

物体認識のための3次元特徴量とその周辺



中京大学大学院 情報科学研究科

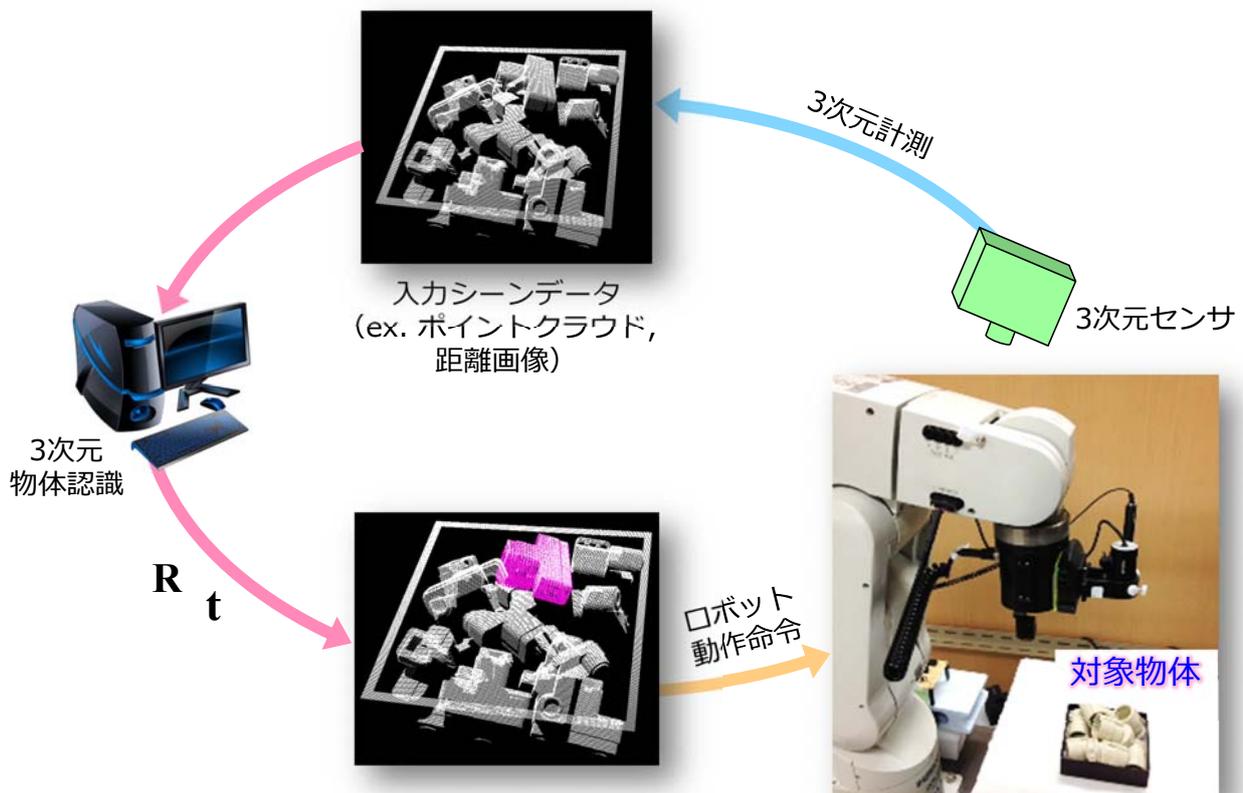
橋本 学

本日の話題

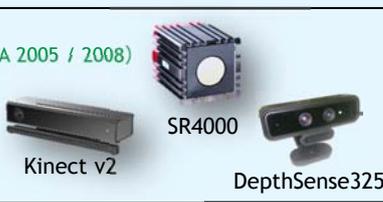
1. 基礎：3次元データの獲得とデータ構造
2. 系譜：3次元特徴量と局所参照座標系
3. 事例：実利用のための研究例

1. 基礎：3次元データの獲得とデータ構造
2. 系譜：3次元特徴量と局所参照座標系
3. 事例：実利用のための最新研究例

3次元物体認識の基本課題と手順



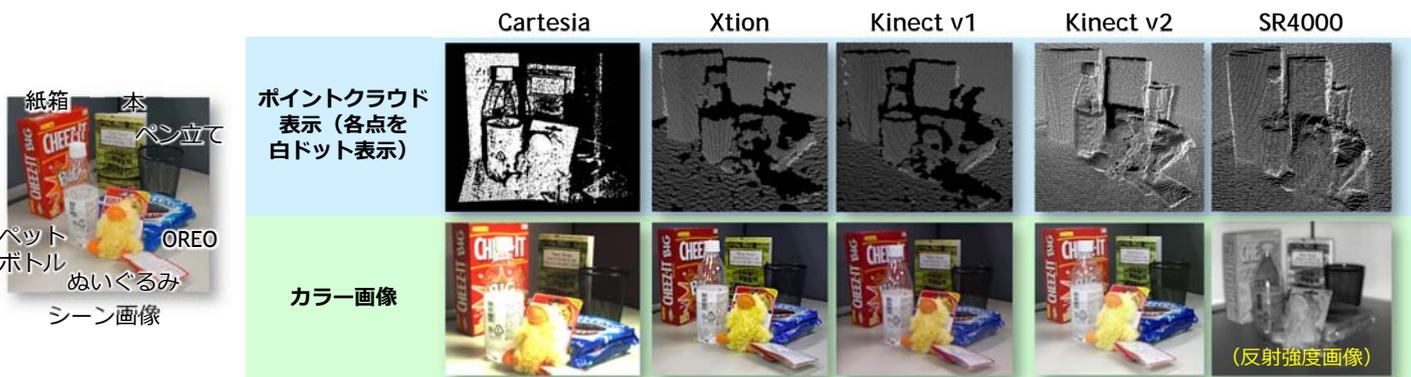
光学的 3D センサの分類

	パッシブ	アクティブ
三角測量	ステレオ視 (2眼, 3眼, 多眼) Bumblebee 2 / XB3 (Point Grey 2006 / 2007) TVS (三次元メディア 2011) SV-M-S1 (リコー) 	光切断法 (スポット光) TDS-A (パルステック 1997) 光切断法 (スリット光) VIVID9i (KONICA MINOLTA 2004) 空間コード化法 [Posdamer1982], [Sato1985] Cartesia (SPACEVISION 2004) MELFA-3D Vision (三菱電機 2013) RV1100 (キヤノン) 
	マルチベースラインステレオ法 [Okutomi1993] 視体積交差法 [Matsuyama2002]	ランダムドットパターン投光法 [Hashimoto1999] Kinect v1 (Microsoft 2010) Xtion PRO LIVE (ASUS 2011) Leap Motion (2013) 位相シフト法 [Halioua1989], [Zhao1994] 
同軸測量	Shape(depth) from (De) Focus [Hiura1999] Shape from Motion	TOF: Time Of Flight Swiss Ranger SR3000 / SR4000 (MESA 2005 / 2008) D-Imager (パナソニック2010) DepthSense325 (SoftKinetic2012) (Kinect v2 (Microsoft 2014)) 照度差ステレオ [Woodham1980] 

[Woodham1980]: R. J. Woodham, "Photometric method for determining surface orientation", Optical Engineering, Vol.19, No.1, pp.139-144, 1980.
 [Posdamer1982]: J. L. Posdamer, et al., "Surface measurement by space-encoded projected beam systems", Computer Graphics and Image Processing, Vol.18, No.1, pp.1-17, 1982.
 [Sato1985]: 佐藤ら, "空間コード化による距離画像入力", 電子情報通信学会論文誌, Vol. J68-D, No.3, pp.369-375, 1985.
 [Halioua1989]: M. Halioua, et al., "Optical Three-dimensional Sensing By Phase measuring Profilometry", Optics and Lasers in Engineering, Vol.11, No.3, pp.185-215, 1989.
 [Okutomi1993]: M. Okutomi, et al., "A multiple-baseline stereo", Trans. IEEE Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol.15, No.4, 1993.
 [Zhao1994]: H. Zhao, et al., "Phase-unwrapping algorithm for the measurement of three-dimensional object shapes", Applied Optics, Vol.33, No.20, pp.4497-4500, 1994.
 [Hashimoto1999]: 橋本ら, "ランダムドットパターン投光ステレオを用いた物流口ロボット視覚システムの開発", 日本ロボット学会誌, Vol.17, No.1, pp.48-49, 1999.
 [Hiura1999]: 日浦ら, "構造化瞳をもつ多重フォーカス距離画像センサ", 電子情報通信学会論文誌, Vol. J82-D-II, No.11, pp.1912-1929, 1999.
 [Matsuyama2002]: 松山ら, "3次元ビデオ映像の撮影・編集・表示", 日本バーチャルリアリティ学会論文誌, Vol.7, No.4, pp.521-532, 2002.

青: 文献例
 緑: 商品例

代表的な 3D センサによるデータ取得例と比較

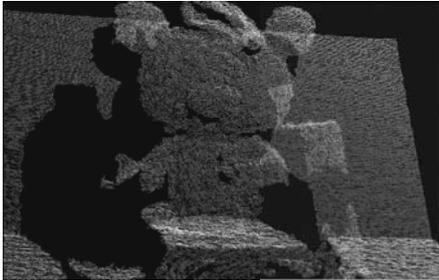


	三角測量			TOF	
	Cartesia 640 x 480 (307200 points) 2 fps	Xtion 640 x 480 (307200 points) 30 fps	Kinect v1 640 x 480 (307200 points) 30 fps	Kinect v2 512 x 424 (217088 points) 30 fps	SR4000 176 x 144 (25344 points) 50 fps
紙箱 (紙)	良好に形状取得が可能				
ペットボトル (透明)	透明部分については帰還光が乱れる (あるいは帰還しない) ため, 形状取得が困難				
本 (光沢紙)	黒色部分は帰還光の強度が不足し, 形状取得が困難	形状取得が可能			
ペン立て (金属メッシュ)	メッシュ部分は, 帰還光が乱れるため, 形状取得が困難				
OREO (光沢プラスチック)	光沢面では帰還光が乱れるため, 形状取得が困難	鏡面反射が大きい部分は, 形状取得が困難	形状取得が可能		
めいぐるみ (布)	形状取得が可能	箇所によっては帰還光の強度が小さくなり, 形状取得が困難	形状取得が可能		
まとめ	5つのセンサの中で精度が最もよいが, 画角が狭く, 黒色部分や透明部分の形状取得が困難. 三角測量なので, 対象物の境界面等でデータ欠落がある.	透明部分やメッシュ部分の形状取得ができず, 精度は一歩悪かった. 三角測量なので 対象物の境界面等でデータ欠落がある.	Xtion, Kinect v1, SR4000 よりも精度がよい. 透明部分, メッシュ部分の形状取得が困難. 同軸測量なので データ欠落が少ない.	Xtion, Kinect v1よりも精度がよく, Kinect v2よりも精度が悪い. 透明部分, メッシュ部分の形状取得が困難. 同軸測量なので データ欠落が少ない.	

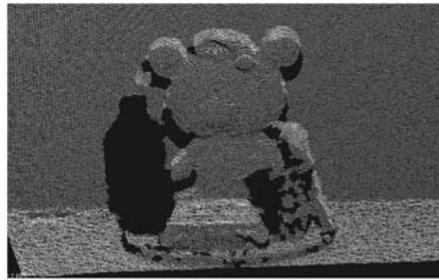
代表的な 3D センサによるデータ取得例（動画）

物体

Xtion
(三角測量)



Kinect v1
(三角測量)



Kinect v2
(TOF)



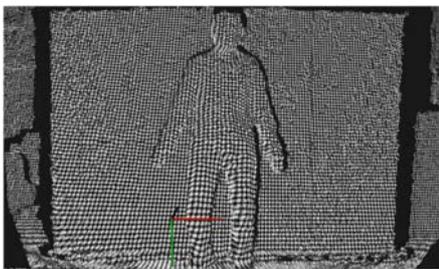
物体の左側に
計測欠落領域がある。

計測欠落は少ない。

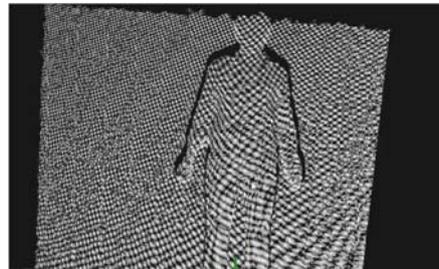
代表的な 3D センサによるデータ取得例（動画）

人物

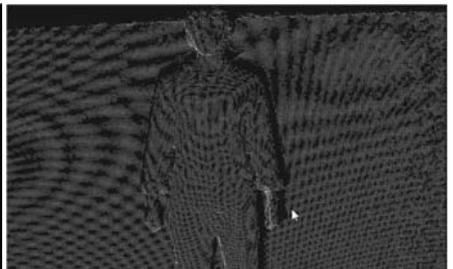
Xtion
(三角測量)



Kinect v1
(三角測量)



Kinect v2
(TOF)



左側に計測欠落領域があるが、
距離が遠いのであまり目立たない。

ポイントクラウド（3次元点群）データ

■ xyz 3次元座標系におけるデータ点の集合

代表的な点群のデータ構造（.pcd）

PCL で定義されたフォーマット

```
1 # .PCD v0.7 - Point Cloud Data file format↓
2 VERSION 0.7↓ // pcd ファイルのバージョン
3 FIELDS x y z↓ // 次元 (x y z)
4 SIZE 4 4 4↓ // 点群のサイズ (4バイト)
5 TYPE F F F↓ // 点群の型 (float)
6 COUNT 1 1 1↓ // 要素数
7 WIDTH 307200↓ // データの幅
8 HEIGHT 1↓ // データの高さ
9 VIEWPOINT 0 0 0 1 0 0 0↓ // 視点方向
10 POINTS 307200↓ // 点群数 (WIDTH × HEIGHT)
11 DATA ascii↓ // データタイプ
12 -0.600861 0.449636 1.000000↓
13 -0.598983 0.449636 1.000000↓
14 : : :
15 : : :
```

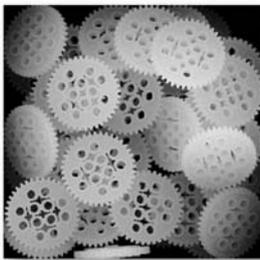
ヘッダー情報

点群情報

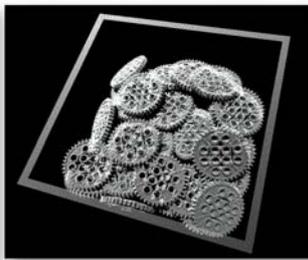
307200 行

Kinect v1, Kinect v2, Xtion は, PCL を用いることによって .pcd ファイル形式で保存可.

■ 距離画像と点群データ



距離画像



3次元点群

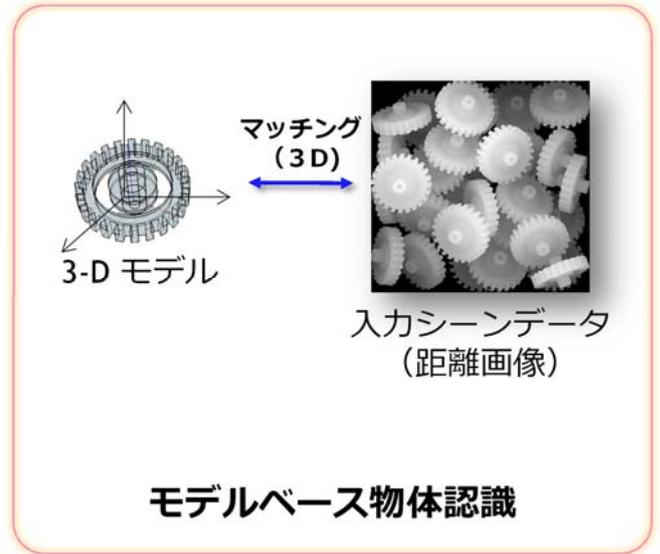
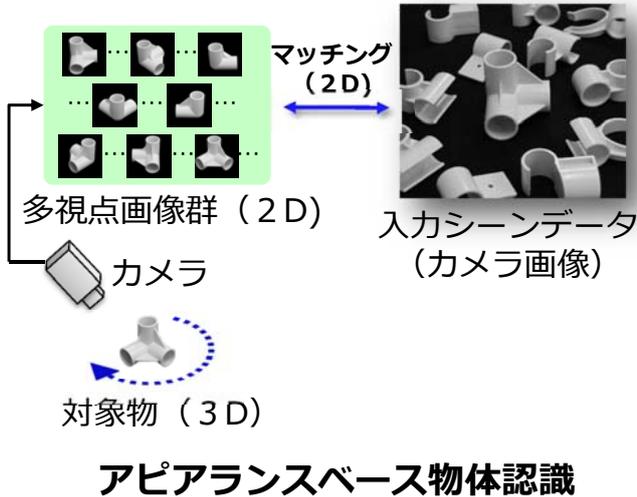
	距離画像	3次元点群
隣接点へのアクセス方法	データが整列されているので隣接データへの連続アクセスが容易.	データが整列されていないので最近傍探索が必要.
デプス解像度	値が濃度値分解能によって離散化される.	一般には離散化されない. 実空間データが利用可能.
主な表示ツール	画像 Viewer (Irfan View, Windows フォトビューアーなど)	OpenGL, Mesh Lab, PCL の Viewer など
利用可能なオープンソースライブラリ	OpenCV, OpenGL	Point Cloud Library (PCL), OpenGL

本日の話題

1. 基礎：3次元データの獲得とデータ構造
2. 系譜：3次元特徴量と局所参照座標系
3. 事例：実利用のための最新研究例

アピランスベース V.S. モデルベース

	アピランスベース	モデルベース
手法	多視点画像群と入力シーン (ex. 単眼カメラ画像) を照合	3次元CADモデルと入力シーン (ex. 距離画像) を照合
メリット	単眼カメラを利用可能	CADモデルのみの準備で十分
デメリット	多量の辞書データ (画像群) が必要	一般に3次元センサが必要



モデルベース物体認識における 3次元特徴量の意義

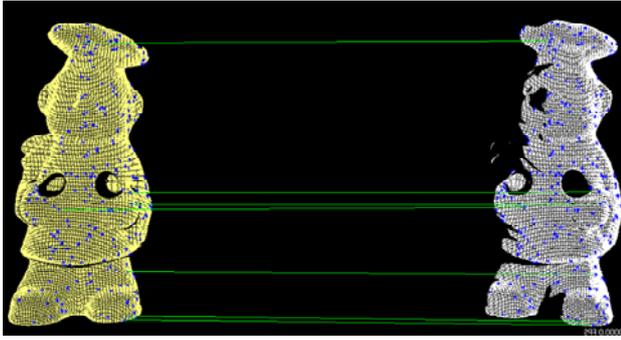


最近では、高速化の観点から、キーポイントベースが主流.

