

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

山口大学大学院理工学研究科 学生会員	海老原 麻由美
筑波大学	真原 仁
宇部工業高等専門学校	櫻井 建 成
山口大学	野村 厚 志
〃	長 篤 志
〃	三池 秀 敏

〈あらまし〉 近年、時間・空間パターンを自己組織的に形成する反応拡散系を用いた情報処理が注目されている。この系においては、チューリングパターンの形成と確率共鳴効果という二つの興味深い現象が知られている。我々は、反応拡散モデル(FHN: Fitz-Hugh & Nagumo モデル)による領域分割およびエッジ検出のための新しいアプローチを提案してきた。本稿では、ノイズを含んだ画像および低コントラスト画像における本モデルの有効性について検討する。従来法と比較しても、チューリング条件を用いた処理によって、ノイズを含んだ画像において高い領域分割精度が得られた。また、適度なノイズを加えることで、低コントラスト画像における領域分割の検出精度の向上が確認できた。このように、確率共鳴効果を利用することにより、低コントラスト画像における領域分割およびエッジ検出の精度の向上を図ることができると考えられる。

キーワード: 反応拡散モデル, 自己組織化, チューリング条件, 確率共鳴

〈Summary〉 An increasing attention is focused on information processing by reaction-diffusion system, in which temporal and spatial patterns are self-organized. In the system, two interesting phenomena of Turing pattern formation and stochastic resonance have been reported. We have been proposed a new approach for image segmentation and edge detection based on a reaction-diffusion model (Fitz-Hugh & Nagumo (FHN) model). In this paper, noisy image or low contrast image are tested to confirm effectiveness of the method. Compared to the conventional method, the Turing condition realizes more reliable tool for noisy image segmentation. And, addition of moderate noise improves the performance of image segmentation. Stochastic resonance condition acts as more powerful tool for edge detection and segmentation for low contrast image.

Key words: reaction-diffusion model, self-organization, Turing condition, stochastic resonance (SR)

1. ま え が き

"Segmentation and Edge Detection of Noisy Image and Low Contrast Image Based on a Reaction-Diffusion Model" by Mayumi EBIHARA (Student Member), (Yamaguchi University, Graduate School of Science and Engineering), Hitoshi MAHARA, (Tsukuba University), Tatsunari SAKURAI (Ube National College of Technology), Atsushi NOMURA, Atsushi OSA, and Hidetoshi MIIKE (Yamaguchi University).

画像情報処理において、対象画像に含まれるノイズは一般に処理精度を低下させる一因として扱われている。従来のエッジ検出や領域分割処理では、まずこの不要なノイズを除去する前処理が必要となる。例えば、エッジ検出ではノイズ除去フィルタリング後に二次微分・ゼロ

クロス点の抽出という手順で、領域分割ではノイズ除去フィルタリング後に2値化という手順で処理が行われている⁹⁾。前処理には、メディアンフィルタなどの実空間でのデジタルフィルタリング処理や、フーリエ変換を用いたスペクトル空間での線形フィルタリング処理が挙げられるが、その性質上、フィルタリングによって原画像中のデータが一部変換され、情報抽出精度に影響を及ぼす側面がある。更に、高い精度を得るためには、ノイズにあたる部分を選択的に処理できるような手法が必要となる。

一方、近年様々な分野で非線形効果による自己組織的秩序形成が注目され²⁾、工学の分野においてもその応用が期待されている³⁾。中でも神経における情報伝達モデル⁴⁾や、生物の皮膚に現れる模様形成モデル⁵⁾など、様々な自然現象をモデル化できる反応拡散系⁶⁾は、情報工学の分野でも注目すべき系といえる。その反応拡散系の特性を知るための最も良い例として知られているのがBZ(Belousov-Zhabotinsky)反応である⁷⁾。周期的な酸化・還元反応を自発的に起すこの化学反応では、同心円状に伝播する動的パターン形成が観察できる。更に、感光性物質(ルテニウム)を触媒に用いた光感受性BZ反応の実験においては、反応溶液上に照射された光パターンが自発的にエッジ検出パターンや明暗反転パターンへと変化する現象が報告されている⁸⁾。これは、人間の視覚や画像処理の機構と共通している点で大変興味深い。これを受け、野村らは、定在的パターンを形成するための条件として知られるチューリング条件⁹⁾を用いて反応拡散モデルのシミュレーションを行い、領域分割やエッジ検出といった画像処理が実現できることを示した¹⁰⁾。これは、従来のフィルタを用いる線形な画像処理とは全く異なる新しい手法である。

