

# 物体認識のための 3 次元特徴量の基礎と動向

中京大学大学院 橋本学

## 1. はじめに

3次元の物体認識は、製造業における生産ラインでのロボット視覚や移動ロボットの目標追尾、自動走行車における周辺認識など、幅広い分野で実用化が望まれている。特に、近年では小型で使いやすい3次元形状スキャナの普及や、3Dプリンタの利用拡大にともなうCADモデルの充実もあり、物体認識がいつそう身近な技術になっている。

本稿では、物体認識技術の中核技術として注目されている3次元特徴量とその周辺技術を幅広くサーベイし、研究動向を整理する。まず、3次元物体認識の基本的な技術課題を明らかにし、モデルベース、アピアランスベース認識の2つにわけて概要を論じる。次に、モデルベース認識におけるキーポイントベース認識の位置づけを示し、さらに重要な構成要素である3次元特徴量の研究例を分類するとともに、いくつかの例については原理や特徴を解説する。加えて、3次元特徴量を実際に利用するために不可欠な、局所参照座標系の役割と課題、および研究動向を解説する。

## 2. キーポイントベースの物体認識

### 2.1 3次元物体認識の基本課題

物体認識の代表的なアプリケーションは、図1に示すようなピンピッキング、すなわち、ばら積みされた対象物体それぞれの位置と姿勢を認識し、ロボットハンドによって把持（ピッキング）するシステムである。ロボットの前に乱雑に積まれた対象物体群に関して、3次元センサから取得されたレンジデータ（深度データ）は、ポイントクラウド、点群データなどと呼ばれ、これをもとにして個々の物体の位置と姿勢パラメータ（回転行列  $R$  および並進ベクトル  $t$ ）が計算される。このデータがロボットに送られ、対象物が把持される。図からわかるように、物体認識には大きく2つの課題がある。一つ目は、3次元的な対象物をできるかぎり正確にデータ化するための3次元計測に関する課題、二つ目は、それをもとに対象物の位置や姿勢、種類などを正しく認識するというデータ処理に関する課題である。特に後者に関しては、ロボットピッキングを想定すると、例えばベルトコンベヤ上の物体の移載や仕分けのようにロボットによるつかみ上げを主目的とするPick and Placeタスクと、その後、さらにつかみ上げた部品を別の部品と精密に組み合わせる（挿入）等をおこなうPick and Insertタスクに分けることができる。タスクによって必要な精度は異なるものの、いずれにおいても対象物の姿勢と位置が計算されることになる。

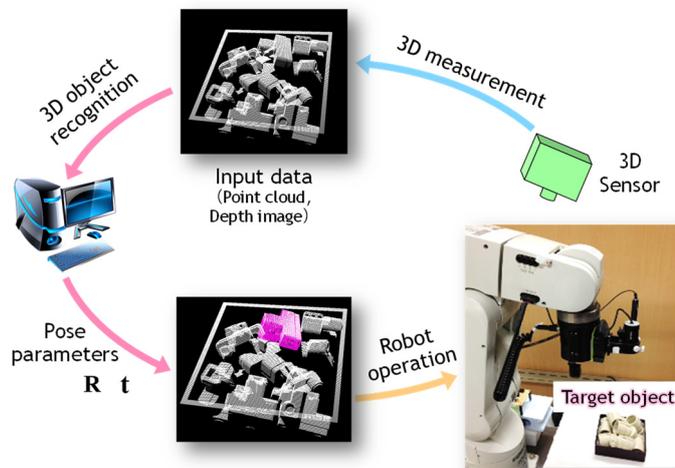


図 1 3D Bin-picking system

これらのタスクを実行するロボットビジョンに求められる機能としては、未知のシーンを撮影したデータから、把持対象物体を検出して大まかな位置と姿勢を認識する機能（粗認識）と、その結果を利用してさらに高精度な認識をおこなう機能（精密位置決め）の2つがある。Pick and Place では主に粗認識の機能が重要であり、Pick and Insert では粗認識に加えて精密位置決めも重要となる。精密位置決めに関しては、3次元モデルと入力データの対応付け誤差の最小化をおこなうICP (Iterative Closest Point) 手法(1)や、その発展手法(2)~(8)がよく用いられており、ほぼ確立した技術となっているため、現時点では、粗認識に関する研究事例が多くなっている。なお、このような物体認識に用いられる入力データとしては、レンジファインダから得られる距離画像や3次元点群（ポイントクラウドデータ）が基本であるが、同軸あるいはそれに近い視点からの濃淡またはカラー画像が同時に得られる場合が少なくないため、現実的にはこれら両方の情報が統合的に利用されることもある(9)。

## 2.2 物体認識手法の分類

物体認識技術は、図2に示すように、アピアランスベース認識と、モデルベース認識の2つに分けることができる。

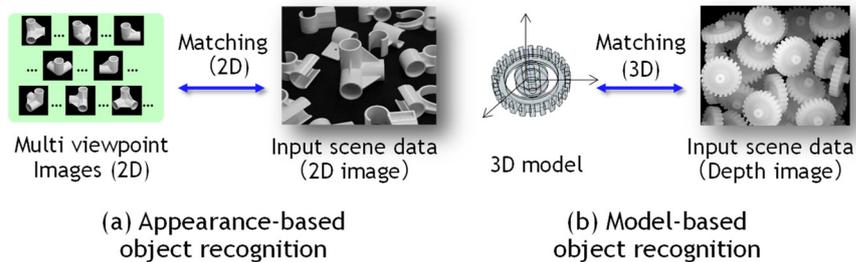


図2 Appearance-based and model-based object recognition

アピアランスベース認識は、対象物に関する見え (Appearance) の情報をもとにした手法である。基本的な考え方としては、モデル物体をさまざまな方向から撮影した多数の画像群を、撮影時の視線情報とともにデータベース化しておき、未知の入力データがその画像群のどれと最も近いかを判定することによって、対象物の位置姿勢を推定する。この場合、大量の画像データの保管と効率的な検索が実用上のボトルネックとなるため、見えを構造化する APO(10)や、画像群を固有空間においてパラメトリックに表現された多様体(Manifold)として扱う手法(11)(12)(13)などが開発された。

一方、モデルベース認識は、3次元物体モデルの利用を前提とし、計算機内に格納されたモデルと3次元の外界を写し取った入力データ(の一部)との整合性を評価することによって対象物体を認識する。後者を実現する手法として、1980年代には空間コード化方式レンジファインダの開発が進み、また2010年にはより簡便なセンサとして Microsoft 社から Kinect®センサが発売されたこともあって、モデルベース認識の研究例は着実に増加している。

### 2.3 キーポイントベース物体認識

モデルベース認識手法は、さらにキーポイントベース手法と、非キーポイントベース手法に分けることができる。キーポイントベース手法とは、点群として表現されたモデルや入力データの中から、なんらかのポリシーにのっとってマッチングに使用すべき3次元点(キーポイント)を選択し、局所形状など、その点の性質を表現した特徴量同士の比較によってモデルと入力データとを照合する手法である。図3にキーポイントベース物体認識の基本的な流れを示す。詳細は次章にて解説する。

