

距離画像を用いた形状・運動の認識

梅田 和昇



博士論文の概要、研究の目的、方法、結果、結論を要約する。この部分では、研究の重要性と貢献を強調し、読者に研究の概要を伝える。また、研究の背景や関連する分野の動向についても触れる。

博士論文

距離画像を用いた形状・運動の認識

本研究は、距離画像を用いた形状・運動の認識に関するものである。距離画像は、物体の形状や位置を正確に表現できるため、ロボット工学や自動運転などの分野で広く利用されている。本研究では、距離画像から物体の形状や運動を認識するためのアルゴリズムを開発し、その性能を評価した。実験の結果、提案したアルゴリズムは、従来の方法よりも高精度で形状・運動を認識できることが示された。

梅田 和昇

論文の概要

知能ロボットをはじめとする知的な機械システムの実現には、外界を計測し、理解する機能が不可欠である。3次元空間内で作業を行う知能ロボットにおいて、多数の距離が計測されたものである距離画像は、3次元情報を直接持っているため外界のセンサ情報として有効である。近年、計測時間が1~1/30秒と高速な距離画像センサがいくつか開発されている。ただし高速計測が実現可能な半面、これらの距離画像センサで入力される距離画像の画素数(距離計測点数)は数百~数万点程度と、濃淡画像の数万~数十万点に比べかなり少ない。そのため距離画像を利用するには、距離画像の粗さにロバストな手法を構築することが必要であるが、これまで粗さに対するロバストさに着目した研究は非常に少ない。

距離画像を用いて認識できる情報には、

- ・ 1枚の画像より計測される形状情報
- ・ 複数の画像より計測される運動情報

の2種類が考えられる。これらはいずれも知能ロボットにおいて重要である。そこで本論文では形状、運動の両者を対象とし、距離画像の粗さと誤差にロバストな認識手法を確立することを目的としている。まず、(1)距離画像の粗さと誤差にロバストな形状の特徴の計測手法を定式化した。次に、(1)で計測される特徴を用いて、(2)形状のモデルベース認識手法、(3)2枚の距離画像間の運動の計測手法、(4)多数の距離画像からの運動のモデルベース認識手法を確立した。このとき、粗さと誤差に対するロバスト性を実現するために統計的な最適化・解析を行った。具体的には線形最小2乗法の枠組みで、最適な推定値および推定誤差を定式化し、また識別におけるしきい値を統計的に決定した。提案した形状と運動の認識手法の有効性の検証を、距離計測点数が約1000点の粗い実距離画像を用いた実験、およびシミュレーションによって行った。

目次

論文の概要

目次

第1章 序論	1
1.1 研究の背景	2
1.2 距離画像を用いた認識に関する過去の研究	3
1.2.1 距離画像を用いた形状の認識	4
1.2.2 距離画像を用いた運動の認識	6
1.3 研究の目的	9
1.4 本論文の構成	11
第2章 距離画像を用いた認識のための数学的準備	13
2.1 はじめに	14
2.2 距離画像の定義	15
2.2.1 距離画像の入力手法の分類	15
2.2.2 実用的な距離画像入力手法	19
2.2.3 距離画像の汎用的な定義	24
2.3 認識手法の定式化のための数学的準備	27
2.3.1 パラメータ推定問題の一般的な定式化	27
2.3.2 線形最小2乗法によるパラメータ推定	28
2.3.3 モデルからずれがある場合の線形最小2乗法	31
2.4 おわりに	33
第3章 形状の特徴の計測	35
3.1 はじめに	36
3.2 法線ベクトルの計測	38
3.2.1 法線ベクトルの計測手法の定式化	38
3.2.2 法線ベクトルの誤差の解析	43
3.2.3 非平面領域における法線ベクトルの計測	47
3.3 基本形状の抽出	50
3.3.1 基本形状の候補領域の抽出	50
3.3.2 候補領域の識別	53

3.4	基本形状の特徴量計測	60
3.4.1	平面の計測	60
3.4.2	円筒面の計測	61
3.4.3	円錐面の計測	67
3.4.4	球面の計測	69
3.4.5	基本形状の特徴量の粗さに対するロバストさ	72
3.5	おわりに	75
第4章	形状のモデルベース認識	77
4.1	はじめに	78
4.2	認識処理の手順	79
4.3	複数物体の分離	81
4.4	基本形状を要素として持つ形状の記述	84
4.4.1	形状モデルの記述	84
4.4.2	認識対象の記述	85
4.5	モデルマッチング	87
4.5.1	マッチング手法の提案	87
4.5.2	手法の定式化	90
4.6	位置・姿勢の計測	92
4.6.1	姿勢の計測	92
4.6.2	位置の計測	96
4.7	おわりに	97
第5章	3次元運動パラメータの計測	99
5.1	はじめに	100
5.2	運動・距離式の導出	101
5.2.1	速度ベクトルと距離画像との間の関係式の導出	101
5.2.2	剛体条件を用いた運動・距離式の導出	102
5.3	3次元運動パラメータ計測手法の定式化	104
5.3.1	運動・距離式に含まれる特徴量の定式化	104
5.3.2	3次元運動パラメータの算出	105
5.4	運動計測性の評価	107
5.4.1	すべての運動成分が計測できる条件	107
5.4.2	運動計測不能方向を持つ形状	107

5.5	運動計測不能方向の検出	110
5.5.1	検出における戦略	110
5.5.2	運動計測不能方向の検出手法の提案	111
5.5.3	運動計測不能方向を考慮した運動計測	114
5.6	おわりに	115
第6章	運動のモデルベース認識	117
6.1	はじめに	118
6.2	運動のモデルベース認識の枠組み	119
6.2.1	運動のモデルベース認識の手順	119
6.2.2	カルマンフィルタによるマッチング	120
6.2.3	状態方程式で記述できない運動のモデルベース認識	121
6.3	カルマンフィルタを用いたモデルマッチング	123
6.3.1	カルマンフィルタの概要	123
6.3.2	モデルマッチング	125
6.4	ニューラルネットワークによる識別	126
6.4.1	バックプロパゲーション法の概要	126
6.4.2	運動のモデルベース認識のためのネットワーク	128
6.5	等速・等角速度運動モデルの構築	130
6.5.1	等速・等角速度運動モデルの状態方程式	131
6.5.2	等速・等角速度運動モデルの測定量	132
6.6	おわりに	135
第7章	形状と運動の認識実験	137
7.1	はじめに	138
7.2	実験システムの構成	139
7.2.1	実験システムの全体構成	139
7.2.2	距離画像センサの構成	140
7.2.3	距離画像計測の原理	144
7.2.4	距離画像センサのスペック	145
7.3	形状の特徴計測実験	149
7.3.1	法線ベクトルの計測	149
7.3.2	4つの基本形状から構成されるシーンの認識	152
7.3.3	多数円筒の認識	156
7.4	基本形状を要素として持つ形状のモデルベース認識実験	158

7. 4. 1 認識対象	158
7. 4. 2 モデル	158
7. 4. 3 認識対象中の基本形状の認識	160
7. 4. 4 マッチングおよび位置・姿勢の計測	161
7. 5 3次元運動パラメータ計測実験	163
7. 5. 1 立方体の3次元運動パラメータ計測実験	163
7. 5. 2 運動計測不能方向の検出	166
7. 6 運動のモデルベース認識のシミュレーション	172
7. 6. 1 等速・等角速度運動モデルのマッチング	172
7. 6. 2 3種の運動の識別	186
7. 7 おわりに	188
第8章 結論と展望	189
8. 1 本論文の結論	190
8. 2 展望	193
謝辞	195
参考文献	199
研究業績書	207

第1章 序論

1. 1 研究の背景
1. 2 距離画像を用いた認識に関する過去の研究
 1. 2. 1 距離画像を用いた形状の認識
 1. 2. 2 距離画像を用いた運動の認識
1. 3 研究の目的
1. 4 本論文の構成

1. 1 研究の背景

知能ロボットをはじめとする知的な機械システムの実現のためには、作業対象物や作業環境などの外界の情報を計測し、理解する機能が不可欠である。この場合の情報の形態としては様々なものが考えられる。知能ロボットの実現において模範となる人間でもいわゆる五感によって種々の情報が計測されているが、五感のうち特に重要なものは視覚であると言われている。知能ロボットの研究においても視覚機能の実現の重要性が認められ、知能ロボットの研究が開始された当初から研究が始められた。視覚機能の機械による実現を目標とした研究はロボットビジョン、あるいはコンピュータビジョンと呼ばれ、これまでに線画の認識[Winston 75]、ステレオ[Marr 82]、濃淡分布や運動から3次元形状を復元するShape from Xと呼ばれる一連の研究、濃淡画像上での2次元の速度場であるオプティカル・フローの算出[Prazdny 83]など、数多くの成果が得られている。

知能ロボットには、対象物体を掴む、移動物体を回避するなど、3次元空間における作業が本質的に不可欠であるため、形状、対象物の位置・姿勢など3次元空間での情報が必要である。ロボットビジョンの分野においても、上記のステレオ、Shape from Xの一連の研究などの多くの研究が、濃淡画像から3次元情報を復元する手法の確立を目標としてきた。

しかし、このように2次元の濃淡画像を処理して3次元情報を復元する手法の多くは不良設定問題である[Poggio 85]。そのため、多くの反復演算を伴い計測時間を要する、何らかの仮定をおかなければならず対象対象が限定されるなど、実用化における問題点が多い。

これに対し、2次元の濃淡画像を経ずに3次元情報を直接計測するセンサが開発されてきた[Jarvis 83a][山本 87][井口 90]。3次元情報として多数の距離が計測されたものを、通常の濃淡画像とのアナロジーから一般に距離画像(Range Image、時にDepth Map)と呼ぶ。すなわち距離画像は濃淡画像の濃淡値が距離値に置き換えられたものと考えて良い。

近年、CCDカメラによる濃淡画像の入力時間なみに高速に、1~1/30秒で距離画像を入力するセンサ(以下、距離画像センサと呼ぶ)がいくつか開発されている。これらのセンサは、高速の計測を要する知能ロボットや産業用ロボットにも利用することができる。ただし高速入力を実現可能な半面、これらの距離画像センサで入力される距離画像の画素数(距離計測点数)は数百~数万点程度であり、画素数が数万~数十万点の濃淡画像に比べかなり少ない。そのため距離画像を知能ロボットなどのセンサ情報として用いるためには、距離画像の粗さに対応できる手法を構築することが必要である。なお距離画像センサに関する詳しいサーベイは2章で行う。

1. 2 距離画像を用いた認識に関する過去の研究

前節で距離画像の位置付けとして

- ・ 3次元情報を直接計測するため知能ロボットなどにおいて有効である、
 - ・ 高速入力が可能となってきたが、得られる距離画像は粗い、
- ということを述べた。本節では距離画像を用いた認識処理に関する過去の研究を示し、それらの問題点をあげる。

まず本論文における認識を定義しておく。

本論文では距離画像に何らかの処理を行い有益な情報を取り出す処理を広い意味で認識と呼んでいる。タイトルでもこの意味で認識という言葉を用いている。

一方、これまでの研究では、モデルをデータベースとして保持し、モデルとのマッチングを行って認識対象の同定、計測を行う処理を一般に認識と呼んでいる[白井 84]。本論文ではこの意味での認識を特にモデルベース認識と呼ぶことにする。また、モデルベース認識の処理のうち、認識対象の同定を識別と呼ぶ。

さて、距離画像を用いて認識できる情報には、

- ・ 1枚の画像より計測される形状情報
- ・ 複数の画像より計測される運動情報

の2種類が考えられる。形状情報の知能ロボットにおける必要性は前節で示した通りである。一方、運動情報も、移動障害物の回避問題を例として考えれば明らかなように、動的な環境内で作業を行う知能ロボットにおいて、その重要性が大きい。そこで本論文では形状情報、運動情報の両者の認識を研究の対象とする。なお、以下、形状、運動とも、3次元の形状、運動を無条件に意味することとする。

以下、形状の認識に関して1. 2. 1項で、運動の認識に関して1. 2. 2項で過去の研究の概要をまとめる。

1. 2. 1 距離画像を用いた形状の認識

形状の認識に関しては多くの研究が行われている。以下、代表的な研究例をモデル利用の視点で分類して示す。

(1) モデルを用いない認識

ここで挙げる手法は、例えば多面体といったある形状を仮定し、その仮定のもとで、認識対象の形状の記述を得る手法である[Shirai 72][Agin 73][杉原 79][Jain 90]。

[Shirai 72]は、距離画像を用いた形状認識の最も初期の研究として、多面体の各面を抽出し、多面体の記述を得ている。[Agin 73]は、距離画像から一般化円筒を抽出し、その組合せで曲面体の記述を行なった。[杉原 79]は、多面体の頂点に注目した。分類された各頂点に対し頂点辞書と呼ぶ属性表を作成し、それを利用して得られた不完全な距離画像中の線画に対し、各頂点の整合性から完全な多面体の記述（線画）を得る。また、認識対象に超2次曲面を当てはめ、超2次曲面のパラメータによって形状を記述する手法も提案されている[Jain 90]。本手法は多くの形状を同一のパラメータで記述するという点で有効であるが、細かな形状の記述ができない、多くの反復演算を必要とするという欠点がある。

(2) モデルベース認識

認識対象の記述とモデルとのマッチングにより認識対象の識別、計測を行なう手法である。マッチング手法により、次の3種に分けられる。

- (a) 特徴の一致によるマッチング
- (b) グラフの一致によるマッチング
- (c) 認識対象とモデルの位置姿勢を座標変換により一致させることによるマッチング

(a) 特徴の一致によるマッチング

[Oshima 83]は、面素にもとづいて認識対象の距離画像を領域分割して各面の特徴を計測し、領域の特徴の一致度を算出することで認識対象とモデルのマッチングを行なっている。領域の特徴には隣接領域数、面積、最大/最小半径、円らしさ、周囲長などを利用している。

(b) グラフの一致によるマッチング

認識対象、モデルをグラフで記述し、グラフの一致を調べることによりマッチングを行う手法である[Magee 85][Parvin 89]。

[Magee 85]は濃淡画像と距離画像を併用して求めた直線グラフと円状グラフの2種

を用いてマッチングを行なっている。また[Parvin 89]は、グラフの一致度を表わすためにニューラルネットを応用している。Hopfield型のネットワークを用いて、一致度を表わす評価関数の最小化を行ない、最適なマッチングを求めている。

(c) 位置姿勢の座標変換によるマッチング

モデルと認識対象が3次元空間で一致する座標変換を求めることでマッチングを行なう[Tomita 84][Ikeuchi 82]。

[Tomita 84]は次の手法を提案している。まず距離画像からエッジを検出し、エッジで囲まれた面を求める。そして面の境界線をセグメント（直線、円弧）で表現する。次に、あるセグメントを回転移動、平行移動してモデルと認識対象とで一致させることにより、仮説的な座標変換のパラメータを求める。次にこの座標変換が他のセグメントについても満足されるか検証する。認識対象として、カップや鍋などの複雑形状物、さらにハサミのようにジョイントがあり変形する物体も扱っている。また[池内 84]は認識対象とモデルとの拡張ガウス像[Hom 84]をマッチングすることで認識および姿勢の決定を行っている。

以上、形状の認識に関する代表的な研究をあげた。前節で述べたように、高速な距離画像センサで得られる距離画像は粗いため、実用性を考えた場合、粗さに対応できる手法を構築することが重要である。しかしこれまでの研究で距離画像の粗さを論じているものは少ない。

粗さを論じている研究としては、[Grimson 84]、[Kofakis 86]、[中村 91]があげられる。これらの研究では、 $10^0 \sim 10^1$ 程度の非常に少ない距離情報が与えられた場合を対象としている。多面体を対象とし、各点において距離情報と法線ベクトルが与えられたとして、各点がついている多面体の面を探索することにより識別および姿勢の決定を行っている。しかし測定点数が少ないため、複雑な形状への適用が困難であり、また探索空間が広いため計測時間を要する。利用可能な距離画像では、粗いとはいえ測定点数は $10^2 \sim 10^3$ 存在するため、法線ベクトルよりも複雑な特徴を用い、効率的なマッチングを行うべきである。

以上の形状認識の過去の研究に関して次の問題点が指摘される。

- ・ 距離画像の粗さを考慮していない。例えば、距離画像が粗い場合、エッジや頂点は抽出が困難であるため（詳しくは3章で検討する）、これらを用いた認識手法は適切でない。また粗さを論じた研究では、想定している粗さが極端であり、距離画像と呼べるような場合には適切でない。

- ・位置・姿勢の計測手法が論じられていない。形状の識別のみならず3次元の位置・姿勢を計測することが必要であるが、多くの研究で識別に主眼がおかれている。
- ・距離画像の誤差を考慮していない。距離画像の誤差を考慮し、得られる位置・姿勢の誤差の大きさを見積もることが必要である。

1. 2. 2 距離画像を用いた運動の認識

距離画像を用いた運動の認識の研究はそれほど行われていない。これまでの研究は2枚の距離画像間での運動の計測を対象としたものと長期間の運動の認識を対象としたものへと分類される。以下、それぞれ研究例を示す。

(1) 2枚の画像間での運動の計測

2枚の画像間での3次元運動の計測は、これまで濃淡画像処理の分野で多く研究されてきた[Tsai 84][山本 85][金谷 90]。これらの研究は、

- ・特徴点の対応づけにもとづく方法[Tsai 84][金谷 90]
- ・オプティカルフローを利用した方法[山本 85][飯間 88]

の2つに大別され、それぞれ多くの研究が行われている。しかし、濃淡画像のみで運動を計測する問題は、前節で述べたように不良設定問題であり、計測精度、計測時間、対象物形状等の問題点が多く実用的でない

これに対し距離画像では、もし特徴の対応づけが求めれば、運動が容易に計測できる。2画像間での3点の頂点の対応づけが求められれば、剛体対象物の運動が一意に決定される。また[Zhang 92]ではStereoで求められる線分(Line Segment)を2枚の画像間で対応づけることにより、運動を計測している。しかし、前項で述べたように、距離画像が粗い場合、頂点やエッジの抽出は困難である。

エッジ・頂点以外の特徴の対応づけを利用している研究としては、[Kehtarnavaz 89]、[長尾 90]、[Szeliski 88]がある。[Kehtarnavaz 89]は、曲率によって分割された距離画像間でグラフマッチングを行い運動の計測を行う手法を提案している。[長尾 90]は拡張ガウス像[Horn 84]を用いて多面体の位置・姿勢を決定し、2枚の画像間の位置・姿勢の変換行列を求めて運動を計測する手法を提案している。また[Szeliski 88]は距離画像へ曲面を当てはめ、その曲面が次の距離画像と最も合う変換行列をベイズ推定によって求めることで運動を決定している。これらの手法ではいずれも各距離画像ごとに対象物の位置・姿勢等を求めるという、計測時間を要する処理を行っているため、高速

性が要求される運動計測においては問題がある。

一方、[Horn 91]、[山本 90][Yamamoto 90]、[新井 89][Arai 91]が3次元運動パラメータと距離画像の関係式を導出した。3次元運動パラメータとは並進速度3成分、回転速度3成分の計6成分のパラメータであり、剛体の瞬間的な運動を一意に表現する。以後、この式を[Arai 91]に従って運動・距離式(Motion-Range Equation)とよぶ。運動・距離式は3次元運動パラメータ6成分に関して線形の式であり、距離画像の6点以上で本式を求めれば、3次元運動パラメータが決定される。2枚の距離画像で対応づけを必要としないため、特徴点の抽出、対応点の探索といった時間のかかる処理が不要である。また距離画像の特徴として法線ベクトルしか用いていないため、粗い距離画像にも適用できる。しかし、本式を用いた3次元運動パラメータの計測では、円筒面における中心軸回りの回転、中心軸方向の並進のように、対象の形状によっては計測できない運動が存在するという問題点もある[Horn 91]。

(2) 長期間の運動の認識

知能ロボットが動的な環境で作業を行う場合、上記のように2枚の画像間での運動を計測するだけでなく、多数の画像間での長期間の運動を認識することも必要である。しかしこのような研究例は少ない[Asada 83][新井 92][長尾 90]。特にモデルベース認識に関しては、形状のモデルベース認識の研究例の多さと対照的に、ほとんど研究例がない。

[Asada 83]は多リンクを持ち複数軸回りの回転運動を行う物体を対象とし、運動から回転軸を発見する手法を提案した。この研究では複数軸の回転の合成による見かけの回転軸を2画像間で求め、それをガウス球に投影してリンクの根元より順に回転軸を求めている。この手法ではすべてのリンクの2画像間での3次元の回転が既知である必要があり、適用対象が非常に限定される。これに対し[新井 92]はフーリエ変換を用いることにより、[Asada 83]の場合と同等の認識をリンクの一番先端の位置情報の時系列のみから行っている。ただし[新井 92]の手法では各軸の回転速度が一定時間の間、一定である必要がある。これらの研究は複数軸回りの運動という、限定された範囲の運動を仮定し、その範囲内でのパラメータを決定することにより認識を行っている。一方、[長尾 90]は運動モデルとして直線運動、等加速度運動、円運動など8種を用意し、モデルベース認識を行っている。ただしこの手法では対象物の位置・姿勢の時系列が必要という欠点がある。

以上の運動認識の過去の研究に関して次の問題点が指摘される。

- ・ 2枚の距離画像間での運動の計測に関しては、有効な基本式として運動・距離式が提案されている。しかし本式を用いた運動の計測では、対象の形状によっては計測できない運動が存在するという問題点がある。
- ・ モデルベース認識に関しては、ほとんど研究されていない。これまでの研究では認識対象の限定が大きい、既知でなければならない特徴量が計測困難なものであるなどの問題点があり、実用性が低い。

1. 3 研究の目的

以上で示した背景、研究の現状より、本論文では、距離画像の粗さと誤差にロバストな、形状と運動の認識手法を確立することを目的とする。

具体的な手法として、(1) 形状の特徴の計測手法、(2) 形状のモデルベース認識手法、(3) 2枚の距離画像間の運動の計測手法、(4) 多数の距離画像からの運動のモデルベース認識手法 を確立する。

- (1) 距離画像の粗さと誤差にロバストな形状の特徴として
 - ・ 距離画像の各点で定義される法線ベクトル
 - ・ 平面、円筒面、円錐面、球面 (以下、本論文ではこの4つを基本形状と呼ぶ) を選択し、計測手法を定式化する。
- (2) 基本形状を要素として持つ形状を対象とし、モデルベース認識手法を提案する。基本形状を特徴量としてマッチングを行って認識対象を識別し、位置・姿勢を計測する。
- (3) 運動・距離式を用いた3次元運動パラメータの計測手法を、計測できない運動の考察を行うことにより、確立する。
- (4) 運動のモデルベース認識手法の枠組みを提案し、その枠組みのもとで具体的な運動モデルとして等速・等角速度運動モデルを定式化する。本運動モデルの特徴量には、3次元運動パラメータの時系列を用いる。

