

## 競争型仮想細胞群モデルを応用した特徴ベクトル抽出手法の提案

佐藤 裕一† 横井 浩史†  
水野 敬文†† 嘉数 侑昇†

この論文では、細胞群をモデル化した Artificial Cell (AC) とよぶ競争型進化システムを用いて、画像特徴ベクトルを自動的に抽出する AC 法を提案する。Artificial Cell (AC) は生物細胞の代謝・成長・分裂と、それによる生存競争をモデル化したものであり、画像の画素値及びテクスチャを生存環境とし、各細胞固有の遺伝情報に基づいて、生存環境である画像情報から細胞成長・分裂に必要な仮想的なエネルギーを獲得する。AC は、画像特徴ベクトルに対する適応性の差と、それに伴う AC 間の生存競争により、画像特徴ベクトルの抽出を自動的に行う。

### A Study on Extraction of Feature Vectors by Competitive Artificial Cell Model

YUICHI SATO,† HIROSHI YOKOI,† TAKAFUMI MIZUNO,††  
and YUKINORI KAKAZU,†

This paper presents the method for acquiring features vectors of images automatically by means of competitive evolutionary system that is called Artificial Cell (AC). AC simulates the metabolism of a biological cell by treating pixel values or texture of images as an environment. Each AC contains unique image feature to obtain energy from target image and this feature is encoded as genetic information. The adaptability of ACs to the image feature and competition among ACs enables automatic extraction of the image features. This technique is applied to extraction of image features vectors from gray scale test image.

#### 1. はじめに

この論文では、細胞群をモデル化した Artificial Cell (AC) とよぶ競争型進化システムを用いて、画像特徴ベクトルを自動的に抽出する AC 法を提案する。この手法は、画像中の対象の特徴を細胞モデルの遺伝情報として表現し、抽出することにより、画像中の対象を検知・識別することを目的としている。

複雑な環境と相互作用し稼動することを目的とするロボットシステムにとって、自律的な行動生成を行うためには外部環境中の対象の特徴をシステム内部に表現・抽出して利用することが不可欠である。多くの自動対象認識の手法がこれまでに提案されているが、一般的な手法では、設計者があらかじめどのような対象の特徴をセンサ情報から取り出し利用するかを決めなければならない。本論文で提案する手法は、ALife の生存競争を利用した進化計算により、外部環境中の対象を追跡する上で最もふさわしい画像特徴を自動的に選択する。

近年、画像中の対象認識の研究分野で、GA、GP に代表される進化的計算が利用され始めている。Swets, Winkeler らは、それぞれ GA、GP を用いて顔領域の

区画化を行う手法を提案している<sup>1),2)</sup>。画像処理における進化計算のもう一つの応用例として GP を用いた image enhancement がある。Poli らは、脳の MR 画像で腫瘍部分を強調する対話型 GP システムを開発した<sup>3)</sup>。しかし、これらの手法にも、

- 画像特徴の選択の幅が限定される
- 使用者側の繰り返し選択に耐えられる限界

といった問題点がある。われわれの提案する AC 法は、この 2 つの問題を同時に解決することを意図している。

この研究では AC を生物細胞の代謝・成長・分裂・生存競争の数理モデルに留めず、画像特徴の自動抽出に 응용を図っている。この手法は、細胞群モデル Artificial Cell<sup>4)</sup> と、EHW, FPGA などの進化型ハードウェア<sup>5)</sup> の手法に基づいている。

この論文は次のように構成されている。第 2 章で細胞群モデル AC の数学的定式化を行う。さらに 3,4 章では AC を用いて画像の特徴ベクトルを自動的に抽出する手法を提案する。最後に 5 章では、得られた実験結果の考察を通して、提案手法の有効性について検証を行う。

#### 2. Artificial Cell 法

Artificial Cell は図 1 に示すように、識別子 (C)、ポテンシャル場 (P)、エネルギー場 (E)、画素情報 (I) という格子状の 4 つの場の相互作用によって、生物細胞の代謝によるエネルギー獲得・成長・分裂の過程をシミュ

