

## 人工生命型発見システムによる進化的画像処理設計

中島翔太<sup>†</sup> 北園優希<sup>†</sup> 宮内真人<sup>††</sup> 芹川聖一<sup>†</sup>

九州工業大学<sup>†</sup> 北九州工業高等専門学校<sup>††</sup>

### 1. はじめに

近年、計算機の急速な発展および映像機器の進化により、画像処理技術の需要が高まっている。しかし、一般的に画像処理は処理目的に合わせて設計者が考え、その処理を行う。このため、特定用途だけに有効な場合が多く、処理対象が変わると使用できない。また、画像処理設計は、設計者の知識や経験を必要とし、誰もが行えるわけではない。

そこで、画像処理設計を最適化問題として考え、最適化法の一つである進化的計算手法を用いることで、画像処理設計の知識を必要としない、汎用性の高い自動画像処理設計の研究が行われている。例えば、遺伝的アルゴリズム（GA）を用いた直列フィルタの自動合成や遺伝的プログラミング（GP）を用いた木構造状フィルタの自動合成など画像処理設計のシステム構築がなされている<sup>[1]</sup>。しかし、GA を用いた設計では、固定長遺伝子を使用するため、あらかじめ画像処理対象に合わせて処理を行う回数などを設計する必要がある。GP では木構造の可変長遺伝子を使用するため、自動的に画像処理を行う回数を設計できるが構造が複雑になってしまうという問題点がある。

本研究では、GA と GP の特性を組み合わせて拡張した人工生命型発見システム（S-System）<sup>[2][3]</sup>を用いた画像処理設計を行った。適応度式の改良と誤差探索の概念を取り入れることで、探索能力の向上を試みた。その結果、良好な画像処理設計と探索能力が認められたので報告する。

### 2. S-System を用いた画像処理設計

#### 2.1 S-System の概要

GP を用いて関数発見を行う場合には、(1) 局所探索能力が低い、(2) 発見された関数が非常に複雑になる可能性が高い、(3) 交叉により有益な部分の構造が破壊されやすいなどの問題がある。このような問題を改善するために S-System が提案されている。

S-System では GP と同様に、生成された一つの関数を遺伝子として表現し、アルゴリズムに有性生殖・無性生殖などの生物の生態を模倣した概念を導入している。GP の関数の合成と GA の定数項の最適化を同時に実行することで、解が発散しにくく探索が安定する<sup>[4][5]</sup>。従来の進化的計算手法に比べ MDL (Minimum Description Length) 値が小さい点も特徴の一つである。

また S-System は創発性を持ち、単なる関数探索への応用だけでなく、遺伝子設計（探索空間の解候補）と適応度計算方法（遺伝子の評価）を問題に応じて変更することで、様々な工学設計分野に応用することができる。

#### 2.2 画像処理設計

本研究では、木構造をもつ S-System を用いて、自動的

表1: ノードとして用いる画像処理

名称	内容
原画像	入力画像
最小値フィルタ	近傍画素の最小値をとる
最大値フィルタ	近傍画素の最大値をとる
収縮	平均値より低い画素を 0
膨張	平均値より高い画素を 255
反転	255-階調値
2 値化	閾値より上を 255、下を 0
論理和	2 つのうちの大きいほうをとる
論理積	2 つのうちの小さいほうをとる
代数和	2 つの和から代数積を引いたもの
代数積	2 つの積を 255 で割ったもの
限界和	2 階調の和(最大 255)
限界積	2 階調の和と 255 との差(最小 0)
ラプラスアンフィルタ	エッジ抽出
ソーベルフィルタ	エッジ抽出
平滑化フィルタ	ノイズ除去
メディアンフィルタ	近傍画素の中央値をとる
DOG フィルタ	エッジ抽出
大領域抽出	ある画素集合数以上を抽出
小領域抽出	ある画素集合数以下を抽出
全画素統一	最も多い画素値で統一
L'a'b'類似色統一	L'a'b'座標値が近い画素を統一
L'a'b'色抽出	ある L'a'b'座標値の画素を抽出

