

ダイナミックタッチによるカテゴリ獲得

高椋 慎也 細田 耕 浅田 稔

JST ERATO

大阪大学

Object Categorization by Dynamic Touch

Shinya TAKAMUKU Koh HOSODA Minoru ASADA

JST ERATO

Osaka Univ.

Abstract— The acquisition of object categories shared within the human society is a prerequisite for robots to communicate with the users in a humanlike manner. However, due to the difficulty of approaching the task, endless discussion have been made on how such categories can be acquired. In the paper, we give some results from a robot experiment which shows that shaking behaviors, frequently observed from the early stage of infancy, can play an important role in acquiring humanlike categories. In the experiment, the robot acquired the categories of paper materials, bottles with water, and rigid objects by shaking.

Key Words: active sensing, affordance, categorization, dynamic touch, dynamic systems approach.

1. はじめに

近年、家庭をはじめとする人間の生活環境で活動することを想定したロボットの開発が盛んに行われている [1] [2] [3]. このようなロボットは人との自然なコミュニケーションを期待されるが、そのためにはロボットが人間社会で共有されているカテゴリを獲得することが重要である. カテゴリを共有することは効果的なコミュニケーションの必要条件である [4]. 人間がもっているカテゴリを獲得することは人間と類似した視点で世界を捉えることにつながり、言語獲得を基礎づける語彙獲得に不可欠である. 現状の家庭用ロボットでは設計者が個々のカテゴリについて認識器を用意しているため、認識できる対象がボールや人間の顔などに限定される. 扱うべき対象の多様性を考えれば、ロボットが対象との相互作用を通じて自律的にカテゴリを獲得していく能力を備えることが望まれる.

このようにカテゴリ獲得はきわめて重要な課題であるが、それはまた同時に最も困難な認知の問題のひとつでもある. 人間が日常の中で扱う対象は複雑かつ多様であるため問題の形式化が困難であり、シミュレーションをはじめとするあらゆる抽象的なアプローチはその有効性に疑問を残す. 問題に迫る別のアプローチとして同じ問題に取り組む幼児の観察が挙げられる. 発達心理学者や言語学者はこれまで単語の一般化の傾向 [5] [6] や馴化・脱馴化の傾向 [7] の観察を通して幼児のカテゴリについて調べてきた. しかし、これらの観察から得られる理論は形状や機能といった客観的な概念に基づいたものが多

く、感覚運動レベルからカテゴリが獲得されるプロセスを説明するまでには至らない. これは観察が他者視点であることに伴う必然的な限界である.

このような事情から近年、ロボットを用いてカテゴリ獲得を理解しようとする取り組みが注目を集めつつある. Pfeifer and Scheier [8] が主張するようにカテゴリ獲得においては対象カテゴリの不変項を抽出する能動的な接触が重要な役割を果たす. ロボットを用いたアプローチのひとつの長所は幼児の対象に対する能動的な接触を再現することによって、このような振る舞いのカテゴリ獲得における役割を明らかにすることができることである. Natale et al. [9] は対象物を把持したときの触覚情報を自己組織化マップに入力して、形状や柔らかさを反映した対象物カテゴリを形成するシステムを開発している. また、Ogata et al. [10] は対象物を側面から押したときの視覚、音響、および触覚情報を RNNPB (パラメトリックパイアスを導入したリカレントニューラルネットワーク) に入力して対象物カテゴリを形成するシステムを提案している. これらの取り組みはいずれも能動的な接触が対象物の表象を豊かにする上で重要であることを示した. しかし、これまでに検証された把持などの探索行動はいずれも対象との接触状態が変化するとカテゴリの認識が保証されないという問題を抱えている.

