

## [研究助成 (A)]

## 状態観測器とマルチセンサ情報の統合に基づく動作の手づたえ教示

Hand guidance teaching for motion based on integration of state observer and multi-sensor information

2201016



研究代表者	中央大学 理工学部	助教	長津 裕己
共同研究者	中央大学 理工学部	教授	橋本 秀紀

## [研究の目的]

近年、多くの国で少子高齢化が進行しつつあり、これに伴う労働人口の減少および熟練技術の消失は深刻な問題である。これらの問題を解決するためにはロボット技術による人間の代替が重要な課題となる。ロボットを用いて人間の熟練技術を継承するには、図1のように、ロボットに人間の動作を記録させることと、再現させることが必要になる。

従来のロボットへの動作の教示方法として、装置やロボットに対して直接人間が動作を行う方法 (PHD: programming by human demonstration) が存在している。しかし、この方法では動作の保存時には人間によりロボットに力が加えられるが、再現時にはロボットが自律して動作を行うので、動作の保存時と再現時で、ロボットへ入力される力が異なってしまう。そのため、たとえば対象物の状態が同じであっても高精度な動作の再現を行うことは困難である。



図1 手づたえ教示の概要図

これに対し、遠隔操作技術の一つであるバイラテラル制御を用いて動作の保存と再現を行うモーションコピーシステム (MCS) が提案されている。バイラテラル制御では、マスタシステムとスレーブシステムの二つのシステムの間で軌道の同期と作用・反作用の法則を人工的に実現することで、人間が操作するマスタシステムの動作をスレーブシステムへ伝達することが可能である。これによって記録された軌道と力の情報を用いてスレーブシステムを制御することで記録された動作が再現される。スレーブシステムへの外部からの入力保存時と再現時で等しくなるため、MCSにより高精度に動作を再現することが可能となる。

ロボットが直接人間を“手づたえ”で誘導することで動作の訓練を行う方法も対案されている。ロボットによる“手づたえ教示”は動作の訓練だけでなく、リハビリテーションなどにも応用されている。

これまでにMCSによる動作の手づたえ教示手法がいくつか提案されている。しかし、図2に示すように、従来手法では、マスタ・スレーブシステム双方を用いた手づたえ教示システムであった。これは、従来の外力推定のための反作用トルクオブザーバに基づく力センサレス制御では、マスタ・スレーブシステムのどちらか一方のシステムだけでは、動作の再現時にロ



図2 MCSによる手づたえ教示の概要図

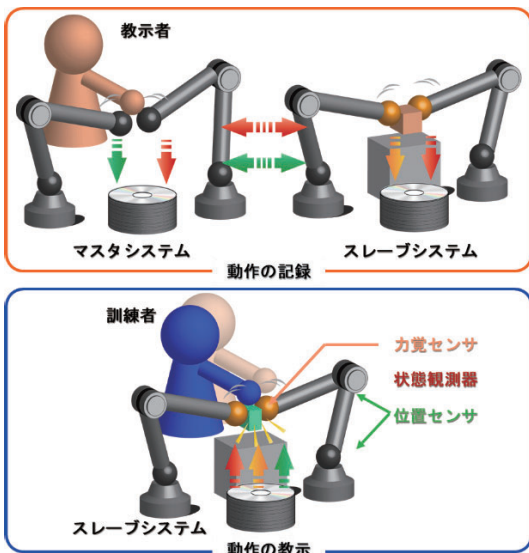


図3 提案する手づたえ教示の概要図

ロボットに加えられる外乱が、対象物の変化による外力の変化の影響なのか訓練者によって加えられる外乱なのかを分離できないため、対象環境の大きさなどの変化への柔軟な適応と、訓練者の手づたえ教示の双方を正確に実現することが困難である。

そこで、本研究では状態観測器による推定外力情報と力センサを含むマルチセンサ情報を統合した動作再現補償により、対象環境の変化への適応と動作教示を同時に実現することを目的とする。図3のように、本研究では、ロボット