に複数の画像処理を組み合わせた画像処理法を設計する。本手法ではノードとして表 1 に示す画像処理を用いる。この手法で得られた画像処理法を用いれば、原画像を入力するだけで、所望の画像が得られる。そのため、従来法のような画像処理設計を行う者の知識や経験、勘などに左右されることがない。

#### 2.2.1 適応度式

S-System で用いる適応度式は、それぞれ 2 値化された目標画像の画素と探索により得られた画像処理法を用いた処理画像の画素の一一致度となる。適応度式  $f$  は以下の式で表される。

$$f = f_W + f_B \quad (1)$$

ここで  $f_W$  は白画素、 $f_B$  は黒画素の一一致した割合である。(1)式は比較的適応度が高くなりやすいため、画像に含まれる画素数により適応度が大きく変化してしまう。また、適応度が高い画像処理法を用いたにもかかわらず、良い結果が得られない場合がある。

そこで、新たに目標画像と処理画像の誤差を用いた適応度式を以下に示す。

$$f = e^{-k \frac{N_D}{N_T}} \quad (2)$$

ここで  $k$  は任意定数 ( $k < 1$ )、 $N_T$  は目標画像の画素数、 $N_D$  は目標画像と処理画像の差分画像の画素数である。

The Evolutionary Image Processing Design using S-System  
Shota Nakashima<sup>†</sup>, Yuhki Kitazono<sup>†</sup>, Makoto Miyachi<sup>††</sup>,  
Seiichi Serikawa<sup>†</sup>  
† Kyushu Institute of Technology  
†† Kitakyushu College of Technology

## 2.2.2 誤差探索

従来の S-System を用いた探索では、世代数を経ても進化が停滞し、局所解に陥る場合がある。そこで、通常の探索に加えて、自動設計された画像処理法  $f_S$  を補正する誤差探索の概念を取り入れる。誤差探索とは、目標画像  $I_P$  と通常の探索により得られた処理画像  $I_R$  を比較し、抽出した誤差画像  $I_E$  を新たな目標画像として再度探索を行うものである。以下に誤差画像  $I_E$  を求める式を示す。

$$I_E = I_R - I_P \quad (3)$$

この操作により得られた画像処理法  $f_E$  と、通常の探索で得られた画像処理法  $f_S$  を組み合わせることで、優れた画像処理法  $f_C$  を得ることが出来る。以下に画像処理法  $f_C$  を求める式を示す。

$$f_C = f_S + f_E \quad (4)$$

さらに、誤差探索を繰り返し行うことで、よりよい画像処理法  $f_C$  を得ることができる。 $n$  回目の誤差探索で得られた画像処理法を  $f_{En}$  とすると、誤差探索を  $n$  回実行した場合の画像処理法  $f_C$  は次式のようになる。

$$f_C = f_S + f_{E1} + f_{E2} + \dots + f_{En} \quad (5)$$

## 3. 実験

### 3.1 改良した適応度式を用いた物体抽出

改良した適応度式（(2) 式）を用いた画像処理法と(1)式を用いた従来法についての比較実験を行う。探索は原画像と目標画像に対して行い、10 回試行中、最も高い適応度が得られた画像処理法を比較した。また、目標画像と最良の画像処理法により得られた処理画像の差分画素数を誤差値とした。図 1(a)に実験で用いた原画像、図 1(b)に目標画像、図 1(c)に従来法を用いた実験結果、図 1(d)に改良法を用いた実験結果を示す。表 2 に適応度、ノード数および誤差値の比較結果を示す。ただし、適応度については従来法で得られた画像処理法を、改良した適応度式を用いて再評価している。これらの結果から、改良した適応度式を用いることで、適応度が高く、ノード数と誤差値が少ない良好な画像処理法が設計されていることが確認できる。

