



物体ハンドリングのためのロボットビジョン技術

中京大学 工学部
橋本 学

Advanced Sensing & Machine Intelligence Group,
Chukyo University

本日の話題

1. ロボットビジョンの基本課題
2. 3Dセンサ
3. モデルベース物体認識の基礎
4. Amazonチャレンジのために開発した技術
5. ロボットビジョン研究事例

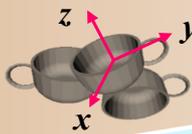
1. ロボットビジョンの基本課題
2. 3Dセンサ
3. モデルベース物体認識の基礎
4. Amazonチャレンジのために開発した技術
5. ロボットビジョン研究事例

AIロボットの利用分野



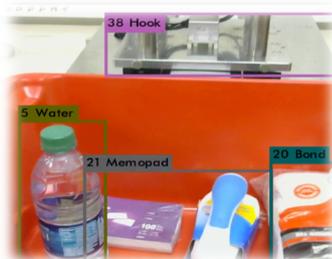
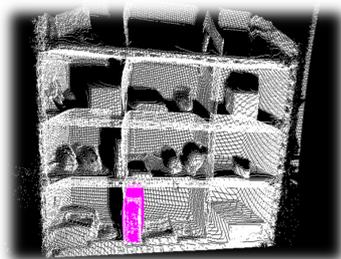
主要3分野におけるAIロボットの課題整理



Pick and Place		Pick and Operation
動作パターン種類 少 (事前に生成)	動作パターン種類 多 (その場で生成)	
物体モデル利用 可	物体モデル利用 難	
品種 複数だがほぼ既知	品種 多量かつ未知	
特定物体認識  モデルを利用して、 対象物の位置と姿勢を認識する	一般物体認識  モデルを使わず、 クラス名 (モノの名前) を認識する “コップ” というクラス	

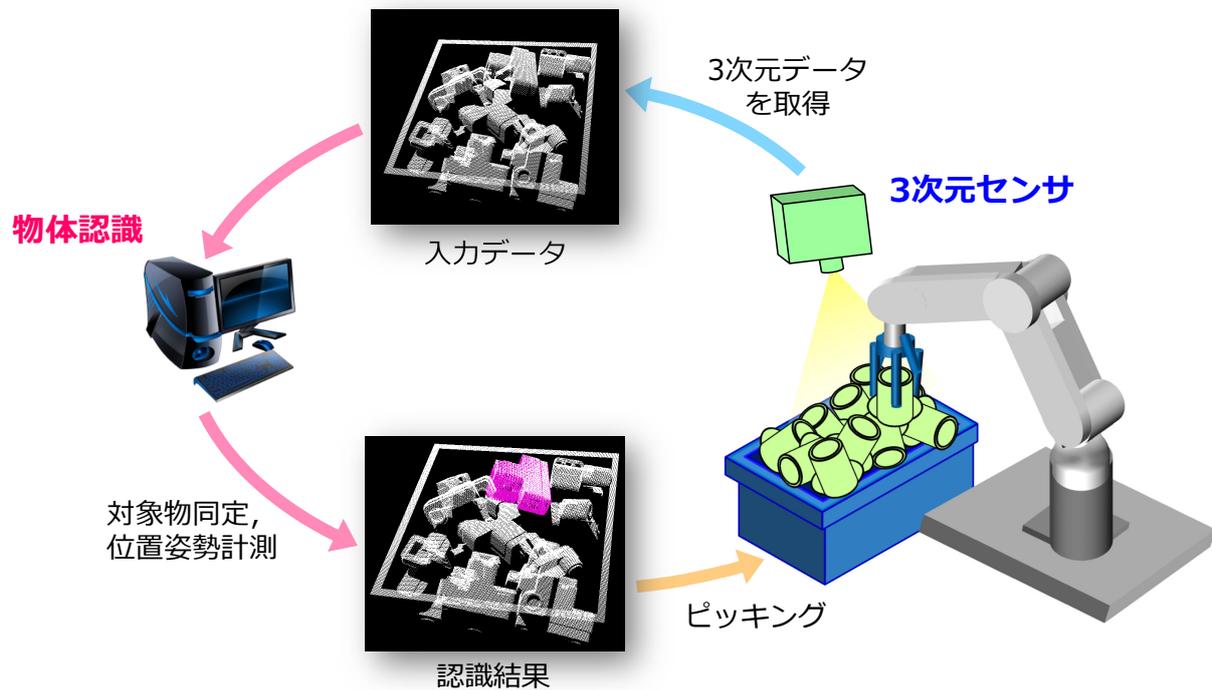
ロボットビジョンの基本課題

どこに, なにがある? → どう掴む?



ロボットビジョンの基本構成 (ピッキングロボットへの適用例)

ロボットビジョン = 3次元センサ + 物体認識アルゴリズム



本日の話題

1. ロボットビジョンの基本課題
2. 3Dセンサ
3. モデルベース物体認識の基礎
4. Amazonチャレンジのために開発した技術
5. ロボットビジョン研究事例

3次元センサ

普通のカメラ



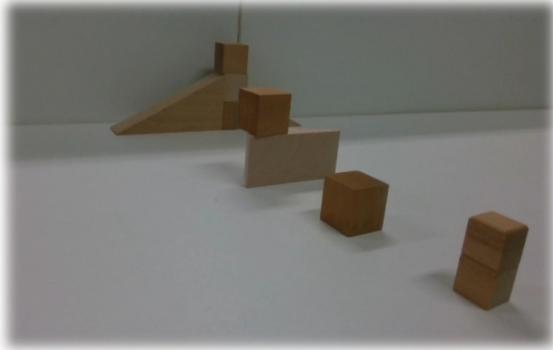
iBuffalo 200万画素カメラ

3次元センサ

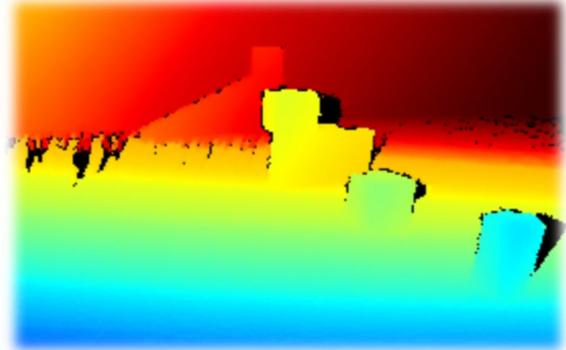


Intel RealSense SR300

Color



Depth



3次元センサの分類 (光学センサ)

青: 文献例 緑: 商品例

	パッシブ	アクティブ
三角測量	<p>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)</p> <p>マルチベースラインステレオ法 [Okutomi1993] 視体積交差法 [Matsuyama2002]</p>	<p>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)</p> <p>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)</p> <p>ランダムドットパターン投光法 [Hashimoto1999] Xtion PRO LIVE (ASUS 2011) Leap Motion (Leap Motion 2012) ASTORA (Orbbec 2016) SR300 (Intel 2016)</p> <p>ステレオ+パターン投光法 R200 (Intel 2015) D415 (Intel 2018) D435 (Intel 2018) ENSENSO N35 (iDS 2015)</p> <p>位相シフト法 [Halioua1989], [Zhao1994]</p>
同軸測量	<p>Shape(depth) from (De) Focus [Hiura1999] Shape from Motion</p>	<p>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)</p> <p>照度差ステレオ [Woodham1980]</p>

3次元センサの比較

販売開始年度順

	Kinect V2	ENSENSO	R200	Astra	SR300	D415	D435
							
メーカー名	Microsoft	iDS	Intel	Orbbec	Intel	Intel	Intel
型番	GT3-00005	N35-804-16-IR	82634DSB2P	Orbbec Astra	82535IVCQSPL04N	82635ASRCDVKHV	82635AWGDVKPRQ
販売時期	2014	2015	2015	2016	2016	2018	2018
概略価格	2万1578円	約80万円	約1万9000円 (開発ツール セット料金)	約1万7000円	約1万8000円	約2万2677円	約2万4400円
デプス解像度	512x424	1280x1024	628x468	640x480	640x480	1280x720	1280x720
撮影範囲 (角度・距離)	水平70°x 垂直60° 0.5~4.5m	 0.3~3.0m	 0.5~3.5m	水平60°x 垂直49.5° 0.6~8.0m (最適0.6~5.0m)	 0.2m~1.5m	水平69.4°x 垂直425.°x 斜め77° 0.3m~10m	水平91.2°x 垂直65.5°x 斜め100.6° 0.2m~10m
計測形式	Time of Flight	Stereo + Light Coding	Stereo + Light Coding	ランダムドット パターン (Light Coding)	ランダムドット パターン (Light Coding)	Stereo + Light Coding	Stereo + Light Coding
インター フェイス	USB 3.0	Ethernet	USB 3.0	USB 2.0	USB 3.0	USB 3.0	USB 3.0
電源	○	○	×	×	×	×	×

3次元センサの比較

■ 計測データの比較

■ 対象物

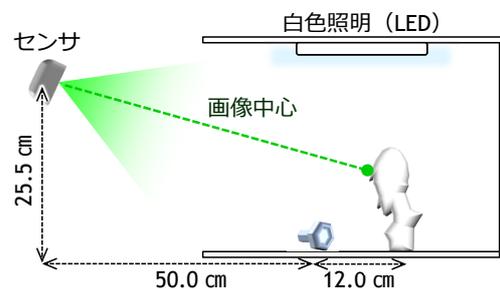
- ① コップ (鏡面加工ステンレス)
- ② 蝶番 (SPCC)
- ③ 像 (石膏)
- ④ 像 (石膏・つや消し黒色塗装)
- ⑤ ビン (透明ガラス)
- ⑥ ギア (プラスチック)
- ⑦ ボルト・ナット (ステンレス)



