

対象認識のための接触に基づく効用関数の生成

寺田和憲^{*1}, 中村恭之^{*1}, 武田英明^{*2*1}, 小笠原司^{*1}

^{*1} 奈良先端科学技術大学院大学 情報科学研究科

^{*2} 国立情報学研究所

Generation of Tactile based Utility Function for Object Recognition

Kazunori Terada^{*1}, Takayuki Nakamura^{*1}, Hideaki Takeda^{*2*1},

and Tsukasa Ogasawara^{*1}

^{*1}Graduate School of Information Science, Nara Institute of Science and Technology

^{*2}National Institute of Informatics

Abstract—In this paper, we propose a new architecture for visual object recognition based on the idea "seeing is touching" which is derived from the evidence of cognitive psychology. In this architecture, 1) an object is represented by the way how an agent touches it, and 2) the way of touching is estimated from visual inputs. In order to estimate touching behavior from visual inputs, we use utility functions. To generate the utility function from visual input, we should take care of the following three points: 1) utility is updated with a state transition probability model, 2) rewards are given when the agent touches an object and 3) visual input is treated as a set of inputs from small regions in the image. By using this utility function, an agent can generate all behaviors to objects. According to this architecture, we tested this architecture with an experiment. The experiment is obstacle avoidance in which the agent can distinguish whether it can pass through a gap between objects or not.

1. はじめに

近年、ロボットビジョンの分野では、Marrの視覚の計算理論²⁾のように視覚を他の感覚から切り離して独立のものとして扱うのではなく、行動と密に関連したものとして扱うべきだということが指摘されている¹⁾⁵⁾。しかし、行動時に制約となる身体そのものが視覚認識に果たす役割についての議論はほとんどない。我々は、視覚認識を成立させるために身体が重要であると考え、視覚と身体との関わり、特に接触信号が視覚認識のために果たす役割について議論を行い、工学的に実現することを目指す。

認知心理実験において、プリズムなどを用

いて視野を光学的に変換し、網膜に映る像を通常とは逆さにする、さかさめがねを用いた実験がある。さかさめがねをかけると、初期では位置の恒常性が失われ、対象物は全く別のところにある幻影に見える⁴⁾。しかし、ある程度の期間がすぎると順応が生じ、見えている世界が本物であると感じられるようになる。この現象を説明するために積山は身体表象という概念を導入した。身体表象とは、自己身体についての視覚情報と触覚運動情報との関係を貯蔵したものであり、知覚の順応は視覚系と運動系の間で再マッピングが行われていると考えられる。ここで重要なのは、視覚情報を意味付けるために触運動が用いられていることであり、これは、人間の環境認識において触覚が他の感覚系を従えるという触覚優位の感覚系の統合が行われているという

寺田 和憲 奈良先端科学技術大学院大学 情報科学研究科

〒 630-0101 生駒市高山町 8916-5 Tel. 0743-72-5265

E-mail: kazuno-t@is.aist-nara.ac.jp

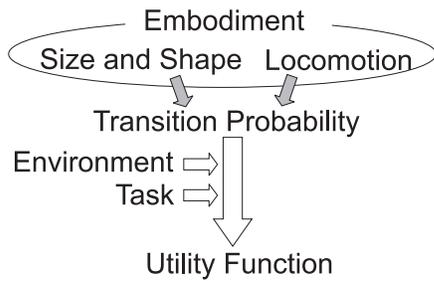


Fig.1 Overview of our method

ことである³⁾。言い替えると、対象認識においては対象に実際に触れるということが重要だということである。我々は、この考えに従い、視覚入力を触覚情報によって意味付けることを考える。

2. 視覚入力と効用関数

エージェントの視覚の役割は、接触を予測すること、すなわち現在の視覚入力から適切な接触状態へ到達経路を発見することである。もしエージェントが視覚入力から効用関数を生成することができれば、期待効用を最大にする行動を選択するという、最大期待効用の原理に基づいてエージェントは接触へ到達するための最適な行動を生成することができる。そこで、視覚入力から効用関数を生成することで、対象への触れ方を予測することを考える。

