M推定法の導入によるICP点群照合法のロバスト化に関する研究

北海道大学大学院工学研究科　○近藤 友紀　金子 俊一　五十嵐 悟

要旨

物体の形状を表す特徴点群を観測データとして2物体の点群を重ね合わせるための，大きなノイズやデータ欠落といったようば例外値に対してロバストな手法を提案する．本手法は，点群照合を行うための一手法として提案されているICPアルゴリズムにM推定法を導入することにより，従来では例外値の存在により位置ずれが起こるような場合でもこの例外値を自動的に除去してロバストに物体を重ね合わせることを実現する．

1　はじめに

2次元あるいは3次元空間中で，物体どうしの位置合わせを行いその移動量を知るということは，異なる視点から撮像されたデータの重ね合わせを行い形状を復元したり，物体の動き・姿勢の決定といった数々の応用が期待できる基本的で重要な課題である．離散点群の重ね合わせとしてIterative Closest Point(ICP)という手法が提案されているが[1]，これは大きなノイズやデータ欠落に弱い．そこで本研究ではこのICPアルゴリズムにM推定法を導入して，よりロバストな点群重ね合わせ手法の構築を目指す．

2　拡張M推定法

M推定法はP.J.Huberの提案した，良い漸近特性を持つロバスト推定器である．これは通常回帰問題に応用される．我々は，残差の定義に工夫を加えることによって，3次元座標変換行列推定に関して新たに定式化した[3]．

2.1　3次元座標変換の定義

2物体間における特徴点の重ね合わせは一方の物体上の特徴点を3次元座標変換する事で実現する．測定点群を$P = \{\vec{p_i}\}\ i \in \{1, 2, .., N_p\}$，これに対応するモデル点群を$X = \{\vec{x_i}\}\ i \in \{1, 2, .., N_x\}$と表す．本研究において最終的には両者の点数が等しい必要は無くまた対応がとれている必要もないが，ここでは$N_x = N_p$，また添え字の同じ点は同一の点とする（点数が異なり，両者の対応がとれていない場合の解決は**3.**で説明する）．このとき，4元数$\vec{q}_R = [q_0, q_1, q_2, q_3]^T$で表される回転行列$\mathbf{R}(\vec{q}_R)$と並進ベクトル$\vec{q}_T = q_4 q_5 q_6]^T$を用いて，両者の関係は次のように与えられる．

$$\vec{x}_i = \mathbf{R}(\vec{q}_R)\vec{p}_i + \vec{q}_T \tag{1}$$

$$\mathbf{R}(\vec{q}_R) = \begin{bmatrix} {q_0}^2 + {q_1}^2 - {q_2}^2 - {q_3}^2 & 2(q_1 q_2 - q_0 q_3) & 2(q_1 q_3 + q_0 q_2) \\ 2(q_1 q_2 + q_0 q_3) & {q_0}^2 + {q_2}^2 - {q_1}^2 - {q_3}^2 & 2(q_2 q_3 - q_0 q_1) \\ 2(q_1 q_3 - q_0 q_2) & 2(q_2 q_3 + q_0 q_1) & {q_0}^2 + {q_3}^2 - {q_1}^2 - {q_2}^2 \end{bmatrix} \tag{2}$$

ただし，$\det \mathbf{R}(\vec{q}_R) = 1$を満たす必要がある．

2.2　座標変換パラメータの推定

ここでは**2.1**の関係式を用い，座標変換行列を推定パラメータとしてM推定法の定式化を行う．特徴点iの残差$\vec{e_i}$を次のように定義する．

$$\vec{e_i} = \vec{x}_i - \{\mathbf{R}(\hat{\vec{q}}_R)\vec{p}_i + \hat{\vec{q}}_T\} \tag{3}$$

式(3)の残差ベクトルは，x, y, z座標それぞれに関する3つの残差を含んでいる．通常の回帰問題では1つの残差量を評価するが，ここでは3つの残差量をすべて導入して評価関数を次のように定義する．

