

# 人間型柔軟指を用いたはめ合い技能の獲得

## Skill Acquisition of Peg-in-Hole Task Using Anthropomorphic Soft Fingers

野寺 正人 (阪大院) 正 多田 泰徳 (阪大) 正 細田 耕 (阪大, 阪大 FRC)

Masato NODERA, Graduate School of Eng., Osaka University, 2-1 Yamadaoka, Suita, Osaka  
Yasunori TADA, Graduate School of Eng., Osaka University  
Koh HOSODA, Graduate School of Eng., Osaka University, HANDAI Frontier Research Center

An anthropomorphic soft finger with many tactile receptors is supposed to have high tactile sensing ability. However, it is more difficult to control a robot equipped with the fingertip because it is too difficult for the designer to calibrate all the receptors randomly distributed in it. One of the approaches to realize dexterous manipulation by using it is skill acquisition through a task. In this paper, we propose a learning mechanism to acquire a skill for Peg-in-Hole task by using tactile sensor and vision sensor. We show a preliminary experimental result to show the effectiveness of the proposed method.

**Key Words:** anthropomorphic fingertip, manipulation, soft finger, Peg-in-Hole

### 1 はじめに

人間の手と同様に複数の指と関節から構成される多指ハンドによる物体の把握, 操り動作に関する多くの研究が行われてきている. そのロボットの動きは, 把握対象物体に関するモデルがあらかじめ準備され, ハンドの制御に必要な全ての情報はモデルから入手可能であることを前提としていた. しかし, モデル化誤差や外乱により, 把握, 操り制御が脆弱になる可能性がある. このようなモデルベース制御の限界を避けるため, 対象に対するモデルを用いずに指先の材質に柔軟材であるシリコンゴムを用いた面接触による安定把持を利用し, 姿勢制御を実現した研究に, 田原ら<sup>1)</sup>の研究がある. しかし, 用いられているセンサは距離センサのみであり, 物体に関するさまざまな情報を観測しながら作業を実現できる能力は低い.

一方で, ハンドにできるだけ高いセンシング能力を持たせることにより, モデル化の脆弱性を避けようとする研究が進んでいる. 多田ら<sup>2)</sup>は, シリコンゴムを用いることに加えて, 人間の指先のように触覚のセンシング能力を向上させるため, センサの位置と方向がランダムな多層構造を持つ人間型柔軟指を提案している. さらに文献<sup>3)</sup>において, この人間型柔軟指を用いて, オブジェクトの持ち上げタスクをニューラルネットワークで学習する方法を提案している.

本研究では, このような高いセンシング能力を持つ指を用いることによって, さらに複雑なタスクを実現できることを示すために, 外力の影響を受ける操り動作としてペグインホールタスクを扱う. ロボットが自身の視覚センサと触覚センサの関係を学習することで, 触覚センサと把握姿勢の変位の関係を獲得し, それを利用してタスクを遂行できることを実験により示す.

### 2 はめ合い技能の獲得

#### 2.1 タスク概要

人間型柔軟指を用いて, ペグインホールタスクの実現を目指す. ペグインホールタスクでは, ペグとホールのはめ合わせる部分の公差が小さければ, ペグの先端をホールに挿入した状態からタスクを行ったとしても, それぞれの姿勢の違いからペグとホールが衝突したままペグをホールに挿入することになり, タスクを達成することが困難になる. また, 視覚センサ上では公差の小さいはめ合

わせの場合, 狭いホールの中でペグが動ける範囲は数ピクセルしか検出できないため, ペグとホールが衝突しているのかどうか視覚センサから判定するのは難しい. そのため, 触覚センサからの力に関する情報が重要になる.

本研究では, 視覚センサからロボットハンドの動作の観測を容易にするため, 平面 2 次元でのタスクに限定し, 重力方向に垂直な 2 次元平面での姿勢制御に焦点を当てることにする. 対象とするロボットシステムを Fig.1 に示す. ロボットシステムは触覚センサを持った 2 指のロボットハンドと視覚センサで構成され, ロボットハンドはロボットアームに取り付けられている. ロボットハンドは, 各指 2 自由度の合計 4 自由度で構成され, ロボットアーム側のハンドの関節はペグを把持するために駆動させ, ペグ側のハンドの関節はペグを左右へ姿勢変化させるために駆動させる. また, ロボットアームは, ペグをホールに押し込むために, 直線状の軌道を移動させる. センサ出力へのロボットアームやロボットハンドの挙動による影響を極力避けるため, 全体的なロボットの挙動は遅くし, 静的な変化を主に受け取るようにする.

