

観察による組み立て作業の模倣

高松 淳[†] 小川原 光一[†] 木村 浩^{††} 池内 克史[†]

[†] 東京大学生産技術研究所

^{††} 電気通信大学

〒 153-8505 東京都目黒区駒場 4-6-1 駒場 II キャンパス E 棟

東京大学生産技術研究所 第 3 部 池内研究室

03-5452-6242

j-taka@cvi.iis.u-tokyo.ac.jp

あらまし ロボットの動作プログラム生成の簡略化手法のひとつとして、「観察による行動獲得」の手法が近年注目されている。この手法では、作業教示者の観察から得られた情報を用いて、動作プログラム生成の際に解決しなければならない、通常解くことが困難である問題を解決することにより、動作プログラム生成を可能にしている。まず本論文では、様々な手作業における「観察による行動獲得」の手法を適用した研究について概観し、その問題点や課題について述べる。次に、著者らが提案している、組み立て作業に対して「観察による行動獲得」の手法を適用した研究を紹介する。

キーワード 観察による行動獲得, 組み立て作業

Imitation of Assembly Tasks from Observation

Jun TAKAMATSU[†], Koichi OGAWARA[†], Hiroshi KIMURA^{††} and Katsushi IKEUCHI[†]

[†] Institute of Industrial Science, The University of Tokyo

^{††} The University of Electro-Communications

Institute of Industrial Science, The University of Tokyo, 3rd Dept. Ikeuchi Laboratory

4-6-1 Komaba, Meguro-ku, Tokyo, 153-8505, JAPAN

+81-3-5452-6242

j-taka@cvi.iis.u-tokyo.ac.jp

Abstract *Learning from Observation* paradigm has been recently focused on as one of the paradigms that facilitate to generate robot programs. Information obtained from task demonstrations enables this paradigm to solve several very difficult problems, which must be solved for the generation. As the result, the paradigm can automatically and easily generate robot programs. First, we survey research methods to apply the paradigm to various kinds of manipulation tasks and describe their issues. Then, we introduce our proposed method to apply the paradigm to assembly tasks.

Keywords Learning From Observation, Assembly Tasks

1 はじめに

ロボットの動作プログラムを簡便に生成する手法として、「観察による行動獲得」[1, 2, 3]の手法が近年注目されている。この手法では、作業教示者の動作の観察から得られた情報を用いて、動作プログラム生成の際に解決しなければならない、通常解くことが困難である問題を解決することにより、動作プログラム生成を可能にしている。また、この手法が注目されるもう1つの理由として、人間を含む霊長類の行動獲得の際にも、この仕組みが頻繁に見られる [4] ことを挙げることができ、彼らの知能解明という意味でも注目されている。

本論文では、様々な作業のうち特に手作業に注目す

る。確かに、ヒューマノイドロボットの出現により、歩行等の全身動作の生成に注目しがちであるが、ロボットを使用する本来の目的は、人間が行う労働の代替であることから、再び手作業に関する研究は注目されていくものと推測される。実際に、非常に指先の自由度も高い、器用な手指を持つヒューマノイドロボットの設計が行われるようになってきた [5] ことから、その推測が正しいといえる。

2 関連研究

手作業に関するロボットの動作プログラムの自動生成（「観察による行動獲得」の手法に基づいていないものも含む）の関連研究は、大きく3つに分けることがで

きる。1つ目は把持に関するものである。物体を扱う作業を行う際にまず考えなければならない問題である。2つ目は、組み立て作業に関するものである。工業的な応用もさることながら、視覚、力覚を存分に活用しなければならない作業として、非常に興味深い対象である。3つ目は、認知科学的な知見に基づくものである。前述の2つと異なり、基本的には1つの作業内容に特化したものではない。以下では、これら3つに関して概観する。

2.1 把持

機能に基づく把持の分類に関しては、非常に古くから Napier[6], Iberallら [7], Cutkosky[8] によって積極的に研究されてきた。また多指ハンドの開発が進むにつれて、把持プログラムの自動生成の手法が強く望まれるようになり、そのために、1. 把持の安定性に関する評価関数を定義し [9], 2. それを用いて、安定に把持するための物体の把持位置を自動的に決定する研究が行われてきた。

しかし、多指ハンドは多くの自由度を有するため、目標把持位置を実現する指の配位を計算することは非常に困難である¹。さらに、実際の把持の仕方は安定性のみで決定されるものではなく、把持をされた後の作業に強く依存しており、様々な要素を考慮した上で適切な把持を選択することは現在でも困難である。

そこで Kang と Ikeuchi は、「観察による行動獲得」の手法に基づき把持プログラムの自動生成を行った。ここでは、Contact Web(把持接触点構成する多角形)の形状により把持の分類を行い [11], Virtual Finger[7] の概念を用いて、人間の手と形状の異なるロボットハンドへのマッピングを可能としている [12]。この研究では、把持認識のためにセンサーグローブを用いている。

指による物体の操りに関しては、後述の組み立て作業のように接触状態を用いて認識を行うという研究はあるもの [13] の、操りプログラムの自動生成の研究は我々の知る限りない。いわゆるピンチ動作のような器用な指の操りの制御に関しては、今まさに研究中といったところである [14]。

2.2 組み立て作業

工場等での部品の組み立てにロボットを用いることが多かったため、組み立て作業に関する研究は熱心に行われてきた。それらの研究から、組み立て作業は接触状態の遷移で記述できるという知見を得られたことから、組み立て作業を接触状態の列として記述する方法が提案されている。

