Global Reference Frame を用いた 対象物の見えに依存しない 3 次元位置姿勢認識 *

秋 月 秀 一 ** 橋 本 学 ***

A Robust 3D Position and Pose Recognition for Shape Asperity of Objects using Global Reference Frame

Shuichi AKIZUKI and Manabu HASHIMOTO

This paper introduce a 3D position and pose recognition method that can recognize various shape objects even if appearance of the object model has planner shape. In order to handle these case, the proposed method automatically selects suitable matching strategy for shape aspects of each segment, after applying the segmentation to an input range data. If the segment has a lot of local shape features, such as 3D keypoints, the local feature based matching is applied. On the other hand, if the segment has less local feature, the Global Reference Frame (GRF) which represents 3D dominant orientation of the segment is generated, and it is used for recognition. The GRF consists of two independent vectors. One is the dominant surface normal vector of the segment, the other is the dominant orientation vector of projected segment's range data onto tangent plane. By calculating the differential orientation of pair of the GRF, rigid transformation that align two segments will be calculated. Experiments have confirmed that the proposed method increases the recognition success rate from 84.1% to 94.7%, in comparison with the state-of-the-art method.

Key words: 3D object recognition, global reference frame, vector pair matching, point cloud data, pose estimation, bin-picking

1. 序 論

ビンピッキングシステムにおいて、連続した Pick and Place (Insert) 動作を効率よく実行するためには、システムの上部に固定されたレンジファインダから得られたワンショットの距離データのみを用いて、部品の位置姿勢を認識することが望ましい。部品の距離データは形状や姿勢によって、凹凸を多く含む場合や、反対に平面的になる等、さまざまなパターンが想定される。したがって、これらに依存しない安定的な認識手法が必要である。これまでに 3 次元の位置姿勢認識手法として、認識対象物の CAD モデルから選択した局所特徴量を用いた認識手法である、局所特徴ベースの照合法が数多く提案されてきた。^{1)3) ~ 9)11)}

これらの手法は、物体モデルの局所的な形状を分析することによって得られる少数の特徴点のみを照合に用いるため、処理効率が高く、高速である。特徴点の選択基準としては、曲率の大きな点を採用する Depth Aspect Image 法¹⁾や、Shape Index²⁾の極値を利用する Local Surface Patches 法³⁾などの、形状情報を特徴点決定の基準とする手法がある。また、物体モデルにおいてアウトライアとなる特徴量を算出する点を特徴点とすることによって、誤対応を低減する PPFH⁴⁾、FPPFH⁵⁾や、特徴量の再現性が高くなる点を特徴点とする SHOT 法⁶⁾、さらに、特徴ベクトルの独自性が高く、かつ入力シーンにおいて観測可能性が高い形状の代表点を特徴点とするベクトルペアマッチング (VPM) 法⁷⁾⁸⁾といった、認識時に予想される対応付けの安定性を基準に選択する手法がある。

しかしながら、これらの特徴点検出に依存した局所特徴ベース照合法では、レンジファインダから得られた認識対象物の距離データ（以下、単に見えと呼ぶ）が形状的な起伏を持たない場合には、特徴点検出が困難になることに起因して、認識信頼性が低下するという問題がある。一般的な製造ラインで扱われる工業部品では、平面的な面を持つ物体が少なくなく、このような見えに対する照合性能を無視することはできない。

また、SHOT 法⁶⁾に代表される形状記述子には、特徴量の記述領域の 3 次元的なオリエンテーションである、Local Reference Frame (LRF) が関連付けてあり、入力シーンとの対応点の LRF との変位量を解消する剛体変換パラメータを、認識対象物の位置姿勢としている。LRF は xyz の 3 軸の独立した方向ベクトルを局所形状に割り当てることによって決定されるが、安定的な認識のためには、これらの方向ベクトルは物体同士の姿勢が異なる場合においても再現性が高いことが期待される。

