

論文 / 著書情報  
Article / Book Information

題目(和文)	4足歩行ロボットのための地図生成視覚システムと歩容制御の研究
Title(English)	Study of map realization system and gait control for a quadruped walking robot
著者(和文)	土居隆宏
Author(English)	
出典(和文)	学位:博士(工学), 学位授与機関:東京工業大学, 報告番号:甲第5376号, 授与年月日:2003年3月26日, 学位の種別:課程博士, 審査員:
Citation(English)	Degree:Doctor (Engineering), Conferring organization: Tokyo Institute of Technology, Report number:甲第5376号, Conferred date:2003/3/26, Degree Type:Course doctor, Examiner:
学位種別(和文)	博士論文
Type(English)	Doctoral Thesis

東京工業大学 平成14年度 学位論文

4足歩行ロボットのための  
地図生成視覚システムと歩容制御の研究

Study of Map Realization System and Gait Control  
for a Quadruped Walking Robot

東京工業大学大学院 理工学研究科 制御工学専攻

土居 隆宏

# 目次

第1章	序論	7
1.1	背景と目的	7
1.1.1	歩行ロボットと地図	7
1.1.2	地図生成における過去の知識の利用	8
1.1.3	地図に基づく歩容決定	10
1.2	技術動向	10
1.2.1	計測と地図生成の研究	10
1.2.2	視覚による物体認識の研究	14
1.2.3	地図情報に基づいて歩行機械を制御する研究	14
1.3	本論文の構成	17
1.4	用語解説	19
1.5	記号一覧	21
第2章	認識的処理による地図生成	23
2.1	地図における死角域の補間と知識	23
2.1.1	MARS と他の物体認識手法との相違	26
2.2	平地上の物体形状認識による地図生成	27
2.2.1	前提条件と目標	27
2.2.2	物体の三次元形状の IRP 表現	28
2.2.3	HCA による物体表面形状特徴の捉え方	28
2.2.4	形状マトリクスによる形状比較	32
2.2.5	核の位置の求め方	34
2.2.6	知識の増加に伴う最適な核の位置の求め方の探索	35
2.2.7	IRP 表現に基づくデータベースを利用した地図生成の手順	36
2.2.8	従来手法に対する比較と位置付け	36
2.2.9	実験	37
2.2.10	この節のまとめ	58
2.3	法面上のフレーム認識	59
2.3.1	前提条件と目標	62
2.3.2	セグメンテーション	63
2.3.3	中心線の抽出	64
2.3.4	シミュレーションによるフレーム認識実験	66
2.3.5	この節のまとめ	68
2.4	この章のまとめ	68

第3章	地図情報に基づく4足歩行ロボットの制御	69
3.1	間歇クローリング歩容に基づく障害物回避	69
3.1.1	クローリングと間歇クローリング歩容	69
3.1.2	間歇クローリング基準歩容	69
3.1.3	障害物跨ぎ越えの方策	70
3.2	ハードウェア	71
3.3	TITAN VII によるフレーム跨ぎ越え実験	74
3.4	この章のまとめ	74
第4章	結論および今後の課題	77
4.1	結論	77
4.2	今後の展望	77
4.2.1	地図生成のためのデータベースの整備	77
4.2.2	地図生成能力の向上のための工夫	78
4.2.3	実用化のための新たなセンサの付加	78
4.2.4	次期実用法面作業ロボット TITAN XI への応用	79

# 目次

1.1	Walking robot on the slope in a construction site. . . . .	7
1.2	Demining walking robot. . . . .	8
1.3	NavLab . . . . .	11
1.4	Rocky7 . . . . .	12
1.5	Nomad . . . . .	12
1.6	AGV of Japan Defence Agency. . . . .	13
1.7	Ambler . . . . .	15
1.8	Dante II . . . . .	16
1.9	Structure of this thesis . . . . .	18
2.1	Example of occlusion. . . . .	24
2.2	Example of linear interpolation of invisible area . . . . .	25
2.3	Imaginary projected light. . . . .	29
2.4	Intersection between object and sphere . . . . .	30
2.5	Meaning of FFT process of intersection contour . . . . .	31
2.6	Geta . . . . .	32
2.7	Equidistant cylindrical projection . . . . .	32
2.8	Estimation of the position of kernel in an object . . . . .	34
2.9	Experiment of kernel estimation. . . . .	39
2.10	Polyhedra . . . . .	40
2.11	Shape Matrices . . . . .	41
2.12	Setup of sensors and object (simulation) . . . . .	42
2.13	Examples of invisible area interpolation . . . . .	43
2.14	Distortion of matrix by the effect of the position of the kernel . . . . .	45
2.15	Distortion and rate of correct matching . . . . .	45
2.16	Setup of LRF and object . . . . .	46
2.17	Scanned objects . . . . .	46
2.18	Superimposed data . . . . .	47
2.19	The environment consists of objects and flat terrain. . . . .	49
2.20	The types of the objects . . . . .	49
2.21	Step1 . . . . .	50
2.22	Step2 . . . . .	51
2.23	Step3 . . . . .	52
2.24	Step4 . . . . .	53
2.25	Step5 . . . . .	54

2.26	Laser Range Finder "Sick LMS200" and the pitching scan mechanism . . .	55
2.27	Scanning mechanism. . . . .	56
2.28	An example of scanning. . . . .	56
2.29	A result of scanning flat floor(1). . . . .	57
2.30	A result of scanning flat floor(2). . . . .	57
2.31	Workers on inclined construction site. . . . .	59
2.32	A construction machine on a steep slope. . . . .	60
2.33	Titan VII on a steep slope . . . . .	60
2.34	Measurement of frames from the low height viewpoint . . . . .	61
2.35	The characteristics of the free frame . . . . .	62
2.36	Definition of the polygons correspond to the mesh(i,j) . . . . .	63
2.37	Adjust the center of the circle around the node candidate. . . . .	64
2.38	Stop the growing of the circle and settle a node. . . . .	65
2.39	Node candidate areas . . . . .	65
2.40	Graph structure describing the shape of the frame . . . . .	65
2.41	A model of an undulated terrain covered with frames. . . . .	66
2.42	Frame Detection. . . . .	67
3.1	Crawl and intermittent crawl gait. . . . .	70
3.2	Step over algorithm (in body centered coordinate). . . . .	72
3.3	Quadruped walking machine to climb up slopes TITAN VII . . . . .	72
3.4	Dimension of TITAN VII with LRF . . . . .	73
3.5	Stepping over obstacles by TITAN VII . . . . .	75
4.1	Total station . . . . .	79
4.2	TITAN XI . . . . .	80

# 表 目 次

2.1	The errors of kernel estimation . . . . .	39
2.2	The comparison of knowledge and observed data . . . . .	44
2.3	The comparison of knowledge and observed data . . . . .	44
2.4	Specification of SICK LMS-200 . . . . .	55
3.1	Specification of TITAN VII . . . . .	71



# 第1章 序論

## 1.1 背景と目的

歩行ロボットは不整地に適応した各種動作が可能であるが，そのためには不整地に関する知識，“地図”が必要である．ここでいう“地図”とは，歩行機械が移動する環境の高さの分布情報をマトリクス状に表したものであり，任意の  $(x, y)$  座標における高さ情報  $z$  を知ることができるもの，と定義する．

歩行ロボットが，従来の方法により視覚センサ情報をそのまま利用して地図を生成した場合，たとえ地形の三次元形状を直接的に計測できるレンジファインダを使用したとしても，凹凸地形が多くの死角域を作り出してしまうため，歩容計画に利用できる地図は生成しがたい．また，4足歩行ロボットがその地図情報を利用していかに効果的な脚の軌道を計画するかという方法論は未だ確立されていないというのが現状である．

そこで，本研究では，移動ロボットが地図を生成する際，その死角域の扱いにおいて“過去の知識”を利用することを考え，具体的なテーマにおける実際的な手法，ならびに，地図情報を利用して4足歩行ロボットが効果的に歩行を継続する方法について論ずる．

### 1.1.1 歩行ロボットと地図

近年の計算機やアクチュエータの技術革新により，複雑な機構をもつロボットが実用的に用いられることが珍しくなくなってきた．歩行機械もその一つであり，HONDA や SONY のヒューマノイドなどを始めとして，さまざまな形態のものが研究，開発されている．本研究室でも，法面作業での建設作業を行うロボット (Fig.1.1) や，荒地での地雷撤去作業を自動化するための歩行ロボット (Fig.1.2) の研究が進められてきた．



Fig. 1.1: Walking robot on the slope in a construction site.



Fig. 1.2: Demining walking robot.

歩行ロボットの移動方式は、車輪や他の移動方式と比べて、

- 接地位置を離散的に取ることができる。
- 凹凸を吸収して滑らかな移動ができる。
- 静止時には脚を広げることにより、上部を安定化させることができ、安定な作業プラットフォームとなる。
- 脚の自由度を作業に生かすことができる。

といった特長がある。これらの特長は、脚自由度の冗長性に起因するものであるが、冗長な多自由度脚機構の制御を逐一手動で行うことは困難で、現実的でない。この自動化は、歩行機械を実用化する上で避けて通ることのできない重要な問題である。逆に、脚機構の動作を自動化することができれば、複雑な機構を意識する必要がなくなり、不整地上を自由に動くことのできる便利なプラットフォームとして、歩行機械を今後広汎な用途に利用できる展望が開ける。

脚の自動化の方法の一つとして、歩行機械と三次元視覚センサを組み合わせ、視覚センサによって周囲の高さ情報の地図を生成し、その地図情報を利用して環境に適応した脚の挙動をオンラインで生成するというものが考えられる。

### 1.1.2 地図生成における過去の知識の利用

地図を利用した歩行ロボットの脚軌道計画においては、ロボット自体の重心や、脚可動範囲の制約があるため、ロボットが利用する高さ地図上に脚を着くことができる可能性のある領域をできる限り広く確保することが重要であり、これを十分確保することができない場合、計画が行き詰まってしまう。しかしながら、光学式視覚センサを搭載した歩行機械が不整地上を移動する際には、センサによって得たデータをそのまま地図の形で表現した場合、地表面の凹凸に起因する多くの死角域が生じることから、歩行可能領域を十分に確保するためには死角域を何らかの形で推定補間することが必要となる。

さて、障害物による死角域が生じる環境において、人間の視覚情報処理では、過去に遭遇したことのある既知の物体に着目し、断片的に見えた形状に対し知識モデルを当てはめることによりその裏側の形状を推測し地図を補うことができる。

このような方法はロボットの地図生成においても有効であると考えられ、物体形状を蓄積し、比較することができるデータベースを利用した以下のような手順によって実現できる：

- a) ロボットが新たに物体を発見したならば、その部分的に観測できた形状情報と、データベース中の対応する知識形状を検索する。
- b) 新たに発見した物体形状と、データベース中の対応する知識形状とが対応すれば、知識を利用して物体の可視領域の形状情報のみから物体の裏側の形状を推測し、地図中の死角域を補う。
- c) 対応しなければ、部分的に観測できた部分をデータベースに新たな知識として記憶する。
- d) 物体周辺を歩き回りすべての方向から計測を行い、誤差を修正し、誤った記憶を忘却する。
- e) a)～c)を繰り返して移動していく。

このような機能を持つデータベースを地図生成に利用すれば、移動とともに知識が増加、取捨選択され、最終的には、林や人工物の多い環境など、類似形状の物体が多数存在する環境において高い確率で死角域の形状を予測することができるものと期待できる。

本論文では、移動ロボットの知識を利用した地図生成の具体例として以下のようなケースをとりあげる。

#### ケース 1: 平地上に塊状の障害物が散在する環境

平地に塊状の障害物が点在するような環境であれば、シーン全体の三次元情報の中で、背景の情報と対象物体の情報と区別して取り出すことが容易である。ロボットは、取り出した物体形状情報のうち、センサで計測できた部分的な情報と、知識として持っている全体形状を比較、対応付けすることになる。この操作は三次元形状認識の技術で実現できる。従来提案されてきた手法とは異なる新たな方法により、重力方向を考慮した高速なマッチングが可能な形状表現およびマッチングが実現できることを示す。

#### ケース 2: がけ崩れを防止するフレームに覆われた急斜面の法面

本研究室では4足歩行機械が法面での建設作業ロボットに有効であると考え、一連の研究を行ってきた [1][2]。一般の法面には凹凸があり、それに沿うようにフレームが存在し、ロボットはその本体の安定を保つために法面に極めて近い視点からその法面の形状をを計測することになる。したがって、生成される地図の中には死角域が非常に多く出現することが予想できる。もし何らかの方法によって、計測データの中からフレームの位置が推定でき、なおかつフレームの形状を事前にロボットが事前に知ることができたなら、死角域の形状を部分的に見えた地表面の情報と、フレームの形状情報から補間する

## 第1章 序論

ことができる。しかしながら，法面表面形状を表す三次元点群の情報の中からフレームの位置姿勢を発見するには単純な閾値処理などでは不十分であり，より高次の，知識を利用した視覚情報処理が必要になる。フレームの形状の知識を利用し，凹凸のある法面表面の形状データの中からフレームの位置姿勢を推定する方法について述べる。

### 1.1.3 地図に基づく歩容決定

実用的な歩行機械の歩容生成法としては，予め安定性と移動速度を最大化する基準歩容をオフラインで生成しておき，a) 障害物の無い領域を移動する際には，基準歩容を保って移動 b) 障害物の多い領域を通過するときのみ基準から外れる動作を地図を元に生成 c) 地形が平坦に戻ったら歩容も基準形に収束していく。といった方法で必要に応じて歩容を変化させることが計算負荷の点から望ましい。

4足歩行機械の歩容として，平地上を常に最低限の安定性を確保しながらリズムカルに連続して歩くことができる間歇クローラ歩容 [2] が提案されている。本研究では間歇クローラ歩容の基準形をベースとしながら，安定性を維持しつつ計算負荷を抑えて障害物を回避する歩容が生成でき，基準形への収束性を持った歩容生成法を提案し，この有効性を実験により確認する。

## 1.2 技術動向

### 1.2.1 計測と地図生成の研究

歩行機械に代表される，不整地に適応してさまざまに形状を変化させて適応していく機能を持つロボットには，周囲環境の地図が必要である。移動ロボットのための，不整地の地図生成に関する研究例を紹介する。

CMU の NAVLAB (Fig.1.3)[3] は自動車にレンジファインダやテレビカメラなどのセンサと計算機を搭載し，自立走行をさせることを目的としたものである。このための大規模な地図生成の研究例が報告されている。spin-image と呼ばれる形状表現により，多視点からの表面データをつなぎ合わせて一つの地図とするものであり，地上からのデータと，空中からのデータとをつなぎ合わせる例が示されている。

惑星ローバーにおいても，視覚による地図生成を利用する研究がある。Volpe ら [4] は，ステレオビジョンによって生成した地図を CASPER と呼ぶプランニングシステムで処理し，経路計画や自己位置同定をする方法を提案し，次世代惑星ローバーのプロトタイプ Rocky7(Fig.1.4) に搭載して実験を行った。

Nomad(Fig.1.5)[5] は南極で隕石を探すローバーである。ここでは DGPS と LRF を組み合わせた地図生成が行われた。

防衛庁ではさまざまな環境認識センサを搭載した4クローラ方式移動ロボット (Fig.1.6) の開発が行われた [6]。ロボットが移動する地形の段差や溝などを地形パラメータによって表現してオブスタクルマップに登録し，克服動作を生成したり，不可視域を覗き込んだりする動作が実現された [7]。

浅田 [8] は自律移動ロボットの地図生成を三次元センサと二次元カメラとを組み合わせ



Fig. 1.3: NavLab

て行い，障害物を分類する方法，また，移動量の誤差を補正して複数視点から取得したお互いにオーバーラップする地図をかさねあわせて一つの地図にする方法について述べている．

広瀬らは MARS(Map Realization System) と称する三次元地図生成システムに関する一連の研究を行っている．[9] ではレンジファインダによって得た離散的な三次元情報の補間方法と，水平断面による物体形状知識の表現，フラクタル地形を用いたシミュレーションなどを行っている．また，[10] では，円環メモリ表現による地図表現や，物体の水平断面を多角形で近似してマッチングする方法などが述べられている．



Fig. 1.4: Rocky7



Fig. 1.5: Nomad



Fig. 1.6: AGV of Japan Defence Agency.

### 1.2.2 視覚による物体認識の研究

ロボットビジョンにより物体を認識する方法は、従来テレビカメラ等の二次元情報を用いたものが主流であった。ロボットによる機械部品の組み立ておよび検査、家屋や道路の監視、設備点検といった作業の自動化には二次元の画像処理を用いた方法が数多く提案され、実用化されている [11]。ところがこれらの手法は工場内などの限定された環境の中で一定の照明条件が得られ、対象となる物体形状や姿勢も限定される、といった比較的単純化された状況を想定したものであった。

本研究で対象とする、「移動ロボットが移動中に会った未知の物体の三次元形状を知識として蓄え、認識処理により知識生成に利用する」といった目的には、以下の理由により、三次元情報を使ったものが適すると考える：

- 三次元地図を生成する目的のためには、三次元情報を使うことによりマッチングが劇的に簡単になる可能性がある。一方これを二次元情報を使って行うと（たとえば、物体形状のいろいろな視点からの二次元シルエットを記憶しておき、当てはめるといふ処理を考えると）、必要な記憶容量が膨大になり、マッチングの処理も煩雑である。これは、二次元の画像を決定する幾何学的パラメータが、視点の位置姿勢、ズームやフォーカスなど数多く存在するからである。三次元データはこのようなパラメータに依存しない。
- 屋外環境のため、照明条件が天候、時間帯により大きく変化するため、二次元画像情報（色、輝度）は変化しやすい。
- 従来極めて高価であった、レンジファインダなどの三次元情報を直接計測できるセンサの価格が、近年低廉化し入手しやすくなっている。また、従来なかった高速なインターフェースの規格が開発され、密な三次元データを取得することが容易になってきている。

三次元情報を用いた形状認識の従来手法に関しては後の章で、提案する手法と比較しながら紹介する。

### 1.2.3 地図情報に基づいて歩行機械を制御する研究

いまや歩行機械が歩くのは珍しいことではない。しかし、多くの歩行機械においては歩行環境を平面などに限定している。センサにより地図を生成し、それを利用した動作まで行っている例は少ない。

CMU の Ambler (Fig.1.7) [12] は惑星ローバーとして開発された、高さ 4.1 ~ 6[m]、幅 4.5 ~ 7[m]、重量 2[t] の大型の 6 足歩行ロボットであり、Perceptron 社製二軸スキャニングレンジファインダを搭載している。屋内外の傾斜や障害物のある環境で数百メートルオーダーの距離の、地図を利用した経路計画と歩容生成による歩行実験を行った。

CMU の Dante II (Fig.1.8) [13] は火山の調査のために開発された大きさ 3.7x2.3x3.7[m]、重量 770[kg] の 8 足歩行ロボットであり、7 つのビデオカメラと 1 つの二軸スキャニングレンジファインダを搭載している。力制御されたワイヤーによる補助を受けながら歩行することができ、アラスカの火山、Mount Spurr にて、雪や火山灰の上での動作が報告されている。



Fig. 1.7: Ambler

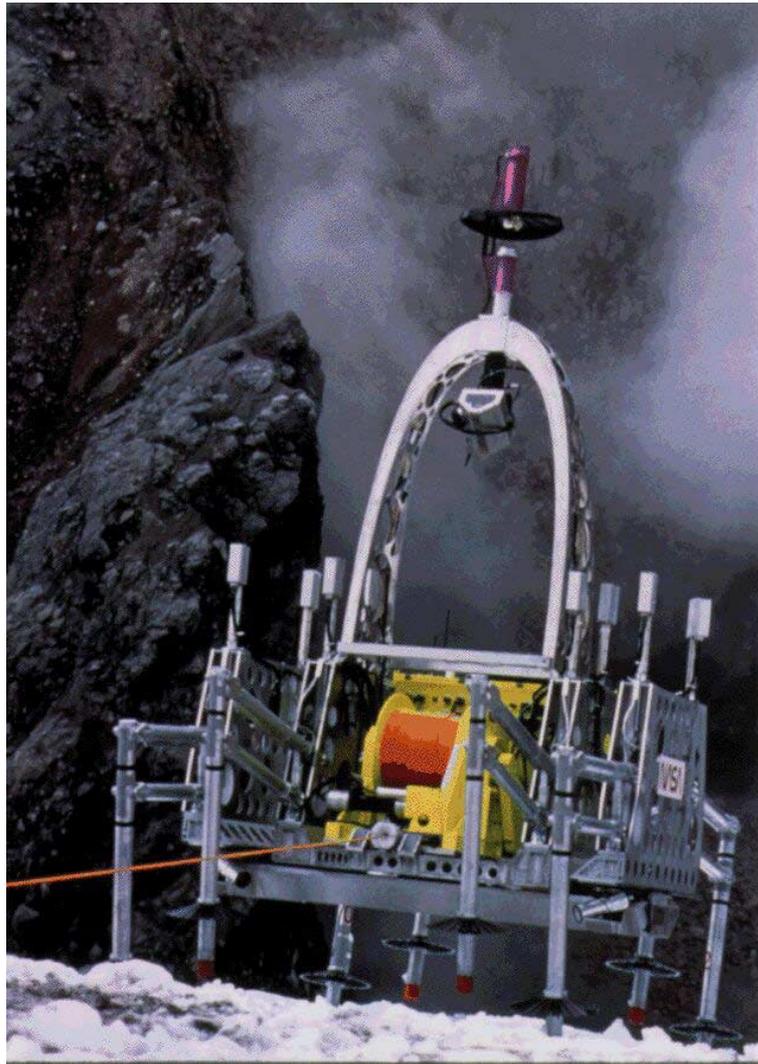


Fig. 1.8: Dante II

## 1.3 本論文の構成

本論文では、移動ロボットのための環境に関する事前情報を利用した不整地の三次元地図の生成方法と、4足歩行機械がその地図を利用して安定に移動を行うための方策について述べる。

第1章では、本研究の背景となる、視覚センサを搭載した歩行機械が地図を生成しながら移動する際の問題を指摘する。一つは地図生成の際の死角域の問題であり、これを解消するためには過去に得た知識を利用し、地図中の死角域をある程度の信頼性をもって補間する処理が必要であることを述べる。もう一つとして、地図情報に基づく、4足歩行機械の安定性を維持できる歩容の決定方法を挙げる。また、従来の同様のテーマに対して行われた研究を紹介し、本研究の新規性を明らかにする。

第2章では、ロボットが三次元地図を作成する際の、知識を利用した処理を加えることにより地図中の死角域を補う具体的な方法について述べる。その事例として、1) 平地上に点在する障害物を認識する場合と、2) 法面作業ロボットが法面保護フレームの位置姿勢を認識する場合をとりあげ、論じていく。1) では、移動ロボットが過去の知識をデータベースの形で蓄え、データベース中の知識と観測データとを比較してマッチングすることによって死角域を補う方法を提案する。このデータベースでの知識検索、形状マッチングの高速化を目的として、観測データと知識とを、少ない計算資源で比較することのできる物体形状記述方法 IRP とその簡易表現「形状マトリクス」を提案する。その詳細について、従来研究との相違点と新規性を示し、シミュレーションとレンジファインダを用いた実験により提案手法による物体判別の有効性を示す。また、2) については、ロボットが観測できる障害物が土砂崩れ防止フレームのみであるという前提条件の上で、フレームの形状特有の知識を利用した手法を提案する。これは法面の三次元形状情報からフレームの筋をノードとアークからなるツリーグラフとして取り出すことによって死角域を推定する方法であり、シミュレーションによりその有効性を検証する。

第3章では、4足歩行機械が地図情報を利用して、安定性を保ちつつ歩行をするための歩容生成法について述べる。フレーム跨ぎ越えというタスクを想定し、少ない計算コストで歩容を生成するために、間歇クロール歩容をベースとしたまたぎ越え歩容の生成法を提案する。二軸スキャニングレンジファインダを搭載した4足歩行ロボット TITAN VII を利用して、障害物の存在する環境を、安定性を維持しつつ障害物を跨ぎ越える脚軌道を生成する実験により、提案する歩容生成法の実現可能性と有効性を示す。

