

# 手が物体に加える力の計測に基づく手作業の分節化

## Segmentation method of human manipulation task based on contact force measurement

松尾 一矢 (九大) 村上 剛司 (九大) 長谷川 勉 (九大) 倉爪 亮 (九大)

Kazuya MATSUO, Kyushu University, matsuo@irvs.is.kyushu-u.ac.jp  
Kouji MURAKAMI, Kyushu University  
Tsutomu HASEGAWA, Kyushu University  
Ryo KURAZUME, Kyushu University

This paper proposes a segmentation method of human manipulation task based on measurement of contact force imposed by a human hand on a grasped object. We define an index measure for segmenting human manipulation task into primitives. The index is calculated from the set of the measured contact forces at all the contact points during a manipulation task. Then, we apply the EM algorithm to the set of the indices in order to segment the manipulation task into primitives. These primitives are mapped onto the robotic hand to impose appropriate contact forces on a grasped object. In the experiments, manipulation tasks performed in daily human life have been successfully segmented.

**Key Words:**segmentation of human manipulation task, contact force measurement, EM algorithm

### 1 序論

多関節多指ロボットハンド<sup>1)</sup>は、人間の手と同様に器用な作業が行える可能性を持っている。しかし、多数の自由度を協調的に動作させる必要があるため、多関節多指ロボットハンドに器用な作業をさせる動作プログラムを人間が直接に記述するのは困難である。この問題を解決するために、Programming-by-Demonstration<sup>2)3)</sup>(以下、PbD と呼称) という方法が提案されている。PbD は、手作業時の人間の手指の連続動作からロボットハンドの動作プログラムを生成する。

PbD により人間の手作業をロボットハンドで再現するために、手指の関節角度軌跡を直接マッピングする手法<sup>4)</sup>がある。しかし、この手法は人間の手と構造が異なるロボットハンドには適用できない。そこで、人間の手の指先位置をマッピングする手法<sup>5)</sup>が提案されている。この手法では、マッピングされた人間の手の指先位置軌跡から逆運動学によりロボットハンドの関節角度軌跡を求め、プログラムを生成する。しかし、この手法では、人間の指先位置のわずかな計測誤差のために、再現した手作業でロボットハンドが物体を取り落とすなどの致命的な失敗が生じる可能性がある。また、手と物体の接触が手のひらなどの指先以外で起こる場合、生成されるロボットハンドの動作プログラムにその情報が含まれない。

一方、作業時の人間の手指の連続動作を作業上の意味の違いに基づいて分節化・抽象化し、手作業をプリミティブのシーケンスとして表現しようとの試みがある。その上で、その手作業プリミティブを認識し、認識結果をロボットハンドにマッピングすることにより、プリミティブ単位で動作プログラムを生成する。

人間の手作業の認識を行っている従来研究<sup>6)7)8)9)10)</sup>では、手作業プリミティブとして Cutkosky<sup>11)</sup>や鎌倉<sup>12)</sup>による把握分類がよく用いられている。これらの把握分類では、外見上の手のかたちや手と物体との間の接触状態の観察に基づいて、人間が行う把握をいくつかの把握の型に分類している。従来研究では、この把握の型のシーケンスとして手作業を認識している。

把握の型は、人間の手が物体に加える力に基づいた分類ではない。そのため、人間が行っている把握の型をロボットハンドにマッピングしても、外見上の手のかたちが再現されるだけである。ロボットハンドが器用な作業を行うためには、人間の手が物体に加

える力をロボットハンドで再現することが重要である。

そこで、人間の手が物体に加える力に基づいて手作業を分節化する。この分節をロボットハンドにマッピングすれば、人間の手が物体に加える力を再現できるため、ロボットハンドに望みの作業をさせる動作プログラムを生成できる。本稿では、人間の手が各接触点で物体に加える力に基づいて手作業を分節化する手法を提案する。

### 2 手作業分節化手法

人間はその手作業において、作業内容に応じて物体に加える力の大きさと方向を変化させている。例えば、ハンマーを持ち運ぶ場合と釘を打つために使用する場合とでは、外見上の手のかたちが同じ把握であっても、各接触点で加える力の大きさと方向が異なる。作業内容に適した力を決定する戦略には、人間の経験に基づく作業知識が用いられていると考えられる。

