

階層化 M-ICP による高速・高精度な 3 次元位置照合手法

奥田 晴久[†] 橋本 学[†]

北明 靖雄[‡] 金子 俊一[‡]

立体物の高速高精度な 3 次元データ照合手法について述べる。ICP (Iterative Closest Point) アルゴリズムは、3 次元データ全点同士の繰り返し対応探索から評価誤差最小となる照合点に収束させる手法であり、適用が容易であることから広く用いられているが、処理時間が膨大になる、計測エラー値による影響が大きいといった問題がある。筆者らも、M 推定の導入により、計測エラー値に対するロバスト性能を改善した M-ICP アルゴリズムを提案している。本論文では、M-ICP アルゴリズムに多重解像度による階層化処理とデータ参照点選択処理を導入した高速・高精度な 3 次元照合処理アルゴリズム (HM-ICP: Hierarchical M-ICP) を提案する。照合実験の結果、提案手法は従来手法と比べて 3 桁以上の処理点数削減による高速化を実現しており、照合精度も距離比で 0.1% 以下という高い実用性能を有していることを確認した。

Fast and High-precision 3-D Registration Algorithm using Hierarchical M-ICP

HARUHISA OKUDA[†], MANABU HASHIMOTO[†], YASUO KITAAKI[‡]

and SHUNICHI KANEKO[‡]

This paper presents a novel fast and high-precision 3-D registration algorithm. The ICP (Iterative Closest Point) algorithm converges all the 3-D data points of two data sets to the best matching points with minimum evaluation values. This algorithm is broadly used, because it has good availability to many applications. But, it needs many computational costs and it is very sensible to error values. We had proposed the M-ICP algorithm, which is an extension of the ICP algorithm based on modified M-estimation for realization of robustness against outlying gross noise. The proposed algorithm is an extension of the M-ICP with hierarchical searching and selecting matching region approach. Some fundamental experiments utilizing real data of 3-D measurement show effectiveness of the proposed method.

1. はじめに

本論文では、立体物の高速高精度な 3 次元データ照合手法について提案する。近年の計算機能力の向上や安価なレンジファインダの普及により、FA 分野を中心に 3 次元データ取得が容易になりつつある。こうしたデータを有効活用するために、数秒～十数秒という実用的な処理速度で高精度な 3 次元データ照合を行える手法が期待されている。3 次元照合手法としては、大別すると (1) 特徴ベース手法と、(2) 直接照合手法に分けられる。

前者の手法は、主にロボットビジョン分野を中心に古くから研究がおこなわれている [1, 2, 3]。この手法は、切り欠きや凹凸部分などの形状特徴部分を抽出した後、特徴点同士を照合する手法であり、照合に掛かる計算コストは一般に低く一定の成果をあげている。しかし、特徴部分を含まない物体への適用は困難であり、一般にプレス品のような滑らかな形状を持った対象物への適用は向かない。また、特徴部分の位置再現の不安定性に起因する精度低下などの問題があり、特徴的な輪郭線を持つ対象であっても、特徴部分の位置の個体差が大きく信頼を置くことができない。なお、これらの手法の精度は平均値として 1 ミリ程度、最良値でもサブミリオーダーであり、精密加工に用いることは困難である。

一方、後者のアプローチとしては、対象物の特徴抽出を行わずに直接 3 次元計測点データ群同士の照合を行う手法が提案されている。

[†] 三菱電機 (株) 先端技術総合研究所

Advanced Technology R&D Center, Mitsubishi Electric Corporation

[‡] 北海道大学 大学院 情報科学研究科

Graduate School of Information Science & Technology, Hokkaido University

ICP (Iterative Closest Point) アルゴリズム [4] は距離画像間の位置姿勢を合わせるために、対応点間の距離の総和を誤差関数としてこれを最小 2 乗評価に基づく繰り返し計算により最適な位置姿勢変化パラメータの推定を繰り返していく手法であり、陽な対応点判定を必要としないという大きな特長をもっている。このため、エラー値がなければ非常に高精度に照合を行うことが可能であり、平均でサブミリオーダーの精度を実現することができる。その他、3 次元データを 2 次元面に投影して簡易的に扱う手法 [5, 6] も提案されているが、精度面では劣る傾向がある。

