

低コストなバラ積み部品組付けシステムのためのビジョン技術

西卓郎†増田健†喜多泰代†佐藤雄隆†高瀬竜一†吉見隆†河井良浩†

†国立研究開発法人 産業技術総合研究所

E-mail: zophos@ni.aist.go.jp

Abstract

3D センサとしてホビー用として普及している安価な RGB-D カメラを採用した低コストなバラ積み部品組付けシステムの構築を試み、 $\pm 1\text{mm}$ 程度の要求精度を満たすことのできるセンサ校正手法および位置決め手法を開発した。また評価実験を通して、対象部品、組み付け手順の物理的、光学的特性と、システムを構成する各種センサおよびマニピュレータの特性を相互に一致させることがコスト低減において重要であることを明らかにした。

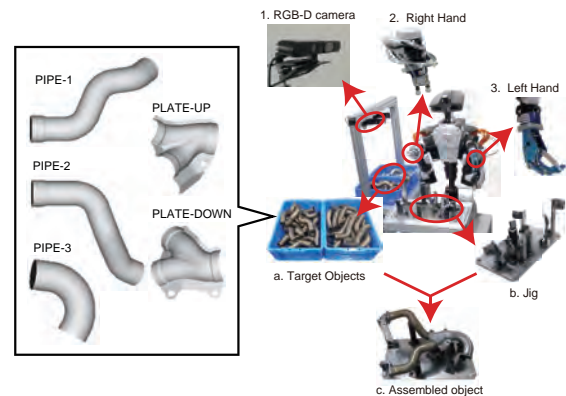


図 1 システム概要

1 はじめに

近年の生産現場における課題の一つに、多種多様なバラ積み部品を対象とした、ピッキングから組み付けまでの工程の自動化がある。

これまでに提案されてきたバラ積み部品のピッキングシステムや自動組み付けシステムでは、対象物の位置姿勢情報を取得するために、高精度かつ高価なデバイスを要求するものが多く、導入コストを増大させる一因となっていた。また、ロボットの動作についても、部品の種類ごとに教示を行う必要があり、運用コストを大きくしていた。

提案手法では、把持、持ち替え、障害物回避などの動作計画を自動生成 [1] することでロボットへの教示を最小限にとどめて運用コストの低減をはかるとともに、ビジョン用デバイスにホビー用として普及している安価な RGB-D カメラを採用することで導入コストの低減を試みた。

本稿では、特にビジョンについて、歪み補正、カメラ-ロボット間キャリブレーション、バラ積み、把持済み物体の三次元位置姿勢推定の各要素技術およびシステム構築技術を述べる。

2 システム概略

2.1 タスクおよびシステム構成

本研究では製造現場からの要請に基づき、バラ積み状態の 5 種類の形状の部品 (図 1-a.) を治具上 (図 1-b.)

に組み上げ、図 1-c. の状態にすることをタスクとして設定した。

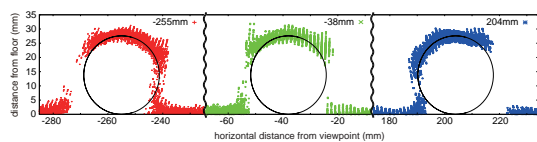
3 種類のパイプおよび 2 種類のプレートからなる金属製の各対象部品は混在することなく別々の箱にバラ積みで入れられている。これを上方から RGB-D カメラ (図 1-1.) によって撮像して位置姿勢の推定を行い、その結果に基づいて双腕ロボットの右腕に取り付けられた吸着パッド (図 1-2.) により部品を取り出し、左手の組み付け用三指ハンド (図 1-3.) に持ち替えた上で、再度背景から孤立した状態の対象物の位置姿勢の推定を行い、治具への組み付けを行う。

2.2 システムで使用する RGB-D カメラの特性

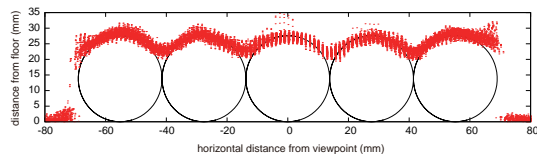
本研究では三次元形状入力装置として、入手の容易さから、Light Coding 方式を採用する ASUS Xtion Pro Live および Orbbec Astra S を使用した。

図 2 に ASUS Xtion Pro Live を用いて、a) 半径 13.8mm の直管パイプをカメラ視野の左、中央、右に配置し三次元形状を取得したもの、b) 同じパイプを 5 本平行に置き三次元点群を取得し、パイプの長軸方向を法線とする面にそれを平行投影したもの、c) 対象物を光軸を中心に 45° ずつ回転させ撮像したもの、d) 平面を撮像したものをそれぞれ示す。なお図中 a), b) に黒の実線で示された円は、撮像対象としたパイプの実際の位置と形状を表す。