† 北海道大学大学院工学研究所  
Faculty of Engineering, Hokkaido University

†† 生命工学工業技術研究所  
National Institute of Bioscience and Human Technology

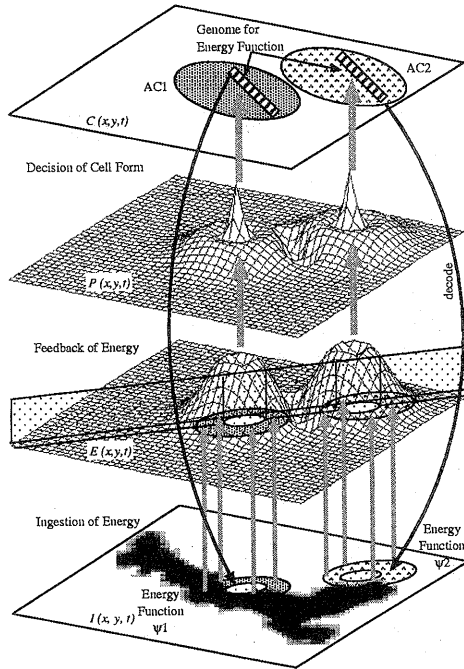


図1 仮想細胞群の挙動  
Fig. 1 Behavior of Artificial Cells

レートしたものである。

4つの場はそれぞれ次のような特徴をもつ。

- ・識別子 ( $C$ ): ACの識別子で構成される場。各格子はある1種類のACの識別子で占められる。また、各ACは固有のエネルギー獲得法  $\psi_i(I)$  を遺伝子にコード化して持つ。

- ・ポテンシャル場 ( $P$ ): ACの形状を決定する場。濃度拡散場により生物細胞の成長を模擬する。エネルギー場からのフィードバックと拡散速度により成長速度が決定される。

- ・エネルギー場 ( $E$ ): ACの成長・分裂に必要なエネルギーを画素情報から得るための場。遺伝子型にコード化されたエネルギー関数  $\psi_i(I)$  を用いて、画像情報を仮想的なエネルギーに変換する手法は7章で述べる。

- ・画素情報 ( $I$ ): 対象画像の画素値から構成される場。 $I_{min}$  のとき黒の画素値、 $I_{max}$  のとき白の画素値。

ACの細胞成長過程と細胞分裂過程における4つの場の相互作用を、第2.1, 2.2節で定式化する。

### 2.1 細胞成長過程の定式化

この節では、細胞成長過程におけるポテンシャル場 ( $P$ )、エネルギー場 ( $E$ )、識別子 ( $C$ ) の相互作用とそれに伴う時間変化を式(1)~(7)によって定式化する。式(1)は、細胞形状を決定するポテンシャル場 ( $P(x, y, t)$ ) の変化を定式化したものである。

$$\begin{aligned} \frac{\partial P_i}{\partial t} = & \alpha_1 \left( \frac{\partial^2 P_i}{\partial x^2} + \frac{\partial^2 P_i}{\partial y^2} \right) \\ & + \alpha_2 \left\{ \frac{\partial P_i}{\partial x} \operatorname{sign} \left( \frac{\partial C}{\partial x} \right) \right. \\ & \left. + \frac{\partial P_i}{\partial y} \operatorname{sign} \left( \frac{\partial C}{\partial y} \right) \right\} \\ & - \alpha_3 P_i \operatorname{sign} \left( \frac{\partial C}{\partial y} \right) \end{aligned} \quad (1)$$

ここで、

$$\operatorname{sign}(val) = \begin{cases} +1 & (val > 0) \\ 0 & (val = 0) \\ -1 & (val < 0) \end{cases} \quad (2)$$

$i$ : ACの種類を示す番号。

式(1)の第1項は拡散によるACの領域拡大を表す。第2項は識別子の異なるAC間の境界面でポテンシャル場を高め、接触を抑制している。また、第3項はACが他のACの領域を侵食した場合に、抑制を行うための項である。

成長と分裂のエネルギーを獲得するための場エネルギー場 ( $E(x, y, t)$ ) の時間変化は式(3)により定義される。

$$\begin{aligned} \frac{\partial E_i}{\partial t} = & \beta \left( \frac{\partial^2 E_i}{\partial x^2} + \frac{\partial^2 E_i}{\partial y^2} \right) \\ & + \psi_i(I) \left\{ \operatorname{sign} \left( \frac{\partial P_i}{\partial x} \right) \right. \\ & \left. + \operatorname{sign} \left( \frac{\partial P_i}{\partial y} \right) \right\} \xi(E_i) \end{aligned} \quad (3)$$

ここで、

$$\xi(E_i) = \begin{cases} E_i & (M_L < E_i < M_H) \\ 0 & (\text{otherwise}) \end{cases} \quad (4)$$

式(3)の第1項は式(1)と同じく拡散によるエネルギー獲得領域の拡大を表している。また、第2項によりエネルギーの値が式(4)に示される閾値内にある部分では、外部のエネルギーがAC内に取り入れられる。これは、細胞膜による代謝を定式化したもので、エネルギー値の発散の防止と、獲得エネルギーの低いACの消滅を促す。