ICP アルゴリズムは、その処理の簡便さから広く用いられているが、処理時間が膨大にかかる事 (最新の PC でも数千点同士の照合で数百秒以上) や、例外値へのロバスト性がないことから、こうした点に関する様々な改良研究が行われている [7, 8, 9]。筆者らも、計測エラー値に対するロバスト性能を改善するための手法として、M 推定を導入した M-ICP アルゴリズムを提案しているが、処理時間が数百～数千秒にもなるという ICP アルゴリズム自体が抱える問題点については解決されていない。さらに、数万点以上の規模になると最新の PC 環境においてもメモリ上で実行することさえ不可能であり、ディスクキャッシュを用いても正常動作させることは極めて困難である。

本論文では、M-ICP アルゴリズムをベースに多重解像度による階層化処理とデータ参照点選択処理を導入した高速・高精度な 3 次元照合処理アルゴリズム (HM-ICP: Hierarchical M-ICP) を提案する。提案手法では、多重解像度処理において、初期段階の低解像度データ照合では全データ点を用いた照合による概略位置合わせを実行する。また、終盤の高解像度データ照合では近傍領域での照合となることを利用して、参照点として選択された部分領域のデータのみを用い、全体の処理点数を大幅に削減することで高速化と高精度を両立している。参照点選択処理では、物体表面の法線方向分布の解析に基づいた特徴選択アルゴリズムを基本としているが、単一領域データを評価するだけでなく、複数領域データの組み合わせとして法線方向分布のバリエーションが出るように選択を行っている。これに

より、単一領域としては明確な形状特徴をもたなくても参照点選択が可能となっており、対象物体の特徴部分などの事前情報を用いなくても照合が可能であるという ICP アルゴリズム自体が持つ特徴を損なうことがない。

以下では、処理方式の概要について述べた後、参照領域の選択手法と選択領域の違いによる収束特性の違いについて考察する。最後に、実データを用いた実験により、本手法の有効性を検証する。

2. M-ICP アルゴリズム

2.1 M-ICP アルゴリズムの概要

ICP 法は、対応点間の距離の総和を誤差関数としてこれを最小 2 乗評価に基づく繰り返し計算により最適な位置姿勢変化パラメータの推定を繰り返していく手法であり、陽な対応点判定を必要としないという大きな特長をもっている。しかし、位置決め対象となる距離データ群に計測エラー点、重複しない不一致部分などが含まれていると、それらが例外値として作用し、正しい状態への収束を阻害するという大きな問題を持つ。

MICP 法は、これらを解決するために、ロバスト推定の一手法である M 推定を導入して例外値の影響を低減する機能を付加したものであり、図 1 に示す手順によって位置決めを行う。MICP 法の詳細説明は文献 [7] に詳しいが、ここではその概略を説明する。

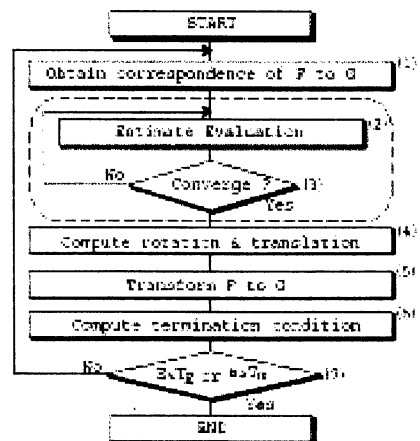


図 1 M-ICP アルゴリズム

3次元点群 F を G に合わせこんでいくと、 K 個の要素を持つ距離データ $G^{(m)} = \{g_k\}_{k=1}^K$ 及び N 個の要素を持つ距離データ $F^{(m)} = \{f_i^{(m)}\}_{i=1}^N$ (初期値 $F^{(0)}$) の間において、まず、各ステップでの相対的な近接度によって点群同士の対応関係を求める (処理 (1))。 m 回目のステップにおける $f_i^{(m)}$ と g_k の対応関係を示すインデックス $k_i^{(m)}$ は次式で表される。

