全身触覚を持つロボットによる人間の位置・姿勢の推定

田 近 太 一^{*1*2} 宮 下 敬 宏^{*2} 石 黒 浩^{*1*2} 萩 田 紀 博^{*2}

Estimation of Human Position and Posture based on Tactile Sensors

Taichi Tajika^{*1*2}, Takahiro Miyashita^{*2}, Hiroshi Ishiguro^{*1*2} and Norihiro Hagita^{*2}

In this paper, we propose a method to estimate a human's positions and postures by utilizing tactile information collected by a robot. We build a map that describes the correspondences of tactile information to the human's positions and postures. This map consists of clusters of tactile sensor data patterns and probability distributions of the positions of markers fixed to the human body. The marker positions are measured by a 3-D motion capturing system. By utilizing this map, a robot can estimate human positions and postures from the tactile information. To verify the validity of our method, we conducted experiments using a robot covered with soft skin embedded with 46 tactile sensors. First, we collected data of human positions, postures and tactile information during an interaction between a human and the robot. Second, we built a map based on this information. Finally, we implemented our method allowing the robot to estimate the human's positions and postures.

Key Words: Tactile Sensing, Humanoid Robot, Human-Robot Interaction

1. は じ め に

日常環境で活動するロボット [1]~[3] は、従来の工場内で働くロボットと異なり、人間との距離が近くなるため、人間と直接触れ合う可能性が高い。このようなロボットにとって全身を覆う柔らかい皮膚と鋭敏な触覚は、人間の安全確保という点で重要となる。また、人間が直接触れ合う距離で自分の意図や気持ちを相手に伝える一般的な手段としては、握手や抱擁といった触覚を伴ったコミュニケーションがあり [4], Fig. 1 に示すようにロボットの展示会などにおいても、来場者がロボットをかわいがろうと頭をなでる、握手しようとロボットの手を握るなどの行為を多く見ることができる。したがって、日常環境で活動するロボットが相手の状態を把握するためにも、ロボット全身の鋭敏な触覚、触行動認識機構、それらを含めた人間とロボットの触覚コミュニケーションは重要な手段となる。

ここで、人間とロボットの触覚コミュニケーションにおいて、ロボットが触覚から認識すべき要素を大きく三つに分けて考える。一つめの要素は、人間が触っている場所である。人間がロボットのどの部分を触っているのかを知ることが、安全な動作を行う上で基本となる情報であり、コミュニケーションにおいて、頭・肩・手先など触れる場所によって相手に伝わる意味が

Fig. 1 Haptic interaction between human and Robovie-IIS

異なるため、その認識は重要である。二つめの要素は、触り方である。触り方は、「やさしくなでる」「強く叩く」などと表現されるように、文字通り触る側の意図が含まれていることが多く、円滑なコミュニケーションに有効な情報となる。三つめの要素は、ロボットに触れている人間の状態である。例えば、子供が親に後ろから抱きついた場合、親は子供の大まかな位置や姿勢などの状態を触覚から推測することができる。同じようにロボットも触覚を介して、ロボットに触れている人間の位置・姿勢・性別・身長・急いでいる／いない、などの人間の属性や状態が分かれば、それらの情報にあわせた安全な動作、自然な振る舞いによるコミュニケーションの実現が容易になる。

ロボットの触覚に関する従来研究として、まず産業用マニピュレータの手先効果器に力覚センサや圧力センサなどの触覚センサを取り付け、対象物体の把持・操りを行うもの [5] が挙げられ

原稿受付 2006 年 7 月 11 日

^{*1}大阪大学大学院工学研究科

^{*2}(株) 国際電気通信基礎技術研究所知能ロボティクス研究所

^{*1}Graduate School of Engineering, Osaka University

^{*2}ATR Intelligent Robotics and Communication Laboratories

る。しかし、これらの研究は我々の日常生活で活躍するロボットを対象としていない。日常生活で活躍するロボット用の触覚センサとしては、井上らのグループによる全身被覆型触覚センサが代表的である[6]。しかし、センサの出力が2値であるため、人間とロボットのコミュニケーションにおける人の多様な触り方を識別することは困難であると考えられる。

