

# ダイナミックタッチに基づく物体カテゴリの形成

## Object Category Formation based on Dynamic Touch

高橋 慎也 (JST, 阪大) 正 細田 耕 (JST, 阪大) 正 浅田 稔 (JST, 阪大)

Shinya TAKAMUKU, JST ERATO, Osaka University, shinya.takamuku@ams.eng.osaka-u.ac.jp  
Koh HOSODA, JST ERATO, Osaka University  
Minoru ASADA, JST ERATO, Osaka University

This paper proposes an approach of object category acquisition based on object shaking behavior. By varying the holding position and shaking the objects, the robots are able to acquire object categories which can be generalized to objects with different size and shape. Experimental results are shown where poor control robot with McKibben actuators acquires and recognizes object categories of three types, namely rigid objects, paper materials and PET bottles with water. The proposed approach seems effective for object categorization of domestic robots. The study also indicates the possible role of object shaking behavior in object category acquisition of infants, which has not been discussed so much in the field of developmental psychology so far.

**Key Words:** Dynamic Touch, Affordance, Active Categorization

### 1 はじめに

近年, 家庭を始めとする人間の生活環境で活動することを目的としたロボットが多く開発されている. このようなロボットは人間が利用している多様な対象物を認識し取り扱う能力を備えることが必要である. ところが現状の多くのロボットでは, いくつかの対象物に特化した認識器を設計者が予め与えるのみであり, その認識は色や模様情報のみに依存している. そのため認識できる対象物はマーカーのついた物体や特徴的な色の物体に限られ, 照明条件や背景の変化に影響されやすい. 家庭用ロボットでは本来, 取り扱う対象物が設計の段階では未定である. そのため, ロボットはユーザの教示や自身の身体的経験を通して自律的に対象物カテゴリを形成する能力を備えることが望ましい.

身体的経験を通して自律的に物体カテゴリを形成する能力については人間の幼児が一つの優れた手本である. 幼児は受動的に視覚的情報を処理するのみでなく, 能動的に対象に働きかけ触覚や運動感覚を駆使して優れたカテゴリ化の能力を示す. そのため, これまでにいくつかこのような幼児の対象物カテゴリ化の過程をロボットに導入し, その有効性を検討する研究が行われてきた. Natale et al.<sup>1)</sup> は把持によって対象の形状や柔らかさの情報を抽出し, その情報を自己組織化マップに入力して物体カテゴリを形成するアプローチを検証している. また, Ogata et al.<sup>2)</sup> は対象を横から押したときの音響情報, 視覚情報, 触覚情報を RNNPB(パラメトリックバイアスを導入したリカレントニューラルネットワーク)に入力して物体カテゴリを形成するアプローチを検証している. しかし, これまで検証されてきた把持などのアプローチはいずれも対象との接触状態に依存した局所的な情報のみを抽出する方式となっており, 対象物の接触状態, 形状, 大きさなどが異なるとカテゴリの認識が機能しないことが多い.

本研究では幼児が物体を把持できるようになる2ヵ月前後から観察できる物体を振るダイナミックタッチという振る舞いに着目し, その対象物カテゴリ化への有効性を検証する. ダイナミックタッチは一度の接触で対象全体に関する情報を抽出することを可能とするため<sup>4)</sup>, 接触状態, 大きさ, 形状などに依存しない効率的な対象物カテゴリの形成が期待できる. また, 周期的な運動で安

定なアトラクタを形成することで, 正確な運動制御が期待できない状況においてもロバストな認識が期待できる. ダイナミックタッチをロボットに導入した例としてはこれまでに Williamson et al.<sup>5)</sup> や Suzuki et al.<sup>3)</sup> の研究があるが, 彼らはダイナミックタッチの物体カテゴリ化への有効性を検証するには至っていない. 本研究はロボットのカテゴリ形成の能力の向上させるだけでなく, 観察が困難であるため従来研究が乏しい幼児のダイナミックタッチの役割の理解への貢献も期待できる.

### 2 提案手法

周期的な駆動力を加えて対象を振り, 得られるセンサ時系列情報を用いて対象物カテゴリを形成するアプローチを提案する. 得られるセンサ信号は周期的であるため, フーリエ変換により得られる振幅スペクトルと位相スペクトルを特徴ベクトルの要素としてパターン認識を行う. 主な情報処理の流れを Fig. 1 に示す. 教示のために与えられる対象物をいくつかの異なる把持状態で振ることで大きさや形状に依らないカテゴリを形成する.

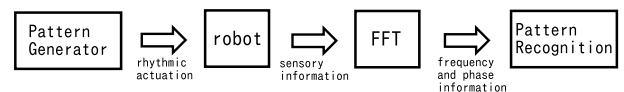


Fig.1 Information flow in proposed approach.

### 3 実験環境

実験ではマッキベン型空気圧アクチュエータで駆動するロボットアームを用いた. ロボットにはセンサとして関節角度を取得するポテンショメータと音響情報を取得するマイクロフォンを搭載した. ロボットの構成を Fig. 2 に示す. 物体を振る運動は水平面内で行われ, 空気圧アクチュエータの圧力が一定のサイン波形となるように弁の開閉をフィードバック制御することで実現した. パターン認識には NN(Nearest Neighbor) 法を用いた. パターン認識のための距離は以下の式で計算した. ここで  $p_1, p_2$  は特徴ベクトルであり,  $i = 1$  から  $N_1$  までが振幅成分,  $i = N_1$  から  $N_2$  までが位相成分である. 実験では

$N_1 = 10000, N_2 = 10000$  とした.  $K_1, K_2$  は重み付けのパラメータであり, 実験ではそれぞれ  $K_1 = K_2 = 1.0$  とした.

