

高等動物の視覚機能を模擬した特徴抽出モデル

八 木 寛・佐々木 和 男

Feature Extraction Model shammed by the Visual System of the Higher Animal

Hiroshi YAGI・Kazuo SASAKI

In this paper, we describe about a feature extraction model of visual patterns. The selected features were the branching points and the number of the branches. This model responded to both straight lines and curved lines.

1. ま え が き

高等動物は種々の面にわたってすぐれた知的機能をもっている。このような生体の機能、特に外界情報の8割前後を処理するといわれる視覚系のパターン認識機能を解明し、工学的に実現しようすることは有意義であると思われる。

パターン認識が行なわれるには認識に必要な種々の特徴を抽出することがまず第1に必要である。

生理学の実験によれば、¹⁾²⁾³⁾網膜の受容細胞に投影されたパターンは Brodmann の大脳 17, 18, 19 野にゆくにつれ、より複雑な特徴抽出の対象となることが認められる。

このような生理学的事実にもとづき、種々の特徴を抽出するモデルが研究されてきた⁴⁾⁵⁾。

本論文は心理学的に情報量の多いと考えられるパターンの分岐点⁶⁾と分岐の数を特徴として抽出するモデルを、生体の視覚系の機能を用いて構成し、そのデジタル計算機シミュレーションについて述べたものである。

2. モデルの概要とそのシミュレーション

図1は特徴抽出モデルのブロックダイアグラムで、6層からなり、第3層はさらに2層にわけられる。この特徴抽出モデルは入力として線図形と面図形を取りあつかうことができるが、線図形の線素幅は1 mesh 程度とする。また、受容野として R_2 層に on-center type を用

いるので、図形は黒地に白で画かれ、確率密度関数 $f_0(x, y)$ で表現されるとする。

R_1 層は受容細胞層で、 $f_0(x, y)$ で表現されたパターンを 1 or 0 の 2 値パターンに変換する。出力は $f_1(x, y)$ で与えられ、(1)式はこの関係を表わす。

$$f_1(x, y) = 1[f_0(x, y) - \rho_1] \quad (1)$$

ただし、 ρ_1 は閾値

$$1[x] = \begin{cases} 1 & x \geq 0 \\ 0 & x < 0 \end{cases} \quad (2)$$

である。 $f_0(x, y)$ は(1)式により、2 値パターンに変換されるわけであるが、シミュレーションでは簡単のため $f_0(x, y)$ を入力とせず、視察により直接 2 値パターン $f_1(x, y)$ を入力パターンとして与えた。

R_2 層は contrast 成分を検出して、面図形を線図形に変換し、線図形はそのまま保存する層である。このような機能をはたす受容野の形は、興奮部 1×1 、全体の大きさが 3×3 のものが適当である。この受容野は on-center type であり、神経結合関数 $p_{12}(\xi, \eta)$ は

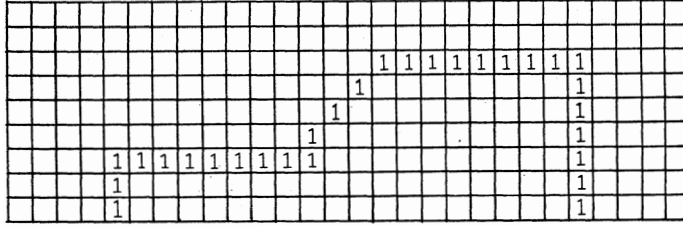
$$p_{12}(\xi, \eta) = 1.5 \exp\left(-\frac{\xi^2 + \eta^2}{0.1515}\right) - 0.5 \exp\left(-\frac{\xi^2 + \eta^2}{0.455}\right) \quad (3)$$

