

技能動作の模倣学習のための力学的解析と動作プリミティブの教師なし識別



辻 俊明 (Toshiaki TSUJI, Ph. D.)

埼玉大学 大学院理工学研究科 准教授

(Associate Professor, Saitama University, Graduate School of Science and Engineering)

日本ロボット学会 電気学会 日本機械学会 IEEE 他

受賞: Advanced Robotics Excellent Paper Award (2020 年), 電気学会産業応用部門論文賞 (2020 年), ファナック FA 財団論文賞 (2007, 2008 年), 他

研究専門分野: ロボット工学 運動制御 機械学習

あらまし

ロボットが接触を伴う作業 (Contact-rich task) を効率的に学習するための新しい手法を提案する。提案手法は、力覚センサからの情報と位置情報の主成分分析 (PCA) を組み合わせることで、人間の動作から力学的制約を抽出し、動作プリミティブの自動識別を実現する。具体的には、(1)動作データの収集、(2)BOCPD 手法による動作の分節化、(3)位置情報の PCA と力情報の座標変換による力学的制約の抽出、(4)混合ガウスモデル (GMM) によるプリミティブ識別、という 4 ステップから構成される。Peg 挿入、USB 挿入、電源プラグ挿入の 3 種類の作業で評価を行った結果、従来手法よりも高い 90%以上の識別精度が得られ、提案手法の有効性が確認された。

1. 研究の目的

本研究課題では、力覚検知とその解析技術を応用することによってロボットの模倣学習の能力を高めることを目指した。その過程で位置情報の主成分分析 (PCA) と力情報への拡張が動作の分節化に有効であることが明らかになったのでその成果を以下に報告する。

2. 研究の背景

人間は、環境との物理的な相互作用から得られる情報を活用し、効率的に作業を遂行できる。一方、こう

した環境との接触を多く伴う作業 (Contact-rich task) は、環境との相互作用を想定した軌道計画が必要になるため、どのように設計するかが従来のロボット工学において課題とされてきた。

模倣学習 (Imitation Learning: IL) は、人間の実演に基づいてポリシーを学習することで、この課題を解決しうる有望な手段の一つである。しかし、複雑な動作を単一の連続的な動作として学習すると、汎化性が低下する問題があることから、人間の実演を単位動作に分解してから学習するのが有効である。人間の動作を構成する基本的な単位動作は、動作プリミティブと呼ばれる。動作プリミティブは、目的となる作業の性質によって人間が手動でラベル付けすることが多いが、一般的にこのラベル付けのプロセスは手間を要する。そこで、センサデータから自動的に特徴を抽出する教師なし学習に基づく識別手法が研究されている。

Contact-rich task における動作プリミティブ識別の研究では、センサデータとして環境との力学的制約を特徴づける力情報と位置情報、あるいは速度情報を用いることが多い。しかし、単に力や位置の情報を学習に利用するだけでは、3 次元空間上に多様な方向に存在する制約を正確に識別することは困難であり、力や位置の対応関係を明示的に扱う必要がある。

そこで、力学的制約を表す特徴量に基づく動作プリミティブの識別手法を提案する。位置情報の PCA と力情報、速度情報の座標変換が環境との力学的制約を抽出するのに有効であることを示す。

位置情報の PCA は、動きのある方向とない方向を識別し、その方向に対応する速度と力を分析するための貴重なツールとして機能する。これらの洞察を力学的制約の特定に拡張することで Contact-rich task における動作プリミティブ識別のための新しいアプローチを示す。

3. 研究の方法

3.1 提案手法の概要と背景

提案手法は、4 つのステップ (動作データの収集、動作データの分節化、力学的制約の抽出、プリミティブ識別) によって構成される。以下にそのステップの順に説明する。まずは提案手法の説明の前に、手法の

技能動作の模倣学習のための力学的解析と動作プリミティブの教師なし識別

背景について述べる。

図1は、Contact-rich task の代表例である、組立作業の作業工程における力学的制約について示したものである。図1に示すように3軸並進方向における力学的制約は0自由度拘束～3自由度拘束の4つに分類される。これらの拘束は、位置の変動 δx と力 f の対応関係により特徴付けられ、表1に δx 、 f と力学的制約の対応関係を示す。表1の各項目は、位置の変化方向と力の方向が同一方向を向いているとしたときに、その方向に拘束が存在するかを示している。また拘束を判別する位置と力の閾値をそれぞれ δx_{th} 、 f_{th} とした。

各軸の拘束の有無は、表1に示す関係に従って決定されるが、環境から受ける拘束は指向性があり、その向きはあらかじめ決まっているものではない。そこで本手法では、拘束の方向を特定する座標軸を算出し、その座標軸に動作データを変換することで、力学的制約を示す特徴量を抽出する。