LRF の生成手法には、局所領域内の点群の主成分分析から得られる固有ベクトルを利用する手法⁶⁾⁹⁾や、 z 軸を面法線とし、 y 軸には SIFT¹⁰⁾ のように勾配方向の支配的なものを割り当てる手法¹¹⁾等がある。また、 x 軸は、 $z \times y$ によって算出される。しかしながら、これらの LRF の生成手法は、領域内の点群の分布が 3 次元的な広がりを持っていることを仮定している。例えば、領域内の点群の分布が平面的な場合には、 z 軸の接平面方向の点群分布の偏りが少ないことから、LRF を再現性よく決定することは困難である。

本研究の目的は、平面のような特徴点を検出することが困難であったり、LRF の再現性が低くなる見えを持つ物体に対しても実用的な認識性能を有する手法を提案することである。

認識対象物の見えが平面的であったとしても、外輪郭の形状には、姿勢同定のための情報が存在すると考えられる。すなわち、見え全体を捉える輪郭を形成する点群の分布には、特定方

* 原稿受付 平成 26 年 5 月 13 日

掲載決定 平成 26 年 8 月 18 日

** 学生会員 中京大学大学院 (愛知県名古屋市中昭和区八事本町 101-2)

*** 正 会 員 中京大学大学院

向の偏りがある。そこで、本研究では大域的な情報を用いて、新たに平面的な見えのための3次元的なオリエンテーションである Global Reference Frame (GRF) を算出し、位置姿勢認識に利用する。GRF の z 軸は、平面的な見えが持つ法線方向のうち、支配的なものを割り当てる。 y 軸は、距離データを z 軸の接平面に投影した距離画像を生成し、外輪郭を短い線分（線素）群で近似した際の方向分布の支配的なものとする。これにより、認識対象物の見えが平面的な場合においても、外形の情報を利用することによって安定的な RF を生成することが可能である。

なお、認識対象物の見えが特徴点を検出できる程度の凹凸を持つ場合は、従来通り、処理効率の高い局所特徴ベース照合法が適用可能であると考えられる。そこで、提案手法では、入力シーンにおける処理対象領域を「平面」、「非平面」の2カテゴリに自動分類し、これらの領域に適した相補関係にある照合方式を切り替えることによって、結果として見えに依存しない位置姿勢認識を実現する。GRF 照合と組み合わせる局所特徴ベース照合法には、高速な VPM 法を用いる。

以下、まず2.章では、多数の工業部品の実例を用いて、平面的な見えに対応する照合方式の重要性について分析する。また、3.章では GRF を用いた平面的な見えの距離データに対する照合方式について説明する。4.章では、GRF 照合と VPM 法の切り替えに基づく位置姿勢認識手法を説明する。5.章にて、2つの照合方式の相補性に関する考察と認識実験結果について考察し、6.章にて本研究の成果をまとめる。

2. 平面的な見えに対応した認識手法の重要性

工業部品は複数種類の製品に共通的に使うために、単純な形状によって構成されることが多い。したがって、それらをレンジファインダで撮影した場合は、平面的な見えになることが少なくないと推測される。そこで、本章ではこのような見えに対応した照合方式の重要性を確認するために、一般的に用いられる工業部品の見えと、平面との類似性の関係を調査した。

そこでレンジファインダで撮影した距離データを想定し、物体の CAD モデルに対してランダムに設定した視点からの距離データを人工的に生成した。そして、それぞれの距離データに対して RANSAC によって平面フィッティングをおこない、平面との類似度 S_p を式 (1) として定義し、 S_p の分布を調べた。

$$S_p = (\text{平面上の点数}) / (\text{距離データの全点数}) \quad (1)$$

(平面上の点数) は RANSAC によって得られた平面パラメータのインライア点数である。例えば $S_p = 0.5$ は、見えの距離データの 50% が同一平面上に存在することを表している。また、各 S_p 値を持つ距離データに対して、局所特徴ベース照合である VPM 法で用いる特徴点検出を適用し、検出される平均特徴点数を調べた。

