解説

ロボットマニピュレーション研究におけるアフォーダンスに関するレビュー

A Brief Review of Affordance in Robotic Manipulation Research

山野辺 夏 樹^{*1} 万 偉 偉^{*1*2} ラミレス イクシエル^{*2}
 プティ ダミアン^{*2} 辻 徳 生^{*3} 秋 月 秀 一^{*4}
 橋 本 学^{*5} 永 田 和 之^{*1} 原 田 研 介^{*1*2}

^{*1}産業技術総合研究所 ^{*2}大阪大学 ^{*3}金沢大学 ^{*4}慶應義塾大学 ^{*5}中京大学

Natsuki Yamanobe^{*1}, Weiwei Wan^{*1*2}, Ixchel G. Ramirez-Alpizar^{*2}, Damien Petit^{*2}, Tokuo Tsuji^{*3}, Shuichi Akizuki^{*4},
 Manabu Hashimoto^{*5}, Kazuyuki Nagata^{*1} and Kensuke Harada^{*1*2}

^{*1}National Institute of Advanced Industrial Science and Technology ^{*2}Osaka University ^{*3}Kanazawa University ^{*4}Keio University
^{*5}Chukyo University

1. 諸 言

心理学者 Gibson [1] によると、アフォーダンスは物体や環境が人に提示する行為の可能性と定義されている。アフォーダンスの概念は、知覚心理学、認知心理学、環境心理学、工業デザイン、ヒューマン・コンピュータ・インタラクション (HCI)、インタラクションデザイン、人工知能、ロボット工学など多くの分野で広く用いられている。ロボット工学の分野では、アフォーダンスの概念は、主に移動ロボットの走行可能性の研究に取り入れられてきた [2]。アフォーダンスの概念は、ロボットが不確実な状況下で作業を行うときに非常に重要な役割を果たすが、これまでマニピュレーション分野の研究では明示的に取り扱われてこなかった [3]。しかし、最近になってマニピュレーション分野のいくつかの研究でアフォーダンスの概念に注目するようになった (例えば文献 [4])。新規物体のアフォーダンス情報が特定されれば、その物体に適用可能な操作も獲得できるので、物体の把持や操作などのマニピュレーション研究の分野では、アフォーダンスは重要な要素となる。

例えば、ハンマーで釘を打つことを考える。ハンマーはハンマーヘッドと柄で構成されている。ハンマーヘッドは硬くて重い塊で、物を叩くことに適している。ハンマーの柄は長い棒で、手で持ってハンマーを振り下ろすのに適している。したがって、釘を打つ場合、ハンマーヘッドは物

を叩くことをアフォードし、柄は把持して振り下ろす動作をアフォードしている。道具の主要な機能を発現するパーツを主要パーツといい、主要な機能をサポートするパーツを従属パーツという [5]。ハンマーの主要パーツはハンマーヘッドであり、従属パーツは柄である。釘を打つときにハンマーがない場合には、ハンマーの主要パーツと同じアフォーダンスを持つ石やブロックで釘を打つことができる。一方、ハンマーを別の目的に使用することもできる。例えば、手の届かないところにある物を取る場合、ハンマーの柄で物を手繰り寄せることができる。このとき、長い柄のハンマーは、物を手繰り寄せるという別のアフォーダンスを提示する。我々の身の周りには様々なアフォーダンスが存在し、人は意図に応じてアフォーダンスを知覚している。これまでの環境や物体を正確に記述する動作計画手法のアプローチとは異なり、ロボットが意図に応じて様々なアフォーダンスを認識して適切な行動を実行することは、自律型知能ロボットの研究開発の鍵となるだろう。

Sahin ら [6] は、ロボット工学におけるアフォーダンスの利用について厳密に議論し、アフォーダンススペースのロボット制御に向けた定形化を行った。ロボット工学におけるアフォーダンスの定形化以来、アフォーダンスに関するトピックが広範に研究されるようになった。最近、ロボット工学におけるアフォーダンスの研究を要約した、レビュー論文がいくつかの発表されている [4] [7] [8]。Jamone ら [4] は、アフォーダンス理論を支持する心理学と神経科学の重要な証拠を示し、単純な行動-効果の関係から、人とロボットの相互作用や発達学習システムにおける複雑なアフォーダンスに至るまで、ロボット工学におけるアフォーダンス研究の包括的なレビューを発表した。Min ら [8] は、アフォーダンスの定形化と表現、およびその学習法に焦点を当てた発達ロボット工学の観点からアフォーダンス研究のレビューと分類を行った。これらのレビュー論文は、ロボット工学の幅広い分野におけるアフォーダンスの適用について扱って

原稿受付 2018 年 3 月 23 日

キーワード: Robotic Manipulation, Grasping, Affordance

^{*1}〒305-8568 つくば市梅園

^{*2}〒560-8531 豊中市待兼山町

^{*3}〒920-1164 金沢市角間

^{*4}〒223-8522 横浜市港北区日吉

^{*5}〒466-8666 名古屋市八事本町

^{*1}Tsukuba-shi, Ibaraki

^{*2}Toyonaka-shi, Osaka

^{*3}Kanazawa-shi, Ishikawa

^{*4}Yokohama-shi, Kanagawa

^{*5}Nagoya-shi, Aichi

いるが、アフォーダンスのマニピュレーションへの適用については簡単にしか触れていない。Bohgら[9]は、データ駆動型把握に関する包括的なレビューを行った。彼らはアフォーダンスの概念について明確に言及していないが、引用された研究の中には把持に関するアフォーダンスの認識と学習について扱ったものがある。しかしながら、そのほかのアフォーダンスについては記述されていない。

一方、本論文は、マニピュレーション分野におけるアフォーダンスの適用に重点を置いてレビューを行う。ほかのレビューとの重複を避けるために、特に道具の扱いを含む物体把持や操作におけるアフォーダンスの適用について重点を置く。

本論文の構成は以下のとおりである。まず、第2章でアフォーダンスの概念について簡潔にレビューした後、第3章にてアフォーダンスと物体認識とのかかわりに関する一連の研究をレビューする。第4章は、物体操作にアフォーダンスを適用した研究について具体的に示す。第5章では、我々が現在進めている、マニピュレーションタスクの実行に関連する様々なデータを集積するクラウドデータベースについて述べる。このデータベースは、マニピュレーション分野におけるアフォーダンス研究に用いるオープンプラットフォームのために産総研で開発しているものである。

2. アフォーダンスの概念

アフォーダンスは、物体や環境がエージェント（人、動物、ロボットなど）に提示する行為の可能性である。例えば、椅子は座るというアフォーダンス、ペンは書くというアフォーダンスを持つ。アフォーダンスの概念は、Gibson[1][10]によって提案された。Gibsonは、エージェントはシンプルなセンサ情報から環境の意味を再構成しているという知覚の伝統的な考え方に対し、環境は固有の意味を持っており、エージェントはそれを直接知覚することができると主張した。Gibsonは、環境の持つ固有の意味をアフォーダンスと定義し、アフォーダンスを探索し検出する環境と相互作用するシステムを知覚システムと定義した[11]。

Gibsonのアフォーダンスの定義は非常に概念的であるため、生態心理学ではその定義を明確化・定式化する試みがなされてきた[12]。Turveyは、アフォーダンスが環境に帰属する性質であり、エージェントの実現可能性（effectivity）によって顕在化すると定義した[13]。「実現可能性」は、アフォーダンスを顕在化する環境との相互作用の能力であると定義される。すなわち、アフォーダンスと実現可能性は相補的である。実現可能性のアイデアは、道具操作におけるアフォーダンスを表現する際に重要である。人が道具を使う際、人の実現可能性は道具によって拡張され、拡張された実現可能性に基づき、異なるアフォーダンスを知覚することが可能になる。一方で、StoffregenとChemeroは、

アフォーダンスが環境のみに内在するものではないと主張する。Stoffregen[14]は、アフォーダンスはエージェントと環境に独立した性質であり、アフォーダンスと対応する意図または目標が一致したとき、行動が生成されると定義した。Chemeroは、アフォーダンスはエージェントの能力と環境の特徴量の関係であり、行動を提供するものと定義した[15]。これは、Stoffregenの定義と類似しているが、アフォーダンスの定義の中に行動が明示的に含まれている。したがって、この定義はロボット工学の中で定式化され使用されている。

