

## GP を用いた指向性フィルタの生成と評価

美坂千穂\*石川千里\*\*高田雅美\*\*城和貴\*\*  
\*奈良女子大学理学部情報科学科  
\*\*奈良女子大学院人間文化研究科情報科学専攻

### 概要

近年のデジタルデバイスの進歩に伴い、画像処理技術の活躍分野が広がっている。現在用いられている画像処理のアルゴリズムは処理対象が限定され、汎用性が無いものが多い。そこで、GPを用いて汎用性のある画像処理フィルタを作成する研究に着手した。

本稿では、画像処理フィルタの中でも基本的なエッジ検出フィルタに着目し、GPによる自動生成を試みる。先行実験として、基本的なGPの適用実験を行った。得られたフィルタを適用した結果は一見良好であったが、エッジの方向によって検出できないものも存在した。よって、本稿ではGPを利用して適切なエッジの指向性を学習させる手法を提案する。

## Generation and Evaluation of Directivity Filter using GP

Chiho Misaka\* Chisato Ishikawa\*\* Masami Takata\*\* Kazuki Joe\*\*

\*Department of Information and Computer Sciences, Nara Women's University  
\*\*Graduate School of Humanities Sciences, Nara Women's University

### Abstract

The recent advancement of image processing technology expands its utilization. Many algorithms of the image data processing lack versatility since they are designed for their limited targets. We have studied automatic generation of image-processing filters by GP.

In this paper, we focus on edge detection filters to be generated automatically. In our previous experiments, pure GP was applied for auto-generation of edge detection filter. The resultant filters were not enough learned to detect every directions of edges. Therefore, in this paper, we propose a method for GP to learn the directivity of given edge.

### 1. はじめに

近年、計算機システムの能力が向上するとともに、デジタルカメラやスキャナ、カラープリンタなどのデバイスが高性能かつ比較的低価格で手に入るようになり、デジタル画像処理の技術が身近なところまで広がりをみせている。例えば、デジタルカメラや携帯電話の顔認証や指紋認証があげられる。このように、以前に比べて大変容易に計算機でデジタル画像を取り扱うことが出来るようになり数多くの画像処理アルゴリズムが考案されているが、これらのアルゴリズムは処理対象・目的が限定されているものが多い。処理対象が限定されると、対象が少しでも異なると適切に適用することができない。ゆえに対象ごとのアルゴリズムが必要とされ、その数は膨大になる。そこで我々は、画像フィルタ自動生成をGPによって実現させる研究に着手した。本稿では、画像フィルタとしてエッジ検出フィルタに着目し、GPを用いてエッジ検出フィルタ生成を行う。先行実験として、学習対象を変更することでLaplacian, Sobel, Prewitt, Roberts フィルタを生成することのできるプログラムを、GPを用いて作成した。得られたフィルタは適応度が高く、フィルタを画像に適用した結果も良い

と思われたが、エッジの方向によって検出できていないものがあつた。そこで本稿では、適切なエッジの指向性を学習する手法を提案する。

以下、2章では、GPについて説明する。3章では、GPによるエッジ検出フィルタの自動生成として先行実験、提案する手法についてそれぞれ述べる。そして4章にてまとめる。

### 2. GP

GP (Genetic Programming) とは、進化論的な考え方に基づいてデータを操作し、最適化の問題や学習、推論を扱う手法である GA(Genetic Algorithm)を拡張したもので、1990年にジョン・コザ (John Koza) によって考案されて以来活発に研究なされている分野である。生物は、さまざまな環境に適応しながら進化をたどることができ、そしてその中で交叉し子孫を残すことを繰り返すことにより環境に適した優秀な子孫を残すことができるのである。このメカニズムを模してデータ構造を変形、合成、生成することを目指すのがGAである。GAが遺伝子を配列で表現するのに対し、GPは木

