

ロボットハンドガイドブック（応用編）

多品種ピック

Rev1 2025.3.13

ロボット革命産業IoTイニシアティブ協議会（RRI）



ロボット革命・産業 IoT イニシアティブ協議会
Robot Revolution & Industrial IoT Initiative

1. 多品種物品と一般的なハンドの整理

- 1-1. 多品種物品を扱う理由とタスク例
- 1-2. 多品種物品の例
- 1-3. 自動化における様々な困難性
- 1-4. 一般的なロボットハンドと多品種物品の定性的な関係

2. 実用レベルの多品種ピッキング

3種の実例システムの紹介.

- 1) 飲料に特化した例, 2) 吸着 + ツールチェンジャーを使った例, 3) 循環ベルト付き 2 指ハンドを使った例

3. 研究課題と萌芽技術

4. 執筆者

5. ご協力いただいたメーカー様

6. 情報の活用とコピーライト

1-1. 多品種物品を扱う理由とタスク例



製造



物流



小売



オフィス



家庭

消費・製造・物流の変化

- ・消費者ニーズの多様化
 - ・ロングテールへの対応
 - ・変種変量生産
- 扱う商品点数の増大
- 一品一様なカスタム品の増加

多品種ピックが 必要となるタスク例

- ・多品種部品供給（製造）
- ・日用品ピースピッキング（物流）
- ・多品種品出し・廃棄（小売）
- ・事務用品操作（オフィス）
- ・家事用品操作（家庭）

1-2. 多品種物品の例

ラップ	ゴム風船	ネットスポンジ	ビー玉	ファイル	絵本	ウエットティッシュ	歯ブラシ	クレヨン	スピードスティック
394.5 g 3.87 N 45 x 45 x 316 mm	46.5 g 0.46 N 150 x 188 x 35 mm	70.5 g 0.69 N 135 x 135 x 100 mm	352.0 g 3.45 N 125 x 125 x 50 mm	387.0 g 3.79 N 293 x 273 x 43 mm	109.0 g 1.07 N 201 x 166 x 5 mm	465.0 g 4.56 N 120 x 222 x 61 mm	60.2 g 0.59 N 227 x 85 x 23 mm	131.2 g 1.29 N 114 x 72 x 27 mm	278.5 g 2.73 N 142 x 62 x 60 mm
ネットバケツ	ガムテープ	DVD	塩	白板けし	スプレー	フラッシュライト	手袋	スティックのり	ダンベル
85.0 g 0.83 N 110 x 110 x 135 mm	155.5 g 1.52 N 97 x 97 x 48 mm	72.5 g 0.71 N 193 x 137 x 14 mm	929.0 g 9.10 N 250 x 165 x 70 mm	20.0 g 0.20 N 55 x 130 x 35 mm	750.5 g 7.35 N 100 x 60 x 270 mm	59.5 g 0.58 N 35 x 33 x 100 mm	31.0 g 0.30 N 227 x 140 x 20 mm	112.5 g 1.10 N 186 x 101 x 20 mm	931.5 g 9.13 N 55 x 55 x 144 mm
製氷皿	インデックスカード	ジョーク集	ティッシュボックス	スプーンセット	ネズミ取り	ノート	ペットボトル	バンドエイド	鉛筆
114.5 g 1.12 N 332 x 121 x 41 mm	97.0 g 0.95 N 101 x 125 x 20 mm	76.5 g 0.75 N 107 x 178 x 8 mm	166.5 g 1.63 N 112 x 112 x 128 mm	71.0 g 0.70 N 150 x 142 x 20 mm	91.0 g 0.89 N 190 x 110 x 30 mm	304.0 g 2.98 N 190 x 247 x 8 mm	523.0 g 5.13 N 65 x 65 x 203 mm	25.0 g 0.25 N 126 x 88 x 28 mm	72.5 g 0.71 N 215 x 92 x 10 mm
アルミ皿	ハサミ	石鹸	靴下	スポンジ	テーブルクロス	テニスボール	コップ	柄付きブラシ	ハンドタオル
102.5 g 1.00 N 257 x 257 x 44 mm	24.0 g 0.24 N 137 x 65 x 8 mm	114.0 g 1.12 N 100 x 63 x 37 mm	348.5 g 3.42 N 275 x 229 x 58 mm	59.5 g 0.58 N 72 x 125 x 65 mm	126.0 g 1.23 N 400 x 193 x 5 mm	220.5 g 2.16 N 77 x 77 x 220 mm	94.5 g 0.93 N 78 x 78 x 217 mm	131.4 g 1.29 N 403 x 89 x 89 mm	31.5 g 0.31 N 294 x 307 x 2 mm

Amazon Robotics Challenge 2017対象物より抜粋.

1-3. 自動化における様々な困難性

素材に基づく困難性の例



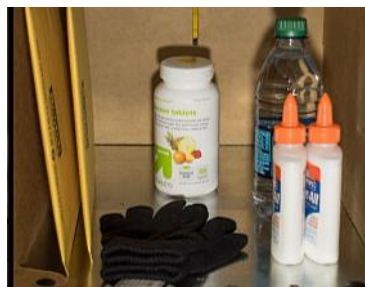
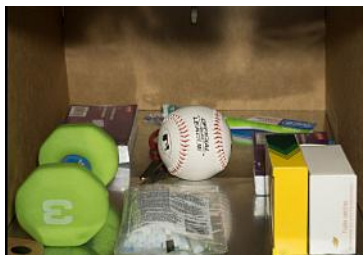
黒色・透明・半透明・金属鏡面：
形状計測が困難



柔軟物：
姿勢不定、計測・認識が困難

本などの可動物：
ピックミスが発生しやすい

配置による困難性の例

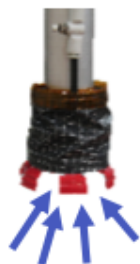


隠れ・重なり：
計測・認識が困難
避ける、ずらすなど追加操作が必要

1-4. 一般的なロボットハンド3種と多品種物品の定性的な関係

	長所	短所
Vacuum Gripper	強力な吸引力 凹凸形状に対応	複数個取りしやすい メッシュは把持不可
Suction Gripper	小型で隙間に入り込める 平面が得意	凹凸形状が苦手 布、メッシュは把持不可
Two-finger Gripper	表面形状・素材によらず様々な アイテムを把持可能	周辺との干渉を考慮した正確な 把持位置検出が必要

* Vacuum
掃除機のような
吸引する力を
直接把持力と
するもの



Vacuum Gripper

Suction Gripper

大型(Big item)

薄い

凸凹形状(Uneven)
ビニール包装(Vinyl)
重い(Heavy)
柔軟(Flexible)

平面
(Plane)
軽い
(Light)

小型
(Small item)

細い (Thin)

