

全探索を用いたロバストかつ高速な 3 次元物体認識と追跡

深井 寛修[†] 徐 剛[†]

[†] 立命館大学情報理工学部メディア情報学科 〒 525-8577 滋賀県草津市野路東 1 - 1 - 1

E-mail: [†]fukai@fc.ritsumei.ac.jp, xu@cvg.ritsumei.ac.jp

あらまし 本論文では、3 次元点群を用いた 3 次元物体認識手法を提案する。3 次元物体認識はモデルデータと 3 次元点群の位置合わせ問題として定義できるが、位置合わせには ICP アルゴリズムが有効であることが知られている。しかしながら ICP アルゴリズムが正解に収束するには、良い初期値を与える必要があることが問題であった。そこで我々は全探索を用いて正解に収束するための初期値を確実に求めることで、ロバストな 3 次元物体認識を実現する。この際、計測点群とモデルの距離を用いた非極値抑制を行うことで ICP アルゴリズムに用いる初期位置を削減し、処理時間の課題を解決する。また、計測誤差を考慮した距離評価関数を設けることで外れ値の問題に対応する。距離評価には多くの計算コストが必要であるが、あらかじめモデルからの距離を登録することでこの問題を解決する。シミュレーションと実データを用いて提案手法の有効性を検証したところ、モデルと計測データの位置関係によらず、またノイズや外れ値にもロバストな物体認識が可能であった。

キーワード 物体認識, 全探索, ディスタンスフィールド, ICP アルゴリズム, 3 次元点群

1. はじめに

画像センサによる計測データに基づく 3 次元物体認識は、ファクトリーオートメーション (FA) やロボットビジョンなどの分野において望まれており、これまでも盛んに行われてきた。従来の 3 次元物体認識は大別すると、物体の見えや光源の変化をあらかじめ記憶しておき照合するアピアランスベース手法と、モデルと計測データとの照合によって位置姿勢パラメータを推定するモデルベース手法が存在する。前者の手法では、学習サンプル集合から固有空間をもとめ、固有空間上の多様体との位置関係を認識に用いるパラメトリック固有空間法 [1]、隠れや変動に対してロバストになるように SIFT [2] に代表される局所特徴量とその最近傍探索を用いた手法 [3]、[4] などがある。これらの手法は照明条件や隠れ、変動にロバストであることが強みである。後者の手法では、モデルの表現が 3 次元記述であるため、3 次元的な完全性がある点が長所として挙げられる。認識に 2 次元画像を用いる手法では、モデルの CAD データと 2 次元情報から 3 次元形状あるいは 3 次元特徴を復元したものを照合を行うものが一般的である。遺伝的アルゴリズムを用いてエッジ特徴から最適な位置姿勢パラメータを求める手法 [13]、全探索を用いてエッジ特徴から最適な位置姿勢パラメータを求める手法 [14] などが存在している。しかしながら照明変化などにより安定的に 3 次元形状あるいは 3 次元特徴を取得できるとは限らないことが問題となっている。これらの問題は 2 次元画像を用いていたことが原因であり、あらかじめ 3 次元の形状が取得できるのであればこれらの問題は解決できる。

近年 3 次元形状は、三角測量や赤外線 TOF (Time Of

Flight) 技術などを用いることで、以前よりも安価で容易に取得できるようになった。これらは距離情報を 3 次元点群として取得することができる。3 次元点群はテクスチャ情報は持たないが、照明条件に左右されない物体の形状を表現できる。そこで 3 次元点群を用いた 3 次元物体認識は、計測した 3 次元点群とモデルの幾何学的な関係を推定する位置合わせの問題として定義できる。位置合わせとは、3 次元形状のモデルデータと、それに対し取得する点群データから形状の一致箇所を見つけ、これらの位置合わせを行う処理である。本研究ではこの位置合わせ手法を用いて 3 次元物体認識を実現する。

位置合わせ手法として ICP (Iterative Closest Point) アルゴリズム [5]、[6] が多くの研究で用いられている [7] ~ [10]。ICP アルゴリズムは点群のそれぞれの点について最も近いモデル上の点との対応付けと、計測点群とモデルが一致するような変換の推定を交互に繰り返すことで位置合わせを行う手法である。この手法の問題点として、外れ値が存在した場合に位置合わせが上手くいかないこと、位置合わせする物体とモデルの位置が十分に近くないと解が局所解に陥る可能性が指摘されている。これに対し照合の際の計測点とモデルの距離に反比例する重み係数を導入した ICP アルゴリズム [8] や、外れ値の影響を低減するために点群とモデルの距離の中間値を ICP アルゴリズムの位置合わせに用いる手法 [9] などが提案されている。他にも局所解の問題を解決するために距離画像から曲率を用いて特徴点を抽出し、その特徴点を用いた向きの基準化を行う手法 [10] が提案された。しかしながら特徴点を用いる手法は、結果が特徴点抽出という前処理に依存するという問題がある。