人間の手が加えている力をそのままロボットハンドにマッピングするには、手指の表面上の全接触点で加えられる全ての力をロボットハンドで再現する必要があるが、これは困難である。そこで、人間の手が各接触点で物体に加える力の集合により張られる空間の形状を表す接触力特徴量を求めて、それをロボットハンドにマッピングする。

#### 2.1 人間の手が物体に加える力

手作業時に、人間の手が各接触点で物体に加える力の集合により張られる空間の形状を表す特徴量を定義する。以降の議論では、その特徴量を接触力特徴量と呼ぶ。まず、人間の手が各接触点で物体に加える力を計測して、各接触点で計測された力の集合により張られる空間の形状から接触力特徴量を求める。求められる接触力特徴量が似ている瞬間を、同じ分節としてまとめることにより、手作業を分節化する。手作業時の各瞬間における接触力特徴量の集合に対してクラスタリングを行うことで、人間の直感によらずに手作業を分節化する。

## 2.2 接触力特徴量

接触力特徴量を求める手法を定式化するために、以下の仮定を行う。

1. 人間の手と物体との接触は、摩擦あり点接触の集合とする。
2. 各接触点での法線方向は、接触点における物体表面の形状により決定される。
3. 手が物体に加える力は、全ての接触点で加えられる力の合力である。

人間の手が全ての接触点で物体に加える力を並べた行列の特異値分解を行い、その特異値から接触力特徴量を求める。その定式化について、以下に説明する。人間の手と物体との間の  $N$  個の接触点  $C_i$  ( $i = 1, \dots, N$ ) で、手が物体に加える力を  $f_i$  とする。また、 $C_i$  の位置ベクトルを  $p_i$  とし、 $C_i$  でのトルクを  $t_i$  とする (図 1)。そして、 $N$  個の  $f_i$  を並べた行列を  $W_f$  とする。同様に、 $N$  個の  $t_i$  を並べた行列を  $W_t$  とする。 $f_i$  と  $t_i$  はどちらも 3 次元のベクトルなので、 $W_f$  と  $W_t$  はどちらも  $3 \times N$  の行列になる。

$$W_f = (f_1 \ f_2 \ \dots \ f_N) \in \mathcal{R}^{3 \times N} \quad (1)$$

$$t_i = p_i \times f_i \quad (1 \leq i \leq N) \quad (2)$$

$$W_t = (\lambda t_1 \ \lambda t_2 \ \dots \ \lambda t_N) \in \mathcal{R}^{3 \times N} \quad (3)$$

なお、 $f_i$  と  $p_i$  は同じ座標系で記述される。その座標系は、任意に設定できる。また、 $\lambda$  は単位力と単位トルクを関係付ける係数である。 $|t_i| \leq |f_i|$  とするために、 $\lambda = \frac{1}{r}$  とした。ここで、 $r$  は座標の原点から接触点までの最大距離である。これにより、物体の大きさに依存せずに接触力特徴量を導出できる。

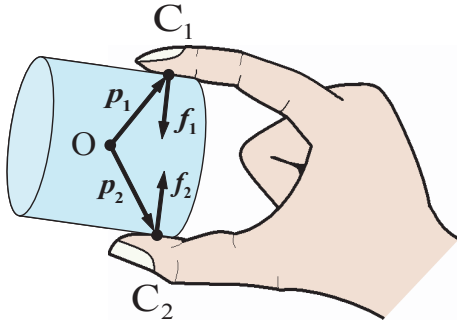


Fig. 1: Defined vectors to calculate the contact index:  $f_i$  is the contact force vector at the  $i$  th contact point,  $p_i$  is the position vector of the  $i$  th contact point, and  $C_i$  is the  $i$  th contact point ( $i = 1, 2$ ).