の関節に搭載されている位置センサの情報を取得することにより教示者が行った動作の軌道の情報を記録する。さらに、対象物からの反作用力の計測には力センサを使用し、訓練者によって加えられる外力を、状態観測器である反作用力オブザーバにより推定する。これにより、対象物への接触のための力制御系と、訓練者が加える力に対する制御系を独立に設計することが可能となる。本研究により、人からロボット、ロボットから人への動作教示を実現することが可能となる。

## [研究の内容, 成果]

### 1. 動作の記録と再生による教示

#### 1.1 バイラテラル制御による動作の記録

人間の動作を記録するためのバイラテラル制御の制御目標は次式で表される。

$$f_m^{\text{ext}} + f_s^{\text{ext}} = f^{\text{cmd}} = 0 \quad (1)$$

$$q_m - q_s = q^{\text{cmd}} = 0 \quad (2)$$

ここで、 $f, q, m, s, \text{ext}, \text{cmd}$  は、それぞれ力（トルク）、位置（角度）、マスタシステム、スレーブシステム、外力、指令値を表す。式(1)はマスタ・スレーブシステム間での人工的な作用反作用の法則の実現を表し、(2)式は位置の同期を意味している。特に加速度制御に基づく4チャンネル型バイラテラル制御<sup>[1]</sup>により、透明性の高い力覚伝送が実現可能となるため、本研究では本制御系を用いる。これにより動作中の軌道と力の情報を記録する。

そして記録された軌道と力情報をスレーブシステムに入力することで、高精度に動作の再現を行うことが可能となる<sup>[2]</sup>。

#### 1.2 手づたえ教示における環境外乱

マスタシステムの力情報だけでなく、スレーブシステムの力情報を記録しておくことで、元の軌道または力をロバストに再現するための補償器を構成する方法が存在しているが<sup>[3]</sup>、外力を推定する状態観測器である反作用力推定オブ

ザーバを用いる。動作の訓練時の外乱および外力は次式で表される。

$$f_s^{\text{dis}} = f_s^{\text{Sext}} + \delta f_s^{\text{ext}} + f_s^{\text{load}} + f_s^{\text{var}} \quad (3)$$

$$f_s^{\text{ext}} = (Z_e^S(s) + \delta Z_e(s)) q_s = f_s^{\text{Sext}} + \delta f_s^{\text{ext}} \quad (4)$$

ここで、 $Z_e(s)$ ,  $\delta$ , 添え字 S, var, load はそれぞれ対象環境の機械インピーダンス, 記録時と再現時の変化, 記録変数, パラメータ変動, 負荷力を表す。式(4)のように, 保存時と再現時の力の変動は環境インピーダンスの変動として表すことができ, これを環境外乱として, 以下で定義することができる。

$$f_e^{\text{dis}} = -\delta Z_e(s) q_s = Z_e^S(s) q_s - f_s^{\text{ext}} \quad (5)$$

この環境外乱を補償することで, 動作の軌道または, 接触力を高精度に再生することが可能となる。反作用力推定オブザーバを用いた環境外乱の推定値は以下で表される。

$$\begin{aligned} \hat{f}_e^{\text{dis}} &= G_{le}^{\text{dis}}(s) [Z_e^S(s) (q_s^S + \delta q_s) - f_s^{\text{ext}}] \\ &= \hat{f}_s^{\text{Sext}} - \hat{f}_s^{\text{ext}} + G_{le}^{\text{dis}}(s) Z_e^S(s) \delta q_s \end{aligned} \quad (6)$$

ここで,  $G_{le}^{\text{dis}}(s)$  および  $\hat{\cdot}$  はそれぞれローパスフィルタおよび推定値を表す。 $\hat{f}_s^{\text{Sext}}$  については記録された情報を用いればよいが,  $\hat{f}_s^{\text{ext}}$  はパラメータ変動と外力以外の負荷力を同定し差し引かなければならない。

$$\hat{f}_s^{\text{ext}} = G_{le}^{\text{dis}}(s) [f_{sn}^{\text{ref}} - m_{sn} \hat{q} - \hat{f}_s^{\text{load}} - \hat{f}_s^{\text{var}}] \quad (7)$$