撮影シーン

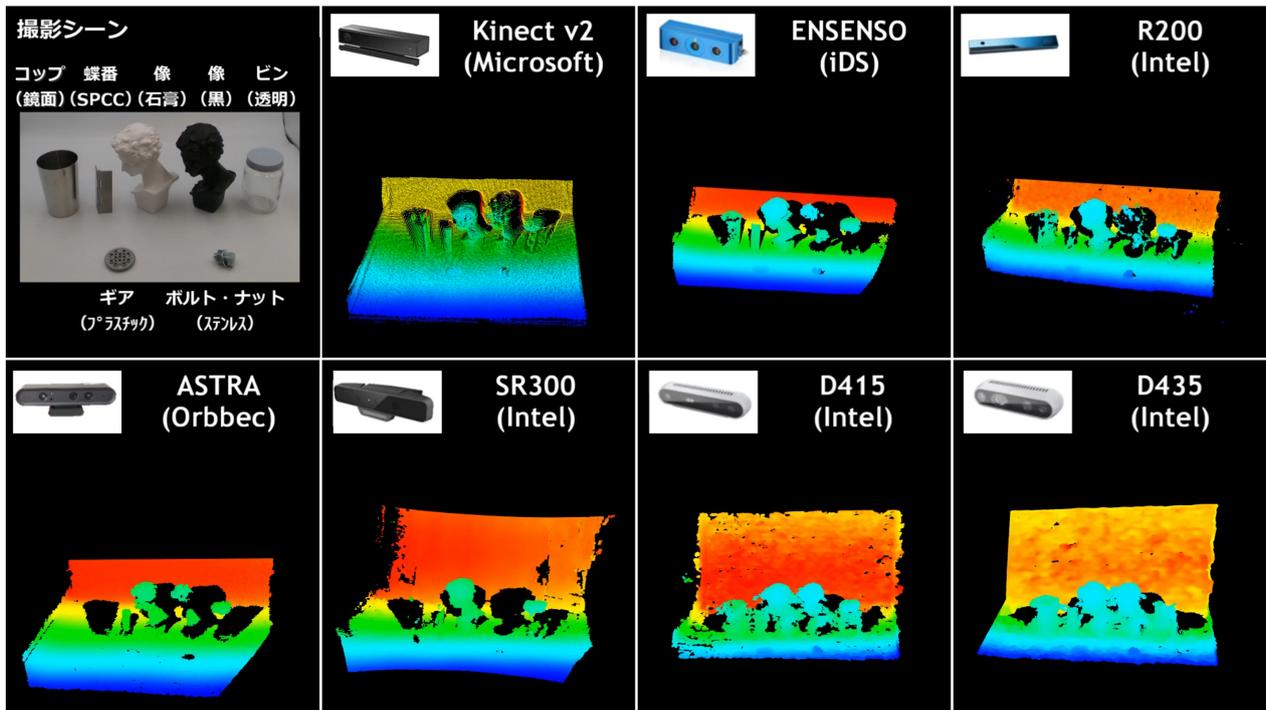
■ 撮影条件

- 対象物を斜め上部から撮影 (右図参照)
- 画像中心を石膏像の頭部に統一
- 照明は対象物の上部に設置



撮影条件

3次元センサの比較



【所感】

- 拡散表面物体については ENSENSO による計測が高品質
- 全体的に情報欠落が少ないのは D415・D435, 逆に多いのはSR300 (鏡面・黒色部分) である。
- 平面安定性が高い (平面が平面として計測される) のは ENSENSO・ASTRA である。逆に低いのは D415・D435 である。
- 黒い物体に対する計測精度は D415・D435 が高い。
- 死角が少ないのは Kinect v2・ENSENSO・SR300 である。

ポイントクラウドデータ (3次元点群)

■ 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

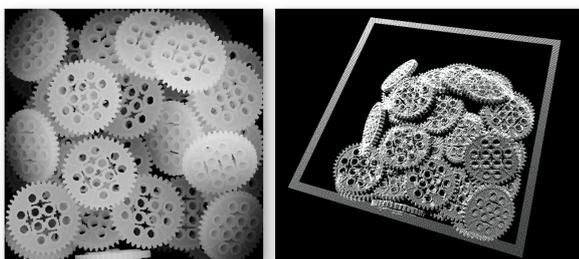
```

1 # .PCD v0.7 - Point Cloud Data file format
2 VERSION 0.7
3 FIELDS x y z
4 SIZE 4 4 4
5 TYPE F F F
6 COUNT 1 1 1
7 WIDTH 307200
8 HEIGHT 1
9 VIEWPOINT 0 0 0 1 0 0 0
10 POINTS 307200
11 DATA ascii
12 -0.600861 0.449636 1.000000
13 -0.598983 0.449636 1.000000
14 : : :
15 : : :
    
```

Header information (Header information): 1-11
 Point cloud information (Point cloud information): 12-15

307200行 Kinect v2, RealSense 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

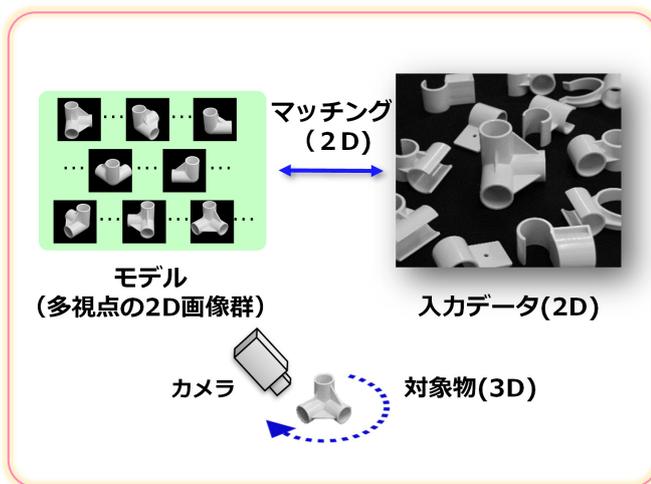
3次元点群

	距離画像	3次元点群
隣接点へのアクセス方法	データが整理されているので隣接データへの連続アクセスが容易。	データが整理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, CloudCompare, 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, Open3D

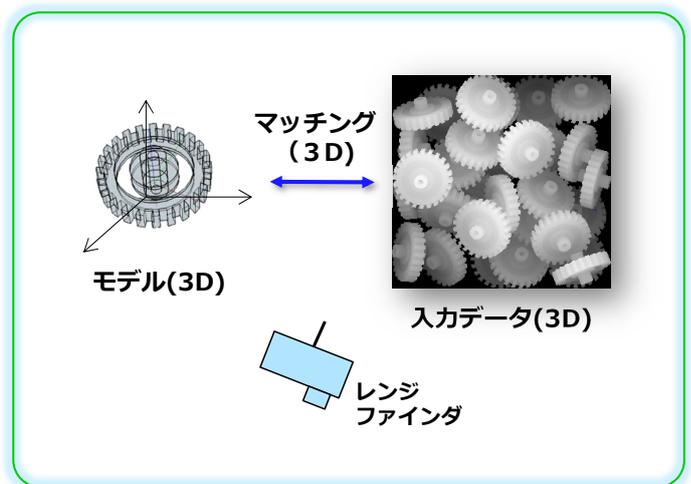
1. ロボットビジョンの基本課題
2. 3Dセンサ
- 3. モデルベース物体認識の基礎**
4. Amazonチャレンジのために開発した技術
5. ロボットビジョン研究事例

特定物体認識のための主要な2タイプ

アピランスペース物体認識 (2D-2Dマッチング)

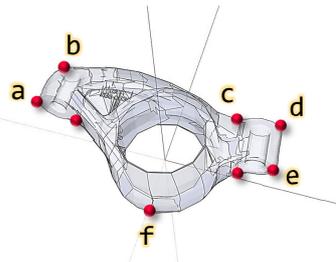


モデルベース物体認識 (3D-3Dマッチング)



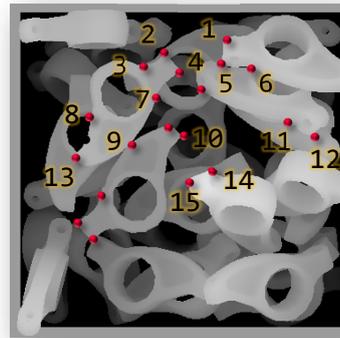
	アピランスペース	モデルベース
手法	入力データを 多視点画像群 と照合	入力データを 3次元モデル と照合
メリット	単眼カメラ利用できる	3次元モデルが入手容易に
課題	多量の辞書データが必要	3次元センサはまだ高価・大型

位置・姿勢認識 (キーポイントマッチング)



コンピュータに格納された
3次元モデル

3次元点群
同士の
マッチング



センサから得られた入力シーン

座標 (x,y,z)	点を特徴づける数値 (特徴量)	座標 (x,y,z)	点を特徴づける数値 (特徴量)
a 43.5, 50.2, 73.6	5, 2, 6, ..., 9, 20, ...	1 53.5, 55.1, 71.4	74, 36, 35, ..., 19, 76, ...
b 37.0, 25.3, 43.1	45, 2, 4, ..., 1, 3, ...	2 64.2, 60.0, 71.4	103, 2, 45, ..., 1, 34, ...
:	:	:	:
d 81.6, 25.2, 33.8	3, 52, 3, ..., 11, 4, ...	10 101.6, 35.3, 71.8	5, 2, 6, ..., 9, 20, ...
:	:	:	:
g 11.5, 9.5, 234.1	50, 32, 4, ..., 3, 13, ...	21 25.1, 220.9, 5.1	99, 49, 3, ..., 20, 4, ...
j 8.9, 794.4, 212.3	1, 95, 34, ..., 13, 5, ...	24 734.7, 5.4, 20.1	8, 34, 24, ..., 92, 44, ...
:	:	:	:
:	:	27 21.2, 7.5, 265.6	3, 52, 3, ..., 11, 4, ...
:	:	30 95.0, 26.1, 578.8	58, 29, 99, ..., 45, 320, ...

