ショートペーパー (基礎)

TVRSJ Vol.13 No.1, 2008

手作業認識のための触覚センサ素子配置の決定手法

松尾 一矢*1　　村上 剛司*2　　長谷川 勉 *2

A Decision Method of Placement of Tactile Elements for Manual Task Recognition

Kazuya Matsuo,*1 Kouji Murakami*2 and Tsutomu Hasegawa*2

Abstract – **This paper describes a decision method of placement of tactile elements for manual task recognition. Based on the mutual information of the manual tasks and tactile information, an effective placement of tactile elements on a sensing glove is determined. Although the effective placement consists of a small number of tactile elements, it has recognition performance as high as that of a lot of tactile elements. The effective placement of tactile elements decided by the method has been evaluated through experiments of recognizing the grasp types from grasp taxonomy defined by Kamakura.**

Keywords : **manual task recognition, placement of distributed tactile elements, ID3, multi-jointed multi-fingered robotic hand**

1. はじめに

多関節多指ロボットハンドに人間の手作業を代行させるための動作プログラムを，人間が直接記述するのは困難である．そこで，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作業動作を生成する手法 [1]〜[5] が提案されている．これらの手法では，人間の手指の動きから認識した手作業内容に基づき，ロボットハンドの動作プログラムを生成する．

手作業時の手の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内容の認識によく用いられる．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ため，手が物体を把握していない状態から把握している状態へ遷移する瞬間を正確に認識できない．そこで，素子分散型触覚センサを用いて手と作業対象物体との接触状態を計測することが試みられている [6].

手作業の認識のために素子分散型触覚センサを用いる場合には，触覚センサ素子の配置を考慮する必要がある．素子の数が多ければそれだけ多くの接触情報が得られる．しかし，多数の素子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，少ない数の素子で高い認識性能が得られる配置を調査する必要がある．触覚センサを用いて手作業を認識する従来研究 [4], [5] では素子の配置は人間の直感で決められており，その効果的な配置については研究がされてこなかった．

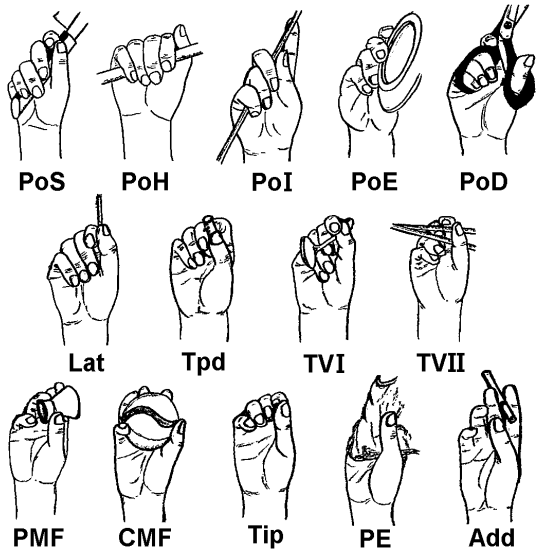


図 1　鎌倉による把握の分類 [7]
Fig. 1　Kamakura's taxonomy of prehension.

本稿では，手作業認識のための効果的な触覚センサ素子の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素子配置に基づき，人間の手作業の基礎動作である把握の認識を行った．認識する把握の分類は，鎌倉 [7] により定義された把握の分類 (図 1) とした．鎌倉は，リハビリを行う作業療法士の観点から，日常生活に現れる把握を 14 種類に分類している．これらの把握の認識実験を行い，少数の触覚センサ素子で高い認識性能が得られることを示す．

*1: 九州大学 大学院 システム情報科学府
*2: 九州大学 大学院 システム情報科学研究院
*1: Graduate School of Information Science and Electrical Engineering, Kyushu University
*2: Graduate Faculty of Information Science and Electrical Engineering, Kyushu University