なお、本論文では、粗さを、距離画像の画素数の絶対数が少ないことではなく、認識対象上の計測点数が少ないことと定義する。また、粗さにロバストとは、計測点数が少なくても適用できること、誤差にロバストとは、距離画像に誤差があっても手法が適用できること、誤差の影響が最小限であることを意味するとする。粗さと誤差に対するロバストさを実現する手段は、以上の4つでそれぞれ異なるが、これらに共通して、

- (a) 統計的な最適化・解析を行う、
 - (b) 特徴量としてロバストに計測できるものを選択して用いる、
- という手段を用いることとする。

なお、粗さと誤差にロバストな手法を構築することの意義は、研究の現状に対応して、以上の4つで異なる。(1),(2)の形状の認識においては、粗さと誤差にロバストな手法を構築すること自体が目的となる。一方、(4)の運動のモデルベース認識では、粗さと誤差にロバストというのは前提条件であり、この前提のもとで構築される手法に主張がある。(3)の3次元運動パラメータ計測は、両者の中間である。

1.4 本論文の構成

1章では研究の背景を述べ、本論文に関連する過去の研究のサーベイを行った結果にもとづいて、“距離画像の粗さと誤差にロバストな、形状と運動の認識手法を確立する”という研究の目的を提示した。

2章では本論文を進めるための準備を行う。まずこれまでに開発された距離画像の入力手法を分類し、距離画像の数学的な定義を行う。さらに以降の章で手法の定式化を行うための数学的な準備を行う。

3章から6章で具体的な手法を提案する。前節で示した(1)~(4)に対応して、3、4章で形状の認識、5、6章で運動の認識を対象とする。

以上で提案した手法の検証を7章でまとめて行う。3章から6章で提案した形状と運動の認識手法を、[反町90]で提案されている距離画像センサを用いた実験、およびシミュレーションにより検証する。

最後に8章で結論と展望を述べる。

以上の本論文の構成をFig.1-1に図示する。

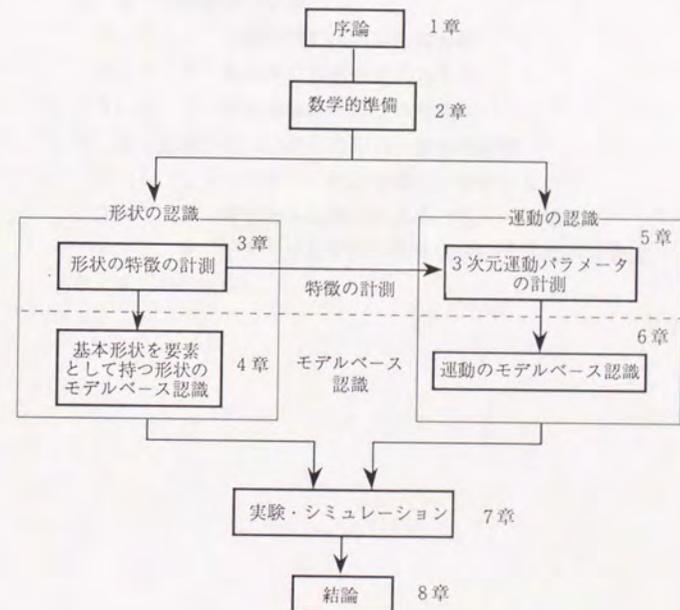


Fig.1-1 本論文の構成

この章では、距離画像を用いた認識のための数学的準備を述べる。まず、距離画像の定義、入力手法の分類、実用的な距離画像入力手法、距離画像の汎用的な定義、認識手法の定式化のための数学的準備、パラメータ推定問題の一般的な定式化、線形最小2乗法によるパラメータ推定、モデルからずれがある場合の線形最小2乗法、おわりにを述べる。



第2章 距離画像を用いた認識のための数学的準備

- 2.1 はじめに
- 2.2 距離画像の定義
 - 2.2.1 距離画像の入力手法の分類
 - 2.2.2 実用的な距離画像入力手法
 - 2.2.3 距離画像の汎用的な定義
- 2.3 認識手法の定式化のための数学的準備
 - 2.3.1 パラメータ推定問題の一般的な定式化
 - 2.3.2 線形最小2乗法によるパラメータ推定
 - 2.3.3 モデルからずれがある場合の線形最小2乗法
- 2.4 おわりに

2. 1 はじめに

本章では本論文を進めるための数学的な準備として、以下の2つを行う。

・これまでに開発された距離画像の入手法を示し、これらの手法で得られる距離画像に広く適用できる形で、距離画像の数学的な定義を行う。以後、本論文ではここで設定した距離画像の定義に従うことにより、汎用的な手法の定式化を行うことを目的とする。

・手法の定式化に利用するため、線形最小2乗法の問題設定を行い、解を与える。

まず2. 2節で、距離画像の入手法を示し、距離画像を定義する。さらに2. 3節で線形最小2乗法を定式化する。

2. 2 距離画像の定義

本節では、これまでに開発された距離画像の入手法を概観し、その結果にもとづいて距離画像を汎用的に定義する。

2. 2. 1 距離画像の入手法の分類

1章で述べたように、距離情報を多数集めたものが距離画像である。ここでは画像の形で距離情報を入力する手法に限定せず、距離情報の入力手法を広くサーベイする。これまでに開発された距離情報の入力手法は、以下の2点で分類できる。

・絶対的な距離が計測されるか

絶対的な距離が計測されない手法として、対象物表面の法線ベクトルが算出される手法、物体の形状比が求められる手法[北橋 87]などがある。

・対象物に対して能動的な働きかけを行なうか

能動的な働きかけを行う手法とは、光・超音波・電波を投影することによって距離を計測する手法である[佐藤幸 87b]。このうち、超音波・電波は波長が長く空間分解能が低いため、多点の距離を計測するには不向きであるため、距離画像の入力では一般に光が用いられる。単純なスポット光やスリット光を投影する手法[小関 85][中沢 86][反町 90][Jarvis 83b][Hebert 91]と、構造化された光を投影する手法[Alexander 85][Carrhill 85][岩川 89][佐藤宏 88][吉見 89]がある。

[谷内田 85][山本 87][井口 90]を参考に分類した結果をFig.2-1に示す。

Fig.2-1の分類に従い、各手法の概要を述べる。

(1)絶対的距離を受動的に入力する手法

(a)立体視および(b)焦点調節がこの範疇に含まれる。

(a)立体視(stereo)

Fig.2-2に示すように2台のカメラから得られる画像を用いて、三角測量の原理によって距離計測を行なう手法である。応用としてカメラを3台用いた三眼視がある[北村 87]。人間の視覚機能を機械で実現するという立場に立つコンピュータビジョンの分野で盛んに研究されてきた。立体視による距離計測は、

1. 2枚の画像中の特徴(点, エッジ, 小領域)の対応づけの決定,
2. 特徴の対応づけからの距離の計算,

の2段階に分けられる。このうち1は「対応点問題」と呼ばれ、数多くの研究にも関わらず、未だ決定的な手法が存在しない。

計測距離・計測手法

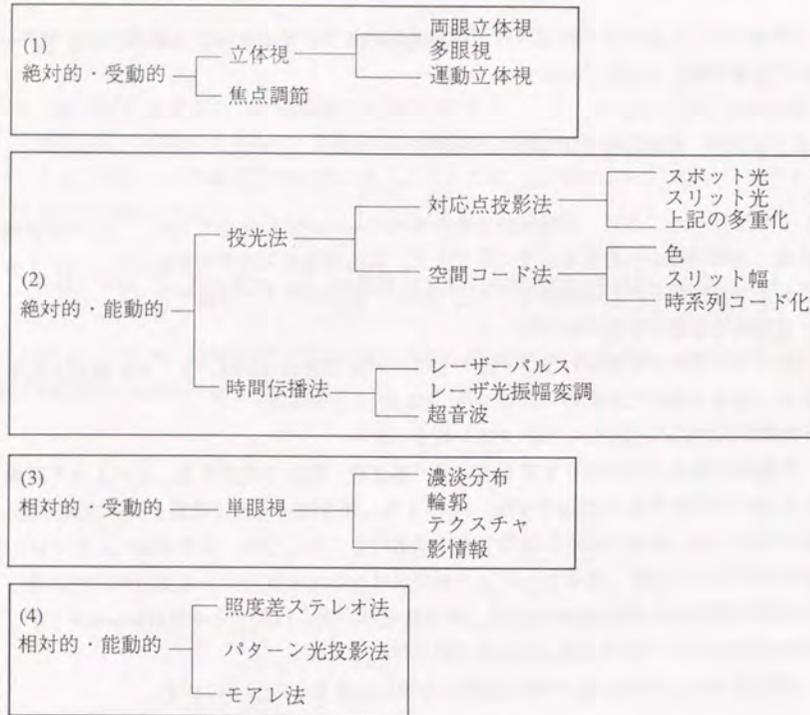


Fig.2-1 距離画像入力手法の分類

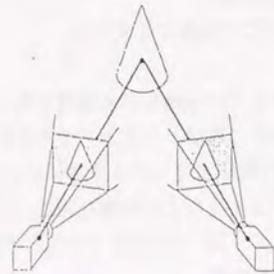


Fig.2-2 立体視 ([山本 87])

(b)焦点調節

レンズによる物体の結像状態を利用する手法、すなわち”ピント”を合わせることで、距離を計測する手法である。カメラのオートフォーカス機構等に应用されているが、空間分解能の低さや計測時間がかかることから、高速に多点の距離情報を計測することは困難である。

(2)絶対的距離を能動的に入力する手法

対象に光（あるいは超音波、電波）を投影して絶対距離を計測する手法である。(a)三角測量の原理を用いる投光法、(b)投影した光などが反射して戻ってくるまでの時間遅れを利用する時間伝播法がこの範疇に含まれる。

(a)投光法

能動照明法とも呼ばれる。Fig.2-3に示すように、立体視の一方のカメラを光を投影するプロジェクタに置き換え、カメラ画像中から投影した光の像を見つけることで立体視における対応点問題を解決した手法である。単純なスポット光、スリット光を投影する対応点投影法と、符号化した光を投影する空間コード法の2手法に大別できる。

対応点投影法では、点状のスポット光、線状のスリット光、およびそれらが多重化されたもの（マルチスポット光、マルチスリット光）が投影される。その中でも特にスリット光を投影する手法は、光切断法と呼ばれ、産業応用で多く利用されている。

空間コード法では、多数の投影光を色、スリットの幅、時系列でのon-off等により符号化（コード化）する。[佐藤宏 88][吉見 89]は、時系列での符号化を利用した手法で数秒～1分間で数万点の距離を入力することに成功している。ただし空間コード法では時系列で複数枚の画像を計測する間、対象物が静止している必要があり、移動物体の形状、運動の計測には不向きである。

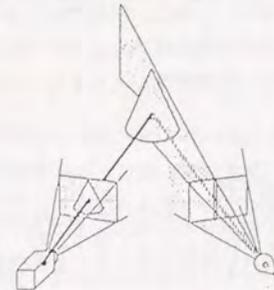


Fig.2-3 投光法 ([山本 87])

(b)時間伝播法

レーザ、超音波を物体に照射し、それが対象物に当って反射して戻ってくる時間から距離を求める方法である。

レーザを用いる手法には、

- ・レーザパルスを発射し、戻ってくるまでの時間から距離を計測する方法[Jarvis 83b]
- ・レーザ光に振幅変調を行ない、発射光と反射光との位相差から距離を計測する方法[Hebert 86]

の2種類がある。

レーザ光は波長が短いため空間分解能は十分であり、また輝度が高いため昼光下でも使用可能である。しかし、光が高速であるため、ナノ秒オーダーの微小の時間差を測定する必要がある、装置が大がかりで高価になる。また、1点ずつ計測するため、画面全体の距離情報を得るためにはレーザ光を鏡などを用いた機械的方法で2次元方向に走査する必要がある。

(3)相対的距離を受動的に入力する手法

(a)単眼視

1枚の濃淡画像から3次元構造を復元する手法である。例えば、

- ・無限遠点・無限遠線を利用する、
- ・物体表面のテクスチャ(Texture, 模様)の形状の歪、分布密度の変化から物体表面の傾きを求める、
- ・線画の解釈を利用する、

といった手法がある。人間が写真からでも元の3次元世界をかなり再構成できるという事実に基づき、人間の視覚機能を機械で実現することを目指すコンピュータビジョンの分野では盛んに研究されてきた。しかし、対象物の形状や大きさなどの知識が必要であり汎用性に乏しいこと、不良設定問題[Poggio 85]であるため計測時間や誤差などで問題点が多いなどの理由から、距離画像を入力するための手段としては適していない。

(4)相対的距離を能動的に入力する手法

物体表面の傾きを光を投影して計測する手法で、照度差ステレオ法(Photometric Stereo)、ストライプなどのパターンを投影するパターン光投影法、モアレ法がある。

(a)照度差ステレオ法

照明の方向、被写体の反射係数、被写体の濃淡情報から被写体の面の傾きを求める理論を利用し、カメラと対象物は固定させたままで光源の方向を変化させた3枚の画

像から対象物の法線ベクトルを求める手法である。この場合、カメラではなく照明用の光源が複数である。照明を変えた時の明るさの比のみから法線ベクトルが決定され、高速な計測が可能であるが、対象物体の反射係数、濃淡情報が既知である必要があり、また照明がコントロール可能でなければならず、利用できる環境が工場のラインなどに限られる。

(b)パターン光投影

ストライプや円などのパターンを投影し、その歪みから対象物の法線方向を求める手法である。単眼視におけるテクスチャを用いた手法と原理的に同じである。

(c)モアレ法

光の干渉を応用した手法である。格子パターン等を対象物体などに投影し、対象物の形状によって変形されたパターンと、原パターンとの重ね合わせで生じるモアレ縞を利用して対象物表面の法線ベクトルが求められる。

以上、本項では距離画像の入力手法を概観した。

2. 2. 2 実用的な距離画像入力手法

距離画像が形状、運動の認識に実用的に利用できる条件として、

- ・高速に入力できること
- ・絶対距離が得られること

が挙げられる。前項で挙げた距離画像入力手法のうち、これらの条件を満たす実現例が存在する手法として、(1)立体視、(2)投光法、(3)時間伝播法が挙げられる。このうち立体視のみ受動的な手法である。以下、これら3つの手法の特徴を述べ、実現例を挙げる。

(1)立体視

長所：適用環境の汎用性大、複数のセンサの共存性大

短所：一般に処理時間がかかる、計測の安定性低、面の距離が求まらない

立体視における最大の問題は、左右の画像での対応探索が複雑で時間がかかることである。また、距離が算出できるのはエッジ上の点など対応づけのできた特徴点のみで、明るさが一定の物体表面の距離が得られないという問題がある。

[反町 87]は対応づけ問題を単純化し、左右の画像の単純な相関演算をハードウェアで行うことによって距離画像を高速に入力する、「パッシブ距離パターンセンサ」と呼ぶセンサを開発している。このセンサはFig.2-4に示すように特殊なマスクパターン

で覆われた左右のカメラから見た画像を利用し、300方向の距離情報を1/30秒で計測する。また[立川 91]も同様に相関演算によって立体視を行っている。トランスビュータと相関演算処理専用チップを利用して、10×15点の距離を0.3秒で計測している。

このような単純な相関演算は、適用対象物が限定される、誤った計測結果を生じやすいなどの問題点がある。一方、距離を安定に計測可能なより複雑な手法は、ハードウェアでの実現が困難である。これらの理由から立体視は現段階では実用性に欠ける。

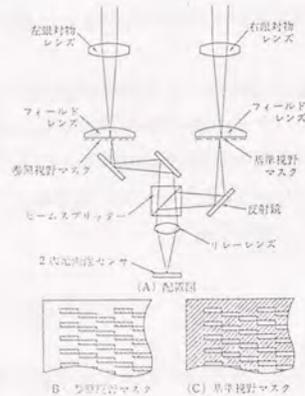


Fig.2-4 パッシブ距離パターンセンサの光学系 ([反町 87])

(2)時間伝播法

長所：遠距離でも高精度、適応環境の一般性かなり大、オクルージョンが少ない
短所：装置が複雑で大きかり、走査が必要、計測に同時性がない

レーザー光を用いた時間伝播法は、空間分解能が高く、原理的に計測精度が距離によらないため、遠距離の計測でも高い精度で距離を計測できる。また輝度が高いため、かなり明るい環境下でも遠距離まで計測可能である。さらにオクルージョンがほとんど発生しない。しかし、装置が大きかりで高価、1点ずつ計測するため距離画像を入力するには一般に時間がかかる、近距離の距離計測が困難であるといった欠点がある。

時間伝播法を用いたセンサとしては、ERIM (Environmental Research Institute of Michigan) で開発され、カーネギーメロン大学のNAVLAB (自動車を改良した実験用移動ロボット)の研究に用いられているERIMレーザーレンジファインダーが有名である [Hebert 86]。このセンサでは1/2秒で256×64点の8ビットの距離情報から構成される距離画像を得ることが可能である。また[Hebert 91]では、ERIMの改良型で256×256点×12ビットの距離画像を計測できる、Perceptronというセンサが紹介されている。これらのセンサは非常に重く大きかりである (軽いPerceptronでも30kg)。

(3)投光法

長所：装置が簡便、計測の信頼性が高い
短所：適用環境や対象に制限、共存性が低い

投光法は、現在最も実用的な手法であり、計測範囲や計測対象、環境 (室外は困難等) にかかなり制約は与えられるものの、安定かつ高速に距離画像を入力することが可能である。

[Rioux 84]は、レーザー光を検出器と同期させて走査することにより高速に距離画像を計測するセンサを開発した。[山本 90]で用いられている仕様では、ビデオレート (1/30秒) で512×420点の距離が入力できる。Fig.2-5にこのセンサの原理を示す。ただしこのセンサは撮像空間が5cm立法と非常に狭い。

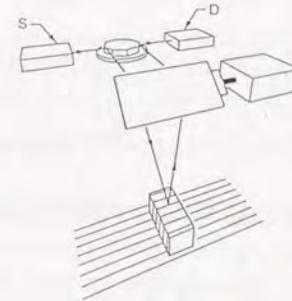


Fig.2-5 ビデオレートレンジファインダー ([山本 90])

最も一般的な光切断法では、例えば[小関 85]がスリット光位置検出と距離演算を高速で行なう専用ハードウェアを開発している。この装置ではスリット光を走査しながら、それと同期してスリット光位置検出と距離演算を専用ハードウェアで処理し、距離を算出する。この研究では走査方向の測定点数を48点と少なめにし、さらに走査時間が通常のTVカメラよりも速いもの (10msec) を使用することで48点×50点の距離を0.49sec (=10msec×(48+1)点) で計測している。

[反町 90]は、1000点余りの多点スポット光を投影して高速に距離画像を入力する「アクティブ距離センサ」を開発した。距離画像の計測は専用のハードウェアにより各スポット光に対応する8ビットの距離値をビデオレートで出力する。Fig.2-6に距離計測原理を示す。投影されるスポット光は、Fig.2-7に示す特徴的な配列をなしている。本研究ではこのセンサを用いる。

[中澤 86]も反町と同様の原理のセンサを製作した。光ファイバグレーティングを

回折格子として利用することにより、多点スポット光投影部の小型化に成功している。

一方[岩川 89]は色情報を利用した空間符号化によるセンサを開発している。回折格子を用いて連続的に波長分布が変わる2次元のスペクトルパターンを投影し、対象物体上の点を連続的に符号化している。Fig.2-8 にセンサシステムの構成を示す。入力画像の各点の色を計測することにより、その点への投影光が投影されていた方向を判別する。白黒のCCDカメラで分光特性の異なる2枚の色ガラスフィルタを通した2枚の画像を用いて各画素の強度比から色情報を得ている。640×485点の距離情報の入力を約2秒で実現している。

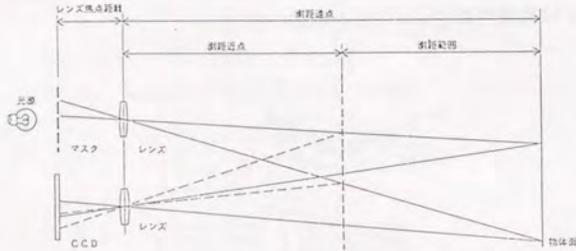


Fig.2-6 アクティブ距離センサの原理 ([反町 90])

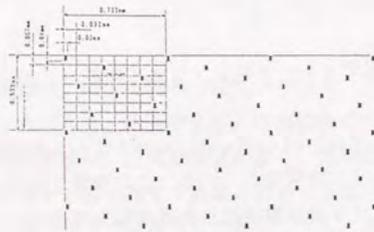


Fig.2-7 アクティブ距離センサの投影マスク ([反町 90])

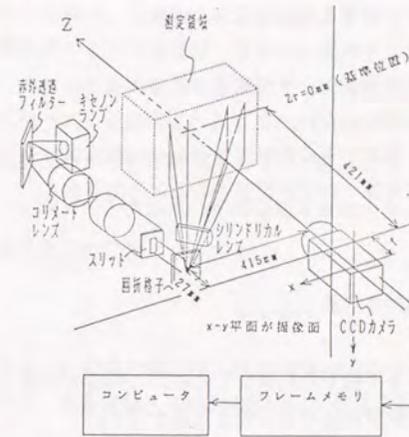


Fig.2-8 Rainbow Range Finder のシステム構成 ([岩川 89])

また[佐藤幸 87a]は、受像素子に走査を必要とするCCDカメラではなく、2次元状に配置した多数のフォトセンサを用いることによって、原理的に100×100点程度の距離情報を数百μ秒で計測可能であることを示した。Fig.2-9 に原理図を示す。現在、この原理を用いたセンサが開発されつつあり[Kanade 90][佐藤宏 92]、今後の距離画像センサの中心の1つとなっていくと考えられる。

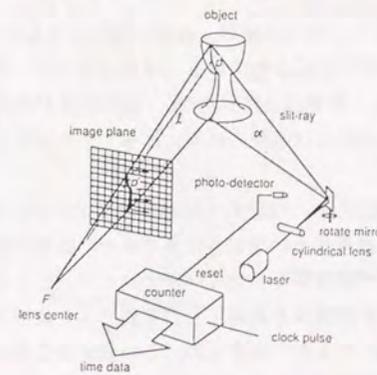


Fig.2-9 高速3次元物体計測法の原理

以上、本節では距離画像の入手法を概観し、高速な距離画像センサの開発例を示した。まとめると、以下のことが言える。

- ・多種多様な特性を持つ距離画像センサが開発されている。
- ・万能の距離画像センサは存在しない。
- ・計測対象、環境により、利用できる距離画像センサは異なる。
- ・今後、より高性能の距離画像センサが開発されると予測される。

2. 2. 3 距離画像の汎用的な定義

以上で距離画像の入手法を概観した結果をもとに、これらの手法で得られる距離画像に広く適用できる形で、距離画像の数学的な定義を行う。

濃淡画像はCCDカメラによる入手法が確立されており、また標準的な表現方法も一定で、一般に規則正しく並んだ配列で表される。一方、距離画像は入手法の多様さに従って多様な形で得られる。例えば、

- ・縦横で計測点の分布密度が異なる (e.g.光切断法, 立体視) ,
- ・計測点を (i,j) で順序付けできない (反町 90], 立体視) .

