられてきた。図になりやすい要因には、領域の対称性や平行性がある。

群化 (grouping) とは知覚の体制化 (organization) である。視野の中に複数の対象があった場合に、それらをまとめあげて単純なものにすることが群化である。群化の問題は現代的なテクスチャーの問題との関連が深い。テクスチャーの構成要素のどれが群化してどれが群化しないかということが、テクスチャーが識別できるかどうかということとほとんど同じだからである。田崎、大山、樋渡 (1979) に基づいて、群化の要因のいくつかを列挙する。

- (1) 近接の要因 : 空間的な距離が近いこと。
- (2) 類同の要因 : 形や色の類似性。
- (3) 閉合の要因 : 閉じた領域。
- (4) 良い連続の要因 : なめらかな連続性。
- (5) 良い形の要因 : まとまった形。
- (6) 共通運命の要因 : 運動や変化の共通性。

そのほか、客観的構えの要因や過去経験の要因がある。こういった要因があるときに複数の対象が群化するというのが、ゲシュタルト心理学の主張であり、いくつかの実例のデモンストレーションが行われた。その後の群化やテクスチャー識別の研究には、これらの要因を数値化してとらえたものが多い。

古典的なゲシュタルト心理学と、現代的なテクスチャー識別の研

究との間には、異なった傾向が見られる。ゲシュタルト心理学では、知覚の分析の単位 (Kanizsa, 1979) として図形の全体性を重視した。これは、図形を観察して、知覚を完成してから得られた事実による知見であり、その限りにおいて重要な見解である。それに対し、現代的なテクスチャー識別の研究は、テクスチャー識別や群化がどういふ情報処理過程により起こるかを問題とする。その情報処理過程は単純ではないので、途中の段階での内部表現や処理手続きが何であるかが問題となる。したがって、知覚が必ずしも完成されない段階も、問題とする場合が生ずる。そして、そういった段階では、図形の全体性よりも、むしろ局所性の方が重要なのである。

以下の章では、現代的な研究について見ていく。第2章では、情報処理の初期段階の、局所的な領域での解析を取り扱う。第3章では、局所的な解析結果から大域的な情報への変換を取り扱う。

第2章 局所的解析

テクスチャー識別とは領域が均質であるかどうかを判断することである。それでは、何が均質なのか。点の密度か。含まれている図形か。図形だとすると、どのような図形か。ゲシュタルト心理学の「類同の要因」に規定されるのか。これらはいずれも、「テクスチャー識別の基本要素とは何か」という問いである。

現代的なテクスチャー識別の研究のほとんどは、このような、テクスチャー識別の基本要素についての研究である。本章では、この、基本要素を検討した研究を取り扱う。内容は以下の四項に分かれる。

- (1) Beckの初期の研究
- (2) Juleszの研究
- (3) Glassパタンの研究
- (4) 局所性の範囲

(1)から(3)の研究の行われていた時期は、Beckの研究は本章では初期のものについて扱うので1960年代から1970年代の初期、Juleszの研究は1960年代から現代まで、Glassパタンの研究は1960年代末から現代までである。これらを通じて、テクスチャー識別の基本的な現象と標準的な理論を見ていく。(4)ではその標準的な理論に局所性という視点から検討を加える。

Beckが1960年代に行った一連の研究は、現代的なテクスチャー識別の研究のさきがけとなったものである(Beck, 1966a; 1966b)。

Beck(1966a)は、図2.1.1(a)に示すようなテクスチャーを見せて、左右の境界のどちらがはっきり見えるかを尋ねた。図2.1.1(a)の図形は図形全体は三つの部分から成る。左から順にA、B、Cと呼ぶことにすると、AとBとは同じ方位(orientation)の線分で構成されている領域であり、BとCとは同じ形の図形(T字形)で構成されている領域である。AとBの境界よりもBとCの境界のほうがはっきりときわだって(salient)見える。つまり、形の類同性よりも線分の方位のほうが重要なのである。図2.1.1(b)も同様である。この実験の意義は二つある。一つは、テクスチャーの識別ないしは群化を規定するものとして、ゲシュタルト的な類同の要因は的を得ていないということである。もう一つは、テクスチャーの識別にとって重要な要因は、個々の図形の形そのものではなくて、図形を構成している線分であり、特に、その線分の方位が決定的に重要だということである。

Beckのいま一つの功績は、テクスチャー識別の強さを測定し、定量化する方法を開発したことである。Beck(1972)の実験では、図2.1.2のように二種類のパターンから成る図形を提示した。課題は片方のパタンの個数を数えることであつた。反応時間を測定した結果は、二種類が同じ方位の線分で構成されたパタンのものよりも、異なつた方位で構成されたパタンのものの方が速かつた。このことは、前記の実験と同じく、線分の方位の重要性を示すものである。

Beckの実験の結果を計算論的には次のように述べることができる。

「線分の方位はテクスチャー識別の計算の基本単位
(primitive) である。」

図 2.1.2 Beck(1972)に於て

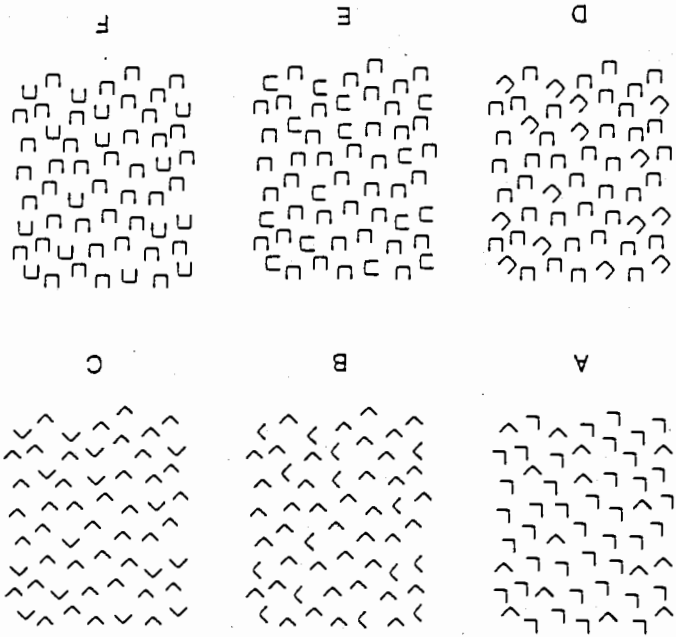
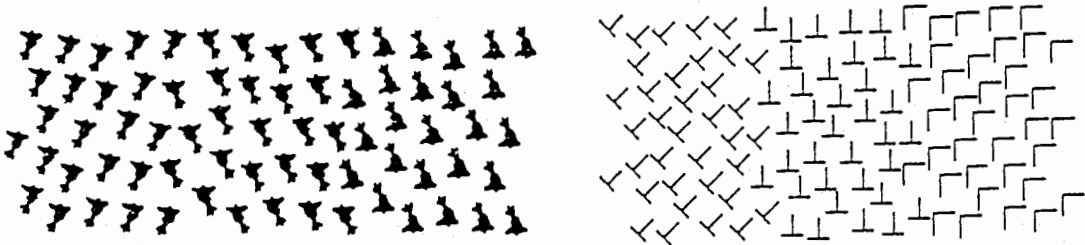


図 2.1.1 (a) Beck(1966a)に於て (b) Beck(1982)に於て



2・2 Juleszの研究

Juleszの研究はテクスチャー識別の研究の中心であり、彼の理論の変遷はそのままテクスチャー識別の理論の変遷であった。

2・2・1 二次統計量

Juleszは、最初、次のような仮説をたてた。

「人間は、二次統計量 (second-order statistics) が異なっているテクスチャー対は区別できるが、二次統計量が同じであるテクスチャー対は区別できない」(Julesz, Gilbert, Shepp, & Frisch, 1973)。

図2.2.1は密度(黒点の総数)は同じだが、二次統計量が異なるテクスチャー対である。また、図2.2.2の二つのテクスチャーの二次統計量は異なっているが、図2.2.3の二次統計量は同じである。

Juleszが当初用いていたテクスチャーは、二次元平面上の点の配置であるにもかかわらず、マルコフ過程によって生成した一列の系列から作られたものであった。(テレビの走査線のようなものである。) Julesz(1973, 1975)は、四点法(four-disk method)という、二次元平面において二次統計量を等方的に等しくする方法を開発した。図2.2.4と図2.2.5に、四点法と、それから作られたテクスチャー対を示す。図2.2.5の右のテクスチャー対は、左のものをぼかしたものにすぎないのだが、二次統計量がわずかに変化して、識別が可能になっている。

ここでいうN次統計量(N'th order statistics, N-gon statistics)とは、一般的にはN次元ベクトルについての統計量のことである。図形上の意味としては、画像を点(画素)の集合としてとらえた場合の、ある距離だけ離れたN個の画素の濃度の組合せである。N次統計量が等しければ、自動的に、N-1次統計量も等しくなる。

具体的には、白黒二値画像の場合、一次統計量とは画像全体の密度（点の個数）のことであり、二次統計量とはある距離だけ離れた二点の同時生起頻度の分布のことである。二次統計量は双極統計量（dipole statistics）、結合確率（joint probability）とも呼ぶ。

図2.2.6に、富田と田村(1980)による、二次統計量と他の統計量との関係を示す。二次統計量は入力画像から計算されるもので、入力画像の情報の一部を表す。同様に、同時生起行列は二次統計量の一部であり、差分統計量はさらにその一部である。また、自己相関関数は二次統計量の一部であるが、同じ情報量をもつ。

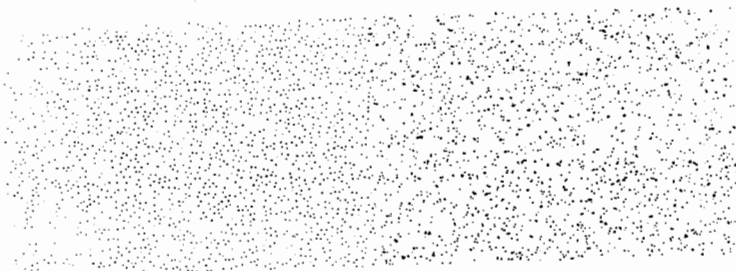


図 2.2.1 Julesz et als.(1973)による

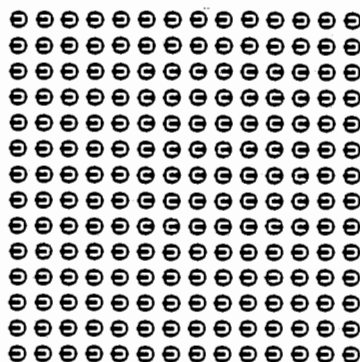
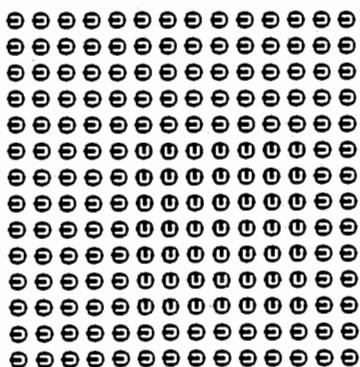


図 2.2.2

図 2.2.3

いずれも, Julesz et als.(1973)による

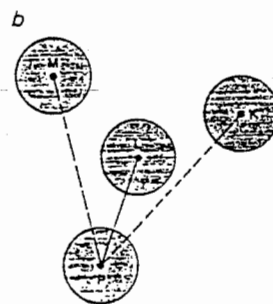
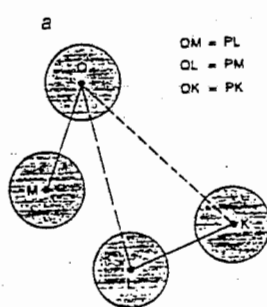
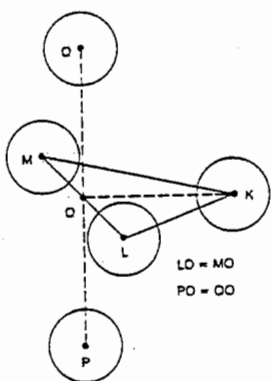


図 2.2.4 Julesz et als.(1973)による

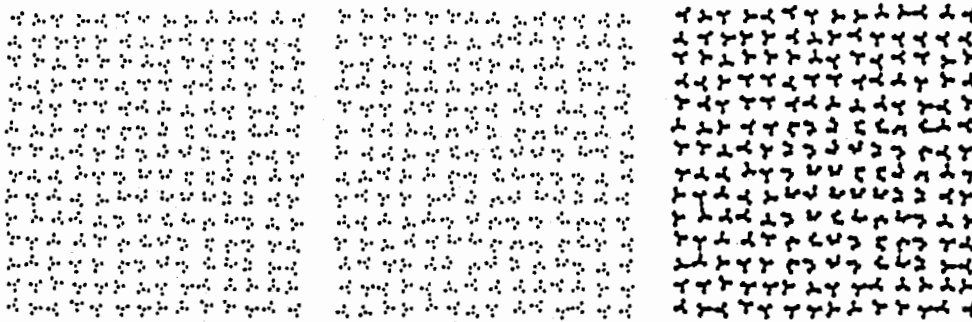


図2.2.5 Julesz et als.(1973)による

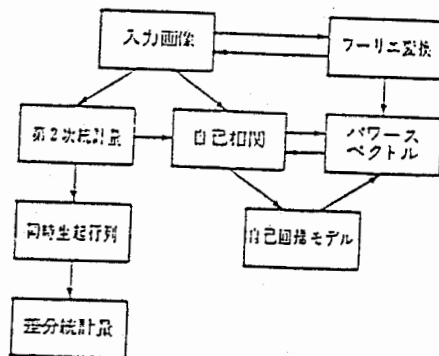


図2.2.6 富田と田村(1980)による

2・2・2 テクストン

Juleszは、二次統計量をコントロールしたテクスチャー対を観察していくうちに、自説の反例である、二次統計量が等しくても区別できるテクスチャー対を数種類発見した。重要なことは、これらのテクスチャー対はある特定の特徴的な図形を含むという共通性があったことである。これらの図形をテクストン(texton; perceptual quark)と名付けて、Juleszは、自身の仮説を次のように修正した(Caelli, Julesz & Gilbert, 1978)。

「人間は、二次統計量が等しいテクスチャー対でも、テクストンが異なっているものなら、見分けることができる。」
ここでいうテクストンを具体的に示す。

- (1) 線条性(quasi-collinearity)。図2.2.7(a)。
- (2) 頂点(corner)。図2.2.7(b)。
- (3) 閉合性(closure)。図2.2.7(c)。
- (4) 粒状性(granularity)。図2.2.7(d)。
- (5) 連結性(connectivity)。図2.2.7(e)。

(1)の線条性とは、直訳すると擬共線性となり、複数の点がだいたいまっすぐに並んでいるという意味に用いていて、線分より広い概念である。また、(4)の粒状性とは、粒の大きさの意味である。

これらのテクストンをさらに細かく分析した結果、(3)の閉合性や(4)の連結性は異なっているが、端点の数が同じであるテクスチャー対で、識別できないものが発見された(図2.2.8)。それゆえ、Julesz(1981a)では、さらに仮説を改め、(2)の頂点や(3)の閉合性や(5)の連結性は純粹のテクストンとは言えず、端点(terminator)の数の違いが問題であり、端点こそが純粹のテクストンであると主張している。

さらに、Julesz(1986)では交点(crossing)や塊(blob)もテクストンの一種だとしている。交点とは線分の交わりであり、塊とは、線分を取り囲まれた領域のことである(図2.2.9)。したがって、交点

や塊は、テクストンの組合せでできるテクストンである。交点の有無や、塊自身の有無や、塊の長さや幅や方位の差でテクスチャー識別が起きる。

Julesz(1980a;b)は、二次統計量とテクストンの関係を検討した。図2.2.10の(a)、(b)はともに周期的なパターンであるが、(a)はテクストンを含まないものであり、(b)はテクストン(線条性、線分)を含むものである。(c)、(d)はそれぞれ(a)、(b)の空白部をランダム・ドットで埋めたもので、周囲の部分と二次統計量が異なっている。(c)は識別できないが、(d)は容易に識別できる。このことは二つのことを意味する。

一つは、点から計算する二次統計量に基づくテクスチャー識別が、あまり精度が良くないことである。もっとも、ここから、二次統計量はテクスチャー識別に関与しないという結論を導き出すのは早計だろう。なぜなら、例えば図2.2.1や図2.2.4のように、点がテクストンを形成しないような場合の、二次統計量の差のみに基づくテクスチャー識別が説明できないからである。精度の問題を取り扱うには、二次統計量の差の有無だけではなく、差の程度を定量的に取り扱えるような、心理物理学が必要である。

いま一つは、テクスチャー識別が基づくのはテクストンの有無ないしは密度(一次統計量)だということである。Julesz(1980b)は図2.2.10と同様の操作を他の図形にも行い、テクストン(線分)を含む図形のみがランダム・ドットを付加しても識別可能なままであることを確かめている。興味深いのは、図2.2.10(d)では、ランダム・ドットの面と線分の面の二つの面が重なっているように見えることである。このことは、面の知覚や遮蔽(occlusion)の問題を考える上で重要である。

現在のJuleszの主張は次の通りである(Julesz,1981、およびJulesz,1986に基づく要約。4・1・1にTreismanやMarrの同種の研究も含めた要約がある)。

(1) テクスチャー識別に二次統計量はほとんど関与しない。

(2) テクスチャ識別に関与するのは、局所的なテクストンの密度差である。

(3) テクストンの構成要素は、線分で構成される白黒二値図形に限定すると、以下に示すものである。

線分の有無。

線分の、長さ・幅・方位・速度・視差・フリッカー頻度。

線分の端点。

線分の交点。

塊の有無。

塊の長さ、幅、方位。

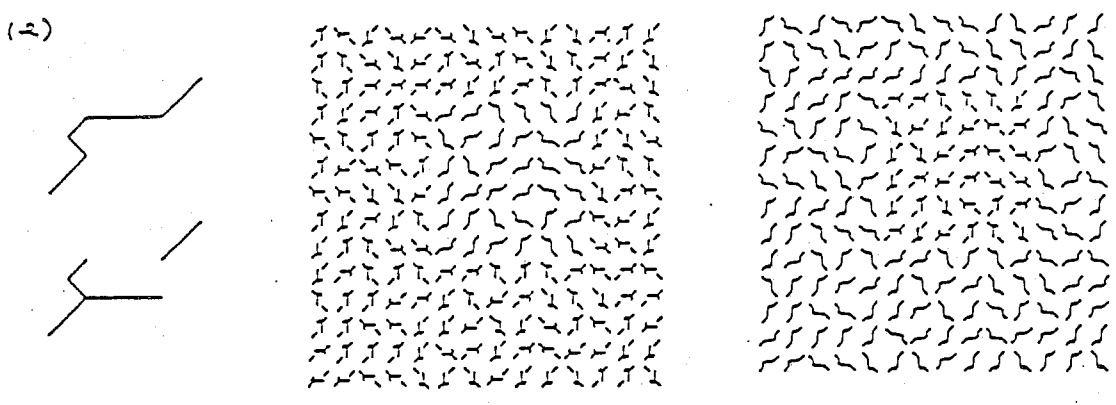
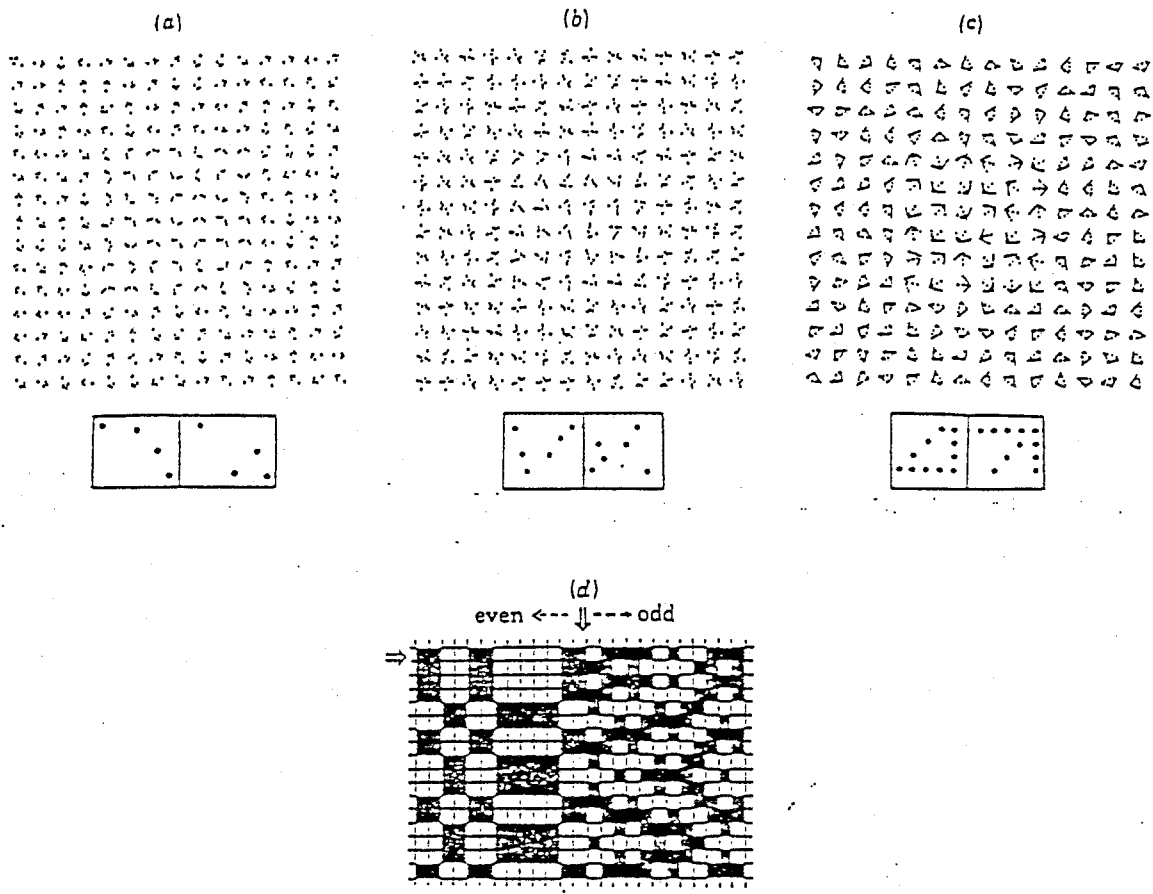


図 2.2.7 いずれも Julesz (1980) による

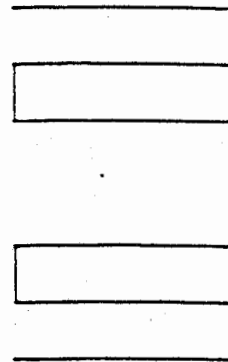
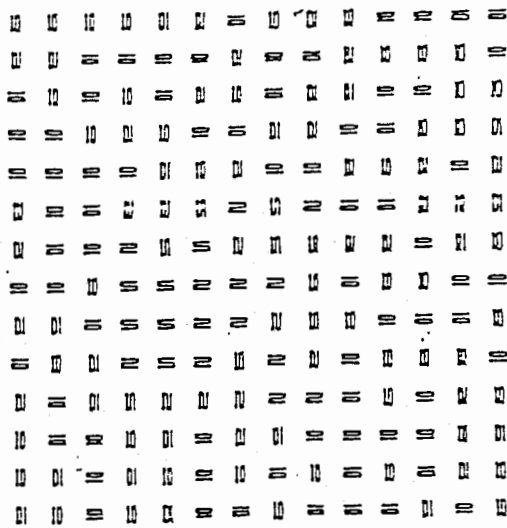


図2.2.8 Julesz(1980)による
 端点の個数が等しいので、連結性・閉合性が異
 なっていても識別できない。

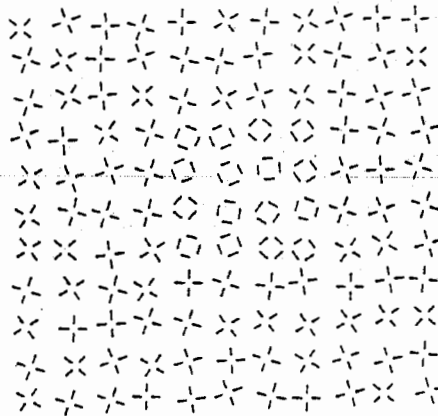
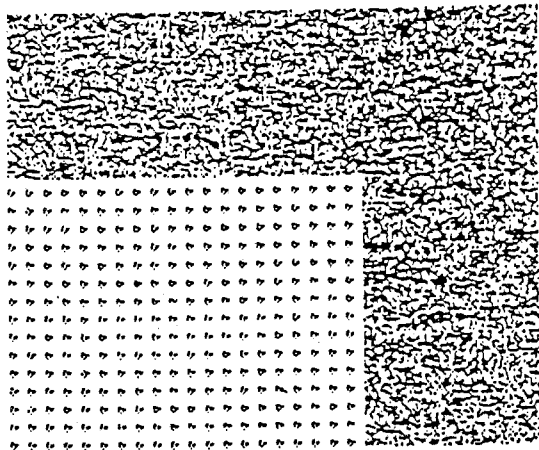
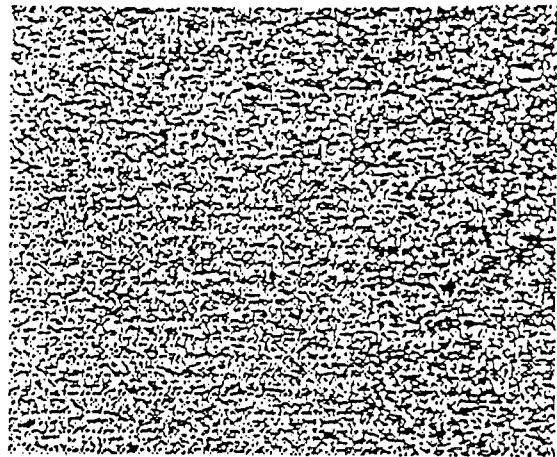


