

オプティカルフローの離散化に基づくランダムドットアニメーションの図地分離の並列演算

伊藤 聡^{†,††a)} 荒川 貴史[†] 佐々木 実[†]

Parallel Processing of Figure-Ground Separation in Random Dot Kinematogram with Optical Flow Discretization

Satoshi ITO^{†,††a)}, Takashi ARAKAWA[†], and Minoru SASAKI[†]

あらまし 本論文では、ランダムドットキネマトグラムにおける図地分離を、移動方向の情報に基づいた並列分散処理により実現することを試みる。これまでのランダムドットキネマトグラムの図地分離では、オプティカルフローの計算と図地分離の2段階の最小化が必要であった。しかし、オプティカルフローを離散化しその解を限定することで、ただ一つの最小化プロセスとして図地分離を実現できる。離散化したオプティカルフローの解を新しく導入した「フラグ」で表現し、そのフラグダイナミクスにより認識プロセスを記述する。フラグダイナミクスは、各画素でのオプティカルフローの一意性と画像の連続性の二つの評価から構成されるポテンシャル汎関数の最小化プロセスとして記述でき、各画素でのフラグの挙動は微分方程式の1クラスである反応拡散方程式で表される。シミュレーションにより、図及び地は回転・拡大縮小しないなどの仮定が必要であるが、それを満たすランダムドットキネマトグラムでは提案システムにより図地分離が可能であることを示す。

キーワード ランダムドットキネマトグラム, 図地分離, 離散化オプティカルフロー, 並列演算, 正則化

1. ま え が き

周りの環境の空間的情報を時々刻々と伝える視覚には膨大な情報量が含まれている。この膨大な情報量を我々は瞬時に処理している。自動車の運転やスポーツなど我々の日常生活では視覚情報がリアルタイムで処理され、外部の視覚的情報に応じた認識、判断、運動が行われている。膨大な計算量をもつ実時間視覚情報処理は、現在の高速なコンピュータを用いても実現が難しい。石川らのグループは画像処理装置をワンチップマイコン化することで実時間での高速処理を実現し、視覚情報を利用した動的物体の把持を実現している [1], [2]。この実時間処理のキーワードは並列分散処

理である。実際に生物の視覚情報処理は、神経細胞を並列的に並べて演算させることで、ミリ秒オーダの応答性しかない神経細胞による処理速度の向上を実現している [3], [4]。この並列処理という計算形態は、実時間視覚処理の実現ばかりでなく、その視覚で行われている情報処理の理解にとっても不可欠な要因である。

並列処理を特徴とする視覚系のハードウェア開発は、生理学的知見に基づいた受容野の電気モデルや [5], 人工眼の研究 [6] などがあり、人工的な視覚系の実現が期待されている。その一方で、ソフトウェア的な側面からは、視覚においてどのような計算がなされているか、情報処理の観点から興味をもたれて研究がなされている。視覚で行われている処理の理解について、D. Marr は計算論的アプローチを提案した [7]。正則化による数学的記述 [8] は、視覚処理が何を最適化しているのかを説明し、その情報処理原理を明らかにし得る一つの計算論的手法である [9]。一連の視覚処理の中でも最初の段階で行われるエッジ検出、オプティカルフローの計算、陰影からの形状復元などの処理は初期視覚過程と呼ばれ、標準正則化の枠組みでその計算アルゴリズム

[†] 岐阜大学工学部, 岐阜市

Faculty of Engineering, Gifu University, 1-1 Yanagido, Gifu-shi, 501-1193 Japan

^{††} 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, 名古屋

Bio-Mimetic Control Research Center, RIKEN, Anagahora, Shimo-shidami, Moriyama-ku, Nagoya-shi, 463-0003 Japan

a) E-mail: satoshi@gifu-u.ac.jp

ムの説明が試みられている [4]。画像に統計的な考えを導入したラインプロセス [10] も、情報処理の観点からは興味深い。湯浅らの研究グループは、画像を多数の画素からなる大規模複雑系と考え、均質な性質をもつ画素が局所結合した自律分散システムという観点から画像の認識を説明する方法を提案した。画像の認識過程のうち、初期視覚処理のプロセスを反応拡散方程式という一つのクラスで統一的に記述することを試みている。反応拡散方程式は並列で数値的に解ける発展方程式であり、連想記憶 [11], [12] や両眼立体視 [13] の認識プロセスを並列分散アルゴリズムで実現した。また、動画像の図地分離について正則化と結び付けた計算論を展開し、上山ら [14] ~ [17] や大倉ら [18] によってランダムドットで作られた動画像での図地分離が実現された。これらの研究に関しては次章で述べることにする。

本論文でも視覚の初期過程の計算論という観点から、ランダムドットで作られた動画において、背景（地）が動く状態からの複数対象（図）の分離を行える方法について考察する。2. では、ランダムドットの動画の図地分離の問題設定及び過去の研究の問題点について述べ、本研究の立場について記述する。3. ではシステム構成及び計算アルゴリズムについて述べ、4. でシミュレーションを示す。5. で本論文での方法の意義と今後の展開について議論し、6. にまとめを示す。

