

— 学位論文 —

探査ロボットの行動計画のための  
環境理解に関する研究

Environment Understanding  
for Behavior Planning of Exploration Robots

指導教員： 中谷 一郎 教授

東京大学大学院 工学系研究科 電子工学専攻

江尻 理帆

2006 年度

# 目次

第1章	序論	1
1.1	研究の背景と目的	1
1.2	未知かつ自然環境を移動するロボット	1
1.3	未知かつ自然環境を移動するロボットに必要な環境理解	2
1.4	画像に基づく環境理解に関する従来研究	4
1.4.1	人工物が存在する環境の認識手法	4
1.4.2	自然環境の認識手法	6
1.4.3	本論文の位置づけ	8
1.5	本論文の構成	10
第2章	画像に基づく環境理解と行動計画	13
2.1	月・惑星探査ロボット	13
2.1.1	月・惑星探査	13
2.1.2	月・惑星探査ロボットへの要求	14
2.1.3	月・惑星探査ロボットの行動計画手法	15
2.2	画像センサ	15
2.2.1	距離センサとの比較	15
2.2.2	月・惑星上における画像の有効性	16
2.3	前提条件	17
2.4	ストラテジ	17
第3章	環境マップ構築	20
3.1	エッジ検出	21
3.1.1	オペレータ選択	21
3.1.2	閾値	26
3.1.3	光条件に対するロバスト性	26
3.2	分散値処理	30
3.2.1	ウィンドウ幅	30
3.2.2	閾値	32
3.2.3	光条件に対するロバスト性	33
3.3	注視領域抽出	36
3.4	地形推定	37
3.4.1	地形カテゴリ	37
3.4.2	エッジで囲まれた領域の有無	38

3.4.3	凹凸カテゴリ	39
3.4.4	地形推定	41
3.5	環境マップ構築	41
3.6	シミュレーションと実験による検討	44
3.6.1	シミュレーションによる検討	44
3.6.2	実験による検討	51
<b>第4章</b>	<b>環境マップの更新</b>	<b>62</b>
4.1	環境マップのマッチング	62
4.2	環境マップ更新手法	63
4.2.1	更新アルゴリズム	63
4.2.2	相対自己位置推定	65
4.2.3	対応データの処理	65
4.3	実験による検討と考察	67
<b>第5章</b>	<b>行動計画</b>	<b>74</b>
5.1	ルート計画	74
5.1.1	ルート計画の方針	74
5.1.2	進入禁止領域と進入危険領域と進入可能領域	75
5.1.3	通過地点候補の設定	77
5.1.4	ルート計画アルゴリズム	78
5.2	センシング計画	80
5.3	シミュレーションと実験による検討	81
<b>第6章</b>	<b>環境理解</b>	<b>87</b>
6.1	提案手法の他環境への応用	87
6.2	行動計画のための環境理解	90
<b>第7章</b>	<b>結論</b>	<b>91</b>
7.1	本論文のまとめ	91
7.2	今後の課題	93
	謝辞	94
	参考文献	95
	発表文献	101

# 目 次

1.1	Mars Exploration Rover (MER)	2
1.2	Submersible robotic vehicle : Oberon	2
1.3	Human in example environment	3
1.4	Finding consistent sets of feature matches	5
1.5	Recognition results	6
1.6	Recognition regions	7
1.7	Segmentation of natural image	7
1.8	Safe landing region	9
1.9	Example of topographical categories	9
1.10	Position of this thesis	10
2.1	Lunar Image [53]	16
2.2	Strategy of proposed method	18
3.1	Operater comparison	23
3.2	Operater comparison	24
3.3	Operater comparison	25
3.4	Histogram of edge	27
3.5	Robust for lightness changing	28
3.6	Robust for lightness changing	29
3.7	Parameters for calculation of windows	31
3.8	Histogram of variance	33
3.9	Robust for lightness changing	34
3.10	Robust for lightness changing	35
3.11	Gazing area determination	36
3.12	Contoured area	38
3.13	Sun direction	40
3.14	Concave and convex	40
3.15	Gradation images	42
3.16	Gazing area $i$	43
3.17	Color representation	44
3.18	Simulation results for lunar image	45
3.19	Simulation results for Mars image	47
3.20	Simulation results for Mars image	49

3.21	Experiment environment . . . . .	52
3.22	Experiment results (Light direction : $0^\circ$ ) . . . . .	53
3.23	Experiment results (Light direction : $45^\circ$ ) . . . . .	54
3.24	Experiment results (Light direction : $90^\circ$ ) . . . . .	55
3.25	Experiment results (Light direction : $135^\circ$ ) . . . . .	56
3.26	Experiment results (Light direction : $180^\circ$ ) . . . . .	57
3.27	Experiment results (Light direction : $225^\circ$ ) . . . . .	58
3.28	Experiment results (Light direction : $270^\circ$ ) . . . . .	59
3.29	Experiment results (Light direction : $315^\circ$ ) . . . . .	60
4.1	Skipped area and gazing areas . . . . .	63
4.2	Images and map representation . . . . .	68
4.3	Images and map representation . . . . .	70
5.1	Way Points and goal area and current position on image . . . . .	77
5.2	Possible routes and evaluated area . . . . .	79
5.3	Simulation results . . . . .	82
5.4	Experiment results . . . . .	84
5.5	Example situation of unapproachable route . . . . .	85
6.1	Simulation results for volcano image . . . . .	88

# 表 目 次

2.1	Comparison of image sensor and range sensor . . . . .	16
3.1	Operator for gradient . . . . .	22
3.2	Operator for laplacian . . . . .	22
3.3	Terrain estimation . . . . .	41
3.4	Parameter of simulation . . . . .	44
3.5	Environmental map of lunar image . . . . .	46
3.6	Environmental map of Mars image . . . . .	48
3.7	Environmental map of Mars image . . . . .	50
3.8	Parameter of simulation . . . . .	51
3.9	Environmental map of experiment image (Light direction : $0[^\circ]$ ) . . . . .	53
3.10	Environmental map of experiment image (Light direction : $45[^\circ]$ ) . . . . .	54
3.11	Environmental map of experiment image (Light direction : $90[^\circ]$ ) . . . . .	55
3.12	Environmental map of experiment image (Light direction : $135[^\circ]$ ) . . . . .	56
3.13	Environmental map of experiment image (Light direction : $180[^\circ]$ ) . . . . .	57
3.14	Environmental map of experiment image (Light direction : $225[^\circ]$ ) . . . . .	58
3.15	Environmental map of experiment image (Light direction : $270[^\circ]$ ) . . . . .	59
3.16	Environmental map of experiment image (Light direction : $315[^\circ]$ ) . . . . .	60
4.1	Pre-map . . . . .	67
4.2	New-map . . . . .	67
4.3	Update-map . . . . .	67
4.4	Pre-map . . . . .	71
4.5	New-map . . . . .	71
4.6	Update-map . . . . .	71
5.1	Sensing planning table . . . . .	81
6.1	Environmental map of Volcano image . . . . .	87

# 第1章 序論

## 1.1 研究の背景と目的

「環境」とは、まわりを取り巻く周囲の状況や世界のことである [1]。環境は人間あるいは生物を取り囲み、相互に関係し合って直接的・間接的に影響を与える。ロボットに関しても、同じ意味を成す。環境によってロボットに必要とされることがや要求されることが変わり、相互に関係し合ってロボットに影響が与えられる。人間は、生存することができる環境に対して、適応する能力を持っている。環境の変化に柔軟に適応し、行動する術を見つけることができる。しかし、ロボットにはその柔軟性がなく、環境や目的によって様々なロボットを開発し、使い分けていかななくてはならない。よって、ロボットの開発にあたって、環境から与えられる影響を考え、それに沿って環境に適応して目的を遂げる手法を考えることが必要不可欠となる。今後、人間とロボットが共存する社会が存在する時代が来ると考えられる。その際、ロボットが実社会で行動するには、環境に柔軟に適応できる能力が必要となる。

人間が環境を把握するとき、目からの情報を一番多く使っていると言える。視覚で取得した環境情報を脳で理解し、次の行動を導く。では、人間は脳の中でどのように環境理解を行っているのだろうか。環境を理解する、ということは、どういうことなのだろうか。

そこで、本論文では、「環境理解はどういうことなのか」という疑問そのものの答えを明らかにする糸口として、「ロボットの行動計画のための」という観点から環境理解がどういうことなのかを明らかにすることを大目的とする。ロボットの環境理解手法の構築を通して、環境理解について考察する。人間が主として視覚情報から環境理解を行っていることに倣い、画像に基づいた環境理解手法を提案する。

## 1.2 未知かつ自然環境を移動するロボット

理解をする必要がある環境とは、既知ではなく、未知な環境である。未知環境には、大きく分類して、人工物が存在する環境と、自然環境がある。自然環境は、人間と人間の手の加わったものを除いた環境であり、未知であることが多い。人間は、未知な自然環境に対し、その環境をさらに探査して詳しい知識を得たい、という探究心を持つことが多い。しかし、自然環境に初めて人間が足を踏み入れるには、危険性が大きい場合が多々ある。危険性のある場所、未知数がとても多い場所、簡単に行くことができない場所などを探査する場合には、人間による直接の探査よりも、移動ロボットを用いた探査の方が望ましい場合が多い。また、既知環境よりも未知環境の方が、人工物が存在する環境よりも自然環境の方が、ロボットの開発は困難となる。そこで、本論文では、未知かつ自然環境を移動するロボットに焦点を絞る。

未知かつ自然環境を移動するロボットの研究は、これまで多く行われている。それらのロボット例として、火星探査ロボット (Figure 1.1 参照)[2] や海底探査ロボット (Figure 1.2 参照)[3] などがある。



Figure 1.1: Mars Exploration Rover (MER)



Figure 1.2: Submersible robotic vehicle : Oberon

火星や海底などの自然環境を移動するロボットには、電源容量・探査期間・通信遅れなど、使用できるリソースに制限が存在する場合がある。そのような制限下でロボットが目的地へ移動するためには、効率良く目的地へ進む能力が求められる。特に、通信時間遅れという制約がある場合、自律的な長距離移動が必要となる。確実に遠くの目的地へ到達するためには、グローバルもしくはローカルな自己位置推定が必要となる。ロボットが動く環境が既知で、ロボット自身があらかじめマップを持っていれば、そのマップを用いて自己位置推定を行うことができる。しかしながら未知環境を動く場合、もしくは保有マップが不完全な場合、環境マップの構築も必要不可欠となる。

### 1.3 未知かつ自然環境を移動するロボットに必要な環境理解

環境理解に関連したロボット研究分野の主要な研究課題の1つとして、SLAM(Simultaneous Localization and Mapping) がある。SLAM とは自己位置推定と環境マップ構築を同時に行



う手法をいい、近年多くの研究が行われている [4][5][6][7][8]。未知環境を対象とした移動ロボットの手法としては、レーザレンジファインダ (Laser Range Finder:LRF) やステレオビジョンなどの距離センサを用いて詳細なマップを構築している手法が多い [9][10][11][12][13]。距離センサを用いることで、比較的正確な近傍の距離情報を得ることができ、障害物を回避することができる。しかし、未知環境において長距離を効率的に移動するロボットに対し、従来手法に関して以下のような疑問がある。

- LRF やステレオビジョンなどの距離センサのセンシング範囲はたかだか数 m であり [14][15][16][17]，そのセンシング範囲は長距離移動をするためのナビゲーション手法に適しているかどうか
- 効率的に長距離移動するにあたり，詳細なマップ構築が必ずしも必要となるのかどうか

ここで，人間が長距離移動するとき，どのような行動や判断などを行っているかを考えてみる．例えば，Figure 1.3に示すような環境に人間がいるとする．

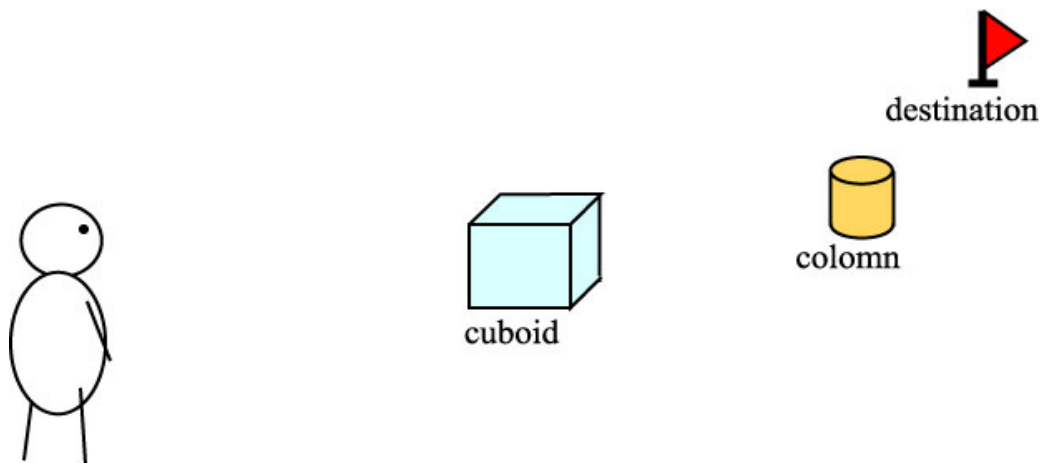


Figure 1.3: Human in example environment

人間はまず，環境の把握を行う．目的地が遠距離にあれば，近傍から遠方までの大域的な環境把握を行う．環境中にどんな注目すべき物体があるか，通れる領域・通れない領域 (Figure 1.3中であれば，直方体や円柱がある領域)・通りたくない領域 (Figure 1.3中であれば，直方体や円柱の周囲．近づくとぶつかるおそれがあるため) はどこか，などを判定する．さらに，移動時に追従可能となるようなランドマークの抽出も行っていると考えられる (Figure 1.3中であれば，大きさが比較的大きく近くにある直方体を選ぶ可能性が多い)．まとめると，人間が長距離移動するとき，以下のようなことを行っていると考えられる．

- 大域的な環境の把握
- 通れる / 通れない / 通りたくない，などの領域の判定
- ランドマーク抽出

さらに，人間が環境の把握を行う際，各注目すべき物体に対する大まかな距離は推定するが，詳細な距離を測ることはほとんどない．物体までの詳細な距離は，その物体に近づいた時，衝突の回避などのために測定する．

従って，長距離移動ロボットのナビゲーションには，近距離から遠距離までの大域的な環境情報も必要となると考えられる．さらに，詳細なマップが必要となるのは，大まかな環境の把握をした後，物体に近づいた場合などで広範囲の環境情報を取得することで，多くの障害物をあらかじめ回避するルートを計画することが可能となる．また，環境情報が広範囲になることにより，ランドマークの候補となる物体が増える．ランドマーク候補の物体が増えると，マッチングなどによって情報更新をする場合，マッチングの確実性を上げることにもなる．また，ロボットが遠距離移動するために必要な環境情報は，障害物やランドマークの位置，大きさ，種類であると考えられる．障害物やランドマークの位置，大きさ，種類を大まかに把握することで，詳細なマップを常に構築しなくても，十分なナビゲーションが行える．そこで，ナビゲーションに必要な広範囲の環境情報を取得した結果から構成する環境マップの構築が，長距離移動のナビゲーションに有効となる．

以上のことから，未知かつ自然環境を移動するロボットの行動計画のための環境理解には，次のことが必要なのではないかと考えられる．

- ロボットはどのような環境にいるか
- どの障害物をランドマークにするか
- どこが通れるのか，どこを通るのが望ましくないか

## 1.4 画像に基づく環境理解に関する従来研究

画像センサであるカメラから取得した画像は，広範囲の環境情報を含む．そのセンシング範囲は，LRF やステレオビジョンよりも広範囲である．よって，画像センサは長距離移動のナビゲーションに適していると考えられる．ロボットにとっての危険領域を認識する場合，画像データに対する認識結果出力に危険領域に関する知識が必要となるため，地形に意味を与えやすい．画像から必要な環境情報を抽出することができれば，行動計画に効果的な情報を取得することができる．しかし，画像は，遠距離情報になればなるほどあいまいな情報を含んでいる．画像センサを用いるには，そのあいまい情報をどのように扱うかが問題点となる．

従来の画像を用いた物体や環境の認識手法の従来研究は，人工物が存在する環境を対象としているものが多い．人工物が存在する環境を対象にした研究例を 1.4.1 節で，自然環境を対象にした研究例を 1.4.2 節で述べる．

### 1.4.1 人工物が存在する環境の認識手法

人工物が存在する環境を対象とした，画像を用いた物体や環境の従来認識手法について述べる．

### ● 物体認識

特にコンピュータビジョンの分野において、これまで多くの物体認識手法が研究されている。物体の画像上の見え方で照合する方法 [18][19] や幾何学モデルと照合する方法 [20][21][22] などがある。Brown らは、スケールに不変な画像上の特徴点の情報を用いて、物体認識を行う方式を提案した [23]。この特徴点は、位置・スケール・方向の属性を持つ。これらのうち位置以外の情報に加えて各特徴点を高次元ベクトルとして表現しておく。認識対象に含まれる特徴点集合と入力画像から得られた特徴点集合の間で、最近傍探索を行い、見つかった特徴点集合から幾何学的に無矛盾な組み合わせを求めることによって、認識を行う。Figure 1.4に示すように、多少の遮蔽が起きている場合でも、うまく物体の認識が行える。



(a) Image



(b) Finding consistent sets of feature matches



(c) Object image



(d) Object recognition

Figure 1.4: Finding consistent sets of feature matches

屋内移動ロボットの物体認識手法に関しても、画像から人工物を認識する手法が研究されている [24]。Tomono らは、単眼ビジョンによる物体認識、自己位置推定方式、これらに基づいた経路追従方式を統合したシステムを提案した [25]。入力画像からエッジを抽出し、各エッジを直線分に分割して、姿勢推定に基づいて、線分ベースで物体モデルと照合を行う。物体モデルは剛体であるとし、その形状は物体モデルのローカル座標系でワイヤフレームで定義する。認識結果例を Figure 1.5に示す。物体の姿勢が不正確だったり、多少変化していても対応できる。

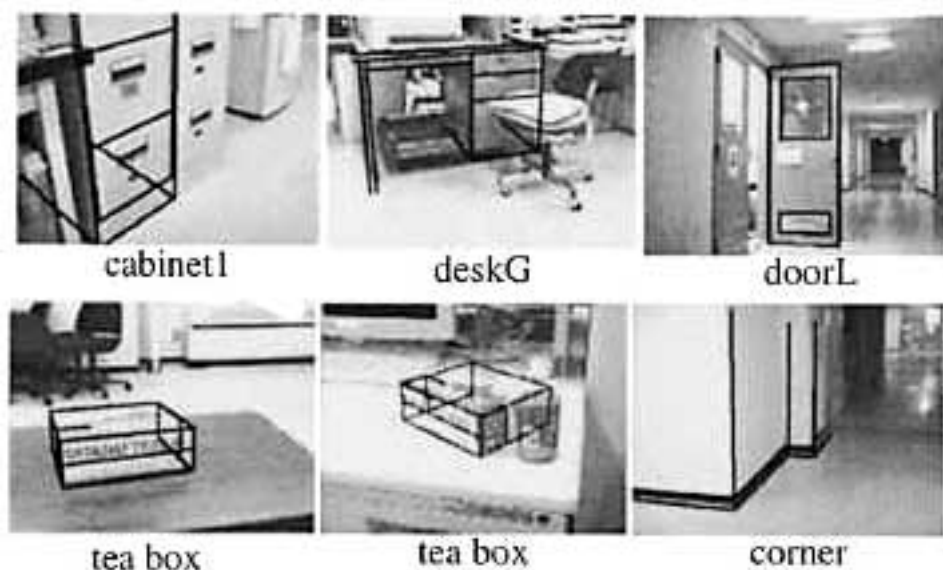


Figure 1.5: Recognition results

これらの手法では，環境内に存在する人工物体に対するモデルを持っている．人工物は画像処理で輪郭を示すエッジが強く出やすいため，自然環境よりも輪郭抽出しやすくなる．また，形や色などのほぼ一意的な特徴を持っているため，各物体に対する特徴のモデルを定義しやすい．

#### ● 領域認識

個々の物体を認識するのではなく，領域の区別をし，走行可能かどうかの認識やその領域の種類を判別する研究も行われている [27]．

Katsura らは，移動ロボットのナビゲーション方法の一部として，画像から建物，空，木の領域を認識する手法を提案した [28]．RGB の色成分それぞれを 256 階調で表現したカラー画像を用いている．対象領域は，画像の上半分 (水平面より上) である．画像をウィンドウに分割し，ウィンドウごとに認識のための特徴抽出を行っている．特徴抽出には，エッジ抽出，RGB 値，分散値，領域の面積などの値を用いている．一様領域・空領域，人工物領域，木領域の認識結果を Figure 1.6 に示す．

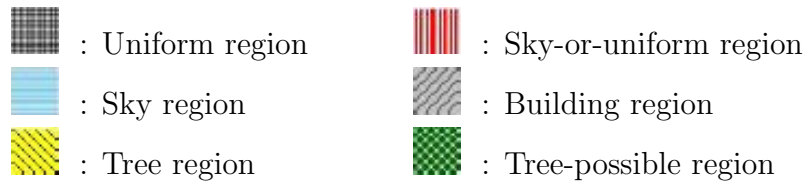
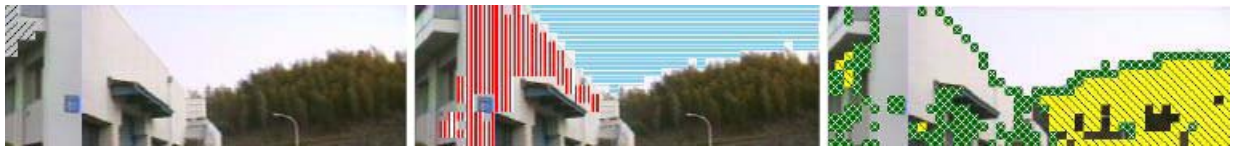
これらの手法では，対象環境を複数の領域の集合として認識する．人工物の領域間の境界は画像処理でエッジが強く出やすいため，自然環境よりも領域分割しやすくなる．また，これらの手法では，対象環境全体ではなく，環境の一部の認識を行っている．例えば Katura らの手法では，ロボットが移動する全環境ではなく，水平面よりも上の部分のみを認識対象としている．

### 1.4.2 自然環境の認識手法

自然環境を対象とした，画像を用いた物体や環境の従来認識手法について述べる．



(a) Input image



(b) Recognition results of regions

Figure 1.6: Recognition regions



(a) Input image



(b) Result

Figure 1.7: Segmentation of natural image

## ● 領域認識

Karino らは、時間周波数解析として用いられるウェーブレット変換・非線形変換、ガウスフィルタを用いてテクスチャの特徴を表現する手法を提案した [26]。テクスチャがそれぞれ固有の周波数を持っていることを利用し、分割できる周波数帯を見つけてそこで分割する。自然環境の画像に対して手法を用いた結果を Figure 1.7 に示す。空・木・草の 3 領域にほぼ分割されている。

この手法では、対象環境の領域分割はしているが、分割された領域がどんな環境であるかについては判断を行っていない。

## ● クレータ抽出

物体認識研究例として、月・惑星環境を対象とした環境認識手法の研究例をいくつか述べる。

Honda らは、データマイニングよりクレータ抽出を行う手法を提案した [29]。この手法では、あらかじめ手動で画像からクレータを抽出した結果をデータベースに持つ。新しい画像に対して、エッジ検出・二値化・ハフ変換による円形パターン検出を行い、クレータ候補となるものを選別する。その選別結果をさらにデータベースの情報と比較して、クレータの選別を行う。上空から撮影した画像を用いてクレータ抽出を行うため、楕円ではなくほぼ円形のクレータを抽出していく。

Nishiguchi らは、月面着陸の障害物回避のための画像処理アルゴリズムを提案した [30]。提案するアルゴリズムでは、Figure 1.8 に示すように入力画像から水平な領域と平坦な領域をそれぞれ求め、着陸可能領域を水平な領域と平坦な領域の論理積としてとらえた上で、領域の判定を行うことが特徴である。手法は 2 段階から構成されており、第 1 段階では画像の粗分類を行い、第 2 段階ではその粗分類の結果をもとに着陸目標地点の選択を行う。粗分類は、Hapke の理論 [31] に従って、画像の輝度の局所統計量と準大域統計量から構成される識別関数によって行う。この手法は、着陸可能かどうか注目しているため、可能領域または不可能領域がどのような地形で構成されているかについては認識を行わない。

Misu らは、陰影から直接かつ高速に地形を認識する手法を提案した [32]。観測された陰影画像の局所的な一部分を切り出し、その輝度値分布から地形認識を行う。この際、山・尾根・谷・窪地といった基本となるいくつかの定性的な地形カテゴリーを用意し (Figure 1.9 参照)、当該領域と各カテゴリーの整合度を計算する。地形カテゴリーは、法線方向の 2 次元的な分布により特徴付けられ、区別される。さらに、この切り出し領域のスケールを適宜変えることにより、要求する地形と最も合致する領域を抽出することができる。この手法では上空から撮影した画像を用いている。山やクレータなどの地形は、地上で取得した画像中では対称的な形をほとんど持たないのに対し、上空から取得した画像中では対称な形として現れることが多い。

### 1.4.3 本論文の位置づけ

本論文の位置づけを示した図を Figure 1.10 に示す。

環境理解の対象環境として、自然環境と人工物の存在する環境がある。それらの環境を



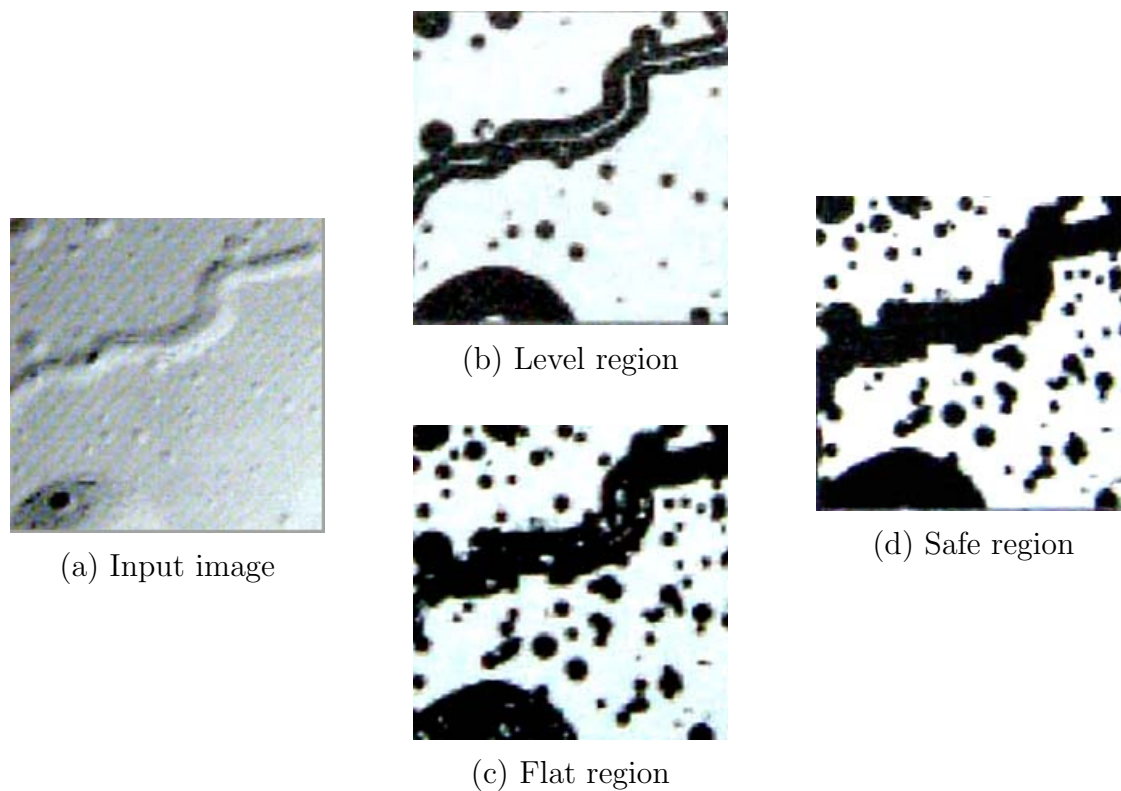


Figure 1.8: Safe landing region

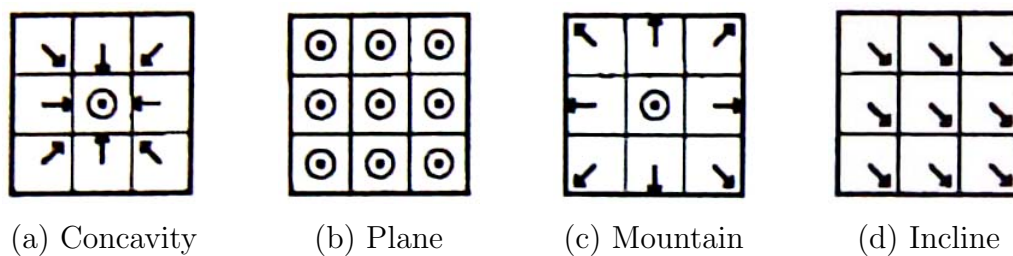


Figure 1.9: Example of topographical categories

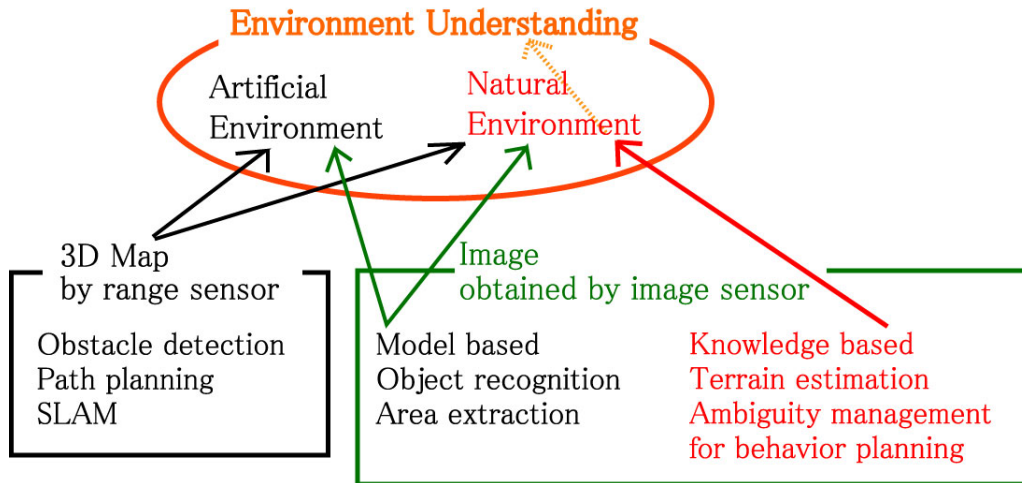


Figure 1.10: Position of this thesis

認識するセンサとしては、距離センサと画像センサがある。距離センサを用いた方法は、センシングによって距離情報を取得し、詳細な 3D マップを作成する。そのマップを用いて SLAM やルート計画などを行う。移動ロボットの行動計画方法としては、距離センサを用いた手法が多い。画像センサを用いた方法としては、あらかじめ持っている物体モデルとのマッチングや、画像中の領域を特徴化する方法がある。自然環境を対象とした行動計画手法について、従来の手法では以下のような問題がある。

- 長距離移動するロボットには大域的な環境情報が必要であるため、ただ数 m のセンシング範囲である距離センサのみを用いた行動計画手法は不十分である
- 自然地形内にある岩やクレータなどは、地上では見え方によって形が変わるため、人工物と違って決まった形を持たず、モデルを一意に決めるのは困難である

本論文では、自然環境を対象とした、画像センサに基づく行動計画手法を提案する。対象環境に関する知識に基づき、画像から地形推定を行う。画像に含まれるあいまい情報を考慮し、行動計画をする。そして、行動計画のための、という観点から環境理解手法を構築することで、環境理解について考察を行う。

## 1.5 本論文の構成

本章では、論文の研究背景や目的を述べ、研究の位置づけを示した。本章以降の章について、構成を以下に述べる。

### 第 2 章 画像に基づく環境理解と行動計画

提案する環境理解手法の概要について述べる。



提案手法では，月・惑星環境を主な対象環境とする．対象環境を主に月・惑星環境としているのは，未知かつ自然環境であるので，本手法の対象環境として適切な環境であるためである．さらに，月・惑星環境は，探査要求が高い環境の1つでもある．地球上と違い，月・惑星に到着するための技術だけでも，かなりの高度な技術を要する．ロボット探査に関しても，地球上のロボットにはない厳しい制限があるため，高度な技術が必要である．さらに，フィールドテストを行うことも困難である．制限が多く困難な月・惑星環境を対象環境を対象とすることで，月・惑星環境以外の未知かつ自然環境への応用が期待できる．

さらに，提案手法で用いる画像センサの有効性について述べ，提案手法の前提を示す．

次に，提案手法のストラテジを示す．提案手法では，広範囲の環境情報が含まれるカメラから得た画像をもとに，ロボットの環境理解を行う．まず，一枚の取得画像から，注視すべき領域の抽出を行い，知識を用いて各注視領域に対する地形を推定する．ここで用いる知識は，画像中の地形特徴に対する知識である．次に，地形推定結果から，環境マップを構築する．移動する際には，環境マップの更新を行う．行動計画を行う際には，更新した最新のマップを用いる．

### 第3章 環境マップ構築

環境マップ構築手法について示す．

まず，注視すべき領域の抽出を行う手法について述べる．抽出には，「月・惑星環境において，注視すべきものがある画像中の領域は，濃淡値が大きく変化し，エッジが現れる領域である」という知識を用いる．次に，抽出した各注視領域に対し，地形推定を行う手法について示す．地形推定においても，あらかじめ用意した月・惑星環境における地形特徴に関する知識を用いる．地形推定のカテゴリーは，岩 (Rock)，クレータ (Crater)，凸領域 (Convexity)，凹領域 (Concavity)，複合領域 (Complex) の5種類である．