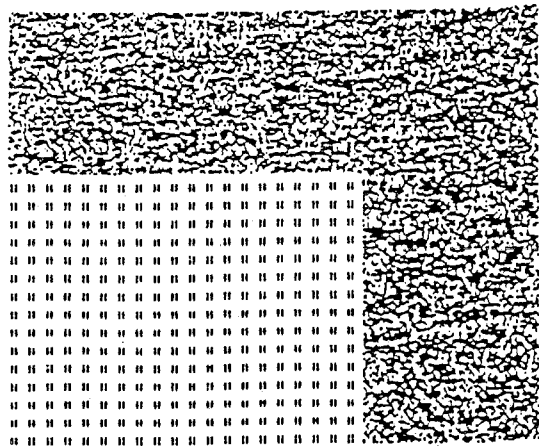
図2.2.9 Julesz(1986)による



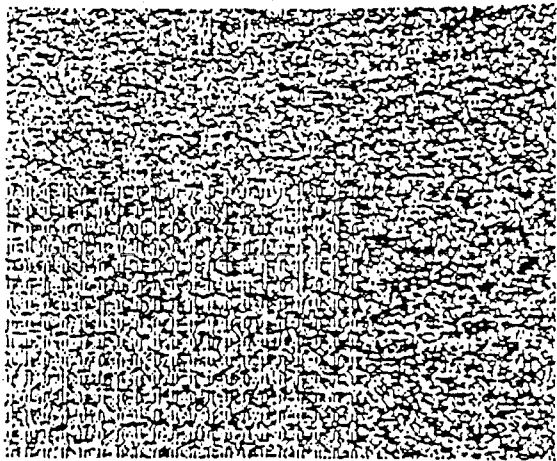
(a)



(c)



(b)



(d)

図 2.2.10 Julesz(1981a)による

Juleszの方法論の特質と理論の変遷の概要をまとめる。

Juleszの方法論の特質を以下に列挙する。

- (1) 点（画素）という最も基本的な要素から出発したこと。
- (2) その結果、統計的な計算が可能となり、刺激図形の定量化が進んだこと。
- (3) しかし、反応はほとんどの場合、識別できるか否かの二値で、識別の強さの程度はそれほど問題としていないので、反応の定量化は行っていないこと。
- (4) 反応が二値である結果、仮説に従うか否かが明確になり、仮説・順例・反例・新たな仮説というサイクルで理論を精密化できたこと。
- (5) 現象の解析の範囲の研究に話を限ったこと。

テクスチャー識別という問題は、現象としては明瞭であるにもかかわらず、Juleszの研究以前はあいまいで正体ははっきりしない問題に過ぎなかった。どんな問題が含まれているのかがわからなかったし、どこから手をつけてよいかもわからなかった。(1)から(5)に基づいてJuleszが行ったことは、テクスチャー識別という問題に明確な枠組みを与えて、筋道の通った議論ができるようにしたことである。

問題が明確になったことの代償として失ったものもある。

一つは、(3)の、反応を二値化したことである。その結果、はっきり識別できるものとぼんやりとしか識別できないものを同等に扱うこととなり、識別の強さという指標を切り落とすこととなった。実験を離れて日常的な視知覚のことを考えると、このことは不自然である。テクスチャー識別の役割は、視野全体を均質な領域に分割し、大きな分類を行うことである。その際に、テクスチャーが違って見えるところであればどのように小さな差であっても分割することに

してしまうと、領域をむやみに細断してしまい、大きな分類ができなくなる。工学的な画像処理でも同様の問題が発生するだろう。

いま一つは、(5)の、研究範囲を心理現象の範囲内に限ったことである。こうしたことで、個々の心理実験の現象解析としての意味は明確になっている。一方、多くの現象が解析されていくにつれて、不鮮明な部分が現れているところもある。それは、点が線分を形成したり、線分が交点や塊を形成したりするような、ある要素から別の要素を「作る」部分である。どうやって点から線分を作るのか。どうやって線分から塊を作るのか。あるいは、たとえば図2.2.8のような、テクスチャーの構成要素が異なっても識別できない場合は、なぜ、作れないのか。以上の問いに答えることは心理現象の範囲の研究では困難であり、情報処理の計算原理を扱わなければならない。

Juleszの理論の変遷の概要は、以下の三段階となる。

- (1) 二次統計量説。
- (2) テクストン説。
- (3) テクストン説の精密化。

(1)と(2)・(3)との相違点は、前者の基本要素が点(画素)であるのに対し、後者の基本要素が局所的な特徴(テクストン)であることである。また、(2)に対して(3)では、テクストンの構成要素が精密化され、連結性や閉合性はテクストンではなく、交点や塊はテクストンであるとの主張が行われた。(3)のJuleszの議論は、4・1・1で述べるMarrの理論への接近が見られる。また、(3)で興味深いのは、線分の組合せが塊となるような、低次の特徴の結合が高次の特徴となるという、特徴の階層性のとらえ方の萌芽が見られることである。もっとも、Julesz自身はテクストンの高次・低次の区別はしていない。特徴の結合や階層性についてはBeckやTreismanの研究があるので、そちらにゆずることにする。

2・3 Glassパターン

Glassパターン（モワレ・パターン）とは、ランダム・ドットを少しだけ変形して重ねると、近傍のドットが対応して局所的に方位が感じられ、まとまりを形成するものである（Glass,1969; Anstis,1970）。変形には平行移動・螺旋・放射・回転の種類がある（図2.3.1）。

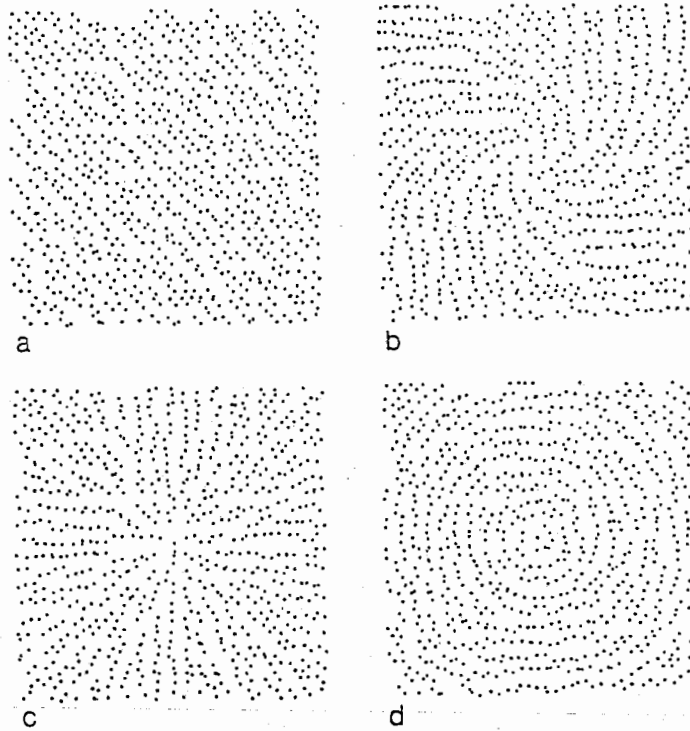


図2.3.1 Stevens(1978)による

Glassパターンに関する従来の現象的研究から得られた知見をリストアップする。

(1) Glassパタンのまとまりの見え方は、変位 (displacement) が大きくなっていくと弱まり、ついには消失する (Glass, 1969)。ここで興味深いのは、変位がある程度大きくなったとき、対応している二ドットは必ずしも最近傍の組合せではないことである (Glass & Perez, 1973; Stevens, 1978)。図2.3.2は、Glassパターンがまとまって知覚できる範囲のドットの変位の上限を密度ごとに測定したものである。タテ軸は、対応するドット間の距離を半径とする円内に存在するドットの数を表したもので、変形の種類や密度と無関係に、約2個で一定である。入る個数が1個ではないことは、まとまりが、単に最近傍の二ドットを直線で結んでできるのではないことを示す。個数が一定であることは、Glassパタンのまとまりが、拡大・縮小に関して不変であることを示す (2.4参照)。

(2) Glassパタンの大部分を見えなくすると、まとまりは消失する (Glass & Perez, 1973)。領域が小さすぎるとまとまりは形成できない。

(3) 部分ごとに別々の変形を施したGlassパターンを並べると、境界が容易に識別できる (図2.3.3)。ただし、同じ部分に別々の変形を施した二種類のGlassパターンを重ねると、まとまりは見えない。Glassパタンのまとまりは、パターン全体のまとまりの良さによるのではなく、「ある程度の広がりを持った局所的領域」に支配される。

(4) Glassパタンの提示後に、90msec程度の間隔をおいてマスクング刺激を提示しても、まとまりの見え方は変わらない (Stevens, 1978; Prazny, 1986a; b)。まとまりの形成には眼球運動は必要ない。

(5) Glassパターンは二ドットの対応が基礎となっているのだが、二ド

ットのコントラストを逆向きにすると、まともりは見えない

(Glass & Perez, 1973; Glass & Switke, 1976)。つまり、地が灰色で、ランダム・ドットが黒と白の組合せでは対応をとることができず、2種類のランダム・ドットが見えるに過ぎない(図2.3.4)。

(6) Glassパターンは色相とは無関係である。対応する二ドットが反対色であっても、コントラストが同じ向きで、地に比べてともに明るいかともに暗ければ、まともりは見える。逆に、同色であってもコントラストが逆向きで、灰色の地に明るい赤と暗い赤のような場合は、まともりは見えない。つまり、コントラストの極性だけが問題で、Glassパターンの知覚過程は「色盲」である(Prazdny, 1986a)。

(これについては2.3.2で後述する。)

(7) ランダム・ドットでなくて、小線分や小円などの図形がランダムに散布しているパターンでも、Glassパターンとしてまとまる。

(8) 対応する二ドット(二図形)は、同一でなくてもいいが、類似していなければならない。ドットと線分の対でも対応してまとまるが、ドットどうしても、一方が大きすぎると、まともりは見えない(図2.3.5)。

(9) ドットと線分とが対応しているパターンで、Glassパターンとしてのまともりが見えると同時に、線分どうしの対応によるまともりが見えるものがある(図2.3.6)。ここで、見え方は両義的・闘争的で、どちらか一方が見えているときもう一方は見えない。つまり、まともりを知覚する情報処理過程は双安定回路(フリップ・フロップ)のような動作をする。

(10) 三ドットが対応するようなパターンでは、さまざまな見え方が闘争する。この場合、パターンの基礎となる変形の種類が、同種のものであっても異種のものであっても構わない(図2.3.7)。ここで興味深いのは、図2.3.8のように、大きなドットが一つと小さなドットが二つある場合は、小さなもの二つが対応することである。つまり、エネルギーの強い方が無視されることになる。

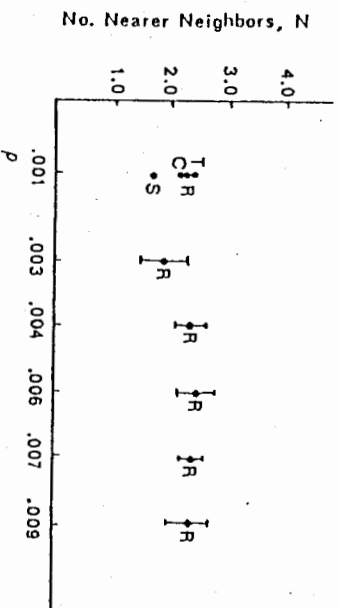


図 2.3.2 Stevens(1978)による

(T:平行移動、C:放射、S:螺旋、R:回転)

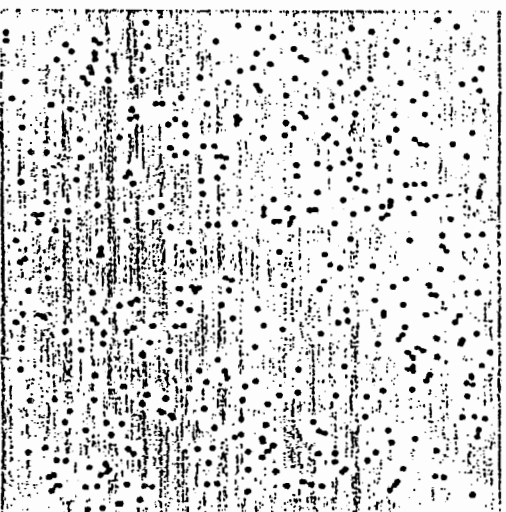
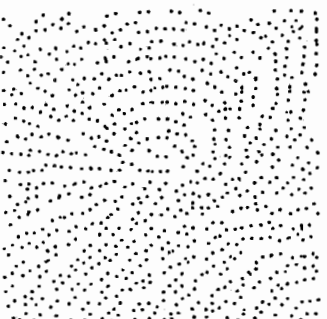


図 2.3.3 Stevens(1978)による

図 2.3.4 Glass & Switke

(1976)による

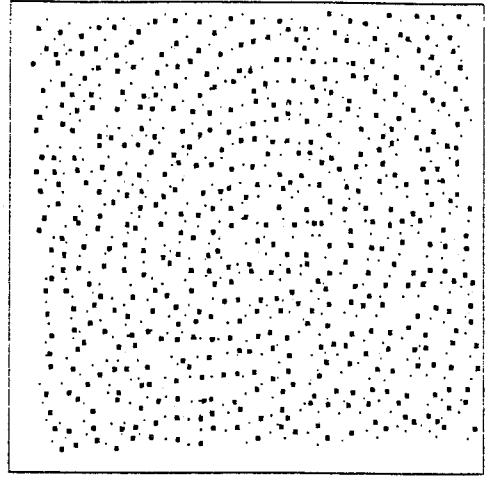
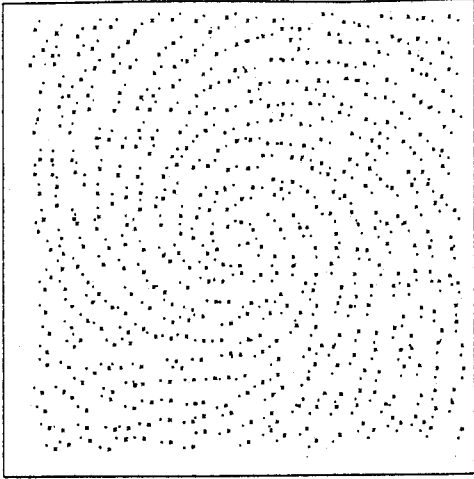


図 2.3.5 Prazdny(1984)による

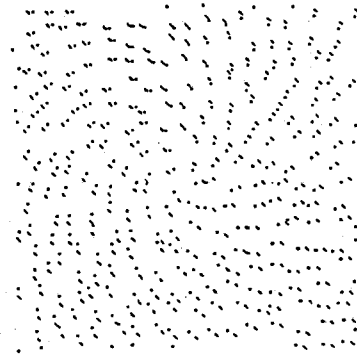
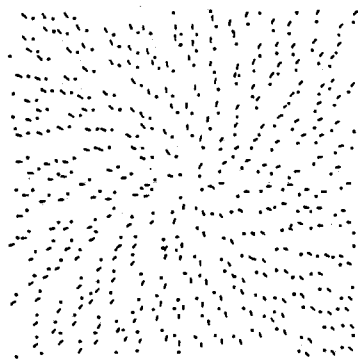


図 2.3.6 Stevens(1978)による

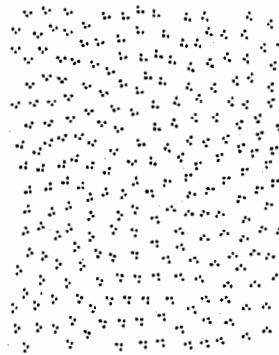
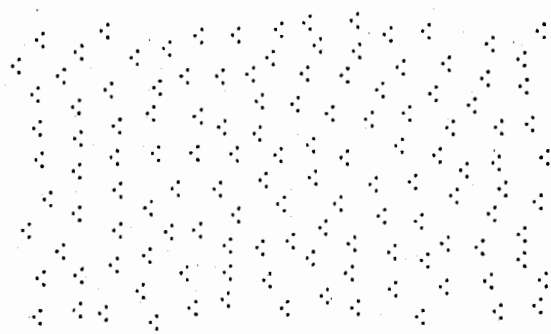


図 2.3.7 Stevens & Brookes(1987)による

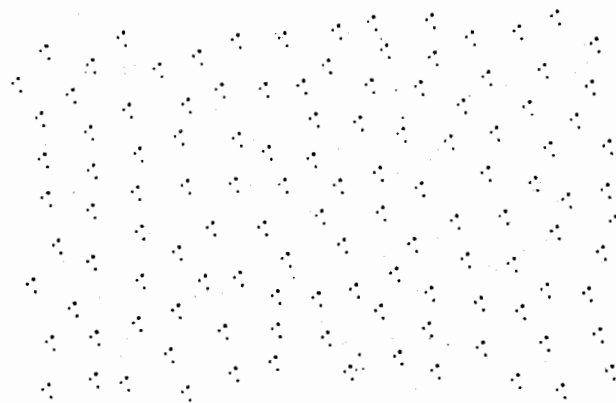


図 2.3.8 Stevens & Brookes(1987)による

Glass自身は、Glassパタンのまとまりはパタン全体のゲシュタルト性であると考えていた (Glass, 1969)。しかし、現象が詳しく検討されていくと、まとまりを形成するために重要なのは、前項(3)で述べたように、「ある程度の広がりを持った局所的領域」であることがわかってきた。

この、近傍の領域内で何が起こるかを理論的に調べた研究に、Stevens(1978)の、Glassパタンの知覚のシミュレーションがある。Stevens(1978)は、図2.3.9の左の四つの入力図形に対し、対応するドットの間には仮想線 (virtual line) を引いて、右の四つの図形を出力するアルゴリズムを提案した。これは、局所的領域内にあるドットの数個の対にたいして方位の寄与を加算して、方位の寄与が最も集中する向きに仮想線を引いたものである。このアルゴリズムのは、近傍 (最近傍とは限らない) のドットの対応と平行性を前提にしている、繰り返し計算を用いない、一撃法 (ワンショット・アルゴリズム) である。

Stevens(1978)のアルゴリズムは、ドットとドットの対応が局所的領域だけで定まるといふ趣旨のものだが、問題点が二つある。一つは、ドットとドットの対応の際の類似度やコントラストの効果に対する説明がないことである。いま一つは、出力が、二ドット間に仮想線を引くだけのもので、パタン全体のまとまりに対する説明とはなっていないことである。パタン全体のまとまりとは、例えば、回転に基づくGlassパタンの場合の、回転の中心の予測である。回転の中心の計算のためには、個々の局所的領域での方位情報を総合する必要がある。

ここで、後者の問題点は、大域的な要因を含み、複雑になっているのでひとまずおいて、前者の、局所的領域内でのドットの対応の仕方について述べる。これは、Glassパタンの基礎をなす、局所的な方位や仮想線がどうやって形成されるかという問題である。現在、

この問題に対する解答は二通りある。

一つの解答は、空間周波数特性に基づくエネルギー加重モデルである (Prazdny, 1984; 1986a; 1986b; Zucker, 1983)。これは、局所的な領域内で、様々な空間周波数ごとに、画素の輝度値 (エネルギー) の加算が行われる (像がぼける) と考える。そして、方位と空間周波数に特異性を持つ単純細胞の機能を果たす機構を考えて、その機構により、局所的な領域内での方位が形成されるというモデルである。ここで、仮想線は点の大きさに比べて長いので、低周波成分が重要視される。このモデルは、前項の(5)のコントラストの極性や、(6)の色相の不感性によく適合する。また、(8)の類似性は対応する二図形間のエネルギー量の差で説明するのだが、図2.3.8の、エネルギーの強い方を無視する見え方は説明できない。

いま一つの解答は、場所トークン・モデルである (Stevens, 1978; Marr, 1982; Stevens & Brookes, 1987)。これは、まず輝度レベルの画像に対し、様々な空間周波数ごとに特徴の処理が行われ、特徴レベルの表現になっていると考える。その特徴レベルの表現は、場所とその属性 (色・大きさ・コントラスト) で構成される場所トークンであるとする。そして、類似したトークンが結合した結果が仮想線であるというモデルである。このモデルは前項で述べた現象のほとんどを説明できる。また、色相については、Stevens & Brookes(1987)は、前項の(6)で述べたような、色相ではなくコントラストの効果が問題であるという結果は説明できないが、だからといって「色盲」であるというのは間違いだとしている。その理由として、Stevens & Brookes(1987)は、図2.3.8で、小さな二ドットを同色のものとし、大きな一ドットを異色のものとした場合に、ドット間距離が大きくても同色の二ドットが対応することをあげている。場所トークン・モデルの欠点は、なぜその属性が選択されたのかということが、そもそも説明できないことである。つまり、場所トークン・モデルは、大きさやコントラストという属性を用いるということを表示するだけで、具体的な計算方法を明らかにしているわけ

ではない。また、属性は独立であるかのように扱われているが、例えば、色とコントラストは独立ではない。

エネルギー加重モデルと、場所トークン・モデルとの根本的な相違点は、前者が輝度レベルでの説明であるのに対し、後者は特徴抽出が終わったレベルでの説明であることである。その結果として、前者は、低空間周波数の特性を重要視するが、後者は、様々な空間周波数の特性の重要度は同じだと考える。どちらか一方だけで、全ての現象を説明することはできないようであるので (Prazdny, 1986b; Stevens & Brookes, 1987)、今後の方向としては、輝度レベルでの情報処理と特徴レベルでの情報処理の相互関係を考える必要がある。

たいへん興味深いのは、Glassパターンについてのこの二つのモデルの関係が、テクスチャー識別についての空間周波数フィルター理論と特徴の結合理論との関係と、そっくり同じであることである。これについては、第3章および第4章で述べる。

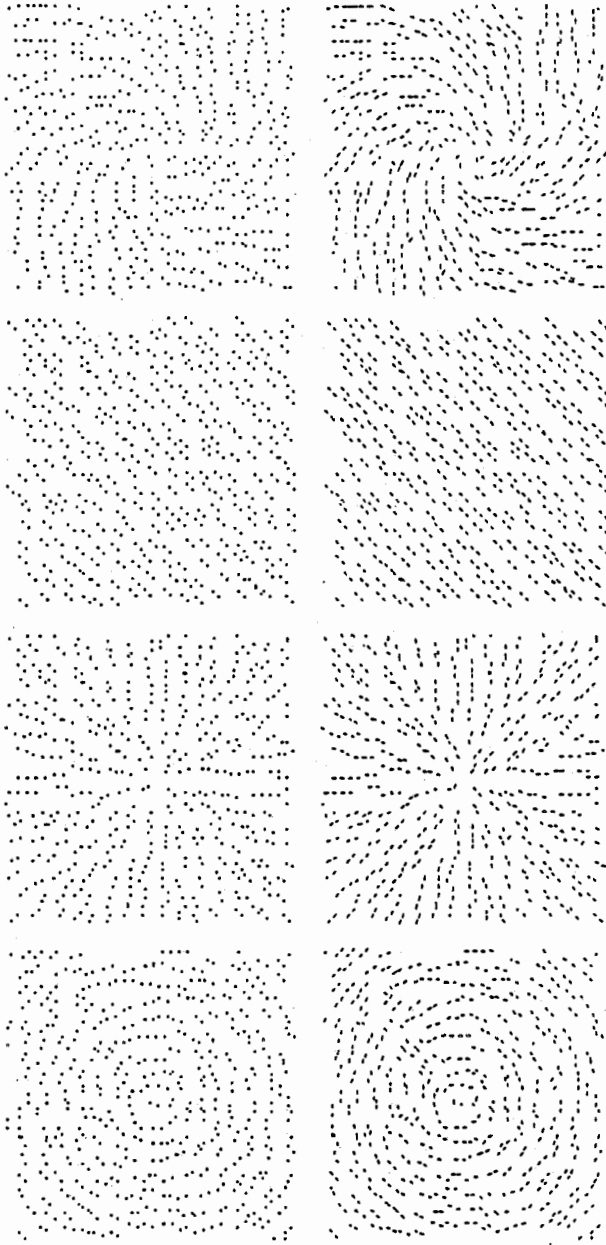


图 2.3.9 Stevens(1978)

2・4 局所性の範囲

2・1と2・2ではテクスチャー識別に関する標準的な研究を概観した。その結果、テクスチャー識別は、点の分布の二次統計量や、線分の方位のような局所的な領域内の特徴に基づくことがわかった。特に、後者の局所的特徴は、Juleszの研究ではテクストンと呼ばれるもので、テクスチャー識別の基本的な単位となるものである。また、2・3ではGlassパターンに関する研究を概観した。その結果、Glassパターンのまとまりは、局所的な領域の方位に基づくことがわかった。

