

# 脚式ロボットにおける創発された歩行からの 行動レパートリの獲得

宮下 敬宏 \* 細田 耕 \* 浅田 稔 \*

## Motion Repertory for a Legged Robot from a Reflective Walk

Takahiro Miyashita \*, Koh Hosoda \* and Minoru Asada \*

In this paper, we propose a method of action based perception categorization for a legged robot to move to any destination in the environment. Once the robot acquires the relationship between actions and the changes of the view, it can generate the motion with respect to the observed scene. By utilizing this relationship, it reaches the desired position by feeding back the difference between the goal view and the current one. We call a group of motions based on the relationship a *motion repertory*. The motion repertory consists of sets of data of robot motion, which are compressed by the wavelet transform, and motion pattern of visual features. The validity of the method is shown by a preliminary experiment.

**Key Words:** legged robots, vision-motor association, motion repertory, wavelet transform.

### 1. はじめに

ロボットが環境内を移動する際、その移動が実現されているかどうかは環境を観測することでしか知ることはできない。そのためロボット自らの行動と、その行動によって観測される環境の相対的な変化、つまり環境の見え方の変化との対応付けは、ロボットの移動において不可欠なものである。行動と環境の見え方の変化の対応付けは、従来様々な形でロボットの制御に用いられてきた。特に車輪型ロボットでは、車輪の回転と環境内の移動を直接対応付けたものや、環境内のロボットの位置とロボットのセンサから観測されるランドマークの見え方とを対応付けたものなどがある。前者の対応付けは、デッドレコニングで環境内を移動するときに用いられ[1][2]、また後者は、ランドマークに基づくナビゲーション等に用いられる[3][4]。

これらの対応付けを予め与えるためには、厳密なキャリブレーションによってロボットの運動学パラメータや外界センサパラメータを求める必要があり、またパラメータ間の幾何学的な関係に関する知識も必要となる。車輪型ロボットのような自由度の少ないロボットは、これらの知識を予め与えることは可能であるが、ロボットごとの先験的知識を求める作業に費やす労力は少なくない。先験的知識を必要としない手法としては、Pierce and Kuipers [5]が、車輪型ロボットのセンサと行動の対応付けを主成分解析によって獲得する手法を提案している。また Nakamura and Asada [6]は、視覚センサから得られる目

標物体の情報やオブティカルフローと車輪型ロボットのモータコマンドとの関係を主成分解析と強化学習によって獲得する手法を提案している。

しかし多自由度を有するロボット、特に脚式ロボットの場合は、先験的な知識を与えることも困難であり、また既に提案されている対応付けの自立的な獲得手法を適用することも難しい。なぜなら、脚式ロボットの持つ移動機構の複雑さや、歩行が脚の上げ下げや体の揺動などの様々な動きの組み合わせで構成されていることから、ロボットの運動学や外界センサに関するパラメータ、およびパラメータ間の関係を求めることが困難だからである。また、車輪の回転が直接移動に対応している車輪型ロボットの場合は、観測される環境の見え方の変化に対応付ける行動として時間間隔の短いものが適している。しかし、様々な動きの組み合わせによって移動のための行動を構成している脚式ロボットには、時間間隔の長い行動との対応付けが必要である。そのため、既存の対応付け獲得手法は著者の知る限り車輪型ロボットの短時間間隔の行動を扱っているため、脚式ロボットにそのまま適用することは難しい。

そこで本研究では、脚式ロボットの移動のための行動と環境の見え方の相対的な変化との対応付けとして行動レパートリを、獲得手法とあわせて提案する。行動レパートリとは、複数の時間間隔の長い行動を時空間圧縮したデータとそれに伴って観測される環境の変化を表すデータとを関連づけたものであり、これを用いることで脚式ロボットは、観測される環境を目標の見え方に近づけるための行動をレパートリの中から選択し実現することができる。提案手法では、まず脚式ロボットに移動に関

原稿受付 1999年12月X日

\*大阪大学大学院工学研究科

\*Osaka University, Graduate School of Engineering

する知識、および行動と相対的な見え方の変化の関係を先験的に与えずに、著者らが既に提案している複数の反射の組み合わせに基づく制御 [7] を用いることで、環境との相互作用から反射的な静歩行を生成させる。このとき生成される静歩行は、ロボットが前後左右に移動しようとして生成したものではなく、各反射モジュールがそれぞれの動機を満たすための行動を出力した結果として得られるものである。反射的に歩行している間、ロボットには自分の行動を関節角速度の時系列データとして記録させる。また同時に、ロボットの歩行に伴って観測される相対的な環境の変化を、視覚センサを通して観測される静止物体の画像平面上での相対移動速度の時系列データとして記録する。ここで、ロボットの移動としての最小単位を「すべての脚が最低1回遊脚期を終える期間」と定義する。この定義により脚式ロボットが生成した様々な反射的行動と視覚のデータを最小単位に分割し、圧縮・分類することにより行動レパートリの要素としてロボットに獲得させる。

以下では、まず第2章で先に著者らが提案した反射の組み合わせに基づく歩行について簡単に述べ、第3章で創発された歩行から行動レパートリを獲得する手法について説明する。さらに第4章で提案手法を実脚式ロボットに適用し、行動レパートリ獲得、およびそれを利用した目的地への移動に関する基礎実験により手法の有効性の検証を行う。

