

日常動作における把持の認識とロボットによる再現

園田展人[†], Kuni Bernardin^{††}, 小川原 光一^{†††}, 木村 浩^{††††}, 池内 克史^{†††††}

[†] 電気通信大学 情報システム学研究科 情報システム運用学専攻

^{††} Faculty of Informatics, University of Karlsruhe

^{†††} 科学技術振興事業団 ^{††††} 電気通信大学 情報システム学研究科 ^{†††††} 東京大学 情報学環

〒153-8505 東京都目黒区駒場4-6-1 駒場IIキャンパスE棟

東京大学生産技術研究所 第3部 池内研究室

03-5452-6242

{sonoda, kuni, ogawara, kimura, ki}@cvl.iis.u-tokyo.ac.jp

概要

模倣によるロボットへの教示法はエンドユーザへの負担を軽減することを目標とし、これまで様々なシステムが構築されてきたが、把持の生成に関しては、機構上の制約からも生成しうる把持の種類が限定されていた。我々はその適用範囲を日常の把持行動を含む日常動作へと拡大し、さらに高度な模倣のできるシステムの構築を目指している。従来の把持分類法は日常のタスクを扱うには不完全であったことから、日常の把持を扱うことのできるKamakuraの分類法を用い、把持のプリミティブ動作として採用した。日常の把持を含むこれらの把持プリミティブを分散触覚センサ付きサイバーグローブにより隠れマルコフモデルを用いることで認識し、接触センサを有した人間型多指ハンドで再現する。その結果、人間からロボットへの日常の把持の伝達が可能となる。

キーワード 模倣学習、日常の把持、隠れマルコフモデル、人間型多指ハンド

Robotic Recognition and Generation of Everyday Grasps

Hiroto SONODA[†], Kuni BERNARDIN^{††}, Koichi OGAWARA^{†††}, Hiroshi KIMURA^{††††} and Katsushi IKEUCHI^{†††††}

[†] Department of Information Management Science, Graduate School of Information Systems, National University of Electro-Communications

^{††} Faculty of Informatics, University of Karlsruhe

^{†††} Japan Science and Technology Corporation

^{††} Department of Information Management Science, Graduate School of Information Systems, National University of Electro-Communications

^{†††} Graduate School of Interdisciplinary Information Studies, The University of Tokyo

Institute of Industrial Science, The University of Tokyo, 3rd Dept. Ikeuchi Laboratory

4-6-1 Komaba, Meguro-ku, Tokyo, 153-8505, JAPAN

+81-3-5452-6242

{sonoda, kuni, ogawara, kimura, ki}@cvl.iis.u-tokyo.ac.jp

Abstract “Imitation Learning” aims to reduce the end user’s workload. Various systems have been constructed to date. However, regarding grasp generation, the number of imitable grasps was limited due to structural restrictions of the robot hand. By expanding the grasp application domain to daily motions including everyday grasps, we aim to realize a system for more sophisticated imitation. Since the conventional grasp taxonomy was incomplete in regard to everyday task performance, we adopted as grasp classification table, “Kamakura’s grasp taxonomy”, proposed in the field of rehabilitation. These grasp primitives, including everyday grasps, are recognized with Hidden Markov Models using pressure sensitive contact sensors and a Cyberglove, and realized with a humanoid multi-fingered hand equipped with tactile sensors. This enables the mapping of human everyday grasps to robot grasps.

Keywords Imitation Learning, Everyday Grasps, Hidden Markov Model Anthropomorphic Robot Hand

1 はじめに

ロボットへの教示法については様々なものが提案されてきたが、中でもロボットが人間の行動を観察し、その観察結果に基づいて行動プログラムを自動生成する「模倣による学習」への期待が近年高まりつつある。この教示技術が完全に実現されれば、エンドユーザである人間は、高度なプログラミング技術を用いらずともロボットの行動を生成することが可能となる。

このような研究は 1990 年頃から複数のグループによって始められ、代表的なものに、多面体物体同士の組み立て作業を対象とした研究 [1, 2]、非接触作業における手と操作物体のモデル化を扱った研究 [3] などがある。これらは全て、模倣による学習の中でも「タスク指向」のアプローチであり、環境物体との相互作用を伴うような比較的複雑なタスクにおいて、人間がタスクドメインを限定し、そのドメインの中で起きる全ての事象を構成することが可能なプリミティブ集合の設計を行うという特徴を持つ。