2.　触覚センサ素子配置の決定手法

少数の触覚センサ素子で，多数の素子を用いた場合と同程度の精度で人の手作業を認識できる素子配置を決定する手法を提案する．まず，触覚センサ素子を手掌部全体に多数配置し，手作業を行った際の各素子の出力を取得する．この出力に基づいて，触覚センサ素子の効果的な配置を決定する．

人の手作業の認識に効果的な触覚センサ素子の配置を選択するために，教師あり学習アルゴリズムであるID3 [8] を用いる．ID3 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．そうすることで，ID3 は最低限の入力変数から出力変数の値を決定する決定木を作成する．情報利得とは，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．

$$
\begin{aligned}
gain(x_i) &= H(C) - H(C \mid x_i) \\
H(C) &= -\sum_{y \in Y} p_y(C) \log p_y(C) \\
H(C \mid x_i) &= -\sum_{j=1}^{n} \frac{|C_{ij}|}{|C|} \sum_{y \in Y} p_y(C_{ij}) \log p_y(C_{ij}) \\
X_i &= \{v_j \mid j = 1, \cdots, n\}
\end{aligned}
$$

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．

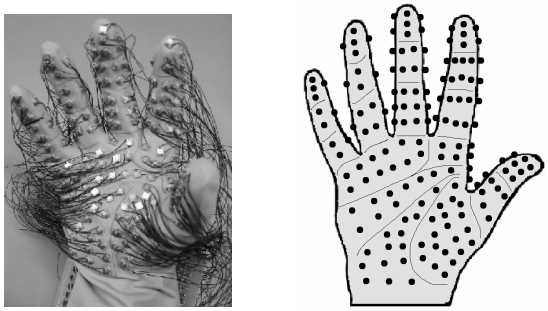
各触覚センサ素子を入力変数 x_i，認識対象とする手作業を出力変数 y，手作業を行い取得した接触データ集合をサンプルデータ集合 C として与えると，ID3 は情報利得が最大の触覚センサ素子の出力値を用いて接触データ集合を分割する決定木を出力する．そして，出力された決定木において判別ノードのラベルになっている触覚センサ素子を全て選び出し，認識に効果的な配置とする．

3.　計測デバイス

3.1　接触情報

人の手と作業対象物体との接触状態を計測するため，手掌部全体に 160 個のスイッチ (EVQPLDA15 1.0: 松下電器産業) を配置したセンサグローブを開発した．その外観とスイッチの配置を図 2 に示す．図 2(b) の黒丸はスイッチの配置を表している．なお，指の輪郭外の点は，指の側面に配置したスイッチを意味している．

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] 以上の力が加わるとオン値を出力する．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．



(a)　(b)

図 2　センサグローブの外観とスイッチの配置
Fig. 2　(a) Sensing glove with 160 switches.
(b) 160-switch placement.

表 1　Cyber Glove の仕様
Table 1　Specifications of Cyber Glove.

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

3.2　関節角度情報

人の手指の関節角度を計測するため，Cyber Glove (CG1802-R: Immersion 社) を用いる．仕様を表 1 に示す．Cyber Glove では，手首部の 2ヶ所の関節角度と手指部の 16ヶ所の角度との計 18ヶ所の角度を計測できる．本研究では，手指部の 16 個の角度を関節角度情報として用いる．

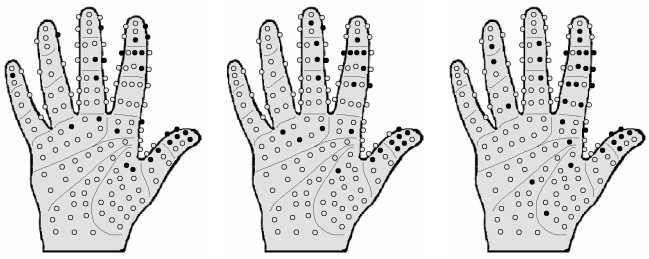
4.　実験

我々の目的は，日常生活で現れる人間の手作業をロボットハンドに代行させることである．そこで，日常生活で現れる把握の分類である鎌倉の把握の分類を対象作業とした．

Cyber Glove の上にセンサグローブを装着した状態で鎌倉の 14 種類の把握を行い，各デバイスによる計測を通して関節角度情報と接触情報をそれぞれ取得した．14 種類の把握毎に形状が異なる 2 種類の物体を用い，各物体 50 組ずつ計 1400 組のデータセットを被験者毎に取得する．把握対象としては日常生活で使用する物体を用いた (図 3)．これらの物体の質量は，0.9 [g] ～ 334.9 [g] である．3 人の被験者 (成人男性 3 名) について，データセットの取得を行った．

