

動的再構成可能ロボットシステムに関する研究*

(第 24 報, 隠れマルコフモデルを用いた Dual-Peg-in-Hole 作業のスキルの抽出)

薛 国 慶^{*1}, 福田 敏 男^{*2}, 浅 間 一^{*3}

Dynamically Reconfigurable Robotic System (24th Report, Skill Learning of Dual-Peg-in-Hole Using Hidden Markov Model)

Guoqing XUE, Toshio FUKUDA and Hajime ASAMA

A skill learning method is proposed in this paper. For a Dual-peg-in-hole problem, it is very difficult to analyze force and contact status. To extract the human skill of this kind of work, we record the force/torque data, sequence data, and psychological data by observing human work. Since human performance is inherently stochastic, we use a Hidden Markov Model (HMM) to represent these characteristics. By training the HMM using human data, we obtain a reasonable sequence of Dual-peg-in-hole work and the threshold of contact-state transition. We represent the human skill as a set of simple production rules that can easily be adopted into an actual manipulator system. This method is used in the assembly of self-organizing manipulator cells. The simulations and experiments illustrate the effectiveness of the algorithm.

Key Words: Robotics, Assembly, Dual-Peg-in-Hole, Skill Learning, Hidden Markov Model, Assembly Sequence, Stochastic, Threshold, Production Rule

1. はじめに

ロボット制御技術の進歩で、現在生産現場では数多くのロボットが活躍しているが、作業内容によってはその導入率に大きな違いがある。組立作業は自動化が最も遅れている工程の一つとされている。その原因は接触を伴う作業の不確定要素が多いことにある。ロボットの先端の位置あるいは部品の寸法の僅かの差で接触と非接触というまったく違う状態に変わることがある。そのため、衝突が起こったり、振動が生じたりすることがある。この問題の典型的な例に Peg-in-Hole 問題を挙げることができる。

Peg-in-hole 問題は古くからたくさんの方により研究されてきた⁽¹⁾⁻⁽⁶⁾。Whitney は RCC の概念を提案し、二次元的に幾何学条件と力学条件を詳しく解析した⁽⁷⁾。これに基づいた RCC ハンドも作られてきた⁽⁸⁾。Sturges は長方体の peg と hole を三次元的に幾何学と力学条件を詳しく解析した⁽⁹⁾。平井らは接触状態を力学的に解析し、接触状態の推測アルゴリズムを

提案した⁽²⁾。横小路らは接触状態を分類し、それに基づき組立の手順を生成する方法を提案した⁽¹⁾。内山らは peg-in-hole の力学モデルを立て、シミュレーションでこのような作業を行うときの力学条件を解析した⁽⁵⁾。これらの研究は理論的に取込んで、組立作業の本質に迫るもので、すでに価値ある結果が数多く得られている。

しかし、我々人間が Per-in-Hole 作業を行うようすを見ても、いとも簡単にできてしまうもので、このような作業を遂行するにはさほど難しいスキル(Skill)が存在すると思われる。実際に子供でも、ペグの大きさ、クリアランスなど気にせず、複雑な計算を行わなくても、ある程度の練習でスキルを修得でき、スムーズにできるようになる。このようなことから、組立作業をスキルでとらえ、アプローチすることが考えられる。実際にスキルからアプローチする研究も報告されている。Asada ら⁽¹⁰⁾⁻⁽¹²⁾ は最初に人間のスキルをパターン認識の方法とダイナミックモデルの方法でアプローチした。内山ら⁽⁴⁾ は組立作業用スキル(人工技能)の構成法を提案し、シミュレーションでその可能性を示した。その論文では、すでに修得した技能を発現させる機構の実現を目指したもので、その修得過程については、基本的な方針を示すに止まってい

* 原稿受付 1994 年 12 月 19 日。

^{*1} トリニティ工業(株) (〒471 豊田市柿本町 1-9)。

^{*2} 正員, 名古屋大学工学部 (〒464-01 名古屋市中区不老町 1)。

^{*3} 正員, 理化学研究所 (〒351-01 和光市広沢 2-1)。

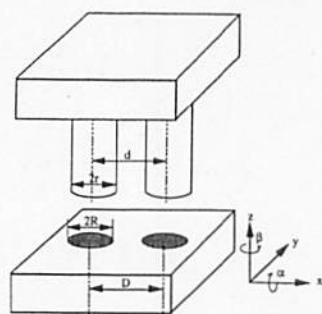


Fig. 1 Dual-Peg-in Hole Model

る。知識獲得については Martin⁽⁹⁾ は人間の作業をセンサグローブで力情報を記録し、フーリエ変換により情報を圧縮し、データベースに格納するという研究が報告されている。