ペグの先端をホールに入れた状態でロボットハンドにより把握し, アームを前方に押すことでペグをホールの奥へ入れるという動作を行う. このとき, ホールはアームの進行方向に対して左右どちらかに 10°傾いた状態でタスクを行う. また, アームの速度は 0.3cm/sec である. 学習に用いるセンサデータは, 以下のような手順で得る.

1. ホールをアームの進行方向に対して左右どちらかに 10°傾ける.
2. ペグの先端をホールに入れた状態でペグをハンドで把握する.
3. 視覚センサによりペグがホールに対して左右どちらかに傾いているか観測させながら, ペグをホールへ挿入していく.
4. 以上の動作から得られる触覚センサデータと視覚センサデータを学習する.

#### 2.2 人間型柔軟指の構造

Fig.2 に触覚センサとして用いる人間型柔軟指の構造を示す. 柔軟指は金属棒と内部層, 外部層の 2 層のシリコンゴムから成り, 外部層のシリコンゴムは内部のシリコ

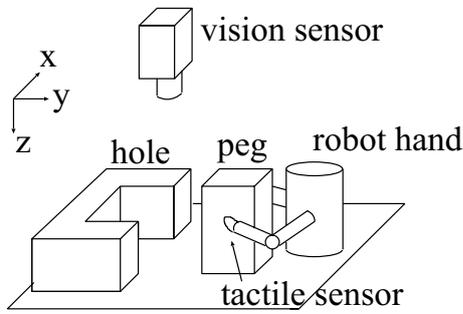


Fig.1 Robot system

ンゴムよりも少し硬くしている．センサ素子には PVDF フィルムとひずみゲージを用いている．ひずみゲージは静的なひずみを検出するのに対し，PVDF フィルムはピエゾ効果によりひずみ速度に敏感なセンサとなっている．これらのセンサ素子は内部層，外部層共に位置や方向がランダムな配置になるように埋め込まれている．この構造によって，設計者によるセンサ能力に対するバイアスを排除し，指のセンシング能力の向上が期待できる反面，設計者がセンサ素子の出力を接触力の大きさやどの方向からの外力かといったキャリブレーションを行うことは非常に困難となる．したがって，ロボットは人間が学習するのと同様に環境と相互作用しながら，センサ素子の出力を自身の動作と結びつけるための学習をしなければならない．なお，滑りといった大きな振動を変化として受け取る PVDF フィルムからのセンサ出力は本タスクでは有意なデータに成り得ないため，ひずみゲージのセンサ出力のみ用いる．

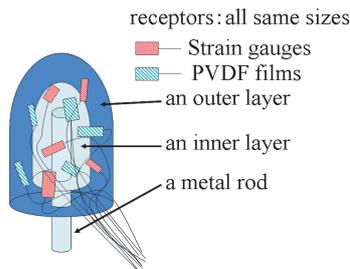


Fig.2 A cross sectional view of an anthropomorphic fingertip

### 2.3 はめ合い技能獲得のためのニューラルネットワーク

Fig.3 に提案するニューラルネットワークを示す．ペグをホールに押し込んだ時の姿勢の変化を観測した視覚センサの出力と，そのときの内力の変化を観測した触覚センサの出力をニューラルネットワークに入力し，それらの関係をヘップ則で学習する．この学習により，視覚センサで観測されるペグの姿勢に関するセンサ信号と触覚センサ信号との関係を獲得する．触覚センサの出力は各センサ素子の最大出力値で正規化され，触覚センサノード  $t_n$  に入力される．このとき，入力されるセンサデータは，左右の指それぞれ 8ch，合計 16ch を使用する．次に，視覚センサの出力値は視覚センサノード  $v_i$  に入力される．Fig.4 に示すように，視覚センサノードに入力する  $v_i$  は，Target1, Target2, Target3 のピクセル座標値をそれぞれ  $(x_1, y_1)$ ,  $(x_2, y_2)$ ,  $(x_3, y_3)$  とすると，以下のように決定

しており，タスク終了条件を  $y_1 - y_2 < 2$  としている．

$$v_1 = \begin{cases} 1 & (x_1 - x_3 < 0) \\ 0 & (x_1 - x_3 \geq 0) \end{cases} \quad (1)$$

$$v_2 = \begin{cases} 1 & (x_1 - x_3 > 0) \\ 0 & (x_1 - x_3 \leq 0) \end{cases} \quad (2)$$