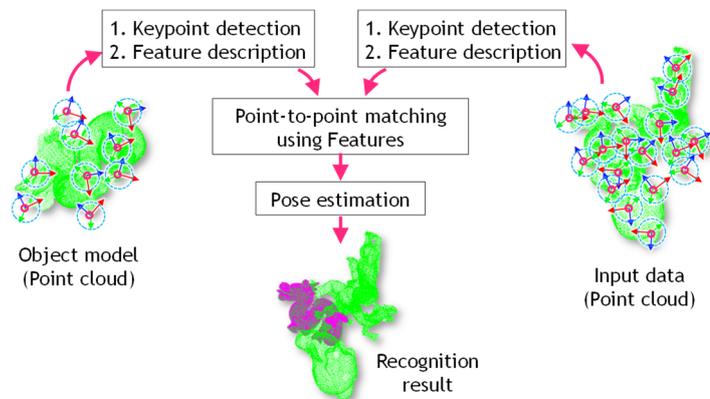


図3 Keypoint based object recognition

一方、非キーポイント手法は、単一視点からの物体の距離データ全体を特徴量化する手法である(14)～(26)。この手法の例としては、物体表面の法線ベクトル群を利用した EGI 法(20)、濃淡画像を併用した 3DPO(21)、3次元情報を持つエッジに着目した VVV(22)などがある。また、この手法の発展系として、個々の物体(モデル)と物体群(シーン全体)を連携させて総合的に考慮し、これら両方を矛盾なく認識する仮説検証型手法も提案されている(23)。さらに、ハードウェア面での工夫としては、GPU 利用(24)(25)のほか、特殊な照明制御が可能な撮影デバイスを利用した手法(26)も開発されており、今後の発展が期待される。

### 3. 3次元特徴量の研究動向

ここでは、キーポイントベース手法において重要な役割を持つ 3次元特徴量の基礎と、主要な研究事例を紹介する。

#### 3.1 3次元特徴量の役割と分類

物体認識における 3次元特徴量の役割は、3次元点群から検出されたキーポイントに、局所形状など、その点を特徴づける属性を与えることである。この属性によって、キーポイント同士の照合時に、対応付けの正しさを指標化することが可能となる。したがって、その点をできるかぎり強く特徴づける特徴量が好ましいが、これに加えて、その特徴量がモデルと入力データの双方において安定的に記述される必要があることにも注意を払う必要がある。この性能は再現性(Repeatability)と呼ばれ、特徴量設計において非常に重要な性能ファクターとなっている。

また、多くの特徴量は、例えば法線ベクトルのような 3次元表面形状を表現した数値をもとに算出されていることから、ベクトルを定義するための局所的な座標系の設定もまた、きわめて重要な設計要素である。これについては後の章で解説する。

表 1. Various kinds of 3D features

Method of feature description			
(a) Using points around the keypoint			(b) Using geometric relation of points
Location of points	Normal vectors	Others	2-points or 3-points relation
<u>SHOT</u> , <u>PFH</u> , <u>CSHOT</u> , <u>B-SHOT</u> , <u>HONV</u>		LSP, <u>CCDoN</u> , <u>NARF</u> , <u>MHOG</u> , <u>RoPS</u>	PPF, ER, VC-PPF, MPPF, PPF B2B or S2B or L2L, VPM
<u>SI</u> , <u>SSI</u> , <u>DAI</u> , <u>3DSC</u> , <u>SDLSD</u> , <u>USC</u>	<u>FPFH</u> , <u>DoN</u>		

PPF : Point Feature Histogram    SDLSD : Scale-Dependent Local Shape Descriptor    PPF : Point Pair Feature  
 SHOT : Signature of Histograms of Orientations    FPFH : Fast PFH    ER : Efficient Ransac  
 CSHOT : Color SHOT    DoN : Difference of Normals    VC-PPF : Visibility Context PPF  
 B-SHOT: Binary SHOT    LSP : Local Surface Patches    MPPF : Multimodal PPF  
 HONV : Histogram of Oriented Normal Vector    CCDoN : Combination of Curvatures and Difference of Normals    PPF B2B or S2B or L2L : PPF Boundary to Boundary or Surface to Boundary or Line to Line  
 SI : Spin Image    NARF : Normal Aligned Radial Feature    VPM : Vector Pair Matching  
 SSI : Spherical Spin Image    MHOG : Mesh HOG  
 DAI : Depth Aspect Image    RoPS : Rotational Projection Statistics  
 3DSC : 3D Shape Contexts  
 USC : Unique Shape Context

※Underline shows the method implemented in the PCL.

3次元特徴量については、これまで多くの手法が提案されてきたが、これらは、キーポイント周りの特徴を記述するもの(27)~(47)と、2点または3点間の位置や法線間の関係を記述するもの(48)~(55)の2つのタイプに分けることができる。表1に主な3次元特徴量の分類を示す。なお表中の下線は、本論文投稿時点で3次元認識のためのソフトウェアパッケージであるPoint Cloud Library (PCL) (56)に登録されていることを示している。以下、3.2および3.3にて、これら2つのタイプの3次元特徴量について解説する。

### 3.2 キーポイント周りの情報を記述するタイプ

このタイプの特徴量は、通常、キーポイントを中心とする一定範囲内(記述領域)の3次元点群およびその派生情報をもとに特徴を記述する。記述の形態としては、計算された情報をそのまま保持するものもあるが、これをヒストグラム化して統計量として扱うこともある。また、記述領域を事前に複数のサブ領域に分割し、サブ領域毎に算出された特徴量の分布を保持することもある。これは、特徴量におおまかな位置情報を含んでいることに相当する。このタイプに属する手法の中で従来から比較的良好に用いられてきた例として、Spin Image法(27)(28)がある。これは、キーポイントの法線に垂直な面を設定し、法線方向 $\beta$ とそれに直交する方向 $\alpha$ に関して、 $\beta$ を軸とする円柱面に周辺の点座標を投票し、これを画像的に表現した特徴量である。また武口らによって提案されたDepth Aspect Image (DAI)法(30)(31)は、物体から特徴的な3点(曲率の大きな点)を抽出してACF (Aspect Coordinate Frame)と呼ぶ平面を構成し、これに周辺座標を投影した画像(DAI)を特徴量としている。どちらも画像情報を特徴量としているために扱いやすいが、データ容量や計算コストの点では改善が必要であった。

これらに対し、キーポイント周辺の記述領域から得られた情報を、画像ではなく特徴ベクトルとして記述する方法があり、現在の主流になっている。3D Shape Contexts法(32)は、キーポイント周りの領域を緯度、経度、直径方向に分割し、領域内の点群の個数をヒストグ

ラム表現した特徴量である。また図 4 に示す Point Feature Histogram (PFH) (33)は、キーポイントと球領域内の  $k$  個の近傍点から多数の 2 点組を選択し、各点における法線ベクトルから計算される角度等のパラメータをヒストグラム特徴としている。

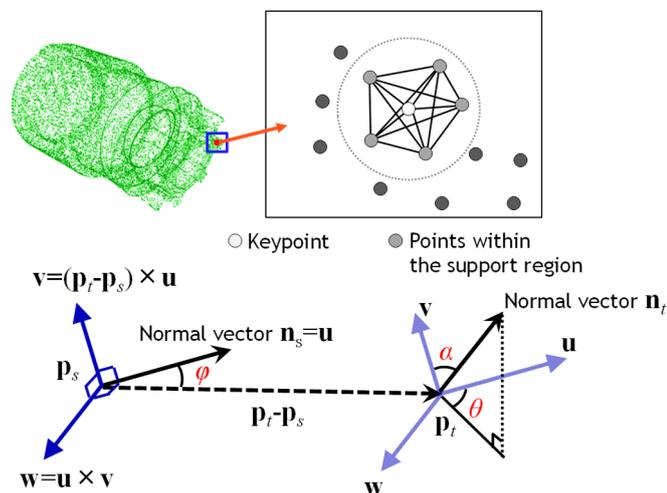


図 4 Point Feature Histogram(33)

Tombari らによって提案された Signature of Histograms of Orientations (SHOT) 特徴量(36)もまた、法線ベクトルを利用したものである。図 5 に示すように、キーポイント周辺の球状の領域を 32 分割し、それぞれにおける法線ベクトル群とキーポイント法線との関係を内積値としてヒストグラム化し、352 次元の特徴量として算出している。