また近年、非線形分野の研究において、微小なノイズの付加によって主要な信号の検出が助長される確率共鳴現象が注目を集めている。この現象は、人の視覚をはじめ様々な生物の感覚器において観察されている¹¹⁾。こうした非線形科学の知見を画像処理アルゴリズムとして提案した報告例は少なく、野村ら¹⁰⁾の2変数反応拡散モデルを用いた領域分割、エッジ検出の例が主である。ここでは、ノイズを含まない2値画像に限って原理的な提案が行われている。そこで本稿では、野村らの研究を実用的なアルゴリズムとして確立するために、反応拡散モデルによる画像処理手法のノイズを含む画像に対する有効性、また確率共鳴の効果を取り込むことの有効性について検証した。その結果、

- (1) ノイズを含んだ画像に対して、従来法と比較して高精度な領域分割・エッジ検出結果が得られる

- (2) 低コントラスト画像において、適度な強度のノイズを積極的に加えることで、領域分割精度やエッジ検出率が向上するなど興味ある知見が得られたので報告する。

2. 反応拡散系の振る舞い

反応拡散系は、非線形素子が拡散結合して一つの集合体を形成している系である。各素子は、発火を促すための活性因子と、それを抑えるための抑制因子を生成する機構を持っており、通常はそれらのバランスが保たれた状態で安定している(定常状態)。ここにある刺激が加わると、素子内の因子濃度のバランスに変化が起る。刺激の大きさが十分でない場合は直ちに元の定常状態へと戻るが、しきい値を超えた刺激が加わった場合には、素子内の活性因子濃度が増大する。このようにして起る濃度(電位)増大を発火という。その後、多少の刺激に対しても応答しない不応期を経て、再び元の定常状態へと遷移していく。このような性質は、神経細胞などに見られるものである。自発的な状態変化のサイクルを持つことが、非線形素子の大きな特徴の一つである。

本研究では、軸策における興奮伝達モデルとして提案されているFitz-Hugh & Nagumo(FHN)モデルをベースに用いている。以下にその式を示す。 $u=u(x, y, t)$ を活性因子濃度、 $v=v(x, y, t)$ を抑制因子濃度、 D_u, D_v を各因子の拡散係数とすると、素子内における各因子濃度の時間発展は、

$$\begin{cases} \partial u/\partial t = D_u \nabla^2 u + 1/\epsilon \{u(1-u)(u-a) - v\} & (1) \\ (0 < a < 0.5, 0 < \epsilon \ll 1), \\ \partial v/\partial t = D_v \nabla^2 v + u - bv & (b > 0). & (2) \end{cases}$$

と表される。ここで a, b, ϵ は定数パラメータである。式(1)、(2)の右辺の二項はそれぞれ、各因子の単位時間当たりの拡散による流出入量(拡散項)と素子自身の生成量(反応項)を表す。なお、拡散項の計算においては、各素子間の距離を一定に設定した。拡散の強弱は、厳密には、拡散係数とこの距離によって決定している。

式(1)、(2)において、左辺の符号が正ならば単位時間後にその因子濃度は増大し、負であれば減少することを意味している。符号は右辺に代入される u, v の値によって決定する。この符号を単位時間毎に追っていくことで、素子の大きな状態変化の様子を把握することができる。

2.1 一つの素子の振る舞い

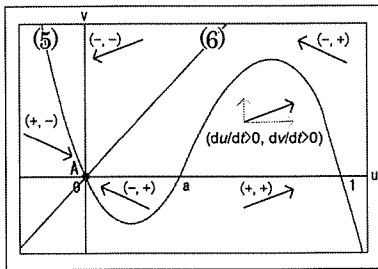
まず、他の素子と拡散結合していない独立した素子の濃度変化の様子をみる。以下に式(1)、(2)から拡散の影響を除いた式(3)、(4)を示す。

$$\begin{cases} du/dt = 1/\epsilon \{u(1-u)(u-a) - v\}, & (3) \\ dv/dt = u - bv. & (4) \end{cases}$$

