

研究報告書

「分布型触覚センサと CNN の多指ハンドでのタスク実現」

研究期間：2018年10月～2020年3月

研究者番号：50185

研究者：船橋 賢

1. 研究のねらい

少子高齢化社会において、ロボットが家庭や工場など人間社会で介護や協働などの作業支援を行うためには人間が使っている様々な道具・物体を人間と同様に巧みに扱える必要がある。それらのタスクを行うには人間のように、複雑な動きも可能とする多指ハンドにおいて触覚センサを人間のように柔らかい手の表面に搭載し、微妙な変化を伴う物体との接触状態を把握する必要がある。物体と面接触するため、分散型触覚センサによる面情報の取得が必要となる。さらに、その多量なセンサ情報はモデリングでは計算式が上手く組めず点接触でのみを考慮した研究が多く、複雑な動作が困難になる。また、多指ハンドでのタスクは物体が隠れて見えづらいため、カメラに頼った制御では2指で特殊もしくは大掛かりなカメラ配置を必要とする研究が多い。そして、センサ値取得からタスク達成までの処理手法が複雑あるいはタスク依存なことも踏まると、これらの手法は環境変化の多い産業への応用を見据えた時、実用的な手法とは言えない。

一方で、画像や音声の分野で成果を上げている Convolutional Neural Network (CNN) という Deep Learning 手法が触覚センサに対しても有効であるという研究成果が多数報告されている。タスク達成までの処理を一つの手法で達成できる CNN を用いることで多量のセンサ情報を物体との接触面の状態として認識し制御を行う。しかし、多指ハンドの場合触覚センサが点在していたり、搭載位置によってサイズが違っているため、そのまま CNN で処理を行うことが出来ない。また、ハンド全面で物体を掴んだり、持ち替えたりなどする事から触覚センサの位置関係を含めた面情報の処理を CNN で行い、タスク(物体認識・操り)達成を目指す必要がある。

2. 研究成果

(1) 概要

本提案の肝となる CNN の学習モデルではハンド上に搭載される触覚センサの位置を考慮する必要がある。一方、最初からハンドの形をマッピングしようとすると図 1 に示す指先のような 0 の入力を余分に入れる必要があるため、学習に手間がかかる。そこで、図 2 に示すように最初の畳み込み層は各センサで、その後の層でそれぞれの層(センサ値)を繋げる手法を提案する。これにより、センサ同士の位置情報を損なわず、無駄な情報を入れない CNN を作成する。この時、畳み込み後のサイズを調整してフィルタを作る。また、畳み込み層からの出力は最終的に全結合層に関節角度と共に入力され、把持物体の認識結果や操り時の関節角度値などを出力する。扱うセンサはハンド上の 3 軸分布型力覚センサ uSkin であることから、CNN への入力値を 3 つのフィルタにして入力する。