ここで,  $f_{sn}^{\text{ref}}$  は外乱補償値も含んだ推力参照値である。しかし, 訓練者への動作の手づたえ教示を想定した場合, 負荷力には訓練者が加える力  $f_s^{\text{hum}}$  が含まれる。

$$f_s^{\text{load}} = f_s^{\text{fric}} + f_s^{\text{grav}} + f_s^{\text{cori}} + f_s^{\text{hum}} \quad (8)$$

摩擦力  $f_s^{\text{fric}}$ , 重力  $f_s^{\text{grav}}$ , コリオリ力  $f_s^{\text{cori}}$  は同定試験やモデルから推定することが可能であるが, 訓練者が加える力  $f_s^{\text{hum}}$  は未知の外乱であるため, 推定が困難であるとともに, 外力  $f_s^{\text{ext}}$  と  $f_s^{\text{hum}}$  は

分離して推定することが困難である。

## 2. 提案する手づたえ動作教示<sup>1)</sup>

そこで, 本研究では, 力覚センサと反作用力推定オブザーバを活用することにより, 外力と訓練者が加える外乱を分離して動作再現のための補償器を実現する手法を提案する。力センサを用いた環境外乱の推定値は以下で表される。

$$\hat{f}_e^{\text{dis}} = G_{le}^{\text{dis}}(s) (f_s^{\text{Ssen}} - f_s^{\text{sen}}) + G_{le}^{\text{dis}}(s) Z_e^S(s) \delta q_s \quad (9)$$

$$= -G_{le}^{\text{dis}}(s) (\delta Z_e(s) q_s^S + Z_e^S(s) \delta q_s) \quad (10)$$

ここで, 添え字 sen はセンサによる計測値を表す。(10)式右辺第1項はインピーダンス変動による外乱, 第二項は位置の変動による外乱を表す。力センサを用いることにより, 訓練者が加える力  $f_s^{\text{hum}}$  の影響を受けることなく環境外乱の推定が可能となる。 $\delta q_s$  が微小であるとき, 環境外乱を打ち消し軌道をロバストに再生するための補償値は以下で表される。

$$\begin{aligned} q_p^{\text{cmp}} &= G_p^{\text{cmp}}(s) \hat{f}_e^{\text{dis}} \\ &= -\frac{K_f}{s^2 + K_v s + K_p} (\hat{f}_s^{\text{Ssen}} - \hat{f}_s^{\text{sen}}) \end{aligned} \quad (11)$$

ここで,  $G_p^{\text{cmp}}(s)$ ,  $K_f$ ,  $K_v$  および  $K_p$  はそれぞれ, 軌道再現のための補償器, 力フィードバックゲイン, 速度フィードバックゲインおよび位置フィードバックゲインを表す。本補償器とマスタシステム側の位置センサによって取得され記録された軌道情報を用いることで, ロバストな軌道再現が可能となる。これにより, 訓練者がスレーブシステムに触れて, 記録された軌道に倣って動作を実行することにより, 繰り返し訓練を行うことが可能になる。

ただし, 本補償器だけでは対象環境までの距離や大きさなどの変動が生じた際には, 対象へ届かなかつたり, 過剰な接触力が生じてしまい正確な接触動作の再現が困難となる。そこで, 接触力再現のための補償器も力センサの情報を用いて次式で得られる。

$$\begin{aligned} q_f^{\text{cmp}} &= G_f^{\text{cmp}}(s)(\hat{f}_e^{\text{dis}} - G_e^{\text{dis}}(s) Z_e^S(s) \delta q_s) \\ &= \frac{1}{k_f^{\text{cmp}} s^2 + k_{fv}^{\text{cmp}} s} (\hat{f}_s^{\text{ssen}} - \hat{f}_s^{\text{sen}}) \end{aligned} \quad (12)$$

ここで、 $G_f^{\text{cmp}}(s)$ 、 $k_f^{\text{cmp}}$ および $k_{fv}^{\text{cmp}}$ はそれぞれ、接触力再現のための補償器、力補償ゲインを表す。(11)式と(12)式の補償器により、手づたえにより訓練者へ動作教示しつつ、対象環境の変動に対して柔軟に接触動作を実現することが可能となる。これにより、訓練者は教示者がその場になくとも、対象環境に対して実行される動作を確認しながら、繰り返し訓練を行うことが可能となる。