また玩具の組み立て作業において作業手順の因果関係をモデル化し、ロボットとの協調作業を実現した研究 [4] や柔軟物である紐結び動作に注目した研究 [5] なども行われている。中でも Kang[6] は、細かく分類された把持の認識から多指ハンドを用いて把持行動を自動生成する研究を行った。人間の持つ様々な把持戦略を模倣による学習に取り入れたという点で、先駆的な研究であった。

本研究では、上記の研究で扱われなかった日常の把持を含む新たな把持分類法を導入した。また、日常動作の中でのタスクドメインの拡大、把持の認識と生成、双方での触覚センサ情報の有効活用によって、より詳細な認識と安定な把持の実現を試み、さらに高度な模倣が可能なシステムの構築を目指した。構築されたシステムの検証例として、茶道の薄茶点前の動作を選んだ。茶道の動作は、開始から終了まで一連の動作手順が決まっており、人間の日常の把持行動を洗練したものであるという特徴を持つ。本研究は、模倣による教示法を用いて、人間の日常動作における静的な把持の観察、認識し、人間型多指ハンドを有するロボットに獲得させることを目的とする。

本研究における認識部から生成部までのシステムの一連の流れを図 1 に示す。教示を行う人間は、ロボットの目の前で一連の動作を行う。その際、分散触覚センサを有したデータグローブを装着し、関節角と接触部位を入力データとする。それらの低レベルデータから把持プリミティブとのマッチングを行い、人間の行った把持を同定する。認識部において把持の同定が終わ

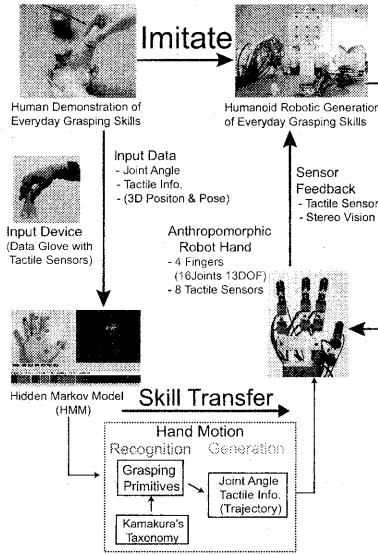


図 1: Overview of the system.

ると、出力された把持プリミティブをもとに、システムは把持の生成を行う。ロボットは把持の生成が正確に行われているかどうかを触覚センサによって確認する。生成された把持プリミティブが認識部で同定されたそれと等しければ、成功とみなしそのまま終了する。等しく無い場合は、生成は失敗となり再度、把持の生成を行う。

2 日常の把持の記述

2.1 把持分類法

これまで様々な把持分類法が提案されてきたが、ロボティクスの分野で一般的なのは Cutkosky[7] の分類法である。Cutkosky は Napier[8] の握力把持と精密把持の 2 大分類をもとに、機械加工工場における作業者の手の使い方を分析し、把持形態の細分化を行った。しかしこの分類には鉛筆の把持にみられる日常の把持は含まれなかった。Kamakura[9] らは作業療法の知見から健常者（7 人）の様々な日常品（98 品目）の把持を観察し、中枢神経障害における動作パターンの分化・促進を試みた。「フォーム」と「接触部位」の観点から把持分類を行い、その結果得られた 14 の把持の型を「握力把持・中間把持・精密把持・母指不関与把持」の 4 つに大分類した。また、観察された把持の大部分（86%）はこれらの 14 の型のいずれかによって表現可能であり、残りは中間型または複合型として表現可能であると報告

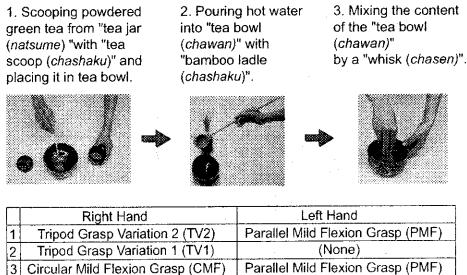


図 2: Description example of "Preparing Tea" motion using grasp primitives.

