

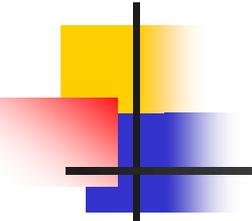
力覚フィードバックを用いた 遠隔ロボットシステムにおける 力調整制御への強化学習の効果

加藤 広也[†], 大西 仁[‡], 石橋 豊[†], 黄 平国^{††}

[†]名古屋工業大学

[‡]放送大学

^{††}岐阜聖徳学園大学



発表概要

- 背景
- 先行研究
- 本研究の目的
- システム構成
- 力調整制御
- 強化学習
- 実験方法
- 実験結果
- 結論
- 今後の課題

背景

力覚フィードバックを用いた遠隔ロボットシステムに関する研究が注目

- 触覚インタフェース装置を動かして遠隔のロボットを操作し、力覚センサから得られる力情報を触覚インタフェース装置に出力



- 物体の形状、柔らかさ、表面の滑らかさ、重さを感じることが可能



遠隔作業の高効率化が期待

先行研究

*1H. Ohnishi *et al.*, IEEE ICCE-TW, July 2023.

先行研究*1

- 一つの物体を**二つの**ロボットアームで**両側から挟んで運ぶ**協調作業
- 物体を落とさない範囲で、できる限り小さな力で物体を挟んで運ぶようにする**力調整制御**の制御則を、**強化学習**により獲得
- 50試行分のデータを**オフライン学習**により繰り返し学習

実験による調査



物体に加わる**力を抑えながら、落とさず運べる**

強化学習による力調整制御が有効であることが判明

本研究の目的

*1H. Ohnishi *et al.*, IEEE ICCE-TW, July 2023.