Normanは、アフォーダンスの概念を工業デザイン[16]に導入し、製品はどのように使用されるかを簡単に理解できるように設計すべきであると提案した。彼は、ユーザによって明示的に知覚され行動を促進するアフォーダンスの一部に焦点を当て、それらのアフォーダンスを「知覚アフォーダンス」と名づけた。NormanのアフォーダンスはGibsonが定義したアフォーダンスとは異なっていると指摘されることもあるが、その定義はロボット工学にとって重要である。日常で使用する製品は、人のアフォーダンスの体験に基づく知覚と動作実行を考慮し設計されている。したがって、日常の製品の形状と対応する動作を分かりやすく関連付け可能で、ロボット動作の生成に活用できるであろう。

情報学の分野において、Steedmanらは、Liner Dynamic Event Calculusに基づきアフォーダンスを定式化している[17]。ここで、物体のアフォーダンスを、アクションの前提条件とアクションの結果によって構成される関数の集合で記述している。これらの記述は、物体、アクション、前提条件、および結果を明示的に関連付ける論理言語に基づいているため、ロボット動作の計画に使用しやすい。

アフォーダンスの定義に加えて、人がアフォーダンスを学習する方法も研究されている。Gibsonは、人が子供時代に、環境との相互作用によってアフォーダンスを学習すると指摘した[10]。Piagetは、子供の認知発達の段階を提案し、子どもの感覚運動適応の進展を、(1)感覚運動の基本的な適応と、(2)意図的な知覚運動の適応との二つのセクションに分けた[18]。アフォーダンスの観点から、子供は第一段階で世界を知覚し適応するために固有のアフォーダンスを使用し、第二段階では周囲との相互作用によりアフォーダンスをアクティブに学習する。作用と結果のループにより新たなアフォーダンスを学習し、同時に探索行動を改善する。

環境とアクションを関連付けるアフォーダンスの概念は、知的自律ロボットを開発するための鍵となる。ロボット工学では、知覚に直接依存する行動ベースのロボット（例えば文献[19]）のアプローチとアフォーダンスの概念との類似性を見つけることができる。知覚行動ベースのロボットでは、複雑な内部モデルや推論を使用せずに、単純なセン

サモータのマッピングに基づいてロボットが環境に反応し、その効果に従って徐々に行動を修正する。このように、単純な反応行動は従来のモデルベースのアプローチのいくつかの問題を解決できる。しかしながら、物体の操作や複雑なシーケンス作業など、より高度なシナリオを実現するには不十分であると考えられる。ロボットにおいては、アフォーダンスがどのように表現され、蓄積され、更新されるかを考慮する必要がある。

Sahin らは、自律ロボット制御のためのアフォーダンスを定式化した[6]。エージェント、観測者、環境視点など、様々な視点でアフォーダンスを分類し、ロボットの自律的な制御のためにエージェント視点のアフォーダンスを明示的に表現している。エージェント視点のアフォーダンスは、Chemero のアフォーダンスの定義[15]に基づき、能力、特徴量、行動の関係として定義されており、ロボットの動作計画に適用するために、能力、特徴量、行動の各要素は不変量を生成するインスタンスの集合として一般化されている。この定式化は、STRIPS[20]のような自動計画とスケジューリングのための正規言語で表現でき、いくつかのロボット動作計画研究に適用されている。

Min ら[8]は、Piaget の二つの段階を三つの段階に分割した。第1段階では、子供は把持する、押す、転がすなどの「原始的なアフォーダンス」を発達させる。第2段階では、子供は道具を使用したり、複数の物体を操作するような「適応的アフォーダンス」を発達させる。第3段階では、子供は動物や人間との交流のような「社会的アフォーダンス」を発達させる。物体認識（例えば文献[21]）、ナビゲーション（例えば文献[22]）、把持および操作（例えば文献[23]）など研究の一部は、原始的なアフォーダンスを前提として実施されている。適応的アフォーダンスに関しては、道具操作（例えば文献[24]）と複数のオブジェクト関係（例えば文献[25]）の学習に関する研究が行われている。社会的アフォーダンスについては、Shu らは、人間とロボットとの相互作用のために人間と人間との相互作用の構造的表現を学習する手法を提案している[26]。

以下の章では、原始的アフォーダンスおよび適応的アフォーダンスに関連する、物体認識、把持、操作、および計画に関連する文献のレビューを行う。本稿では、マニピュレーションに重点を置いているため、社会的アフォーダンスにはほとんど言及しない。

3. アフォーダンスと物体認識

ロボット工学分野では、ロボットが環境や物体に関する様々な情報を認識したうえで、最終的には対象物を適切かつ円滑に操作することが求められる。したがって、前章で述べたアフォーダンスの概念が必然的に深く関連することになる。本章では、アフォーダンスと認識とのかかわりに

関する一連の研究を、アフォーダンスに関する情報そのものの認識、および、アフォーダンスという概念を利用して対象物から多様な情報を得ることを目的とした一連の研究の二つに分類してレビューする。ここで、認識のために一般的に用いられるセンサはRGBカメラと3Dセンサであるが、いくつかの研究においてはこれに加えて、接触、力覚、位置センサ等のマルチモーダル情報も併用されている。

アフォーダンスの認識：

アフォーダンスに関する情報そのものの取得に関するアプローチとしては、主として物体に対するセンシング情報から直接的に得る方法と、人間の動作や行動を利用して間接的に得る方法の二つがある。

まず前者としては、Hermans らは、pushable, rollable, graspable, liftable 等の8種類のアフォーダンスを、画像特徴から学習し、認識する方法を提案した[27]。Myers らはRGB-D画像から抽出したHand-craftedな局所特徴を用いることによって、道具の部分形状がもつ操作に関するアフォーダンス(cut, scoop, pound, contain, support, grasp, wrap-grasp)を識別する手法を提案した[28]。この手法では筆者らが独自に収集した教師データ付き公開データセット(UMD Part affordance dataset)を用いて学習しており、未学習のカテゴリの物体に対しても各パーツに対するアフォーダンスを推定することが可能である。さらに最近では、Nguyen らは上記のデータセットに対してConvolutional Neural Network (CNN)を適用することによって、実際のロボットがgraspアフォーダンスを操作可能なことを示した[29]。

後者の例として、Chao らは動作に関するデータセットを提案し、文書と動作、さらにはアフォーダンスとの関係を分析した[30]。一方、人間のデモンストレーションを解析し、そこから検出された物体の幾何学的特徴と機能を学習するStark らの手法や[31]、人間が物体を使う様子の動画を解析し、物体間の関係性をアフォーダンスとして学習するPieropan らの手法がある[32][33]。学習結果は物体をアピランス特徴の特徴空間の代わりに、その機能特徴空間にカテゴライズしていることが特徴である。Kouppula らも、人間の動作を時空間特徴と物体のアフォーダンスによってモデル化した[34]、このモデルを使うことによって物体に関係した人間の動作をロボットによって予測することにも成功している。Ridge らは「押す」アフォーダンスを学習する手法として、三次元点群データに対して動的に作用する人間の「押す」動作を記述するためのAction-grounded featuresを提案した[35]。物体と手のインタラクションを考慮した手法としては、Matsuo らによる1枚の画像からCNNによって推定する手法があり[36]、この手法では「握る」機能やその位置を未知物体の画像から推定している。

なお、人間の知識に基づいてデータを取得する以外に、シ

ミュレーション技術を駆使して物体のアフォーダンスを得る手法が研究されている。例えば、Hinkle らは cup-like, table-like, sit-able のアフォーダンスを推定するために、球を落下させるシンプルなシミュレーションを利用した [37]。また Gupta らは、人間の姿勢の laying down, reaching, sitting upright, sitting reclined 等の姿勢をシミュレートすることによって、室内の家具のアフォーダンスを記述した [38]。Grabner らは座った姿勢の人間の形状モデルをシーンにフィッティングすることによって、室内で椅子として使える物体を検出する手法を提案し [39]、Erdemir らは Internal rehearsal とよばれる動作の結果のシミュレーションによってアフォーダンスを学習する手法を提案した [40]。さらにロボットに現実とは異なる仮想シーンを利用して Internal rehearsal を行わせ、その学習結果をシミュレーションによって実証した。