### 3.2 誤差探索を導入した物体抽出

誤差探索を導入した画像処理設計法と、誤差探索を導入していない従来法についての比較実験を行う。図 2(a)に実験で用いた原画像、図 2(b)に目標画像、図 2(c)に通常の探索を行って自動生成された画像処理法を用いて得られた画像、図 2(d)に誤差探索を導入した画像処理法を用いて得られた画像を示す。図 2(d)からわかるように、通常の探査では抽出できなかった対象物体を抽出できていることがわかる。表 3 に適応度、ノード数および誤差値を示す。これらの結果から、誤差探索を導入することで、適応度が高く、誤差値が少ない画像処理法が設計されていることが確認できる。その一方でノード数は増加しているが、従来法では探索することができなかつた適応度の高い画像処理法を設計することができた。

## 4. まとめ

本研究では、S-System を用いた画像処理設計法を提案した。その結果、良好な画像処理法を自動構築することができた。また、適応度式の改良と誤差探索の概念を導入することにより、探索能力が向上し目標物体をより忠実に抽出できる画像処理設計が可能になった。

本研究の一部は科研費（19500478）の助成を受けたものである。

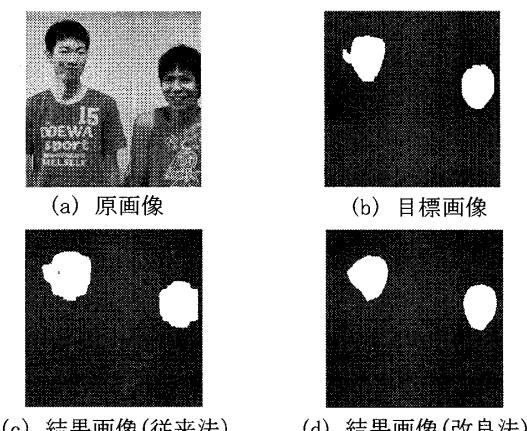


図 1：改良した物体抽出の実験

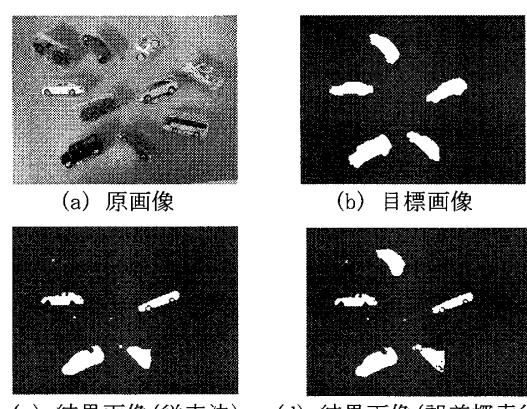


図 2：誤差探索を用いた物体抽出

表 2：改良した適応度式を用いた物体抽出実験結果

	適応度	ノード数	誤差値
従来法(最良)	0.94182	11	1583
改良法(最良)	0.97491	7	671
改良法(平均)	0.95652	7.4	1182.9

表 3：誤差探索を導入した物体抽出実験結果

	適応度	ノード数	誤差値
従来法	0.92156	16	2007
誤差探索法	0.94962	25	1270

## 参考文献

- [1] 長尾智治：「進化的画像処理」，昭晃堂（2002）
- [2] S. Serikawa and T. Shimomura : "Improvement of the Search Ability of S-System (A Function-Discovery System)", Trans.IEE, Vol 120-C,8,p.170 (2000)
- [3] S. Serikawa and T. Shimomura : "Proposal of a system of function-discovery using a bug type of artificial life", IEEJ Transactions on Electronics", Information and Systems, Vol. 118-C, No. 2, pp. 170-179 (1998)
- [4] Koza, J. : "Genetic Programming, Auto Discovery of Reusable Subprograms", MIT Press, p.109 (1994)
- [5] 伊庭斎志：「遺伝的アルゴリズムの基礎—GA の謎を解く」，オーム社（1994）