実際に Kuniyoshi らは、組み立て作業をリアルタイム

¹近年の計算機の性能の向上により、非線形最適化手法を用いて計算する方法も提案されてきている [10]。

で認識し、生成するシステムを提案した [2] が、そこで用いられた接触状態は物体同士の隣接関係のみであったため、結果として物体を持ち上げたり下ろしたりといった、いわゆる Pick-and-Place 動作のみしか扱えないという問題があった。

そこで、Ikeuchi と Suehiro は、面接触状態によって組み立て作業を記述することにより、Pick-and-Place 動作だけでなく、挿入動作等も扱えるよう拡張した [1]。現在では、さらに任意接触、任意運動²を扱うための手法を提案しており、それについては第3節で詳しく述べる。

また、前述の2つの研究では、ビジョンセンサのみを用いて作業の観察を行っているが、さらに力覚センサーの情報を用いることにより、再現をより簡略にしようとする研究も行われている [15, 16]。しかし、力覚センサの情報には多くのノイズが含まれているため、その扱いには多少の工夫が必要となる。

2.3 認知科学的知見に基づく手法

前述の把持、組み立て作業に関する研究では、あらかじめ作業の記述法をシステム内に構築しておき、その変更を全く行わないため、システムが規定していない作業(例えば、組み立て作業認識システムにジェスチャーを観察させても何も生成することができない)という問題が発生する。

そこで、人間の「観察による行動獲得」の能力がミラーニューロンに密接に関連している [17] という考えに従い、動作生成と理解は同じ枠組みでできるなければならないという考え方にに基づき、動作そのもののパラメータ(例えば手先の軌道など)を用いて記述をするという手法が提案されている。

例えば Miyamoto らは、観察により得られた手先の軌道を幾つかの通過するべき点、経由点を用いて表現し、躍度最小規範に基づき経由点間を補完することにより、動作を生成する方法を提案しており、その表現法を用いて、剣玉、テニスサーブ、倒立振り子の振り上げ等の作業をロボットにより再現している [18, 19]。この方法では、観察された動作から経由点を抽出し、別の動作を表す経由点の位置を比較することにより、動作の認識もできるということになる。

その他にも、Hidden Markov Model(HMM)[20]、強化学習 [21] 等を用いて「観察による行動獲得」の手法を実現している研究があるが、そのほとんどは全身動作を対象としている。

これらの方法では、作業実行時に関節角度、角速度等の情報のみしか用いておらず、人間のより知的な、器用な動作に必要な不可欠である視覚、力覚の情報は全く用い

²前述の研究では並進運動のみ。

ておらず、また作業記述が単なる軌道のみ情報であるため、それらの情報を用いるすべを持っていない。そのため、逆に把持や組み立て作業のような視覚、力覚によるフィードバックが必要不可欠な動作には対応できない。また、軌道の情報作業記述に用いているので、いわゆるティーペンダントと呼ばれる方法にみられる、環境変化に対する適用性が低いという問題が再び発生してくるものと思われる。

2.4 まとめ

前者2つの方法では、先に作業対象を決めてしまっているため汎用的ではないという反面、実装に関しては比較的楽にできると考えられる。その理由として、1. 動作プリミティブ [3] が有限個に限られていて、それを人間が作りこみさえすれば、よりロバストな実行環境を実現できる、2. 実際の観察により抽出すべきものが、動作プリミティブの種類とそのパラメータであるので、ビジョンシステムの設計が行いやすい、ということが挙げられる。その特徴は、次節のシステムでも有効に使われている。今後、1. 前述の2つ以外の対象作業を扱えるシステムの構築、2. 異種システムの統合を通じて扱える作業の種類を増やしていくことが重要であり、著者らは最近紐結び作業プログラムを自動生成するシステムの構築に着手している [22]。

逆に後者の方法では、作業対象を特定しないと言うものの、組み立て作業のような環境と相互作用を伴う作業を扱うのは現状では困難である。前述のように、視覚、力覚のフィードバックを含めた実行系を構築することが今後、重要となる。

さらに両方の手法とも、1. 獲得された作業知識をいかにして再利用するか、2. ロボットの作業熟達の機構をいかにして実現するかは、今後の課題となる。熟達機構の実装の際必要となる評価関数の設計はすべて人間が行っている。しかし、その設計には多くのロボットの知識を必要とするため、特別な知識を必要としなくともロボットの動作プログラムの生成ができるという「観察による行動獲得」の手法の長所を生かしきれないという問題がある。理想的には自動的に評価関数を生成できればよいが、できないのであれば簡単に評価関数を教示できる方法を考えることも今後の課題である。

3 Assembly Plan from Observation(APO) システム

3.1 システム概要

本節では、実際に著者らが提案した組み立て作業プログラムの自動生成システム Assembly-Plan-from-

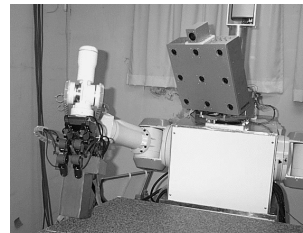


図 1: 試作機

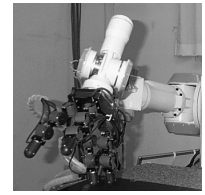


図 2: ロボットの腕

Observation(APO) システムについて述べる。本論文で実装に用いたロボット [23] は、視差(距離)画像と、それと位置あわせされた色画像を同時に得ることのできるリアルタイムステレオカメラシステム [24] と、7自由度をもつマニピュレータ(三菱重工製 PA-10)、およびその先端には3自由度(安川電機製サーボモータ)をもつ3本指ハンドを搭載している(図2参照)。また各指の先端にはフォーストルクセンサを配している。

