

NAIST-IS-MT351042

修士論文

遺伝的アルゴリズムによる距離画像からの 物体の3次元剛体運動パラメータの推定

佐藤 紀之

1995年 2月 20日

奈良先端科学技術大学院大学
情報科学研究科 情報システム学専攻

本論文は奈良先端科学技術大学院大学情報科学研究科において
修士(工学) 授与の要件として提出された修士論文である。

提出者： 佐藤 紀之

指導教官： 横矢 直和 教授
千原 國宏 教授
荻原 剛志 助教授

遺伝的アルゴリズムによる距離画像からの 物体の3次元剛体運動パラメータの推定*

佐藤 紀之

内容梗概

複数の距離画像から物体の運動を推定することは、物体認識や運動解析を目的とした距離画像処理の重要なテーマの一つである。従来法は物体の特徴抽出による画像間の対応づけを用いていたため、実画像のノイズやオクルージョンに大きく影響されるという欠点があった。本論文では、2枚の距離画像から3次元の剛体運動のパラメータを求めるという問題に、遺伝的アルゴリズム (Genetic Algorithms-GA) を導入し、ノイズやオクルージョンに影響されずに運動パラメータを推定する方法について検討を行なった。

GA は取り扱うパラメータを遺伝子に置き換え、生物の進化に見られる適応・淘汰を模倣したメカニズムによって解を探索する手法である。3次元剛体運動のパラメータ推定を多次元の探索問題と考えたとき、GA の持つ多点同時探索能力や大域的探索能力は、この問題に対して有効な手法となり得る可能性を持つ。本論文では、剛体運動パラメータの推定問題を GA のアプローチによってどのように解決できるかについて検討し、物体の特徴抽出を利用せずにパラメータを推定する手法の提案を行なう。さらに、実画像を用いた実験を通してその有用性を検証する。

キーワード

遺伝的アルゴリズム, 距離画像解析, 剛体運動パラメータ推定, 最適化

*奈良先端科学技術大学院大学 情報科学研究科 情報システム学専攻 修士論文, NAIST-IS-MT351042, 1995年2月20日.

Estimating 3D Rigid Motion Parameters from Range Images Using a Genetic Algorithm*

Noriyuki Sato

Abstract

3D rigid motion parameter estimation from multiple images has much importance in real image analysis, however, it is very difficult owing to noise and occlusion of images. This paper proposes a GA(genetic algorithms)-based approach for estimating 3D rigid motion parameters from a pair of range images. GA is an optimization method that models a natural evolution mechanism. Each individual in GA is a candidate of the answer of given problem.

While usual searching methods often fall into local minimum solutions, GA-based methods can avoid such solutions because of ability of multiple points searching and mechanism of mutation. GA is a useful method to estimate multiple parameters, and this is the reason that GA is used for 3D rigid motion analysis in this paper. However, there is no obvious way to construct a GA-based method for given problem, which highly depends on characteristics of the problem.

This paper shows the details of the GA-based method for 3D rigid motion parameter estimation and results of the method applied to real range image data. Effectiveness and weakness of the method are also discussed.

Keywords:

genetic algorithm, range image analysis, 3D rigid motion parameter estimation, optimization

*Master's Thesis, Department of Information Systems, Graduate School of Information Science, Nara Institute of Science and Technology, NAIST-IS-MT351042, February 20, 1995.

目次

1. 緒言	1
2. 距離画像からの剛体運動パラメータの推定	4
2.1 3次元画像の表現	4
2.2 剛体運動の表現	5
2.3 従来法	6
3. 遺伝的アルゴリズムの概要	10
3.1 GAの基本概念	10
3.1.1 生物の遺伝情報	10
3.1.2 GAの遺伝情報と情報処理プロセス	11
3.2 GAにおける情報の操作	14
3.2.1 遺伝情報の決定	14
3.2.2 適応度の評価	14
3.2.3 選択	14
3.2.4 交叉	15
3.2.5 突然変異	17
3.3 GAの応用	17
4. GAによる3次元剛体運動パラメータの推定	19
4.1 GAの導入	19
4.2 アルゴリズムの概要	20
4.2.1 遺伝子型の決定	20
4.2.2 初期集団の生成	21
4.2.3 運動パラメータによる距離画像の変換と評価	21
4.2.4 淘汰	23
4.2.5 交叉・突然変異	24
4.2.6 個体群評価	25
5. 実験	27
5.1 3次元画像入力	27
5.2 人工データによる実験結果	31
5.3 実画像による実験結果	35
5.4 回転体を対象とした実画像による実験結果	39
5.5 実験のまとめ	43

6. 議論	44
6.1 評価関数の妥当性	44
6.2 オクルージョンのあるデータの扱い	44
6.3 データ形式について	45
6.4 GA の適用法について	46
7. むすび	47
謝辞	49
参考文献	50

図目次

2.1	距離画像による3次元形状の表現	4
2.2	2枚の画像間の剛体運動	5
2.3	画像空間の表現	6
3.1	遺伝子型と表現型	11
3.2	染色体と遺伝子の摸式図	12
3.3	交叉と突然変異	12
3.4	GAの挙動	13
3.5	単純交叉の例	16
3.6	複数点交叉の例	16
3.7	実数パラメータの交叉	16
4.1	画像の遺伝子へのコード化の例	20
4.2	画像の評価の概念図	22
4.3	適応度に基づく淘汰と交叉	26
5.1	3次元画像入力システムの外観	28
5.2	レーザ計測の概念図	29
5.3	Cubistの座標系	29
5.4	256階調に変換した距離画像の例	30
5.5	実験1の結果	33
5.6	実験1: 世代による個体の適応度の変化	33
5.7	実験2の結果	34
5.8	実験2: 世代による個体の適応度の変化	34
5.9	実験3の結果	37
5.10	実験3: 世代による個体の適応度の変化	37
5.11	実験4の結果	38
5.12	実験4: 世代による個体の適応度の変化	38
5.13	実験5の結果	41
5.14	実験5: 世代による個体の適応度の変化	41
5.15	実験6の結果	42
5.16	実験6: 世代による個体の適応度の変化	42

表目次

5.1	実験1、実験2で得られたパラメータ	31
-----	-------------------	----

5.2	実験 3、実験 4 で得られたパラメータ	35
5.3	実験 5、実験 6 で得られたパラメータ	39

1. 緒言

2枚の距離画像から3次元の剛体運動パラメータを獲得することは、距離画像処理において基本的かつ重要な問題である。剛体運動パラメータの獲得は、複数視点からの距離画像の統合、距離動画像を用いた運動解析、モデルに基づいた物体認識などの応用において特に有効である。

2枚の距離画像間で起こった物体の運動は、物体が画像間で変形のない物体、即ち剛体であると仮定すれば、 x, y, z 各軸の回転成分と平行移動成分の6つのパラメータで表現できる。これまでも、剛体運動パラメータを得る問題に関しては様々な研究が行なわれてきた。

Faugeras と Hebert[1]の方法および Horn[2]の方法では、剛体の複数の点のそれぞれが運動の前後で対応づけられている場合に、その運動を推定する方法としてSVD(Singular Value Decomposition)法を導入した。この方法では、あらかじめ正しい点对応が与えられていることを前提としている。

Beslら[3]は、ICP(Iterative Closest Point)アルゴリズムを提案している。このアルゴリズムでは、運動後の点は運動前の点の比較的近くに現れると仮定して行なわれる最近点の対応づけと3次元の剛体運動を推定するSVD法を反復し、最終的に全体に均一な運動を決定する。この方法では、運動前と運動後の全ての点が正しく対応づけられなければ正しく運動パラメータを推定できない。

増田、横矢[4]の方法は、Beslらの方法を改良し、ランダムサンプリングを用いて選択した点によって対応づけを行ない、運動を推定する。この方法は確率的で、正しい推定が行なわれる確率は、はずれ値の含有率、標本の要素の数、そして抽出の繰り返し回数に依存する。標本化によって計算量を削減できるが、正しい推定を行なうためにはより多くの標本点が必要であり、計算量と正しい推定を行なうために必要な標本点の数は互いに相反する要求の上にある。

Kehtarnavazら[5]の方法では、剛体運動には不変の特徴量である曲率を用いている。曲率は微分量であり、極めて狭い領域で決められる特徴量なのでノイズに影響されやすい。また、運動の前後でオクルージョンによる特徴点の発生や消失が起こるため挙動が不安定で、確実な対応をつけることが困難である。

脇迫、鎌田、河口 [6]の方法では、曲率符号やエッジ情報などによって得た特徴量を用いて画像を平面、2次曲面の領域に分け、画像間で対応する面を検索する。この方法では曲率とエッジ情報をもとに領域分割を

行なうため、入力データは平面と2次元曲面を適度に含んだ単純な形状に限られる。

以上のように従来法では、対象となる物体が既知である必要があったり、形状に制限があるなどの問題があった。また、剛体運動には不変の特徴量を用いる方法ではノイズによる誤差が問題となった。点の対応づけによる方法では、点の対応づけが1対1に決定されている必要があったり、また、これを避けようとした標本値による推定の方法も、十分な数の標本値を得ようとするれば計算量が増大し、標本値が少ないとノイズやオクルージョンのようなはずれ値の影響を受けるといった問題があった。さらに点の対応づけは一意的に特定できるものではないため、回転角度による局所解が多く、また回転角が大きい場合、推定が困難であるなどの問題があった。

本研究では、2枚の距離画像から3次元の剛体運動のパラメータを求めるために、遺伝的アルゴリズム (Genetic Algorithms-GA) [7] [8] [13] を導入し、パラメータの推定を試みた。GA は取り扱うパラメータを遺伝子に置き換え、生物の進化に見られる適応・淘汰を模倣したメカニズムによって、解を探索する手法である。GA の構成方法は解こうとする問題に大きく依存し、一般的な適用手法はいまだ確立されておらず、問題に応じて試行錯誤的に構築する必要がある。また、ビジョンでの適用例も少ない [12]。

本研究では画像の特徴量抽出を行わず、物体の形状にも特に制限はない。GA は、最適値探索手法として大域的探索能力に優れている、多点同時探索が可能であるなどの特徴を持ち、回転が大きい場合などにも探索が可能であると考えた。局所解に陥った場合にも、GA の特徴的な操作である突然変異により局所解を脱出することが可能ではないかと考えた。

そして、GA のアプローチのみによってこの問題をどのように解決できるかについて中心的に検討するため、オクルージョンが大きいことを前提に実験を行なった。オクルージョンは今現在見ている画像中には現れていない点あるいは面であり、これら画像間で発生した点の増減に対して適切と思われる評価関数の設定は困難である。

このことを念頭に、まず人工画像を入力とした実験を行なった。この実験ではオクルージョンによって生じる画素の増減に対して、ある程度までは推定が可能であることが分かった。次に実画像による実験を行ない、推定に成功した例と失敗した例を比較し、オクルージョンなどによ

るいくつかの問題点を明らかにした。

2章では、本研究の問題である距離画像からの3次元剛体運動推定について述べる。

3章では、本研究で導入したGAについて一般的な概要と、これまでに行なわれた研究の例を述べる。

4章では、3次元剛体運動のパラメータ推定問題にGAを導入する方法を述べる。

5章には本論文で提案した手法を用いた実験とその結果を示す。

6章にそれらに対する考察、問題点に対する対応策、今後の課題を述べる。

7章はまとめである。

2. 距離画像からの剛体運動パラメータの推定

複数の画像間で物体に生じた運動を知ることは、画像処理において基本的かつ重要な問題である。画像間に生じた運動パラメータの獲得は、複数視点からの距離画像の統合、距離動画像を用いた運動解析、モデルに基づいた物体認識などの応用において特に有効である。

本章では、本研究で入力の対象とした距離画像と、問題とする剛体運動パラメータについて説明する。

2.1 3次元画像の表現

3次元の形状を表すもっとも基本的な方法として、対象物の表面の点集合を (x, y, z) の座標データとして表現するものがある。ここで (x, y) を図 2.1(a) に示すような2次元格子状に等間隔に目盛り、 $x-y$ 平面に対する高さを $z = f(x, y)$ として表示すれば、3次元座標空間内の点集合を2次元の格子上的データとして表すことができる。このような形式によって3次元の形状を表したものを距離画像 (range image) とする。

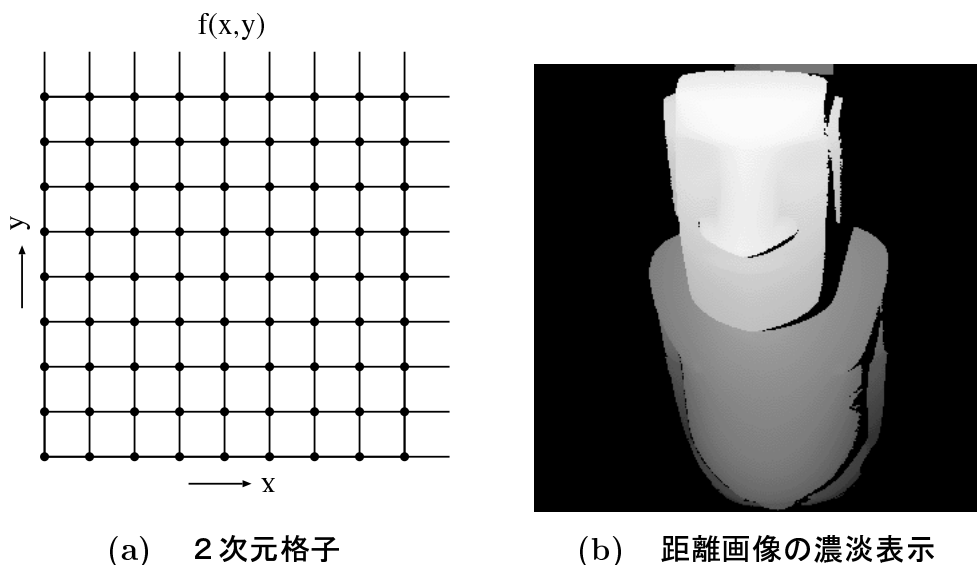


図 2.1 距離画像による3次元形状の表現

一般にデジタル化された画像データは、カメラの結像面に映る映像を細かく格子状に分割し標本化した2次元格子データである。その標本点を画素あるいはピクセル (pixel) と呼ぶ。一般の画像はこの画素の値と

