

2.2.3 マニピュレーション

(1) 研究開発領域の定義

ロボットが、人間の手作業であるピッキング、ハンドリングなどの物体操作をするために必要なセンサー、認識アルゴリズム、行動計画、ハンド機構などの基盤技術の研究、ならびに基盤技術の統合・応用に関する研究開発。さらに人間の手の機能や作業の解明などの学術的な知識の創出を目指す活動も含む。

(2) キーワード

製造、物流、データドリブン、ロボットラーニング、視触覚、近接覚、ソフトロボットハンド、ピンチング、生成モデル、経験拡張、クロスモーダルセンサー、エンドエフェクター

(3) 研究開発領域の概要

[本領域の意義]

ロボットマニピュレーションは人間の手や腕の機能の模倣や物体操作に関する技術を扱う基盤的な研究分野である。その研究成果はそのまま手作業の自動化につながるため応用範囲が広い。1960年代から実用化が進んできたロボットアームは、主に製造・物流分野での物体の搬送、組み立て作業における溶接、部品同士の組み付けなどに適用され、1980年代から1990年代にかけての画一的な大量生産時代の自動化、生産性向上に大きく貢献してきた。2000年代に入ると、インターネットが普及し始め、嗜好の多様性に対応する時代が始まり、製造においても同一品種の大量生産から、異なる品種を扱う変種変量生産が目立ち始めた。同時に、3次元視覚や力覚などのセンサー技術が発達したことで、変種変量生産における複数品種の操作や、力制御による高精度部品の組み付け、3次元視覚センサーによる姿勢が不定な物体の操作などの研究が加速し、バラ積みされた部品の操作（ビンピッキング）や、コネクタなど精度の必要な部品挿入作業（ベグインホール）など、より高度なマニピュレーションタスクも実用的に実行できるようになってきた。さらに2010年代に入ると、eコマースがロングテールのニーズに対応していくため、物流倉庫に存在する商品の超多種類化（例えば1倉庫に1億種類の商品が存在）が始まった。また同時期に深層学習がロボットマニピュレーションにも応用され始め、大規模商品種類の理解や操作に光明が差し始めた。Amazon社が主催する国際競技で数十種類の日用品を適切にロボットがピッキングし脚光をあびた¹⁾のもこの時期である。大規模日用品のピッキング技術開発は、2020年代も継続しており、物流倉庫において、数千から数万規模の日用品のマニピュレーションの自動化が実現し始めている。

時代のニーズをかなえる形で進歩を遂げてきたマニピュレーション分野であるが、現在でも人間が行う作業の全てを代替することはできていない。ニーズに対して限定的な応用にとどまっているとも言える。多様な物品をつかんでおくことができるようになったが、学習には大量のデータを得るための時間とコストが必要となる。Google社が大量の日用品のピッキングを深層学習により実現した際、80万回ものピッキングをロボットが行ったのは有名な話である²⁾。また、持ち替えたり、陳列したり、箱詰めしたりといった丁寧な作業には課題がある。また柔軟物や透明物体、鏡面物体など、現在も認識・操作が難しい対象物も存在する。

本研究領域の意義は、学術的には、人間の手作業という高度な技能、それを実現する人間知能の解明であり、同時に、上記に述べたような実用的な課題を解くことにある。

[研究開発の動向]

• 実用化・ドメイン

本研究分野は実産業のニーズにより研究開発が加速している。US Robotics ロードマップ2020³⁾では、20年代も製造物流に引き続き強いニーズがあると主張されている。中国製造2025やEU Horizon Europe (2021-2027) プロジェクトでも、製造とAI・ロボティクスの結びつきが重要視されている。2015-2017年