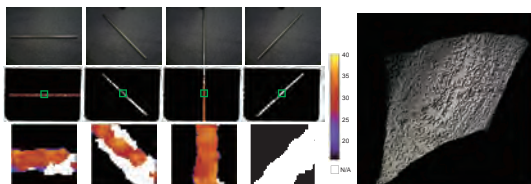
この図の a), b) より、 $\pm 3\text{mm}$ 程度のランダムなノイズとは別に、カメラと対象物の位置、および隣接する



a) 撮像位置による形状の変化



b) 隣接する物体による偽の面の発生



c) 姿勢による点の欠落

d) 平面の変形

図2 ASUS Xtionによる三次元点群取得結果

物体により、特にオクルージョンとなる部分に本来の形状とは異なる偽の点群が生成されていることがわかる。また、c)より金属光沢を持つものを対象とした場合、姿勢により約30-90%の点が欠落することがわかる。

さらに図2-d)では平面を観測したにもかかわらず、明らかに目視できるレベルで、歪んだ複雑な曲面として観測されていることがわかる。同様の傾向は、初代のMicrosoft KinectやOrbbec AstraなどいわゆるLight Coding方式を採用するセンサで見られる。

以上のように、ホビー用RGB-Dカメラをマニピュレーション用途に採用するためには、工業用に設計された高精度のカメラを採用する場合とは異なる技術が要求される。

3 要素技術

本システムで使用した要素技術を図3に示し、以下では特にビジョン技術について述べる。動作計画技術については文献[1]および文献[2]を参照されたい。

3.1 RGB-Dカメラの歪み補正

2.2節「システムで使用するRGB-Dカメラの特性」でも述べたように、いわゆるLight Coding方式を採用するセンサでは、平面が歪んだ複雑な曲面として観測される傾向がある。したがって、これらの低コストのセンサを生産システムにおいて活用するためには、歪みの補正が不可欠となる。本論文で用いる歪み補正の手法は、筆者らが従来開発した手法[3]に準ずる。詳細は参考文献に譲り、ここではその概要について述べる。

Light Coding方式を採用するセンサは、歪みの問題はあるものの、1) 金属光沢を持つ観測対象であっても

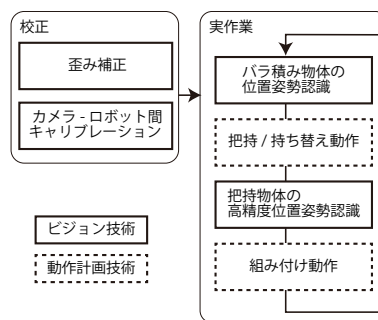
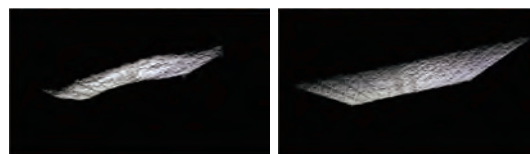


図3 要素技術ブロック図



a) 補正前

b) 補正後

図4 RGB-Dカメラの平面歪みの補正例

完全な鏡面でない限りは観測可能である場合が多い、2) TOF方式のマルチパス像のような虚像が発生しにくい、という特長がある。これは金属ワークを対象として作業を行うようなシステムにおいては大変都合がよい。一方、これらのセンサは三角測量に必要なディスパリティの計算過程がブラックボックスになっているため、何らかのキャリブレーション作業によってカメラの内部パラメータが推定できたとしても、ディスパリティの計算過程に適用し補正することができない。したがって、カメラが出力した距離データを、歪みの無い像に変換するための補正ワープテーブルを作成する。

文献[3]の方法では、歪みを自由曲面歪み（平面が自由曲面として観測される）と焦点距離歪みに分解して考える。まず、正対させた平面キャリブレータを距離を変えながら複数撮影したdepth画像、およびカメラからキャリブレータまでの距離の実測値の組を用いることで、自由曲面歪みをピクセルサイズで補正するワープテーブルを導出する。次に、同じキャリブレータ上に貼付されたマーカー間の距離と、カメラからキャリブレータまでの距離の実測値の組を用いることで、焦点距離歪みの補正值を求める。

図4に補正前後の平面の例を示す。自由曲面として観測されていた対象が平面として良好に復元されていることがわかる。また、図5に補正前後の誤差の比較例を示す。計測対象（平面）までの距離dが1,326mmのとき、補正前には奥行き、水平、垂直方向にそれぞれ、58mm, 66mm, 57mmの誤差があったが、補正後はそれぞれ1m, 0.5mm, 0mmに低減されていることがわかる。



a) 補正前 b) 補正後
($\epsilon_d = 58, \epsilon_h = 66, \epsilon_v = 57$) ($\epsilon_d = 1, \epsilon_h = 0.5, \epsilon_v = 0$)

図5 補正前後の誤差の比較 ($d = 1326$) [mm]