Cyber Glove とセンサグローブの厚みや配線のために，手を動かす際の関節角度や接触部位に制限があるが，14 種類の把握が全て達成できていることを目視で確認した．また，把握対象とした日常生活用品はどれも軽量であり，把握を行う際に物体質量の影響を考慮する必要があるものは含まれていない．

図 3　把握対象物体の外観
Fig. 3　Appearances of the grasped objects.



素子配置 A (Subject-A)　素子配置 B (Subject-B)　素子配置 C (Subject-C)

図 4　鎌倉による把握の分類を認識するための効果的な触覚センサ素子配置
Fig. 4　Effective placement of switches for recognizing 14 grasps.

4.1　触覚センサ素子配置の決定実験

得られたデータセットの接触情報に提案手法を適用し，触覚センサ素子の把握認識に効果的な配置を選択した．結果を図 4 に示す．被験者毎に 27〜33 の触覚センサ素子が選択されている．選択された素子は拇指や示指には密に，他の指や掌には粗に分布しており，人間の直感にも合った配置が得られている．

4.2　把握の認識実験

選択された触覚センサ素子配置を用いて，鎌倉の 14 種類の把握の認識を行った．得られた少数の素子で，多数の素子を用いた場合と同程度の精度で把握を認識できるか調査するために，選択された素子配置に基づいて 7 種類の入力データを作成した．その構成と略称を以下に示す．

① 160 次元の接触情報 (接触)
② 選択された素子から得られる接触情報 (選択接触)
③ 選択された素子以外の素子から得られる接触情報 (非選択接触)
④ 関節角度情報と 160 次元の接触情報 (角度＆接触)
⑤ 関節角度情報と選択された素子から得られる接触情報 (角度＆選択接触)
⑥ 関節角度情報と選択された素子以外の素子から得られる接触情報 (角度＆非選択接触)
⑦ 16 次元の関節角度情報 (角度)

表 2　7 種類の入力データの正答率 [%]
Table 2　The recognition rates [%] (The seven compositions of inputs).

Subject	A	B	C
① 接触	88.4	90.0	88.8
② 選択接触	88.4	90.0	88.7
③ 非選択接触	64.6	67.9	69.1
④ 角度＆接触	100	100	99.9
⑤ 角度＆選択接触	100	100	99.9
⑥ 角度＆非選択接触	91.4	100	89.9
⑦ 角度	90.0	100	84.9

被験者毎に前述の 1400 組のデータセットから上記の 7 種類の入力データを作成し，4 分割交差検定を行った．学習アルゴリズムは LogitBoost アルゴリズム [9] を使用し，データマイニングツールである Weka [10] を用いて実装した．構築する弱識別器の数は 100 とし，その他の学習パラメータは全て既定値を用いた．7 種類の入力データの正答率を，表 2 に示す．正答率とは，評価データの総数に対する正しく認識されたデータ数の割合とする．

表 2 の結果より，以下の 3 つの知見が得られる．

1. 入力データ ①④⑦ より：
16 次元の関節角度情報⑦ や 160 次元の接触情報① を用いた場合の正答率はそれぞれ 90%程度だが，それら両方④ を用いた場合の正答率はほぼ 100%である．2 種類の異種センサの情報を統合することで，正答率が向上している．
2. 入力データ ①②③ より：
160 次元の接触情報① を用いた場合と選択された素子から得られる接触情報② を用いた場合の正答率は，ほぼ同じである．一方，選択された素子以外の素子から得られる接触情報③ を用いた場合の正答率は低い．つまり，提案手法により選択された少数の素子を用いれば多数の素子を用いた場合と同程度の精度で把握を認識できるのに対し，素子を適切に選択できなければ認識精度は低下する．
3. 入力データ ④⑤⑥ より：
接触情報を関節角度情報と統合した場合④⑤⑥ でも，2. と同様のことが言える．

表 3　提案手法により選択された触覚センサ素子配置の汎用性 (正答率 [%])

Table 3　The recognition rates [%]: One subject's evaluation data (column) are recognized by using another subject's placement (row).

