

反応拡散系による画像処理・コンピュータビジョン

山口大学・教育学部 野村 厚志 (Atsushi Nomura)

Faculty of Education, Yamaguchi University

山口大学・大学院理工学研究科 一川 誠 (Makoto Ichikawa)

Graduate School of Science and Engineering, Yamaguchi University

山口大学・大学院理工学研究科 三池 秀敏 (Hidetoshi Miike)

Graduate School of Science and Engineering, Yamaguchi University

1 はじめに

画像処理やコンピュータビジョンにおける重要な課題として、エッジ検出・領域分割、群化、ステレオ視差の検出が挙げられる。Marrらの研究グループをはじめ数多くの研究者らが、これらの課題に取り組み、数理モデルを提案してきた。

MarrとHildrethは、画像にガウス関数を重畳し(ガウスフィルタ)、その結果に対して2次微分を施し、ゼロ交差点を求めることでエッジを検出する手法を提案した(LOGフィルタ)[1]。さらに、ガウス関数と2次微分の重畳は、2つのガウスフィルタの差(DOGフィルタ)によって近似されうることを示した。画像にガウス関数を重畳することは、画像の濃淡分布を初期値として与えた拡散方程式の時間発展を求めることに対応する。従って、MarrとHildrethのDOGフィルタによるエッジ検出法は、2つの拡散方程式によって画像をぼかし、それらの結果の差からゼロ交差点を求める処理手法と考えることもできる。

MarrとPoggioは、協調モデルと呼ばれるステレオ画像からの視差検出の数理モデルを提案した[2, 3]。視差とは、ステレオ画像間での物体の見え方の位置の差のことであり、視差を求めることによって、物体の奥行きを知ることができる。従って、視差を求めるためには、左右の画像間で対応する領域を探索することが必要となる。例えば、左右の画像間で濃淡パターンの相関を求め、その相関係数を指標として対応領域を探索する方法が考えられる。しかし、現実のステレオ画像を対象としたとき、相関係数が小さく対応の取れない領域や、どの領域とも対応が取れる領域がある。そこで、MarrとPoggioは、視差

分布図の近接領域では視差は連続的に変化していると仮定する連続条件と、視差分布図の各点においては1つの視差レベルしか有さないと仮定する唯一条件を課した。これら2つの条件を考慮して、各点において生物の興奮・抑制のメカニズムを模した「セル」を考え、セルを2次元状に結合した多層ネットワークモデルを提案した。

人間の視覚系における視差検出の機能は、群化の機能の一つの現れであると考えられる。群化とは、幾つかの異なる特徴を有する微小パターンが空間分布した画像を観察したとき、近接する類似の刺激は一つの領域として知覚されることをいう[4, 5, 6]。例えば、異なる方向を向いた多数の微小線分からなる画像を観察したとき、その線分の方向の特徴から、群化が起こる。群化は、人間の視覚系における本質的な機能であると考えられている。ステレオ視差検出の過程で導かれる相関分布を特徴分布と捉えなおすと、視差検出の課題は群化の課題となる。

画像処理におけるガウスフィルタの代わりとなる拡散方程式は、自然現象における物質の拡散をモデル化したものである。拡散現象は、空間分布を持つ化学反応系における化学種の濃度分布においても観測される。Kuhnertらは、2次元状に拡げられた光感受性を有するBelousov-Zhabotinsky(BZ)反応と呼ばれる化学反応系によって、画像処理が可能であることを示した。化学反応系に対して2次元のパターン光を投影し、化学種の濃度分布の時間変化を観測した。化学種の濃度分布を画像の濃淡分布に対応付けることによって、自発的にエッジ検出や領域分割されたパターンが観測されることや、投影されたパターンの記憶がなされることを示した[7, 8]。BZ反応は、非線形な化学振動子が拡散で結合された反応

拡散系である。従って、Kuhnertらの実験結果は、拡散現象に非線形反応が結合した系を用いた画像処理の研究を強く動機付けた。それと同時に、Marrらの研究グループによる拡散と興奮・抑制が結合した数理モデルとの類似性が注目されるようになった。近年、反応拡散系をLSIチップで実現した新しい画像処理系の開発が進められている [9]。

著者らは、画像処理やコンピュータビジョンの課題に対する反応拡散方程式を基本としたアプローチ手法を提案している。具体的には、生物への関心から FitzHugh-Nagumo(FHN) 方程式を基本として、エッジ検出や領域分割法、複数組の FHN 方程式を用いた、群化やステレオ視差検出のモデルを提案している。ここでは、特に Marr らの研究グループによる数理モデルと、著者らの提案している反応拡散方程式を用いたモデルを対比しながら紹介する。

2 エッジ検出と領域分割

2.1 DOG フィルターによるエッジ検出

エッジ検出のための Marr と Hildreth の LOG フィルターは、2つのガウスフィルターの差：DOG フィルターによって近似的に表される [1]。2つのガウスフィルターの拡散方程式によって代用する。すると、2つの変数 $u(x, y, t)$ と $v(x, y, t)$ に関する拡散方程式の時間発展を計算し、 $u - v$ によって DOG フィルターが実現される。

$$\partial_t u = D_u \nabla^2 u, \quad \partial_t v = D_v \nabla^2 v \quad (1)$$

ここで、 D_u と D_v はそれぞれ u と v に関する正の拡散係数を表し $D_u < D_v$ とする。また、 $\partial_t = \partial/\partial t$, $\nabla^2 = \partial^2/\partial x^2 + \partial^2/\partial y^2$ である。エッジ検出の対象となる画像 $I(x, y)$ は u, v の初期値として与える。 $u - v$ の零交差点をエッジとして検出する。

2.2 反応拡散方程式によるエッジ検出・領域分割

2変数 (u, v) の反応拡散方程式は次式で表される。

$$\partial_t u = D_u \nabla^2 u + f(u, v), \quad \partial_t v = D_v \nabla^2 v + g(u, v) \quad (2)$$

