

# 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

港 隆史, 浅田 稔

大阪大学大学院 工学研究科 知能・機能創成工学専攻

## Selective Attention Mechanism for Mobile Robot based on Information Theory

Takashi Minato and Minoru Asada

Dept. of Adaptive Machine Systems, Graduate School of Engineering, Osaka Univ.

**Abstract**— For autonomous robots, the visual attention is important problem. In this paper, we propose a method which enables robots to learn to which features they should attend to accomplish the task. The method is based on information theoretic criteria that seek to maximize information gain. We apply the method to a mobile robot navigation problem.

**Key Words:** selective attention, information theory, navigation

### 1. はじめに

ロボットのセンサとして視覚は多くの情報が得られるという利点の反面, 多くの情報の中からタスクに必要な情報だけを抽出する方法, すなわち注視対象を決定する方法が問題となる. ロボットは注視を行うことにより, 無駄な観測をなくし必要な情報をより詳細に得ることができる. 従来研究では, タスクを与える設計者が必要と考える注視対象を決定していた. しかし自律ロボットにとって, 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決定することが望まれる.

注視対象を決定する問題を扱った従来研究として, 視覚探索研究<sup>4)</sup>, 物体認識のための視点決定に関する研究<sup>1)</sup>, 画像上の情報量に基づいて注視対象を決定する研究<sup>5)</sup>などが挙げられる. これらの研究は注視点を順次移動させる手法であり, 必要なものだけを観測させることが可能である. 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, ロボットの行動が反映されていない. 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るべきである.

一方Thrun<sup>3)</sup>は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. この手法では入力画像を線形変換して特徴ベクトルを計算し, それに基づいてロボットの位置を推定する. この線形変換は推定誤差が最小となるように, 教示データに基づいて求められる. この手法で教示データとしてロボットの行動を与えれば, ロボットの行動決定に必要な情報抽出が可能となる. しかしこの手法では必要な部分だけを注視することはできない.

そこで本研究では, 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手法を提案する. 光永ら<sup>6)</sup>は同様の手法で行動決定に有効な既知のランドマークの注視順序を決定しているが, ここでは環境中の任意の注視対象を扱う. 注視対象の選択候補としては視野内の場所と対象の特徴が考えられるが, 本報告では特徴の注視を扱う. 次節で手法の詳細を示し, 提案した手法を移動ロボットのナビゲーションタスクに適用した実験結果を示す.

### 2. 情報理論を用いた特徴選択手法

#### 2.1 基本的考え

本手法ではロボットが抽出可能な任意の画像特徴を複数用意しておき, そこから注視する特徴を順次選択

する. 各特徴の観測結果は画像パターンで与えられる. すなわち各特徴画像上の場所の注視は行わない.

はじめにロボットは, 用意された各画像特徴の画像パターンとそれを観測したときの行動とを成功事例として収集する. ロボットはタスク実行時に, この成功事例に基づいて行動に関するシャノンの情報量が大きい画像特徴を選択する. そこで観測された画像パターンから成功事例に基づいて行動を決定する. 行動が一意に決定できない場合は, 次に情報量の大きい画像特徴を選択する. これを行動が決定できるまで繰り返す. この特徴選択法は, クラス分類手法であるID3<sup>2)</sup>における分類カテゴリの選択方法と等価である.

#### 2.2 設定

ロボットが抽出可能な画像特徴の集合を  $F$ , ロボットの行動集合を  $A$  とする. また各特徴の観測画像はそれぞれいくつかのパターンに分類されており, 各画像特徴  $f \in F$  の画像パターン集合を  $X^f$  とする.

#### 2.3 成功事例収集

ロボットはすべての画像特徴  $f_i \in F (i = 1, \dots, n)$  の画像パターンと行動  $a \in A$  の組  $(x^{f_1}, x^{f_2}, \dots, x^{f_n}, a)$  を成功事例として記憶する. ここで  $x^{f_i} \in X^{f_i}$  である.

