

# 馴化/興味度モデルを用いたアクティブセンシングによる 物体モデルの自律的獲得

Acquiring object models based on active sensing with a habituation/interest model

○学 澁谷 大輔 (阪大) 学 菊池 匡晃 (阪大)

正 荻野 正樹 (阪大) 正 浅田 稔 (阪大, 阪大FRC)

Daisuke SHIBUYA, Osaka University, 2-1, Yamadaoka, Suita, Osaka

Masaaki KIKUCHI, Osaka University

Masaki OGINO, Osaka University

Minoru ASADA, Osaka University, HANDAI Frontier Research Center

This paper proposes a system that a robot acquires object models autonomously by exploring in the environment with interest/habituation model. Based on the proposed system, a robot can select actions by connecting object features and a robot's own interest/habituation. In this research, we associate interest with action in two levels so that a robot acquires unknown models in the environment. (i) Habituation of gazing; this phase explores unknown objects in the environment. (ii) Interest of handling; this phase determines if a robot learns well an object model of handling. The result shows that a robot's interest in actions changes based on the progress of learning.

**Key Words:** object recognition, motivation model, habituation, humanoid

## 1 はじめに

## 2 提案手法

ロボットが適切に行動する際には環境中に存在する様々な物体を認識する必要がある。そして、その物体を扱う場合には物体のモデルをあらかじめ知っておく必要がある。従来の手法の多くは対象となる物体の画像特徴量や、操作したときの結果の関係はあらかじめ設計者によって与えられていたが、このような方法ではロボットは未知の物体を扱うことができない。したがってロボットが環境中の未知の物体を扱うためには自ら物体と相互作用を行ない、自律的に物体のモデルを獲得していくことが求められている [4]。

インタラクションを通じた物体認識に関する研究として、Mettaら [1] はロボットと物体が相互作用したときのオプティカルフローの情報から物体形状の認識を行なっている。しかし、この研究では認識を行なうための物体に対する動作や、認識対象となる物体はあらかじめ与えられており、環境中でロボット自らが能動的に認識の対象となる物体やそれに対する行動の取捨選択を行なうといったようなことについては扱っていない。

本研究ではロボットがアクティブセンシングによって環境と相互作用しながら学習を行なうシステムにおいて、ロボットが自律的に学習を進めていくために馴化/興味度モデルを導入する。それによって関わる物体やロボットが行なう行動を取捨選択し、新しいものを学習していくシステムを提案する。

本研究ではタスクとして物体の操作前と操作後の概観の変化の仕方を学習することを考える。その際に、馴化/興味度モデルによって注視する物体の選択、操作パラメータの選択を行なう様子を示す。

### 2.1 システムの概要

提案するシステムを Fig.1 に示す。本システムでは知覚情報、物体モデル、馴化/興味度、行動の系からなる。知覚情報では観測によって物体の形状(見え方)や物体個々の静的・動的特徴量を得てそれらの情報をカテゴリ化する系である。また、物体モデルでは観測データによって時間的な状態量の変化や過去の経験と照らし合わせ誤差を測定する系となっており、最後に馴化/興味度では知覚情報や物体モデルの情報によって興味度を喚起する系である。その興味度に基づいて行動を選択していく系である。

本研究では、環境において未知の物体モデルを獲得していくための馴化/興味度と行動とのつながりを二つもうけ、(i) 注視行動における馴化と(ii) 操作行動における興味度というものにした。(i) では状態が変化しない物体を見続けると飽きるという馴化に基づいて環境中で未知の物体の探索を行う。また、(ii) では予測と実際の状況との誤差が引き起こす興味度に基づいてある操作についての物体モデルが充分できたかの判定を行う。

### 2.2 知覚情報

まず仮定として環境の全ての情報を扱うのではなく、物体の環境からの切り出しは行なえるものとし、物体の特徴量について考える。モデルに組み込む特徴量として本研究では色情報、物体の景観特徴、速さを用いる。