そこで本論文では、外れ値と局所解に対応したロバス

トで高速な位置合わせ手法を提案する．位置合わせには ICP アルゴリズムを用いるが，初期位置によっては局所解に陥るため，全探索によって最適解を得るための初期位置を複数準備する．これだけでは膨大な計算が必要となるため，高速化のために全位置姿勢とモデルとの距離を用いた非極値抑制を行うことで，ICP アルゴリズムに用いる初期位置姿勢を削減する．また，全探索の際と ICP アルゴリズムの評価関数において Tukey の重み関数 [11] を用いた重み付けをすることで，外れ値に対応する．これらの処理により外れ値と初期位置姿勢にロバストな位置合わせを実現する．さらに本手法では，高速化のために DF (ディスタンスフィールド, Distance Field) [12] を用いた探索の効率化を行う．DF はディスタンスマップを 3 次元に拡張したもので，ある座標からモデルへの最近点とその距離を登録することで，距離計算を高速化する手法である．全探索空間を大まかな探索と非極値抑制，DF を用いることで位置合わせを高速化する．この位置合わせを用いて 3 次元物体認識を行う．さらに 3 次元物体認識結果を用いて物体の追跡を行う．物体の追跡の際には事前にある程度の位置姿勢が分かっているため，全探索は行わず ICP アルゴリズムのみを用いて位置合わせを行う．これによって高速な処理を実現する．物体の認識から追跡の流れは，例えばピンピッキングの際などに活用できる．

2. 位置合わせ

3 次元形状計測により得られた距離画像の幾何学的位置の関係を推定することを位置合わせという．ここでは剛体を扱うため，2 つの形状データの位置合わせは 3 次元の回転行列と並進ベクトルを推定する問題となる．計測により得られた形状データには計測誤差が含まれているため，2 つの形状データ間の二乗誤差を最小化することでこの回転行列と並進ベクトルを求めることができる．ここでは位置合わせにおける問題点，回転の表現，既存の位置合わせ手法について述べる．

2.1 位置合わせにおける問題

2 つの形状間の関係の推定は回転，並進の 6 自由度空間の探索問題である (図 1)．ここで位置合わせをあるモデルと計測形状データとし，それぞれの座標系をモデル座標系 (X_m, Y_m, Z_m) ，カメラ座標系 (X_c, Y_c, Z_c) とする．また 6 自由度を回転パラメータ (α, β, γ) ，並進パラメータ (x, y, z) として表現する．

位置合わせにおいてはまず 6 自由度の空間であるため探索空間が非常に大きいことが問題としてあげられる．この空間は単峰性空間であることは保証されておらず，山登り法といった単純な探索法では最適解を得ることは難しい．また回転には 3 自由度あるため，この表現も問題となる．さらに，形状データは 2 つのデータが全く同じもので，点群間の対応関係が分かっているという場

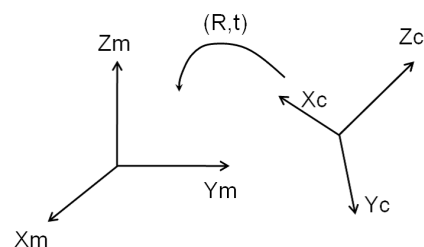


図 1 位置合わせにおける幾何学的位置の関係
Fig. 1 Representation of the rotation.

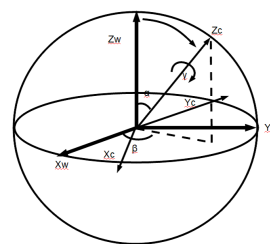


図 2 回転の表現
Fig. 2 Representation of the rotation.

合には容易に定式化できるが，ほとんどの場合においてこの対応点は不明である．位置合わせにおいてはこれらの問題を解決する必要がある．

2.2 回転の表現

2.1 で述べたように 3 自由度の回転をどう表現するかは 3 次元の位置合わせでは一つの問題となる．ここでは本論文における回転の表現について述べる．まず前述したように回転には (α, β, γ) の 3 つのパラメータがある．回転の表現とは言い換えればこれら 3 つのパラメータを用いていかに回転行列を表現するかである．回転にはいろいろな表現法があるが，ここでは緯度 α ，経度 β と軸まわりの回転角 γ によって表現する (図 2)．さらにこの緯度，経度による回転を 3 次元ベクトル $r = [r_1, r_2, r_3]^T$ を用いて表現する．このベクトルの向きは回転の軸を意味し，ベクトルのノルムが回転量を表す．まず行列 $[r]_{\times}$ を以下のように定義する．

$$[r]_{\times} = \begin{bmatrix} r_1 \\ r_2 \\ r_3 \end{bmatrix}_{\times} = \begin{bmatrix} 0 & -r_3 & r_2 \\ r_3 & 0 & -r_1 \\ -r_2 & r_1 & 0 \end{bmatrix} \quad (1)$$

