

Title	超二次関数表現された部品への分割に基づく3次元形状のモデル獲得
Author(s)	安村, 禎明
Citation	大阪大学, 1998, 博士論文
Version Type	VoR
URL	https://doi.org/10.11501/3144047
rights	
Note	

Osaka University Knowledge Archive : OUKA

<https://ir.library.osaka-u.ac.jp/>

Osaka University

超二次関数表現された部品への分割に基づく

3次元形状のモデル獲得

1998年1月

安村 禎明

内容梗概

本論文は、筆者が大阪大学大学院基礎工学研究科 (物理系専攻情報工学分野) 後期課程在学中に行った超二次関数表現された部品への分割に基づく3次元形状のモデル獲得に関する研究をまとめたものであり、次の6章から構成されている。

第1章は緒論であり、本研究の背景であるモデル獲得の分野およびコンピュータビジョンの分野に関して概観すると共に、本研究の目的および位置付けについて述べる。

第2章では、3次元形状の表現形式、特に本研究における3次元形状の表現法である超二次関数に関して述べる。まず、代表的な3次元形状の表現形式を挙げ、それぞれの表現形式を比較・検討し、超二次関数が形状モデル獲得のための表現形式として適していることを示す。次に、超二次関数の性質、記述法について述べ、軸推定に基づく形状データへの超二次関数の近似手法を考案する。また、単一の超二次関数で表せる形状は限られるため、複雑な形状は複数の超二次関数を組み合わせた複合形状として表現するが、その複合形状の表現形式について検討する。

第3章では、単一の超二次関数で表現できる3次元基本形状の物体を対象としたモデル獲得手法を提案する。ここでの3次元形状のモデル獲得とは、同一クラスに属する複数の物体のレンジデータから、数値を用いてそのクラスの物体形状を記述した定量的モデル、およびその形状特徴の言語的な記述である定性的モデルを獲得することを指す。3次元形状を超二次関数により表現することで、すべての物体をパラメータ空間内に写像できるため、パラメータ空間での物体の分布として定量的モデルを獲得できる。また、パラメータ空間から幾何学的概念空間への写像を定義し、この写像により定量的モデルから定性的モデルが得られる。

第4章では、単一の超二次関数では表現できない形状を部品分割し、各部品を超二次関数で近似する手法について論じる。本手法では、基本的には同一の部品構成の物体からなるクラスを対象に、そのクラスに属する多数の物体の部品構成を参照することにより、3次元形状を部品分割する。まず、物体の表面曲率を基に部分形状に分割し、各物体の部品構成を部品の配置に基づく3次元グラフによって表す。同一クラスの物体の部品構成の頻度分布からそのクラスの典型的な部品構成を求め、その形状情報から部品構成モデルを生成する。この部品構成モデルを参照し、物体を再分割する

ことにより，そのクラスのすべての物体を同一の部品構成に部品分割する．

第5章では，前章で提案した手法による分割結果を基に，3次元複合形状を対象とするモデル獲得手法を考案する．前章の分割手法の結果，すべての物体が同一の部品構成となり，物体間の部品の対応が得られるため，基本形状の場合と同様に，パラメータ空間と幾何学的概念空間を定義できる．したがって，それぞれの空間において定量的モデルと定性的モデルを獲得できる．

第6章は結論であり，本研究で得られた成果を総括すると共に，今後の課題について議論する．

関連発表論文

A. 学会論文

1. 安村, 折本, 馬場口, 北橋: 超二次関数を用いた三次元物体形状の定量的・定性的モデルの獲得, 人工知能学会誌, Vol.13, No.1, pp.75-82 (1998).
2. 安村, 折本, 馬場口, 北橋: 部品構成モデルの自動生成による三次元物体の部品分割, 情報処理学会論文誌 (投稿中).

B. 国際会議

1. Y. Yasumura, K. Orimoto, N. Babaguchi, T. Kitahashi : Inductive Learning of 3D Shapes with Superquadrics Representation, Proceedings Second Asian Conference on Computer Vision, Vol.3, pp.310-314 (1995).
2. Y. Yasumura, K. Orimoto, N. Babaguchi, T. Kitahashi : Aquisition of an Object Structural Model of a Class, Seventh European-Japanese Conference on Information Modeling and Knowledge Bases, Vol.1, pp.69-74 (1997).

C. 学会研究会

1. 安村, 折本, 馬場口, 北橋: 超二次曲面による三次元形状の帰納学習に関する一考察, 電子情報通信学会技術研究報告, PRU94-122 (1995).
2. 折本, 安村, 馬場口, 北橋: 三次元物体を対象とするクラス共通の分割法, 電子情報通信学会技術研究報告, PRU95-177 (1995).
3. 折本, 安村, 馬場口, 北橋: 全周型レンジデータからの物体部品構成モデルの獲得, 電子情報通信学会技術研究報告, PRMU96-158 (1997).

D. 学会講演発表

1. 安村, 馬場口, 北橋: 三次元物体形状の一般化に関する一考察, 情報処理学会第 49 回全国大会 (1994).
2. 安村, 折本, 馬場口, 北橋: サブクラスや例外を考慮した三次元形状のクラス記述の獲得, 情報処理学会第 51 回全国大会 (1995).
3. 安村, 折本, 馬場口, 北橋: 三次元物体形状の定量的・定性的モデルの獲得, 人工知能学会全国大会 (第 10 回) (1996).
【人工知能学会全国大会 (第 10 回) 優秀論文賞受賞】

目次

第 1 章 緒論	1
第 2 章 3 次元形状の表現形式	5
2.1 緒言	5
2.2 3 次元形状の表現形式の比較	5
2.3 超二次関数	9
2.3.1 基本形状の表現形式	9
2.3.2 部分形状の超二次関数近似	10
2.3.3 複合形状の表現形式	12
2.4 結言	16
第 3 章 3 次元基本形状のモデル獲得	17
3.1 緒言	17
3.2 定量的モデルの獲得	19
3.3 定性的モデルの獲得	19
3.3.1 パラメータと定性的表現の関係	20
3.3.2 定性的表現の統合	20
3.3.3 定量的モデルの定性的解釈	22
3.4 実験および考察	23
3.4.1 コップを対象とした実験	23
3.5 結言	27
第 4 章 同一クラスに属する 3 次元物体の部品分割	29

4.1	緒言	29
4.2	部分形状分割	31
4.2.1	初期分割	31
4.2.2	過度の分割の補正	31
4.3	部品構成の表現	32
4.3.1	接合点の位置の分類	32
4.3.2	標準座標系	32
4.3.3	グラフによる部品構成表現	33
4.4	部品構成モデルの生成による部品分割	34
4.4.1	クラスの典型的な部品構成	34
4.4.2	部品構成モデルの生成	35
4.4.3	部品構成モデルに基づく分割	37
4.5	実験および考察	38
4.5.1	キャップ付き容器を対象とする実験	38
4.5.2	電球を対象とする実験	43
4.5.3	考察	47
4.6	結言	48
第 5 章	3次元複合形状のモデル獲得	51
5.1	緒言	51
5.2	定量的モデルの獲得	51
5.3	定性的モデルの獲得	52
5.3.1	部品間の関係の定性的表現	52
5.3.2	定量的モデルの定性的解釈	55
5.4	実験および考察	55
5.4.1	キャップ付き容器を対象とした実験	55
5.4.2	テーブルを対象とした実験	56
5.5	結言	59
第 6 章	結論	61

謝辭

64

参考文献

65

目次

2.1	3次元形状の表現形式	6
2.2	一般化円筒による形状表現例	7
2.3	CSG のプリミティブの例	7
2.4	CSG における演算	8
2.5	形状パラメータと形状の関係	11
2.6	台の形状が異なるテーブルの例	13
2.7	スケールパラメータの正規化	14
2.8	形状パラメータの正規化	14
3.1	形状モデル獲得の処理の流れ	18
3.2	パラメータ値と形状の関係	19
3.3	形状パラメータのメンバーシップ関数	21
3.4	スケールパラメータのメンバーシップ関数	22
3.5	コップの入力形状	24
3.6	コップの代表形状	25
3.7	茶碗の例	25
4.1	部品分割手法の処理の流れ	30
4.2	接合点の分類	33
4.3	部品構成グラフ	35
4.4	同一の部品構成の例	36
4.5	容器の初期分割結果	39
4.6	容器の部品構成グラフ	40
4.7	容器の典型的な部品構成	40

4.8	容器の最終分割結果	42
4.9	電球の初期分割結果	44
4.10	電球の部品構成グラフ	44
4.11	電球の典型的な部品構成	45
4.12	電球の最終分割結果	46
4.13	部品構成の不適切な表現	48
5.1	“側面下部” に対応する部分	54
5.2	緯度のメンバーシップ関数	54
5.3	容器の入力形状	56
5.4	容器の代表形状	56
5.5	テーブルの入力形状	58
5.6	テーブルの代表形状	59

表 目 次

2.1	3次元形状の表現形式の比較	9
2.2	ガウス曲率・平均曲率による分類	12
3.1	メンバーシップ関数	21
3.2	コップのパラメータ値	23
4.1	緯度・経度による分類	34
4.2	容器の部品構成モデルのパラメータ (1)	41
4.3	容器の部品構成モデルのパラメータ (2)	41
4.4	電球の部品構成モデルのパラメータ (1)	43
4.5	電球の部品構成モデルのパラメータ (2)	45
5.1	容器のパラメータ値	57
5.2	テーブルのパラメータ値	58

第 1 章

緒論

近年のマルチメディアおよびヒューマンインタフェースの分野の発展に欠かせない技術の一つにパターン認識・コンピュータビジョンが挙げられる。文字認識 [橋本 82]、製品検査 [中田 87] に代表される 2 次元的な画像を扱うパターン認識技術は成熟した技術となり、最近では監視システム、作業ロボットなどのような 3 次元的な対象を取扱うコンピュータビジョンの研究 [白井 80]、さらにはコンピュータの利用者の多様化によって重要性を増したヒューマンインタフェース技術の一環として人間の顔や身体・手足の動作を認識する研究 [Brunelli 93, 石淵 96] が進められている。

これらの分野では、認識精度の向上と処理の高速化を図るため、対象に関する知識の利用としてのモデル主導型的手法 [Zhang 93] がしばしば用いられ、Model Based Vision と呼ばれている。これは対象に関する知識として物体の形状に関する知識を予め計算機に与え、その知識を利用することにより物体を認識する手法である。この手法はパターン認識では主流であるボトムアップ的な手法と異なり、知識を予め保持し、それを利用するトップダウン的な手法である。しかしながら、対象物体の形状に関する知識は人間が与える必要のあることが、限定された領域では有効なこの手法を活用する際の隘路となっている。また、コンピュータグラフィックスの分野では、3 次元対象物モデルの作成が実用上の問題になっている。したがって、対象物体の形状に関する知識を計算機によって自動的に獲得することは幅広いニーズを有する課題となっており、物体形状を対象としたモデル獲得手法の確立が期待されている。

さて、モデル獲得は人工知能分野の学習と密接な関係がある。学習という術語は幅広い意味を持つが基本的には外部から取得した情報を高度化または構造化することであると捉えることができる。このように学習を経て高度化・構造化されたデータは、

対象世界からセンサなどを通じて得られる生データをそのまま利用するよりも、知識保持や知識利用の際に有効である。学習にはこのような利点があり、様々なデータを対象とした手法が提案されてきた。

人工知能分野で取扱われるデータは記号データと非記号データに大別される。学習に関する研究は非記号データであるパターンの帰納的学習 [Rosenblatt 57] から始まり、1970年代のエキスパートシステムに代表される知識利用の発展とともに専門家からの知識獲得を指向する研究 [上野 88] を経て、記号データからの学習に関する研究が盛んになってきた。記号データを用いた学習は正事例と負事例の背景にある概念を帰納的に求めるモデル獲得を中心に多くの成果が報告されている [Zhongzhi 92, 大須賀 87]。これらの研究の多くは、記号表現された事例を一般化操作により処理し、目標概念の一般的な記述を獲得するものである。物体形状に関しては、記号を用いて表現することが困難であるため、従来の記号表現された属性を対象とする手法をそのまま適用することはできない。また、物体形状などの記号で表現することが困難な属性を対象とするモデル獲得に関する研究は比較的少ない。

従来の3次元物体のモデル獲得に関する研究は、3次元物体を記号表現したものを対象とする研究と3次元物体を数値により表現したものを対象とした研究に大別できる。前者は、形状そのものではなく、物体の構造や機能などの記号によって表現することが比較的容易な属性を対象としており [Michalski 80, Stark 91]、従来の記号表現によるモデル獲得手法に基づいている。後者として、3次元物体の2次元投影の輪郭線を対象とした手法が提案されている [Pope 95, Ueda 93, Cho 94]。これらの手法では、輪郭線や輪郭線間の関係の幾何学的特性を獲得しており、3次元形状そのものを扱うものではない。

まず本論文の第2章では、3次元形状のモデルを直接獲得するための必須の検討項目として、3次元形状を計算機上でいかに扱うかという点について議論する。計算機上で3次元形状を表すために、その用途などに応じて様々な表現形式がある。ここでは、代表的な3次元形状の表現形式の特徴を比較し、それぞれの形状モデル獲得への適用性を検討する。特に、3次元形状のパラメトリックな表記法である超二次関数 [Solina 90, 堀越 90] に関して集中的に考察を加える。

本論文の第3章では、超二次関数を用いて3次元形状を表現することにより、3次元物体の形状モデルを獲得する手法を提案する。ここではまず、単一の超二次関数

により表現できる基本形状の物体を対象に，超二次関数のパラメータの操作と解釈に基づく形状モデル獲得手法を検討する．3次元物体の形状モデル獲得とは，同一クラスに属する複数の物体のレンジ(奥行き距離分布)データから，そのクラスの物体の定量的記述と定性的記述を求めることを指し，それぞれを定量的モデルおよび定性的モデルと呼ぶ．定量的モデルは3次元形状を数値を用いて表したものであり，物体認識における対象物体のモデルとしての応用が期待できる．計算機上では形状を数値を用いて扱うことが多いが，これは人間にとって必ずしも理解しやすいとは言えない．一方，定性的モデルは形状の特徴を言語的に表現したものであり，人間にとって理解が容易な表現である．このため，3次元物体のデータベース検索などのヒューマンインタフェースに有効であると考えられる．これら二つのモデルはいずれも独自の有効領域を持つため，二つの表記法を統一的に獲得する手法を確立することは意義が大きい．

第3章で対象とする単一の超二次関数により表現できる形状は，ある一軸に関して対称な凸状体に限られるため，複雑な形状は複数の超二次関数を組み合わせた複合形状として表現する必要がある．そこで本論文の第4章では，物体のレンジデータを部品に分割する手法を検討する．従来の3次元形状の分割法は与えられた物体の形状データのみを用いて，その物体の最適な分割表現を求めている．Darrelら [Darrel 90] は Hopfield-Tank Network を用いた領域分割法を提案し，3次元物体のレンジデータに対して適用した．また，堀越ら [堀越 94a] は必要以上に分割された結果に対して部品数と近似誤差を規準として評価し，適切に統合することにより最小部品による形状記述を求めることを検討した．しかし，これらの手法では，形状データのみに着目しているため，データ中のノイズなどの影響によって妥当な分割結果が得られない場合がある．

そこで，より良好な分割結果を得るには，対象物体に対する拘束条件や知識を利用することが有効であると考えられるため，対象物体に対する知識としてその物体が属するクラスに着目し，分割結果を改善することを試みる．ここでは，適切な幾何学的分割結果と機能的な分割結果が基本的に一致するという仮定が成り立つ人工物体のクラスを対象に，そのクラスに属する多数の物体の部品構成を参照することにより，3次元物体を部品に分割することを検討する．なお，本論文においては，部品は機能に対応した分割要素であり，部分形状とは幾何学的に分割した要素を意味することにする．上述の仮定が成立する物体も，現実中存在するものは，その製作過程などにおけ

る装飾などにより様々なノイズを生じるが、基本的には機能を実現するための部品の集合体として生成されているはずである。したがって、合理性のある幾何学的手法により分割した結果には、その典型的な部品構成があり、それは分割結果の多数を占める部品構成として求められる。この典型的な部品構成となるように分割することにより、すべての物体を部品に分割する。

本論文の第5章では、第4章において提案した部品分割手法による結果を基に、第3章で提案した形状モデル獲得手法の対象を複数の超二次関数からなる複合形状に拡張する。一般的には同一クラスに様々な部品構成の物体が存在するものと考えられるため、同一クラスの物体をモデル化するには、部品構成の違いによるサブクラスを導入し、木構造などの階層的な表現が妥当であると考えられる。例えば、“テーブル”というクラスでは、“脚”の数が4から1まで様々なものがあり、これらの部品構成は異なるため、それぞれをサブクラスとして表すということに相当する。ここでは、木構造で表した場合の一つのノードに相当する、同一の部品構成の物体からなるクラスを対象とする。このような同一の部品構成の物体からなるクラスでは、すべての物体が同数のパラメータによって表されるため、パラメータによって形状を比較できる。したがって、基本形状のモデル獲得手法と同様にパラメータの操作と解釈により定量的モデルと定性的モデルを獲得できることを示す。

