

大域的運動知覚のための弁別素構成

内田 真理子

日本女子大学大学院人間社会研究科
〒214-8565 神奈川県川崎市多摩区西生田 1-1-1

金沢 創

三菱化学生命科学研究所
〒180-0005 武蔵野市御殿山 1-4-18-2205

(受付 2000 年 7 月 3 日 ; 改訂受付 2000 年 9 月 18 日 ; 再改訂受付・受理 2000 年 10 月 24 日)

Distinctive Features Generation for Perception of Global Motion

Mariko UCHIDA

Graduate School of Integrated Arts and Social Sciences, Japan Women's University
1-1-1, Nishiikuta, Tama-ku, Kawasaki, Kanagawa 214-8565

So KANAZAWA

Mitsubishi Institute of Life Science
1-4-18-2205, Gotenyama, Musashino, Tokyo 180-0005

(Received 3 July 2000; Received in revised form 18 September 2000; Accepted 24 October 2000)

The optical flow contains information such as motion and structure of objects. Theoretical analysis demonstrated these information could be retrieved by decomposing the flow into the primitive components of translation, divergence, rotation, and deformation. The popular physiological model of detectors for primitive components uses units each of which detects only any primitive component. We propose an alternative model for detecting primitive components, using a population code in which each unit is tuned to various motions. In our model, 'the relative velocity-space quarter' is generated in order to analyze motion features. On these spaces, measuring the gradients of relative velocity among the dots, primitive components can be retrieved. This paper reports the results of the computer simulation and discusses whether our model is consistent with the physiological knowledge of visual cortex.

1. はじめに

オブティカルフローには、環境世界の空間構造を知覚するために必要な情報、背景から物体を分離するための情報、物体の運動と構

造についての情報、物体表面上の変形に関する情報など、が多分に含まれている。視覚系がオブティカルフローを利用しているとしたらその解析アルゴリズムとはどのようなもの

だろうか。

Koenderink & van Doorn^{1,2)}は、外界から供給されるオプティカルフローを数種類の基本パターンに分解できることを数理的に示し、それらの基本パターンを運動不変項 (motion invariance) と呼んだ。ここでいう運動不変項とは、具体的には発散 (divergence), 回転 (rotation), 変形 (deformation), 並進 (translation) という4種類の運動パタンのことである。そして彼らは、オプティカルフロー解析には運動不変項を抽出するメカニズムが有用であると提案した。

実際の視覚系が運動不変項を利用しているか否かについては、心理学や生理学の手法を用いて多角的に調べられ、多数の肯定的なデータが報告された。たとえば、マスキング手法を用いた心理実験³⁾は、回転や発散が互いに独立な検出器によって抽出され得ることを示唆した。また、MST野と呼ばれる皮質領野の電位変化測定^{4,5)}からは、前額平行面上の並進、発散、回転、剪断の各々に反応する細胞の存在が報告された。

しかし、運動不変項が重要であるとわかっていても、それを抽出する脳の生理メカニズムについての理解はまだ充分ではないように思われる。Saitoら⁶⁾は運動不変項を検出するMSTニューロンモデルを提案し、個々のMSTニューロンというのは運動不変項のいずれかひとつに反応するもので、ニューロン同士が相互作用することもない、という見解を示している。一方、Grazianoら⁶⁾はMST野のニューロンの一つ一つが複数の運動パターンに反応することを計測しており、各運動不変項というのは、単一ニューロンによって符号化されるのではなく、複数ニューロンの相互作用により集団符号化されるものだと考えている。

さて、本論において提案するモデルはSaitoらのモデルと組成を異にする。最大の相違は、Saitoらのモデルが各運動不変項をニューロン単位で検出するのに対し、本論のモデル

は、複数のニューロンで4つ組の局部運動集積空間を構成し、それらに現れる弁別素 (本論では相対速度勾配) を組み合わせることにより運動不変項を抽出しようとする点にある。

以下ではモデルの構成について説明し、その妥当性をコンピュータシミュレーションにより検証する。

2. モデル構成

本論のモデルにおける運動の解析過程は大きく3つの段階に分けられる。第1段階では局部運動の測定、第2段階では局部運動の集積、第3段階ではそれらを統合して大域的運動の解釈を行う。各段階の構成について以下に述べていく。

なお、モデルへの入力としてドットパタンのアニメーションを使用することにした。これは、いわゆる窓問題^{7,8)}を回避するための策である。画像中の線情報に基づいて局部運動を測定しようとうすると窓問題 (真の運動方向を計れない問題) が発生するので、それを克服するためのアルゴリズムが必要になる。しかし、そのようなアルゴリズムの開発は本論の主旨ではないので、窓問題を引き起こさないドットパターンのみを入力として与えることにする。以下では、時刻 t における入力画像を $I(x, y, t)$ と記述する ($t = 1, 2, 3, \dots$)。