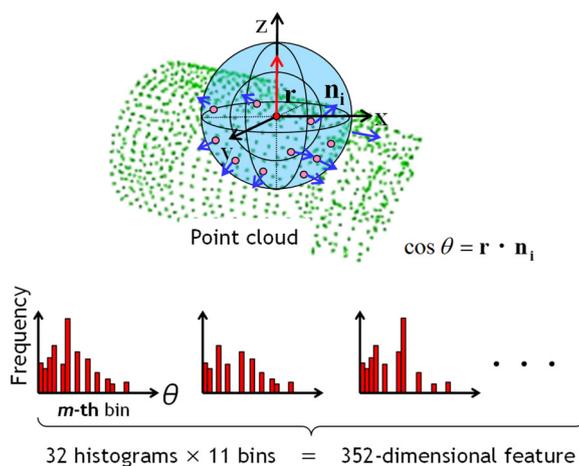


図 5 SHOT Features(36)

このほか、Chen らによって提案された Local Surface Patches (LSP) (37)は、その 3 次元点の局所的な凹凸形状を表す Shape Index 値(38)と呼ばれる指標を利用している。LSP

はアイデンティティの高い特徴量であるが、高次元であることから特徴量の算出や照合に時間がかかるという問題がある。これに対して永瀬らは、Ioannou らによる DoN (Difference of Normals) 特徴量(41)を改良し、DoN に対して大小 2 つの球状領域で算出した曲率値 (Curvature) を追加した 3 次元特徴量 CCDoN 特徴量(42)を提案した (図 6)。低次元数でありながら、表現能力を向上させている。

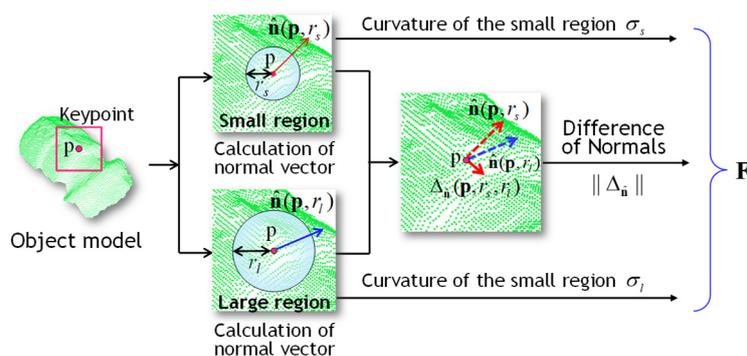


図 6 CCDoN Features(42)

ところで、一般に 3 次元特徴量は、面方向などの局所形状を反映していることが望ましく、点群情報を用いてできるかぎり正確で安定な形状情報を得る必要がある。このとき、個々の 3 次元点だけでは面素の「方向」情報が得られにくいことから、多くの特徴量は、キーポイント検出、特徴量記述の両方において、複数の 3 次元点から計算される法線ベクトルを用いて面方向情報を表現している。しかし、法線ベクトルを算出するためには、たとえば 3 点からなる面素 (三角パッチ) を定義する必要があることから、法線の利用は一般的には処理時間の増大を招きやすい。

この問題に対して、武井らが提案した Shell Histograms and Occupancy from Radial Transform (SHORT) 特徴量(43)では、キーポイント周りにサポート球を設定するという点では他の手法と同じであるが、内部をくりぬいたシェル (殻) 構造を用い、シェル内に存在する 3 次元点を数えることによって、点の空間占有率を計算している (図 7(a))。この指標はなだらかな表面上の点では大きく、形状的に不連続な部分では小さくなる傾向があることから、これを用いてキーポイントを検出することができる。さらに、図 7(b)のように異なる半径を持つ複数のサポート球 (シェル領域) を設定して各シェル層に含まれる点群に関する方向 (キーポイントからみた方向) をヒストグラムとして特徴量化することもできる。このように SHORT 法は、キーポイント検出およびその特徴量算出の両方において、法線ベクトルを陽に算出することなく、形状特徴を捉えた特徴量を形成している。

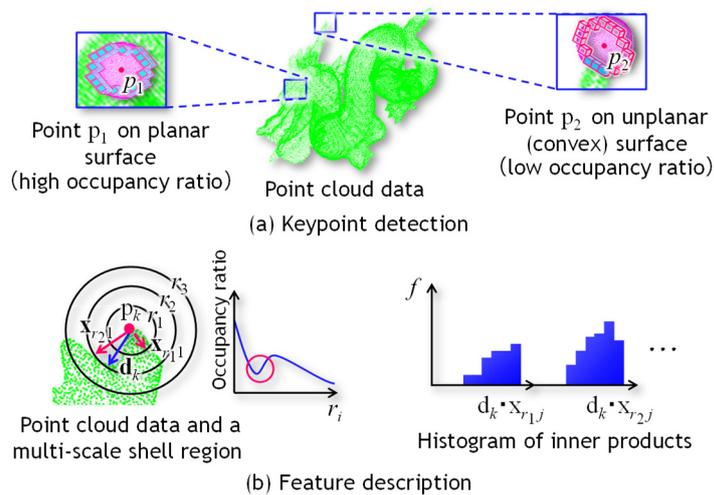


図 7 SHORT Features(43)

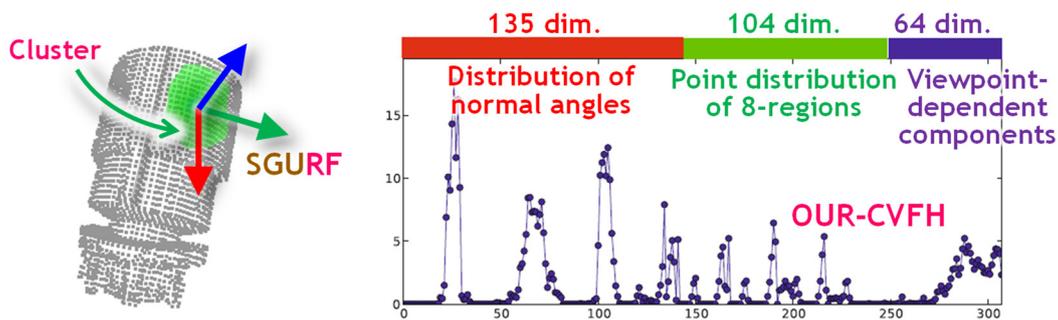


図 8 OUR-CVFH Features(44)

図 8 に示したのは、Aldoma らが提案した、OUR-CVFH (Oriented, Unique and Repeatable Clustered Viewpoint Feature Histogram) 特徴量である(44)。従来的特徴量と大きく異なる点は、従来のキーポイントがすべてのポイントクラウドデータ、あるいは形状的な特徴(例えば、凸部の先端付近など)を持つ点であったのに対し、モデル表面を曲面領域に分割し、領域ごとに特徴量を記述している点である。点群から抽出されたなめらかな連結領域(クラスター)をもとに共分散行列によって局所参照座標系(LRF)を設定し、これに基づいて当該領域から 303 次元の特徴ベクトルを生成している。図の右側のグラフは、横軸は 1~303 の次元番号であるが、縦軸はグラフの領域ごとに意味が異なっており、最初の 135 次元は法線を利用した(PFHのような)角度分布ヒストグラム、つづく 104 次元は 3 次元 LRF の 8 個の象限に応じたキーポイントと他の点群との距離に関する情報、最後の 64 次元はセンサ視点を仮定した領域内の法線ベクトル情報となっている。このような多様な情報を意図的に混合することによって、次元数は高めではあるが、頑健でアイデンティテ

