

ホロプタを生じる空間知覚モデル[†]

前田 太郎*・館 暲*

Space Perception Model which Generates Horopter

Taro MAEDA* and Susumu TACHI*

One of the distinguished characteristics of human binocular visual space is the phenomenon which is represented as horopter and parallel or distance alley. In this paper, neural network models of space perception using binocular vision are presented to find out how the bipolar parallax and the bipolar latitude are mapped onto the depth sensation. One of the proposed models based on the neural network model shows the characteristics of horopter and alley which is similar to the human space perception. A structure of the model represents how the space perception is generated in the human brain.

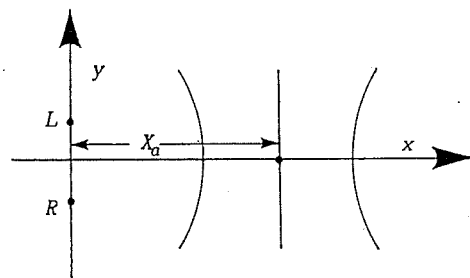
Key Words: binocular vision, visual space perception, horopter, parallel and distance alleys, neural network

1. はじめに

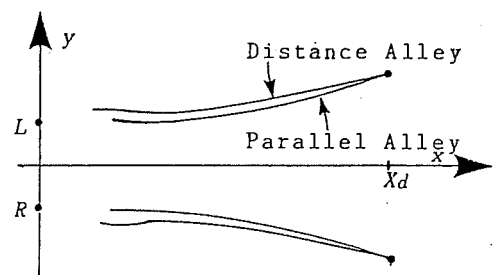
人間は暗空間、または空間的な2次的手掛りのない空間であっても、光点その他の対象の3次元空間中の位置、距離などを両眼視によって知覚することができる。この際に基準となるのが対象点に対する視空間上の主観的直線であり、その特性を示すものとしてホロプタと平行アレイ・距離アレイが心理学の分野において古くから知られている。

すなわち、前額面と主観的に平行に見える光点の列は観察者からある距離 X_a のところでは物理的直線上に一致するが、これより遠方では観察者に対して凸型の曲線上に、近方では反対に凹型の曲線上に並べたときに主観的な直線として観察される。この曲線を Helmholtz のホロプタ (horopter) と呼んでいる¹⁾ (Fig. 1(a))。また同様に正中面と平行に見える主観的直線は Hillebrand の平行アレイ (parallel alley)²⁾,

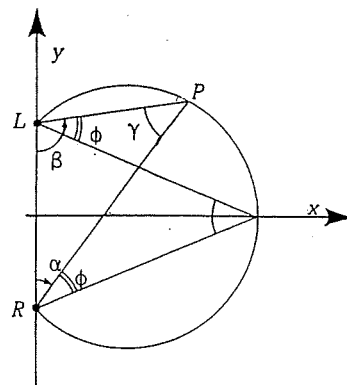
正中面から左右に等距離に見える主観的直線は Blumenfeld の距離アレイ (distance alley)³⁾ と呼ばれ、それぞれ異なった曲線を示す (Fig. 1(b))。



(a) Horopter curves for different fixations



(b) Distance and parallel alleys



(c) Bipolar parallax and bipolar latitude on Vieth-Muller Circle

Fig. 1 Characteristic curves for human binocular visual space; L and R represent centers of rotation of left and right eyes

[†] 第3回生体・生理工学シンポジウムで一部発表 (1988・11)

* 機械技術研究所 つくば市並木 1-2

* Mechanical Engineering Laboratory, Tsukuba

(Received April 12, 1989)

(Revised June 9, 1989)

このようなホロプタやアレイは、個人によらず同一の傾向を示す。また、その曲線には個人差はあっても各個人においては常に一定している。

こうした視空間の曲り方について、Luneburg は、人間の空間知覚座標系を一定曲率をもった Riemann および Lobatchevskii 空間に基づいて説明する幾何学的理論を提出した⁴⁾。これに基づき、さらに Zajaczkowska⁵⁾や Indow ら⁶⁾によってその記述方法が検討されている。

これらの研究によって人間の視空間の特性は心理現象として幾何学的に詳細に解析されてきたが、その発生の原因についての議論はこれまでなされていなかった。本来、ホロプタ測定の下での空間知覚において実際に人間が用いている生体内情報は光点注視時の左右眼球の向きである。一方、額面平行面や平行直線といった直交座標系上の知覚はむしろ後天的に獲得した概念であり、生得的にもっている感覚量ではないと考えられる。このため、両者の間には何らかの学習の機構が存在していなければならないことになる。

本論文ではこの空間視の特徴を人間の空間知覚量を学習する信号処理系の特徴として捉える。すなわち、神経回路網モデルを用いた学習によってホロプタやアレイについて人間と同様の空間知覚特性を示すような信号処理モデルの構造を求め、そして、そのモデルの信号処理の構造について考察することにより人間の空間知覚における情報処理構造を構成的に探る一助とすることを目的とする。

2. ホロプタとアレイを生じる空間知覚モデル

2.1 人間の空間知覚モデル

まず一般にホロプタやアレイの実験は観察者の目の高さにある水平面上の小光点を指標に用いて行われることから、簡単化のためにモデルの眼球運動とそれともなう知覚系を水平運動に関するものに限定する。

