視覚系における動的な群化過程の ニューラルネットワークモデル

Neural Network Model of Dynamical Grouping Process in the Human Visual System

小林 新^{†1}, 正会員 岡林 繁^{†2}, 堀場 勇夫^{†3}, 正会員 杉江 昇^{†1},
正会員 工藤 博章^{†4}, 山村 毅^{†3}, 正会員 大西 昇^{†4}

Shin Kobayashi^{†1}, Shigeru Okabayashi^{†2}, Isao Horiba^{†3}, Noboru Sugie^{†1},
Hiroaki Kudo^{†4}, Tsuyoshi Yamamura^{†3} and Noboru Ohnishi^{†4}

Abstract The mechanism underlying perceptual grouping of visual stimuli is not static, but dynamic. In this paper, the dynamical grouping process is implemented with a neural network model consisting of an array of (hyper)columns suggested by Hubel & Wiesel, where intracolumnar inhibition and intercolumnar facilitation are incorporated. The model was applied successfully to figures consisting of a set of points yielding either of two ways of groupings from time to time due to neural fatigue. Then the model was extended to introduce dependency on fixation points as well as neural fatigue and then applied to the Necker Cube. The model output either of two ways of 3D interpretations depending on the fixation points.

キーワード：視覚，群化，Necker Cube，ニューラルネットワーク，モデル，疲労

1. ま え が き

人の視覚系では，視覚刺激パターンからまとまった形（滑らかに連結した線，明るさや色が一樣な領域，滑らかな表面，滑らかに動く物体など）をボトムアップ的に抽出し，パターンの認識やシーンの記述に役立てている．このような処理は，「群化」と呼ばれ，ゲシュタルト心理学の分野で多くの研究がなされてきた．群化処理のシミュレーションのためのモデルには，Glass patternを対象にした K.A.Stevens の研究¹⁾，雑音を含む画像からまとまっ

図 1 Marroquin の図
Marroquin pattern.

た形を知覚する過程を説明する平塚らのモデル²⁾などがあるが，これらは静的なモデルである．しかし，D.Marr の“Vision”³⁾に引用されている Marroquin 図形(図 1)のように群化による知覚は，静的とは限らず時々刻々変化する動的なものである．本研究では，このような動的群化過程のモデル化を行う．

また，図 2 は Necker Cube⁵⁾と呼ばれるもので，これは上から見下ろした立方体とも，下から見上げた立方体とも見え，しかも，知覚される形の解釈は時間的に一定ではない．このような客観的には同一の刺激図形でありながら，

1998 年 3 月 26 日受付，1998 年 9 月 9 日再受付，1998 年 11 月 9 日採録

†1 名城大学 理工学部

(〒468-8502 名古屋市天白区塩釜口 1-501, TEL 052-832-1151)

†2 名城大学 都市情報学部

(〒509-0261 岐阜県見市虹ヶ丘 4-3-3, TEL 0574-69-0144)

†3 愛知県立大学 情報科学部

(〒480-1198 愛知県愛知郡長久手町大字熊張字茨ヶ廻間 1522-3, TEL 0561-64-1111)

†4 名古屋大学大学院工学研究科

(〒464-8603 名古屋市千種区不老町, TEL 052-789-3098)

†1 Faculty of Science and Technology, Meijo University

(1-501, Shiogamaguchi, Tempaku-ku, Nagoya 468-8502, Japan)

†2 Faculty of Urban Science, Meijo University

(4-3-3, Nizigaoka, Kani 509-0261, Japan)

†3 Faculty of Information Science and Technology, Aichi Prefectural University

(1522-3, Aza-Ibaragabasama, Oaza-Kumabari, Nagakute-cho, Aichi-gun, Aichi 480-1198, Japan)

†4 Graduate School of Engineering, Nagoya University

(Furo-cho, Chikusa-ku, Nagoya 464-8603, Japan)

図 2 Necker Cube
Necker cube.

図 3 基本競合系
Generalized flip-flop.