ィ (その点を特徴づける性能) の高い特徴量となっている。実際, SHOT 法との比較実験では, 認識性能, 処理時間ともに向上している(44)。

### 3.3 複数点間の幾何学関係を記述するタイプ

このタイプの特徴量は, 2点または3点の幾何学的な関係を記述している。したがって, モデル表面のどの点を組み合わせるか, またその組み合わせにおけるどのような幾何パラメータを用いるかの2つが主要な設計要素となる。

この手法の代表例は, 図9に示した Drost らの Point Pair Feature (PPF) (48)である。これは, 物体モデル上の全ての3次元点から2点(点对)を選択して組み合わせ, 図(a)のように, 2点間の距離 ( $F_1$ ), 2点を結ぶ線分と各点の法線方向との角度 ( $F_2, F_3$ ), 2点の法線間の角度 ( $F_4$ ), の計4つのパラメータを4次元特徴量  $F$  として定義したものである。

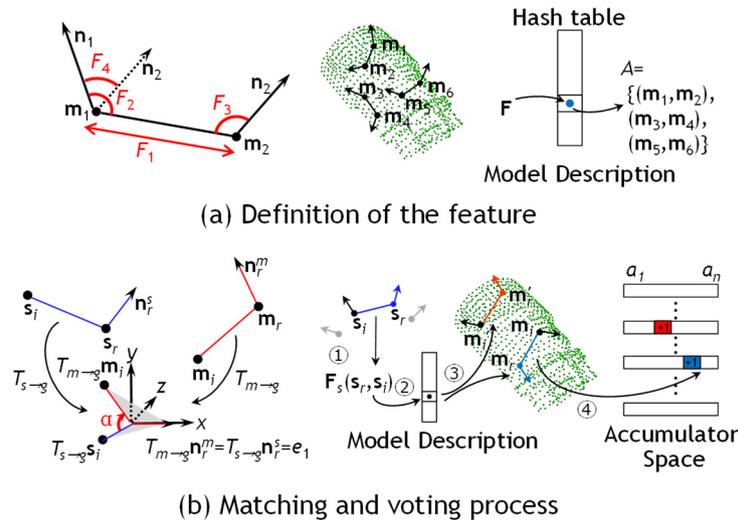


図9 Point Pair Features(48)

また同図(b)のように, 対応づけ後には点对間の剛体変換パラメータを求めることになる。このパラメータを投票空間に投票すれば, 高得票のパラメータは多くの点对が共通の剛体変換パラメータを支持していることを意味するので, 多少の誤照合が発生したとしても, モデルが存在する位置と姿勢を正しく求めることができる。なお, PPF を発展させた手法として, 点对の選択方法に工夫を凝らした Choi らの手法(51)がある。

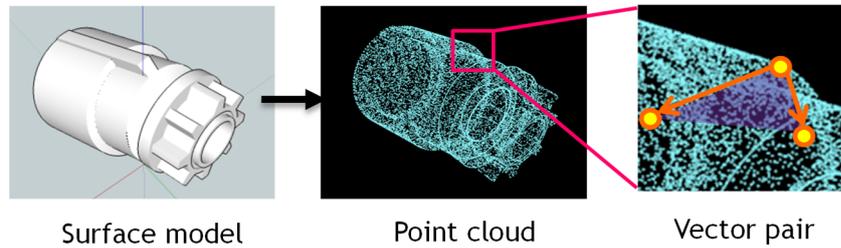


図 10 Vector Pair Features(52)

同カテゴリに属する特徴量として、図 10 に示すようなベクトルペア (Vector pair) 特徴量(52)がある。これは 3 次元姿勢を同定するための最小データセットである 3 つの 3 次元点を、始点を共有する 2 本の空間ベクトルとして表現し、3 つの端点にさまざまな特徴記述子を設定するという概念である。モデル内の発生確率を分析してユニークなベクトルペアを選択することによって、誤照合を低減している。

ベクトルペア特徴量を用いたモデル照合手法 (VPM : Vector Pair Matching) の発展手法として、可観測な点を優先して照合に用いる手法(53)や、3 次元 CG を利用して特徴空間内での照合性能を事前予測する手法(54)があり、いずれも照合の信頼性を向上させている。さらに図 11 に示す Relative Point Density (RPD) 特徴量(55)もベクトルペア特徴量の派生であり、センサと対象物の距離変化等に伴って点群の密度が変化しても、モデル点群、入力点群いずれについても同一物体上に設定された複数のサポート球内のデータ点数比が一定であることに着目し、点群密度変化にロバストな性能を実現している。

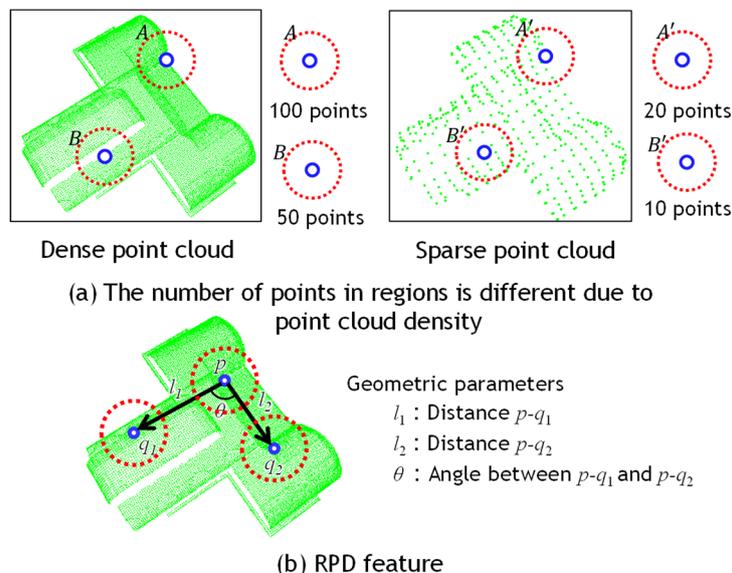


図 11 Relative Point Density (RPD) Features(55)

### 3.4 2つのタイプの特徴量の比較

ここで、前節までに説明した2つのタイプの特徴量群からそれぞれの代表例として SHOT 特徴量と PPF を取りあげ、次の3つの観点からこれらを比較して考察する。

1. キーポイントが持つアイデンティティの観点からは、SHOT 特徴量のほうが高次元である分、独自性が高く、誤照合の可能性が低い。ただし PPF でも対応点对パラメータの投票処理によってこの問題を改善している。
2. 再現性に関しては、原理的な傾向というより、法線ベクトル算出の正確さに負うところが大きい。また、SHOT 特徴量は、統計量であるヒストグラムを用いているので、突発的なノイズには頑健であり、再現性が高い。
3. 照合に使用するキーポイント数は、処理時間や信頼性に影響を与える。一般的には特徴量のアイデンティティが高ければ点数は少なくともよいが、ばら積み部品認識のようにオクルージョンが予想される場合にはより多くの点を使用する方がよい。また、入力データにおいて特徴点が観測できているかどうか、すなわち可観測性も点数の設定に影響を与える。

## 4. 局所参照座標系の研究動向

本章では、3次元特徴量を語るときに避けて通れない概念である、局所参照座標系（LRF : Local Reference Frame）について、その意味と分類および主要な研究動向を概説する。

### 4.1 局所参照座標系の役割と分類

局所参照座標系（LRF : Local Reference Frame）とは、図 12 に示すようなキーポイントごとに設定される座標系のことである。

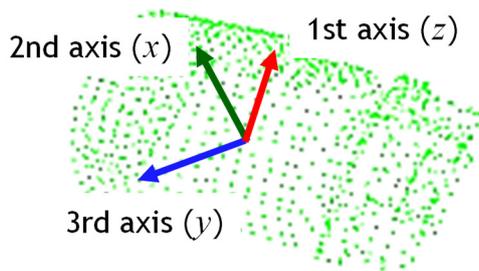


図 12 Local Reference Frame (LRF)