## 2. 反射の組み合わせに基づく歩行

多自由度を持つ多くの生物の実環境に適応した行動は、外知覚のための感覚受容器に基づく目的地までの移動、転倒の回避、不整地への適応などの動機を満たす複数の反射が環境との相互作用によって複雑に組み合わせり、その結果として生成されたものとみることができる。この考え方に基づく、ロボットに外界センサに基づいた複数の反射を埋め込み、それらを組み合わせることで環境との相互作用から行動を生成する手法が考えられる。我々は、脚式ロボットに視覚目標追従に基づく揺動と転倒回避のための踏み替えという独立・並列に機能する二つの反射を与え、その組み合わせと環境との相互作用から静歩行を実現する手法を提案した [7]。この手法の概要を Fig.1 に示す。

視覚目標追従に基づく揺動では、ロボットは追従目標を注視し、その見え方が常に等しくなるように胴体を動かす。この反射では、追従目標の見え方の変化が入力となり、その見え方を元に戻す結果として揺動行動が生成される (Fig.1(a))。これは、脚式ロボットに適応型視覚サーボ [8] を適用することで実現しており、ロボットと環境との関係を表すパラメータが未知の場合でも視覚目標追従に基づく揺動を実現することができる。また、転倒を回避するための踏み替えでは、ロボットは脚先の力覚センサから計算される安定余裕 [9] を観測することにより揺動によってバランスが崩れそうなるのを検出し、そのバランスを保つために脚の踏み替えを行う (Fig.1(b))。この反射は、入力がロボットのゼロモーメント点の支持多角形に対する位置および移動方向であり、その位置と移動方向に適した踏み替え行動を出力する。これら2つの反射を組み合わせることによって、追従目標が大きく移動する場合は結果的に静歩行が生成される。

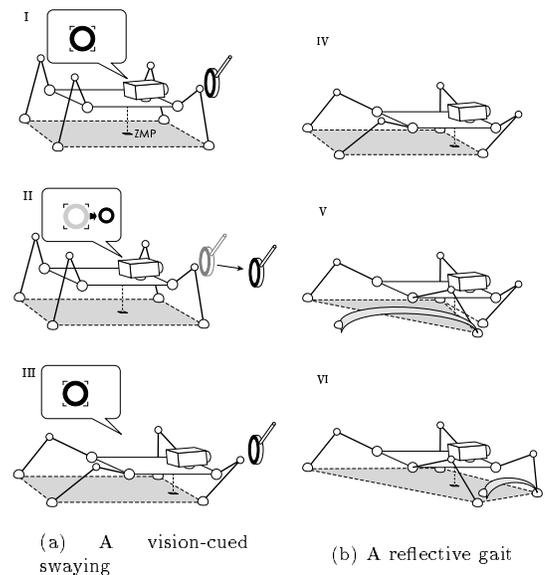


Fig. 1 An outline of reflective walk

本研究ではこのような反射を適用する脚式ロボットとして、3自由度の脚を4本(合計12自由度)持ち、外界センサとして視覚センサ(1個)、脚先力覚センサ(計4個)を、内界センサとして関節角度センサ(計12個)を装備したものをを用いる。また、本手法では4脚のうち3脚を支持脚とし、1脚を遊脚として制御する。

## 3. 行動レパートリ

脚式ロボットが、反射の組み合わせと環境との相互作用によって生成される行動から、行動と環境の見え方の相対的な変化の関係を獲得し、その関係に基づいて環境内を自律的に移動するためには、以下にあげる2つの問題が考えられる。まず1つ目は、行動と相対的な見え方の変化を対応付ける長さの単位が問題である。脚式ロボットは、支持脚を上げて遊脚にする、遊脚を動かす、体を揺動させる、などの動作を同時あるいは順番に組み合わせることで最終的に移動を実現しており、時間間隔の長い対応付けが必要となる。このとき、移動として意味のある長さの単位とはなにかを考慮しなければならない。2つ目の問題は、データの圧縮手法である。先に述べたように脚式ロボットの行動は時間軸方向に長くなり、それを表現するためのデータの量も大きくなる。例えば、1[ms]周期で関節角速度を制御している4脚ロボット(12自由度)の行動を表すための関節角速度の時系列データの大きさは、1分間の行動を表すだけでも、そのままでは  $(60[\text{sec}] \div 0.001[\text{sec}] \times 12[\text{DOF}]) = 7.2 \times 10^5$  個のデータとなり、非常に大きく扱づらいものとなる。そのため、これを効率よく圧縮し記録しなければ、複数の行動と環境の相対的な見え方の変化の対応付けをロボットに記憶させることはできない。

そこで、脚式ロボットの行動と、行動によって相対的に観測される環境の見え方の変化を、分割・圧縮・分類する手法を以

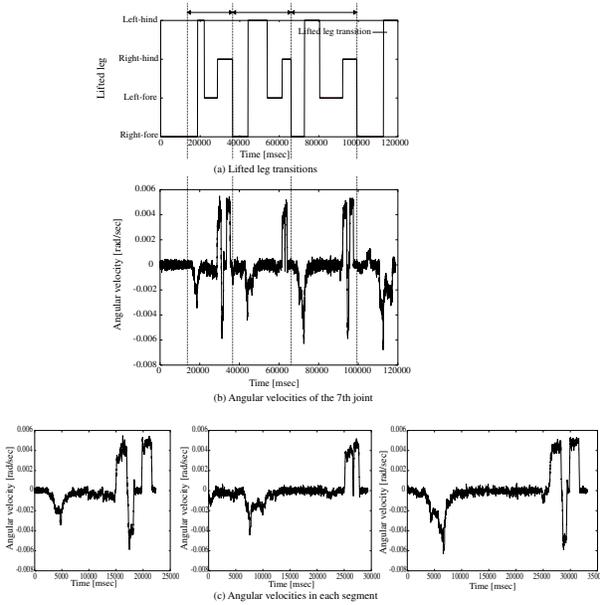


Fig. 2 The abstraction of minimum motion pattern

下に述べる。最終的に得られる脚式ロボットの移動のための行動群、つまり見え方の変化に対応付けられた移動のための複数の行動を、ここでは行動レパートリと呼ぶ。

### 3.1 行動の最小単位の抽出・圧縮

脚式ロボットの移動は、全ての脚が遊脚にならないければ、遊脚になっていない脚の接地点が変わらないため、脚を引きずらない限り実現できない。そこで、ここでは脚式ロボットの移動としての最小単位を「すべての脚が最低1回の遊脚期を終える期間」とし、この単位を行動データから抽出することによって対応付けを行う。