第4章では、知識を利用した地図の生成方法と、4足歩行機械によるその地図の利用に関する結論を示し、今後の課題を明らかにする。

## 本論文の構成図

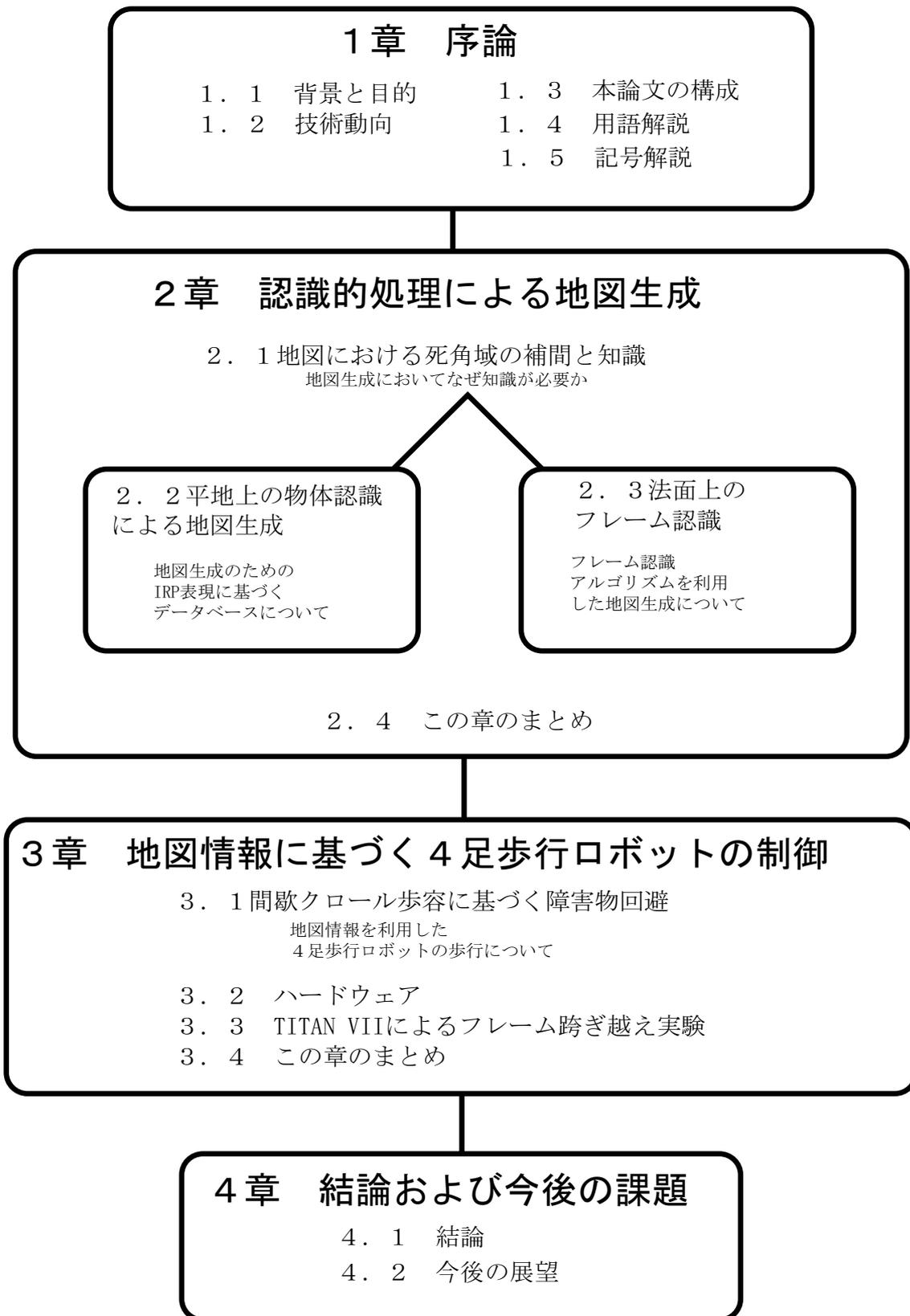


Fig. 1.9: Structure of this thesis

## 1.4 用語解説

高さ地図：地表面の高さの分布を，二次元の碁盤の目のように分割してそこに高さ情報を書き込む形で表現したもの．

死角域：不整地を計測する際に凹凸によってさえぎられた，計測できない領域．

内部放射光投影型形状表現：物体内部の基準点，“核”から周囲全方向に放射した仮想的な光が物体表面にあたった点周辺の局所的三次元形状特徴量により物体形状を表現するもの．

IRP：Internal Radiated-light Projection（内部放射光投影型形状表現）の略．

仮想放射光：Imaginary Light. IRPにおける核から放射した仮想的な光．

核：Kernel. IRPにおいて物体内部に置いた形状記述の基準点．

放射光点特徴量：IRPにおいて仮想放射光が物体表面と交わった点周辺の形状特徴を何らかの形で表現したもの．

HCI：Harmonic Contour Indexの略．物体表面のある点を中心とする球面を考え，物体表面とその球面とが交わる輪郭を考え，その輪郭の曲線の周波数成分を取り出したもの．

安定姿勢：物体が重力場内に置かれたときにとる，いくつかの姿勢．

形状マトリクス：Shape Matrix．IRP形状表現を正距円筒図法により二次元マトリクスに投影して表現したもの．

近似球面中心推定法：Center of Approximated Sphere Estimatin. 核を求める方法の一つ．部分的に見えた形状情報を球面で近似して，その中心点を核として用いる方法．

MARS：MAp Realization System（地図生成視覚システム）の略．知識を利用して視覚センサの死角域を補って地図を生成するシステム．

ボクセル：三次元空間をメッシュ状に分割し，小さな立方体の集合で表現したもの．

セグメンテーション：高さ地図を特徴に応じて分割する操作．

ノード：フレーム中心線を検出するために利用する点．

クロール歩容：左前，右後ろ，右前，左後ろの順で脚を上げて歩く最も安定性の高い静歩行．

デューティ比：1周期のうち，支持脚である時間を1周期の時間で除した値であり，0から1の値をとる．

間歇クロール歩容：胴体を停止させて遊脚し，4脚支持状態で胴体推進を行う間歇的な歩容．遊脚順はクロールと同じ．

## 第1章 序論

NE 安定余裕：Normalized Energy Stability Margin. 歩行機械が転倒する際の最大高さ  
と、現在の胴体高さとの差により安定性を評価したもの。

$S_{NE}$  等高線：NE 安定余裕が等しくなる対角支持脚直線の包絡線。

## 1.5 記号一覧

$K$  核の位置を表す位置ベクトル .

$l$  核を始点とする半直線 . 仮想放射光を表す .

$I$   $(\theta, \phi)$  核から見て ,  $(\theta, \phi)$  の方向に放射した仮想放射光が物体表面と交わる点 .

$S$  HCI を求める際に使用する ,  $I$  を中心とする球面 .

$r_s$   $S$  の半径 .

$C_s$  球面  $S$  と物体表面とが交わる三次元的なループ曲線 .

$w_n$   $C_s$  曲線の  $n$  倍振動成分 .

$p_{\text{all}}$  一つの形状マトリクスの中のすべての要素の個数 .

$p_{\text{valid}}$  一つの形状マトリクスの中の , 空でない , 有効な要素の個数 .

$\Delta M(\Delta i)$  マトリクスをシフト量  $\Delta i$  だけシフトしたときの対応する有効要素の差の平均 .

$D(\Delta i)$  マトリクスをシフト量  $\Delta i$  だけシフトしたときのマトリクスの比較指標 .

$D_{\text{min}}$   $D(\Delta i)$  の最小値 . マトリクスの比較指標 .

$E_i$  核を決めるための評価関数 .

$v_i$  物体表面データ群の , 重心からの距離の分散 .

$d_{iC}$  物体表面データ群の , 重心からの距離 .

$V_i$  任意のボクセル

$V_{sj}$  物体表面を表すボクセル

$C$  物体表面データ群の重心 . すべての  $V_{sj}$  の重心 .

$\alpha$   $E_i$  を決めるパラメータのうち , 近似球面中心からの誤差にかかる重み .

$\beta$   $E_i$  を決めるパラメータのうち , 重心からの誤差にかかる重み .

$r_1$  フレーム中心計算時に使用する円の半径成長を停止させる半径 .

$r_2$  フレーム中心計算時に使用する , フレーム中心線分岐の検出に使用する円の半径 .

$(f), (r)$  4 足歩行機械の , 同じ側の前足 , 後ろ足の遊脚動作 .

$(\text{move})$  4 足歩行機械の胴体推進動作 .



## 第2章 認識的処理による地図生成

歩行機械が利用する不整地の地図には、凹凸によってさえぎられた死角域が数多く生じ、この領域の高さ情報が得られないため、歩容計画の妨げになる。死角域の高さ情報を誤りなく得ることは理論的に不可能であるが、過去に得た物体形状に関する知識を利用し、部分的に見えた部分に知識を当てはめることができれば、ある確率でその死角域の形状を推定することが可能なはずである。

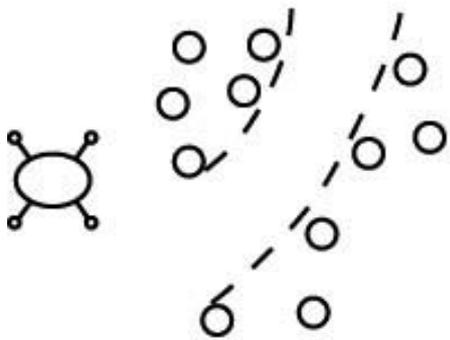
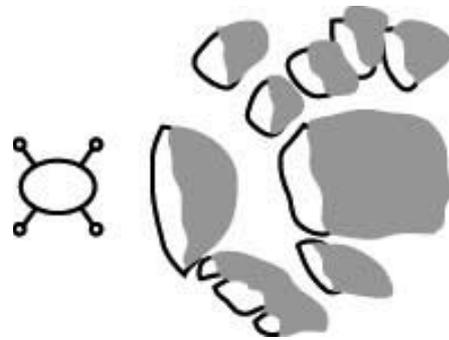
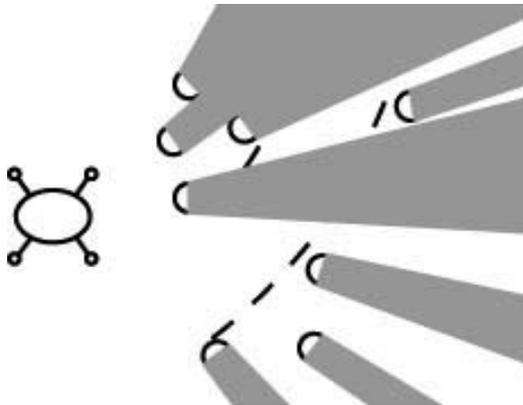
この処理に必要な、知識を蓄積、利用するためのデータベースと、そのデータベースの内部処理において利用される知識の表現、利用方法について論じる。地形を知識として利用する方法は、状況に大きく依存するため、各状況に応じて異なった方法が必要になるが、本章では具体的な例として、「平地上に存在する障害物の認識」と、「急斜面での法面保護フレームの認識」を取りあげる。

### 2.1 地図における死角域の補間と知識

歩行ロボットが不整地においてその脚機構を有効に作用させるためには、地表面の起伏や傾斜といった三次元的な情報を記した地図が必要である。この地図を作るための方法として、レーザーレンジファインダなどの光学式三次元計測器を利用する方法が考えられるが、光学式の計測器の原理は直進する光の性質に基づくため、物体形状のセンサに向いた一面しか計測することができず、その裏面は地図の中で高さ情報が得られない死角域として残る。この死角域はロボット上に搭載したセンサから未知の環境を計測する際に必然的に生じるものである。

Fig.2.1 は (a) 林の中、(b) 岩場での地形計測における死角域を示した概念図である。(a) は林の中での計測の例である。中段の図に示すように、林の中では、樹木の裏側のかなり広い範囲が死角域になり、経路計画の妨げになると考えられる。何らかの方法によって補間を行うことができれば、(a) 下段の図のように、経路計画がしやすくなる。

(b) は岩場の例である。中段の図に示すように、岩のすぐ裏側の岩に近い領域はさえぎられて見ることができない場合が多いが、歩行ロボットが障害物を跨ぎ越える際には、脚の着地位置は物体のすぐ後ろになり、多くの場合ここが可動範囲の限界近くになるため、この領域に脚を着地させることができるかどうかは、歩行ロボットの跨ぎ超え動作計画をする上で極めて重要である。このような場合にも脚を下ろす高さを決定するために死角域を補間した地図が必要になる。



(a)

(b)

Fig. 2.1: Example of occlusion.

## 2.1. 地図における死角域の補間と知識

地図中に生じる死角域に対処する手段の一つとして、「死角域を周囲のデータから内挿して補間する」という方法が考えられるが、これは以下の例から分かるとおり十分なものではない。

たとえば Fig.2.2(a) のように歩行機械前方に障害物が存在し、これを搭載した三次元視覚センサにより計測して高さ地図を生成するときには、歩行機械上のセンサから計測されるデータは Fig2.2(b) のようになり、物体の裏が死角域となっていることがわかる。この死角域を周囲の高さから内挿することによって推定してしまうと、Fig2.2(c) のように、物体の裏の死角域において、高さの高いところから低いところへ、なだらかな曲線状に補間されてしまい、地図において正しい高さ情報を得ることができない。この例からもわかるとおり、このような状況に対応するためには単純な線形補間では不十分である。

また、線形補間ではなく、死角域の高さを、床面高さ（見える中で最低の高さ）で補間しようとするならば、実際の死角域がなだらかに傾いている場合に対応できない。また、物体の上面が見えない場合には物体の深さ情報が失われる。すなわち、厳密には、死角域の高さ情報を得ることは実際にロボットが死角域を見ることが出来る場所まで移動してそこを覗き込む動作をしない限り不可能である。

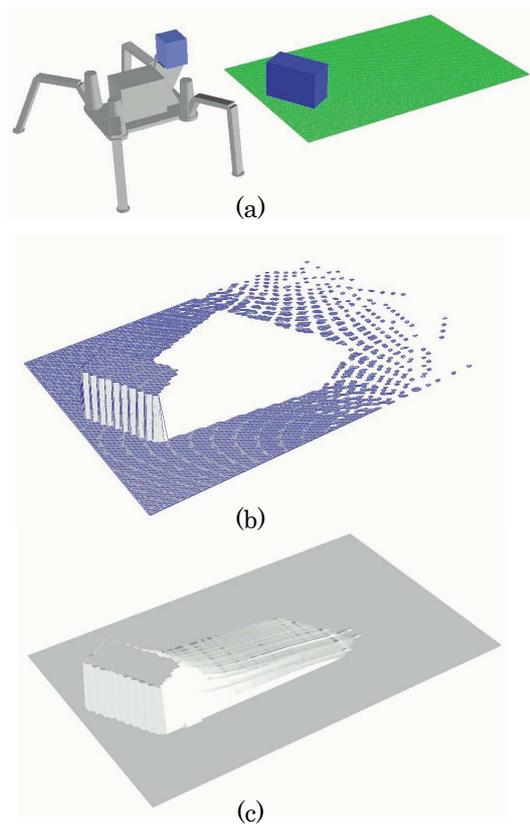


Fig. 2.2: Example of linear interpolation of invisible area

## 第2章 認識的処理による地図生成

しかし、人間はどうであろうか。人間は樹木を表から見ればその裏に回って見ずとも形状が手前と同様に丸くなっていることが想像できる。このような視覚情報処理においては、「過去の知識を用いた推定補間」をしていると考えられる。たとえば、建物の中、ビルが立ち並ぶ市街地、林の中などでは人間から見る事ができる領域の水平投影面積はきわめて狭いと考えられるが、部分的に見えた物体形状やその特徴から過去の知識を検索し物体の全体像を想起し、死角域を無意識のうちに推定補間するというある種のデータベースの検索操作を行うことによって、目で見える以上の周囲の情報を想起して頭のなかに作り出すことができ、人間はそれに基づいた行動をとることができる。もちろんこの処理は「推定」であるため、その補間は現実とは違う場合もありうるが、経験により、データベース中の知識の追加修正や、誤った知識の忘却が行われることにより、出現頻度の高い物体形状をよりよく想起できるような統計的な最適化が行われ、類似した形状の多い環境ではこの推定処理の信頼性は向上していくと考えられる。

筆者らはロボットのための視覚情報処理にもこのような「知識データベースを利用した死角域の推定補間」が有効であると考えており、MARS(MAP Realization System) と名づけ、一連の研究を行ってきた [9] [10]。

### 2.1.1 MARS と他の物体認識手法との相違

1章で既に述べたように、ロボットビジョンによる物体判別と位置姿勢の推定には、物体の三次元形状情報を用いることが簡単で実用的であるため、実際のロボットの視覚情報処理への適用を考慮し、MARS データベースでの知識蓄積、知識と観測された地形データとの比較には三次元情報を用いることにする。

このとき、データベース中の三次元形状の知識を観測された地形データに当てはめる操作は三次元物体認識の一つであると捉えることができるが、人工知能研究で従来提案されてきた形状認識のように、「まったく同じ形状の物体を探し出す」というものではない。

MARS の目的は、ロボットが導入された現場周辺の地形に存在する物体群の形状を計測しながら歩き回ることにより、「センサから見えた形状」と「センサから見えない部分の形状」との関連を統計的に調べていき、その対応関係を明らかにしていくというものである。すなわち、その認識処理、すなわち知識と観測データとのマッチング方法は、「形状が全く同じでなくとも、似たような条件にある物体の死角域の形状を信頼性高く推定する」というものを考えていく。ここであまり厳密に形状の一致を追求すると、類似しているもののごく一部が異なる2形状が「別のもの」として分類されることになり、物体形状の類似性が反映されないためむしろ望ましくない。

自然環境における物体には、たとえば林の木や川原の岩のように、その物性や自然条件により、類似した形状の物体が繰り返し現れることがあり、また、人工物がある環境ではこの特徴はさらに顕著であるが、このような環境における地図生成には本手法は有効であると考えられる。

## 2.2 平地上の物体形状認識による地図生成

平地上に塊状の物体が点在する環境，例えば林の中や，海岸の岩場や，工事現場のように固いアスファルトの上に人工物が点在する状況などにおいてロボットがシーンを三次元センサで計測しこのデータを使って地図を生成する場合，データベースに適した物体形状表現はどのようなものであろうか．

先に述べたように，このデータベースでは「物体形状を知識として蓄え，あらたに物体を計測した際に部分的に見えた形状に対して知識を当てはめる」という操作をするため，まず，センサで捉えた物体形状を，データベース中での蓄積に適するようコンパクトで，検索のため比較しやすい形に変換する方法が問題となる．

さて，物体が「平地」上にあるとすると，背景（平地）から対象物体を分離する操作はきわめて容易である．そのため，三次元センサで取り込んだ，背景と対象物体が両方含まれたデータ全体を考える必要がなくなり，知識の生成や，認識処理を物体単位で考えることができるようになる．このような，近似的に平地＋障害物の形で地形形状を捉えることができる情景は，人工物のある環境ではもちろん，自然環境の中でも数多くみられると考えられる．

したがって，この場合でのデータベースが行うべき処理は，背景から切り離された物体形状を知識として蓄積し，新たな物体に遭遇した際に，その物体形状データを背景から切り離した上で，その可視部分の形状情報と知識の形状情報とをうまく比較するということである．

本節では，このデータベースに利用することができる物体の部分的な形状情報と物体全体の形状とをうまく比較，マッチングするための形状表現方法，ならびに，物体形状により決まる安定姿勢を考慮することによって三次元の形状比較を高速に行う方法について論じる．

### 2.2.1 前提条件と目標

前提条件は以下のとおりである．

- ロボットはセンサに正対した物体の前面の三次元形状のみを計測することができ，その裏はみえない．
- ロボットは移動に伴うワールド座標系での自己位置姿勢の変化を知ることができる．
- 環境は，平らな地面の上に塊状の物体が多数散在するようなものであり，物体の形状は球形に近い．

目標とすることは，以下のとおりである．

- 過去に得た知識と，現在見えている部分的な観測データとをうまく比較し，対応する知識を引き出す．
- 対応する知識が観測データに当てはまる位置姿勢を求める．

### 2.2.2 物体の三次元形状の IRP 表現

オクルージョンが生じることのある任意形状の三次元物体形状を表現するのに、エッジや多面体やシルエットによる表現は一意性に乏しく適当でない。物体の局所的な形状特徴量に着目し、それを表面全体に関して調べ、その分布状態を表現する方法が望ましい。

このような表現方法として、本研究では内部放射光投影型形状表現 (Internal Radiated-light Projection, IRP) と呼ぶ新しいデータ表記法を提案する。提案する IRP 手法は、まずはじめにある物体の3次元形態をすべての方向から計測した後に、

a-1) 物体の中心部に、光を全方位に放射する仮想的な光源である核 (kernel) と呼ぶ原点を想定する。

a-2) 核から仮想的な光である「仮想放射光」(Fig.2.3) が全方位に一定の間隔で放射されると想定し、その仮想放射光が物体表面を貫通する点近傍の物体形状の特徴を「放射光点特徴量」と呼ぶ。

a-3) 物体表面の全面に求まる「放射光点特徴量」の集合を、物体の特徴を表記する「形状データベース」として記憶する。

という手順で物体の形状を抽出するものである。

そして、新たに未知の物体を一方からの視点で計測した際に、

b-1) 実際に計測できる部分は物体の一部であるが、その情報からできるだけ全面が計測された場合と同様の位置に核を推定する。

b-2) 手順 a-2) と同様に、推定した核から仮想放射光を計測された物体の一部に投射し「放射光点特徴量」を計測する。

b-3) 手順 a-3) と同様に、部分的な「放射光点特徴量」の集合を誘導する。

b-4) 計測された部分的な「放射光点特徴量」の集合を、a-1) から a-3) の手順で誘導しておいた「形状データベース」と対比して検索を行い、記憶している物体を抽出し物体の判別と認識を行う。

という手順を取ろうとするものである。

IRP 手法では、核から見た物体表面全体の形状情報が球面上に投影されるため、2物体の IRP を比較する際にはそれらを回転3自由度で回転させながら最も一致するところを探ることになり、もしマッチングすれば、2物体の姿勢変位を知ることができる。また、核の位置の差を比較することによって2物体の位置変位も知ることができる。これら情報を利用してデータベース中に記憶している物体を現実のシーンに当てはめることで、死角域の形状の推定補間が可能となる。

この方法で取り扱う対象物の形状は、原則的に凸多面体などの仮想放射光が物体表面を一度だけ通過するようなものとする。

### 2.2.3 HCA による物体表面形状特徴の捉え方

IRP の放射光点特徴量を取り出す方法として、HCA(Harmonic Contour Analysis, HCA) を提案する。提案する HCA 法は、物体表面の局所的な形状特徴を適当な方法で表現し、これによって物体形状を表現する方法であるため、データ欠落に対して頑健であり、表現力に富む。

提案する HCA 法とは、三次元の不定形の物体表面の局所的な情報を以下のように表現

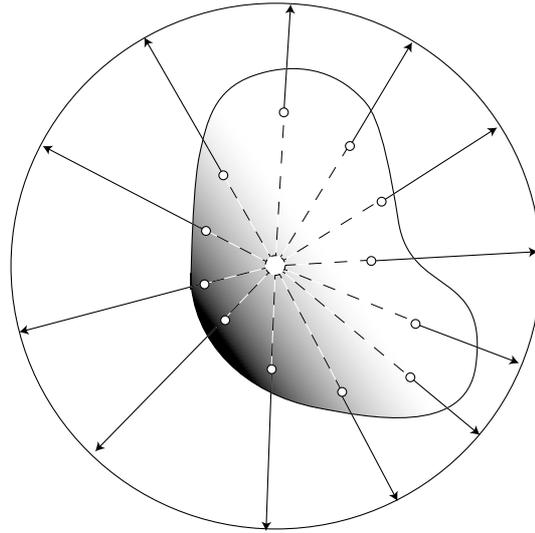


Fig. 2.3: Imaginary projected light.

したものである。

1. Fig.2.4 のように，物体内部の基準点“核” $K$  を始点として  $(\theta, \phi)$  の方向に放射光  $l$  を想定し，その放射光が物体表面を貫通する点  $I(\theta, \phi)$  を求める。
2.  $I$  を中心として十分小さい半径  $r_s$  の仮想球面  $S$  を考え，仮想球面と物体表面との交わりの輪郭を表す曲線  $C_s$  を求める。
3. 仮想放射光の周りの Fig.2.5 に示す  $(\theta_I, \phi_I)$  座標に  $C_s$  を表記し，それをフーリエ変換して  $n$  倍振動成分  $w_n$  を求める．これらを HCI(Harmonic Contour Index, HCI) と呼ぶことにする。

HCI は，物体表面の局所的な三次元的形状特徴を表現している．例えば基準振動成分  $w_1$  は，局所的な物体表面が半直線  $l$  に対してどれだけ傾いているかを表わし，2 倍振動成分  $w_2$  は物体表面の折れ曲がりの大きさを示す (Fig.2.5)．これは見る方向や座標系によらない不変量である。

以上の説明では仮想球面を考えたが，3D センサによって物体表面を計測した点群データから直接に HCI を計算する具体的手順は以下の通りとした。

1. 仮想放射光の貫通点  $I$  の誘導は，仮想放射光  $l$  に対してユークリッド距離的に近い順にレンジデータをソートし，最も近い，3 角形をなす 3 点を選び，その 3 角形と  $l$  との交点で求める。
2.  $I$  から距離  $r_s$  内の計測データ点を選択し，それらの表記を  $I$  を中心とする球面座標  $(\theta_I, \phi_I)$  で二次元プロットしたものを  $C_s$  曲線とする．ただし，ここで求めているのは厳密な意味での  $C_s$  ではない．レンジファインダの分解能と仮想球面の半径との関係によってはこの輪郭を得るのに十分な個数のデータ点群を仮想球面上に得ることが難しい場合があり，それを補うために「距離  $r_s$  内の計測データ点」(仮想球面内のデータ) すべてを使って  $C_s$  の傾向を捉えようとしたものである。

## 第2章 認識的処理による地図生成

3. 誘導した  $C_s$  曲線を  $\theta_I$  に関して適当な幅で平均して標本化し, FFT 処理する. これにより, 基準振動成分, 高調波成分の強さを誘導する.