3.2 カメラ-ロボット間キャリブレーション

RGB-D カメラで観測された対象物の3次元情報に基づきロボットの動作計画を作成するための前処理として、RGB-D カメラ座標系で算出された3次元座標値をロボット座標系の座標値に変換するキャリブレーション行列を求めておく。前章の歪み補正処理により RGB-D カメラ座標系とロボット座標系は6自由度の剛体変換で重なり合うことを想定できる。したがって、今、カメラ座標系(添字 V)とロボット座標系(添字 R)での各座標値を同次座標系で $\mathbf{X}_{V(R)} = (x_{V(R)}, y_{V(R)}, z_{V(R)}, 1.0)$ として表すと、カメラ座標系の座標値をロボット座標系の座標値に変換するキャリブレーション行列は、

$$\mathbf{X}_R = \mathbf{C}\mathbf{X}_V, \quad (1)$$

$$\mathbf{C} = \begin{pmatrix} \mathbf{R} & \mathbf{t} \\ \mathbf{0} & 1 \end{pmatrix},$$

と表せる。ここで、 \mathbf{R} は 3×3 は回転行列、 \mathbf{t} は平行移動ベクトル (t_x, t_y, t_z) である。

作業の合間でもキャリブレーションが行えるように、特別な治具の取り付けなど一切行わなくて済むとうれしい。そこで、以下に述べる導出に基き、ロボット自身のハンドを観測することでキャリブレーションする手法を提案した [4]。

ロボットハンドの任意の位置と姿勢は、その幾何モデルの剛体変換で表すことができ、幾何モデルの座標値を \mathbf{X}^{model} とすると、ある状態にあるロボットハンドのカメラ座標系、ロボット座標系それぞれの座標値は、 $\mathbf{X}_V^{current\ hand} = \mathbf{H}_V \mathbf{X}^{model\ hand}$, $\mathbf{X}_R^{current\ hand} = \mathbf{H}_R \mathbf{X}^{model\ hand}$. と表せる。ここで、 $\mathbf{H}_V, \mathbf{H}_R$ は、各座標系における位置・姿勢を表す剛体変換行列である。これと (1) 式より、

$$\mathbf{H}_R = \mathbf{C}\mathbf{H}_V \quad (2)$$

が成り立つ。ロボット座標系におけるハンドの位置・姿勢 \mathbf{H}_R は関節角エンコーダから算出できるので、観測画像上でのハンドの位置・姿勢 \mathbf{H}_V が求まれば、 $\mathbf{C} = \mathbf{H}_R \mathbf{H}_V^{-1}$ によりキャリブレーション行列を算出できる。

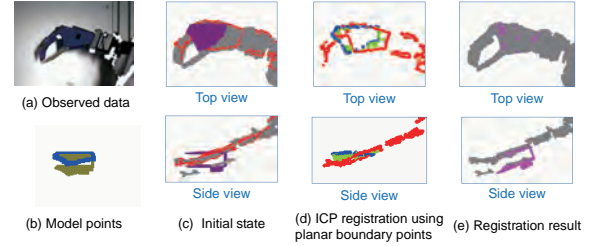


図6 ハンド平面部のレジストレーション

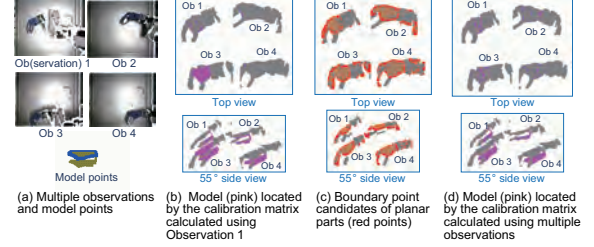


図7 複数観測データを用いた精度向上

すなわち、キャリブレーション課題が、ハンドの位置・姿勢検出問題へと帰着される。

(2) 式より明白のように、原理的には1回のロボットハンドの観測のみから、キャリブレーション行列を算出可能である。しかし、精度を高めるためには、ワークスペース全体をカバーする観測データを用いたほうが良く、今回のプロジェクトでは、4-5か所での観測を用いた。

また、一般にロボットハンドの形状はタスクに応じて様々である上、細い部品や細かい凹凸部分を含み、安価な RGB-D カメラでは十分な精度で計測できないことが多い。このような条件下でも汎用的で、安定なキャリブレーション手法とするために、比較的安定な計測値が得られ、かつ、計測データからの切り出しが可能なハンドの平面部に着目し、平面部分のみを用いたレジストレーションを行うことを提案する。

具体的なアルゴリズムを図6、図7の例を引用しながら説明する。

I. 初期キャリブレーション行列の算出

- (1) 対象平面部がよく観測されるハンド姿勢で観測を行う。図6aに、図6bのハンド平面部を用いる場合の観測画像例を示す。
- (2) カメラ座標系とロボット座標系の関係の推定値がない場合には、人のマニュアル操作によって観測データ上のハンドの初期位置を与える。図6cは、位置を距離画像上でクリックし与え、四方向(上, 右, 下, 左)から左向きを指定した例を示す。
- (3) モデル近傍領域の平面を検出し、その平面上にのる観測点、及びその中で平面部分の境界となる点を検出する。後者の境界点検出は、距離画

