

複数教示動作の時系列上での統合に基づく人間作業のモデル化手法

小川原 光一[†] 高松 淳^{††}
木村 浩^{†††} 池内 克史^{††}

本稿では、把持物体と環境物体との相互作用の連続形として表しうる手作業をロボットが模倣することを目的として、再利用可能な作業のモデルを観察によって自動生成する手法について述べる。このとき、1回の観察においては作業に本質的な相互作用を確定することが困難であるため、本質的には同一の作業を示す教示動作を異なる表現で複数回提示し、複数観察結果を統合することで作業の達成に必須の相互作用を推定する手法を提案する。また、把持物体の軌跡を3次元追跡によって推定し、各必須の相互作用に対応する対象物体座標系における把持物体の相対軌跡群を統合し汎化するすることで、模倣動作自体をモデル中に記述する手法を提案する。これにより、手作業の基本動作を観察から自動的に獲得することが可能になる。最後に、人間型ロボットプラットフォームを用いた提案手法の検証結果について述べる。

Generation of a Task Model by Integrating Multiple Observations of Human Demonstrations along Time Series

KOICHI OGAWARA,[†] JUN TAKAMATSU,^{††} HIROSHI KIMURA^{†††}
and KATSUSHI IKEUCHI^{††}

This paper describes a method to generate a reusable manipulation task model from multiple observations which consist of a concatenation of mutual interactions between a grasped object and an environmental object; which is used to imitate the demonstrated task by a robot. Because it is difficult to determine which interactions are essential to complete a task from one demonstration, we propose a technique to estimate essential interactions by integrating multiple observations of human demonstrations which represent virtually a same task. We also propose a method to generalize each essential interaction by integrating the relative trajectories of the manipulated object which are estimated by 3D tracking technique. This enables a robot to automatically acquire a primitive manipulation behavior from observation. Finally, we show an experimental result by using a human-form robot.

1. はじめに

近年、人間と動作空間を共有し日常生活の場において人間を直接補助する目的を持った人間型ロボットの開発・研究が活発に行われている¹⁾。このようなロボットの利用方法は一般にユーザの目的に依存するため、必要に応じて非ロボット専門家であるユーザがロボットの動作を簡単に拡張しうる枠組みが求められている。そのための簡便な方法として、人間が行う作業の実演教示を観察によってロボットが理解・習得し、その結

果新規の動作を自動的に獲得していく方法は、人間が見まねによって動作を獲得していく方法との類似性から理想的であるといえる。

ここで幼児の動作獲得過程に着目すると、初期には親の行為を積極的に見まねによって模倣することがいわれ²⁾、たとえば缶の中身を注ぐ動作を見たときに同じ行為を繰り返し模倣する例が観察されている。幼児は缶の中身を移すといった動作の意味を理解しているわけではなく空の缶を持って動作をなぞるだけであるが、これを出発点として段階的に自身の動作に意味付けを行うことにより動作を獲得していくと考えられる。ロボットが新規動作を獲得する場合にもこのアプローチは妥当であり、本研究では観察に基づく作業獲得の第1歩として見まねに基づく模倣の実現を目的とする。動作獲得の対象は日常生活においてよく現れる手作業とする。手作業は、手と環境物体もしくは把持物体

[†] 科学技術振興事業団

Japan Science Technology Cooperation

^{††} 東京大学

The University of Tokyo

^{†††} 電気通信大学

University of Electro-Communications

と環境物体との相互作用の連続形として記述できるため、模倣を実現するためには、(1) 実演された教示動作より作業の遂行に本質的な相互作用を推定し、(2) その相互作用を基本動作(プリミティブ)として再利用可能な形で計算機上にモデル化する必要がある。

従来の手作業を対象とした実演教示の観察に基づくロボット動作獲得の研究は、作業中の把持物体の軌跡・接触力の情報を直接用いる方法^{3),4)}と、作業を何らかの有限個の基本動作に分解し記号的な作業モデルを生成する方法^{5)~9)}の2つが主流であった。前者の方法は、作業全体を等しく取り扱うが被操作物体座標系に固定された表現となるため、再利用性の観点から相互作用の連続形全体を記述する目的にはふさわしくない。後者は作業を本質的な動作(プリミティブ)のみでシンプルに記述することが可能であるが、プリミティブ自体は人間が恣意的に設計するか⁶⁾、ある作業ドメインに普遍的なプリミティブが設計できたとしても^{5),8)}それを拡張し新規のプリミティブを導入する場合には人間がプリミティブを再設計する必要があり、簡便な教示方法としてはそぐわない。

プリミティブ自体を自動的に獲得する試みとして、Inamuraらによる歩行パターンの獲得¹⁰⁾やMataricらの全身運動の獲得¹¹⁾に関する研究があるが、手作業のように物体の操作をともなう動作に対しては適用できない。

本研究では、静的な把持のみを考慮し、手作業を把持物体と環境物体との相互作用の連続形として表現できると仮定することで、(1) 把持を行う手・(2) 把持物体・(3) 対象となる環境物体・(4) 把持物体の環境物体座標系における相対軌跡の4つの属性によって作業に本質的な相互作用、つまりプリミティブを表現する方法を提案する。手作業は、時間軸上にプリミティブが不連続に並んだ形で表現され、プリミティブ自体が作業ドメインを記述するためのbuilding blockであるとともに、個々のプリミティブは模倣を実現するための相対軌跡の情報を保持しているため、物体の配置などが教示時と異なる環境においても再利用することが可能である。

プリミティブを獲得するためには、実演された教示動作の観察結果から作業の遂行に本質的な相互作用を推定する必要があるが、従来の多くの解析手法には1回の観察結果のみを利用して解析を行うという問題点があった。これは、相互作用のない全身運動の獲得の場合^{10),11)}や、プリミティブ自体はあらかじめ設計され相互作用も明らかである場合^{5),6),8)}には問題にならないが、一般の手作業のプリミティブを獲得する場合

には、(1) どの相互作用が作業の遂行に必須であるのか、(2) 把持物体とどの環境物体が相互作用を行っているのかの2点についてあいまい性があり、1回の観察結果からでは事前の知識なしにプリミティブを確定することはできない。