アフォーダンスに基づく物体認識およびその高度化：

一般に、物体「認識」にはカテゴリ識別、隠れへの対応、モデリング等の様々な内容が含まれるが、これらそれぞれについて、アフォーダンスを利用することができる。以下にこれらに関する代表的な研究事例を紹介する。

Varadarajan らは物体認識・機能理解を想定し、Recognition-by-Components theory [41] を拡張したアフォーダンス特徴を提案し [21]、生活用品に備わるアフォーダンス特徴を整理した The Affordance Network とよばれるデータセットを作成した。さらに、彼らは文献 [42] において、生活支援ロボットのための grasp アフォーダンスの検出と、把持位置とそのためのアプローチ方向を検出する手法も提案している。また、深層学習を用いて材質由来のアフォーダンス、セマンティックなアフォーダンス、構造由来のアフォーダンスを距離画像から学習する手法も提案し、物体識別に利用した例もある [43]。Castellini らは、物体を把持する手の運動学的な特徴とアフォーダンスを用いる物体認識手法を提案した [44]。具体的には、物体の見えの特徴 (visual) を物体を持つ手の運動学的な特徴 (motor) へマッピングし、これにより得られた特徴量セットである visual-motor feature を利用することによって物体認識率を大幅に向上させた。また Sun らは、物体カテゴリ、アフォーダンス、見えの関係性を記述する Category-Affordance (CA) model を提案し、インドアシーンにおける移動ロボットのナビゲーションのための物体認識に利用した [45]。Kjellstrom らは物体を操作する手の動作と動作に使用されている物体を分離し、動作識別と物体認識を同時に行う手法を提案した [46]。Ren と Sun は人が道具を取り扱う動作を対象として、物体同士の相対的な動きと手の動きを記述する Human-object-object (HOO) interaction model を提案し、このインタラクションモデルの利用により、最終的には物体認識の信頼性を向上させた [47]。Moldovan らは物体の幾何学的な

特徴としてサイズ、形状タイプによって物体を記述し、物体同士の空間的な関係性（同時生起性、積み重ねられやすさ）を確率的に記述する Relational affordances を提案した [25]。Relational affordances は Web 上の画像を収集・解析することによって計算され、これを物体検出に用いることによって、対象物と関係性のある物体を手掛かりに隠れた物体を検出する探索方針を生成するものである。Schoeler と Wörgötter は物体が持つ機能性に基づいて類似度を定義する物体認識のフレームワークを提案した [48]。この手法では物体をパーツ単位に分割し、その形状特徴と人間の手で表現可能な基本的な機能から得られる形状特徴を比較している点が興味深い。また、秋月らは一般物体認識のための特徴量として、機能属性ラベルの含有率によって物体をモデリングする手法を提案した [49]。

以上のように、アフォーダンスに関する情報を利用することによって物体認識を高度化することの有効性が、多くの研究例によって実証されてきている。この分野はまだ進展中であり、今後もシミュレーションや機械学習等の関連技術によってさらに活性化していくと考えられる。

本章で紹介したほとんどの研究事例が機械学習を利用しており、そのためには人間の動作と物体形状のデータセットが極めて重要であることから、今後も、動作、物体カテゴリ、物体形状、その見え等がアノテーションされたデータセットがさらに整備されると期待される。一方では、人体の関節モデルをシミュレートする手法は、学習フェーズを経ずにアフォーダンスを検出するために有効であることから、これらの手法も同様に発展し、より多種類のアフォーダンスに適用されていくであろう。また、ロボットマニピュレーションの実用化を考えると、一連のアフォーダンス認識の結果を、ロボットの動作へ統合していくことが課題として残されている。これを解決する一つのアプローチが、ロボットの動作と物体とのインタラクションであり、これらがコンピュータ内で高精度に再現できれば、機械学習の効率化に寄与すると考えられる。

4. 把持・操りにおけるアフォーダンス

前章で述べたように、対象物を認識した後は、その対象物をハンドを用いて把持したり操る。そこで、本章では対象物の把持や操りにおけるアフォーダンスに関する研究を紹介する。

4.1 把持

未知対象物を適切に把持する研究が多く行われている。これらの研究では、各ハンドに対応した“把持アフォーダンス”を導出している。Saxena ら [50] は対象物の画像から把持点の位置を求める手法を提案している。この研究では、把持アフォーダンスを把持点の存在確率と定義し、種々の違った形状をした対象物に対してアノテーションが付けら

れた画像をロジスティック回帰によりモデル化することで、未知対象物に対して把持点の位置を得ている。そして、提案する手法の有効性を、ロボットが食器洗い機から食器を取り出す作業により検証している。また、Jiang ら [51] は適当な開き幅を有するグリッパの位置と姿勢を表す把持直方体 (Grasping Rectangles) を対象物の RGB-D 画像から得る手法を提案した。この手法において、把持アフォーダンスを、対象物画像のデータベースに対して SVM を基にした 2 段階の学習手法を適用することで求めている。Lenz ら [52] は、把持直方体を深層学習により求める手法を提案した。Detry ら [23] [53] は未知対象物の把持を計画するために視覚特徴量を使う手法を提案した。この手法は、実世界で把持を実行することで、計画された把持を自動的に改良している点が特徴的である。また、この手法では、対象物の姿勢を考慮することなく、安全な把持を保証している。得られた把持は Barrett Hand や一般的な平行グリッパの把持性能を向上するために使われている。Detry ら [54] [55] は、また別の把持アフォーダンスを提案している。これは、プロトタイプとなる対象物の部分であり、学習に用いる対象物の集合に対する把持姿勢を使って獲得されるものである。未知の対象物に対しては、得られた点群集合に対して類似性を計算することにより、把持姿勢の候補を得る。Bierbaum ら [56] も把持計画にアフォーダンスを導入している。ほかの研究と比較し、把持アフォーダンスを探索するのにシミュレーションされた触覚センサを用いている点が異なっている。Levine ら [57] は深層学習に基づく End-to-end アプローチを提案している。この研究では 14 台のロボットを用いて種々の対象物のピックングを行い、対象物の画像に基づいた把持アフォーダンスと把持動作の獲得を行っている。

シンプルな把持アフォーダンスに加えて、対象物のカテゴリや対象物によって実現できるタスクに基づく対象物の把持に関する研究が行われている。Granville ら [58] は視覚認識によって得られるアフォーダンスを用いて、種々のツールを使うための把持 [59] に関する研究を行った。このアフォーダンスは Robonaut においてツールのクラスタリングに用いられた。Sahbani ら [60] は、対象物のメッシュモデルをクラスタリングし、さらに幾何学的解析とともにヒトの把持に基づいた学習を用いることにより、把持可能領域を推定した。この研究では、対象物の特徴量と機能との関係が考慮されている。Barck-Holst ら [61] は把持アフォーダンスを学習するために、把持のシミュレーションと事後推論を用いた。この手法では、把持のシミュレータとして GraspIt! [62] を用いて把持姿勢の初期値を計画している。また、この研究では対象物の把持姿勢を決めるために、あらかじめ決められた特徴量とオントロジーに関する規則を用いている。Zhu ら [63] は道具を選んで使うためのタスク依存型のアフォーダンスモデルを提案している。この手法

では、与えられたタスクを遂行するための把持位置に関するアフォーダンス基底と、対象となる対象物に作用する位置の二つの属性を定義している。これにより、道具とその把持姿勢を選択するアフォーダンスを用いることに成功している。Abelha ら [64] は道具の代替を見つけるためにアフォーダンスを使う手法を提案している。この手法では、入力となる点群集合に対して超二次曲面を当てはめることにより、道具を見つけている。

