

NAIST-IS-MT9451121

修士論文

遺伝的アルゴリズムと ICP アルゴリズムによる 2 視点距離データの位置合せ

山村 直史

1996 年 2 月 16 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
修士(工学) 授与の要件として提出した修士論文である。

山村 直史

指導教官： 横矢 直和 教授
千原 國宏 教授
竹村 治雄 助教授

遺伝的アルゴリズムと ICP アルゴリズムによる 2 視点距離データの位置合せ*

山村 直史

内容梗概

実物体の多視点距離データからその物体の全表面の 3 次元形状モデルを自動生成するための重要な課題に、位置合せ問題がある。位置合せ問題とは、異なる 2 視点から計測された 3 次元物体の距離データからそのデータ間の 3 次元剛体変換パラメータを求めることであり、近似解 (変換パラメータ) が与えられていないときこれは非常に困難な問題となる。本論文では、(i) 近似解が未知の位置合せ問題をまず組合せ最適化問題として定式化し、これを最適化手法の 1 つである遺伝的アルゴリズム (Genetic Algorithm : GA) によって解くことで近似解を推定し、(ii) 更に、この近似解を変形 ICP (Iterative Closest Point) アルゴリズムに初期値として与えることでより精度の高い解を求める手法を提案する。本手法は対象物の形状や特徴量を利用せず、対象物の動かし方にも制約を受けない。実距離データを用いた実験により本手法の有効性を示す。

キーワード

距離データの位置合せ, 組合せ最適化問題, 近似解, 遺伝的アルゴリズム, ICP アルゴリズム

*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-MT9451121, 1996年2月16日.

Registration of Two Range Views Using a Genetic Algorithm and an ICP Algorithm*

Tadashi Yamamura

Abstract

Registration is an important task for automatically building 3D models from multiple-view range data of real objects. The registration task involves finding the 3D rigid transformation parameters between two range data from different views, and it is very difficult when an approximate solution (transformation parameters) is not known at all. This paper proposes a method for registration of two range data. The steps in this method are : (i) formulation of the registration task as a combinatorial optimization problem and estimation of an approximate solution by solving the problem using a genetic algorithm (GA) which is a kind of probabilistic optimization method and (ii) refinement of the approximate solution using a modified iterative closest point (ICP) algorithm. The experimental results with range data of real objects are described in order to show the applicability of the proposed method.

Keywords:

registration of range data, combinatorial optimization problem, approximate solution, genetic algorithm, ICP algorithm

*Master's Thesis, Department of Information Systems, Graduate School of Information Science, Nara Institute of Science and Technology, NAIST-IS-MT9451121, February 16, 1996.

目次

1. はじめに	1
2. 距離データの3次元剛体変換と提案手法の概要	6
2.1 3次元剛体変換	6
2.2 提案手法の概要	8
3. 遺伝的アルゴリズムによる近似解の推定	10
3.1 位置合せ問題の組合せ最適化問題としての定式化	10
3.2 遺伝的アルゴリズムの概要	11
3.3 染色体の設定 (解候補のコード化・デコード化)	12
3.4 評価関数の定義	13
3.5 初期集団と遺伝的操作の設定	16
3.5.1 初期集団	16
3.5.2 選択淘汰	16
3.5.3 交叉	17
3.5.4 突然変異	18
4. 変形 ICP アルゴリズムによる近似解の補正	19
5. 実験と結果	22
5.1 提案手法のパラメータ等の設定	22
5.2 実験内容	23
5.3 木製のモアイ像に対する実験	24
5.4 陶器の人形に対する実験	25
5.5 木彫りの犬に対する実験	25
5.6 埴輪の馬に対する実験	32
5.7 実験結果のまとめ	32
6. まとめと今後の課題	41

謝辭	42
參考文獻	43

目 次

1	距離データの計測に用いたレンジファインダの構成	7
2	提案手法の処理の流れ	9
3	遺伝的アルゴリズムの処理の流れ	11
4	染色体の概念図	13
5	染色体の評価に用いる 2 枚の画像の重なり	14
6	2 点交叉	17
7	突然変異	17
8-a	木製のモアイ像 — 提案手法を適用した実距離データ	26
8-b	木製のモアイ像 — 遺伝的アルゴリズムの評価関数で用いる距離画像	26
8-c	木製のモアイ像 — 提案手法を適用した結果	27
9-a	陶器の人形 — 提案手法を適用した実距離データ	29
9-b	陶器の人形 — 遺伝的アルゴリズムの評価関数で用いる距離画像	29
9-c	陶器の人形 — 提案手法を適用した結果	30
10-a	木彫りの犬 — 提案手法を適用した実距離データ	33
10-b	木彫りの犬 — 遺伝的アルゴリズムの評価関数で用いる距離画像	33
10-c	木彫りの犬 — 提案手法を適用した結果	34
11-a	埴輪の馬 — 提案手法を適用した実距離データ	36
11-b	埴輪の馬 — 遺伝的アルゴリズムの評価関数で用いる距離画像	36
11-c	埴輪の馬 — 提案手法を適用した結果	37
12	遺伝的アルゴリズムによる近似解の探索の様子	39

表 目 次

1	木製のモアイ像に対する実験結果	28
2	陶器の人形に対する実験結果	31
3	木彫りの犬に対する実験結果	35
4	埴輪の馬に対する実験結果	38

1. はじめに

レーザレンジファインダによって実物体を3次元計測することで得られる距離データから3次元形状モデルを自動生成する技術は、CG (Computer Graphics), CAD (Computer Aided Design), 物体認識システム, 文化遺産の形状データベースなどにおいて必要とされる [1]。しかし、通常のレンジファインダでは1方向から計測できる表面の形状データ (2.5次元データ) しか得られず、物体の背面は勿論のこと、レーザの届かない部分や凸部に隠された部分などが欠落している。ところが、CG などにおいてはデータ欠落のない全表面の形状情報を含む3次元モデルが必要とされるため、1方向からの計測データでは不十分である。そこで、データ欠落のない3次元形状モデルを自動生成するための方法として、多視点から物体を計測しその複数のデータを統合することが考えられる [2]。

多視点から得られる距離データは各々の視点に依存した座標系で表わされているので、これらのデータを統合するためには各データをある1つの基準となる座標系で表わさなければならない。このとき、視点に依存した各データの座標系を基準座標系へと変換するための3次元剛体変換パラメータが必要となる。この変換パラメータを求める問題は位置合せ問題と呼ばれており、3次元形状モデルを自動生成するための最も重要な課題である。

この位置合せ処理の対象となる距離データは、レンジファインダ等によって実物体を計測することで得られるが、その際レンジファインダと実物体との相対的な位置を決定することの可能な装置、例えばターンテーブルやロボットアームなどがあれば、変換パラメータをある程度の精度で得ることができる。得られた変換パラメータの精度がかなり高ければ、これをそのまま用いることで位置合せを簡単に行うことができる。変換パラメータの精度があまり高くない場合でも、例えば Chen ら [3] や Blais ら [4] の手法によって、より信頼性の高い変換パラメータを得ることができる。しかし、対象物に破損の恐れがある場合や対象物を直接操作することが困難な状況では位置決め装置を利用できず、位置合せをこのように容易に行うことができない。また、位置決め装置がない場合においても同様である。そこで、位置決め装置を使用せずに位置合せを行えるよう、得られた距離データから手動で変換パラメータを求めることが考えられる [5] [6]。ところが、3

次元モデルの自動生成を目的とした場合には、手動での位置合せはその目的に反することである。

以上のように、位置決め装置を使用しない、すなわち近似変換が未知で、かつ自動処理を目的とした場合、位置合せは非常に困難な問題となる。そして、このような場合の位置合せで、特に異なる2視点から得られた距離データの片方から他方への位置合せに関して、これまでに種々の手法が提案されている。その1つに対象物の形状や特徴量を利用した手法があるが [7] [8] [9] [10], 対象物の形状について制約があり、また隠蔽などに対して完全に不変な特徴量を求めることも難しい。例えば、脇迫ら [11] の提案した手法は対象物の形状には依らないが、対象物をターンテーブルで回転させる際にその回転軸がある程度の精度で既知であるという前提が必要である。しかし、様々な形状の物体に対して位置合せを行うためには、その形状などに制限を受けることは好ましくない。しかも、位置合せ問題は近似変換が未知で対象物の形状やその動かし方に制限を受けないとき一般的な問題となり、取り組む意義が増す [9]。

一方、任意の形状の物体に適用可能でどのような特徴量も必要としない手法に、Besl ら [12] の提案した ICP (Iterative Closest Point) アルゴリズムがある。これは、2つのデータ間において一方のデータ内の各点を他方のデータ内でユークリッド距離の最も近い点 (最近点) へ仮の対応付けを行い、この操作を繰り返すことによって剛体変換を求める手法であり、一方のデータが他方に全て含まれる場合には頑強である。しかし異なる視点から計測されたデータ間においては隠蔽などによってそのような仮定が成立しないことが多いため、ICP アルゴリズムをそのまま利用することができない。また、与える初期値が真値から大きく外れている場合には、局所解に陥って正確な剛体変換を求められない可能性がある。

このような状況にも対処できるように、増田ら [13] はランダムサンプリングと LMS (Least Median of Squares : 最小2乗中間値) 推定とを ICP アルゴリズムに組み合わせた手法を提案しており、実験によってその手法の頑強性を示している。また Turk ら [14] は、一部しかデータが重ならない場合にも対処できるように ICP アルゴリズムを改良し、これを三角パッチ化した距離データに適用することで位置合せを行っている。この Turk らの変形 ICP アルゴリズムは Besl

らのものと幾つかの点で異なっているが、その1つは、三角パッチ間の対応付けを行う際、その距離に閾値を設けていることである。これによって重なったデータ上でのみ対応付けを行うことができる。

このことから、隠蔽を含む距離データの位置合せに ICP アルゴリズムを適用する場合、近似解を初期値として与えることで局所解への収束を避けることができ、更に重なったデータ上でのみ仮の対応付けを行えば ICP アルゴリズムの頑強さから正しい解を求めることが可能だと考えられる。

ところで、以上に述べた手法の他に佐藤 [15] の提案した手法がある。これは、最適化手法の1つである遺伝的アルゴリズム (Genetic Algorithm : GA) [16] を用いて、近似変換が未知の場合の位置合せ問題を、対象物の形状を利用せず、また仮の対応付けも行わずに解く手法である。しかし、隠蔽を含む実データ間においては正確な解を得ることができなかった。

本論文では、多視点の位置合せを行う上での基本処理となる2視点距離データの位置合せに対して、近似解(変換パラメータ)が未知のときに、対象物の形状や特徴量を利用せず対象物の動かし方にも制約を設けずに、位置合せを正確に行うための手法を提案する。本手法は次の2つの手順から構成される。

- (i) まず位置合せ問題を組合せ最適化問題として定式化し、これを GA によって解くことで準最適解を求める、すなわち近似解を推定する。
- (ii) 次に、近似解が得られることを前提として ICP アルゴリズムを隠蔽を含むデータに対しても利用できるように一部修正し、この変形 ICP アルゴリズムに手順 (i) で得られた解を初期値として与え、より精度の高い解を求める。

すなわち本手法は、GA による近似解の推定、変形 ICP アルゴリズムによる近似解の補正という2段から成る。

提案手法で用いる GA は、佐藤 [15] の位置合せ問題に対する GA の適用方法を再考察し、隠蔽を含むデータに対してある程度の精度で解を得られるよう新たに考案したものである。但し、対象物の形状や特徴量を利用しないという点は同じである。また、この GA による近似解の推定方法は位置合せ問題に対する新しい手法である。