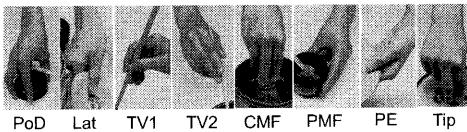


図 3: 8 grasp primitives required for "Preparing Tea" motions.

されている。Kamakura らの分類法は我々の目指す日常の把持を扱うシステム構築の要求を満たすため、新たな把持の動作プリミティブとして採用した。

2.2 Kamakura の分類法の優位点

茶道の薄茶点前における「茶を点てる」動作は、「棗から茶杓で抹茶を掬い、茶碗に入れる」動作、「柄杓で茶碗にお湯を注ぐ」動作、「茶筅で茶碗の中味をかき混ぜる」動作の 3 つの動作に分けられる(図 2 参照)。各動作における手の使い方の詳細な観察を行い、Kamakura の 14 種類の把持プリミティブを適用してみたところ、「茶を点てる」動作はそのうちの(複合グラスプを含め)8 種類を使うことで記述することができた。握力把持-遠位型(PoD)、側面把持(Lat)、三面把持-亜型 1(TV1)、三面把持-亜型 2(TV2)、並列軽屈曲把持(PMF)、包囲軽屈曲把持(CMF)、指尖把持(Tip)、並列伸展把持(PE)である(図 3 参照)。ここで注意したいのは、8 種類の中に PoD, TV1, TV2 という Kamakura の分類法によって始めて紹介された把持が 3 つ含まれていたことである。すなわち、従来の把持分類法では「茶を点てる」動作において記述できない把持が 3 つあるということになる。このことから、日常の把持を扱う上で、Kamakura の分類法は有効であるといえる。

表 1: Kamakura's Grasp Taxonomy

Category	Pattern	Notation
Power Grasp	Power Grasp-Standard Type	PoS
	Power Grasp-Hook Type	PoH
	Power Grasp-Hook Extension Type	PoH
	Power Grasp-Extension Type	PoE
	Power Grasp-Distal Type	PoD
Intermediate Grasp	Lateral Grasp	Lat
	Tripod Grasp-Standard Type	Tpd
	Tripod Grasp-Variation I	TVI
Precision Grasp	Tripod Grasp-Variation II	TVII
	Parallel Mild Flexion Grasp	PMF
	Circular Mild Flexion Grasp	CMF
Grasp Involving No Thumb	Tip Grasp	Tip
	Parallel Extension Grasp	PE
Grasp Involving No Thumb	Adduction Grasp	Add

3 把持の認識

この章では、観察された人間の把持が認識される過程を説明する(全詳細については Bernardin[10] を参照)。認識された人間の把持の記述をもとにロボットハンドの把持の生成を行う。日常の把持を含む人間の詳細な把持行動の認識のために、入力デバイスには分散触覚センサ付きサイバーグローブを使用した。入力デバイスから得られる関節角と接触情報をもとに隠れマルコフモデルを使ったスポットティング認識を行うことで、把持プリミティブの生成を行う。

3.1 分散触覚センサ付きサイバーグローブ

人間の把持行動を観察する際に、把持された物体そのものがオクルージョンとなり、ビジョンシステムによる認識が困難になるケースがよくある。手のジェスチャーだけを認識する場合には、カメラから直線的に手の画像が見るので、このような問題は起きないが、データグローブを使えば、どのような作業環境下であれ、手の情報を正確に認識することが可能となる。データグローブでは手の背側部に付けられたバンドセンサ(曲げセンサ)を使って指の関節角を測定する。ここでは、母指の屈曲に対して 3箇所、他指の屈曲に対して 2箇所ずつ、内外転に 4箇所、手掌のアーチに 1箇所、計 16 箇所の値が使用される。

指形状に加えて、手と物体の接触部位に関する情報も使われる。この情報を得るために Pressure Profile Systems 社 [11] の静電容量型圧力センサを用いる。計測最大値は 60psi(pounds per square inch) で、分解能は 0.06psi である。計測のばらつきは 0.1% 以内に収まる。このセンサはフレキシブルな形状を持ち、指の周りに巻いた場合でも正確な情報を提供する。手掌、指先、指の側面の計 16 箇所に PPS センサを配置した。その様子を図 4 に示す。

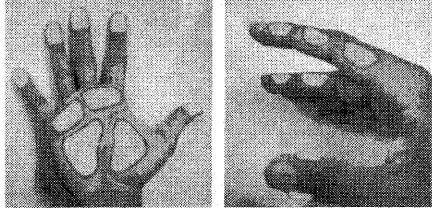


図 4: Configuration of the tactile sensor.