素子配置＼評価データ	A	B	C
素子配置 A	88.4	89.6	81.6
素子配置 B	85.4	90.0	87.7
素子配置 C	85.6	89.6	88.7

4.3　選択された触覚センサ素子配置の汎用性

提案手法により選択された 3 人の被験者の触覚センサ素子配置の汎用性を調査するため，正答率の比較実験を行った．表 3 は，ある被験者 (行) の接触情報を用いて選択した素子配置に基づいて，他の被験者 (列) で取得したデータ② を評価データとして認識を行った場合の正答率を表す.

本人のデータから選択した素子配置を用いた場合の正答率に対する，他の被験者の素子配置を用いた場合の正答率の下げ幅は，0.4%〜7.1%に収まっている.

5.　おわりに

手作業の認識のために触覚センサ素子を手表面に配置する場合に，少数の素子で多数の素子と同程度の認識性能が得られる配置を決定する手法を提案した．選択された少数の触覚センサ素子を用いれば，多数の素子を用いた場合と同程度の精度で把握の認識を行えた.

本稿では鎌倉の 14 種類の把握を対象作業としたが，任意の手作業群に提案手法を適用すれば，その手作業群の認識に適した触覚センサ素子配置を得ることができる．したがって，任意の手作業群を認識する際に，人の手と作業対象物体との接触情報を取得するデバイスを設計する指針となりうる．また，仮想空間内で手作業の認識を行う場合，手表面で仮想物体との接触情報を求める領域を限定できるため，計算コストが削減できる.

参考文献

[1] 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)

[2] 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)

[3] 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)

[4] 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)

[5] 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)

[6] 関喜一, 下条誠, 佐藤滋, 高橋昭彦：高柔軟性をもつ把持圧分布センサの開発, 計測自動制御学会論文集, Vol. 31, No. 9, pp. 1528-1530 (1995)

[7] 鎌倉矩子：手のかたち　手のうごき, 医歯薬出版株式会社 (1989)

[8] 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)

[9] J. Friedman, T. Hastie and R. Tibshirani : Additive Logistic Regression: a Statistical View of Boosting, The Annals of Statistics, Vol. 28, No. 2, pp. 337-374 (2000)

[10] Ian H. Witten and Eibe Frank : Data Mining: Practical Machine Learning Tools and Techniques with Java Implementations, Morgan Kaufmann Publishers (1999)

(2007 年 10 月 16 日受付)

［著 者 紹 介］

松尾 一矢　（学生会員）

1983 年 6 月 13 日生．2007 年九州大学大学院システム情報科学府知能システム学専攻修士課程修了．現在，同博士後期課程在学中．手作業認識の研究に従事．日本ロボット学会会員.

村上 剛司

1975 年 4 月 25 日生．2004 年九州大学大学院システム情報科学府知能システム学専攻博士課程修了．同年九州大学大学院システム情報科学研究院助手．2007 年より同助教，現在に至る．環境情報構造化，多関節多指ロボットハンド，触覚センシングなどの研究に従事．日本ロボット学会，計測自動制御学会，IEEE の各会員．博士 (工学).

長谷川 勉

1950 年 2 月 18 日生．1973 年東京工業大学電子物理工学科卒業．同年電子技術総合研究所勤務．1992 年より九州大学工学部情報工学科教授．現在同大学大学院システム情報科学研究院教授．知能ロボットの研究に従事．工学博士．計測自動制御学会，電気学会，日本機械学会などの会員.