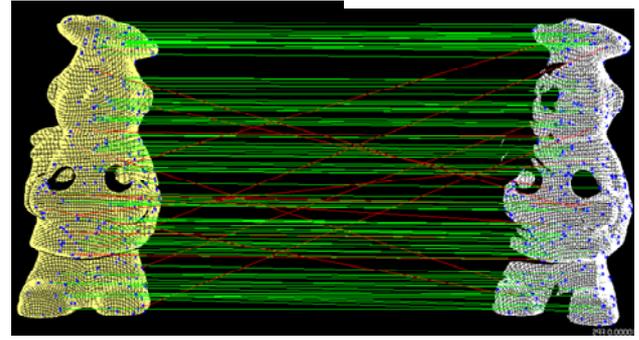
∴ キーポイントを特徴づける **3次元特徴量** が重要

例：3次元特徴量によるマッチング性能比較

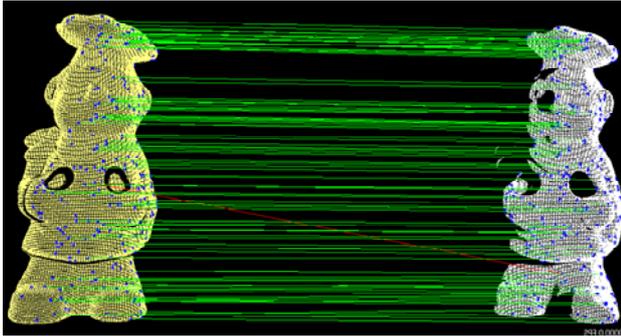
— 緑線 正しい対応点
— 赤線 誤対応



3DSC (対応点：少, 信頼性：高)



PFH (対応点：多, 信頼性：低)



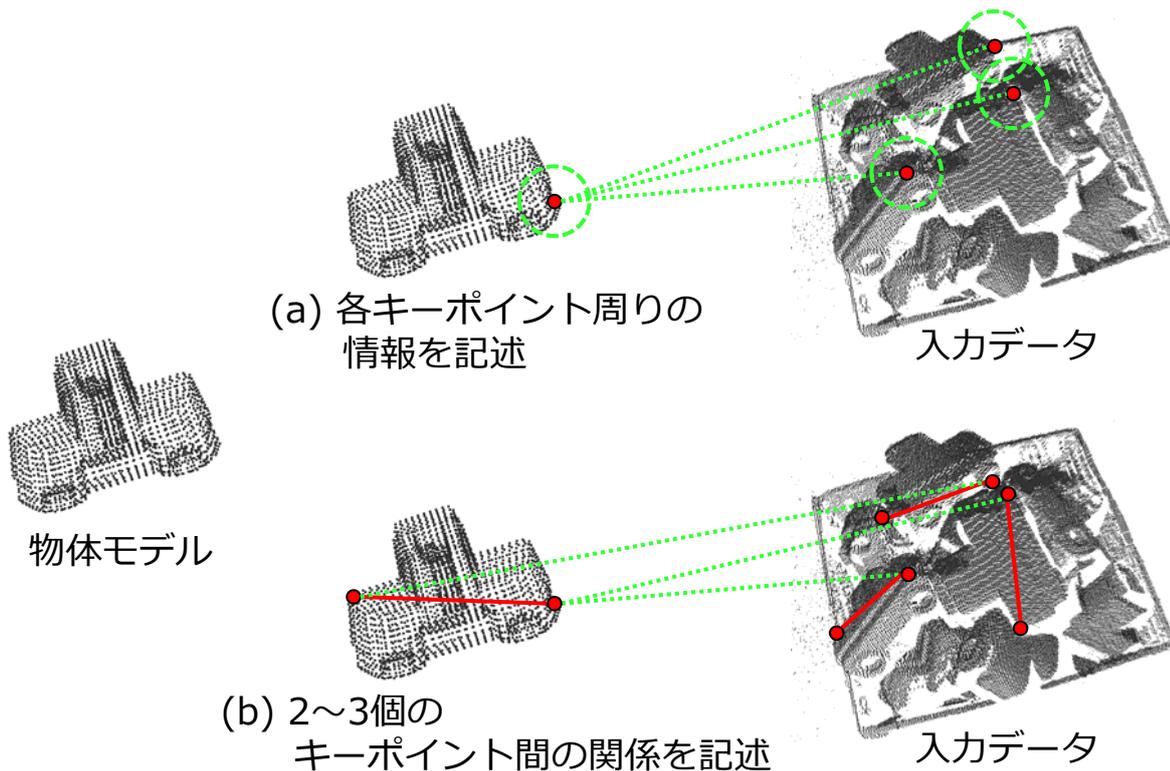
SHOT (対応点：多, 信頼性：高)

	3DSC	PFH	SHOT
得られた対応点数	7	113	90
正しい対応点数	7	99	89
誤った対応点数	0	14	1

特徴量によって性能が左右される。

2つのタイプの3次元特徴量

キーポイントにどのような情報（特徴量）を付加するか？



3次元特徴量の分類と特徴

キーポイントベース物体認識			
(a) キーポイント周りの情報記述			(b) 複数点間の関係記述
座標データ利用	法線ベクトル利用	その他の情報を利用	2点間 or 3点間
SHOT, PFH, CSHOT, HONV		LSP, CCDoN, NARF, MHOG, RoPS	PPF, ER, VC-PPF, MPPF, PPF B2B or S2B or L2L, VPM
SI, SSI, DAI, 3DSC, SDLSD	FPFH, DoN		

PFH : Point Feature Histogram
 SHOT : Signature of Histograms of Orientations
 CSHOT : Color SHOT
 HONV : Histogram of Oriented Normal Vector
 SI : Spin Image
 SSI : Spherical Spin Image
 DAI : Depth Aspect Image
 3DSC : 3D Shape Contexts

SDLSD : Scale-Dependent Local Shape Descriptor
 FPFH : Fast PFH
 DoN : Difference of Normals
 LSP : Local Surface Patches
 CCDoN : Combination of Curvatures and Difference of Normals
 NARF : Normal Aligned Radial Feature
 MHOG : Mesh HOG
 RoPS : Rotational Projection Statistics

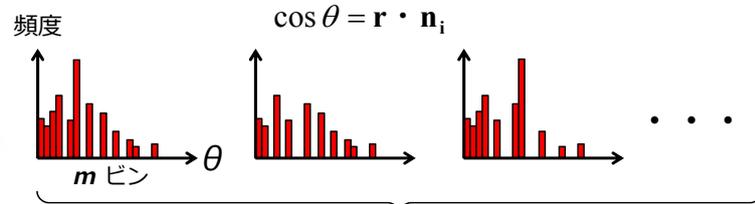
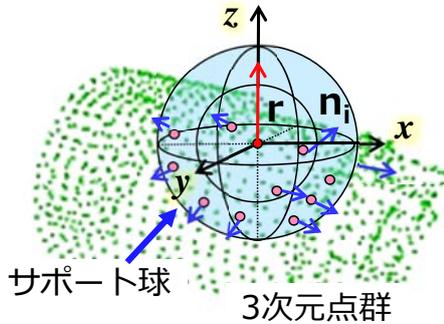
PPF : Point Pair Feature
 ER : Efficient Ransac
 VC-PPF : Visibility Context PPF
 MPPF : Multimodal PPF
 PPF B2B or S2B or L2L : PPF Boundary-to-Boundary or Surface to Boundary or Line to Line
 VPM : Vector Pair Matching

(a) キーポイント周りの情報記述

SHOT 特徴量 (Signature of Histograms of Orientations)

特徴記述

1. キーポイント周辺 (サポート球内) を分割する (局所座標系を利用). xy 平面で 2 分割, 球内を中心部と周辺部に 2 分割, さらに, z 軸まわり 8 分割. ($\rightarrow 2 \times 2 \times 8 = 32$ 分割)
2. 基準点の法線 \mathbf{r} と, 分割された 32 個のスペース内の法線ベクトル群 \mathbf{n}_i との内積値を計算し, m ビンのヒストグラムを作成 ($\cos\theta$ 値). ($m=11$)



32個のヒストグラム \times 11ビン = **352次元特徴量**
(HOGと似た勾配ベースの特徴量なので姿勢変化に不変)

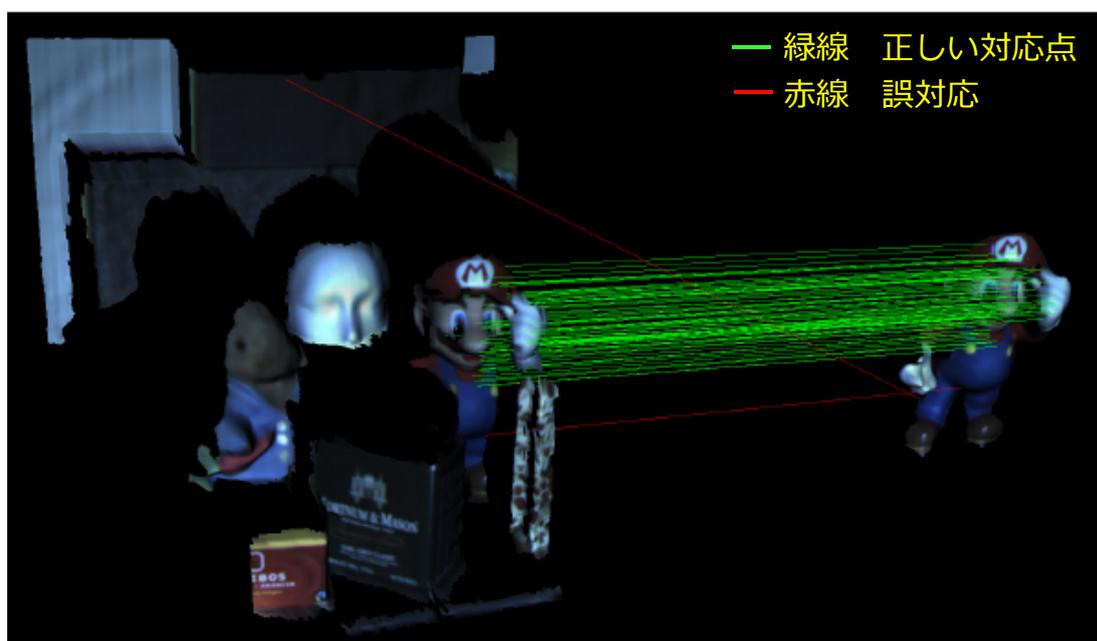
利点

- 次元数が高いので, 特徴量のアイデンティティは比較的高い.
(\rightarrow 誤照合は少なめ)

参考文献: F.Tombari, S.Salti, L.D.Stefano, "Unique Signatures of Histograms for Local Surface Description", ECCV, pp.356-369, 2010.

SHOT 特徴量 (Signature of Histograms of Orientations)

モデルとシーンのマッチング例

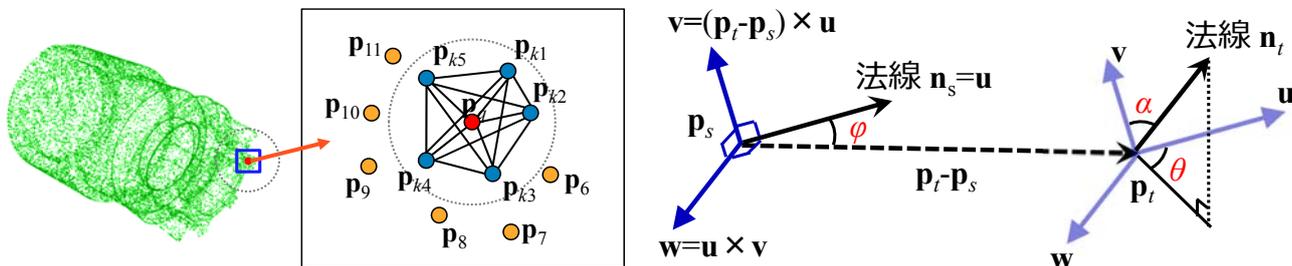


出典: F.Tombari, S.Salti, L.D.Stefano, "Unique Signatures of Histograms for Local Surface Description", ECCV, pp.356-369, 2010.

PFH 特徴量 (Point Feature Histograms)

特徴記述

- 注目点周りの球領域内の k 近傍点から **多数の 2 点組** を選択.
- 2 点から $\alpha, \theta, \varphi, \mathbf{p}_i - \mathbf{p}_s$ を計算し, **ヒストグラム化 (= 特徴量)**
ex. 125次元 (PCL)



ユニーク特徴点の選択

- ある特徴量が, モデル内の平均特徴量より大きければ候補として保存.
- 球の半径を変えながら同様の計算をおこない, 多くの半径から支持された候補点を, 最終的な **ユニーク特徴点** として選択する.

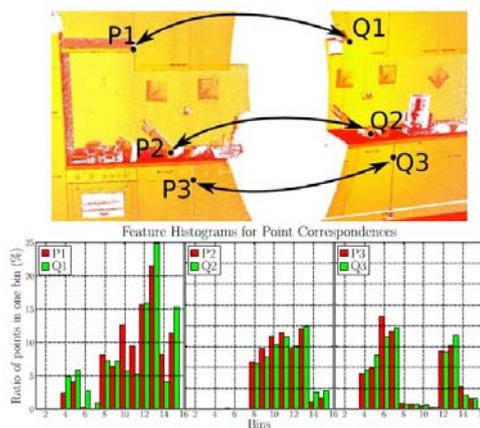
利点

- ヒストグラム特徴なので, 多少の外乱には頑健.
- 次元数がある程度高いので, モデルの表現力も高い.

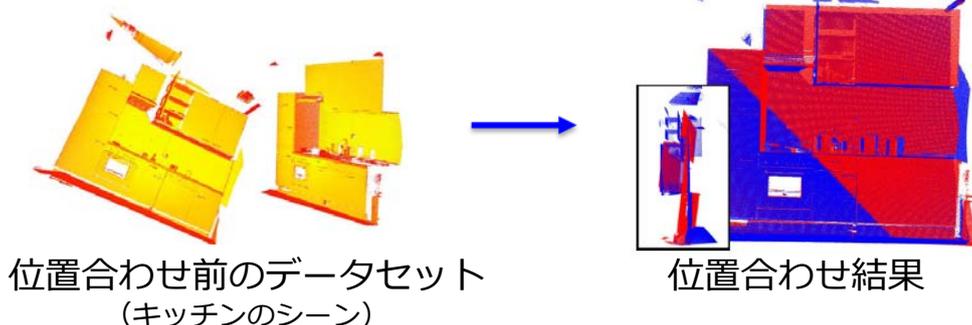
参考文献: R. B. Rusu, et al., "Aligning Point Cloud Views using Persistent Feature Histograms", IEEE Proc. IROS, pp.3384-3391, 2008.

PFH 特徴量 (Point Feature Histograms)

- 対応点と PFH 特徴量
二つの点群データの対応点と
各対応点の PFH 特徴量



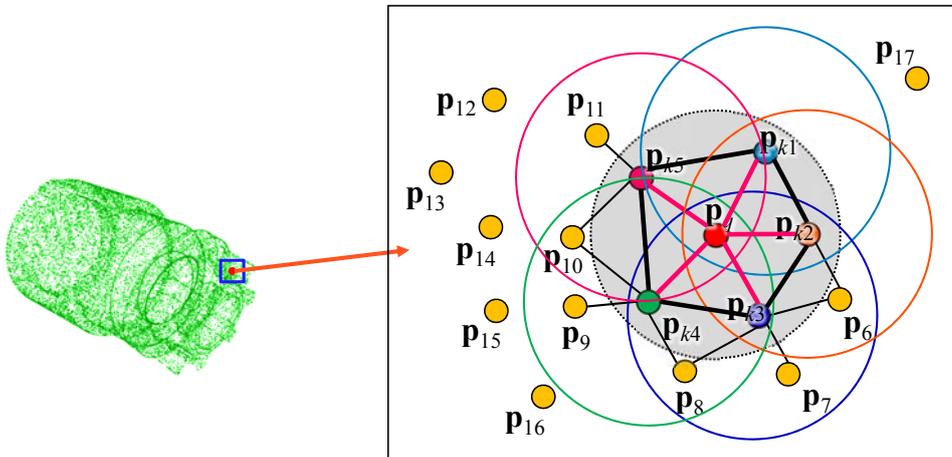
- PFH 特徴量による位置合わせ



出典: R. B. Rusu, et al., "Aligning Point Cloud Views using Persistent Feature Histograms", IEEE Proc. IROS, pp.3384-3391, 2008.

FPFH 特徴量 (Fast Point Feature Histograms)

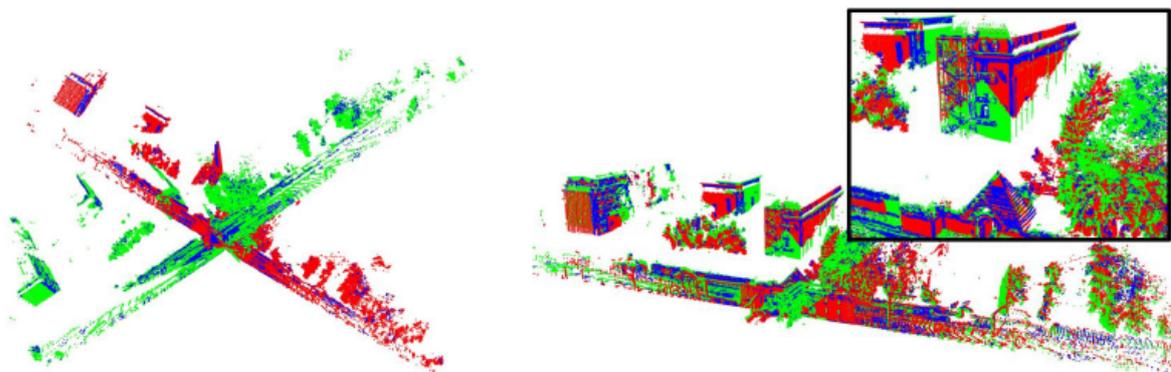
- PFH の改良版 (特徴記述の組み合わせ数を削減して高速化)
- 2点組の作り方を, **注目点** と **近傍点群** の組み合わせに変更.
 - 注目点と球領域内の近傍点を用いて PFH を作成 (→SPFH)
 - この処理を物体モデル全点に対しておこない, 最終的なヒストグラムを作成 (FPFH)



参考文献 : R. B. Rusu, et al., "Fast Point Feature Histograms(FPFH) for 3D Registration", IEEE Proc. ICRA, pp.3212-3217, 2009.

FPFH 特徴量 (Fast Point Feature Histograms)

- 位置合わせ結果の例
 - 赤, 緑 : 位置合わせ前のデータセット
 - 青 : FPFH の特徴点



位置合わせ前のデータセット

位置合わせ結果

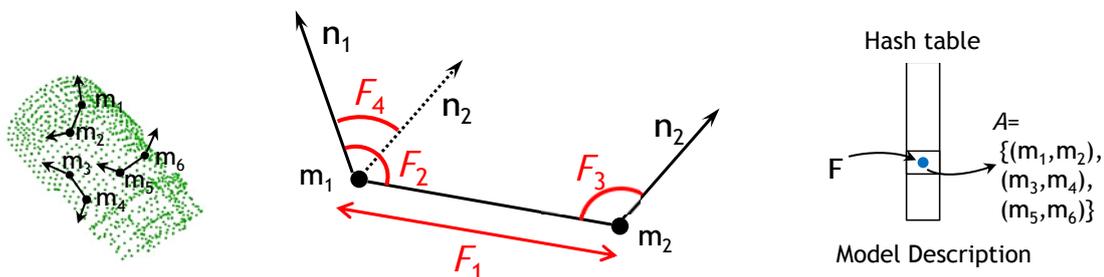
出典 : R. B. Rusu, et al., "Fast Point Feature Histograms(FPFH) for 3D Registration", IEEE Proc. ICRA, pp.3212-3217, 2009.

(b) 複数点間の関係記述

PPF 特徴量 (Point Pair Feature)

特徴記述

- 2 点対から算出された 4次元特徴量 ($F_1 \sim F_4$ の4つの値)
- 物体上の **全ての点から** 構成される 2 点対を利用する.



マッチング

- 4次元特徴量が類似する PPF を探索。
(ハッシュテーブルを活用して効率化)
- それらの幾何変換パラメータを計算する.