多種類の部品を用いて実験をおこなうために、本実験では膨大な現実の工業部品を集めた CAD モデルデータセットである、Engineering Shape Benchmark (ESB)¹²⁾ から対象部品を選定した。ESB は、“Clips”、“T shaped parts”、“Bolt like parts”のように、形状ごとに分けられた 45 クラスの CAD モデル合計 867 個で構成される。クラスごとに登録モデル数が異なるため、1 クラスから 3 モデルをランダムに選び、135 モデル $\times$ 100 視点の距離データを生成した。実験に用いた ESB の CAD モデルの例を図 1 に示す。Object A～C は丸い穴を有するため、形状の

Fig. 1 Examples of object models of the ESB

Fig. 2 Distribution of S_p values and the number of keypoints which are extracted from range images

一部が円筒によって構成されている。この形状から得られる距離データは、平面による近似が困難であるため、 S_p が低い非平面的な形状にカテゴリ化されると考えられる。また、Object B の両端や Object E は平面的な形状によって構成されている。したがって、これらの形状から得られる距離データは、 S_p の高い平面的な形状にカテゴリ化されると考えられる。

生成した距離データに対する S_p の分布と特徴点数の関係を図 2 に示す。棒グラフが S_p に対応する距離データの頻度、折れ線グラフが各 S_p における平均特徴点数を示している。図 2 に付属されている距離画像は、図 1 の CAD モデルから生成した距離データと対応している。

Object A は 100 視点の平均 S_p が 0.22 であった。2 割程度の距離データのみが同一平面上に分布していたことから、いずれの視点において非平面的といえる。

一方で、もともと平面的である Object E は平均 S_p が 0.72 であり、多くの視点において平面的な見えであった。また、 S_p が 0.11～0.81 である Object B のように、視点位置によって S_p が大きく変化する部品も存在することが分かった。さらに、全体として 10.1% の距離データが $0.8 < S_p$ であった。

結論として、一般的な工業部品の位置姿勢認識において、平面的な見えがレンジファインダから得られるシチュエーションは無視できないほど多いといえる。また、検出され得る特徴点数は、 S_p が高くなるにつれて減少した。これには、完全な平面や若干の凹凸情報を有する距離データが該当する。一般的に、入力データから得られる特徴点数が減少すれば、期待される認識率も低下するため、距離データが平面的である場合は、局所特徴ベース照合では認識信頼性が低下するといえる。

以上の一連の実験およびその結果の考察から、実工業部品を

Fig. 3 Segment and its dominant normal vector

想定した位置姿勢認識アルゴリズムは、平面的な見えに対して頑健な照合機能を有することがきわめて重要であることが明らかになった。次章以降に、この機能を実現する新たな GRF 照合および、これを統合した照合戦略切り換え型位置姿勢認識手法を説明する。

3. Global Reference Frame を用いた姿勢仮説の生成

これまでの代表的な3次元オリエンテーションである Local Reference Frame は、3軸の直交したxyzの方向ベクトルによって構成されているが、サポート範囲内(Local)の点群の分布が平面のような2次元的な広がりしか持たない場合には、面法線(z軸)以外の方向ベクトルを規定できない。したがって、このような場合には3次元的な姿勢推定が困難である。一方、物体の外形のような大域的な形状データの分布には、特定方向の偏りが存在する(長手方向が存在する)と考えられる。本論文では、このような距離データの大域的な(Global)情報を用いた3次元的なオリエンテーションである Global Reference Frame (GRF) を提案する。

GRF は処理対象領域の代表法線と、その接平面における支配的な方向ベクトルによって構成されている。物体モデルと入力シーンから得られた GRF 間の変位量である剛体変換パラメータを姿勢仮説とする。以下に、GRF の生成方法と姿勢仮説の算出手法について述べる。

3.1 GRF の生成

GRF を構成する軸の生成方法を説明する。まず、距離データ各点の法線を EGI (Extended Gaussian Image)¹³⁾ 上にプロットする。次に EGI 上のプロットの集中性を評価する。EGI 上で最も集中しているプロットに対応する法線がその距離データにおいて支配的であるとみなし、代表法線とする。これが、GRF における z 軸である。

