

環境と接するロボットの感覚運動統合による動作模倣

正員 大西 正輝* 非会員 小田島 正*
非会員 羅 志偉*

Cognitive Integrated Motion Generation for Environmental Adaptive Robots

Masaki Onishi*, Member, Tadashi Odashima*, Non-member, Zhiwei Luo*, Non-member

Recently, active researches have been performed to increase a robot's intelligence so as to realize the dexterous tasks in complex environment such as in the street or homes. However, since the skillful human-like task ability is so difficult to be formulated for the robot, not only the analytical and theoretical control researches but also the direct human motion mimetic approach is necessary. In this paper, we propose that to realize the environmental interactive task, it is insufficient to replay the human motion along. We show a novel motion generation approach to integrate the cognitive information into the mimic of human motions so as to realize the final complex task by the robot. As a detailed example of the task, we consider on how to carry up a human by cooperating two hands.

キーワード：感覚と運動の統合，環境と接するロボット，模倣動作，没入型3次元動力学シミュレーション環境

Keywords: Cognitive integrated motion, Environmental adaptive robot, Imitation behaviors, 3D immersion-type dynamic simulation environment

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，工場などの規格化された生産現場だけではなく，街や家庭などの一般環境におけるロボットの活躍が期待されている。実際，次々と各種のヒューマノイドロボットが発表されており，歩く・走る・踊る・ジェスチャを行うなど様々な運動が実現されている。これらのロボットは日常生活で活躍することが期待されているが，現状ではあらかじめ与えられた目標軌道に追従するように運動していることが多く，人間などの複雑な形状をした環境と力学的な相互作用を行うのは非常に困難である。

一方，これまでロボットを制御するために様々な理論的なアプローチが行われており，シミュレーションでは理想的な環境を作り出すことができることから，その有効性が報告されている。しかし，それらの制御方法を実世界に応用することを考えた場合，例えば摩擦モデル一つにしても未知なことが多いため，モデル化誤差などの影響によってロボットが実環境では理論通りに動作しないことが多い。それ以外にも，形状が複雑なロボットの動力学演算を実時

間で解くのは難しいなど実環境でロボットを制御するには数多くの問題を抱えている。

これらの問題を解決するアプローチの一つとして人間の運動を模倣することで，ロボットに巧みな運動を行わせることを目的とした研究が報告されている。代表的なものとして運動学習プリミティブを用いることで見まね学習を行う研究⁽¹⁾やミメシス理論に基づいて様々な運動生成を行う研究⁽²⁾が挙げられる。それ以外にも数多くの研究⁽³⁾⁻⁽⁵⁾が提案されているが，これらの研究の多くは人間とロボットの身体構造やダイナミクスの違いを考慮した運動生成手法の提案であり，環境と接触するような運動を生成するのは難しいという問題がある。環境と接触するような運動を生成するためには，単に運動軌跡を模倣するだけでなく，運動中に得られる感覚情報を運動に反映させて新たな運動軌跡を作成する必要があると考えられる。

本論文では，環境と相互作用を行うようなロボットを制御するための一手法として，感覚と運動を統合することによって最終的な模倣動作を生成する手法⁽⁶⁾を提案する。提案手法はDPマッチングを用いて感覚と運動のモデル化を行い，運動の途中で順次得られる感覚情報を用いて運動軌跡を時間的・空間的に変更しながら環境と接するタスクの成功を目指す。

以下，2節でロボットに行わせるタスクについての説明を行い，3節で運動をモデル化する方法，4節で感覚情報を利用して運動を修正する方法を明らかにする。そして，5

* 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
〒463-0003 名古屋市守山区下志段味穴ヶ洞 2271-130
Bio-Mimetic Control Research Center, RIKEN,
2271-130 Anagahora, Shimoshidami, Moriyama-ku, Nagoya
463-0003 Japan

節で実験・考察を行い、6 節でまとめる。

2. ロボットに行わせるタスク

現在、筆者等の研究チームでは介護福祉の現場で活躍するロボットの実現を視野にいたした研究を行っている。具体的なタスクとしてロボットの全身を用いて物体を抱きかかえるフルボディ・マニピュレーションの実現を目指しており、理論的な研究⁽⁷⁾から解析的な研究、さらには必要なセンサの開発に向けた研究⁽⁸⁾を行っている。

本研究では、具体的に「人間を抱き上げる」というタスクをロボットに実現させることを目標にしており、人間と同様に運動の途中で順次得られる視覚などの感覚情報を運動に反映させることで最終的な模倣運動を生成する。人間の場合は、幼い時の経験によって感覚と運動情報を獲得していくものだと考えられる。ロボットに試行錯誤的に運動を行わせて感覚・運動情報を獲得させることも可能であるが、本研究では学習期間を短縮するために人間がロボットに感覚と運動情報を教示することにする。動作を教示する被験者はロボットに没入することで、感覚と運動情報を教示できることが望ましい。ここでは、没入型三次元動力学シミュレーション環境⁽⁹⁾を用いて被験者は感覚と運動情報を教示する。

