

実例と教示による物体形状の概念学習

— 定量 3D 情報から定性値表現へ —

董 剛 山口智浩 八木康史 谷内田正彦
大阪大学 基礎工学部 システム工学科

従来のコンピュータビジョンの研究では、画像から面の形状や他の面との接続関係等の特徴を抽出し、それらをあらかじめ蓄えていたモデルと照合することにより、物体の認識を行う。しかし、このような手法で、物体のより高次のクラス概念を表現するのは適切でない。本研究では、ステレオ視で観測した3Dモデルから物体の形状概念を学習するシステムを提案する。学習の方法としては、人間が概念の事例をシステムに教示する。正負例からの学習アルゴリズムを用いる。本稿では、全体システムの構成と物体の3D幾何形状を本研究で提案する概念記述言語で定性的な表現に変換する手法及びその定性表現上での概念学習の概要について述べる。

SHAPE CONCEPT LEARNING FROM EXAMPLES AND EXPLANATION

-from 3D quantitative representation to qualitative representation-

Gang Dong, Tomohiro Yamaguchi, Yasushi Yagi, Masahiko Yachida
Department of Systems Engineering, Osaka University
Machikaneyama 1-1, Toyonaka, 560, Osaka, Japan

Model-based method is often used for object recognition in the computer vision field, but it is difficult to obtain a generic model to represent different objects. In our research, a concept learning system has been given which takes 3D geometric model of the objects obtained from stereo vision as the example to generate a shape concept of the objects. The learning method is that the example of the concept is taught to the system and the algorithm of learning from positive and negative examples has been used. The configuration of the system and the concept description language which can be used to represent the features and relations of the surfaces qualitatively have been presented in the paper.

1. まえがき

環境認識と環境モデルの構築の研究はロボットビジョンの研究にとって非常に重要な内容である。とくに、自律的に動き回る移動ロボットにとって、障害物の検出、作業対象の判断、また自己位置の同定などのため環境認識を行うのは必要がある。従来の研究では、一般に、ステレオ視や三眼視などの移動ロボット上に搭載した受動型センサから得られた画像データに基づいて三角測量原理とか三眼視の三次元空間の幾何拘束条件などを利用して環境モデルの構築が行われる[6]。そこでは、常に画像から面の形状や他の面との接続関係などの特徴を抽出し、それらをあらかじめ蓄えていたモデルと照合するという方法をとってきた。ここで、モデルとしては、三次元の幾何形状モデルがよく用いられていた。しかし、幾何モデルは個々の具体的な物体を表現するにはよいが、例えば、「家らしさ」といった共通の概念を表現するには適切でなくまた、種々の形状に対して、それらすべての幾何モデルを持つことは現実的に不可能である。したがって、概念に対応する共通モデルを獲得が必要となる[5]。本研究では、このようなモデルをコンピュータが学習する手法について述べる。

本研究では、複雑な対象の具体例をいくつか機械に見せるだけで、それらに共通する概念を機械が自動的に学習することを目指した。二次元的な形状は視点の位置により大きく異なるため、共通概念の学習が難しくなる。このため、元の世界における三次元的な形状をもとに学習することにした。

一方、機械学習の分野でも物体の概念を学習する研究が行われている。しかし、抽象度の高い記号化された表現を仮定し、またその対象もアーチのような簡単なものに限られていた。

このように従来は、CVとAIとが別々に研究を行っていたため、両者を融合した物体認識と概念学習を行うシステムの研究例は少ない。問題点として、CVでの定量表現と、AIでの記号表現との間での表現の違いが大きいため変換が困難であるという問題があった。そこで、本研究は、このような一貫したシステムを実現するため以下の点について研究を行う。