つぎに空間知覚に用いられている生体内情報を定義する。本来、ホロプタ測定の下での空間知覚において実際に人間が用いている生体内情報は光点注視時の左右眼球の向きであり、これから奥行知覚を生じさせる生理的手がかりとしては輻輳がある(注1)。Fig. 1(c)に示す Vieth-Muller の円周(以下 VMC と略)上の点において輻輳角 γ は一定であるため原理的にはこれらの点はすべて等距離に見えることになるが、ホロプタは一般に観察者に対して VMC より外側に位

置しており、奥行知覚の生成は輻輳角だけによるものではないことがわかる。いま空間知覚に用いられる生体内情報を輻輳角 γ と視線方向 ϕ であると仮定する(Fig. 1(c))。これは両眼視を行っている際の眼球運動は左右独立ではなく、視線方向 ϕ を決定する同位相の共同運動と輻輳角 γ を決定する逆位相の輻輳開散運動とがあり、これらの量は左右眼球独立の向き α 、 β よりも密接に空間知覚に関わっていると考えられるためである。この仮定は共同運動系と輻輳運動系はそれぞれに独立な運動指令系をもつこと、注視方向の認識には α 、 β を決定する眼筋の長さが直接用いられてはいないという知見からも裏付けられる⁷⁾。なお、この2組の信号の関係はつぎの2式で等価に表わされる。

$$\begin{aligned}\gamma &= \pi - (\alpha + \beta) \\ \phi &= (\beta - \alpha) / 2\end{aligned}\quad (1)$$

また奥行距離 X の額面平行面上の点 $P=(X, Y)$ は両眼間の距離が $2E$ のとき γ と ϕ によってつぎのように表わされる。

$$\begin{aligned}X &= (E/\sin(\gamma))(\cos(\gamma) + \cos(2\phi)) \\ Y &= (E/\sin(\gamma))\sin(2\phi)\end{aligned}\quad (2)$$

このような $(\gamma, \phi) \rightarrow (X, Y)$ の対応づけを学習する系を人間の空間知覚のモデルと考え、神経回路網モデルを設定することにする。

2.2 生理学的背景

本来、空間の知覚とは視覚のみならず自分自身の位置や姿勢といったものを常時反映させることによって成立するものであり、脳内において姿勢や三半器官・内耳といった多種多様な感覚器からの入力を視覚・眼球運動とともに統合していると考えられる。このような総合的な空間知覚に関係する最も注目すべき部位としては大脳皮質の頭頂連合野が挙げられている⁸⁾。その中でも頭頂連合野後部の7a野には特定の空間方向にある光点を注視した場合に発火する神経細胞が見つかっている⁹⁾(注2)。この光点を注視した場合の細胞の反応は大きくつぎの三種に分かれる。

Type 1: 上下・左右・斜めとそれぞれに異なった眼球方向に特徴的に反応し、その方向への振れ角に応じて発火頻度が増加するもの。

Type 2: 注視点の方向には無関係に、注視点までの距離に応じて発火頻度が増加するもの。

Type 3: 方向・距離ともに特定の3次元的に限定された領域を注視したときに最も発火頻度が増加するもの。

(注1) 本来、この条件下では両眼視差もまた有効な生理的手がかりとなりうるが、注視対象が光点の場合には両眼視差は存在しないと考えることができる。

(注2) この実験事実はサルに関する知見であるが、こうした細胞の存在は人間においても予測されるものである。

これらの細胞の選択性は注視の際の眼球方向にのみ支配され背景などの影響は小さい。このためこれらの細胞は注視による眼球運動性の空間位置の認識に密接にかかわっているのではないかと考えられている⁹⁾。

2.3 神経回路網における生体内信号の表現方式

—局在表現モデルと発火頻度表現モデル—

従来、生体内での各種の信号の脳内表現については神経回路網モデルの立場からさまざまな議論がなされているが、そうした議論の一つに信号空間の脳内表現が発火の局在パターンによるものか頻度パターンによるものかという問題がある。すなわち、信号の組を一つのパターンとみなしておおのこの値の組に特徴的に反応する神経細胞によって表現されるとする考え方 (Fig. 2(a)) と、信号ごとに独立な細胞の発火頻度によって表現されるとする考え方 (Fig. 2(b)) である。実際にこれらはそれぞれ感覚1次野のコラム構造や感覚器出力として脳内に存在しており、いずれも一般的な脳内表現の在り方であるといえる。

このように信号の表現形態が異なるモデルにおいては信号間の相互作用も異なってくる。Fig. 2(a)の局在表現モデルにおいては入出力信号の組が細胞を介して結合した一種の連想記憶モデルの構造をとるのに対し、Fig. 2(b)の発火頻度表現モデルにおいては信号間の加算と変換を繰り返すことによって相互作用を行う多層ネットワークの構造をとることになる。

ここで前述の注視細胞における信号の表現形態をみると Type 1, Type 2 は Fig. 2(b)の発火頻度表現, Type 3 は Fig. 2(a)の発火パターンの局在表現にそれぞれ対応しているのがわかる。このことから、どちらのモデルとも人間の空間知覚のモデルとして考慮する必要があると思われる。そこで、こうした生体情報処理の構造的観点から以下のようにモデルを分類す

