

反応・拡散モデルによる群化過程の実現と視覚探索への応用

野村 厚志* 一川 誠† 三池 秀敏†

あらまし：視覚システムにおいて、特徴量の類似した近接領域が結合してより大きな領域として知覚されることが知られている。これを群化と呼び、領域が結合していく過程を群化過程と呼ぶ。本研究では、2変数の反応・拡散モデルを用いた群化過程のモデルを提案する。モデルには、特徴量の類似した領域を結合するメカニズムと、異なる特徴量を持つ領域間で相互に抑制しあうメカニズムが組み込まれている。さらに、モデルの抑制性因子の拡散係数を活性化因子のそれよりも大きくすることで、自己抑制のメカニズムも導入されている。提案モデルをテスト画像に対して適用し、その有効性を確認する。

Realization of a grouping process with a reaction-diffusion model and its application to visual search

Atsushi Nomura*, Makoto Ichikawa† and Hidetoshi Miike†

Abstract : The human visual system has the function grouping regions filled with similar features. The present paper proposes a computational model realizing the grouping process of the visual system. The proposed model utilizes a reaction-diffusion model consisting of two activator and inhibitor variables. The model has two mechanisms, one of which merges neighboring regions having similar features and the other of which inhibits other regions having different features from growing. In addition, the model also has the mechanism inhibiting self-growing process. This mechanism is caused by a ratio between two diffusion coefficients on activator and inhibitor variables. Usefulness of the proposed model is confirmed through test images.

1 はじめに

異なる特徴量を持つ小パターンで埋められた複数の領域からなる画像を人間の視覚システムに提示したとき、視覚システムではそれらの領域が分離して知覚される。例えば、微小線分パターンで埋められた画像を考える。複数の領域においてその線分の方向は異なっている。このとき、線分の方向検出モジュールは、それぞれの微小線分の方向を検出する。その検出結果の方向分布は、同じ特徴量を持つ領域を一まとめにする視覚モジュールに送られ、異なる方向を持つ領域が分離して知覚されると考えられている。類似の特徴量をもつ近接する領域がより大きな領域に結合されて知覚されることを群化と呼び、その過程を群化過程と呼ぶ [1]。群化過程は視覚システムの様々な機能：ステレオ視・オプティカルフロー検出、テクスチャ分離・領域分割、視覚探索・ポップアウト [2] に関与し、重要な役割を果たしていると考えられる。すなわち、視覚システムでは、群化過程が様々な視覚機能のバックグラウンドで機

能しているものと考えられる。

著者らは、反応・拡散モデルを用いて様々な視覚機能のモデルを実現する研究を進めている。これまで、画像のエッジ検出と領域分割を行うモデルを提案した [3]。また、ランダムドットステレオを0と1のドットからなる2値画像と考えると、論理演算を用いることでステレオ対応問題が領域分割問題となり [4]、提案した領域分割のモデルが適用可能となる。このように、それぞれの視覚モジュールを反応・拡散モデルを用いて実現し、これらのモジュールを結合させることによって視覚システムを構築する研究を進めている。反応・拡散モデルは、神経軸索における信号伝播の様子を記述するモデルとして知られており、生理学的な知見によって導かれたモデルである [5, 6]。このような生物システムのマイクロなモデルを用いて、人間の視覚システムのマクロな機能を実現しようとする試みである。反応・拡散モデルのような単純で一般的なモデルのみを用いることによって、様々な視覚機能を実現することができれば、視覚工学の分野においても価値あるものと考えられる。

本研究では、群化過程を反応・拡散モデルを用いて実現することを目的とする。群化過程を実現す

*山口大学教育学部

Faculty of Education, Yamaguchi University

†山口大学工学部

Faculty of Engineering, Yamaguchi University

るモジュールは、様々な視覚機能の基礎となるものと考えられる。2変数の反応・拡散モデルが領域分割の機能を持つことは既に我々の研究で示されている [3]。ここでは、異なる方向を持つ2種類の微小線分で埋め尽くされた画像を対象とする。これに対して、微小線分方向検出モジュールを適用し、その結果に対して、2種類の領域が分離して検出されるようなモデルを提案する。すなわち、微小線分方向を特徴量と考えたとき、その特徴量に関して、異なる量を持つ領域が分離して知覚されることを実現するモデルを構築する。この問題に対して、これまでの領域分割を行う2変数反応・拡散モデルでは不十分であった。そのため、新たに複数組の(ここでは2組の)反応・拡散モデルを用意し、それぞれの反応・拡散モデルを一つの特徴量をもつ領域に対応させる。ここで、複数組の反応・拡散モデルの間で、相互に抑制しあうメカニズムを新たに導入する。この相互抑制のメカニズムと、元々の反応・拡散モデルが持つ自己抑制のメカニズムによって、群化過程のモデルを実現する。提案モデルを3種類のテスト画像に対して適用し、その有効性を確認する。