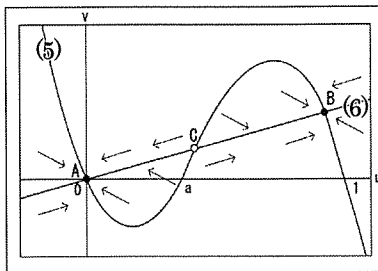
素子が定常状態 ($du/dt=0, dv/dt=0$) に落ち着くとき、式(3)、(4)は以下のように書き換えられる。

$$\begin{cases} v = u(1-u)(u-a), & (5) \\ v = (1/b)u. & (6) \end{cases}$$

図1は、式(5)、(6)をグラフに表したもので、ヌルcline (nullcline) と呼ばれる。横軸は活性因子濃度 u 、縦軸は抑制因子濃度 v である。三次曲線および直線の分ける領域によって、各因子 u, v の時間発展 ($du/dt, dv/dt$ の符号) が異なる。この様子を図1中に矢印で大まかに示している。グラフの交点は、式(5)、(6)の連立方程式の解であり、 u, v の両因子の濃度変化が共に0となって時間的に安定する定常状態を示す点である。この点は、一般に定常点と呼ばれる。この定常点の数は、パラメータ a, b によって決定される。単安定系においては、定常状態(図1(a)の点A)が一つだけ存在する。刺激が加えられ素子の状態が変化しても、時間発展に沿ってやがてその定常状態へと落ち着く。双安定系においては、定常状態が三つ存在する(図1(b)の点A, B, C)。刺激によって発火を起し活性因子濃度が増大する



(a) 単安定系



(b) 双安定系

図1 FHNモデルのヌルcline

Fig. 1 Nullcline of FHN model

Arrows show the time evolutions in each domain separated by the lines (5) and (6). Along the arrows, the time evolutions changes as time proceeds.

と、素子は高い活性因子濃度を保った状態(図1(b)の点B)で落ち着く。また、発火を起きなかった場合は活性因子濃度の低い状態(図1(b)の点A)で落ち着く。しかし矢印からもわかるように、中央の定常点(図1(b)の点C)は、微小な刺激によって定常状態から脱する不安定定常点であり、安定な定常点ではない。よってこの系は、二つの安定定常点をもつことから双安定系と呼ばれている。

図1の矢印にも示したとおり、素子は式(3)、(4)の時間発展に沿ってやがて定常状態へと落ち着く。図2に異なる大きさの刺激が与えられたときの各時間発展の軌跡を示す。ここでの刺激とは、活性因子 u に0~1の範囲内のある値を代入することに相当する。安定状態Aにある素子に対し、しきい値以上 ($u = u' > a$) の刺激を加えると、活性因子濃度が増大し、その後再び安定定常点に戻る(発火; 図2の軌跡(1))。しかし、しきい値以下の刺激が加えられた場合は発火を起きず元の定常状態に戻る(図2の軌跡(2))。しきい値によって振る舞いが異なるのは、非線形システムの大きな特徴である。

2.2 拡散結合したときの系の振る舞い

式(1)、(2)のように、素子が拡散結合して一つの集合体を形成すると、素子間では各因子の移動が生じる。まず、抑制因子の拡散が活性因子の拡散に対して小さい場合 ($D_u > D_v$) を考える。ある素子にしきい値以上の刺激が加わり発火を起すと、拡散の効果によって隣接する素子でも活性因子濃度が増大する。このとき、しきい値を超えればその素子も図2の軌跡(1)に沿って連鎖的に発火を起す。これを空間的に繰り返すことで、系全体に発火の伝搬が生じる。このような現象は、軸策上のインパルス伝搬やBZ反応における化学反応波の伝搬として

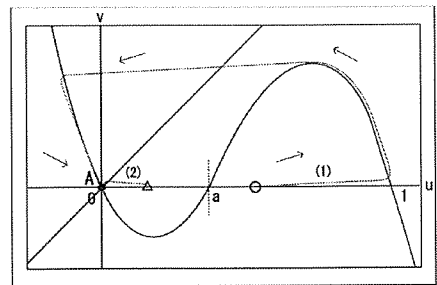


図2 与えた刺激の大きさと時間発展の様子

Fig. 2 Time evolutions adding two different values of stimuli (mono-stable system)

The time evolutions adding different values of stimuli show different loci. If the stimulus is over the threshold (stimulus \circ : $u > a, v = 0.0$: firing), the locus goes to the line (1). In the other case (stimulus \triangle ; $u < a, v = 0.0$), the locus goes to the line (2).

