

教示者の動きの見立てに基づく道具操作軌道の生成法獲得

An Acquisition of Trajectory Generation Method for Tool Operation Based on MITATE from Human Demonstration

○出村 聡規 (信州大) 莫 亜強 (信州大)
長濱 虎太郎 (信州大) 正 山崎 公俊 (信州大)

Satonori DEMURA, Shinshu University, 14t1802k@shinshu-u.ac.jp
Mo YAQIANG, Shinshu University
Kotaro NAGAHAMA, Shinshu University
Kimitoshi YAMAZAKI, Shinshu University

Abstract: In this paper, we propose an acquisition of trajectory generation method for tool operation by Life-Support Robot. The proposed method is based on human demonstration. First, a human demonstrator operates tools according to the movement of a robot that already knows basic manipulation trajectory. Then, the robot associates its motion with the demonstrator's motion. After that, the demonstrator can start to teach new movement to the robot for operating the tool. We show the effectiveness of the proposed method subject to wipe the table and so on.

Key Words: Life-Support Robot, MITATE, trajectory generation, image processing

1. 緒言

生活支援ロボットの普及により、労働力の補填や、高齢者・要介護者の家事等の作業負担の軽減が期待できる。ただし、作業の内容や方法は各家庭によってさまざまであるため、各家庭でロボットにそれらを教え込むフェーズが必要になるであろう。そのカスタマイズにおいて、一度できるようにした動作を簡便に修正・拡張する方法があれば、有用であると考えられる。すなわち、ロボットに関する高度な知識を持たないユーザでも簡単に利用できることが望ましい。例えば、プログラミングによらずロボットに作業を教える手法として、GUIによる簡易プログラミングや直接教示、視覚教示などが提案されている。この中でも視覚教示は大きな力もいらず、また人から人へ教える場合と同様の教示方法であるため、幅広いユーザにとって活用可能だと考えられる。

視覚教示の従来研究[1]では、物体操作[2]や道具操作[3]を視覚情報から学習させる研究が行われている。しかし、これらの従来研究の課題として、人が同じ作業空間にいること、またロボットと同じ物体や道具を持っていることを前提としていることが挙げられる。このような手法では、オフラインの学習は可能だが作業中に動作を修正することが難しいといった問題点も存在する。

本稿ではこれらの課題に対し、「見立て」に着目した新たな動作教示法を提案する。「見立て」とは「ある物事に他の物事に他の事物の像を重ね合わせること」であり[4]、閉じた扇子を箸に見立てて蕎麦をすすむ様子を表現することが典型例である。しかし芸術や表現の分野だけでなく、人が人へと物体の姿勢や動作を伝達する際にも伝統的に用いられてきた技法である。このような見立ての技法をロボットの道具操作軌道指示へ用いることができれば、直接的かつ詳細な作業指示が、人のいる環境で、人の持つ物体のみを使い、人の動ける範囲内で可能となると考えられる。

本研究では、このような見立てに基づく道具操作指示を工

学的に実現する方法について検討する。特に、教示者となるユーザが手に持つ何かをロボットの手元の道具に見立て、動きを教示する状況を取り上げ、人が示している道具操作軌道をロボットに獲得させるための視覚処理・学習システムの構成法を事例的に明らかにする。

2. 教示者の動きと見立てに基づく 道具操作軌道の生成法獲得

人から人へ、見立てを用いて道具の操作軌道を伝達する場合の典型例として、学習者が持つ道具や環境と、教示者が手先に持つ物体や環境が異なる場合を考える。その例としては、調理中の学習者が調理道具で何かをかき混ぜている際に、教示者が自分の持つ物体を調理道具に見立てて動かして見せ、より良いかき混ぜ方を教えるといった状況が挙げられる。

この時、教示者と学習者には、以下のような過程が存在すると考えられる。

- (1) 教示者は、学習者の手元に見立てて、手元の物体を動かす。
- (2) 学習者は、教示者が学習者自身の手元の動きをどのように表現しているかを理解する。つまり教示者の手元のタスク空間と学習者の手元のタスク空間の対応付けを行う。(見立ての理解)
- (3) 教示者は学習者へ、より良い動作を見せて教える。
- (4) 学習者は(3)を観察しながら、(2)で対応付けたタスク空間同士の関係を用いて、手元の道具操作軌道を修正する。

ここで、(2)の見立ての理解段階におけるタスク空間の対応付けの方法により、(4)での道具操作軌道の生成法が変わることに注目されたい。タスク空間の対応付け方法を変え、道具操作軌道の生成法を積極的に変えることができれば、例えば学習者が行っている細かな作業を、教示者が大きな動きで修正教示をする、あるいは教示者には手が届かない範囲の動きを学習者に教示するといったことが可能となり、これは教示できる生活支援タスクを広げることに貢献すると考えられる。