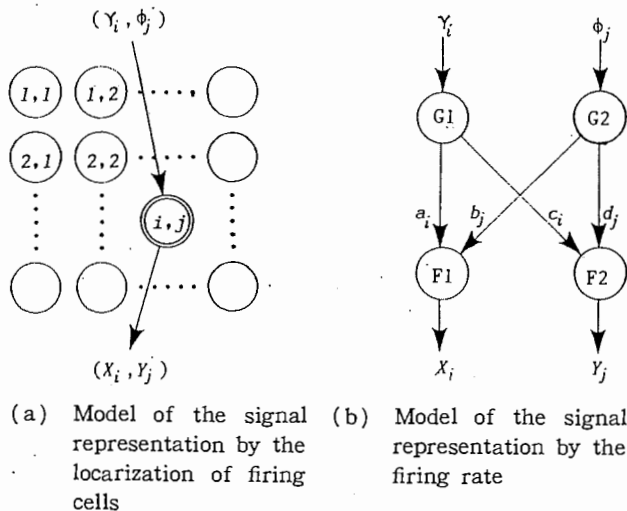


Fig. 2 Models of the signal representation

る。

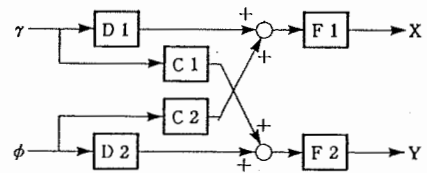
[局在表現モデル]

Fig. 2(a)の場合、2次元のトポグラフィを形成する神経場上で2組の2次元信号空間の間の対応づけを自己組織的に学習することが可能である¹⁰⁾ (Fig. 4(a))。このモデルでは2次元格子状に並んだ細胞の一つ一つが信号空間の特定の領域を代表し、全体にわたって均一に対応づけが行われる。

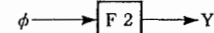
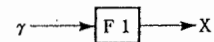
[発火頻度表現モデル]

このモデルにおいては情報処理の形態はさらに3種のモデルに分類される。

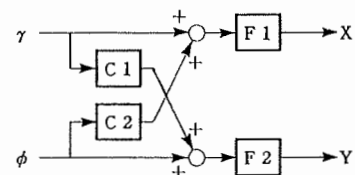
Fig. 2(b)の場合、 γ, ϕ は独立な細胞の発火頻度によって表現されるものとし、それぞれのX, Yへの影響は加算的であるとする。ここで信号間の相互の影響を加算的なものに限定したのは神経回路における信号処理はMaCulloch-Pittsの神経細胞モデル以来、基本的に荷重付き加算によるものとされ、これについてはさまざまな生理学的傍証もありモデルとしてより自然であると考えたためである。このようなモデルをFig. 3(a)に表わす。このモデルの構造は(3a)式の



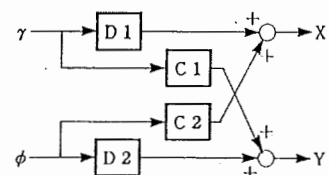
(a) Prototype of models



(b) $C1, C2=0$



(c) $D1, D2=1$



(d) $F1, F2=1$

Fig. 3 Models for human space perception

ように表わされる。

$$\begin{aligned} X &= F1(D1(\gamma) + C2(\phi)) \\ Y &= F2(C1(\gamma) + D2(\phi)) \end{aligned} \quad (3a)$$

これをもとに学習に関与する非線形部 (F1, F2, D1, D2, C1, C2) を限定したモデル Fig. 3(b), (c), (d)を設定する。

(b)は γ と ϕ の信号間の相互補正項 C1, C2がない場合のモデルであり、

$$\begin{aligned} X &= F1(\gamma) \\ Y &= F2(\phi) \end{aligned} \quad (3b)$$

(c)は相互補正加算が入出力変換前に行われるモデル、

$$\begin{aligned} X &= F1(\gamma + C2(\phi)) \\ Y &= F2(C1(\gamma) + \phi) \end{aligned} \quad (3c)$$

(d)は相互補正加算が入出力変換後に行われるモデル

$$\begin{aligned} X &= D1(\gamma) + C2(\phi) \\ Y &= C1(\gamma) + D2(\phi) \end{aligned} \quad (3d)$$

である。これら4種類のモデルを用いて(2)式の対応づけを学習させ、人間の空間知覚特性を特徴付けるのに本質的な働きをしている情報処理構造とはどのようなものであるかを調べていくことにする。そこでつぎにこれらのモデルにおいて実際に非線形変換を学習するのに用いる神経回路網モデルを設定する。

3. 非線形変換を学習する神経回路網モデル

まず、局在パターン表現で $(\gamma, \phi) \rightarrow (X, Y)$ の対応づけを学習させるための神経回路網モデルをFig. 4(a)に示す。ここで用いるモデルは2個の入力細胞と $n \times n$ 個の格子状に並んだ神経細胞群、そして2個の出力細胞とからなり、細胞群は側抑制的相互作用をもつ2次元の神経場を形成する^{11), 12)}。このモデルは神経場上に2次元のトポグラフィを形成し、学習によって入