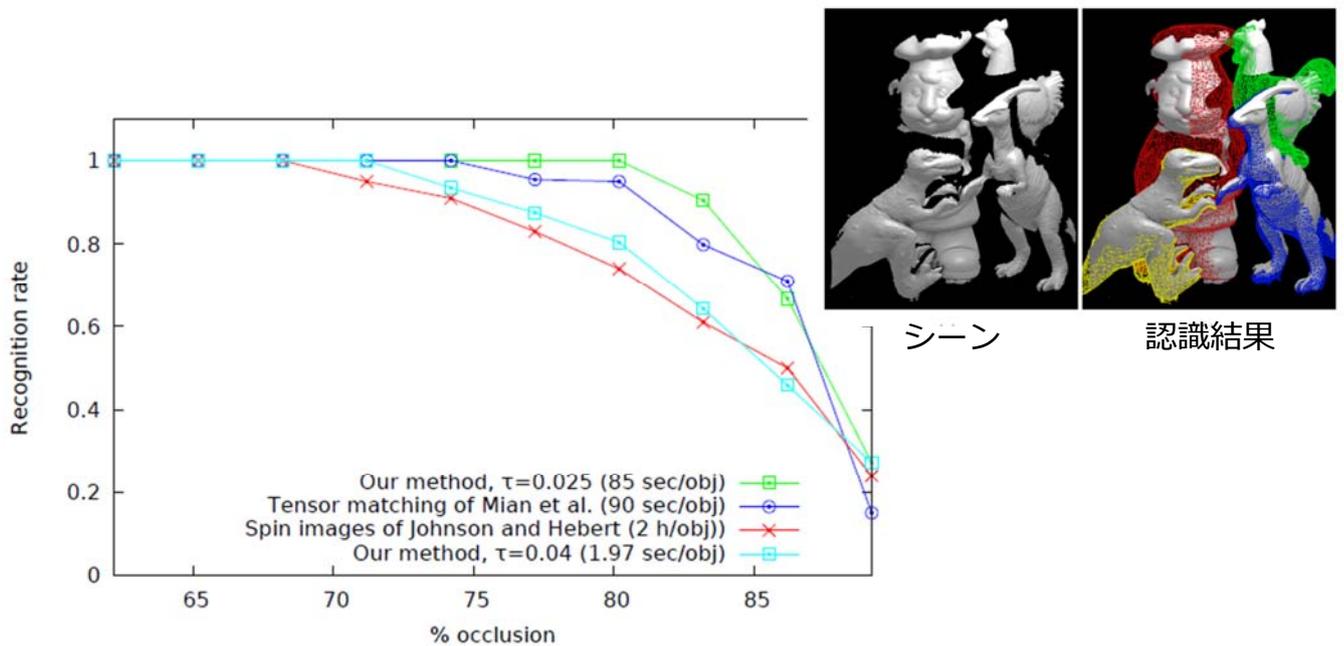
利点

- モデル全体に分布したキーポイントを使うので、オクルージョンには頑健.

参考文献: B. Drost, et al., "Model Globally, Match Locally: Efficient and Robust 3D Object Recognition", CVPR, pp.998-1005, 2010.

PPF 特徴量 (Point Pair Feature)

性能：オクルージョンに対する頑健性



出典：B. Drost, et al., "Model Globally, Match Locally: Efficient and Robust 3D Object Recognition", CVPR, pp.998-1005, 2010.

Hashimoto Laboratory, Chukyo University

名古屋CV・PRML勉強会 March 21, 2015

25

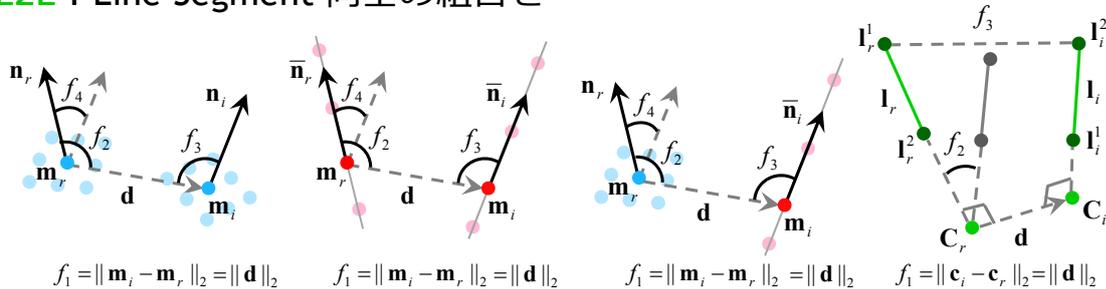
PPF 特徴量の改良 B2B, S2B, L2L

■ PPF においてペアリングする点を限定することによって高速化

B2B : Boundary 上の点同士の組合せ

S2B : Surface と Boundary 上の点の組合せ

L2L : Line Segment 同士の組合せ



S2S [Drost2010]

B2B

S2B

L2L



青点 : Surface

赤点 : Boundary

緑線 : Line Segment

出典：C. Choi, et al., "Voting-Based Pose Estimation for Robotic Assembly Using a 3D Sensor", IEEE Proc. ICRA, pp.1724-1731, 2012.

Hashimoto Laboratory, Chukyo University

名古屋CV・PRML勉強会 March 21, 2015

26

キーポイント周りの情報記述 複数点間の関係記述

・・・どちらのタイプがよいか？

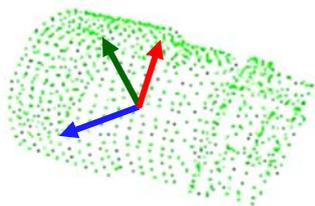
SHOT と PPF の比較

	SHOT (キーポイント周辺の情報記述)	PPF (複数キーポイント間の関係)
特徴量の次元数	352	4
特徴量の アイデンティティ	特徴ベクトルの 次数が高い （アイデンティティが高い）ので、 誤照合は少ない 。	単体ではSHOTよりもアイデンティティが低い が 、 投票処理 （統計処理）によって解決している例が多い。
外乱への耐性 = 再現性 (Repeatability)	ヒストグラムベースの特徴量なので ノイズには強い 。	物体全面にばらまかれた多数の点対（全点からの2点組み合わせ）を用いるので、 オクルージョンには強い 傾向あり。
照合に使用する 特徴点数	特徴量の次元数が高いので、一般には少数で足りる。 →少数しか使わないので、 オクルージョンには弱い 。	多数のPPFを使う必要があるので、高速化のためには、マッチング時の工夫が重要（ハッシュテーブル利用等）。
処理時間	特徴量次数と特徴点数の両方が関連しているので、一概に言えない。 ばら積み物体認識の場合は、特徴量単体の ID が低い PPF は多数のマッチング候補が発生するので、時間がかかることがある。	

局所参照座標系

局所参照座標系 (LRF : Local Reference Frame)

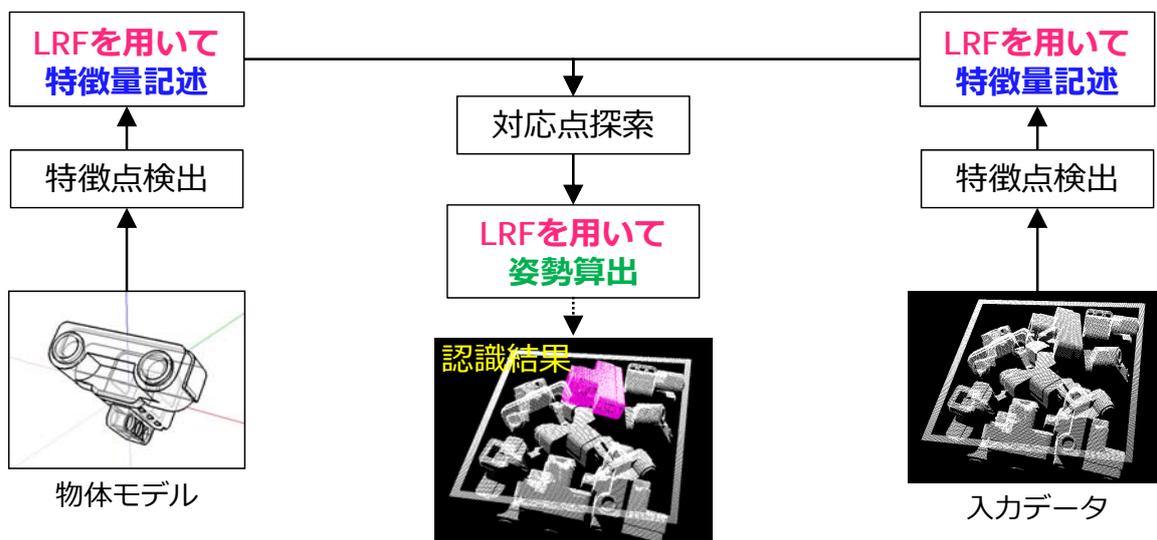
- LRF とは? 特徴点ごとに設定される 3 次元 (直交) 座標系



LRFの決め方 (例)

- 第1軸 : キーポイントを代表する法線ベクトル
- 第2軸 : 第1軸と直交するベクトル
- 第3軸 : 第1軸, 第2軸の外積ベクトル

- 物体認識における LRF の必要性

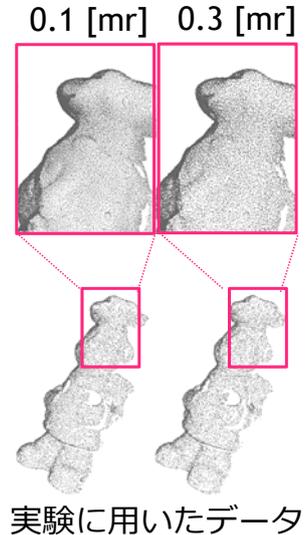
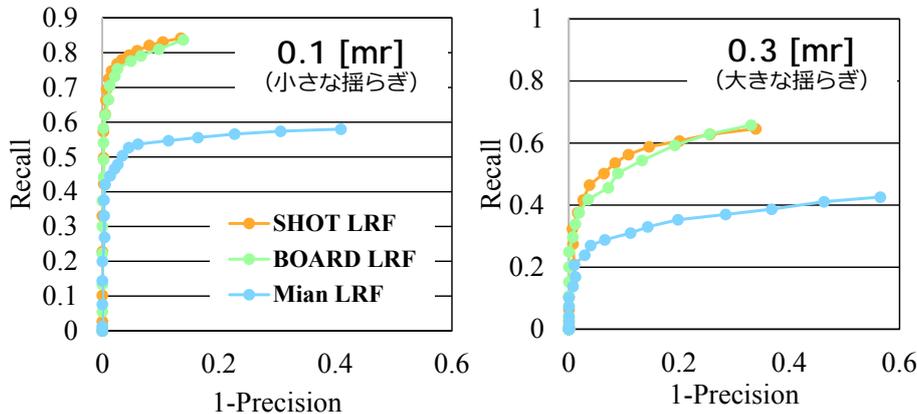


LRF が認識性能に与える影響 (実験例)

- 同一の特徴量に、さまざまな LRF を組み合わせて性能を評価。

使用特徴量 : SHOT
 マッチング対象 : ガウシアンノイズを付加した点群
 ノイズ付加方式 : 元の点の xyz 座標位置に揺らぎを与える (点数は不変)
 揺らぎの大きさ : 0.1 [mr] (揺らぎ小) , 0.3 [mr] (揺らぎ大) の2種

mr = mesh resolution (最近傍点までの距離の平均値)



使用する特徴量が同じでも、LRF によって性能が左右される。

代表的な LRF

固有ベクトル利用型	法線ベクトル利用型	
キーポイント周りの点群の座標から共分散行列を計算し、その固有ベクトル群を LRF とする。	3軸をそれぞれ独立に算出する。 z 軸 = キーポイント周りの法線ベクトル x 軸 = さまざまな工夫	
Mian, SHOT, RoPS, EM	x 軸の決定方法	
	最大値選択	方向分布分析
	BOARD PS	MH DPN, GRF

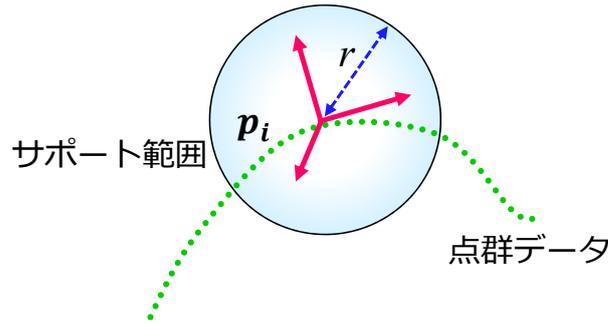
Mian : Mian-LRF
 SHOT : Signature of Histograms of Orientations
 RoPS : Rotational Projection Statistics
 EM : Exponential Map

BOARD : BOrder Aware Repeatable Directions
 PS : Point Signature
 DPN : Dominant Projected Normals
 GRF : Global Reference Frame
 MH : Mesh HoG

半径 r の球領域内の点群の共分散行列の固有ベクトル群 (3次元)

共分散行列 $\Sigma_{\hat{p}} = \frac{1}{k} \sum_{i=0}^k (\mathbf{p}_i - \hat{\mathbf{p}})(\mathbf{p}_i - \hat{\mathbf{p}})^T$ (1)

平均ベクトル $\hat{\mathbf{p}} = \frac{1}{k} \sum_{i=0}^k \mathbf{p}_i$ (2)

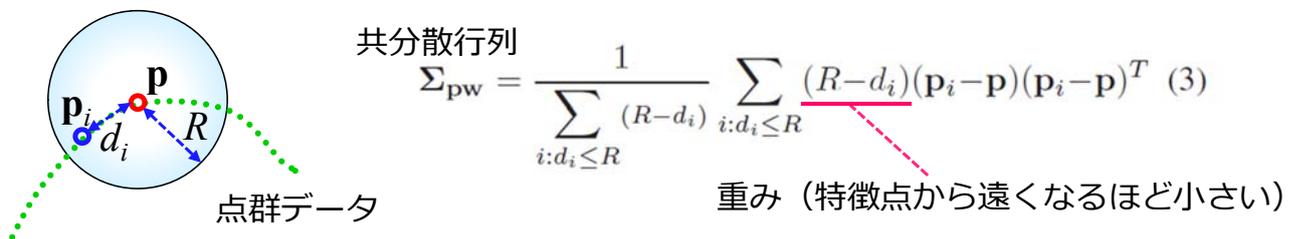


参考文献: A.Mian, et al., "On the Repeatability and Quality of Keypoints for Local Feature-based 3D Object Retrieval from Cluttered Scenes", International Journal of Computer Vision (IJCV), Vol.89, Issue 2-3, pp.348-361, 2010.

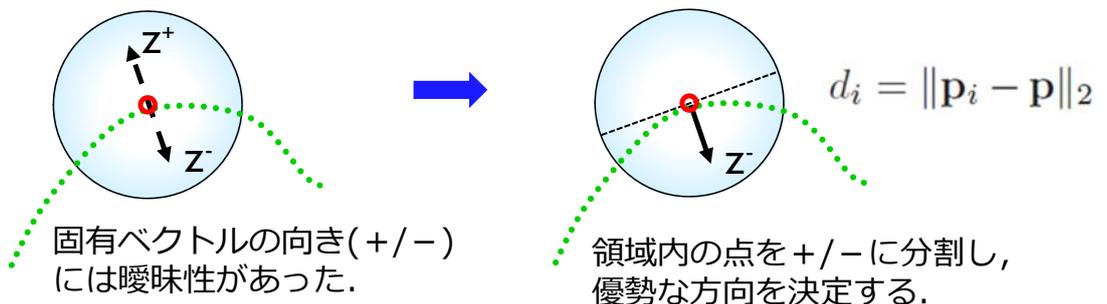
SHOT LRF

- Mian LRFの改良版.
- 注目点からの距離に応じた重みつき共分散行列の固有ベクトル

1. 周辺部外乱の影響を抑制

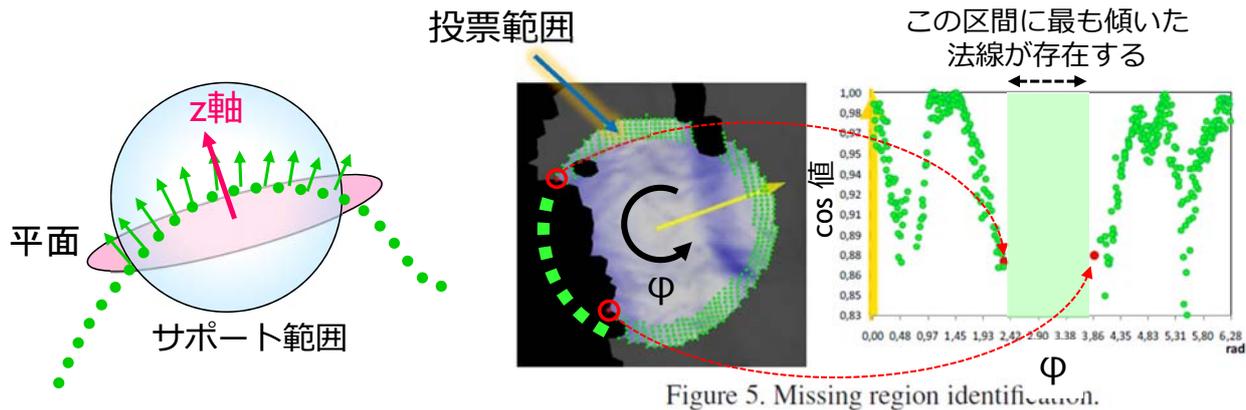


2. 固有ベクトルの向き(+/−)の曖昧性を解決



参考文献: F.Tombari, S.Salti, L.D.Stefano, Unique Signatures of Histograms for Local Surface Description, ECCV, pp.356-369, 2010.

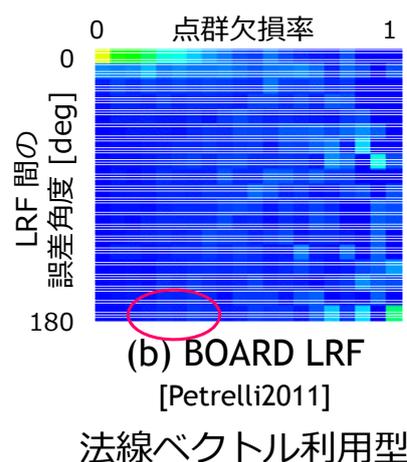
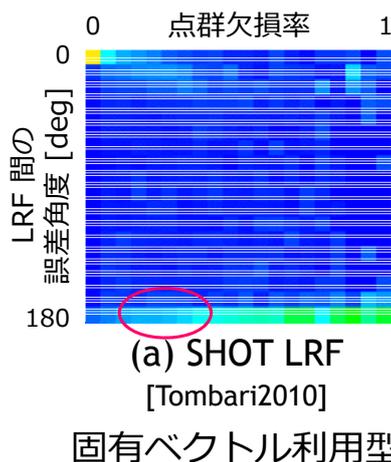
- z 軸の決め方
 - サポート範囲内の点群を平面フィッティングしたときの法線が z 軸。
- x 軸の決め方
 - 周辺の法線ベクトル群の中から, z 軸との内積 ($\cos\theta$) が最も小さい (=大きく傾いた=直交する) ものを決定し, これを x 軸とする。
 - このとき, 欠損領域の有無を判定し, $\cos\theta$ の最小値がその領域内に存在する場合は, 両脇のデータをもとに, 最小位置を推定する。



SHOT-LRF と BOARD-LRF の比較 (実験例)