ここで学習者をロボットとする場合、教示者の手元のタスク空間とロボット自身の手元のタスク空間を対応付ける視覚機能が最重要となる。本研究では、教示者の手元とロボットのタスク空間を対応付けるための類似性判断モジュールを実装し、教示者を検出し教示者の手元を追跡する視覚処理モジュールとともに用いることで、前述の一連の過程を実現するロボットシステムの実装例を示し、検証を行う。

道具操作軌道の生成法獲得までの大まかな流れを図1に示す。まず、自動で作業するロボットに対し教示者はロボットの手の動きに合わせて把持した物体をロボットに見えるように動かす。次にロボット視覚処理モジュールによりその動きを観測し、類似性判断モジュールにより自身の手の動きと類似しているか否かを判断する。その際、教示者の手元の物体付近に基準となる作業平面があるかどうか同時に観測する。もし作業平面が確認できた場合、教示者とロボットとの作業平面の対応付けを行い次のステップへ進む。手先の動きの類似性があると判断された場合、教示者とロボットのタスク空間同士の対応を推定する。その後教示者の動きを自らのタスク空間に変換し新たな操作軌道を得るといった流れである。

視覚処理モジュール、類似性判断モジュールの二つを実装するために、課題が大きく分けて3つ存在する。1つ目は教示者の手元の物体の動き・作業平面の有無の認識方法、2つ目は教示者とロボットの手の動きの類似性判断方法、3つ目は教示者とロボットのタスク空間の対応付け方法である。以上3つの課題の解決法を次章以降に示す。

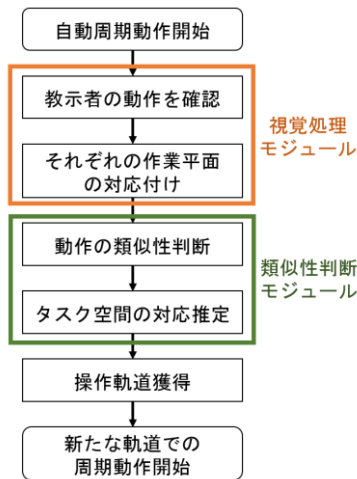


Fig.1 道具操作軌道の生成法獲得までの流れ

3. 教示者の手先動作獲得

教示者の手先動作を獲得するためには、まず教示者の動きを認識する必要がある。そこで本研究では HSR 頭部に設置された三次元距離画像センサよりカラー画像、深度画像を取得する。人間の姿勢認識手法の一つである OpenPose[5]を用いカラー画像から教示者の各関節の二次元位置をリアルタイムで取得する。それらを深度画像と照らし合わせることで各関節の三次元位置を得る。得られた各関節位置の中から右手首の座標を獲得し、それをもとに手元の物体周辺に認識領域を設

定する。その領域内で物体の位置、また作業平面の有無を観測する。

物体の位置を観測するために、移動物体の検出・解析などに用いられる OpticalFlow 推定で代表的な Lucas-Kanade 法[6]を利用する。検出される OpticalFlow のうち、教示者の手先の周辺と把持物体の周辺とを比較すると、把持物体の周辺のほうが大きく動くと考え、検出した OpticalFlow のうち最も大きく動いたものを把持物体の位置とする。以降その位置を教示者の手先位置として扱う。

また、作業平面の有無については、認識領域内で平面検出処理を行い、平面が検出された場合はその法線ベクトルを算出する。教示者とロボットの作業平面に対応した法線ベクトルを用い、二つのベクトルの内積を考えることで二つの平面のなす角を算出する。それらを踏まえ教示者の手先の動きを獲得する。

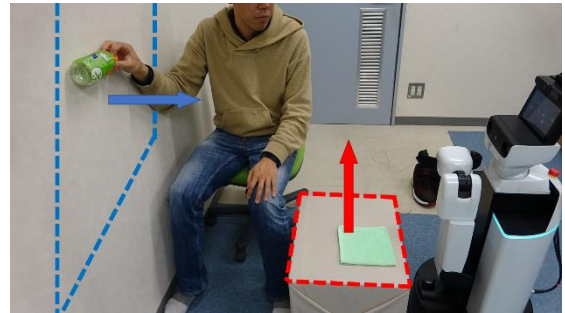


Fig.2 教示者とロボットの作業平面の対応付け

4. 教示者とロボットの手先動作の類似性判断

前章で獲得した手先位置を用い、教示者とロボットの手先の動きの類似性を算出する。まず、各手先位置からフレーム間の移動量を算出しそれを手先速度とする。教示者の手先速度を x [m/frame], HSR の手先速度を y [m/frame] とし、式(1)の相関演算を用いて相関係数 r を求める。

$$r = \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2} \sqrt{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2}} \quad (1)$$