2 反応・拡散モデル

反応現象が拡散過程で空間的に結合するシステムの数理モデルを反応・拡散モデルという。2変数 (u, v) からなる反応・拡散モデルの一般形は次式で表される。

$$\begin{aligned} \frac{\partial u}{\partial t} &= D_u \Delta u + \frac{1}{\epsilon} f(u, v) \\ \frac{\partial v}{\partial t} &= D_v \Delta v + g(u, v) \end{aligned} \quad (1)$$

ここで、右辺第1項が拡散を表し、 D_u, D_v はその拡散係数である。また、右辺第2項の $f(u, v), g(u, v)$ が反応項で、 ϵ は定数 ($0 < \epsilon \ll 1$) である。反応・拡散モデルの一種として、生物の神経軸索における信号の伝播の様子を記述する FitzHugh-Nagumo (FHN) モデルが知られている [5, 6]。FHN モデルにおいて、反応項は次式で記述される。

$$\begin{aligned} f(u, v) &= u(1-u)(u-a) - v \\ g(u, v) &= u - bv \end{aligned} \quad (2)$$

ここで a, b は定数である ($0 < a < 0.5, b > 0$)。反応・拡散システムは、式 (2) によって記述された反応現象が拡散過程に従って空間的に伝播するシステ

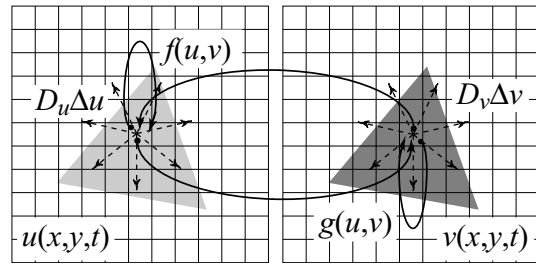


図 1: 2変数反応・拡散モデルにおける変数 (u, v) の結合関係。 u, v がそれぞれ拡散 ($D_u \Delta u, D_v \Delta v$) によって空間的に結合するとともに、反応項 $f(u, v), g(u, v)$ を通じて互いに結合している。

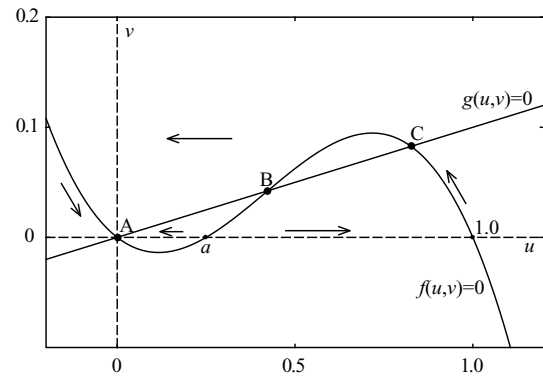


図 2: 常微分方程式における解の振る舞いを説明する相図。 $f(u, v) = 0, g(u, v) = 0$ となる定常点 A, B, C のうち、点 A, C は安定である (双安定システム)。解 (u, v) は矢印に沿って変化する。パラメータ a については式 (2) を参照。

ムである (図 1)。これは、 u, v の2層からなるネットワークのモデルと捉えることもできる [7]。

ここで、拡散過程を無視し ($D_u = D_v = 0$) 反応項のみを考慮したより単純な常微分方程式からなるシステムを考え、そのときの解 (u, v) の振る舞いについて考察する。変数 (u, v) の振る舞いの概略は、図 2 のような相図によって知ることができる。図 2 の場合、点 A, B, C の3点において $f(u, v) = 0$ かつ $g(u, v) = 0$ の条件を満たす。そのうちの2点 A, C が安定解である (双安定システム)。双安定システムにおいて初期解を $(u, v) = (u_0, 0)$ とし、 u_0 を変化させたとき、 $u_0 < a$ において解は安定点 A に収束し、また、 $u_0 > a$ においては安定点 C に収束する。従って、パラメータ a は初期解 $(u_0, 0)$ を A, C のどちらか一方の状態に分ける役割を持つ。変数 u が増加し $u > a$ となると、システムの状態は急激に興奮状態 ($u \simeq 1$) へと変化するので、 u は活性化因子と呼ばれる。また、 v の値が大きくなるとシステムの興奮状態への変化が妨げられる、あるいは、興奮状態から休止状態 ($u \simeq 0$) への変化が促されるので、 v は

抑制性因子と呼ばれる。以上の考察は、拡散過程を無視した場合に対するものである。これに拡散が結合した場合、時空間パターンが形成されることが知られている。神経軸索におけるパルス伝播の様子は単安定システムによって形成される時空間パターンの一種である。また、システムを双安定に設定したとき、興奮状態と休止状態の2種類の領域への分割の機能を実現することができる。但し、分割領域の境界は一般に静止せず、ある速度で移動する。1次元の場合の境界の移動速度は、モデルのパラメータに依存する。例えば、 $D_u > D_v$, $0 < a < 0.5$ の条件の下で、安定点 A を持つ領域と安定点 C を持つ領域が並存する場合を考えよう。これらの2つの領域は、安定点 A の領域が安定点 C の領域となるようにそれらの境界が時間と共に移動する。このとき、活性化因子の変数 u の拡散係数 D_u が大きいほど境界の移動速度は大きくなる。また、拡散係数 D_v や定数 a を大きくすることによって、活性化因子 u が増大するのが妨げられ、境界の移動速度は小さくなる。