そのため本稿では、本質的には同一の作業を示す N 個の異なる教示動作の観察結果を統合し、すべての教示動作に共通する相互作用を抽出することで作業に必須の動作と相互作用を行う物体ペアを同時に推定する手法を提案する。複数の教示動作の観察結果を統合する研究例としては、Dufayらのロボットコマンドレベルでの組立作業プログラムをマルチバスグラフを使って統合する研究⁷⁾や、それを接触状態遷移で表された作業に適用した津田らの研究例⁸⁾があるが、これらは検出されたすべての相互作用を取り込むことによって作業モデルに冗長性を持たせることが目的であり、逆に必須ではない相互作用を排除することによって必須相互作用の推定を試みる本研究とは異なる。

推定された各必須相互作用は N 個の教示動作すべてに共通する相互作用の集合であるため、 N 個の相互作用を保持している。本稿では、把持物体の相対軌跡を推定するために、まず各相互作用ごとに把持物体を3次元空間中で追跡することにより把持物体の対象物体座標系における相対軌跡を計算し、次に N 個の相対軌跡を統合し汎化する手法を提案する。複数の軌跡の汎化は、Delsonらの手法⁴⁾を拡張し、時間軸方向に正規化された N 個の軌跡の平均軌跡とその分散を計算することによって行われる。平均軌跡がロボットの動作軌跡となり、分散の大きい個所は逸脱が許容される動作、分散の小さな個所は視覚などによるフィードバックを必要とする精密さの要求される動作として模倣が可能である。

本稿では、2章においてプリミティブ表現とそれによって構成される作業モデルについて説明し、3章で複数の観察結果を統合することで作業遂行上必須の相互作用を自動抽出する方法を、4章で相対軌跡を求め汎化を行う方法について述べる。5章では、検出された動作プリミティブの妥当性を検証するために、人間型ロボットプラットフォームを用いて教示動作と同じ作業を動作プリミティブを連続実行することで再現した実験結果について述べ、最後に6章でまとめを行う。

2. プリミティブと作業モデルの表現

本稿では、静的な把持のみを扱い、把持物体と環境物体との相互作用のみを対象とする。この仮定より作業モデルは図1のように表される。

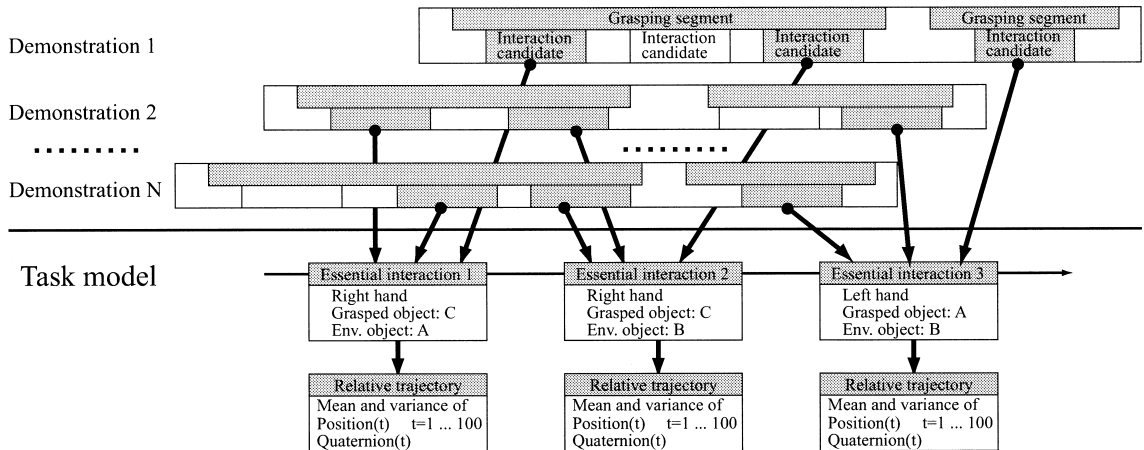


図 1 必須相互作用 (プリミティブ) と作業モデル

Fig. 1 Essential interaction (primitive) and task model.

N 回の実演動作はデータグローブとステレオ視覚装置を用いて解析され、把持区間中に分布する動作のまとめ (後述) が相互作用区間の候補群 (Interaction candidate) として抽出される。各相互作用候補は、(1) 把持を行う手・(2) 把持物体・(3) 対象物体の 3 つの属性を保持している。

把持物体は、把持を行った瞬間に手の位置と最も近い場所にある環境物体とし、環境中の物体は、把持区間の直前に環境全体を探索し 3 次元テンプレートマッチング (3DTM) 法¹²⁾ をもとにした同定手法¹³⁾ をステレオ視覚装置の出力に適用することで同定される。同定に必要な環境物体の形状・色モデルは、観察によって自動獲得することも可能であるが、本研究では実物体をもとに CAD を使用して生成した。

次に、全教示動作 (図 1 Demonstration 1 - Demonstration N) にわたって同じ属性を持ち同じ順序で現れる相互作用候補を探索する。この相互作用候補は、表現の異なる教示動作すべてにわたって共通に出現するため、作業を達成するうえで必要な動作である可能性が高い。そのため、このような相互作用を必須相互作用と定義し、すべての必須相互作用を抽出する。

各必須相互作用ごとに対応する把持物体の N 個の相対軌跡を計算し、各軌跡を時間方向に正規化し平均軌跡および分散軌跡を計算することにより N 個の軌跡を汎化する。この平均軌跡がロボットによる再現動作の目標軌道に変換される。

各必須相互作用は、当該作業ドメインを記述するための記号化された要素動作であり、観察によって自動的に獲得される。また同時に、当該作業ドメインに出現する任意の作業を認識するための認識器として用いることができるが、本稿では扱わない。