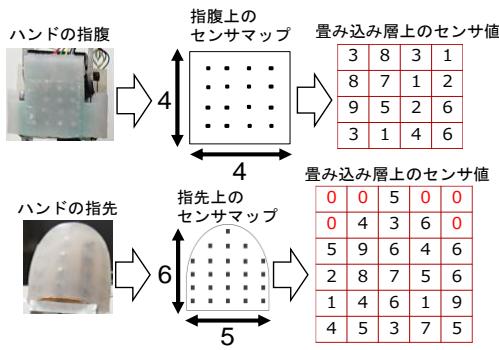


図1 各触覚センサと置み込み層の
関係図, 数字は任意

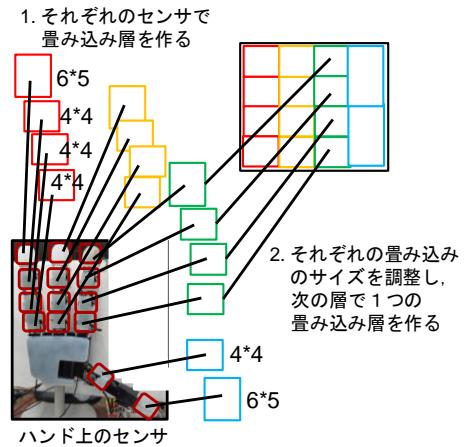


図2 各置み込み層から次置み込み層
までの組合せ方法

(2) 詳細

研究テーマ A:「センサ配置を考慮した CNN モデルによる物体認識」

多指ハンドによる把持物体の接触で様々な方向の力が起こるため, 3軸分布型触覚センサの導入が必要になる. また, 指先や指腹などハンドの部位それぞれの位置で搭載されているサイズの違う触覚センサを適切にまとめなければ, CNN に入力として与えることが出来ず, 多指ハンド上の触覚情報を全体的に利用することができない. 提案手法では, 各触覚センサからの入力でそれぞれ置み込み層を作り, 実際のハンド上のセンサ配置に従って, 次の層でまとめて一つの置み込み層にするように置み込み層を繋げ, 多指ハンドの全面を考慮した学習をする. タスクとして 20 種類の把持物体の認識を行った. 結果として, 3 軸触覚情報を利用し, センサ配置に従って置み込み層を構築することで学習回数少なく高い精度(95.59%)の物体認識に成功した. この結果は 5-(1)-3 である ICRA2019 に採択された. いくつかの置み込み方を比べた結果, 置み込み方により, 認識の得意不得意な物体があった. 図 1 に示すペットボトルとはハンドの各部位に対し比較的似た接触パターンを持ち, 袋詰めしたブロックでは複雑な接触を伴う. Grad-CAM++により CNN の内部情報を可視化すると, センサの配置の置み込みと比べ, 手の配置での置み込みでは CNN が着目する部位が全体に広がっているため, 複雑接触を伴う物体が認識しやすかったと考えられる.

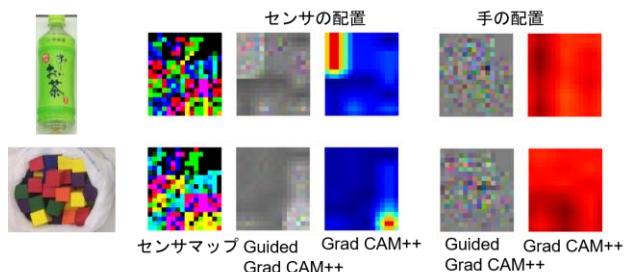


図3 置み込み層可視化図

研究テーマ B:「CNN を用いた未学習日常物体の 2 指操り」

操りにおいても多指ハンドでは様々な方向から把持物体に力が働くため, 3 軸触覚情報は有効になると考えられる. 今回は多指ハンド操りを行うための事前実験として, 2 指による物

体操り実験を行った。物体との転がり接触を伴う「ひねり」の操り動作に対して 3 軸触覚情報のような多量の触覚情報を処理して未学習物体の 2 指操りの実現が出来るかを検証した。ハンドから得られるセンサ情報は関節角度、6 軸力覚情報、3 軸触覚情報となる。どれだけのセンサ情報が必要なのか(3 軸触覚+6 軸力覚、1 軸(法線方向)触覚+6 軸力覚、3 軸触覚のみ、6 軸力覚のみ)や学習モデル同士(CNN, MLP)の比較などの実験を行った。結果として、CNN で全センサ情報を適切に処理することで、最も高い成功回数で図 2 に示すような未学習日常物体の操りに成功した。また、操り中の関節角度とせん断方向の触覚センサ値の波形を確認すると、互いに対応するよう

に変化する挙動が見られ、**2 指による未学習物体操りにおいてもせん断方向の触覚情報が有効であることを確認した。この結果は ICRA2019 のワークショップにて発表されている。**



図 4 未学習の操り対象日常物体

3. 今後の展開

今後は構築したロボットシステムを持ちいて、操り動作と物体認識を組合せたタスクを対象とする。物体認識の研究成果は出ているので、この知見を用いて例えば、操っている物体がどのような柔らかさのものだと識別した際に操りの動作を変えて柔らかく操り、物体を潰さずに操りを達成するといったことを目指すことが考えられる。操り中に物体とハンド表面では転がりや滑りなどの反力や摩擦力という様々な方向の力が複雑に発生するため、3 軸分布型触覚センサの検知能力も期待される。ACT-I 研究期間で得られた知見から、3 軸触覚情報とロボット上の触覚センサの配置情報を含めて CNN の訓練を行うことで高い物体認識精度の達成と置み込み方の違いによる複雑形状の(複雑な接触を伴う)物体の認識精度向上を確認したので、物体との複雑接触を伴う多指操り動作実現を目指す。物体の選定は、日常生活にあるものから、果物や調理用具・工具など数十種類選ぶ。操り動作中の指はお互いに関連しながら動くが、指関節の角度値を設定することは難しいため、Dataglove を用いて学習データを取得する。

