

触覚情報を用いた全身マニピュレーションの実現

大西 正輝^{*,**}・小田島 正^{*}
向井 利春^{*}・羅 志偉^{*,***}

Whole Body Manipulation using Tactile Information

Masaki ONISHI^{*,**}, Tadashi ODASHIMA^{*},
Toshiharu MUKAI^{*} and Zhiwei LUO^{*,***}

In this paper we propose an approach to use tactile information in a robot's whole arm dynamic manipulation. Unlike those researches that only use tactile sensors to recognize objects or contact conditions, this approach considers the relation between a robot's motion trajectory and the tactile information for the succeeded tasks cases, and adjusts the robot's motion spatially and temporally so as to realize the required dynamic manipulations. Experimental results show the effectiveness of our approach. Our human interactive robot named RI-MAN can hold up a dummy weighing up to 18kg by this algorithm using real-time whole body tactile feedback.

Key Words: Whole Body Manipulation, Tactile Sensor Feedback, Human Interactive Robot

1. はじめに

近年、ロボットの知能化を目指した研究が盛んに行われており、ロボットの活躍の場は工場などの規格化された生産現場から、街や家庭などの一般環境へと広がりつつある。中でも、家庭で力仕事が行えるようなロボットの登場が期待されており、触覚や力覚を持つロボットが提案されているが¹⁾⁻⁴⁾、それらの多くは触った場所の特定や動作のトリガとして利用されることが多く、現状では物体に接触するような力仕事をロボットに行わせるのは難しい。

筆者らの所属する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(以下、理研BMC)では、人間と環境を共有し人間との力学的な相互作用が可能なロボットの実現を目指し、研究プラットフォームとしてのロボット“RI-MAN”(Fig.1)を開発し^{5),6)}、ロボットの全身を用いて人間を抱き上げることを目標タスクに設定した。

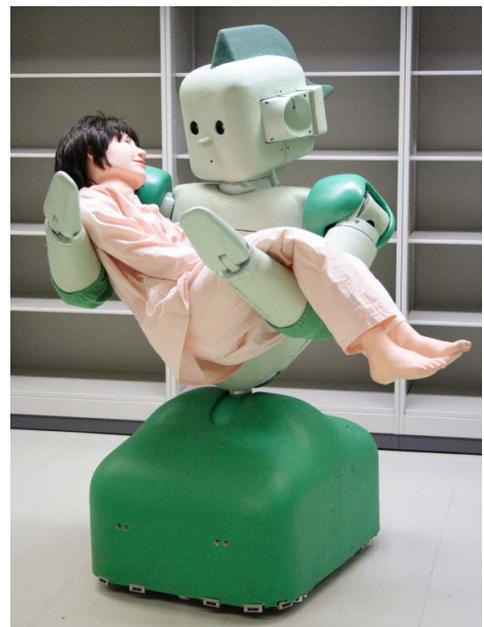


Fig. 1 Overview of RI-MAN

Asanoらはロボットの構造を単純化し、抱き上げる対象物を球としてモデル化することで、全身マニピュレーションの理論的な解析を行った⁷⁾。従来より、ロボットの運動制御は身体と環境のモデルを作り、安定性を保証したZMP軌道に追従させることで安定した運動を実現してきた。このアプローチはモデルを正確に作る事ができ、外乱が少ない環境においては有効である。力仕事に関しては、正確な力情報を得ることが難しいことから、シミュレーションによる研究例が

* 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
名古屋市守山区下志段味穴ヶ洞 2271-130

** 産業技術総合研究所 情報技術研究部門
つくば市梅園 1-1-1 中央第 2-10

*** 神戸大学工学部 神戸市灘区六甲台町 1-1

* RIKEN, Bio-Mimetic Control Research Center, 2271-130
Anagahora, Shimoshidami, Moriyama-ku, Nagoya

** Information Technology Research Institute, National Institute of Advanced Industrial Science and Technology,
10, Central 2, 1-1-1 Umezono, Tsukuba

*** Faculty of Engineering, Kobe University, 1-1, Rokkoudai-cho, Nada-ku, Kobe

(Received December 28, 2006)

(Revised October 25, 2007)

多いが, Harada らは HRP-2 の実機を用いて手首と足首につけた力センサを利用して 8.5 [kg] の箱を持ち上げることに成功している⁸⁾。

しかし, このようなアプローチを人間を抱き上げるような動作の生成に応用するのは困難である。主な理由は二つ考えられる。一つは安全に人間を抱き上げるためにはロボット自身の表面を軟らかくし, ロボットと人間の接触面を大きくする必要があるが, その場合に触覚センサの密度などの観点から正確な力の大きさを計測するのが難しいという問題である。また, もう一つはモデル化の難しさがあげられる。人間のような複雑な形状のモデルを作るのは困難であり, また人間だけではなく, 前述のようにロボットにも軟らかさが必要とされるためロボットのモデルを作るのも難しい。さらには抱き上げ中には面による接触が必要となるため摩擦などモデル化の難しい要素を多く含んでいる。

