人間の意思決定と動作の制約を考慮した ロボットの操作支援

本 蔵 紅 奈^{*1} 高 橋 正 樹^{*2}

Shared Control Considering Human Decision Making and Motion Constraints

Kurena Motokura^{*1} and Masaki Takahashi^{*2}

We propose shared control that enables complicated and diverse motions. It is essential to support human operations by considering human decision making and motion constraints to realize complex motions. Furthermore, when various movements are targeted, it is necessary to judge the movement that the human wants. In this study, we assess the desired movement based on the affordances defined as probabilities. Furthermore, the reference motions are learned stochastically with Probabilistic Movement Primitives (ProMPs). It assists human operations by considering the human decision making and the motion constraints by the variances of the references. The proposed method was evaluated through experiments.

Key Words: Shared Control, Affordance, Learning from Demonstration, Assistive Robotics, Manipulation

1. 緒 言

身体障害者にとって、日常生活動作（Activities of Daily Living: ADL）は難しい。しかし、ADLの介助は、障害者の自立心を損ね、生活の質を低下させる。そこで、ロボットでADLを支援する研究が進んでいる。障害者は、できる限り自分の残存機能でロボットを操作することを望む。そのため、自律ロボットよりも操作支援が要求されている[1]。多自由度ロボットは、複雑かつ多様な動作が可能である。しかし、操作が難しいため、操作支援の必要性が高い[2]。

Shared controlは、人間の操作と自律システムの重み付けでロボットを制御する操作支援手法である。Tanwaniら[3]は、規範動作を確率的に学習し、動作中の人間の意思決定と動作の制約を考慮することで、複雑な動作を実現した。動作の候補が複数ある場合、システムは人間が目的とする動作を把握する必要がある。Raiolaら[4]は、ロボットの現在点と各規範動作の軌跡との距離で目的の動作を判断した。

ADLの支援に求められる操作支援は、ある物体に対して複数種類の動作が候補となる場合や物体に応じて動作の種類が異なる場合など、多様な動作を想定する必要がある。このような場合、軌跡どうしの距離が近い場合、ロボットと軌跡との距離に基づいて判断すると目的の動作を誤判断する可能性が高く、物体の状態や種類など新しい観点を導入する必要がある。しか

し、従来の動作計画手法では物体や環境の情報を正確に記述する必要があるため、動作の教示・学習の負担やデータ量が膨大になってしまう。ADLでは様々な物体や環境を扱うため、これは重大な課題である。心理学者のGibson[5]は、物体や環境が人間に提示する行為の可能性をアフォーダンスと定義した。アフォーダンスは、近年、マニピュレーション分野でも注目されているが、アフォーダンスの表現や適切な動作に関する研究は進んでいない[6]。しかし、新規物体のアフォーダンスが特定できれば、その物体に対する動作が獲得できる。また、人間との情報共有や人間の意図の判断にも有効である[7]。以上より、アフォーダンスは操作支援に有効だと考えられる。

そこで、本研究では、環境中に物体が複数あり、人間の意思決定と動作の制約の考慮が必要となり、かつ、物体に対して複数種類の動作が候補となる場合に対応可能な操作支援手法を提案する。Fig. 1のように、アフォーダンスを物体や環境の状態や種類に対する動作の可能性として確率で表現する。アフォーダンスで動作の候補を絞りつつ、確率的に判断することで、目的の動作の誤判断を抑制する。Probabilistic Movement Primitives (ProMPs)[8]で規範動作を確率的に学習し、人間の意思決定と動作の制約を考慮して操作を支援する。アフォーダンスは、物体や環境の情報を汎化させる。また、ProMPsは、学習した動作をもとに新しい動作を生成できる。そのため、アフォーダンスとProMPsを組み合わせることで、学習した規範動作から多様な動作を生成することができる。少ない動作で様々な物体や環境に対応できるため、動作の教示・学習の負担やデータ量を軽減できる。被験者実験を行い、提案手法の有効性を検証する。

