部分線形モデルに基づく ロボット動作に起因する触覚ノイズ除去

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

Reducing Noise on Tactile Sensors Caused by Robot's Motions Based on Partially Linear Model

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

Robots that are supposed to work and communicate with humans in our daily life have been developed in recent years. For this kind of robots, sensitive tactile sensors are necessary to achieve haptic interactions. However, noises on tactile sensors caused by a robot's own motions sometimes become larger than the signal to be detected. This paper proposes a method to reduce such noises. This method is realized by estimating and subtracting noises from sensor outputs. The noises on tactile sensors are estimated by using the sequence of joint angles of the robot. Our method builds upon a partially linear model to estimate noises on a tactile sensor. The robot's posture space represented by its joint angles is divided into several subspaces to fit to a linear model. We conducted an experiment with a robot covered with tactile sensors to verify the validity of our method. This paper shows that the robot is able to estimate noises on a tactile sensor based on the proposed model.

Key Words: Tactile Sensor, Communication Robot, Noise Reduction, System Identification, PaLM-Tree

1. は じ め に

近年、我々の日常生活で行動することを目的としたロボットが盛んに開発されている [1]~[3]。このようなロボットは人と触れ合う機会が多いため、人との身体接触を伴ったインタラクション（以下、触覚インタラクションと呼ぶ）を行う能力が必須となる。人どうしのコミュニケーションでは、握手といった触覚インタラクションが日常的に行われており、「なでる」や「たたく」などに代表されるインタラクションは、触り手の意図を伝えるための重要なコミュニケーション手段となっている。ロボットがこのような触覚インタラクションを行う能力を身につけることにより、人とのコミュニケーションがより円滑に遂行されることが考えられる。

ロボットが何らかのタスクを遂行するためには、物理的に動作を行う必要があるが、ひずみゲージや圧電素子など物理的な変形を計測するセンサを弾性体皮膚の内部あるいは表面に搭載した触覚センサの場合、ロボット自身の動作によって弾性体皮膚にゆがみや伸縮が生じ、反応を示すことがある。Fig. 1 に、本研究で用いるロボットのある触覚センサを 2 回軽く触れたと

Fig. 1 Tactile sensor outputs while touching

きのセンサ出力を実線で示す。破線はロボットが動作に起因する触覚センサ出力を示しており、ロボットの動作による影響がいかにかが分かる。ロボットの触覚は、人との接触を検出するために敏感であることが望ましいが、敏感であればあるほどロボット自身の動作による影響は大きくなるため、ロボットの動作に起因する触覚センサの反応により接触を誤検出する可能性が高くなる。このような問題に対処するためのロボットのアクチュエーションによるノイズの除去が、触覚センサをもつロボット実現のための一つの研究課題である。

従来より、マニピュレータなどの産業用ロボットののための触覚センサに関する研究が盛んに行われている [4]~[6]。これらの研究では、物体の把持や操りといった器用なロボットハンドの実現に焦点が当てられており、その触覚センサは物体の形や硬さを認識することを目的として開発されてきた。しかし、我々が目的とするコミュニケーションロボットの実現のためには、新

原稿受付 2008 年 8 月 11 日

^{*1} (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

^{*2} 大阪大学大学院工学研究科

^{*1} ATR Intelligent Robotics and Communication Laboratories

^{*2} Graduate School of Engineering, Osaka University

■ 本論文は有用性で評価されました。

たに人との接触を考慮した研究が必要となる。

我々の日常生活で行動するロボットのための触覚に関する先駆的研究としては、稲葉ら[7]はロボットのための全身被覆型触覚センサスーツを開発している。また柴田ら[8]は触覚センサをもつアザラシ型ロボットを開発し、それと触れ合う人に与える精神的効果について調査している。さらに、納谷ら[9]は分布型圧力センサを装着したぬいぐるみ型ロボットを用いて触行動識別を実現している。人型ロボットに関しては、岩田ら[10]は接触センサと6軸力覚センサを組み合わせたカバーセンサで双腕を覆ったロボットを開発している。そのほかにも、触覚をもったロボットが盛んに開発されている[11]~[14]。しかし、これまでロボットのアクチュエーションによる触覚センサ反応を除去する研究は行われていない。