さらに，環境マップのデータ構造について示す．環境マップは表形式のデータ構造を取り，注視領域の画像中の位置，大きさ，地形推定結果，ランドマーク候補となる番号などのデータを保有する．

### 第4章 環境マップ更新

環境マップの更新手法について示す．

あらかじめ構築したマップと，移動後に構築したマップを比較し，データの更新を行う．環境マップの更新によって，地形推定の信頼度を上げ，濃淡画像中のあいまい情報を少なくしている．

### 第5章 行動計画

行動計画について示す．

行動計画とは，ルート計画とセンシング計画を行うことである．構築した環境マップを用いて，目的地までのルートを大まかに計画する手法を示す．さらに，計画したルートに対し，どのようなセンシングを行いながら移動するかを計画する，センシング計画手法に

についても示す．

## 第 6 章 環境理解

環境理解について考察を行う．

提案手法がどのように月・惑星環境以外の環境へ応用できるかを示し，行動計画のための環境理解について述べる．

## 第 7 章 結論

本論文をまとめ，今後の課題について述べる．

## 第2章 画像に基づく環境理解と行動計画

本章では，提案する環境理解手法の概要について述べる．まず，2.1節で提案手法で主に対象とする月・惑星環境について述べる．対象環境を主に月・惑星環境としているのは，未知かつ自然環境であるので，本手法の対象環境として適切な環境であるためである．さらに，月・惑星環境は，探査要求が高い環境の1つでもある．地球上と違い，月・惑星に到着するための技術だけでも，かなりの高度な技術を要する．ロボット探査に関しても，地球上のロボットにはない厳しい制限があるため，高度な技術が必要となる．さらに，フィールドテストを行うことも困難である．制限が多く困難な月・惑星環境を対象環境を対象とすることで，月・惑星環境以外の未知かつ自然環境への応用が期待できる．次に，2.2節で，画像センサの有効性について述べる．画像センサと距離センサの比較を行い，画像センサが未知環境を遠距離移動するロボットに有効なセンサであることを示す．さらに，月・惑星環境における画像の有用性について述べる．2.3節では，提案手法の前提条件を示す．2.4節では，提案手法のストラテジを示す．提案手法では，広範囲の環境情報が含まれるカメラから得た画像をもとに，ロボットの環境理解を行う．まず，一枚の取得画像から，注視すべき領域の抽出を行い，知識ベースで各注視領域に対する地形を推定する．ここで用いる知識は，画像中の地形特徴に対する知識である．次に，地形推定結果から，環境マップを構築する．移動する際には，環境マップの更新を行う．行動計画を行う際には，更新した最新のマップを用いる．

### 2.1 月・惑星探査ロボット

本論文では，手法の構築・検証にあたり，月・惑星を対象環境とし，月・惑星探査ロボットを対象ロボットとする．これは，月・惑星が未知自然環境に分類される環境のひとつであるためである．さらに，月・惑星環境は，探査要求が高く，探査には高い技術が必要となる環境の1つである．月・惑星探査ロボットは，多くの制限を持つために効率の良い行動計画が必要となる．

本節では，月・惑星探査の背景と探査ロボットについて述べる．

#### 2.1.1 月・惑星探査

人類が多くの宇宙探査を行っているのは，宇宙に関する科学研究や宇宙の実利用のためである．太陽系の起源と進化の解明や，将来の基地や天文台の設置を行うため，月・惑星に

対する環境調査や資源調査などの探査が進められてきた。月・惑星探査ミッションに関して、一時期有人探査ミッションが大きく注目されていたが、アメリカとソ連の冷戦終結後は宇宙予算が削減され、次に示すような無人探査ミッションへ重点が置かれるようになった。

- 天体近傍通過 (fly-by)
- 天体の周回機 (orbiter)
- 着陸機 (lander)
- 移動探査ロボット (rover)

探査対象全体を知るには、広範囲かつ詳細な探査が必要である。例えば、地球が砂漠やジャングルという大きく違う環境を持つことから、探査は一部分の領域だけでは不十分であることは明らかである。探査対象天体のリモートセンシングを行う周回衛星、着陸地点近傍のみの探査を行う着陸機に比べて、移動探査ロボットは広範囲かつ詳細な探査が行える。そこで、月・惑星探査ロボットが注目され、これまでいくつかのロボットが実ミッションとして月や火星の地表面を移動した [33][34][35][2]。さらに、多くの研究が行われている [36][37][38][39][40]。

### 2.1.2 月・惑星探査ロボットへの要求

月・惑星探査に要求される科学観測内容は、以下のようなものがある [41][42]。

- 環境調査  
気象や気候、放射線、太陽風、隕石などの観測
- 地質調査  
土壌や岩石の元素、鉱物組成、それらの内部構造などの調査
- 地形調査  
惑星性地形、地殻形成期の火山、断崖断面の層状構造などの観測
- 有機物調査  
有機物の定量・定性分析や、地球外生命の探査
- 水・氷調査

これらの調査から、太陽系や月・惑星の起源や進化、形成史、熱史などを探ることができる。月・惑星探査ロボットには、これらの調査ができる能力を可能な限り備えなければいけない。従って、月・惑星探査ロボットには、これらの調査が行えるような科学観測機器が搭載される。オペレータは、上述の調査を行う場所を決定し、探査ロボットにその場所を指定する。探査ロボットは、オペレータが希望する場所へ正確に到達する能力を持つことも要求される。

さらに、月・惑星探査ロボットは、未知環境において、限られた探査期間内に効率良く、できるだけ遠くの目的地へ自律的かつ効率的に進む能力が要求される。なぜなら月・惑星探査ロボットには、以下のような地上のロボットにない制限があるからである。

- 消費電力に厳しい制限がある
- 未知環境 (移動に有効な環境マップをあらかじめ持てない)
- GPS などの自己位置同定に有効な手法が使えない
- 探査期間に制限がある
- 通信時間遅れがある
- 通信容量が小さい

### 2.1.3 月・惑星探査ロボットの行動計画手法

従来の月・惑星探査ロボットの主なナビゲーション手法は、LRF(Laser Range Finder) やステレオ視を用いてマップ作成や経路計画をする [43][44][45]。経路計画の手法としては、ウェーブレット変換を用いた手法 [46]、ファジイ論理を用いた手法 [47][48]、ポテンシャル場を用いた手法 [49]、拡張 DEM(Digital Elevation Map) を用いた手法 [50] などがある。現在火星地表面を移動している NASA の MER(Mars Exploration Rover) は、ステレオ視で障害物検出と回避を行い、DEM を作成して経路計画を行っている [51]。

しかし、1.3節で前述したように、LRF やステレオ視などの距離センサは大域的な環境情報を得ることができない。また、効率的な目的地への移動を行うためには、大域的な環境情報が得ることができる画像センサを用いたナビゲーションが有効的である。また、手法によってはセンシング時間及び処理時間がかかり、探査ロボットは度々停止しなければならない。もし前方に何も障害物となるものが存在しない場合も、停止の必要性がある。この問題も、大域的な環境情報を取得することで解決できる。

Lorigo らは、単眼カメラを用いた行動計画手法を提案した [52]。この手法では、取得画像の輝度勾配・RGB(Red, Green, Blue)・HSV(Hue, Saturation, Balance) から障害物抽出を行い、ロボットの回転角度と速度を決定する。しかし、この手法ではカメラに含まれる環境情報は近傍のみであり、遠距離情報を含めていない。

## 2.2 画像センサ

本節では、未知かつ自然環境を環境理解に対し、画像センサが有効なセンサであることを示す。

### 2.2.1 距離センサとの比較

画像センサと距離センサを比較した表を Table 2.1 に示す。

画像センサは距離センサに比べて、あいまいな環境情報を含む。遠距離情報になればなるほど、あいまいな情報を多く含む。しかし、画像センサのセンシング範囲は距離センサよりも広く、近傍から遠方までの環境情報を取得できる。また、ロボットにとっての危険

Table 2.1: Comparison of image sensor and range sensor

	Image sensor	Range sensor
Range informatin	Ambiguous	Accurate
Sensing area	Wide	Narrow
Obstacle recognition	With knowledge	By number

領域を認識する場合，画像データに対する認識結果出力に危険領域に関する知識が必要となるため，地形に意味を与えやすい．1.3節で述べたように，未知環境を遠距離移動するには，大域的な環境情報の取得が必要である．従って，画像センサが未知環境を遠距離移動するロボットにとって有効なセンサであるといえる．

### 2.2.2 月・惑星上における画像の有効性

月・惑星上で撮影された画像の例を Figure 2.1に示す．

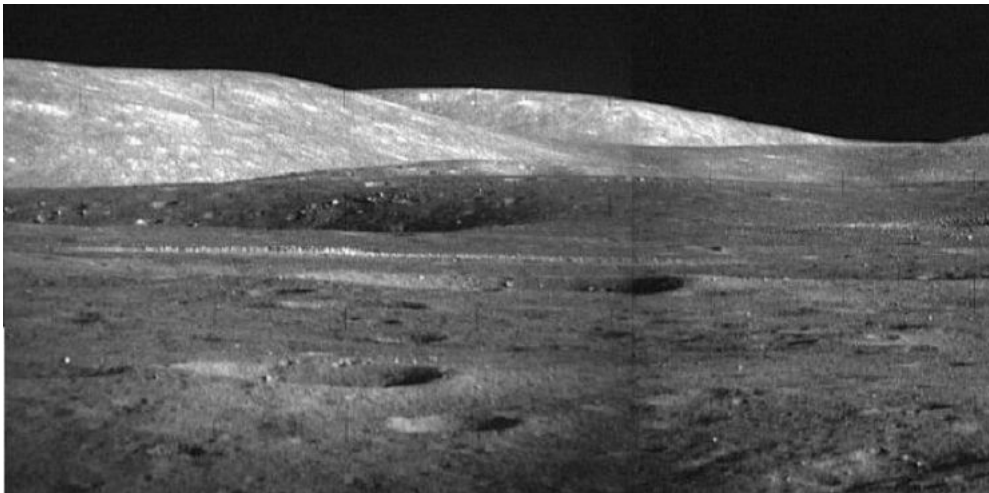


Figure 2.1: Lunar Image [53]

Figure 2.1のような月・惑星環境で取得した画像の有用性を以下に示す．

- 環境認識
- 相対的な自己位置推定
- ロボットの姿勢推定

各地形や物体の種類（岩やクレータなど）の認識を行うことができれば，環境認識が可能となる．

岩やクレータなどの物体や地形が推定され、その相対位置を認識できれば、探査ロボットの環境認識やロボットと物体の相対位置をおおまかに算出することができる。また、物体との相対位置から、ロボットの相対的な自己位置推定が可能となる。

さらに、画像から地平線の抽出を行うことが可能であれば、移動前後の画像中の地平線位置を比較することで、ロボットの姿勢推定が可能となる。

## 2.3 前提条件

提案手法の前提条件として、ロボットは以下の機器を搭載する。

- カメラ
- 傾斜計
- 太陽センサ

カメラから取得した画像は、距離センサよりも広範囲の環境情報を含む。よって、提案する手法では、カメラ画像を用いる。用いる画像は、濃淡画像である。なぜなら本論文で扱う月・惑星環境では、濃淡が変化することはあってもカラーが顕著に変化することがないからである。さらに、濃淡画像はカラー画像に比べてデータ量が3分の1であるため、画像処理の計算量が少なくなるという利点もある。

濃淡画像は、距離情報があいまいである。しかし、自然地形において物体は必ず地面に接しているため、探査ロボットやカメラのパラメータからおおよその距離情報を算出することができる。探査ロボットが傾きのある地形にいる場合、傾斜計の測定結果により、取得画像を補正する。

太陽センサにより、太陽の位置が既知となる。よって、画像中の濃淡変化と太陽の位置とにより、その地形の形が予測できる。また、太陽位置から、方向も既知となる。よって、ロボットの進行方向や認識地形の方向などを把握することが可能となる。

## 2.4 ストラテジ

本論文では、月・惑星探査ロボットをターゲットとして、行動計画を行うための画像に基づく環境理解手法と行動計画手法を提案する。人間は「輪郭」と「面」を知覚し、そこから全体もしくは部分的に群化や補完を行って形を知覚していく [55]。提案手法では、その流れを再現する方向で環境理解手法の構築を行う。

提案手法のストラテジを Figure 2.2に示す。

提案手法では、近傍から遠方までの環境情報を評価し、地形が持つ意味を定義する。そして、環境に応じた行動計画を行う。濃淡画像中には、遠方の情報ほどあいまいな情報が多く含まれるという問題がある。近傍の情報に関しては、あいまいな情報は少ない。そこで、移動しながら環境マップを更新し、計画ルートなども必要に応じて変更することで、あいまいな情報を少なくしていく。

ロボットがスタート時にいる場所を、スタート地点と呼ぶ。オペレータは、スタート地点で取得した濃淡画像に含まれる領域の中から、目的地を指定する。目的地は、ゴール領

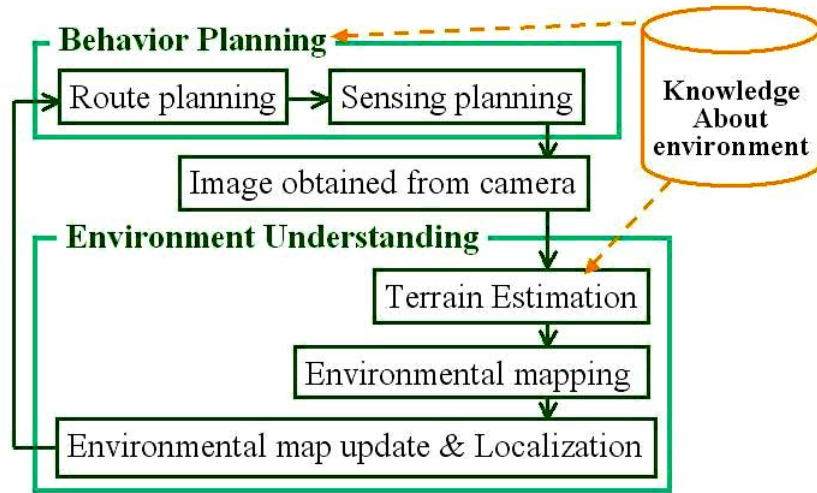


Figure 2.2: Strategy of proposed method

域と呼ぶ．ここで，目的地が「地点」ではなく「領域」としているのは，画像中で目的地として指定された 1pixel が，濃淡画像上部になるほど広い領域を示しているからである．オペレータが画像中で指定したゴール領域の座標を  $(x_g, y_g)$  とする．

本論文で提案する環境理解手法は，以下の 5 プロセスより構成される．人間は「輪郭」と「面」を知覚し，そこから全体もしくは部分的に群化や補完を行って形を知覚していく．提案手法では，その流れを再現する方向で環境理解手法の構築を行う．

#### 1. エッジ検出・分散値処理

取得した濃淡画像に対し，エッジ検出と濃淡値の分散値処理を行う．

#### 2. 注視領域の抽出

「月・惑星環境において，注視すべき領域は濃淡値の変化が現れる」という知識に基づき，分散値処理結果から注視領域の抽出を行う．その際，検出されたエッジも考慮に入れる．

#### 3. 地形推定

注視された領域に対し，月・惑星地形の知識に基いた地形推定を行う．この際，推定される地形のカテゴリは，岩 (Rock)，クレータ (Crater)，凸領域 (Convexity)，凹領域 (Concavity)，複合領域 (Complex) の 5 種類である．

#### 4. 環境マップ作成

注視領域と地形推定結果から，環境マップを作成する．環境マップは従来のような詳細なマップではなく，それぞれの注視領域位置や地形推定結果などのデータから構成された表形式のマップである．

#### 5. 環境マップ更新・自己位置推定

更新直前の環境マップと新しく作成した環境マップを比較し，環境マップのデータ情報を更新する．ゴール領域に対する相対的な自己位置推定も行う．



本論文で提案する行動計画手法は，以下のことを計画することを示す．

- ルート計画

環境マップから大まかなルートを計画する．大まかなルート計画とは，詳細な経路を計画するのではなく，更新した環境マップに基づき，進む方向と距離を計画することを示している．

- センシング計画

センシング計画とは，計画した大まかなルートをどのようなセンシングを行いながら進むかを計画することを示している．

探査ロボットは，状況に応じて計画したルートやセンシング方法を変更する．

## 第3章 環境マップ構築

環境マップ構築手法について提案する。人間は「輪郭」と「面」を知覚し、そこから全体もしくは部分的に群化や補完を行って形を知覚していく [55]。提案手法では、その流れを再現する方向で環境理解手法の構築を行う。以下で「ウィンドウ」とは、エッジや分散値を求める時に用いる、幅が数 pixel の正方形区間を指す。また、ウィンドウの1辺の長さを、「ウィンドウ幅」と呼ぶ。3.1節では、注視すべき領域抽出をする際に用いるエッジ検出手法について述べる。物体や表面の境界や輪郭は、視覚世界において重要な情報である。よって、その境界や輪郭を画像中からエッジ情報として抽出する。エッジ検出には、画像処理で一般的に使われている手法を用いる。一般的な手法にはエッジオペレータが数種類あるため、本手法に適したエッジオペレータの選定を行う。次に、輪郭や境界に相当するエッジ抽出を行うために、エッジの閾値を決める。エッジの閾値に対する妥当性についても示す。3.2節では、注視すべき領域抽出をする際に用いる分散値処理手法について述べる。注視すべき領域、もしくはその一部分は、凹凸の変化を示す。すなわち、濃淡値の分散値が大きくなる場所である。よって、分散値処理を行い、注視すべきものがある場所を求める。画像中では、同じ大きさのものでも、近くにあるほど大きく、遠くにあるほど小さく見える。そこで、距離情報を加味した分散値処理を行う。3.3節では、注視すべき領域の抽出を行う手法について示す。注視領域を抽出するのは、注目すべき場所、またはランドマークとなるべき場所を画像から抜き出すためである。注視領域の抽出には、「月・惑星環境において、注視すべきものがある画像中の領域は、濃淡値が大きく変化し、エッジが現れる領域である」という知識を用いる。3.4節では、抽出した各注視領域に対し、地形推定を行う手法について示す。人間の表面知覚方法に倣い、輪郭と陰影から、各注視領域に対する地形推定を行う。地形推定においても、あらかじめ用意した月・惑星環境における地形特徴に関する知識を用いる。地形推定のカテゴリーは、岩 (Rock)、クレータ (Crater)、凸領域 (Convexity)、凹領域 (Concavity)、複合領域 (Complex) の5種類である。また、濃淡値の変化すなわち陰影から、凹凸を判断する手法について示す。太陽センサから得た太陽方向を8方向に近似し、濃淡値の変化推移から凹凸を判断する。3.5節では、環境マップのデータ構造について示す。環境マップは表形式のデータ構造を取り、注視領域の画像中の位置、大きさ、地形推定結果、ランドマーク候補となる番号などのデータを保有する。3.6節では、実際に月面や火星表面で撮影された画像を用いてシミュレーションを行った結果と、惑星の模擬環境でのハードウェアを用いた実験結果を示し、提案手法の有効性の検討を行う。

## 3.1 エッジ検出

物体や表面の境界や輪郭は，視覚世界において重要な情報である．境界や輪郭は，エッジと呼ばれる．エッジ検出は，物体や表面の境界を知る第 1 段階である．画像処理においてもエッジは，オブジェクトを識別するための重要な要素である [56]．環境理解手法の前処理の 1 つとして，画像内のエッジを抽出する．

本節では，エッジ検出のいくつかの手法から，自然環境 (特に，主な対処環境となる月・惑星環境) に適したエッジ検出手法の選定を行う．まず，エッジ検出の各手法とオペレータについて述べる．各ピクセルの濃淡値が 8bit の濃淡画像中のエッジを 1 次微分で求めているため，微分値も 8bit となる．エッジ検出で求めた微分値を以下でエッジ値と呼ぶ．輪郭や境界部分のエッジ値は高く，斜面などの地形部分におけるエッジ値は小さくなる傾向がある．そこで，輪郭や境界部分に相当するエッジ抽出のためにエッジ値の閾値を決める．

### 3.1.1 オペレータ選択

濃淡画像中のすべての画素は，濃淡情報を持っている．その画像内の明るさが急激に変化する場所がエッジとなる．明るさの変化値は，微分演算を利用することで算出できる [56][57]．微分には，1 次微分 (グラディエント) と 2 次微分 (ラプラシアン) がある．ここで微分とは， $x$  および  $y$  座標によって画像の濃淡変化を微分する空間微分のことである．画像は連続ではないので，隣接する画素の微分値の近似値を差分により算出する．隣接する画素の差分は，微分パラメータを用いて画素に重み付けして算出する．この差分値が，隣接する画素の微分値の近似値になる．この方法を用いたエッジ検出は，計算の容易さの点から最も広く使われている．

#### ● 1 次微分 (グラディエント)

画像の濃淡値を  $f(x, y)$  とすると， $x$  方向の微分  $f_x$  と  $y$  方向の微分  $f_y$  は，以下のようになる．

$$f_x = f(x+1, y) - f(x, y) \quad (3.1)$$

$$f_y = f(x, y+1) - f(x, y) \quad (3.2)$$

強度  $|f(x, y)|$  は，以下のようになる

$$|f(x, y)| = \sqrt{f_x^2 + f_y^2} \quad (3.3)$$

また，方向は，ベクトル  $(f_x, f_y)$  の向きとなる．

画面の直行する 2 方向の差分値を合成するオペレータの代表的なものとして，Roberts，Prewitt，Sobel がある．それぞれのオペレータを Table 3.1 に示す．

Table 3.1: Operator for gradient

Operator	Difference	Roberts	Prewitt	Sobel
$f_x$	0 0 0	0 0 0	-1 0 1	-1 0 1
	0 1 -1	0 1 0	-1 0 1	-2 0 2
	0 0 0	0 0 -1	-1 0 1	-1 0 1
$f_y$	0 0 0	0 0 0	-1 -1 -1	-1 0 1
	0 1 0	0 1 0	0 0 0	-2 0 2
	0 -1 0	0 0 -1	1 1 1	-1 0 1

• 2 次微分 (ラプラシアン)

2 次微分  $L(x, y)$  は, 1 次微分をさらに微分したものである. 式は, 以下のようになる.

$$L(x, y) = 4f(x, y) - f(x, y - 1) + f(x, y + 1) + f(x - 1, y) + f(x + 1, y) \quad (3.4)$$

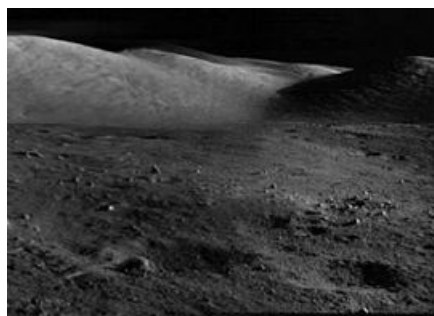
それぞれのオペレータを Table 3.2 に示す.

Table 3.2: Operator for laplacian

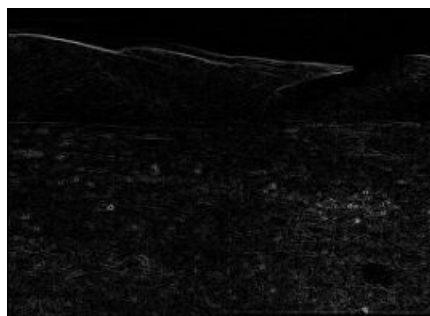
Laplacian1	Laplacian2	Laplacian3
0 -1 0	-1 -1 -1	1 -2 1
-1 4 -1	-1 8 -1	-2 4 -2
0 -1 0	-1 -1 -1	1 -2 1

上述した 1 次微分, 2 次微分のオペレータそれぞれを用いて, 月・惑星画像に対してエッジ検出を行った. エッジは,  $3 \times 3$ [pixel] のウィンドウ内で算出処理を行う. 画像全体に対して, エッジの算出処理を行う.

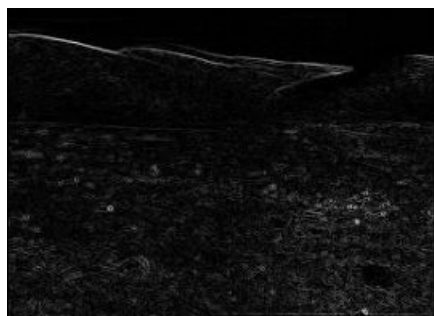
結果の例を Figure 3.1 に示す. Figure 3.1(b) と (h) から, 差分オペレータや Laplacian3 オペレータでは, ほぼエッジが抽出しきれていないことがわかる. Figure 3.1(c) と (f) と (g) から, Robert オペレータや Laplacian1 オペレータや Laplacian2 オペレータでは若干エッジが抽出されているが, 充分ではない. 一方で, Figure 3.1(d) と (e) から, Prewitt オペレータや Sobel オペレータは有効にエッジ抽出が行われている. これは, Prewitt オペレータや Sobel オペレータは他のオペレータに比べて, 縦方向のエッジを抽出しやすい特徴を持つためである. すなわち, ロボットが向いている方向のエッジを抽出しやすいため, 画像としては有効的にエッジ抽出が行われていると考えられる. このことから, Prewitt オペレータと Sobel オペレータが月・惑星画像に有効なオペレータであると言える. Sobel オペレータは, Prewitt オペレータに比べて, 境界や輪郭だけでなく, 斜面などのエッジが現れている.



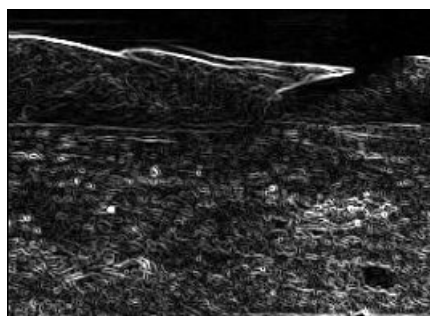
(a) Lunar image [53]



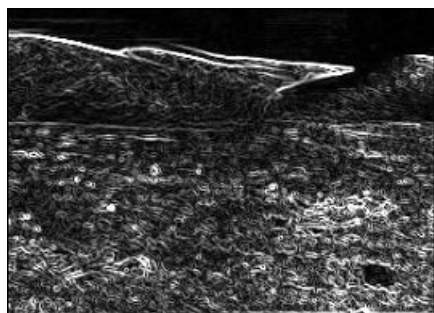
(b) Difference operator



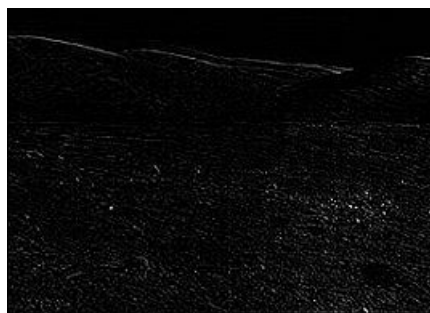
(c) Robert operator



(d) Prewitt operator



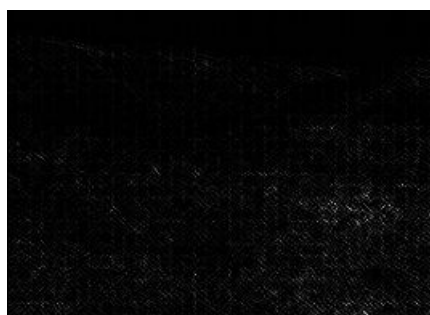
(e) Sobel operator



(f) Laplacian1

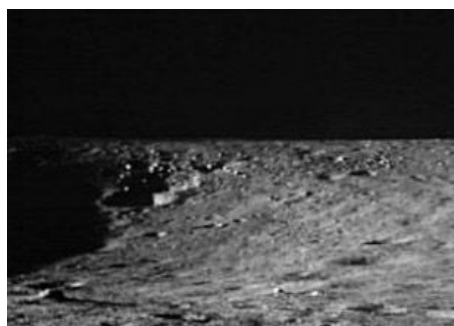


(g) Laplacian2

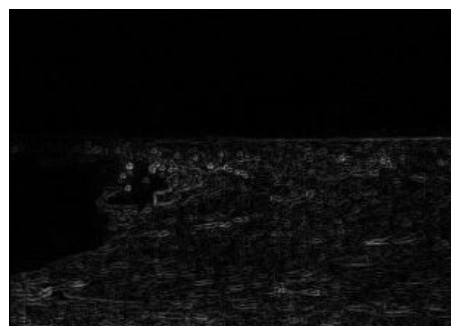


(h) Laplacian3

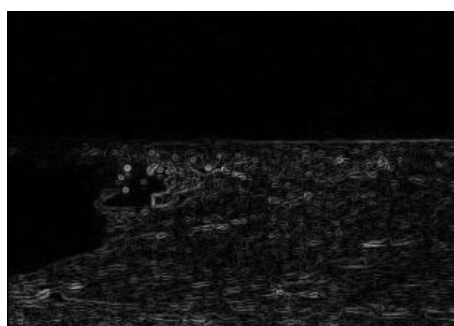
Figure 3.1: Operater comparison



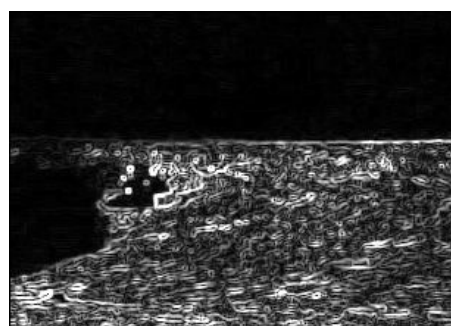
(a) Lunar image [53]



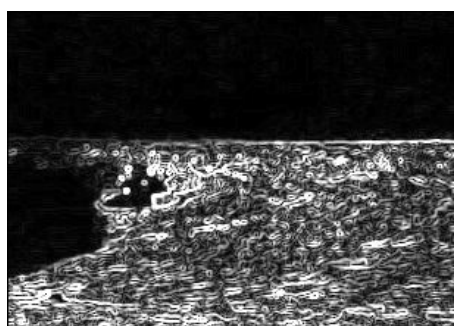
(b) Difference operator



(c) Robert operator



(d) Prewitt operator



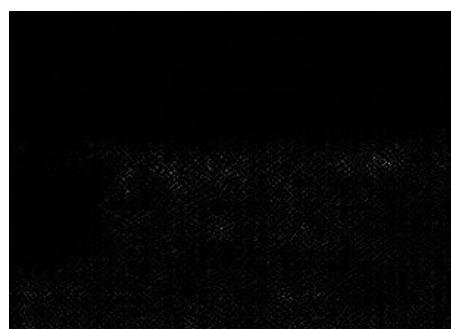
(e) Sobel operator



(f) Laplacian1

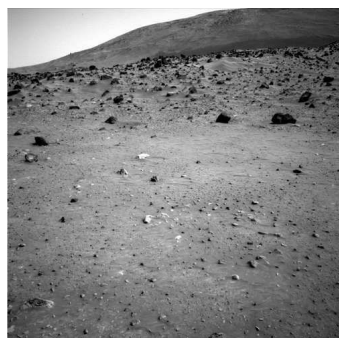


(g) Laplacian2

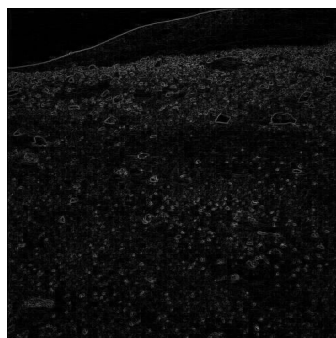


(h) Laplacian3

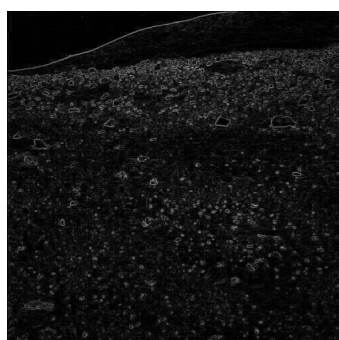
Figure 3.2: Operater comparison



(a) Mars image [54]



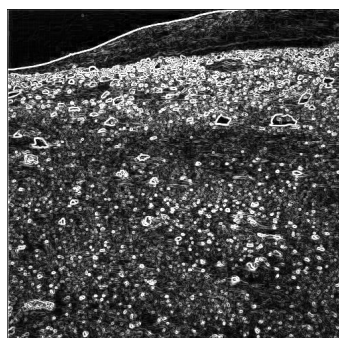
(b) Difference operator



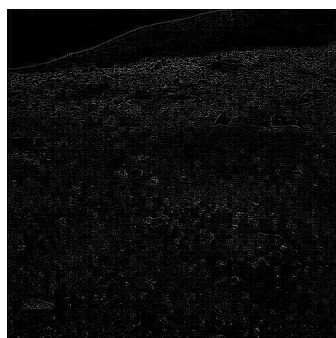
(c) Robert operator



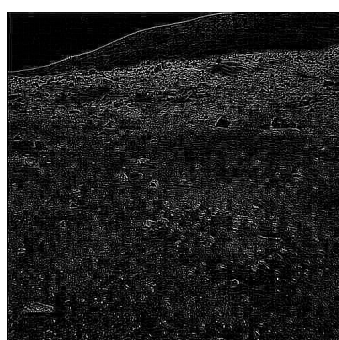
(d) Prewitt operator



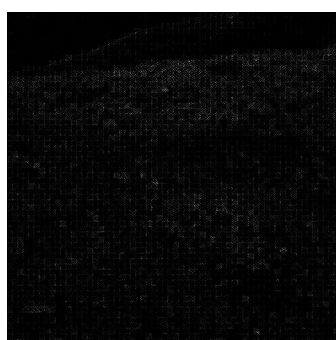
(e) Sobel operator



(f) Laplacian1



(g) Laplacian2



(h) Laplacian3

Figure 3.3: Operater comparison

Figure 3.1(a) 以外の、太陽方向や含まれる地形などが異なる月・惑星画像に対してもエッジ検出のオペレータ比較を行った。その一部を Figure 3.2 や Figure 3.3 に示す。どの画像に対しても、Figure 3.1 と同様な結果が得られた。