最後に本論文の第6章では、本研究の成果、意義を述べ、今後の課題に触れる。

第 2 章

3 次元形状の表現形式

2.1 緒言

3次元計測技術の発達により，実際の物体のレンジデータを容易に得られるようになった．しかし，レンジデータは対象物体の表面に散在するサンプル点の計測データであるため，そのデータを用途に応じて適切な表現形式で表すことが重要となる．本章では，代表的な3次元物体の表現形式を概観し，形状モデル獲得を目的とした場合に要請される性質についてそれぞれの表現形式について検討する．

本研究における3次元形状の表現形式である超二次関数の性質について述べ，レンジデータを物体の軸推定に基づき超二次関数で近似する手法を提案する．また，超二次関数で表現できる形状は基本的には凸形状に限られるため，それ以外の形状は複数の超二次関数を組み合わせた複合形状として表す．この表現形式として接続部分形状の接合点の方向に基づく記述法を考案する．

2.2 3次元形状の表現形式の比較

図 2.1に示す3次元形状の表現形式を比較し，形状モデル獲得に対して適用性を評価する．

3次元形状の記述法として代表的なモデルは，サーフェスモデルとボリュームモデルである．サーフェスモデルとは，物体の表面を定義することによって3次元形状を表現する記述法である．しかし，物体表面のみを定義しているため物体の内部や外部といった情報を持っていない．一方，ボリュームモデルとは，表面の情報に加えて，

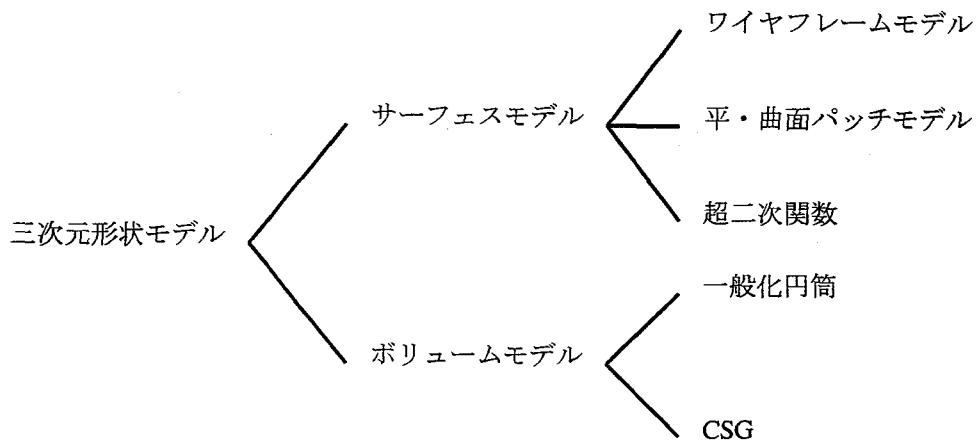


図 2.1 3次元形状の表現形式

サーフェスモデルにはない物体の内部の情報も持っている表現形式である。

以下では、それぞれの表現形式の特徴を述べるとともに、形状モデル獲得への適用性を考察する。

ワイヤフレームモデルや平・曲面パッチは物体表面の局所的な情報を統合することにより3次元形状を表現している。CGの分野では形状の詳細を表現でき、操作性があるため、この表現法がよく用いられている。しかし、大局的な形状の認識が困難であり、大局的なモデル獲得や形状認識などへの応用に向いているとは言えない。

一般化円筒 [Binford 71] はプリミティブの3次元形状として中心線とそれに直交した姿勢で移動する平面図形が形成する一般化した円筒を用い、それを図2.2のように組み合わせることにより形状を表現している。しかし、形状特徴との照合が取りにくいなどの問題があり、形状モデル獲得を目的とすると適しているとは言えない。

CSG(Constructive Solid Geometry) はプリミティブ形状を図2.3のような直方体、円柱、円錐などの基本立体により表現し、図2.4のような和、差、積の演算を施すことにより、3次元形状を表現する。しかし、ある形状を表現する場合に演算の組合せ方が複数あり、一意性が保証できない。また、プリミティブ形状が基本立体に限られるため、曲面の詳細を記述することが困難である。よって、形状モデル獲得を対象とした形状表現としては適しているとは考えられない。

超二次関数は数種類のパラメータによって形状を表現しているパラメトリックな表

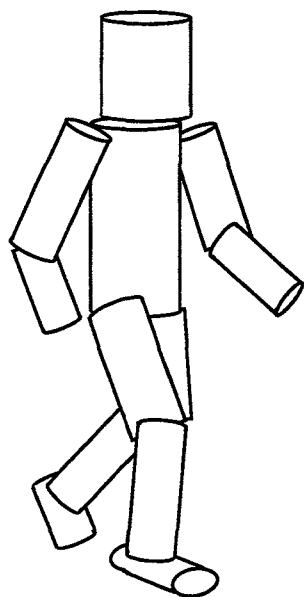
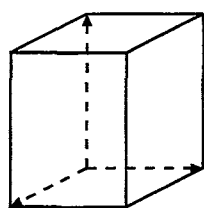
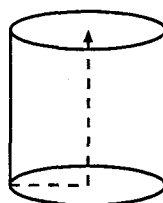


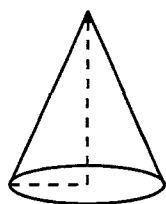
図 2.2 一般化円筒による形状表現例



直方体



円柱



円錐

図 2.3 CSG のプリミティブの例

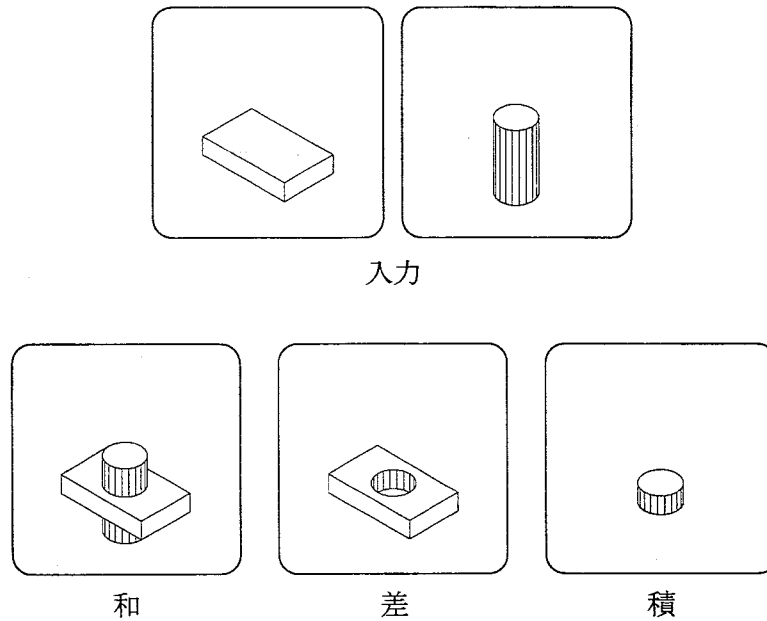


図 2.4 CSG における演算

現である。このパラメータは大局的な3次元形状を制御するものであり、パラメータ値変化と形状変化は人間の感覚に合致している。

形状モデル獲得を考慮した場合、表現形式には次のことが要請される。

1. 大局的な表現
大局的に形状が類似していることを判断できる
2. 局所的な表現
形状の詳細を表現できる
3. 操作性
形状の変形などの操作が容易にできる
4. 形状特徴表現
特徴(形, 大きさ)と形状を関連づける
5. 記述量

表 2.1 3次元形状の表現形式の比較

表現形式	大局的な表現	局所的な表現	操作性	形状特徴表現	記述量
ワイヤフレームモデル	×	○	○	×	×
一般化円筒	○	△	×	×	○
CSG	○	△	△	×	○
超二次関数	○	△	○	○	○

形状を表現するための記述量が少ない

以上の3次元形状の表現形式の検討結果を表2.2に示す。この表より形状モデル獲得のための3次元形状の表現形式として超二次関数が最も適していると言える。

2.3 超二次関数

以上のような考察に基づき、本研究における基本形状の表現形式として超二次関数を用いる。超二次関数は比較的少数のパラメータで多様な形状を表現することが可能であり、パラメータ値変化により人間の感覚に合致した形状変化が得られることが示されている [堀越 90]。

このような利点があるため、様々なところに応用されている。パラメータを用いて類似度を定義することによって3次元形状の検索に用いられている [堀越 90, 堀越 94b]。多様な3次元形状を表現できるため、変形する物体や自然物を少数のパラメータで表現することが検討されている [Pentland 86, Barr 81]。また、形状を関数によって表現しているため、フィッティングが数量的に扱え、3次元形状の部品分割に利用されている [堀越 95]。

2.3.1 基本形状の表現形式

中心が (x, y, z) 座標系の原点であり、対称軸が z 軸である超二次曲面は次式で定義される。

$$\begin{cases} x = a_1 \cos^{\varepsilon_1} \eta \cos^{\varepsilon_2} \omega \\ y = a_2 \cos^{\varepsilon_1} \eta \sin^{\varepsilon_2} \omega \\ z = a_3 \sin^{\varepsilon_1} \eta \end{cases} \quad (2.1)$$

ここで x, y, z は超二次曲面の表面座標, a_1, a_2, a_3 はそれぞれ x, y, z 方向の大きさを規定するスケールパラメータであり, このパラメータを変化させると各軸方向の長さが変化する. 角度 η, ω は超二次曲面のそれぞれ x 軸の正の部分の起点とする緯度, 経度である. また, ε_1 は z - y 平面上の形状パラメータ, ε_2 は x - y 平面上の形状パラメータである. この形状パラメータを変化させると図 2.5 のように丸みを制御することができる.

さらに, 超二次関数の表現能力を高めるために, スケールパラメータ a_1, a_2 の代わりに関数 $f_1(z), f_2(z)$ を用いることが提案されている [Solina 90]. これにより超二次関数は

$$\begin{cases} x = f_1(z) \cos^{\varepsilon_1} \eta \cos^{\varepsilon_2} \omega \\ y = f_2(z) \cos^{\varepsilon_1} \eta \sin^{\varepsilon_2} \omega \\ z = a_3 \sin^{\varepsilon_1} \eta \end{cases} \quad (2.2)$$

$$f_i(z) = \left(1 - k_i \frac{z}{a_3}\right) a_i, i = 1, 2.$$

となり, 円錐などの先細りのある形状を表現できる. 関数 $f_i(z)$ 中の k_i は先細りパラメータと呼ばれるものであり, 先細りの程度を制御するパラメータである.

超二次関数によって基本形状 S_p はパラメータを用いて次のように表現できる.

$$S_p = \langle a_1, a_2, a_3, \varepsilon_1, \varepsilon_2, k_1, k_2 \rangle \quad (2.3)$$

2.3.2 部分形状の超二次関数近似

超二次関数は非線形関数であるため, 部分形状のデータを超二次関数で近似するために非線形最小二乗法を用いる. しかし, この近似には最急降下法などの反復計算が必要であり, 局所最小解に陥る可能性が高い. これを避けるには, 大局的な最小解に近い初期値を与える必要がある.

超二次関数で表現できる形状は z 軸対称に限られるため, 適切な初期値を求めるに

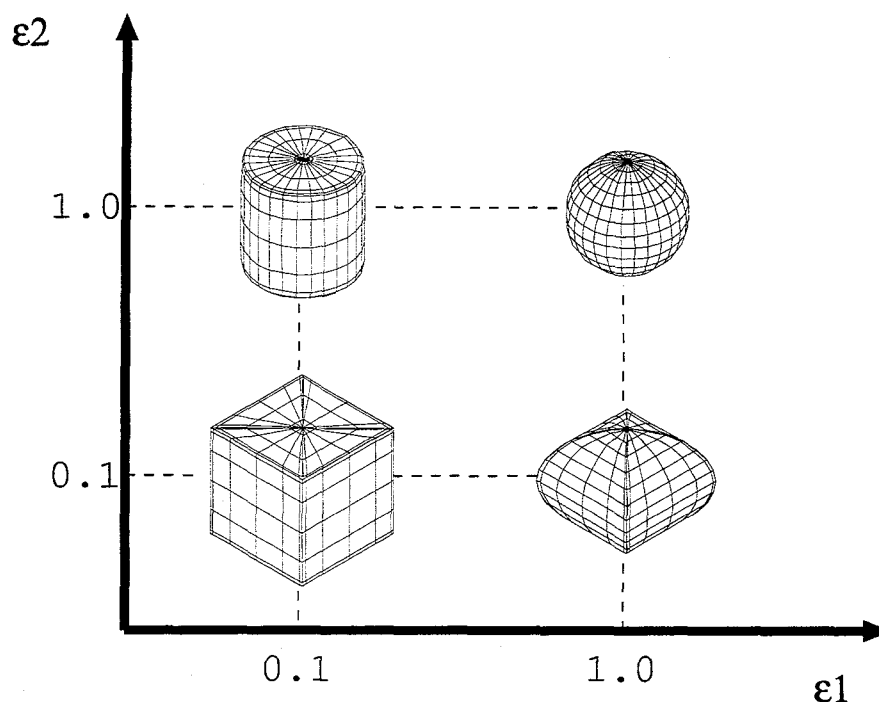


図 2.5 形状パラメータと形状の関係

は形状データから対称軸を決定することが重要になる。この軸は次の手順で決定する。

1. 先細り形状の判定

先細りがある形状を近似するには先細りのある方向に軸をとる必要がある。よって、先細りを判定するためにモーメントによって求まる3本の候補軸に対して、軸からその軸の両端付近のデータまでの距離を求める。その距離が大きく異なる場合は先細りがあると判定し、その軸を z 軸とする。

2. 円柱形の判定

円柱形を近似するには、軸を底面と上面の中心を結ぶ方向にとらなければならない。円柱形は二平面と正円筒面から構成されているため、表 2.2の表面形状の分類を用いて形状データの構成を解析することにより円柱形の判定をする。

3. モーメントによる軸の決定

		平均曲率 H		
		$H > 0$	$H = 0$	$H < 0$
ガウス曲率 K	$K > 0$	正楕円面	—	負楕円面
	$K = 0$	正円筒面	平面	負円筒面
	$K < 0$	双曲面		

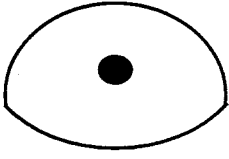
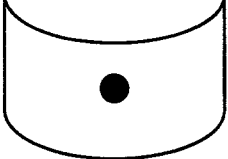
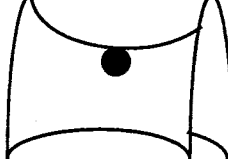
		
正楕円面	正円筒面	双曲面

表 2.2 ガウス曲率・平均曲率による分類

上記のいずれの形状とも判定されなかった場合は、モーメント主軸を z 軸とする。

以上のように軸を定めることにより、適切でない軸を z 軸と誤認した近似を回避することができる。また、この軸に基づき超二次関数のすべてのパラメータの初期値を推定する。推定した値は大局的な最小値に近い値となるため、局所解に陥ることなく非線形最小二乗法によって一意にデータに最も近似した形状に収束する。

2.3.3 複合形状の表現形式

単一の超二次関数によって表現できる形状は基本的には凸状のある一軸に関する対称体に限られるため、それ以外の形状は複数の基本形状を組み合わせた複合形状として表現する。

超二次関数で表された部分形状を一つの直交座標系が張る空間内に置き、その座標系の原点を部分形状の中心と呼ぶ。本手法では、複合形状を記述するために、部分形状をそれぞれ固有の座標系で表現し、部分形状の配置関係は互いの接合点を用いて表す方法を取る。ここでの接合点とは、接合部分の代表点とする。このとき各接合点