次に変形 ICP アルゴリズムであるが、これは Besl ら [12] の提案した ICP アルゴリズムを隠蔽を含むデータに対しても利用できるように、重なった領域上のデータ点のみを対応付けに用いることにしたものである。その変更点は、最近点へ仮の対応付けを行う際その距離に閾値を設けたことであり、このような変形を行った目的とその方法は基本的に Turk ら [14] のアルゴリズムと同じである。しかし、用いるデータが点と三角パッチで違うことは明らかであるが、この変形を考案する過程とこのアルゴリズムの位置合せに対する適用方法も異なる。Turk らはまず階層的な三角パッチ表現を生成している。そして、この階層において最も低い(粗な)レベルで変形 ICP アルゴリズムを適用することによって精度の低い剛体変換を求め、次にこれを1つ上の(より密な)レベルの階層に初期値として与えることで精度のより高い変換を求めるという操作を繰り返している。Turk らはこの反復処理において、階層が上がるにつれて距離の閾値を小さくしている。これによってデータがより正確に重なる部分のみを対応付けに用いることができるため、得られる解もより正確となる。しかし ICP アルゴリズムは、与えられる初期値が真値から大きく外れている場合には局所解に陥ることがあるため、Turk らの手法においては最も低いレベルで推定された解が真値から大きく外れた場合、階層のレベルを上げて、すなわち変形 ICP アルゴリズムを段階処理したとしても局所解の積み重ねになる可能性がある。一方、本手法で用いる変形 ICP アルゴリズムは、GA によって近似解が得られているという前提があるため、データの重なる領域はある程度のずれはあるものの把握できる。そのため最初から密なデータにおいて、重なる領域とその周辺の点を対応付けに用いれば、精度良く位置合せを行うことができると考えられる。そこで本論文では、この考えをもとに Besl らの ICP アルゴリズムに対して、重なる領域のずれの範囲を表わすような距離の閾値を導入した。本手法においても、GA によって真値から大きく外れた解が求められた場合、Turk らの手法と同様に局所解の積み重ねになる可能性があるが、本手法の GA については実験によってその可能性が低いことを確認している。

本論文の構成は次のようになっている。まず第2章で距離データの3次元剛体変換と提案手法の概要について述べる。次に本手法に関して、その処理手順 (i)

について第 3 章で，手順 (ii) について第 4 章で述べる。そして第 5 章で，実距離データを用いた実験とその結果を示し，併せて本手法の有効性も示す。最後に第 6 章でまとめと今後の課題について述べる。

2. 距離データの3次元剛体変換と提案手法の概要

2.1 3次元剛体変換

入力として与える2つの距離データ (これを R_I, R_{II} とする) は, レンジファインダ (図1参照) によって得た距離データから背景部だけを除去し物体の形状データだけを抽出したもので, その形状を表わす3次元座標の点集合である。但し, 本論文で用いたレンジファインダは左手座標系で物体を計測するので, 各距離データの要素である3次元座標は左手座標系で表される。

本手法で扱う3次元剛体変換は, 3×3 の回転移動行列 \mathbf{R} と3次元の並進移動ベクトル \mathbf{t} で表される原点中心の1次変換で, 任意の3次元空間の点 \mathbf{x} は3次元剛体変換により

$$\mathbf{x}' = \mathbf{R}\mathbf{x} + \mathbf{t}$$

へ移動する。本手法で扱う3次元空間は先にも記したように左手座標系であるため, 回転の正の向きを原点から軸の正方向に向かって反時計廻りとする, x, y, z 各軸廻りの回転行列 $\mathbf{R}_x, \mathbf{R}_y, \mathbf{R}_z$ はその回転角 $\theta_x, \theta_y, \theta_z$ を用いて

$$\mathbf{R}_x = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & c_x & -s_x \\ 0 & s_x & c_x \end{pmatrix}, \quad \mathbf{R}_y = \begin{pmatrix} c_y & 0 & s_y \\ 0 & 1 & 0 \\ -s_y & 0 & c_y \end{pmatrix}, \quad \mathbf{R}_z = \begin{pmatrix} c_z & -s_z & 0 \\ s_z & c_z & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix}$$

と表されることから (ここで, $c_* = \cos(\theta_*)$, $s_* = \sin(\theta_*)$ で, $*$ は x, y, z である), 回転行列 \mathbf{R} は

$$\begin{aligned} \mathbf{R} &= \mathbf{R}_x \mathbf{R}_y \mathbf{R}_z \\ &= \begin{pmatrix} c_y c_z & -c_y s_z & s_y \\ s_x s_y c_z + c_x s_z & -s_x s_y s_z + c_x c_z & -s_x c_y \\ -c_x s_y c_z + s_x s_z & c_x s_y s_z + s_x c_z & c_x c_y \end{pmatrix} \end{aligned}$$

とする。また,

$$\mathbf{t} = (t_x, t_y, t_z)^T$$

である (ここで, T は転置記号を表わす)。

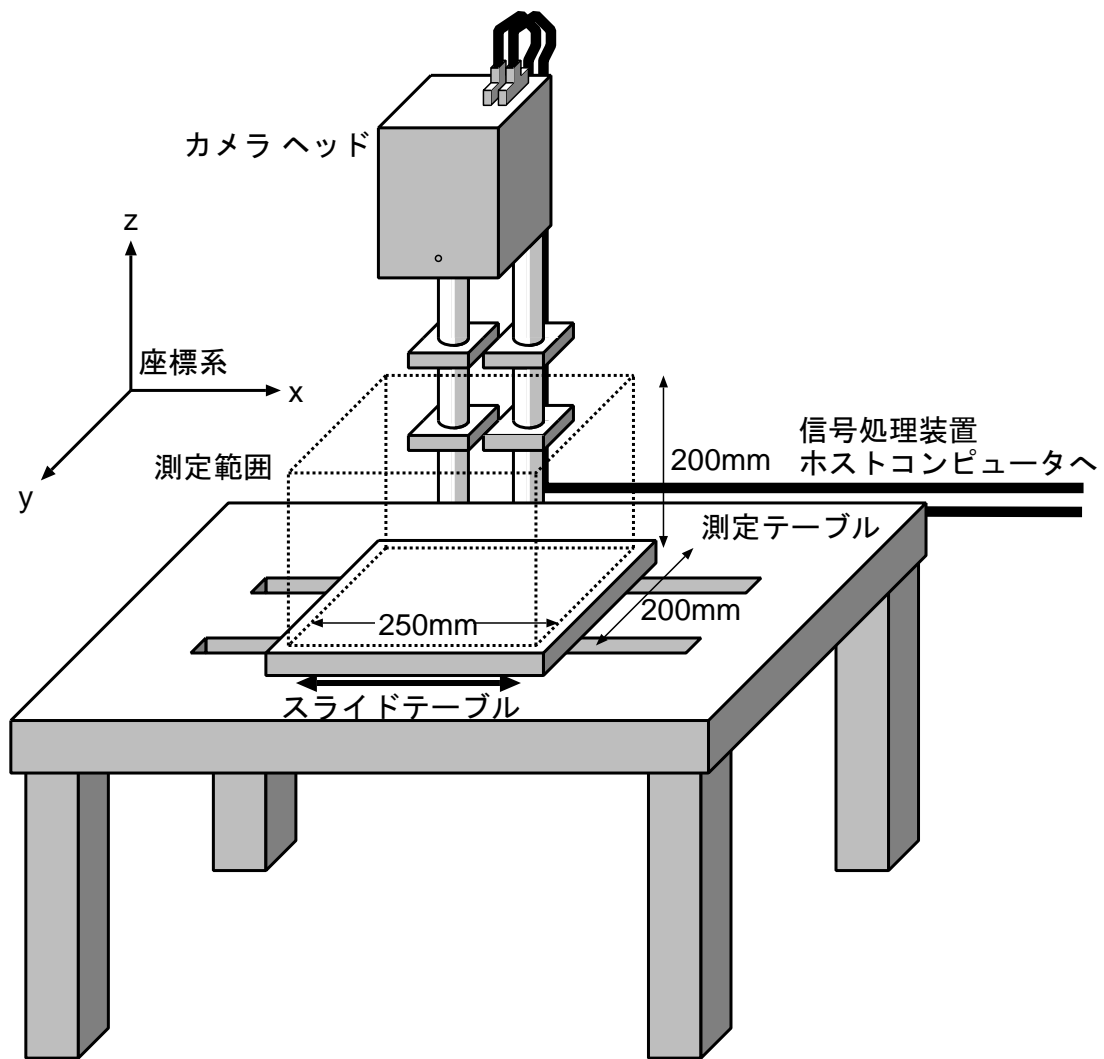


図 1: 距離データの計測に用いたレンジファインダの構成

本手法で求める 3 次元剛体変換パラメータ (解) は, x, y, z 各軸廻りの回転角 $(\theta_x, \theta_y, \theta_z)$ と 並進移動成分 (t_x, t_y, t_z) の計 6 個の実数値で表されるパラメータである。パラメータの単位については, 回転角は $^\circ$ (度), 並進移動成分は mm である。そして, 本論文で扱う 2 視点距離データの位置合せ問題とは, 2 つの距離データ R_I と R_{II} をもとに, R_I から R_{II} への原点中心の 3 次元剛体変換パラメータを求めることである。

2.2 提案手法の概要

近似変換が未知の 2 つの距離データ R_I と R_{II} に対して, R_I から R_{II} への原点中心の 3 次元剛体変換パラメータを求めるために, 本論文では次の 2 つの手順から構成される手法を提案する。

- (i) まず位置合せ問題を組合せ最適化問題として定式化し, これを GA によって解くことで準最適解を求める, すなわち近似解を推定する。
- (ii) 次に, 近似解が得られることを前提として ICP アルゴリズムを隠蔽を含むデータに対しても利用できるように一部修正し, この変形 ICP アルゴリズムに手順 (i) で得られた解を初期値として与え, より精度の高い解を求める。

すなわち本手法は, GA による近似解の推定, 変形 ICP アルゴリズムによる近似解の補正という 2 段から成る。本手法の処理の流れを図 2 に示す。

手順 (i) の GA による近似解の推定処理には, 対象物の形状などを制限しないという利点があり, またこの処理は位置合せ問題に対する新しい手法である。

しかし, GA は確率的な最適化手法であるため, 必ずしも近似解を求めることができるとは限らない。そして, もし GA によって近似解から大きく外れた解が求められると, 変形 ICP アルゴリズムにその解を初期値として与えても局所解に陥る可能性が大きい。このように本手法には局所解の積み重ねになるという欠点がある。そこで, 本手法を実距離データに適用した結果, 本手法の GA は近似解を誤推定する確率が低いことを確認でき, このことより本手法が局所解の積み重ねになる可能性は低いといえる。

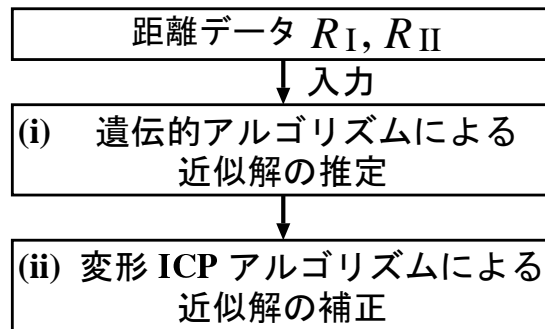


図 2: 提案手法の処理の流れ

以上に述べた提案手法について、その処理手順 (i) の詳細を第 3 章で、手順 (ii) を第 4 章で記す。また、提案手法を実距離データに適用した実験とその結果については第 5 章で述べる。

