

# 研究報告書

## 「分布型触覚センサと機械学習に基づく多指ハンドによるタスク実現」

研究期間：2020年4月～2022年3月  
 研究者番号：50250  
 研究者：船橋 賢

### 1. 研究のねらい

ロボットが介護や協働などで活躍するためには様々な道具・物体を人間と同様に扱えることが求められるが、それらの人間が行う操りは様々な把持姿勢の組合せ[1]によって為されている。これらの把持姿勢は把持する物体のサイズ・形状やその物体を用いて達成する目的に合わせて変更されるが、指先から手の平を含むような様々な部位の接触を伴っているため、把持している物体が複雑な形をしていたり、握りつぶしてしまうような柔らかい物体であったりする場合、手の上どの部位で接触しているかを考慮しなければならない一方、それらの接触(触覚)情報を駆使出来れば、そのような物体の複雑な操りの達成ができる可能性がある。

それを達成する時の課題として、①操り時にいつも指同士が並んでいる把持姿勢になるとは限らず、ACT-I 期間に提案した手法のように単純に指上のセンサ配置を並べることは必ずしも正しくなく、困難な場合がある。特に、②操り中には関節角度の変化により指の向きが変わり、時々刻々と空間的なセンサ配置が変化する。この時、操り動作は指同士の連携した動きによって精密に為されるものであり、互いのセンサ配置などを考慮することが出来れば、柔らかい物体を潰さずに操るなどの動作が出来る可能性がある。また、潜在的には人間のように触覚情報を取得可能な多指ハンドは、様々な物体を適応的に安定して操ることが出来るが、③それは対象把持物体の柔らかさや重さなどの物体特性を把握しながら、多指の操りに反映し動きを調整する難しさをはらみ、数式によるモデル化を行うのは容易ではない。そこで、本研究の目的を操り中に変化する複雑なセンサ配置と物体特性に対応し、多指操りを達成することとした。

[1] T. Feix, et al., “The GRASP Taxonomy of Human Grasp Types”, IEEE Transactions on Human-Machine Systems, 04 September 2015, pp. 66 – 77.

### 2. 研究成果

#### (1) 概要

多指ロボットハンドは人間と同様に多くの器用な操作タスクを実現するために使用される可能性がある。触覚センサは様々な物体に対する操作の安定性を高めることが出来る。しかし、多指ハンドの触覚センサには様々なサイズや形状のものがある。畳み込みニューラル

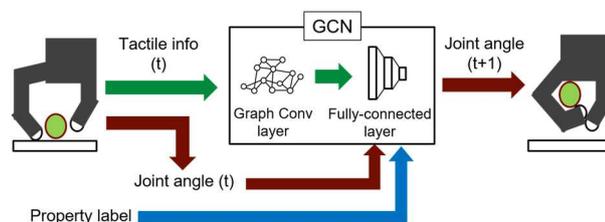


図1 提案手法概要

ネットワーク(CNN)は触覚情報の処理に有用であるが、多指ハンドからの情報ではCNNが

矩形の入力を必要とするため、任意の前処理が必要であり、動作や認識の結果が不安定になる可能性がある。そのため、このような複雑な形状の触覚情報をどのように処理し、操り動作の実現が出来るかは未解決の課題である。本研究では、グラフ畳み込みネットワーク(GCN)を用いて複雑な配置の触覚センサから測地的特徴を抽出する制御方法を提案する。さらに、対象物体の特性ラベルを GCN に与えることで操り動作を調整することを目指した。Allegro Hand の指先、指腹、手のひらに 3 軸の触覚センサを取り付け、1152 点の触覚点を取得した。人間の器用な操り動作をロボットハンドに直接伝えるためにデータグローブを使って学習データを収集した。