本システムは以下のような手順を経て、人間の組み立て作業を観察、認識し、同じ組み立て作業を実行する:

- 観察部
組み立て作業中の物体の3次元の位置姿勢を推定し、物体の幾何形状の情報を用いて、接触状態、およびその遷移を計算する。
- 認識部
各接触状態における運動自由度を計算し、運動自由度遷移から動作プリミティブであるサブスキルを割り付ける。
- 実行部
割り付けられたサブスキルを順次呼び出すことにより、同じ組み立て作業を実行する。

まず、認識部について記述する。認識部の設計は、観察部において何を観察すればよいかを決定するのに必要不可欠である。当然のことながら、認識部で得られた情報のみから、実行部が実現できるよう過不足なく設計しなければならない。次に観察部、実行部について述べ、最後にシステムの実行例を示す。

3.2 認識部

組み立て作業において、動作プリミティブを効率的に構築するためには、接触状態をある基準を用いて抽象化する必要がある。なぜならば、すべての可能な接触状態遷移(これは無限に存在する)1つに対して、1つの動作プリミティブを定義することは現実的ではないためである。そこで、接触状態とその状態における物体の可能な微小変位には密接な関係があることに注目し、可能な微小変位を用いて抽象化する。次にその抽象化された情報を用いて、動作プリミティブの定義を行う。

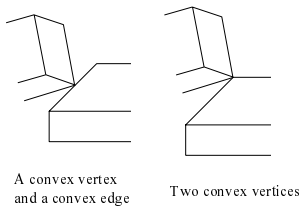


図 3: 2 種類の特異接触要素

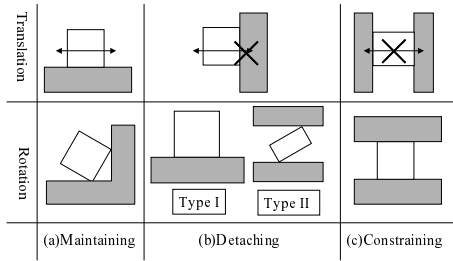


図 4: 維持, 離脱, 拘束自由度

3.2.1 接触状態の抽象化

図 3 に示す 2 つの接触要素 (以後, 特異な接触要素と記述する) を含まない接触状態 (以後, 非特異接触状態と記述する) では, 可能な微小変位は単なる連立線形不等式で表すことができる [25]. またこの事実から物体の微小変位は, その変位に伴って接触状態がどのように遷移するかに基づき, 以下に示す 3 種類に分類できる (図 4 参照) [1]:

- 維持変位 接触状態を遷移させない変位
- 離脱変位 接触状態を遷移させる変位
- 拘束変位 接触により消失した変位

著者らは並進変位, 任意変位 (並進と回転), および回転軸の向きに関する維持, 離脱, 拘束変位自由度を定義し (図 4 参照), それらを用いて接触状態を抽象化することを提案している [26].

特異な接触要素を含む接触状態 (以後, 特異接触状態と記述する) では, 微小変位をいくつかの連立線形不等式の和として表すことができ [25], これらに対してさらに並進変位, 任意変位, および回転軸の向きに関する特異維持, 特異離脱, 特異拘束自由度を定義し, それらを用いて接触状態を抽象化することを提案している [26].

3.2.2 接触状態遷移解析

組み立て作業中に起こる接触状態遷移に伴い, 運動自由度が増加, 減少していく. この増加, 減少した運動自由度の種類に注目すると, 全部で 6 種類の運動自由度が存在するので, ${}_6P_2 = 30$ 種類の組み合わせが存在するが, 通常の組み立て作業では発生しない遷移を取り除くことにより, 組み立て作業では図 5 に示す 20 種類の運動自由度遷移のみが現れることを示すことができる.

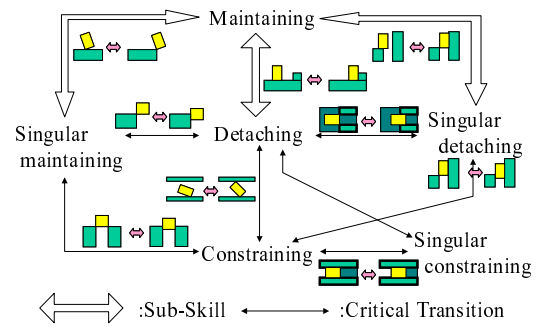


図 5: 実際の組み立て作業で現れる遷移.

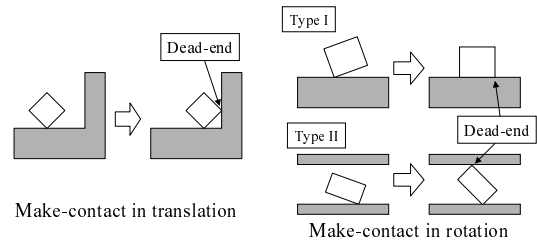


図 6: 維持自由度から離脱自由度へ

図中白抜き矢印で示されている遷移は, 動作プリミティブの定義に関連するものであり, それ以外のものは, 実行時の誤差の影響度の判定に関連するものである.

動作プリミティブの例として, 維持自由度から離脱自由度への遷移を引き起こす動作の例を, 図 6 に示す. 我々はこの動作をつき当てサブスキルと定義する. このサブスキルは, 遷移前の接触状態を維持しながら「つき当たり (Dead-end)」接触要素に接触するまで把持物体を動かすことで実現できる.