この式より回転行列 R は Rodrigues の公式を用いて求めることができる．

$$R = I + \frac{\sin \theta}{\theta} [r]_{\times} + \frac{1 - \cos \theta}{\theta^2} [r]_{\times}^2 \quad (2)$$

ここで

$$\mathbf{R} = \begin{bmatrix} r_{11} & r_{12} & r_{13} \\ r_{21} & r_{22} & r_{23} \\ r_{31} & r_{32} & r_{33} \end{bmatrix} \quad (3)$$

$$\mathbf{a} = \begin{bmatrix} r_{32} - r_{23} \\ r_{13} - r_{31} \\ r_{21} - r_{12} \end{bmatrix} \quad (4)$$

とすると

$$\mathbf{r} = \frac{\cos^{-1} \frac{\text{trace}(\mathbf{R})-1}{2}}{\|\mathbf{a}\|} \mathbf{a} \quad (5)$$

となり，回転行列から回転ベクトルを求めることが可能になる．式 (5) から θ を求めると

$$\theta = \cos^{-1} \frac{\text{trace}(\mathbf{R}) - 1}{2} . \quad (6)$$

ここで $\bar{\mathbf{r}} = \mathbf{r}/\theta$ とすると，

$$\mathbf{R} = \mathbf{I} + \sin \theta [\bar{\mathbf{r}}]_{\times} + (1 - \cos \theta) [\bar{\mathbf{r}}]_{\times}^2 \quad (7)$$

Z_m と Z_c 間の回転を緯度 α ，経度 β で定義しているため，(7) 式における θ は α となる (図 2)．また，ベクトル \mathbf{r} は Z_m 軸と Z_c 軸に直行するベクトルとなる．そこで回転行列は以下のように表すことができる．

$$\mathbf{R}(\alpha, \beta) = \mathbf{I} + \sin \alpha \begin{bmatrix} -\sin \beta \\ \cos \beta \\ 0 \end{bmatrix}_{\times} + (1 - \cos \alpha) \begin{bmatrix} -\sin \beta \\ \cos \beta \\ 0 \end{bmatrix}_{\times}^2 \quad (8)$$

これで軸の方向を表現することができた．最後に Z_c 軸を軸とした回転を γ を用いて表す．

$$\mathbf{R}(\gamma) = \begin{bmatrix} \cos \gamma & -\sin \gamma & 0 \\ \sin \gamma & \cos \gamma & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} . \quad (9)$$

よって

$$\mathbf{R} = \mathbf{R}(\alpha, \beta) \mathbf{R}(\gamma) \quad (10)$$

となる．緯度，経度，軸回転を用いることで回転を表現することができた．

2.3 最小二乗法による位置合わせ

点の対応関係が既知ならば，位置合わせは二乗誤差の最小化問題として定式化できることはすでに述べた．しかしながら多くの場合において対応関係は不明である．そこでこの対応関係と位置合わせを同時に解く手法として ICP アルゴリズムが提案されている [5], [6]. ICP アル

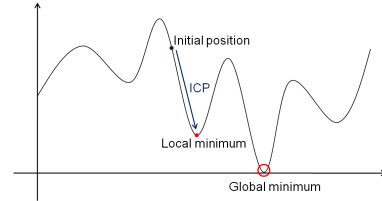


図 3 設定した問題の簡略表現

Fig. 3 Simplified representation of the configuration problem.

ゴリズムはデータ形状の各点から最も近いモデル形状上の点への対応づけと，その対応付けに基づく変換の推定を交互に繰り返すことにより，対応付けと位置合わせを同時に解くことができる．しかしながら ICP アルゴリズムは初期位置によっては局所解に陥る可能性があるため，正確な対応関係を求めるにはデータ形状とモデル形状が大まかに位置合わせされていることを前提とする必要があった．このイメージを簡単のため 1 次元の問題として表すと図 3 のようになる．この図で横軸は探索空間を，縦軸はデータ点群とモデル点群の距離である．このように初期位置によっては，局所的最小は得られるが，それが大域的最小となる保証はされていない．

