

# 手作業認識のための接触センサ配置の決定手法

松尾 一矢 村上 剛司 長谷川 勉 (九州大学)

## A Decision Method of Placement of Tactile Sensors for Recognizing Tasks

\*Kazuya MATSUO, Kouji MURAKAMI, and Tsutomu HASEGAWA (Kyushu University)

**Abstract**— This paper describes a decision method of placement of tactile sensors for recognizing manual tasks executed by a human hand. Based on the mutual information of the manual tasks and tactile information, the method decides effective placement of tactile sensors. The effective placement means the placement which consists of a small number of tactile sensors but has high recognition performance. The effective placement of tactile sensors decided by our method has been evaluated through experiments of recognizing the grasp types from the grasp taxonomy by Kamakura[1].

**Key Words:** multi-jointed multi-fingered robotic hand, recognition of manual tasks, placement of tactile sensors, ID3

### 1. はじめに

多関節多指ロボットハンド [2] に人間の手作業を代行させるためには、その動作プログラムを用意する必要がある。しかし、多関節多指ロボットハンドは多数の関節がある冗長系であるため、動作プログラムの生成は容易ではない。また、人間の生活環境には様々な形状や用途をもつ物体が存在するので、必要な動作プログラムの種類は多い。そのため、それら全てを予め用意しておくのは困難である。この問題を解決する方法として、実際に手作業を行っている人間の手指の関節角度軌跡から多関節多指ロボットハンドの作業動作を生成する手法 [3-8] が提案されている。人間の手指の連続動作から手作業の内容を認識し、認識した作業内容に基づいてロボットハンドの作業を実現する。この手法を有効に活用するためには、人間の手作業に対する高い認識性能が必要となる。

手が取っているかたちや指先位置が分かるので、手指の関節角度軌跡は手作業の認識に有効な情報だといえる。しかし、関節角度軌跡だけでは手と作業対象物体との接触状態が分からない。そのため、手で物体を掴む際の、物体を把握していない状態から物体を把握している状態へと遷移する瞬間を正確に認識できない。また、学習時とは大きさの異なる物体に対する手作業を認識する場合、同じ手作業でも関節角度が違うため認識性能が落ちてしまう。これらの問題を解決するためには、手と作業対象物体との接触情報が必要である。

手作業の認識のために接触センサを用いる場合には、その効果的な配置を考える必要がある。接触センサの数が多ければそれだけ多くの接触情報が得られるので、認識性能が高くなると考えられる。しかし、多数の接触センサは手作業の妨げとなるし、コストの面からも望ましくない。そこで、少ない数の接触センサで高い認識性能が得られる配置が求められる。従来研究 [6, 7]

では接触センサの配置は人間の直感で決められており、接触センサの効果的な配置を決定する手法については研究がされてこなかった。

本稿では、手作業認識のための効果的な接触センサ配置を決定する手法について述べる。提案した手法を用いて決定した接触センサ配置に基づいて、実際に鎌倉による把握の分類の認識を行い、手法の有用性を示す。

### 2. 入力データ

手作業認識のための入力として、接触情報と関節角度情報とを用いる。これらの入力データの詳細を以下に述べる。

#### 2-1 接触情報

人の手と作業対象物体との接触情報の入力デバイスとして、手の平側全体に 160 個のスイッチ (EVQPLDA15 1.0: 松下電器産業) を配置したグローブを作成した。その外観とスイッチの配置を Fig.1 に示す。Fig.1(b) の赤い点はスイッチを配置した位置を表している。また、手の輪郭外に示した赤い点は、指の側面に配置したスイッチを表している。

使用したスイッチは機械式であり、オンかオフかの 2 値を出力する。スイッチの基部は一辺が 5mm の正方形であり、厚さは 0.8mm である。直径 3.2mm、厚さ 0.4mm の円形の押し込み部に 1.0[N] 以上の力が働くとオンになる。この 160 個のスイッチから得られる 160 次元の 2 値データを接触情報とした。