本章では、テクスチャー識別に関して、この局所的な領域の範囲を調べる。つまり、この局所的な領域がどの程度の広がりをもつ範囲であるかを見ていく。テクスチャー識別という現象を刺激（入力画像）からどれだけ説明できるかを問題にした方法論である。

領域とは点や特徴の距離の問題である。距離としては、視角で定義する絶対的な距離と、画素数で定義する相対的な距離とが考えられる。局所性の範囲が絶対的な距離に依存するものであれば、テクスチャーの見え方は、遠くからみた場合と近くからみた場合で異なり、拡大・縮小を行うと変化することになる。一方、相対的な距離に依存するものであれば、観察距離やパターン全体の大小が変化しても、見え方は変化しない(scale invariant)。換言すると、見え方が相対的な距離に依存するということは、距離相互の比や、距離と大きさの比が一定であれば見え方は変わらないということであり、知覚の「恒常性」が高い。

問題を、点と点の関係、点と特徴の関係、特徴と特徴の関係の、三つの部分に分けて考え、最後に要約する。

なお、ここから先の記述には、Juleszの理論とは無関係に発表された研究も含まれるので、テクストンに相当する概念の場合でも、「特徴」という一般的な語を用いることがある。

テクスチャー識別と、点と点の距離との関係を調べた研究を見ていく。

輝度差（エネルギー量の差）で識別できるテクスチャー対について、Nothdurft(1985a)は、点間距離が離れるほど識別しづらくなることを示した（図2.4.1）。結果は、輝度や被験者によりさまざまだが、概して、点間距離が視角で1度から2度の間で識別力が落ちる（図2.4.1b）。興味深いことに、この種の識別力は、低域フィルターでぼかしたり、遠くから観察したりするとかえって向上する（これは、Harmon & Julesz(1973)のリンカーンの写真をぼかした画像の見え方と似ている）。点と点の関係が輝度レベルで識別に関与する場合、局所性は、視角で定義する絶対的な距離により範囲が定まるのが適当であり、また、視感度の空間周波数特性とも関連する。この空間周波数特性については、3・1で検討する。

点間距離の問題は二次統計量との関連が深い。二次統計量は距離の関数なので、どの程度の距離について計算するかが問題となる。点が近接しているほど二次統計量の持つ効果が大きくなり、あまり遠くなると効果は消失すると考えられる。Gagalowicz(1981)は、「局所的な領域内での二次統計量が等しいテクスチャー対は区別できない」という仮説をたて、その仮説がどの程度の局所性を考えれば成立するかを検討した。Gagalowicz(1981)は、局所的領域内で二次統計量を制御する方法を考案し、領域を水平方向に拡大していくことで、局所性の限界を求めた。図2.4.2では、7画素の拡大が識別の限界だと考えられる。これは、Gagalowicz(1981)の実験条件では視角にして8分に相当するが、彼は観察距離を固定して実験しているので、この測定値が絶対的な距離か相対的な距離かは不明である。図2.4.2を見る限りでは、かなりの範囲で、拡大・縮小しても見え方は変わらないように感じられる。二次統計量の局所性を支配する距離が、絶対的・相対的のいずれであるかは、今後の検討が必要である。

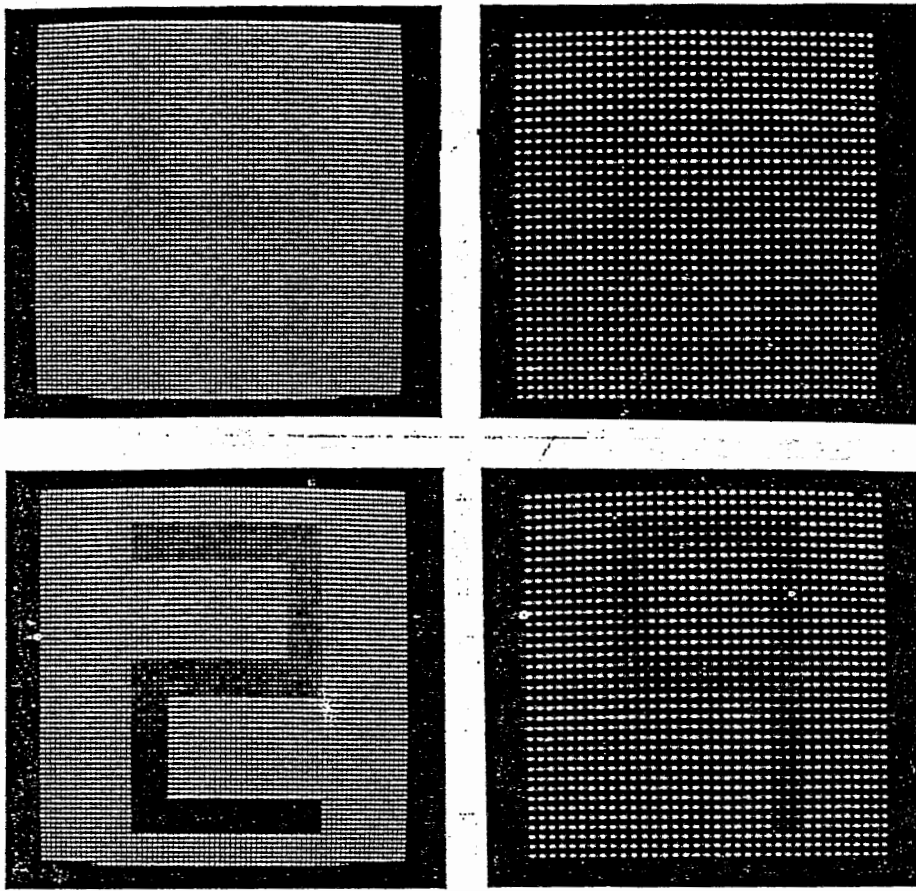


図 2.4.1(a) Nothdurft(1985a)による
眼を近づけると識別できなくなる。

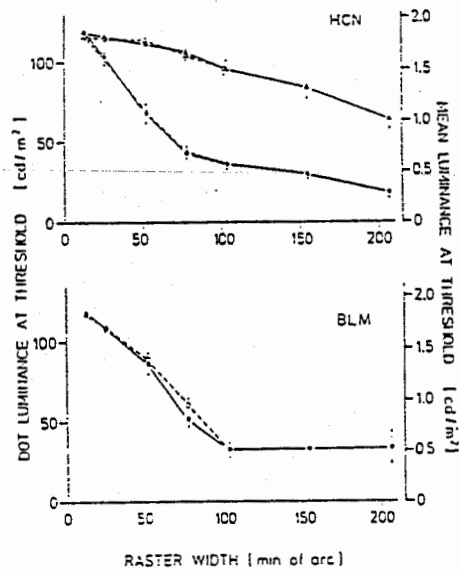


図 2.4.1(b) Nothdurft(1985a)による

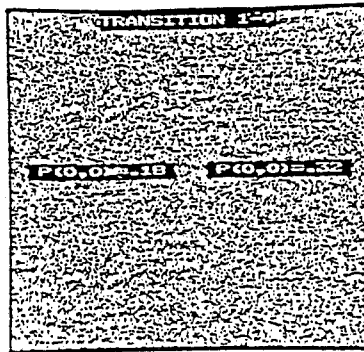
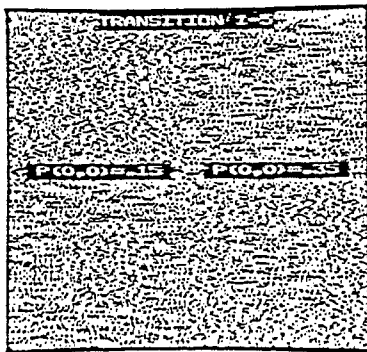
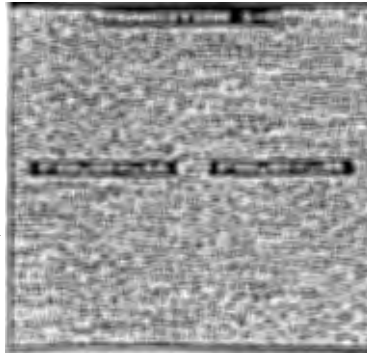
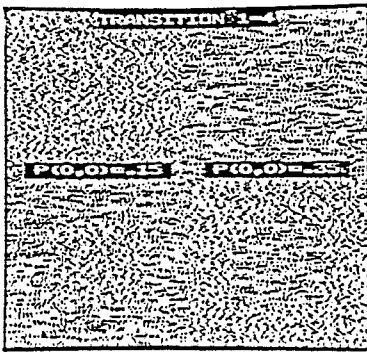
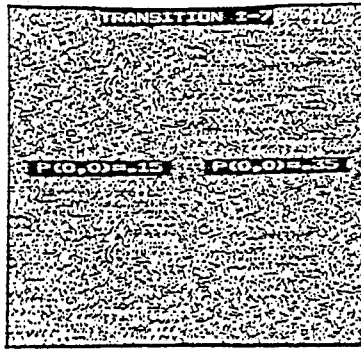
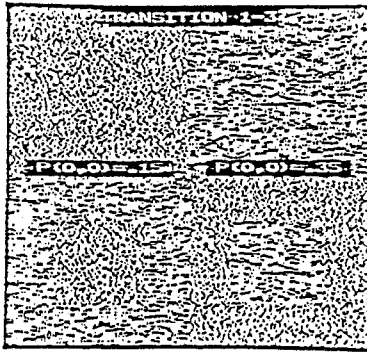
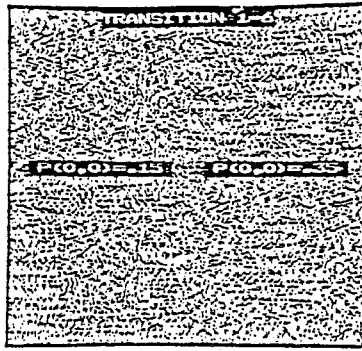
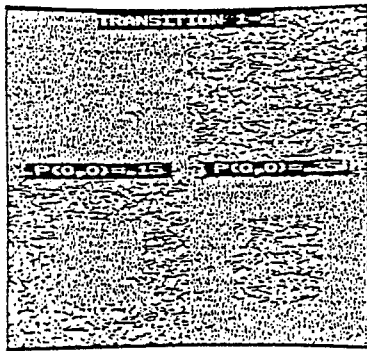


図 2.4.2 Gagalowicz(1981)による

2・4・2 点と特徴の関係における局所性の範囲

テクスチャー識別と、点と特徴の距離との関係を調べた研究を見ていく。特徴については、線分や方位が重要である。

Glassパターンについて、ドット間距離と方位の関係を調べたものに、2・3で述べたStevens(1978)の研究がある。結果は、ドットが密であるほど、絶対距離で測定した局所性の範囲が狭くなった。Stevens(1978)の記述に基づいて計算すると、ドットの数総画素数の1000分の1のときは約1度20分、1000分の9のときは約25分であった。しかし、対応するドット間の距離を半径とする円内に存在するドットの数、ドット密度に無関係に、約2個で一定であった。

Caelli & Julesz(1978)は、二点ならば方位の差で識別できるテクスチャーに一点を付加して(図2.4.3)、付加した一点の距離(視角)と方位について、識別の閾値(元の二点の方位の差)を求めている(図2.4.4)。距離についてみると、点の付加による閾値は、5分から10分以内では大きく上昇し、それ以上離してもほとんど変わらない。

点が局所性の範囲を外れた例として、Barlow(1978)のドットの密度差の検出実験がある。Barlow(1978)はランダム・ドットの背景上に、密度差の異なるランダム・ドットからなる領域を提示して、信号検出理論を用いて信号の利用効率を算出した。その際、検出すべき領域としては、 $1/4$ 度 \times $1/4$ 度、 $1/2$ 度 \times $1/8$ 度、 1 度 \times $1/16$ 度の3種類の長方形を用いた。細長い領域は視覚皮質の単純細胞(Hubel & Wiesel, 1962)を興奮させるので信号の利用効率が良くなり検出力が向上するという予測が可能なのだが、結果は逆だった。Barlow(1978)とJulesz & Schumer(1981)は、1度という領域が大きすぎたからだと解釈している。また、Caelli(1980)によると、Caelli & Julesz(1978)の実験で、点を30分以上離すと識別力に影響しなくなる。(Caelli(1980)の原著では、この30分という値は二次統計量の指標として扱われているが、実験状況から考えて、点と方位の関係

だと考える方が妥当であると、私は判断する。)

Caelli & Julesz(1978)やBarlow(1978)の実験結果をまとめると、複数の点が方位を感じさせる局所性の範囲は、上限が数分からせいぜい十数分以内の領域であると考えられる。ただし、Glassパタンの場合のStevens(1978)の測定結果は、1度を越えるような距離でも方位情報が形成されている。これは、Glassパタンのまとまりが、個々の点だけで形成される方位情報に基づくのではなく、「ある大きさの局所的な領域」の方位情報を総合したものに基づくからだと考えられる。また、対応するドット間の距離を半径とした局所的領域内の点の個数が一定であったことは、方位情報を総合する際の処理様式が、絶対的な距離に依存しないことを示唆する。

また、Glassパタンの実験で示されたように、局所的領域には二個を越える点が入りうるのだから、多数の点の相互作用がどう生じるかという問題がある。後者の問題について参考となる研究を挙げる。Yodogawa(1985)は方位の強さ(strength)を量的に定義した。たとえば、二点が真横に並んでいる場合と、五点が真横に並んでいる場合について考えよう。点の並びで形成される方位の向きはともに真横で同じなのだが、その向きの方位の強さは五点の場合の方が大きい。Yodogawa(1985)の示したことは、ある局所的領域内の複数の点で形成される、方位の向きと強さの評定値(心理量)が、個々の点の位置(物理量)から計算できることである。心理的な方位の向きを予測するには、ある大きさの処理領域内の、点の位置の分散共分散行列の第一固有ベクトルの向きを計算すれば良い。心理的な方位の強さを予測するには、二点の方位の強さをガンマ分布に基づいて計算し、その寄与の総和を計算すれば、複数の点の方位の強さとなる(Lansky, Yakimoff & Radil, 1987)。なお、ガンマ分布を用いるというのは、近接し過ぎた二点の方位の強さがかえって弱くなるという意味である。このことは、局所性の範囲には下限があることを示す。この下限は点の大きさや解像度や空間周波数特性とも関連する問題で、まだそれほど研究の対象とはなっていない。

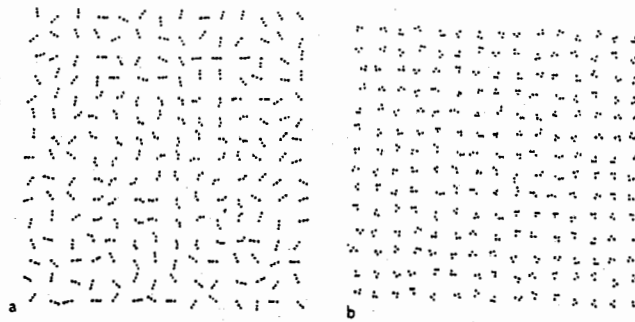


図 2.4.3 Caelli & Julesz(1978)による

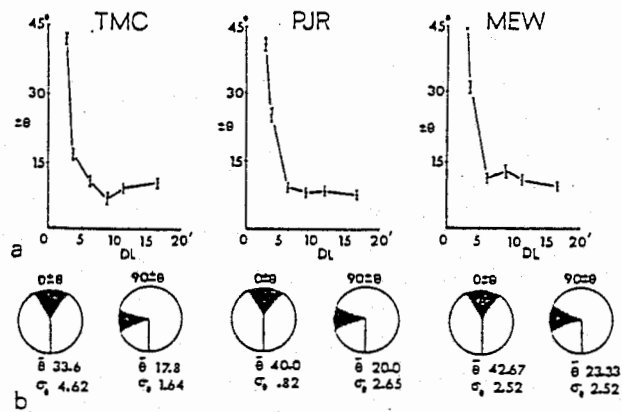


図 2.4.4 Caelli & Julesz(1978)による

テクスチャー識別と、特徴相互の距離との関係を調べた研究を見ていく。

複数の特徴が近接しているとき特徴間に働く交互作用には二種類ある。一つは、特徴が類似していて同種のものに見なしうるときに、まとまって結合すること (aggregation) である。いま一つは、特徴に異なった要因が多くて同種のものとは見なしえないときに、まとまりが崩れて分離すること (segregation) である。

前者の、特徴の結合についての局所性の範囲について述べる。

Juleszのテクストン理論の中で、特徴と特徴の結合を扱っているのは、「交点」や「塊」に関する部分である。交点や塊は、線分というテクストンが結合してできるテクストンだと考えられるが、近傍にある線分ならば必ず結合するわけではない。Juleszは塊がテクストンになる条件について検討している。塊を形成する線分間の距離は、線分の長さとは比べてある程度近いものである必要があり、距離が離れすぎると、塊はテクストンとはならない(図2.4.5)。また、塊を形成する線分と他の線分との距離は、線分の長さとは比べてある程度遠いものである必要があり、塊の近くに他の線分があると、塊はテクストンとはならない(図2.4.6)。線分を結合して塊を作るためには、塊となる線分だけが、局所的にまとまっている必要がある。そして、その局所性は、線分の長さとは線分間の距離の比で決まる相対的なものである。

後者の、特徴の分離についても、特徴の大きさとは特徴間の距離の相互関係には制約がある。

特徴の大きさの量的な研究には、Green, Wolf, & White(1959)の、ドットパタンの密度差の検出実験がある。Greenたち(1959)の発見は、ドット(粒)一個の大きさ(視角)は効果を持たず、ドットの大きさとドット間の間隔との比が重要であることであった。つまり、ドットパタンのテクスチャーの面を拡大したり縮小したりしても検出

の性能は変わらないことになる。また、Nothdurft(1985a)は、線分の傾きの差によるテクスチャー識別の実験を行った(図2.4.7)。識別の良さは、線分が長くなったり間隔が狭くなったりすれば向上するが、線分の長さと同隔の比に關しては一定となる(図2.4.8)。

Beck, Prazny, & Rosenfeld(1983)は、図2.4.9のような三分割パターン(tripartite pattern)を用いて、上・中・下に分かれて見える識別の強さを評定させた。要素パターンは正方形の場合と線分の場合があり、前者は、大きさまたは輝度で識別でき、後者は大きさまたは傾きで識別できる。観察距離を一定にして、正方形の一边や線分の長さ・背景の白黒・線分の傾き・要素間の距離を変化させた実験を行い、表2.4.1に示す結果が得られた。正方形の一边や線分が長くなるほど識別の強さの評定値は大きくなり、また、間隔が離れるほど小さくなる。これらの効果はともに統計的に有意である。Beckたち(1983)は検定していないが、間隔の効果の方が個々の要素の大きさの効果よりも大きいので、間隔と要素の大きさの比を一定にしてパターン全体が大きなものと小さなものを比較すると、大きなものの方がわずかに識別しやすくなる。つまり、拡大した方が見えやすくなる。この結果は、Greenたち(1959)やNothdurft(1985a)の結果と異なっている。

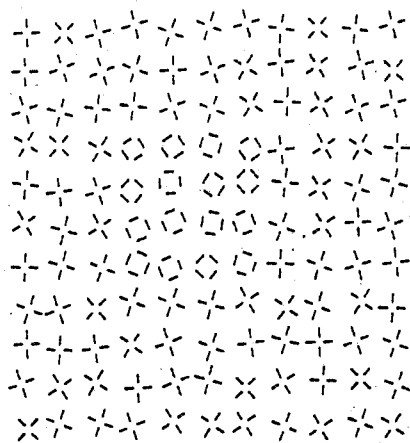
Beckたち(1983)は、特徴の結合という点から、この違いを論じている。Greenたち(1959)の実験では密度差だけがわかればよいのに対し、Beckたち(1983)の実験では特徴の結合による高次要素(higher-order element)を形成せねばならないから、この違いが生じたというのがその説明である。ここで、高次要素とは、図2.4.9で個々の要素が縦や横の一行にまとまったものをいい、この高次要素どうしの相互關係でテクスチャー識別が起きるといふものである。なぜ大きな図形ほど高次要素が形成しやすいかは説明していないのだが、特徴の結合は個々の図形の属性(大きさ、色、方位など)の類似性に基づくから、大きな図形ほど属性が処理しやすくなるという前提があると、私は判断する。ただし、この説明では、Nothdurft(1985a)の、

等方位の線分のまとまりの実験結果が大きさの比の変化に関して一定であったことが、解釈できなくなる。(この二つの実験結果の差の解釈は2・4・4で行う。)

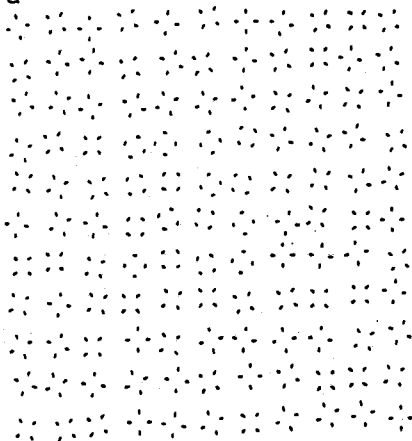
一方、Beck, Sutter, & Ivry (1987)は、図2.4.9のパターンについてさらに実験を行い、視覚の空間周波数特性という点から、この違いを論じている。その説明は、Beckたち(1983)の実験は空間周波数特性を反映したものであるため、さまざまな空間周波数チャンネルの視感度の差が影響して、パターン全体の大きさによる識別の強さの差が生じたというものである(実験の詳細は、3・1・3で述べる)。ただし、この説明は、実際の視感度からの予測に基づくものではないし、また、Greenたち(1959)の実験結果がなぜ距離と大きさの比に無関係であったかにはふれていない。

この現象の説明のためには、空間周波数チャンネルと特徴の結合という二つの理論の相互関係がわからなければならない。つまり、テクスチャー識別が、どういう場合に空間周波数チャンネルに基づくか、また、どういう場合に特徴の結合に基づくかがわからなければならない。空間周波数チャンネルの研究については3・1で、特徴の結合に関する研究については3・2で、それぞれ述べる。

特徴と特徴との関係を考える上での局所性は、総合的にみると、特徴間の絶対的な距離よりも、特徴間の距離と特徴の大きさの比で定義されるような、相対的な距離により範囲が定まると考えられる。ただし、場合によっては、空間周波数チャンネルの特性や、特徴の属性の処理の仕方により、個々の特徴の大きさ(視角)が影響することもある。



a



b

図 2.4.5

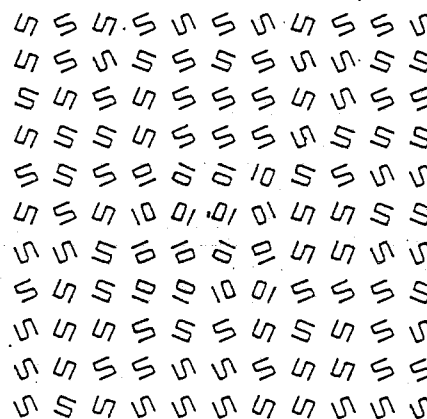
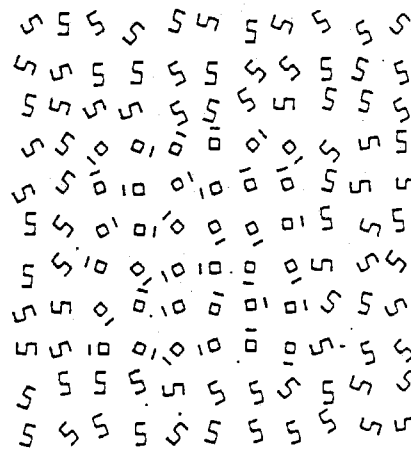