しかし、人工知能研究でも知られるように、知識の獲得は非常に難しい問題で、スキルの習得は非常に困難である。その理由はまずスキルを表す数学モデルが乏しいこと、それに人間のパフォーマンスの表現の難しさにある。さらに力のセンシングデータは非常にノイズがのりやすく、データ処理の難しさもその一因である。人間のパフォーマンスは確率的である。オペレータが同じ作業を同じ方法で繰返して実行するとする、同じスキルを使っているにもかかわらず、計測された力の時系列データそのものがまったく違うケースがある。違うオペレータが同じ作業をする場合も同じである。したがって、いかにデータの依存性から脱し、スキルの本質を抽出することが、スキルの獲得のポイントになると思われる。

時系列データ処理の方法は多く提案されている。その中に、HMM (Hidden Markov Model) は時系列データ処理に適する確率過程のモデルの一つであり、これまでに音声認識の研究に広く使われ、非常に有効であると評された⁽¹³⁾。HMM は二重確率モデルであり、計測できない過程 (状態遷移) と計測できる出力がある。HMM のパラメータは学習可能で、オペレータの作業で更新することが可能である。

Yang⁽¹⁴⁾ はテレオペレーションのスキル習得に隠れマルコフモデル (HMM) を応用する可能性を示さした。彼らは人間の操作データを HMM でモデリングし、評価関数により、数多くの作業データをスコアリングし、作業の優劣の評価を行った。また、力センサのデータと音声データが非常に似ていることから、Hannaford ら⁽¹⁵⁾ は力センサデータの分析に HMM を使い、データのセグメント化に成功した。この二つの研究はともにモデリングとデータの処理に止まり、スキルの獲得に至らなかった。

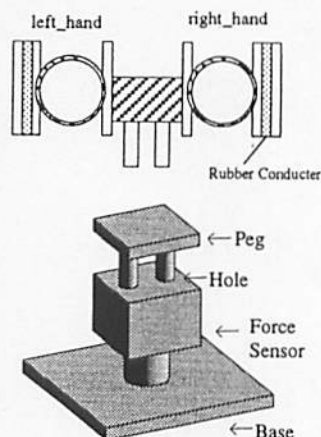


Fig. 2 Experimental Device

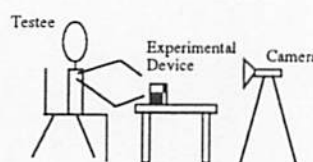


Fig. 3 Experiment by Human

本研究は組立作業のスキルの習得を目標としている。モジュール構造ロボットの一つ (自己組織化マニピュレータ) のセルの結合作業⁽¹⁶⁾⁽¹⁷⁾ を例とした。そのモデルを図 1 に示す。セルの結合精度を上げるために 2 本のガイドピンを装着してある⁽¹⁸⁾。このため、作業を Dual-peg-in-hole にモデリングすることができる。

本研究のアプローチは、まず人間の作業を観測し、ビデオカメラ、力情報記録装置およびアンケートを使って作業のデータを記録する。力データの処理には HMM を使い、人間の実験データをトレーニングデータとして与え学習し、Dual-peg-hole の作業の HMM を構築する。さらに構築した HMM を用いてオペレータのデータを解析する。最後に得られた力情報、ビデオカメラで得られたシーケンス情報とアンケート情報をスキルとして構造化したルールにまとめる。このように抽出したスキルをマニピュレータを用いた自己組織化マニピュレータの組立作業に応用し、その有効性を示した。

2. 人間による作業の観測

本研究では、このような Dual-peg-in-hole の問題に対して、より正確な作業手順を得るため、図 2 に示した実験装置を製作した。基盤の上に 6 軸の力センサをのせて、その上にホールとペグがある。ホールとペグのクリアランスは 0.1 mm、被験者の向こう正面にカメラを設置している。人間の手の柔らかさを考慮して、指とペグの間にソフト機構を入れた。さらにソフ

ト機構と指の間に、導電ゴムを使った圧力センサを使い、オペレータの手の握力を計測できるようになっている。実験の様子は図3に示す。

実験方法：

- (1) ビデオカメラですべての人の挿入過程を録画する→作業手順と個人個人の挿入戦略の情報の収集。
- (2) 製作した実験装置でそのときの力を記録する。→挿入するときの力情報の収集。
- (3) 挿入実験をするときの気が付くこと、感想などをアンケートでとる。→挿入作業を行うときの心理的情報収集。

以下のように二つの実験を行った。

実験1：違うオペレータによる実験。

16人の被験者(年齢23~32歳, 男:15人, 女:1人, 1人当たりの回数は4回)のデータのサンプリングを行った。実験は目を閉じての作業, 右手による作業, 左手による作業, およびクリアランスが小さい場合の作業各1回を行ったが, 手順抽出に用いる右手による作業の結果を示す。