2. 想 定 環 境

複雑かつ多様な動作を想定する。複雑な動作とは、人間の意

原稿受付 2020年8月18日

^{*1}慶應義塾大学大学院理工学研究科

^{*2}慶應義塾大学理工学部

^{*1}Graduate School of Science and Technology, Keio University

^{*2}Faculty of Science and Technology, Keio University

■ 本論文は提案性（要素分野）で評価されました。

■ J-STAGEでは本論文の電子付録として動画が閲覧できます。

Fig. 1 Proposed concept

思決定と動作の制約の考慮が必要な動作である。動作の量や位置などは、動作中に人間が好みや状況に応じて決定すべきものとする。また、障害物に衝突しないことやある姿勢を維持して移動することなどは、システムが動作の制約として順守すべきものとする。多様な動作とは、複数種類の動作であり、人間が決定した目的の動作をシステムが判断する。

また、複雑かつ多様な動作が可能で多自由度ロボットの使用を想定する。連続的な値を入力可能なコントローラで速度を入力し、ロボットの位置と姿勢を操作する。

3. 操作支援

3.1 提案手法の概要

アフォーダンスに対応する動作を事前に教示し、規範動作として学習する。操作支援時には、アフォーダンスで動作の候補を絞りつつ、アフォーダンスと人間の操作入力に基づいて目的の動作を確率的に判断する。

ProMPsは、動作を確率的に表現、学習、生成する手法である。本研究では、ProMPsで学習した規範動作の分散で動作の特性を判断する。分散が小さい部分は、規範動作を重視し、操作支援を大きくする。分散が大きい部分は、人間の意思決定を優先し、操作支援を小さくする。

アフォーダンスは、物体や環境の情報を汎化させる。また、ProMPsでは、学習した動作の連結、合成、経路点の調整によって、新しい動作を生成できる。そのため、アフォーダンスとProMPsを用いることで、様々な物体や環境に対応できる。例えば、Fig.1のゼリーがアイスクリームやオムライスの代わっても、同じアフォーダンスを持つため、学習済みのすくう動作で対応できる。また、ゼリーの位置が変わっても、学習済みのすくう動作の経路点を調整することで対応できる。

3.2 規範動作の学習

3.2.1 動作の教示

ロボットに規範動作を直接教示する。直接教示とは、人間がロボットを直接手で持って動かしながら動作を教示する手法である。複雑な動作でも直感的に教示することができる。

3.2.2 動作の学習

N 回の教示で取得した位置と姿勢の時刻歴を N 本の軌跡 ξ として次元ごとに ProMPs で学習する。 N 本の軌跡 ξ の時間ステップ数はすべて同じになるように揃える。軌跡 ξ を基底関数行列 Φ と重みベクトル ω を用いて次式のように線形モデルで表現する。

$$\xi = \Phi\omega + \varepsilon \quad (1)$$

ただし、観測雑音 ε は平均 0、分散 σ^2 のガウス雑音である。また、基底関数行列 Φ は、 M 個の基底関数からなる M 次元行列である。本研究では、基底関数として正規化したガウス関数を用いる。重みベクトル ω は、正規化パラメータ λ を用いたリッジ回帰により、次式のように算出される。

$$\omega = (\Phi^T \Phi + \lambda I)^{-1} \Phi^T \xi \quad (2)$$

重みベクトルの分布 $p(\omega)$ は、ガウス分布として、重みベクトルの平均 μ_ω と分散 Σ_ω を用いて、次式のように表される。

$$p(\omega) = N(\omega | \mu_\omega, \Sigma_\omega) \quad (3)$$

軌跡の分布 $p(\xi)$ は、次式のように、重みベクトルの分布 $p(\omega)$ を重みベクトル ω で積分して算出される。

$$p(\xi) = \int p(\xi | \omega) p(\omega) d\omega \quad (4)$$

このとき、軌跡の分布 $p(\xi)$ は、重みベクトルの分布 $p(\omega)$ と同様にガウス分布となる。したがって、軌跡の平均 μ_ξ と分散 Σ_ξ を用いて、次式のように表される。軌跡の分布 $p(\xi)$ が、規範動作の確率的な表現 (ProMP) である。