3 提案モデル

3.1 群化過程

視覚システムにおいて、異なる特徴量を持つ領域が分離して知覚される。この現象は、特徴量が類似の領域を一つの領域として知覚する群化と呼ばれる機能によるものと考えられる。図3に例を示す。特徴量として線分方向を考えたとき、これら3種類の例では、2種類の方向の異なる線分で埋め尽くされている。特徴量としてある方向を持つ領域と別の方向を持つ領域とがそれぞれ群化過程によって分離して知覚されたものと考えられる。ここでは、異なる特徴量を持つ領域への群化過程のみに限定し、反応・拡散モデルを用いた群化過程のモデルを提案する。

3.2 モデルの概略

本研究で提案する処理過程の概略は図4の通りである。まず、入力画像は異なる方向を検出する方向検出モジュールに送られる。方向検出モジュールとしてはいくつか提案されているが、ここでは入力画像を2値画像と仮定して論理演算による次のよう

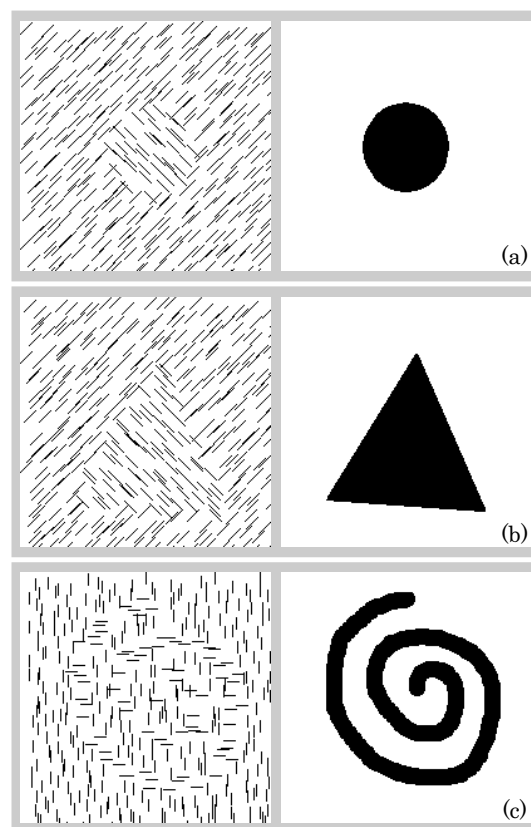


図3: 群化の例。(a),(b),(c)それぞれ左が視覚刺激、右が設定した領域。画像サイズはすべて 200×200 (pixel)。

な検出方法を用いた。あらかじめ方向の異なる2種類の線分のパターンを方向検出モジュール内に保持しておく。その線分パターンと入力画像との間で、各点において XOR 論理演算を適用する。その演算結果の局所領域での和がゼロとなった領域の中心画素を、その方向の線分を持つものとする。また、論理演算結果の合計値が1以上の場合、その方向の線分ではないものとする。論理演算の生理学的なモデルは既に提案されており [1]、これを用いることで XOR 論理演算も容易に実現できると考えられる。また、入力画像が濃淡画像の場合では、従来より他

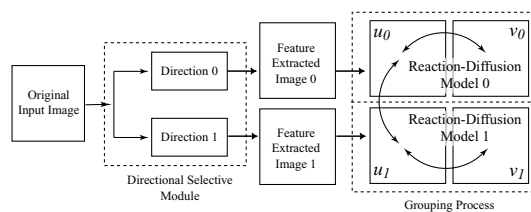


図4: 提案モデルのモジュール構造。点線で囲まれた部分が方向検出モジュールと群化過程を実現するモジュール。

の研究者によって提案されている方向検出モデルに代えることができる。いま、2種類の方向のみを仮定しているので、2種類の方向検出モジュールからなり、その検出結果として0（その方向の線分がない）、1（その方向の線分がある）の値からなる2値画像が得られる。図3のような画像が与えられたとき、方向検出結果の2値画像を図5に示す。2つのモジュールでそれぞれ検出結果が得られるので、2枚の2値画像を得る。これらの画像が、次に提案する2組の反応・拡散モデルからなる群化過程を実現するモジュールに送られる。