$$k_i^{(m)} = \arg \min_k |f_i^{(m)} - g_k| \quad (1)$$

この時、 $k_i^{(m)}$ は i に関する重複を許している。すなわち、 F から G へは 1 対 1 対応であるが、逆方向には一般に多対 1 対応となっている。合同変換パラメータ H (回転及び並進パラメータ) は、 F から G への対応関係より多次元滑降シンプレックス法による最適化 [10, 11] を用いて最小 2 乗推定することで求めている (処理 (2)~(4))。ここで、偏差ベクトル $e_i^{(m)}$ に基づいて、 m 回目の偏差 2 乗和関数 J_{pp} は、次のように定義できる。

$$e_i^{(m)} = g_{k_i} - f_i^{(m)} = (e_{x,i}, e_{y,i}, e_{z,i})$$

$$J_{pp} = \frac{1}{N} \sum_i \{ \rho_x(e_{x,i}) + \rho_y(e_{y,i}) + \rho_z(e_{z,i}) \} \quad (2)$$

ここで、 $\rho_x(\cdot)$, $\rho_y(\cdot)$, $\rho_z(\cdot)$ は M 推定においてよく用いられる感度関数である。ステップを示す添え字 (m) は省略している。

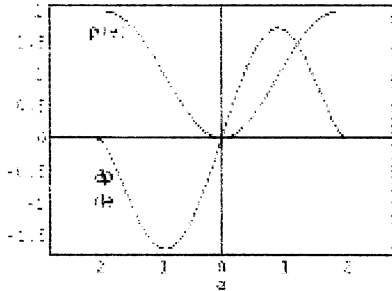


図2 M 推定に用いる Biweight 関数の例

よく知られているように $\rho(e) = e^2$ を用い

れば、式 (2) は偏差の最小 2 乗和となり、最小解は算術平均によって得ることができる。しかし、関数の特性により大きな偏差ほど全体の関数値に大きな影響を与えるため、非常に大きくはずれた値をもつ少数の例外値によって性能が著しく劣化する。 $\rho(\cdot)$ として文献 [7] に従い次式に示す Biweight 関数を用いている。

$$\rho_a(e_{a,i}) = \begin{cases} \frac{B_a^2}{2} \left[1 - \left[1 - \left(\frac{e_{a,i}}{B_a} \right)^2 \right]^3 \right] & (\text{if } |e_{a,i}| \leq B_a) \\ \frac{B_a^2}{2} & (\text{if } |e_{a,i}| > B_a) \end{cases} \quad (3)$$

ここで、 $a = x, y, z$ である。図 2 に関数の形状を示す。

処理 (5) では、以上の最適化により求められた合同変換パラメータ H により、 $F^{(m-1)}$ を $F^{(m)}$ に変換し、 G に近づけていく。そして、終了条件判定 (処理 (6) (7)) が満たされるまで、以上の処理を繰り返す。終了条件としては、 F 点群の平均移動量 E が閾値 T_E 以下となるか、最大繰返し回数 T_H を越える、のどちらかを満たした場合としている。

2.2 問題点

MICP 法は ICP 法に比較して、初期値の設定や例外値に対して大きなロバスト特性を持っているが、ICP 法自体が元来、疎な距離データの照合を意識したものであり、本報告で扱うような密な距離データ照合に適用するにあたっては問題がある。もっとも大きな問題点はその計算処理量の大きさであり、数千点規模の照合であっても 15~30 分程度の時間が必要とる。照合計算では、照合元のすべてのデータ点毎に照合対象の全点との距離計算を繰り返しており、 N^2 オーダーで計算量が増大するため、今回のような数万点規模の問題に適用する場合、数十時間もの処理時間が必要となってしまう。M-ICP 法では、例外値処理が加わるため、さらに処理時間を増大させる要因となっており、さらに多くの処理時間が必要となる。

3. HM-ICP アルゴリズム

提案するアルゴリズムでは、M-ICP アルゴリズムの処理時間低減のため、階層化処理を加えることにより高速化を図っている。こうしたことから、以降では提案手法を HM-ICP (Hierarchical M-ICP) と呼ぶことにする。なお、提案手法では階層処理に加えて、処理領域限定を行うことでさらに高速化を図っている。本章では、まず階層処理について述べ、アルゴリズム全体の処理について概要を述べる。