このため濃淡画像のように正方配列で表すことは汎用性に欠ける。

多様な距離画像に対応できるように、本論文では距離画像を以下のように汎用的に定義する。

- (1) センサ座標系の原点からの絶対距離が、複数計測されたものである。計測方向は既知で、センサ座標系に固定されている (時間によらず一定) .
- (2) 距離は計測誤差を含む。計測誤差は平均が0、標準偏差が既知の値の正規分布に従う。一方、計測方向の誤差は距離の誤差に比べて十分小さく、無視できる。

(1)は、投光法、時間伝播法などの能動的な距離画像入力手法において一般に成立する。一方、立体視では、対象物上に固定された点までの距離が計測されるため、距離が計測される方向がセンサ座標系から見ても一定ではない。しかし2. 2節でのサーベイの結果が示すように、距離画像を高速に入力可能であり実用にも用いられているセンサが能動的な手法を用いたものであるため、この設定は妥当なものであると言える。一方、(2)で計測誤差が正規分布であるというのは一般的で妥当な仮定である。

また、あらかじめ使用するセンサのキャリブレーションを行うことにより、計測誤差

の偏りをなくし、標準偏差を同定しておくことは可能である。さらに、計測方向を誤差をほぼ持たないように同定しておくことも可能であると言える。なお、計測方向が一定であるという条件は、5章の3次元運動パラメータの計測において、また計測方向の誤差が十分小さいという条件は、3章の法線ベクトルの計測において利用される。それ以外では、これらの条件は必要ない。

以上の設定に従って、距離画像の記号をFig.2-10に示すように定める。すなわち、センサ座標系 Σ_s の原点から t_i 方向 ($i=1, 2, \dots, m$ $|t_i|=1$) の m 点の距離 r_i が計測されている。また距離 r_i の計測誤差の標準偏差を既知の値 σ_{r_i} とする。

このとき、各計測点の位置ベクトル x_i は、

$$x_i = r_i \cdot t_i \quad (2.1)$$

により算出される。 x_i の共分散行列は誤差の伝播則[中川 82]により算出される。誤差の伝播則によれば、ある変数 y の共分散行列 C_y が与えられている時、 x の共分散行列 C_x は

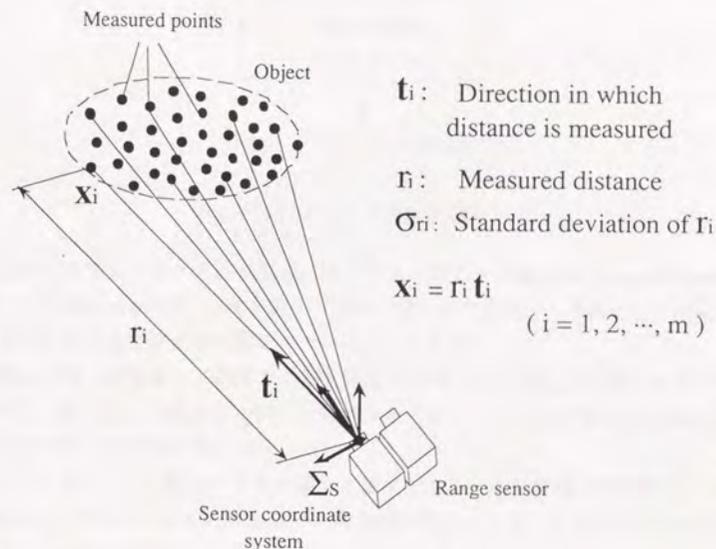


Fig.2-10 距離画像の定義

$$C_x = T C_y T^T \quad (2.2)$$

$$T = \frac{\partial y}{\partial x}$$

により求められる。よって x_i の共分散行列は、 $t_i = [t_{xi}, t_{yi}, t_{zi}]^T$ として、

$$C_{x_i} = \sigma_{r_i}^2 \begin{bmatrix} t_{x_i}^2 & t_{x_i} t_{y_i} & t_{x_i} t_{z_i} \\ t_{x_i} t_{y_i} & t_{y_i}^2 & t_{y_i} t_{z_i} \\ t_{x_i} t_{z_i} & t_{y_i} t_{z_i} & t_{z_i}^2 \end{bmatrix} \quad (2.3)$$

と算出される。以後の手法の定式化では、距離画像の各点の画素値として、 (r_i, t_i) と x_i を適宜使い分けて用いる。

以上、本節では距離画像の数学的な定義を行った。

2. 3 認識手法の定式化のための数学的準備

本論文では、認識手法を定式化するにあたり、統計的な最適化・評価を行うことを、距離画像の粗さ、誤差に対するロバスト性を実現するための1つの手段とする。本節では、このための数学的準備として、線形最小2乗法の定式化を行う。

2. 3. 1 パラメータ推定問題の一般的な定式化

本論文で確立する認識手法において、多くの処理が、Fig.2-11に示すようなパラメータ推定問題、すなわち、未知パラメータと測定値との関係式を用いて、測定値から未知パラメータを推定する問題として表される。なお本論文では、Fig.2-11に示すように、添え字の0をつけて真値を、またハット(^)をつけて推定値を表すこととする。例えば、 x の真値、推定値はそれぞれ x^0 、 \hat{x} である。

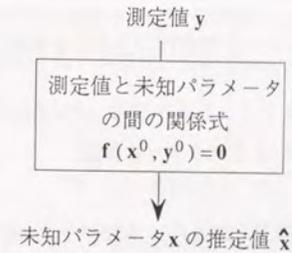


Fig.2-11 パラメータ推定問題の流れ

パラメータ推定における基本原理には、一般に最尤法 (Maximum likelihood method) が用いられる [Brandt 70]。以後本論文では推定値という言葉を用いて、原則として最尤法により求められる最尤推定値の意味で用いることとする。

本論文では、測定値 y に含まれる測定誤差が平均 0 の正規分布に従うと仮定する。このとき、最尤法は、最小2乗法に帰着される。また、このとき得られる推定値の推定誤差は平均 0 の正規分布に従う。

ここでパラメータの誤差の分布を表わす表現である、共分散楕円を解説しておく [Brandt 70]。パラメータ x の推定値 \hat{x} の共分散行列を C_x とし、また x の成分の数を n とすると、共分散楕円は

$$(x - \hat{x})^T C_x^{-1} (x - \hat{x}) = \chi_{1-\alpha}^2(n) \quad (2.4)$$

で表される。Fig.2-12に共分散楕円を図示する。この楕円は推定値 \hat{x} を中心とする n 次元空間内の超楕円体であり、軸の方向は共分散行列 C_x の固有ベクトル、径は対応する固有値の平方根に比例した値である。このとき x が共分散楕円の内部に入る確率が $1-\alpha$ で与えられる。また共分散楕円の径の大きさがその方向への推定値 \hat{x} の誤差の大きさを表す。なお式(2.4)の右辺の意味は次項で解説する。

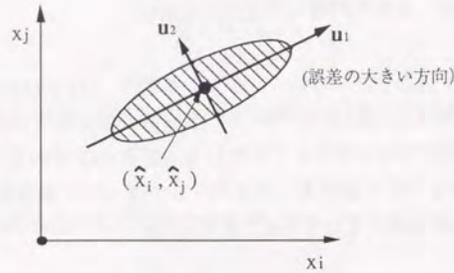


Fig.2-12 共分散楕円 (2成分を図示)

2. 3. 2 線形最小2乗法によるパラメータ推定

最小2乗法は、一般に反復演算を伴うが、未知パラメータと測定値との間の関係式が線形の場合には、解析解が存在し演算が簡単化される。以下、本項では、線形最小2乗法の問題設定ならびにその解を示す。

前項におけるパラメータ推定問題の、未知パラメータと測定値との間の関係式を

$$y^0 = A x^0 \quad A \in R^{m \times n} \quad (2.5)$$

とおく。このとき、以下のように問題設定される。

未知パラメータ	: $x = [x_1, x_2, \dots, x_n]^T \in R^n$
測定値	: $y = [y_1, y_2, \dots, y_m]^T \in R^m$
y の共分散行列	: $C_y \in R^{m \times m}$
関係式	: $y^0 = A x^0 \quad A \in R^{m \times n}$

(1) A が誤差を含まない場合

x の推定値およびその共分散行列が

x の推定値:

$$\hat{x} = (A^T C_y^{-1} A)^{-1} A^T C_y^{-1} y \quad (2.6)$$

\hat{x} の共分散行列:

$$C_x = (A^T C_y^{-1} A)^{-1} \quad (2.7)$$

により求められる。また最小2乗法適用の妥当性を表す規準として、

残差2乗和:

$$\begin{aligned} S &= (y - A\hat{x})^T C_y^{-1} (y - A\hat{x}) \\ &= y^T \{ C_y^{-1} - C_y^{-1} A (A^T C_y^{-1} A)^{-1} A^T C_y^{-1} \} y \end{aligned} \quad (2.8)$$

が利用される。式(2.8)の S は自由度 $m-n$ の χ^2 分布に従うため、 χ^2 検定により処理の妥当性を評価することができる。以下本論文においては、有意水準を α としたときの χ^2 検定におけるしきい値を $\chi^2_{1-\alpha}(m-n)$ と表記することとする。すなわち、

$$P(\chi^2 < \chi^2_{1-\alpha}(m-n)) = 1-\alpha \quad (2.9)$$

である。なお α は第1種の誤り率、すなわち妥当である場合を妥当でないのみならず危険率を表す。このとき式(2.8)と式(2.9)を比較して、

$$\begin{aligned} S \leq \chi^2_{1-\alpha}(m-n) &: \text{処理は妥当とみなす} \\ S > \chi^2_{1-\alpha}(m-n) &: \text{処理は妥当でないとして棄却} \end{aligned}$$

とする。Fig.2-13に以上の χ^2 検定の模式図を示す。

なお、正規分布での(両側)検定におけるしきい値を、同様に $k_{1-\alpha}$ と表記することとする。すなわち、

$$P(-k_{1-\alpha} < x < k_{1-\alpha}) = 1-\alpha \quad (2.10)$$

である。

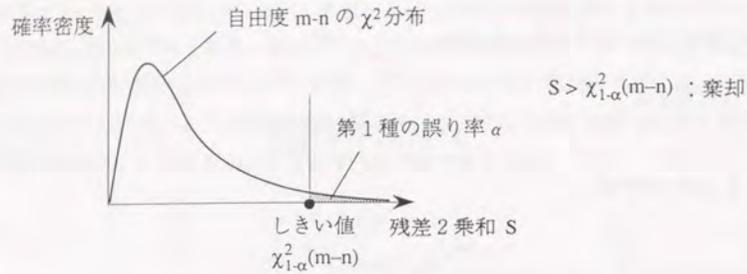


Fig.2-13 残差 2 乗和の χ^2 検定

y の各成分が独立で、かつ各成分の分散が等しいとき、すなわち

$$C_y = \sigma_y^2 I_m \quad I_m: m \text{次元単位行列} \quad (2.11)$$

とおけるときには、式(2.6),(2.7),(2.8)はそれぞれ

$$\hat{x} = (A^T A)^{-1} A^T y \quad (2.12)$$

$$C_x = \sigma_y^2 (A^T A)^{-1} \quad (2.13)$$

$$\begin{aligned} S &= \frac{1}{\sigma_y^2} (y - A\hat{x})^T (y - A\hat{x}) \\ &= \frac{1}{\sigma_y^2} y^T \{I - A(A^T A)^{-1} A^T\} y \end{aligned} \quad (2.14)$$

と簡単化される。

(2) A が誤差を含む場合

A が誤差を含む場合にも、A の誤差を y の誤差に置きかえることによって上記の定式化を適用し、未知パラメータ x の推定値およびその共分散行列、残差 2 乗和を近似的に求めることができる[中川 82]。

まず、A の誤差を無視して式(2.6)により x を求める。次に誤差の置きかえを行う。式(2.5)の第 i 行は、A の (i,j) 成分を a_{ij} とおくと、求めた x を用いて、

$$y_i = \sum_j a_{ij} x_j \quad (2.15)$$

と表される。 y_i の分散 (C_y の (i,i) 成分) を $\sigma_{y_i}^2$ 、 $a_i = [a_{i1}, a_{i2}, \dots, a_{im}]^T$ の共分散行列を C_{a_i} とおく。 C_{a_i} は既知とする。このとき、式(2.15)の右辺の誤差は $x^T C_{a_i} x$ と求まる。そ

こで、右辺の誤差を左辺の誤差に置きかえ、 y_i の分散を $\sigma_{y_i}^2$ から

$$\sigma_{y_i}^2 + x^T C_{a_i} x \quad (2.16)$$

に置きかえる。こうして補正された C_y を用いることにより、A に誤差がない場合と同様にして、未知パラメータ x の推定値 \hat{x} が式(2.6)あるいは式(2.12)により、 \hat{x} の共分散行列 C_x が式(2.7)あるいは式(2.13)により、残差 2 乗和 S が式(2.8)あるいは式(2.14)により、それぞれ算出される。

以上、本項では線形最小 2 乗法の定式化を行った。本項で示した式は、以下の章における手法の定式化で多く利用される。

2. 3. 3 モデルからずれがある場合の線形最小 2 乗法

曲面領域に平面を当てはめて法線ベクトルを算出する場合を考えると、最小 2 乗法を適用する対象とモデルとの間にずれがある。このような場合にそのずれが推定値と残差 2 乗和に与える影響を、本項では定式化する。

前項の問題設定において、モデルからのずれによる測定誤差を Δy とし、測定値を y' とする。すなわち

$$y' = y + \Delta y. \quad (2.17)$$

y が共分散行列 C_y の誤差を含むことに注意。式(2.6)を用いると、 x の推定値は

$$\hat{x}' = (A^T C_y^{-1} A)^{-1} A^T C_y^{-1} y' \quad (2.18)$$

と求められる。式(2.18)に式(2.6),(2.17)を代入すると

$$\begin{aligned} \hat{x}' &= \hat{x} + \Delta x \\ \Delta x &= (A^T C_y^{-1} A)^{-1} A^T C_y^{-1} \Delta y \end{aligned} \quad (2.19)$$

と求められる。すなわち、ずれがある場合の推定値は、ずれがない場合の推定値から式(2.20)の Δx の偏差を持つ。

次に残差 2 乗和 S' を調べる。式(2.8)を用いて得られる、

$$S' = y'^T \{C_y^{-1} - C_y^{-1} A (A^T C_y^{-1} A)^{-1} A^T C_y^{-1}\} y' \quad (2.21)$$

に式(2.5),(2.17)を代入し、整理すると、

$$S' = S + \Delta S \quad (2.22)$$

$$\begin{aligned} \Delta S = & \Delta y^T \{C_y^{-1} - C_y^{-1}A(A^T C_y^{-1}A)^{-1}A^T C_y^{-1}\} \Delta y \\ & + 2 \Delta y^T \{C_y^{-1} - C_y^{-1}A(A^T C_y^{-1}A)^{-1}A^T C_y^{-1}\} (y - y^0) \end{aligned} \quad (2.23)$$

と求められる。ΔSは正規分布に従い、平均と分散がそれぞれ

$$\mu = \Delta y^T \{C_y^{-1} - C_y^{-1}A(A^T C_y^{-1}A)^{-1}A^T C_y^{-1}\} \Delta y \quad (2.24)$$

$$\sigma^2 = 4 \mu \quad (2.25)$$

で与えられる。一方Sは前項で述べたように自由度 m-n の χ^2 分布に従うため、平均が m-n、分散が $2(m-n)$ で与えられる。そこで

$$S' \sim \chi^2(m-n) + N(\mu, 4\mu) \quad (2.26)$$

であり、S'の平均と分散はそれぞれ

$$E[S'] = (m-n) + \mu \quad (2.27)$$

$$V[S'] = 2(m-n) + 4\mu \quad (2.28)$$

で与えられる。

なお、式(2.11)が成立する場合、つまりyの各成分が独立で、かつ各成分の分散が等しい場合には、式(2.20),(2.23)がそれぞれ

$$\Delta x = (A^T A)^{-1} A^T \Delta y \quad (2.29)$$

$$\mu = \frac{1}{\sigma_y^2} \Delta y^T \{I - A(A^T A)^{-1}A^T\} \Delta y \quad (2.30)$$

と簡単化される。

以上、線形最小2乗法においてモデルからずれがある場合を定式化した。本項での定式化は、3.2.3項の非平面領域における法線ベクトルの計測、3.3.1項の基本形状の候補領域の抽出において利用される。

2.4 おわりに

本章では本論文を進めるための数学的な準備として以下の2点を行った。

- ・距離画像の入力手法を調査・分類した。高速に距離画像の入力が可能で、実用的な入力手法として、投光法、時間伝播法の2つを挙げ、これらの手法で得られる距離画像を汎用的に表現する距離画像の定義を2.2.3項に定めた。

- ・線形最小2乗法に関して、問題設定を行い、解を定式化した。通常の線形最小2乗法に関して、関係式の係数行列に誤差がない場合、ある場合、さらに、計測対象が関係式からずれている場合の定式化を行った。

以下、本論文では、2.2.3項での距離画像の汎用的な定義に従い、汎用的に手法の定式化を行う。その時、2.3節の線形最小2乗法の問題設定および解を利用する。

第3章 形状の特徴の計測

- 3.1 はじめに
- 3.2 法線ベクトルの計測
 - 3.2.1 法線ベクトルの計測手法の定式化
 - 3.2.2 法線ベクトルの誤差の解析
 - 3.2.3 非平面領域における法線ベクトルの計測
- 3.3 基本形状の抽出
 - 3.3.1 基本形状の候補領域の抽出
 - 3.3.2 候補領域の識別
- 3.4 基本形状の特徴量計測
 - 3.4.1 平面の計測
 - 3.4.2 円筒面の計測
 - 3.4.3 円錐面の計測
 - 3.4.4 球面の計測
 - 3.4.5 基本形状の特徴量の粗さに対するロバストさ
- 3.5 おわりに

3. 1 はじめに

本章では、距離画像を用いた形状の特徴の計測を対象とし、距離画像の粗さと誤差に対してロバストな手法を確立する。ここでの目的は、ロバストな形状の特徴を選択し、その特徴の計測手法を確立することである。

画像処理における形状の特徴としては、頂点、エッジ、面が代表的である。このうち、頂点、エッジは、面が不連続に変化する箇所である。そこで、頂点、エッジを抽出するためには、面が不連続に変化する箇所を検出する必要があるが、この処理は、距離画像が粗い場合不適である。なぜなら、粗い距離画像だと、不連続に変化する面となめらかに変化する面との区別が困難であるからである。これは、空間周波数の観点から論ずれば、いわゆるサンプリング空間が教えるところにより、周波数が高いエッジ、頂点を抽出することが困難であるということに他ならない。

一方、面に関しては逆の議論が成り立つ。面は距離がなめらかに変化する領域と考えられるため、粗い距離画像でも検出することができる。空間周波数の議論では、なめらかな領域は周波数が低いため、サンプリングが粗くても大丈夫、ということである。また、空間微分の観点から論ずるなら、頂点、エッジを検出するには距離の2階微分が必要であり、面を検出するには1階微分でもよい、ということになり、やはり粗さ、ならびに誤差に対してロバストなのは、頂点、エッジではなく面であると言える。以上の議論より、距離画像の粗さにロバストな形状の特徴は、面情報であると主張される。

距離画像から計測しうる面情報の中で最も基本的なものは、距離画像の各点で近傍点に当てはめられた平面パッチ、およびその法線ベクトルである。これらの計測は実際、距離画像の粗さにロバストであり、距離画像中の計測点3点以上に平面の方程式を当てはめることで、容易に計測できる。本章ではまず、この

(1) 距離画像の各点で定義される法線ベクトル

さらに

(2) 平面・円筒面・円錐面・球面 (基本形状)

を対象とし、計測手法を確立する。

(1)の距離画像の各点で定義される法線ベクトルは、形状認識、運動・距離式を用いた運動計測などで利用される重要な形状情報である。そこで誤差解析を含め、計測手法を詳細に論じることとする。

(2)の基本形状は、机、文房具、建物の壁や床、工業製品などの人工物の多くの形

状が要素として含むことから、重要な形状情報である。距離画像から抽出する手法および位置・姿勢などの特徴量を計測する手法を確立し、定式化する。なお4章では、ここで確立する手法を利用して、基本形状を要素として含む形状を対象としたモデルベース形状認識手法を確立する。

まず3. 2節で法線ベクトルの計測を論じる。次に3. 3節、3. 4節でそれぞれ基本形状の抽出、計測を論じる。

3. 2 法線ベクトルの計測

距離画像の各計測点における法線ベクトルは、距離画像から計測できる形状の特徴の最も基本となるものであり、本論文においても形状の認識処理だけでなく、運動の認識、複数物体の分離にも利用される重要な形状の特徴である。

4点以上の計測点に平面を当てはめることによる法線ベクトルの計測手法を定式化し、計測される法線ベクトルの誤差を解析する。さらに、非平面領域における法線ベクトルの計測を論じる。

3. 2. 1 法線ベクトルの計測手法の定式化

法線ベクトルは、距離画像中の3点に平面を当てはめれば計測できる。しかし、3点が（近似的に）平面とみなせない領域に分布している場合には、計測された法線ベクトルは誤差の大きい、誤ったものである。そこで、4点以上の冗長な数の計測点に平面を当てはめ、その時の残差2乗和の大きさによって、計測された法線ベクトルが妥当であることを検証することとする。これにより、例えば法線ベクトルを計測する点がエッジをはさんで多面体の異なる2面にまたがってしまった場合を検出できると考えられる。Fig.3-1に以上の処理を2次元の場合で図示する。