ロボットと人間との触れ合いを伴うコミュニケーションを対象とした研究はまだ少ないが、近年では、柴田ら[7]の分布型圧力センサを持つ海豹型ロボット「パロ」に接する人間の主観的印象や精神的効果の測定や、岩田ら[8]のヒューマノイドの双腕に力覚センサを分布させ不測の接触や衝突だけでなく人間の触り方を検出する研究、納谷ら[9]の分布型圧力センサを装着したぬいぐるみ型ロボットによる触行動識別に関する研究などが行われている。これらの研究は、上述する要素の一つめと二つめに注目した研究といえる。

本研究は、三つめの要素である人間の状態、特にロボットに对峙する人間の位置・姿勢に注目する。人間の位置・姿勢を認識する手法としては、触覚に限らなければ、多くのものが提案されている。例えば、環境中に設置した複数の全方位カメラを用いる手法が挙げられる[10]。しかし、この手法は環境中にカメラを設置する必要があり、適用可能範囲が限られる。また、人間とロボットが触れ合うような至近距離にある場合、遮蔽領域が多く生じる、あるいはロボット自身に搭載されるカメラによる人間全体の撮像が困難等の問題がある。

本論文ではロボットの触覚情報に基づく人間の位置・姿勢推定手法を提案する。コミュニケーション中に人間がロボットに触る際の位置・姿勢は、一方の手あるいは両手で、ある一定の方向から触るといったパターンが多く見受けられる。それは、ロボットと人の体の構造による制約や、握手をするときには正面から行うといった社会的なルールにより決定されていると考えられる。そこで、本研究では状況をロボットと人の一対一のコミュニケーションに限定し、この状況のもとで得られる制約を利用することにより、ロボットの触覚情報と人間の位置・姿勢情報の相関関係を求める。具体的には、全身を触覚センサで覆われたロボットを用い、人間とロボットのコミュニケーション時の触覚センサ出力を取得する。また、光学式モーションキャプチャシステムを用いて人間およびロボットの体表面に取り付けたマーカの三次元座標を記録することで、人間およびロボットの位置・姿勢データを取得する。その後、触覚センサ出力と位置・姿勢情報を対応付けたマップを作成することにより、ロボットの触覚情報に基づく人間の位置・姿勢推定を実現する。

本稿では、まず2章でロボットの触覚情報に基づく人間の位置・姿勢の推定手法について述べ、次に3章で本研究で用いる全身触覚を持つロボット(Robovie-IIS)およびシステム構成について説明する。4章でデータ取得のためのコミュニケーション実験およびその結果について述べ、5章で考察を行う。最後に6章で本稿をまとめ、今後の展開について述べる。

2. 全身触覚に基づく人間の位置・姿勢の推定手法

2.1 ロボットの触覚情報と人間の位置・姿勢取得方法

人間とロボットの触覚コミュニケーションにおけるロボット

の触覚センサ出力と、人間の位置・姿勢情報を取得するために構成するシステムをFig. 2(a)に示す。実験では、人間およびロボットの体表面に赤外線反射マーカをつけ、一対一で接触を伴うコミュニケーションを行う。コミュニケーションの最中に、各時刻におけるロボットの触覚センサ出力 $\mathbf{s}_t \in \mathbb{R}^N$ と各赤外線反射マーカの三次元座標 $\mathbf{p}_t \in \mathbb{R}^3$ を取得する。ここで、 N は触覚センサの数に等しく、 t は時刻を表している。

本稿では、人間に取り付けた全マーカのうち、右手、左手および腰に取り付けた三つのマーカの座標をロボットの胴体に固定した座標系(ロボット座標系)に変換したもの($\mathbf{p}_t^{waist}$, $\mathbf{p}_t^{Lhand}$, $\mathbf{p}_t^{Rhand}$)を人間の位置・姿勢のデータとして扱う。これらの3点の座標が推定可能であるとき、人間の位置・姿勢の推定が可能であるとする。

