九州大学学術情報リポジトリ
Kyushu University Institutional Repository

知識獲得機能をもった画像認識システム : 画像領域の輪郭情報の利用

有田, 大作
九州大学システム情報科学研究科知能システム学専攻 : 博士後期課程

白方, 貴史
九州大学システム情報科学研究科知能システム学専攻 : 修士課程

鶴田, 直之
九州大学システム情報科学研究科知能システム学専攻

谷口, 倫一郎
九州大学システム情報科学研究科知能システム学専攻

他

https://doi.org/10.15017/1485039

出版情報 : 九州大学大学院システム情報科学紀要. 2 (1), pp.87-92, 1997-03-26. Faculty of Information Science and Electrical Engineering, Kyushu University
バージョン :
権利関係 :

九州大学大学院
システム情報科学研究科報告
第2巻 第1号 平成9年3月

Research Reports on Information Science and
Electrical Engineering of Kyushu University
Vol.2, No.1, March 1997

知識獲得機能をもった画像認識システム
– 画像領域の輪郭情報の利用 –

有田大作* ・白方貴史** ・鶴田直之*** ・谷口倫一郎*** ・雨宮真人***

An Object Recognition System Generating Object Models from Image Examples
– Model Description Based on Contour Information –

Daisaku ARITA, Takashi SHIRAKATA, Naoyuki TSURUTA, Rin-ichiro TANIGUCHI, Makoto AMAMIYA

(Received December 24, 1996)

Abstract: We have been developing an image recognition system which has an ability to automatically acquire a model of an object class from image examples. The model is described in hierarchical relationship of segmented regions and 2-D features of the regions. The system generates a model according to the correspondence among regions of the segmentation trees. In this paper, we will discuss new model description based on contour information of the regions.

Keywords: Object recognition, Model description, Model matching, Region contour information

1. はじめに

画像認識システムにおいて，画像中のどこに対象物があるかを探索したり，画像中の領域が何であるかの認識には，対象物に関する知識が必須である．その知識をシステムが獲得するには，システム開発者が構築していくという方法もあるが，それには限界がある．よって，システムが対象物に関する知識を自分で獲得する方法が必要である．

本研究では，ユーザが「対象物の名前」および「その画像上での領域」を入力することによって，システムが自分でその対象物に関しての知識を獲得し，その知識を利用して対象物を探索・認識する方式を開発することを目指す．[1)2)3)4)]

本システムでは，ある特定の対象物の学習[5)]ではなくて，あるクラスに属する対象物を学習することが目的なので，そのクラスに必要不可欠な知識のみの獲得を目指している．ここでは，複数の画像間で領域どうしの同一性の判定を行ない，対象物に固有の領域からなる対象物モデルを獲得しており，領域の同一性判定の精度向上が一つの重要な課題となっている．今回はこの部分についての改良について述べる．

そこで，本論文では，2.節，3.節で，それぞれ，知識の構造，知識の獲得法について述べる．そして，4.で従来のシステムでの問題点を述べ，5.節で改良点を述べる．実験結果を6.節で示し，7.節でまとめる．

平成8年12月24日受付
* 知能システム学専攻博士後期課程
** 知能システム学専攻修士課程
*** 知能システム学専攻

2. 対象物モデルの構造

2.1 分割木

領域ベースの方法で画像の領域分割をおこなうときには，どの程度の類似度があったときに領域どうしを統合するのかにより分割結果が異なる．

本研究では領域分割処理に画素結合法[6)]を使用し，領域分割の細かさの程度を分割度と呼ぶことにする．ある画像に対して，分割度を大きくしていくと，大きい領域が小さい領域に分割されていく．したがって，領域には包含関係による階層構造があり，階層の深さは分割度によって表されるといえる．

本システムでは，領域間の包含関係による階層構造を表すために，**Fig.1**に示すように，各領域を二分木の各ノードに対応付ける．すなわち，木のルートノードは対象物の領域全体を表すノードであり，木の末端のノードはもうそれ以上分割されない領域を表す．

このような画像領域の階層構造を利用すると，領域分割手法の特性を反映した，対象領域の「全体」と「部分」の関係をきわめて自然に抽出し，記述することができる．

2.2 特徴テーブル

特徴テーブルは分割木の各ノードに付随し，そのノードの表す領域の形状・色の特徴，および親領域との位置関係に関する特徴を保持し，二つの分割木のノードどうしを比較する際に利用する．特徴としては，拡大縮小の