行動を表すデータとしては、関節角速度の時系列データを用いる。反射の組み合わせに基づく脚式ロボットの行動時に全ての関節角速度の時系列データを記録し、同時に各脚の接地情報も記録する。この接地情報に基づいて、先に述べた脚式ロボットの移動としての最小単位で行動データを分割し、分割した行動データそれぞれについて見え方が相対的にどのように変化したかを対応付ける。ある関節における実際の行動データを用いた移動のための最小単位の行動の抽出の流れを Fig.2 に示す。Fig.2(a) は計測された遊脚の順序および期間を示しており、これを移動としての最小単位で区切るとグラフ中の点線で区切った長さになる。Fig.2(b) は、実際のロボットの第7関節(右後脚第1関節)の関節角速度を示しており、これを(a)の区切りと同じ場所で分割すると Fig.2(c) のように3つに行動に分かれる。

次に、分割した行動データの圧縮について述べる。記録する行動データは、Fig.2(c) に示すように波形全体に高周波のノイズが乗った形になる。これは、記録している行動データがロボットへの関節角速度指令値ではなく、ロボットが環境と相互作用することによって実際に生じさせている関節角速度であるため、ロボットの振動もともに記録されるからである。そこで、

行動データからこの高周波成分をノイズとして取り除き、さらにデータ圧縮を行うために、ここでは時間周波数解析手法の一つである離散ウェーブレット変換 [10] を用いて圧縮する。まず、行動データである関節角速度の時系列データを離散ウェーブレット変換によって信号平面上に写像する。ウェーブレット変換にはマザーウェーブレットとして Daubechies ウェーブレット ( $N=6$ ) [10] を用い、レベル7まで変換する。このウェーブレット係数から、レベル-1, -2 をノイズとみなして取り除く。これにより、関節角速度の時系列データを約4分の1のデータ量に圧縮する。

### 3.2 視覚情報の圧縮

ロボットの移動としての最小単位の行動によって生じる環境の相対的な見え方の変化を、ここでは画像特徴の移動ベクトルで表す。画像特徴の移動ベクトル獲得手法の概要を Fig.3 に示す。まず、画像平面を上下左右に4分割し、分割された領域それぞれにおいて数点の画像特徴の移動ベクトルを計算する。移動ベクトルは、移動としての最小単位の行動の最初と最後の状態において視覚センサから獲得される画像間の相関演算により求める。次に、画像特徴移動ベクトルを各領域で平均する。これによって求まる4つの平均移動ベクトルのセットを移動としての最小単位の行動に対応する相対的な見え方の変化とする。

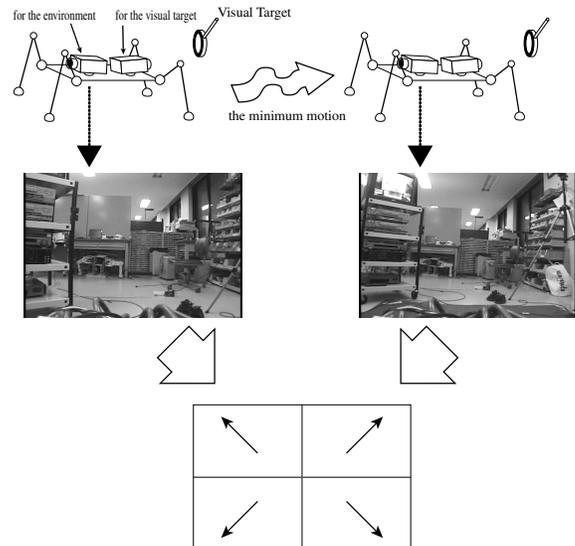


Fig. 3 The vectors which denote the changes of the view

見え方の変化を静止環境に対する移動と対応付けるためには、観測される物体が環境に対して静止している必要がある。しかし本手法では、観測される一部の物体が移動していた場合でも、それが見え方の変化を表すベクトルに与える影響は少ないと考えられる。なぜなら、ここで用いる見え方の変化ベクトルは、行動の最初と最後に観測される画像から画像特徴の最終的な移動量を求めているところから、時間軸方向に平均化されており、また、画像を4分割して各領域における平均ベクトルを求めていることから空間方向にも平均化されているからである。

### 3.3 行動レパトリの要素の分類

3.1節に述べた手法によって分割・圧縮されたそれぞれの行動に、3.2節で述べた相対的な見え方の変化を表すデータを対応付けることによって、行動レパトリの要素を獲得する。ただし、類似した要素も全て行動レパトリとして記憶することは、記憶容量の面でも行動レパトリの利用の面でも効率が悪い。そこで前節までの手法で得られる相対的な見え方の変化が対応付けられた行動を、まず行動レパトリの要素候補とし、要素候補をある類似度によって分類した後に、分類した各グループの代表要素を行動レパトリの要素とする。以下に、その分類手法について述べる。