2.1 局部運動の測定過程

時刻 t と $t+1$ の2枚の入力画像を局部毎にマッチングさせ、各点の運動ベクトル $V(x, y, t)$ を得る。マッチング処理としては立川ら¹⁰⁾の

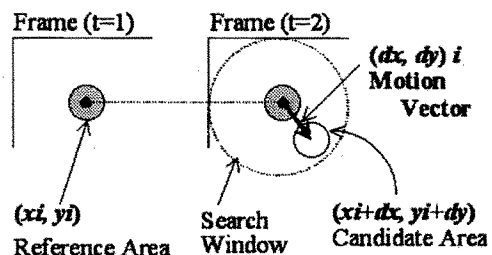


図1 局部相関演算法 (立川, 1992) による局部運動の検出

局所相関演算法が簡易かつ自然であり，本モデルではこの演算法を用いた．概念図を図1に示す．点*i*における局所運動 $V(x_i, y_i, t) = (dx, dy, t)$ は次の手続きを経て測定される．まず，時刻*t*の入力画像において中心位置 (x_i, y_i) ，直径*r*とする参照領域(Ref: Reference area)を定義する一方，時刻*t+1*の入力画像において中心位置 (x_i, y_i) ，直径2*r*とする探索領域(SW: Search Window)を定義する．次に，SWから位置 (x_i+dx, y_i+dy) を中心とする候補領域(Can: Candidate area)を切り出し，Refとの差分値*D* [式1]を計算する．*D*の値が小さいほど I_{Ref} と I_{Can} の濃淡値配列が似ていることを意味する．

$$D = \sum \sum_A |I_{Ref} - I_{Can}| \quad [式1]$$

$$I_{Ref} = I(\xi, \eta, t) \in Ref$$

$$I_{Can} = I(\xi+dx, \eta+dy, t+1) \in Can$$

A は $|\xi| \leq r, |\eta| \leq r$ を満たすような (ξ, η) の集合である．今回は，*D* に対する評価関数 *rel* の値 [式2] がある程度に高けれ

ば (> 0.85)，Ref と Can の間に局所運動ベクトルを生成することにした．

$$rel = (D_{mean} - D_{min}) / D_{mean}, \quad rel \in [0, 1] \quad [式2]$$

$$D_{mean} = \frac{1}{nc} \sum_{k=1}^{nc} D, \quad nc \text{ は SW 中の Can の数}$$

$$D_{min} = \underset{Can \in SW}{\text{Minimum}} D$$

2.2 局所運動の集積過程

本論の本題はここからであり，局所運動ベクトルの集積方法について構想を述べていく．例として図2 (A) のようなオプティカルフローが得られたとする．その中に含まれる個々の局所運動ベクトルを，*x* 軸方向の速度成分 *dx* と *y* 軸方向の速度成分 *dy* に分解する．たとえば位置 $P_i = (x_i, y_i)$ ， $P_j = (x_j, y_j)$ における局所運動ベクトルはそれぞれ図2 (B) のように分解される．これらの速度成分を図2 (C) に示すように (x, dx) 平面， (y, dx) 平面， (y, dy) 平面， (x, dy) 平面にプロットすれば，視野内の位置における速度成分の分布状況を分析できるようになる．さらに，残りの局所運動ベクトルをこれらの平面に集積していけば，位置 $x=0, \dots, N$ (もしくは $y=0, \dots, N$) を通しての相対的な速度分布を知ることができる．これらの分析平面のことを以下より相対速度空間(RVS: Relative Velocity Space)と呼ぶことにする．

2.3 大域的運動解析過程 (相対速度勾配の計測)

RVS 上で相対速度勾配をもとめることは運動不変項をはじめとする重要な運動パタンの抽出に有効である，ということについて述べる．一般に，相対速度勾配とは近接する2点間の速度勾配のことであり， $\partial dx / \partial x, \partial dy / \partial y, \partial dy / \partial x, \partial dx / \partial y$ などと表記される．しかし本論でいう相対速度勾配とは，RVS 全体に表れる速度勾配の代表値のことを指し，RVS 上の分布の主成分分析的測定によって得られるものとする．具体的には，例えば RVS (x, dx) における相対速度勾配を求める場合，個々の