$$d(\mathbf{p}_1, \mathbf{p}_2) = K_1 \sum_{i=1}^{N_1} |p_{1i} - p_{2i}| + K_2 \sum_{i=N_1+1}^{N_2} |p_{1i} - p_{2i}|$$

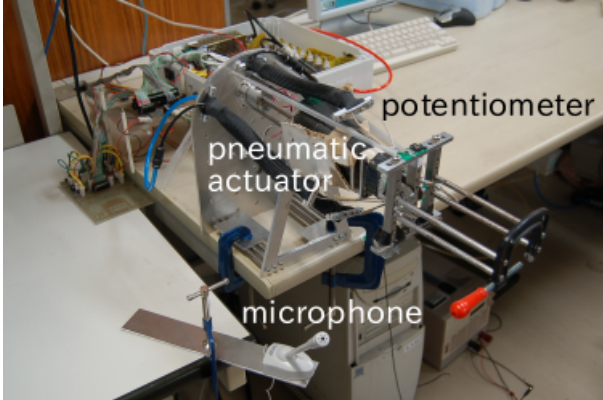


Fig.2 Robot used in experiment.

タスクとしては Fig. 3 に示す 3 種類の対象物カテゴリ (剛体, 水の入ったペットボトル, および紙材) の形成に取り組んだ. 実験ではそれぞれのカテゴリについて左端に示した対象物を 3 つの把持状態で振らせ, その後残りの 2 つの対象物をそれぞれ異なる 5 つの把持姿勢で振らせて対象カテゴリの正当率を調べた. 剛体は大きさと形状が, ペットボトルは水量と容器の大きさが, 紙材は厚みと大きさが異なる.

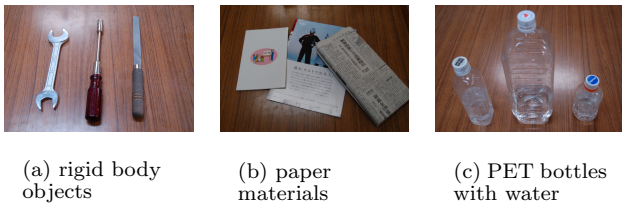


Fig.3 Objects used in experiment.

#### 4 実験結果

Fig. 4 に得られた対象物の振幅成分を示す. 各々の対象物が異なる振幅成分を示し, 対象物の区別が可能な特徴量が選択できていることが分かる. 次に提案手法を用いた場合のカテゴリの正当率を Table 2 に示す. 正当率はマイクフォンを用いた場合に格段によくなった. ただし, この場合の紙材カテゴリにおける失敗は新聞を折って把持し, 剛体として誤認してしまった例を示している.

Table 1 Success rate of categorization.

sensor	rigid	paper	water
potentiometer	90%	30%	10%
microphone	100%	90%	100%

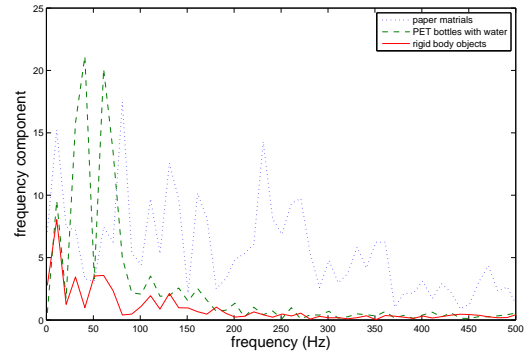


Fig.4 Frequency components of the objects.

#### 5 考察

本実験で用意された対象物はいずれも大きさや形状が様々であり, ペットボトルは透明である. そのため, 局所的な情報を抽出する把持などのアプローチも視覚的特徴を用いたアプローチも対象物カテゴリの形成に有効ではない. また, ロボットはマッキベン型空気圧アクチュエータで駆動するため正確な制御が困難である. 本実験の成果はこのような困難な状況でも, 同じ対象を異なるいくつかの把持状態で振り, その際に得られる音響情報を用いると大きさや形状に依存しない対象物カテゴリの形成が可能であることを示す. 対象を振るとき対象のダイナミクスによって関節角度の時系列も変化するが, 音響情報を用いた方が把持位置, 大きさ, 形状などに依らないカテゴリを容易に形成できることが分かった. 最後に, 本研究で取り組んだ物体カテゴリ形成のタスクは人間の幼児のそれと共通の困難に向き合っており, 物体を振るダイナミックタッチが人間の幼児の物体カテゴリ形成に寄与している可能性を示唆する. 今後は心理学実験と合わせて, 物体カテゴリ獲得におけるダイナミックタッチの役割の解明を目指す予定である.

#### 参考文献

- [1] Lorenzo Natale, Giorgio Metta, and Giulio Sandini. Learning haptic representation of objects. *Proc. of International Conference on Intelligent Manipulation and Grasping*, 2004.
- [2] Tetsuya Ogata, Hayato Ohba, Kazunori Komatani, Jun Tani, and Hiroshi G. Okuno. Extracting multimodal dynamics of objects using rnnpb. *Proceedings of IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems*, pp. 160–165, 2005.
- [3] Mototaka Suzuki, Kuniaki Noda, Yuki Suga, Tetsuya Ogata, and Shigeki Sugano. Dynamic perception after visually guided grasping by a human-like autonomous robot. *Advanced Robotics*, Vol. 20, No. 2, pp. 233–254, 2006.
- [4] Michael T. Turvey. Dynamic touch. *American Psychologist*, Vol. 51, pp. 1134–1152, 1996.
- [5] Mathew M. Williamson. Rhythmic robot arm control using oscillators. *In Proc. of IEEE/RSJ Int. Conf. on Intelligent Robots and Systems*, pp. 77–83, 1998.