2.1 提案手法の概要

Fig.1は提案手法の概要を図式化したものである。効用関数の生成時に考慮すべき点は以下の3点である。

1. 状態遷移確率モデル (以下では単にモデルと呼ぶ) 持つ。すなわち自身の行動の結果が視覚入力でどのような変化となって現れるかを事前に知っているということである。このモデルは身体性に依存して変化する。保持したモデルを用いて、環境とタスクの変化に対応して効用関数の生成を行う。
2. ゴール状態を接触状態として与える。タスクを身体性と関連させて記述するために、実世界における全てのタスクを接触を基準として考える。

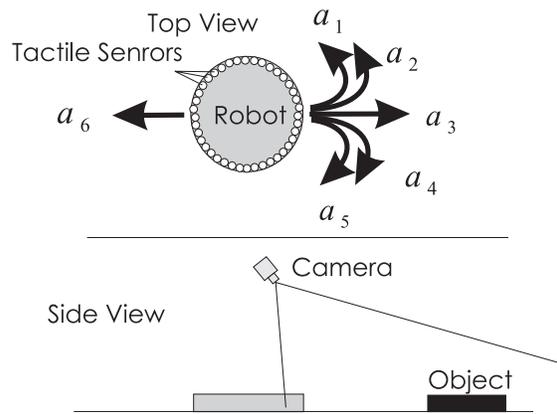


Fig.2 Assumed environment and agent

3. 視覚入力を微小領域の集合として取り扱う。視覚から抽象化した情報を取り出して入力とするとタスクや環境に依存した恣意的なものとなるので、視覚入力に対しては簡単な処理のみを行う。

2.2 前提とするエージェントと環境

以下の説明では、視覚入力を単純化するために、エージェントとエージェントの存在する環境は2次元平面であるとし、エージェントは2次元平面内を移動するものとする (Fig.2参照)。エージェントには、環境との接触を知覚するための接触センサが備えられている。また、身体と環境が接触する状態を観察するために、身体と対象の両方が視野に入る位置にカメラを備えている。カメラは、グローバルビジョンでもローカルビジョンでもどちらでもよいが、以下の説明では、グローバルビジョンを仮定する。エージェントの行動は、 a_1 から a_6 の6個の行動とし、行動の単位は観測する状態が変化するまでとする。

2.3 効用関数の計算

Fig.3のような入力画像が得られたとする。入力画像に関しては次の仮定を用いる。

1. 画像は縦横に適当に離散化され微小領域に分割されている。
2. エージェントは微小領域内に対象もしくは身体の境界が存在しているかどうかの判断が可能である。微小領域内に存在する境界は角度方向に適当に離散化される。

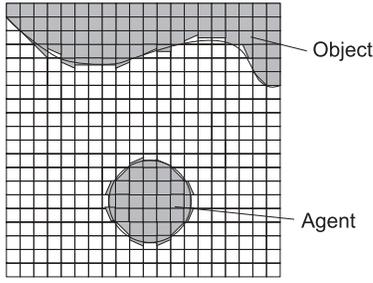


Fig.3 Input image

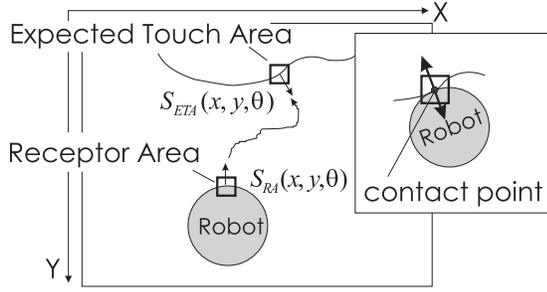


Fig.4 Expected touch area, receptor area, and reaching action path

3. エージェントは微小領域内の対象が自分の身体かどうかの判断が可能である。

ここで、対象の境界が含まれる微小領域を Expected Touch Area(以下 ETA) と呼ぶことにする。また、身体の境界が含まれる微小領域を Receptor Area(以下 RA) と呼ぶ。ETA と RA の状態は、画像内の位置 x, y と微小領域内の境界の法線ベクトルの傾き θ を用いて $s(x, y, \theta)$ として表現する。