注視領域の抽出においてエッジを用いているのは、主に境界や輪郭を意味しているためである。そこで、本論文では、物体の輪郭や境界をエッジ検出しやすい Prewitt オペレータをエッジ検出のオペレータとして採用する。

### 3.1.2 閾値

各ピクセルの濃淡値が 8bit の濃淡画像中のエッジを 1 次微分で求めているため、エッジ値も 8bit となる。

Figure 3.1(e), Figure 3.2(e), Figure 3.3(e) からわかるように、自然地形の濃淡画像では、物体やテクスチャの境界だけでなく、斜面などもエッジ値に反映される。物体の境界や表面が粗い場所ではエッジ値が高く、斜面ではエッジ値が低く出てくることが多い。影の内部やなだらかな表面のエッジ値は 0 に近くなる。地形推定において、エッジは物体と物体もしくは地形と地形との境界を意味する。よって、物体の境界を意味する高いエッジ値のみを採用し、斜面などの低いエッジ値は無視する必要がある。そこで、エッジ値に対する閾値  $T_e$  を決定し、閾値  $T_e$  より大きい値を持つエッジ値のみを地形推定で考慮する。

同じ地形でも、太陽方向や明るさの変化によってエッジ値に変化が出てくる。画像の撮影条件や地形によってエッジ値が変化するため、その変化に対応するようにエッジ値閾値を決める必要がある。

エッジ値のヒストグラムの一例を Figure 3.4 に示す。Figure 3.4(a) は、火星表面で取得された画像である。(b) は (a) のエッジ検出を行なった際のエッジ値のヒストグラムで、横軸はエッジ値、縦軸はそのエッジ値を持つ画素数である。エッジ値のヒストグラムは、正規分布に近い形となる。(a) 以外の月・惑星で撮影された画像のエッジ値のヒストグラムも、同様に正規分布に近い形状のヒストグラムが得られた。ヒストグラムのピークを示すエッジ値は、画像の撮影条件や画像に含まれる地形 (岩が多い、なだらかな場所が多いなど) によって変化する。よって、画像全体のエッジ値の平均値や標準偏差値を用いることが、エッジ値閾値の決定に適しているのではないかと考えられる。

以上のことから、エッジ閾値  $T_e$  は以下の式から求める。

$$T_e = \bar{e} + \sigma_e \quad (3.5)$$

ここで、 $\bar{e}$  は画像全体のエッジ値平均値、 $\sigma_e$  はエッジ値の標準偏差値である。

### 3.1.3 光条件に対するロバスト性

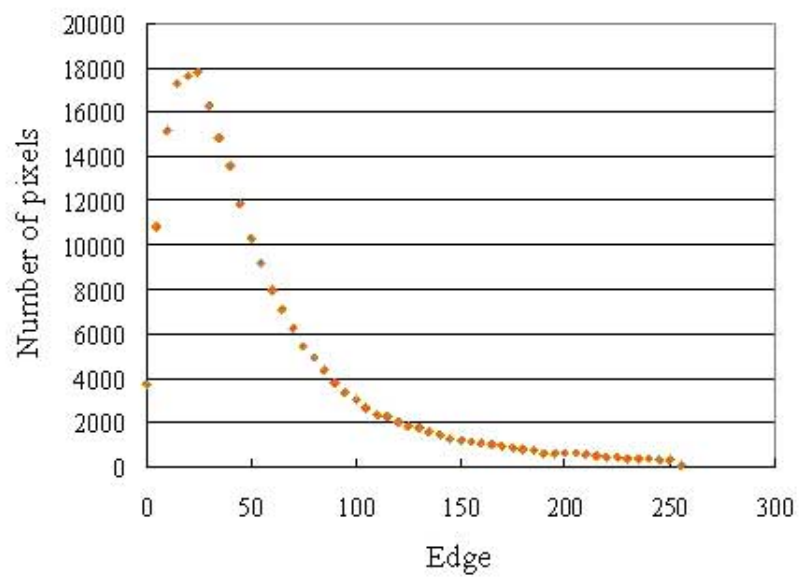
光条件を変化させた同じ画像に対して、3.1.2 小節で述べたエッジの閾値が有効であるかどうかを検証した。その結果を Figure 3.5 と Figure 3.6 に示す。

Figure 3.5(a) は、月面画像である。Figure 3.6(a) は、火星画像である。Figure 3.5(b) と Figure 3.6(b) は、それぞれの画像に対し、エッジ検出を行った結果である。3.1.2 節で述べ



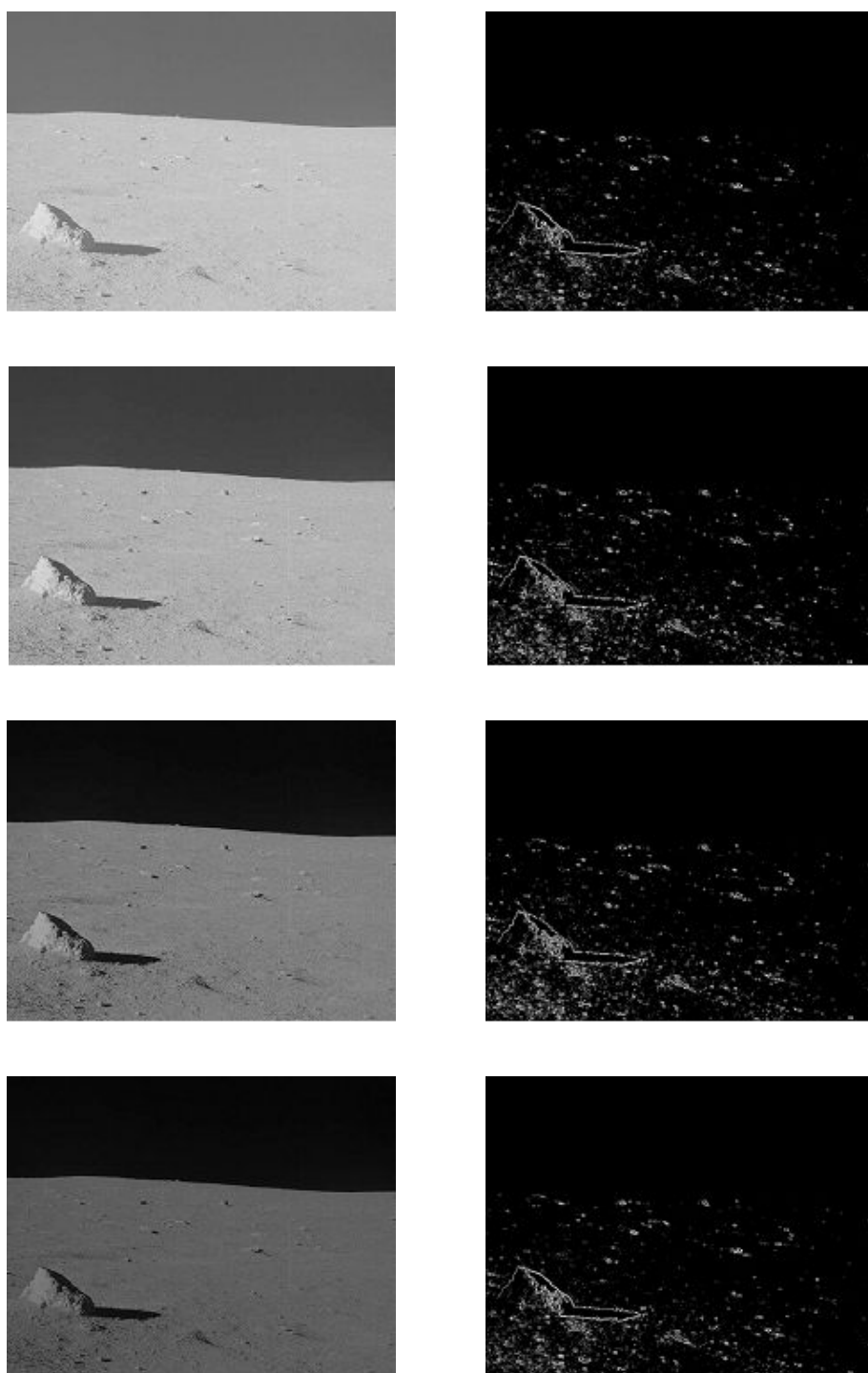


(a) Mars image [54]



(b) Histogram

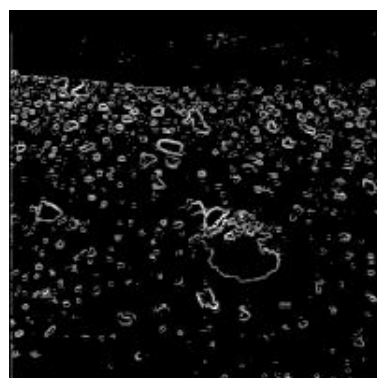
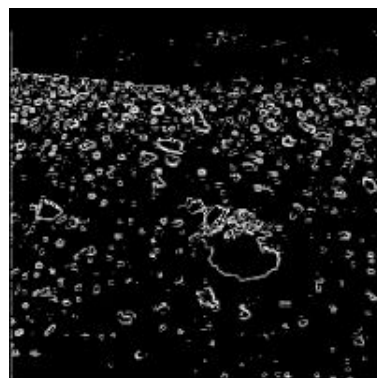
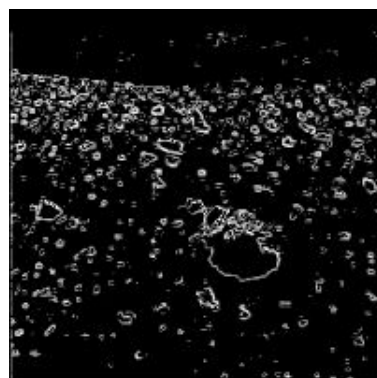
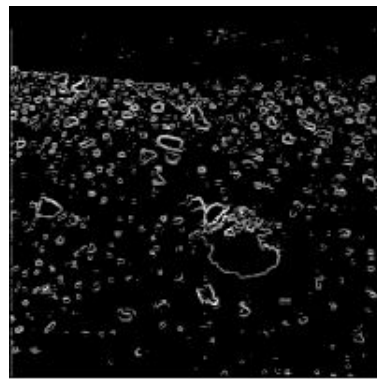
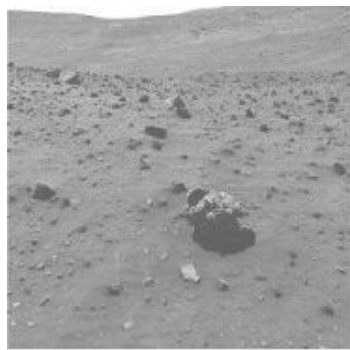
Figure 3.4: Histogram of edge



(a) Lunar image [53]

(b) Edge extraction

Figure 3.5: Robust for lightness changing



(a) Mars image[54]

(b) Edge extraction

Figure 3.6: Robust for lightness changing

たエッジの閾値よりも小さな値を示したピクセルに対して黒く表示し、閾値よりも上の値を示したピクセルをそのエッジ値を濃淡値として表示した。これらの結果から、エッジ検出の閾値が光条件に対するロバスト性をもつことが示された。

Figure 3.5(a) や Figure 3.6(a) 以外の、太陽方向や含まれる地形などが異なる月・惑星画像に対しても同様な検証を行ったところ、同様にエッジ検出の閾値が妥当であることが示された。

## 3.2 分散値処理

月・惑星環境において、岩・クレータの表面や起伏地は、全体もしくはその一部に凹凸の変化が現れる。すなわち、凹凸の変化が現れる場所は、注視すべきものがある場所であるといえる。画像中で凹凸の変化を示すのは、濃淡値が変化する領域となる。濃淡値が変化する領域は、高い分散値を持つ。よって、環境理解手法の前処理の 1 つとして、画像内の分散値処理を行う。本節では、距離情報を加味した分散値処理手法について述べる。分散値処理に用いるウィンドウの大きさについて述べる。分散値処理のウィンドウ幅は、障害物乗越え能力を示すロボットのタイヤ径に基づいて決定する。画像の撮影条件や画像に含まれる地形によって、分散値の値が変化する。分散値の閾値は、一意に決めず、画像によって閾値の値が変化するように設定する。

### 3.2.1 ウィンドウ幅

濃淡画像中では、同じ大きさのものでも、手前にあるほど大きく、遠くにあるほど小さく見える。そこで、分散値は、ウィンドウ幅を変化させて計算する。ウィンドウの幅を変化させることで、画像中で近似的に距離情報を反映している。ウィンドウの幅は、画像下部ほど大きく、上部ほど小さく設定する。

自然地形において物体は必ず地面に接しているため、探査ロボットやカメラのパラメータからおおよその距離情報を算出することができる。距離情報の近似は、ロボットと物体がほぼ平面上にあると仮定する。2.3 節で示したようにロボットは前提として傾斜計を持つため、ロボットが傾きのある地形にいる場合、傾斜計の測定結果により画像の補正を行う。また、移動によって環境情報を逐次更新する。従って、平面上にいる場合のみの距離情報の近似で充分である。

分散値を求める際に用いるウィンドウ幅を  $w_{vk}[\text{pixel}]$  ( $k = 0, 1, 2, \dots$ ) とする。ここで、 $k$  はウィンドウの番号を示し、 $k$  の値が大きくなるほど、 $w_{vk}$  の値は小さくなる。ウィンドウ幅は、Figure 3.7 に示すパラメータを基にして決定する。Figure 3.7 におけるパラメータは、カメラの取り付け角  $\alpha[^\circ]$ 、画角  $\beta[^\circ]$ 、高さ  $H[\text{m}]$ 、ロボットのタイヤ径  $T[\text{m}]$ 、対角線長さ  $R[\text{m}]$ 、取得画像のサイズ  $X[\text{pixel}] \times Y[\text{pixel}]$  である。なお、 $d[\text{m}]$  はウィンドウ幅を決定する際に基準とする長さである。分散値の算出処理にロボットの障害物乗越え能力を考慮するため、ロボットのタイヤ径  $T[\text{m}]$  を基にして決定する。よって、 $d = T$  とする。

また、ウィンドウは Figure 3.7 に示すように、ウィンドウ幅決定の基準長さ  $d$  を基にして上下左右のウィンドウが重なるようにする。これは、ウィンドウを重ねずに設定した場合、設定したウィンドウ位置によって分散値に偏りが起こる可能性があるからである。

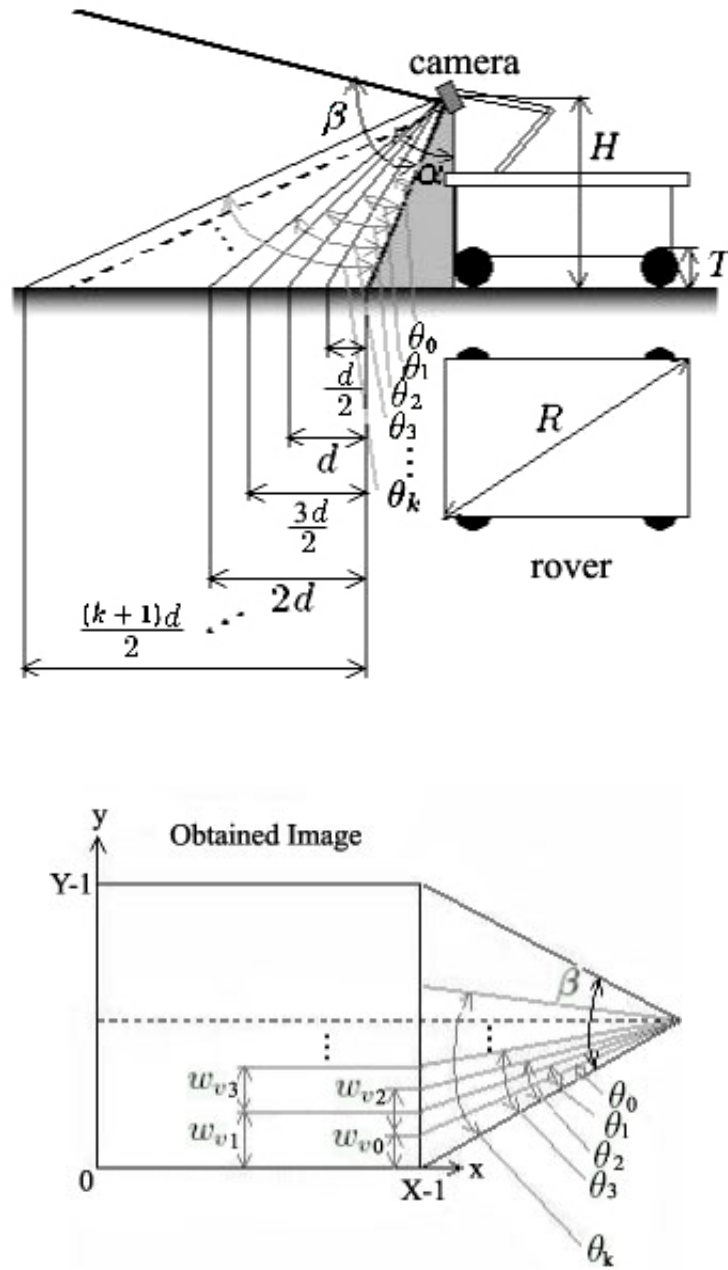


Figure 3.7: Parameters for calculation of windows

以上のパラメータを用いて、まず各  $\theta_k$  の正接値を、以下の式で求める。

$$\tan \theta_k = \frac{(k+1)d}{2H + \{(k+1)d + 2H \tan(\alpha - \frac{\beta}{2})\} \tan(\alpha - \frac{\beta}{2})} \quad (3.6)$$

各ウィンドウ幅  $w_{vk}$  は、以下の式で求める。

$$w_{vk} = \begin{cases} \frac{Y(1 + \tan^2 \frac{\beta}{2})}{2 \tan \frac{\beta}{2}} \cdot \frac{\tan \theta_k}{1 + \tan \frac{\beta}{2} \tan \theta_k} & (k = 0, 1) \\ \frac{Y}{2 \tan \frac{\beta}{2}} \{ \tan(\frac{\beta}{2} - \theta_{k-2}) - \tan(\frac{\beta}{2} - \theta_k) \} & (k \geq 2) \end{cases} \quad (3.7)$$

式 (3.6)(5.1) を用いてウィンドウ幅  $w_{vk}$  を算出してくと、ウィンドウ幅  $w_{vk}$  はだんだん小さくなる。そこで、ウィンドウ幅は、3[pixel] 以上に設定する。これは、分散値を 2[pixel]  $\times$  2[pixel] や 1[pixel]  $\times$  1[pixel] のウィンドウ内で算出しても意味がないからである。ウィンドウ幅  $w_{vk} = 3[\text{pixel}]$  になった  $y$  座標を  $y = y_v$  とする。また、オペレータが画像中で指定したゴール領域  $(x_g, y_g)$  より上部の画像範囲内では、分散値を算出しない。よって、ウィンドウ幅は以下のように設定し、分散値処理を行う。以下で、ウィンドウ幅の設定方法が違ふこの 2 つの領域を、それぞれ近傍領域、遠方領域と呼ぶ。

- $0 \leq y < y_v$  : ウィンドウ幅  $w_{vk} > 3$  (近傍領域)
- $y_v \leq y < y_g$  : ウィンドウ幅  $w_{vk} = 3$  (遠方領域)

### 3.2.2 閾値

地形推定において、分散値は注視すべき物体が存在する場所を意味する。これは、自然地形の濃淡画像において、一般的に分散値の高い場所は、岩やクレータなどの地形が急に変化する場所であるためである。

濃淡画像中に平地が多い場合、分散値が高い部分が少なく、全体的に分散値が低い値を示す部分が多い。濃淡画像中に地形的に粗い場所が多い場合、全体的に分散値が高い値を示す部分が多い。また、太陽光の方向によって、同じ地形でも分散値が小さくなったり、大きくなったりすることもある。もし一意に分散値の閾値を決めた場合、平地が多い環境や太陽光が表面に強く反射している環境では、注視する領域がほとんどない場合も発生する。低い分散値の閾値に設定すると、粗い地表面でロボットが通過可能な場所が、危険な領域として誤認識されてしまう可能性もある。このように、地形や撮影条件などによって、分散値の値に影響が現れる。従って、分散値の閾値  $T_v$  は、一意に決めるのではなく、画像によって変化する値である必要がある。

さらに、分散値のヒストグラムを Figure 3.8 に示す。横軸は分散値、縦軸はその分散値を持つ画素数である。このヒストグラムの対象画像は、Figure 3.4(a) の火星表面で取得さ

れた画像である．分散値のヒストグラムは，少々崩れているが，正規分布に近い形となる．(a) 以外の月・惑星で撮影された画像の分散値のヒストグラムも，同様に正規分布に近い形状のヒストグラムが得られた．ヒストグラムのピークを示す分散値は，画像に含まれる地形（粗い地表面である，平地が多いなど）や画像の撮影条件によって変化する．よって，画像全体の分散値の平均値や標準偏差値を用いることが，分散値閾値の決定に適しているのではないかと考えられる．

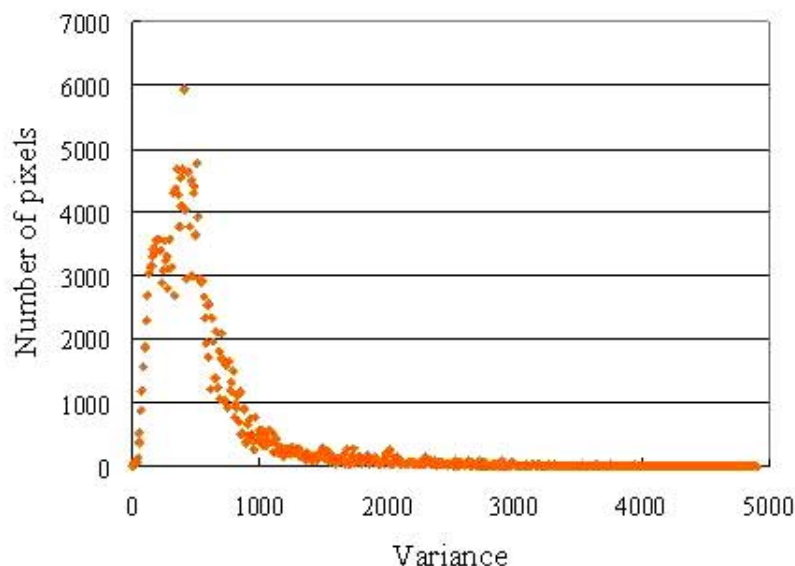


Figure 3.8: Histogram of variance

以上のことから，分散値の閾値  $T_v$  は，以下の式で求める．

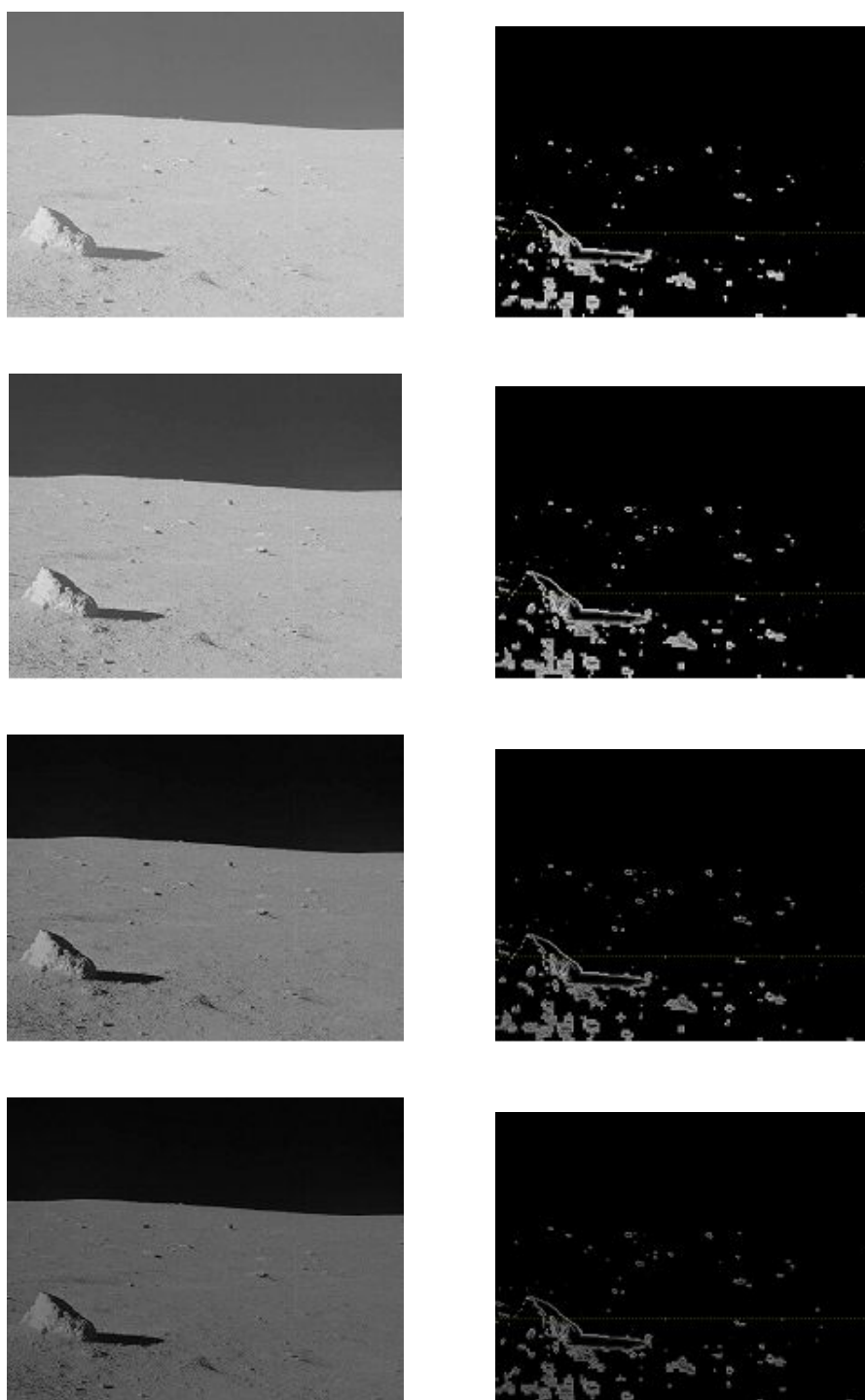
$$T_v = \bar{v} + \sigma_v \quad (3.8)$$

ここで， $\bar{v}$  は画像全体の分散値平均値， $\sigma_v$  は分散値の標準偏差値である．

### 3.2.3 光条件に対するロバスト性

光条件を変化させた同じ画像に対して，3.2.2節で述べた分散値の閾値が有効であるかどうかを検証した．その結果を Figure 3.9と Figure 3.10に示す．

Figure 3.9(a) は，月面画像である．Figure 3.10(a) は，月面画像である．Figure 3.9(b) と Figure 3.10(b) は，それぞれの画像に対し，分散値検出を行った結果である．3.2.2節で述べた分散値の閾値よりも小さな値を示したピクセルに対して黒く表示し，閾値よりも上の値を示したピクセルをその濃淡値で表示した．これらの結果から，分散値処理の閾値が光条件に対するロバスト性をもつことが示された．

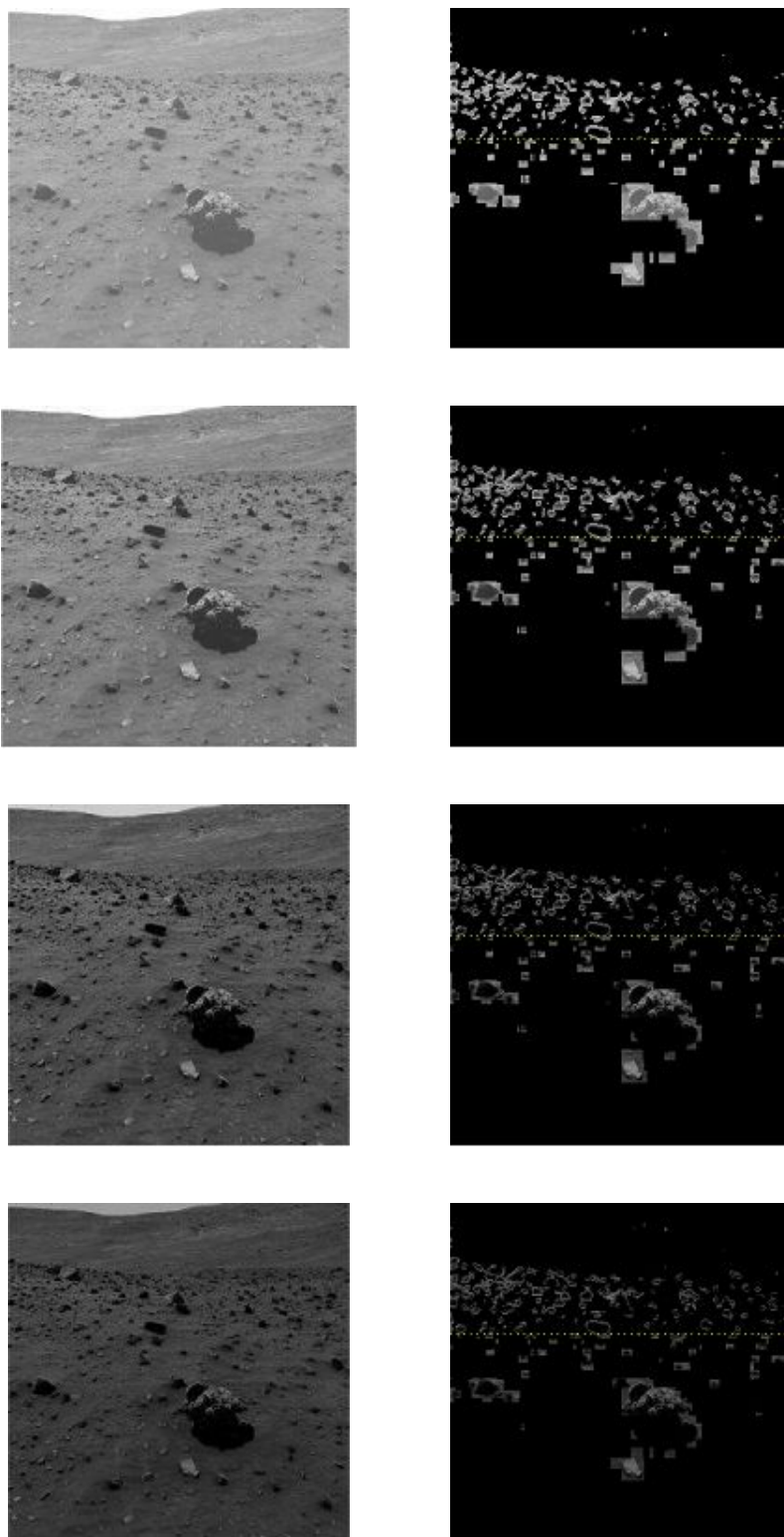


(a) Lunar image [53]

(b) Variance extraction

Figure 3.9: Robust for lightness changing





(a) Mars image[54]

(b) Variance extraction

Figure 3.10: Robust for lightness changing

Figure 3.9(a) や Figure 3.10(a) 以外の，太陽方向や含まれる地形などが異なる月・惑星画像に対しても同様な検証を行ったところ，同様に分散値処理の閾値が妥当であることが示された．

### 3.3 注視領域抽出

前述したエッジ検出・分散値処理の結果を用いて，画像中の注視領域を抽出する．ここで，注視領域を抽出するのは，注目すべき場所，またはランドマークとなるべき場所を画像から抜き出すためである．

ロボットが移動する環境中で注視すべき領域は，ロボットには障害となる領域や環境内でランドマークの候補となる領域などである．よって，画像中で物体の存在や地形の大きな変化を示す分散値が閾値よりも高い場所から，注視領域を決定する．

物体は，輪郭で囲まれる．月・惑星環境中では，太陽光の反射によって，表面が凹凸形状をしていても平らに見える場合がある．そのような場合でも，物体は輪郭で囲まれている．よって，分散値が閾値よりも低い領域でも，エッジに囲まれた領域は注視領域の一部に含める．

注視領域は，以下の手順で決定する．手順の参照図を，Figure 3.11 に示す．

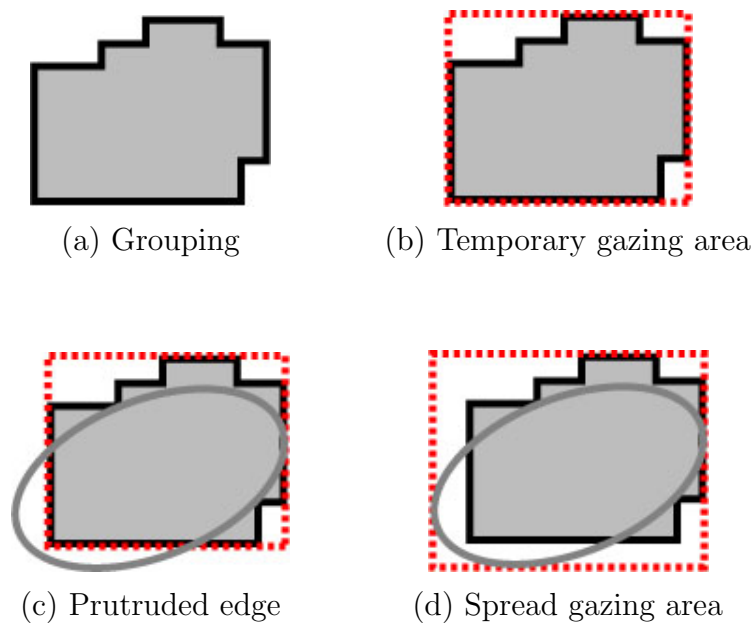


Figure 3.11: Gazing area determination

1. 3.2.2節で述べた閾値  $T_v$  よりも高い分散値をグループ化する (Figure 3.11(a) 参照)．
2. グループ化した分散値を含む最小の長方形領域を，注視領域とする (Figure 3.11(b) 参照)．