に開催されたAmazon社主催の物流日用品のマニピュレーション競技が火をつけた物流倉庫の商品操作の自動化は、現在では米国Berkshire Grey社、日本のMUJIN社などが独自の方法論でピースピッキングや物流内多品種商品ピッキングの実用化を果たしている。3D物体モデルと深層学習による把持位置検出の組み合わせで話題を呼んだ米国カリフォルニア大学のDex-Net⁴⁾に関連する技術者も、ピッキングに関するスタートアップ(Ambidextrous Lab)を立ち上げた。店舗内物流においては日本のTelexistence社がコンビニ店舗内のペットボトル陳列作業を自動化し、コンビニ200店舗にロボットシステムを配備していくというインパクトのある報道があった。国内では食品惣菜のピッキングにニーズがあると言われているが、不定形柔軟物操作、柔軟物(液体)計量、ふぞろいな形状の食品整列など、非常に高難易度な問題が潜んでおり、明確でインパクトのある実用化事例は少ない。日本のエクサウィザーズ社・デンソー社は液体計量の自動化を深層予測学習技術により実用化している⁵⁾。また調理環境の自動化にも強いニーズがあり、日本のConnected Robotics社がROSベースの柔軟なシステムインテグレーションに基づき、飲食店の食器洗浄や特定食品(例えば、たこ焼きなど)の調理に自動化などを実用化している。また、コロナ渦においては特定の医療行為の自動化のニーズも強まり、自動でのウイルスの検体採取にロボットアームが使われる⁶⁾などのケースもある。家庭用ロボットでは日本のPreferred Networks社が「すべての人にロボットを」というコンセプトを打ち出していた。日用品を言語指示に基づき把持し片付けるロボット向けの学習モデルの提案⁷⁾でトップカンファレンスのベストペーパーを獲得するなどインパクトのある研究活動を行ったが、現在の状況を見る限り、B2Bなどのより明確なニーズへの対応に重点戦略を切り替えているように思われる。また2022年には米国Tesla社が自動運転に利用される高度な深層学習認識・制御技術の横展開として、安価なヒューマノイドの製造を目指すという発表を行った。工場や物流倉庫でのダンボールや部品などの物品搬送ができることを示したが、まだ多くの実用面での課題が感じられる発表であった。しかし価格的なインパクトが強く今後の技術開発、適用タスクの発見次第では大きな市場を開拓する可能性もある。

• データドリブン・ロボットラーニング

加速する実用化を支える基盤技術がデータドリブンなロボットラーニング技術である。このアプローチは特に米国内での連携が強い。MIT、UCバークレー、CMUなどの主要大学とGoogleやAmazonのような大企業の連携が強く、インパクトのある研究成果の発表を続けている。前述したDex-Net⁸⁾では、大量の3Dモデルデータに対する把持位置検出の物理的演算を学習した深層学習モデルに基づき、多品種の未知物体の適切な把持をさまざまなグリッパー形状に対して実現し、さらに実用的な作業速度を達成している。現実の経験も一種の大量データであり、強化学習ではUCバークレーが開発するDayDreamerのように身体性の異なるさまざまなロボットでの実世界タスク(複数物体のピッキング、柔軟物ピッキング、四足歩行動作獲得、自律移動ナビゲーション)を現実での繰り返し経験から、60分から半日程度(ピッキング系のタスクは8-9時間程度)で実演できることを示している⁹⁾。ロボットは現実経験の獲得に時間やコストがかかるため、シミュレーションのデータ生成に基づく経験獲得も進んでいる。nVidiaはシミュレーションでの大量の行動経験と現実の行動経験からマニピュレーション作業を学習する強化学習フレームワークを構築し、シミュレーションと現実の行動経験のギャップから、シミュレーション側のロボット動作に関するパラメーターを調整することで、そのギャップを埋める研究成果¹⁰⁾を披露した。Toyota Research Instituteはあえて低品質なシミュレーションデータを大量に生成することで、サーバー利用コストを削減しつつ大規模なデータを獲得することで、深層学習による物体認識学習モデルの訓練を進め、現実環境でのロボットマニピュレーションを実現している¹¹⁾。具体的なタスク応用では国内研究も強く、実際の工場部品のピンピッキング¹²⁾や絡み合う物体のピンピッキング¹³⁾を、シミュレーションによる生成データにより学習モデル訓練するといった事例が現れ始めている。シミュレーションの精度を現実に近づける、あるいは大量のデータ生成に基づき現実の変動がシミュレーションのデータ分布の中に収まるようにしてしまうなどの方法論で、シミュレーションと現実のギャップは縮まりつつある¹⁴⁾。