結果として GCN による操り動作を高い確率で成功させることが出来た。また、GCN に正しい物体特性ラベルを与えた場合、柔らかい物体の変形が少なくなることを確認した。また、GCN の特徴量を PCA で可視化したところ、ネットワークが測地的な特徴を獲得していることが確認できた。さらに実験者が把持した物体を引っ張るなどの外乱を起こした場合や未学習物体の操りにおいても安定した動作生成を達成した。

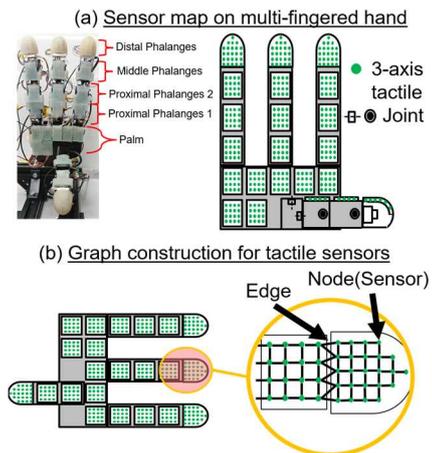


図 2 センサ配置とグラフ構造

## (2) 詳細

### 研究テーマ A:「センサ配置を考慮した GCN と物体特性ラベルによる動作生成」

図 3 に示す 4 つのモデルを使用した。成功の定義は最終的な把持姿勢において Allegro Hand の手のひらと対象物の距離が 2cm 以下、手のひらに対する対象物の向きが 15 度以下になったかどうかである。各モデルに対して 5 回の実験を行った。対象物としては、細長い形状で高さや向きの測定が容易なポテトチップスの円筒を用いた。図 3 に各モデルが最終的に生成した把持姿勢の一例を示す。モデル I が最も高い成功率を得ており、5 回中 5 回成功している。ここで重要なのは、各指が協調して操作を行っていることである。例えば、人差し指と親指で対象物をつまんだ後、中指が対象物に接触し、人差し指が接触を解いて別の接触位置で再び対象物に接触するなどの指の動きがよく観察された。興味深いことに一部の指は同期して動き、シリコンの皮膚の摩擦を利用して対象物をダイナミックに持ち上げたり回転させたりして最終的な把持姿勢に到達した。一方、畳み込み層が少ないモデルでは、挟み込みには成功したものの、最終的な把持姿勢には至らず、距離の誤差は 2cm 以上であった。畳み込み層を持っていないモデル IV などでは持ち上げることすら叶わなかった。

|                                      | Model I                     | Model II          | Model III    | Model IV |
|--------------------------------------|-----------------------------|-------------------|--------------|----------|
| Conv Layer                           | [14, 28, 56, 112, 112, 112] | [14, 28, 56, 112] | [14, 28, 56] | -        |
| Final Grasping Posture               |                             |                   |              |          |
| Height Error [cm]<br>Avg./Var.       | 0.6/0.3                     | 3.3/0.8           | 4.8/0.2      | 5.0/0.0  |
| Orientation Error [deg]<br>Avg./Var. | 5/3                         | 11/4              | 1/1          | 0/0      |
| Success Rate                         | 5/5                         | 1/5               | 0/5          | 0/5      |

図 3 畳み込み層数の比較

また、物体特性ラベルの有効性を確認するためにラベルを変更して操り動作の比較実験を行

った。柔らかいプラスチックチューブを対象物とし、対象物のラベルを指定して GCN(モデル I)に入力した。入力された特性ラベルには、「正しいラベル」と「正しくないラベル」の 2 種類を用意した。正しいラベルは、