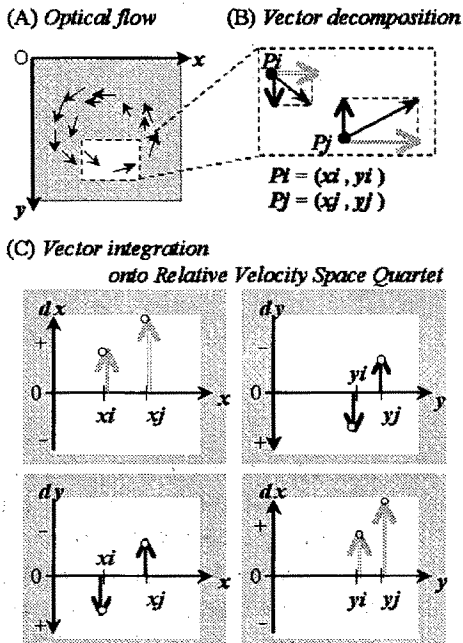


図2 オプティカルフローのRVSへの集積

速度成分 $v_i = (x, dx)_i$ までの距離の和が最小となるような直線 g の方向ベクトル g を [式3] から導き、その傾きを相対速度勾配とする。他の RVS の相対速度勾配についても同様の方法で導出する。以後、それぞれの RVS、つまり (x, dx) , (y, dy) , (x, dy) , (y, dx) から測定される相対速度勾配を順に g_x, g_y, g_x, g_y と呼ぶことにする。

$$\lambda \min = \text{Minimum} : \sum_{i=1}^{nv} \|g \times (v_i - v_m)\| \quad [\text{式 3}]$$

$$\|g\| = 1$$

$$v_m = \frac{1}{nv} \sum_{i=1}^{nv} v_i$$

ここで、 v_m は位置と速度の平均 (例えば $v_m = (x_{\text{mean}}, dx_{\text{mean}})$)、 $\|g \times (v_i - v_m)\|$ は v_m を通る直線と v_i との距離、 \times は直積、 nv は局部運動ベクトルの数である。なお、次の評価関数 p の値がある程度以上 (> 0.9900) の場合のみ、RVS 上の分布を直線とみなして相対速度勾配

を求めることにした。

$$p = (\zeta - \lambda \min) / \zeta \quad [\text{式 4}]$$

$$\zeta = \sum_{i=1}^{nv} \|v_i - v_m\|$$

2.4 大域的運動の弁別

さまざまな運動データを与えて RVS の模様を図示し、相対速度勾配をもとめることで更にもどのような情報が得られるのかについてデモンストレーションする。

2.4.1 入力情報

入力は前額平行面 (x, y) 上にランダム配置された光点群 (20 点) のアニメーションで、 128×128 pixel の白黒配列である。光点群は、並進、発散、収縮、剪断、視線軸回りの回転のいずれかの運動をしているものとした。各光点 (x, y) のフレーム毎の移動変換は [式5] によって決められた。 $\{\alpha, \delta\}$ は各々 x 軸方向と y 軸方向の拡大率、 $\{\beta, \gamma\}$ は各軸方向の変形率、 $\{\theta\}$ は視線軸中心の回転角、 $\{\mu, \nu\}$ は各軸方向の平行移

表 1. 入力刺激の運動パラミタ数値一覧

	α	β	γ	δ	θ	μ	ν	max(dx, dy)
並進	1.00	0	0	1	0	4	-4	(4.0, 4.0)
発散	1.08	0	1.08	0	0	0	0	(6.7, -6.6)
収縮	0.92	0	0.92	0	0	0	0	(6.7, 6.0)
単純剪断	1	0.1	1	0	0	0	0	(8.2, 0.0)
純粋剪断	1	0.1	1	0.1	0	0	0	(7.9, -8.2)
視線回転	1	0	0	1	$\pi/32$	0	0	(-6.5, -8.2)

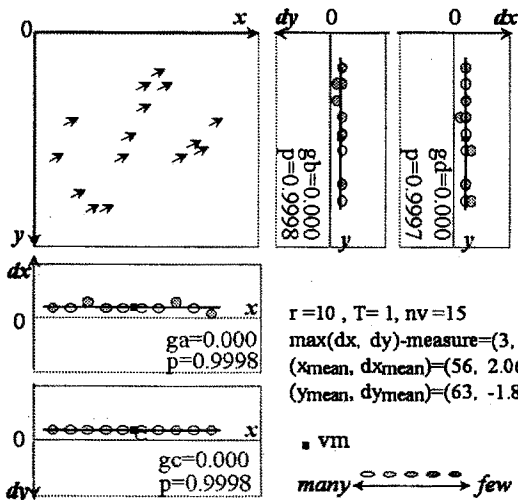


図 3 並進運動の相対速度空間度を明暗 (明るいほど高頻出) で表示。 r は局部運動測定における分析領域のサイズ変数、 T は RVS 形成過程における時間加重変数、 nv は観測した局部運動の数、 $\max(dx, dy)\text{-measure}$ は局部運動の最大移動量観測値。