3. 複数観察結果の統合

3.1 複数観察の必要性

従来の組み立て作業の獲得を扱った研究^{5),6),8)} では、作業の達成に必須の動作を抽出する方法を手と把持物体もしくは把持物体と環境物体との接触を検出することに頼っていた。しかし、作業の過程において作業の目的とは直接関係のない接触が偶発的もしくは付随的に生じる場合や、直接的な接触をとまなわない作業の場合には、検出された接触状態から作業に本質的な動作を確定することはできない。

また日常動作のように必ずしも接触をとまなわない作業を対象とし、手の動作の情報と操作対象物体の情報を段階的に統合することで作業モデルを生成する手法が提案されている¹³⁾。この手法では作業ドメインに現れうる手の基本動作をあらかじめ隠れマルコフモデルを用いて学習しておき、データグローブを用いたジェスチャー認識によって教示者の手の動きのセグメンテーションと基本動作の認識を同時に行う。このとき、学習外の動作を吸収する garbage モデルを組み込むことで、有意な動作が行われている箇所のみを選択的に抽出するスポットニング認識を可能としているが、有意な動作間の遷移過程を表す動きが必ずしも garbage モデルにおいて最大事後確率をとる保証がなく、また基本動作を表すモデルの事後確率が対象動作が必須であるか否かの直接の指標にはならないことから、必須相互作用のみを検出することはできない。

この問題は単一の観察結果に内在するあいまい性に起因しており、このあいまい性を事前の知識なしに解消するために、複数の観察結果を相互比較し統合する手法を提案する。

3.2 複数観察結果の統合方法

まず、本質的には同一の作業を表す教示動作を複数 (N) 回実行しこれを記録する。ここで本質的に同一とは、作業の目的を達成するために必須の把持物体・環境物体間の相互作用が決まった形態・順序で現れるものと定義する。このとき、必須ではない相互作用が任意の順番で現れることは許す。すると、各教示動作は必須相互作用を内包した相互作用の連続形として表現することができる。

前述の理由から単一の観察結果には解析するうえであいまい性が存在するため、そこから必須相互作用のみを抽出することは困難である。そこで、教示動作を複数回行う際に、必須相互作用に影響を与えずに環境もしくは教示動作自体を毎回若干変化させる。すると、必須相互作用は同じであるが、それ以外の相互作用については教示動作によって異なる観察結果を得ることができる。

次に、複数の観察結果を相互比較し、すべての観察結果に共通する相互作用を抽出することで必須の相互作用を推定する。相互比較を行う方法として、多次元 DP (Dynamic Programming) Matching¹⁴⁾ を用いる。

複数の要素配列を統合し共通因子の抽出を行う多次元 DP Matching は、DNA 解析など生物学の分野で積極的に研究されてきた¹⁴⁾。規模の小さな問題に対しては、2次元 DP Matching を単純に N 次元に拡張した手法が適用できるが、計算コストのオーダが $O(2^k N^k)$ であるため多数の長い配列の統合に用いるのは実用的ではない。規模の大きい問題に対しては、準最適解を求める近似方法として、2次元 DP Matching の可能な組合せによる拘束から探索範囲の最小化を図る方法、一致度を表す木を使用し漸進的に 2次元 DP Matching を用いる手法が存在する。

本研究の場合は、把持区間ごとに複数の観察結果を統合するため、比較的小規模な要素配列の統合問題に帰着できる。そのため、2次元 DP Matching を単純に N 次元に拡張した手法を用いる。

3.3 多次元 DP Matching を用いた必須相互作用の推定

図 2 に示すように各観測結果を要素配列 $Seq_i (1 \leq i \leq N)$ の形で表現したときに、DP Matching を適用するには任意の要素の組合せ ($Seq_1[index_1], \dots, Seq_N[index_N]$) の一致度を評価する関数 $E(index_1, \dots, index_N)$ を作成する必要がある。ここで、要素は

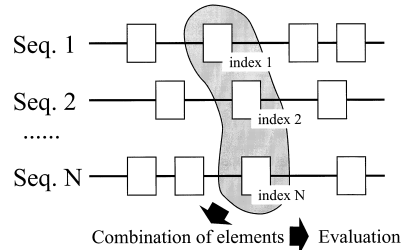


図 2 要素に分割された観察結果

Fig. 2 Segmented observation sequence.

検出された相互作用候補を指す。

$G(index_1, \dots, index_N)$ を、その要素の組合せに至るまでの評価値の重み付き和とすると、以下の漸化式によって最適パスつまり最適な対応を計算することができる。すなわち、計算された最適パスが経路する要素の組合せが推定された必須相互作用である。

$$G(index_1, \dots, index_N) = E(index_1, \dots, index_N) \cdot \text{path}(ii, \text{index})/2 + \min\{\cup[G(ii_1, \dots, ii_N) + E(ii_1, \dots, ii_N) \cdot \text{path}(ii, \text{index})/2] \mid \begin{aligned} &index_1 - S \leq ii_1 < index_1, \dots, \\ &index_N - S \leq ii_N < index_N \}. \end{aligned}$$

ただし、 $\text{path}(ii, \text{index})$ は現在の格子点 index から探索対象の格子点 ii までの距離 ($\sqrt{\sum_{k=1}^N (index_k - ii_k)^2}$) を表し、探索範囲内の連続した必須相互作用が縮退して 1 つの必須相互作用として扱われることを防ぐ役割を持つ。また、(1) ある要素が 2 回以上他の配列の要素と一致することを許さない、(2) 探索範囲を N^S の格子とする、との 2 つの拘束条件を設定する。前者は、必須相互作用が他の必須相互作用と重なって検出されないための条件である。後者の S は、必須相互作用間に入りうる必須ではない相互作用の数を規定するものである。 $S - 1$ が連続する必須ではない相互作用の数よりも少ないと、必須ではない相互作用が必須であると誤検出され、 S を大きくした場合には計算コストが増大する。各教示動作を見たときに最大の相互作用候補数に合わせるのが最も安全である。

3.4 DP Matching における評価関数

本稿では、把持物体と環境物体との相互作用の検出を目的としており、ある要素の組合せにおいて把持物体とある環境物体との相対関係がすべての要素にわたって一致しているときに、その環境物体と把持物体が必須の相互作用をしている (評価関数 $E(index_1, \dots, index_N)$ が低い値を返す) と見なす。