実際にこれらの 20 種類の運動自由度遷移を具体的に調べることで, 著者らは 4 種類のサブスキルを定義し, 運動自由度遷移から適切なサブスキルを特定する方法も示した [26].

3.3 視覚部

組み立て作業を認識するためには, 接触状態遷移および運動自由度を計算する必要がある. 逆にこれらを計算するための情報を観察により抽出する必要がある.

まず, ステレオビジョンシステムから得られた画像から, 組み立て作業物体のみを抽出する. 簡単のため物体の色を白色として, 背景差分法と白色抽出を用いて組み立て作業物体のみを抽出する (図 7 参照).

次に, 把持物体と環境物体をピクセルごとに物体の存在頻度を表すヒストグラムを用いて分離する. さらに, 上で得られた把持, 環境物体を分離した視差画像に対して, ICP 法 [27] の一種である 3 次元テンプレートマッチング (3DTM) 法 [28] を用いて, 把持物体の軌道, および環境物体の位置姿勢を求める.

一般的に, 物体の位置姿勢および幾何形状が与えられ

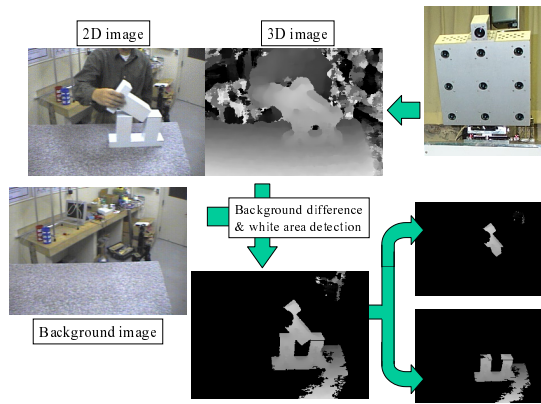


図 7: 視覚処理システム

れば、接触状態を計算することができる。しかし、前述の方法を用いて得られた把持物体の軌道および環境物体の位置姿勢には、通常誤差が含まれているため、結果として間違っただけの状態を導き出す可能性がある。また、運動自由度の計算のためには誤差を含まない³ 正確な物体の位置姿勢が必要となる。そこで本システムでは、まず誤差のあるデータから接触状態を大まかに計算し、次にそれを用いてデータに含まれる誤差を修正すること [29] を行う。

接触状態を決定するために、まずすべての頂点、辺、面の間の最短距離を求める。その距離が適当な threshold 値以下ならば接触していると見なすことにより、接触状態を推定する⁴。

次に、推定された接触状態を用いて位置姿勢に含まれる誤差を修正する。一般的に、ある任意の接触状態を満たす物体の位置姿勢を求めることは、非線形冗長連立方程式を解くことに等しく、困難な問題である。本システムでは、非線形最適化手法を用いてこの計算を行う⁵。通常、非線形最適化手法では、おおよその解をあらかじめ知っておく必要がある。本システムでは、ビジョンシステムにより得られた解を、おおよその解として用いることができる [29]。詳細は論文 [32] に示す。

最後に、誤差のある状況で得られた接触状態に含まれる誤差を、ビジョンシステムにより得られた接触状態の時系列が直接遷移可能かどうか (当然遷移可能でなくてはならない) を判定することにより、修正する。

直接遷移可能であるかどうかを判定する問題は NP-完全であることが知られており、本論文では Donald によって証明された直接遷移可能の必要条件 [33] と、図 5 に示す 20 種類の運動自由度遷移の表を用いて、実時間で直接遷移可能性を実用上問題のないレベルで判定する方法を提案している [34]。

³ すべての接触要素間の距離が 0 という意味である。

⁴ Xiao らはビジョンの誤差を数学的に定義した上で、誤差のある状況下での接触状態を厳密に求める方法を提案している [30]。本手法では、計算時間との兼ね合いから単純な方法を用いた。

⁵ ただし、平面運動に関しては解析的に求めることができる [31]

3.4 実行部

ここでは、認識部で得られた情報からロボット動作生成のための方法について論じる。実際の実行では、各サブスキルを終了条件が満たされるまで実行し、終了条件を満たした段階で次のサブスキルを呼び出すことにより、組み立て作業を遂行していく。

各サブスキルは、簡単のため十分短い周期で位置制御指令を発行することによって実装しており、 t ステップ目に与える位置姿勢 $\mathbf{q}(t)$ は、式 (1) で計算される。ただし $\mathbf{q}_d(s) (0 \leq s \leq 1)$ は、実行時誤差のない場合の軌道であり、 \mathbf{f}, \mathbf{f}_d は把持物体にかかるフォーストルクの現在値 (指先にあるフォーストルクセンサを用いて推定する) および目標値を、 \mathbf{K} はゲインパラメータを表し、これらの項が実行時誤差の修正を行う。また Δs は、適当な正の値である。

$$\mathbf{q}(t) = \mathbf{q}(t-1) + (\mathbf{q}_d(\Delta s \cdot t) - \mathbf{q}_d(\Delta s \cdot (t-1))) + \mathbf{K} \cdot (\mathbf{f} - \mathbf{f}_d) \quad (1)$$

3.4.1 軌道生成法

まず、実行時誤差のない状況での把持物体の軌道 $\mathbf{q}_d(s)$ を生成する方法を示す。特に、回転変位を含む軌道生成は非線形冗長連立方程式を解く必要があり、困難な問題であることが知られている。そこで著者らは、回転軸の向きが変わらない運動のみに限定することで、線形解法のみで軌道を生成する方法を提案している [35]。