そこで本研究では，全ての局所最小を得られるように初期位置を全探索によって求める手法を提案する．図 4 のように，物体の形状の複雑さよりも高いサンプリングレートで初期位置を設けることで，ICP アルゴリズムの問題である局所最小に陥る問題を解決する．

3. 全探索を用いた位置合わせ

3.1 全探索

全探索を用いることで，ICP アルゴリズムにおける最適な初期位置を求める．ICP アルゴリズムは解の初期位置依存性があることから Besl ら [5] も多数の初期位置から出発させそのうち最良の結果を採用するようにしている．この方法は遺伝的アルゴリズムによる解法に類似している．また位置合わせ問題に遺伝的アルゴリズムを用いた手法 [13] も既に提案されている．しかしながらこれらの手法で得られる解は準最適解ではあるが正解である保証はない．前述したようにモデルベースマッチングであれば正解は 1 つしかなく (ただし対称性の存在による解の曖昧性を除く)，3 次元の完全性があるはずである．そこで確実に正解を取得するために，全探索からレーベンパーク・マーカト法を用いて最適化を行う手法 [14]，全探索とデプスマップを用いる手法 [15] などが提案され，全探索の有効性が示されている．そこで本研究でも全探索を用いるが，ここでは探索空間をある程度大まかに探索することで，網羅的な探索かつ高速な処理を実現する (図 4)．この大まかさは物体の形状に依存して決定される．図 4 は 1 次元で表現しているが，実際には 6 次元空間における探索であるため，それぞれの次元

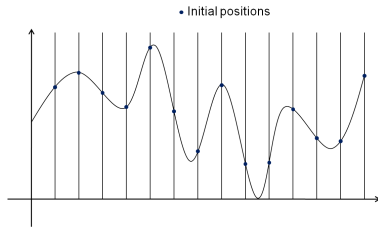


図 4 提案手法における全探索

Fig. 4 Exhaustive search of the proposed method.

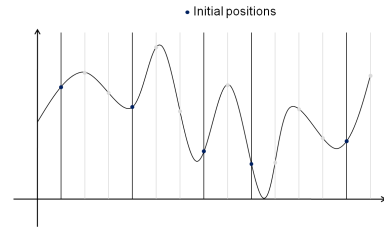


図 5 非極値抑制を表現した図

Fig. 5 Representation of the non-extremum suppression.

においてサンプリングレートを決定する必要がある。ここでは3つの並進パラメータのサンプリングレートは同じパラメータとする。また3つの回転パラメータのサンプリングレートについても同様に同じパラメータとする。また並進パラメータと回転パラメータ間の関係として、回転の際の最大移動距離から並進のサンプリングレートパラメータを決定する。回転による最大移動量は、モデルの外接円の半径を r 、回転量を θ としたとき近似して $r\theta$ として表せるため、並進における探索の際の移動量もこれと同じ長さを採用する。

決定したサンプリングレートをを用いることで探索空間について全探索を行う。しかしながら、初期位置によっては、それぞれの初期位置に対し ICP アルゴリズムを用いた結果同じ局所解となる場合がいくつか存在する。よって全ての初期位置を用いる必要は無いため、近傍と比較して極値(図4でいう極小値)となる点もしくは近傍と比較して値が同等(同じく最小値)だった場合のみを ICP アルゴリズムに用いる初期位置とする。この処理を非極値抑制と呼ぶことにする。詳細については次節で説明する。

3.2 非極値抑制

全探索によって得られた初期位置を、近傍で比較し極値とならない点を初期位置から除く処理を非極値抑制とする。図5にこのイメージを簡単のため1次元で表したものを示す。ここでは前後の初期位置を近傍とし、それぞれ比較した際に初期位置の距離が最小もしくは最小と同じ値だった場合のみ初期位置として残す処理を行っている。非極値抑制を行うことで、冗長な計算が減り、処理の高速化が実現できる。また、非極値抑制した初期位置であっても、モデルと計測データ間の距離が大きいものについては大域解になる可能性は少ないことから、さらに距離評価に順位をつけ、上位の初期位置のみを初期位置として用いる。

近傍の定義には並進における近傍と回転における近傍をそれぞれ定義する必要がある。並進においては注目初期位置の上下前後左右を考慮した $3 \times 3 \times 3$ 領域とする。姿勢の近傍の定義は、2つの姿勢間の回転角度が、ある一定の値未満だった場合とする。ここで2つの姿勢間の回転を表す回転行列を R とすると、 R は姿勢1を示す

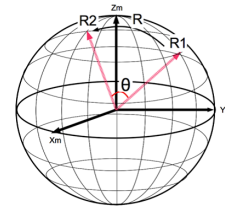


図 6 姿勢表現における近傍の算出

Fig. 6 Computation of the neighborhood in the pose representation.

