

特徴的3-Dベクトルペアマッチングによる バラ積み部品的高速認識

秋月 秀一¹ 橋本 学¹

概要: ピンピッキングシステムへの適用を想定し、バラ積み物体の位置姿勢を高速に認識する手法を提案する。提案手法は距離画像を用いたモデル照合であり、3つの3次元点を、始点を共有した2つベクトルとして表現し(3-Dベクトルペアと呼ぶ)、複数用いて入力距離画像と照合する。このとき、事前にモデルデータにおける3-Dベクトルペアの発生確率を計算することによって、物体の形状特徴を代表する独自性の高いベクトルペアのみを抽出する。モデル内で発生確率が低いベクトルペアは、入力距離画像においても同様の傾向を示すと考えられるため、誤対応の低減が期待できる。実テスト画像による実験の結果、認識成功率81.7%、処理時間約0.2secを確認した。曲率の大きな点を照合に用いる従来手法より、処理速度が約3.5倍向上し、なおかつ認識成功率が4.7%向上したことを確認した。また、多種類の物体を用いた実験により、物体の形状によらず高速な処理時間を達成することを確認した。

キーワード: 3次元物体認識, ベクトルペア, 発生確率, 距離画像

Hi-Speed Object Recognition using Distinctive 3-D Vector Pairs for Random Parts Picking

AKIZUKI SHUICHI¹ HASHIMOTO MANABU¹

Keywords: 3-D object recognition, vector pair, co-occurrence probability, range image

1. はじめに

ロボットによるピンピッキングシステムは、生産ラインの自動化に関わる重要な技術である。この技術の課題は、複数の同種物体が密に配置された複雑シーンにおける3次元的位置姿勢の認識と、処理時間の高速化である。

3次元物体認識手法としてのアピアランスベース手法は、事前学習したさまざまな姿勢ごとの見えの特徴を照合に用いるアプローチであり、モデルの2次元画像の部分的な見えを用いたオクルージョンに頑健な手法[1]や、距離画像の輪郭と内部のデータ点との勾配を記述したDepth Gradient Image[2]がある。照合時にモデルの幾何変換が不要な利点があるが、学習する姿勢パラメータの分解能が認識時の姿勢推定精度を決定づけることから、学習する姿勢の分解能

の増加に伴い、処理コストの増大が懸念される。

一方モデルベース手法は物体モデルを幾何変換し、入力画像と直接照合する。この手法には、モデル全点から作成した視点の変化に不変な照合データを用いるSpin Image[3]や、形状をそのまま照合に用いる手法として、距離情報を持ったエッジを用いる方法[4]がある。また、モデル物体の形状を代表する特徴点を用いる手法があり、形状をそのまま照合に用いる手法よりも処理コストを抑えられる利点がある。これには曲率の大きな形状を特徴点とするDAI照合[5]、[6]やLocal Surface Patch[7]がある。しかしながら、特徴点を用いる手法は曲率の大きさ等のad-hocな物理形状を特徴点としていることから、このような形状が多く検出される物体に対しては処理コストが高くなるため、さらなる高速化が望まれている。

また、モデルベース手法に属する他の高速認識手法として、法線方向を持った点对特徴であるPoint Pair Feature (PPF)を用いた手法[8]、[9]がある。大量のPPFごとに

¹ 中京大学大学院 情報科学研究科
Graduate School of Information Science and Technology,
Chukyo University, Toyota, Aichi 470-0348, Japan

求めた姿勢変換パラメータの統合によって位置姿勢を認識する手法であり、文献 [8] の手法はモデル PPF のハッシングにより認識を効率化しており、文献 [9] の手法では PPF に新たな属性として Visibility Context を加えることにより、PPF ごとの誤対応を削減している。しかしながら、基本的にモデル内の全ての点对から作成した PPF を認識に用いるため処理コストは高い。

さらに近年、Normal Aligned Radial Feature (NARF) [10] や Viewpoint Feature Histogram (VFH) [11] が距離画像の局所特徴量として提案された。NARF は物体境界付近に設定したサポート範囲内の距離データを特徴記述に用い、VFH はセグメンテーションされた物体の全点を特徴記述に用いる。2 手法とも高速な特徴記述が可能であるが、物体同士が接触した場合には特徴記述領域に他の物体の距離データを外乱として含みやすく、そのままのバラ積みシーンへの適用は困難と考えられる。

そこで、本研究では複雑シーンにおける位置姿勢認識を、実用的な処理時間で達成する手法を提案することを目的とする。

特徴点を用いたモデルベース手法では、検出される特徴点数が少なれば高速な認識が可能であることから、発生確率に基づいて特徴点を選択的に抽出するアイデアを導入する。モデルにおいて発生確率の低い物理形状は、入力画像においても同様の傾向を示すと考えられるため、誤対応の低減が期待できる。したがって提案手法ではこれを特徴点として使用する。