動量である。表1に運動刺激毎のパラミタの具体的数値をまとめておく。

$$\begin{bmatrix} x' \\ y' \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \alpha & \beta \\ \gamma & \delta \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \cos \theta & -\sin \theta \\ \sin \theta & \cos \theta \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \mu \\ \nu \end{bmatrix} \quad \text{[式 5]}$$

なお、表1における Max(dx, dy)は刺激中に含まれる局部運動ベクトルの最大移動量である。今回のデモンストレーションでは、局部運動の測定過程における RefとSWの大きさ変数 r を r=10 に設定して(±10, ±10)以下のベクトルを測定できるようにし、局部運動が首尾よく得られた場合のRVS解析結果を

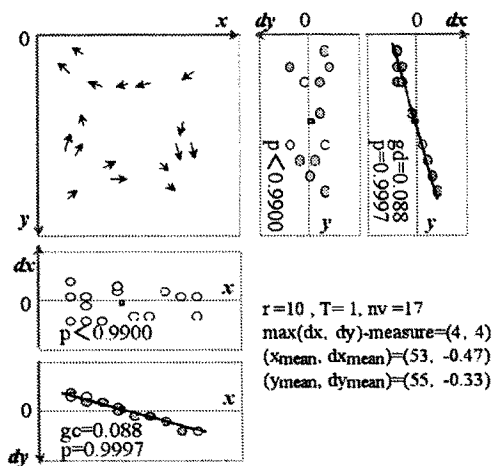


図6 純粋剪断の相対速度空間。

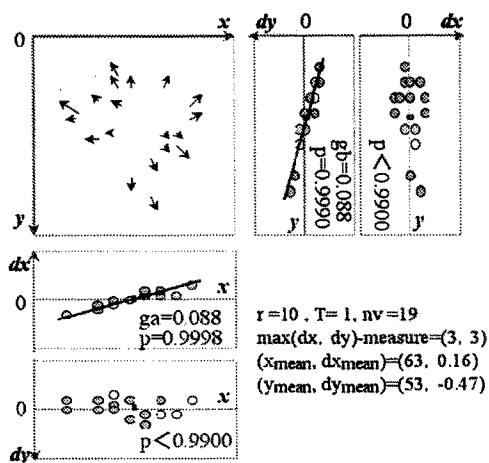


図4 発散の相対速度空間。

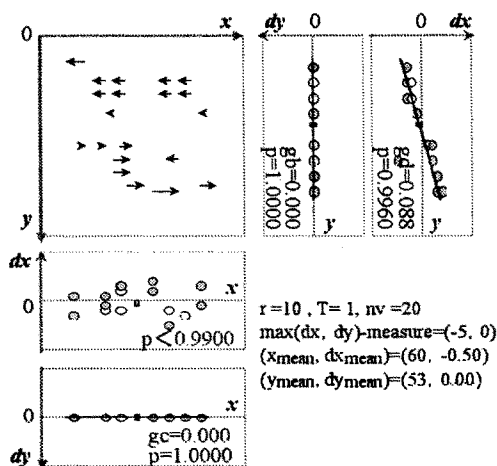


図7 単純剪断の相対速度空間。

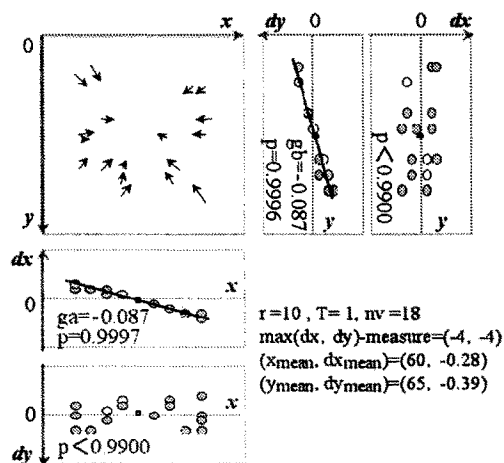


図5 収縮の相対速度空間。

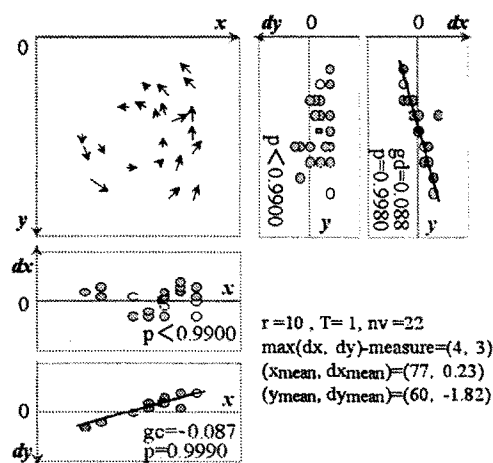


図8 視軸回転の相対速度空間。

示す。

2.4.2 結果

各々の運動刺激について度数分布化したRVSを図示する。速度成分の度数を明度で表わしており、明るいほど度数は高い。

まず、並進のオプティカルフローとRVSを図3に示す。全てのRVSに線状の分布が表れ、その直線分布の勾配、つまり相対速度勾配は $g_a = g_b = g_c = g_d = 0.000$ となった。

縦横等倍率の発散と収縮に対してはRVS(x, dx)と(y, dy)に線状の分布が現れた。一方、RVS(x, dy)と(y, dx)は散漫な分布を成し、[式4]の評価関数 p の値が0.9900を下回った。発散の場合 $g_a > 0$, $g_b > 0$ (図4)、収縮の場合 $g_a < 0$, $g_b < 0$ (図5)が計測された。

剪断や視線軸回転の場合にはRVS(x, dy)と(y, dx)に線状分布が現れ、RVS(x, dx)と(y, dy)の分布が散漫になった($p < 0.9900$)。図6のような単純剪断の場合には $g_c < 0$, $g_d < 0$ 、図7の単純剪断*の場合には $g_c = 0.000$, $g_d < 0$ 、図8の視線軸回転の場合には $g_c < 0$, $g_d > 0$ が計測された。