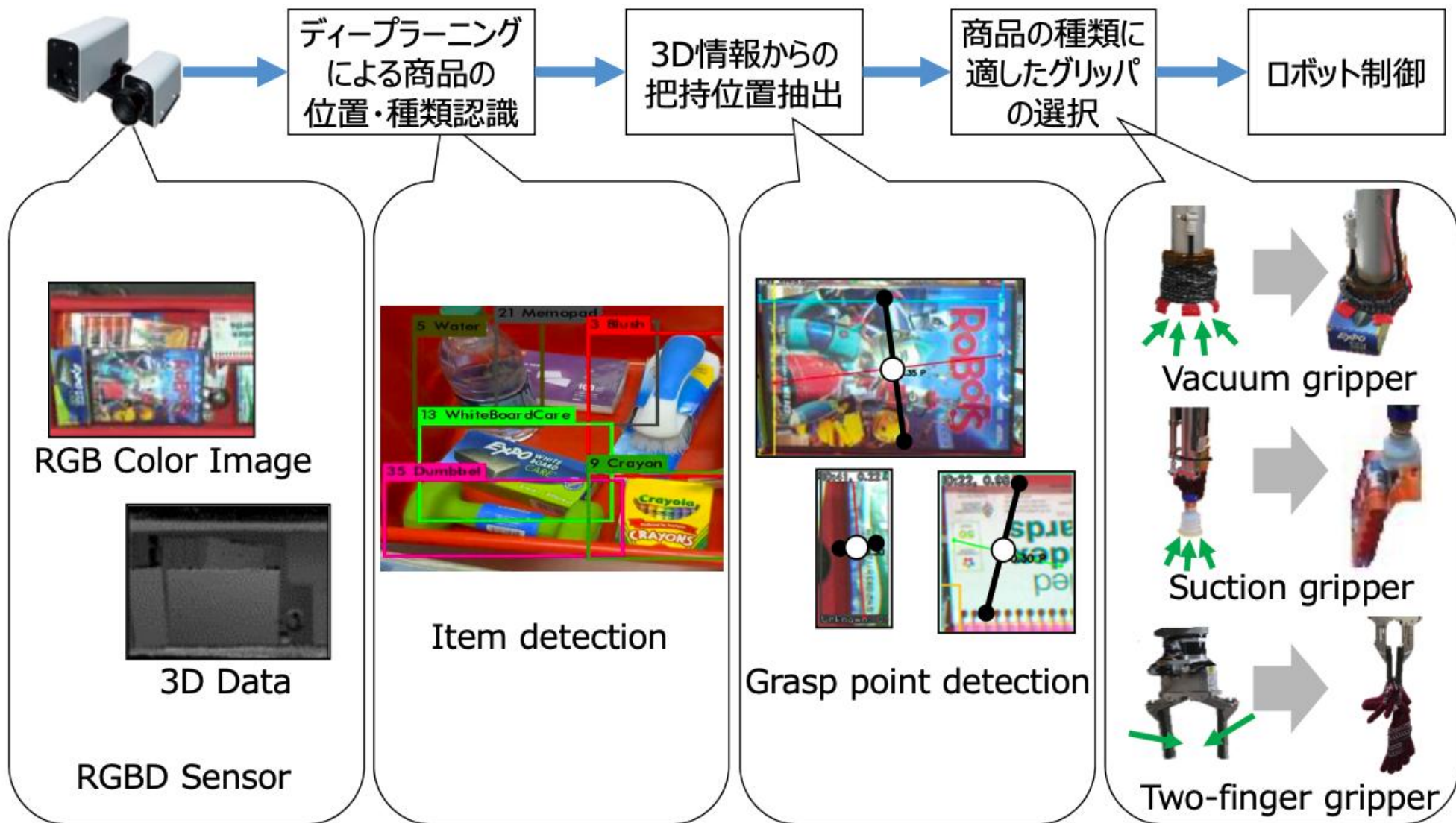
メッシュ(Mesh)

Two-finger Gripper



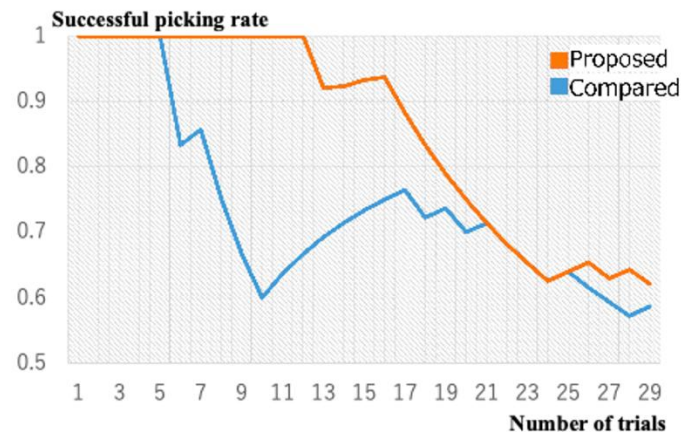
* Suction
物体とパッドの間
に真空を作り、
それにより生じる
負圧を把持力と
するもの

(参考) 競技会における多品種ピック実装例



M. Fujita, et. al., "Bin-picking robot using a multi-gripper switching strategy based on object sparseness", IEEE CASE, 2019.

(参考) 競技会における多品種ピック実装例



Transition of the successful picking rate

Number of picked items and the successful picking rate of each gripper

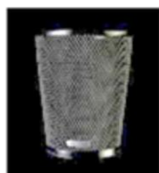
Proposed system				
	Vacuum	Suction	Two-finger	Total
# of picking item	9	6	3	18
Successful picking rate	64.3	100	37.5	64.3
Compared system[*]				
	Vacuum	Suction	Two-finger	Total
# of picking item	13	-	6	19
Successful picking rate	54.2	-	75	59.4

Mean Picks Per Hour (MPPH)

	Proposed System	Compared System
MPPH	85.3	75.9



Shiny metal parts



Black mesh cup

ほぼ全ての商品のピックを実現。
しかし難易度の高い商品(左図)で
トライアンドエラーを繰り返した。

M. Fujita, et. al., "What are the important technologies for bin picking? Technology analysis of robots in competitions based on a set of performance metrics", Advanced Robotics, 2020.

2. 実用レベルの多品種ピッキングシステム：概要①

第1章で述べた通り、コンビニ（小売）やEコマース（物流）等のピースピッキングでは、まだまだ扱う事ができるワークには限りがあり、また成功率や安定性にも課題がある。カメラで全てのワークを認識可能になったという前提を置いたとしても、全種ピックには至らないのが現状である。これに対して、いろいろ方法で実用化を模索している例がある。ワークを限定する事で成功率を上げたり、人とロボットが扱うワークを分けてロボットが限定したワークのみを扱う事でロボットの稼働率を上げたり、ハンドを切り替えることで安定性を高めたり、失敗時には遠隔操作でリカバリーしたり、人間が直接リカバリーする等、ハンドの工夫だけでなく、システムや運用での工夫を併用する事で実用に近いレベルを目指している。ここでは、これらの内の3例を紹介する。

2. 実用レベルの多品種ピッキングシステム：概要②

1) 缶飲料・ペットボトルに限定したシステム例

対象ワークをペットボトルと缶飲料に特化することで一つのハンド（薄型2指ハンド）で全てのワークを扱う。ワークを大胆に限定することで安定性を高めているが、それでも稀にワークを倒す等のトラブルが発生する。これに対応して、トラブル発生時には人間が遠隔操作で介入することで連続稼働を可能にしている。

2) 吸着+ツールチェンジャーを使ったシステム例

ワークをロボットで扱えるものと扱えないものに分け、ロボットで扱えないワークは人間が扱う。ユースケースとしては、人とロボットが昼夜交代制をとるなどを考える。また吸着パッドを基本としつつ、各種吸着パッドを装着したハンドをツールチェンジャーを使って切り替え、使い分けるシステムとしている。

3) 循環ベルト付き2指ハンドを使ったシステム例

循環ベルトでワークを指に引き込み、2指で挟み込むことで、各種ワークを安定して把持する。このハンドを装着したロボットレーンと吸着ハンドを装着したロボットレーンの複数レーン構成とし、ワークに応じてどのレーンに流すかを決定する。

2-0 多品種ピッキングのターゲットとハンドの例

ターゲットタスク例	飲料の陳列	ピースピッキング 箱詰め	ピースピッキング 商品整列、箱詰め インハンドマニピュレーション
ターゲットアイテム例	多品種飲料 (ペットボトル、缶)	多品種物品 (箱物、円筒物、袋物、 プリスターパック、チューブ)	多品種物品 (箱、円筒物、袋物、プリ スターパック、チューブなど)
主なハンド	2指グリッパ	・チルト機構付吸着パッド ・小型吸着パッド	ベルト駆動 2指グリッパ
サブハンド	飲料特化なので不要	2指グリッパ	チルト機構付吸着パッド
複数ハンド併用	飲料特化なので不要	ツールチェンジャーで併用	複数ロボットレーンで併用
想定対応重量	2000g以下	30g-2000g	2000g未満
想定最大把持幅	100mm	300mm	300mm
注意すべき点	遠隔操作でリカバリーす る前提	・ロボット設置時にはロボッ ト取扱可能商品のみを出 庫する ・ツールチェンジャーによる 若干の速度低下がある	・吸着とのレーン分けが必 要 ・把持対象物の情報があ るとより安定した把持が可 能