ビデオ情報処理：被験者全員の作業過程をビデオで考察する。挿入開始からホールに入るまでは1コマずつスローモーションで見る。おもに三つの挿入方法を検出できた。

- (1) 先に一つのペグを目で一つのホールに合せ、

それからもう一つのペグを穴に合す。合してから、手の器用さで方向を調整して挿入する(4人)。

- (2) 先に二つのペグを目で合せてから(方向は斜め)、方向を修正し、挿入する(10人)。

- (3) 接触した後、滑らせながら、ホールに合せ、挿入する(2人)。

力データ処理：実験データ(6軸)をすべてグラフで表した。図4に示したのはその一つである(サンプリングタイムは約8ms)。

挿入戦略をおおむね分類すると、(1)手を重要視、(2)目を重要視に分けることができる。それぞれの特徴と共通の特徴を表1に示す。

ここで注目すべきは“先に斜めで合す”という結果である。それを解釈すると二つの理由が考えられる。

- (1) 目を見やすくするために、ペグを斜めに合す。

- (2) 斜めにすると先端が細いのを利用し、横の拘束力を利用しやすい。

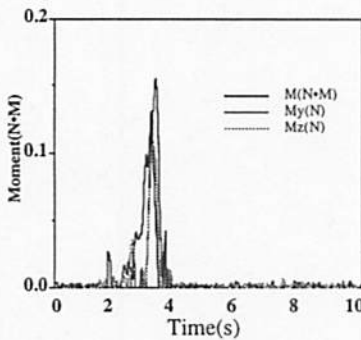
以上の結果をまとめると、このような作業の手順は以下のようなになる。

- (1) 目で見やすくするようにペグをホールの近くまでもっていき、(2) ペグの先端を斜めにしホールに合せる。(3) 全体を縦に立て直す。(4) 挿入する。

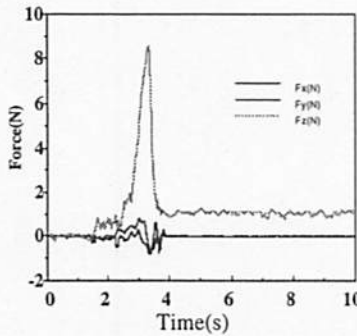
この手順を図5に示す。本研究はこの手順を用いる。実験2. 同じオペレータで違う作業方法による実験。

いろんな作業条件下の作業を調べるために、以下のように13回作業を行った。

- (1) 目をつぶり、左手でペグをもち作業を行う



(a) Moment



(b) Force

Fig. 4 Force Information

Table 1 Data Processing Result

	Method	Characteristic	Common
Hand First	Roughly approach guided by eye, precisely move using hand	long time, little moment and force	<ul style="list-style-type: none"> • High speed, soft insertion can be achieved by using both hand and eye • Almost every testee diagonally search the hole at same angle, and then stand peg up
Eye First	Roughly approach and precisely move guided by eye	Short time, large moment, force	

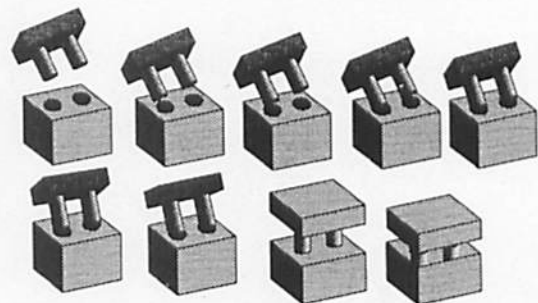


Fig. 5 Extracted Working Sequence of Human

(leftblind).

(2) 同右手でペグをもち、作業を行う(rightblind).

(3) 目で見ながら、左手でペグをもち、作業を行う(leftsee).

(4) 同右手でペグをもち、作業を行う(rightsee).

(5) 手で強く挟みながら、作業を行う(strangth).

(6) 柔らかくもって、作業を行う(soft).

(7) ニッパで挟みながら、作業を行う(nipasee).

(8) 垂直ペグを立てて、ホールを探す(Vertical).

(9) 斜めにしてから、ホールを探す(Slidsech).

(10) ニッパで挟みながら、斜めでホールを探す(nipasech).

(11) 手で強く挟みながら斜めでホールを探す(strgsech).

(12) 目をつぶって、ホールを探す(blndsech).

(13) 目をつぶって、ニッパで挟み作業を行う(nipablnd).

図6から8までには、それぞれ実行タイム、誤差、ピ

ークの力(Z軸)の大きさで、作業方法を比較した。図中の縦軸はペグを右手でもち、作業を行った場合の値を1とし、それぞれの方法で得た値の比較値である。図9には総合的な比較結果を示した。縦軸は図6~8の平均値である。図から見ると以下のような特徴を明らかになった。

(1) 柔らかくもつほうが、力の値が小さく、スムーズに作業できる。

(2) 目で見ながら作業するほうが、探索時間が短い。

(3) 斜めで持つほうが速くホールにたどり着く。

3. 隠れマルコフモデル(HMM)を用いた力センサデータの解析

3.1 隠れマルコフモデル HMMは二重確率プロセスで、そのうち一つは隠れていて観測できないプロセス(状態遷移系列)である。HMMはユニフィラーではない、すなわち、出力シンボル系列が与えられても状態遷移系列は唯一に決まらない。観測できるのはシンボル系列だけであることからhidden(隠れ)マルコフモデルと呼ばれている。この特性は人間のスキルの特性とある程度で一致している。オペレータが作業を実行するとき、いかにやっているか(Intention)は計