2.2 触覚情報と位置・姿勢情報の対応付けマップの作成

触覚情報と位置・姿勢情報の取得(Step1)後、まずロボットの触覚情報をクラスタリングする(Step2)。次に、各時刻で得られた触覚情報と位置・姿勢情報の対応付けを行い(Step3)、各触覚クラスタごとに、対応付けられた腰・左手・右手座標の分布を求め、推定が有効となる触覚クラスタと腰・左手・右手座標分布の対応付けマップを作成する(Step4~6)。以下に、マップ作成の具体的な手順を示す。

Step1 触覚情報と位置・姿勢情報の収集

Fig. 2(a)に示すシステムにより、人間とロボットのコミュニケーション時の触覚センサ出力 $\mathbf{s}_t$ およびロボットから見た人間の位置・姿勢データとして、腰・左手・右手の座標($\mathbf{p}_t^{waist}$, $\mathbf{p}_t^{Lhand}$, $\mathbf{p}_t^{Rhand}$)を記録する。

Step2 触覚情報のクラスタリング

- (1) 触覚センサ出力 $\{\mathbf{s}_t\}$ を表す N 次元空間上において、触覚出力値の小さい原点付近のデータをロボットが触られていないときのものとして排除し(Fig. 2(b))、残りの触覚センサ出力を $\{\mathbf{s}_{t0}\}$ とする。
- (2) 触覚センサ出力 $\{\mathbf{s}_{t0}\}$ を ISO-DATA 法[11]によりクラスタリングし、 a 個の触覚クラスタ集合 $\{C_k\}$, ($k = 1, \dots, a$) を得る(Fig. 2(c))。

Step3 時刻ごとの触覚情報と位置・姿勢情報の対応付け

触覚クラスタ C_k に属する触覚センサ出力 ${}^k\mathbf{s}_{t0}$ と同じ時刻に得られた腰、左手、右手の座標 (${}^k\mathbf{p}_{t0}^{waist}$, ${}^k\mathbf{p}_{t0}^{Lhand}$, ${}^k\mathbf{p}_{t0}^{Rhand}$) を、そのクラスタに対応付けていく。この作業により、各触覚クラスタ C_k に対する腰・左手・右手座標の集合 $\{{}^k\mathbf{p}_{t0}^{waist}\}$, $\{{}^k\mathbf{p}_{t0}^{Lhand}\}$, $\{{}^k\mathbf{p}_{t0}^{Rhand}\}$ を得る。

Step4 触覚クラスタ C_k に対する腰座標の推定分布の計算

- (1) 腰座標集合 $\{{}^k\mathbf{p}_{t0}^{waist}\}$ について ISO-DATA 法によりクラスタリングを行い、 b 個の腰座標クラスタ集合 $\{{}^k D^{waist}\}$, ($l = 1, \dots, b$) を得る(Fig. 2(d))。
- (2) 各腰座標クラスタ ${}^k D^{waist}$ について、それに属する腰座標の分布が正規分布 $N(\mu, \sigma^2)$ に従うと仮定して平均 $\mu({}^k D^{waist})$ および標準偏差 $\sigma({}^k D^{waist})$ を求める。
- (3) 腰座標クラスタ ${}^k D^{waist}$ の大きさを $P({}^k D^{waist})$ とし、以下の式で求める。

$$P({}^k D^{waist}) = m/n \quad (1)$$

Fig. 2 Outline of mapping process

ただし, m は腰座標クラス $k_{l_e}^{D^{waist}}$ に属する要素数, n は腰座標集合 $\{k_{p_{t0}}^{D^{waist}}\}$ の要素数である.

- (4) 腰座標クラス $k_{l_e}^{D^{waist}}$ の大きさと標準偏差に関する閾値をそれぞれ T_P, T_σ とし, $P(k_{l_e}^{D^{waist}}) > T_P$ かつ $\sigma(k_{l_e}^{D^{waist}}) < T_\sigma$ のとき, 腰座標クラス $k_{l_e}^{D^{waist}}$ は触覚クラス C_k から腰座標を推定するために有効なクラスであるとする. ただし, T_P および T_σ は実験的に決定される. 以上の操作から, 推定に有効な腰座標クラス集合 $\{k_{l_e}^{D^{waist}}\}$ を得る.