2-1① 飲料に特化したシステム：概要



独自の直動軸 + スカラロボット構成



2Lのペットボトルや全てのサイズの缶に対応

- コンビニ冷蔵庫などにペットボトルや缶を自動陳列する。ワークはペットボトルと缶に限定。
- エラー時はオペレータが遠隔操作で対応（VR）
- 物体の重心から把持位置を推定する認識アルゴリズムにより、多品種のペットボトル・缶に対応
- コンビニ100店舗以上で稼働中

2-1② 飲料に特化したシステム：開発の背景・考え方

当初は双腕マルチフィンガーでの遠隔操作ロボットを開発した。
ロボット市場拡大のため、ニーズの大きいピッキング市場に対応を目指し、
直駆動軸 + 単腕 + 2指グリップの割り切ったシステムを開発した。

遠隔操作の技術をエラーリカバリーに活用。
現在日本・フィリピンに遠隔操作オペレーターを配置している。
遠隔操作により国を超えた労働体制が実現できている。

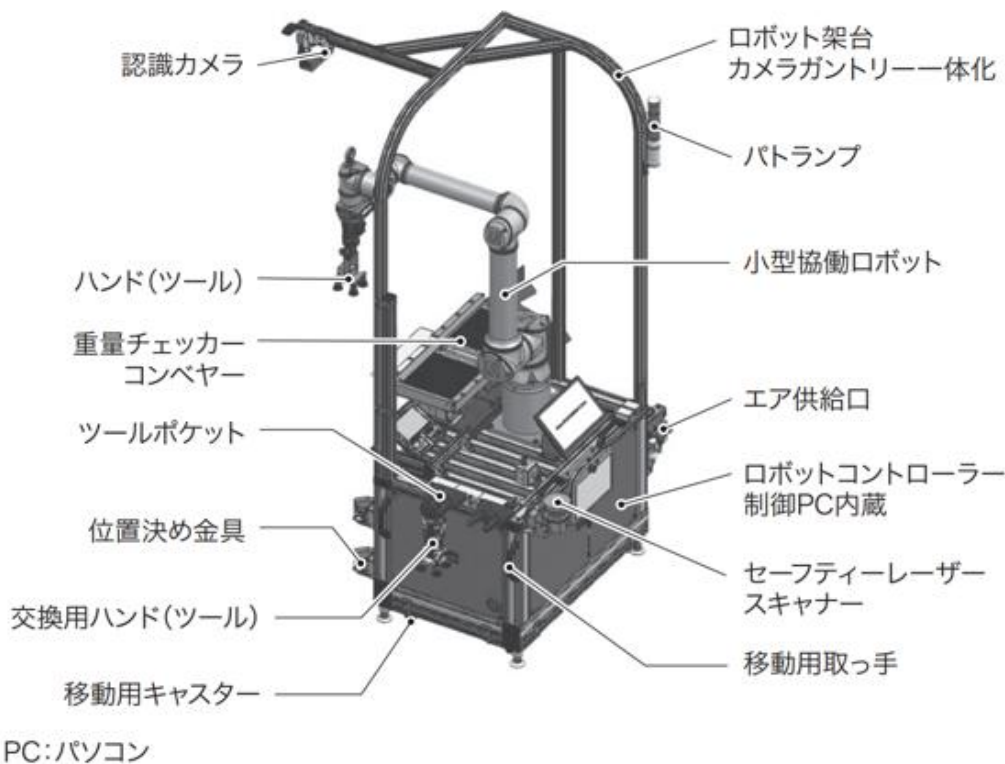
ロボットを導入することによる省人化を明確にするため、人件費・コスト効率を計算するシフト改善ツール
バックをセットで導入している。

立ち上げ時間は約10h。コンビニの棚・ロボなど全てがほぼ位置決めされたシステムにより、
短時間での立ち上げを実現している。

将来は海外へのコンビニ店舗への進出を目指している。日本にいながら海外店舗で働ける可能性もある。
少子高齢化時代において高齢者の就労先になる可能性もある。

- ペットボトル飲料
(500ml・1L・2Lなど、コンビニエンスストアで一般的な形状のもの)
- 缶飲料
(ボトル形状、缶コーヒーなどの円筒形状など、コンビニエンスストアで一般的な形状のもの)

2-2① 吸着+ツールチェンジャーを使ったシステム：概要



- 物流倉庫などで多品種商品を箱から取り出し、後段システムへ渡すロボットシステム
- 吸着パッドを中心に、扱う対象物によってパッド形状やハンド種類を事前設計する。複数のハンドを使う場合はツールチェンジャーにより切り替える
- ハンドにはチルト機構が搭載されており、傾斜のついた対象物面や配置にも吸着が可能
- 昼は人間、夜はロボットが稼働し、ロボットのエラーは翌朝人間がリカバリする。ロボットは商品落下や認識不可エラーとなっても停止せずに継続動作する
- 扱える対象物は、一概には言えないが、おおまかには箱、袋、円筒、チューブ、面が大きい物体、プリスターパックなどがある
- 透明物体やバインダーや開閉する箱のように可動部がある物体など、認識・操作が難しい対象物については、ケースごとに相談対応

商品に合わせて吸着方法や把持部の種類をコントロール

商品に合わせて把持コントロールで、商品を取り上げます。



小さい商品は吸盤一つで丁寧に



大きい商品は全ての吸盤でしっかりと

各種アームに複数の把持部を組み合わせ可能です。



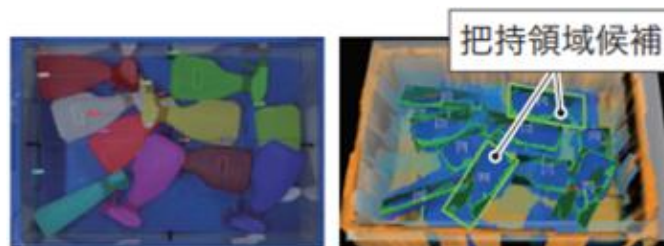
ツールチェンジャーで各商品に最適な把持を選択

想定しているのは挟持ハンドよりも吸着ハンド。

物体の面の大きさに合わせて吸着箇所を選択可能なハンドを設計することで、安定した把持の実現を目指している。

把持中の落下や、物体同士の境界の誤認識による把持失敗などのエラーが発生する可能性がある。これらに対し、システム全体でエラーを検知し、再試行することなどで継続処理が可能なシステムを目指している。