して、カメラから見える対象物の明暗の値を持っている。距離画像はこのような2次元格子データであり、画素として対象物体までの距離に関する情報を持つものである[9]。3次元の情報ではあるが、カメラ側から測定した物体表面の情報しかなく、背面や物体内部の情報を持っていない。図 2.1(b) は距離画像の距離情報を濃淡値に置き換えて表示した例である。

本論文では、入力となる画像データとして、このような距離画像を用いる。

2.2 剛体運動の表現

本研究で扱う画像間の物体運動は、運動の影響によって対象となる物体に変形がないことを条件にした剛体運動であるとする。またそのとき、物体の3次元形状は既知でないものとする。こうした剛体運動は、画像内の物体に対してある回転運動と平行移動が加えられたものとして捉えることができる。

本論文では、求めようとする剛体運動は x, y, z 各軸の回転成分3つと平行移動成分3つの合計6つのパラメータで表現し、 T と表すことにする。 T は回転成分 R と平行移動ベクトル t とで表される1次変換である。図 2.2 に示すのは、画像間で起こった剛体運動を表す概念図である。運動前の画像を $Image_I$ 、運動後の画像を $Image_{II}$ とする。

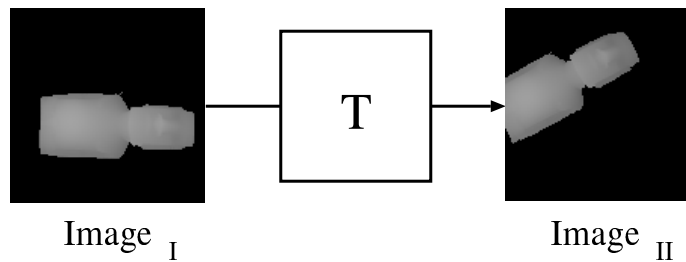


図 2.2 2枚の画像間の剛体運動

3次元空間の任意の点 $p(x, y, z)$ の運動は、

$$T(p) = Rp + t \quad (2.1)$$

のように表される。集合 $P = \{p_i\}$ に属するすべての点を変換した点の集合は $T(P) = \{Rp_i + t\}$ で表される。

求める6つのパラメータのうち、 x, y, z 各軸の回転角を $\theta_x, \theta_y, \theta_z$ とすると、回転成分 R は3次元アフィン変換の行列式に従って[11]、次のようになる。

$$R = \begin{bmatrix} \cos\theta_y \cos\theta_z & \sin\theta_x \sin\theta_y \cos\theta_z - \cos\theta_x \sin\theta_z & \cos\theta_x \sin\theta_y \cos\theta_z + \sin\theta_x \sin\theta_z \\ \cos\theta_y \sin\theta_z & \sin\theta_x \sin\theta_y \sin\theta_z + \cos\theta_x \cos\theta_z & \cos\theta_x \sin\theta_y \sin\theta_z - \sin\theta_x \cos\theta_z \\ -\sin\theta_y & \sin\theta_x \cos\theta_y & \cos\theta_x \cos\theta_y \end{bmatrix}$$

また、各軸方向への平行移動成分を t_x, t_y, t_z とすると、平行移動成分 t は、

$$t = (t_x, t_y, t_z)$$

と表せる。なお、実験において回転角は度数法、平行移動の単位として画素を用い、画像空間の座標中心は画像の左下角、回転は右手系とする。

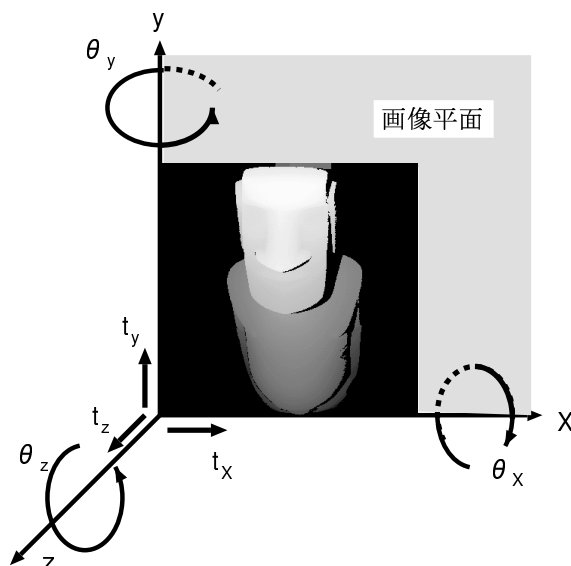


図 2.3 画像空間の表現

2.3 従来法

これまでも、剛体運動パラメータを得る問題に関しては様々な研究が行なわれてきた。

Faugeras と Hebert[1]の方法および Horn[2]の方法では、剛体の複数の点のそれぞれが運動の前後で対応づけられている場合に、その運動を推定する手法として SVD(Singular Value Decomposition)法を導入した。SVD法では、運動を表現する最適な回転行列は、対応づけられた点間の共分散から作られる 4×4 行列の最大固有値に対応する固有ベクトルとして 4 元数をもとに生成される。この方法では、あらかじめ正しい点对応が与えられていることを前提としている。

Beslら[3]は、ICP(Iterative Closest Point)アルゴリズムを提案している。このアルゴリズムでは、運動後の点は運動前の点の比較的近くに現れると仮定して行なわれる最近点の対応づけと 3 次元の剛体運動を推定する SVD 法を反復し、最終的に全体に均一な運動を決定する。この方法では、運動前と運動後の 3 次元形状を入力データとし、これらの全ての点が正しく対応づけられなければ正しく運動パラメータを推定できない。

増田、横矢[4]の方法は、ランダムサンプリングを用いて選択した点によって対応づけを行ない、運動を推定する。ランダムサンプリングによって与えられた入力から確率的に標本の抽出を繰り返すうちには、少なくとも 1 回は、はずれ値を含まない標本をある確率で抽出できる。はずれ値とはノイズやオクルージョン (occlusion: 物体に生じた隠蔽) によって現れた対応の取れない点のことをいう。ICP アルゴリズムとは、運動前の画像 $Image_I$ と運動後の画像 $Image_{II}$ の 2 枚の画像を比べたとき、 $Image_I$ の点 $p(x, y)$ は $Image_{II}$ 中の (x, y) に比較的近いところに現れると仮定して、仮の対応づけを行なうものである。ランダムサンプリングで選んだ標本点すべてに、この対応づけを行なう。この仮の対応づけを行なった標本点群を元に、SVD 法で運動の推定を行なう。ICP 法と SVD 法により仮に対応づけられた点から剛体運動のパラメータが得られる。得たパラメータを LMS(Least Median of Squares) 推定によって評価する。LMS 推定は差の自乗の中間値を最小化するように推定するので、ランダムサンプリングによって選んだ点に 50% のはずれ値が含まれていても影響を受けない。

この方法では、標本化によって計算量を削減できるが、標本点の数を増やせば、確率的に正しい対応づけにより近くなると期待できる。従って、正しい推定を行なうためにはより多くの標本点が必要であり、計算量と正しい推定を行なうために必要な標本点の数は互いに相反する要求の上にある。また、最近点を対応点として仮定するため、推定可能な運動には限界がある。

Kehtarnavaz ら [5] の方法では、剛体運動には不変の特徴量である曲率を用いている。曲率は微分量であり、極めて狭い領域で決められる特徴量なのでノイズに影響されやすい。また、運動の前後ではオクルージョンによる特徴点の発生や消失が起こるため挙動が不安定で、確実な対応をつけることが困難である。

脇迫、鎌田、河口 [6] の方法では、曲率符号やエッジ情報などによって画像をあらかじめ領域分割した上で各領域の特徴量を求め、それによって領域を平面、2次曲面に分け、画像間で対応する面を検索する。領域分割の方法で画像処理によって検出されるエッジとは、“画像中の対象物に対応する部分では、特徴(濃度、色、テクスチャーなど)が一様で、異なる対象物あるいは対象物の部分間では特徴が急激に変化している”という仮定に基づき、特徴の不連続部分を抽出したものを言う[10]。閉じたエッジによって領域を求め、特徴の一様な連結領域に画像を分割する。

この方法では、2次曲面の近似精度に関して問題がある。曲率は微分量であり、極めて狭い領域で決定される特徴量であるのでノイズの影響を受けやすい。領域分割においてはエッジ情報と曲率符号をそれぞれ独立に用いてノイズの影響を回避しているが、2次曲面の再構成においてはやや誤差を残した。またこの方法では対象となる物体の条件として、平面と2次曲面を適度に含んだ単純な形状であることが前提となっている。

従来法では、対象となる物体については、3次元形状が既知である必要があったり、形状に制限があるなどの問題があった。また、剛体運動には不変の特徴量を用いる方法ではノイズによる誤差が問題となった。点の対応づけによる方法では、点の対応づけが1対1に決定されていなければならなかったり、また、これを回避しようとしたランダムサンプリングの方法では、十分なサンプリングを行なうと処理に時間を要し、サンプリングが少ないとノイズやオクルージョンなどのはずれ値の影響を受けるなどの問題があった。さらに点の対応づけは一意に特定できるものではないため、回転角度による局所解が多く、また回転角度が大きい場合、推定が困難であるなどの問題があった。

本研究で提案する手法では画像の特徴量抽出を行なわないため、物体の形状に特に制限はない。GAは複数個体を同時保有することによる多点探索、個体内に遺伝子としてパラメータを保持することによる多次元の探索が可能となっている。これによって、回転角度が大きい場合などでも推定が可能であると考えた。また、局所会に陥った場合にも、GAの独特の操作である突然変異によって、局所解を脱出することが可能ではな

いかと考えた。

本研究では、これらの理由から剛体運動のパラメータ推定に GA を導入した。

3. 遺伝的アルゴリズムの概要

遺伝的アルゴリズム (Genetic Algorithms: GA) [7] [8] は、生物進化の原理に着想を得た情報処理モデルであり、確率的探索、学習、最適化の一手法と考えることができる。ここで用いる GA は最適化手法であり、取り扱うパラメータを遺伝子に置き換え、生物の進化に見られる適応・淘汰を模倣したメカニズムによって解を探索していくものである。

本章では、GA の用語の説明、基本概念などを説明する。

3.1 GA の基本概念

3.1.1 生物の遺伝情報

生物は、後の世代に情報を伝える媒体として、四種の塩基の組合せによって表される染色体 (chromosome) を持つ。染色体の各位置には、どのような遺伝情報が記述されるかは決まっており、このような位置を遺伝子座 (locus) と呼ぶ。一般に、どの遺伝子座がどういう形態や機能の発現を制御するかは決まっており、各々の遺伝子座にどのような塩基配列が存在するかがその個体の遺伝的特徴を決定する。染色体の数は生物種によって異なるが、同一種では定数であり、この染色体の数一揃えをゲノム (genome) と呼び、常に相同な対 (相同染色体) として保持されている。

各遺伝子座に対して塩基配列で表現されたコードを遺伝子 (gene) と呼ぶ。そして、遺伝子の組合せのパターンを遺伝子型 (genotype) と言う。個体は遺伝子型をデコードしたものと見なすことができるため、表現型 (phenotype) と呼ばれることもある。図 3.1 にその関係を示す。

生物は、有性生殖と自然選択という 2 つのプロセスを、おもな駆動力として進化していると考えられている。有性生殖では、精子と卵子の受精に代表されるように、生殖時に染色体の任意の長さのところで遺伝子交換を行う交叉 (crossover) という遺伝子の組み換えが行われる。また、交叉の際に遺伝的な複製ミスが生じることがある。これは生物界にごく一般に見られる現象で、突然変異 (mutation) と呼ばれる。淘汰 (selection) によって、多様化した生物個体群 (population) のうち、環境に適合したもののみが残される。

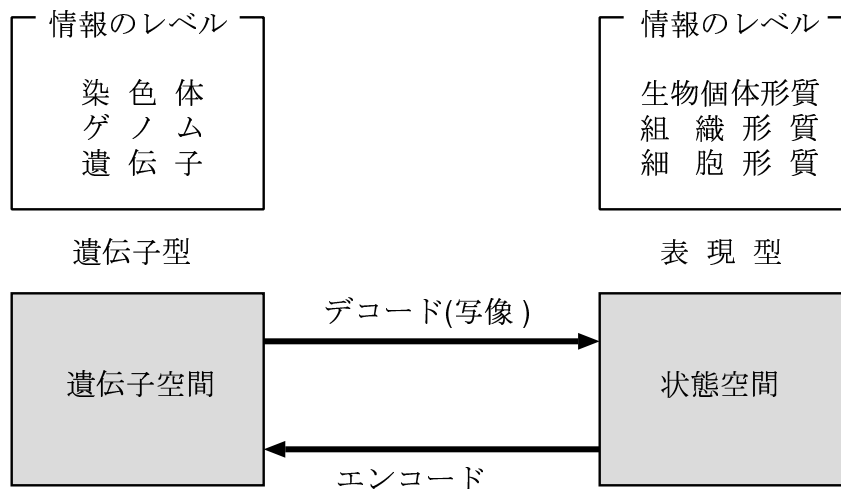


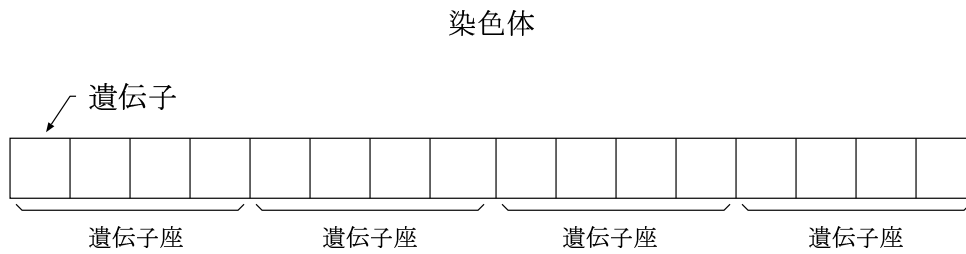
図 3.1 遺伝子型と表現型

3.1.2 GA の遺伝情報と情報処理プロセス

GA は、以上に要約したような個体に対する遺伝子型と表現型の捉え方、生殖と淘汰による生物の進化の様を模倣したものである。以下では、これを GA の言葉に置き換える。