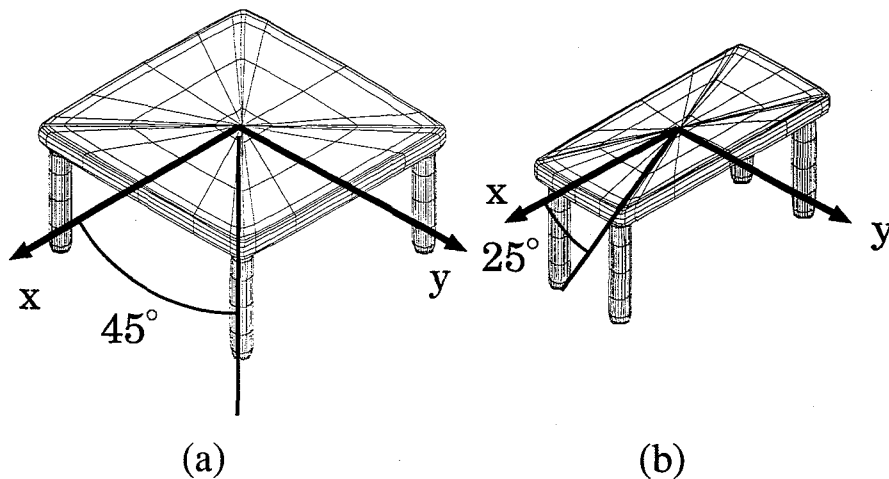


図 2.6 台の形状が異なるテーブルの例

は接合した 2 部分形状のそれぞれの座標系において表現される。この表記法を用いると、対象物の構造が比較的単純である場合、世界座標系を用いて表現することに比べて、形状の特徴を部分形状の接合位置によって規定できるという利点がある。これは人間にとって物体形状の特徴が理解し易くなるという波及効果を与える。

このとき、接合点はその独自座標系における原点からの方向の緯度と経度により表現される。しかし、この表現では人間が同種の接続関係であるとみなすにもかかわらず接合点の座標値が異なる場合がある。例えば、図 2.6 の 2 台のテーブルの脚の接合点の経度は大きく異なる。つまり、テーブルの天板の独自座標系において、脚の接合点は (a) は経度 (x 軸からの角度) が ± 45 度と ± 135 度の位置にあるが、(b) は経度が ± 25 度と ± 155 度の位置にある。人間はこのように量的には違いがあるにもかかわらず、これらの脚の接続位置は下面の四隅にあるとみなし、定性的には同じ位置にあると理解する。そこで、このような接続関係を量的にもほぼ同じにするために、接合点を表す緯度と経度を正規化する。

接合点の正規化手法

接合点の緯度と経度の正規化手法を以下に示す。まず、スケールパラメータを正規化する。図 2.7 はスケールパラメータの正規化を表したものである。図中左に配した様々な直方体をある立方体に変換することにより、点で表した接合点を量的に同じ位

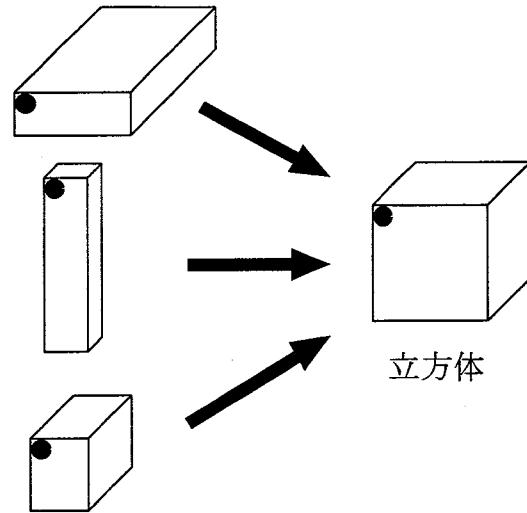


図 2.7 スケールパラメータの正規化

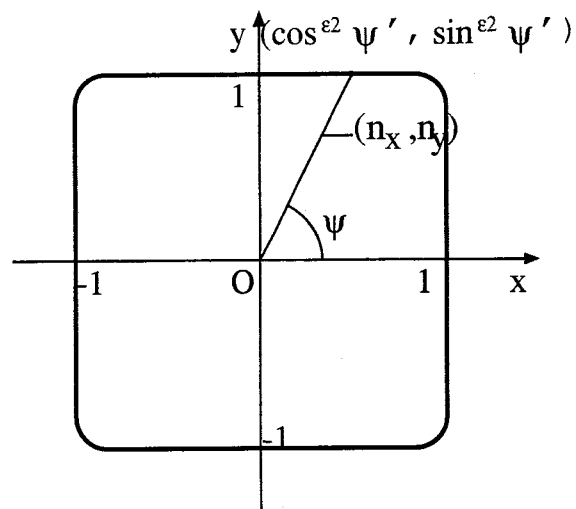


図 2.8 形状パラメータの正規化

置に置くことができる．この正規化はスケールパラメータをすべて1に統一することによって実現される．部分形状の独自座標系での接合点の位置を (c_x, c_y, c_z) とすると，スケールパラメータを正規化した座標 (n_x, n_y, n_z) は次式で定義できる．

$$\begin{cases} n_x = \frac{c_x}{f_1(z)} \\ n_y = \frac{c_y}{f_2(z)} \\ n_z = \frac{c_z}{a_3} \end{cases} \quad (2.4)$$

これより正規化した経度 ψ は

$$\psi = \arctan \frac{n_y}{n_x} \quad (2.5)$$

となる．

次に，形状パラメータを正規化する．例えば，円柱と立方体の底面のエッジの位置を正規化し，緯度をすべて -45 度とすることによって，円柱と立方体の接合点を比較できるようにする．この正規化は z 軸からエッジまでの正規化した距離をすべて等しくすることによって実現される．図2.8の曲線は x - y 平面での断面であり，経度 ψ でのこの曲線上の座標は，実際の経度 ψ と超二次関数の経度 ψ' は異なるため， $(\cos^{\varepsilon_2} \psi', \sin^{\varepsilon_2} \psi')$ となる．なお， ψ と ψ' は次の関係がある．

$$\psi' = \arctan(\tan^{\frac{1}{\varepsilon_2}} \psi) \quad (2.6)$$

よって， z 軸から接合点までの正規化した距離 D_z はこの曲線までの距離に対する接合点までの距離の割合として定義し，

$$D_z = \frac{\sqrt{n_x^2 + n_y^2}}{\sqrt{\cos^{2\varepsilon_2} \psi' + \sin^{2\varepsilon_2} \psi'}} \quad (2.7)$$

となる．よって，正規化した緯度 ϕ は

$$\phi = \arctan \frac{n_z}{D_z} \quad (2.8)$$

となる．この正規化により図2.6の (a), (b) 両方のテーブルの脚の接合点位置は，正規化した経度が ± 45 度と ± 135 度，正規化した緯度が -50 度となり，同じ値をとるようになる．

この表現形式を用いることにより，2つの部分形状 P, Q の接続関係 R_{PQ} は相対的

な回転移動量を $(\delta_x, \delta_y, \delta_z)$, 部分形状 P, 部分形状 Q における接合点の正規化した緯度と経度をそれぞれ $\psi_P, \phi_P, \psi_Q, \phi_Q$ とすると次のようにパラメータによって表される.

$$R_{PQ} = \langle \delta_x, \delta_y, \delta_z, \psi_P, \phi_P, \psi_Q, \phi_Q \rangle$$

2.4 結言

本章では, 3次元物体の表現形式について検討した. まず, 代表的な3次元物体の表現形式を比較し, モデル獲得への適用を検討した. 超二次関数は大局的な形状を比較することに適しており, 容易にレンジデータを近似することができるため, モデル獲得に適した表現形式と言える.

レンジデータを超二次関数に近似するには, 超二次関数が表現できる形状がある一軸に関する対称体に限られることに着目し, その軸を求めることにより, 一意に最適な近似結果が得られることを示した. また, 複数の超二次関数からなる複合形状を接続部分形状間の位置関係に基づく表現形式で表すことを提案した. この表現形式は部分形状の形状に依存しない人間の感覚に合致した接続関係を表すことが可能であるため, 物体の比較やモデル獲得に応用できる.

第 3 章

3 次元基本形状のモデル獲得

3.1 緒言

前章では，形状モデル獲得のためには 3 次元形状の表現形式として超二次関数が適していることを示した．本章では，単一の超二次関数で表現できる形状を基本形状と呼び，基本形状の物体を対象とした形状モデルの獲得手法を提案する [安村 94, 安村 95a, 安村 95b, Yasumura 95, 安村 96, 安村 98a]．ここでの形状モデル獲得とは，同一クラスに属する物体のレンジデータからそのクラスの定量的モデルと定性的モデルを獲得することを指す．定量的モデルとは，そのクラスの物体の形状分布を数値を用いて表したものであり，定性的モデルとは，そのクラスの物体形状の特徴を言語的に表現したものである．上記の形状分布とは，そのクラスの物体形状が取り得る範囲であり，パラメータ空間での分布として得られる．

提案手法の処理全体の流れを図 3.1 * に示す．まず，実世界の物体形状をその外表面の 3 次元座標で定義したレンジデータで表す．しかしながら，この表現形式では 3 次元形状を操作することが困難であるため，形状を超二次関数で近似することによりパラメータ空間に写像する．このパラメータ空間では，類似した形状は空間の近くに位置するため，定量的モデルはパラメータ空間での形状の分布として獲得される．すなわち，そのクラスの物体の各パラメータの平均・分散を求めることにより定量的モデルが得られる．

次に，定性的モデルを幾何学的概念空間でのモデルとして定量的モデルを基に獲得

*図 3.1 は，コップのデータを模擬しているが，計測上の制約から外側面のサンプル点の位置データのみしか得られない．このため，コップ内部の凹状部分の欠如した形状を表現できるに留まる．

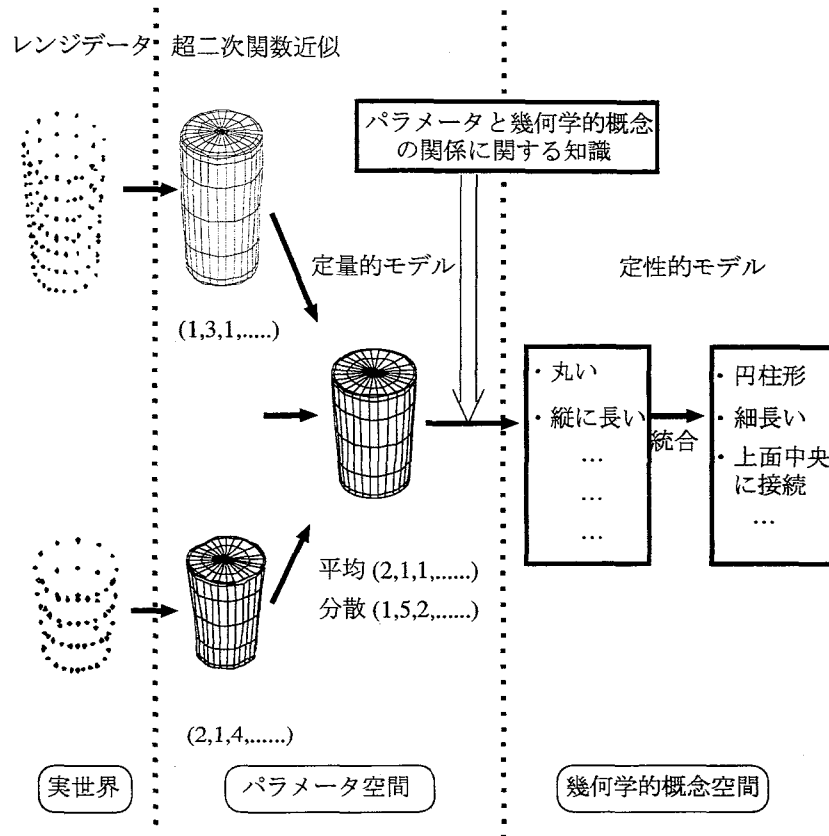


図 3.1 形状モデル獲得の処理の流れ

する。パラメータ空間の物体は、パラメータと幾何学的概念の関係に関する知識を用いて、パラメータをファジィ化することにより幾何学的概念空間に写像される。具体的には、各パラメータ値を形状特徴を示す言語表現（例えば“丸い”，“縦長”など）に対応付けることにより実現する。言い換えると、定量的モデルを意味的に解釈したものが定性的モデルとなる。さらに、得られた複数の言語表現を統合し、形状名（例えば，“円柱”，“球”など）のような、より理解が容易な表現を与える。

以下では、まず基本形状の定量的モデルの獲得手法について述べる。次に、パラメータ空間から幾何学的概念空間への写像を定義し、その写像に基づく定性的モデルを獲得する手法を考案する。最後に、実際の物体のレンジデータを用いた基礎実験により、本手法の妥当性を考察する。

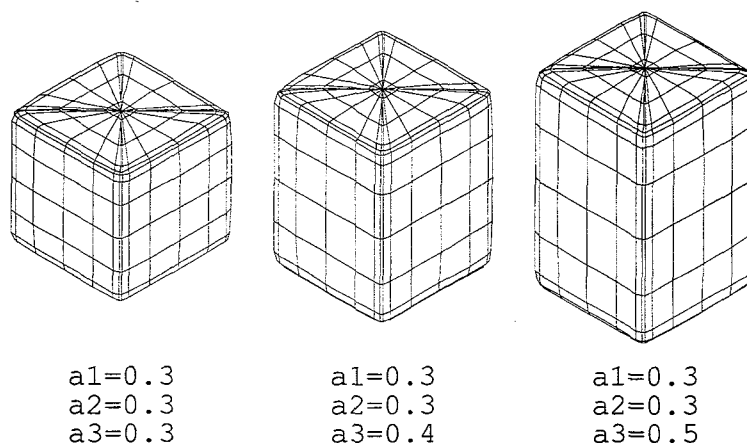


図 3.2 パラメータ値と形状の関係

3.2 定量的モデルの獲得

基本形状の定量的モデルは超二次関数のパラメータ操作によって獲得される。超二次関数のパラメータとその形状の関係は図 3.2 のようにパラメータ値の変化と形状の変化は人間の感覚に合致している。よって、各物体をパラメータ空間内で表現するとその分布により定量的モデルは表される。つまり、入力形状の各パラメータについてその平均値を求め、その値からなる形状をそのクラスの代表形状とし、各パラメータの分散によってそのクラスの形状分布を表す。なお、形状モデルを獲得する上で x, y, z 方向の大きさの相対的關係が重要であると推察されるため、絶対的な大きさを表すスケールパラメータ (a_1, a_2, a_3) の代わりに相対的な大きさを表すスケールパラメータの比 $(a_1/a_2, a_2/a_3, a_3/a_1)$ を操作する。ここでは比で計算した場合とその比の逆数で計算したあとにその逆数をとった場合に同種の情報が得られることが要請されるため、スケールパラメータの比の対数の平均や分散を求める。

3.3 定性的モデルの獲得

パラメータ空間から幾何学的概念空間への写像を定義し、この写像を用いて獲得された定量的モデルから定性的モデルを獲得する [安村 96].