このような手法によれば, 点群データに対して平面, 2次曲面, メッシュなどによる近似操作が必要ないため計測が高速化可能である.

計算コストは, レンジデータ総数を  $N_{\text{data}}$ , 点集合  $P_S$  を表す点の数を  $N_P$ , FFT のサンプル数を  $N_{\text{fft}}$  とすると, HCI 一つあたり  $O(N_{\text{data}} \log N_{\text{data}} + N_P \log N_P + N_{\text{fft}} \log_2 N_{\text{fft}})$  である. ただし, ソートに関する計算コストは  $O(N \log N)$ , FFT に関しては  $O(N \log_2 N)$  と見積もっている.

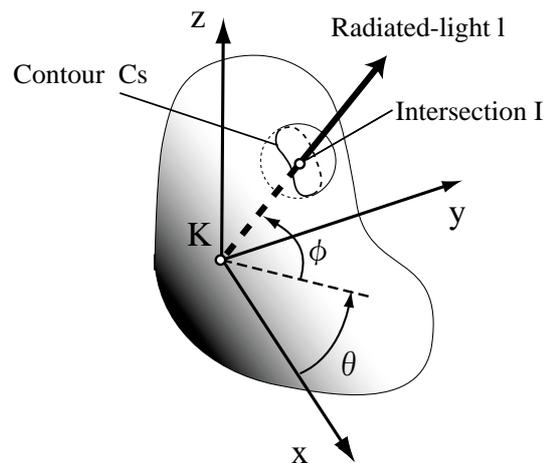


Fig. 2.4: Intersection between object and sphere

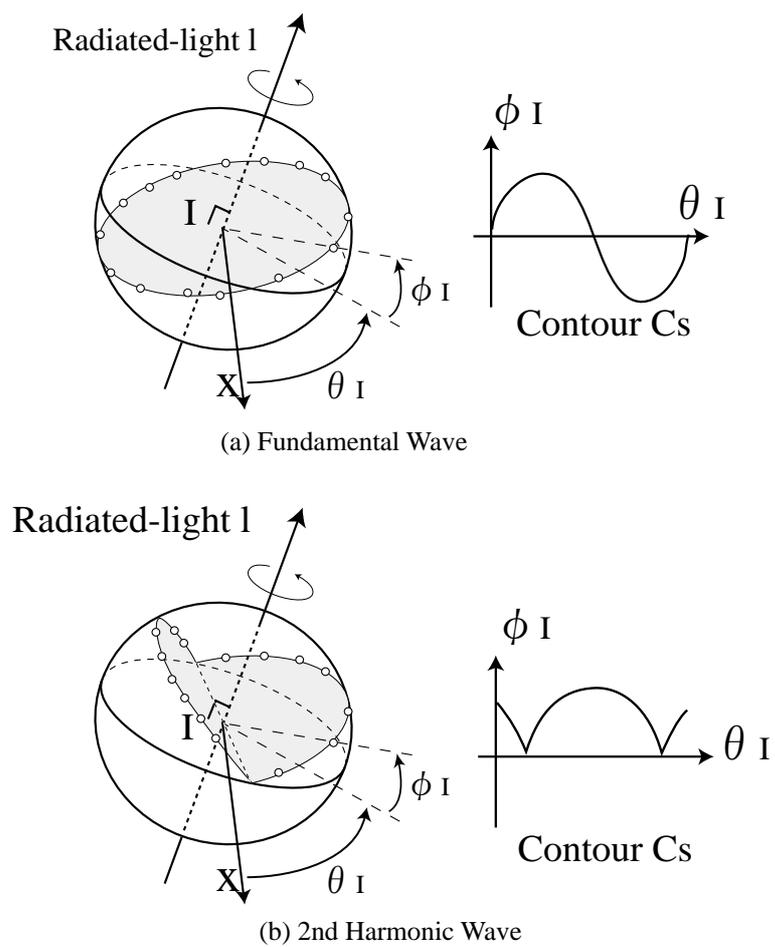


Fig. 2.5: Meaning of FFT process of intersection contour

### 2.2.4 形状マトリクスによる形状比較

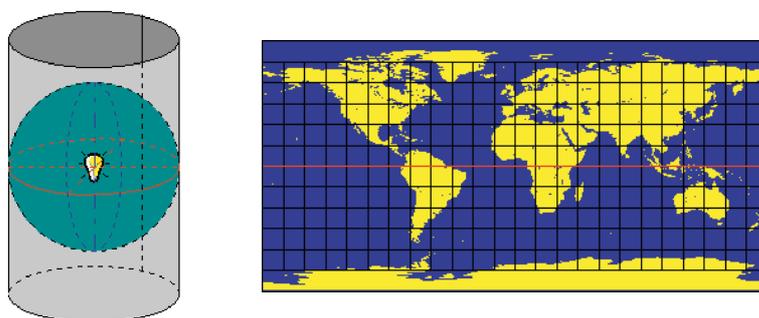
提案する IRP 法によって表現された物体形状を知識として蓄積し、適宜取り出して観測データと比較して利用するための形状データベースを構成する手法にはいろいろなものが考えられる。IRP 法における放射光点特徴量をデータベース化するもっとも直截な手法は、これらのデータを球面上にマッピングするものであろう。そして、これを自由に回転させて2つの球面マッピングを比較すれば、姿勢3自由度を考慮したマッチングも可能である。

しかし、現実的な拘束条件を与え、より簡単にする方法も考えられる。

重力環境下に置かれた物体がとりうる姿勢は、その形状と質量分布からいく通りか限定されることが多い。たとえば、下駄は複雑な形状をしているが、地面に飛ばされて着地したときの姿勢は、表か裏、あるいはまれに横に立ち上がるという3状態しか取らない (Fig. 2.6)。このような特性を考慮すると、物体の形状特徴データベースは重力軸方向を縦として、球面を世界地図のように円筒に投影してあらかずマッチングが有効と想定できる。そのため、球面上に等間隔で誘導された「放射光点特徴量」である HCI 量を、世界地図の正距円筒図法 (Fig.2.7) のように円筒に投影し展開して誘導された「形状マトリクス」と呼ぶ形状特徴データ表記を新たに提案することにする。



Fig. 2.6: Geta



<http://homepage1.nifty.com/ptolemy/catalog/catalog.htm>

Fig. 2.7: Equidistant cylindrical projection

提案する形状マトリクス表現は、物体姿勢を平面上で重力場に拘束された姿勢を取ると仮定するため、観測された物体についての部分情報を、記憶されている物体の形状特徴データベースと対比して検索する場合、マッチングはマトリクスをずらして対比するだけでよいという特徴を有している。

ただし、正距円筒図法のような投影法では、その軸の取り方により表現が大きく変化するため、姿勢が異なる同形状2物体に対してその変位量をうまく求めることができない。また、極付近では形状のゆがみが大きいいため、上下方向のシフトにはあまり意味がない。したがって、形状マトリクスにおいては、物体の姿勢としてはただひとつを考え、姿勢が違えば別の物体であると認識することにする。また、マトリクスをずらす方向はヨー軸周りのみとする。重力環境下にある物体がとりうる姿勢を安定姿勢と呼ぶことにすると、限られた安定姿勢に着目して物体形状を記憶し、認識すれば、認識すべき知識モデルの数は増加するものの、すべての姿勢を考慮した場合よりマッチングが簡便、高速に行える可能性がある。

2つのマトリクスを比較する際、一方のマトリクスを横方向にシフトさせながら、重ね合わせて対応する要素を適当な評価関数で処理してゆくことにより、2つの物体が最も一致するときのヨー軸周りの回転変位を求めることができる。なお、マトリクスは円筒を切り開いたものと考えているため、左右の端を超えてシフトした分は反対側に現れる。

形状マトリクスの比較の際には要素の一部が空であった場合を考慮する必要がある。例えば、物体を一方向のみから計測した場合、その背面にあたる部分についてはデータが得られないため、上記方法に従えばマトリクス中にデータがない領域が存在することになる。マトリクスを比較する指標として、単純に、対応するマトリクス要素の差の平均を使ってしまうと、空白要素数はマトリクスにより異なるため、その比較がどの程度妥当なものなのか判別できない。有効な要素の数をマッチングのパラメータに反映させるために、マトリクス比較の有効性を示す有効要素数（対応するマトリクス要素のうち、どちらにもデータが入っている要素の個数）を考慮し、2つのマトリクスの比較方法として以下のような方法を用いる。まず、有効要素数比  $p_{\text{valid}}$  を以下の式のように求める。

$$p_{\text{valid}} = \frac{N_{\text{valid}}}{N_{\text{all}}} \quad (2.1)$$

$N_{\text{valid}}$  : 有効要素数

$N_{\text{all}}$  : 形状マトリクス要素全ての個数

さらに、マトリクスの対応要素の差の平均  $\Delta M$  を、

$$\Delta M(\Delta i) = \frac{\sum_i^N \sum_j^M \{M1(i, j) - M2(i + \Delta i, j)\}^2}{N_{\text{valid}}} \quad (2.2)$$

$M1, M2$  : 形状マトリクス

$i, j$  :  $\theta, \phi$ 方向のインデックス

$\Delta i$  :  $\theta$ 方向のシフト量

のように定め、マトリクスの差の評価指標としては以下の  $D_{\text{min}}$  を用いる。

$$D_{\text{min}} = \min\{D(\Delta i) : 0 < \Delta i < N\}$$

$$D(\Delta i) = \frac{\Delta M(\Delta i)}{p_{\text{valid}}} \quad (2.3)$$

## 第2章 認識的処理による地図生成

$D$ の最小値  $D_{\min}$  の値を2つのマトリクスの相違量とする． $D_{\min}$  を与えるシフト量  $\Delta i$  により，知識モデルから観測データへのヨー軸周りの姿勢誤差  $\Delta\theta$  が計算できる．

### 2.2.5 核の位置の求め方

IRP 表現における基準として物体内部に想定した点が核である．核位置推定法に求められる要求仕様は，

- \* センサから観測できた，物体の部分的な情報と，過去に得た知識を利用する．
- \* 観測された物体表面より物体の内側に存在する．
- \* 視点によらず，安定に推定できる．

ということである．

核に使用できる点として，最初に思い浮かぶのは物体の重心であろう．しかし，物体の重心を核として利用すると，塊状の物体を一方向から計測した場合，その計測点群の重心  $g_{\text{data}}$  は物体全体の重心  $g_{\text{object}}$  とかなり異なる．つまり，部分的な計測しか出来ない実際的な利用を考えると重心は核として望ましくない (Fig.2.8) ．

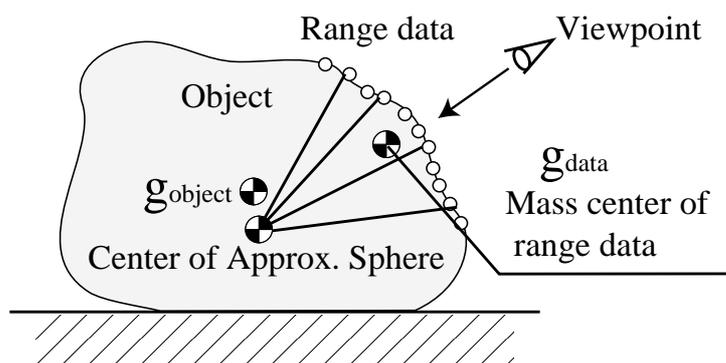


Fig. 2.8: Estimation of the position of kernel in an object

そこで、本論文では「表面を表す点群からの距離の分散値が最小となる点」を核として選択するという方法を提案する。これは物体表面形状の球面近似に相当するため、「近似球面中心推定法」と呼ぶことにする。このような点を選択すると、少なくとも物体が凸である限りでは、部分的データしか計測できなくとも、推定された核の位置の誤差は全体データから得たものと近くなる特性があることが実験的にもわかっている。物体全体に対して得られるレンジデータの割合が小さいときには核の位置は正しく推定するのは難しいが、ロボットがの移動に伴う計測データの増加などにより、可視部分のデータの割合が大きくなるにつれて、この位置の精度は向上する。当然、物体の形状が球面に近いほど安定する。

もちろんこの方法が万能というわけではなく、対象となる物体形状が極端に球形からかけ離れた形状である場合、たとえば、厚みが極めて薄い平板や球殻のようなものであるとか、棒状のもの、可視部分がまったく平らである場合など、この方法では対応することができない。例えば、部分的に見えた物体表面が平面だった場合など、近似球面中心推定法では推定された核の位置が無限遠方になり、要求仕様を満たさない可能性がある。

しかし、物体からある距離はなれて物体形状を計測する場合、物体の側面の領域もある程度計測することができること、また、物体に奥行きがある場合、その物体がセンサ真正面にあって奥行きを隠すような姿勢にない限り側面が計測できることを考慮すると、比較的球形に近い形状の物体の核を求めるにはこの方法が適していると考えられる。

これらの方法を状況に応じてロボットがどのように使い分けるべきかという点の考察は次節にて行うが、今回の実験には「重心の位置からの距離が近い」という条件も加え、これらの条件の重み付平均の形で核の位置を求めることにする。

### 2.2.6 知識の増加に伴う最適な核の位置の求め方の探索

ロボットが未知環境を移動する場合、ロボットは事前にどのような核位置推定法を使えばよいかを決めることができない。このような場合における最適な核位置推定方法を探索する方法に関して考察する。この核位置推定方法の要求仕様は、

- \* 移動前は環境中の物体の前面の情報のみを利用する。
- \* 移動に伴い、物体の側面や裏面の形状情報を利用する。
- \* 物体の大きさの最大値は予め既知。
- \* 最適な核の位置の求め方に近づくことができる。

ということである。このときの核の位置の探索は以下のような手順によって実現できると考えられる：

- 1) 初めて遭遇する物体に関しては、その核の位置を近似球面中心を用いて定めようとする。
- 2) もし近似球面中心と物体表面との距離が物体の大きさの最大値を越えれば、その物体は球形とは違う形状の物体であることがわかるため、近似球面中心ではなく、重心を核として扱う。
- 3) 物体を全方向から計測し、重心と近似球面中心のどちらが安定であるかを評価する。また、物体を球面近似したときの半径を求める。
- 4) 1)~3)を繰り返し、最適なパラメータを探索してゆくことで、漸近的に最適な核位置推定法を得る。

### 2.2.7 IRP 表現に基づくデータベースを利用した地図生成の手順

以上述べた IRP 表現に基づく地形データベースを利用して、歩行ロボットの周囲環境の地図を作成する手順は以下の通りである。

- (1) 三次元センサによって、地形の三次元形状を計測し、可視範囲の三次元データと、過去に計測したものとをロボットの位置情報によって合成する。
- (2) 計測データの中から、床面の情報を除去し、注目すべき物体を取り出す。この時点で物体の全体形状情報が既に得られている場合には、これを知識として記憶する。
- (3) 物体の可視範囲の情報を用いて物体の核の位置を推定する。
- (4) 核を中心とした放射光を考え、可視範囲全体の HCI の分布を求め、形状マトリクスで表現する。通常このマトリクスには死角域に起因する空白セルが含まれる。
- (5) データベース中に蓄えられている知識と新たに計測した物体とを、形状マトリクスを用いて比較し、最も対応するものを探す。対応付けの際、どの知識とも対応するものが無ければ、新しい物体として、データベースに格納する。
- (6) もしデータベース中の知識と観測物体とが対応すれば、対応したときの姿勢変位、核の位置情報から、知識を観測データに当てはめ、地図中の死角域を補う。
- (7) 得られた地図を元に歩容計画を行い、移動する。
- (8) (1) に戻る。

### 2.2.8 従来手法に対する比較と位置付け

既に述べたように、物体形状データベースに使用する IRP は三次元物体認識の手法の一つとみなすことができる。三次元物体認識によって得ることができる情報は、1) 観測された部分的な物体形状と知識として持っている全体の物体形状との対応付け、そして、2) 知識物体から観測物体への座標変換である。

過去の研究例は以下のように分類できる：

- 1) 物体のエッジの情報をマッチングするもの [14]。
- 2) 物体を多面体や曲面パッチの集合で表現してその面同士の対応をとるもの。その記憶方式には配列や球面マッピングなどがある [15] [16] [17] [18] [19] [20] [21]。
- 3) 物体形状を円筒や立方体などのプリミティブの集合で表すもの [22]。
- 4) 計測した三次元点群をそのまま比較する方法 [23]。
- 5) 物体表面の特定の点周辺の局所的な特徴量を取り、その点同士の対応をとったり、球面マッピングして対応をとるもの [24][25][26][27]。

1)のエッジを使う方法は、単純であり実用化しやすいが、エッジが見えにくい曲面からなる物体に適用することは難しい。

2)のパッチ同士の対応をとる方法は、対象物体のパッチへの分解の方法が問題となる。この方法は次に述べるような条件を前提としている：「すべての表面形状はパッチに分割可能であり、対象物体が同一であればその分割結果は測定条件に依らず同一になる」。しかし、オクルージョンによって表面の一部が隠された場合や、物体表面上におけるパッチ分割を開始する場所によって、そのパッチ分割の様相は変化すると考えられる。

また、1視点から取得した矩形の二次元マトリクス状レンジイメージに対してこの分解を行う方法もあるが、二次元マトリクス状の表現では、オーバーハングや、オクルージョンのある形状を取り扱うことができないため、三次元情報を最大限に生かした手法とはいえない。

多視点から取得したデータをマージした後の、単純な二次元レンジイメージでは表せない三次元情報を取り扱うために、デフォーマブルサーフェス [28] のような、三次元物体を仮想的なメッシュで包み込み、そのメッシュのノードに対してさまざまな処理をする手法も提案されているが、メッシュによる包み込み(近似)処理に要する計算コストは無視できないと考えられる。

3)の物体形状をプリミティブで表現する方法は、例えば一般化円筒においてはその記述に先立ってスケルトンを抽出することが必要であるが、この処理は微小な外乱に敏感であり、部分的なオクルージョンが結果に大きな変化をもたらす可能性がある。ボクセル、オクトツリーなどの小さな直方体の集合として物体形状を表す方法はその表現が座標系の方向に依存するため、同一の物体に対して異なった視点から計測した場合その表現がまったく違った形になってしまい、物体認識には適さない。

4)の物体表面の三次元情報をそのまま比較する方法は、直接的であり、計算の高速化の工夫もされているが、原理的に計算コストが高くなることは避けられないと考えられる。

5)の物体の局所的な形状特徴を取り出して表現する方法は、部分的な情報の欠落があったとしても、その影響が周囲に及ぼす範囲が狭いため、オクルージョンに対して頑健である。二物体の対応関係を調べるのに、それぞれの表面上の1点ずつを取り出し、その点周辺の局所形状特徴を比較するという方法が考えられる。ただし、剛体の座標変換を点同士の対応から求めるためには、3点で対応をとり、幾何学的な拘束条件から誤対応を棄却する等の処理が必要となり、探索点が多くなるとこの検索には多大な計算コストがかかり、実用的な目的には不向きであると考えられる。一方、形状特徴を球面上にマッピングして、球面を3自由度で回転させて比較する方法は物体の位置の自由度を考えなくてもよいという点で実用的なアプローチの一つであるといえる。

本論文で提案する手法では、球面マッピングをより現実的な形で簡略化した、新たに提案する方法「形状マトリクス」を用いて座標変換を求めている。また、局所的な形状特徴のとり方についても新たな手法を提案している。

### 2.2.9 実験

形状マトリクスを用いた地形データベースの有効性を検証するために以下のような実験を行った。用いた計算機はPentium III 1GHzで、OSはWindows 2000、プログラミング言語はC++を使用し、コンパイラはBorland C++ Builder 5である。

核位置推定シミュレーション

IRP 表現の基準点である核の求め方としては、データの多寡にかかわらず、物体内部に安定に求められる方法が望ましい。提案する球面近似による方法の、この安定性を調べるために、測定データ数が多い場合と少ない場合の (1) 重心の位置 (2) 近似球面の中心の位置を計算してその位置の安定性を比較した。

まず、さまざまな多面体の表面形状を複数視点から 3 次元計測し、1 視点から計測したデータに基づく「表面から近似した近似的な球面の中心」と重心の位置と全データに基づくそれらの位置との差（推定誤差）を計算し、比較した。センサと対象物体の配置を Fig.2.9 に示す。

仮想的に計算機内に生成したセンサから多面体の表面を計測したレンジデータ点群を一边 1000 の立方体内の  $30 \times 30 \times 20$  のボクセルで近似表現し、(1) と (2) の位置をそれぞれ計算した。(2) としては、実験的に求めた以下の評価関数  $E_i$  が最小になったボクセルの中心を使用した。

$$\begin{aligned}
 E_i &= \alpha v_i + \beta (d_{iC})^2 & (2.4) \\
 v_i &= \frac{1}{n} \sum_j^n d_{ij}^2 - \left( \frac{1}{n} \sum_j^n d_{ij} \right)^2, \\
 d_{ij} &= |V_i - V_{sj}| \\
 d_{iC} &= |C - V_i|
 \end{aligned}$$

ただし、 $V_i, V_{sj}, C$  は、任意のボクセル、物体表面を表すボクセル、すべての  $V_{sj}$  の重心、をそれぞれ表す。なお、この実験では  $(\alpha, \beta) = (5, 1)$  程度が良いことが確かめられた。

測定対象としては半径 500 の球に内接する正 4 面体、立方体、正 8 面体、正 12 面体、正 20 面体、円筒、円錐、球、と 5 つのランダム図形を用いた (Fig.2.10)。ランダム図形とは、球面上を緯度経度方向に適当な分割数で分割し、その格子点に対してノイズを加えることにより生成した図形である。これらの大きさは、半径 500 の球面に内接する大きさとした。レーザーをスキャンする領域は、ピッチ方向にはセンサ真下を基準に 0-60[deg] の範囲、ヨー方向には真正面を 0[deg] として  $\pm 50$ [deg] の範囲とする。これは筆者が製作したスキャニングレンジファインダのスキャン領域にあわせたものである。センサを配置する点は物体の周囲 8 箇所  $(500, 0, 1000), (500, 500, 1000), (0, 500, 1000), (-500, 500, 1000), (-500, 0, 1000), (-500, -500, 1000), (0, -500, 1000), (500, -500, 1000)$  に置き、対象物体はその重心が原点に来るように配置した。また、センサの姿勢は既知であるとした。

Table 2.1 に、2 つの方法による、「全体データから求めた核の位置と部分データから求めたそれとの誤差」の周囲 8 視点の平均値を示す。近似球面近似法によれば、部分的にしか物体が観測できない場合も、少なくとも重心を使用するよりははるかに良い核  $K$  の推定が可能なのことがわかる。なお、正四面体に対して近似球面中心の推定精度が悪いのは多面体の 1 面しか見えていない場合があることが原因である。

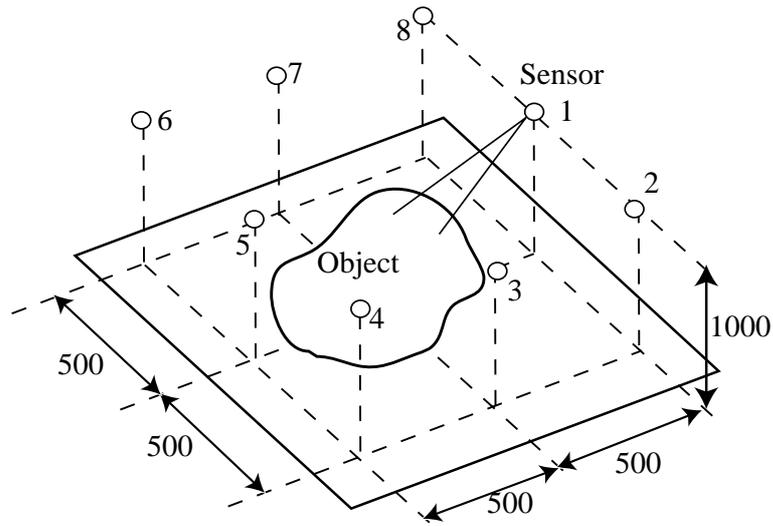


Fig. 2.9: Experiment of kernel estimation. Relation between objects and viewpoints.

Table 2.1: The errors of kernel estimation(mass center and approx.sphere center).

