

視覚を持つ移動ロボットの障害物回避行動の獲得

○中村 恭之 浅田 稔 細田 耕
大阪大学工学部

Acquiring Obstacle Avoidance Behavior for Vision-based Mobile Robot from Experience

○Takayuki NAKAMURA Minoru ASADA Koh HOSODA
Osaka University

1 はじめに

視覚を持つ移動ロボットが、複雑な環境内を自律的に走行するためには、環境の変化に適応することが重要である。従来からのアプローチとしては、環境からの視覚情報の意味づけを人間が行ない、それに従って走行制御する手法が多い。しかし、ロボットが行動する実際の環境は、不確かさや不完全さを含むため、人間により与えられる知識には限界があり、これが移動ロボットの環境への適応を困難にしている1つの原因と考えられる。

そこで、環境の変化に適応する視覚移動ロボットを構築するために、ロボットに様々な環境内で自律的に行動させて、その時得られる視覚情報とアクチュエータ出力間の関係や視覚情報の意味づけを、ロボット自ら獲得することが重要であると考えられる。Pierceら[1])は、このような考えに基づいた研究をしている。そこでは、ロボットの移動にともなう環境の3次元構造の変化を直接的に計ることのできる距離センサを用いて、移動に関する独立な自由度によって生成される動作を求めている。しかし、シミュレーションのみの実験で障害物の存在しない環境を想定している。

本報告では、2次元の視覚情報を用いてセンサアクチュエータ間の関係(基本運動関係と呼ぶ)を求め、その関係を用いて、衝突時の視覚情報を推定する手法を提案する。まず、初期において視覚情報とアクチュエータ出力間の関係について全く知識のない移動ロボットに対して、環境内でアクチュエータにランダムなトルクを出力させ、各動作において生じる視覚パターン(オプティカルフロー)を蓄積する。蓄積された視覚情報に対して、主成分分析することにより視覚情報とアクチュエータ出力間の関係(基本運動関係)を獲得する。

また、ランダムな行動をとっている間に、環境との衝突が起こるが、その際の行動と視覚パターンを別に蓄積しておく。基本運動関係が求められた後に、衝突時の視覚パターンと、基本運動関係を用いて補間される各行動における視覚パターンを比較することにより、各行動における視覚パターン内の障害物の存在する領域(衝突領域)を推定する。提案した手法の有効性を、実機での実験結果により示す。

2 本手法における仮定と前提

1. 環境や、静止物体、移動物体の配置や運動についての情報は、未知である。
2. 衝突は、接触センサなどにより検出できる。

ということを仮定している。また、以下のような前提条件がある。

- 移動ロボットは、2つの独立のモータで駆動される独立2動輪操舵方式を採用しており、左右のモータに対して、 $-\tau_{max} \leq \tau \leq \tau_{max}$ の間で、 n 段階のトルクを発生でき、これらの組合せにより移動ロボットは、 n^2 通りの行動を生成できる。
- 視覚情報は、状態の変化を観測するためにオプティカルフローが入力される。

- 視覚情報は、画像を格子状に分割した際の各格子内でのフロー値を要素とするベクトルで表現されている。

3 基本運動関係の獲得

基本運動関係の獲得とは、一般的には”Tabula rasa 学習問題”の1つと呼ばれている。*tabula rasa*とは、”生まれたばかりの人が外界の印象をまだ受けていない時の心理状態”のことを示す。ここでの学習の目的は、コントローラをランダムに動かした時の視覚情報の変化から、ロボットの行動空間と視覚情報の関係を獲得することである(Fig.1)。

[基本運動の定義] ある環境内でロボットが動作した時に生成された視覚情報の履歴がある時に、その履歴を構成する主成分情報に似た視覚情報を生成するロボットの行動である。

ランダムな動作をとった時に生じた視覚情報(フロー)の履歴と、そのような視覚情報を生成させたアクチュエータ出力との相関を統計的に解析することによって基本運動関係を獲得する。