このような問題を避けるために我々はよりダイナミックな探索行動である対象物を振る運動に着目する. この運動は客観的な観測の困難さなどから心理学などの分野でも十分に扱われてこなかったが、いくつかの点でカテ

ゴリ獲得に有効であることが期待できる．先ず，Turvey [11] が指摘したように振る運動は対象全体に関する情報を与えるため，把持位置に依らないカテゴリ獲得に有効であると考えられる．また，周期的な駆動は引き込み現象を引き起こすため，粗い制御系でも安定した認識が期待できる [12]．

本論文ではロボットを用いた実験を通してカテゴリ獲得における振る運動の有効性を検証する．振ることで得られる慣性モーメントの情報から対象物を同定する研究についてはこれまでも既存研究があるが [13]，我々ははじめてこの運動が剛体に限定されないカテゴリ獲得にも有効であることを示す．論文では先ず，提案手法について述べ，続いて実験設定および結果を，最後に結論と考察を述べる．

2. 提案手法

我々は振る運動によって得られるセンサ情報から対象物カテゴリを獲得するシステムを提案する．Fig. 1 にそのシステムの概要を示す．先ず，周期的な駆動力を加えて引き込み効果による安定な振り動作を生み出す．つづいてフーリエ変換により音響信号の振幅スペクトルを得る．このフーリエ変換については人間においても同様の情報処理が行われていることが知られている [14]．最後に得られた振幅スペクトルをクラスタリングのネットワークに入力する．対象を持ち替えて複数の把持状態で振れば，獲得される対象物カテゴリの大きさや形状，接触状態の変化に対するロバスト性を高めることができる．

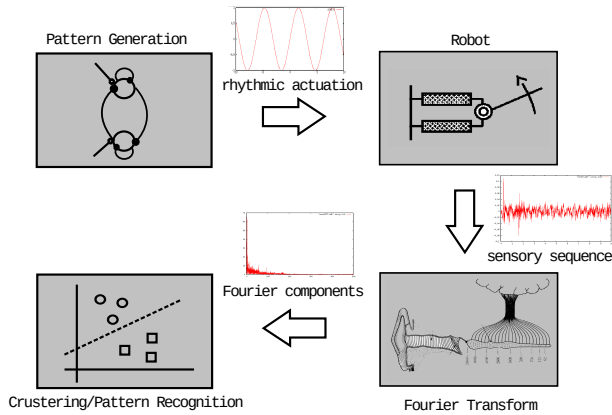


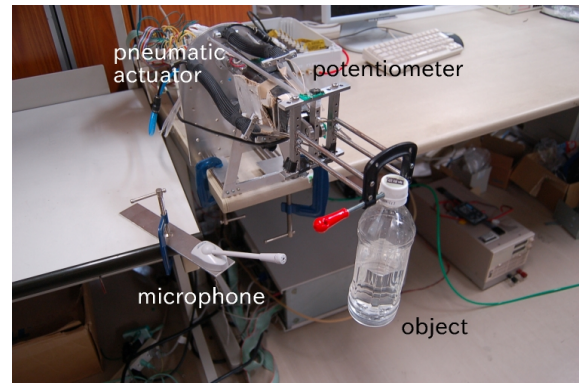
Fig.1 An overview of the proposed approach

3. 実験設定

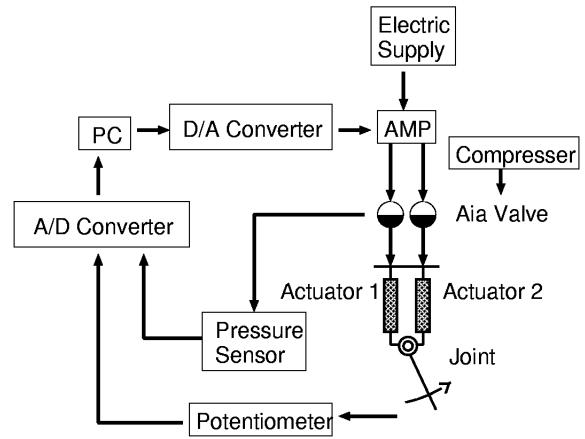
実験では引き込み効果を期待してマッキベン型空気圧アクチュエータを備えたロボットアームを用いた．ロボットは音響信号を得るためのマイクロフォンと角度情報を得るためのポテンショメータを備えている．ロボットの概観と制御系を Fig. 2 に示す．問題を簡略化するためロ

