

視触覚を持つロボットハンドによる 滑り表現の獲得と持ち上げ動作の実現

Acquisition of Slip Expression by a Robot Hand with Vision and Tactile Sensors and Achieving a Pick-Up Task

正 多田 泰徳 (阪大) 福田 敦史 (阪大)
正 細田 耕 (阪大, 阪大 FRC)

Yasunori TADA, Osaka University, tada@er.ams.eng.osaka-u.ac.jp
Atsushi FUKUDA, Osaka University
Koh HOSODA, Osaka University, HANDAI Frontier Research Center

To realize adaptive and robust manipulation, a robot should have several sensing modalities and coordinate their outputs to achieve the given task based on underlying constraint in the real environment. This paper discusses on acquisition of multi-modal expression of slip consisting of vibration, pressure, and vision sensations through pick-up experiences. A neural network is proposed to acquire the expression, whose learning ability is demonstrated by a real experiment. The applicability of the learned network is also demonstrated by experiments to realize picking up the objects.

Key Words: expression of slip, multi-modal sensing, soft fingertip

1 はじめに

人間は物体に触れる, 持ち上げる, 操るなど様々な動作を触覚, 力覚, 視覚を使って行うことができる. そしてロボットハンドにそのような適応的で器用な動作を行わせようと今までたくさんの研究が行われてきた [1] が, その能力はまだ十分とはいえない. その原因は制御戦略が十分ではないというだけではなく, ロボットフィンガと物体間における相互作用は既存のセンサシステムで観測するには複雑すぎるためではないかと考えられる.

特に, 滑りは操りにおいて頻繁に発生する動的な現象であり, また物体を器用に操るために重要な現象であることから, センサシステムで確実に観測する必要がある. いくつかの研究では柔軟な素材の中に piezofilm を埋め込み, これを振動センサとして用いることで初期滑りを検出している [2, 3, 4]. piezofilm で得られる振動情報はマイクロな滑りの検出に利用できるが, 滑りの方向を検出することはできない. その両方を検出するために Yamada and Cutkosky は piezofilm だけでなく, 力センサを使ったセンサを提案している [5]. また柔軟な素材に埋めたひずみゲージを使い, 空間的, あるいは時間的な差分から滑りを検出している研究もある [6, 7].

これらのセンサシステムはマイクロな滑りを観測し, ロボットハンドにおける滑りの回避に用いることができる. しかしそのためには, 設計者がセンサに生じるマイクロな滑り現象を解析し, 振動情報を滑り情報に変換するためのモデルを作る必要がある. そしてモデル通りのセンサ出力が得られるように, センサ素子を正確に配置しなくてはならない. しかしこのようなセンサシステムはモデル化誤差に弱いものとなる. 一方, ロボットに発生したマクロな滑りは, 視覚センサのようなグローバルセンサでも観測可能であることから, 視覚センサと触覚センサ出力の関係をキャリブレーションすることで, 触覚センサ出力を滑り情報

に結びつけることが可能であると考えられる. またこの結びつけにおいて, ロボットに何らかの動作を行わせたときのセンサ出力の関係を学習させるという手法を用いれば, センサシステムのモデル化が不要になると期待される.

本論文では, 3つのモダリティで構成されるニューラルネットワークを提案する. ここで用いるモダリティは, piezofilm で検出する振動, ひずみゲージで検出する圧力, そして視覚である. ニューラルネットワークは, ロボットが物体を持ち上げる経験を通して滑りのマルチモーダルな表現を自律的に獲得する. 学習前は, ロボットはこれらのモダリティの関係を知らず, 滑りは視覚センサのみが検出可能である. そして物体を持ち上げる経験によって, 視覚センサとそのほかのセンサ素子の出力を関係付け, 最終的に物理的なモデリング無しに振動および圧力センサ素子によって滑りとその方向を検出するように学習される.

2 視触覚センサによる滑り検出

ロボットフィンガが硬ければ, 滑りはロボットフィンガと物体間のマクロな相対運動として観測され, それは視覚センサなどで簡単に検出できる. しかし, 把持や操りの安定性やロバスト性を向上させるにはロボットフィンガは柔軟な方がよい. そして柔軟なロボットフィンガにおいては, 滑り始めではマイクロな滑りが起こるが, ロボットフィンガと物体のマクロな相対運動は起こらない. そしてさらに力が加わると, ロボットフィンガにはたくさんのマイクロな滑りが起こり, 物体との間で相対運動が始まる. このことから, マイクロな滑りはマクロな滑りを予測するために利用可能で, マクロな滑りは滑り量を制御するために利用可能である.