先行研究*1

- 人手による実験を通して獲得した力調整制御の制御則と比べて、力が大きく加わり、やや性能が**下回った**

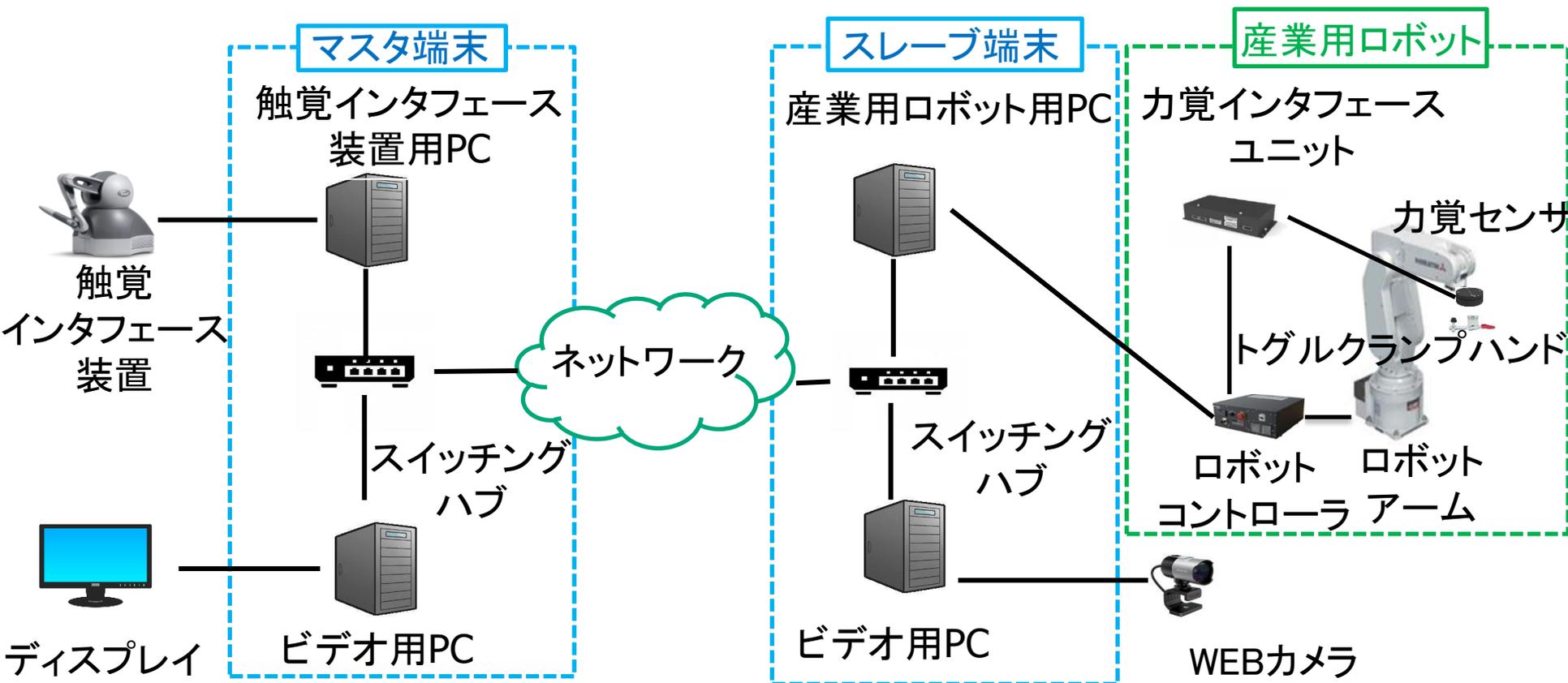
本研究

- オフライン学習で獲得した力調整制御の制御則を**オンライン学習**で**ファインチューニング**



制御性能の向上を図り、オンライン学習の効果を示す

システム構成



二つのシステムを使用

力調整制御

*1H. Ohnishi *et al.*, IEEE ICCE-TW, July 2023.

- 力調整制御は、力情報を用いて物体に加わる力を調整するためにロボットアームの位置を調整する制御*1
- 閾値を2つ設定し、物体を挟む方向に加える力 F_x [N]により、位置調整値を変化

F_x が閾値 F_{th1} より大きい場合

→物体に加わる力を減少する方向に値を設定

F_x が閾値 F_{th2} より小さい場合

→物体に加わる力を増加する方向に値を設定

その他

0 (位置調整なし)

- 閾値、位置調整値は実験を通して手動で調整

強化学習(1/3)

*1H. Ohnishi *et al.*, IEEE ICCE-TW, July 2023.

先行研究で生成したモデル*1

制御則 : DQN(Deep Q-Networks)

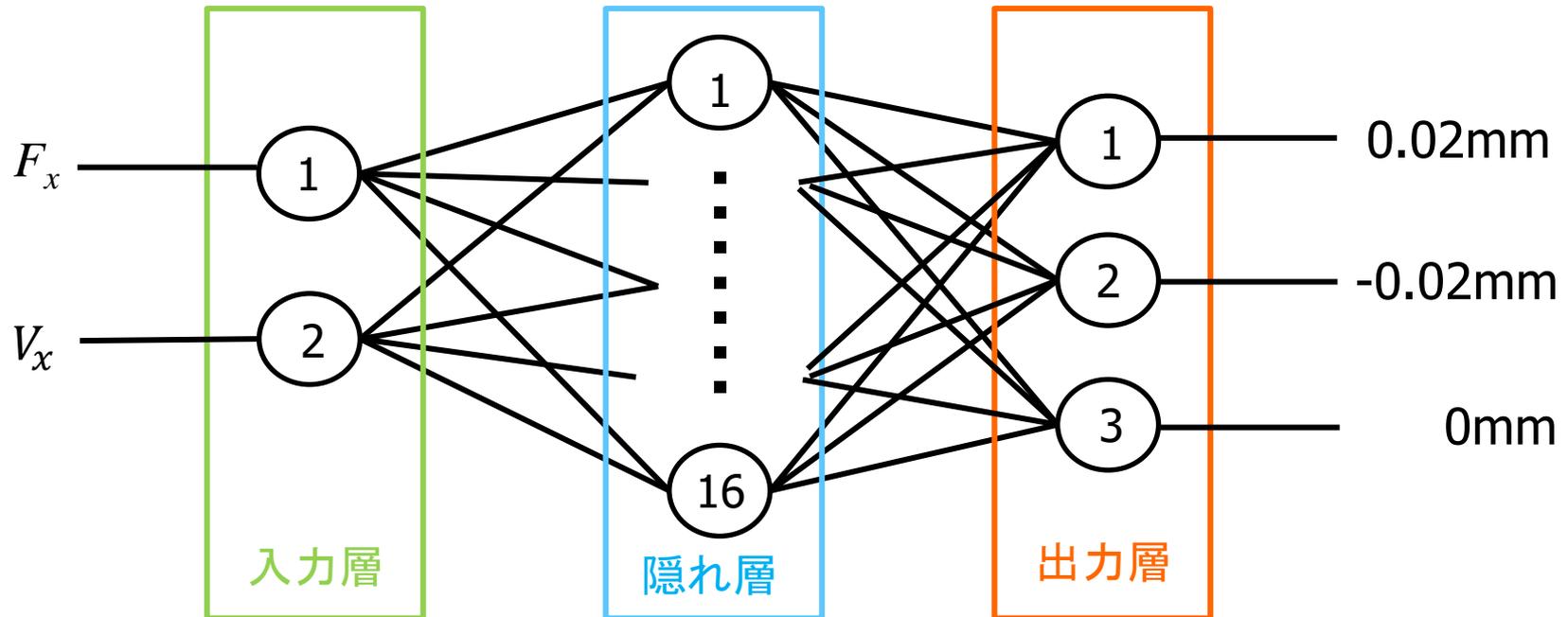
状態	Q値に応じた行動
1. 物体を挟む方向に加える力 2. ロボットアームの物体を挟む方向へ動かす速度	1. 物体に加える力が増加する方向に0.02mm 2. 物体に加える力が軽減する方向に0.02mm 3. 位置調整を加えない(0mm)