脚式ロボットの行動は、遊脚の運動と胴体の揺動(支持脚の運動)の2つの成分に大別することができる。そのうち遊脚の運動は、脚式ロボットの移動を特徴付けるものである。また相対的な見え方の変化も、静止環境に対する相対的な位置の変化に対応していることから、移動を特徴付ける情報として重要である。以上を踏まえて、相対的な見え方の変化が対応付けられた行動を「遊脚の運動」と「見え方の変化」に関する情報を用いて分類する。

まず遊脚の運動に関する情報を用いて分類を行う。行動データを表すウェーブレット係数空間における遊脚の運動は、揺動と比べて関節の動きが大きいため、ウェーブレット係数の時間軸方向の微分値が大きい部分に表されている。そこで、ある関節における遊脚の運動の特徴を、その関節のウェーブレット係数(レベル-3~-7)を全て時間微分したときの全てのレベルにおける微分値の中で絶対値が最大となる値と、移動としての最小単位の行動の開始から終了までの時間を1に正規化した際の最大微分値の位置で表す。Fig.4に第7関節における特徴を例として示す。図における絶対値が最大となる微分値(-0.034)とその位置(0.87)が、この行動における第7関節の特徴となる。この2つの特徴量を全ての関節について求め、それを集めたベクトル( $n$ 自由度なら $2n$ 次元ベクトル)を用いて様々な行動レパトリの要素候補の階層的クラスタリング[11]を行う。階層的クラスタリングとは、分類する要素が $N$ 個あったとき、初期状態を要素数1のクラスタが $N$ 個あるとし、クラスタ間の距離が最も近い2つのクラスタを1つにまとめ新たなクラスタとする作業をクラスタ数が1になるまで繰り返す手法である。ここではクラスタの融合法としては重心法を用いる。重心法とは、2つのクラスタ $C_f$ と $C_g$ が融合されて新しいクラスタ $C_h$ ができたときに、 $C_h$ と残りのクラスタ $C_l$ の間の距離 $D_{hl}$ に、以下の式によって計算されるクラスタの重心間のユークリッド平方距離を用いる方法である。

$$D_{hl}^2 = \frac{n_f}{n_h} D_{fl}^2 + \frac{n_g}{n_h} D_{gl}^2 - \frac{n_f n_g}{n_h^2} D_{fg}^2 \quad (1)$$

ここで、 $D_{fl}$ ,  $D_{gl}$ ,  $D_{fg}$ は、それぞれクラスタ $C_f$ と $C_l$ 、 $C_g$ と $C_l$ 、 $C_f$ と $C_g$ のユークリッド距離を表し、 $n_f$ ,  $n_g$ ,  $n_h$ は、それぞれクラスタ $C_f$ ,  $C_g$ ,  $C_h$ の要素数を表す。重心法を用いると、クラスタ間距離は階層に対して単調増加にはならないが、クラスタの融合による空間の収縮は起こらないため、鎖状にクラスタを融合させてしまうChain効果[12]は起こりにくい。クラ

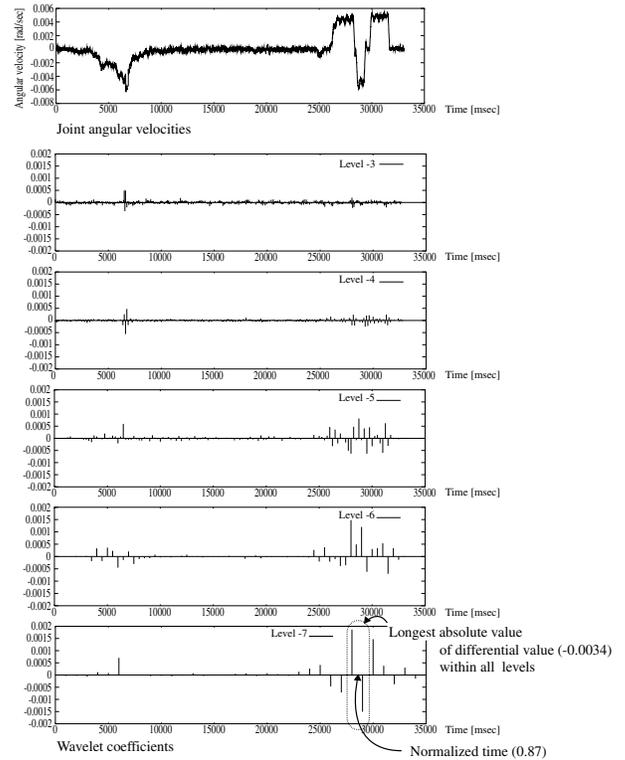


Fig. 4 Example features of the wavelet coefficients

スタリングに用いる特徴ベクトルは、分散を1、平均を0に正規化してから距離の計算を行う。

次に、見え方の変化に関する情報を用いて、階層的クラスタリングをどこで終了させるか、つまり行動レパトリに適したクラスタの要素数を決定する。Fig.5にその概要を示す。先の階層的クラスタリングによって分類される各階層のクラスタに含まれる行動に属する相対的な見え方の変化に注目し、クラスタ内の見え方の変化の類似度を調べる。具体的には、クラスタに属する行動に対応付けられている相対的な見え方の変化を表すベクトル(8次元)の重心を求め、一つ上の階層におけるクラスタ内の見え方の変化の類似度を、その重心間のユークリッド距離で求める。この距離が閾値を越えない最上階層でのクラスタの要素数を行動レパトリの候補に適した数とする。閾値によってクラスタが決定した場合は、そのクラスタに含まれる要素を除き、残りの要素で再び遊脚の運動に基づいた階層的クラスタリングを行う。この手法により、類似した遊脚でも静止環境に対する移動方向が異なる場合は別のクラスタに分類される。また逆に、静止環境に対する移動方向が類似していても遊脚が異なる場合は、別のクラスタに分類される。