2. ランダムドットキネマトグラムの図地分離

一般的にアニメーションや映画では、わずかに異なった像をいくつか用意し、それを高速で切り換える。その切換によるわずかな違いが動きとして知覚される。用意された像 1 枚 1 枚をここではフレームと呼ぶことにする。

ランダムドットで作られた動画は、ランダムドットキネマトグラム (Random Dot Kinematogram) と呼ばれる。ランダムドットによる動画においても人間は動いている部分（以降「図」と呼ぶ）をその背景（以降「地」）から分離して知覚することができる。

通常の画像では、連続するフレーム間を別々に眺めることで、画像のどの部分がどこに移動したかの対応付けをおおよそたてることができる。それは各フレームの画像に物体の色、輪郭や形状、大きさなどの特徴量があるためである。しかし、ランダムドットでできた動画では、各フレームを取り出して試してみても、そのよ

うな特徴量は存在しない。つまり、人間の動画における図地分離には、そのような特徴量は不要である [19] と同時に、他の機能とは独立したモジュールとして実現されている [20] ことを示唆している。ではそのような図地分離をどのような原理で行っているのか、これがランダムドットキネマトグラムにおける図地分離研究の興味の一つであると考えられる。

ランダムドットキネマトグラムでは、動きの方向が判別できる移動量に限界があるといわれ、その限界値について考察する心理学的研究 [20], [21] が行われている。一方、計算論的研究では、移動部分を他から区別するいわゆる図地分離問題が、上山ら [14] ~ [17] によって精力的に行われている。双安定性をもつギンツブルグ・ランダウ方程式を用い、二つの安定解の一つを図に他方を地に対応させることにより、図地分離問題を表現した。またラインプロセスを導入して図部分の輪郭をシャープに保つ工夫や、過去の履歴を利用した図地分離の高速化など様々な改良が加えられた。更に大倉ら [18] はランダムドットでの動画で分離した図部分の形状認識に成功している。図の形状認識は多面体ばかりでなく曲面体にまで拡張されている。

これら一連の研究により、ランダムドットキネマトグラムの図地分離を可能とする基本的なアルゴリズムは確立したとも見れる。しかし、その図地分離では、オプティカルフローの分布に基づき図地分離を行うのが基本となっている。各画素でのオプティカルフローの計算は、こう配法に基づいた評価関数の最小化問題として解かれ、次に計算されたオプティカルフローに基づいた図地分離はギンツブルク・ランダウ方程式に基づいた最小化問題として解いている。つまり、図地分離問題一つに二つの最小化過程を含んでいる。更に最初の最小化問題の出力であるオプティカルフローの値は、二つ目の図地分離の最小化問題の入力値つまり図部分か地部分かの符号値に変換する必要がある。その変換の計算を局所演算で行う場合には多くの繰返し計算を要し、一連の図地分離を解く場合、二つの最小化問題と情報変換の計算に要する時間的コストが膨大となる。また、視覚では何を計算しているかという観点からは、二つの評価関数とその間の情報変換のため、統一した計算論的な解釈や解析が困難となる。もし、動画の図地分離過程が一つの評価関数の最小化問題として記述できれば、その解法が単一過程のシンプルな表現で記述できる可能性があり、それはアルゴリズムのハードウェア化を容易にする。また、計算論的に何

を解けばよいのかが明らかになり、それを解くためにはどのような視覚処理系構造が必要かという点で一つの可能な解を提案しやすい。

そこで、本研究では、ランダムドットキネマトグラム処理系のシステム構造を工夫し、図地分離過程の一つのダイナミクスによる最小化過程として表現することを試みる。このとき、1. で述べたような並列演算で実装可能であること、局所的な情報を用いることを条件とする。

3. システム構造と計算アルゴリズム

3.1 基本的な考え方

ランダムドット動画の図地分離は、オプティカルフロー以外に利用する情報量は存在しない。したがって、オプティカルフローを計算し、その分布に基づいて図地分離を行うという手順が正当な方法となる。そのとき、問題を難しくする要因の一つは、オプティカルフローのとり得る値に無限の可能性があるのである。そのために、まずオプティカルフローを求めるための最小化演算が必要となると考える。

もし局所並列演算のおかげで高速な画像処理が実現できたとした場合、図部分の移動は前フレームの近傍に限られるはずである。一方、近傍から遠く離れた部分に図が移動してしまう場合、そもそもその画像処理系の物体追跡能力を超えた運動を図部分が行っているとも解釈できる^(注1)。このような考えのもと、本論文では「図及び地部分が前フレームの近傍の限られた領域にしか移動しない」とみなすこととする。これはオプティカルフローの解を有限領域に制限して離散化することと等価である。つまり、オプティカルフローを無限の解空間から求めるのではなく、有限の解空間から最も良いものを一つ選択するという計算戦略に切り換える^(注2)。このオプティカルフローの空間的な制限と離散化が本論文のかぎとなる考え方である。