像上で、平面上に乗る点を前景、それ以外を背景とした二値画像処理で実現する。膨張・収縮処理を活用することにより、平面部にねじ穴がある場合にも対応している(図 6c の赤点が観測平面部境界点)。

- (4) モデル上の平面部の境界点(図 6d 上の青点)と観測平面部境界点(同, 赤点)で ICP レジストレーション [5] を行い、平面部モデルの位置・姿勢を与える \mathbf{H}_V を得る。
- (5) ロボットシステムから提供される \mathbf{H}_R を用い、キャリブレーション行列、 $\mathbf{C} = \mathbf{H}_R \mathbf{H}_V^{-1}$ を算出する。

II. 複数観測データを用いた精度向上

- (1) ワークスペース内でロボットハンドを大きく動かし、複数の位置で観測を行い、各位置の \mathbf{H}_R と観測画像データのセットを複数得て、入力とする。図 7a に観測画像例を示す。
- (2) 初期キャリブレーション行列 \mathbf{C}_0 (上述した I) の処理から得たキャリブレーション行列などと各位置での \mathbf{H}_R を用いて、観測データ上にハンドモデルを重ねる。図 7b に観測 1 (Ob 1) に I) の手法を適用して得たキャリブレーション行列を \mathbf{C}_0 として重ね合わせた例を示す。
- (3) 各観測データ上で、I) と同様に平面部の境界点を検出する(図 7c の赤点)。
- (4) すべての観測データ上の仮対応を同時に満たす修正剛体変換を ICP ベースで算出する。

図 7d にこのキャリブレーション行列修正処理後のモデルの状態を示す。図 7b で見られた、 \mathbf{C}_0 を求めるのに用いた観測データ 1 以外のモデルと観測データとのずれを解消するキャリブレーション行列 \mathbf{C} が最終的に得られている。

形状の大きく異なる 4 種類のロボットハンドを用いて実験を行い、手法の汎用性を確認した。このキャリブレーション手法を適用する際は、ロボット座標系における平面部モデルの位置・姿勢 \mathbf{H}_R を精度良く与える必要があるが、その条件が満たされれば、歪み補正後の計測誤差とほぼ同一の誤差のまま、ロボット座標の座標値への変換を行えた。

3.3 バラ積み物体の位置姿勢推定

RGB-D カメラにより計測されたバラ積み状態の対象物の三次元形状は、2.2 節で示したように、ノイズや欠落を多く含み、従来の手法ではマニピュレータによる把持を行うための精度で位置姿勢の推定を行うことが困難であった。本研究では、距離画像に対して大きなウィンドウを使用して二次曲面を当てはめることでノイズや欠落の改善を図ると共に、三次元特徴量として、

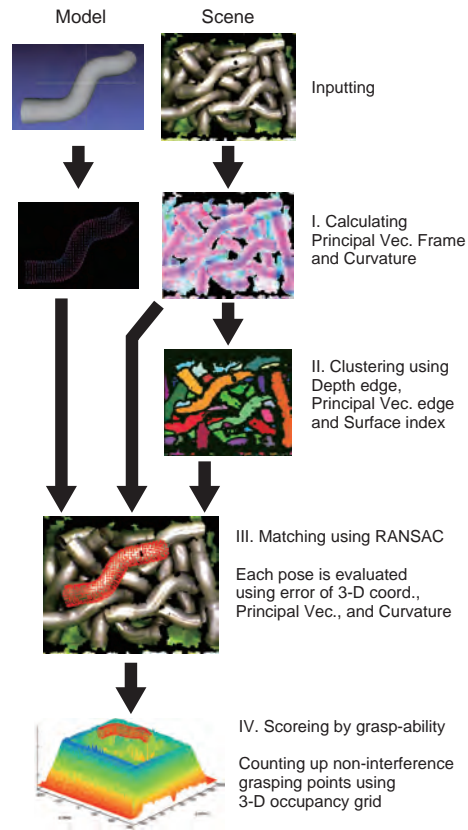


図 8 バラ積み物体の位置姿勢推定の概要

シーンおよびモデルを構成する各点の三次元座標値と、観測方向に依存しない不変特徴量として古くから知られる、主方向ベクトルおよび最大曲率、最小曲率の 14 次元のベクトルを用いることで、ノイズに対して頑強となるモデル照合を可能とする手法を開発した。詳細な手法は文献 [6] に譲ることとし、図 8 および以下にその概要を示す。

- I. モデルおよびシーンへのパラメトリック二次曲面あてはめ、およびあてはめ結果を用いた主方向フレームと主曲率の算出
- II. 距離、主方向フレーム、主曲率を用いたシーンの領域分割
- III. 分割された領域ごとの位置姿勢推定
 - (1) 主方向フレーム、主曲率を用いた初期位置推定
 - (2) 類似姿勢 DB を用いた類似姿勢探索
 - (3) ICP[5] による精密位置推定
- IV. 把持可能性に基づくスコアリング
 - (1) 3-D occupancy grid[7] の作成
 - (2) マニピュレータアプローチ時の干渉チェック
 - (3) リフトアップ動作時の対象物と環境との干渉チェック

