

ロボット動作学習のための 複数モードを有した動作教示システム

Hybrid Teaching System for Intelligent Robot with Deep Learning

5116E005-1 大山 知理
OYAMA Chisato

指導教員 尾形哲也 教授
Prof. OGATA Tetsuya

概要：近年、人の生活へのヒューマノイドロボットの導入が取り込まれ、ロボットの自律化が求められている。ロボットの自律化には Deep Learning の活用が注目されているが、ロボットの操作は難しく、Deep Learning に必要な良質なデータ収集は十分ではない。3D マウスやモーションキャプチャなどの従来手法によるロボット操作は一長一短であり、タスクの要求を全て満たす操作手法の開発は難しい。そこで、本研究では、操作者がその動作に適した操作手法に切り替えながら教示を行うことができる、複数モードを有した動作教示システムを提案する。これにより、従来では教示手法の制限から短いシーケンスの単純な作業しか行えなかったが、より複雑なタスクを行うことができ、教示の効率化も可能となる。本研究では、単独の教示手法と提案手法の、時間の効率と軌道の妥当性を比較する実験を実施した。

キーワード：動作教示, ヒューマノイドロボット, Deep Learning

1.はじめに

近年、生活の様々なシーンへのヒューマノイドロボットの導入が取り込まれている。実環境は人間の行動に合わせてできていることから、人間の身体に近い構成を持つロボットの活躍が期待されている。しかし、逐次的に変化する環境下で動作を行うことは困難なため、ロボットの自律化が求められている。ロボットの自律化には Deep Learning の活用が注目されている。

ロボットの動作学習においては、大量の良質なデータセットが重要である。ロボットの動作学習のためのデータはロボットの種類に依存する。また、多次元の感覚運動情報を扱っているため、実験者がその実験環境で一からデータを取得する必要がある。しかし、多自由度なロボットを自在に操作するのは難しくデータ収集が困難である。そこで、より効率的にデータを集める方法が必要である。

2.様々なロボット操作手法の先行研究

ロボットの操作手法として、①ダイレクトティーチング[1]や②3D マウスなどのコントローラ[2], ③マスタースレーブ, ④モーションキャプチャなど様々な手法が用いられてきた。各操作手法の特徴を表1に示す。操作手法によって一長一短があり、タスクによっても要求が異なるため、様々なタスクの要求を

表1 各操作手法の特徴

満たす操作手法の開発は難しい。そこで、本研究では、一連の動作の中でも、それぞれの動作ごとに適した操作手法を利用できる教示システムの開発を目的とする。

3.提案手法

本研究では、Deep Learning のためのヒューマノイドロボットへの教示に使用する、複数モードを有した動作教示システムを提案する(図1)。操作者は、動作の要求に適したモードを選択し、フットスイッチで切り替えながら教示を行う(図2)。従来は、教示手法の制限から短いシーケンスの単純な作業しか行えなかったが、複数の教示手法を組み合わせることでデメリットを回避し、より複雑なタスクを行うことができる。また、作業を効率化し、より精度の高い教示を行うことができる。

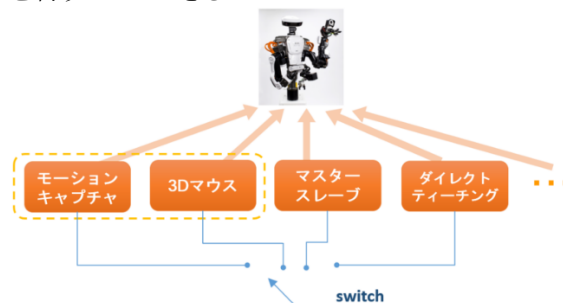


図1 複数モードを有した教示システム

		①DT	②Con	③MS	④MC
コスト	安価	◎	○	×	○
	様々なロボット可	×	◎		○
操作性	両手同時に動かす	×		◎	◎
	直感的	○		◎	◎
パフォーマンス	滑らかな軌道(多軸同時操作)			◎	◎
	一定方向(x,y,z)の操作		◎		
	姿勢(roll,pitch,yaw)の操作	○		◎	◎
	一定速度		◎		

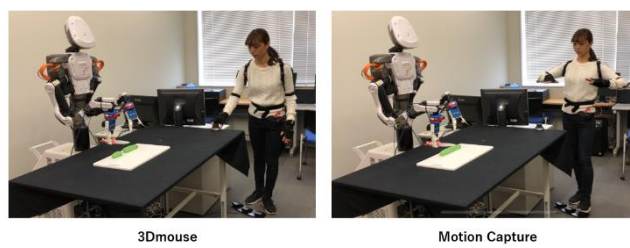


図2 提案手法による教示の様子

4. 実験

提案する教示システムの有効性を示す実験を行う。今回は、モードとして3D マウスとモーションキャプチャの二つを使用し、カワダロボティクス社のヒューマノイドロボット Nextage に教示を行った。

被験者5人を対象に、①3D マウスのみ/②モーションキャプチャのみ/③二つのモードを切り替える手法(提案手法)のそれぞれで教示を行ってもらう。行うタスクは、図3の食材を三等分にカットするタスクである。タスクは二つの Sequence に分けられる。