図3に同一の物体を2種類の視点から観測した際の距離データと、それぞれから算出された代表法線を示す。青線が各点の法線であり、赤矢印が代表法線を示す。(a), (b) は姿勢の異なる距離データであるため、欠損している形状データが異なっているが、支配的な平面は共通であるため、どちらの距離データからも共通した代表法線を算出することが可能である。

つぎに、 z 軸が持つ接平面上に距離データを射影し、距離画像 f を得る。 f は代表法線から観測した物体の外形を表しており、特定方向のデータの偏りを持つと考えられる。この接平面上における、データの偏りの方向 $o(f)$ が GRF の y 軸である。

図4に $o(f)$ の算出の概要を示す。 $o(f)$ の算出には、距離データの外輪郭から得られる線素群の方向分布を用いる。まず、距離画像 f から輪郭を検出する。そして輪郭点を数画素おきにサンプリングしながら線素を抽出し、画像平面上の傾き θ

Fig. 4 Overview of calculation of the $o(f)$

を計算し、 θ の頻度分布を作成する。このとき、ノイズの低減のために、ヒストグラムには $\mu = \theta$ を中心としたガウス分布を投票し、しきい値以上の得票の角度を $o(f)$ とする。しきい値を越える角度が複数存在するときは、それらすべてを $o(f)$ として登録する。さらに、ヒストグラムのピークを補完することによって $o(f)$ を高精度化する。

以上の処理により、平面的な距離データに対しても、3次元オリエンテーションを算出することができる。また、GRF を構成する方向ベクトルは、統計的なデータ分布解析によって得られた、形状データの支配的な法線方向と外形の偏り方向から構成される。したがって、これらの方向ベクトルはオクルージョン等による形状データの微小な欠けに対して頑健である。

3.2 姿勢仮説の生成

GRF を用いた認識対象物の位置姿勢の認識方法について説明する。まず、オフライン処理として物体モデルの代表法線から複数の GRF を作成しておく。

物体モデルと入力距離データの GRF を一致させる変換行列 $R_{m \rightarrow s}$ は、式(2)によって計算される。

$$R_{m \rightarrow s} = R_{f \rightarrow s} R_r R_{m \rightarrow f} \quad (2)$$

$R_{f \rightarrow s}$, $R_{m \rightarrow f}$ はそれぞれ、代表法線の接平面(距離画像)からシーン座標系への変換、物体モデル座標系から距離画像への変換行列である。 R_r は GRF における接平面方向の差分値 $o(f_s) - o(f_m)$ の回転をおこなう回転行列である。

平行移動成分は、 $R_{m \rightarrow s}$ を適用した物体モデルと入力距離データの誤差が最小となる平行移動ベクトルとする。

4. 照合戦略の切り替えを導入した位置姿勢認識

4.1 概要

提案手法では、GRF を用いた照合方式と、局所特徴ベース照合の切り替えを導入することによって、認識対象物の見えに依存しない位置姿勢認識を実現する。提案手法の概要を図5に示す。GRF は単一の物体の見えに対して算出される。したがって処理対象領域が物体ごとに分割されている必要がある。そこで、入力距離データにセグメンテーションをおこなう。処理対象領域を物体ごとに分割する。分割することによって、これまでの LRF では利用できなかった物体の外輪郭を用いた Reference Frame を算出することができる。次に、各セグメントに対して平面/非平面の分類をおこなう。平面的なセグメントからは特徴点検出されにくいと推察されるため、大域特徴である GRF を用いた照合をおこなうセグメントとする。そして、それ以外のセグメントに対しては、局所特徴ベース照

Fig. 5 Overview of the procedure of the proposed method

合である VPM 法⁸⁾を適用する領域として判定し、それぞれのアルゴリズムを用いて姿勢仮説を生成する。姿勢仮説は複数生成されるため、尤もらしいものを選択する。そこで、物体モデルを姿勢仮説によって姿勢変換し、入力距離データとの誤差を計算する。そして、誤差が最も小さいものを最終的な認識結果とする。