現在まで、単純な把持アフォーダンスを学習により獲得したり用いたりする手法は確立していると考えられる。また、タスクを基にした把持は、ロボットが人のように作業を行うことができるために欠かせない。ここで、タスクを基にした把持位置の決定については多くの研究が行われているが、タスクを実行するためにロボットが動作可能かということについては考慮されていない。ここで、把持と同時にロボットの動作も獲得されるべきであり、次節においては対象物の操作に関する研究事例を紹介する。

4.2 対象物の操作

多くの種類の作業に対して多くの対象物操作に関する研究が行われている。Hidayat ら [65] は、オントロジーに基づいて手動でアフォーダンスを定義する手段を提供している。この研究では、適当なアフォーダンスに基づいてロボットが与えられた作業 (冷蔵庫のドアを押すなど) を実行可能かを決めるために、環境の知覚は意味的に用いられている。Reich ら [66] は作業の動作シーケンスを計画するためにアフォーダンスを用いている。この研究では、環境における障害物や支持平面との関係のような意味 (Semantics) を考慮することで、アフォーダンスを得ている。ここで、把持対象物に動作を付加する際に、把持対象物の周辺の対象物も考慮している。例えば、対象物がテーブルの上に置かれている場合は対象物を押し、対象物が壁に寄りかかっている場合は対象物を把持して持ち上げる。得られたアフォーダンスは、双腕の KUKA LWR によるピックアンドブレース作業に用いられている。関係アフォーダンス (Relational Affordance) は、Moldovan ら [67] によって、複数対象物間の干渉のモデルとして最初に導入され、本質的に意味的アフォーダンス (Semantic Affordance) を表すものである。Hart ら [68] は、ロボットが対象物の把持作業を素早く計画するための ROS のアフォーダンスに関するテンプレートを提供した。このテンプレートは、ハンドと把持対象物間の幾何学的関係と、作業を行うためのハンドの軌道を保存している。このテンプレートは手動で定義されるが、類似した対象物に対してはインタラクティブにスケーリングを行うことが可能である。この ROS パッケージは、種々のロボット、把持対象物、道具をサポートしている。Romay ら [69] は把持対象物の物理特性とアフォーダンスを含むテンプレートを設計した。この研究において、アフォーダンス

は作業を達成するロボットの動作軌道に関する拘束条件として定義されている。このテンプレートは DARPA Robotics Challenge (DRC) においてヒューマノイドロボット Atlas が実行する種々のタスクに対して適用されている。オントロジーや意味論は多くの対象物に適用することが可能である。しかしながら、これらは手動でプログラムされてデータベースに蓄積される。そして、生成されるアフォーダンスはどれだけ対象物が正確に認識されているかに依存している。

それに対して、手動でアフォーダンスを定義するのではなく、ヒトが与えられたタスクを実行し、それに基づいて把持対象物に対するアフォーダンスを学習によって獲得する研究が行われている。Montensano ら [70] [71] や Lopez ら [72] は、ヒトの動作やヒトと対象物とのインタラクションを観察することでアフォーダンスを学習する、ベイジアンネットワークに基づく確率的手法を提案している。この手法により、対象物に対する操作を推定したり、作業を理解したり計画することが可能になる。この結果は、ヒューマノイドロボットがヒトと共同で対象物を選択する単純なイミテーションゲームにより検証されている。Ek ら [73] は手渡し作業におけるアフォーダンスを得るアルゴリズムを構築した。この研究の目標はロボットからヒトに対象物を手渡しすることであり、手渡し動作中にロボットはヒトに対して把持可能な部位を提示しなくてはならない。この研究では、アフォーダンスを学習するために、シミュレーションによる学習データの生成と、実際のヒト動作の観測を用いている。Ugur ら [74] は「親による足場設定」や「動作誇張」を対象物のアフォーダンスを教示するのに用いた。これは、発達心理学において養育者が子供の技術獲得を支援する際に有効であることが示されている。親（あるいは教師）はロボット（足場）を持ち、適当な長さの動作停止（誇張）を使いながら、対象物を掴んで動かす動作をロボットに教えている。ロボットは足場設定によって適切なアフォーダンスを獲得し、アフォーダンスを使って対象物を把持して操る動作の計画を行った。ヒトがデモンストレーションによりロボットに対象物の操作方法を教示することで、手動でアフォーダンスを定義する負荷を軽減している。しかしながら、対象とする対象物は限定されている。

Uyanik ら [75] はヒトの存在の下に定義されるアフォーダンスとして「社会アフォーダンス (Social Affordance)」を学習により獲得した。Wang ら [76] はナビゲーションや物体操作を支援するために、実環境とのインタラクションから得られるアフォーダンスを用いた。この研究においては、ヒューマノイドロボット NAO に、対象物に対してあらかじめ定められた操作を行ってもらい、その操作の結果を用いて対象物のアフォーダンスを学習している。何回かのインタラクションを経て、ロボットはアフォーダンスを獲得し、獲得したアフォーダンスをナビゲーションや物体操作に使

用することが可能になっている。後に Wang ら [77] [78] は、種々のパーツから構成される日用生活品に応じてロボットの動作を変更するために能動探索を行うことで、種々の蓋開け作業を実現した。ランダム探索 [76] と比較して、能動探索はアフォーダンスの学習をより早く正確に行うことが可能である。Ugur ら [79] は対象物間に存在する複雑なアフォーダンスを学習するために単一の対象物のアフォーダンスを用いる手法を提案し、対象物を積み重ねる作業を実現した。Vina ら [80] は力センサを用いて、接触作業における力とモーメントの限界を自動的に学習することで、可能な動作を推定した。これを、対象物を滑らせたり押したりする動作を実行するために用いた。Jain ら [81] は道具の機能的特徴を表す道具アフォーダンス (Tool Affordance) の概念を提案し、シミュレーション環境内の探索に基づく、ベイジアンネットワークを用いた動作、機能特徴、道具の間の双方向の因果関係の学習手法を提案した。Goncalves ら [82] はロボットの動作とシミュレーション環境内での実行結果を用いて対象物と道具の両方のアフォーダンスを学習する手法を提案した。この研究では、棒状の道具を用いて、定義した特徴の中から、どの特徴が手や道具の動作を可能にするかを学習により導いている。Mar ら [24] [83] は Self-supervised Learning を用いて複数の棒状の道具のアフォーダンスを推定した。この研究では、道具を把持する姿勢と道具の幾何学的特徴を利用している。これらの研究により得られたアフォーダンスは、道具の幾何学的特徴を考慮して道具の把持や操作を一般化することで、ロボットが違った対象物を操作するために違った道具を選ぶことを可能にしている。Mar ら [84] は後に、クラスタリングやあらかじめ定義された分類の方法に起因する情報の欠落を避けるため、並列化した自己組織化写像と自己組織化写像間の回帰に基づく手法を提案している。これらの研究では、ロボットはアフォーダンスを学習するために周辺環境を探索する。これにより、ヒトによる教示は必要ない。しかしながら、ロボットの探索能力の制限に起因して、探索可能な対象物は限定されている。ここで、探索能力は取得するセンサデータに依存している。本手法をいろいろな対象物に対して拡張するためには、一般化した探索手法やセンサデータに含まれるノイズに対してロバストな処理が必要である。

Kaiser ら [85] はアフォーダンスを抽出する階層的なシステムを提案した。このシステムにおいては、高レベルのアフォーダンスは低レベルのアフォーダンスの組み合わせとして構築されている。例えば、双腕のアフォーダンスは単腕のアフォーダンスに基づいて構成されている。この階層化のスキームでは、単純なアフォーダンスに基づいて複雑なアフォーダンスが構築されており、これにより対象物の押し操作やヒューマノイドロボットが段差や階段を登る全身動作が実現されている。