知覚的には2つあるいはそれ以上の解釈が成立する図形である多義図形 (ambiguous figure) は、3次元のまとまりが時間的に変化するという意味で、動的な群化と同様の現象であると考えられる。そこで、このような多義図形の知覚のシミュレーションについても、動的な群化過程と同様なプロセスと仮定し、提案したモデルの適用を試みる。

2. ニューラルネットワークモデル

本モデルは、視覚モデルとして用いられているコラム構造を有するニューラルネットワークモデルを基本とし、動的群化の要因を考慮して拡張を行ったものである。

2.1 基本となるコラム構造

視覚刺激は網膜、外側膝状体を経て、大脳視覚領第一野 (V1) のニューロンへと伝えられる。よく知られているように、V1にはコラム構造が存在する。

このコラム構造は、初期視覚のニューラルネットワークモデルとしてコラム内相互抑制と隣接コラム間相互疎通によるネットワーク構造でモデル化されている。図3は、1つのハイパーコラムに対するネットワークの構造を示しており、ユニット $E_1, E_2, \dots, E_i, \dots, E_n$ は、ハイパーコラム内の特定の方位に選択的に反応するニューロンに相当する。それぞれのユニットの出力は、自己へ重みづけされて帰還

図 4 隣接コラム間相互疎通ネットワーク
Intercolumnar facilitation network.

されるとともに、ユニット I での荷重和を経て抑制的に帰還される。これにより、ユニットの間で競合が生じ、最終的に活性レベルの高いユニットが示す方位を最適方位として決定する。各 E_i は、自らの出力フィードバック ($f(u_i)$)、ノイズ (z_i , 後述) の他、次の3つの入力をもつ。

- (1) 網膜、外側膝状体を経て伝えられた、視覚刺激入力 $\dots [s_i]$
- (2) 同一コラム内での相互抑制性入力 (intracolumnar inhibition) $\dots [g(v)]$
- (3) 隣接コラム内の類似方位の選択的ニューロンからの興奮性入力 (intercolumnar facilitation) $\dots [c_i]$

このような1つのコラムの構造 (図3) は、2次元に広がった網膜座標のある一点での構造に相当し、このコラム構造を2次元的に配列し、隣接するネットワーク間を相互に結合したものが、図4である。

1つのハイパーコラムのネットワークは、網膜の広がりにしたがって、ある範囲内にある他のハイパーコラムの影響を受ける。この時、ハイパーコラム内の方位を決定するユニットは、影響範囲内にある他のコラムのユニットの出力を、コラム間の距離とコラム内の方位に応じた荷重和 (c_i) として受け取る。

さて、コラム内相互抑制ネットワークの実現には、甘利⁶⁾の考案した基本競合系 (一般化フリップフロップ) を用いている。この系において、 n 個の興奮性ユニット $E_1, E_2, \dots, E_n$ は、 w_1 の結合荷重で自己フィードバック結合を持ち、1つの抑制性ユニット I は、入力として各ユニットの出力を結合荷重1で受け取る。また、抑制性ユニットの出力は、結合荷重 $-w_2$ で興奮性ユニットに入り、ユニット E_i を抑制する。ユニット E_i への入力を s_i 、閾値を h_1 、抑制性ユニット I の閾値を h_2 とする。ニューロンは膜電位が変化し、それに応じた出力を出す。ここでは、単に内部ポテンシャルとして考える。各ユニットは、連続時間で動作し、 u_i, v をそれぞれ興奮性ユニット、抑制性ユニットの内部ポテンシャルとすると系の方程式は、“ $\cdot$ ” を時間微分として、(1), (2) 式のように表される。

$$\dot{u}_i = -u_i + w_1 f(u_i) - w_2 g(v) - h_1 + s_i \quad (1)$$

$$\tau \dot{v} = -v + \sum_{i=1}^n f(u_i) - h_2 + s_0 \quad (2)$$

ただし、 $i = 1, 2, \dots, n$ である。

ここでは興奮性ユニットの時定数を 1 とし、抑制性ユニットの時定数を τ とした。 $f(u_i)$, $g(v)$ はそれぞれ興奮性ユニット、抑制性ユニットの出力関数、 s_0 は抑制性ユニットへの入力で通常は 0 とする。興奮性ユニットは自己興奮性の正のフィードバック結合を持ち、高い活動度を保持する動作をする。また抑制性ユニットは入力に応じた出力を出すためのものである。各出力関数を (3), (4) 式のように定める。