ここで相対関係とは、図 3 に示すように把持

N は配列数、 k は配列内の要素数。

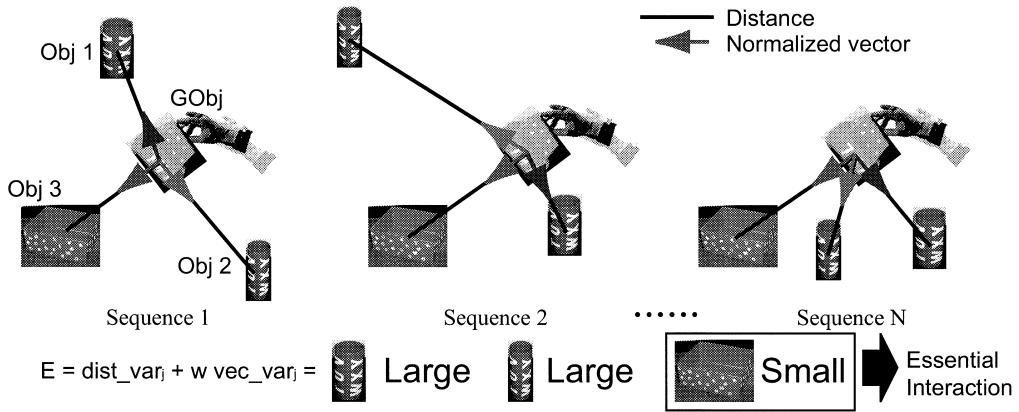


図 3 必須相互作用の評価

Fig. 3 Evaluation of essential interaction.

物体 $GObj$ からある環境物体 Obj_j までの距離 $dist_i(GObj, Obj_j)$ および、把持物体からその環境物体へ向けた正規化ベクトル $vec_i(GObj, Obj_j)$ によって規定され、両者の標準偏差 (式 (1), (2)) の重み付き和の最小値をもって評価値とする。

$$dist_mean_j = \frac{\sum_{i=1}^N dist_i(GObj, Obj_j)}{N} \quad (1)$$

$$dist_dev_j = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N [dist_i(GObj, Obj_j) - dist_mean_j]^2}{N}}$$

$$vec_mean_j = \text{normalize} \left(\sum_{i=1}^N vec_i(GObj, Obj_j) \right) \quad (2)$$

$$vec_dev_j = \sum_{i=1}^N [1.0 - vec_i(GObj, Obj_j) \cdot vec_mean_j]$$

評価関数 E は式 (3) のように表される。

$$E = \min_j \{ dist_dev_j + w \cdot vec_dev_j \} \quad (3)$$

ただし w は重みを示す定数であり、本研究では両者のバランスがとれるように経験的に定めた。

図 3 の例では、把持物体と Obj_3 との関係 ($GObj, Obj_3$) はすべての教示動作を通してほぼ同一である。そのため、評価関数 E ではこの関係 ($GObj, Obj_3$) を表す重み付き分散和 dev_3 が他の関係のもの比べて最小となるため、この値を評価値として返す。この関係 ($GObj, Obj_3$) が相互作用候補となり、この評価値が小さいほどこれが必須動作である確率が高くなるが、最終的には DP マッチングの結果によってどの相互作用候補が必須であるのかが決定される。逆に、もし評価関数 E が小さい値を返さない

場合には、 $(GObj, Obj_i)$ ($1 \leq i \leq 3$) はいずれも必須相互作用ではないと予想することができる。

4. 必須相互作用の汎化

4.1 相対軌跡

動作プリミティブにおける軌跡の情報は、教示環境と異なる環境においても使用可能なように対象物体の座標系 (T で表す) における把持物体の相対軌跡として表され、時間軸方向に連続する位置と姿勢のペア (${}^T p_G(t), {}^T q_G(t)$) で表現される。 ${}^T p_G(t)$ は 1×3 の位置ベクトルであり、 ${}^T q_G(t)$ は式 (4) に示すように 1×4 の 4 元数 (quaternion) ベクトルである。

$${}^T q_G(t) = \left(\sin \left(\frac{\theta(t)}{2} \right) {}^T n(t), \cos \left(\frac{\theta(t)}{2} \right) \right)^t \quad (4)$$

式 (4) は、単位方向ベクトル ${}^T n(t)$ 回りに角度 $\theta(t)$ だけ回転することを表し、通常の 3 次元の表現と比較して値域に不連続面がないことが特徴である。

4.2 3次元追跡による軌跡の推定

把持を行う手の大まかな位置と姿勢 ($p_H(t), q_H(t)$) はデータグローブより既知である。静的な把持を仮定しているため、グローブ座標系で定数オフセットベクトルを加算することにより把持物体の大まかな位置と姿勢 ($p_G(t), q_G(t)$) を推定することができる。そこで、前章で推定された各必須相互作用区間について、各フレームごとに ($p_G(t), q_G(t)$) を初期姿勢とし、観察時にデータグローブからのデータ取得と同期してステレオ視覚装置より獲得された色画像と距離データに対して統合プレートマッチング法 (CTM) を適用することで、把持物体の真の位置と姿勢の連続推定を行う。推定された軌跡は対象物体の座標系で表された相対軌跡に変換され、動作プリミティブに格納される。

4.2.1 統合テンプレートマッチング法に基づく物体の同定手法

統合テンプレートマッチング法は、3次元情報から推定される3次元誤差¹²⁾と2次元情報から推定される3次元誤差¹²⁾を同時に取り扱い、物体のメッシュモデルの初期位置・姿勢が与えられたときに、共役勾配法を用いた反復計算によって漸的に真の位置・姿勢を推定する手法である。

モデルの3次元位置を mp_i とし、距離データ中の対応する3次元点を rp_i とすると、両者の関係は変換式 $\langle p, q \rangle$ によって誤差を含んだ式 (5) の形で表される。演算 $q \cdot mp_i$ は、 mp_i を quaternion q に従って回転させることを意味する。