これらの滑りは連続的な現象であるが, それらの観測に適したセンサはそれぞれ異なる. マイクロな滑りは発生した振動を piezofilm やひずみゲージの時間微分によっ

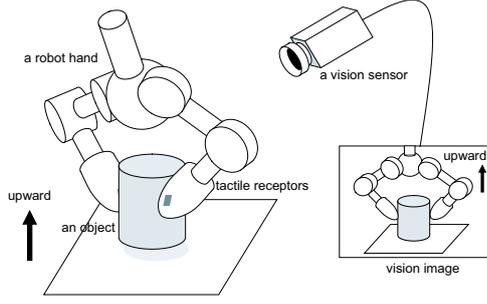


Fig.1 A robot system consists of fingers equipped with tactile receptors and a vision sensor.

て観測することができる。一方、マクロな滑りは視覚センサによって対象物体の相対運動として観測することができる。したがって、これらのセンサを用いて操りを行うにはロボットがそれらの関係を知る必要がある。既存研究ではこれらの滑りを連続的な過程として扱わず、また各センサはロボットの設計者によってキャリブレーションされていた。その結果、センサシステムはモデリング誤差に影響されやすかった。しかし、もしロボットが経験を通してそれらの関係を獲得可能なら、それらを連続的に扱うことができ、マクロ、マイクロ両方の滑りを扱えるロボスタなセンサシステムを構築できると考えられる。

また滑りは振動センサによって検出が可能だが、その方向を検出することはできない。しかし、ロボットフィンガが圧力センサを持っていれば力の大きさや方向を検出可能になる。このように異なる種類のセンサを用いることで、触覚から得られる情報が向上し、操りなどのタスクを実現しやすくなると考えられる。本研究ではピエゾフィルムとひずみゲージをそれぞれ振動と圧力の検出に用いる。

以上のように、視覚、振動覚、圧力覚という3つの異なるモダリティを使うことで、ロボットのセンサシステムがロボスタになると期待できる。しかし、これらのモダリティを統合することは難しい。そこで本研究では、経験を通してモダリティ間の関係を学習するニューラルネットワークを提案する。学習初期において、滑りは視覚センサで観測される相対運動、すなわちマクロな滑りとして観測される。そして経験を通して、視覚センサと振動や圧力のモダリティとの関係が学習される。学習後、ロボットはマイクロな滑りを検出可能で、設計者がセンサ素子をキャリブレーションしていなくてもその方向を検出可能になる。

3 ニュ - ラルネットワ - ク

図1に対象とするロボットシステムを示す。システムは触覚センサを持つロボットハンドと視覚センサで構成されている。そして、本研究で提案する滑りのマルチモーダルな表現を獲得するためのニューラルネットワークを図2に示す。振動および圧力センサ素子の出力は各素子の最大値で正規化され、触覚ノードの活性化度として入力される。視覚センサはロボットハンドと物体間の相対運動と、ロボットハンドの移動を観察し、あらかじめ定めた値が活性化度としてそれぞれ v_1, v_2 に入力される。ここで v_1, v_2 は次の

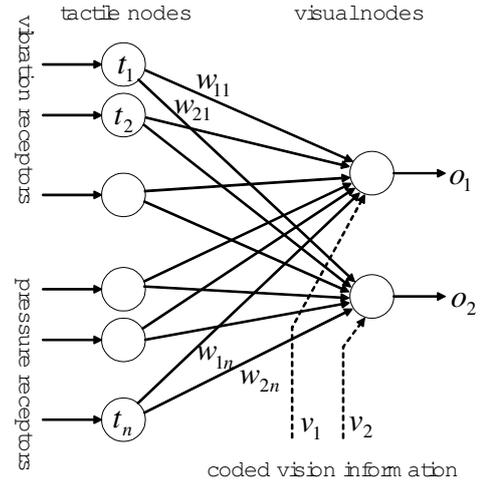


Fig.2 A neural network that learns multi-modal expression of the slip.