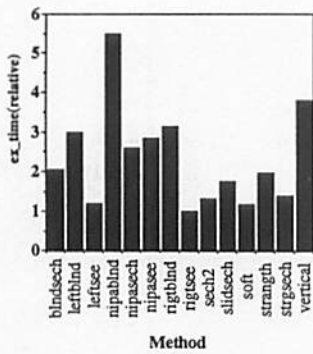


Fig. 6 Excution Time

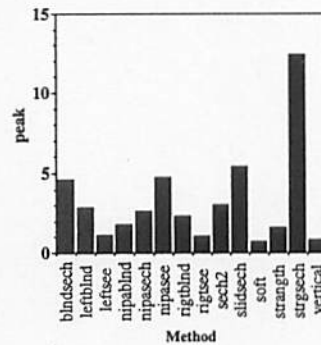


Fig. 8 Peak

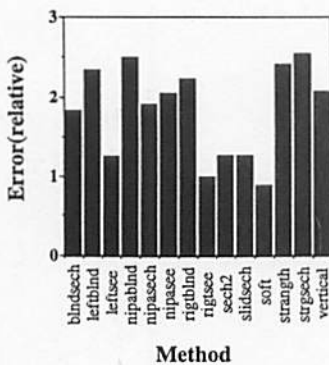


Fig. 7 Error

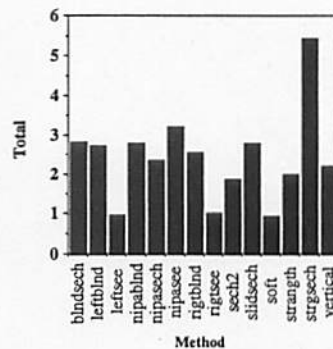


Fig. 9 Total

測できないもので、その遂行する過程で出力(力情報)が計測できる。HMMでは、出力のシンボル系列で、もっともらしい状態遷移系列を推測できるアルゴリズムがすでに提案されている。オペレータの作業をHMMでモデリングすることにより、もっともらしい作業シーケンスも得られる。次はHMMについて簡単に説明する。

定義：一つのシステムは任意の時期に計測できない N 個の異なる状態 S_1, S_2, \dots, S_N にあるとし、時間 t のときの状態が q_t とする。システムが $q_t = S_i$ のとき、 M 個の出力シンボル O_1, O_2, \dots, O_M が計測できる。

各状態の離散的出力可能性分布、 $B = \{b_i(k)\}$ は式(1)のようになる。

$$B = \{b_i(k)\} = P\{O_k \text{ at } t | q_t = S_i\} \quad 1 \leq i \leq N, 1 \leq k \leq M \dots\dots\dots (1)$$

時間が $t+1$ のとき、システムが状態 $q_{t+1} = S_j$ に遷移する遷移確率 a_{ij} である。

$$a_{ij} = P\{q_{t+1} = S_j | q_t = S_i\} \quad 1 \leq i, j \leq N \dots\dots\dots (2)$$

状態遷移係数は(3)、(4)の特性をもっている。

$$a_{ij} \geq 0 \dots\dots\dots (3)$$

$$\sum_{j=1}^N a_{ij} = 1 \dots\dots\dots (4)$$

図 10 に 5 個の状態のある ALR (Augmented Left-to-Right) モデルを示す。その状態遷移行列は式(5)のように表すことができる。

$$A = \begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} & a_{13} & 0 & \dots & 0 \\ 0 & a_{22} & a_{23} & a_{24} & 0 & \vdots \\ \vdots & 0 & \ddots & \ddots & \ddots & 0 \\ \vdots & \ddots & \ddots & a_{n-2, n-2} & a_{n-2, n-1} & a_{n-2, n} \\ \vdots & \ddots & \ddots & 0 & a_{n-1, n-1} & a_{n-1, n} \\ 0 & \dots & \dots & \dots & 0 & a_{nn} \end{bmatrix} \dots\dots\dots (5)$$

最初の初期状態は式(6)の性質を持っている。

$$\pi_i = \begin{cases} 0, & i \neq 1 \\ 1, & i = 1 \end{cases} \dots\dots\dots (6)$$