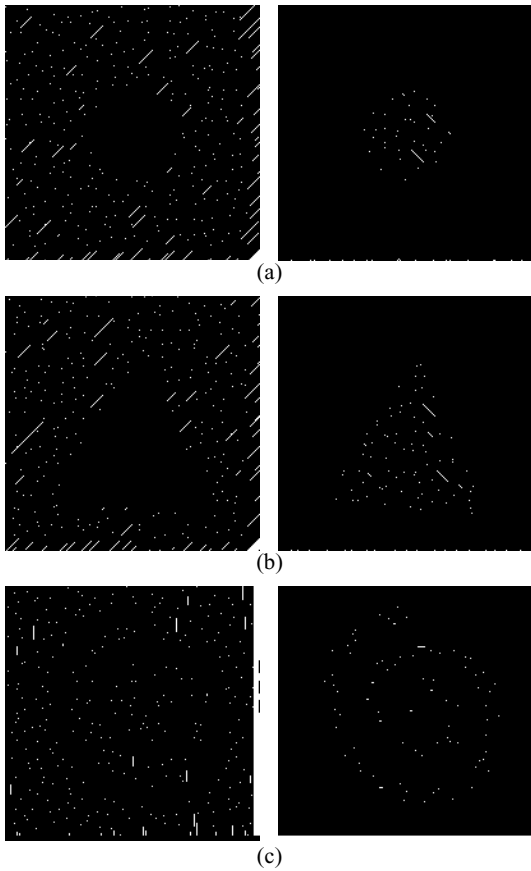


図5: 線分方向検出結果。図3(a),(b),(c)の結果をそれぞれ(a),(b),(c)に示している。

3.3 群化過程のモデル

本研究で提案するFHN型の反応・拡散モデルを基本とした群化過程のモデルを説明する。2変数からなる式(1)のようなモデル式を一組のモデルと考え、2つの異なる方向（特徴量）を扱う場合は、2組

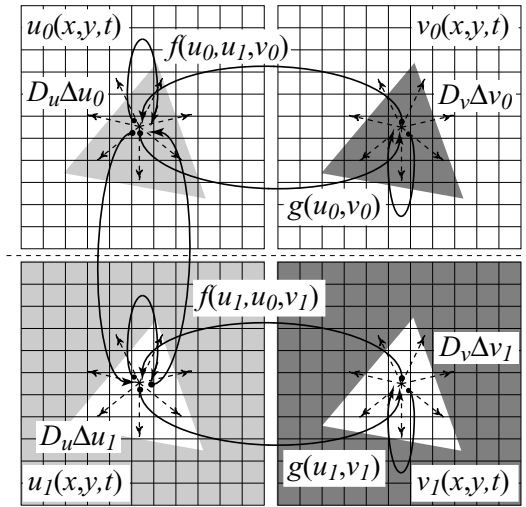


図6: 群化過程の提案モデルの説明図。2組の2変数反応・拡散モデルが相互に反応項 $f(\cdot), g(\cdot)$ を通じて結合すると共に、変数 u_i, v_i ($i = 0, 1$) 内においても拡散で空間的に結合している。式(3)を参照。

の2変数反応・拡散モデルを用いる。後の実験で示すが、2変数の反応・拡散モデルを用いる理由は、抑制性因子 v の拡散の効果が重要となるからである。いま、2組のモデルに番号 i ($i = 0, 1$) を付ける。このとき、番号 i のモデルの変数を (u_i, v_i) とし、これらを用いて次のようなモデル方程式を提案する。

$$\begin{aligned} \frac{\partial u_i}{\partial t} &= D_u \Delta u_i + \frac{1}{\epsilon} f(u_i, u_j, v_i) \\ \frac{\partial v_i}{\partial t} &= D_v \Delta v_i + g(u_i, v_i) \end{aligned} \quad (3)$$

ここで、もう一方のモデルの解を u_j ($j = 0, 1, j \neq i$) としている。反応項として、次式のような関数 $f(\cdot), g(\cdot)$ を提案する。

$$\begin{aligned} f(u_i, u_j, v_i) &= u_i(1 - u_i)(u_i - a(u_j)) - v_i \\ g(u_i, v_i) &= u_i - bv_i \end{aligned} \quad (4)$$

すなわち、提案する反応項 $f(\cdot)$ の $a(u_j)$ を通じて、2組のモデルが相互に結合されている。具体的には、関数 $a(u_j)$ を次のような関数とする。

$$a(u_j) = \frac{1}{4} \{1 + \tanh(u_j + a_0)\} \quad (5)$$

ここで、 a_0 は定数。また、 $u_j \rightarrow +\infty$ のとき $a(u_j) \rightarrow 0.5$ 、 $u_j \rightarrow -\infty$ のとき $a(u_j) \rightarrow 0$ となり、パラメータ a の条件 ($0 < a < 0.5$) を満足している。

従来のFHN型の反応項の式(2)の定数パラメータ a に対して、提案モデル式(5)では、他の組の変数 u_j に従って変化するとした理由を次に述べる。

先に述べたように、パラメータ a の増大は、モデルが興奮することを妨げるように働く。2つの領域が重なり合うような境界においては、例えば番号 j の組が興奮状態となって $u_j \simeq 1$ となると、式 (5) より $a(u_j) \simeq 0.5$ となる。従って、番号 i の組は興奮が抑制される。これは、群化過程においてモデル間で相互に抑制しあい、結合領域がただ単に広がるのを防ぐような仕組みとなっている。パラメータ a を定数とした場合 [すなわち一般的な反応・拡散モデル式 (2) を用いた場合]、モデル間での相互抑制のメカニズムが入らず不十分である。なお、 n 個の特徴量 (例えば異なる 3 種類の方向を持つ線分で埋め尽くされた画像のような場合) に拡張することは容易であると考えられる。式 (5) の u_j を $\text{Max}(u_j)$ ($j = 0, 1, 2, \dots, n, j \neq i$) に置き換えればよい。