ボットには対象物を重力と垂直な平面上で振らせた．拮抗に配置したアクチュエータに逆位相で空気を吸排気して振り運動を実現した．対象を振っている時間は 30 秒とした．得られる特徴ベクトルのカテゴリ形成に対する有効性は自己組織化マップ [15] を用いた検証した．距離関数は以下の式によって与えられる．なお， p_{1i} と p_{2i} はそれぞれ特徴ベクトルの要素であり， N はその要素数である．実験で用いた振幅スペクトルでは $N = 1500$ である．

$$d(\mathbf{p}_1, \mathbf{p}_2) = \sum_{i=1}^N |p_{1i} - p_{2i}|$$



(a) Photograph



(b) Control system

Fig.2 Robot used in the experiment

タスクとしては剛体，紙材，および水の入った容器という 3 つのカテゴリの獲得に取り組んだ．実験で用いた対象物を Fig. 3 に示す．最初のいくつかの対象物はコントロールされた差違を持つ．すなわち，対象物は互いに

大きさや量などひとつの条件だけが異なる。続く残りの対象物はコントロールされていない差異を持つ。先述のように日常的な対象物は多様であるため、このように制限されない差異を備えた対象群を使用することがカテゴリ獲得を検証する実験には必要である。剛体は大きさや形状、紙材は大きさや形状や厚み、容器は大きさや形状や水の量などが異なる。各々の対象物は外見が大きく異なり、透明な対象物さえ含むため視覚的な情報のみに依るカテゴリ形成は困難であると考えられる。また、把持状態によって触覚情報が異なるため把持によるカテゴリ形成もまた困難であると予想される。

4. 結果

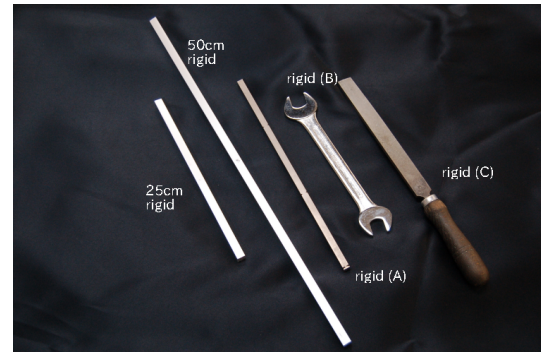
まず、各々の対象物カテゴリについて、その対象物から得られる特徴ベクトル、すなわち音響信号の振幅スペクトルを示す。ここでは比較のため対象物を持たない場合の振幅スペクトルもあわせて示している。続いて自己組織化マップを用いた特徴ベクトルのカテゴリ形成に対する有効性を検証した分析について示す。

4.1 紙材の音響振幅スペクトル

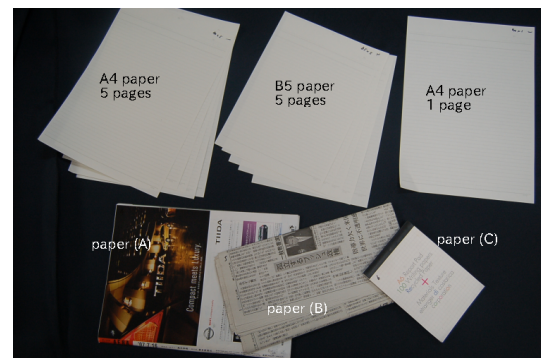
Figs. 4, 5, 6 にそれぞれ大きさ、ページ数、および把持状態が異なる場合の紙材からの音響振幅スペクトルを示す。基本となる条件は5ページのA4の紙を短い辺で把持した場合であった。大きさが小さい条件(5ページのB4の紙)と把持の向きが異なる条件(長い辺で把持)では基本の条件とほぼ同じだが少し小さな振幅のスペクトルが得られた。1ページの条件(1ページのA4)では形状が少し異なるが同じ成分を含んでいる振幅スペクトルが得られた。Fig. 7は新聞や雑誌、小さなノートなど日常的に使用される紙材から得られた振幅スペクトルを示す。紙材は材質や縦横比、大きさなど様々な条件が異なるにも関わらず概ね、等間隔の減衰するピークを持った類似した振幅スペクトルが得られた。