3. 決定した注視領域の縦横幅がそれぞれ  $w_{garea}[\text{pixel}]$  以上の領域を採用する．
4. 採用した注視領域の領域内から外へ，3.1.2節で述べた閾値  $T_e$  よりも高いエッジ値が連続しているかどうかを探索する．もし，連続したエッジ値があれば (Figure 3.11(c) 参照)，それを全て含むように注視領域の縦横幅を大きくする (Figure 3.11(d) 参照)．

$w_{garea}$  は，採用する最小注視領域の縦横幅を示す．本手法では，4[pixel] としている．これは，以下の理由からである．

- 画像下部であれば，ロボットの大きさに対して無視可能なくらい小さい範囲となる
- 画像上部になればなるほど，失われた環境情報が多くなるため，短距離移動するだけでその領域内の地形が大きく変わって見えてしまう可能性が大きい

## 3.4 地形推定

2次元情報のみから3次元構造が復元され，3次元表面として知覚するには，表面方向を正確に判定できる能力が必要であると考えられる．Nakayamaらは，人間の表面知覚が視覚探索を伴って行われ，表面知覚が物体そのものの認知よりも先に行われることを示した [58]，表面の知覚は，表面輪郭 (surface contour)，テクスチャ (texture)，陰影 (shading) から行っていると考えられる．平面上のある種の曲線集合は，2次元的なものではなく，滑らかな起伏のある表面として知覚される．この時，これらの曲線集合は表面輪郭と呼ばれ，3次元表面上にあると解釈される．曲線間の対応関係と表面輪郭より，3次元的な表面形状が知覚される．表面テクスチャからも，表面形状を知覚する．表面上でテクスチャ要素の大きさや密度が一定である場合，大きさの勾配，密度の勾配，縦横比の勾配とそれらの組み合わせによって表面の傾きなどが抽出できるのである [59]．表面形状は，陰影からも知覚する [60]．表面上の陰影から，立体の知覚や光源の位置推定などができる．

以上のことに従って，画像から地形推定を行う．月・惑星環境において，テクスチャが大きく変化することはあまりない．よって，表面輪郭と陰影から地形推定を行う．各注視領域に対して地形推定を行い，5種類の地形カテゴリ (岩 (Rock)，クレータ (Crater)，凸領域 (Convexity)，凹領域 (Concavity)，複合領域 (Complex)) に分類する．

### 3.4.1 地形カテゴリ

自然環境は，「山」「クレータ」「岩」「起伏地」「平地」などのある程度決まった特性を持つもので環境が構成されている．よって，推定される地形の形それぞれに対しての知識テンプレートを構築し，濃淡画像が持つ情報とそのテンプレートの比較を行うことで，地形推定をする．本論文では対象環境を主な月・惑星としているため，推定する地形のカテゴリは，以下の5つである．

- 岩 (Rock)
- クレータ (Crater)

- 凸領域 (Convexity)
- 凹領域 (Concavity)
- 複合領域 (Complex)

ここで、複合領域とは、岩・クレータ・凸領域・凹領域のいずれかが同カテゴリで複数個存在する、もしくは2種類以上のカテゴリが存在する領域と定義する

一般的に、月・惑星地形の画像に対して、次のようなことが言える。

- 太陽方向に向かって濃淡値がだんだん小さく変化していれば、そこは凸状の地形である
- 太陽方向に向かって濃淡値がだんだん大きく変化していれば、そこは凹状の地形である
- 岩やクレータの地形は輪郭が現れやすく、エッジで囲まれている

地形推定には、この知識を用いて、上述した地形カテゴリに分類する。

知識を用いて地形カテゴリを推定するため、以下の2つの要素を用いる。

- エッジで囲まれた領域の有無
- 凹凸カテゴリ

エッジで囲まれた領域の有無は、注視領域内を縦に探索し、エッジ閾値  $T_e$  (3.1.2参照) よりも大きいエッジ値を持つピクセルの存在数から判定する。詳しくは、3.4.2節で後述する。凹凸カテゴリは、太陽の方向と濃淡の変化推移から判定する。詳しくは、3.4.3節で後述する。

### 3.4.2 エッジで囲まれた領域の有無

エッジで囲まれた領域は、Figure 3.12(a) の黒い実線で示すように、途切れなく囲まれているのが理想的である。しかし、実際は Figure 3.12(b) のように、途切れ途切れになっている場合も発生する。また、エッジで囲まれた領域があるならば、Figure 3.12(a) の矢印で示

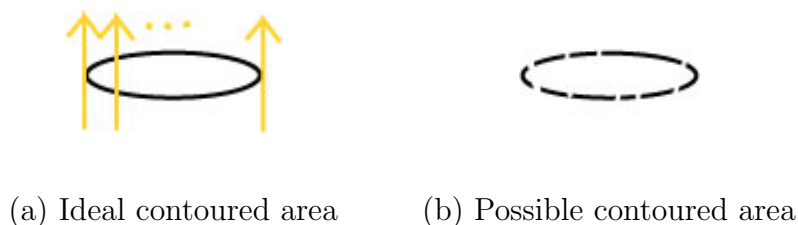


Figure 3.12: Contoured area

すように、縦方向にエッジの有無をスキャンすると、エッジで囲まれた領域の両端以外は、エッジが2つ以上存在する。存在するエッジの数が「2つ」ではなく「2つ以上」であるのは、エッジで囲まれた領域内の表面にエッジが現れる場合があるからである。よって、エッジで囲まれた領域の有無は、注視領域内を縦に探索し、エッジ閾値  $T_e$  (3.1.2参照) よりも大きいエッジ値を持つピクセルの存在数から判定する。エッジで囲まれた領域の有無の判定に、楕円とのマッチングなどの従来手法を用いていないのは、判定方法の簡易化によって計算量を少なくするためである。

エッジで囲まれた領域の有無は、以下のように判断する。

1. 注視領域内を縦 (y 軸方向) にスキャンし、エッジ閾値  $T_e$  (3.1.2参照) よりも大きいエッジ値を持つピクセルがいくつあるかをカウントする。注視領域内における各ピクセルの列に対するエッジの存在数を求める。
2. エッジの存在数が2つ以上ある列の数  $n_{column}$  が、列の合計数  $w$  (注視領域の横幅に相当) に占める割合  $r_{column}$  を、以下の式のように求める。

$$r_{column} = \frac{n_{column}}{w} \quad (3.9)$$

3.  $r_{column} \geq R_{edge}$  : エッジで囲まれた領域があると判断する。  
 $r_{column} < R_{edge}$  : エッジで囲まれた領域がないと判断する。

ここで、 $R_{edge}$  はエッジで囲まれた領域があるか否かを判断する割合の閾値で、実験的に決定する。

#### 3.4.3 凹凸カテゴリ

凹凸カテゴリは、太陽の方向と濃淡の変化推移から推定する。2.3節で述べたように、前提条件として太陽の方向は既知である。

太陽方向と濃淡の変化推移の関係を計算量を少なくして簡易的に求めるため、 $0 \sim 360[^\circ]$  の値を持つ太陽方向を、Figure 3.13 のように8方向に近似する。画像から判別したいのは、注視領域が凸領域か凹領域かということである。よって、Hapke の反射モデル [31] や Shape from shading [61] の方法のような正確性は必要なく、近似による凹凸判別でも充分である。さらに、近似を行うことで計算量が減少できる。

それぞれの (1) ~ (8) の方向は、以下のように定義する。 $d_{sun}$  は、太陽センサで求めた太陽方向値である。

- (1)  $337.5[^\circ] < d_{sun} < 360[^\circ]$ ,  
 $0[^\circ] \leq d_{sun} \leq 22.5[^\circ]$
- (2)  $22.5[^\circ] < d_{sun} \leq 67.5[^\circ]$
- (3)  $67.5[^\circ] < d_{sun} \leq 112.5[^\circ]$
- (4)  $112.5[^\circ] < d_{sun} \leq 157.5[^\circ]$

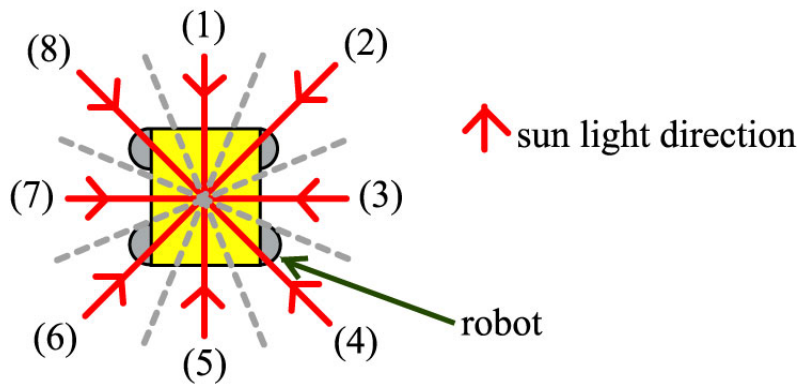


Figure 3.13: Sun direction

$$(5) \quad 157.5[^\circ] < d_{sun} \leq 202.5[^\circ]$$

$$(6) \quad 202.5[^\circ] < d_{sun} \leq 247.5[^\circ]$$

$$(7) \quad 247.5[^\circ] < d_{sun} \leq 292.5[^\circ]$$

$$(8) \quad 292.5[^\circ] < d_{sun} \leq 337.5[^\circ]$$

簡易化された太陽方向に対し，濃淡値がどのように変化していくかを判定する．注視領域範囲内で，近似した太陽方向と同じ角度の直線に沿って前後のピクセルの濃淡値を比較し，濃淡値が大小どちらに変化したかを判定する．ただし，エッジ値が閾値以上のピクセルの前後は比較対象外とする．これは，エッジ付近は濃淡値が太陽方向とは関係なく変化する可能性があるためである．注視領域範囲内全てのピクセルに対して，近似した太陽方向と同じ角度の直線に沿って前後のピクセルの濃淡値の変化を判定する．次に，判定された濃淡値変化の推移より，凹領域なのか凸領域なのかを推定する．Figure 3.14 は，太陽方向と濃淡値の変化推移の略図である．Figure 3.14(a) のように，太陽の光線方向に向かって濃淡

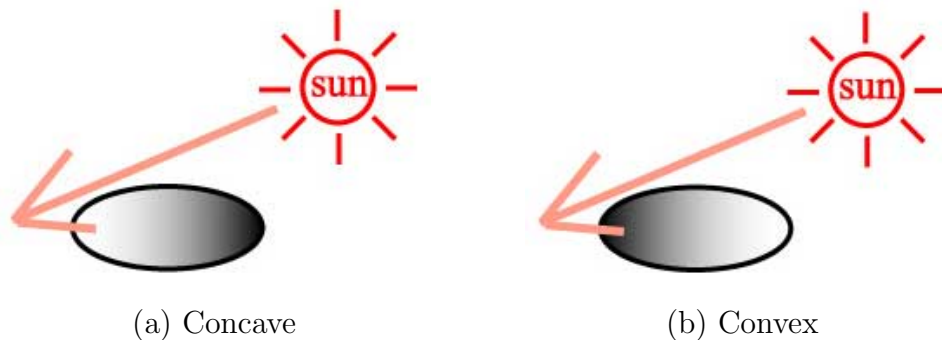


Figure 3.14: Concave and convex

値が徐々に小さく (薄く) 変化していれば, そこは凹領域であると判定する. Figure 3.14(a) のように, 太陽の光線方向に向かって濃淡値が徐々に大きく (濃く) 変化していれば, そこは凸領域であると判定する. どちらでもない場合は, 凸凹領域と判定する.

ここで, 近似する太陽方向を 8 方向としたのは, 4 方向では方向数が少なく, 16 方向以上にしなくても 8 方向で充分太陽方向から濃淡値の変化推移を判断できるためである. 8 方向の太陽方向近似で濃淡値の変化推移を判断できるかどうかを, Figure 3.15 に示すようなグラデーション画像を用いて検証した. 用いたグラデーション画像は, Figure 3.15(a) を基準に, 5 [°] ずつグラデーション方向を傾けて作成した合計 72 枚の画像を用いた. Figure 3.15 では, 検証に用いた画像の一部を示した. それぞれの方向に対して, 濃淡値の変化推移から太陽方向を判断したところ, どの方向に対しても正しい 8 方向近似した太陽方向が判断できた. このことから, 8 方向の太陽方向近似で濃淡値の変化推移が判断できることが示された.

### 3.4.4 地形推定

各注視領域に対する地形カテゴリは, Table 3.3 に示すルールに基づいて決定する. このルールは, 画像中における自然地形の特徴に関する知識から構成されている.

Table 3.3: Terrain estimation

Terrain estimation	凹凸 category	Contoured
Rock	凸	
Crater	凹	
Convexity	凸	×
Concavity	凹	×
Complex	凸 & 凹	or ×

地形推定結果  $T_i$  は, Rock(1.0) や Crater(1.0) のように表す. ここで, () 中の 1.0 という数字は, 暫定的な地形推定値である. 環境マップ構築時には, 全て 1.0 に設定する. 環境マップ更新の際, 更新結果に従って, 地形推定値を再設定する.

## 3.5 環境マップ構築

環境マップ表現には, 2 次元もしくは 3 次元のグリッドマップ [62][63] や, 3 次元空間中に物体モデルを配置して環境を表現するトポロジカルマップ [64][65] がある. 広範囲の環境情報を用いてグリッドマップを作成するには, 情報量が膨大になる. また, 地形は移動によって変化し, 見え方や相対位置も変化するので, 地形同士を関連付けすることは適さないと考えられる. よって, 本手法では, グリッドマップやトポロジカルマップのようなマップ表現にせず, 環境情報をテーブル化した表形式の環境マップを構築する.

各注視領域に対する情報をセットにし, テーブル化したものを環境マップと呼ぶ. 環境マップは, 以下のデータ構造を持つ. 画像上における注視領域の模式図を Figure 3.16 に示す.

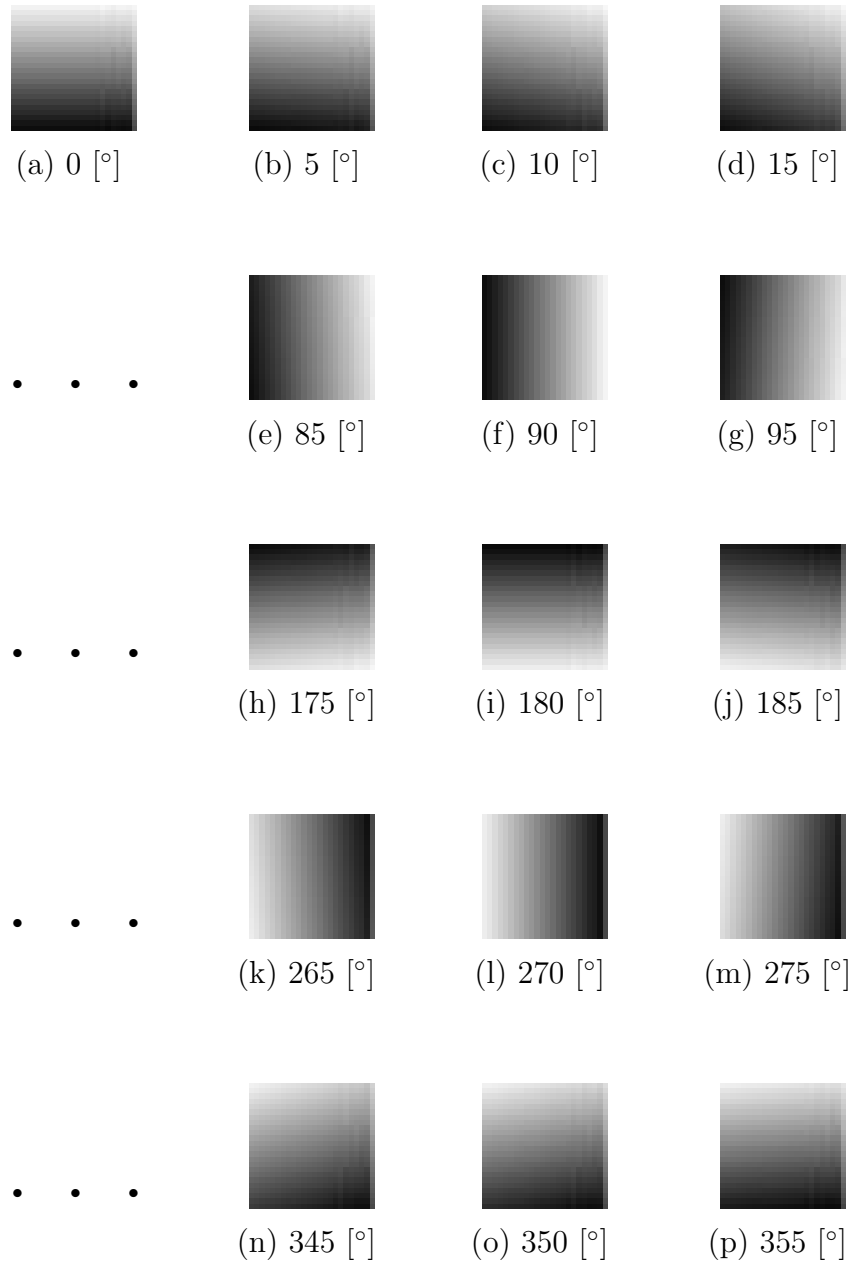


Figure 3.15: Gradation images



- 注視領域の番号  $i$
- 画像上の座標位置  $(x_i, y_i)$
- 縦横幅  $w_i \times h_i$
- 地形推定結果  $T_i$
- 領域の大きさ  $S_i$
- ランドマーク候補番号  $l_i$

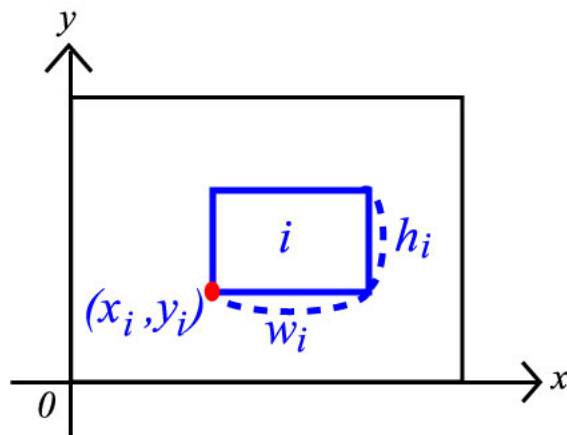


Figure 3.16: Gazing area  $i$

画面上の座標位置  $(x_i, y_i)$  とは，Figure 3.16に示すように，注視領域の左下の座標である．領域の大きさ  $S_i$  は，その場所でのロボットの大きさと比較して，大きい (Big) か小さい (Small) かで決定する値である．ロボットよりも大きければその領域は，ロボットにとって危険な領域となる．

ランドマーク候補番号  $l_i$  とは，画像中においてランドマークの候補にふさわしい順番で振られた番号のことである．目的地への移動や過去に構築した環境マップとのマッチングにおいて，ランドマーク番号順に環境情報を更新する．ランドマークは，追従しやすく，あまり形を変えないものが望ましい．そこで，ランドマーク候補番号は，以下の要素を用いて順番に番号付けする．

- 岩もしくはクレータもしくは複合領域であるもの
- 大きさが大きいもの
- ロボットからの距離が短いもの

これは，凸凹領域よりも岩やクレータの方が見え方によって形を変えにくく，画像中においてロボットからの距離が短いものの方があいまい情報が少ないからである．

## 3.6 シミュレーションと実験による検討

### 3.6.1 シミュレーションによる検討

提案手法の有効性を検証するため、実際に月・惑星上で取得された画像に対してシミュレーション検討を行った。以下において、環境理解を行った結果の画像中における各注視領域枠の色を地形推定結果によって色分けした。それぞれの地形推定結果を意味する色は、Figure 3.17に示す。なお、地形推定値に関しては、環境マップ構築の際には全て 1.0 と設定するため、環境マップの結果を示す際には省略する。

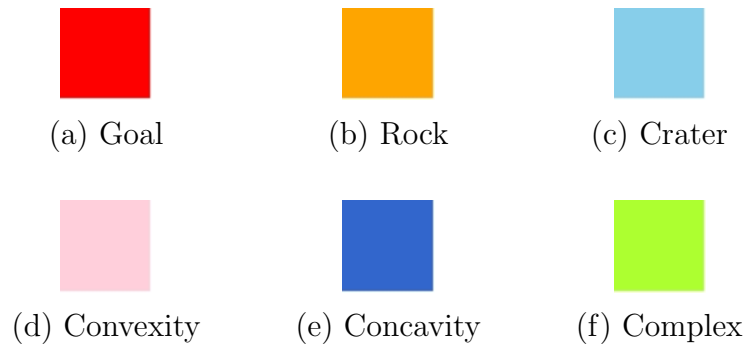


Figure 3.17: Color representation

以下に示す月・火星画像を用いたシミュレーションでは、Figure 1.1に示した火星探査ロボットとカメラのパラメータ [54][66] を用いた。各パラメータを Table 3.4に示す。

Table 3.4: Parameter of simulation

Size	1.6 [m](Length), 2.3 [m](Width)
Wheel diagonal (T)	0.26 [m]
Camera hight (H)	1.5 [m]
Camera field of view ( $\beta$ )	45 [ $^{\circ}$ ]

Apollo 計画において取得された月面画像 [53] を用いてシミュレーションを行った結果を Figure 3.18と Table 3.5に示す。

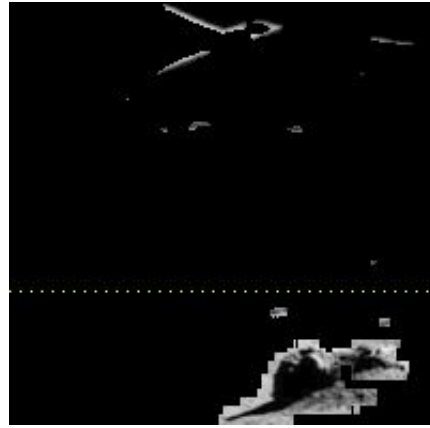
Figure 3.18(a) は月面画像，(b) はエッジ閾値  $T_e$  以上の値をもつエッジ値を示した結果，(c) は分散値閾値  $T_v$  以下の値をもつ場所を黒で表示した結果，(d) は注視領域と地形推定結果である。それぞれの注視領域は、地形推定結果に基づいて Figure 3.17に示す色の枠で表示している。画像上部の赤点は、オペレータが指定したゴール領域である。画像下部の緑枠で囲まれた一番大きい注視領域 (注視領域番号  $i = 1$ ) 内に関しては、岩と凸領域が存在するため、複合領域 (Complex) と地形推定された。同じく画像下部左端の青枠で囲まれた注視領域 (注視領域番号  $i = 2$ ) 内に関しては、凹領域 (Concavity) と地形推定された。次に、画像下部の橙枠で囲まれた注視領域 (注視領域番号  $i = 3$ ) 内に関しては、岩 (Rock) と



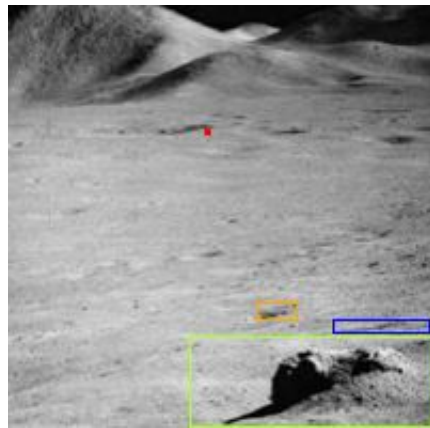
(a) Lunar image [53]



(b) Edge detection result



(c) Variance result



(d) Gazing areas and terrain estimation

Figure 3.18: Simulation results for lunar image

Table 3.5: Environmental map of lunar image

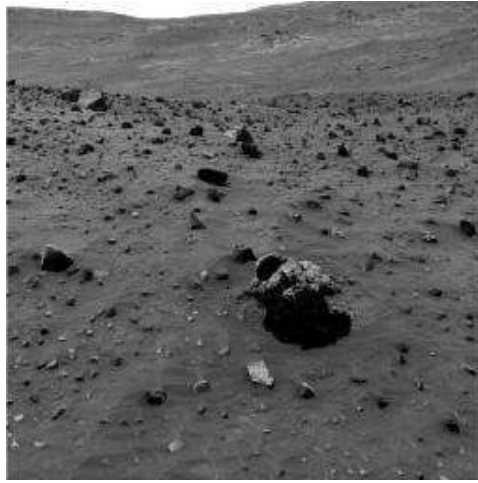
Number <i>i</i>	Position( $x, y$ )	Width $\times$ Height	Terrain estimation	Size	Number as landmark candidate
1	(85,0)	114 $\times$ 43	Complex	Big	1
2	(152,44)	46 $\times$ 7	Concavity	Big	3
3	(116,50)	20 $\times$ 9	Rock	Big	2

地形推定された．地形推定は画像下部からゴール領域までの範囲で行うため，画像上部にあるクレータと思われる場所に関しては地形推定されていない．シミュレーションの結果，画像下部からゴール領域までの範囲内において，ロボットにとって障害物となる場所やランドマークとなる場所が注視領域として抽出されたことが示された．また，妥当な地形推定結果を得ることができた．

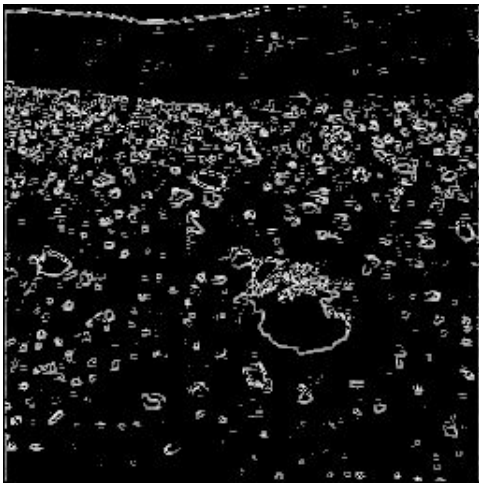
Mars Exploration Rover Mission で取得された火星画像 [54] についても月面画像と同様なシミュレーションを行った．その結果を Figure 3.19 と Table 3.6，Figure 3.20 と Table 3.7 に示す．Figure 3.19 と Figure 3.20 の (a) は火星画像，(b) はエッジ閾値  $T_e$  以上の値をもつエッジ値を示した結果，(c) は分散値閾値  $T_v$  以下の値をもつ場所を黒で表示した結果，(d) は注視領域と地形推定結果である．それぞれの注視領域は，地形推定結果に基づいて Figure 3.17 に示す色の枠で表示している．画像上部の赤点は，オペレータが指定したゴール領域である．地形推定は画像下部からゴール領域までの範囲で行うため，指定したゴール領域より上の部分に関しては地形推定されていない．シミュレーションの結果，画像下部からゴール領域までの範囲内において，ロボットにとって障害物となる場所やランドマークとなる場所が注視領域として抽出されたことが示された．また，妥当な地形推定結果を得ることができた．

Figure 3.19 や Figure 3.19 のように多くの岩が散在している場合，提案手法では，注視領域が重なって抽出される．重なった注視領域は，複合領域 (Complex) である 1 つの注視領域にまとめることはされない．なぜなら，それぞれが特徴を持つため，1 つの注視領域にしてしまうことで，環境内のランドマーク候補の数を減らすことにつながるからである．さらに，注視領域の縦横幅を無駄に広げることにもなる．しかしながら，同じ地形推定結果を持つ注視領域同士が，どちらかがもう一方にほぼ含まれる形で重なりあっている場合，1 つの注視領域にまとめる方が 4 章で後述する環境マップの更新の際にマッチングをとりやすくなるという利点が出てくる．重なりあっている注視領域同士を，どのような条件で 1 つの注視領域とするか否かについては，実装する際にテストを行って検討する必要があると考えられる．

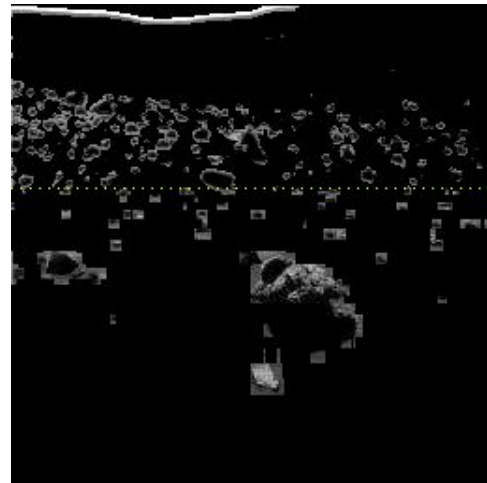
Figure 3.18 以外の月面画像 [53] や，Figure 3.19 以外の Mars Exploration Rover Mission において取得された火星表面画像 [54] に対しても，同様のシミュレーションを行った．その結果，上記と同様に有効な結果が得られた．結果の一部には，注視領域の大きさが適切ではないと思われる結果もあった．そのような結果が出るのは，地表面がとても小さな粒状のもので覆われ，岩表面のようなざらざらとした状態となっている場所である．その場合，分散値処理にほぼ影響が現れないが，エッジ検出に影響が現れていた．一方で，岩表



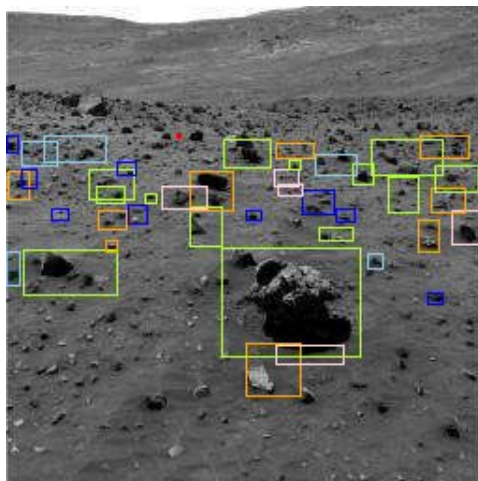
(a) Mars image [54]



(b) Edge detection result



(c) Variance result

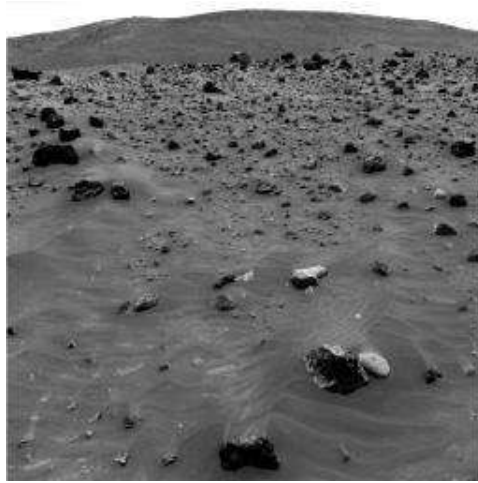


(d) Gazing areas and terrain estimation

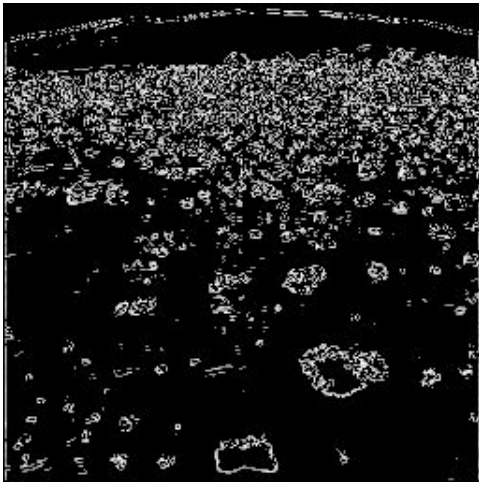
Figure 3.19: Simulation results for Mars image

Table 3.6: Environmental map of Mars image

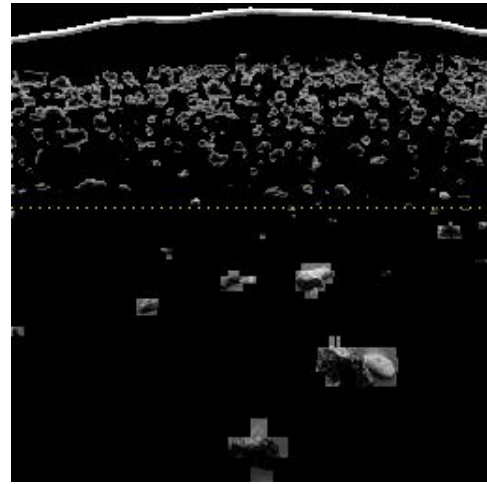
Number <i>i</i>	Position( $x, y$ )	Width $\times$ Height	Terrain estimation	Size	Number as landmark candidate
1	(128,47)	30 $\times$ 29	Rock	Big	1
2	(144,64)	37 $\times$ 11	Convexity	Small	40
3	(115,68)	75 $\times$ 59	Complex	Big	2
4	(225,96)	9 $\times$ 7	Concavity	Small	41
5	(0,106)	8 $\times$ 19	Crater	Big	3
6	(9,101)	51 $\times$ 25	Complex	Big	4
7	(193,115)	9 $\times$ 9	Crater	Big	5
8	(220,124)	12 $\times$ 18	Rock	Big	6
9	(53,124)	7 $\times$ 7	Rock	Small	27
10	(98,127)	18 $\times$ 22	Complex	Big	7
11	(167,130)	19 $\times$ 8	Complex	Big	8
12	(49,136)	16 $\times$ 11	Rock	Big	9
13	(238,128)	17 $\times$ 19	Convexity	Big	28
14	(24,141)	10 $\times$ 7	Concavity	Big	29
15	(65,139)	11 $\times$ 11	Concavity	Big	30
16	(128,141)	9 $\times$ 6	Concavity	Big	31
17	(176,140)	11 $\times$ 8	Concavity	Big	32
18	(158,144)	18 $\times$ 14	Concavity	Big	33
19	(204,145)	17 $\times$ 20	Complex	Big	10
20	(227,145)	19 $\times$ 14	Rock	Big	11
21	(98,146)	24 $\times$ 22	Rock	Big	12
22	(48,150)	16 $\times$ 10	Complex	Big	13
23	(74,150)	7 $\times$ 6	Complex	Big	14
24	(1,152)	12 $\times$ 16	Rock	Big	15
25	(83,147)	25 $\times$ 13	Convexity	Big	34
26	(145,154)	14 $\times$ 7	Convexity	Big	35
27	(44,152)	25 $\times$ 17	Complex	Big	16
28	(185,160)	12 $\times$ 12	Complex	Big	17
29	(143,159)	14 $\times$ 10	Convexity	Big	36
30	(229,156)	24 $\times$ 15	Rock	Big	18
31	(165,165)	23 $\times$ 12	Crater	Big	19
32	(8,158)	9 $\times$ 11	Concavity	Big	37
33	(195,165)	39 $\times$ 20	Complex	Big	20
34	(59,165)	11 $\times$ 8	Concavity	Big	38
35	(116,169)	26 $\times$ 16	Complex	Big	21
36	(151,168)	7 $\times$ 6	Complex	Big	22
37	(8,170)	20 $\times$ 14	Crater	Big	23
38	(20,172)	34 $\times$ 15	Crater	Big	24
39	(221,174)	27 $\times$ 13	Rock	Big	25
40	(144,174)	21 $\times$ 9	Rock	Big	26
41	(0,177)	7 $\times$ 10	Concavity	Small	39