Step5 触覚クラス C_k に対する左手座標の推定分布の計算
腰座標の推定分布の計算と同様に行う.

Step6 触覚クラス C_k に対する右手座標の推定分布の計算
腰座標の推定分布の計算と同様に行う.

以上の操作の結果, 触覚クラス C_k に含まれる各座標クラス $\{k_{l_e}^{D^*}\}$ のうち, 推定に有効なクラス集合 $\{k_{l_e}^{D^*}\}$ の要素が一つ以上存在するとき, 触覚クラス C_k においてマーカー * の座標の分布が推定可能であるとする. ここで * は *waist*, *Lhand*, *Rhand* を表している.

本手法は, それぞれの触覚クラスに対して人間の腰・左手・右手に取り付けたマーカー座標の分布を求めており, それらの標準偏差が小さい場合は各マーカー座標の推定が可能となる. そのため, 例えば, ほとんどの人が右手でロボットの頭をなでた場合, そのときの触覚センサ出力に対する右手位置の標準偏差が小さくなるため, 左手ではなく右手で頭に触れていることを推定できる. また, そのとき, 同じくほとんどの人が左手を下方に下げている場合は, 触れている右手の座標に加え, 触っていない左手の座標も推定可能となる.

2.3 触覚情報と位置・姿勢情報の対応付けマップの利用方法

前節で作成したマップを用い, ロボットは Fig. 3 に示す流れで人間の位置・姿勢を推定する. まず, 人間とのコミュニケーション時に, ロボットは触覚センサ出力 s_t を得る. 次に, ロボットが内部に持つ触覚と位置・姿勢の対応付けマップにおける触覚センサのクラス $\{C_k\}$ と s_t との距離を計算し, 最も距離の近いクラス C_q を選ぶ. C_q による位置・姿勢の推定が有効であれば, C_q に対応付けられている腰・左手・右手の座標の推定分布集合 $(\{k_{l_e}^{D^{waist}}\}, \{k_{l_e}^{D^{Lhand}}\}, \{k_{l_e}^{D^{Rhand}}\})$ が得られ

Fig. 3 Procedure for using the map

る。腰・左手・右手それぞれの推定分布集合において $P(i_e D^*)$ が大きいものを推定分布の第一候補とする。

ロボットが人間の位置・姿勢の推定分布を得ることにより、人間の方向を向く、危険回避動作を開始するといった行動選択が可能となる。実際の人間・ロボット間のコミュニケーションにおいては、これらの行動を繰り返し行い、人間の位置・姿勢に応じた行動を選択する。

3. 全身触覚を持つロボット

3.1 Robovie-IIS

本研究では、国際電気通信技術研究所で開発されたロボット Robovie-IIS [12] を用いる。Robovie-IIS の外観を Fig. 4 に示す。Robovie-IIS は人間とロボットのコミュニケーション研究のために開発されたロボット (Robovie [3]) をベースに、その全身を触覚センサで覆うことにより、人間との触覚コミュニケーションの実現を目的として開発された。Robovie-IIS には、Fig. 5 のように 48 個の圧力センサが全身に配置されている。「抱擁」「握手」「じゃんけん」といった、人間とのコミュニケーション時に行う行動モジュールが実装されており、これらを一定のルールに基づいて逐次選択することにより自律的に行動することが可能である。

3.2 触覚センサの構造

Robovie-IIS を覆う触覚センサの構造を Fig. 6 に示す。構造は、外側にシリコンゴム、内側に発泡ウレタンを重ねた 2 層構造となっている。外側の材料としてシリコンゴムを用いることで人間の皮膚に似た触感を実現している。また、シリコンの内部に圧力センサとしてフィルム状の圧電素子を埋め込んでいる。圧電素子はポリビニリデンフルオライド (PVDF) を用いている。