一方、 $\langle p, q \rangle$ に従ってモデルがカラー画像上に投影されたとき、投影されたモデルのエッジとその最近傍にある画像エッジとは対応することが期待される。これより、 re_i (視線ベクトル) と $(q \cdot me_i + p - re_i)$ との内積が0になるとの拘束条件の下で、画像エッジ点を3次元空間に逆投影することで、モデルエッジとの3次元誤差を推定することができる。 re_i と $\langle p, q \rangle$ によって変換されたモデルエッジ me_i との関係は式 (6) で表す。

$$rp_i = q \cdot mp_i + p + \beta_1, \quad (5)$$

$$re_i = q \cdot me_i + p + \beta_2. \quad (6)$$

ただし、 β_1 と β_2 はランダムな3次元ノイズであり、 β がガウス分布に従うならば、 $\langle p, q \rangle$ は最小二乗法により式 (7) を最小化することによって解くことができる。

$$f(q, p) = \Sigma \| q \cdot mp_i + p - rp_i \|^2 + w \cdot \Sigma \| q \cdot me_i + p - re_i \|^2. \quad (7)$$

ただし、 w は重みを表す定数である。

しかし、実際の誤差分布は通常ガウス分布に従わないため、最小二乗法の場合外れ値の影響により同定処理が不安定になる。そのため、WheelerらはM推定法を誤差分布の評価に用いた物体の同定手法を提案した¹²⁾。M推定法は最小二乗法の一般形であり、 $E(z) = \Sigma_i \rho(z_i)$ と定式化される。ただし、 $\rho(z)$ は誤差 z_i の任意の関数である。式 (8) で表される Lorentzian 関数の2乗を $\rho(z)$ として用いることで、外れ値の影響を低減し同定性能を向上させることができる。これにより、対象物体の一部が隠蔽され不可視の場合にも、メッシュモデル上で正しく対応する距離データがない箇所は外れ値として共役勾配法への寄与が低減されるため、正確な同定が可能となる。

$$\psi(z) = \frac{z}{1 + \frac{1}{2}z^2} \cdots \text{Lorentzian weight function.} \quad (8)$$

エッジの対応から得られる推定誤差は、視線方向に対して誤差の精度が期待できないため、推定の前半ではまず式 (7) の w の値を小さくし、3次元情報からの推定誤差のみによって大まかな姿勢の推定を行う。推定の後半においては、 w を増加させた後再び減少させることによって、2次元情報からの推定誤差を用いて局所解からの脱出を図り、その後再び3次元情報からの推定誤差を利用して真の値への収束を図る。物体近辺にテクスチャが多い場合には、モデルエッジに対応しないエッジが多数検出されるため2次元情報からの誤差が正しく推定されない場合が出てくるが、2次元情報からの誤差は局所解から真の解へのバイアスとして用いられるため、この場合は w を減少させたときにもとの局所解に戻ってくることが期待され、同定性能の劣化の要因にはならない。

4.2.2 相対軌跡の獲得

必須相互作用区間の各時刻の画像・距離データに対して前述の同定手法を連続適用することで、把持物体の姿勢である $(p_{G'}(t), q_{G'}(t))$ を推定することができる。相互作用の対象となる物体の姿勢 (p_T, q_T) はすでに求めてあるため、相対軌跡は式 (9) に従って求められる。

$${}^T p_{G'}(t) = q_T^{-1} \cdot (p_{G'}(t) - p_T), \quad (9)$$

$${}^T q_{G'}(t) = q_T^{-1} \cdot q_{G'}(t).$$

4.3 相対軌跡の汎化

3次元追跡処理の結果、各必須相互作用について対応する N 個の軌跡 $\langle {}^T p_{G'_n}(t), {}^T q_{G'_n}(t) \rangle$ ($1 \leq n \leq N$) が獲得された。これらの軌跡を汎化するために、すべての軌跡の平均軌跡とその分散軌跡を計算する。軌跡の長さは各々異なるため、まず全体が一定長 (ここでは100単位) となるようにもとの軌跡を補間して時間方向に正規化する。

平均 $\langle {}^T p_{G'_m}(t), {}^T q_{G'_m}(t) \rangle$ と分散 $\langle {}^T p_{G'_v}(t), {}^T q_{G'_v}(t) \rangle$ は、式 (10) に従って計算される。

$${}^T p_{G'_m}(t) = \left(\sum_{n=1}^N {}^T p_{G'_n}(t) \right) / N, \quad (10)$$

$${}^T q_{G'_m}(t) = \text{meanQuaternion}().$$

function meanQuaternion: real[4];

var i: integer;

var quat: real[4];

begin

 quat := ${}^T q_{G'_1}(t)$;

 i := 2;

repeat

 quat := interiorDivision(1 / i,

```

    quat,  ${}^T q_{G'_i}(t)$ );
    i := i + 1;
  until i > number_of_demonstrations;
  meanQuaternion := quat;
end;
```

2つの quaternion の内分を計算する関数 interior-Division は, *ratio* と 2つの quaternion q_1 と q_2 の合計 3つの引数を取り, 相対姿勢 $q_{rel} = q_2 \cdot q_1^{-1}$ を計算して, q_{rel} を 2つの quaternion の積 $q_{rot} \cdot q_{trans}$ に分解する. このとき, q_{trans} が 2つの quaternion の任意の軸 (ここでは x 軸とした) を最小の角度で一致させる回転を表し, q_{rot} は $q_{trans} \cdot q_1$ 座標系でのその軸回りの回転を表す. すると, q_{trans} の回転軸と q_{rot} の回転軸は直交するため, 内分は $q_{rot'} \cdot q_{trans'}$ と計算される. ただし, $q_{rot'}$ は q_{rot} の回転角度を *ratio* 倍したものであり, $q_{trans'}$ は q_{trans} の回転角度を *ratio* 倍したものである.