認識センサにはRGBDカメラを使っている。物体を区別・分類し、把持に適した領域の候補や把持する位置を検出する。



物品が扱えるかは事前シミュレーション（認識+把持計画）で可否判断している。

扱える物品可能な範囲は一概に言えない。日用品の実証を始めており、ヒアリングシートを作っているが、それ以外に荷姿の限界などもある。

ピッキング速度は、300-400ピック/時を想定している。

2-2 ③ 扱う事ができるワーク例



箱



袋



ボトル



円筒容器



ブリストアパック

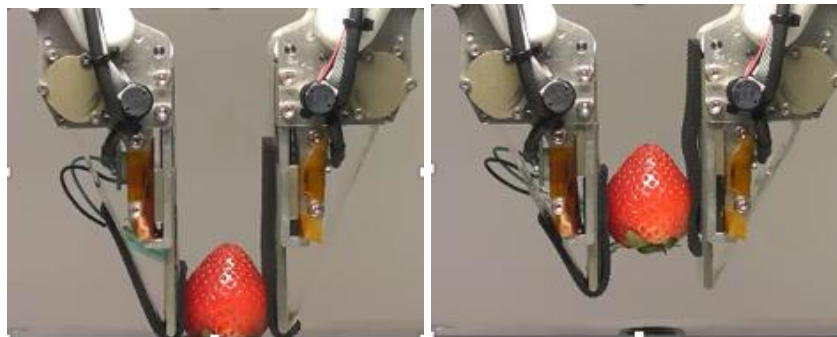


チューブ容器

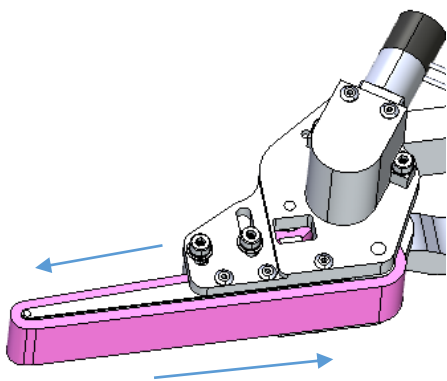
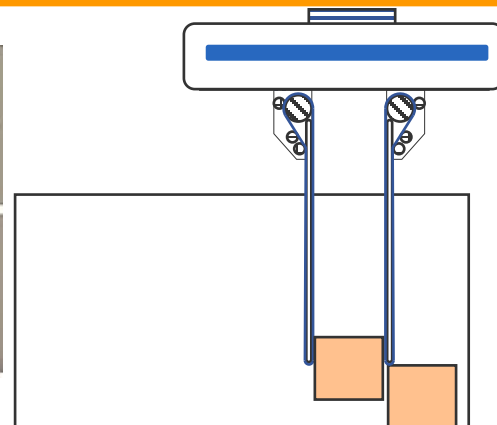
2-3① 循環ベルト付き2指ハンドを使ったシステム：概要



	ハンドスペック
可搬重量	2000g
最大把持幅	300mm
干渉が無い爪部長さ	300mm
最大ベルト荷重	20N
爪部幅(奥行き)	50mm
爪部厚み	9mm以下
最大把持力	20N
ハンド自重	3kg以下



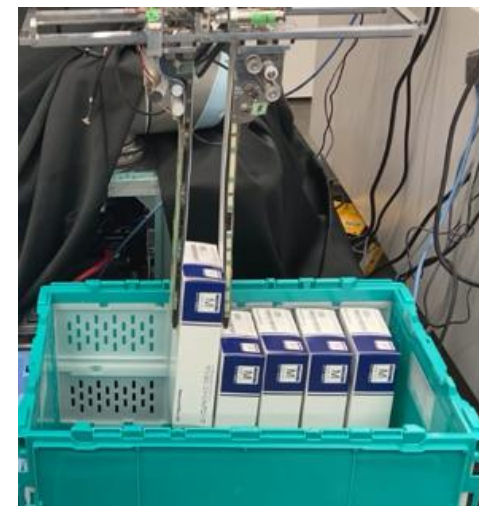
センサで圧力を検知しながら、
ベルトで商品を引き込むことで、
様々な商品を壊さずに操作可能



循環ベルト構造
ベルト内に圧力センサ



ベルトで商品を回転させる
インハンドマニピュレーションが可能



ベルトで商品を押し出すことで
密集場所にも商品を陳列可能

2-3② 循環ベルト付き2指ハンドを使ったシステム：開発の背景・考え方

NEDOのプロジェクトを通じて、大学との連携研究成果を実証まで進めたもの。産学連携による実用的な成果。日用品操作，自動倉庫システム，食品・日用品搬送などへの応用を想定している。耐久時間は100万時間を想定。

このハンドと吸着ハンドを使い分けることを想定。サンプルテスト，貸し出し実証を開始している。

生産年齢人口の減少において，ロボット自動化は重要。工程全体での最適化を目指し，工程自動化支援ツールや，共通のロボット制御プラットフォームを準備している。

倉庫のピックアンドプレースなど，動作計画がシンプルなセグメントを中心に実用化にむけた実証を進めている。

物流作業のピッキング作業や，梱包作業の自動化においても人件費以下の省人化を実現している。

物体認識や把持位置検出処理はライブラリ化しており，共通制御プラットフォーム上で汎用的に様々なメーカーのロボットやセンサに展開できる。将来は各社との連携を拡大したい。



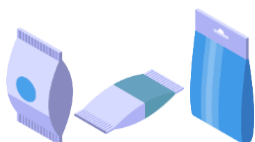
<p>2次元物体認識</p> <p>撮影した画像から対象物を認識し、矩形として抽出</p>	<p>3次元姿勢推定</p> <p>撮影した画像から対象物を直方体で数値化し、3次元の数値を推定</p>	<p>把持戦略</p> <p>対象物の3次元情報および周辺環境情報から安定した把持計画を求める技術</p>
<p>吸着位置姿勢推定</p> <p>画像から対象物の吸着可能な面を検出し、安定吸着できる位置と姿勢を推定</p>	<p>二指把持位置姿勢推定</p> <p>画像から対象物を安定把持できる位置および姿勢を推定</p>	<p>未知物体把持</p> <p>事前情報がない対象物に対して、画像から安定した把持経路を求める技術</p>
<p>配置位置姿勢認識</p> <p>画像から配置先の空き領域の状況を認識して適切な位置、姿勢（向き）で配置</p>	<p>配置制御</p> <p>画像から配置先の空き領域の状況を認識して配置の中断、再開、変更を制御</p>	<p>インハンドマニピュレーション</p> <p>ロボットハンドが対象物を把持したまま、位置や姿勢を変更することができる技術</p>

■ 把持対象物

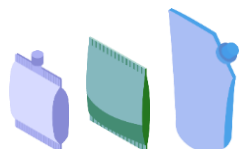
箱類・梱包類・パウチ類・ビンボトル類・異形ボトル類、部品類、柔軟物の把持に対応可能です



箱類



梱包箱類



パウチ類



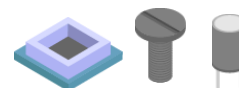
ビン・ボトル類



異形ボトル類



柔軟物



部品類

第2章では現在の技術，並びにシステムの解法により実用レベルで解決した例を示した。第3章では，今後より高度な多品種ピッキングを実現するにあたり重要となる萌芽技術を紹介していく。特にハンド機構の進化，並びに近年大きな進展を見せるAIを活用していくための，学習データベースと，AIを応用した物体操作に関する認識技術を紹介する。

3-1. World Robot Summit 製品組み立てチャレンジで使用されたロボットハンド

1. 背景と課題

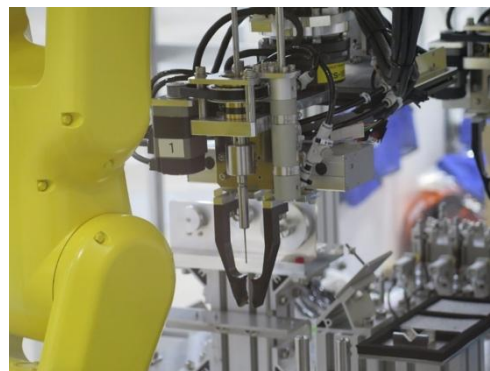
- 競技会を通してのロボット技術の社会実装の加速
- 変種変量生産において様々に変化する生産要求に迅速かつ無駄なくスリムに対応できる生産システム
- ベルトドライブユニットを構成する19種の部品を把持し組み立てる

2. 提案手法

- ドライバ内蔵型ハンド[(a), (c)]
 - WRS2018での提案をWRS2020で別チームが改良発展
- マルチセンサ内蔵知能ハンド[(b)]
 - RGB-Dカメラ, 把持力センサを内蔵. ハンド内部のCPUが上位になって, ロボットアームを指令
 - 二指平行ハンドながら, 様々な作業を実行
- バキューム&電源ライン組み込み型ハンド[(d)]
 - ハンドから電源とバキュームを把持したツールへ供給
 - ツールのケーブル類の取り回しの問題を根本的に解決
 - 3Dプリンタによる低コスト開発

3. 今後の課題

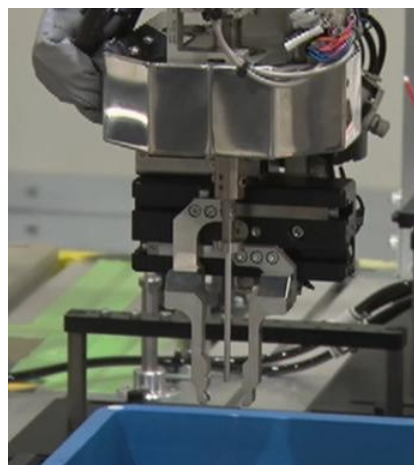
- 汎用性と作業速度, コスト, 耐久性
- 各チームからの解決策 (斬新なアイデアを含む) の整理, 体系化, 共有, 活用



(a) FA.COM (WRS2018)



(b) Robotic Materials (WRS2018)



(c) ROBO-SUPPO plus (WRS2020)



(d) Garage Robotics (WRS2020)

図. WRSで活躍したロボットハンドの例

Y.Yokokohji et al., "Assembly Challenge: a robot competition of the Industrial Robotics Category, World Robot Summit - summary of the pre-competition in 2018," Advanced Robotics, Vol.33, No.17, pp.876-899, 2019.
 Y.Yokokohji et al., "World Robot Summit 2020 Assembly Challenge -Summary of the Competition and Its Outcomes-," Advanced Robotics, Vol.36, No.22, pp.1174-1193, 2022.