3.3.1 パラメータと定性的表現の関係

本手法における3次元形状の表現形式では、形状変化はパラメータ値変化として現れる。これに対し定性的表現は“丸い”などの言語で表現され、その境界は曖昧である。そこで、ファジィ理論のメンバーシップ関数を用いてパラメータ値をその対応する言語表現に置換することによりパラメータ空間の物体を幾何学的概念空間に写像する。

超二次関数のパラメータに対して、表3.1のようにメンバーシップ関数を定義する。同表の式中の S, T は正定数である。図3.3は形状パラメータのメンバーシップ関数のグラフである。なお、スケールパラメータに関しては、定量的モデルの場合と同様にスケールパラメータの比の対数を扱う。すなわち、二つのスケールパラメータを a_i, a_j とすると $r = \log(a_i/a_j)$ により表現し、そのグラフは図3.4のようになる。また、メンバーシップ関数の値を言語表現に反映させるために、値に応じて程度を表す“ほぼ”や“少し”などの表現を付加する。

幾何学的特徴表現の組 S_i は超二次関数によって表現された基本形状 S_p から次の写像によって得られる。なお、 L_α は α のパラメータ値に対応する幾何学的特徴表現であり、 $r_1 = \log(a_1/a_2), r_2 = \log(a_2/a_3), r_3 = \log(a_3/a_1)$ である。

$$S_p = \langle a_1, a_2, a_3, \varepsilon_1, \varepsilon_2, k_1, k_2 \rangle$$

$$\rightarrow S_i = \langle L_{r_1}, L_{r_2}, L_{r_3}, L_{\varepsilon_1}, L_{\varepsilon_2}, L_{k_1}, L_{k_2} \rangle$$

3.3.2 定性的表現の統合

さて、以上のように個々のパラメータに対して言語的に表現するよりも、3次元形状名や形状の概略を用いて表現する方が理解が容易になる場合がある。超二次関数では、このような表現は複数の幾何学的特徴表現を解釈することにより得られる。例えば、“鉛直断面が四角い”かつ“水平断面が丸い”かつ“柱状である”ならば“円柱である”というルールを用いて形状名による表現が得られる。同様に、直方体や円錐などについてもルールを定義する。これらのルールの解釈には、それぞれの幾何学的特徴表現のメンバーシップ関数の値を用いる。ここでは、統合する一つのメンバーシップ関数の値が0である場合には形状名のメンバーシップ関数の値が0となるべきであるため、統合する表現のメンバーシップ関数の値の相乗平均を形状名のメンバーシップ

表 3.1 メンバーシップ関数

形状パラメータ	
丸い	$\mu_{circle}(\varepsilon) = e^{-\frac{(\varepsilon-1)^2}{s}}$
四角い	$\mu_{square}(\varepsilon) = e^{-\frac{\varepsilon^2}{s}}$
スケールパラメータ	
a と b が等しい	$\mu_{a=b}(r) = e^{-\frac{r^2}{s}}$
a は b より長い	$\mu_{a>b}(r) = 1 - e^{-\frac{r^2}{s}} \quad (r > 0)$
a は b より短い	$\mu_{a<b}(r) = 1 - e^{-\frac{r^2}{s}} \quad (r < 0)$
先細りパラメータ	
錐状である	$\mu_{pyramid}(k) = e^{-\frac{(k-1)^2}{s}}$
柱状である	$\mu_{prism}(k) = e^{-\frac{k^2}{s}}$

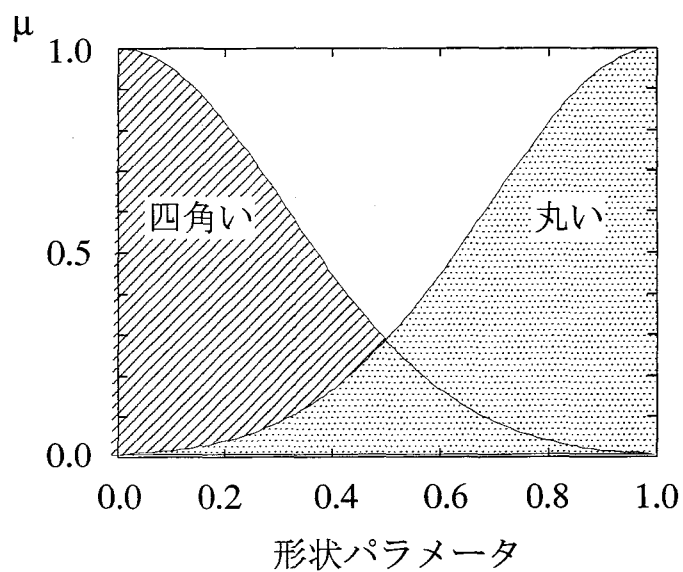


図 3.3 形状パラメータのメンバーシップ関数

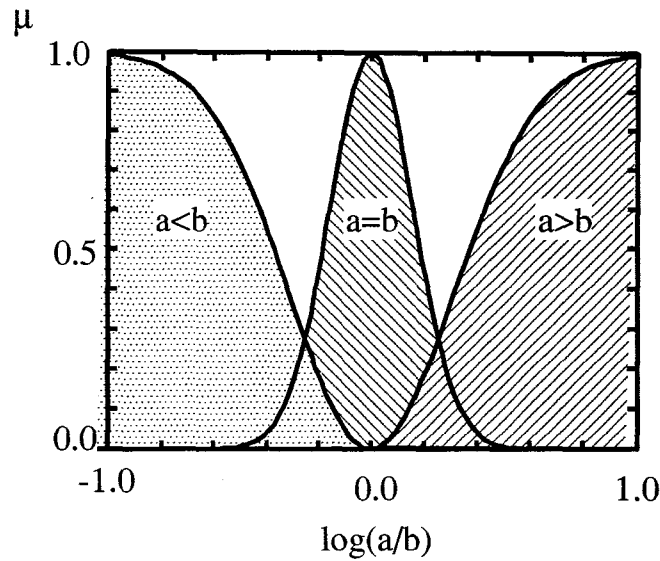


図 3.4 スケールパラメータのメンバーシップ関数

関数の値とする。

三次元形状名とパラメータには次の関係があるため、それぞれのパラメータ値が表す幾何学的特徴表現のメンバーシップ関数の値を用いる。

- 球 ($\varepsilon_1 = 1.0, \varepsilon_2 = 1.0, k_1 = 0.0, k_2 = 0.0$)
- 円柱 ($\varepsilon_1 = 0.1, \varepsilon_2 = 1.0, k_1 = 0.0, k_2 = 0.0$)
- 四角柱 (直方体) ($\varepsilon_1 = 0.1, \varepsilon_2 = 0.1, k_1 = 0.0, k_2 = 0.0$)
- 円錐 ($\varepsilon_1 = 0.1, \varepsilon_2 = 1.0, k_1 = 1.0, k_2 = 1.0$)
- 四角錐 ($\varepsilon_1 = 0.1, \varepsilon_2 = 0.1, k_1 = 1.0, k_2 = 1.0$)

3.3.3 定量的モデルの定性的解釈

以上の定式化によりパラメータ空間において表現された3次元形状を幾何学的概念空間に写像することが可能になる。よって、この写像を用いて代表形状を言語的に表現する。また、パラメータの分散も言語的に解釈し、形状分布を表現する。つまり、

表 3.2 コップのパラメータ値

パラメータ	平均	分散		関数値
$\log(a_1/a_2)$	-0.019	0.005	$a_1 = a_2$	1.000
$\log(a_2/a_3)$	-0.490	0.092	$a_2 < a_3$	0.700
$\log(a_3/a_1)$	0.488	0.091	$a_3 > a_1$	0.697
k_1	-0.099	0.009	柱体	0.952
k_2	-0.100	0.009	柱体	0.951
ε_1	0.145	0.028	四角い	0.899
ε_2	0.970	0.002	丸い	0.996

分散の値が小さい場合は“ほぼ一定”，大きな場合は“ばらつきがある”という言語表現を付加し，定性的モデルとする。

3.4 実験および考察

本手法を計算機上に実装し，基本形状であるコップを対象に実験した。また，定性的モデルの記述には， x, y, z をそれぞれ縦，横，高さとして与えた。また，メンバーシップ関数の定数はそれぞれ $S = 0.2, T = 0.05$ とした。

3.4.1 コップを対象とした実験

図 3.5は入力したコップの外形を超二次関数で近似した例である。本手法を 40 個のコップに適用した結果，図 3.6の代表形状が得られた。また，パラメータの平均・分散および各パラメータのメンバーシップ関数の中で最大のものとその関数値を表 3.2に示す。この結果，定性的モデルとして次の記述が得られた。

- 縦，横と高さの比は少しばらつきがある
- 縦と横の長さは等しい
- 柱体である

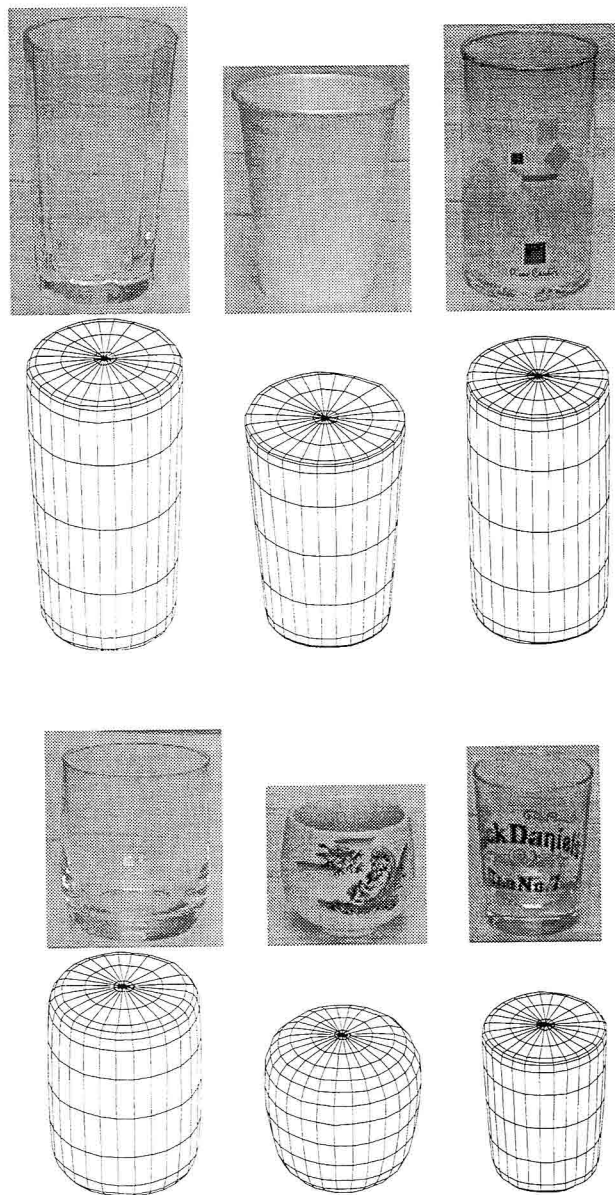


図 3.5 コップの入力形状

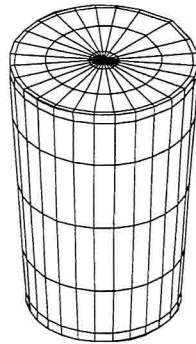
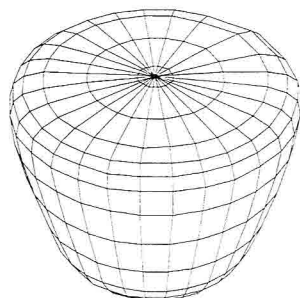
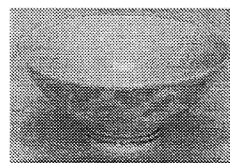
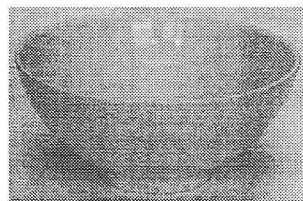
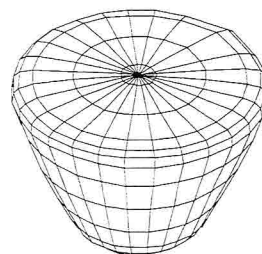


図 3.6 コップの代表形状



(a)



(b)

図 3.7 茶碗の例

- 鉛直断面はほぼ四角い
- 水平断面は丸い

また、複数のパラメータを解釈すると“円柱”のメンバーシップ関数の値が0.949となり、円柱形であるという記述が得られた。

定量的モデルの妥当性を検討するために cross-validation 法により本手法を評価した。この実験では、40個のコップから1個除いて本手法により定量的モデルを獲得し、除いたコップとコップに類似している図3.7の茶碗について、コップのモデルに対する非類似度を求めた。モデルに対する非類似度は、パラメータ空間での分布に基づき、分散を考慮した平均からの距離として定義する。その物体の超二次関数のパラメータベクトルを $P = (p_1, \dots, p_7)$ とし、モデルの平均ベクトルを $M = (m_1, \dots, m_7)$ 、分散ベクトルを $\Sigma^2 = (\sigma_1^2, \dots, \sigma_7^2)$ とすると、非類似度 d は

$$d^2 = \sum_{i=1}^7 \frac{(p_i - m_i)^2}{\sigma_i^2} \quad (3.1)$$

と定義する。すべてのコップに対して非類似度を求めたところ1.10~5.60の値を取り、平均は2.42となった。図3.7の茶碗については(a)6.39~7.01平均6.48、(b)7.06~7.82平均7.16となり、すべての場合においてコップより大きな値となった。この結果より比較的単純な尺度によって物体を区別することが可能であり、物体認識への応用の可能性を示唆している。

以上の実験結果より、本手法によって妥当と考えられる定量的モデル、および定性的モデルが獲得できることを検証した。

3.5 結言

本章では、超二次関数で基本形状を表現することにより、そのパラメータの操作と解釈に基づく3次元基本形状のモデル獲得手法を提案した。

本章において提案したモデル獲得手法は以下のようにまとめられる。

- 超二次関数を用いることにより、基本形状を同一次元のパラメータ空間内に表現することが可能であり、その空間において形状を比較することができる。
- パラメータ空間と幾何学的概念空間を定義し、それぞれの空間において定量的モデルと定性的モデルを統一的に獲得できることを示した。
- 提案手法による実験結果から妥当と判断できるモデルが得られることを確認し、定量的モデルの物体認識への応用の可能性を示唆した。

第 4 章

同一クラスに属する 3 次元物体の部品 分割

4.1 緒言

前章では，単一の超二次関数で表現できる基本形状を対象としたモデル獲得手法を提案したが，一般的には基本形状である物体は限られている．複雑な 3 次元物体を超二次関数で表現するためには，超二次関数で表現できる部分形状に分割する必要がある．そこで本章では，同一クラスに属する物体の部品分割手法を提案する [折本 95, 折本 97, Yasumura 97, 安村 98b]．

図 4.1 に部品分割手法の流れを示す．入力データは同一クラスに属する物体の全周型レンジデータである．まず，データの表面曲率を基に入力物体を部分形状に分割し，それぞれの部分形状を超二次関数で近似する．次に，部品分割された物体の部品構成を部品の配置に基づく 3 次元グラフによって表現し，クラスに属する物体の部品構成からそのクラスの典型的な部品構成を求める．また，典型的な部品構成を持つ物体から部品の形状情報を求め，部品構成モデルを生成する．最後に，このモデルを参照して物体を再分割することにより，そのクラスのすべての物体を同一の部品構成で記述する．

以下では，まず物体の表面曲率に基づき部分形状に分割し，過剰に分割された部分形状を適切に統合する手法を示す．次に，部品構成の記述法を定義し，この記述法に基づき部品構成モデルを生成し，このモデルに基づく 3 次元物体の部品分割法を詳述する．最後に，実際の物体を用いた実験結果を示し，考察を加える．

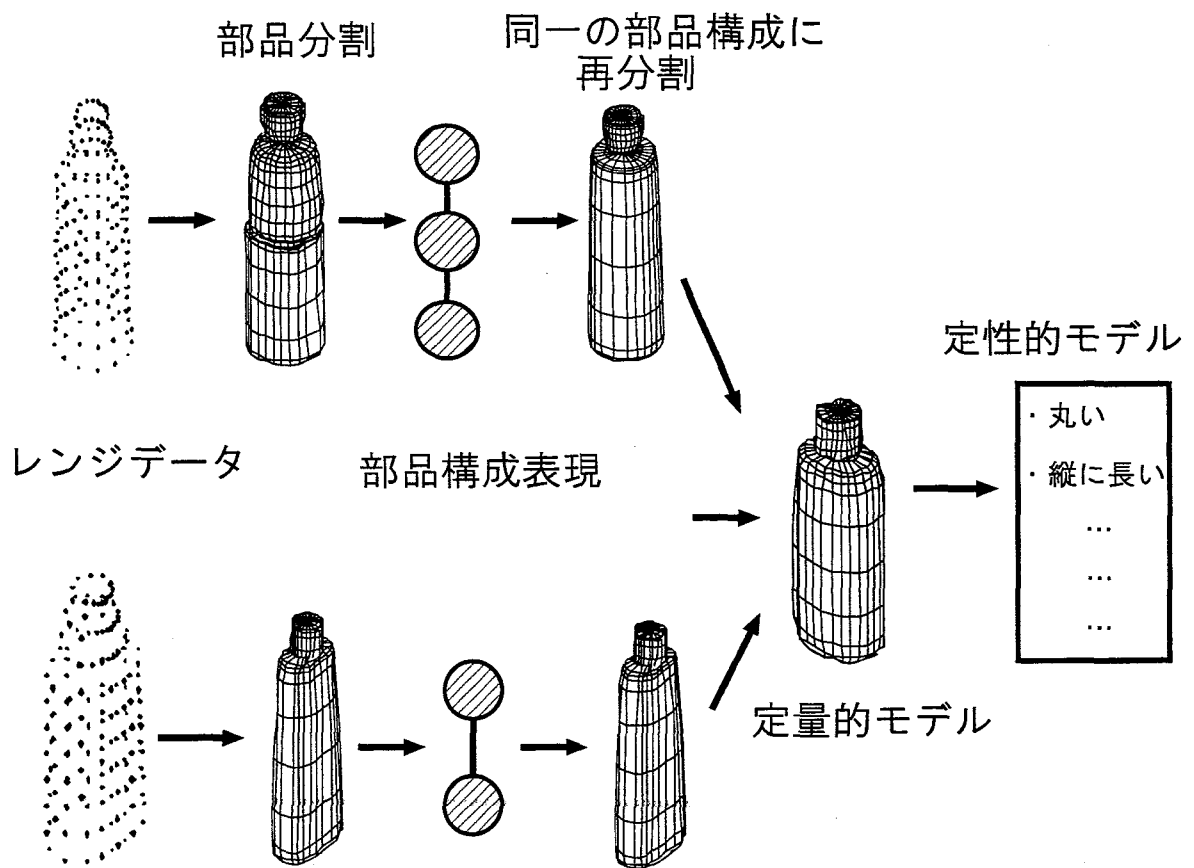


図 4.1 部品分割手法の処理の流れ

4.2 部分形状分割

本研究における入力データには全周型レンジデータを用いる。全周型レンジファインダによる計測点 $R(\theta, h)$ は始点からの回転角度 θ 、高さ h における回転軸からの距離として得られ、この2次元配列が全周型レンジデータである。よって、近傍の点の座標から各点の表面曲率を得ることができる。