本手法ではノイズ対策として、先述のように、シーンに対して大きなサイズのウィンドウを適用している

ため、対象物の微細な形状は判別しにくくなる。この対策として、対象物を二次元へ投影した際に相互に類似した形状となる姿勢を予めデータベース（類似姿勢 DB）化しておき、推定された姿勢から類似姿勢を検索して、よりシーンに適合する姿勢を出力するようにしている。

また、バラ積み物体の位置姿勢推定では多くの場合複数の候補が検出されるが、特に細長い形状をした物体などでは対象物が相互に干渉しやすく、単純に「上から順に把持する」という戦略では、把持動作に失敗することが多くなる。そこで本研究では、従来、オペレータの動作計画内で行われていた、アプローチ時およびリフトアップ時の干渉チェックを「把持可能性」としてスコアリングに取り込むことで、把持不能な対象物を認識結果から除外するようにした。

本アルゴリズムの位置姿勢推定精度は視線を法線とする平面上で $1.5 \pm 2.08\text{mm}$ 、視線を軸とする回転方向で $-0.5 \pm 1.11^\circ$ となり、把持成功率を示す可用性は 0.963 となった [8]。

3.4 把持物体の高精度位置姿勢推定

バラ積み状態から把持された物体を、組み付け用のハンドに持ち替えて組み付け作業を行う際に、バラ積み状態での位置姿勢推定のままでは組み付けを行うには十分な精度でないため、組み付けの前に再度位置姿勢推定を行う。バラ積み状態での位置姿勢推定は、隠蔽（オクルージョン）によって一部が隠されていたりすることにより、精度が低下している。また、ロボットで把持し運搬し組み付け用ハンドに持ち替える過程で、姿勢が大きく変化する可能性がある。組み付けの際には治具の余裕の範囲内に部品を収めるために、その精度内で部品の位置姿勢推定をする必要がある。力覚制御等のロボット技術で支援を行うと余裕を大きくすることができるがコストが増加する。

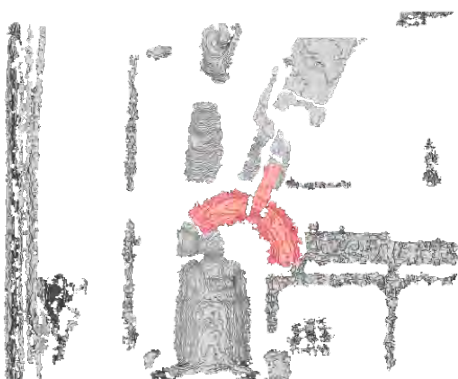


図9 センサで獲得した点群。対象物が提示される位置は決まっているので、それを元に不要な背景から切り出している（赤色部）。センサは広視野な上に最短計測距離に制限されるため対象物の解像度は限られている。

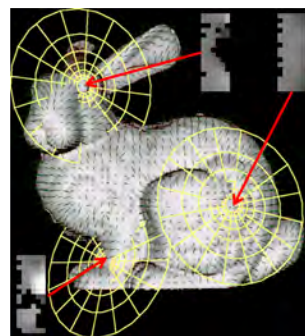


図10 LPHM の例

位置姿勢推定は、組み付け用ハンドが部品を受け取った後、RGB-D センサに提示して獲得した得られた点群データに、部品の CAD データを照合することによって行っている（図 9）。使用したアルゴリズムは特徴量を用いた対応づけによる三次元形状間の粗い位置合わせを行う手法 [9] に基づいている。処理の流れは次のとおりである。

- I. 点群と CAD データそれぞれの入力形状を符号付距離場（SDF: Signed Distance Field）による形状記述に変換する。対象物体の形状表面から距離 T の範囲内の間隔 δ の三次元格子点を標本点とし、各標本点について、標本点から物体形状上で最も近い点（最近傍点）、最近傍点での法線方向と、標本点の最近傍点からの符号付距離を格納する。
- II. 特徴量の生成。SDF に含まれる法線情報を元に、各最近傍点での接平面上の Log-Polar 高さマップ（LPHM）を求め（図 10）、法線周りの回転について不変な特徴量を生成する。
- III. 対応づけと位置姿勢候補の評価。特徴空間内で最も近い特徴量同士で対応をつけ、その対応を元に位置姿勢の候補を生成する。それぞれの候補について、一定の範囲内で重なる SDF の標本数を数え評価値とする。
- IV. 最良解の提示。最も多くの評価値を得た位置姿勢推定の候補を最良解とする。

今回は次のような改善を施した。

- 一つの点对応からの位置姿勢推定の候補生成：6 自由度の位置姿勢はを一意に決定するためには、座標値だけ利用する場合 3 つの点間対応が必要である。計測誤差や写り込んだハンド等の外れ値を除外するためには RANSAC を用いることが有効であるが、3 点を選択すると組み合わせの数が膨大になる。対応関係を求める際には特徴量を用いているが、その特徴量を生成する元となった LPHM にちかえれば、その相関が最大になるように合わせることによって、一つの点对応から位置姿勢