ある接触状態 C_s からある接触状態 C_e に遷移する場合について考える。今、接触状態を満たす物体の位置姿勢 (これも観察部により獲得されている) をそれぞれ $\mathbf{q}_s = (t_s, \theta_s)$, $\mathbf{q}_e = (t_e, \theta_e)$ (これらは観察部、およびこれ以前のサブスキルにおける軌道生成の計算結果として得られている) とする。

このとき、それぞれの接触状態における可能な回転軸の向き $\mathbf{a} (\in R^3)$ は、式 (2)(3) のような連立方程式の形で表すことができる。

$$G_s \mathbf{a} = \mathbf{0} \quad (2)$$

$$G_e \mathbf{a} = \mathbf{0} \quad (3)$$

例として、 G_s の Rank が 0、 G_e の Rank が 2 のときを考える。図に示すように座標軸の向きを設定したとき、遷移前後の物体の姿勢が ${}^a\theta_s, {}^a\theta_e \in SO(3)$ と表されたとする。条件より z 軸向きの回転変位は、接触状態 C_e を維持することができるので、図 8 に示すように、以下に示すステップを経て、姿勢 ${}^a\theta_e$ から ${}^a\theta_s$ へ変位することができる：

1. z 軸を中心に接触状態 C_e を維持しながら回転
2. xy 平面上の適当な軸 \mathbf{m} を中心に回転

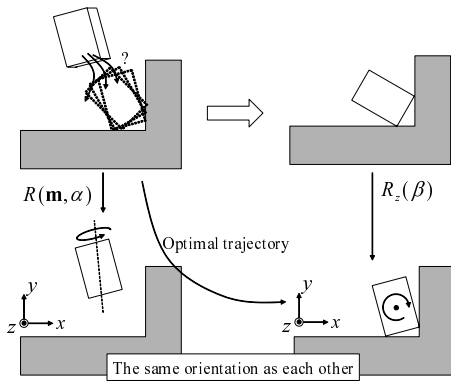


図 8: 接触状態遷移に冗長な姿勢変位

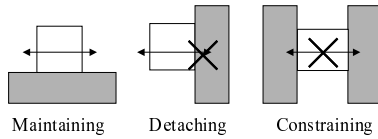


図 9: 3 種類の変位

このことより、式 (4) が成り立つ。ただし、 $R_z(\theta) \in SO(3)$ は z 軸回りに θ 回転した座標変換を、 $R(\mathbf{m}, \alpha) \in SO(3)$ は \mathbf{m} 軸回りに θ 回転した座標変換を表す。

$$R(\mathbf{m}, \alpha)^a \Theta_s = R_z(\beta)^a \Theta_e \quad (4)$$

この式より、 $\alpha, \beta, \mathbf{m}$ を求めることができる。1 番目のステップ、つまり $R_z(\beta)$ は接触状態遷移には冗長な回転であるので、軌道の姿勢変位に関しては $R(\mathbf{m}, \alpha)$ のみでよい。実際に等角速度で動かすようにする。このように無駄な動きを減らすことは、ロボットの実装の際に有利に働く。 G_s, G_e の Rank が、それ以外の場合も同様に計算することができる [35]。

把持物体の軌道は、 $\mathbf{q}_d(s) = (\mathbf{t}(s), \Theta(s))$ で表されているとする。前述の方法により $\Theta(s)$ は決定されているものとする。ある接触状態を満たしているときの把持物体のとりうる位置姿勢は、非線形連立方程式の形で表すことができる [36]。

$$\bigcap_{i=1}^l f_i(\mathbf{t}(s), \Theta(s)) = 0 \quad (5)$$

式 (5) の f_i の非線形性は $\Theta(s)$ のみによりひきおこされていることがわかっている。いまある s が決定されたとき、 $\Theta(s)$ は定数となるので、 f_i は線形の式となり式 (5) も線形連立方程式となる。通常、ロボットは離散時間ステップで制御が行われるので、ある s における $\mathbf{t}(s)$ の値を計算できれば十分であり、その解を解くことは冗長性はあるものの容易である。

3.4.2 実行時誤差修正のためのパラメタ設定

次に、式 (1) のパラメータ \mathbf{K}, f_d の並進変位に関する部分を決定する方法について述べる。サブスキル実行

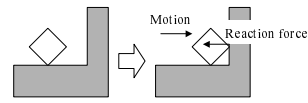


図 10: つき当てサブスキル

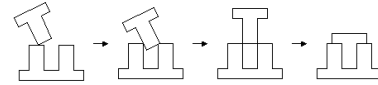


図 11: ペグインサクション動作

時には、並進変位に関して図 9 に示す維持、離脱、拘束の 3 種類の変位が現れる。維持変位では、多少の誤差がサブスキルの実行に影響を与えることはないため、誤差を修正する必要はない。残る 2 つに関しては、フォースフィードバックを施すことにより実行時の誤差を吸収する必要がある。離脱変位では、接触を維持しながら動かすために、物体の可動範囲と反対向きに微小な力で押しやることによって誤差を修正しながら動かすことが可能となる。拘束変位では誤差は生じないが、過大な拘束力が生じないようにするため、力が発生しないように制御する。まとめると、以下ようになる。

- 維持変位ならば何もしない
- 離脱変位ならば可動方向と反対に微小な押し付け力を発生させる
- 拘束変位ならば力を発生させないようにする

姿勢変位に関しても同様に決定できるものと思われるが、現在、指先に配置されたフォーストルクセンサの値から把持物体にかかるトルクをうまく推定できていないため、今後の課題である。