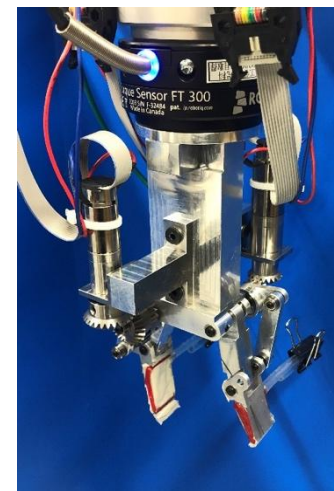
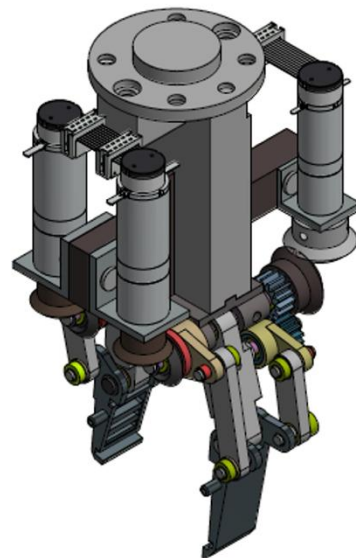
3-2. 日用雑貨品のピッキングハンドを題材とした汎用ロボットハンドの設計フレームワーク提案

1. 背景と課題

- 物流分野などでの汎用ハンドへの期待
- 汎用ハンドをどのように設計し、「汎用性」をどのように担保するか？

2. 提案手法

- 「対象物セット」の合理的な選定から始まる汎用ロボットハンドの設計フレームワークの提案
 - 対象物セットの選定
 - ハンドの設計
 - 対象物セットでの汎用性検証とハンドの改良
- フレームワークに基づく2指ハンド（KobeHand）の開発
 - コンビニで買える日用雑貨・食品を把持できる汎用ハンド
 - 拇指：劣駆動型2自由度／示指：閉リンク型能動2自由度
 - 柔軟指＋爪
- 対象物セットとした20種の対象物の把持に成功
 - 「つまみ」、「つかみ」、「すくい」の3つの動作を実現



3. 今後の課題

- 汎用性とコストのトレードオフ
 - どこまで対象範囲を広げるか？
- 吸引との組み合わせ
- 対象物の供給形態と最終形態の考慮
- 対象物セットとハンド機構との相互依存性

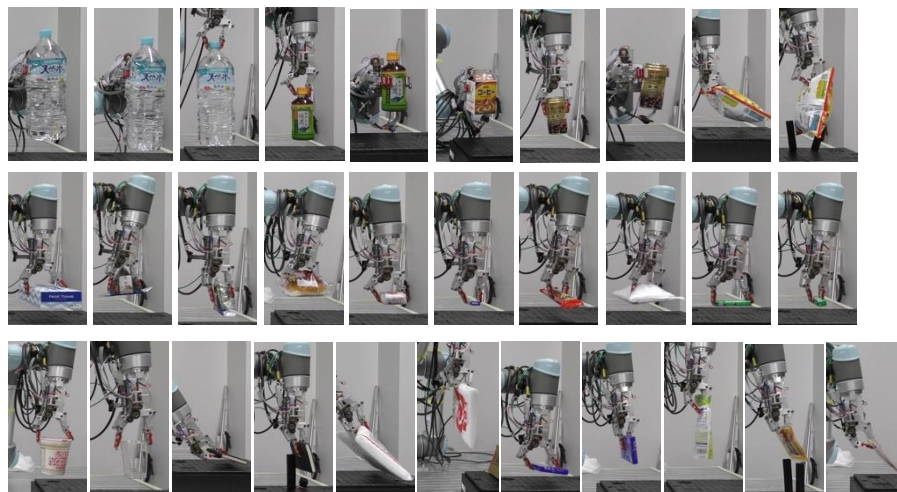


図. KobeHandと20種の対象物の把持実験結果

長谷川ほか, 食料雑貨をピッキングするための二指型ロボットハンドの汎用性の検証, 第40回日本ロボット学会学術講演会, 2022
 東ほか, 二指型ロボットハンドによる安定したすくい動作を可能とする条件の導出と検証, 第24回計測自動制御学会システムインテグレーション部門講演会, 2023

3-3.① 物体操作の学習のためのデータセット

1. 背景と課題

- ・様々な手法が提案されており、そのそれぞれが有効性を主張するが、自分が目的とする対象や作業において効果的であるかが分からない
- ・その善し悪し、性能を測るための共通指標が必要

2. 提案手法

- ・ 把持や操作の能力を測るためのデータセット、ベンチマークが提案されてきている 例：2015年：YCB Dataset(把持・認識対象物と作業のセットを規定)
- ・ データセットは、ベンチマークを取得するための対象、という意味合いが強かったものが、近年のAI・学習手法の高まりから、学習を行う為のデータ集合としての意義が大きくなってきている。
- ・ アイテムだけではなく周辺環境 ロボットを含むシーン、シミュレーション環境、物理エンジン、取得した動作データなどを含む様々なベンチマークやデータセットが提案されてきている。
- ・ 事前に決められたアイテムの情報を提供するのではなく、生成AI技術を活用し、環境や作業対象を必要に応じて自動生成するものが出てきている。

3. 今後の課題

- ・ 多数の手法が提案されつづけており、効果的なものを見つけ、活用していくことが求められる。
- ・ ほぼ海外(欧米中)を中心として提案がなされ、日本発のものが見当たらない。



Fig. 1: Food items in the YCB Object Set: back row: chips can, coffee can, cracker box, box of sugar, tomato soup can; middle row: mustard container, tuna fish can, chocolate pudding box, gelatin box, potted meat can; front: plastic fruit (lemon, apple, pear, orange, banana, peach, strawberry, plum)



Fig. 3: Tool items in the YCB Object Set: back: power drill, wood block; middle row: scissors, padlock and keys, markers (two sizes), adjustable wrench, pliers and flat screwdrivers, wood screws, nails (two sizes), plastic bolt and nut, hammer; front: spring clamps (four sizes)