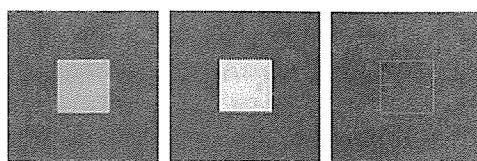
知られている。

一方、 $D_u \ll D_v$ の場合には、発火の伝搬が抑え込まれることが知られている。これは、一般にチューリング条件と呼ばれ、各素子の振る舞いは図2に示した時間発展(軌跡(1))には従わなくなる。言い換えると、各素子は安定定常点Aに落ち着かず、 u, v の濃度分布と拡散係数に依存して状態を定常化し、系全体でみると空間的に各因子濃度分布が不均一な状態で安定する。このような拡散に起因する安定定常点の不安定化によって誘発される定在パターンは、生物の皮膚に現れる模様形成・維持のメカニズムとの関連から注目を集めている^{5),9)}。水の中に落としたインク滴の広がりのように、拡散のはたらく系においては、全体が均一な状態へと遷移するのが一般的であるが、非線形素子の集合体においては、全体的に不均一な状態(パターン)が生み出される場合がある。

3. FHN モデルを用いた画像処理の原理

ここでは、処理対象画像として、図3(a)に示す画像P1を用意した。画像P1は画像サイズ200×200の画像で、図の領域の輝度値は178、地の領域の輝度値は0(黒)である。FHNモデルのシミュレーションにおいては、画像の各画素が非線形素子に対応し、画像全体で画素数分の素子を持つ一つの非線形素子配列を成すものと想定する。それぞれの素子は、式(1)、(2)の右辺第一項の拡散項によって空間的に結合している。各素子の状態は、活性因子濃度の高さによって輝度を変えてグレースケール表示するものとし、 $u_0=1.0$ の状態を上限として輝度値255(白)、 $u_0=-0.05$ を下限として輝度値0(黒)で表示する。すなわち、処理対象画像の各画素の輝度値を $f(x, y)$ とすると、各素子の活性因子濃度の初期値 u_0 は、

$$f(x, y) = 255 \times \{(u_0 + 0.05) / (1.0 + 0.05)\} \quad (5)$$



(a) 画像P1 (b) 領域分割 (c) エッジ検出
(双安定系) (単安定系)

(b) : $D_u=0.002, D_v=0.008, a=0.4, b=20.0, \varepsilon=0.001$
(c) : $D_u=0.002, D_v=0.008, a=0.4, b=10.0, \varepsilon=0.001$

図3 画像P1と反応拡散モデルによる処理結果

Fig. 3 A given image P1 (a) and results obtained by the proposed reaction-diffusion model: (b) figure-ground separation by bi-stable system, (c) edge detection by mono-stable system

から割り当てられる。また u の値が上限・下限を超える場合に関しては、それぞれ輝度値255と輝度値0で対応させた。なお、抑制因子濃度の初期値には、すべての画素に $v_0=0.0$ を代入した。これにより、画像P1は図の領域に $u_0=0.7$ を、地の領域には $u_0=0.0$ が代入される。

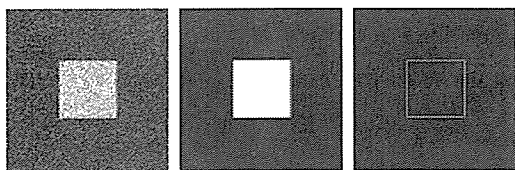
シミュレーションでは、まず前章に示した式(1)、(2)中の各パラメータを設定する必要がある。a, bに関しては、設定したい系(単安定系・双安定系)によって決定される。処理に用いたパラメータは、結果を示す各図中に示す(図3, 6, 9, 11)。式(1)中の ε は、活性因子濃度 u の時間発展の大きさを左右するパラメータである。この値が小さくなるほど、 v の値に対して u の時間発展が大きくなり、反応が急激に進むことを意味する。本シミュレーションにおいては、 $\varepsilon=0.001$ を用いる。また拡散係数 D_u, D_v は、静止した安定パターンを得る条件であるチューリング条件を満たすため、ここでは $D_u \ll D_v$ と設定する。単位時間毎の各素子の (u, v) の値は、式(1)、(2)の反応拡散方程式を陽的解法公式¹²⁾を用いて全素子が定常状態に落ち着くまで計算する。