$$f(u) = \begin{cases} 1 & (u > 0) \\ 0 & (u \leq 0) \end{cases} \quad (3)$$

$$g(v) = \begin{cases} v & (v > 0) \\ 0 & (v \leq 0) \end{cases} \quad (4)$$

また、入力 s_i は 0 以上で、最高値 s_{max} を越えないものとする。ここで、系は次の動作をする。

- (1) すべての入力が一定値 s_{min} 以下であるときには、どのユニットも興奮しない。
- (2) s_{min} を越える入力 s_i が多数ある場合、その中の最大の入力 s_i を受けるユニットがただ 1 つ興奮し、他のユニットは興奮しない。
- (3) 一度あるユニットが競合により勝ちを占めると、 s_i の消失後も系の状態をリセットしない限りこのユニットは安定して興奮状態を保持する。

このようなコラム内相互抑制、隣接コラム間相互疎通のネットワークは、両眼立体視の自己組織化モデルとして、沢田、杉江⁷⁾により提案されたものである。また、一般化フリップフロップは、winner-take-all の系で、両眼視野闘争のモデル⁸⁾としては適切であるが、本研究で扱う視覚現象のモデルとしては、もう少し弱めて、勝者が複数であってもよいかもしれない。

2.2 群化におけるニューラルネットワークモデル

前節で述べたコラム構造の“群化”過程への適用について述べる。

人間は、図 5(a) のような群化を生じさせる画像が呈示された時、まず、画像上で特徴要素の存在する個所を含む受容野を持つ網膜神経節細胞が、視覚刺激を受けその反応が外側膝状体を経て、大脳視覚野へ伝達され、方位選択性ニューロンにより最適方位が決定される。これにより、特徴要素の位置、方位、形状が認識される。この過程は、ニューラルネットワークモデルでは、図 3 のコラム内相互抑制ネットワーク内の方位選択性ユニットの間の競合が生じ、あるユニット E_i が勝ち残ることで、入力刺激の位置と方位が決定されることによる。

一方、網膜刺激の存在しない位置に相当するニューロンは、コラム状の相互結合構造により、近傍のコラム内の発火しているニューロンの影響を受けることによって発火する。そして、認識された要素の位置、方位、形状により、要素間のつながりが決定される。

図 5 動的な群化例
Example of dynamical grouping.

ニューラルネットワークモデルでは、図 4 で、入力刺激のある位置のコラム内相互抑制ネットワーク内で、ある方向のユニットが勝ち残ると、その近傍のコラムに含まれる方位選択のユニットに影響を与える。この結果、本来、刺激のなかったコラム内の方位選択ユニットに入力が与えられることになり、コラム内での競合が生じ、ある方向のユニットが勝ち残ることになる。この時、近傍のコラム内の方位選択のユニットに及ぼす効果は“同一の方位”をもつ隣接コラム内ユニットの間では「滑らかな連続の要因」を反映した“協調作用”として働き、“異なる方位”となる隣接コラム内ユニットの間では“競合的作用”として働く。これらが相互に作用することにより、勝ち残るユニットが決められ、“群化された”方位をもつようになる。このようにして、要素間のつながりが、複数の可能性をもつ場合でも、この協調・競合というコラム間の相互作用により、1 つに絞られることになる。なお、本研究では、簡単化のために、コラム間の相互作用は協調のみとした。

2.3 動的群化への拡張

動的な群化では、常に一定の静的な群化が行われているのではなく、視覚刺激によっては、時間的に変化して、いくつものパターンが競合して知覚される。例えば図 5(a) のような画像では、縦 (図 5(b)), あるいは横 (図 5(c)) といった直線のまとまりが時間的に交互に知覚できる。しかし、先に述べたニューラルネットワークモデルでは縦か横のどちらかしか出力できない。そこで、次のような 3 つの要因 (ニューロンの揺らぎ、疲労、注視点) を考える。