#### 2-2 関節角度情報

人の手の関節角度情報の入力デバイスとして、Immersion 社製の Cyber Glove (CG1802-R) を用いる。外観を Fig.2 に、仕様を Table 1 に示す。Cyber Glove では、手首部の 2 個の関節角度と手指部の 16ヶ所の角度との計 18 個の角度を計測できる。本研究では、この 18 個の角度を関節角度情報として用いる。手指部の 16ヶ

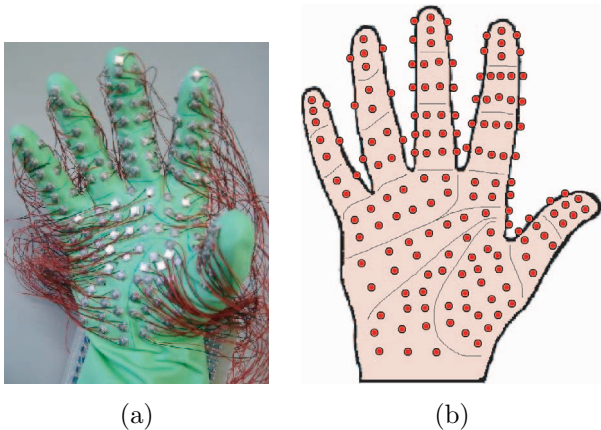


Fig.1 接触情報入力デバイスの外観とスイッチの配置

所の角度に対応する計測箇所を Fig.3 に示す．Fig.3 において，左図の親指の根元の関節のみ 2 自由度であり，他の計測箇所は全て 1 自由度である．



Fig.2 Cyber Glove

Table 1 Cyber Glove の仕様

計測角度数	18
角度分解能	0.5 度
インターフェース	RS-232
最高通信速度	115.2 kbaud

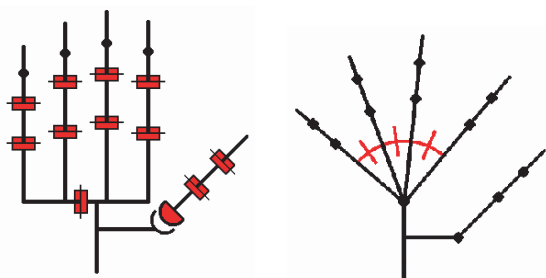


Fig.3 Cyber Glove で計測する手指部の角度

### 3. 接触センサ配置の決定手法

#### 3.1 概要

人の手作業を認識するための接触センサの効果的な配置を決定する手法を提案する．まず，接触センサを手の平側全体に配置する．次に，手作業を実際に行い，

各接触センサにおける接触情報を取得する．最後に，得られた接触情報に基づいて重要な接触センサを選択し，効果的な接触センサ配置を決定する (Fig.4) ．

本手法で決定される効果的な接触センサ配置は，あらゆる手作業の認識のための配置ではなく，接触情報を得る際に行った手作業を認識するための配置である．

### 重要な接触位置を選択

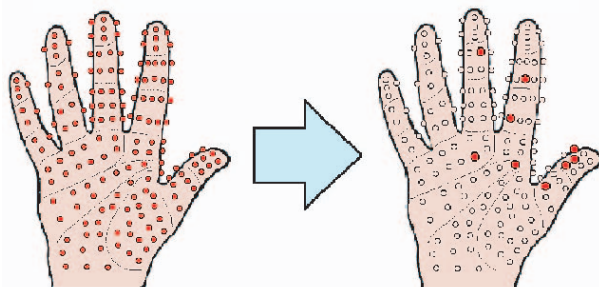


Fig.4 提案手法の概要図

本稿では，2.1 節で述べた 160 個のスイッチの配置を，接触情報を得るためのセンサの配置とした．また，重要な接触位置の選択には ID3[9] を利用した．

#### 3.2 ID3 による重要な接触位置の選択

ID3 は，教師あり学習アルゴリズムである．オッカムの剃刀の原理に基づき，最低限の入力変数から出力変数を決定する決定木を作成する．具体的には，各入力変数の情報利得を求め，情報利得が最大の入力変数を木のノードにする操作を再帰的に行う．情報利得とは，ある入力変数の値を決定した場合に得られる平均情報量の期待値である．これは，出力変数と各入力変数の相互情報量であり，以下の数式で表される．