$$p(\xi) = N(\xi | \mu_\xi, \Sigma_\xi) \quad (5)$$

3.3 規範動作に基づく操作支援

3.3.1 規範動作の参照点の探索

ロボットの現在点 $\mathbf{x}_{\text{current}}$ と操作入力 $\mathbf{v}_{\text{input}}$ から Δt 後の到達点 $\mathbf{x}_{\text{predict}}$ を次式のように算出する。

$$\mathbf{x}_{\text{predict}} = \mathbf{x}_{\text{current}} + \mathbf{v}_{\text{input}} \Delta t \quad (6)$$

到達点の位置 $\mathbf{x}_{\text{predict}}^{\text{pose}}$ と各規範動作の位置の軌跡の平均 μ_ξ^{pose} の距離が最小となる時間ステップ t_{refer} を次式のように算出する。時間ステップ t_{refer} における位置と姿勢を各規範動作の参照点 $\mathbf{y}_{\text{refer}}$ とする。

$$t_{\text{refer}} = \underset{t}{\operatorname{argmin}} d(\mathbf{x}_{\text{predict}}^{\text{pose}}, \mu_\xi^{\text{pose}}(t)) \quad (7)$$

3.3.2 目的の動作の推定

アフォーダンスを物体や環境に対する各動作の確率 $p(k)$ とする。到達点 $\mathbf{x}_{\text{predict}}$ が算出されたとき、各動作が目的の動作である確率 $p(k | \mathbf{x}_{\text{predict}})$ は、ベイズの定理より次式のように算出される。 k_i, k_j は、 K 個の動作のうち、 i, j 個めの動作を表す。

$$p(k_i | \mathbf{x}_{\text{predict}}) = \frac{p(\mathbf{x}_{\text{predict}} | k_i) p(k_i)}{\sum_{j=1}^K p(\mathbf{x}_{\text{predict}} | k_j) p(k_j)} \quad (8)$$

尤度 $p(\mathbf{x}_{\text{predict}} | k)$ は、到達点の位置の各次元の尤度 $p(x_{\text{predict}}^{\text{pose}} | k)$ の積とする。各次元の尤度 $p(x_{\text{predict}} | k)$ は、参照点の各次元の分布 $p(y_{\text{refer}})$ に対する到達点 $\mathbf{x}_{\text{predict}}$ の確率として次式のように算出される。

$$p(x_{\text{predict}} | k) = \int_{x_{\text{predict}} - \Delta x}^{x_{\text{predict}} + \Delta x} p(y_{\text{refer}}) dx \quad (9)$$

3.3.3 操作支援の大きさの決定

操作支援で Δt 後に到達する点 $\mathbf{x}_{\text{assist}}$ は、操作支援の大きさを調整するパラメータ a を用いて、次元ごとに次式のように算

出される。

$$x_{\text{assist}} = x_{\text{predict}} + \sum_{i=1}^K p(k_i | x_{\text{predict}}) (y_{\text{refer}}^i - x_{\text{predict}}) e^{-ap(x_{\text{predict}} | k_i)} \quad (10)$$

出力速度は次式のように算出される。

$$v_{\text{output}} = \frac{x_{\text{assist}} - x_{\text{current}}}{\Delta t} \quad (11)$$

4. 実 験

4.1 実験概要

ADLの中でも頻度が高く、複雑かつ多様な動作が要求される食事の支援を対象として、シミュレーションと実機ロボットを用いた被験者実験を行い、提案手法の有効性を検証した。比較手法として、操作支援がない場合、アフォーダンスを考慮せずに操作支援をする場合でも実験を行った。健常者が被験者であるため、コントローラとしてLogicool製のゲームパッドF310 [9]を使用した。実機実験では、Kinova製の6自由度マニピュレータJaco² [10]を使用した。