現在の視覚入力に対して生成される効用関数は、RA が ETA に接触することを予測するための状態評価を行うので、ETA に報酬を置くことによって計算される。各状態における効用値は動的計画法の基礎として知られる次の式を解くことで求められる。

$$U(s) = R(s) + \max_a \sum_{s'} M_{ss'}^a U(s') \quad (1)$$

ここで、記号 $M_{ss'}^a$ は動作 a が状態 s においてなされたときに状態 s' に到達する確率を表す。グローバルビジョンでは、行動 a を出力

すると RA が変化するので、モデル M は RA に対して求める。モデル $M_{ss'}^a$ は、同じ状態から何度も同じ行動を行なうことによって計算される。すなわち

$$M_{ss'}^a = \frac{n_{s'}}{n_s^a} \quad (2)$$

によって計算される。ここで n_s^a は、状態 s において動作 a を行なった回数、 $n_{s'}$ はその結果 s' に到達した回数である。 $R(s)$ は状態 s において与えられる報酬である。本手法では RA が ETA に接触する状態に対して $R(s)$ を与える。そのときの接触条件は、

$$(x, y)_{ETA} = (x, y)_{RA} \wedge \theta_{ETA} = -\theta_{RA} \quad (3)$$

である。本手法では、各状態における効用値を計算するために隣接する状態で式 (1) を何度も適用する Value Iteration を用いる。Value Iteration では各段階で隣接する前の状態の効用値をもとにして各状態の効用値の更新を行う。これは次の式で表される。

$$U_{t+1}(s) \leftarrow R(s) + \max_a \sum_{s'} M_{ss'}^a U_t(s') \quad (4)$$

ここで、 $U_t(s)$ は t 回反復後の状態 s の効用値を表す。

マルコフ決定過程において効用関数 U が与えられると、最適な動作はその結果の状態の期待効用が最大となるものとして決められ、状態 i におけるエージェントの政策 f は次のようになる。

$$f(i) = \arg \max_a \sum_j M_{ij}^a U(j) \quad (5)$$

ここで、 $\arg \max_a f(a)$ は $f(a)$ の値が最大となるような a の値を返す。エージェントはこの政策を用いることによって、実際に動くことなく仮想的に最適な接触行動を生成することができる。

2.4 効用関数の重ね合わせ

先に述べた方法で求められるのは、一つの ETA に関する効用関数である。ETA は通常画像から複数検出されるので、複数の ETA に

関する効用関数を求める必要がある．そのために効用関数の重ね合わせを考える．画像から n 個の ETA が観測されたとき，各状態の効用値はそれぞれの ETA における効用値の中の最大値をとるように決める．これは次式で表される．

$$U(s) = \max U_i(s); U_i(s) \in U_1, \dots, U_n \quad (6)$$

このように，それぞれの ETA における効用関数を重ね合わせることで任意の形状の対象についての効用関数を生成することができる．

3. 身体性を考慮した行動生成

前章では，身体上のある 1 点のみについて任意の形状の対象に依存した効用関数を生成する方法について説明した．本章では，タスク遂行のために，エージェントの身体の大きさと形状を考慮に入れて状態判断を行なうことを考える．

3.1 身体性を表現するための効用関数

エージェントは固有の身体の大きさと形状を持つので，タスク遂行時には常に身体表面と環境の対象の表面の関係を考慮しながら行動する必要がある．具体的には以下の 2 点である．

1. 身体の各部において状態遷移が異なる．身体が広がりを持っていると，同一の行動を行なった際に身体の各部は異なった状態遷移をする．したがって，身体の各部で異なったモデルを保持する必要がある．
2. 効用関数は接触への近さを出力するので，身体が広がりを持っていると身体の各部で接触状態への近さが異なり，状態価値が異なる．

上記を考慮して，エージェントの状態を次のように定める．入力画像から，エージェントの身体上の点，すなわち RA が n 個観測されたとする．各 RA_i において観測される状態 $s_i(x, y, \theta)$ はモデル M_i に従って遷移する．画像から対象が発見されると，前章で述べた方法により，各 RA_i に対して効用関数 U_i を生成する．この効用関数によって計算される状態価値を v_i とすると，エージェントの状態は

効用関数の集合により

$$V = v_1, v_2, \dots, v_n \quad (7)$$

のように定義される．

3.2 タスク遂行のための状態判断

先に述べたように我々は実世界におけるエージェントのタスクを接触を基準として考える．具体的には，実世界におけるタスクを「接触の回避」と「接触状態への到達」として考え，先に説明した効用関数を用いてこれらを実現することを考える．