構造を用いるのが特徴である。木構造を持つことで、GA では扱うことのできなかつた数式やプログラムのコードを扱うことができる。

### 3. エッジ検出フィルタ

本稿では、GP を用いたエッジ検出フィルタ自動生成を試みる。本章では、GP の適用方法について述べた後、先行実験として、基本的な GP の適用実験について説明する。そして、主題である適切な指向性を学習する手法について述べる。

#### 3.1 GP の適用方法

本稿における、GP の適用方法について説明する。まず教師用データについて述べる。教師用データとは、GP が学習するためのデータセットのことを言う。本稿では、ファイル形式が単純で取り扱いが容易である白黒濃淡画像の PGM 画像を使用する。

次に、本稿で用いている非終端要素と終端要素をあげる。GP における非終端要素とは関数演算子であり、終端要素は定数や変数である。用いている非終端要素と終端要素はそれぞれ以下の通りである。

<非終端要素>

- $+$   $\cdot$   $-$   $*$   $/$  の四則演算子
- 算術関数 `sprt()`

<終端要素>

- 1~9 の整数
- 画像の各画素の輝度値

輝度値は、char 型の配列に各画素の輝度値を入れ、注目画素とその周囲の8つの画素を用いることとする。

適応度は、教師用データの原画像に GP で生成したフィルタを適用した出力画像と、目標画像の値を比較して求める。

#### 3.2 エッジ検出フィルタの生成実験

GP のエッジ検出フィルタ生成への有効性を調査するために、先行実験として、基本的な GP を用いてエッジ検出フィルタの生成実験を行う。目標となるフィルタは Sobel, Roberts, Prewitt, Laplacian の4つとする。教師用データとして用いたのは、図1の3つである。

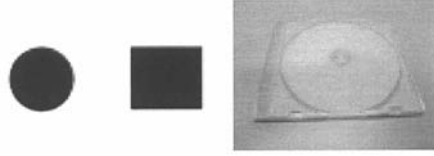


図1 教師用データの原画像

本実験における適応度の計算式は以下の通りである。

$$fitness = \frac{1}{K} \sum_{i=1}^K \left\{ 1 - \frac{\sum_{x=1}^{W_x} \sum_{y=1}^{W_y} |O_i(x, y) - T_i(x, y)|}{W_x * W_y * V_{max}} \right\} \quad (1)$$

ここで  $W_x$ ,  $W_y$ ,  $V_{max}$  は画像の縦幅、横幅、輝度値の最大値であり、 $O$ ,  $T$  がそれぞれ出力画像と目標画像で、 $K$  は教師用データの数である。出力画像と目標画像の各画素での差の和を求め、正規化するために画像の縦幅、横幅、輝度値の最大値の積で割ったものを1から引く。よって目標画像と出力画像が近いほど適応度は大きく、最大値は1.0となる。

プログラムの実行には、個体数や世代数、交叉確率や突然変異確率等のパラメータが必要である。本実験では、個体数 500, 世代数 50, 交叉確率 0.9, 突然変異確率 0.1 という条件のもと実行する。実行した結果生成されたフィルタを適用した画像と、比較のために教師用データのために作成したフィルタを適用した結果を図3~図7に示す。右が GP により生成されたフィルタを適用した結果である。

比較のため、誤差を求めたところ、Sobel 9%, Roberts 1%, Prewitt 12%, Laplacian 0%となった。このように、適応度も高く、目標とするフィルタを適用した画像と、生成されたフィルタを適用した画像とを比較してもほとんど差異は感じられない。ゆえに、GP はエッジ検出フィルタ生成に有効である可能性が高いと判断する。

次に、エッジの指向性を検証するために、図8を適用する。図9は、Sobel を目標フィルタとして図8に適用した結果である。エッジの方向によっては検出できていないことが分かる。エッジ検出フィルタ生成への有効性を更に高めるために、本稿では、適切な指向性を学習する手法を提案する。