4.2 シミュレーション

シミュレーションタスクをFig. 2に示す。画面上の道具をコントローラで操作し、目的の物体に対する動作を行った。Fig. 1の紅茶がコーヒーに、ナイフがフォークに代わっているが、それぞれ同じアフォーダンスを持つため、学習済みの規範動作で対応できる。場面1ではスプーンでゼリーを食べる動作、場面2ではフォークでケーキを切る動作を操作した。Fig. 1より、提案手法では、場面1は $K=2$ 、場面2は $K=1$ となる。いずれの場面でも、アフォーダンスを考慮しない場合は、物体の種類を考慮しないため、すべての物体に対する動作が候補となり、 $K=5$ となる。ゼリーをすくう高さやケーキを切る位置と深さは、動作中に人間が好みに応じて決定するものとした。道具を目的ではない物体と衝突させないことやエリア外に出さないことは、システムが動作の制約として順守すべきものとした。各動作を5回ずつコントローラで教示して規範動作を学習した。健常者7名の被験者が各動作の操作を3回ずつ試行した。

Table 1より、提案手法は、衝突した割合と目的の動作を誤判断した割合が比較手法より小さいことが分かる。したがって、提案手法は、目的の動作の誤判断を抑制し、動作の制約を考慮して操作を支援できるといえる。ただし、場面1では、目的の動作の判断を誤る場合があった。これは、すくう動作と混ぜる動作の軌跡が近いためである。解決案としては、物体の配置を変更し、軌跡どうしの距離を離すことが考えられる。操作軌跡をFig. 3に示す。ゼリーをすくう高さやケーキを切る位置と深さは試行ごとに異なり、ゼリーの高さの約70%、ケーキの大きさの約50%に相当する差があった。したがって、提案手法は、操作を支援していても、人間の意思決定を反映できるといえる。また、Table 2より、操作支援は有用だといえる。

Fig. 2 Simulation task

4.3 実機実験

実験タスクをFig. 4に示す。スプーンを把持したロボットをコントローラで操作し、目的の物体に対する動作を行った。場面1は、各動作の軌跡が近く、人間の操作入力だけでは目的の動作を判断するのが困難な場面として、ある物体に対して複数の動作が候補となる場面を設定した。提案手法では、ヨーグルト上のジャムの有無でヨーグルトを食べる動作が混ざる動作かを判断する。動作が一つに絞られるため、 $K=1$ である。アフォーダンスを考慮しない場合は、物体の状態を考慮しないた

Table 1 Simulation results

	Scene	Motion	Assistance		
			—	✓	✓
			Affordance		
Collision	1	scoop	14%	0%	0%
	2	cut	19%	5%	0%
Misjudgment	1	scoop	90%	10%	
	2	cut	5%	0%	

Fig. 3 Trajectories of the operated tools

Table 2 Simulation results of the questionnaire about the ease of operation

Motion	Number of people		
	Without assistance	Neither	With assistance
scoop	1	0	6
cut	0	0	7

Fig. 4 Experimental task

Table 3 Experimental results

	Scene	Motion	Assistance		
			—	✓	✓
			Affordance		
Collision	1	scoop	33%	0%	0%
		mix	11%	0%	0%
	2	pour	44%	0%	0%
		feed	0%	0%	0%
Spill	1	scoop	0%	0%	0%
		mix	0%	0%	0%
	2	pour	22%	0%	0%
		feed	0%	0%	0%
Misjudgment	1	scoop	67%	0%	0%
		mix	67%	0%	0%
	2	pour	11%	0%	0%
		feed	0%	0%	0%