$N$  個の  $f_i$  と  $t_i$  により張られる 2 つの空間の形状を調べるために、 $W_f$  と  $W_t$  とをそれぞれ特異値分解する。 $W_f$  と  $W_t$  はどちらも  $3 \times N$  の行列なので、それぞれ 3 つの特異値が得られる。これらの 3 つの特異値は、それぞれ  $N$  個の  $f_i$  と  $t_i$  により張られる 2 つの空間の形状を近似する楕円体の 3 本の軸の長さになる。

$$W_f = U_f \Sigma_f V_f^T \quad (4)$$

$$\Sigma_f = \text{diag}(\sigma_{f1}, \sigma_{f2}, \sigma_{f3}) \quad (\sigma_{f1} \geq \sigma_{f2} \geq \sigma_{f3} \geq 0) \quad (5)$$

$$W_t = U_t \Sigma_t V_t^T \quad (6)$$

$$\Sigma_t = \text{diag}(\sigma_{t1}, \sigma_{t2}, \sigma_{t3}) \quad (\sigma_{t1} \geq \sigma_{t2} \geq \sigma_{t3} \geq 0) \quad (7)$$

なお、 $U_f$  と  $U_t$  は 3 次直交行列であり、 $V_f$  と  $V_t$  は  $N$  次直交行列である。

$W_f$  と  $W_t$  から得られる合わせて 6 つの特異値を、接触力特徴量  $CFI$  とする。

$$CFI = (\sigma_{f1} \ \sigma_{f2} \ \sigma_{f3} \ \sigma_{t1} \ \sigma_{t2} \ \sigma_{t3}) \quad (8)$$

接触力特徴量から求められる力をロボットハンドにマッピングすると、全接触点で加えられる全ての接触力を再現しなくても、人間の手が物体に加える力をロボットハンドで近似的に再現できる。具体的には、各特異値の大きさと  $U_f$ ,  $V_f$ ,  $U_t$ ,  $V_t$  から、人間の手が物体に加える力をロボットハンドで近似的に再現するために、ロボットハンドが物体に加えるべき力の大きさと方向が定まる。

## 2.3 クラスタリングによる手作業の分節化

手作業時の各瞬間における接触力特徴量の集合をクラスタリングすることで、手作業を分節化する。このクラスタリングには、EM アルゴリズム<sup>13)</sup>を用いた。分割するクラスタ数を指定すると、EM アルゴリズムはデータを指定された数の正規分布に分割する。接触力から計算される接触力特徴量は、接触力の計測誤差を含む。我々は、その誤差が正規分布に従うと仮定し、EM アルゴリズムを用いた。

EM アルゴリズムによって分割されたクラスタが、それぞれ手作業プリミティブになる。クラスタの数を指定することで、手作業をいくつかのプリミティブに分割するか選択できる。

## 3 接触力計測デバイス

提案手法を行うためには、人間の手が物体に加える力を計測するデバイスが必要である。手表面に配置しても手指の動きを妨げないほど薄い力センサは、手指の関節を曲げただけで変形してしまう。そのため、そのような薄い力センサでは、手指の関節の曲がりによる誤差を出力から取り除けない。また、計測した力の方向を決定するために、人間の手の幾何モデルと手指の関節角度から、各センサの位置と姿勢を計算する必要がある。その際、手のモデル誤差と関節角度の計測誤差の影響を受ける。

計測対象は物体に加えられる力であるため、物体表面に力センサを配置しても、手表面に力センサを配置した場合と同じ結果が提案手法で得られる。そこで、我々は物体表面に力センサを配置したデバイスを開発した。使用した力センサは、ニッタ社製の Flexi Force である。開発したデバイスの外観を図 2 に示す。このデバイスは、真鍮製の六角柱と木製の円錐から構成される。六角柱の各側面に 10 個ずつ、合計 60 個の力センサを配置した。また、デバイスの質量は 253[g] である。

デバイスの寸法と力センサの配置を図 3 に示す。図のオレンジ色の円は、力センサの配置を表している。

力センサの感圧部は直径 9.5[mm] の円形であり、その厚さは 0.2[mm] である。力センサの仕様を表 1 に示す。

Table 1: Specifications of the Pressure Sensor

Maximum capacity	110[N]
Resistance under no-load	10[MΩ]
Resistance under maximum-load	20[kΩ] ± 15%
Hysteresis	< 4.5%

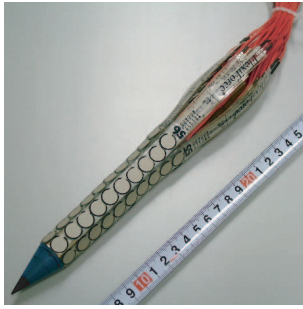


Fig.2: Photograph of the contact force sensing device.