- (1) 定量情報を定性情報への変換
- (2) 柔軟な概念記述表現上での概念学習

本稿は(1)の変換の自動化を中心に述べる。

2. システムの概要

システム全体の処理の流れを図1に示す。

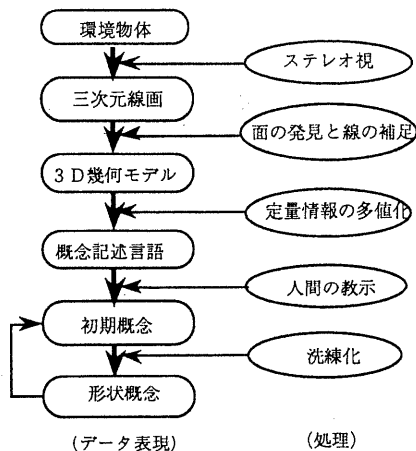


図1 システムの構成

図1に示す通り、このシステムでは、ステレオ視によって獲得された物体のモデルから物体の形状概念を学習によって生成する。幾何特徴と関係の定量表現を定性表現へ変換した上で、例からの学習を行い、抽象的な概念を獲得する。次に本システムの各部分について述べる。

2. 1 物体の三次元情報の獲得と空間構成の理解

本研究では、3次元の形状をもとに学習する。ビジョンシステム部では、対象をテレビカメラに見せるだけでその3次元情報(3次元線画)を獲得することができる。3次元線画情報を得る手法としては三眼ステレオ視法を用いることにより[1]、両眼視における対応点決定の問題を解決した。

以上の方法によって求めた物体の3次元線画情報は各線分の位置情報のみである。その上、線分の欠落問題が存在している。それに対して、幾何拘束条件などのヒューリスティックを利用して、面の発見と線の補足を行って、物体の各面の認識、面と面で囲まれた物体といった物体(家)の空間構成を認識した[2,3]。これを本研究では、3D幾何モデルと呼ぶことにする。それを本研究での学習部分の入力データとして物体の形状概念を学習する。

2. 2 定性的な概念記述言語の生成

以上で獲得された物体の3次元の空間構成の記述を学習データとして、概念の学習を行う。しかし、そのような3次元定量表現を概念表現としたのでは、

概念の探索空間が大きくなり、従来の学習手法を適用することは難しい。そこで、形状概念を抽出しやすくするため、物体を構成する各平面の特徴と平面間の関係における定性的な表現を概念記述言語として設定し、観測された定量情報からこれらの記述を生成する。

2. 3 初期概念の生成

ある観測対象に対して、観測された3次元情報を定性的に表現し、この表現上で概念を学習する。最初は、正事例を人間が教示することによって初期概念を生成する。初期概念の生成には二つの考え方がある。一つは対象物体自身から初期概念を生成する。もう一つは対象物体をまず各構成部分に分割し、次に、各部分に対して初期概念を生成する。後者は、特に、対象物体の構成が複雑である場合に有効である。本研究では、対象とする家が、比較的複雑な構造を持つため、後者の手法を用い家の構造を教示することにする。

2. 4 概念の洗練化

実世界では、ロボットが動きながら、環境範囲内の対象物体を観測するので、対象物体を逐次的に観測する場合が多い。そこで、本研究では、形状概念を逐次的に学習し、生成された概念記述が、新たな正事例や負事例に対して正しく認識できるかどうかについて検証を行う。誤認識があれば、その事例をシステムに教示し、概念の洗練化を行う。概念を洗練化する方法として標準的な正負の例からの学習アルゴリズム[7]を用いる。

3. 定量表現から定性表現へ

3. 1 なぜ定性表現が必要か

ステレオ視で観測された物体の3次元的な空間構成の記述は、対象の3D幾何モデルの定量値(座標値)である。そのような3次元定量値をそのまま概念表現としたのでは、概念の探索空間が大きくなり、従来の学習手法をそのまま適応することは難しい。また、定量的な表現は詳細に記述可能であるが、概念記述はある程度の共通性、抽象性が要求される。以上により、定性的な表現が必要である。

3. 2 どのような定性表現が必要か

本研究では、物体の3次元的な空間構成情報のみ注目し、機能と色などについての情報は用いない。空間構成情報は特徴と関係で構成されるので、そこで、それらの定性的な表現を概念記述言語として設定する。表現すべきなのは、

- ・特徴：幾何定量値(大きさ、長さ、高さなど)
 - ・関係：特徴間の隣接関係(共面、共線、垂直、平行、なす角度)、特徴間の空間関係(上下)
- 要するに、空間特徴と空間関係の多様性と定性性を表現するような表現言語が必要である。