Fig. 5 Trajectories of the operated robot for scooping yogurt

め、二つの動作が候補となり、 $K = 2$ となる。場面2は、アフォーダンスだけでは目的の動作を一つに絞れない場面を対象とした。提案手法では、スプーンですくったシリアルを食べる動作とヨーグルトにかける動作が候補となり、 $K = 2$ となる。アフォーダンスを考慮しない場合は、物体の種類を考慮しないため、ジャムにかける動作が候補に加わり、 $K = 3$ となる。ヨーグルトをすくう高さは、動作中に人間が好みや状況に応じて決定するものとした。また、スプーンを食器と衝突させないことやすくったものをこぼさないことは、システムが動作の制約として順守すべきものとした。各動作を5回ずつロボットに直接教示して規範動作を学習した。健常者3名の被験者が各動作の操作を3回ずつ試行した。

Table 3より、提案手法は、衝突した割合やこぼした割合、目的の動作を誤判断した割合が比較手法より小さいことが分かる。したがって、提案手法は、目的の動作の誤判断を抑制し、動作の制約を考慮して操作を支援できるといえる。操作軌跡を**Fig. 5**に示す。すくう高さは試行ごとに異なり、約1.5[cm]の差があった。したがって、提案手法は、操作を支援していても、人間の意思決定を反映できるといえる。さらに、操作軌跡は、

Table 4 Experimental results of the questionnaire about the ease of operation

Motion	Number of people		
	Without assistance	Neither	With assistance
scoop	0	1	2
pour	0	1	2

操作支援がない場合は直線的で非効率的だが、提案手法では規範動作の軌跡のように曲線的で効率的な軌跡になっていることが分かる。また、**Table 4**より、操作支援は有用だといえる。ただし、どちらでもないと回答した者もいた。これは、操作支援で動作の制約が順守されることを評価する一方で、動作の制約によって思いどおりに操作できなかったと感じたためである。したがって、個人の残存機能や好みに応じて操作支援の大きさを調整することで、改善できると考えられる。

以上より、提案手法は、人間の意思決定と動作の制約を考慮した操作支援により、複雑かつ多様な動作を実現できることを確認した。

5. 結 言

人間の意思決定と動作の制約を考慮した操作支援手法を提案した。確率で表現したアフォーダンスに基づいて目的の動作を判断し、規範動作の分散で人間の意思決定と動作の制約を考慮して操作を支援した。これにより、複雑かつ多様な動作を実現した。被験者実験で提案手法の有効性を検証した。

今後の展望として、アフォーダンスを実際の人間の行動や言語モデルから獲得することを検討したい。

参 考 文 献

- [1] S. Jain, A. Farshchiansadegh, A. Broad, F. Abdollahi, F. Mussa-Ivaldi and B. Argall: "Assistive robotic manipulation through shared autonomy and a body-machine inter-face," IEEE International Conference on Rehabilitation Robotics, pp.526–531, 2015.
- [2] D. Park, H. Kim, Y. Hoshi, Z. Erickson, A. Kapusta and C.C. Kemp: "A multimodal execution monitor with anomaly classification for robot-assisted feeding," IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems, pp.5406–5413, 2017.
- [3] A.K. Tanwani and S. Calinon: "A generative model for intention recognition and manipulation assistance in teleoperation," IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems, pp.43–50, 2017.
- [4] G. Raiola, X. Lamy and F. Stulp: "Co-manipulation with multiple probabilistic virtual guides," IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems, pp.7–13, 2015.
- [5] J. Gibson: 'The concept of affordances,' Perceiving, acting, and knowing. pp.67–82, John Wiley & Sons, Inc, 1977.
- [6] 山野辺夏樹, ほか: "ロボットマニピュレーション研究におけるアフォーダンスに関するレビュー," 日本ロボット学会誌, vol.36, no.5, pp.327–337, 2018.
- [7] 高松淳: "ヒトとロボットの協調," 日本ロボット学会誌, vol.37, no.4, pp.293–296, 2019.
- [8] A. Paraschos, C. Daniel, J.R. Peters and G. Neumann: "Probabilistic movement primitives," Advances in Neural Information Processing Systems26, pp.2616–2624, 2013.
- [9] "Logicool", <https://gaming.logicool.co.jp/ja-jp>
- [10] "KINOVA", <https://www.kinovarobotics.com/en>