• クロスモーダルセンサー

2010年代に多くの企業により3Dセンサーや力覚センサーが実用化された。近年は力覚と視覚をつなぐような、クロスモーダルなセンサーの実用化が盛んである。例えばMITで開発されたGelsight¹⁵⁾のような、触覚に視覚センサーを応用する技術である。原理は単純で、指先表面の透明なゲルの奥にカメラが搭載されており、表面ゲルに接触した物体表面の視覚情報（見えや奥行き）が取得できる。これまで難しかった操作中の物体情報を詳細に理解できる上に、画像を使うためコンピュータービジョンの研究分野で進化してきた高度な深層学習モデルとの相性が良い。そのため現在のデータドリブンなロボットマニピュレーションの発達におけるキー技術の一つになっている。またCMUで開発されたFingerVision¹⁶⁾は表面透明ゲルにドットマトリクスを配置することで、物体が押し付けられた際の形状的変形を視覚的に観測できるようにしている。またそこからかかる力の状態も推定できる。GelSightは早々に精密検査用センサーとして製品化されていたが、近年ロボットグリッパーとして製品化した。またFingerVisionを開発した日本の山口博士は2021年に企業を立ち上げロボット用視触覚センサーの事業化を進めている。さらに大阪大学が開発する近接覚ハンド技術¹⁷⁾も2022年に企業化・実用化がスタートした。近接覚ハンドは指先表面にフォトリフレクタをアレイ状に配置した物で、接触直前の物体の状態を理解できる。透明物体のハンドリングや、把持直前の物体の位置補正などさまざまな用途で利用できる。こちらも指先に距離センサーを設置した技術で、近年のデータドリブンなマニピュレーション技術との相性が良い。視触覚、近接覚ともに、器用なマニピュレーションにおける重要な手先センサー技術であり、今後の発展・応用が期待される。

• エンドエフェクター

Amazon Picking Challenge以降、汎用的に日用品をつかむハンドは吸引機構を持つエンドエフェクターが主流であったが、近年は2指や多指ハンドへの回帰の傾向も見られる。Amazon社は複数センサーによりリアルタイムな3次元形状復元をベースに、2指のロボットハンドを器用に制御し、物体をさまざまな方向から挟む（ピンチング）技術を試作し、吸引でなくともさまざまな日用品を器用にピッキングできることを示した¹⁸⁾。このインパクトにより、応用機構における流れも変わる可能性が出ている。また食品や柔軟物、壊れやすい物を扱うため、柔らかくフレキシブルなハンドの実用化も進んでいる。柔軟なグリッパーとしては内部が流体で満たされた球のような作りで、物体に押し付けた後に、電力や空気の入出力により球を硬くすることで汎用的にさまざまな物体を把持することができるjamming gripper¹⁹⁾が過去に大きな話題となった。しかし周辺干渉などの問題で大きな普及にはつながっていなかった。これに対して、デンマークのOnRobot社は、シリコンで形成された柔らかく包み込むタイプのマルチフィンガーロボットハンドを実用化した。周辺干渉を極力排除しつつ、物体を柔らかく包み込むというjamming gripperのようなハンドの特性うまく保持することで、実用性を担保している。こういったハンドは食品市場などへのロボット投入を拡大する可能性を秘めている。また柔らかい指先を持ったグリッパーは日本や中国などアジア圏を含め、世界中で実用化・製品化が進んでいる。例えば、日本のNITTA社はバウムクーヘンやからあげの操作のために、内部が空洞の柔らかい素材でグリッパーを市販している。ハンド・グリッパー内部の減圧・復圧により指先の開閉を実現している。

(4) 注目動向

[新展開・技術トピックス]

• 生成モデル、データ生成

近年驚異的な進歩を果たしているのが生成モデル（Generative Models）である。大規模な画像データや言語データとの関係から、テキストから多様な絵を創作するAI技術が2022年現在話題を呼んでいるが、2次元の絵だけでなく、テキスト付きの3次元の物体形状モデル²⁰⁾、動画²¹⁾、人間行動²²⁾など、データが存在するあらゆる物が生成できるようになり始めている。ロボットマニピュレーションの分野でもテキストから想起した絵を視覚的なゴール状態として、ロボットの行動を生成する技術²³⁾が実現しており、「Google社