ある問題がある。生物にとって周囲の環境が世界であるように、GA の個体にとっては、与えられている問題が世界である。その世界にばらまかれた解候補、それが GA の初期集団である。初期集団は個体からなる一つの群で、各々は探索の目的となるパラメータを持つ。これは生物においては染色体あるいは遺伝子座として表現されていたものである。

染色体が 1 次元配列 (string) で表現される場合では、1 次元配列上に遺伝子として置き換えられ、これら遺伝子の配列からなる染色体は遺伝子型のデータと呼ばれる。図 3.2 に示す例は、ビット列表記の遺伝子型である。



例

遺伝子型 : bit string 011101011000000110101

図 3.2 染色体と遺伝子の模式図

GAにおける交叉では、遺伝子型の表現によって方法は異なるものの、親となる二個体の遺伝子の一部を交換する。突然変異は確率的に行なわれる。図 3.3は交叉と突然変異の模式図である。交叉は突然変異に比べて効果的で効率良く遺伝子データの多様化をなしえ、突然変異は確率的ではあるが探索空間の拡大を促す。

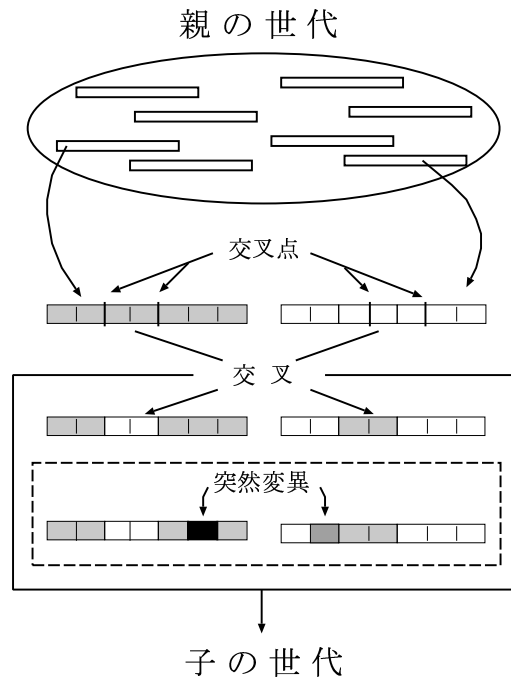


図 3.3 交叉と突然変異

個体数は交叉によって増加するが、一方で、環境に対して適応してい

る個体だけを選抜して残す操作が必要となる。自然選択で決定される、次世代の繁殖生物を決めるような淘汰がここで行なわれる。取り組む問題に依存した評価関数を設定し、それによって個体が環境にどれだけ適応できたかを評価する。弱い個体すなわち問題に不適當な解は淘汰され、強い個体すなわち問題の望む解が残される。

こうして世代交代された個体群は、問題を十分に満たす解が存在しないときは、評価と淘汰を繰り返す、解を探索してゆく。図 3.4は、GA の挙動を図示したものである。

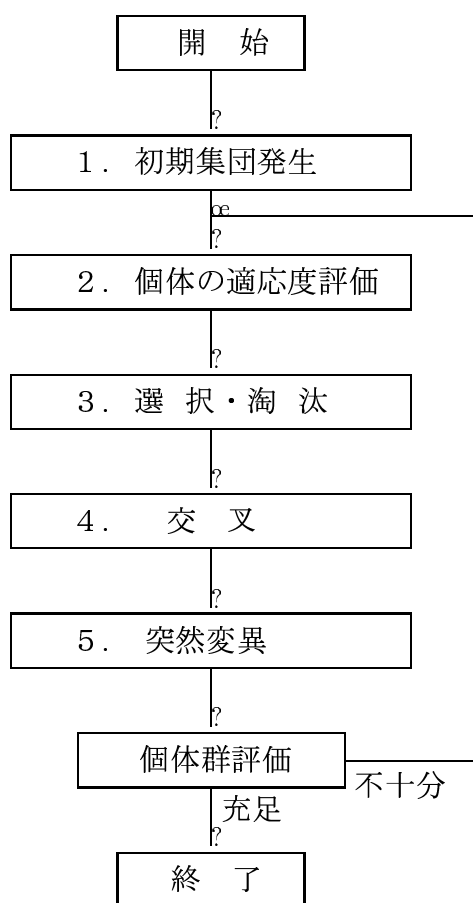


図 3.4 GA の挙動

3.2 GAにおける情報の操作

3.2.1 遺伝情報の決定

遺伝子型の決定は問題依存であって、一概にその方法をいえるわけではない。通常の GA では、求める解をビットストリングに置き換えるが、本研究のように、求めるパラメータが回転角度成分と平行移動成分のような連続量である場合には、実数を遺伝子型に選ぶ方が操作が容易である。

初期集団の各個体は、空間を幅広く有効に探索できるように配慮する必要がある。遺伝子を実数で持つ GA の場合、初期集団に全くランダムに値を与える方法もあるが、パラメータ数が多くかつ探索空間が広いときなど、全くのランダムに初期探索点を設定するよりも、ある一定間隔の格子状に探索点を配置した方が初期探索空間を有効に獲得できる場合もある。

発生させる個体数は、探索空間の広さに応じて決定する。

3.2.2 適応度の評価

生物個体が厳しい環境で生きることが要求されるように、問題世界に生きる個体は、果たしてそれが有用な遺伝子を持つものであるかどうかを評価される。自然界における生物進化の過程では、環境への適応度 (fitness) の高い個体が多く生き残るように淘汰される。

GA では、個体に適応度を対応させるための関数を適応関数と呼び、それによって各個体の問題に対する適応度が測られる。適応度が高い個体が残され、低い個体は淘汰される。

3.2.3 選択

それぞれの個体に対して適応度が決定されたら、それに基づく選択・交配が行なわれる。自然界に見られるような適者生存の法則は GA においても適用され、通常、選択による交配は、適応度の高い個体が多くの子孫を残す機構となる。これによって、よりよい個体を形成する遺伝子が集団中に広がるのである。その方法はさまざまであり、以下にその幾つかを紹介する。

(a) 適応度比例戦略

各個体の適応度に比例した確率で、子孫を残せる可能性がある戦略である。選択確率の大きな個体は複数回の交配に参加する

ので、その遺伝子は集団中に広がっていく。

(b) 期待値戦略

確率的選択での問題点は、個体数が十分多くないときに、乱数の揺らぎに依って適応度を正確に反映しない選択をする可能性があるということである。期待値戦略はこの問題を解決しようとする手法である。期待値戦略では、各個体が残す子孫の期待値を計算する。そして、その個体が選択された場合には、その期待値から 0.5 引く。これによって、最悪でも、期待値より 0.5 の偏差で子孫を残すことが可能になる。

(c) ランク戦略

適応度によって各個体をランクづけし、あらかじめ各ランクに対して決められた確率で子孫を残せるようにする。

(d) エリート保存戦略

集団中で最も適応度の高い個体をそのまま次世代に残す方法である。この方法を採用すると、その時点で最も良い解が、交叉や突然変異で破壊されないという利点がある。ただし、エリート個体の遺伝子が集団中に急速に広がる可能性が高いため、局所解 (local minimum) に陥る危険性もある。一般に、この戦略は他の戦略との組合せで使われる。

(e) トーナメント選択戦略

集団中から個体をランダムに選択し、その中で最も適応度の高い個体を次世代に残すという手続きを、次世代に残したい数の個体を選択されるまで繰り返す。

3.2.4 交叉

交配の組合せが選択されたら、染色体の交叉を行なう。基本的には、選択された二個体の染色体の一部ずつを交換し、新しい別の個体を生成する操作である。通常この操作は、対応する遺伝子座の間で行なわれる。交叉の方法も種々の方法が提案されている。ここに、いくつかの方法を挙げる。

(a) 単純交叉

最も単純な方法は、交差する位置を一つ決めて、その前後で遺伝子の組み換えを行なうもので、単純交叉あるいは1点交叉と呼ぶ。その操作を図 3.5に示す。

個体A 1 0 0 1 | 1 1 1 → 子の個体C 1 0 0 1 0 0 0
 個体B 0 0 1 1 | 0 0 0 → 子の個体D 0 0 1 1 1 1 1
 ↑ 交叉位置

図 3.5 単純交叉の例

(b) 複数点交叉

複数点交叉は、交叉位置が複数ある方法である。図 3.6に示すような2点交叉の場合は、交叉点で区切られた内部を交換している。先に示した図 3.3でも2点交叉を行なっている。

個体A 1 0 | 0 1 1 | 1 1 → 子の個体C 1 0 1 1 0 1 1
 個体B 0 0 | 1 1 0 | 0 0 → 子の個体D 0 0 0 1 1 0 0

図 3.6 複数点交叉の例

(c) 実数パラメータの場合の交叉

この交叉方法では、両親である個体(探索点 P_1 および P_2)の各パラメータについて、図 3.7に示すように、数直線上の内分点 $(P_1 + P_2)/2$ や外分点 $(-P_1 + 3P_2)/2$ などを取り、新しい探索点として個体に与える。

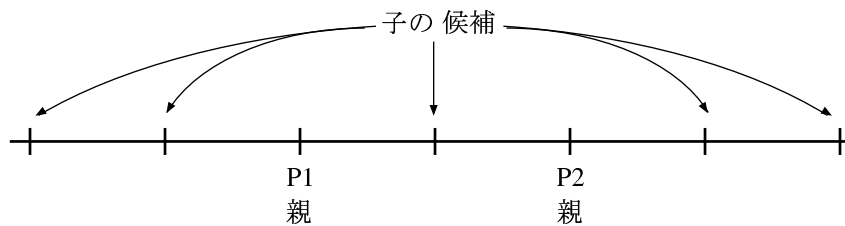


図 3.7 実数パラメータの交叉

3.2.5 突然変異

GAにおける突然変異は、遺伝子を一定の確率で変化させる操作である。突然変異が全くない場合、初期の遺伝子の組み合わせ以外の空間を探索することはできず、求められる解に限界が出てくる。単なるランダムサーチでなく、また広範囲に解を探索するためには、突然変異率の適切な設定が必要である。突然変異率が高すぎると、個体の持つ値が頻繁に変更され、交叉による探索の効果を破壊してしまう。

染色体が1次元の文字列で表現されるときは、突然変異はスキマタ (schemata) を破壊する恐れがあるため、その設定はより注意が必要である。スキマタとは、染色体が1次元の文字列で表現されるとき、その中に発生した意味のあるパターンのことで、遺伝的に有利な個体は解に似たパターンを示すスキマタを持つ。これが壊されるということは、解へと近付いた個体を遠ざけてしまうことになる。

3.3 GAの応用

GAは大域的探索能力に優れた手法で、大域最適解の近似に至るまでの時間が短く、局所的最大値にトラップされることが少ない。大域的探索能力に優れているのは、突然変異が存在することと、複数の個体による多点探索が可能であることによる。一方、確率的近似解法であるために処理時間を予測することはできないが、一般的に最終的な解を求める力が弱く、収束に長い時間を要する場合も多いという問題もある。

上記のような特徴から、問題に応じた局所的最適解の探索手法とGAとを結合し、ハイブリッドシステムとして利用することが、さまざまな文献の中で推奨されている[7][13]。しかしながら、GAは、最適探索手法としては解こうとする問題に大きく依存し、パラメータの遺伝子への置換えや交叉・突然変異の方法、評価関数の設定などがいまだ確立されておらず、職人的に構築せざるを得ない状況にある。また、コンピュータビジョンでの適用例は決して多いとは言えず[12]、この分野におけるその有用性の評価も定まっていない。

ここで、コンピュータビジョンにおいてGAを用いた今までの研究例を簡単に紹介する。

BUGS[16]

GA の挙動を可視化した探索システムである。評価関数は問題依存であるが、交叉や突然変異などの遺伝的操作はシステムが補っている。このシステムを用いたコンピュータビジョンへの応用例として、ノイズによってぼかされた画像中の複数直線の同時当てはめや、超 2 次曲面 (SQ:Super Quadrics) のパラメータ推定による物体認識が試みられている。

顔画像からの表情検出[17]

顔の表情を定量化した Action Unit(AU) によって顔画像から表情を検出する試みに GA を導入した。全部で 16 種類の AU を遺伝子にコーディングし、それをもとに再構成した合成画像と目標画像の類似度で、画像全体の評価を行ない、最適な AU を求める。

複数画像からの人物の姿勢検出[18]

非接触に人体の関節角度を検出する方式について、GA を導入した。人体の各関節角度を遺伝子に置き換え、人物の 3 次元モデルに適用した結果を実画像と比較し、人物とモデルの面積や形状を測ることによって評価を行ない、遺伝子である人体の各関節角度の推定を行なう。