(ニューロンの揺らぎ) ニューロンは外部からのノイズ等の影響を受け、膜電位がある程度時間的に変化する。競合において同じ大きさの入力を受けたとしても、この影響により最終的に 1 つのみ勝ち残ることになる。

(ニューロンの疲労) 一度発火したニューロンは、徐々にその閾値が高くなり、発火しにくくなる。このため、競合で一度勝ち残ったとしても次に勝ち残るとは限らなくなる。

(注視点) 眼は絶えず間なく運動しており、長時間、同一の点を見続けてはいない。このため、網膜上の像は、時間的に変化し、入力となる刺激が変化する。

これらの要因を考慮すると、処理の流れは図 6 のようになる。

注視点が決まると、それに応じた網膜刺激が得られる。特徴抽出部では、その刺激から、要素の位置、方位、形状という特徴を抽出する。次に、最適方位決定部では要素ご

図6 動的な群化過程のモデル
Model of dynamical grouping process.

とに他の要素とのつながりの可能性をすべて検証する。また、要素ごとのつながりを決定する競合系(ハイパーコラム内競合)の興奮性ユニット1つ1つの入力、特徴抽出部で抽出した要素の位置、方位、形状などの特徴を基にして群化の要因(近接性、類同性、よい連続)を用いて決定する。

協調・競合部は、先に述べたニューラルネットワークを用いて、最適方位である要素間のつながりを決定することができる。ニューロンの揺らぎについては、各ユニット毎に、ノイズを発生するニューロンを設け、これから入力を受けるものとする(図3の z_i がこれに相当する)。これにより、各ユニットは独立なノイズ入力を受ける。また、ニューロンの疲労については、興奮性ユニットの閾値(図3の h_1)を変化させることによって実現する。

競合系で勝ち残った群化のつながり方は、画像出力部において群化された図形として示す。実際の知覚は突然発生するわけではないので、競合が行われている間も随時画像出力部から画像が出力されると考えるのが妥当である。競合中には複数のニューロン(興奮性ユニット)から出力があるため、複数のつながり方が出力される。競合に勝ったニューロンは安定平衡状態にまで行き、つながることになる。しかし、競合に負けたニューロンは興奮しないため、ユニットからの出力はなく、つながりを持たない。

動的な群化過程を説明する要因として、注視点の移動も考慮する。これは、固視微動やサッケードによる注視点の移動で視野が変化し、網膜上の像が別の像へと変わることによる。時間的に像が変化するため、必然的に、起こる群化も変化する。これは、網膜上の像が変化した後、再び一連の処理を行うことによって対応する。

3. シミュレーション

前章で述べた動的群化のモデルの動作について、シミュレーションを行った。実際のシミュレーションでは、図6の

図7 他の要素とのつながりのパターン
The ways of connection between elements.

最適方位決定部の入力までを前処理として扱い、その処理結果を、図3、図4で示される構造のニューラルネットワークモデルに入力している。1つの基本競合系(図3)が、視覚刺激(図10)中の1つの要素に対応しており、基本競合系内の各 E_i が、その要素から他の要素への可能なつながり方(エッジの形成)に対応している。この時、他の要素とのつながり方としては、

- (1) その要素を中心に他の2つの要素とつながる。
- (2) 他の1つの要素とつながる。
- (3) どの要素ともつながらない。

の3つのパターンを考え(図7参照)、各 E_i には、これらに応じた値を、群化要因を考慮した上で、初期入力として与えた。すなわち、(1)では、他の2要素との距離の和が小さく、また、それら2要素との間の角が 180° に近いほど大きな値を、また、(2)では、他の要素との距離が小さいほど大きな値とした。なお、(3)は、初期入力値を0とした。

このような数値化によって、各基本競合系を動作させ、競合系内の各 E_i のうち高い出力をもつものに対応するつながりパターンを、図形出力させた。

疲労については、以下のような閾値変化を行った。ニューロンが興奮している状態、つまり、ユニットの内部ポテンシャルが正の場合、連続値をとる非線形のシグモイド関数を基に求めた(5)式で閾値を変化させる。

$$h_1 = h_{1_min} + \frac{1}{1 + \exp \frac{-(t-h_\tau)}{T}} \cdot (h_{1_max} - h_{1_min}) \quad (5)$$

この式に基づく閾値変化を図8に示す。ここで、 t は時間、 h_τ は時定数、 T は閾値の上昇率、 h_{1_min} 、 h_{1_max} は閾値の最小と最大の値を示す。

ニューロンが興奮していない状態、つまり、ユニットの内部ポテンシャルが負の場合は、閾値を連続的に減少させ

図8 閾値変化[1]
Change in threshold [1] due to fatigue.