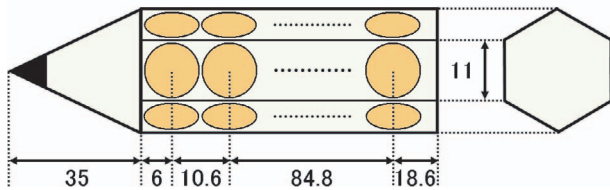


Fig.3: Size of the contact force sensing device and placement of the 60 pressure sensors.

この力センサは、センサに対して垂直に加わる力を計測する。人間の手が物体に加える力は、垂直力成分と接線力成分に分解できる。しかし、手作業時の手指の動きを妨げないほど薄い市販の力センサは、垂直力のみしか計測できない。そこで本稿では、垂直力成分のみを用いた場合の、提案手法の結果を調査する。

#### 4 手作業分節化実験

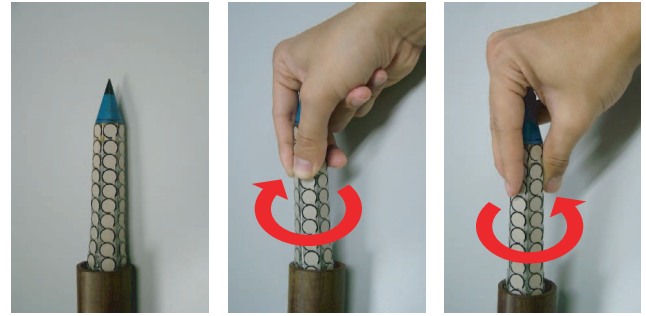
提案手法により、日常生活で人間が行う手作業を分節化する実験を行った。対象作業は、ねじ回し作業とした。なお、被験者は25歳の男性である。

ねじ回し作業では、開発した接触力計測デバイスをねじ回しに見立てて回転させた。その際に配線がセンサの出力に与える影響は、無視できるほど小さい。実行されたねじ回し作業の内容を、以下に説明する。

1. 作業開始時は、デバイスから手を放している ('noncontact', 図4-a)。
2. ねじ回しの様に、デバイスを時計回りに回転させる ('clockwise', 図4-b)。
3. デバイスから手を放す。
4. 2)と3)を2回繰り返す。
5. ねじ回しの様に、デバイスを反時計回りに回転させる ('counterclockwise', 図4-c)。
6. デバイスから手を放す。
7. 5)と6)を2回繰り返す。

なお、2)と5)でデバイスを握りなおす際には、毎回デバイスの異なる部位に接触している。

接触力計測デバイスにより、約33[Hz]で手が加える接触力を計測した。そして、得られたデータに提案手法を適用し、ねじ回し作業を分節化した。その際に設定した座標系を図5に示す。また、 $r$ の値は原点から最も遠い力センサまでの距離(約95.9[mm])とした。



a: noncontact b: clockwise c: counterclockwise

Fig.4: Snapshots of the screw manipulation task.

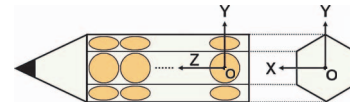
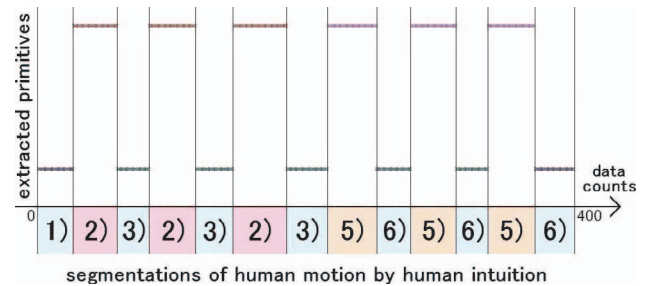


Fig.5: Coordinate system of the sensing device.