ここで、 $f(u, v)$, $g(u, v)$ が反応項を表す。FHN 方程式は、次の u に関する 3 次関数で記述される非線形

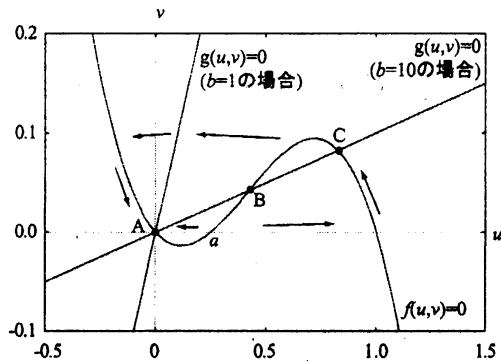


図 1: FitzHugh-Nagumo 方程式の常微分方程式系: $du/dt = f(u, v)$, $dv/dt = g(u, v)$ における解の振る舞い。定数 a, b の値によって、1つの安定な平衡解を有する単安定系と、2つの安定な平衡解を有する双安定系とに分かれる。式 (3) において $a = 0.25, b = 1$ 又は $b = 10$ のときの、点 A, C は安定平衡解、点 B は不安定平衡解を表す。代表的な解の軌道を矢印で示す。

の反応項を持つ [10, 11]。

$$f(u, v) = \frac{1}{\epsilon} [u(1-u)(u-a) - v], \quad g(u, v) = u - bv \quad (3)$$

ここで、 a, b, ϵ は定数で、 $0 < \epsilon \ll 1$ とする。FHN 方程式において u を活性化因子、 v を抑制性因子と呼ぶ。FHN 方程式の拡散係数をゼロとした常微分方程式系において、 (u, v) の解の振る舞いは図 1 で示される。すなわち、1つの安定な平衡解を有する単安定系と 2つの安定な平衡解を有する双安定系のいずれかとなる。

画像 $I(x, y)$ を 0 ~ 1 に正規化して変数 u の初期として与え、 $v(x, y) = 0$ とすると、FHN 方程式では、画像の濃淡の明るいところ [$I(x, y) > a$] は興奮状態へ、暗いところ [$I(x, y) < a$] は抑制状態へと変化する。従って FHN 型の常微分方程式系は、 u に与えられた初期値を閾値 a によって一旦 2つの状態に分ける処理を行う。単安定系では興奮状態となった解は再び原点の安定解へと収束するのにに対し、双安定系では興奮状態が保持される。ここで、ステップ状の濃淡分布 (0 と 1 の濃度) を持つ画像を初期値として与えたとして、拡散も考慮した単安定の反応拡散系においては、単一の波が、閾値 a をまたぐ位置に生じる。この単一の波の位置を、エッジの位置と捉えることで、エッジ検出が可能となる。また、双安定の反応拡散系においては、興奮状態は保持されて

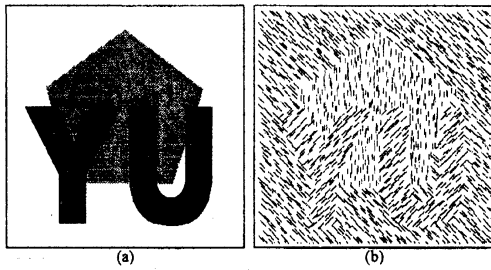


図 2: 群化を引き起こす視覚刺激の例. (a) 設定した3つの領域, (b) 3通りの異なる方向を持つ微小線分からなる視覚刺激の画像. 画像のサイズ: 400×400(pixel).

いるので, 閾値 a をまたぐ位置を境界として領域分割される. 但し, 拡散係数が $D_u \geq D_v$ のとき波・境界の伝播が生じ, 検出されたエッジや領域の境界が移動することとなり, 画像処理で求められる静止したエッジや領域の検出結果は得られない.

FHN 方程式において $D_u \ll D_v$ の条件を課し [12, 13], 適当な離散間隔をとることで [14], 静止した画像のエッジ検出・領域分割を可能とする [12, 14]. すなわち, 離散化された FHN 方程式の解の時間発展を数値計算し, u, v の空間パターンを求める.

反応拡散方程式の数値計算は, 差分法を用いる. 式 (2) を x, y に関する空間刻み: δh , 時間刻み: δt で差分化する. また, ラプラシアン演算子 ∇^2 は空間の5点を用いて, 時間方向には Crank-Nicolson 法により差分化する. v の初期値は 0 とし, 領域の境界では微分をゼロとするノイマン条件を課す. 得られる線形代数方程式は Gauss-Seidel 法を用いて解く.

3 群化

例として図 2 のような異なる方向を向いた複数の微小線分からなる画像を人間に視覚刺激として与えると, 同じ方向の特徴を有する近接領域は群化されて知覚される. この知覚現象を, 微小線分の方向を検出するモジュールと, その出力結果について近接領域を併合する群化のモジュールからなると考える. 図 3 において, N 個の方向検出フィルターを考える ($\mathcal{N} = \{0, 1, \dots, N-1\}$). 第 n 番目の方向 d_n を検出するフィルターの画素 (x, y) における出力結果を

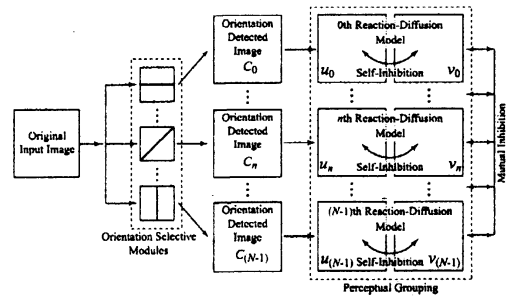


図 3: 視覚の群化機能を実現するためのモジュール構成. 入力画像は, 方向検出モジュールに送られ, 特徴が抽出される. 特徴の分布を表す $C_n(x, y)$ が, 相互に抑制的に結合された N 組の反応拡散方程式に送られる. (u_n, v_n) は第 n 番目の特徴を扱う反応拡散方程式の変数.