以下、(1)問題設定、(2)処理の手順、(3)定式化の順に示す。

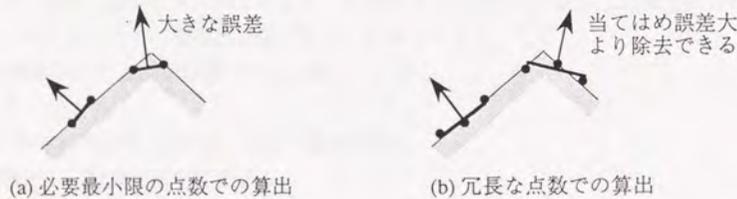


Fig.3-1 冗長な点数への平面当てはめによる法線ベクトルの計測

(1)問題設定

距離画像の微小領域内の計測点 x_i ($x_i = r_i t_i$, $i = 1, 2, \dots, m$) に平面を当てはめ、法線ベクトルの推定値 \hat{n} ならびに推定誤差 C_n を求める。処理の簡単化のため、Fig.3-2に示すように、平面を当てはめる計測点 x_i のすべてにおいて、

- ・ 距離の計測方向が一定方向 t
- ・ 距離の計測値 r_i の誤差分布の標準偏差が等しい値 σ_r

と仮定する。この仮定は、平面を当てはめる計測点の分布が距離に対して狭い場合に成立する。ここでは微小領域での平面当てはめを対象としているため、この条件は満たされると考えてよい。

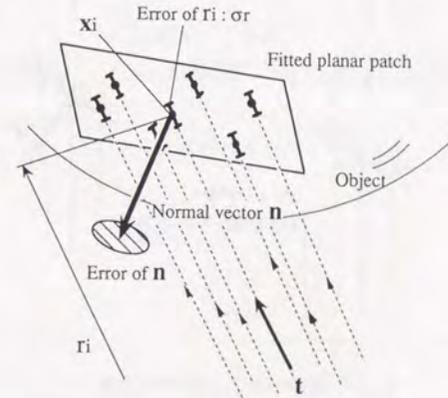


Fig.3-2 法線ベクトル計測の問題設定

(2)法線ベクトル計測の手順

以下の手順により法線ベクトルを計測する。

- 誤差が生じる方向 t が z 軸となるように計測点 x_i を座標変換する。
 - 平面の方程式 $z = ax + by + c$ の係数を求める。
 - 平面の方程式の係数より法線ベクトル n_i' を算出する。
 - (a)と逆の座標変換により元の座標系での法線ベクトル n_i を算出する。
- 座標変換を行うことによって誤差を持つのが x, y, z のうち z のみになるため、線形演算によって法線ベクトルを計測できる。

Fig.3-3に手順の模式図を示す。

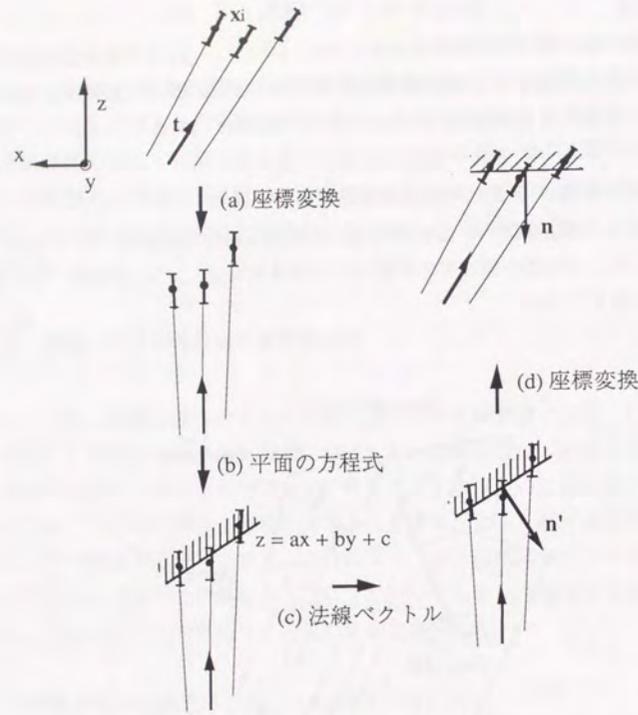


Fig.3-3 法線ベクトル計測の手順

(3) 定式化

前記の(a)-(d)の処理をそれぞれ定式化する。

(a) 距離計測方向がz軸となるように座標変換

例えば座標変換行列を

$$R = \begin{bmatrix} \frac{t_z}{\sqrt{1-t_y^2}} & 0 & -\frac{t_x}{\sqrt{1-t_y^2}} \\ -\frac{t_x t_y}{\sqrt{1-t_y^2}} & \sqrt{1-t_y^2} & \frac{t_y t_z}{\sqrt{1-t_y^2}} \\ t_x & t_y & t_z \end{bmatrix} \quad (3.1)$$

と定義すれば、計測点 x_i が

$$x_i' = R x_i \quad (3.2)$$

により、 $x_i' = [x_i', y_i', z_i']^T$ に移される。この時、誤差が生じる方向 t が $t' = [0, 0, 1]^T$ に移されるため、 x_i', y_i', z_i' のうち z_i' のみが標準偏差 σ_r の誤差を持つ。

(b) 平面の方程式 $z = ax + by + c$ の係数の算出

以下(b)では簡単のため、(a)で座標変換された x_i' をダッシュ(')をとって x_i と表記する。2.3節の線形連立方程式の問題設定で以下のように表される。

未知パラメータ	: $a = [a, b, c]^T$
測定値	: $z = [z_1, z_2, \dots, z_m]^T$
z の共分散行列	: $C_z = \sigma_r^2 I_m$ I_m : m 次元単位行列

関係式: $z' = A a'$

$$A = \begin{bmatrix} x_1 & y_1 & 1 \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ x_m & y_m & 1 \end{bmatrix}$$

式(2.6),(2.7)より、平面の方程式の係数 a, b, c の推定値および推定誤差が

$$\hat{a} = \begin{bmatrix} \hat{a} \\ \hat{b} \\ \hat{c} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \Sigma x_i^2 & \Sigma x_i y_i & \Sigma x_i \\ \Sigma x_i y_i & \Sigma y_i^2 & \Sigma y_i \\ \Sigma x_i & \Sigma y_i & m \end{bmatrix}^{-1} \begin{bmatrix} \Sigma x_i z_i \\ \Sigma y_i z_i \\ \Sigma z_i \end{bmatrix} \quad (3.3)$$

$$C_a = \sigma_r^2 \begin{bmatrix} \Sigma x_i^2 & \Sigma x_i y_i & \Sigma x_i \\ \Sigma x_i y_i & \Sigma y_i^2 & \Sigma y_i \\ \Sigma x_i & \Sigma y_i & m \end{bmatrix}^{-1} \quad (3.4)$$

により算出される。また残差2乗和は式(2.8)より、

$$S = \frac{1}{\sigma_r^2} \left\{ \Sigma z_i^2 - [\Sigma x_i z_i, \Sigma y_i z_i, \Sigma z_i] \begin{bmatrix} \Sigma x_i^2 & \Sigma x_i y_i & \Sigma x_i \\ \Sigma x_i y_i & \Sigma y_i^2 & \Sigma y_i \\ \Sigma x_i & \Sigma y_i & m \end{bmatrix}^{-1} \begin{bmatrix} \Sigma x_i z_i \\ \Sigma y_i z_i \\ \Sigma z_i \end{bmatrix} \right\} \quad (3.5)$$

と算出される。Sを算出して χ^2 検定を行うことにより、平面当てはめ処理の妥当性が評価される。式(2.9)において自由度がm-3である。そこでSが $\chi^2_{1-\alpha(m-3)}$ より小さければ平面当てはめ処理が妥当であるとみなし、大きければ、平面を当てはめた領域が実際には平面領域ではなく、処理が妥当でないとみなす。

以上で求まるa,b,cのうち法線ベクトルの計測に必要なのはa,bのみである。そこで $\hat{\mathbf{a}} = [a, b]^T$ と置きなおし、推定値 $\hat{\mathbf{a}}$ ならびに共分散行列 C_a を式(3.4)より計算すれば、

$$\hat{\mathbf{a}} = \begin{bmatrix} \hat{a} \\ \hat{b} \end{bmatrix} = \frac{1}{\Sigma X_i^2 \Sigma Y_i^2 - (\Sigma X_i Y_i)^2} \begin{bmatrix} \Sigma Y_i^2 & -\Sigma X_i Y_i \\ -\Sigma X_i Y_i & \Sigma X_i^2 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \Sigma X_i z_i \\ \Sigma Y_i z_i \\ \Sigma z_i \end{bmatrix} \quad (3.6)$$

$$C_a = \frac{\sigma_r^2}{\Sigma X_i^2 \Sigma Y_i^2 - (\Sigma X_i Y_i)^2} \begin{bmatrix} \Sigma Y_i^2 & -\Sigma X_i Y_i \\ -\Sigma X_i Y_i & \Sigma X_i^2 \end{bmatrix} \quad (3.7)$$

ただし、

$$x_m = \frac{\Sigma X_i}{m}, y_m = \frac{\Sigma Y_i}{m}$$

$$X_i = x_i - x_m, Y_i = y_i - y_m$$

と求められる。

(c) 平面の方程式の係数より法線ベクトル計測

法線ベクトルの推定値 $\hat{\mathbf{n}}'$ は、

$$\hat{\mathbf{n}}' = \begin{bmatrix} \hat{n}_x' \\ \hat{n}_y' \\ \hat{n}_z' \end{bmatrix} = \frac{1}{\sqrt{a^2 + b^2 + 1}} \begin{bmatrix} a \\ b \\ -1 \end{bmatrix} \quad (3.8)$$

により計測される。またその共分散行列 $C_{n'}$ は誤差の伝播則を用いて、

$$C_{n'} = T C_a T^T \quad (3.9)$$

$$T = \begin{bmatrix} -\hat{n}_z' (1 - \hat{n}_x'^2) & \hat{n}_x' \hat{n}_y' \hat{n}_z' \\ \hat{n}_x' \hat{n}_y' \hat{n}_z' & -\hat{n}_z' (1 - \hat{n}_y'^2) \\ \hat{n}_x' \hat{n}_z' & \hat{n}_y' \hat{n}_z' \end{bmatrix}$$

により算出される。

(d) (a)と逆の座標変換により元の座標系での法線ベクトルを算出

(a)の逆の座標変換を表わす変換行列は、式(3.1)のRの転置である。そこで、元の座標系での法線ベクトル $\hat{\mathbf{n}}$ ならびに誤差 C_n が、

$$\hat{\mathbf{n}} = R^T \hat{\mathbf{n}}' \quad (3.10)$$

$$C_n = R^T C_{n'} R \quad (3.11)$$

により算出される。

以上、法線ベクトルの計測手順を定式化した。この手順に従えば、距離画像の各計測点における法線ベクトルの推定値 $\hat{\mathbf{n}}$ とその共分散行列 C_n を線形演算のみによって計測できる。

3. 2. 2 項では共分散行列 C_n を解析することによる法線ベクトルの誤差解析を行う。また3. 2. 3項では残差2乗和Sを利用して非平面領域における法線ベクトルの計測を論じる。

3. 2. 2 法線ベクトルの誤差の解析

前項で定式化された法線ベクトルの共分散行列を用いて、

- ・法線ベクトルの誤差が発生する方向、大きさ
- ・距離画像の粗さ、距離計測誤差などが法線ベクトルの誤差に与える影響を解析する。

式(3.4)において、簡単のため

$$\Sigma x_i = \Sigma y_i = \Sigma x_i y_i = 0, \Sigma x_i^2 = \Sigma y_i^2 = M \quad (3.12)$$

と仮定する。Mは2次のモーメントを表す。式(3.12)は、

- ・計測方向tがz軸である
- ・計測領域が対称である

ことを意味し、法線ベクトルを計測する領域が例えばFig.3-4のような場合に成立する。

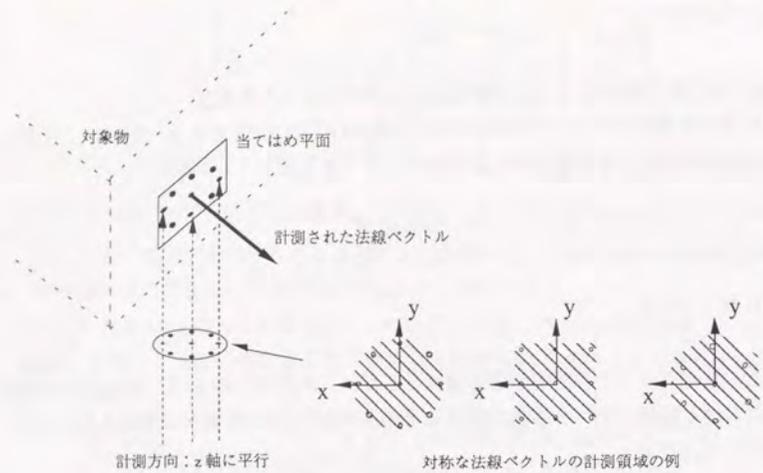


Fig.3-4 対称な計測領域での法線ベクトル計測

この時、式(3.7)は

$$C_a = \frac{\sigma_r^2}{M} I_2 \quad I_2: 2 \times 2 \text{ 単位行列} \quad (3.13)$$

と簡単化される。式(3.13)を式(3.9)に代入すると、法線ベクトルの共分散行列が、

$$C_n = \frac{\sigma_r^2}{M} \begin{bmatrix} \hat{n}_z^2 (1 - \hat{n}_x^2 - \hat{n}_y^2) - \hat{n}_x \hat{n}_y \hat{n}_z (1 + \hat{n}_z^2) & -\hat{n}_x \hat{n}_z^5 \\ -\hat{n}_x \hat{n}_y \hat{n}_z (1 + \hat{n}_z^2) & \hat{n}_z^2 (1 - \hat{n}_y^2 - \hat{n}_x^2) - \hat{n}_y \hat{n}_z^5 \\ -\hat{n}_x \hat{n}_z^5 & -\hat{n}_y \hat{n}_z^5 \\ \hat{n}_z^4 (1 - \hat{n}_z^2) & \end{bmatrix} \quad (3.14)$$

と算出される。この行列の固有値、固有ベクトルは、

固有値	固有ベクトル
$\lambda_1 = \frac{\sigma_r^2}{M} \hat{n}_z^2$	$u_1 = [\hat{n}_y, -\hat{n}_x, 0]^T$
$\lambda_2 = \frac{\sigma_r^2}{M} \hat{n}_z^4$	$u_2 = [\hat{n}_x \hat{n}_z, \hat{n}_y \hat{n}_z, -(1 - \hat{n}_z^2)]^T$
$\lambda_3 = 0$	$u_3 = [\hat{n}_x, \hat{n}_y, \hat{n}_z]^T$

と求められる。Fig.3-5 に図示するように、これらの固有ベクトルは

- u_1 : n と t で張る平面に垂直な方向
- u_2 : n と t で張る平面内で n に垂直な方向
- u_3 : n に平行な方向

を意味する。また固有値は対応する固有ベクトル方向の法線ベクトルの推定誤差の分散を示す。

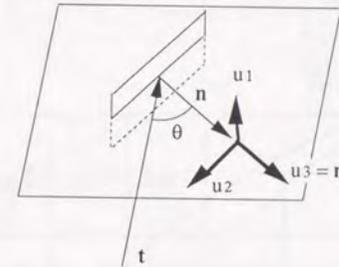


Fig.3-5 法線ベクトルの共分散行列の固有ベクトル

上記の固有値、固有ベクトルの解析を行う。

まず u_3 方向は固有値が 0 であるため誤差が生じない。これは法線ベクトルの大きさが 1 に拘束されているためである。そこで法線ベクトルの共分散楕円は主軸方向が u_1, u_2 の単位球上の 2 次元の楕円になる。 n_z は n と t とのなす角 θ の方向余弦 $\cos\theta$ に等しい。そのため u_1 方向の誤差の大きさは $\cos\theta$ に比例し、 u_2 方向の誤差の大きさは $\cos\theta$ の 2 乗に比例する。すなわち、面の傾きが法線ベクトルの推定誤差に与える影響が、次のようにまとめられる。

- (1) 面が計測方向に対して傾いているほど法線ベクトルの誤差が小さい。傾きを変化させる方向の誤差が $\cos\theta$ の 2 乗に、傾きを変化させない方向の誤差が $\cos\theta$ に比例する。

この結果を Fig.3-6, 3-7 に示す。Fig.3-7 は Fig.3-6 の結果を模式的に表したものであり、法線ベクトルの計測誤差が、面の傾きの大きさによって小さくなる様子を示している。

また式(3.4), (3.14) より、法線ベクトルの誤差は σ_r に、すなわち

- (2) 距離の計測誤差に比例する。

さらに式(3.14)より、法線ベクトルの誤差は M の 1/2 乗に反比例する。また M は 2 次

のモーメントであるため、計測点の密度の2乗、計測点の数の2乗に比例する。そこで、法線ベクトルの誤差は、

- (3) 計測点の間隔に反比例する、
- (4) 計測点数に反比例する。

以上の(2)~(4)の結果をFig.3-8に示す。なお(2)~(4)は法線ベクトル計測領域の対称性に関わらず成立する。

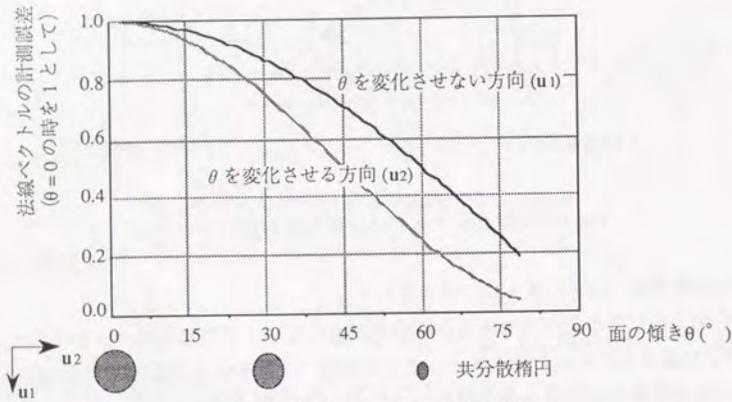


Fig.3-6 法線ベクトルの推定誤差

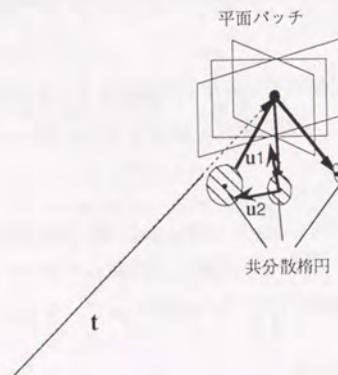


Fig.3-7 面の傾きが法線ベクトルの推定誤差に与える影響の模式図

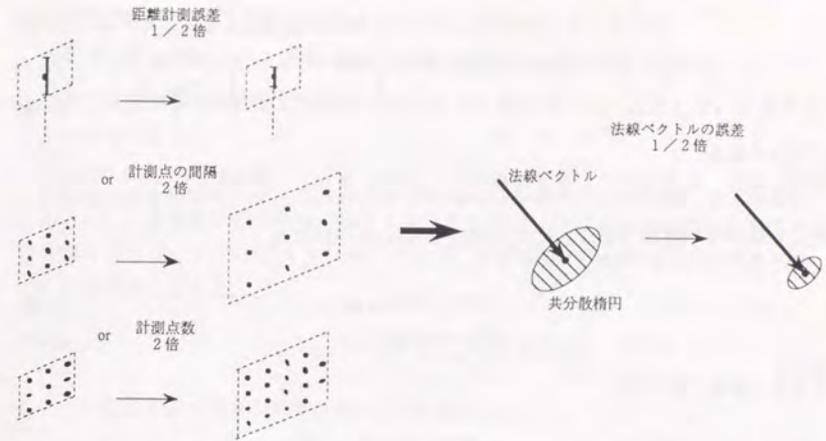


Fig.3-8 法線ベクトルの誤差に影響を与えるパラメータ

3. 2. 3 非平面領域における法線ベクトルの計測

本項では、非平面領域において法線ベクトルを計測する場合について、2つの立場から論じる。まず、非平面領域を許容しないという立場から、3. 2. 1節の法線ベクトル計測における検定が非平面領域を検出・除去する能力を論じる。次に非平面領域を許容するという立場から、非平面領域を許容した場合の検定のしきい値を決定する。

(1) 法線ベクトル計測における非平面領域の検出能

3. 2. 1項で、法線ベクトルの計測において残差2乗和に対して χ^2 検定を行うことにより平面当てはめの妥当性を評価することを述べた。ここでは、平面を当てはめた領域がエッジにかかっているなどで非平面の場合に、この検定によって非平面領域であることを検出する能力を定式化する。

法線ベクトル計測における式(3.5)の残差2乗和Sの分布は、式(2.26)より

$$\text{平面領域への当てはめ} \quad : S \sim \chi^2(m-3)$$

$$\text{非平面領域への当てはめ} \quad : S \sim \chi^2(m-3) + N(\mu, 4\mu)$$

である。この分布の違いにより平面領域と非平面領域が区別される (Fig.3-9参照)。

μ は式(2.24)に3. 2. 1項の平面当てはめにおける設定を代入して、

$$\mu = \frac{1}{\sigma_r^2} \left\{ \Sigma \Delta z_i^2 - \left[\Sigma x_i \Delta z_i, \Sigma y_i \Delta z_i, \Sigma \Delta z_i \right] \begin{bmatrix} \Sigma x_i^2 & \Sigma x_i y_i & \Sigma x_i \\ \Sigma x_i y_i & \Sigma y_i^2 & \Sigma y_i \\ \Sigma x_i & \Sigma y_i & m \end{bmatrix}^{-1} \begin{bmatrix} \Sigma x_i \Delta z_i \\ \Sigma y_i \Delta z_i \\ \Sigma \Delta z_i \end{bmatrix} \right\} \quad (3.15)$$

と算出される。

式(2.9)より、検定のしきい値は $\chi^2_{1-\alpha}(m-3)$ で与えられる。また非平面領域における残差2乗和の平均および分散は式(2.27),(2.28)よりそれぞれ

$$E[S] = (m-3) + \mu \quad (3.16)$$

$$V[S] = 2(m-3) + 4\mu \quad (3.17)$$

で与えられる。そこで、

$$(m-3) + \mu - k \sqrt{2(m-3) + 4\mu} = \chi^2_{1-\alpha}(m-3) \quad (3.18)$$

とおく。これを解いて、

$$k = \frac{(m-3) + \mu - \chi^2_{1-\alpha}(m-3)}{\sqrt{2(m-3) + 4\mu}} \quad (3.19)$$

式(3.19)のkに対応して、正規分布表より、Fig.3-9に示す第2種の誤り率 β （非平面領域を平面領域とみなす危険率）が算出される。このとき非平面領域の検出能が $1-\beta$ で与えられる。

以上、非平面領域の検出能を求める手法を定式化した。ここでの定式化に従うことにより、距離画像の粗さと誤差（標準偏差）、ならびに検出すべき非平面領域が与えられた場合に、その非平面領域の検出能を求めることができる。