の候補を生成することができ、計算時間が削減される。

- 位置姿勢の候補の改善：位置姿勢の候補を形状全体に適用して最良なものを選んだとしても、量子化等に起因する誤差がある。このような誤差は事後処理として ICP アルゴリズム [5] 等の繰り返しアルゴリズムを事後に適用することにより最小化することが一般的である。今回は、前項で述べた一つの点対応からの候補を初期値として、線形演算 [10] で解を改善した後、SDF を用いた汎用の非線形最小自乗法を用いて ICP を高速化する手法 (LM-ICP)[11] を適用し、候補を改善してから評価を行うことで、より効果的な解の探索を可能とし事後処理を不要にした。
- 並列化：前述の手法により高速化されたとはいえ、多数の位置姿勢候補についてそれぞれ適用すると計算時間の増大を招く。昨今の CPU はマルチコアになっており、今回はこの部分をマルチスレッド化し並列化することにより高速化した。なお、それぞれの処理が非線形最小化アルゴリズムを含んで複雑なため、GPU での実装は行わなかった。

これらの改善により、一般的なデスクトップコンピュータで 1 秒程度で後処理が不要な位置姿勢推定が行えるようになった。

粗い位置姿勢推定手法は基本的にはどのような姿勢であっても位置姿勢推定は行えるが、提示する際の部品の姿勢に全く依存しない訳ではない。この研究で使用した部品は金属製で表面に光沢があったため、センサからの視線が法線に対して大きな角を成すような部分では、提示する際の部品の姿勢によっては欠損が生じる。対象物はパイプを曲げただけの単純な形状であり、欠損が大きい場合は複数の姿勢で解が得られたり解が不安定になったりする場合がある。今回の実装では、提示する姿勢を安定して計測できる姿勢に変えることによって改善した。

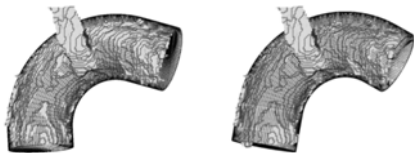


図 11 PIPE-3 の典型的な上位二つの解。点群データと CAD モデルを重ねて表示している。左が正解であるが、右の反転した解とほとんど区別がつかない。

この問題は形状が単純になるほど顕著に現れる。今回の対象物で最も困難があった部品は PIPE-3 で、この部品は円柱パイプを 1 箇所曲げただけであり、パイプに沿って面対称である他に、ほぼ点対称な形状になっている。両端の直円柱部分の長さが若干異なる程の差しかなく、人間が組み付ける際にも間違えることがある程である。この部品の姿勢をできるだけ誤りなく判別するための提示姿勢を検証したところ、図 11 に示すような姿勢で提示するのが最適であった。

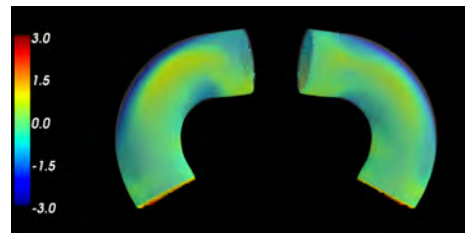


図 12 PIPE-3 の実物の形状の CAD データ形状からの差。単位は mm.

この部品についてのもう一つの問題点は、実物の形状と CAD モデルとの違いである。実際の形状をより高精度な Minolta の VIVID で計測し、CAD モデルと比較した。この部品の CAD モデルでは、両端部が直円柱で、その間は円断面が円弧で構成される軸に沿って掃引された形状になっているが、実物は円柱の鉄パイプの両端を把持して曲げて作成されているため、中間部の断面は円からやや潰れた形状になっており、屈曲部のシルエットも CAD モデルのように円弧ではない。個体差もあるが CAD モデルとの差は面間距離で最大で 3mm 程度ある箇所がある (図 12)。そのため、CAD モデルで位置姿勢推定を行うと、正解に相当する位置姿勢であっても十分高い評価値が得られず、反転した解との差が明確にならない (図 11)。正解率はセンサの計測誤差によっても悪化し、Xtion では 9 割程度の正解率が得られていたが、Astra では 7 割 5 分程度であった。PIPE-1 や PIPE-2 のような他のパイプ部品は、曲げが複数箇所あり形状がやや複雑で対称性が低く、直線部分が相対的に多く残っているため、CAD モデルとの違いはあまり問題になっていないと考えられる。

三次元形状の位置姿勢推定問題では、そもそも ICP アルゴリズムの論文 [5] で指摘されているように、ユニのように複雑すぎたり惑星のように単純すぎたりする形状は対象として難しい。また、工業製品には対称性が高い形状が多い。完全に対称であれば複数の解が出たとしてもどれを選択しても問題ないが、微妙に対称でない場合や、切り欠きや刻印等の微細な差しかない場合は、精度の低い形状センサだけで位置姿勢を判別するのは限界がある。RGB-D センサの奥行き (D) セ