$C_n(x, y)$ とする.

$$C_n(x, y) = \begin{cases} 1 & \text{方向 } d_n \text{ を有する線分あり} \\ 0 & \text{方向 } d_n \text{ を有する線分なし} \end{cases} \quad (4)$$

方向検出結果 C_n より以下の条件を満足するような 1 つの方向分布図 $G(x, y)$ を求める.

1. 各画素位置においては, 唯一の方向を有する (1 つの画素位置において複数の方向が定義されないこと).
2. 空間の近接領域で同じ方向を有する画素は一つの領域として併合する.

任意の $n \in \mathcal{N}$ に対して $C_n = 0$ となる画素においては, 条件 1 よりいずれかの方向に分類する必要がある. ここで, 条件 2 を用いて近接する領域を併合することによって, 方向検出フィルターの結果では方向が未定義となっている領域をいずれかの方向を有するように分類する. 未定義の領域をまたぎ, 近接領域を 1 つの領域として併合するために, 波の伝播と衝突後の結合の性質を有する反応拡散方程式を用いる [15]. すなわち, N 組の 2 変数反応拡散方程式を考え, 第 n 番目の組の方程式が方向 d_n を有する領域を表すこととする.

$$\begin{aligned} \partial_t u_n &= D_u \nabla^2 u_n + f(u_n, v_n, u_{\max}) + \mu C_n \\ \partial_t v_n &= D_v \nabla^2 v_n + g(u_n, v_n) \end{aligned} \quad (5)$$

ここで, 変数 (u_n, v_n) は方向 d_n を有する領域を支配する反応拡散方程式の変数で, u_n が大となったと

き、その画素は方向 d_n を有すると分類する。また、 u_{\max} は他の組の解のうち最大のものとする ($u_{\max} = \max_{m \in N \setminus \{n\}} u_m$)。条件 1 より、各画素は唯一の方向しか有さないため、異なる反応拡散方程式間において相互に抑制する必要がある。そこで、FHN 型の反応項を以下のように修正する。

$$\begin{aligned} f(u_n, v_n, u_{\max}) &= \frac{1}{\epsilon} [u_n(1 - u_n)(u_n - a(u_{\max})) - v_n] \\ g(u_n, v_n) &= u_n - bv_n \end{aligned} \quad (6)$$

ここで、定数 a_0 を用いて $a(u_{\max}) = [1 + \tanh(u_{\max} - a_0)]/4$ とする。双安定系と設定した式 (5), (6) を十分長い時間計算し、最終的に、次式で群化結果 $G(x, y)$ を求める。

$$G(x, y) = \operatorname{argmax}_{n \in N} u_n(x, y, t) \quad (7)$$

式 (5) の数値計算は、エッジ検出・領域分割の場合と同様に差分法を用いて行う。但し、初期条件は全ての組に対して空間全体で $u_n = v_n = 0$ とする。

4 ステレオ視差の検出

4.1 協調モデル

Marr と Poggio は協調モデルと呼ばれる次のステレオ視差検出のためのモデルを提案した [2, 3]。

$$S^{t+1}(x, y, d) = \sigma \left(\sum_{\Omega} S^t - \epsilon \sum_{\Theta} S^t + C_d, T \right) \quad (8)$$

ステレオ視差の検出において、一般に次の 2 つの条件を仮定することができる。

1. 空間の隣接領域では視差は滑らかに変化する (連続条件)。
2. 視差分布の各点においては、視差は 1 つしか持ち得ない (唯一条件)。

式 (8) の Ω は、視差の連続条件のための空間局所領域を表し、 $\sum_{\Omega} S^t$ は点 (x, y, d) を中心とした局所領域 Ω 内での S^t の総和を表す。また、 Θ は唯一条件のための視差方向の抑制領域を表す。関数 $\sigma(s, T)$ は s の値が閾値 T よりも小さければ 0、それ以外ならば 1 をとる閾値関数、 ϵ は唯一条件のための抑制定数である。Marr と Poggio のモデルでは、考えられる視差レベル: $D = \{d_0, d_1, \dots, d_{N-1}\}$ の N 層のネットワーク: $S^t(x, y, d)$ を考え、式 (8) によって反

復的に S^t の状態を更新する。十分反復した後に、各点 (x, y) において S^t の最大値を有する層の d が、その点における視差 $M(x, y)$ とする。

$$M(x, y) = \operatorname{argmax}_{d \in D} S^t(x, y, d) \quad (9)$$

式 (8) において、 $C_d(x, y)$ は視差 d を持つステレオ画像間の類似度分布である。例えば、平行な光軸と共通の水平軸 (x 軸) を有する 2 台のカメラで撮影したステレオ画像の一方を x 軸に平行に視差 d だけずらして重ね合わせ、各点 (x, y) を囲む局所領域において計算される相互相関係数である ($0 \leq C_d \leq 1$)。例えば、対象点とその最近傍点からなる 5 点を用いた相互相関係数を $C_d(x, y)$ とする。ランダムに分布するドットパターンのみからなるステレオ画像: ランダムドットステレオ画像 [16] を対象とする場合、ドットを論理値と考えることにより相関計算は XNOR 演算で代用することができる。

Marr と Poggio の協調モデルは、ランダムドットステレオ画像に対しては有効であったが、現実のステレオ画像に対しては適用困難であった [17]。

最近、Zitnick と Kanade は、現実のステレオ画像に対しても有効な協調モデルを提案した [17]。彼らのモデルも同様にネットワークを考え、次式によって S^t を更新する。

$$S^{t+1}(x, y, d) = C_d(x, y) \times \left[\frac{R^t(x, y, d)}{\sum_{\Theta} R^t(x, y, d)} \right]^{\alpha} \quad (10)$$

ここで、 $R^t(x, y, d) = \sum_{\Omega} S^t(x, y, d)$ 、 $\sum_{\Theta} R^t$ は抑制領域 Θ 内における R^t の総和を表す。 α は 1 より大の定数。