4.2 水の入った容器の音響振幅スペクトル

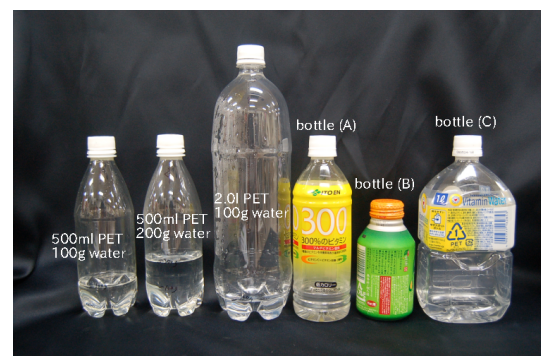
Figs. 8, 9, 10 はそれぞれ大きさ、水量、および把持の向きが異なる場合の容器から得られる振幅スペクトルを示す。基本となる条件は、100gの水が入った500mlのPETボトルを垂直方向に把持した場合であった。容器の大きさが異なる条件(100gの水が入った2.0lのPETボトル)、水量が異なる条件(200gの水が入った500mlのPETボトル)、および把持方向が異なる条件(水平方向に把持した500mlのPETボトル)ではいずれも低い周波数帯域にピークを持つ滑らかな形状の類似した振幅スペクトルが得られた。Fig. 11は形状および大きさの異なるペットボトルやアルミ缶など日常的な容器から得られる振幅スペクトルを示す。全ての条件から概ね類似した



(a) rigid body objects



(b) paper materials



(c) bottles with water

Fig.3 Objects used in the experiment

振幅スペクトルが得られたが、アルミ缶である bottle(B) においては比較的高めの周波数帯域にピークが現れた。

4.3 剛体の音響振幅スペクトル

すべての剛体から対象物を持たない条件とほぼ同様の振幅スペクトルが得られた。これは振っても剛体は音を発しないため当然の結果といえるが、振る運動が対象物が剛体であることを確認する上で効率的な方法であることもまた確かである。

4.4 自己組織化マップを用いた解析

カテゴリ内およびカテゴリ間の特徴ベクトルの差異を視覚化するために、位相関係を保ったまま次元圧縮が可能な自己組織化マップを用いた [15]。音響信号およびその振幅スペクトルを入力した場合の自己組織化マップのクラスタ分布をそれぞれ Figs. 12, 13 に示す。どちらの場合でも 32 個のユニットを持つ 2 階層のネットワークを使用した。図には各々の対象物について最も活動したユニットをプロットしている。図より、生の音響信号はカテゴリ獲得のための適切な特徴ベクトルとならないが、その振幅スペクトルを用いれば大きさ、形状、量、接触状態などによらないカテゴリ獲得が期待できることが分かる。Figs. 14, 15 は関節角度情報およびその振幅スペクトルを利用した場合の自己組織化マップのクラスタ分布を示す。関節角度情報を用いた場合はカテゴリ獲得に適した特徴ベクトルとはならなかった。

5. 結論と考察

カテゴリを特定する不変項は多くの場合、能動的な探索を通してしか得られない。そのため、対象物に対する能動的な接触はカテゴリ獲得に重要な役割を果たす [8]。振る運動に代表されるダイナミックタッチは対象全体の情報を運動者に与えるため接触状態に依らないカテゴリ獲得に有利であると考えられる。この考えは、ロボットが振ったときの音響信号の振幅スペクトルから紙材、水の入った容器、および剛体のカテゴリを獲得できることを示した本実験によって支持された。得られる音響信号の振幅スペクトルは個々のカテゴリごとに異なっていた。つまり、紙材では等間隔の減衰するピークを持つ波形が、水の入った容器では比較的滑らかで低い周波数帯域にピークを持つ波形が、そして剛体では概ね平な波形が得られた。この結果は異なるカテゴリからは異なる振幅スペクトルが得られることを示し、教師ベクトルを増せば増やすほどカテゴリ獲得の性能が高まることを示す。対象物を複数の把持状態で振ることは教師ベクトルを増やす有効な方法のひとつであり、この効果は [16] に示されている。剛体の場合は複数の把持状態や姿勢で対象物を振ると慣性モーメントの様々な成分を知ることができ、対象

物の質量分布を通してより詳細なカテゴリ分けが期待できる。性能を高めるもう 1 つの方法はよりよい特徴ベクトルを選ぶことであり、本実験で扱った対象物については振幅スペクトルの振幅スペクトルが有効であると考えられる。関節角度情報を用いた特徴ベクトルはカテゴリ形成に不適切であった。これについては関節角度を得るポテンショメータがカテゴリを特定するために必要な高い周波数の振動を計測することができなかったことが一つの要因であると考えられる。