4.2.1 初期分割

まず、入力データを超二次関数で表現可能な部分形状に初期分割する。超二次関数で表現できるものは凸形状に限られるため、凹領域を基に部分形状に分割する。凹領域は平均曲率が負の値となる点として得られるため、これらの点の集合が閉じた帯状帯として得られた場合、すなわちこの領域が他領域を複数の領域に分割する場合、この領域を境界として部分形状に分割する。

初期分割された結果には、部分形状間の接合面上のデータが存在しないため、部分形状を超二次関数で近似する際に接合面方向に過度に膨張する場合がある。そこで、部分形状間の接合点を求め、この点をデータに加える。

4.2.2 過度の分割の補正

初期分割の結果はノイズなどの影響により過度に分割されている可能性があるため、分割された部分形状を適切に統合する必要がある。そこで、“AIC（赤池の情報量規準）を用いた最少部品による形状記述法”[堀越 94b]によって初期分割の部分形状を統合する。AIC は

$$\begin{aligned} AIC = & -2 \times (\text{モデルの最大対数ゆう度}) \\ & + 2 \times (\text{モデルの自由パラメータ数}) \end{aligned} \quad (4.1)$$

で定義され、これを超二次関数による形状記述に適用する。部分形状 k の d_k 個のデータに対する超二次関数近似の二乗誤差を σ_k^2 とするとき、その最大対数ゆう度 l_k は、

$$l_k = -\frac{d_k}{2} \log 2\pi - \frac{d_k}{2} \log \frac{\sigma_k^2}{d_k} - \frac{d_k}{2} \quad (4.2)$$

となる。超二次関数のパラメータ数は13であるため、部分形状の数を N とすると、総パラメータ数は $N \times 13$ となり、総データ数を $d(= \sum_{k=1}^N d_k)$ とすると AIC はすべての部分形状の最大対数ゆう度の和と総パラメータ数の和で表され、

$$AIC = d \log 2\pi + \sum_{k=1}^N d_k \log \frac{\sigma_k^2}{d_k} + d + 2 \times N \times 13 \quad (4.3)$$

となる。データと近似形状に著しく差がある場合は第2項が大きくなり、さもなければ第4項により部分形状の数が少ない方が良いモデルと評価される。よって、この値が最小となる部分形状の組合せを AIC での最適な形状記述として求めることにより、可能な限り少ない部分形状数で3次元物体を記述できる。

4.3 部品構成の表現

本節では、部品の接続関係に基づく3次元のグラフを用いた3次元物体の部品構成の表現法を定義する。この表現法では、部品の接続関係を表すために各部品の接合点の位置を用いるが、部品構成を簡潔に表現するために接合点の位置を分類する。

4.3.1 接合点の位置の分類

人工の3次元物体における部品の接続方向は直交することが多いことに着目し、本手法では接合点の方向を図4.2のように x, y, z 軸それぞれの正と負の方向の6方向に分類する。例えば、図4.2の形状では、斜線部の領域上の接合点は x 軸方向にあるとする。これらの領域は正規化した緯度と経度を用いて表4.1のように分割することにより得られる。

4.3.2 標準座標系

物体間で部品構成を比較するには、物体の見かけの姿勢に依存しない座標系によって物体を表現する必要がある。よって、標準座標系を次のように定義する。

1. 入力データの2次モーメントを求め、主軸を z 軸とする。

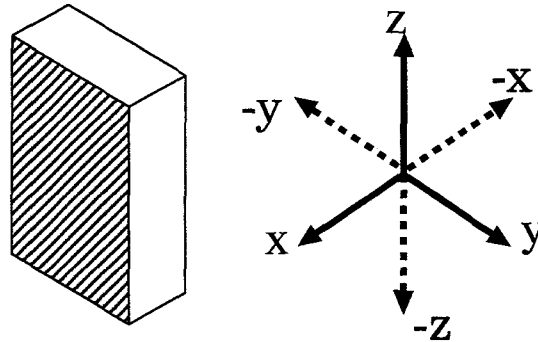


図 4.2 接合点の分類

2. 入力データを z 軸に垂直な平面に投影し，その 2 次モーメントの主軸を y 軸とする。
3. z 軸と y 軸の外積ベクトル方向を x 軸とする。

また，接合点の方向はその部品のローカル座標系において記述されているが，各部品の座標軸の向きは部品によって異なる場合があるため，標準座標系と部品のローカル座標系の対応を求め，標準座標系において接合点の方向を記述する。

4.3.3 グラフによる部品構成表現

以上で定義した接合点の位置に基づき，3次元物体の部品構成を3次元グラフにより表現する。このグラフでは部品をノードで表し，部品の接続関係を x, y, z 軸の正と負の六方向を用いたリンクにより表現する。図 4.3 (b) の物体の場合，標準座標系が図 4.3 (a) となるため，部品 A における部品 B の接合点は $-y$ 軸方向，部品 B における部品 A の接合点は y 軸方向に位置する。よって，ノード A とノード B を y 軸と平行なリンクで結び，この接続関係を表す。同様に，部品 B と部品 C の接続関係を求め，この物体の部品構成を図 4.3 (c) のように表す。このグラフを部品構成グラフと呼び，部品構成グラフが一致すれば同一の部品構成とする。ただし， x, y, z 軸それぞれに関して 180° 回転させた部品構成が一致する場合も同一の部品構成とする。例えば，図 4.4 (a) のグラフを z 軸に関して 180° 回転させると図 4.4 (b) となるため，この2つのグ

表 4.1 緯度・経度による分類

領域名	緯度 (θ), 経度 (ϕ)
z 軸方向	$45^\circ < \theta \leq 90^\circ$
$-z$ 軸方向	$-90^\circ \leq \theta \leq -45^\circ$
x 軸方向	$-45^\circ < \theta \leq 45^\circ, -45^\circ < \phi \leq 45^\circ$
y 軸方向	$-45^\circ < \theta \leq 45^\circ, 45^\circ < \phi \leq 135^\circ$
$-x$ 軸方向	$-45^\circ < \theta \leq 45^\circ$ $-180^\circ < \phi \leq -135^\circ, 135^\circ < \phi \leq 180^\circ$
$-y$ 軸方向	$-45^\circ < \theta \leq 45^\circ, -135^\circ < \phi \leq -45^\circ$

ラフは同一の部品構成とする。同様に、図 4.4 (c) (d) も同一の部品構成である。

4.4 部品構成モデルの生成による部品分割

本節では、同一クラスに属する物体の部品構成からそのクラスの物体の部品構成モデルを生成し、このモデルを用いてクラス内の物体を同一の部品構成に分割する手法について述べる。

クラスの典型的な部品構成を求めるには、それを知識として与えることも考えられるが、以下では対象クラスの物体の形状が類似していることに着目し、その部品構成の頻度分布に基づき導くことを考える。

4.4.1 クラスの典型的な部品構成

同一クラスの物体であっても、ノイズや形状の歪みなどにより、様々な分割結果となる場合があるが、同一の部品構成の物体からなるクラスを対象としているため、典型的な部品構成が存在するはずである。よって、入力サンプルを部品構成に従いクラスタリングし、典型的な部品構成は幾何学的な分割結果と関連が深いと考え、最大頻度の部品構成を対象クラスの典型的な部品構成とする。

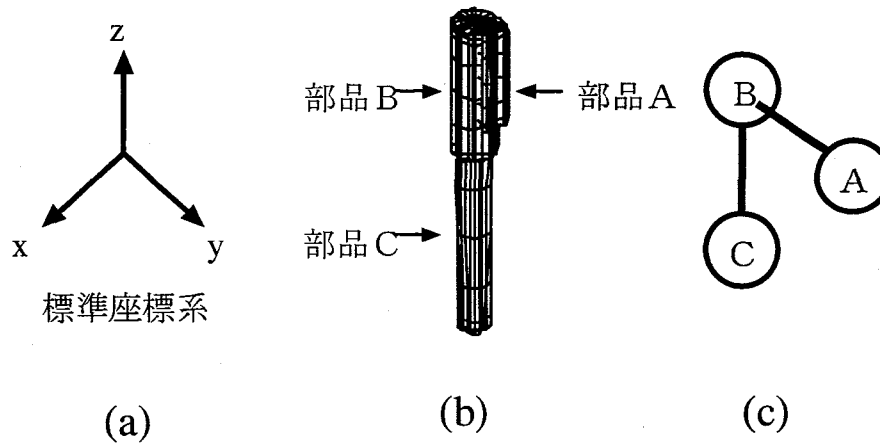


図 4.3 部品構成グラフ

4.4.2 部品構成モデルの生成

典型的な部品構成を持つすべての物体からその形状情報を求め、部品構成モデルを生成する。まず、物体間での部品の対応を求める必要があるが、部品構成グラフの比較のみからは対応が求まらない場合がある。部分集合内の物体の部品の対応を求めるために、この部分集合の物体の一つを基準物体とし、部品の大きさに基づいて基準物体とその他の物体との部品の対応を求める。

超二次関数のスケールパラメータ a_1, a_2, a_3 はそれぞれ x, y, z 方向の形状の大きさを規定しているため、その積 $a_1 a_2 a_3$ は部品の大きな体積を表す。よって、部品 i に対する部品 k の大きさの比 p_{ik} を次式のように定義する。部品 i 、部品 k のスケールパラメータの積をそれぞれ v_i, v_k とするとき、

$$p_{ik} = v_i / v_k \quad (4.4)$$

と定める。これを用いて、基準物体に対する部品の大きさに関する非類似度 D_s を次のように定義する。対象物体と基準物体それぞれの部品 i に対する接続部品 k の大きさの比を $p_{ik}, \widetilde{p}_{ik}$ 、部品数を N とすると、

$$D_s = \sum_{i=1}^N \sum_{k=1}^N g_{ik} \quad (4.5)$$

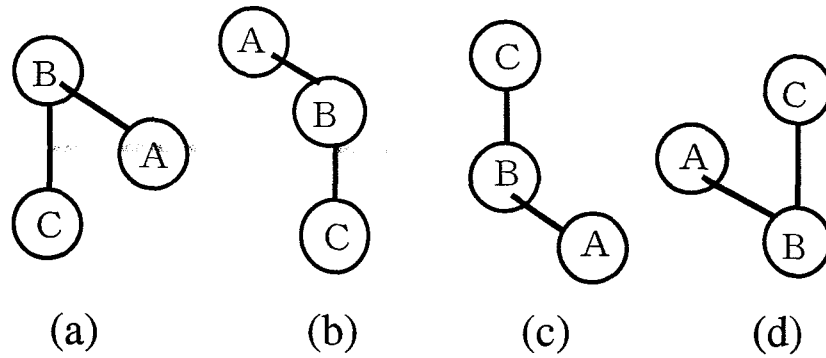


図 4.4 同一の部品構成の例

$$g_{ik} = \begin{cases} (p_{ik} - \tilde{p}_{ik})^2 & \text{(部品 } i \text{ と部品 } k \text{ の接続あり)} \\ 0 & \text{(} i = k \text{ または} \\ & \text{部品 } i \text{ と部品 } k \text{ の接続なし)} \end{cases}$$

と定義する. この非類似度 D_s が最小となる部品の対応を求めることによりすべての物体の部品の対応を決定する.

次に, 対応する部品間で形状を比較するが, 部品固有の座標軸の向きが部品によって異なる場合があるため, 超二次関数のパラメータをそのまま比較することはできない. そこで, 部品固有の座標系における x, y, z 軸方向の大きさを表すスケールパラメータ a_1, a_2, a_3 を標準座標系での x, y, z 軸方向の順に b_1, b_2, b_3 と並びかえることにより物体や部品の向きに依存しないスケールパラメータの対応を求め, これらを比較する. ただし, スケールパラメータは絶対的な大きさを表しているため, 相対的な大きさを表すスケールパラメータの比 $b_1/b_2, b_2/b_3, b_3/b_1$ を用いて各部品の形状を比較する.

以上で定義した形状特徴表現を用いて, 部品構成モデルを次のように表現する.

- 部品構成グラフ

部品の配置を表し, 典型的な部品構成として得られる.

- 接続部品間の大きさの比

物体における各部品の相対的な大きさを表す。部品の対応を求める際に用いた接続部品間の大きさの比 p_{ik} を部分集合内のすべての物体に対して求め、その値の平均と分散によりそのパラメータ分布を表す。

- 各部品のスケールパラメータの比

各部品の形状特徴を表す。各部品のスケールパラメータの比 $b_1/b_2, b_2/b_3, b_3/b_1$ を部分集合内のすべての物体に対して求め、その値の平均と分散によって表現する。

4.4.3 部品構成モデルに基づく分割

部品構成モデルを参照してクラス内の物体を同一の部品構成に分割する手法について述べる。部品構成モデルと同一の部品構成の部品分割表現を得るために、初期分割結果をクラスの典型的な部品構成となるように統合する。このとき、同一の部品構成となる統合の方法が複数通り考えられる場合があるため、部品構成モデルと比較し、次に述べる評価に基づき最も類似した統合結果を求める。

部品構成モデルに対する非類似度を次のように定義する。部品構成モデルとの比較には、クラスの分布に基づく部品構成モデルとの相対的な違いが重要となるため、非類似度は分散を考慮した平均からの距離として定義する。まず、各部品のスケールパラメータの比に関する非類似度 D_h を次式のように定義する。部品構成モデルにおける部品 i のスケールパラメータの比の平均を $m_k^i (k = 1, 2, 3)$ 、分散を $r_k^i (k = 1, 2, 3)$ 、対象物体における部品 i のスケールパラメータの比を $h_k^i (k = 1, 2, 3)$ 、部品数を N としたとき、

$$D_h = \sum_{i=1}^N \sum_{k=1}^3 \frac{(h_k^i - m_k^i)^2}{r_k^i} \quad (4.6)$$

とする。次に、接続2部品間の大きさの比に関する非類似度 D_t を次式のように定義する。接続している部品 i と部品 k に対して、部品構成モデルの接続2部品間の大きさの比の平均・分散をそれぞれ v_{ik}, q_{ik} 、対象物体の接続2部品間の大きさの比を t_{ik} 、部品数を N としたとき

$$D_t = \sum_{i=1}^N \sum_{k=1}^N w_{ik} \quad (4.7)$$

$$w_{ik} = \begin{cases} (t_{ik} - v_{ik})^2 / q_{ik} & \text{(部品 } i \text{ と部品 } k \text{ の接続有り)} \\ 0 & \text{(} i = k \text{ または} \\ & \text{部品 } i \text{ と部品 } k \text{ の接続なし)} \end{cases}$$

とする。

これらの2つの非類似度 D_h と D_p から、部品構成モデルに対する非類似度 D を次式のように定義する。

$$D = D_h + D_t \quad (4.8)$$

部品構成モデルに対する形状の非類似度が最小となる部品の組合せに統合することにより、すべての物体をクラスの典型的な部品構成に分割することができる。

4.5 実験および考察

本手法を計算機上に実装し、提案手法の特性を調べる基礎実験を行なった。ここでは、機能の観点から最も単純な2部品に分割される“キャップ付き容器”，および“電球”のクラスに属する物体を対象に本手法の基本特性を調べた。入力データはそれぞれ40個の実物体の全周型レンジデータを用いた。また、本手法の有効性を検証するために、本手法によって得られた結果とAICを規準として得られた分割表現を比較し、検討する。

4.5.1 キャップ付き容器を対象とする実験

まず、入力物体を初期分割し、超二次関数により近似した。図4.5は実際の容器の写真とその初期分割結果である。本手法では、データ入力の物体の向きが同一である必要はないため、物体の向きに変化をつけた。キャップと本体の接続部分は凹領域の閉じた帯状帯として得られ、この部分を境界として分割した。また、キャップ部分は装飾やノイズの影響で過度に分割されることが多いという結果になった。図4.5の物体をAICを規準に部品に統合した結果とその部品構成グラフを図4.6に示す。この統合によって過剰に分割されたほとんどの部分形状が適切に統合された。すべての物体の