出力間に任意の非線形連続関数を形成する¹⁰⁾。

$n \times n$ の神経場中の i 行 j 列の細胞 N_{ij} は入力ベクトル x に対し入力荷重 w_{ij} をもち、その興奮度 a_{ij} は

$$a_{ij} = 1 / (1 + \|x - w_{ij}\|) \quad (4)$$

で表わされる。ただし $\| \cdot \|$ は2次のノルムを表わしている。このとき最も高い興奮度をもつ細胞 N_{f_0} を中心として実際に発火する細胞群 S_{f_0} は神経場における興奮性相互作用半径が R のとき

$$\begin{aligned} S_{f_0} &= \{N_{ij} | f - R \leq i \leq f + R \\ &\text{and } g - R \leq j \leq g + R\} \end{aligned}$$

ただし、

$$a_{f_0} = \max \{a_{ij} | i, j = 1, 2, \dots, n\} \quad (5)$$

なる隣り合った $(2R+1)^2$ 個の細胞群で¹²⁾、出力荷重 w_{ij} によって出力ベクトル y を形成する。

$$y = \sum_{N_{ij} \in S_{f_0}} w_{ij} / (2R+1)^2 \quad (6)$$

同様に学習は発火した細胞に対してのみ行われる。すなわち $N_{ij} \in S_{f_0}$ なる細胞 N_{ij} の入力荷重 w_{ij} に対し入力 x を用いて

$$\begin{aligned} \Delta w_{ij} &= \alpha(x - w_{ij}) && : \text{if } N_{ij} \in S_{f_0} \\ &= 0 && : \text{otherwise} \end{aligned} \quad (7)$$

同様に出力荷重 w_{ij} に対し正しい出力 y' を用いて

$$\begin{aligned} \Delta w_{ij} &= \alpha'(y' - w_{ij}) && : \text{if } N_{ij} \in S_{f_0} \\ &= 0 && : \text{otherwise} \end{aligned} \quad (8)$$

なる学習を行う。 α, α' は学習係数である。学習が十分に進むと、正しい入出力が次式の場合、

$$\begin{aligned} y' &= f(x), \quad x = (x_1, x_2) \\ x_{1\min} &\leq x_1 \leq x_{1\max}, \quad x_{2\min} \leq x_2 \leq x_{2\max} \end{aligned} \quad (9)$$

細胞群の各荷重 $w_{ij} = (w_{ij,1}, w_{ij,2})$ は

$$\begin{aligned} &x_{1\min} \leq w_{i,1,1} < w_{i,2,1} < \dots < w_{i,n,1} \leq x_{1\max} \\ \text{or } &x_{1\max} \geq w_{i,1,1} > w_{i,2,1} > \dots > w_{i,n,1} \geq x_{1\min}, \\ &x_{2\min} \leq w_{i,1,2} < w_{i,2,2} < \dots < w_{i,n,2} \leq x_{2\max} \\ \text{or } &x_{2\max} \geq w_{i,1,2} > w_{i,2,2} > \dots > w_{i,n,2} \geq x_{2\min} \\ &(i, j = 1, 2, \dots, n) \end{aligned} \quad (10a)$$

あるいは

$$\begin{aligned} &x_{1\min} \leq w_{i,1,1} < w_{i,2,1} < \dots < w_{i,n,1} \leq x_{1\max} \\ \text{or } &x_{1\max} \geq w_{i,1,1} > w_{i,2,1} > \dots > w_{i,n,1} \geq x_{1\min}, \\ &x_{2\min} \leq w_{i,1,2} < w_{i,2,2} < \dots < w_{i,n,2} \leq x_{2\max} \\ \text{or } &x_{2\max} \geq w_{i,1,2} > w_{i,2,2} > \dots > w_{i,n,2} \geq x_{2\min} \\ &(i, j = 1, 2, \dots, n) \end{aligned} \quad (10b)$$

に収束し、

$$w_{ij} = f(w_{ij}) \quad (11)$$

なる入力 x のトポロジーを反映したトポグラフィを形成する。このとき各細胞は入力信号空間の特定の領域に特徴的に反応するようになり、入出力間には任意の

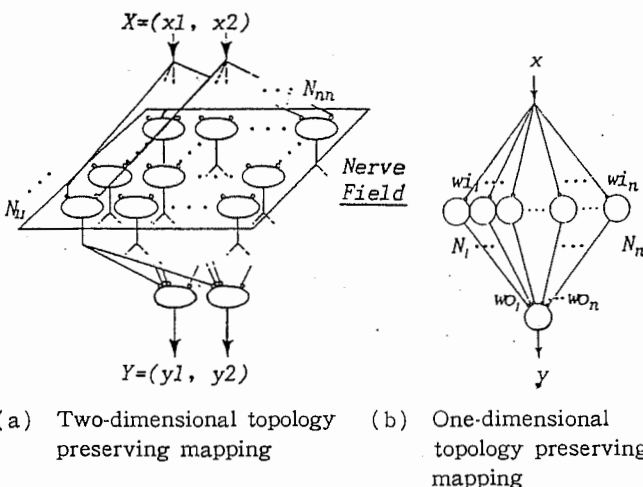


Fig. 4 Neural network models with topography

非線形連続関数 $y=f(x)$ が形成される。

さらに、この特徴を利用して、発火頻度表現モデルの各非線形部を学習させるための神経回路としても同様の1入力1出力の1次元トポグラフィを形成する1次元モデル (Fig. 4(b)) を用いることにする。このとき1次元モデルにおいて(4)~(11)式に相当する式は以下ようになる。