以上の結果をまとめると、並進、発散、収縮、剪断、視線軸回転、といった運動不変項については、直線を近似できるような分布がRVSの組{(x, dx), (y, dy)}または{(x, dy), (y, dx)}に表れた。その直線の勾配(相対速度勾配)を測定して{ g_a, g_b }または{ g_c, g_d }という組をつくり、運動刺激との関係をまとめると、表2のようになった。相対速度勾配の正負符号(+, -, 0)の組合せで運動不変項を一連の下位集合として記述できることがわかる。

3. モデルの評価

3.1 従来のモデルとの比較

局部運動を集積し、大域的運動を抽出するシステムのモデルには大きく分けて2種類の

*ここで単純剪断と呼ぶタイプのオプティカルフローは、観察者が直進しながら或る一点を見続けようとして追従眼球運動が生起するときに生じることでよく知られる。

ものがある。

第1のタイプのモデルは、数種類の運動不変項検出ニューロンを想定する(Saito et al., 1986)⁹⁾。個々の運動不変項検出ニューロンは、局部運動を集積して発散、回転、変形、並進のうちいずれか1種類を検出するものと考えられる。ニューロン同士の相互作用は仮定されないので、ニューロンと運動不変項の間に完全な一対一対応関係が成立している。外界には多種多様な運動が存在するにもかかわらず、このモデルがほんの数種類の運動パタンの抽出に専念しようとする理由は、オプティカルフローを運動不変項単位の情報に変換すればさらに高次の処理過程で複雑な運動や3次元構造の認識が可能になる、という理論的根拠がKoenderinkら¹⁰⁾によって示されているからである(しかし、その‘高次処理過程’は生理的メカニズムとして具体化されているわけではない)。

第2のタイプのモデルは、運動不変項に限らずもっといろいろな運動パタンの抽出を可能にする局部運動集積空間を想定する。このタイプのモデルでは、局部運動をニューロン集団としての特殊な集積空間に集積し、ニューロン同士の相互関係の中で様々な運動情報を符号化していく。したがって、集団内の個々のニューロンは、ある特定の運動不変項に対してのみ活性するというわけではない。

本論のモデルはどちらかと言えば第2のモデルに近い。何故なら、局部運動を4つ組の“RVS”というニューロン集団に集積し、それらに表出する特徴の組み合わせで運動を符号化しているからである。また、今回は相対速度勾配という特徴に注目してRVSを分析することにより並進、発散、剪断、回転といった運動不変項の弁別ができることを示したが、別の特徴を利用すればもっと多様な運動を認識できるようになるのではないかと予想される。それというのも、Yuille & Grzywacz¹¹⁾はRVSと同様の軸で構成する局部運動集積空間“ β -space”を提案しており、

その空間上で運動に基づく空間領域の分節処理、遮蔽物背後の運動補間処理などを手がけているからである。(ただし、本論のモデルのように‘4つ組’の集積空間を構成したり相対速度勾配を利用したりすることに対して、Yuille らが意義を見出しているかどうかは不明である。)