色特徴から環境中にある物体の領域を抽出し、その抽出した領域の画像を縦横の幅が大きい方に合わせてアス

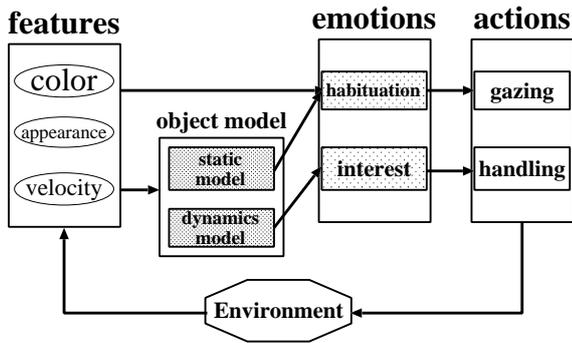


Fig.1 An overview of system

ペクト比を保ちながら画像の大きさを正規化する。その画像データにエッジフィルタをかけて形状だけの情報を得る。これを自己組織化マップ (Self Organizing Map: 以下 SOM [2]) に入力する。これによって、SOM の細胞数に限られた基本的な景観の特徴を保持することが可能となる。SOM の様子は Fig.2 のようになる。なお、本研究では SOM の一枚の情報を object shape とし、SOM の細胞ごとの情報を appearance と定義する。

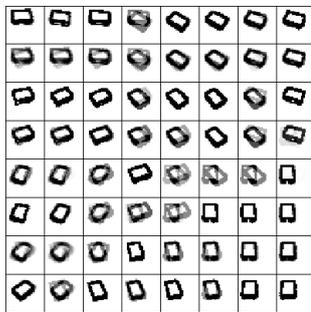


Fig.2 Appearance model

また、色情報はあらかじめ教育者から提示された色情報を持っているとする。

速さの情報としては、カメラ画像においてフレーム間に物体が移動したピクセル数  $\Delta r$  とそのフレーム間の時間  $\Delta t$  から

$$v = \Delta r / \Delta t \quad (2.1)$$

として導出する。

### 2.3 物体モデル

ロボットの操作が関係しないものを静的モデル、関係するものを動的モデルとする。

静的モデルとしては、上記した物体のアピアランスを表した SOM を各物体ごとにもつことで例えば「直方体の物体」、「三角錐の物体」といったような物体形状のモデルとなる。

動的モデルはロボットが操作を行なう前の物体の状態  $s(t)$  と行う操作  $a(t)$  から操作を行なった後の状態  $s(t+1)$  を予測するモデルとする。

$$s(t+1) = f(s(t), a(t)) \quad (2.2)$$

上記のような対応関係を学習することによって、現在の状態と行なおうとしている操作から「これからおこりそうなこと」を予測することが可能となる。

## 2.4 馴化/興味度システム

### 2.4.1 馴化/興味度の誘発要因

馴化・興味が生ずるためには、認知システムが外界からの入力を受けたときに、情動誘発の機構が必要である。この機構に関連をもつ要因として、知覚駆動的 (receptor driven) な要因と、認知駆動的 (cognition driven) な要因を考慮することができる。知覚駆動的な要因は音、色、形状、臭いなどの外部刺激によるものであり、また認知駆動的な要因は推論、知識、記憶などの認知システムのその時点での状態に依存して決定されるような要因である [3]。

ロボットが置かれた環境中に複数の対象物体やそれに対する操作の選択肢が存在する場合、何かの基準においてどの物体に関わり、どのような操作を行なうかの決定をする必要がある。そしてその選択は学習の状況や突然の環境変化に対応するものとなり、自律的な学習を行なうにあたって重要である。「好きな色に近づく」「動いている物に興味を持つ」「予測モデルに合わないものに驚く」「知っているものは飽きる」等の基本的な馴化・興味モデルを持つことで注視物体の変更や操作行動の選択そして実行などの動機付けをすることができる。本研究では馴化・興味の指標として「慣れ」と「期待」を設定する。これらに応じた選択をしていくことで学習進度に適した行動をとることを提案する。

### 2.4.2 定式化

知覚駆動的な要因として以下のように定める

$$\Delta S_k = \|s_k(t+1) - s_k(t)\| \quad (2.3)$$

$$k = \{objectshape, color, appearance, velocity\} \quad (2.4)$$

各特徴量の状態の時間的変化の大きさを値とする。

認知駆動的な要因は次のように定める

$$\Delta C_k = \|s_k - \hat{s}_k\| \quad (2.5)$$

予測した状態  $\hat{s}_k$  と、実際の状態  $s_k$  との差分の大きさを値としてもつ。以上のようにした要因によって、馴化/興味が誘発されるものとする。