これまでの研究⁽⁹⁾では、被験者(図1(a))の動きを磁気センサで計測し、その動きに追従する仮想被験者(図1(b))を介して仮想空間と被験者の力学的なインタラクションを実現していた。本シミュレーション環境では、運動を行っている際の仮想被験者の視覚や力覚・トルク情報などをリアルタイムで計測することができることから、従来のモーションキャプチャによる運動軌跡だけではなく、仮想被験者の視覚や触覚などの感覚情報を同時に取得することが可能である。つまり、仮想被験者をロボットと見なすことで、被験者はロボット自身に没入する形でロボットに感覚と運動情報を教示することができる。

図2に車輪で移動するロボットが抱えている3リンクのダミー人形(47.5 [kg])を被験者が抱き上げることで動作を教示している例を示す。左段はロボットに感覚と運動を教示している被験者を示し、右段は教示動作の通りに動作しているロボット[†]の動きを示す。以下、車輪型ロボットからダミー人形を抱き上げ、再び車輪型ロボットに返すまでの動作を抱き上げタスクと呼ぶことにする。

例えば、図2のように抱き上げタスクを行い、被験者の左手の運動軌跡が図3のように得られたとする。この運動軌跡だけを模倣してロボット(仮想被験者)に全く同じ運動を行わせた場合、ダミー人形などの環境が教示時と全く同じ場合にはタスクに成功すると考えられるが、ダミー人形の位置や角度の初期値が異なる場合や、ダミー人形を抱えている車輪型ロボットが途中で動く場合にはタスクに成功するとは限らない。ダミー人形の位置や角度に依存する

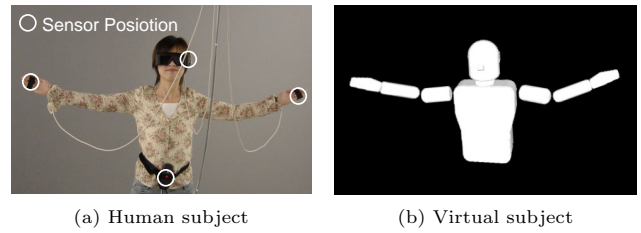


図1 被験者と仮想被験者

Fig. 1. Subject and virtual subject.

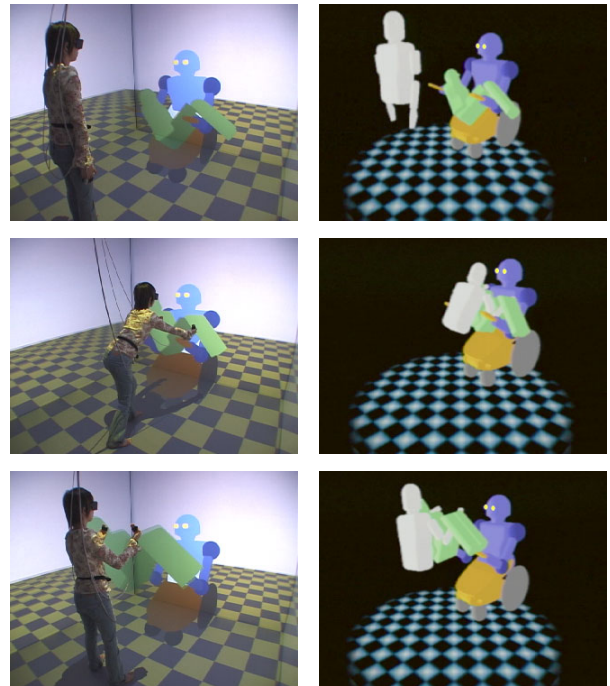


図2 抱き上げタスクの実行例

Fig. 2. Example of holding task.

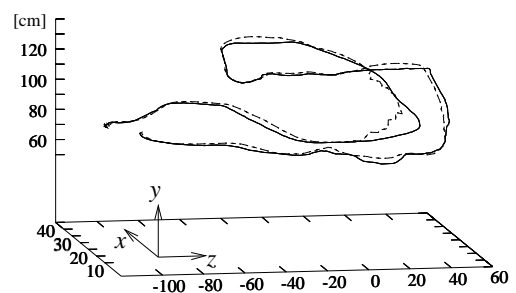


図3 被験者の手の軌跡

Fig. 3. Trajectory of subject's hand position.

