

# 選択的注意機構のための視覚運動学習による画像特徴の生成

港隆史 浅田稔  
大阪大学大学院工学研究科

## Image Feature Generation by Visio-Motor Map Learning towards Selective Attention

\*Takashi MINATO, Minoru ASADA  
Graduate School of Engineering, Osaka Univ.

**Abstract**— Visual attention is one of the key issues for robots to accomplish the given task, and the existing methods specify the image features and attention control scheme in advance according to the task and robot. However, to adapt environmental changes, the robot should construct its own attention mechanism. As the first step towards selective attention, this paper presents a method for image feature generation by visio-motor map learning for a mobile robot.

**Key Words:** Visual attention, Image feature, Task-oriented, Entropy

### 1. はじめに

ロボットの知能の発達にとって、注意の形成は複数ロボットの協調、コミュニケーション、効率的学習を可能にする重要な課題である。視覚において注意の問題は、多くの情報の中からタスクに必要な情報を抽出する問題、すなわち注視対象の決定問題となる。本研究では、設計者が注視対象を決定する従来手法と異なり、ロボット自身がタスクや環境に応じて必要な注視対象を学習により決定する枠組みの構築を目標としている。

注視対象を決定する問題を扱った研究として、人間の初期視覚過程を解明するための視覚探索研究<sup>1)</sup>や、物体認識のための視点決定に関する研究<sup>2)</sup>が挙げられる。しかし注視対象を決定する規範が画面上の情報のみに基づいており、ロボットの行動を反映することができない。注視対象は、ロボットの行動決定に有効な情報が得られるものとすべきである。

そこで著者らは、教示等により得られたタスクの成功事例から、ロボットの行動決定に有効な情報が得られる対象を情報理論に基づいて求め、それらを順次注視する選択的な注視対象決定手法を提案した<sup>3)</sup>。ここでの注視対象はエッジや視差などの画像特徴であるが、これらはあらかじめ設計者によって用意されているものであった。

一方ロボットの位置同定に関する研究において、Thrun<sup>4)</sup>やVlassiss et al.<sup>5)</sup>は教示データからロボットの位置推定に必要な特徴ベクトルを画像から計算する手法を提案している。

そこで本研究では、選択的注視に向けてタスクに有効な画像特徴を生成する手法を提案する。本手法では特徴画像から計算されるロボットの状態に関する教示行動のエントロピが小さくなるように、画像特徴およ

びロボットの状態を学習する。提案した手法を移動ロボットのナビゲーションタスクおよびサッカーロボットのシュートタスクに適用した実験結果を示す。

### 2. 画像特徴の生成

#### 2-1 基本的考え

Fig.1に画像特徴生成モデルを示す。ロボットが観測した画像  $I_o$  からフィルタ  $F$  により特徴画像が計算され、それを圧縮した画像  $I_c$  から写像  $W$  によってロボットの状態  $s$  が計算される。ロボットは  $s$  にしたがって行動  $a$  を決定し実行する。本手法ではこの  $F$  と  $W$  をタスク指向的に学習する。

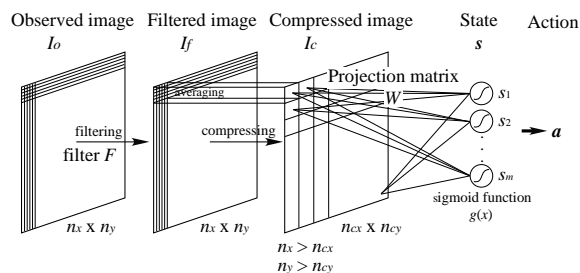


Fig.1 Image feature generation model

ここで状態を計算する過程を2段階に分けることにより、生成される画像特徴がより汎用的になることを期待する。そのために  $F$  は局所的な演算を行い、 $W$  は画像全体にわたる演算を行う。このような構造は脳内の視神経の結合にも見られる。網膜信号は網膜上のお互いに近い位置にある神経が初期視覚野上の近い位置に投射される。一方高次視覚野へはより広い範囲に投射され、抽象化された信号が伝達される。

$F$  と  $W$  をタスク指向的に学習するために、本手法では教示された事例を用いる。そして事例集合上で状態

$s$ の行動 $a$ に関する情報量を最大化するように、すなわちエントロピー $H(a|s)$ を最小化するように $F$ と $W$ を学習する．本報告では特徴として空間フィルタ $F_s$ と色フィルタ $F_c$ を用意し、それらの各要素を学習する．