さらに、繰り返し記録された動作を手づたえにより教示することで、訓練者の習熟度が向上してきた段階で、元の動作への拘束度を下げ、記録された動作に倣うだけでなく、訓練者の動作を再生される動作に反映することで訓練者が能動的に訓練の段階を進めることも想定できる。訓練者の動作を反映するための制御器を以下に示す。

$$\begin{aligned} q_t^{\text{cmp}} &= G_t^{\text{cmp}}(s)[\hat{f}_m^{\text{Sext}} - (\hat{f}_s^{\text{Sext}} - \hat{f}_s^{\text{ssen}})] \\ &= \frac{\sigma_t}{M_t s^2 + D_t s + K_t} (\hat{f}_m^{\text{Sext}} - (\hat{f}_s^{\text{Sext}} - \hat{f}_s^{\text{ssen}})) \\ &\approx \frac{\sigma_t}{M_t s^2 + D_t s + K_t} (\hat{f}_m^{\text{Sext}} - \hat{f}_s^{\text{hum}}) \end{aligned} \quad (13)$$

ここで、 $\sigma_t$ は0または1の値をとる変数であり、 $M_t s^2 + D_t s + K_t$ は教示者と訓練者の加える力の誤差に対するインピーダンスである。(11)、(12)、(13)式で表される補償器を統合することで、提案する動作の手づたえ教示のための加速度参照値は以下である。

$$\begin{aligned} \ddot{q}_s^{\text{ref}} &= -K_f(\hat{f}_m^{\text{Sext}} + \hat{f}_s^{\text{sen}}) \\ &= +C_p(s)(q^{\text{cmp}} + q_m^S - q_s) + s^{2\text{cmp}} \end{aligned} \quad (14)$$

$$q^{\text{cmp}} = q_p^{\text{cmp}} + q_f^{\text{cmp}} + q_t^{\text{cmp}} \quad (15)$$

ロバストな加速度制御により、位置応答は以下となる。

$$q_s \approx q_m^S + q_f^{\text{cmp}} + q_t^{\text{cmp}} \quad (16)$$

$$\begin{aligned} &= q_m^S + \frac{1}{k_f^{\text{cmp}} s^2 + k_{fv}^{\text{cmp}} s} (\hat{f}_s^{\text{ssen}} - \hat{f}_s^{\text{sen}}) \\ &\quad + \frac{\sigma_t}{M_t s^2 + D_t s + K_t} (\hat{f}_m^{\text{Sext}} - \hat{f}_s^{\text{hum}}) \end{aligned} \quad (17)$$

(16)、(17)式で表されるように、 $\sigma_t=0$ とすれば、スレーブの位置応答は記録されたマスタの位置応答と環境変動の補償値分の出力に固定される。これにより環境変動への柔軟な適応と訓練者への動作の手づたえ教示が同時に実現できる。また、 $\sigma_t=1$ とすれば、訓練者の動作を反映するための制御器がアクティブとなり、訓練者への拘束力が下がり、能動的な訓練が可能となる。また、拘束力はインピーダンス $M_t s^2 + D_t s + K_t$ により調節することができる。(17)式より、教示者と訓練者が入力する力の差分が再生される動作に現れるため、正しい動作が実施されていなければ、訓練者はインピーダンスによって生じる拘束力を知覚するとともに、出力軌道にその差分が現れる。そして、習熟度が向上されるにつれて、再現される軌道は元の動作に近づき、訓練者は環境インピーダンスのみを知覚することになる。

以上のように、提案する位置・力センサおよび反作用力推定オブザーバの情報を統合した制御器により、手づたえによる動作の教示が実現される。

### 3. 実験

図4、図5に示すように、力覚センサ(BFS 030XS501, Leprino Inc.)を搭載したダイレクトドライブモータ(MDS-7018, Microtech Laboratory Inc.)によって構成される1自由度および2自由度マニピュレータを用いたマスタ・スレーブシステムを製作し、本研究で提案するシステムの有効性を確認するための実験を実施した。動作の記録時、操作者はマスタ・スレーブシステムを介して対象物に対して接触動作を行う。訓練者への動作の教示の際、保存動