3. 3 概念記述言語の導入

本研究では、特徴と関係の多様性と定性性を表現する多値論理[4]を概念記述言語として導入する。多値論理についての従来の研究は汎用の記述とその記述における帰納過程に注目するが、3次元空間特徴と関係については論じられてない。本研究では、従来の多値論理の基本表現式を利用して、平面中心での特徴と関係の定性的な概念記述言語を定義する。

3. 3. 1 多値論理の基本式

多値論理の基本式を以下の式(1)に示す。

$$L = R \quad (1)$$

ここで、Lは変数を持つ関数記号として各空間特徴と関係を表す。Rは関数記号Lに対する変化領域である。例えば、ある平面Sが四角形の形状を持つ事実は式(1)によって以下のように表現できる。

$$[Shape(S) = rectangle]$$

いくつかの平面から構成された対象物体に対して基本式の集合で各平面と平面間の関係を表現する。

3. 3. 2 概念記述言語

3D幾何モデルから物体を構成する各平面对応する特徴と関係を、概念記述言語として以下に定義する。

(1) 関数記号部分Lの記述：

- ・特徴
 - 幅(Width)、高さ(Height)、長さ(Length)と大きさ(Size)
- ・関係
 - (i) 隣接関係：共線(CoEdge)、共面(CoSurface)、

共線(CoEdge), 垂直(Perpendicular), 平行(Parallel), 角度(Angle)

(ii) 空間関係: 上下(Upper, Lower)

(2) 多値論理の領域値 R の記述:

関数記述部分 L に対応する領域値は各特徴と関係の種類によって領域の種類と変化範囲が異なる。領域値は以下の2種に分類して定義する。

(i) 論理値類 {真, 偽}:

これは従来の二値論理と同じように, 真と偽の領域値を持っている。この領域値はある空間関係が存在するかどうかの事実を表現する。

(ii) 線形性類:

これは特徴の幾何定量値と特徴間の隣接関係に適応する。幾何定量値についての領域値は定量値の範囲を非常に小さい (very_small) から非常に大きい (very_large) までの7段階に分割して定性化する。隣接関係についての領域値は包含, 交差, 独立と共通で定性的なラベルに分割する。

本研究で用いる表現式を表1に示す。

表1 本研究で用いる概念記述言語

分類	関数記号	領域値
特徴 幾何 寸法	Width(X)	{Very_small, Small, Medium_small, Medium, Medium_large, Large, Very_large}
	Height(X)	{Very_small, Small, Medium_small, Medium, Medium_large, Large, Very_large}
	Length(X)	{Very_small, Small, Medium_small, Medium, Medium_large, Large, Very_large}
	Size(X)	{Very_small, Small, Medium_small, Medium, Medium_large, Large, Very_large}
隣接 関係	CoEdge(X1, X2)	{Contain, Cross, Independence, Equal}
	CoSurface(X1, X2)	{Contain, Cross, Independence, Equal}
	Perpendicular(X1, X2)	{True, False}
	Parallel(X1, X2)	{True, False}
空間 関係	Upper(X1, X2)	{True, False}
	Lower(X1, X2)	{True, False}

表1に隣接関係でのなす角度の定義は角度範囲[0, 180]の定量値を7段階に分けて定義する(図2に示す)。しかし, 90度を垂直と, 0度と180度を共面として処理する。物体を構成する各平面に対して物体の中心に向かう方向を法線の正方向とする。