のテキスト検索レベルの精度」で、人間の対話的指示から推論をした上で自律的に作業をするロボットの実現が近づいている²⁴⁾。また「データが存在しないドメインにもAI技術を応用できる可能性」が高まっている。上記生成モデルで仮想的に無限に生成したデータを使うことで、大規模な学習モデルを訓練するようなことが想定できる。この場合、一般物体認識のようなAI完全問題¹⁾、あるいは3D物体認識のような問題が今まで以上に人間らしく解ける。その延長線には、追加学習不要の汎用的なロボットマニピュレーションが実現する可能性がある。また産総研はNEDO「人と共に進化する次世代人工知能に関する技術開発事業」において、異なる合理的なアプローチを提案している。数式によりランダム自動生成した画像や3Dデータ「のみ」、あるいは少数の実データとの併用で、一般的な画像や3Dデータの認識精度が、実データでの学習並みに達成することを示した^{25), 26)}。ロボットピッキングにおいても実データの取得が不要になる時代が近づいている。

• 経験拡張・行動生成

データドリブン・ロボットラーニングにおいてシミュレーションを活用した学習データ生成、学習モデル訓練について記載したが、近年の議題は「シミュレーションをいかに現実近づけるか、現実的なデータ生成をどのように行うか」が中心である。シミュレーションを現実レベルの精度で再現するには莫大なコストがかかるなど非現実な面もある。産総研ではJST Moonshotプロジェクトなどを通じて、現実と一致しないデータ、あえて「非現実な経験」を生成することで、現実のロボットマニピュレーションを高度化する方法論（経験拡張）を研究している。シミュレーションにおいては現実では得られない正解データを容易に生成することができる。これはロボットのクロスモーダルな感覚取得に有効²⁷⁾であり、視覚から物体の柔らかさを想起するデータを生成し、丁寧に物体を操作する²⁸⁾などのロボットマニピュレーション手法が生まれている。現実と一致しない経験を学習モデルの訓練に活用する方法論は強化学習による四足歩行などで大きな成果を残している²⁹⁾。今後のロボットラーニングにおいて重要な考え方の一つであると思われる。

(5) 科学技術的課題

• クロスモーダル・マルチモーダルな感覚の獲得・活用

言語・視覚の大規模データをもとにした生成モデルや、シミュレーションなどによる非現実な経験を獲得する経験拡張などの方法論は、今後、ロボットがマルチモーダル・クロスモーダルな感覚を統合していくのに使われていくことが想定される。ロボットマニピュレーションにおいても、視覚・音声・力・触覚などのさまざまな情報、あるいはそのクロスモーダルからしか知り得ない情報をリアルタイムで判断しながら、適切な作業タスクを選択したり、物体の操作制御を切り替えたり、対話的かつ継続的に作業を修正し続けるといった協調的で動的な行動計画の実現に踏み込んでいく可能性が高い。大規模データ生成は米国が強いが、例えば日本はクロスモーダル・マルチモーダルな感覚の獲得手法やドメイン応用手法などをいち早く提案していくことで、アカデミック、また実用面でもプレゼンスを向上させられる可能性がある。

• 人間の模倣・協調

前述のように生成モデルの驚異的な進化により人間モデルの仮想的な動作生成ができてきている。デジタルツイン、あるいは仮想空間上での人の作業模倣、人間行動のデータオーギュメンテーションなどが実現し始めており（例えば、nVidia社のOmniVerseでは、デジタルヒューマンによる仮想的な作業を、人間が作成しプレイバックできるようになってきている）、人間の模倣に基づくスキルトランスファーや、協調作業の行動生成、対話性の獲得などもデータドリブンな学習に基づき高度化する可能性がある。そのためには人間の身

1 人工知能における、特定のシンプルなアルゴリズムで解くことができないような複雑で困難な問題。コンピュータービジョンのような人間の視覚機能の実現は曖昧で高度な判断を含むことから、AI完全問題の一つと考えられている。

体的情報だけでなく、心理的な状態などを上手にセンシングし活用していく必要がある。家庭で誰でも使えるようなロボットアーム、マニピュレーションに近づく可能性がある。

• AIドリブな冗長自由度・柔軟な身体制御

ソフトロボティクスによる柔らかいロボットアームなどが実現し始めている。従来柔軟性が実用面で嫌われる理由の一つに制御の困難さがあったが、冗長自由度の制御とデータドリブな学習手法の相性は良く（例えば、東京大学の國吉・中嶋研究室では、冗長自由度を持つタコ足型のロボットの身体行動を強化学習で生成する試みが行われている）、近年一気に流れが変わる可能性がある。現在は主に基礎基盤的な研究活動が多いソフトロボティクス分野であるが、前述のようなデータ生成・経験拡張的な技術と連動することで、タスクスペシフィックの高難易度問題も解決できる状況がそろいつつある。

