

触覚センサを用いた触行動の識別に関する研究(第3報)

平湯 秀和 向井 利春*

Discrimination of Touching Behaviors with Tactile Sensor (3rd report)

Hidekazu HIRAYU Toshiharu MUKAI *

あらまし 人間と常に接しながらサービスを提供する人間共存ロボットにとって、サービスを受ける人間とコミュニケーションを行うために、その人の触行動を理解することは最も重要な課題の一つである。本研究では、(独)理化学研究所バイオ・ミメティックコントロール研究センターが開発した人間の皮膚構造と同じ構造を持ち、かつサンプルレートが1kHzでデータ取得可能な柔軟な面状触覚センサを用いて、ロボットと人が接触してコミュニケーションを行う上で基本的な6種類の触行動の識別を行う。本稿では、6種類の触行動を識別するための特徴量として、圧力センサの情報を基に圧力位置や重心移動、面積分布等を基にした特徴量と、動画像処理分野で行われている立体高次局所自己相関を特徴量として用いた場合のそれぞれの特徴量を比較することで評価検討を行った。

キーワード 人間共存ロボット, 面状触覚センサ, 触行動識別

1. はじめに

近年、少子高齢化社会が進んでおり、日本では2055年に生産年齢世代1.3人で1人の高齢者を支える社会が到来すると予想されており^[1]、被介護者の増加と共に介護者不足が深刻な社会問題となることが予測されている。そこで、その解決策として、人間と接しながら移乗介護支援や精神的癒し等の各種サービスを提供する人間共存ロボットが期待されており、その開発が進んでいる。その一つに、独立行政法人理化学研究所の移乗介護支援ロボットRI-MANがある^[2]。RI-MANは左右前腕・上腕・胴体部分の計5箇所にかわいらしい面状触覚センサを搭載し、その情報を統合することで、被介護者を安全に移乗介護することが可能なロボットである。このように人と常に接するロボットにとって、サービスを受ける人間とコミュニケーションを行うために、その人の意図を理解することは最も重要な課題の一つである。

人が自分の意志を相手に伝えるための重要なコミュニケーションの一つに触行動がある。触行動の中でも「たたく」「触れる」「なでる」等は触行動の根本的コミュニケーションの一つである。例えば、ロボットが「たたかれたり」、「押されたり」する状況は、人にとってロボットの位置や存在、行動が好ましくない状況と判断することができる。そのため、人の触行動を理解すべきロボットにとって、表皮となる触覚センサは重要なインタフェ

ースであるが、ロボットに搭載可能でかつ、人の触行動を認識可能な触覚センサが実用化された例は少ない。その理由としては、現在、ロボットの触覚センサとして感圧導電性ゴムやインクを用いたフィルム状センサやPVDF(ポリフッ化ビニリデン)フィルムを用いたセンサなどが開発されているが、ロボット上腕等の曲面状のロボット表面への装着が困難、耐久性や柔軟性が不十分、測定分解能が低いといった問題があるためである。更にサンプルレートが数十～100Hzと低いと、安定した触行動識別結果が得られない。そこで、この問題を解決するため、理化学研究所では高いサンプリングレートを持つ半導体圧力センサを感圧素子として弾性体に埋め込む方法を用いて、柔軟かつ1kHzのサンプリングレートで圧力データを取得可能な面状触覚センサを開発した^[3]。

本研究では、このセンサを用いて、人がロボットに対して行う触行動として、「たたく」「つまむ」「なでる」「押す」「ひっかく」「つかむ」の6種類の基本的な動作の識別に関する研究を行う。昨年度は、面状触覚センサから得られる圧力データから、人が面状触覚センサに触れて動作を開始した時刻とセンサから手が離れる終了時刻を推定し、その期間(触行動時間)の圧力位置や重心移動、面積分布等から複数の特徴量を抽出し識別に用いた^[4]。今年度は、上記の特徴量と、時間を含む三次元データに対する特徴である立体高次局所自己相関特徴量のそれぞれの特徴量を用いて触行動の識別実験を行い、比較評価したので、その報告をする。