表 1 組み付け実験結果

パーツ名称	試行	成功	失敗要因		
			バラ積み	動作計画	把持姿勢
PIPE-1	98	86	3	9	-
PIPE-2	94	83	2	7	2
PIPE-3	53	38	-	-	15
PLATE-UP	20	20	-	-	-
PLATE-DOWN	30	30	-	-	-

ンサは画像 (RGB) センサに空間解像度が劣ることが多く、点群データだけで判別精度が上がらない場合は、画像データを援用することも必要になる場合がある。また、ロボットでのハンドリングを想定しているのであれば、適切なセンサを選択するのももちろんであるが、部品を設計する段階から使用するセンサの特性を考慮して扱いやすくしておくべきである。

4 評価実験

各要素技術の可用性を見るため、3D センサとして Orbbec Astra S を 2 台、双腕ロボットのかわりに 6 軸 マニピュレータを 2 台用いた実証システムを別途用意し、その上で図 1-a) の 5 種類の部品を治具に組み付ける実験を行った。ここで、3D センサを変更したのは ASUS Xtion の新規入手が困難となったためであり、双腕ロボットをマニピュレータ 2 台に変更したのは実環境に即した可動範囲を確保するためである。この結果を表 1 に示す。表中の「失敗要因」の「バラ積み」、「把持姿勢」はそれぞれ「バラ積み対象物の位置姿勢推定」、「把持物体の高精度位置姿勢推定」を表す。なお要素技術ごとの精度については前節各項を参照されたい。

PIPE-1 および PIPE-2 での「バラ積み」失敗の計 5 例は、いずれも部品間の相互干渉による把持動作失敗が原因であった。これは 3.3 節で述べた「把持可能性に基づくスコアリング」が、画素ベースの簡易的なものであることが一因と考えられ、対象物や環境の物理的な特性を考慮したシミュレーションの必要性が示唆される。

また、「動作計画」失敗の計 16 例は、持ち替えおよび組み立て動作計画後の経路が見つけられなかったために発生している。これらについては、モデル中に設定された把持点を増やすことで対処可能であると考えられる。

PIPE-2 および PIPE-3 での「把持姿勢」失敗計 17 例については、3.4 節でも述べたように採用したセンサの性能限界に起因するものであり、3D センサの他機種への変更や対象物へのマーキングなど、ハードウェア的な解決策が必須に思われる。

PLATE-UP および PLATE-DOWN において失敗が発生していないのは、1) 対象物が位置姿勢推定時の明

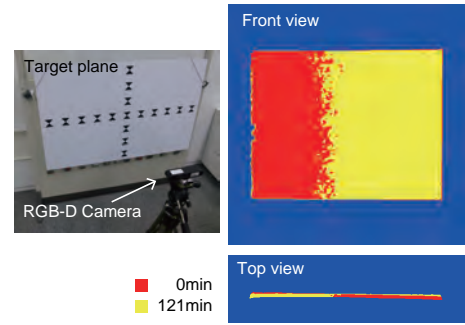


図 13 センサ変形による誤差の発生例

確なガイドとなる特徴を持つ、2) 把持、組み付け動作がパイプ類と比べ単純である、の 2 点の効果であると考えられ、3.4 節において述べた、部品形状とセンサ特性の関係の重要性を裏付ける結果となっている。また、組み付け動作および治具についても同じく、マニピュレータおよびエンドエフェクタの特性を考慮した設計が必要であることを示している。

歪み補正およびカメラ-ロボット間キャリブレーションについては、バラ積み認識から組み付けまでの一連動作に支障が発生しない、誤差 $\pm 1\text{mm}$ 以下で行われていることを確認している。しかし、検証作業中に数度、熱によるセンサの変形が原因で、バラ積み認識結果に $\pm 20\text{mm}$ 程度の誤差が発生することがあった。図 13 は、センサから 800mm の位置の同一平面をセンサ通電直後 (赤) および 121 分後 (黄) に計測した例である。

この例の場合、センサ通電からの時間経過に伴い、平面が画像左寄りの軸を中心に視線に対して前後 (画像右側が手前に) に回転している。

使用したセンサ個体については変形が通電後 2 時間程度で安定したため、組み付け実験は 2 時間の暖機運転の後に行うようにしたが、本研究ではこのような短時間でのセンサ特性の変化については考慮しておらず、別途システム稼働中に常時行うことが可能な校正手段を必要とすることが判明した。

5 考察

前節までの結果より、センサ特性を十分に理解し、それに応じた校正手法および認識アルゴリズムを用いることで、要求精度が数 mm オーダのシステムの 3D センサとして、ホビー用 RGB-D カメラを用いることは可能であると言える。システム稼働中の常時校正についても、ピッキングから組み付けまでの一連のタスクの前または後に 3.2 節の手法を随時行うことで、タクトタイムは若干長くなるものの、簡易的な線形補正が可能になると考えられる。