(6) その他の課題

日本は世界有数の超少子高齢化社会であり、若手人材が減少し、また国としてこれまでのような研究資金確保が難しい状況が続いていく。産学連携は一つの不可欠な方向性である。デンマークでは協働ロボットで有名なユニバーサルロボット社を中心に産学連携ハブが立ち上がっている。米国は前述の通りGAFAを中心に強力な自主的な産学連携体制が実現している。日本では2019年に産総研のサイバーフィジカルシステム研究棟が産官学のハブ、ドメインスペシフィックなロボット学習データの獲得などの目的で立ち上がった。産官学連携のプロジェクトが進んでおり、ロボットマニピュレーションと人手作業の協働を企業と実証する事例³⁰⁾などが生まれている。こういった連携体制やハブの充実化、産学連携を持続する仕組み設計が重要であるが、若手人材、日本人材が今後母数として減少し続ける可能性が高いことを考慮すると「オールジャパン」でなく、「ワールド」での人材確保・活用・連携を考えていく必要がある。産学連携においても「国際的な協調領域」を増やしていくべきであろう。

(7) 国際比較

| 国・地域 | フェーズ | 現状 | トレンド | 各国の状況、評価の際に参考にした根拠など |
|------|---------|----|------|---|
| 日本 | 基礎研究 | ○ | → | トップカンファレンスのベストペーパーレベルの研究成果が現在も複数出ている。またJSTやNEDOプロジェクトで、数式によるデータ生成や、経験拡張によるクロスモーダル感覚の獲得など、新しい方法論の提案が進んでいる。一方少子高齢化や科学政策が理由で、若手人材の確保が難しくなっており、今後国際競争において成長を続けるには多くの困難が伴っている。 |
| | 応用研究・開発 | ◎ | ↑ | 以前から強い産業用ロボット分野を中心に、データドリブ技術のドメイン応用や、視触覚・近接覚のような重要なセンサー実用化がますます盛んに。ドメインデータ収集拠点も設立。 |
| 米国 | 基礎研究 | ◎ | ↑ | データドリブなロボットラーニング、生成モデルに大きな強み。GAFAのような大企業を中心となり、基礎研究から応用研究まで自律的にドライブさせている。 |
| | 応用研究・開発 | ◎ | ↑ | 製造物流において複数のスタートアップが登場。基礎研究から一貫した実用化。 |
| 欧州 | 基礎研究 | ○ | → | 人間の作業模倣や作業理解、メカトロニクス、制御面の基礎研究などで手堅い強み。応用研究、産学の連携でも強み。 |
| | 応用研究・開発 | ◎ | → | 協働ロボットアームやソフトロボットハンドなどの面で、堅実な実用化が進む。デンマークなどで、大学と企業の連携を確立し、市場を着実に伸ばしている。 |

| | | | | |
|----|---------|---|---|---|
| 中国 | 基礎研究 | △ | ↗ | 米国データドリブンの追従的な研究活動が多く、現在のプレゼンスは高くはない。しかし研究者人口・レベルともに年々向上している。また米国留学者が自国に戻るケースも多く、今後は高いプレゼンスを示す可能性大。 |
| | 応用研究・開発 | ○ | ↗ | 中国製造プロジェクトなどとも連携して製造業向け自国産ロボットアームが大きく進歩。安価で十分な性能の製品は今後世界市場でも大きなプレゼンスを示す可能性が高く、基礎研究をけん引する可能性もある。ソフトロボットハンドなどの製品化も進む。 |
| 韓国 | 基礎研究 | △ | → | ロボットマニピュレーションにおいては他国のフォロワー的な研究が多く、目立つ研究は少ない。 |
| | 応用研究・開発 | △ | → | ロボットアームの市場としては大きいですが、インパクトのある発表は乏しい。官民連携による規制緩和を進めており、市場拡大の可能性あり。 |