→ マッチングを成功させるためには **よい3次元特徴量** の設計が重要

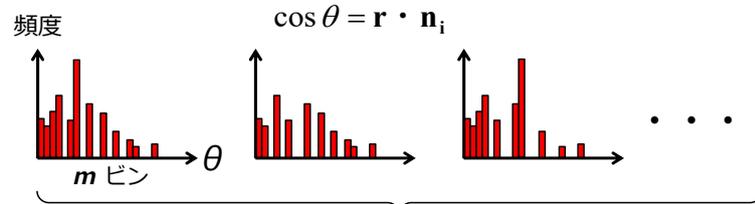
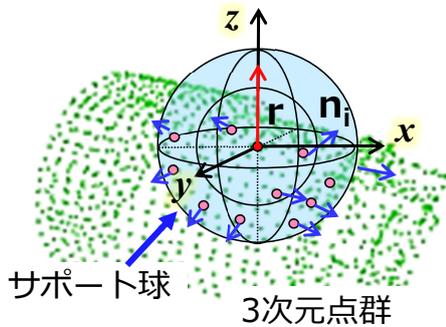
特定物体認識 (モデルベース手法) の研究マップ

	1980	1990	2000	2005	2010
物体認識 (粗認識)	キーポイントベース 点群の位置関係の記述: Spin Image [Johnson1997, Johnson1999], Depth Aspect Image [Takeguchi2001], 3D Shape Contexts [Frome2004], 3D Point's Fingerprint [Sun2001], Spherical Spin Image [Ruiz-Correa2001], Point Feature Histogram [Rusu2008], 注目点周りの特徴記述, 法線方向分布 2or3点間の位置・法線間の関係: ISS [Zhong2009], PPF [Drost2010], Efficient Ransac [Papazov2010], Multimodal PPF [Drost2012], PPF B2B, S2B, L2L [Choi2012], VPM [Akizuki2012, Takei2014], TriSI [Guo2015], B_SHOT [Prakhya2015], SHORT [Takei2015], VC-PPF [Kim2011], RoPS [Guo2013], HONV [Tang2012], DoN [Ioannou2012], CSHOT [Tombari2011], SHOT [Tombari2010a], Local Surface Patches [Chen2007], Mesh HOG [Zaharescu2009], NARF [Steder2010], その他の特徴量 H/Wの工夫: GPU利用 [Germann2007, Park2010], MFC利用 [Liu, Okuda2010], VFH [Rusu2010], OUR-CVFH [Aldoma2012]				
	非キーポイントベース EGI [Horn1984], 3DPO [Bolles1986], COSMOS [Dorai1995], シーン解釈 [Hashimoto1999], Aspect Graph [Cyr2001], GPU利用 [Germann2007, Park2010], MFC利用 [Liu, Okuda2010], VFH [Rusu2010], OUR-CVFH [Aldoma2012], 多面体認識 [Shirai1971], 3Dモデルのエッジと濃淡画像の照合 [Lowe1991], Local Feature Histogram [Hetzel2001], Elevation Descriptor [Shih2007], 多段解像度探索 [Ulrich2009], GRSD [Marton2010], DGI [Adan2011]				
LRF	一括算出型 ISS [Zhong2009], Eigen Vector [Mian2010], SHOT [Tombari2010a], DosSantos [Santos2011], RoPS [Guo2013], TriSI [Guo2015]				
	個別算出型 Point Signatures [Chua1997], 3D Point's Fingerprint [Sun2001], Exponential Map [Novatnack2008], Mesh Hog [Zaharescu2009], BOARD [Petrelli2011], PetrelliLRF [Petrelli2012], GRF [Akizuki2014], DPN [Akizuki2015]				
精密位置決め	Alignment (代表的なもの) point-to-plane [Chen1991], ICP(point-to-point) [Besl1992], 重み付けと外れ値除去 [Zhang1994], EM-ICP [Granger2002], Picky-ICP [ZinBer2003], LM-ICP [Fitzgibbon2003], ICP+Cached K-d tree search [Nuchter2007], 距離・濃淡の最尤統合 [Tateno2011], TriICP [Chetverikov2002], FICP [Phillips2007], M-ICP [Kaneko2003], 距離変換の利用 [Masuda2003], インデックス画像 [Oishi2006]				
	Topics APO [Ikeuchi1993], パラメトリック固有空間法 [Murase1994], シリコンレンゾファインダ [Posdamer1982], [坂本/ハンネー1994], TDS-A [JULステック1997], Swiss Ranger SR1 [MESA2001], 素: TOF方式, 素: TOF以外のActive計測, 素: Passive計測, 線: etc., VID9i [KONICA MINOLTA2004], Swiss Ranger SR3000 [MESA2005], Bumblebee2 [Point Grey2006], 200Hz小型距離画像センサ [Tateishi2008], Swiss Ranger SR4000 [MESA2008], Kinect [Microsoft2010], DepthSense 311 [SoftKinetic2011], MELFA-3D Vision [三菱電機2013], 約30万point, D-Imager [ナソニック2010], DepthSense 325 [SoftKinetic2012], LEAP [Leap Motion2013], ランダムドットパターン投光ステレオ [Hashimoto1999], Digiclops [Point Grey1999], Bumblebee X3 [Point Grey2007], FZD [オムロン2007], PCL[2009-], Kinect [Microsoft2010], DepthSense 311 [SoftKinetic2011], MELFA-3D Vision [三菱電機2013], 約30万point, D-Imager [ナソニック2010], DepthSense 325 [SoftKinetic2012], LEAP [Leap Motion2013], ランダムドットパターン投光ステレオ [Hashimoto1999], Digiclops [Point Grey1999], Bumblebee X3 [Point Grey2007], FZD [オムロン2007], TVS [三次元メディア2011]				

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

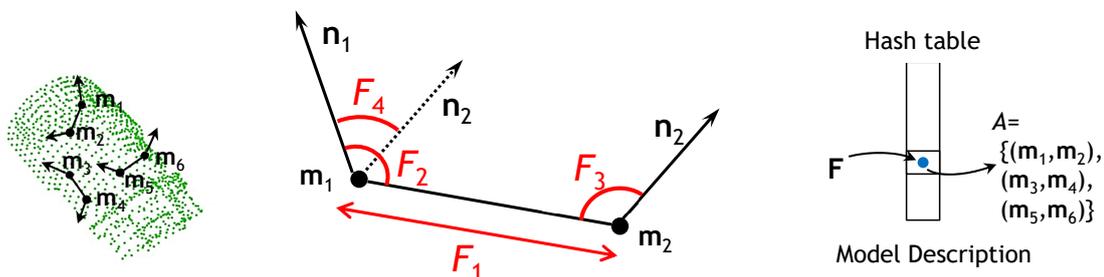
- 次元数が高いため, 特徴量のアイデンティティは比較的高い.
(\rightarrow 誤照合は少なめ)

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

PPF 特徴量 (Point Pair Feature)

特徴記述

- 2 点对から算出された 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 点对を利用する.



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

- 部分的なマッチング結果を集積し, 多数決処理を適用するので, 部分的な隠れに頑健.

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

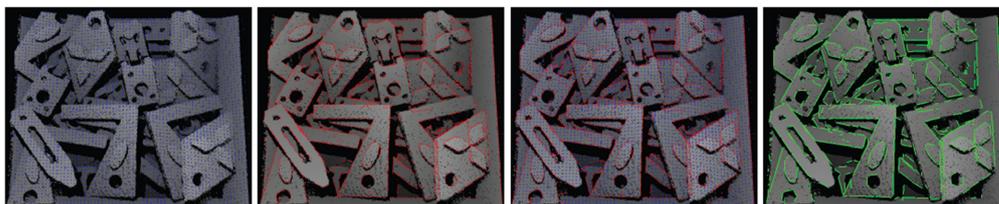
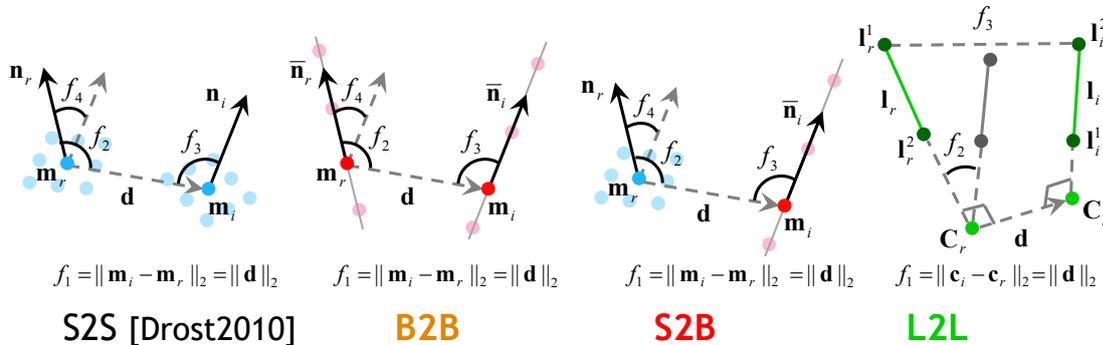
■ PPF においてペアリングする点を限定することによって高速化