#### 2.4 特徴選択手法

$k$  回目に選択した画像特徴を  $f^{(k)} \in F$  とし, 観測した画像パターンを  $x^{(k)} \in X^{f^{(k)}}$  とする. 各行動ステップごとに,  $k = 0$  から行動が決定するまで以下の処理を行う. 以下  $P(\cdot)$  は確率,  $H(\cdot)$  はエントロピーを表す.

##### 1. 行動決定段階

$k$  回目までに観測した画像パターン集合を  $O_k$  とする.  $k = 0$  のときは  $O_k$  は空である.

$$O_k = (x^{(1)}, \dots, x^{(k)})$$

$O_k$  を含む事例集合から各行動の確率を調べ, その最大値を  $P_{max}$  とする.

$$P_{max} = \max_{a' \in A} P(a' | O_k)$$

$P_{max}$  がしきい値  $P_{th}$  以上, あるいは注視していない画像特徴がもうなければ

$$a = \arg \max_{a' \in A} P(a')$$

を実行する. それ以外は2.へ.

##### 2. 特徴選択段階

(1) すでに注視した画像特徴の集合を  $F_o$ , まだ注視していない画像特徴の集合を  $F_u = F \setminus F_o$

とする．すべての  $f_u \in F_u$  に関して次に  $f_u$  を選択したときの行動に関するエントロピー

$$H(A|F_o, f_u) = \sum_{x^{f_u} \in X^{f_u}} P(x^{f_u}) H(A|O_k, x^{f_u})$$

を事例集合から調べる．このエントロピーが最小，すなわち行動に関する情報量

$$I(f_u) = H(A|F_o) - H(A|F_o, f_u)$$

が最大となる  $f_u$  を次に注視する画像特徴  $f^{(k+1)}$  とする．

- (2)  $f^{(k+1)}$  の画像パターン  $x^{(k+1)}$  を観測する．  
 $k \leftarrow k + 1$  として1.へ．

### 3. 実験

#### 3-1 設定

Fig.2に示すステレオカメラを搭載した移動ロボットを用いてナビゲーションタスクを行わせた．移動ロボットの行動は前進  $a_f$ ，後退  $a_b$ ，左右回転  $a_l, a_r$  の4つとし，画像特徴は視差  $f_d$ ，色  $f_c$ ，垂直エッジ  $f_v$ ，水平エッジ  $f_h$  の4つを用意した．入力画像は  $64 \times 64$  に圧縮し，視差以外は左カメラ画像に対して処理を行った．各特徴画像のパターンはそれぞれ次に示す12次元のデータにより定義した．画像パターンを離散化するために環境中から各特徴画像を収集し，ISODATAアルゴリズムによりクラスタリングした．

視差 等視差領域の中で面積の大きさが上位3つの領域の図心  $g_x, g_y$ ，面積  $s$ ，視差  $d$  を抽出する．

色 入力画像を色彩距離  $\rho$ ，色相  $\theta$  画像に変換し， $\rho$  画像を二値化して彩度の高い領域を抽出する．二値化画像の中で面積の大きさが上位3つの領域の図心  $g_x, g_y$ ，面積  $s$ ，その領域に対応する平均色相値  $\bar{\theta}$  を抽出する．

垂直，水平エッジ 各エッジ画像において，長さが上位4つのエッジの図心  $g_x, g_y$ ，長さ  $l$  を抽出する．

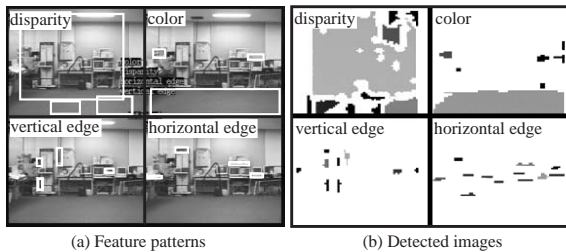


Fig.1 Robot view

#### 3-2 結果

人間がロボットを操作して初期位置から目的地まで移動させることにより，255の成功事例を与えた．各画像特徴のパターン数はそれぞれ視差13，色13，垂直エッジ13，水平エッジ15となった．処理画像の例をFig.1に示す．Fig.1(a)の矩形で示された領域がパターン決定のために使用されている．