$$a_i = 1/(1 + |x - w_i|) \quad (4)'$$

$$S_f = \{N_j | f - R \leq j \leq f + R\} \quad (4)'$$

$$a_f = \max \{a_i | i = 1, 2, \dots, n\} \quad (5)'$$

$$y = \sum_{N_j \in S_f} w_{oj} / (2R + 1) \quad (6)'$$

$$\Delta w_{ij} = a(x - w_{ij}) \quad : \text{if } N_j \in S_f \\ = 0 \quad : \text{otherwise} \quad (7)'$$

$$\Delta w_{oj} = a'(y' - w_{oj}) \quad : \text{if } N_j \in S_f \\ = 0 \quad : \text{otherwise} \quad (8)'$$

$$y' = f(x), \quad x_{\min} \leq x \leq x_{\max} \quad (9)'$$

$$x_{\min} \leq w_{i1} < w_{i2} < \dots < w_{in} \leq x_{\max} \\ \text{or } x_{\min} \geq w_{i1} > w_{i2} > \dots > w_{in} \geq x_{\max} \quad (10)'$$

$$w_{oi} = f(w_{ii}) \quad (11)'$$

4. 実験方法

前述の神経回路網モデルを用いて Fig. 3(b), (c), (d) と Fig. 4(a) のモデルで学習を行った。

学習はランダムな点 (X_s, Y_s) に対して行われ、このときの輻輳角および視線方向角を (γ_s, ϕ_s) とする。学習の基準点として、 X については同じ額面平行面上の中央点 $(X_s, 0)$ とその際の輻輳角 γ'_s を、 Y についてはアレイの原点 (X_d, Y_s) とその際の視線方向角 ϕ'_s を採用し、Table 1 のようなパラメータを用いて各要素の学習を行う。これによって Fig. 3(b), (c), (d) の各モデルの補正項が学習点における基準点からのずれを補正するように学習が進み、発火頻度表現モデル間の違いを補正項の違いだけに限定することができる。モデルにおける各パラメータは

$$E = 34 \text{ mm}$$

$$X_d = 2,000 \text{ mm}$$

Table 1 Input signals for learning for each model

Learning unit	D1	D2	F1	F2	C1	C2
Fig. 3(b) C1, C2=0	x	—	r_s	ϕ_s	—	—
	y'	—	X_s	Y_s	—	—
Fig. 3(c) D1, D2=1	x	—	r'_s	ϕ'_s	r_s	ϕ_s
	y'	—	X_s	Y_s	$\phi'_s - \phi_s$	$r'_s - r_s$
Fig. 3(d) F1, F2=1	x	r_s	ϕ_s	—	r_s	ϕ_s
	y'	X_s	Y_s	—	$Y_s - D2(\phi_s)$	$X_s - D1(r_s)$
Fig. 4(a) nerve field	x	$x = (r_s, \phi_s)$				
	y'	$y' = (X_s, Y_s)$				

$$n = 50$$

$$R = 3$$

$$\alpha = \alpha' = 0.2 \exp(-m/5000)$$

$$(m \text{ は学習した回数}, 0 \leq m \leq m_{\max}) \quad (12)$$

学習点は

$$\{ \phi | -0.15\pi \leq \phi \leq 0.15\pi \}$$

$$\{ X | 500 \text{ mm} \leq X \leq 2100 \text{ mm} \} \quad (13)$$

なる領域内の点である。この領域は輻輳による奥行知覚が最も有効に働くとされている視覚領域である⁷⁾。

学習に際しては、 γ 、 ϕ の値を学習域の最大値・最小値が等しくなるように正規化してある。学習には各モデルにおいて (神経場の含む細胞数) / (1 回に学習する細胞数) に応じた回数で学習した後に比較する必要があり、発火頻度表現モデルで $m_{\max} = 2$ 万回、局在表現モデルで $m_{\max} = 15$ 万回の学習を行った。

5. 実験結果

5.1 ホロプタ

Fig. 3 のモデルを用いた学習の結果、得られたホロプタを Fig. 5(b), (c), (d), (e) にそれぞれ示す。(a) は比較のための VMC である。

これらの図は提示点 (X_r, Y_r) に対する見かけの位置 (X_s, Y_s) が出力されたとき、

$$X_s : X_r = X_r : X_h,$$

$$Y_s : Y_r = Y_r : Y_h \quad (14)$$

となるように (X_h, Y_h) を定め、表示したものである。

まず、人間のホロプタの一般的な特徴として、

- 1) 観察者の近方で観察者に対し凹型に曲がっている。
- 2) 観察者の遠方で観察者に対して凸型に曲がっている。
- 3) 近方から遠方へ行くに従って凹型から凸型へ連続的に推移するが、途中の点 X_0 (Fig. 1(a)) ではほぼ物理的平面と一致する。
- 4) 3) の点 X_0 は多くの場合 1,000~1,500 mm 付近の奥行距離の点である。
- 5) 3) の凹型から凸型への推移は1回だけで、凸型から凹型への推移はみられない。

といった点が挙げられる。Fig. 1(a) は主に1)~3) の特徴を模式的に示したものである。これらの特徴をもとに各モデルのホロプタを検討する。

発火頻度表現モデルの場合、(b) は ϕ と γ の相互補正項 C1, C2 がない場合のモデルであり、ホロプタはほぼ VMC を描いている。これはこのモデルが奥行知覚を輻輳角 γ の情報のみに頼っているためであり予想された結果であるといえる。