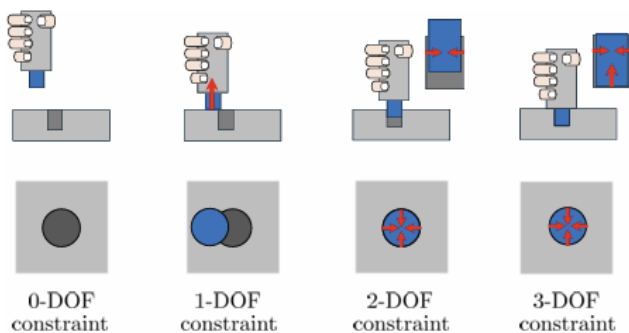


図1 組立作業の工程における力学的制約

表1 力・位置と力学的制約の関係

		位置の変動	
		$\delta x > \delta x_{th}$	$\delta x < \delta x_{th}$
力	$f > f_{th}$	拘束なし	拘束あり
	$f < f_{th}$	拘束なし	決定されない

3.2 動作データの収集

データの収集には、モーションキャプチャと6軸力覚センサを搭載した動作記録デバイスを用いた。操作者が本デバイスを把持しながら作業を行い、位置 $p(t)$ 、速度 $v(t)$ 、力 $f(t)$ 、トルク $m(t)$ を記録する。 t ($=1, 2, \dots, N$) はタイムステップを表し、 N は1試行のサンプル長である。またデータ収集開始時には、力

覚センサのオフセットを取り除いて計測を行い、計測後にはノイズを除去する目的で、動作データに対して、一次ローパスフィルタを適用する。

3.3 動作データの分節化

本手法では、拘束の状態が変化するタイミングを分節点として特定することで、拘束を判別する適切な座標軸を算出する。拘束の状態変化は接触力の急激な増減として現れると考え、力情報の変化を基準に分節化を行う。分節化手法として、ベイズ推論を用いて時系列データの変化点を検出するBOCPDを用いる。観測データとしては力情報の微分値を用いる方法を採用する。人間の動作データの速度 $v(t)$ 、力 $f(t)$ 、トルク $m(t)$ の前進差分から微分特徴量を算出し、検出された各変化点で位置 $p(t)$ 、速度 $v(t)$ 、力 $f(t)$ を分割する。

3.4 位置情報の主成分分析と力の座標変換

分割された各時系列データ $\mathcal{P}$ 、 $\mathcal{F}$ 、 $\mathcal{V}$ をもとに、拘束を判別するのに適切な座標軸を算出する。この座標系を算出する方法として、本手法では位置情報の主成分分析(PCA)と力・速度の座標変換を紹介する。分節化された位置の集合 $\mathcal{P}$ の各要素に対してPCAを適用する。 K 番目の分節の位置情報 $p^{(k)}$ へのPCAの適用は、以下の式(1)で示される。

$$p_{pca}^{(k)} = \Phi^{(K)} \{p^{(K)}\}^T \quad (1)$$

このとき、 $p_{pca}^{(k)}$ は位置の主成分であり、 $\Phi^{(k)}$ は主成分座標系への変換行列である。次に変換行列 $\Phi^{(k)}$ を用いて、分節化された速度・力情報を式(2)、(3)に従い変換する。

$$f_{pca}^{(k)} = \Phi^{(K)} \{f^{(K)}\}^T \quad (2)$$

$$v_{pca}^{(k)} = \Phi^{(K)} \{v^{(K)}\}^T \quad (3)$$

$k = 1, \dots, K$ に対して順番に座標変換を行い、変換後の特徴量をまとめて力 f_{pca} と速度 v_{pca} とする。

3.5 プリミティブ識別

抽出された特徴量を観測データ $\mathcal{D} = [f_{pca}, v_{pca}]$ としてクラスタリングを行う。クラスタリング手法には混

技能動作の模倣学習のための力学的解析と動作プリミティブの教師なし識別

合ガウスモデル(GMM)を用いる。GMMは、平均と各ガウス分布の共分散行列で表現されたD次元のガウス分布で表される。

GMMによるクラスタリングは、力と位置の変位に関する閾値 f_{th} と v_{th} を決定する工程に相当する。これらの閾値は、力学的制約を表す特徴量である、力 f_{pca} と速度 v_{pca} の分布から教師なしで自動的に学習される。

3.6 プリミティブ識別の実験的性能評価

Pegの挿入作業、USB (Type A)の挿入作業、電源プラグの挿入作業の3種類の作業について動作データを記録した。これらの作業に対する動作プリミティブの識別精度を他の手法と比較し、提案手法を評価する。

次に比較した手法について述べる。分節点のクラスタリングに基づくプリミティブ識別手法の先行研究として(a) Baseline-A、(b) Baseline-Bの2種類の手法を採用した。力 f_{pca} と速度 v_{pca} をGMMの入力特徴量に用いる提案法として(c) Proposed-A、(d) Proposed-Bの結果を評価した。(c)、(d)は、入力特徴量の次元数に違いがあり、(d)は3次元の特徴量 f_{PC1} 、 f_{PC3} 、 v_{PC1} に削減したものである。力学的制約を表す特徴量の指向性がプリミティブ識別に与える影響を確認することを目的とした。評価指標として、人間が手動でつけたラベルを真値として正解率を算出し、比較を行った。表2に各タスク・手法の正解率を示す。また図2は、識別した動作プリミティブを動作軌道に重畳してプロットしたグラフである。紙面の都合上、Peg挿入作業の結果のみを載せる。