図1. YCB Datasetで定義されているアイテム例

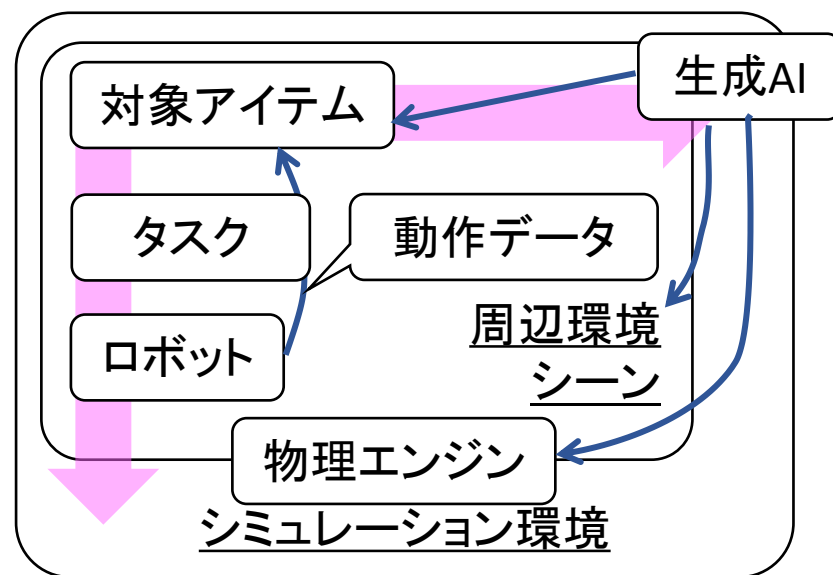
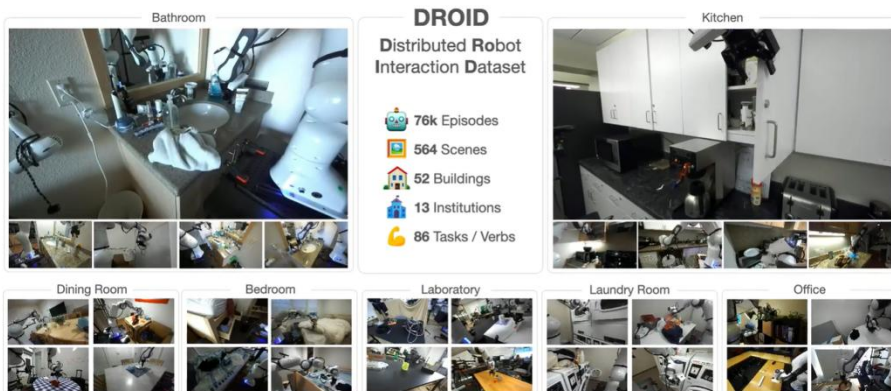


図2. データセット/ベンチマークの拡大

3-3.② データセット例



DROID: A Large-Scale In-The-Wild Robot Manipulation Dataset, 2024, Stanford大, 他 環境や建物, タスク, 動作データを含む, データセット

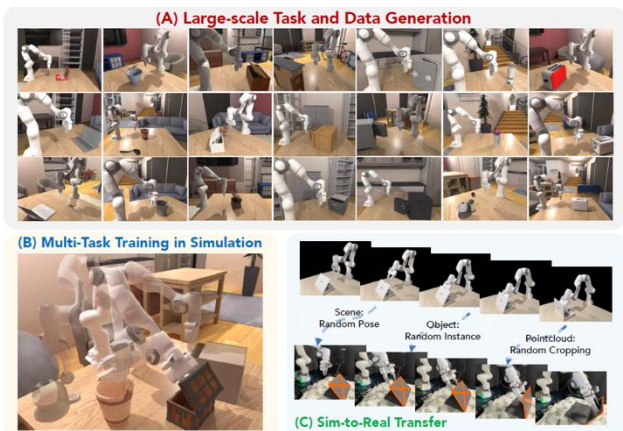


Figure 1. GenSim2 introduces a scalable task and data generation framework in SAPIEN [1] for articulation objects with multi-modal and reasoning LLMs. The framework comprises three main stages: 1) (Top) We first generate large-scale robotics tasks and collect massive data with LLMs; 2) (Bottom-left) Then, we train a multi-task point cloud-based policy in simulation with imitation learning; 3) (Bottom-right) Finally, we zero-shot transfer the policy to the real world.

GenSim2 Scaling Robot Data Generation with Multi-modal and Reasoning LLMs, 2024, Institute for Interdisciplinary Information Sciences, Tsinghua University, 他, 複雑で現実的なシミュレーションタスクの作成のためのLLMを活用するスケーラブルなフレームワーク

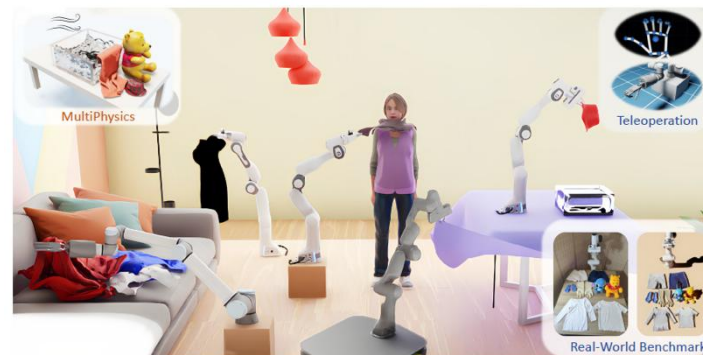
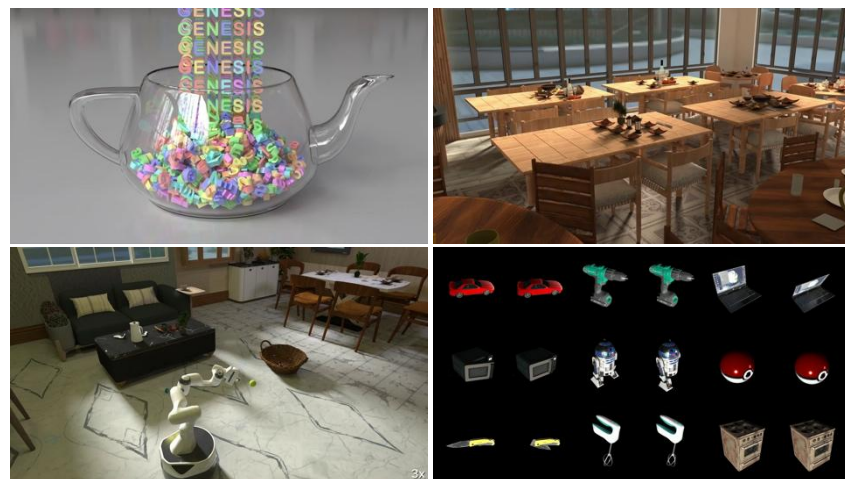
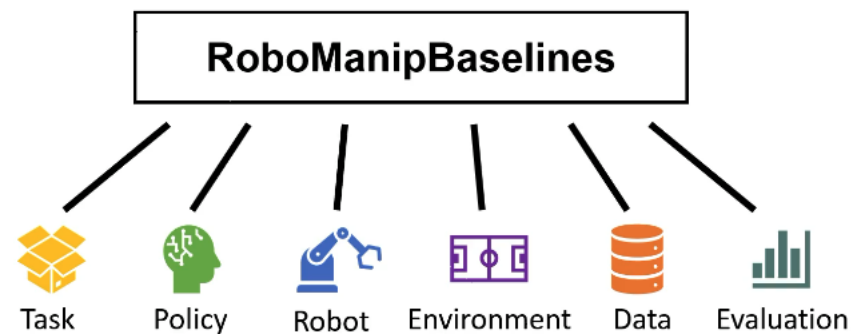


Figure 1: GarmentLab provides realistic simulation for diverse garments with different physical properties, benchmarking various novel garment manipulation tasks in both simulation and the real world.

GarmentLab: A Unified Simulation and Benchmark for Garment Manipulation, 2024, CFCS, School of CS, PKU, 他, 衣服のシミュレーションと操作のベンチマーク



Genesis: A Generative and Universal Physics Engine for Robotics and Beyond, 2014, CMU他, 汎用物理エンジン, シミュレーションプラットフォーム, レンダリングシステム, 生成データエンジンを持つ包括的な物理シミュレーションプラットフォーム





3-3.② データセット 参考: 抽出したベンチマーク/データセットのリスト(1/2)