3.2 オプティカルフローの表現形式

オプティカルフローの解を有限個に限定したため、その限定した解の中から最適なものを選び出せばよいこととなる。そこで、それぞれの解に対し一つずつ「フラグ」を用意し、そのフラグがセットされることでオプティカルフローの解を表現することとする。なお、フラグは値 1 でセット、0 でリセットを表すものとする。

説明を簡単にするため、以降では、オプティカルフローの解を長さ 1 ドットで上下左右方向いずれかを向

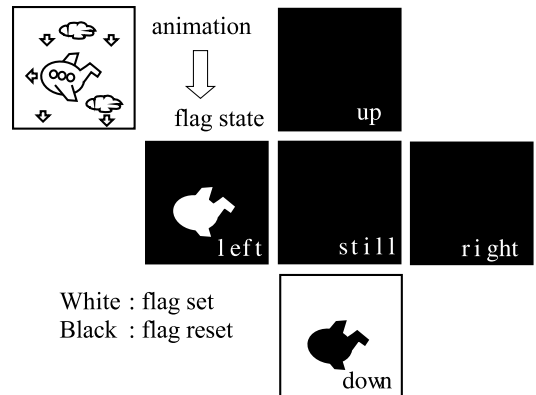


図 1 図地分離のシステム構成

Fig.1 System structure of figure-ground separation.

くベクトル若しくはゼロベクトルの 5 通りに限定する。これは各画素が次のフレームでは上下左右いずれかに 1 ドット動くか、若しくは移動しないで同じ位置にあるかのどれかであると考えたのと等価である。もちろん、解の数は任意に増やすことができそれに応じて性能も向上するが、いくつまで増やすかは計算量や近傍と交換すべき情報量とのトレードオフが必要となる。しかし、解がいくつに増えても、計算のアルゴリズムは 5 通りの場合と本質的に変わらない。

各画像の画素ごとに、その画素でのオプティカルフローの解に対応するフラグを用意する。オプティカルフローを 5 通りに限定した場合、フラグ数は 5 個である。図 1 は、その五つのフラグを方向別^(注3)に分類した後、属している画素の同じ位置関係に配置して平面を作成し、その平面を移動方向と対応が付くように並べたものである。この平面をフラグ平面と呼ぶことにする。

フラグ平面には、各フレーム画像において、対応する方向に移動している領域がどこにあるかが現れる。図地の分離は、どのフラグがセットされているかその区別によって判断する。図 1 では、中央の図領域が左に移動、残りの地部分が下に移動している。したがって、図 1 のように中央領域で左方向フラグが、背景に

(注1): このような場合でも、背景部分の動きがゆっくりでその情報により地が分離できれば、残りの部分をもって図と判断できることもある。

(注2): 画像の空間的離散化は、視細胞や受光素子の分布がそもそも空間的に離散的であると考えれば、自然な取扱いと考える。

(注3): 本論文の例では、画素の移動は 1 ドットのみであるから、フラグがコーティングしているオプティカルフローは方向のみにより特定できる。よって以降では移動距離に関する表記は省略するが、一般的には移動距離も表記することで同様の議論ができる。

あたる残りすべての領域で下方向フラグがセットされればよいこととなる。よって、正しいオプティカルフローに対するフラグをセットすることが、図地の分離を行うことに直結する。図地の分離は離散オプティカルフローをコーディングするフラグという概念を導入したおかげで、正しいフラグをセットするという一つのプロセスにより実現される。前章で述べた従来研究での問題点は、このようなシステムの構成法により解決される。

3.3 計算アルゴリズム

3.3.1 表記の説明

3.2のシステム構成により、図地の分離過程はフラグのセット-リセットとして扱うことができるようになった。問題は図1のような状態をどのように実現するかである。その計算は局所並列演算可能であることを必要とする。局所情報のみの演算でフラグの値を決定する場合、1回の演算では情報量の不足により正確な結果を期待できない。そこで、近傍との情報交換を取り入れた繰返し計算により、フラグを修正していくことを考える。繰返しによるフラグ値の修正は本質的には図地の分離過程となり、これを発展方程式による動的過程として記述することを試みる。局所的な情報交換の繰返しは情報の伝搬を実現し、局所演算の問題である全体画像に関する情報量不足を補うのに重要な働きを果たす。

この表現のため、第 n フレーム目の座標 (x, y) にあるランダムドット画像の画素値を ${}^n p(x, y)$ 、その画素に与えられるフラグを ${}^n f_k(x, y, t)$ と表す。動的過程での記述を容易にするため、フラグの値 ${}^n f_k(x, y, t)$ は 0 から 1 の連続値をとるものと仮定する。 t は認識過程でのダイナミックスの時間発展を記述する時間変数である。また k によりコーディングしているオプティカルフローを区別する。すなわち、 $k = 1, 2, 3, 4, 5$ はそれぞれ上, 左, 静止, 右, 下方向へのオプティカルフローを表している。