3.4.3 終了条件

前述のつき当て動作では、終了時に「つき当たり」接触要素に接触するという性質から、動作終了時に運動方向と反対向きの力（トルク）が発生する。そこで、この力（トルク）をフォーストルクセンサを用いて検出することによりサブスキルの終了を判定することができる。他のサブスキルについても同様に終了条件を設定することができる。

3.5 実験

実際に、図 11 で示すような 2 次元的なペグインサクション動作を、観察、認識を通じて、ロボットによる再現を行ってみた。まず、組み立て作業認識に必要な不可欠な情報（接触状態、その状態における物体の位置姿勢、接触状態遷移）をビジョンシステムを用いて抽出した結果を示す。

まず物体の位置姿勢の誤差を、大まかに推定された接触状態から修正した結果を図 12 に示す。前述のとおり、

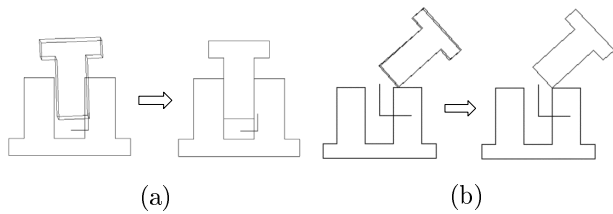


図 12: 接触状態による視覚誤差修正: 成功した例

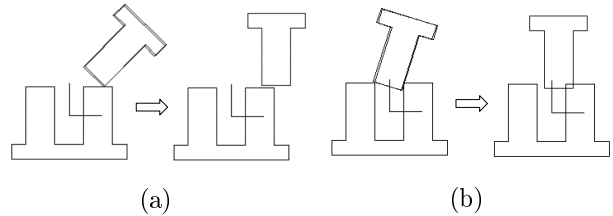


図 13: 接触状態による視覚誤差修正: 失敗した例

正確な位置姿勢は運動自由度の計算に必要不可欠である。大まかな接触状態の推定では、より多くの接触要素を含む接触状態を推定する傾向があるため、図 12(b) に示すように、組み立て作業解析に必要な特異な接触状態を発見することができた。

ただし、接触状態の誤推定や、非線形最適化に用いた初期解の不適切さのために、図 13(a), (b) に示すように、誤差修正に失敗することがあった。幸い、実際の組み立て作業の認識の際には、作業中に現れる各々の接触状態において、それを満たす物体の位置姿勢が高々1つあれば十分である。

さらに、上の方法で得られた接触状態間の時系列遷移の正当性を調べた。実際にシステムが獲得した接触状態遷移を、図 14 において白抜き矢印で示す。ちなみに、Donald の手法 [33] のみを用いて発見された他の可能な遷移を両矢印で示し、さらに我々の提案手法により棄却された遷移を × 印で示す⁶。

得られた接触状態から、運動自由度を計算し、組み立て作業を認識した結果を図 15 に示す。ちなみに、各接触状態の下の数字列は、左から、並進維持、離脱、拘束、回転維持、離脱、拘束、並進束縛、回転束縛自由度を表す。ただし状態 C, F は特異接触状態であり、数字は並進特異維持、特異離脱、特異拘束、回転特異維持、特異離脱、特異拘束、並進束縛、回転束縛自由度を表す。

次に組み立て作業の認識結果を用いて最適な軌道を計算し、仮想空間で把持物体を動かしてみた結果を、図 16 に示す。特に図 15 の (5) の遷移に対応する部分の観察部により得られたものと軌道生成結果を比較したものを図 17 に示す。視覚からでは十分な数の位置姿勢のサンプル点を得ることができなくとも、最適軌道生成によって十分な数のサンプル点を得ることができること

⁶ここでは、視覚により得られた接触状態のみを対象として、遷移の可能性を調べた

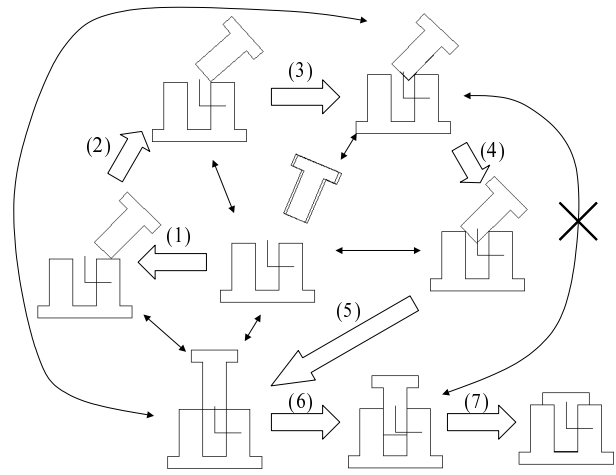


図 14: 可能な接触状態遷移

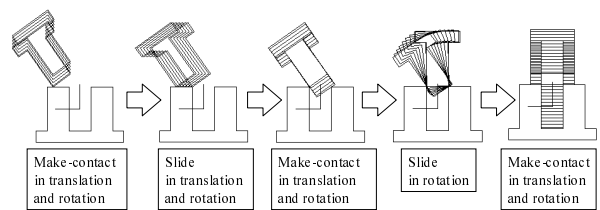


図 16: 生成された最適軌道

がわかる。

最後に、実際にロボットによる実行の様子を示す。本実験では、 f_d および K の値の大きさは、作業がうまく遂行されるように適当に人間が調整した。これらの値の学習に関しては今後の課題である。

3.6 まとめ

本節は、「観察による行動獲得」の手法の組み立て作業への適用例を紹介した。前述のとおり、本システムでは、実際の観察により抽出すべきものが明確であるため、ビジョンシステムの設計指針が明確であるという特徴がある。また動作生成の際に、近年では計算機の性能向上により開始状態と終了状態から軌道生成を行うことは可能にはなっているが [37]、認識部の情報を有効活用して、高速に (線形解法のみを用いていることに起因する) 軌道生成できることも重要な特徴である。

Acknowledgements

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 15017222 及び、科学技術振興事業団・CREST デジタルアーカイビングプロジェクトの補助を受けている。

参考文献

[1] K. Ikeuchi and T. Suehiro. Toward an assembly plan from observation part i: Task recognition with polyhedral objects. *IEEE Trans. on Robotics and Automation*, Vol. 10, No. 3, Jun. 1994.