圧電素子は大きな電圧を出力するが、電流が小さいためにロ

Fig. 4 Robovie-IIS

Fig. 5 Arrangement of tactile sensors

Fig. 6 Architecture of soft skin that tactile sensors are embedded in

ットに搭載される他の機器等により発生する電気的なノイズの影響が大きい。そのため、各圧電素子ごとに A/D コンバータを配置するのが望ましい。そこで、我々は Fig. 7 に示すセンサ回路を開発した。この回路には四つの A/D コンバータが搭載されており、四つの圧電素子の出力をそれぞれ 6 ビットのデータに変換することが可能である。また、PIC によりデジタ

Fig. 7 A/D converters

Fig. 8 Architecture of A/D converter

ル信号をシリアル信号（RS-232C）に変換している。他のセンサ回路から送られてくる信号を自身で変換した信号に加えて送信する機構にすることで、センサ回路間でデ이지チェーン型のネットワークを構成することができる（Fig. 8）。ホストコンピュータでは、それぞれの圧電素子について6ビットのデータを受け取る。

4. 触覚センサ出力および位置・姿勢データ収集実験

4.1 被験者実験

被験者に対し、モーションキャプチャシステムのある環境内で Robovie-IIS と一対一で3分間自由にコミュニケーションを行うよう指示し、触覚センサ出力 s_t と各マーカの三次元座標 (p_t^{waist} , p_t^{Lhand} , p_t^{Rhand}) を記録した。被験者には接触行動時におけるデータ収集を目的とした実験であることを伝えた上で、触り方の例として「叩く」「なでる」「くすぐる」といった手先のみで部分的に触るものから、「だっこする」「肩を組む」といった複数の部位が同時に触れ合うような行動を文字で例示したポスターを実験室の2箇所に配置した。また、Robovie-IIS はあらかじめ実装された行動モジュールに基づき自律的に動作するようにプログラムした[13]。データ収集実験の様子を Fig. 9 に示す。左側の図がモーションキャプチャシステムにより作成された人間とロボットのモデルを表しており、右側の図が実際の様子である。この実験を40名（大学生：男性12名、女性28名、身長：平均1,660[mm]、標準偏差83[mm]）の被験者に対して実施した。

触覚センサおよびモーションキャプチャシステムのサンプリング周波数はそれぞれ20[Hz]、60[Hz]で行った。サンプリング周波数が異なるため、触覚センサのサンプリング時刻を基準にして、情報を得た時刻が最も近いデータ同士を対応付けた。

4.2 実験結果

ISO-DATA 法による触覚センサ出力のクラスタリングの結果を Table 1 に示す。被験者実験により得た触覚センサ出力と各マーカの三次元座標について、データの半数をマップの作成に利用し、残りの半数をマップによる推定精度の計測に利用した。

Fig. 9 Scenes from the experiment

Table 1 Statistics for clustering and map generation

total number of data points for making a map	123,811
number of data points during touching	14,265
number of clusters $\{C_k\}$	150
number of effective clusters among clusters $\{C_k\}$	137

実験により得た触覚センサ出力 s_t から、実際に人間が Robovie-IIS に触れることによって反応したセンサ出力 14,265 フレームを抽出した。ISO-DATA 法によりクラスタリングを行った結果、150 のクラスタ $\{C_k\}$ を得た。ここで、2.2 節における T_P を 0.1、 T_σ を p^{waist} に対しては 300[mm]、 p^{Lhand} および p^{Rhand} に対しては 150[mm] とし、各クラスタ C_k においてそれぞれのマーカ座標の推定の可・不可を判別した。その結果を Fig. 10 にベン図で示す。Fig. 10 において、上の円が腰マーカの推定が有効なクラスタ、左下および右下がそれぞれ左手・右手マーカの推定が有効なクラスタ数を表す。触覚センサ出力に対してクラスタリングを行うことにより得た 150 のクラスタ $\{C_k\}$ のうち、いずれかのマーカ座標の推定が有効と判別

Fig. 10 Number of effective clusters

Table 2 Evaluation of map effectiveness

total number of data points for validation	123,811
number of data points during touching	14,314
number of data points that belong to effective clusters	12,711
Success rate of the estimation for the waist	87%
Success rate of the estimation for the left hand	63%
Success rate of the estimation for the right hand	72%