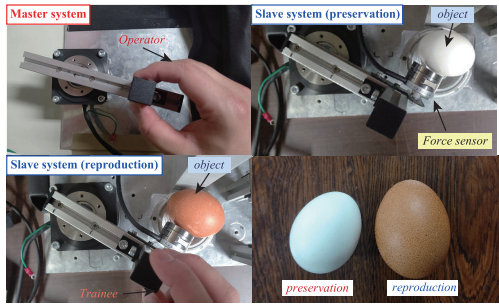


図4 1自由度マスタ・スレーブシステム

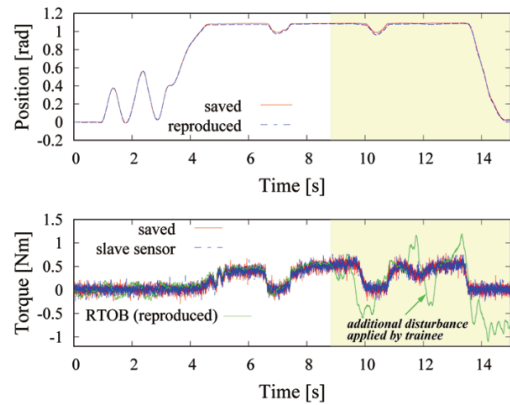


図7 提案手法による手づたえ教示 (13式なし)<sup>1)</sup>

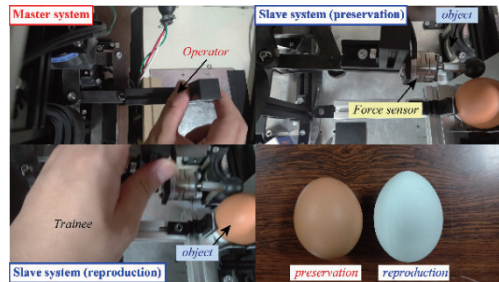


図5 2自由度マスタ・スレーブシステム

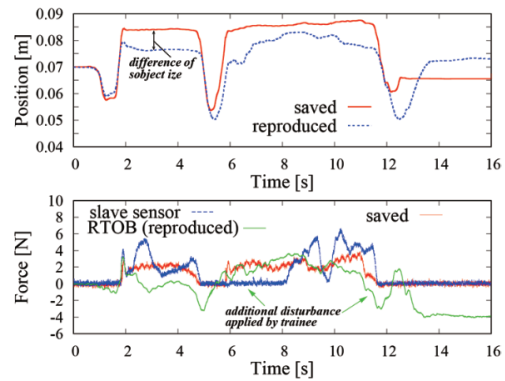


図8 提案手法による手づたえ教示 ( $K_t$ あり)

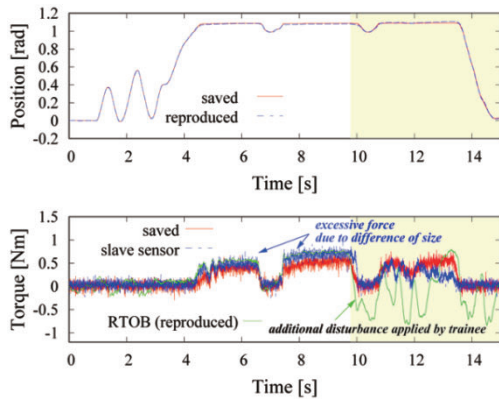


図6 補償器無しの場合の手づたえ教示<sup>1)</sup>

作の再現を行うマニピュレータによって訓練者は誘導されながら対象環境に対して接触動作を行う。教示時には動作の記録時よりも大きい対象物に対して接触動作を行う。比較として、補償器を実装しない動作再現システム(従来法)の実験も実施する。図6は補償器を用いない場合の従来の動作再現システムによる手づたえ教示の実験結果を示している。訓練者を誘導するため、訓練者の力がアクチュエータに加えられるが、力制御に比べて軌道の逸れは小さくなっている。しかし、対象物が保存時よりも大きいにもかかわらず、押し込み量が変わらないた

