

2 視点距離データの位置合せ

— 遺伝的アルゴリズムと ICP アルゴリズムによる手法 —

6 G-5

山村直史

岩佐英彦

横矢直和

竹村治雄

奈良先端科学技術大学院大学

1 はじめに

実物体計測に基づく3次元モデルの自動生成における重要な問題に、位置合せ問題がある。これは異なる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というものであり、初期近似解(変換パラメータ)が与えられていないとき非常に困難な問題となる。位置合せ問題に対する手法の1つに、Beslら[1]の提案したICP(Iterative Closest Point)アルゴリズムがある。これは2つのデータ間で仮の対応付け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アルゴリズムをもとのまま利用することができない。一方、佐藤ら[2]は最適化手法の1つである遺伝的アルゴリズム(Genetic Algorithm: GA)[3]を用いて、初期解が未知の場合の位置合せ問題を対応付けなしに解く手法を提案したが、隠蔽を含む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。

そこで本稿では、初期解が未知である距離データ間の位置合せを正確に行なえるよう、佐藤ら[2]のGAを改良したものと、ICPアルゴリズム[1]を隠蔽を含むデータに対しても利用できるように一部変更したものとを組み合わせた手法を提案する。また実データを用いた実験により提案手法の有効性を示す。

2 提案手法について

提案手法は次の2つの手順から構成される。

- (1) 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近似解を求める。
- (2) そして変更したICPアルゴリズムに(1)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。

各手順について以下順に説明する。

2.1 手順(1): GA

3次元剛体変換パラメータとは、 x, y, z 各軸まわりの回転角 $(\theta_x, \theta_y, \theta_z)$ と並進移動成分 (t_x, t_y, t_z) の計6個であり、各パラメータは実数値で表わされる。目的とする解はこれらのパラメータを軸とする6次元

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

Tadashi Yamamura, Hidehiko Iwasa, Naokazu Yokoya and Haruo Takemura

Nara Institute of Science and Technology (NAIST)
8916-5 Takayama, Ikoma, Nara 630-01, Japan

の解空間内に存在するので、GAによってこの解空間を直接探索し解を求める。これはすなわち、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という組合せ最適化問題とみなすことができる。

以下ではGAの処理を実現するための要素について述べる。

2.1.1 解候補

探索する解空間は有限とするが、6次元の実数空間と非常に大きい。そこでこの解空間を、各軸が N_D (正の整数)個に分割されるよう離散化し(これを探索空間とする)、各離散点を解候補と考える。

2.1.2 評価関数

与えられた密な距離データ R_I, R_{II} を各解候補の評価に用いると、処理時間がかかり大きくなる。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 $V_* = \{(x, y) | z_*(x, y) > 0\}$ とする。

各解候補は、その解で I_I を変換した画像 $I_{I'}$ と I_{II} とに関する次式の評価関数によって評価される($L = V_{I'} \cap V_{II}$)。

$$\text{err1} = \begin{cases} \frac{1}{|L|} \sum_{(x,y) \in L} |z_{I'}(x,y) - z_{II}(x,y)|^2 & (\text{err2} \leq \lambda) \\ \text{ERR} & (\text{err2} > \lambda) \end{cases} \quad (1)$$

$$\text{err2} = |(V_{I'} \cup V_{II}) \cap \bar{L}| \quad (2)$$

式(1)は $V_{I'}$ と V_{II} の一致しない度合を、式(2)はそれらの重ならなかった部分の大きさを表しており、式(1)、(2)とも小さいほど、 $I_{I'}$ と I_{II} との誤差が小さい、すなわち類似度が高いといえる。式(1)の値を評価に用いるためには、 $V_{I'}$ と V_{II} がある程度重なる必要があり、その程度を閾値 λ で判定する。すなわち式(2)の値が λ より大きいときは重なっている部分が少ないとみなし、式(1)にある大きな値ERRを与えることにする。

2.1.3 遺伝的操作

探索空間から解候補を任意に複数個選択し、初期集団をつくる。そしてこの集団に選択淘汰を行い世代交代させて、式(1)を最小にする解候補を求める。

2.2 手順(2): ICP アルゴリズム

ICPアルゴリズム[1]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、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 アルゴリズムで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 $p \in R_I$ について、その変換後の点 p' からユークリッド距離で最も近い点 $q \in R_{II}$ への対応付けを次のように定義する。

$$q = C(p, R_{II}) \quad \text{但し } \|p' - q\| \leq \sigma \quad (3)$$

ここで、 C は 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。

この式 (3) を利用して ICP アルゴリズムを以下のように行う。

- (1) 変換パラメータを GA で求めた最良解で初期化する。また $\sigma = \sqrt{\text{err1}_{\text{best}} \times \text{scale}}$ とする。ここで、 $\text{err1}_{\text{best}}$ は GA で求めた最良解の式 (1) 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。
- (2) R_I から全点を選択して $P = \{p_i | i = 1, \dots, |R_I|\}$ とし、変換パラメータと式 (3) により P に対する $Q = \{q_i | i = 1, \dots, m \leq |R_{II}|\}$ を求める (対応付けられなかった p_i は P から除かれる)。
- (3) この P, Q ($|P| = |Q|$) をもとに SVD (Singular Value Decomposition) 法 [4] によって、対応づけられた点間の距離の 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。