	Average of mass center error	Average of approx. sphere center error
tetra	91.57	92.64
cube	142.59	34.28
poly8	64.59	26.63
poly12	166.51	38.44
poly20	126.79	45.06
cone	80.80	56.42
cylinder	100.60	78.56
sphere	166.33	26.44
random1	155.58	47.76
random2	162.59	47.11
random3	170.03	59.62
random4	166.88	43.33
random5	184.85	36.92

## 第2章 認識的処理による地図生成

### 物体表面全体のレンジデータを用いた形状マトリクスの誘導シミュレーション

計算機内に仮想的に任意の立体を生成し、その形状マトリクスを誘導した。誘導には立体の表面全体にわたってまんべんなく三次元位置を計測した点群の情報を使用し、オクルージョンは無いものとした。Fig.2.10 に示す正4面体、立方体、正8面体、正12面体、正20面体、円筒、円錐、球の形状に相似な、半径1.0の多面体の表面をまんべんなく覆う10,000個のレンジデータ点群に対して処理を行った。マトリクスの要素数は $40 \times 40$ 、仮想球面の半径は0.1、 $C_s$  曲線の形状は32個の点群で記述した。このときの形状マトリクスの生成に要する時間は、マトリクス1個あたり124~130[sec]であった。

使用した多面体群を Fig.2.10 に、誘導された形状マトリクスを Fig.2.11 にそれぞれ示す。(a) が基準振動成分  $w_1$ 、(b) が2倍振動成分  $w_2$  の強さを表わすマトリクスであり、値が最大のところが白、最小のところが黒になるようにグレースケールで表示されている。

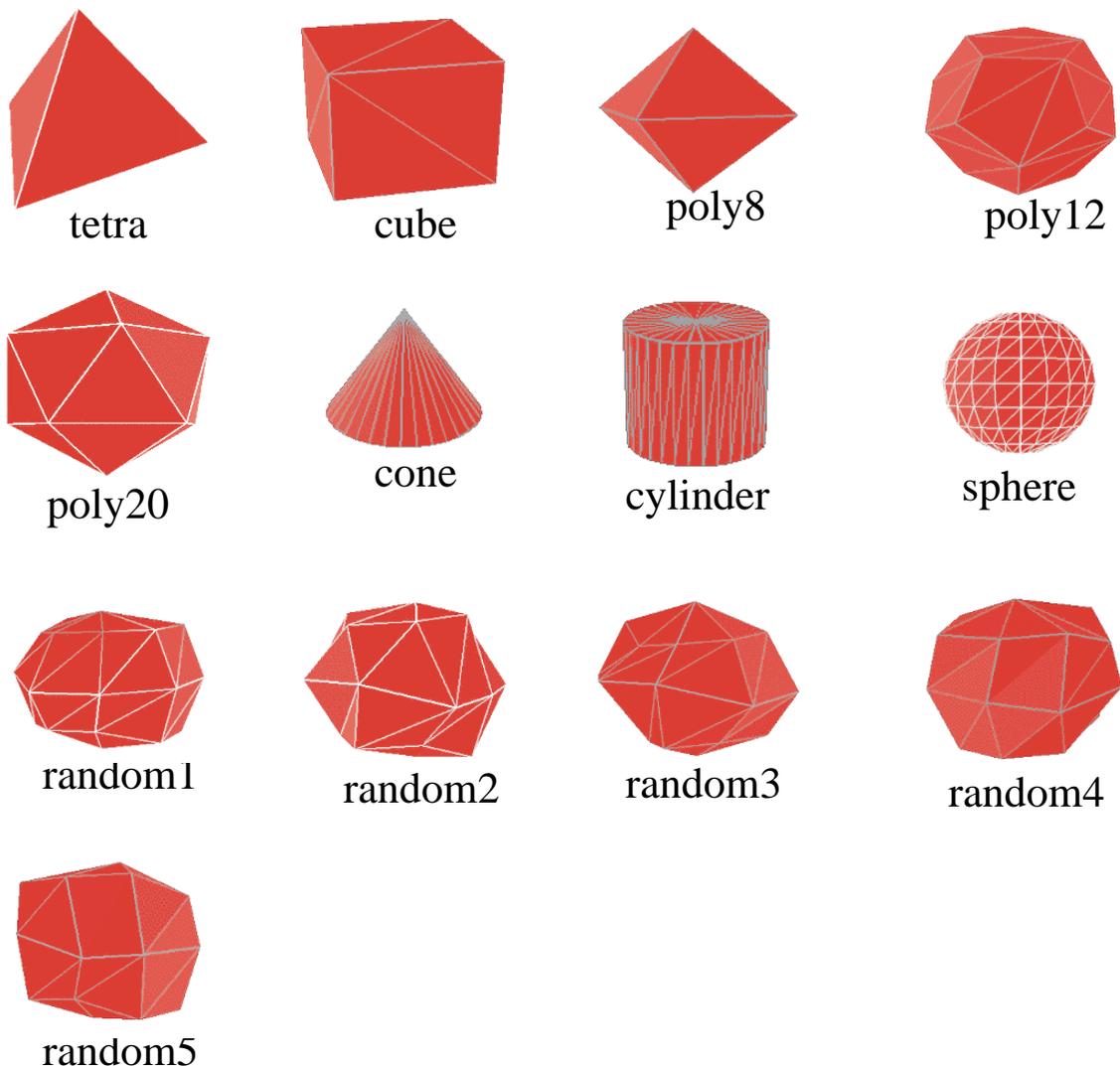


Fig. 2.10: Polyhedra

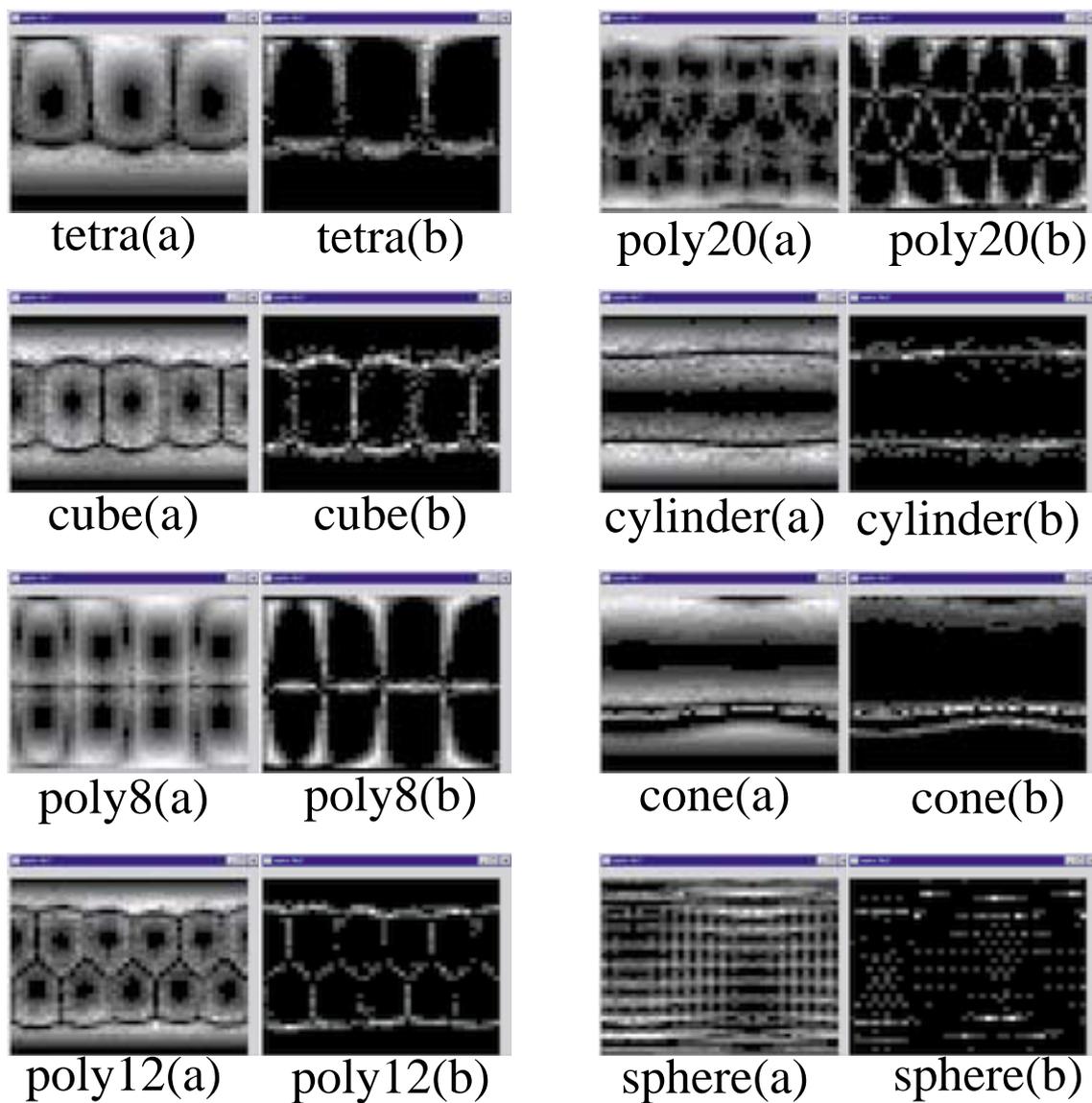


Fig. 2.11: Shape Matrices

## 第2章 認識的処理による地図生成

### 物体形状の認識シミュレーション

物体の局所的な形状情報から、その物体が何であるのか判別するシミュレーション実験を行った。まず、Fig.2.12のように前出の仮想物体を周辺から観測するとして形状マトリクスを誘導し、これを知識データとする。また、立体群を一部の視点から計測した結果から形状マトリクスを計算した結果を観測データとする。そして観測データに最もマッチする知識データを探し、知識データから観測データへの座標変換を求めるというものである。

仮想物体の平均半径は500、センサを配置する点は物体の周囲3箇所  $(-500, 0, 800)$ ,  $(500, -450, 1000)$ ,  $(500, 450, 1000)$  とし、マトリクスは  $40 \times 10$  の要素数で、仮想球面の半径  $r_s = 80$  とした。

測定基点3つのうち、1つを使って得たレンジデータおよび形状マトリクスと、2つを使って得たそれを、それぞれ観測データとし、測定基点3つすべてを使って得たレンジデータおよび形状マトリクスを知識データとした。1個の観測マトリクスと13個の知識マトリクスとを比較するのに要する時間は  $300 \sim 320$ [msec] であった。

1測定基点の場合の、観測データと知識データとの形状マトリクス比較の様子を、基準振動成分  $w_1$ 、2倍振動成分  $w_2$  に関してそれぞれ Table.2.2,2.3 に示す。なお、 $w_2$  では値の変動が極端に大きかったため、形状マトリクスを生成する際にその対数を取った。 $w_1$  による比較実験ではランダム図形 random3 において誤認識が生じ、 $w_2$  での実験では正8面体とランダム図形 random1 において誤認識が生じたものの、正答率は  $(w_1, w_2)$  についてそれぞれ (92.3%,84.6%) であった。

2測定基点の場合は、すべての立体に関して正しく認識できる (正答率 100%) ことが確認された。

また、1測定基点からのデータによる  $w_2$  マトリクスを使った3次元形状認識と知識データのスーパーインポーズの例を Fig.2.13 に示す。各物体に対して、左の図が観測データ、右が観測データに知識をスーパーインポーズした後の同じ視点からのレンジデータをあわせており、その下が対応する形状マトリクスである。形状マトリクスは値の大きさをグレースケールで表し、死角域の情報に関しては斜線で表している。核の位置推定に誤差があるため、観測データと、スーパーインポーズした知識データの位置の間に多少の誤差があるが、死角域を正しく補間できている事がわかる。

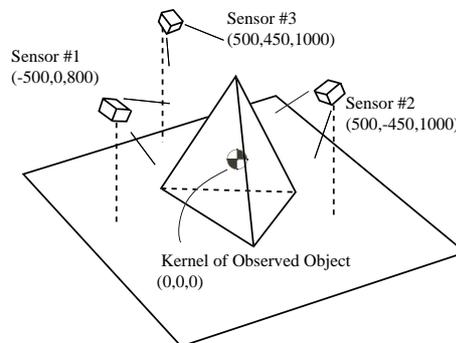


Fig. 2.12: Setup of sensors and object (simulation)

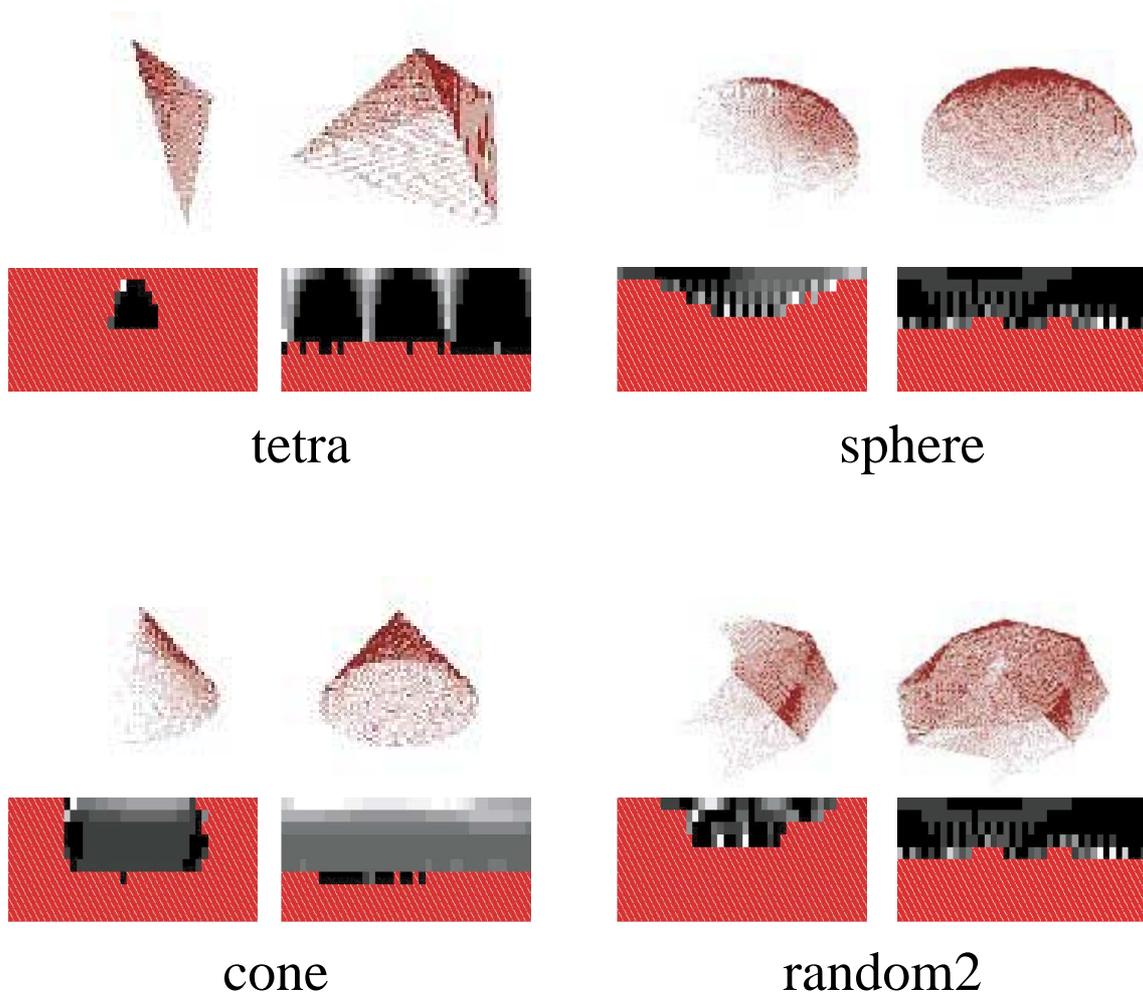


Fig. 2.13: Examples of invisible area interpolation  
 left: before interpolation, right after interpolation  
 upper: range data, lower: corresponding shape matrix

## 第2章 認識的処理による地図生成

Table 2.2: The comparison of knowledge and observed data (fundamental wave, 1 viewpoint)

Observed objects	Knowledge objects												
	tetra	cube	poly8	poly12	poly20	cylinder	cone	sphere	random1	random2	random3	random4	random5
tetra	5.06E-03	1.18E-02	2.83E-02	2.05E-02	3.88E-02	2.73E-02	1.25E-02	4.14E-02	2.00E-02	2.03E-02	2.82E-02	1.09E-02	1.85E-02
cube	3.16E-02	8.53E-04	1.43E-02	1.15E-02	1.21E-02	7.63E-03	1.84E-02	1.66E-02	1.16E-02	1.14E-02	1.35E-02	8.64E-03	1.05E-02
poly8	2.01E-02	1.31E-02	6.14E-04	9.89E-03	1.20E-02	1.14E-02	5.80E-03	1.93E-02	1.61E-02	1.36E-02	1.22E-02	1.42E-02	1.28E-02
poly12	5.08E-02	7.90E-03	7.81E-03	2.59E-04	7.76E-04	2.80E-03	1.79E-02	2.07E-03	1.50E-03	1.40E-03	1.09E-03	1.60E-03	1.32E-03
poly20	3.49E-02	8.41E-03	6.18E-03	8.37E-04	1.77E-04	2.22E-03	1.25E-02	1.09E-03	1.04E-03	1.23E-03	8.13E-04	1.28E-03	1.11E-03
cylinder	4.55E-02	3.31E-03	1.32E-02	5.06E-03	5.24E-03	2.06E-03	2.13E-02	7.90E-03	4.63E-03	4.35E-03	6.12E-03	3.56E-03	3.57E-03
cone	1.04E-02	1.55E-02	7.27E-03	1.06E-02	1.32E-02	1.71E-02	8.18E-04	1.53E-02	1.30E-02	1.36E-02	1.17E-02	1.55E-02	1.29E-02
sphere	6.56E-02	1.49E-02	1.34E-02	1.74E-03	1.30E-03	5.44E-03	2.60E-02	2.09E-06	5.01E-04	1.42E-03	6.80E-04	9.29E-04	1.23E-03
random1	5.75E-02	1.32E-02	1.24E-02	1.29E-03	1.20E-03	4.82E-03	2.19E-02	6.70E-04	1.23E-04	7.29E-04	7.43E-04	3.13E-04	1.00E-03
random2	4.15E-02	1.10E-02	9.12E-03	2.11E-03	2.12E-03	3.39E-03	1.24E-02	2.50E-03	1.36E-03	1.28E-03	2.10E-03	2.32E-03	1.34E-03
random3	5.50E-02	1.68E-02	9.07E-03	1.41E-03	8.82E-04	6.38E-03	1.65E-02	1.83E-03	1.31E-03	1.81E-03	1.08E-03	1.44E-03	1.30E-03
random4	3.73E-02	8.42E-03	9.52E-03	3.22E-03	3.08E-03	5.02E-03	1.91E-02	2.59E-03	2.43E-03	2.99E-03	2.11E-03	1.59E-03	2.22E-03
random5	2.96E-02	6.47E-03	8.10E-03	2.33E-03	2.07E-03	2.49E-03	1.33E-02	3.26E-03	2.14E-03	1.96E-03	3.05E-03	1.48E-03	8.67E-04

Table 2.3: The comparison of knowledge and observed data (2nd harmonic wave, 1 viewpoint)

Observed objects	Knowledge objects												
	tetra	cube	poly8	poly12	poly20	cylinder	cone	sphere	random1	random2	random3	random4	random5
tetra	2.56E+01	7.40E+01	1.14E+02	9.54E+01	6.08E+01	1.16E+02	1.48E+02	4.84E+01	6.00E+01	7.30E+01	6.36E+01	7.72E+01	8.02E+01
cube	4.02E+01	8.34E+00	4.80E+01	5.06E+01	1.89E+01	3.30E+01	3.46E+01	1.27E+01	1.88E+01	2.61E+01	2.12E+01	1.70E+01	1.90E+01
poly8	1.09E+01	5.93E+01	1.37E+01	4.84E+01	2.39E+01	3.02E+01	4.00E+01	1.87E+01	1.97E+01	2.04E+01	2.25E+01	2.08E+01	1.94E+01
poly12	5.80E+01	3.80E+01	5.84E+01	3.22E+00	3.03E+01	1.26E+01	3.30E+01	2.05E+01	1.81E+01	1.89E+01	2.53E+01	2.77E+01	2.63E+01
poly20	1.04E+01	1.82E+01	8.95E+00	1.53E+01	2.23E+00	9.41E+00	7.39E+00	5.39E+00	4.16E+00	4.33E+00	4.20E+00	4.33E+00	4.55E+00
cylinder	2.50E+01	1.73E+01	2.97E+01	1.79E+01	1.29E+01	3.40E+00	1.31E+01	1.02E+01	1.11E+01	1.19E+01	1.18E+01	9.52E+00	1.04E+01
cone	1.12E+01	1.58E+01	9.83E+00	1.05E+01	5.07E+00	1.94E+00	2.47E+00	9.66E+00	7.39E+00	3.25E+00	5.25E+00	4.14E+00	4.03E+00
sphere	1.70E+01	2.13E+01	1.44E+01	1.63E+01	6.96E+00	8.88E+00	1.39E+01	9.76E+00	4.33E+00	6.12E+00	5.19E+00	5.98E+00	5.46E+00
random1	1.81E+01	2.71E+01	1.28E+01	1.93E+01	7.56E+00	1.65E+01	1.51E+01	4.97E+00	5.28E+00	6.65E+00	5.19E+00	6.64E+00	6.57E+00
random2	1.35E+01	1.72E+01	9.52E+00	1.49E+01	4.97E+00	6.96E+00	5.31E+00	7.57E+00	5.73E+00	2.02E+00	3.80E+00	5.13E+00	4.03E+00
random3	2.08E+01	2.29E+01	1.24E+01	2.13E+01	7.29E+00	1.20E+01	1.18E+01	6.16E+00	5.70E+00	5.87E+00	4.71E+00	5.42E+00	5.07E+00
random4	1.24E+01	9.99E+00	1.41E+01	1.79E+01	4.72E+00	8.06E+00	7.12E+00	6.43E+00	4.49E+00	5.30E+00	5.11E+00	3.68E+00	4.09E+00
random5	1.08E+01	1.17E+01	8.77E+00	1.21E+01	3.96E+00	4.60E+00	4.35E+00	4.73E+00	3.41E+00	2.10E+00	3.73E+00	2.95E+00	1.61E+00

## 核位置のずれとマッチング精度との関係

核の位置が何らかの原因によって正しく求まらず、真の値からずれる場合、得られる形状マトリクスは真の値から求めたものに対してひずむことがわかっている (Fig.2.14) .

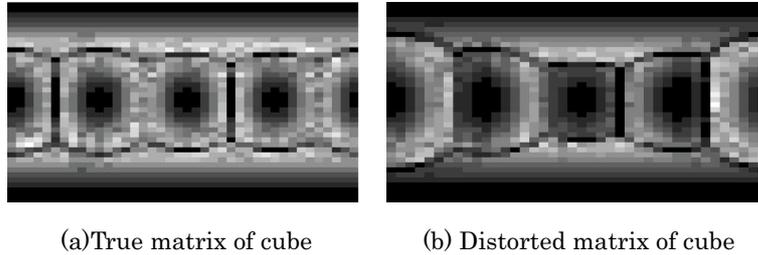


Fig. 2.14: Distortion of matrix by the effect of the position of the kernel

核の位置がずれるとどの程度マトリクスが変形し、そしてその結果物体認識にどの程度影響が出るかを調べる実験を行った。核の位置を意図的にずらしたときに得られるマトリクスが元のマトリクスからどの程度変化するか、また、どの程度マッチング正答率に変化が出るかを調べた。使用した多面体は Fig.2.10 に示す中の正 4 面体、立方体、正 8 面体、正 12 面体、正 20 面体、円筒、円錐、球の形状の半径 1 の球に内接するもので、マトリクスの HCI は基本波成分  $w_1$  を使用した。マトリクスのひずみ量としては、核を動かさない場合と動かした場合のマトリクスの差の評価指標  $D$  の、全物体平均値を使用した。核は物体を配置した姿勢における  $x$  方向に変位させるものとした。

ひずみ量は核のずれに対して指数関数的に上昇し、それに伴ってマッチングの正答率がほぼ線形に低下していく傾向があることがわかった (Fig.2.15) .