このため, これまでの力仕事に関する研究の多くは手先や指先を用いることでこれらの問題の影響が小さくなるように工夫しており^{9), 10)}, 対象物と面で接触するような抱き上げ動作を目指した研究例は少ない。

以上のようにモデル化の難しい動作の生成にはロボット自身が試行錯誤的な動作の中から目的を達する動作を見つけ出すアプローチ¹¹⁾が人間が何らかの形で動作を教示するアプローチ^{12) - 14)}を採用することが多い。本論文では後者に注目する。國吉らは人間がダイナミックな起き上がり行動を行う際に動作軌道は非一様な広さを持って変動しているが, 疎らに存在する軌道収束点においては厳しい力学的条件を満たしていることに着目した。そして解析に基づいて定めた軌道収束点を設定することで成功軌道を見つけ出し, ヒューマノイドロボットにダイナミックな起き上がり行動を行わせた¹²⁾。しかし, これは成功率の高い行動軌道を探し出したことに相当し, センサ情報を利用して動作を修正している訳ではない。その後, 大村らはこれを拡張し, ロボットの背中に付けた触覚センサの情報を脚を引き付ける動作を起こすためのトリガとして利用した¹³⁾が, センサ情報はトリガを出すタイミングを与えるのに利用されているだけでオンラインで軌道を修正しているとは言い難い。また, Inamura らはミメシスモデルに基づく生体運動模倣手法を提案しており¹⁴⁾, 隠れマルコフモデルを用いて動作の生成を行っている。しかし, これもまたセンサ情報を利用して運動を修正するには至っていない。

人間を抱き上げるといった, 物体と接触するような動作を実現するためにはセンサ情報を利用して動作を修正しながら新しい動作を作り出す必要がある。これまでに筆者らは抱き上げ動作の実現を想定して, 教示した運動とその運動中に得られる感覚情報を教師データとし, 感覚と運動のマッピングを行うことで, 得られた感覚情報によって運動を時空間的に修正する手法を提案¹⁵⁾し, 没入型の動力学シミュレーション環境¹⁶⁾においてその有効性を評価してきた。

本論文では, これまでに提案してきた手法¹⁵⁾を基本アルゴリズムとして RI-MAN のような触覚を持つロボットに力

事を前提とした物体のマニピュレーションを行わせる手法を提案する。特にここでは実機に応用する手法を明らかにする。まずは問題を単純化した試作機によるマニピュレーション実験において提案手法の有効性を確認し, さらには, RI-MAN に応用することで全身を用いた介護練習用人形の抱き上げを実現する。

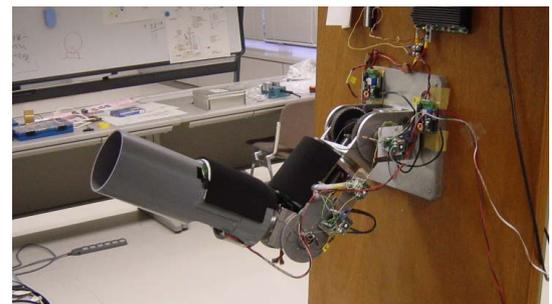
以下, 2 章では, 実験に用いるロボットの構造と目標タスクについて説明する。次に 3 章で全身マニピュレーションのための教示動作の作り方を説明し, 4 章で触覚情報を利用して教示動作を修正する手法を明らかにする。5 章では実験を行い本手法の有効性を確認すると共に, 6 章で RI-MAN を用いて人形を抱き上げる動作へ応用する手法を示す。7 章では考察を行い, 8 章でまとめる。

2. ロボットの構造と目標タスクの設定

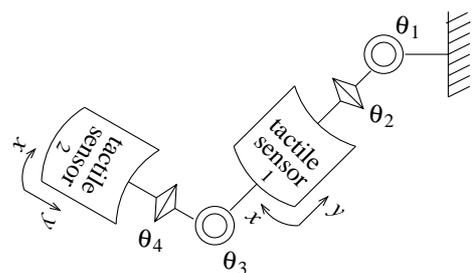
2.1 ロボットの構造

RI-MAN を開発する際に, 階層型分散制御構造の性能評価や干渉駆動機構の検証を行うためにロボットアーム¹⁷⁾を試作した。本論文の実験ではこの試作ロボットアームを用いて提案手法を評価する。本ロボットアームは Fig.2 に示すように, 4 つの自由度 ($\theta_i \mid i = 1 \sim 4$) を有し, 上腕と前腕に相当する部分に面状触覚センサを持つ (Fig.2 (b))。 θ_1 と θ_2 は取り付けられている壁に垂直な状態が 0 [deg] で, 下向きに曲げた時に正の値をとる。 θ_2 と θ_4 は面状触覚センサが真上を向いた状態が 0 [deg] で, 腕の先から見て反時計回りに正の値をとる。ロボットアームの諸元を Table 1 に示す。