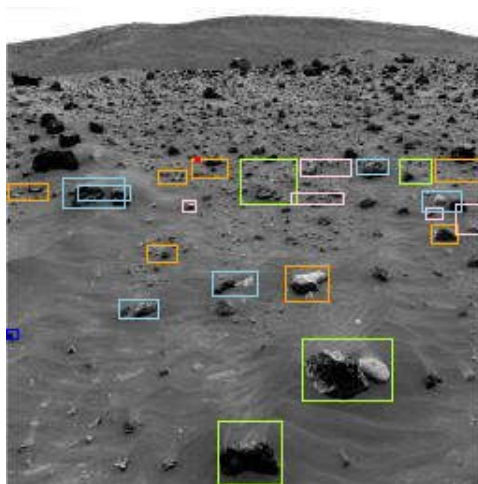
(a) Mars image [54]



(b) Edge detection result



(c) Variance result



(d) Gazing areas and terrain estimation

Figure 3.20: Simulation results for Mars image



Table 3.7: Environmental map of Mars image

Number <i>i</i>	Position( $x, y$ )	Width $\times$ Height	Terrain estimation	Size	Number as landmark candidate
1	(113,0)	35 $\times$ 35	Complex	Big	1
2	(158,45)	49 $\times$ 34	Complex	Big	2
3	(0,78)	7 $\times$ 6	Concavity	Small	23
4	(60,89)	22 $\times$ 11	Crater	Big	3
5	(149,98)	24 $\times$ 20	Rock	Big	4
6	(110,101)	25 $\times$ 14	Crater	Big	5
7	(75, 119)	17 $\times$ 10	Rock	Big	6
8	(227,129)	15 $\times$ 11	Rock	Big	7
9	(240,134)	16 $\times$ 17	Convexity	Big	18
10	(224,142)	10 $\times$ 7	Convexity	Big	19
11	(94,146)	8 $\times$ 7	Convexity	Big	20
12	(222,146)	22 $\times$ 12	Crater	Big	8
13	(125,150)	31 $\times$ 25	Complex	Big	9
14	(152,150)	29 $\times$ 7	Convexity	Big	21
15	(38,152)	29 $\times$ 9	Crater	Big	10
16	(1,152)	22 $\times$ 10	Rock	Big	11
17	(30,148)	34 $\times$ 17	Crater	Big	12
18	(210,161)	18 $\times$ 14	Complex	Big	13
19	(81,161)	16 $\times$ 8	Rock	Big	14
20	(157,165)	28 $\times$ 10	Convexity	Big	22
21	(99,164)	20 $\times$ 11	Rock	Big	15
22	(229,162)	26 $\times$ 13	Rock	Big	16
23	(187,166)	18 $\times$ 9	Crater	Big	17



面のようなざらざらとした地表面は，ロボットにとって不整地となるため，注視領域内に含まれるのは妥当だとも考えられる．しかし，ロボットにとってその地表面の状態が不整地として注視すべきか否かについては，ロボットの走破能力に依存して考えるべきことである．よって，エッジの閾値は，画面全体の濃淡値を基に決定する(3.1.2節参照)だけではなく，ロボットの走破能力や地表面の状態も考慮した閾値の設定が必要なのではないかと考えられる．

### 3.6.2 実験による検討

Figure 3.21(a) に示すような月・惑星模擬環境とロボット [40] を用いて実験を行った．カメラは，Figure 3.21(b) の株式会社アールエフの小型カメラ HG-88s[67] を用いた．また，照明条件を変えるために，Figure 3.21(c) のようなスパイラルバイタライトを用いた．

実験に使用したロボット：マイクロローバ Micro5 は，宇宙航空研究開発機構宇宙科学研究本部 (JAXA/ISAS)・明治大学・中央大学で月・惑星を探索することをターゲットとして共同開発されたロボットである．小型カメラは，Figure 3.21(a) に示すように Micro5 のマニピュレータ先端に搭載されている．ロボットとカメラの各パラメータを Table 3.8 に示す．

Table 3.8: Parameter of simulation

Size	0.55 [m](Length), 0.53 [m](Width)
Wheel diagonal (T)	0.1 [m]
Camera height (H)	0.56 [m]
Camera field of view ( $\beta$ )	45 [ $^{\circ}$ ]
Camera fixed angle ( $\alpha$ )	60 [ $^{\circ}$ ]

照明条件が変わっても提案手法が有効であるかどうかを検討するため，スパイラルバイタライトを用いて照明方向を変え，画像を取得した．スパイラルバイタライトは，平行光ではないが，昼間の太陽光に近い照明装置である．実験で変更した照明方向は，8 方向である．以下で照明のある方向を照明方向と呼ぶ．例えば，照明方向が  $0[^{\circ}]$  とは，照明のある方向がロボットを基点として 0 時方向 (真正面) にあることを言う．

上述した条件で取得した画像に対し，提案手法を用いて環境理解を行った．その実験結果を Figure 3.22 ~ 3.29 と Table 3.9 ~ 3.16 に示す．

Figure 3.22 は照明方向が  $0[^{\circ}]$ ，Figure 3.23 は照明方向が  $45[^{\circ}]$ ，Figure 3.24 は照明方向が  $90[^{\circ}]$ ，Figure 3.25 は照明方向が  $135[^{\circ}]$ ，Figure 3.26 は照明方向が  $180[^{\circ}]$ ，Figure 3.27 は照明方向が  $225[^{\circ}]$ ，Figure 3.28 は照明方向が  $270[^{\circ}]$ ，Figure 3.29 は照明方向が  $315[^{\circ}]$  の条件で取得した画像である．(a) は実験で取得した画像，(b) はエッジ閾値  $T_e$  以上の値をもつエッジ値を示した結果，(c) は分散値閾値  $T_v$  以下の値をもつ場所を黒で表示した結果，(d) は注視領域と地形推定結果である．それぞれの注視領域は，地形推定結果に基づいて Figure 3.17 に示す色の枠で表示している．画像上部の赤点は，オペレータが指定したゴール領域である．地形推定は画像下部からゴール領域までの範囲内で行うため，指定したゴール領域



(a) Robot & model environment



(b) Camera



(c) Spiral vita-light

Figure 3.21: Experiment environment

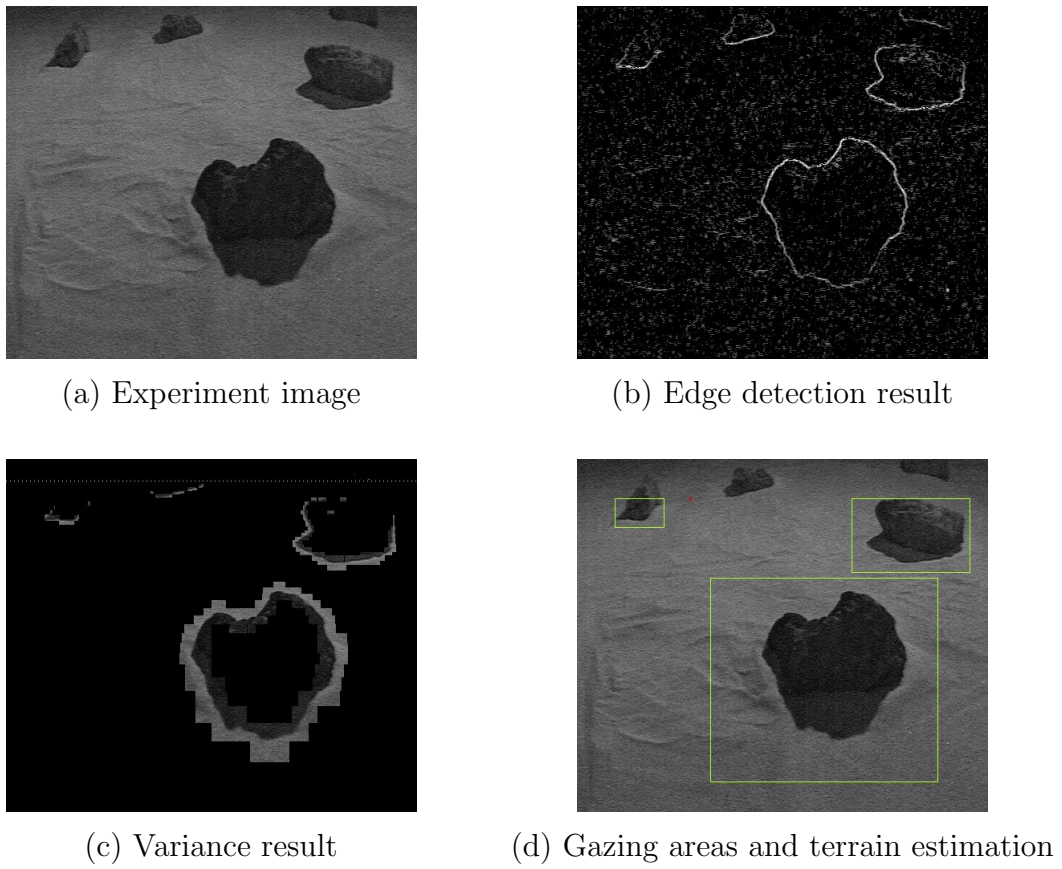


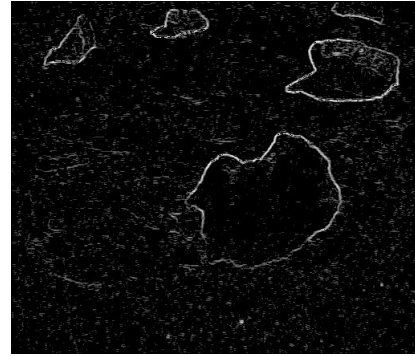
Figure 3.22: Experiment results (Light direction :  $0[^\circ]$ )

Table 3.9: Environmental map of experiment image (Light direction :  $0[^\circ]$ )

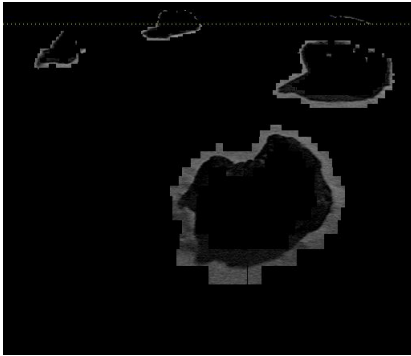
Number <i>i</i>	Position( $x, y$ )	Width $\times$ Height	Terrain estimation	Size	Number as landmark candidate
1	(166,37)	284 $\times$ 255	Complex	Big	1
2	(342,298)	148 $\times$ 93	Complex	Big	2
3	(47,354)	62 $\times$ 37	Complex	Big	3



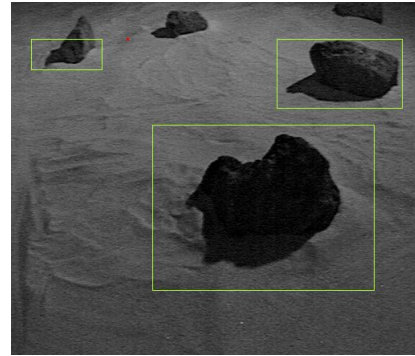
(a) Experiment image



(b) Edge detection result



(c) Variance result



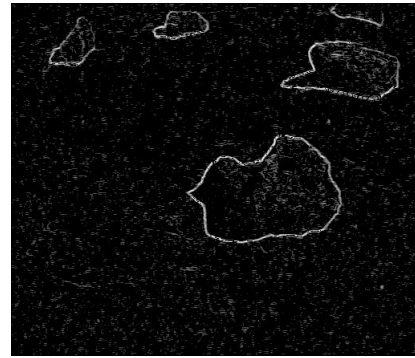
(d) Gazing areas and terrain estimation

Figure 3.23: Experiment results (Light direction :  $45[^\circ]$ )Table 3.10: Environmental map of experiment image (Light direction :  $45[^\circ]$ )

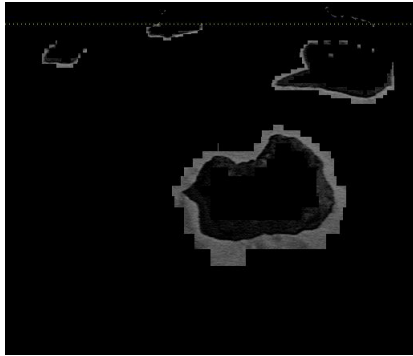
Number <i>i</i>	Position( $x, y$ )	Width $\times$ Height	Terrain estimation	Size	Number as landmark candidate
1	(176,80)	277 $\times$ 207	Complex	Big	1
2	(331,307)	157 $\times$ 87	Complex	Big	2
3	(25,355)	89 $\times$ 39	Complex	Big	3



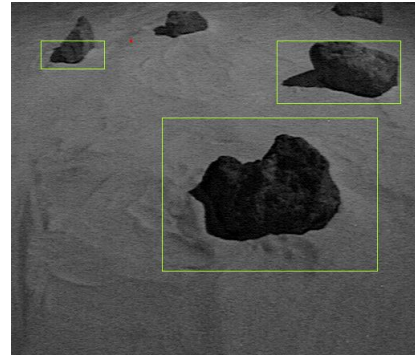
(a) Experiment image



(b) Edge detection result



(c) Variance result



(d) Gazing areas and terrain estimation

Figure 3.24: Experiment results (Light direction :  $90[^\circ]$ )

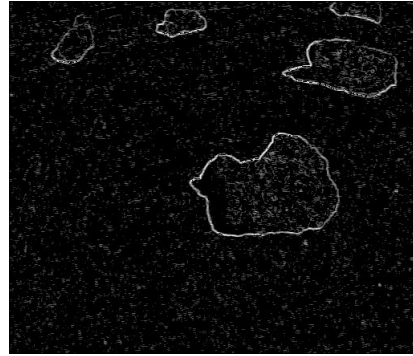
Table 3.11: Environmental map of experiment image (Light direction :  $90[^\circ]$ )

Number <i>i</i>	Position( $x, y$ )	Width $\times$ Height	Terrain estimation	Size	Number as landmark candidate
1	(188,104)	269 $\times$ 192	Complex	Big	1
2	(331,313)	155 $\times$ 79	Complex	Big	2
3	(37,356)	80 $\times$ 36	Complex	Big	3

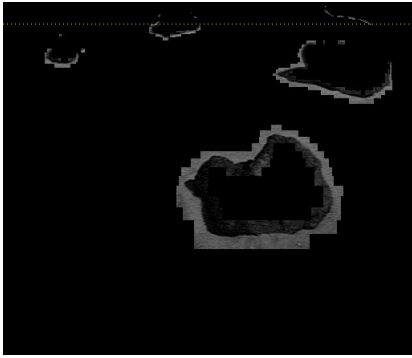




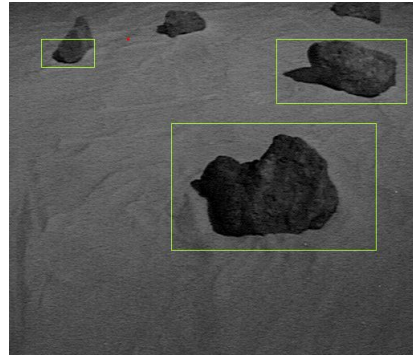
(a) Experiment image



(b) Edge detection result



(c) Variance result



(d) Gazing areas and terrain estimation

Figure 3.25: Experiment results (Light direction :  $135^\circ$ )Table 3.12: Environmental map of experiment image (Light direction :  $135^\circ$ )

Number <i>i</i>	Position( $x, y$ )	Width $\times$ Height	Terrain estimation	Size	Number as landmark candidate
1	(202,130)	256 $\times$ 159	Complex	Big	1
2	(333,313)	163 $\times$ 81	Complex	Big	2
3	(40,358)	67 $\times$ 36	Complex	Big	3

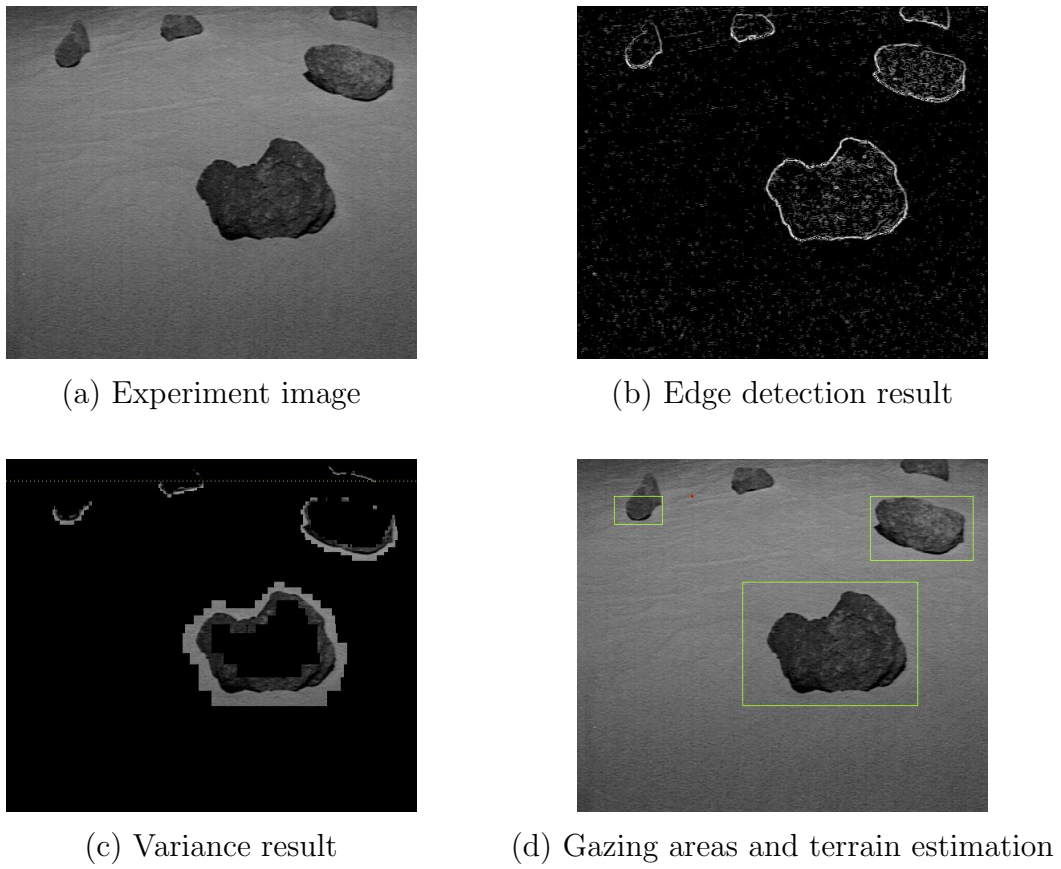
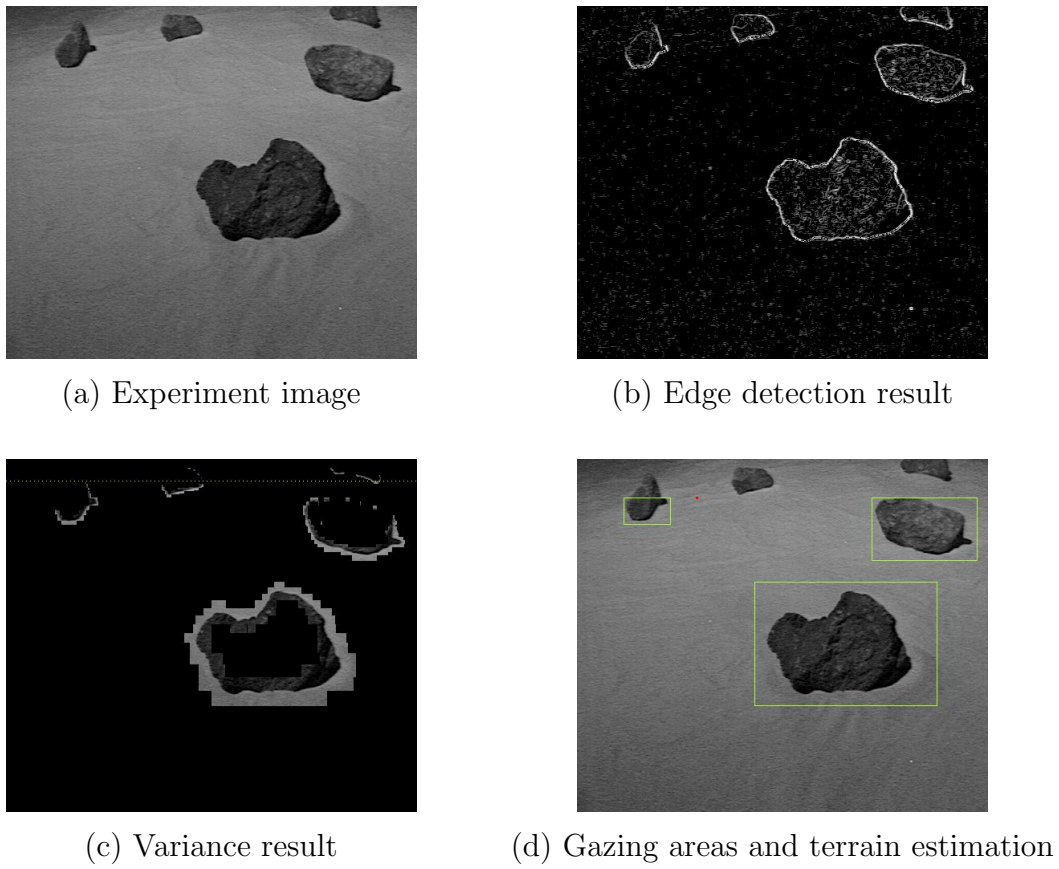


Figure 3.26: Experiment results (Light direction :  $180[^\circ]$ )

Table 3.13: Environmental map of experiment image (Light direction :  $180[^\circ]$ )

Number <i>i</i>	Position( $x, y$ )	Width $\times$ Height	Terrain estimation	Size	Number as landmark candidate
1	(206,132)	219 $\times$ 155	Complex	Big	1
2	(365,313)	129 $\times$ 81	Complex	Big	2
3	(46,358)	61 $\times$ 36	Complex	Big	3

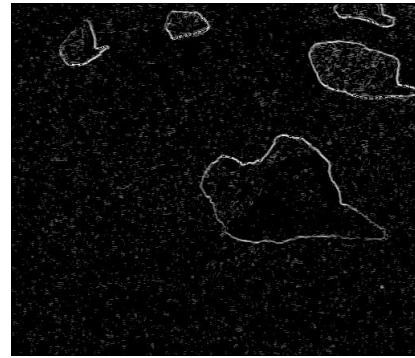
Figure 3.27: Experiment results (Light direction :  $225[^\circ]$ )Table 3.14: Environmental map of experiment image (Light direction :  $225[^\circ]$ )

Number <i>i</i>	Position( $x, y$ )	Width $\times$ Height	Terrain estimation	Size	Number as landmark candidate
1	(221,132)	228 $\times$ 155	Complex	Big	1
2	(367,313)	132 $\times$ 79	Complex	Big	2
3	(58,358)	59 $\times$ 34	Complex	Big	3





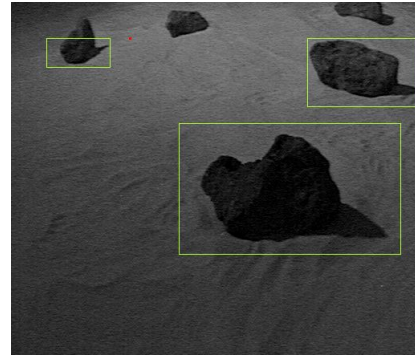
(a) Experiment image



(b) Edge detection result



(c) Variance result



(d) Gazing areas and terrain estimation

Figure 3.28: Experiment results (Light direction :  $270[^\circ]$ )

Table 3.15: Environmental map of experiment image (Light direction :  $270[^\circ]$ )

Number <i>i</i>	Position( $x, y$ )	Width $\times$ Height	Terrain estimation	Size	Number as landmark candidate
1	(209,125)	277 $\times$ 164	Complex	Big	1
2	(369,309)	143 $\times$ 96	Complex	Big	2
3	(44,358)	80 $\times$ 37	Complex	Big	3

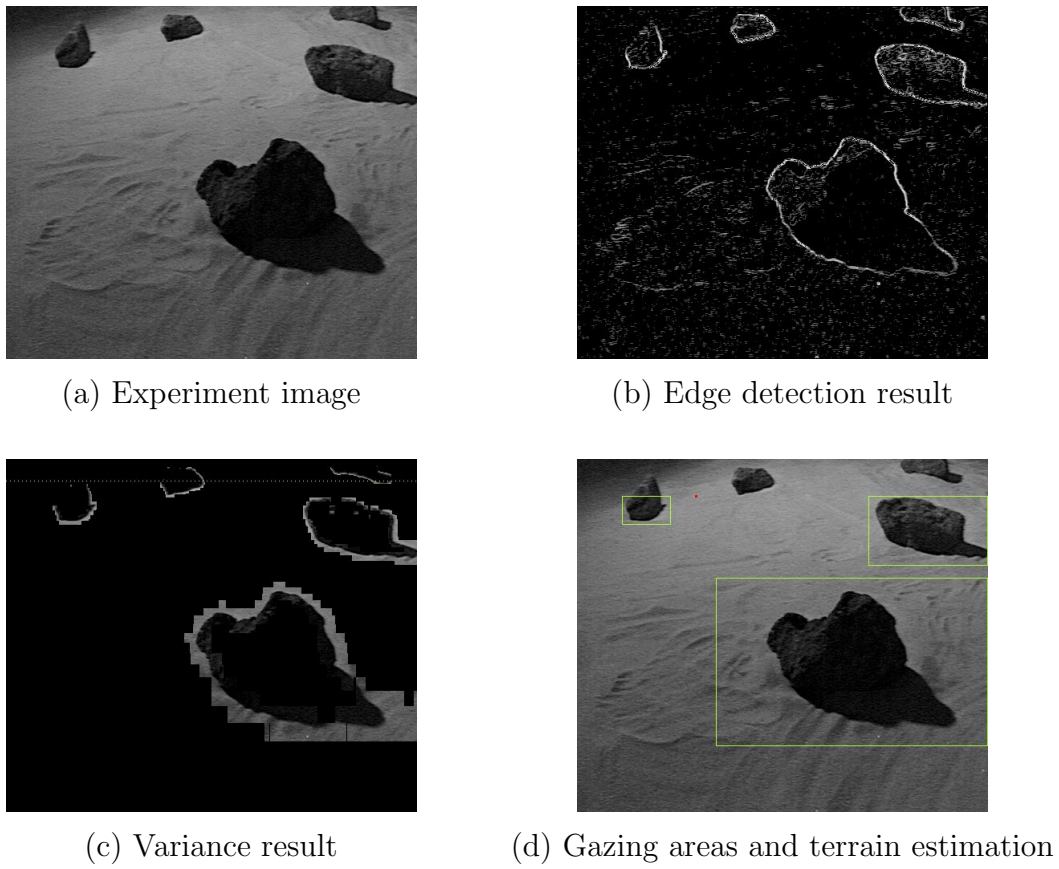


Figure 3.29: Experiment results (Light direction :  $315[^\circ]$ )

Table 3.16: Environmental map of experiment image (Light direction :  $315[^\circ]$ )

Number <i>i</i>	Position( $x, y$ )	Width $\times$ Height	Terrain estimation	Size	Number as landmark candidate
1	(173,82)	339 $\times$ 210	Complex	Big	1
2	(363,307)	149 $\times$ 87	Complex	Big	2
3	(56,358)	61 $\times$ 36	Complex	Big	3

より上の部分に関しては地形推定されていない．注視領域は全て緑枠で囲まれており，すなわち複合領域 (Complex) と地形推定されていることを示す．これは，それぞれの注視領域内に岩と凹凸領域が含まれているからである．

実験の結果，照明方向を変えても注視領域が同様に抽出されることが示された．しかしながら，照明方向が変わると，それぞれの注視領域の縦横幅が変化している．特に一番手前の岩に対して抽出された注視領域の縦横幅は，照明方向によって明らかに変化している．これは，岩の影と，岩近辺の地面の凹凸の陰影が，照明方向によって現れたり消えたりするからである．提案手法では，分散値やエッジを抽出する際の閾値は，3.1.2節や3.2.2節に述べたように，画像全体の濃淡値を基準に平均値や標準偏差を求め，決定している，Figure 3.22～3.29の (b) と (c) をそれぞれ比較すると，分散値よりもエッジの方が照明方向によって変化していることがわかる．3.1.2節に述べたように，斜面では低いエッジ値を示すことが多い．実験においても，照明条件によってエッジの現れ方が変化している．このことから，エッジの閾値が地表面のエッジ値に影響すると考えられる．2.3節に述べたように，ロボットは前提として照明方向もしくは太陽方向が既知である．よって，既知である照明方向によってエッジの閾値の決定方法を変化させることが必要なのではないかと考えられる．

## 第4章 環境マップの更新

本章では、環境マップの更新手法について提案する。3章に述べた提案手法で環境マップを新しく構築した後、保持している環境マップのデータを用いて、環境マップの更新を行う。環境マップの更新によって、地形推定の信頼度を上げ、濃淡画像中のあいまい情報を少なくする。本論文では、更新直前の環境マップを Pre-map、一番新しく構築した環境マップを New-map と呼ぶ。更新した環境マップを Update-map と呼ぶ。取得した画像を用いて、画像全体に対して3章で述べた手法で環境マップ構築を行った結果が New-map となる、Pre-map と New-map を用いて環境マップ更新を行った結果が、Update-map となる。4.1節では、提案する環境マップ更新手法の特徴を述べる。4.2節では、環境マップの更新手法について述べる。まず、更新アルゴリズムを示し、Pre-map と New-map の間で対応関係を持ったデータの処理方法について述べる。4.3節では、惑星の模擬環境での実験結果を示し、提案手法の有効性を示す。さらに、提案手法について考察する。

### 4.1 環境マップのマッチング

画像のマッチングとは、2枚の画像の照合、あるいは1枚の画像とそのモデルの間の照合を行うことである。照合をとるレベルにより、画素データレベルのマッチングと、画像から抽出した特徴のレベルにおけるマッチングに分けられる。後者では、特徴記述間の関係を照合する必要があり、画像理解の方法にも関連している。本論文では、画像から特徴を抽出しているので、画素データレベルでのマッチングを行わず、特徴のレベルにおけるマッチングを行う。地形の見え方は移動によって変化する可能性があるため、画素データレベルでのマッチングは適さない。

環境マップの更新は、移動距離が短い範囲で行う。月・惑星環境を移動する探査ロボットの平均的な速度が 5cm/sec 程度である。提案手法の画像処理速度は比較的速く、移動距離が短い範囲内で環境マップを更新することが可能である。

Figure 4.1に、環境マップの更新の際、マッチング対象としない範囲や注視領域を示す。Figure 4.1の赤点線枠のように、遠方領域内の岩が密集している範囲は、以下の理由よりマッチングを行う対象からはずす。

- 遠くの情報はあいまいな情報が多い
- 見え方が変わる場合が多いため、確実なマッチングができにくい

また、Figure 4.1下部の水色枠や緑枠のように画像の端に位置する注視領域も、マッチング

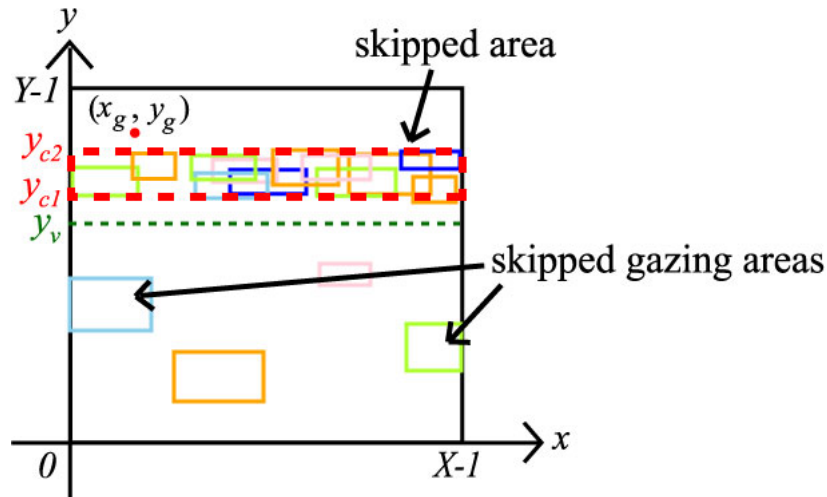


Figure 4.1: Skipped area and gazing areas

を行う対象からはずす．なぜなら，画像の端に位置する注視領域は，実際は画像外へ注視領域が広がっていると考えられるからである．

マッチングは，3.5節で示したランドマーク候補番号の順番に沿って行う．これは，追従しやすいランドマーク候補番号に準ずることで，マッチングの確実性を上げるためである．