分散軌跡は式 (11) のように表される.

$${}^T p_{G'_v}(t) = \frac{\sum_{n=1}^N \|{}^T p_{G'_n}(t) - {}^T p_{G'_m}(t)\|^2}{N}, \quad (11)$$

$${}^T q_{G'_v}(t) = \frac{\sum_{n=1}^N \text{angle}({}^T q_{G'_n}(t) \cdot {}^T q_{G'_m}(t)^{-1})^2}{N}.$$

ただし, *angle* は指定された quaternion の回転角度を返す関数である.

ロボットによる動作再現時には, 生成された把持物体の平均相対軌跡を再現するようにロボットアームの姿勢が決定される. また, 再現動作の経過時間が教示動作の所要時間の平均となるようにサンプリングし直される.

5. 人間型ロボットを用いた作業の再現

5.1 実験プラットフォーム

我々は, 観察に基づき獲得された作業モデルを再現動作を通して検証する目的で, 人間型ロボットプラットフォームを開発した⁹⁾.

このロボットは人間の上半身を模した外見・機能を持つように設計されており, 多指ハンドを装着した 2本の 7 自由度ロボットアームを備え, 頭部にステレオ視覚装置を備えている. また, 入力装置としてデータグローブが接続されている (表 1).

5.2 実験における作業ドメイン

本実験では, データグローブの掌に分布した触覚センサの平均圧力がある閾値以上である区間を把持区間とし, 時間軸上で連続する把持物体位置の分散がある

表 1 入力装置の仕様

Table 1 Specification of input devices.

Device	Specification
Stereo Vision	Multi-baseline: 9-cameras Processing time: 30 fps at maximum Resolution: 280 × 200 × 8 bit (disparity) Resolution: 280 × 200 × 24 bit (RGB)
Data glove	Joint angles: 18 values Pose & orientation: Polhemus 6 values Tactile sensors: 11 values

閾値以下の区間を相互作用候補区間とした. これらの閾値は経験的に決定され, 後者の仮定は, 環境物体は通常静止しているためこれと相互作用を行う把持物体の動きは環境物体の直近の空間に限定されること, これは教示動作であるため教示の核となる相互作用区間では観察者 (ロボット) が理解しやすいように教示動作の速度を落とすことが期待されること, さらに教示においては連続する相互作用をこの指標で適切に分離可能なように教示者が環境物体の配置を調整できることなどから設定された. ただし, 手を大きく動かすことが本質的に重要である作業, たとえばハンマーで叩くといった予備動作を要する動作・雑巾でテーブル面を拭くといった広範囲の移動を要する動作は対象外であり, 対象となるのは容器の中身を注ぐ・蓋を開ける・攪拌する・すくうといった動作である.

この制限は, たとえば周期性のある連続動作や直角に曲がるなど不自然な軌跡を通る動作を検出する機構を追加することで緩和できるが, 本実験の目的は相互作用候補中から必須相互作用を推定することにあるため, 実装上の容易さから前述の検出方法を採用した.

5.3 複数の観察結果の統合

対象とする作業として「注ぎ動作」を選択した. この作業では, まず人間の教示者が若干異なる表現で 5 回の教示を行う. この作業の本質は, 図 4 に示すように容器 A の中身を容器 B に注ぎ, 次に容器 A の中身を容器 C に注ぐことである. 個々の教示動作の違いは, 物体の配置や必須動作と関係のない手の動きにある.

図 4 で *pause* とあるのは, 作業の過程において結果的に手の移動速度が閾値を下回ったため相互作用として誤検出された状態を表す.

図 5 は, 4 番目の教示動作について把持を行う手の静的な状態を検出することで相互作用候補を推定した結果を示す. 図中の小さな球は非把持区間を, 白球は相互作用候補区間を, 灰色球はそれ以外の区間を示す. この初期のセグメンテーションから, 相互作用候補が推定される (図 6 中の細い線の四角). この中か

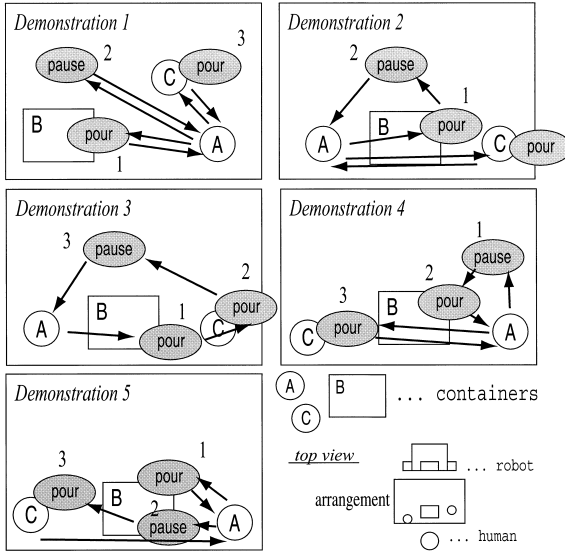


図 4 複数の教示動作
Fig. 4 Multiple demonstrations.

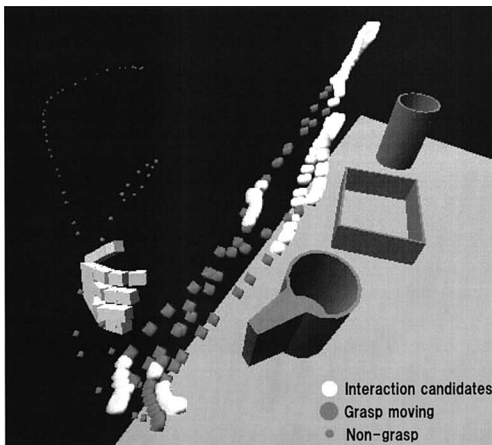


図 5 相互作用候補の抽出
Fig. 5 Extraction of interaction candidates.