(註1) フェーズ

基礎研究：大学・国研などでの基礎研究の範囲

応用研究・開発：技術開発（プロトタイプの開発含む）の範囲

(註2) 現状 ※日本の現状を基準にした評価ではなく、CRDSの調査・見解による評価

◎：特に顕著な活動・成果が見えている

○：顕著な活動・成果が見えている

△：顕著な活動・成果が見えていない

×：特筆すべき活動・成果が見えていない

(註3) トレンド ※ここ1～2年の研究開発水準の変化

↗：上昇傾向、→：現状維持、↘：下降傾向

参考文献

- 1) Nikolaus Correl, et al., "Analysis and Observations From the First Amazon Picking Challenge," *IEEE Transaction on Automation Science and Engineering* 15, no. 1 (2018) : 172-188., <https://doi.org/10.1109/TASE.2016.2600527>.
- 2) Sergey Levine, et al., "Learning hand-eye coordination for robotic grasping with deep learning and large-scale data collection," *The International Journal of Robotics Research* 37, no. 4-5 (2017) : 421-436., <https://doi.org/10.1177/0278364917710318>.
- 3) H. I. Christensem, et al., "A Roadmap for US Robotics - From Internet to Robotics 2020 Edition," *Foundations and Trends® in Robotics* 8, no. 4 (2021) : 307-424., <https://doi.org/10.1561/23000000066>.
- 4) Jeffrey Mahler, et al., "Dex-Net 1.0: A cloud-based network of 3D objects for robust grasp planning using a Multi-Armed Bandit model with correlated rewards," in *2016 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA)* (IEEE, 2016), 1957-1964., <https://doi.org/10.1109/ICRA.2016.7487342>.
- 5) 尾形哲也「深層予測学習によるロボット動作学習: エクスペリエンス・ベースド・ロボティクス」『日本ロボット学会誌』38巻6号(2020) : 516-520., <https://doi.org/10.7210/jrsj.38.516>.
- 6) Yang Shen, et al., "Robots Under COVID-19 Pandemic: A Comprehensive Survey," *IEEE Access* 9 (2021) : 1590-1615., <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2020.3045792>.
- 7) Jun Hatori, et al., "Interactively Picking Real-World Objects with Unconstrained Spoken Language Instructions," in *2018 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA)* (IEEE, 2018), 3774-3781., <https://doi.org/10.1109/ICRA.2018.8460699>.
- 8) Jeffrey Mahler, et al., "Learning ambidextrous robot grasping policies," *Science Robotics* 4, no. 26 (2019) : eaau4984., <https://doi.org/10.1126/scirobotics.aau4984>.
- 9) Philipp Wu, et al., "DayDreamer: World Models for Physical Robot Learning," 6th Annual