最後に、各クラスタにおける代表行動を決定し、行動レパトリとして記憶させる要素を決める。行動レパトリを利用して環境内を移動する際には、移動として最小単位の行動を繰り返し用いるため、単位行動の初期姿勢と最終姿勢が最も似ているものが利用しやすい。そこで姿勢の類似度に関節角度のユークリッド距離を用いて、クラスタに属している行動の中で最も距離の近い行動を代表行動とする。

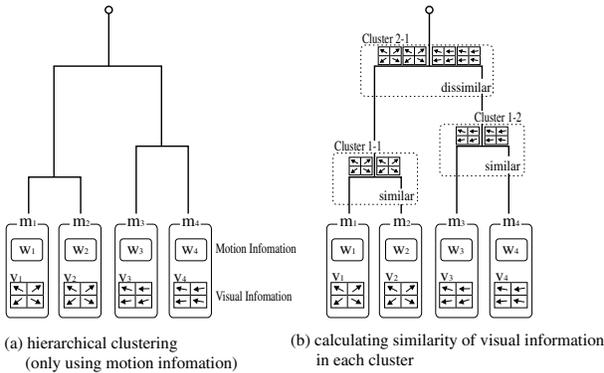


Fig. 5 How to finish the hierarchical clustering

### 3.4 行動レパトリの獲得の流れとその利用

3.1~3.3節に述べてきた行動レパトリの要素獲得手法をまとめ、以下に行動レパトリ獲得の流れを示す。

- (i) 反射の組み合わせに基づく歩行を適用した脚式ロボットを用いて、視覚誘導により様々な方向へ移動させる。
- (ii) 移動中に、ロボットの全ての関節角速度の時系列データを、行動データとして記録する。
- (iii) 行動データと同時に、環境中の静止物体の画像平面上での位置を、環境を表すデータとして記録する。
- (iv) 記録した行動データから、移動としての最小単位の行動を抽出し、ウェーブレット変換を用いて圧縮する。
- (v) 記録した環境データから、先の最小単位の行動データに基づいた環境の見え方の相対的な変化を表すデータを抽出する。
- (vi) 最小単位の行動データと見え方の相対的な変化を表すデータを対応付けて行動レパトリの要素の候補とし、すでにある要素との分類を行う。
- (vii) 分類後の代表要素を行動レパトリの要素として加える。

行動レパトリを獲得することにより、ロボットは自分が行動することによって観測される相対的な環境の変化を予測することができる。そのため、この行動レパトリを以下のように利用することで、目標位置までの移動を実現することができる。

- (i) ある位置(ゴール)での見え方(画像)、および画像中の視覚目標をロボットに与える。
- (ii) ロボットは視覚目標の現在の位置とゴール画像での位置から誤差ベクトルを計算する。
- (iii) 誤差ベクトルを小さくするための行動を行動レパトリから選択し、1周期分行動する。
- (iv) 再び観測。(ii)へ。

この手法によるナビゲーションは、先に述べた行動の最小単位の移動量が位置決め精度の限界となる。しかし、様々な方向や移動量の行動をレパトリの要素として獲得することにより、位置決め精度を上げることは原理的に可能である。

## 4. 実験

本手法を、2つの反射(視覚目標追従に基づく揺動、転倒回避のための踏み替え)を埋め込んだロボットに適用し、行動レパトリの獲得および利用実験を行った。

### 4.1 実験システム

Fig.6に実験に使用した脚式ロボットと実験装置の概略を示す。本実験には脚式ロボットとして、東京工業大学により試作されたTITAN-VIII[13]を用いた。ロボットは3自由度の脚を4本有する。ロボットの胴体には、カラーCCDカメラ(ソニー、EVI-330)を、視覚目標追従のために1台、静止環境の画像特徴の観測のために1台、合計2台取り付け付けた。視覚目標追従のためのカメラからの画像情報は512[pixel]×512[pixel]で、ホストコンピュータ(Gateway2000, G6-200,CPU:Pentium III 450Hz)上のトラッキングモジュール(富士通、TRV-CPD6)に送られる。トラッキングモジュールは前もって与えられた画像テンプレートと、現在の画像の相関をとることによって、そのテンプレートと最も相関が高い画像が現在の画像平面上のどこにあるかを検出できる[14]。本実験では、16[pixel]×16[pixel]の大きさの3つのテンプレートを実験開始前に与え、画像内でのテンプレートの重心位置の $x, y$ 座標値を集めたものを画像特徴ベクトルとする。環境観測用のカメラは視覚目標追従のためのカメラとは逆の向きに設置し、カメラから得られる情報はDVで録画して、行動データに基づいてオフラインで画像処理を行う。ロボットの各関節にはポテンショメータが装備されており、またZMPの位置が計測できるように各脚先には1軸の力覚センサ(共和電業、LM-50KA)を取り付けた。このポテンショメータと力覚センサの計測値、および画像特徴ベクトルからホストコンピュータは、提案手法により各関節の目標角速度を計算し、D/Aボード(富士通、RIF-01)を通してロボット本体のモータドライバ(Titech motor driver)に入力する。