である。この神経結合関数は低域周波数を cut するため

$$\iint s_2 p_{12}(\xi, \eta) d\xi d\eta = 0 \quad (4)$$

にとつてある。

モデルでは x, y, ξ, η は離散的な値をとるのである

図-5 面図形入力に対する R_2 層の出力

が、簡単さのため連続値をとるとして積分で表現する。

図2の線図形、図3の面図形入力パターンに対する R_2 層の出力を図4、図5にそれぞれしめす。

R_2 層は2層にわかれ、それぞれ R_{31} 層、 R_{32} 層とする。 R_{31} 層は R_4 層での直線成分検出のため線素幅を調節する層であり、 R_2 層が contrast を強調するのに対し、ボケ変換を行なう層である。受容野は R_3 層同様、同心円状の on-center type の受容野である。 R_4 での直線成分検出に必要な線素幅は水平、垂直な直線に対して1 mesh、斜線に対してはたかだか3 mesh 程度であるので、受容野興奮部の大きさは 3×3 、抑制部を含めた受容野全体の大きさは 9×9 とした。この受容野の神経結合関数 $p_{2,31}(\xi, \eta)$ は

$$p_{2,31}(\xi, \eta) = 2.0 \exp\left(-\frac{\xi^2 + \eta^2}{1.625}\right) - \exp\left(-\frac{\xi^2 + \eta^2}{3.25}\right) \quad (5)$$

である。出力 $f_{31}(x, y)$ は

$$f_{31}(x, y) = \psi \left[\iint_{S_{31}} p_{2,31}(\xi, \eta) \cdot f_2(x + \xi, y + \eta) d\xi d\eta - \rho_{31} \right] \quad (6)$$

$$\psi[x] = \begin{cases} \iint_{S_{31}} p_{2,31}(\xi, \eta) \cdot f_2(x + \xi, y + \eta) d\xi d\eta & x > 0 \\ 0 & x \leq 0 \end{cases} \quad (7)$$

である。

R_{32} 層は R_{31} 層の受容野興奮部の大きさが 3×3 であるため、直線の交差した角の部分が必要な出力をだすのを抑制する層である。この受容野には off-center type の受容野が用いられ、神経結合関数としては R_2 層の神経結合関数の正負を逆にしたものが使用される。すなわち

$$p_{2,32}(\xi, \eta) = -p_{1,32}(\xi, \eta) \quad (8)$$

で R_{32} 層の出力 $f_{32}(x, y)$ は

$$f_{32}(x, y) = 1 \left[\iint_{S_{32}} p_{2,32}(\xi, \eta) \cdot f_2(x + \xi, y + \eta) d\xi d\eta - \rho_{32} \right] \quad (9)$$

である。 R_{31} 層と R_{32} 層の関係を図6にしめす。 $f_{32}(x, y)$ が1に対応する $f_{32}(x, y)$ の出力を抑制する回路結合を R_{31} 層の出力部に構成する必要がある。

$f_{31}(x, y)$ の $f_{32}(x, y)$ からの抑制を受けた出力を $f_3(x, y)$ と表わす。

R_4 層は方向づけられた直線成分を検出する層で、大脳視覚領の simple cell に対応する。simple cell の直線成分検出の機能をもつと考えられる受容野は、抑制野をもつが本モデルでは簡単さのため抑制野を無視する。この層の受容野は図7にしめされるような形をしており、15度毎、全体で24個ある。すなわちこの素子は3次元配列をしている。神経結合関数として具体的な関数をあげることはできないが、図7の受容野の神経結合関数を $p_{3,4}(\xi, \eta)$ とする。出力は $f_2(x, y)$ の出力に対応する点のみが情報をもつと考えられるので、その他の点ではでないようにしてある。 R_4 層の出力 $f_{4i}(x, y)$ は