3.2.1 接触状態への到達

接触状態へ到達するという事は，身体のある点を環境内の対象のある点に接触させることである．到達行動は，画像から検出されたある ETA から，身体上の接触させたい RA におけるモデルを用いて計算された効用関数を用いて式 (5) の政策にしたがうことによって生成できる．このときの政策を f_{goal} とする．

3.2.2 行動生成

エージェントの身体が環境に接触しないための条件は，身体上の各 RA_i における効用関数 U_i によって計算される全ての状態の値 v_i が閾値を越えない，すなわち，

$$v_i < v_{threshold}; i = 1 \dots n \quad (8)$$

となることである．

目的を持たない接触の回避は存在しないので，目的遂行のもとでの接触回避について考える．目的遂行のための政策が f_{goal} であるとき，接触しないで目的を達成するためには，政策決定時に選択された行動をとったときの各 RA における期待値が，式 (8) を満たす必要がある．

4. 行動生成実験

提案手法の有効性を検証するために，コンピュータシミュレーションによって実験を行った．エージェントのタスクは障害物を回避して目的地に到達することである．実験には，Fig.5 のようにグローバルビジョンを用いた．実験に用いたエージェントの身体の形状は円形とし，

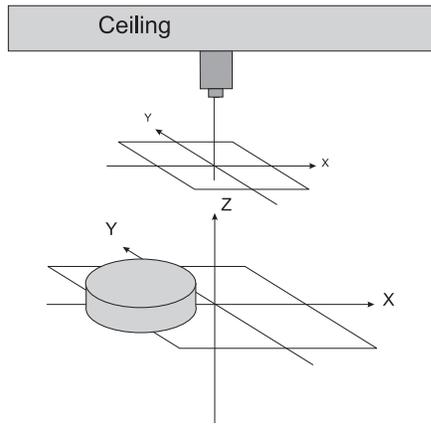
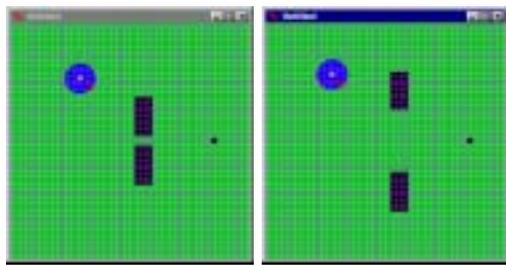


Fig.5 Camera model used in our experiment



(a) Narrow case (b) Wide case

Fig.6 Input images used in our experiment

直径は3とする．画像のサイズは 150×150 であり，3ピクセルずつ 50×50 の微小領域に離散化されている．微小領域内で観測される境界の傾きは， $-157 \sim 180$ 度の範囲で16段階に離散化されている．したがって観測される状態の全ての数は， $50 \times 50 \times 16$ ，すなわち40,000状態である．

4.1 状態遷移確率モデルの獲得

任意の対象についての効用関数を生成するための準備としてモデルの獲得を行なった．モデルは観測される40,000全ての状態について，各動作 $a_1 \cdots a_6$ を行ない， n_s^a が100を超えるまで行動を行なうことによって獲得した．