3.3.2 フラグダイナミックスの定常状態

図1に示す定常状態は、オプティカルフローに関する以下の性質をよく反映している。

- オプティカルフローの一意性条件: オクルージョン領域を除き、オプティカルフローは各画素で一意に決定する。

- 画像の連続性条件: 図地の境界領域を除き、オプティカルフローは至るところで連続、つまり空間的に一定である。

最初の点については、同一画素内でセットされるフラグはただ一つであると言い換えられる。二つ目の点は、画像のある点を取り出した場合、その隣の画素も同一の図若しくは地に属する確率が高いという画像の連続性に基づいた性質である。フラグのダイナミックスは、この二つの性質に基づいて構成していく。

3.3.3 オプティカルフローの一意性条件

オプティカルフローの一意性は、各画素に与えられたフラグ間に競合的な相互作用により実現する。競合的な相互作用として、本論文では Synergetics [22] で用いられている Winner-take-all 相互作用を導入する。これは次式をポテンシャル汎関数とするこう配系として記述できる。

$$V_{WTA} = \iint_{\Omega} \left[-\frac{1}{2} \sum_{k=1}^5 f_k^2 + \frac{1}{4} \sum_{k=1}^5 \sum_{k'=k}^5 f_k^2 f_{k'}^2 + \frac{1}{4} \left(\sum_{k=1}^5 f_k^2 \right)^2 \right] dx dy \quad (1)$$

ここで、 Ω は画像全体を表し、フレーム番号 n は省略した。この相互作用によると相互作用を与え合う集合のうち、ただ一つのもののみが 1 となりほかはすべて 0 に収束する。つまり、 $f_k = {}^n f_k(x, y, t)$ 、 $k = 1, 2, 3, 4, 5$ の中で一つのみがセットされ、ほかはリセットされる。

3.3.4 画像の連続性条件

この条件は、移動方向が不連続となる図地の境界が画像内においてごくわずかの領域であるという事実からの帰結である。連続性を実現する協調的な相互作用として拡散作用がある。情報の拡散により局所情報が伝搬され、画像に関するよりグローバルな情報が各画素で得られることになる。よって、この作用はオプティカルフローの正しい計算に有効に働くと考えられる。拡散作用は画素間の局所的な情報交換のみで実現できる特徴がある。この拡散作用は、同一フラグ平面内に定義する。

拡散方程式を解くには境界条件が必要である。フラグ平面内のフラグ値の総和は、画像全体として対応する方向へどのくらい移動するか、その大域的な情報を含んでいると考えられる。したがって、その総和を保つような境界条件を課すことが望ましい。例えば、境界での情報の流出量がないというようなノイマン条件が有力である。

3.3.5 フラグダイナミックス

最終的なダイナミックスは、同一画素のフラグ間で

定義させる競合的相互作用と、同一フラグ平面内で定義される協調的相互作用の和として、以下のような反応拡散方程式として記述する。

$$\tau \frac{df_k}{dt} = -\frac{\partial V_{WTA}}{\partial f_k} + K_D \Delta f_k \quad (2)$$

ここで、 Δ は空間 2 階微分を表すラプラシアン演算子、 τ はダイナミクスの時定数、 K_D は拡散係数に相当する。

上式 (2) のダイナミクスは、システム全体で定義されるポテンシャル汎関数のこの配系として、以下のように表現することもできる。

$$\tau \frac{df_k}{dt} = -\frac{\delta V}{\delta f_k} \quad (3)$$

$$V = \iint_{\Omega} \left[-\frac{1}{2} \sum_{k=1}^5 f_k^2 + \frac{1}{4} \sum_{k=1}^5 \sum_{k'=k}^5 f_k^2 f_{k'}^2 + \frac{1}{4} \left(\sum_{k=1}^5 f_k^2 \right)^2 + K_D (\nabla f_k)^2 \right] dx dy \quad (4)$$

図 1 に示される定常状態は、式 (4) のポテンシャル汎関数の極小値として与えられる。つまり、図地分離は、システム全体で唯一定義された評価関数式 (4) の最小化問題として定式化できる。

3.4 初期化

フラグダイナミクスの初期値は、連続する二つのフレーム間での画素値を比較することによって決定する。初期値の設定も局所演算に基づくように以下で定義する。

$${}^n f_1(x, y, 0) = ({}^{n-1} p(x, y) \cdot {}^n p(x, y-1))_{D(x, y)} \quad (5)$$

$${}^n f_2(x, y, 0) = ({}^{n-1} p(x, y) \cdot {}^n p(x-1, y))_{D(x, y)} \quad (6)$$

$${}^n f_3(x, y, 0) = ({}^{n-1} p(x, y) \cdot {}^n p(x, y))_{D(x, y)} \quad (7)$$

$${}^n f_4(x, y, 0) = ({}^{n-1} p(x, y) \cdot {}^n p(x+1, y))_{D(x, y)} \quad (8)$$

$${}^n f_5(x, y, 0) = ({}^{n-1} p(x, y) \cdot {}^n p(x, y+1))_{D(x, y)} \quad (9)$$

$$\langle f \cdot g \rangle_{D(x, y)} = \frac{\langle f \cdot g \rangle_{D(x, y)}}{\langle f \cdot f \rangle_{D(x, y)} \langle g \cdot g \rangle_{D(x, y)}} \quad (10)$$

$$\langle f \cdot g \rangle_{D(x, y)} = \iint_{D(x, y)} f(\xi, \eta) g(\xi, \eta) d\xi d\eta \quad (11)$$