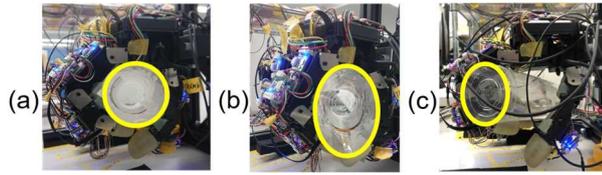


図 4 特性ラベルの比較

対象物の特性である「軽い」「柔らかい」「滑る」からなり、間違っラベルは実際にはサララップの特性である「重い」「硬い」「滑る」からなる。なお、今回はラベルなしで学習した GCN(モデル I)も用意した(図 4-(c))。机に物を押し付けたり、指を伸ばして最終的に掴む姿勢をとったりと試行ごとに異なる動作をしてしまい、操りは成功しなかった。これはモデルが目的の動作を学習できず、特性ラベルのないランダムな動作を生成してしまったためと思われる。正しいラベル(図 4-(a))と誤ったラベル(図 4-(b))を使用した場合の、最終的な把持姿勢の側面図である。正しいラベルを使用した場合はプラスチックの円柱がつぶれず、誤ったラベルでは軟質プラスチックの円筒が押しつぶされてしまった。この結果から、正しいラベルを使用した場合、手は適切な把持力で操作を行うことができ、対象物を潰さずに済んだと考えられる。このように、物体の特性に応じて変化する複数の指の操作動作を 1 つの GCN が同時に学習し、特性ラベルがその動作を調整することができることを確認した。

#### 研究テーマ B:「提案 GCN による汎化性能の検証」

提案手法のロバスト性を評価するために Fig.5 に示すような GCN(モデル I)による操り中に、実験者が把持した物体を下や横に引っ張るといった実験を行った。物体の把持状態や位置を一変させるような大きな外乱が発生しても最終的な把持姿勢に到達することができた。興味深いのは例えば引き下げ外乱が発生したとき、関節角度の状態は最終的な把持姿勢の状態に近く、触覚情報の状態は初期の把持状態(指先で物体を触った状態)の状態に近くなる点がある点である。このような状況は学習データにはなかったが、提案モデルはこのような状況にも対応することができた。これにより、提案したモデルのロバスト性を示した。広く分布している触覚センサに関して外乱の後も確実に物体に接触するので有益であると予想される。

さらに図 6 に示すように多くの未学習物体で操りに成功した。その多くは学習データにない物理的特性の違いがあるにも関わらず、巧みに操られた。プラスチック製のビーカーでは対象物が 45 度以上傾いていたため、親指と人差し指でつまんでも元に戻らないように見えたが中指と小指が他の指を支えることで最終的な把持姿勢に至ることができた点が注目された。また、おもちゃのサイコロ



図 6 未学習物体の操り

図 5 外乱下における物体の操り

操った際にはサイコロが大きいために他の物体ほど動作が大きくなかったが、それでも最終的

な把持姿勢に到達することができた。これはモデルが目標とする把持状態を十分に学習していることを示している。全体として、未学習の物体に対する操作の成功率は 73.85%となった。これらの結果は ICRA2021 のワークショップにて発表されており、ICRA2022 に投稿されている。

### 3. 今後の展開

今回の研究成果において様々な研究課題ないしテーマを発見することが出来たと考えている。ロボットは常にソフトウェアとハードウェアに関係性を考える必要があり、どちらが欠けても環境とのインタラクションや自律的な行動決定は望みがたい。また、ロボットアームとロボットハンドの統合は単純な発想でありながら、多くの展望の検討材料になったと考える。改めて、今回の研究にて多くの課題とテーマが見えてきた。

ソフトウェアで言うと、今回はシンプルな GCN を用いたが他のグラフベースのネットワークはどうかまず挙げられる。特に多指ハンド上の触覚センサは操り中に 3 次元的にその位置関係を変えることになるため、より条件に適したネットワークを検討する必要がある。また、今回はラベル入力によって対象物体に対する動作の変更を行うことが出来たが、今後はその特徴量の用意の仕方も検討しなければならない。また、GCN は触覚センサを通してロボット自身の身体の特徴量を得ることが出来ている。この結果はロボティクスだけでなく認知の分野にも応用できる可能性を秘めている。