3.2 隠れマルコフモデルによる認識

筆跡認識やジェスチャー認識などの最近の研究結果が示すように、隠れマルコフモデルはダイナミックなパターン認識に適している。そのため把持認識システムのアルゴリズムとしてこれを採用した。隠れマルコフモデルを使うと複数の利点がある。手の動作を一連の状態として、簡単かつロバストに表現することができ、ノイズの多いデータに対してもロバストである。特に人間の把持を分類する時には、様々な手の形状を扱うことができる上、把持と解放の動作を識別することも可能である。音声認識と同じように、隠れマルコフモデルを使うと事前にセグメンテーションすることなく、動作パターンを認識することができる。例えば、様々な人間の把持方式のように、認識すべきあらゆる抽象的な手の動作パターンに対して、隠れマルコフモデルを作り、複数のトレーニング例を使ってパラメータを学習する。これにより、その作業を記述するための最もふさわしいと思われる一連の隠れマルコフモデルを自動的に人間の実演から抽出することができる。ここで、把持動作は一連の離散的な状態から構成されることが前提となる。この離散的な状態は特徴空間における特定の配置となる。この場合、特徴とはサイバーグローブが返す関節角度、及び接触センサの出力値を指す。各隠れマルコフモデルはフラットトポロジーによって定義される。これらの隠れマルコフモデルは実演データを記録する前に、オフラインでトレーニングされる。認識にはViterbiアルゴリズムを使い、最も可能性の高い隠れマルコフモデル列を計算し、ユーザーの実演にマッチさせる。また、エルゴードトポロジーを伴うガベージモデルを作ることで、ノイズや不要なデータのフィルタリングを行う。音声認識でよく使われる簡単なタスク文法を用いることで、探索範囲が限定され、認識速度と認識率を工場することが可能となった。各把持動作の後には、解放動作を行う必要がある。このため実演の認識は把持と解放列に限定される。

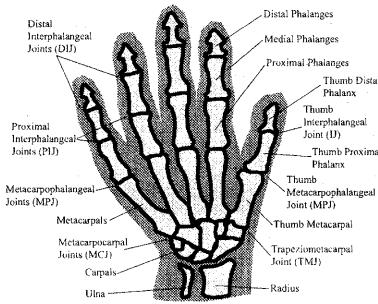


図 5: Skelton model of the right hand (palmar view).

4 把持の生成

認識部で把持が同定され、把持プリミティブによって把持の記述が行われると、生成部ではロボットハンドによる把持が行われる。日常の把持の生成するには、接触センサを伴った人間型多指ハンドと接触センサを利用した生成戦略が必要となる。

4.1 人間型多指ハンド

日常生活で扱われる把持物体は、鉛筆やはさみはもとより、ドアのノブから鍋の蓋に至るまで、全て人間の手に合わせて設計されている。従って、人間からロボットへの把持の伝達をスムーズに行うためには、ハンドは人間型である必要がある。以上の理由から、人間の手の解剖学的な知見(図5参照)と上記コンセプトで開発された従来研究[12][13]を参考に、人間の指とほぼ同様の動作が可能な自由度及び配置の人間型多指ハンド(4指-16関節 13自由度、母指-4関節 4自由度、他指-4関節 3自由度)の設計・開発を行った。全体とのバランスの関係から指は環指と小指をまとめて1本とし、指の本数は全部で4本とした。

各指の仕様

他の3本の指に対向するかたちで、4関節4自由度の母指を配置した。鞍関節であるCM関節は他指のMP関節と同様に、2つのサーボモータを組み合わせることで、直交する2つの運動軸を再現している。MP関節の2自由度のうち、内外転の1自由度の変動は微少であるため、この自由度を省いた。

他指(示指、中指、環指)は、PIP関節の屈曲伸展の1自由度、MP関節の屈曲伸展、内転外転の2自由度、PIP関節とDIP関節を連動機構にすることにより4関節3自由度の機構を実現した。ここでMP関節の2自由度は人間と同じ作業領域を確保するため、前後に交

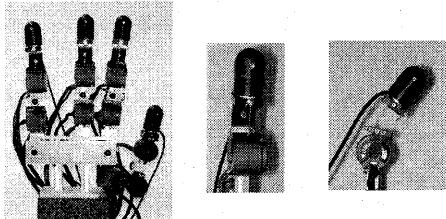


図 6: Anthropomorphic Robot Hand with tactile sensors and DIP-PIP interlocking structure using flat spring and wire.