- $3 \times 3$ 空間フィルタ $F_s \in \mathbb{R}^{3 \times 3}$ :

$$I_{fxy} = \sum_{j=1}^3 \sum_{i=1}^3 f_{sij} I_{x-(i-2)y-(j-2)}$$

- 色フィルタ $F_c \in \mathbb{R}^3$ :

$$I_{fxy} = f_{c1} I_{rxy} + f_{c2} I_{gxy} + f_{c3} I_{bxy}$$

ここで $I, I_r, I_g, I_b$ は $I_o$ の輝度, 赤, 緑, 青成分である．

## 2.2 学習手法

まず最初に教示を行う．ロボットは観測画像 $I_o$ と教示された行動 $a$ の組を記憶する．移動ロボットの場合 $a$ は並進速度, 回転速度の成分を持つ．

$F$ と $W$ 学習する評価関数としてエントロピー $H(a|s)$ を近似した以下の関数を用いる<sup>5)</sup>．

$$R = -\frac{1}{N} \sum_d \log p(a_d|s_d)$$

$N$ は教示データ数である．ここで確率密度 $p(\cdot)$ はガウシアン平滑化により近似する．この $R$ を用いて勾配法により $F, W$ を求める．

$$F \leftarrow F - \alpha_f \frac{\partial R}{\partial F}, \quad W \leftarrow W - \alpha_w \frac{\partial R}{\partial W}$$

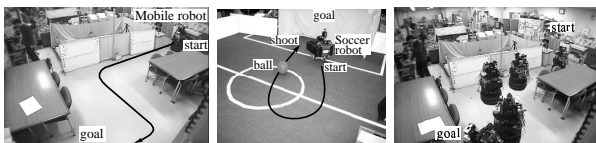
ここで $\alpha_f, \alpha_w$ はステップサイズパラメータである．

学習後ロボットは状態 $s$ から以下の式にしたがって行動 $a$ を決定する．

$$a = \arg \max_a p(a|s)$$

## 3. 実験結果

### 3.1 設定



(a) Task 1 (b) Task 2 (c) Result

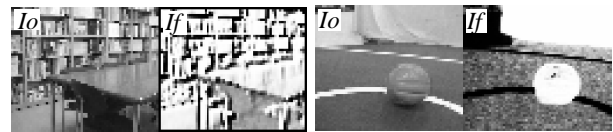
Fig.2 Task and acquired behavior

ロボットのタスクとして室内のナビゲーション (Task 1) とサッカーロボットのシュート (Task 2) を行わせた (Fig. 2)．いずれのロボットも前方に向けられた単一のカメラを用いた．観測画像 $I_o$ , 特徴画像 $I_f$ は $64 \times 54$ で, $I_f$ を $8 \times 6$ の領域に分割し、各領域の平均をとったものを $I_c$ とした．また状態 $s$ は2次元とした．以上の設定で、各タスクにおいて $F_s$ および $F_c$ を用いたFig.1のモデルを適当な初期値を与えて学習させた．

## 3.2 実験結果

ここではTask 1で生成された $F_s$ とTask 2で生成された $F_c$ のみをFig.3に示す．(a)(b)とも左が元画像, 右が特徴画像である．(a)の $F_s$ はエッジを抽出する性質を示しており、直感的にナビゲーションタスクに有効な特徴が生成された．また(b)の $F_c$ は赤いボール, 黄色いゴールを強調し, 白い壁, ラインを抑制する性質を示している．これはYUV画像のU成分(の反転)に相当する特徴であり, 色情報で物体識別可能なロボカップ競技場において有効なものとなっている．

Fig.3(a)で得られた $F_s$ および $W$ を用いてロボットのタスクを行わせた結果をFig.2(c)に示す．タスク中にロボットが観測する画像は教示データとは一致しないにもかかわらずタスクが達成されており, 学習された $F_s, W$ がタスクに有効なものであることが示された．



(a)  $F_s$  in Task 1 (b)  $F_c$  in Task 2

Fig.3 Acquired features

## 4. おわりに

本報告では教示データから視覚運動学習を通して画像特徴を生成する手法を提案し, 実験によりその有効性を検証した．本手法ではロボットは一つの特徴を用いてタスクを達成している．しかしある状態での行動選択確率 $p(a|s)$ が比較的低い値を示す場合や, より複雑なタスクにおいては複数の画像特徴に注意を向ける必要があると考えられる．そこで本手法で得られた特徴を基本画像特徴として, 選択的注視手法<sup>3)</sup>と組み合わせることが今後の課題である．

### 参考文献

- 1) J. M. Wolfe, K. R. Cave, and S. L. Franzel. Guided search: An alternative to the feature integration model. *Journal of Experimental Psychology: Human Perception and Performance*, Vol. 15, No. 3, pp. 419–433, 1989.
- 2) S. K. Nayar, H. Murase, and S. A. Nene. *Parametric Appearance Representation in Early Visual Learning*, chapter 6. Oxford University Press, 1996.
- 3) 港隆史, 浅田稔. 移動ロボットのための情報理論に基づく選択的注視機構. 日本ロボット学会第18回学術講演会予稿集, pp. 811–812, 2000.
- 4) S. Thrun. Bayesian landmark learning for mobile robot localization. *Machine Learning*, Vol. 31, No. 1, 1998.
- 5) N. Vlassis, R. Bunschoten, and B. Kröse. Learning task-relevant features from robot data. In *Proceedings of the 2001 IEEE International Conference on Robotics and Automation*, pp. 499–504, 2001.