本研究で取り組む問題はあくまで人間の持っているカテゴリの獲得である。そのため、問題の解決には人間のカテゴリ獲得過程の理解が不可欠である。その意味で本実験においてロボットが取り組んだ問題設定が人間の幼児と類似していることは興味深い。つまり、学習者は粗い制御の運動しかできず、扱う対象物は把持状態など様々な条件で異なっていた。このようなカテゴリ獲得のタスクにおいて、人間の幼児に見られる振幅スペクトルの抽出という情報処理が有効であったことはとりもなおさず、人間のカテゴリ獲得においても振る運動が重要な役割を果たしている可能性を示唆する。今後の課題としては、幼児の観察実験を通じて幼児における振る運動のカテゴリ獲得における役割を調べることを検討している。また、より正確に人間の振り運動を再現するために、人間と同様の自由度を備えたロボットアームに皮膚センサ [17] を備えた人間型ロボットハンドを接続したロボットの製作を進めている。幼児は対象物ごとに振り方を変えている。カテゴリの不変項を抽出するための振り運動の探索こそ次なる興味深い研究テーマである。

参考文献

- [1] Masahiro Fujita and Hiroshi Kitano. Development of a quadruped robot for robot entertainment. *Autonomous Robots*, Vol. 5, pp. 7–18, 1998.
- [2] Yoshiaki Sakagami, Ryujin Watanabe, and Chiaki Aoyama. The intelligent asimo: System overview and integration. *Proceedings of IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems*, pp. 2478–2483, 2002.
- [3] Kenji Kaneko, Fumio Kanehiro, Shuuji Kajita, Hirohisa Hirukawa, Toshikazu Kawasaki, Masaru Hirata, Kazuhiko Akachi, and Takakatsu Isozumi. Humanoid robot hrp-2. *Proceedings of IEEE International Conference on Robotics and Automation*, pp. 1083–1090, 2004.
- [4] Luc Steels. *The Talking Heads Experiment. Volume 1. Words and Meanings*. Laboratorium, Antwerpen, 1999.

- [5] Barbara Landau, Linda Smith, and Susan Jones. The importance of shape in early lexical learning. *Cognitive Development*, Vol. 3, pp. 299–321, 1988.
- [6] Ellen M. Markman. *Categorization and Naming in Children: Problems of Induction*. MIT Press, Bradford Books, 1989.
- [7] Alan Slater and Michael Lewis. *Introduction of Infant Development*, chapter 7. Oxford Univ. Pr., 2007.
- [8] Rolf Pfeifer and Christian Scheier. *Understanding Intelligence*, chapter 12. MIT Press, Bradford Books, 1999.
- [9] Lorenzo Natale, Giorgio Metta, and Giulio Sandini. Learning haptic representation of objects. *Proc. of International Conference on Intelligent Manipulation and Grasping*, 2004.
- [10] Tetsuya Ogata, Hayato Ohba, Kazunori Komatani, Jun Tani, and Hiroshi G. Okuno. Extracting multi-modal dynamics of objects using rnnpb. *Proceedings of IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems*, pp. 160–165, 2005.
- [11] Michael T. Turvey. Dynamic touch. *American Psychologist*, Vol. 51, pp. 1134–1152, 1996.
- [12] 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.
- [13] C. G. Atkeson, C. H. An, and J. M. Hollerbach. Rigid body load identification for manipulators. *Proceedings of 24th Conference on Decision and Control*, pp. 996–1002, 1985.
- [14] Dale Purves, George J. Augustine, David Fitzpatrick, William C. Hall, Anthony-Samuel Laman-tia, James O. McNamara, and S. Mark Williams. *Neuroscience*, chapter 13. Sinauer Associates Inc., 2004.
- [15] Teuvo Kohonen. *Self-Organizing Maps*. Springer-Verlag, 1995.
- [16] 高棕慎也, 細田耕, 浅田稔. ダイナミックタッチに基づく物体カテゴリの形成. 日本機械学会, ロボティクス・メカトロニクス講演会, Vol. 1A2-L09, , 2007.
- [17] Koh Hosoda, Yasunori Tada, and Minoru Asada. Anthropomorphic robotic soft fingertip with randomly distributed receptors. *Robotics and Autonomous Systems*, Vol. 54, No. 2, pp. 104–109, 2006.

