

生成された画像特徴の選択による注視戦略とタスク分割

港隆史 (大阪大学) 浅田稔 (大阪大学)

Generated Image Feature based Attention Control and Task Segmentation

*Takashi MINATO (Osaka University), Minoru ASADA (Osaka University)

Abstract— In our research, we have developed a method for generating a filter to extract an image feature by visio-motor learning for a mobile robot. The generated image feature filter is considered to be abstracted knowledge of the robot. In this paper, we propose an attention control method, by which the robot selects the generated filters based on its task-oriented criterion. A part of given data which gives the local information of the task makes the selective mechanism more effective. Furthermore, the method enables the robot to divide the task into the several sub-tasks through the filters.

Key Words: Visual attention, Image feature, Task-oriented, Task segmentation

1. はじめに

ロボットの知能形成において、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。ロボットにおける注意とは、行動決定を容易にするために、得られたセンサデータや情報を変換する機構である^{1,2)}。従来では設計者がロボットのタスク達成に必要なと考えられる注意機構を与えていた。しかし自律ロボットがタスクや環境の変化に適応するためには、ロボット自身がタスクや環境に適した注意機構を構築する能力を有することが望まれる。そこでこれまでに本研究では、ロボットの視覚注意の問題を扱い、ロボットがタスクに必要な画像特徴を抽出する関数（画像特徴フィルタ）をタスクへの有効性に基づいて学習する手法を提案した³⁾。

この手法は、ある一つのタスクについて一つの画像特徴フィルタを学習する。これはそのタスク全体を通して有効なものとして学習されるが、タスクの局所的な部分では、それが有効とならない場合がある。そのためタスクの部分的に使用する画像特徴フィルタを変更できることが望まれる。

そこで本報告では、あらかじめ手法³⁾で生成された複数の画像特徴フィルタの中から、部分的なタスクに有効なものを選択する注視戦略を提案する。選択の評価は、あらかじめ与えられたタスクの成功事例から計算される行動決定に関する情報量を用いる⁴⁾。そして成功事例を時間方向に分割することによって、局所的なタスクに適した画像特徴フィルタ選択を可能にする。結果的にロボットのタスクを画像特徴フィルタに基づいて分割することが可能となる。

2. 画像特徴選択による注視戦略

2.1 基本的考え

手法³⁾ではFig.1に示すモデルにより、画像特徴フィルタ F と状態への写像関数 W を学習する。 F は観測画像の局所的な画素間の演算により特徴画像を計算し、 W は特徴画像の全画素の重み付き和により d 次元の状態 s を計算する。タスクへの有効性を評価に入れるために、観測画像と行動の組の成功事例のみを用いて、 s

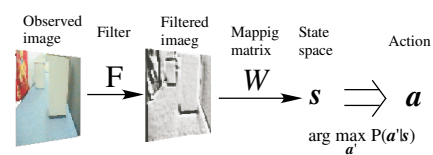


Fig.1 Image feature generation model

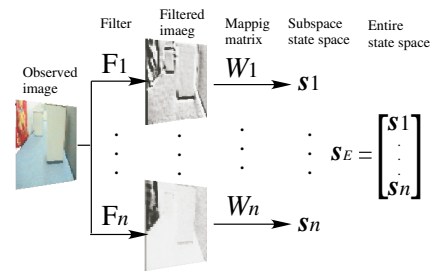


Fig.2 Selective image feature model

の a に関する情報量を最大化することにより F, W を学習する。ここで生成される画像特徴フィルタは、ロボットの観測画像から状態へのマッピング過程における中間表現として得られてのものであり、他のタスクにも再利用が可能であると考えられる。

そこで本手法では、ロボットがこれまでの経験で生成した画像特徴フィルタを、タスクへの有効性に基づいて選択的に使用する。そのためのモデルを Fig.2, Fig.3 に示す。Fig.2 に示す n 個の画像特徴フィルタは、あらかじめ別のタスクで手法³⁾によって学習されたものである。したがってロボットはタスクが与えられた時に、 F_i を通した特徴画像から部分状態 s_i を計算する W_i を学習する。この学習は手法³⁾と同様に成功事例のみを用いて全状態 s_E の行動に関する情報量の最大化により行う。