提案手法は距離画像を前提としており、事前に幾何学的関係を決定した 3 点の 3 次元特徴点を一つの始点と二つの終点からなる 3-D ベクトルペアとして表現し、ベクトルペアごとに発生確率を計算する。なお、特徴記述には 3 次元的な姿勢変化への不変性の観点から、Shape Index [12] を用いる。また、認識では複数のベクトルペアごとに算出した姿勢変換パラメータの多数決の処理により、ノイズやオクルージョンへの頑健性を高める。

ad-hoc な物理形状を特徴点とする手法では物体によっては多くの特徴点が発見されることがあるが、発生確率の低い物理形状を選択することで、検出される特徴点を削減できる利点がある。また、インナーパターンとの点同士で照合を行うため、複雑シーンにおいても物体同士の接触による外乱の影響を受けにくい。

ところで、2 次元画像処理分野では独自性の高い特徴点を用いた照合技術として CPTM [13] がある。高速照合のために発生確率ベースで特徴点を選択するアイデアは提案手法と共通である。CPTM は単一画素ごとに独自性を評価するが、提案手法では 3 次元的に独自性の高い特徴点を決定する必要があるため、姿勢不変な特徴量の共起分析に基づいてベクトルペアごとの発生確率を計算する。また、特徴点の選択方法としては、エッジ点を用いる手法 [14] や、

エッジを挟む画素ペアを選択する手法 [15] があり、これらもベクトルペア決定法への適用が考えられるが、いずれの手法も ad-hoc なテクスチャを特徴量として決定することから、発生確率に基づいた提案手法の方がより一層効果的に特徴点を削減できると考えられる。

工場で用いられる一般的なロボットが把持した物体を運ぶ動作に 2 秒程度かかると仮定すると、この時間内での画像撮像から認識までの処理の実現が望ましい。提案手法では発生確率によって削減した特徴点を用いることで、この時間内での認識を実現する。

以下、第 2 章で特徴的ベクトルペアについて説明し、第 3 章で特徴的ベクトルペアの抽出方法とそれを用いた照合法について説明し、第 4 章でバラ積み物体に対する認識実験結果を述べ、第 5 章で本研究の成果をまとめる。

2. 高速認識のための特徴的 3-D ベクトルペア

本章では提案手法で扱う特徴的 3-D ベクトルペアについて説明する。高速な照合のために、提案手法では特徴点のみを認識に用いる。エッジや曲率の大きな点など、ad-hoc に設定した物理形状を特徴点とする手法では、扱う対象物によっては多くの特徴点が発見されてしまい、処理コストが増加する。そこで、発生確率の低い物理形状を特徴点とすることで検出される特徴点数を抑制する。モデル物体において発生確率の低い物理形状は入力画像においても同様の傾向を示すと考えられるため、誤対応を起しにくく、処理時間削減が可能である。

また、物体の位置姿勢の決定には最低 3 点の 3 次元点が必要であり、本研究ではこれを一つの始点と二つの終点からなる 3-D ベクトルペアとして表現する。図 1 に 3-D ベクトルペアの模式図を示す。

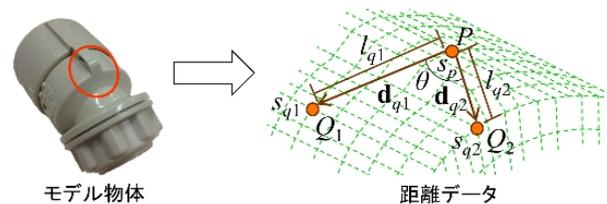


図 1 3-D ベクトルペアの模式図

ベクトルペアは点 P と P から変位ベクトル \mathbf{d}_{q1} , \mathbf{d}_{q2} 離れた点 Q_1 , Q_2 で構成される。また、それぞれの変位ベクトルの長さは l_{q1} , l_{q2} であり、この間の角度を θ で表す。さらに、3つの端点に形状評価値 s_p , s_{q1} , s_{q2} を持つ。

発生確率はベクトルペア単位で算出する。これはベクトルペアの各端点ごとの特徴点と同時に発生する事象であることから、3点の特徴点の共起発生確率を算出し、発生確率の低い、すなわち独自性の高いベクトルペアを特徴的ベクトルペアとする。