$D(x, y)$ は座標 (x, y) の近傍を表す。初期化では、オ

プティカルフローの情報を相関法により局所演算のみで得ている。つまり、次のフレームでの画像を上下左右 1 画素ずつシフトさせて ($k=3$ の場合はシフトさせないで) 現在の画像との局所相関をとっている。

4. シミュレーション

ランダムドットで作成した動画を使用し、前章のアルゴリズムによる図地分離を行った。ただし、ランダムドットキネマトグラムには以下の条件が必要である。

- 図及び地は回転・拡大縮小はしない。
- 図及び地の平行移動は上下左右の 4 方向である。
- 1 フレームでの図の部分の移動量はたかだか 1 ドットである。

各フレームのサイズは 100×100 ドット、フレーム数は 20 とした。ただし、以下に示す出力結果では、紙面の関係で最初の 5 フレームしか掲載していない。微分方程式の数値解析には四次のルンゲ・クッタ法を用い、ステップサイズ 0.001 [s] で 300 回の繰返し計算を行った。このとき、時定数 τ は 0.01 と設定した。図地分離では、最初に局所情報という情報量の少なさに起因するオプティカルフローの計算間違いを画像の連続性条件により正すため、拡散を速く働かせることが望ましい。しかし、拡散作用を最後まで働かせると、拡散による協調作用と競合作用が付き合った状態が平衡状態として現れ、図地の分離があいまいとなる領域が出てくる。これを防ぐため試行錯誤の結果、拡散係数 K_D は最初の 0.1 [s] 間は 1 としその後は 0 とした。また初期化に使用する近傍領域 $D(x, y)$ は、座標 (x, y) を中心とする 3×3 の領域とする。境界条件は、計算を簡単とするためこのシミュレーションではフラグ平面をトーラス空間と考えた周期境界条件を採用し、拡散によるフラグ値の総和を保つようにした。

最初に、二つの領域が上下に移動するランダムドットキネマトグラムを入力した。図 2 の左から 1 列目にはランダムドットキネマトグラムの各フレームを、2 列目から 6 列目はそれぞれ上方向、左方向、静止、右方向、下方向のオプティカルフローに対応するフラグ平面の出力結果を示す。フラグ値は 0 から 1 までの連続値をとるがこれを 0 (黒) から 255 (白) の整数の濃淡値に比例変換したものを図示している。フラグ平面において白の領域がフラグがセットされた領域、黒の領域がフラグがリセットされた領域に相当する。紙面に示されたフレーム画像からは分からないが、四つの正方領域上下左右それぞれの方向に移動する動画が

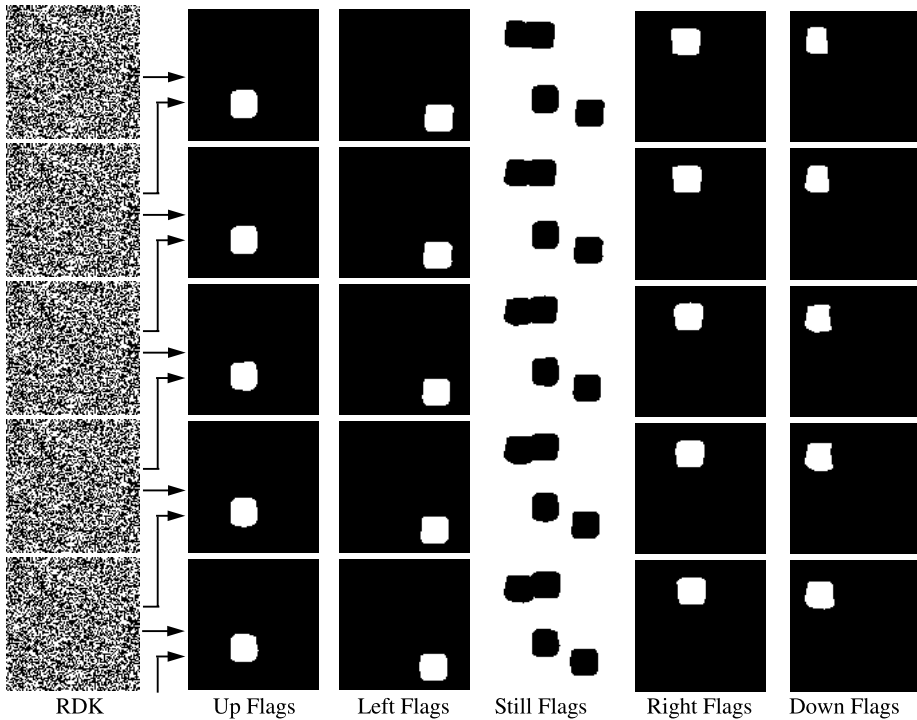


図 2 四つの図部分を含む図地分離

Fig. 2 Simulation of the figure-ground separation in random-dot kinematgram that contains four figure parts.