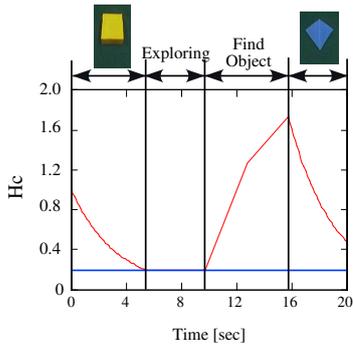
## 3 注視行動における馴化の影響

慣れというもの前節で示した要因によって誘発されるとする。慣れることが関数

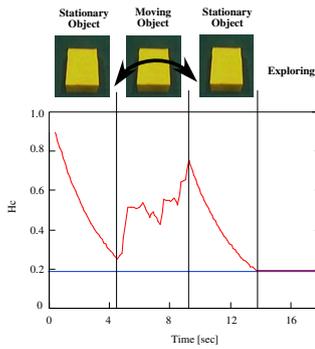
$$\frac{dH}{dt} = -\alpha H + \Delta S + \Delta C \quad (3.1)$$

で定められるとする ( $\alpha$  は定数)。Fig.3 に  $\Delta S, \Delta C$  によって  $H$  が変化の様子を示す。

(a) では同じ物体を注視し続けることで値が下がっている。5 秒を経過した所で閾値に達し、注視物体の切替えをおこなっている。そして、16 秒あたりで新奇物体を発見



(a) Cognition driven



(b) Receptor driven

Fig.3 Shift the value of habituation

しその後物体に対して馴化がおこっていることが分かる。(b)では(a)と同様に値が下がってきているが、4秒~10秒の間において教育者が物体を動かすことで興味度が下がらず、その間は物体を注視し続けていることがわかる。

#### 4 操作行動における興味度の影響

また、本実験で組み込む興味度として、推定誤差  $R(\theta, x, y)$ 、推定誤差を基にした指標  $I(s, a)$  を設定する。 $R(\theta, x, y)$  は予測誤差に応じて更新される値である。 $(x, y)$  は物体のアピランスとして得られた SOM 上の  $(x, y)$  座標である。また、 $\theta$  はロボットの実行する際のパラメータである。今回の実験では物体に対する操作としてキックを行なう。 $\theta$  は方向を蹴り分けるためのパラメータであり、0, 10, 20, 30, 40[deg] の 5 種類とした。Fig.4 にパラメータの様子を示す。

$C_{appearance}$  にもとづいて、 $R(\theta, x, y)$  は次式のように更新される。

$$\Delta R(\theta, x, y) = -f(s) \exp(-\alpha C_{appearance}) \quad (4.1)$$

なお、 $f$  は初期状態の近傍領域が大きくなる関数である。また、 $I(s, a)$  は Fig.5 ようにした。

これにより、少し学習が進むと、より学習しようと興味湧き、そして学習が終りに近付くにつれて興味も減少していくということになる。

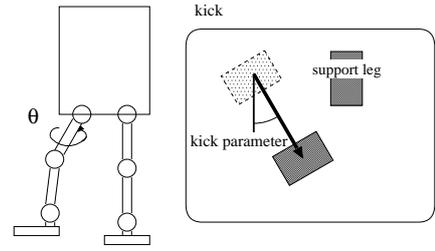


Fig.4 The parameter for kicking

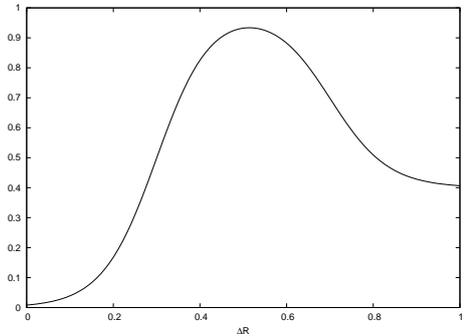


Fig.5  $I(s, a)$

#### 4.1 タスク設定

本研究ではロボットが操作前の物体の状態、自ら行なう操作、操作後の物体の状態を対応づけることによって操作と物体の状態の変化の因果関係のモデルを獲得することを扱う。まずロボットは物体の様々なアピランスの学習を行なう。そして、物体のあるアピランスの状態において馴化モデルにより各要素を評価することにより行なう操作を決定、実行する。その結果の状態を観察し、ニューラルネットワークでその対応関係を記述しモデルを獲得するというタスクを扱う。

#### 4.2 アピランスモデルの形成

今回行なった実験では物体として  $10 \times 14.5 \times 5.5$  [cm] の箱を用いた。提示した 106 枚のエッジ画像情報  $V_n(i)$  を SOM に入力し、物体のアピランスのクラスタリングを行なった。なお、入力画像の大きさは  $30 \times 30$  ピクセルであり、SOM のサイズは  $8 \times 8$ 、学習回数は 200 回とした。提示を行なっている様子を Fig.6 にしめす。