関数  $\psi_i(I)$  は、画素情報 ( $I$ ) の関数である。この関数が、ACの周囲の画像情報 ( $I$ ) を成長・分裂のエネルギーに変換するプロセスは次のように表される。

$$\psi_i(I) = \psi_i(I(x, y, t)) | (x, y, t) \in \text{NB} \quad (5)$$

ここで、

NB: 各格子の近傍領域

$\psi_i(I)$  は、各ACに固有の遺伝子型にコード化され、細胞分裂時に継承される。関数  $\psi_i(I)$  は環境に対する適応度に応じて成長の速度を調整する重要なパラメータである。この関数を「エネルギー関数」と呼ぶ。このエネルギー関数を用いて各ACは適応しやすい領域に成長し、その生存競争を通じたエネルギー関数の選択により、最終的に画像情報の特徴が抽出される。

また、ACの識別子 ( $C$ ) の時間変化は式(6)で表される。

$$C(x, y, t+1) = \left\{ i \mid \max_i (P_i(x, y, t)) \right\} \quad (6)$$

識別子 ( $C$ ) は最も流入量の多いポテンシャル場をもつ AC の識別子に変化する。これにより、各 AC の領域拡大と縮小が実現される。

さらに、式 (7) で表される各 AC のエネルギー場の重心位置では、式 (8) のようにエネルギー場 ( $E$ ) からポテンシャル場 ( $P$ ) へのフィードバックを行う。これにより、各 AC はエネルギーを得やすい領域への移動ができる。

$$(x_i^g, y_i^g) = \frac{\iint_{C(x,y,t)=i} E_i(x, y, t) dx dy}{\iint_{C(x,y,t)=i} dx dy} \quad (7)$$

$$P_i(x_i^g, y_i^g, t+1) = \epsilon E_i(x_i^g, y_i^g, t) \quad (8)$$

ここで、 $\epsilon$ : フィードバック率 ( $\epsilon > 0$ )。

## 2.2 細胞分裂過程の定式化

細胞分裂過程では、親の核が分裂して 2 つの新しい核が親の細胞内に生じる。

式 (9)~(26) で、分裂過程の定式化を行う。分裂過程の開始条件を式 (9), (10) に示す。

$$\max (E_i(x, y, t)) > E_f \quad (9)$$

$$\iint \text{cmp}(C(x, y, t), i) dx dy > S_f \quad (10)$$

ここで、

$$\text{cmp}(val_1, val_2) = \begin{cases} 1 & (val_1 = val_2) \\ 0 & (val_1 \neq val_2) \end{cases} \quad (11)$$

分裂の開始には、最大エネルギー値の閾値  $E_f$  とサイズの閾値  $S_f$  が存在する。

分裂過程での各場の時間変化を式 (12)~(26) に示す。まず、式 (12) を最大化する  $\theta$  を計算し、AC の軸方向  $\theta_{axis}$  とする。

$$\int \text{cmp} \left( \int \text{cmp}(C_\theta(x, y, t), C_p) dy, 0 \right) dx \quad (12)$$

ここで、

$$C_\theta(x, y, t) = \begin{cases} C(x_r, y_r, t) & ((x_r, y_r) \in \text{AR}) \\ 0 & (\text{otherwise}) \end{cases} \quad (13)$$

$$\text{AR} = [0, x_{max}] \times [0, y_{max}] \quad (14)$$

$$\begin{bmatrix} x_r \\ y_r \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos \theta & -\sin \theta \\ \sin \theta & \cos \theta \end{bmatrix} \left[ \begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} x_p^g \\ y_p^g \end{bmatrix} \right] + \begin{bmatrix} x_p^g \\ y_p^g \end{bmatrix} \quad (15)$$

$$(x_p^g, y_p^g) = \frac{\iint_{C(x,y,t)=C_p} E(x, y) dx dy}{\iint_{C(x,y,t)=C_p} dx dy} \quad (16)$$

AR: AC が存在できる画像領域

$C_p$ : 親 AC の識別子  $C(x, y, t)$  の値

$(x_p^g, y_p^g)$ : 親 AC の重心位置

分裂過程では、成長過程とは異なるポテンシャル場・エネルギー場・識別子が用いられ、それぞれ  $P'$ ,  $E'$ ,  $C'$  で表される。

さらに、2 つの新しい核の位置  $(x_{c1}, y_{c1})$ ,  $(x_{c2}, y_{c2})$  は、式 (17), (18) でそれぞれ計算される。

$$(x_{c1}, y_{c1}) = (x_p^g + \cos \theta_{axis}, y_p^g + \sin \theta_{axis}) \quad (17)$$

$$(x_{c2}, y_{c2}) = (x_p^g - \cos \theta_{axis}, y_p^g - \sin \theta_{axis}) \quad (18)$$