[2] Y. Kuniyoshi, M. Inaba, and H. Inoue. Learning by watching: Extracting reusable task knowledge from visual observation of human performance. *IEEE Trans. on Robotics and Automation*, Vol. 10, No. 6, Dec. 1994.

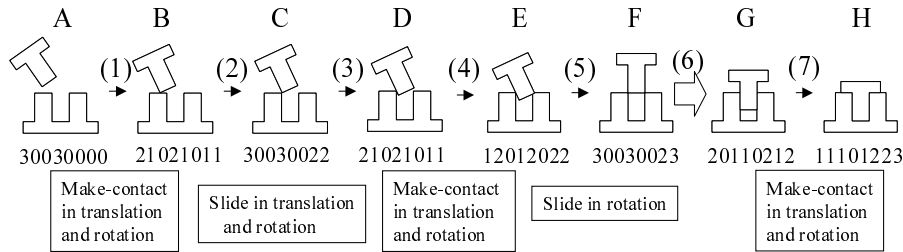


図 15: 組み立て動作認識結果

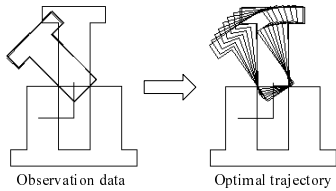


図 17: 観察により得られた軌道と計算された最適軌道

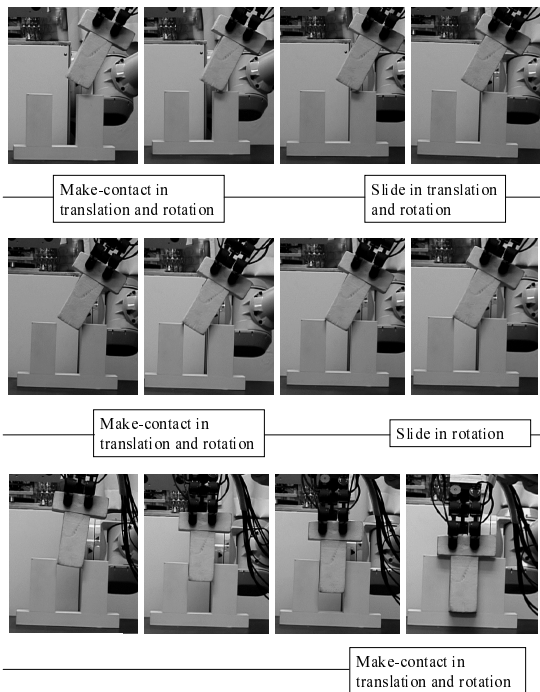


図 18: ロボットによる実行

[3] S. Schaal. Is imitation learning the route to humanoid robots? *Trends in Cognitive Sciences*, Vol. 3, pp. 233 – 242, 1999.

[4] 松沢哲郎. 野生チンパンジーの石器使用に見る「教示」. 日本ロボット学会誌, Vol. 13, No. 5, pp. 584 – 587, 1995.

[5] 山高大乗, 空閑融, 多田野宏之, 古川正信, 大塚英史. 器用な手を持ったロボットの開発. 第 22 回日本ロボット学会学術講演会, 2004.

[6] I. Napier. The prehensile movements of the human hand. *J. Bone and Joint Surgery*, Vol. 38B, No. 4, pp. 902 – 913, 1956.

[7] T. Iberall, G. Bingham, and M. A. Arbib. Opposition space as a structuring concept for the analysis of skilled hand movements. *Experimental Brain Research Series 15*, pp. 158 – 173, 1986.

[8] M. R. Cutkosky. On grasp choice, grasp models, and the design of hands for manufacturing tasks. *IEEE Int. Trans. on Robotics and Automation*, Vol. 5, No. 3, pp. 269 – 279, 1989.

[9] A. Bicchi and V. Kumar. Robotic grasping and contact: A review. *IEEE Int. Conf. on Robotics and Automation*, 2000.

[10] Ch. Borst, M. Fischer, and G. Hirzinger. Calculating hand configurations for precision and pinch grasps. *IEEE Int. Conf. on Intelligent Robots and Systems*, pp. 1553 – 1559, 2002.

[11] S. B. Kang and K. Ikeuchi. Toward automatic robot instruction from perception - recognizing a grasp from observation. *IEEE Trans. on Robotics and Automation*, Vol. 9, No. 4, pp. 432 – 443, Aug. 1993.

[12] S. B. Kang and K. Ikeuchi. Toward automatic robot instruction from perception - mapping human grasps to manipulator grasps. *IEEE Trans. on Robotics and Automation*, Vol. 13, No. 1, pp. 81 – 95, Feb. 1997.