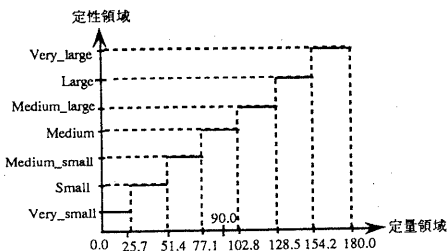


図2 角度定量値の分割

共線と共面についての領域値の定義は以下の図3,

図4に示す。

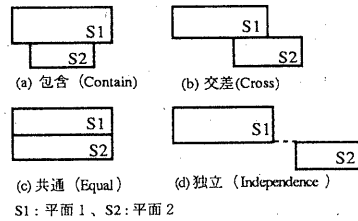


図3 共線 (CoEdge) 関係の領域値

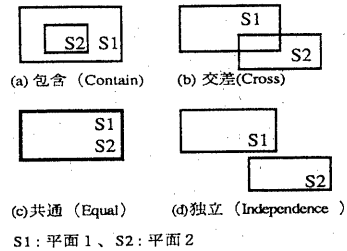


図4 共面 (CoSurface) 関係の領域値

例として, 図5に示した簡単な幾何モデルを以上に述べた概念記述言語で表現することができる。

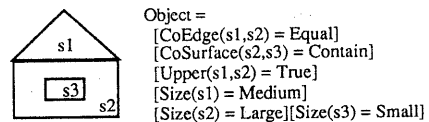


図5 簡単な幾何モデルの定性表現

ここで, すべての表現式はAND関係を持つ。

3.4 どうやって定量値を定性値にマッピングするか

ステレオ視によって観測された対象(家)の3D幾何モデルを概念記述言語で表現する方法については3.3節に述べた。次に, 与えられた定量値をどうやって定性表現言語での定性値の範囲にマッピングするかについて説明する。本研究では, まず, 定性化の注目点によって各定性化方法を論じ, 次に本研究で用いる定性化の手法について説明する。

3.4.1 定性化範囲について

(1) 相対値で定性化

観測された3次元定量値を, まず, 共通の変化範囲に正規化して, 正規化された定量値を定性表現式の領域値にマッピングする。この方法では, 異なる観測対象の絶対量の差が区別できない(例えば, 人間の家と人形の家)という欠点がある。

(2) 絶対値で定性化

観測された3次元定量値を正規化せずに定性表現式の領域値にマッピングする。この方法では、異なる観測対象の絶対値の差が区別できるが、同じ形状を持つ対象でも、大きさが異なれば、異なるクラスに分類してしまうという問題が生じる。

以上より双方に、問題はあるが、本研究では、「家らしさ」を概念として学習するため、(1)の手法を用いる。

3.4.2 定量値を多段階の定性分割について

各定量値をどうやってきちんと分割して定性値(Small, Largeなど)にマッピングするかという問題がある。特に、定量値が重要な場合、定量値の定性的な分割によっては、後の概念学習に大きな影響が生じる。分割方法としては以下の二つがある。

(1) 均等分割

3D幾何モデルに対して定性表現に必要な定量値における変化領域を計算して、この領域範囲を定性表現に必要な段階数に均等に分割して定性表現での領域値にマッピングする。この方法は概念を構築する際に、定量値における重要性とか各定量値の分布についての背景知識を用いない場合の単純な分割方法である。