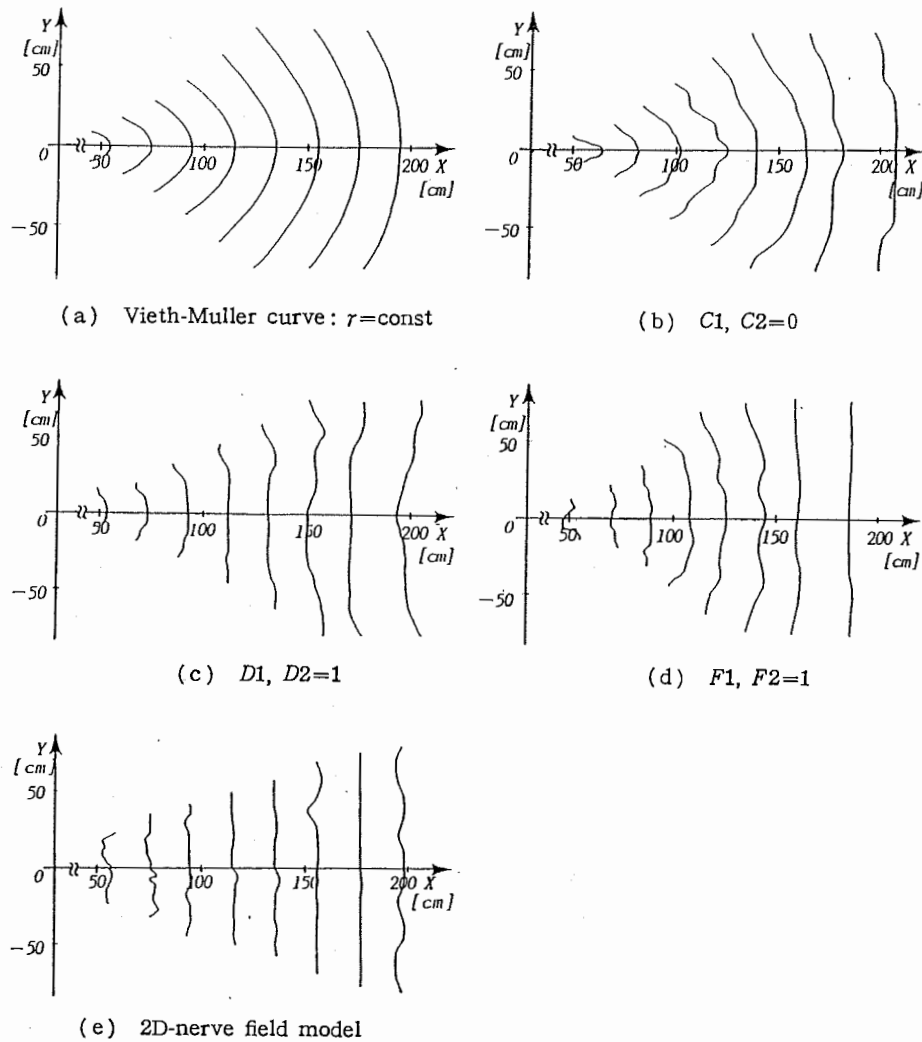


Fig. 5 Horopter of the models

(c)は(b)のモデルに対し相互補正を行うモデルであり、その補正は変換前に行われる。このモデルではホロプタの曲り方は、観察者の近方では観察者に対し凹型に、また遠方では凸型へと推移しており、人間の場合とほぼ同様の形になっている。客観的額面平行面と一致する奥行 X_0 は 1,000~1,500 mm 付近であり、これも人間の場合とよく似ている⁵⁾。

(d)は(b)のモデルに対し相互補正が変換後に行われるモデルである。このモデルではホロプタの曲り方は、観察者の近方から遠方へ行くに従って観察者に対し凸型から凹型に、さらに凹型から平面に近づくように推移しており、凹型から凸型へ一度推移するだけの人間の場合とはかなり異なっている。ことに凸型から凹型への推移は人間の場合にはまったくみられない傾向である⁵⁾。

局在パターン表現モデル(e)においてはいずれの発火頻度表現モデルの場合よりも直交座標系に一致した出力が得られている。ことに $\phi=0$ 付近ではほぼ完全

に一致しており特に歪んだ傾向はみられない。この点でむしろ人間の場合とは異なっている。

5.2 距離アレイ・平行アレイ

今回のアレイのモデルにおいては学習の際に“平行”と“等間隔”の概念の違いを定式化することはできない。したがって、学習の結果得られたアレイを平行アレイと距離アレイのいずれであるともいうことはできない。よって、ここでは平行アレイと距離アレイが共通にもつ傾向に関して議論を進めることにする。

アレイをホロプタ同様に Fig. 6(b), (c), (d), (e)に示す。(a)は比較のために示した ϕ 一定の点の軌跡である。この軌跡自体が人間の特性の基本形とおおむね一致していることから、人間の水平方向距離感覚量 Y の生成においては視線方向 ϕ の情報が支配的で輻輳角 γ の情報があまり反映されていないことがわかる。