反応拡散モデルによる画像処理では、領域分割は双安定系、エッジ検出は単安定系を設定することによって実現される。双安定系においては、与えられた刺激が大きい(活性因子濃度 u 大/高輝度)図の領域にあたる素子は u の高い定常状態B(図1(b))へ遷移し、与えられた刺激が小さい(u 小/低輝度)地の領域にあたる素子は u の低い定常状態A(図1(b))へと遷移する。また境界部分では、拡散不安定性を引き起すチューリング条件により、境界が静止する。これにより、領域分割が可能となる。その結果を図3(b)に示す。単安定系においては、与えられた刺激が大きい場合においても、定常状態A(図1(a))へと遷移し、最終的には系全体が低い定常状態になる。ただし、境界部分では、チューリング条件によりエッジ検出のような静止パターンが得られる。この結果を図3(c)に示す。野村らは、これらの原理を用いることで、反応拡散モデルによるエッジ検出・領域分割を実現した¹⁰⁾。

4. 画像処理結果

4.1 ノイズの除去と領域分割・エッジ検出

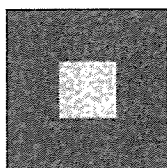
ここでは、ノイズを含む画像に対する本手法の有効性を見るため、一様乱数によってノイズを加えた画像を処理対象とする。ノイズは、一様乱数をその最大値で割って規格化し、ノイズ強度を設定するパラメータ c をかけることによって求めた。すなわち、ノイズ(rnd)を加えた後の各画素の初期値 u'_0 は、



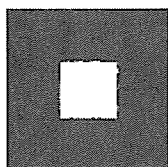
(a) 画像 P2 (b) 領域分割 (c) エッジ検出

図4 画像 P2 と正確な処理結果

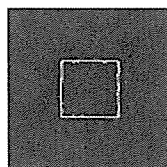
Fig. 4 A given image P2 (a) and the precise results of processing: (b) figure-ground separation, (c) edge detection



(a) メディアンフィルタ (5×5)



(b) 2 値化



(c) エッジ検出

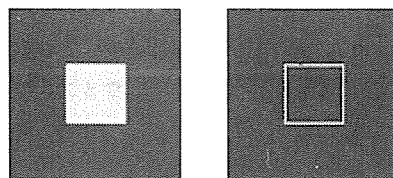
図5 従来法による画像 P2 の処理結果

Fig. 5 Results for image P2 obtained by the conventional method: (a) median filtered image of P2, (b) binary image of (a), (c) edge detection from (b)

$$u_0'(x, y) = u_0(x, y) + c \times \text{rnd}(x, y) \quad (-1 < \text{rnd} < 1) \quad (6)$$

で表される。ここでは、画像 P1 に $c=0.45$ の強度のノイズを加えた画像 P2 を用意した。図 4(a) に画像 P2 を示す。図 4(b), (c) は、それぞれ画像 P2 の正確な領域分割、エッジ検出結果のサンプルである。

処理精度を比較検討するため、画像 P2 に対し従来法¹⁾による処理と、反応拡散モデルによる処理の二つを行った。それぞれの結果を図 5, 図 6 に示す。また、図 7 にはそれぞれの図を一部拡大して示す。5×5 のメディアンフィルタを用いたノイズ除去(従来法)では、ノイズが一部除去されずに残り、2 値化しても境界部分がひずんでしまう(図 7(a))。このとき、よい処理精度を得るためには、2 値化のしきい値を適切に設定することも必要とされる。これと比較し、反応拡散モデルによる処理では、ノイズが除去され、境界部分も鮮明に抽出されているのがわかる(図 7(b))。エッジ検出にも同様

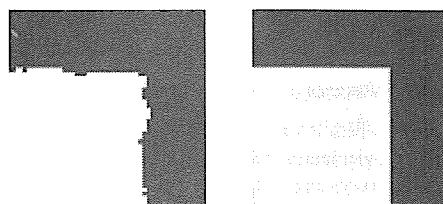


(a) 領域分割(双安定系) (b) エッジ検出(単安定系)

(a) $Du=0.002, Dv=0.008, a=0.4, b=20.0, \epsilon=0.001$
(b) $Du=0.002, Dv=0.008, a=0.4, b=10.0, \epsilon=0.001$

図6 反応拡散モデルによる画像 P2 の処理結果

Fig. 6 Results obtained by the proposed reaction-diffusion model: (a) figure-ground separation of image P2, (b) edge detection



(a) 従来法 (b) 反応拡散モデルによる処理

図7 領域分割結果の比較

Fig. 7 A detailed comparison of the results for image P2 between the conventional method and the proposed one: (a) result obtained by the conventional method, (b) result by the proposed one