また，触覚センサノードと視覚センサノードは接続重み  $w_{ij}$  で接続され，ニューラルネットワーク出力  $o_i$  を次式により求める．

$$o_i = f\left(\sum_{j=1}^n t_j w_{ij}\right) \quad (3)$$

ここで，関数  $f(x)$  は次式のような飽和関数である．

$$f(x) = \begin{cases} 1 & (x \geq 1 \text{ のとき}) \\ x & (x < 1 \text{ のとき}) \\ 0 & (x < 0 \text{ のとき}) \end{cases} \quad (4)$$

また，接続重み  $w_{ij}$  は次式で更新する．

$$\Delta w_{ij} = \alpha t_j v_i \quad (5)$$

ここで， $\alpha$  は学習率である．

学習前は視覚のみで行っていたペグインホールタスクを，この学習により触覚によって行えるようになる．なお，触覚センサと視覚センサのサンプリングレートはそれぞれ 1msec と 33msec である．また，ペグとホールの公差は 0.4mm である．

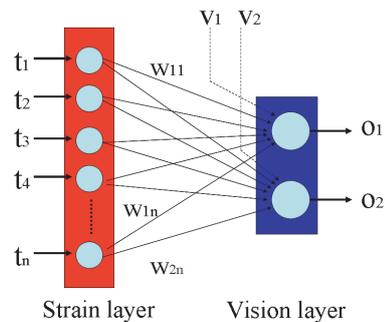


Fig.3 Neural network by using pegin-hole task

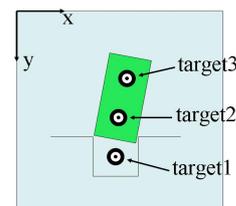


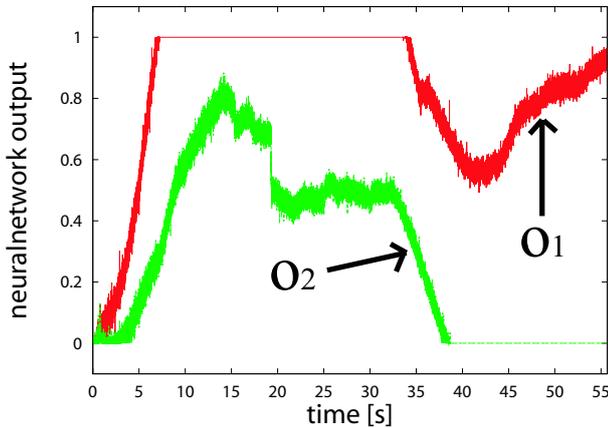
Fig.4 Target information in vision sensor

### 3 学習後のニューラルネットワーク出力結果

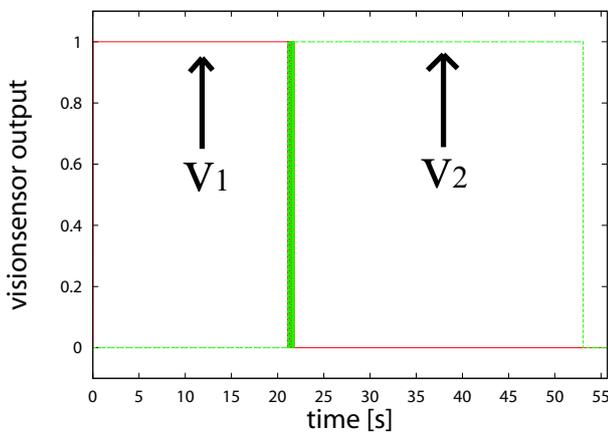
学習後のニューラルネットワークを用いて，ホールをペグの姿勢に対して左右に  $10^\circ$  ずつ傾けた場合のペグインホールタスクを実行し，視覚センサの情報がなくとも触覚センサの情報のみでロボットがペグの姿勢をホールの