面状触覚センサは, 8×8 のアレイ状に並べた半導体感圧素子 (フジクラ製 FPBS-04A) を弾性体に埋め込む方法で作



(a) Overview of experimental robot arm



(b) Layout of joints and sensors

Fig. 2 Experimental robot arm

Table 1 Specification chart for the robot arm

Diameter/length of upperarm	$\phi 180$ [mm] / 295 [mm]
Weight of upperarm	9.3 [kg]
Diameter/length of forearm	$\phi 170$ [mm] / 480 [mm]
Weight of forearm	7.3 [kg]
Sensor	potentiometer $\times 4$ tactile sensor $\times 2$
Actuator	90 [W] DC motor $\times 4$
Power supply	external power source 24 V
Movable range of $\theta_1/\theta_2/\theta_3/\theta_4$	$\pm 95/\pm 90/-75 \sim 90/\pm 90$ [deg]

製した¹⁸⁾。本触覚センサは、圧力の強度分布を得ることができる。本研究では次式で表される圧力分布の0次モーメント(M_0)と1次モーメント(M_{1x}, M_{1y})を利用する。

$$\begin{aligned}
 M_0 &= \sum_{x,y} I_{xy} \\
 M_{1x} &= \sum_{x,y} x \cdot I_{xy} \\
 M_{1y} &= \sum_{x,y} y \cdot I_{xy}
 \end{aligned} \quad (1)$$

0次モーメントは力の総和を表し、力の重心位置($P_x^i, P_y^i \mid i = 1, 2$)は、 $P_x = M_{1x}/M_0, P_y = M_{1y}/M_0$ で得ることができる。0次、1次モーメントは局所コントローラによって15 [msec]の周期で計算され、上腕と前腕にかかる力の大きさ($M_0^i \mid i = 1, 2$)と触覚センサ上の力の重心位置($P_x^i, P_y^i \mid i = 1, 2$)を検出することができる。

2.2 タスクの設定

ロボットに行わせるマニピュレーションの一例として、水平に伸ばしたアームの上腕(tactile sensor 1)に筒状の物体を乗せ、それを転がしながら上腕と前腕の間に挟み、落とすことなく前腕(tactile sensor 2)に移動させる動作を想定する。

3. 教示動作の生成

今回想定するような動的なタスクをロボットに行わせる場合、事前に設計した目標軌道をロボットに与えるだけではタスクの成功率は低い。このような場合には、ロボットの運動をモデル化し、センサ情報をフィードバックしながら理論的に最適な軌道を生成する方法をとることが多い。しかし、実世界には摩擦や弾性などモデル化するのが難しい要素が多く含まれているため、シミュレーションでは実現できたとしても実世界で成功させるのは難しい。

そこで、筆者らはタスクに成功した時に入力情報(センサ情報)と出力情報(ロボットの目標軌道)を時系列で記録しておき、次の試行からは時々刻々と得られるセンサ情報を利用してロボットの目標軌道を時空間的に修正する手法¹⁵⁾を提案してきた。

提案手法はセンサ情報を利用した二段階の動作修正アルゴリズムになっている。動作をどのように修正すればよいかの基準が明らかでないセンサ情報については、あらかじめ関数を設

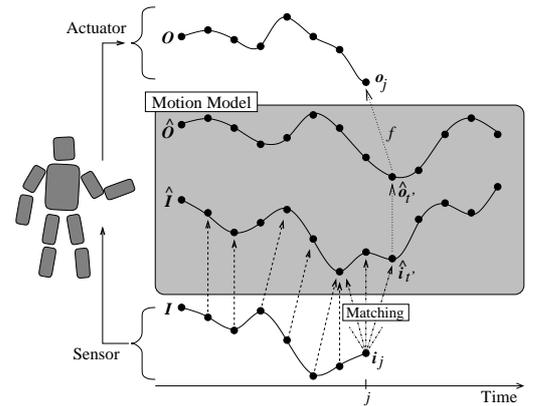


Fig. 3 Algorithm of our approach

計することによって目標軌道の修正を行う。また、動作をどのように修正すればよいかの基準が明らかでないようなセンサ情報に関しては、成功時に記録しておいたセンサ情報と現在得られているセンサ情報のマッチングを行うことで対応する時間を探し出し、その時間の軌道に修正することで動作の時間伸縮を行う。提案手法は Fig.3 のようにセンサ情報を用いて軌道を時間軸に伸縮した後に空間的に修正を行うことで、タスクに成功するための軌道を新しく作り出すアルゴリズムとなっている。