3. 提案手法

3.1 概要

提案手法による特徴的 3-D ベクトルペア抽出の概要を図 2 に示し、処理の流れを図 3 に示す。

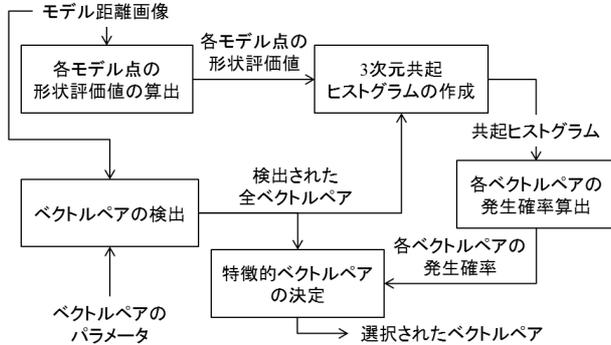


図 2 特徴的 3-D ベクトルペア抽出のブロック図

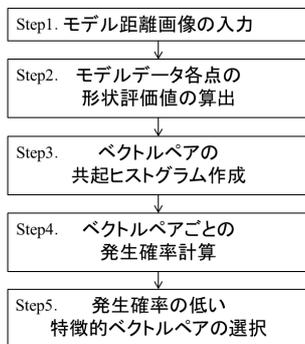


図 3 特徴的 3-D ベクトルペア抽出の流れ

まず、Step 1. で入力したモデル物体の距離画像に対して、Step2. ではモデルデータ各点から姿勢変化に頑健な形状評価値を算出する。提案手法では形状評価に Shape Index[12] を用いた。そして、Step3. でモデル距離画像から予め設定した幾何学関係を満たすベクトルペアを抽出し、ベクトルペアの 3 つの端点の形状評価値をインデクスとする 3 次元共起ヒストグラムを作成する。Step4. ではヒストグラムの値から各ベクトルペアの発生確率を計算する。最後に、Step5. で発生確率の低い、すなわち独自性の高いベクトルペアを決定する。

3.2 発生確率分析に基づく特徴的 3-D ベクトルペアの抽出

本節では前節における特徴的 3-D ベクトルペアの抽出のための各ステップについて説明する。

Step1. で入力したモデル距離画像に対して、Step2. では各モデルデータ点の形状評価値 $S(i, j)$ を算出する。 $S(i, j)$ には式 (1) で計算される Shape Index[12] を用いた。

$$S(i, j) = \frac{1}{2} - \frac{1}{\pi} \tan^{-1} \frac{k_1(i, j) + k_2(i, j)}{k_1(i, j) - k_2(i, j)} \quad (1)$$

このとき、 $k_1(i, j)$ 、 $k_2(i, j)$ はモデル距離画像 f の各点 $f(i, j)$ の主曲率であり、($k_1 \geq k_2$) である。Shape Index は局所的な形状を数値化する手法であり、姿勢の変化に対して頑健である。図 4 に実際に計算した Shape Index を示す。画素値は凹形状から凸形状になるにつれて明るくなるように設定した。

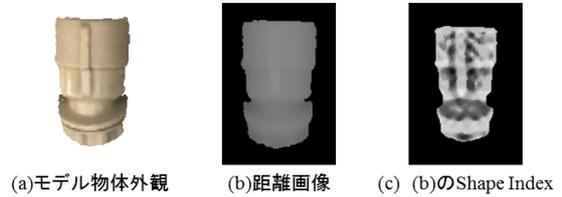


図 4 Shape Index[12] の算出

Step3. ではモデル距離画像から式 (2) を満たす幾何学関係を持つベクトルペアに対して、式 (3)(4) を適用することで形状評価値 s_p 、 s_{q1} 、 s_{q2} をインデクスとした 3 次元共起ヒストグラムを生成する。

$$\begin{cases} |l_{q1} - l_{fq1}|, |l_{q2} - l_{fq2}| \leq th_l \\ |\theta - \theta_f| \leq th_\theta \end{cases} \quad (2)$$

$$h(s_p, s_{q1}, s_{q2}) = \sum_{\mathbf{d}_{q1}, \mathbf{d}_{q2} \in \mathbf{R}} \delta(\mathbf{v}_p, \mathbf{v}_{q1}, \mathbf{v}_{q2}, s_p, s_{q1}, s_{q2}) \quad (3)$$

$$\begin{cases} \delta = 1 & \text{when } \{s(\mathbf{v}_p) = s_p\} \cap \{s(\mathbf{v}_{q1}) = s_{q1}\} \\ & \cap \{s(\mathbf{v}_{q2}) = s_{q2}\} \\ \delta = 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (4)$$

where, $\mathbf{v}_{q1} = \mathbf{v}_p + \mathbf{d}_{q1}$, $\mathbf{v}_{q2} = \mathbf{v}_p + \mathbf{d}_{q2}$

l_{q1} 、 l_{q2} 、 θ は予め設定したベクトルペアの幾何学関係、添え字の f はモデル距離画像から抽出したベクトルペアの幾何学関係であり、 th_l 、 th_θ はしきい値である。 \mathbf{R} は画像上で \mathbf{d}_{q1} 、 \mathbf{d}_{q2} が存在しうる範囲を表す。なお、 \mathbf{v}_p 、 \mathbf{v}_{q1} 、 \mathbf{v}_{q2} は P 、 Q_1 、 Q_2 の画像上における位置ベクトルである。図 5 に 3 次元共起ヒストグラムの生成の様子を示す。