4. GA による 3 次元剛体運動パラメータの推定

4.1 GA の導入

2.3節でも述べたように、剛体運動のパラメータ推定において従来の方法では以下のような問題点があった。

- 正しい点の対応づけを必要とする
- 標本点に含まれるはずれ値の度合いによる推定誤差
- 回転角度による局所解が多い
- 曲面の近似精度による推定誤差
- 入力として扱える物体の形状に制約がある

剛体運動のパラメータ推定は、基本的には、物体の持つ特徴量から行なうものであるが、上記の問題点はいずれもそれらの特徴量に含まれるノイズやオクルージョンによるものである。

本研究では、3次元剛体運動パラメータ推定のために GA を導入した。GA を使うことの利点として次のような点が挙げられる。

- 多点同時探索能力
- 突然変異によって局所解に陥るのを防ぐことができる

一方欠点としては、次のような点がある。

- 問題に対する評価関数や交叉、突然変異の設定が難しく、問題への依存度が高い
- GA は確率的手法であるので、収束時間の予測がつかない

これら不利な点に対する工夫の一つとして、GA の手法の中にハイブリッド化[7][13]という手法がある。GA を用いない一般の探索アルゴリズムは、比較的効率的に近似解を得ることができるが、大域的な探索を行なうのが難しく、局所解に陥りやすい。一方、GA は突然変異によって局所解に陥ることが少なく、大域的探索を行なうことができるが、求める解への最終的な収束力が弱い。ハイブリッド GA は、問題に応じた局所最適解の探索手法と GA とを結合して両者の利点を活かそうとするも

のである。しかし、ハイブリッド化の手法を適用するためには、与えられた問題に GA をどのように適用できるか、あるいは GA でどの程度まで解決が可能かを十分見極める必要がある。本研究では、剛体運動パラメータの推定問題を GA のアプローチのみによってどのように解決できるかについて中心的に検討し、実験をすすめることとした。

4.2 アルゴリズムの概要

4.2.1 遺伝子型の決定

画像に GA を適用したこれまでの例では、例えば図 4.1に示すように、画像そのものを個体とし、その個体中のある範囲の画素の組みを染色体と考え、その組み換えによって2次元の濃淡画像を復元しようとする試み[14]や、主観的輪郭線や錯視図形の認識に超二次関数を用い、GA によって超二次関数のパラメータを探索する試み[15]などがある。

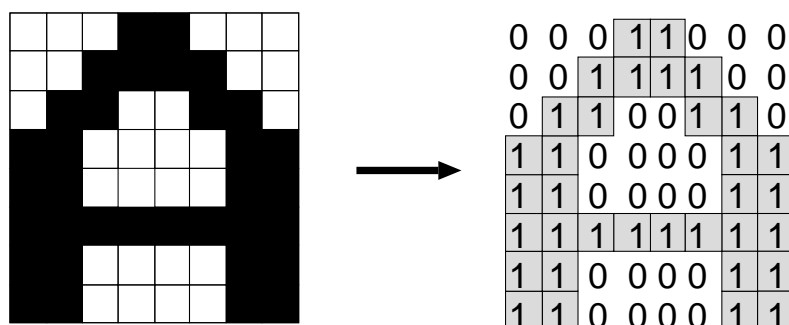


図 4.1 画像の遺伝子へのコード化の例

ここに述べた例からも分かるように、探索すべき値を GA の遺伝子として用いる際に、遺伝子のデータ型を GA の一般的な手法であるビットストリングに制限する必要はない。本研究では以下の理由から実数を遺伝子として用いることとした。

- 本研究では探索するパラメータとして回転角度成分と平行移動成分を持つ。このように連続量のパラメータを扱うときはビットストリングよりも実数で表現の方が遺伝的操作が容易である

- スキマタ破壊を考慮する必要がない

本研究において問題となる物体の3次元剛体運動のパラメータは、 x, y, z 各軸に対する3つの回転角度と各軸方向の3つの平行移動成分の合計6つである。回転角度成分は度数法を用い、 x, y, z 各軸に対して実数として与えた。平行移動成分は画像空間内を移動した pixel 数 (整数) を表現するものであるが、実データにおいて移動量が整数とはかぎらないため、やはり実数値として与えた。

4.2.2 初期集団の生成

初期集団の各個体には、空間を幅広く探索できるように配慮して初期値を与えた。GAの初期集団に全くランダムに値を与える方法もあるが、本研究のパラメータは実数でありかつ探索空間が広大であるため、全くのランダムに初期探索点を設定するよりも、ある一定間隔の格子状に探索点を配置した方が初期探索空間を有効に獲得できると考えられる。具体的な方法は、以下の通りである。

- 角度に関しては $|\theta_x| \leq 90^\circ, |\theta_y| \leq 90^\circ, |\theta_z| \leq 180^\circ$ の範囲で
 - ・ θ_x と θ_y に対しては 30° 間隔で値を与える
 - ・ θ_z に対しては 60° 間隔で値を与える
- 平行移動に関しては、 $|t_x| \leq \{ \text{画像の横幅} \}, |t_y| \leq \{ \text{画像の縦幅} \}, |t_z| \leq \{ \text{高さの最大値} \}$ の範囲で、値が適当にばらつくように与える

4.2.3 運動パラメータによる距離画像の変換と評価

運動パラメータの評価によって個体の適応度を計算する。各個体の遺伝子である運動パラメータを式 (2.1) に従って第1画像 $Image_I$ にそれぞれ適用し、変換画像 $Image'_I$ を得る。 $Image'_I$ の獲得後 図 4.2 のように $Image'_I$ と第2画像 $Image_{II}$ の観測可能な点 V の全点を比較し、重なった点 L から式 (4.1) に示す評価関数で類似度を計算し、これを個体 i の適応度 $E(i)$ とする。 P は $Image'_I$ のうち、 $Image_{II}$ と重ならなかった点の集合 M に対して課すペナルティー評価である。

$$E(i) = \sum_{(x,y) \in L} \frac{1}{1 + e(x,y)} - P(i) \quad (4.1)$$

$$e(x, y) = | Image_{II}(x, y) - Image'_I(x, y) |$$

$$P(i) = \sum_{(x,y) \in M} E_s$$

$$M = V_{Image'_I} \cap \bar{L} \quad E_s : \text{ペナルティ一定数}$$

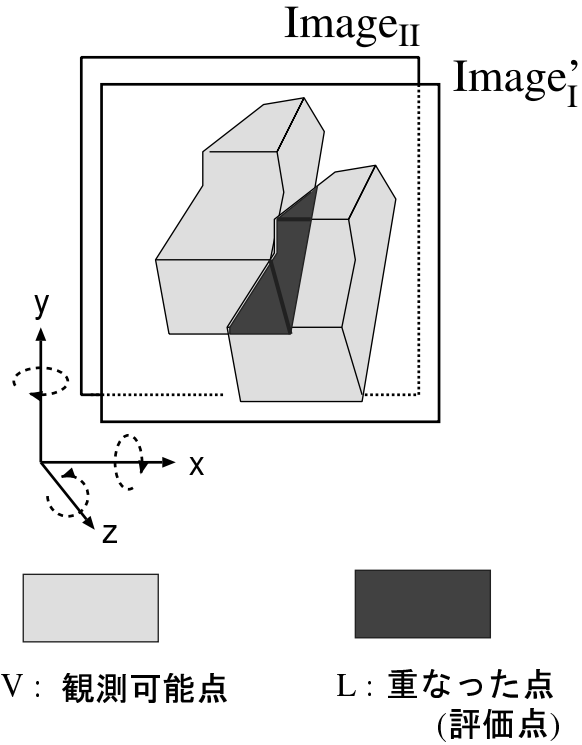


図 4.2 画像の評価の概念図

評価関数の設定は本研究中最大の問題である。ここで、評価関数を決定するために行なった幾つかの予備実験の内容を示す。

1. $Image'_I$ と $Image_{II}$ を単純に比較し、画素が重なれば得点とする。
2. 重ならなかった点にペナルティを課し、重なった点に対してはその重なり具合を表すために距離の差に重みづけをして自乗し (式 (4.2))、得た評価点を最小化する。

$$E(i) = \sum_{(x,y) \in L} (E_b - e(x,y))^2 + P(i) \quad (4.2)$$

$$e(x,y) = | \text{Image}_{II}(x,y) - \text{Image}'_I(x,y) |$$

$$P(i) = \sum_{(x,y) \in M} E_s$$

$$M = V_{\text{Image}'_I} \cap \bar{L} \quad E_b : \text{エネルギー一定数} \quad E_s : \text{ペナルティ一定数}$$

1の方法ではz軸回りの回転にしか対応できず、2の方法では、解に近い値まで接近するものの収束する手前で足踏みしてしまい、結果は今一つであった。

上の予備実験の結果をふまえて、評価関数を設定するに当たって以下のことを検討した。

- プラスの評価を受けるべき状況
- ペナルティを受けるべき状況
- 評価の対象外となる状況

本手法では、増田、横矢[4]の方法のように点の対応づけは行わず、2枚の画像間で同じ座標の画素の持つ値を比較する。 Image'_I と Image_{II} を比較したとき、同じ座標の両方の画素が観測可能点である場合、その点は評価の対象になる。また、 Image'_I のみに観測可能な点がある場合、その点はペナルティの対象となる。

点が重なっている場合でも、推定したパラメータが解に近いものであれば、注目する画素の持つ値の差は小さいはずである。プラスの評価を考えるときにはこのことも考慮して、2枚の画像の持つ画素の差が近ければ高い評価点を与えるようにした。また、 Image'_I の計測不能点は評価の対象外とした。

4.2.4 淘汰

淘汰では適応度の低い個体を候補のリストから削除し、新しい世代を作るための交叉の組合せを選択する。実際に行なう操作は、適応度の高い順に並べたリストの中から、適応度の低い個体を不適合と見なして切り捨てるものである。

淘汰にはエリート戦略を採用することによって、交叉には個体群を適応度の高いグループとそれ以外の二つのグループに分けてグループ内で交叉させる戦略を用いて収束時間を速める。以下にその操作の手順を示す。図 4.3に示すのがその模式図である。

1. 評価後の N 個の個体群から適応度の高いトップクラスの個体を $N/20$ 個程度選び、そのグループ内で交叉を行なう
2. トップクラスのグループ以外のグループもまたその内部で独自に交叉を行なう
3. 親の世代の中であつても、適応度が高ければその個体を次世代に残すエリート戦略を実行する。本手法では、親と子の世代を一緒に淘汰している。これによって、良い値を持っていた個体が突然変異などによって不良な値を持ってしまった場合でも、その形質が保存されることになる

1 によって個体群の探索の方向がある程度決定されてしまうが、それが良い方向であれば収束速度を速めることができ、この手法と突然変異をうまく組み合わせれば、大域探索と局所探索を効果的に組み合わせて実行できると期待される。なお、両親の組合せは 1、2 両方の交叉ともランダムである。

4.2.5 交叉・突然変異

ビットストリングの交叉には、第 3 章で紹介したようにさまざまな手法があるが、遺伝的操作で実数を用いる方法はあまり報告されていない。

実数を用いることの有用性の一つに、スキマタの破壊が生じることがないということがある。6次元の実数空間すべてが探索領域であるため、無限のパラメータの組合せが生じることになるが、その組合せはすべて意味のある組合せであるといえる。しかし反面、個体の多様性の維持や、一般にビットストリングで行なえるような幅広い探索を行なうためには工夫が必要である。そのため、以下のような方法を採用した。

1. 交叉は各パラメータについて独立に行なう。両親のあるパラメータの値を P_1 、 P_2 とすると、数直線上の点 P_1 、 P_2 を内分、あるいは 2 : 1 程度の比率で外分する点を子の候補とする。これらの候補から確率的に選択し、1 組の親から 2 個の子を生成する。

2. 一定の確率で、子の個体に突然変異を発生させる。その方法は、

(i) パラメータ値に乱数値を加減算する

(乱数の範囲は、 x, y 軸の回転については $\pm 90^\circ$ 、 z 軸の回転については $\pm 180^\circ$ の範囲の実数値、平行移動については、 x, y, z 各方向に対してそれぞれ $\pm \{ \text{画像の横幅} \}$ 、 $\pm \{ \text{画像の縦幅} \}$ 、 $\pm \{ \text{観測可能点中で最も大きい pixel の値} \}$ の範囲の実数値である)

(ii) パラメータの符号を反転する、

のいずれかとした。(i)、(ii) の選択はそれぞれ 50 % の確率で行なわれる。

交叉オペレーションが終了した時点では、両親の個体が生き残っているため、個体数は $2N$ 個に増加している。

4.2.6 個体群評価

各世代の終りに、個体は群として解を十分に満たしているか評価される。今回のような画像を対象とした問題では $Image_{II}$ と $Image'_I$ の計測可能点が一致したとき (図 4.2 において $V = L$) などが終了条件となるが、この条件は、量子化誤差などで充足させることが難しいため、ある一定以上の適応度を満たせば終了とした。条件を満たさない場合は以上の操作を繰り返すが、世代交替の上限は 200 世代とした。

実験を繰り返し行なった結果、個体群の適応度は 200 世代ではすでに平衡状態を示し、個体群は探索空間のある場所に捕らわれてしまったと考えられる。これ以後の探索は、突然変異によって偶然解に収束するのを期待するのみのランダムサーチに過ぎないと考えられる。