## 4.2 環境マップ更新手法

### 4.2.1 更新アルゴリズム

環境マップの更新アルゴリズムを以下に示す．

- Step.1 ゴール領域  $(x_g, y_g)$  が遠方領域内 ( $y > y_v$ ) にある時，遠方領域内に注視領域が重なって密集している範囲があるかどうかを探索する．注視領域の密集範囲が  $y_{c1} \leq y \leq y_{c2}$  にある場合， $0 \leq x \leq X-1$  かつ  $y_{c1} \leq y \leq y_{c2}$  の範囲をマッチングする範囲からはずす (Figure 4.1参照)．それ以外の範囲を，Pre-map と New-map をマッチングする範囲とする．
- Step.2 New-map のランドマーク候補番号  $l_{new_i}$  の注視領域幅  $w_{new_i}$  に対し，Pre-map のランドマーク候補番号  $l_{pre_i}$  の注視領域幅  $w_{pre_i}$  が  $e_{wide}[\%]$  の誤差範囲内で長さが同じになる注視領域全てを探索する．ただし，注視領域が画像の端に位置する注視領域 (Figure 4.1参照) は，探索対象からはずす．複数対応した場合，対応関係を全て保持する．Pre-map の注視領域と対応関係を保持できた New-map の注視領域が  $n_{same}$  個になるまで，探索を行う．  
 $n_{same}$  個対応関係を保持できれば，次ステップに進む．なお，データが元々  $n_{same}$  個以下の場合は，データを全て探索し，次ステップに進む．

- Step.3 New-map のランドマーク候補番号  $l_{new_i}$  の重心座標  $(x_{c-new_i}, y_{c-new_i})$  と，対応関係を持つ Pre-map のランドマーク候補データ  $l_{pre_i}$  の重心  $(x_{c-pre_i}, y_{c-pre_i})$  から，Pre-map と New-map 間で画像の  $x$  軸方向と  $y$  軸方向に対する推定移動方向を求める． $x$  軸方向に移動していれば，ロボットは左右どちらかに回転したことになる． $y$  軸方向に移動していれば，ロボットは前後どちらかに移動したことになる．  
それぞれ求めた移動方向（前後方向・左右回転方向）を比較する．  
同じ方向のものが  $n_{direction}$  個ある場合，次ステップへ進む．  
同じ方向のものが  $n_{direction}$  個以下の場合は，Step.2 へ戻り，比較する注視領域の候補数を増やす．
- Step.4 Step.3 で求めた移動方向に注視領域の重心が移動した Pre-map 中の注視領域と対応関係を持つ New-map 中の注視領域を用いて，推定移動距離  $(d_i, \theta_i)$  を求める．その結果から，平均推定移動距離  $(d_{average}, \theta_{average})$  を求める．この平均推定移動距離は，次ステップで対応関係を探索する際に用いるために暫定的に決定した推定移動距離である．
- Step.5 New-map のランドマーク候補番号  $l_{new_i}$  の重心  $(x_{c-new_i}, y_{c-new_i})$  が，画像上で平均推定移動距離  $(d_{average}, \theta_{average})$  移動した座標を  $(x_{ct-new_i}, y_{ct-new_i})$  とする．  
 $x_{ct-new_i} - w_{new_i} < x < x_{ct-new_i} + w_{new_i}$  かつ  $y_{ct-new_i} - h_{new_i} < y < y_{ct-new_i} + h_{new_i}$  の範囲内に重心  $(x_{c-pre_i}, y_{c-pre_i})$  が存在する Pre-map のデータを探索する．  
該当データがある場合は，次ステップへ進む  
該当データがない場合は，次のランドマーク候補番号  $l_{new_i}$  を探索する  
全てのランドマーク候補番号  $l_{new_i}$  を探索が終了したら，Step.7 へ進む
- Step.6 該当データが 1 個の場合，Pre-map の注視領域の重心  $(x_{c-pre_i}, y_{c-pre_i})$  と New-map の注視領域の重心  $(x_{c-pre_i}, y_{c-pre_i})$  より，各推定移動距離  $(d_i, \theta_i)$  を求める．  
該当データが複数の場合は，保留データとする．  
Step.5 に戻り，次のランドマーク候補番号  $l_{new_i}$  を探索する．
- Step.7 マッチングする範囲内のデータを全てマッチングした結果より，環境マップのデータ更新を行う（詳しくは 4.2.3 小節で後述する）．

上述のパラメータ  $e_{wide}$  は，実験的に決定する． $n_{same}$  と  $n_{direction}$  に関しては，本手法では以下の値を採用している．

- $n_{same} = 6$
- $n_{direction} = 4$

これは，ロボットが 6 自由度であることと，4.2.2 節で後述するように推定移動距離が前後進と左右方向の 4 種類の方向を持つことから決定した．

重心座標  $(x_{c_i}, y_{c_i})$  は，以下のように算出する．

$$x_{c_i} = x_i + \frac{w_i}{2}, \quad y_{c_i} = y_i + \frac{h_i}{2} \quad (4.1)$$

ここで， $(x_i, y_i)$  は注視領域の最左下点の座標位置， $w_i$  は注視領域の横幅， $h_i$  は縦幅を示す．

## 4.2.2 相対自己位置推定

環境マップ更新によって推定移動距離  $(d, \theta)$  を求め、相対自己位置推定を行う。

推定移動距離  $(d, \theta)$  は、実際の移動距離の推定値であり、前後進と左右回転の2自由度で示す。 $d$  が正であれば前進方向、負であれば後退方向にロボットが移動したと定義する。 $d$  の単位は [m] である。また、 $\theta$  が正であれば右回転、負であれば左回転したと定義する。 $\theta$  の単位は  $^{\circ}$  である。

探査ロボットの自由度は6である。ここで、2.3節で前述したように、探査ロボットは傾斜計を搭載している。よって、探査ロボットの姿勢の傾きによる画像全体の傾きは、傾斜計の測定結果によってロール方向とピッチ方向の補正があらかじめ可能とする。また、ランドマークを見失わないために短い範囲内で環境マップ更新を行うため、ロボットの姿勢が大きく変わる前にデータが更新される。

対応関係を持つ重心座標  $(x_{c-new_i}, y_{c-new_i})$  の New-map データと重心座標  $(x_{c-pre_i}, y_{c-pre_i})$  の Pre-map データ間の各推定移動距離  $(d_i, \theta_i)$  は、以下の式で求める。

$$d_i = H \left( \tan\left(\alpha + \frac{\beta y_{new_i}}{Y} - \frac{\beta}{2}\right) - \tan\left(\alpha + \frac{\beta y_{pre_i}}{Y} - \frac{\beta}{2}\right) \right) \quad (4.2)$$

$$\theta_i = \frac{(x_{new_i} - x_{pre_i})\beta}{X} \quad (4.3)$$

ここで、各パラメータは、3.2.1節で述べたものと同様で、 $\alpha[^{\circ}]$  はカメラの取り付け角、 $\beta[^{\circ}]$  は画角、 $H[m]$  は高さ、 $X[pixel] \times Y[pixel]$  は取得画像サイズである (Figure 3.7参照)。各推定移動距離  $(d_i, \theta_i)$  の単位は、 $d_i[m]$  と  $\theta_i[^{\circ}]$  である。

各推定移動距離  $(d_i, \theta_i)$  は、近傍領域内に含まれる注視領域を用いて算出する。これは、遠方領域では1[pixel]に含まれる距離情報が多くなるためである。しかしながら、もし近傍領域内に含まれる注視領域がない場合は、遠方領域に含まれる注視領域を用いて推定移動距離  $(d_i, \theta_i)$  を求める。

対応関係を持つ注視領域から算出した各推定移動距離  $(d_i, \theta_i)$  の平均値を、推定移動距離  $(d, \theta)$  とする。

## 4.2.3 対応データの処理

対応データの処理を行うことで、各注視領域の位置データと地形推定値  $E_{update_i}(T_i)$  を更新する。ここで、地形推定値  $E_{update_i}(T_i)$  とは、それぞれの地形推定  $T_i$  (月・惑星環境では、Rock, Crater, Convexity, Concavity, Complex) がどのくらいの割合で推定されるかを示す値である。 $0 \leq E_{update_i}(T_i) \leq 1$  の範囲の値を取り、 $E_{update_i}(T_i)$  の値が1に近いほど、その地形推定  $T_i$  である可能性が高いことを示す。 $Update_i$  に対する地形推定値  $E_{update_i}(T_i)$  の合計は1となる。スタート地点では、地形推定結果  $T_i$  の地形推定値  $E_{update_i}(T_i) = 1$  とする。

保留データに関しては、上述した推定移動距離  $(d_i, \theta_i)$  に一番近い対応関係を持つデータを採用する。New-map と対応関係を持たなかった Pre-map のデータに関しては、「マッチングしなかったデータ」として扱う。

マッチング対象としない遠方領域内の注視領域が密集している範囲は，新しいデータに入れ替える．

マッチング結果の各データの処理を以下に示す．

- マッチングしたデータ：

位置データ  $(x_{update_i}, y_{update_i})$  は，新マップのものを採用する．

地形推定値  $E_{update_i}(T_i)$  は，以下の式で決定する．

$$E_{update_i}(T_i) = \frac{y_{pre_i}T_{new_i} + y_{new_i}T_{pre_i}}{y_{pre_i} + y_{new_i}} \quad (4.4)$$

ここで， $y_{new_i}$  は New-map の注視領域  $New_i$  の  $y$  座標位置， $y_{pre_i}$  は Pre-map の注視領域  $Pre_i$  の  $y$  座標位置， $T_{new_i}$  は New-map の注視領域  $New_i$  の地形推定結果， $T_{pre_i}$  は Pre-map の注視領域  $Pre_i$  の地形推定結果である．地形推定値  $E_{update_i}(T_i)$  の更新に  $y_{new_i}$  と  $y_{pre_i}$  を用いているのは，ロボットに近い距離にある注視領域ほど地形推定の信頼性が高いからである．

- マッチングしなかったデータ：

推定移動方向に移動した結果 New-map 中に存在する可能性がある Pre-map のデータに関しては，以下の式で地形推定値  $E_{update_i}(T_i)$  を決定し，New-map の環境マップにデータを追加する．

$$E_{update_i}(T_i) = \frac{T_{pre_i}}{y_{pre_i}} \quad (4.5)$$

New-map 外に移動したと推定される Pre-map のデータもしくは地形推定値  $E_{update_i} < e_{update}$  となったデータは消去する．ここで， $e_{update}$  は，データを消去するのに十分な地形推定値  $E_{update_i}$  を示す．以前は注視領域として抽出できるほどはっきりと地形の特徴が現れていた地形が，移動によってその特徴が薄れた場合にデータが消去される．例えば，遠方から見た時にはクレータとして推定された地形に近づいた時，なだらかな凹領域であった場合などが考えられる．

- 新しく現れたデータ：

New-map のデータ情報をそのまま保存する．ただし，後述のゴール領域よりも上部に存在する注視領域に関しては，データ情報の保存は行わない．なぜなら，ゴール領域よりも上部に存在する注視領域は，実際にはゴール領域よりもロボットから遠い場所に位置することになり，移動によって注視領域の縦横幅や地形推定結果が大きく変化する可能性が大きいからである．

- ゴール領域：推定移動距離  $(d, \theta)$  から，ゴール領域を更新することで，自己位置推定を行う．もし近傍領域内にデータが 1 つもない場合は，範囲外のデータに対して推定移動距離  $(d, \theta)$  を求め，ゴール領域を更新する．

以上の処理を行って New-map のデータを更新し，Update-map を作成する．



## 4.3 実験による検討と考察

提案手法の有効性を検証するため，3.6.2節に示した実験条件と同じ条件で取得した画像を用いて実験検討を行った．

ロボットを左方向に  $10.0 \pm 1[^\circ]$  の場合回転させた実験結果を Figure 4.2，Table 4.1，Table 4.2，Table 4.3に示す．

Table 4.1: Pre-map

Number $i$ ( $Pre_i$ )	Position ( $x_{pre_i}, y_{pre_i}$ )	Width $\times$ Height ( $w_{pre_i} \times h_{pre_i}$ )	Terrain estimation ( $E_{pre_i}(T_i)$ )	Size	Number as landmark candidate
1	(206,132)	219 $\times$ 155	Complex(1.0)	Big	1
2	(365,313)	129 $\times$ 79	Complex(1.0)	Big	2
3	(46,358)	61 $\times$ 34	Complex(1.0)	Big	3

Table 4.2: New-map

Number $i$ ( $New_i$ )	Position ( $x_{new_i}, y_{new_i}$ )	Width $\times$ Height ( $w_{new_i} \times h_{new_i}$ )	Terrain estimation ( $T_{new_i}$ )	Size	Number as landmark candidate
1	(311,128)	201 $\times$ 153	Complex(1.0)	Big	1
2	(0,280)	40 $\times$ 51	Concavity(1.0)	Big	2
3	(452,319)	60 $\times$ 73	Complex(1.0)	Big	3
4	(129,358)	61 $\times$ 61	Complex(1.0)	Big	4
5	(265,391)	70 $\times$ 42	Complex(1.0)	Big	5
6	(473,417)	38 $\times$ 22	Rock(1.0)	Big	6

Table 4.3: Update-map

Number $i$ ( $Update_i$ )	Position ( $x_{update_i}, y_{update_i}$ )	Width $\times$ Height ( $w_{update_i} \times h_{update_i}$ )	Terrain estimation ( $E_{update_i}(T_i)$ )	Size	Number as landmark candidate
1	(311,128)	201 $\times$ 153	Complex(1.0)	Big	1
2	(0,280)	40 $\times$ 51	Crater(1.0)	Big	2
3	(452,319)	60 $\times$ 73	Complex(1.0)	Big	3
4	(129,358)	61 $\times$ 61	Complex(1.0)	Big	4

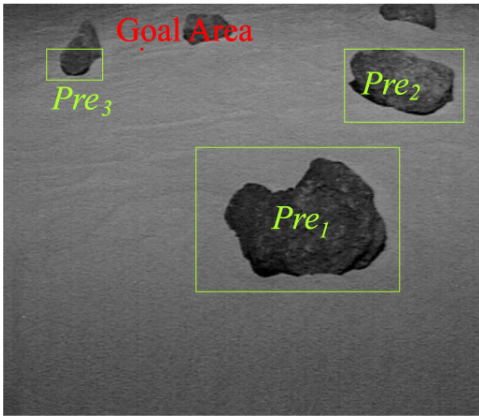
Figure 4.2(a) は移動前に取得した画像，(b) は移動後に取得した画像である．(c) は画像 (a) を用いた環境マップ構築結果 (Pre-map) とゴール領域位置を表示しており，(d) は画像 (b) を用いた環境マップ構築結果 (New-map) を表示している．(c) において注視領域  $Pre_3$  が地形の一部分しか注視領域に含めていないのは，スタート地点では，画像下部から指定されたゴール領域位置までの範囲で環境マップ構築を行っているためである． $Pre_i$  や  $New_i$  は，それぞれの注視領域番号を示す．(e) は，更新後の環境マップ (Update-map) とゴール領域位置を表示しており， $Update_i$  はそれぞれの注視領域番号を示す．Table 4.1は Pre-map，Table



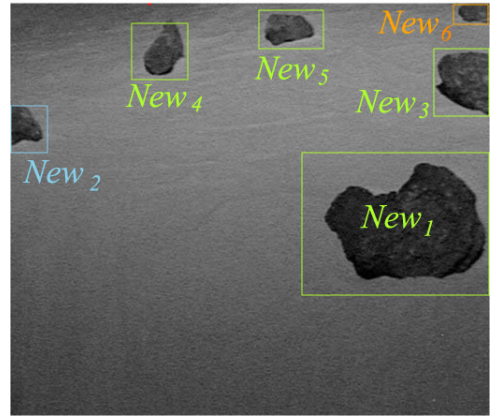
(a) Image before rotation



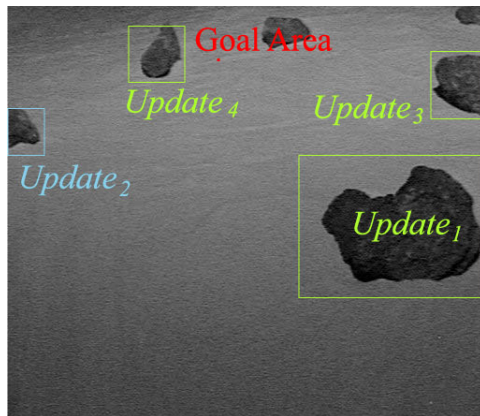
(b) Image after rotation



(c) Pre-map's representation and goal area



(d) New-map's representation



(e) Update-map's representaion and updated goal area

Figure 4.2: Images and map representation

### 4.3 実験による検討と考察

4.2はNew-map , Table 4.3はUpdate-map を示す . Pre-map の注視領域  $Pre_i$  と New-map の注視領域  $New_i$  のマッチング結果は , 以下のようになった .

- $New_1$  :  $Pre_1$  に対応
- $New_2$  : 対応注視領域  $Pre_i$  なし
- $New_3$  :  $Pre_2$  に対応
- $New_4$  :  $Pre_3$  に対応
- $New_5$  : 対応注視領域  $Pre_i$  なし
- $New_6$  : 対応注視領域  $Pre_i$  なし

また , 推定移動距離結果は ,  $(d, \theta) = (0.0017, -6.6)$  であった . これは , 前方に  $0.17[\text{cm}]$  , 左方向に  $6.6[^\circ]$  回転したことを示す . 実際は  $10.0 \pm 1[^\circ]$  回転したのに対し推定移動距離結果が  $6.6[^\circ]$  回転となったのは ,  $Pre_3$  と  $New_4$  がロボットから少々遠くに存在するため , 推定移動距離の算出に誤差が含まれたためだと考えられる . また , ロボットはほぼ平面上でその場回転させたが , 砂場上で回転であるため , 若干ロボットの姿勢が変化した可能性があるため , それが推定移動距離結果に影響したと考えられる . その場回転したのに推定移動距離  $d$  が  $0.0$  にならないのは , 実際にはロボットがその場回転した際 , 少し前後に移動してしまうためである . なお , Figure 4.2(e) や Table 4.3において ,  $New_5$  や  $New_6$  のデータが Update-map に反映されていないのは , 更新後のゴール領域位置よりも各注視領域が上部に存在しているためである .

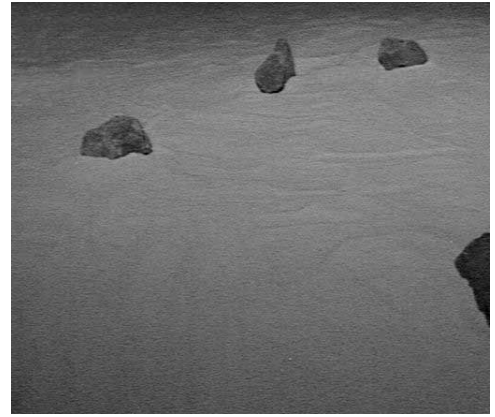
次に , ロボットを  $10.0 \pm 1[\text{cm}]$  前進させた実験結果を Figure 4.3 , Table 4.4 , Table 4.5 , Table 4.6に示す . Figure 4.3(a) は移動前に取得した画像 , (b) は移動後に取得した画像である . (c) は画像 (a) を用いた環境マップ構築結果 (Pre-map) とゴール領域位置を表示しており , (d) は画像 (b) を用いた環境マップ構築結果 (New-map) を表示している .  $Pre_i$  や  $New_i$  は , それぞれの注視領域番号を示す . (c) において注視領域  $Pre_3$  が地形の一部分しか注視領域に含めていないのは , スタート地点では , 画像下部から指定されたゴール領域位置までの範囲で環境マップ構築を行っているためである . (e) は , 更新後の環境マップ (Update-map) とゴール領域位置を表示しており ,  $Update_i$  はそれぞれの注視領域番号を示す . Table 4.4は Pre-map , Table 4.5は New-map , Table 4.6は Update-map を示す . Pre-map の注視領域  $Pre_i$  と New-map の注視領域  $New_i$  のマッチング結果は , 以下のようになった .

- $New_1$  :  $Pre_1$  に対応
- $New_2$  :  $Pre_2$  に対応
- $New_3$  :  $Pre_3$  に対応
- $New_4$  : 対応注視領域  $Pre_i$  なし

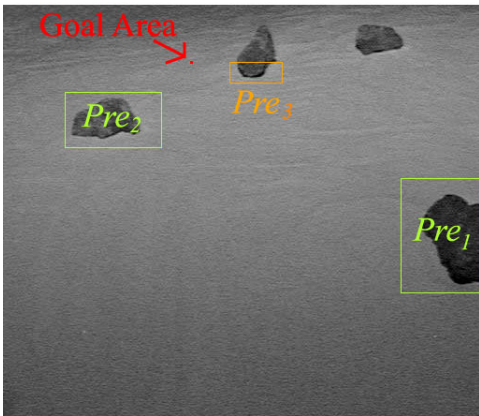
また , 推定移動距離結果は ,  $(d, \theta) = (0.12, -1.0)$  であった . これは , 前方に  $12[\text{cm}]$  , 左方向に  $1.0[^\circ]$  回転したことを示す . 実際は  $10.0 \pm 1[\text{cm}]$  前進したのに対し , 推定移動距離結果が



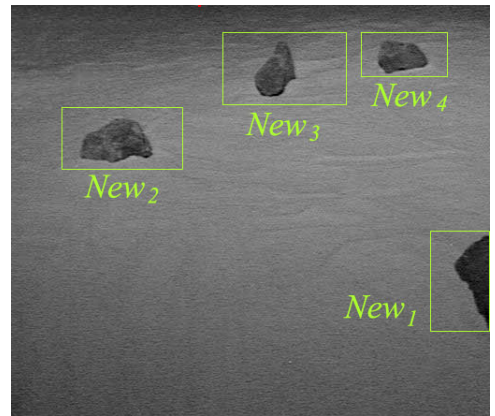
(a) Image before movement



(b) Image after movement



(c) Pre-map's representation and goal area



(d) New-map's representation



(e) Update-map's representaion and updated goal area

Figure 4.3: Images and map representation

Table 4.4: Pre-map

Number $i$ ( $Pre_i$ )	Position ( $x_{pre_i}, y_{pre_i}$ )	Width $\times$ Height ( $w_{pre_i} \times h_{pre_i}$ )	Terrain estimation ( $E_{pre_i}(T_i)$ )	Size	Number as landmark candidate
1	(425,132)	87 $\times$ 123	Complex(1.0)	Big	1
2	(66,287)	104 $\times$ 60	Complex(1.0)	Big	2
3	(242,356)	57 $\times$ 23	Rock(1.0)	Big	3

Table 4.5: New-map

Number $i$ ( $New_i$ )	Position ( $x_{new_i}, y_{new_i}$ )	Width $\times$ Height ( $w_{new_i} \times h_{new_i}$ )	Terrain estimation ( $T_{new_i}$ )	Size	Number as landmark candidate
1	(448,91)	64 $\times$ 108	Complex(1.0)	Big	1
2	(54,264)	130 $\times$ 67	Complex(1.0)	Big	2
3	(226,333)	133 $\times$ 78	Complex(1.0)	Big	3
4	(374,363)	93 $\times$ 48	Complex(1.0)	Big	4

Table 4.6: Update-map

Number $i$ ( $Update_i$ )	Position ( $x_{update_i}, y_{update_i}$ )	Width $\times$ Height ( $w_{update_i} \times h_{update_i}$ )	Terrain estimation ( $E_{update_i}(T_i)$ )	Size	Number as landmark candidate
1	(448,91)	64 $\times$ 108	Complex(1.0)	Big	1
2	(54,264)	130 $\times$ 67	Complex(1.0)	Big	2
3	(226,333)	133 $\times$ 78	Rock(0.23) Complex(0.77)	Big	3
4	(374,363)	93 $\times$ 48	Complex(1.0)	Big	4

12[cm] 前進となったのは,  $Pre_3$  と  $New_3$  がロボットから少々遠くに存在するため, 推定移動距離の算出に誤差が含まれたためだと考えられる. また, ロボットはほぼ平面上で前進移動させたが, 砂場上で前進移動であるため, 若干ロボットの姿勢が変化した可能性があり, それが推定移動距離結果に影響したと考えられる. 前進移動したのに推定回転角度  $\theta$  が 0.0 にならないのは, 実際にはロボットが前進した際, 少し左右に回転してしまうためである. ここで, Table 4.6において, Pre-map における  $Pre_3$  の地形推定結果  $E_{update_i}(T_i) = \text{Rock}(1.0)$  に対し, New-map における  $New_3$  の地形推定結果が  $E_{update_i}(T_i) = \text{Complex}(1.0)$  であるために,  $Update_3$  の地形推定結果  $E_{update_i}(T_i) = \{\text{Rock}(0.23), \text{Complex}(0.77)\}$  となった. スタート地点では注視領域が部分的であったために, 複合領域 (Complex) に相当する地形が岩 (Rock) と地形推定された. 環境マップ更新を行った結果, 複合領域 (Complex) の地形推定値が大きくなっている. なお, Figure 4.3(e) や Table 4.6において,  $New_5$  や  $New_6$  のデータが Update-map に反映されていないのは, 更新後のゴール領域位置よりも各注視領域が上部に存在しているためである.

以上の実験結果から, 実際の移動距離や回転角度に近い推定移動距離 ( $d, \theta$ ) 結果が得られた. また, ゴール領域に関しても, 妥当な位置に対応する位置に更新されていることが人間の目で確認された. 地形推定結果  $E_{update_i}(T_i)$  に関しても, ロボットの移動に対して地形推定の信頼度を上げる方向で更新されていることが示された. このことから, 提案手法によって環境マップ更新と相対自己位置推定が有効に行われることが示された.

なお, 実験では取得した画像内に含まれる環境は, 実験環境が十分に広くないためにロボット近傍の環境しか含まれていない. しかし, 提案した環境マップ更新と相対自己位置推定手法では, 移動距離や回転角度を求める際に, 画像内の  $x$  軸や  $y$  軸方向の座標移動だけではなく実際の移動距離や回転角度に換算しているため, 画像内に含まれる環境が広範囲になっても, 適応可能である.

また, スタート地点では, 環境マップの構築を画像下部から指定されたゴール領域までの範囲内で行っているために, 誤って地形推定された注視領域に関して, 環境マップ更新を行うことによって, その地形推定値を修正可能なことが実験によって示された. しかしながら, もし, スタート地点において画像下部から指定されたゴール領域までの範囲内に注視領域が十分に存在しない場合, 環境マップ更新が誤って行われる可能性も否定はできない. その場合, もしゴール領域上部に注視領域に含まれるような地形が存在する場合, ゴール領域上部に対しても環境マップ更新を行うことで, 環境マップ更新を有効に行うことができると考えられる. よって, スタート地点において環境マップの構築を行う際, 状況に応じて環境マップを構築する範囲を変化することも必要となるのではないかと考えられる.

提案した環境マップ更新手法は, 注視領域の対応関係を探索する際に, 注視領域の横幅のみを用いて行っている. これは, 特にロボットから遠方にある地形は回転によって横幅が変化することは少なく, 近傍にある地形は縦方向の長さが大きく変化する可能性が高いからである. しかし, 近傍にある地形は回転によって横幅が大きく変化する可能性も否定できない. 提案手法ではデッドレコニング情報は使用していない. 実際のロボットはデッドレコニングを行うことが多いので, その情報を活用することで, 注視領域がロボットの移動前後で画像内の移動がどちらに行われるかが判明する. 画像内の移動方向がわかれば, 注視領域の横幅と縦幅どちらが変化しにくいかが判断できる. よって, 変化しにくい幅を採用して Pre-map と New-map の注視領域を探索すれば, 対応関係をさらに精度良く求め

ることができると考えられる．すなわち，デッドレコニング結果を参照し，その結果が画像中にどう反映されるかをあらかじめ知識として持つことが，環境マップの更新を効果的に行うことに繋がると言える．また，移動により，近傍領域において岩が急にクレータと地形推定されたり，凸領域が急に凹領域と地形推定されることはほぼない．移動による地形の見え方の変化に関する知識を持つことも，環境マップ更新を効果的に行うことに繋がる．

提案した自己位置推定手法は，高い精度を要求していない．なぜなら，オペレータは，探查要求がある場所の近辺をゴール領域として指定するためである．よって，探查ロボットは高い精度でゴール領域に必ずしも確実に移動することは要求されず，むしろ指定されたゴール領域の付近に移動することが要求される．また，画像はあいまいな情報を含むため，1枚の画像から高い精度で自己位置推定を行うことは不可能に近い．しかしながら，提案手法は少しずつ推定移動距離に誤差が蓄積されてしまう．さらに，実験で指定したゴール領域のように，注視領域がない場所をオペレータが指定すると，確実にその場所へ移動することは長距離移動になればなるほど困難である．人間であっても，何もない場所を指定されても，その場所へ確実に到着できる可能性は低い．そこで，指定されたゴール領域にできるだけ精度良く到着するには，以下のような改良点が考えられる．

- オペレータがゴール領域を指定する際には，ランドマークとなるような注視領域の近くを指定，もしくはその注視領域そのものを指定してもらう．
- ゴール領域とその周辺の注視領域との相対関係を更新する度に確認する．
- Pre-map のゴール領域近傍の画像の一部分と，Update-map のゴール領域近傍の画像の一部分を照合することで，部分的にピクセル単位の画像マッチングを行う．



## 第5章 行動計画

本章では、構築した環境マップを用いた、探査ロボットの行動計画手法を提案する。行動計画とは、ルート計画とセンシング計画を行うことであると定義する。5.1節では、提案手法により構築した環境マップを用いて、ゴール領域までの大まかなルートを計画する手法を示す。ここでルートを大まかに計画しているのは、ルートは移動しながら更新した環境マップに応じて逐次ルートを変更していくため、必ずしも一度計画したルートを忠実に辿るわけではないからである。まず、提案するルート計画手法の概要について述べる。ルート計画手法は、グラフ探索法を参考にした。ルート計画するにあたり、各注視領域がロボットが進入可能な領域かどうかの判定をする。次に、各注視領域に対し、ロボットの対角線長さに基づいて画像上にそれぞれ4つの通過地点候補を設定する。設定した通過地点候補とロボットの現在地点とゴール領域をノードとして、ノード同士を結ぶルート候補が通過可能かどうかを判定する。さらに、通過可能もしくは通過危険なルートに対し、コストを設定し、最適なルートを選ぶ。5.2節では、計画したルートに基づいたセンシング計画手法について示す。5.3節では、実際に月・惑星表面で撮影された画像を用いてシミュレーションを行った結果と、惑星の模擬環境での実験結果を示し、提案手法の有効性を検討する。

### 5.1 ルート計画

#### 5.1.1 ルート計画の方針

3章で示した環境マップに基づいて、ロボットの現在地点からゴール領域までの大まかなルートを計画する。ここで、以下に示す理由より、詳細な経路を生成するよりも、おおまかなルートを生成すれば良いと考える。

- 濃淡画像中にはあいまいな情報が多い
- 移動しながら更新した環境マップに応じて逐次ルートを変更する

ロボットは環境マップに基づいたルート計画を行い、計画した方向へ向き、移動する。移動しながら環境マップを更新し、更新した環境マップに基づいて逐次計画ルートを変更する。よって、必ずしも一度計画したルートを忠実に辿るわけではない。

経路計画手法には、グラフネットワークを構成する方法として「ロードマップ法」と「セル分割法」が、場を構成する方法として「ポテンシャル法」がある[68]。グラフネットワークを用いた方法の場合、グラフ探索を行うことで動作計画が実現する。ポテンシャル場を



用いた方法の場合，形成された場によって生じる仮想的な力に基づきロボットを行動させることで計画を実現する．移動ロボットのグラフ探索による経路計画手法 [69][70] も，ポテンシャル法による経路計画手法 [71][72] も，これまで多く研究が行われている．本論文で計画するルートは，詳細なルートではなく，環境マップ更新によってルートを逐次変更していく大まかなルートである．よって，人工的なポテンシャル場を形成するよりも，環境マップの注視領域位置からノードとなる通過地点を設定してルート探索を行う方が適していると考えられる．また，障害物の数や環境状況にもよるが，ポテンシャル法は，グラフ探索法よりも，計算量が多く処理時間がかかる場合が多い．よって本論文では，グラフ探索法を参考にして，提案する環境理解手法に基づいたルート計画アルゴリズムを提案する．

計画するルートは，通過地点で折れ曲る直線で示す．直線ルートが折れ曲る地点（方向転換する場所）を以下で通過地点候補（Way Point:  $WP_{ik}$ ）（ $i = 1, 2, 3, \dots$ ）（ $k = 0, 1, 2, 3$ ）と呼ぶ．ここで， $i$  は注視領域の番号を示し， $k$  は通過地点  $i$  に対する 4 つの通過地点候補番号を示す．通過地点候補  $WP_{ik}$  の画像上の座標は， $(x_{wp_{ik}}, y_{wp_{ik}})$  と示す．グラフ探索法によるルート計画を行う際，ロボットの現在地点  $(x_s, y_s)$ ，通過地点候補  $WP_{ik} : (x_{wp_{ik}}, y_{wp_{ik}})$ ，ゴール領域  $(x_g, y_g)$  がノードになる．それぞれのノードを結ぶ直線を，ルート候補と呼ぶ．グラフ探索によって，一番適したルート候補を選択し，それらを結ぶルートが，計画ルートとなる．通過地点候補  $WP_{ik}$  とロボットの現在地点  $(x_s, y_s)$  の設定方法は，5.1.3 節で詳しく述べる．

### 5.1.2 進入禁止領域と進入危険領域と進入可能領域

更新した環境マップの各注視領域に対し，進入禁止領域か進入危険領域か進入可能領域のいずれかを判定する．進入禁止領域は，ロボットが進入しない領域を示す．進入危険領域は，ロボットにとって進入が望ましくない領域を示す．進入可能領域は，ロボットが進入できる領域を示す．

進入禁止領域と進入危険領域それぞれに相当する地形は，月・惑星環境に関する知識から定義する．月・惑星環境では，岩やクレータなどの物体は探査ロボットの障害物となる．よって，大きい岩・クレータ・複合領域は，進入しない領域とする．また，近傍領域内の大きい凸凹領域は，探査ロボットにとって姿勢が大きく変化する可能性が大きい場所であるため，進入が望ましくない領域とする．さらに，遠方領域にある小さい岩・クレータ・複合領域は，小さく見えていても近づくと大きい可能性があるため，進入が望ましくない領域とする．ここで，近傍領域と遠方領域は，3.2.1 節で定義した画像内の領域のことである．なお，前提として，ロボットから画像下部までの領域は，あらかじめ進入可能であることが確認されているとする．以上のことをまとめると，進入禁止領域と進入危険領域と進入可能領域は，以下のように定義する．

- 進入禁止領域
  - － 大きい岩 (Rock(Size:Big))
  - － 大きいクレータ (Crater(Size:Big))
  - － 大きい複合領域 (Complex(Size:Big))
- 進入危険領域

- 近傍領域内 :
  - \* 大きい凸領域 (Convexity(Size:Big))
  - \* 大きい凹領域 (Concavity(Size:Big))
- 遠方領域内 :
  - \* 小さい岩 (Rock(Size:Small))
  - \* 小さいクレータ (Crater(Size:Small))
  - \* 小さい複合領域 (Complex(Size:Small))

- 進入可能領域

上記以外の領域

ロボットから画像下部までのロボットの前方領域

番号  $i$  の注視領域に対し, 地形推定値  $E_i(T_i)$  (4.2.3節参照) と画像上の座標位置  $(x_i, y_i)$  と大きさ  $S_i$  (3.5節参照) を用いてその注視領域が進入禁止領域か進入危険領域か進入可能領域かを以下のように判定する.