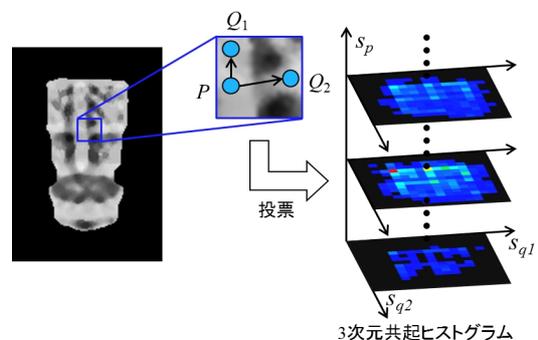


図 5 3次元共起ヒストグラムの作成の様子

この共起ヒストグラムは 3 次元であるが、便宜上図 5 では特定の s_p による 2 次元共起ヒストグラムの重なりとし

て表示した。また、各ヒストグラムは得票数の少ないものから順に青～緑～赤で色付けしてある。

Step4. では共起ヒストグラムの総和が1になるように式(5)で正規化することによって、各ベクトルペアの発生確率 Ph を求める。 L は共起ヒストグラムの階調数を示す。

$$Ph(s_p, s_{q1}, s_{q2}) = \frac{h(s_p, s_{q1}, s_{q2})}{\sum_{s_p=0}^{L-1} \sum_{s_{q1}=0}^{L-1} \sum_{s_{q2}=0}^{L-1} h(s_p, s_{q1}, s_{q2})} \quad (5)$$

最後に Step5. ではベクトルペアを発生確率 Ph で昇順に並び替え、発生確率の低い複数のベクトルペアを特徴的ベクトルペアとして認識に用いる。

3.3 ベクトルペアマッチング

本節では選択した複数の特徴的 3-D ベクトルペアを用いた物体の位置姿勢決定法を説明する。まず、入力距離画像の Shape Index を算出し、式(6)を満たすベクトルペアを入力画像から抽出する。添え字の f, i はそれぞれモデルデータ、入力距離画像を示す。

$$|s_{fp} - s_{ip}|, |s_{fq1} - s_{iq1}|, |s_{fq2} - s_{iq2}| \leq th_s \quad (6)$$

式(6)を満たす入力画像のベクトルペアはモデル物体のベクトルペアと一致しているとみなし、モデル物体のベクトルペアを入力画像のベクトルペアに位置合わせする姿勢変換パラメータを算出する。予めモデル物体のベクトルペアには物体重心へのびるベクトルを関連付けておき、算出された姿勢変換パラメータを適用する。そして、入力距離画像に設定した 3次元投票空間における変換された重心ベクトルの先の 3次元座標に姿勢変換パラメータを投票する。図6にベクトルペアマッチングの模式図を示す。

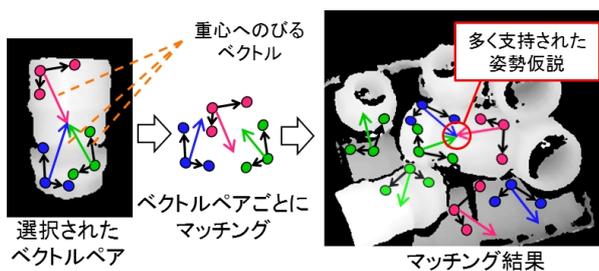


図6 ベクトルペアマッチングの模式図

多くの得票がある座標は多くのベクトルペアによって支持されたことを意味するので、対象物が存在する可能性の高い姿勢仮説とみなすことができる。そこで、投票の数だけ推定された複数の姿勢変換パラメータに対するロバスト推定により尤もらしい姿勢変換パラメータを決定する。

さらに、この姿勢仮説を適用したモデル物体と入力距離画像の整合性を確認し、最も整合性の高い姿勢仮説を最終的な物体の位置姿勢として決定する。整合性の確認には式

(7)(8)を用いる。

$$M_i = \frac{1}{N} \sum_{n=0}^N D(p_n) \quad (7)$$

$$\begin{cases} \text{if } f(p_n(x), p_n(y)) = 0 & D(p_n) = c \\ \text{else} & D(p_n) = |p_n(z) - f(i, j)| \end{cases} \quad (8)$$

M_i は i 番目の姿勢仮説のモデルと入力画像の整合性であり、この値が低いほど整合性が高くなる。 p_n は N 点で構成されるモデルの n 番目のデータ点を示す。式(8)の $D(p_n)$ は各モデルデータ点と対応する入力距離画像の画素との整合性を示している。上段の条件式は姿勢変換したモデルデータ点に対応する入力距離画像の画素がデータ欠落点であった場合の処理であり、整合性の計算ができないためペナルティとして一定の値をスコアに加算する。この時の c の値は実験的に決定する。なお、モデルデータ点は CPTM アルゴリズム [13] を用いて、独自性を考慮して削減した。

4. 実験結果と考察

本章では提案手法の有用性を確認するために、ad-hoc に決定した形状特徴を 3-D ベクトルペアとして選択する手法と認識性能を比較する。

4.1 姿勢変化に対する認識性能評価

まず、予備実験としてモデル物体を人工的に回転した距離画像に対して照合することで、提案手法の姿勢変化に対する認識限界を明らかにした。実験に用いた画像例を図7に示し、認識結果を表1に示す。

