

令和 3 年 6 月 18 日現在

機関番号：82723

研究種目：若手研究(B)

研究期間：2017～2020

課題番号：17K12765

研究課題名(和文)人の学習能力を利用したイン・ハンド・マニピュレーションのためのモデルレス操り戦略

研究課題名(英文) Model-less Manipulation Strategy for In-hand Manipulation using Human's Learning Skill

研究代表者

山脇 輔 (Yamawaki, Tasuku)

防衛大学校(総合教育学群、人文社会科学群、応用科学群、電気情報学群及びシステム工学群)・システム工学群・講師

研究者番号：20546171

交付決定額(研究期間全体):(直接経費) 3,200,000円

研究成果の概要(和文):本研究の目的は、指の自由度を利用して手の中で物体を操るイン・ハンド・マニピュレーションを工学的に実現することである。まず、イン・ハンド・マニピュレーションをヒトが直接教示可能なマスタ・スレーブシステムを構築し、操りを実現するための角度・トルク軌道をモデルレスで生成できることを確認した。つぎに制御性能の向上を目指し、摩擦などの確率的不確かさにロバストな繰り返し学習法を提案し、その有効性を実験的に確認した。

研究成果の学術的意義や社会的意義

従来までイン・ハンド・マニピュレーションではモデルに基づいた操り戦略を構築することが一般的であった。一方、本研究では、操りを実現する軌道の生成と制御性能の向上がモデルを用いず実現できることを示した。モデルが不要となったことで(1)モデル化誤差に対するロバスト性の向上、(2)対象物の変更に対し物理モデルの再構築が不要な点で操りの実現が容易の2つの工学的有用性が期待できる。

研究成果の概要(英文): This research aims to engineeringly realize in-hand manipulation that manipulates an object by using the finger's degree of freedom. First, we constructed a master-slave system that allows humans to teach in-hand manipulation directly and confirmed that it is possible to generate angles and torque trajectories to realize in-hand manipulation without a model. Next, to improve control performance, we proposed a robust iterative learning method for stochastic uncertainty such as friction and experimentally confirmed its effectiveness.

研究分野：ロボット工学

キーワード：ロボットハンド 操り計画

様式 C-19、F-19-1、Z-19（共通）

1. 研究開始当初の背景

(1) ロボットハンドを用いたマニピュレーションに関する研究の多くは対象物を安定して把持するための戦略を扱ったものが多かった。しかし、ロボットの活躍の場が急拡大するにつれて、単に物体を把持するだけでは工学的に十分な性能が得られないことが分かってきた。そこで新たなマニピュレーションとして、手の中で対象物の位置や姿勢を操るイン・ハンド・マニピュレーションが大きな注目を集めている。しかし申請者の知る限り実際のロボットハンドでイン・ハンド・マニピュレーションを実現した研究は少ない。

(2) イン・ハンド・マニピュレーションは、操り対象物とロボットハンドとの間で生じる接触力によって対象物を目標の位置や姿勢に操るため、対象物に作用する接触力を適切に制御することが課題となる。従来は、接触力の発生メカニズムをモデル化し、目標の接触力を発生するための制御入力をモデルに基づいて生成するモデルベースな制御法が用いられてきた。しかし、モデルベースなアプローチで接触力を正確に制御することは以下の理由で困難である。(i) 接触力は対象物と指との間で生じる摩擦力や接触状態（材質、表面粗さ、すべりや転がり接触などの接触タイプ、接触位置）に依存する、(ii) 摩擦力や接触状態は確率的に変化する。

(3) 従来のモデルベースなアプローチではなく、本研究では、モデルを用いずにイン・ハンド・マニピュレーションを実現するための制御戦略について検討する

2. 研究の目的

上記の研究背景に基づき、研究目的を以下のように設定した。

(1) 人の学習能力を活用し、実システムに基づいた制御入力を生成（教示）可能なシステムを構築し、イン・ハンド・マニピュレーションを実現するための制御入力をモデルを用いずに生成する手法を確立する。

(2) 生成した制御入力をそのままロボットへ入力しても制御誤差が生じる。そこで、軌道追従性能を向上させるため、繰り返し学習によって制御入力を最適化する手法を確立する。