$$gain(x_i) = H(C) - H(C | x_i) \quad (1)$$

$$H(C) = - \sum_{y \in Y} p_y(C) \log p_y(C) \quad (2)$$

$$H(C | x_i) = - \sum_{j=1}^n \frac{|C_{ij}|}{|C|} \sum_{y \in Y} p_y(C_{ij}) \log p_y(C_{ij}) \quad (3)$$

$$X_i = \{v_j | j = 1, \dots, n\} \quad (4)$$

ただし， $x_i$  : 入力変数， $y$  : 出力変数， $X_i$  :  $x_i$  が取り得る値の集合， $Y$  : 出力変数集合， $C$  : サンプルデータ集合， $gain(x_i)$  :  $x_i$  の情報利得， $H(C)$  :  $C$  の平均情報量， $p_y(C)$  :  $C$  において出力が  $y$  である確率， $C_{ij}$  :  $x_i = v_j$  である  $C$  の部分集合．

ID3 のアルゴリズムを以下に示す．

- (1) 判別ノード  $N$  を作成し， $C$  の全ての要素を  $N$  に所属させる．
- (2) もし  $N$  に所属する全てのサンプルデータが同じ出力変数  $y$  を与えるならば， $N$  を  $y$  とラベル付けされた終端ノードにして終了する．
- (3) 各入力変数  $x_i$  の情報利得を求める．

- (4) 情報利得が最大となる入力変数を  $x_k$  とする．
- (5)  $N$  のラベルを  $x_k$  として,  $N$  の子ノード  $N_j$  を作成し, それぞれに  $C_{kj}$  を所属させる．
- (6) それぞれの子ノードに対して,  $N = N_j, C = C_{kj}$  として, (2) 以下の処理を再帰的に行う．

160 個のスイッチを入力変数  $x_i$ , 認識対象とする手作業を出力変数  $y$ , 手作業を行い取得した接触情報をサンプルデータ集合  $C$  として, ID3 により決定木を作成する．そして, 作成された決定木において判別ノードのラベルになっているスイッチを全て選び出し, その位置を重要な接触位置とする．

## 4. 実験

### 4.1 実験のタスク

鎌倉ら [1] は, 実際に身の回りにある物体を把握したときの各指の曲げ方および接触領域から, 把握を Fig.5 に示す 14 種類に分類している．本稿では, 日常生活における人間の把握を認識するために, 鎌倉らによる把握の型の認識を行った．

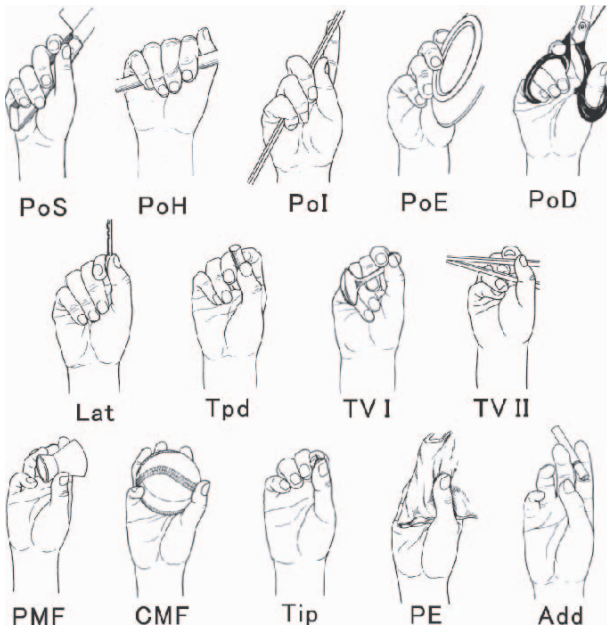


Fig.5 鎌倉らによる把握の分類 [1]