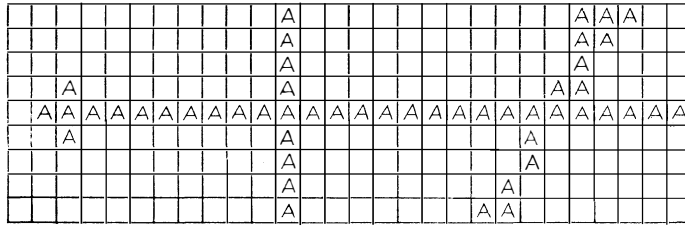
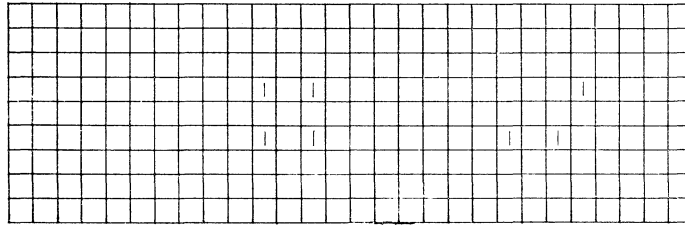
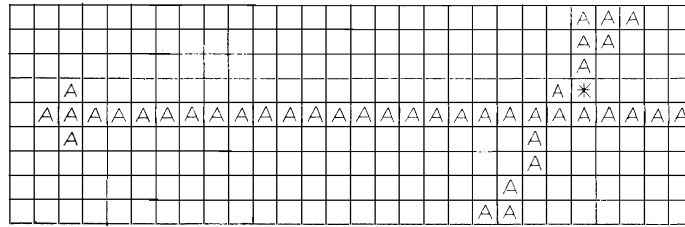
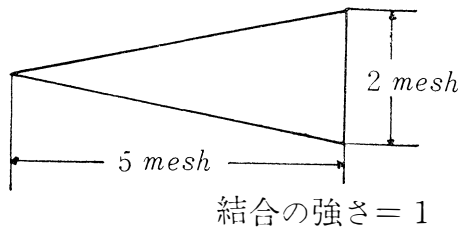
$$f_{4i}(x, y) = 1 \left[\iint_{S_4} p_{3,4}(\xi, \eta, \alpha_i) \cdot f_3(x + \xi, y + \eta) d\xi d\eta - \rho_{4i} \right] \quad (9)$$

ただし α_i は receptive field axis の角度

$$i = 1 \sim 24$$

である。 R_4 層は α_i が $0^\circ, 30^\circ, 60^\circ, 90^\circ, \dots$ に対応する出力が1のときは $f_{4(i+1)}$ 、 $f_{4(i-1)}$ の出力が抑制される回路結合をもつ。これは1つの直線に対し $f_{4i}(x, y)$ 、 $f_{4(i+1)}(x, y)$ 、 $f_{4(i-1)}(x, y)$ の内、2つが同時に応答するような誤動作を抑えるためである。 R_4 層の機能を図8にしめす。図8 a) は R_3 層の出力のある場所をAでしめたものであり、図8 b) は R_2 層の出力のある場所をBでしめたものである。図8 b) の*の部分での抑制前の R_4 層の出力を図8 c) に、抑制後の出力を図8 d) にしめしてある。

R_5 層は大脳視覚領の complex cell に対応するものであるが、大脳視覚領における complex cell が同じ receptive field axis をもつ simple cell を統合するのに対し、本モデルでの R_5 層は異った receptive field axis をもつ R_4 層の素子の統合にあたる。この層は受容野に相当するものをもたず、 R_4 層の対応する点の $f_{4i}(x, y)$

a) R_{31} 層の出力のある meshb) R_{32} 層の出力c) R_{31} 層の R_{32} 層による抑制 ※の部分か抑制される。図-6 R_{31} 層 の 関 係図-7 R_4 層の受容野

の加算を行なう。すなわち、 R_5 層の出力 $f_5(x, y)$ は

$$f_5(x, y) = \sum_{i=1}^{24} f_4(x, y) \quad (10)$$

ただし、 $f_5(x, y) = 2$ のときは $\alpha_{i1} < \alpha_{i2}$ として

$14 \geq i_2 - i_1 \geq 11$ 以外において

$$f_5(x, y) = 9 \quad (11)$$

である。 R_5 層の出力を図9に示す。

R_6 層は hyper complex cell に対応し、パターンの方岐点（パターンの角の部分）で出力をだす。受容野は

4×4 で、その形は神経結合関数が汎関数で表現されるので定まらない。

$p_{56}\{f_5(x, y), f_5(x + \xi, y + \eta)\}$ の値は、着目している場所の方岐の数とその場所を中心とする受容野内の各々の場所での方岐の数より大きいときは $f_6(x, y)$ に出力がでるように、そうでない場合には出力がでないように決定する必要がある。 R_5 層の出力が $f_5(x, y) = 2$ はほぼ直線であり、パターンの角の部分とはみなさず出力を出さない。 R_6 層の出力 $f_6(x, y)$ は