Benchmark/Dataset名	年	機関	アイテム	ロボット	環境	タスク	URL
ARCTIC: A Dataset for Dexterous Bimanual Hand-Object Manipulation	2024	ETH Zurich				○	https://arctic.is.tue.mpg.de/
BiGym: A Demo-Driven Mobile Bi-Manual Manipulation Benchmark	2024	Dyson Robot Learning Lab	○			○	BiGym: A Demo-Driven Mobile Bi-Manual Manipulation Benchmark (arxiv.org)
ClutterGen: A Cluttered Scene Generator for Robot Learning	2024	Duke Univ.				○	[2407.05425] ClutterGen: A Cluttered Scene Generator for Robot Learning
DROID: A Large-Scale In-The-Wild Robot Manipulation Dataset	2024	Stanford, California Berkeley	○	○	○	○	https://droid-dataset.github.io/
FMB: a Functional Manipulation Benchmark for Generalizable Robotic Learning	2024	University of California, Berkeley	○			○	https://functional-manipulation-benchmark.github.io/
GarmentLab: A Unified Simulation and Benchmark for Garment Manipulation	2024	CFCS, School of CS, PKU	○			○	GarmentLab: A Unified Simulation and Benchmark for Garment Manipulation
GenSim2 Scaling Robot Data Generation with Multi-modal and Reasoning LLMs	2024	Institute for Interdisciplinary Information Sciences, Tsinghua University	○	○	○	○	[2410.03645] GenSim2: Scaling Robot Data Generation with Multi-modal and Reasoning LLMs
OAKINK2 : A Dataset of Bimanual Hands-Object Manipulation in Complex Task Completion	2024	Shanghai Jiao Tong University				○	[2403.19417] OAKINK2: A Dataset of Bimanual Hands-Object Manipulation in Complex Task Completion
PerAct2: Benchmarking and Learning for Robotic Bimanual Manipulation Tasks	2024	University of Washington	○			○	PerAct<sup>2</sup> (bimanual.github.io)
RoboCAS: A Benchmark for Robotic Manipulation in Complex Object Arrangement Scenarios	2024	Meituan Beijing	○			○	RoboCAS: A Benchmark for Robotic Manipulation in Complex Object Arrangement Scenarios (arxiv.org)
Surfer: Progressive Reasoning with World Models for Robotic Manipulation	2024	Sun Yat-sen University, Monash University, Dataa Robotics, MBZUAI	○			○	Surfer: Progressive Reasoning with World Models for Robotic Manipulation (necolizer.github.io)
The Colosseum: A Benchmark for Evaluating Generalization for Robotic Manipulation	2024	Universidad Católica San Pablo, University of Southern California, University of Washington, Allen Institute for Artificial Intelligence, nVIDIA	○			○	Colosseum (robot-colosseum.github.io)
Towards Generalizable Vision-Language Robotic Manipulation: A Benchmark and LLM-guided 3D Policy	2024	Inria, Ecole normale supérieure, CNRS, PSL Research University	○			○	[2410.01345] Towards Generalizable Vision-Language Robotic Manipulation: A Benchmark and LLM-guided 3D Policy
BridgeData V2: A Dataset for Robot Learning at Scale	2023	UC Berkeley, Stanford, Google, DeepMind, CMU	○			○	BridgeData V2: A Dataset for Robot Learning at Scale OpenReview

※各文献中でベンチマーク比較対象となっているものを網羅できておらず、これらよりもさらに多くの手法が存在する。



3-3.② データセット 参考: 抽出したベンチマーク/データセットのリスト(2/2)

Benchmark/Dataset名	年	機関	アイテム	ロボット	環境	タスク	URL
ManiSkill2: A Unified Benchmark for Generalizable Manipulation Skills	2023	University of California San Diego, Tsinghua University				○	[2302.04659] ManiSkill2: A Unified Benchmark for Generalizable Manipulation Skills (arxiv.org)
BulletArm: An Open-Source Robotic Manipulation Benchmark and Learning Framework	2022	Northeastern University	○	○		○	BulletArm: An Open-Source Robotic Manipulation Benchmark and Learning Framework SpringerLink
RB2: Robotic Manipulation Benchmarking with a Twist	2022	CMU, FAIR, NYU, WPI, UIUC				○	2203.08098 (arxiv.org)
VLMbench: A Compositional Benchmark for Vision-and-Language Manipulation	2022	University of California, Santa Cruz, University of Michigan	○		○	○	04543a88eae2683133c1acbef5a6bf77-Paper-Datasets and Benchmarks.pdf (nips.cc)
Bridge Data: Boosting Generalization of Robotic Skills with Cross-Domain Datasets	2021	University of California Berkeley, Stanford University, University of Pennsylvania				○	https://arxiv.org/pdf/2109.13396v1
Error-Aware Imitation Learning from Teleoperation Data for Mobile Manipulation	2021	Shanghai Jiao Tong University	○		○	○	https://sites.google.com/view/il-for-mm/home
Leeds Manipulation Dataset (LMD)	2021	University of California San Diego				○	https://archive.researchdata.leeds.ac.uk/881/
ManiSkill: Generalizable Manipulation Skill Benchmark with Large-Scale Demonstrations	2021	University of California San Diego	○	○		○	[2107.14483] ManiSkill: Generalizable Manipulation Skill Benchmark with Large-Scale Demonstrations (arxiv.org)
ManiSkill: Learning-from-Demonstrations Benchmark for Generalizable Manipulation Skills	2021	University of California, San Diego	○			○	https://arxiv.org/pdf/2107.14483v1
PlasticineLab: A Soft-Body Manipulation Benchmark with Differentiable Physics	2021	UC San Diego, MIT, Peking Univ	○				PlasticineLab: A Soft-Body Manipulation Benchmark with Differentiable Physics - MIT-IBM Watson AI Lab
The KIT Bimanual Manipulation Dataset	2021	Karlsruhe Institute of Technology	○			○	https://h2t.iar.kit.edu/pdf/KrebsMeixner2021.pdf
Benchmark for Bimanual Robotic Manipulation of Semi-Deformable Objects	2020	Ecole Polytechnique Fédérale de Lausanne	○			○	Benchmark for Bimanual Robotic Manipulation of Semi-Deformable Objects IEEE Journals & Magazine IEEE Xplore
Manipulation Benchmark	2020	CSIRO Robotics				○	https://research.csiro.au/robotics/manipulation-benchmark/#:~:text=Validate%20your%20simulation%20environments
Validate your simulation environments using a benchmark comprised of real-world manipulation tasks							
A dataset of daily interactive manipulation	2019	University of South Florida				○	https://journals.sagepub.com/doi/full/10.1177/0278364919849091?journalCode=ijra
Daily Interactive Manipulation (DIM) Dataset	2019	University of South Florida				○	https://rpal.cse.usf.edu/datasets_manipulation.html
RoboNet: Large-Scale Multi-Robot Learning	2019	UC Berkeley, Stanford University, University of Pennsylvania, CMU	○	○		○	RoboNet: Large-Scale Multi-Robot Learning (mlr.press)
YCB object set	2015	Yale, CMU, Berkely	○			○	YCB Benchmarks – Object and Model Set Benchmarking for robotic manipulation

3-4 学習応用例①：物体の柔らかさの学習と操作への応用

1. 背景と課題

一般的に多品種ピッキングは視覚センサの情報に基づき実行されるが、物体の柔らかさを考慮できないため、ピッキングミスや破損が発生する。

2. 提案手法

商品カテゴリごとに3Dモデルに柔らかさマップを付与（例えばペットボトルの中空は柔らかい）し、シミュレーション上でデータ拡張し、深層学習モデルで視覚と柔らかさの関係を学習する。これにより商品カテゴリと形状から想起できる柔らかさの情報を視覚センサに埋め込める。