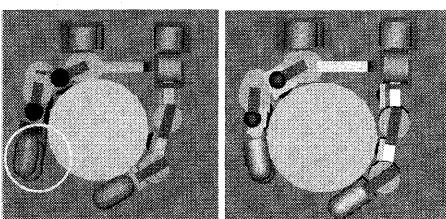


図 7: Differences in circular cylinder grasp with or without distal interphalangeal joint (DIP Joint)

差させるように配置した。

触覚センサ

器用な把持や操り動作には、手全体に分布する敏感な皮膚感覚が寄与する度合いは極めて大きい。接触部位の位置と接触力の検出のために、Kamakura の 14 の分類の接触部位をもとにして、指の基節¹、の掌側部に 4 箇所と手掌に 2 箇所、示指の桡側面に 1 箇所、母指・示指間の指間水かき周辺に 1 箇所の計 8 箇所に接触センサを配置した。各指の指先にはフォース・トルクセンサが配置されている。

運動関節

DIP 関節は通常 PIP 関節と連動して動くことが生理学的に明らかになっていることから、我々はこの機構を板バネとワイヤーを用いることで実現した (Figure 3 参照)。DIP 関節の屈曲は、鉛筆を把持などの中間把持系を行う上で必要不可欠であり、握力把持の際には、把持物体との接触面積を十分確保できるので、より安定な把持を可能にする (図 4 参照)。指の間隔のバランスと屈曲度のバランスを考慮し、板バネは厚さ 0.3mm、長さは 35mm になっている。また板に穴を開けることで、運動屈曲の際の柔軟性を持たせている。

¹指の中間リンクは 3 つの区分を持ち、つけ根から指先に向かって、基節、中節、末節と呼ばれる。母指は 2 区分しかなく、基節、末節のみである。

使用したデバイス

指の各関節の駆動には安川電機の指関節用アクチュエータを使用し、指先には BL オートテック社の 6 軸力覚センサ (NANO センサ) を取りつけてある。接触センサは、イナバゴム社 [14] のイナストマー (感圧導電性エラストマー・センサー) を用いた。小型軽量なため、空間的制約が厳しい指のリンク間機構でも配置可能である。アナログ値を出力するため、接触だけでなく力の分布も測定可能である。

4.2 把持の生成戦略

把持の生成は以下に示す 4 段階によって行われる。本研究ではこのうち、1 から 3 までの実装を行った。

1. 認識部より把持プリミティブを取得

ジェスチャースポッティングによって、14 のプリミティブのうちの 1 つあるいは一連のタスクであれば、複数のプリミティブ列を生成。

2. 1. で得られた把持プリミティブを実際に実行

物体のモデルはあらかじめ持っているものとし、幾何学的あるいは運動学的な情報をもとに、位置制御により把持を生成する。

3. 把持の接觸状態の検出により実行の成否を評価

実行後、把持の接觸状態から把持プリミティブを生成する。生成された把持プリミティブと認識部で同定されたそれとのマッチングを取り、結果が等しければ、成功と評価され、そのまま終了する。等しく無い場合は、生成は失敗と評価され、4 に進む。

4. センサフィードバックにより把持の微調整

3.において把持の生成が失敗された場合、視・触覚フィードバックによる把持の微調整で、所望の把持状態へ移行する。

5 システムの実装

5.1 認識システム

認識システムでは、入力デバイスとして前述した分散触覚センサを有したサイバーグローブを使用する。このデータグローブは、30Hz のサンプリング周期でのデータ取得が可能で、サンプリング周期に同期して時間遅れ無くジェスチャースポッティングを行うことが可能である。各指の関節角と接觸情報を入力データとして用い、隠れマルコフモデルによるスポットティング認識

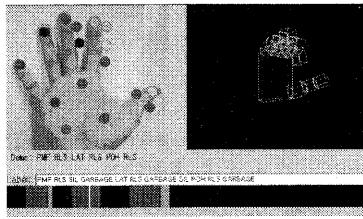


図 8: Recognition results. The upper windows show hand shape and tactile sensor activation. The colored bar shows the segmentation result. The recognizer hypothesis is printed above the bar.