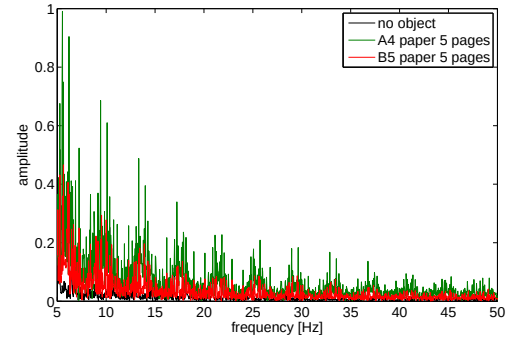


Fig.4 Amplitude spectrum of auditory data from paper material with different size

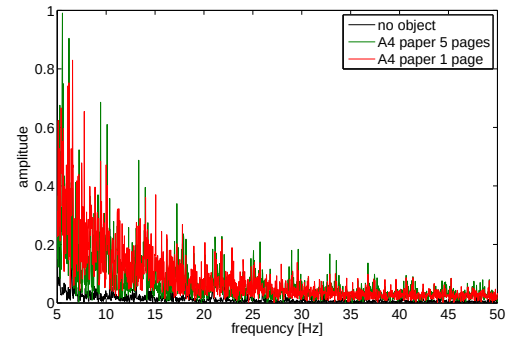


Fig.5 Amplitude spectrum of auditory data from paper material with different page number

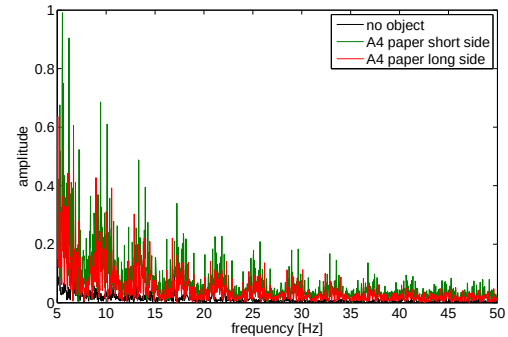


Fig.6 Amplitude spectrum of auditory data from paper materials with different orientation

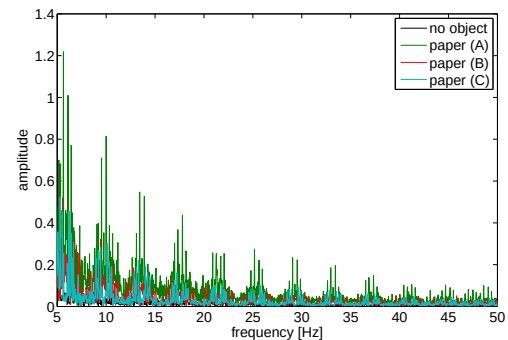


Fig.7 Amplitude spectrum of auditory data from daily paper materials

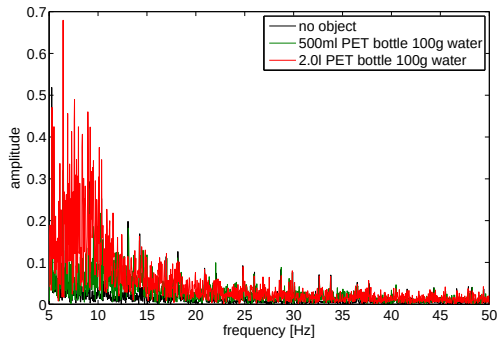


Fig.8 Amplitude spectrum of auditory data from bottles with different size

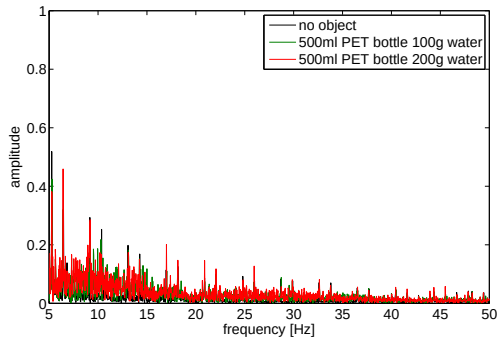


Fig.9 Amplitude spectrum of auditory data from bottles with different amount of water