4.3 計画問題への適用

アフォーダンスは、未知の対象物や状況に対して、計画を行った動作や作業に修正を加えるために強力な方法を提供する。Awaadら[86][87]はオントロジーに基づく計画問題のフレームワークを提案した。この研究では、対象物が無かった場合など想定しない状況で、計画問題を修正することを可能にしている。この研究では、対象物が使われる方法を表す機能アフォーダンス (Functional Affordance) と概念的な類似性を利用することで、代替の対象物を用いて計画をやり直している。提案するフレームワークの有効性を紅茶を入れたり植物に水をやったりする作業を用いて検証している。Romayら[88]は対象物のテンプレート[69]を未知対象物や新しい作業に対して用いた。本研究において、ヒトは適当な対象物テンプレートを選択し、ロボットのセンサデータと適合させる。そして、ロボットはテンプレートを用いて計画された動作を実行する。ここで、対象物テンプレートは動作の拘束[89]に基づいて同じ操作クラスに属する対象物の間で変換が可能である。これらは、手動でアフォーダンスを設定しており、ロボットに事前知識を与えるために一定の作業が必要となる。対象物や作業の意味的類似性の理解は、将来的な研究課題の一つである。

5. 高度マニピュレーション知能のためのクラウドデータベース

これまで示したとおり、アフォーダンスの概念に基づいて、物体の認識、把持、操作を適切に行うための様々な研究が行われてきた。しかし、アフォーダンスをどう表現するか、ロボットがアフォーダンスをどう知覚するか、検出されたアフォーダンスに応じてロボットが適切な動作をどう実行するかについては、明確に示されておらず、いくつかの分野において、現在研究が進められている課題である。特にオブジェクト操作の場合、4.2節に示すとおり、個々のタスクの研究が始まったばかりである。物体画像、3D、RGB-Dデータの優れたデータベース (例えば文献[90]) は、物体認識と把持研究分野の発展を促進し、提案された各手法を比較する手段を提供している。しかし、物体操作のためのデータベースは存在しない。Yale dataset[91]には、人間が複数の日々の作業や製作作業を行うビデオのみ含まれている。既存の人間の運動データベース (例えば文献[92]) は、歩行のような全身運動に焦点があり、マニピュレーション動作はほとんど含まれていない。物体操作のためのアフォーダンス研究を加速するためには、様々な運動データを蓄積し、研究コミュニティに提供する必要がある。

そこで、筆者らは現在、NEDO 人工知能化プロジェクトの一環として、人間のような高度な操作知能のためのクラウドデータベースを構築している。人間は多様なタスクを柔軟に実行できる。これは、人間が様々なタスクの経験を

図 1 Cloud database for advanced manipulation intelligence

抽象化でき、その経験を通じて蓄積されたスキルや知識を、新しいタスクに適用できるためであると考えられる。すなわち、人間がアフォーダンスとそれに対応する行動を学習し、新しい状況ではアフォーダンスを知覚し適切な動作を実現することができる。図 1 に、データベースの概略図を示す。データベースは、物体データベース、タスクデータベース、モーションデータベースで構成されている。データベースを構築するためには、各タスクに関する様々な情報を蓄積することが重要である。一つのタスクは多くのサブタスクで構成され、各サブタスクは関連するオブジェクトとサブタスクを実行する複数のモーションで構成されている。どのような情報が重要であるかは、開発の初期の段階では明らかではないため、ロボットに依存しない形式で可能な限りすべての情報を残すことを試みている。オブジェクト操作タスクでは複数のオブジェクトが存在する可能性があるため、ロボットが把握するオブジェクトを“manipulated object”と定義し、その“manipulated object”が作用するオブジェクトを“environmental object”と定義する。二つの物体を 2 本の腕で把持して操作する場合、便宜上、一方を“manipulated object”，他方を“environmental object”と定義する。我々は、道具操作と組み立て作業に焦点を当てている。道具は、どのように使用されているかが比較的明確であるため、よい指標になる。組み立て作業に関しては、従来のモデルベースの方法が多品種少量生産への適用が困難であり、製造分野において需要がある。データベースに蓄積されている情報のリストを以下に示す。

[Task information]

- Task procedure (order of sub-tasks, order of motions in a sub-task)
- Operator information (human/robot/teaching, etc.)
- Robot information (identifier, type, constituent part information such as hand information)

[Object information]

- Object identifier (proper noun that distinguishes individuals)

- Category name (name that distinguishes type of object, JICFS code, etc.)
- Shape information (3D shape file)
- Physical information (weight, center of mass, material, stiffness, etc.)

[Motion information]

- Grasping point, grasp configuration (manipulated object)
- Grasping point, grasp/fixed configuration (environmental object)
- Time sequence of position/orientation of the manipulated object as reference to the environmental object
- Time sequence of force information
- Control method and control parameters for the motion
- Visual information during the motion

これらの情報は、人間の操作またはロボットの教示データから収集する。そのために、ロボット教示情報を効率的に保存・共有するためのフレームワークを開発している [93]。また、より少ない制約で人間の操作データを簡単に収集するためのシステムを構築している [94]。これらのシステムで、データを蓄積するための YAML ベースのフォーマットを定義している。

データベースの最初の利用例は以下のとおりである。新しいタスクがロボットに割り当てられると、関連情報を得るため問い合わせがデータベースに送られる。同一のタスクがデータベースに含まれている場合は、そのタスクを直接使用できる。また、類似作業に関する情報から動作設計のガイドラインを得ることも可能である。タスクの実行後、実際に実行された動作情報またはそのタスクの結果はアップロードされ、情報を蓄積または更新する。このデータベースのもう一つの重要な目的は、データベースが様々なアフォーダンス・フレームワークを活用するためのオープンプラットフォームとし、様々なロボットの様々なタスクを扱うアフォーダンス研究を促進することである。

6. 結 言

本論文では、ロボットマニピュレーションの研究分野を中心にアフォーダンスに関する研究に関するレビューを行った。まず、アフォーダンスに基づく対象物の認識に関する研究を紹介した後に、物体操作へアフォーダンスを応用した研究を紹介した。対象物の認識と把持の研究分野は、機械学習と種々の良質のデータベースの進展によって研究が加速されている。対象物を任意に操るために、種々のタイプの対象物操作タスクの手法やフレームワークが提案されている。しかしながら、アフォーダンスがどのように表現

されて、獲得されたアフォーダンスを基にロボットがどのようにして適切に動作を実行するかについては、まだ明らかになっていない。この議論に基づいて、我々はマニピュレーション研究におけるアフォーダンスの適用を推進するために、産総研で構築しているクラウドデータベースシステムについて紹介した。このデータベースは作業の遂行に関する種々のデータを蓄積しており、多くのアフォーダンスに関する技術を検証するためのプラットフォームとなることを目指している。