図 9 閾値変化 [2]
Recovery of threshold [2] from fatigue.

図 10 呈示視覚刺激
Sample stimulus 1,2.

るため, (6) 式で閾値を変化させる.

$$h_1 = h_{1_min} + \exp(-at) \cdot (h_{1_max} - h_{1_min}) \quad (6)$$

この式に基づく閾値変化を図 9 に示す. ここで, t は時間, a は閾値の下降率, h_{1_min} , h_{1_max} は閾値の最小と最大の値を示す.

図 10(a), (b) にシミュレーションに用いた 2 つの呈示視覚刺激を示す.

2 つの呈示視覚刺激は比較的単純であるため, ここでは, 注視点の移動については考慮しない. 1 入力に対して 1 出力を出す処理を 1 単位時間 (prescribed time unit) とし, 各呈示視覚刺激に対しそれぞれ 6000, 3000 (prescribed time unit) の時間, 出力を観測した. 図 11 に図 10(a) のニューラルネットワークが出力した知覚の時間的変化を示す.

$t=500$ では縦の線が完全なまとまりとして知覚され, 横の線は中央で途切れている. $t=3000$ では, 逆に, 横の線が完全なまとまりとして知覚され, 縦の線は, 中央で途切れている. 出力が縦のまとまりになるか, 横のまとまりになるかは, ノイズによる揺らぎに依存する. 興奮し続けるとニューロンが疲労し, 知覚が, 図に示すように縦, 横のまとまりの間で交替する過程が得られる.

また, 図 12 に図 10(b) のニューラルネットワークが出力した知覚の時間的変化を示す.

このパターン 2 の場合, 実際人間には円や直線が複数知覚され, それらが時々刻々変化していく. 図 12 に示されるように, この入力パターンでの群化は非常に不安定であるが, 実際の知覚と似たまとまりがあり, 時々刻々変化している. 人間がこのパターンをみても実際の群化は不安定であるが, 円や直線といったまとまりのある群化が知覚される. この違いは, 今回のモデルでは, 全体的なバランス

図 11 知覚の時間変化 (パターン 1)
Time course of perception (pattern 1).

図 12 知覚の時間変化 (パターン 2)
Time course of perception (pattern 2).

を考慮した要因, つまり, 群化でいう“閉合”, “よい形”といった要因や, 残像といったものを考慮していないためであると考えられる. したがって, このような要因をモデルに組み込むことで, よりまとまった群化が行われると考える.

4. 多義図形への適用

図 2 に示される, Necker Cube と呼ばれる多義図形では,

図 13 Necker Cube の奥行き解釈
3D interpretation of Necker cube.

図の中央に描かれた立方体の頂点が、手前側にあるとも、奥（向こう）側にあるとも解釈することができる（図 13）。しかし、ある一時刻では、どちらか一方の解釈しか生まれず、2つの解釈が同時に起こることはない。このような現象が生じるメカニズムとして、共に同じ解釈を導くようなニューロンは相互に協調関係を保つ一方、互いに矛盾する解釈を導くニューロンの間では競合が生じ、その結果、勝ち残った方の解釈が図形の知覚結果となるというものを考えることができる。