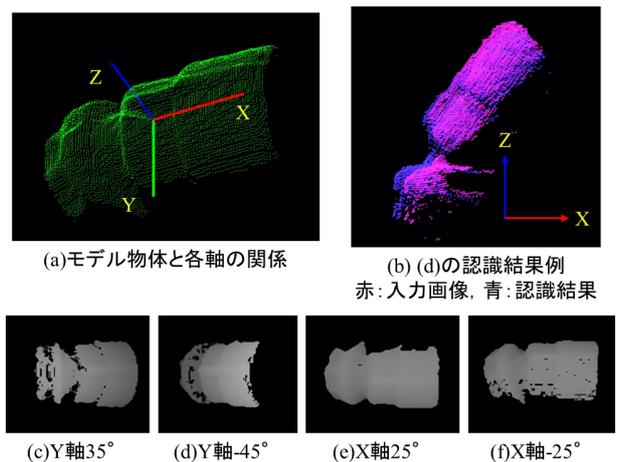


図7 人工的に姿勢変化した距離画像と認識結果

表1 各軸まわりの回転に対する認識限界角度

回転軸	X 軸+	X 軸-	Y 軸+	Y 軸-
認識限界角度	25°	25°	35°	45°

図7(a) はモデル物体と各軸の関係であり、図7(b) は認

識結果例, 図 7(c)~(f) は各軸まわりにモデル物体を回転させた距離画像の例である. X 軸, Y 軸それぞれ ± 方向に 5° ずつ回転させることで生成した画像を用いた.

表 1 は各軸における認識に成功した最も大きな回転角度であり, これを提案手法の姿勢変化に対する認識性能とした. X 軸の回転の認識性能が Y 軸に対して低かった理由は, 対象物の X 軸周りの曲率が大きいため, 同じ回転量でも Y 軸周りに回転するよりも多くのデータ点が裏面に隠れたからと考えられる.

4.2 照合に用いたバラ積み部品の距離画像

図 8 に照合に用いたバラ積み部品の距離画像例を示す.

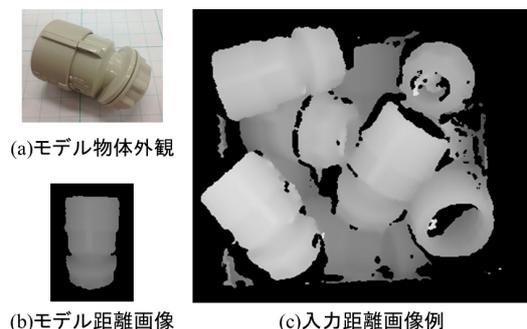


図 8 実験に用いた画像

図 8(a) はモデル物体の外観, 図 8(b) はモデル物体を直上から計測した距離画像であり, これを認識に用いた. 図 8(c) はモデル物体をバラ積みした距離画像例であり, 126 枚用意した. また, この距離画像は 1 画素あたりのピッチが 0.4mm になるよう正規化した.

4.3 各手法による 3-D ベクトルペア選択結果

本節では各手法による 3-D ベクトルペアの選択結果を示す. このとき表 2 のパラメータで特徴的なベクトルペアを決定した.

表 2 実験に用いた 3-D ベクトルペアのパラメータ

ベクトルペア数	10
l_{q1}, l_{q2}	12, 8
θ [deg]	90

比較する特徴点の選択方法として, 文献 [5][6][7] で用いられた曲率の大きな点を優先的に選択する手法 (曲率法) とランダムに選択する手法を用いてベクトルペアを選択した. 図 9 に各手法によって選択されたベクトルペアを示す.

図 9(a)(b)(c) は各手法によって選択されたベクトルペアをモデル距離画像に表示している. ベクトルペアの端点を点で表示し, 線で 3 点をつないでいる. 図 9(d) はモデル物体のレンジデータであり, 高さによって色付けしてある. 曲率法はモデル物体の中でも曲率が特に大きな部分を選択したことに対して, 提案手法は物体全体で占める面積の少ない, 弱い物理エッジ部分を中心に選択したことがわかる.