入力されており、フラグの出力によりそれらが正しく分離できていることが分かる。

次に、背景が下に、比較的大きな正方領域が左方向に動くランダムドットキネマトグラムを入力した。入力及び出力を図 3 に示す。各列の表示内容は図 2 と同じである。この例は背景全体が下方に移動しているため、下方向を示すフラグ平面にセットされた領域が多くなる。

また、図 4 には円形の図が左側を上方向に、三角形の図が右側を下方向に移動する場合の図地分離結果を、図 5 には小さい正方領域が上側を右方向に、それより大きな正方領域が下側を左方向に移動する場合の図地分離結果を示す。紙面の関係で 1 フレーム間の処理結果しか示していないが、20 フレームで作成したランダムドットキネマトグラムに対して他のフレーム間でも同じような良好な結果が得られている。

ランダムドットキネマトグラムは境界がはっきりした図形で作成しているが、分離された図形では輪郭がぼやけてしまうことがある。これは拡散作用によるものであることが知られており、文献 [15] ではこれをラ

インプロセスの導入により解決している。本手法でもラインプロセスの導入により輪郭のぼやけを解決できる可能性が高いが、本論文の直接的な目的とは異なるため今後の課題とする。

5. 討 論

Marr はその著書「vision」の中で、視覚の理解には三つのレベルが存在していることを述べている。その三つとは「計算論」「表現とアルゴリズム」「ハードウェア」である。この三つのレベルで本論文で構築した図地分離システムを眺めてみる。計算論では、その目的は動画における図地の分離であるが、これが式 (4) で表現された評価関数の最小化問題を解いていることに対応するといえよう。表現とアルゴリズムでは、連続した二つのフレームが入力され、各画素に与えられたフラグがその出力となる。図地はこのフラグにより表現されていることになり、フラグを求めるアルゴリズムは式 (2) で与えられる反応拡散方程式で記述される。いうまでもなく、これは式 (4) の評価関数の最小化問題の解法である。そのハードウェアは、画素がその近

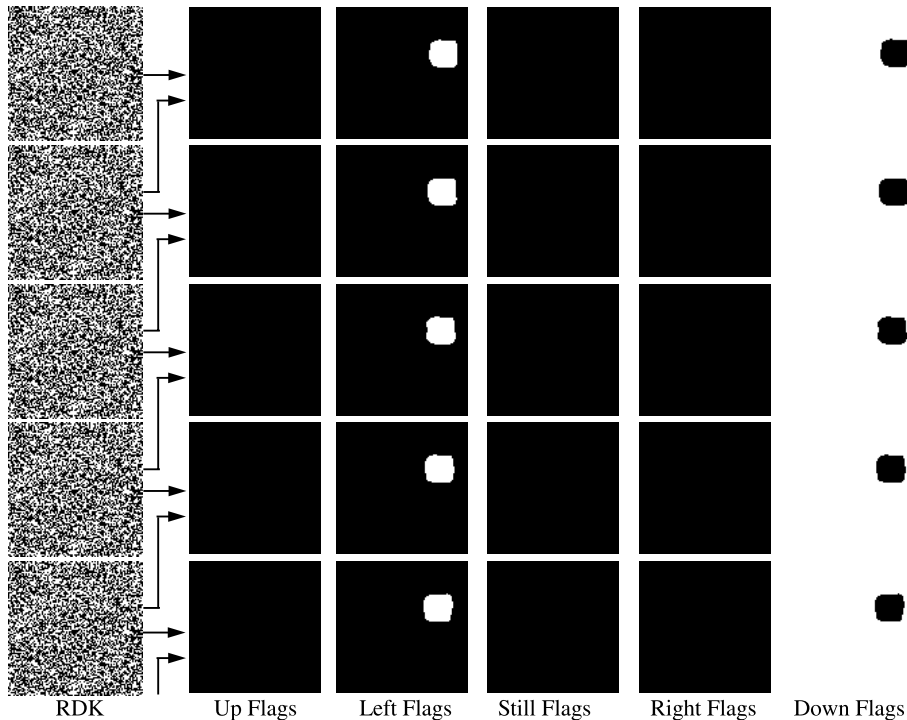


図 3 図だけでなく地も動く場合の図地分離

Fig. 3 Simulation of the figure-ground separation in random-dot kinematogram in which the ground is also moving.