のことがいえる。反応拡散モデルによる処理では、比較的高輝度のノイズが含まれている画像においても高い処理精度が得られた。

4.2 低コントラスト画像の処理におけるノイズ印加の有効性

提案したモデルにおいて、図と地の輝度値が低くとも発火のしきい値を超えない画像においては、すべての素子が同じ定常点に移行してしまうため処理が不可能であるという問題がある。一方、反応拡散モデルによる画像処理においては、確率共鳴効果の利用によって有意義な結果が得られる可能性があることが期待できる¹¹⁾。そこで本節では、低輝度・低コントラスト画像の処理を対象に、本モデルにおける確率共鳴の効果について検証する。

処理対象画像として、図の領域に $u=0.1$ 、地の領域に $u=0.0$ を与えた、低コントラスト画像 P3 を用意した。画像 P3、およびその正確な領域分割・エッジ検出の結果を図 8 に示す。この画像 P3 に対し、(1)ノイズを加えない($c=0.0$)場合、(2) $c=0.11$ のノイズを加えた場合、(3) $c=0.15$ のノイズを加えた場合について、

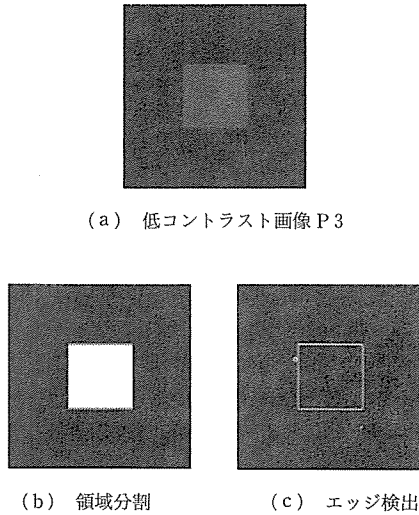


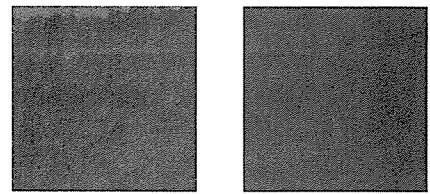
図 8 画像 P3 およびその正確な処理結果

Fig. 8 A given image P3 (a) and the precise results of processing: (b) figure-ground separation, (c) edge detection

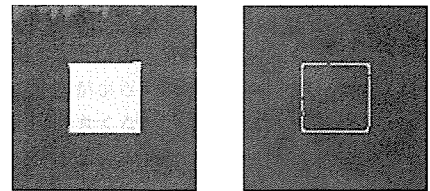
それぞれ処理を行った。その結果を図 9(a)~(f)に示す。ノイズを加えない場合は、全画素の初期活性因子濃度が低くしきい値を超えないため、発火が起らない(図 9(a), (b))。ここで、図の領域の一部が閾値を越えるようなノイズを加えると、拡散との相乗効果によって図の領域全体が発火を起す(図 9(c), (d))。しかし、地の領域までしきい値を超えてしまうような強いノイズを加えてしまうと、地の領域で発火した部分がノイズとして残ってしまう結果となった(図 9(e), (f))。これより、適度な強度のノイズを加えることで、より高い領域分割精度が得られることがわかった。すなわち、適度なノイズの存在が情報抽出の S/N(信号対ノイズ)比を向上させているといえる。

5. 考 察

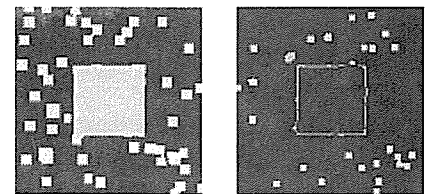
従来法と比較し、本モデルでは、ノイズを含む画像に対して高い処理精度で領域分割・エッジ検出が行えることを示した(図 6, 7)。また、図と地の輝度値が共に低く、処理が不可能であった低輝度・低コントラストの画像に対しては、適度なノイズを積極的に加えることで画像処理が可能になることを示した(図 9(c), (d))。適度なノイズ領域を把握するため、低コントラスト画像 P3 に様々な強度のノイズを加えたときの領域分割精度について調べた。その結果を図 10 に示す。横軸はノイズ強度 c 、縦軸は検出精度(領域分割精度)である。検出精度は、正確な処理結果に対する領域分割結果の一致画素数とし、100%一致したときを検出精度 1 として表し



(1) ノイズを加えなかった場合($c=0.0$)



(2) $c=0.11$ のノイズを加えた場合



(3) $c=0.15$ のノイズを加えた場合

(左: 双安定) $D_u=0.002, D_v=0.008, a=0.1, b=12.0, \epsilon=0.001$
 (右: 単安定) $D_u=0.002, D_v=0.008, a=0.1, b=1.0, \epsilon=0.001$