図2 原画像

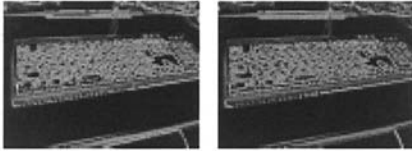


図3 Sobel 適応度 0.987568

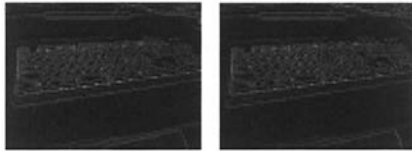


図4 Roberts 適応度 0.995911

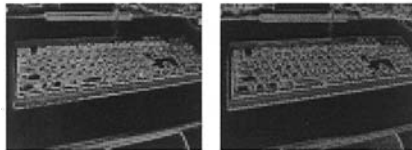


図5 Prewitt 適応度 0.978779

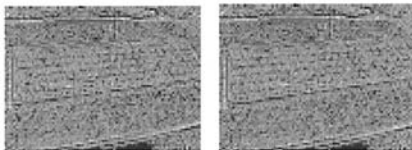


図6 Laplacian 適応度 1

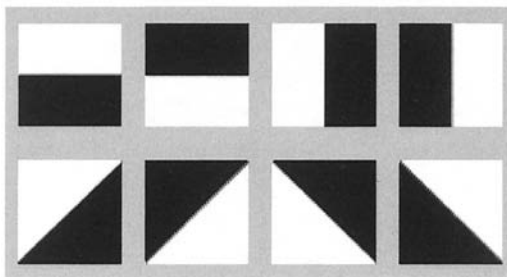


図7 エッジの指向を検証するための画像

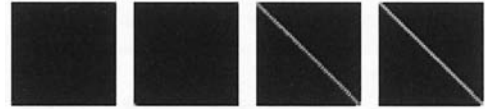


図8 図7にSobelを目標フィルタとして生成されたフィルタの適用結果

### 3.3 提案手法

まず、教師用データとして各方向のエッジが確実に検出できているかわかるように、縦、横、斜めの各方向にエッジが現れる、図7の画像を用いる。また、一般的な画像にも適応できるように、図1に示したCD\_Rの写真の画像も用いることとする。

次に、適応度の計算について説明する。先行実験では、教師用データのセットごとの適応度の和を求め、データ数で割ることで求めていた。しかしこの方法で求めると、ある程度式が近似していると適応度が高くなる。そのため、たとえ有効な部分木が存在しても、適応度が低いものは淘汰されてしまい、局所解に収束してしまっていると考えられる。

そこで本稿では、図8の画像を教師用データとし、適応度を求める次式を提案する。

$$fitness_2 = \prod_{i=1}^8 \left\{ 1 - \frac{\sum_{x=1}^{W_i} \sum_{y=1}^{W_i} W_i(x, y) |O_i(x, y) - T_i(x, y)|}{\sum_{x=1}^{W_i} \sum_{y=1}^{W_i} W_i(x, y) V_{\max}} \right\} \quad (2)$$

ここで $W$ は、重み付画像の値である。本研究で作成したエッジ検出フィルタを適応した結果の画像は、図4～図6を見ると分かるとおり、面積の大部分を黒が占めている。そのため、たとえば一面黒の画像が出力されても適応度は必然的に高くなる。これを避けるために、エッジの部分(画素の白い部分)に重みを付けた画像を重み画像とする。式(2)によって図7の教師用データの適応度を求める。それぞれの方向の、エッジの適応度の直積を求めることで、全体の適応度はエッジの検出が1つでも出来ない方向があると0に近い値となる。つまりすべての方向で、エッジが検出できないと適応度が上がらないのである。この式だけでは、適応度が上がるのは難しく、有効な部分木があっても簡単に淘汰されてしまうのは容易に想像できる。そこで、式(1)によって、一般的な画像の適応度を求め、式(2)を用いて単純な画像の適応度を求め、その平均をとった値を適応度として用いる。