3.1 階層処理

HM-ICP 処理では、多重解像度データを用いた階層照合処理を行う。多重解像度処理は 2 次元画像分野では良く用いられる手法 [12] であり、データを間引いた粗い解像度で大まかな位置合わせを行っておき、高解像度段階では詳細な位置合わせを行う。これにより、トータルのデータ処理量を数百～数千分の 1 の規模で削減することが可能であり、これを M-ICP アルゴリズムを用いた 3 次元照合に適用する。図 3 に階層化照合を説明する図を掲載しておく。階層照合では、粗い解像度段階 (例 $1/8$) で見つかった領域を元に次の階層 (例 $1/4$) の探索領域が決定されていく。また、各行でずらせた点をサンプリングする千鳥間引きを各階層に適用することで、さらに $1/2$ の使用点数削減効果がある。通常、縦横 $1/8$, $1/4$, $1/2$ にサンプリング (平均化処理を実施) した多重解像度データに対して、順次処理を行う。

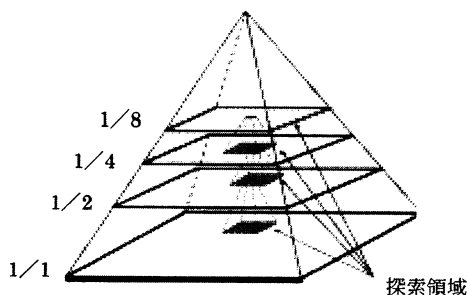


図3 多重解像度を用いた階層処理

以上の階層処理と後節で述べる領域選択処理と組み合わせることで以下の特徴が得られる。

- a. 縮小率の大きい階層では少ないデータ数で高速に正しい収束点近辺まで収束させておくことでトータルの処理時間を数百～数千倍高速化できる。
- b. データ処理を選択部分に限定することでさらに数百倍オーダーの高速化が可能。
- c. 詳細なデータ階層では高精度な収束により、高精度な照合結果が得られる。

HM-ICP 処理の概略の流れを図4に示した [13]。図1に示した M-ICP 処理の前後に階層処理が加わる形となっている。階層処理では後節で述べる照合領域選択処理で選択した部分のみについて、多重解像度データを用いた照合を行う。こうして低解像度の縮小データから高解像度のデータへと順次処理をおこなっていく。なお、次階層では前階層までで求めた各階層の合同変換パラメータを統合した統合同変換パラメータにより座標変換を行っておく。このため、初期値がすでに正解付近に近づいており、迅速に収束する事が期待できる。

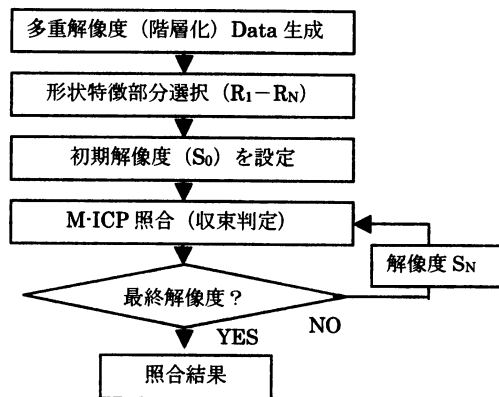


図4 HM-ICP アルゴリズムの概要

3.2 選択的部分照合

HM-ICP 処理では先に述べた階層処理に加えて、特徴情報などをもとに選択した部分照合領域についての照合を行う。部分照合領域

の選択については次章で述べるが、ここでは部分照合について簡単に説明しておく。

まず、従来の M-ICP 手法では、各点は全対象点との距離計算を毎回繰り返す構成となっていた。このため、膨大な計算量が必要となっていたが、通常はなんらかの初期位置決め処理（主軸方向の位置あわせ等）により、照合対象が近傍に近づいている段階からこうした処理に入ることが圧倒的に多い。仮に初期位置合わせがすんでいなければ、階層処理の初期の段階で全点を用いて初期位置合わせを行えば、従来の処理となる。