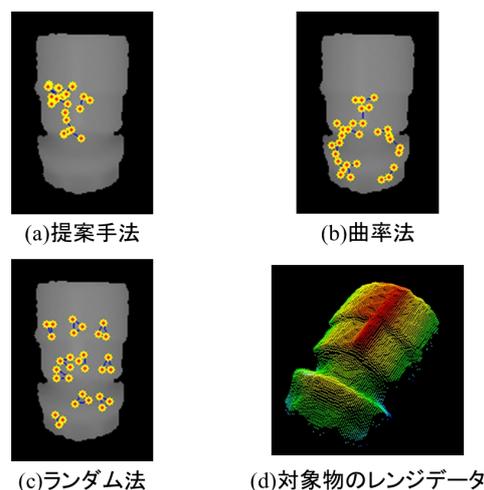


図 9 各手法によって選択されたベクトルペア

4.4 バラ積み物体に対する認識結果

4.3 で選択された 10 組の 3-D ベクトルペアを用いてバラ積み物体に対して認識を行った. 表 3 に認識成功率 Pr と処理時間 T を示し, 図 10 にモデルと最も整合性の高い姿勢仮説を入力距離画像に重畳した認識結果例を示す. なお, この重畳した画像を目視で確認し, モデル物体と入力距離画像の重なりが大きい場合に認識成功とした. 実験は CPU : Intel®CORE™i7, システムメモリ : 4GB で構成されるシステムで行った.

表 3 各手法の認識成功率と処理時間

	対応点数 (平均)	Pr [%]	T [sec]
ランダム法	18260.7	47.6	8.66
曲率法	2426.2	77.0	0.74
提案手法	499.1	81.7	0.21

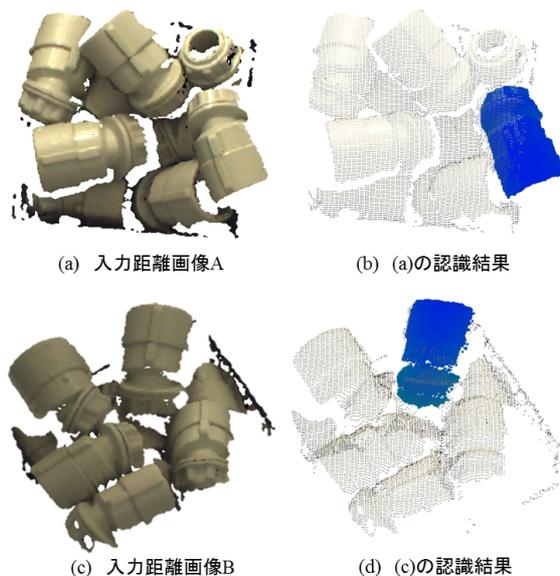


図 10 認識結果例 (テクスチャ貼り付け)

表 3 の対応点数とは照合時に 1 つのモデルベクトルペア

と対応する入力距離画像のベクトルペア数の平均である。対応したベクトルペアごとに姿勢変換パラメータを算出するため、対応点数が最終的な処理時間を決定する。ランダムにベクトルペアを選択した場合は18000点以上の膨大な数のベクトルペアが入力距離画像から検出されたが、曲率の大きい点をモデルベクトルペアとすることで対応点数が削減できる。さらに、発生確率の低いベクトルペアを選択することで、曲率の大きな点を選ぶよりもさらに高速な照合ができることを確認した。これは、入力距離画像にはモデル物体と同じ物体のみが置かれているため、モデル物体における発生確率の低い形状は入力距離画像においても発生確率が低く、結果として対応点数を抑制できたからである。

4.5 認識失敗例に関する考察

本節では4.4の認識失敗例について述べる。図11(b)は図11(a)の対象物を正解の姿勢からモデルの鉛直軸回りに反転した姿勢で誤認識した例である。

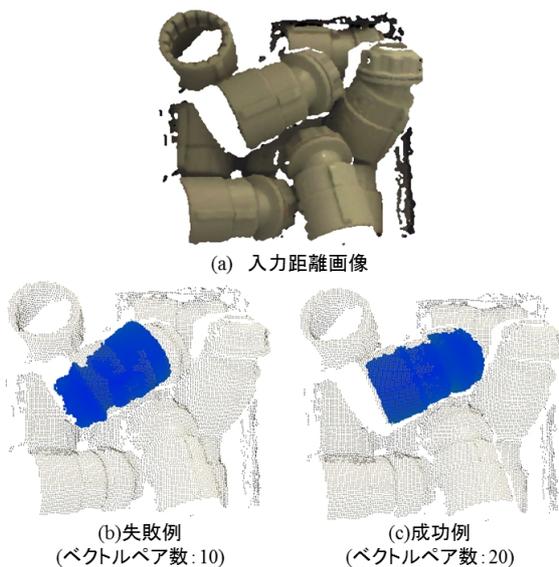


図 11 認識失敗例 (鉛直軸回りに反転) と改善した結果

4.4の実験における主な認識失敗はこのケースであった。この理由はモデル物体の形状が部分的に点対称の性質を持っており、元の姿勢とモデルの鉛直軸回りに反転した姿勢が非常に似ているからである。

これには認識に用いるベクトルペア数を増加させ、正しい回転パラメータを算出するベクトルペアの割合を増加させることが効果的と考えられる。認識に用いるベクトルペア数を10から20に増加させたときの認識結果が図11(c)であり、正しい結果が得られることを確認した。なお、この時の処理時間は0.32secであり、4.4の実験よりも処理時間がかかっているが、実用的な処理時間を達成できたと考えられる。