(2) 非均等分割

幾つかの観測対象における各定量値を例の分布から情報量等を用いてパターン認識を行い、分割する。分割された結果によって定量値を各定性値にマッピングする。

本研究では、(2)のパターン認識は行わず、単純な(1)を用いることにする。

3.4.3 定量値を定性値にマッピングするアルゴリズム

3D幾何モデルの定量表現から定性表現を生成するアルゴリズムを図6に示す。

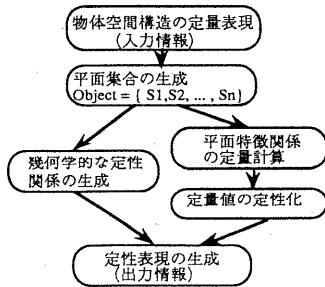


図6 定性化アルゴリズム

図6に示した定性関係と特徴の定性化の手順を図7と図8に示す。

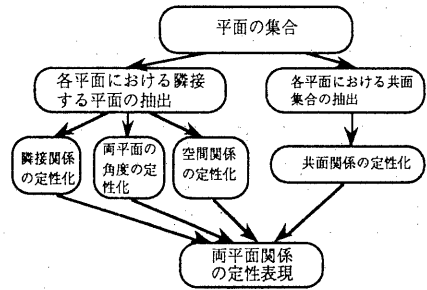


図7 平面関係の定性化手順

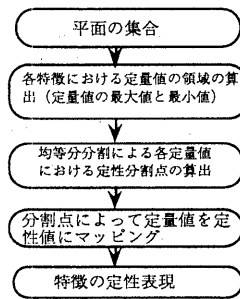


図8 平面特徴の定性化手順

以上のアルゴリズムを用いて図9に示した「家」の3D幾何モデルの定性表現を生成する手順を述べる。ここで、地面を特別な平面定数Gとして行う。

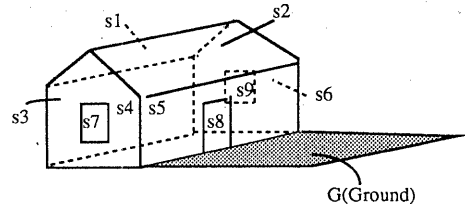


図9 家の3D幾何モデル

・平面集合の生成：

$$S = \{s1, s2, s3, s4, s5, s6, s7, s8, s9, G\}$$

(1) 平面関係について

・隣接関係を持つ両平面集合の抽出：

隣接関係を持つ両平面集合：

$$S_{ce} = \{ (s1, s2), (s1, s3), (s1, s4), (s1, s6), (s2, s4), (s2, s5), (s2, s6), (s3, s4), (s3, s6), (s3, G), (s4, s5), (s4, G), (s5, s6), (s5, s8), (s5, G), (s6, G) \}$$

・共面関係を持つ両平面集合の抽出：

$$S_{cs} = \{ (s4, s7), (s5, s8), (s6, s9) \}$$

・隣接関係の計算：

図7の手順によって S_{ce} に含まれた両平面関係を

計算する。

(i) なす角度の計算：

求めた各平面の法線ベクトルによって計算した定量値を図2に示した分割によって定性化する。定性化の結果を表2に示す。

表2

Scs	(s1,s2)	(s1,s3)	(s1,s4)	(s1,s6)	(s2,s4)	(s2,s5)	(s2,s6)	(s3,s4)
なす角度	60	150	90	90	90	150	90	90
定性化	Medium_small	Large	Perpendicular			Large	Perpendicular	

表2 続き

Scs	(s3,s6)	(s3,G)	(s4,s5)	(s4,G)	(s5,s6)	(s5,s8)	(s5,G)	(s6,G)
なす角度	90	90	90	90	90	0	90	90
定性化	Perpendicular					Parallel	Perpendicular	

(ii) 定性空間関係と共線関係の領域の計算：

定性空間関係は、各平面の相対関係を意味する。しかし、地面を下と仮定する。

共線する両平面に対して共線した両線の長さにおける図3に示した定性関係を計算する。ここで、地面を大きさが無限大である平面として仮定する。

計算結果を表3に示す。

表3

Scs	(s1,s2)	(s1,s3)	(s1,s4)	(s1,s6)	(s2,s4)	(s2,s5)	(s2,s6)	(s3,s4)
空間関係	Upper	Upper	Upper	Upper	Upper	Upper	Upper	Upper
CoEdge	Equal							

表3 続き

Scs	(s3,s6)	(s3,G)	(s4,s5)	(s4,G)	(s5,s6)	(s5,s8)	(s5,G)	(s6,G)
空間関係	Upper	Upper	Upper	Upper	Upper	Upper	Upper	Upper
CoEdge	Equal	Contain	Equal	Contain	Equal	Contain	Contain	

・ 共面関係の計算：

Scsに対して幾何学拘束によって図4に示した関係を計算する。

計算結果を表4に示す。

表4

Scs	(s4,s7)	(s5,s8)	(s6,s9)
CoSurface	Contain		

(2) 平面特徴について

平面集合Sに含む各平面に対して多角形の面積計算方法によって各平面の大きさを計算する。

計算結果を表5に示す。

表5

S	s1	s2	s3	s4	s5	s6	s7	s8	s9
大きさ	800.0	800.0	1200.0	600.0	1200.0	600.0	100.0	250.0	100.0