3. 研究の方法

(1) 図1に示す2本の1自由度指と掌から構成されるロボットハンドを用いた2自由度平面内のイン・ハンド・マニピュレーションを研究対象とした。左右指の制御入力である角度軌道およびトルク軌道を教示するシステムを構築し、教示軌道の有効性について検討した。

(2) 対象物を目標軌道へ追従させるため、2本のロボット指に対する制御入力を学習によって最適化した。

4. 研究成果

(1) 図2に示すロードセルを用いたトルク教示機構を製作した。ヒトが左右のロボット指を押し付ける力をロードセルにより計測し、それをト

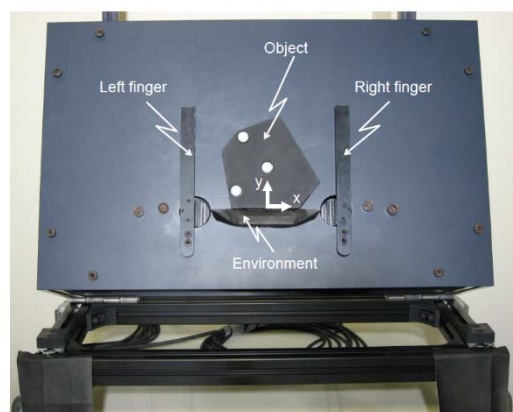


図1 1自由度2本指ロボットハンドと対象物

ルクへ変換することで教示トルク軌道とする機構である。しかし、本機構では教示中に銅板上をヒトの指が動き、押しつけ力を印可する位置が変化するため、トルクへの変換に誤差が生じることが分かった。

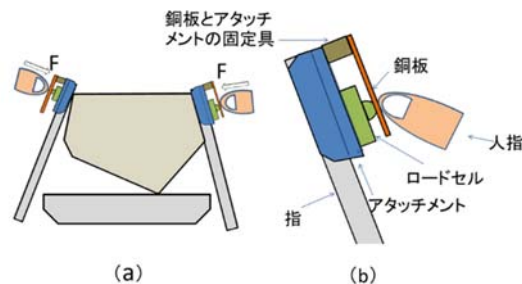


図 2 ロードセルを用いたトルク教示機構

(2) 上記の問題点に対し、指先の移動が小さいトルク教示機構として、ボタン型のトルク教示軌道を製作した(図3)。指が押しつ可能な領域を小さくすることにより、教示中の指の移動を小さくなり、トルク教示軌道の誤差を小さくすることができた。しかし、指の皮膚の弾性変形によりトルク軌道に誤差が生じることが分かった。



図 3 ボタン型トルク教示機構

(3) 教示軌道には操りの成功率が高い軌道と低い軌道があることが分かった。しかし、得られた教示軌道の操り成功率を事前に評価することは困難である。そこで、複数の教示軌道の平均軌道を採用することにより、教示軌道の成功率の向上を目指した。教示軌道は、それぞれ操作時間が異なるため、そのまま平均軌道を求めることは適切ではない。図4の灰色実線で示す5本の教示軌道は時間方向にばらつきがある。そこで動的時間伸縮法を用いることにより時間の正規化を動的に変化させることで赤色実線に示すような平均軌道を得ることができた。このようにして得られた教示軌道は操りの成功率の向上に寄与することが分かった。

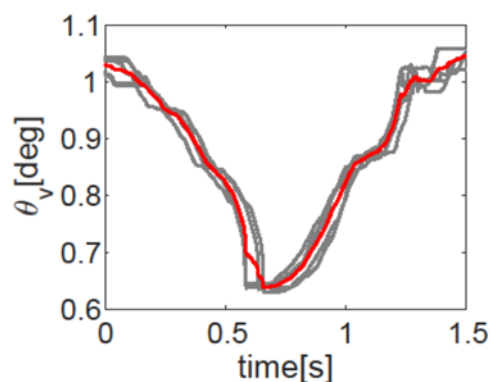


図 4 動的時間伸縮法を用いて得られた平均角度軌道

(4) 研究成果(2)で言及したようにボタン型トルク教示機構であってもトルク軌道に誤差が生じた。そこで図5に示すマスタ・スレーブ式教示システムを開発した。ロボット指は、トルクセンサが新たに取り付けられ、トルクが計測可能となっている。ヒトは、トルクセンサ付ギードモータに取り付けたハンドルを把持し、ロボット指へのトルクと角度の教示軌道を生成可能とした。従来までの機構ではヒトの押しつけ力をトルクに変換する必要があったため、押しつけ力を加える位置の誤差がトルク軌道に影響を与えていた。一方、本システムは、トルクを直接計測できるため、押しつけ力の位置の誤差が影響を与えることがなくなった。本システムを用いて生成した教示軌道を用いた操り実験の結果を図6に示す。多角形対象物の操りに成功していることが分かる。