$P'$ ,  $E'$ ,  $C'$  は 0 に初期化されるが、式 (17), (18) で示される位置では、式 (19) ~ (20) で示される値で初期化される。

$$P'_{c1}(x_{c1}, y_{c1}) = P'_{c2}(x_{c2}, y_{c2}) = P_{init} > 0 \quad (19)$$

$$E'_{c1}(x_{c1}, y_{c1}) = E'_{c2}(x_{c2}, y_{c2}) = E_{init} > 0 \quad (20)$$

$$C'(x_{c1}, y_{c1}) = C_{c1} \neq 0 \quad (21)$$

$$C'(x_{c2}, y_{c2}) = C_{c2} \neq 0 \quad (22)$$

$P'$ ,  $E'$ ,  $C'$  は  $P$ ,  $E$ ,  $C$  と同様に、式 (1) ~ (8) にしたがって遷移する。ただし、分裂過程ではエネルギー関数  $\psi_i$  を画素情報 ( $I$ ) の関数ではなく一定値とし、式 (23) のように定めた。

$$\psi_i(I) = \psi_f = \text{const} \quad (23)$$

分裂過程は、完全に分裂したのち  $T_f$  ステップの間継続する。そして、子 AC のポテンシャル場とエネルギー場の値 ( $P'$ ,  $E'$ ) は式 (24), (25) にしたがって、成長過程 AC のポテンシャル場とエネルギー場の値 ( $P$ ,  $E$ ) にコピーされる。

$$P(x, y) = \begin{cases} \epsilon_f P'(x, y) & (C'(x, y) = C_{c1}, C_{c2}) \\ P(x, y) & (\text{otherwise}) \end{cases} \quad (24)$$

$$E(x, y) = \begin{cases} \epsilon_f E'(x, y) & (C'(x, y) = C_{c1}, C_{c2}) \\ E(x, y) & (\text{otherwise}) \end{cases} \quad (25)$$

ここで、

$\epsilon_f$ : 分裂過程から成長過程へのフィードバック率

また、分裂過程終了後の AC 識別子 ( $C$ ) の変化は次のように記述される。

$$C(x, y) = \begin{cases} C_p & (C'(x, y) = C_{c1}) \\ C_{num} + 1 & (C'(x, y) = C_{c2}) \\ C(x, y) & (\text{otherwise}) \end{cases} \quad (26)$$

ここで、

$C_{num}$ : 分裂前の Artificial Cell の総数

## 3. 計算機実験: 拘束条件付きエネルギー関数

計算機実験では濃淡値という画像情報に適應して分化する AC の能力について検証をおこなう。左右で濃度分布が異なるグレースケール画像 (図 2 上段左) を対象画像として用いる。

以下では AC のエネルギー関数と、進化計算を用いた AC 選択による画像特徴抽出の手法について述べる。

### 3.1 拘束条件付きエネルギー関数

この実験では、AC が画像の濃淡値を反映して分化できるように、次のエネルギー関数を導入した。

$$\psi_i(I) = \begin{cases} \psi_I & (|I(x, y) - I_m| < \epsilon_I) \\ 0 & (\text{otherwise}) \end{cases} \quad (27)$$

このエネルギー関数は、中心値  $I_m$  から閾値  $\epsilon_I$  の範囲に画素値  $I$  がある場合にのみエネルギーが得られる。次節では、AC が中心値  $I_m$  を進化的計算により選択する方法について述べる。

### 3.2 Michalewicz の遺伝的プログラミング

実験では実数値  $I_m$  を遺伝子とし遺伝的操作を行う手法として、Michalewicz により提案された遺伝的プログラミング<sup>7)</sup>を用いた。この手法では個体  $s_i$  が  $n$  次元ベクトル  $si = (v_1^i, v_2^i, \dots, v_n^i)$  で表現される。これらの個体に対し、各世代毎に (単一・全体) 算術交叉, (一様・境界・非一様) 突然変異という 5 種類の遺伝的操作を行う。

### 3.3 実験結果・考察

前述の進化計算を用いて 50 世代にわたって AC を進化させた実験結果を示す。図 2 は、AC の対象画像上での分布の世代変化を表している。第 0 世代では、単一の個体のみしか存在しないが、世代経過とともに左右に黒と白の AC に 2 分化して増殖していることが確認できる。