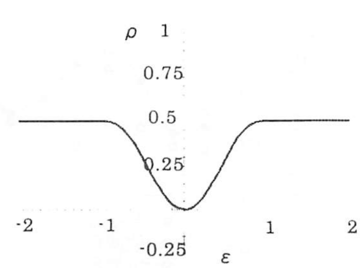


図 1: 関数 ρ

$$M = \sum_{i}^{N_p} \{\rho(\epsilon_{x,i}) + \rho(\epsilon_{y,i}) + \rho(\epsilon_{z,i})\} \tag{4}$$

$\rho(e) = e^2$の場合が通常の最小2乗法に対応する．関数$\rho(e)$についてはこれまで様々な提案がされているが，本研究では次式で表されるbiweight M推定を用いる[2]．

$$\rho(\epsilon_{a,i}) = \begin{cases} \frac{B^2}{2}\left[1 - \left[1 - \left(\frac{\epsilon_{a,i}}{B}\right)^2\right]^3\right] & (\text{if } |\epsilon_{a,i}| \le B) \\ \frac{B^2}{2} & (\text{if } |\epsilon_{a,i}| > B) \end{cases} \tag{5}$$

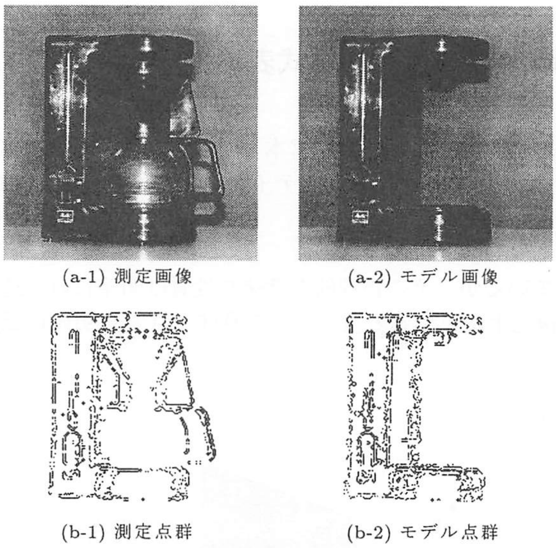
$$\epsilon_{a,i} = \frac{e_{a,i}}{\sqrt{2} \cdot \hat{\sigma}_a} \qquad (a = x, y, z) \tag{6}$$

ここで$\epsilon_{a,i}$は特徴点iのa座標値の規格化された残差，Bは重みの切替点，$\hat{\sigma}_a$は位置誤差の偏差の推定値である．図1に関数ρの形を示す．式(4)で表される評価関数を最小にするような$q_0 \sim q_6$が求めるパラメタであるが，この最小化問題は多次元の滑降シンプレックス法を用いて解く[4]．このアルゴリズムは関数が連続である仮定を全く必要としないので都合がよい．シンプレックス法の初期値には通常のICPの4元数値を用いる．

3　Iterative Closest Point アルゴリズム

この章では，Beslら[1]によって提案された，点数が異なり対応もとれていない測定点群Pとモデル点群Xを重ね合わせる手法，ICPについて説明する．その手法は，

a. 各測定点ごとにモデル点群内で最も近い距離の点を仮対応点とする．



(a-1) 測定画像　(a-2) モデル画像

(b-1) 測定点群　(b-2) モデル点群

図 2: 原画像と抽出点群

b. 得られた仮対応をもとに最小2乗誤差法により変換パラメータを求める.

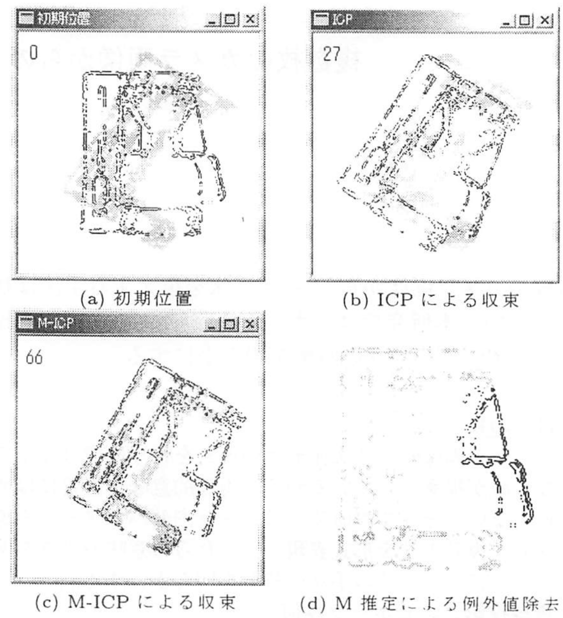
c. bにより求まった変換を測定点群に施し，新しい測定点群を生成する.

d. cにおいて微小変化であった場合は処理を終了する.