されたクラスタ数は 137 であった。また、腰マーカ、左手マーカおよび右手マーカ座標の推定が有効と判断されたクラスタ数はそれぞれ 110, 90, 88 であった。

本手法によって作成されたマップの有効性を、被験者実験により得た触覚センサ出力の半数を用いて検証した。結果を Table 2 に示す。検証用の触覚センサデータ s_t をマップ中の最も近いクラスタ C_k に対応付け、 C_k による各マーカの推定座標と s_t に対応する各マーカ座標を比較する。本稿では、 C_k に含まれる有効なクラスタ $k \in D^*$ に含まれるマーカ座標の平均値 μ に対して、マップにより推定されたマーカの実際の座標が 2σ の範囲内に存在するときマップによる推定が成功したとする。検証用データから反応した触覚センサ出力として抽出した 14,314 フレームのうち、12,711 フレーム (89%) はマップにおける推定が有効なクラスタに属した。マーカ座標の推定が成功した割合は、腰マーカ、左手マーカおよび右手マーカについてそれぞれ 87%, 63% および 72% であった。

4.3 触覚と位置・姿勢の対応付けマップの Robovie-IIS への実装

触覚と位置・姿勢の対応付けマップを Robovie-IIS に実装することにより、本手法の有効性を検証した。Fig. 11 (a)~(c) に実行例を示す。Robovie-IIS には、人間に触れられたときに対応付けマップを基に人間がどの方向から触れているか推定し、その方向を向くようにプログラムした。

Fig. 11 における棒グラフがそのときの触覚センサ出力を表している。Robovie-IIS のモデルを表した図において、Robovie-IIS の体表面上にある球が人間の指先 (p^{Lhand} , p^{Rhand}) の推定位置、Robovie-IIS の周囲の角ばった物体が人間の腰 (p^{waist}) の推定位置を表している。図から明らかなように、ロボットが触覚センサ出力のみ用いて相手の顔を見つめる動作が実現できた。

5. 考 察

個人差が触り方に影響を及ぼす可能性が挙げられる。しかし、本研究で行った実験の被験者は全員大学生であり、その平均身

(a) Subject touching right shoulder of Robovie-IIS

(b) Subject touching waist of Robovie-IIS

(c) Subject touching right side of Robovie-IIS

Fig. 11 Results of estimating human positions/postures

長および標準偏差はそれぞれ 1,660 [mm] および 83 [mm] と小さいことに加え、触覚情報と位置・姿勢情報の対応付けは全被験者データを使用して行っているため、結果的に個人差の影響が触覚情報と位置・姿勢情報の対応付けに表れることはない。したがって、触覚コミュニケーション時における被験者間に共通の位置・姿勢が抽出されることとなる。被験者の体格のばらつきが大きい場合、「異なる位置・姿勢からロボットに触れているが触り方は類似している」というケースが多くなり、クラスタに属する位置・姿勢の分散が大きくなるため、位置・姿勢の推定に使用できるクラスタの数が減少することが予想される。しかし、大人や子供といった違った体格の人ごとに位置・姿勢推定マップを作成することによって対処可能である。

コンテキストが触り方に影響を与えることも考えられる。しかし、本研究では人とロボットが対一でコミュニケーションを行うという状況において、40名の被験者それぞれが異なるコンテキストでロボットとインタラクションを行う実験を行っている。したがって、ロボットの触覚情報と人の位置・姿勢情報の対応付けは、コンテキストの違いに関係なく、人とロボットの対一のコミュニケーションにおいて共通して現れるロボットの触覚情報と人の位置・姿勢情報の相関関係を表していると考えることができる。コンテキストを利用することにより、さらに精度の高い位置・姿勢推定が可能になると考えられるが、これは今後の課題である。

ロボットの触覚センサの反応は、ロボット自身の構造に大きく依存している。ロボットの全身を触覚センサで覆った場合、各部位で構造を同一にすることは難しいと考えられるため、部位ごとに位置・姿勢推定のメカニズムが必要になると考えられる。それに対して本手法では触覚情報と位置・姿勢情報を直接対応付けるため、部位ごとに異なる触覚センサの反応特性を考慮する必要がなく、そのようなメカニズムは必要ない。

