

# 二次元局所速度の重み付けスカラー和による動き方向検出神経場モデル

A model of direction-selective neural fields with scalar summation of two-dimensional local velocities

浅井 哲也, 幸谷 真人, 雨宮 好仁

Asai Tetsuya, Kohtani Masato, and Amemiya Yoshihito

北海道大学 工学部

Department of Electrical Engineering, Hokkaido University

## 1 はじめに

視覚対象の空間位置と速度に対して選択的に応答する神経場モデルを提案する。近年、生体の局所相関機構に基づいた一次元動き検出ネットワークが提案されている [1]。二次元局所速度は一次元ネットワークの直交配置により検出できるが、しかし生体は二次元速度を得るために一次元局所速度のベクトル和を計算しているのだろうか？ 確かに、網膜には動きに対して応答する細胞が存在し [2], [3]、また、V1 野や MT 野の細胞は、視空間上のある位置をある特定の速度で動く視覚対象に対して選択的に応答する [2]。しかし、V1 野や MT 野の細胞は、視覚対象の速度情報の一部に対して選択的に応答するのであり、コンピュータビジョンのアルゴリズムに基づく速度検出器のように [4]、視覚対象の二次元速度そのものを計算するわけではない。つまり、これらの細胞は速度情報のほんの一部しか表現していない。このことは、生体における二次元速度の処理機構は、コンピュータビジョンのアルゴリズムとは全く異なることを示唆している。

本研究では、はじめに、V1 野や MT 野に見られる二次元局所速度選択性を持つ神経細胞からなる神経場が（視覚対象の二次元速度そのものを計算することなしに）二次元配置された一次元動き検出ネットワークの出力の重み付けスカラー和によって得られることを示す。スカラー和をとることにより、一つの画素に相当する出力数が一つになり、ハードウェア実装が容易になる。次に、重み付けスカラー和をとることにより、一次元ネットワークの直交配置では得ることができないフレキシブルな受容野が形成可能であることを示す。

## 2 二次元速度の検出と動き方向選択場の形成

視覚対象の場として 2 次元平面を考え、対象の強度分布を位置  $(x, y)$  と時刻  $t$  の関数  $f(x, y, t)$  で表す。また、局所速度ベクトルを  $\mathbf{u} \equiv (u, v) \equiv (dx/dt, dy/dt)$  と定義し、 $u$  および  $v$  の重み付けスカラー量を導入する。局所速度の大きさを 1 に規格化すれば、 $(u, v) = (\cos \theta, \sin \theta)$  であり（ $\theta$  は視覚対象が動く方向）、 $\alpha$  および  $\beta$  で重み付けされたスカラー量  $s$  は

$$s = \alpha \cos \theta + \beta \sin \theta, \quad (1)$$

で表される。すると、任意の  $\alpha$  および  $\beta$  に対して、最大の  $s$  を生ずる  $\theta$  は

$$\theta = \begin{cases} \arctan(\beta/\alpha), & (\alpha \geq 0) \\ \arctan(\beta/\alpha) + \pi, & (\alpha < 0) \end{cases} \quad (2)$$

で表される。つまり、スカラー量  $s$  を計算するような神経細胞の場合は、 $\beta/\alpha$  により決まる最適方位に沿って動く視覚対象に対して最も強く応答することになり、動き方向に対して選択性を持つ。このことから、空間の位置に応じて最適方位 ( $\beta/\alpha$ ) を変化させることにより、動きの方向に対して選択的に応答する神経場を形成できそうである。

まず、提案した重み付けスカラー場の応答を確認するために、簡単な  $\alpha, \beta$  の場を用い、神経場の二次元動き方向選択性を調べてみる。 $\alpha = \cos \phi, \beta = \sin \phi$  とすると、神経細胞の出力は、

$$s = \cos \phi \cos \theta + \sin \phi \sin \theta, \quad (3)$$

となる。この  $s$  は、ベクトル  $(\cos \phi, \sin \phi)$  と  $(\cos \theta, \sin \theta)$  の内積を表しており、視覚対象が動く方向  $\theta$  と、場を持つ最適方向  $\phi$  が一致したときに最大となる。重み付けスカラー場の最適方位  $\phi$  を、

$$\phi(x, y) = \begin{cases} \arctan(y/x), & (x \geq 0) \\ \arctan(y/x) + \pi, & (x < 0) \end{cases} \quad (4)$$