め、超過力が発生している。

これに対し、図7は提案手法において(13)式を実装していない場合の結果を示している。従来手法とは異なり、補償器によって接触力の調整がされるため、対象物の大きさが異なっても保存時の接触力を高精度に再現することを達成している。また、力制御とは異なり、訓練者による外乱が加えられても保存時の軌道から逸脱していないことが分かる。これは、提案手法が訓練者が加える力に対して無限の(十分に高い)制御剛性を有しているためである。これらの結果から、提案手法は対象物の変化への適応と再現時における外乱に対するロバスト性の向上を同時に実現可能であることが確認できる。図8は訓練者が加える力に対して正の剛性を有するシステムの結果を示している。訓練者が保存時の操作者が加えた力と異なる力を加えた場合(力加減を誤った場合)、訓練者の力の影響が再生される動作に反映される。ただし、訓練

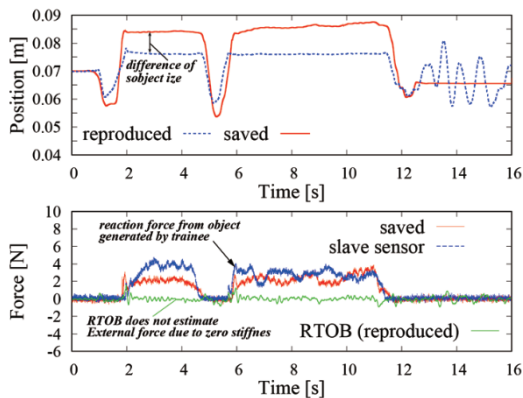


図9 提案手法による手づたえ教示 ( $K_r$  なし)

者の入力に対して正の剛性を有しているため、訓練者が力を加えていない場合および正しい力が加えられている場合には元の軌道に戻り、元の動作の再現が行われる。これに対し、図9は訓練者による外乱に対する制御剛性が零となる補償器を実装した提案手法の結果を示している。

これにより、訓練者が加えた力全てが再現された動作に反映されるとともに、訓練者は保存時の操作者が加えた操作力を知覚することができる。これにより訓練者は動作の習熟度を知ることが可能となる。

#### 4. まとめ

本研究では状態観測器による推定外力情報と力センサを含むマルチセンサ情報を統合した手づたえ動作教示システムを提案した。力センサと反作用力推定オブザーバを活用することにより、訓練者による作用力と環境からの反作用力を分離し、対象環境の変化への適応と動作教示を同時に実現することが可能となった。さらに、訓練者の習熟度に応じて、訓練の補助のための拘束力の調整も可能である。また、訓練の初期段階では訓練者は拘束力を知覚し、習熟度が向

上すると拘束力を次第に知覚しなくなる制御器を実現することができた。

#### [今後の研究の方向, 課題]

研究期間内において、状態観測器とマルチセンサ情報の統合に基づく動作の手づたえ教示のための基盤となる補償器および制御器を導出し、その有効性を実験により確認することができた。今後は、本制御系を把持動作や操り動作に対して拡張する予定である。

さらに、本システムを用いた場合と用いない場合について、実際に特定の動作の訓練を繰り返して実施し、動作の習熟度に関して比較および評価を行う必要がある。

#### [成果の発表, 論文等]

- 1) Yuki Nagatsu, Hideki Hashimoto, "Hand-guide Training Based on Integration of Force Information Obtained by Sensor and State Observer," The 30<sup>th</sup> International Symposium on Industrial Electronics (ISIE2021), TS-22.6, 2021.

#### [参考文献]

- [1] W. Iida and K. Ohnishi, "Reproducibility and operability in bilateral teleoperation," The 8th IEEE International Workshop on Advanced Motion Control, AMC '04, pp. 217-222, Mar., 2004.
- [2] Y. Yokokura, S. Katsura, and K. Ohishi, "Stability analysis and experimental validation of a motion-copying system," IEEE Transactions on Industrial Electronics, vol. 56, no. 10, pp. 3906-3913, Oct., 2009.
- [3] Y. Nagatsu and S. Katsura, "Design strategies for motion reproduction based on environmental disturbance compensation," IEEE Transactions on Industrial Electronics, vol. 62, no. 9, pp. 5786-5798, Sep., 2015.