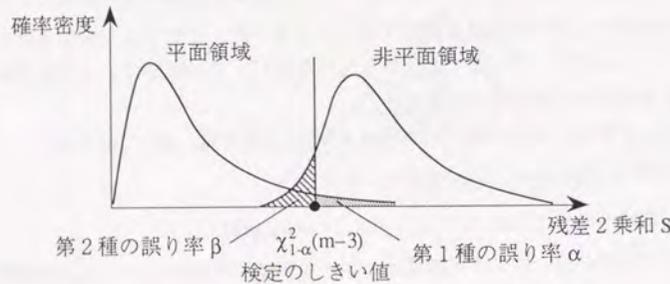


Fig.3-9 残差2乗和を用いた非平面領域の検出

(2) 非平面領域を許容した法線ベクトル計測における検定のしきい値

非平面領域を許容しない場合の残差2乗和の検定におけるしきい値は $\chi^2_{1-\alpha}(m-3)$ であった。非平面領域を許容する場合にはFig.3-10に示すように、このしきい値をゆるくする必要がある。

許容する非平面領域において、式(3.15)より μ を算出する。この計算は、距離に誤差がないとし、数値的に行われる。このとき非平面領域における残差2乗和の平均および分散は式(3.16),(3.17)で与えられる。そこで、非平面領域における残差2乗和の分布を正規分布と仮定し、

$$S_{th} = (m-3) + \mu + k_{1-\alpha} \sqrt{2(m-3) + 4\mu} \quad (3.20)$$

をしきい値とする。すなわち式(3.5)よりSを算出し、

$$S \leq S_{th} \quad (3.21)$$

ならば、平面当てはめ処理が妥当であるとみなし、得られた法線ベクトルを有効とする。

以上により、例えば円筒面で法線ベクトルの計測を行う場合の検定のしきい値を、許容する円筒面の最大曲率、距離画像の粗さ・誤差から設計することができる。

以上、本節では、距離画像の各点で定義される法線ベクトルに関して、計測手法の定式化、誤差解析などを行った。法線ベクトルは3.1節でふれたように、最も基本的な面情報であるため、粗さに非常にロバストであり、3点以上の画素があれば、計測することが可能である。

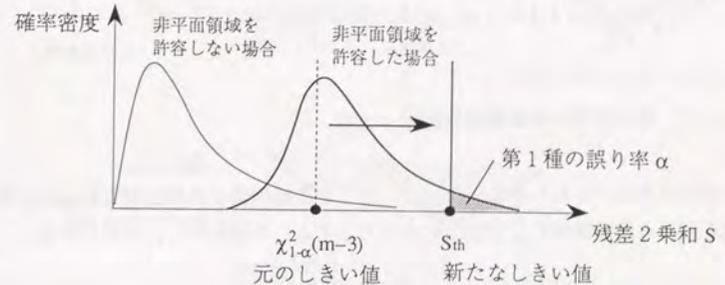


Fig.3-10 非平面領域を許容した法線ベクトル計測における検定のしきい値

3. 3 基本形状の抽出

平面・円筒面・円錐面・球面の4つの基本形状を距離画像から認識する手法を構築する。距離画像からの基本形状の抽出，抽出された基本形状の特徴量の計測の2段階に分け，それぞれ本節，次節で対象とする。

距離画像からの抽出は，次の2段階の手順で行うこととする。まず，(1)基本形状の候補領域を抽出する。次に，(2)抽出された候補領域が基本形状であると仮定して，4つの基本形状のいずれであるかを識別する。候補領域が基本形状であることの検証は，次節の基本形状の特徴量の計測において行う。Fig.3-11に認識対象の距離画像の概念図を示す。Fig.3-11に示すような，基本形状を要素として含む形状の距離画像から，基本形状を抽出し，位置・姿勢などの特徴量を計測する。

以下，(1),(2)をそれぞれ3. 3. 1項，3. 3. 2項で論じる。

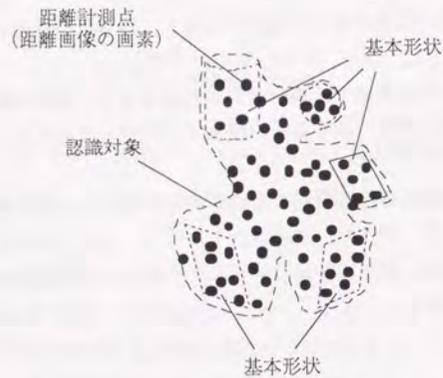


Fig.3-11 認識対象の距離画像の概念図

3. 3. 1 基本形状の候補領域の抽出

基本形状は表面がなめらかに変化する。そこで距離画像中の表面がなめらかな領域を，基本形状の候補領域として抽出することとする。手順を示し，定式化する。

(1)手順

前節で定式化した法線ベクトルの計測を利用して表面がなめらかな領域を抽出する。

- (a) 法線ベクトル計測における残差2乗和
 - (b) 隣接する法線ベクトルの間の角度
- の2つを利用する。

(a) 法線ベクトル計測における残差2乗和

法線ベクトルの計測において求めた残差2乗和を用いる。残差2乗和が小さければその微小領域はなめらかであり，大きければなめらかでないと判別する。

(b) 隣接する法線ベクトルの間の角度

なめらかな領域内では，隣接する法線ベクトルの方向の変化が小さい。そこで隣接点での各法線ベクトルの間の角度によって，隣接点が同じなめらかな領域内の点であるかどうかを判別する。判別におけるしきい値は，法線ベクトルの計測誤差と許容するなめらかさの大きさに依存する。

まず(a)の残差2乗和を用いる。領域の近傍点において残差2乗和が小さければ，その近傍点を領域に併合する。この処理により，Fig.3-12の前半に示すように，なめらかな領域がおおまかに抽出される。さらに，Fig.3-12の後半に示すように，(a)で抽出された各領域に対して，(b)の法線ベクトル間の角度を利用してより詳細な領域の分割を行う。すなわち，領域内のある計測点の法線ベクトルと近傍点の法線ベクトルの角度が大きい場合，近傍点を別領域にあるとして分離する。

以上の手順により，基本形状領域を分断せずに抽出することができる。

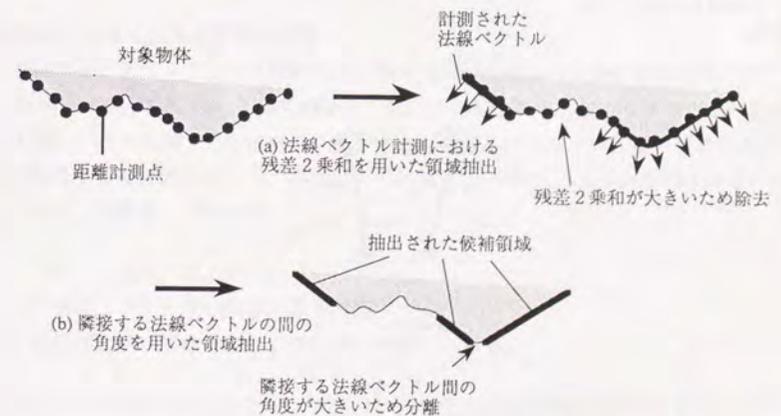


Fig.3-12 基本形状の候補領域の抽出手順

(2) 定式化

上記の手法を定式化する。

(a) 法線ベクトル計測における残差2乗和

微小領域がなめらかであるかを判別するしきい値を決定する。3. 2. 3節の、非平面領域を許容した場合のしきい値の決定手法に従い、式(3.20)でしきい値 S_{th} を決定する。

(b) 隣接する法線ベクトルの間の角度

法線ベクトル間の角度が θ_{max} 以下の場合に併合するとする。Fig.3-13に示すように、2つの法線ベクトルを n_1, n_2 , おおのの共分散行列を C_{n1}, C_{n2} とする。 n_1, n_2 の内積を用いて判別を行う。内積 $n_1 \cdot n_2 = \cos\theta$ の分散は、

$$\sigma^2 = n_2^T C_{n1} n_2 + n_1^T C_{n2} n_1 \quad (3.22)$$

で与えられる。そこで

$$C_{th} = \cos \theta_{max} + k_{1-\alpha} \sigma \quad (3.23)$$

をしきい値とし、

$\cos\theta \leq C_{th}$: 併合

$\cos\theta > C_{th}$: 分割

とする。

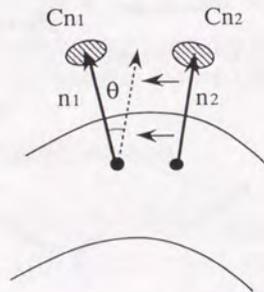


Fig.3-13 2つの法線ベクトルのパラメータ

以上の処理で基本形状の候補領域としてなめらかな領域が抽出される。このとき、抽出された領域は次の3通りがありうる。

1. 1つの基本形状である。
2. 基本形状を含むが1つの基本形状ではない。
3. 基本形状を含まない。

本章で以下提案する手法では、1の場合のみ基本形状の認識に成功し、2の場合は失敗する。すなわち、ここでの候補領域の抽出で1つの基本形状に対応する領域を抽出することが、基本形状の認識において必要である。ここで提案した、残差2乗和および隣接する法線ベクトル間の角度を利用する手法では、1つの基本形状に対応する領域を抽出するためには、その基本形状の周囲がなめらかでないか、あるいは隣接するなめらかな領域と角度を持って接している必要がある。例えば、複数の基本形状がなめらかに接続している領域から、各基本形状を認識することは不可能である。

3. 3. 2 候補領域の識別

前項で抽出された候補領域が4つの基本形状のいずれであるかを識別する手法を確立する。

(1) 問題設定

(a) 粗さを考慮した基本形状の表現

形状表現手法の1つとして拡張ガウス像(Extended Gaussian Image, EGI)が知られている[Horn 84]。これはFig.3-14に示すように、平面パッチの法線ベクトルとその面積を算定し、ガウス球上での法線ベクトル先端点の分布によって対象物の形状および姿勢を表現する記述方法である。基本形状の拡張ガウス像は、Fig.3-15に示すようになる。平面、円筒面、円錐面が、

平面 : ガウス球上の一点

円筒面 : ガウス球の中心を通る円周

円錐面 : ガウス球の中心を通らない円周

と簡単な分布形態で表現される。平面パッチの当てはめが距離画像の粗さにロバストな処理であることを考え合わせれば、基本形状の表現として拡張ガウス像を導入する

ことは妥当であると言える。ただし、拡張ガウス像は位置情報を捨てているため、拡張ガウス像のみでは、位置の計測はできない。

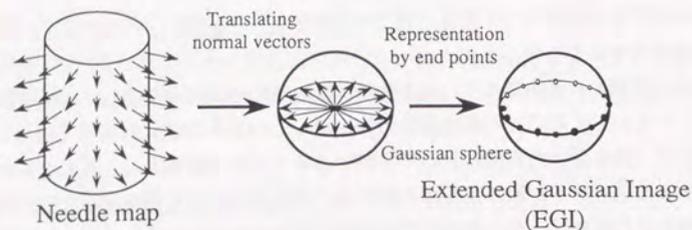


Fig.3-14 拡張ガウス像(EGI)

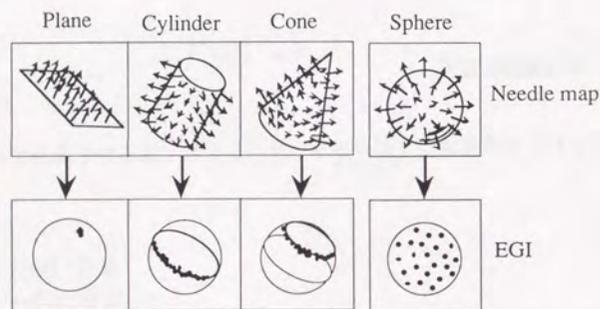


Fig.3-15 基本形状の拡張ガウス像

(b) 基本形状の候補領域

距離画像中の基本形状の候補領域が、Fig.3-16に示すように、計測点のまとまりとして与えられ、各計測点が次の3つの値を持つとする。

1. 位置ベクトル $x_i = [x_i, y_i, z_i]^T$, 共分散行列 C_{xi}
2. 法線ベクトル $n_i = [n_{xi}, n_{yi}, n_{zi}]^T$, 共分散行列 C_{ni}
3. 面積 s_i ($1 \leq i \leq m$)

1.は距離画像の元の距離情報そのものであり、2.は3. 2節に従って計測される。また、3.は1点の計測点が代表する対象物の表面積で、計測点の分布より決定される。以上の領域が4つの基本形状のいずれであるかを拡張ガウス像を利用して識別する。

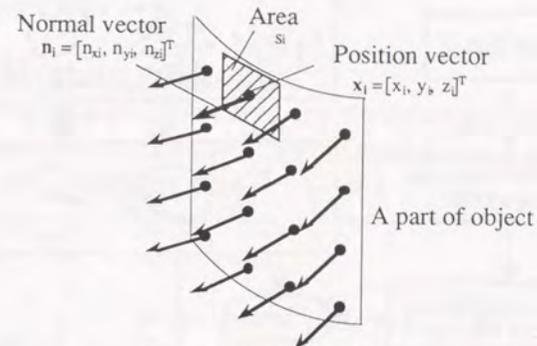


Fig.3-16 基本形状の候補領域

(2) 拡張ガウス像を用いた候補領域の識別手法の提案

基本形状の拡張ガウス像は、Fig.3-15に示す差異を生じる。そこでこの差異を利用しFig.3-17に示す手順で識別を行う。

- (a)まず、拡張ガウス像の集中度から平面かそれ以外かを識別する。
- (b)平面以外と識別された場合には、拡張ガウス像に平面を当てはめ、その当てはめ誤差から、円筒面あるいは円錐面であるか、球面であるかを識別する。
- (c)当てはめられた平面のガウス球中心からの距離により、円筒面か円錐面かを識別する。

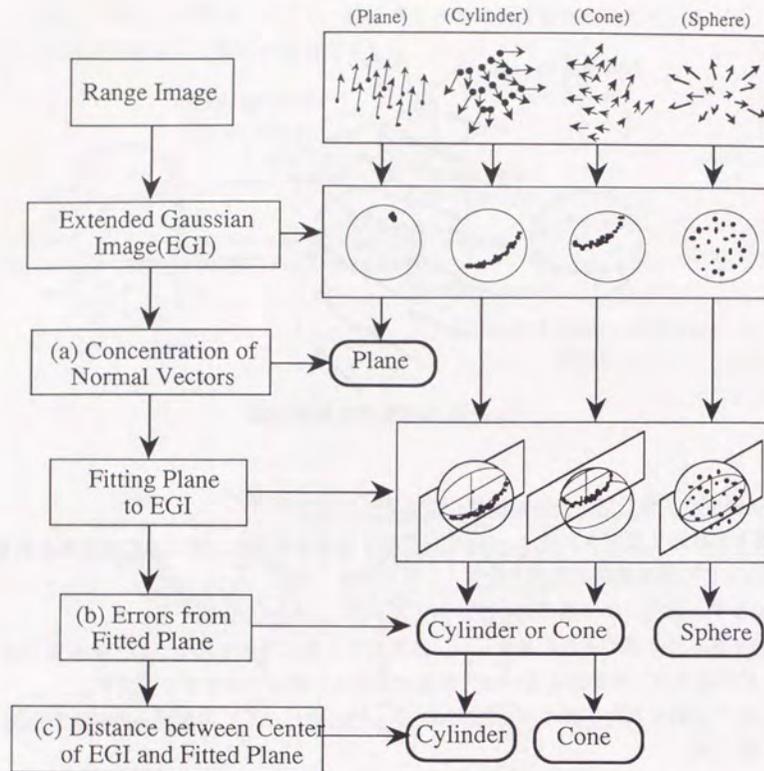


Fig.3-17 拡張ガウス像を用いた基本形状の識別

(3) 定式化

以上の(a)-(c)を定式化する.

(a) 拡張ガウス像の集中度による平面の識別

候補領域が平面であるという仮説をたて、拡張ガウス像の法線ベクトル n_i の集中度を算出して仮説検定を行い、識別を行う. 平面の法線ベクトルを n とおくと、2.3節に従って、次のように問題設定される.

$$\text{未知パラメータ} \quad : n = [n_x, n_y, n_z]^T$$

$$\text{測定値} \quad : n_i = [n_{xi}, n_{yi}, n_{zi}]^T \quad i = 1, 2, \dots, m$$

$$n_i \text{ の共分散行列} \quad : C_{ni}$$

$$\text{関係式} \quad : y^0 = A n^0$$

$$y = [n_1^T \ n_2^T \ \dots \ n_m^T]^T, \quad A = [I_3 \ \dots \ I_3]^T$$

式(2.6),(2.7)より、拡張ガウス像の重心位置の推定値および推定誤差が

$$\hat{n} = (\sum C_{ni}^{-1})^{-1} (\sum C_{ni}^{-1} n_i) \quad (3.24)$$

$$C_n = (\sum C_{ni}^{-1})^{-1} \quad (3.25)$$

と算出され、また、拡張ガウス像の集中度を表す残差 2 乗和が式(2.8)より

$$S = \sum (n_i - \hat{n})^T C_{ni}^{-1} (n_i - \hat{n}) \quad (3.26)$$

と算出される. 式(3.26)の S の値により χ^2 検定を行って平面の識別を行う. 自由度が $3m-3$ なので、

$$S \leq \chi^2_{1-\alpha}(3m-3) : \text{平面}$$

$$S > \chi^2_{1-\alpha}(3m-3) : \text{平面以外}$$

とみなす.

(b) 拡張ガウス像への平面当てはめによる識別

平面の方程式

$$nz = a \cdot nx + b \cdot ny + c \quad (3.27)$$

を拡張ガウス像に当てはめて $[a, b, c]^T$ を求める。2. 3節に従って以下のように表される。

未知パラメータ : $\mathbf{a} = [a, b, c]^T$
 測定値 : $\mathbf{n}_i = [n_{xi}, n_{yi}, n_{zi}]^T \quad i = 1, 2, \dots, m$
 \mathbf{n}_i の共分散行列 : C_{ni}
 関係式 : $\mathbf{y}^0 = A^0 \mathbf{a}^0$

$$\mathbf{y} = \begin{bmatrix} n_{z_1} \\ \vdots \\ n_{z_m} \end{bmatrix} \quad A = \begin{bmatrix} n_{x_1} & n_{y_1} & 1 \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ n_{x_m} & n_{y_m} & 1 \end{bmatrix}$$

これは2. 3. 2項の(2)の, Aに誤差がある場合に相当する。式(2.6),(2.7)より, 平面の方程式の係数が,

$$\hat{\mathbf{a}} = \begin{bmatrix} \hat{a} \\ \hat{b} \\ \hat{c} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \sum \frac{n_{xi}^2}{\sigma_i^2} & \sum \frac{n_{xi}n_{yi}}{\sigma_i^2} & \sum \frac{n_{xi}}{\sigma_i^2} \\ \sum \frac{n_{xi}n_{yi}}{\sigma_i^2} & \sum \frac{n_{yi}^2}{\sigma_i^2} & \sum \frac{n_{yi}}{\sigma_i^2} \\ \sum \frac{n_{xi}}{\sigma_i^2} & \sum \frac{n_{yi}}{\sigma_i^2} & \sum \frac{1}{\sigma_i^2} \end{bmatrix}^{-1} \begin{bmatrix} \sum \frac{n_{xi}n_{zi}}{\sigma_i^2} \\ \sum \frac{n_{yi}n_{zi}}{\sigma_i^2} \\ \sum \frac{n_{zi}}{\sigma_i^2} \end{bmatrix} \quad (3.28)$$

$$C_a = \begin{bmatrix} \sum \frac{n_{xi}^2}{\sigma_i^2} & \sum \frac{n_{xi}n_{yi}}{\sigma_i^2} & \sum \frac{n_{xi}}{\sigma_i^2} \\ \sum \frac{n_{xi}n_{yi}}{\sigma_i^2} & \sum \frac{n_{yi}^2}{\sigma_i^2} & \sum \frac{n_{yi}}{\sigma_i^2} \\ \sum \frac{n_{xi}}{\sigma_i^2} & \sum \frac{n_{yi}}{\sigma_i^2} & \sum \frac{1}{\sigma_i^2} \end{bmatrix}^{-1} \quad (3.29)$$

ただし,

$$\sigma_i^2 = \sigma_{n_{xi}}^2 + a^2 \cdot \sigma_{n_{xi}}^2 + b^2 \cdot \sigma_{n_{yi}}^2 + 2ab \sigma_{n_{xi}n_{yi}}$$

と求められる。このとき平面当てはめにおける残差2乗和は

$$S = \sum \frac{\{n_{zi} - (a n_{xi} + b n_{yi} + c)\}^2}{\sigma_i^2} \quad (3.30)$$

と算出される。式(3.30)のSの値により χ^2 検定を行い,

$S \leq \chi^2_{1-\alpha}(m-3)$: 円筒面あるいは円錐面

$S > \chi^2_{1-\alpha}(m-3)$: 球面

と識別する。

(c)当てはめ平面のガウス球からの距離による識別

(b)で円筒面あるいは円錐面と識別された場合,

$|c| \leq k_{1-\alpha} \sigma_c$: 円筒面

$|c| > k_{1-\alpha} \sigma_c$: 円錐面

と識別する。ただし, σ_c はcの標準偏差であり, 式(3.29)の(3,3)成分の平方根として算出される。

以上で拡張ガウス像を利用した, 基本形状の識別手法を確立した。この識別手順は, 基本形状の拡張ガウス像の差異が大きいこと, 処理が単純であることから, 高速かつ安定に実現することができると考えられる。

以上, 本節で確立した基本形状の抽出手法は, 距離画像の粗さにロバストな特徴量である法線ベクトルのみを用いることで, 粗さに対するロバストさを実現している。

3. 4 基本形状の特徴量計測

前節で抽出・識別された各々の基本形状に関して、特徴量の計測手法を確立する。計測手順を確立し、特徴量の推定値、推定誤差、および特徴量の妥当性を検証するための残差2乗和を定式化する。

特徴量のうち、位置・姿勢を決定するものが実用上特に重要である。そこで位置・姿勢を決定する特徴量の計測手法を主に対象とする。

3. 4. 1 平面の計測

平面の計測では、(a) 法線ベクトル、(b) 重心、(c) 面積 を特徴量とする。以下に計測手順と各特徴量の計測手法を述べる。

(1) 計測手順

計測点に平面の方程式を当てはめ、法線ベクトルを求める。面積は、各計測点の面積の和を求めればよい。重心は自明である。Fig.3-18に手順を図示する。

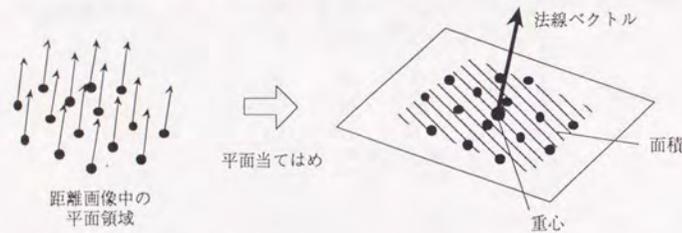


Fig.3-18 平面の特徴量の計測

(2) 定式化

(a) 法線ベクトル

対象領域に平面の方程式を当てはめることにより計測される。3. 2節で距離画像の各計測点において法線ベクトルを計測する場合には、平面パッチを当てはめる領域が微小領域であるということ、すべての計測点で距離計測方向が等しいと仮定した。一方ここでは平面を当てはめる領域が微小領域でないため、この仮定は用いない。

