

視覚と触覚を持つ人間型柔軟指による把持行動の獲得

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, † 阪大 FRC)

Acquiring the Grasp Behavior by Anthropomorphic Soft Fingertips with Vision and Tactile Sensors

Yasunori Tada* , Koh Hosoda*† , and Minoru Asada*†
(* Dept. of Adaptive Machine Systems, † HANDAI Frontier Research Center, Graduate School of Engineering, Osaka University)

Abstract— To build an adaptive autonomous robot, it has to acquire many behavior by itself because a designer can not know all of situations. This paper proposes that the robot acquires controlling of grasping force by itself. The robot system contains robot fingers and vision sensor. The robot finger has an anthropomorphic soft fingertip which contain strain gauges and PVDF (polyvinylidene fluoride) films as tactile receptor. At the learning phase, the robot picks up an object. At the same time, the robot builds a neural network for correlation between tactile sensor and vision sensor. In this phase, the robot acquires a method for grasping the object without the designer's teaching. After the learning, the robot can pick up the object by minimum grasping force. Additionally, when the weight of the object becomes heavier, the robot does not drop the object by updating the connection weights.

Key Words: soft finger, tactile sensor, distributed receptors, grasp control, sensor fusion

1. はじめに

従来の多くのロボットハンドはタスクを実行するために、力覚センサの出力やロボットハンドの姿勢などの情報を設計者が設定した世界座標系での表現に変換し利用している [1, 2, 3] . こうすることにより設計者がロボットに行なわせるタスクを容易に与えられるからである . しかしこのような方法では、設計者が想定していない状況が発生したときに適応的にタスクを実行することができないことが予想される . さらに制御系設計を簡単にするためにロボットハンドは硬く、物体に対して点接触することを前提とし、少数のセンサ素子しか使用していない . そのため、対象物体との滑りといった接触状態を詳細に知ることができず、タスクが限られてしまう .

一方で、人間の指は柔軟で物体と面接触することから安定した把持が行いやすい . また皮膚には複数種類の触覚受容器がたくさん存在し、それらの受容器は種類毎に接触力や滑りなど異なる感覚に対応していると言われている [4] . さらに人間は触覚以外にも視覚などの感覚器を持ち、それら複数の感覚器からの情報を統合して器用な動作を行なっていると考えられる .

ロボットにおいても、器用な動作を行わせるためにたくさんのセンサを使うことが考えられる . しかし従来のようにセンサ情報を世界座標系に変換する方法では、センサ数が非常に多い場合や、センサの正確な位置が分からない場合には適用することが難しい . そこ

で、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からセンサ間の関係をロボット自身で発見すれば、世界座標系への変換は必要無くなり、また様々なタスクに適応可能になると考えられる .

久野ら [5] は、適応視覚サーボと力覚センサを持つロボットハンドを使い、ロボットを動かしながら未知情報を推定することで物体の操りを実現している . しかし、それらのセンサ情報の統合は設計者が与えており、ロボット自身がセンサ間の関係を発見したとは言えない . また Hosoda et al.[6] は触覚センサと視覚センサの情報をヘッブ学習で学習することで、2つのセンサの相関を発見することを提案しているが、獲得した相関情報をロボットの制御には利用していない .

本研究では、人間の指のように柔軟で複数の触覚センサを持つ人間型柔軟指と視覚センサを組み合わせたロボットハンドシステムを構築し、ロボットハンドに物体を繰り返し持ち上げさせ、その時の視覚センサと触覚センサの情報から、物体を持ち上げるための把持行動をニューラルネットワークに獲得させる . 学習したニューラルネットワークにより、設計者による明示的な制御指針がなくとも、触覚センサを用いて物体を持ち上げるのに最低限必要な把持力を出力するように制御できる . また把持物体の質量が持ち上げ後に変化して滑り落としそうになると、触覚センサがそれを検出しニューラルネットワークの重みが更新され、物体を落とさずに把持できることを示す .