- Conference on Robot Learning (CoRL), 14-18 December 2022, <https://openreview.net/forum?id=3RBY8fKjHeu>, (2023年2月20日アクセス) .
- 10) Yevgen Cheboter, et al., “Closing the Sim-to-Real Loop: Adapting Simulation Randomization with Real World Experience,” in *2019 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA)* (IEEE, 2019), 8973-8979., <https://doi.org/10.1109/ICRA.2019.8793789>.
 - 11) Mike Laskey, et al., “SimNet: Enabling Robust Unknown Object Manipulation from Pure Synthetic Data via Stereo,” 5th Annual Conference on Robot Learning (CoRL), 8-11 November 2021, <https://openreview.net/forum?id=2WivNtnaFzx>, (2023年2月20日アクセス).
 - 12) Hiroki Tachikake and Wataru Watanabe, “A Learning-based Robotic Bin-picking with Flexibly Customizable Grasping Conditions,” in *2020 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS)* (IEEE, 2020), 9040-9047., <https://doi.org/10.1109/IROS45743.2020.9340904>.
 - 13) Ryo Matsumura, et al., “Learning Based Robotic Bin-picking for Potentially Tangled Objects,” in *2019 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS)* (IEEE, 2019), 7990-7997., <https://doi.org/10.1109/IROS40897.2019.8968295>.
 - 14) 花井亮, 牧原昂志, 堂前幸康 「Data AugmentationとDomain Randomization : データドリブなロボットラーニングを支える経験的アプローチ」『日本ロボット学会誌』40 巻 7 号 (2022) : 605-608., <https://doi.org/10.7210/jrsj.40.605>.
 - 15) Wenzhen Yuan, Siyuan Dong and Edward H. Adelson, “GelSight: High-Resolution Robot Tactile Sensors for Estimating Geometry and Force,” *Sensors* 17, no. 12 (2017) : 2762., <https://doi.org/10.3390/s17122762>.
 - 16) Akihiko Yamaguchi and Christopher G. Atkeson, “Implementing tactile behaviors using FingerVision,” in *2017 IEEE-RAS 17th International Conference on Humanoid Robotics (Humanoids)* (IEEE, 2017), 241-248., <https://doi.org/10.1109/HUMANOIDS.2017.8246881>.
 - 17) Keisuke Koyama, et al., “Integrated control of a multiple-degree-of-freedom hand and arm using a reactive architecture based on high-speed proximity sensing,” *The International Journal of Robotics Research* 38, no. 14 (2019) : 1717-1750., <https://doi.org/10.1177/0278364919875811>.
 - 18) John Roach, “Pinch-grasping robot handles items with precision,” amazon science, <https://www.amazon.science/latest-news/pinch-grasping-robot-handles-items-with-precision>, (2023年2月20日アクセス) .
 - 19) Eric Brown, et al., “Universal robotic gripper based on the jamming of granular material,” *PNAS* 107, no. 44 (2010) : 18809-18814., <https://doi.org/10.1073/pnas.1003250107>.
 - 20) Ben Poole, et al., “DreamFusion: Text-to-3D using 2D Diffusion,” arXiv, <https://doi.org/10.48550/arXiv.2209.14988>, (2023年2月20日アクセス) .
 - 21) Jonathan Ho, et al., “Imagen Video: High Definition Video Generation with Diffusion Models,” arXiv, <https://doi.org/10.48550/arXiv.2210.02303>, (2023年2月20日アクセス) .
 - 22) Mingyuan Zhang, et al., “MotionDiffuse: Text-Driven Human Motion Generation with Diffusion Model,” arXiv, <https://doi.org/10.48550/arXiv.2208.15001>, (2023年2月20日アクセス).
 - 23) Ivan Kapelyukh, Vitalis Vosylius and Edward Johns, “DALL-E-Bot: Introducing Web-Scale Diffusion Models to Robotics,” arXiv, <https://doi.org/10.48550/arXiv.2210.02438>, (2023年2月20日アクセス) .
 - 24) Michael Ahn, et al., “Do As I Can, Not As I Say: Grounding Language in Robotic Affordances,”

2.2

俯瞰区分と研究開発領域
ロボティクス

- arXiv, <https://doi.org/10.48550/arXiv.2204.01691>, (2023年2月20日アクセス) .
- 25) Hirokatsu Kataoka, et al., “Replacing Labeled Real-image Datasets with Auto-generated Contours,” in *2022 IEEE/CVF International Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)* (IEEE, 2022), 21200-21209., <https://doi.org/10.1109/CVPR52688.2022.02055>.
- 26) Ryosuke Yamada, et al., “Point Cloud Pre-training with Natural 3D Structures,” in *2022 IEEE/CVF International Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)* (IEEE, 2022), 21251-21261., <https://doi.org/10.1109/CVPR52688.2022.02060>.
- 27) Bruno Leme, 他「3P2-H06 Force map: an approach on how to learn to manipulate deformable objects」第23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 (SICE SI 2022)(2022年12月14-16日), <https://sice-si.org/si2022/index.php>, (2023年2月20日アクセス).
- 28) Koshi Makihara, et al., “Grasp pose detection for deformable daily items by pix2stiffness estimation,” *Advanced Robotics* 36, no. 12 (2022) : 600-610., <https://doi.org/10.1080/01691864.2022.2078669>.
- 29) Takahiro Miki, et al., “Learning robust perceptive locomotion for quadrupedal robots in the wild,” *Science Robotics* 7, no. 62 (2022) : eabk2822., <https://doi.org/10.1126/scirobotics.abk2822>.
- 30) Tsubasa Maruyama, et al., “Digital Twin-Driven Human Robot Collaboration Using a Digital Human,” *Sensors* 21, no. 24 (2022) : 8266., <https://doi.org/10.3390/s21248266>.