- 進入禁止領域 :

$$E_i(Rock) + E_i(Crater) + E_i(Complex) \geq E_i(Convexity) + E_i(Concavity)$$

かつ

$$S_i = Big$$

- 進入危険領域 :

$$- y_i < y_v$$

かつ

$$E_i(Rock) + E_i(Crater) + E_i(Complex) < E_i(Convexity) + E_i(Concavity)$$

かつ

$$S_i = Big$$

$$- y_i \geq y_v$$

かつ

$$E_i(Rock) + E_i(Crater) + E_i(Complex) \geq E_i(Convexity) + E_i(Concavity)$$

かつ

$$S_i = Small$$

- 進入可能領域 :

上記以外の領域

ここで,  $y_v$  は 3.2.1節で定義した近傍領域と遠方領域の境界となる  $y$  座標である. さらに, 注視領域  $i$  に対する危険度  $D_i$  を, 以下のように求める.

- 進入禁止領域 :

$$D_i = 1.0$$

- 進入危険領域と進入可能領域：

$$D_i = E_i(Rock) + E_i(Crater) + E_i(Complex) + \{E_i(Convexity) + E_i(Concavity)\}/2$$

4.2.3節で述べたように，地形推定値  $E_i(T_i)$  の合計は1になるように設定している．よって，注視領域  $i$  に対する危険度  $D_i$  は， $0 \leq D_i \leq 1$  の範囲の値を持つ．危険度  $D_i$  は，大きい値であるほどその注視領域が危険であることを示す．

以下では，進入禁止領域と判定した注視領域を進入禁止注視領域，進入危険領域と判定した注視領域を進入禁止注視領域，進入可能領域と判定した注視領域を進入可能注視領域と呼ぶ．

### 5.1.3 通過地点候補の設定

Figure 5.1に示すように，進入禁止注視領域または進入危険注視領域  $i$  に対して通過地点候補  $WP_{ik}$  を4つ設定する．通過地点候補を注視領域の両側に設定するのは，進入禁止注視領域や進入危険注視領域を回避する方向は右か左の2方向となるためである．

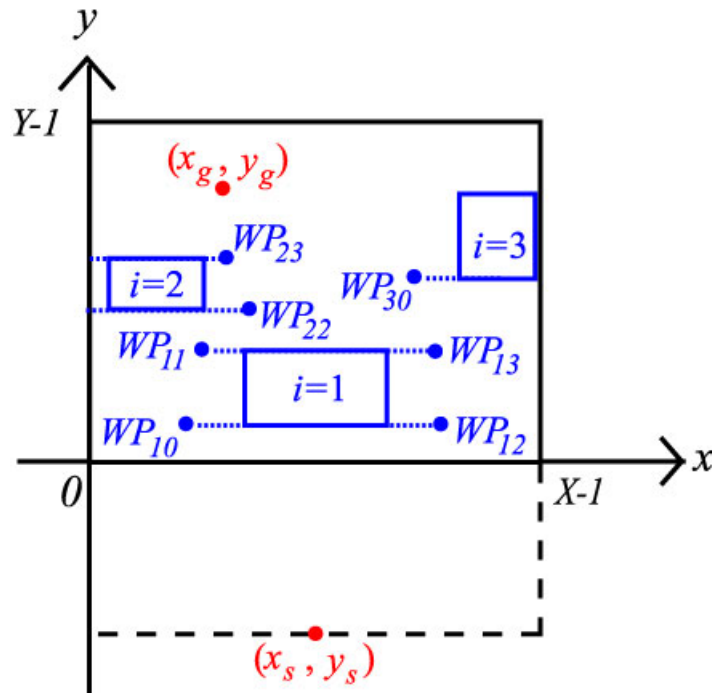


Figure 5.1: Way Points and goal area and current position on image

通過地点候補の画像上の座標  $(x_{wp_{ik}}, y_{wp_{ik}})$  は，以下のように求める．

$$\begin{aligned} (x_{wp_{i0}}, y_{wp_{i0}}) &= (x_i - \frac{r(y)}{2}, y_i) \\ (x_{wp_{i1}}, y_{wp_{i1}}) &= (x_i - \frac{r(y)}{2}, y_i + h_i - 1) \\ (x_{wp_{i2}}, y_{wp_{i2}}) &= (x_i + w_i + \frac{r(y)}{2} - 1, y_i) \\ (x_{wp_{i3}}, y_{wp_{i3}}) &= (x_i + w_i + \frac{r(y)}{2} - 1, y_i + h_i - 1) \end{aligned} \quad (5.1)$$

ここで,  $(x_i, y_i)$  は注視領域  $i$  の画像上の座標,  $w_i$  は注視領域  $i$  の横幅,  $h_i$  は注視領域  $i$  の縦幅である. また,  $r(y)$  は, 各  $y$  座標位置でのロボットの対角線長さに相当するピクセル数である. 以下で  $r(y)$  を画像上でのロボット対角線長さと呼ぶ.  $r(y)$  は  $y$  が大きくなるほど小さい値になる.  $r(y)$  は, 以下の式で求める.

$$r(y) = \frac{RX}{\frac{\beta}{180}\pi H \tan(\alpha - \frac{\beta}{2})} \quad (5.2)$$

ここで,  $R$ [m] はロボットの対角線長さ,  $X$  [pixel] は取得画像の横幅,  $H$ [m] はカメラの高さ,  $\alpha$ [°] はカメラの取り付け角,  $\beta$  [°] はカメラの画角,  $y$  は  $y$  座標である. 通過地点候補の画像上の座標  $(x_{wp_{ik}}, y_{wp_{ik}})$  をロボット対角線長さ  $R$  を基準にして求めているのは, ルート計画する際にそのルートをロボットが通過可能かどうかの判断には, 画像中においてロボットが進入できる幅を考慮すべきであるためである. また, ロボットが回転する際の回転半径はロボットの対角線長さとなることから, ロボットの進入できる幅にロボットの対角線長さをを用いることは妥当であると言える. また, 通過地点候補の座標  $(x_{wp_{ik}}, y_{wp_{ik}})$  を進入禁止注視領域や進入危険注視領域に近い位置に設定しているのは, 進入禁止注視領域や進入危険注視領域がランドマークとなるため, 移動しながら追従しやすいためである. 進入禁止注視領域や進入危険注視領域を移動しながら追従することは, 環境マップ更新における注視領域のマッチングを確実に行うことに繋がる.

1 つの注視領域に対して, 通過地点候補を基本的に 4 つ設定する. しかし, Figure 5.1 の  $i = 2$  や  $i = 3$  のように, 注視領域が画像の端に存在する, または注視領域から画像端までの幅が画像上でのロボット対角線長さ  $r(y)$  の半分よりも小さい場合, 設定する通過地点候補は 2 つまたは 0 となる. さらに, Figure 5.1 の  $i = 3$  のように, もし注視領域上部がゴール領域  $(x_g, y_g)$  よりも上に存在する場合 ( $y_{wp_{i1}} \geq y_g$  もしくは  $y_{wp_{i3}} \geq y_g$ ), その通過地点候補は設定しない. これは, 必要のない通過地点候補をあらかじめ設定しないことで, グラフ探索の計算量を少なくするためである.

一方, ロボットの現在地点座標  $(x_s, y_s)$  は, ロボット前方かつ画像範囲外の領域をルート計画に加味するため, Figure 5.1 に示すような位置に設定する. ロボットの現在地点座標  $(x_s, y_s)$  は, 以下のよう求める.

$$(x_s, y_s) = (\frac{X}{2}, -\frac{Y(\alpha - \frac{\beta}{2})}{\beta}) \quad (5.3)$$

ここで,  $X$  [pixel]  $\times Y$  [pixel] は取得画像のサイズ,  $\alpha$ [°] はカメラ取り付け角,  $\beta$  [°] は画角を示す (Figure 3.7 参照).  $y_x$  は, 画像の最下部がロボットの真下になるようにカメラを取り付けた時に取得した画像において, カメラの取り付け角  $\alpha$ [°] の際に画像の最下部に相当する座標である.

#### 5.1.4 ルート計画アルゴリズム

初期設定として, オペレータは画像上のゴール領域  $(x_g, y_g)$  を指定する. ここで, ゴール「地点」ではなく, ゴール「領域」であるのは, 2.4 節で示したように, オペレータが目的

地として指定する画像上の1[pixel]は濃淡画像上部になるほど広い領域を示しているからである。

以下で「ルートが通過可能」とは、画像上におけるロボットの現在地点座標  $(x_s, y_s)$  と各通過地点候補の座標  $(x_{wp_{ik}}, y_{wp_{ik}})$  やゴール領域  $(x_g, y_g)$ 、各通過地点候補の座標  $(x_{wp_{ik}}, y_{wp_{ik}})$  同士、各通過地点候補の座標  $(x_{wp_{ik}}, y_{wp_{ik}})$  とゴール領域  $(x_g, y_g)$  を結ぶ直線を中心とした、画像上でのロボット対角線長さ  $r(y)$  の幅を持つ領域が進入禁止注視領域と重ならないことを示す。「ルートが通過危険」とは、進入危険注視領域と重なった場合を示す。「ルートが通過禁止」とは、進入禁止注視領域と重なった場合を示す。画像上でロボットが通過可能かどうかは、計画するルートを中心としたロボット対角線長さの幅を持った範囲を考慮した上で、判断を行う。Figure 5.2に、Figure 5.1を基にした、画像上でロボットが通過可能かどうかを判断する範囲の一例を示す。緑色の点線が、通過地点候補  $WP_{10}$  の座標  $(x_{wp_{10}}, y_{wp_{10}})$  と通過地点候補  $WP_{11}$  の座標  $(x_{wp_{11}}, y_{wp_{11}})$  を結んだルート候補である。薄緑色の範囲は、そのルート候補がロボットの通過可能なルートであるかどうかを判断する範囲を示す。 $r(y_{wp_{10}})$  は通過地点候補  $WP_{10}$  におけるロボット対角線長さ、 $r(y_{wp_{11}})$  は通過地点候補  $WP_{11}$  におけるロボット対角線長さを示す。通過可能かを判断する薄緑色の範囲は、横幅が  $r(y_{wp_{10}})$  から  $r(y_{wp_{11}})$  に変化する範囲となる。

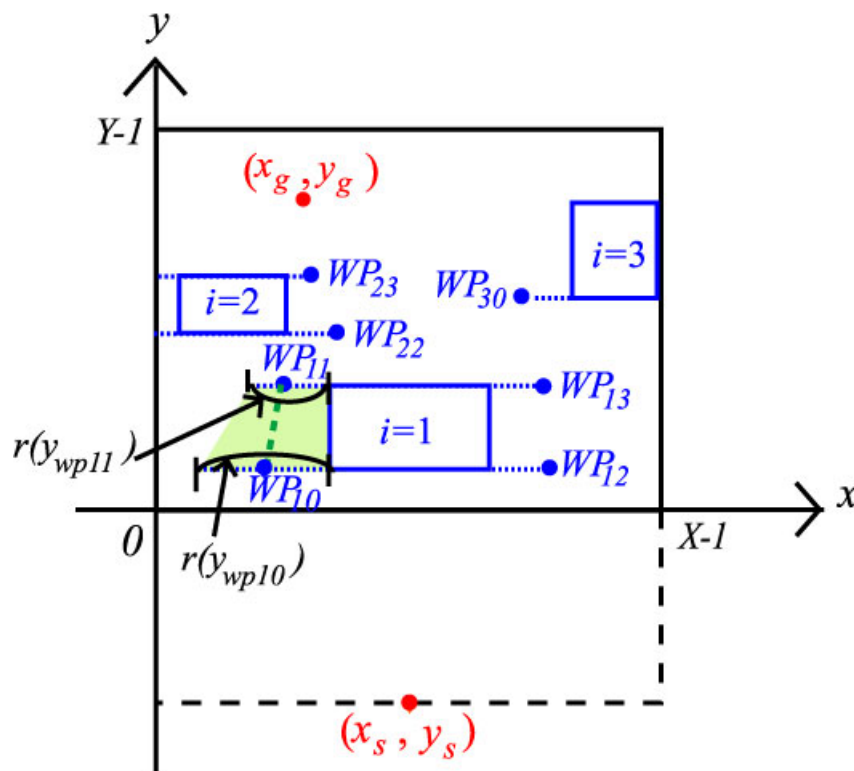


Figure 5.2: Possible routes and evaluated area

ルート計画アルゴリズムを以下に示す。以下で  $l$  はルート候補の番号を示す。

Step.1 ロボットの現在地点座標  $(x_s, y_s)$  と各通過地点候補の座標  $(x_{wp_{ik}}, y_{wp_{ik}})$  やゴール領域  $(x_g, y_g)$ 、各通過地点候補の座標  $(x_{wp_{ik}}, y_{wp_{ik}})$  同士、各通過地点候補の座標  $(x_{wp_{ik}}, y_{wp_{ik}})$

とゴール領域  $(x_g, y_g)$  を結ぶルートが通過可能もしくは通過危険かどうかをチェックする．

ルートが通過可能      そのルートをルート候補  $R_l$  とし，ルート危険度  $D_{r_i}=0$  と設定する．

ルートが通過危険      そのルートをルート候補  $R_l$  とし，ルート危険度  $D_{r_i}$  を以下のように設定する．

$$D_{r_i} = \frac{\sum D_i}{n_{wp}} \quad (5.4)$$

ここで， $n_{wp}$  は対象ルートが重なった進入危険注視領域の数， $D_i$  は重なった進入危険注視領域の危険度である (5.1.2参照) ．

ここで，ルート危険度  $D_{r_i}$  は  $0 \leq D_{r_i} \leq 1$  の範囲の値を持ち，1 に近い値を持つほどそのルートが危険であることを示す．

Step.2 それぞれのルート候補  $R_l$  が持つコスト  $c_l$  を，以下のように求める．

$$c_l = (1 + D_{r_i})L_l \quad (5.5)$$

ここで， $L_l$  はルート候補  $R_l$  の画像上での線分長さを示す．コスト  $c_l$  は，線分長さ  $L_l$  が短いほど，ルート危険度  $D_{r_i}$  が小さい値を持つほど大きい値を持つ．コスト  $c_l$  を式 (5.5) ように設定したのは，ロボットをできるだけ短い距離で安全にゴール領域に到着させることに重点を置いたからである．なぜなら，月・惑星探査ロボットは，2.1.2節で述べたように，電源や探査期間などに制約があるため，できるだけ短い距離で安全にゴール領域に到着することが望ましい．また，式 (5.5) ように積でコスト  $c_l$  を設定したのは，線分長さ  $L_l$  は  $L_l \geq 1$  の範囲の値を持ち，ルート危険度  $D_{r_i}$  は  $0 \leq D_{r_i} \leq 1$  の範囲の値を持つためである．

Step.3 ルート候補  $R_l$  とそのコスト  $c_l$  を用いて，現在地点座標  $(x_s, y_s)$  からゴール領域  $(x_g, y_g)$  までを結ぶルートを探索する．全コストが一番小さい値を持つルート候補を計画ルートとして選択し，ルート計画を終了する

ここで，選択したルート候補  $R_l$  をで構成されるルートを，計画ルートと呼ぶ．計画ルートの各ルート候補  $R_l$  を選択ルート候補，選択ルート候補の各通過地点候補  $WP_{ik}$  を通過地点，と以下で呼ぶ．

## 5.2 センシング計画

注視領域はランドマークとなるため，注視領域を追従するようにルート計画を行った．センシング計画についても，注視領域に基づいた計画を行う．センシング計画を以下のように定義する．

A)：移動しながら画像を取得して，環境理解・行動計画を行う

B)：移動しながら画像を頻繁に取得して，環境理解・行動計画を行う

C) : オペレータに行動の指令を要求する

ここで, A) と B) の違いは, 画像の取得が頻繁であるか否かの違いである. 進入危険領域や進入禁止領域の近辺では, その進入危険領域や進入禁止領域に注意するため, ロボットは画像を頻繁に取得しながら移動する必要がある. 進入危険領域内をロボットが移動する際にも, 危険に対して注意をするため, 画像を頻繁に取得しながら移動する必要がある. 一方, 進入危険領域や進入禁止領域が近くでない進入可能領域内をロボットが移動する際には, ランドマークを見失わない程度の画像の更新頻度で充分である. そのため, 状況に応じて画像を取得する頻度を変えている.

センシング計画は, ルート計画の結果や選択ルート候補  $R_l$  のルート危険度  $D_{r_i}$  に基づいて決定する, 各選択ルート候補や通過地点に対し, センシング計画との対応付けたテーブルをあらかじめ定義する. センシング計画とルート候補・通過地点・ゴール領域での状況を対応付けたテーブルを Table 5.1 に示す.

Table 5.1: Sensing planning table

A)	ルート危険度 $D_{r_i} = 0$ である選択ルート候補 $R_l$
B)	ルート危険度 $0 < D_{r_i} < 1$ である選択ルート候補 $R_l$ 通過地点 $WP_{ik}$
C)	ゴール領域に到達した時

Table 5.1内の A) ~ C) は, センシング計画を指している. ここで, ルート危険度  $D_{r_i} = 0$  の場合, その選択ルート候補  $R_l$  は進入可能領域内に含まれるため, ランドマークを見失わない程度の頻度で画像を取得し, 環境理解・行動計画を行う. ルート危険度  $0 < D_{r_i} < 1$  である選択ルート候補  $R_l$  は, ルート全体もしくはその一部が進入危険領域内に含まれるため, ロボットにとって危険な地形内を移動することになる. よって, 画像を頻繁に取得し, 環境理解・行動計画を行うことが必要である. さらに, 通過地点ではロボットは左右どちらかに回転するため, 回転によってランドマークを見失わないように, 画像を頻繁に取得することが必要となると考えられる. ゴール領域に到達した時は, オペレータに次の行動指令を要求する.

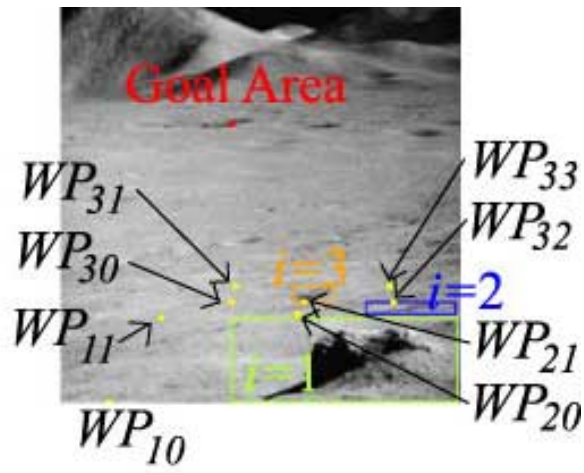
## 5.3 シミュレーションと実験による検討

提案手法の有効性を検証するため, 実際に月・惑星上で取得された画像に対してシミュレーション検討を行った. Apollo 計画において取得された月面画像 [53] を用いてシミュレーションを行った結果を Figure 5.3に示す. Figure 5.3において, (a) は月面画像である. (b) は設定した通過地点候補  $WP_{ik}$  を表示している. ここで,  $WP_{12}$  と  $WP_{13}$ ,  $WP_{22}$  と  $WP_{23}$  が設定されていないのは, 画像外に存在するためである. (c) は大まかなルート計画結果選択した通過地点  $WP_{ik}$  を示している. 現在地点座標  $(x_s, y_s)$  -  $WP_{10}$  -  $WP_{11}$  - ゴール領域  $(x_g, y_g)$  が計画ルートなる. 次に, センシング計画結果を以下に示す.

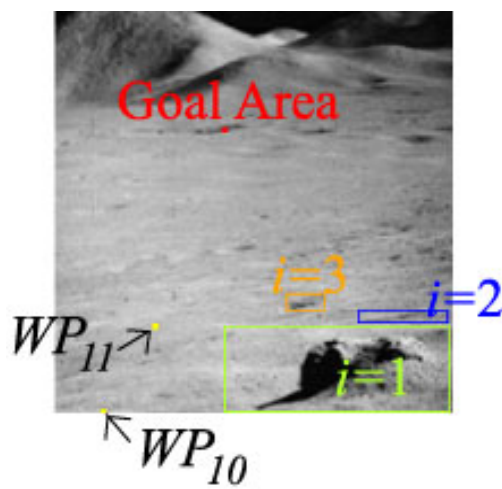
- 現在地点  $(x_s, y_s)$  ~ 通過地点  $WP_{10}$  : A)



(a) Lunar image [53]



(b) Way point candidates



(c) Route planning result

Figure 5.3: Simulation results



- 通過地点  $WP_{10}$  : B)
- 通過地点  $WP_{10}$  ~ 通過地点  $WP_{11}$  : A)
- 通過地点  $WP_{11}$  : B)
- 通過地点  $WP_{11}$  ~ ゴール領域  $(x_g, y_g)$  : A)
- ゴール領域  $(x_g, y_g)$  : C)

ここで、A) ~ C) は、5.2節で示したセンシング計画を指している。Figure 5.3(a) 以外の月・惑星画像に関しても、シミュレーションを行った。その結果、上記と同様な結果が得られた。

次に、3.6.2節に示した実験条件と同じ条件で取得した画像を用いて実験検討を行った。その結果を Figure 5.4に示す。Figure 5.4において、(a) は実験で取得した画像である。(b) は設定した通過地点候補  $WP_{ik}$  を表示している。ここで、 $WP_{12}$  と  $WP_{13}$ 、 $WP_{22}$  と  $WP_{23}$  が設定されていないのは、画像外に存在するためである。また、 $WP_{21}$ 、 $WP_{31}$ 、 $WP_{33}$  が設定されていないのは、ゴール領域と同じ  $y$  座標であるためである。(c) は大まかなルート計画結果選択した通過地点  $WP_{ik}$  を示している。現在地点座標  $(x_s, y_s)$  -  $WP_{10}$  -  $WP_{11}$  - ゴール領域  $(x_g, y_g)$  が計画ルートなる。(c) は大まかなルート計画結果である。センシング計画結果としては、以下のような計画結果が得られた。

- 現在地点  $(x_s, y_s)$  ~ 通過地点  $WP_{10}$  : A)
- 通過地点  $WP_{10}$  : B)
- 通過地点  $WP_{10}$  ~ 通過地点  $WP_{11}$  : A)
- 通過地点  $WP_{11}$  : B)
- 通過地点  $WP_{11}$  ~ ゴール領域  $(x_g, y_g)$  : A)
- ゴール領域  $(x_g, y_g)$  : C)

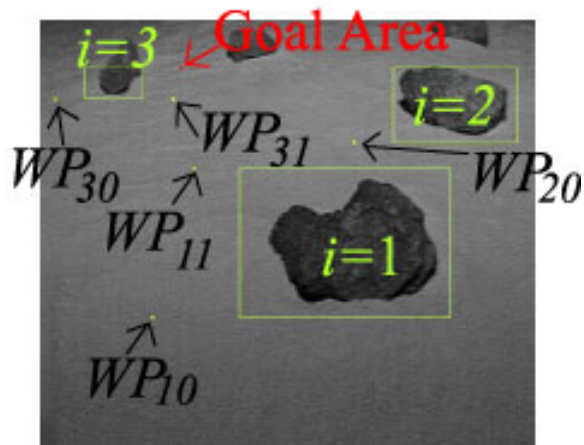
A) ~ C) は、5.2節で示したセンシング計画を指している。Figure 5.4(a) 以外の実験で取得した画像についても、同様な結果が得られた。

以上の結果から、本論文で提案した環境理解手法結果を用いて、ロボットが走行可能な場所にできるだけ移動距離が短いルートを計画可能であることが示された。実験により取得した画像に対しては、計画ルートが走行可能であることは、筆者が確認済みである。また、計画ルートに対して、センシング計画も行えることが示された。

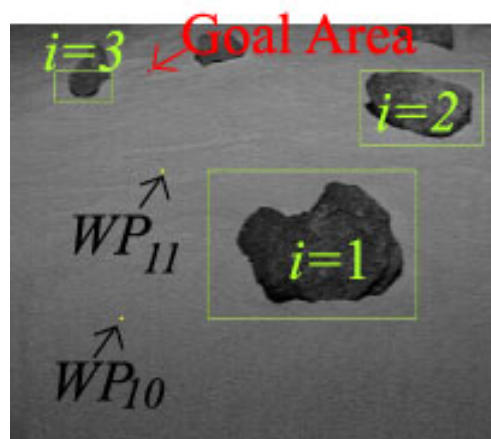
提案したルート計画手法は、取得した画像内のみでルートを計画する。注視領域が画像端に近い場合、もしくは画像端にある場合、その注視領域に対する通過地点候補は、画像内だけに設定している。しかしながら、画像内で設定できる通過地点候補を結んだルートよりも、画像外に存在する通過地点候補を結んだルートの方が、遠回りすることになってロボットにとってより安全なルートとなる場合も考えられる。そこで、もし画像内の通過地点候補を結ぶルートのルート危険度が高い場合、一端ロボットを回転させて画像外の通過地点候補とを結ぶルートも加味した上でルート探索を行うことも必要なのではないかと考えられる。



(a) Experiment image



(b) Way point candidates



(c) Route planning result

Figure 5.4: Experiment results

また, 提案手法では, ロボットの現在地点座標  $(x_s, y_s)$  と各通過地点候補の座標  $(x_{wp_{ik}}, y_{wp_{ik}})$  やゴール領域  $(x_g, y_g)$ , 各通過地点候補の座標  $(x_{wp_{ik}}, y_{wp_{ik}})$  同士, 各通過地点候補の座標  $(x_{wp_{ik}}, y_{wp_{ik}})$  とゴール領域  $(x_g, y_g)$  を結ぶルートが通過可能もしくは通過危険かどうかをチェックする時, 全ての場合において, そのルートが注視領域と重ならないかどうかを確認している. ここで, あらかじめ注視領域同士の相対位置関係から, 必ずそのルートが通過禁止になる場合を知識として持つことで, 提案手法の計算量減少に繋がると考えられる. 必ずそのルートが通過禁止になる場合とは, 例えば, Figure 5.5 のような位置関係に 2 つの注視領域がある場合である.  $WP_{10}$  や  $WP_{11}$  に対して  $WP_{20}$  は,  $i = 1$  の注視領域の右横に位置しているため, それらを結ぶルートは必ず通過禁止になる.

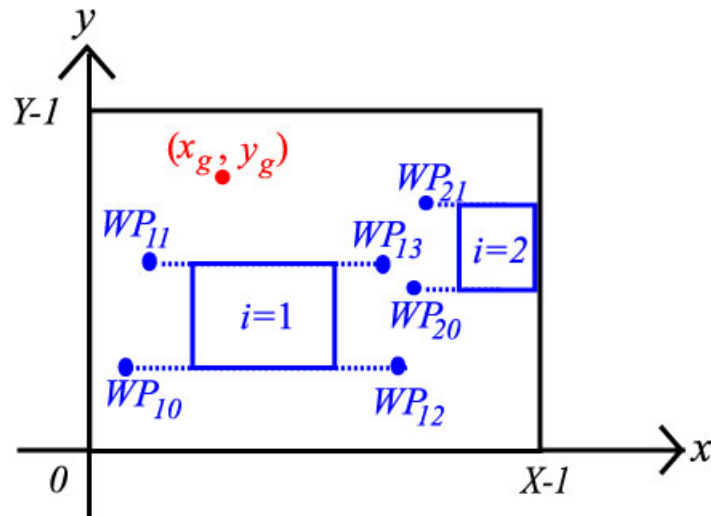


Figure 5.5: Example situation of unapproachable route

また, 本論文で提案したルート計画手法では, 5.1.2節で示したように, 注視領域の地形推定結果と大きさの情報を用いて進入禁止領域・進入危険領域・進入可能領域を定義している. これらの領域の定義は, 新たな知識を組み込むことが可能である. 例えば, 近傍領域内の大きな凸凹領域は, 提案手法では「進入危険領域」としている. 対象注視領域の分散値が大きければ起伏が激しいことが推定されるため, ロボットにとって進入危険よりむしろ進入禁止にすべき場合もあると考えられる. また, クレータや凹領域の周囲は崩れやすいため, 探査ロボットが転倒やすべりを起こす可能性が多くなると考えられる. そこで, クレータや凹領域であると指定された注視領域に関しては, その注視領域の周囲は危険領域として扱うことも必要となるのではないかと考えられる. このような新たに地形に対する知識を組み込む場合, 進入禁止領域・進入危険領域・進入可能領域の定義項目を増やすことで, 新たな知識に対応する領域定義の拡張が可能である.