参 考 文 献

- [1] J. Gibson: "The Theory of Affordance," *Perceiving, Acting and Knowing Toward an Ecological Psychology*, pp.67–82, 1977.
- [2] E. Ugur, M.R. Dogar, M. Cakmak and E. Sahin: "The Learning and Use of Traversability Affordance using Range Images on a Mobile Robot," *IEEE Int. Conf. on Robotics and Automation*, pp.1721–1726, 2007.
- [3] E. Bici and R. St. Amant: Reasoning About the Functionality of Tools and Physical Artifacts. Technical Report Technical Report TR-2003-22, Department of Computer Science, North Carolina State University, 2003.
- [4] L. Jamone, E. Ugur, A. Cangelosi, L. Fadiga, A. Bernardino, J. Piater and J. Santos-Victor: "Affordances in Psychology, Neuroscience and Robotics: A Survey," *IEEE Trans. on Cognitive and Developmental Systems*, vol.1, no.1, pp.4–25, 2018.
- [5] Y. Shiraki, K. Nagata, N. Yamanobe, A. Nakamura, K. Harada, D. Sato and D.N. Nenchev: "Modeling of everyday objects for semantic grasp," *IEEE Int. Symposium on Robot and Human Interactive Communication*, pp.750–755, 2014.
- [6] E. Sahin, M. Cakmak, M.R. Dogar, E. Ugur and G. Ucoluk: "To Afford or Not to Afford: A New Formalization of Affordances Toward Affordance-Based Robot Control," *Adaptive Behavior*, vol.15, no.4, pp.447–472, 2007.
- [7] T.E. Horton, A. Chakraborty and R. St. Amant: "Affordances for Robots: A Brief Survey," *AVANT. Pismo Awangardy Filozoficzno-Naukowej*, no.2, pp.70–84, 2012.
- [8] H. Min, C. Yi, R. Luo, J. Zhu and S. Bi: "Affordance Research in Developmental Robotics: A Survey," *IEEE Trans. on Cognitive and Developmental Systems*, vol.8, no.4, pp.237–254, 2016.
- [9] J. Bohg, A. Morales, T. Asfour and D. Kragic: "Data-Driven Grasp Synthesis—A Survey," *IEEE Trans. on Robotics*, vol.30, no.2, pp.289–309, 2014.
- [10] J.J. Gibson: *The Ecological Approach to Visual Perception*. Houghton Mifflin, 1979.
- [11] J.J. Gibson: *The Senses Considered as Perceptual Systems*. Houghton Mifflin, 1966.
- [12] K.S. Jones: "What is An Affordance?," *Ecological Psychology*, vol.15, no.2, pp.107–114, 2003.
- [13] M.T. Turvey: "Affordances and Prospective Control: An Outline of the Ontology," *Ecological Psychology*, vol.4, no.3, pp.173–187, 1992.
- [14] T.A. Stoffregen: "Affordances as Properties of the Animal Environment System," *Ecological psychology*, vol.155, no.2, pp.115–134, 2003.
- [15] A. Chemero: "An Outline of a Theory of Affordances," *Ecological Psychology*, vol.15, no.2, pp.181–195, 2003.
- [16] D. Norman: *The Design of Everyday Things*. Basic Books, 2013.
- [17] M. Steedman: "Plans, Affordances, and Combinatory Grammar," *Linguistics and Philosophy*, vol.25, no.5, pp.723–753, 2002.
- [18] J. Piaget: *The Origins of Intelligence in Children*. Int. Univer-

- sity Press, 1952.
- [19] R.C. Arkin: Behavior-based Robotics. MIT Press, 1998.
- [20] R.E. Fikes and N.J. Nilsson: "STRIPS: A New Approach to the Application of Theorem Proving to Problem Solving," Artificial Intelligence, vol.18, pp.89–208, 1971.
- [21] K.M. Varadarajan and M. Vincze: "Afnct: The Affordance Network," Asian Conf. on Computer Vision, pp.512–523, 2012.
- [22] K.M. Varadarajan: "Topological Mapping for Robot Navigation using Affordance Features," Int. Conf. on Automation, Robotics and Applications, pp.42–49, 2015.
- [23] R. Detry, E. Baseski, M. Popović, Y. Touati, N. Krüger, O. Kroemer, J. Peters and J. Piater: "Learning Object-specific Grasp Affordance Densities," IEEE Int. Conf. on Development and Learning, pp.1–7, IEEE, 2009.
- [24] T. Mar, V. Tikhonoff, G. Metta and L. Natale: "Multi-model Approach based on 3D Functional Features for Tool Affordance Learning in Robotics," IEEE-RAS Int. Conf. on Humanoid Robots, pp.482–489, 2015.
- [25] B. Moldovan and L. De Raedt: "Occluded Object Search by Relational Affordances," IEEE Int. Conf. on Robotics and Automation, pp.169–174, 2014.
- [26] T. Shu, M.S. Ryoo and S.-C. Zhu: "Learning Social Affordance for Human-Robot Interaction," Int. Joint Conf. on Artificial Intelligence, pp.3454–3461, 2016.
- [27] T. Hermans, J.M. Rehg and A.F. Bobick: "Affordance Prediction via Learned Object Attributes," IEEE Int. Conf. on Robotics and Automation, pp.1–8, 2011.
- [28] A. Myers, C.L. Teo, C. Feraualler and Y. Aloimonos: "Affordance Detection of Tool Parts from Geometric Features," IEEE Int. Conf. on Robotics and Automation, 2015.
- [29] A. Nguyen, D. Kanoulas, D.G. Caldwell and N.G. Tsagarakis: "Detecting Object Affordances with Convolutional Neural Networks," IEEE/RSJ Int. Conf. on Intelligent Robots and Systems, pp.2765–2770, 2016.
- [30] Y.-W. Chao, Z. Wang, R. Mihalcea and J. Deng: "Mining Semantic Affordances of Visual Object Categories," Computer Vision and Pattern Recognition, pp.4259–4267, 2015.
- [31] M. Stark, P. Lies, M. Zillich, J. Wyatt and B. Schiele: "Functional Object Class Detection Based on Learned Affordance Cues," Lecture Notes in Computer Science: The 4th International Conf. on Computer Vision Systems. pp.435–444, Springer, 2008.
- [32] A. Pieropan, C. Henrik Ek and H. Kjellstrom: "Functional Object Descriptors for Human Activity Modeling," IEEE Int. Conf. on Robotics and Automation, pp.1282–1289, 2013.
- [33] A. Pieropan, C. Henrik Ek and H. Kjellstrom: "Functional Descriptors for Object Affordances," IEEE Int. Conf. on Intelligent Robots and Systems Workshop, 2015.
- [34] H.S. Koppula and A. Saxena: "Anticipating Human Activities Using Object Affordances for Reactive Robotic Response," IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol.38, no.1, pp.14–29, 2016.
- [35] B. Ridge, E. Ugur and A. Ude: "Comparison of Action-Grounded and Non-Action-Grounded 3-D Shape Features for Object Affordance Classification," Int. Conf. on Advanced Robotics, 2015.
- [36] T. Matsuo and N. Shimada: "Construction of latent descriptor space and inference model of hand-object interactions," IEICE Trans. on Information and Systems (OpenAccess), vol.E100D, no.6, pp.1350–1359, 2017.
- [37] L. Hinkle and E. Olson: "Predicting Object Functionality using Physical Simulations," IEEE Int. Conf. on Intelligent Robots and Systems, pp.2784–2790, 2013.
- [38] A. Gupta, S. Satkin, A.A. Efros and M. Hebert: "From 3D Scene Geometry to Human Workspace," IEEE Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition, pp.1961–1968, 2011.
- [39] H. Grabner, J. Gall and L.V. Gool: "What Makes a Chair a Chair?," IEEE Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition, pp.1529–1536, 2011.
- [40] E. Erdemir, C. Frankel, K. Kawamura, S. Gordon, S. Thornton and B. Ulutas: "Towards a Cognitive Robot that Uses Internal Rehearsal to Learn Affordance Relations," IEEE/RSJ Int. Conf. on Intelligent Robots and Systems, pp.2016–2021, 2008.
- [41] I. Biederman: "Recognition-by-components: a theory of human image understanding," Psychological review, vol.94, no.2, pp.115–147, 1987.
- [42] K.M. Varadarajan and M. Vincze: "Afrob: The Affordance Network Ontology for Robots," IEEE Int. Conf. on Intelligent Robots and Systems, pp.1343–1350, 2012.
- [43] K.M. Varadarajan and M. Vincze: "Parallel Deep Learning with Suggestive Activation for Object Category Recognition," Int. Conf. on Computer Vision Systems, pp.354–363, 2013.
- [44] C. Castellini, T. Tommasi, N. Noceti, F. Odone and B. Caputo: "Using Object Affordances to Improve Object Recognition," IEEE Trans. on Autonomous Mental Development, vol.3, no.3, pp.207–215, 2011.
- [45] J. Sun, J.L. Moore, J.M. Rehg and A.F. Bobick: "Learning Visual Object Categories for Robot Affordance Prediction," The Int. J. of Robotics Research, vol.29, pp.174–197, 2010.
- [46] H. Kjellstrom, J. Romero and D. Kragic: "Visual Object-action Recognition: Inferring Object Affordances from Human Demonstration," Computer Vision and Image Understanding, vol.115, no.1, pp.81–90, 2011.
- [47] S. Ren and Y. Sun: "Human-Object-Object-Interaction Affordance," IEEE Workshop on Robot Vision, pp.1–6, 2013.
- [48] M. Schoeler and F. Wörgötter: "Bootstrapping the Semantics of Tools: Affordance Analysis of RealWorld Objects on a Per-part Basis," IEEE Trans. on Autonomous Mental Development, vol.8, no.2, pp.84–98, 2016.
- [49] S. Akizuki, M. Iizuka and M. Hashimoto: "Affordance"-focused Features for Generic Object Recognition," European Conf. on Computer Vision Workshops (2nd Int. Workshop on Recovering 6D Object Pose), pp.1–2, 2016.
- [50] A. Saxena, J. Driemeyer and A.Y. Ng: "Robotic Grasping of Novel Objects using Vision," The Int. J. of Robotics Research, vol.27, no.2, pp.157–173, 2008.
- [51] Y. Jiang, S. Moseson and A. Saxena: "Efficient Grasping from RGBD Images: Learning using a new Rectangle Representation," IEEE Int. Conf. on Robotics and Automation, pp.3304–3311, 2011.
- [52] I. Lenz, H. Lee and A. Saxena: "Deep Learning for Detecting Robotic Grasps," Int. J. of Robotics Research, vol.34, no.4–5, pp.705–724, 2015.
- [53] R. Detry, D. Kraft, A.G. Buch, N. Krüger and J. Piater: "Refining grasp affordance models by experience," IEEE Int. Conf. on Robotics and Automation, pp.2287–2293, 2010.
- [54] R. Detry, C.H. Ek, M. Madry, J. Piater and D. Kragic: "Generalizing Grasps Across Partly Similar Objects," IEEE international conference on Robotics and Automation, pp.3791–3797, 2012.
- [55] R. Detry, C.H. Ek, M. Madry and D. Kragic: "Learning a Dictionary of Prototypical Grasp-predicting Parts from Grasping Experience," IEEE international conference on Robotics and Automation, pp.601–608, 2013.
- [56] A. Bierbaum, M. Rambow, T. Asfour and R. Dillmann: "Functional Power Grasps Transferred Through Warping and Replanning," IEEE Int. Conf. on Humanoid Robots, pp.168–174, 2015.
- [57] S. Levine, P. Pastor, A. Krizhevsky and D. Quillen: "Learning Hand-Eye Coordination for Robotic Grasping with Deep Learning and Large-Scale Data Collection," ISER, 2016.
- [58] C. de Granville, D. Wang, J. Southerland, A.H. Fagg and R. Platt: "Grasping Affordances: Learning to Connet vision

