

触覚センサを用いた触行動の識別に関する研究

平湯 秀和 向井 利春*

Discrimination of human touching behaviors with tactile sensor

Hidekazu HIRAYU Toshiharu MUKAI*

あらまし 人とロボット間のコミュニケーションの一つに触行動がある。人の触行動を識別することは、人間と接触を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、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を模倣した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「たたく」「つねる」「なでる」「押す」の4動作の識別を行う。具体的には、面状触覚センサから得られた時系列データから複数の特徴量を抽出し、線形判別分析を行うことで触行動の識別を行った。

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

近年の少子高齢化社会は、労働力不足や家庭における要介護者の増加など多くの問題を抱えている。その解決策として、各種サービスを提供するロボットの開発と実用化の期待が高まっている。その中でも特に人と接触しながらサービスを提供可能な人間共存ロボットが期待され、その開発が進んでいる。このようなロボットにとって、ロボットに対する人の触行動を識別することは非常に重要となる。

例えば、人がロボットを「たたく」「押す」という状況は、人にとってロボットの位置や行動が好ましくない状況といえるため、ロボットは素早く移動等をする必要がある。一方、人がロボットを「なでる」という状況は、上記と全く状況が異なるといえる。従って、ロボットにとって、人の触行動を識別することは必要不可欠な機能の一つであるため、ロボットにつける触覚センサは重要なインタフェースとなる。触覚センサの情報から人の触行動を認識することは重要な研究課題であるが、未だに確立された手法がない^[1-3]。その理由としては、現状のセンサデバイスは時間分解能が低いため、安定した触行動識別結果が得られない等の問題があるためである。

現在、ロボットの触覚センサとして感圧導電性ゴム^[4]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^[5]などが開発されているが、ロボット上腕等の曲面状表面への装着が困難、耐久性や柔軟性が不十分、空間解像度や測定分解能が低い等の問題がある。この問題を解決するため、理化学

研究所では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基にした面状触覚センサを開発した^[6]。

そこで、本研究では、理化学研究所が開発した面状触覚センサを用いて、「たたく」「つねる」「なでる」「押す」という4つの触行動で得られる時系列データを基に、各触行動の識別手法を検討すると共に実験によってその有効性を示す。なお、これらの触行動を選択した理由は、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おり^[7]、そのなかで、人がロボットに対して頻繁にとると予想される行動の典型であるからである。

2. 面状触覚センサ

理化学研究所が開発した面状触覚センサは、半導体圧力センサを感圧素子としている。感圧素子は、樹脂製の圧力センサFPBS-04Aである。この圧力センサは直径5.8mmの超小型半導体圧力センサで、-58.7~333.4kPaまで測定可能である。この圧力センサを8×8のアレイ状

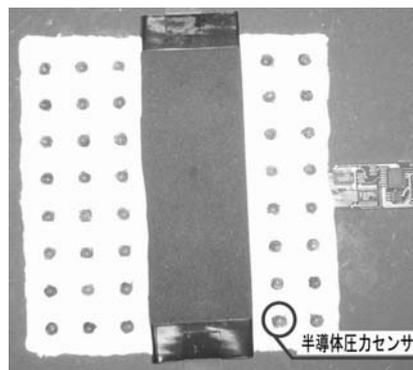


図1 フレキシブル基板

* 独立行政法人 理化学研究所



図2 柔軟な面状触覚センサ

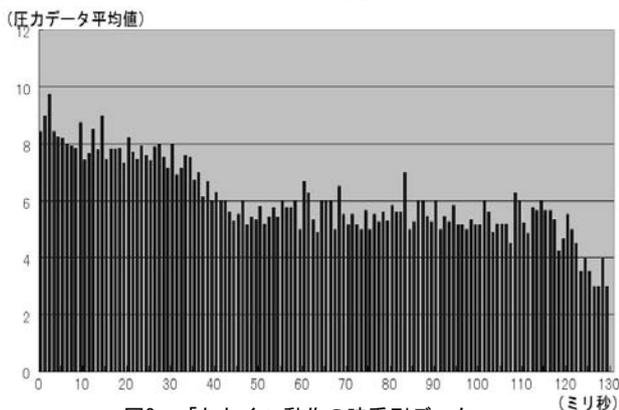


図3 「たたく」動作の時系列データ

に並べ、弾性体に埋め込むことで面状触覚センサを実現している(図1)。また、面状触覚センサの素子から読み出しを行う配線数を減らすために、感圧素子の抵抗ブリッジの半分のみを用い、スイッチングにより行と列を選択可能となっている。

人間の皮膚は、表皮が真皮より硬く、それぞれの皮膚組織が複雑な形状を有することで、触覚受容器に応力が集中する構造となっている。そこで、面状触覚センサはフレキシブル基板を弾性体に埋め込む構造とし、表面から「硬い弾性体」「柔らかい弾性体」「硬いもしくは柔らかい弾性体」の順に組み合わせることで、センサ表面の圧力が感圧素子のダイヤフラムに集中する構造になっている。これにより、面状触覚センサ全体の厚さは約8.5mm、圧力素子のピッチは10mm、測定レンジは256階調、1ミリ秒のサンプリング間隔を実現している。なお、この面状触覚センサは理化学研究所が開発したロボットRI-MANの上腕部分等に使用するため、本研究では、このフレキシブル基板を筒状の塩化ビニル管に沿って曲げた形状で実験を行った(図2)。