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

※論文においては **B2B** が最も高性能



青点 : Surface

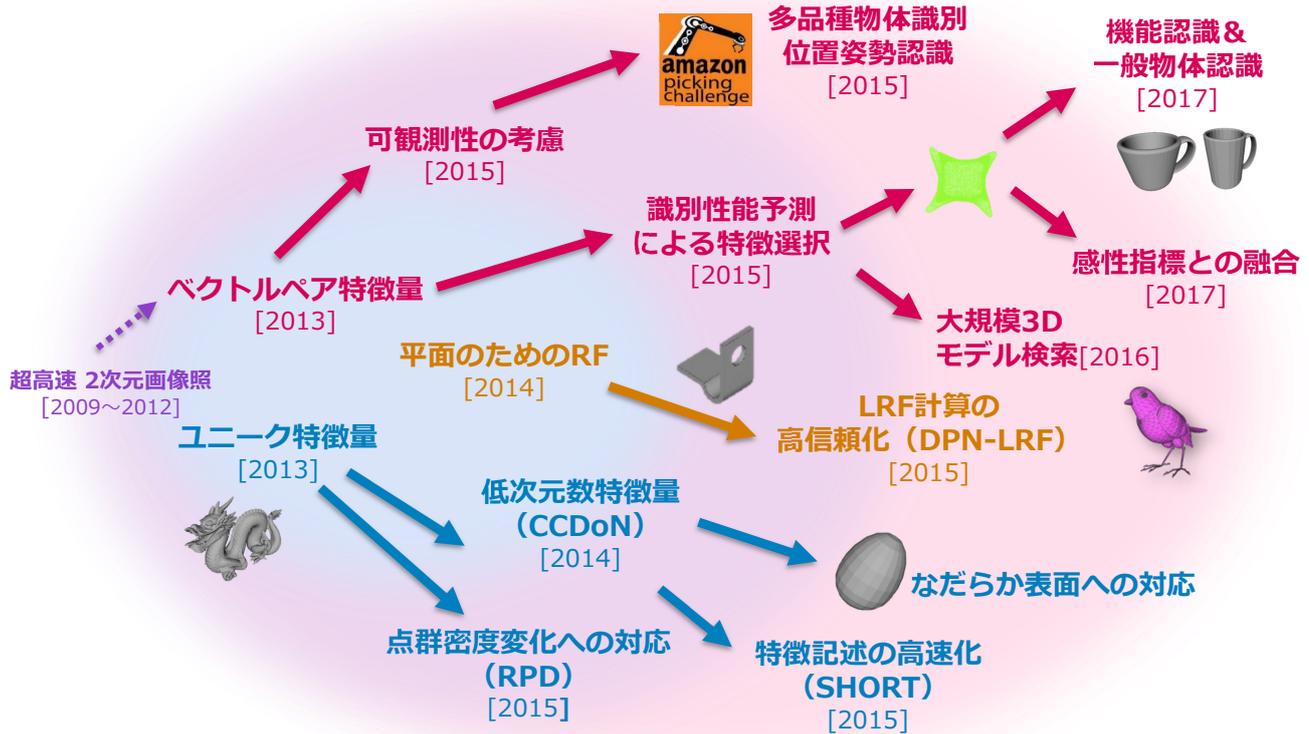
赤点 : Boundary

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.

SHOT と PPF の比較

	タイプ (A) SHOT (キーポイント周辺の情報記述)	タイプ (B) 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。	



本日の話題

1. ロボットビジョンの基本課題
2. 3Dセンサ
3. モデルベース物体認識の基礎
4. Amazonチャレンジのために開発した技術
5. ロボットビジョン研究事例

Amazon Robotics Challenge

物流ロボット国際大会

Advanced Sensing & Machine Intelligence Group.
Chukyo University

Amazon チャレンジへの挑戦履歴

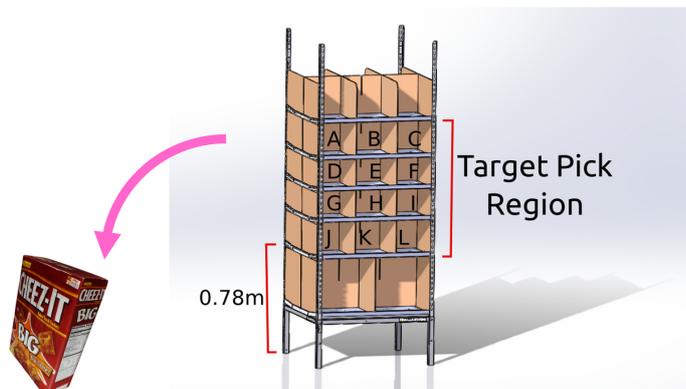
(三菱電機, 中部大とコラボ)

- 2015年 第1回大会 (シアトル)
- 2016年 第2回大会 (ライプツィヒ)
- 2017年 第3回大会 (名古屋)



2017年度 Stowタスク部門世界3位

制限時間内にどれだけ正確にアイテムをピッキングできたかを競う



- 課題は年々難しく、トータル設計が要求されるようになった。
- 人工知能、とりわけディープラーニングは、期待から必須の技術に、さらに現在では、ロボット技術との融合で差別化という時代に。

第3回 Amazon Robotics Challenge

Nagoya, Japan
2017年7月

Advanced Sensing & Machine Intelligence Group.
Chukyo University

ARC2017 主要ルール…… システムとストレージ

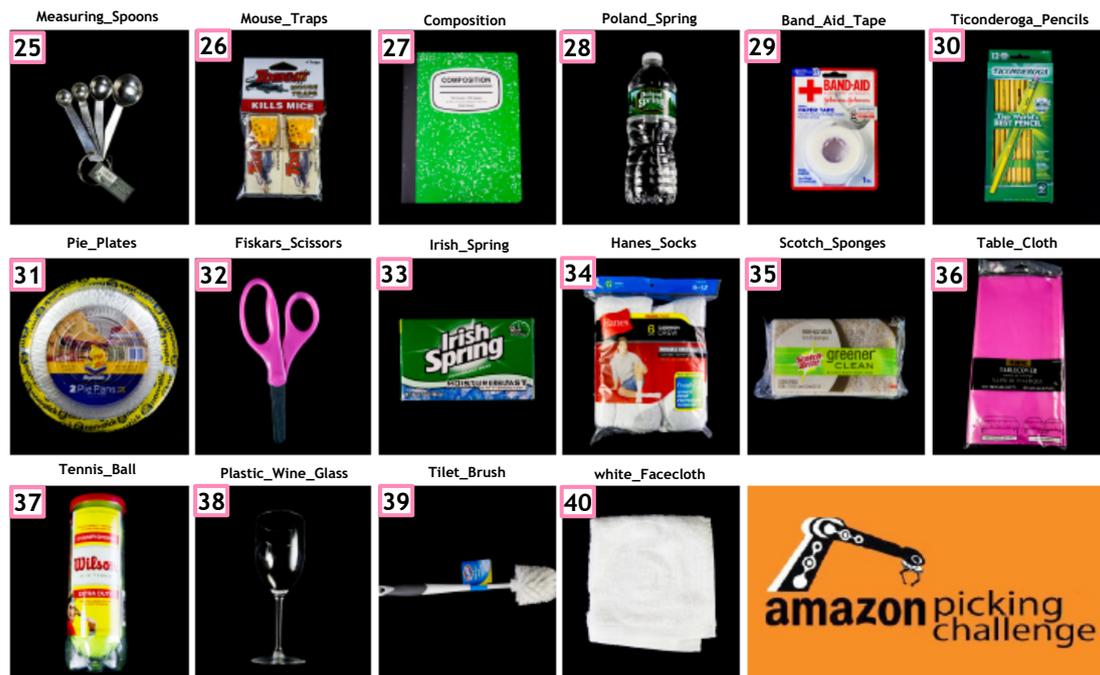
- ストレージ
 - 構造は自由に設計してよいが、以下の条件を満たすこと
 - Storage の体積の合計は、 $95,000\text{cm}^3$ 未満であること
 - 床面積の合計は、 $5,000\text{cm}^2$ 未満であること
 - トータル価格 \$ 50 以下の安価なセンサを仕込むことが可能

- アイテム（把持対象物）
 - 事前配布（既知）アイテム + **当日配布（未知）アイテム**
 - 既知アイテム：40 個
 - 未知アイテム：約 100 個
 - **未知アイテムは競技開始 45 分前に配布される。**

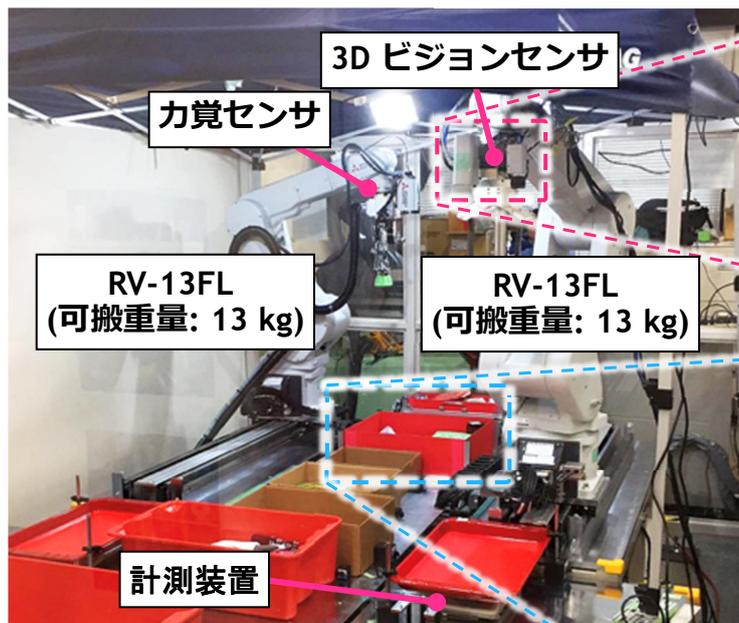
アイテムリスト (事前配布)