*独立行政法人理化学研究所

表1 対象とする触行動

	社会心理学による分類	本研究による分類	行 為
1	たたく	たたく	ひっかきよりも広い部分が触れている．手の形は可変的である
2	こつこつたたく		
3	つまむ	つまむ	親指と他の指が物に触れている．手は親指と他の指がつかむ形をしている
4	つかむ	つかむ	手が体の部分や物を包み込む．手の形は開いているか、閉じられている
5	なでる	なでる	手の広い部分が触れている．手の形は可変的である
6	ひっかく	ひっかく	爪もしくは指先のみが何かに触れている．手は開いている
7	押す	押す	手の内側で物や体の部分を押す
8	さわる		

2. 対象とする触行動

社会心理学において、人の接触行為に関する基本的な上肢動作は12種類に分類されることが知られている^[5]．本研究では、12種類の上肢動作の中で、「たたく」と「こつこつたたく」、「押す」と「さわる」は、人がロボットに対して行う触行動として、それぞれ同じであると見なし、「たたく」「押す」と定義する．そこで、10種類の触行動の中で、表1に示すとおり、「たたく」「つまむ」「なでる」「押す」「ひっかく」「つかむ」の6種類の触行動識別を実施した．残りの上肢動作「引っ張る」「回転」「支える」「止める」行為は、人が自分の意志を伝える触行動と関係がない、もしくはせん断力を求める等の必要がある動作のため、本研究の対象としなかった．

3. 触行動識別

本研究では、面状触覚センサから得られる圧力データから、人が面状触覚センサに触れて動作を開始した時刻と終了時刻を推定し、その触行動時間の時系列データから複数の特徴量を抽出する．次に、それらの特徴量を基に線形判別分析を行うことで触行動の識別を行う．

3. 1 圧力位置や重心移動、面積分布等を基にした特徴量

6種類の触行動において、「たたく」という行為は他の触行動と比較すると触行動時間が短く、触行動の開始直後の圧力が他よりも大きい．また、「つまむ」は2点で挟む行為であるため、2つの圧力分布が存在するなど、個々の触行動に特徴がある．従って、面状触覚センサの圧力分布や重心の移動の大きさ、圧力のかかる面積の変化量等に注目し、個々の触行動に関して異なる特徴量となり得ると判断される下記の9個の特徴量を抽出した（図1）．

＜時系列データ＞

- ①触行動時間
- ②最大の圧力がかかるまでの時間

＜圧力位置・領域面積変化＞

- ③触行動時間全体における圧力のかかった重心位置と、各フレームで求めた重心位置との距離平均
- ④触行動時間全体における圧力のかかった重心位置と、各フレームで求めた重心位置との距離の分散
- ⑤各フレームにおいて、圧力のかかった領域面積に対する平均値
- ⑥各フレームにおいて、圧力のかかった領域（グループ）の個数に対する平均値

＜圧力の時間的変化＞

- ⑦動作開始後、10m s 時点における圧力データ
- ⑧触行動時間を3等分し、1番目の時間帯（A領域）での圧力の（最大値－最小値）
- ⑨触行動時間を3等分し、3番目の時間帯（C領域）での圧力の（最大値－最小値）

3. 2 立体高次局所自己相関を基にした特徴量

面状触覚センサは、超小型半導体圧力センサを8×8のアレイ状に配置した構造になっている．これは、カメラで得られた画像と同じく配列としてメモリに格納される．そこで、動画像処理分野で行われている、時空間的な局所相関値を積分することで得られる特徴の一つである立体高次局所自己相関（CHLAC:Cubic Higher-order Local