タスク実行時にロボットはタスクに有効な画像特徴フィルタを選択して行動を決定する。1つの画像特徴フィルタで行動を決定できない場合は、行動が決定できるまで有効な画像特徴フィルタを順次選択する。結

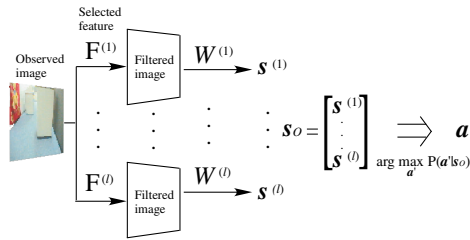


Fig.3 Selective image feature model (action selection)

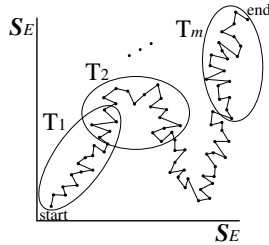


Fig.4 Teaching data segmentation

果として Fig.3 に示すように $l(1 \leq l \leq n)$ 個の画像特徴フィルタから計算された部分状態 s_0 に基づいて行動を決定する．タスクへの有効性を評価に入れるために，画像特徴フィルタ選択は行動決定に関する情報量の多い順に行う⁴⁾．

ここで情報量の計算をタスク全体の教示データに基づいて行くと，タスク全体を通して有効な画像特徴フィルタが選択され，部分タスクに適した画像特徴フィルタ選択が行えない．そこで本手法では部分タスクに適した選択を行うために，一連の教示データを時間方向に分割し，分割されたデータに基づいて情報量の計算を行う．

Fig.4 は学習後の全状態空間上に，学習に用いた一連の教示データを投影したものである．タスク全体の教示データ T が図のような時系列になっているとき， T を重なりを許しながら時間方向に適当に分割して部分教示データ T_i を定義する．タスク実行時にロボットは，観測した状態履歴に基づいて使用する T_i を決定し， T_i に基づいて画像特徴フィルタ選択，行動決定を行う．

T_i は適当に分割されたものであり分割に意味はないが，選択された画像特徴フィルタが同じである部分的な系列は，1つの部分タスクと考えることができる．すなわちロボットは結果的に画像特徴に基づいてタスクを分割することができる．

2.2 特徴選択手法

2.2.1 W の学習

ロボットはあらかじめこれまでのタスクで生成した n 個の異なる画像特徴フィルタを F_i 持つものとする．まず現在のタスクの成功事例のみを教示により得る．そして手法³⁾により Fig.2 中の W_i を学習する．

2.2.2 画像特徴選択

次に，ロボットがタスクを実行するときの画像特徴フィルタ選択手法を示す．タスク実行以前に教示デー

タ T が m 個の部分教示データ T_i に分けられているものとする．画像特徴フィルタ選択手法の詳細は文献⁴⁾ とほぼ同じである．

各行動ステップにおいて，まず 2.2.3 節に示す方法にしたがって使用する T_c を決定する．その後，行動が決定するまで以下の処理を行う．

1. 行動決定段階

選択した k 個の画像特徴フィルタに関する部分状態 s_0 を計算する．まだ選択されていないときは空状態とする．

T_c を使って s_0 に関する行動のエントロピ $H_{TC}(a|s_0)$ を計算する．添え字の TC は T_c を使って計算することを示している． $H_{TC}(a|s_0)$ がある閾値 H_{th} 以下，あるいはこれ以上選択する画像特徴フィルタが存在しなければ

$$a = \arg \max_{a'} P_{TC}(a'|s_0)$$

を実行する．そうでなければ 2.へ．

2. 画像特徴選択段階

まだ選択していない各画像特徴フィルタ F_u について，次にそれを選択したときの行動に関するエントロピ期待値

$$\sum_{s_u} P_{TC}(s_u) H_{TC}(a|(s_0, s_u))$$

を計算する．この値が最小となる画像特徴フィルタを選択して，1.へ．

2.2.3 部分教示データの選択

ロボットの行動中に使用する部分教示データを決定する問題は，モジュール構造を持つロボット制御システムにおいて使用するモジュールを決定する問題と同じである．多くの手法ではモジュールの評価関数を用意し，最大の評価値を有するモジュールを選択する(たとえば⁵⁾)．