4.2 距離データのセグメンテーションと平面/非平面分類

入力距離データをレンジファインダの空間解像度程度に離散化した画像平面に投影する。そして、事前に設定したしきい値以内の近接関係を持つ距離データをグルーピングすることによって、入力距離データをセグメンテーションする。距離データごとの近接関係にしきい値を持たせることによって、画像上で隣り合う距離データであっても高さが異なる場合は別セグメントとして出力することができる。

次に、照合アルゴリズムの切り替えのために、法線方向分布を分析することによって、各セグメントを平面/非平面に分類する。3.1で説明したアルゴリズムと同様に、全ての法線を EGI 上にプロットし、法線の支配率を評価する。全体のプロット数に対してしきい値以上のプロットが EGI 上で集中している場合は、特定の法線がセグメントを支配しているとみなし、平面に分類する。反対に、プロットの集中度がしきい値未満の場合は非平面とみなす。例として、曲面に代表される法線が放射状に分布する形状や、凹凸形状などは非平面に分類される。法線の支配率に関するしきい値の設定に関しては5.1にて述べる。

4.3 局所特徴ベース照合：VPM法⁸⁾

凹凸を含むセグメントからは、認識に十分な特徴点を検出しようと考えられるため、処理効率の高い局所特徴ベース照合法によって、姿勢仮説を生成する。提案手法では、高速に照合が可能なベクトルペアマッチング (VPM) 法を採用する。以下に VPM 法の概要を示す。

3D ベクトルペア：物体の3次元的位置姿勢の決定には最低3つの3次元点が必要であり、これを一つの始点と二つの終点からなる3Dベクトルペアとして表現する。VPM法ではベクトルペアが照合の単位である。ベクトルペアは点 P と P から変位ベクトル $\mathbf{d}_1, \mathbf{d}_2$ 離れた点 Q_1, Q_2 で構成される。ベクトルペアを構成するパラメータは、それぞれの変位ベクトルの長さ $|\mathbf{d}_1|, |\mathbf{d}_2|$ と、その間の角度 θ である。また、ベクトルペアは法線分布をもとに計算された特徴量 $\mathbf{v} = (s_p, s_{q1}, s_{q2})$ をもつ。 $\mathbf{v}$ を構成する s_p, s_{q1}, s_{q2} は式 (3) によって算出される。

$$s_p = \mathbf{n} \cdot \mathbf{n}_p, s_{q1} = \mathbf{n} \cdot \mathbf{n}_{q1}, s_{q2} = \mathbf{n} \cdot \mathbf{n}_{q2} \quad (3)$$

Fig. 6 Structure of the 3D vector pair

Fig. 7 Relationship between dominant rate of normal vector of the object model and recognition rate

ここで、 $\mathbf{n}_p, \mathbf{n}_{q1}, \mathbf{n}_{q2}$ は P, Q_1, Q_2 の法線ベクトルであり、 $\mathbf{n}$ は $\triangle PQ_1Q_2$ の法線ベクトルである。図6にベクトルペアの模式図を示す。

特徴的ベクトルペアの選択：VPM法は以下の2つの性質をもつ3次元点を認識に利用する。1つめは、独自性の高い特徴ベクトルを記述可能な特徴点ということである。物体モデルから算出され得る特徴ベクトルの発生確率を算出し、低発生確率である場合に、独自性が高いとする。そのようなベクトルペアは、物体を特徴づける形状に位置しており、誤照合のリスクが低い。2つめは、さまざまな視点から安定して観測可能な特徴点ということである。シーン中での可観測性の高いベクトルペアを用いることで、認識を高信頼化する。独自性・可観測性の両方の値の高いベクトルペアを物体モデルのデータ点数の数%~10%程度選択し、位置姿勢認識に用いる。

姿勢仮説生成：VPM法における認識対象物の姿勢仮説生成には、投票処理を用いる。物体モデル-シーン間の対応点から生成される姿勢仮説群を投票空間に投影し、得票数のピークに対応した剛体変換パラメータを姿勢仮説とする。

5. 実験と考察

5.1 平面/非平面分類のためのしきい値設定

セグメント分析モジュールにおいて処理対象領域の平面/非平面の正確な分類は、認識性能を安定させる目的において非常に重要である。そこで、セグメントにおける法線の支配率と、GRF照合の認識率の関係を調べることによって、セグメントを平面と判断するための適切なしきい値を決定する。