ら必須ではない候補を取り除くため、3章で述べた手法を用いて必須相互作用を獲得する(図6中の太い線で囲まれた四角)。本実験では、結果的に必須相互作用間に連続して含まれる必須ではない相互作用の数は最大で3つであった。したがって、 S は5以上7(最大長)以下である必要があり、本実験では $S = 5, 6, 7$ の3通りについて検証を行った結果、いずれの場合でも図6に示す同じ結果が得られたことを確認した。検出されたのは計4つの必須相互作用であり、最初と最後は把持動作および離す動作に対応するため、真の必須相互作用は2番目と3番目の動作である。これは2回の注ぐ動作に対応する。この4つの相互作用は適切なパラメータをとらない作業モデルに格納される。

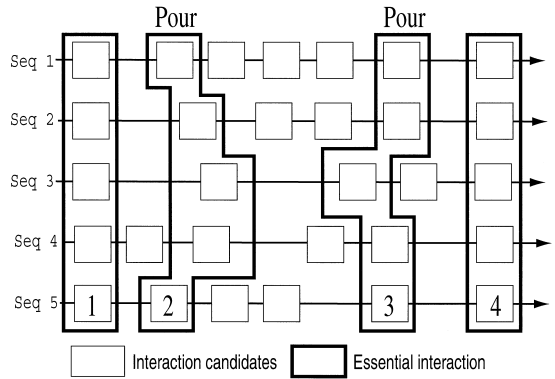


図 6 多次元 DP matching による統合結果
Fig. 6 Result of integration by multi-dimensional DP matching.

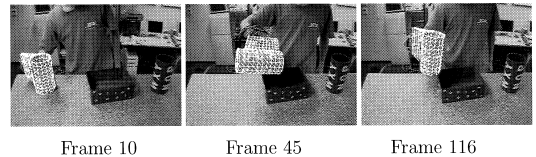


図 7 把持物体の3次元追跡
Fig. 7 3D tracking of the manipulated object.

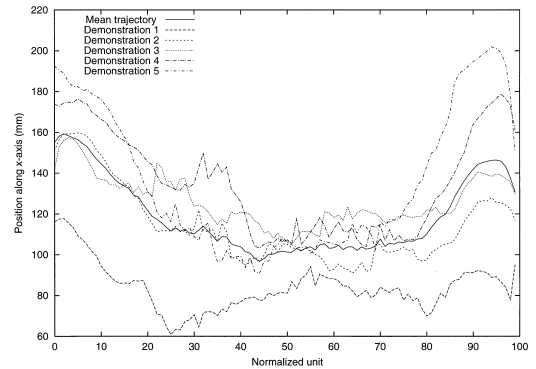


図 8 平均軌跡の x 軸成分
Fig. 8 Mean trajectory along x-axis.

5.4 必須相互作用の汎化

図7は、教示者が容器Aの中身を容器Bに注いでいる必須動作に対して、把持物体の3次元追跡を行った結果を示す。この区間のすべての距離データおよび色画像は、ステレオ視覚装置によって約30fpsで獲得され記録装置に保存される。図中のワイアフレームモデルは、色画像上に投影された把持物体の3次元幾何モデルを表す。画像の下の数字は、その相互作用の開始時点からの経過フレーム数を表す。

図8は、容器Aから容器Bへの注ぐ動作に対応する5つの相対軌跡の平均を求めることで汎化を行った結果である。図9は、平均軌跡の分散を表す。グラフより、平均軌跡の分散は時間軸方向に見て中間の区間

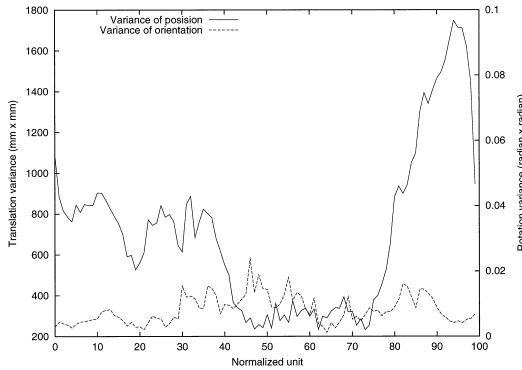


図9 汎化された軌跡の分散

Fig. 9 Variance of the generalized trajectory.

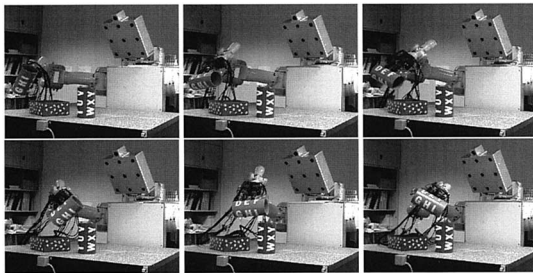


図10 作業の再現

Fig. 10 Reproduction from the task model.

が両端区間と比較して有意に小さいことが分かる。これは、中間区間(45 から 75 正規化フレーム)の軌跡が複数の教示動作においてほぼ同一の軌跡をとったことを意味し、精密な動作の必要性を示している。平均と分散軌跡の情報は、スケーリングパラメータとともに作業モデルに格納される。

5.5 ロボットによる作業の再現

前述の手順で動作プリミティブと作業モデルが生成された後、各動作プリミティブを検証する目的で教示動作と同じ順番に動作プリミティブを再現する実験を行った。このとき、物体の配置は教示のときの配置とは異なっているが、把持物体の軌跡が対象物座標系で教示のときと同一になるようにロボットアームを制御することで同じ作業を模倣することができた。動作プリミティブ間を結ぶ動作は、前の動作プリミティブの終了位置と次の動作プリミティブの開始位置を直線で結ぶ軌道によって生成される。図10に再現されたロボット動作の連続写真を示す。

6. まとめ

本稿では、日常の手作業を対象とした実演教示に基づく人間型ロボットの動作獲得過程の初期段階として、教示者の動作を模倣する目的で観察に基づき作業をモ

デル化する手法について述べた。

手作業は、把持物体と環境物体との相互作用の連続形として表現できるため、模倣を実現するために相互作用を物体ペアと把持物体の相対軌跡によって表現し、作業の遂行に必須の相互作用を推定・獲得することによって作業モデルを生成した。

必須相互作用を推定する際に、単一の観察結果を利用することの問題点を指摘し、多次元 DP matching により複数の観察結果を統合することで作業に必須の相互作用を自動獲得する手法を提案した。