4. 自己評価

・研究目的の達成状況

本研究では、多指ハンド上の触覚センサ情報をどのようにCNNで処理するかを提案し、物体認識と物体操りへ適応することを目指した。物体認識に関しては、畳み込み層を組合わせることで高い認識精度を発揮することに成功した。これはICRA2019に採択され、多指ハンド上の触覚センサのサイズ形状の違いにどう適応するかという新しいトピックとそのアプローチ方法が評価された。一方で、多指ハンドへの触覚センサ搭載に時間がかかり、多指ハンドによる操り動作実現までを行うことが出来なかった。しかし、触覚センサを多量に搭載した多指ハンドシステムは大方完成し、学習データを収集している段階にあるので、ACT-I加速フェーズにおいて操り動作生成実現に向けて集中して研究を行っていく所存である。

・研究の進め方(研究実施体制及び研究費執行状況)

これらのシステムの構築はACT-Iから提供される研究費無くして実現できるものではなかった。さらに、人間の手の自然な動きを伝えることでロボットハンドを遠隔操作するDataGloveという機器を導入できることが大きい。多指ハンドによる操り動作をアルゴリズムで開発するのは、それ自体が高度な技術を要するが、DataGlove導入により、ニューラルネットワークで動作生成するための学習データ収集が容易になるのである。

・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

現状で具体的に工場に導入されるといった社会実装には至っていないが、現時点でも多指ハンドによる汎用的な操りタスクの達成は産業界から求められている。また、触覚情報も注目されており、企業との共同開発で触覚センサを用いたグリッパによる軟体物体把持にも成功している。今後は触覚センサを搭載した多指ロボットハンドにより操り動作を達成することで、社会実装へ着実な一歩を進めていこうと考えている。

・研究課題の独創性・挑戦性

モデリングやカメラを使った手法では難しい多量なセンサ情報の処理や物体の見えづらさへの適応を目指した。また、本研究班の多指ハンドのような多量な触覚センサのあるハンド世界的にも多くはない。多指ハンド用のセンサは小型なため高価で設計に時間がかかるためである。所属研究室ではセンサと機械学習で研究班が分かれ、多指ハンドの研究知見もあるため、本研究実施を可能にしている。CNNの利用は上記の理由からセンサが多く使われている従来研究は少なく、どのように様々なサイズの触覚センサを一度に処理するかという課題に着手できなかった。しかし、本研究により多指ハンドに搭載される様々なサイズで多量の分布型触覚センサの処理が可能となり、認識や動作生成などの複数のタスクを対象とする事で提案手法のタスク汎用性が期待出来る。

5. 主な研究成果リスト

(1)論文(原著論文)発表

1. S. Funabashi, S. Morikuni, A. Geier, A. Schmitz, S. Ogasa, T. P. Tomo, S. Somlor, and S. Sugano, "Object Recognition through Active Sensing Using a Multi-Fingered Robot Hand with 3D Tactile Sensors," 2018 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS), Madrid, Spain, 2018, pp. 2589–2595.
2. Satoshi Funabashi, Alexander Schmitz, Takashi Sato and Shigeki Sugano, "Versatile In-Hand Manipulation of Objects with Different Sizes and Shapes Using Neural Networks," The 2018 IEEE-RAS 18th International Conference on Humanoid Robots (Humanoids 2018), Beijing, China, 2018, pp. 1–9.
3. Satoshi Funabashi, Gang Yan, Andreas Geier, Alexander Schmitz, Tetsuya Ogata, Shigeki Sugano, "Morphology-Specific Convolutional Neural Networks for Tactile Object Recognition with a Multi-Fingered Hand," 2019 International Conference on Robotics and Automation (ICRA 2019), Montreal, QC, Canada, Canada, 2019, pp. 57–63.
4. Satoshi Funabashi, Alexander Schmitz, Shun Ogasa and Shigeki Sugano, "Morphology-Specific Stepwise Learning of In-Hand Manipulation with a Four-Fingered Hand," in IEEE Transactions on Industrial Informatics, vol. 16, no. 1, pp. 433–441, Jan. 2020.
- 5.

(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)

特になし