図 2.4.6

ともに Julesz(1986)による

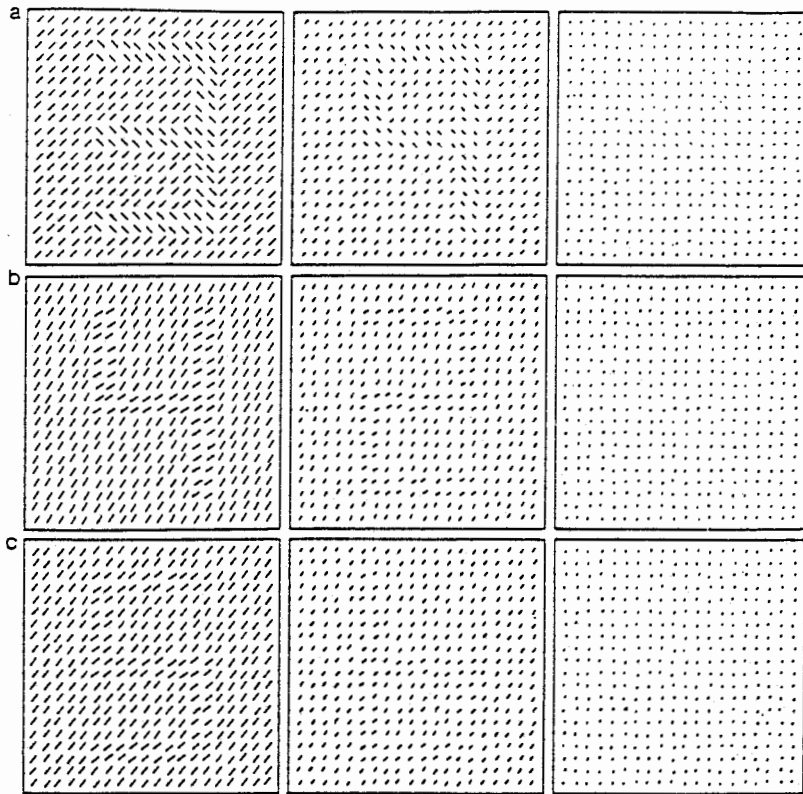


図 2.4.7 Nothdurft(1985a)による

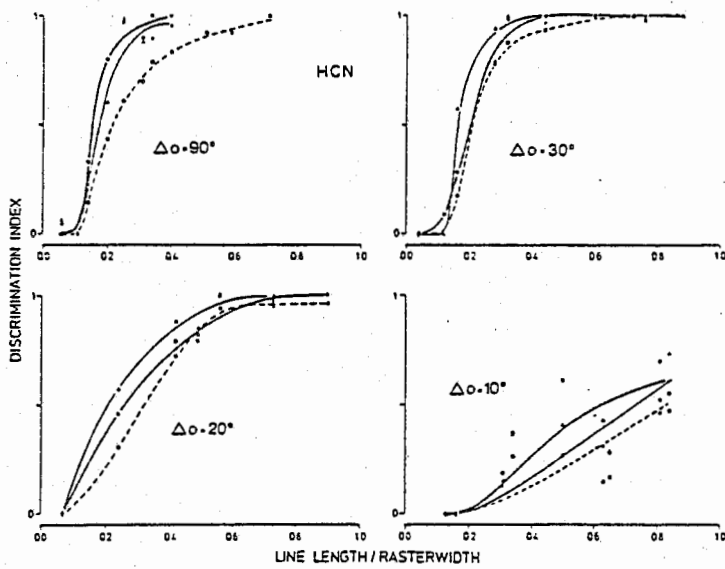


図 2.4.8 Nothdurft(1985a)による

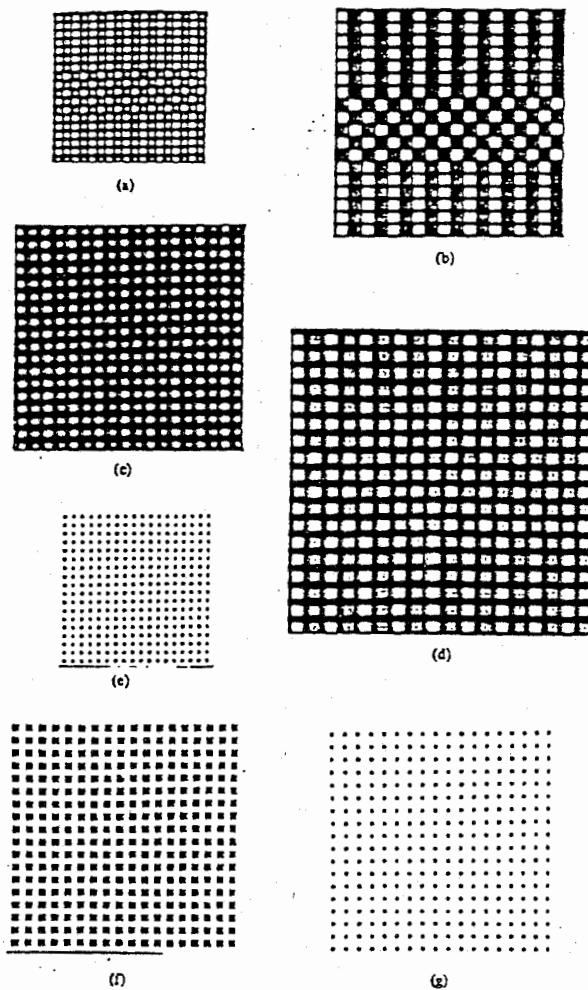


図 2.4.9 Beck, Prazny, & Rosenfeld(1983)による

	Near Separation		Far Separation	
	Small Squares	Large Squares	Small Squares	Large Squares
Size Stimuli				
Black Background	3.58	4.04	1.71	2.00
White Background	3.08	3.54	2.06	2.02
Lightness Stimuli				
Black Background	4.58	4.88	2.73	2.71
White Background	1.10	1.04	1.00	1.00

表 2.4.1 Beck, Prazny, & Rosenfeld(1983)による

要素・距離が大きなもの同士と小さなもの同士を合算すると、パターン全体が大きな方が強く見えたものは、8通り中7通りである。

2・4・4 局所性の範囲の要約

2・4・1から2・4・3をまとめて、局所性の範囲についての問題点を述べる。

局所性の範囲を定義するには、絶対的な距離で定義するか、相対的な距離（大きさと距離の比）で定義するかの二つの方法がある。絶対的な距離の場合は、拡大・縮小すると見え方が変化する可能性があるのに対し、相対的な距離の場合は、拡大・縮小しても見え方は変化しない。

点と点の関係については、輝度差で識別する場合は、局所性の範囲は絶対的な距離に基づく。二次統計量の差で識別する場合は、局所性の範囲は不明で、今後の検討が必要である。なお、点の大きさが問題になるような場合は、点というよりもむしろ特徴として取り扱うべきであり（3・3で後述するMarrの理論の「塊」のようなものである）、大きさと距離の比が問題となる。恒常的な視知覚のためには、相対的な距離の方が好都合である。にもかかわらず、輝度差に関して、点と点の関係が絶対的な距離に基づいているのは、視覚系が、点の大きさを正確に測定できないからであると考えられる。夜空を見て、恒星と惑星の大きさは区別できない。

点と特徴の関係については、方位に関するものをいくつか見た。局所性の範囲は点間の絶対的な距離で定まり、数分から10数分以内ないと点の集合は方位情報として機能しない。図2・4・3のような、要素図形の方位が様々なテクスチャーは、10数分以内の局所的領域の点の配置だけを考慮すればよい。そして、その配置が方位を感じさせる強さは、点の距離に応じて定まる。ここで参考になる研究をあげる。Andrews(1967)は、二線分の平行性の知覚から、線分の方位を知覚する局所的領域を9分以内であると算出している。Andrews(1967)の実験は、中心視に限っていることや刺激が実線分であるという意味で、テクスチャー識別の場合とは状況が異なる。しかし、局所性の範囲の値自身は、点の集合の方位によるテクスチャー識別

の場合とほぼ同じである。点の並びが方位情報として機能するための局所性の範囲は、実験状況には殆ど左右されないようである。

しかしながら、興味深いことに、Glassパタンの場合では、1度以上の距離でも方位情報としての機能を果たすことができる。要素図形の方位が様々なテクスチャーの局所性の範囲は10数分程度なので、5,6倍の距離になる。この相違の原因は、Glassパタンのまとまりの基礎となる局所的領域の平行性であると考えられる。以上をまとめると、近傍の点の対が様々な方位に並ぶときは、10数分以内の領域の点の配置だけを考えれば良いが、近傍の点の対が並ぶ方位が平行に揃っているときは、方位情報間で協調(cooperation)が生じ、1度以上の領域の点も方位情報を形成する。

テクスチャー識別の特徴と特徴の関係は、相対的な距離に基づく。また、Stevens(1978)のGlassパタンの研究で、対応する点間を半径とする円内の点が2個で一定であったことは、Glassパタンのまとまりが相対的な距離に基づいていたことを示す。仮想線の導出は絶対的な距離に基づき、仮想線から全体的なまとまりを形成する過程は相対的な距離に基づく。一般化して言うと次のようになる。

「点の集合が方位情報を形成する場合は、絶対的な距離に基づく情報処理が行われる。方位情報がパターン全体のまとまりを形成する場合は相対的な距離に基づく情報処理が行われる。」

これは現段階では単なる仮説に過ぎない。しかし、この仮説に従えば、2・4・3で、Beckたち(1983)やBeckたち(1987)の三分割パタンの実験が絶対的な距離の影響を受け、一方、Nothdurft(1985a)の等方位の線分のまとまりの実験が相対的な距離の影響を受けたことが、次のように説明できる。三分割パタンの実験では、図2.4.9の正方形がまとまってできる縦や横の方位情報が形成できるかどうか問題である。一方、等方位の線分のまとまりの実験では、方位情報は既に形成済みであるので、問題は方位情報のまとまりである。したがって、この差が距離の絶対・相対の差をもたらした。

特徴と特徴の関係が問題になるような複雑な事態では、人間は、

空間周波数フィルターや特徴の結合のような、さまざまな計算原理で画像を処理するので、入力図形との対応は複雑なものとなる。こういった計算原理については、次章以降で考えていく。

以上をまとめると、点の相互関係が輝度を決定する場合や、点の集合が方位を形成する場合は、局所性の範囲は絶対的な距離に依存する。一方、特徴の相互関係がまとまりを形成する場合は、局所性の範囲は相対的な距離に依存する。点（ドット）が大きさを持ち塊として機能する場合や、仮想線がGlassパターン全体のまとまりを形成する場合は、点や仮想線は特徴としての処理を受けるので、相対的な距離が支配的になる。

テクスチャー識別には局所性という概念が重要なので、局所性の範囲は何によって決まるかという問題設定は必然的に生じる。この問題設定は、基本的には、テクスチャー識別を刺激（入力画像）から説明しようという方法論に基づく。しかしながら、実験結果を概観してわかるのは、単に刺激だけで一貫した説明を行うと困難が生じてくることである。テクスチャー識別の説明のためには、点や特徴の処理の原理がわからねばならない。第3章では、局所的情報を大域的情報に変換する部分を扱い、第4章では、計算論の構成的研究を扱う。

本章では、テクスチャ識別の基礎をなす、入力画像の局所的解析に関する研究を概観した。

解析のレベルには、輝度レベルと特徴レベルがある。輝度レベルでの解析には、密度の他に二次統計量があるが、精度はあまり良くない。

特徴のレベルでの解析には、Juleszの研究が代表的である。彼がテクストンと呼んだテクスチャ識別の基本的な単位は、線分・端点・交点・塊などであり、大きさや方位などの属性を持つ。

このような特徴は局所的な領域で定義されているものだが、その領域の範囲には上限がある。例えば、点の集合が方位情報を形成することができるのは、せいぜい10数分以内にある場合である。テクスチャ識別には、このような局所的な領域での画像解析が基礎となっている。

次の問題は、このような局所的解析から得た情報から、どうやって画像全体の解析にたどりつくかである。そのために参考になるものとして、Glassパタンの研究がある。Glassパタンのまとまりの知覚も、一般のテクスチャ識別と同様に、局所的解析から出発する。その局所的解析の基礎となるのは、点（図形）の対応問題である。Glassパタンの最近の研究からわかったことは、対応問題を解くカギには、輝度レベルでの処理と特徴レベルでの処理があることである。前者は、空間周波数特性を持つエネルギー加重であり、後者は、特徴処理の結果の類似度の評価である。

この、画素レベルでの処理と特徴レベルでの処理の二点の共存は、テクスチャ識別の全体に関わる問題である。次章では、局所的解析から得られた情報を大域的な情報に変換する過程を、この二つのレベルに分けて、見ていく。

第2章ではテクスチャー識別に関する標準的な研究を概観した。その結果、テクスチャー識別は、点の分布の二次統計量や、線分の方位のような局所的特徴に基づいていることがわかった。特に、後者の局所的特徴は、Juleszの研究ではテクストンと呼ばれるもので、テクスチャー識別の基本的な単位となるものである。

テクスチャー識別とは、これらの単位の配列が均質である領域を見つけ出して、画像を大きく分類したり、認識すべき対象を画像から切り出したりすることである。その意味で、これらの単位はテクスチャー識別の出発点となる。しかしながら、これらの単位は局所的領域だけで定まるものなので、テクスチャー領域全体を対象とするには小さすぎる。したがって、局所的領域から大領域への情報の変換が必要となる。

こういった大領域に関する心理学研究はそれほど多くないので、充実した理論を組み立てることは現段階では難しい。したがって、本章の記述は、確立した実験結果や完成した理論の紹介ではなくて、今後の研究の方向を定めることを目的とする。内容は以下の二項に分かれる。

(1) 空間周波数フィルター

(2) 特徴の結合

(1)と(2)はともに、局所的な情報を大域的な情報に変換する処理を取り扱う。異なっているのは、変換の対象となる画像のレベルである。(1)は、画像の特徴の解析が様々な空間周波数特性を持つフィルターにより行われているとして、ある領域内の輝度(エネルギー)の総和が、そのフィルターへの入力となっていると考えることである。つまり、輝度レベルの画像を対象として、輝度値を平均化することで解析の単位を大きくする方法である。一方、(2)が対象とするのは、特徴抽出が終わった後の画像である。そして、すでにある程度の処理がなされた特徴に対して、類似度や空間的な配置に基づい

て、似ているものであれば結合し、似ていないものであれば分離する。要するに、両者の相違点は、局所から大域への変換と特徴抽出の前後関係である。局所から大域への変換を、(1)では特徴抽出に先立って輝度レベルの画像に対して行うのに対し、(2)では特徴抽出が終わってから特徴レベルの画像に対して行う。

3・1 空間周波数フィルター

テクスチャー識別と空間周波数フィルターとの関係を調べた研究について述べる。空間周波数フィルターとは、輝度の集合として記述されているような画像に対し、近傍画素の輝度値を加算して、空間的に様々な粗密の解析を行うようなフィルターである。様々な粗密のフィルターごとに情報処理のチャンネルがあると考えて、空間周波数チャンネルと呼ぶこともある。

三種類の研究を見ていく。正弦波を用いて空間周波数からテクスチャーを生成した研究、二次元ガボール関数を用いた研究、Beck, Sutter, & Ivry (1987)の実験の三種類である。最後に要約する。

3・1・1 空間周波数からのテクスチャーの生成

まず、特定の空間周波数を持つ正弦波を合成して、一次元的に変化するテクスチャーを生成した実験を見ていく。

Richards & Polit (1974)は、0.32 cpdから27.0 cpdまでの範囲からいくつかの空間周波数を選び、その空間周波数をもつ正弦波を加算してテクスチャーを生成した(図3.1.1)。そのテクスチャーを横に並べて提示してマッチングを行った結果、得られたマッチング関数(matching function)は、4つの空間周波数の合成で説明できるものであった(図3.1.2)。これはちょうど、様々な色の感覚が3つの色だけで合成できることと似ている。また、Harvey & Gervais (1978)は、類似した方法で生成したテクスチャーを被験者に分類させた結果が、同様に、4種の空間周波数チャンネルで説明できることを示した。

以上の実験は、Wilson & Bergen (1979)が視感度の測定値から提案した、空間周波数チャンネル・モデルと対応させることができる。Wilson & Bergen (1979)の4チャンネル・モデルは、視感度曲線を、N・S・T・Uの4つの空間周波数チャンネルの合成で説明するもので、各チャンネルの最適周波数(中心周波数)は、それぞれ、8.1, 4.4, 2.0, 1.1 cpdである。

Wilson & Bergen (1979)によると、Richards & Polit (1974)の4つの空間周波数(High・Middle・Low・Visible)のうち、H・M・Lは、Wilson & Bergen (1979)が視感度の測定から得た空間周波数チャンネルのモデルのN・S・Tに、それぞれ対応する。また、Harvey & Gervais (1981)は、7種の空間周波数(1.00, 1.63, 2.67, 4.36, 7.12, 11.63, 19.00 cpd)を加算してテクスチャーを生成し、類似度の評定値を多次元尺度法(INDSCAL)で解析した。3変数が選択され、7周波数で分散の90.6%が説明できた。Harvey & Gervais (1981)は、Wilson & Bergen (1979)の4チャンネル・モデルを用いると、選択された3変数のうち、最初の2変数の分散の91.8

%が説明できることを示した。Harvey & Gervais (1981)はこの結果を、4種のチャンネル間の拮抗作用で説明している(図3.1.3)。

以上の研究を概観すると、正弦波を合成して得られるテクスチャの知覚は、視感度曲線から得られた、Wilson & Bergen (1979)の4チャンネル・モデルとよく対応することがわかる。

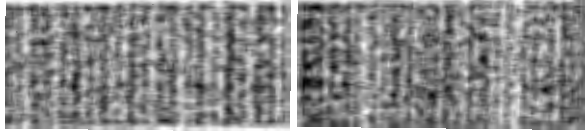


図 3.1.1

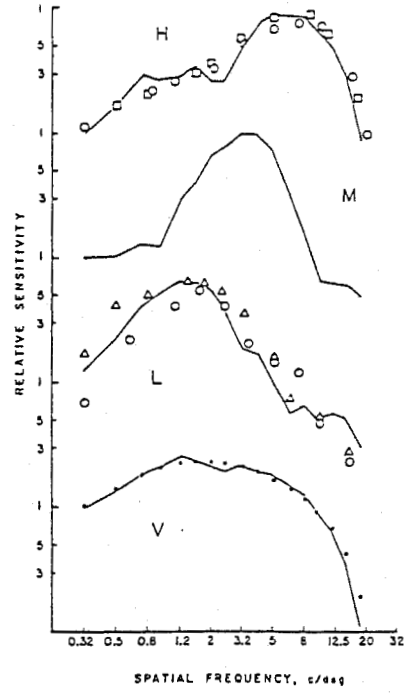


図 3.1.2

ともに Richards & Polit(1974)による

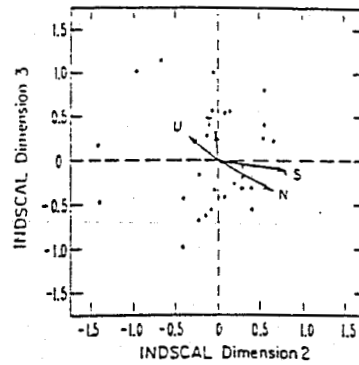
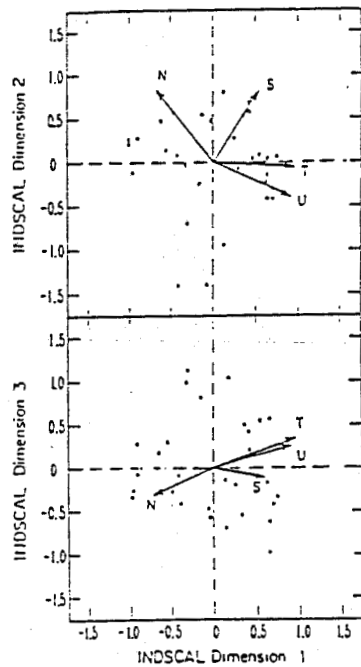


図 3.1.3 Harvey & Gervais(1981)による

3・1・2 二次元ガボール関数

二次元ガボール関数 (two-dimensional Gabor function) をフィルターとして用いて、テクスチャー識別に応用した例を見ていく。

ガボール関数とはガウス関数 (Gaussian function) に正弦波を乗じたものである (註)。二次元ガウス関数は、平面内の任意の位置に任意の広がり (分散) をとることができる。正弦波は、任意の周波数と任意の位相を持つことができ、座標軸を任意の角度に回転できる。ガウス関数の位置は座標軸の平行移動を表現し、正弦波の周波数は座標軸に沿った空間的な広がりを表現する。従って、二次元ガボール関数は、二次元平面内の様々な位置に様々な広がりを持つ様々な方位を表現できることとなり、視覚皮質の超コラムの機能を計算で実現できる (Daugman, 1985)。また、ガボール関数は、二次元の原画像空間の分解能と周波数空間の分解能の両方を適度に満足させる (両方の分解能のトレード・オフに関して最適である) という意味で、効率的である。

Turner(1986)は、二次元ガボール関数と二次元の画像平面との畳込みにより、テクスチャー識別のシミュレーションを行った。用いた二次元ガボール関数は、空間的な広がり是一定で、4種の周波数と4種の方位をもつ (図3.1.4(a))。その際、フィルターは近接した領域間で重畳させ (図3.1.4(b))、フィルターの出力は位相を消去して振幅とした。Turner(1986)は、二次統計量の差、線分の有無、線分の方位の差、偶奇性 (粒状性) によるテクスチャー識別 (図3.1.5(a)-(d)) や、端点の並びによる主観的輪郭 (図3.1.5.(e)) をシミュレートした。ここで興味深いのは、図3.1.1(d)のような、二次統計量の等しいテクスチャー対も識別できていることである。二次統計量が等しい画像は自己相関関数も等しくなるので (2・2・1参照)、単なるフーリエ解析に基づく方法では識別できない。また、図3.1.5(e)の端点の検出は、端点の属している線分の向きが一定なので、単に横方向の方位が弱くなったからに過ぎない。このフィルターで

は、様々な方位の端点の数の違いによるテクスチャー識別は、シミュレートできない。人間は様々な方位の端点を同一視するが、このフィルターは端点を方位成分の欠落として検出するから、異方位の端点は同一視できないからである。この点には第4章でもう一度ふれる。

二次元ガボール関数をフィルターとして用いることの意義は、Turner(1986)によると、視覚情報処理の初期過程の研究に用いられてきた、特徴抽出機構と周波数特性という二種類のモデルを統一的にとらえたところにある。特徴抽出機構は原画像空間のフィルターであり、周波数特性は周波数空間のフィルターである。ガボール関数は、この二つの空間の両方を合わせた意味で、効率的だからである。

また、このシミュレーションは、二次元ガボール関数状の受容野を持つ視覚皮質のニューロンが、テクスチャー識別の基礎となっていることを示唆する。今後、必要なのは、テクスチャー識別の全てが二次元ガボール関数フィルターで説明できるかどうか、また、説明できないのは何かの検討である。

註:

二次元ガボール関数を $G(\theta, \omega, \rho, i, j)$ と書くことにする。

$$G(\theta, \omega, \rho, i, j) = \exp(-(x-x_0)^2 + (y-y_0)^2) / (2\sigma^2)) \\ * \sin(\omega(x\cos\theta - y\sin\theta) + \rho)$$

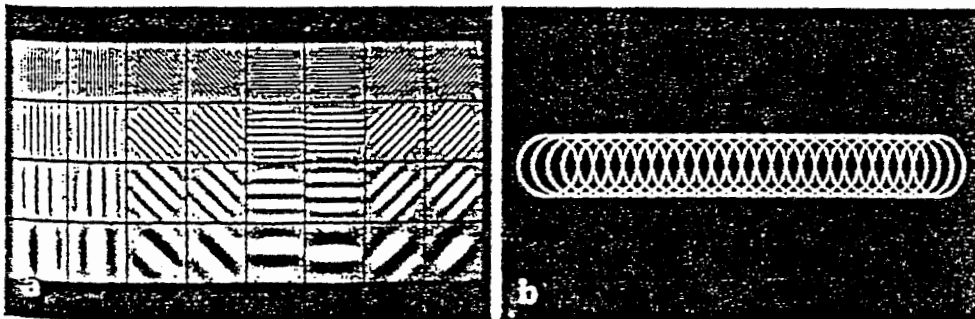
ここで、 θ : 座標軸の回転角 (方位)

ω : 中心周波数 (座標軸方向の空間的広がり)

ρ : 位相角

σ : ガウス分布の分散 (フィルターの大きさの定数)

(x_0, y_0) : フィルターの中心位置

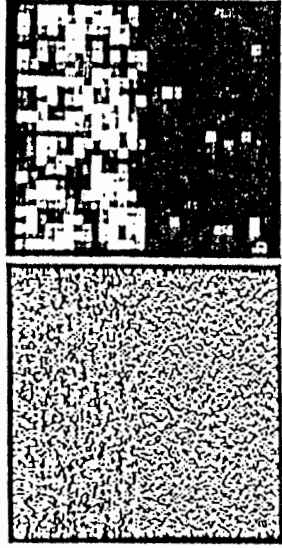


(a)

(b)

図 3.1.4 Turner(1986)による

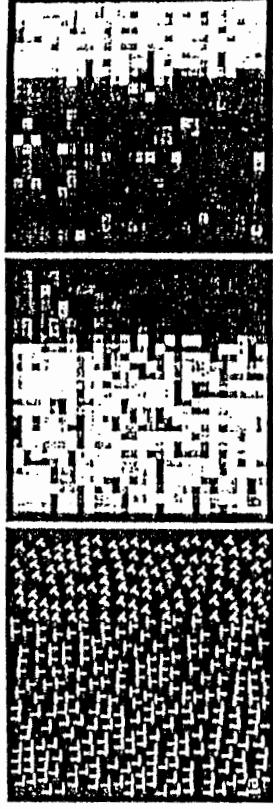
(a)



(b)



(c)



(d)



(e)