また、模倣を表す把持物体の相対軌跡を抽出するために、統合テンプレートマッチング法による把持物体の3次元追跡手法を提案し、対応する複数の相対軌跡を正規化し平均軌跡と分散を計算することで、必須相互作用を汎化する手法について述べた。

最後に、人間型ロボットプラットフォームを用いて教示動作の獲得および再現実験を行うことで、獲得された動作プリミティブの検証実験を行った。

本研究の主眼は作業に本質的な動作を観察により推定しモデル化することにあり、現時点ではロボットは人間の動作をなぞることしかできない。この模倣動作をもとにして動作に意味付けを行っていくことが今後の課題である。

謝辞 なお本研究は、文科省科研費補助金特定領域研究(C)課題番号13224025および、科学技術振興事業団・池内CRESTプロジェクトの補助を受けている。

参考文献

- 1) Inoue, H., Tachi, S., Tanie, K., Yokoi, K., Hirai, S., Hirukawa, H., Hirai, K., Nakayama, S., Sawada, K., Nishiyama, T., Miki, O., Itoko, T., Inaba, H. and Sudo, M.: HRP: Humanoid Robotics Project of MITI, *IEEE Humanoids 2000* (2000).
- 2) Meltzoff, A. and Moore, M.: Imitation of facial and manual gestures by human neonates, *Science*, Vol.198, pp.75-78 (1977).
- 3) Asada, H. and Asari, Y.: The direct teaching of tool manipulation skills via the impedance identification of human motions Learning Tasks From A Single Demonstration, *Int. conf. on Robotics and Automation*, pp.1269-1274 (1988).
- 4) Delson, N. and West, H.: Robot Programming by Human Demonstration: Adaptation and Inconsistency In Constrained Motion, *Int. conf. on Robotics and Automation*, pp.30-36 (1996).
- 5) Ikeuchi, K. and Suehiro, T.: Toward an

Assembly Plan from Observation Part I: Task Recognition With Polyhedral Objects, *IEEE Trans. Robotics and Automation*, Vol.10, No.3, pp.368-384 (1994).

- 6) Kuniyoshi, Y., Inaba, M. and Inoue, H.: Learning by watching, *IEEE Trans. Robotics and Automation*, Vol.10, No.6, pp.799-822 (1994).
- 7) Dufay, B. and Latombe, J.C.: An approach to automatic robot programming based on inductive learning, *Int. Journal of Robotics Research*, Vol.3, No.4, pp.3-20 (1984).
- 8) 津田雅之, 小方博之, 南條義人: 実演教示による多角形ワーク組立のための局所的な接触状態遷移モデル群の生成, *日本ロボット学会誌*, Vol.18, No.4, pp.83-92 (2000).
- 9) Ogawara, K., Takamatsu, J., Iba, S., Tanuki, T., Sato, Y., Saegusa, A., Kimura, H. and Ikeuchi, K.: Acquiring hand-action models in task and behavior levels by a learning robot through observing human demonstrations, *The 1st IEEE-RAS International Conference on Humanoid Robots* (2000).
- 10) Inamura, T., Nakamura, Y., Ezaki, H. and Toshima, I.: Imitation and Primitive Symbol Acquisition of Humanoids by the Integrated Mimesis Loop, *Int. conf. on Robotics and Automation*, pp.4208-4213 (2001).
- 11) Fod, A., Mataric, M. and Jenkins, O.C.: Automated Derivation of Primitives for Movement Classification, *IEEE-RAS Int. Conf. on Humanoid Robots 2000* (2000).
- 12) Wheeler, M.D. and Ikeuchi, K.: Sensor Modeling, Probabilistic Hypothesis Generation, and Robust Localization for Object Recognition, *IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol.17, No.3, pp.252-265 (1995).
- 13) 小川原光一, 射場総司, 田貫富和, 木村 浩, 池内克史: 9眼ステレオとデータグローブを用いたロボットによる人間行動の認識と再現, *Computer Vision Image Media*, No.122, pp.57-64 (2000).
- 14) Fuellen, G.: A Gentle Guide to Multiple Alignment, *Complexity International*, Vol.4, pp.1-56 (1997). <http://www.csu.edu.au/ci/vol04/mulali/mulali.html>

(平成 13 年 9 月 10 日受付)

(平成 14 年 3 月 8 日採録)

(担当編集委員 角所 考)



小川原光一

1975 年生. 1997 年東京大学工学部機械情報工学科卒業. 2002 年東京大学大学院工学系研究科電子情報工学専攻博士課程修了. 工学博士. 2002 年より科学技術振興事業団博士研究員. 知能ロボットの動作獲得に関する研究に従事. 日本ロボット学会会員.



高松 淳

1974 年生. 2001 年東京大学大学院理学系研究科情報科学専攻博士前期課程修了. 現在同大学院情報理工学系研究科コンピュータ科学専攻博士後期課程在籍. 観察に基づくロボットプログラムの自動生成に関する研究に従事.



木村 浩

1961 年 2 月 5 日生. 1983 年東京大学工学部機械工学科卒業. 1988 年東京大学大学院工学系研究科機械工学専攻博士課程修了. 工学博士. 東北大学工学部助手, 電気通信大学講師を経て, 現在, 電気通信大学情報システム学研究科助教授. 1995 ~ 1996 年カーネギーメロン大学客員研究員. 歩行ロボット, 知能ロボットの研究に従事. 1989 年度日本ロボット学会論文賞受賞. 日本ロボット学会, 日本機械学会, 計測自動制御学会, IEEE の会員.



池内 克史 (正会員)

1973 年京都大学工学部機械工学科卒業. 1978 年東京大学大学院工学系研究科情報工学専攻博士課程修了. MIT 人工知能研究所, 電総研, CMU 計算機科学科を経て, 1996 年より東京大学生産技術研究所教授. 人間の視覚機能, 明るさ解析, 物体認識, 人間による組み立て作業の自動認識などの研究に従事. 工学博士. D.Marr 賞 (ICCV: 1990 年), IEEE 優秀論文賞 (CVPR: 1991 年), 最多引用論文賞 (AI Journal: 1992 年) 等受賞. IEEE Fellow.