ステレオ視差検出の重要な課題として、左右の画像間で対応領域のないオクルージョン問題がある。いま、3次元空間中の異なる奥行きに複数の物体が配置されている場合を考える。このとき、物体が他の物体の背後に隠れると、2枚の画像のうち、一方の画像にしか物体が写らない。隠された領域をオクルージョン領域という。ステレオ画像間の対応領域を探索する際、オクルージョン領域の存在によって、偽の対応領域を検出し、検出結果に誤りを生じる。これをオクルージョン問題という。オクルージョン領域はステレオ画像間で対応領域なし (もしくは無限大の視差を持つ) と検出されなければならない。Zitnick と Kanade は、オクルージョン領域 (\emptyset で表す) の検出の問題に対して有効なモデルを与えた。すなわち、式 (10) を十分反復した後、全ての d に対して S^t

の値があらかじめ設定した閾値： T よりも小さい場合、その領域をオクルージョン (d_0) と判定する。

$$M(x, y) = \begin{cases} \operatorname{argmax}_{d \in \mathcal{D}} S^t(x, y, d) & \text{if } \max_{d \in \mathcal{D}} S^t \geq T \\ d_0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (11)$$

ここで、オクルージョン領域では視差は定義できないが、便宜上 d_0 で表し、2枚のステレオ画像間で視差をいくつに設定しても対応点が取れないという意味において、 $|d_0| \gg \max |d|$ とする。

4.2 反応拡散方程式によるステレオ視差の検出

協調モデルにおいて、ステレオ画像から視差を検出するため、2枚の画像間の相互相関係数の分布 $C_d(x, y)$ を求める。ここで、 $C_d(x, y)$ を特徴の分布と考えると、3節で提案した群化のモデルを用いることができる。すなわち、図3の方向検出モジュールの代わりに、視差 d だけずらして2枚の画像間の相互相関係数の分布 C_d を計算する相関モジュールを配置する。ここで d は考えられる視差の範囲内で変化させる。また、ステレオ視差検出の問題は、各視差レベルを扱う層において、その視差を有する領域とそうでない領域とを分割する群化の問題である。その際、異なる視差を有する層間で相互に抑制する唯一条件と、各層においてその視差を有する近接領域を併合する連続条件を課す。これらの2つの条件は、やはり群化の2つの条件と合致している。従って、ステレオ視差検出の問題においても複数組の反応拡散方程式を用いた群化のモデル式(5),(6)を用いる[18, 19]。但し、唯一条件を考慮し、異なる方程式間で相互に抑制する際、 a を抑制領域 Θ 内の解によって変化させるよう次のように修正する。

$$a = \frac{1}{4} [1 + \tanh(u_{\max} - a_0)] \times \frac{1}{2} [1 + \tanh(d_a)] \quad (12)$$

$$u_{\max} = \max_{d' \in \Theta} u_{d'}, \quad d_a = \left| d - \operatorname{argmax}_{d' \in \Theta} u_{d'} \right| \quad (13)$$

ここで a_0 は定数。 d_a は u_{\max} を有する層に対応付けられた視差レベルと、視差レベル d との差で、視差の大きく異なる層間においては、強い相互抑制を課している。

反応拡散方程式を用いた視差検出モデルにおいても、オクルージョン領域： \emptyset を検出することを考える。新たにオクルージョン領域を検出するための層

を導入し、そのための反応拡散方程式の2つの変数を $(u_\emptyset, v_\emptyset)$ で表す。オクルージョン領域では2枚のステレオ画像間で対応領域がないので、相関係数は $C_{d_0}(x, y) = 1 - \max_{d \in \mathcal{D}} C_d(x, y)$ により求める。通常、オクルージョン領域は小さく、検出が困難である。そこで、オクルージョン領域を扱う層の方程式のパラメータは、他の層の方程式のパラメータと異なる値を設定する。後の実験においては、 μ の値のみ他の層とは異なる値を用いるため、 μ_\emptyset と表すことにする。他のパラメータ $D_u, D_v, a_0, b, \varepsilon$ は全ての層の方程式で同じ値を用いた。

数値計算は、エッジ検出・領域分割の場合と同様に計算する。但し、初期値は空間領域の至る所で全ての視差レベルに対して $u_d = v_d = 0$ とする。十分長い間計算し、各点 (x, y) において得られた u_d のうち、最大値を有する層の視差レベルをその点の視差： $M(x, y)$ とする。

$$M(x, y) = \operatorname{argmax}_{d \in \mathcal{D} \cup \{d_0\}} u_d(x, y, t) \quad (14)$$

但し、 $M(x, y) = d_0$ のとき、点 (x, y) はオクルージョン領域である。

4.3 協調モデルと提案モデルの関連

Marr と Poggio の協調モデルは変数 S^t を用いて、 $S^t = 0$ であればその視差レベルは存在しない、 $S^t = 1$ であればその視差レベルが存在するとする。ここで、 S^t を更新する式(8)は、閾値関数 $\sigma(\cdot)$ を用いて、近接領域 Ω 内の S^t の総和が大きくなればその点の S^t も1となるように、また Θ 内の S^t の総和が大きくなればその点の S^t が0となるように更新する。また、Zitnick と Kanade のモデルについても $\alpha = 1$ のときに両辺の対数を取ると次式となる。

$$\log S^{t+1} = \log \sum_{\Omega} S^t - \log \sum_{\Theta'} S^t + \log C_d(x, y) \quad (15)$$

ここで、 Θ' は Θ 内の各点を中心とした Ω 領域を表す。式(15)は Marr と Poggio のモデル式(8)と同様な、 $\log S^t$ の状態を Ω 領域内の S^t の状態と Θ 内の S^t の状態によって更新する式となっている。

次の常微分方程式は、初期値を閾値 a で2つの状態:0,1に分ける時間発展型の閾値方程式と考えられる。

$$\frac{du}{dt} = u(1-u)(u-a) \quad (16)$$

従って, Marr と Poggio の協調モデルの更新式 (8) の変数 $S^t(x, y, d)$ を変数 $u_d(x, y, t)$ に置き換えると, $\sum_{\Omega} S^t$ を近接領域の平均処理に対応する拡散項: $\nabla^2 u$ で表し, 閾値関数 $\sigma(\cdot)$ を式 (16) の反応項を用いて閾値 T を定数 a に置き換え, さらに $\sum_{\Theta} S^t$ を $\max_{d' \in \Theta} u_{d'}$ とすると, 協調モデルの考え方は, 次の 1 変数の反応拡散方程式として表すことができる.