にしたがって神経場  $(x, y)$  にマップし直せば、空間の位置に応じて最適方位が連続的に変化し、神経場の中で視覚対象が動く方向と神経場を持つ最適方向が一致した細胞群が最も強く応答するようになる。また、局所速度検出に相関型ネットワークを用いることにより、速度の大きさに対しても選択性があらわれることから [1]、提案した神経場モデルは視覚対象の空間位置と速度に対して選択的に応答するようになる。

次に、Kohonen の自己組織化アルゴリズム [5] に基づいた、動きに対して連続した方向選択性を持つトポロジカルマップを形成するためのアルゴリズムを提案する。視野内を  $N^2$  個のユニットに離散化 ( $x = i \, dx, y = j \, dy, dx = dy = N^{-1}$ ) し、速度  $(v_x, v_y) \equiv (\dot{x}_0, \dot{y}_0)$  で視野内を動くターゲットの光強度分布を  $f(x, y)$  とする。神経細胞の内部状態  $s_{i,j}$  および出力  $s'_{i,j}$  をそれぞれ

$$s_{i,j} = \alpha_{i,j} u_{i,j} + \beta_{i,j} v_{i,j}, \quad (5)$$

$$s'_{i,j} = f(i, j) s_{i,j}, \quad (6)$$

とする。この出力の競合を行い、決まった勝者の位置を  $(i_w, j_w)$  とする。勝者の第一近傍を  $\Lambda$  と定義し、勝者を除いた  $\Lambda$  に属する  $\alpha$  および  $\beta$  を以下の学習則:

$$\kappa \dot{\alpha}_{i,j \in \Lambda, i \neq i_w, j \neq j_w} = \alpha_{i_w, j_w} - \alpha_{i,j \in \Lambda, i \neq i_w, j \neq j_w}, \quad (7)$$

$$\kappa \dot{\beta}_{i,j \in \Lambda, i \neq i_w, j \neq j_w} = \beta_{i_w, j_w} - \beta_{i,j \in \Lambda, i \neq i_w, j \neq j_w}, \quad (8)$$

にしたがって更新する。ここで、 $\kappa$  は学習定数である。この学習により、ターゲットが通過した任意の点を中心として  $\alpha$  および  $\beta$  が似た値を持つようになる。ただし、 $\dot{\alpha}, \dot{\beta} \rightarrow 0$  の極限においては、 $\alpha$  および  $\beta$  はすべて等しくなる。

### 3 シミュレーション結果

図 1 および 2 に、神経場の結合強度を (3) および (4) にしたがって設定した場合の神経場の応答を示す。二次元局所速度は、相関型一次元ネットワークの直交配置により得た。神経場には、等速度で動くバーが提示され [図 1(a) および図 2(a)]、その時の神経細胞の最大応答をサンプルした [図 1(b) および図 2(b)]。バーが  $y = 0$  の直線に沿って図中左から右方向へ移動したとき、神経場の中でバーの動きベクトルに一致した最適方向をもつ神経細胞群 ( $y = 0, x > 0$ ) が最も強く応答した [図 1(b)]。また、バーが  $y = x$  の直線に沿って図中左下から右上に動いた場合、 $y = x (x > 0, y > 0)$  の位置にある神経細胞群が最も強く応答することが確認できた [図 2(b)]。

図 3 に、(7) および (8) に示した学習則に基づく神経場の自己形成過程を示す。図中の濃淡は、各神経細胞が持つ最適方向を示す。シミュレーションでは、入力光をランダムに動く分散  $\sigma = 0.01$  のガウシアン分布で与え、その他のパラメータは、 $N = 30, \kappa = 0.1, (v_x, v_y) = \text{rand}[0, 0.1]$  とした。また、 $\alpha$  および  $\beta$  の初期値は、ともに  $\text{rand}[-1, 1]$  とした。初期状態 ( $t = 0$ ) においては、様々な方位に対して応答する細胞がランダムに存在しているが、時間の経過に伴い、それらの細胞が群化し、トポロジカルなマップが形成されていく様子が確認できた。