ランダムに生成した1000セグメントに対する認識結果を図7に示す。主法線の支配率が2割以下の場合では認識率が27.9%であり、それ以上の支配率を持つセグメントに対しては高い認識率を記録した。したがって、支配率0.2をしきい値として、セグメント分類をおこなうこととした。

5.2 姿勢認識の相補性能の評価

認識に用いる2つの照合戦略は、相補性能が高いことが期待される。物体をさまざまな視点から観測した距離データに対し

Fig. 8 Object model and generated range data (range image representation)

Fig. 9 Relationship between viewpoints of correct matching and the object model. (Red dot: viewpoint of correct matching by the VPM. Blue dot: viewpoint of correct matching by the GRF matching.)

て、2手法によって姿勢推定をおこない、相補性能を評価した。

認識に用いた距離データは、ランダムに生成した1000個の視点から観測した物体モデルの距離データを用いた。実験に用いた物体モデルと生成された距離データを図8に示す。位置合わせ誤差が3.0[mm/point]未満となった結果を認識成功とし、(認識成功数)/(入力距離データ数)を認識率とした。

それぞれの手法が認識に成功した視点と物体モデルの位置関係を図9に示す。同図は結果の2面図であり、(a)は上からの見え方、(b)は横からの見え方である。物体はシルエットとして表示しており、赤点はVPM法にて認識に成功した視点、青点はGRF照合にて認識に成功した視点である。両者の色が重なる場合は両手法で認識に成功したことを示す。多くの点が全体にわたってプロットされれば、さまざまな姿勢に対して認識可能であることを示す。結果として、全体に視点が表示されているため、本手法は物体の姿勢変化に対して頑健に照合可能であることを確認した。また、2色のプロットの分布が分かれていることがわかる。GRF照合は(b) Side viewの上半分にプロットが集中している。これらの視点からの見え方は平面的であったからである。反対に、VPM法は(b) Side viewの下半分にプロットが集中している。これらの視点からの見え方は物体の物理稜線等の凹凸を含む形状であったからである。

表1に凹凸の多い見えと、平面的な見えのそれぞれに対する認識率を示す。なお、1000視点中で凹凸の多い見えは611視点、平面的な見えは389視点であった。

凹凸の多い見えは法線方向のばらつきが多く、安定的な代表法線を決定することが困難である。したがって、GRF照合では認識性能が低かった。しかしながら、平面的な見えに対しては、局所特徴ベース照合のVPM法に対して認識率が25.7%向上し、94.6%を記録した。平面的な見えに対してVPM法の認

Table 1 Recognition rate % of two method. One is the GRF matching proposed in this paper, the other is the VPM⁸⁾

	Aspect of appearance	
	Indented shape	Plane like shape
GRF matching (proposed)	2.8 %	94.6 %
VPM ⁸⁾	94.8 %	68.9 %

識率が低かった原因は特徴点数が十分でなかったことに起因する。実際に2種類の形状に対して得られた平均特徴点数を比較したところ、平面的な見えから検出された特徴点数は凹凸の多い見えに対して65%程度であった。見えが平面的な場合は凹凸がある場合と比べて検出可能な特徴点数が減少するという傾向は2章の実験と一致していた。一方で、GRF照合で極端に認識率が低かった凹凸の多い見えではVPM法の認識率は94.8%を記録した。以上の結果をまとめると、認識に用いる2つの照合戦略は認識を得意とする形状が反対の関係にあるため、相補的であるといえる。

また、1000視点のうちでVPM法で認識できなかった視点の約30%の視点をGRF照合によって認識することができた。この結果は2種類の照合戦略を統合することによって位置姿勢認識の信頼性を向上させることが可能なことを示唆していると考えられる。本実験では、全体として962視点に対して認識に成功したことを確認した。