実験では、Table 2 に示すように、右手に対して左手の推定成功率が低かった。この原因は、被験者の利き手によるものと考えられる。実験に参加した被験者のほとんどは右利きであり、ロボットとのコミュニケーション時に被験者は右手でロボットに触れる頻度が高かった。被験者が右手でロボットに触れる場合、左手の位置は右手の位置に比べて一定ではない。そのため、右手に対して左手の位置の推定成功率が低下したと考えられる。

人間の位置・姿勢情報取得のために、本研究では光学式モーションキャプチャシステムを利用したが、もちろん、提案手法は装置を限定するものではなく、環境中に配置された複数の視覚センサなどにより人間の位置・姿勢情報を取得してもよい。提案手法によって、ひとたび触覚情報と人間の位置・姿勢情報の対応付けマップを獲得できれば、その後はモーションキャプチャシステムや視覚センサのない環境においても、マップを利用した人間の位置・姿勢の推定が可能になる。

本論文における実験結果では、収集したデータの範囲から、肩を叩く・握手・くすぐる・頭をなでるといった代表的な接触を伴うコミュニケーションにおいて有効な推定が可能であると考えられる。他の日常的なコミュニケーションにおいて本手法がどの程度の範囲で適用可能であるかに関しては、他のコミュニケーションにおける触り方に対して今回の実験結果がどこまで

有効であるかを調べることで、また有効ではない範囲があった場合、それがデータの追加のみで対処できるか調査することが今後の課題である。

6. 結 論

本研究では、人間とコミュニケーションを行うロボットが全身触覚に基づき人間の位置・姿勢を推定する手法を提案した。コミュニケーション時の人間の触行動は、触りやすさや社会的なルールなどによって拘束される。この拘束を利用して、人間とロボットの触覚コミュニケーション中に得られる触覚センサ出力と人間の位置・姿勢情報を対応付け、データの分布を解析することで、ロボットの触覚に基づく人間の位置・姿勢の確率的な推定を実現した。

今後は本手法を拡張し、人間の位置・姿勢推定の精度向上と触行動の推定を行う。推定精度の向上に関しては、例えば、触覚センサと種類の異なるセンサとの併用が考えられる。現在は、ロボットのセンサとして利用しやすい床面分布型圧力センサや距離センサと触覚センサとの併用を検討している。また、本手法において扱っていない触覚センサ出力の時系列データ処理を行うことで、触行動の推定が原理的に可能となる。例えば、人間がロボットの頭をなでているときの手の動きは、現状では人間の位置・姿勢を逐次推定することにより求めることになるが、触覚センサ出力の時系列データを明示的に扱うことで、提案手法を触行動の推定手法に拡張できる。

謝 辞 本研究は、総務省の研究委託によって行われたものである。

参 考 文 献

- [1] 広瀬真人, 竹中透, 五味洋, 小澤信明: “人間型ロボット”, 日本ロボット学会誌, vol.15, no.7, pp.983-985, 1997.
- [2] 藤田雅博: “実世界に近づくインターフェース技術: robot entertainment system AIBO の開発”, 情報処理学会, vol.41, no.2, pp.146-150, 2000.
- [3] M. Imai, T. Ono and H. Ishiguro: “Robovie: Communication technologies for a social robot,” International Journal of Artificial Life and Robotics, vol.6, pp.73-77, 2003.
- [4] 山口創: 子供の「脳」は肌にある. 光文社新書, 2004.
- [5] J. Tegin and J. Wikander: Tactile sensing in intelligent robotic manipulation—a review. IMG, 2004.
- [6] 稲葉雅幸, 星野由紀子, 井上博允: “導電性ファブリックを用いた全身被覆型触覚センサスーツ”, 日本ロボット学会誌, vol.16, no.1, pp.80-86, 1998.
- [7] T. Shibata, K. Inoue and R. Irie: “Emotional robot for intelligent system—artificial emotional creature project,” Proc. of the 5th IEEE International Workshop on Robot and Human Communication (ROMAN’96), pp.466-471, 1996.
- [8] 岩田浩康, 星野勇人, 森田寿郎, 菅野重樹: “人間共存ロボットのための全身触覚インタフェース”, 日本ロボット学会誌, vol.20, no.5, pp.543-549, 2002.
- [9] 納谷太, 篠沢一彦, 大和淳司, 小暮潔: “ペット型ロボットのための全身触覚インタフェースによる人の触行動識別”, 信学技報, vol.102, no.470, pp.37-41, 2002.
- [10] H. Ishiguro, T. Nishimura, T. Sogo and R. Oka: “VAMBAM: View and motion-based aspect models for distributed omnidirectional vision systems,” Proceedings of the Seventeenth International Joint Conference on Artificial Intelligence, pp.1375-1380, 2001.
- [11] E. Backer: Computer-Assisted Reasoning in Cluster Analysis.