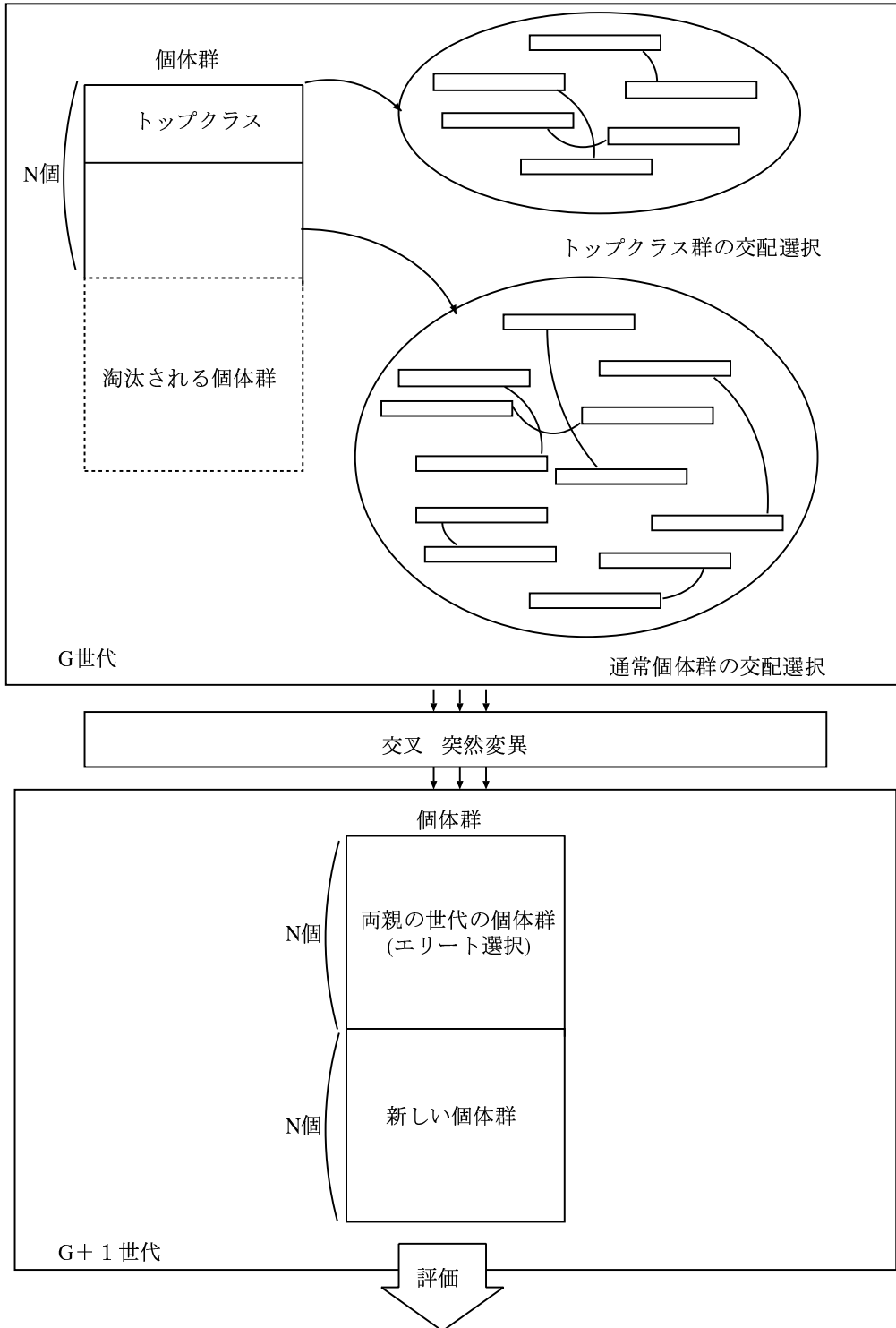


図 4.3 適応度に基づく淘汰と交叉

5. 実験

本論文では、3次元剛体運動パラメータの推定問題に対してGAをどのようにアプローチしていくか、問題をどのように解決できるかについて議論を重ねてきた。本章では、本研究で行なった実験と結果について述べる。なお、今回の実験では、SGI製のONYX(88 SPECint92,97 SPECfp92)を使用し、200世代で約40分を要した。

まず人工画像によって実験を行ない、提案手法によって剛体運動のパラメータを推定できることを確かめた。人工画像は実画像に回転、移動の変換を加えて生成したもので、ノイズがなく、画像間でオクルージョンが発生していない画像データである。さらにいくつかの実画像に対して運動パラメータの推定を試みた結果を示す。

5.1 3次元画像入力

本実験における実画像の計測には、クボタの非接触3次元形状入力装置 *cubist* を使用した。*cubist* の外観とシステム構成を図5.1に示す。

cubist は、カメラヘッドにカメラと同軸に取り付けられたレーザを、測定物に高速、高精度に走査し、対象物上のレーザスポット像をイメージセンサで検出する計測システム(レンジファインダ)である。測定空間は、図5.2に示す通り、測定する物体を載せる測定台のスライドテーブル上の $250 \times 200 \times 200mm$ の空間であり、カメラヘッドは固定、スライドテーブルを動かして物体を測定する。

cubist は、測定テーブルに対して図5.3のように x, y, z 座標を定める。ファイル中のデータは、レーザの走査順に、各ライン $D1 \sim D512$ の順に格納されている。計測された距離画像は 512×512 の2次元画像で、各画素に、画像平面に垂直な方向の高さ(基準面からの距離)が $0.01(mm)$ を単位とする整数で格納されている。本手法では物体を載せた計測台を基準とし、基準面に対して正の距離を持つ点(観測可能点)だけが物体の高さを示すものとする。

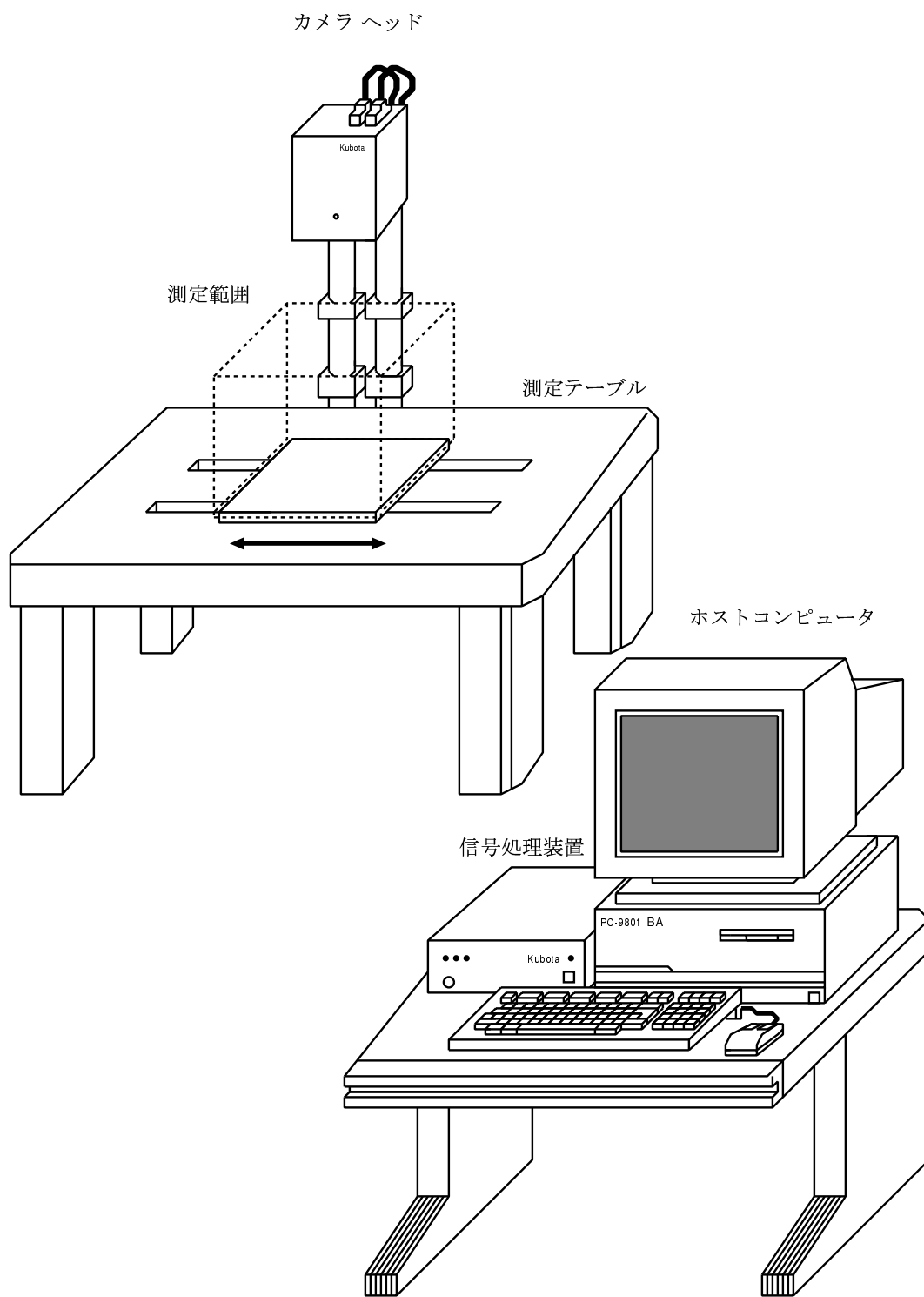


図 5.1 3次元画像入力システムの外観

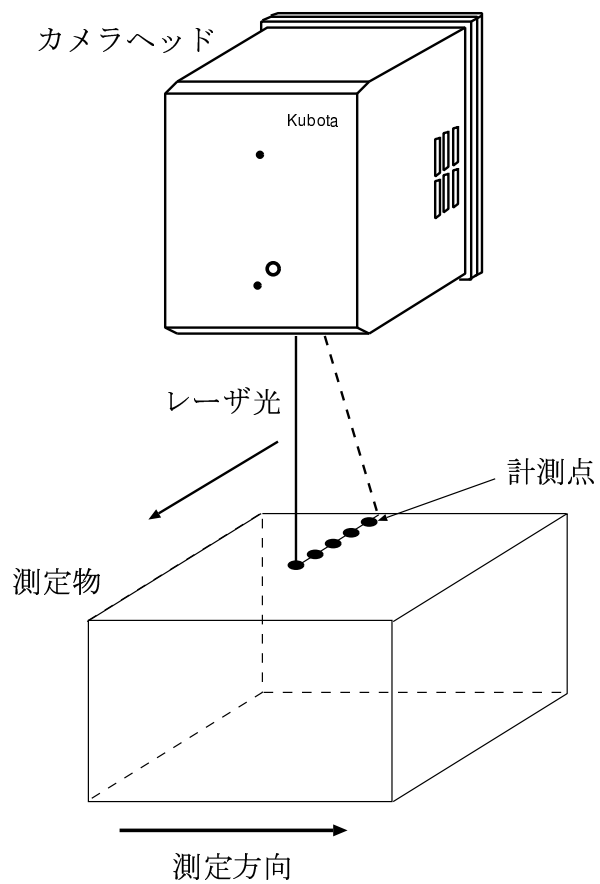


図 5.2 レーザ計測の概念図

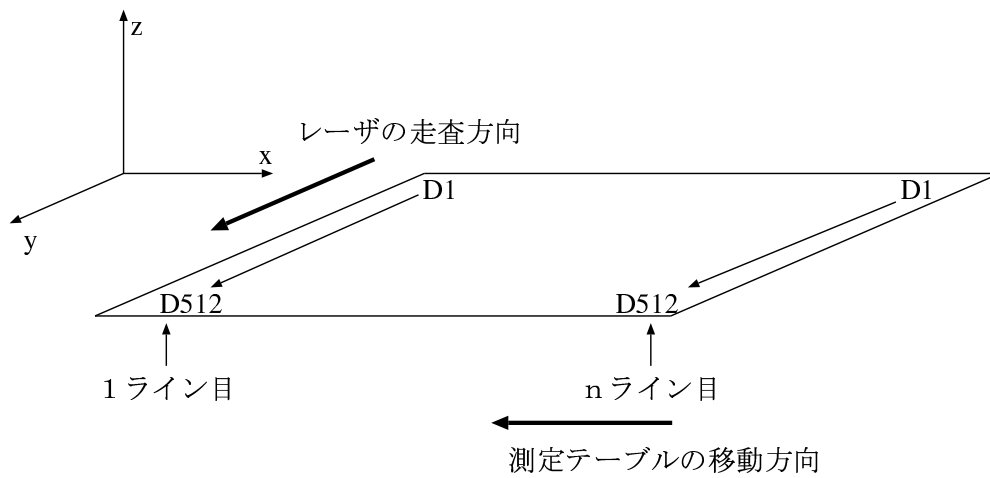


図 5.3 Cubist の座標系

cupist で実際に計測した画像から画像サイズ 128×128 、256 階調の距離画像に変換し、実験における入力画像とした。図 5.4はこの距離画像を濃淡として表示したものである。また、入力する画像の前提としてオクルージョンを大きく含むものは避けた。本論文で設定した評価関数は、画像の観測可能点を全て評価の対象とするために処理時間には画像の大きさが直接関わってくる。今回の実験は提案手法の有効性を確かめることが主な目的であるため、実験を進める上から、画像の大きさをこのサイズまで縮小し、実験に用いた。入力画像の座標系は第 2 章に述べた通りである。

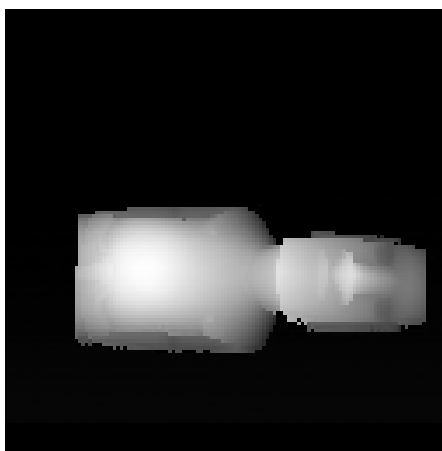


図 5.4 256 階調に変換した距離画像の例

5.2 人工データによる実験結果

人工画像による実験結果を示す。レンジファインダで測定した 512×512 の大きさの実画像データから、256 階調で 128×128 の大きさに変換した距離画像を $Image_I$ とする。一方、レンジファインダで得た同一の実画像データに人工的に回転と平行移動の変換を加えた後、同様の形状に変換したものを $Image_{II}$ とし、これらを実験データとした。GA の個体数は 216、突然変異の発生率は 5%、収束条件を設けず 200 世代まで実験を行なった。