5.3 ばら積みシーンに対する位置姿勢認識の性能評価

提案手法による認識性能を評価するために、実際のばら積みシーンに対する位置姿勢認識をおこなった。入力距離データは実物の物体モデルをばら積みしたシーンをレンジファインダーで撮影した113シーンである。実験には、平面/非平面の両方の見えを持つ、先の実験にて用いた物体モデルを選定した。比較手法は提案手法(Strategy switching)に加え、SHOT (SHOT特徴量⁶⁾ + 3D hough voting¹⁴⁾、FPFH (FPFH特徴量⁵⁾ + Buchらの手法¹⁵⁾、VPM法⁸⁾、GRF照合(提案手法)である。

従来法は、Point Cloud Library¹⁶⁾に用意されている関数を用いて実装した。認識率 P_r [%]と処理時間 T [sec]の比較結果を表2に示す。実験はCPU: Intel®CORE™i7 860、システムメモリ: 12GBで構成されるシステムでおこなった。

VPM法による認識率が84.1%であったが、セグメント分析を取り入れた上でGRF照合と統合することによって、認識率が94.7%に向上したことを確認した。また、SHOT特徴、FPFH特徴を用いた照合方法よりも、VPM法が優位であった。したがって、GRF照合と組み合わせる局所特徴ベース照合としてはVPM法が適当であると考えられる。

2例の認識結果を図10に示す。この図では、入力距離データが灰色で表されており、提案手法によって得られた姿勢仮説のうちで入力距離データとの誤差が2.5[mm/point]のものを色付きの点群で表示している。物体モデルと入力シーンの点群が精度よく位置合わせされていることがわかる。

5.4 認識失敗例に関する考察

前節までの実験により、本論文の主たる提案であるGRFによる平面的な見えに対する位置姿勢認識手法は従来の局所特徴ベース照合よりも認識信頼性が高いことを確認できた。本節ではGRFを用いた認識の失敗例に関して考察する。図11は典型的な認識失敗例である。(a)は入力距離データ、(b)はセグメンテーション結果を示している。(a)において、円で囲われて

Table 2 Relationship between recognition rate P_r % and processing time T sec

Feature	Matching method	P_r %	T sec
SHOT ⁶⁾	3D hough voting ¹⁴⁾	20.3	22.48
FPFH ⁵⁾	Buch ¹⁵⁾	31.0	0.91
Vector pair	VPM ⁸⁾	84.1	2.72
GRF	GRF matching	64.6	0.50
GRF+Vector pair	Strategy switching	94.7	3.06

Fig. 10 Examples of recognition results

Fig. 11 Typical example of false case. (a) Input range data. (b) Result of segmentation. (c) Mis-detected segment consists of two object's range data

いる領域は2物体の境界部分であり、計測された距離データ同士が接近している。したがって、この距離データに帰属する2つの物体が同一セグメントに分類された。(c)は同一セグメントと判定された2つの物体から構成されたセグメントである。

この例のように、正しくセグメンテーションされなかった場合は、セグメント内の主法線方向が不安定になることや、主法線の接平面への投影像が物体モデルと異なりやすくなる。このため、GRFを構成する各軸の方向を安定して算出することができず、結果として正しい姿勢仮説が得られなかった。

そこで、セグメンテーション時の距離データの接続関係のしきい値を調整したうえで、再度セグメンテーションしたところ、正しく分割でき、認識にも成功することを確認した。したがって、セグメンテーションのしきい値最適化、または、文献¹⁷⁾¹⁸⁾等のセグメンテーションアルゴリズムの適用によって、認識率を向上させることが可能と考えられる。

6. 結 論

入力距離データの見えに依存しない3次元位置姿勢認識手法を提案した。本研究の貢献は、認識対象物の見えが平面的である場合でも3次元的なオリエンテーションを算出可能なGlobal Reference Frame (GRF)を新たに提案し、このような場合にも安定した位置姿勢認識を可能にしたことである。GRFは物体