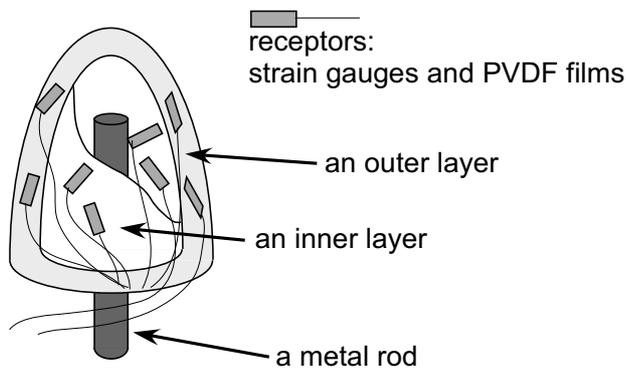


Fig.1 A cross sectional view of the developed anthropomorphic fingertip

2. 人間型柔軟指

Fig.1 に本研究で使用する人間型柔軟指の構造を示す．柔軟指は骨の役割を果たす金属棒と，内部層，外部層という 2 層のシリコンゴムからなる．外部層のシリコンゴムは内部層よりも少し硬くしてある．そして触覚センサ素子として，ピエゾ効果により歪の速度に反応する PVDF (polyvinylidene fluoride) フィルムと静的な歪を計測する歪ゲージが内部層，外部層の様々な位置，方向に埋められている．この構造のため，設計者がセンサ素子の出力を接触力の大きさのような意味のある情報に変換することは非常に難しい．Fig.2 は作成した柔軟指で，直径は 25[mm]，長さは 55[mm] である．この柔軟指の内部層，外部層それぞれに 6 枚ずつの歪ゲージと PVDF フィルムが埋められており，合計で 24 枚のセンサ素子を持つ．

センサ素子が異なる位置，方向に埋められていることで，同種のセンサ素子であっても，ある接触状態に対し，それぞれが異なる応答を示すようになると期待できる．例えば，柔軟指の表面近くにある歪ゲージは，柔軟指と物体間の局所的な静的歪を計測するが，内部層の深い位置にある歪ゲージは柔軟指全体にかかる力を計測する．また，PVDF フィルムは歪の速度に反応し，静的な歪は計測できないという特性があり，さらに PVDF フィルム間のシリコンゴムにより振動が減衰することから，同じ振動に対してそれぞれの PVDF フィルムが異なる信号を出力する．このようにそれぞれのセンサ素子が異なる応答をするために，それらのセンサ信号を比較することで人間型柔軟指のセンシング能力が高くなると期待できる．

3. 自律的な把持行動獲得

前述したように，力覚センサをはじめ，従来の多くのセンサはセンサ素子からの情報を設計者が世界座標系に変換している．しかしこのような方法は環境の変化に適応できず，また本研究で用いる人間型柔軟指の

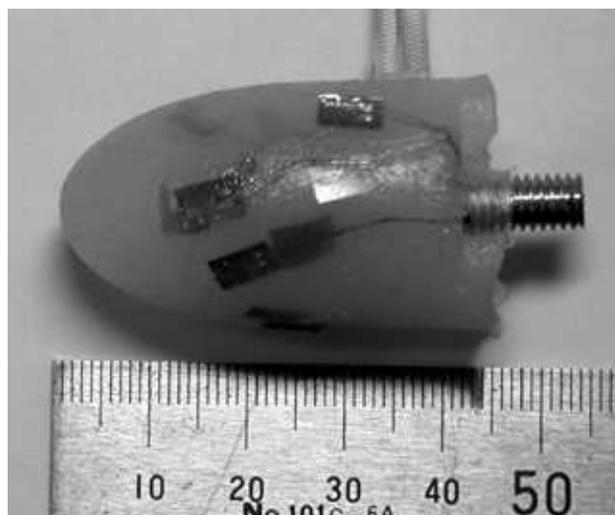


Fig.2 A photo of the completed fingertip

ように多くのセンサ素子がランダムに埋められている場合には，設計者がセンサ情報を世界座標系に変換することは非常に難しい．

そこで人間が行っていると思われる学習過程，すなわち様々な動作を行い，その結果得られる外部刺激を学習するという過程をロボットの学習にも取り入れる．このような手法を用いれば，設計者が各センサ素子を世界座標系に変換する必要がなくなる．また環境が変化した場合にはロボット自身がそれを認知し学習し直すことで，様々な環境においてタスクを実行することができるようになるかと期待できる．