この座標系の最も大きな役割は、特徴量の定義である。すなわち、前章で述べたさまざまな特徴量はこの LRF に基づいて数値化されるため、LRF の安定性は特徴量の安定性に直結する。また LRF は対応付け後の2つのキーポイントの幾何学的関係を表現しているので、物体の姿勢推定に用いられることもある。

表 2. Various kinds of Local Reference Frame (LRF)

Simultaneously determined	Independently determined	
Three eigenvectors are assigned as LRF axes.	Each axis is independently calculated. z axis = Determined as Normal vector. x axis = Various methods exist. y axis = Automatically determined.	
Mian, <u>SHOT</u> RoPS, EM, TriSI	Methods for determining x axis	
	Max selection	Histogram-based analysis
	<u>BOARD</u> , PS Petrelli-LRF	MH DPN, GRF

Mian : Mian's LRF  
 SHOT : Signature of Histograms of Orientations  
 RoPS : Rotational Projection Statistics  
 EM : Exponential Map  
 TriSI : Tri-Spin-Image  
 BOARD : BOrder Aware Repeatable Directions  
 PS : Point Signature  
 Petrelli-LRF : Petrelli's LRF (2012)  
 DPN : Dominant Projected Normal  
 GRF : Global Reference Frame  
 MH : Mesh HoG ※Underline shows the method implemented in the PCL.

通常, LRF は 3 次元直交座標系である。まず, 第 1 軸 (z 軸) は注目キーポイント周囲の局所的な面の法線ベクトルであることが多く, 比較的安定に求めることができる。一方, 第 2 軸 (x 軸) はこれと直交するベクトルである。第 3 軸 (y 軸) は, 第 1 軸および第 2 軸をもとに外積ベクトルとして算出される。すなわち, LRF の設定における現実の課題としては, 第 2 軸 (x 軸) の設定が最も重要である。

主な局所参照座標系の分類を表 2 に示す。固有ベクトル等を利用して 3 つの軸を一括的に算出するタイプ(36)(39)(57)~(60)と, 法線などを基準にして一つずつ個別に設定するもの(61)~(66)の 2 つのタイプに分けることができる。

#### 4.2 一括算出型の LRF

このタイプに属する最も基本的な LRF は, キーポイント周りの点群の 3 次元座標をもとに共分散行列を計算し, その固有ベクトル群を用いて LRF を設定する Mian 法である(57)。この手法では, 半径  $r$  の球領域内の点群の座標データの共分散行列から得られた固有ベクトル群を, そのまま LRF として採用している。例えば平面的な点群上に設定されたキーポイントでは, 固有ベクトル群のうち, 第 3 主成分が法線ベクトルに相当する。

また, 固有ベクトル群は直交基底を構成するため, その意味でもこれを LRF として用いるのは自然である。また Tombari らは, この手法を改良し, キーポイントからの距離が遠いほど重みを小さくする重み付き共分散行列をもとに固有ベクトル群を計算することによって, 再現性を大幅に向上させることに成功した(36)。また, RoPS-LRF(60)では, 照合対象の点群間の密度差の影響を吸収する工夫が提案されている。

#### 4.3 個別算出型の LRF

各軸を個別に設定するタイプについてもさまざまな手法が提案されている。これらの手法では, キーポイント周りの局所形状の法線ベクトル方向が安定していることから, これを z 軸として採用する点が共通しており, 実際には x 軸の計算方法に特色がある。

たとえば BOARD-LRF(62)では, キーポイント周りの点群の法線ベクトルの中で最も z 軸

との角度差が大きいもの（内積値最小）を選び、これを  $z$  軸に対して直交化することによって  $x$  軸としている。具体的には、この内積値を、 $z$  軸周りの  $x$  軸の方向角  $\psi$  における関数（分布）とみなし、内積値が最小になるときの  $\psi$  を求めることによって  $x$  軸を決定している。加えて、サポート範囲の点群に情報欠損が存在することを想定し、上記の  $\cos\theta$  と  $\psi$  の分布関係において情報欠損の有無を判定し、もし内積最小値がその欠損範囲内に存在するならば、非欠損領域のデータを用いて内積最小値を推定することによって LRF の再現性を向上させている。この手法は、Mian 法よりも頑健であると考えられる。また、Mesh HoG(63)では、 $z$  軸によって規定される極座標系において、勾配方向分布から統計的に主方向を推定する方法が採られている。このタイプの LRF は、一般的に遮蔽に頑健な傾向を持っている。

ところで、工業部品を扱う場合は、曲面だけでなく平面のような単純形状が少なくないことから、第 2 軸の設定は特に困難である。この課題に対して、秋月らは物体の外形（稜線による輪郭）のような大域的なデータ分布をもとに、RF を決定する Global Reference Frame (GRF) を提案した(64)。

第 2 軸を精密かつ安定に設定するための研究としては、図 13 に示す Petrelli らによる LRF(65)も興味深い。 $z$  軸は、キーポイント周辺の比較的狭い領域を利用して Mian 法のように共分散行列から最小固有値に対応する固有ベクトルとして設定される。このとき、正負の曖昧性については、周辺の法線方向と同様の方向を正方向として解決する。次に  $x$  軸については図の周辺部の帯状領域に含まれる点群を  $z$  軸の接平面に射影したベクトル群の分布をもとに決定し、最後に  $y$  軸を  $x$  と  $z$  ベクトルの外積として算出する。すなわち、 $z$  軸算出には平面近似しやすい小領域を利用し、 $x$  軸算出にはより遠い部分の分布を使用することによって、大域的な形状を反映させている。周辺領域の安定抽出が課題ではあるが、これは LRF の安定性をよく吟味した手法と言える。

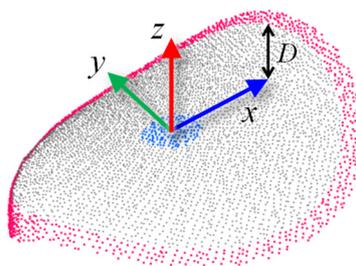


図 13 Petrelli's LRF(65)

一方、秋月らも Dominant Projected Normal (DPN) -LRF と呼ばれる安定な LRF を提案した(66)。図 14 に概念を示す。これは、照合対象の点群の密度の違いに対応するために、RoPS-LRF(60)と同様に、計測点間に存在する物体本来の形状を考慮して軸方向を算出するものである。また、点群の欠落に対する頑健性を向上させるための工夫として、法線方向分布を分析したうえで、支配的方向を算出している。

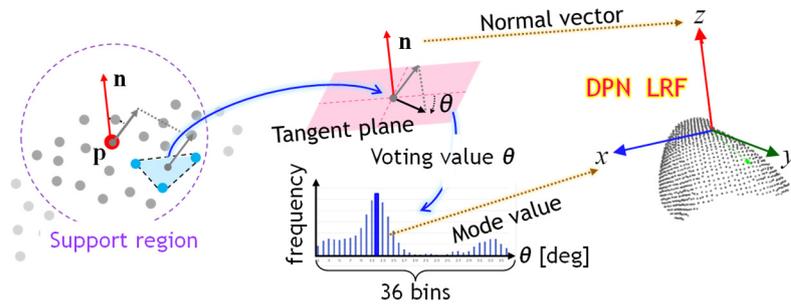


図 14 DPN-LRF(66)