ように定めた。

$$v_1 = \begin{cases} 1 & \text{(視覚センサ上でハンドと物体間に相対運動が無い)} \\ 0 & \text{(ハンドと物体が停止している)} \\ -1 & \text{(ハンドと物体間に相対運動がある)} \end{cases} \quad (1)$$

$$v_2 = \begin{cases} 1 & \text{(視覚センサ上でハンドが上方に移動している)} \\ 0 & \text{(ロボットハンドが停止している)} \\ -1 & \text{(ロボットハンドが下方に移動している)} \end{cases} \quad (2)$$

そして、触覚ノード t_j は出力ノード o_i と接続重み w_{ij} で接続されている。

$$o_i = f \left(\sum_j t_j w_{ij} \right) \quad (3)$$

ここで $f(x)$ は次の飽和関数である。

$$f(x) = \begin{cases} 1, & (x > 1) \\ x, & (|x| < 1) \\ -1, & (x < -1) \end{cases} \quad (4)$$

接続重み w_{ij} の更新は、触覚ノードと視覚ノードの活性化度をヘップ学習 [8] を基にした次式で更新する。

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

ここで α, β はそれぞれ学習率と忘却率である。そして r は次式の変学習率である。

$$r = (|w_{ij}| + \delta) / \left(\sum_j |w_{ij}| + \delta \right) \quad (6)$$

ここで δ は任意の微小な正数である。この式により、大きな重みを持つ接続の学習は加速され、それ以外の接続の学習は減速される。この項と忘却項により重みの小さな接続、すなわち相関の小さいノード間の接続重みは0に収束する。

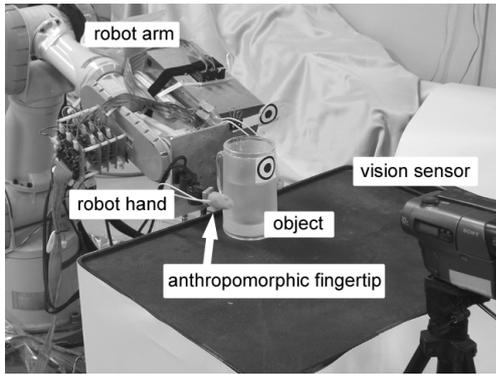


Fig.3 A robot system used for experiments.

4 実験

4.1 実験装置

図 3 に実験装置を示す．ロボットは 7 自由度ロボットアーム，2 自由度 2 指のロボットフィンガ，視覚センサで構成されている．視覚センサはロボットと物体の動きを観察している．またロボットフィンガ先端には直径 25[mm]，長さ 55[mm] のシリコンゴム製柔軟指が取り付けられている．そして柔軟指には触覚センサ素子として，ピエゾ素子である PVDF (polyvinylidene fluoride) フィルムとひずみゲージが様々な位置，方向に 24 枚埋められている [9]．本研究では PVDF フィルムは振動センサとして用い，ひずみゲージは圧力センサとして用いる．なお，PVDF フィルムは正負の電圧を出力するが，振動の検出において符号は必要無いので絶対値を振動センサ出力として用いる．また，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 1[ms] と 33[ms] であり，ロボットの制御は 1[ms] ごとに行われる．本実験において質量 450[g] のプラスチック製コップを用いて学習を行う．

4.2 ニューラルネットワークの学習

ロボットの動作がランダムだと滑りを学習させるのに非常に長い時間がかかってしまう．そこで学習を短時間で終了させるために，以下の動作をロボットに埋め込んだ．(1) 2 指のロボットフィンガ間の距離を縮めながらロボットハンドを上方に移動させる．このときロボットフィンガ間の距離が十分に縮まるまでは，ロボットフィンガは物体表面を滑る．(2) ロボットフィンガ間の距離が十分縮まると物体が持ち上がる．(3) 物体を持ち上げた後，逆にロボットハンドを下方に移動させる．(4) ロボットハンドが物体の下部に移動するまでロボットフィンガは物体表面を滑っている．そしてこれらの動作を行いながら，ニューラルネットワークは触覚センサと視覚センサ間の関係を学習する．

4.3 学習後のニューラルネットワーク出力

前節の学習動作を 7 回繰り返し，ニューラルネットワークを学習させた．学習後のニューラルネットワークが滑りを検出できることを示すため，学習時と同様に物体を持ち上げさせ，そのときのニューラルネットワーク出力と視覚センサ出力を比較した．図 4 の上の図は視覚センサ出力 v_1 を示しており，下の図はニューラルネットワーク出力 o_1 を示している．学習後のニューラルネットワークと視覚センサが同様の出力を示していることから，滑りを検出できていることが分かる．さらに，滑りを検出した時刻を比較すると，視覚センサは 0.94[s] であるのに対し，ニューラルネットワークは 0.76[s] で検出しており，視覚センサよ