さらにハードウェアの観点も非常に重要で今回は 1 種類のロボットハンドと触覚センサしか試していないが他のデバイスではどうなるかなどの汎用性の評価が必要である。また、特に今回大きく課題として残したのはデータ収集時の人間への力覚フィードバックがないことであった。これによって、物体の特性に合わせて操るためのデータが上手く取得できなかったと言わざるを得ない。しかし、現状では本実験設定に適した遠隔操作デバイスは存在しないため、これらの開発も急務である。今回課題として顕になったのは、ロボットハンドの関節間のギャップである。人間の手には存在しないため何となくギャップが無いほうが良いと感じるものの、本研究者の知る限り、それを真剣に研究開発するものは無いが、今回ロボットが失敗する事例としてそのギャップに物体が挟まり動かせなくなるということがあった。当然触覚センサもその部分にはないため、どう動作すれば良いのかが分からないという結果になった。

最後にロボットハンドにアームを取り付けることで、最終的にはダイナミックなデモを達成することを目指したが、これも新たな研究テーマを生む重要な研究開発になったと自負している。特にロボットアームで腕を伸ばしつつ、多量の触覚センサの搭載されたロボットハンドによって様々な物体の入っている箱を探るなど、ダイナミックかつ巧みなタスクを達成することが出来ると考えられる。特に今回の研究のような単一のタスクを達成するというようなもの以上に、Tactile Exploration のような、より自律的に環境を認識して動作生成を行えるようなタスクを検討することが出来ると考えている。

#### 4. 自己評価

##### ・研究目的の達成状況

本研究では大きく分けて 3 つのタスクを計画しており、それら全てにおいて一定の成果を得ることが出来たと自負している。

一つ目は操り対象とするための物体特性認識である。最終的にはラベル情報を動作生成モデルに導入することで各物体に合わせた動作生成を達成できたが、それらを行うまでに対象とする物体やその物体特性の選定、そこからどのような手法を用いて認識の部分の達成するかなどの検討に時間をかけた。当初は物体特性を認識するモデルを作成し、学習時には認識率 99%という非常に高い成果を出せたものの、実機実験では学習データとの違いによる誤差が大きく、とても導入できるものではなかった。また物体特性の特徴量の選定もさらなる検討が求められる状況であり、オートエンコーダ型のネットワークを組み合わせることでより自律的な認識器を開発する必要がある。

二つ目は操り動作の生成である。こちらは成功回数は高いとは言えないものの非常に多くの未学習物体の操りや外乱下での操り動作の復帰など、汎化性能の高い結果を出すことが出来た。先述したように物体ごとの動作の変化も行うことが出来ている。これらの結果を ICRA+RA-Letter に提出し、査読者から高い評価を得ることが出来た。

三つ目はロボットハンドとアームの統合による操り動作のダイナミックなデモの実現である。こちらのメインの目的は実験というよりデモの実現であるが、その過程でも多くの課題やテーマの発見に寄与しており、触覚情報の様々な使い方を検討することが出来ると考えている。現在はこのシステムの開発をすまし、デモの達成を行うことが出来た。

以上のように、それぞれの項目で足りない部分はあるものの一定の成果を出すことは出来た。今後は、それぞれの課題を新しい研究テーマとして取り組み、本研究を軸とした研究テーマの拡大を目指す。

##### ・研究の進め方(研究実施体制及び研究費執行状況)

研究環境として、触覚センサを開発している企業と密接にいられたことがまず大きい。これにより、迅速な実験の進行、実験環境の修復を行うことが出来た。また、ACT-I 関係の研究者からの機械学習に関するフィードバックによって、実験結果に対する方向の修正などを行うことが出来た。さらに、ACT-I から提供される研究費によって必要な触覚センサの調達や制御モデルの計算機の利用など、これらが無ければ確実に得られなかった研究成果を出すことが出来た。