ことなくタスクを成功させるためには、単に運動軌跡を模倣するだけではなく、動作中に起こる環境の変化を感覚情報で知覚しながら、模倣運動を変更していく必要があると考えられる。

本論文では、環境と相互作用が必要なタスクの例として、抱き上げタスクを取り上げ、ロボットで抱き上げタスクを実現することを目標とする。

[†] 本論文では、文献(9)における仮想被験者をロボットと呼ぶ。

3. DP による運動のモデル化と運動生成

Inamura らによって提案されているミメシス理論に基づく見まね学習に関する一連の研究⁽²⁾では、隠れマルコフモデル (HMM) を用いて運動の生成を行っている。しかし、HMM は基本的にシンボル系列を扱う手法であるため運動の離散化の作業が必要になり、連続値を扱いたい場合には、連続 HMM (continuous HMM) を利用するなどの工夫が必要である。そこで、本研究では HMM ではなく、連続値を扱うことができる DP マッチングを統計情報が扱えるように拡張することで同じ運動を行う複数のデータから一つの運動モデルを作成する。

3.1 DP による運動のモデル化 一つの時系列運動を $O = \{o_1, o_2, \dots, o_s, \dots, o_S\}$ で表す。 o はロボットの出力ベクトルを表し、例えば腕や足の目標関節角度や目標位置・目標姿勢などに相当する。これらの目標値は、被験者の運動を計測することによって取得することができるが、同じ抱き上げタスクを N 回行ったとしてもそれらの実行時間は伸縮しており、得られる記号列がいつも同じ長さであるとは限らない。

そこで、得られた N 回の時系列運動に対して時間の正規化を行う。まず、 N 個の中から 1 つの基準系列 (長さを T とする) を選択し、DP マッチングにより残りの $N - 1$ 個の時系列運動に対して時間軸の正規化を行い、すべての時系列運動の長さが T になるように伸縮させる。次に、次式でそれらの平均と分散を求める。

$$\hat{o}_t = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N o_t^{(k)} \dots \dots \dots (1)$$

$$\sigma_t = \frac{1}{N-1} \sum_{k=1}^N (o_t^{(k)} - \hat{o}_t)^2 \dots \dots \dots (2)$$

そして、平均 $\hat{O} = \{\hat{o}_1, \hat{o}_2, \dots, \hat{o}_t, \dots, \hat{o}_T\}$ と分散 $\Sigma = \{\sigma_1, \sigma_2, \dots, \sigma_t, \dots, \sigma_T\}$ を抱き上げタスクの運動モデルとして保存する。

図 2 のような抱き上げタスクを複数回行い、その際に得られた y 軸 (鉛直上向き) 方向の運動軌跡を図 4 (a) に示す。また、(b) には DP によって時間伸縮させた結果を示し、(c),(d) には伸縮後の平均値、分散値を示す。ダミー人形を抱える瞬間や置く瞬間の 6 秒付近や 11 秒付近の分散値は小さくなっており、分散値と運動のコツが関係していることは文献⁽¹⁰⁾⁽¹¹⁾において指摘されている。

3.2 モデルからの運動生成 本研究では、運動モデルとして被験者の動きから計測した \hat{O} と Σ を用いてロボットの運動を生成する。単位時間ごとに運動モデルと同じ正規分布を持つ正規乱数を発生させ、その値を運動目標としてロボットを制御する。ただし、乱数による高周波成分を含むため、ローパスフィルタを適用することで高周波成分を除去する。

このように観測されたデータと同じ分布を持つ乱数を用

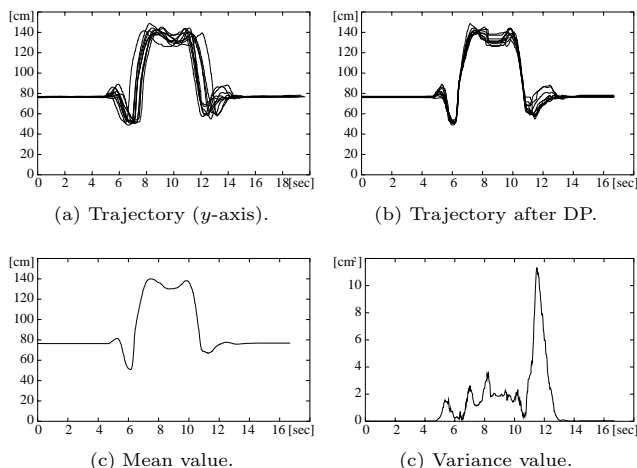


図 4 y 軸に関する手の軌跡

Fig. 4. Trajectory of hand position about y -axis.

いて運動を生成しているため、試行毎にロボットは微妙に異なる運動を行うことになり、一つのタスクを行う際には、いつも決まった目標値を与える従来のロボット制御手法に比べて、ロボットに生物らしい動きをさせることが可能でありながらも、分散値を反映させることでタスクのコツを考慮した運動が生成できると考えられる。

4. 感覚情報を反映した運動生成

環境と力学的なインタラクションを伴うようなタスクを行う場合、被験者は環境を認識しながら運動を決定していると考えられる。図 2 のような抱き上げタスクの場合は、ダミー人形やダミー人形を抱えている車輪型ロボットの位置や姿勢によって被験者は抱き上げの運動を変えている。しかし、前節の方法で生成した運動系列は、認識結果を反映したものになっていないため、被験者が教示動作を与えた時の環境と状態が少しでも異なれば、同じ結果にならないことが予想される。