さて、第1のタイプに属する Saito らのモデル⁴⁾と第2のタイプに属する本論のモデルを比較したとき、どちらの方が視覚モデルとして適応的であると言えるだろうか。例えば、局部運動の集積過程について比較すると、本論のモデルでは2次元局部運動(dx, dy)を1次元成分 dx, dy に分解してから集積するのだが、Saito らのモデルでは分解せずにそのまま集積するので本論のモデルに比べて効率的である。しかし、変形運動処理の観点から比較すると、本論のモデルでは相対速度勾配の値から任意の縦横変形率を読み取ることができるのに対し、Saito らのモデルは固定的な変形しか抽出できないと思われる(彼らの提案する運動不変項検出ニューロンは、特定の方向・速度にしか反応しない局部運動検出器と結びついて変形運動を抽出するため)。もしそうであるならば、Saito らのモデルに対しては「任意の変形率に対して‘変形運動’という運動不変項を抽出するためには、幾種類の変形運動検出器を用意しておけばよいのか」という問題が提起されることになる。しかし、もっと複雑な運動(例えば Biological

motion など)を認識させるには両モデルとも発展途上であるし、どちらの方が適応的であるかを判断するのは結局のところ難しい。

ちなみに、脳生理学の一般的見解によれば、局部運動を集積して大域的な運動パターンを抽出する機能を受け持つ脳部位はMST野にある。特にMST野背側部(略称MSTd)では、前額平行面上の並進、発散、収縮、剪断、回転といった運動不変項に反応する細胞の存在が明らかにされた⁴⁹⁾。当初、MSTdの個々の細胞はいくつかの運動不変項の内いずれか一つに対してしか反応しないと考えられていた。それに対し、Graziano ら⁴⁹⁾は、MSTdの63%の細胞が2~3種類の運動不変項に反応していることを報告した。具体的には、吸い込み渦運動(収縮と回転の合成運動)に最も強く反応する細胞は、純粋な収縮や回転運動に対してもある程度反応し、広い範囲の運動刺激に対してガウス関数型の反応曲線を示したのである。このGraziano らの報告は、MSTdが運動情報の集団符号化を行っている可能性を支持している。

また、MST野腹側部(略称MSTv)では、物体-背景間の運動方向の差分(相対運動方向)に反応し、差分が大きくなるほど活性レベルが高まるような細胞が発見されている⁴⁹⁾。例えば、物体が静止していて背景が動く場合や物体と背景は同じ方向に動くけれど速度に差がある場合に反応するので、MSTvは背景から物体を分離する機能を請け負うと考えら

表2. RVSに基づく大域的運動の分類

$[g_x, g_y]$	$[R_x, R_y]$	大域的運動
[0, 0]	[0, 0]	並進
[+, +][-, -] [+, -][-, +][+, 0] [-, 0][0, +][0, -]	※	# 発散, 収縮
※	[+, +][-, -]	純粋剪断
※	[+, 0][-, 0][0, +][0, -]	単純剪断
※	[+, -][-, +]	視軸回転

※は、 $p < 0.9900$ で明瞭な直線的分布が得られない場合。

拡縮率が縦横不等な場合を含む。縦横等倍率のときは $g_x = g_y$ 、不等倍率のときは $g_x \neq g_y$ 。

れている。ところで、背景と物体の分離については、前述のとおり Yuille & Grzywacz¹¹⁾による β -space モデルがその処理を達成している。 β -space やそれと同じ組成をした本論の RVS は、MSTd と MSTv の両方の機能を説明する枠組に成り得ることが期待される。

3.2 位置の不変性

MSTd 細胞は受容野内のどこに刺激が呈示されても一貫した運動選択性を示す、ということが電位変化測定により確かめられている^{4,6)}。この性質は位置不変性 (position invariance) と呼ばれる。本論のモデルでは、RVS 内のどこに速度成分の分布が現れても相対速度勾配の計測を行うことができるので、位置不変性は成り立っている。Saito らのモデル⁴⁾でも位置不変性を成立させるための配慮が成されている。その仕組みは、上位 MSTd 細胞の受容野内に位置依存型の下位 MSTd 細胞を多数数き詰め、下位 MSTd 細胞のいずれかが活性すれば上位 MSTd も活性する、というような OR 回路型の結合を想定するのである。ただし、MST 野で位置依存型の細胞が観測されたことは未だない。

3.3 相対速度勾配計測アルゴリズムの改良点

例えば、時計回り (clockwise: cw) と反時計回り (counter-clockwise: ccw) の回転を混在させて呈示したとき、RVS (x, dy) と (y, dx) は図 9 のようになり、各回転の相対速度勾配 g_c (cw) と g_d (ccw), あるいは g_d (cw) と g_c (ccw) が混在する。このとき 2 種類の回転を区別するためには次の 2 つの問題を解決しなければ