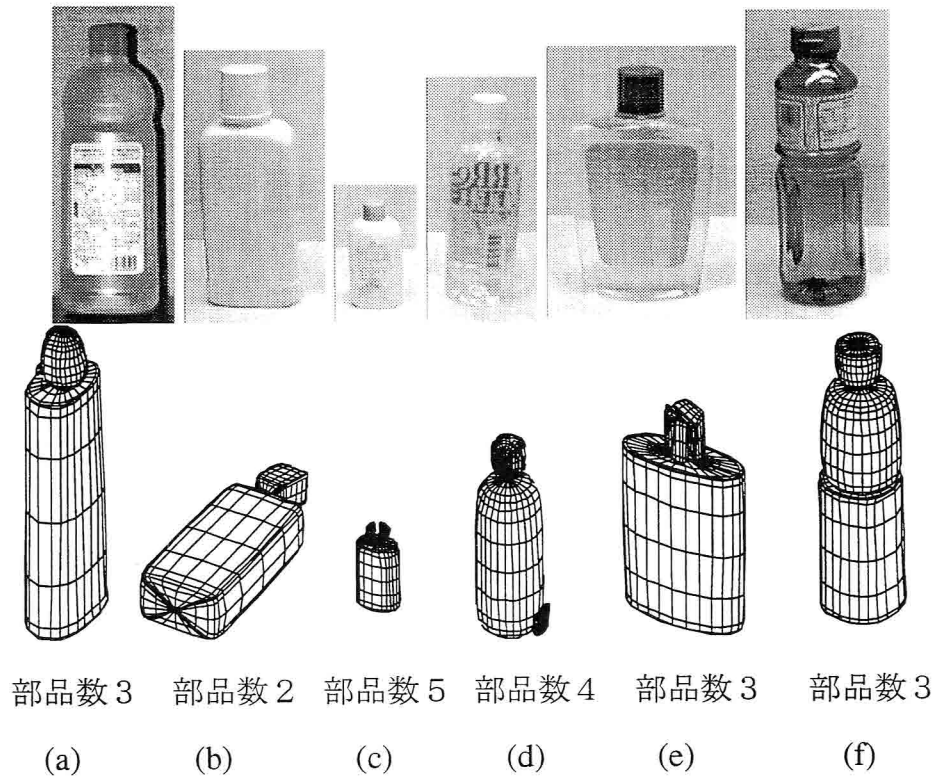


図 4.5 容器の初期分割結果

部品構成を求めたところ、図 4.7 の部品構成が 40 個中 23 個と最も多かったため、この部品構成をクラスの典型的な部品構成として得た。このとき、次に多かった部品構成は図 4.6 (e)、図 4.6 (f) の部品構成であり、共に 4 個であった。

“キャップ付き容器”は機能的には液体の注ぎ口のふたである“キャップ”部分と液体を貯蔵するための“本体”部分からなる物体であるため、基本的には 2 部品から構成される物体であると考えられる。よって、得られた図 4.7 の部品構成は、機能から見た部品構成と一致しており、妥当な結果と言える。

次に、クラスの典型的な部品構成となった物体 23 個に対して、各部品のスケールパラメータの比、および接続 2 部品間の大きさの比を求め、部品構成モデルを得た。部品構成モデルのパラメータを表 4.2、表 4.3 に示す。なお、 v_a, v_b はそれぞれ部品 A、部品 B の体積である。これらのパラメータを解釈することにより以下に示す形状情報が得られた。

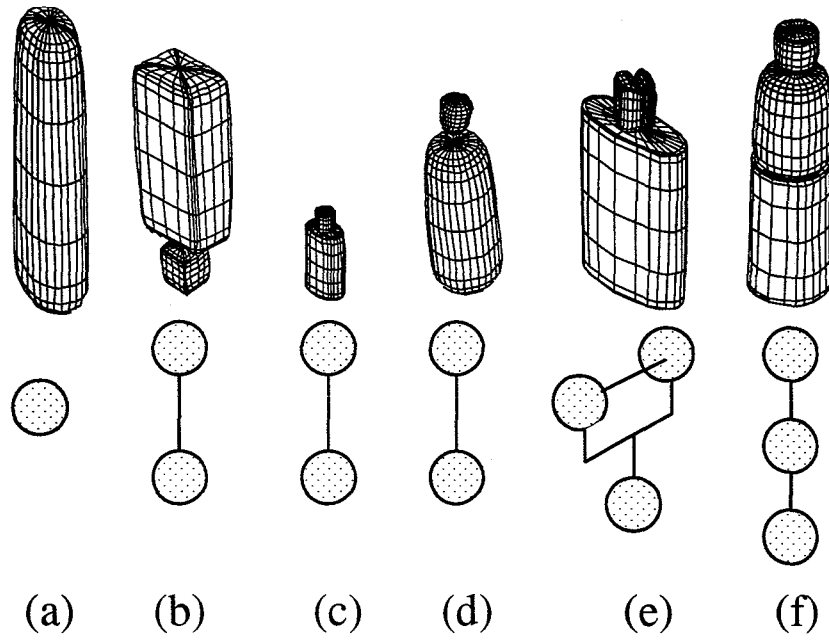


図 4.6 容器の部品構成グラフ

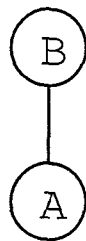


図 4.7 容器の典型的な部品構成

表 4.2 容器の部品構成モデルのパラメータ (1)

	平均	分散
v_a/v_b	15.653	45.853
v_b/v_a	0.081	0.002

表 4.3 容器の部品構成モデルのパラメータ (2)

	部品 A		部品 B	
	平均	分散	平均	分散
b_1/b_2	0.730	0.036	1.033	0.029
b_2/b_3	0.483	0.032	0.875	0.066
b_3/b_1	3.234	0.881	1.238	0.019

- 部品 A は部品 B よりかなり大きい。
- 部品 A は z 軸方向に細長い形状である。
- 部品 B は x 軸方向の大きさと y 軸方向の大きさがほとんど等しい。

最後に、部品構成モデルを用いて、クラスの典型的な部品構成とならなかった物体 17 個を再分割した。その結果の例を図 4.8 に示す。図 4.8 において、上の形状は部品数と近似誤差を評価規準とした場合の最適な形状記述を表し、下の形状は部品構成モデルを用いて分割した結果を示す。この結果、すべての物体を“キャップ”と“本体”の 2 部品に分割できた。よって、本手法で得られたキャップ付き容器の部品構成モデルは分割するための基準として妥当であると推察される。

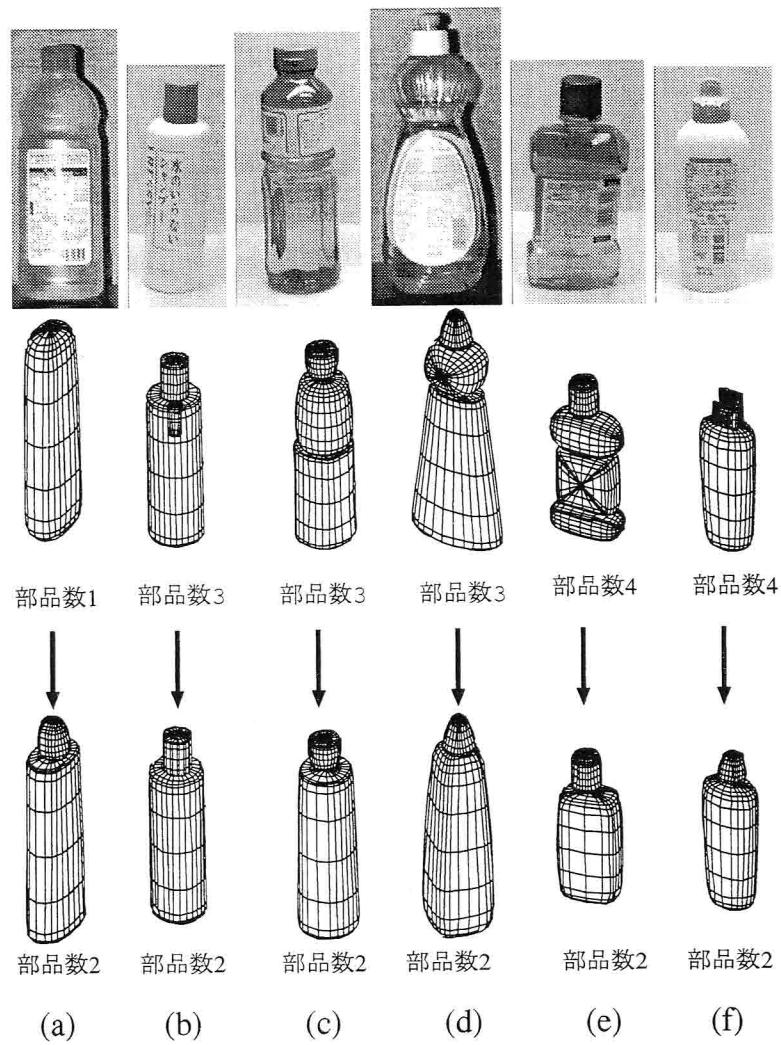


図 4.8 容器の最終分割結果

4.5.2 電球を対象とする実験

“電球”に対しても同様に初期分割し，超二次関数で近似した．図 4.9は入力した電球の写真とその初期分割結果の例である．“口金”と“ガラス”の接続部分は凹領域の閉じた帯状帯として得られたため，この部分を境界として分割した．“口金”の部分は凹凸が激しいため，細かく分割された．図 4.9の物体について AIC を基準に統合した結果とその部品構成を図 4.10に示す．すべての物体の部品構成を求めると，最も多い部品構成は図 4.11の部品構成が 40 個中 18 個となり，これをクラスの典型的な部品構成とした．

“電球”を機能的な観点から見ると，発光する“ガラス”部分とソケットと接続するための“口金”の部分の 2 部品から構成されている物体である．よって，得られた電球の典型的な部品構成は，機能に着目した場合の部品構成と一致しており，妥当な結果と言える．

また，典型的な部品構成の物体から部品構成モデルを求めた結果，そのパラメータの値は表 4.4，表 4.5のようになった．なお， v_a, v_b はそれぞれ部品 A，部品 B の体積である．これらの値は次の形状情報を表す．

- 部品 B は部品 A よりかなり大きい．
- 部品 A，B 共に x 軸方向の大きさと y 軸方向の大きさがほとんど等しい．

最後に，得られた部品構成モデルを基にすべての物体を同一の部品構成に再分割した．この結果の例を図 4.12 に示す．この結果，“電球”のクラスに属するすべての物体を 2 部品に分割でき，本手法により機能から見た部品構成と同一の部品構成の部品分割表現が得られた．

表 4.4 電球の部品構成モデルのパラメータ (1)

	平均	分散
v_a/v_b	0.106	0.010
v_b/v_a	18.77	172.9

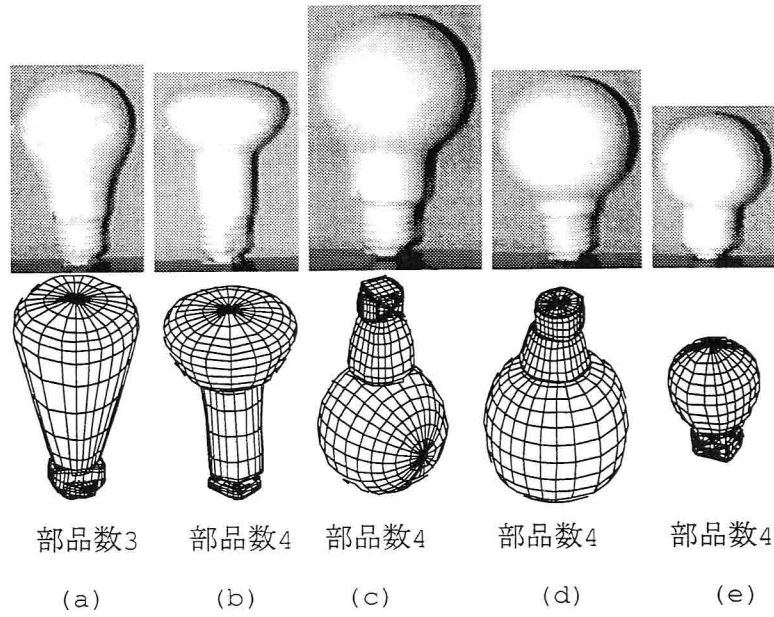


図 4.9 電球の初期分割結果

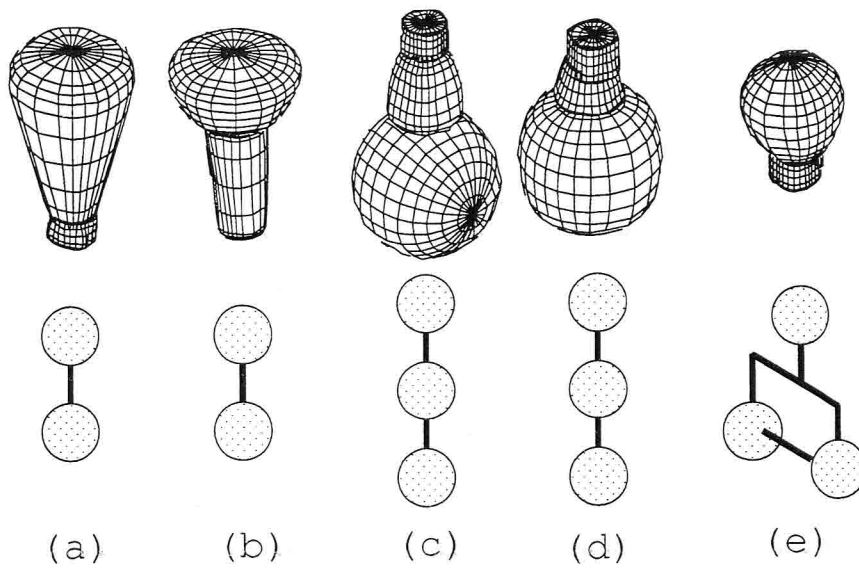


図 4.10 電球の部品構成グラフ



図 4.11 電球の典型的な部品構成

表 4.5 電球の部品構成モデルのパラメータ (2)

	部品 A		部品 B	
	平均	分散	平均	分散
b_1/b_2	1.008	0.003	0.998	0.001
b_2/b_3	0.898	0.132	0.798	0.101
b_3/b_1	1.305	0.285	1.445	0.261

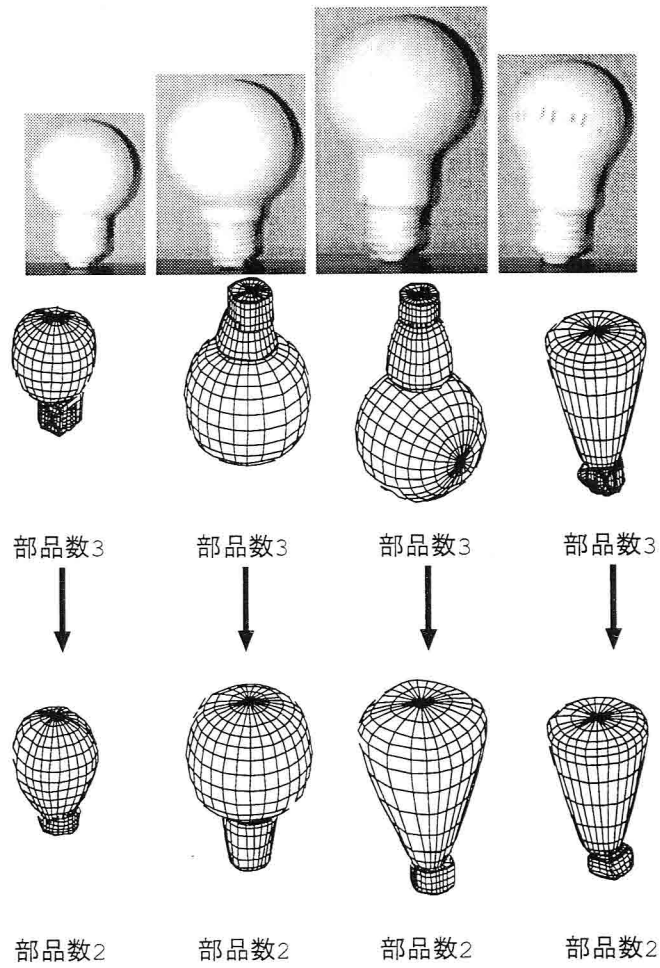


図 4.12 電球の最終分割結果

4.5.3 考察

提案したモデルを用いることの有効性を検証するために、AIC を分割規準とした部品分割の結果と本手法により得られた分割結果を形状表現の良さを規準に比較する。すなわち、近似誤差が小さくかつ部分形状数が少ないものを高く評価する。図 4.8, 図 4.12 の上部の分割結果と下部の分割結果をこの規準により比較する。図 4.8 (a), (b) の物体は、本手法による分割の方が良い結果が得られた。これは、個々の物体の形状情報のみではなく、クラスという情報を導入し、そのクラスの部品構成を考慮することで過度の分割や統合を避けえたためである。一方、図 4.8 (d), (e) の物体は逆に AIC を基準とした場合の方が形状的には良い結果と考えられる。これは、これらの物体の機能的には同一の部品と考えられる部分が凹領域を含んでいるため、単一の超二次関数で表現すると近似誤差が大きくなり、その部品を凹領域を基に複数の部分形状に分割することにより近似誤差を小さくできるためと推察される。よって、この問題を解決するには、部分形状を統合したときの近似誤差を求め、誤差が大きい場合は統合しないという操作が必要になる。