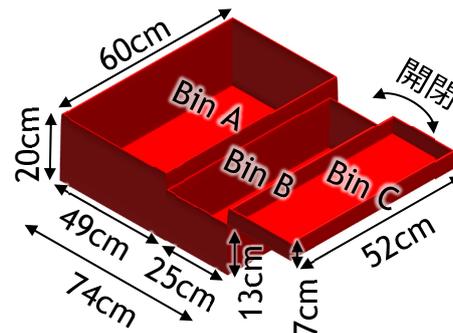
アイテムリスト (事前配布)



2 台の産業ロボットによる協調動作・開閉機構を搭載した Storage



MELFA-3D Vision



- 体積 88,800cm³
- 底面 4,440cm³ (閉じた状態)

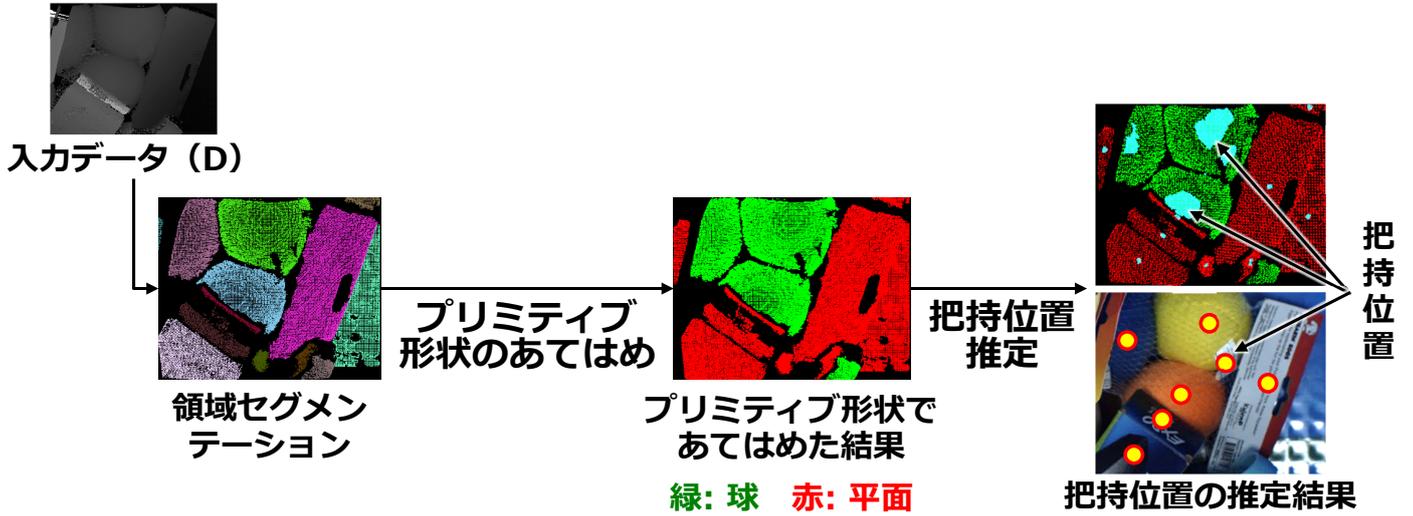
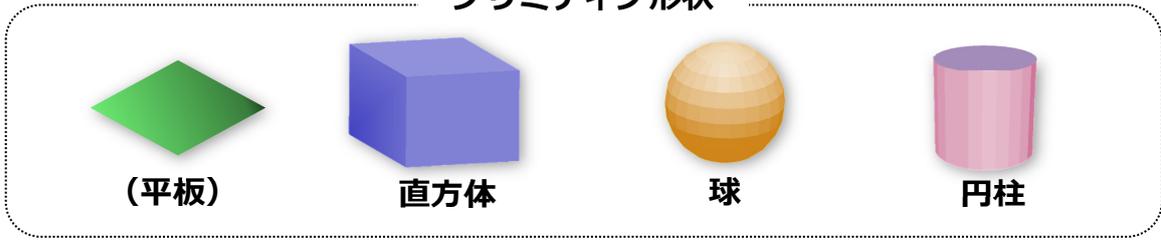
Storage