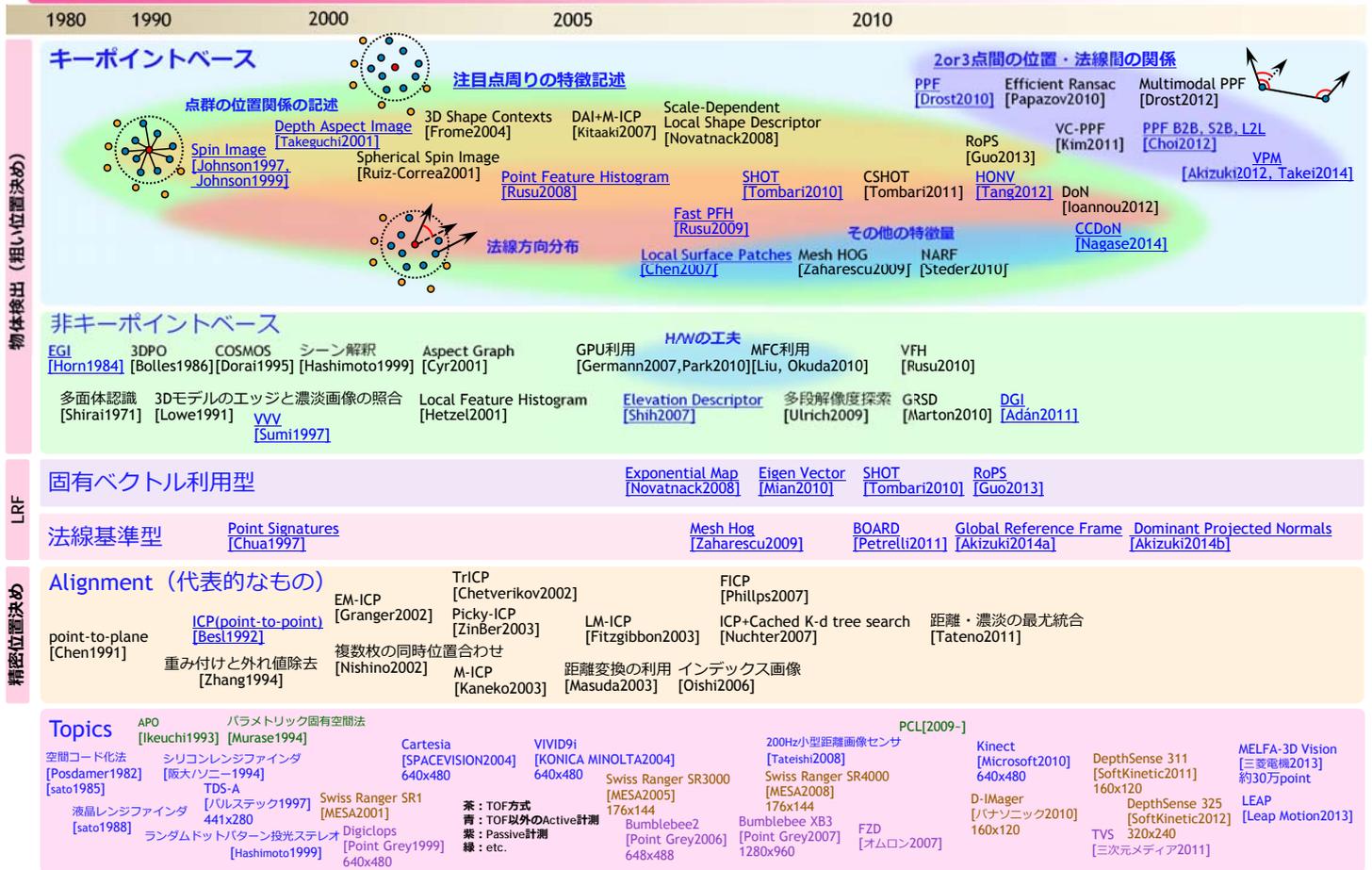
- 点群データに欠損を混入 (オクルージョンを模擬)
- 欠損率とLRF の角度推定誤差との関係を調査
 - カラーマップの見かた
 - 縦軸: 対応点間の LRF の角度誤差 [deg]
 - 横軸: 対応点間の LRF 算出に用いた点群の欠損率
 - 色は頻度を表す
 - 固有ベクトル利用型は, 欠損による点群分布の影響を受けやすい

$$\text{欠損率} = \frac{|N_M - N_S|}{\max(N_M, N_S)}$$



3次元特微量とLRFに関する研究マップ

研究室HPにて公開中



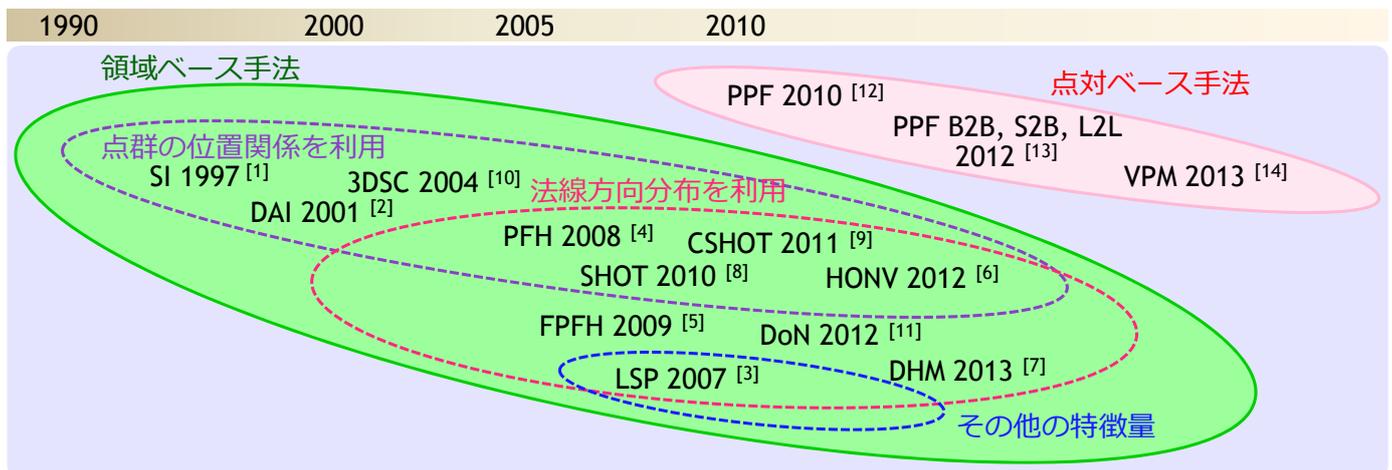
本日の話題

1. 基礎：3次元データの獲得とデータ構造
2. 系譜：3次元特微量と局所参照座標系
3. 事例：実利用のための最新研究例

低次元・高アイデンティティ特徴量 CCDoN

「キーポイント周りの情報記述」型

特徴量計算手法の長所・短所



	領域ベース手法	点对ベース手法
手法	SI ^[1] , DAI ^[2] , LSP ^[3] , PFH ^[4] , FPFH ^[5] , HONV ^[6] , DHM ^[7] , SHOT ^[8] , CSHOT ^[9] , 3DSC ^[10] , DoN ^[11]	PPF ^[12] , PPF 派生 ^[13] (B2B, S2B, L2L), VPM ^[14]
処理速度	遅い	速い
信頼性	高い	低い

[1] Johnson et al. 1999. [2] 武口 et al. 2004. [3] Chen et al. 2007. [4] Rusu et al. 2008. [5] Rusu et al. 2009. [6] Tang et al. 2012. [7] 永瀬 et al. [8] Tombari et al. 2010. [9] Tombari et al. 2011. [10] Frome et al. 2004. [11] Ioannou et al. 2012. [12] Drost et al. 2010. [13] Choi et al. 2012. [14] Akizuki et al. 2013.

本研究の目的と基本アイデア

■ 目的

- 高速性と高信頼性を両立する新たな特徴量を提案

■ 基本アイデア

- 特徴点周りの領域内に含まれるデータを利用して低次元の特徴量を記述
 - 低次元特徴の利用 -> 処理の高速化
 - 特徴点周りのデータを利用 -> 認識の高信頼化

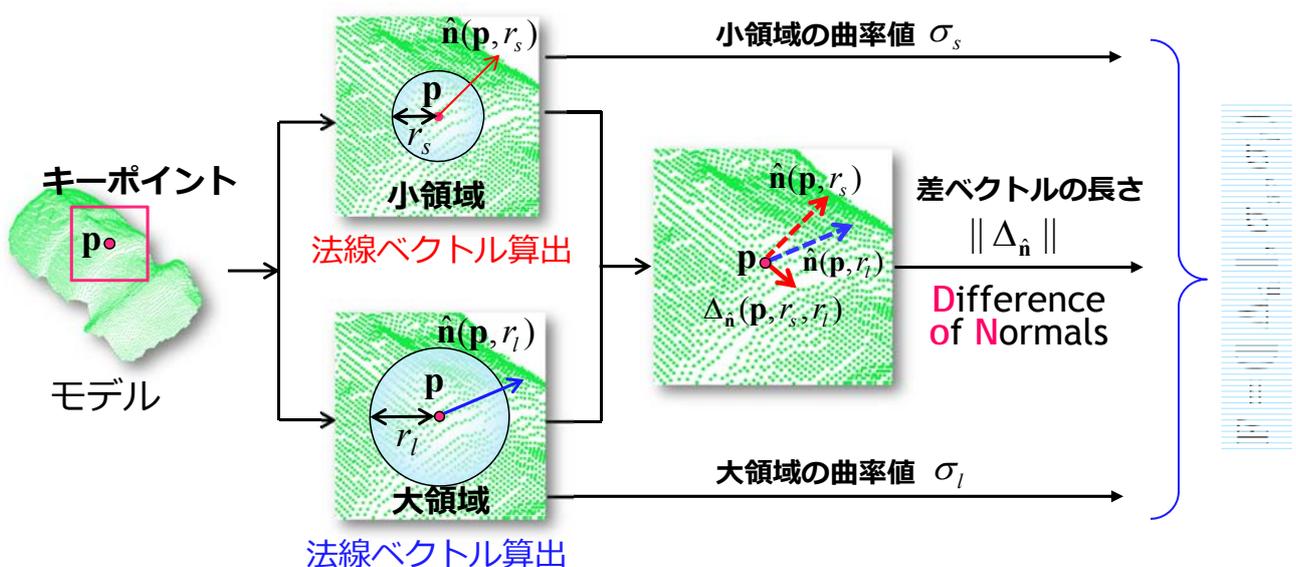
➤ Difference of Normals (DoN) 特徴量

- スカラー値 -> 高速な処理が可能
- 相対的な値 -> 誤照合の増加

DoN 特徴量に少数の特徴量を組み合わせることによって、特徴量の信頼性を高め、誤照合の低減を図る

基本アイデア

Combination of Curvatures and Difference of Normals



$$F = (\|\Delta_{\hat{n}}\|, \sigma_s, \sigma_l)$$

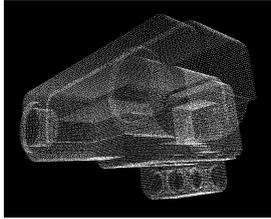
次元数 = 3

大域形状を表現
局所形状を表現
法線間の相対値

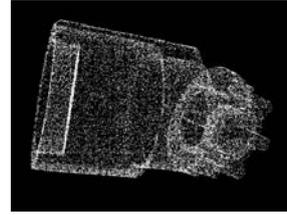
- Y. Ioannou, B. Taati, R. Harrap, and M. Greenspan, "Difference of Normals as a Multi-Scale Operator in Unorganized Point Clouds," International Conference on 3D Imaging, Modeling, Processing, Visualization and Transmission, pp.501-508, 2012.
- 永瀬誠信, 秋月秀一, 橋本学, "CCDoN: ばら積み部品の高速・高信頼な6自由度位置姿勢推定のための局所特徴量," 精密工学会誌, Vol.80, No.12, pp.1138-1143, 2014.

実験に用いたシミュレーションデータ

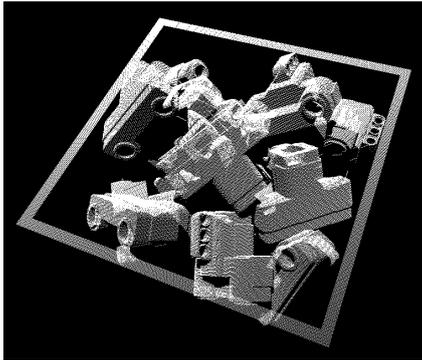
- 各物体それぞれ約 115 シーンのデータを用いた
- 点群データは 1 点あたり 0.40 mm ピッチの離散化点群



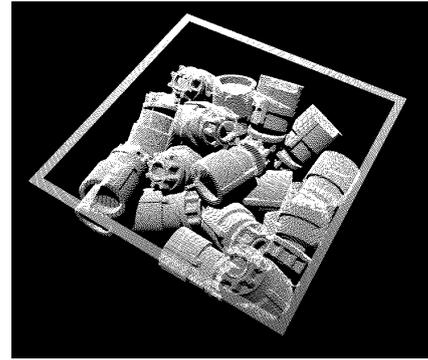
物体 A



物体 B

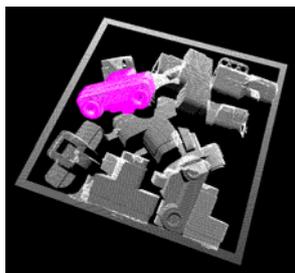
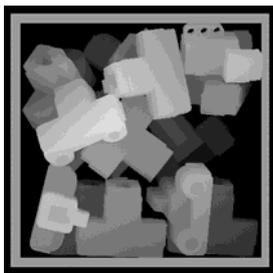


物体 A のシミュレーション
シーンデータ

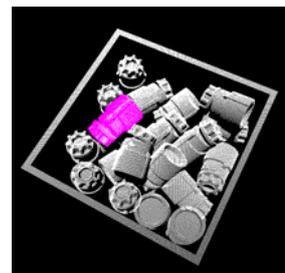
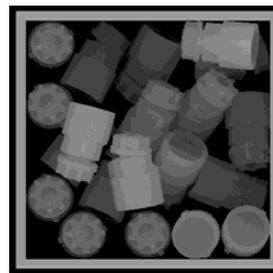


物体 B のシミュレーション
シーンデータ

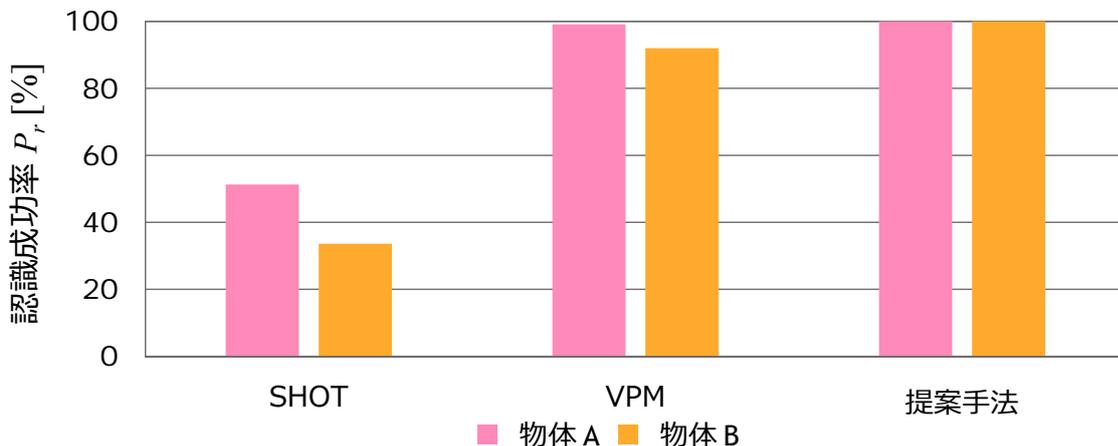
シミュレーションデータに対する認識成功率 [%]



物体 A

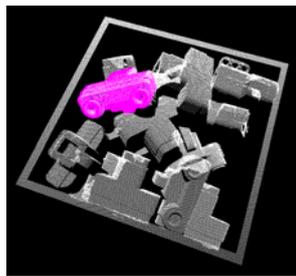
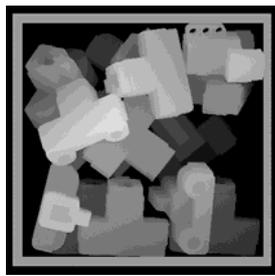


物体 B

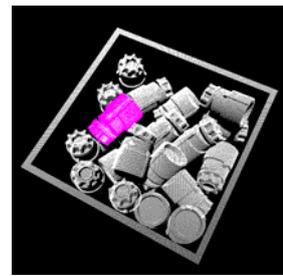
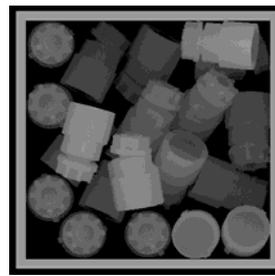


各物体それぞれ約 115 シーンのデータを用いた

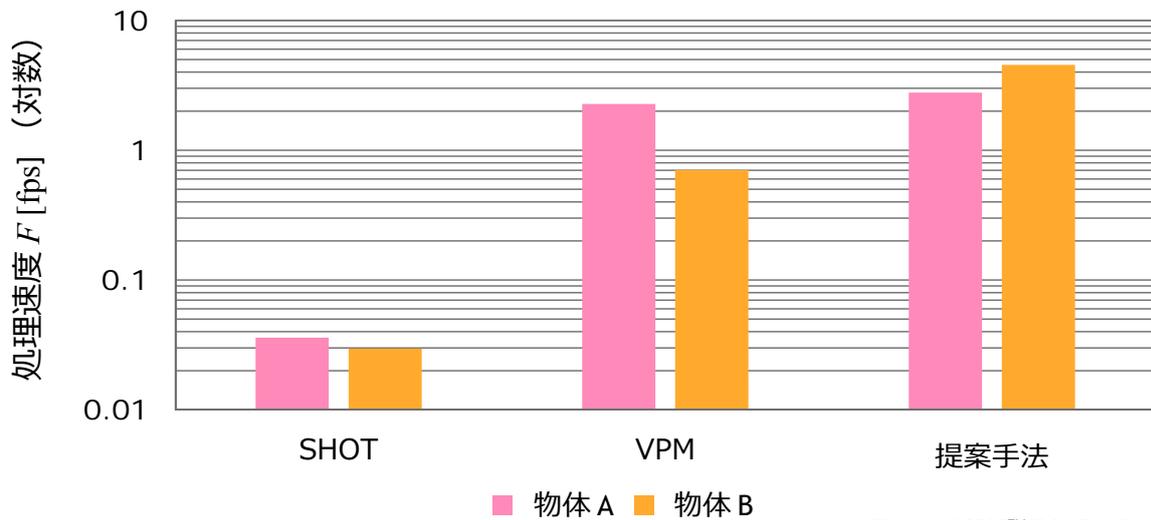
シミュレーションデータに対する処理速度 [fps]



物体 A

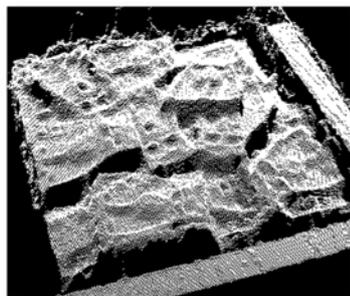
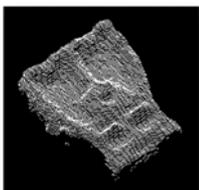


物体 B

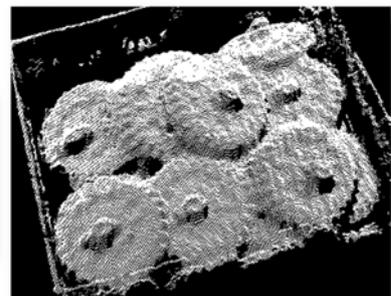
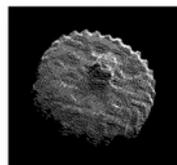


実験に用いた実データ

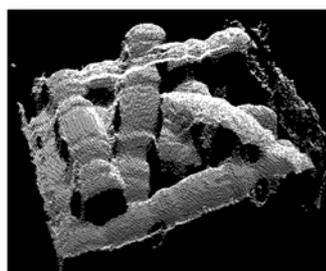
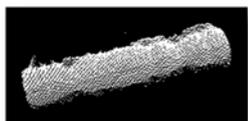
- 各物体それぞれ約 130 シーンのデータを用いた
- 点群データは 1 点あたり 0.40 mm ピッチの離散化点群



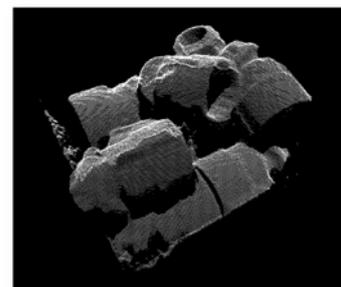
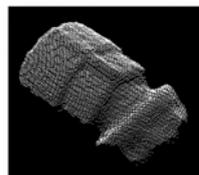
物体 C (コンセントプラグ)



物体 D (ギア)

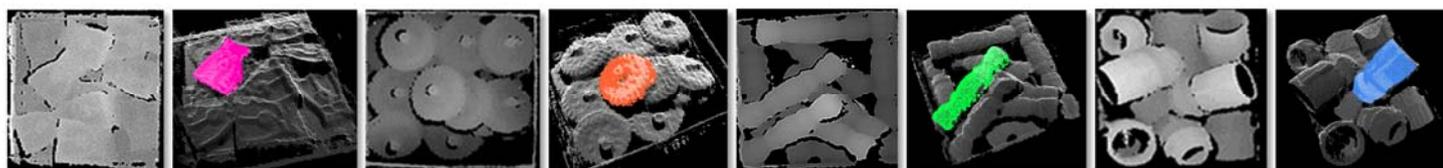


物体 E (木棒)