図 9 画像 P3 に対するノイズ強度と処理結果

Fig. 9 Results of processing for image P3 under three types of noise amplitude: (a) without noise ($c=0.0$), (b) with noise of $c=0.11$, (c) with noise of $c=0.15$

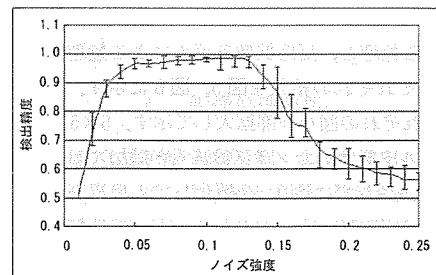
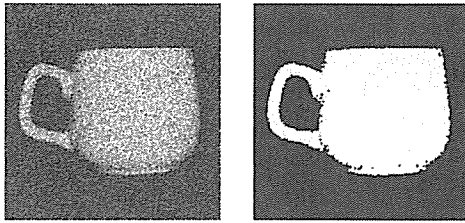


図 10 ノイズ強度 c と検出精度の関係

Fig. 10 Relationship between noise intensity c and the precision of figure-ground separation



(a) 画像 P4 (b) 反応拡散モデルによる領域分割結果

$D_u=0.0025, D_v=0.01, a=0.38, b=20.0, \epsilon=0.001$

図 11 ノイズを含む実画像 P4 に対する領域分割結果
Fig. 11 Result of image segmentation (b) for noisy real image P4 (a)

ている。図 10 から、ある一定のノイズ強度範囲で高い検出精度が得られていることがわかる。S/N 比が、あるノイズ強度で最大となるこの現象は、非線形科学の分野で確率共鳴現象として知られている¹¹⁾。生物の神経系などにおいては、ノイズを積極的に利用して感度を上げる例が多く見られる¹³⁾。一般的に、情報処理において、ノイズは不要なものとして扱われ、それを除去する方法については様々な手法が提案されている¹⁾。一方、本研究においては、チューリング条件を用いた反応拡散系と確率共鳴効果を利用することで、画像処理にノイズが積極的に活用できる例を示したといえることができる。

更に、本モデルを実画像処理へと応用することを念頭に、ノイズを含んだ 8 ビットの濃淡画像 P4 の処理についてもその結果をみることにした。画像 P4 を図 11(a) に示す。画像 P4 のようなノイズを含む画像は、天体画像などに多くみられる。この画像 P4 に対する、反応拡散モデルによる領域分割結果を図 11(b) に示す。不要なノイズが除去され、図の領域がほぼ正確に抽出されていることがわかる。この結果から、実画像においても本モデルによって比較的高い精度の処理結果が得られることが示唆される。

一方、近年の研究で、生物(ニワトリ)の網膜において反応拡散系でみられるようなパターン形成が確認されており¹⁴⁾、反応拡散系と視覚情報処理システムとの関連が注目されている。本研究においては、確率共鳴の効果を考慮した反応拡散モデルによる画像処理を実現した。これを基に生物の視覚系の機能を理解するための考察を深めることを今後の目標としている。

6. まとめ

非線形の反応拡散モデル(時間発展方程式)を用いた画像処理により、以下のことがわかった。

(1) ノイズを含んだ画像に対して、従来法では得られ

なかった高い領域分割精度が得られた

(2) ノイズを単に除去するのではなく、積極的に印加することで、有効的な情報抽出が行える可能性が得られた

すなわち、提案した手法は、ノイズ除去とノイズの有効利用という二つの大きく異なる特性を兼ね備えているといえる。このように、非線形システムを工学的技術に応用することによって、従来法では得られなかった興味深い結果が得られることがわかる。

非線形システムは、自然界にみられる多くの現象にかかわっていると考えられている。生物が身の周りのノイズを巧みに利用して、自身の活動に役立てているというのもその例の一つである。このような機構は、他の様々な感覚器にも備わっている可能性がある。この点に注目し、非線形モデルを用いて知覚や認識のシステムを提案するといった研究も進められている¹⁴⁾。非線形システム特有の効果(チューリング不安定性や確率共鳴)を利用した画像処理手法の提案は、生物の視覚システムの機能やメカニズムの理解につながるものと考えられる。