この手法を実機に適用するためには、何らかの方法で最低一度はロボットでタスクを成功させ、その時の成功軌道とセンサ情報を取得する必要がある。文献15)では人間がロボットに没入することで効率良く成功軌道を与えたが、ここでは一秒毎の各関節角度を与え、3次のスプライン関数を用いてデータを補完することによって軌道を教示する。

タスクに成功する軌道は人手によって試行錯誤的に見つけ出し、その時の入力の時系列 I と出力の時系列 O を記録した。ここでは、次式のように入力 I は触覚センサ情報を表し、出力 O は各関節角度を表す。

$$\begin{aligned}
 I &= \{i_1, i_2, \dots, i_t, \dots, i_T\} \\
 i_t &= [M_0^1(t), P_x^1(t), P_y^1(t), M_0^2(t), P_x^2(t), P_y^2(t)] \quad (2) \\
 O &= \{o_1, o_2, \dots, o_t, \dots, o_T\} \\
 o_t &= [\theta_1(t), \theta_2(t), \theta_3(t), \theta_4(t)] \quad (3)
 \end{aligned}$$

ただし、 T はタスクが終了するまでの時間とする。

与えた教示動作を Fig.4 (a) に示す。 θ_2 と θ_4 は常に0とした。ただし、物体の初期位置や摩擦などの影響によっていつもマニピュレーションに成功する訳ではないため、タスクに成功した時のみ触覚センサ情報を記録した。

16回の成功記録からセンサ情報の平均を求めたものを Fig.4 (b)~(d) に示す。(b) は二枚のセンサシートから得られる力の総和 $M_0^i(t)$ を示し、(c) は x 座標の値 $P_x^i(t)$ 、(d) は y 座標の値 $P_y^i(t)$ を示す。(c),(d) 中の [taxel] という単位は、触覚センサの格子番号の連続値に相当し tactile pixel を指して

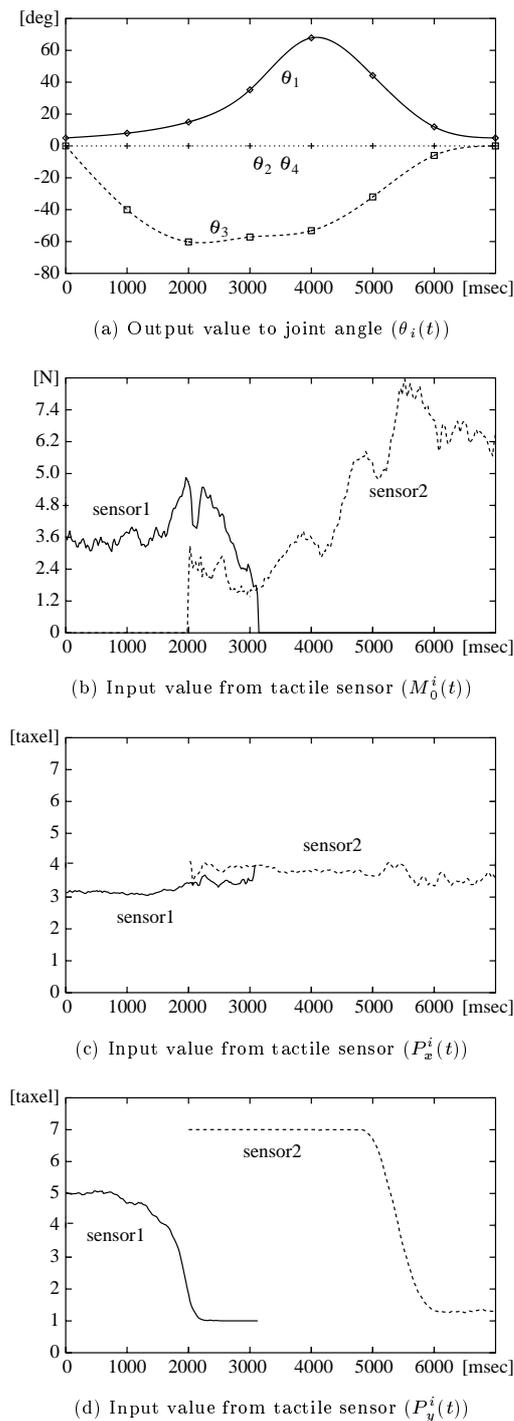


Fig. 4 Reference joint angle and tactile information

いる。

触覚センサの値から、腕を傾けると同時に物体が転がり始め、2～3 [sec] の間に上腕と前腕の間に物体が挟まれ、上腕から前腕に物体が受け渡される様子を確認できる。

4. 触覚情報を利用した軌道修正

初期状態が全く同じ場合は、 O と同じ動作を行えば、タスクに成功する。しかし、現実的にはいつも全く同じ環境を作ることは困難であるため、感覚情報を用いて O を調整する必