4 提案モデルの離散化と計算条件

提案したモデル式 (3) を計算機で実行するため、時間・空間について差分 $\delta x, \delta y, \delta t$ を用いて離散化する。このとき、拡散項は 5 点近似及び Crank-Nicolson 法を用いて差分化する。境界条件としては Neuman 条件を課す。得られた線型代数方程式に対して Gauss-Seidel 法を適用し解を推定する。この計算を繰り返すことによって提案モデルの 2 組の解 $(u_0, v_0), (u_1, v_1)$ の空間分布の時間発展を得ることができる。後の実験ではモデルのパラメータを $D_u = 1.0, \epsilon = 10^{-2}, a_0 = 0.25, b = 10, \delta x = \delta y = 0.1, \delta t = 10^{-3}$ と固定した。また、抑制性因子の拡散の効果を調べるため、拡散係数 D_v は 0 または 4.0 と変化させた。

方向検出モジュールによって得られた出力結果 (図 5) を提案モデルに入力する。このとき、人間の視覚システムを考えているので、方向検出モジュールの結果の 2 枚の画像を絶えず提案モデルに刺激として与える。すなわち、方向検出モジュールの結果の 2 枚の画像において値が 1 となっている画素においては、絶えず $u_i = 1$ とする。その他の画素領域においては初期状態ではゼロにセットしておき、モデルの計算途中においてはなんら刺激を与えない。なお、変数 v_i の初期値については空間全体において $v_i = 0$ とした。

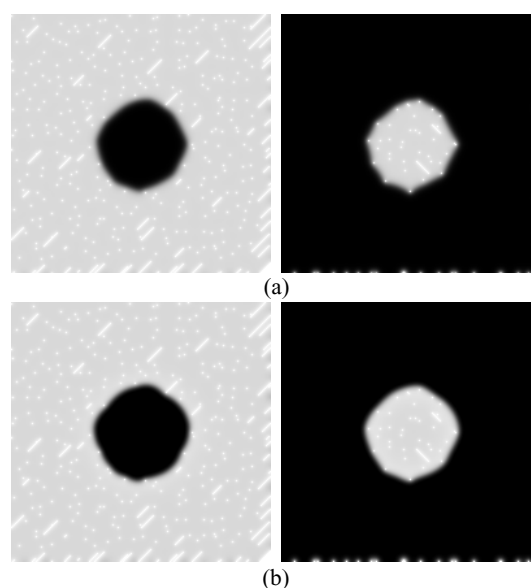


図 7: 提案モデルによる図 5(a) の群化の結果。 D_v を (a)0, (b)4.0 と変化させた。 $t = 50$ における分布を示した。

5 実験結果

まず、図 5(a) に対する群化過程の提案モデルの適用結果を図 7(a),(b) に示す。ここで、抑制性因子の拡散係数を $D_v = 0$ 及び $D_v = 4.0$ と変化させた。両結果伴にほぼ円形状に領域が分割された結果となっており、図 3(a) の設定領域と比較しても良好な結果を得ている。

次に、図 5(b) に対する適用結果を図 8(a),(b) に示す。この場合も大域的にみれば $D_v = 0, D_v = 4.0$ の場合の両者ともに同様な結果となっている。しかしながら詳細に結果を観察すると、 $D_v = 0$ と設定して得られた結果の図 8(a) においては、三角形の角 (特に左下の角) が欠けていることがわかる。それに対して、 $D_v = 4.0$ とした図 8(b) の結果については、三角形の角の欠損も無くより良好な結果となっている。この結果についてさらに考察するため、左角を通るような水平方向 1 次元の u_i, v_i の空間分布を図 9 に示した。両者ともに両端において $u_0 > u_1$ の領域となり、中央部分では $u_1 > u_0$ の領域となり図 8 の結果をよく表している。このとき抑制性因子の空間分布に着目すると、 $D_v = 4.0$ とした場合の図 9(b) においては、拡散が大きい v_0, v_1 の空間変化が $D_v = 0$ の場合の図 9(a) よりも緩やかとなっている。このように拡散係数が大きいことにより、結合領域境界の外側から v_0 が内側に向かって拡散する。 $i = 0$ の組のモデルが結合しようとする領域