環境が変化したとしてもタスクを成功させるためには、運動の過程で得られた感覚情報を反映して、運動出力を変更していく必要があると考えられる。提案手法では、運動途中に得られた感覚情報によって運動を調整する基準が明らかの場合と明らかではない場合に大別し、運動を調整する基準が明らかでない感覚情報については出力 o を空間的に変化させることで対応し、明らかでない感覚情報については出力を時間的に伸縮させることで対応する。

4.1 空間的な運動の修正 現在得られた感覚情報と教示中にモデルとして得られた感覚情報を比較して、教示中に得られたものと同様な感覚情報が得られるように、運動 o を修正するのが空間的な運動の修正である。このような運動の修正を行うために、教示中に得られた感覚情報を時系列運動と同様に時間伸縮させて入力情報 $\hat{I} = \{\hat{i}_1, \hat{i}_2, \dots, \hat{i}_t, \dots, \hat{i}_T\}$ として保存しておく。ここでこの入力情報としては、例えばダミー人形の位置・姿勢推定結果や、ロボットの腕にかかる力情報などロボット (仮想

被験者)自身に付いているカメラや触覚センサから得られる感覚情報を処理して得られる認識結果が考えられる。

ここで考える問題は、時刻 j にセンサ情報を処理することで i_j が得られた場合に、タスクを成功させるためには、教示動作の時刻 t に得られた運動モデル \hat{o}_t をどのように修正して o_j を生成するかである。

まず、次式を満たす A_j, B_j を求めることで、教示動作中に得られた認識情報 \hat{i}_t と現在得られている認識情報 i_j の関係を調べる。

$$i_j = A_j \hat{i}_t + B_j \dots \dots \dots (3)$$

次に、 A_j, B_j を用いて時刻 t の動作 \hat{o}_t を変換することで最終的な出力動作とする。

$$o_j = f(A_j, B_j, \hat{o}_t) \dots \dots \dots (4)$$

このような処理を行うためには、入力情報の変化によって出力をどのように修正すればよいか(式(4)における関数 f に相当する)が明示的に設計可能である必要がある。空間的な運動の修正例として、視覚によって得られたダミー人形の位置・姿勢推定結果を用いてロボットとダミー人形の相対関係が教示動作が与えられた時と同じになるように運動を変化させることが挙げられる。

4.2 時間的な運動の修正 教示中の時刻 t に得られた行動 \hat{o}_t を時刻 j に得られた認識結果を基に調整する方法について述べたが、動作遅れなどによって、運動自身を時間伸縮させる必要があることも考えられる。また、実環境においては式(4)の関数 f が設計できないことも多い。

こういった場合には、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。

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

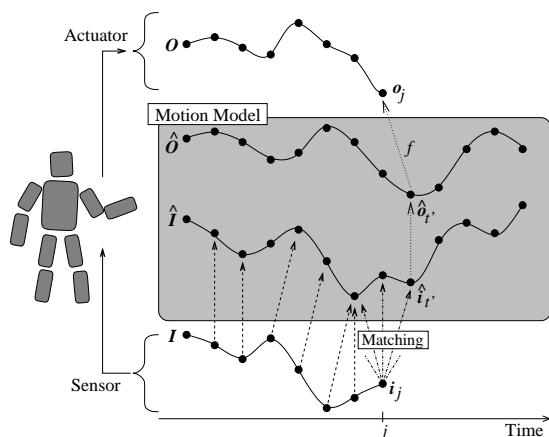


図5 提案手法のアルゴリズム
Fig.5. Algorithm of this approach.

これは右辺を最大にする k を t' におくという意味であり、 $\|i_j - \hat{i}_k\|^2$ は、今得られている認識結果 i_j と教示動作中に得られた \hat{i}_k の類似度を表し、類似するほど大きく最大値を 1 とする。本論文では次式によって類似度を定義する。

$$\|i_j - \hat{i}_k\|^2 = \exp \left\{ -\frac{(i_j - \hat{i}_k)^2}{2\sigma_d^2} \right\} \dots \dots \dots (6)$$

また、式(5)はできるだけ時間を忠実に守り、大きな時間ジャンプを防止するために、時間軸の伸縮にペナルティを付けた評価になっている。上式によって教示中に得られた認識情報と現在得られている認識情報を比較して、教示動作中のどの時刻と類似した運動をすればよいかを時間軸の伸縮によって探索する。

時間的な運動の修正は現在得られた認識結果と教示動作中に得られた認識結果のマッチングを行うことで、時間軸の伸縮を行う操作であるため、認識結果をどのように運動に反映させれば良いかが分からないような感覚情報を扱うことも可能である。

4.3 感覚情報を考慮した運動生成アルゴリズム 提案手法の模倣動作生成アルゴリズムを図5に示す。時刻 j に得られた感覚情報 i_j と類似する感覚情報が得られる教示動作中の時刻をモデルとして保存している \hat{i} を用いて式(5)によって探しだし、類似度の高い時刻の運動モデル $\hat{o}_{t'}$ と $\hat{o}_{t'}$ に式(4)を適用して空間的に運動を変化させることで最終的な運動 o_j を出力する。