人工画像を用いた二つの実験結果を表 5.1 に示す。また、それぞれの実験の入力画像、および推定パラメータから得た結果の画像を図 5.5、図 5.7 に示す。表 5.1 においてそれぞれの実験の左の項目が人工的に与えたパラメータ、右の項目が GA による推定で得られたパラメータである。それぞれ回転と平行移動が同時に推定できており、良好な値を示しているといえる。実験 1 では画像平面外に物体が移動していることによって生じてしまったオクルージョンが、実験 2 では測定の際に現れたノイズと x 軸に対する回転によって生じてしまったオクルージョンがあるが、結果は入力パラメータとほぼ同等の値を示している。

表 5.1 実験 1、実験 2 で得られたパラメータ

	実験 1		実験 2	
	$Image_{II}$	$Image'_I$	$Image_{II}$	$Image'_I$
θ_x (deg)	0.0	0.92	-30.0	-29.654
θ_y (deg)	5.0	5.01	0.0	0.0
θ_z (deg)	30.0	27.53	0.0	0.0
t_x (pixel)	2.5	-0.59	0.0	0.199
t_y (pixel)	0.0	1.09	0.0	0.193
t_z (pixel)	0.0	-1.07	25.0	24.524

図 5.6、図 5.8 は、それぞれの実験での世代による個体の適応度の変化を示している。実験 1 のグラフには、一般の GA の挙動が示すような大域的探索の早期終了が見られる。50 世代付近でほとんど解に近付き、それ以後決定的な変化なく 200 世代を迎え、終了している。実験 2 のグラフには徐々に解に接近していく様が見られている。また、これらの問題に

対して繰り返し実験を行なったが、毎回ほぼ同様の結果が得られた。

人工データでは、運動に $x.y$ 軸の回転が含まれていても、提案する手法で解決できることが分かった。

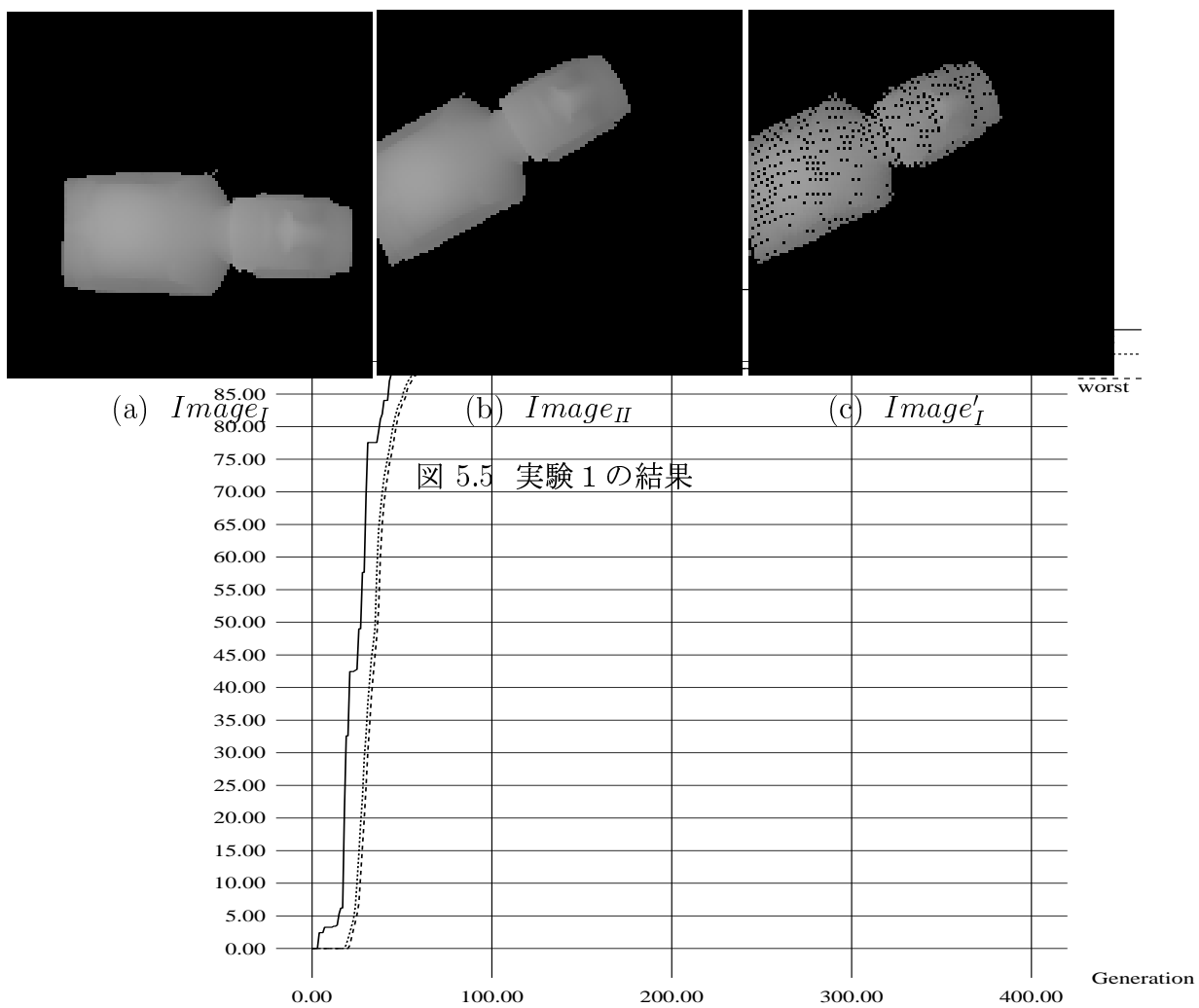


図 5.6 実験 1: 世代による個体の適応度の変化

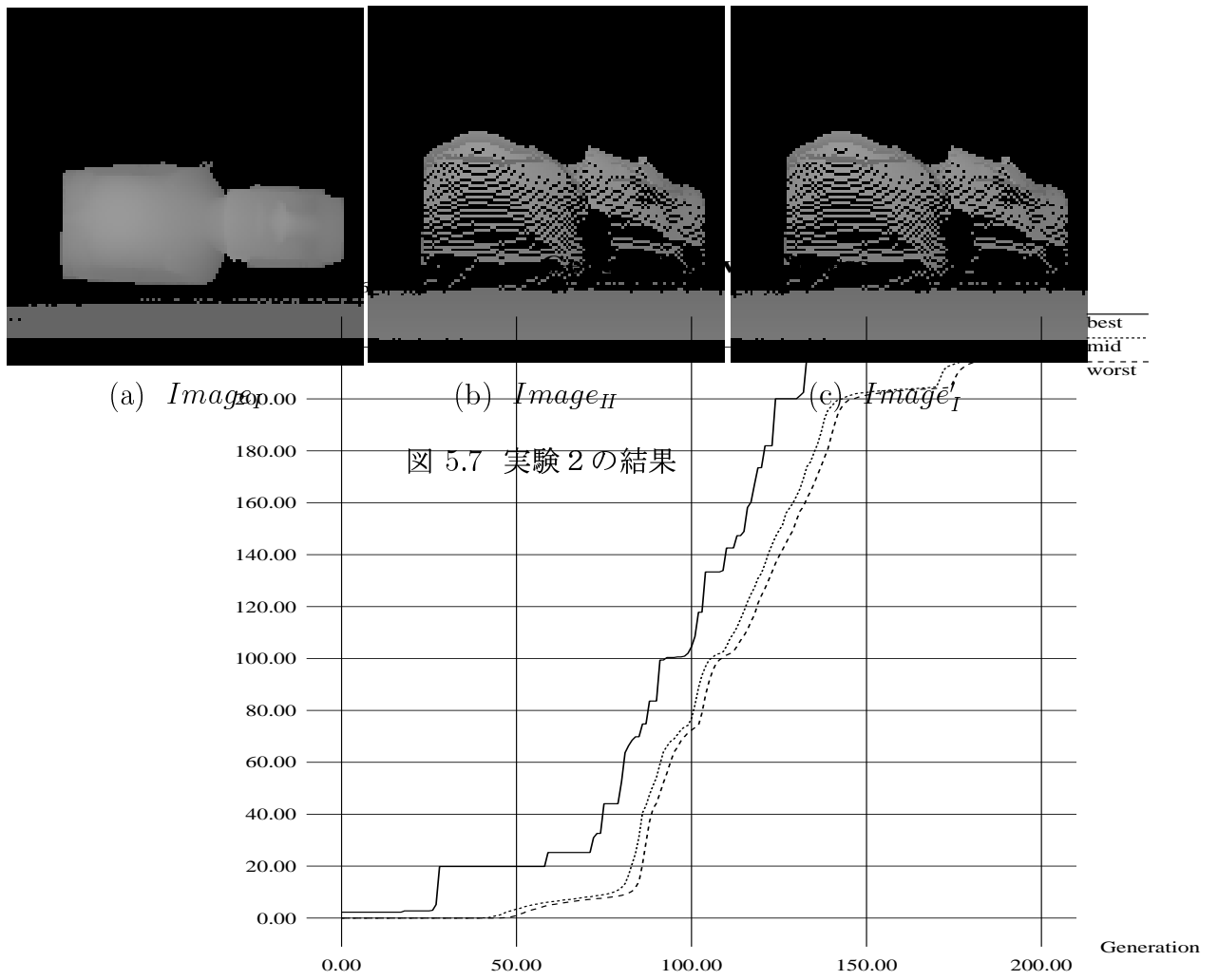


図 5.8 実験 2: 世代による個体の適応度の変化

5.3 実画像による実験結果

実距離画像による実験結果を示す。レンジファインダで同じ物体を、位置、角度を変えて2回測定し、それぞれの実画像データから、256階調で 128×128 の大きさに変換した距離画像 $Image_I$ 、 $Image_{II}$ を得て、これを入力データとした。個体数は216、突然変異の発生率は5%、収束条件を設けず200世代まで実験を行なった。

図5.9、図5.11に実験3、実験4のそれぞれの入力画像、および結果の画像を示す。実験3の $Image_{II}$ は、測定物体に対して z 軸方向の回転のみを与えた結果である。実験4の $Image_{II}$ は、測定物体に平行移動と z 軸の回転以外にも x, y 軸に対する回転も与えたものである。

推定されたパラメータを示したのが、表5.2である。実物体の配置は厳密な計測が不可能であるため、生成された $Image'_I$ の検証は人間の肉眼による。

表 5.2 実験3、実験4で得られたパラメータ

	実験3	実験4
θ_x (deg)	0.0	0.003
θ_y (deg)	0.0	0.002
θ_z (deg)	54.040	0.837
t_x (pixel)	37.467	-15.190
t_y (pixel)	2.947	30.542
t_z (pixel)	0.0	0.0

実験3は追試によってほぼ同じ結果を得ることができた。

実験4で得られた結果では平行移動と z 軸の回転しか再現できなかった。 $Image'_I$ と $Image_{II}$ を重ねてみるとその輪郭は一致しているので、これは x, y 軸の回転によって各画素が画像間で正しい一致を与えられるよりも先に z 軸の回転や平行移動による全体の一致像が与えられてしまうためと思われる。

図5.10、図5.12は、実験3、実験4での世代による個体の適応度の変化を示している。実験3のグラフにも、実験1と同じように一般的なGAの挙動に見られるような大域的探索の早期終了が見受けられる。実験4

でも同じ傾向が見られるが、70 世代ほどでエネルギーが平衡化している。また、最高位の個体の持つパラメータが固定してしまうことによって、個体群の探索空間が限定されてしまっていることが分かった。