Sequence1: カットするポイントに包丁を近づける

Sequence2: 食材を垂直にカットする×2

実験から、時間の効率、軌道の妥当性を比較する。軌道の妥当性とは、Sequence1 では最短軌道に近い軌道、Sequence2では一定速度での軌道と考える。

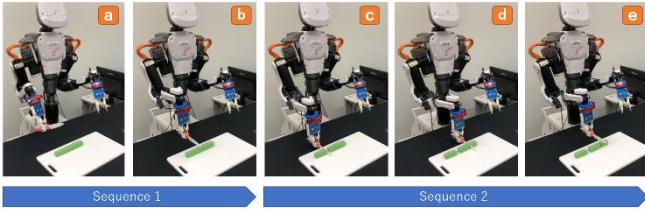


図3 カットタスク

5. 結果と考察

図4に各手法における手先位置と姿勢の軌道を示す。点a→bのSequence1では、3D マウスは軸ごとに独立に動かし軌道がカクカクとしているのに対し、モーションキャプチャは各軸が協調して動き、滑らかに軌道を描いている。点b以降のSequence2では、モーションキャプチャはブレが生じているが、3D マウスは安定している。二つを組み合わせた提案手法は動作ごとの要求を満たした軌道となっている。

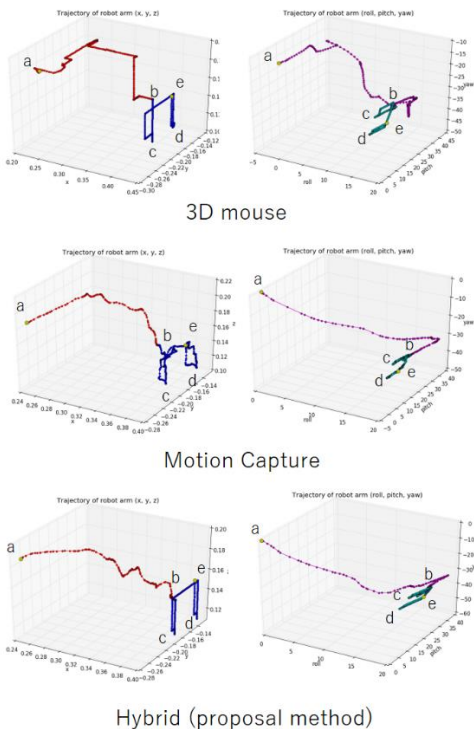


図4 各手法による手先位置と姿勢の軌道

5.1 時間の効率についての比較

各操作手法の教示にかかった時間(ステップ数)と標準偏差を図5に示す。Sequence1では直感的に操作可能なモーションキャプチャが、Sequence2では一方向に操作しやすい3D マウスが早いことが分かる。これにより、提案手法では教示時間を短縮することができた。

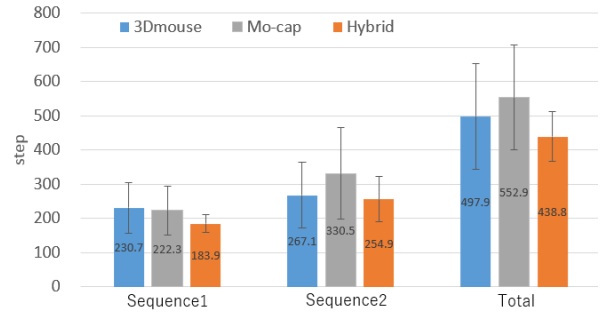


図5 各手法による教示にかかった時間と標準偏差

5.2 軌道の妥当性

図6にSequence1における最短軌道からの誤差率の平均と、Sequence2における速度の変化率の平均を示す。これより、モーションキャプチャは人らしい自然な軌道をえがくことにより最短軌道を生成し、3D マウスは速度変化の小さい安定した軌道を生成すると言える。

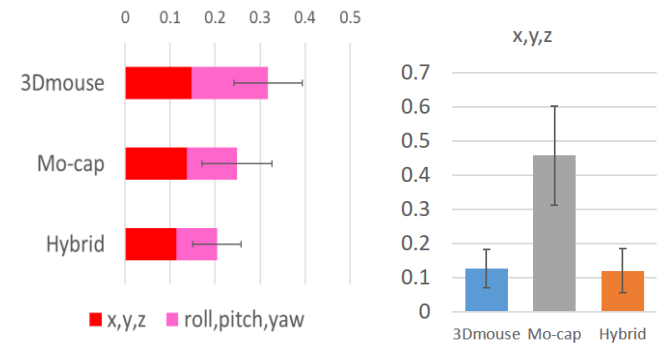


図6 左:Sequence1における最短軌道からの誤差率の平均 右:Sequence2における速度の変化率の平均

6. まとめ

Deep Learningによるヒューマノイドロボットの動作生成が必要であるという背景のもと、本研究では、ロボット操作の際、その動作に適した手法を切り替えて利用できる、複数モードを有した動作教示システムを提案した。その有効性を示すため比較実験を行い、提案手法は教示時間の短縮、タスクの要求に適した軌道を生成できることを確認した。

参考文献

- [1] Kuniaki Noda, et. al. "Multimodal Integration Learning of Robot Behavior using Deep Neural Networks, Robotics and Autonomous Systems," 2014.
- [2] Pin-Chu Yang, Kazuma Sasaki and T. Ogata, "Repeatable Folding Task by Humanoid Robot Worker using Deep Learning" IEEE Robotics and Automation Letters Issue 99, 2016