そこで本研究では、ロボットの動作と触覚センサ反応の関係のモデル化に基づく、ロボットのアクチュエーションによる触覚センサ反応の除去手法を提案する。ロボットの動作をロボットの各関節の角度からなる多次元ベクトルの時系列データを用いて表現し、ロボットが動作したときに得られる触覚センサ出力を用いて、ロボットの動作と触覚センサ出力との関係を部分線形モデルを利用してモデル化する。また、得られたモデルを利用することにより、ロボットが自身の動作情報を利用して触覚センサの反応を推定し、自身の動作による触覚センサ反応が除去可能であることを示す。

本論文の構成を以下に述べる。第2章ではロボットの動作情報と触覚情報の関係モデル構築手法について説明する。第3章では、本研究で用いた全身触覚をもつロボットのハードウェア構成について述べる。第4章では、提案手法により構築したロボットの動作触覚関係モデルについて説明し、関係モデルを利用した結果を示す。第5章でその考察を行い、最後に第6章で本研究をまとめる。

2. 自己動作に起因する触覚センサ出力の除去

自己動作に起因する触覚センサ出力を除去するため、まずロボットの動作と触覚センサ出力との関係を表すモデル（以下、動作触覚関係モデルと呼ぶ）を構築する。この動作触覚関係モデルが構築できれば、ロボットの動作データから、自己動作に起因する触覚センサ出力を推定することができる。動作中のロボットに誰かが触ったときなどの触覚出力は、実際に得られている触覚センサ出力と自己動作に起因する触覚センサ出力推定値との差分によって求めることができる。

動作触覚関係モデルを構築する上で、考慮すべき点が二つある。一つ目は、ロボットの動作と触覚センサ出力の関係が、ロボットの姿勢によって大きく変化することである。例えば、Fig. 2のようにロボットが肘関節を曲げた状態と伸ばした状態では、肩関節を同じように回転させた場合でも手先に加わる力が変化するため、その力に応じて手先の触覚センサ出力が変化する。ゆえに、ロボットの姿勢に応じて異なるモデルを構築する必要がある。二つ目は、動作に対応する触覚センサ出力が時間遅れを伴うことである。例えば、ロボットが動いたときに、皮膚表面の振動によって触覚センサが反応するといったことが起こるため、動作後に触覚センサが反応し続けることがある。

Fig. 2 Tactile sensor outputs depending on postures

このような関係をモデル化するため、ロボットの各関節の角度で表される姿勢空間をいくつかの領域に分割し、それぞれの領域でロボットの動作を入力、触覚センサ出力を出力とした線形モデルを推定する。各領域における線形モデルは、ロボットのもつ全関節の角度と一つの触覚センサ出力との関係を、多入力ー出力（入力：関節角、出力：触覚センサ出力）の状態空間モデルで表し、そのほかの触覚センサについても同様にモデル化を行う。

以下の節では、各姿勢領域における線形モデルの推定方法、ロボットの姿勢の分割方法、およびモデルの利用方法について詳説する。

2.1 線形モデルの推定

本稿では、各姿勢領域におけるロボットの動作と触覚センサ出力の関係を、動作を入力とした離散時間状態空間モデルを用いて表現する。本研究では、以下の式で示される p 入力 q 出力離散時間状態空間モデルを用いた。

$$\mathbf{x}(t+1) = \mathbf{A}\mathbf{x}(t) + \mathbf{B}\mathbf{u}(t) + \boldsymbol{\omega}(t) \quad (1)$$

$$\mathbf{y}(t) = \mathbf{C}\mathbf{x}(t) + \boldsymbol{\nu}(t) \quad (2)$$

ここで、 $\mathbf{u}(t) \in R^p$ はモデルの入力、 $\mathbf{y}(t) \in R^q$ はモデルの出力、 $\mathbf{x}(t) \in R^n$ は状態変数である。また、 $\boldsymbol{\omega}_t$, $\boldsymbol{\nu}_t$ はシステムに加わる白色雑音を表している。 $\mathbf{A}$, $\mathbf{B}$, $\mathbf{C}$ はそれぞれ $n \times n$, $n \times p$, $q \times n$ の定数行列である。本稿では、複数ある触覚センサ出力はお互いに無相関であると仮定し、一出力モデルを推定する。よって、入力ベクトル $\mathbf{u}(t)$ を p 個の関節角度からなる p 次元ベクトル、出力ベクトル $\mathbf{y}(t)$ を一個の触覚センサ出力からなる一次元ベクトル ($q=1$) とする。また、状態空間モデルの推定には N4SID [15] 法を利用する。N4SID 法はシステム同定の手法であり、有限長の入力データ $\mathbf{u}(t)$ および出力データ $\mathbf{y}(t)$ をもとに上式における定数行列 $\mathbf{A}$, $\mathbf{B}$, $\mathbf{C}$ を決定する。