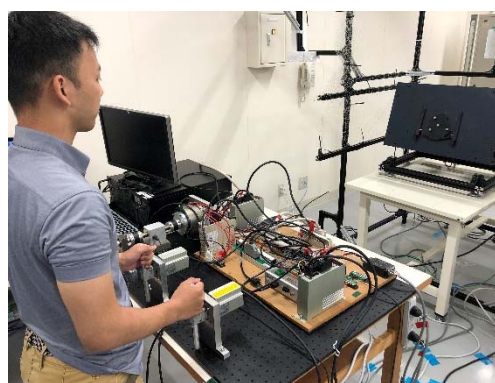


図 5 マスタ・スレーブ式教示システム

(5) 上記の教示システムで生成したトルク軌道と角度軌道をそのまま制御入力として与えても対象物は教示した軌道に対して誤差をもつ。これは、角度やトルクに制御誤差が生じるためである。そこで、このような制御誤差を補償する入力を繰り返し学習によって生成する手法を考案した。繰り返し学習は、試行を繰り返すことにより制御入力を更新するアルゴリズムである。しかし、試行毎に変化する不確かさ、つまり確率的な不確かさに対して脆弱であった。 イン・

ハンド・マニピュレーションでは、第1節(2)で述べたように不確かさが確率的に変化する。よって、従来の繰り返し学習をそのまま採用することはできない。そこで本研究では、深層学習で採用されている学習ゲインが適応的に変化する勾配法を採用した繰り返し学習則を考案した。近年、多くの可変学習ゲインの調整アルゴリズムが提案されているが、その中でもハイパーパラメータの数が少ない AdaDelta に注目した。AdaDelta は、ノイズなどに起因する更新量の急激な変化をゲインによって抑制するため、確率的な不確かさに対してロバストになる。

図7の赤実線、青実線は AdaDelta によって適応的に調整された左右指の学習ゲインをそれぞれ示す。このように試行毎に学習ゲインを大きく変化させていることが分かった。一般的に繰り返し学習では、一定の学習ゲインを採用するが、それが適切でないことがこの実験結果から明らかになった。AdaDelta を採用した5セットの学習結果の平均と標準偏差を図8左図に示す。図8右図は学習ゲインを一定とした場合の学習結果である。AdaDelta を採用した実験結果では、試行を繰り返すことにより評価関数が小さくなることが分かった。一方、学習ゲインを一定とした場合は、評価関数の減少が緩やかであった。また、AdaDelta を採用することにより標準偏差を小さくできることが分かった。つまり、同じ初期状態で学習を開始しても学習結果の差異が小さく、安定した学習性能が得られることが分かった。

(6) 可変学習ゲインの調整アルゴリズムは、非常に多く提案されているが、最も代表的なアルゴリズムが Adam である。そこで Adam を用いた学習法についても評価・検討を行った。図9の左図は、Adam による可変学習ゲインを採用した5セット分の学習結果の平均と標準偏差、右図は学習ゲインを一定とした学習結果である。Adam を採用することにより制御誤差を小さくすることができ、かつ標準偏差も小さいことが分かる。