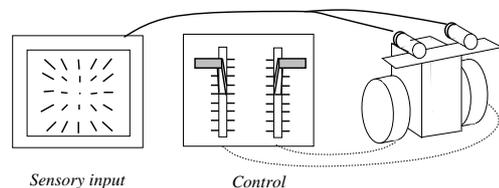


Fig.1 Tabula rasa 問題

3.1 基本運動関係の獲得

ある行動 $i(\tau_{i1}, \tau_{in})$ をとった時に生じるフローパターンベクトル p_i が生じたとする。移動ロボットがすべての行動($i = 1 \sim m$)をとった時に生じるフローの情報は、ベクトル p_i を行ベクトルとする行列 P によって表せる。なお、蓄積されるフローパターンは、ロボットが環境と衝突していない時のパターンである。この行列に対して、主成分分析を行なうことにより、基本運動により生成されるセンサパターンを求める。

$$P_{m \times n} = U_{m \times n} S_{n \times n} E_{n \times n}^T \quad (1)$$

ここで、 m および n は、行動数、ベクトル p_i の要素数を表し、 S は、 P の特異値を対角要素とする対角行列、 E の列ベクトルは PP^T の固有ベクトル、 U は、ある列直交行列を表している。そして、他の特異値に比べて大きい K 個の特異値を用いて、もとのフローパターン p_i は、

$$p_i \approx \sum_{k=1}^K u_{ik} s_k e_k^T \quad (2)$$

と記述できる。各行動によって生じるフローパターンの中で、こうして求められた各固有ベクトル e_k^T ($k = 1 \sim K$)の影響が最も大きいパターンを生じさせる行動が、基本運動となる。ここで、 K 個の係数 $u_{ik} s_k$ を要素とする K 次元ベクトルを a^i ($i = 1 \sim m$)と表すことにすると、この K 次元ベクトルの各要素の寄与係数 a_k^i と行動 i の関係が、基本運動関係になり、 $Max a_k^i$ ($i = 1 \sim m$)となる行動

$i = (\tau_{li}, \tau_{ri})$ が基本運動を発生させるアクチュエータ出力に対応する。

4 障害物回避行動の獲得

基本運動関係が求められた後は、式(2)により各行動時における視覚パターンを生成することができる。従って、各行動*i*について衝突時に蓄積された視覚情報 P_{obs}^i と、式(2)により生成される視覚パターン $\sum_{k=1}^K u_{ik} s_k e_k^T$ の差のパターン D^i は、障害物の存在による生成されるパターンとなる。ここで、 P_{obs}^i は、行動*i*の衝突時のパターンベクトル $p_{obs}^i(c)$ を行ベクトルとする行列。また、 c は、衝突のインデックス ($c = 1 \sim C$) とする。 D^i は、行動*i*に関する誤差のパターンベクトル $d^i(c)$ を行ベクトルとする行列である。そこで、誤差ベクトル $d^i(c)$ の各要素の $c = 1 \sim C$ に関する統計量(平均値, 分散値, 共分散値)を計算し、平均値が大きく、分散の小さい領域を障害物の存在する確率の高い領域を衝突領域として求める。こうして、視覚情報の意味づけがロボット自身の経験を通して行なわれる。

ある行動*i*をとっている時に生成される障害物回避行動は、求められた衝突領域に、基本運動関係をもとに生成できないフローが存在する場合に起動される。また、起動される行動は、行動*i*と基本運動関係図上で最も距離の遠い行動が選択される。

5 実験結果

5.1 視覚情報の獲得

視覚情報としてのオプティカルフローは、FUJITSU製トラッキングビジョンシステムにより、文献[2]]のアルゴリズムを用いて、実時間で検出できる。

5.2 実機による実験結果

実機(Fig.2右)による基本運動関係の獲得および、衝突領域の推定の実験を行なった。移動ロボットは、左右各モータに対して5段階のトルクを発生でき(Table1)、全部で25通りの行動がとれる(Fig.4左)。