の外形データの偏りを利用したReference Frameである。GRFを構成する各軸には、形状データにおける支配的な法線方向と、見えの外輪郭の偏り方向といった統計的な情報を割り当てる。このため、オクルージョン等による形状データの微小な欠けに対して頑健である。提案手法は、処理対象領域を平面/非平面に自動分類し、それぞれの領域がもつ面の状態にふさわしいGRF照合、および局所特徴ベース照合を適用することによって、認識対象物の位置姿勢を認識する。従来の局所特徴ベース照合単体での認識率が84.1%に対して、相補関係にある2つの認識手法を組み合わせることによって、全体認識率が94.7%に向上したことを確認した。

参 考 文 献

- 1) 武口智行, 金子俊一: 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, **J84-D-II**, 8, (2001) 1710.
- 2) C. Dorai and A. K. Jain: COSMOS-A Representation Scheme for 3D Free-Form Objects, IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence, **19**, 10, (1997) 1115.
- 3) H. Chen and B. Bhanu: 3D Free-form Object Recognition in Range Images using Local Surface Patches, Pattern Recognition Letters, **28**, (2007) 1252.
- 4) R. B. Rusu, N. Blodow, Z. C. Marton and M. Beetz: Aligning Point Cloud Views using Persistent Feature Histograms, IEEE/RSJ Proc. International Conference on Intelligent Robots and Systems, (2008) 3384.
- 5) R. B. Rusu, N. Blodow and M. Beetz: Fast Point Feature Histograms (FPFH) for 3D Registration, IEEE Proc. International Conference on Robotics and Automation, (2009) 3212.
- 6) F. Tombari, S. Salti and L. D. Stefano: Unique Signatures of Histograms for Local Surface Description, Proc. European Conference on Computer Vision, **6313**, (2010) 356.
- 7) 秋月秀一, 橋本学: 特徴的 3-D ベクトルペアを用いたばら積み部品の高速位置姿勢認識, 電学論 C, **133**, 9, (2013) 1853-1854.
- 8) 秋月秀一, 橋本学: 可観測性を考慮した 3D ベクトルペア選択によるばら積み部品の位置姿勢認識, ビジョン技術の実利用ワークショップ (ViEW), (2013) OS5-O2-1.
- 9) A. Mian, M. Bennamoun and R. Owens: On the Repeatability and Quality of Keypoints for Local Feature-based 3D Object Retrieval from Cluttered Scenes. International Journal of Computer Vision, **89**, (2010) 348.
- 10) D. G. Lowe: Distinctive Image Features from Scale-Invariant Keypoints, International Journal Computer Vision, **60**, (2004) 91.
- 11) A. Zaharescu, E. Boyer, K. Varanasi and R. Horaud: Surface Feature Detection and Description with Applications to Mesh Matching, IEEE International Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, (2009) 373.
- 12) S. Jayanti, Y. Kalyanaraman, N. Iyer and K. Ramani: Developing an Engineering Shape Benchmark for CAD Models, Computer-Aided Design, **38**, (2006) 939.
- 13) B. K. P. Horn: Extended Gaussian Images, Proc. IEEE, **72**, (1984) 1671.
- 14) F. Tombari and L. D. Stefano: Object Recognition in 3D Scenes with Occlusion and Clutter by Hough Voting, IEEE Proc. On 4th Pacific-Rim Symposium on Image and Video Technology, (2010) 349.
- 15) A. G. Buch, D. Kraft, J.-K. Kamarainen, H. G. Petersen and N. Kruger: Pose Estimation using Local Structure-Specific Shape and Appearance Context. IEEE International Conference on Robotics and Automation, (2013) 2080.
- 16) R. B. Rusu and S. Cousins: 3D is here: Point Cloud Library (PCL), IEEE International Conference on Robotics and Automation, (2011) 1.
- 17) Andre Ückermann, Christof Elbrechter, Robert Haschke and Helge Ritter: 3D Scene Segmentation for Autonomous Robot Grasping, IEEE/RSJ Proc. International Conference on Intelligent Robots and Systems, (2012) 1734.
- 18) Andreas Richtsfeld, Thomas Mörwald, Johann Prankl, Michael Zillich and Markus Vincze: Segmentation of Unknown Objects in Indoor Environments IEEE/RSJ Proc. International Conference on Intelligent Robots and Systems, (2012) 2153.