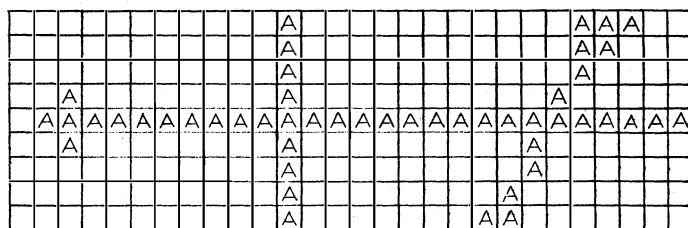
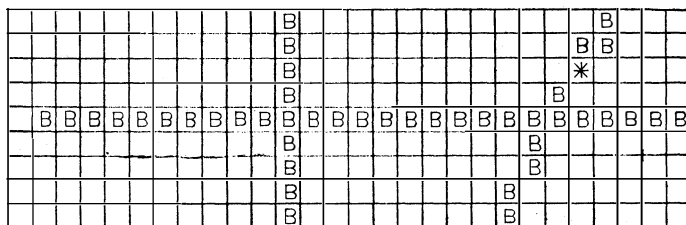
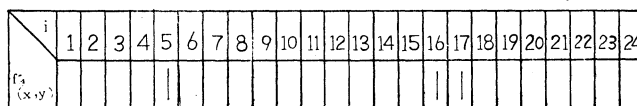
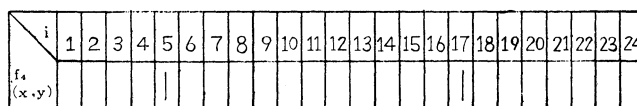
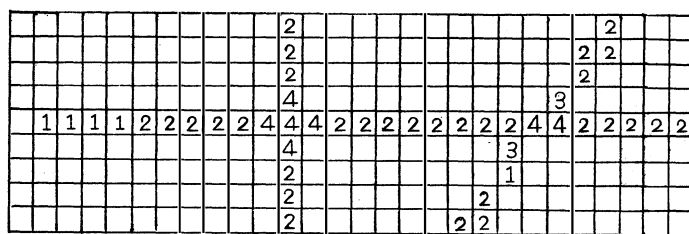
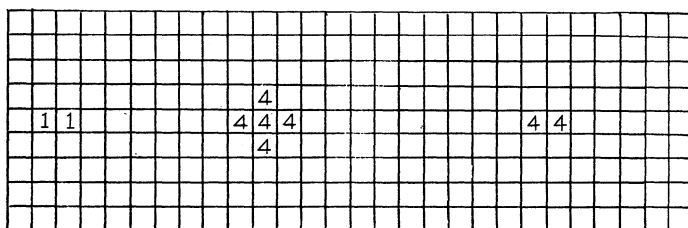
$$f_6(x, y) = \phi \left[\int_{S_6} p_{56}\{f_5(x, y) \cdot f_5(x + \xi, y + \eta)\} \cdot f_5(x + \xi, y + \eta) d\xi d\eta \right] \quad (12)$$

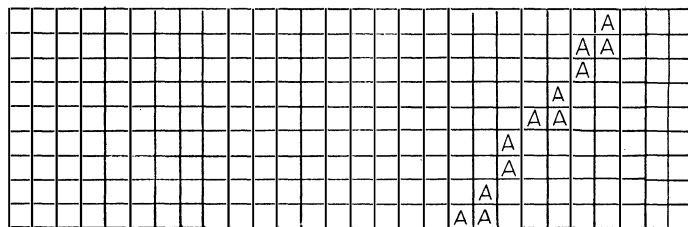
$$\phi[x] = \begin{cases} f_5(x, y) & x > 0 \\ 0 & x \leq 0 \end{cases} \quad (13)$$