3. 今後の課題

現状では十数種類の商品に対する実験のみ。商品のデータベースを拡張することで、多くの種類の商品に対応していくことが課題。

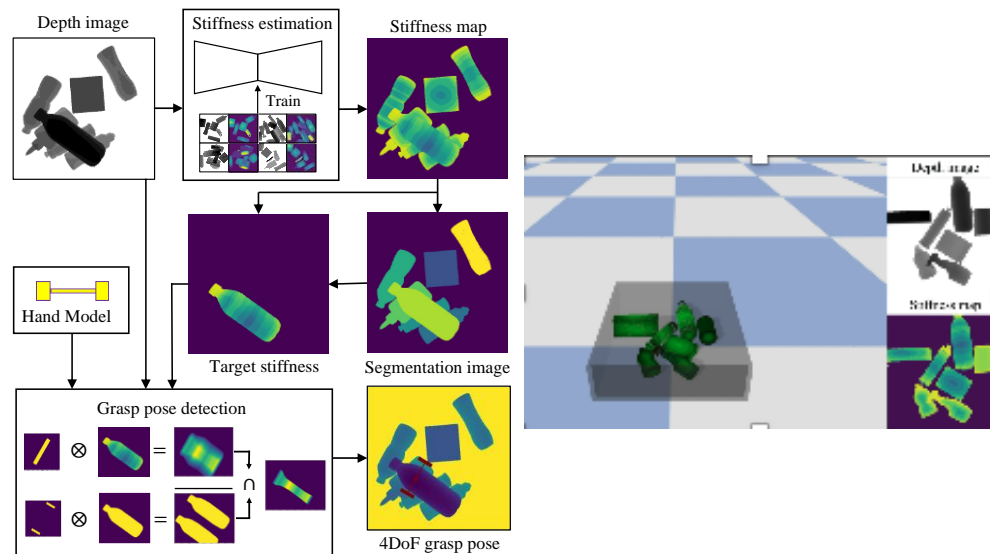


図. 柔らかさ推定方法とピッキング例

3-5 学習応用例②：物体間の力分布の学習と操作への応用

1. 背景と課題

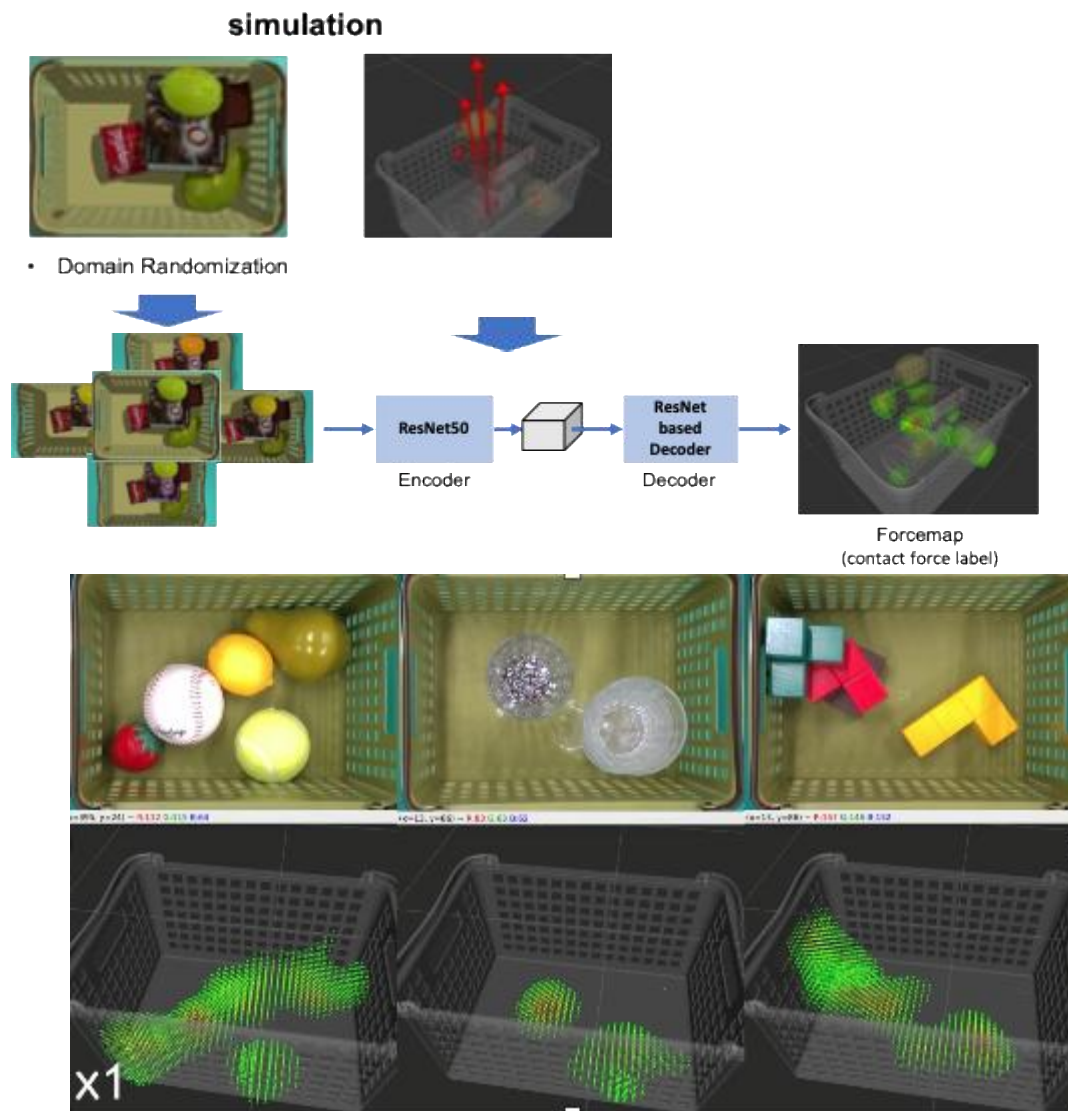
一般的に多品種ピッキングは視覚センサの情報に基づき実行されるが、物体間にかかる力を考慮できないため、ピッキングミスや破損が発生する。

2. 提案手法

物理シミュレーション上に複数の商品 3Dモデルを配置し、その際物体間にかかる力の分布を計算し可視化。深層学習モデルにより視覚と力の分布の関係を学習することで、視覚センサに物体間にかかる力の分布の知識を埋め込むことができる。

3. 今後の課題

現状では十数種類の商品に対する実験のみ。商品のデータベースを拡張することで、多くの種類の商品に対応していくことが課題。



[Force Map: Learning to Predict Contact Force Distribution from Vision \(ryhanai.github.io\)](https://ryhanai.github.io)

R. Hanai, et al., IROS 2023.

図. 手法概要と視覚化の様子

多種ピックガイドブック分科会 24年度小委員会

堂前 幸康 (AIST)
原口 林太郎 (三菱電機)
横小路 泰義 (神戸大学)
相山 康道 (筑波大学)
西垣戸 貴臣 (RRI)

■お問い合わせ先①： Telexistence株式会社

<https://tx-inc.com/>

■お問い合わせ先②： 東芝インフラシステムズ(株) ロボティクス・物流システムソリューション お問い合わせ窓口

<https://www2.toshiba-infrastructure.jp/contact?Inquiries=logistics>

■お問い合わせ先③： robo_salessupport@ml.jp.panasonic.com

パナソニック コネクト株式会社 技術研究開発本部 先進技術研究所 ロボティクス研究部

<https://connect.panasonic.com/jp-ja/about/who-we-are/research/robot-pf>

- ・本文書は、著作権法および国際条約により保護されています。
- ・個人または会社（または会社に準ずるもの）内部での使用を目的として、文書をダウンロード、印刷、または電子的に閲覧することができます。
- ・本資料の内容の全部又は一部については、私的使用又は引用等著作権法上認められた行為として、適宜の方法により出所を明示することにより、引用・転載複製を行うことができます。
- ・内容の全部又は一部について、ロボット革命産業IoTイニシアティブ協議会に無断で改変を行うことはできません。
- ・ロボット革命産業IoTイニシアティブ協議会はいかなる目的においても使用可能性を保証するものではなく、本文書の内容を使用したいいかなる場合においても責任を負いません。
- ・本文書の使用者は、本文書に記載された内容の使用に関連して発生した全ての要求、請求、訴訟、損失、損害（人身事故による損害を含む）、費用、経費（弁護士費用を含む）について、ロボット革命産業IoTイニシアティブ協議会になんらかの損害を与えないことに同意するものとします。

Copyright © 2025 ロボット革命・産業IoTイニシアティブ協議会 All Rights Reserved.

発行者

ロボット革命・産業IoTイニシアティブ協議会

〒169-0075 東京都新宿区高田馬場 1丁目 31-18 高田馬場センタービル12階

Tel : 03-6302-1861 E-mail office@jmfrii.gr.jp

URL <https://www.jmfrii.gr.jp/>



ロボット革命・産業 IoT イニシアティブ協議会
Robot Revolution & Industrial IoT Initiative