また、本手法で得られた分割結果はすべて同一の部品構成であり、部品の対応関係が既知のため、超二次関数のパラメータにより物体形状を比較できる。よって、モデル獲得や物体認識に容易に適用できる。

部品構成を求める際に、部品構成グラフの表現が適切に得られなかった場合があった。この例を図 4.13 に示す。図 4.13 (a) の超二次関数表現された物体の部品構成を求めたところ、図 4.13 (b) の部品構成グラフが得られた。本体での接合点が z 方向であり、キャップでの接合点が $-y$ 軸方向となり、部品の接続関係を表すリンクが直線として得られなかった。これは、接続部品間に重なりが生じ、部品間の接合点が部品の内部に求まり、接合点の方向から適切な接続部品間の位置関係を得ることができなかつたためと考えられる。本手法では、部品間の重なりを少なくするために接合点のデータを補って近似しているが、部品構成を適切に求めるためには、この方法を改善する必要がある。

本手法では、同一クラスの物体は基本的に同一の部品構成であるということを前提にしているため、同一クラス内に全く異なる部品構成を持つ物体（例えば、4 本脚と 1 本脚のテーブル）が存在する場合には本手法を適用できない。ただし、異なる部品構成を持つ物体が少数の場合には、これらの物体を参照せず部品構成モデルが生成され

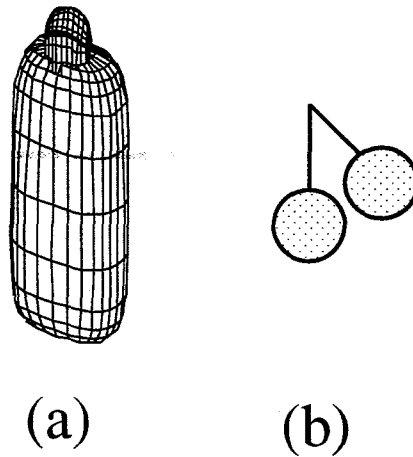


図 4.13 部品構成の不適切な表現

るため、多数を占める形状の物体に共通する分割結果が得られる。

また、部品構成を簡潔なグラフを用いて表したため、接続関係が複雑な物体は適切に表現できない場合があるが、多くの人工物は部品の接続方向は直交しており、このような物体に対して本手法は有効である。

4.6 結言

本章では、同一クラスに属する複数の物体から3次元物体の部品構成モデルを生成し、このモデルを参照することによりそのクラスの物体を同一の部品構成に分割する手法を提案した。

本章によって得られた知見を以下にまとめる。

- 同一クラスに属する物体の部品構成を考慮することにより、部品分割表現を改善できることを実験的に確認した。
- 本手法での基礎実験として2部品に分割される物体を対象にしたが、本手法は原理的に部品数が多くなっても適用可能である。
- 本手法による分割結果は同一の部品構成であるため、3次元物体を構成する個々の部品を考慮したモデル生成などに応用が容易である。

- 同一クラスに属する物体の部品構成がほぼ一定の人工物に対して本手法は有効である。

第 5 章

3次元複合形状のモデル獲得

5.1 緒言

一般的に物体形状は複雑であり，単一の超二次関数で表現できるものは限られるため，前章では，3次元物体を部品に分割する手法を提案した．本章では，この部品分割手法による結果を基に3次元複合形状を対象としたモデル獲得手法を提案する．

前章において提案した手法により得られる分割結果は同一の部品構成であるため，すべての物体を同次元のパラメータ空間内に表現できる．また，物体間の部品の対応関係が得られるため，パラメータの対応が既知となる．したがって，基本的には基本形状のモデル獲得手法と同様に，パラメータの操作と解釈によって，定量的モデルと定性的モデルが得られる．

以下では，3次元複合形状を対象とした定量的モデル，および定性的モデルの獲得手法について述べ，最後に，基礎実験により本手法の妥当性を考察する．

5.2 定量的モデルの獲得

前章で提案した部品分割手法により，すべての物体が同一の部品構成であり，その部品の対応が既知であるため，パラメータ空間において物体を比較できる．したがって，定量的モデルはパラメータ空間での分布として得られる．

物体の各部品は基本形状であるため，第2章で提案した3次元基本形状のモデル獲得手法を適用できる．部品間の関係は部品形状と同様にパラメータによって表現されているため，部品形状のモデル獲得手法と同様の手法によって獲得できる．なお，接合

点は正規化した緯度と経度によって定義されているが、緯度が ± 90 度の場合は経度を定義できないなどの問題がある。そこで、接合点の緯度と経度を半径1の球上にマッピングし、その座標値の平均や分散を求める。

部品間の関係は接続関係に関する情報ばかりでなく、2部品の相対的な大きさに関する情報も必要である。この情報は、部品形状のスケールパラメータと同様に2部品のスケールパラメータの比の対数の平均・分散を求めることにより獲得される。

以上の手法を用いることにより、定量的モデルとしてクラスの代表形状と形状分布を獲得することが可能になる。

5.3 定性的モデルの獲得

3次元複合形状の定性的モデルは、基本形状の場合と同様に定量的モデルを言語的に解釈することにより得られる。物体の各部品に関しては、基本形状の定性的モデルを獲得する手法を適用する。ここでは、部品間の関係を表すパラメータと言語表現との関係を考察し、それを基に定性的モデルを獲得する。

5.3.1 部品間の関係の定性的表現

部品の接続関係 R は接続位置を用いて言語的に表現される。底面という概念は直方体や円柱にはあるが球にはないように、接続位置の表現は形状に依存する。よって、それぞれの形状に対して接続位置の言語表現を定義する。

ここでは円柱を例に取り、接合点の表現について考察する。接合点は正規化した緯度と経度によって表されているが、円柱の場合はその対称性を考えれば、緯度のみ注目すれば良い。正規化によってどのような円柱であっても緯度 ϕ によって上面 ($\phi > 45$)、側面 ($-45 < \phi < 45$)、底面 ($\phi < -45$) の区別が可能である。なお、 $\phi = \pm 45$ はエッジ部分に対応し、 $\phi = \pm 90$ はそれぞれ上面、底面の中央に対応する。図5.1は円柱の“側面下部”に対応する部分を色の濃淡によって示している。つまり、この図の色が濃いほどこの言語表現に対応しており、このように緯度に応じてその言語表現のメンバーシップ関数の値は変化する。したがって、接続位置を表すメンバーシップ関数を図5.2のように定める。図中のA~GはそれぞれA:底面の中央、B:底面の端、C:側面の下部、D:側面の中央、E:側面の上部、F:上面の端、G:上面の中央を表すメンバーシップ関数

であり，これらの関数はいずれも

$$\mu(\phi) = e^{-\frac{(\phi-\theta)^2}{U}} \quad (5.1)$$

と定義する． θ の値はその関数が1となる緯度であり， U は正定数である．なお，BとC，EとFはそれぞれ θ の値が -45 度と 45 度で区別する．

以下に，円柱以外の形状の場合について簡単に述べる．

- 直方体

円柱と同様に上面 ($\phi > 45$)，側面 ($-45 < \phi < 45$)，底面 ($\phi < -45$) の区別が可能である．また，四つの側面は経度 ψ により区別が可能である (1: $-135 < \psi < -45$, 2: $-45 < \psi < 45$, 3: $45 < \psi < 135$, 4: $-180 < \psi < -135$, $135 < \psi < 180$)．また，それぞれの側面の中央はすべて緯度は0で経度は $0, \pm 90, 180$ となる．よって，緯度のメンバーシップ関数は円柱と同じであり，経度のメンバーシップ関数は $0, \pm 90, 180$ を中心とした“中央”を表すものと $\pm 45, \pm 135$ を中心とした“端”を表すものがある．

- 円錐

緯度 ϕ によって底面 ($\phi < -45$) とそれ以外の区別が可能である．また， $\phi = 90$ は頂点を表し， $\phi = -90$ は底面の中央を表す．よって，緯度のメンバーシップ関数は円柱のものの上面を表す部分，つまり 45 度から 90 度までがないものと同じになる．

- 四角錐

緯度 ϕ によって底面 ($\phi < -45$) とそれ以外の区別が可能である．また， $\phi = 90$ は頂点を表し， $\phi = -90$ は底面の中央を表す．よって，緯度のメンバーシップ関数は円錐と同じであり，経度に関しては四角柱と同じになる．

これらのメンバーシップ関数を用いることにより接続位置を言語的に表現することが可能になる．

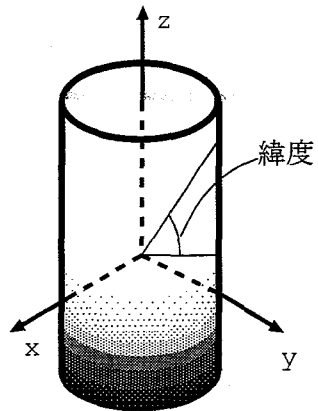


図 5.1 “側面下部” に対応する部分

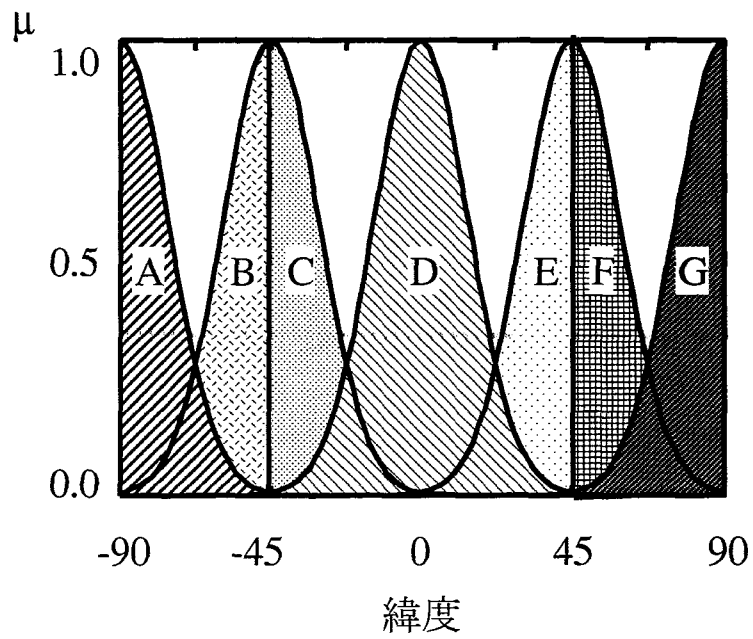


図 5.2 緯度のメンバーシップ関数

5.3.2 定量的モデルの定性的解釈

以上の定式化によりパラメータ空間において表現された3次元形状を幾何学的概念空間に写像することが可能になる。よって、この写像を用いて代表形状を言語的に表現する。また、パラメータの分散も基本形状と同様に言語的に解釈し、形状分布を表現し、定性的モデルを表す。

5.4 実験および考察

本手法を計算機上に実装し、複合形状であるキャップ付き容器およびテーブルを対象に実験した。キャップ付き容器の実験に関しては、実際の物体の全周型レンジデータを用いた。この入力に対して前章で提案した分割法を用いてクラス内の物体を同一の部品構成に分割し、同時に部品の対応関係を獲得した。また、定性的モデルの記述には、 x, y, z をそれぞれ縦、横、高さとして与えた。

本論文において提案した正規化した接続位置の有効性を検証するために、実際の接続位置と正規化した接続位置が異なるテーブルを対象に実験した。テーブルに関しては各部品のパラメータおよび部品の対応関係を入力した。また、メンバーシップ関数の定数はそれぞれ $S = 0.2, T = 0.05, U = 400$ とした。

5.4.1 キャップ付き容器を対象とした実験

図 5.3に示すような容器を 40 個用いて実験した。図 5.3の形状は容器の入力形状を部品に分割し、超二次関数で近似したものである。本手法を適用した結果、代表形状として図 5.4の形状が得られた。また、それぞれのパラメータ値を表 5.1に示す。部品 H、部品 I の“円柱”に対するメンバーシップ関数の値はそれぞれ 0.969, 0.903 となった。また、接続位置を表すパラメータの分散は双方ともにほぼ 0 となった。よって、図 5.4に示された物体に対し、

- 部品 H は円柱形である
- 部品 I は円柱形である
- 部品 I は高さが縦、横より長い

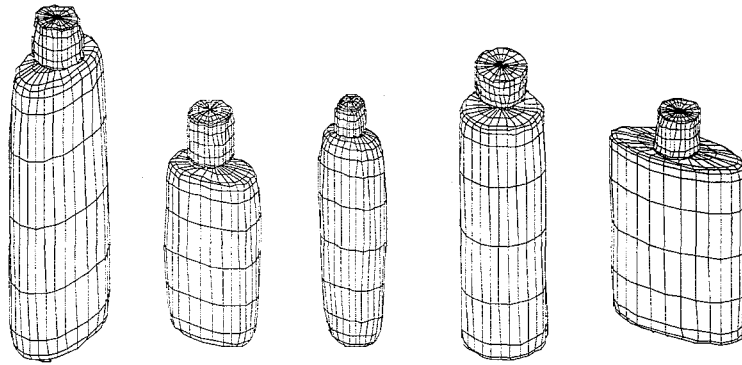


図 5.3 容器の入力形状

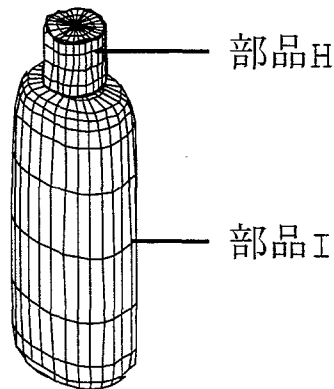


図 5.4 容器の代表形状

- 部品 H の底面中央と部品 I の上面中央が接続している
という記述が得られた。

5.4.2 テーブルを対象とした実験

次に、図 5.5 のような 40 台のテーブルを対象に実験した。その結果、図 5.6 の代表形状が得られた。それぞれのパラメータ値は表 5.2 となった。また、部品 J は“直方体”の関数値が 0.817 となり、部品 K は“円柱”の関数値が 0.843 となった。よって、

- 部品 J はほぼ直方体である

表 5.1 容器のパラメータ値

部品 H			部品 I		
パラメータ	平均	分散	パラメータ	平均	分散
$\log(a_1/a_2)$	0.013	0.004	$\log(a_1/a_2)$	-0.132	0.158
$\log(a_2/a_3)$	-0.046	0.035	$\log(a_2/a_3)$	-0.408	0.107
$\log(a_3/a_1)$	0.032	0.022	$\log(a_3/a_1)$	0.540	0.020
k_1	-0.035	0.000	k_1	-0.009	0.000
k_2	-0.035	0.001	k_2	-0.018	0.003
ε_1	0.119	0.020	ε_1	0.255	0.029
ε_2	0.905	0.028	ε_2	0.873	0.033
接続位置の緯度					
パラメータ	平均			関数値	
部品 H の接合点	89.7		底面の中央	0.999	
部品 I の接合点	90.0		上面の中央	1.000	

- 部品 J は高さが縦，横より短い
- 部品 K はほぼ円柱形である
- 部品 K は高さが縦，横より長い
- 部品 J の底面の端の端，つまり底面の隅に部品 K が接続している

という言語表現が得られた。また，テーブルの形状が多様であるにもかかわらず，脚の接続位置を表すパラメータの分散は小さな値を取った。これは接続位置を正規化した緯度と経度で表しているためである。よって，接続位置を表現するために正規化した緯度と経度を用いることが，モデル獲得に有効であると考えられる。

以上の結果より，本手法によって獲得された定量的モデルは妥当と判断できるものであり，定性的モデルとしてその物体の形状記述が得られることを検証した。

本手法は，対象クラスに属する物体がパラメータ空間内で同一の次元の場合，すなわち部品の特徴を表す成分が一对一に対応する場合には適用できるが，部品が完全に

表 5.2 テーブルのパラメータ値

部品 J			部品 K		
パラメータ	平均	分散	パラメータ	平均	分散
$\log(a_1/a_2)$	-0.006	0.088	$\log(a_1/a_2)$	0.000	0.000
$\log(a_2/a_3)$	1.122	0.167	$\log(a_2/a_3)$	-0.864	0.059
$\log(a_3/a_1)$	-1.115	0.042	$\log(a_3/a_1)$	0.864	0.059
k_1	0.000	0.000	k_1	0.000	0.000
k_2	0.000	0.000	k_2	0.000	0.000
ε_1	0.100	0.000	ε_1	0.100	0.000
ε_2	0.389	0.167	ε_2	0.644	0.160
部品 K の接合点					
パラメータ	平均			関数値	
緯度	49.6		底面の端	0.946	
経度	46.0		端	0.996	