状態 n の状態遷移の係数を式(7)のように定義する。

$$a_{ni} = 0, \quad i < n \dots\dots\dots (7)$$

3.2 HMM を用いた Dual-peg-in-hole のモデリング
本研究は Dual-peg-in-hole 作業を一つのシステムとし、ペグとホール各接触状態をシステムの

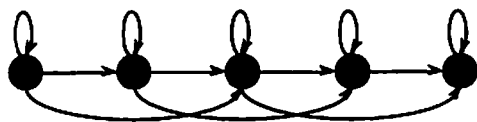


Fig. 10 5 Status ALR HMM

状態とする。接触状態の遷移をシステム状態の遷移となる。したがって、システムの状態は以下の 5 個の状態となる。

- (1) フリースペース移動。
- (2) シングルペグが接触しながらスライド。
- (3) 2 ペグ同時接触しながらスライド。
- (4) 垂直に立て直し。
- (5) 挿入。

計測するシステムの出力は 6 軸の力データと左右の握力データ合計 8 種類の出力(同一時期)とする。したがって、 $Ok = [Ok(1), Ok(2), \dots, Ok(8)]$ 。出力の大きさを 100 等分し、初期確率はすべて $1/100$ とする。

初期化：

A を式(8)、B を式(9)のように初期化する。

$$A = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \dots\dots\dots (8)$$

$$B = \begin{bmatrix} \frac{1}{100} & \frac{1}{100} & \frac{1}{100} & \frac{1}{100} & \frac{1}{100} \\ \frac{1}{100} & \frac{1}{100} & \dots & \dots & \vdots \\ \vdots & & \ddots & & \vdots \\ \vdots & & & \ddots & \vdots \\ \frac{1}{100} & \frac{1}{100} & \frac{1}{100} & \frac{1}{100} & \frac{1}{100} \end{bmatrix} \dots\dots\dots (9)$$

8-Dimension HMM の構築

Forward Algorithm :

以下に示すように $P(O|\lambda)$ を計算する。

$$\alpha_t(i) = P(O_1 O_2 \dots O_t, S_t = i | \lambda) \dots\dots\dots (10)$$

$$\alpha_1(i) = \pi_i b_i(O_1), \quad 1 \leq i \leq N \dots\dots\dots (11)$$

$$\alpha_{t+1}(j) = \left[\sum_{i=1}^N \alpha_t(i) a_{ij} \right] \prod_{l=1}^t b_j(O_{t+1}(l)), \quad 1 \leq t \leq T-1, 1 \leq j \leq N \dots\dots\dots (12)$$

$$P(O|\lambda) = \sum_{i=1}^N \alpha_T(i) \dots\dots\dots (13)$$

Backward Algorithm :

$$\beta_t(i) = P(O_{t+1} O_{t+2} \dots O_T | S_t = i, \lambda) \dots\dots\dots (14)$$

$$\beta_t(i) = \left[\sum_{j=1}^N a_{ij} \beta_{t+1}(j) \right] \prod_{l=t+1}^T b_i(O_{t+1}(l)), \quad t = T-1, T-2, \dots, 1, 1 \leq i \leq N. \dots\dots\dots (15)$$

Forward Algorithm と Backward Algorithm とともに $P(O|\lambda)$ の計算ができる。

3.3 HMM の学習 HMM の学習の目的はパラメータ (A, B, π) のチューニングにより、観測された出力の確率を最大化する。いい換えれば、観測データを基準にモデルのパラメータを求める。

一つパラメータを零でないモデル λ について、まず状態 i から状態 j までの状態遷移確率 γ_{ij} を定義する。

$$\gamma_{ij}(i, j) = P(S_t = i, S_{t+1} = j | O, \lambda) = \frac{a_i(i) a_U \prod_{l=1}^t b_j(O_{t+1}(l)) \beta_{t+1}(j)}{P(O|\lambda)} \quad \dots\dots\dots (16)$$

同じく、時間 t のとき、状態 i である確率 γ_i を定義する。

$$\gamma_i(i) = P(S_t = i | O, \lambda) = \frac{a_i(i) \beta(i)}{\sum_{k=1}^N a_r(k)} \quad \dots\dots\dots (17)$$

$\sum_{i=1}^{T-1} \gamma_i(i, j)$ は全時系列の中に状態 S_i に遷移する回数

$\sum_{i=1}^{T-1} \gamma_i(i)$ は同じく状態 S_i から S_j に遷移する回数

新しいトレーニングデータを与えて、モデル $\lambda = (A, B, \pi)$ から $\lambda = (\bar{A}, \bar{B}, \bar{\pi})$ に更新する。

$$\bar{\pi} = \gamma_1 \quad \dots\dots\dots (18)$$

$$\bar{a}_U = \frac{\sum_{i=1}^{T-1} \gamma_i(i, j)}{\sum_{i=1}^{T-1} \sum_j \gamma_i(i, j)} \quad \dots\dots\dots (19)$$

$$\bar{b}^{(j)}(k) = \frac{\sum_{t \in O_t(j)=k} \gamma_t(j)}{\sum_j \gamma_t(j)} \quad \dots\dots\dots (20)$$