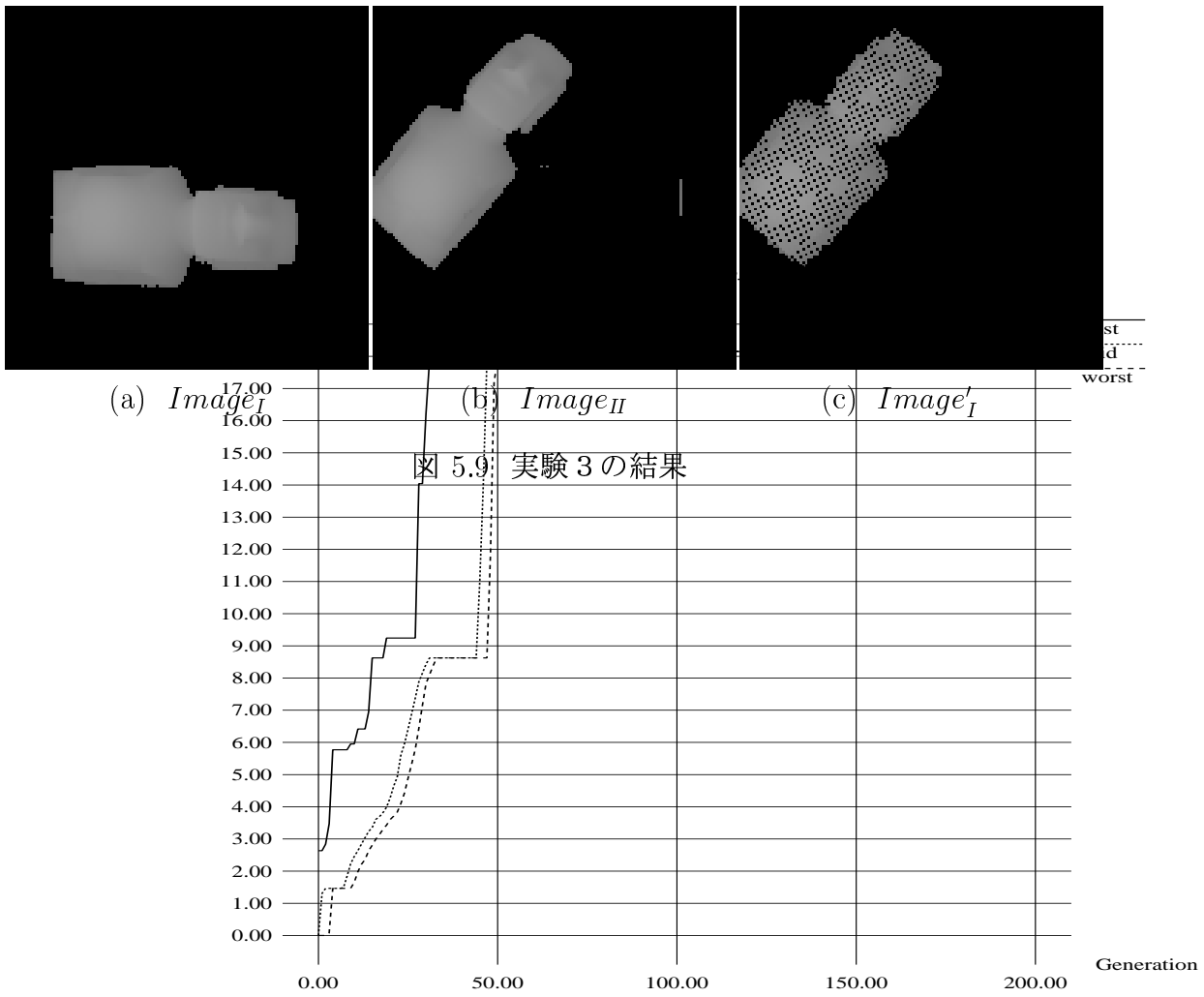


図 5.10 実験 3: 世代による個体の適応度の変化

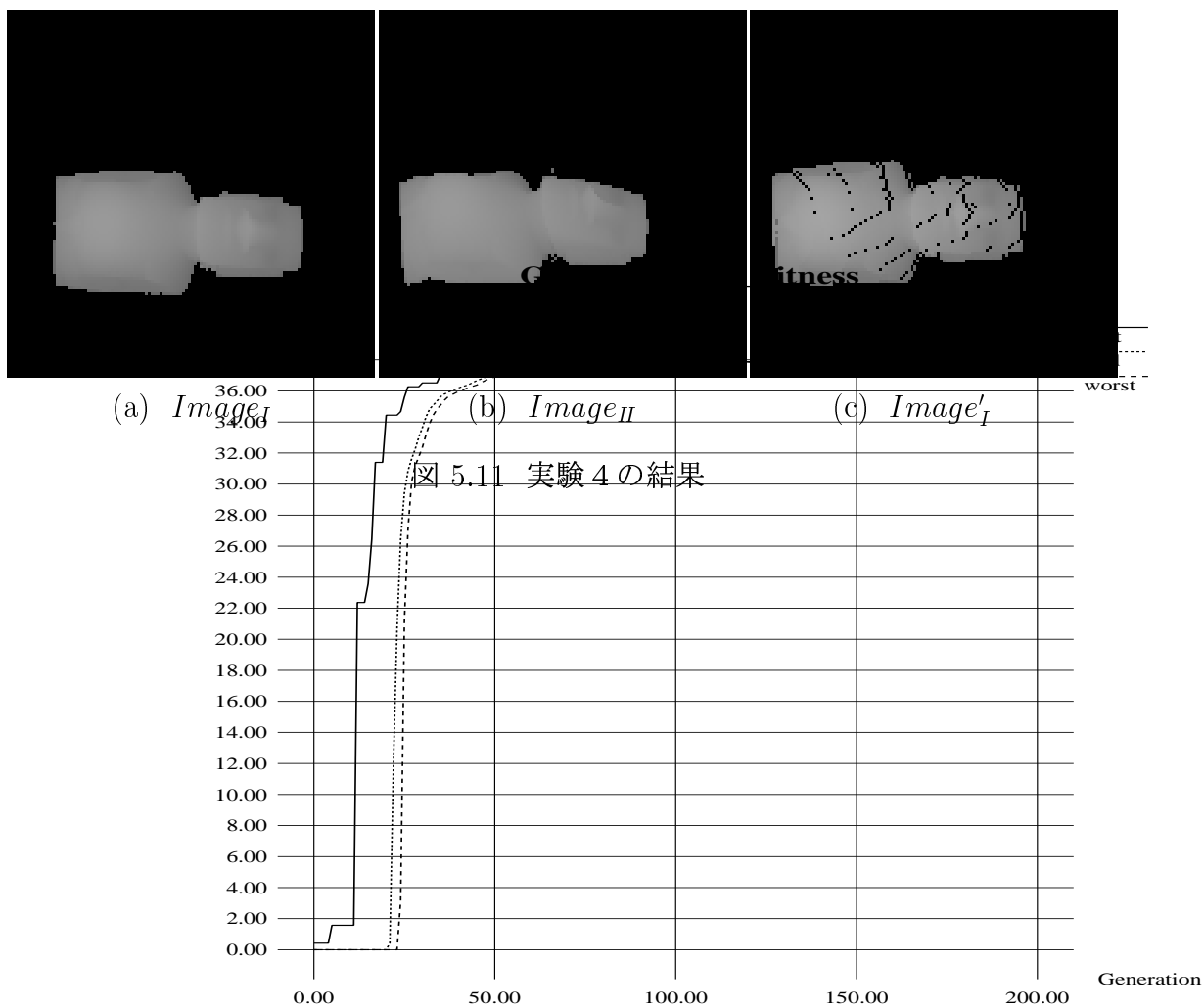


図 5.12 実験 4: 世代による個体の適応度の変化

5.4 回転体を対象とした実画像による実験結果

実験 4 から、本手法では全体の輪郭が一致すると正しい推定が困難になるのではないかと考えられる。このことをより明らかにするために、実験 5、実験 6 を行なった。

実験 5、実験 6 の測定物体は回転体である。実験 1 ～ 4 に示すような物体は、比較的凹凸もあり、縦横の比が異なっていた。実験 5、実験 6 は、回転体のように、物体自体の回転が検出しづらい対象物体の運動について実験を行なった結果である。

図 5.13、図 5.15 に実験の入力画像、および結果の画像を示す。推定されたパラメータを示したのが、表 5.3 である。実物体の配置は厳密な計測が不可能であるため、生成された $Image'_I$ の検証は実験 3、実験 4 と同様、人間の肉眼による。

表 5.3 実験 5、実験 6 で得られたパラメータ

	実験 5	実験 6
θ_x (deg)	0.0	0.035
θ_y (deg)	0.0	0.0
θ_z (deg)	5.856	-13.388
t_x (pixel)	3.085	5.910
t_y (pixel)	5.176	0.0
t_z (pixel)	5.99	-3.039

実験 5 は追試によってほぼ同じ結果を得ることができた。しかし、実験 6 の結果を見ればわかるように、対象物体が回転体である場合、剛体運動パラメータの推定は必ずしも成功するわけではない。実験 5 のように、座標中心に対して加えられた回転と、物体自体の回転方向が比較的一致する場合には、物体自体の回転も推定できると思われる。実験 6 のように、座標中心に対する回転方向と、物体自体の回転方向が必ずしも一致しない場合は、物体そのものの回転を推定することができないと思われる。これは、図 5.15 の $Image_{II}$ と $Image'_I$ を比較すれば分かるように、物体の輪郭形状の一致によるエネルギーが探索空間を限定してしまうためであると思われる。

これによって、本論文での評価関数は、正しい点の評価値より輪郭の

一致による大勢の評価値を与えてしまうことが分かった。

図 5.14、図 5.16は実験 5、実験 6 の世代による個体の適応度の変化を示している。実験 5 の結果もまた、GA の特徴を表している。比較的初期に大域的探索を終了させ、エリート戦略によって探索空間の限定されてしまった個体群の 160 世代付近に突然変異体が生まれ、それが収束の方向を示した。この例では、突然変異によって z 方向の平行移動成分を獲得していることが分かった。実験 6 の結果もまた実験 4 と同じ、比較的早期に大域的探索を終了させた後は、輪郭獲得のエネルギーで探索空間を限定され、平衡状態に陥ってしまった。