### 4.2 効果的な接触センサ配置の決定実験

まず, 鎌倉らにより定義された把握を実際に行い, 2.1 節で述べた接触情報を, 各把握について 30 組ずつ取得した．そして, 3. 章で提案した手法を用いて, 把握を認識するための効果的な接触センサ配置を決定した．その結果を Fig.6 に示す．19ヶ所の接触位置が, 重要な接触位置として選択された．この結果では, 重要な接触位置が拇指と示指とに多く分布しており, 人間の直感で考えても不自然でない配置となっている．

### 4.3 性能評価実験

4.2 節で示した結果を用いて認識実験を行い, 提案手法の性能を評価した．入力には関節角度情報と接触情

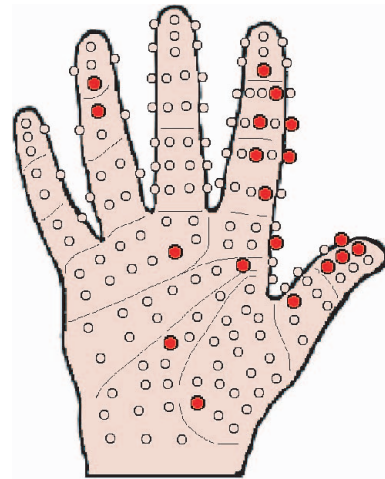


Fig.6 鎌倉らによる把握の分類を認識するための効果的な接触センサの配置

報を用い, 出力は 14 種類の把握の型とした．まず 14 種類の把握について, それぞれ 30 組ずつ入力データを取得し, それを学習データとした．次に各把握について, 学習時とは異なる物体を用いて 50 組ずつ入力データを取得し, それを評価データとした．学習アルゴリズムはニューラルネットワークを使用し, その学習にはデータマイニングツールである Weka[10] を用いた．ニューラルネットワークの学習パラメータを Table 2 に示す．

Table 2 ニューラルネットワークの学習パラメータ

安定化定数 $\alpha$	0.2
学習定数 $\eta$	0.3
中間層の数	1 層
中間層のユニット数	入力次元数と出力次元数の和

接触センサの配置が効果的な配置であることを確認するために, 4 種類の入力データの組み合わせを用いた．4 種類の組み合わせの内容を下記に示す．また, 各入力データにおける正答率と計算時間を Table 3 に示す．なお正答率とは, 評価データにおける正しく認識されたデータの割合とする．また計算時間とは, ニューラルネットワークの学習および評価にかかった時間の和である．使用した計算機は, CPU が Intel® Celeron® 2.66GHz であり, メモリが 512MB である．

#### 4 種類の入力データの組み合わせ

- (1) 18 次元の関節角度情報のみ (角度のみ)
- (2) 関節角度情報と 160 次元の接触情報 (角度 & 接触)
- (3) 関節角度情報と 19 次元の重要な接触情報 (角度 & 重要接触)
- (4) 関節角度情報と 141 次元の重要でない接触情報 (角度 & 非重要接触)

関節角度情報のみの場合に比べて, 接触情報も用いた場合の正答率が高くなっており, 接触情報が認識性

Table 3 各入力データにおける正答率と計算時間の比較

入力データ	正答率 [%]	計算時間 [s]
角度のみ	65.7	23.22
角度 & 接触	73.4	807.9
角度 & 重要接触	71.7	52.63
角度 & 非重要接触	66.4	647.2