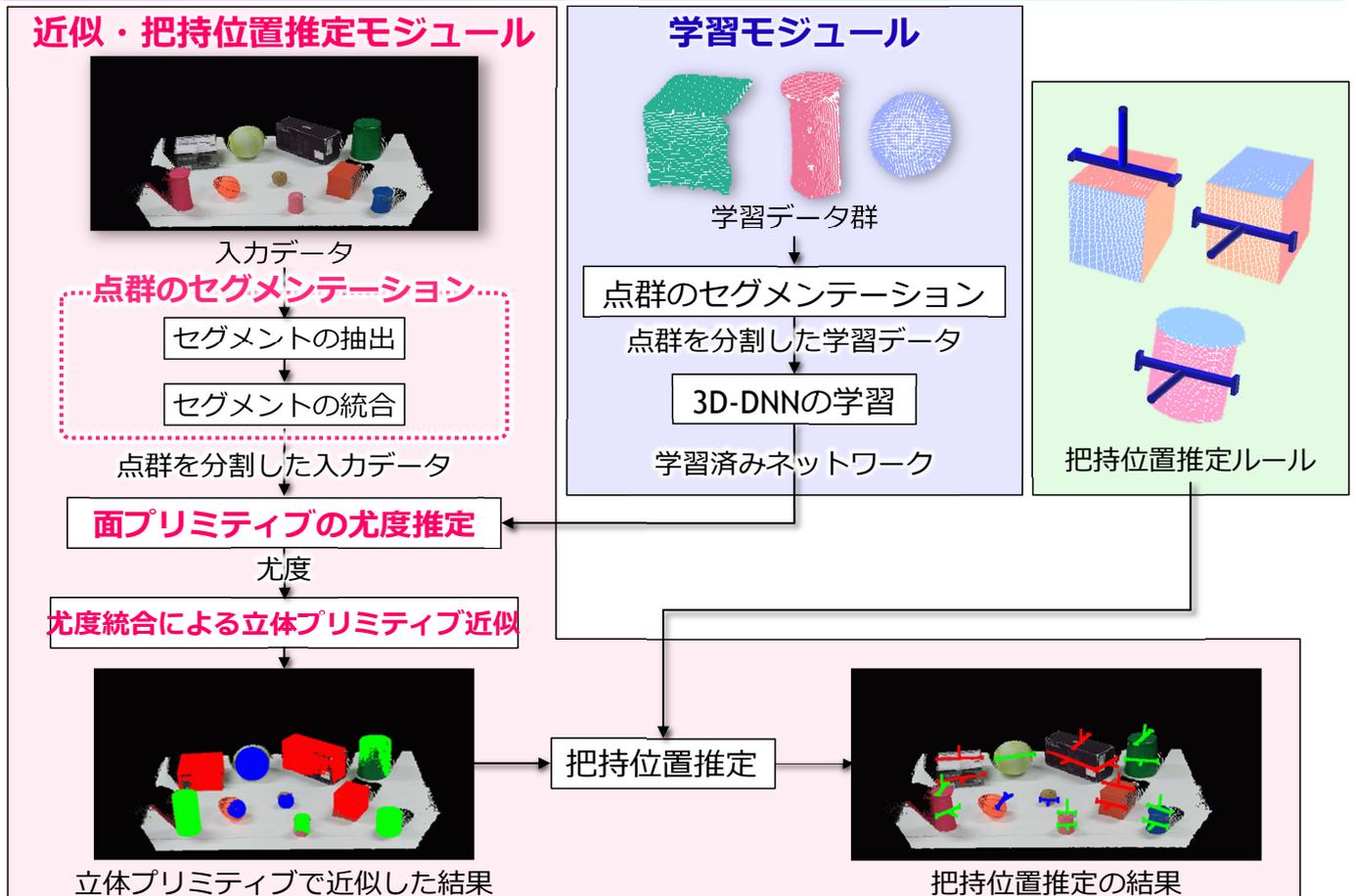
プリミティブ形状近似による モデルレス把持位置決定

アイデア

プリミティブ形状

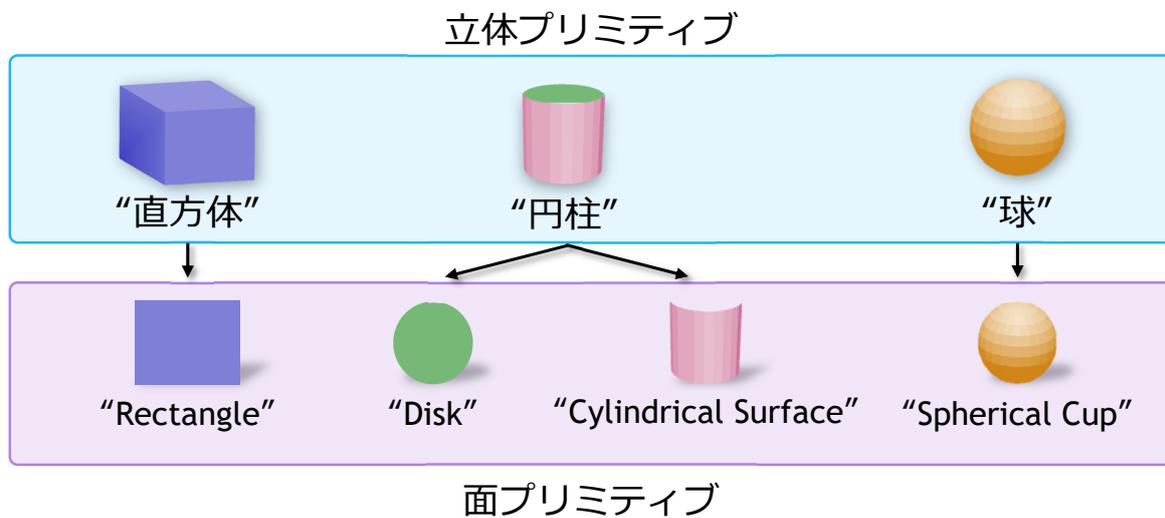


プリミティブ形状近似に基づく把持位置推定



面プリミティブと立体プリミティブ

- 立体プリミティブ：物体を近似する基本立体
- 面プリミティブ：表面形状を近似する3次元面

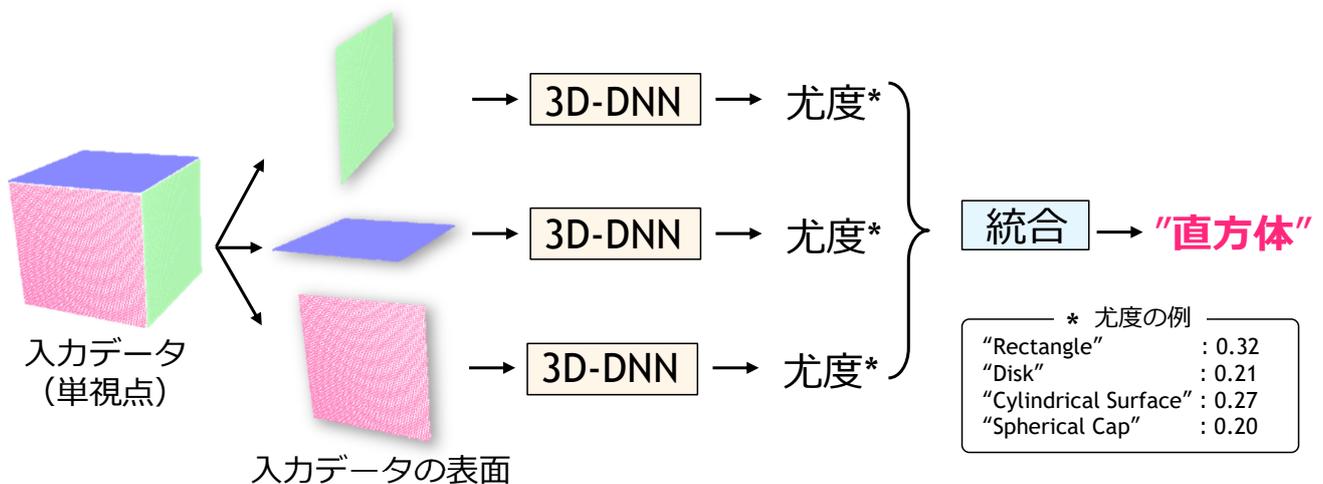


検出された面プリミティブの組み合わせから、立体プリミティブの種類と位置を推定

2段階近似

2段階で近似

- ① 3D-DNN を用いて、面ごとに面プリミティブの尤度推定
- ② 尤度を統合することによって立体プリミティブで近似



2段階処理の利点

いったん面プリミティブを求めることにより、その位置関係から立体の姿勢を推定することができる。

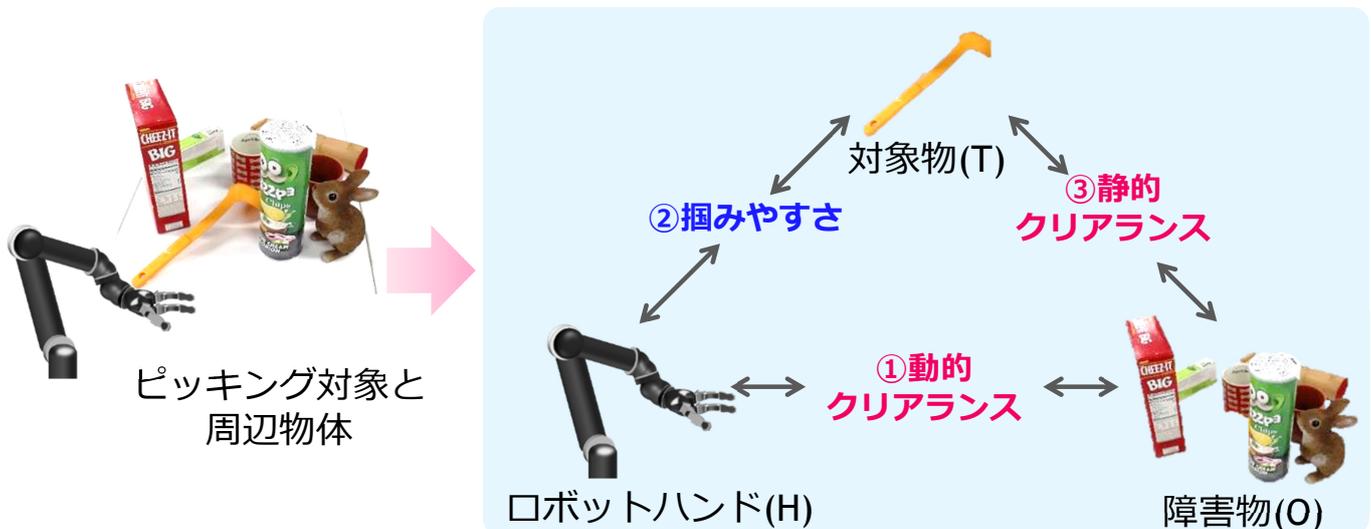
ピッキングリスク最小化による ロボット動作パラメータ決定

Advanced Sensing & Machine Intelligence Group,
Chukyo University

基本アイデア

環境内の各物体の相対的な余裕度をもとに動作生成する

把持環境内の物体間の相互関係



把持余裕度推定モデルによる把持パラメータ推定

把持のしやすさを定量的に算出するために、3つの指標を統合した確率モデルを構築する。

把持余裕度推定モデル

$$P_s(\mathbf{p}) = P_{H-O}(\mathbf{p}) \{ \alpha P_{H-T}(\mathbf{p}) + \beta P_{T-O}(\mathbf{p}) \}$$

把持余裕度 ①ハンドと障害物の動的クリアランス ②対象物の掴みやすさ ③対象物と障害物の静的クリアランス

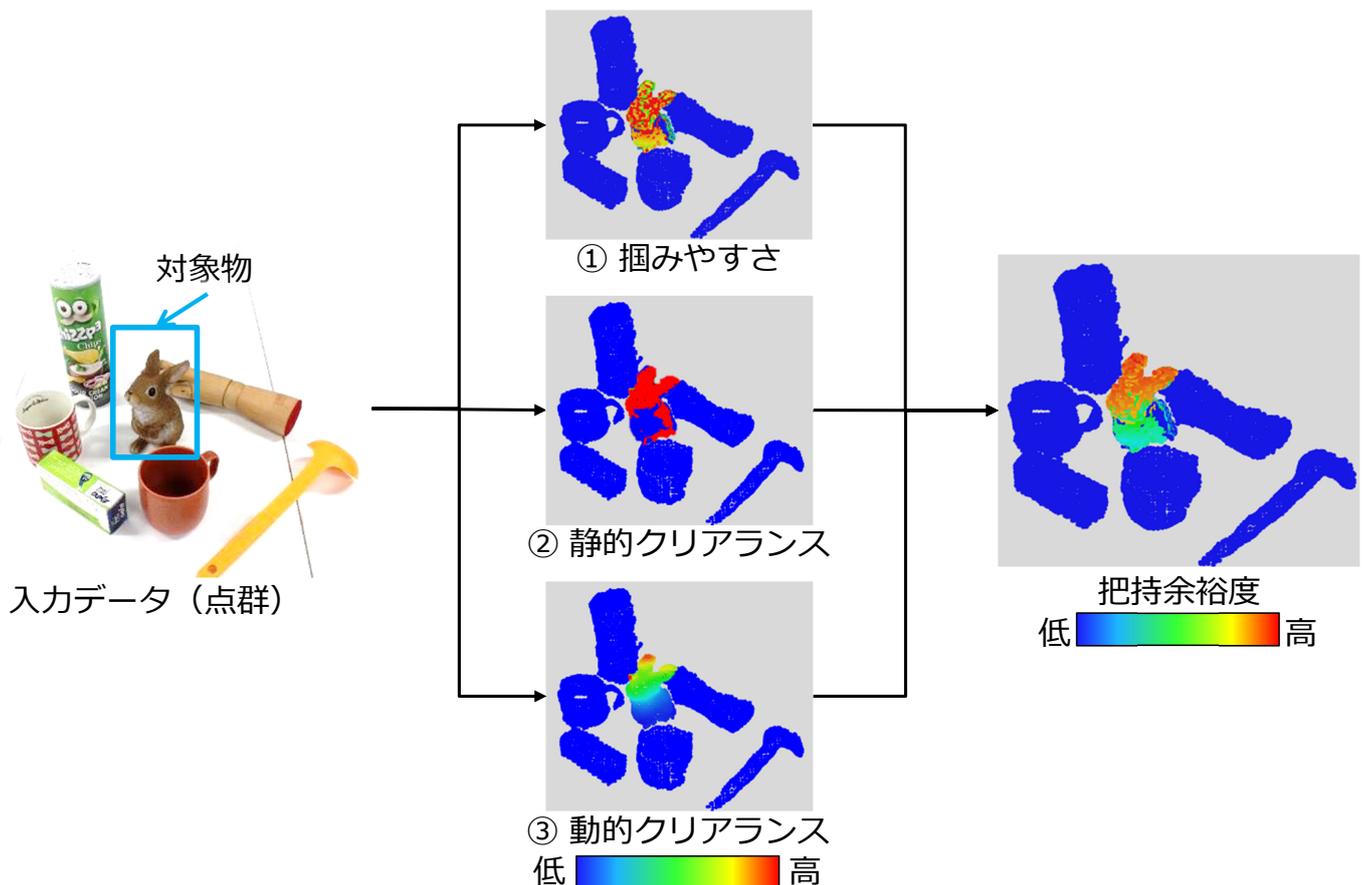
※ \mathbf{p} : 把持パラメータ (把持位置, 姿勢, 開口幅)