3. 遺伝的アルゴリズムによる近似解の推定

ここでは本手法の処理手順 (i) について詳述する。まず位置合せ問題の組合せ最適化問題としての定式化について、次に GA の概要について述べる。そして、定式化した組合せ最適化問題を解くために考案した本手法の GA について記す。

3.1 位置合せ問題の組合せ最適化問題としての定式化

第 2.1 節でも記したように、本手法で求めるのは x, y, z 各軸廻りの回転角 ($\theta_x, \theta_y, \theta_z$) と 並進移動成分 (t_x, t_y, t_z) の計 6 個の実数値で表されるパラメータである。この 6 個のパラメータを求めるための手法には、対象物の形状などを利用したものがあるが [7] [8] [9] [10] [11]、これらの手法は対象物の形状やその動かし方に強くはないものの何らかの制限を受けることになる。しかし、様々な形状の物体に対して位置合せを行うためには、その形状などに制限を受けることは好ましくない。

そこで本研究では、そのような制限なしに 6 個の変換パラメータを求めることを考えた。すなわち、目的とする解は 6 個のパラメータを軸とする 6 次元の解空間内に存在するので、この解空間を直接探索すれば解を求めることができるといえる。言い換えるとこれは、ある評価関数を最小化する 6 個の実数値の組合せを求めることであり、このことから位置合せ問題を組合せ最適化問題として次式のように定義できる。

$$\text{評価関数} : f(\theta_x, \theta_y, \theta_z, t_x, t_y, t_z) \rightarrow \text{最小} \quad (1)$$

ここで、探索する解空間は有限とするが、それでも 6 次元の実数空間と非常に大きいため、この組合せ最適化問題においてその組合せの総数は膨大な数に上る。従って、すべての組合せを調べ上げるためにはかなりの計算時間を要することとなり、厳密解を求めるのは実際上不可能である。このような組合せ最適化問題に対して、準最適解を求めるための比較的一般的な枠組を与える有力な探索手法の 1 つに GA がある [16] [17]。そこで本研究では、この組合せ問題を GA によって探索することを考えた。

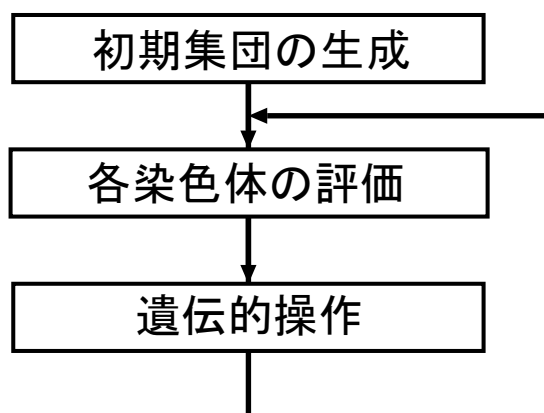


図 3: 遺伝的アルゴリズムの処理の流れ

3.2 遺伝的アルゴリズムの概要

GA は生物集団が環境に適応して進化していく様子を模擬した最適化手法であり、最適化すべき問題を環境、解候補を生物とみなす。最適化問題を GA 上にモデル化する場合、問題の各解候補を染色体と呼ばれる有限長の文字列に符号化する必要がある。この染色体を構成する各文字列を遺伝子と呼び、染色体の集合を集団、この集団に属する染色体数を集団サイズという。GA の処理としては、まず初期集団を生成し、この集団に対して選択淘汰、交叉、突然変異といった遺伝的操作を行い、染色体の評価・更新のサイクル(世代)を繰り返すことによって、解を探索する。この処理の流れを図 3 に示す。

GA では、交叉や突然変異を行うことによって更新された染色体が解空間から逸脱する状況が一般に起こり得る。しかしこのようなことが頻繁に生じると、効率良く最適解に収束しない可能性がある。そのため染色体への符号化(解のコード化)と、染色体を評価するために用いる評価関数の定義は特に慎重に行う必要がある。

更に、GA は複数の解候補を同時に探索するため大域探索に優れているが、一般に局所探索に劣ることが指摘されており、この欠点を補うためには GA をヒューリスティックアルゴリズムとハイブリッド化することが有効である [16]。そこで

本手法では、GA に山登り法 (Hill-Climbing : HC) と呼ばれる探索手法を組み合わせたハイブリッド GA を用いる。

GA の処理を実現するためには、染色体 (解候補のコード化)、評価関数、初期集団、遺伝的操作の 4 つの要素を設定する必要がある、これらについて以下順に述べる。

3.3 染色体の設定 (解候補のコード化・デコード化)

佐藤 [15] のように、式 (1) で定義した組合せ最適化問題に対して 6 次元の有限実数空間をそのまま探索空間とした場合、解候補の総数は膨大なものになる。そのため、GA がいかに大域探索に優れるといっても、準最適解が必ず求まる可能性は低いと予想される。従って、実際に調べる範囲をどのように限定するかが重要となる。

そこで本手法では、この解空間を各軸が N_D (正の整数) 個に分割されるよう離散化し、各離散点を解候補と考える。すなわちこの離散空間が GA の探索空間となる。このようにすることで、調べる解候補の数が減少するという利点があるが、同時に、得られる準最適解の精度が正確な位置合せを行えるほど高くないという欠点が生ずる。しかし、この欠点は第 4 章で詳述する補正処理によって解決することができる。

上記の考えをもとに、解候補を式 (2) に示す長さ 6 の数字列としてコード化し、これを本手法の GA で扱う染色体とする (図 4 参照)。ここで、 g_i ($i = 0, \dots, 5$) は $0 \leq g_i \leq N_D$ の整数である。

$$G = (g_0, g_1, g_2, g_3, g_4, g_5) \quad (2)$$

このコード化によって、探索空間中のすべての解候補を表現することができ、更に位置合せ問題を 6 個の整数の組合せ最適化問題として捉えることができる。

また、式 (2) で表わされる染色体の各遺伝子は、式 (3) によって 6 個の変換パラメータへデコード化される。

$$\theta_x = \text{decode}_G(g_0), \quad \theta_y = \text{decode}_G(g_1), \quad \theta_z = \text{decode}_G(g_2) \quad (3-a)$$

$$t_x = \text{decode}_G(g_3), \quad t_y = \text{decode}_G(g_4), \quad t_z = \text{decode}_G(g_5) \quad (3-b)$$

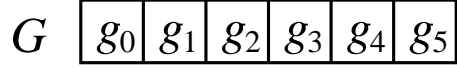


図 4: 染色体の概念図

ここで, θ_*, t_* ($* = x, y, z$) はそれぞれ $\theta_{min} \leq \theta_* \leq \theta_{max}$, $t_{min} \leq t_* \leq t_{max}$ の実数であり, $decode_G(g_i)$ ($i = 0, \dots, 5$) は次式によって定義される関数である。

$$decode_G(g_i) = \begin{cases} \theta_{min} + \frac{\theta_{max} - \theta_{min}}{N_D} g_i & (i = 0, 1, 2 \text{ のとき}) \\ t_{min} + \frac{t_{max} - t_{min}}{N_D} g_i & (i = 3, 4, 5 \text{ のとき}) \end{cases}$$

3.4 評価関数の定義

本手法に入力として与える距離データ R_I , R_{II} は密なデータであり, これをそのまま各染色体の評価に用いた場合, GA では各世代毎に複数の染色体を評価するため全体の処理時間がかなり大きくなる。そこで, まずこの密な距離データを縮小し, 粗な距離画像 I_I , I_{II} をつくる。この距離画像は, 画素 (x, y) に対象物の奥行き情報 $z_*(x, y)$ (0 以上の整数) を蓄えている (ここで $* = I, II$)。また, I_* における対象物の形状データ部を $V_* = \{(x, y) \mid z_*(x, y) > 0\}$ とする ($|V_*| \neq 0$)。

染色体を評価するためにまず, その各遺伝子から式 (3) によって 6 個の変換パラメータを得る。そして, 得られたパラメータで I_I を変換して画像 $I_{I'}$ を作成し, この $I_{I'}$ と I_{II} とに関する次式の評価関数

$$err = \begin{cases} \frac{1}{|L|} \sum_{(x,y) \in L} |z_{I'}(x, y) - z_{II}(x, y)|^2 & \left(\frac{|L|}{|V_{II}|} \geq \lambda \text{ のとき} \right) \\ ERR & \left(\frac{|L|}{|V_{II}|} < \lambda \text{ のとき} \right) \end{cases} \quad (4)$$

によって染色体を評価する。ここで, L は $V_{I'}$ と V_{II} の重なった部分を表しており, $L = V_{I'} \cap V_{II}$ である (図 5 参照)。この評価関数は, $V_{I'}$ と V_{II} の重なりがある程度大きいとき, その 2 つの形状がどのくらい一致しているのかを表す。この評価関数の値が小さいほど 2 つの形状の一致する度合いが高い, すなわち $I_{I'}$ と I_{II}

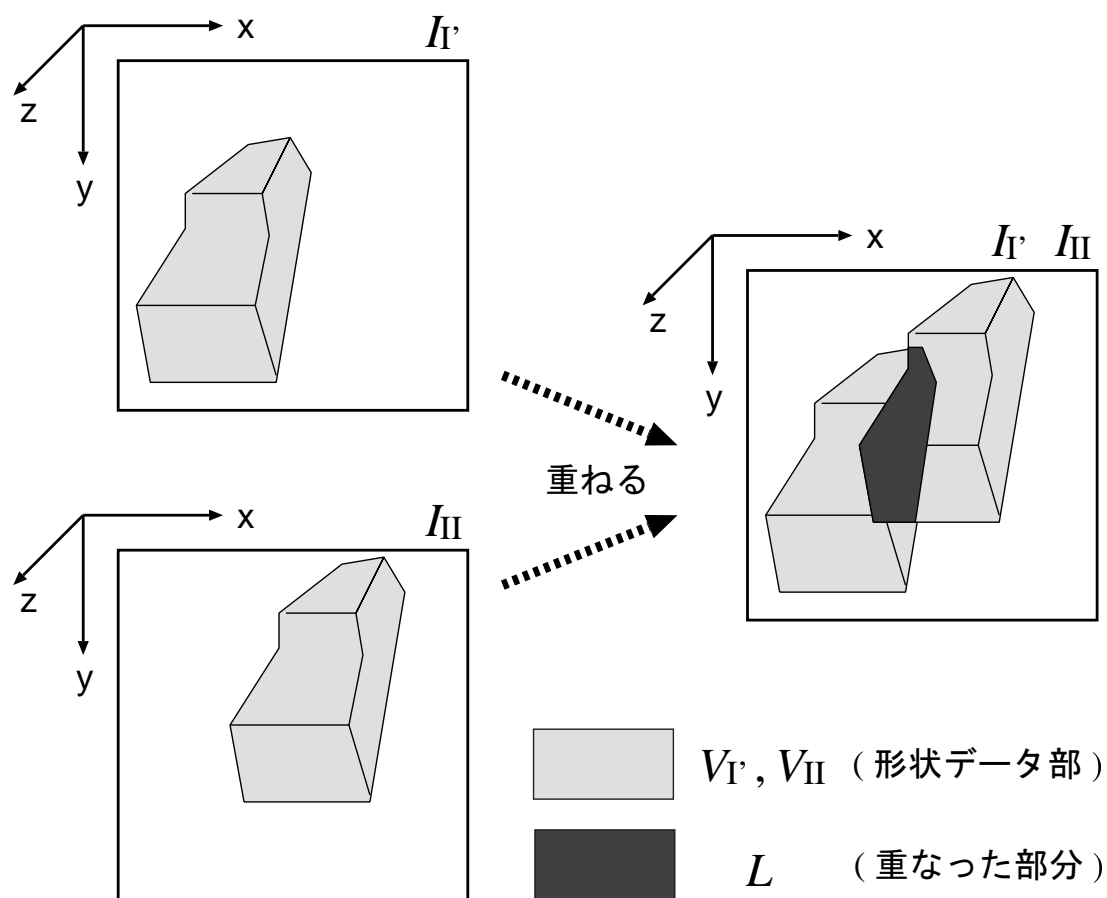


図 5: 染色体の評価に用いる 2 枚の画像の重なり

の類似度が高い。このことより、評価関数の値が小さい染色体ほど、より正確な変換パラメータを有するといえる。また、 V_I と V_{II} の重なり程度は、 $|L|$ が V_{II} において占める割合で計算する。この割合がある閾値 λ より小さいときは重なり部分が小さいとみなし、評価関数にある大きな値 ERR を与えることにする。このように重なりを考慮したのは、不正確なパラメータを有している染色体でも、重なりは小さいが偶然に式 (4) の値が小さくなることもあり、このような染色体が準最適解として選ばれないようにするためである。