### 4.2 実験結果

#### 行動レパトリの獲得

追従対象を動かすことによって環境との相互作用から静歩行を生成させ、そのとき得られる行動と環境の見え方の変化のデータから3.4節で述べた手法により行動レパトリを獲得する。ここでは視覚追従目標を様々な方向に動かしデータを記録する実験を8回繰り返した。そこから、脚式ロボットの移動のための最小単位の行動は19個抽出できた。Fig.7に、抽出した行動を3.3節で述べた手法により分類した結果を示す。この図には、抽出した19個の行動レパトリの要素候補を用いて階層的クラスタリングを行った際にできる樹上図、要素候補の行動のユーザーから見た実際の動き(F:前進,B:後進,R:右移動,L:左移動,RF:右斜め前進)、最小単位の行動の最初と最後の姿勢の類似度を表す距離、およびその行動による相対的な見え方の変化が示されている。また、見え方の変化ベクトルの距離が閾値を越え、階層的クラスタリングを終了する部分は点線で示されている。Fig.7から、抽出した最小単位の行動は本手法により前(要素数:8)・後(4)・左(2)・右(2)・斜め移動(1)・その他2つの単一クラスタ、以上7つのクラスタに分類されたことがわかる。各クラスタでの代表行動は、例えば前進のクラスタ

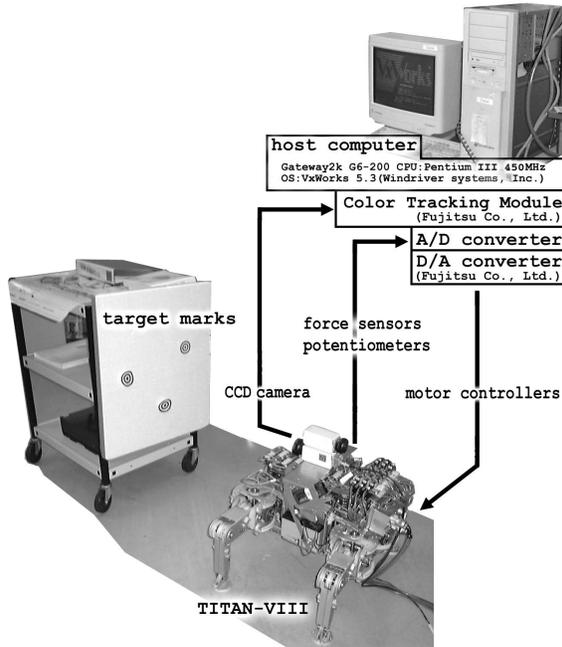


Fig. 6 Experimental systems

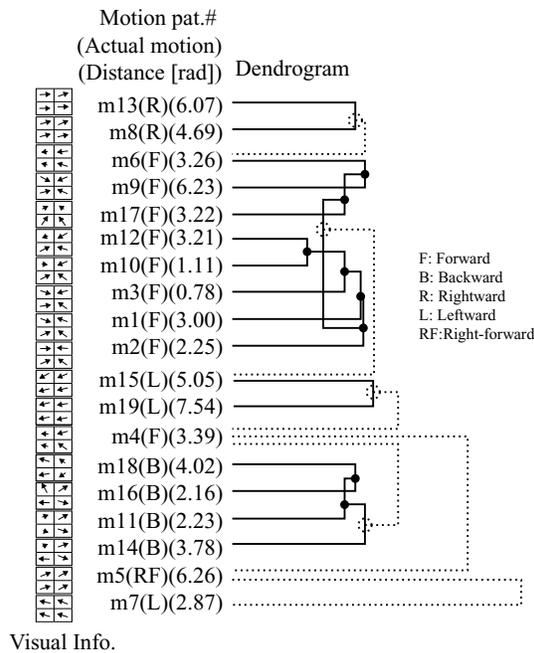


Fig. 7 Classification results of 19 motion patterns

においては、行動の最初と最後における姿勢の類似度が最も高い m3 とする。他のクラスタにおいてはそれぞれ、m4, m5, m7, m8, m15, m16, が行動レパトリの要素として記憶すべき行動となる。m4, m5, m7は、単一の要素でクラスタを構成している。これらは、移動には関係のない反射的な遊脚の踏み替えが含まれている行動であり、その運脚の違いから別方向に移動する行動のクラスタと行動の類似度が高くなったためク

ラスタ融合の際の見え方の変化の類似度が低くなり、単一要素の別クラスタとなった。

#### 行動レパトリの利用

先の獲得実験における最小単位の行動 m1~m5 を用いて行動レパトリを構成し、それを用いて見え方の変化に基づくナビゲーションの基礎実験を行う。

m1~m5 を用いて構成した行動レパトリの要素は Fig.8 とする。

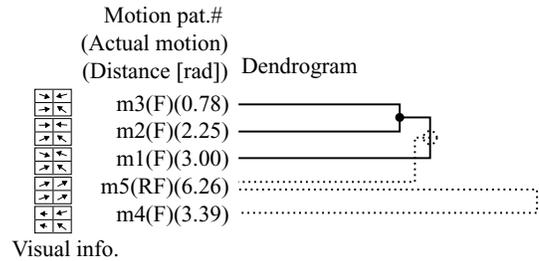


Fig. 8 Classification results of 5 motion patterns

ナビゲーションの基礎実験における実験環境の全景、および初期地点と目標地点を Fig.9 に示す。また、目標地点で得られる目標画像および利用する視覚特徴を Fig.10 に示す。Fig.11 には、初期地点で得られる画像を示す。このとき、提案手法