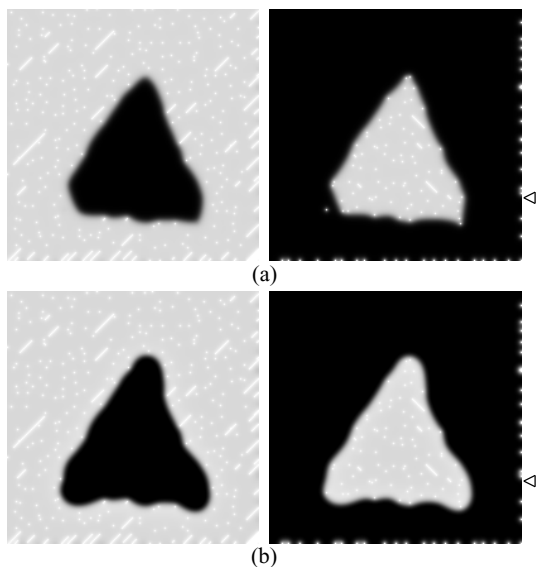


図 8: 提案モデルによる図 5(b) の群化の結果。 D_v を (a)0, (b)4.0 と変化させた。 $t = 50$ における分布を示した。

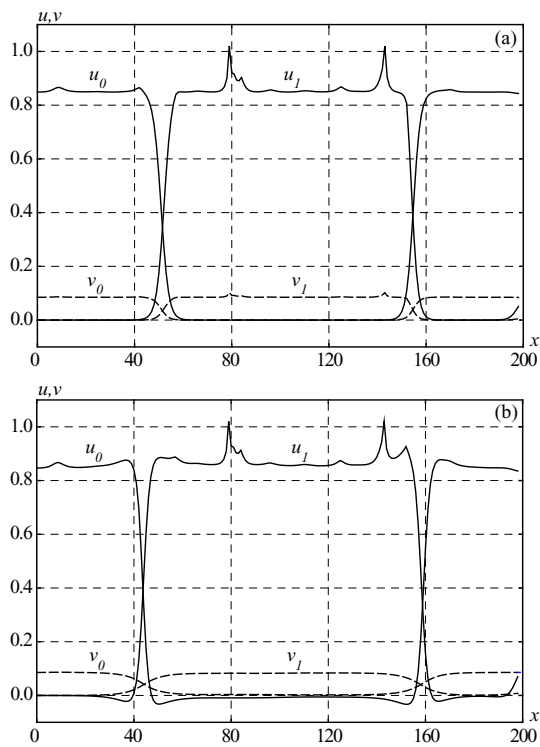


図 9: 提案モデルの群化結果 (図 8) の 1 次元プロファイル。 D_v が (a)0 及び (b)4.0 の場合。 $y = 150, t = 50$ における分布を示した。