本研究では，人間型柔軟指と視覚センサを使ったロボットハンドで物体を持ち上げる動作を繰り返し行わせ，そのときのセンサ出力をニューラルネットワークに学習させることで物体の把持行動を獲得させる．ここで行う実験では対象物体の質量，摩擦係数は未知とする．またロボットハンドは正負どちらかのモータコマンドが入力されると把持力を一定量ずつ増加あるいは減少するが，モータコマンドと把持力の増減の関係も未知である．そして視覚センサはロボットハンドと対象物体の動きを観察しており，設計者が定めた 3 つの状態，すなわち “持ち上げ成功”，“ロボットハンド停止”，“持ち上げ失敗” で表す．

ロボットの制御システムをブロック線図で表すと Fig.3 のようになる．そしてニューラルネットワークの部分を詳細に書いたのが Fig.4 である．ニューラルネットワークはセンサネットワークと，モータネットワークの二つからなる．センサネットワークは触覚センサと視覚センサの関係を学習し，物体の把持状態を出力するためのもので，モータネットワークはセンサネットワークの出力をモータコマンドに変換するためのものである．なお，図中に書かれている数字はそのノー

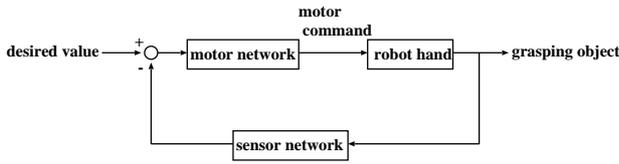


Fig.3 Block diagram of robot hand controller

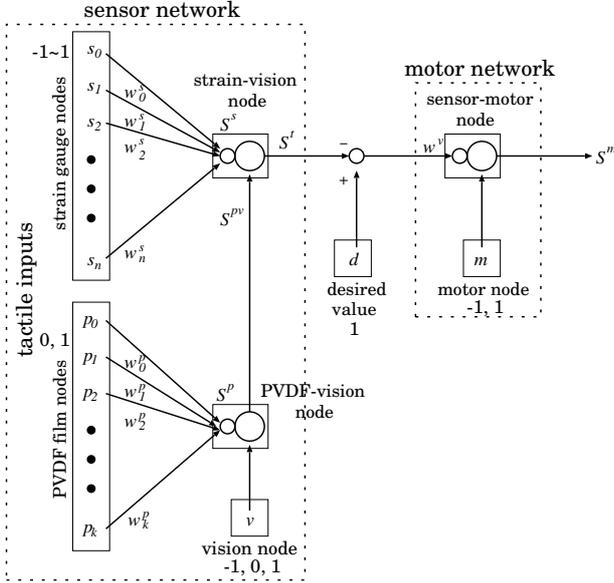


Fig.4 Neural network for acquiring grasp behavior

ドへの入力値，または入力値の範囲を示している．

まず，センサネットワークについて解説する．センサネットワークでは視覚センサと触覚センサの関係をヘップ学習によって獲得する．このネットワークの歪ゲージノード s_n へは，各歪ゲージの出力の最大値で正規化した値が入力される．また PVDF フィルムノード p_k には，各 PVDF フィルム出力の最大値で正規化された値が閾値以上の場合 1 が入力され，閾値未満の場合には 0 が入力される．視覚ノード v には物体の把持状態 $-1, 0, 1$ が入力され，これらは“持ち上げ失敗”，“ロボットハンド停止”，“持ち上げ成功”を意味する．このニューラルネットワークの出力 S^t は次式で求める．

$$S^s = \sum_n s_n w_n^s \quad (1)$$

$$S^p = \sum_k p_k w_k^p \quad (2)$$

$$S^{pv} = S^p + v \quad (3)$$

$$S^t = S^s + S^{pv} \quad (4)$$

ここで， w_n^s は歪ゲージノードと PVDF-視覚ノードの接続重み， w_k^p は PVDF フィルムノードと視覚ノードの接続重みである．

次にモータネットワークについて解説する．モータネットワークではセンサネットワークの出力 S^t と学

習時のモータコマンドからロボットハンドの把持力を制御する方法をヘップ学習で獲得する．そして学習後は S^t と目標値 d との差からロボットハンドの把持力を制御する．ここで目標値とはセンサネットワークが出力すべき値であり，これは物体の持ち上げ成功時に視覚センサの出力する値 1 とする． m はロボットハンドの把持力を増加させているか，減少させているかを示すモータコマンドで $-1, 1$ の 2 値である．この値は学習時のみ入力し，学習後は常に 0 とする．このネットワークの出力 S^m は次式で求める．