物体 F (ジョイント)

実データに対する認識成功率 [%]

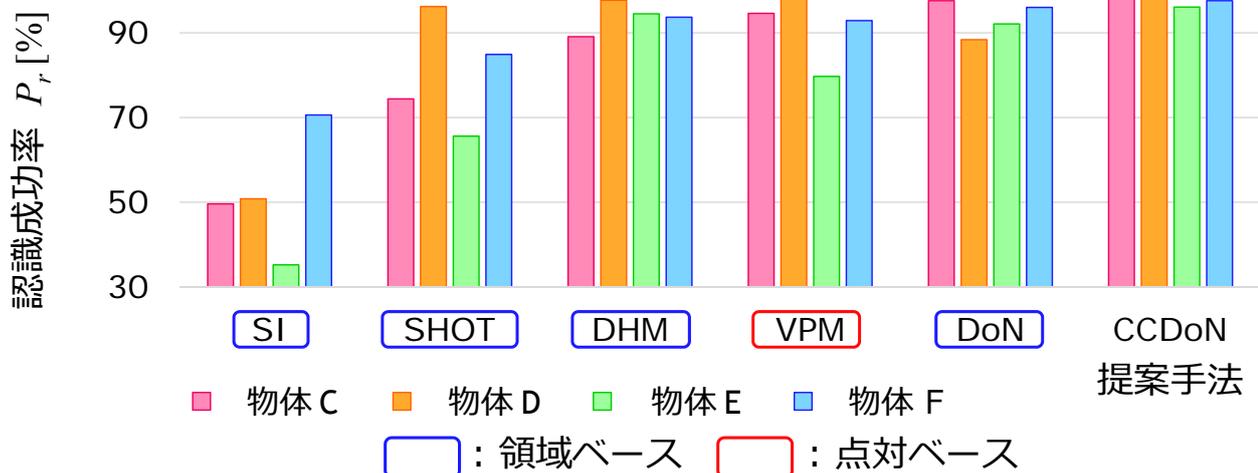


物体 C

物体 D

物体 E

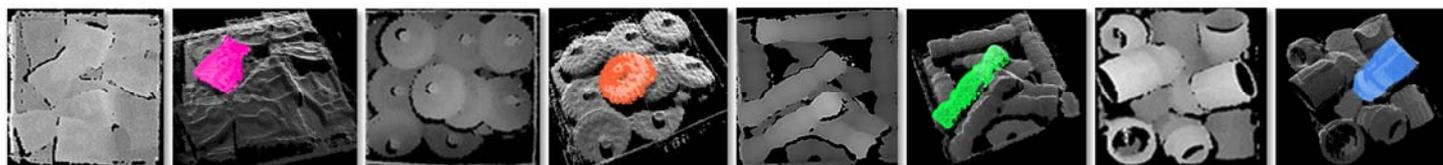
物体 F



各物体それぞれ約 115 シーンのデータを用いた

CPU: Intel®CORE™ i7-3.4GHz, System memory: 8GB

実データに対する処理速度 [fps]

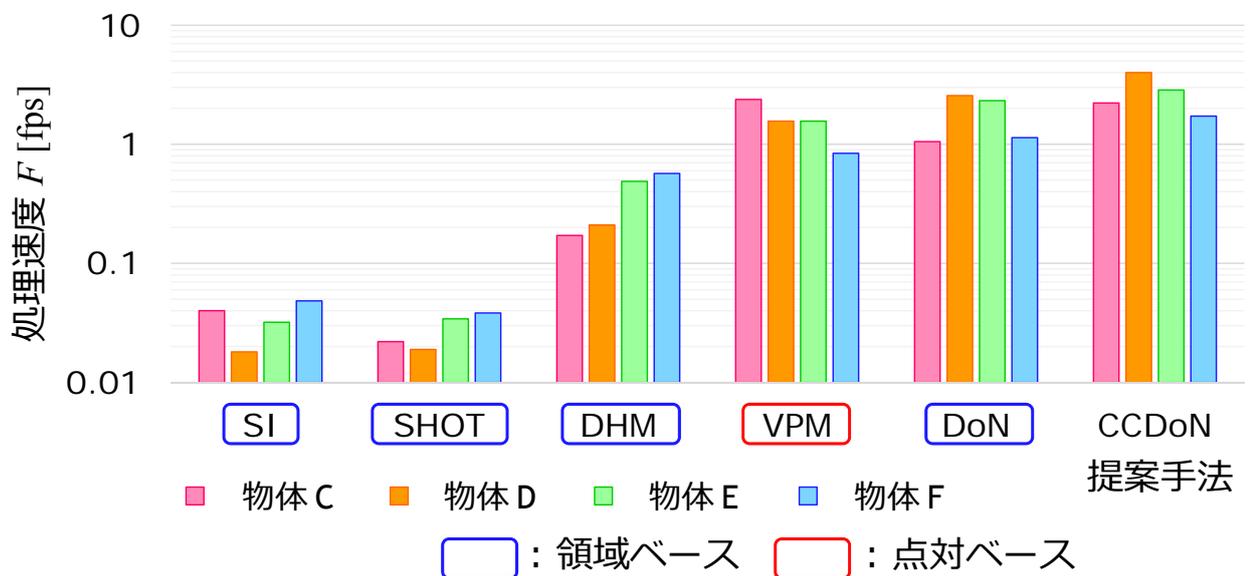


物体 C

物体 D

物体 E

物体 F



CPU: Intel®CORE™ i7-3.4GHz, System memory: 8GB

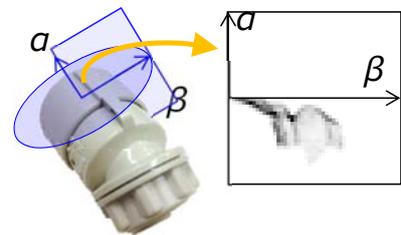
ベクトルペアマッチング VPM

「複数点間の情報記述」型

従来手法の問題点

- Johnson, et al., “Using **Spin Images** for Efficient Object Recognition in Cluttered 3D Scenes”, PAMI, 1999.
 - **モデル全点から作成した**視点変化に不変な照合データを利用

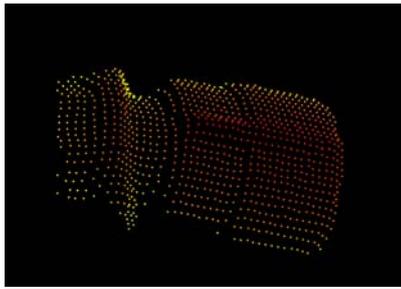
問題点 照合に用いるデータ量が多いので、
処理時間が膨大



- Chen, et al., “3D Free-form Object Recognition in Range Images using **Local Surface Patches**”, PRL, 2007.
 - **曲率の大きな微小形状**をもとに、視点変化に不変な特徴データを作成

問題点 曲率の大きな点が照合に有効とは限らず、
類似した曲率値をもつ点と誤照合

基本アイデア

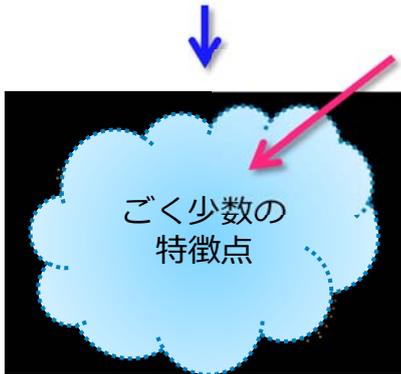


物体モデル
(3-D point cloud representation)

1. 少数の特徴点を用いる。(例: 全点の1%)
高速化に寄与する。

重要なこと…

どのような3次元特徴点を選択されるべきか?



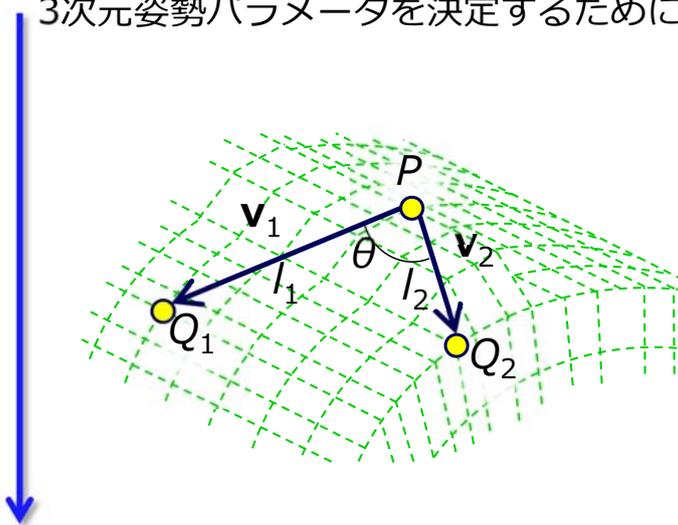
マッチングデータ

特徴点

2. 本研究では、共起発生確率が低い点を選択する。周囲には、これと似た形状が存在しないので、誤認識のリスクが低い。

3次元ベクトルペア

- 3つの3次元点
 - 3次元姿勢パラメータを決定するためには、3つの3次元点があればよい。



幾何学的パラメータ

$$l_1 = |\mathbf{v}_1| = |PQ_1|,$$
$$l_2 = |\mathbf{v}_2| = |PQ_2|,$$
$$\theta$$

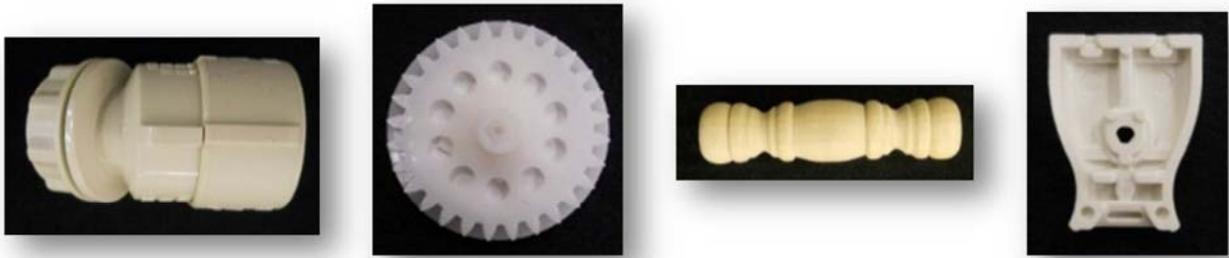
Shape description value

$$S_p, S_{q1}, S_{q2}$$

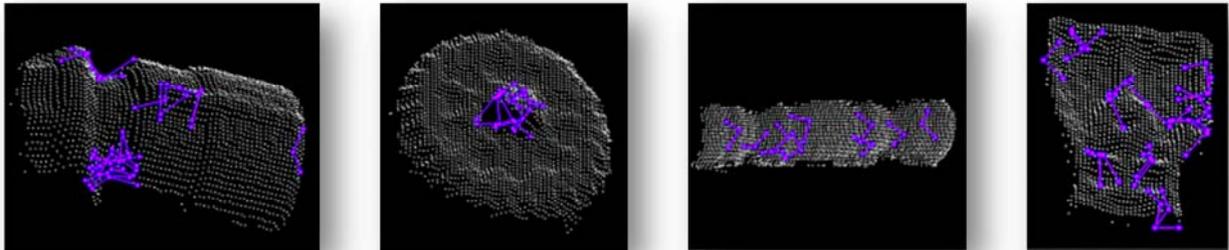
- 視点を共有する2本のベクトル = 3次元ベクトルペア
 - この表現により、幾何学的な表現がシンプルになる。

選択された特徴的ベクトルペア

- 4種類の物体からベクトルペアを選択



物体モデル外観

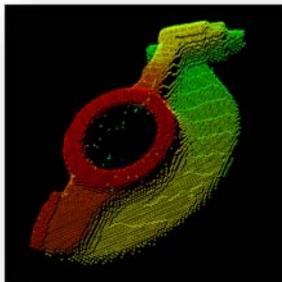


選択された特徴的ベクトルペア

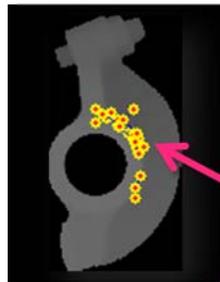
特徴抽出結果の例： 曲率法 v.s. 提案手法

曲率法

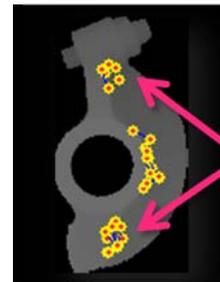
提案手法



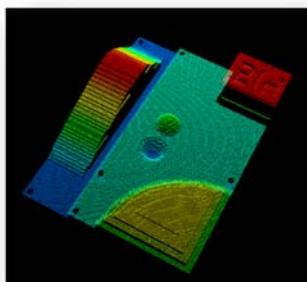
凹凸の多い物体



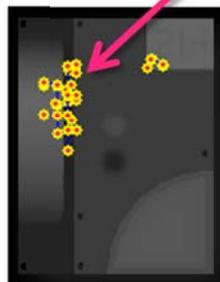
明確な
稜線



面取りした
コーナー部



フラットな物体

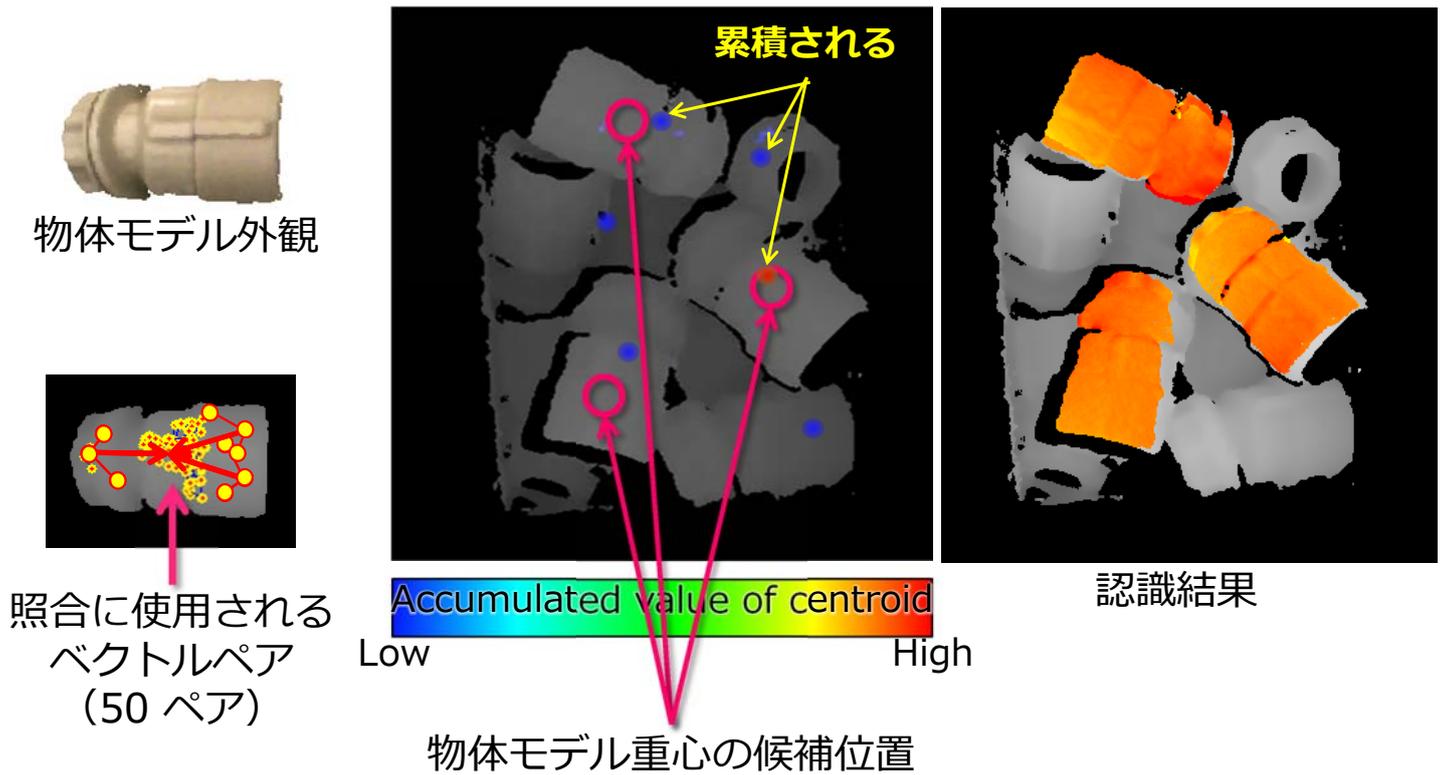


浅いくぼみ

3次元ベクトルペアは独自性の高い形状から抽出される。

この3次元ベクトルペアを照合に使う。

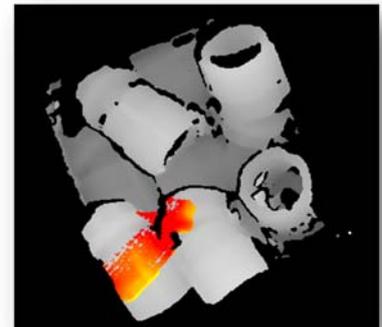
3次元ベクトルペアマッチング



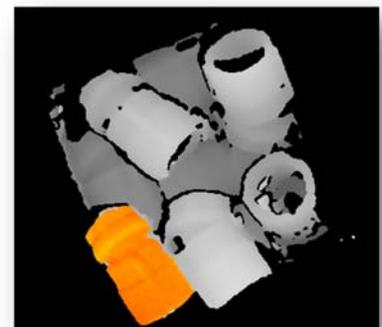
実シーンに対する認識性能

N: 抽出されたベクトルペア数
Pr: 認識成功率
T: 処理時間

手法	特徴量	N	Pr	T(sec)
Spin Image 法	Spin maps	-	93.7%	20.68
ランダム法	Vector pairs	10	47.6%	8.66
曲率法	Vector pairs	10	77.0%	0.74
提案手法	Vector pairs	10	81.7%	0.21
		40	92.9%	1.19



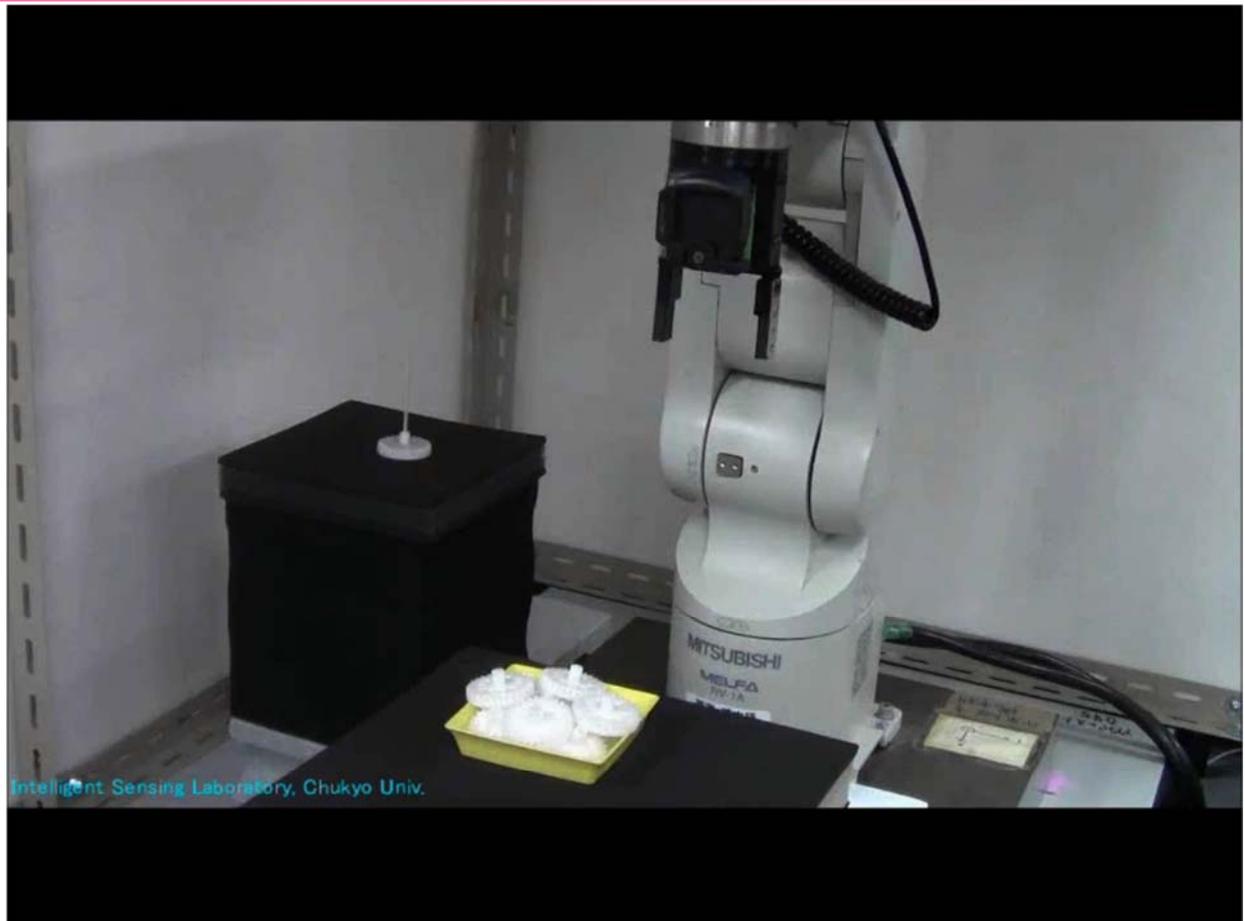
Spin Image法による結果 (失敗)