報酬設計

条件	報酬
1ms	$-1.0 \times 10^{-3} \times F_x$
物体が落下 ($F_x < 0.1\text{N}$)	-10

強化学習(2/3)

ニューラルネットワーク



入力層	物体を挟む方向に加える力 [F_x] ロボットアームの物体を挟む方向の速度 [V_x]
隠れ層	16個
出力層	3つの行動のそれぞれのQ値
バッチサイズ	128

強化学習(3/3)

オンライン学習

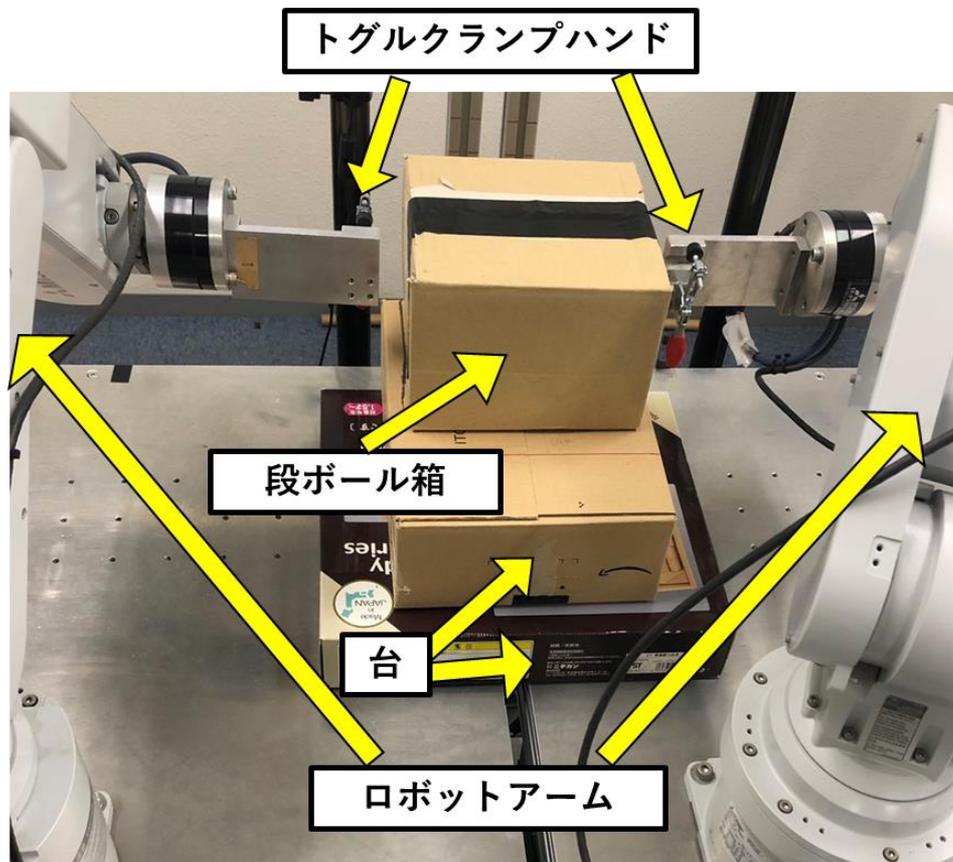
- システムの操作中に、**リアルタイム**でモデルを更新させる



- 力調整制御のチューニングを図る

実験方法(1/3)