ここで、 $v_k^{(j)}$ は観測データである。

式(18)から(20)までは Baum-Welch アルゴリズムである。この方法の収束性は数学的に証明されている⁽¹³⁾。このプロセスを繰返し実行することにより、最も出力時系列に一致するパラメータ (A, B, λ) が得られる。

3.4 HMM を用いたオペレータの作業データの解析 N -状態 HMM と観測された時系列 $\{O_1, O_2, \dots, O_t\}$ が与えられるとする。 $\delta_t(i)$ を状態 i のとき、出力は O_t である確率、 $\psi_t(i)$ をいちばん確率の大きい i の前状態と定義する。

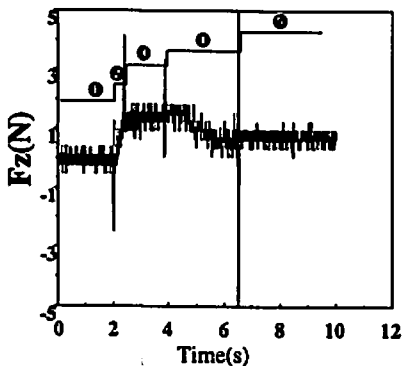


Fig. 11 Force Segment Result

$$\delta_t(i) = \log [\pi_i b_i(O_t)] \quad 1 \leq i \leq N \quad \dots\dots\dots (21)$$

$$\psi_t(i) = 0 \quad \dots\dots\dots (22)$$

δ と ψ は再帰的に計算できる。

観測シーケンスの最後、 $t = T$ のとき

$$\delta_t(j) = \max_{1 \leq i \leq N} [\delta_{t-1}(i) + \log a_U] + \log [b_j(O_t)] \quad \dots\dots\dots (23)$$

$$\psi_t(j) = \arg \max_{1 \leq i \leq N} [\delta_{t-1}(i) + \log a_U] \quad \dots\dots\dots (24)$$

完全な状態遷移は Backtracking により得られる。

$$P^* = \max_{1 \leq i \leq N} \delta_T(i) \quad i^* = \arg \max \delta_T(i) \quad \dots\dots\dots (25)$$

$$i_t^* = \psi_{t+1}(i_{t+1}^*) \quad \dots\dots\dots (26)$$

以上の方法を用いてセンサデータ(見やすくするためここでは Z 軸)をセグメント化した結果の例を図 11 に示す。図 11 中の 1, 2, 3, 4, 5 はそれぞれ 3.2 節の五つの状態を表している。この図では、式(18)~(20)の学習(多数の作業者のデータを利用)により得られたモデルの基に、式(23)~(26)を利用し、1 人の作業者の実験データを解析して得られた結果である。この結果は 1000 点のカデータを一つの時系列とし、五つの状態に図に示している遷移過程では、いちばん実測値と一致する確率が高いことを意味する。

4. Dual-peg-in-hole 作業のスキルの抽出

2章のビデオカメラでとらえた作業シーケンスの結

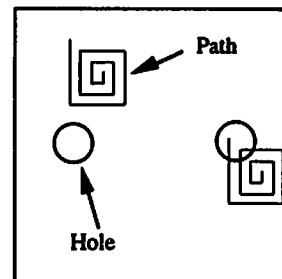


Fig. 12 Course Search

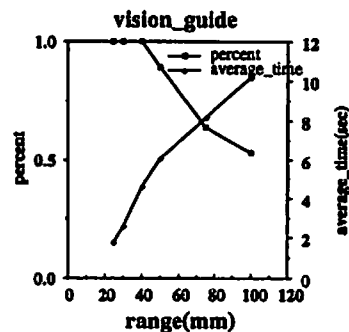


Fig. 13 Result of Vision Course Search

Table 2 Comparison of Search method

	Radom Search	Course Search	Vision-Radom	Vision-Course
Success	×	×	△	○
Searching Time	×	△	△	○

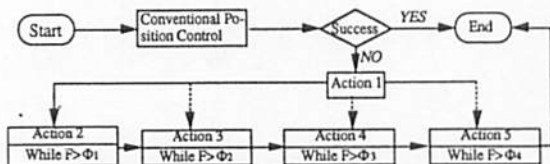


Fig. 14 Diagram of Rule System

果と 3 章の力センサのデータを総合して、以下のような作業方法にまとめることができる。

- (1) 目のガイドでベグをホールの近辺に誘導する。
- (2) 力センサでベグをホールに誘導する。
- (2)のシーケンスは 3 章で抽出したが、(1)についてまだ検討する必要がある。

4.1 ホールサーチのシミュレーション 以下四つの方法でシミュレーションを行った。

- (1) ランダムサーチ
 - (2) 決められたコースに沿ったサーチ
 - (3) 視覚(vision)の出発点のある範囲内にもっていった後のランダムサーチ⁽¹⁹⁾
 - (4) 同決められたコースに沿ったサーチ
- ・ランダムサーチ