4.2 通り抜けタスク

次に，身体性を考慮した行動生成の例として通り抜けタスクを行なった．目的地に到達するタスクにおいて，その最短到達経路上に大

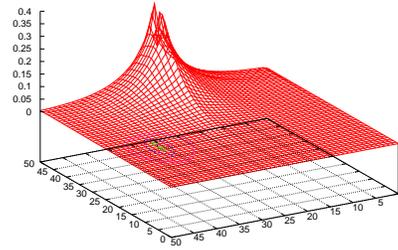


Fig.7 Utility function for reaching a goal

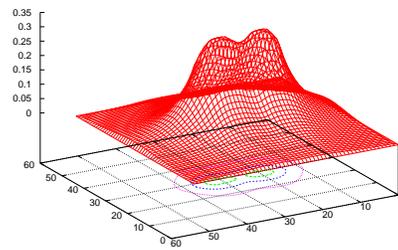


Fig.8 Utility function of narrow case

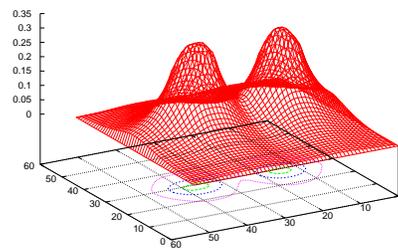


Fig.9 Utility function of wide case

きさ 3×6.4 の矩形の対象を2つ並べて配置する．対象間の間隔は，狭い場合には2に，広い場合は10とした．エージェントの直径が3なので，広い場合すき間を通り抜けることができ，狭い場合には通り抜けられずに回避する必要がある．ふたつの場合のそれぞれの入力画像を Fig.6(a)(b) に示す．両図中左上に

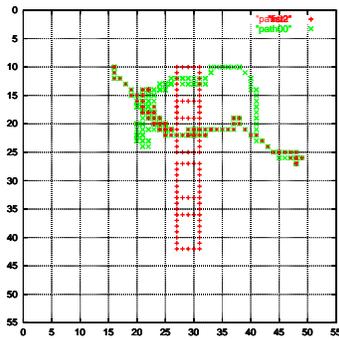


Fig.10 A generated path of narrow case

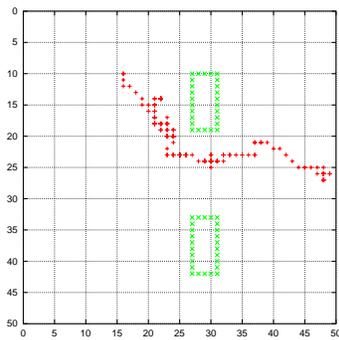


Fig.11 A generated path of wide case

ある円がエージェントを表し，スタート地点もこの位置とする．入力画像から，それぞれの対象に関して 18 個，計 36 個の ETA が検出された．また RA については 20 個検出された．ゴール状態は，Fig.6 中の右中央の小さな対象に，身体正面の RA が左から接することとして与える．ゴール状態における RA の画像上での状態は，(47, 26, 0) である．

ゴールに到達するための効用関数は Fig.7 のようになる．障害物回避のための効用関数を，狭い場合について Fig.8，広い場合について Fig.9 に示す．それぞれの効用関数は 36 個の ETA について重ね合わせることで生成された．また，この効用関数は正面の RA において計算されたものである．各 RA について接触状態を評価する必要があるので，同様の効用関数をそれぞれの RA に対して生成した．それぞれの効用関数の図では，角度方向の状態に関して平均をとっており， $x - y$ 方

向のみに関しての表示となっている．

ゴールに到達するための効用関数と，対象から生成された効用関数を用いて生成された行動の経路を，狭い場合について Fig.10，広い場合について Fig.11 に示す．図から，狭い場合には二つの対象を回避しゴールに到達する経路が生成されたことが分かる．また，広い場合には二つの対象の間を通り抜けてゴールに到達する経路が生成されたことがわかる．

5. まとめと今後の展望

本論文では「視覚による対象認識」は「接触行動を予測すること」という仮説をもとに，事前知識なしにエージェントの主観に基づいて世界を表現することを試みた．具体的には，従来のように 3 次元情報を用いて対象を表現し，視覚入力から 3 次元再構成を行う方法とは異なり，接触に基づく効用関数による対象記述を行うために，視覚入力から効用関数を生成する方法を提案した．提案手法の有効性を確認するために，障害物回避の実験をコンピュータシミュレーションによって行った．実験によって，エージェントは対象間の通路を通り抜けられるかどうかの判断を行い，適切な行動生成ができた．

今後は，異なった身体形状をもつエージェントを用いて同様の実験を行い，身体形状が認識に与える影響について調べる予定である．

参考文献

- 1) Yiannis Aloimonos. What I have learned. In *CVGIP: Image Understanding*, Vol. 60, pp. 74-85, 1994.
- 2) D. Marr. *Vision*. W. H. Freeman, San Francisco, 1982.
- 3) 佐々木正人. からだ：認識の原点. 東京大学出版会, 1987.
- 4) 積山薫. 身体表象と空間認知. ナカニシヤ出版, 1997.
- 5) 浅田稔. 視覚と行動の密な統合を目指すロボットビジョン. *光学*, Vol. 25, No. 5, pp. 252-257, 1996.