傍のみと結合した並列分散構造である。結合により近傍の画素情報とフラグ情報を交換するが、その結合がローカルであるため、並列的な演算が可能となる。

このように計算論の立場からは最小化すべきものが数式で記述できた。しかも最小化を解くアルゴリズムは生物の視覚系で見られる局所並列演算で実現できる。では実際にこの方法で動画の図地分離が行われているのであろうか。このシステムの表現がシステム構造に強く依存したものであるため、その証明にはまずフラグ平面のような構造が視覚内に存在する必要がある。ランダムドットでできた動画においても図地分離が行えるためにはこのように工夫した構造が必要であり、現時点では実現のための解の可能性の一つとして提案できるととどまる。

一方、工学的な観点からは、並列演算による高速な動画図地分離が可能かどうかの興味もたれる。本論文では、各画素がもつフラグ数は五つに限定した。しかし五つのフラグでは上下左右の動きしか検出できない。斜めも分離するには9個、更に方向を増やせばそれにつれてフラグ数はどんどん増加する。フラグ数を

増やせば、図地分離の正確性が増大するが、計算量や通信量ばかりでなく結線数も増大することを意味する。しかし、並列計算のおかげで超高速演算が可能になれば、連続する2フレーム間での空間的移動量も十分小さくなるため、その効果により情報交換はより狭い領域に限定できる。つまり処理の高速化が情報交換領域を限定化し、その限定化が演算処理を速める効果を生むという仕組みとなっている。とはいうものの最終的には分散化する装置の処理速度及び通信速度の向上が実現のかぎとなる。また、フラグ数の増加は通常局所最適解を増大させるので、拡散係数の適切な設定など実験的な試行による分離結果の検討が必要である。

6. む す び

本論文では、ランダムドットキネマトグラムにおける図地分離を、移動方向の情報に基づいた並列分散処理により実現することを試みた。これまでのランダムドットキネマトグラムの図地分離では、オプティカルフローの計算と図地分離の2段階の最小化が必要であった。しかし、オプティカルフローを離散化しその

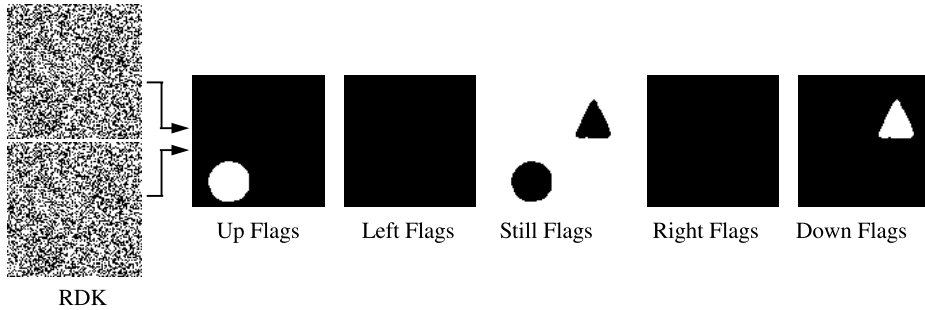


図 4 円形や三角形の図の分離

Fig. 4 Separation of the circular and triangular figure from random-dot kinematgram.

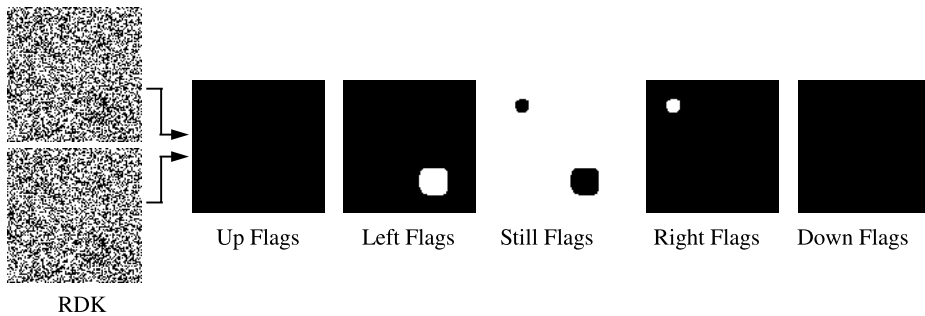


図 5 大きさの異なる図の分離

Fig. 5 Simulation of the large and small rectangular figure from random-dot kinematgram.

解を限定することで、ただ一つの評価関数の最小化プロセスとして図地分離過程を実現した。離散化したオプティカルフローの解を新しく導入したフラグで表現し、そのフラグダイナミクスにより認識プロセスを記述した。フラグダイナミクスは、各画素でのオプティカルフローの一意性と画像の連続性の二つの評価から構成されるポテンシャル汎関数の最小化プロセスとして記述でき、各画素でのフラグの挙動は微分方程式の1クラスである反応拡散方程式で表した。シミュレーションにより、図及び地は回転・拡大縮小しないなどの仮定が必要であるが、それを満たすランダムドットキネマトグラムでは提案システムにより図地分離が可能であることが示された。

今後はランダムドットキネマトグラムの仮定を取り除き、より一般性のある条件で認識できるように拡張していく予定である。

謝辞 本論文を執筆するにあたり、三重短期大学准教授上山英三氏に御助言を頂いた。また、故湯浅秀男先生には、本研究に関し多大なる御指導を頂いた。ここに感謝の意を表する。