相関係数が閾値を超えた場合、両者の手先の動きに類似性があると判断する。また、この時の手先速度の平均値を比較することで操作量の大小関係を推定する。その結果より得られた関係を用い、速さのスケールリングを行う。これにより、教示者の動く範囲を大幅に変えることなく、ロボットに細やかな動きや大きな動きを伝えることのできるよう、タスク空間の対応付けを行う。

図3に示すように、人とロボットの作業平面が正対していない場合を考える。この状態のまま教示を行うと道具操作軌道を正しく教示できない。そこで所定の時間の各手先速度ベクトルを記録し、その内積を考えることで左右方向の傾きが検出できると考える。得られた傾きを用い、ロボットの前後左右方向の移動量を再度算出することで、正対していない場合でも正しく教示することができる。



Fig. 3 作業平面の左右方向の傾き

5. 実験

5.1 実験条件

提案手法を評価するために、台拭き動作と攪拌動作の二つの道具操作軌道生成法を獲得させた。評価実験には、トヨタ自動車(株)で製作されたヒューマンサポートロボット HSR[7]を用いた。HSR は、単腕型移動マニピュレータであり、マニピュレータに 4 自由度、上下昇降に 1 自由度、そして台車に 3 自由度を有する。

台拭き動作では、壁を教示者の作業平面とした。図 4 に示すように、壁と HSR が正対している状況から約±30[deg]の間でランダムに傾きをつけ、実験を行った。一方、攪拌動作では作業平面が存在しない場合を想定し、前後上下左右の三次元方向の動作教示を行う。下方のみ容器と道具の接触を避けるため、HSR の現在のハンドの高さから 0.01[m]のみ下がるように下限を設定する。

二つの動作を教示する際、教示者は HSR 正面に座り教示を行った。また動作教示環境を家庭環境内と考えているため、教示の際利用する物体としてペットボトルを利用した。

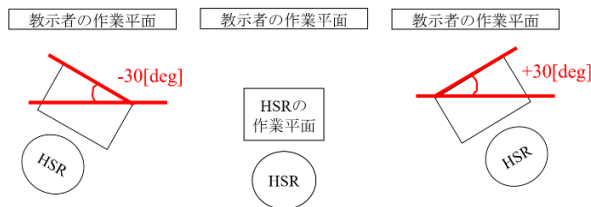


Fig. 4 各作業平面の位置関係

5.2 実験結果

軌道生成法獲得までの流れは次のようであった。まず、手先位置を検出し、その後平面検出処理を行い、手先位置周辺に作業平面の検出を行った。

平面が検出されなかった場合、つまり作業平面が存在しなかった場合は、HSR 頭部の三次元距離画像センサから得られた教示者の手先位置、HSR 自身のハンド位置を世界座標系に変換した。各手先座標から手先速度を算出し相関演算、操作量の大小関係の観測、手先速度ベクトルのずれの検出を行った。相関係数が一度閾値を超えたのちに再度下回った場合は、教示者が異なる軌道を描いていると判断し、図 5 のように教示者の動きに合わせ、HSR 自身のタスク空間にあった軌道を生成した。一定時間経過すると軌道生成をやめ、新しく作成した

軌道により自動動作を再開した。

平面検出処理により平面が検出された場合、それぞれの作業平面の法線ベクトルを検出し、各作業平面間の角度を算出する。その後それらを踏まえ座標変換を行い、相関演算等の処理を行った。

図 6 は、台拭き動作での類似性の検出から、新たな道具操作軌道での自動動作までの手先位置の推移である。また、各手先位置は world 座標系からみた手先位置である。図 7 は攪拌動作での手先位置の推移である。



Fig. 5 道具操作軌道の生成

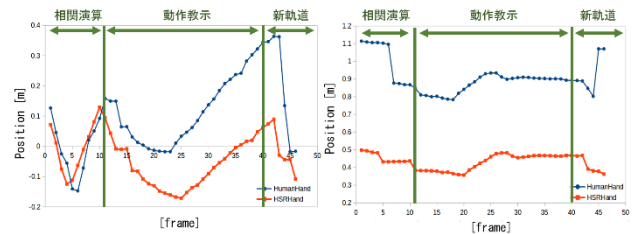


Fig. 6 各手先位置の推移

(左：HSR の前後方向，右：HSR の左右方向)