- 一人の操作者が二つのロボットアームを操作し、段ボール箱を両側から挟んで、一緒に運ぶ作業



段ボール箱

- ・高さ: 13.3cm
- ・幅 : 20.0cm
- ・長さ: 17.3cm
- ・重さ: 111.1g

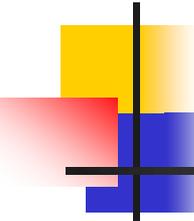
実験手順

1. 段ボール箱を両側から挟む (約2秒)
2. 約30mm 持ち上げる (約3秒)
3. 約30mm 手前に移動 (約3秒)
4. 約30mm 降ろす (約3秒)

実験方法(2/3)



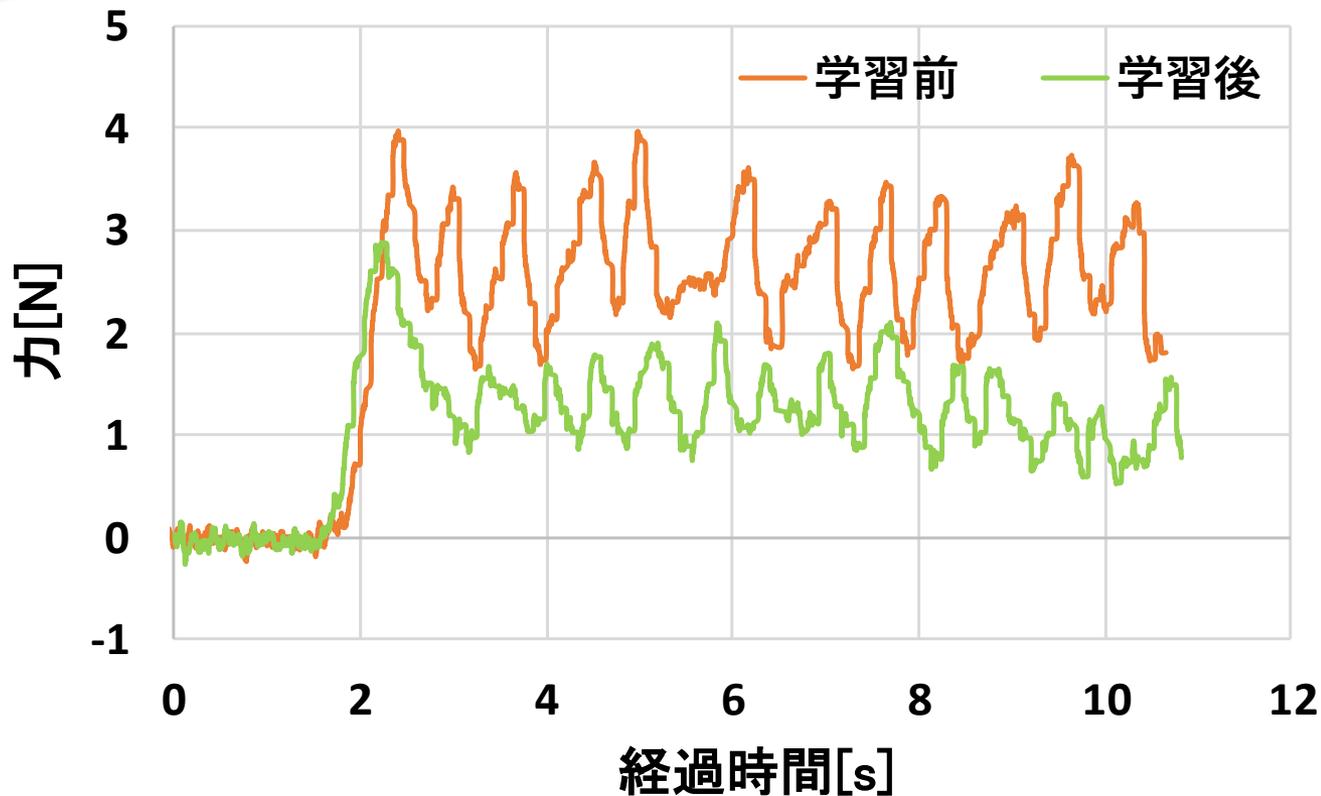
デモビデオ



実験方法(3/3)