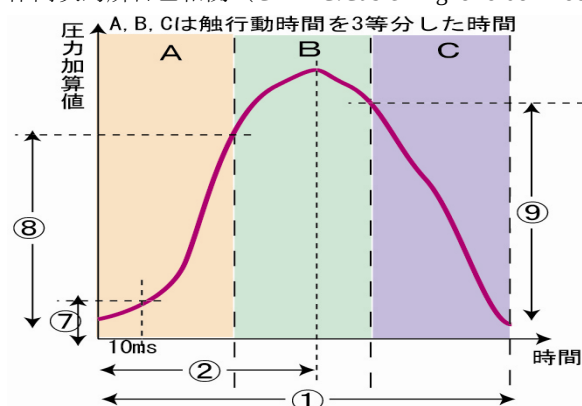


図1 圧力位置や重心位置等を基にした特徴

Auto-correlation) を用いた特徴量を抽出する。

CHLACは、二次元データである一つの画像(フレーム)内の相関関係を求める高次局所自己相関(HLAC)を時間方向に三次元拡張し、時空間の相関関係をも考慮した特徴である^[6]。CHLACは、対象が画像(フレーム)内のどこにあって特徴量が変わらない位置不変性があると共に、同一フレーム中に複数の対象があった場合、動きが異なるそれぞれの対象の特徴量は個々の総和となる加法性を持っている。CHLACの成分数は、0次が1個、1次が13個、2次が237個の次数で、計251次元存在するが、6種類の触行動に対して、251次元分のCHLACを求め、正規化した結果、図2に示すとおり、1次(14次元)までの値は非常に大きい2次の値は非常に小さく、それぞれの触行動に差異はなかった。そこで、本研究では1次までの計14次元を特徴量として使用した(図3)。14次元の自己相関関数は、注目点 r での対象とする圧力データを $f(r)$ とすると、注目点を中心とし、 3×3 領域に限定したその周りの14個の変位 $a_1, a_2, a_3, \dots, a_{14}$ に対して、

$$x(a_1, a_2, a_3, \dots, a_{14}) = \int f(r) f(r+a_1) f(r+a_2) \dots f(r+a_{14}) dr \quad (1)$$

と定義される。本研究では、式(1)に示す 3×3 領域に限定したCHLACを使用した。

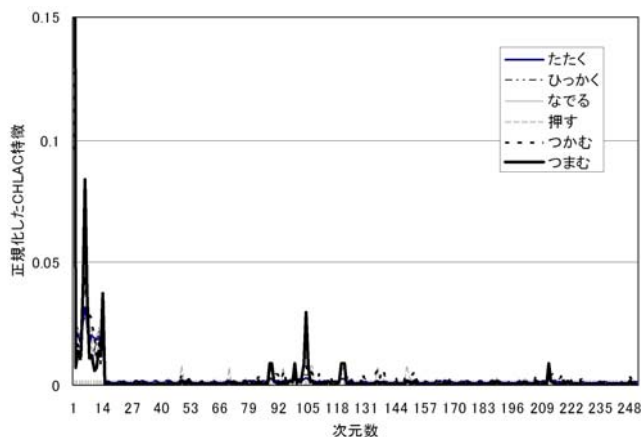


図2 6種類の触行動における251次元のCHLACの結果

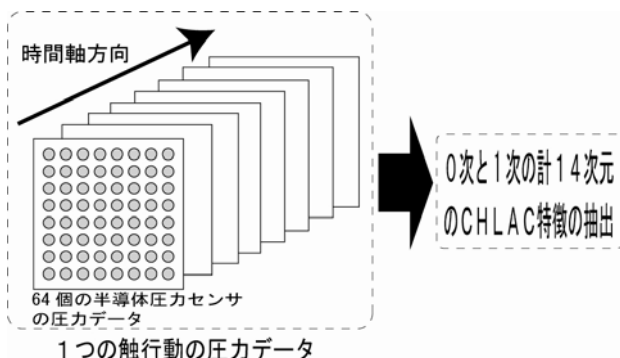


図3 CHLACを基に一つの触行動データからの特徴抽出

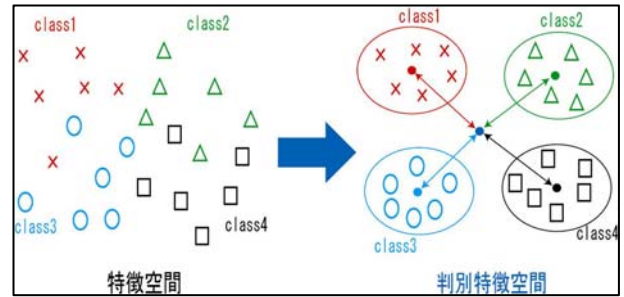


図4 線形判別分析

3. 3 推定方法について

本研究では、前節で述べた特徴量を用いて、線形判別分析により得た判別空間で距離が最小となるクラスを識別結果とする手法を用いる。線形判別分析は、クラス内分散を最小に、クラス間分散を最大にするような特徴空間を生成する写像行列を求める。つまり、学習パターンを識別するのに最適な判別空間を生成することになる。本手法では、複数の特徴量を入力として、線形判別分析で得た写像行列を用いて判別空間へ投影し、標本が、各クラスの中心まで、どの程度の距離(マハラノビス距離)があるのか調べ、判別クラスとの距離が最小となるクラスを識別結果とする(図4)。