#### 4.3 物体モデルの学習

操作として Fig.7 で示すようにキックを行なう。物体の状態としては前節で示した SOM 上の発火位置とする。

- 入力層：キック前の箱の SOM 上の発火位置  $(x, y)$ 、キックパラメータ  $\theta$
- 出力層：キック後の箱の SOM 上の発火位置  $(\hat{x}, \hat{y})$

として、1 試行ごとにニューラルネットワークを更新し、オンラインで学習した。



Fig.6 Learning appearance

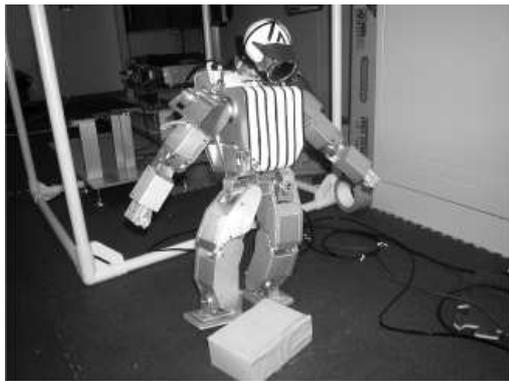
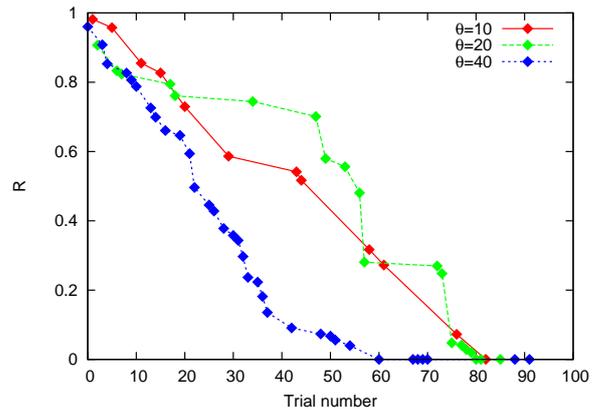
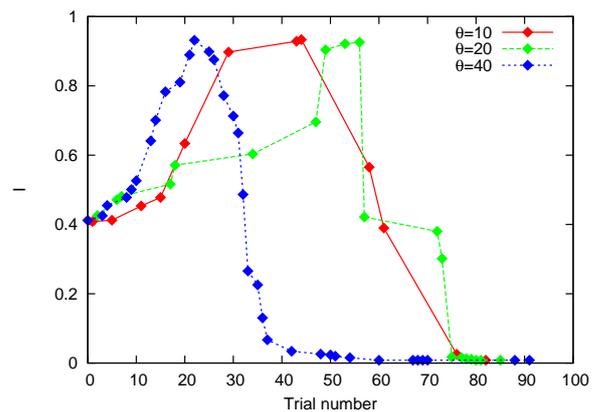


Fig.7 Kick motion



(a) Shift the value of estimation error



(b) Shift the value of interest

Fig.8 Learning data

#### 4.4 実験結果

学習回数が進むとともに各操作における推定誤差と興味度が変化していく様子を見る。Fig.8の20回付近において、 $(\theta = 40)$ で少し学習が進み、推定誤差  $R$  の値が下がって興味度  $I$  (図の点線) が上がっている。次に35回を越えた時において  $(\theta = 40)$  は学習が十分済んだとして興味度も下がっている。そして他の操作行動に対する興味度が上がっている。そして80回を過ぎたあたりで学習が終了していることが分かる。

#### 5 おわりに

馴化/興味度モデルを用いて注視対象・操作パラメータの選択を行なう自律的物体モデル獲得システムを提案した。システムをロボットに実装し、状況に応じて馴化/興味度が変化し選択が行なわれる様子を示した。

#### 参考文献

- 1) Fitzpatrick P. Metta, G. Early integration of vision and manipulation. *Adaptive Behavior*, Vol. 11:2, pp. 109–128, 2003.
- 2) T.Kohonen. The self-organizing map. *In Proc. of the IEEE*, pp. 1464–1480, 1990.
- 3) 伊藤正男 [ほか]. 岩波講座 認知科学 6 情動. 岩波書店, 1994.

- 4) 浅田稔, 石黒浩, 國吉康夫. 認知ロボティクスの目指すもの. *日本ロボット学会誌*, Vol. 17, No. 1, pp. 2–6, 1999.