$$S^m = (d - S^t)w^v + m \quad (5)$$

ここで w^v は接続重みである．

これらのニューラルネットワークの重みの更新は次式で行う．

$$\Delta w_n^s = \alpha s_n S^{pv} (1 - S^a) \quad (6)$$

$$\Delta w_k^p = \beta p_k v \quad (7)$$

$$\Delta w^v = \gamma S^t m \quad (8)$$

$$S^a = \sum_n s_n^a w_n^s \quad (9)$$

ここで α, β, γ は学習率である．式 (9) で定義されている S^a は，物体の持ち上げに成功した瞬間の歪ゲージの値 s_n^a と現在の接続重みの積を合計したもので，式 (6) から分かるようにこの値が 1 に近づくように接続重み w_n^s を更新している．この 1 という値は物体把持に成功したときの視覚センサの出力値であり，これにより歪-視覚ノードは物体把持に必要な最小の把持力を学習することになる．一方，PVDF-視覚ノードの学習では，PVDF フィルムが歪の変化に反応するという特徴があるため，把持の成功時にはあまり学習せず，滑りが発生している時の視覚センサと PVDF フィルム出力の関係を学習することになる．そしてこれらのニューラルネットワークを使うことで，学習後には視覚センサの入力がなくとも触覚センサからの入力のみで把持力を制御することが可能になる．

4. 物体把持実験

提案するニューラルネットワークの能力を示すために，ロボットに物体を掴み上げる行動を獲得させる．対象物体はプラスチック製のジョッキで，質量，摩擦係数は未知である．このジョッキを掴み上げる動作を繰り返し，その時のセンサ情報からジョッキを掴むためのモータコマンドや，持ち上げるのに最低限必要な把持力を獲得させる．また，持ち上げたジョッキに水が注がれて質量が増加し滑り落としそうになると接続重みが更新され，物体を落とさずに把持できることを示す．

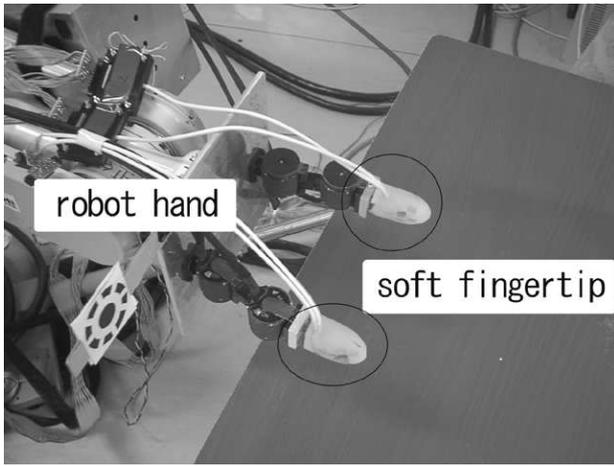


Fig.5 Fingertips are mounted at robot fingers.

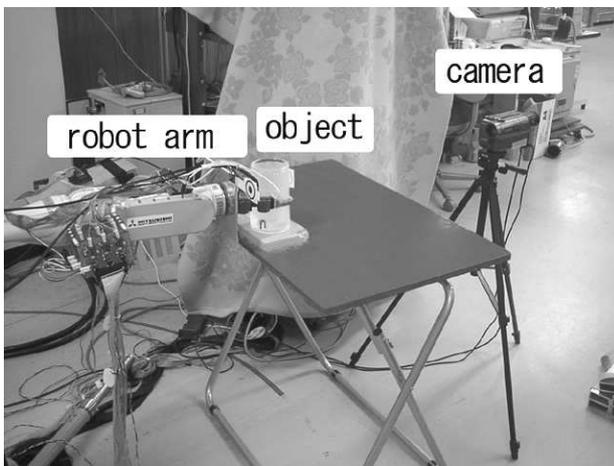


Fig.6 A robot system includes a robot arm, a robot hand, and a video camera.