把持余裕度推定モデルを用いた $P_s(\mathbf{p})$ の最大化による最適な把持パラメータ $\tilde{\mathbf{p}}$ の推定

$$\tilde{\mathbf{p}} = \underset{\mathbf{p} \in \mathcal{S}}{\operatorname{argmax}} P_s(\mathbf{p})$$

\mathcal{S} : \mathbf{p} の候補集合

予備実験 – 各相互関係の指標の可視化 –



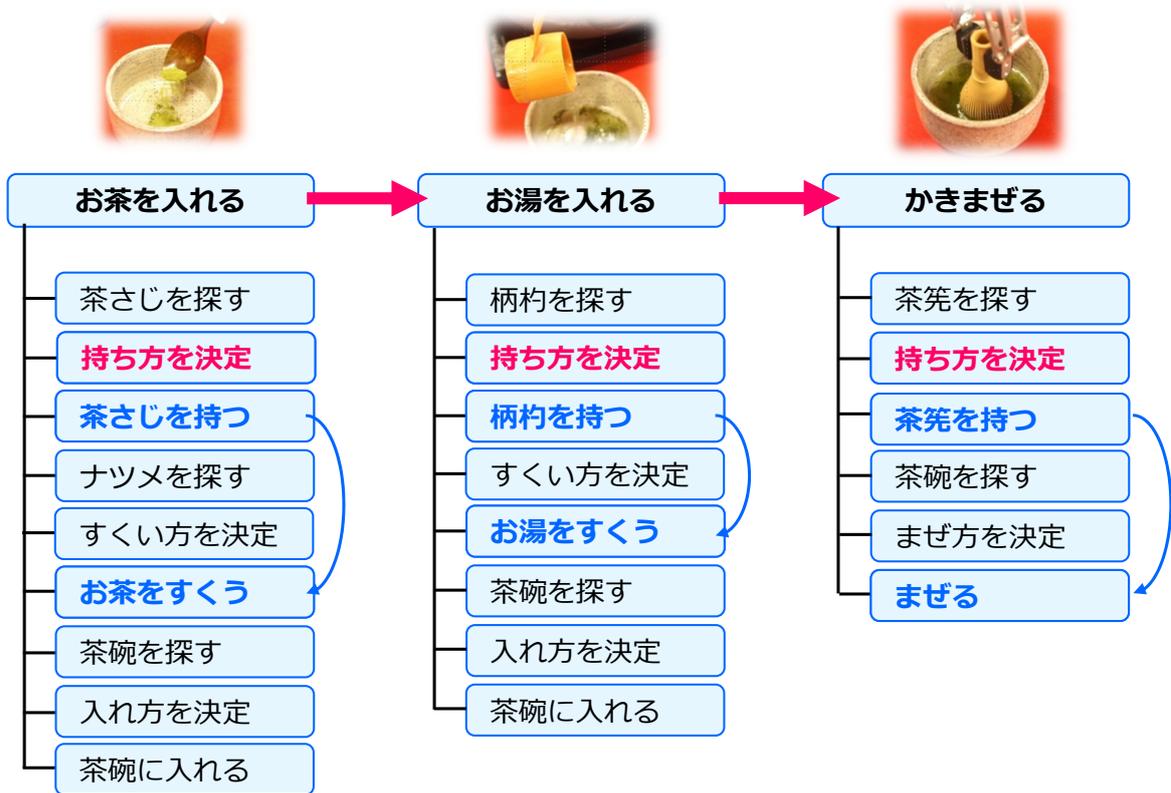
本日の話題

1. ロボットビジョンの基本課題
2. 3Dセンサ
3. モデルベース物体認識の基礎
4. Amazonチャレンジのために開発した技術
5. **ロボットビジョン研究事例**



“機能” 認識とその応用

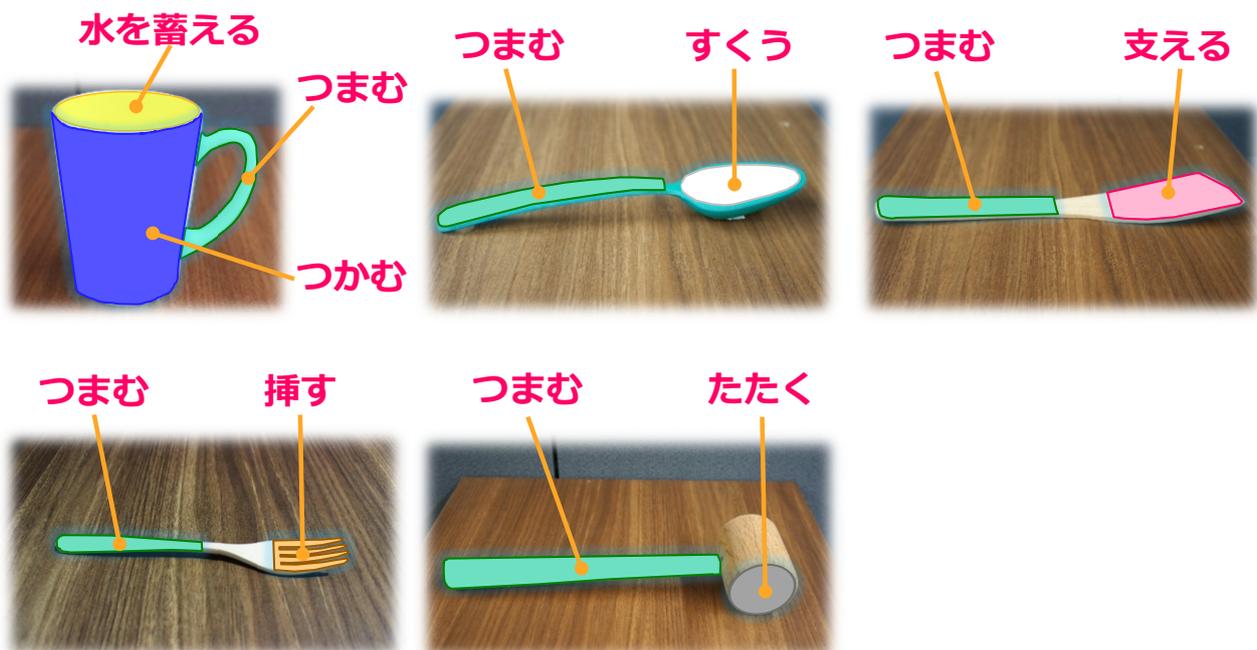
お茶をたてる動作（ロボットの場合）



人間なら，道具の**使用目的**を想定して**持つ**ことができる。

⇒ **道具の使い方がわかるロボット**

日用品は“形”に“機能”を持っている



機能の発現に影響を与える主要要因

形状

動き (強さ・方向)

材質

本研究で取り扱う “機能”