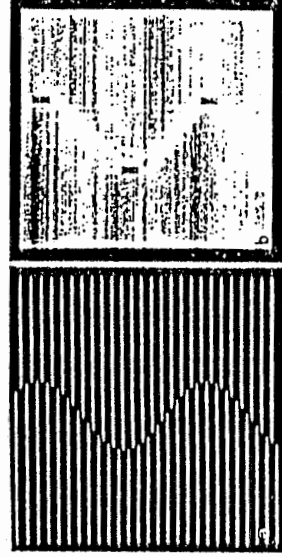


図 3.1.5 Turner(1986)による

テクスチャー識別と空間周波数特性との関係を見ていく上で、Beck, Sutter, & Ivry(1987)の実験は興味深い。

Beck, Prazny, & Rosenfeld(1983)の三分割パタンの実験については、局所性の範囲という観点から、2・4・3ですでに述べた。Beck, Prazny, & Rosenfeld(1983)はテクスチャー・パタンの要素の大きさや要素間の距離を変化させて、特徴の結合という視点から結果を解釈している。ここで、特徴の結合については3・2で詳しく述べることにする。

Beck, Sutter, & Ivry (1987)の用いた図形は、Beck, Prazny, & Rosenfeld(1983)と同様のもので、個々の要素図形は正方形である。Beckたち(1987)の実験は、パターン全体の大きさと観察距離を一定にして(視角6.8度)、個々の要素図形の大きさ・コントラスト・色相が、見え方の強さに及ぼす効果を調べた。実験は、要素図形の大きさを一定にして輝度差で識別させる場合と、要素図形の大きさを変化させて大きさの差で識別させる場合がある。結果を要約する。

(1) 輝度の差で識別する実験条件では、コントラストが逆向きであるときテクスチャー識別は強い。灰色の地に白と黒の要素図形のパターン(図3.1.6(a))の見え方は強いが、黒の地に灰色と白の要素図形のパターン(図3.1.6(b))の見え方は弱い。白の地に灰色と黒の要素図形のパターンも同様に弱い。このことはGlassパタンの見え方と似ている。

(2) 大きさとコントラストは独立ではなく、積が重要である。低コントラストの大きな要素図形と、高コントラストの小さな要素図形のパタンの見え方は弱い(図3.1.7(a))。一方、高コントラストの大きな要素図形と、低コントラストの小さな要素図形の見え方は強い(図3.1.7(b))。このことは、テクスチャー識別の基礎が低域フィルターであると考えると理解できる。低域フィルターは画像の細かな差は問題にせず、

比較的広い領域内の輝度の総和だけを問題にするからである。
(3) 色相の差は、コントラストが逆向きの時は識別にほとんど効果を持たず、コントラストが同じ向きの時だけわずかな効果を持つ。例えば、背景が灰色で、要素図形が明るい赤と暗い青のパターンでは、見え方の強さは白黒とほとんど変わらず、要素図形がともに明るいかともに暗い場合のみ、色相の差はわずかに効果を持つ。このこともGlassパタンの場合と似ている。色相が同じ図形は一般に類似度が大きいことを考えると、この種のテクスチャー識別は要素図形間の類似度によるものではないと考えられる。

(4) 元のテクスチャー・パターンから低周波成分を除去すると、識別の程度が異なってしまう。図3.1.8は元のパターン(a)は識別しやすいが、低周波成分を除去したもの(b)は識別しづらい。図3.1.9はその逆であり、元のパタンの高周波成分が低周波成分によって、「マスク」されている。

(5) テクスチャー識別の強さと、二次元ガボール関数フィルターの出力の低周波成分とは対応する。図3.1.8(c)は(a)に対するフィルターの出力であり、中心周波数は1.75 cpdである。図3.1.9(c)も同様である。両者は、横方向は同じだが、縦方向の出力が違い、識別しやすさと対応している。

以上の実験結果から、Beckたち(1987)は、この三分割パタンのテクスチャー識別は、おもに、空間周波数チャンネルの低域フィルターの出力に基づくものであると結論した。

この結論を検討する。

Beckたちは低域フィルターの重要性を主張したが、では、低域フィルターがないとどうなるか。図3.1.8と図3.1.9の(b)を見ると、原パターンとは見え方が異なっている。ここで興味深いのは図3.1.9(b)であり、高域フィルターの出力だけでもまとまりが見える。Janecz(1984)も、別のパターンについて同様の結果を得ている。Beckたちの

説では図3.1.9(a)の原パターンでまとまりが見えないことは説明できるが、(b)の高域フィルターだけでまとまりが見えることは説明できない。

また、Beckたちは低域フィルターのみで説明しているが、図3.1.3のHarvey & Gervais(1981)の例では、NチャネルやSチャネルのような高域フィルターの寄与も大きい。この差が生じた理由は明確でないが、私は、この差は実験の内容によるものであると考える。

Harveyたちの実験は、テクスチャー対の類似度の評定であり、細かな部分の差も問題となる。それに対し、Beckたちの実験は、テクスチャー識別に基づく形の認識を含んでいる。形の認識の場合、形の全体的な処理の優位性が指摘されている(Navon,1977)が、Beckたちの実験の場合でも、形の認識と共通のメカニズムを含んでいたとすると、「比較的」低周波の成分が優位に働くことになる。「比較的」と言ったのは、一般的な低周波という意味ではなく、形を記述するのに適切な大きさだという意味だからである。なお、この、形全体の処理の優位性や、低周波成分の優位性は、計算論的には次のように考えることもできる。形の認識が、局所的な様々な特徴の内部表現のネットワークで並列的に計算されるとすると、形全体に関することや低周波成分に関することは、一般に速く収束する。要素の数が少ないので、問題の規模が小さくなるからである。

三分割パタンのどれでも、拡大するか目を近づけるかして大きな視角で観察すると、30度位なら十分に識別できる。これは、Beckたちの実験状況の約5倍であるから、図3.1.8や図3.1.9に対応する二次元ガボール関数の中心周波数は、0.3cpdから0.4 cpdということになる。このような低域フィルターは、報告されている空間周波数フィルターには見あたらない。にもかかわらず、テクスチャー識別は可能である。このような観察状況では、低域フィルターの出力では説明できなくなるので、個々の要素図形の特徴の処理を考えねばならない。実際、Beck自身は、他の論文(Beckたち,1983)で、Beckたち(1987)の実験と同じ図形を用いて、特徴の結合という視点から、群化

の効果を調べている(3・2・1参照)。Beckたち(1987)自身も言うように、この結論は、テクスチャー識別全体には必ずしもあてはまらない。画像の低周波成分のみが重要であれば、ぼかしても見え方は変わらないのだが、ぼかせば識別できなくなるテクスチャーも多い。特に、テクスチャーの要素の細かな特徴を処理して、大きさや方位などの類似度に基づいて識別しているような場合は、ぼかせば(または遠くから見れば)見え方はひどく変わる。

以上の検討をまとめると、次のようになる。

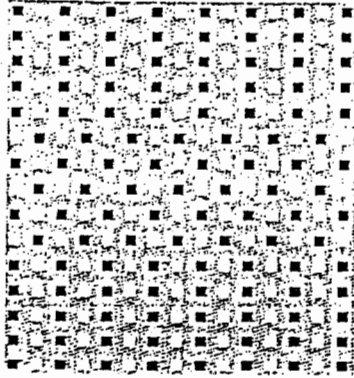
(1) テクスチャー識別が低域フィルターの出力に基づくというBeckたちの結論は、彼らの実験の範囲では、正しい。

(2) しかしながら、この結論は、テクスチャー識別一般には拡張できない。パターンによっては、高域フィルターの出力に基づく特徴処理でないと説明できなくなるものも多い。

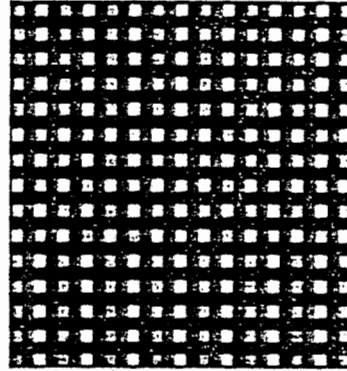
(3) Beckたちのパターン自身も、観察の仕方によっては、低域フィルターの出力では説明できなくなり、ほかの説明が必要になる場合がある。したがって、Beckたちの結論は、彼らの実験状況に限定して考えねばならない。

(4) テクスチャー識別を論ずるには、Beckたちの低域フィルター・モデルと、高域フィルターまで含めた特徴処理モデルとの両方が必要である。

ここで問題となるのは、低域フィルターと特徴処理の手続きとの相互関係である。換言すれば、輝度レベルでの処理と特徴レベルでの処理が共存していることである。2・3でGlassパタンの研究を見ていったときも、また、2・4で局所性の範囲について検討したときも、この問題が生じた。この問題は視覚の初期過程の重要な問題であると考えられるので、4・2・3で再びふれることにする。



(a)



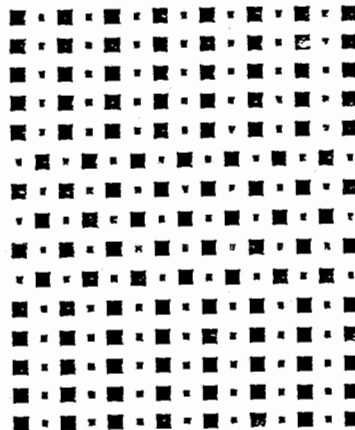
(b)

図 3.1.6 Beckたち(1987)より

(a)はコントラストが逆向きなので識別し易いが、
 (b)はコントラストが同じ向きなので識別しづらい。



(a)



(b)

図 3.1.7 Beckたち(1987)より

コントラストと面積の積が、(a)では同じ位なので識
 別しづらいが、(b)では大きく異なるので識別し易い。

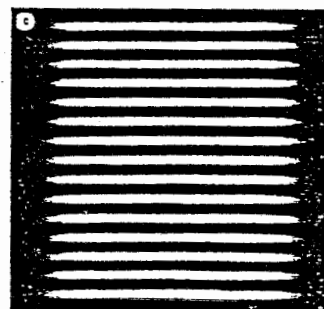
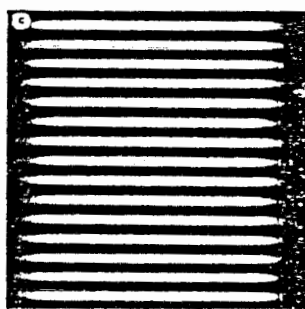
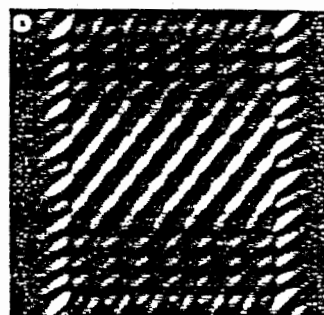
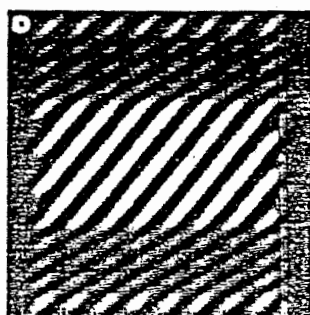
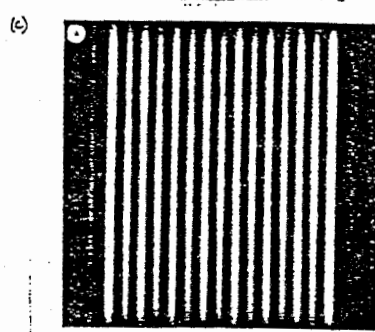
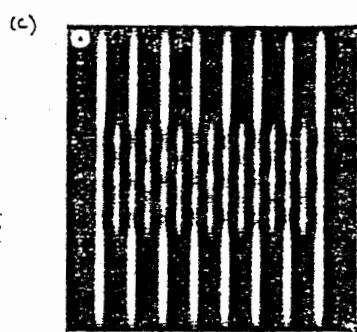
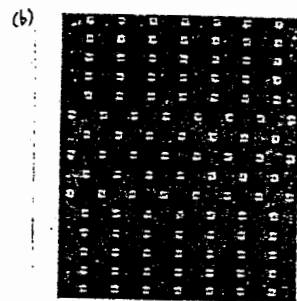
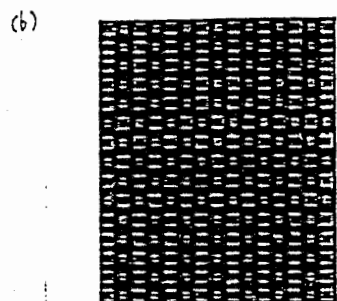
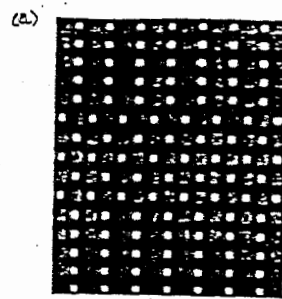
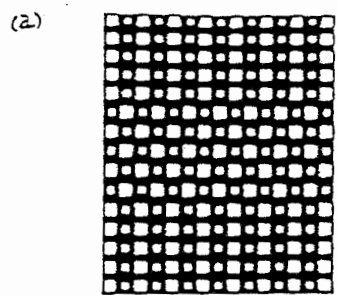


図 3.1.8

図 3.1.9

ともに Beck たち (1987) による

3・1・4 空間周波数フィルターの要約

3・1・1から3・1・3までを要約し、比較検討する。

テクスチャーが点の集合からできていて、テクストンのような局所的な特徴を含まない場合は、視感度曲線から得られた空間周波数フィルター・モデルと良く対応する。

一方、テクストンのような局所的な特徴を含む場合は、方位と空間周波数の処理を同時に行うモデルが必要となり、二次元ガボール関数フィルターが有効である。このことは、視覚皮質の超コラムがテクスチャー識別の基礎となることを示唆する。ここでの問題は、テクストンの全てがガボール関数フィルター・モデルで説明できるかどうかの検討である。

Beckたち(1987)の実験のような、少し複雑な特徴を含んでいるように見えるテクスチャー・パタンの場合でも、識別が、特徴の類似度ではなく、単なる低域フィルターの出力に基づいている場合がある。2・4・4で既に述べたが、Beckたち(1987)の実験の識別は、画素ごとに輝度値を持つ点の集合から方位情報を形成できるかどうか依存する。このような、輝度レベルでの情報処理を記述するには、空間周波数ごとに平滑化を行うフィルター(例えばガボール関数フィルター)を考えれば十分である。しかし、テクスチャー識別のなかには特徴の類似度を考えねばならない場合もあり、単純なフィルター・モデルではうまくいかない場合も多い。単純なフィルター・モデルではうまくいかないものは、方位に依存しない特徴(例えば端点)の有無で識別するような場合で、これは4・2・1でふれる。

また、Beckたち(1987)の実験のような輝度レベルの処理と、特徴レベルの処理との相互関係は、Glassパタンの場合とも共通で、重要である。この点に関し、2・4では局所性の範囲という視点から検討した。3・2では特徴の結合という視点から検討する。4・2・3では、二つのレベルの処理の特性を概括する。

テクスチャー識別に重要な周波数帯域は、状況によって異なる。

単にテクスチャ対を比較するような場合であれば、高域から低域まで様々な帯域にわたっている。また、テクスチャ識別に基づいて形の認識を行うような場合は、特定の帯域に偏るようである。この偏りが、低域に偏るのか、最も感度が高い帯域に偏るのか、形を記述するのに好都合の帯域に偏るのかは、今後の検討が必要である。

空間周波数フィルターはテクスチャの処理の手続きの一つであるが、テクスチャ識別の要因はこれだけではない。特徴の処理や、類似度の評価が重要であることは第2章ですでにふれた。次項では、大域的な特徴処理の一つである、特徴の結合を見ていく。

3・2 特徴の結合

結合 (aggregation, linking) とは、多数個のものを同一のものと見なしてまとめあげ、少数個のもので新たに表現し直すことをいう。テクスチャー識別の場合は二つある。一つは、複数の点がまとまって線分や方位などの特徴を形成することである。いま一つは、複数の特徴 (テクストン) がまとまって高次特徴を新たに形成し、その高次特徴に基づいて、テクスチャー識別が行われることである。

点どうしの結合からどういう特徴ができるかという問題に対する解答は、Juleszによるテクストンのリストアップがある。ここでは、それ以外のものとして、3・2・2でTreismanのものを紹介する。

ここで取り扱う主要な問題は、特徴どうしの結合である。結合は近接しているもの間で行われると考えられるが、結合の条件は距離だけではない。特徴は、類似したものであると見なされてはじめて結合する。したがって、類似性の種類や程度が問題となる。

ここでは、まず、特徴の結合によるテクスチャー識別の実験にふれ、次に、Treismanの特徴統合理論について見ていく。前者は、「前注意過程で特徴の結合により何ができるか」に対する答えであり、特徴の結合を「下から押さえる」。後者は、「前注意過程で特徴の結合では何ができないか」に対する答えであり、特徴の結合を「上から押さえる」。この両者で、特徴の結合をはさみ込むことを試みる。

最後に、全体を要約する。

3・2・1 特徴の結合の実験

Beck(1983)の実験は、U字形をした線分から成る、上半分と下半分が異なったテクスチャー対(図3.2.1)を用いたものである。このテクスチャー対は、どんな線分を含むかといった特徴の類似度に関しては、上下で同じである。上下で異なっているのは、画素を単位とした二次統計量と、線分間の関係である。

Beck(1983)は、識別の強さと二次統計量との関係を調べた。識別の強さは被験者の評定値で表す(表3.2.1(a))。二次統計量は、視角にして38分,19分,9.5分の距離内の、画素間の同時生起頻度の差とする(表3.2.1(b))。両者の相関係数は、それぞれの距離について、0.67, 0.73, 0.68であり、二次統計量と評定値とは、全体としてみると、関係があると考えられる。しかしながら、個々の図形に目を転じると、両者はかなり食い違っている。たとえば、図3.2.1のBとCは、識別の強さは同じだが、二次統計量はひどく異なっている。また、CとDは、識別の強さと二次統計量の関係は逆転している。

この実験結果を説明するものとして、Beck(1983)は、線分の結合(linking)を考えている。図3.2.1のテクスチャー対を見分ける際に、線分が縦方向にまとまるか横方向にまとまるかが問題だというわけである。線分のまとまりが高次特徴となり、高次特徴に基づいてテクスチャー識別が起きる。この実験の場合では、テクスチャーは上下に分かれるべきものなので、横方向にまとまれば識別し易くなる。

この実験結果に対する彼の説明は、要約すると次のようになる。B・D・Iで識別が強く、A・Jで弱いのは、前者では横方向の線分が横方向に並んでいることが手がかりとなるが、後者では手がかりとはならないからである。また、C・Dで識別が強く、E・F・G・Hで弱いのは、前者では線分の密度が高いので結合が強くなるが、後者では密度が低いので弱い結合しか出来ないからである。

Beck自身は結合子(linking operator)を列挙していないが、上記の説明に現れる結合子の条件としては、

(1) 同じ方位の線分が、その方位に並んでいること（横方向の線分が横方向に並んでいること）。

(2) 線分が近接していること。

の二つが考えられる。Beck, Prazny, & Rosenfeld(1983)はこの二条件を別の実験で確認している。

Beck, Pradzny, & Rosenfeld(1983)は、テクスチャー識別に関して、彼らのモデルとJuleszのモデルを対比して、図3.2.2のような図式で説明している。図3.2.2(a)は彼らのモデルで、画像から特徴を検出し、特徴を結合してテクスチャーの要素を構築し、その要素間の差をとってテクスチャーの識別を行うというものである。図3.2.2(b)はJuleszのモデルで、画像に対し、個々の点から二次統計量を計算するとともに、特徴（テクストン）の検出も行い、二次統計量と特徴のどちらかが違っていればテクスチャー識別が行われるというものである。ただし、第2章で既に述べたように、Julesz自身は、現在では、二次統計量はテクスチャー識別にほとんど関与しないと考えている。したがって、JuleszのモデルとBeckのモデルは、現在では、テクスチャー識別は特徴に基づくという点においては、同じであると考えてよい。両者の異なっている点は、Beckのモデルの、特徴の結合という点である。

Beckのモデルには弱点が多い。結合子は明示されていないし、定量化もされていないから、現象に対する予測力がない。また、二次統計量との関係もあいまいである。Beckは、テクスチャー識別の強さと二次統計量との間に相関があることに対する説明として、線分の傾きや大きさが変化すると不可避免的に二次統計量が変化してしまうので、線分の違いによる識別の強さと二次統計量に疑似的な相関が生じてしまうからだと主張しているが(Beck, 1982; Beck, 1983)、その説明で十分であるという根拠はない。さらに、Beckの説では、図2.2.1に示したような、点という要素以外が考えられないような場合での、二次統計量とテクスチャー識別との関係を説明できない。

しかしながら、Beckのアプローチは重要で魅力的である。人間の

視覚情報処理過程の大きな流れは、まず前注意過程で対象を切り出し、切り出した対象に注意を集中して精細な解析を行ない、対象の形状認識にまでたどりつくことである。対象をくわしく解析するためには、低次の小さな特徴を結合し、高次の大きく抽象的な特徴を構築していく過程が必要である。

テクスチャー識別にもそのような特徴の結合過程が含まれていると考えられる。たとえば、前項で述べた、Juleszのテクストン理論の最後に登場した、塊という概念もその一例であるといっていだろう。塊は、線分に取り囲まれる領域として定義されているもので、線分より高次の特徴である。

また、図3.2.3はNothdurft(1985b)の提出した、高次特徴の例である。図3.2.3の(a),(b),(c)のいずれも、小線分が集まってできている小パターンは明確に識別できる。これは、低次特徴(線分)に基づくテクスチャー識別である。さらに、その小パターンが集まってできている中央部の四角形も、(a)では明確に識別できる。これは、高次特徴に基づくテクスチャー識別である。この四角形は、(b)では識別しづらくなり、(c)では一つ一つ精査して行かないと何かあることすらわからない。(b)について興味深いことは、小パターンが高次特徴となり、その方位で四角形が識別できるのだが、高次特徴の方位の効果は線分そのものの方位の効果よりも弱いということである。(c)について興味深いことは、線分の方位と、特徴の結合による高次特徴の持つ方位とが、同じ性質を持つことである。小パターンは" < "形と" > "形になっていて識別できないのだが、もし単なる線分で" < "と" > "を作って並べた場合も、同方位の線分ばかりなので、見えづらくなるからである。以上から、(a)から(c)の例は以下のことを示唆する。

- (1) 特徴(テクストン)の結合が新たに高次特徴となり、テクスチャー識別を生じさせること。
- (2) しかしながら、高次特徴によるテクスチャー識別は、精度が悪いこと。

(3) 特徴の結合によりできる高次特徴は、方位に関しては、低次の特徴と同じ性質を持つこと。

Beckの研究は、少なくとも(1)には、光を当てている。今後必要なことは以下の三点である。

(1) 心理実験を通じて結合子を明示化し定量化すること。

(2) 前注意過程で可能な特徴の結合の上限を明示すること。

(3) 特徴の結合の手続きを明らかにして計算可能な形にすること。

これらのことは、いずれも、それほど研究されていないことばかりである。(2)については3・2・2でTreismanの研究を述べ、(3)については4・1でMarrやGrossbergの研究を述べる。