2.2 線形モデルの評価

本稿では、自己動作に起因する触覚センサ出力は除去すべき信号として扱うため、各領域で推定された線型モデルによる推定を評価する際には、推定値をノイズとして扱い、基の信号からノイズがどの程度除去できているかを評価する。ノイズ除去の尺度としては、次式で示されるノイズレベル減少率 F を利用する。

$$F = \frac{N_2 - N_1}{N_2} \quad (3)$$

where:

$$N_1 = \sqrt{\frac{1}{T} \sum_t \{y_k(t) - \hat{y}_k(t)\}^2} \quad (4)$$

$$N_2 = \sqrt{\frac{1}{T} \sum_t \{y_k(t)\}^2} \quad (5)$$

ここで, $y_k(t)$ および $\hat{y}_k(t)$ は, k 番目の触覚センサの出力および推定値である. 式 (5) は, 自己動作に起因する触覚センサ出力 (ノイズ) を含む実際の触覚センサ出力の二乗平均値であり, 式 (4) は, 実際の触覚センサ出力からノイズを除去した後の値の二乗平均値である. すなわち, 式 (3) は, ノイズ除去の前後でノイズレベルがどれだけ減少させられたかを表しており, ノイズレベルの減少率 F が大きいほどよりノイズが除去されたことを意味する. ノイズレベルの減少率 F は最大で 1 となり, このとき動作に起因する触覚センサ出力が完全に除去されたことを意味する. また, ノイズレベルの減少率 F は, 0 のとき本手法適用前後でノイズレベルが変化しなかったことを表し, 負のとき本手法の適用によって逆にノイズが増えたことを表す.

2.3 姿勢領域の分割

姿勢領域の分割方法は, PaLM-tree [16] アルゴリズムを参考にする. PaLM-tree アルゴリズムは非線形写像を区分的な線形写像群に分解することにより多次元非線形写像の学習を可能にした手法であり, 定義域内のデータ集合に対して求めたモデルの推定誤差に基づいて入力空間を再帰的に分割する方法で区分的線形写像を構築する. 以下では, PaLM-tree における定義域の分割を我々の扱うデータに適用するために改変した方法について説明する.

姿勢領域の分割は決定木によって表現することができる. ロボットの姿勢は, 各関節の角度 $\mathbf{u}(t) = (u_1(t), u_2(t), \dots, u_p(t))$ によって表す. また, 触覚センサ出力は $\mathbf{y}(t) = (y_1(t), y_2(t), \dots, y_q(t))$ と表す. ここで, t は時刻, p は関節数, q は触覚センサ数である. 本節では, 一つの触覚センサ出力 $y_k(t)$ に注目し, 姿勢領域の分割を表現する決定木の構築方法を述べる.

Fig. 3 に示す擬似関数 *Split_Posture_Space()* を用いて姿勢空間を分割する手順を説明する. あらかじめ, ロボットが動いているときの触覚センサ出力 $y_k(t)$ と関節角 $\mathbf{u}(t)$ の組を取得しておく. はじめは, 全データの組についてモデルを作るため, この時点で姿勢空間 D は全データの組を含む領域である. まず, 姿勢空間 D に含まれる触覚センサ出力のノイズレベルを式 (5) により計算する (Fig. 3: (1)). ノイズレベルが閾値 T_N より小さい場合, その姿勢空間 D ではモデルを作る必要がないとみなし, 姿勢空間 D を **Posture Subspace Type #2** と定義した上で分割を終了する (Fig. 3: (2)).

一方, ノイズレベルが大きい場合は, 姿勢空間 D に含まれるデータの組を用いて線形モデルを推定する (Fig. 3: (3)). モデルが推定されたときは, モデルの評価を行いノイズレベルの減少率 F を求める (Fig. 3: (4)). ノイズレベルの減少率 F が閾値 T_F より大きいとき, ノイズが十分に除去されたとみなし, 姿勢空間 D を **Posture Subspace Type #1** と定義した上で分割を終了する (Fig. 3: (5)).