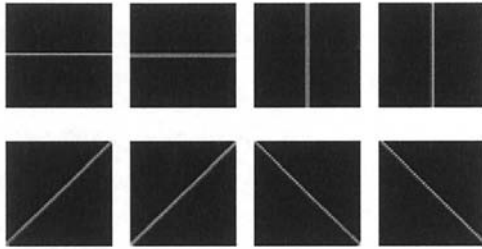


図9 図7にPrewittを目標として自動生成されたフィルタの適用結果

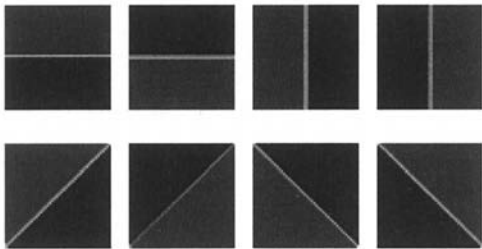


図10 図7にSobelを目標として自動生成されたフィルタの適用結果

### 3.4 実験と評価

本稿では、前回の実験で特に結果の悪かった Prewitt と Sobel を目標とした。

Prewitt を目標フィルタとして、Prewitt を適用した画像を教師データとして用いる。提案手法を実行した結果、適応度 0.841014 という値が得られた。図9は、提案手法によって自動生成されたフィルタを図7に示した画像に適用した結果である。適応度は先行実験よりも低い。図9から、すべての方向でエッジが検出できていることが分かる。また誤差を求めたところ 11%と、先行実験より若干ながら良い値を得ることができた。

同様に Sobel を目標フィルタとした結果は、適応度 0.792888 という値が得られた。図10は、Sobel を目標フィルタとし、自動生成されたフィルタを図7に示した画像に適用した結果である。図10からも、すべての方向でエッジが検出できていることが分かる。

結果より、GP を用いて適切なエッジの指向性を学習させることができたといえる。適応度が従来のものより低く、誤差も先行実験と比較して変わらないのは、重み付画像を用いて式(2)で適応度の直積をとっているため、式(2)から得られる fitness2 の値が小さいためと考えられる。本稿では fitness1 と fitness2 の平均をとって

るため、全体の適応度も下がる。よって、式(1)と式(2)の重みを検証する必要があると考えられる。

### 4. まとめと今後の課題

本稿では、GP を用いたエッジ検出フィルタ自動生成を試みた。適応度を算出する式を1種のみとする基本的な方法を用いた先行実験では、適切な指向性を与えることができなかった。本稿では、8方向のそれぞれのエッジだけを検出する画像を教師用データとして与え、その適応度の直積をとった値と、基本的な手法における適応度の評価との平均を用いることを提案した。これにより、8方向すべてにおいてエッジを検出することに成功した。つまり、フィルタに適切な指向性を学習させることができたと言える。

今後の課題として、画像の重みやパラメータ、適応度の重みの検証を行うことで、更に生成されるフィルタの精度を上げたいと考えている。また、このアルゴリズムを応用し、非終端要素を既存の画像処理フィルタに置き換えることで、新たな画像処理フィルタを作成したいと考えている。

### 【参考文献】

- [1]白川真一 荻野慎太郎 長尾智晴：Genetic Image Network による画像変換の自動構築。情報処理学会論文誌。Vol.48, No.SIG 19, pp.117-126
- [2]長尾智晴 進化的画像処理 昭晃堂 2002年
- [3]平野廣美 遺伝的アルゴリズムと遺伝的プログラミング パーソナルメディア 2000年
- [4]伊庭斉志 遺伝的プログラミング入門 2001年 東京大学出版会
- [5]伊庭斉志 遺伝的プログラミング 1996年 東京電機大学出版局
- [6]齋藤正男 デジタル画像処理 1986年 東海大学出版会
- [7]田村秀行 コンピュータ画像処理 2002年 オーム社出版局
- [8]アルゴリズム入門：第3章画像処理入門  
<http://www.microsoft.com/japan/msdn/academic/Articles/Algorithm/03/>
- [9] edge detection (Sobel filter/Prewitt filter)  
<http://www.mis.med.akita-u.ac.jp/~kata/image/sobel>