全体が近傍にある段階では、照合対象の部分領域同士も近傍にあると考えられる。そのため、こうした部分照合領域同士を距離計算の対象とすることで、計算量を大幅に減少させることが可能である（図 5）。なお、通常、物体 G の対応領域は物体 F の領域よりも探索範囲を考慮して大きめに設定する。なお、階層によって選定領域を変更した方がより効果的である場合も多いが、あまり細かく設定しても効果は少ないので、現状は低解像度段階ではデータ領域全体を用い、高解像度段階（1/2, 1/1）では、次章に述べる選択手法による領域を照合に用いている。

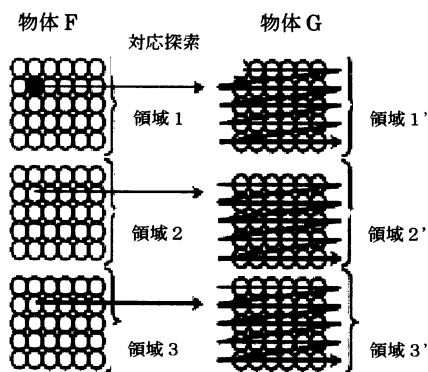


図 5 選択領域対応限定探索

4. 照合領域選択

本章では照合領域選択アルゴリズムとして 2 つのアルゴリズムについて述べる。1 つ目は距離値の変化を評価するアルゴリズムであ

り、形状特徴部分を選択することが可能である。2 つ目は形状特徴部分が存在しない場合においても適用可能な手法として、異なる法線方向成分を含む領域を選択するアルゴリズムについて提案する。それぞれで選ばれる部分の形状特性が異なるものとなっているが、対象物の形状に応じて使い分けることが可能であると考ええる。以下では、それぞれの選択手法の違いによる照合精度の違いについても検証する。

なお、本アルゴリズムの領域選択処理にあたっては、XYZ 空間の点群で表現される 3 次元データを扱うのではなく、処理を簡易化するために各視点で得られる距離画像を用いた。距離画像は、格子状に並んだ XY 平面に対し、高さ情報を輝度値として表した簡易的 3 次元表現であり、距離の違いが濃淡の違いとして表現される（図 6 参照）。

4.1 形状特徴による選択処理

距離変化が小さくても、曲率の大きな部分を採用する手法であり、比較的形状の緩やかな対象であっても、法線方向（曲率）が大きく変化する特徴部分を抽出する処理となる。

この処理では、距離画像を対象とし、まず等間隔に区切った各矩形領域（対象の特徴サイズが小さい場合にはオーバーラップするような領域設定も可）の距離微分の分散値を評価指標として初期候補領域を抽出する。なお、評価の際には、各矩形領域中の方向別距離微分値のうち最小分散値が一定の閾値を超えているものを第一基準とする。この基準を満たしたもののうちで方向別距離微分値の最大分散値が大きいものから選択している。こうすることで、単一方向のみに変化が大きい部分は選択されず、どの方向にも変化を持つ領域が選ばれるアルゴリズムとなっている。次に初期候補領域の中から照合に用いる領域を選定する。これには主に処理時間制約から使用領域数を決めておき、その範囲内の個数を選択する。選択にあたっては様々な評価方法が考えられるが、現在は距離画像中にできるだけ均等に配置されるように考慮するように選択している。

4.2 処理アルゴリズム

Step1 距離画像を一定矩形領域に区分（第 1 区分）

Step2 各区分 No. n の中心画素からみて 8 方向 (22.5° 毎) についての輝度分布を調べ、各方向の微分値の分散値 (距離微分値の分散) $DVAR_i(n)$ ($i=1\sim 8$) を算出。最小分散値を $DVAR_{min}(n)$ 。

Step3 以下の基準を満たしたものを初期候補として選択。 $DVAR_{th}$: 閾値

$$DVAR_{min}(n) > DVAR_{th}$$

Step4 全領域を第 1 区分のサイズより大きな区分 (第 2 区分 No. n') に分割し、Step3 の初期候補が含まれる第 2 区分領域を選定する。この際、2 つの第 2 区分領域にわたる初期候補領域については、面積的に多く含まれる方に属するものとする。