提案手法による結果 (成功)



VPMを用いたビンピッキングシステム



Hashimoto Laboratory, Chukyo University

名古屋CV・PRML勉強会 March 21, 2015

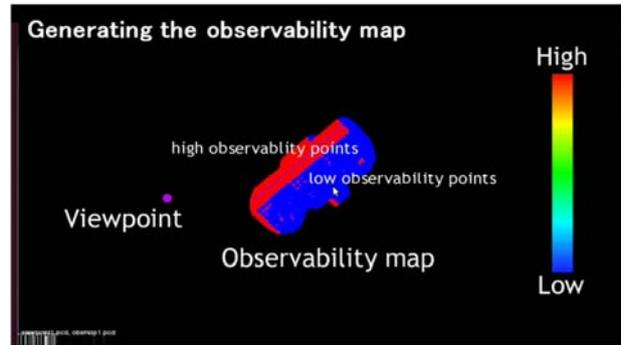
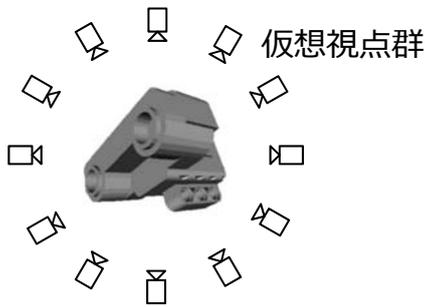
57

特徴点の可観測性の考慮

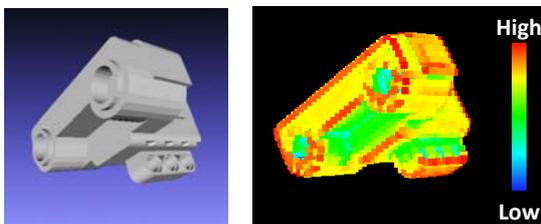
可観測性を考慮した 3D特徴点選択

[Akizuki2014]

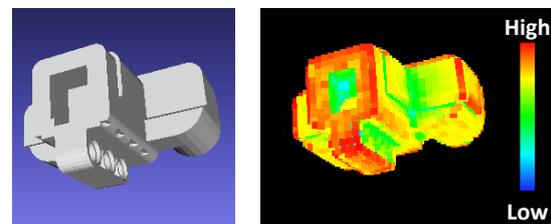
- 入力シーンにおける観測可能性の高い点を自動選択
 - 物体周りに複数の視点を設定し、各点の観測可能性をモニタリング
 - 観測可能性の高い点を特徴点とする。



可観測率マップの生成



可観測率マップ (視点 1)



可観測率マップ (視点 2)

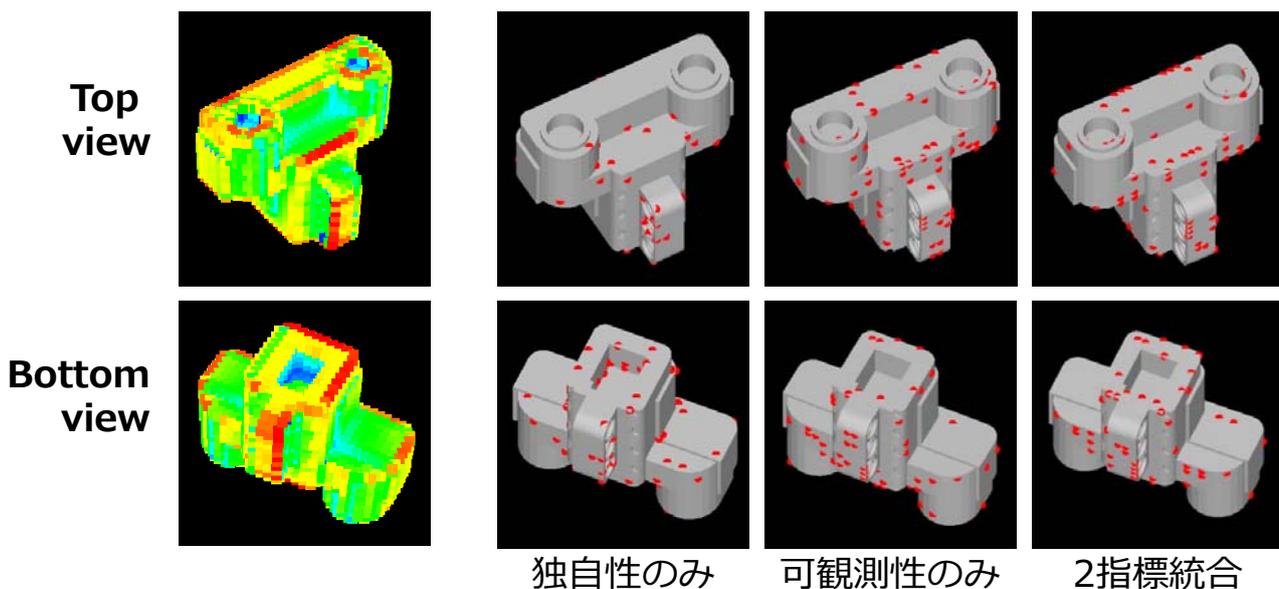
S. Akizuki, M. Hashimoto : "Position and Pose Recognition of Randomly Stacked Objects using Highly Observable 3D Vector Pairs", Proc. IECON, pp.5266-5271, Oct, 2014.

Hashimoto Laboratory, Chukyo University

名古屋CV・PRML勉強会 March 21, 2015

59

選択された特徴点



さまざまな形状の物体に対する認識結果

- 4種類×約113シーンで実験 認識率 Pr [%]と処理時間 T [sec]の関係

		A	B	C	D
SHOT+Correspondence Grouping [Tombari,PSIVT2011]	Pr	51.3	77.9	33.6	20.3
	T	27.78	19.46	33.69	22.48
FPFH+RANSACベース照合 [Buch,ICRA2013]	Pr	54.9	11.5	73.5	31.0
	T	0.67	3.97	1.07	0.91
VPM(独自性のみ)	Pr	40.7	31.0	47.8	33.6
	T	0.27	1.41	0.39	0.72
VPM(可観測性のみ)	Pr	97.3	100.0	94.7	85.0
	T	0.47	1.76	1.76	1.99
VPM(独自性+可観測性)	Pr	99.1	95.6	92.0	85.8
	T	0.44	1.76	1.42	1.81



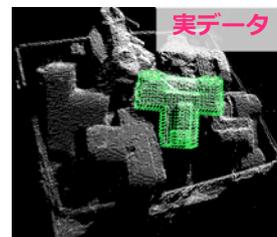
Aの認識結果
(平面形状で構成)



Bの認識結果
(細かい凹凸が多い)



Cの認識結果
(円筒形状)



Dの認識結果
(実距離データ)

よい特徴量とわるい特徴量の区別

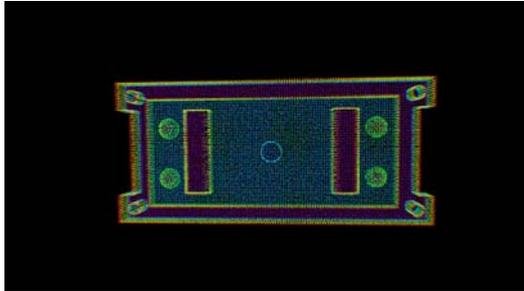
3次元CGの活用

従来研究の問題，研究の目的

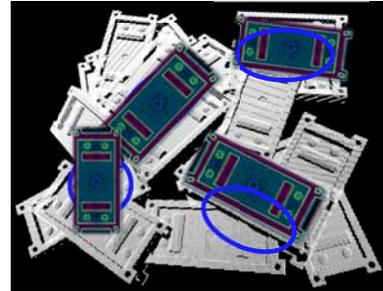
■ 従来研究の共通の問題

複数物体の**接触領域**に起因した認識エラー

原因：物体モデル単体から得られた特徴量が「よい」とは限らない



物体モデル（凹凸をカラー表示）



ばら積みシーン

■ 研究の目的

ばら積み状況下においても，高速かつ確実に物体の位置姿勢を認識する新しい手法の提案

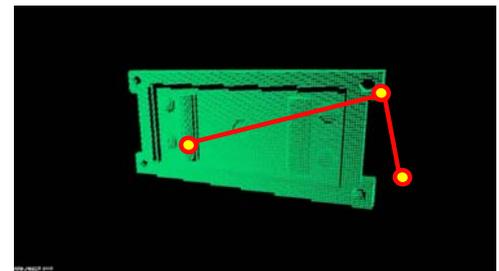
アイデア

1. 3点を用いた認識

膨大な3次元データから，3点のみを選択して認識に使用

→ **処理の高速化**

3点の選び方が重要



3D-CADデータ（3D点の集合）

2. 3点の選択方法

認識性能が高い3点を選択

1. 3D-CGを用いて入力シーンを精密にシミュレート
2. 3点をポジティブとネガティブに分類
3. 3点の性能を数値化

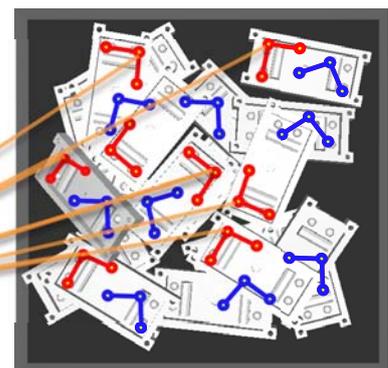
→ **確実性の高い認識**

ポジティブ

ネガティブ



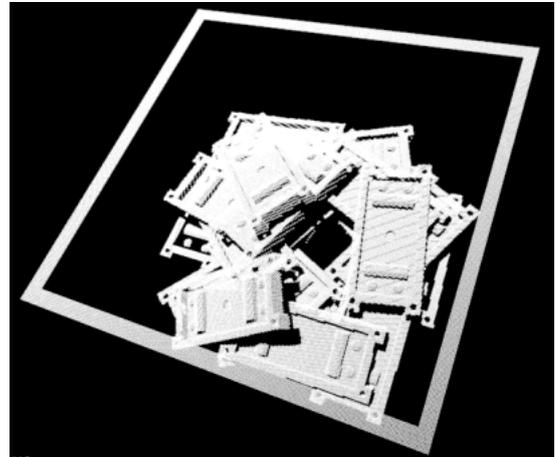
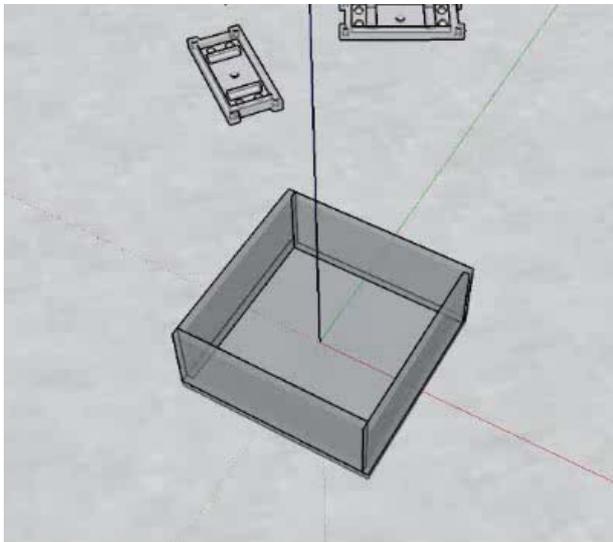
物体モデル



シミュレートした入力シーン

3次元CGを用いた入力シーンのシミュレート

シミュレータを用いてリアリティの高いばら積みシーンを自動生成
物理エンジンには Sketchy Physics を使用

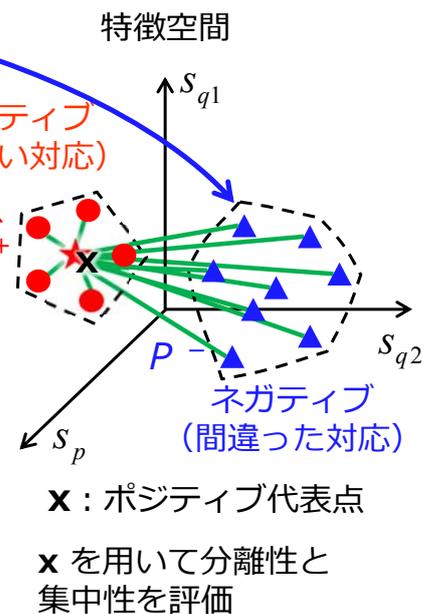
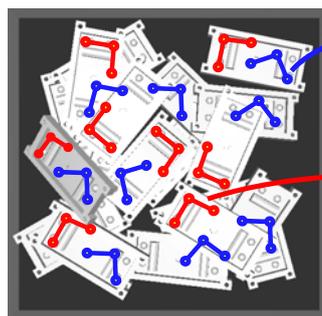


ばら積みシーン
(センサ入力を模擬した3次元データ)