5. 実験・考察

ロボットに抱き上げタスクを行わせることで提案手法の有効性を確認すると共に、本研究について考察を行う。

5.1 実験 被験者は車輪移動可能なロボットが抱える3リンクのダミー人形を抱き上げるタスクを21回を行い、その入力系列から運動モデルを作成した。運動の開始点と終了点の切り出しは手動で行った。また、時間に対する伸縮を行うための基準系列は、他のすべての系列とDPマッチングを行い、それらの総和が最も小さいものを用いた。運動モデルを記述するベクトル o には、磁気センサから得られる情報として左右の前腕と胸部の位置・姿勢を並べたベクトルを採用した。

また、感覚情報 i は、ダミー人形を抱えるまでは、ダミー人形の位置・姿勢とし、抱えた後は車輪移動するロボット

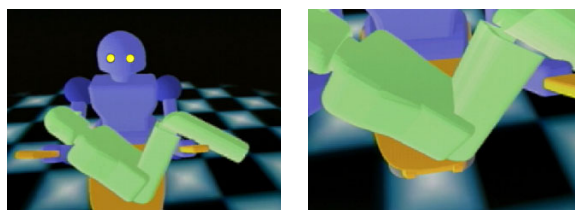
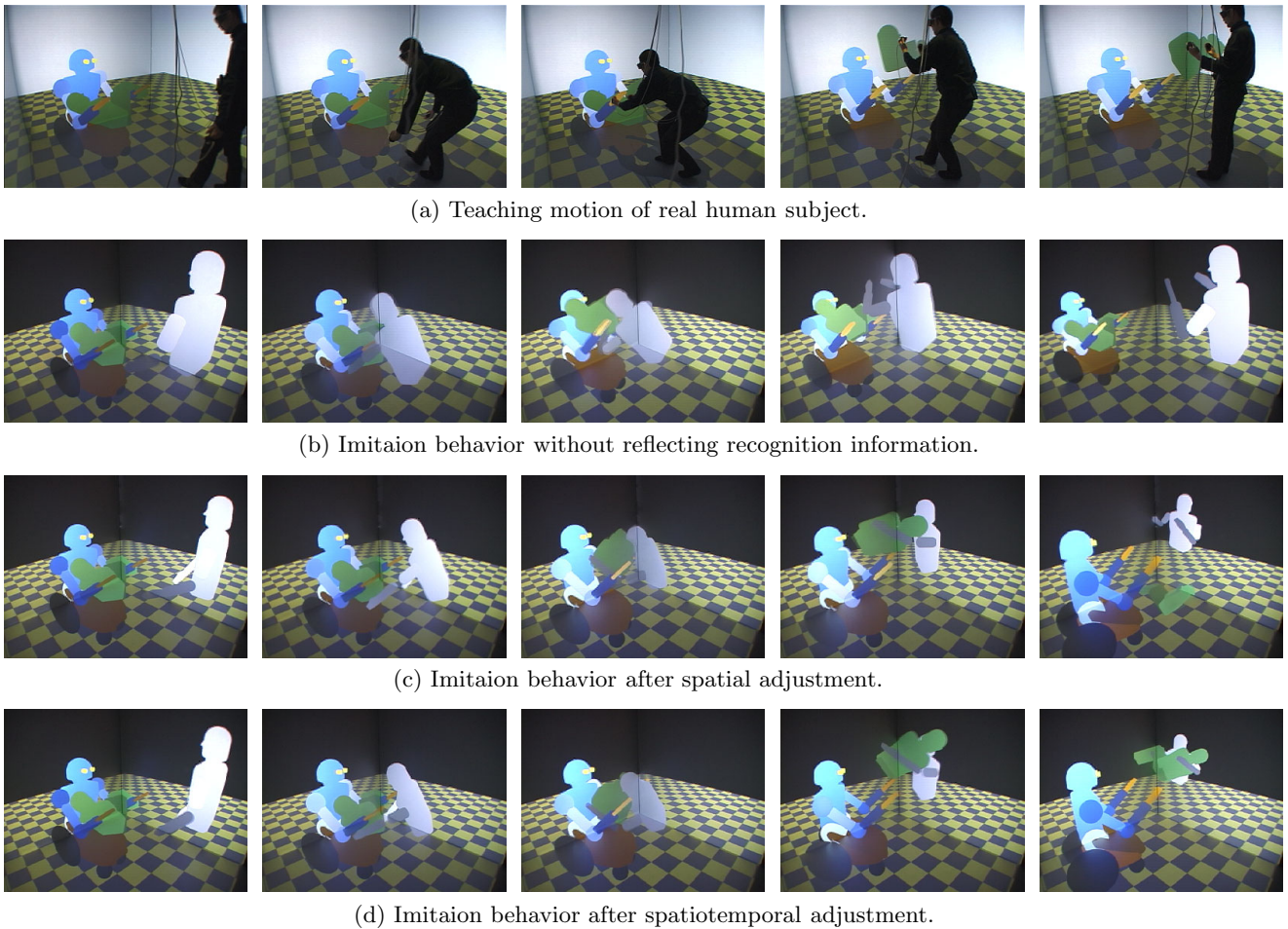


図6 仮想被験者の視点から得られる画像例
Fig.6. Images from a virtual subject's viewpoint.