$$\partial_t u_d = D_u \nabla^2 + \frac{1}{\varepsilon} u_d (1 - u_d) (u_d - a) - \max_{d' \in \Theta} u_{d'} + \mu C_d(x, y) \quad (17)$$

あるいは, 閾値 a を動的に変化させる次式のような反応拡散方程式でも表される.

$$\partial_t u_d = D_u \nabla^2 + \frac{1}{\varepsilon} u_d (1 - u_d) \left[u_d - \tanh \left(\max_{d' \in \Theta} u_{d'} \right) \right] + \mu C_d(x, y), \quad (18)$$

式 (18) と提案モデルの式 (5) を比べると, 提案モデルの式 (5) は, これまでの協調モデルの式 (18) を抑制性の変数 v_d を加えて 2 変数に拡張した. これによって, v_d の拡散係数 D_v を u_d の拡散係数 D_u よりも大きくとることで, 自己抑制的な効果を導入した.

5 実験結果

5.1 エッジ検出・領域分割

実画像に対する反応拡散方程式を用いたエッジ検出・領域分割の処理例を示す. 図 4(a) の静止画像に対して, 単安定及び双安定の反応拡散方程式 (2),(3) を適用した. エッジ検出結果を図 4(b) に, 領域分割結果を図 4(c) に示す. エッジ検出・領域分割のいずれの処理においても, 自己抑制型となるように $D_u = 0.1, D_v = 10$ としている (他のパラメータは表 1 を参照). 両処理結果ともに, 濃淡パターンの角のような特徴を保持したまま, エッジ検出及び領域分割の結果が得られている.

5.2 群化

図 2(a) から生成された群化を引き起こす視覚刺激の図 2(b) を, 群化の提案モデルで解析した. 図 3 で示したように, まず方向検出モジュールによって微小線分の方角の特徴分布を検出した. ここで, 線分の方角は 3 方向のみであることがあらかじめ分かっていると仮定し ($N = 3$), 図 5 のように C_0, C_1, C_2

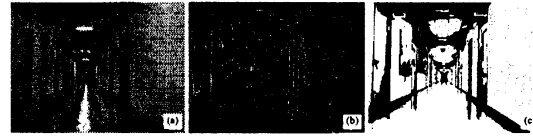


図 4: 反応拡散方程式 (2),(3) による実画像からのエッジ検出・領域分割の処理例. (a) 実画像, (b) エッジ検出結果: $u(x, y, t = 1.0)$, (c) 領域分割結果: $u(x, y, t = 1.0)$. 画像サイズ: 300×400 (pixel), 量子化ビット数: 8 (bit). 処理に用いたパラメータを表 1 に示す.

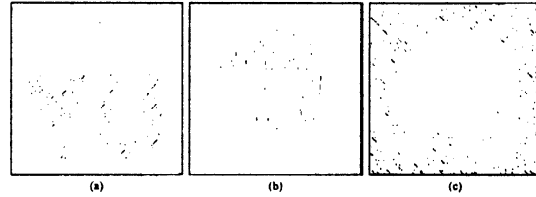


図 5: 方向検出モジュールの出力結果. 図 2(b) の刺激画像から検出された (a) 右斜め 45 度 (C_0), (b) 垂直 (C_1), (c) 左斜め 45 度 (C_2) の方向の分布図. 黒点・黒領域がその方向を有する線分が存在することを表す.

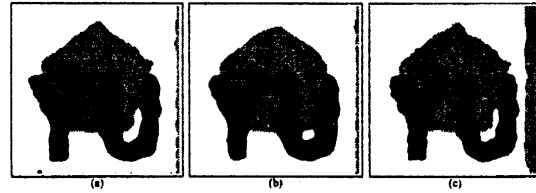


図 6: 群化結果. 図 2(b) の方向分布図 5 から式 (5),(6) を用いて時間発展を計算し, 式 (7) を用いて得られた群化の結果. 提案モデルにおいて (a) $D_v = 4.0$, (b) $D_v = 0.0$, (c) 反応項をゼロ (拡散方程式) とそれぞれした場合. 但し (a) 及び (b) は $t = 10$ において, (c) は $t = 1.0$ において得られた. 他のパラメータは表 1 を参照. 真の分布図は, 図 2(a) を参照.

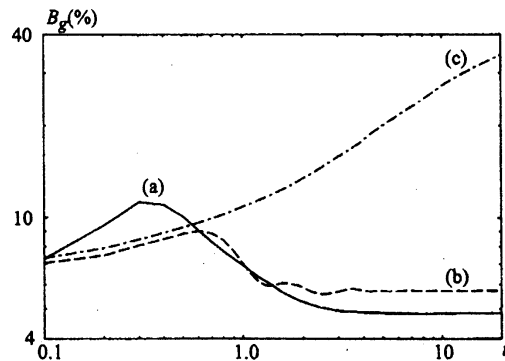


図 7: 群化結果の評価. 設定した真の分布図と群化の結果 (図 6) を比較することにより, 誤り率 B_g (画像全体の画素数に対して誤って得られた画素数の比率) を計算し, その時間変化を示した. (a) 提案モデル ($D_v = 4.0$), (b) 提案モデル ($D_v = 0.0$), (c) 提案モデルの反応項を取り除いたもの (拡散方程式) による評価結果.

表 1: 実画像のエッジ検出・領域分割 (図 4), 群化 (図 6), 及びステレオ画像 (図 8) からの視差検出 (図 9~12) において用いた提案法と ZK 法のパラメータ. ステレオ視差検出における類似度: C_d として, 5 点の相互相関係数を共通して用いた.