Prentice Hall, 1995.

- [12] T. Miyashita, T. Tajika, H. Ishiguro, K. Kogure and N. Hagita: "Haptic communication between humans and robots," Proc. of 12th International Symposium of Robotics Research, CD-ROM, 2004.

- [13] T. Kanda, H. Ishiguro, M. Imai, T. Ono and K. Mase: "A constructive approach for developing interactive humanoid robots," Proceeding of IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS2002), pp.1265-1270, 2002.

田近太一 (Taichi Tajika)

1981 年 10 月 26 日生。2004 年大阪大学工学部応用理工学科卒業。2006 年大阪大学大学院工学研究科知能・機能創成工学専攻博士前期課程修了。現在、同専攻博士後期課程在学中。2006 年より ATR 知能ロボティクス研究所研修研究員。全身触覚を持つ人間型ロボットの研究に従事。情報処理学会学生会員。(日本ロボット学会学生会員)

石黒 浩 (Hiroshi Ishiguro)

1963 年 10 月 23 日生。1991 年大阪大学大学院基礎工学研究科物理系専攻修了。工学博士。同年山梨大学工学部情報工学科助手。1992 年大阪大学基礎工学部システム工学科助手。1994 年京都大学大学院工学研究科情報工学専攻助教授。1998 年同大学大学院情報学研究科社会情報学専攻助教授。この間、1998 年より 1 年間、カリフォルニア大学サンディエゴ校客員研究員。2000 年和歌山大学システム工学部情報通信システム学科助教授。2001 年より同大学教授。1999 年より、ATR 知能映像研究所客員研究員。現在、大阪大学大学院工学研究科知能・機能創成工学専攻教授および ATR 知能ロボティクス研究所客員室長。知能ロボット、アンドロイドロボット、知覚情報基盤の研究に興味を持つ。(日本ロボット学会正会員)

宮下敬宏 (Takahiro Miyashita)

1970 年 7 月 30 日生。1995 年大阪大学大学院基礎工学研究科物理系制御工学分野博士前期課程修了。2000 年同大学大学院工学研究科電子制御機械工学専攻博士後期課程単位取得退学。博士(工学)。1998 年より日本学術振興会特別研究員。2000 年 ERATO 北野共生システムプロジェクト研究員、和歌山大学システム工学部助手を経て、2002 年 7 月より ATR 知能ロボティクス研究所研究員。2007 年 7 月より同研究所室長となり現在に至る。視覚を持つ多自由度ロボット、全身触覚を持つロボットの研究に従事。人工知能学会会員。(日本ロボット学会正会員)

萩田紀博 (Norihiro Hagita)

1954 年 2 月 11 日生。1978 年慶應義塾大学大学院工学研究科電気工学専攻修士課程修了。同年電電公社(現:NTT)武蔵野電気通信研究所入所。NTT 基礎研究所、ATR メディア情報科学研究所などを経て、現在 ATR 知能ロボティクス研究所長。この間、文字認識、画像認識、コミュニケーション科学、コミュニケーションロボットなどの研究に従事。工学博士。IEEE、電子情報通信学会、情報処理学会、人工知能学会各会員。(日本ロボット学会正会員)