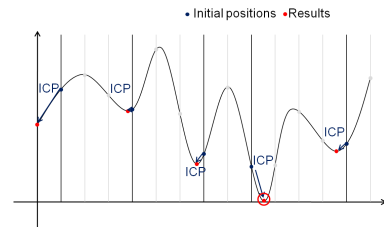


図 7 提案手法の簡略化した表現

Fig. 7 Simplified representation of the proposed method.

回転行列 R_1 と姿勢2を示す R_2 より以下の式で算出できる(図6)。

$$R = R_1 R_2^T. \quad (11)$$

ここで R の回転角を θ とすると Rodrigues の公式

$$\theta = \cos^{-1} \frac{\text{trace}(R) - 1}{2} \quad (12)$$

により算出が可能である。本手法では角度変化が最大となる赤道付近において、緯度、経度、軸回転それぞれが1サンプリング角度変化しても近傍とみなせるよう、近傍の範囲をサンプリング角度の倍の値とする。

3.3 ICP アルゴリズムによる位置合わせ

全探索を行うことで、粗い位置合わせが行えた。本手法では全探索と非極値抑制で求めた初期位置に対して、ICP アルゴリズムを用いることで詳細な位置合わせを行う。イメージを図7に示す。このように全ての局所解を求め、最終的にこれらの距離評価を行うことで、大域解を求めることができる。

4. 距離評価における評価関数と距離計算

前述したように、モデルと計測データの評価を行う際

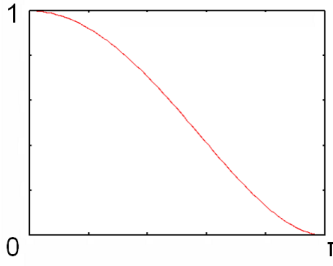


図 8 全探索における評価関数

Fig. 8 Plotted of the evaluation function in the exhaustive search.

に、計測データの各点から最も近いモデルまでの距離が必要である。しかしながら計測データには外れ値や認識したい物体とは関係の無い点が含まれている事を前提とする必要があるため、全ての点を評価するのではなく、あくまでモデルと一致する点のみを評価する必要がある。そこでその際に必要な評価関数と、距離計算を高速に行うための手法であるディスタンスフィールド (DF) [12] について述べる。

4.1 全探索における評価関数

モデルと計測点間の誤差を評価するために、各計測点からモデルまでの最短距離の対応点と、それらの距離を用いる必要がある。しかしながら外れ値が存在する場合や、そもそも適切な対応点が存在しない場合もある。これを解決するために、ロバスト推定の枠組みとして前述した手法 [8], [9] の他に、閾値を決定し信頼できない対応関係を除去する手法 [11]、データの標準偏差を基準にして適応的に閾値を調整する手法 [16] が提案されている。そこで、ここでは Tukey 重み関数 [11] を参考にして距離評価に以下の評価関数を用いる。

$$\sum_{i=1}^N S(i) = \begin{cases} (1 - \frac{d(i)^2}{\tau_d^2})^2, & \text{if } (d^2 \leq \tau_d^2) \\ 0, & \text{else} \end{cases} \quad (13)$$

$$d(i)^2 = \|\mathbf{X}_{mi} - (\mathbf{R}\mathbf{X}_{ci} + \mathbf{t})\|^2 \quad (14)$$

ここで τ_d は距離の閾値である。 N は計測された点群の数、 $d(i)$ は各点における距離、 \mathbf{X}_{ci} は N 点ある計測点群のうちの i 番目の点である。 \mathbf{R} は回転行列を、 \mathbf{t} は並進ベクトルを表す。 \mathbf{X}_{mi} は $\mathbf{R}\mathbf{X}_{ci} + \mathbf{t}$ の点から最も近いモデルの点である。ここでは τ_d を用いることで外れ値にロバストな評価が可能になる。この評価関数をグラフにしたものが図 8 である。

この図からも分かるように、完全一致の際には評価が最大となり、距離が τ を超えると評価値はゼロになる。これで計測点に外れ値が存在する場合や、モデルと計測点群の形状に不一致部分が存在しても、正しい評価が行えると考えられる。また、不要な点を削減することで処理の高速化が可能である。

4.2 ICP アルゴリズムにおける距離評価関数

ICP アルゴリズム [5] では距離評価を行う評価関数に Tukey 重み関数 [11] を適用した式 (15) を用いる。

$$C_j = \sum_{i=1}^N w(i) \|\mathbf{X}_{mi} - (\mathbf{R}_{j+1}\mathbf{X}_{ci,j} + \mathbf{t}_{j+1})\|^2 \quad (15)$$