4.1 実験装置

Fig.5 に示すように、作成した人間型柔軟指は 2 指ロボットハンドに取り付けられており、これで対象物体を掴む。このロボットハンドは各指に 2 自由度を持つが、本研究では把持力の制御のみ扱うので 1 自由度のグリップとして機能させる。また触覚センサ出力を制御コンピュータに取り込むための A/D コンバータのチャンネル数に限りがあるため、片方の人間型柔軟指の触覚センサのみ使用する。そしてロボットハンドは Fig.6 のようにロボットアームに取り付けられており、上下に移動させることができる。またその様子はビデオカメラで観測されている。

この実験装置で物体を持ち上げたときの人間型柔軟指のセンサ出力例を Fig.7 に示す。この実験では設計者が試行錯誤して把持力制御を行った。すべてのセンサ素子の出力を示すことは無意味なため、持ち上げた際に反応の大きかった一部の歪ゲージと 1 枚の PVDF

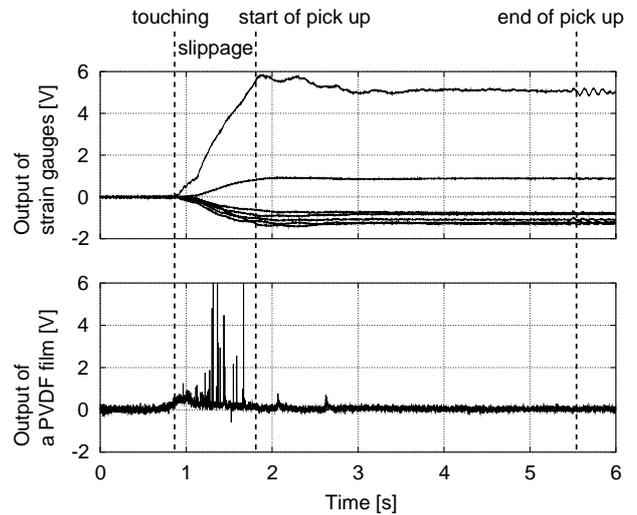


Fig.7 An example of sensor output when the fingertip pick up the object

フィルムの出力のみ示す。実験は人間型柔軟指が物体に接触する前から始め、把持力を強めながらロボットハンドを上を移動させることで物体を持ち上げる。Fig.7 において、約 0.9[s] で人間型柔軟指が物体に接触を始めるが、約 1.8[s] までは把持力が足りないために物体表面を滑っている状態である。その後、持ち上げるのに十分な把持力となり、約 5.5[s] まで持ち上げを行っている。この図から分かるように歪ゲージは接触力に反応し、PVDF フィルムは接触した瞬間や滑っているときなど、歪に変化が生じたときに反応する。なお、歪ゲージ出力が正を示すものと負を示すものがあるが、これは歪ゲージの配置によって素子の変形方向が異なるためである。

4.2 学習過程

人間型柔軟指は歪ゲージと PVDF フィルムを 12 枚ずつ持っているが、すべての素子は使わず、今回のタスクに適していると思われる素子を選んで学習させた。歪ゲージは出力の大きさの最大値が 1.5[V] 以上の素子を使い、PVDF フィルムは滑りに良く反応した外部層 No.3 の素子を使うことにした。

ニューラルネットワークの学習は次のように行う。

1. ロボットハンドを物体の下部に移動する。この時点では人間型柔軟指は物体に接触していない。
2. ロボットハンドを上を移動し始めると同時に把持を開始する。学習時はモータネットワークの出力値 S^m にかかわらず、把持力を増加する方向に動かし続ける。
3. 2 の動作を行っているときの触覚センサ、視覚センサ、モータコマンドからニューラルネットワークの学習を行う。