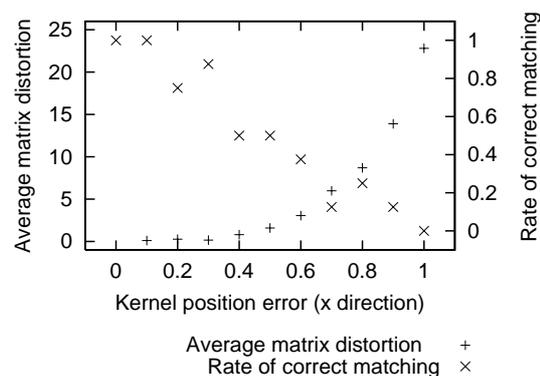


Fig. 2.15: Distortion and rate of correct matching

## レンジファインダによる実物体計測判別実験

Fig.2.16 のような実験装置を試作し、いくつかの 3 次元物体の形状を 3 つの視点から二軸スキャニングレンジファインダで計測し、知識データと対応づける計測実験を行った。レンジファインダの詳細については後述する。

## 第2章 認識的処理による地図生成

物体はターンテーブルの上に乗っており，これを  $120[\text{deg}]$  ずつ回すことにより 1 物体あたり 3 つの視点からスキャンした．知識データとして，物体全体を計測した三次元データ，観測データとして物体を 1 視点のみから計測したデータを使用した．対象とした物体群は Fig.2.17(apple, block, cone, cylinder, egg, head) であり，これらのいくつかの安定姿勢に対して，計測，マッチングを行った．

使用した球  $S$  の半径は  $30[\text{mm}]$ ，マトリクスの HCI は基本波成分  $w_1$  を使用し，マトリクスの要素数は  $40 \times 40$  であった．1 つの観測マトリクスと 13 個すべての知識データとを比較するのに  $1.0 \sim 1.3[\text{sec}]$  を要し，正答率は  $82.6\%$  であった．認識に成功し，知識データを観測データにスーパーインポーズした三次元データの図と，それに対応する形状マトリクスの様子を Fig.2.18 に示す．

これらの実験結果から，物体を側面から計測した部分データを予め計測した全体的な形状特徴データベースと十分高い確率で照合できることが明らかになった．

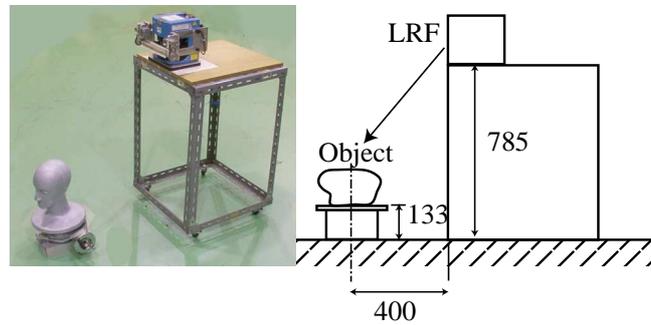


Fig. 2.16: Setup of LRF and object

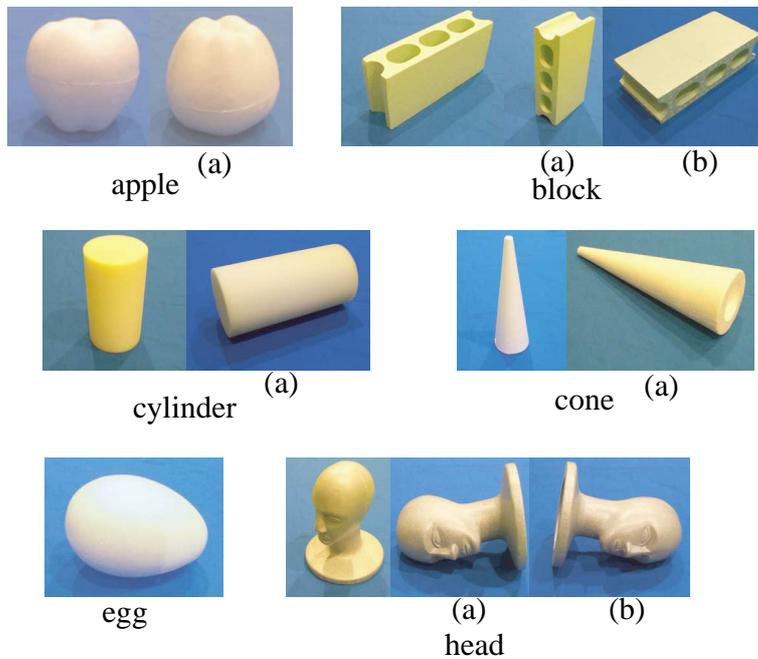
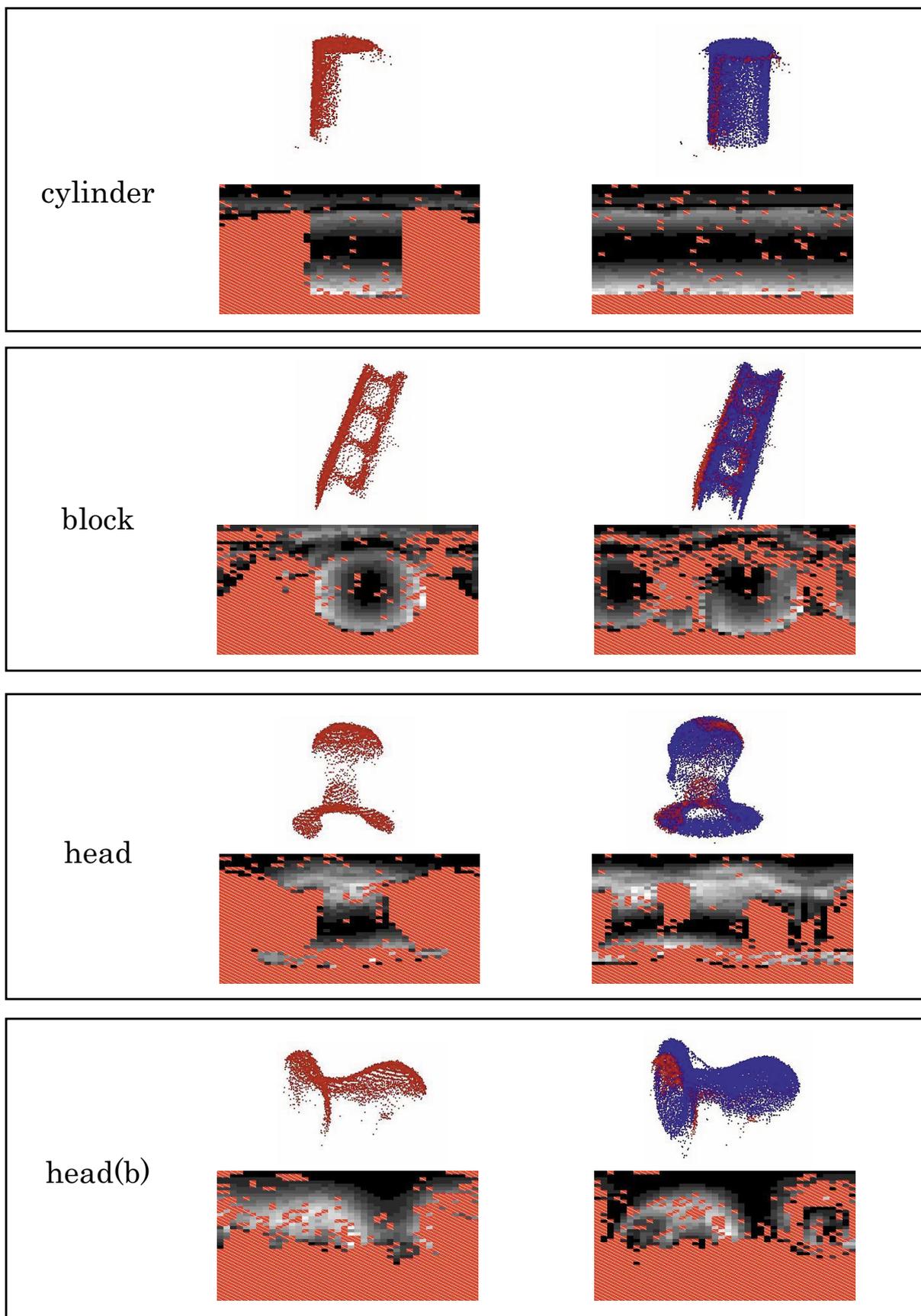


Fig. 2.17: Scanned objects



left:observed data, right:knowledge data

Fig. 2.18: Superimposed data

## 第2章 認識的処理による地図生成

### 移動ロボットの知識の獲得および地図生成実験

ロボットが IRP 表現および形状マトリクスを利用したデータベースを利用して地図を生成して行く様子を模擬的に実験した。移動ロボットが移動しながら地図を作る場合、ロボットは物体の回りを歩き回るなどして、ある領域の物体形状を全方向から計測し、すべての物体形状を計測および記憶した後に次の領域に移るといった動作を繰り返すことになると考えられる。つまり、ある領域からある領域へロボットが移る際には、前の領域に存在するすべての物体の全方向から見た形状を知識として持っている。そしてロボットが新たに地図を生成する際には以前の領域で得た知識を利用して、計測データを補うことができる。

この動作を簡単に模擬するために、平坦な床の上に多数の物体を置き、その上をロボットを模したセンサを直線的に5段階に分けて動かし、各段階において物体および床面の形状を計測し、そして、物体を通過した直後には、その全方向から見た形状を知識として持っているという条件を導入して実験を行った。

ロボットが移動する環境は Fig.2.19 のように平らな床の上に19個の物体をそれぞれの安定姿勢で配置したものであり、ロボットを模したセンサは床面から600[mm]の高さから斜めに見下ろす形でこれを計測した。環境中に含まれる物体の種類は Fig.2.20 に示す5種類であった。ロボットは Fig.2.19 中の矢印の方向に直線的に移動するものとし、環境中の既に通過した領域に存在した物体の、全方向から計測した形状は既知であり、この情報を知識として利用できるものとした。また、ロボットが知識と計測データの差が極端に大きい場合にはマッチングが棄却され、そこには未知の物体があるとみなすことができるものとした。

## 2.2. 平地上の物体形状認識による地図生成

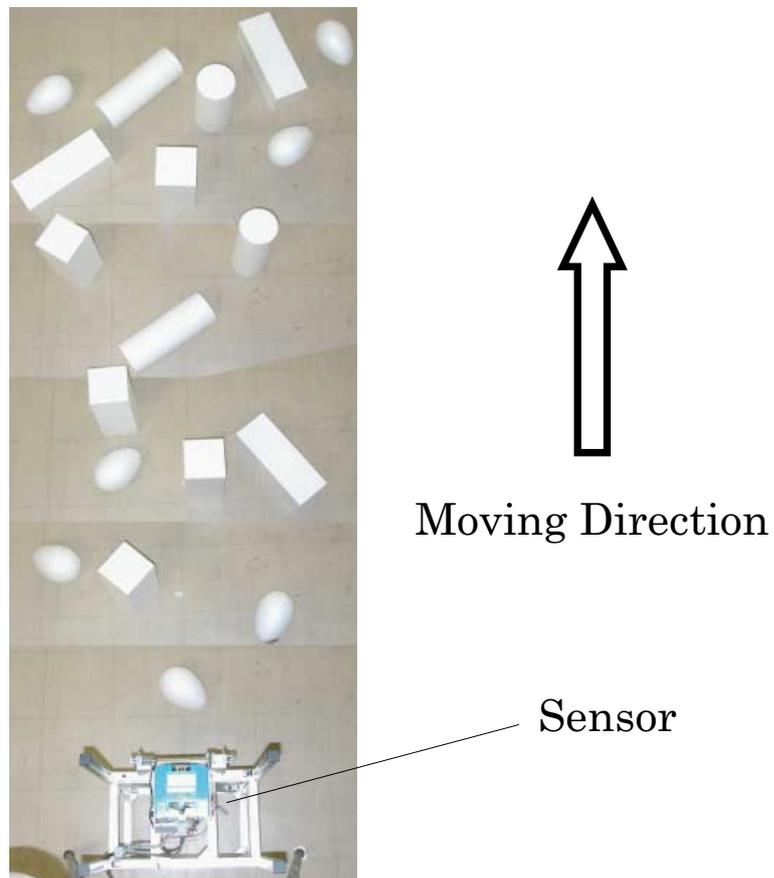


Fig. 2.19: The environment consists of objects and flat terrain.

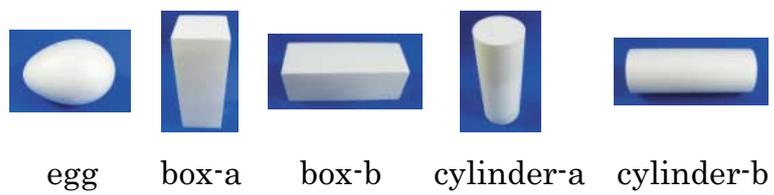


Fig. 2.20: The types of the objects

## 第2章 認識的処理による地図生成

まず、ステップ1ではロボットは、Fig.2.21 (a) 中の四角で囲った領域の三次元的な起伏を計測した。その測定原点は四角形の下側中央であり、ここから計測したデータはFig.2.21 (b) のようになった。この段階ではロボットは知識を持っていないため、死角域を床面の高さによって補間した。これにより生成された地図が (c) である。

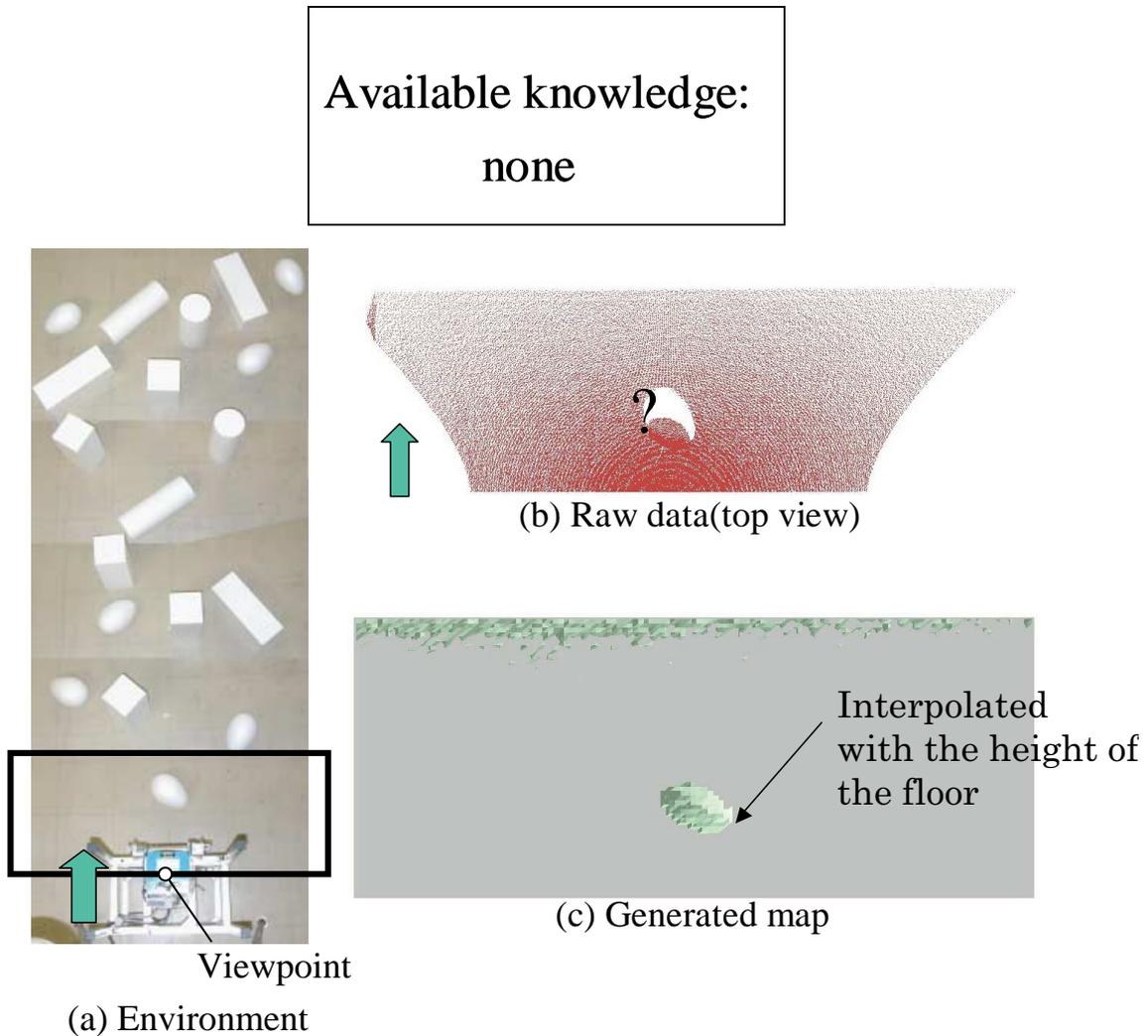


Fig. 2.21: Step1

## 2.2. 平地上の物体形状認識による地図生成

次に、ステップ2では、ロボットは前方へ移動し、計測範囲も前方へ移動した。また、前提条件より、既に通過した領域にあった物体 egg の全周囲形状は知識としてこの段階で蓄えられている。このとき、ロボットはその知識を部分的に見えた領域に当てはめようとするわけであるが、未知の物体 box-a, box-b が存在するため、マッチングが成功しなかったり、リジェクトされる部分もあるものの、既知の egg に関してはマッチングが成功している。死角域を床面高さによって補間した地図を (c) に示す。

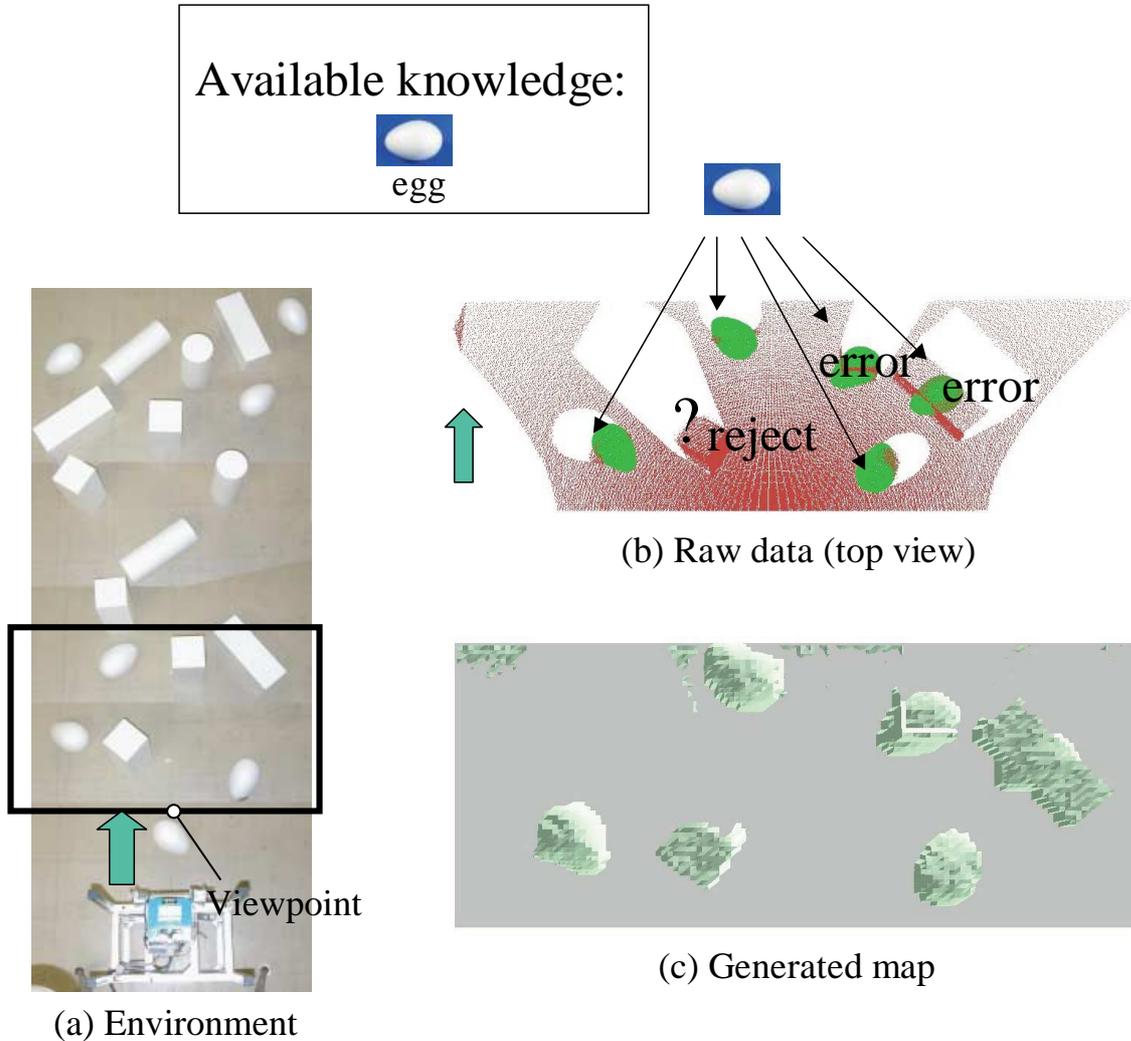


Fig. 2.22: Step2

## 第2章 認識的処理による地図生成

ステップ3では、ロボットはegg, box-aの全周囲形状を知識として持っているとし、この知識を当てはめる際に、box-b, cylinder-bの部分で失敗している。しかし、既知のegg, box-aにおいては認識に成功し、死角域を補間できた。

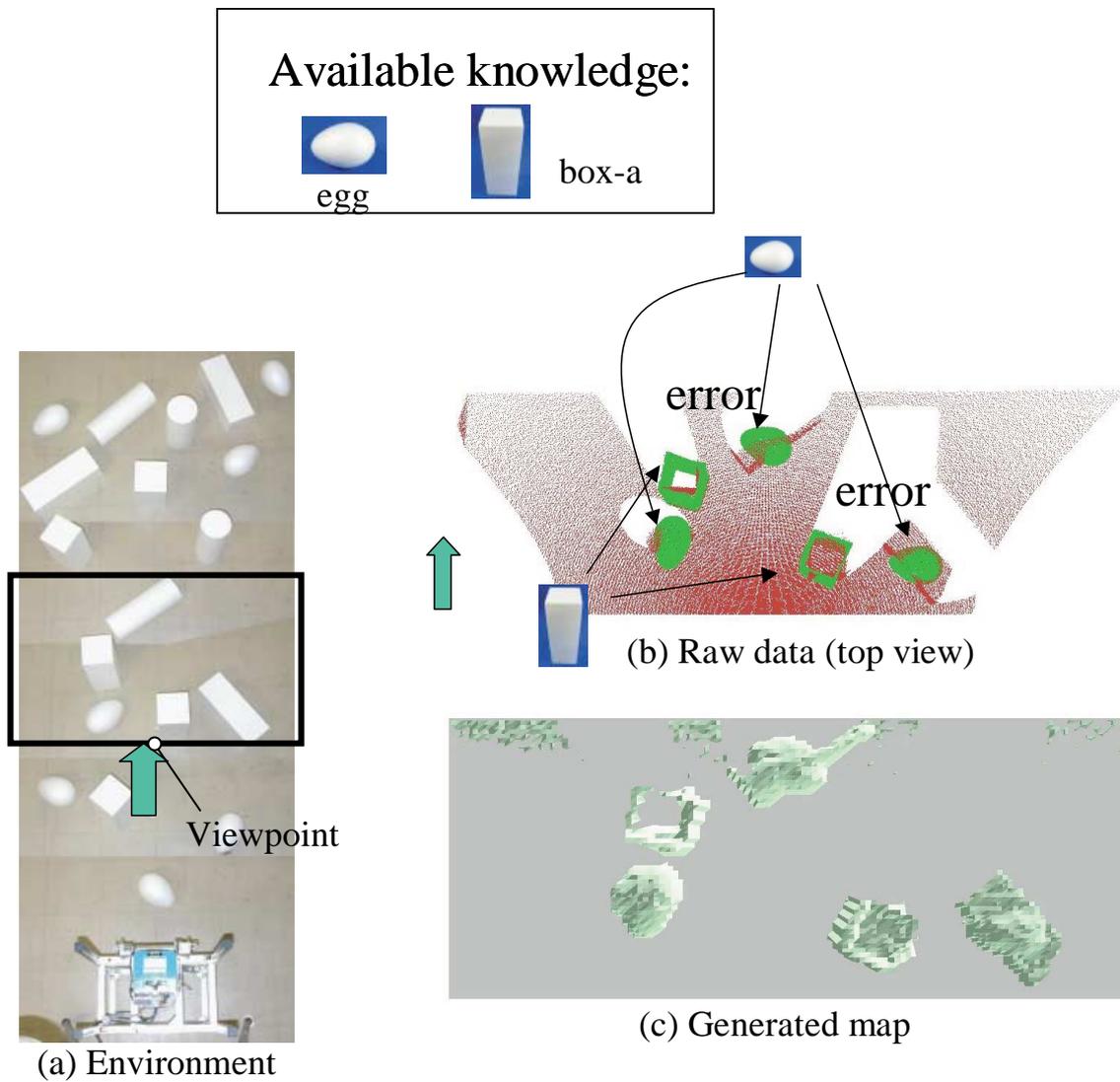


Fig. 2.23: Step3

## 2.2. 平地上の物体形状認識による地図生成

ステップ4では、ロボットは egg, box-a, box-b の形状の知識を持っているが、断片的にしか見えない egg, 未知の cylinder-a において誤認識が生じ、さらに未知の cylinder-b においてはマッチングが棄却されている。box-a に関しては認識が成功している。

