

# 視触覚センサを有する柔軟な指のための滑りの内部表現

多田泰徳 細田耕 浅田稔 (大阪大学大学院知能機能創成工学専攻)

## Internal Representation of Slip for a Soft Finger with Vision and Tactile Sensors

\*Yasunori TADA, Koh HOSODA, and Minoru ASADA  
(Department of Adaptive Machine Systems, Osaka University)

**Abstract**— In this paper, we focus on a “slip” phenomenon and try build up a network representation of slip of an anthropomorphic robot hand. A robot hand with distributed tactile sensors and a vision sensor is built to demonstrate how it acquires the representation “slip”. At the beginning of learning, only the vision sensor can sense the slip as the movement of target, but after a while the tactile sensors can sense slip even if it is so small that the vision sensor cannot sense.

**Key Words:** Hebbian learning, tactile sensor, hand robot

### 1. はじめに

従来のロボットハンド研究の多くはセンサ情報を3次元座標系にキャリブレーションしてタスクを実行している。しかし人間の把持や操りについて考えると、力覚、触覚、視覚というセンサモダリティを3次元座標系に変換せずに器用な動作を行っている。それは人間が3次元座標系ではなく、自分自身のセンサ空間でタスクを定義しているからである。

ロボット設計者は、ある物理現象を記述するには各センサモダリティに共通した3次元座標系を定義し、その座標系にキャリブレーションする必要があるように考えがちである。しかし、ロボットにさまざまな動作を行わせ、その時のセンサ信号をたくさん集めることでセンサモダリティ間の関係を発見し、それを物理現象の表現とすれば、3次元座標系へのキャリブレーションは必要無くなると考えられる。

触覚センサに関していくつかの研究があるが、それらはキャリブレーションされたセンサを使うものである<sup>1)</sup>。また、キャリブレーションされていないセンサを使った研究もある<sup>2)</sup>が、これは触覚センサのみについて議論しており、複数のセンサモダリティの組合せによる物理現象の表現には言及していない。

本研究では、キャリブレーションされていない視覚および触覚センサを有するロボットハンドを用い、センサデータを集めることで指先に発生した滑りという物理現象をニューラルネットワークに表現することを提案する。指先はシリコンゴムできており、触覚センサとして複数の歪ゲージを埋め込んである。実験開始時は視覚センサのみが滑りを認識可能だが、学習を繰り返すことにより触覚センサが滑りを認識できるようになる。そして、十分に学習すると視覚センサでは認識できないような微少な滑りを触覚センサを用いて認識できるようになる。

### 2. 滑りを表すネットワーク

本研究ではFig.1に示す単純なニューラルネットワークを使用する。このネットワークには触覚センサ層と視覚センサ層という2つの層がある。触覚センサ層には各触覚センサがこれまでに観測した最大のセンサ値

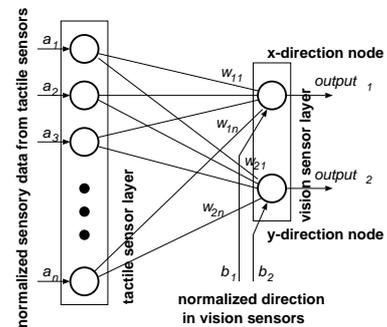


Fig.1 A network for representation of slip

で正規化した値が入力される。視覚センサ層には画像上での  $x, y$  方向への滑り量を入力する。

触覚センサ層と視覚センサ層を接続する重みは学習開始時には0であり、これらのセンサ間の関係は未知である。そして指をある一定の力で物体に接触させ、物体上を滑らせる。この時視覚センサは指と物体上のターゲットを観測しており、発生した滑り量をネットワークへ送る。また同時に触覚センサの情報もネットワークに送られ、ヘップ学習によって接続重みが更新される。このネットワークの出力は次式で求められる。

$$output_j = \sum_{i=1}^n (a_i w_{ij}) + b_j \quad (1)$$
$$(j = 1, 2)$$

またヘップ学習による重みの更新式は次式である。ここで  $\eta$  は学習率である。

$$\Delta w_{ij} = \eta a_i b_j \quad (2)$$

学習初期においては滑りの情報は視覚センサから得られるが、学習が進むと視覚センサから滑りの情報が入力されなくとも、触覚センサによって滑りを認識できるようになる。

このネットワークの興味深い点は、一般に解像度の荒いセンサである視覚センサで、解像度の細かいセン

サである触覚センサを学習することができ、学習後は視覚センサで認識できないような微小な滑りを触覚センサで認識できることである。

### 3. 実験

#### 3.1 実験装置

本研究では安川電機製の3自由度ロボットハンドを使用する (Fig. 2)。ロボットハンドの先端には Fig.3 のように作成した指先を取り付けてある。この指先はシリコンゴム製で柔軟性がある。そして触覚センサとして6枚の歪ゲージをランダムに埋め込んである。歪ゲージの値はアンプで増幅した後ホストコンピュータに送られる。また視覚センサとしてビデオカメラを用い、画像は富士通製トラッキングビジョンで処理されてからホストコンピュータに送られる。