Step5 Step 4 で選定された各第 2 区分領域中において、距離微分値の分散の大きなものから順に初期候補領域をソートし、順位をつける。

Step6 初期候補領域が含まれる各々の第 2 区分領域中から、距離微分値の分散が大きな順に 1 つずつ初期候補領域を選定する作業を繰り返す。この際、異なる第 2 区分領域間での分散値の比較はせず、Step5 で与えた各区分領域内での順位が同じものは同時に選択されることになる。そして、合計の選定領域数が使用領域数 Nu 以上となるまでこの処理を繰り返す。 Nu を越えた分については、全体の中で小さな分散値を持つものから削除する。

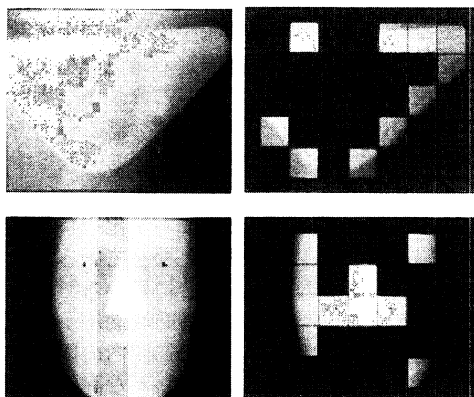


図 6 領域選択結果例
(上段：プレス部品，下段：マネキン (顔))

図 6 に本アルゴリズムによる領域選択結果例を示す。距離画像サイズは、640X480 画素、第 1 区分領域サイズ：80x80 画素、第 2 区分

領域サイズ：320X240 画素である。この結果を見ると、方向変化の大きい部分が効果的に選択されており、本アルゴリズムが有効に機能していることが分かる。

5. 実験

前章までに述べた HM-ICP 処理の有効性を検証するため、3 次元センサより取得されたデータを用いて照合実験を行った。実験では、照合精度並びに照合時間について計測した。

対象物は図 6 に示したプレス部品である。実験条件としては、以下の 2 種類を用いた。実験条件 1 はプレス部品、実験条件 2 はマネキン頭部に対する実験条件である。

<実験条件>

平行移動：X,Y,Z 各方向に 1,3,5mm 移動

<実験条件 2>

平行移動：X,Y,Z 各方向に ± 10 mm 移動

表 1 に実験に用いた PC のスペックを示す。

なお、今回の実験では座標系のキャリブレーションが不十分であり、回転移動に対しては実験評価しなかったが、基礎実験では精度、時間ともに有効性を確認済みである。

表 1 実験スペック	
CPU	P4-3.0GHz
メモリー	2 GB
OS	Win2K
言語	VC++

表 2 絶対位置誤差・処理時間 (プレス)

	ΔX	ΔY	ΔZ	Time
平均	0.0527	0.1720	0.0496	5.194
標準偏差	0.0463	0.1411	0.0324	2.592

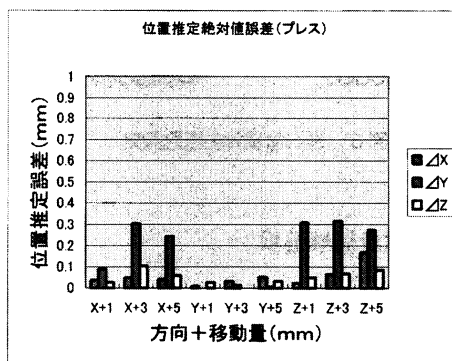


図 7 絶対位置誤差 (プレス)

表3 絶対位置誤差・処理時間（マネキン）

	ΔX	ΔY	ΔZ	Time
平均	0.0846	0.5091	0.1849	17.940
標準偏差	0.6012	0.3536	0.2218	8.473

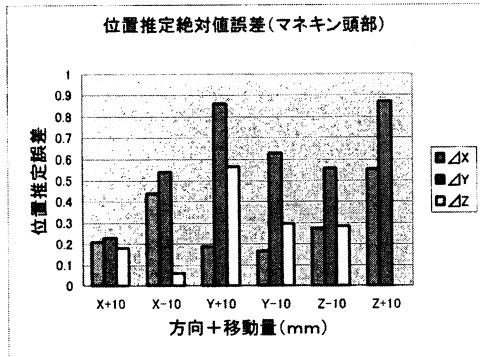


図8 絶対位置誤差（マネキン頭部）

表2, 図7にプレス部品, 表3, 図8にそれぞれプレス品, マネキン頭部の実験結果を示した。プレス部品では, 絶対値誤差の平均で0.2mm以下である。なお, 実験時の距離は400mmであるので, 距離比で平均0.05%程度, 最悪値でも0.1%以下の精度となっていることが分かる。処理時間については, 平均で5秒前後となっており, 従来は今回のような30万点近くの照合には数万秒以上掛かっていたことから考えると, 1万倍以上の高速化効果が得られていることがわかる。