推定した線形モデルでノイズが十分に除去されない場合は, 姿勢空間 D の分割を行う (Fig. 3: (6), (7)). 分割は, **Fig. 4** に示す二つの値 R と T_R を用いて行われる. ここで, R は空

```

variable :  D - Posture Space
            N - Noise Level
            F - Reduction Rate

Procedure Split_Posture_Space(D)
(1)  N = Calculate_Noise_Level(tactile sensor data in D);
    if N < TN
(2)  define D as Posture Subspace Type #2;
    return;
    else
(3)  Estimate_Model(pairs of data in D);
    if model could be estimated
(4)  F = Evaluate_Model(pairs of data in D);
    if F > TF
(5)  define D as Posture Subspace Type #1;
    return;
    else
(6)  (R, TR) = Calculate_Values_for_Split(joint angle data in D);
(7)  (D1, D2) = Split(D, R, TR);
(8)  Split_Posture_Space(D1);
(9)  Split_Posture_Space(D2);
    return;
    end
    else
(10) define D as Posture Subspace Type #3;
    return;
    end
end

```

Fig. 3 Procedure for splitting posture space

Fig. 4 Posture subspace splitting

間を分割する軸を意味するが, 触覚センサとロボット動作との関係はロボットの関節角の差によって変化するため, 関節角の最大値と最小値の差が最も大きい関節を R とする. Fig. 4 の右側に示されるように, 姿勢空間 D は $u_R(t) < T_R$ の領域 $D1$ と $u_R(t) \geq T_R$ の領域 $D2$ に分割される. ここで, 閾値 T_R は姿勢空間 $D1, D2$ に含まれるデータの組の数ができるだけ等しくなるように設定される. その後は, 姿勢空間 $D1, D2$ についても再帰的に分割が行われる (Fig. 3: (8), (9)). また, Fig. 3: (3) でモデルが推定できなかった場合は, その姿勢空間を **Posture Subspace Type #3** と定義して分割を終了する (Fig. 3: (10)).

このように, 全姿勢空間内のすべての領域が Posture Subspace Type #1~#3 のいずれかに属するまで再帰的に分割が行われる.

2.4 部分線形モデルの利用

各領域で推定された線形モデルの利用方法を **Fig. 5** を用いて説明する. まず, ロボットが動いているときの各関節の角度を取得する (Fig. 5: A). 次に, 2.3 節で述べた決定木を用いて,

Fig. 5 Procedure for using the models

現時刻のロボットの姿勢が属する領域を調べ (Fig. 5 : B), その領域における線形モデルを利用して触覚センサ出力を推定する (Fig. 5 : C). 実際に得られた触覚センサ出力と推定値の差分をとることで, ロボットの動作に起因する触覚センサ出力を除去する (Fig. 5 : D).

3. 実 験

3.1 全身触覚をもったロボット

提案手法の有効性を検証するため, 我々は全身に触覚センサで覆われたヒューマノイドロボット Robovie-IIF (Fig. 6 (a)) を用いた. Robovie-IIF の皮膚表面には, Fig. 6 (b) に示すように 278 個の触覚センサが配置されている. ロボットの表面は, Fig. 7 (a) に示すように外側にシリコンゴム, 内側に発泡ウレタンを重ねた 2 層構造になっている. 外側の材料にシリコンゴムを用いることにより, 人の皮膚に似た肌触りと柔らかさを実現している. また, シリコンゴムの内部にフィルム状の圧電素子からなる触覚センサが埋め込まれている. 圧電素子はポリビニリデンフルオライド (PVDF) を用いており, フィルムの歪速度に比例した電圧を出力する.

全身に配置された各触覚センサの出力電圧を読み取るため, 我々は Fig. 7 (b) に示す触覚センサ回路を開発した. この回路には 16 個の A/D コンバータが搭載されており, 16 個の触覚センサの出力電圧を同時に読み取り, それぞれ $-32,767 \sim 32,768$ の整数値に変換する. Robovie-IIF には 22 個の触覚センサ回路が搭載されており, これによりすべての触覚センサの出力電圧を読み取っている. サンプル周波数は 100 [Hz] である.