提案法 (エッジ検出)	$\delta h = 0.5, \delta t = 1.0 \times 10^{-3}$ $D_u = 0.1, D_v = 10$ $a = 0.15, b = 1.0, \varepsilon = 0.5 \times 10^{-3}$
提案法 (領域分割)	$\delta h = 0.5, \delta t = 1.0 \times 10^{-3}$ $D_u = 0.1, D_v = 10$ $a = 0.15, b = 10, \varepsilon = 0.5 \times 10^{-3}$
提案法 (群化)	$\delta h = 0.1, \delta t = 1.0 \times 10^{-3}$ $D_u = 1.0, D_v = 4.0$ $a_0 = 0.25, b = 10, \varepsilon = 1.0 \times 10^{-2}$ $\mu = 100$
提案法 (視差検出)	$\delta h = 0.2, \delta t = 1.0 \times 10^{-2}$ $D_u = 0.5, D_v = 1.0$ $a_0 = 0.15, b = 10, \varepsilon = 1.0 \times 10^{-2}$ $\mu = 3.0, \mu_0 = 3.6$
ZK 法 (視差検出)	$\alpha = 2.0, T = 0.001$ $C_d = 0.08$ if $C_d < 0.08$

を得た. これらを提案モデルの式 (5) に与え, 時間発展を計算した. 十分時間が経過したのち, 式 (7) によって群化の結果を得た (図 6). このとき, 提案モデルの拡散項及び反応項の効果を確認するため, 図 6(a) では $D_v = 4.0$, 図 6(b) では $D_v = 0$, 図 6(c) では式 (5) において拡散項をゼロとした. 得られた結果と図 2(a) の設定領域とを比較し, 誤り率 B_g を計算し図 7 に示した. 提案モデルにおいて $D_v = 4.0$ と設定して得られた図 6(a) の結果が最終的には最もよいことが確認できる. 従って, 拡散方程式では不十分であり, 活性化因子の拡散係数よりも抑制性因子の拡散係数を大きくすることが重要であることを確認した.

5.3 ステレオ視差検出

ステレオ画像に対して, 反応拡散方程式を用いた提案法と, Zitnick と Kanade の手法 (ここでは "ZK 法" と呼ぶ) [17] を適用し, 視差の検出精度を比較評価した. (但し, ZK 法の計算機プログラムは著者らが作成した.) ステレオ視差を検出するための手法は数多く提案されており, それらの検出精度を比較す

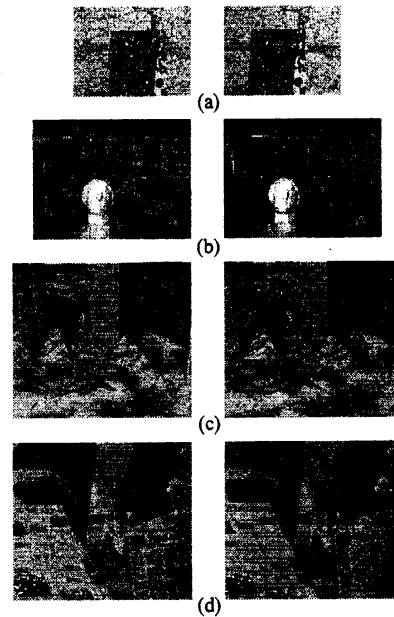


図 8: 比較評価のために用いたステレオ画像 [20, 21]. (a)MAP [解像度: 284 × 216(pixel)], (b)TSUKUBA [解像度: 384 × 288(pixel)], (c)SAWTOOTH [解像度: 434 × 380(pixel)], (d)VENUS [解像度: 434 × 383(pixel)].

るため, 数多くのテスト画像が Scharstein によって提供されている [20, 21]. ここでは, それらの中で比較評価のために最も良く利用される 4 種類のステレオ画像: MAP[図 8(a)], TSUKUBA[図 8(b)], SAWTOOTH[図 8(c)], VENUS[図 8(d)] を解析した.

ステレオ視差検出法の精度評価のため, 以下の 2 種類の値: R と B を用いる [20].

$$R = \left[\frac{1}{N_R} \sum_{(x,y) \in \mathcal{F}_R} \{M_t(x,y) - M_c(x,y,t)\}^2 \right]^{1/2} \quad (19)$$

$$B_{\mathcal{F}, \delta d} = \frac{1}{N_B} \sum_{(x,y) \in \mathcal{F}} \sigma(|M_t(x,y) - M_c(x,y,t)|, \delta d) \quad (20)$$

ここで, M_t は真の視差分布を, M_c は得られた視差分布を表す. 視差分布図の周辺領域の異常な誤差を考慮しないように, 上下・左右の周囲 20(pixel) を除いた内側領域: \mathcal{F} のみを評価に用いた. また, \mathcal{F}_R は, \mathcal{F} に含まれて, なおかつ真の視差分布においても, 得られた視差分布においてもオクルージョンとならない領域を表す. N_R, N_B は精度評価の対象となった点の数を表す. 評価値 R は誤差の二乗平均平方根を表

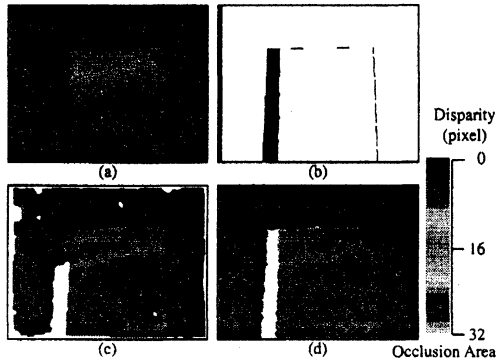


図 9: ステレオ画像: MAP[図 8(a)] における真の視差分布と視差検出結果. (a) 真の視差分布, (b) 真のオクルージョン領域 (黒領域). (c) 提案法 ($t = 50$), (d) ZK 法 ($t = 100$) による視差検出結果. 検出されたオクルージョン領域を白領域で示す. それぞれの手法で用いたパラメータは表 1 を参照. 設定した視差レベルは $D = \{0, 1, \dots, 29\}$ (pixel), $N = 30$.