一方, マネキン頭部については, 平均で18秒前後, 平均精度で0.5mm前後, 最悪値で0.8mm (距離比0.2%) 程度となっており, プレス品よりも精度, 処理時間とも悪い数値となっている。これは, プレス品が様々な法線方向を含む形状となっていたのに対して, マネキン頭部では特に側面部のデータが不足しており, 精度劣化や照合速度の低下につながっていると考えられる。こうしたことから, 側面データの併用により, 照合精度, 照合時間が向上することが期待されるが, 将来の評価項目としたい。

6. まとめ

本論文では, ICP手法並びにそのロバスト性能を改良した手法であるM-ICP手法の欠点である照合時間を短縮することを目的として, 階層化処理と部分領域選択を導入したHM-ICP手法を提案した。実データを用いた検証試験により, 本手法の有効性を確認した。

提案手法では, 形状依存性の少ない部分領域選択方法を用いているため, ICP手法が持つ対象依存性が少ないという特性を損なうことがない。また, 階層処理においては, 動的な探索領域の設定も併用することにより, より高い時間短縮効果を得ている。

今後は, 部分領域選択手法の最適性の検証などを行い, さらに効果の高い手法の確立を目指す予定である。

文 献

- [1]池内：物体認識と認識プログラムの自動生成, 人工知能学会誌, Vol. 4, No. 1, 1989.
- [2]角, 河井, 吉見, 富田: セグメントベーストステレオによる自由曲面体の認識, 信学論(D-II), J81-D-II, 2, 285-292, 1998.
- [3]角, 河井, 吉見, 富田: ステレオビジョンシステムのためのモデルベースト物体認識, 電気学会システム・制御研究会, SC-00-15, pp.25-30, 大阪, 2000
- [4]P. J. Besl, N. D. McKay: A Method for Registration of 3-D Shapes, IEEE Trans. on PAMI, vol. 14, no. 2, pp. 673-689, 1992.
- [5]村瀬, シュリーナイヤー: 2次元照合による3次元物体認識, 信学論(D-II), Vol. J77-D-II, pp. 2179-2187, 1994.
- [6]武口智行, 金子俊一, 近藤司, 五十嵐悟: 距離アスペクト画像の2次元照合によるロバスト物体認識, 信学論, vol. J84-D-II, no. 8, pp. 1710-1721, 2001.
- [7]金子俊一, 近藤友紀, 宮本 敦, 五十嵐悟: M推定を導入したロバストICP位置決め法, 精密工学会誌, vol. 67, no. 8, pp. 1276-1280, 2001.
- [8] S. Kaneko, T. Kondo and A. Miyamoto: Robust Matching of 3D Contours Using Iterative Closest Point Algorithm Improved by M-estimation, Pattern Recognition, vol. 36, no. 9, pp. 2041-2047, 2003.

- [9] 増田智仁, 倉爪亮, 池水美都, 西野嘉章, 池内克史:「パラメータ同時推定位置合わせ手法の開発」, 画像の認識・理解シンポジウム(MIRU), 2002.
- [10] J. A. Nelder and R. Mead:Computer Journal, Vol. 7. p308(1965)
- [11] W.H.Press, et al. (丹慶勝市他訳):ニューメリカルレシピ・イン・シー, 技術評論社, 1993.
- [12] 広岡美和子, 鷺見和彦, 橋本学, 奥田晴久, 黒田伸一:階層化分散テンプレートマッチング手法, MIRU '96, pp. 325-330, 1996.
- [13] 北明靖雄, 金子俊一, 橋本学, 奥田晴久: 非重複3次元距離データのロバスト照合の高速・高精度化, SSII2004, pp. 29-34, 2004.