を行う。認識システム(図 5 参照)の一部は、Hidden Markov Model Toolkit(HTK)に基づいている。

5.2 生成システム

生成システムでは、図 9 に示す人間型多指ハンドを有したヒューマノイドロボットを用いて、実際の把持生成を行う。安定した把持を生成するために、前述したように接触センサを用いた生成後の評価が必要となる。ロボットハンドからは、指先の 4 つのフォース・トルクセンサと 8 箇所の接触センサから計 12 箇所の接触状態を検出可能である。その状態は viewer によって確認できる。緑色の丸がフォース・トルクセンサ、赤色の丸が接触センサからそれぞれ得られた情報である。強い力がかかれれば色はより濃くなる。接触していないセンサは黒丸で表示される。

把持生成の具体的な評価方法は以下の通りである。ロボットはあらかじめ各々の把持プリミティブに対する接觸部位の情報を持っている。把持生成後、12 箇所の接觸状態から該当するプリミティブとのマッチングを行い生成部で得られた把持プリミティブを生成する。そのプリミティブと認識部で得られたプリミティブとの同定を行い、等しければ把持の生成は成功したものとみなし、そうでなければ失敗とみなす。生成後の評価では手の形状は使わず、センサの接觸状態だけで行っている。

6 実験

この章では、把持プリミティブの単一ユーザ、複数ユーザによる認識実験と認識後のロボットによる把持生成の検証実験について述べる。認識実験に関しては、14 の把持プリミティブ全てに対して行った。生成実験に関しては、それぞれのカテゴリーから代表的な把持を

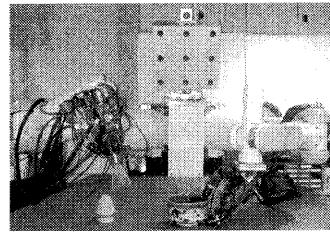


図 9: Our Platform.

選び生成実験を行った。握力把持からは握力把持- 標準型 (PoS)、中間把持からは三面把持- 標準型 (Tpd)、精密把持からは包囲軽屈曲把持 (CMF) をそれぞれ選んだ。

6.1 認識部

前述したシステムを用いて Kamuakura の 14 のプリミティブの認識実験を行った。認識に用いた物体は、ポット、コップ、カセット、書籍、定規、鍵など日常で使用する物品を中心に広範囲にわたるように考慮した(計 45 品目)。また 1 種類の把持に様々な形状やサイズの物体を用いた。実演データを記録したユーザは 4 人で、全ての実演はロボットの前の平面テーブルで行われた。計 112 回のトレーニングデモと同数のテストセットを記録した。ユーザは前述した広範囲にわたる物体を持ち、その際に自然な方法で把持と解放の連続動作を行った。また各ユーザに対して個別にオンラインのトレーニングとテストを行った。その結果、学習は 12 回目の反復トレーニングの後に安定することが分かった。單一ユーザシステムに対する分類結果を表 2 に示す。

	User1	User2	User3	User4
Acc.	92.2%	88.7%	85.7%	76.8%

表 2: Results for single user systems. The values represent the accuracy rate in percent.

複数ユーザシステムの分類結果を表 3 に示す。全てのトレーニングデモを使って学習を行い、それぞれのユーザのテストセットをもとに個別にテストを行った。

	User1	User2	User3	User4	Total
Acc.	91.1%	89.9%	90.5%	92.2%	90.9%

表 3: Results for the multiple user system when applied to the separate test sets.

单一ユーザシステムの場合、トレーニングデータが少ないと表 2 のユーザ 4 のように認識率が下がること

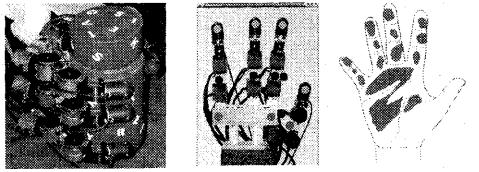


図 10: Generation of Power Grasp Standard Type (PoS), contact status and contact area according to Kamakura's taxonomy.