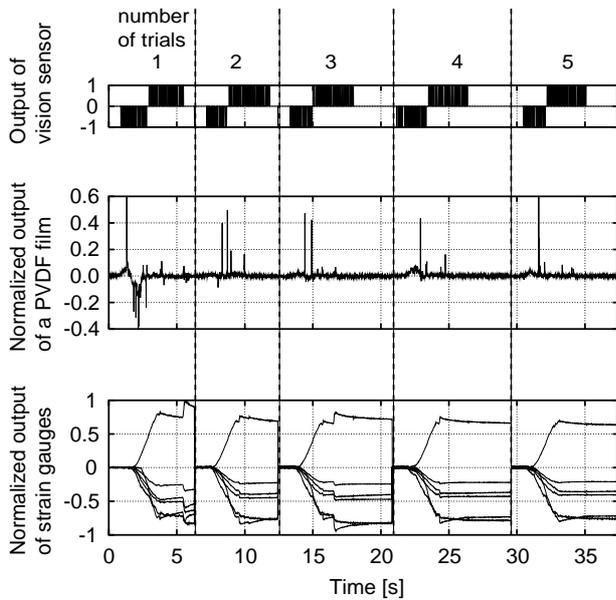


Fig.8 Time courses of visual and tactile sensor outputs at learning

4. 以上を繰り返す .

以上により接続重み w_n^s , w_k^p , w^v が強化され、物体を落とさない最小の把持力を出力するにはどのようなモータコマンドを出すべきか、物体と人間型柔軟指に滑りが生じている時はどのように重みを調整すべきかを獲得する . とここで、この学習過程 2. においてモータネットワークの出力値にかかわらず、ロボットハンドの把持力を増加する方向に動かしたのは、人間型柔軟指が物体に接触しないと触覚センサの各ノード s_n , p_k が 0 となり、学習が進まないためである . また、使用するニューラルネットワークが線形のため、把持力を減少させた場合の学習をしなくとも把持力を減少させるモータコマンドを出力可能である .

学習過程の視覚センサ、PVDF フィルム、歪ゲージの出力を Fig.8 に示す . 視覚センサ出力が負を示している間は把持力が足りず物体の持ち上げに失敗しており、人間型柔軟指が物体表面を滑っている状態である . 逆に正の出力の時は物体の持ち上げに成功している状態である . PVDF フィルムの出力を見ると視覚センサ出力が負の時に大きな出力が見られ、逆に正の時には大きな出力は見られない . このため、PVDF フィルム-視覚ノードの学習では滑りを学習することになる . 一方、歪-視覚ノードでは、把持に成功したときの視覚センサ出力と歪ゲージ出力から物体把持に最低限必要な把持力を獲得する . なお、この学習において把持に失敗しているときも歪-視覚ノードの学習が行われるが、失敗しているときの歪ゲージ出力は小さく、また失敗時の学習回数よりも成功時の学習回数のほうが多いた

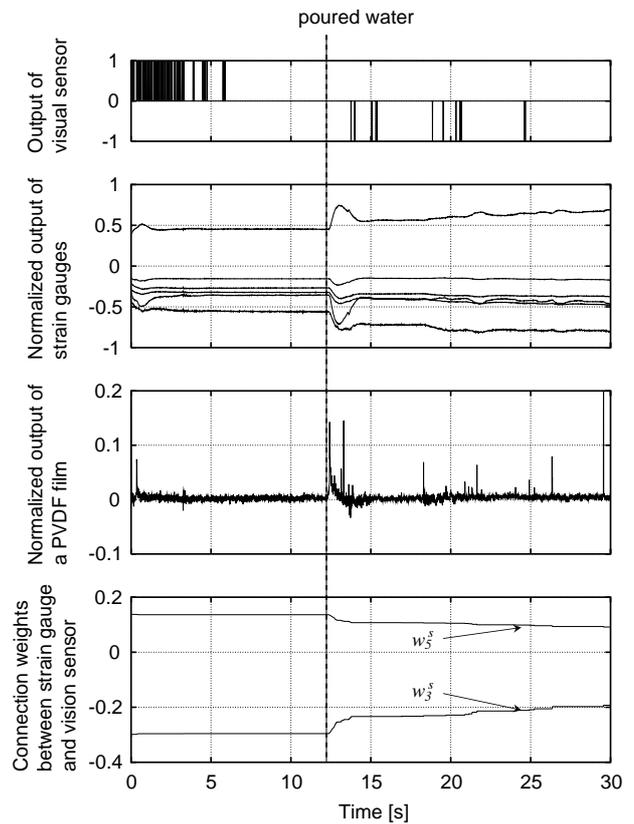


Fig.9 Time courses of output of strain gauges and PVDF film at after learning

め、把持に失敗しているときの学習は無視できる . なお、歪ゲージ出力において非常に大きな出力が示されているのは、学習段階ではモータ出力が最大になるまで把持力を増加させているためである .