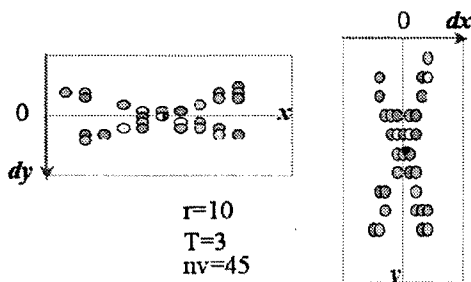


図 9 時計回りと反時計回りが混在している相対速度空間。

ならない。

1) 各 RVS において 2 種類の相対速度勾配を区別する問題。

2) RVS 間での相対速度勾配の適切な組み合わせを求める問題。

第 1 の問題に対しては、[式 3] のような主成分分析的手法では解決することができない (2 種類の勾配が要約されてしまうため)。したがって、RVS 上で 2 種類の相対速度勾配を分類するために——つまり、(x, dy) 上で g_{c1} と g_{c2} , (y, dx) 上で g_{d1} と g_{d2} を分類するために——アルゴリズムを改造する必要がある。ひとつのアイデアとしては、RVS 上で狭領域 R を切り出して近隣要素間の相対速度のみを計測し、2 種類の相対速度勾配を混合しないように配慮することである。神経メカニズムとして記述するなら、 R を受容野とする相対速度検出器の介在を仮定することになる。

第 1 の問題が首尾よく解決されたと仮定して、次に第 2 の問題、つまり組み合わせ (g_{c1}, g_{d1}), (g_{c1}, g_{d2}), (g_{c2}, g_{d1}), (g_{c2}, g_{d2}) のうちどれを選ぶか、という問題を解く必要がある。この問題は、RVS を形成するときに X 方向と Y 方向の運動情報を分解してその関係性を捨ててしまうことに起因するが、次のような手続きによって一度捨てた情報を回復させることができる。まず、勾配 g_{c1} の直線に基づいて興奮性フィルタ $F^+(g_{c1})$ を形成する。このフィルタは、位置 x において $g_{c1}(x - m_{c1}) + d_{c1}$ に適合する速度 dy のみを通過させる (ただし、勾配 g_{c1} の直線分布における平均座標を (m_{c1}, d_{c1}) とする)。このフィルタを新規に生成されるオプティカルフローに適用すれば、混在した複数の回転運動のうち g_{c1} の成分を含む回転のみが取り出され、その g_d を調べればおのずと正しい組み合わせが分かるはずである。ただし、この問題の解決には 3 フレーム以上 (2 フレームマッチングが 2 組以上) 必要である。

3.4 合成運動の処理について

MST野には渦運動のような合成運動に選好性を持つ細胞が存在する⁶⁾。本論のモデルでも合成運動一般を認識することができるかどうかを調べるために、次のような実験を行った。

入力刺激は、先のデモと同じく前額平行面(x, y)上にランダム配置される光点群(20点)のアニメーションである。光点群の運動パターンは湧き出し型の渦運動(発散と回転の合成運動)で、各光点の移動変換は[式5]によって決められる。[式5]のパラミタの中で回転角 θ は変数とし、その他は一定とする($\alpha = \delta = 1.07$, $\beta = \gamma = 0$, $\mu = \nu = 0$, $\theta = \{\pi/35, \pi/40, \pi/45, \pi/50, \pi/55, \pi/60, \pi/65, \pi/70, \pi/75\}$)。RVS上での相対速度勾配の測定を θ の各条件について20回繰り返し、その内の発散の抽出回数と回転の抽出回数を調べた。ただし、RVSに $t=1$ の局部運動 $V(x, y, t)$ を集積する条件と、 $t=1\sim 3$ までの $V(x, y, t)$ を集積する条件の各々について実験を行った。

結果を図10に示す。横軸は θ だが、 θ 値によって回転成分と発散成分との相対的な成分比が調整されると解釈されたい。まず全体的な傾向として、 θ 値が大きいほど(つまり発散成分よりも回転成分の方が相対的に大きい場合は)回転と判断し、 θ 値が小さいほど発散と判断した。