平面の方程式

$$y = a \cdot x + b \cdot y + c \quad (3.31)$$

を計測点に当てはめて a, b, c を求める。これは 3. 3. 2項の拡張ガウス像への平面当てはめと全く同様であり、 a, b, c の推定値 \hat{a} および推定誤差 C_a が式(3.28),(3.29)の $n_i = [n_x, n_y, n_z]^T$ を $x_i = [x_i, y_i, z_i]^T$ に置き換えた形で求められる。さらに \hat{a} および C_a より、法線ベクトル $\mathbf{n} = [n_x, n_y, n_z]^T$ の推定値 $\hat{\mathbf{n}}$ およびその共分散行列 C_n が式(3.8),(3.9)と全く同様にして求められる。

さらに 3. 3. 2項と同様にして残差2乗和に対して χ^2 検定を行うことにより、対象領域が平面であることの判別を行うことができる。

(b) 重心位置

重心位置は

$$x_g = \frac{\sum s_i x_i}{\sum s_i} \quad (3.32)$$

と求められる。

(c) 面積

面積は、各計測点の面積の和により、

$$S = \sum s_i \quad (3.33)$$

と算出される。

3. 4. 2 円筒面の計測

円筒面の計測では、(a) 中心軸の方向ベクトル、(b) 中心軸上の中心位置、(c) 半径、(d) 高さ を特徴量とする。以下に計測手順と各特徴量の計測手法を述べる。

(1) 計測手順

[Han 87]に従い、Fig.3-19に示す手順で上記の特徴量を計測する。

- (a) まず拡張ガウス像への平面当てはめによって中心軸の方向ベクトルを決定する。
- (b) 求められた中心軸の方向ベクトルがZ軸に平行になるように座標変換する。

(c)計測点をXY平面に射影し、円を当てはめて中心軸上の中心位置のXY座標および半径を計測する。さらに計測点のZ軸成分より、中心位置のZ座標および高さを計測する。円の当てはめは、非線形最小2乗法を用いて実現できるが[Brandt 70]、ここでは処理の高速化のため、線形最小2乗法のみによる手法を構築する。
 (d)中心軸上の中心位置を、(c)で求めた位置を(b)と逆の座標変換をすることにより求める。

(b)の座標変換を行うことにより、3次元空間での計測処理を2次元空間で行うことができるため、処理が単純化される。

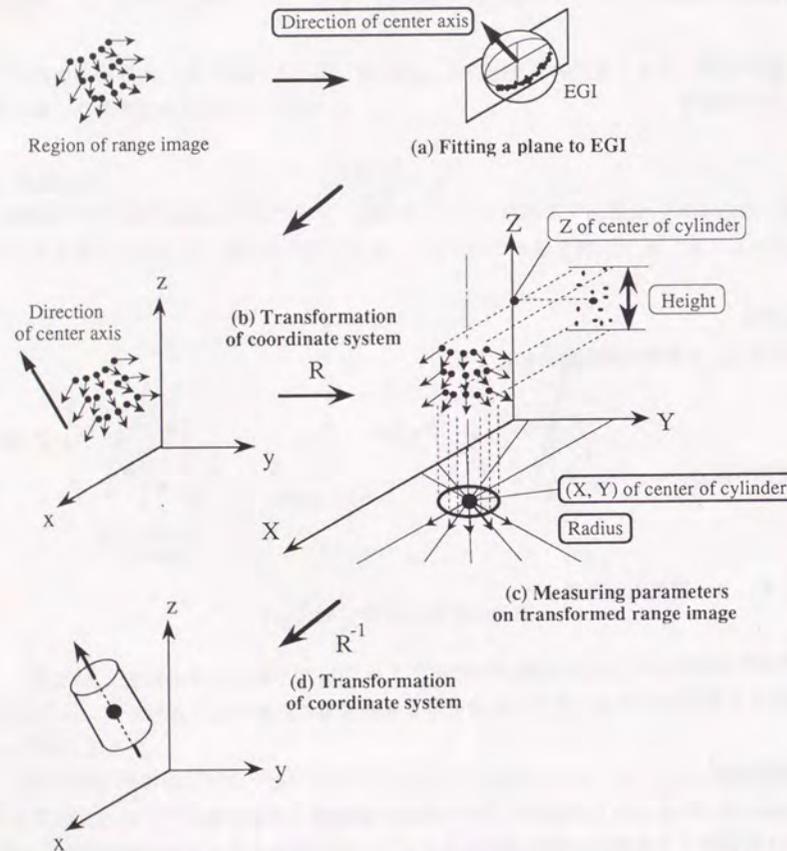


Fig.3-19 円筒面の特徴量の計測手順

(2) 定式化

(a) 中心軸の方向ベクトル

前項での識別処理において拡張ガウス像に当てはめられた平面の法線ベクトルとして算出される。式(3.28),(3.29)のa,bを用い、

$$\hat{p} = \begin{bmatrix} \hat{p}_x \\ \hat{p}_y \\ \hat{p}_z \end{bmatrix} = \frac{1}{\sqrt{\hat{a}^2 + \hat{b}^2 + 1}} \begin{bmatrix} \hat{a} \\ \hat{b} \\ -1 \end{bmatrix} \quad (3.34)$$

$$C_p = T C_a T^T \quad (3.35)$$

$$T = \begin{bmatrix} -\hat{p}_z(1 - \hat{p}_x^2) & \hat{p}_x \hat{p}_y \hat{p}_z \\ \hat{p}_x \hat{p}_y \hat{p}_z & -\hat{p}_z(1 - \hat{p}_y^2) \\ \hat{p}_x \hat{p}_z^2 & \hat{p}_y \hat{p}_z^2 \end{bmatrix}$$

と算出される。

(b) 中心軸上の中心の位置

式(3.34)のpをZ軸と平行に移す座標変換行列をRとする。Rは式(3.1)と同様に例えば

$$R = \begin{bmatrix} \frac{\hat{p}_z}{\sqrt{1 - \hat{p}_y^2}} & 0 & -\frac{\hat{p}_x}{\sqrt{1 - \hat{p}_y^2}} \\ \frac{\hat{p}_x \hat{p}_y}{\sqrt{1 - \hat{p}_y^2}} & \sqrt{1 - \hat{p}_y^2} & \frac{\hat{p}_y \hat{p}_z}{\sqrt{1 - \hat{p}_y^2}} \\ \hat{p}_x & \hat{p}_y & \hat{p}_z \end{bmatrix} \quad (3.36)$$

と決定できる。Rにより x_i, n_i がそれぞれ X_i, N_i に、また中心軸上の中心の位置gが $G = [X_g, Y_g, Z_g]^T$ に移されるとする。このとき、 X_i が式(3.37),(3.38)により、 N_i が式(3.39),(3.40)により求められる。

$$X_i = R x_i, \quad (3.37)$$

$$C_{X_i} = R C_{x_i} R^T, \quad (3.38)$$

$$N_i = R n_i, \quad (3.39)$$

$$C_{N_i} = R C_{n_i} R^T. \quad (3.40)$$

X_i, N_i のXY平面への射影を X_{2i}, N_{2i} 、 G のXY平面への射影を $G_2 = [X_g, Y_g]^T$ とおく。 X_{2i}, N_{2i} の共分散行列 $C_{X_{2i}}, C_{N_{2i}}$ は、それぞれ C_{X_i}, C_{N_i} の 2×2 成分で与えられる。この時 G_2 は、

Fig.3-20に示すように、点 X_{2i} を通り方向ベクトルが N_{2i} の直線の交点を最小2乗法により算出すれば求められる。

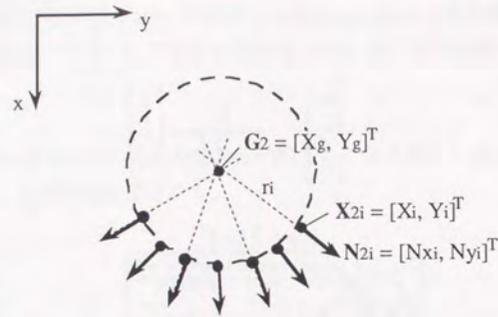


Fig.3-20 円の中心の算出

直線が G_2 を通るという条件より、

$$N_{yi}X_g - N_{xi}Y_g = N_{yi}X_i - N_{xi}Y_i \quad (3.41)$$

が成立する。そこで、次のように設定される。

未知パラメータ	: $G_2 = [X_g, Y_g]^T$
測定値	: $X_{2i} = [X_i, Y_i]^T, \quad N_{2i} = [N_{xi}, N_{yi}]^T \quad i = 1, 2, \dots, m$
	X_{2i}, N_{2i} の共分散行列: $C_{X_{2i}}, C_{N_{2i}}$
関係式	: $y^0 = A^0 G_2^0$

$$y = \begin{bmatrix} N_{y1}X_1 - N_{x1}Y_1 \\ \vdots \\ N_{ym}X_m - N_{xm}Y_m \end{bmatrix} \quad A = \begin{bmatrix} N_{y1} & -N_{x1} \\ \vdots & \vdots \\ N_{ym} & -N_{xm} \end{bmatrix}$$

式(2.6),(2.7)より、

$$\hat{G}_2 = \begin{bmatrix} \hat{X}_g \\ \hat{Y}_g \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \sum \frac{N_{yi}^2}{\sigma_{yi}^2} & -\sum \frac{N_{xi} \cdot N_{yi}}{\sigma_{yi}^2} \\ -\sum \frac{N_{xi} \cdot N_{yi}}{\sigma_{yi}^2} & \sum \frac{N_{xi}^2}{\sigma_{yi}^2} \end{bmatrix}^{-1} \begin{bmatrix} \sum \frac{N_{yi}^2 \cdot X_i - N_{xi} \cdot N_{yi} \cdot Y_i}{\sigma_{yi}^2} \\ \sum \frac{-N_{xi} \cdot N_{yi} \cdot X_i + N_{xi}^2 \cdot Y_i}{\sigma_{yi}^2} \end{bmatrix} \quad (3.42)$$

$$C_{G_2} = \begin{bmatrix} \sum \frac{N_{yi}^2}{\sigma_{yi}^2} & -\sum \frac{N_{xi} \cdot N_{yi}}{\sigma_{yi}^2} \\ -\sum \frac{N_{xi} \cdot N_{yi}}{\sigma_{yi}^2} & \sum \frac{N_{xi}^2}{\sigma_{yi}^2} \end{bmatrix}^{-1} \quad (3.43)$$

ただし、

$$\sigma_{yi}^2 = [N_{yi}, -N_{xi}] C_{X_{2i}} [N_{yi}, -N_{xi}]^T + [-Y_i, X_i] C_{N_{2i}} [-Y_i, X_i]^T + [-Y_g, X_g] C_{N_{2i}} [-Y_g, X_g]^T$$

と算出される。

また G のZ座標 Z_g は、計測点のZ座標の重心として、

$$Z_g = \frac{\sum s_i Z_i}{\sum s_i} \quad (3.44)$$

と算出される。

以上の式(3.42)~(3.44)で与えられる $G = [X_g, Y_g, Z_g]^T$ を R^T で座標変換すれば、 g が求められる。すなわち、

$$g = R^T G. \quad (3.45)$$

(c) 半径

(b)で求めた円の中心 G_2 と X_{2i} との距離の平均により半径 r を定める。

次のように問題設定される。

未知パラメータ	: r
測定値	: $G_2 = [X_i, Y_i]^T, \quad X_{2i} = [X_i, Y_i]^T \quad i = 1, 2, \dots, m$
	G_2, X_{2i} の共分散行列: $C_{G_2}, C_{X_{2i}}$
関係式	: $r^0 = X_{2i}^0 - G_2^0 $

1. 個々の半径の推定値 r_i を算出

半径の推定値が

$$r_i = \sqrt{(X_i - \hat{X}_g)^2 + (Y_i - \hat{Y}_g)^2} \quad (3.46)$$

により求められる。また r_i の分散は、誤差の伝播則より

$$\sigma_{r_i}^2 = \mathbf{q}^T \mathbf{C}_{X_g} \mathbf{q} \quad (3.47)$$

$$\mathbf{q} = \begin{bmatrix} X_i - X_g & Y_i - Y_g \\ r_i & r_i \end{bmatrix}^T$$

2. r_i より半径算出

半径 r の推定値および推定誤差が最小 2 乗法により r_i の重みつき平均として次のように求められる。

$$\hat{r} = \frac{\sum \frac{r_i}{\sigma_{r_i}^2}}{\sum \frac{1}{\sigma_{r_i}^2}} \quad (3.48)$$

$$\sigma_r^2 = \frac{1}{\sum \frac{1}{\sigma_{r_i}^2}} \quad (3.49)$$

またこの半径計測における残差 2 乗和により、形状が円筒面であることの検定を行うことができる。残差 2 乗和は

$$S = \sum \frac{(r_i - \hat{r})^2}{\sigma_{r_i}^2} \quad (3.50)$$

と求められる。式(3.50)の S の値により χ^2 検定を行えばよい。

(d) 高さ

X_i の Z 成分 Z_i の範囲を調べることにより、

$$h = \max Z_i - \min Z_i \quad (3.51)$$

と算出される。

3. 4. 3 円錐面の計測

円錐面の計測では、(a) 中心軸の方向ベクトル、(b) 頂点の位置、(c) 頂角、(d) 高さ を特徴量とする。以下に計測手順と各特徴量の計測手法を述べる。

(1) 計測手順

円筒面の場合と同様の、Fig.3-21に示す手順で上記の特徴量を計測する。円筒面の場合と座標変換後の処理のみが異なる。すなわち、円筒面の計測手順の(a)~(d)のうち(c)のみを以下に置き換えればよい。

(c) 計測点を XY 平面に射影し、頂点位置の XY 座標を計測する。さらに計測点を中心軸回りに回転させ、 YZ 平面で直線を当てはめることにより頂点位置の Z 座標、頂角および高さを計測する。

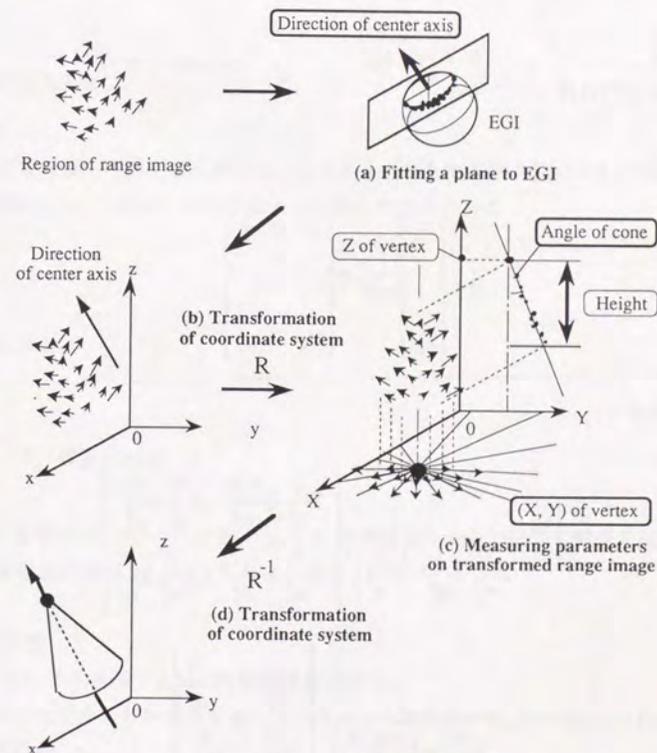


Fig.3-21 円錐面の特徴量の計測手順

(2) 定式化

(a) 中心軸の方向ベクトル

円筒面の場合と全く同様に式(3.34),(3.35)により求められる。

(b) 頂点の位置

まず円筒面の場合と全く同様にして、頂点の位置 v の座標変換後の位置 $V=[X_v, Y_v, Z_v]^T$ の X_v, Y_v が式(3.42),(3.43)により算出される。

次に V の Z 座標 Z_v が、以下の手順で求められる。 X_i を、求められた中心軸回りに回転させ、中心軸を通り YZ 平面に投影する。この時投影された点 $Y_i'=[Y_i', Z_i']^T$ への当てはめ直線を求めれば、この直線と中心軸との交点の Z 座標として Z_v が求められる。直線の当てはめは 2. 3 節に従って以下のように問題設定される。

未知パラメータ	: $a = [a, b]^T$	
測定値	: $Y_i = [Y_i, Z_i]^T$	$i = 1, 2, \dots, m$
Y_i の共分散行列	: C_{Y_i}	
関係式	: $y^0 = A^0 a^0$	

$$y = \begin{bmatrix} Z_1 \\ \vdots \\ Z_m \end{bmatrix} \quad A = \begin{bmatrix} Y_1 & 1 \\ \vdots & \vdots \\ Y_m & 1 \end{bmatrix}$$

式(2.6),(2.7)より、

$$\hat{a} = \begin{bmatrix} \hat{a} \\ \hat{b} \end{bmatrix} = \frac{1}{\sum \frac{Y_i^2}{\sigma_i^2} \sum \frac{1}{\sigma_i^2} - \left(\sum \frac{Y_i}{\sigma_i^2} \right)^2} \begin{bmatrix} \sum \frac{1}{\sigma_i^2} \sum \frac{Y_i Z_i}{\sigma_i^2} - \sum \frac{Y_i}{\sigma_i^2} \sum \frac{Z_i}{\sigma_i^2} \\ - \sum \frac{Y_i}{\sigma_i^2} \sum \frac{Y_i Z_i}{\sigma_i^2} + \sum \frac{Y_i^2}{\sigma_i^2} \sum \frac{Z_i}{\sigma_i^2} \end{bmatrix} \quad (3.52)$$

$$C_a = \frac{1}{\sum \frac{Y_i^2}{\sigma_i^2} \sum \frac{1}{\sigma_i^2} - \left(\sum \frac{Y_i}{\sigma_i^2} \right)^2} \begin{bmatrix} \sum \frac{1}{\sigma_i^2} & - \sum \frac{Y_i}{\sigma_i^2} \\ - \sum \frac{Y_i}{\sigma_i^2} & \sum \frac{Y_i^2}{\sigma_i^2} \end{bmatrix} \quad (3.53)$$

ただし、

$$\sigma_i^2 = \sigma_{Z_i}^2 + a^2 \cdot \sigma_{Y_i}^2$$

と算出される。式(3.52)の a, b を用いて、 Z_v が

$$Z_v = \hat{a} Y_v + \hat{b} \quad (3.54)$$

により求められる。以上で求めた $V=[X_v, Y_v, Z_v]^T$ を R^T で座標変換すれば、 v が求められる。すなわち、

$$v = R^T V. \quad (3.55)$$

(c) 高さ

円筒面の場合と同様に、 X_i の Z 成分 Z_i の範囲を調べるにより

$$h = Z_v - \min Z_i \quad (3.56)$$

により求められる。

(d) 頂角

拡張ガウス像への当てはめ平面のガウス球中心からの距離を用いても求められるが、より正確に、 Y_i' への当てはめ直線と中心軸との交角として

$$\phi = \tan^{-1} \left| \frac{1}{\hat{a}} \right| \quad (3.57)$$

と算出される。

3. 4. 4 球面の計測

球面の計測では、(a) 中心位置、(b) 半径 を特徴量とする。以下に計測手順と各特徴量の計測手法を述べる。

(1) 計測手順

Fig.3-22 に示す手順で上記の特徴量を計測する。

まず中心位置を、各計測点を通り方向ベクトルが法線ベクトルに等しい直線の交点として求める。

そして求められた中心位置と各計測点との距離を求め、その平均を半径とする。

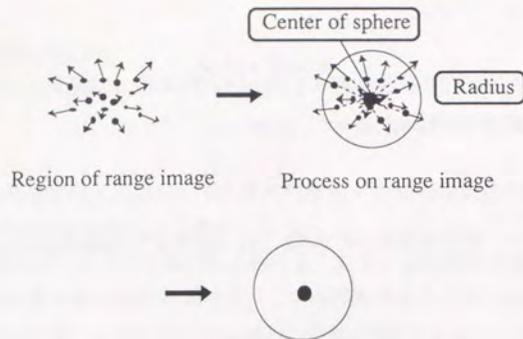


Fig.3-22 球面の計測

(2) 定式化

(a) 中心位置

中心位置 x_g は, x_i を通り方向ベクトルが n_i の直線の交点を最小 2 乗法により求めることで算出される. 直線が x_g を通るという条件より,

$$n_i \times (x_i - x_g) = 0 \quad (3.58)$$

が成立する. そこで, 2. 3 節に従って次のように設定される.

未知パラメータ : $x_g = [x_g, y_g, z_g]^T$

測定値 : $x_i = [x_i, y_i, z_i]^T$, $n_i = [n_{xi}, n_{yi}, n_{zi}]^T$ $i = 1, 2, \dots, m$
 x_i, n_i の共分散行列 : C_{xi}, C_{ni}

関係式 : $y^0 = A^0 x_g^0$

$$y = \begin{bmatrix} y_1 \\ \vdots \\ y_m \end{bmatrix}, \quad y_i = \begin{bmatrix} n_{yi} z_i - n_{zi} y_i \\ n_{zi} x_i - n_{xi} z_i \\ n_{xi} y_i - n_{yi} x_i \end{bmatrix}, \quad A = \begin{bmatrix} A_1 \\ \vdots \\ A_m \end{bmatrix}, \quad A_i = \begin{bmatrix} 0 & -n_{zi} & n_{yi} \\ n_{zi} & 0 & -n_{xi} \\ -n_{yi} & n_{xi} & 0 \end{bmatrix}$$

式(2.6),(2.7)より,

$$\hat{x}_g = \begin{bmatrix} \hat{x}_g \\ \hat{y}_g \\ \hat{z}_g \end{bmatrix} = (\sum A_i^T C_{yi}^{-1} A_i)^{-1} (\sum A_i^T C_{yi}^{-1} y_i) \quad (3.59)$$

$$C_{xg} = (\sum A_i^T C_{yi}^{-1} A_i)^{-1} \quad (3.60)$$

ただし,

$$C_{yi} = T_{xi} C_{xi} T_{xi}^T + T_{ni} C_{ni} T_{ni}^T + T_g C_{ni} T_g^T$$

$$T_{xi} = \begin{bmatrix} 0 & -n_{zi} & n_{yi} \\ n_{zi} & 0 & -n_{xi} \\ -n_{yi} & n_{xi} & 0 \end{bmatrix}, \quad T_{ni} = \begin{bmatrix} 0 & z_i - y_i \\ -z_i & 0 & x_i \\ y_i - x_i & 0 \end{bmatrix}, \quad T_g = \begin{bmatrix} 0 & z_g - y_g \\ -z_g & 0 & x_g \\ y_g - x_g & 0 \end{bmatrix}$$

と算出される.