さらに, 本論文で提案したセンシング計画は, 必ずルートが計画されることを前提としてセンシング計画を定義している. しかしながら, 岩やクレータなどが密集しているような環境内では, ルートが計画されない場合も発生すると考えられる. そういった場合に対応するため, ルートが計画されなかった場合「その場回転を行ってさらに広域の画像を取得して環境理解・行動計画を行う」や「ステレオ視などの距離センサに切り替えて障害物

回避を確実に行う」などのセンシング計画の設定も必要であると考えられる．センシング計画の追加は，センシング計画と領域の状況を対応付けたテーブルの項目を増やすことで新たに追加することができる．よって，センシング計画に関しても，新たな知識に対応する定義の拡張が可能である．

## 第6章 環境理解

本章では、「ロボットの行動計画のための」という観点から，環境理解がどういうことなのかについて考察する．本論文で提案した環境理解手法は，主に月・惑星環境を対象環境としている．6.1節では，提案手法がどのように月惑星以外の環境へ応用できるかを示す．6.2節では，環境理解について考察を行い，ロボットの行動計画のための環境理解について述べる．

### 6.1 提案手法の他環境への応用

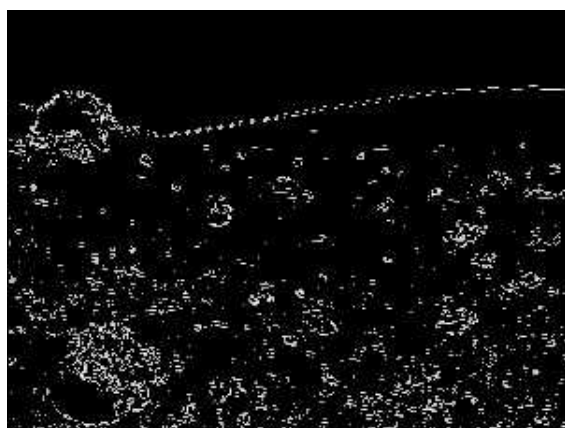
本論文で提案した環境理解手法は，主に月・惑星環境を対象環境としている．そこで，月・惑星環境以外への環境に対して，応用可能かどうかを検討する．未知かつ自然環境である地球上の火山画像に対して，提案手法を用いてシミュレーションを行った．火山画像のシミュレーション結果を Figure 6.1と Table 6.1に示す．

Table 6.1: Environmental map of Volcano image

Numberi	Position(x,y)	Width × Height	Terrain estimation	Size	Number as landmark candidate
1	(14,0)	76 × 69	Complex	Big	1
2	(82,0)	19 × 16	Crater	Big	2
3	(108,0)	34 × 27	Convexity	Big	10
4	(150,0)	8 × 10	Concavity	Big	11
5	(207,0)	35 × 33	Complex	Big	3
6	(156,51)	23 × 20	Complex	Big	4
7	(229,51)	25 × 17	Rock	Big	5
8	(10,55)	13 × 13	Complex	Big	6
9	(129,66)	14 × 14	Crater	Big	7
10	(8,69)	10 × 8	Convexity	Big	12
11	(263,70)	11 × 12	Concavity	Big	13
12	(274,76)	14 × 11	Convexity	Big	14
13	(57,81)	17 × 10	Convexity	Big	15
14	(248,87)	14 × 9	Complex	Big	8
15	(235,98)	23 × 15	Crater	Big	9



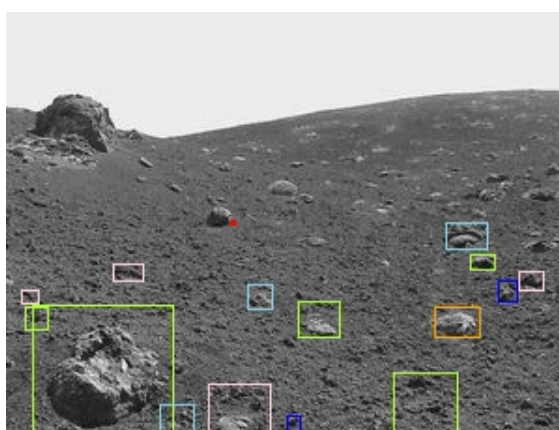
(a) Volcano image [73]



(b) Edge detection result



(c) Variance result



(d) Gazing areas and terrain estimation

Figure 6.1: Simulation results for volcano image

Figure 6.1(a) は火山地形画像，(b) はエッジ閾値  $T_e$  以上の値をもつエッジ値を示した結果，(c) は分散値閾値  $T_v$  以下の値をもつ場所を黒で表示した結果である．エッジ閾値  $T_e$  は，以下のように決定した．

$$T_e = \bar{e} + 2\sigma_e \quad (6.1)$$

ここで， $\bar{e}$  は画像全体のエッジ値平均値， $\sigma_e$  はエッジ値の標準偏差値である．式 (6.1) は，3.1.2節で示した式 (3.5) を一部変更し，エッジ値の標準偏差値  $\sigma_e$  を 2 倍している．Figure 6.1(a) より，地表面がざらざらとした状態となっているため，エッジが現れやすい表面であることがわかる．そこで，エッジ閾値  $T_e$  は，3.6節の考察をふまえ，エッジ閾値  $T_e$  が地表面のエッジ値よりも大きい値となるように設定した．分散値閾値  $T_v$  に関しては，3.2.2節と同様に設定した．Figure 6.1(d) は注視領域と地形推定結果である．それぞれの注視領域は，地形推定結果に基づいて Figure 3.17に示す色の枠で表示している．画像上の赤点は，オペレータが指定したゴール領域である．Figure 6.1と Table 6.1から，月・惑星環境画像と同様に，注視領域が適切に抽出され，妥当な地形推定結果が得られた．よって，提案手法が火山地形にも応用できることが示された．このように，月・惑星環境と類似した岩やクレータ，凸凹領域などの地形から構成される地球上の火山地形などは，同様な環境知識を用いて提案手法を適用することが可能である．

次に，例えば，森林を探索するロボットを考えてみる．森林は，自然環境の 1 つである．探索ロボットが地表面を探索する場合，取得した画像に含まれる森林環境の地形や物体は，以下のようなものがあると考えられる．さらに，それぞれの特徴を示す有用な知識も示す．

- 幹：
  - 円柱形をしているので，凸部で構成される
  - 茶色系の色情報で構成される
  - 探索ロボットにとって，障害物となる
  - ランドマーク候補に成りうる
- 葉：
  - 緑系もしくは茶色系の色情報で構成される
  - 凸状でも凹状でもない
  - 探索ロボットにとって，障害物にはならない
  - 密集している場合が多い
- 岩：
  - 凸部で構成される
  - 大きさによっては，探索ロボットの障害物になる
  - ランドマーク候補に成りうる
- 凸領域：
  - 凸部で構成される
- 凹領域：
  - 凹部で構成される
  - 周囲は崩れやすい場合が多い

これらの知識に基づいて、注視領域抽出・環境マップ構築などを行うことで、提案手法を他環境に適応することが可能である。環境によっては、色情報処理などを提案手法に組み込むことも環境マップ構築に有用となると考えられる。

このように、探査ロボットが移動する環境の地形や環境に対する知識を変更することで、本論文において主に対象環境とした月・惑星環境以外の環境への応用が可能である。

## 6.2 行動計画のための環境理解

従来の探査ロボットは、未知環境を目的地まで移動する場合、距離情報を用いて詳しい環境マップを構築していた。移動する環境を詳細に再現することにより、障害物検知や経路計画を行う。しかし、人間が未知環境を目的地まで移動する場合、移動する環境を常に詳細に再現することはない。人間は、まず、移動する環境をおおまかに把握する。障害物が近くにあれば、ぶつからないように注意しながら移動する。近くに障害物がなければ、自分の好きな速さで移動し、別のことを考えたりもする。従って、常に詳細に環境マップを構築することは、状況によっては必要ではないと考えられる。

そもそも、目的地まで移動するために行動計画をたてるには、環境の理解が必要である。環境理解とは、詳しい環境マップを構築することではなく、以下のことを判断することであると考えられる。

- 探査ロボットが移動する環境がどのような地形になっているのか
- 移動するにはどこを通ることが最適なのか、どこを通るのが望ましくないのか

これは、行動計画として有用な情報を環境情報を用いて抽出していることを意味する。環境そのものを認識するだけでなく、環境の知識を用いて認識した環境がロボットの行動に及ぼす影響を判断しているのである。

観測結果には、あいまいな情報が含まれている。移動するに従って、観測を行い、その結果を逐次処理することで、そのあいまい情報は減らすことが可能となる。あいまい情報の減少によって、環境情報の確実性を上げることも必要である。

以上の考察から、ロボットの行動計画のための環境理解とは、環境を認識するだけでなく、ロボットの行動計画における認識環境の意味を加味した環境の把握を行うことであると考えられる。さらに、環境理解とは、環境理解をする当事者が周りを取り巻く世界から意味を持つものを抽出し、それが当事者にとってどのような意味や影響を持つかを判断することであると考えられる。



# 第7章 結論

## 7.1 本論文のまとめ

本論文は、「探査ロボットの行動計画」という観点から環境理解がどういうことなのかを明らかにすることを大目的とし、探査ロボットの行動計画のための環境理解手法を提案した。提案手法の対象ロボットは、未知自然環境を長距離移動する探査ロボットである。

従来の探査ロボットは、距離センサを用いて詳細な環境マップを構築してナビゲーションを行っている。しかし、距離センサのセンシング範囲はたかだか数 m 程度であり、遠距離移動する探査ロボットにとって、そのセンシング範囲が不十分なのではないかという疑問があった。また、未知環境を移動する探査ロボットには、電源容量・探査期間・通信遅れなど、使用できるリソースに制限が存在する場合がある。よって、それらの移動ロボットには、効率良く目的地へ移動する能力が求められる。効率良く目的地へ移動する探査ロボットに、詳細な地図情報が常に必要とは限らない。

そこで、人間が長距離移動するときに行う処理を参考にし、長距離移動する探査ロボットには、近傍から遠方までの広範囲の環境情報が必要であると考えた。広範囲の環境情報を取得することで、遠くの障害物をあらかじめ回避するルートを計画することが可能となる。また、ランドマーク候補となるものが増えるため、マッチングなどによって情報更新をする場合、マッチングの確実性を上げることになる。また、ロボットが遠距離移動するために必要な環境情報は、障害物やランドマークの位置、大きさ、種類であると考えられる。障害物やランドマークの位置、大きさ、種類を把握することで、詳細なマップを常に構築しなくても、十分なナビゲーションを行うことができる。そこで、広範囲の環境情報を取得した結果から、ナビゲーションに有用な情報を持つ環境マップとして持つことが、長距離移動のナビゲーションに有効となると考えられる。

本論文では、画像に基づいた環境理解手法と行動計画手法を提案した。主な対象環境として、月・惑星環境を取り上げた。対象環境を月・惑星環境としたのは、未知かつ自然環境であり、本手法の対象環境として適切な環境となるためである。さらに、月・惑星環境は探査要求が高い環境の1つであり、地球上のロボットにはない厳しい制限があるために、高度な技術が要求される。制約が多く困難な月・惑星環境を対象環境を対象とすることで、月・惑星環境以外の環境に対する応用が期待できる。環境理解手法では、距離センサではなく画像センサを用いた。これは、画像センサが大域的な環境情報を含むためである。取得画像から、知識を用いて効率の良い行動計画のための環境理解を行う。

第1章は序論であり、本研究の背景や目的について述べている。また、未知自然環境を移動する探査ロボットについて述べ、国内外の研究状況と本論文で提案する手法との位置付けを示している。本論文の構成もまとめている。

第2章は、提案する環境理解手法の概要について述べている。本論文では、環境理解の

指標となる環境マップを新たに導入した．まず，一枚の取得画像から，注視すべき領域の抽出を行い，知識を用いて各注視領域に対する地形を推定する．ここで用いる知識は，画像中に現れる月・惑星環境の地形特徴に対する知識である．次に，地形推定結果から，環境マップを構築する．探査ロボットは，移動しながら環境マップの更新を行う．行動計画を行う際には，更新した環境マップを用いる．月・惑星環境の画像は，濃淡値が変化することはあっても，カラーが顕著に変化することはない．さらに，濃淡画像はカラー画像に比べてデータ量が少ないため，画像処理の計算量が少なくなるという利点もある．よって，カラー画像ではなく濃淡画像を用いている．

第 3 章では，環境マップ構築手法を提案している．注視領域の抽出には「月・惑星環境において，注視すべきものがある画像中の領域は，濃淡値が大きく変化し，エッジが現れる領域である」という知識を用いている．次に，抽出した各注視領域に対し，地形推定を行う手法について述べている．地形推定は，あらかじめ用意した月・惑星環境における地形特徴に関する知識を用いる．地形推定のカテゴリーは，岩 (Rock)，クレータ (Crater)，凸領域 (Convexity)，凹領域 (Concavity)，複合領域 (Complex) の 5 種類である．さらに，行動計画に適した環境マップのデータ構造について示している．環境マップは表形式のデータ構造をとり，注視領域の画像中の位置，大きさ，地形推定結果，ランドマーク候補となる番号のデータで構成している．加えて，実際に月・惑星で撮影された画像を用いたシミュレーションと惑星の模擬環境におけるハードウェアを用いた実験を行った結果を示し，提案手法について検討・考察している．

第 4 章では，環境マップの更新手法について述べている．更新直前の環境マップ (Pre-map) と一番新しく構築した環境マップ (New-map) を比較し，それぞれの環境マップ間の注視領域の対応関係を判定する．対応関係を持つ注視領域の画像上の移動値を，実際の移動距離や回転角度に換算することで，ロボットの相対自己位置推定を行う．さらに，相対自己位置推定によって，環境マップ上のゴール領域位置も更新する．環境マップの更新によって，地形推定の信頼度を上げ，濃淡画像中のあいまい情報を少なくしている．さらに，惑星の模擬環境におけるハードウェアを用いた実験を行った結果を示し，提案手法について検討・考察している．

第 5 章では，行動計画手法を提案している．行動計画とは，ルート計画とセンシング計画を行うことである．まず，提案手法により構築した環境マップを用いて，ゴール領域までのルートを大まかに計画する手法について述べている．ここで，ルートを大まかに計画しているのは，ルートは移動しながら更新した環境マップに応じて逐次ルートを変更するため，一度計画したルートを忠実に辿るわけではないからである．ルート計画手法は，グラフ探索法に基づき，ロボットの現在位置と通過地点候補とゴール領域をノードとして，ノード同士を結ぶルート候補の探索を行う．探索を行う前に，各注視領域が進入禁止領域か進入危険領域か進入可能領域かの判定を行なう．各通過地点候補は，ロボットの対角線長さに基づいて画像上にそれぞれの注視領域に対して 4 つの通過地点候補を設定する．ルートの探索には，通過可能もしくは通過危険なルートに対して，コストを設定することで，最適なルートを選択する．次に，計画したルートに対し，どのようなセンシングを行いながら移動するかを計画する，センシング計画手法について述べている．さらに，実際に月・惑星で撮影された画像を用いたシミュレーションと惑星の模擬環境におけるハードウェアを用いた実験を行った結果を示し，提案手法について検討・考察している．

第6章では、環境理解について考察をまとめている。提案手法では、主に月・惑星を対象環境としていた。そこで、月・惑星以外の環境に対して提案手法がどのように応用できるかを、例を加えて示している。さらに、環境認識と環境理解の違いも踏まえて、「ロボットの行動計画のための」という観点から環境理解について考察し、環境理解そのものについても考察している。

以上のように本論文では、探査ロボットが行動計画を行うための環境理解について研究を行なっている。提案手法では、主に未知かつ自然環境を移動するロボットを対象として検討を行った。そして、移動ロボットが効率良く行動計画を行い、遠距離移動するための、知識を用いた環境理解手法を提案している。提案手法では、広範囲の環境情報を含む画像センサを用いている。画像は遠距離情報になればなるほどあいまいな情報が多くなるが、移動時に環境マップを更新することであいまい情報を少なくすることが可能である。環境理解を行うにあたり、従来手法のように詳細なマップを構築せず、画像に基づいた行動計画のための環境マップを提案している。加えて、その環境マップから行動計画を行う手法も提案している。さらに、本論文では、探査ロボットの行動計画という観点から、環境理解とはどういうものかについての知見・示唆を与えている。

## 7.2 今後の課題

本論文では月・惑星以外の環境への応用例として、地球上の火山環境について述べている。火山環境以外の地球上の自然環境に関しても、知識を変更することで応用が可能かどうか、提案手法を拡張して検討する必要があると考えられる。提案手法の拡張とは、新しい知識を提案手法に組み込み、必要に応じて注視領域抽出、環境マップ更新、行動計画などにおける判定基準を変更することである。例えば本論文では、月・惑星環境を主な対象環境としたため、濃淡画像を扱い、分散値とエッジから注視領域の抽出を行っていた。しかし、月・惑星以外の環境に関しては、色情報の特徴を持つ地形も存在する。よって、エッジや濃淡値だけではなく、他情報も取り入れた上で、環境に関する知識に基づいて提案手法の有効性を検証する必要性がある。さらに、自然環境だけではなく、人工物に囲まれた未知環境に関しても、同様に知識を変更することで応用が可能かどうかを検討することも必要である。人工物に囲まれた環境に関しても応用が可能であれば、例えば、常に未知環境を移動するレスキューロボットなどのロボットに対して有用な手法となると考えられる。

本論文で提案した手法は、用いる知識の変更や更新を行っていない。しかし、未知環境を移動する以上、あらかじめ知識として持つことができない新たな特徴を持つ地形が現れる可能性は否定できない。また、ロボットが未知環境を実際に行動することで、知識の変更点や追加点を発見することも考えられる。そこで、新しい知識を適宜組み込み、知識の変更や更新が可能とすることも、有用性の向上に繋がると考えられる。

# 謝 辞

本研究を進めるにあたり，指導教員である中谷一郎教授には，細部にわたるまで懇切丁寧な御指摘や御助言を賜りました．物事の本質の捉え方，研究への取り組み方や論理的な考え方など，多くのことを御指導いただきました．ここに深く感謝申し上げます．

久保田孝助教授には，研究を進める上で数々御相談させていただき，御指摘や御助言を賜りました．研究の進め方や考え方，プレゼンテーションの仕方など，多くのことを御指導いただきました．多くの励ましの御言葉もいただきました．心より感謝申し上げます．

橋本樹明教授には，研究室の打ち合わせなどで御指導を賜りました．ここに深く御礼申し上げます．

吉光徹雄助教授には，研究を進める上で数々の御指導を賜りました．御指導や御指摘いただいたこと，心より御礼申し上げます．

坂井真一郎助教授，板東信尚助手には，大変お世話になりました．御相談させていただいたり，御助言を賜りましたこと，深く感謝致します．

大槻真嗣助手には，御相談させていただき，御助言を賜りました．実験の際には，大変お世話になりました．心より御礼申し上げます．

秘書である吉田由美子さん，小田真由美さん，本田百代さんには，事務の面や日々の生活において，大変お世話になりました．深く感謝致します．

日々の研究室での生活において，下田真吾博士，Serin Lee 博士，飯塚浩二郎博士，赤羽主織君，浦山泰英君，岸慎也君，渡邊恵佑君，高橋啓君，佐藤孝洋君，豊川貴章君，松尾和芳君，肥後さやかさん，水上憲明君，杉浦学君，Edmond So 君，田村嘉章君，中村壮亮君，永岡健司君，に大変お世話になりました．楽しい時間を共有させていただきましたこと，深く感謝致します．

最後に，どんな時も私のことを支えて下さった両親と祖父母と叔母に心の底から感謝致します．

# 参 考 文 献

- [1] 松村明 (監修) : "大辞泉", 小学館, 1998.
- [2] R. Li, S. W. Squyres, R. E. Arvison, B. A. Archinal, et al. : "Initial Results of Rover Localization and Topographic Mapping for the 2003 Mars Exploration Rover Mission", Photogrammetric Engineering and Remote Sensing, vol.71, no.10, pp.1129-1142, 2005.
- [3] S. Williams, G. Dissanayake and H. Durrant-Whyte : "Towards terrain-aided navigation for underwater robotics", Advanced Robotics, vol.15, no.5, pp.533-549, 2001.
- [4] T. Bailey, J. Nieto and E. Nebot : "Consistency of the FastSLAM algorithm", In Proc. of IEEE Int. Conf. on Robotics and Automation, pp.424-429, 2006.
- [5] J.A. Castellanos, J. Neira and J. D. Tardos : "Limits to the consistency of EKF-based SLAM", In Int. Federation of Automatic Control Symp. on Intelligent Autonomous Vehicles, 2004.
- [6] J. Folkesson and H. Christensen : "Outdoor Exploration and SLAM using a Compressed Filter", In Proc. of the IEEE Int. Conf. on Robotics and Automation, pp.419-426, 2003.
- [7] M. Deans and M. Hebert : "Experimental comparison of techniques for localization and mapping using a bearing only sensor", In Proc. of the Int. Symp. on Experimental Robotics, 2000.
- [8] M. W. M. G. Dissanayake, P. M. Newman, H. F. Durrant-Whyte, S. Clark, and M. Csorba : "A solution to the simultaneous localization and map building (SLAM) problem", IEEE Trans. on Robotic and Automation, Vol 17, no 3, pp.229-241, 2001
- [9] S. Thrun, D. Hahnel, D. Ferguson, M. Montemerlo, et al. : "A System for Volumetric Robotic Mapping of Abandoned Mines", In Proc. of the IEEE Int. Conf. on Robotics and Automation, 2003.
- [10] D. M. Cole and P. M. Newman : "Using Laser Range Data for 3D SLAM in Outdoor Environments", In Proc. of the 2006 IEEE Int. Conf. on Robotics and Automation, pp.1556-1563, 2006.
- [11] M. Bryson, and S. Sukkarieh : "Active Airborne Localisation and Exploration in Unknown Environments using Inertial SLAM", In IEEE Aerospace Conf., 2006.

- 
- [12] R. Li, F. Ma, F. Xu, L. Matthies, et al. : "Large scale Mars mapping and rover localization using descent and rover imagery", In Proc. of ISPRS 19th Congress, 2000.
- [13] L. Iocchi, K. Konolige and M. Bajracharya : "Visually Realistic Mapping of a Planar Environment with Stereo", In Proc. of Seventh Int. Symp. on Experimental Robotics, 2000.
- [14] 山下淳, 林本悦一, 金子透 : "レーザレンジファインダを用いた水中物体の3次元形状計測", 日本機械学会論文集 (C 編), Vol.72, No.717, pp.1506-1513, 2006.
- [15] M. Yguel, O. Aycard and C. Laugier : "Efficient GPU-based Construction of Occupancy Grids Using several Laser Range-finders", In Proc. of the IEEE/RSJ Int. Conf. on Intelligent Robots and Systems, 2006.
- [16] S. Ikeda and J. Miura : "3D Indoor Environment Modeling by a Mobile Robot with Omnidirectional Stereo and Laser Range Finder", In Proc. 2006 IEEE/RSJ Int. Conf. on Intelligent Robots and Systems, pp.3435-3440, 2006.
- [17] K. Konolige, M. Agrawal, R. C. Bolles, C. Cowan, et al. : "Outdoor Mapping and Navigation using Stereo Vision", In Proc. of the Intl. Symp. on Experimental Robotics (ISER), 2006.
- [18] K. Ohba and K. Ikeuchi : "Detectability, Uniqueness, and Reliability of Eigne Windows for Stable Verification of Partially Occluded Objects", IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol.19, no.9, pp.1043-1048, 1997.
- [19] D. G. Lowe : "Three-dimensional object recognition from single two-dimensional images", Artificial Intelligence, vol.31, no.3, pp.355-395, 1987.
- [20] R. Basri and E. Rivlin : "Localization and Homing Using Combinations of Model Views", Artificial Intelligence, vol.78, no.1, pp.327-354, 1995.
- [21] D. P. Huttenlocher and S. Ullman : "Recognizing solid objects by alignment with an image", In Proc. of Int. Journal of Computer Vision, pp.1586-1591, 1993.
- [22] D. G. Lowe : "Object recognition from local scale-invariant features," Proc. of Int. Conf. on Computer Vision, pp.1150-1157, 1999.
- [23] M. Brown and D. G. Lowe : "Invariant features from interest point groups", British Machine Vision Conf., pp.656-665, 2002.
- [24] A. J. Davison : "Real-Time Simultaneous Localisation and Mapping with a Single Camera", In Proc. 9th IEEE Int. Conf. on Computer Vision, pp.1403-1410, 2003.
- [25] 友納正裕, 油田信一 : "不正確さを許すマップと単眼ビジョンによる物体認識に基づく移動ロボットの屋内ナビゲーション", 日本ロボット学会誌, vol.22, no.1, pp.83-92, 2004.

- [26] 狩野芳正, 大町真一郎, 阿曾弘具 : "特徴選択によるテクスチャ画像の教師なし領域分割", 電子情報通信学会論文誌 D-II, vol.J86-D-II, no.7, pp.988-995, 2003.
- [27] H. Dahlkamp, A. Kaehler, D. Stavens, S. Thrun, and G. Bradski : "Self-supervised monocular road detection in desert terrain", In Proc. of the Robotics Science and Systems Conf., 2006.
- [28] H. Katsura, J. Miura, M. Hild, and Y. Shirai : "A View-Based Outdoor Navigation Using Object Recognition Robust to Changes of Weather and Seasons", In Proc. 2003 IEEE Int. Conf. on Intelligent Robots and Systems, pp.2974-2979, 2003.
- [29] R. Honda, Y. Iijima, and O. Konishi : "Mining of topographic feature from heterogeneous imagery and its application to lunar craters", Progress of Discovery Science, pp.395-407, 2002.
- [30] 西口憲一 : "画像を用いた月面軟着陸のための障害物検出と回避", 計測自動制御学会論文集, vol.38, no.4, pp.395-403, 2000.
- [31] B. Hapke : "Bidirectional reflectance spectroscopy : 3 - Correction for macroscopic roughness", Icarus, vol.59, no.1, pp.41-59, 1984.
- [32] 三須俊彦, 橋本樹明, 二宮敬虔 : "天体表面画像からの地形認識・抽出手法", 電子情報通信学会論文誌, D-II, vol.J82-D-II, no.9, pp.1444-1457, 1999.
- [33] A. L. Kemurdjian, V. V. Gromov, I. F. Kazhukalo, G. V. Kozlov, et al. : "1964 年 ~ 1990 年にかけてのソビエトの惑星ローバの開発", 日本ロボット学会誌, Vol.12, no.7, pp.993-1001, 1992.
- [34] J. D. Burke : "惑星探査ローバのアメリカにおける研究と開発", 日本ロボット学会誌, Vol.12, no.7, pp.986-992, 1992.
- [35] H. W. Stone : "Mars Pathfinder Microrover A Small, Low-Cost, Low-Power Spacecraft", In Proc. of the 1996 AIAA Forum on Advanced Developments in Space Robotics, 1996.
- [36] R. Chatila, R. Alami, S. Lacroix, J. Perret, and C. Proust : "Planet Exploration by Robots : From Mission Planning to Autonomous Navigation", In Proc. of '93 Int. Conf. on Advanced Robotics, pp.91-96, 1993.
- [37] R. Volpe and S. Peters : "Rover Technology Development and Infusion for the 2009 Mars Science Laboratory Mission", in Proc. of the 7th Int. Symp. on Artificial Intelligence and Robotics and Automation in Space, 2003.
- [38] M. V. Winnendaal, P. Baglioni, and J. Vago : "Development of The ESA Exomars Rover", In Proc. of the 8th Int. Symp. on Artificial Intelligence, Robotics and Automation in Space, 2005.

- [39] C. R. Weisbin, D. Lavery, and G. Rodriguez : "Robotics Technology for Planetary Missions Into the 21st Century", in Proc. of Int. Symp. on Artificial Intelligence, Robotics, and Automation for Space, pp.5-10, 1997.
- [40] T. Kubota, Y. Kuroda, Y. Kunii, and I. Nakatani : "Micro Planetary Rover "Micro5"", In Proc. of 5th Int. Symp. on Artificial Intelligence, Robotics and Automation in Space, pp.373-378, 1999.
- [41] 久保田孝 : "月・惑星環境における探査ロボットの設計", 日本ロボット学会誌, Vol.17, No.5, pp.609-614, 1999.
- [42] 若林靖史 : "月惑星探査とロボティクス", 日本設計工学学会誌, Vol.33, No.12, pp.443-448.
- [43] P. Tompkins, A. Stentz, and D. Wettergreen : "Global Path Planning for Mars Rover Exploration", In Proc. of the 2004 IEEE Aerospace Conf., 2004.
- [44] R. Simmons, E. Krotkov, L. Chrisman, F. Cozman, et al. : "Experience with Rover Navigation for Lunar-Like Terrains", In Proc. of the 1995 IEEE/RSJ Int. Conf. on Intelligent Robots and Systems, pp.441-446, 1995.
- [45] C. Urmson, M.B. Dias, and R. Simmons : "Stereo Vision Based Navigation for Sun-Synchronous Exploration", In Proc. of the 2002 IEEE/RSJ Int. Conf. on Intelligent Robots and Systems, p.805-810, 2002.
- [46] D. Pai and L. Reissell : "Multiresolution Rough Terrain Motion Planning", IEEE Trans. on Robotics and Automation, vol.14, no.1, 1998.
- [47] T. Kubota, I. Nakatani, M. Itoh, T. Iijima, and T. Adachi : "Fuzzy Based Navigation for Planetary Rover by using Range Image", In Proc. of the 14th Annual Conf. of Robotics Society Japan, pp.261-262, 1996.
- [48] A. Howard, B. Werger, and H. Seraji : "Integrating Terrain Maps into a Reactive Navigation Strategy", In Proc. of the IEEE Int. Conf. on Robotics and Automation, 2003.
- [49] M. Massari, G. Giardini and f. Bernelli-Zazzera : "Autonomous Navigation System for Planetary Exploration Rover based on Artificial Potential Fields", In Proc. of the 6th Cranfield Conf. on Dynamics and Control of Systems and Structures in Space, pp.153-162, 2004.
- [50] 久保田孝, 中谷一郎, 吉光徹雄 : "惑星移動ロボットのパスプランニング", ロボティクス・メカトロニクス講演会, A323, pp.129-134, 1994.
- [51] S. B. Goldberg, M. W. Maimone, and L. Matthies : "Stereo Vision and Rover Navigation Software for Planetary Exploration", IEEE Aerospace Conf. Proc., vol.5, pp.2025-2036, 2002.



- [52] L. M. Lorigo, R. A. Brooks, W. E. L. Grimson : "Visually-Guided Obstacle Avoidance in Unstructured Environments", In Proc. of IEEE Int. Conf. on Intelligent Robots and Systems, pp.373-379, 1997.
- [53] <http://www.hq.nasa.gov/alsj/>
- [54] <http://marsrovers.jpl.nasa.gov/>
- [55] 日本視覚学会 : "視覚情報処理ハンドブック", 朝倉書店, 2000.
- [56] 画像処理ハンドブック編集委員会 : "画像処理ハンドブック (Image Processing Handbook)", 昭晃堂, 1987.
- [57] 井上誠喜, 林正樹, 三谷公二, 八木 伸行, et al. : "C 言語で学ぶ実践画像処理", オーム社, 1999.
- [58] K. Nakayama : "James J. Gibson - An Appreciation", Psychological Review, vol.101, pp.329-335, 1994.
- [59] A. Blake, H. Bulthoff and D. Sheinberg : "Shape from texture : Ideal observers and human psychophysics", Vision Research, vol.30, pp.1723-1737, 1993.
- [60] D. A. Kleffner and V. S. Ramachandran : "On the perception of shape from shading", Perception & Psychophysics, vol.52, pp.18-36, 1992.
- [61] B. K. Horn and M. J. Brooks : "Shape from Shading", MIT Press, 1989.
- [62] M. Milford, G. Wyeth and David Prasser : "Simultaneous Localisation and Mapping from Natural Landmarks using RatSLAM", Australian Conf. on Robotics and Automation, 2004.
- [63] N. Achour and R. Toumi : "Building an environment map using a sweeping system based on a single ultrasonic sensor", In Proc. of the 2002 IEEE/ASME Int. Conf. on Advanced Intelligent Mechatronics, pp.1329-1333, 2001.
- [64] P. E. Rybski, F. Zacharias and J. F. Lett : "Using Visual Features to Build Topological Maps of Indoor Environments", In Proc. of the 2003 IEEE Int. Conf. on Robotics & Automation, 2003.
- [65] S. Simhon and G. Dudek : "A Global Topological Map formed by Local Metric Maps", In Proc. of IEEE/RSJ Int. Conf. on Intelligent Robotic Systems, pp.1708-1714, 1998.
- [66] J. N. Maki, J. F. Bell III, K. E. Herkenhoff, S. W. Squyres, et al. : "The Mars Exploration Rover Engineering Cameras", J. Geophys. Res., Vol.108, No.E12, 2003.
- [67] <http://www.ghz-link.com/product/security/hg88s.html>

- [68] 太田順, 倉林大輔, 新井民夫 : ”知能ロボット入門 動作計画問題の解法 ”, コロナ社, 2001.
- [69] 竹澤聡 and T. Gulrez : ”同時自己位置地図獲得手法を用いた自律型ロボットの環境認識 (ダイナミカル局所ボロノイ分割による逐次経路計画)”, 日本機械学会論文集 (C 編), Vol.71, No.703, pp.140-147. 2005.
- [70] Z. Zivkovic, B. Bakker, and B.J.A. Krose : ”Hierarchical map building using visual landmarks and geometric constraints”, In Proc. IEEE/RSJ Int. Conf. on Intelligent Robots and Systems, pp.7-12, 2005.
- [71] S. Shimoda, Y. Kuroda, and K. Iagnemma : ”Potential Field Navigation of High Speed Unmanned Ground Vehicles on Uneven Terrain”, In Proc. of the 2005 IEEE Int. Conf. on Robotics and Automation (ICRA 2005), pp.2839-2844, 2005.
- [72] S. S. Ge and Y. J. Cui : ”Dynamic Motion Planning for Mobile Robots Using Potential Field Method”, Autonomous Robots, Vol.13, no.3, pp.207-222, 2002.
- [73] <http://www.robovolc.dees.unict.it/>

# 発表文献

## 学会誌

- Riho Ejiri, Takashi Kubota and Ichiro Nakatani : "Vision Based Behavior Planning for Lunar and Planetary Exploration Rovers", Advanced Robotics(投稿中).
- 江尻理帆, 久保田孝, 中谷一郎 : "未知自然環境における探査ロボットの環境理解手法", 日本機械学会論文誌 (投稿中).
- 江尻理帆, 久保田孝, 中谷一郎 : "未知自然環境における探査ロボットの環境マップに基づく自己位置推定手法", 日本機械学会論文誌 (投稿準備中).
- 江尻理帆, 久保田孝, 中谷一郎 : "未知自然環境における探査ロボットの行動計画手法", 日本ロボット学会論文誌 (投稿準備中).

## 国際会議

- Riho Ejiri, Takashi Kubota and Ichiro Nakatani : "Vision based behavior planning for planetary exploration rover", Proc. of 10th Int. Conf. on Advanced Robotics, pp.535-540, 2001.
- Ichiro Nakatani, Takashi Kubota, Tetsuo Yoshimitsu, Shingo Shimoda, Riho Ejiri, Keisuke Watanabe and Kei Takahashi : "Research on Planetary Exploration Robots", Int. Symp. on Electronics for Future Generations, 2004.
- Riho Ejiri, Takashi Kubota, Ichiro Nakatani : "Autonomous Behavior Planning for Exploration Robot", No.1074, 3rd Int. Conf. on Computational Intelligence, Robotics and Autonomous Systems, 2005.
- Takashi Kubota, Riho Ejiri, Yasuharu Kunii, Ichiro Nakatani : "Autonomous Behavior Planning Scheme for Exploration Rover", 2nd IEEE Int. Conf. on Space Mission Challenge for Information Technology, 2006.

## 国内学術講演会

- 江尻理帆, 加藤宙, 久保田孝, 中谷一郎 : "濃淡画像に基づく月探査ローバのナビゲーション", 第17回日本ロボット学会学術講演会予稿集, 3J17, pp.1099-1100, 1999.

- 江尻理帆, 久保田孝, 中谷一郎: ”濃淡画像に基づく月面探査ローバのパスプランニング”, 第 43 回宇宙科学技術連合講演会, 99-3A10, 1999.
- 江尻理帆, 久保田孝, 中谷一郎: ”月面探査ローバの画像に基づく行動計画手法”, 第 5 回ロボティクスシンポジア, 12B4, pp.104-109, 2000.
- 江尻理帆, 久保田孝, 中谷一郎: ”未知環境における移動ロボットの観測行動決定法”, 第 20 回日本ロボット学会学術講演会予稿集, 1B18, 2002.
- 江尻理帆, 久保田孝, 中谷一郎: ”月面探査ローバの画像に基づくルート計画法”, 第 46 回宇宙科学技術連合講演会, 2C17, 2002.
- 佐藤孝洋, 江尻理帆, 久保田孝, 中谷一郎: ”惑星探査ローバの障害物回避実験による考察”, ロボティクス・メカトロニクス講演会’04 講演論文集, pp.1P-L1-39, 2004.
- 江尻理帆, 吉光徹雄, 久保田孝, 中谷一郎: ”未知自然環境における単眼視によるナビゲーション方針”, 第 24 回日本ロボット学会学術講演会, 2E22, 2006.
- 江尻理帆, 吉光徹雄, 久保田孝, 中谷一郎: ”未知自然環境における移動ロボットの画像による環境理解手法”, 第 12 回ロボティクスシンポジア, 2007(発表予定).
- 江尻理帆, 吉光徹雄, 久保田孝, 中谷一郎: ”環境理解に基づく探査ローバの行動計画”, ロボティクス・メカトロニクス講演会, 2007(発表予定).

## 書籍

- R. Pfeifer, C.Scheier 著, 石黒章夫, 小林宏, 細田耕監訳 (第 9 章訳担当): ”知の創成 - 身体性認知科学への招待 -”, 共立出版株式会社, 2001.