大きさの最大値：1200.0、最小値：100.0

領域 [100.0,1200.0] を7階段に分割して求めた分割点及び分割点による定量値と定性値の対応を図10に示す。

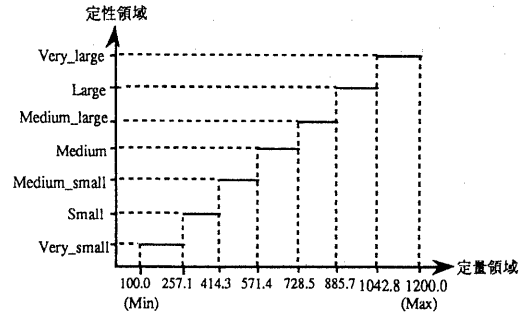


図10 均等分割における定量値と定性値の対応

図10に示したように各平面における定量値を定性化にマッピングする。

(3) 定性表現の生成：

以上の方法によって図9に示した物体から生成された定性表現を図11に示す。

```
[Angle(s1,s2) = Medium_small][Angle(s1,s3) = Large]
[Angle(s2,s5) = Large][Perpendicular(s1,s4)=True]
[Perpendicular(s1,s6)=True][Perpendicular(s2,s4)=True]
[Perpendicular(s2,s6)=True][Perpendicular(s3,s6)=True]
[Perpendicular(s3,G)=True][Perpendicular(s4,s5)=True]
[Perpendicular(s4,G)=True][Perpendicular(s5,s6)=True]
[Perpendicular(s5,G)=True][Perpendicular(s6,G)=True]
[Parallel(s5,s8) = True][Upper(s1,s3) = True]
[Upper(s1,s4) = True][Upper(s1,s6) = True]
[Upper(s2,s4) = True][Upper(s2,s5) = True]
[Upper(s2,s6) = True][Upper(s3,s4) = True]
[CoEdge(s1,s2) = Equal][CoEdge(s1,s3) = Equal]
[CoEdge(s1,s4) = Equal][CoEdge(s1,s6) = Equal]
[CoEdge(s2,s4) = Equal][CoEdge(s2,s5) = Equal]
[CoEdge(s2,s6) = Equal][CoEdge(s3,s4) = Equal]
[CoEdge(s3,s6) = Equal][CoEdge(s4,s5) = Equal]
[CoEdge(s5,s6) = Equal][CoEdge(s5,s8) = Contain]
[CoSurface(s4,s7) = Contain][CoSurface(s5,s8) = Contain]
[CoSurface(s6,s9) = Contain][Size(s1) = Medium_large]
[Size(s2) = Medium_large][Size(s3) = Very_large]
[Size(s4) = Medium][Size(s5) = Very_large]
[Size(s6) = Medium][Size(s7) = Very_small]
[Size(s8) = Very_small][Size(s9) = Very_small]
```

図11 図9の家の3次元空間構成の定性表現

4. 定性表現における概念学習

3章の手法により、3D幾何モデルから、3章で定義した概念記述言語上へ変換を行い、得られた定性表現を入力として概念学習を行う方法について説明する。

4. 1 形状概念の学習アルゴリズム

本研究で用いる形状概念の学習アルゴリズムを以下に示す。図11の定性表現は屋根、窓、壁とドアの四つの副概念にあらかじめ分割して教示し、副概念として学習し、各副概念と副概念間の関係に分けて学習することにより家の全体の初期概念を獲得する。

- (1) 正事例の教示による初期概念記述の生成
学習させたい概念の正事例をひとつ与え、初期概念を生成させる。
- (2) 概念記述を用いた正事例、負事例の分類
幾つかの例を与え、システムのもつ概念記述を用いて分類を行う。
- (3) システムの誤分類に対する、正解の教示
分類に誤りがある場合、その例を正または負事例として教示する。
- (4) 正負の例からの学習による概念の洗練化
誤分類が正事例ならば、正事例を含むように記述を一般化し、負事例ならば、負事例を含まないように記述を特殊化する。

次に、(1)での初期概念の生成手順を以下に示す。

- (1-1) 定性表現された物体を学習させたい概念の正事例としてひとつ与える；
- (1-2) 人間の教示によって定性表現された物体をいくつかの構成部分に分ける；
- (1-3) 各構成部分の定性表現を一般化して初期(副)概念を生成する；
- (1-4) 生成された各副概念間の関係(平面レベル)から初期概念を生成する。

4. 2 事例

図9の「家」を例とした家の概念の概要について説明する。

まず、家の概念の正事例として図9の家を教示し、初期概念を生成する。ここでは、屋根の部分だけ用いて学習過程を説明する。

屋根を構成する平面 s_1, s_2 に関する部分を、図11から抽出した記述を図12に示す。

```
Roof1=
[Angle(s1,s2) = Medium_small][CoEdge(s1,s2) = Equal]
[Size(s1) = Medium_large][Size(s2) = Medium_large]
```