ここで N は点群数、 i はその点の番号、 j は ICP アルゴリズムの反復回数である。 $\mathbf{X}_{ci,j}$ は j 回の反復計算後の N 点ある点群のうちの i 番目の点である。 \mathbf{R}_j は j 回目の回転行列を、 \mathbf{t}_j は j 回目の並進ベクトルを表す。 \mathbf{X}_{mi} は $\mathbf{R}_{j+1}\mathbf{X}_{ci,j} + \mathbf{t}_{j+1}$ 点から最も近いモデルの点である。これにより図 8 と同様、ある閾値を超えたものに関しては無視できるため、対応点の決定、外れ値の削除が行える。ここでの閾値は ICP アルゴリズムの反復毎に選択されるデータの標準偏差を用いて決定する [16]。

4.3 3次元モデルからの DF の作成

モデルと計測点の距離評価をする際に、点群の対応点と距離が必要になる。この際の距離計算の処理を無くするためのルックアップテーブルの事をディスタンスフィールドと呼ぶ [12]。3次元モデルまでの距離と最近点をあらかじめ計算し、メモリ格納することで探索を高速化する。入力された点群のある点におけるモデルからのユークリッド距離は以下の式で求める。

$$d_{ijk} = \min_{(1 \leq p, q, r \leq N)} \{ \sqrt{(i-p)^2 + (j-q)^2 + (k-r)^2} \mid b_{pqr} = 0 \} \quad (16)$$

ここで p, q, r はモデル上のある点の座標、 i, j, k はモデルから離れた任意の点の座標である。これで座標 i, j, k からの最短距離のモデル点の座標とその距離が求められるため、この 2 つを事前に登録することで、距離評価時における処理を削減できる。

4.4 位置合わせ後の物体追跡

提案手法を用いることで物体の位置姿勢が推定できる。全探索による位置合わせは、物体とモデルの関係が未知の場合には必要であるが、物体の追跡の際など、事前にある程度の位置姿勢が分かっている場合には不要である。そのため物体の追跡の際には Tukey 重み関数を用いた ICP アルゴリズムのみを用いる。全探索を行わないこと、DF を使うことにより高速な処理を実現する。

5. 3次元物体認識におけるモデル座標系とカメラ座標系の関係

本節では 3次元物体認識におけるモデル座標系とカメラ座標系の関係を示す。まずカメラ座標系の z 軸はモデル座標系の原点を向いているとする。ただしこれでは並進ベクトルを表すのに十分ではないため、カメラ座標系

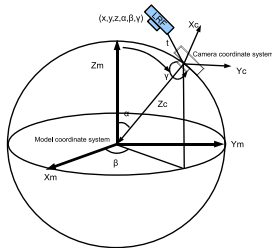


図9 カメラ座標系とモデル座標系の表現

Fig. 9 Representation of camera coordinate and model coordinate.

においてカメラを移動することで並進ベクトルを表現する (図9)

これを2節で表現した回転行列を用いて表す. ただし今回の表現では Z_c 軸と Z_m 軸は反対方向を向いているため, これを表現する回転行列 R_0 を以下に定める.

$$R_0 = \begin{bmatrix} -1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & -1 \end{bmatrix} \quad (17)$$

これで軸の方向を表現することができた.

次に位置の表現について述べる. 前述のとおりカメラの移動はカメラ座標系からの任意の 3×1 並進ベクトル t として表す. これに加えてカメラからモデルまでのおおよその計測距離をワーキングディスタンス X_0 として与える. これらはカメラ座標系における値のため, R_0 の影響を受ける. よって

$$X_m = R(\alpha, \beta)R(\gamma)R_0(X_c + t + X_0) \quad (18)$$

ここで緯度は $0 \leq \alpha \leq 180$, 経度は $0 \leq \beta < 360$, Z_c 軸回転は $0 \leq \gamma < 360$ の範囲で表す. また並進ベクトル t の範囲は物体の大きさによって決定する.

6. 実験

提案手法の有効性を検証するために, 計算機シミュレーション及び実計測データを用いての実験を行う. シミュレーションではモデルデータとそれをランダムに回転, 並進させ, 外れ値を含ませた状態のデータの位置合わせが可能かを調査する. 実データ実験ではパナソニック電工の販売している Time of Flight 形式の距離センサ, D-imager [17] を用いる. シミュレーション及び実験に用いた PC のスペックを表1に示す. また, DF の最大のサ

表1 計算機のスペック

OS	Windows Xp sp3
CPU	core-i7 2.6GHz
Memory	3GB
Tool	Visual Studio 2008
	OpenMP/OpenCV

イズは物体によらず 100 とした. ここでは物体の領域の倍の領域, つまり物体の最大長に充てられる DF のサイズは 50 とした. 探索のサンプリングレートとして姿勢は 20-30degree ごと, 位置は 8-10 voxel ごととした. また回転における近傍を, 設定したサンプリングレートの倍の値とした. これらは物体の形状に合わせて経験的に決定している. また, データ点の選択法として, 距離画像の画素格子を利用して一定間隔に荒くサンプリングする方法 [6] を用いた.