能の向上に役立っていることが分かる。また、160次元全ての接触情報を利用すると関節角度情報のみの場合に比べて正答率が7.7%増加するが、19次元の重要な接触情報だけでも6.0%増加している。一方、141次元の重要でない接触情報を用いた場合の正答率は、0.7%しか増加していない。このことから、鎌倉の把握の認識に役立つ情報の多くの部分が、4.2節で選択された重要な接触位置から得られていると考えられる。

さらに、重要な接触情報を用いた場合の計算時間は全ての接触情報を用いた場合の15分の1以下となっており、計算時間の観点からも提案手法が有用だといえる。

## 5. おわりに

手作業の認識のために接触センサを手に配置する場合に、少ない数の接触センサで高い認識性能が得られる配置を決定する手法を提案した。鎌倉らにより分類された14種類の把握を行い、提案手法を用いて効果的な接触センサ配置を決定した。把握の認識実験を行った結果、認識に役立つ情報の多くが提案手法により選択された接触位置から得られることが分かり、有用性を確認できた。

今後の課題としては、以下のことが挙げられる。提案手法では、重要な接触位置を相互情報量に基づいて決定しているが、より良い選択基準を考える。例えば、接触センサ同士の位置関係を利用する手法が考えられる。重要な接触位置を選択する際、全ての接触センサを同様に扱うのではなく、近くに重要な接触位置がある接触センサは選ばれやすさを変える。こうすることで、提案手法より少ない数の接触センサでより高い認識性能が得られる可能性がある。また、重要な接触位置の分布に対する、対象タスクや個人差の影響の調査を予定している。

- [1] 鎌倉矩子: “手のかたち 手のうごき”, 医歯薬出版株式会社, 1989.
- [2] H. Kawasaki, H. Shimomura and Y. Shimizu: “Educational-industrial complex development of an anthropomorphic robot hand ‘Gifu hand’”, *Advanced Robotics*, Vol. 15, No. 3, pp. 357-363, 2001.
- [3] 池内克史: “人間の把持行動観察によるロボットの把持戦略の生成”, *日本ロボット学会誌*, Vol. 18, No. 6, pp. 792-797, 2000.
- [4] K. Ogawara, J. Takamatsu, H. Kimura and K. Ikeuchi: “Generation of a task model by integrating multiple observations of human demonstrations”, *Proceedings of the 2002 IEEE International Conference on Robotics and Automation*, pp. 1545-1550, 2002.

- [5] J. Aleotti and S. Caselli: “Grasp Recognition in Virtual Reality for Robot Pregrasp Planning by Demonstration”, *Proceedings of the 2006 IEEE International Conference on Robotics and Automation*, pp. 2801-2806, 2006.
- [6] Keni Bernardin, Koichi Ogawara, Katsushi Ikeuchi and Ruediger Dillmann: “A Sensor Fusion Approach for Recognizing Continuous Human Grasping Sequences Using Hidden Markov Models”, *IEEE Transactions on Robotics*, Vol. 21, No. 1, pp. 47-57, 2005.
- [7] 近藤誠宏, 上田淳, 松本吉央, 小笠原司: “掌面の接触状態遷移を用いた円柱物体の操作認識”, *日本ロボット学会誌*, Vol. 24, No. 2, pp. 213-221, 2006.
- [8] S. Ekvall and D. Kragic: “Grasp Recognition for Programming by Demonstration”, *Proceedings of the 2005 IEEE International Conference on Robotics and Automation*, pp. 760-765, 2005.
- [9] J. Ross Quinlan: “Discovering Rules by Induction from Large Collections of Examples”, In *Expert Systems in the Micro-Electronic Age*, D. Michie, Editor, Edinburgh University Press, Edinburgh, UK, pp. 168-201, 1979.
- [10] Ian H. Witten, Eibe Frank: “Data Mining: Practical Machine Learning Tools and Techniques with Java Implementations”, Morgan Kaufmann Publishers, 1999.