要がある。文献 15) では、運動途中に得られた感覚情報（ここでは触覚情報）によって運動を調整する基準が明らかな部分については出力 o を空間的に変化させることで対応し、明らかではない部分については出力を時間的に伸縮させることで対応している。

4.1 空間的な軌道修正

アーム上で物体を転がす場合、アームを捻る (θ_2 や θ_4 を回転させる) と物体はすべり落ちる。そこで、物体がすべり落ちそうになった場合には、 θ_2 や θ_4 を回転することでこれを回避する。

具体的には、アームを捻ることによってアームの中心に物体の重心が来るように軌道を修正しており、次式に基づいて θ_2 と θ_4 を回転させる。

$$\begin{aligned}\theta_2(t) &= k_1(P_x^1(t) - \hat{P}_x^1) \\ \theta_4(t) &= -k_1(P_x^1(t) - \hat{P}_x^1) + k_2(P_x^2(t) - \hat{P}_x^2)\end{aligned}\quad (4)$$

ここで、 \hat{P}_x^1 は教示動作中に得られた $P_x^1(t)$ の全時間の平均値を表し、本実験では $\hat{P}_x^1 = 3.12$, $\hat{P}_x^2 = 4.08$ を用いる。ただし、 k はアームの半径 r と触覚センサの素子の間隔 l によって決まる値 ($\frac{l}{2\pi r} \times 360$ [deg]) であり、 $k_1 = 11.4$ [deg], $k_2 = 12.1$ [deg] を用いた。

4.2 時間的な軌道修正

次に、現在の時刻 j に対応する教示動作の時刻 t の付近で、得られた認識結果が類似する時刻を探索することで、時間伸縮に対応する。つまり、時刻 j に対応する t' を次式によって求めることで、動作の時間軸方向の伸縮を行う。

$$t' = \arg \max_k \exp \left\{ -\frac{(j-k)^2}{2\sigma_e^2} \right\} \cdot \|i_j - \hat{i}_k\|^2 \quad (5)$$

この式は右辺を最大にする k を t' に代入するという意味である。 $\|i_j - \hat{i}_k\|^2$ は i_j と \hat{i}_k の類似度を表しており、次式で定義する。

$$\|i_j - \hat{i}_k\|^2 = \exp \left\{ -\frac{\sum_{i=1}^2 (P_y^i(j) - \hat{P}_y^i(k))^2}{2\sigma_d^2} \right\} \quad (6)$$

上式によって教示中に得られた触覚情報と現在得られている触覚情報を比較して、教示動作中のどの時刻と類似した運動を行えばよいかを時間軸方向の伸縮によって探索する。特に、(5) 式は時間軸の伸縮にペナルティを付けることで大きな時間ジャンプを防止し、現在の感覚情報と類似する時間を探索しながらも、できるだけ時間を守る評価式になっている。