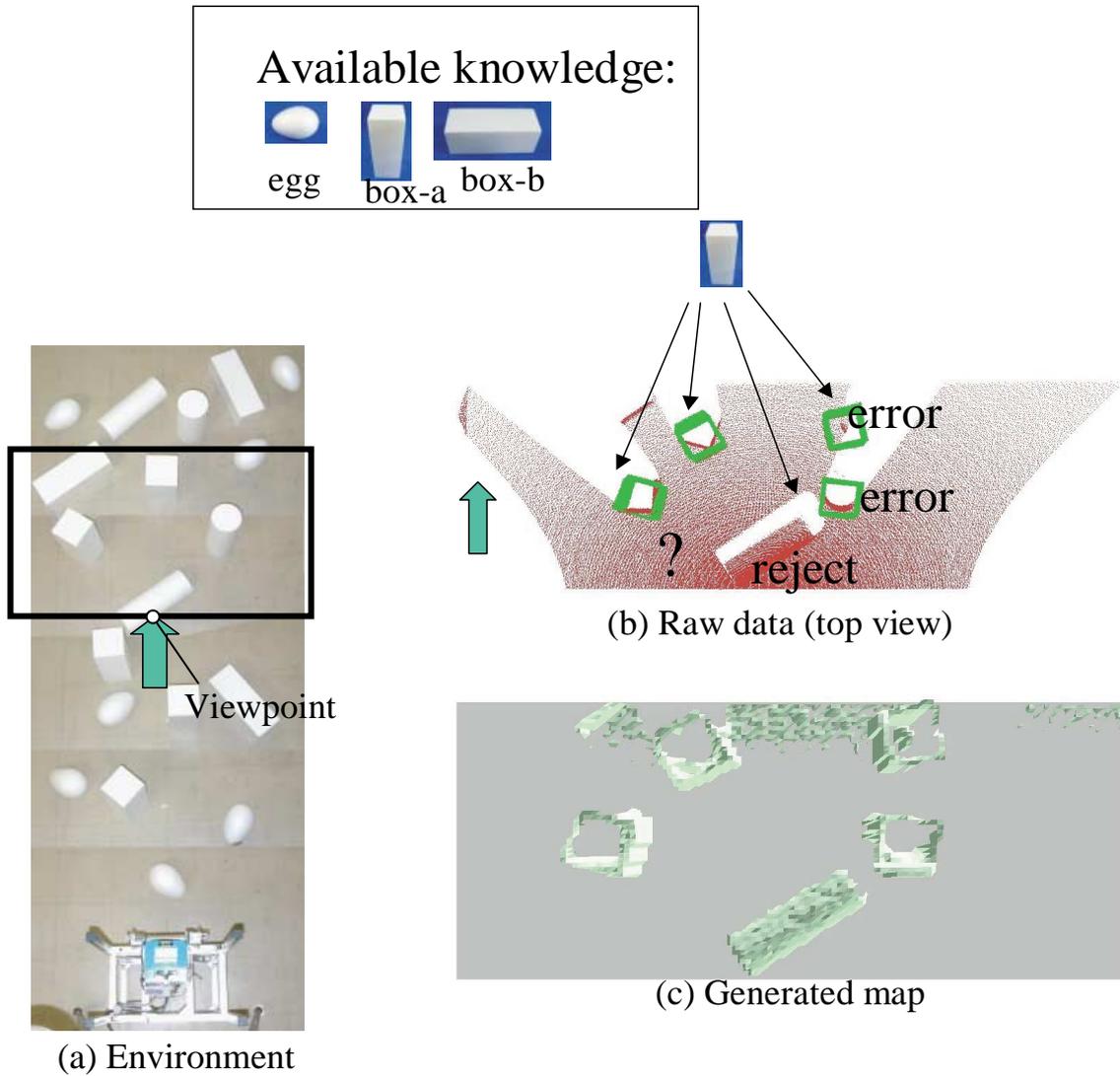


Fig. 2.24: Step4

## 第2章 認識的処理による地図生成

ステップ5ではロボットはすべての知識を持っているため、環境中に存在するすべての物体に関し、マッチングを成功させ、不可視域を補間した地図を生成することができた。

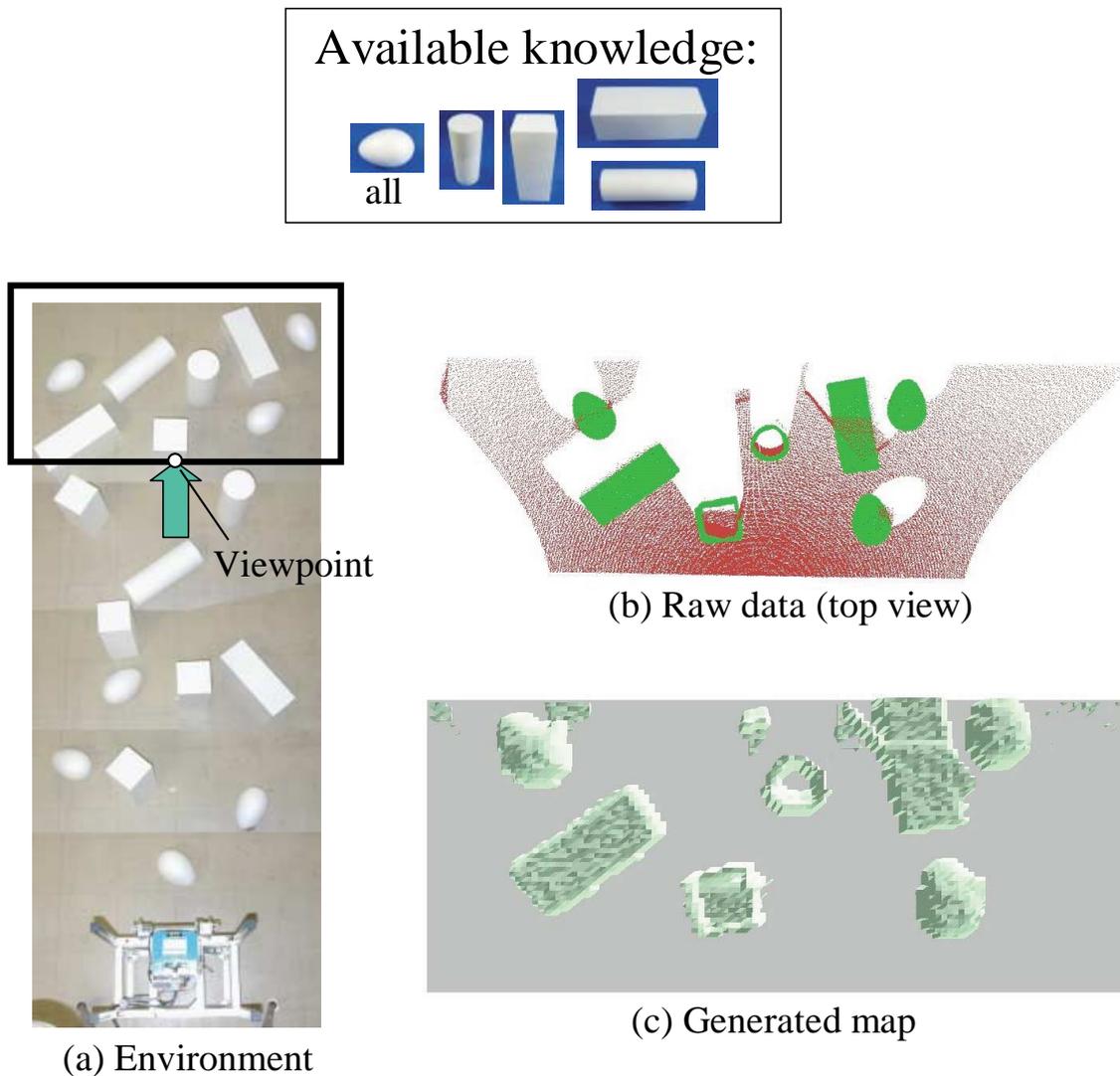


Fig. 2.25: Step5

以上ステップ1から5が知識を利用した地図生成の一つの例である。本実験ではきわめて単純化された状況を設定したが、ロボットが実環境の地図生成を行う際には、上記のステップを繰り返すとともに、統計的な処理により物体の出現確率を考慮することが必要である。

## 使用したレンジファインダについて

ここで利用したレンジファインダはSICK社の1軸スキャンングLMS-200にピッチングミラーを組み合わせたもの (Fig.2.26) であり, 諸元を Table 2.4 に示す. SICK社のレンジファインダはヨー軸周りに回転する45度傾いたミラーを持っており, これによりレーザー光を水平面内でスキャンすることができる. この水平面内のレーザー光を, レンジファインダ前方に配置したピッチ軸回りに回転するミラーで反射することで, ヨー軸, ピッチ軸二軸スキャンを実現した (Fig.2.27, 2.28).

高さ805[mm]の高さから水平な床面を計測し, その誤差を調べた結果を Fig.2.29,2.30 に示す. 標準偏差は5[mm]程度であり, センサ自体の公称計測誤差 $\pm 10$ [mm]以内であることがわかった.



Fig. 2.26: Laser Range Finder "Sick LMS200" and the pitching scan mechanism

Table 2.4: Specification of SICK LMS-200

Angular resolution	0.25/0.5/1[deg]
Scanning area	From -50 to +50[deg]
Response time	approx. 52/26/13 [msec]
Interface	RS232C or RS422
Transfer rate for data	500[kbps]
Transmitter	infra-red laser diode
Size	155x185x156[mm]
Weight	4.5[kg]
Range	From 0 to 8185[mm]

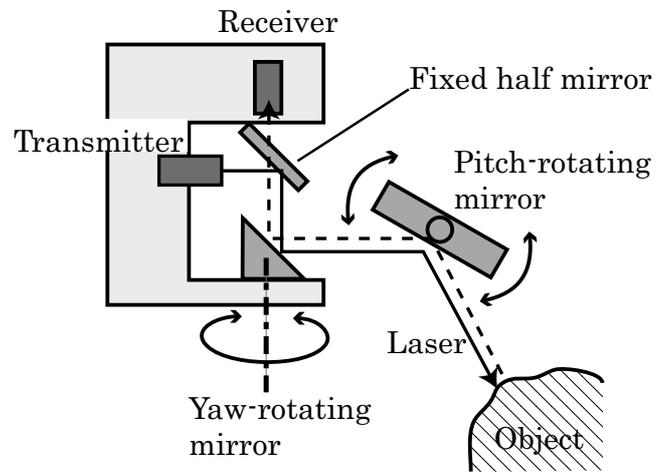


Fig. 2.27: Scanning mechanism.

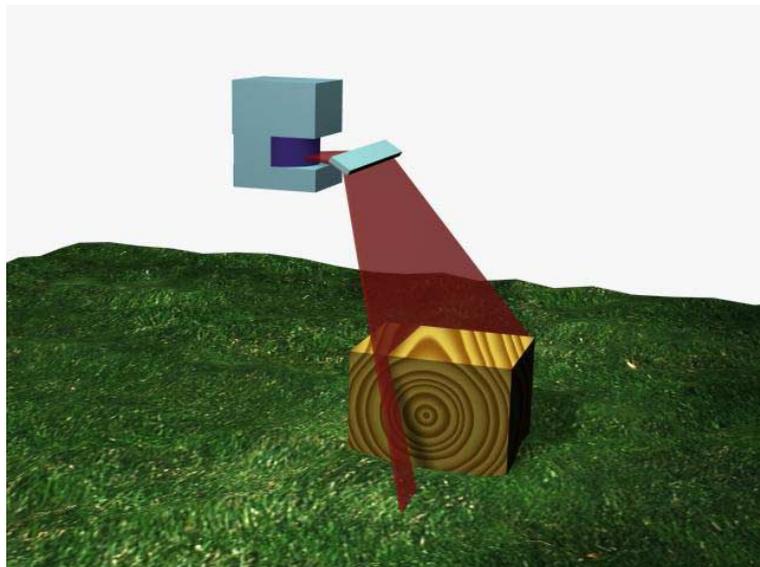


Fig. 2.28: An example of scanning.

## 2.2. 平地上の物体形状認識による地図生成

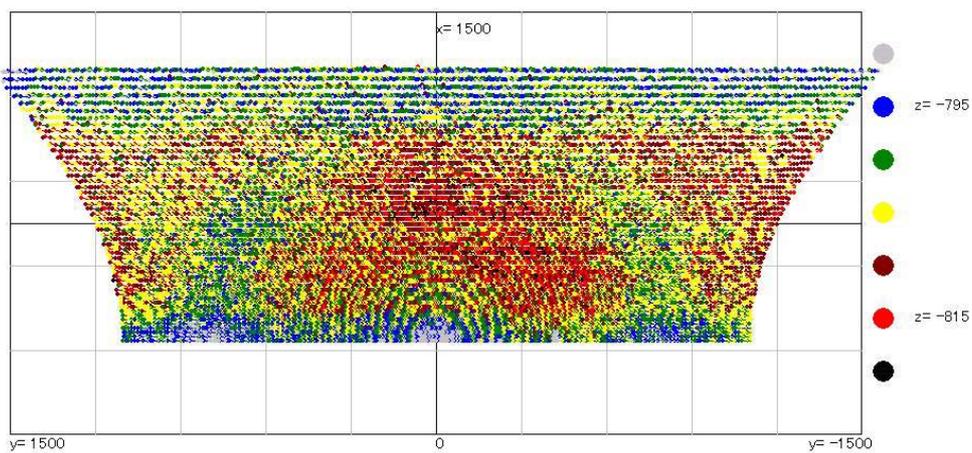


Fig. 2.29: A result of scanning flat floor(1).

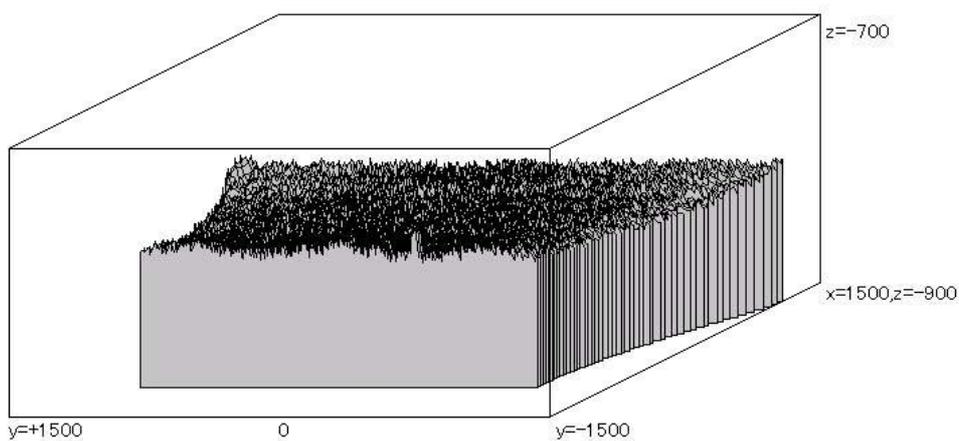


Fig. 2.30: A result of scanning flat floor(2).

### 2.2.10 この節のまとめ

MARS を適用する一つのテストケースとして、平地上に物体が安定姿勢で置かれている状況を考え、その状況での MARS データベースに基づく地図生成方法の具体例として IRP 表現を利用した簡便な物体認識の方法を示した。IRP に必要な物体表面の局所的な形状特徴量の誘導法として HCI、座標系記述の基準点、核の求め方として近似球面中心推定法を、また、IRP 表現の比較、蓄積に適し、物体固有の安定姿勢の着目したデータ構造として形状マトリクスを提案した。さらに、この手法の有効性を、シミュレーションとスキャニングレンジファインダによって取得したデータで確認した。

IRP 表現の基準点となる核の求め方には、どのようなものが適しているか未だわかっていないのが実情である。本論文では対象物体形状が球形にある程度近いことを前提に、近似球面中心を核として用いる方法を提案したが、実験では推定される中心の位置が無遠に現れる場合など、時としてこの方法が実情に合わないこともあったため、重心と組み合わせるこれらの重みつき平均を利用することとした。

また、IRP 表現の局所形状特徴量を求める際に、仮想放射光と物体表面との交わりの点を中心にある半径の球面を考えるが、この球面の半径、核を探索する範囲、そのメッシュの細かさ、形状マトリクスのメッシュ細かさといった各種パラメータの決め方に関して適当な方法は未だわかっていない。本論文では事前の実験により、最適な値を予想して使用したが、実環境の地図生成に適用する際には、認識したい対象の形状特徴に応じて、これらの値を事前に決めておく必要があり、その方法論の確立は今後の課題である。

## 2.3 法面上のフレーム認識

斜面での各種工事作業は危険な重労働であり (Fig.2.31) , 機械化することが望まれている . 機械化に取り組んだ例もあるが (Fig.2.32 [29]) , 従来型の移動機構を用いたものは , 以下の理由により実現が困難であることが多い :

- 斜面上にはがけ崩れ防止のためのフリーフレームとよばれる構造物があり , これを超えて移動する必要がある .
- クローラなどで強行突破しようとする と フレームを傷つける .
- 斜面には凹凸があり , 移動のための単純な機構を持った専用機械を設計することが難しい .



Fig. 2.31: Workers on inclined construction site.

凹凸のある斜面上のフリーフレームを傷つけることなく跨いで移動することができるロボットとして , 筆者らは , 三次元視覚センサをもち , 急斜面を移動し , 各種作業をすることができる 4 足歩行機械を提案しており , そのプロトタイプとして , TITAN VII を開発してきた . このロボットは既に 70[deg] の凹凸のない斜面において , 力制御されたワイヤによる補助を利用した全方向の移動実験に成功している (Fig.2.33) .

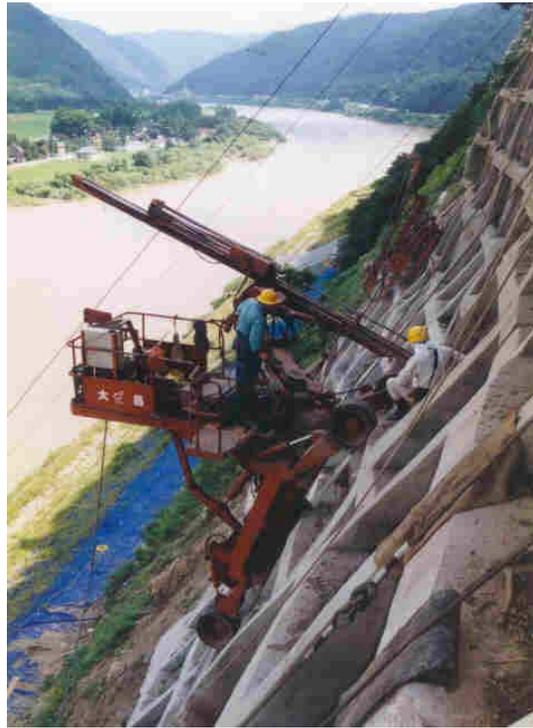


Fig. 2.32: A construction machine on a steep slope.

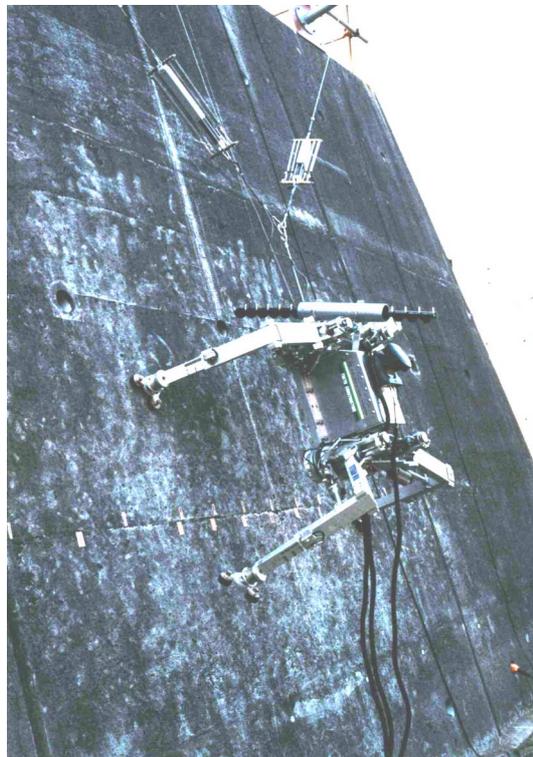


Fig. 2.33: Titan VII on a steep slope

法面作業ロボットは、法面表面に近い視点位置からその形状を計測しなくてはならないが、このようにして得た計測データを地図にしたものには、法面上のフレームに遮られることにより多くの不可視域が存在する。

例えば Fig.2.34(a) のようにフレームが存在する環境において、法面に近い位置からその形状を計測した場合、フレームによって視界がさえぎられるため、得られるデータには多くの死角域が存在する (b)。しかし、何らかの方法によってデータ中のフレーム上面の領域を見つけ出すことができ (c)、また、前もってフレームの断面形状のパラメータを知ることができるなら、その情報を利用して死角域を推定補間することができる (d)。

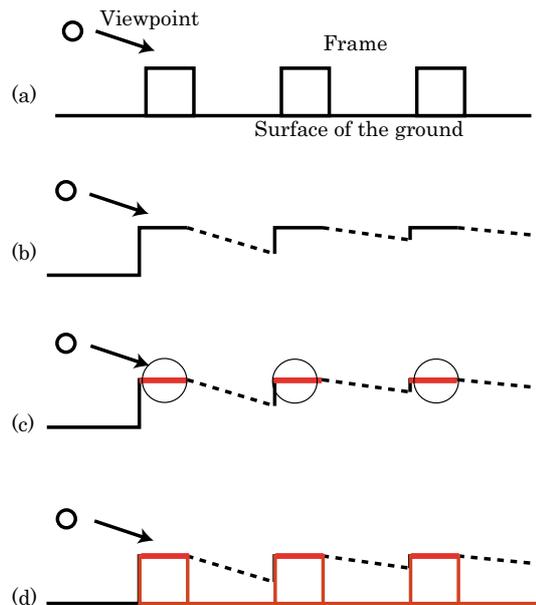


Fig. 2.34: Measurement of frames from the low height viewpoint

さて、ロボットが法面上においてフレームの上面の位置を推定する場合、ロボットがすべき処理は、まず法面の表面形状情報が混然となった三次元データ点群のなかから、フレームが存在するであろう領域を見つけ出すことであり、その後に既に知識として持っているフレーム形状をその領域に当てはめるという処理である。

ここでまずに考えられるのは単純にある高さ閾値以上のものをフレームとみなすという方法であるが、これでは凹凸のある面に設置されたフレーム構造物を検出することができない。そこでフレームを特徴付ける知識が事前に与えられるとし、これを積極的に利用した実用的なフレーム構造物の検出方法を提案する。まず、フレームに関する知識として次のような点に着目した (Fig.2.35)。

- 斜面の凹凸におおまかに沿うように設置されている。
- 側面と上面は滑らかで曲率の小さい曲面である。
- 設置地表面からはある高さだけ飛び出している。

この前提条件および、フレームの断面形状に関する知識を利用した以下の処理を提案する。

## 第2章 認識的処理による地図生成

セグメンテーション: ポリゴン表現して法線変化の少ない領域をつなげるようにして segment すればフレーム上面や側面の滑らかさによってフレームが存在するであろう領域 (フレーム候補領域) を抽出できる .

中心線検出: 抽出したフレーム候補領域の端から , 領域の中心に近いところを探しつつ領域の長手方向にたどっていく . これによってフレームの中心線が抽出できる . 中心線を抽出できれば , それに肉付けすることによりフレームが存在する位置を推定することができる .

このような知識を利用した処理は , オクルージョンやノイズによる誤差を含むデータに対する補正効果も期待でき , 外乱の多い環境でのセンサ処理のうえで有効であると考えられる . セグメンテーションと中心線の検出の方法の詳細については後述する .

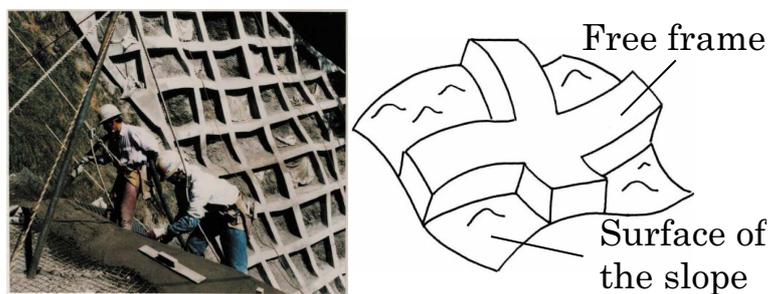


Fig. 2.35: The characteristics of the free frame

### 2.3.1 前提条件と目標

ここで前提条件と目標を明らかにしておく . まず , 前提条件は以下の通りである .

- ロボットはセンサに正対した , フレームの前面と上面しか計測することができない .
- フレームは斜面の凹凸におおまかに沿うように設置されている .
- フレームの側面と上面は滑らかで曲率の小さい曲面である .
- フレームは設置地表面からはある高さだけ飛び出している .

そして目標は以下のとおりである .

- フレームの中心線を取り出す .
- フレーム上面の法線分布を得る .
- 知識として持っているフレームの形状を , 推定した中心線と法線の方向にあわせてあてはめる .