Robovie-IIF には, 腕部に左右それぞれ 4 自由度 (Fig. 8 (a)), 首部に 3 自由度 (Fig. 8 (b)) の計 11 の自由度が配置されている. アクチュエータにはすべて DC モータを用いている. 本研究では, ロボットの動作データとして各モータの出力軸に装着されたポテンシオメータの出力を用いる. ポテンシオメータの出力電圧は, 触覚センサと同じ回路 (Fig. 7 (b)) により 100 [Hz] で読み取り, 触覚センサと同様にそれぞれ $-32,767 \sim 32,768$ の整数値に変換する.

3.2 ロボットの動作情報と触覚情報の取得

Robovie-IIF は, 握手, 挨拶, 自己紹介といった人とのコミュニケーションで実行される様々な動作モジュールをもっている. これらから Table 1 に示す 20 個の動作を選択し, ランダムな

Fig. 6 Robovie-IIF

Fig. 7 Architecture of skin and sensor circuit

Fig. 8 DOFs of Robovie-IIF

Table 1 List of behaviors

SayBye1	SayBye2	SelfIntroduction	Hug
Exercise1	Exercise2	Exercise3	Weep
ShakeHand1	ShakeHand2	PlayWithMe	Hello
SwingArms	Tickle	Paper-rock-scissors	Think
PlaySong1	PlaySong2	SingSong	Tired

順番で実行することで Robovie-IIF を動かし, そのときの触覚センサ出力および各関節の角度データを取得した. 動作の例を Fig. 9 に示す. この実験を約 24 分間にわたって行い, 145,920 フレームの触覚センサ出力と関節角データを取得した. また, モデル検証用に同様の実験を約 10 分間行い, 59,999 フレームのデータを取得した. 触覚センサ出力 (sensor #253 - Fig. 6 (b) 参照) と関節角 (joint7 および joint8 - Fig. 8 (a) 参照) の時間変化の一部を Fig. 10 に示す.

(a) Self introduction (b) Shake hand

Fig. 9 Examples of motion

(a) joint angle

(b) tactile sensor output

Fig. 10 Example of experimental data

4. 実験結果

4.1 動作触覚関係モデルの構築

全 11 関節と触覚センサ#253 の出力を用いて構築した動作触覚関係モデルについて述べる。姿勢空間の分割は、全データを含んだ姿勢空間の分割をはじめとして再帰的に行われるため、全データを含むノードを頂点とした決定木の形で表すことができる。実験データを用いて構築した決定木の一部を Fig. 11 に示す。この図で、○印で描かれたノードは各姿勢領域を表している。太枠の○印で描かれたノードは終端ノードである。また、(1) その姿勢領域を分割する関節 R 、(2) 姿勢領域に含まれるデータの組の数 N 、(3) ノイズレベルの減少率 F をノードごとに記述している。ここで、ノイズレベルの閾値 T_N を 5、ノイズレベルの減少率の閾値 T_F を 0.5 と設定した。

Fig. 11 における終端ノード (8, 9, 10, 11, 13, 14, 15) はすべて Posture Subspace Type#1 である。一般的に、ロボットの動作と触覚データの再現性が高い姿勢領域では、線形モデルのノイズレベル減少率 F が大きくなるため分割が早く終了する。一方、再現性が低い姿勢領域ではノイズレベル減少率 F の大きいモデルが作られないために領域分割を繰り返し、それらの領域は最終的に Posture Subspace Type#2 となって分割が終了する。

構築した動作触覚関係モデルにおける Type #1~Type #3

Fig. 11 Decision tree describing posture space splitting

Table 2 Number of posture subspace

	# of subspaces	# of data points
All posture subspace	60	121,487
Subspaces which reduction rate F is over T_F (Type #1)	37	90,528
Subspaces which noise level N is less than T_N (Type #2)	12	29,121
Subspaces which have no models (Type #3)	11	1,838

(a) estimation #1

(b) estimation #2

(c) estimation #3

(d) estimation #4

Fig. 12 Comparison of tactile sensor outputs and estimation

の各姿勢領域の数を Table 2 に示す。データ数は、各 Type のすべての姿勢領域に含まれるデータの組の数をすべて足し合わせたものである。

4.2 ノイズ除去結果

ノイズレベルの減少率 F が閾値 T_F を上回る線形モデルが推定できた姿勢領域について、実際の触覚センサ出力と推定値の比較を Fig. 12 に示す。ロボットが複数の姿勢領域をまたがって運動した際のノイズ除去の例を Fig. 13 に示す。中央の図は実