(a) Teaching motion of real human subject.

(b) Imitation behavior without reflecting recognition information.

(c) Imitation behavior after spatial adjustment.

(d) Imitation behavior after spatiotemporal adjustment.

図 7 実験結果

Fig. 7. Experimental results.

の位置・姿勢とした。ロボットの重心位置と姿勢は、仮想被験者から得られる図 6 のような視覚情報を画像処理することによって求める方法も考えられるが、その処理方法は CG の処理に特化したものとなり、実環境で役立つ処理であるとは言えない。そのため、ここではシミュレータによる動力学演算によって得られる値を用いることにした。

実験結果を図 7 に示す。図 7 (a) は、抱き上げタスクの教示例を表し、(b) は認識情報を考慮せず運動モデルのみによって運動生成した例である。この実験では、車輪型ロボットを少し回転するように動かしているだけであるが、タスクには成功していない。また、(c) は認識結果によって運動を時間的に伸縮させることなく空間的にのみ修正した例であり、車輪ロボットに追従して運動を変化させているもののタスクには失敗している。(d) では提案手法のように認識結果を用いて動作を時間的に伸縮させた後に空間的に修正しておりタスクに成功していることが分かる。

次に、ダミー人形を抱えている車輪型ロボットを移動させ、ロボットに抱き上げタスクを行わせることで提案手法の有効性を評価した。結果を図 8 に示す。それぞれのグラフは、横軸が左の車輪にかけたトルクを表し、縦軸が右の車輪にかけたトルクを表す。また、 \times はそれぞれ車輪

型ロボットの車輪にトルクをかけた状態でタスクに成功したか失敗したかを表しており、 \circ の記号は抱き上げタスクに成功したことを示し、 \square は抱き上げには成功したが車輪型ロボットに返すタスクに失敗したことを、 \times は抱き上げ自体に失敗したことを示している。

車輪にかかるトルクが小さい時には、車輪型ロボットはほとんど移動しないため、教示動作を与えた時と環境が大きく変わらないことから、感覚情報による運動の変更なしでもロボットはタスクに成功しているが、車輪にかかるトルクが大きい場合には、タスクに成功していない。タスクの成功率を表 1 に示す。表中の「no adjustment」は認識結果を考慮することなく運動を出力させた場合を表し、「time」は 4・1 の空間的な運動の修正のみを行って動作生成した場合を、「space-time」は時間的な伸縮による修正をした後に空間的な修正をした場合を表す。また、「success」は図 8 の \circ の回数を表し、「semi-success」は \square の回数、「failure」は \times の回数を表す。実験はそれぞれの条件において 81 回ずつ行っており、空間的に動作を修正することでタスクの成功率は上昇しているが、時空間的に動作を修正することでさらに成功率が上がっていることを確認できる。

5・2 考 察 本論文で提案した感覚運動統合に

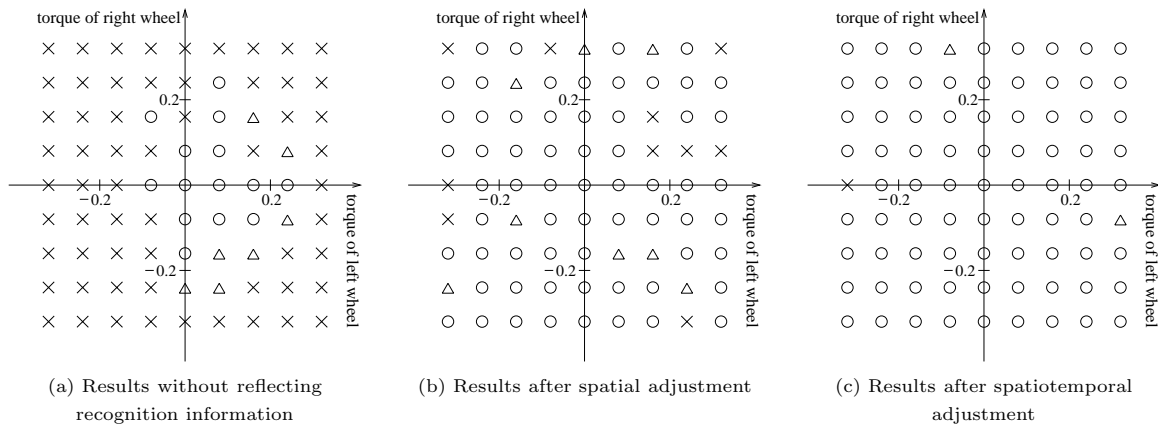


図 8 提案手法の評価

Fig. 8. Evaluation of this approach.