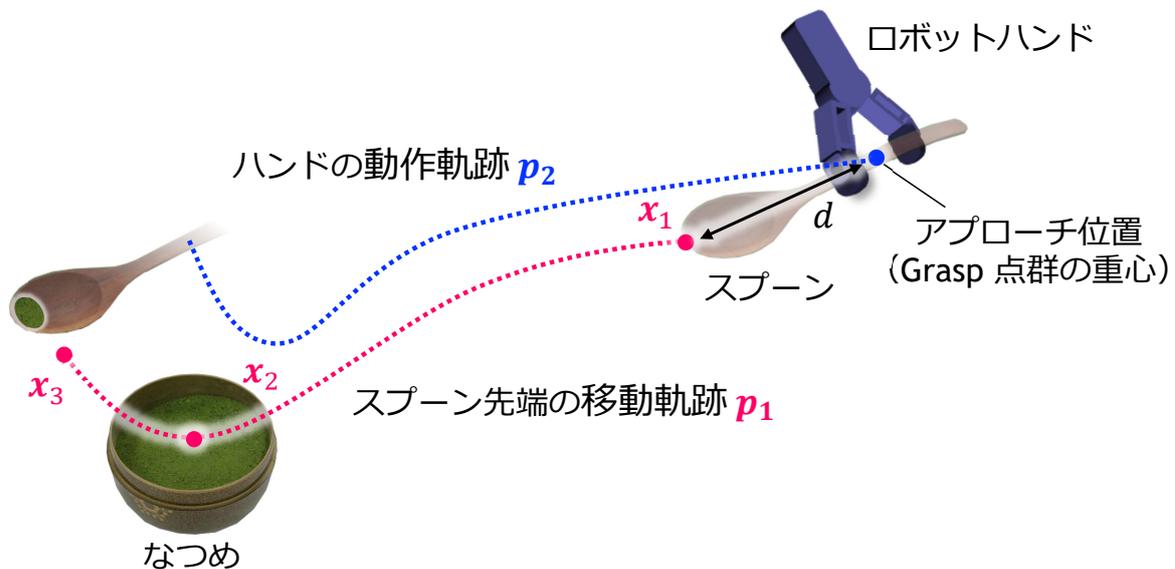
モノの “機能” を認識するロボットビジョン

Deep Learning

模範解答は、人間が教える

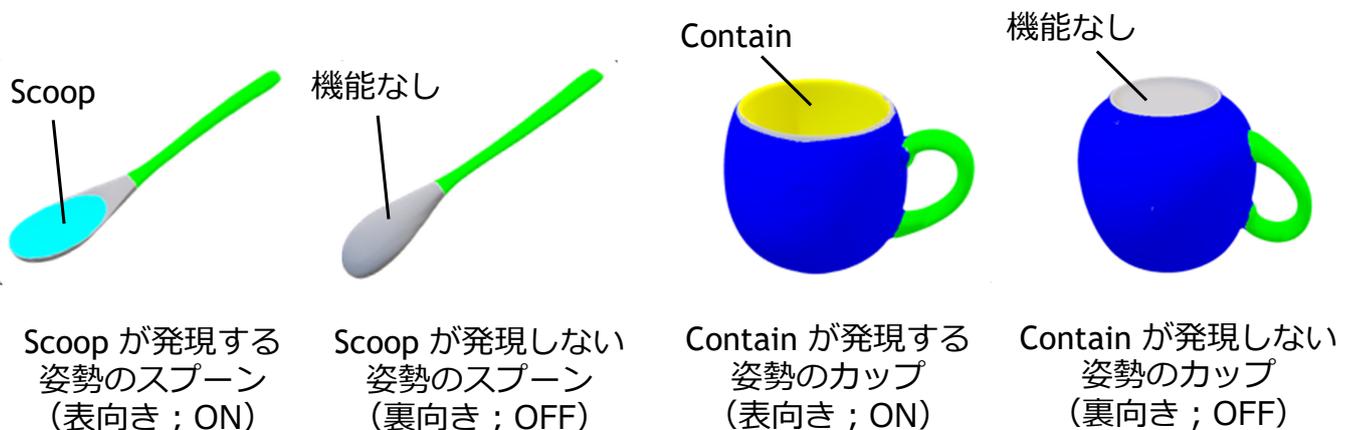
“機能” がわかると何がうれしいか？ ①

初めて見るスプーンでも、適切なすくい動作（パラメータ）を決定できる。



“機能” がわかると何がうれしいか？ ②

- 日用品には機能が発現する姿勢（表向き；ON）と、発現しない姿勢（裏向き；OFF）がある。
- 機能がわかると、ON/OFFにかかわらず、動作できるようになる。

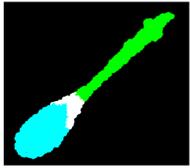


機能情報をもとに、

機能 = ON ならば そのまま動作

機能 = OFF ならば ONにしてから動作

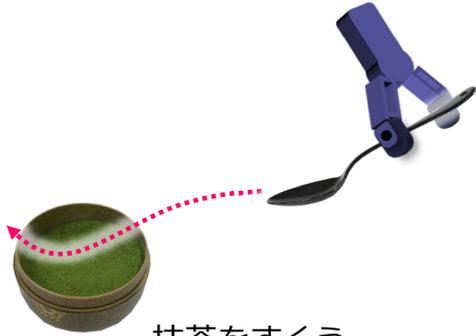
“機能” がわかると何がうれしいか？ ②



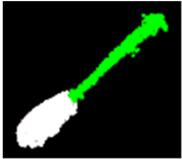
表向き



表向きの状態の
スプーンを把持



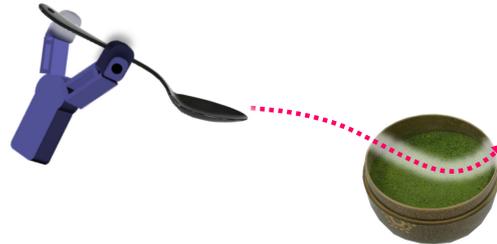
抹茶をすくう



裏向き



裏向きの状態の
スプーンを把持



逆方向から抹茶をすくう

お茶会ロボットシステムの試作

(2020年1月16日完成)



ロボットはなぜお茶を持ってきてくれないのか

「お茶を持ってきて」……この実現に、まだ多くの難題が残っている！

そもそも、この言葉を、細かいタスクに分解できない

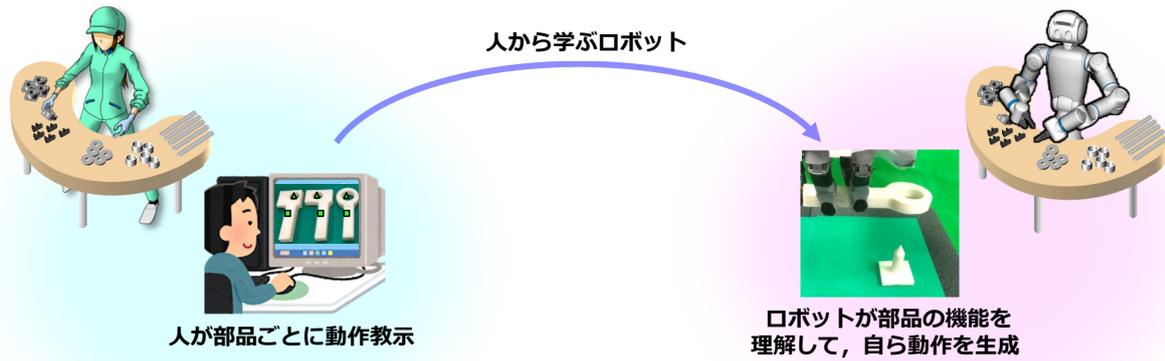
- ・ 必要ならお湯を沸かす
- ・ ナツメに蓋があったら開ける
- ・ 足りない道具があったら取ってくる
- ・
- ・

現在のお茶会ロボットにできないこと



人の動作のロボットへの転移

ロボットによる組み立て作業の動作生成



背景と課題

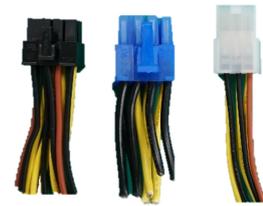
組立て作業で扱われている部品の例



(a) リンク



(b) コネクティングロッド



(c) コネクタ



(d) ボルト



(e) ナット



(f) ギア

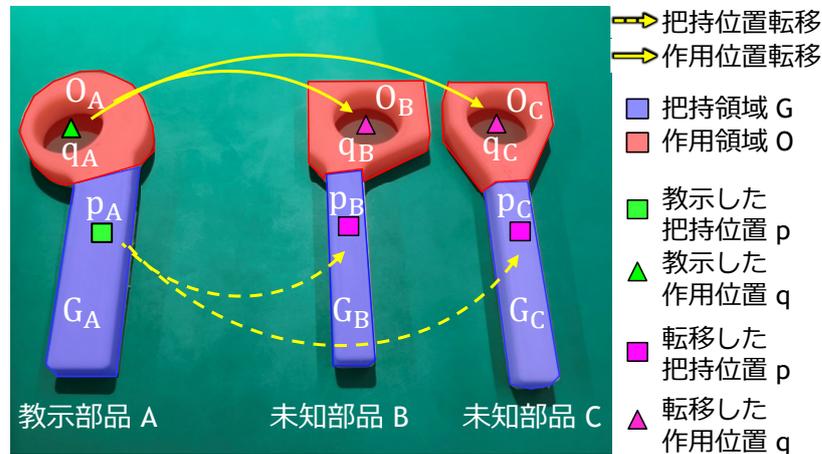
出典：ミスミの総合カタログ, <https://jp.misumi-ec.com/>
株式会社ゴーシュー, <http://www.gohsyu.com/product/>

■ 課題

組立てロボットでは、個々の部品ごとにロボットパラメータ設定が必要

基本アイデア

ある部品に対してヒトが教示したロボットパラメータを別の部品に転移



ロボット知能化技術の導入の進め方と留意点

1. 生産，物流現場へのロボット知能化技術の導入は，センサ+アルゴリズム+ロボット動作の総合技である。
2. センサ=選択肢は増えたが万能ではない。
 - ・ 見えない対象が少なくとも4つ
 - ・ 保守容易性も考慮（高級センサ v.s. 安価センサ）
3. アルゴリズム=特定/一般物体認識ともにベースはある。
 - ・ 特定物体認識はPCLに含まれているSHOT法等を推奨
 - ・ 凹凸が少ない対象物には課題が残る
 - ・ 一般物体認識はDeep LearningでOK
4. ロボット動作=現時点ではまだ苦勞が予想される。
 - ・ ROS環境が便利だが，逆運動学，動作計画ソフトは一品一様
 - ・ Pick & Placeから開始，Pick & Operationは難度が高い

まとめ

1. ロボットビジョンの基本課題
2. 3Dセンサ
3. モデルベース物体認識の基礎
4. Amazonチャレンジのために開発した技術
5. ロボットビジョン研究事例

関連資料 → <http://isl.sist.chukyo-u.ac.jp/archives3/>



Special Thanks To: 橋本研究室・知能ロボット研究メンバー



秋月助教 城亮輔 村井俊哉 鈴木真大 永野史也 寺沢拓真 石原義経 石山祐希 江崎さくら