である。 R_6 層の出力を図10に示す。

3. 特徴抽出モデルの検討

この特徴抽出モデルの R_4 層の出力に適当な回路を組

a) R_3 層の出力 $f_3(x, y)$ のある meshb) R_2 層の出力のある mesh ※の部分での特徴抽出結果を c) d) にしめすc) 抑制前の R_4 層の出力 $f_4(x, y)$ d) f_{417} による f_{416} の抑制図-8 R_4 層の機能図-9 R_5 層の出力図-10 R_6 層の出力

図-11 R_7 層の出力

み込むことにより、パターンの直線検出を行なうことが可能である。図2の右上がり直線の特徴として抽出することを考える。直線の傾きは水平方向に対し 60° なので R_4 層で出力のでる可能性のあるものは $f_{4,2}$, $f_{4,3}$, $f_{4,4}$, $f_{4,14}$, $f_{4,15}$, $f_{4,16}$ である。これらを OR 回路で結合し、仮想的な出力層 R_7 層にその出力をだす。すなわち

$$f_7(x, y) = f_{4,2}(x, y) \cup f_{4,3}(x, y) \cup f_{4,4}(x, y) \cup f_{4,14}(x, y) \cup f_{4,15}(x, y) \cup f_{4,16}(x, y) \quad (14)$$

である。図11に R_7 層の出力をしめす。

この特徴抽出モデルはまた、曲線パターンの特徴を抽出することができる。なぜならば R_4 層の直線成分検出層が線分検出を行なっているゆえんである。これは曲線を直線近似したことに対応する。

本モデルはこのように直線パターン、曲線パターンを問わず、その特徴を抽出する。しかし、鋭い角をもつようなパターンに対しては誤動作を伴うことがある。これは R_4 層の受容野に抑制野を含めなかったこと、受容野の形を遠いほど大きい結果をもつようにしたことなどに起因すると思われる。

4. 結 論

本論文は、心理学的に情報量の多いと思われるパターンの分岐点と分岐の数を特徴として抽出するため、生体の視覚機能、特に網膜と脳視覚領における情報処理機能を特徴抽出図として用いた特徴抽出モデルの構成とそのシミュレーションについて述べたものである。

本モデルは、図形に鋭い角がなければそれが線図形であれ面図形であれ入力としてとりうる事ができる。さらに線分検出受容野を用いたことにより、直線図形のみならず曲線図形もととりあつかうことができる。

このモデルの素子数を増し、素子を連続分布に近づけるとともに、 R_4 層の線分検出受容野により適切なものを用いることにより、かなり良い特徴抽出モデルの実現が期待される。

参 考 文 献

- 1) Hubel, D.H. and Wiesel, T.N. ; Receptive Fields of Single Neurons in the Cat's Striate Cortex. J. Physiol, (1959) 148, 574-591
- 2) Hubel, D.H. and Wiesel, T.N. ; Receptive Fields Binocular Interaction and Functional Architecture in the Cat's Visual Cortex. J. Physiol, (1962) 160, 100-151
- 3) Hubel, D.H. and Wiesel, T.N. ; Receptive Fields and Functional Architecture in Two Non-Striate Visual Areas (18 and 19) of the Cat. J. Neurophysiol, 28, 229-289 (1965)
- 4) K, Fukushima ; Visual Extraction by a Multilayered Network of Analog Threshold Elements. IEEE, Trans, scc-5, 4, (1969) 323-333
- 5) 福島邦彦 ; 多層回路網による曲線図形の特徴抽出, 電子通信学会 Information 研資 (1970) 1月
- 6) 樋渡他 ; 画像と注視点の分布. NHK 技術研究 (1995) 17, 1, 4-20