ここでは教示データが時系列になっていることを考慮して，ロボットが過去 h ステップに観測した状態 $s_{0t-1} \dots s_{0t-h}$ と状態空間上の部分教示データとの近さで評価する．そのために状態空間 S_E 上に各 T_i を含む領域を設定し，その領域に過去 h ステップの状態が属している割合 Pb_i が最大の T_i を選択する．過去の各ステップにおいて，全ての画像特徴フィルタを選択しているとは限らないため，観測した部分状態の空間だけで属しているかどうかを判定する．履歴がないタスク初期や，ノイズ等により最大の Pb_i がある閾値以下になった場合は，使用する T_i が決定できなかったとして教示データ全体を使用する．

3. 実験

3.1 実験設定

Fig.5 に示す移動ロボットの移動タスクを行った．ロボットは前方に視野を持つカメラを備えている．行動空間は並進速度成分と回転速度成分からなる 2次元空間である．そしてあらかじめ 3×3 の空間フィルタ F_1 と色フィルタ F_2 ³⁾ の 2つの画像特徴フィルタを持っているものとする． F_1 と F_2 のフィルタを通した画像の

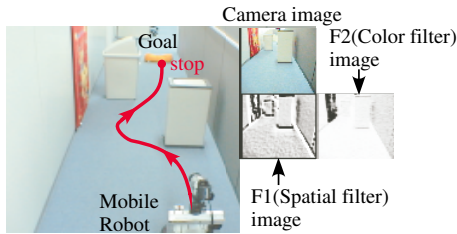


Fig.5 Task and filter repertory

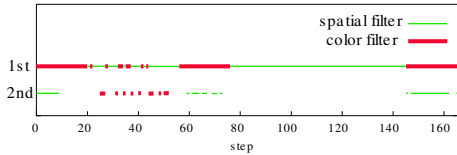


Fig.6 Selected image feature filters

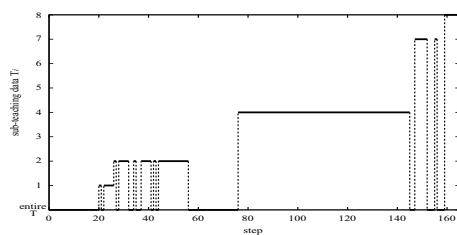


Fig.7 Selected sub-teaching data

例を Fig.5 中に示した．本実験では F_1 と F_2 は Fig.5 と同じタスクで学習したものを使用した．

他の主な実験緒元は以下のように設定した．

- 観測画像サイズ 64×64
- 部分状態の次元数 各 1 次元
- 教示データ数 300(1 試行)
- 教示データの分割数 13
- 各部分教示データ中のデータ数 120
- 行動決定閾値 $H_{th} = 0.7$
- 履歴長 $h = 20$

また本実験では確率計算高速化のために，状態空間，行動空間の各軸を 20 分割し，状態および行動を離散化して扱った．

3.2 実験結果と考察

ロボットがタスク実行中に選択した画像特徴フィルタを Fig.6 に示す．ロボットが持つ画像特徴フィルタは 2 個であるため，各行動ステップごとに 1 個あるいは 2 個選択されている．図中の 1st, 2nd はそれぞれ 1 番目, 2 番目に選択したものを表す．1 番目に選択した画像特徴フィルタから計算された状態で行動が決定できたステップでは，2 番目に何も表示していない．教示時より短いステップで目的地に到達している主な原因は，教示時に目的地の場所で停止行動をしばらく与えたことにある．