式 (4) で定義した評価関数の値を小さくするためには、2 つの形状データ V_I

と V_{II} がある程度重なる必要がある。ところが、 V_I を原点中心で回転移動させた場合、移動後のデータが V_{II} から遠ざかることがある。このとき、回転移動が正確であっても並進移動が適切でなければ、2つの形状が重ならず評価関数の値が大きくなる。そのため、正確な回転角を有していてもその染色体は良い評価を受けずに淘汰され、最適解への収束が妨げられることになる。また、並進移動が正確であっても回転移動が適切でなければ同様に淘汰される。

このような状況を避けるためには、2つの形状がより大きく重なるような並進移動をまず求めることができれば良い。なぜなら、そのような並進移動が求めれば、回転移動が適切でなくとも2つの形状は重なるので評価関数の値はある程度小さくなり、淘汰されることがなくなるからである。また、そのような並進移動が定まることにより、あとは形状がより一致するような回転角を求めるだけで良いため、探索効率も上がる。このためには、原点中心ではなく物体中心の回転移動を行う必要がある。

そこで、 V_I の変換は物体中心とする。まず、 V_I の仮の重心 \mathbf{p}_g を

$$\mathbf{p}_g = \frac{1}{|V_I|} \sum_{i=1}^{|V_I|} (x_i, y_i, z_I(x_i, y_i))^T$$

によって求める。そして、式 (3-b) によって得られる並進移動ベクトルを \mathbf{t}_{GA} とし、これと \mathbf{p}_g とを用いた物体中心 (物体の中心は仮の重心とする) の3次元剛体変換によって、 V_I 内の点 \mathbf{x} は

$$\begin{aligned} \mathbf{x}' &= \mathbf{t}_{GA} + \mathbf{R}(\mathbf{x} - \mathbf{p}_g) + \mathbf{p}_g \\ &= \mathbf{R}\mathbf{x} + (-\mathbf{R}\mathbf{p}_g + \mathbf{p}_g + \mathbf{t}_{GA}) \end{aligned}$$

へ移動する。原点を中心としたときの並進移動ベクトル \mathbf{t} は

$$\mathbf{t} = -\mathbf{R}\mathbf{p}_g + \mathbf{p}_g + \mathbf{t}_{GA} \quad (5)$$

である。

以上より、式 (2) は実際には物体中心の変換パラメータをコード化したものである。しかし本論文では、第2章でも述べたように、原点中心の変換パラメータを求めることが目的である。そこで、GAによって探索された準最適解に対して、

式 (3-b) によるその並進移動成分を式 (5) によって得られる値に置き換える。この置き換えた解が GA で求めた解であり、本手法の処理手順 (ii) に与える解である。

3.5 初期集団と遺伝的操作の設定

3.5.1 初期集団

染色体をランダムに複数個生成することによって初期集団を形成する。これは、探索空間から解候補を任意に複数個選択することに等しい。

3.5.2 選択淘汰

評価値の低い順に並んでいる集団に対して、まず下位の一定の割合の染色体を無条件に淘汰して消滅させる (淘汰する割合を淘汰率と呼ぶ)。そして、上位の染色体から淘汰した割合だけを選んで交叉対象とし、その中で組をつくって交叉させ子を生成する。生成する子の数は淘汰した染色体数に等しい。この生成した子を式 (4) によって評価し、全染色体を評価値の低い順に並べ換える。次に、最上位の染色体を除いた全染色体のうちの何割かに突然変異を施す (この割合を突然変異率と呼ぶ)。そして、全染色体を評価値の低い順に再度並べ換える。その後、最上位の染色体に対してそのコピーを生成し、これに突然変異・評価を行い、このコピーも含めて染色体を並べ換える。

但し、一定世代数を経過しても最上位の染色体の評価値が変化しないとき、局所解に収束したと判断する。このとき、集団の局所解からの脱出能力を高めるために、交叉を行わず突然変異だけを行うようにする。その割合は淘汰率と突然変異率の和とする。また、ここでも最上位の染色体は突然変異の対象から除き、最上位の染色体についてはそのコピーに対して突然変異を行う。

ここで行う最上位の染色体のコピーに対する突然変異は、一種の山登り法である。この処理を行う理由は、最上位の染色体は評価値の上でその集団の中で最も準最適解に近いから、突然変異によりさらに準最適解へと近付くことが期待されるからである。

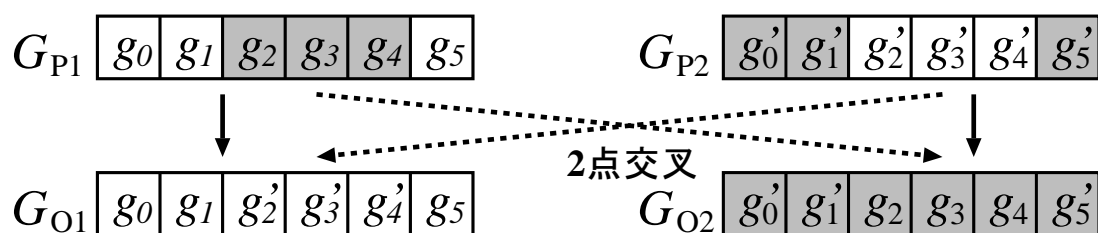


図 6: 2 点交叉

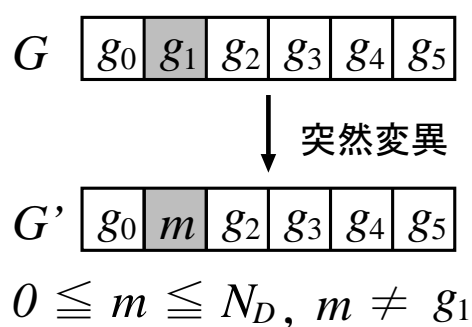


図 7: 突然変異

3.5.3 交叉

交叉方法には様々なものが提案されているが [16], ここでは, 解空間をある程度均等に探索できてしかも処理がそれほど複雑でない 2 点交叉を用いることにする。これは, 交叉対象とする 2 つの染色体中のそれぞれにおいてまず 2 点を選び, その 2 点に挟まれた部分を交換する方法である (図 6 参照)。但し, 各染色体においてその 2 点に挟まれた部分の長さは等しい。

この 2 点交叉を行っても, 式 (2) のコード化では探索空間から逸脱する染色体を生じることはない。そのため, 更新された染色体が解候補として適切であるかどうかの検査をする必要がなく, 処理効率の面でも式 (2) のコード化は望ましい。

3.5.4 突然変異

突然変異は、染色体の 6 個の遺伝子 (整数値) から任意に 1 つを選び、その値を別の 0 以上 N_D 以下の整数値に置き換えることによって行う (図 7 参照)。この操作によっても、探索空間から逸脱する染色体を生ずることはない。

4. 変形 ICP アルゴリズムによる近似解の補正

ICP アルゴリズム [12] は、一方のデータが他方のデータに全て含まれる場合には頑強である。従って、隠蔽を含む場合には共通領域のデータのみを利用して ICP アルゴリズムを適用すれば、精度良く位置合せを行えると考えられる。本手法では GA で近似解を求めるため、その解で R_I を変換して得られる R_I' と R_{II} は、真の共通領域においてある程度重なっている。そこで、この重なった領域とその周辺上のデータ間だけで対応付けを行うよう制限すれば、隠蔽を含むデータに対しても ICP アルゴリズムによって変換パラメータを求めることが可能である。

この実現のために本手法では、点 $\mathbf{p} \in R_I$ について、その変換後の点 \mathbf{p}' からユークリッド距離で最も近い点 $\mathbf{q} \in R_{II}$ への対応付けを次のように定義する。

$$\mathbf{q} = \mathcal{C}(\mathbf{p}, R_{II}) \quad \text{但し } \|\mathbf{p}' - \mathbf{q}\| \leq \sigma \quad (6)$$

ここで、 \mathcal{C} は \mathbf{p} を変換してさらに R_{II} 内の最近点へ対応付ける操作を表すが、最近点との距離が閾値 σ より大きい場合は対応付けを行わない。この閾値 σ は、重なった領域におけるずれの範囲を表わしている。そして、最近点への対応付けにこのような閾値を設けたことが、Besl ら [12] のアルゴリズムとの違いである。

この式 (6) を利用した ICP アルゴリズムを本論文では変形 ICP アルゴリズムと呼び、その処理を以下のように行う。但し、以下の処理では原点中心の変換パラメータを扱う。

1. 変換パラメータと閾値 σ を GA で推定した近似解で初期化する。但し、回転角は式 (3-a)、並進移動成分は式 (5) によるものである。
2. R_I から全点を選択して $P = \{\mathbf{p}_i | i = 1, \dots, |R_I|\}$ とし、変換パラメータと式 (6) により P に対する $Q = \{\mathbf{q}_i | i = 1, \dots, m \leq |R_{II}|\}$ を求める。このとき、対応付けられなかった \mathbf{p}_i を P から除く。
3. この P, Q ($|P| = |Q| = m$) をもとに、対応点間の距離の 2 乗誤差の和を最小化する変換パラメータを計算によって求める。
4. 変換パラメータが収束するまで、手続き 2 から 3 までを繰り返す。

この変形 ICP アルゴリズムの処理について、その補足説明を次にする。

まず、手続き 1 で行う閾値 σ の初期化について述べる。GA で推定した近似解の式 (4) による評価値は、縮小された距離データにおけるその解の 2 乗誤差を表している。しかし変形 ICP アルゴリズムによる処理は 3 次元の実座標値に対して行うため、GA で求めた解の評価値を実値に直す必要がある。また、変形 ICP アルゴリズムによって最終的に得られる解は GA で求めた解を補正したものであり、その誤差、すなわち 2 つの距離データの重なるのずれは、GA で求めた解の実誤差よりも小さくなければならない。そこで、GA で求めた解の実誤差を閾値として利用することを考えた。実際にはこの小数点以下を除いた値を閾値とし、

$$\sigma = \lfloor \sqrt{err_{best}} \times scale \rfloor \quad (7)$$

と定義する。ここで、 err_{best} は GA で推定した近似解の式 (4) の値であり、 $scale$ は縮小されたデータを 3 次元の実座標値に直すための値である。