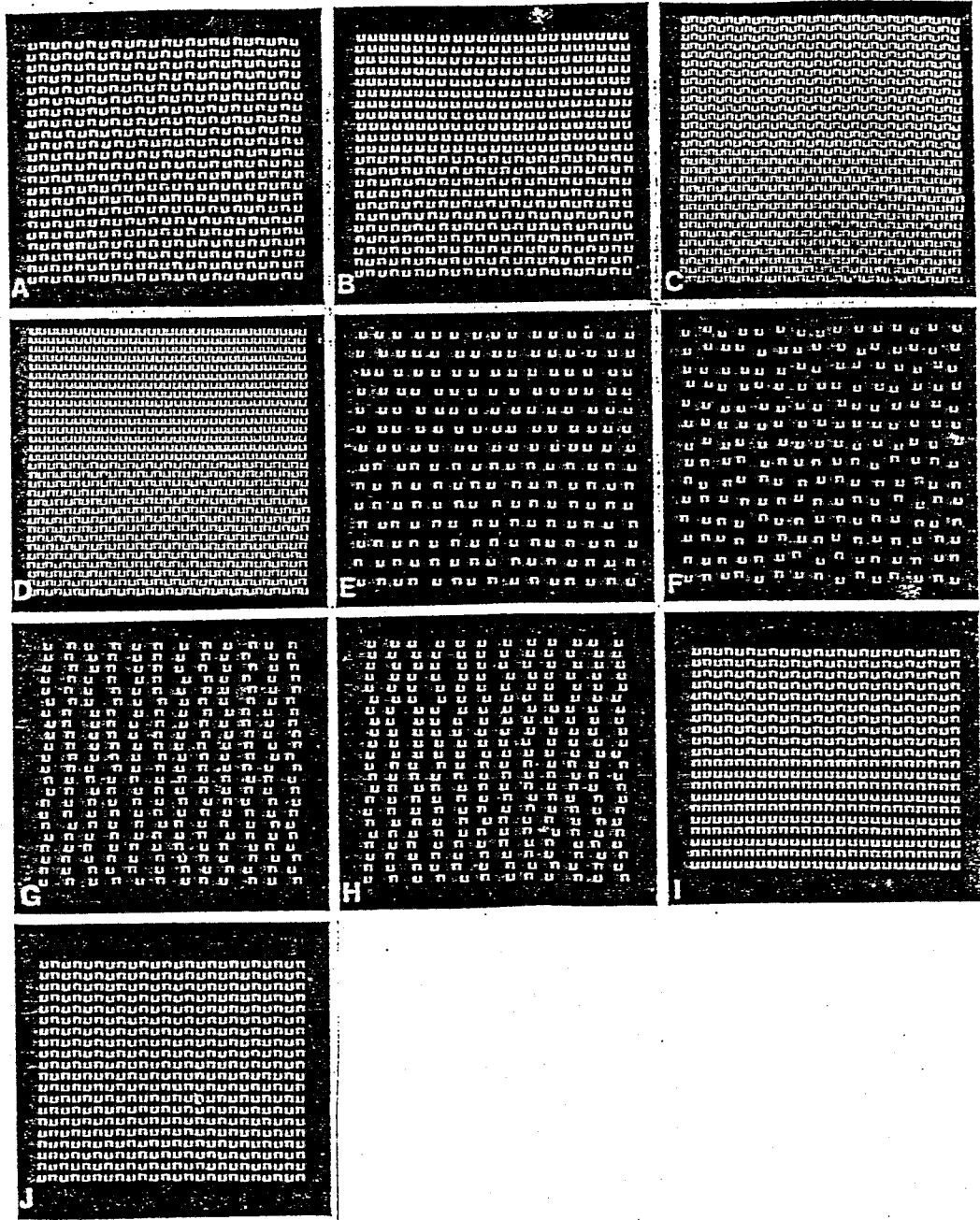


図 3.2.1 Beck(1983)による

G F H E A J B C I D
 1.19 1.22 1.33 1.34 1.47 2.80 4.32 4.77 5.55 5.96

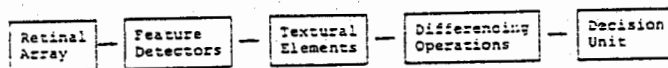
表 3.2.1(a) Beck(1983)による

下線は差がないことを示す。

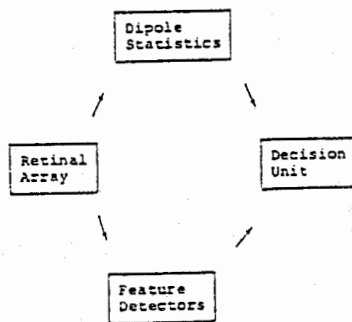
Stimuli	Window displacement in pixels		
	1 to 40	1 to 20	1 to 10
A	7.789	11.201	6.424
B	10.526	11.697	8.966
C	46.260	46.076	24.391
D	37.364	41.977	16.647
E	6.062	5.149	3.870
F	13.641	6.259	8.029
G	8.442	10.165	8.210
H	8.677	10.068	7.449
I	14.134	16.065	10.552
J	9.661	14.910	6.037

表 3.2.1(b) Beck(1983)による

40, 20, 10は計算の窓の幅で、それぞれ38分, 19分, 9.5分に対応する。なお、表の数値は、点の白黒のそれぞれのテクスチャー対の間での不一致数を二乗して、窓の面積で正規化したものである。



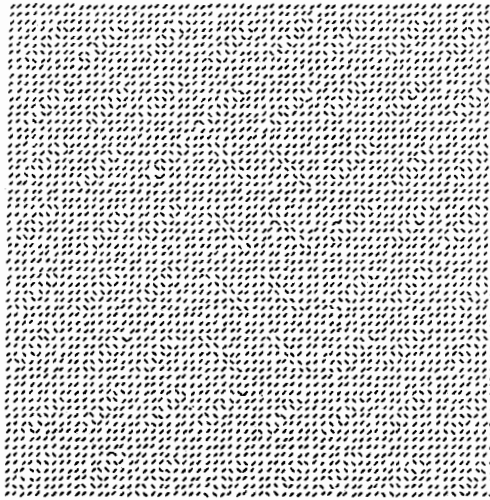
(a)



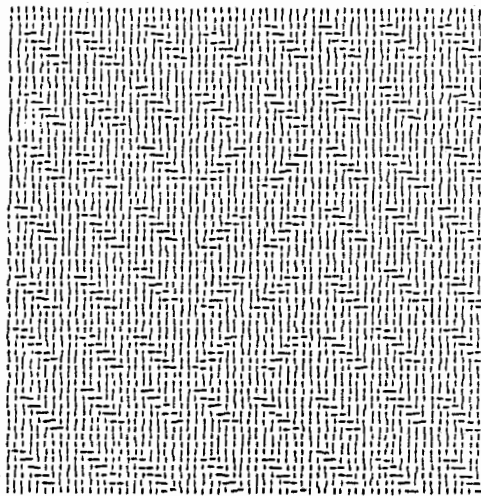
(b)

図 3.2.2 Beck, Prazny, & Rosenfeld(1983)による

(a)



(b)



(c)

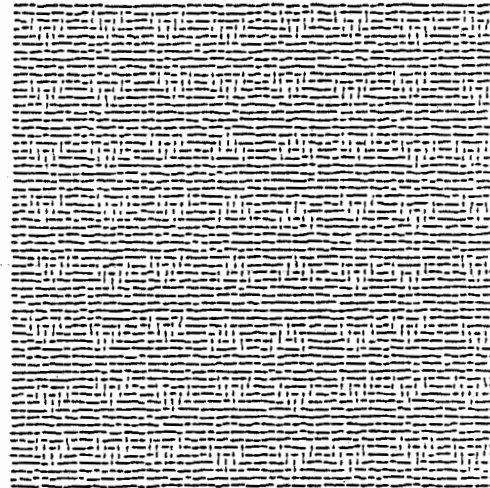


図 3.2.3 Nothdurft(1985b)による

Treismanの最近十年間の研究はテクスチャー識別の理論を考える上で重要である。彼女の研究はパターン認識と注意の関係を取り扱ったもので、興味深い点が二つある。一つは、注意の機能全体に関することで、前注意過程と注意集中過程の関係の構造を考える上で重要なことである。いま一つは、前注意過程で処理される特徴に関することで、一目でぱっと見てわかる特徴の種類をリスト・アップする方法をいくつか開発したことである。Treismanの研究全体を概観したものには、Treisman(1985)、Treisman(1987)、行場(1987)がある。

まず、注意の機能全体に関することを述べる。

Treisman自身が、「注意の特徴統合理論 (feature-integration theory of attention, Treisman & Gelade, 1980)」、あるいは、「特徴と対象の理論 (theory of feature and object, Treisman, 1987)」と呼んでいるものは、要約すると次のようになる。

「視覚情報処理は二段階に分かれる。第一段階は視野全体から同時に特徴とその場所を抽出する過程である。第二段階は、視野の一部に注意を集中して抽出した特徴を統合し、対象の内部表現を形成する過程である。意識がアクセスできるのは、第二段階を経たものに対してのみである。」

第一段階は前注意過程に相当し、第二段階は注意集中過程に相当する。ここで、特徴の統合 (integration) という言葉は、任意の特徴に対して用いられている。すぐ後で述べるが、一般に、色と形のような異種の特徴は前注意過程では統合できない。前注意過程で統合できる特徴は数少なく、Treismanは発現特徴 (emergent feature) と呼んでいる (Treisman & Paterson, 1984; Pomerantz, 1986)。例えば、「線」という特徴が、領域を取り囲むような配置のときに、「閉合性」という発現特徴となる。したがって、発現特徴とは、前項

の「結合の結果生じた高次特徴」と同じ概念である。

Treismanは第一段階と第二段階を区別する根拠となる実験を、様々な手法を用いて行っている。主なものは次の三つである。

(1) 視覚的探索

(2) 錯結合

(3) 群化 (テクスチャー分離)

これらを順に見ていく。

(1)の、視覚的探索の実験は、Treisman & Gelade(1980)のものである。探索項目は文字(形)と色の二つの属性で定義されたものであり、その定義法にはconjunction条件とdisjunction条件の二通りがあった。以下では、それぞれ、統合条件・特徴条件と呼ぶことにする。統合条件の場合は、探索項目は、例えば赤色の" A "というような、色と形のand結合で定義されたものであり、妨害項目は、赤色の他の形のものと他の色の" A "である。特徴条件の場合は、探索項目は、例えば赤色の何かの形かあるいは何色かの" A "かというような、色と形のor結合で定義されたものであり、妨害項目は、他の色で他の形のものである。要するに、両方の条件とも二種類の特徴を扱うのだが、特徴条件では単に特徴を持っていればよいのに対し、統合条件では特徴がand結合で統合されている必要がある。項目数全体に対する反応時間の結果は図3.2.4に示す。探索項目があった場合について見ると、特徴条件の場合は項目数が増加しても反応時間はほとんど増加しないのに対し、統合条件の場合は項目数の増加に対し反応時間は大きく、かつ線形的に増加する。このことは、特徴条件の場合は項目全体に対して並列的な探索ができるが、統合条件の場合は個々の(少数個の)項目に対しての直列的な探索しかできないことを示す(特徴条件の反応時間の増加については、Egeth, H. E., Virzi, R. A., & Garbart, H., 1984が検討している)。また、統合条件の場合の、探索項目が存在しない場合の反応時間の増加率は、存在する場合の約2倍となっている。これは、直列的な探索で探索項目をさがしあてるとそこで反応に移るという、自動打

ち切り型 (self-termination) であることを示す。

(2)の、錯結合 (illusory conjunction) の実験は Treisman & Schmidt(1982)のもので、やはり特徴の統合 (結合) について調べたものである。色と形に例を採ると、Aという色でXという形のもの、Bという色でYという形をしたものを同時に見せた場合に、特徴の組合せを間違えて、Aという色でYという形のものを見たと思ってしまう現象が、錯結合である。Treisman & Schmidt(1982)はこの錯結合が色、形、大きさ、白黒 (輪郭だけか内部も含むか) といった特徴の間で起こることを示した。このことは、単一の特徴の抽出過程と特徴相互の統合過程とが別のものであることを示す。彼女たちは、この錯結合が、注意をほかにそらせると増加することを示した。これは、特徴統合には注意の割当が必要であることを示唆する。

(3)の群化やテクスチャー分離の実験は、Treisman(1982)が行ったものである。複数の項目の集まりから一個の項目を探索するとき、項目が群化を引き起こすような配置になっているときには、群化したまとまりの端にあるような目立つ (salient) 場合の方が、まとまりの内部にあって埋没している場合よりも、探索が容易になると考えられる。Treisman(1982)は、図3.2.5に示す色と形からなる項目群を刺激として視覚的探索の実験を行った。課題は、先の、Treisman & Gelade(1980)と同じく統合条件と特徴条件での視覚的探索なのだが、それぞれの条件について、探索項目の位置が、群化した項目群の端の場合と項目群の内部の場合の二条件を比較した。反応時間と誤り率を測定した結果は、統合条件の方のみに群化の効果が見られた。つまり、群化がすでに起こった後は、埋没した項目の探索は困難になるが、それは統合条件の場合だけだった。したがって、群化は特徴の統合以前に起こると考えられる。この、群化を用いた実験は、Treisman(1982)以前にも Banks & Prinzmetal(1976)や Prinzmetal (1981)が行っているものと同様の趣旨のものである。この実験は、群化が起こるのは単一の特徴のレベルであって、統合されてからの

特徴のレベルではないことを示す。

興味深いのは、統合した特徴には群化が起きないので、統合後の特徴でテクスチャーを作ると識別できなくなることである（図3.2.6）。このことは、人間のテクスチャー識別の能力の、構造的な限界を意味する。

以上の三つの実験は、前注意過程の特徴処理と注意集中過程での特徴処理が、本質的に異なっていることを示す。

前注意過程と注意集中過程の関係をとりえた、特徴統合理論に関して、Treisman自身の図解（図3.2.7）と説明を見ていく。視覚情報処理の第一段階は、画像全体に対して並列的に特徴を抽出し、色や方位などの特徴ごとに特徴地図（feature map）に書き込むことである。第二段階は、場所の記載してある親地図（master map, map of locations）の一部分に注意を集中し、その部分に対応する特徴地図に記載してある特徴を統合することである。

ここで、第一段階、すなわち前注意過程については比較的明確に記述してあるのだが、第二段階には不鮮明な点もある。親地図とは何か（たとえば、記述の基本単位は何か）。注意を集中するのは場所に対してだけなのか（Ullman(1984)は特徴に対する注意も考えている）。注意の集中の具体的な手続きは何か。また、そもそも、特徴の抽出の段階で統合が起こらないのはなぜか。そのほかにも問題点はいくつか発見できるだろう。

こういった疑問にもかかわらず、Treismanの研究に魅力があるのは、注意の集中とパターン認識との関係を具体的に提示したことにある。特に、前注意過程と注意集中過程とがどのように違うのかについて、彼女が示した明確で具体的な事例は、視覚情報処理の研究の基本となるものである。

次に、Treismanが行った、前注意過程での処理が可能な特徴の研究について述べる。ここで、「前注意過程での処理が可能な特徴」とは、レベルの差や、単純・複雑の差にとらわれずに、一目でわか

る特徴を実験操作の上で定義したものである。

Treismanが用いた実験手法は、錯結合、ポップアウト、視覚的探索である。前二者についてはすでに述べた。視覚的探索の非対称性とは、Treisman & Gelade(1980)の視覚的探索の実験の応用である。統合条件と特徴条件の違いと同じことが、探索項目と妨害項目を入れ換えた時に起きるかどうかを調べる。たとえば、図3.2.8で、(a)では探索項目は縦線のある方であり、(b)では逆にない方である。個数ごとの反応時間は、(a)では探索項目があってもなくてもほぼ一定であり、(b)では個数が増加すると反応時間も増加した。さらに、(b)では探索項目がない場合とある場合の傾きの比が約2:1になった。このパターンは、縦線があるものだけが、前注意過程での処理が可能であり、縦線がないものは注意集中過程でないと処理できないことを示す。

こういった手法を用いて、Treismanは前注意過程で処理できる特徴をリストアップした(Treisman, 1985; Treisman & Souther, 1985; Treisman, 1987)。まとめると、次のようになる。

前注意過程での処理が可能なもの :

色・大きさ・コントラスト

方位・線の曲直・端点・閉合性(enclosure)・領域の内外

前注意過程では処理できないもの :

線分の平行性・交点

前注意過程では処理できないものは、注意を集中して一個ずつ順に処理するしかない。Treisman(1986)は、彼女自身の実験方法も含めて、様々な実験方法により定義された基本的特徴を比較している(4.1.1に、Marrの理論も含めた要約がある)。

ここでは、テクスチャー識別との対応をとるため、Treismanの特徴のリストとJuleszのテクストンとを比較する。この両者はほぼ同じ内容である。Treismanの「閉合性」という概念は、線で囲まれた領域がだいたい閉じているという意味なので、Juleszの「塊」に相当する。「曲直」とは曲線と直線の区別という意味であり、Julesz

はテクストンには含めていないが、テクスチャー識別を生じさせる（喜多,1987）。「交点」については、Juleszはテクストンに含めているが、Treismanは否定的なデータを出している。「交点」については検討が必要である。

TreismanとJuleszの違いは、特徴の種類ではなく、むしろ方法論である。Juleszの方法は、まず点の統計量から出発して、どうしても点の集合としては説明できないものとして、テクストンを系統的に発見していった。それに比べると、Treismanの方法は、特徴の可能性のあるものを順に試していったわけであり、よく言えば融通がきく方法であるが、悪く言えば単なるカタログ作りに過ぎない。したがって、特徴の相互関係については不明瞭な点も多いので、今後の方向としては、特徴処理の理論化が必要である。

最後に、Treismanが提出した問題をさらに発展していくために必要なことは、特徴の統合にはなぜ注意が必要なのかという問いに対する答を組み立てることである。換言すれば、注意がないと、なぜ特徴統合ができないかという問いである。この問いは、注意の集中が、なぜ、どうやって、特徴の統合をもたらすかという問いと、うらはらである（解答のプランの一部はKoch & Ullman(1987)が出している）。テクスチャー識別の研究との対応の上で言うと、精査（注意）すれば見分けられる図形が、テクスチャーとしては、なぜ、識別できないのかという問いになる。このことは、テクスチャー識別の能力の上限を定めることに等しい。この、特徴処理と注意の関係は、4.2.4でもう一度触れる。

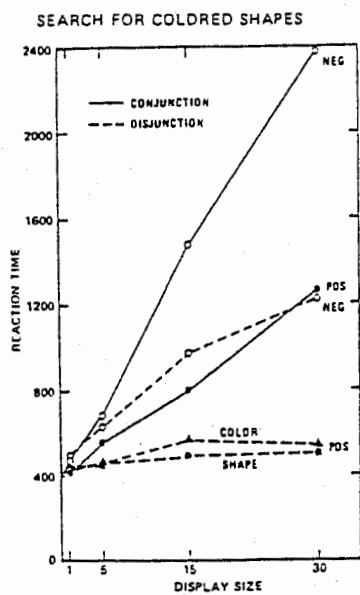


図 3.2.4 Treisman & Gelade(1980)による

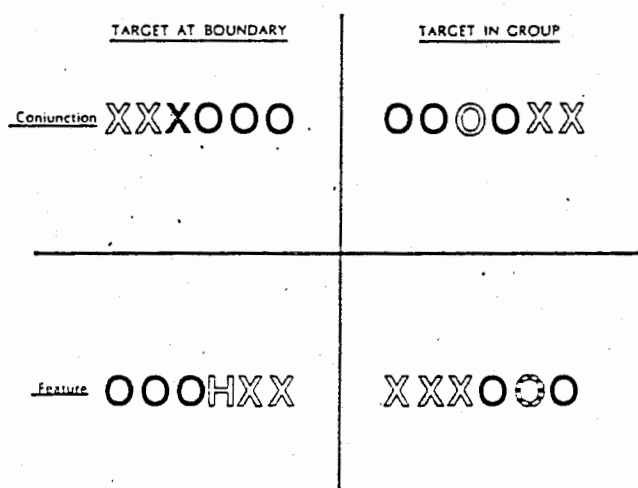


図 3.2.5 Treisman(1982)による

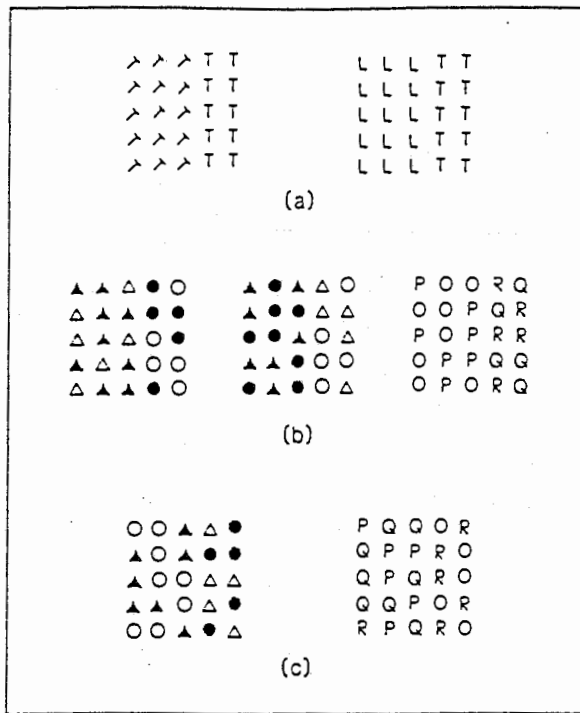


図 3.2.6 Treisman(1986)による

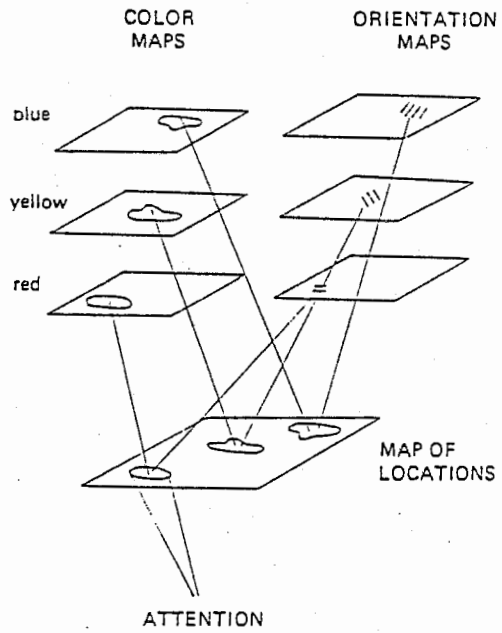


図 3.2.7 Treisman(1985)による

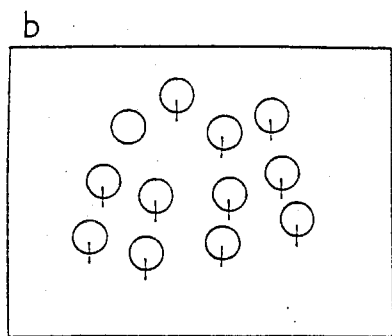
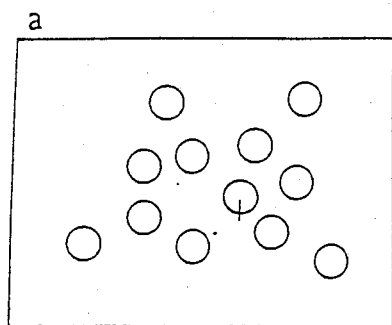


図 3.2.8 Treisman & Souther(1985)による

3・2・3 特徴の結合の要約

特徴の結合とは、例えば線分の方位のような低次特徴が群化して、高次特徴となり、その高次特徴に基づいて、さらに群化やテクスチャー識別が起こることである。

同じ方位の線分が結合した高次特徴により、テクスチャーが識別できる例をいくつか見た。結合は、近接した線分が、結合する向きと同じ方位に並んでいるときに起こりやすい。また、高次特徴の方位は、低次特徴の方位と似た性質を持つが、識別の際の精度は悪い。また、Juleszの「塊」やTreismanの「閉合性」のように、線分が組合わさって、閉じた領域を形成するような高次特徴もある。後者には4・2・2でふれる。

さらに、特徴の結合が起こらない例をいくつか見た。前注意過程で処理できる基本的な特徴は限られていて、それ以外のものは、注意集中過程で、基本的な特徴の組合せで表現することになる。従って、テクスチャー・パタンの場合、基本的な特徴の組合せでしか表現できないものは、識別できない。これは、テクスチャー識別の能力の上限を表す。

今後の研究として必要なことは、特徴の結合の手続きを明示することである。従来のもものとしては、4・1で述べるMarrやGrossbergのものがある。それにふれてから、4・2・4でこの問題をもう一度論ずることにする。

本章では、テクスチャー識別について、局所な情報を大域的な情報に変換する処理に関する研究を取り上げた。

局所から大域への変換には、輝度レベルのものと特徴レベルのもの二つがある。輝度レベルのものは、空間周波数チャンネルの低域フィルターであり、特徴レベルのものは特徴の結合である。

空間周波数チャンネルは、輝度レベルでエネルギーの加算を行うので、解析の単位が大きくすることができて、大領域に関する情報を扱うことができる。この空間周波数フィルターに、方位の情報を加えることで、テクスチャー識別のかなりの部分が説明できる。

特徴の結合には、前注意過程で可能なものと、注意を集中しないと不可能なもの二種類があり、テクスチャー識別と対応するのは前者である。前注意過程で可能な特徴の結合は、同方位の線分が近傍にある場合や、線分が閉じた領域を形成する場合のような、限られたものだけである。前注意過程で結合した特徴は高次の特徴となり、テクスチャー識別を生じさせることができる。また、前注意過程で結合できない特徴は、注意集中過程で結合することになる。

局所から大域への情報の変換で、輝度レベルのものと特徴レベルのもの二つは、両方が整合的に作用する。つまり、刺激や観察条件により、輝度レベルでのエネルギー加算によるまとまりが見えることもあり、特徴レベルでの類似度や位置関係からの結合によるまとまりが見えることもある。今後の問題は、どういう時にどちらの処理が行われるか、どうして複数の処理が整合性を持つのかを、理論化することである。

第4章 構成的研究

前3章の目的は、テクスチャー識別の心理学的研究の現状を述べ、問題点を指摘することであった。換言すれば、この目的は、テクスチャー識別を用いて前注意過程の心理現象の性質を述べることである。それに対し、本章の目的は、前注意過程の心理現象の基礎をなす、計算原理に迫ることである。そのため、まず、従来の視知覚の計算論の代表的研究を見ていく。取り上げるものはMarrの研究とGrossbergの研究である。次に、前3章の議論を踏まえて、前注意過程の計算原理を明らかにする上で、今後解決していかねばならない問題点を、四点に分けて述べる。

4・1 従来の計算論と計算原理

テクスチャー識別のシミュレーションは、工学的な画像解析の際に認識対象の切り出しに必要なので、盛んに行われてきた。文献のレビューは、富田と田村(1980)や松山(1986)が行っている。本稿で扱うものは、特徴の抽出や群化を取り扱った研究で、人間の情報処理との対応を考えたものに限定する。そのため、断片的な事象に対するシミュレーションにはふれず、理論的に一般性があるものだけを見ていく。