(b) 半径

(1) で求めた球の中心 x_g と x_i との距離の平均により半径 r を定める. 円筒の半径計測の場合とほぼ同じである. 次のように問題設定される.

未知パラメータ : r

測定値 : $x_g = [x_g, y_g, z_g]^T$, $x_i = [x_i, y_i, z_i]^T$ $i = 1, 2, \dots, m$
 x_g, x_i の共分散行列 : C_{xg}, C_{xi}

関係式 : $r^0 = |x_i^0 - x_g^0|$

1. 個々の半径の推定値 r_i を算出

半径の推定値が

$$r_i = \sqrt{(x_i - \hat{x}_g)^2 + (y_i - \hat{y}_g)^2 + (z_i - \hat{z}_g)^2} \quad (3.61)$$

により求められる. また r_i の分散は, 誤差の伝播則より

$$\sigma_{r_i}^2 = q^T C_{xi} q \quad (3.62)$$

$$q = \begin{bmatrix} x_i - x_g & y_i - y_g & z_i - z_g \\ r_i & r_i & r_i \end{bmatrix}^T$$

2. r より半径算出

円筒面における円の当てはめの場合と全く同様にして、半径の推定値および推定誤差が式(3.48),(3.49)により求められる。

また形状が球面であることの検定も、円筒面の計測の場合と同様にして、式(3.50)の S による χ^2 検定を行えばよい。

3. 4. 5 基本形状の特徴量の粗さに対するロバストさ

以上、3. 4. 1~3. 4. 4項で、4つの基本形状のそれぞれに関して、特徴量の計測手法を定式化した。これらの手法では、距離画像の誤差に対するロバストさは、線形最小2乗法により最尤推定値およびその共分散行列を求めることで実現している。本項では、距離画像の粗さに対するロバストさを評価する。基本形状の特徴量における、粗さに対するロバストさを、(誤差の影響ではなく)粗さの影響で計測誤差を生じるかどうかで判断する。例えば、Fig.3-23に示すように、平面の法線ベクトルは、距離画像の粗さに関わらず正確に求められるので、粗さにロバストであるとみなす。一方、平面の重心位置は、距離画像の粗さの影響で計測誤差を生じるため、ロバストでないとみなす。

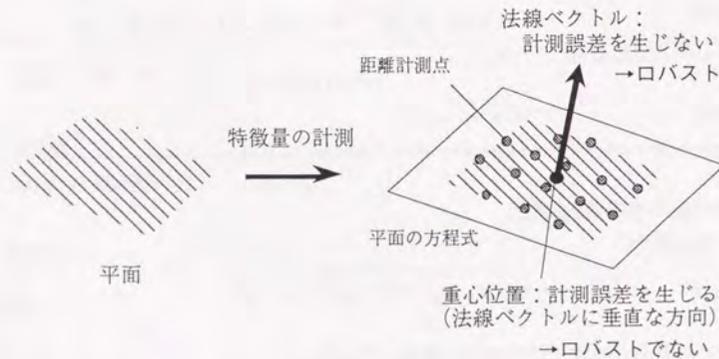


Fig.3-23 基本形状の特徴量の粗さに対するロバストさの定義

以上の基準により、各基本形状の特徴量の、粗さに対するロバストさを評価する。

(1)平面

- ・法線ベクトル n はロバスト。
- ・重心位置 x_g は、 n に平行な(すなわち平面と垂直な)成分の1自由度のみがロバストに計測され、残りの2自由度はロバストでない。法線ベクトルと重心位置をまとめて、平面の方程式がロバストである。
- ・面積 S はロバストでない。

(2)円筒面

- ・中心軸の方向ベクトル p はロバスト。
- ・中心軸上の中心の位置 g は、 p に垂直な方向の2自由度がロバストであり、一方、 p 方向の1自由度がロバストでない。まとめて、中心軸の方程式がロバストに計測される。
- ・半径 r はロバスト。
- ・高さ h はロバストでない。

(3)円錐面

- ・中心軸の方向ベクトル p はロバスト。
- ・頂点の位置 v はロバストである。しかし、 p 方向の1自由度は誤差の影響を受けやすいと考えられる。
- ・頂角 ϕ はロバスト。
- ・高さ h はロバストでない。

(4)球面

- ・中心位置 g はロバスト。
- ・半径 r はロバスト。

以上より、平面、円筒面、円錐面では、姿勢の2自由度が、ロバストな特徴量により決定される。一方、位置は、平面：法線ベクトル方向の1自由度、円筒面：中心軸の方向ベクトルに垂直な2自由度、円錐面、球面：3自由度が、ロバストな特徴量により決定される。このとき、粗さにロバストな特徴量は、モデルベース認識処理におけるマッチングなどにおいて特に有効に利用できると思われる。

以上の特徴量をTable 3-1およびFig.3-24にまとめる。

Table 3-1 基本形状の特徴量の分類

形状の種類	平面	円筒面	円錐面	球面
ロバストな特徴量	・面の方程式 (P1, O2)	・中心軸の方程式 (P2, O2) ・半径	・中心軸の方程式 ・頂点の位置 (P3, O2) ・頂角	・中心位置 (P3, O0) ・半径
ロバストでない特徴量	・面内の位置 (P2, O0) ・面積 S	・軸方向の位置 (P1, O0) ・高さ	・高さ	
計測されない特徴量	・面の法線ベクトル 回りの姿勢 (P0, O1)	・中心軸回りの回転 (P0, O1)	・中心軸回りの回転 (P0, O1)	・姿勢 (P0, O3)
注			頂点の位置の軸方向の成分は正確でない	

(Px, Oy) means number of constraints for Position/Orientation.

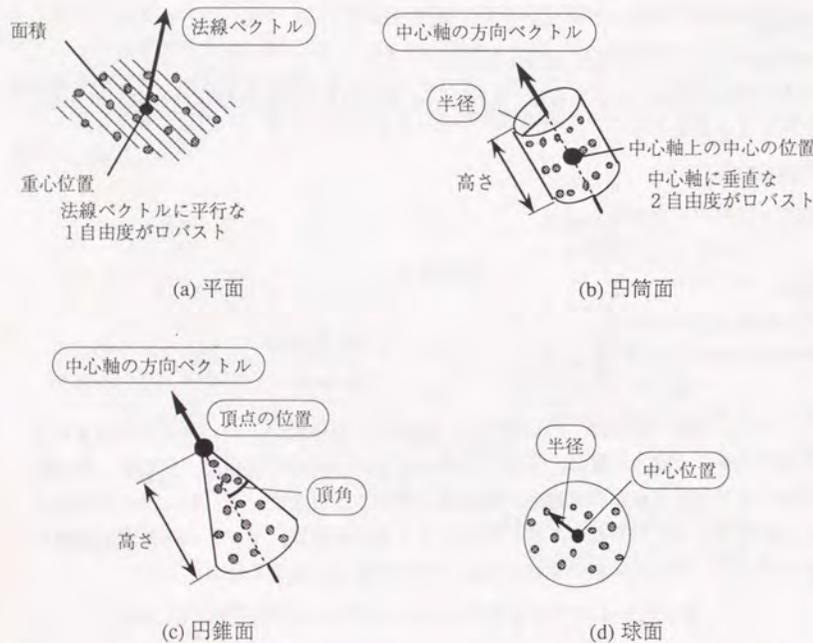


Fig.3-24 基本形状の特徴量 (枠で囲ったものは距離画像の粗さにロバストなもの)

3.5 おわりに

本章では、距離画像からの形状の特徴の計測手法を確立した。距離画像の粗さにロバストで、かつ重要性の高い形状の特徴として、「距離画像の各点で定義される法線ベクトル」、「平面・円筒面・円錐面・球面の4つの基本形状」を選び、対象とした。

「距離画像の各点で定義される法線ベクトル」に関しては、以下を行った。まず線形演算による計測手法を定式化し、推定値および推定誤差を求めた。次に共分散行列の解析を行い、法線ベクトルの誤差の性質を示した。さらに非平面領域において法線ベクトルを計測する場合の考察を行った。

法線ベクトルは基本形状の認識や運動・距離式を用いた3次元運動パラメータの計測など、多くの場面で利用される、基本的で重要な特徴である。

「平面・円筒面・円錐面・球面の4つの基本形状」に関しては、以下を行った。まず距離画像から基本形状を抽出し、その位置・姿勢などの特徴量の推定値および推定誤差を計測する手法を定式化した。距離画像中からなめらかな領域を基本形状の候補領域として抽出する手法を示し、しきい値を定式化した。そして拡張ガウス像を用いて候補領域が基本形状のいずれであるか識別する手法を提案し、識別におけるパラメータの値を定式化した。さらに抽出された各々の基本形状の3次元空間における位置・姿勢、および各基本形状固有の特徴量を計測する手法を示し、それらの特徴量の推定値および推定誤差を定式化した。

ここでの基本形状の抽出・計測手法は、4章での形状のモデルベース認識において利用されるのみならず、さまざまな形状計測の場面において適用されることが考えられ、その有効性は大きい。

第4章 形状のモデルベース認識

- 4.1 はじめに
- 4.2 認識処理の手順
- 4.3 複数物体の分離
- 4.4 基本形状を要素として持つ形状の記述
 - 4.4.1 形状モデルの記述
 - 4.4.2 認識対象の記述
- 4.5 モデルマッチング
 - 4.5.1 マッチング手法の提案
 - 4.5.2 手法の定式化
- 4.6 位置・姿勢の計測
 - 4.6.1 姿勢の計測
 - 4.6.2 位置の計測
- 4.7 おわりに

4.1 はじめに

本章では、距離画像の粗さに対してロバストで、実用性の高い、形状のモデルベース認識手法を確立することを目的とする。

モデルベース認識を行う場合、何らかの特徴量に着目する。距離画像の粗さと誤差にロバストな認識手法を確立するには、その特徴量自体が距離画像の粗さと誤差にロバストに計測される必要がある。エッジや頂点は、この点で適当でない。一方、マッチングにおける、探索の容易さ、処理の単純さ、ロバストさを実現するためには、距離画像の各点で定義される法線ベクトルのような低レベルの特徴量ではなく、なるべく上位の特徴量に着目すべきである。さらに、実用性という観点から、着目する特徴量は、多くの形状に含まれるものでなければならない。

以上より、本論文では、前章で計測手法を確立した基本形状に着目し、基本形状を要素として持つ形状を対象としたモデルベース認識手法を構築する。このとき、移動ロボットやピンビッキングなどの応用を想定すると、単にモデルを選択する（すなわち識別する）だけでは不十分であり、認識対象の3次元位置・姿勢を計測することが不可欠である。そこで、識別手法だけでなく、認識対象の位置・姿勢を計測する手法も確立する。

まず4.2節で認識処理の流れを示す。次に4.3節で認識の前処理として複数物体を個々の物体に分離する手法を提案する。4.4節でモデルの記述と認識対象の記述を定義する。4.5節でモデルとのマッチング手法を提案する。4.6節で認識対象の位置・姿勢を計測する手法を提案する。

4.2 認識処理の手順

本論文では、距離画像を用いた形状のモデルベース認識処理の手順をFig.4-1のように考える。

- (1) 距離画像の各点において法線ベクトルを計測する、
- (2) 複数の対象物体が存在する場合、それらを個々の物体に分離する、
- (3) 認識対象中の基本形状を認識する、
- (4) 基本形状をもとに、認識対象の記述を作成する、
- (5) モデルとのマッチングにより計測対象を認識すると同時に位置・姿勢を計測する。

このうち(1)および(3)は前章で手法を確立している。そこで本章では(2),(4),(5)を論じる。

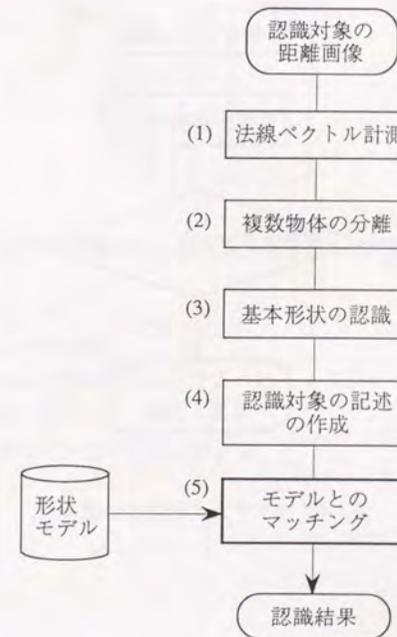


Fig.4-1 形状のモデルベース認識の手順

さらにFig.4-1の手順で中心となるモデルとのマッチングに関して、処理の手順をFig.4-2に示す。まず基本形状の姿勢に着目して認識対象とモデルのマッチングを行って候補モデルを選択する。次に認識対象の基本形状と候補モデルの基本形状とを最も良く重ね合わせる回転行列と並進ベクトルとを算出することにより、認識対象の位置・姿勢を計測する。そして最終的な重ね合わせから候補モデルが正しいモデルであることの検定を行う。

モデルマッチングによる候補モデルの選択を4.5節で、位置・姿勢の計測および検定を4.6節で扱う。

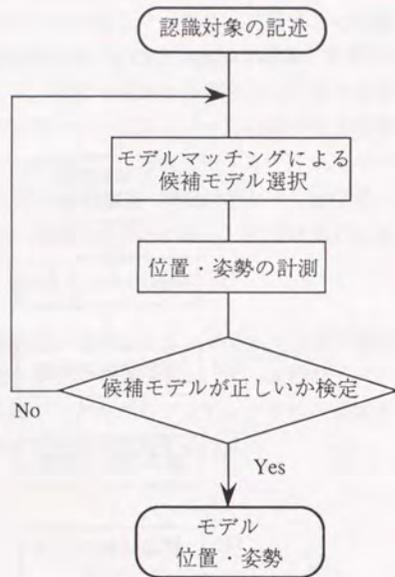


Fig.4-2 マッチング処理の手順

4.3 複数物体の分離

知能ロボットの作業環境では、複数の物体が存在する場合が多い。例えば極端な場合であるピンビッキングでは、複雑に重なり合った複数部品から必要な部品を認識する必要がある。そのため、複数の物体を個々の物体に分離することが、認識処理における前処理として重要である。

本節では、次の2点を考慮して距離画像を用いた複数物体の分離手法を提案する。

- ・処理時間を要する手法は用いない：実用性を考慮し、ハフ変換のような強力ではあるが処理時間を要する手法[中澤90]は用いない。
- ・認識対象のモデルの種類に強く依存する手法は用いない：汎用性の高さを考慮し、モデルの種類に依存する手法は用いない。例えばFig.4-3に示す形状はモデルがないと2物体が隣接しているのか、1物体なのか分からないが、この段階では、明らかに分割できるもののみを分割することとし、Fig.4-3の形状は1物体とみなす。

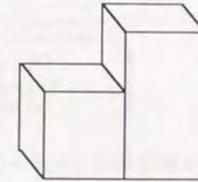


Fig.4-3 モデルがないと1物体か2物体か分からない形状例

Fig.4-4に示すように、

- (1)距離の有無による領域分割、
 - (2)距離の連続性を用いた領域分割、
 - (3)特徴量による分割・併合
- の3段階の処理から構成される手法を提案する。

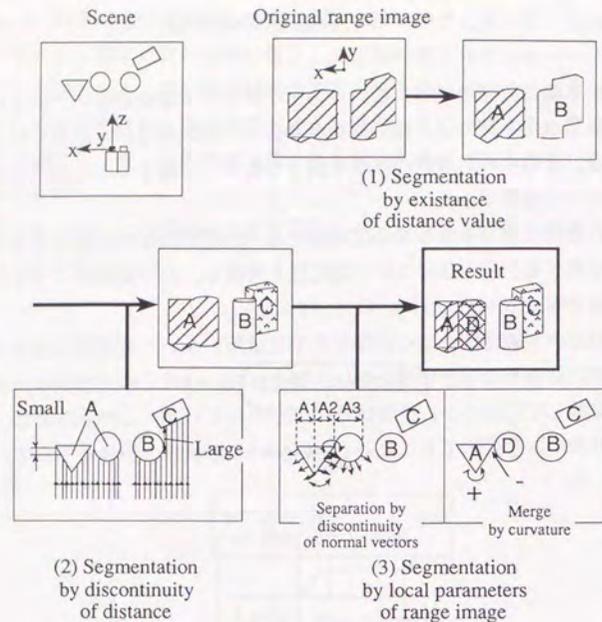


Fig.4-4 複数物体の分離手法

以下、(1)-(3)の処理を具体的に示す。

(1) 距離の有無による分割

距離そのものは用いず、距離が計測されているかどうかのみによって、2値画像の場合と同様にして領域を分割する。すなわち「領域内のある計測点に関して、近傍点が計測されていればその近傍点を領域に併合する」という処理により領域を決定する。

(2) 距離の不連続性による分割

距離の差が大きい隣接点間を分割する。1物体上の隣接する計測点の距離は、一般に連続している。そのため距離が不連続になる部分があれば、その領域には物体が2個以上含まれ、それらが重なっているということになる。そこで、「領域内のある計測点に関して、近傍点との計測距離の差が小さければその近傍点を領域に併合、大きければ分離する」という処理により領域を決定する。

分割しない最大寸法をL、距離計測誤差を σ とする。Lは、例えば存在しうる物体の

最大の奥行きから決定される。このとき、 $L + k1-\alpha \sigma$ を分離/併合のための計測距離の差のしきい値とすればよい。

(3) 微小領域での特徴量による分割・併合

(1)(2)の処理では、同程度の距離にあつて隣接している物体が分割できない。このような場合には、距離画像の各点で定義される法線ベクトル、曲率など微小領域での特徴量（距離画像の粗さにロバストなもの）を用いることにより、分割を実現する。例えば、認識対象が凸物体のみと仮定できる場合であれば、物体間の境界で法線ベクトルの角度変化が大きいと考えられるため、「領域内のある計測点に関して、その点における法線ベクトルと近傍点における法線ベクトルとの間の角度が大きく、かつ凹で隣接していれば分離する」という処理によって分割を実現できる。

以上の処理は、距離画像の粗さにロバストな特徴量のみを用いるため、距離画像の粗さに対してロバストであると同時に、単純であるため、高速に実現することが可能であり、実用であると考えられる。

4. 4 基本形状を要素として持つ形状の記述

本節では、認識対象とする基本形状を要素として持つ形状に関して、計算機にあらかじめデータベースとして蓄えておく形状モデル、認識対象のそれぞれの記述を定義する。

4. 4. 1 形状モデルの記述

形状モデルを、基本形状のみを用いて以下のように記述する。

形状モデルの記述	
モデルの名称	
形状中に含まれる基本形状の種類別の個数	
各基本形状：	
通し番号	種類、位置・姿勢、基本形状の種類に固有の特徴量

位置・姿勢は、形状モデルに固定された座標系 Σ を設定し、 Σ を基準とした局所座標系で記述する。球面以外の基本形状では、姿勢は1つの方向ベクトルで記述される。また、基本形状の種類に固有の特徴としては、前章で計測手法を確立した、面積（平面）、半径・高さ（円筒面）、頂角・高さ（円錐面）、半径（球面）を用いる。

Fig.4-5に形状モデルの記述の概念図を示す。

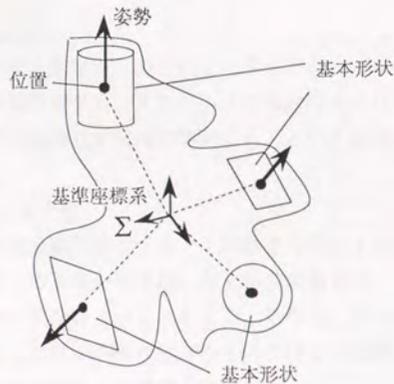


Fig.4-5 形状モデルの記述

例：円筒の記述

Fig.4-6に示す円筒は2つの平面、1つの円筒面を基本形状として持ち、以下のように記述される。

形状モデルの記述例					
モデル1					
平面：2	円筒面：1	円錐面：0	球面：0		
基本形状1					
種類：平面	位置： $[0, 0, 50]^T$	姿勢： $[0, 0, 1.0]^T$	面積：2830		
基本形状2					
種類：平面	位置： $[0, 0, -50]^T$	姿勢： $[0, 0, -1.0]^T$	面積：2830		
基本形状3					
種類：円筒面	位置： $[0, 0, 0]^T$	姿勢： $[0, 0, 1.0]^T$	半径：30	高さ：100	

単位：mm

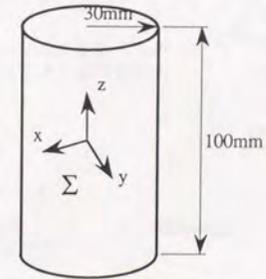


Fig.4-6 形状モデルの記述例

4. 4. 2 認識対象の記述

認識対象の距離画像から、3. 3節の基本形状の抽出、3. 4節の基本形状の計測の手順に従って基本形状を認識し、センサで計測された記述を得る。形式的には、特徴量が誤差のパラメータを含むという点を除いて、形状モデルの記述と同一の記述を得る。

得られる認識対象の記述は、以下の点でモデルの記述と異なる。

- ・基本形状の位置・姿勢がセンサ座標系を基準として記述される。
 - ・センサから見えない基本形状は認識できない，センサから見える基本形状でも認識しそこなう場合があるという理由のため，認識対象の記述はモデルの記述の一部である。
 - ・距離画像の粗さや誤差のため，基本形状の特徴量が誤差を持つ。
- 以上の条件のもとで認識対象に適合する形状モデルを求めることが，次節の目的である。