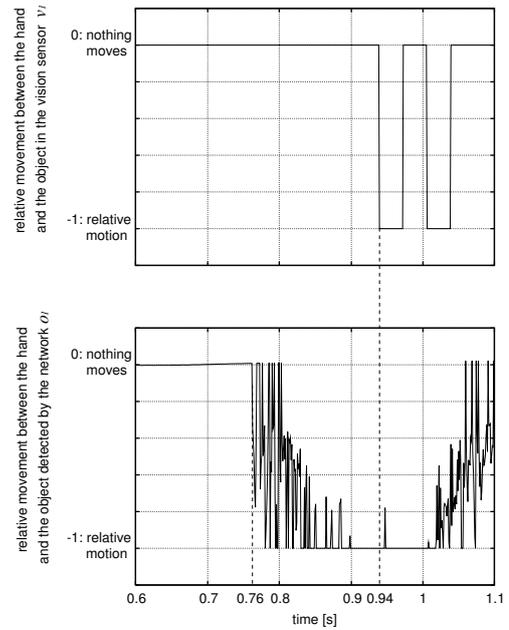


Fig.4 Comparison of the first detected time of the slip between the vision and the learned neural network

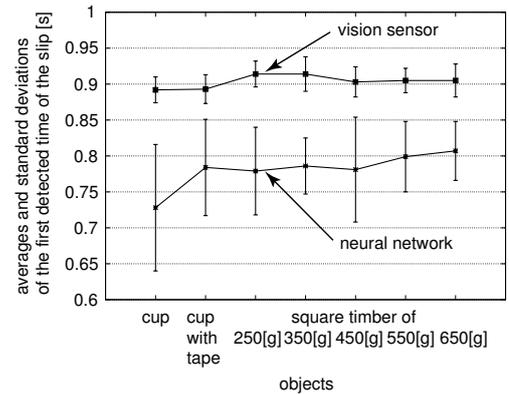


Fig.5 Averages and standard deviations of the first detected time of the slip

りも速く滑りを検出できることが分かる．なお，出力 v_2 ， o_2 は紙面の都合上割愛した．

次に，学習後のニューラルネットワークを用いて，学習時とは異なる物体に対しても滑りを検出できることを検証した．対象物体は学習時のコップ (450[g])，コップ表面の摩擦を変えるためにテープを張ったもの，および 250, 350, 450, 550, 650[g] の角材である．これらの物体に対して学習時と同様に持ち上げる動作を各 50 回ずつ行い，そのときに検出した滑り時刻を視覚センサとニューラルネットワークの両方で計測した．図 5 は検出した滑り始めの時刻の平均と標準偏差を表している．この図より，学習時とは異なる物体においても滑りを検出することが可能で，また，視覚センサを用いるよりも速く滑りを検出可能であることが分かる．

4.4 ニューラルネットワークによる把持力制御

学習後のニューラルネットワークが滑りを検出可能であることから，これをロボットハンドの把持力制御に応用

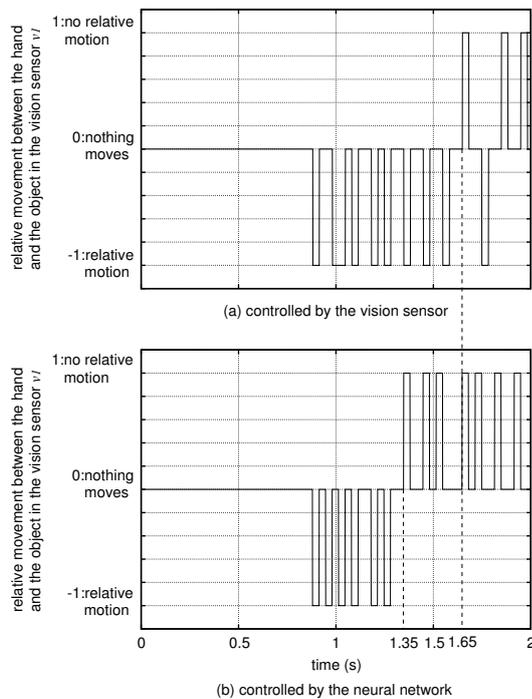


Fig.6 Comparison of the time of picking up the object

できる．またニューラルネットワークはミクロな滑りを検出可能なことから，マクロな滑りの発生を抑制できると期待できる．そこで滑りを検出したら把持力を増加させるという単純な制御器を作り把持力制御を行わせた．また，同様の実験をニューラルネットワークを用いずに視覚センサのみで行わせ，その結果を比較する．