という処理を繰り返すものである．初期測定位置がモデルとそう遠くなく，多くの仮対応が正しければ繰り返しによりモデルに収束する．しかし**4.**で示すように，測定点群中にモデル点群には存在しない点，あるいは例外ノイズといった例外値が含まれる場合，ICPはパラメータをb.で説明したように最小2乗誤差推定で求めているために，最終的な安定状態において測定点群とモデル点群は位置ずれを起こす．そこで本研究ではパラメータ推定をM推定法で行い，この例外値を自動的に除去し正しい安定状態を得る．

4　2次元重ね合わせ実験

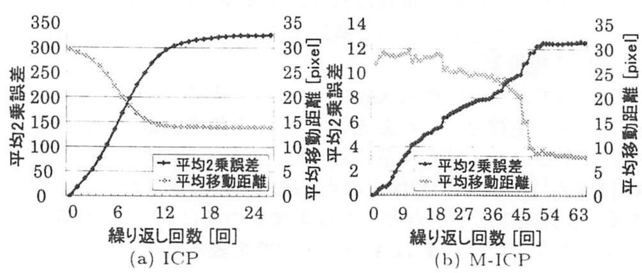
提案手法の有効性を検証するため2次元画像を用いて物体の重ね合わせを試みる．このとき測定データには図2(a-1)に示すようにモデルデータ(a-2)に存在しない特徴も含まれる．図2(b)は画像(a)から画像処理を施し抽出した特徴点を示している．このときの処理内容は輪郭抽出－コントラスト調整－2値化である．図3(a)は図2(b-1)と30°回転させた(b-2)との初期配置を示している．ICPでは図3(b)に示すように27回目に，位置ずれを起こして収束した．これに対して提案手法は(c)に示すように66回目に目標に向かって収束した．式(5)によって計算される重み判定により，収束状態において除去された例外値を示したのが(d)である．モデルには存在しないポット部分が除去されていることが確認できる．両手法における収束の様子を比較するグラフを図4に示す．グラフは，横軸はICPアルゴリズムの繰り返し回数であり，特徴点の平均2乗誤差と移動距離をプロットしている．なお，M推定を用いたICPにおける平均2乗誤差は例外値を除去して計算している．これをみ



(a) 初期位置　(b) ICPによる収束

(c) M-ICPによる収束　(d) M推定による例外値除去

図 3: 実験



(a) ICP　(b) M-ICP

図 4: 収束の様子の比較

ると，ICPは始めの数回で急激に移動しその後は徐々に収束しているのに対して，M推定の方はあるとき(45回目付近で)急激に移動しその後徐々に収束することがわかる．この理由は繰り返しの前後で除去された例外値が異なり，より正しい例外値除去を行った結果だと推測される．

5　まとめ

本稿では測定点群中に例外値を含むデータとモデル点群との重ね合わせについて検討した．実画像を用いて実験を行いその有効性を確認できた．今後は3次元形状点群データでの実験を行い考察を進める．

参考文献

[1] Paul J.Besl and Neil D.McKay: " A Method for Registration of 3-D Shapes " ,*IEEE Trans. Patt. Anal. Machine. Intell.*,vol.14,no.2,pp.239-256 (1992).

[2] P. W.Holland and R. E .Welsh : " Robust Regression using Iteratively Reweighted Least-Squares " , COMMUN. STATIST. THEOR. METH, A6(9), pp.813-827 (1977).

[3] 近藤，金子，五十嵐，:"拡張M推定及び多重分散機構によるロバスト運動推定", 第1回動画像処理実利用化ワークショップ pp.87-92(2000).

[4] 丹慶，奥村，佐藤，小林 訳:"ニューメリカルレシピ・イン・シー", 技術評論社, pp.295-299(1993).