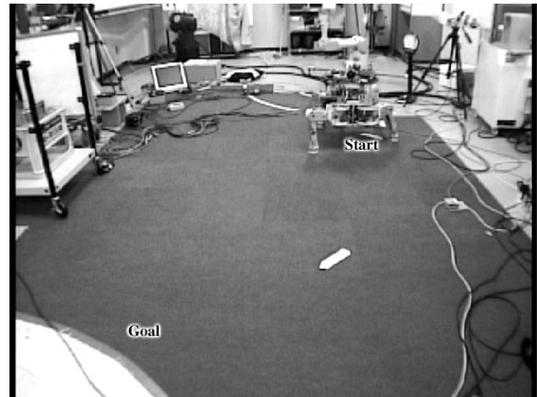


Fig. 9 Experimental environment

によりロボットは、まず視覚目標の鉛直方向の位置を収束させるために行動 m3(前進)を2回、次に水平方向の位置を収束させるために行動 m5(右斜め方向への移動)を3回実行した。このときのロボットの軌跡を Fig.12 に示す。また、行動の単位毎に得られる画像が目標画像に近づいていく様子を Fig.13 に、視覚目標の座標が目標値に近づいていく様子を Fig.14 に示す。

## 5. おわりに

本研究では、脚式ロボットの時間間隔の長い行動と観測される環境の見え方の変化の対応付けを獲得する手法を提案した。この対応付けを獲得することによって、観測される環境の見え方に基づくナビゲーションを脚式ロボットを用いて実現することが可能となる。



Fig. 10 A view from the goal position and destinations of image features

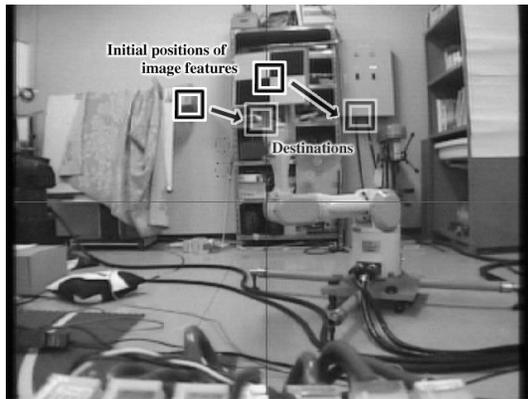


Fig. 11 A view from the start position

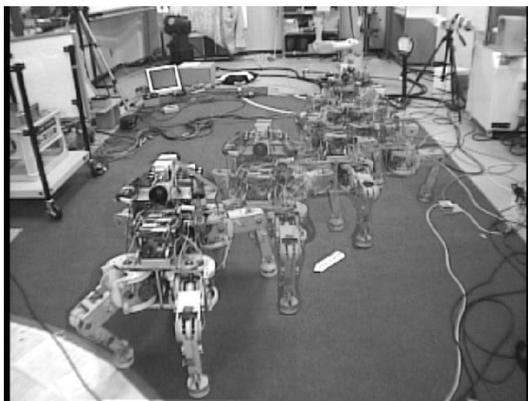


Fig. 12 A locus of robot motion

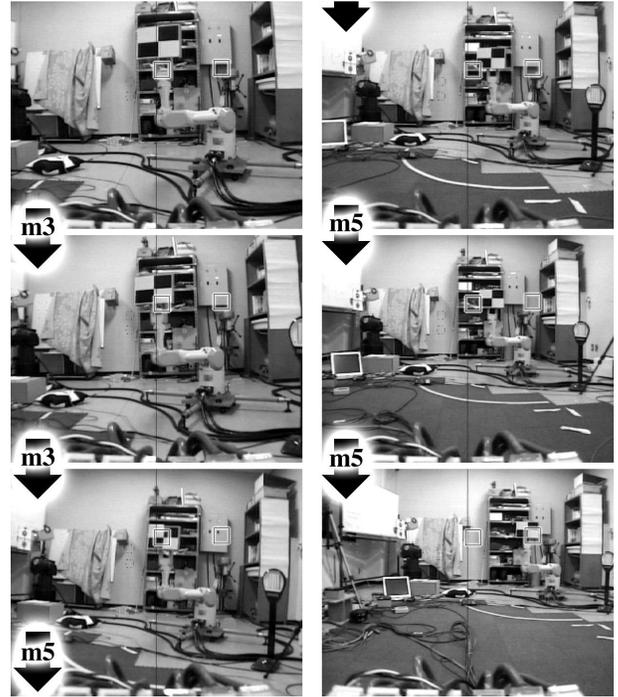


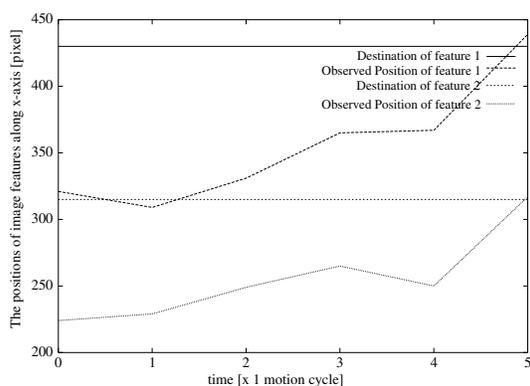
Fig. 13 Images during robot motion

提案手法を用いたナビゲーションは基礎実験によりその可能性を示したが、時間間隔の長い行動を単位としていることから環境内での位置決め精度は車輪型ロボットに比べて低くなってしまふ。これは、様々な行動を経験することによって行動レパートリを豊富にすることができればある程度改善されるが、脚式移動の限界と考えられる。また最小単位の行動ごとに観測される環境のシーン中には、ナビゲーションに用いる視覚目標が含まれていなければならない。この仮定が成立するようなナビゲーションにおけるサブゴールの適した設定方法は今後の課題である。