なお、得られた変換パラメータに対する誤差は対応付けられた点間の距離の平均値とし、

$$\frac{1}{m} \sum_{i=1}^m \|p'_i - q_i\| \quad (4)$$

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、 $|d_k - d_{k-1}| < \tau$ のとき収束したと判定する。

3 実験と結果

実データを用いた実験結果を示す。図 1-a は 13590 点、図 1-b は 13050 点から成る距離データである。GA で用いたデータは図 1-a、図 1-b を 128×128 , 256 階調に変換した距離画像で、図 1-a を変換した結果を図 1-c に示す。実験には SGI 製の Challenge XL を用いた。表 1 に、GA で求められた近似解とこれを ICP アルゴリズムに与えて得られた解、ならびに式 (4) で計算した解の誤差とその計算に用いた P の要素数を示す。GA では、 $-90^\circ \leq \theta_* \leq 90^\circ$, $-250(\text{mm}) \leq t_* \leq 250(\text{mm})$ (ここで $* = x, y, z$), $N_D = 200$ とし、100 個体、500 世代まで行なった結果、268 世代で表 1 に示されている解に到達し、これ以降は変化しなかった。500 世代までに要した処理時間は約 36 分であった。ICP アルゴリズムでは

$\tau = 10^{-8}$ としたとき、解は 83 回で収束し処理時間は約 5 分であった。最終的に得られた解を用いて図 1-a を変換した結果を図 1-d に示す。

GA で得られた解を、手動で求めた対応点をもとに SVD 法 [4] によって得られた解 (表 1 に示す) と比較したところ、その違いに大きな開きがないため、GA によって近似解が得られたといえる。また GA で得られた解を 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た。以上より、GA によって近似解が得られ、これを ICP アルゴリズムに与えることでより精度の高い解が得られることを確認できた。

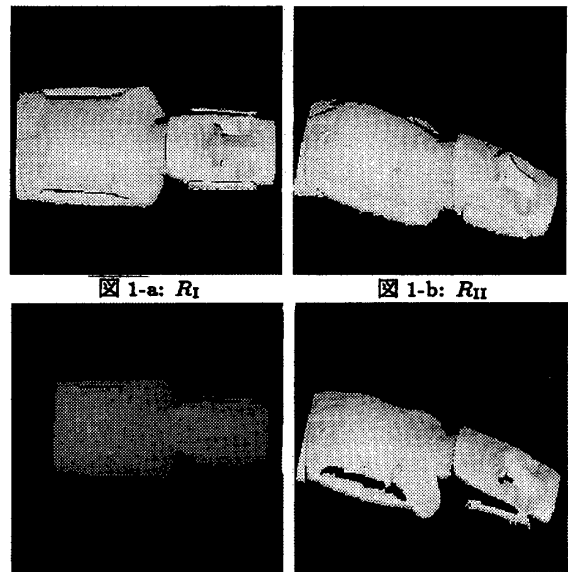


図 1-a: R_I 図 1-b: R_{II}

図 1-c: I_I 図 1-d: $R_{I'}$

図 1: 距離データ (陰影表示)

表 1: 実験結果

処理	θ_x	θ_y	θ_z	t_x	t_y	t_z	誤差	$ P $
GA	36.9	8.10	9.90	17.5	25.0	-52.5	1.09	10049
ICP	35.1	8.14	9.42	18.1	24.0	-47.6	0.601	10723
手動	36.4	8.17	8.00	14.8	27.9	-47.5	0.940	10301

単位 ($* = x, y, z$): θ_* (deg.); t_* , 誤差 (mm); $|P|$ (点);

4 まとめと今後の課題

本稿では、初期近似解が未知の 2 視点距離データの位置合せを行なう手法を提案し、実験によりその有効性を示した。

提案手法は 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。

参考文献

- [1] P. J. Besl and N. D. McKay: "A method for registration of 3-D shapes", IEEE Trans. Patt. Anal. & Mach. Intell., 14-2, pp. 239-256, Feb. 1992.
- [2] 佐藤, 萩原, 横矢: "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獲得", 情報第 50 回全大, 5Q-8, 1995.
- [3] 北野 編: 遺伝的アルゴリズム, 産業図書, 1993.
- [4] B. K. P. Horn: "Closed-form solution of absolute orientation using unit quaternions", J. Opt. Soc. Am. A, 4-4, pp. 629-642, Apr. 1987.