Fig.4-7にモデルの記述と認識対象の記述との関係を図示する。

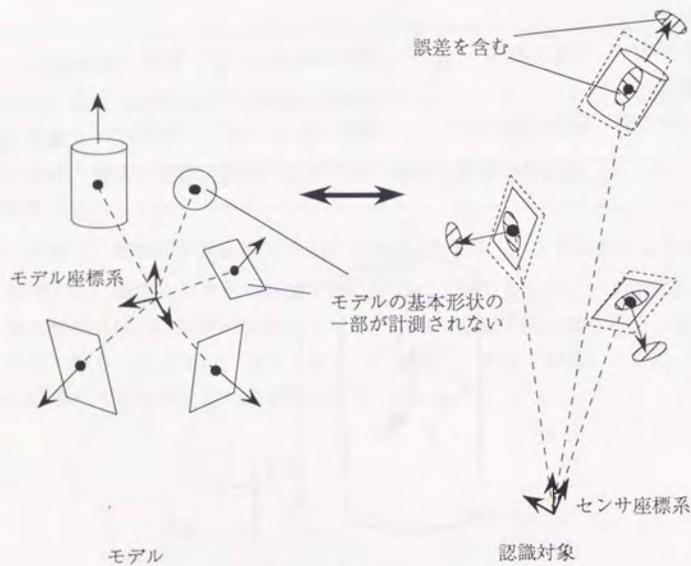


Fig.4-7 モデルの記述と認識対象の記述との関係

4.5 モデルマッチング

本節では，計算機内のモデルの中から認識対象の候補モデルを選択する手法を確立する。この手法は，認識対象の記述とモデルの記述とのマッチングを，基本形状の姿勢に着目して行うことにより実現する。

4.5.1項で手法を提案し，4.5.2項で手法の定式化を行う。

4.5.1 マッチング手法の提案

認識対象の記述との適合度が高いモデルを候補モデルとする。なるべく単純な処理で高速に候補を絞ることを目的とし，基本形状の姿勢をマッチングのための主な特徴量とした手法を以下に提案する。以下，Fig.4-8に示すように，モデルおよび計測対象の記述から基本形状の姿勢のみを抜き出して表記する。

Fig.4-9の手順により，認識対象の候補モデルをデータベース中から選択する。なお，Fig.4-9は，Fig.4-2中の「モデルマッチングによる候補モデル選択」に対応している。

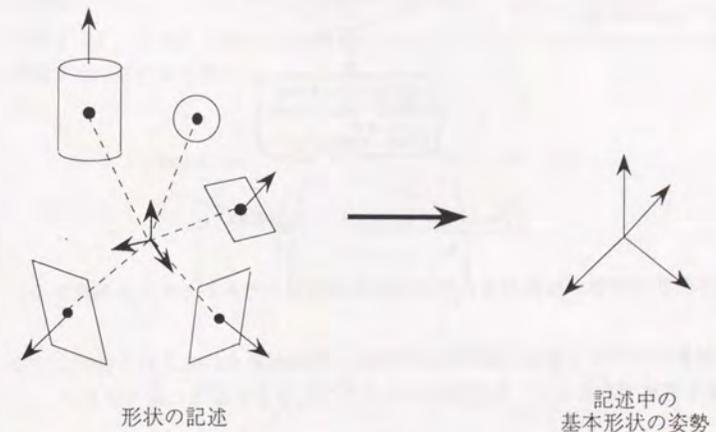


Fig.4-8 形状の姿勢の抽出

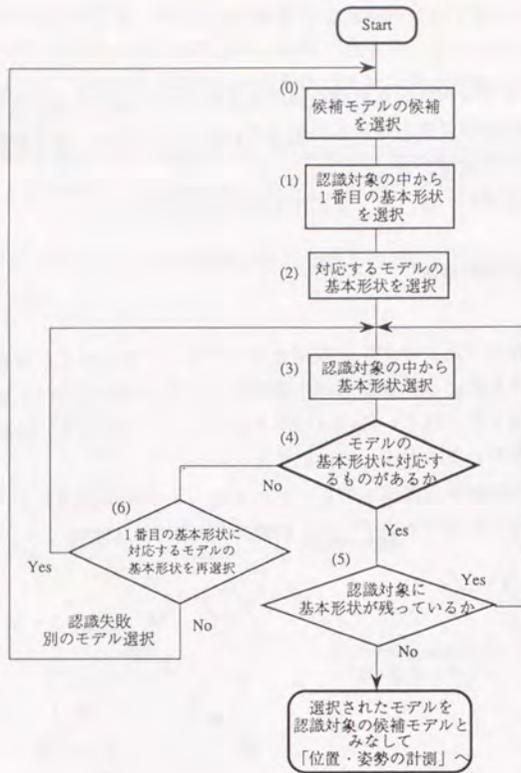


Fig.4-9 モデルマッチングの手順

- (0) 各基本形状の個数が認識対象の基本形状の個数以上であるモデルを選択する。
- (1) 認識対象の中から1番目の基本形状を選ぶ。認識対象に含まれる個数が少ない種類の基本形状であること、推定誤差が小さなことなどを基準に選ばば良い。
- (2) モデルの基本形状で(1)と
- ・種類が同じ,
 - ・基本形状固有の特徴量が矛盾しない,
- という2つの条件を満たすものを選ぶ (Fig.4-10のマッチング1)。

以下、認識対象の残りの基本形状がすべてモデルの基本形状と対応づけられるかどうか検証する。

(3) 認識対象の中からj番目の基本形状を選ぶ。

(4) モデルの基本形状で(3)に対応づけられるものがあるか調べる。認識対象の、i番目 ($i = 1, 2, \dots, j-1$) の基本形状とこの基本形状との間の角度を計算する。そして取り上げられているモデルの中から、

- ・i番目の基本形状との角度関係が認識対象の場合と一致する (Fig.4-10のマッチング2a, 3a),
 - ・認識対象の基本形状と種類が同じで基本形状固有の特徴量が矛盾しない (2b, 3b),
- という2つの条件を満たす基本形状を探す。もし見つければ、それを(3)に対応するモデルの基本形状とする。

(5) 認識対象の全ての基本形状がモデルの基本形状と対応づけられるまで(3),(4)をくりかえす。全ての基本形状の対応が取ればこのモデルを候補モデルと定め、マッチングを終了する。

(6) (4)で対応が取れなくなれば、(1)に対応する基本形状をモデル中で選択しなおし、(3)以下を繰り返す。それでもだめな場合は誤ったモデルを取り上げたと判断し、そのモデルを捨て別のモデルを調べる。

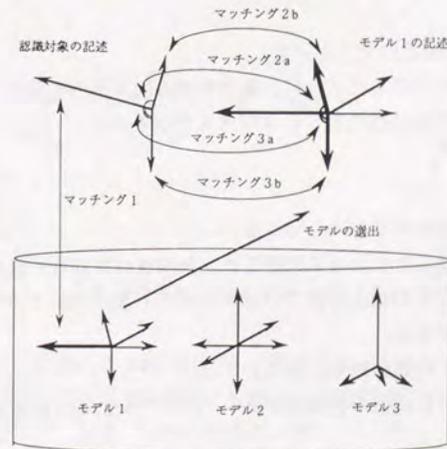


Fig.4-10 認識対象とモデルの基本形状の対応づけ

4. 5. 2 手法の定式化

以上のモデルマッチング手法の定式化を行う。

- (1) j 番目の基本形状との角度関係が認識対象の場合と一致する,
 - (2) 認識対象の 2 番目の基本形状と, 種類が同じで基本形状固有の特徴量が矛盾しない,
- という 2 つの条件を定式化する。

(1) 基本形状間の角度のマッチング

認識対象の基本形状の方向ベクトルの推定値を \mathbf{p}_i , その共分散行列を C_{p_i} とし, \mathbf{p}_i ($i = 1, 2, \dots, j-1$) とモデルの基本形状の方向ベクトル \mathbf{p}_{mj} が対応づけられているとする。

このとき, 認識対象の \mathbf{p}_j とモデルの \mathbf{p}_{mj} が対応づけられることを検定する。 $\mathbf{p}_i, \mathbf{p}_j$ の内積を用いる。内積 $\mathbf{p}_i \cdot \mathbf{p}_j = \cos\theta_{ij}$ の分散は,

$$\sigma^2 = \mathbf{p}_j^T C_{p_i} \mathbf{p}_j + \mathbf{p}_i^T C_{p_j} \mathbf{p}_i \quad (4.1)$$

で与えられる。そこでモデルでの内積 $\mathbf{p}_{mi} \cdot \mathbf{p}_{mj} = \cos\theta_{mij}$ との差を用いて,

$$|\cos\theta_{ij} - \cos\theta_{mij}| < k_1 \alpha \sigma \quad (4.2)$$

ならば認識対象の \mathbf{p}_j とモデルの \mathbf{p}_{mj} が対応づけられると判断する。

(2) 基本形状固有の特徴量のマッチング

前章の 3. 4. 5 項で示したように, 基本形状の固有の特徴量のうち, 平面の面積, 円筒や円錐の高さは距離画像の粗さにロバストでなく,

- ・ 計測点の欠如
- ・ 遮蔽
- ・ 基本形状をなす領域の抽出のしそこない

などによって実際の値よりも小さく計測され, 計測値の信頼性が低い。そこでこれらの特徴量では, 認識対象の基本形状での値がモデルの基本形状での値以下の場合はずべて対応づけられるとする。

一方, 円筒の半径, 円錐の頂角, 球面の半径は, 上記のデータの欠落の影響を受けないため認識対象での計測値の信頼性が高い。そこで統計的な検定により判別を行う。

(a) 円筒・球の半径

認識対象の基本形状での値を r , 分散を σ_r^2 , モデルの基本形状での値を r_m とする。

$$|r - r_m| < k_1 \alpha \sigma_r \quad (4.3)$$

ならば r と r_m が等しいとみなし, 認識対象とモデルとで対応づけられると判断する。

(b) 円錐の頂角

認識対象の基本形状での値を ϕ , 分散を σ_ϕ^2 , モデルの基本形状での値を ϕ_m とする。

$$|\phi - \phi_m| < k_1 \alpha \sigma_\phi \quad (4.4)$$

ならば ϕ と ϕ_m が等しいとみなし, 認識対象とモデルとで対応づけられると判断する。

以上の手順では位置情報を用いていないために誤った候補モデルを選択してしまう可能性が残される。例えば Fig.4-11 に示すモデルは, 位置情報が異なる点を除けば全く同一に記述される。そのためここでの処理では誤った候補モデルを選択してしまうことがあるが, この場合の誤りは次の段階での位置・姿勢の計測における検定で取り除くこととする。このようにまず簡単な処理で候補を絞った後に詳細な処理を行うことによって全体の処理の高速化が実現できる。

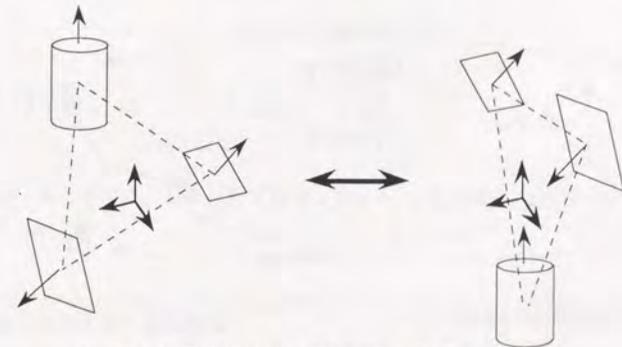


Fig.4-11 位置情報以外の記述が同一の 2 つのモデル

以上の処理により, 認識対象の候補モデルが選択され, さらに認識対象の各基本形状とモデルの基本形状との対応関係が求められる。次節では, ここで得られた基本形状間の対応関係を用いて, 位置・姿勢の計測を行う。

4. 6 位置・姿勢の計測

本節では、前節で候補モデルが選択された形状について、その位置・姿勢を計測する手法を確立する。

センサ座標系におけるモデル座標系の位置を x_g 、姿勢を R とおく。このとき、認識対象の位置、姿勢は、それぞれ x_g 、 R により表される。姿勢 R は、モデルの基本形状の姿勢を認識対象の基本形状の姿勢に一致させる回転行列として算出される。また、位置 x_g は、 R により回転させたモデルの基本形状を認識対象の基本形状に最も良く重ねあわせる平行移動量として算出される。

以下、4. 6. 1項で姿勢の計測、4. 6. 2項で位置の計測を定式化する。

4. 6. 1 姿勢の計測

前節で認識対象の基本形状と候補モデルの基本形状の対応関係が求められている。そこでFig.4-12に示すように、候補モデルの基本形状の姿勢を認識対象の基本形状の姿勢になるべくよく一致させる回転行列を求めることにより、姿勢が計測される。

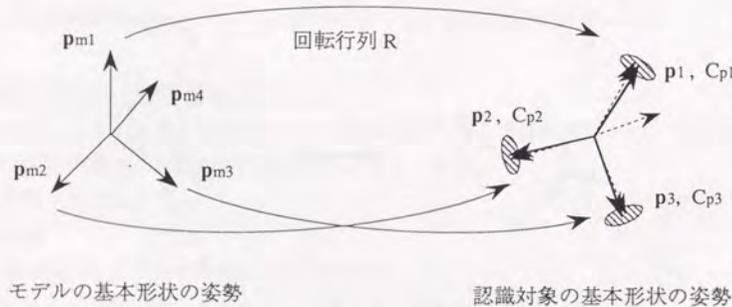


Fig.4-12 候補モデルの回転による姿勢の計測

以下、姿勢の計測手法を、基本形状の姿勢の対応が2組以上求められている場合と1組の場合とに分けて定式化する。

(1) 基本形状の対応が2組以上求められている場合

Fig.4-12のように基本形状の対応が2組以上求められている場合、任意の2組の対応よりおおよその回転行列 R_1 を求め、 R_1 を初期値として収束演算により正確な回転行列を求める。

(a) 回転行列の初期推定値の算出

1組の基本形状を認識対象とモデルとの間で完全に一致させると同時にもう1組の基本形状をなるべくよく一致させる回転行列を初期推定値とする。モデルの p_{m1} を認識対象の p_1 に一致させ、モデルの p_{m2} を認識対象の p_2 に近似させるとすると、次式により回転行列が算出される。

$$R_1 = \left[p_1 \left((p_1 \times p_2) \times p_1 \right)_u \quad (p_1 \times p_2)_u \right] \left[p_{m1} \left((p_{m1} \times p_{m2}) \times p_{m1} \right)_u \quad (p_{m1} \times p_{m2})_u \right]^{-1} \quad (4.5)$$

なお、 $(x)_u$ は、ベクトル x を正規化したものを表すとする。

(b) 収束演算による正確な回転行列の算出

回転行列の j 番目の推定値を R_j とおく。 R_j を絶対座標系で微小回転角 $x = [\alpha, \beta, \gamma]^T$ だけ回転させ R_{j+1} を求めるとする。このとき

$$R_{j+1} = (I + \Delta R) R_j \quad (4.6)$$

$$\Delta R = \begin{bmatrix} 0 & -\gamma & \beta \\ \gamma & 0 & -\alpha \\ -\beta & \alpha & 0 \end{bmatrix}$$

と表される。 R_{j+1} が求める回転行列であるとする、 i 番目の基本形状に関して

$$p_i = R_{j+1} p_{mi} \quad (4.7)$$

が成り立つ。式(4.7)に式(4.6)を代入し整理すると、式(4.8)~(4.12)が成り立つ。

$$P_{mi}^{(j)} x = \Delta p_i^{(j)} \quad (4.8)$$

ただし、

$$\Delta p_i^{(j)} = p_i - p_{mi}^{(j)} \quad (4.9)$$

$$p_{mi}^{(j)} = \begin{bmatrix} p_{m_x}^{(j)} \\ p_{m_y}^{(j)} \\ p_{m_z}^{(j)} \end{bmatrix} = R_j p_{mi} \quad (4.10)$$

$$P_{mi}^{(j)} = \begin{bmatrix} 0 & p_{m_x}^{(j)} & -p_{m_y}^{(j)} \\ -p_{m_x}^{(j)} & 0 & p_{m_z}^{(j)} \\ p_{m_y}^{(j)} & -p_{m_z}^{(j)} & 0 \end{bmatrix} \quad (4.11)$$

式(4.8)の右辺の共分散行列は式(4.9)より,

$$C_{\Delta p_i} = C_{p_i} \quad (4.12)$$

と求められる。式(4.7)をすべての*i*に関して連立させると、2章における線形連立方程式の問題に帰着され、次のように問題設定される。

未知パラメータ	: $x = [\alpha, \beta, \gamma]^T$
測定値	: $\Delta p_i^{(j)} \quad i = 1, 2, \dots, k$
$\Delta p_i^{(j)}$ の共分散行列	: C_{p_i}
関係式	: $y^0 = A x^0$

$$y = \begin{bmatrix} \Delta p_1^{(j)} \\ \vdots \\ \Delta p_k^{(j)} \end{bmatrix} \quad A = \begin{bmatrix} p_{m1}^{(j)} \\ \vdots \\ p_{mk}^{(j)} \end{bmatrix}$$

式(2.6)より、微小回転角が

$$\hat{x} = \left(\sum P_{mi}^{(j)T} C_{p_i}^{-1} P_{mi}^{(j)} \right)^{-1} \left(\sum P_{mi}^{(j)T} C_{p_i}^{-1} \Delta p_i^{(j)} \right) \quad (4.13)$$

と求められる。式(4.13)で求められた $x = [\alpha, \beta, \gamma]^T$ を用いて新たな回転行列 R_{j+1} が算出される。このとき R_{j+1} の直交性を保つため式(4.6)は用いず、以下の式を用いる [Paul 81].

$$R_{j+1} = R R_j \quad (4.14)$$

$$R = \begin{bmatrix} k_x^2 \text{vers} \theta + \cos \theta & k_x k_y \text{vers} \theta - k_z \sin \theta & k_x k_z \text{vers} \theta + k_y \sin \theta \\ k_x k_y \text{vers} \theta + k_z \sin \theta & k_y^2 \text{vers} \theta + \cos \theta & k_y k_z \text{vers} \theta - k_x \sin \theta \\ k_x k_z \text{vers} \theta - k_y \sin \theta & k_y k_z \text{vers} \theta + k_x \sin \theta & k_z^2 \text{vers} \theta + \cos \theta \end{bmatrix} \quad (4.15)$$

ただし

$$\theta = \sqrt{\alpha^2 + \beta^2 + \gamma^2}, \quad (4.16)$$

$$[k_x, k_y, k_z] = \frac{1}{\theta} [\alpha, \beta, \gamma] \quad (4.17)$$

$$\text{vers} \theta = 1 - \cos \theta. \quad (4.18)$$

以上の(b)の処理を反復し、微小回転角 x が十分小さくなれば収束したとみなし、そのときの R を認識対象の姿勢とする。

以上、基本形状の対応が2組以上求められている場合の姿勢の計測を定式化した。

(2) 基本形状の対応が1組の場合

距離画像から得られた認識対象の基本形状の姿勢ベクトルを p 、対応するモデルの基本形状の姿勢ベクトルを p_m とする。Fig.4-13に示すように、 p と p_m に直交する単位ベクトル $(p_m \times p)_u$ を回転軸として、 p と p_m のなす角 θ だけ p_m を回転する。 R は

$$[k_x, k_y, k_z]^T = (p_m \times p)_u \quad (4.19)$$

として、式(4.15)により与えられる。

以上により p と p_m は一致させることができる。この時、 p 回りの1自由度が姿勢の自由度として残る。

以上、基本形状の対応が1組の場合の姿勢の計測を定式化した。

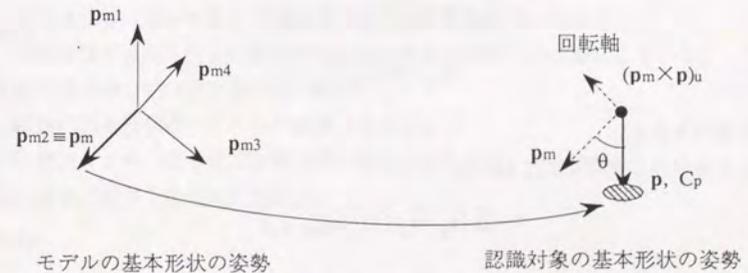


Fig.4-13 基本形状の対応が1組の場合の姿勢算出

4.6.2 位置の計測

前項で認識対象の姿勢 R が計測された。本項では認識対象の位置 x_g の計測手法を確立する。 x_g は R により回転させたモデルの基本形状を認識対象の基本形状に最も良く重ねあわせる平行移動量として算出される。

認識対象の基本形状の位置ベクトルを x_i とし、モデルで対応する基本形状の位置ベクトルを x_{mi} とする。このとき次のように問題設定される。

未知パラメータ	: $x_g = [x_g, y_g, z_g]^T$
測定値	: $x_i \quad i = 1, 2, \dots, m$
x_i の共分散行列	: C_{xi}
関係式	: $x_g^0 = x_i^0 - R^0 x_{mi}^0$

基本形状 i を用いて求められる重心位置を x_{gi} とおく。このとき

$$x_{gi} = x_i - R x_{mi} \quad (4.20)$$

$$C_{x_{gi}} = C_{xi} \quad (4.21)$$

である。 x_{gi} の平均を、共分散行列によって重み付けして求めることにより、重心位置 x_g の推定値と推定誤差が

$$\hat{x}_g = \left(\sum C_{x_{gi}}^{-1} \right)^{-1} \left(\sum C_{x_{gi}}^{-1} x_{gi} \right) \quad (4.22)$$

$$C_{x_g} = \left(\sum C_{x_{gi}}^{-1} \right)^{-1} \quad (4.23)$$

により算出される。

このとき残差2乗和が式(2.8)より

$$S = \sum (x_{gi} - \hat{x}_g)^T C_{x_{gi}}^{-1} (x_{gi} - \hat{x}_g) \quad (4.24)$$

と算出される。式(4.24)の S に対して χ^2 検定を行うことにより、候補モデルが認識対象の正しいモデルであることの判別を行うことができる。

以上、認識対象の位置の計測手法を定式化した。

4.7 おわりに

本章では、基本形状を要素として持つ形状を対象とした、モデルベース認識手法を確立した。本手法により、認識対象に対応する形状モデルが選択され、認識対象の位置・姿勢の推定値と推定誤差が計測される。

具体的には、以下を行った。

- ・簡便で高速な複数物体の分離手法を示した。
- ・基本形状の姿勢に着目したモデルマッチングによる候補モデルの選択手法を提案した。
- ・モデルの基本形状の姿勢を認識対象の基本形状の姿勢に一致させることにより認識対象の姿勢を求める手法を定式化した。
- ・回転されたモデルを認識対象に最もよく一致させる並進成分を認識対象の位置として求めた。またこのときに位置合わせにおける残差2乗和を用いた検定により候補モデルが正しいことを判別する手法を示した。

以上の手法は、次の点で有効性が主張される。

適用範囲が広い

産業用の部品をはじめとして、多くの形状が基本形状（特に平面、円筒面）を含んでいる。また、本手法では寸法が既知である必要があるが、工業製品などでは一般にこの条件は満たされている。

距離画像の粗さと誤差にロバスト

- ・粗さと誤差にロバストに計測できる形状の特徴量を用いている。
 - ・形状全体ではなく安定に計測可能な基本形状の部分にのみ着目している。
 - ・基本形状の一部が計測できればよい。
 - ・複数の基本形状のいくつかが計測できればよい。
- という理由により、本手法は距離画像の粗さと誤差にロバストである。

位置・姿勢の最適な推定値が計測される