探索方法：両ベグ同時探索、並進方向と回転方向ともにランダムで生成、一つのベグがホールの方向に入っていればサーチは成功し、終了。どちらかのベグが境界線を出れば、失敗。

・巡回コースによる探索

図 12 に巡回探索の一例を示す。step の長さを変えての探索結果を図 13 に示す。

探索方法

$$x = \{0, 0, -1, -1, 1, 1, -2, -2, 2, 2, -3, -3 \dots\}$$

×step

$$y = \{0, 1, 1, -1, -1, 2, 2, -2, -2, 3, 3, -3, -3 \dots\}$$

×step

成功と失敗の判断は同前。

- ・vision の初期探索を行った後のランダムサーチ
vision で初期位置をある範囲に限定して、ランダムサーチ。
- ・vision の初期探索を行った後の巡回コースによる探索

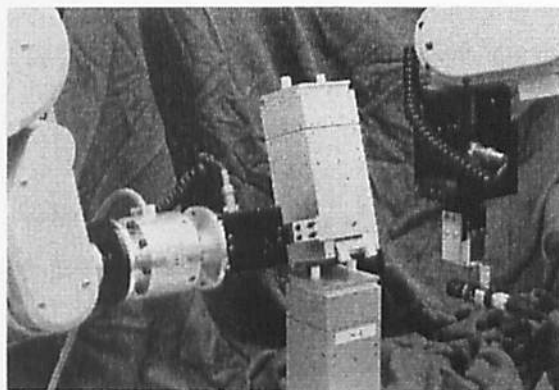


Fig. 15 Experiment

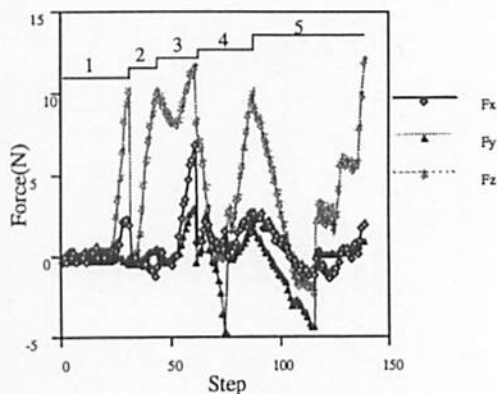


Fig. 16 Result

同じく初期位置限定した巡回探索。

この結果は図 13 に示す。図中の range はビジョンの初期誤差(探索のスタート地点がホールの中心から外れた距離), percent は成功率を意味しています。表 2 に各方法の効果を示す。この表からわかるように、方法 4 はいちばん確実性があり、探索時間も速い。この結果は人間による作業の観測実験結果と一致していることがわかる。

4.2 マニピュレータ作業への応用 応力レベル

のスキルは簡単でマニピュレータの制御に取入れやすいものでなければならない。本研究ではプロダクションルールを採用した。図 14 にルールシステムのダイアグラムを示す。ルールのしきい値 $\Phi_1, \Phi_2, \Phi_3, \Phi_4$ は 3 章のセグメント化の結果から得られる。

このシステムでは、まず普通の位置制御の方法でベグ・イン・ホールの作業を試みる。マニピュレータの精度と環境の整備程度がよいほど、この試みが成功する確率が高い。著者らが用いた MoveMaster-RV-M2 では、ティーチングプレバック方式で行う場合はほぼ 100% 成功する結果が得られているが、位置情報はセンサなどにより得られた場合、センサの精度により、位置制御だけではかなりの失敗の確率がある。

位置制御で作業が失敗で終わった場合、本システムでは図14のようにエラーリカバリを行う。図14中のActionは以下の意味をもつ。

Action 1: カメラでビジョン計測を行う⁽¹⁹⁾。

Action 2: カメラの計測結果に従い、力をセンシングしながら、 θ_1 を超えない限り、マニピュレータの先端を動かす。

Action 3: 旋回コースでホールをサーチ、 F は θ_2 を超えれば(一つ以上のペグがホールにたどりついた)止まる。

Action 4: 一つのペグを軸に回転し、もつ一つのホールを探す。

Action 5: 接触しながら立て直し、挿入⁽¹⁹⁾。

Action 1の結果で精度により、直接にAction 2以降の行動を実行することも可能であるが(図14中の点線の失印)、その決め方は画像処理の結果のセグメント化から得られる。また画像データと力センサデータの融合の結果で決める方法も考えられる。本研究ではビジョンの計測が非接触の状態で行うことにしているので⁽¹⁹⁾、Action 2に移すことになっている。

このように、HMMモデルを用いて求めたしきい値 $\theta_1, \theta_2, \theta_3, \theta_4$ をAction 1, 2, 3, 4に応用することにより人間の作業者の作業スキルを比較的簡単な形に表すことが可能で、獲得することもできる。