しかしこのシステムを実運用に供するにあたっては、1) デバイス供給期間の短さ 2) デバイス特性の理解お

よび欠点を克服可能なアルゴリズムの選択に要する時間の2点の課題が依然残る。特に1)については、システム耐用期間中の見込み量を予め購入しておく程度しかユーザ側では対処できず、「安価なハードウェアの導入によるイニシャルコストの低減」という観点とも反することになる。

ホビー用RGB-Dカメラの、言うなれば使い捨て可能な価格と広い製品選択肢というメリットを活かす用途としては、システム構築時の複数機種デバイスをを用いたテストが考えられる。これはセンサデバイスの要求仕様の明確化やアルゴリズムの適合性、自動化システムのための部品設計および組付け手順の正当性の確認などを効率的に行なえるようになることを意味し、イニシャルコストの低減にもつながるものと期待できる。

6 おわりに

本稿ではノイズの多いホビー用RGB-Dカメラのために必要となる校正技術、位置姿勢推定技術およびシステム構築技術について述べ、要求精度 $\pm 1\text{mm}$ 程度までの作業の自動化に適用可能であることを示した。システム構築に用いた手法、ノウハウはいずれもデバイス非依存でロバスト性を高める工夫をしており、他のシステムにも十分適用可能なものとなっている。

本稿が自動化システム構築の際のビジョンデバイス、アルゴリズム選択および部品設計の一助となれば幸いである。

謝辞

本研究の一部は国立研究開発法人新エネルギー・産業技術総合開発機構「ロボット活用型市場化適用開発プロジェクト」(H.27-29)の助成を受けてなされた。また実験設備の準備からデータ取得に至るまで、(株)ヒロテック、ダイキョーニシカワ(株)、(株)ワイテック、シグマ(株)および広島県立総合技術研究所の全面的な協力を得た。ここに謝意を表する。

参考文献

- [1] K. Harada, T. Yoshimi, Y. Kita, K. Nagata, N. Yamanobe, T. Ueshiba, Y. Satoh, T. Masuda, R. Takase, T. Nishi, T. Nagami, Y. Kawai, and O. Nakamura: “Project on Development of a Robot System for Random Picking –Grasp/Manipulation Planner for a Dual-Arm Manipulator–”, Proceedings of IEEE/SICE International Symposium on System Integration, pp. 583–589, 2014.
- [2] K. Harada, K. Nagata, T. Tsuji, N. Yamanobe, A. Nakamura, Y. Kawai: “Probabilistic approach for object bin picking approximated by cylinders”, Robotics and Automation (ICRA), 2013 IEEE International Conference on, pp. 3742–3747, 2013.
- [3] 佐藤雄隆, 岩田健司, 永見武司, 竹内啓五, “RGB-Dカメラから得られるDepthデータの歪み補正”, ビジョン技術の実利用ワークショップ (ViEW2013) 講演論文集, 2013.
- [4] Y. Kita, Y. Goi and Y. Kawai: “Robot and 3D-sensor calibration using a planar part of a robot hand”, IEEE-RAS 17th International Conference on Humanoid Robotics (Humanoids 2017), pp. 824–829, 2017.
- [5] P. J. Besl and N. D. McKay: “A method for registration of 3D shapes”, IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol. 14, No. 2, pp. 239–256, 1992.
- [6] 西卓郎, 吉見隆, 高瀬竜一, 原田研介, 永田和之, 新良貴陽平, 河井良浩: “ビンピッキングのためのRGB-Dカメラを用いた三次元位置姿勢推定, および把持可能性を考慮したスコアリング手法”, 情報処理学会 コンピュータビジョンとイメージメディア研究会 第157回GCAD・第194回CVIM合同研究発表会, 新宿区, 2014-CVIM-194 (2), pp. 1–6, 2014.
- [7] A. Elfes: “Sonar-Based Real-World Mapping and Navigation”, IEEE Journal of Robotics and Automation, Vol. 3, No. 3, pp. 249–265, 1987.
- [8] 西卓郎, 岡野仁, 原田祐次, 吉見隆, 原田研介, 喜多泰代, 永田和之, 山野辺夏樹, 植芝俊夫, 佐藤雄隆, 増田健, 高瀬竜一, 永見武司, 河井良浩, 中村修: “ビンピッキング用ハンドアイシステムの開発 —バラ積み物体位置姿勢推定アルゴリズムの評価手法—”, 日本ロボット学会誌, Vol. 33, No. 7, pp. 58–67, 2015.
- [9] Takeshi Masuda, “Log-Polar Height Map for Multiple Range Image Registration”, Computer Vision and Image Understanding, Vol. 113, No. 11, Nov. 2009.
- [10] Yamamoto, Masanobu, et al. “Direct estimation of range flow on deformable shape from a video rate range camera.” IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence 15.1 (1993): 82–89.
- [11] Fitzgibbon, Andrew W. “Robust registration of 2D and 3D point sets.” Image and Vision Computing 21.13-14 (2003): 1145–1153.