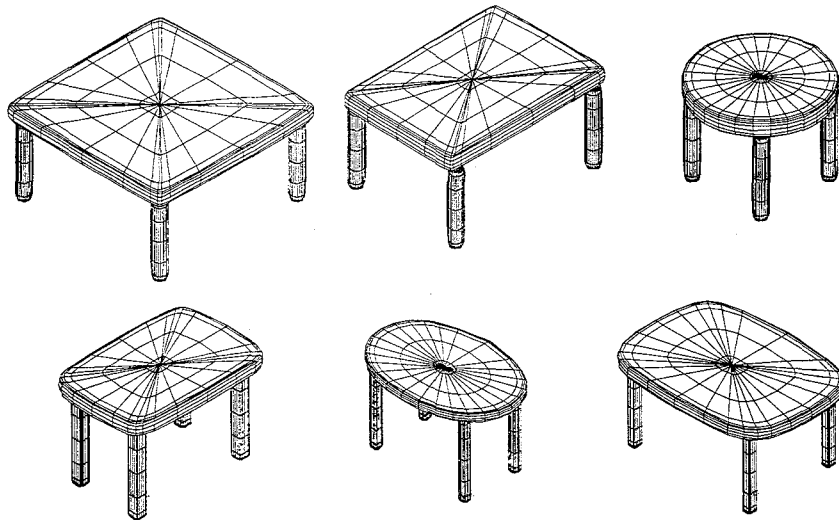


図 5.5 テーブルの入力形状

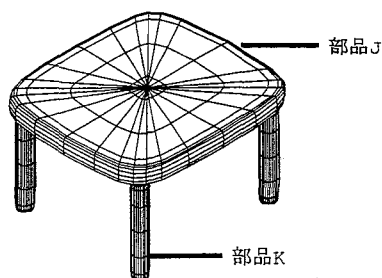


図 5.6 テーブルの代表形状

対応しない場合には適用できない。また、一対一に部品が対応する場合であってもクラス内の形状が一様である必要がある。

5.5 結言

本章では、3次元複合形状を対象としたモデル獲得手法を提案した。本論文において提案した複合形状の表現形式は、正規化により部品の高さや形状に依存しない人間の感覚に合致した接続関係を表現できるため、3次元形状間の比較に寄与し、言語表現との対応を容易にする。また、前章で提案した部品分割手法によりすべての物体が同一のパラメータ空間において表現することができるため、基本形状と同様にパラメータ空間と幾何学的概念空間を定義し、それぞれの空間において定量的モデルと定性的モデルを統一的に獲得できることを示した。

第 6 章

結論

モデル獲得の分野において、従来の多くの研究は記号表現された属性を対象としており、形状などの記号表現が困難な属性に関する研究は比較的少ない。しかしながら、形状モデルはコンピュータビジョンの分野への応用などが期待でき、3次元形状モデルを獲得することは意義が大きいと考えられる。そこで本論文では、同一クラスに属する物体を部品分割し、その分割結果を基にそのクラスの3次元物体の形状モデルを獲得する手法を提案した。

以下に、本論文で得られた諸結果をまとめる。

第2章では、3次元物体の代表的な表現形式を概観し、超二次関数が大局的な形状特徴を表現でき、形状の操作性が優れているなどの点において、他の表現形式よりモデル獲得に適していることを確認した。また、超二次関数による3次元形状の近似において、軸を求めることにより一意に最適な形状にレンジデータを近似できることを示し、複数の超二次関数で表された複合形状を接続2部品間の位置関係に基づく表現形式で表すことを提案した。この表現形式は部分形状の大きさや形状に依存しない人間の感覚に合致した接続関係を表現できるため、物体の比較や形状モデル獲得に応用できる。

第3章では、単一の超二次関数によって表現できる基本形状の物体を対象に形状モデルを獲得する手法を提案した。3次元形状に関するパラメータ空間と幾何学的概念空間を定義し、実験結果からそれぞれの空間において妥当と判断できる、形状の定量的記述である定量的モデル、および形状の言語的記述である定性的モデルを獲得できることを示した。また、定量的モデルから比較的単純な認識の尺度を定義し、形状が類似した物体をその尺度を用いて区別できることを示し、定量的モデルの物体認識へ

の応用が期待できることを示唆した。

第4章では、基本的には同一の部品構成を持つ物体からなるクラスを対象に部品分割手法を考案した。同一クラスに属する物体の部品構成を考慮することにより、機能に対応した部品に分割でき、分割表現を改善できることを実験的に確認した。この分割手法による分割結果は同一の部品構成であるため、3次元物体を構成する個々の部品を考慮した物体間の比較やモデル生成などに応用が容易である。また、同一クラスに属する物体の部品構成がほぼ一定の人工物に対して本分割手法は有効である。

第5章では、部品分割された結果を基に、3次元複合形状を対象としたモデル獲得手法を提案した。第4章で得られた実験結果を基に、妥当と判断できる定量的モデルおよび定性的モデルを獲得できることを示した。また、第2章において提案した複合形状の表現法を用いることにより、実験例の“テーブル”では、その形状が多様であるにもかかわらず“脚”の接続関係はほぼ一定となり、人間の感覚に合致した定量的モデルを獲得できることを示した。また、定性的モデルにおいて、この表現法は言語表現との対応を容易にすることを確認した。

今後の課題として以下のことが挙げられる。

第一に、本論文における部品分割手法は、同一の部品構成の物体からなるクラスを対象としているため、同一クラスであっても部品構成が異なる物体がある場合(例えば、4本脚と1本脚のテーブル)は、本分割手法を適用することはできない。これは、唯一の部品構成モデルを考えているためと考えられる。今後は、分割結果に柔軟性を持たせるために異なる部品構成の分割結果を許容することが考えられる。部品構成モデルを決定する際に部品構成によりグループ化したが、このグループの頻度によってその分割結果の妥当性を評価する。この評価結果と各物体の近似誤差に基づき各物体の部品分割結果を再評価し、最終的な分割結果とすることが考えられる。

第二に、形状モデル獲得手法は、同一の部品構成の物体のみからなるクラスを対象としているが、今後は、様々な形状の物体からなるクラスを対象とする形状モデル獲得手法の確立を目指す。同一の部品構成ではない物体をパラメータによって比較することはできないため、このような場合は新たなモデル構築法が必要となる。これを解決する一つの方法は異なる部品構成の物体をサブクラスや例外として処理し、木構造のような階層を持つ構造を用いて表現する必要があると推察される。

第三に、形状モデル獲得手法には正事例のみを与えているが、負事例を与えた場合

の操作を定義する必要がある。すなわち，正事例を受け入れ，負事例を棄却する一般的な記述を獲得する手法を検討する必要がある。これには，一般的に良好なモデル獲得結果を得るには必要とされるニアミス概念を形状に関して考察する必要がある。

最後に，本研究の結果得られた形状モデルを視覚システムに適用し，形状モデルの妥当性を評価する必要がある。第3章において定量的モデルの物体認識への応用の可能性を示唆したが，基本形状の単純な場合のみを考察したにすぎず，多くの問題が残されている。今後はまず，比較的容易であると考えられる3次元データを対象とした場合を検討する。この場合は，未知物体の3次元データを超二次関数により近似し，パラメータを用いて定量的モデルと比較することにより認識できると推察される。次に，2次元画像に対して物体認識を試みる必要がある。定量的モデルは3次元のデータであるため，3次元のデータと2次元のデータを照合することは困難であると考えられる。しかし，3次元のモデルを用いた認識手法であるCAD Based Visionが提案されており[Zhang 93]，これを参考に考察を加える。以上のことを考慮し，本論文で提案した形状モデル獲得手法を含む汎用的な視覚システムの構築を目指す。

近年の人工知能研究において，多くの有益な成果が得られているにもかかわらず，そのレベルはまだ低いと言わざるをえない。人間の認知機能に比べると程遠いというのが現状であろう。しかしながら，この分野に対する社会的期待は大きく，さらに研究を積み重ねることが必要である。本論文において議論した3次元物体の形状モデル獲得に関する研究は，その一つの小さな分野にすぎないが，その重要性はコンピュータビジョン，コンピュータグラフィクスなど広範な分野で認められることであろう。形状モデル獲得の研究はまだ緒に着いたばかりであり，本研究が多少なりともその先駆的な役割を担えば筆者の幸甚の至りとするところである。

謝辞

本研究を遂行するにあたり、懇切なる御指導、および御鞭撻を頂きました大阪大学産業科学研究所 北橋 忠宏 教授に対し、衷心より感謝の意を表します。

本研究に関して貴重な御教示を頂きました大阪大学大学院基礎工学研究科 首藤 勝 教授、都倉 信樹 教授に心から感謝致します。

大阪大学大学院基礎工学研究科 今井 正治 教授、井上 克郎 教授、柏原 敏伸 教授、菊野 亨 教授、谷口 健一 教授、故 西川 清史 教授、萩原 兼一 教授、橋本 昭洋 教授、藤井 護 教授、藤原 融 教授、宮原 秀夫 教授、同大学医学部 田村 進一 教授には、講義などを通じ様々な御指導と御教示を賜りました。厚く御礼申し上げます。

本研究の全過程を通じ、直接の御指導を賜わり、終始熱心なる御助言を頂いた大阪大学産業科学研究所 馬場口 登 助教授に心より感謝申し上げます。

レンジデータの計測にあたり、奈良先端科学技術大学院大学の計測機器 (Cyberware model 3030/PS) の使用に便宜を図って頂いた横矢 直和 教授、岩佐 英彦 助手に深く感謝致します。

大阪大学産業科学研究所 大原 剛三 助手には研究室において日頃から始終御配慮を賜りました。また、筆者の所属する研究室の元スタッフである近畿大学 淡 誠一郎 講師、京都大学 角所 考 助教授、松下電工株式会社 顧 海松 博士、兵庫大学 高野 敦子 講師には御厚意溢れる御助言と御支援を頂きました。ここに深謝申し上げます。

筆者の共同研究者であった折本 勝則 氏 (現, 富士通)、伊藤 充男 氏 (現, 奈良先端科学技術大学院大学) にはミーティングなどを通じ、熱心な御討論、本研究を遂行する上での様々なアイデアを頂きました。ここに深く御礼申し上げます。

筆者の属する研究室の同級生であった上田 俊弘 氏 (現, JR 東海)、上原 英昭 氏 (現, 毎日放送)、大矢 宗樹 氏 (現, 関西電力) には、公私にわたって色々とお世話になり、本研究を遂行する上での有益な御助言を頂きました。心から御礼申し上げます。

最後に、日頃から研究などいろいろな面でお世話になりました北橋研究室の皆様へ心より感謝の意を表します。

参考文献

- [石淵 96] 石淵, 岩崎, 竹村, 岸野: 画像処理を用いた実時間手振り推定とヒューマンインタフェースへの応用, 電子情報通信学会論文誌 (D-II), Vol.J79-D-II, No.7, pp.1218-1229(1996).
- [佐藤 90] 井口, 佐藤: 三次元画像計測, 昭晃堂 (1990).
- [上野 88] 上野, 小山: エキスパート・システム, オーム社 (1988).
- [大須賀 87] 大須賀, 佐伯: 知識の獲得と学習, オーム社 (1987).
- [折本 95] 折本, 安村, 馬場口, 北橋: 三次元物体を対象とするクラス共通の分割法, 電子情報通信学会技術報告, PRU95-177(1995).
- [折本 97] 折本, 安村, 馬場口, 北橋: 全周型レンジデータからの物体部品構成モデルの獲得, 電子情報通信学会技術報告, PRMU96-158(1997).
- [白井 80] 白井 良明: コンピュータビジョン, 昭晃堂 (1980).
- [中田 87] 中田 富紘: IC マスクの自動検査, テレビジョン学会誌, Vol.41, No.10, PP.881-884(1987).
- [橋本 82] 橋本新一郎: 文字認識概論, 電子通信協会 (1982).
- [堀越 90] 堀越, 笠原: 超 2 次関数による 3 次元形状インデクシング, 電子情報通信学会論文誌 (D-II), Vol.J73-D-II, No.10, pp.1716-1724(1990).

- [堀越 94a] 堀越, 鈴木, 中根: A I C (赤池の情報量規準) を用いた最小部品による形状記述法, 電子情報通信学会論文誌 (D-II), Vol.J77-D-II, No.9, pp.1691-1700(1994).
- [堀越 94b] 堀越, 鈴木, 中根: 手書きスケッチ操作による三次元モデルの入力と立体形状検索への応用, 情報処理学会論文誌, Vol.35, No.9, pp.1750-1757(1994).
- [堀越 95] 堀越, 末永, 中根: 超二次関数膨張法と球面調和関数による 3次元形状の記述, 電子情報通信学会論文誌 (D-II), Vol.J78-D-II, No.1, pp.50-60(1995).
- [安村 94] 安村, 馬場口, 北橋: 三次元物体形状の一般化に関する一考察, 情報処理学会第 49 回全国大会 (1994).
- [安村 95a] 安村, 折本, 馬場口, 北橋: 超二次曲面による三次元形状の帰納学習に関する一考察, 電子情報通信学会技術報告, PRU94-122(1995).
- [安村 95b] 安村, 折本, 馬場口, 北橋: サブクラスや例外を考慮した三次元形状のクラス記述の獲得, 情報処理学会第 51 回全国大会 (1995).
- [安村 96] 安村, 折本, 馬場口, 北橋: 三次元物体形状の定量的・定性的モデルの獲得, 人工知能学会全国大会 (第 10 回), pp.383-386(1996).
- [安村 98a] 安村, 折本, 馬場口, 北橋: 超二次関数を用いた三次元物体形状の定量的・定性的モデルの獲得, 人工知能学会誌, Vol.13, No.1, pp.75-82(1998)
- [安村 98b] 安村, 折本, 馬場口, 北橋: 部品構成モデルの自動生成による三次元物体の部品分割, 情報処理学会論文誌 (投稿中).

- [Barr 81] A. H. Barr : Superquadrics and Angle-Preserving Transformation, IEEE Computer Graphics & Application, Vol.1, pp.11-23(1981).
- [Binford 71] T. O. Binford: Visual Perception by Computer, IEEE Conference on Systems and Control(1971).
- [Brunelli 93] R. Brunelli and T. Poggio, Face Recognition: Features Versus Templates, IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence, Vol.15, No.10, pp.1042-1052(1993).
- [Cho 94] K. Cho and S. M. Dunn : Learning Shape Classes, IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence, Vol.16, No.9, pp.882-888(1994).
- [Darrel 90] T. Darrel, S. Sclaroff and A. Pentland: Segmentation by Minimal Description, Proceedings of 3rd International Conference on Computer Vision, pp.112-116(1990).
- [Marr 87] D. Marr: Vision –A Computational Investigation into the Human Representation and Processing of Visual Information–, W. H. Freeman and Company(1982) (乾, 安藤訳: ビジョン-視覚の計算理論と脳内表現, 産業図書 (1987)).
- [Michalski 80] R.S. Michalski : Pattern Recognition and Rule-Guided Inductive Inference, IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence, Vol.2, No.4, pp.349-361(1980).
- [Pentland 86] A. Pentland : Perceptual Organization and the Representation of Natural Form, Artificial Intelligence, Vol.28, No.3,pp.293-331(1986).
- [Pope 95] A.R. Pope and D.G. Lowe : Learning Object Recognition Models from Images, Proceedings of 4th International Conference on Computer Vision, pp.296-301(1995).

- [Rosenblatt 57] F. Rosenblatt: The Perceptron: A Perceiving and Recognizing Automaton, Project PARA, Cornell Aeronautical Laboratory Report, 85-460-1 (1957).
- [Solina 90] F. Solina and R. Bajcsy : Recovery of Parametric Models from Range Images: The Case for Superquadrics with Global Deformations, IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence, Vol.12, No.2, pp.131-147(1990).
- [Stark 91] L. Stark and K. Bowyer : Achieving Generalized Object Recognition through Reasoning about Association of Function to Structure, IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence, Vol.13, No.10, pp.1097-1104(1991).
- [Ueda 93] N. Ueda and S. Suzuki : Learning Visual Models from Shape Contours Using Multiscale Convex/Concave Structure Matching, IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence, Vol.15, No.4, pp.337-352(1993).
- [Yasumura 95] Y. Yasumura, K. Orimoto, N. Babaguchi and T. Kitahashi: Inductive Learning of 3D Shapes with Superquadrics Representation, Proceedings of 2nd Asian Conference on Computer Vision, Vol.3, pp.310-314(1995).
- [Yasumura 97] Y. Yasumura, K. Orimoto, N. Babaguchi and T. Kitahashi : Acquisition of an Object Structural Model of a Class, Seventh European-Japanese Conference on Information Modeling and Knowledge Bases, Vol.1, pp.69-74(1997).
- [Zhang 93] S. Zhang, G.D. Sullivan and K.D. Baker : The Automatic Construction of a View-Independent Relational Model for 3-D Object Recognition, IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence, Vol.15, No.6, pp.531-544(1993).

- [Zhongzhi 92] Zhongzhi Shi: Principles of Machine Learning, International Academic Publishers (1992).