Fig. 13 Results of estimation

際の触覚センサ出力と推定値を表しており、上の図はそれらの差分を表している。下の図は姿勢領域の遷移を示している。0.5 [s] から 1.62 [s] の間 (period A) の姿勢領域は、ノイズレベルの減少率 F が閾値 T_F を上回る精度のよい線形モデルが推定できた領域であり、上の図で示されるようにノイズがよく除去されていることが分かる。一方、2.1 [s] から 3.0 [s] の間 (period B) の姿勢領域はすべて線形モデルが推定できなかった領域であるため、ノイズの除去が行われていない。

マップ作成用データおよび検証用データについて、動作触覚関係モデルを利用してノイズ除去を行った際のノイズレベルの減少率 F を計算した。その結果、マップ作成用データでは 0.595、検証用データでは 0.412 となった。

5. 考 察

実験では、決定木の構築に当たってノイズレベルの減少率の閾値 T_F を 0.5 とした。 T_F は結果を大きく左右するパラメータであり、これを大きくすると得られるモデルの精度は向上するが、一方で全データ領域においてモデルが推定される領域 (Type #1 の領域) は小さくなるといったトレードオフが生じる。このパラメータをどう設定するかは重要な課題である。

Table 2 に示される Type#2 および Type#3 の姿勢領域のように、モデルの推定が行われない領域が存在する。Type#2 に関しては、実験で得られたデータ中ではその姿勢領域で触覚センサが反応することがなく、モデル推定の必要がなかったということであるため、さらに多様な動作をしたときのデータを用いた場合には、これらの領域でも触覚センサが反応を示し、モデルが作成される可能性がある。一方、Type#3 は触覚センサが大きい反応を示していたが線形モデルが推定できなかった姿勢領域である。この姿勢領域でモデルが推定できない理由は二つ存在する。一つは姿勢領域が小さく、一定時間以上の連続した時系列データが得られないためである。本稿で用いた状態空間モデルは時系列のデータを扱うため、モデルパラメータの推定には一定時間以上の連続した時系列データが必要となるが、姿

勢領域が小さい場合、その領域に含まれる時系列データが細切れになるため、モデルパラメータの推定が困難となる。この問題に対しては、姿勢領域の分割において何らかの工夫が望まれる。二つ目の理由は、ロボットが同じように運動してもロボットの表面の振動やゆがみ方が異なるといったランダムな要素が大きくなるからである。この問題はハードウェアの性能に大きく依存しており、上記のランダムな要素を極力排除するようハードウェアに改良を施すことによって大幅に改善される可能性がある。

動作触覚関係モデルの利用に関しては、4.2 節で述べたようにノイズレベルの減少率が大きい線形モデルが得られた姿勢領域でのみ触覚センサ出力の推定を行う。また、線形モデルのノイズレベルの減少率が大きいときは接触検出に用いる閾値を小さくし、反対にノイズレベルの減少率が小さいときは閾値を大きくするというように、それぞれの線形モデルのノイズレベルの減少率に応じて接触検出のための閾値を変更することで、ロボットの動作に応じた柔軟な感度調整が可能になる。

本手法におけるモデルの構築はオフラインで行われるため、センサの故障や皮膚表面のゆがみ方の変化といった急激な特性の変化に対応することができない。そのため、このような急激な特性の変化に対応するため、リアルタイムに動作触覚関係モデルを更新するアルゴリズムが望まれる。

実験で用いたロボットは関節が触覚センサで覆われていないため、ある姿勢近傍における動作に起因する触覚センサ出力は、関節角度と比較して関節角速度や加速度といった微分成分による影響が大きくなる。これと比べて、関節まで触覚センサで覆われたロボットの場合、関節角度が触覚センサに及ぼす影響が大きくなると考えられる。提案手法では、各姿勢領域における動作触覚関係を状態空間モデルにより記述しているため、関節角度やその微分成分はモデルの状態変数として暗に記述される。したがって、動作に対する触覚センサ出力の再現性さえあれば、提案手法が適用可能であると考えられる。さらに、関節を触覚センサで覆ったロボットの場合、触覚センサが大変形するため触覚センサ出力がより大きくなると考えられ、本手法の有用性は増すと考えられる。また、本手法は関節角と触覚センサ出力の関係のみに注目しており、ロボットの体構造に関する知識を必要としないため、異なる構造をもつロボットに対しても柔軟に適用可能であると考えられる。