- to Hand Action,” In G. Sukhatme, editor, *The Path to Autonomous Robots*, pp.1–22. Springer, 2009.
- [59] L. Chang, G. Zeglin and N. Pollard: “Preparatory Object Rotation as a Human-Inspired Grasping Strategy,” *IEEE-RAS Int. Conf. on Humanoid Robots*, pp.527–3534, 2008.
 - [60] A. Sahbani and S. El-khoury: “A Hybrid Approach For Grasping 3D Objects,” *IEEE/RSJ Int. Conf. on Intelligent Robots and Systems*, pp.1272–1277, 2009.
 - [61] C. Barck-Holst, M. Ralph, F. Holmar and D. Kragic: “Learning Grasping Affordance using Probabilistic and Ontological Approaches,” *Int. Conf. on Advanced Robotics*, 2009.
 - [62] A.T. Miller and P.K. Allen: “Graspt! A Versatile Simulator for Robotic Grasping,” *IEEE Robotics Automation Magazine*, vol.11, no.4, pp.110–122, 2004.
 - [63] Y. Zhu, Y. Zhao and S.-C. Zhu: “Understanding Tools: Task-oriented Object Modeling, Learning and Recognition,” *IEEE Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition*, pp.2855–2864, 2015.
 - [64] P. Abelha, F. Guerin and M. Schoeler: “A Model-based Approach to Finding Substitute Tools in 3D Vision Data,” *IEEE Int. Conf. on Robotics and Automation*, pp.2471–2478, 2016.
 - [65] S. Hidayat, B. Kim and K. Ohba: “Learning Affordance for Semantic Robots using Ontology Approach,” *IEEE/RSJ Int. Conf. on Intelligent Robots and Systems*, pp.2630–2636, 2008.
 - [66] S. Reich, M.J. Aein and W. Florentin: “Context Dependent Action Affordances and their Execution using an Ontology of Actions and 3D Geometric Reasoning,” *IEEE Int. Conf. on Robotics and Automation*, 2016.
 - [67] B. Moldovan, P. Moreno, M. van Otterlo, J. Santos-Victor and L. De Raedt: “Learning Relational Affordance Models for Robots in Multi-object Manipulation Tasks,” *IEEE Int. Conf. on Robotics and Automation*, pp.4373–4378, 2012.
 - [68] S. Hart, P. Dinh and K. Hambuchen: “The Affordance Template ROS Package for Robot Task Programming,” *IEEE Int. Conf. on Robotics and Automation*, pp.6227–6234, 2015.
 - [69] A. Romay, S. Kohlbrecher, D.C. Conner, A. Stumpf and O.V. Stryk: “Template-Based Manipulation in Unstructured Environments for Supervised Semi-Autonomous Humanoid Robots,” *IEEE-RAS Int. Conf. on Humanoid Robots (Humanoids)*, pp.979–986, 2014.
 - [70] L. Montesano, M. Lopes, A. Bernardino and J. Santos-Victor: “Affordances, Development and Imitation,” *IEEE Int. Conf. on Development and Learning*, pp.270–275, 2007.
 - [71] L. Montesano, M. Lopes, A. Bernardino and J. Santos-Victor: “Learning Object Affordances: From Sensory Motor Coordination to Imitation,” *IEEE Trans. on Robotics*, vol.24, no.1, pp.15–26, 2008.
 - [72] M. Lopes, F.S. Melo and L. Montesano: “Affordance-based Imitation Learning in Robots,” *IEEE/RSJ Int. Conf. on Intelligent Robots and Systems*, pp.1015–1021, 2007.
 - [73] C.H. Ek, D. Song, K. Huebner and D. Kragic: “Exploring Affordances in Robot Grasping through Latent Structure Representation,” *European Conf. on Computer Vision*, pp.1–12, 2010.
 - [74] E. Ugur, Y. Nagai, H. Celikkanat and E. Oztot: “Parental Scaffolding as a Bootstrapping Mechanism for Learning Grasp Affordances and Imitation Skills,” *Robotica*, vol.33, no.5, pp.1163–1180, 2015.
 - [75] K.F. Uyanik, Y. Caliskan, A.K. Bozcuoglu, O. Yuruten, S. Kalkan and E. Sahin: “Learning Social Affordances and Using Them for Planning,” *Annual Meeting of the Cognitive Science Society*, pp.3604–3609, 2013.
 - [76] C. Wang, K.V. Hindriks and R. Babuska: “Robot Learning and Use of Affordances in Goal-directed Tasks,” *IEEE Int. Conf. on Intelligent Robots and Systems*, pp.2288–2294, 2013.
 - [77] C. Wang, K.V. Hindriks and R. Babuska: “Effective Transfer Learning of Affordances for Household Robots,” *IEEE Int. Conf. on Development and Learning and Epigenetic Robotics*, pp.469–475, 2014.
 - [78] C. Wang, K.V. Hindriks and R. Babuska: “Active Learning of Affordances for Robot Use of Household Objects,” *IEEE-RAS Int. Conf. on Humanoid Robots*, pp.566–572, 2014.
 - [79] E. Ugur, S. Szedmak and J. Piater: “Bootstrapping paired-object affordance learning with learned single-affordance features,” *Int. Conf. on Development and Learning and on Epigenetic Robotics*, pp.476–481, 2014.
 - [80] F.E. Vina, Y. Bekiroglu, C. Smith, Y. Karayiannidis and D. Kragic: “Predicting Slippage and Learning Manipulation Affordances through Gaussian Process Regression,” *IEEE-RAS Int. Conf. on Humanoid Robots*, pp.462–468, 2013.
 - [81] R. Jain and T. Inamura: “Bayesian Learning of Tool Affordances based on Generalization of Functional Feature to Estimate Effects of Unseen Tools,” *Artificial Life and Robotics*, vol.18, pp.95–103, 2013.
 - [82] A. Goncalves, G. Saponaro, L. Jamone and A. Bernardino: “Learning Visual Affordances of Objects and Tools through Autonomous Robot Exploration,” *IEEE Int. Conf. on Autonomous Robot Systems and Competitions*, pp.128–133, 2014.
 - [83] T. Mar, V. Tikhonoff, G. Metta and L. Natale: “Self-supervised Learning of Grasp Dependent Tool Affordances on the iCub Humanoid Robot,” *IEEE Int. Conf. on Robotics and Automation*, pp.3200–3206, 2015.
 - [84] T. Mar, V. Tikhonoff, G. Metta and L. Natale: “Self-supervised learning of tool affordances from 3D tool representation through parallel SOM mapping,” *Int. Conf. on Robotics and Automation*, pp.894–901, 2017.
 - [85] P. Kaiser, E.E. Aksoy, M. Grotz and T. Asfour: “Towards a Hierarchy of Loco-manipulation Affordances,” *IEEE/RSJ Int. Conf. on Intelligent Robots and Systems*, pp.2839–2846, 2016.
 - [86] I. Awaad, G.K. Kraetzschmar and J. Hertzberg: “Finding Ways to Get the Job Done: An Affordance-Based Approach,” *Int. Conf. on Automated Planning and Scheduling*, pp.499–503, 2014.
 - [87] I. Awaad, G.K. Kraetzschmar and J. Hertzberg: “The Role of Functional Affordances in Socializing Robots,” *Int. J. of Social Robotics*, vol.7, no.4, pp.421–438, 2015.
 - [88] A. Romay, S. Kohlbrecher, D.C. Conner and O.V. Stryk: “Achieving Versatile Manipulation Tasks with Unknown Objects by Supervised Humanoid Robots based on Object Templates,” *IEEE-RAS Int. Conf. on Humanoid Robots*, pp.249–255, 2015.
 - [89] I.M. Bullock and A.M. Dollar: “Classifying Human Manipulation Behavior,” *IEEE Int. Conf. on Rehabilitation Robotics*, 2011.
 - [90] B. Calli, A. Walsman, A. Singh, S. Srinivasa, P. Abbeel and A.M. Dollar: “Benchmarking in Manipulation Research: The YCB Object and Model Set and Bench-marking Protocols,” *IEEE Robotics and Automation*, pp.36–52, 2015.
 - [91] I.M. Bullock, T. Feix and A.M. Dollar: “The Yale human grasping dataset: Grasp, object, and task data in household and machine shop environments,” *The Int. J. of Robotics Research*, vol.34, no.3, pp.251–255, 2015.
 - [92] C. Mandery, O. Terlemez, M. Do, N. Vahrenkamp and T. Asfour: “The KIT Whole-Body Human Motion Database,” *Int. Conf. on Advanced Robotics*, pp.329–3336, 2015.
 - [93] R. Hanai and K. Harada: “A Framework for Systematic Accumulation, Sharing and Reuse of Task Implementation Knowledge,” *IEEE/SICE Int. Symposium on System Integration*, pp.434–440, 2016.
 - [94] D. Petit, I. Ramirez-Alpizar, K. Harada, N. Yamanobe, W. Wan and K. Nagata: “Extracting grasping, contact points and objects motion from assembly demonstration,” *IEEE Int. Conf. on Automation Science and Engineering*, pp.1096–1101, 2016.