[13] 近藤誠宏, 上田淳, 松本吉央, 小笠原司. 掌面の接触状態分布を用いた物体操作認識. 第 22 回日本ロボット学会学術講演会, 2004.

[14] S. Arimoto, J. H. Bae, and K. Tahara. Stability on a manifold: Simultaneous realization of grasp and orientation control of an object by a pair of robot fingers. *IEEE Int. Conf. on Robotics and Automation*, pp. 2336 – 2343, 2003.

[15] H. Asada and H. Izumi. Automatic programming generation from teaching data for hybrid control of robots. *IEEE Trans. on Robotics and Automation*, Vol. 5, No. 2, pp. 166 – 173, 1989.

[16] M. Skubic and R. Volz. Acquiring robust, force-based assembly skills from human demonstration. *IEEE Trans. on Robotics and Automation*, Vol. 16, No. 6, 2000.

[17] V. Gallese and A. Goldman. Mirror neurons and the simulation theory of mind-reading. *Trends in Cognitive Sciences*, Vol. 2, No. 12, pp. 493 – 501, 1998.

[18] H. Miyamoto, S. Schaal, F. Gandolfo, H. Gomi, Y. Koike, R. Osu, E. Nakano, Y. Wada, and M. Kawato. A kendama learning robot based on bi-directional theory. *Neural Networks*, Vol. 9, No. 8, pp. 1281 – 1302, 1996.

[19] H. Miyamoto and M. Kawato. A tennis serve and upswing learning robot based on bi-directional theory. *Neural Networks*, pp. 1331 – 1344, 1998.

[20] 福邑哲也, 中村仁彦, 戸嶋麻樹, 江崎英明. ミメシス理論に基づく見まね学習とシンボル創発の統合モデル. 日本ロボット学会誌, Vol. 22, No. 2, pp. 256 – 263, 2004.

[21] 飯島和行, 細谷賢治, 川人光男. 強化学習 mosaic : 予測性によるシンボル化と見まね学習. 日本ロボット学会誌, Vol. 19, No. 5, pp. 551 – 556, 2001.

[22] T. Morita, J. Takamatsu, K. Ogawara, H. Kimura, and K. Ikeuchi. Knot planning from observation. *IEEE Int. Conf. on Robotics and Automation*, 2003.

[23] K. Ogawara, J. Takamatsu, S. Iba, T. Tanuki, Y. Sato, A. Saegusa, H. Kimura, and K. Ikeuchi. Acquiring hand-action models in task and behavior levels by a learning robot through observing human demonstrations. *The First IEEE-RAS Int. Conf. on Humanoid Robots*, 2000.

[24] 金出武雄, 飯野浩, 木村茂, 川村英二, 吉田収志, 織田和夫. ビデオレステレオマシンの開発. 日本ロボット学会誌, Vol. 15, No. 2, pp. 261 – 267, 1997.

[25] 比留川博久, 松井俊浩, 高瀬國克. 多面体間の接触による拘束条件を幾何モデルから導出する一般的なアルゴリズム. 日本ロボット学会誌, Vol. 9, No. 4, pp. 415 – 426, 1991.

[26] J. Takamatsu, H. Tominaga, K. Ogawara, H. Kimura, and K. Ikeuchi. Extracting manipulation skills from observation. *IEEE Int. Conf. on Intelligent Robots and Systems*, Vol. 1, pp. 584 – 589, 2000.

[27] P. Beal and N. McKay. A method for registration of 3-d shapes. *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 14, No. 2, 1992.

[28] M. D. Wheeler and K. Ikeuchi. Sensor modeling, probabilistic hypothesis generation, and robust localization for object recognition. *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 17, pp. 252 – 265, 1995.

[29] T. Suehiro and K. Ikeuchi. Towards an assembly plan from observation: Part ii: Correction of motion parameters based on fact contact constraints. *IEEE Int. Conf. on Intelligent Robots and Systems*, pp. 2096 – 2102, Jul. 1992.

[30] J. Xiao and L. Zhang. Toward obtaining all possible contacts - growing a polyhedron by its location uncertainty. *IEEE Trans. on Robotics and Automation*, Vol. 12, No. 4, pp. 553 – 565, 1996.

[31] J. Xiao and L. Zhang. Contact constraint analysis and determination of geometrically valid contact formations from possible contact primitives. *IEEE Trans. on Robotics and Automation*, Vol. 13, No. 3, pp. 456 – 466, June 1997.

[32] J. Takamatsu, K. Ogawara, H. Kimura, and K. Ikeuchi. Correcting observation errors for assembly task recognition. *IEEE Int. Conf. on Intelligent Robots and Systems*, pp. 1208 – 1213, 2002.

[33] B. R. Donald. A search algorithm for motion planning with six degrees of freedom. *Artificial Intelligence*, Vol. 31, No. 3, pp. 295 – 353, 1987.

[34] J. Takamatsu, H. Kimura, and K. Ikeuchi. Calculating optimal trajectories from contact transitions. *IEEE Int. Conf. on Intelligent Robots and Systems*, pp. 232 – 237, 2002.

[35] 高松淳, 小川原光一, 木村 池内 克史. ロボットによる実行を目的とした人の組み立て作業の理解-接触状態遷移からの最適軌道の生成-. 日本ロボット学会誌, Vol. ??, No. ??, pp. ?? – ??, 2004.

[36] H. Hirukawa. On motion planning of polyhedra in contact. *WAFR*, 1996.

[37] X. Ji and J. Xiao. Planning motion compliant to complex contact states. *IEEE Int. Conf. on Robotics and Automation*, pp. 1512 – 1517, 2001.