#### 4.1 提案手法による手作業分節と人間の直感による手作業分節との比較

提案手法により、ねじ回し作業を2つの分節に分けた。その結果を図6に示す。



segmentations of human motion by human intuition

Fig.6: Segmented the screw manipulation task into 2 primitives. 1), 3), and 6) are segmentations labeled by 'noncontact'. 2) is a segmentation labeled by 'clockwise'. 5) is a segmentation labeled by 'counterclockwise'. Sampling rate of data count is 33[Hz].

横軸は時間の経過を表している。縦軸は分割されたクラスターを表しており、同じ段に表示されたデータは同一の分節として分割されたことを意味している。人間が作業を目視して、直感により 'noncontact' と 'clockwise' と 'counterclockwise' の3つに作業を分割した結果を、データの色と縦線の区切りで表している。この分割は、クラスタリングの結果とは無関係に、作業を目視した人間の直感のみに基づいて行った。

図6の2つの分節は、'noncontact' と 'rotation (clockwise & counterclockwise)' であると解釈できる。この2つの分節が遷移するタイミングは、人間の直感により作業を分割した結果と似ている。

#### 4.2 分割する分節の数を変えた場合の比較

前節と同様に、提案手法を用いてねじ回し作業を3つの分節に分けた。その結果を図7に示す。図7の3つの分節は、'non-

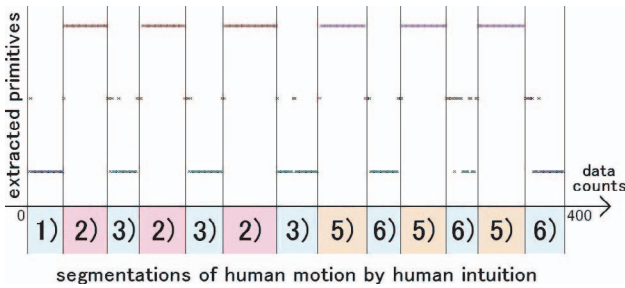


Fig.7: Segmented the screw manipulation task into 3 primitives.

contact' と 'rotation (clockwise & counterclockwise)' と 'approach or release' であると解釈できる。'approach or release' とは、'non-contact' と 'rotation' だと解釈される 2 つの分節間を遷移する際の動作を意味する。

#### 4.3 接触力特徴量の利点

6次元の接触力特徴量の利点を確認するため、接触力計測デバイスから得られる60次元のセンサ出力をそのまま用いてEMアルゴリズムによりクラスタリングを行う場合との比較実験を行った。分割するクラスタの数は2つとした。センサ出力をそのまま用いた場合の結果を図8に示す。

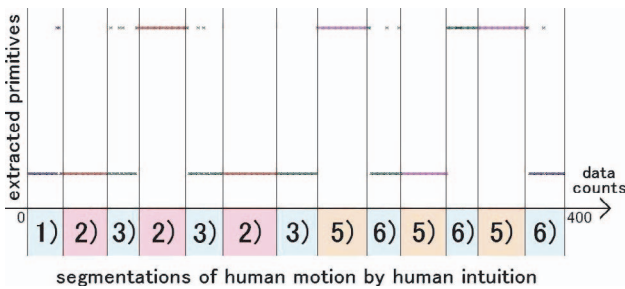


Fig.8: Segmented the screw manipulation task into 2 primitives by using the 60 dimensional data provided from the contact force sensing device.

