

# GA とマルチウィンドウを用いた顔画像からの両眼探索 Eye Detection Using GA Multi Window

薦田 大典† 西村 広光‡ 富川 武彦‡

Daisuke KOMODA Hiromitsu NISHIMURA Takehiko TOMIKAWA

## 1. はじめに

顔画像からの人間の眼の検出は、顔又は特徴認識を必要とするヒューマンインターフェースに欠かせない。そこで我々は顔画像から両眼領域を抽出する方法として、ペアウィンドウという楕円窓の探索モデルと遺伝的アルゴリズム(以下 GA) を組み合わせた方法を既に報告した[1][2]。本研究では、鼻または口情報を考慮した第3の窓を付加し、それら3者間の関係を維持した探索方法への拡張を行い、更に探索方法を改善し精度の向上を試みた。

## 2. マルチウィンドウの原理

ペアウィンドウを用いて顔画像から両眼領域を探索することは、双方の目を別々に探索するのではなく、2つの楕円形の探索窓を左右対称に位置させ探索を行うことを意味する。目を探索する2つの探索窓の関係を上がり目・下がり目、両眼の距離等の拘束条件を与えて探索することでより適切な領域を検出する。本報告ではペアウィンドウに鼻や口情報を考慮した第3の窓を加えたマルチウィンドウを用いて両眼領域探索を行っている。尚、マルチウィンドウの窓の中心点は二等辺三角形を形成している。パラメータは、メインとなるペアウィンドウの中間点 $(x,y)$ 、モデルの回転角度 $\theta_1$ 、ペアウィンドウの窓間の距離 $d_1$ 、楕円の窓の偏平率 $k$ 、楕円の窓の傾斜角度 $\theta_2$ 、ペアウィンドウの中心から垂直な第3のウィンドウの中心までの距離 $d_2$ という7個があり、それらが GA により最適化される。図1はマルチウィンドウの探索モデルであり、GAは、個体数130 増殖率70% 交叉率73% 突然変異率49% とし、100世代で最適解を探索することになる。

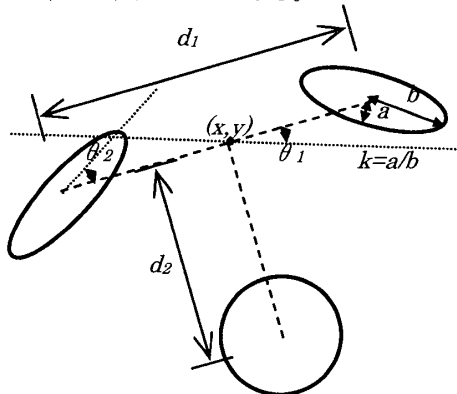


図1マルチウィンドウ探索モデル

## 3. 顔画像からの両眼探索

入力された顔画像に対してエッジの抽出処理を施し、そこから図1のマルチウィンドウの探索モデルを用いて評価値を算出し、両眼探索を行う。以下、評価値の算出方法及び遺伝子構造について述べる。

### 3.1. 評価値の算出方法

この探索モデルを使用する際の評価方法は、顔画像中の他の部分と比較して目の輪郭からエッジが強く出ている事実から、評価関数 $F$ が以下のように導かれる

$$F = F_1 + F_2 + F_3 + F_4$$

$F_1$ は3つの窓によって検出された画像中のエッジ部分の評価である。

$$F_1 = \sum_{i=1}^2 \sum_{j=1}^n \left( \frac{g_{ij}}{n} \right) + \sum_{k=1}^m \left( \frac{g_k}{m} \right)$$

$n, m$ :探索窓の中のピクセル数

$F_2$ はメインとなるペアウィンドウが左右対称になっていない場合に適用されるペナルティ、 $R_1$ は閾値である。

$$F_2 = \begin{cases} 0: \left| \sum_{j=1}^n g_{1j} - \sum_{k=1}^n g_{2k} \right| \leq R_1 \\ P: \left| \sum_{j=1}^n g_{1j} - \sum_{k=1}^n g_{2k} \right| > R_1 \end{cases}$$

$F_3$ は第3の窓の評価がメインのペアウィンドウの平均評価値よりかなり高いか低い場合のペナルティ、 $R_2$ は閾値である。第3の窓の高すぎる評価値は目を探索していることを示し、低すぎる評価値は鼻や口を探索できていない可能性が高いことによる。

$$F_3 = \begin{cases} P: \sum_{i=1}^2 \sum_{j=1}^n \left( \frac{g_{ij}}{2n} \right) - \sum_{k=1}^m \left( \frac{g_k}{m} \right) \leq 0 \\ P: \sum_{i=1}^2 \sum_{j=1}^n \left( \frac{g_{ij}}{2n} \right) - \sum_{k=1}^m \left( \frac{g_k}{m} \right) > R_2 \\ 0: \sum_{i=1}^2 \sum_{j=1}^n \left( \frac{g_{ij}}{2n} \right) - \sum_{k=1}^m \left( \frac{g_k}{m} \right) \leq R_2 \end{cases}$$