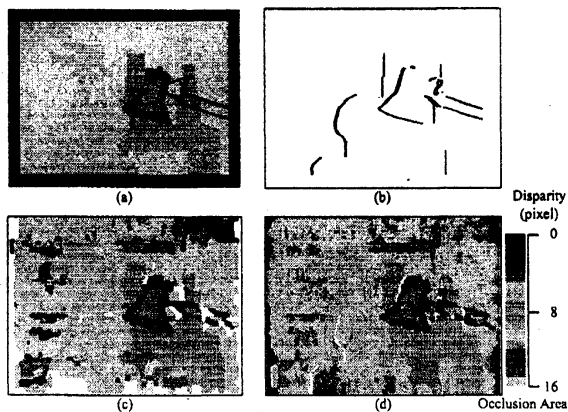


図 10: ステレオ画像: TSUKUBA[図 8(b)] における真の視差分布と視差検出結果. (a) 真の視差分布, (b) 真のオクルージョン領域 (黒領域). (c) 提案法 ($t = 50$), (d) ZK 法 ($t = 100$) による視差検出結果. 検出されたオクルージョン領域を白領域で示す. それぞれの手法で用いたパラメータは表 1 を参照. 設定した視差レベルは $D = \{0, 1, \dots, 15\}$ (pixel), $N = 16$.

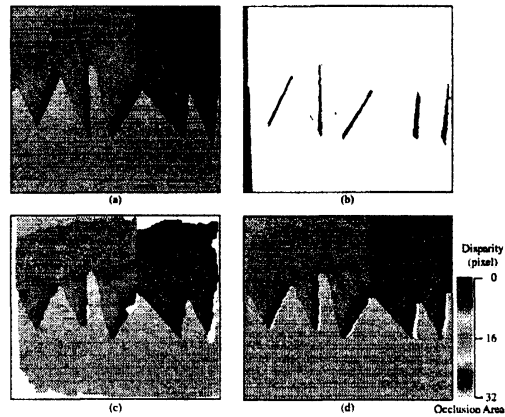


図 11: ステレオ画像: SAWTOOTH[図 8(c)] における真の視差分布と視差検出結果. (a) 真の視差分布, (b) 真のオクルージョン領域 (黒領域). (c) 提案法 ($t = 50$), (d) ZK 法 ($t = 100$) による視差検出結果. 検出されたオクルージョン領域を白領域で示す. それぞれの手法で用いたパラメータは表 1 を参照. 設定した視差レベルは $D = \{0, 1, \dots, 19\}$ (pixel), $N = 20$.

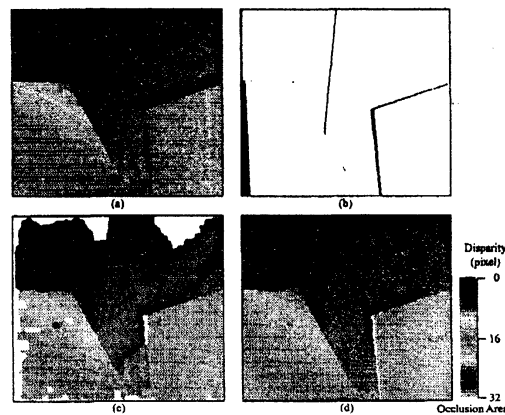


図 12: ステレオ画像: VENUS[図 8(d)] における真の視差分布と視差検出結果. (a) 真の視差分布, (b) 真のオクルージョン領域 (黒領域). (c) 提案法 ($t = 50$), (d) ZK 法 ($t = 100$) による視差検出結果. 検出されたオクルージョン領域を白領域で示す. それぞれの手法で用いたパラメータは表 1 を参照. 設定した視差レベルは $D = \{0, 1, \dots, 19\}$ (pixel), $N = 20$.

す。評価値 B は誤対応率と呼ばれ、誤差が δd より大きい点の全体に占める割合を表す。いずれの評価値も値が小さい方が精度が良いといえる。

解析結果の視差分布を図9~12に示す。ここで、提案法とZK法の解析に用いたパラメータを表1に示す。評価結果を表2に示す。視差検出結果の図9~12及び表2の評価値 B_0 から分かるように、オクルージョン検出については、全てのステレオ画像において、ZK法が提案法に対して良好な結果を得ている。一方、評価値 $B_{0, \delta d=0.5}$ については、提案法がZK法と比較して極めて精度良い結果が得られた。ZK法では、更新式(10)において、類似度 $C_d(x, y)$ を乗じるため、 S^t が類似度分布に直接影響を受ける。そのため細かな誤差の検出精度に影響を与えたものと考えられる。ZK法は、オクルージョン領域の検出には有効であるが、一方で、 C_d によっては細かな誤差が生じやすい傾向にあると考えられる。これらの実験結果から、オクルージョン領域の検出については、提案法に比べてZK法が優れているが、オクルージョン以外の領域においては、提案法が多くの場合優れている。

6 まとめ

本論文では、反応拡散方程式を用いた画像処理・コンピュータビジョンへのアプローチ法を提案した。具体的な課題として、反応拡散方程式を用いたエッジ検出・領域分割、群化のモデルとステレオ画像からの視差検出法を提案した。従来、画像処理やコンピュータビジョンの分野において、ガウスフィルターを用いた処理手法が多用されてきた。本研究では、ガウスフィルターの代わりに拡散方程式を基本とし、これに非線形反応項を結合させた反応拡散方程式を用いた。その際、2変数の反応拡散方程式を用いて、抑制性因子の拡散を活性化因子のそれよりも大きく設定する自己抑制的な条件とした。

提案法を様々な画像に対して適用し、エッジ検出・領域分割、群化及びステレオ視差検出が可能であることを示した。特に、群化のモデルについては、幾つかのモデルパラメータを用いて解析し、自己抑制的に設定された2変数の反応拡散方程式を用いることの有効性を確認した。また、ステレオ視差検出については、精度比較においてよく用いられるテスト画像 [20, 21] を解析し、Zitnick と Kanade の手法 [17] と定量的に比較した。その結果、オクルージョン以