なお、力の大きさ M_0 に関しては試行毎のばらつきが大きかったため今回は利用していない。

5. 実験

本手法の有効性を確認するために、ロボットに動的マニピュレーションを行わせた。タスクは上腕に乗せた円筒状の物体

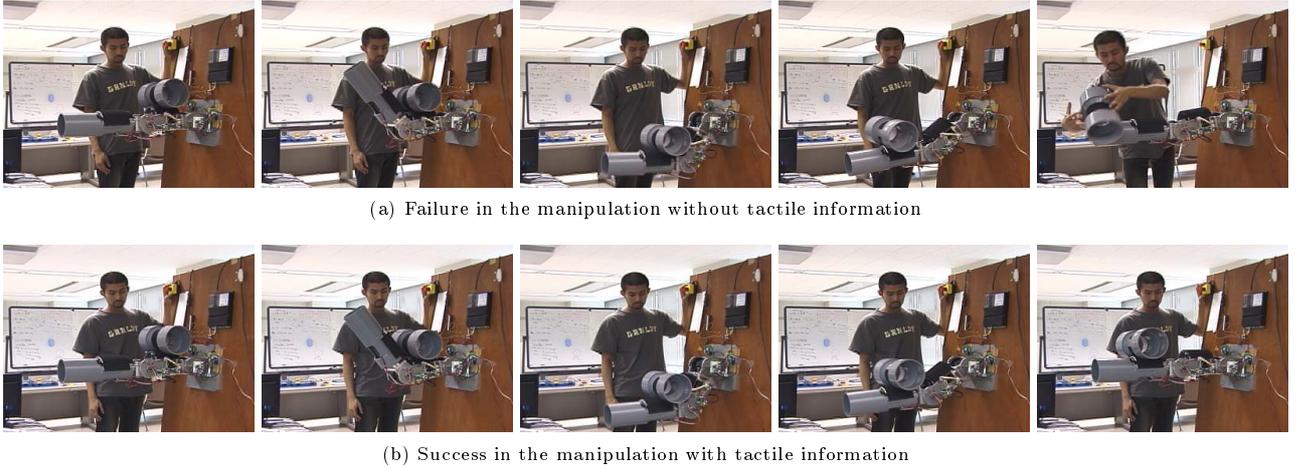


Fig. 5 Experimental results

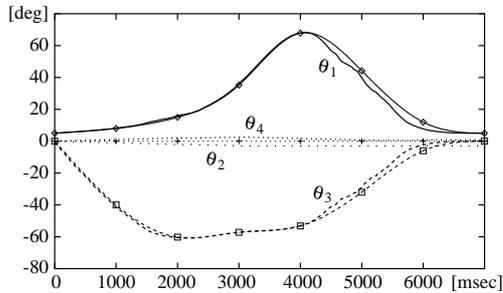
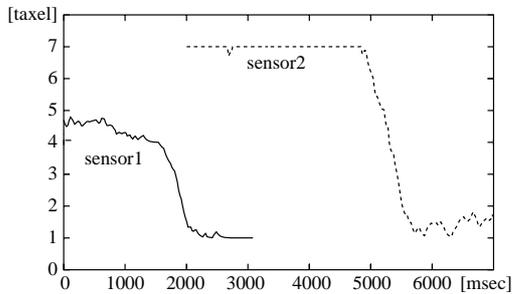
(a) Example of corrected joint angle ($\theta_i(t)$)(b) Example of input value from tactile sensor ($P_y^i(t)$)

Fig. 6 Example of corrected motion

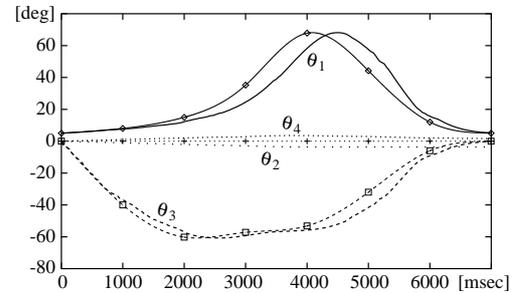
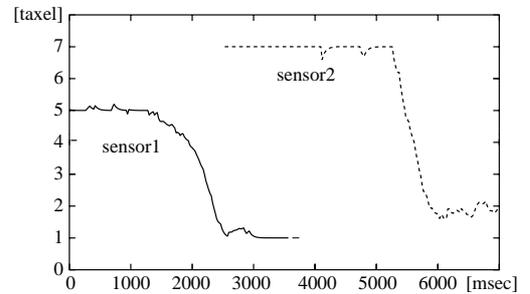
(a) Example of corrected joint angle ($\theta_i(t)$)(b) Example of input value from tactile sensor ($P_y^i(t)$)

Fig. 7 Example of corrected motion

を転がしながら前腕に移動させる動作である。これは人間が試行錯誤で成功軌道を与えるのさえ難しい動作である。

あらかじめ与えた軌道をそのまま実現し、マニピュレーションに失敗した例と、提案手法を用いて軌道を時空間的に修正することで成功した例を Fig.5 (a), (b) にそれぞれ示す。

次に、各関節角度がどのように軌道修正されたかを Fig.6 (a) に示す。与えた軌道を細線で示し、触覚によって修正された軌道を太線で示す。生成された動作は教示動作よりも少し速くなり腕を捻っていることが確認できる。また、その時に得られた触覚情報 P_y を Fig.6 (b) に示す。

一方、Fig.7 に軌道修正によって動作が遅くなった例を示す。これらの結果から、腕を捻り時間軸を伸縮させることによってマニピュレーションに成功していることが確認できる。

また、あらかじめ与えた軌道でのマニピュレーションの成功率は 17.6% (3/17) であったが、触覚情報によって軌道を修正することで成功率が 82.4% (14/17) まで上昇することを確認した。

6. RI-MAN での抱き上げ動作への応用

6.1 RI-MAN の概要

理研 BMC では人と接することを目的とした研究プラットフォーム RI-MAN (Robot Interacting with Human) を開発してきた^{5),6)}。RI-MAN のボディは軟らかい素材で覆われており、左右上腕と前腕、胸部の 5 箇所触覚センサが取り付けられている。また、片腕 6 自由度、腰 2 自由度、頭 3 自由度、車輪 2 自由度の合計 19 自由度を持ち、抱き上げ



Fig. 9 Experimental results of holding up a dummy by RI-MAN

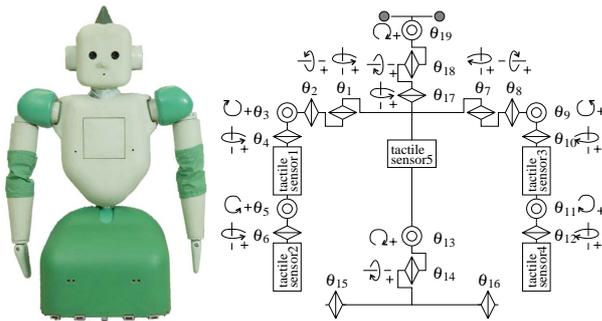


Fig. 8 D.O.F. of RI-MAN

には両腕と腰の 14 自由度 ($\theta_i \mid i = 1 \sim 14$) を使用する . Fig.8 に RI-MAN の自由度の配置を示す .