Table 1 アクチュエータ出力

段階	0	1	2	3	4
トルク	$-\tau$	$-\frac{1}{3}\tau$	0	$\frac{1}{3}\tau$	τ

まず、Fig.2のような環境で25通りの行動をとった時に生じたフロー情報の履歴を蓄積し、それを主成分分析して、主成分情報と基本運動を求めた(Fig.3)。基本運動として獲得された行動は(0-4)、(0-0)となり、人間の直観と一致した結果になった。獲得された基本運動関係は、Fig.4右のようになった。つぎに行動番号15, 25について、衝突領域を推定した結果をFig.5(左-15, 右-25)に示す。図中には、誤差ベクトル $d^i(c)$ の各要素の平均値とその誤差楕円が示されており、” ” が衝突領域として推定された領域を表している。行動番号15, 25は、それぞれ回転して衝突する場合、直進して衝突する場合に相当しているので、画面左側、画面中央部に障害物による影響の受けた領域が現れている。

6 まとめ

各行動をとった時の視覚情報を主成分分析することにより、視覚情報とロボットの移動に関する独立な自由度によって生成される運動との相関関係を獲得できた。さらに、その関係を用いて衝突の経験から、衝突領域の推定を行なうことができた。また、実機による実験によってその有効性が示された。今後は、このように獲得された基本運動関係を移動ロボットのより高度なナビゲーションタスクにどのように利用するかについて検討する。

参考文献

- 1) D. Pierce and B. Kuipers, "Learning to Explore and Build Maps," *Proc of AAAI'94* pp.1264-1271,1994.
- 2) 稲葉雅幸, 山口英昭, 森武俊, 井上博, 高速相関演算に基づいた3次元の並進・回転運動の追跡, ロボティクスメカトロニクス講演会'93講演論文集, pp.238-243,1993.

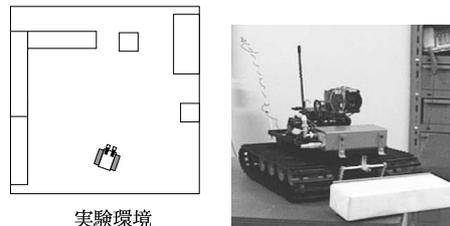


Fig.2 実験環境と移動ロボット

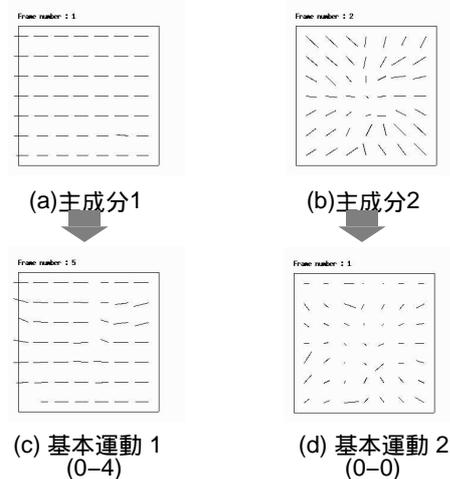


Fig.3 求められた主成分と motion primitive

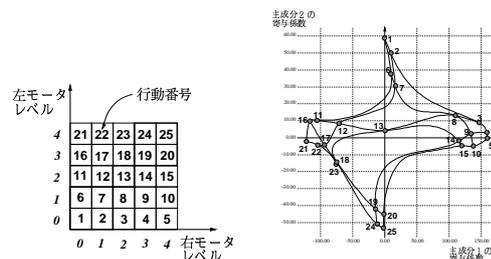


Fig.4 もとの行動空間と獲得された基本運動関係

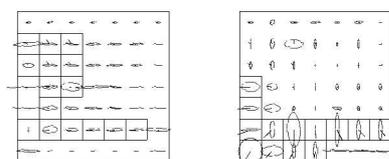


Fig.5 推定された衝突領域