## 5. おわりに

3次元物体認識の中でもキーポイントベース手法，特にその中核をなす3次元特徴量の研究系譜と最新技術について解説した。また，特徴量の記述と位置姿勢パラメータ推定において重要な意味を持つLRF (Local Reference Frame) についても主要技術を紹介した。最後に，本論文で取り上げた技術を含む同分野の研究マップ(67)(68)を図15に示す。3次元特徴量および局所参照座標系に関する各手法を年代順に表示している。最下段には，参考として3次元センシング方式に関する系譜も掲載した。

3次元特徴量は，物体認識，特に位置と姿勢の推定や，対象物の同定にも利用できる有用な要素であり，近年の普及はめざましいが，一方では，3次元ポイントクラウドデータを取得するためのレンジファインダ等のセンサの性質，たとえば情報の欠落や点群の密度問題など，センサとの親和性に対する考察が不足していること，また2次元の画像パターンマッチングと比較しても特徴量計算のコストが桁違いに大きいなど，改善が望まれている課題も少なくない。

応用面では，本稿では割愛したが，3次元特徴量を人間の感性の表現に利用したり，いわゆる一般物体認識(カテゴリ認識)に利用しようとする研究も始まっており，今後の研究に対する期待が極めて高い分野であることはいは間違いない。さらに，近年の機械学習，とりわけディープラーニングを応用した新しい物体認識のアプローチは既に始まっていて，一連の3次元特徴量との関係も整理されてくることが予想される。

本稿により，この分野に新たに興味を持ち，我々とともに研究の深化と実用化を推進してくださる方が増えることを期待いたします。

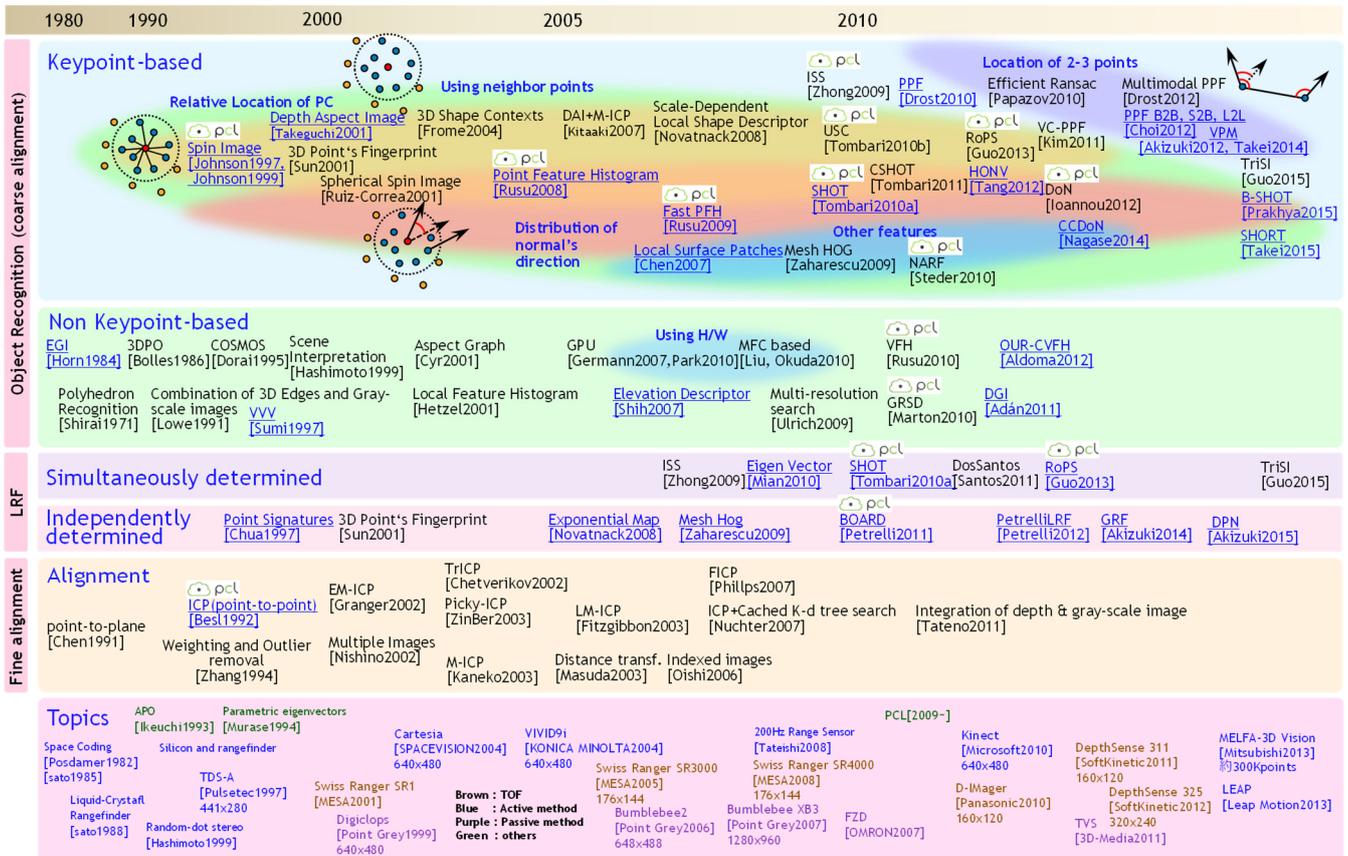


図 15 History of researches on 3D features and local reference frame(67)(68)

### 参考文献

- (1) P. J. Besl and N. D. McKay: "A Method For Registration Of 3-D Shapes", IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence (PAMI), Vol.14, No.2, pp. 239-256 (1992)
- (2) S. Granger, X. Pennec: "Multi-scale EM-ICP: A Fast and Robust Approach for Surface Registration", European Conference on Computer Vision, Vol. 2353, pp.418-432 (2002)
- (3) D. Chetverikov, D. Svirko, D. Stepanov, P. Krsek: "The Trimmed Iterative Closest Point Algorithm", In Proc. International Conference on Pattern Recognition, Vol.3, pp.545-548 (2002)
- (4) T.ZinBer, J.Schmidt, H.Niemann: "A Refind ICP Algorithm for Robust 3-D Correspondence Estimation", In Proc. International Conference on Image Processing, Vol.2, pp.II-695-8 vol.3 (2003)
- (5) S. Kaneko, T. Kondo, A. Miyamoto: "Robust Matching of 3D Contours using