タスク達成時のロボットの移動軌跡をFig.2に示す．行動推定精度を表す  $P_{th}$  は0.8とした．またこのときにロボットが注視した画像特徴と行動の一部をTable 1に示す．表中の  $t$  は行動ステップであり，画像特徴はロボットが注視した順序に示してある．

Table 1に示すように  $f_c$  を最初に注視するが，その後は観測した画像パターンにより注視する特徴を変えている．この結果において行動を決定するまでの特徴注視回数は平均1.9回であった．これに対して画像特徴の



Fig.2 Successful trajectory

Table 1 Selected features

$t$	features	act	$t$	features	act
1	$f_c f_d$	$a_f$	40	$f_c$	$a_f$
2	$f_c f_d$	$a_f$	48	$f_c f_h$	$a_f$
3	$f_c f_d$	$a_f$	49	$f_c$	$a_f$
11	$f_c f_d f_v$	$a_l$	54	$f_c f_v f_d$	$a_f$
12	$f_c f_d f_h f_v$	$a_l$	55	$f_c f_v$	$a_f$
22	$f_c$	$a_l$	77	$f_c f_v$	$a_l$
23	$f_c$	$a_f$	78	$f_c f_h$	$a_r$
24	$f_c$	$a_f$	83	$f_c f_v f_h$	$a_r$
25	$f_c f_v$	$a_f$	85	$f_c f_d f_h$	$a_f$
30	$f_c f_v$	$a_r$	86	$f_c f_v f_h f_d$	$a_f$
31	$f_c f_v$	$a_f$	93	$f_c f_d$	$a_r$
39	$f_c f_v f_h$	$a_f$	104	$f_c f_h f_v$	$a_f$

注視順序を  $f_d, f_c, f_v, f_h$  に固定して同じタスクを行わせた場合は2.7回であった．これより注視対象である画像特徴が，行動決定に関して有効なものから注視されていることが示された．

### 4. おわりに

本報告では情報理論に基づいて注視対象を決定する手法を提案し，実機による実験によりその有効性を検証した．従来手法と異なり本手法では行動に関する情報量を用いることにより，タスクに有効かつ効率的な注視行動を実現することができる．また情報理論を用いることにより恣意的なモデルを必要としない．本報告では画像特徴の注視だけを扱ったが，注視場所の決定方法，およびそれとの統合が今後の課題である．

また本実験では注視対象として4つの特徴を用意したが，注視すべき対象の候補の決定は注視問題の本質であり，最大の課題である．

### 謝辞

本研究はRWCP実世界知能技術分野の自律学習機能領域において行われたものである．

### 参考文献

- 1) T. Arbel and F. P. Ferrie. Viewpoint selectin by navigation through entropy maps. In *Proceedings of the Seventh International Conference on Computer Vision*, pp. 248–254, 1999.
- 2) J. R. Quinlan. Induction of decision trees. *Machine Learning*, 1(1):81–106, 1986.
- 3) S. Thrun. Bayesian landmark learning for mobile robot localization. *Machine Learning*, 31(1), 1998.
- 4) 横澤. 多解像度モデルによる視覚的注意と視覚探索の分析. *認知科学*, 1(2):64–82, 1994.
- 5) 竹内, 大西, 杉江. 情報理論に基づいたアクティブビジョンシステム. *電子情報通信学会論文誌 D-II*, 81-D-II(2):323–330, 1998.
- 6) 光永, 浅田. 移動体の意思決定のための情報量基準による観測戦略. 第5回ロボティクスシンポジウム, pp. 351–356, 2000.