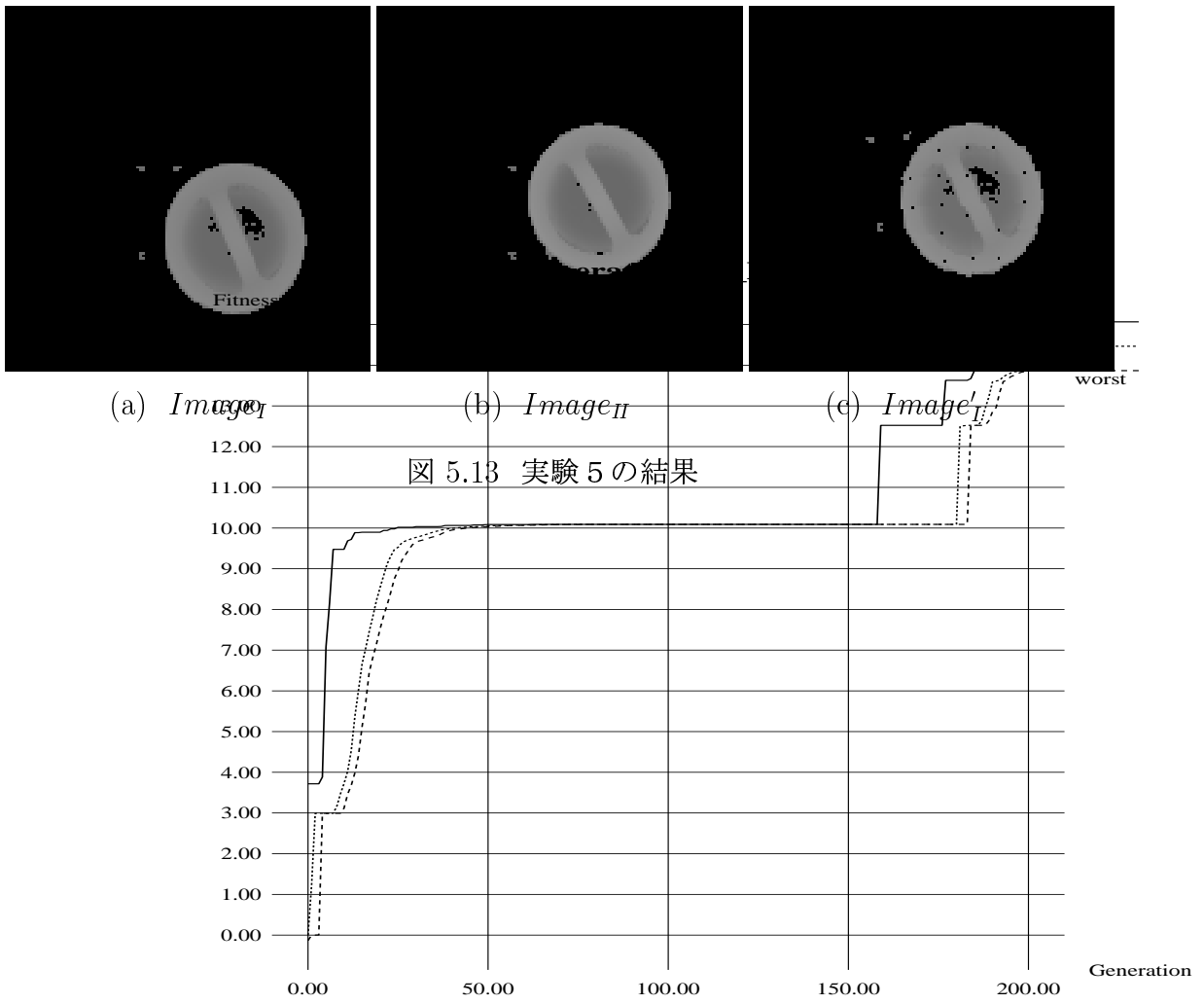


図 5.14 実験 5: 世代による個体の適応度の変化

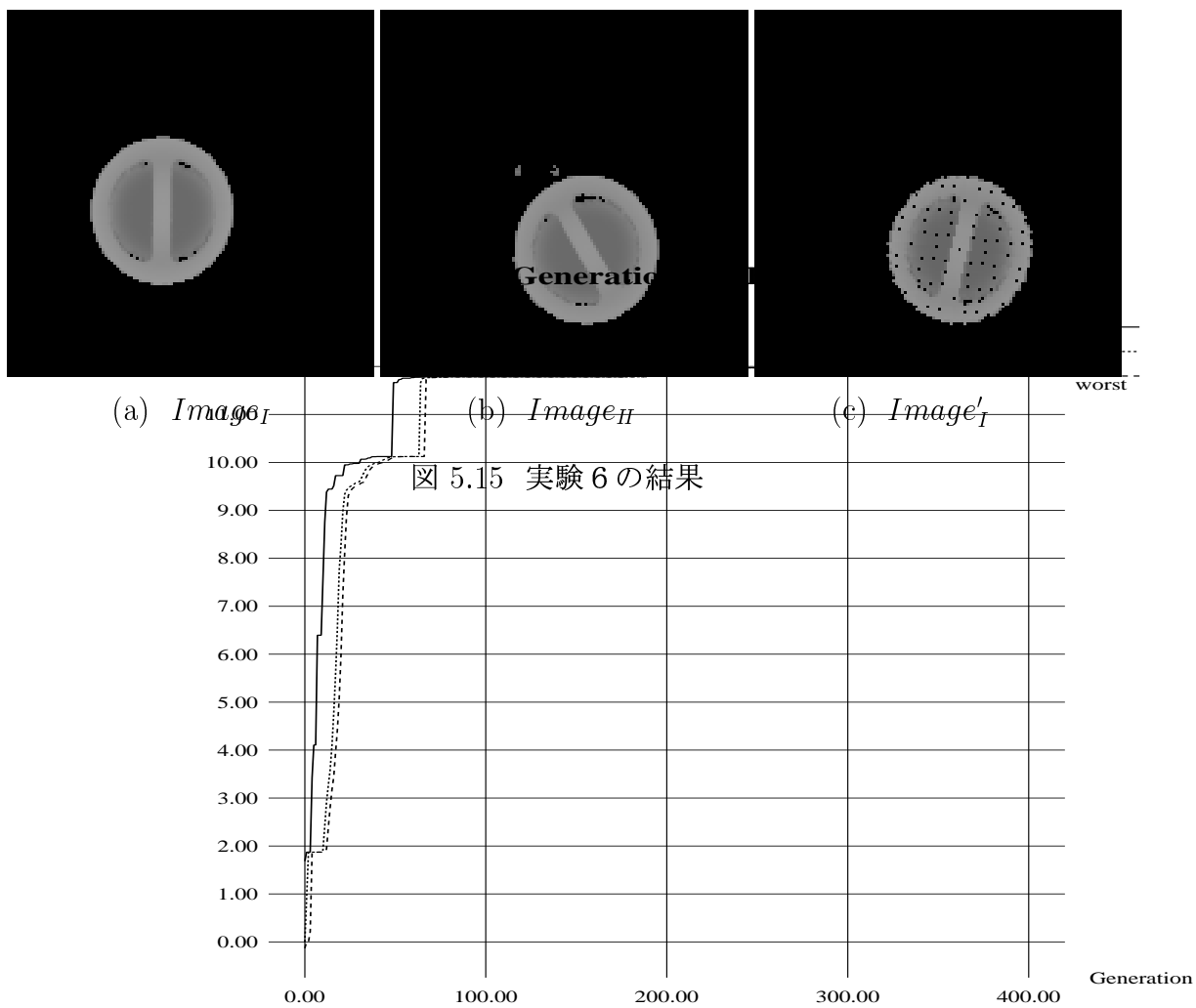


図 5.16 実験 6: 世代による個体の適応度の変化

5.5 実験のまとめ

実験の結果をまとめ、本論文で得られた成果を述べる。

1. 実験の結果から、本手法を人工画像に適用した例では比較的回転成分が大きい場合であっても、剛体運動パラメータの獲得が可能であることが分かった。ノイズや運動によって生じてしまったオクルージョンに対しても、実験に示すほどの量であるなら頑健さを持っていることも分かった。また、人工画像に関しては、比較的早い世代で収束することも確認された。
2. 実画像データによる結果によれば、 z 軸回転と平行移動ならば同時に起こっていても良好な結果が得られることが分かった。
3. 実画像による x, y 軸の回転を含んだ運動の推定がうまくいかなかった原因としては、実画像には運動後にオクルージョンが現れていることが考えられる。

6. 議論

6.1 評価関数の妥当性

実験 3、4 で入力とした測定物体のように特徴のある凹凸を持つ物体を対象としたときでも、画素が重なることによって得られる評価値に対して、高さの評価値が弱ければ、物体そのものに起こった回転を再現することができなかった。本実験では、高さの差によって得られる値と画素が重なることによる値の、どちらがどのような条件の下で適応度としてより有効であるかが検証できていない。前者が強く働けば、実験 4 のように輪郭の特徴は捉えているが x, y 軸の回転を見逃してしまったり、後者が強く働けば一部だけマッチングした全く違う運動パラメータを推定することになる。

今回の実験では、 x 軸、 y 軸の回転に伴ってオクルージョンが発生する。回転で生じたオクルージョンは測定されていない面であり、対応する画素がない。本論文の評価関数では、重なる画素がない場合は評価値は与えられない。そのため、個体群は輪郭を一致させる方向に強く引かれてしまう。これらのことが x 軸、 y 軸の運動が再現できない理由の一つとして考えられる。また、各軸の回転と平行移動は必ずしも独立ではなく、これによって GA が効果的に働いていないのではないかと考えられる。例えば、 y 軸中心の回転によって物体は x 軸方向、 z 軸方向に移動してしまう。

そこで、現在は画像の左下である座標中心を、物体の重心を中心とする座標系に置き換える方法も考えられる。物体の中心に回転軸をおけば、回転と平行移動を独立に扱うことができる。しかし、物体の中心を推定すること自体も困難な問題である。

オクルージョンの評価も含めて、評価関数の見直しは今後の重要な課題である。

6.2 オクルージョンのあるデータの扱い

人工画像で行なった実験では、運動の結果ある程度オクルージョンが生じてしまうような場合であっても、それを問題にすることなく推定が行なえた。だが実画像のデータでは、回転によって点が隠れるだけでなく、見えなかった点が現れてくる。実画像でオクルージョンが現れる場合、今回使用した測定物体のように特徴のある凹凸を持つ物体であっ

ても、物体そのものに現れた回転を推定できないことが分かった。この原因として、画素が重なることによって得られる評価値に対して、高さの差が与える評価値が弱いことが考えられる。

画像を運動パラメータによって変換すると、量子化誤差によって画素が1対1に対応しない場合がある。これによってできた隙間から向こう側が見えてしまうという問題が発生する。また、回転によっては物体の裏側の面が見えてしまう。こうした見えるべきでない点や面の処理を隠面処理という。

本論文では予備実験として、面の法線ベクトルの符号判定によって裏返った面を表示しないような処理や、変換の際、3点を組にした三角形から隙間を埋めるような処理の実験を行なった。本論文では、大きいオクルージョンが発生するような実験は対象外としたため、こうした隠面処理は行なわなかった。また、GAは多点同時探索アルゴリズムであり、一般的に長い処理時間を必要とするが、予備実験によって、これらの処理を加えると今回の実験に要した時間の3倍から4倍を必要とすることが分かった。

GAは多点同時探索アルゴリズムであり、一般的に長い処理時間を必要とする。隠面処理などの画像処理にかかる時間は、画像の大きさによって増大するものであるが、オクルージョンのある画像などに対して、評価点を正しく与えるためには必要な処理である。GAの処理速度と合わせて、隠面処理を行なうことは重要な課題である。

6.3 データ形式について

今回使用した入力画像のデータフォーマットは、 $0.01mm$ 単位で計測された16bitの実測データを、実験をすすめる上から8bitのデータに変換したものである。今回のような結果が得られたことの原因の一つとして、入力データの荒さにも関係があると考えられる。こうしたデータの荒さは、画像の問題については結果を左右する重要な設定であり、今後は画像データの形式についてさらに考慮する必要がある。

*cubeist*のデータは $0.01mm$ 単位で計測した整数値である。本研究では8bitの範囲(0~255)に変換してしまっているが、今後行なう実験の一つとして、測定データの情報量を減少せずに入力とすることを考える。

本論文で使用した評価関数では、物体の形状よりも輪郭に対して大きい評価値を与えてしまう。測定データは16bitの深さを持っており、このデータを入力画像とすることで、あるいは大きなサイズの画像で実験を

行なうことによって、現在の評価関数を用いた場合でも、形状に対して妥当な評価値を与えられるのではないかと考える。

6.4 GA の適用法について

実験 6 のような回転体を対象にするときは、物体の位置の推定を行なうことはできるが、物体そのものに生じた回転の推定が難しいことが分かった。これは、対象物体の運動後の姿勢よりも、運動後の位置を決定する評価値が強く働くために、個体群の探索空間が限定されるためではないかと思われる。このように探索空間が限定される原因の一つに、トップクラス群の交叉とエリート戦略が考えられる。これらの遺伝的操作は集団としての評価を高めるが、反面、個体群の探索の方向をある程度決定してしまう。今後の課題として、本論文で採用した二つの戦略の適用方法の再考を挙げておく。

7. むすび

本論文では、2枚の距離画像から3次元剛体運動を推定するために、剛体運動のパラメータそのものをGAの遺伝子に置き換え、画像の特徴から求められる二次的特徴や点の対応づけなどの処理を経ずに、GAの探索のみによって運動を推定する手法を提案した。提案手法では、探索空間を広く設定するために、初期個体群に与える状態を探索空間に格子状に与えた。突然変異などによって良い個体が破壊されることの防止策として、評価の良い親を保存するエリート戦略を用い、収束時間を短縮するためにトップクラス群を独自に交差させる方法を用いた。

さらに、レンジファインダで実際に測定した画像と、そこから生成した人工画像による実験を行ない、運動パラメータが推定できることを示した。この実験の結果、本手法について以下の成果が得られた。

- 人工画像に対してはある程度のノイズや多少のオクルージョンの影響は受けないことを示した
- 実画像に対しては z 軸回りの回転と平行移動についてはパラメータを正しく推定できることが分かった

一方、以下の問題点も明らかとなった。

- 実画像を用いた実験で x, y 軸回りの回転が伴う運動は、物体にオクルージョンが生じるため、現段階では推定が極めて困難である
- トップクラス群内での交叉、エリート戦略などは収束時間の向上には有効であるが、反面、探索空間が限定されてしまうという欠点もある
- 入力データの荒さ、評価関数の不備などによって、形状を把握するよりも強く輪郭に引き寄せられる。
- 収束に至るまでの時間が長い

これらの問題に対処するため、以上の問題点を考慮した上で、エリート戦略、トップクラス群選抜など遺伝的操作の運用法、オクルージョンを考慮に入れた評価関数の設定などが必要である。また、(i) 隠面処理を行なう、(ii) 使用するデータの深さを変える、(iii) 座標系を物体の中心に変えるなどの追試を行ない、評価関数の妥当性、入力データへの依存性

などを検討する必要がある。またこれらの問題を中心に、手法のハイブリッド化などについても検討を重ねていく必要がある。

謝辞

本研究を進めるにあたり、終始暖かい御指導を頂いたソフトウェア基礎講座 横矢 直和教授並びに副指導教官として御助言頂いた像情報処理講座 千原 國宏教授、情報科学センター 荻原 剛志助教授に深く感謝いたします。

本研究に際し適時御助言下さいましたソフトウェア基礎講座 竹村 治雄助教授、片山 喜章助手、情報科学センター 馬場 始三助手、岩佐 英彦助手に深く感謝します。

最後に、ソフトウェア基礎講座の諸氏ならびにロボティクス講座の落田浩二君には、本研究の様々な局面にて多大なる御協力をいただきました。ここに感謝の意を表します。

参考文献

- [1] O.D.Faugerous and M. Hebert: “The representation, recognition, and locating of 3-D objects”, Int. J. Robotics Res., Vol.5, No.3, pp.27-52, Fall 1986.
- [2] B.K.P.Horn: “Closed-form solution of absolute orientation using unit quaternions”, J.Opt.Soc.Am.A, Vol.4, No.4, pp.629-642, Apr.1987.
- [3] P.J.Besl and N.D.Mckay: “A method for registration of 3-D shapes”, IEEE Trans. Pattern Anal. & Mach. Intell., Vol.14, No.2, pp.239-256, Feb.1992.
- [4] 増田、横矢: “2枚の距離画像からの物体の3次元剛体運動パラメータの推定”, 計測自動制御学会第22回パターン計測部会研究会資料, pp.17-24 (1993).
- [5] N.Kehtarnavaz and S.Mohan: “A framework for estimation of motion parameters from range images”, Comput.Vision, Graphics & Image process, Vol.45, No.1, pp.88-105, 1989.
- [6] 脇迫、鎌田、河口:
“距離画像処理による3次元物体検出システム”, 電子情報通信学会論文誌 (D-II), Vol.J77-D-II, No.7, pp.1282-1292 (1994).
- [7] 北野 宏明 編: 『遺伝的アルゴリズム』, 産業図書 (1993).
- [8] 米澤 保雄: 『遺伝的アルゴリズム 進化論の情報科学』, 森北出版 (1993).
- [9] 井口、佐藤: 『三次元画像計測』, 昭晃堂 (1990).
- [10] 田村秀行: 『コンピュータ画像処理入門』 総研出版 (1985).
- [11] 山口富士夫: 『コンピュータディスプレイによる図形処理工学』, 日刊工業新聞社 (1981).
- [12] 長谷川 修: “マシンビジョンのための最近のアルゴリズム”, O plus E, No.181, pp.81-88(1994).
- [13] L. デービス 編: 『遺伝アルゴリズム ハンドブック』, 森北出版 (1994).

- [14] 澤井 秀文: “遺伝的アルゴリズムを用いた画像復元”, 『遺伝的アルゴリズム』(第8章)北野 宏明 編,pp.209-231, 産業図書 (1993).
- [15] 鈴木、平井: “トップダウン機構による視覚モデルの構成”, 情処研報, CV 83-3, pp.17-24(1993).
- [16] 伊庭、佐藤: “遺伝的アルゴリズムを拡張した虫型探索システム: BUGS”, 人工知能学会誌, Vol.8, No.6, pp.797-809 (1993).
- [17] 北村、大谷、岸野: “遺伝的アルゴリズムを用いた顔画像からの表情検出の一検討”, 信学技報, PRU93-65, Vol.93, No.268(1993).
- [18] 大谷、岸野: “遺伝的アルゴリズムを用いたマルチ画像からの人物の姿勢検出の検討”, 信学技報, PRU93-65, Vol.93, No.431(1993).