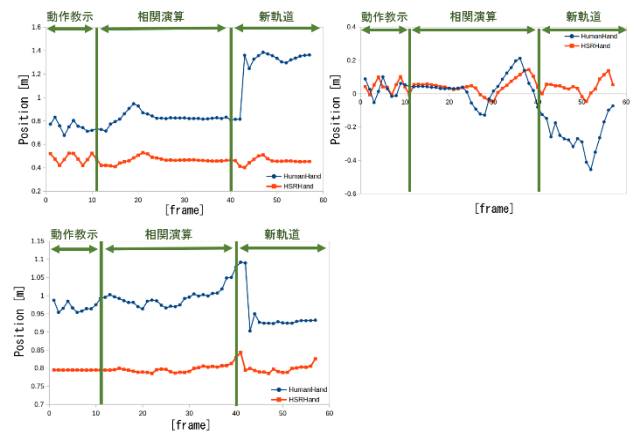


Fig.7 各手先位置の推移 (左上：HSR の前後方向，右上：HSR の左右方向，左下：HSR の上下方向)

6. 考察

作業平面の有無に関わらず、教示者の手先の動きに合わせおおよそ同じ軌道を描き、新たな道具操作軌道を生成できていることが分かる。しかし、いくつかの要因による失敗が見られた。

一つ目の要因は、手先位置の取得に失敗したことである。認識処理の範囲内で、手先位置より大きく動く特徴点が検出されてしまった場合や、最も動く点がフレームごとに異なる場

合、背景に影響され特徴点が移動してしまう場合には、正しい手先位置が検出できなくなった。そこで、検出した点に重みづけを行うことや、OpticalFlowの大きさに制限を設けることとした。それにより、外れ値に影響される割合が減少し、それに伴い誤検出する割合が減少した。

二つ目の要因は、教示者の手先位置がセンサの範囲外に出ってしまったことである。HSRの作業はハンドに存在する座標系を基準に動作させた。そのため、手先を左右方向に移動させる際台車が回転してしまい、思わぬ方向を向いてしまうことがあった。改善策として、手先を動かす際、台車の移動量に重みづけをする方法があるが、完全に改善することはできなかった。そのため、動作教示には、HSRと教示者の間にある程度の距離を取る必要があると考える。

7. 結言

本稿では、人から人への動きの伝達方法として用いられてきた「見立て」の技法に着目し、それを工学的に実現する手法を提案した。提案手法では、教示者とロボットの手元の環境や道具が異なっても、ロボット自身がタスク空間の対応付けを行って道具操作軌道の生成法を獲得するため、新たな道具軌道を柔軟に獲得することができる。

提案手法においては、教示者の手元とロボットの手元の類似性を判断し、タスク空間の対応付けを行うことが重要な課題であった。環境への拘束のない道具軌道については、互いの手元の物体の速さの相関係数を用いることで類似性を判断し、速さのスケールリングを行うことで、教示者の動く範囲を大幅に変えることなく、ロボットに細やかな動きや大きな動きを伝えることが可能であることが分かった。さらに、平面に拘束のある道具軌道については、平面検出に基づく手法で、動きだけでなく環境への拘束条件をも伝達することが可能であることが分かった。今後は、ロボットが作業で使用する道具の向きについても教示できるよう改良を行っていく。

謝辞

実験機として HSR の使用をご許可いただいたトヨタ自動車株式会社の関係各位に深く感謝する。本研究の一部は NEDO および科研費の補助を受けた。

参考文献

- [1] Brenna D. Argall, Sonia Chernova, Manuela Veloso, and Brett Browning. "A survey of robot learning from demonstration", in *Robotics and Autonomous Systems* 57(5) pp. 469--483, 2009.
- [2] Yasuo Kuniyoshi, Masayuki Inaba, and Hirochika Inoue. "Learning by Watching: Extracting Reusable Task Knowledge from Visual Observation of Human Performance", *IEEE Transactions on Robotics and Automation*, Vol. 10, No. 6, pp. 799--822, 1994.
- [3] Karinne Ramirez-Amaro, Michael Beetz and Gordon Cheng. "Understanding the intention of human activities through semantic perception: observation, understanding and execution on a humanoid robot", *Advanced Robotics* 29 (5), pp. 345-362, 2015.
- [4] 百留康晴: “日本文化における〈見立て〉と日本語”, *国語教育論叢*, vol. 22, pp47-57, 2013
- [5] CMU-Perceptual-Computing-Lab/openpose: <https://github.com/CMU-Perceptual-Computing-Lab/openpose>
- [6] Sukeszni N. Tamgade, Vibha R. Bora: "Motion Vector Estimation of Video Image by Pyramidal Implementation of Lucas Kanade Optical Flow", *Second International Conference on Emerging Trends in Engineering & Technology*, pp914-917, 2009
- [7] トヨタ自動車 ヒューマンサポートロボット HSR: http://www.toyota.co.jp/jpn/tech/partner_robot/