次に手続き 2 で行う最近点探索についてであるが、3 次元空間を距離の閾値 σ で分割することによって、探索に要する処理時間を短縮している。

手続き 3 では、対応付けられた点集合 P, Q ($|P| = |Q| = m$) をもとに計算によって変換パラメータを求める。その方法としては、Horn [18] が提案したものを採用している。この方法の詳細については [12], [13] にも記されており、本論文では簡単な説明に止める。Horn は、変換前後で点の対応が完全に付けられた場合に、その変換を推定する問題を解決するため、単位 4 元数によって回転移動行列を線形化した。単位 4 元数とは、4 次のベクトル $\mathbf{s} = \{s_0, s_1, s_2, s_3\}$ で、その成分は $s_0 \geq 0$ かつ $s_0^2 + s_1^2 + s_2^2 + s_3^2 = 1$ を満たす実数である。これを用いて、 3×3 の回転行列 $\mathbf{R}(\mathbf{s})$ は

$$\mathbf{R}(\mathbf{s}) = \begin{pmatrix} s_0^2 + s_1^2 - s_2^2 - s_3^2 & 2(s_1s_2 - s_0s_3) & 2(s_1s_3 + s_0s_2) \\ 2(s_1s_2 + s_0s_3) & s_0^2 + s_2^2 - s_1^2 - s_3^2 & 2(s_2s_3 + s_0s_1) \\ 2(s_1s_3 - s_0s_2) & 2(s_2s_3 + s_0s_1) & s_0^2 + s_3^2 - s_1^2 - s_2^2 \end{pmatrix}$$

と表される。この回転行列 $\mathbf{R}(\mathbf{s})$ を用いて、対応付けられた点間の距離の 2 乗誤差の和で定義される誤差関数を

$$\frac{1}{m} \sum_{i=1}^m \|\mathbf{R}(\mathbf{s})\mathbf{p}_i + \mathbf{t} - \mathbf{q}_i\|^2$$

と定義し、この誤差関数を最小化する剛体変換を求める。本手法では、この方法で得られた変換行列から計算によって変換パラメータを求める。

最後に手続き 4 の収束条件について述べる。本手法では、得られた変換パラメータに対する誤差を対応付けられた点間の距離の平均値とし、

$$\frac{1}{m} \sum_{i=1}^m \|\mathbf{p}'_i - \mathbf{q}_i\| \quad (8)$$

と定義する。そして、 k 回目の反復における変換パラメータの誤差を d_k 、閾値を τ として、 $|d_k - d_{k-1}| < \tau$ のとき収束したと判定する。

5. 実験と結果

ここでは、提案手法の有効性を確認するために、4つの異なる形状の物体から得た実距離データ (図 8-a, 図 9-a, 図 10-a, 図 11-a) に対して本手法を適用した結果について述べる。まず実験における諸設定、次に実験内容を記す。そして各実験の結果について述べ、最後に各実験の結果をまとめる。

5.1 提案手法のパラメータ等の設定

本手法における各設定であるが、まず GA について記す。回転角は、2つの距離データに共通領域が現われるように 90° までとし、 $\theta_{min} = -90^\circ$, $\theta_{max} = 90^\circ$ とした。並進移動成分は、本論文で用いたレンジファインダ (図 1 参照) の x 軸方向の計測幅が $250mm$ (y 軸と z 軸方向は $200mm$) であるため、 $t_{min} = -250mm$, $t_{max} = 250mm$ とした。6次元の実数パラメータ空間の分割幅 N_D は、回転角の分割幅が約 1° になるよう $N_D = 200$ とした。評価関数で用いる距離画像 I_I, I_{II} は、 R_I, R_{II} のそれぞれから x, y, z 各軸方向を $2mm$ 間隔で抽出して作成したものである (このとき式 (7) で用いる $scale$ の値は 2.0 となる)。評価関数における閾値 λ であるが、この値が小さいと局所解が増加するため、集団サイズをかなり大きくしないと安定して近似解を得ることができない。本手法は、GA で近似解を求めることができなければ、第 1 章で述べたように局所解の積み重ねになる。そこで、近似解が必ず求まるようにするため、 $\lambda = 0.5$ とやや大きめに設定した。その代わりに、集団サイズは 20 と小さくした。集団サイズが小さいと準最適解へ到達するためにはある程度の世代数を必要とするので、世代数は 2000 とした。淘汰率は 0.4 、突然変異率は 0.25 、局所解に収束したと判断するための世代数は 100 とした。

変形 ICP アルゴリズムについては、反復回数の上限を 200 回とし、収束判定の閾値を $\tau = 10^{-8}$ とした。

また、実験で用いたプログラムは C 言語で記述し、実験には SGI 製の Challenge XL を用いた (但し、使用した CPU は 1 つである)。

5.2 実験内容

以上の設定の下で、木製のモアイ像 (図 8-a), 陶器の人形 (図 9-a), 木彫りの犬 (図 10-a), 埴輪の馬 (図 11-a) の 4 つの距離データに対してそれぞれ実験を行った。各実験では, GA によって近似解が必ず求まるかどうかを確認するために, 次の 2 つのことを行った。

- GA で求めた解 (原点中心の変換パラメータ) が近似解であるかどうかを確認するために, 2 つの入力距離データの共通領域から手動で対応点を 3 組以上指定し (具体的な方法については [5] を参照されたい), この対応点の組をもとに Horn [18] が提案した方法によって近似解 (原点中心の変換パラメータ) を求め (本論文ではこの解を手動で求めた近似解と呼ぶことにする), この解と GA で求めた解を比較した。
- GA によって近似解がどの程度の割合で求まるのかを調べるために 50 回試行した。

この実験で得られた結果については, 50 回の試行において, GA で推定した近似解の評価値 (式 (4) の値) が最良 (最小) と最悪 (最大) の場合を, 表 1 (図 8-a), 表 2 (図 9-a), 表 3 (図 10-a), 表 4 (図 11-a) に示す。これらの表には, 手動で求めた近似解, GA で推定した近似解とこれを変形 ICP アルゴリズムによって補正した解, ならびに式 (8) で計算したそれらの解の誤差とその計算に用いた R_I の対応点集合 P の要素数 ($|P|$) を示す。これらの表の各項目の単位は, 回転角が $^\circ$ (度), 並進移動成分と解の誤差が mm , $|P|$ が点である。

提案手法を適用した実距離データを示す図 8-a, 図 9-a, 図 10-a, 図 11-a については, (a) が R_I を, (b) が R_{II} を表わしており, 本手法で求める解は (a) から (b) への変換パラメータである。また, (a), (b) はともに距離データを陰影表示したものである。

図 8-b, 図 9-b, 図 10-b, 図 11-b は, GA の評価関数で用いる距離画像を示しており, 各図の (a), (b) はそれぞれ I_I, I_{II} を濃淡表示したものである。

図 8-c, 図 9-c, 図 10-c, 図 11-c はそれぞれ, 提案手法を図 8-a, 図 9-a, 図 10-a, 図 11-a へ適用した結果 (表 1, 2, 4, 3) における最良の場合を示している。

各図について、(a) は GA で推定した近似解によって I_I を変換した結果 (I_{II}) であり、(b) は提案手法で最終的に得た解によって R_I を変換した結果 (R_{II})、(c) は R_{II} と R_{II} とを重ねた結果である。また、(a) は距離画像を濃淡表示したもので、(b)、(c) はともに距離データを陰影表示したものである。

5.3 木製のモアイ像に対する実験

ここでは、木製のモアイ像 (図 8-a) に対して提案手法を 50 回試行した結果 (表 1) について述べる。図 8-a (a) に示す入力距離データ R_I は 13590 点、(b) の R_{II} は 13050 点から成る。

表 1 (a) に示す最良の場合についてであるが、GA で求めた解を手動で求めた近似解と比較してもその違いに大きな開きがなく、GA によって近似解が得られたといえる。そして、GA で求めたこの近似解を変形 ICP アルゴリズムへ初期値として与えた結果、その誤差はさらに小さくなっており、変形 ICP アルゴリズムによって近似解が補正されたといえる。GA で求めた近似解に対して $err_{best} = 1.072$ であり、この値より $\sigma = 2.0$ となる。手動で求めた近似解の誤差の計算にもこの σ の値を用いた。図 8-c (c) からは、本手法で求めた解で図 8-a (a) を変換したデータと図 8-a (b) がほぼ正確に重なっていることがわかる。そして、図 8-a (b) で欠落したデータが図 8-c (b) のデータによって補われており、欠落の少ない 3 次元形状データが得られたこともわかる。

表 1 (b) に示す最悪の場合については、GA で求めた解は手動で求めた近似解とやや開きはあるものの大きく外れた値ではなく、またこの解を変形 ICP アルゴリズムで補正した結果は表 1 (a) の結果にかなり近い (このとき $err_{best} = 2.870$, $\sigma = 3.0$ である)。

表 1 (a), (b) 以外については、GA によって推定された近似解には多少ばらつきがあるものの、変形 ICP アルゴリズムによって補正された解は表 1 (a) とほぼ同様の結果であった。

以上より、木製のモアイ像 (図 8-a) に対する実験では、第 2.2 節で述べたように局所解の積み重ねになる可能性はかなり低いことがわかる。

またこの実験では、GA の処理に CPU 時間で約 37 分を要し、変形 ICP アル

ゴリズムの処理については、表 1 (a) の場合 75 回で解が収束し CPU 時間は約 1 分 43 秒で、表 1 (b) の場合は 96 回で収束し CPU 時間は約 3 分 36 秒であった。

5.4 陶器の人形に対する実験

ここでは、陶器の人形 (図 9-a) に対して提案手法を 50 回試行した結果 (表 2) について述べる。図 9-a (a) に示す入力距離データ R_I は 8554 点、(b) の R_{II} は 9122 点から成る。

表 2 (a) に示す最良の場合については、GA によって近似解が得られ ($err_{best} = 1.841$, $\sigma = 2.0$)、変形 ICP アルゴリズムによって精度のより高い解を得ることができた。しかし、表 2 (b) (最悪の場合) に示すような近似解から大きく外れた解 ($err_{best} = 17.72$, $\sigma = 8.0$) が、50 回の試行のうち 5 回求まった。これ以外は表 2 (a) とほぼ同様の結果が得られた。

以上より、陶器の人形 (図 9-a) に対する実験では、局所解の積み重ねになることが全くないとはいえないが、その可能性はある程度低いといえる。

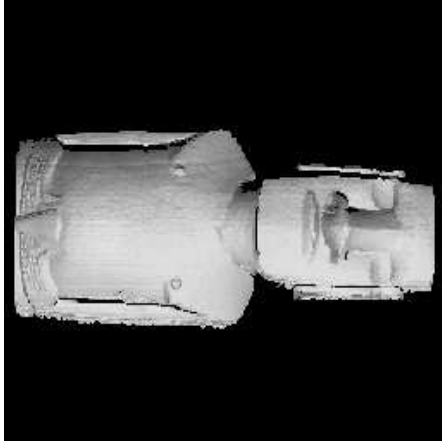
この実験では、GA の処理に CPU 時間で約 30 分を要し、変形 ICP アルゴリズムの処理については、表 2 (a) の場合 104 回で解が収束し CPU 時間は約 1 分 25 秒で、表 2 (b) の場合は 200 回の反復でも解が収束せず CPU 時間は約 23 分であった。