## 2.3.2 セグメンテーション

入力した点群を連続した領域に分割（セグメンテーション）するには以下のようにする。

1. まず、計測した点群全体の情報を使い、地表面を最小二乗法などで平面近似する。地表面の起伏はこの面からの高さによって表す。
2. 三次元点群データは二次元のメッシュに近似平面からの高さ情報を書き込んだ高さ地図に変換する。このとき、同一のメッシュに入った点群は平均をとる。これによって三次元点群の粗密を平均化することができる。
3. 高さ地図のオクルージョンによる空白領域は暫定的にその隣接領域の情報から線形補間により補っておく。
4. 高さ地図は  $(x,y)$  方向にインデックス  $(i,j)$  をつけて表現し、一つのメッシュ  $(i,j)$  を隣接する点を利用して2つの三角形  $T1$  と  $T2$  (Fig.2.36) で表す。

$$\begin{aligned} T1 &: [P(i, j), P(i+1, j), P(i, j+1)], \\ T2 &: [P(i+1, j+1), P(i, j+1), P(i+1, j)], \\ P(i, j) &: \text{The center of the mesh}(i,j) \end{aligned} \quad (2.5)$$

で表す。

5. 隣接する三角形の法線の向きを調べていき、隣接2法線がなす角度  $\theta$  がある閾値  $\theta_t$  よりも小さければ領域連続、大きいければ領域切断という処理を高さ地図全体に対して行くと、高さ地図を分割できる。
6. フレーム上面は滑らかなため、この処理によって一つのセグメントとして検出される。セグメント群の中で周囲よりも平均高さが高いものを選べばフレーム上面を表すセグメントを取り出すことができる。

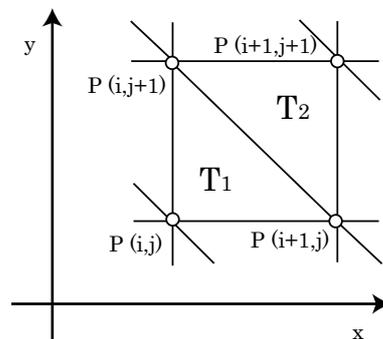


Fig. 2.36: Definition of the polygons correspond to the mesh  $(i,j)$

### 2.3.3 中心線の抽出

前提条件として、二次元のメッシュに高さが書き込まれた高さ地図で地形が表現されていて、このメッシュのうちフレームだと思われる部分（フレーム候補領域）が、前述した方法により大まかに特定できているとする。このフレーム候補領域の中から以下の手順によりフレーム構造物の中心の線を抽出する。

1. まずフレーム候補領域の端の点をノード候補とする。
2. ノード候補を中心とする円を考え、その円を大きくしていく。
3. フレーム候補領域からはみ出したらフレーム領域と重なる部分が一番大きくなるようにノード候補と円の位置をずらす (Fig.2.37)。
4. 円の半径が予め与えた値  $r_1$  になったらその中心のノード候補をノードとして確定する。その円内でフレーム候補領域と重なった部分をチェック済み領域とする (Fig.2.38)。
5. ノードを中心とし、適当な半径の円弧を、高さ地図のメッシュ幅の厚みで描き、円弧と高さ地図とが重なった領域を取り出し、ノード候補領域と呼ぶことにする。
6. ノード候補領域を、メッシュの連続性に着目してグループ分けする。フレームが長く一方方向のみに延びているような個所ではグループは2つ (Fig.2.39(a))、フレームが十字に交差している真中にノードが生成された場合は、グループは4つ出来るはずである (Fig.2.39(b))。
7. ノード候補領域グループのうちチェック済み領域と重ならないところを選び、そのグループの重心をノード候補として上記の処理を繰り返す。新たなノードは子ノードとなり、ツリーグラフの形でノードが加えられていく。

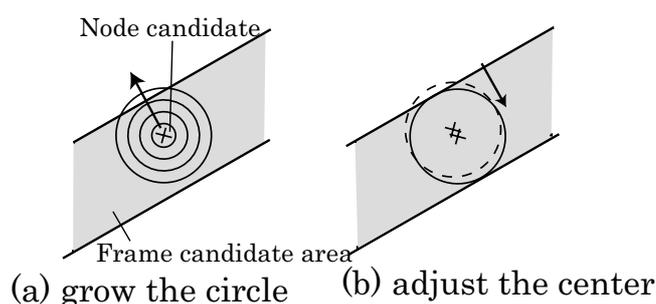


Fig. 2.37: Adjust the center of the circle around the node candidate.

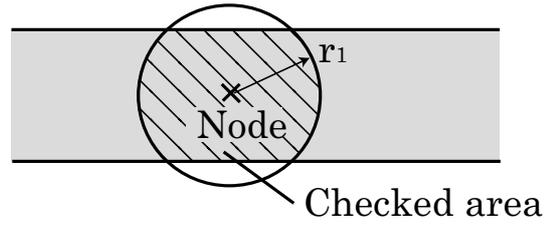
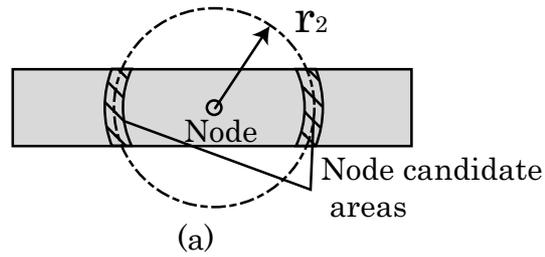
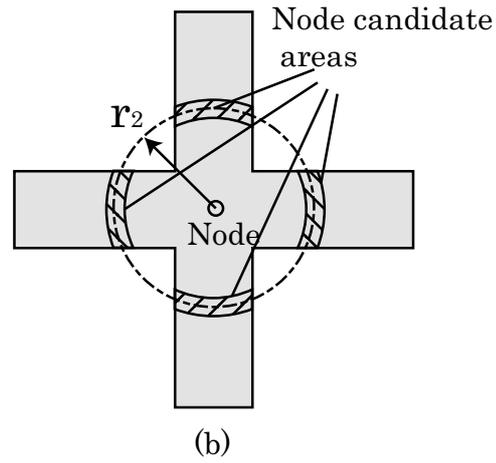


Fig. 2.38: Stop the growing of the circle and settle a node.



(a)



(b)

Fig. 2.39: Node candidate areas

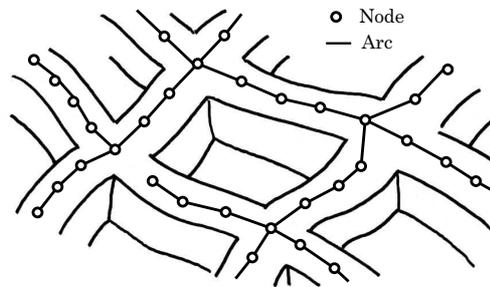


Fig. 2.40: Graph structure describing the shape of the frame

### 2.3.4 シミュレーションによるフレーム認識実験

不整地上に配置されたフレームを計測して認識するシミュレーション実験を行った。

計算機内にフラクタルにより不整地とそれに沿った形でフレーム構造物を生成し、これを仮想センサでスキャンした。得られた三次元点群に前述の処理を加えることによりフレームの推定中心線を表すノードを生成した。フレームの推定中心線を表すノード位置と真のフレームの中心線との間の距離を推定誤差として、提案する推定手法の妥当性を検証した。

実験に使用した地形のモデルは Fig.2.41 に示すものであり、フレームは、 $W \times H = 100 \times 100$  のものを 500 間隔で配置し、仮想センサは 1000 の高さから  $X \times Y = 1500 \times 3000$  の範囲の高さ地図を作るものとし、これを  $50 \times 100$  のメッシュで表現した。フレームの中心線を表すグラフ生成に用いたパラメータは、 $(r_1, r_2) = (70, 105)$  であった。Fig.2.42 (a) が仮想センサによって計測した斜面表面の形状の生のデータであり、(b) がそのデータを局所的な法線の向きの不連続性によって領域を分割した領域のうち、周囲よりも高さが高いものを表しており、(c) は提案する方法によって、フレームが存在するであろう領域の中でその中心線を取り出したもの、(d) は得られた中心線と、付近の表面データの法線方向を利用して、知識フレームモデルを当てはめた結果である。(a) から (d) に要した計算時間は 40[msec] 秒程度であり、49 個のノードが生成された。元の地形モデルと (d) の補間結果とを高さ地図の形で比較したときの、各メッシュごとの高さの平均誤差は 15.30 であった。以上より提案する手法を用いて、ロボットが法面を計測したときの三次元データを利用してその中から格子上面が存在するであろう領域を選び出し、その方向から、知識として持っているフレームの形状を当てはめることが可能であることがわかった。

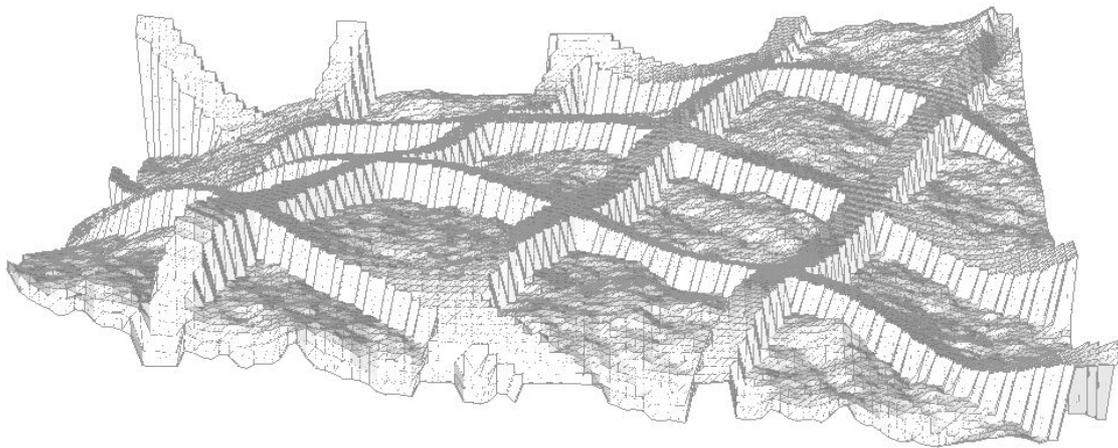
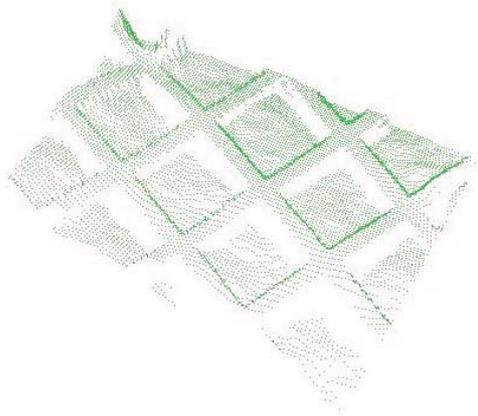
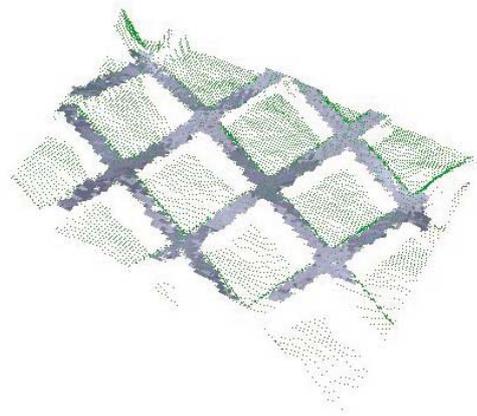


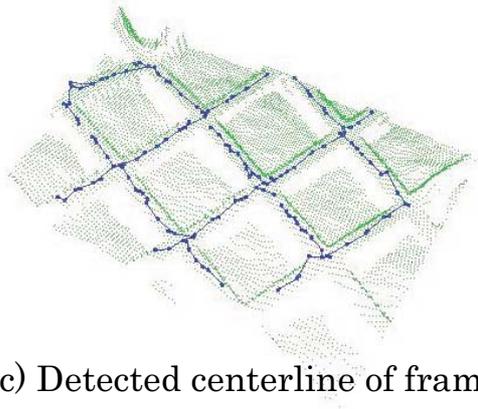
Fig. 2.41: A model of an undulated terrain covered with frames.



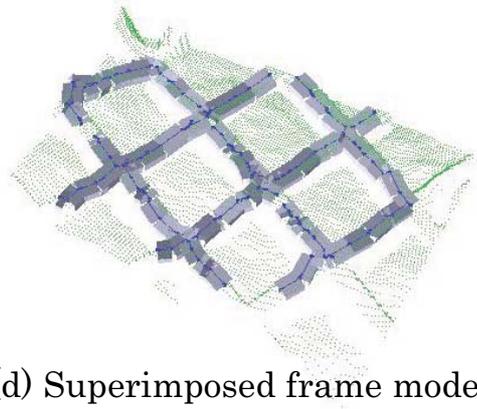
(a) Raw 3D data of free frame and ground(bird view).



(b) Segment of frame.



(c) Detected centerline of frame.



(d) Superimposed frame model of knowledge along the center line and normals of the surface.

Fig. 2.42: Frame Detection.

### 2.3.5 この節のまとめ

法面上で移動するロボットの地図生成に必要なフレーム構造物の認識について述べた。法面に対して近い位置からその形状を計測して地図を生成した際に必然的に生ずる死角域について指摘し、知識によってそれが補間可能であることをシミュレーションによって示した。法面作業ロボットにおいてはフレームを傷つけないよう跨いだり、フレームの側面の強度のある部位を掴んでロボット本体を安定させるというアイデアも検討されており、この目的においても、本アルゴリズムは有効に適用可能である。また、データに何らかの外乱があった場合でも、本アルゴリズムに加えて、フレームの中心線を表すグラフ構造のノードとアークを整理し、その間をなめらかな曲線で接続するような処理によってデータを除去する操作を行えば、信頼性の高いフレーム位置の推定が可能である。

今後は実際の法面形状をレンジファインダで計測したデータに対して提案するアルゴリズムの有効性を検証すること、また、自然界にある外乱要素（草、水たまり、レーザーを反射しない物体、センサの汚れ）等に対する対策を考えていく必要がある。

## 2.4 この章のまとめ

地図生成に必要な死角域の認識的処理に関して、具体的な2つの認識対象、1) 平面上の物体、2) 法面上のフレームを取り上げて論じた。平面上の物体に関しては、その形状記述の方法としてIRP形状表現と形状マトリクスを用いたものを提案し、その有効性をシミュレーションとレンジファインダによって取得したデータを使用した実験において確認した。フレームに関しては、仮想的に生成した不整地とフレームの三次元データに対して検出アルゴリズムを考案し、その有効性をシミュレーションにより実証した。

これらの手法は三次元物体認識に類似しているが、その最終的な目的は、地形形状の傾向を統計的に調査し、移動ロボットがしばしば要求される「限られた情報のみを利用して、死角域の情報を得る」操作を、過去の知識群の統計的な性質を元にある程度の信頼性をもって実現しようというものである。したがって従来の三次元物体認識に用いられる、形状の幾何学的厳密なマッチングとは異なり、物体形状情報の類似性を捉えようとしたものであることを付記しておく。

# 第3章 地図情報に基づく4足歩行ロボットの制御

前章では、対象に関する知識を利用して地図を生成する方法について述べた。本章では、得られた地図の情報を元に、4足歩行ロボットがその安定性を確保しつつ移動を実現する方法について述べる。

## 3.1 間歇クローल歩容に基づく障害物回避

### 3.1.1 クローलと間歇クローल歩容

4足歩行体が直線上を一定速度で運動する場合について、常に安定を保ちながら着地を続けていくことができる歩容は3種しか存在せず、さらにその中で静的安定の度合いを最大化する歩容が存在する。それがクローल歩容である[30]。クローल歩容は非常に優れた安定性を持っているため、4足動物が低速で歩行をする場合によくみられる。この歩容は、胴体を前方に連続的に動かしながら（つまり、すべての脚を胴体に対して後ろに押しやりながら）、左後ろ 左前 右後ろ 右前、の順番で遊脚を行うものである。

クローल歩容においては支持脚三角形が切り替わる瞬間に安定性が低下することがわかっている。4脚支持時間がゼロの、すなわちデューティー比が0.75の歩行においては支持脚三角形を切り替える際、重心は三角形の辺の真上を通過するため、転倒の可能性がある。

### 3.1.2 間歇クローल基準歩容

歩行体が「連続的に直線上を一定速度で移動」するという条件を緩め、遊脚中の歩行体の重心を支持脚三角形の中央に常に配置することで、安定性を向上させた歩容が「間歇クローल歩容」(Fig.3.1)である[2]。

この歩容は、従来までのクローल歩容と同じように後ろ足から前足の順に遊脚化されるものの、遊脚時には胴体を停止させ、4脚支持状態時のみ重心を移動させる間歇的な動きを生成するため、クローल歩容のように著しく安定性が減少する過程が生じることはない。

この間歇クローल歩容を歩行機械に実装する際には、移動速度と、安定性を評価し、それらが最大になる軌道を選ぶ必要がある。これらの歩容の安定性評価に用いるために新たに提案された歩行機械の静的安定性評価基準が、機構パラメータと、地表面の傾斜から求められるNE安定余裕であり、この安定性評価基準の有効性は塚越による実験によって明らかになっている[31]。

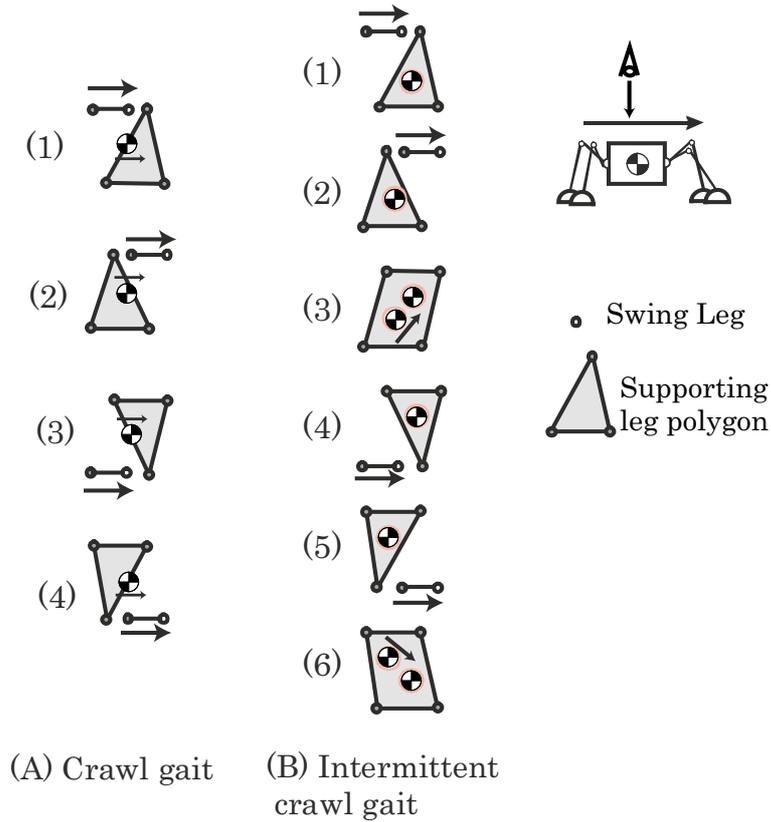


Fig. 3.1: Crawl and intermittent crawl gait.

各脚の脚可動範囲内で、このNE 安定余裕と移動速度とを最大化した脚軌道が「間歇クローラ歩容の基準形」である。さらにこの概念を一般化して進行方向を変更する際にも対応できる間歇型追従歩容の提案がこれまでに行われてきた。

### 3.1.3 障害物跨ぎ越えの方策

4足歩行機械による障害物の跨ぎ越えに際しては、安定性と移動速度とエネルギー消費量を考慮した最適な歩容が要求される。

移動環境の中で、障害物が存在する領域と存在しない領域とを分け、オフラインにてあらかじめ生成しておいた移動速度と安定性を最大化する歩容の基準形に基づいて(1)障害物が存在しない領域では移動速度を最大化した基準形にしたがって移動し(2)障害物を跨ぎ越えながら移動する領域においては、たとえ移動速度が落ちて必要最小限の安定性を保ちながら移動し(3)障害物が存在する領域を通過したならば移動速度を最大化した基準形に収束してゆく、という方策に従えば、オンラインでの計算量を抑えた現実的な歩容生成が実現できると考えられる。

(2)の障害物を跨ぎ越える動作を行う場合とは、跨ぎ越えるべき障害物が基準形の遊脚着地点に存在する場合であり、計画された脚軌道を実現することは不可能となる。このような状況においては歩行を続行するのに最小限必要なNE 安定余裕を維持しつつ、代わりの着地点を選択する必要がある。この選択アルゴリズムは、障害物のない状況では基

準歩容への収束性を持っていなければならない。

このような観点から，筆者らは跨ぎ越え動作として基準収束型間歇クロール歩容を提案している．これは接地可能な着地点のうち、必要最小限のNE安定余裕を保ち、かつ基準形の脚軌道に幾何学的に最も近い接地点を選択してゆく歩容である。

基準収束型間歇クロール歩容は以下のようにして実現できる．

- a: まず，歩行体が移動する地形を平面で近似し，その傾斜面に対して安定性が最大になる基準間歇クロール歩容軌道を生成する．
- b0: 歩行ロボットの脚を右と左のグループに分け，脚の挙動を胴体座標系で考える．動作シーケンスは1) 後ろ足遊脚 (r)，2) 前足遊脚 (f)，3) 胴体推進 (move)，の順である．
- b1: 後ろ足の基準着地予定点上に障害物が存在した場合，支持脚直線がSNE等高線に入らず，可動範囲内にあり，次の胴体推進で基準軌道に戻れる位置を，(f)の脚を除いた3脚の可動範囲を考慮して選び，(r)とする (Fig.3.2(i),(ii))．もし接地できなければ最も近い位置を選ぶ．
- b2: (f)の接地場所は基準軌道における(r)と(f)の相対関係を満たす位置とする (Fig.3.2(iii))．もし接地できなければ最も近い位置を選ぶ．

このアルゴリズムにより，最低限の安定性を保ちつつフレームをまたぎ越え，フレームがなくなったときには基準歩容へ収束する歩行動作が実現できる．

## 3.2 ハードウェア

実験は，本研究室で開発した4足歩行ロボットTITAN VIIに前章で使用した二軸スキャニングレンジファインダを搭載したものにおいて行った．レンジファインダは歩行機械の胴体前方中央に搭載し，この状態で，レンジファインダは歩行機械前方 $1 \times 3$ [m]の範囲を計測することができる．以下 Fig. 3.3, 3.4, Table 3.1 に諸元を示す．

Table 3.1: Specification of TITAN VII

Body Size	636x536x600[mm]
Weight	60[kg]
Length of a leg	300+660[mm]

### 第3章 地図情報に基づく4足歩行ロボットの制御

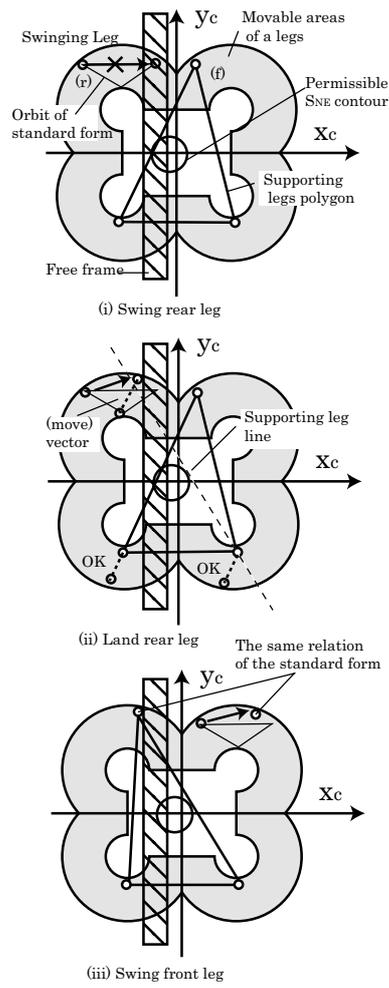


Fig. 3.2: Step over algorithm (in body centered coordinate).