表 1 抱き上げタスクの成功率

Table 1. Success rate of holding task.

| | no adjustment | space | space-time |
|--------------|---------------|------------|------------|
| success | 14 (17.3%) | 63 (77.8%) | 78 (96.3%) |
| semi-success | 7 (8.6%) | 8 (9.9%) | 2 (2.5%) |
| failure | 60 (74.1%) | 10 (12.4%) | 1 (1.2%) |

よる模倣動作の生成手法について考察する。

● 感覚情報を利用した模倣運動の生成

本論文では、観測された人間の運動を DP マッチングを用いてモデル化し、そのモデルから運動を生成する手法を提案した。さらに、感覚によって得られた情報を基にして生成した運動を時間的・空間的に修正することで感覚と運動を結び付け、人間が教示動作を与えた環境と異なる環境においてもダミー人形を抱き上げるというタスクに成功できるロボット制御手法を提案した。また、没入型三次元動力学シミュレーション環境での実験によって本手法の有効性を確認した。

● 関連研究との比較および提案手法の有効性について

ロボット工学の分野では、環境との力学的な相互作用を行う接触作業ロボットの制御方式として、インピーダンス制御⁽¹²⁾が提案されている。インピーダンス制御は、基本的にロボットの位置運動制御を行うが、接触するとき生じた環境反力を利用して環境から見たロボットの力学特性を調節し、環境の不確かさによるタスクへの影響を減らす仕組みになっている。しかし、タスクを実現するための一般的なロボットインピーダンスの調節方法は明らかになっておらず、抱き上げタスクへの直接応用は困難である。本論文で提案した手法は、感覚情報によってロボットの運動軌道を修正するという意味では、間接的に一種のロボットのインピーダンス調節法として捉えることもできる。しかし、タスクの力学やインピーダンスなど、提案手法の定量的な力学解析および他のタスクへの適用可能性については、更なる研究を重ねる必要があると考えられる。また、生体運動模倣という観点から、提案手法の基本的

な考え方は、Inamura らによるミメシスモデルに基づいた研究⁽²⁾を継承しており、感覚情報が扱えるように発展したものと位置づけられる。

● 没入型三次元動力学シミュレーション環境での感覚運動計測

筆者等が提案してきた没入型三次元動力学シミュレーション環境は、人間と接するロボットの開発を目的としているため、被験者は仮想ロボットを介して仮想物体との力学的なインタラクションが可能である。このため、仮想被験者をロボットと見なすことで、被験者はロボットに没入する形で教示動作を与えることができる。また、力覚や触覚など市販のセンサでは得ることが難しいような情報も動力学演算によって算出でき、市販のアクチュエータでは実現できないような強力なトルクでロボットを制御することも可能である。このため、現状で製作できるロボットのシミュレーションはもちろんのこと、将来開発させるであろう技術を見越したロボットのシミュレーションも可能である。

● 今後の課題

ロボットの動きを修正するための感覚情報として、視覚によって得られると想定したダミー人形や車輪ロボットの位置・姿勢を用いた。しかし、実験で用いたシミュレータは、視覚以外にも力覚やトルクなど様々な仮想センサを用いてセンシングすることが可能であり、今後これらの多種多様なセンサ群を統合することによって動作を生成する必要がある。また、筆者らは図9のようにロボットに没入する形で実ロボットを操作するテレ・オペレーションシステムを開発している⁽¹³⁾。このシステムにおいて被験者は視覚や力覚を知覚しながら実ロボットに教示動作を与えることができ、実ロボットを動かすことによって提案手法の有効性を確認する必要がある。実ロボットを動かす場合、ダイナミクスの補償を行うことで運動を修正する作業が必要になる可能性もあるが今後の課題とする。



図9 実ロボットへの没入による動作教示.

Fig. 9. Immersion-type tele-interaction system.

6. おわりに

本論文では、感覚情報を用いて時空間に運動を修正することで感覚と運動を結び付け、環境と接するロボットを制御する手法を提案した。提案手法では、没入型三次元動力学シミュレーション環境を用いて人間の感覚・運動を計測し、DPを用いてモデル化を行う。さらに、模倣動作を入力情報の認識結果によって時空間的に修正することで、測定した条件と異なる環境の場合においてもタスクの実現が可能になると考えられ、実験によって提案手法の有効性を確認した。今後の課題としては、視覚情報だけではなく、力覚・触覚など様々な情報を処理することで、模倣動作を生成させることや実ロボットに応用することなどが挙げられる。(平成16年9月28日受付, 同16年12月15日再受付)