さまざまなパターンのばら積み状態をシミュレート

認識性能評価

認識性能が最大となる3点を選択



2. ポジティブ群の集中度 P^+

$$P^+(x) = 1 - \prod_{y_i^+ \in Y^+} (1 - P(y_i^+, x)) \omega$$

P^+ が大きいほど集中 → 安定した3点の検出

1. ネガティブ群との分離性 P^-

$$P^-(x) = \min_{y_i^- \in Y^-} (1 - P(y_i^-, x)) \rho h_i$$

P^- が大きいほど分離 → 誤認識の低減

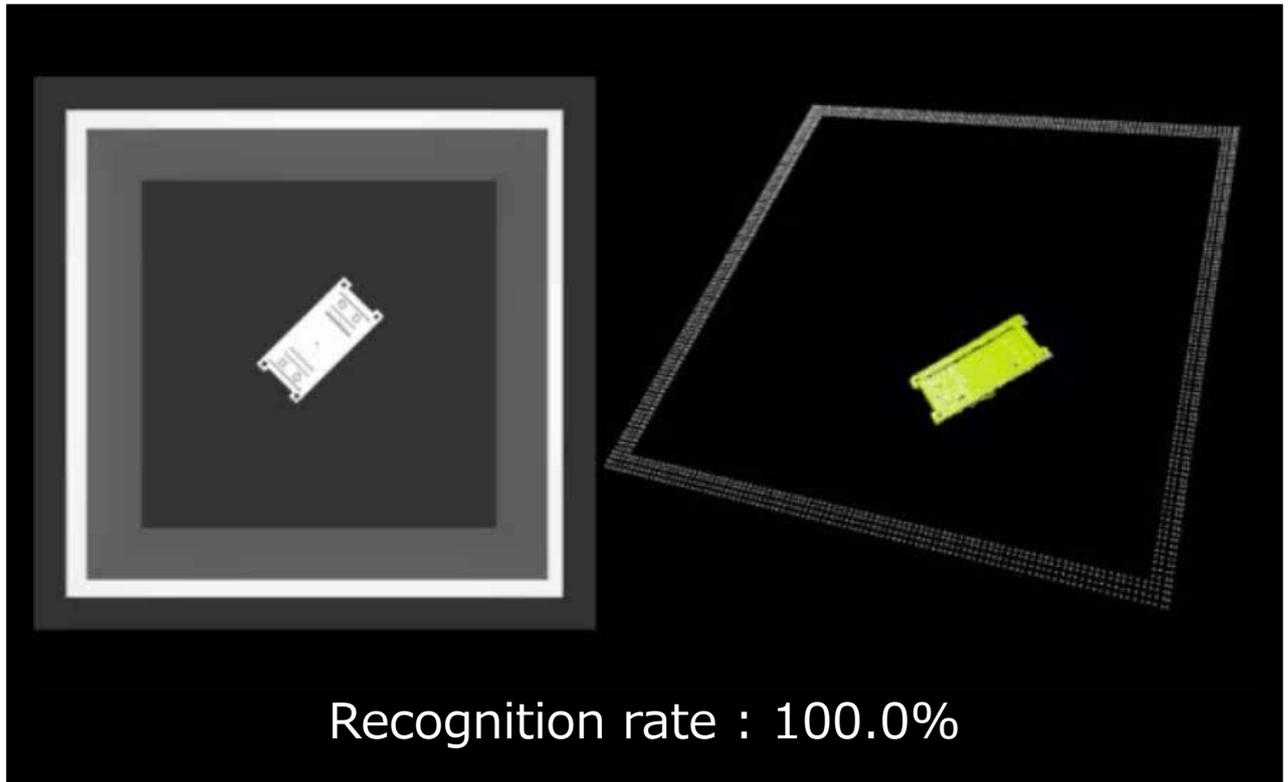
評価式

$$R = P^+ P^-$$

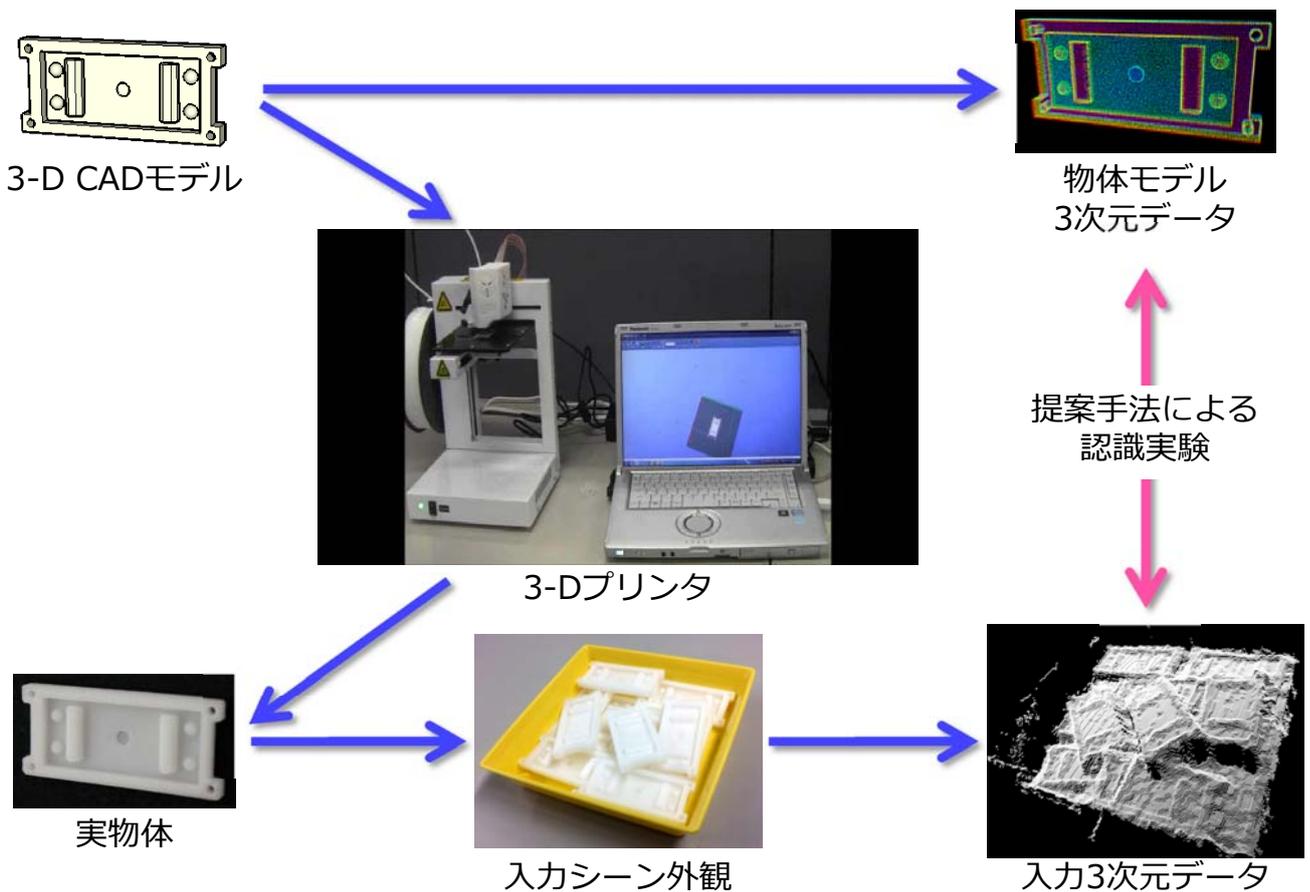
R 値の高い3点を選択

認識性能の評価実験①（予備実験）

コンピュータで生成したシミュレーション画像を30枚使用



認識性能の評価実験②（実験用データ）



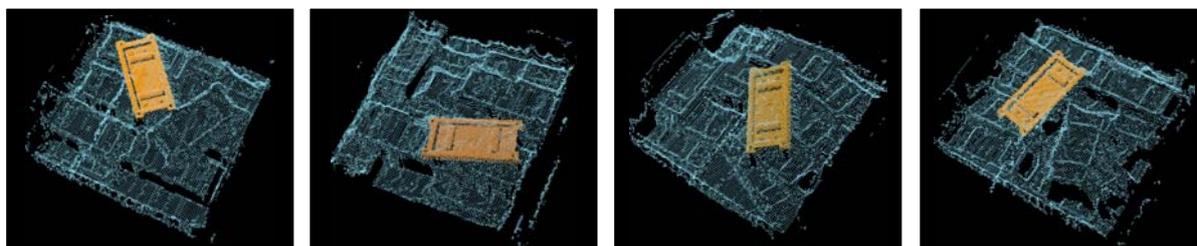
認識性能の評価実験②（本実験）

ばら積みシーン140枚に対する認識実験

ライバル手法との性能比較

	認識成功率	処理時間
Spin Image法 [Johnson1999]	71.4%	57.99秒
Correspondence Grouping法 [Tombari2010]	62.1%	16.66秒
曲率法 [Takeguchi2004]+VPM法 [Akizuki2013]	91.4%	5.28秒
Vector Pair Matching(VPM)法 [Akizuki2013]	75.7%	0.61秒
提案手法	94.3%	0.36秒

CPU : Intel®CORE™i7-3770 システムメモリ : 16GB



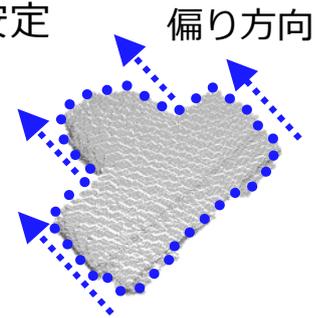
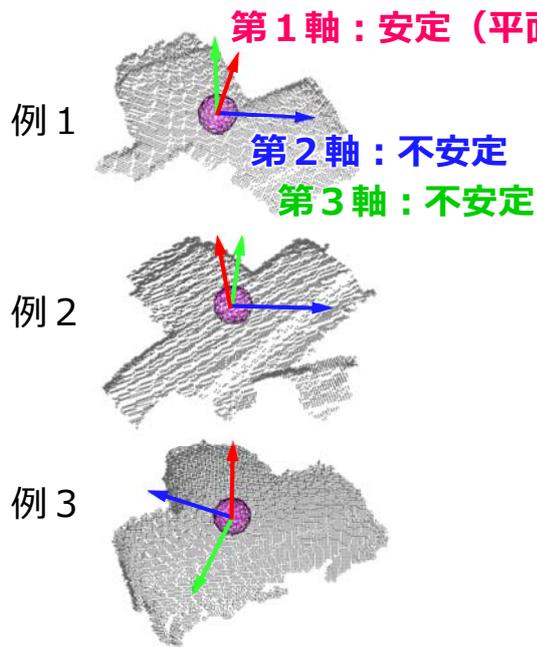
提案手法はロボットの動作サイクル時間以内に**高信頼な認識を実現**

起伏が少ない物体に対する LRF

人工構造物や工業部品では、平面部が多い物体が多い。

■ 従来 LRF の問題点

- 平面的な形状の場合に, 軸方向が不安定



法線ではなく, 外形の偏り (大域的情報) を用いた RF を提案
→ 工業物体に対する実用解

[Demo](#)



Demo movie: <http://isl.sist.chukyo-u.ac.jp/MovieTheater/MovieTheater.html>

秋月秀一, 橋本学, Global Reference Frame: 平面的な形状のための3Dオリエンテーションを用いた表面凹凸密度に依存しない位置姿勢推定, 第19回知能メカトロニクスワークショップ (iMec2014), A2-4, pp.82-86, 2014/7/12.

点群密度に対するロバスト化 RPD特徴量

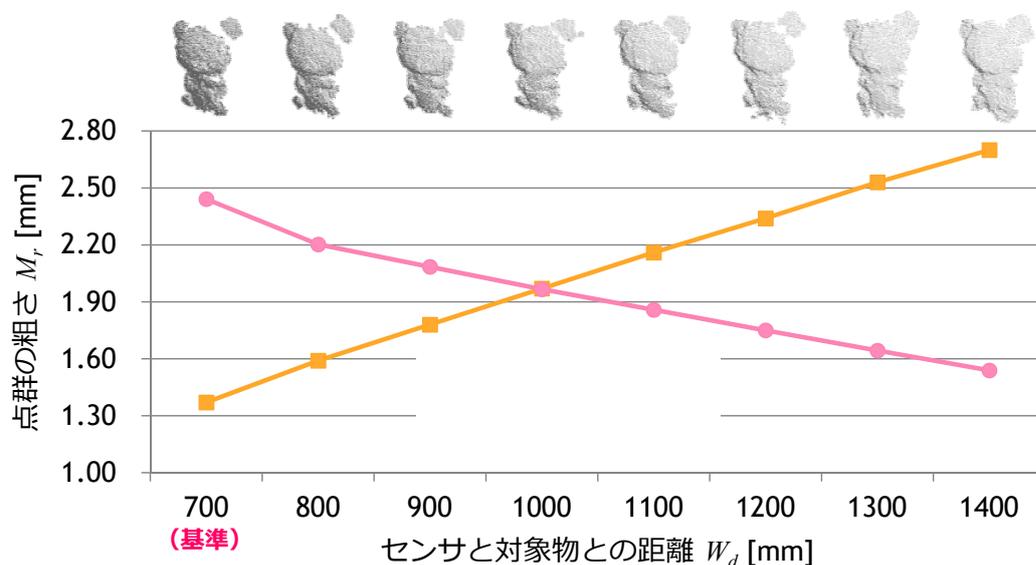
点群密度の差に起因する特徴点の再現性の低下

■ 予備実験

計測距離に起因する点群の密度変化 v.s. 特徴量の再現性

※再現性：2つの特徴ベクトル間の内積値

※Wd=700mm時をモデル（基準）として、遠方から撮影したデータと照合（使用特徴量：SHOT）



計測距離の変化によって、特徴量の再現性が低下する。

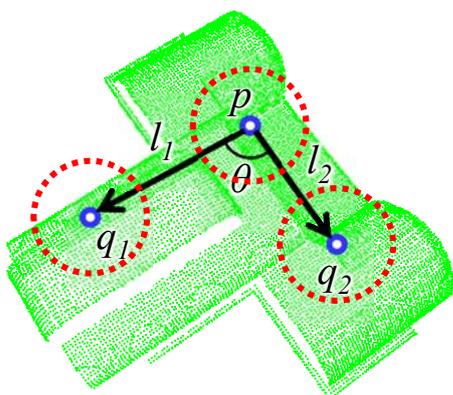
このほか、ノイズの影響もある（∵Wd=700mmでも1.0にならない）

RPD (Relative Point Density) 特徴量

基本アイデア：

複数の局所領域に含まれる点数の相対比率を特徴量とする

- 予め設定された3領域における相対点数比を計算
- 点群の密度変化に対して不変



$C(x)$: 点 x 周りの球領域内の点の個数

$$\mathbf{f} = \left(\frac{C(p)}{S}, \frac{C(q_1)}{S}, \frac{C(q_2)}{S} \right)$$
$$S = C(p) + C(q_1) + C(q_2)$$

3点セット (ベクトルペア) の幾何パラメータ

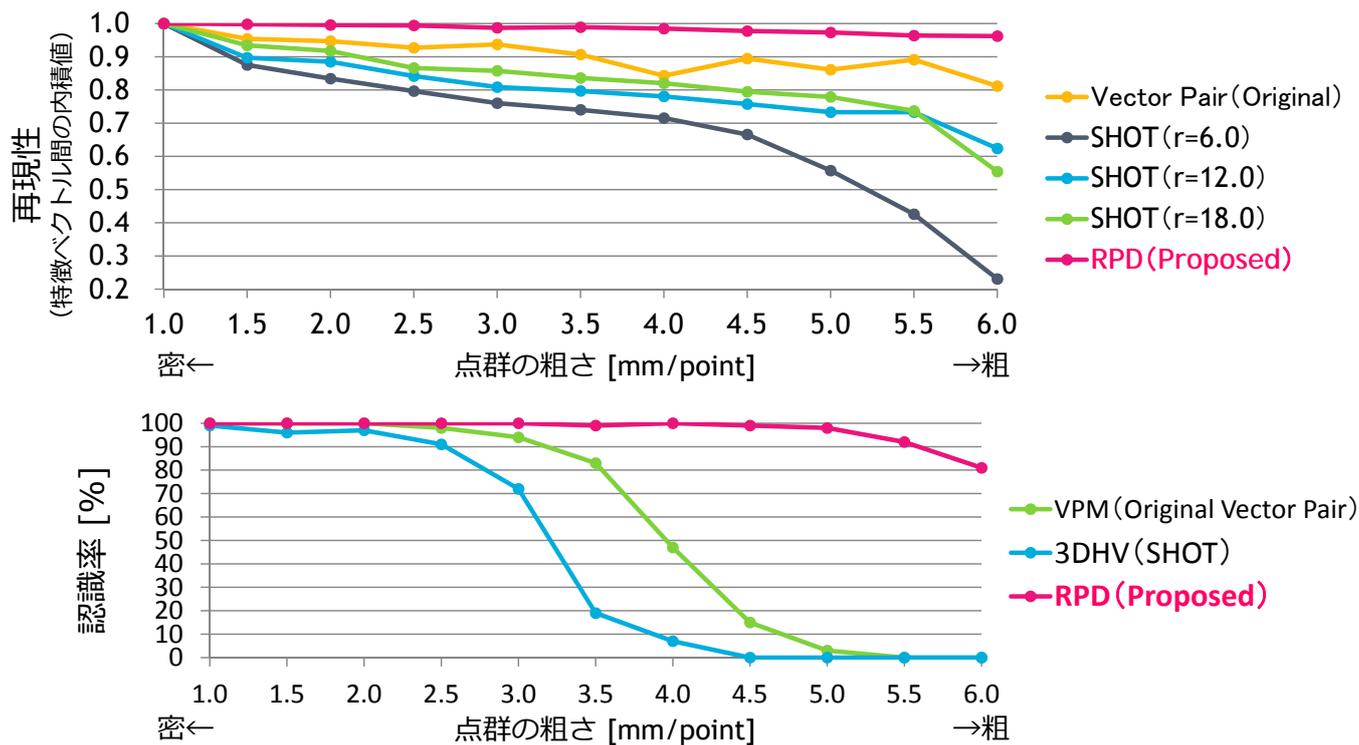
l_1 : p - q_1 間の距離

l_2 : p - q_2 間の距離

θ : p - q_1 と p - q_2 の間の角

RPD 特徴量の再現性および物体認識性能

比較対象：SHOT 特徴量 [Tombari2010], オリジナルの Vector Pair 特徴量 [Akizuki2014]



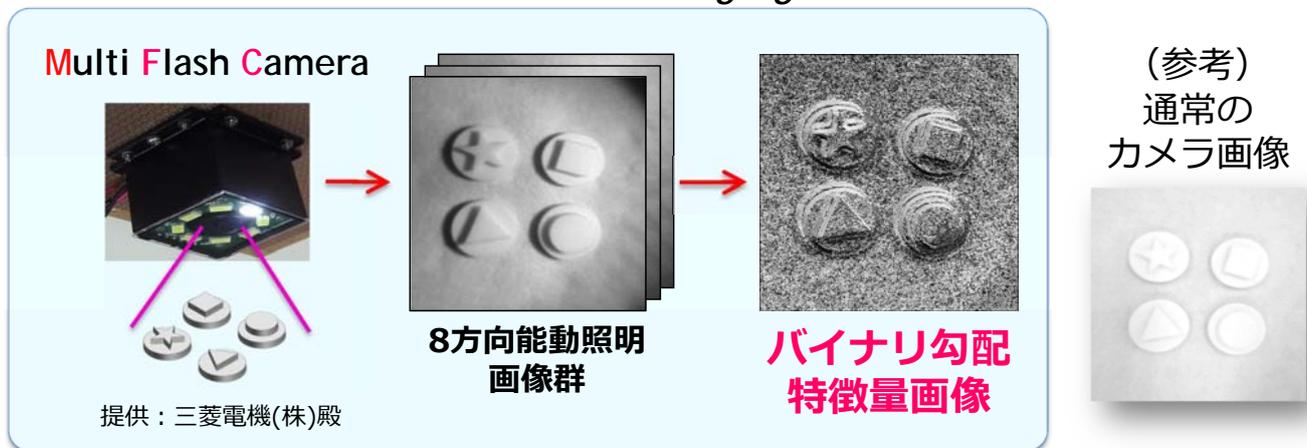
RPD 特徴量は、粗い点群に対しても再現性が高く、認識率も高い

撮像系と認識アルゴリズムの密な融合

Coded Multi Flash Imaging の提案

- 8方向からの **能動照明** を利用
 - 8枚の画像情報を1枚に圧縮 **コード化**
- } **イメージングと特徴量の緊密な融合**

Coded Multi Flash Imaging

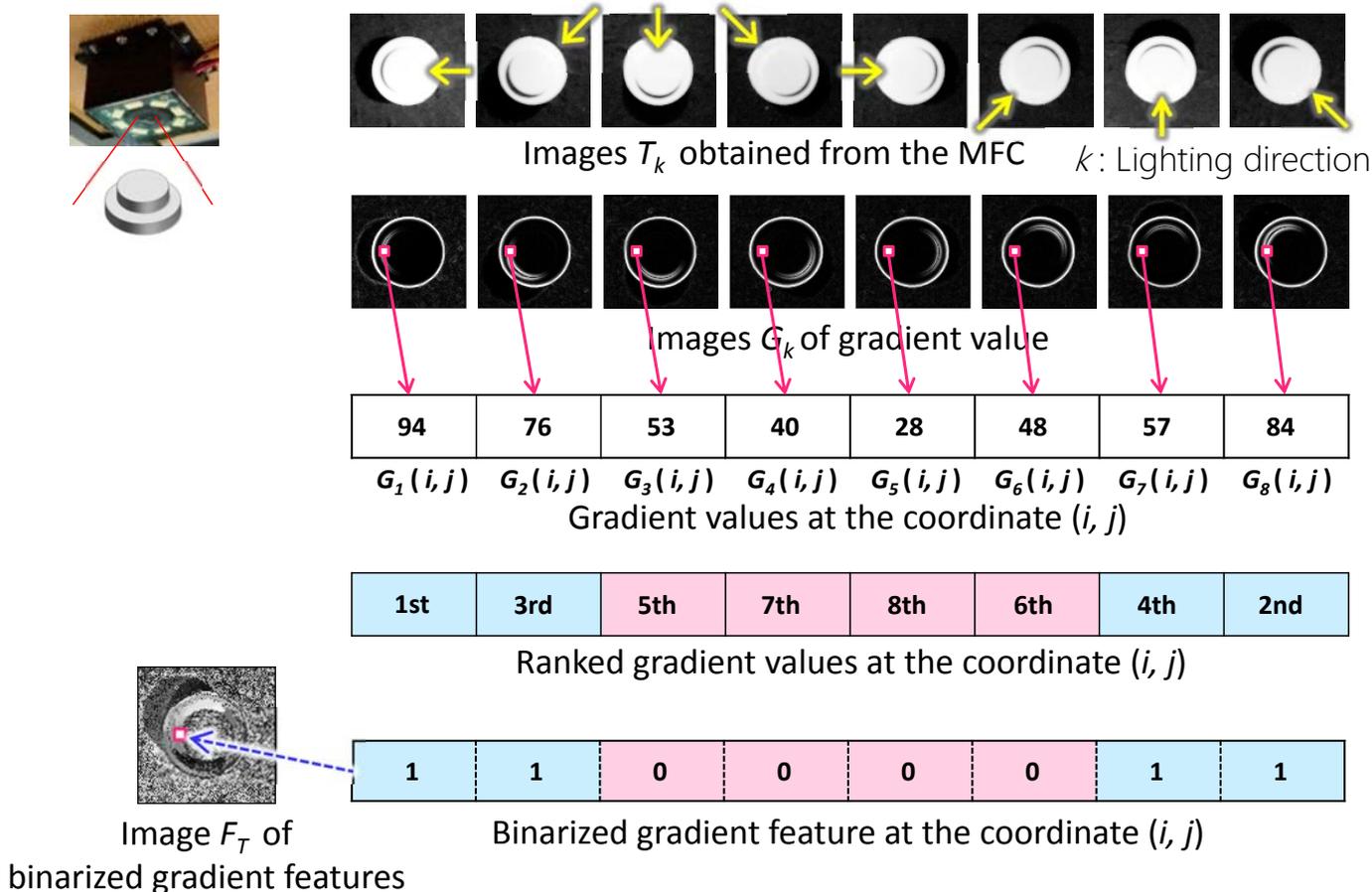


バイナリ勾配特徴量画像

3D情報 (起伏の位置, 大きさ, 方向) を **1枚の画像に集約**
 ⇒ シンプルな装置で, **疑似3次元情報の取得が可能**

- > R. Raskar et al., "Non-photorealistic camera: Depth edge detection and stylized rendering using multi-flash imaging", 2004.
- > 櫻本泰憲, 兼松裕一, 秋月秀一, 橋本学, 渡邊清高, 関真規人, Coded Multi Flash Imagingによる3次元凹凸構造特徴マッチング, ビジョン技術の実利用ワークショップ (VIEW2014), IS2-5 (OS4-H1), 2014.