指先に滑りを発生させるときはロボットハンドの姿勢を固定し、接触している物体を人間が動かす。

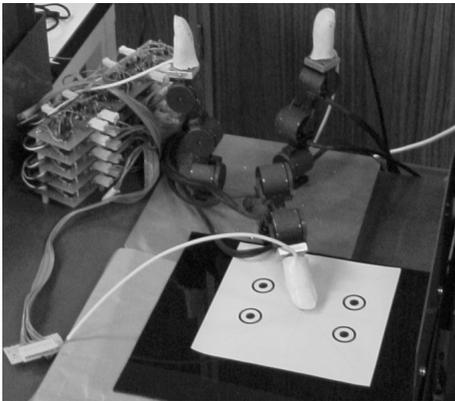


Fig.2 A robot hand

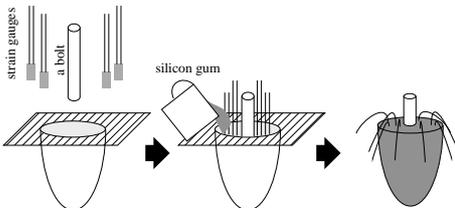


Fig.3 How to make a fingertip

#### 3.2 実験結果

学習中の触覚および視覚センサの活性度の変化を Fig.4 に示す。活性度の符号は滑りの方向を示し、絶対値が1を越えた時に滑りであると判断する。なお、ここで示した図は画像上で  $x$  方向に滑べらせた場合の様子である。学習開始直後は接触重みが0なので触覚センサの活性度は0だが、視覚センサが滑りを検出するたびに重みが更新され、触覚センサの活性度が大きくなるのがわかる。

260回学習した後にこのネットワークが滑りを認識できるかを実験した。その結果を Fig.5 に示す。この図では視覚センサが滑りを検出する前に触覚センサの活性度が上昇し、滑りを認識していることが分かる。

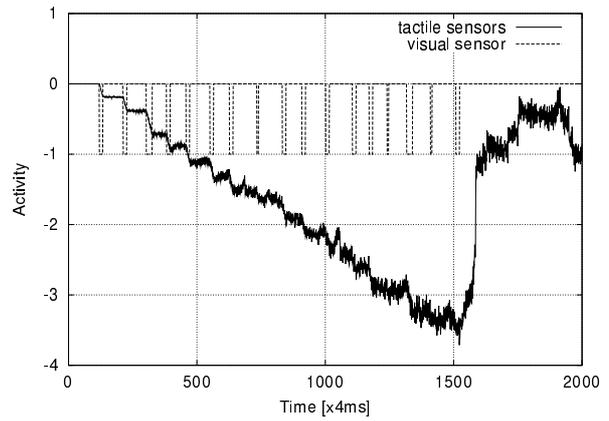


Fig.4 Experimental result 1

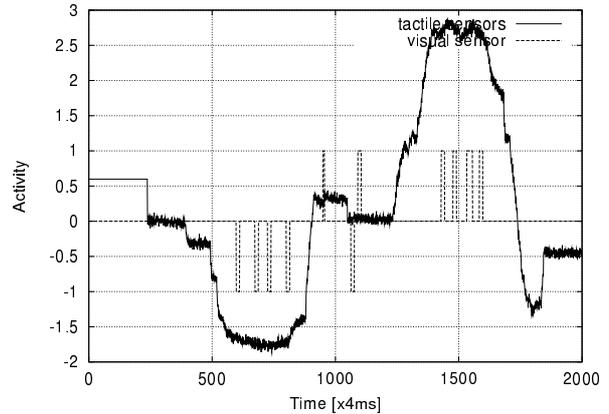


Fig.5 Experimental result 2

### 4. おわりに

本研究では柔軟な指を作り、視覚と触覚という異なるモダリティを用いてニューラルネットワークに滑りの表現を獲得させた。学習開始時には視覚、触覚センサ間の関係は未知だが、繰り返し滑りを発生させ、その時のセンサ情報を集めることで2つのセンサ間の関係を獲得させることができた。そして獲得されたニューラルネットワークを用いると、視覚センサでは認識できない微小の滑りを触覚センサで捕らえることができた。

なおこの研究の一部は、日本学術振興会科学研究費、基盤研究A、触覚・視覚・聴覚を持つ多自由度機械に宿る知能の解明、代表者 石黒浩 (和歌山大学) の補助を頂いている。ここに感謝の意を表する。

#### 参考文献

- 1) M.Shimojo and M.Ishikawa and K.Kanayama: A flexible high resolution tactile imager with video signal output, Proceedings of the 1991 IEEE International Conference on Robotics and Automation, pp. 384-391(1991).
- 2) Mitsuhiro Hakozaiki and Katsuhiko Nakamura and Hiroyuki Shinoda: Telemetric artificial skin for soft robot, Proceedings of TRANSDUCERS '99, pp. 844-847(1999).