文 献

- (1) J. Nakanishi, A. J. Ijspeert, S. Schaal, and G. Cheng: "Learning Movement Primitives for Imitation Learning in Humanoid Robots", Journal of the Robotics Society of Japan, Vol.22, No.2, pp.165-170 (2004-3) (in Japanese)
中西 淳, A. J. Ijspeert, S. Schaal, and G. Cheng: 「運動学習プリミティブを用いたロボットの見まね学習」, 日本ロボット学会誌, 22, 2, pp.165-170 (2004-3)
- (2) T. Inamura, I. Toshima, H. Tanie, and Y. Nakamura: "Embodied Symbol Emergence Based on Mimesis Theory", International Journal of Robotics Research, Vol. 23, No. 4, pp.363-377 (2004-4)
- (3) Y. Kuniyoshi, M. Inaba, and H. Inoue: "Learning by Watching: Extracting Reusable Task Knowledge from Visual Observation of Human Performance", IEEE Transactions on Robotics and Automation, Vol.10, No.6, pp.799-822 (1994-12)
- (4) C. G. Atkeson, J. Hale, M. Kawato, et al.: "Using Humanoid Robots to Study Human Behaviour", IEEE Intelligent Systems, Vol.15, No.4, pp.46-56 (2000)
- (5) S. Nakaoka, A. Nakazawa, K. Yokoi, and K. Ikeuchi: "Leg Motion Primitives for a Dancing Humanoid Robot", Proceedings of IEEE International Conference on Robotics & Automation, Vol.1, pp.610-615 (2004-4)
- (6) M. Onishi, T. Odashima, and Z. W. Luo: "Robot Control System using Imitation Behaviors in Consideration for Recognition Results", Proceedings of MIRU, Vol.I, pp.422-427 (2004-7) (in Japanese)
大西正輝, 小田島正, 羅 志偉, 「認識情報を考慮した模倣動作生成によるロボット制御」, 画像の認識・理解シンポジウム論文集 I, pp.422-427 (2004-7)
- (7) F. Asano, Z. W. Luo, M. Yamakita, and S. Hosoe: "Dynamic Modeling and Control for Whole Body Manipulation", Proceedings of IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems, pp.3162-3167 (2003)
- (8) T. Mukai: "Development of Soft Areal Tactile Sensors for

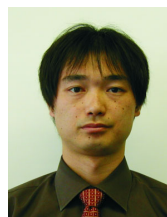
Symbiotic Robots using Semiconductor Pressure Sensors", Proceedings of IEEE International Conference on Robotics and Biomimetics, (2004-9)

- (9) M. Onishi, T. Odashima, Z. W. Luo, and S. Hosoe: "An Immersion Type 3D Dynamic Simulation Environment for Developing Human Interactive Robot Systems", IEICE Transactions, Vol.J88-D-II, No.2, pp.368-377 (2005-2) (in Japanese)
大西正輝, 小田島正, 羅 志偉, 細江繁幸, 「人間と接するロボット開発のための没入型三次元動力学シミュレーション環境」, 電子情報通信学会論文誌 (D-II), J88-D-II, 2, pp.368-377 (2005-2)
- (10) Y. Kuniyoshi, Y. Ohmura, K. Terada, A. Nagakubo, S. Eitoku, and T. Yamamoto: "Embodied basis of invariant features in execution and perception of whole-body dynamic actions —knacks and focuses of Roll-and-Rise motion", Robotics and Autonomous Systems, Vol.48, No.4, pp.189-201 (2004)
- (11) T. Yamamoto, and Y. Kuniyoshi: "Harnessing the robot's body dynamics: a global dynamics approach", Proceedings of IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS), pp.518-525 (2001)
- (12) N. Hogan: "Impedance control : An Approach to Manipulation :Part I - Part III", Transactions ASME Journal of Dynamic Systems, Measurement and Control, Vol.107, pp.1-24 (1985-3)
- (13) Z. W. Luo, M. Onishi, T. Odashima, K. Oyama, F. Asano, and S. Hosoe: "Integration of PC-based 3D Immersion Technology For Bio-mimetic Study of Human Interactive Robotics", Proceedings of IEEE International Conference on Robotics, Intelligent Systems and Signal Processing, pp.13-18 (2003)

大西正輝 (正員) 1997年大阪府立大学工学部情報工学科卒業。2002年同大大学院博士後期課程修了。同年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・環境適応ロボットシステム研究チーム・研究員, 現在に至る。ロボットの認知・知識処理に関する研究に従事。電子情報通信学会, 日本ロボット学会, 映像情報メディア学会各会員。工博。



小田島正 (非会員) 1995年名古屋大学工学部電子機械工学科卒業。2000年同大大学院博士後期課程修了。同年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・環境適応ロボットシステム研究チーム・研究員, 現在に至る。自律分散制御を用いたロボットシステムの研究に従事。日本ロボット学会, 日本機械学会各会員。工博。



羅志偉 (非会員) 1984年中国華中工学院自動制御と計算機学部卒業。同年中国蘇州大学教師, 1986愛工大客員研究員。1991年名古屋大学大学院工学研究科情報工学専攻博士前期課程修了。1992同大学院博士後期課程修了。同年豊橋技科大助手。理化学研究所フロンティア研究員, 山形大学工学部助教授を経て, 現在, 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・環境適応ロボットシステム研究チーム・チームリーダー。ロボティクス, 制御工学の研究に従事。計測自動制御学会, 日本神経回路学会, IEEE等各会員。工博。