8方向照明画像群からのバイナリ勾配特徴量画像の生成



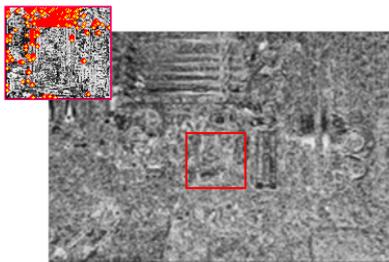
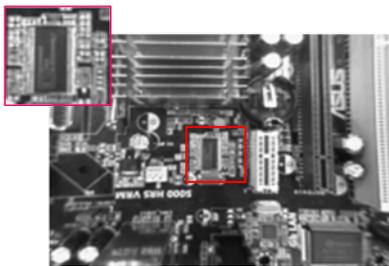
従来手法との性能比較結果

手法	参照画素数 [pixel]	認識率 [%]	処理時間 [msec]
(1) テンプレートマッチング	10000	66	2570
(2) Chamfer Matching [Barrow1977]	230	30	76
(3) SURF [Bay2008]	7 [point]	0	126
(4) OCPTM [秋月2013]	500	74	230
(5) 提案手法 (2値)	500	98	530

CPU: Intel®CORE™i5 (2.50GHz), RAM: 4GB

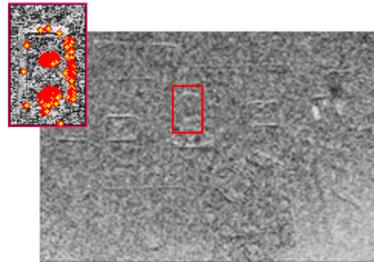
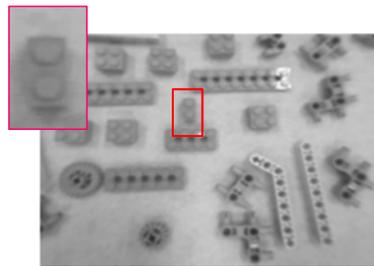
汎用性の評価

プリント基板
(凹凸部が多い例)



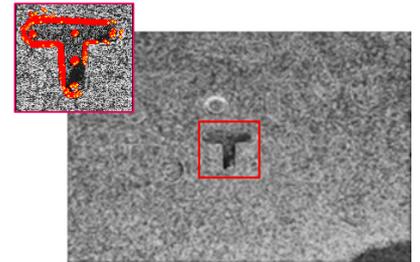
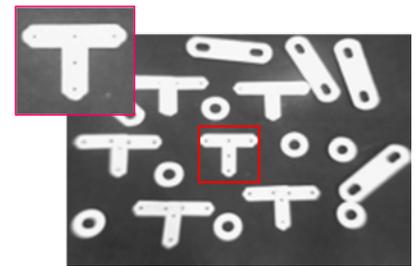
入力画像サイズ (704x480)
テンプレート画像サイズ
(101x89)

プラスチック部品
(凹凸部が少ない例)



入力画像サイズ (704x480)
テンプレート画像サイズ
(50x80)

金属部品
(照明の影響を受けやすい例)



入力画像サイズ (704x480)
テンプレート画像サイズ
(136x125)

汎用性の評価結果

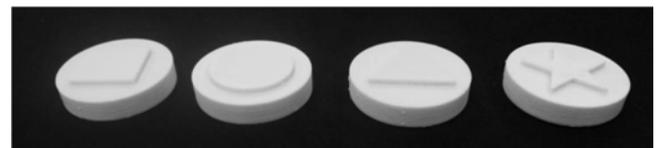
手法	プリント基板 認識率 [%]	プラスチック部品 認識率 [%]	金属部品 認識率 [%]
(1) テンプレートマッチング	100 (50枚/50枚)	58 (29枚/50枚)	56 (28枚/50枚)
(2) Chamfer Matching	54 (27枚/50枚)	0 (0枚/50枚)	76 (38枚/50枚)
(3) SURF	94 (47枚/50枚)	6 (3枚/50枚)	22 (11枚/50枚)
(4) OCPTM	100 (50枚/50枚)	86 (43枚/50枚)	98 (49枚/50枚)
(5) 提案手法 (2 値)	100 (50枚/50枚)	96 (48枚/50枚)	98 (49枚/50枚)

※CPU: Intel®CORE™i5 (2.50GHz), RAM: 4GB

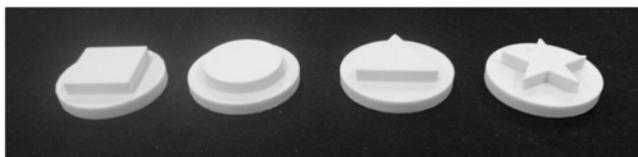
表面凹凸の大きさと認識率の関係



表面の凹凸の大きさ 1 mm



表面の凹凸の大きさ 2 mm



表面の凹凸の大きさ 5 mm

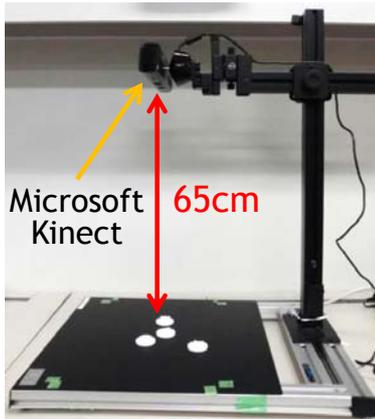


表面の凹凸を 5R 面取り

手法	大きさ 1mm 認識率 [%]	大きさ 2mm 認識率 [%]	大きさ 5mm 認識率 [%]	面取り 認識率 [%]
提案手法 (2 値)	96	98	100	98
提案手法 (3 値)	98	98	98	98

市販センサ（Kinect）との性能比較

表面の凹凸形状のみが異なる 4 種類の図柄無し物体を使用



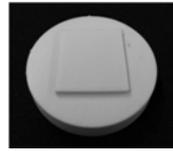
実験環境



丸型



三角型

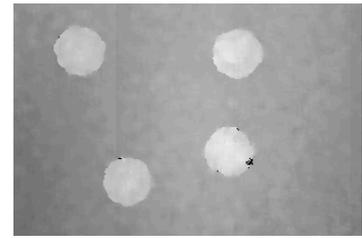


四角型

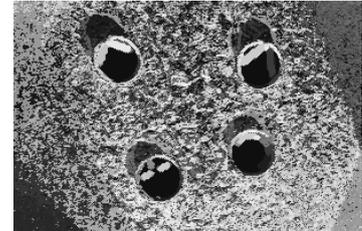


星型

実験対象物
(表面凹凸の高さ: 2 mm)



距離画像 (Kinect)



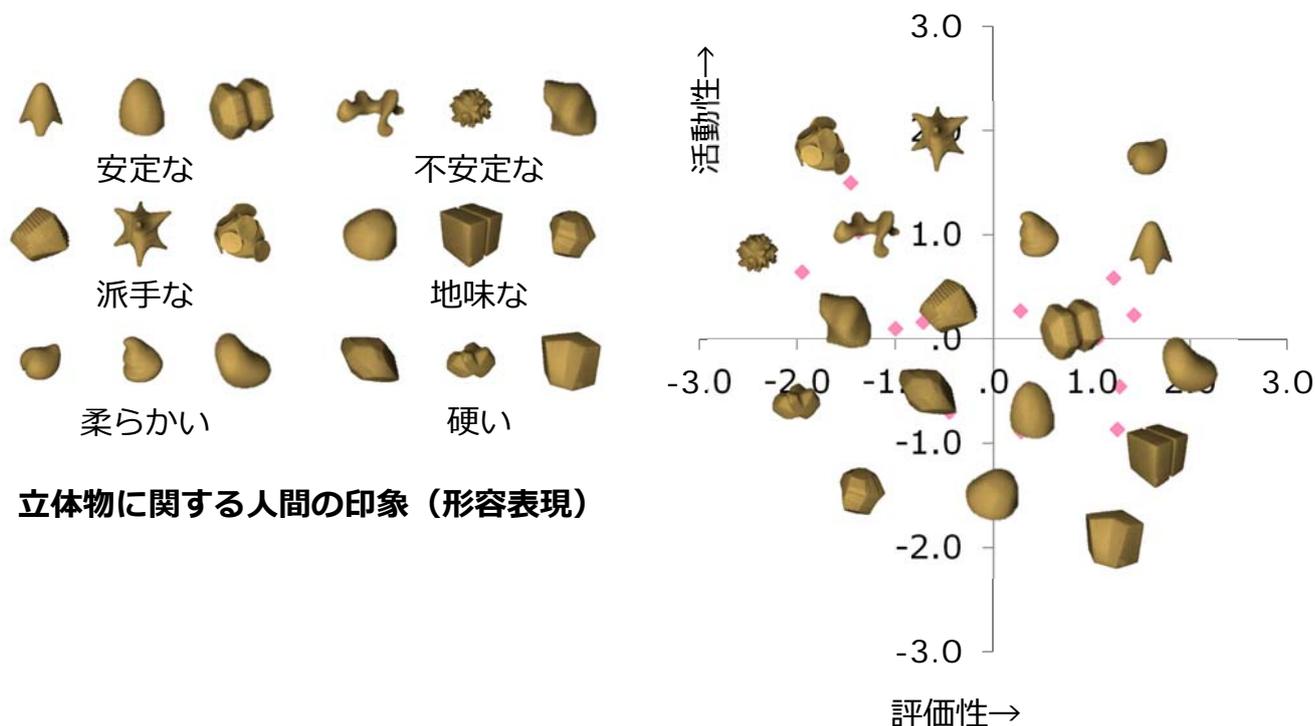
バイナリ勾配特徴量画像

手法	認識率 P_r [%]	処理時間 T [msec]
Kinect + 画像マッチング	38 (19枚/50枚)	3120
提案手法	98 (49枚/50枚)	510

CPU: Intel®CORE™i5 (2.50GHz), RAM: 4GB

3次元特徴量の新応用

モノに対する人間の感性を指標化する試み



立体物に関する人間の印象（形容表現）

認識性能評価に利用できる公開データベース

	Database 名	データ内容	URL
3Dモデル	Stanford 3D Scanning Repository	Stanford Bunny などのモデル	http://graphics.stanford.edu/data/3Dscanrep/
	Princeton Shape Benchmark	人, 動物, 楽器, 車などさまざまな分野のモデル	http://shape.cs.princeton.edu/benchmark/
	Engineering Shape Benchmark	ギアやベアリングなどの工業部品	https://engineering.purdue.edu/cdesign/wp/?page_id=1386
3Dモデル & シーン	UWA Dataset	Chef や T-rex などのフィギアから構成されるデータセット	http://www.csse.uwa.edu.au/~ajmal/recognition.html
	Queen's Range Image and 3-D Model Database	Angel や Big bird などのフィギアから構成されるデータセット	http://rcvlab.ece.queensu.ca/~gridb/OR3D/DatabasePagexyz.html
	3D Object Recognition and Segmentation	Bunny, chef, chicken などのモデルから構成されるデータセット	http://www.dsi.unive.it/~rodola/data.html
	RGB-D Object Dataset	コップやハサミなどの日常品から構成されるデータセット	http://rgbd-dataset.cs.washington.edu/index.html
	CVLAB 3D Object Recognition and Reconstruction Dataset	Stanford 3D Scanning Repository の 3D モデルから作成したシミュレーションデータとレンジセンサで取得した実データ	http://vision.deis.unibo.it/research/80-shot

まとめと展望

1. 基礎：3次元データの獲得とデータ構造

- ★汎用センサや開発環境が整ってきた.
- ★精度 & 速度 & 低価格 & 現場使用可能なセンサの出現が待たれる.

2. 系譜：3次元特徴量と局所参照座標系

- ★再現性と速度の両立がまだ十分とはいえず, さらなる発展に期待.
- ★実用上は, LRFの設計にも関心を払いたい. 工夫の余地あり.

3. 事例：実利用のための研究例

- 低次元・高アイデンティティ特徴量
- 点群密度に対するロバスト化
- 撮像系とアルゴリズムの融合

• • •

- ★工業ロボットビジョン分野への適用がさらに加速する.
- ★実利用化を阻む課題 (例: 密度変化問題) も残っている (新テーマ) .
- ★新用途 (例: 3次元物体検索, 感性指標など) にも期待したい.

Thank you for your attention!

参考文献 1

- [Adan2011] A.Adan, P.Merchan, S.Salamanca, 3D scene retrieval and recognition with Depth Gradient Images, Pattern Recognition Letters, Vol.32, pp.1337-1353, 2011.
- [Akizuki2012] S.Akizuki, M.Hashimoto, High-speed and Reliable Object Recognition using Distinctive 3-D Vector Pairs in a Range Image, International Symposium on Optomechatronic Technologies (ISOT), pp1-6, 2012.
- [Akizuki2013a] 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.
- [Akizuki2013b] 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), OS5-02, Dec. 2013.
- [Akizuki2014a] 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, Vol.80, No.12, 精密工学会誌, 2014.
- [Akizuki2014b] 秋月秀一, 橋本学, 安定的な3D特徴量記述のための点群の密度変化にロバストなLocal Reference Frame, ビジョン技術の実利用ワークショップ (ViEW), 2014.
- [Besl1992] P.J.Besl, N.D.McKay, A Method For Registration Of 3-D Shapes, IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence (PAMI), Vol.14, No.2, pp.239-256, 1992.
- [Bolles1986] R.Bolles, R.Horand, 3DPO: A three-dimensional part orientation system, International Journal of Robotics Research, Vol.5, Issue 3, pp.3-26, 1986.
- [Chen2007] 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.
- [Chetverikov2002] D.Chetverikov, D.Svirko, D.Stepanov, P.Krsek, The Trimmed Iterative Closest Point Algorithm, Proceedings. International Conference on Pattern Recognition (ICIP), Vol.3, pp.545-548, 2002.
- [Choi2012] 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 (ICRA), pp.1724-1731, 2012.
- [Chua1997] C.S.Chua, R.Jarvis, Point Signatures: A New Representation for 3D Object Recognition, International Journal of Computer Vision (IJCV), Vol.25, Issue 1, pp.63-85, 1997.
- [Dorai1995] C.Dorai, A.K.Jain, COSMOS-A Representation Scheme for Free-Form Surfaces, Proceedings. Fifth International Conference on Computer Vision (ICCV), pp.1024-1029, 1995.
- [Drost2010] B.Drost, M.Ulrich, N.Navab, S.Ilic, Model Globally, Match Locally: Efficient and Robust 3D Object Recognition, 2010 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), pp.998-1005, 2010.

参考文献 2

- [Fitzgibbon2003] A.W.Fitzgibbon, Robust Registration of 2D and 3D points sets, Image Vision Computing, Vol.21, pp.1145-1153, 2003.
- [Frome2004] A.Frome, D.Huber, R.Kolluri, T.Bulow, J.Malik, Recognizing Object in Range Data Using Regional Point Descriptors, 8th European Conference on Computer Vision, Prague, Czech Republic, pp.224-237, 2004.
- [Germann2007] 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(3DIM), pp.81-90, 2007.
- [Granger2002] S.Granger, X.Pennec, Multi-scale EM-ICP:A Fast and Robust Approach for Surface Registration, European Conference on Computer Vision(ECCV), Vol.2353, pp.418-432, 2002.
- [Guo2013] 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 (IJCV), Vol.105, Issue 1, pp.63-86, 2013.
- [Hashimoto1999] 橋本学, 黒田伸一, 鷺見和彦, 宇佐美照夫, 仲田周二, シーン仮説と入力画像の大局的画像整合性評価に基づく複数物体の認識, 電学論D-II, Vol.J82-D-II(12), pp.2288-2297, 1999.
- [Hetzl2001] G.Hetzl, B.Leibe, P.Levi, B.Schiele, 3D Object Recognition from Range Images using Local Feature Histograms, Computer Vision and Pattern Recognition, Proceedings of the IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), pp.II-394-II-399, 2001.
- [Horn1984] B.K.P.Horn, Extended Gaussian Images, Proceedings of the IEEE, Vol.72, No.12, pp.1671-1686, 1984.
- [Ikeuchi1993] K.Ikeuchi, S.B.Kang, Assembly Plan from Observation, AAI Technical Report FS-93-04, pp.115-119, 1993.
- [Ioannou2012] 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 (3DIMPVT), pp.501-508, 2012.
- [Johnson1997] A.E.Johnson, M.Hebert, Surface Registration by Matching Oriented Points, Proceedings. International Conference on Recent Advances in 3-D Digital Imaging and Modeling, pp.121-128, 1997.
- [Johnson1999] A.E.Johnson, M.Hebert, Using Spin Images for Efficient Object Recognition in Cluttered 3D Scenes, IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence (PAMI), pp.433-449, 1999.
- [Kaneko2003] S.Kaneko, T.Kondo, A.Miyamoto, Robust matching of 3D contours using iterative closest point algorithm improved by M-estimation, Pattern Recognition, vol.36, pp.2041-2047, 2003.
- [Liu2010] 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 (ICRA), pp.2028-2035, 2010.

参考文献 3

- [Marton2010] Z.Marton, D.Pangeric, R.B.Rusu, A.Holzbach, M.Beetz, Hierarchical Object Geometric Categorization and Appearance Classification For Mobile Manipulation, IEEE-RAS Proc. International Conference on Humanoid Robots (ICHR), pp.365-370, 2010.
- [Mian2010] 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 (IJCV), Vol.89, Issue 2-3, pp.348-361, 2010.
- [Murase1994] 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.
- [Nagase2014]永瀬誠信, 秋月秀一, 橋本学, CCDoN: ばら積み部品の高速度・高信頼な6自由度位置姿勢推定のための局所特徴量, Vol.80, No.12, 精密工学会誌, 2014.
- [Nuchter2007] A.Nuchter, K.Lingemann, J.Hertzberg, Cached K-d Tree Search For ICP Algorithms, International Conference on 3-D Digital Imaging and Modeling (3DIM), pp.419-426, 2007.
- [Park2010] 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.
- [Petrelli2011] A.Petrelli, L.D.Stefano, On the Repeatability of the Local Reference Frame for Partial Shape Matching, IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV), pp.2244-2251, 2011.
- [Phillips2007] J.M.Phillips, R.Liu, C.Tomasi, Outlier Robust ICP for Minimizing Fractional RMSD, Sixth International Conference on 3-D Digital Imaging and Modeling (3DIM), pp.427-434, 2007.
- [Rusu2008] R.B.Rusu, N.Blodow, Z.C.Marton, M.Beetz, Aligning Point Cloud Views using Persistent Feature Histograms, IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and System (IROS), pp.22-26, 2008.
- [Rusu2010] R.B.Rusu, G.Bradschi, R.Thibaux, J.Hsu, Fast 3D Recognition and Pose Using the Viewpoint Feature Histogram, IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and System (IROS), pp.2155-2162, 2010.
- [Sakuramoto2014] 櫻本泰憲, 兼松裕一, 秋月秀一, 橋本学, 渡邊清高, 関真規人, Coded Multi Flash Imagingによる3次元凹凸構造特徴マッチング, ビジョン技術の実利用ワークショップ (ViEW), 2014.
- [Shibata2013] Yutaro Shibata, Manabu Hashimoto, An Extended Method of the Parametric Eigenspace Method by Automatic Background Elimination, Proceeding of 19th Korea-Japan Joint Workshop on Frontiers of Computer Vision (FCV), pp.246-249, 2013.
- [Shin2007] 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.

参考文献 4

- [Sumi1997] 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.
- [Tateno2011] 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・濃淡画像を最良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.
- [Takeguchi2001] 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, 電学論D-II, Vol.J84-D-II, No.8, pp.1710-1721, 2001.
- [Takei2014] 武井翔一, 秋月秀一, 橋本学, 識別性能の予測評価に基づく選択的特徴量を用いた物体認識, 第20回画像センシングシンポジウム (SSII), pp.IS2-06-1-6, 2014.
- [Tombari2010] F.Tombari, S.Salti, L.D.Stefano, Unique Signatures of Histograms for Local Surface Description, European Conference on Computer Vision (ECCV), pp.356-369, 2010.
- [Ulrich2009] M.Ulrich, C.Wiedemann, C.Steger, CAD-Based Recognition of 3D Objects In Monocular Images, Proceedings. IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA), pp.2090-2097, 2009.
- [Zaharescu2009] 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 (CVPR), pp.373-380, 2009.
- [ZinBer2003] T.ZinBer, J.Schmidt, H.Niemann, A Refind ICP Algorithm for Robust 3-D Correspondence Estimation, Proceedings. International Conference on Image Processing (ICIP), Vol.3, pp.II-695-8, 2003.