発火頻度表現モデルの場合、3種のモデルとも人間と同様の傾向を示した。ホロプタに比べるとモデル間

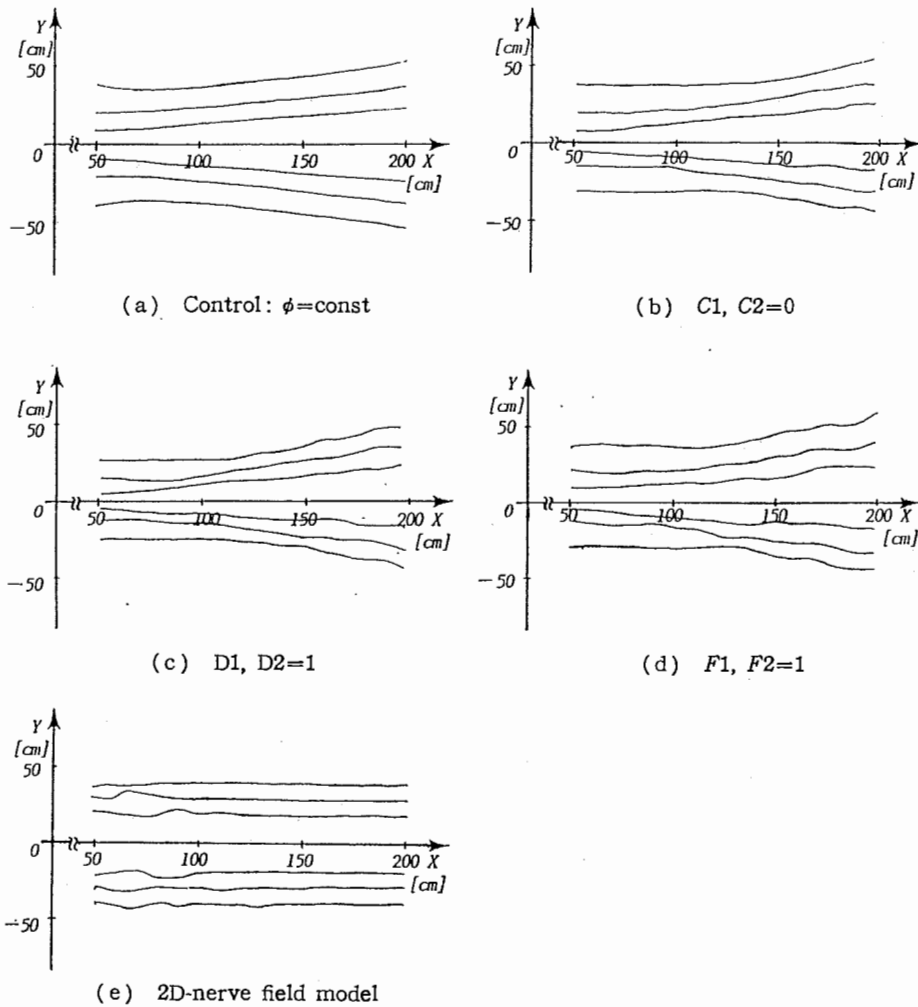


Fig. 6 Alley of the models

に明確な傾向の差は現れておらず、(b), (c), (d) の間に有意な差は見当らない。この結果からこれらのモデルにおいては $C1(\gamma) \ll F2(\phi)$ であることがわかる。すなわち発火頻度表現モデルの場合、視線方向 ϕ の情報が支配的で輻輳角 γ の情報があまり反映されないという人間の特性が学習によって補正加算項の縮退という形で自然に現れてくることになる。

局在パターン表現モデル(e)においてはホロプタ同様いずれの発火頻度表現モデルの場合よりも直交座標系に一致した出力が得られており輻輳角 γ の情報をよく反映した補正がなされている。この点でアレイにおいても人間の場合とは異なっている。

6. 考 察

実験結果より、Fig. 3 の3種のモデルの内(c)の相互補正が変換前に行われる発火頻度表現モデルが輻輳による空間知覚のモデルとしては最もよく人間の場合に一致することがわかる。このことから人間の座標変換処理系の情報構造について考察する。

まず発火頻度表現モデルと局在パターン表現モデルを比較すると局在パターン表現モデルにおいては他のいずれの場合よりも直交座標系に一致した出力が得られている。この特性はこのモデルが一種の連想記憶的な学習を行うためであり、座標変換系としては加算補正のみのモデルより普遍的な学習能力をもつモデルであるものの、実際の人間の場合とは異なる。このことは人間が空間を直交座標系として認識する際の感覚量は局在パターン表現よりも発火頻度表現に基づいて生成されている可能性を示している。すなわち座標変換系としてはより普遍的な局在パターン表現を脳内にもちながら (cf. Type 3 の注視細胞), その表現形態はホロプタやアレイにおける空間知覚の感覚量の生成に関与していないことになる。一方、(2)式より、

$$\begin{aligned}
 \partial X / \partial \gamma &= -E(1 + \cos(2\phi)\cos(\gamma)) / \sin^2(\gamma) \\
 \partial X / \partial \phi &= -2E \sin(2\phi) / \sin(\gamma) \\
 \partial Y / \partial \gamma &= -E \sin(2\phi)\cos(\gamma) / \sin^2(\gamma) \\
 \partial Y / \partial \phi &= 2E \cos(2\phi) / \sin(\gamma)
 \end{aligned} \tag{15}$$