4. 実験と考察

3.1節で述べた特徴量と3.2節のCHLACを用いた特徴量のそれぞれの有効性を比較するため、実験を行った。7人の被験者が「たたく」「つまむ」「つかむ」「なでる」「ひっかく」「押す」の6種類の触行動をそれぞれ2回実施し、1つの触行動に対して14個のデータを得た。集めたデータ量が少ないため、交差検証法を用いて、触行動識別の実験を行った。具体的には、一つの触行動に対して14個のデータがあるため、13個をトレーニングデータとして、各触行動に対して前章の特徴量を抽出した。これらの特徴量からクラス分けするのに最適な判別空間を生成し、残りの1個のデータをテストデータとして、触行動識別の実験をした。

トレーニングデータのみを用いて最適な判別空間が生成できているか調べるため、トレーニングデータのみの触行動識別を行った。表2に圧力位置や重心移動、面積分布等を基にした特徴量によるトレーニングデータの識別結果を、表3にCHLACを用いたトレーニングデータの識別結果を示す。圧力位置や重心移動、面積分布等を基にした特徴量の場合、「たたく」動作の識別率は100%であったが、CHLACでは73.1%と6種類の触行動の中で最も低い識別率であった。また、「つまむ」「押す」動作は両方の特徴量共に90%以上の識別率であったが、「つかむ」動作は両方の特徴量とも70%台とトレーニングデータでは良好な判別空間が生成されなかった。

一方、テストデータに対する識別結果を、表4(圧力位

表2 圧力位置や重心移動、面積分布等を基にした特徴量を用いた触行動識別結果（トレーニングデータ）

触行動	データ数 (13×14)	正解数 (13×14)	識別率 [%]
たたく	182	182	100.0
つまむ	182	168	92.3
つかむ	182	130	71.4
なでる	182	155	85.2
ひっかく	182	135	74.2
押す	182	172	94.5

表3 CHLACを用いた触行動識別結果（トレーニングデータ）

触行動	データ数 (13×14)	正解数 (13×14)	識別率 [%]
たたく	182	133	73.1
つまむ	182	181	99.5
つかむ	182	143	78.6
なでる	182	152	83.5
ひっかく	182	163	89.6
押す	182	167	91.8

表4 触行動別に分類したテストデータの識別結果
(圧力位置や重心移動、面積分布等を基にした特徴量を使用)

触行動	上段：識別率[%]，下段：正解数／実験回数					
	たたく	つまむ	つかむ	なでる	ひっかく	押す
たたく	100.0 (14 / 14)	0.0 (0 / 14)	0.0 (0 / 14)	0.0 (0 / 14)	0.0 (0 / 14)	0.0 (0 / 14)
つまむ	0.0 (0 / 14)	85.7 (12 / 14)	7.1 (1 / 14)	7.1 (1 / 14)	0.0 (0 / 14)	0.0 (0 / 14)
つかむ	0.0 (0 / 14)	14.3 (2 / 14)	57.1 (8 / 14)	14.3 (2 / 14)	0.0 (0 / 14)	14.3 (2 / 14)
なでる	0.0 (0 / 14)	0.0 (0 / 14)	0.0 (0 / 14)	85.7 (12 / 14)	14.3 (2 / 14)	0.0 (0 / 14)
ひっかく	0.0 (0 / 14)	0.0 (0 / 14)	14.3 (2 / 14)	7.1 (1 / 14)	71.5 (10 / 14)	7.1 (1 / 14)
押す	0.0 (0 / 14)	0.0 (0 / 14)	0.0 (0 / 14)	7.1 (1 / 14)	0.0 (0 / 14)	92.9 (13 / 14)

表5 触行動別に分類したテストデータの識別結果
(CHLACを使用)