実際に面状触覚センサを手でたたいた場合の、たたき始めから終了までの各時刻における圧力データ平均値(64個の圧力データの合計値を圧力のかかったセンサ個数で除算)の時系列データを図3に示す。なお、グラフの横軸は時刻を、縦軸は圧力データのAD平均値を示す。

3. 触行動の識別

本研究では、面状触覚センサから得られるデータから、

人が面状触覚センサに触れて動作を開始した時間と終了時間を推定し、その区間(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 特徴量の抽出

4種類の触行動に関して、面状触覚センサの圧力分布や時系列データには、それぞれ以下の特徴がある。

<たたく>

- ・触行動時間が他の触行動と比較して短い。
- ・触行動開始直後の圧力は他の触行動より大きい。

<つまむ>

- ・つまむ行為により、2つの圧力分布が発生する。
- ・圧力のかかる領域面積が他の触行動よりも小さい。

<なでる>

- ・圧力がかかる位置に関して重心移動が他の触行動よりも大きい。

<押す>

- ・圧力がかかる位置に関して重心移動がほとんどない。
- ・押す行為により、1つの圧力分布のみが発生する。

本研究では、これらの特徴を基にして、触覚センサから得られる時系列データ、圧力位置や領域面積の変化量、圧力量の時間的変化量に着目し、下記の9個の特徴量を抽出した。図4に時系列データ(実線)とそれぞれの特徴量(番号)を示す。

<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

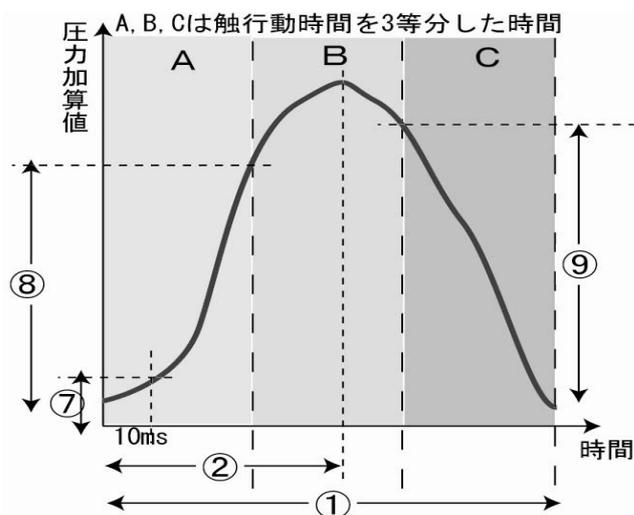


図4 識別に用いる特徴量

- 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 触行動の識別

前節で抽出した特徴量を用いて、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アピアランススペースの手法を用いる。

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。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、標本と各クラス（たたく、つねる、なでる、押す）のマハラノビス距離を調べ、距離が最小となるクラスを識別結果とする。

4. 実験

本手法の有効性を示すため、実験を行った。トレーニングデータとして、被験者13名（男女比11:2、年齢25～45歳）が「たたく」「つまむ」「なでる」「押す」の4つの動作をそれぞれ2回実施（計26データ/触行動）し、各触行動に対して前節の特徴量を抽出した。これらの特徴量から最適な判別空間を生成した。

また、提案手法を評価するため、テストデータとして、同被験者13名が4動作を1回ずつ行い（計13データ/触行動）、識別実験を行った。

時系列データにはノイズが多く含まれるため、トレーニングデータ・テストデータ共に特徴量（触行動時間を除く）抽出前にノイズ除去の目的でガウシアンフィルタをかけた。

表1にトレーニングデータにおける識別結果を、表2にテストデータにおける識別結果を示す。

トレーニングデータによる触行動識別率はすべて100%で、判別空間が良好に生成されていることがわかる。一方、テストデータによる識別結果は、「たたく」、「つねる」、「なでる」の3つの触行動の識別率は100%であったが、押す動作は92.3%で誤識別された触行動は「つまむ」と判別された。

誤識別となった被験者の「押す」動作に関して、押す様子と同時刻で得られた面状触覚センサの出力データ（8×8の計64個のアレイ状に設置）を図5と図6に示す。図6の複数の正方形は圧力センサの位置とその位置の圧力の強さを示す。圧力が強ければ正方形は大きくなる。

表1 トレーニングデータによる触行動識別結果

	データ数	正解数	識別率
たたく	26	26	100%
つねる	26	26	100%
なでる	26	26	100%
押す	26	26	100%

表2 テストデータによる触行動識別結果

	データ数	正解数	識別率
たたく	13	13	100%
つねる	13	13	100%
なでる	13	13	100%
押す	13	12	92.3%

図5の押す行為を行った際、丸枠で囲まれた2つの領域部分に圧力がかかっているのがわかる。枠Aは押す行為により直接圧力がかかった部分であるが、強く筒状の塩化ビニル管が押されることで、瞬間的に塩化ビニル管が楕円状に変形し、筒の反対側にも枠Bの領域として圧力がかかっている。3.1節で述べたように、「つまむ」行為は「2つの圧力分布が発生する」という仮定を基に特徴量を抽出しているため、図5の「押す」行為は「つまむ」と誤識別されたと思われる。