なる関係が得られる。よって認識領域の大半において

$$\partial X/\partial \gamma < 0, \partial Y/\partial \phi > 0 \quad (16)$$

また認識領域全体での期待値について

$$E(\partial X/\partial \phi) = E(\partial Y/\partial \gamma) = 0 \quad (17)$$

である。この ΔX と $\Delta \gamma$, ΔY と $\Delta \phi$ との単調な関係の存在が信号間の相関の高さとなってより直接的な信号間の結合を生み、空間位置の特徴細胞 (cf. Type 3 の注視細胞) を介さない直接的な細胞間の結合を生んでいる可能性をこの実験結果は示唆している。

一方、発火頻度表現モデルにおける (c) と (d) の違いは、パラメータ間の加算的な相互補正処理が変換の前後いずれにおいてなされているかの違いであり、これは補正処理が、(d) では見かけの距離である X_s , Y_s の直交座標系の信号空間上でなされているのに対し、(c) では輻輳角 γ と視線方向 ϕ による眼球運動信号性の信号空間上でなされていることを意味する。実験の結果が人間の空間知覚モデルとして (c) の構造を支持するものだとすると、これは額面平行面という空間知覚においては後天的に獲得した高次の概念量を生成・補償するための処理系が眼球運動信号という1次的感覚信号の形で情報処理を行っている可能性を示唆するものである。このことは視覚性空間知覚においては頭部の運動・姿勢の情報を常に統合し続ける必要があること、また輻輳による空間知覚は視覚的空間知覚において絶対距離の知覚を担う信号情報であり、両眼視差などの相対的距離の知覚情報は絶対距離の知覚情報に後天的に統合される必要があることから考えて、視覚的空間知覚による位置情報の統合・処理が眼球運動信号性もしくはそれにきわめて近い信号空間上で行われている可能性を示唆するものである。これは人間が空間知覚において感覚間の統合を行う際の情報処理にグローバルな空間表現としてのより抽象的な信号形態を用いているという考え方には否定的な結論となる。この傍証となる生理学上の知見もあり¹³⁾、興味深い。

7. おわりに

人間の空間知覚におけるホロプタの発生を、輻輳による両眼立体視の情報から主観的直交座標系への変換を学習する信号処理系の特性として捉え、神経回路網モデルによる学習を適用することで処理系の情報構造について考察し人間と同様のホロプタ・アレイを生じる空間知覚モデルを得た。またその結果に基づき人間の空間知覚における信号処理系の情報構造について生理学的知見を鑑みつつ考察した。本論の意義は従来心理学上の法則として捉えられてきたホロプタ・アレイについて人間の神経回路網上の信号処理における構造

上の特徴として捉え、その構造の同定に生理学的知見を結びつけたことである。

なお本論においては信号空間を2次元としたが、発火頻度表現モデルにおいては3次元への対応もこの2次元モデルを水平方向への特徴細胞とみなし、各方向への特徴細胞について同様のモデルで論じることが可能である。一方、局在表現モデルではトポロジーの保存のために3次元のトポロジーをもつ神経場を要求されることになり、大脳における神経場のトポロジーが2次元的であることからモデルとして問題が生じることになる。不足する次数についてはハイパーコラムの存在を考慮したモデルを用いて表現することも可能¹¹⁾であるが、この場合トポロジーの一部に破壊が起こることは免れない。この点についても局在表現モデルは3次元空間知覚モデルとしては問題があるといえよう。

参考文献

- 1) H. V. Helmholtz: Treatise on Psychological Optics, Optical Society of America, 3, 482 (1925)
- 2) F. Hillebrand: Denkschr. Akad. Wiss. Wien, math.-nat. Kl. 72, 255 (1902)
- 3) W. Blumenfeld: Zeits. f., Pysiol. d. Sinnersorgane 65, 241 (1913)
- 4) R. K. Luneburg: The Metric of Binocular Visual Space, Journal of the Optical Society of America, 40-10, 627/642 (1950)
- 5) A. Zajackowska: Experimental Test of Luneburg's Theory, Horopter and Alley Experiments, Journal of the Optical Society of America, 46-7, 514/527 (1956)
- 6) T. Indow: An Approach to Geometry of Visual Space with No A Priori Mapping Functions: Multidimensional Mapping According to Riemannian Metrics, Journal of Mathematical Psychology, 26, 202/236 (1982)
- 7) 渡辺, ほか: 視覚の科学, 写真工業 (1975)
- 8) M. Critchley: The Parietal Lobe, Hafner (1953)
- 9) H. Sakata, H. Sibutani and K. Kawano: Spatial Properties of Visual Fixation Neurons in Posterior Parietal Association Cortex of the Monkey, Journal of Neurophysiology, 43, 1654/1672 (1980)
- 10) 阪口, 座間, 前田, 中野, 大森: 感覚系と運動系の協調システム(1), 第26回 SICE 学術講演会予稿集, 73/74 (1987)
- 11) A. Takeuchi and S. Amari: Formation of Topographic Maps and Columnar Microstructures in Nerve Fields, Biol. Cybern., 35, 63/72 (1979)
- 12) T. Kohonen: Self-Organized Formation of Topologically Correct Feature Maps, Biol. Cybern., 43, 59/69 (1982)
- 13) D. N. Levine, K. J. Kaufman, and J. P. Mohr: Inaccurate Reaching Associated with a Superior Parietal Lobe Tumor, Neurology, 28, 556/561 (1978)