Fig. 3.3: Quadruped walking machine to climb up slopes TITAN VII

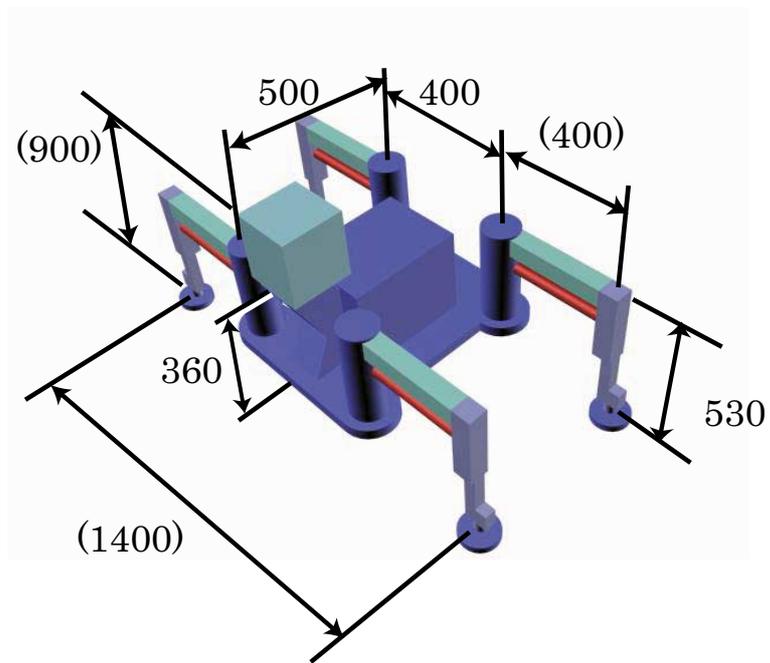


Fig. 3.4: Dimension of TITAN VII with LRF

### 3.3 TITAN VIIによるフレーム跨ぎ越え実験

TITAN VII上に二軸スキャニングレーザーレンジファインダを搭載し、その情報を元に障害物を避けて歩行させる実験を行った。

地形計測のタイミングは間歇クロールのシーケンスの胴体推進の直後に立ち止まってスキャンをするというものであった。すなわち、1) 左後ろ足遊脚 2) 左前足遊脚 3) 胴体推進 4) 計測 5) 右後ろ足遊脚 6) 右前足遊脚 7) 胴体推進 8) スキャン → 1) というシーケンスになる。スキャンの最中にはロボットは停止するものとした。

使用した計算機は2台(A,B)であり、Aはレンジファインダのミラー制御と地形データ取得、Bは歩行機械制御に用いた。2台はシリアル通信で接続され、送るコマンドは(B→A)計測開始コマンドと、(A→B)脚設置不可能域の検出であった。

歩行開始から1722[m]進むのに要した時間は151[sec]であり、移動速度は11.4[mm/sec]となった。この間に、合計13回のスキャンを行っている。スキャンに関しては、ピッチ軸回りに13 ~ 50[deg]、ヨー軸回りに-50 ~ 50[deg]の範囲を測定し、測定ビーム点数は1回のスキャンあたり $20 \times 400 = 80000$ 点であった。障害物として、幅100[mm]の木製のフレームを700[mm]（進行方向）、500[mm]（横方向）の間隔で配置した。実験の結果をFig.3.5に示す。ロボットの安定性を確保しつつ障害物をまたぎ越えさせることができた。障害物の手前では歩幅が小さくなり、通り過ぎると歩幅が広がる歩容が生成され、基準形への収束性が確認された。

### 3.4 この章のまとめ

歩行機械 TITAN VII上にレンジファインダを搭載し、その情報により生成した地図を利用した模擬フレームの跨ぎ越え動作を実現した。

地図情報によって得た脚を着くことができる領域のなかで、提案する方法によって、間歇クロール基準歩容から歩容を変化させて転倒や歩行パターンの行き詰まりが少ない歩容を生成することができ、その結果安定に模擬フレームを跨ぎ越える動作を生成することができた。

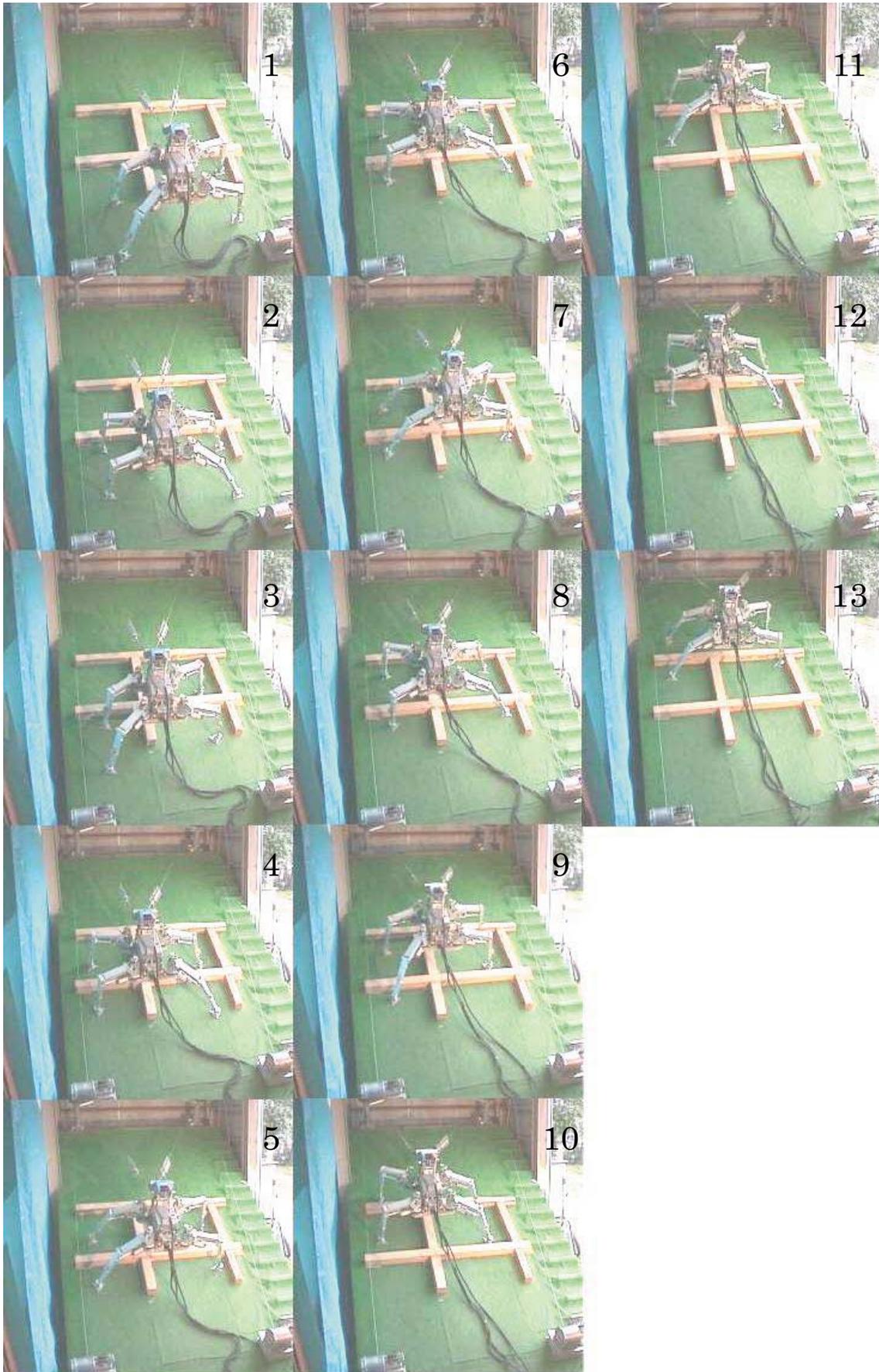


Fig. 3.5: Stepping over obstacles by TITAN VII



## 第4章 結論および今後の課題

### 4.1 結論

移動ロボットのための地形三次元形状に関する知識データベースを用いた死角域推定に基づく地図生成法と、地図を利用した4足歩行機械の安定な歩容生成方法について述べた。

視覚を搭載した歩行機械が不整地を移動する際には、凹凸によって生じる不可視域を知識を利用して補って効果的に地図を作成し、その地図を利用して、脚の配置より定まる安定性をある程度確保しつつ予測的に歩容計画を実行することが必要である。このための要素技術として、以下のテーマについて論じた。

(1) 物体が平らな地表面にある場合の、地図生成のための物体形状知識表現方法について、IRP形状表現とHCI特徴量、座標基準を決める方法として近似球面中心推定法、簡便な形状記憶および比較の方法として形状マトリクスを提案し、シミュレーションと、実際のレンジファインダでサンプル物体を計測した場合のデータに適用することでその有効性を確認した。

(2) 法面上を歩行するロボットがフレーム構造物を認識して地図を生成するための手法として、フレーム構造物の既知の形状パラメータ情報を利用した、セグメンテーションとフレーム中心線検出アルゴリズムに基づく手法を提案し、シミュレーションにより凹凸面からフレーム構造物を分離して認識できることを示した。

(3) 4足歩行機械が地図に基づいて脚配置を選び、歩行を進める際には、可動範囲と、NE安定余裕、移動速度を最適化する必要がある。この最適化をオンラインで全探索することなく実現するために、間歇クロール歩容の基準軌道を利用して、障害物のため基準軌道がとれない場合の着地位置選定法を提案した。二軸スキャニングレンジファインダを搭載した歩行機械 TITAN VII で障害物を乗り越える実験により、その有効性を確認した。

### 4.2 今後の展望

#### 4.2.1 地図生成のためのデータベースの整備

本論文においては、地図生成のためのデータベースは極めて単純化された積み木世界においてその成果を示したに過ぎないが、今後はより複雑な環境に適應すること、長期的な地図生成の戦略を立てていくことが求められる。

まず、IRP形状表現と形状マトリクスを利用したデータベースが、複数の物体が複雑に重なり合った情景の地図を作成する場合を考えると、IRP表現を簡便化した形状マトリクスでは、姿勢の違う同一物体を別のものであると認識してしまうという問題がある。しかし、形状マトリクスを用いずに、IRP表現の球面マッピングであれば、姿勢6自由度が変化しても同一物体を同一であると認識できる。ただし、この場合には自由度増加に伴う

## 第4章 結論および今後の課題

計算時間の大幅な増加を何らかの方法で減少させる必要があり，この点に関して研究を要する．

また，IRP と形状マトリクスによる物体形状表現においてはいくつかの実験的に求めたパラメータが使われたが，現実の応用において，これらパラメータを認識対象の形状情報から，いかに決めるか方法が必要になる．

さらに，知識データベースを利用して長期的な地図生成を行い，得られた知識に関して統計的な処理をする場合，まれにしか出現しない形状を忘却し，頻繁に現れる形状を多少のエラーがあろうとも積極的にマッチングするといった，物体形状の出現頻度に対して，知識のマッチング，リジェクトの判別条件を変化させることが必要である．自然環境や人工の環境において，その判別条件をどのように変化させれば最適な地図生成が可能であるかを調査し，その方法論を確立することが将来的には必要になる．

### 4.2.2 地図生成能力の向上のための工夫

本研究の視覚情報処理では三次元の形状のみを利用したが，これと他の情報を組み合わせれば，認識能力が向上し，ロボットビジョンに利用しやすくなると考えられる．例えば，以下のようなものが考えられる：

テクスチャ，分散値の利用 草などの領域を高さ情報の分散の大きさを統計的に調べることによって，草と，岩石とを見分ける．物体表面の細かな凹凸テクスチャも認識処理に利用する．

色情報の利用 環境がもともと持つ色や，人工的に付加した色情報と形状計測を組み合わせることにより，実用的な格子把持プログラムが実現できる．例えば，フレームの上面に色を塗っておくことにより，フレームの認識が飛躍的に簡単になる可能性がある．

接触情報との組み合わせ タッチセンサ，脚先力センサと組み合わせて，固さの統計的な調査も行い，地形を認識した際に，その固さも予想できるようにする．

### 4.2.3 実用化のための新たなセンサの付加

本研究では現在，ロボットの視覚情報処理において，幾何学的な条件しか考慮していない．すなわち，地面が固く，脚先のスリップは無く，サーボ剛性は無限大であるという仮定をしている．しかし，屋外環境での運用においては，地面の崩落や，外力によりリンクや関節がたわむことは日常的であり，その結果，胴体位置姿勢が指令値に追従せず，最悪の場合転倒を引き起こす可能性がある．

このような場合に対応するためには，現在考慮している三次元視覚センサと脚リンクのデッドレコニングのほかにも新たなセンサを付加する必要がある．

まず，転倒回避のために，新たなセンサの付加が必要である．たとえば，これを三次元センサで行おうとすると，現在 TITAN VII に搭載しているスキャニングレンジファインダは  $1 \times 3$ [m] の領域を計測するのに数秒を要するため，転倒を感知するには速度不足である．

通常ロボットの姿勢を維持するのに多く用いられるのは姿勢センサである．市販のジャイロやインクリノメータなどの姿勢センサは，数十 [msec] 程度の計測周期であり，この範囲であれば，転倒や滑落などの動きに対応することができる．

またそれ以外にも，近年高速な二次元視覚情報処理技術が進んできており，また，ハードウェア的に視覚情報処理専用チップの開発もされているため，カメラ画像中の特徴領域のトラッキングなどはかなり高速なものが実現できるようになっている．この技術を利用すれば，歩行機械の転倒を，周囲の見え方の変化から検出し，姿勢安定化に役立てることができよう．

また，足裏の滑りやサーボ剛性の弱さや外乱による位置姿勢誤差を検出するためのセンサとして，ロボットの現在位置センサを搭載することが考えられる．たとえば，Topcon社製のトータルステーション (Fig.4.1)[32] 等の三次元位置計測器を利用し，作業現場の中の見通しの良い点に三次元位置計測器，ロボット上にコーナーキューブを配置して計測すれば，ロボットの時々刻々の位置をミリメートルオーダーの精度で求めることができる．これにより，歩行とともに蓄積するデッドレコニング誤差を取り除くことができる．

また，確実な足裏の接地の実現には，タッチセンサ，脚先力センサが必要である．ロボットの足裏を軟弱地盤の上の三次元視覚センサで計測された高さに配置し，他の脚を遊脚する際その脚に荷重がかかると，脚が沈み込み，転倒の可能性が生じる．これを避けるために上記のタッチセンサ，脚先力センサによって，脚先が十分な反力を得られることを確認しながら歩行を進めることが重要である．

各脚にできるだけ平均して自重がかかるようにすることにより，各脚のアクチュエータの負荷を均一にして，コンプライアンスによる胴体の沈み込みを少なくすることができ，一般に歩行機械が転倒しやすい，自重が，少ない脚に集中してかかった状態を避けることができると考えられる．



Fig. 4.1: Total station

#### 4.2.4 次期実用法面作業ロボット TITAN XI への応用

本研究室では，実用化を目指した法面作業ロボットのプロトタイプとして，油圧駆動の大型歩行ロボット TITAN XI (Fig.4.2) の開発を大昌建設 [29] と共同で進めている．これは小型のバックホーのアーム部を改造した 4 本の脚と，二軸スキャニングレンジファインダ

#### 第4章 結論および今後の課題

を搭載し，法面上のフレームを避けて歩行したり，あるいは把持して胴体を安定させて移動や作業を行うことができるものである．このロボットでは，本論文で触れたフレームの認識方法や，障害物跨ぎ越え歩容が必要になる．本研究で得た知見を生かし，今後このロボットの視覚情報処理システムの開発を行ってゆく予定である．

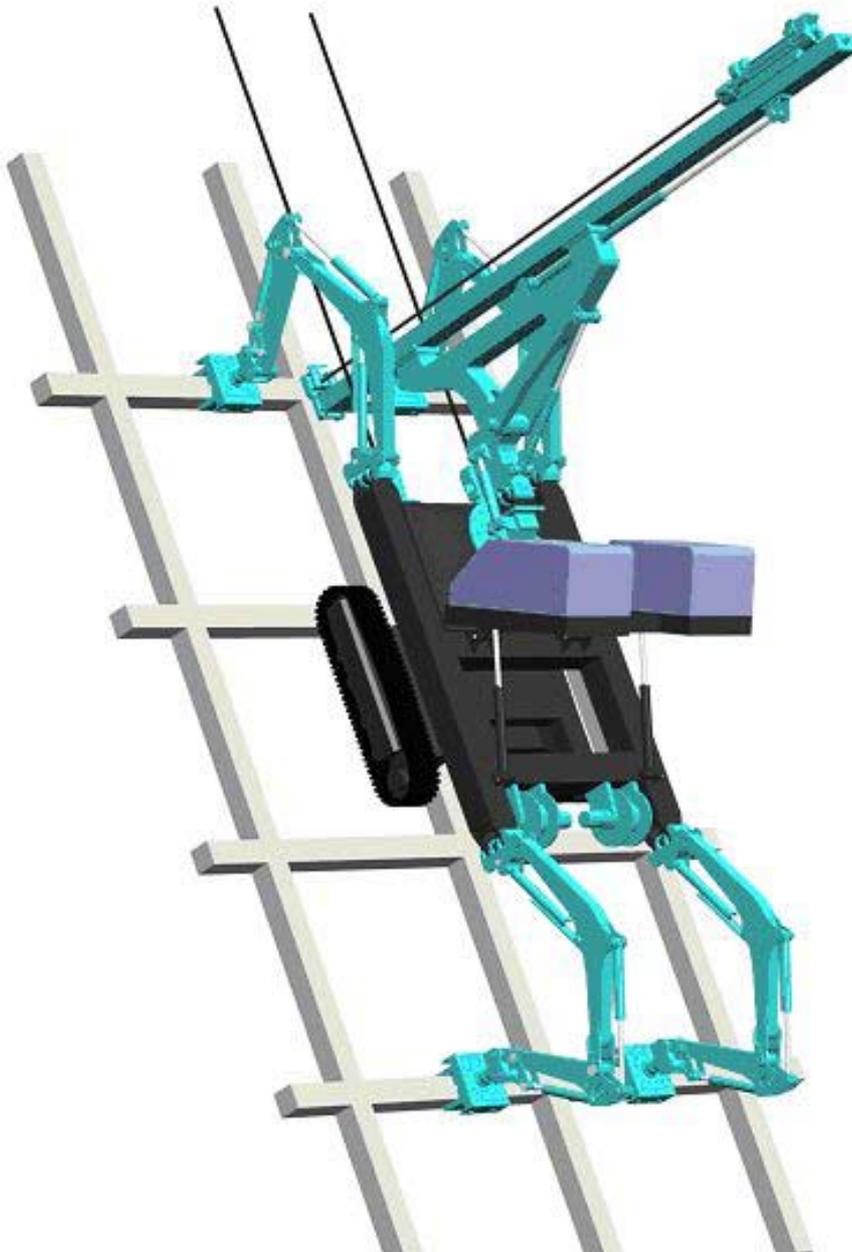


Fig. 4.2: TITAN XI

# 謝辞

本論文の研究と執筆を行うにあたり，全面적으로ご指導いただいた東京工業大学理工学研究科機械宇宙システム専攻 広瀬茂男教授に謹んで感謝の意を表します．そして，視覚情報処理に関して適切な助言をいただき，論文のチェックなどいろいろな面でお世話になった，九州大学大学院 システム情報科学研究科知能システム学専攻 倉爪亮助教授，ならびに，歩行機械関連のテーマの共同研究者で，たびたび議論に付き合っていた東京工業大学制御システム工学科助手 塚越秀行氏に深く感謝いたします．

また，本研究に有益なアドバイスを頂いた機械宇宙システム専攻 米田完助教授，福島文彦助手，瀧田謙介研究員に謹んで御礼申し上げます．

英語のチェックや，プレゼンテーションの指導をしていただいた同研究室 博士課程 Paulo Debenest 氏に感謝します．

最後に，さまざまなお協力，ご討論をしていただいた広瀬・米田研の皆様方に感謝の意を表します．



## 参考文献

- [1] 土居：“視覚センサを有する4足歩行機械の予測的障害物跨ぎ越え動作”，日本機械学会 ロボティクス・メカトロニクス講演会’99 予稿集 (1999).
- [2] 塚越, 広瀬：“間歇クローラ歩容の提案とその生成原理”，日本ロボット学会誌.
- [3] D. F. Huber and M. Hebert: “A new approach to 3-d terrain mapping”, Proceedings of International Conference on Intelligent Robots and Systems, pp. 1121–1127 (1999).
- [4] R. Volpe, T. Estlin, S. Laubach, C. Olson and J. B. Balaram: “Enhanced mars rover navigation techniques”, Proc.IEEE Int’l Conf.ICRA, pp. 926–931 (2000).
- [5] D. Apostolopoulos, M. D. Wagner, B. Shamah, L. Pedersen, K. Shillcutt and W. R. L. Whittaker: “Technology and field demonstration of robotic search for antarctic meteorites”, International Journal of Robotics Research (2000).
- [6] 篠田：“地上用自律ロボット”，日本ロボット学会誌, 18, 7, pp. 928–932 (2000).
- [7] 丹羽, 金子, 坂本, 篠田：“不整地走行ロボットの研究（第5報） 自律的な障害物克服動作 ”, 第16回日本ロボット学会学術講演会予稿集, pp. 803–804 (1998).
- [8] 浅田：“センサ情報の統合と理解による移動ロボットのための世界モデルの構築”，日本ロボット学会誌, 8, 2, pp. 28–38 (1989).
- [9] 広瀬, 前川, 梅谷：“地図作成型視覚システムの情報処理”，日本ロボット学会誌, 2, 3, pp. 191–199 (1984).
- [10] 広瀬, 虎谷：“地図生成視覚システム mars の研究（実時間地図構成法の検討）”，日本ロボット学会誌, 6, 1, pp. 14–25 (1988).
- [11] 鷺見：“工業用視覚システムにおける認識系のモデル”，日本ロボット学会誌, 18, 3, pp. 343–348 (2000).
- [12] E. Krotov and R. Hoffman: “Terrain mapping for walking planetary rover”, IEEE Transactions on Robotics and Automation, 10, 6 (1994).
- [13] J. E. Bares and D. S. Wettergreen: “Dante ii: technical description, results, and lessons learned”, International Journal of Robotics Research, 7, p. 621 (1999).
- [14] R. C. Bolles and P. Horaud: “3dpo: A three-dimensional part orientation system”, Int’l. Jour. Robotics Research, 5, 3, pp. 3–26 (1986).

- [15] C. Dorai: “Cosmos:a framework for representation and recognition of 3d free-form objects”, Proc.Int’l Conf.Computer Vision, pp. 1024–1029 (1995).
- [16] C. Dorai and A. K. Jain: “Cosmos - a representation scheme for 3d free-form objects”, IEEE Trans Pattern Analysis and Machine Intelligence, **19**, 10, pp. 1115–1130 (1997).
- [17] O. Faugeras and M.Hebert: “The representation, recognition and locating of 3-d objects”, Int’l. Jour. Robotics Research, **5**, 3, pp. 27–52 (1986).
- [18] P. Brou: “Using the gaussian image to find the orientation of objects”, Int’l J. Robotics Research, **3**, 4, pp. 89–125 (1984).
- [19] S. B. Kang and K. Ikeuchi: “The complex egi: A new representation for 3-d pose determination”, IEEE Trans. on PAMI, **15**, 7, pp. 707–721 (1993).
- [20] A. K. Jain and P. J. Flynn: “Three Dimensional Object Recognition Systems”, ELSEVIER (1993). ISBN:0 444 89797 6.
- [21] P. J. Flynn and A. K. Jain: “3d object recognition using invariant feature indexing of interpretation tables”, CVGIP: Image Understanding, **55**, 2, pp. 119–129 (1992).
- [22] G. Agin and T. Binford: “Computer description of curved objects”, IEEE Trans. Computers, **25**, 4, pp. 439–449 (1976).
- [23] P. J. Besl and N. D. Mckay: “A method for registration of 3-d shapes”, IEEE Trans. on PAMI, **14**, 2, pp. 239–256 (1992).
- [24] A. E. Johnson and M. Hebert: “Efficient multiple model recognition in cluttered 3-d scene”, In Proc.Computer Vision and Pattern Recognition, pp. 671–677 (1998).
- [25] 樋口, Hebert, 池内: “複数視点レンジデータからの3次元物体モデル構築”, 電子情報通信学会論文誌,D-II, **J79-D-II**, 8, pp. 1354–1361 (1996).
- [26] C. S. Chua and R. Jarvis: “Point signatures: A new representation for 3d object recognition”, Int’l Jour. of Computer Vision, **25**, 1, pp. 63–85 (1997).
- [27] F. Stein and G. Medioni: “Structural indexing: Efficient 3-d object recognition”, IEEE trans. on PAMI, **14**, 2, pp. 125–145 (1992).
- [28] H.Delingette, M.Hebert and K.Ikeuchi: “Shape representation and image segmentation using deformable surfaces”, In Proc. Computer Vision and Pattern Recognition, pp. 467–472 (1991).
- [29] <http://www.taisho-kk.com/>.
- [30] “続人間の手足の制御”, 学献社. 加藤一郎 監訳.
- [31] 広瀬, 塚越, 米田: “不整地における歩行機械の静的安定性評価基準”, 日本ロボット学会誌, **16**, 8, pp. 1076–1082 (1998).

[32] <http://www.topcon.co.jp/sokuryo/>.

# 研究業績

## 印刷論文

- [1] 土居, 広瀬: “レンジ情報を用いた内部放射光投影型形状表現の研究”, 日本ロボット学会誌, Vol.21, No.5 (掲載決定).
- [2] Doi, Hirose: “Study of Shape Representation Using Internal Radiated-light Projection Method”, Journal Of Robotics And Mechatronics , Vol.14 No.4, pp.357-365 (2002).
- [3] Doi, Hirose: “3D Visual Information Processing and Gait Control of a Quadruped Robot”, Journal of Robotics And Mechatronics , Vol.15, No.3, 2003 年 6 月出版予定 . (掲載決定)

## 口頭発表

- [1] 土居, 塚越, 広瀬: “視覚センサを有する 4 足歩行機械の予測的障害物跨ぎ越え動作”, 日本機械学会 ロボティクス・メカトロニクス講演会'99 予稿集 (1999).
- [2] 土居, 広瀬: “地図生成型視覚システム MARS の研究 - 3 次元物体記述のための「形状マトリクス」の提案 -”, ロボティクス・メカトロニクス講演会'00 予稿集,1P1-68-102 (2000).
- [3] 土居, 広瀬: “地図生成型視覚システム MARS の研究 - 3 次元形状認識のための形状マトリクス法の導入 -”, 第 18 回日本ロボット学会学術講演会予稿集,pp.1283-1284 (2000).
- [4] 土居, 広瀬: “地図生成型視覚システム MARS の研究 - 地形データベースを用いた不可視域の補間手法 -”, ロボティクス・メカトロニクス講演会'01 予稿集,2A1-B10 (2001).
- [5] 土居, 広瀬: “地図生成型視覚システム MARS の研究 - 形状マトリクス法によるシーン中の既知物体の認識, 不可視域推定, 移動ロボットの位置同定 -”, ロボティクス・メカトロニクス講演会'02 予稿集,2P2-D07 (2002).