- Iterative Closest Point Algorithm Improved by M-estimation, Pattern Recognition, Vol.36, Issue 9, pp.2041-2047 (2003)
- (6) A. W. Fitzgibbon: "Robust Registration of 2D and 3D points sets", Image and Vision Computing, Vol.21, pp.1145-1153 (2003)
  - (7) J. M. Phillips, R. Liu, C. Tomasi: "Outlier Robust ICP for Minimizing Fractional RMSD", International Conference on 3-D Digital Imaging and Modeling, pp.427-434 (2007)
  - (8) A. Nuchter, K. Lingemann, J. Hertzberg: "Cached K-d Tree Search for ICP Algorithms", International Conference on 3-D Digital Imaging and Modeling, pp.419-426 (2007)
  - (9) 立野圭祐, 小竹大輔, 内山晋二: "ピンピッキングのための距離・濃淡画像を最ゆうに統合する高精度高安定なモデルフィッティング手法", 信学論 D, Vol.J94-D, No. 8, pp.1410-1422 (2011)
  - (10) K. Tateno, D. Kotake, S. Uchiyama, "A Model Fitting Method Using Intensity and Range Images for Bin-Picking Applications", IEICE Trans. Inf.& Syst., Vol.J94-D, No. 8, pp.1410-1422 (2011)
  - (11) K. Ikeuchi, S. B. Kang: "Assembly Plan from Observation", AAAI Technical Report FS-93-04, pp.115-119 (1993)
  - (12) 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-", 電学論 D-II, Vol.J77-D-II, No.11, pp.2179-2187(1994)
  - (13) H. Murase, S. K. Nayar, "3D Object Recognition from Appearance - Parametric Eigenspace Method -", IEICE Trans. Inf.& Syst., Vol.J77-D-II, No.11, pp.2179-2187(1994)
  - (14) 安藤慎吾, 草地良規, 鈴木章, 荒川賢一: "サポートベクトル回帰を用いた三次元物体の姿勢推定法", 信学論 D, Vol. J89-D, No. 8, pp.1840-1847(2006)
  - (15) S. Ando, Y. Kusachi, A. Suzuki, K. Arakawa, "Pose Estimation of 3D Object Using Support Vector Regression", IEICE Trans. Inf.& Syst., Vol. J89-D, No. 8, pp.1840-1847(2006)
  - (16) Y. Shibata, M. Hashimoto: "An Extended Method of the Parametric Eigenspace Method by Automatic Background Elimination, In Proc. Korea-Japan Joint Workshop on Frontiers of Computer Vision, pp.246-249, 2013.
  - (17) G.Hetzfel, B.Leibe, P.Levi, B.Schiele: "3D Object Recognition from Range Images using Local Feature Histograms", Computer Vision and Pattern Recognition, In Proc. IEEE Computer Vision and Pattern Recognition, pp.II-394-II-399 (2001)
  - (18) J.Shih, C.Lee, J.T.Wang: "A New 3D Model Retrieval Approach Based on the Elevation Descriptor", Pattern Recognition, Vol.40, pp. 283-295 (2007)
  - (19) M. Ulrich, C. Wiedemann, C. Steger: "CAD-Based Recognition of 3D Objects In Monocular Images, In Proc. IEEE International Conference on Robotics and Automation, pp.2090-2097 (2009)
  - (20) Z. Marton, D. Pangercic, R. B. Rusu, A. Holzbach, M. Beetz: "Hierarchical

- Object Geometric Categorization and Appearance Classification for Mobile Manipulation”, International Conference on Humanoid Robots, pp.365-370 (2010)
- (21) R. B. Rusu, G. Bradski, R. Thibaux, J. Hsu: “Fast 3D Recognition and Pose Using the Viewpoint Feature Histogram”, International Conference on Intelligent Robots and System, pp.2155-2162 (2010)
- (22) A. Adan, P. Merchan, S.Salamanca: “3D Scene Retrieval and Recognition with Depth Gradient Images, Pattern Recognition Letters, Vol.32, pp.1337-1353 (2011)
- (23) B. K. P. Horn: “Extended Gaussian Images”, In Proc. IEEE, Vol.72, Issue 12, pp.1671-1686 (1984)
- (24) R. Bolles, R. Horaud: “3DPO: A Three-dimensional Part Orientation System”, International Journal of Robotics Research, Vol.5, Issue 3, pp.3-26 (1986)
- (25) 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)
- (26) Y. Sumi, F. Tomita, “Three-Dimensional Object Recognition Using Stereo Vision”, IEICE Trans. Inf.& Syst., Vol.J80-D-II, No.5, pp.1105-1112 (1997)
- (27) M. Hashimoto, K. Sumi, T. Usami, S. Nakata: “Recognition of Multiple Objects based on Global Image Consistency”, In Proc. British Machine Vision Conference, pp.143-152 (1999)
- (28) M. Germann, M. D. Breitenstein, I. K. Park, H. Pfister: “Automatic Pose Estimation for Range Images on the GPU, International Conference on 3-D Digital Imaging and Modeling, pp.81-90 (2007)
- (29) I. K. Park, M. Germann, M. D. Breitenstein, H. Pfister: “Fast and Automatic Object Pose Estimation for Range Images on the GPU”, Machine Vision and Applications, Vol.21, No,5, pp.749-766 (2010)
- (30) M. Liu, O. Tuzel, A. Veeraraghavan, R. Chellappa, A. Agrawal, H. Okuda: “Pose Estimation in Heavy Clutter using a Multi-Flash Camera”, IEEE International Conference on Robotics and Automation, pp.2028-2035 (2010)
- (31) A. E. Johnson, M. Hebert: “Surface Registration by Matching Oriented Points”, In Proc. International Conference on Recent Advances in 3-D Digital Imaging and Modeling, pp.121-128 (1997)
- (32) A. E. Johnson, M. Hebert: “Using Spin Images for Efficient Object Recognition in Cluttered 3D Scenes, IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence, pp433-449 (1999)
- (33) S. R-Correa, L. G. Shapiro, M. Melia: “A New Signature-Based Method for Efficient 3-D Object Recognition”, IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, pp.I-769-I-776 (2001)
- (34) 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-D-II, No.8, pp.1710-1721 (2001)
- (35) T. Takeguchi, S. Kaneko, T. Kondo, S. Igarashi, “Robust Object Recognition

- Based on Depth Aspect Image Matching”, IEICE Trans. Inf.& Syst., Vol.J84-D-II, No.8, pp.1710-1721 (2001)
- (36) 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)
- (37) Y. Kitaaki, H. Okuda, M. Hashimoto, S. Kaneko, “Object Recognition with Depth Aspect Image and Hierarchical M-ICP”, IEEE Transactions on Electronics, Information and Systems, Vol.127, No.4, pp.615-622 (2007)
- (38) A. Frome, D. Huber, R. Kolluri, T. Bulow, J. Malik: “Recognizing Object in Range Data Using Regional Point Descriptors”, European Conference on Computer Vision, pp.224-237 (2004)
- (39) R. B. Rusu, N. Blodow, Z. C. Marton, M. Beetz: “Aligning Point Cloud Views using Persistent Feature Histograms”, IEEE International Conference on Intelligent Robots and System, pp.22-26 (2008)
- (40) R. B. Rusu, N. Blodow, M. Beetz: “Fast Point Feature Histograms (FPFH) for 3D Registration”, In Proc. IEEE International Conference on Robotics and Automation, pp3212-3217 (2009)
- (41) F. Tombari, S. Salti, L. D. Stefano: “Unique Shape Context for 3D Data Description”, In Proc. the ACM workshop on 3D object retrieval, pp.57-62, 2010.
- (42) F. Tombari, S. Salti, L. D. Stefano: “Unique Signatures of Histograms for Local Surface Description”, European Conference on Computer Vision, pp.356-369 (2010)
- (43) H. Chen, B. Bhanu: “3D Free-Form Object Recognition in Range Images using Local Surface Patches”, Pattern Recognition Letters, Vol.28, Issue 10, pp.1252-1262 (2007)
- (44) C. Dorai, A. K. Jain: “COSMOS-A Representation Scheme for Free-Form Surfaces”, In Proc. International Conference on Computer Vision, pp.1024-1029, 1995.
- (45) J. Novatnack and K. Nishino: “Scale-Dependent/Invariant Local 3D Shape Descriptors for Fully Automatic Registration of Multiple Sets of Range Images, European Conference on Computer Vision, pp.440-453, 2008.
- (46) B. Steder, R. B. Rusu, K. Konolige, W. Burgard: “Point Feature Extraction on 3D Range Scans Taking into Account Object Boundaries”, In Proc. IEEE International Conference on Robotics and Automation, pp.2601-2608 (2011)
- (47) Y. Ioannou, B. Taati, R. Harrap, M. Greenspan: “Difference of Normals as a Multi-scale Operator in Unorganized Point Clouds”, International Conference on 3D Imaging, Modeling, Processing, Visualization and Transmission, pp.501-508 (2012)
- (48) 永瀬誠信, 秋月秀一, 橋本学: “CCDoN : ばら積み部品の高速・高信頼な 6 自由度位置姿勢推定のための局所特徴量”, 精密工学会誌, Vol.80, No.12, pp.1138-1143 (2014)
- (49) M. Nagase, S. Akizuki, M. Hashimoto, “CCDoN: Local Features for High-