被介護者がベッドに座っている状態を初期状態とし, 両腕を用いてやさしく抱き上げる動作を抱き上げ動作と呼ぶことにする .

6.2 教示動作の生成と軌道修正

教示動作の生成は 3 章と同様に一秒毎の各関節角度を人間が与え, 三次のスプライン関数を用いてデータを補完した . 入出力のデータ列や動作の修正法は 4 章と同じ方法を用いた . ただし, 空間的な軌道修正に用いる \hat{P}_x に関しては全時間の平均を利用するのではなく, 成功時に得られたその時刻の値を参照する .

6.3 抱き上げ動作の実験

RI-MAN を用いて介護練習用のダミー人形 (身長 158 [cm], 体重 18 [kg]) を抱き上げる実験を行った . 実験の様子を Fig.9 に示す . 両腕を用いてダミー人形の抱き上げに成功している .

Fig.10 (a) に抱き上げ動作のために与えた右腕の軌道を細線で示し, 触覚によって修正された軌道を太線で示す . Fig.10 (b), (c) に, その時に得られた両前腕の触覚センサのデータを示す .

数々のデモにおいて提案手法を用いて RI-MAN に抱き上げ動作を行わせた . それらのデモの中で全ての試行においてダミー人形を落とすことなく抱き上げ動作に成功している . ダミー人形の質量が大きく, 実機による実験には危険が伴うため, 成功率の向上に関する評価は行っていないが, 異なる 2 つのマニピュレーション実験を同一のアルゴリズムによって実現できたことは, 提案手法が様々なマニピュレーションへの応用が容易に実現可能であることを示唆している .

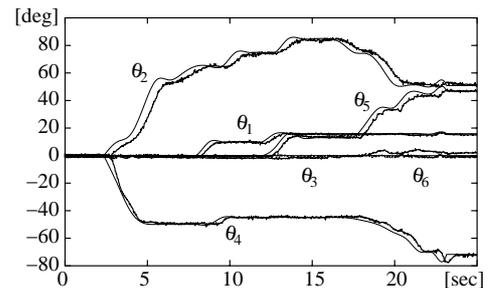
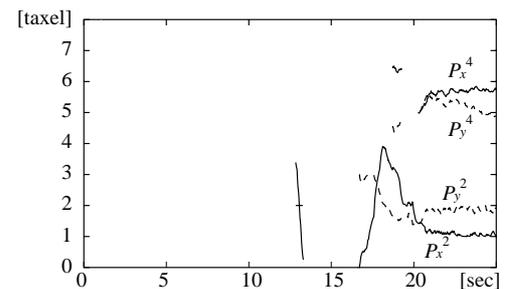
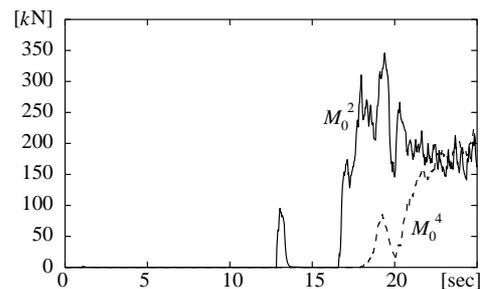
(a) Corrected joint angle and target joint angle ($\theta_i(t)$)(b) Tactile information ($P_x^i(t), P_y^i(t)$)(c) Tactile information ($M_0^i(t)$)

Fig. 10 Experimental data when RI-MAN hold up a dummy

7. 考察・今後の課題

本論文で提案した触覚情報を用いた全身マニピュレーション手法について考察する .

● 触覚情報を利用した全身マニピュレーションの実現

本論文では, タスク成功時の感覚情報と運動情報で動作をモデル化し, そのモデルを用いて動作を調整する手法を実ロボットに応用した . 特にマニピュレーション時に得ら

れた触覚情報と関節角度を結び付け、時間的・空間的に軌道を修正することでタスクに成功させる軌道を生み出す手法を提案した。また、試作したロボットアームを用いたマニピュレーションの実験によって本手法の有効性を確認した。提案手法の安定性に関しては摩擦などモデル化が難しい要素を含み、かつタスクにも依存するため言及することはできないが、本論文で想定したマニピュレーションでは80%以上の成功率に上昇することを確認した。提案手法の基本的な考え方は、HMMは用いていないが生体運動模倣という観点から Inamura らによるミメシスモデルに基づいた研究¹⁴⁾を継承しており、感覚情報が扱えるように発展したものを実機のロボットの動作生成へと応用した。