### 4 まとめ

提案した簡単なアルゴリズムでさえ、動きの方向に対して連続した方向選択性を持つ神経場を形成することができた。このことは、V1 野および MT 野における方位・方向選択性コラムが、局所速度検出ネットワークと、 $\alpha(x, y)$  および  $\beta(x, y)$  で重み付けされたスカラー場の自己組織化により形成されることを示唆する。

提案したモデルはアナログ集積化に極めて適している。例えば、自動車やカメラに搭載して移動方向の検出や動き補正をするチップをつくることのできる。また、プログ

ラムブルな受容野を形成することにより、従来の方向検出チップよりも汎用性に富んだチップの実現が期待できる。

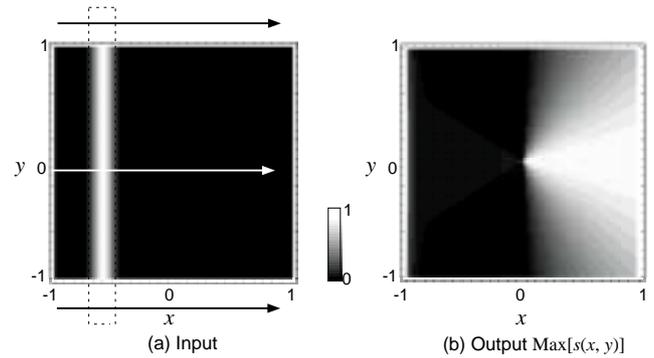


図 1 水平方向に動くバー (a) に対する応答 (b)。

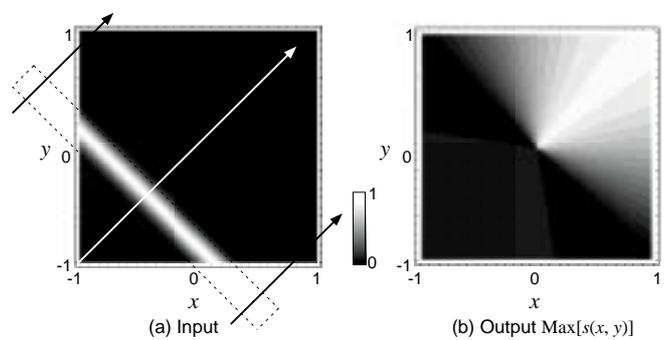


図 2 斜め方向に動くバー (a) に対する応答 (b)。

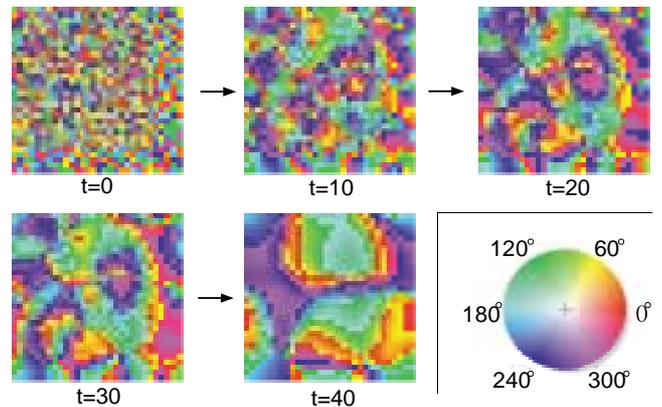


図 3 方向選択性を持つ神経場の自己組織化過程。

### 参考文献

- [1] W. Reichardt, *Principles of Sensory Communication*. Wiley, New York, 1961.
- [2] E. R. Kandel, J. H. Schwartz, and T. M. Jessell, *Principles of Neural Science*. Prentice Hall International, London, 1991.
- [3] E. Majani, R. Erlanson, and Y. A. Mostafa, *The eye*. Academic Press, 1984.
- [4] D. H. Ballard and C. M. Brown, *Computer vision*. Prentice-Hall, Inc., New Jersey, 1982.
- [5] T. Kohonen, "Self-organized formation of topologically correct feature maps," *Biol. Cybern.*, vol. 43, pp. 59-69, 1982.