図 3 に、遺伝子型の分布の世代変化をグラフで示す。縦軸が遺伝子型、横軸が世代数、個体数を濃度で表している。このグラフにより、図 2 で見られた 2 分化が明確におきていることが検証できる。

実験では、現在時刻  $t$  の 1 画素値のみをエネルギー関数  $\psi_i(I)$  の入力として用いて実験を行った。この実験を拡張し、入力される画素値を増やすことで、特定のテクスチャにのみ適応し成長する AC を生成することが可能と考えられる。さらに、これを利用することで、トレーニングフェーズで特定のテクスチャに適応させた AC を選択し、その AC を他のテスト画像に適用することでテスト画像中にある特定のテクスチャ部分のみを選択する対象識別が可能になる。また、現在時刻  $t$  のみでなく、過去の時刻  $t-n$  における画素値を入力に持つエネルギー関数を用いれば、動画像中の特定の対象にのみ適応した AC を作り出すことも可能になる。ある対象に特化して成長する AC を用いることで、テスト画像中から特定の対象に対する自動対象認識 (Automatic Target Recognition, ATR) への応用が可能である。今後の実験においては以上の 2 点について検証をしていきたい。

## 4. ま と め

この論文では、ALife 細胞群モデル Artificial Cell を利用した画像特徴の自動抽出・画像識別に関する基礎研究として、以下のような提案と検証を行った。

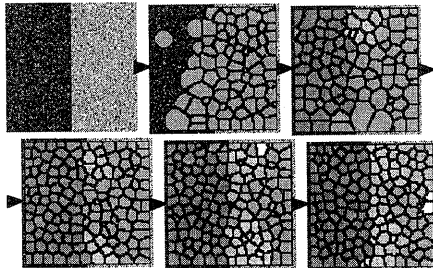


図 2 仮想細胞群の分布の時間変化  
Fig. 2 Time Transition of Distribution of Artificial Cells

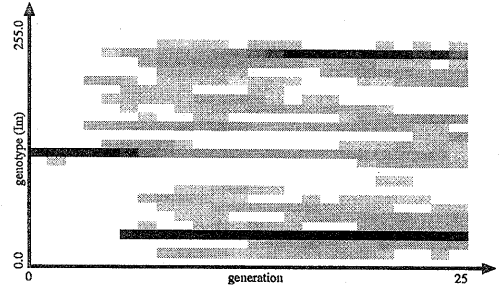


図 3 遺伝子型の時間変化  
Fig. 3 Time Transition of Genotype

1. 「細胞群と環境の相互作用」・「環境適応度に基づく細胞群の生存競争と淘汰」を表現する数理モデル (Artificial Cell) の構築。

2. 細胞モデルの生存環境を画像情報として適応度の違いから画像特徴の抽出を行う画像処理手法、AC 法の提案。

3. 進化計算を組み込んだ AC 法により画像特徴の自動選択を行わせた実験では、拘束条件をつけたエネルギー関数の導入した場合に、画像のテクスチャの違いにより抽出される画像特徴ベクトルが異なることが確認された。

よって、ここで提案した AC 法は基礎的なグレースケール画像に対して、対象領域の特徴抽出と区画化を実現できることが明らかになった。この機能を発展させ画像中の対象の識別を実現することが今後の課題である。

## 参 考 文 献

- 1) D. L. Swets, B. Punch: Genetic Algorithm for Object Localization in a Complex Scene, International Conference on Image Processing, II, 595/598 (1995)
- 2) Jay F. Winkler, B. S. Manjunath: Genetic Programming for Object Detection, Genetic Programming 1997, 330/335 (1997)
- 3) R. Poli, S. Cagnoni: Genetic Programming with User-Driven Selection: Experiments on the Evolution of Algorithm for Image Enhancement, Genetic Programming 1997, 269/277 (1997)
- 4) Yasuhiro Hatakeyama: A Study on Automatic Image Recognition Based on Local Features, Ph.D. thesis, Hokkaido University (1994)
- 5) A. Thompson: Silicon Evolution, Proceedings of Genetic Programming 1996, MIT Press, 444/452 (1996)
- 6) D. Keymeulen, K. Konaka, M. Iwata, Y. Kuniyoshi, T. Higuchi: Robot Learning using Gate-Level Evolvable Hardware, Sixth European Workshop on Learning Robots (1997)
- 7) Z. Michalewicz: Genetic Algorithms + Data Structures = Evolutionary Programs, Third, Revised and Extended Edition, Springer-Verlag, 107/120 (1996)