• RI-MANでの抱き上げ動作への応用

提案手法を理研 BMC で開発したロボット RI-MANでの抱き上げ動作へと応用する手法を提案した。また、身長158 [cm]、体重18 [kg]の介護用ダミー人形を抱き上げる実験を行った。提案手法は何らかの方法で最低一度は成功の教示動作を与える必要があるが、はじめに想定したマニピュレーション動作だけではなく様々な動作生成への応用が可能であると考えられる。今回の実験では2種類のマニピュレーションに対して同一の修正方法(式(4))を利用することができたが、これはどちらのマニピュレーションも腕を捻るという行為が物体のバランスを取って落しにくくするように作用するからであり、どのような動作にでも成り立つ訳ではない。また、今回の実験では時間伸縮に関しては双腕を独立させることなく制御したが、別々に制御するなどの修正方法も考えられる。異なる動作になれば修正方法も異なることがあるが、理論的な解析が難しい場合でも空間的な修正式を考える事で比較的容易に適用できると考えられる。

• 教示動作の生成方法

人間は幼児体験による試行錯誤によってタスク成功のコツを形成していると考えられる。提案手法の基本的な考え方はロボットにおいても様々な試行錯誤によってタスク成功のコツを形成するというものであるが、ロボットでマニピュレーションのような複雑な動作の試行錯誤を行うのは危険度や時間的観点からも現実的ではない。また、失敗を成功にどのように活かすかという問題も解決されていない。そこで、文献15)ではシミュレーション環境を用いて人間がロボットの体に没入することで、教示動作を与える手法を提案した。また、筆者らは実機に没入する手法¹⁹⁾を提案しており、本手法の教示動作生成に利用することも可能であるが、本論文の教示動作は一秒毎の関節データを人が与え、試行錯誤によって成功動作を探し出した。効率的に教示動作を与える方法としては文献19)の利用や稲葉らの開発した触覚センサスーツ¹⁾を用いる方法なども考えられる。

• 今後の課題

今回の実験ではロボットの触覚情報のみを用いて抱き上げ動作の生成を行った。抱き上げ動作をベッドから離れた

位置からベッドのそばまで近づいて抱き上げるという連続したアプローチで考えると、視覚を用いた移動と触覚を用いた抱き上げの視触覚の統合動作と位置付けられる。今後、そのような複数の感覚情報を統合することによって動作を生成する必要がある。提案手法は成功動作の入出力情報が取れていることを前提とした動作生成手法である。そのため、失敗をどのように成功に活かすかや、抱き上げ対象の重さが異なるときにどのように抱き上げ方を変化させるかなどについては対応できていない。これらの問題を解決するためには、経験した成功データから未経験の状況のデータを推測する手法などが必要になると考えられる。また、今回の抱き上げ動作に関しては、ダミー人形を落さなかった場合に成功と考えたが、実際に人間を抱き上げる際には心地よさの要素が重要になると考えられる。抱き上げ方と心地よさにどのような関係があるのか、さらにはその評価方法が問題になるが今後の課題とする。

8. おわりに

本論文では、触覚情報を用いて動作を時空間的に修正することで、動的なマニピュレーションを成功させる手法を提案した。また、ロボットアームを用いた実験により本手法の有効性を確認し、研究プラットフォームとして開発したロボット RI-MAN に抱き上げ動作を行わせることに成功した。提案手法はシミュレーション環境だけではなく、実環境におけるロボットの動作生成においても有効であることを確認した。今後の課題としては、効率的な教示データの提示手法の開発や異なる種類の感覚情報の統合、経験のない状況への対応などがあげられる。

謝辞 RI-MANの開発は理研 BMCのチーム間連携プロジェクトとして行われた。この開発は多くの要素技術の集積であり、同センターの研究員の協力によって実現した。特に RI-MANの動作生成に関しては田原健二氏、高木賢太郎氏、平野慎也氏の協力を得た。また、細江繁幸センター長からは多くの有益な助言を得た。ここに感謝する。

参考文献

- 1) 稲葉, 星野, 井上: 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, 16-1, 80/86 (1998)
- 2) 岩田, 星野, 森田, 菅野: 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, 20-5, 543/549 (2002)
- 3) R. Tajima, S. Kagami, M. Inaba and H. Inoue: Development of soft and distributed tactile sensors and the application to a humanoid robot, *Advanced Robotics*, 16-4, 381/397 (2002)
- 4) 納谷, 篠沢, 大和, 小暮: 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, 電子情報通信学会論文誌 (D-II), J85-4, 613/621 (2002)
- 5) T. Odashima, M. Onishi et al.: A Soft Human-Interactive Robot RI-MAN, Video Proceedings of IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (2006)
- 6) 小田島, 大西, 田原, 向井, 平野, 羅, 細江: 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プラットフォーム