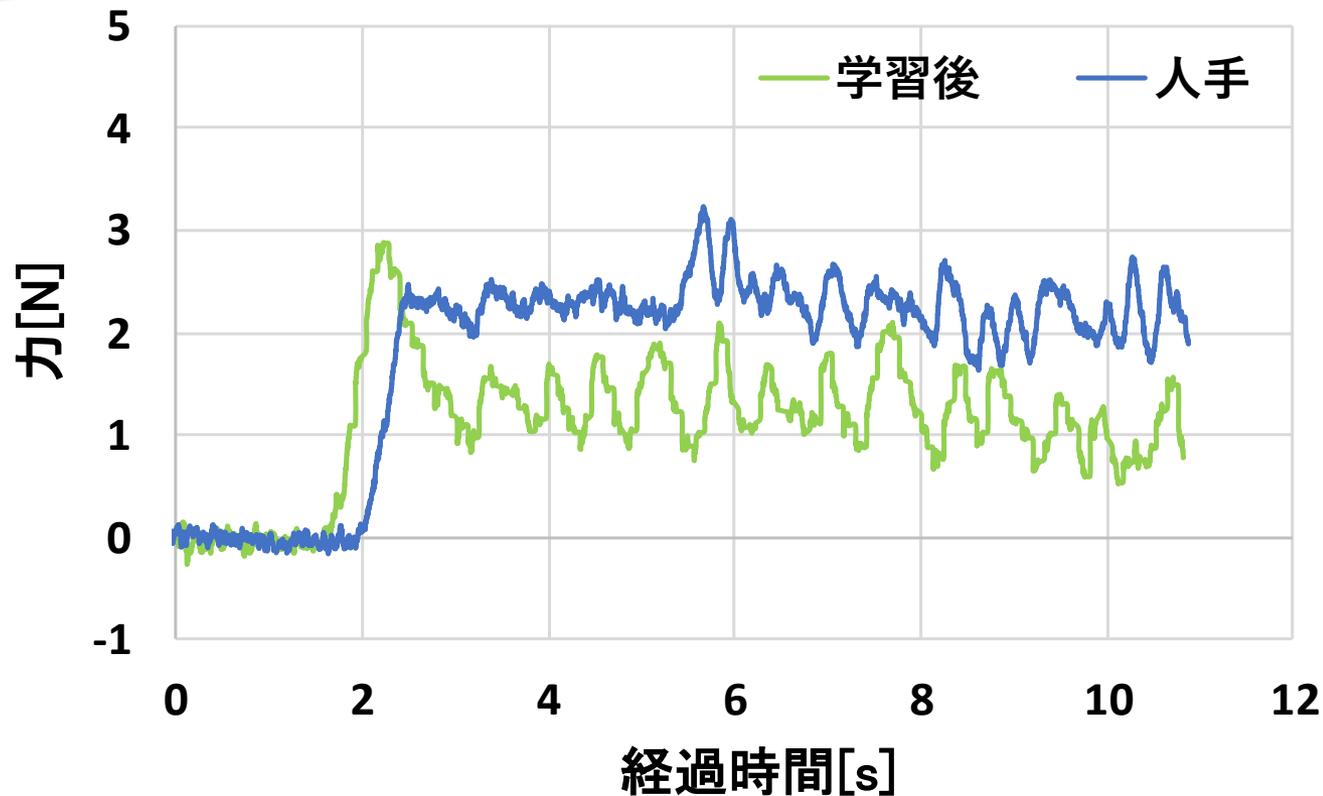
- 作業を50回試行し、制御則を学習
- モデルの重みの初期値はオフライン学習で得た値
- 報酬設定はオフライン学習と同じ
- 行動選択は ϵ -貪欲法を採用 ($\epsilon=0.4$)
- 学習前後の制御則、人手による実験を通して獲得された制御則による力調整制御を用いる
- 力覚センサで検知する段ボール箱を挟む力を測定し、比較

実験結果(1/2)



学習後は学習前に比べて、
1N~2N程度力が抑えられている

実験結果(2/2)



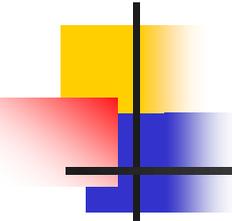
学習後は人手に比べても、
1N程度力が抑えられている

結論

- 一つの物体を二つのロボットアームで両側から挟んで運ぶ協調作業を対象
- オンライン強化学習よる力調整制御を適用し、実験により調査
- 学習後が学習前や人手に比べ、物体に加わる力を抑えられた



✓ オンライン学習が**有効**



今後の課題

- ネットワーク遅延による影響の調査
- 運ぶ物体の大きさ、重さ、形状などを変えて実験
- 学習の効率化