5. マニピュレータを用いた作業の実験と考察

5.1 実験 図15にマニピュレータの実験の風景を示す。マニピュレータを2台使い、そのうち1台の腕に6軸Force/Torqueセンサを装着し、セルの組立を実行する。もう1台がカメラを持ち、必要に応じ、選択された視点での画像処理を行い、誤差を検出する。マニピュレータによる作業実験では図14のアーキテクチャに従い、10回行って、すべて成功した。図15にその中の一つの力データを示す。図15中には x, y, z 軸の力を表している。1はフリースペース移動、2と3はホール探索、4は接触しながらペグを立て直し、5は挿入の状態の力のデータである。

5.2 考察 前報⁽¹⁹⁾では、著者らは作業シーケンスを主観的に決め、しきい値も主観的に決めることにより、実験を行ったが、本報では、マルコフモデルを用いることにより、しきい値の値は作業者、作業方法による違いを確率的に処理し、データの依存性から脱し、客観的に求めることができた。さらにこの方法では、対象物の具体的な寸法が未知でも応用可能で、作業に対する柔軟性がある。

6. 結 論

本研究は自己組織化マニピュレータのセル組立作業を例題とし、人間の作業の観測から得られたデータを隠れマルコフモデルを用いて解析し、作業スキルを表すプロダクションルールのしきい値に応用することによって、よりロバスト性のある作業スキルの抽出を試みた。スキルの表現はシンプルで、実際のロボット作業に応用可能で、効率のよい作業と考えられる。

文 献

- (1) 横小路泰義, 接触状態の分類と組立手順, 日本ロボット学会誌, 11-2(1993), 185-191.
- (2) Hirai, S., *Analysis and Planning of Manipulation Using the Theory of Polyhedral Convex Cones*, (1991), Ph. D. Thesis, Kyoto University.
- (3) 比留川博久, 組立作業過程における拘束の表現と解析, 日本ロボット学会誌, 11-2(1993), 192-200.
- (4) 村山洋介・内山勝, 組立作業用技能システムの一構成法, 日本ロボット学会誌, 9-1(1991), 11-17.
- (5) 内山勝, 接触状態のシミュレーション, 日本ロボット学会誌, 11-2(1993), 201-205.
- (6) Sturges, R. H., Jr., A Three-Dimensional Assembly Task Quantification with Application to Machine Dexterity, *Int. J. Robotics Research*, 7-4(1988), 34-78.
- (7) Whitney, D. E., Quasi-static assembly of compliantly supported rigid parts. *J. Dynamic Systems, Measurement and Control*, (1982), 65-77.
- (8) 樋口俊郎・津田匡博・ほか1名, 磁力支持方式精密自動組立用ハンドの開発, 日本ロボット学会誌, 7-2(1989), 136-143.
- (9) Martin, B., 橋本秀紀, 知能化協調マニピュレーションシステムでの把握支援, 第11回日本ロボット学会学術講演予稿集, 1(1993), 373-376.
- (10) Asada, H. and Yang, B.-H., Skill acquisition from human experts through pattern processing of teaching data, *Proc. 1989 IEEE Int. Conf. Robot. and Automat.*, (1989), 1302-1307.
- (11) Asada, H. and Liu, S., Transfer of human skill to neural net robot controller, *Proc. 1991 IEEE Int. Conf. Robot. and Automat.*, (1991), 2442-2448.
- (12) Liu, S. and Asada, H., Transferring manipulative skills to robots: representation and acquisition of tool manipulative skills using a process dynamics model, *J. of Dynamic Syst., Measur., and Contr.*, Vol. 114(1992), 220-228.
- (13) 中川聖一, 電子情報通信学会編, 確率モデルによる音声認識, 215-230, 三英印刷株式会社印.
- (14) Yang, J. and Xu, Y., Hidden Markov Model Approach to Skill Learning and Its Application in Telerobotics, *Proc. of Int. Conf. on Robotics and Autom.*, 1(1993), 396-402.
- (15) Hannaford, B., Hidden Markov Model Analysis of Force/Torque Information in Telemanipulation *Int. J. Robotics Research*, 10-5(1991), 224-232.
- (16) 福田敏男・薛国慶・ほか2名, 双腕マニピュレータによる自己組織化マニピュレータの組立作業, 電学論, 113-5, D(1993), 647-654.
- (17) 福田敏男・薛国慶, 動的再構成可能ロボットシステムに関する研究(第14報, 視覚と力のアクティブセンシングを

- 用いた自己組織化マニピュレータの組立作業誤差修正),
機論, 59-565, C(1993), 196.-203.
- (18) 嘉悦早人・浅間一, 動的再構成可能ロボットシステムに関する研究(第65報自己組織化マニピュレータの受動的合体機構の開発), 1993年度精密工学会秋季大会学術講演会
論文集, 543-544.
- (19) 薛国慶・福田敏男, 動的再構成可能ロボットシステムに関する研究(第19報, 2本ガイドを有する新型セルの組立作業, 機論, 61-582, C(1995), 309-317.
-