がある。複数ユーザシステムはトレーニングデータが少ない場合でも、各ケースについて 90% 近い正確さを示すことから(表 3 参照)、単一ユーザシステムよりもロバストであることが分かる。

6.2 生成部

1. 握力把持-標準型 (PoS) の生成

ロボットが生成した把持と生成時の接触状態及び Kamakura の分類による PoS の接触部位をそれぞれ図 10 の左から順に示す。PoS における接触部位は全ての指の掌側部と手掌であり、すなわち手の掌側面全体に相当する。生成時の接触状態(図 10 中央)をみると、各指の末節、母指の基節、手掌の計 7 個所のフォース・トルクセンサ及び接触センサの反応がみられた。一方で本来反応すべきはずの、他指(示指・中指・環指)の基節に配置された接触センサの反応がみられなかった。

2. 三面把持-標準型 (Tpd) の生成

ロボットが柄杓を把持することで生成した Tpd と生成時の接触状態及び Kamakura の分類による接触部位をそれぞれ図 11 の左から順に示す。Tpd における接触部位は中指 DIP 関節周辺の橈側面、示指末端掌側面、母指末端掌側面やや尺側寄りであり、これら 3 面が物体の 1 箇所を取り囲んで支える。三面把持たる所以である。第 2 接点は、示指の基節にあるいは MP 関節周辺の橈側面にあることが多い。生成時の接触状態(図 11 中央)をみると、第 1 接点に関しては Tpd の生成は達成できたといえる。第 2 接点の接触センサは機構上の関係から、母指と示指の指間水かきの示指 MP 関節よりに配置したのだが、うまく接触しなかった。

3. 包囲軽屈曲把持 (CMF) の生成

ロボットが茶筅を把持することで生成した CMF と生成時の接触状態及び Kamakura の分類による接触部位をそれぞれ図 12 の左から順に示す。CMF

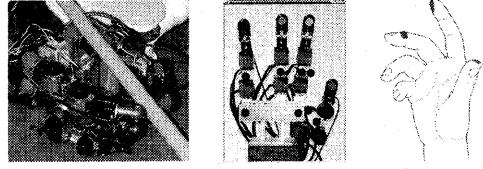


図 11: Generation of Tripod Grasp Standard Type (Tpd), contact status and contact area according to Kamakura's taxonomy.

における接触部位は関与する指の末節掌側面である。生成時の接触状態(図 12 中央)をみると、CMF の生成は達成できたと言える。

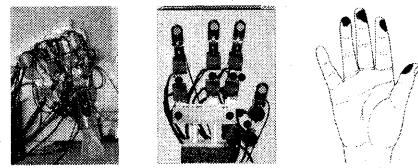


図 12: Generation of Circular Mild Flexion Grasp (CMF), contact status and contact area according to Kamakura's taxonomy.

7 考察

認識システムにおける大部分の認識エラーは、14 の把持プリミティブのうち 3 つに対して起きた。内転把持 (Add), 三面把持-亜型 1(TV1), 三面把持-亜型 2(TV2) である。これらの把持は他の把持と比べて、手の形状のみから認識を行うことは難しく、認識の成否は接触情報に大きく依存する。しかし、これらの把持に関して、現在のセンサ領域だけでしかるべき接触部位を検出することは難しい。より広い領域にセンサを配置できれば、この問題は解決する。

生成システムでは、ロボットハンドの機構と接触検出のためのセンサ領域の制約から、必ずしも人間と同じ接触部位を確保することができなかった。しかし、把持に手掌が介在しているか否かなど最低限、把持を区別するだけの情報は得られた。また柔軟な素材で覆われた指の中間リンクの上に接触センサがあれば、多くの情報が得られると考えられる。