外の領域については、精度良い結果を得た。以上より、反応拡散方程式を用いた画像処理・コンピュータビジョンへのアプローチの有効性を確認した。

謝辞: 本研究の一部は、科学研究費補助金・萌芽研究(課題番号: 17650064)による。

参考文献

- [1] Marr, D. & Hildreth, E.: "Theory of edge detection," *Proc. R. Soc. Lond. B* **207**, pp.187-217 (1980)
- [2] Marr, D. & Poggio, T.: "Cooperative computation of stereo disparity," *Science* **194**, pp.283-287 (1976)
- [3] Marr, D. & Poggio, T.: "Analysis of a cooperative stereo algorithm," *Biol. Cybern.* **28**, pp.223-239 (1978)
- [4] Beck, J.: "Effect of orientation and of shape similarity on perceptual grouping," *Perception & Psychophysics* **1**, pp.300-302 (1966)
- [5] Sporns, O., Tononi, G. & Edelman, G., M.: "Modeling perceptual grouping and figure-ground segregation by means of active reentrant connections," *Proc. Natl. Acad. Sci. USA* **88**, pp.129-133 (1991)
- [6] Grossberg, S., Mingolla, E. & Ross, W. D.: "Visual brain and visual perception: how does the cortex do perceptual grouping?," *Trends in Neurosciences* **20**, pp.106-111 (1997)
- [7] Kuhnert, L.: "A new optical photochemical memory device in a light-sensitive chemical active medium," *Nature* **319**, pp.393-394 (1986)
- [8] Kuhnert, L., Agladze, K. I. & Krinsky, V. I.: "Image processing using light-sensitive chemical waves," *Nature* **337**, pp.244-247 (1989)
- [9] Adamatzky, A., Costello, B. D. L. & Asai, T.: "Reaction-diffusion computers," Elsevier, Amsterdam (2005)
- [10] FitzHugh, R.: "Impulses and physiological states in theoretical models of nerve membrane," *Biophysical J.* **1**, 445-466 (1961)
- [11] Nagumo, J., Arimoto, S. & Yoshizawa, S.: "An active pulse transmission line simulating nerve axon," *Proc. IRE* **50**, 2061-2070 (1962)
- [12] Nomura, A., Ichikawa, M., Miike, H., Ebihara, M., Mahara, H. & Sakurai, T.: "Realizing visual functions with the reaction-diffusion mechanism," *J. Phys. Soc. Jpn.* **72**, No.9, pp.2385-2395 (2003)
- [13] Turing, A. M.: "The chemical basis of morphogenesis," *Phil. Trans. R. Soc. B* **237**, pp.37-72 (1952)
- [14] 海老原麻由美, 真原仁, 櫻井建成, 野村厚志, 長篇志, 三池秀敏: "反応拡散モデルによるノイズを含む画像・低コントラスト画像からの領域分割とエッジ検出", 画像電子学会誌 **32**, No.4, pp.378-385 (2003)

表 2: ステレオ画像 (図 8) からの提案法及び ZK 法による視差検出結果 (図 9~12) の精度評価. 評価値 R (pixel) は式 (19) による誤差の二乗平均平方根を, 評価値 B (%) は式 (20) による誤対応率を表す. 但し, 誤対応率は, オクルージョン領域のみにおいて評価した場合 (B_O), 非オクルージョン領域において $\delta d = 1.0$ (pixel) を用いて評価した場合 ($B_{\bar{O}, \delta d=1.0}$), 非オクルージョン領域において $\delta d = 0.5$ (pixel) を用いて評価した場合 ($B_{\bar{O}, \delta d=0.5}$) の 3 通りの評価結果を示す. なお, 二乗平均平方根・誤対応率のいずれの評価においても, 視差分布図の周辺領域 20(pixel) は評価対象から除いた.

ステレオ画像	手法	R (pixel)	B_O (%)	$B_{\bar{O}, \delta d=1.0}$ (%)	$B_{\bar{O}, \delta d=0.5}$ (%)
MAP	ZK	1.21	14.6	1.42	17.5
	PM	1.18	40.7	0.953	12.4
TSUKUBA	ZK	1.06	74.3	3.97	32.2
	PM	1.35	75.8	8.29	27.0
SAWTOOTH	ZK	0.802	59.0	3.60	19.2
	PM	0.807	89.9	3.20	11.0
VENUS	ZK	0.688	72.8	4.64	20.6
	PM	0.758	79.4	5.75	10.2

- [15] 野村厚志, 一川誠, 三池秀敏: "反応・拡散モデルによる群化過程の実現," 情報処理学会論文誌 (コンピュータビジョンとイメージメディア) **45**, No.SIG 8 (CVIM-9), pp.26-39 (2004)
- [16] Julesz, J.: "Binocular depth perception of computer-generated patterns," *The Bell System Tech. J.* **39**, 1125-1162 (1960)
- [17] Zitnick, C. L. & Kanade, T.: "A cooperative algorithm for stereo matching and occlusion detection," *IEEE Trans. Patt. Anal. Mach. Intell.* **22**, pp.675-684 (2000)
- [18] Nomura, A., Ichikawa, M. & Miike, H.: "Stereo vision system with the grouping process of multiple reaction-diffusion models," *Proc. 2nd Iberian Conference on Pattern Recognition and Image Analysis (Lecture Notes in Computer Science 3522, Part I)*, pp.137-144 (2005)
- [19] Nomura, A., Ichikawa, M. & Miike, H.: "Disparity estimation from stereo images with multilayered reaction-diffusion models of activation-inhibition mechanism," *Proc. 2006 IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing, Part II*, pp.509-512 (2006)
- [20] Scharstein, D. & Szeliski, R.: "A taxonomy and evaluation of dense two-frame stereo correspondence algorithms," *Int. J. Comp. Vis.* **47**, pp.7-42 (2002)
- [21] <http://www.middlebury.edu/stereo>