そこで、この過程を先に提案したニューラルネットワークモデル（図 3、図 4）で、シミュレートする。1つの基本競合系（図 3）を、ネッカーキューブの1つの頂点に対応させ、競合系内の各 E_i には、頂点の2つの奥行き解釈をそれぞれ対応させる。頂点が、どの奥行きに解釈されるかに関しては、注視点に大きく依存していることが、Kawabata ら⁹⁾により報告されている。それによると、注視点が、図 14の A に近い時は図 13の解釈 1が、A' に近い時は解釈 2が優先的になる。そこで、各 E_i への初期入力としては、頂点 A, A' と、注視点との距離の割合に反比例した値を与える。注視点が A に近い時は、A, B, C, D に対応する基本競合系の“手前解釈”の E_i には大きな値を、“奥解釈”の E_i には小さな値を、初期入力として与え、A', B', C', D' については、“手前解釈”の E_i には小さな値を、“奥解釈”の E_i には大きな値を初期入力として与える。この時、A, B, C, D はいつも同じ奥行きの解釈となるよう（A', B', C', D' も同様）に、協調を行わせる。

このようなネットワークを用いて、図 14に示す注視点移動を行いながら、シミュレーションを行った。観察時間は6000であり、解釈 1, 2の各興奮性ユニットへの入力について、その大きさの比は、注視点の位置が P1 では 5:1, P2 では 2:1, P3 では 1:2, P4 では 1:5 である。奥行き解釈の時間変化を図 15に示す。この時の奥行き解釈の期間の割合を表 1に示す。全時間における割合は、解釈 1が 53.4%、解釈 2が 46.6%となったが、1500~3000 間 (P2) では解釈 1の割合が 42.3%、解釈 2が 57.7%、3000~4500 間 (P3) で解釈 1が 51.6%、解釈 2が 48.4%となった。これは、注視点の移動によりそれぞれの入力に変化したものの 0~1500 の間 (P1) で解釈 1が長時間知覚がされたため疲労が

図 14 注視点の移動
Movement of fixation points.

図 15 奥行き解釈の時間変化
Time course of 3D interpretation.

表 1 奥行き解釈の期間の割合
Duration ratio of two 3D interpretations, where movements of fixation points exist.

t[prescribed time unit]	解釈 1 (%)	解釈 2 (%)
0~1500	97.8	2.1
1500~3000	42.3	57.7
3000~4500	51.6	48.4
4500~6000	33.9	66.1
0~6000	53.4	46.6

たまり、入力では優位に立ったものの競合では長時間勝ち残れなかった結果を示している。注視点移動のないときの奥行き解釈の期間の割合を表 2に示す。この結果によると、注視点が点 A に近づくほど解釈 1の割合が大きくなり、点 A' に近づくほど解釈 2の割合が大きくなるという結果が得られた。また、注視点の移動がなくても知覚反転が起きた。ニューロンの疲労により同一解釈が長時間持続しないためと考えられる。これに相当する心理実験結果は、文献⁹⁾によると、解釈 1とする割合は、P1 で 90%以上、P2 では 80%、P3 では 20%、P4 では 10%以下である。

表 2 注視点一定における奥行き解釈の期間の割合

Duration ratio of two 3D interpretations, where there was no movements of fixation points.

注視点の位置	解釈の知覚される割合 (%)			
	P1	P2	P3	P4
解釈 1	98.7	51.7	44.9	5.4
解釈 2	1.3	48.3	55.1	94.6

5. む す び

群化過程は本来動的なものである。しかし、多くの場合、その出力 (知覚) が一意に定まるため静的なものとなしがちな。本研究では、人間の知覚に時間的変化のある動的な群化を生じる図形を対象として、群化を生理学的な面 (初期視覚におけるコラム構造) でとらえることにより説明を試みた。そのモデルとして、ニューラルネットワークの相互作用で重要な働きをする協調・競合作用を基にモデルを提案し、シミュレーションを行った。