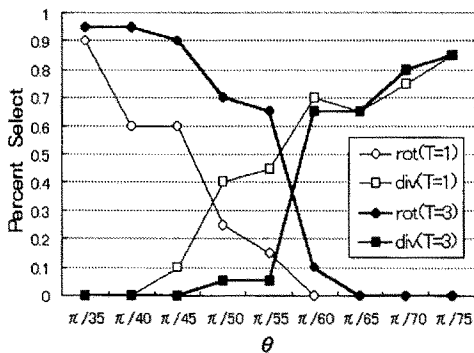


図10 合成運動に対するモデルの出力。rot は回転運動、div は発散のこと。T は RVS 形成過程における時間加重変数。

合成運動の一成成分(今回の場合、回転か発散のどちらか)を抽出できさえすれば渦運動を認識させる方法はある。それは、最初に抽出できた運動成分を通過させない抑制性フィルタを生成して、他の成分を抽出し易くするように働かせるのである。つまり、例えば発散が最初に抽出された場合は図4のような傾向のRVSから相対速度勾配 g_x と g_y が得られるので、抑制性フィルタ $F \cdot (g_x)$ と $F \cdot (g_y)$ を生成する。これらのフィルタは、位置(x, y)において速度 $(dx, dy) = (g_x(x - m_x) + d_x, g_y(y - m_y) + d_y)$ を差し引くように働く(ここで、勾配 g_x の直線分布における平均を (m_x, d_x) 、勾配 g_y の直線分布における平均を (m_y, d_y) としている)。したがって、このフィルタ操作によって残余成分としての回転成分が発見し易くなるはずである。このようにして成分の差し引き操作を繰り返して運動を分解していくことは、合成運動を認識するのと同じ事である。

ただし図10から明らかなように、一時刻分の局部運動 $V(t=1)$ を集積した条件では、回転と発散の成分比が同程度のときどちらの運動も抽出できない状況に陥る(つまり、 $\pi/40 \leq \theta \leq \pi/55$ の間で選択率がチャンスレベル付近を推移した)。しかし、三時刻分の局部運動 $\Sigma \{t=1, \dots, 3\} V(t)$ を集積した条件では、 $\pi/55 \leq \theta \leq \pi/60$ の微小推移の間に回転と発散の選択率が逆転し、 θ によらず常にどちらか一方の運動成分を抽出することができた。したがって、局部運動を継時的に集積していけば、合成運動はその成分比に因らずいずれ分解可能になる、と予想される。

3.5 今後の課題

本論のモデルで処理される運動は平面的運動に留まっており、まだ3次元運動を処理するようになってはいない。今後は、3次元運動を扱えるようにシステムを拡張し、表面上の非剛性的運動(顔の表情など)を処理することを課題とする。

文 献

- 1) J. J. Koenderink: Optic flow. *Vision Research*, 26, 161-180, 1986.
- 2) J. J. Koenderink and A. J. van Doorn: Affine structure from motion. *Journal of the Optical Society of America: A*, 8, 377-385, 1991.
- 3) T. C. A. Freeman and M. G. Harris: Human sensitivity to expanding and rotating motion: Effects of complementary masking and directional structure. *Vision Research*, 32, 81-87, 1992.
- 4) H. Saito, M. Yukie, K. Tanaka, K. Hikosaka, Y. Fukada and E. Iwai: Integration of direction signals of image motion in the superior temporal sulcus of the macaque monkey. *Journal of Neuroscience*, 6, 145-157, 1986.
- 5) K. Tanaka: Representation of visual motion in the extrastriate visual cortex. *T. Watanabe (ed): High level motion processing: Computational, neurobiological, and psychophysical perspectives*. MIT Press, Massachusetts, 296-313, 1999.
- 6) M. S. A. Graziano, R. A. Andersen and R. J. Snowden: Tuning of MST neurons to spiral motions. *The Journal of Neuroscience*, 14, 54-67, 1994.
- 7) C. L. Fennema and W. B. Thompson: Velocity determination in scenes containing several moving images. *Computer Vision, Graphics and Image Processing*, 9, 301-315, 1979.
- 8) J. A. Movshon, E. H. Adelson, M. S. Gizzi and W. T. Newsome: The analysis of moving visual patterns. *C. Chages, R. Gattass and C. Gross (eds): Pattern Recognition Mechanisms*. Vatican Press, Rome, 117-151, 1985.
- 9) A. L. Yuille and N. M. Grzywacz: A computational theory for the perception of coherent visual motion. *Nature*, 333, 71-74, 1988.
- 10) 立川哲也, 稲葉雅幸, 井上博允: 高速相関演算機能をもつビジョンシステム. 日本機械学会, ロボティクス・メカトロニクス講演論文集 [No. 920-33], 1992.
- 11) A. L. Yuille and N. M. Grzywacz: A theoretical framework for visual motion. *T. Watanabe (ed): Higher Level Motion Processing: Computational, neurobiological, and psychophysical perspectives*. MIT Press, Massachusetts, 187-211, 1999.