6.1 3次元物体認識のシミュレーション結果

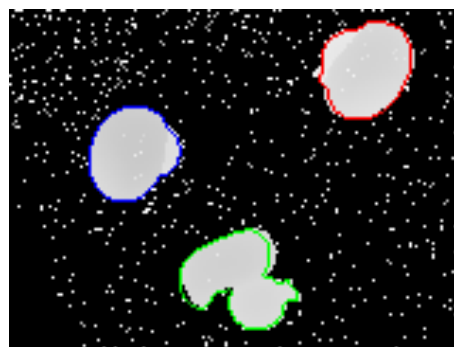


図10 シミュレーション結果

Fig. 10 Result of the simulation.

表2 シミュレーション結果の詳細

Table 2 Detail of the simulation result.

Number of points	199
Number of outliers	37
Number of searches	3M
Computation complexity	$3M \times 199 \approx 600M$
Number of initial positions	82
Step width (mm)	406.17
DF voxel width (mm)	44.638
RMSE (mm) upper right	33.956
RMSE (mm) upper left	36.713
RMSE (mm) lower right	18.83
Execution time (ms)	467

3次元物体認識には複数オブジェクトによる検証を行った. ここではアヒルのモデルを3パターンの位置姿勢にし, 同時に3つ計測された場合を想定した. データには外れ値及びガウスノイズを加えたものとした. また, シミュレーションデータの点群数はある程度間引くことで約 200 点としている. 全探索における探索数は $10 \times 18 \times 18 \times 26 \times 20 \times 2 = 3369600$ 通り (約 3M) である. 結果を図10, 表2に示す. ここで赤, 青, 緑色の輪郭で囲まれた物体が, 3次元物体認識のできた物体とその形状である. 表2の RMSE(二乗誤差平均) を見ると, 3物体ともに DF の 1 ボクセルのサイズよりも小さいことから, 複数物体の推定が正確に行えていることが確認できた. このことから外れ値が存在した場合においても, 物体を認識出来ることが分かる.

6.2 3次元物体認識の実験結果



図 11 実データ実験結果

Fig. 11 Result of using real range data

表 3 実データ実験結果の詳細

Table 3 Detail of using real range data result

Number of points	544
Number of initial position	18
Number of searches	1M
Computation complexity	$1M \times 699 \approx 700M$
Step width (mm)	165.31
DF voxel width (mm)	18.167
RMSE (mm)	22.4
Execution time (ms)	569

赤外 TOF カメラを用いて 3 次元点群を取得したもののについて、3 次元物体認識を行った。ここでは計測モデルとしてダンボールを組み合わせたものを用いた。また D-imager は幅 160 高さ 120 の分解能でデータを取得できるが、ここでは点群を 10 分の 1 程度に間引いて用いた。探索数は γ 方向の回転をそれほど考慮しなくていいことから $6 \times 18 \times 5 \times 15 \times 11 \times 13 = 1158300$ 通り (約 1M) とした。結果を図 11 と表 3 に示す。表 3 の RMSE は DF の 1 ボクセルよりも大きな値となっているが、D-imager には 40mm 前後の誤差が含まれているため、計測誤差を考慮すると適当な値であると考えられる。この結果より、点群とモデルが詳細に一致し、3 次元点群の中から特定のモデルデータを認識できることが確認できた。

6.3 3次元物体追跡の実験結果

提案手法を用いて 3 次元物体の位置姿勢を推定した後、その情報を初期値として物体の追跡を行った。計測モデルとしては 3 次元物体認識の際と同様にダンボールを用いた。追跡に要する時間は 11ms から 14ms であり、30fps の入力データに対してリアルタイム追跡が可能であった。また、それぞれ各フレーム間での RMSE は 22.0 から 23.6 となっており、物体認識の際と同等の精度で追跡が可能であった。