また精密把持の場合、接触状態だけで把持生成の評価を行うと包囲軽屈曲把持 (CMF) と並列軽屈曲把持 (PMF) の区別がつかないという問題がある。このよう

な場合においては、接触状態だけでなく、手の形状も生成評価に加える必要がある。

8まとめと今後の課題

日常の静的な把持をロボットが模倣によって自動的に獲得するシステムの構築を目指し、本研究では以下のことを行った。

- 人間の把持行動のプリミティブにKamakuraの把持分類法を選んだ。タスクドメインとして茶道の薄茶点前の動作を選び、Kamakuraの分類を適用した結果、14のプリミティブのうち8個を使うことで、動作の記述が可能となった。8個の中には、従来の分類法では記述不可能な把持が3つ存在した)。
- 14の把持プリミティブが認識可能な認識システムの構築を行った。人間の把持行動認識のための新たな入力デバイスとして、分散触覚センサ付きサイバーグローブを開発した。接触部位と関節角を入力情報とし、隠れマルコフモデルを使ったスポットティング認識を行った結果、単一ユーザで最大92.2%、複数ユーザで90.9%に達した。
- 人間からロボットへの日常の把持の伝達をスムーズに行うため、接触センサを有した4指13自由度の人間型多指ハンドを開発した。接触センサを使った新たな把持の生成戦略を示し、実際の把持を生成した。生成後、接触センサから検出される情報をもとに把持の成否の評価を行うシステムを開発した。

今後の課題として以下のものが挙げられる。

- 認識部と生成部のオンライン統合
本研究において、認識部と生成部のシステム開発はそれぞれ独自に進められた。今後は2つのシステムを統合することで、日常の把持を扱う模倣学習システムの完成を目指す。
- 視・触覚フィードバックによる把持の微調整
把持の生成が失敗した場合、ビジョンや触覚センサのセンサフェュージョンによって、把持の微調整を行い、所望の把持状態へ移行させるなどフィードバックを導入する必要がある。これによってシステムをよりロバストとなる。

謝辞

なお本研究は、文科省科研費補助金特定領域研究(C)課題番号14019027及び、科学技術振興事業団・池内CRESTプロジェクトの補助を受けている。

参考文献

- [1] K. Ikeuchi and T. Suehiro: "Toward an assembly plan from observation," IEEE Trans. Robot. Automat., **10**, 3, pp. 368-385 (1994).
- [2] Y. Kuniyoshi, M. Inaba and H. Inoue: "Learning by watching: extracting reusable task knowledge from visual observation of human performance," IEEE Trans. Robot. Automat., **10**, 6, pp. 799-822 (1994).
- [3] K. Ogawara, S. Iba, T. Tanuki, H. Kimura and K. Ikeuchi: "Acquiring hand-action modeles by attention point analysis," Inter. Conference on Robotics and Automation, 4, pp. 465-470 (2001).
- [4] H. Kimura, T. Horiechi and K. Ikeuchi: "Task-model based human robot cooperation using vision," IROS '99, 2, pp. 701-706 (1999).
- [5] T. Morita, J. Takamatsu, K. Ogawara, H. Kimura and K. Ikeuchi: "Knot planning from observation," ICRA (2003).
- [6] S. B. Kang and K. Ikeuchi: "Toward automatic robot instruction from perception-mapping human grasps to manipulator grasps," IEEE Trans. Robot. Automat., **13**, 1, pp. 81-95 (1997).
- [7] M. R. Cutkosky: "On grasp choice, grasp models, and the design of hands for manufacturing tasks," IEEE Trans. Robot. Automat., **5**, 3, pp. 269-279 (1989).
- [8] J. Napier: "The prehensile movements of the human hand," J. Bone and Joint Surgery, **38B**, 4, pp. 902-913 (1956).
- [9] N. Kamakura, M. Matsuo, H. Ishii, F. Mitsubosi and Y. Miura: "Patterns of static prehension in normal hands," Amer. J. Occup. Ther., **34**, 7, pp. 437-445 (1980).
- [10] K. Bernardin: "Continuous grasp recognition using hidden markov models," Master's thesis, Faculty of Informatics, University of Karlsruhe (2002).
- [11] Pressure Profile Systems Inc. (PPS). 5757 Century Boulevard, Suite 600. Los Angeles, CA 90045. www.pressureprofile.com.
- [12] H. Sugiuchi: "A task description system for multi-fingered robotics hand with distributed touch sensor," Proc. of 1st Int. Conf. on Humanoids 2000 (2000).
- [13] 森田、児島、菅野：“指先圧力調節可能なロボットハンド機構の設計と開発。”日本機械学会ロボティクス・メカトロニクス講演会'99、講演論文集 CD-ROM, 1P1-50-079 (1999).
- [14] Inaba Rubber Co., Ltd. 3-3-15 Kyochobori Nishiku Osaka. www.inaba-rubber.co.jp.