まず、特徴処理一般について、Marrの研究を取り上げる。次に、特徴の結合の計算機シミュレーションとして、Grossbergの研究を見ていく。最後に要約する。

Marrは、人間の視覚情報処理を様々なレベルの表現 (representation) の書換えだとしてとらえて、輝度の集合である入力画像から、局所的特徴や表面方向などの、いくつかの表現の書換えを経て、三次元物体の表現に至る図式を提案した。その図式の中で、入力画像を書き換えて得られる、視覚情報処理の初期の表現に、原始スケッチ (primal sketch) を設定した (Marr, 1976; 1982)。

原始スケッチには、低次のものと高次のものがあり、それぞれを素原始スケッチ (raw primal sketch)、完全原始スケッチ (full primal sketch) と呼ぶ。素原始スケッチの基本単位 (表現素; primitive) は、ゼロ交差 (zero-crossing) ・縁 (edge) ・棒 (bar) ・塊 (blob) ・端点 (termination) ・不連続点 (discontinuity) であり、おのものが、位置・方位・コントラスト・長さ・幅という属性を持つ (図4.1.1)。ただし、端点と不連続点に関する計算手続きは明確でない。

ここで、ゼロ交差とは、入力画像をガウス関数との畳込みでぼかして、二次微分をとったもののゼロ値であり、輝度変化が急峻になる点に対応する。ぼかす領域の広さをガウス関数の分散で表現できるので、空間周波数フィルターと対応させることができる。他の基本単位はゼロ交差から計算するので、やはり空間周波数特性を持つ (Marr & Hildreth, 1980)。

こうして得られた素原始スケッチの基本要素や属性は、Juleszのテクストンにほぼ対応する (表4.1.1)。したがって、素原始スケッチのレベルで、基本要素の有無や属性の比較に基づいてのテクスチャ識別が可能であると考えられる。Marr(1976)は、近接した線分 (縁) の方位変化の連続性による結合 (curvilinear aggregation, 図4.1.2) や、等方位の線分の結合 (theta aggregation, 図4.1.3) を用いて図形の群化や分離を取り扱っている。ただし、アルゴリズムの詳細は明かでない。

Marrの完全原始スケッチの構想は、素原始スケッチの基本単位をさらにまとめあげて、大きく抽象的な特徴の集合としてとらえるものである（図4.1.4）。これはBeck, Prazny, & Rosenfeld(1983)の特徴の結合のモデルと似ている。Marr(1982)は、再帰的アルゴリズムで計算可能だと言っているが、大ざっぱなプランに過ぎず、計算原理の具体化は彼が遺した課題である。

Julesz テクスチャー	Treisman 視覚的探索	Marr 素原始スケッチ
二次統計量	---	---
---	---	ゼロ交差
線条性	---	縁・棒
方位	方位	方位
端点	端点	端点
交点	X X X	---
???	曲直	不連続点
塊	閉合性	塊
---	領域の内外	---

表4.1.1

Juleszのテクストン、Treismanの前注意過程での処理が可能な特徴、Marrの素原始スケッチの基本要素の三つは、ほぼ同じ内容であるが、若干の用語の相違や概念のずれがある。表4.1.1は、三者を対応させたものである。ただし、白黒二値の静止図形に限った。

この他、大きさ・長さ・幅・コントラストがある。“---”は対応するものがないか、実験を行っていない場合、“X X X”は積極的でないといっている場合、“???”は不明の場合である。

概念としてのずれがあるのは、Juleszの「線条性」とMarrの「縁・棒」の組である。「線条性」とは、テクスチャー識別の現象から出た概念で、複数の点がだいたいまっすぐに並んでいることである。一方、「縁」や「棒」は、計算手続きから出た概念で、ゼロ交差が一直線上に並んでいることである。したがって、「線条性」とは、むしろ、Glassパタンの「仮想線」に近い。

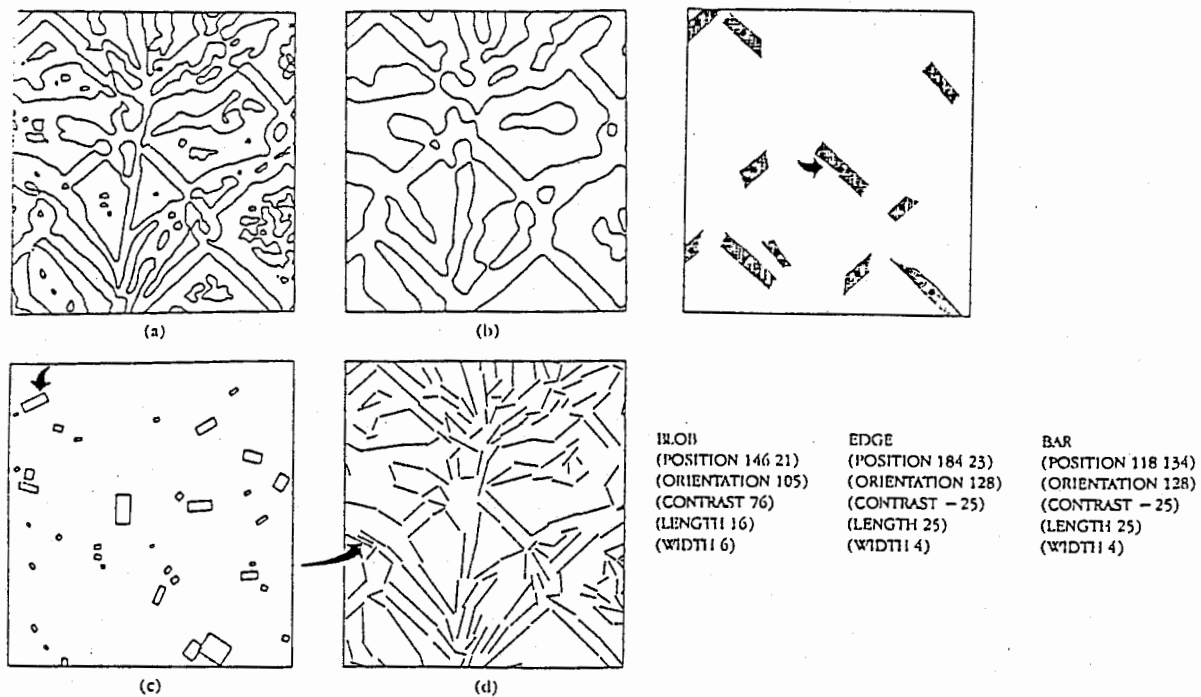


図 4.1.1 Marr & Hildreth(1980)による素原始スケッチ

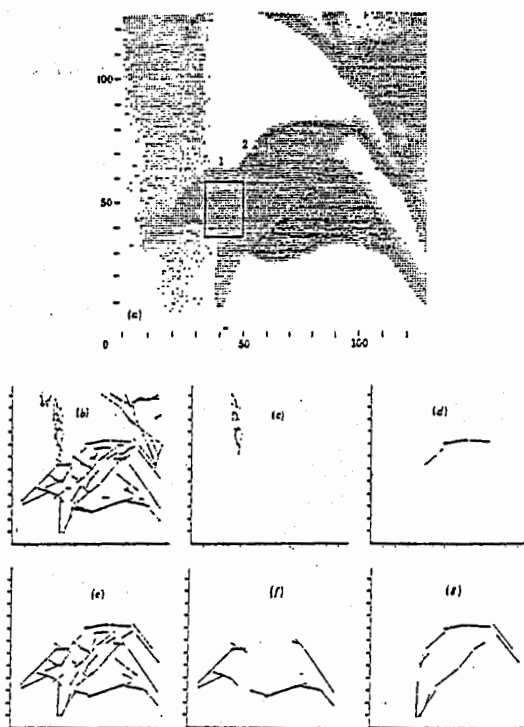


図 4.1.2 Marr(1976)による curvilinear aggregation

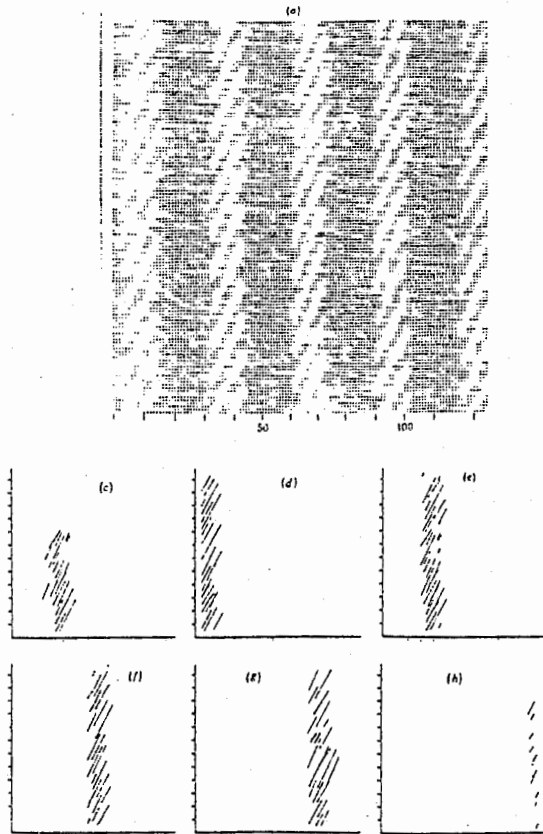


図 4.1.3 Marr(1976)による theta aggregation

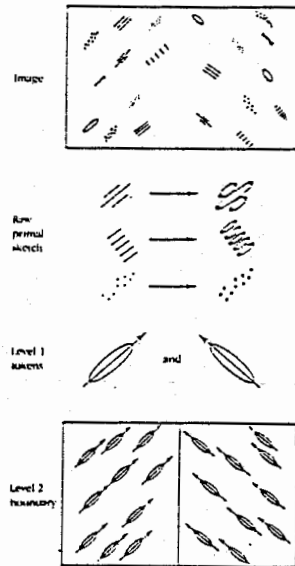


図 4.1.4 Marr(1982)による完全原始スケッチ

Grossbergは、神経回路網の研究を1970年代初頭から行ってきた。彼の方法は、多数の神経素子が興奮・抑制の結合でネットワークを形成して、平衡状態に向かうものである。そして、平衡して安定したときのネットワークの状態が生体のとる状態であると見なす。ここで、神経素子は、一個のニューロンではなく、ニューロンの集合と対応すると考えられている (Grossberg, 1983)。また、結合は非線形偏微分方程式で表現されているので、平衡状態の計算は、シミュレーションで数値的に計算することが多い。

Grossberg & Mingolla (1985; 1986; 1987)は、群化やテクスチャー識別のシミュレーションを行った。Grossbergたちの研究は、Beck, Prazny, & Rosenfeld (1983)の特徴の結合の理論に対応する計算原理をシミュレートしたものである。

Grossbergたちの知覚理論の興味深い点は、特徴線システム (feature contour system, FC system) と境界線システム (boundary contour system, BC system) の区別である。この両者は、ともに、特徴抽出機構の出力であるコントラストや方位の情報に基づいて構築されているが、特徴線システムの出力は「見え」の印象を与え、境界線システムの出力は「まとまり」や「境目」の印象を与える。また、コントラストの向きに左右されるのは、特徴線システムの方だけである。Grossbergたちは、この二つのシステムを区別することで、コントラストがGlassパターン・静止網膜像・主観的輪郭に及ぼす効果を説明している。群化やテクスチャー識別は境界線システムの結果である。

これらのシステムの処理手続きは、方位コントラスト・フィルター (orient contrast filter, OC filter) と競合・協調ループ (competitive-cooperative loop, CC loop) である。方位コントラスト・フィルターは図4.1.5のような受容野を持つ特徴抽出機構である。競合・協調ループは、方位コントラスト・フィルターからの入力に

対し、局所的には異方位間で競合的に働き、大域的には同方位間で協調的に働く（図4.1.6）。

図4.1.7から図4.1.9は、境界線システムによる群化のシミュレーションである。それぞれの図の、(a)は方位コントラスト・フィルターの出力で、線分は局所的領域での方位の向きとその強さを表す。(b)と(c)は図4.1.6の競合層の平衡状態を表し、(d)は協調層の平衡状態を表す。(d)の層で境界線システムによる群化が表現されている。三種類の図は、線分の左右の並び方がそれぞれ違っている。図4.1.9のように、左右にまっすぐ並んでいて端点が近接しているほど、人間が見て横方向のまとまりが起こりやすい。シミュレーションの結果も人間の見方と同じになっている。ただし、このシミュレーションでの端点のまとまりは、競合・協調ループが同方位間で協調的に働いたからであるので、同方位の端点だからまとまったわけである。この計算原理では、異方位の端点はまとまらない。この点については4.2.1で触れる。

Grossbergたちの群化のシミュレーションは、局所的領域ではかなりの程度良好な結果を与えるが、大域での妥当性には検討の余地がある。問題は、競合・協調ループのうちの大域的協調(long-range cooperation)である。Grossbergたちは、入力画像の位置と二次元の広がりを持つマスクとで、方位を持つ核関数を定義しているが、用いたパラメータは明かでない。大域的に同方位のものを結合するためには、人間が見て結合するのが自然なものを適切に結合することと、不自然なものを結合しないことの、ジレンマを抱え込むことになる。このジレンマはパラメータに依存して、かつそのパラメータも画像の種類により様々であろうと思われるのだが、十分な検討はなされていない。

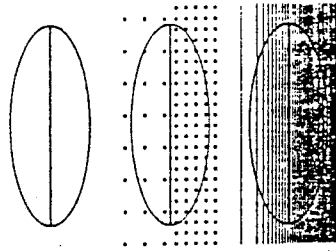


図 4.1.5 Grossberg & Mingolla(1987)による OCフィルター

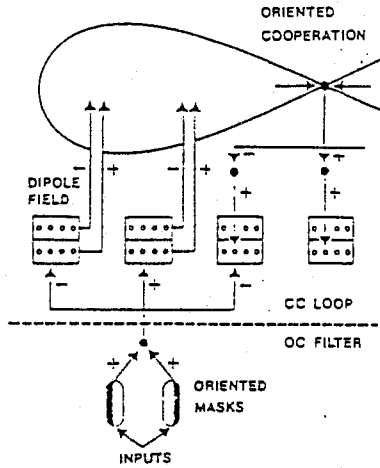


図 4.1.6 Grossberg & Mingolla(1985)による CCループ

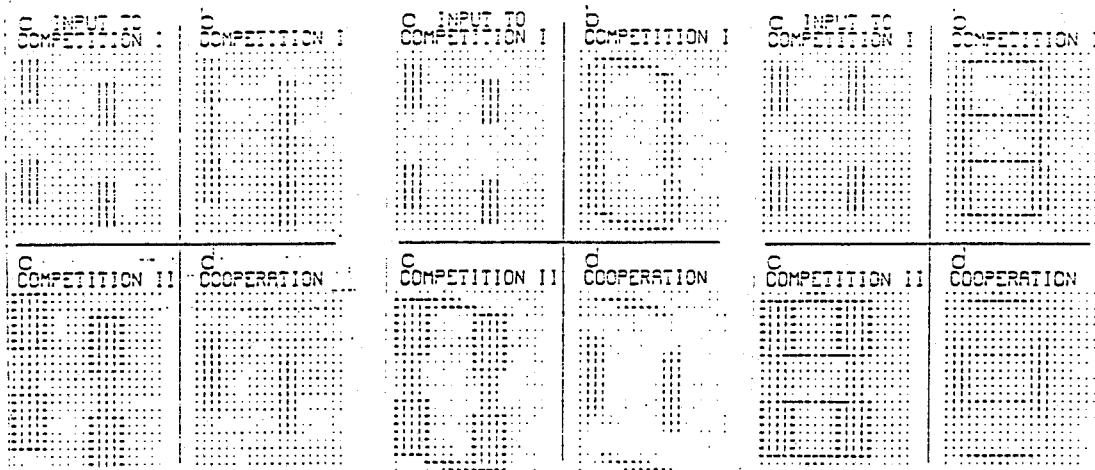


図 4.1.7

図 4.1.8

図 4.1.9

いずれも Grossberg & Mingolla(1985)による

4・2 前注意過程の研究の展望

第1章から第3章までは、テクスチャ識別を中心に前注意過程の過去の研究について述べてきた。また、4・1では、前注意過程の計算論や計算機実験について、MarrとGrossbergの研究を見た。

本章では、これまでに登場した心理学実験や計算機シミュレーションからの知見に基づいて、今後、解決していかなければならない問題を列挙する。いずれも、前注意過程の心理現象と計算論とを接続するためには、避けて通ることができない問題である。取り上げる問題は次の4つである。

- (1) 特徴と方位
- (2) 境界と領域
- (3) 輝度レベルと特徴レベル
- (4) 前注意過程と注意集中過程

4・2・1 特徴と方位

テクスチャー識別が幾何学的に単純な基本的特徴の密度に基づいていることは、すでに第2章で述べた。Julesz, Treisman, Marrの研究を総合した結果は、4・1・1に要約がある。

ここで、基本的特徴とは、線分・方位・端点・曲直などである。この中でも方位は最も基本的なもので、線分や端点や曲直は方位に基づいて計算されると考えられる。つまり、複数個の点が同じ方位に連なって線分ができ、その線分の端が端点となり、また近接した線分間の方位の差が曲直である。また、2・4で局所性の範囲を検討したときや、3・1で空間周波数フィルターについて検討した。そのときに得られた知見は、輝度レベルから方位情報への変換については単純なフィルターモデルで記述できるが、方位情報から他の特徴やパターン全体のまとまりへの変換についてはそう簡単にはいかないということだった(4・2・3参照)。

本項では、まず、方位情報や他の基本的特徴と生理学との対応を考え、次に、方位と他の基本的特徴との関係を見ていく。

まず、生理学との対応を見ていく。

方位の知覚の生理学的対件は、ネコやサルの単一ニューロン活動の記録から得られた知見である、視覚一次野の単純細胞であると考えられる(Hubel & Wiesel, 1962; 1977; 渡辺, 1986)。しかしながら、方位によるテクスチャー識別は単純細胞に基づいているというような結論は短絡的である。

短絡的である理由の一つは、結論の出し方の問題である。上のような結論の出し方は、心理学的事実と生理学的事実が似ているということだけを根拠に、両者を逸話的につないでいるに過ぎず、脳の情報処理に対する洞察を含まないからである。心理学と生理学が接点を持つためには、それぞれの分野の個々の事実を連想的に対応させるだけでなく、神経回路網の動作の計算原理を媒介にせねばなら

ないと、私は考える。

いま一つの理由は、結論自身の問題である。視覚一次野の細胞の中には色と方位の両方に特異性を持つものがある (Michael, 1978; 岩井, 1984)。そのような細胞は色と方位のand結合を符号化すると考えられる。しかしながら、心理現象のレベルでは、3・2・2のTreismanの研究にも見られたように色と形のand結合は前注意的には処理できないし、色 (赤・緑) と方位 (水平・垂直) に限っても、統合条件のポップ・アウトは全く観察できない (喜多, 1984)。この二つのレベルの事実を統合するのはむずかしいのだが、一つの考え方として次のようなものがあるだろう。視覚系には色や形を処理するモジュールがあり、個々のモジュールは神経回路網で実現されている。その神経回路網の一部は視覚一次野にも及び、色や形 (方位) に特異性を持つニューロンが観察されることとなる。色と方位の両方に特異性を持つニューロンは、色だけに選択性を持つニューロンと結合することで「色」回路網の一部になり、同時に、形 (方位) だけに選択性を持つニューロンと結合することで「形」回路網の一部にもなっている。つまり、色処理と形態処理という別々の機能を持つ神経回路網が、視覚一次野の物理的に同一の細胞を共有するわけである。こういった考え方は目新しいものではないのだが、神経回路網自身の観察が技術的に困難であることが、実験で検証する際の、大きな障壁となる。

前注意過程での方位の処理の脳内表現が何であるかは、全く未知ではないが、今後課題を残している。

方位以外の特徴の生理学的対応物には明確なものはないが、方位選択性を持つ細胞の相互作用での説明を試みるものが、最近、いくつか現れている。端点についてはBolz & Gilbert (1986) とLeVay (1986) があり、曲直 (曲率) についてはDobbins, Zucker, & Cynander (1987) がある。また、色・奥行き・運動の前注意的処理を調べて、視覚前野の細胞活動から得られている知見との対応を述べたものに、Nakayama & Silverman (1986) がある。

次に、方位とそれ以外の基本的特徴との関係を見ていく。

心理実験から得られた知見としては、前注意過程での処理が可能な特徴は、方位そのものをのぞけば、全て、方位には依存しない。具体的には、線分（線条性）・端点・曲直などは有無や密度だけが問題であり、どちらの方位のものであるかは問題でない。このことは、情報処理の観点からすると、方位情報から方位に依存しない（orientation-free）情報を取り出す計算原理の問題になる。この計算原理は、従来理論では十分にとらえられていない。

例えば、4・1・1で述べたMarrの素原始スケッチには、端点が、方位という属性を持つものとして登録されているが、喜多(1987)は端点の方位はテクスチャー識別を起こさないことを確認している。シミュレーションの場合では、3・1・2の、Turnerの、二次元ガボール関数での畳込みをとった例では、線分の方位や有無は検出できるが、端点については、等方位の線分の途切れるところとしてとらえているので、方位に依存しない端点は検出できない。また、4・1・2のGrossbergたちの競合・協調ループの例でも、等方位の部分をつなげるという方法で端点をつなげているので、異方位の端点をつながらない。方位情報から方位に依存しない情報を取り出すことは、現段階のシミュレーション研究ではまだ成功していない。

方位から特徴の計算を生理学に対応させてみると、個々のニューロンの動作を越えて神経回路網の動作をとらえなければ、前注意過程の心理学と生理学は対応しないということがわかる。また、特徴一般と方位との関係でわからないのは、方位情報と方位に依存しない情報との相互関係である。したがって、解決すべき問題は、神経回路網をモデル化することと、そのモデルの中で、方位情報から方位に依存しない情報を導き出すこととなる。

画像内の小領域が前注意過程での処理が可能であることが、最近のテクスチャー識別の研究でわかってきた。Juleszのテクストンでは塊 (blob)、Treismanの基本的特徴では閉合性 (enclosure) と呼ばれるものである。

ここで言う「領域」とは、幾何学的に厳密な意味での「閉じた形」ではなく、「だいたい閉じた形」という意味である。具体的には、Juleszの例では、図2.2.9、図2.4.5、図2.4.6に示したようなもので、短い線分に取り囲まれた「領域」が識別できる。また、Treismanの例では、円弧の中心角が大きくなりほとんど円のようなものがある。いずれも、完全に閉じている必要はなくて、すきまがあっても構わない。

この「だいたい閉じた形」は心理的には実在するのだが、ごく普通の幾何学との対応は難しく、また生理学的対件も報告されていない。そして、計算論的にも難しいのである。

Ullman(1984)は、「領域」の内部と外部の区別が人間は一目でできるのに、計算では困難であることを述べている。彼は、近傍の画素の活性化層と、その活性化の制御層からなる、彩色 (coloring) という処理を考案しているが、現在は、まだ大ざっぱなプランの段階に過ぎない。

Ullman(1984)と似通った発想に基づくものに、Geman & Geman (1984)の研究がある。Geman & Geman(1984)は、雑音を含む画像からの原画像の復元にマルコフ確率場を応用した。マルコフ確率場とは、ある点の値が、(二次元)系列の近傍の点の値の条件付き確率だけで定まるというもので、画像の場合では、ある画素の輝度値が隣接した画素の輝度値だけから計算できるという意味である。彼らは、マルコフ確率場がギブス分布と等価であることを示し、そこから、ベイズ的最尤推定がギブス分布のエネルギー関数の最小化で実現できることを導いた。このことは、個々の画素の輝度値のような小

域的性質が、画像全体のエネルギーのような大域的性質から計算できることを意味する。

計算論の視点から見ると、Geman & Geman(1984)の研究でいっそう興味深いものは、線処理(line process)である。もし、画像全体を一様なマルコフ確率場だと見なして処理すると、近傍の画素間全てに協調過程が働き、原画像では境界であったものも無視することになる。その結果、鋭くなければならない境界が明確でなくなってしまう。そこで、隣接した画素間で輝度値に著しい差がある場合は、画素間に線を立て、その間の協調を禁止することにする。彼らは、この線処理で復元の性能を向上させた。

Geman & Geman(1984)のマルコフ確率場は、Ullman(1984)の近傍の画素の活性化層にほぼ対応し、線処理は、活性化の制御層にほぼ対応する。

問題点はいくつかある。一つは、線処理が働くための画素間の値の差の閾値(弛緩法の適合係数に相当する)で、Geman & Geman(1984)は経験的に与えている。ところが、この値は境界と「領域」を区別するための値であり、画像解析の根本に関わる値であるので、入力に対して適応的に計算するのが望ましい。いま一つは、Geman & Geman(1984)の計算原理が、人間の「境界」・「領域」の認識とは異なることである。人間の知覚的な「領域」は厳密に閉じている必要はなく、すきまを許すものである。Geman & Geman(1984)の計算原理では、すきまがあると画素間の協調が「しみだして」しまう。

一般に、従来の計算論では「領域」という概念は適切にとらえられてこなかった。「境界」という概念は明示的に表現している場合でも、「領域」という概念は「境界以外の部分」という、陰伏的(implicit)な取扱しか受けてこないことが多い。「境界」は画像中で情報を多く含む部分だから重視するのは当然なのだが、「境界」だけを残して、それ以外の情報は捨てて良いわけではない。問題は、人間の前注意過程の処理には「領域」そのものの処理も含まれていて、その処理が計算論ではまだ十分にとらえられていないことであ