##### ・研究成果の科学技術及び学術・産業・社会・文化への波及効果

本研究が重きを置いているのは多指ハンドによる巧みな操りと触覚センサによる安定した把持状態の達成である。まず、多指ハンドは人型であるが故の親しみやすさ、直感的な使いやすさ、人間が扱う様々な道具を使うことが出来る多機能性、これらのスマートフォンにも似た優位点は産業や社会に多大な影響を及ぼすと考えられる。例えば、展示会では見学に来る人々は人間の手を連想したタスクの解決を要望することが多い。

学術的な波及効果は 3. 今後の展開にも述べていることだが、ソフトウェアとハードウェア双方で新たなテーマを創出することが出来、ロボット以外の認知の分野にも影響与える可能性を秘めている。文化的側面は人間のように触覚センサを持ったロボットハンドが握手など人間との触れ合いを通じて得られる成果を期待できるかもしれない。

##### ・研究課題の独創性・挑戦性

本研究以前まで、多指ロボットハンドの研究では強化学習、深層学習、モデリング最適化など様々な手法が試されてきた。しかし、そのどれも多量の触覚情報を処理することが難しく、指先のみ限定されたタスク、単一の物体のみを対象としたタスク、シミュレータ上でのみ評価されているタスクなどが散見された。しかし、本研究では、模倣学習と物体特性に対するラベル特徴量、多量の触覚情報を用いることで、様々な日常物体と外乱に対する巧みな操りを達成することが出来た。本研究までに手の平全面に多量の触覚センサを搭載し、様々な物体の多指操りを目指した研究は例がなく極めて挑戦性の高い研究となった。

## 5. 主な研究成果リスト

### (1) 論文(原著論文)発表

1. Satoshi Funabashi, Tomoki Isobe, Fei Hongyi Atsumu Hiramoto, Alexander Schmitz, Shigeki Sugano and Tetsuya Ogata, "Multi-Fingered In-Hand Manipulation with Various Object Properties Using Graph Convolutional Networks and Distributed Tactile Sensors," in the IEEE Robotics and Automation Letters (RA-L).
2. Satoshi Funabashi, Yuta Kage, Hiroyuki Oka, Yoshihiro Sakamoto, Shigeki Sugano, "Object Picking Using a Two-Fingered Gripper Measuring the Deformation and Slip Detection Based on a 3-Axis Tactile Sensing," 2021 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS).
3. Gang Yan, Alexander Schmitz, Satoshi Funabashi, Sophon Somlor, Tito Pradhono Tomo, Shigeki Sugano, "A Robotic Grasping State Perception Framework with Multi-Phase Tactile Information and Ensemble Learning," in the IEEE Robotics and Automation Letters (RA-L).
4. Gang Yan, Alexander Schmitz, Tito Pradhono Tomo, Sophon Somlor, Satoshi Funabashi, Shigeki Sugano, "Detection of Slip from Vision and Touch," 2022 International Conference on Robotics and Automation (ICRA).
5. Satoshi Funabashi, Tomoki Isobe, Shun Ogasa, Tetsuya Ogata, Alexander Schmitz, Tito Pradhono Tomo and Shigeki Sugano, "Stable In-Grasp Manipulation with a Low-Cost Robot Hand by Using 3-Axis Tactile Sensors with a CNN", 2020 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS).

### (2) 特許出願

研究期間累積件数: 0件

(3) その他の成果(主要な学会発表、受賞、著作物、プレスリリース等)

1. Cognitive Robotics Best Paper Award, Namiko Saito, Tetsuya Ogata, Satoshi Funabashi, Hiroki Mori, Shigeki Sugano, “How to select and use tools? : Active Perception of Target Objects Using Multimodal Deep Learning,” 2021 International Conference on Robotics and Automation (ICRA), 2021/6/2.
2. Biomimetics Best Paper Award, Gagan Khullar, Alexander Schmitz, Chincheng Hsu, Prathamesh Sathe, Satoshi Funabashi and Shigeki Sugano, “A Multi-Fingered Robot Hand with Remote Center of Motion Mechanisms for Covering Joints with Soft Skin,” IEEE ROBOTICS AND AUTOMATION, 2021/12/9.