山野辺夏樹 (Natsuki Yamanobe)

2007 年東京大学大学院工学系研究科精密機械工学専攻博士課程修了。同年産業技術総合研究所入所。2013 年から同研究所知能システム研究部門主任研究員、現在に至る。2015 年カールスルーエ工科大学客員研究員。技能教示、組立・把持動作計画、ロボット遠隔操作システムに関する研究に従事。IEEE、日本機械学会、計測自動制御学会の会員。博士 (工学)。(日本ロボット学会正会員)

ラミレス イクシエル

(Ixchel G. Ramirez-Alpizar)

2013 年大阪大学大学院工学研究科博士後期課程修了。同年産業技術総合研究所知能システム研究部門特別研究員。2014~2015 年の 1 年間フランス国立科学研究センター (CNRS) 客員ポスドク研究員。2016 年大阪大学大学院基礎工学研究科助教。現在に至る。運動計画やロボットによる操りに関する研究に従事。IEEE、日本機械学会の会員。博士 (工学)。(日本ロボット学会正会員)

辻 徳生 (Tokuo Tsuji)

2005 年九州大学大学院システム情報科学府知能システム学専攻博士課程修了。同年広島大学大学院工学研究科、COE 研究員。2008 年産業技術総合研究所知能システム研究部門、産総研特別研究員。2011 年九州大学大学院システム情報科学研究院情報知能工学部門助教。2016 年金沢大学理工学研究域機械工学系准教授。現在に至る。多指ハンド、画像処理の研究に従事。博士 (工学)。日本ロボット学会、電子情報通信学会、日本機械学会の会員。(日本ロボット学会正会員)

橋本 学 (Manabu Hashimoto)

1987 年大阪大学大学院工学研究科博士前期課程修了。同年三菱電機 (株) 入社。先端技術総合研究所等にて、物体認識、ロボットビジョンの研究に従事。2008 年中京大学情報理工学部機械情報工学科教授。2013 年より改組により同大学工学部機械システム工学科教授。2017 年より工学部長。博士 (工学)。1998 年度日本ロボット学会実用化技術賞、2012 年度画像センシングシンポジウム優秀学術賞、2015 年度 MIRU インタラクティブ発表賞、精密工学会小田原賞、2017 年度、2018 年度 IWAIT Best Paper Award 等受賞。電子情報通信学会、IEEE 等各会員。

原田研介 (Kensuke Harada)

1997 年京都大学大学院工学研究科博士後期課程修了。同年広島大学工学部助手。2002 年産業技術総合研究所知能システム研究部門研究員。2005 年から 1 年間 Stanford 大客員研究員。2013 年同研究所タスクビジョン研究グループ長。2016 年大阪大学大学院基礎工学研究科教授。同年産業技術総合研究所特定フェロー。現在に至る。ロボットハンドによる把持や操りに関する研究に従事。IEEE、計測自動制御学会、日本機械学会、システム制御情報学会の会員。博士 (工学)。(日本ロボット学会正会員)

万 偉偉 (Weiwei Wan)

2013 年東京大学大学院工学研情報理工学系研究科博士後期課程修了。同年日本学術振興会特別研究員 (PD)。同年カーネギーメロン大学客員研究員。2015 年産業技術総合研究所知能システム研究部門研究員。2017 年大阪大学大学院基礎工学研究科准教授。現在に至る。運動計画やロボットによる操りに関する研究に従事。IEEE の会員。博士 (工学)。

プティ ダミアン (Damien Petit)

2015 年モンペリエ大学博士後期課程修了。2012 年から 3 年間 CNRS-AIST の Joint Robotics Laboratory 客員大学院生。2016 年大阪大学大学院基礎工学研究科特任研究員。2018 年大阪大学大学院基礎工学研究科特任助教。現在に至る。ヒューマンロボットインタラクション、ロボットビジョン、機械学習やロボットマニピュレーションに関する研究に従事。博士 (工学)。(日本ロボット学会正会員)

秋月秀一 (Shuichi Akizuki)

2016 年中京大学大学院博士後期課程修了。2016 年度独立行政法人日本学術振興会特別研究員 (DC2, PD)。2017 年 4 月より慶應義塾大学理工学部電子工学科助教。中京大学特別研究員 (兼任)。博士 (情報科学)。三次元物体認識技術の研究に従事。電子情報通信学会、精密工学会、IEEE 各会員。

永田和之 (Kazuyuki Nagata)

1986 年東北大学工学部精密工学科卒業。同年通産省工業技術院東北工業技術試験所入所。1991 年電子技術総合研究所。現在産業技術総合研究所。ロボットハンドによる把持・操りの研究に従事。博士 (工学)。日本機械学会、計測自動制御学会の会員。(日本ロボット学会正会員)