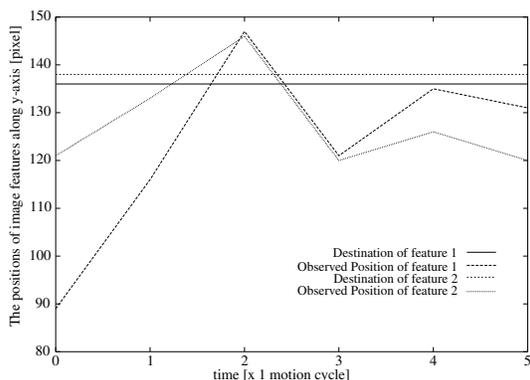
なお本研究は、文部省科学研究費重点研究(領域番号266, 知能ロボット), 研究番号97245102の助成を受けて行われた。ここに感謝の意を表する。

#### 参考文献

- [1] S. Uchida, S. Maeyama, A. Ohya, and S. Yuta. Position correction using elevation map for mobile robot on rough terrain. In *Proc. of IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems 1998 (IROS '98)*, pp. 582-587, 1998.
- [2] S. K. Gehrig and F. J. Stein. Dead reckoning and cartography using stereo vision for an autonomous car. In *Proc. of IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems 1999 (IROS '99)*, pp. 1507-1512, 1999.
- [3] C. F. Olson. Subpixel localization and uncertainty estimation using occupancy grids. In *Proc. of IEEE Int. Conf. on Robotics and Automation*, pp. 1987-1992, 1999.
- [4] M. Oussalah, H. Maaref, and C. Barret. Positioning of a mobile robot with landmark-based method. In *Proc. of IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems 1997 (IROS '97)*, pp. 865-871, 1997.
- [5] D. Pierce and B. Kuipers. Learning to explore and build maps. In *Proc. of AAAI'94*, pp. 1264-1271, 1994.



(a) along x-axis



(b) along y-axis

Fig. 14 The positions of image features

- [6] T. Nakamura and M. Asada. Motion sketch: Acquisition of visual motion guided behaviors. In *Proc. of the 1995 Int. Joint Conf. on Artificial Intelligence*, pp. 126–132, 1995.
- [7] T. Miyashita, K. Hosoda, and M. Asada. Reflective walk based on lifted leg control and vision-cued swaying control. In *Proc. of 1998 BSME International Symposium on Climbing and Walking Robots (CLAWAR'98)*, pp. 349–354, 1998.
- [8] 細田, 浅田. 構造やパラメータに関する先験的な知識を必要としないフィードフォワード補償器を持つ適応型ビジュアルサーボ系の 構成. 日本ロボット学会誌, Vol. 14, No. 2, pp. 313–319, 1996.
- [9] 米田, 広瀬. 歩行機械の転倒安定性. 日本ロボット学会誌, Vol. 14, No. 4, pp. 517–522, 1996.
- [10] I. Daubechies. *Ten lectures on wavelets, CBMS-NSF regional conference series in applied mathematics*. Society for Industrial and Applied Mathematics, Philadelphia, 1992.
- [11] 田中, 垂水, 脇本 (編). パソコン統計解析ハンドブックII 多変量解析編. 共立出版, 1984.
- [12] 河口. 多変量解析入門II. 森北出版, 1978.
- [13] K. Arikawa and S. Hirose. Development of quadruped walking robot titan-viii. In *Proc. of the 1996 IEEE/RSJ Int. Conf. on Intelligent Robotics and Systems*, pp. 208–214, 1996.
- [14] M. Inaba, T. Kamata, and H. Inoue. Rope handling by mobile hand-eye robots. In *Proc. of Int. Conf. on Advanced Robotics*, pp. 121–126, 1993.



宮下 敬宏 (Takahiro Miyashita)

1970年7月30日生. 1993年大阪大学基礎工学部制御工学科卒業. 1995年同大学大学院基礎工学研究科物理系制御工学分野博士前期課程修了. 同年同大学院工学研究科電子制御機械工学専攻博士後期課程入学. 現在に至る. 1998年より日本学術振興会特別研究員. 視覚を持つ移動ロボットの研究に従事. 人工知能学会会員. (日本ロボット学会学生会員)



細田 耕 (Koh Hosoda)

1965年11月9日生. 1988年京都大学工学部精密工学科卒業. 1993年同大学大学院工学研究科機械工学専攻博士後期課程修了. 同年大阪大学工学部助手. 1997年同大学大学院工学研究科助教授となり. 現在に至る. この間. 1998年チューリッヒ大学客員教授. 1995年日本ロボット学会研究奨励賞. 1996年日本ロボット学会第10回論文賞受賞. ロボット工学の研究に従事. 博士(工学). IEEE, 計測自動制御学会の会員.

(日本ロボット学会正会員)



浅田 稔 (Minoru Asada)

1953年10月1日生. 1982年大阪大学大学院基礎工学研究科博士後期課程修了. 同年同大学基礎工学部助手. 1989年同大学工学部助教授. 1995年同教授. 1997年同大学大学院工学研究科教授となり現在に至る. この間. 1986年から1年間米国メリーランド大学客員研究員. 1989年情報処理学会研究賞. 1992年IEEE/RSJ IROS'92 Best Paper Award. 1996年日本ロボット学会第10回論文賞受賞. 知能ロボットの研究に従事. 工学博士. 電子情報通信学会, 情報処理学会, 人工知能学会, 日本機械学会, 計測自動制御学会, システム制御情報学会, IEEEなどの会員 (日本ロボット学会正会員)