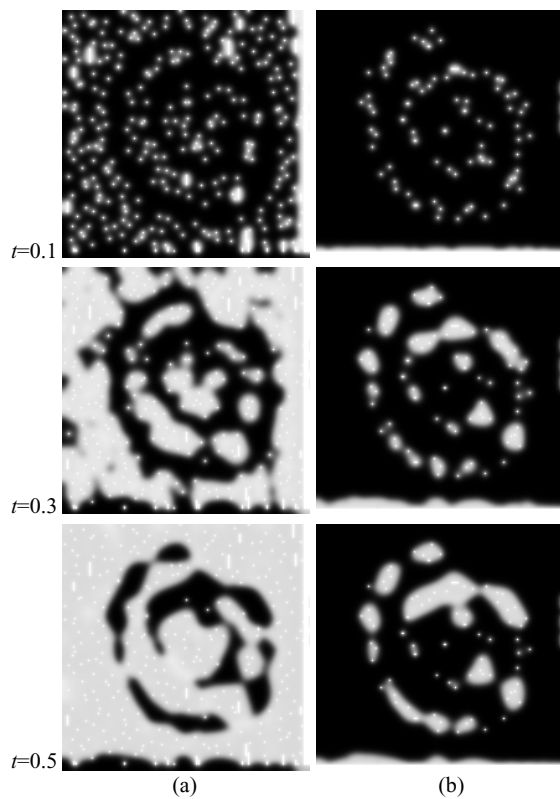


図 10: 提案モデルによる群化過程。図 5(c) を入力として与えた。 $D_v = 0$ の場合。

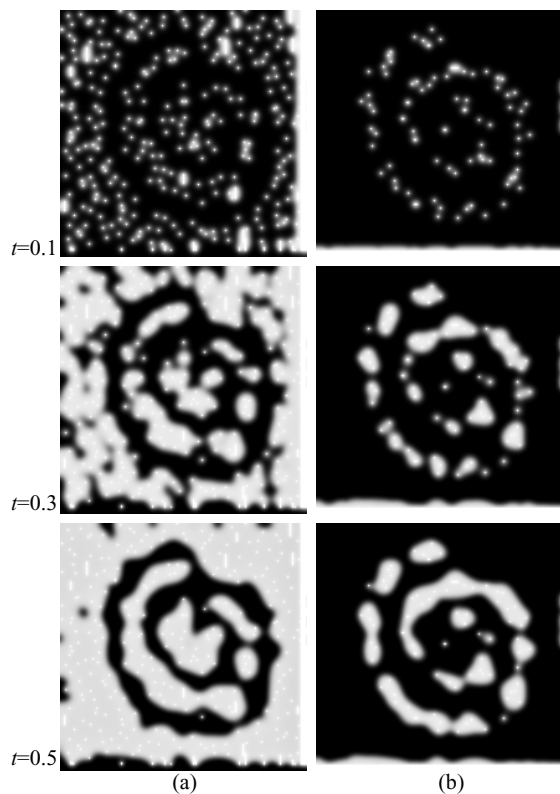


図 11: 提案モデルによる群化過程。図 5(c) を入力として与えた。 $D_v = 4.0$ の場合。

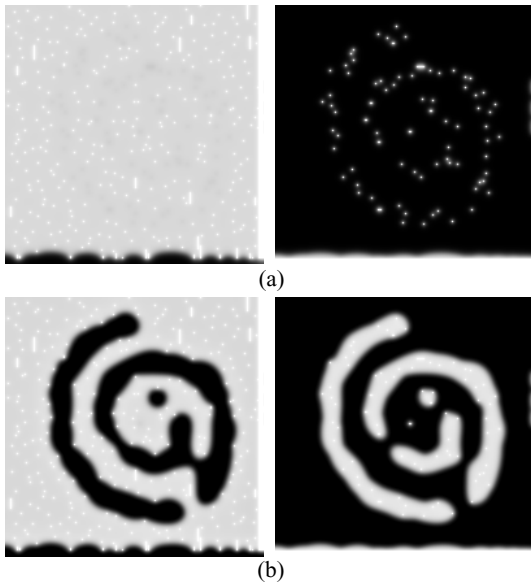


図 12: 提案モデルによる図 5(c) の群化の結果。 D_v を (a)0,(b)4.0 と変化させた。 $t = 50$ における分布を示した。

において v_0 が拡散によって増加するので、その結果として i の組みの領域の広がりを自らが抑制する結果となる（自己抑制）。図 8 に戻ると、三角形の角の外側領域のように境界形状の曲率が負となっている部分については、 $D_v < D_u$ の条件では、境界の伝播速度が曲率ゼロの部分のそれよりも大きくなることが知られている。従って $D_v = 0$ の場合、角の外側の部分の領域が内側の角の領域を結合するように境界が移動していく。それに対して $D_v = 4.0$ の場合、角の外側領域に対応するモデルでは v_0 が先に拡散するため、角の内側の部分において抑制性因子 v_0 が増加し、自己抑制のメカニズムが機能して角の外側領域は内側領域を結合できない。そのため、角の部分が残ったものと考えられる。

図 5(c) に対して提案モデルを適用した結果を示す。この解析例は抑制性因子の拡散の効果をより顕著に示す。図 10, 図 11 が群化過程を表し、図 12(a),(b) は最終的な群化の結果を示している。群化の初期の過程 ($t = 0.1, 0.3$) においてはほぼ同様の分布を示しているが、 $t = 0.5$ においては両者の違いが目立つようになる。すなわち、 $D_v = 0$ の場合の分布は既に外側の領域が内側の渦巻きパターンを結合し始めている。一方、 $D_v = 4.0$ の場合の分布は、内側の渦巻きパターンの領域が形成されつつある。これは、外側領域の反応・拡散モデルの抑制性因子が渦巻きパターンの領域に拡散して蓄積され、外側の領域が渦巻きパターンの領域を結合できなくなった

ためだと考えられる。図 12 の最終結果においても、 $D_v = 0$ の場合、外側領域で全て埋め尽くされ渦巻きパターンの領域は残らないのに対して、 $D_v = 4.0$ の場合、ほぼ渦巻きパターンの領域が残り良好な結果を得ている

6 他の研究との関連

Marr と Hildreth は、 ΔG フィルターを用いて画像のエッジ検出が可能であることを示した [8]。この ΔG フィルターは、2 種類の異なる広がりを持つガウスフィルターの差で近似的に表されることも示した (DOG フィルター)。ガウスフィルターは拡散モデルで表現できるので [9]、画像に対してガウスフィルターを適用することは、すなわち拡散モデルを適用することと同じである。彼らはさらに、ガウスフィルターの広がり、抑制性因子のものが活性化因子のものよりも大きくなることを示した。ガウスフィルターの広がり、拡散モデルにおいては拡散係数の大きさに対応するので、彼らの示した条件は、本研究で提案したモデルの拡散係数に対する条件として置き換えると $D_u \ll D_v$ となる。本研究とは研究対象が異なるものの、実験結果において示された結果から導かれた拡散係数に対する条件は、Marr と Hildreth がエッジ検出モデルに対して提案したものと類似している。

反応・拡散モデルを用いた画像処理の研究として、Kuhnert らの化学反応を用いた画像処理の例があげられる [10]。彼らの用いた化学反応は、反応・拡散のメカニズムによりパターンを形成し、また光に反応する性質（光感受性という）を持つことが知られている。Kuhnert らは 2 次元状に広げた化学反応システムに対して光パターンを照射し、そのパターンが時間と伴に変化する様子を観察した。この現象から、彼らは反応・拡散メカニズムを持つ化学システムによるエッジ検出機能の実現の可能性を示唆した。さらに最近では、反応・拡散モデルを用いて視覚機能（記憶や運動錯視）を説明するモデルを構築しようとする試みがある [11, 12]。なお、反応・拡散モデルはニューラルネットワークの一種と捉えることもできる [7]。ニューラルネットワークの分野において、反応・拡散モデルに類似のモデルを画像処理に応用しようとする研究も進められている。本研究の提案モデルで導入した 2 組のモデル間の相互抑