5.5 木彫りの犬に対する実験

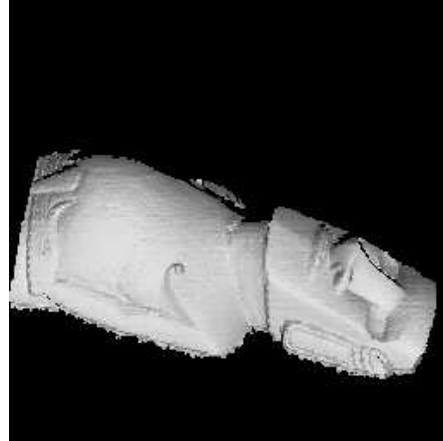
ここでは、木彫りの犬 (図 10-a) に対して提案手法を 50 回試行した結果 (表 3) について述べる。図 10-a (a) に示す入力距離データ R_I は 15337 点、(b) の R_{II} は 17539 点から成る。

表 3 (a) に示す最良の場合については、精度の高い解が得られたことがわかる ($err_{best} = 3.111$, $\sigma = 3.0$)。一方、表 3 (b) (最悪の場合) に示すような誤推定された解 ($err_{best} = 38.31$, $\sigma = 12.0$) は、50 回の試行のうち 3 回あった。これ以外は表 3 (a) とほぼ同様の結果が得られた。

以上より、木彫りの犬 (図 10-a) に対しても局所解の積み重ねになることが全くないとはいえないが、その可能性はある程度低いといえる。

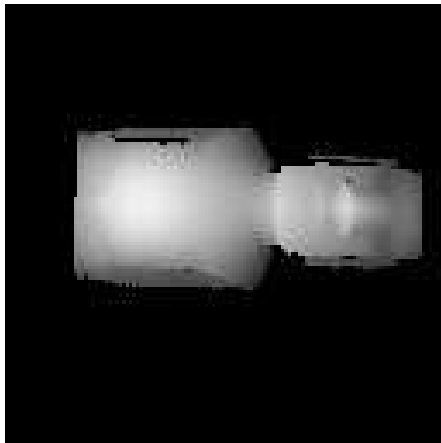


(a) R_I

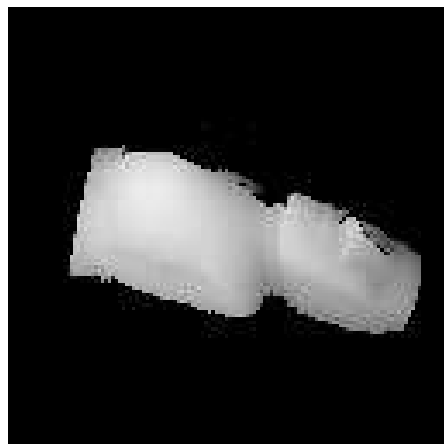


(b) R_{II}

図 8-a: 木製のモアイ像 — 提案手法を適用した実距離データ。(a) から (b) への変換パラメータが提案手法で求める解である。また, (a), (b) はともに距離データを陰影表示したものである。

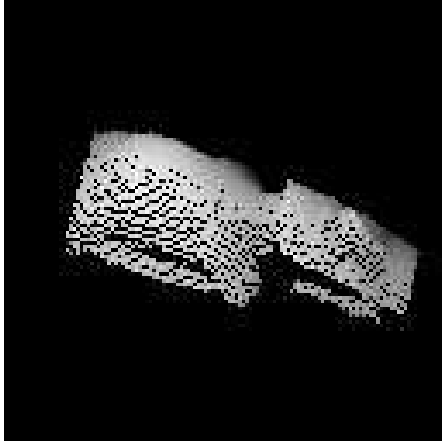


(a) I_I



(b) I_{II}

図 8-b: 木製のモアイ像 — GA の評価関数で用いる距離画像。(a), (b) はそれぞれ図 8-a (a), (b) から作成されたものである。また, (a), (b) はともに距離画像を濃淡表示したものである。



(a) I_I



(b) R_I



(c) R_I と R_{II} を重ねて表示
した結果

図 8-c: 木製のモアイ像 — 提案手法を適用した結果。(a) は GA で推定した近似解によって図 8-b (a) を変換した結果で, (b) は提案手法で最終的に得た解によって図 8-a (a) を変換した結果, (c) は (b) と図 8-a (b) とを重ねた結果である。また, (a) は距離画像を濃淡表示したもので, (b), (c) はともに距離データを陰影表示したものである。

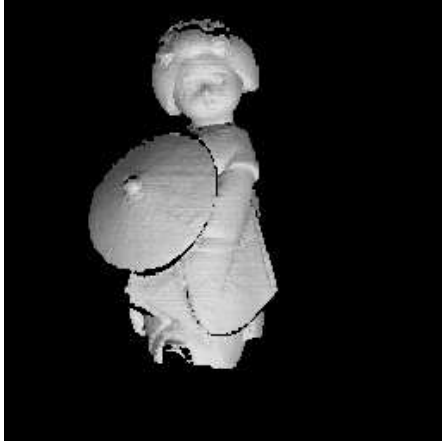
表 1: 木製のモアイ像に対して提案手法を 50 回試行して得られた結果。表の各項目の単位は, θ_* が $^\circ$ (度), t_* と誤差が mm , $|P|$ が点である ($* = x, y, z$)。

(a) 最良の場合 ($err_{best} = 1.072, \sigma = 2.0$)

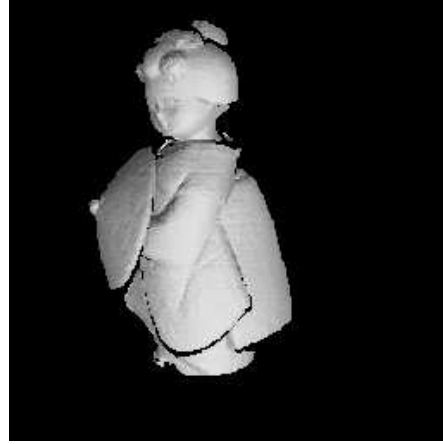
処理	θ_x	θ_y	θ_z	t_x	t_y	t_z	誤差	$ P $
手動	36.43	8.156	8.002	14.76	27.92	-47.46	0.9396	10299
GA	36.90	9.000	9.900	19.41	25.05	-50.95	0.8096	10434
ICP	35.06	8.137	9.420	18.07	24.05	-47.62	0.6010	10723

(b) 最悪の場合 ($err_{best} = 2.870, \sigma = 3.0$)

処理	θ_x	θ_y	θ_z	t_x	t_y	t_z	誤差	$ P $
手動	36.43	8.156	8.002	14.76	27.92	-47.46	1.038	11026
GA	25.20	5.400	9.900	18.74	13.98	-33.25	1.459	10367
ICP	34.42	7.994	9.461	18.19	23.25	-46.69	0.7125	11309

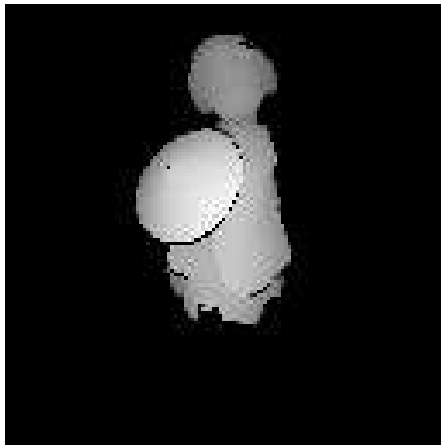


(a) R_I

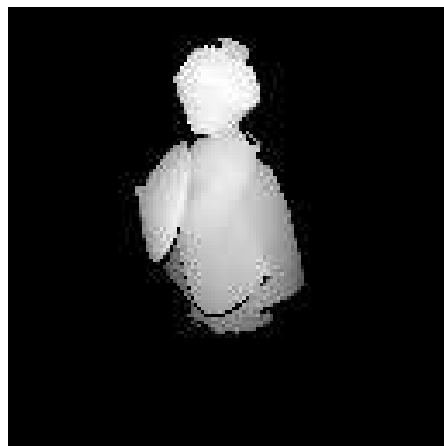


(b) R_{II}

図 9-a: 陶器の人形 — 提案手法を適用した実距離データ。(a) から (b) への変換パラメータが提案手法で求める解である。また, (a), (b) はともに距離データを陰影表示したものである。

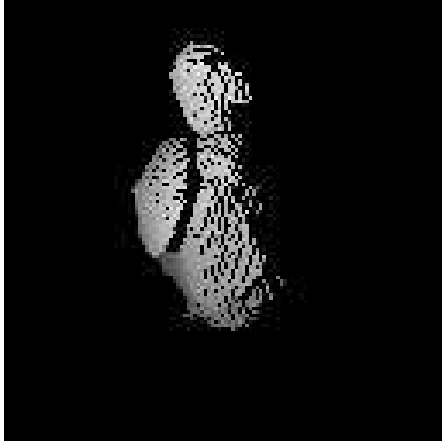


(a) I_I

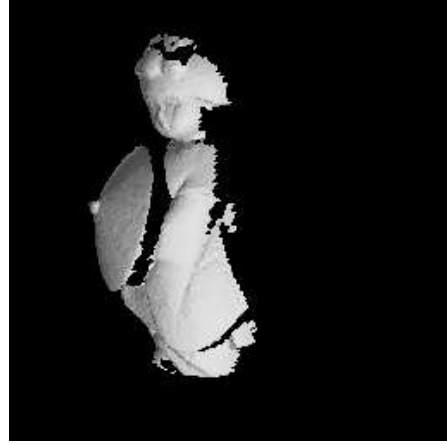


(b) I_{II}

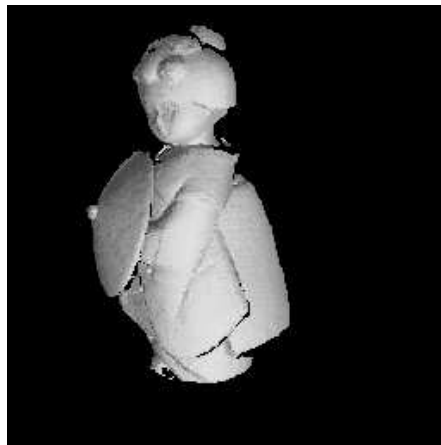
図 9-b: 陶器の人形 — GA の評価関数で用いる距離画像。(a), (b) はそれぞれ図 9-a (a), (b) から作成されたものである。また, (a), (b) はともに距離画像を濃淡表示したものである。



(a) I_I



(b) R_I



(c) R_I と R_{II} を重ねて表示
した結果

図 9-c: 陶器の人形 — 提案手法を適用した結果。(a) は GA で推定した近似解によって図 9-b (a) を変換した結果で, (b) は提案手法で最終的に得た解によって図 9-a (a) を変換した結果, (c) は (b) と図 9-a (b) とを重ねた結果である。また, (a) は距離画像を濃淡表示したもので, (b), (c) はともに距離データを陰影表示したものである。

表 2: 陶器の人形に対して提案手法を 50 回試行して得られた結果。表の各項目の単位は, θ_* が $^\circ$ (度), t_* と誤差が mm , $|P|$ が点である ($* = x, y, z$)。

(a) 最良の場合 ($err_{best} = 1.841, \sigma = 2.0$)

処理	θ_x	θ_y	θ_z	t_x	t_y	t_z	誤差	$ P $
手動	-24.97	-44.68	-11.80	43.95	-14.70	-36.18	0.9492	5585
GA	-24.30	-40.50	-9.900	36.45	-14.93	-29.11	0.8714	6650
ICP	-25.26	-42.79	-10.45	40.25	-17.52	-31.66	0.5919	6711

(b) 最悪の場合 ($err_{best} = 17.72, \sigma = 8.0$)

処理	θ_x	θ_y	θ_z	t_x	t_y	t_z	誤差	$ P $
手動	-24.97	-44.68	-11.80	43.95	-14.70	-36.18	1.635	7574
GA	-9.000	6.300	21.60	59.77	-41.49	34.49	3.134	5202
ICP	-18.77	-19.95	-3.195	10.79	-13.83	4.990	2.802	7859