また、多義図形のひとつである奥行き反転図形 Necker Cube にこのモデルを用い、シミュレーションにより、反転知覚を再現した。

ここでは、中心視と周辺視の機能の違いについては考慮しなかったが、今後の課題であろう。

本研究は、学術フロンティア「量子情報論からの生命への接近」の支援を得て行われた。

〔文 献〕

- 1) K.A.Stevens: "Computation of Locally Parallel Structure", Biol.Cybernetics, **29**, pp.19-28, (1978)
- 2) 平塚賢, 大西昇, 杉江昇: "群化を用いたグローバルな構造の抽出", 信学論 D-II, **J76-D-II**, pp.74-83 (Jan.1993)
- 3) D.Marr: "Vision", W.H.Freeman, New York (1982)
- 4) D.H.Hubel, T.N.Wiesel: "Functional Architecture of Macaque Monkey Visual Cortex", Proc.Roy.Soc.Lond.B.198. pp.1-59 (1977)
- 5) 大山正, 今井省吾, 和気典二: "新編感覚・知覚心理学ハンドブック", 誠信書房 (1994)
- 6) 甘利俊一: "神経回路網の数理一脳の情報処理様式一", 産業図書 (1978)
- 7) R.Sawada and N.Sugie: "Self-organization of Neural Nets with Competitive and Cooperative Interaction" In: S.Amari, M.A.Arbib(eds.): Lecture Notes in Biomathematics 45, Competition and Cooperation in Neural Nets, chapter16, pp.238-247 (1982)
- 8) N.Sugie: "Neural Model of Brightness Perception and Retinal Rivalry in Binocular Vision", Biol.Cybernetics, **43**, pp.13-21 (1982)
- 9) N.Kawabata, K.Yamagami, M.Noaki: "Visual Fixation Points and Depth Perception", Vision Research, **18**, pp.853-854 (1978)

こばやし しん 小林 新 1998 年, 名城大学大学院電気電子工学専攻修士課程修了。同年, (株) 名鉄コンピュータサービス入社。

おかばやし しげる 岡林 繁 1972 年, 名古屋大学大学院工学研究科修士課程修了。同年, 日産自動車 (株) 入社。同社総合研究所主管研究員を経て, 1995 年 4 月より名城大学都市情報学部教授。自動車用表示装置, ヒューマンインタフェース, 交通視環境の研究に従事。工学博士。正会員。

ほりば いさお 堀場 勇夫 1974 年, 名古屋大学工学部電気工学科卒業。同年, (株) 日立メディコ入社。1987 年, 名城大学理工学部電気電子工学科講師。1991 年, 同助教授。1998 年 4 月より愛知県立大学情報科学部教授。交通系における画像処理応用, 生体情報の計測および医用画像処理に関する研究に従事。工学博士。

すぎ え のぼる 杉江 昇 1957 年, 名古屋大学工学部電気工学科卒業。同年, 通商産業省電子技術総合研究所入所。1962-1964 年, カナダ・マギル大学客員研究員。1979 年, 名古屋大学大学院工学研究科情報工学専攻教授。1994 年, 名城大学理工学部電気電子工学科教授。バイオニクス, 医用工学, コンピュータビジョン, 自然言語処理などの研究・教育に従事。工学博士。正会員。

くどう ひろあき 工藤 博章 1991 年, 名古屋大学工学部電気工学科卒業。1993 年, 同大学院工学研究科電気系専攻博士前期課程修了。1996 年, 同大学院同専攻博士後期課程修了。同年, 名古屋大学助手。平成 7 年度日本学術振興会特別研究員。奥行き知覚および眼球運動の制御機構, コンピュータビジョンの研究に従事。博士 (工学)。正会員。

やまむら つよし 山村 毅 1987 年, 名古屋大学工学部電気工学科卒業。1989 年, 同大学院情報工学専攻博士前期課程修了。1992 年, 同大学院情報工学専攻博士後期課程単位取得退学。同年より同大学工学部助手。1995 年, 同大学院工学研究科講師。1998 年 4 月より愛知県立大学情報科学部助教授。自然言語処理, 視覚情報処理の研究に従事。博士 (工学)。

おおいし のぼる 大西 昇 1973 年, 名古屋大学工学部電気工学科卒業。1975 年, 同大学院電気系専攻修士課程修了。同年, 労働福祉事業団労災リハビリテーション工学センター研究員。1986 年, 名古屋大学工学部講師。1989 年, 同助教授。1993 年, 理化学研究所バイオ・ミメティックコントロール研究センター生体ミメティックセンサー研究チームリーダー併任。1994 年, 名古屋大学工学部教授。現在, 同大学院工学研究科情報工学専攻教授。コンピュータビジョン・オーディション, ロボティクス, 生体工学, 福祉工学などの研究・教育に従事。工学博士。正会員。