また Fig.7 に使用された部分教示データ番号を示す．番号が表示されていない部分は使用する部分教示データが決定できなかったことを表している．そこでは教

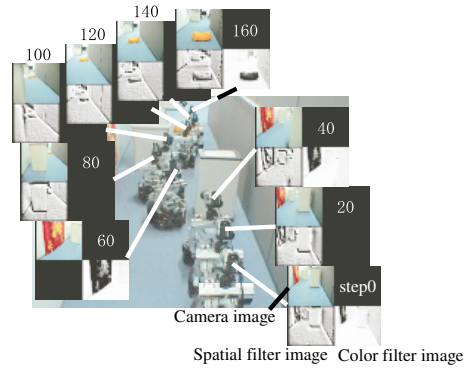


Fig.8 Robot trajectory

示データ全体を使用している．各部分教示データはお互いに大部分重なり合っているため，一部の部分教示データだけで目的地に到達している．

以上の結果から，ロボットは部分的なタスクに適した画像特徴フィルタを選択し，効率的にタスクを達成していることがわかる．1 行動ステップあたりの平均選択回数は 1.28 であったが，常に全教示データを使用した場合，部分的なタスクへの有効性が考慮されず，平均選択回数はこの値より増加する．これは画像特徴フィルタの選択順序が部分的なタスクに関して有効とならない可能性が高くなるためである．たとえばこの実験では，常に全教示データを使用すると，ロボットは常に色フィルタを 1 番目に選択する．

次に Fig.6 の結果の一部をロボットの移動軌跡上に示した図を Fig.8 に示す．Fig.6 と Fig.8 から，選択された画像特徴フィルタに基づいてタスクを分割するとほぼ以下の 5 つの部分の移動に分割することができる．

1. 行動開始点から 1 つ目の障害物の前までの前進部分 (1-20 ステップ)
2. 1 つ目の障害物を左によける部分 (20-55 ステップ)
3. 1 つ目の障害物を回り込む部分 (55-75 ステップ)
4. 2 つ目の障害物を右によけて目的地に近づく部分 (75-145 ステップ)
5. 目的地に到達する部分 (145-165 ステップ)

このように本手法によりロボットは行動決定に必要な画像特徴によりタスクを分割することができる．このように分割されたタスクに関する知識を他のタスクで再利用することにより，タスクを効率的に実行することができると思われる．

4. おわりに

本報告ではロボットがこれまでの経験で生成した画像特徴フィルタを，タスクへの有効性を評価して選択的に使用して行動を決定する手法を提案した．また部分的なタスクへの有効性を考慮することにより，画像特徴に基づいてタスクを分割することが可能となった．

本手法では，これまでに提案した手法³⁾によって生成された画像特徴フィルタを，すでに獲得された知識として再利用して効率的にタスクを実行するとともに，与えられたタスクをその知識で意味づけられた部分タスクに分割することができることを示した．この部分タスクを知識として利用する手法は今後の課題である．

参考文献

- 1) 石黒浩. 注視に基づくロボットの視覚. 人工知能学会誌, Vol. 10, No. 4, pp. 500–506, 1995.
- 2) H. Ishiguro, M. Kamiharako, and T. Ishida. State space construction by attention control. In *Proceedings of the Sixteenth International Joint Conference on Artificial Intelligence*, pp. 1131–1137, 1999.
- 3) 港隆史, 浅田稔. 注視機構実現に向けた視覚 - 行動学習による画像特徴 と状態空間の構成. 日本ロボット学会誌, Vol. 21, No. 1, pp. 87–93, 2003.
- 4) 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.
- 5) 鮫島和行, 銅谷賢治, 川人光男. 強化学習 mosaic: 予測性によるシンボル化と見まね学習. 日本ロボット学会誌, Vol. 19, No. 5, pp. 551–556, 2001.