接触力特徴量を用いた場合(図6)の方が、センサ出力をそのまま用いた場合(図8)に比べて人間の直感に近い結果が得られている。これは、接触力特徴量を用いると、手作業中に手とデバイスとの相対位置姿勢が変化することによる影響を受けないためと考えられる。

## 5 結論

人間の手が物体に加える力を表す接触力特徴量を定義して、その接触力特徴量を用いて手作業を分節化する手法を提案した。人間が日常で行う手作業を分節化できるか確かめるため、ねじ回し作業を対象にして分節化実験を行った。実験結果から、以下のことが確認できた。

1. 提案手法により、人間の直感に近い手作業プリミティブが抽出できる。
2. 手とデバイスとの相対位置姿勢が変化する影響を受けずに、手作業を分節化できる。

今後の課題としては、多くの種類の手作業を対象として分節化実験を行う予定である。その際は、被験者を増やして、実験結果が個人差によらないか調べる。また、提案手法により分節化された手

作業を、実際にロボットハンドにマッピングすることを考えている。人間の手が物体に加える力の計測に基づく手作業分節をマッピングすることで、ロボットハンドが器用な作業を行えることを確認する。

## 文献

- [1] A. Bicchi, Hands for Dexterous Manipulation and Robust Grasping: A Difficult Road Toward Simplicity, *IEEE Trans. on Robotics and Automation*, Vol. 16, No. 6, 2000, pp. 652–662.
- [2] K. Ikeuchi and T. Suehiro, Toward an Assembly Plan from Observation Part I: Task Recognition With Polyhedral Objects, *IEEE Trans. on Robotics and Automation*, Vol. 10, No. 3, 1994, pp. 368–385.
- [3] Y. Kuniyoshi, M. Inaba, and H. Inoue, Learning by Watching: Extracting Reusable Task Knowledge from Visual Observation of Human Performance, *IEEE Trans. on Robotics and Automation*, Vol. 10, No. 6, 1994, pp. 799–822.
- [4] K. J. Kyriakopoulos, J. Van Riper, A. Zink, and H. E. Stephanou, Kinematic analysis and position/force control of the Anthrobot dexterous hand, *IEEE Trans. on Systems, Man, and Cybernetics, Part B*, Vol. 27, No. 1, 1997, pp. 95–104.
- [5] J. Hong and X. Tan, “Calibrating a VPL DataGlove for teleoperating the Utah/MIT hand”, *Proc. of IEEE Int’l Conf. on Robotics and Automation*, 1989, pp. 1752–1757.
- [6] J. Aleotti and S. Caselli, “Grasp Recognition in Virtual Reality for Robot Pregrasp Planning by Demonstration”, *Proc. of IEEE Int’l Conf. on Robotics and Automation*, 2006, pp. 2801–2806.
- [7] L. Y. Chang, N. S. Pollard, T. M. Mitchell, and E. P. Xing, “Feature selection for grasp recognition from optical markers”, *Proc. of IEEE/RSJ Int’l Conf. on Intelligent Robots and Systems*, 2007, pp. 2944–2950.
- [8] S. Ekvall and D. Kragic, “Grasp Recognition for Programming by Demonstration”, *Proc. of IEEE Int’l Conf. on Robotics and Automation*, 2005, pp. 760–765.
- [9] K. Bernardin, K. Ogawara, K. Ikeuchi, and R. Dillmann, A Sensor Fusion Approach for Recognizing Continuous Human Grasping Sequences Using Hidden Markov Models, *IEEE Trans. on Robotics*, 2005, Vol. 21, No. 1, pp. 47–57.
- [10] M. Kondo, J. Ueda, Y. Matsumoto, and T. Ogasawara, “Perception of Human Manipulation Based on Contact State Transition”, *Proc. of IEEE/RSJ Int’l Conf. on Intelligent Robots and Systems*, 2004, pp. 100–105.
- [11] M. R. Cutkosky, On Grasp Choice, Grasp Models, and the Design of Hands for Manufacturing Tasks, *IEEE Trans. on Robotics and Automation*, 1989, Vol. 5, No. 3, pp. 269–279.
- [12] N. Kamakura *et al.*, Patterns of static prehension in normal hands, *The American J. of Occupational Therapy*, 1980, Vol. 34, No. 7, pp. 437–445.
- [13] A. P. Dempster, N. M. Laird, and D. B. Rubin, Maximum Likelihood from Incomplete Data via the EM Algorithm, *J. of the Royal Statistical Society, Series B (Methodological)*, 1977, Vol. 39, No. 1, pp. 1–38.