表2より、全ての作業において提案手法が最も高い正解率を示した。図2をみると(a) Baseline-Aは、 x 、 y 平面上の変位に従って、クラスタを形成する傾向にあり、動作軌道の空間的な違いにより動作プリミティブを識別しているといえる。また(b) Baseline-Bでは、2自由度拘束と3自由度拘束を同一プリミティブと識別する傾向にある。このように2つのベースライン手法は、動作軌道の空間的な違いを識別するためには有効であるが、分節点が近接している場合の微妙な違いを識別することは困難である。提案手法である(c) Proposed-Aでは、わずかに誤識別があるものの、特徴量として明示的に力学的制約を考慮することにより、

識別精度が向上した。また電源プラグの挿入作業においては、(d) Proposed-Bが最も高い正解率を示した。電源プラグ挿入のように、挿入方向に強い拘束を伴う作業の場合では、挿入方向とその垂直方向の特徴量 f_{PC1} 、 f_{PC3} 、 v_{PC1} のみでの識別も可能であった。以上の結果は、動作プリミティブの識別において力学的制約を表す特徴量の利用が有効であることを示唆している。

4. 将来展望

本研究課題では、力学的制約に基づく動作プリミティブの抽出手法を提案した。力学的制約を表す特徴量を抽出するために、BOCPDと位置情報のPCAを組み合わせ、拘束を判別する座標系を特定した。その座標系に力と速度を射影することで特徴量を抽出し、混合ガウスモデル(GMM)によるクラスタリングを用いて動作プリミティブを識別した。提案手法は、従来手法と比較して識別精度の向上が見られ、90%以上の正解率を達成した。また異なる作業姿勢への適応能力も示した。さらに本手法では、適切な動作プリミティブの識別により軌道生成に成功した。一方、現在の実験はオフラインでの軌道生成にとどまっており、環境に適応したオンライン動作生成への応用が今後必要である。

表2 各手法における正解率

	Peg	USB	Plug
(a)Baseline-A	88.3	74.3	82.2
(b)Baseline-B	90.0	78.1	82.0
(c)Proposed-A	93.7	88.1	92.1
(d)Proposed-B	88.6	85.6	97.9

技能動作の模倣学習のための力学的解析と動作プリミティブの教師なし識別

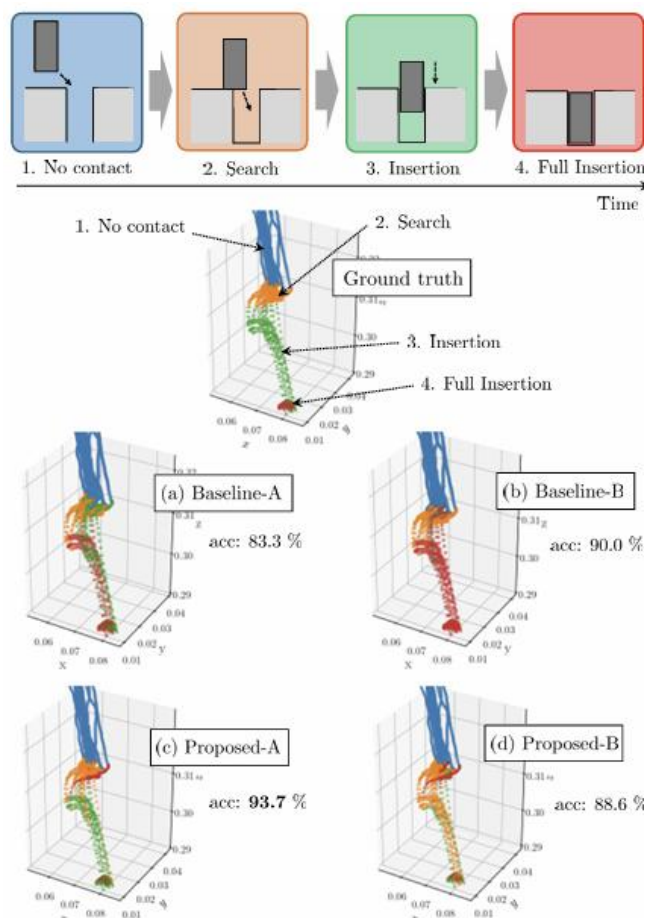


図2 動作プリミティブの識別結果

参考文献

- [1] “Unsupervised identification of motion primitives based on physical constraints in contact-rich tasks” R. Oishi, S. Sakaino, T. Tsuji (国際論文誌に投稿予定)

この研究は、令和2年度SCAT研究助成の対象として採用され令和3～5年度に実施されたものです。