制のメカニズムは、ニューラルネットワークを用いた協調・競合モデルからヒントを得たものである。従来の協調・競合の枠組みで立体視や群化過程のモデルが提案されているが、通常は、1変数のモデルを複数考え、それらのモデル間で相互に抑制し合うメカニズムを導入する。それに対して、ここで提案したモデルはそれぞれのモデルの内部で抑制性（自己抑制と呼んだ）を考慮する点が異なる。

Turing は、反応・拡散モデルを用いて、パターンが自己組織化的に形成される条件を見出した [13]。一般に拡散過程は、均一な状態を作り出すように働くが、抑制性因子の拡散係数が活性化因子のそれよりも極めて大きいとき、均一な状態が不安定化し、周期的な空間パターンが形成されることを示した。今ではこれは Turing 条件と呼ばれ、現実の生物システムにおいても、その条件によって引き起こされたと思われるパターンがいくつか発見されている [14]。すなわち Turing 条件が、現実の世界においても成り立っている場合があることが実際に示された。本研究で課した条件 ($D_u < D_v$) は、Turing 条件 ($D_u \ll D_v$) ほどの極端な条件ではないが、Marr と Hildreth 及び Turing 条件と類似した条件となっている。また、著者らがこれまで反応・拡散モデルを用いたエッジ検出・領域分割のモデルを提案してきたが、そこで必要とされた条件もここで示されたものとほぼ同じものである。これらのことから、抑制性因子の拡散が視覚の様々なモデルにおいて本質的に重要であることが示唆された。

7 まとめ

本研究では、反応・拡散モデルを用いた群化過程のモデルを提案した。ここでは、特徴量として2種類を考え、2変数の反応・拡散モデルが2組からなるモデルとした。これら2組のモデルは、相互に反応項を通じて結合するとともに、それぞれのモデル内においても拡散項によって空間的に結合している。3種類のテスト画像から特徴量（微小線分の方向）を検出し、その結果に対して提案モデルを適用することで群化過程を実現した。このとき、特に反応・拡散モデルの拡散係数について、抑制性因子に対する拡散係数が、活性化因子のそれよりも大きいという条件が重要であることが確認された。

今後の課題としては、提案モデルは3種類以上の

特徴量からなる画像に対してもモデルの簡単な変更のみで適用可能であると考えられるので、このことについて確認する必要がある。さらに、本研究では、特徴として線分の方向のみに注目したが、複数の特徴からなる画像（例えば、線分の長さや方向）を対象とした場合についても考えていく必要がある。このとき、いかに特徴統合を行うかが問題となり、これに対するモデルを今後考えていくことが必要である。

謝辞：本研究の一部は科学研究費補助金（課題番号：13780300）による。

参考文献

- [1] D. Marr, "Vision", W.H.Freeman and Company, New York (1982).
- [2] 熊田, "リレー連載: 視覚探索 (2) ポップアウト," 数理科学, No.345 (1992) 78.
- [3] A. Nomura, M. Ichikawa and H. Miike: "Edge detection and segmentation with a reaction-diffusion mechanism," *Proc. Advanced Concepts for Intelligent Vision Systems* (2002) 300.
- [4] 三口, 三池, 田中: "RDS の考えを用いた奥行き分布検出の試み," 情報処理学会研究報告, CV-098-001 (1995).
- [5] R. FitzHugh: "Impulses and physiological states in theoretical models of nerve membrane," *Biophysical J.* **1** (1961) 445.
- [6] J. Nagumo, S. Arimoto and S. Yoshizawa: "An active pulse transmission line simulating nerve axon," *Proc. IRE* **50** (1962) 2061.
- [7] 中野, "ニューロコンピュータの基礎," コロナ社 (1990).
- [8] D. Marr and E. C. Hildreth: "Theory of edge detection," *Proc. R. Soc. London Ser.B* **207** (1980) 187.
- [9] J. J. Koenderink: "The structure of images," *Biol. Cybern.* **50** (1984) 363.
- [10] L. Kuhnert, K. I. Agladze and V. I. Krinsky: "Image processing using light-sensitive chemical waves," *Nature* **337** (1989) 244.
- [11] 伊藤, 湯浅, 伊藤, "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 **30** (1994) 97.
- [12] 上山, 湯浅, 細江, 伊藤, "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, **J81-D-II** (1998) 2767.
- [13] A. M. Turing: "The chemical basis of morphogenesis," *Philos. Trans. Roy. Soc. London Ser.B* **237** (1952) 37.
- [14] S. Kondo and R. Asai: "A reaction-diffusion wave on the skin of the marine angelfish *Pomacanthus*," *Nature* **376** (1995) 765.