実験ではロボットフィンガを学習時と同じ物体にわずかに接触させ，ロボット手を上方に移動させる．実験開始時は把持力が不十分なため滑りが発生するが，滑りを検出することで把持力を増加させ物体を持ち上げることができる．図6は物体の動きを視覚センサで観測し，物体を持ち上げた時刻を示している．上の図は滑り検出を視覚センサで行った場合で，下の図はニューラルネットワークで行った場合である．どちらを用いても把持力制御は可能だが，ニューラルネットワークを用いた方が速く物体を持ち上げることが可能なのが見える．また同様の実験を学習時と同じ物体および同質量の角材に対して50回ずつ繰り返し行い，持ち上げた時刻の平均と標準偏差を求めた．その結果を図7に示す．この図より，どちらの物体に対しても把持力制御が可能であり，また視覚センサを用いた場合よりも速く物体を持ち上げていることが分かる．

5 おわりに

本研究ではキャリブレーションの難しい柔軟指を搭載したロボットシステムを用い，これに物体を持ち上げる動作を行わせた．そして発生した滑りを触覚センサによる振動情報と，視覚センサによる物体とロボットの相対運動として観測しこれらの関係を学習させた．この学習によりロボットは設計者が明示的に触覚センサをキャリブレーションせずに滑りの表現をニューラルネットワーク上に獲得した．また，学習時とは異なる物体に対しても滑りを検出することが可能であることから，提案手法は滑り検出を適応的に行えると言える．さらにニューラルネットワー

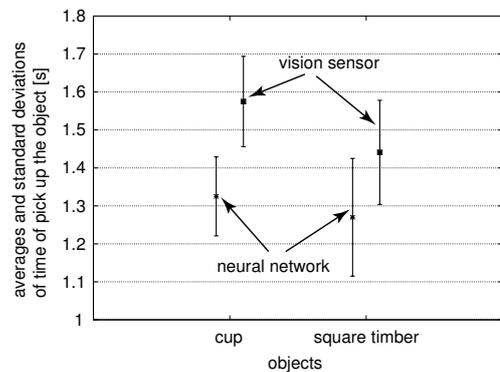


Fig.7 Averages and standard deviations of picking up the objects

クによる滑り検出は視覚センサよりも速いため，把持力制御に利用すると滑りの発生を抑制することが可能なことを示した．

本研究ではロボットに与えたタスクが非常に単純であり，検出した滑りは並進滑りのみである．器用な操りを実現するには回転滑りを検出可能であることが望ましい．また，柔軟指は圧力センサを持っているが本研究ではこれの利用について示していない．さらに視覚センサ出力は滑りの有無と移動方向のみで単純である．人間が行うような器用な動作をロボットに行わせるには視覚センサ出力や学習方法についても考慮する必要がある．

参考文献

- [1] A. Bicci and V. Kumar: "Robotic grasping and contact: A review", In Proceedings of the 2000 IEEE International Conference on Robotics and Automation, pp. 348-353, 2000.
- [2] D. J. O'Brien and D. M. Lane: "Force and slip sensing for a dextrous underwater gripper", In Proceedings of the 1998 IEEE International Conference on Robotics and Automation, pp. 1057-1062, 1998.
- [3] Y. Yamada, H. Morita, and Y. Umetani: "Vibrotactile sensor generating impulsive signals for distinguishing only slipping states", In Proceedings of 1999 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems, pp. 844-850, 1999.
- [4] I. Fujimoto, Y. Yamada, T. Maeno, T. Morizono, and Y. Umetani: "Development of artificial finger skin to detect incipient slip for realization of static friction sensation", In Proceedings of the IEEE Conference on Multisensor Fusion and Integration for Intelligent Systems, pp. 15-20, 2003.
- [5] Y. Yamada and M. R. Cutkosky: "Tactile sensor with 3-axis force and vibration sensing functions and its application to detect rotational slip", In Proceedings of the 1994 IEEE International Conference on Robotics and Automation, pp. 3550-3557, 1994.
- [6] T. Maeno, S. Hiromitsu, and T. Kawai: "Control of grasping force by detecting stick/slip distribution at the curved surface of an elastic finger", In Proceedings of the 2000 IEEE International Conference on Robotics and Automation, pp. 3896-3901, 2000.
- [7] D. Yamada, T. Maeno, and Y. Yamada: "Artificial finger skin having ridges and distributed tactile sensors used for grasp force control", Journal of Robotics and Mechatronics, 14-2, pp. 140-146, 2002.
- [8] R. Pfeifer and C. Scheier: "Understanding Intelligence", MIT Press, 1999.
- [9] 多田，細田，浅田： "内部に触覚受容器を持つ人間型柔軟指"，日本ロボット学会誌，vol. 23, no. 4, pp. 482-487, 2005.