る。それゆえ、必要なことは、心理現象と計算論の両方を対応させて、「境界」と「領域」の相互関係を明確にすることである。

4・2・3 輝度レベルと特徴レベル

Glassパターンとテクスチャー識別に共通する問題として、輝度レベルの処理と特徴レベルの処理の相互関係の問題がある。Glassパターンについては2・3で述べた。また、テクスチャー識別については第2・第3章で述べた。

輝度レベルの処理では、空間周波数フィルターが重要である。空間周波数フィルターとは、画素の持つ輝度値を空間的に様々な広がりて加重して平滑化することである。一方、特徴レベルでの処理では、群化が重要である。群化とは、類似したものどうしをまとめることであり、そのためには、画像から特徴を抽出し、その特徴の属性に基づいて類似度の評価をする必要がある(表4.2.1)。

空間周波数フィルターも群化も、それぞれにうまく説明できる事例と、説明できない事例がある。また、Glassパターンやテクスチャー識別の研究例を見ると、同一の図形に対しても、空間周波数フィルターによる説明が妥当である部分と、群化による説明が妥当である部分が両立する(例えば、Beck et als.(1983)とBeck et als.(1987))。これは、Glassパターンのまとまりの知覚やテクスチャーの識別に、輝度レベルの処理と特徴レベルの処理の両方が関与していることを意味する。

空間周波数フィルターと群化、すなわち、輝度レベルでの処理と特徴レベルでの処理の相互関係を明らかにするため、今後解決せねばならない問題を、二点に分けて述べる。

(A) 特徴の空間周波数特性:

テクスチャー識別の場合、特徴の持つ属性として大きさや長さがよくあげられるが、これらの属性は空間周波数フィルターと大いに関係を持つと考えられる。輝度レベルでの大小・粗密と特徴レベルでの大小・粗密には、次の二通りの対応関係が考えられる。

(1) 輝度レベルでの種々の粗密のフィルタリング (平滑化)

↓

様々な空間周波数ごとの平滑化データの照合

↓

特徴および属性の計算

(2) 輝度レベルでの種々の粗密のフィルタリング (平滑化)

↓

空間周波数ごとの特徴および属性の計算

↓

様々な空間周波数特性を持つ特徴の統合

(1)と(2)の相違点は、(1)では空間周波数フィルターの情報を総合してから特徴を計算しているのに対し、(2)では空間周波数ごとに特徴を計算していることである。それゆえ、(1)では異なる空間周波数フィルター間の情報統合が問題となり、(2)では空間周波数特性が異なる特徴間の情報統合が問題となる。(2)の方式はMarrが素原始スケッチで用いた (Marr, 1982; Marr & Hildreth, 1980)。空間周波数特性を持つ特徴の情報統合について、Marrは、ゼロ交差の「空間的一致の仮定 (spatial coincidence assumption)」に基づく推論規則を考えている。「空間的一致の仮定」とは、近接した大きさの空間周波数フィルターから得られた同じ位置で同じ方位のゼロ交差は、同一の物理的原因によりもたらされたものとする仮定を言う。この推論規則を用いると、異なる空間周波数からの多チャンネル情報は、ゼロ交差に関しては統合できる。しかし、他の特徴については、そのような推論規則は得られていない。

(B) まとまりの形成:

心理現象であれ計算論であれ、従来の研究は局所的領域に関するものが多く、画像全体の大域的なまとまりに関するものは殆どない。ここでは、「まとまり」の計算原理を構成していくに当たって、心

理現象から得られた知見を述べる。

(1) 輝度レベルの処理の場合も特徴レベルの処理の場合も、まともまりは、局所的な小領域の情報を統合して行って計算できる。図形全体のゲシュタルト性を考慮せねばならない例は、特に見あたらない。

(2) この局所的な小領域の範囲は2・4で検討した。その結果、点と点が相互に影響する場合や、点の並びが方位を形成する場合の範囲は絶対的な距離が支配的であること。一方、特徴と特徴が相互に影響する場合は距離と大きさの比が支配的であることがわかった。また、点の集合が方位を形成するまでは絶対的な距離が支配的であっても、Stevens(1978)のGlassパタンの例に見られたように、方位情報が総合されて全体的なまともまりを形成する場合は、距離と大きさの比が支配的となる。以上から、次の仮説が構成できる。

「輝度情報は、方位選択性を持つフィルターにより方位情報に変換される。方位情報の相互関係は距離や大きさの比のみを考慮する(scale invariant)。方位情報が統合されて、全体的なまともまりが形成される。」

(3) 輝度レベルの処理と特徴レベルの処理は、奥行き計算に当たっても相互関係を持ちつつ進行する。Cavanagh(1987)は輝度・色・テクスチャーが形状記述を経て奥行き情報に変換される図式を提出している。Cavanagh(1987)の図式で興味深いことは、輝度情報は、形状記述だけでなく、陰影や主幹的輪郭を通じて奥行き情報を形成していることである。

(4) 図形を見てまともまりは感知できても、輝度レベルと特徴レベルのいずれの処理に基づいているかは、感知できない。輝度レベルの処理と特徴レベルの処理が一本化するのには、意識がアクセスできるレベルではない。複数の計算原理は滑らかに接続し、整合的に動作する。

レベル	輝度	特徴
計算の 基本単位	画素ごとの輝度値	特徴の有無と属性 (形・色など)
計算原理	空間周波数フィルター ごとの平滑化	特徴の密度・類似度 の評価
Glassパタンの 理論	エネルギー加重モデル (Prazdny)	場所トークンモデル (Stevens)
テクスチャー 識別の理論	4チャンネルモデル (Wilson) ガボール関数フィルタ -(Turner)	テクストン理論 (Julesz) 特徴の結合 (Beck et als.,1983)
Glassパタンの 事例	コントラストの極性 「色盲」 類似性<コントラスト	三ドット対応の場合 の類似性評価
テクスチャー 識別の事例	Beck et als.(1987) (内容はGlassパタ ンの場合と同じ)	点の密度では説明でき ず、テクストンの概念 が必要な図形 (Julesz) 特徴の結合(Beck,1982 ; Beck et als.,1983)

表4.2.1 輝度レベルの処理と特徴レベルの処理

まず、前注意過程でも可能な処理と、前注意過程では不可能で注意集中過程で初めて可能になる処理を要約して、対比する。前者は、前注意過程の下限を定め、前注意過程の処理能力を「下から押さえる」。後者は、前注意過程の上限を定め、前注意過程の処理能力を「上から押さえる」。この両者で、前注意過程の処理能力をはさみこんで、評価する。

まず、前注意過程で可能な処理を要約する。

(1) 点の分布の統計量の計算。

密度（一次統計量）と二次統計量。ただし、二次統計量は精度が良くない。

(2) 線分の有無・方位・大きさなどの比較的単純な特徴の抽出。

これらは、方位と空間周波数に選択性があるフィルター（例えば二次元ガボール関数フィルター）だけで処理できる。

(3) 端点・交点・閉じた小領域などの比較的複雑な特徴の抽出。

および、Beck(1982)に見られたような同方位の線分の結合。

これらは、おそらくは、(2)のフィルター間の相互作用で処理できる。ただし、「領域」という概念が必要な場合は、別種の困難が伴う。

次に、前注意過程では不可能で、注意集中過程で初めて可能になる処理を要約する。

(4) 色と形のような異種の特徴の結合。

(5) 線分の平行性のような、(3)と同じく単純な図形の組合せでできている特徴の抽出。

(6) 鏡映像の識別（メンタル・ローテーション）。

これらの下限と上限を定める、前注意過程の計算原理を考える。

問題は、次の三点に分かれる。

(A) 前注意過程では、なぜ(1)から(3)が可能か。

(B) 前注意過程では、なぜ(4)以下が不可能か。

(C) 注意集中過程では、なぜ(4)以下が可能になるのか。

これらの問題はいずれもまだ解決されていない。それどころか、問題の所在すら明かでない。したがって、ここでは、どのような解答が組み立てられれば、上記の問題に対する解答として正当なものになりうるかを述べる。

(A)に対する解答は、計算原理を具体的に示すことである。その計算は、「個々の図形に対する注意」を必要としないものでなければならず、画像全体に対して並列計算が可能でなければならない。その際に難しいのは、フィルター間の相互作用の計算原理を明示して、(3)を実現することである。

(B)に対する解答は、前注意過程の処理能力の上限を明示することである。(A)との相違は、(A)に対する解答は前注意過程の処理能力の一部を示せば良いのに対し、(B)に対する解答は処理能力の全部を示す必要があることである。これは、(A)に対する解答が、可能なことの証明であるのに対し、(B)に対する解答は不可能なことの証明であるからである。この関係は、ちょうど、定規とコンパスで任意の角の二等分線が作図できることの証明と、任意の角の三等分線は作図できないことの関係に似ている。また、(B)で難しいのは、処理能力や計算原理を定める際に、上記の(3)が可能で(4)が不可能になるようにすることである。

(C)に対する解答は、注意集中過程の処理能力を明示して、なぜその処理には「注意」がないといけないかを明らかにすることである。ここでの問題点は、注意の集中や移動のような、注意の機能を計算原理の形にする必要がある。それゆえ、(C)に対する解答を組み立てることは、本稿とは別種の問題となる。

4・3 構成的研究の要約

本章の前半では、従来の計算論の研究であるMarrとGrossbergの研究を見ていった。

Marrの研究の魅力は、初期処理から三次元的形状記述に至る、視知覚の全体像に対する見通しの良さである。人間の前注意過程に対応するものは、Marrの図式では原始スケッチである。原始スケッチのうち実際に計算原理までが明らかになっている部分は、低次の素原始スケッチのそのまた一部に過ぎないので、今後の課題は、高次の完全原始スケッチの計算原理を明らかにすることである。

Grossbergの研究は、Marrの研究のような視知覚全体への見通しの良さはないが、実際の計算手続きとの対応が良い。これは、Grossbergの研究が、競合と協調を軸とした神経回路網の理論であり、その神経回路網の動作が偏微分方程式で記述されていることに起因する。また、視知覚の理論としても、知覚的なまとまりの記述のために、特徴線システムと境界線システムを区別するという、興味深い提案を行っている。ただし、Grossbergの実際のシミュレーションは、現象がパラメータに依存する度合いが大きいので、解釈が難しい。

また、本章の後半では、今後の計算論の研究で解決していかねばならない問題を、四項に分けて論じた。

特徴と方位についての項と、境界と領域についての項では、従来の計算論ではとらえられていない問題が何であるかを指摘した。前者で述べたことは、方位情報と方位に依存しない情報の関係の問題であり、後者で述べたことは、前注意過程での処理が可能な「だいたい閉じた領域」の問題である。

輝度レベルと特徴レベルの項では、Glassパタンのまとまりの知覚やテクスチャーの識別に、二つのレベルの処理が混在・融合していることを述べた。心理実験や計算機実験を通観して、次のような仮説を構成した。

「輝度情報は、方位選択性を持つフィルターにより方位情報に変

換される。方位情報の相互関係は距離や大きさの比のみを考慮する (scale invariant)。方位情報が統合されて、全体的なまとまりが形成される。」

前注意過程と注意集中過程の項では、前注意過程で可能な処理と不可能な処理を要約した。これにより、前注意過程での処理能力の下限と上限が定まり、処理能力の評価が可能になる。次の問題は、この処理能力の基礎となる、前注意過程の計算原理の明示化であるが、ここでは、問題の所在を述べるにとどめた。

テクスチャー識別は前注意過程の典型例であり、工学的にも画像の切り出しとして重要である。テクスチャー識別について、従来の研究を概観し、今後の展望を述べた。

テクスチャー識別については様々なレベルがある。本稿の構成は、まず、局所的な領域内でのことを取り上げ、次に、局所から大域への情報の変換に移った。

まず、局所的な解析について、画素の統計量や局所の特徴がテクスチャー識別の基礎となっていることを調べた。画素の統計量はテクスチャー識別にを生じさせるが、精度は良くない。局所の特徴の個数や属性の方が重要である。局所の特徴のリストアップは、Julesz, Treisman, Marrのものを見た。これらの三者はほぼ一致していて、大きさ、方位、端点などがその要素となっている。

次に、局所から大域への情報の変換について、空間周波数フィルターと特徴の結合を取り上げた。空間周波数フィルターとは、輝度レベルでエネルギー加算を行い、画像解析の単位をさまざまな大きさに設定する方法である。この、空間周波数フィルターと方位情報を総合的に取り扱うことで、テクスチャー識別のかなり多くを取り扱うことができる。また、特徴の結合とは、抽出した特徴を空間的位置や類似性に基づいてまとめあげる方法である。特徴の結合には、前注意的に可能なものと不可能なものがある。方位に基づくものや、閉じた領域を作るものは可能である。一方、前注意過程での結合が不可能なものは、注意集中過程で結合することになる。

最後に、人間のテクスチャー識別の計算原理を構成する研究を見ていった。まず、MarrやGrossbergの研究の現段階での到達点を述べた。次に、心理学実験から得られた知見と計算論とを対応させて、今後の展望を、特徴と方位・境界と領域・輝度レベルと特徴レベル・前注意過程と注意集中過程の、四点に分けて述べた。

- Andrews, D.P. (1967) Perception of contour orientation in the central fovea. Part 2. Spatial integration. Vision Research, 7, 999-1013.
- Anstis, S.M. (1970) Phi movement as a subtraction process. Vision Research, 10, 1411-1430.
- Banks, W. & Prinzmetal, W. (1976) Configurational effects in visual information processing. Perception & Psychophysics, 19, 361-367.
- Barber, P. (1981) Visual search and number of stimuli re-examined. Psychological Bulletin, 89, 176-182.
- Beck, J. (1966) Effect of orientation and of shape similarity on perceptual grouping. Perception and Psychophysics, 1, 300-302.
- Beck, J. (1972) Similarity grouping and peripheral discriminability under uncertainty. American Journal of Psychology, 85, 1-19.
- Beck, J. (1982) Textural segmentation. In J. Beck (Ed.), Organization and representation in perception. Hillsdale, NJ: Earbaum.
- Beck, J., Pradzny, K. & Rosenfeld, A. (1983) A theory of

textural segmentation. In J.Beck, B.Hope, & A.Rosenfeld (Eds.), Human and machine vision. New York: Academic Press

Beck,J., Sutter,A., & Ivry,R. (1987) Spatial frequency channels and perceptual grouping in texture segregation. Computer Vision, Graphics, and Image Processing, 37, 299-325.

Boltz,J. & Gilbert,C.D. (1986) Generation of end-inhibition in the visual cortex via interlaminar connections. Nature, 320, 362-365.

Caelli,T. (1980) Facilitative and inhibitory factors in visual texture discrimination. Biological Cybernetics, 39, 21-26.

Caelli,T., Julesz,B. (1978) On perceptual analyser underlying visual texture discrimination, Part 1. Biological Cybernetics, 28, 167-175.

Caelli,T., Julesz,B., & Gilbert,E.N. (1978) On perceptual analyser underlying visual texture discrimination, Part 2. Biological Cybernetics, 1978, 29, 201-214.

Cavanagh,P. (1987) Reconstructing the third dimension: Interactions between color, texture, motion, binocular disparity, and shape. Computer Vision Graphics, and Image Processing, 37, 171-195.

Daugman,J.G. (1985) Uncertainty relation for resolution in

space, spacial frequency, and orientation optimized by two-dimensional visual cortical filters. Journal of Optical Society of America, A2, 1162-1169.

Dobbins, A., Zucker, S.W., & Cynader, M.S. (1987) Endstopped neurons in the visual cortex as a substrate for calculating curvature. Nature, 329, 438-441.

Egeth, H.E., Virzi, R.A., & Garbart, H. (1984) Searching for conjunctively defined targets. Journal of Experimental Psychology: Human Perception and Performance, 10, 32-39.

Fox, J. & Mayhew, J.E.M. (1979) Texture discrimination and the analysis of proximity. Perception, 8, 75-91.

Gagalowics, A. (1981) A new method for texture fields synthesis: Some applications to the study of human vision. IEEE, Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 3, 520-533.

Geman, S. & Geman, D. (1984) Stochastic relaxation, Gibbs distributions, and the Bayesian restoration of images. IEEE, Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 6, 721-741.

Grass, L. (1969) Moire effect from random dots. Nature (London), 223, 578-580

Grass, L. & Perez, R. (1973) Perception of random dot interference patterns. Nature(London), 246, 360-362.

Grass, L. & Switkes, E. (1976) Pattern recognition in humans: Correlations which cannot be perceived. Perception, 5, 67-72.

Grossberg, S. (1983) The quantized geometry of visual space: the coherent computation of depth, form, and lightness. Behavioral & Brain Sciences, 6, 625-692.

Grossberg, S. & Mingolla, E. (1985) Neural dynamics of perceptual grouping: Textures, boundaries, and emergent segmentations. Perception and Psychophysics, 38, 141-171.

Grossberg, S. & Mingolla, E. (1986) Computer simulation of neural networks for perceptual psychology. Behavior Research Methods, Instruments & Computers, 18, 601-607.

Grossberg, S. & Mingolla, E. (1987) Neural dynamics of surface perception: boundary webs, illuminants, and shape-from-shading. Computer Vision, Graphics, and Image Processing, 37, 116-165.

行場次朗 (1987) 視覚系の図地分離における非対称性 前注意的処理過程の特質 テレビジョン学会技術報告, 16(11), 19-24.

Harmon, L.D. & Julesz, B. (1973) Masking in visual recognition: effects of two-dimensional filtered noise. Science, 180, 1194-1197.

Harvey, L.O.Jr. & Gervais, M.J. (1978) Visual texture per-

ception and Fourier analysis. Perception & Psychophysics,
24, 534-542.

Harvey, L.O. Jr. & Gervais, M.J. (1981) Internal representation of visual texture as the basis for the judgment of similarity. Journal of Experimental Psychology: Human Perception and Performance, 7, 741-753.

Hebb, D.O. (1949) The Organization of Behavior. New York: John Wiley.

Hubel, D.M. & Wiesel, T.N. (1962) Receptive fields, binocular interaction and functional architecture in the cat's visual cortex. Journal of Physiology (London), 160, 106-154.

Hubel, D.M. & Wiesel, T.N. (1977) Functional architecture of macaque monkey visual cortex. Proceedings of the Royal Society of London, Series B, 198, 1-59.

岩井栄一 (1984) 脳 学習・記憶のメカニズム 朝倉書店.

Janez, L. (1984) Visual grouping without low spatial frequencies. Vision Research, 24(3), 271-274.

Julesz, B. (1975) Experiments in the visual perception of texture. Scientific American, 232, 34-43.

Julesz, B. (1980) Spatial nonlinearities in the instantaneous perception of texture with identical power spectra.

Philosophical Transactions of Royal Society (London)

Series B, 290, 83-94.

Julesz, B. (1981a) Textons, the elements of texture perception, and their interactions. Nature, 290, 91-97.

Julesz, B. (1981b) A theory of preattentive texture discrimination based on first-order statistics of textons. Biological Cybernetics, 41, 131-138.

Julesz, B. (1986) Texton gradients: The texton theory revisited. Biological Cybernetics, 54, 245-251.

Julesz, B., Gilbert, E.N., Shepp, L.A. & Frisch, H.L. (1973) Inability of humans to discriminate between visual textures that agree in second-order statistics: Revisited. Perception, 2, 391-405.

Julesz, B. & Schumer, R.A. (1981) Early visual perception. Annual Review of Psychology, 32, 575-627.

Kanizsa, G. (1979) Organization in Vision: Essays on Gestalt Perception. Praeger Publishers. (野口薫監訳 (1985) 視覚の文法 ゲシュタルト知覚論 サイエンス社).

Kienker, P.K., Sejnowski, T.J., Hinton, G.E., & Schumacher, L.E. (1986) Separating figure from ground with a parallel network. Perception, 15, 197-216.

喜多伸一 (1984) 視覚的短期記憶における多次元的属性の保持

東京大学卒業論文.

喜多伸一 (1987) パタン知覚における特徴抽出 東京大学修士論文.

Koch, C. & Ullman, S. (1987) Shifts in selective visual attention: Towards the underlying neural circuitry. In L. M. Vaina (ed.) *Matters of Intelligence*. D. Reidel Publishing Company.

Lansky, P., Yakimoff, N., & Radil, T. (1987) On visual orientation of dot patterns. *Biological Cybernetics*, 56, 389-396.

LeVay, S. (1986) What layer 6 tells layer 4. *Nature*, 320, 310-311.

Marr, D. (1976) Early processing of visual information. *Philosophical Transactions of Royal Society, Series B*, 275, 483-524.

Marr, D. (1982) *Vision: A computational investigation into the human representation and processing of visual information*. W. H. Freeman and Company, New York.

Marr, D. & Hildreth, E. (1980) Theory of edge detection. *Proceedings of Royal Society, London, Series B*, 290, 199-218.

松山 (1986) テクスチャー解析 *O plus E*, 7, 102-110.

- Michael, C.R. (1978) Color vision mechanisms in monkey striate cortex: Simple cells with dual opponent-color receptive fields. Journal of Neurophysiology, 41, 1233-1249.
- Nakayama, K. & Silverman, G.H. (1986) Serial and parallel processing of visual feature conjunctions. Nature, 320, 264-265.
- Navon, D. (1977) Forest before trees: The precedence of global features in visual perception. Cognitive Psychology, 9, 353-383.
- Neisser, U. (1967) Cognitive Psychology. New York: Appleton-Century-Crofts.
- Nothdurft, H.C. (1985a) Sensitivity for structure gradient in texture discrimination tasks. Vision Research, 25, 1957-1968.
- Nothdurft, H.C. (1985b) Discrimination of higher-order textures. Perception, 14, 539-543.
- Nothdurft, H.C. & Li, C.Y. (1985) Texture discrimination: Representation of orientation and luminance differences in cells of the cat striate cortex. Vision Research, 25, 99-113.
- Pomerantz, J.R. (1986) Visual form perception: An overview.

In E.C.Schwab & H.C.Nausbaum (Eds.) Pattern Recognition by Humans and Machines, Volume 2: Visual Perception.

Prazdny, K. (1984) On the perception of Glass patterns. Perception, 13, 469-478.

Prazdny, K. (1986a) Some new phenomena in the perception of Glass patterns. Biological Cybernetics, 53, 153-158.

Prazdny, K. (1986b) Psychophysical and computational studies of random-dot moire patterns. Spatial Vision, 1, 231-242.

Prinzmetal, W. (1981) Principles of feature integration in visual perception. Perception & Psychophysics, 30, 330-340

Stevens, K. (1978) Computation of locally parallel structure. Biological Cybernetics, 29, 19-28.

Stevens, K. & Brookes, A. (1987) Detecting structure by symbolic constructions on tokens. Computer Vision, Graphics, and Image Processing, 37, 238-260.

田崎、大山、樋渡（編）（1978）視覚情報処理 生理学・心理学・生体工学 朝倉書店。

Teichner, W.H. & Krebs, M.J. (1974) Visual search for simple targets. Psychological Bulletin, 81, 15-28.

富田文明・田村秀行（1980）画像処理アルゴリズムの概観（4）テクスチャー解析 電子技術総合研究所彙報, vol.44, n.7-8, 26-

Treisman, A. (1982) Perceptual grouping and attention in visual search for features and for objects. Journal of Experimental Psychology: Human Perception and Performance, 8, 194-214.

Treisman, A. (1985) Preattentive processing in Vision. Computer Vision, Graphics, and Image Processing, 31, 156-177.

Treisman, A. (1986) Properties, parts, and objects. In K.R. Boff, L. Kauffman, & J.P. Thomas (Eds.) Handbook of Perception and Human Performance vol 2: Cognitive process and performance. John Wiley and sons.

Treisman, A. (1987) 特徴と対象の情報処理 (高野訳), サイエンス, 1, 86-98.

Treisman, A. & Gelade, G.A. (1980) A feature integration theory of attention. Cognitive Psychology, 12, 97-136.

Treisman, A. & Paterson, R. (1984) Emergent features, attention, and object perception. Journal of Experimental Psychology: Human Perception and Performance, 10, 12-31.

Treisman, A. & Schmidt, H. (1982) Illusory conjunction in the perception of objects. Cognitive Psychology, 14, 107-141.

Treisman, A. & Souther, J. (1985) Search asymmetry: a diag-

nostic for preattentive processing of separable features.
Journal of Experimental Psychology, General, 114, 285-310.

Turner, M.R. (1986) Texture discrimination by Gabor functions. Biological Cybernetics, 55, 71-82.

Ullman, S. (1984) Visual Routines. Cognition, 18, 97-159.

渡辺正孝 (1986) 視覚情報処理の生理心理学 網膜から前頭連合野へ 心理学研究, 56, 6, 365-378.

Yodogawa, E. (1985) A quantitative measure of perceived orientation strength of dot patterns. Proceedings of the IEEE International Conference on systems, Man, and Cybernetics, 584-588.

Zucker, S. (1983) Computational and psychophysical experiments in grouping: early orientation selection. In J. Beck, B. Hope, & A. Rosenfeld (Eds.), Human and machine vision. New York: Academic Press.