文 献

- [1] 小室 孝, 鈴木伸介, 石井 抱, 石川正俊, “汎用プロセスングエレメントを用いた超並列・超高速ビジョンチップの設計,” 信学論 (D-I), vol.J81-D-I, no.2, pp.70-76, Feb. 1998.
- [2] 東森 充, 木村麻伊子, 並木明夫, 石川正俊, 金子 真, 石井 抱, “高速視覚情報に基づくダイナミックキャッチング,” 日本機械学会ロボティクス・メカトロニクス講演会'04 講演論文集, pp.2A1-L1-14, 2004.
- [3] 湯浅秀男, 自律分散システム, 自律分散原理による画像認識, pp.72-103, 朝倉書店, 1995.
- [4] 平井有三, 視覚と記憶の情報処理, 培風館, 1995.
- [5] 八木哲也, 亀田成司, 飯塚邦彦, “可変受容野を備えた超並列アナログ知能視覚センサ,” 信学論 (D-I), vol.J81-D-I, no.2, pp.104-113, Feb. 1998.
- [6] 八木 透, “失明に光を: 人工眼 (健康と機械),” 日本機械学会誌, vol.104, no.997, pp.798-799, 2001.
- [7] D. Marr (著), 乾 敏郎, 安藤広志 (訳), ビジョン, 産業図書, 1987.
- [8] H.W. Engl, M. Hanke, and A. Neubauer, Mathematics and Its Applications Regularization of Inverse Problems, Kluwer Academic Publishers, 1996.
- [9] T. Poggio, V. Torre, and C. Koch, “Computational vision and regularization theory,” Nature, vol.317, no.26, pp.314-319, 1985.
- [10] S. Geman and D. Geman, “Stochastic relaxation,

gibbs distributions, and the bayesian restoration of images,” IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell., vol.6, no.6, pp.721-741, 1984.

- [11] 伊藤 聡, 湯浅秀男, 伊藤正美, “反応拡散方程式を用いた自己想起型連想記憶による画像認識,” 計測自動制御学会論文集, vol.30, no.1, pp.97-103, 1994.
- [12] H. Yuasa, S. Ito, K. Ito, and M. Ito, “Associative memory with the reaction - diffusion equation,” Biological Cybernetics, vol.76, no.2, pp.129-137, 1997.
- [13] 湯浅秀男, “自律分散型両眼立体視—ステレオグラムから3次元を推理する,” 数理科学, vol.414, pp.77-83, 1997.
- [14] 上山英三, 湯浅秀男, 細江繁幸, 伊藤正美, “局所的クラスタリングを用いたギンツブルク・ランダウ方程式による動画像の地と図の分離,” 計測自動制御学会論文集, vol.32, no.11, pp.1544-1552, 1996.
- [15] 上山英三, 湯浅秀男, 細江繁幸, 伊藤正美, “反応拡散方程式を用いた動きによる図地分離: 形成されたパターンの界面と主観的輪郭,” 信学論 (D-II), vol.J81-D-II, no.12, pp.2767-2778, Dec. 1998.
- [16] 上山英三, 湯浅秀男, 細江繁幸, “動きの境界の移流と拡散によって実現される動きの推定,” 信学論 (D-II), vol.J83-D-II, no.2, pp.653-661, Feb. 2000.
- [17] 上山英三, 反応拡散移流モデルによる動画像の図地分離, PhD thesis, 名古屋大学大学院, 2000.
- [18] 大倉昭人, 湯浅秀男, 新井民夫, “自律分散的アプローチによる運動物体の3次元形状認識,” 第19回日本ロボット学会学術講演会予稿集, pp.853-854, 2001.
- [19] 神谷信一郎, 佐藤隆夫, “「運動定義の図形」出現時の視覚誘発電位,” 映情学技報, vol.24, no.34, pp.31-37, 2000.
- [20] 蘆田 宏, “動き知覚と動画の認識,” 映情学誌, vol.58, no.8, pp.1151-1156, 2004.
- [21] 佐藤隆夫, “ランダムドット仮現運動の解析,” テレビ学技報, vol.10, no.48, pp.25-30, 1987.
- [22] H. Haken, Synergetics — An Introduction, Springer-Verlag, 1978.
- (平成19年7月11日受付, 20年3月10日再受付)



伊藤 聡 (正員)

1991 名大・工・情報工学卒. 1993 同大大学院工学研究科情報工学専攻博士課程前期課程了. 1994 より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に勤務. 1999 岐阜大学工学部助手, 2004 助教授, 2007 准教授, 現在に至る. 工博.



荒川 貴史

2008 岐阜大・工卒. 現在, プラザー工業(株)に勤務.



佐々木 実

1985 東北大学大学院工学部機械工学科博士課程了. 同年東北大学工学部助手. 1988 宮城工業高等専門学校講師. 1990 カリフォルニア大学ロサンゼルス校客員教授. 1991 岐阜大学工学部助教授, 2003 同教授. 現在に至る. 分布定数系の制御, 柔軟系のインテリジェント運動制御に関する研究に従事. 工博.