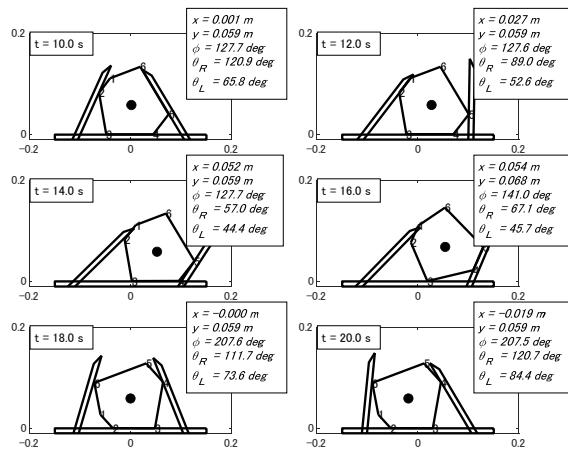


図6 マスタ・スレーブ教示システムで生成した教示軌道で操り実験を行った結果

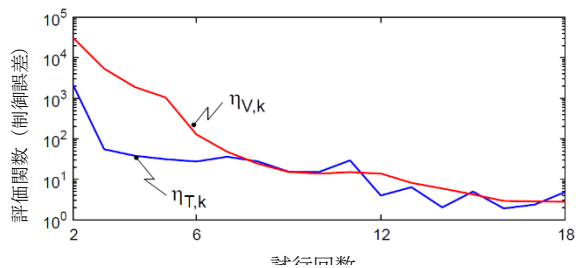


図8 適応的に変化した学習ゲイン

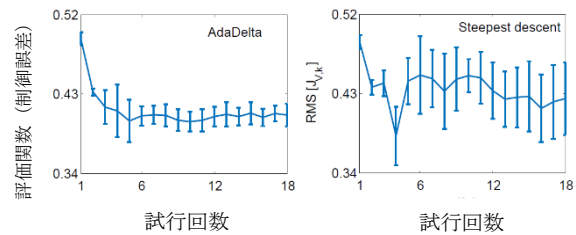


図7 学習結果 (左図: AdaDelta による可変学習ゲイン, 右図: 学習ゲインを一定)

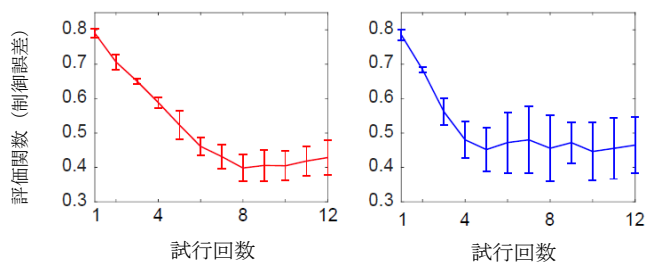


図9 学習結果 (左図: Adam による可変学習ゲイン, 右図: 学習ゲインを一定)

5. 主な発表論文等

〔雑誌論文〕 計0件

〔学会発表〕 計4件（うち招待講演 0件 / うち国際学会 2件）

1. 発表者名 山脇輔, 今和泉輝紀, 八島 真人
2. 発表標題 イン・ハンド・マニピュレーションのための繰り返し学習制御における不確かさを考慮した勾配法の検討
3. 学会等名 第35回日本ロボット学会学術講演会
4. 発表年 2017年

1. 発表者名 山脇輔, 八島真人
2. 発表標題 イン・ハンド・マニピュレーションのための繰り返し学習制御における不確かさを考慮した勾配法の検討
3. 学会等名 第18回計測自動制御学会システムインテグレーション部門講演会
4. 発表年 2017年

1. 発表者名 Masahito Yashima, Tasuku Yamawaki
2. 発表標題 Iterative Learning Scheme for Dexterous In-hand Manipulation with Stochastic Uncertainty
3. 学会等名 The 2018 International Conference on Robotics and Automation (国際学会)
4. 発表年 2018年

1. 発表者名 Tasuku Yamawaki, Masahito Yashima
2. 発表標題 Application of Adam to Iterative Learning for an In-Hand Manipulation Task
3. 学会等名 The 22nd CISM IFToMM Symposium on Robot Design, Dynamics and Control (国際学会)
4. 発表年 2018年

〔図書〕 計0件

〔産業財産権〕

〔その他〕

-

6. 研究組織

	氏名 (ローマ字氏名) (研究者番号)	所属研究機関・部局・職 (機関番号)	備考
--	---------------------------	-----------------------	----

7. 科研費を使用して開催した国際研究集会

〔国際研究集会〕 計0件

8. 本研究に関連して実施した国際共同研究の実施状況

共同研究相手国	相手方研究機関
---------	---------