7. ま と め

本論文では全探索を用いたロバストかつ高速な位置合わせ手法を提案した。提案手法では ICP アルゴリズムに最適な位置姿勢を求めることで、ICP アルゴリズムの局所解の問題を解決している。このことから提案手法は初期位置に対してロバストな手法であると言える。また、新たな評価関数を設けることで外れ値に対処し、外れ値にもロバストな手法となっている。提案手法の有効性はロバストさだけでなく、高速化にもある。今回は大まかな全探索を採用することで局所解の問題に対応したが、このままでは ICP アルゴリズムに用いる初期位置姿勢の数が多すぎる。そこで各位置姿勢において近傍と比較し、非極大点を抑制することで ICP アルゴリズムにおける初期位置姿勢を大幅に抑制することができた。さらに距離評価の際には DF を採用することで高速化を行っている。シミュレーションの結果から、RMSE はほとんどの結果において 1 ボクセルの値よりも小さくなった。さらに実データにおいても検証を行ったが、計測誤差分の位置合わせ誤差は発生したものの、その他の条件に依存せず高精度な推定が行えた。物体追跡実験においてはリアルタイムに物体認識と同等の精度で処理が行えた。本手法は並列化処理が可能な単純な計算により行われているため、GPU の利用などにより、現状よりも高速な処理も可能である。

謝辞 本研究の一部は私大戦略的研究基盤形成支援事業における芸術・文化分野の資料デジタル化と活用を軸とした研究資源共有化研究プロジェクトの補助による。

文 献

- [1] 村瀬洋, シュリーナイヤー “2 次元照合による 3 次元物体認識 パラメトリック固有空間法,” 信学論, D-II, Vol. J77, No.11, pp. 2179–2187, 1994.
- [2] D. Lowe “Distinctive Image Features from Scale Invariant Keypoints,” *Int. J. Comput. Vis.*, Vol. 60, No. 2, pp. 91–110, 2004.
- [3] 野口和人, 黄瀬浩一, 岩村雅一 “近似最近傍探索の多段階化による高速特定物体認識,” 信学論, D, Vol. J92, No. 12, pp. 2238–2248, 2009.
- [4] 西村孝, 清水彰一, 藤吉弘巨 “2 段階の Randomized Trees を用いたキーポイントの分類,” 第 13 回画像の認識・理解シンポジウム (MIRU2010), 2010.
- [5] Besl, P. J., and McKay, N. D. “A Method for Registration of 3-d Shapes,” *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 14, Num. 2, pp. 239–256, 1992.
- [6] Yang Chen and Gérard Medioni. “Object Modeling by Registration of Multiple Range Images,” *Image and Vision Computing*, Vol.10, No. 3, pp. 145–155, 1992.
- [7] 林俊寛, 曾根原光治, 井之上智洋, 島輝行, 河野幸弘 “3 次元物体認識技術を応用したパラ積みピックアップシステムの開発,” IHI 技報, Vol. 48, No. 1, pp. 7–11, 2008.
- [8] Z. Zhang, “Iterative Point Matching for Registration of Free-form Curves and Surfaces,” *Int. Journal of Computer Vision*, Vol.13, No.2, pp.119–152, 1994.
- [9] T. Masuda and N. Yokoya, “A Robust Method for

- Registration and Segmentation of Multiple Range Images,” *CVIU*, Vol.61, No.3, pp.295–307, 1995.
- [10] 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*, D-II, Vol.J84, No.8, pp.1710–1721, 2001.
- [11] Frederickmosteller, John W. Tukey “Data Analysis and Regression,” Addison-Wesley Publishing Company, Reading, MA, 1977.
- [12] 加藤敏洋, 平田富夫, 斉藤豊文, 吉瀬謙二 “ユークリッド距離変換アルゴリズムの効率化,” *信学論*, D-II, Vol. J78, No. 12, pp. 1750–1757, 1995.
- [13] Taiki Fuji, Hironobu Fukai, Yasue Mitsukura, Toshio Moriya “Model-based Alignment System of Default Setting for Mixed Reality,” *Journal of Signal Processing*, Vol. 14, No. 4, pp. 285–288, 2010.
- [14] Markus Ulrich, Christian Wiedemann, and Carsten Steger “CAD-Based Recognition of 3D Objects in Monocular Images,” *Proc. of International Conference on Robotics and Automation*, pp.1191–1198, 2009.
- [15] S. Kashihara and G. Xu “CAD-Based Recognition of 3D objects in Binocular Images,” *Proc. of the 5th Joint Workshop on Machine Perception and Robotics*, Kyoto, 2009.
- [16] MVTEC software GmbH, Carsten Steger, Markus Ulrich, Christian Wiedemann, 株式会社リンクス “画像処理アルゴリズムと実践アプリケーション,” 株式会社リンクス, 2008.
- [17] Panasonic, D-IMager,
<http://denko.panasonic.biz/Ebox/3DImageSensor/>