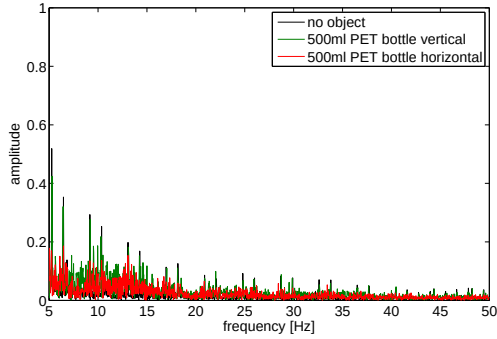


Fig.10 Amplitude spectrum of auditory data from bottles with different orientation

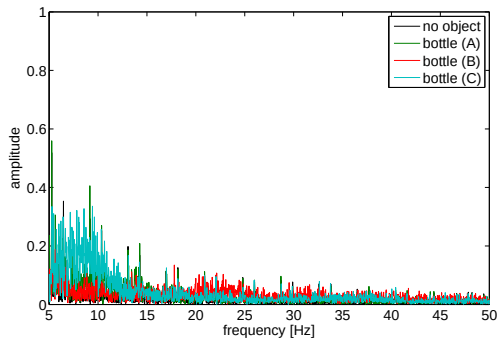


Fig.11 Amplitude spectrum of auditory data from daily bottles with water

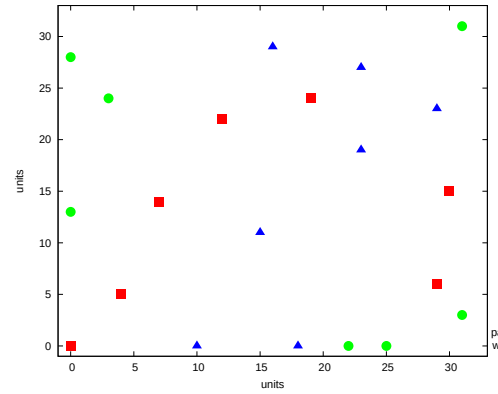


Fig.12 SOM analysis result with raw auditory data

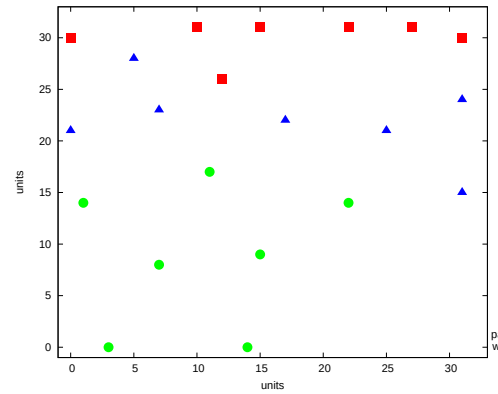


Fig.13 SOM analysis result with amplitude spectrum of auditory data (successful clustering)

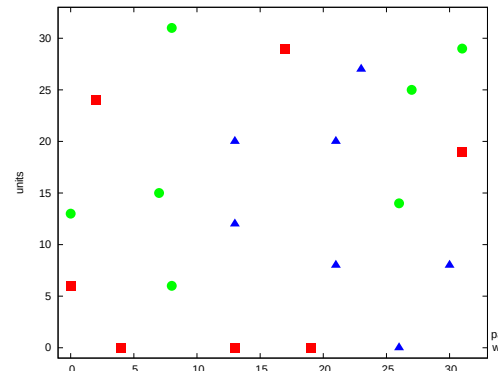


Fig.14 SOM analysis result with raw joint angle data

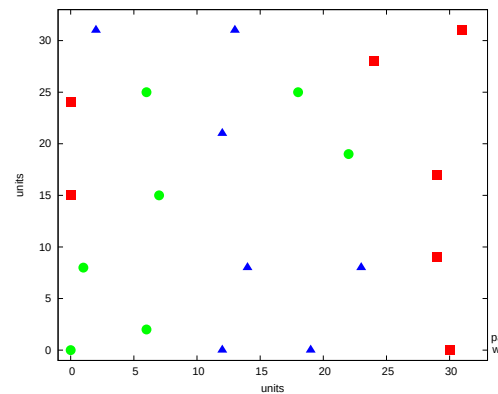


Fig.15 SOM analysis result with amplitude spectrum of joint angle data