謝 辞 本研究の一部は笹川科学研究助成(研究番号 15-099)及び科学 研究者 補助金・基盤 研究 B(2) 15340125 によるものである。

参考文献

- 1) デビッド・マー：“ビジョン—視覚の計算理論と脳内表現—”，産業図書，(1987)。
- 2) 蔵本由紀，山田道夫，篠本 滋，川崎恭治，甲斐昌一：“パターン形成”，朝倉書店，Dec. (1991)。
- 3) 例えば：宇宙環境利用推進センターでのナノ構造体の自己組織化研究会など。
- 4) R. Fitzhugh：“Impulses and physiological states in theoretical models of nerve membrane”，Biophysical Journal, Vol. 1, pp. 445-466 (1961)。
- 5) S. Kondo and R. Asai：“A reaction-diffusion wave on the skin of the marine angelfish Pomacanthus”，Nature, 376, pp. 765-768 (1995)。
- 6) 三池秀敏，森 義仁，山口智彦：“非平衡系の科学III—反応・拡散系のダイナミクス”，講談社，(1997)。
- 7) A. N. Zaikin and A. M. Zhabotinsky：“Concentration wave propagation in two-dimensional liquid-phase self-oscillating system”，Nature, 225, 535, (1970)。
- 8) L. Kuhnert, K. I. Agladze, and V. I. Krinsky：“Image processing using light-sensitive chemical waves”，Nature, Vol. 337, pp. 244-247 (1989)。
- 9) A. M. Turing：“The chemical basis of morphogenesis”，Philos. Trans. Roy. Soc. London Ser. B, 237, pp. 37-52 (1952)。
- 10) A. Nomura, M. Ichikawa, and H. Miike：“Solving random-dot stereograms with a reaction-diffusion model under the Turing instability”，in Proceedings of 10th DAAAM。
- 11) E. Simonotto：“Visual Perception of Stochastic Resonance”，Physical Review Letters, Vol. 78, No. 6, pp. 1186-1189 (1997)。
- 12) 田辺行人，高見顕郎監修，高見顕郎，河村哲也著：“偏微分方程式の差分解法”，東京大学出版会 (1994)。
- 13) 村上 準，熊谷恒子，下澤橋夫：“昆虫の神経系は熱雑音も利用して感度を上げている”，信学会技術報告 MBE 97-149, pp.

論文：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

43-50 (1998).

- 14) M. A. Dahlem and S. C. Müller: "Self-induced splitting of spiral-shaped spreading depression waves in chicken retina", *Exp. Brain Res*, 115, pp. 319-324 (1997).

(2003年2月5日受付)

海老原 麻由美 (学生会員)



平14, 山口大・工・感性デザイン工学科卒。同年, 同大学院理工学研究科博士前期課程入学, 現在在学中。画像情報処理の分野に興味を持つ。

真原 仁



平7, 茨城大・理・物理卒。平9, 静岡大・理学研究科修士課程修了。平12, 同大理工学研究科博士課程修了。平12年12月~平14年11月, 山口大学 VBL 非常勤講師。現在, 科学技術振興事業団, 戦略的創造推進事業(CREST)研究員。非平衡・非線形現象におけるパターン形成の研究に従事。物理学会会員。博士(理学)。

櫻井 建成



平5, 大分大・工・電子卒。平10, 山口大大学院博士課程了。同年北海道大・VBL・中核的研究機関研究員。平11, 日本学術振興会・特別研究員。平14, 宇部工業高等専門学校・講師。現在に至る。非線形パターンダイナミクス, 反応拡散流体現象, 物理計測に関する研究に従事。

野村 厚志



平6, 山口大大学院工学研究科博士後期課程修了。同年, 山口女子大・国際文化・講師。平13, 山口大・教育・助教授。画像処理の研究に従事。博士(工学)。電子情報通信学会, 情報処理学会会員。

長 篤志



平7, 山口大・工・電気電子卒。平9, 同大学院修士課程了。平9, 山口大学工学部感性デザイン工学科助手。動画画像処理, コンピュータグラフィックス, デザイン工学, 視覚心理学に関する研究に従事。修士(工学), 情報処理学会, 日本物理学会, 日本映像学会, 芸術科学会会員。

三池 秀敏



昭46, 九州大・工・電子卒。昭48, 同大学院工学研究科修士課程了。昭51, 同大学院工学研究科博士課程了。同年, 山口大・工・電気・助手。昭52, 同講師。昭54, 同助教授。平3, 同大工・電気電子教授。平8, 同大工・感性デザイン教授。動画画像情報処理, パターン形成の非線形科学とその画像情報処理への応用。電子情報通信学会, 情報処理学会, 形の科学会, IEEE各会員。