4.6 多種類の物体に対する認識性能評価

汎用性を評価するために多種類の物体を用いて認識性能を評価した。図12に実験に用いた物体と、その距離画像を示す。それぞれ約130枚用いた。また、表4に提案手法と比較手法における各物体の認識成功率 Pr と平均処理時間 T を示し、認識結果例を図13に示す。図13(b), (d), (f) は入力シーンであり、図13(c), (e), (g) は入力距離画像に対して認識結果の位置姿勢変換パラメータを適用したモデルを重ね合わせたときの誤差を図13(a)のカラーバーに基づいて着色して重畳した結果である。

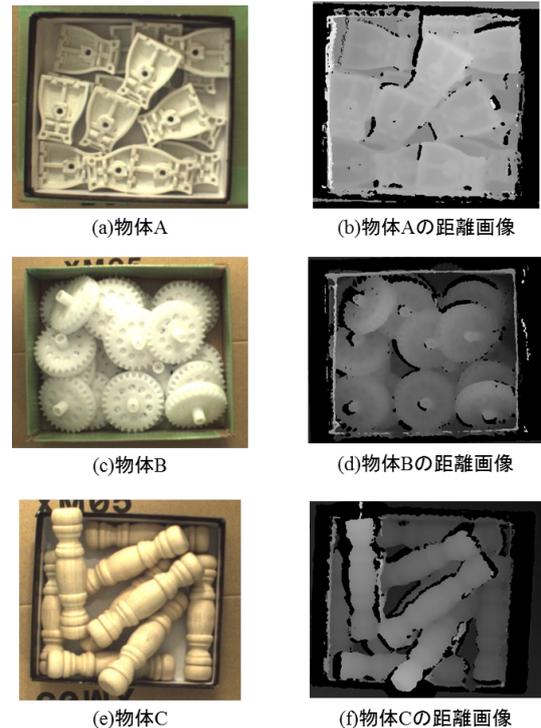


図 12 実験に用いた物体と距離画像

表 4 多種類物体に対する認識成功率と処理時間

		物体 A	物体 B	物体 C
ランダム法	Pr [%]	83.1	98.5	81.5
	T [sec]	1.8	0.8	0.61
曲率法	Pr [%]	95.4	99.2	76.9
	T [sec]	7.1	0.93	1.05
提案手法	Pr [%]	94.6	99.2	79.7
	T [sec]	0.42	0.64	0.64

物体 A は凹凸の多い物体であり、提案手法による高速化の効果が最も顕著であった例である。物体 A は入力距離画像中に曲率の大きな点を多く含むため、曲率法によって選択されたベクトルペアは入力距離画像で多くの対応点が検出されたため、処理時間がかかった。一方、提案手法は独自性の高い形状を特徴点とすることで、入力距離画像に対応するベクトルペア数を抑制することができ、高速にマッチングすることができた。

物体 B も物体 A と同様に凹凸を多く含む物体であるが、

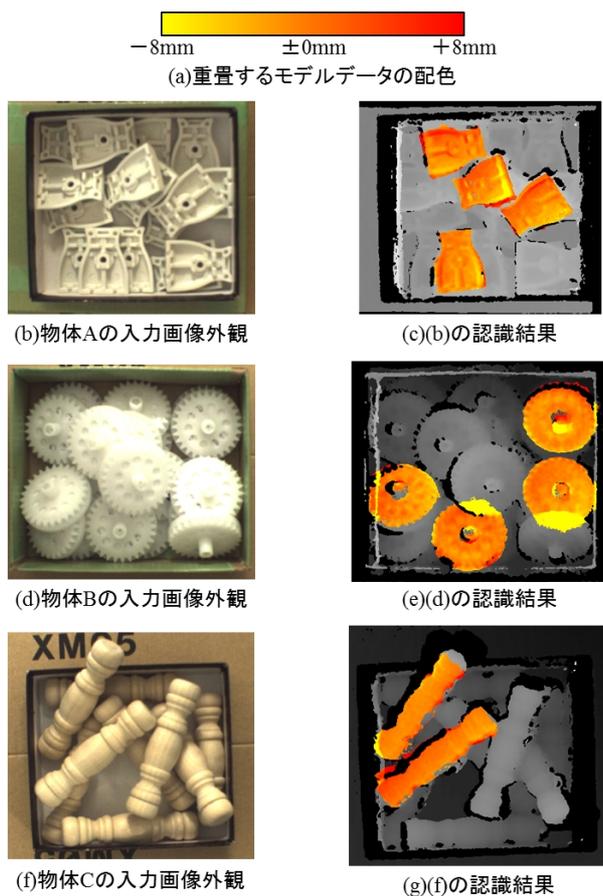


図 13 各物体の認識結果例

3手法とも認識成功率、処理時間がほぼ同等であった。この理由は物体 B が同じ形状の繰り返しで構成される物体であり、独自性の高い形状を決定することができないため、提案手法による高速化の効果が小さかったと考えられる。