† 神奈川工科大学大学院 工学研究科

‡ 神奈川工科大学 情報学部 情報メディア学科

$W$  を探索モデルの領域、 $I$  を画像全体の領域とした時、探索モデルが画像の境界にかかってしまった場合に適用されるペナルティである  $F_4$  は次式で求められる。

$$F_4 = \begin{cases} 0 & : W \in I \\ P & : W \notin I \end{cases}$$

### 3.2 遺伝子情報

ここで本研究でのマルチウインドウ探索モデルの遺伝子構造を表 1 に示す。

表 1 探索モデルの遺伝子構造

	$x$	$y$	$\theta_1$	$\theta_2$	$k$	$d_1$	$d_2$
Bit 数	8	8	7	4	4	4	4

$x, y$ : 探索モデルの中心座標 0~255

$\theta_1$ : モデルの回転角 -64~63

$\theta_2$ : 楕円の窓の傾斜角度 -8~7

$k$ : 楕円の窓の偏平率 0.5~0.713

$d_1$ : ペアウインドウの窓間の距離 53~75.5

$d_2$ : ペアウインドウの窓の中心から垂直な第 3 の窓の中心までの距離 60~100

### 4. 実験結果

256×256 ピクセルの濃淡顔画像 28 サンプルに対して、提案探索モデルで 100 回の繰り返し探索を行った。このとき利用したサンプルは、正面を向いた画像・傾いた画像・少し横を向いた画像の 3 種類に大別される。

表 2 にペアウインドウとマルチウインドウそれぞれの方法での両眼領域の探索成功率を示す。

表 2 両眼領域探索成功率

	探索成功率
ペアウインドウ	1272/2800
マルチウインドウ	2729/2800

表 2 の結果から、ペアウインドウを用いた両眼探索に比べ、マルチウインドウを用いた両眼探索は、探索精度が飛躍的に向上したことがわかる。

しかし、探索失敗したサンプルを検証したところ、傾いた顔画像に対しての探索精度は、殆ど向上していないことが解った。

傾いた顔画像に対して探索精度が低い原因を調査したところ、従来までのエッジ抽出方法が斜め方向のエッジを十分に抽出できていないことが原因と考えられた。そこで、8 近傍のラプラシアンフィルタを利用してエッジ抽出するように変更した。変更したマルチウインドウの探索実験結果を表 3 に示す。

表 3 提案手法による探索成功率

	探索成功率
提案手法	2795/2800

この手法で実験したところ、約 99.8% の確立で探索に成功した。ここでこの手法を用いた時、どのような場合に失敗しているのかを調べるために、顔画像から 100 回両眼探索

した結果の評価値を昇順に並べ替えたグラフを図 2 と図 3 に示す。

図 2 中の左側の画像が失敗例、右側の画像が成功例である。失敗の原因として、この画像では口を開いて歯が見えるため強いエッジが抽出され、ペアウインドウの片方がそこを検出したことによるものと思われる。

次に図 3 では、図中の左側の画像が成功例、右側の画像が失敗例である。この顔画像においては、ほとんどの場合において探索に成功しているが、評価値が最も高くなったときに失敗している。これはこの画像の背景から強いエッジが抽出され、第 3 の窓がその部分を検出したためと考えられる。

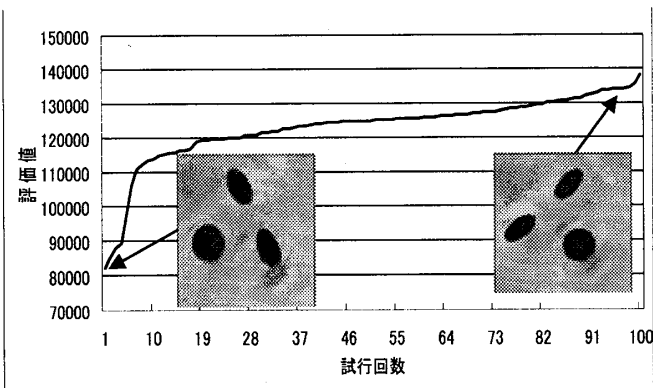
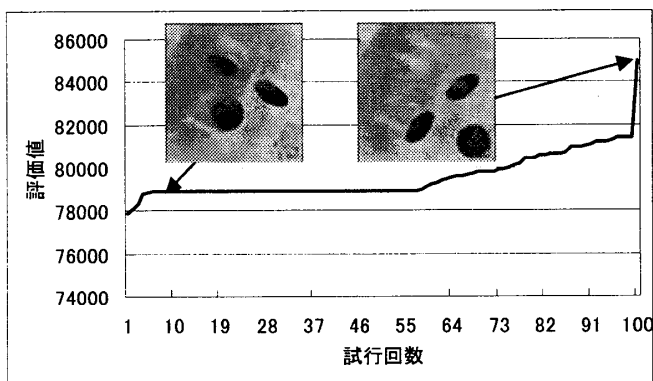


図 2 両眼探索例 1



### 5. まとめ

本提案システムにより、顔画像中からの両眼領域探索をある程度実現出来たといえる。また、傾いた顔画像からの探索にも精度を向上することが出来た。しかしながら、対象の画像に背景が入った場合に誤探索されることがあり、今後の課題となった。

#### 参考文献

- [1] Heywood Absaloms, "A Study of Human Eyes' Detection by Window-Pair Chasing"
- [2] 山岸貴俊, "遺伝的アルゴリズムの画像処理への応用" 神奈川工科大学 電気電子工学科卒業修士論文(1993)