4.3 学習後

学習後のニューラルネットワークによって、物体を持ち上げるのに最低限必要な把持力で掴み、また持ち上げ後に質量が増加しても落とさずに把持できることを実験で示す . この実験では触覚センサが視覚センサの役割を果たすことを示すため、ニューラルネットワークへの視覚センサ入力 v を常に 0 とした . ただし、実験データの解析に必要なため視覚センサデータの記録は行っている . また、モータネットワークへの入力値 m も常に 0 とする . Fig.9 に実験時の視覚センサ、歪ゲージ、PVDF フィルムの出力と接続重み w_n^s の変化を示す . この実験では人間型柔軟指が物体を把持した状態から開始した . 歪ゲージ出力を Fig.8 と比べると学習時のように大きな把持力ではなく、弱い力で把持していることがわかる . そして実験開始後 12[s] から 14[s] くらいに対象物体であるジョッキに水を注ぎ物体の質量を増加させた . PVDF フィルム出力を見ると水を注ぎ始めたときに大きな振動が発生しているが、これは

水を注いだことによる衝撃のためと考えられる。その後、視覚センサ出力から分かるように少しずつ物体が滑り落ちているが、PVDF フィルムが反応し、視覚センサの役割を果たすことで接続重み w_n^s が少しずつ更新されている。その結果、把持力が徐々に大きくなり滑りが止まった。

5. おわりに

本研究では、視覚センサを持つ人間型柔軟指を使い、未知の質量、摩擦係数の物体を持ち上げるのに最低限必要な把持力をニューラルネットワークに獲得させた。ニューラルネットワークへの入力には視覚センサのみ設計者が信号の意味を定義し、視覚センサと触覚センサ、および視覚センサとモータコマンドの関係は未知とした。そしてロボットに物体を持ち上げる動作を繰り返し行わせることで、視覚センサと触覚センサ、および視覚センサとモータコマンドの関係を学習し、設計者が明示的な制御手法を与えずに物体の把持を実現した。

しかし、本研究ではニューラルネットワークへ入力する触覚センサ素子を設計者が選択している。また、ニューラルネットワークの構造をトップダウンに与えており、歪ゲージは把持力の検出に、PVDF フィルムは滑りの検出に使用する構造になっている。自律型ロボットにおいて、タスクの実行に必要なセンサ素子の選択やニューラルネットワークの構造はロボット自身がタスクを繰り返し行いながら獲得すべきである。また、PVDF フィルムは歪の速度に反応するため、人間型柔軟指を物体に接触させたり、把持力を変化させた場合にも反応してしまう。そのような接触状態の変化と純粋な滑りとを区別する手法の開発が必要である。さらにニューラルネットワークの学習において、 w_n^s 以外の接続重みは過学習の抑制を行っていないため、設計者が適当なところで学習を終了させなくてはならない。これらは今後の課題である。

参考文献

- [1] P. K. Allen, A. T. Miller, P. Y. Oh, and B. S. Leibowitz, "Using tactile and visual sensing with a robotic hand," In Proceedings of the 1997 IEEE International Conference on Robotics and Automation, pp. 676–681, 1997.
- [2] T. Matsuoka, T. Hasegawa, and K. Honda, "A dexterous manipulation system with error detection and recovery by a multi-fingered robotic hand," In Proceedings of the 1999 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems, volume 1, pp. 418–423, 1999.
- [3] Y. Yokokohji, M. Sakamoto, and T. Yoshikawa, "Vision-aided object manipulation by a multifingered hand with soft fingertips," In Proceedings of the 1999 IEEE International Conference on Robotics and Automation, pp. 3201–3208, 1999.
- [4] 岩村: "ヒト触覚受容器の構造と特性", 日本ロボット学会誌, vol.2, No.5, pp.54–60, 1984.

- [5] 久野拓也, 細田耕, 浅田稔: "視覚サーボと内力の制御の統合に基づく多指ハンドによる操り", 日本ロボット学会誌, Vol.19, No.5, pp.646–651, 2001.
- [6] K. Hosoda, Y. Tada, and M. Asada, "Internal Representation of Slip for a Soft Finger with Vision and Tactile Sensors," Proceedings of the 2002 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems, pp. 111–115, 2002.