触行動	上段：識別率[%]，下段：正解数／実験回数					
	たたく	つまむ	つかむ	なでる	ひっかく	押す
たたく	64.3 (9 / 14)	0.0 (0 / 14)	0.0 (0 / 14)	14.3 (2 / 14)	7.1 (1 / 14)	14.3 (2 / 14)
つまむ	0.0 (0 / 14)	92.9 (13 / 14)	7.1 (1 / 14)	0.0 (0 / 14)	0.0 (0 / 14)	0.0 (0 / 14)
つかむ	0.0 (0 / 14)	14.3 (2 / 14)	50.0 (7 / 14)	7.1 (1 / 14)	7.1 (1 / 14)	21.4 (3 / 14)
なでる	0.0 (0 / 14)	0.0 (0 / 14)	0.0 (0 / 14)	78.6 (11 / 14)	7.1 (1 / 14)	14.3 (2 / 14)
ひっかく	0.0 (0 / 14)	0.0 (0 / 14)	0.0 (0 / 14)	21.4 (3 / 14)	78.6 (11 / 14)	0.0 (0 / 14)
押す	0.0 (0 / 14)	14.3 (2 / 14)	0.0 (0 / 14)	0.0 (0 / 14)	0.0 (0 / 14)	85.7 (12 / 14)

置や重心移動、面積分布等を基にした特徴量）と表5（CHLAC）に示す。CHLACを適用した場合、圧力位置や重心移動、面積分布等を基にした特徴量を用いた場合と比較すると全体的に識別率が低く、特に「たたく」「つ

かむ」動作は50～60%台と非常に低い値となった。特に、「つかむ」行為は「たたく」以外の4種類の触行動の全てに誤って識別された。これは、CHLACの特徴として、面状触覚センサのどこに圧力がかかっても同じ方向に力が

かかれば同じ特徴量となるためである。従って、「たたく」や「つかむ」動作は人によって、面状触覚センサにおける圧力のかかる方向は異なるため、2つの触行動は人によって特徴量が変わり、良好な判別空間が生成できなかったと思われる。一方、「つまむ」動作は面状触覚センサが円筒状に構成されている関係上、どの被験者も円筒面の主軸をつまむような動作となり、つまむ場所は異なるが同じような方向に力がかかるため、複数の被験者で同じような特徴量となり、良好な判別空間が生成でき、結果として識別率が高くなったと考えられる。

5. まとめ

人間共存型ロボットに搭載する面状触覚センサで人の触行動を識別する目的のため、(独)理化学研究所が開発した面状触覚センサから得られる触行動の時系列データから、二つの手法で特徴量を抽出し、それらを線形判別分析することで、6種類の触行動を識別する実験を行った。その結果、圧力位置や重心移動、面積分布等を基にした特徴量の方が、CHLACよりも良好に判別空間が生成されたことを確認した。

今後の課題としては、触行動を識別するのにより有効な特徴量の選定および実際にRI-MAN内部の超小型汎用コントローラへ組み込むことがあげられる。また、今回対象としなかった4種類の触行動（「引っ張る」「回転」「支える」「止める」）に関して、例えば、「引っ張る」動作に関してはせん断力を求める必要があり、本センサでは計測が困難なため、これらの触行動を識別するには更なるセンサの開発が必要である。

文 献

- [1] 内閣府「平成20年版高齢社会白書」：
<http://www8.cao.go.jp/kourei/whitepaper/w-2008/gaiyo/20indexg.html>
- [2] T. Odashima et al., "A Soft Human-Interactive Robot RI-MAN", IROS2006, Video ID: v018, 2006.
- [3] 向井利春, 加藤陽, "ロボットに柔らかさを与える1ms柔軟面状触覚センサ", ROBOMECH2007 講演論文集, pp.53-54, 2007.
- [4] 平湯秀和, 向井利春, "触覚センサを用いた触行動の識別に関する研究(第2報)", 岐阜県生産情報研究所研究報告 第9号, pp.26-28, 2008.
- [5] ペーター・E.ブル, 市河淳章ら(編訳), "姿勢としぐさの心理学", 北大路書房, 2001.
- [6] T.Kobayashi and N.Otsu, "Action and simultaneous multiple-person identification using cubic higher-order local auto-correlation", in Proc. ICPR, 2004.