図12 図9の家1の屋根の定性表現

定性表現式の変数化 ($s_1 \rightarrow X_1, s_2 \rightarrow X_2$) により生成された屋根の初期概念を図13に示す。

```
Roof Initial Concept =
[Angle(X1,X2) = Medium_small]
[CoEdge(X1,X2) = Equal]
[Size(X1) = Medium_large][Size(X2) = Medium_large]
```

図13 屋根の初期概念

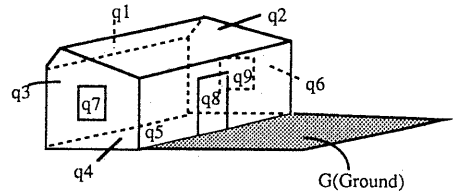


図12 「家2」の3Dモデル

次に、学習した概念記述を用いて、図12の「家2」をシステムに認識を行わせる。図13に図12の家の屋根の部分の定性表現を示す。図11の初期概念とマッチングしないので、システムは、「家2」の例が家でないと判断する。そこで、家2は正事例であると教示する。システムは4.1のアルゴリズムにしたがって、概念記述の一般化を行い、概念を洗練化する。

「家2」の屋根部分の定性表現を図13に示す。

```
Roof2 =
[Angle(q1,q2) = Medium_large][CoEdge(q1,q2) = Equal]
[Size(q1) = Very_small][Size(q2) = Medium]
```

図13 家2の屋根の定性表現

屋根の初期概念と「家2」の屋根部分から一般化で洗練された屋根概念を図14に示す。

```
Roof Concept =
[Angle(X1,X2) = Medium_small, Medium_large]
[CoEdge(X1,X2) = Equal]
[Size(X1) = Very_small, Medium_large]
[Size(X2) = Medium, Medium_large]
```

図14 正事例により洗練化された屋根の概念

同様の処理を、家の各構成部分に適用することにより「家」を構成する各部分の副概念を学習によって生成することができる。

5. 結論

本論文では、ステレオ視で観測解析した物体の3D幾何モデルから物体の形状概念を学習するシステムの概要と物体の定量表現を定性化する手法について述べ、基本アイデアの有効性の検討を行った。現状では、概念記述言語として、比較的単純な定性表現を設定しているため、記号学習の負担は少ないが、その反面、定性化の際に失われる情報、特に定量情報が多いため、形状を詳細に記述しているとは言いがたい。そこで、定量的な情報を多く残した概念記述言語に拡張することが考えられる。

今後は、概念記述言語を豊富、柔軟にした上で、どれだけ一般的な記述が得られるかという表現のバランスの問題が主要な課題である。他の課題として、定量表現を分類学習によってより合理的に定性化する問題、学習された概念による未知物体の認識などがある。

参 考 文 献

- [1] M. Yachida, Y. Kitamura and M. Kimachi, "Trinocular vision: New approach for correspondence problem", Proc. 8th ICPR, pp.1041-1044, 1986
- [2] 津戸, 八木, 谷内田, "移動視により得られたワイヤフレームモデルからの空間構成の理解", 日本ロボット学会誌, pp.477-480, 1993.11.3
- [3] A. Utsumi, Y. Yagi and M. Yachida, "Estimating Surface and Spatial Structure from Wire Frame Model Using Geometrical & Heuristical Relation," Proc. of IAPR Workshop on Machine Vision Applications, Dec. 7-9, 1992, Tokyo, Japan
- [4] R.S. Michalski, "Pattern Recognition as a rule-guided inductive inference." IEEE Trans. Patt. Anal. Machine Intell., vol. PAMI-2, No. 4, pp.349-361, 1980
- [5] 谷内田, 山口, 八木, "環境の空間構成の獲得と高次概念の学習", 「知識科学の最前線」シンポジウム, pp.17-26, 1993.11.30, 東京
- [6] 谷内田 正彦 著, "ロボットビジョン", 昭晃堂, 1990
- [7] P. H. Winston, Artificial Intelligence(Third Edition), pp.349-384, Addison-Wesley, 1992