5. 各特徴量の寄与率

各特徴量から判別空間を生成したが、これらの特徴量



図5 誤識別された被験者の押す動作

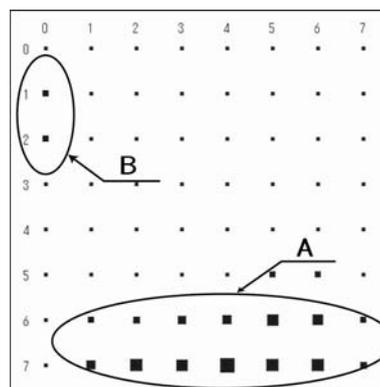


図6 押す動作の圧力センサの出力データ

が判別に対して、有意に寄与しているかどうかの検定を行った^[8]。本研究では、9個の特微量を用いて4つのクラスがどの程度判別されるかを表す一つの指標である Wilks の Λ 統計量を用いた。

いま、 q 個の変量 x^* が g 群の判別に用いられているとする。 x^* に含まれていない変量 x_j を追加したときの判別力の増加を、 Λ 統計量を用いて

$$\Lambda(x_j|x^*) = \frac{\Lambda(x^*, x_j)}{\Lambda(x^*)} \dots \dots \dots (1)$$

で測ることができる。右辺の分子は変量 x^* と x_j を両方用いたときの Λ を、分母は変量 x^* のみを用いたときの Λ を表し、 $\Lambda(x_j|x^*)$ は偏 Λ 統計量と呼ばれる。このとき、

$$F = \frac{n-g-q+1}{g-1} \cdot \frac{1-\Lambda(x_j|x^*)}{\Lambda(x_j|x^*)} \dots \dots \dots (2)$$

は新しく加えた変量 x_j が判別に寄与しないという仮説のもとで、自由度 ($g-1, n-g-q+1$) の F 分布に従うことが知られている。

9個の特微量に関して F 特微量を求めた結果を表3に示す。

本研究では4クラス(たたく、つねる、なでる、押す)、9変量、104パターン(被験者13名、4動作を2回実施)を用いて判別空間を生成したため、自由度 (3, 92) の F 分布に従う。ここで、 $F_{.92}(0.05)$ は2.70である (5%水準で有意である)。表3の F 検定結果が、2.70よりも大きい値であれば、その特微量は判別に有意に寄与しているといえる。従って、表3からは9個の特微量の中で1つを除き、他の特微量はすべて判別に有意に寄与していることがわかる。

6. まとめ

(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時系列データから、9個の特微量を抽出し、それを基に線形判別分析を行うことで、4つの触行動の識別を行った。実験により、誤識別のあった触行動でも識別率が92.3%と高く、本手法の有効性を確認した。また、各特微量が判別に対して、有意に寄与しているかどうかの検定も行い、ほとんどの特微量が触行動識別に寄与していることを確認した。

今後の課題としては、実用に即した触行動の種類を増やすこと、そして、より高精度に分類可能な特微量の検出があげられる。

文 献

[1] 田近太一, 宮下敬宏, 石黒浩, “ヒューマノイドロボットの触覚を用いた人間の触行動の認識”, SICE SI2004 講演論文集, pp.539-540, 2004.

表3 9個の特微量に関するF特微量

	特微量	F検定結果
①	触行動時間	10.85
②	最大の圧力がかかるまでの時間	2.19
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	37.77
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	3.43
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	54.85
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	22.63
⑦	動作開始後、10m s 時点における圧力データ	12.45
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)	12.20
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)	14.20

[2] 納谷太, 篠沢一彦, 大和淳司, 小暮潔, “圧力分布センサによる人の触行動の実時間識別とその個人適応手法”, 信学論(D-II), Vol.J85-D-II, no.4, pp.613-621, Apr. 2002.

[3] 保坂紗智子, 木村吉幸, 長久保晶彦, 國吉康夫, “全身触覚をもつ赤ちゃんロボットの開発”, 第24回日本ロボット学会学術講演会論文集, 2006.

[4] 長久保晶彦, 國吉康夫, “逆運動解析にもとづく触覚分布センサ:原理”, 第24回日本ロボット学会学術講演会論文集, 2006.

[5] 藤本勲, 山田陽滋, 前野隆司, 森園哲也, 梅谷陽二, “PVDFフィルムを用いたヒトの指に学ぶ静摩擦覚を有するフィンガスキンの開発”, 日本ロボット学会論文誌, Vol.22, No.6, pp.806-814, 2004.

[6] 向井利春, “人間共存ロボットのための柔軟な面状触覚センサの開発”, SICE SI2002 講演論文集, pp.53-54, 2002.

[7] 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.

[8] 管民郎, “すべてがわかるアンケートデータの分析”, 現代数学社, 1998.