物体 C は凹凸の少ない棒状物体である。この物体が他の物体よりも認識成功率が低い理由は、凹凸変化が少ないことに起因して、姿勢を一意に決定できるような曲率の大きな点が少なかったからと考えられる。また、ほぼ同様な部分形状で構成されていることから、独自性の高い形状が決定できず、提案手法による高速化の効果が小さかった。

提案手法は凹凸の多い物体で高速化の効果が顕著であり、同じ形状の繰り返しで構成される物体や、凹凸の少ない物体では ad-hoc に特徴点を選択する手法とほぼ同等の結果が得られた。提案手法はどのような形状の物体であっても安定した処理時間で照合が可能であることを確認した。

5. おわりに

ロボットによるバラ積み部品のピンピッキングシステムのための高速な位置姿勢認識手法を提案した。提案手法はモデル物体から厳選した発生確率の低い物理形状のみを特徴点として用いることで認識を高速化する。曲率の大きな物理形状を特徴点とする従来手法よりも認識成功率が 4.7% 向上し約 3.5 倍高速化したことを確認した。このとき

の処理時間は約 0.21sec であり、距離画像の撮像時間を合わせても約 1.3 秒となる。これは工場で使われる小型のロボットアームの動作サイクル (約 2 秒) に比べて十分短く、実用的な処理時間であると考えられる。また、さまざまな物体に対する認識実験から物体の形状によらず高速な処理時間を達成することを確認した。今後の方針はさらなる認識性能の向上と、実際のロボットアームを用いたピンピッキングシステムへの適用である。

謝辞 本研究の一部は 2010 年度中京大学特定研究助成を受けて遂行されたものである。

参考文献

- [1] 吉井裕人, 奥野泰弘, 御手洗裕輔, 猿田貴之, 森克彦, 真継優和: アンサンブル分類木を用いたバラ積み部品の概略位置姿勢検出, 画像の認識・理解シンポジウム (MIRU), IS2-4, pp.778-785, (2010).
- [2] Adán A., Merchán P. and Salamanca S.: 3D scene retrieval and recognition with Depth Gradient Images, Pattern Recognition Letters, Vol.32, pp.1337-1353, (2011).
- [3] Johnson E. A. and Hebert M.: Using Spin Images for Efficient Object Recognition in Cluttered 3D Scenes, IEEE Trans. PAMI, Vol. 21, No. 5, pp.433-449, (1999).
- [4] 角保志, 富田文明: ステレオビジョンによる 3 次元物体の認識, 信学論 (D-II), Vol.J80-D-II, No.5, pp.1105-1112, (1997).
- [5] 武口智行, 金子俊一: 距離アスペクト画像照合による高効率なロボ探査, 電学論 (C), Vol.124, No.3, pp.637-646, (2004).
- [6] 北明靖雄, 奥田晴久, 橋本学, 金子俊一: 距離アスペクト画像照合と階層化 ICP 照合による 3 次元物体認識, 電学論 (C), Vol.127, No.4, pp.615-622, (2007).
- [7] Chen H. and Bhanu B.: 3D Free-Form Object Recognition in Range Images Using Local Surface Patches, Pattern Recognition Letters, Vol.28, pp.1252-1262, (2007).
- [8] Drost B., Ulrich M., Navab N. and Ilic S.: Model Globally, Match Locally: Efficient and Robust 3D Object Recognition IEEE CVPR, pp.998-1005, (2010).
- [9] Kim E. and Medioni G.: 3D Object Recognition in Range Images Using Visibility Context, IEEE IROS, pp.3800-3807, (2011).
- [10] Steder B., Rusu B. R., Konolige K. and Burgard W.: Point Feature Extraction on 3D Range Scans Taking into Account Object Boundaries, IEEE Proc. ICRA, pp.2601-2608, (2011).
- [11] Rusu B. R., Bradski G., Thibaux R. and Hsu J.: Fast 3D Recognition and Pose Using the Viewpoint Feature Histogram, IEEE Proc. IROS, Vol.23, pp.2155-2162, (2010).
- [12] Dorai C. and Jain K. A.: COSMOS-A Representation Scheme for 3D Free-Form Objects, IEEE Trans. PAMI, Vol.19, No.10, pp.1115-1130, (1997).
- [13] 橋本学, 奥田晴久, 鷺見和彦, 藤原孝幸, 奥水大和: 濃度共起確率に基づくユニークな画素群を用いた高速画像マッチング, 電学論 (D), Vol.131, No.4, pp.531-538, (2011).
- [14] 橋本学, 鷺見和彦, 坂上義和, 川戸慎二郎: 輪郭点情報を用いた高速テンプレートマッチングアルゴリズム, 信学論 (D-II), Vol.74-D-II, No.10, pp.1419-1427, (1991).
- [15] 松原康晴, 尺長健: 疎テンプレートマッチングとその実時間物体追跡への応用, CVIM 論文誌, Vol.46, No.SIG09, pp.60-71, (2005).