この実験では、GA の処理に CPU 時間で約 41 分を要し、変形 ICP アルゴリズムの処理については、表 3 (a) の場合 84 回で解が収束し CPU 時間は約 4 分で、表 3 (b) の場合は 122 回で収束し CPU 時間は約 52 分であった。

5.6 埴輪の馬に対する実験

ここでは、埴輪の馬 (図 11-a) に対して提案手法を 50 回試行した結果 (表 4) について述べる。図 11-a (a) に示す入力距離データ R_I は 13684 点、(b) の R_{II} は 14679 点から成る。

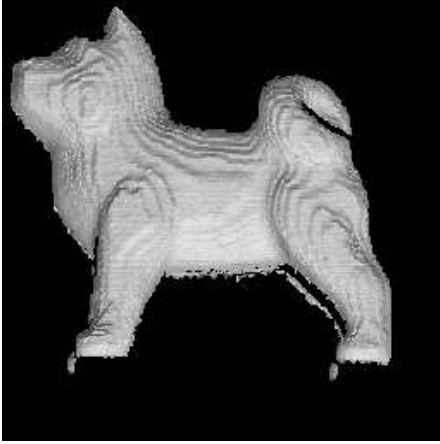
表 4 (a) に示す最良の場合については、精度の高い解が得られたことがわかる ($err_{best} = 0.7290$, $\sigma = 1.0$)。表 4 (b) に示す最悪の場合については、GA で求めた解は近似解から大きく外れているにもかかわらず ($err_{best} = 40.63$, $\sigma = 12.0$)、変形 ICP アルゴリズムによって精度の高い解が得られたことがわかる。このことより、図 11-a のように R_I から R_{II} への移動量が小さい (x, y 軸廻りの回転角が 20° より小さい)、すなわち隠蔽領域が小さいときには、ICP アルゴリズムに初期値として近似解を与えなくても正確な解を求めることが可能だといえる。また、表 4 (b) と同様に GA で近似解から大きく外れた解が求められたことは 50 回の試行のうち 4 回あった。これ以外は、得られる結果に多少ばらつきはあるものの、表 4 (a) とほぼ同様の結果が得られた。

以上より、埴輪の馬 (図 11-a) に対しても局所解の積み重ねになることが全くないとはいえないが、その可能性はある程度低いといえる。

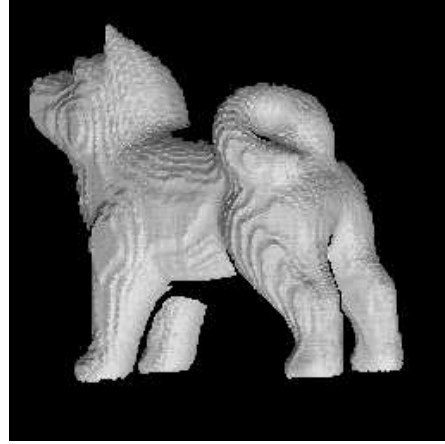
この実験では、GA の処理に CPU 時間で約 38 分を要し、変形 ICP アルゴリズムの処理については、表 4 (a) の場合 81 回で解が収束し CPU 時間は約 1 分 19 秒で、表 4 (b) の場合は 108 回で収束し CPU 時間は約 45 分であった。

5.7 実験結果のまとめ

以上の実験より、本手法は対象物の形状やその動かし方 (回転軸の 1 つが既知であるなど) に依らず位置合せを精度良く行えることがわかる。また GA によって近似解が誤推定された場合に生ずる局所解の積み重ねについても、その可能性は対象物に依らずある程度低いといえる。

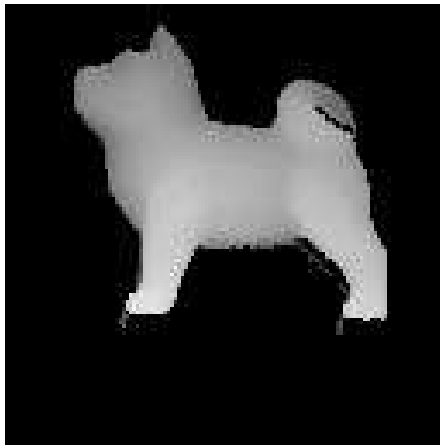


(a) R_I

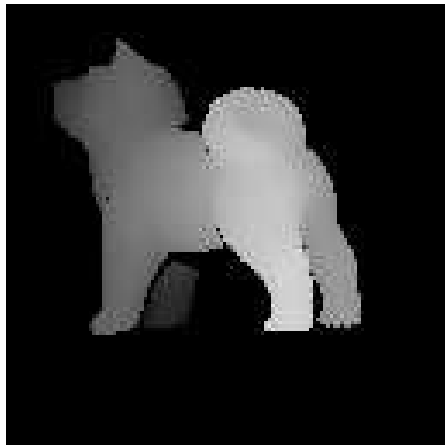


(b) R_{II}

図 10-a: 木彫りの犬 — 提案手法を適用した実距離データ。(a) から (b) への変換パラメータが提案手法で求める解である。また, (a), (b) はともに距離データを陰影表示したものである。

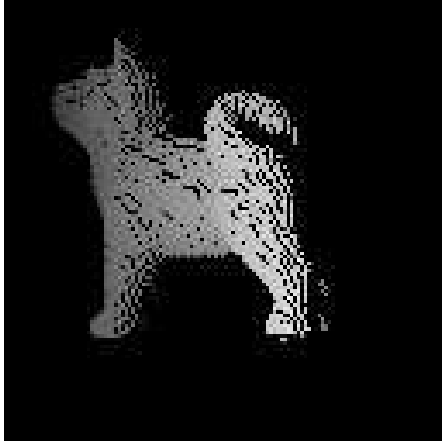


(a) I_I

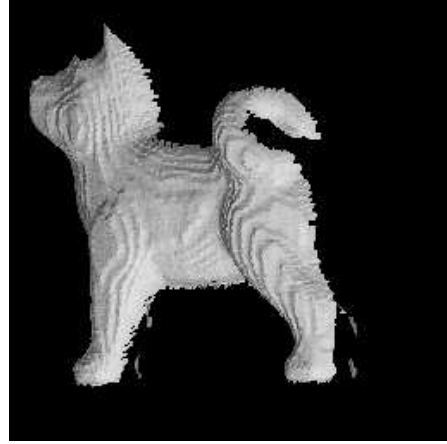


(b) I_{II}

図 10-b: 木彫りの犬 — GA の評価関数で用いる距離画像。(a), (b) はそれぞれ図 10-a (a), (b) から作成されたものである。また, (a), (b) はともに距離画像を濃淡表示したものである。



(a) I_I



(b) R_I



(c) R_I と R_{II} を重ねて表示
した結果

図 10-c: 木彫りの犬 — 提案手法を適用した結果。(a) は GA で推定した近似解によって図 10-b (a) を変換した結果で, (b) は提案手法で最終的に得た解によって図 10-a (a) を変換した結果, (c) は (b) と図 10-a (b) とを重ねた結果である。また, (a) は距離画像を濃淡表示したもので, (b), (c) はともに距離データを陰影表示したものである。

表 3: 木彫りの犬に対して提案手法を 50 回試行して得られた結果。表の各項目の単位は, θ_* が $^\circ$ (度), t_* と誤差が mm , $|P|$ が点である ($* = x, y, z$)。

(a) 最良の場合 ($err_{best} = 3.111, \sigma = 3.0$)

処理	θ_x	θ_y	θ_z	t_x	t_y	t_z	誤差	$ P $
手動	-15.94	-37.51	-11.20	18.37	1.222	-29.37	0.7655	13449
GA	-16.20	-36.90	-10.80	19.88	2.310	-25.67	1.206	12774
ICP	-15.42	-37.35	-10.80	18.87	0.6633	-29.72	0.5820	13462

(b) 最悪の場合 ($err_{best} = 38.31, \sigma = 12.0$)

処理	θ_x	θ_y	θ_z	t_x	t_y	t_z	誤差	$ P $
手動	-15.94	-37.51	-11.20	18.37	1.222	-29.37	1.278	14742
GA	-4.500	-18.00	-77.40	28.24	185.3	-3.245	4.479	10336
ICP	-2.524	-21.66	-66.87	20.95	160.8	-8.363	3.768	10546

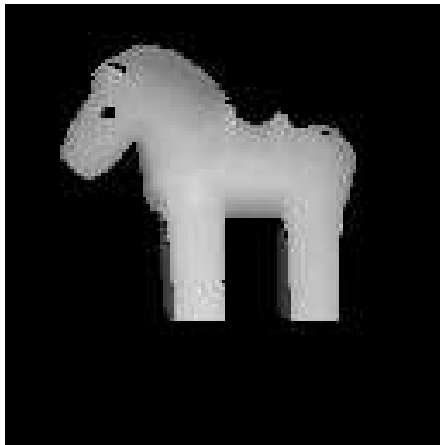


(a) R_I

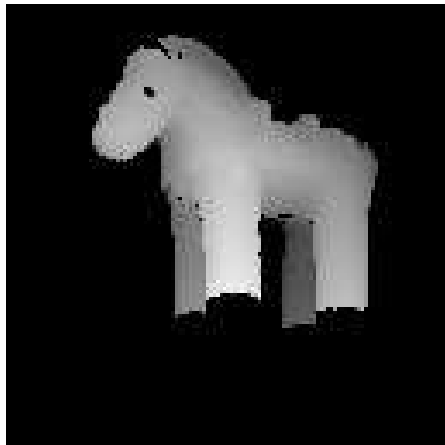


(b) R_{II}

図 11-a: 埴輪の馬 — 提案手法を適用した実距離データ。(a) から (b) への変換パラメータが提案手法で求める解である。また, (a), (b) はともに距離データを陰影表示したものである。

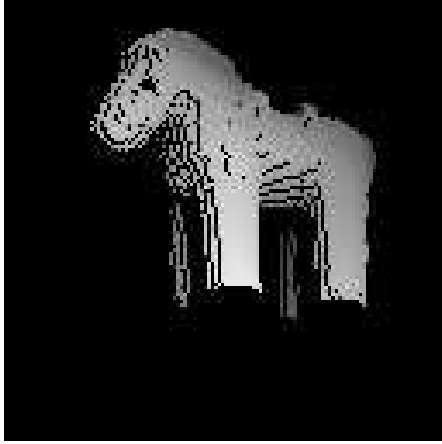


(a) I_I

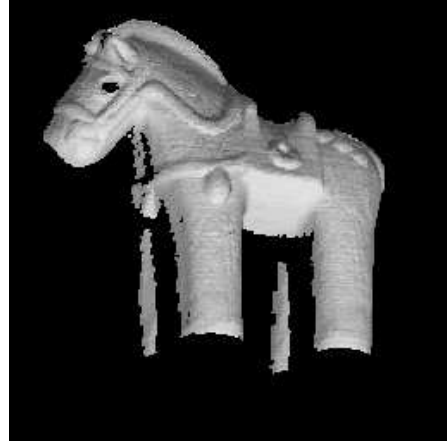


(b) I_{II}

図 11-b: 埴輪の馬 — GA の評価関数で用いる距離画像。(a), (b) はそれぞれ図 11-a (a), (b) から作成されたものである。また, (a), (b) はともに距離画像を濃淡表示したものである。