- speed and Reliable 6-DOF Pose Estimation of Randomly Stacked Objects”, *Journal of the JSPE*, Vol.80, No.12, pp.1138-1143 (2014)
- (50) S.Takei, S.Akizuki and M.Hashimoto: “SHORT: A Fast 3D Feature Description based on Estimating Occupancy in Spherical Shell Regions”, *International Conference on Image and Vision Computing New Zealand*, (2015) (to be appeared)
- (51) A. Aldoma, F. Tombari, R. B. Rusu, M. Vincze: “OUR-CVFH – Oriented, Unique and Repeatable Clustered Viewpoint Feature Histogram for Object Recognition and 6DOF Pose Estimation”, *DAGM-OAGMPRS*, pp.113-122 (2012)
- (52) S. Tang, X. Wang, X. Lv, T. X. Han, J. Keller, Z. He, M. Skubic, S. Lao: “Histogram of Oriented Normal Vectors for Object Recognition with a Depth Sensor”, *Asian Conference on Computer Vision*, pp.525-538 (2012)
- (53) Y. Guo, F. Soheli, M. Bennamoun, J. Wan, M. Lu: “A Novel Local Surface Feature for 3D Object Recognition under Clutter and Occlusion”, *International Journal of Computer Vision*, Vol. 293, Issue 1, pp. 196-213 (2015)
- (54) S. M. Prakhya, B. Liu, W. Lin: “B-SHOT: A Binary Feature Descriptor for Fast and Efficient Keypoint Matching on 3D Point Clouds”, *IEEE International Conference on Intelligent Robots and Systems*, (2015)
- (55) B. Drost, M. Ulrich, N. Navab, S. Ilic: “Model Globally, Match Locally: Efficient and Robust 3D Object Recognition”, *IEEE Computer Vision and Pattern Recognition*, pp.998-1005 (2010)
- (56) C. Papazov, D. Burschka: “An Efficient RANSAC for 3D Object Recognition in Noisy and Occluded Scenes”, *Asian Conference on Computer Vision (ACCV)*, pp.135-148 (2010)
- (57) E. Kim, G. Medioni: “3D Object Recognition in Range Images using Visibility Context”, *IEEE International Conference on Intelligent Robots and System*, pp.3800-3807 (2011)
- (58) C. Choi, Y. Taguchi, O. Tuzel, M. Liu, S. Ramalingam: “Voting-Based Pose Estimation for Robotic Assembly Using a 3D Sensor”, *IEEE International Conference on Robotics and Automation*, pp.1724-1731 (2012)
- (59) 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度位置姿勢認識”, *電気学会論文誌(C)研究開発レター*, Vol.133, No.9, pp.1853-1854 (2013)
- (60) S. Akizuki, M. Hashimoto, “High-speed Object Recognition using Distinctive 3-D Vector Pairs”, *IEEJ Transactions on Electronics, Information and Systems*, Vol.133, No.9, pp.1853-1854 (2013)
- (61) S. Akizuki, M. Hashimoto: “Stable Position and Pose Estimation of Industrial Parts using Evaluation of Observability of 3D Vector Pairs”, *Journal of Robotics and Mechatronics (Special Issue on Vision and Motion Control)*, Vol.27, No.2, pp.174-181 (2015)
- (62) 武井翔一, 秋月秀一, 橋本学: “識別性能の予測に基づく選択的特徴量を用いたば

- ら積み部品の認識”, 精密工学会誌, Vol.81, No.4, pp.363-367 (2015)
- (63) S. Takei, S. Akizuki, M. Hashimoto, “Object Recognition using Selective Features Extracted by Predicting Performance of Discrimination”, Journal of the JSPE, Vol.81, No.4, pp.363-367 (2015)
- (64) 高橋祥平, 武井翔一, 永瀬誠信, 秋月秀一, 橋本学: “点群の粗さに依存しない物体認識のための RPD (Relative Point Density) 特徴量の提案”, 動的画像処理実利用化ワークショップ (DIA2015) , OS3-1, pp.1-5 (2015)
- (65) S. Takahashi, S. Takei, M. Nagase, S. Akizuki, M. Hashimoto, “A Proposal of Relative Point Density Features for Object Recognition Independent on Point Density”, Proc. of Dynamic Image Processing for Real Application Workshop, OS3-1, pp.1-5 (2015)
- (66) R. B. Rusu, and S. Cousins: “3D is here: Point Cloud Library (PCL)”, In Proc. IEEE International Conference on Robotics and Automation, pp.1-4 (2011)
- (67) A. Mian, M. Bennamoun, R. Owens: “On the Repeatability and Quality of Keypoints for Local Feature-based 3D Object Retrieval from Cluttered Scenes”, International Journal of Computer Vision, Vol.89, Issue 2-3, pp.348-361 (2010)
- (68) T. R. dos Santos, A. M. Franz, H. Meinzer, L. Maier-Hein: “Robust Multi-modal Surface Matching for Intra-operative Registration, In Proc. IEEE International Symposium on Computer-Based Medical Systems, pp.1-6, 2011.
- (69) S. A. A. Shah, M. Bennamoun, F. Boussaid, A. A. El-Sallam: “A novel Local Surface Description for Automatic 3D Object Recognition in Low Resolution Cluttered Scenes, IEEE International Conference on Computer Vision Workshops, pp.638-643, 2013.
- (70) Y. Guo, F. Sohei, M. Bennamoun, M. Lu, J. Wan: “Rotational Projection Statistics for 3D Local Surface Description and Object Recognition”, International Journal of Computer Vision, Vol.105, Issue 1, pp.63-86 (2013)
- (71) C. S. Chua and R. Jarvis: “Point Signatures: A New Representation for 3D Object Recognition”, International Journal of Computer Vision, Vol.25, Issue 1, pp63-85 (1997)
- (72) A. Petrelli and L. D. Stefano: “On the Repeatability of the Local Reference Frame for Partial Shape Matching”, IEEE International Conference on Computer Vision, pp.2244-2251 (2011)
- (73) A. Zaharescu, E. Boyer, K. Varanasi, R. Horaud: “Surface Feature Detection and Description with Applications to Mesh Matching”, IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, pp373-380 (2009)
- (74) 秋月秀一, 橋本学: “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, 精密工学会誌”, Vol.80, No.12, pp.1176-1181 (2014)
- (75) S. Akizuki, M. Hashimoto, “A Robust 3D Position and Pose Recognition for Shape Asperity of Objects using Global Reference Frame”, Journal of the JSPE, Vol.80, No.12, pp.1176-1181 (2014)
- (76) A. Petrelli and L. D. Stefano: “A Repeatable and Efficient Canonical

- Reference for Surface Matching”, International Conference on 3D Imaging, Modeling, Processing, Visualization and Transmission, pp.403-410 (2012)
- (77) S. Akizuki and M. Hashimoto: “DPN-LRF: A Local Reference Frame for Robustly Handling Density Differences and Partial Occlusions”, International Symposium on Visual Computing, (2015) (to be appeared)
- (78) 橋本学: “距離データハンドリングのための 3 次元特徴量”, 動的画像処理実利用化ワークショップ, SS-1, pp.1-14 (2015)
- (79) M. Hashimoto, “3D Features for Range Data Handling”, Proc. of Dynamic Image Processing for Real Application Workshop, SS-1, pp.1-14 (2015)
- (80) <http://isl.sist.chukyo-u.ac.jp/Archives/>