6. お わ り に

本稿では、ロボットの鋭敏な接触検出を実現するため、ロボットが運動した際に生じる触覚センサ出力を除去する手法を提案した。実験で用いたロボットを含め、一般的に多自由度のロボットは、その姿勢によって自身の動作と触覚センサ出力触覚センサ出力の関係が変化すると考えられるが、本手法では、ロボットの姿勢空間を複数の領域に分割し、領域ごとに線形モデルを推定する方法を採用することにより、この問題を解決した。また、動作触覚関係モデルは、各姿勢領域で式 (1)、および式 (2) に示される簡単な形式で表されるため、その計算は高速で、各関節各度を用いて触覚センサ出力をリアルタイムに推定することが可能である。

今後は、オンラインで動作触覚関係モデルを更新するアルゴリズムの開発と、関節まで触覚センサで覆われたロボットへの適用を試みる予定である。

謝辞 本研究は、科研費基盤研究(S)(20220002)の助成を受けて行ったものである。

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] 五十棲隆勝, 赤池一彦, 平田勝, 金子健二, 梶田秀司, 比留川博久: “ヒューマノイドロボット HRP-2 の開発”, 日本ロボット学会誌, vol.22, no.8, pp.1004-1012, 2004.
- [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] H.R. Nicholls and M.H. Lee: “A survey of robot tactile sensing technology,” The International Journal of Robotics Research, vol.8, no.3, pp.3-30, 1989.
- [5] M.H. Lee and H.R. Nicholls: “Tactile sensing for mechatronics — a state of the art survey,” Mechatronics, vol.6, pp.1-31, 1999.
- [6] J. Tegin and J. Wikander: “Tactile sensing in intelligent robotic manipulation — a review,” IMG, 2004.
- [7] 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.
- [8] T. Shibata, K. Inoue and R. Irie: “Emotional robot for intelligent system - artificial emotional creature project,” Proceedings of the 5th IEEE International Workshop on Robot and Human Communication (ROMAN '96), pp.466-471, 1996.
- [9] F. Naya, J. Yamato and K. Shinozawa: “Recognizing human touching behaviors using a haptic interface for a pet-robot,” Proceedings of the 1999 IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics (SMC '99), pp.II-1030-1034, 1999.
- [10] 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.
- [11] 小田島正, 大西正輝, 田原健二, 向井利春, 平野慎也, 羅志偉, 細江繁幸: “抱え上げ動作による移乗作業を目的とした介護支援ロボット研究用プラットフォーム “RI-MAN” の開発と評価”, 日本ロボット学会誌, vol.25, no.4, pp.554-565, 2007.
- [12] 林摩梨花, 石坂唯, 植田亮平, 吉海智見, 稲葉雅幸: “全身分布三軸力覚センサを有する柔軟外装ロボットの密着インタラクション”, 第25回日本ロボット学会学術講演会予稿集 CD-ROM, 2L13, 2007.
- [13] 保坂紗智子, 大村吉幸, 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予稿集 CD-ROM, 2L15, 2006.
- [14] 大村吉幸, 長久保晶彦, 國吉康夫: “全身接触可能なヒューマノイドロボットの開発”, 日本機械学会ロボティクス・メカトロニクス講演会'07 講演論文集, 1A1-A02, 2007.
- [15] P. VanOverschee and B. De Moor: Subspace Identification for Linear Systems. Kluwer Academic Press, 1996.
- [16] 中村恭之, 加藤丈和, 和田俊和: “非線形写像学習のための PaLM-Tree の提案”, 日本ロボット学会誌, vol.23, no.6, pp.732-742, 2005.

田近太一 (Taichi Tajika)

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究員。全身触覚をもつ人間型ロボットの研究に従事。(日本ロボット学会学生会員)

石黒 浩 (Hiroshi Ishiguro)

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所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もつ。(日本ロボット学会正会員)

宮下敬宏 (Takahiro Miyashita)

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。視覚をもつ自由度ロボット, 全身触覚をも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)

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長などを経て, 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)