向きと同様の方向へ動かすよう識別できるか実験を行った。その実験結果を Fig.5, Fig.6 に示す。

視覚センサの出力  $v_1$  はホールに対してペグが左に傾いている状態で発火する。その場合は学習が正しくできていれば、ハンドによりペグを左へ回転させるニューラルネットワークの出力  $o_1$  が発火する。逆に  $v_2$  はペグが右に傾いている状態で発火し、ハンドによりペグを右へ回転させる  $o_2$  が発火する。Fig.5, Fig.6 は共に視覚センサの出力に対して、それぞれ期待したニューラルネットワークの出力になっていることが確認できた。ニューラルネットワークの初期出力において Fig.5, Fig.6 共に  $o_1$ ,  $o_2$  が反応しているのは、ペグとホールの衝突が左右どちらなのか識別するためには、しばらくペグをホールへ押し込んでみないと識別できないためと考えられる。また、Fig.5(b) の出力において実験開始から約 20 秒後に  $v_2$  も立ち上がってしまったのは、ハンドがホールへペグを挿入する際に回転させ過ぎたペグの姿勢変化を視覚センサが敏感に反応したためと考えられる。実際にタスク状況を観察したところでは、ホールとペグの姿勢の違いは観測できなかった。したがって、ホールを左右どちらへ傾けてもロボットは正しくペグを挿入するための姿勢変化を触覚センサのみから行うことができ、ペグインホールタスクを実現することができたといえる。



(a) Neural network output  $o_1$  and  $o_2$

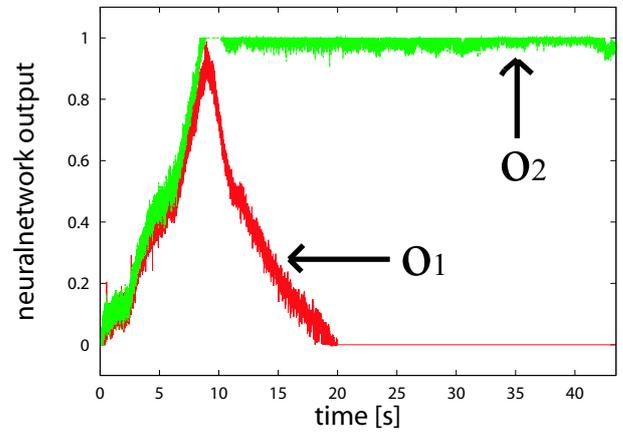


(b) Vision sensor output  $v_1$  and  $v_2$

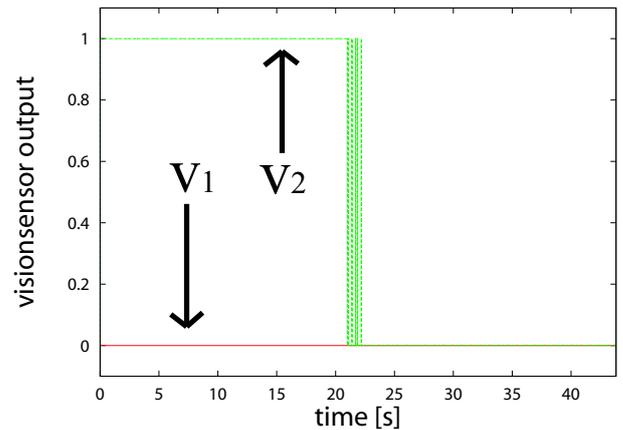
**Fig.5** Robot hand is expected that a peg is moved to left direction in pegin-hole task

#### 4 結言

本論文では、キャリブレーションの困難な 2 本の人間型柔軟指とトラッキング能力を持った視覚を有するロボッ



(a) Neural network output  $o_1$  and  $o_2$



(b) Vision sensor output  $v_1$  and  $v_2$

**Fig.6** Robot hand is expected that a peg is moved to right direction in pegin-hole task

トが自身のセンサ間の関係を獲得するために、環境との相互作用を受けるようなペグインホールタスクを行わせ、そのときのセンサ出力をニューラルネットワークを用いて学習させることで、ペグインホールタスクにおいて必要なのは合わせ技能を獲得できることを提案した。学習後に得られたニューラルネットワークによって、ホールがペグの姿勢に対して左右  $10^\circ$  に傾いている場合でもペグの姿勢変化からロボットが自身のハンドを左右どちらへ動かすべきなのかを識別でき、視覚センサの入力がなくとも、触覚センサだけで自身の姿勢を左右どちらかへ動かしてペグインホールタスクが達成できることを示した。

#### 参考文献

- [1] 田原健二, 山口光治, 有本卓. 最小自由度をもつ柔軟 2 本指ロボットによる安定把持および姿勢制御のためのセンソリーフィードバック. 日本ロボット学会誌, Vol. 21, No. 7, pp. 763-769, 2003.
- [2] Yasunori Tada, Koh Hosoda, and Minoru Asada. Sensing ability of anthropomorphic fingertip with multi-modal sensors. In *Proceedings of the 8th Conference on Intelligent Autonomous Systems*, pp. 1005-1012, 2004.
- [3] 多田泰徳. 内部にセンサ素子を持つ人間型柔軟指の開発とそれを利用した適応的操りの実現. PhD thesis, 大阪大学, 2005.