(a) I_I



(b) R_I



(c) R_I と R_{II} を重ねて表示
した結果

図 11-c: 埴輪の馬 — 提案手法を適用した結果。(a) は GA で推定した近似解によって図 11-b (a) を変換した結果で, (b) は提案手法で最終的に得た解によって図 11-a (a) を変換した結果, (c) は (b) と図 11-a (b) とを重ねた結果である。また, (a) は距離画像を濃淡表示したもので, (b), (c) はともに距離データを陰影表示したものである。

表 4: 埴輪の馬に対して提案手法を 50 回試行して得られた結果。表の各項目の単位は, θ_* が $^\circ$ (度), t_* と誤差が mm , $|P|$ が点である ($* = x, y, z$)。

(a) 最良の場合 ($err_{best} = 0.7290, \sigma = 1.0$)

処理	θ_x	θ_y	θ_z	t_x	t_y	t_z	誤差	$ P $
手動	14.82	16.59	2.141	9.552	-1.373	20.39	0.6530	11540
GA	15.30	17.10	0.9000	7.310	-0.7798	22.23	0.6406	9630
ICP	14.61	16.44	1.770	9.269	-0.9528	21.18	0.4933	12385

(b) 最悪の場合 ($err_{best} = 40.63, \sigma = 12.0$)

処理	θ_x	θ_y	θ_z	t_x	t_y	t_z	誤差	$ P $
手動	14.82	16.59	2.141	9.552	-1.373	20.39	0.8586	13684
GA	-27.90	-6.300	5.400	8.130	-44.86	47.48	5.647	9200
ICP	14.55	16.23	1.903	9.589	-0.9968	20.88	0.6886	13684

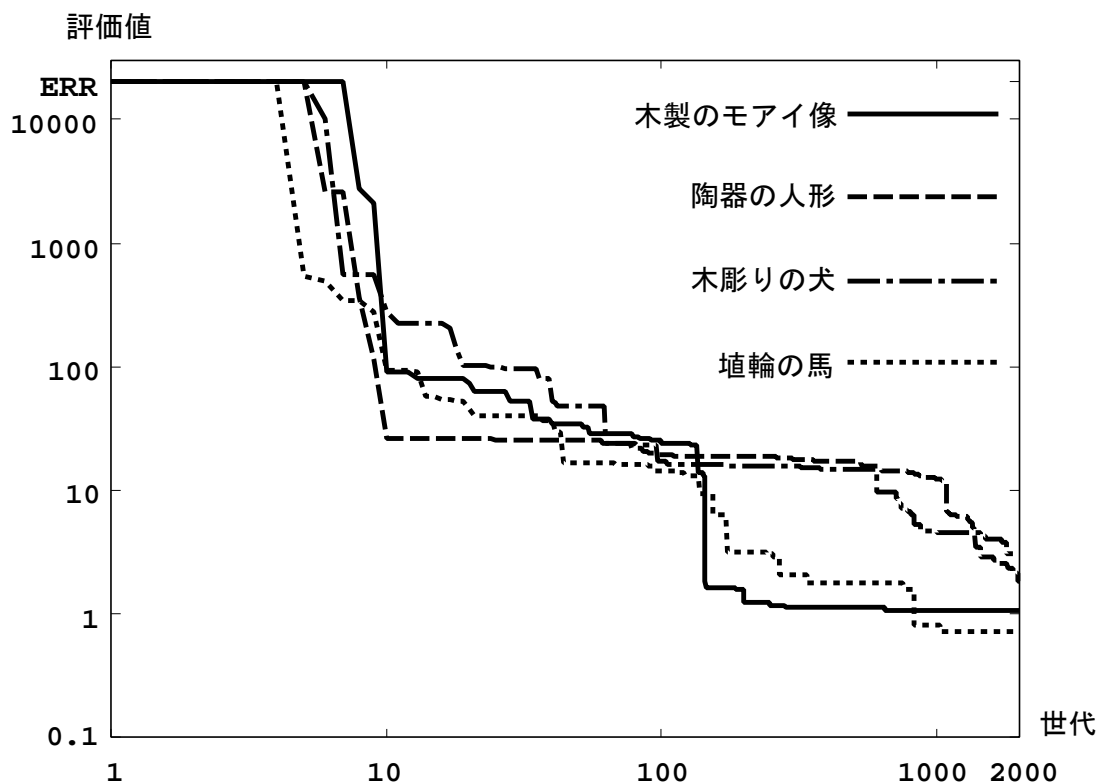


図 12: 遺伝的アルゴリズムによる近似解の探索の様子 (log スケール表示)

また、各実験の最良の場合 (表 1, 2, 3, 4 の (a)) について、近似解 (準最適解) が GA によってどのように探索されたのかを図 12 に示す。この図は、各世代の最良解の評価値 (式 (4) の値) が世代交代によってどのように推移したのかを表わしている (log スケール表示)。この図から、本手法の GA は一般の GA の挙動と同じく、世代交代の初期段階では準最適解への収束が速く準最適解に近付くにしたがってその収束速度が遅くなっていることがわかり、しかもこの挙動は対象物の形状に関係なくほぼ同じであることがわかる。このことから、本手法の GA は対象物の形状に依存していないといえる。

ところで、図 11-a のように移動量が小さいときは、ICP アルゴリズムだけで正確な解を求めることができるため、GA で近似解を推定する必要はないと思わ

れる。しかし、表 2, 3 の (b) に示すように、移動量が大きいとき (y 軸廻りの回転角が 40° 前後のとき)、ICP アルゴリズムに近似解から大きく外れた解が初期値として与えられた場合には正確な解を得ることができない。このことから、図 8-a, 図 9-a, 図 10-a のように移動量が大きいときには、近似解を推定する必要があり、本手法は有効であるといえる。更に、本手法の GA は ICP アルゴリズムだけでは推定できない大きな回転移動にも対処できることが実験により示された。

6. まとめと今後の課題

本論文では、近似解が未知の2視点距離データに対して、対象物の形状や特徴量を利用せず、対象物の動かし方も制限せずに、正確な位置合せを行うための手法を提案した。提案手法は、(i) GA による近似解の推定、(ii) 変形 ICP アルゴリズムによる近似解の補正という2段の処理から成る。本手法を実距離データに適用した実験の結果から、本手法によって対象物の形状に関わりなく正確な変換パラメータが求まることを確認できた。また、GA による近似解の推定処理が従来手法と異なる点であり、この処理によって対象物の形状に対する制限などが不要となった。

しかし、本手法においては、GA によって真値から大きく外れた解が求められた場合に、局所解の積み重ねになる可能性がある。これについては実験によってその可能性が低いことを示したが、GA は確率的な探索手法であるため、絶対にそのようなことが起こらないという保証はない。このように本手法は GA によって得られる解の精度に依存するため、その性能をさらに向上させる必要がある。そして、これを実現するために考えられることとしては、評価関数の再定義がある。本論文で提案した GA の評価関数では物体の形状面の向きを考慮していないが、2つの形状を真に一致させるために用いる情報としては面間の距離だけでなくその向きも重要であると思われる。そこで、面の向きも考慮した評価関数を新たに定義することによって、より頑強な評価を行うことが可能だと考えられる。

更に、本手法によって正確な解が確実に求まるようにするため、GA によって近似解が誤推定された場合はその処理をもう一度やり直すことが考えられる。そのためには、GA の処理を並列化することによって、その処理に要する時間を短縮する必要がある。

また、本手法に入力として与えた距離データは直交座標距離データであるが、他には物体の全周の形状を表わす円筒座標距離データもある。3次元形状モデルを自動生成する上ではこのような異種距離データの位置合せも重要な処理であるため [5] [6]、本手法を異種距離データの位置合せも行えるように拡張する必要がある。

謝辞

本研究の全過程を通じて、適切な御指導、御助言を賜りましたソフトウェア基礎講座の横矢直和 教授，ならびに副指導教官として御助言頂いた像情報処理学講座の千原國宏 教授，ソフトウェア基礎講座の竹村治雄 助教授に深く感謝致します。また多大なる御助言を下さいましたソフトウェア基礎講座の岩佐英彦助手に深く感謝致します。そして同講座の諸氏，特に下鍋 忠君には同じ位置合せ問題を扱う仲間として議論を重ねるなど多大なる御協力を頂き，更に知識工学講座の中川裕之君には貴重な時間を割いて GA についての適切な御助言，御協力を頂きました。ここに感謝の意を表します。

参考文献

- [1] 井口征士, 佐藤宏介 : 三次元画像計測, 昭晃堂 (1990).
- [2] 増田 健, Pierre Boulanger : “多視点距離画像の空間的統合による全周計測”, 計測と制御, Vol. 34, No. 6, pp. 449-452 (1995-06).
- [3] Yang Chen and Gérard Medioni : “Object Modeling by Registration of Multiple Range Images”, Image and Vision Computing, Vol. 10, No. 3, pp. 145-155 (April 1992).
- [4] Gérard Blais and Martin D. Levine : “Registering Multiview Range Data to Create 3D Computer Objects”, IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol. 17, No. 8, pp. 820-824 (August 1995).
- [5] 下鍋 忠 : “3次元形状モデル生成のための多視点距離データの位置合せと統合”, 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-MT9451055 (1996).
- [6] 藤木真和, 山本裕之, 田村秀行 : “幾何形状モデル生成のための異種距離画像データの接合”, 信学技報, PRU95-163 (1995-11).
- [7] 河井良浩, 植芝俊夫, 吉見 隆, 大島正毅 : “多視点レンジデータからの3次元形状復元”, 信学論 (D-II), Vol. J75-D-II, No. 4, pp. 737-748 (1992-04).
- [8] 和田信彦, 鳥山裕史, 田中弘美, 岸野文郎 : “凸包を用いた複数レンジデータの統合”, 画像の認識・理解シンポジウム (MIRU '92), Vol. I, pp. 373-380 (1992-07).
- [9] Robert Bergevin, Denis Laurendeau, and Denis Poussart : “Registering Range Views of Multipart Objects”, Computer Vision and Image Understanding, Vol. 61, No. 1, pp. 1-16 (January 1995).

- [10] Kazunori Higuchi, Martial Hebert and Katsushi Ikeuchi : “Building 3-D Models from Unregistered Range Images”, *Graphical Models and Image Processing*, Vol. 57, No. 4, pp. 315-333 (July 1995).
- [11] 脇迫 仁, 鎌田清一郎, 河口英二 : “2次元形状データの張り合せによる距離画像の統合”, *信学論 (D-II)*, Vol. J78-D-II, No. 5, pp.727-736 (1995-05).
- [12] Paul J. Besl and Neil D. McKay : “A Method for Registration of 3-D Shapes”, *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 14, No. 2, pp. 239-256 (February 1992).
- [13] Takeshi Masuda and Naokazu Yokoya : “A Robust Method for Registration and Segmentation of Multiple Range Images”, *Computer Vision and Image Understanding*, Vol. 61, No. 3, pp. 295-307 (May 1995).
- [14] Greg Turk and Marc Levoy : “Zippered Polygon Meshes from Range Images”, *Computer Graphics Proceedings, Annual Conference Series (SIGGRAPH '94)*, Orlando, Florida, pp. 311-318 (July 24-29, 1994).
- [15] 佐藤紀之 : “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”, *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).
- [16] 北野宏明 編 : *遺伝的アルゴリズム*, 産業図書 (1993).
- [17] 玉置 久 : “遺伝的アルゴリズムによる組合せ最適化とその動向”, *計測と制御*, Vol. 34, No. 5, pp. 347-352 (1995-05).
- [18] Berthold K. P. Horn : “Closed-Form Solution of Absolute Orientation Using Unit Quaternions”, *Journal of the Optical Society of America. A*, Vol. 4, No. 4, pp. 629-642 (April 1987).