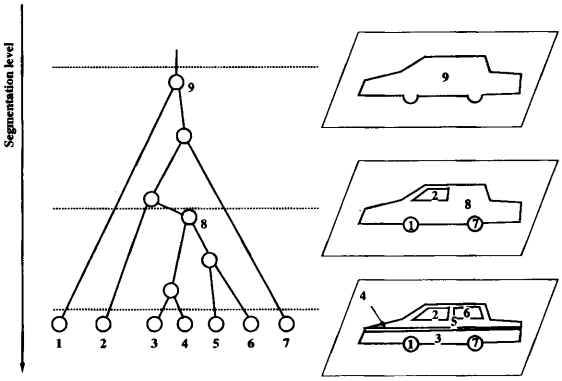

Fig.1　Segmentation Tree

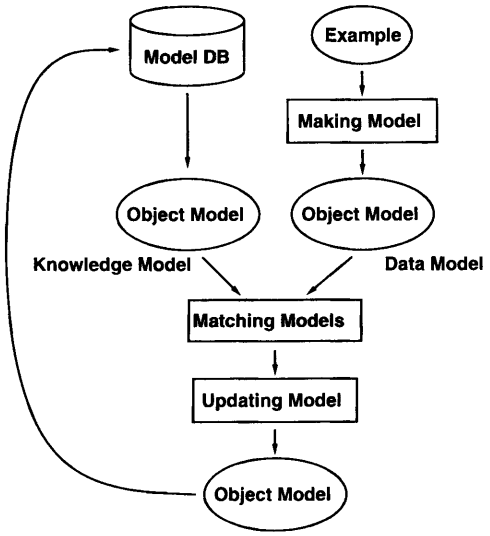

Fig.2　Flow Graph of Object Model Generation

影響を受けない不変性の高いものが望ましい．

ただし，面積の小さい画像領域については，特徴量が正しく求められない場合が多いので，ある一定の面積以下のノードについては，特徴テーブルを取得していない．すなわち，一定面積以下の領域は無視することになる．

3. 対象物モデルの獲得

対象物モデル獲得処理の流れを**Fig.2**に示す．

本節では，1枚の画像から得られた対象物モデルである「データモデル」，知識としてデータベースに蓄えられている「知識モデル」，二つの分割木のノードを比較するときに求める「照合度」について述べる．

3.1 データモデル

まず，ユーザはシステムに対し画像を入力する．システムはこの画像中の対象物領域を領域分割する．

次に，分割度に応じて領域を二分木に対応づけることにより領域間の接続関係(包含関係)を表した分割木を作成する．そして，分割木の各ノードの特徴テーブルを作成する．

3.2 知識モデル

本システムのデータベースに格納してある対象物モデルを知識モデルと呼ぶ．知識モデルを更新するには，まず，データモデルと知識モデルの間でノードマッチングを行う．

対象物モデル間のノードマッチングとは，知識モデルの各ノードとデータモデルの各ノードの間の照合度を計算し，照合度と分割木の構造の整合性をもとに対応するノード対を決定することである．

次に，知識モデルとデータモデルのノードマッチングの結果によって，知識モデルの各ノードに以下のような操作を行う．

対応のとれたノード　特徴テーブルを更新する．

対応のとれなかったノード　知識モデルから削除されるべきノードであるので，子ノードと親ノードを接続し，自分自身は消滅する．

このようにして生成された知識モデルをデータベースに格納する．

知識モデルの更新では，対応のとれたノードのみを残し，他のノードは削除しているので，知識モデルは，対象物に不可欠で，しかも，利用している領域分割手法によって必ず抽出される領域から構成されることになる．

この手順を複数の例示画像に対して行うことによって，より正確な知識モデルが作成される．

3.3 照合度

照合度は，知識モデルとデータモデルの特徴テーブルから求める．まず，各特徴から二つのノードが対応するかどうかの基本確率を計算する．そして，すべての特徴の基本確率からDempsterの結合則[7]により結合確率を求め，これからノードどうしの照合度を計算する．

- まず，知識モデルの特徴テーブルの各特徴について評価関数を作成し，これとデータモデルの特徴から基本確率を計算する．

  各特徴から計算される基本確率は以下の通りである．
  - 肯定確率$m(A)$
  - 否定確率$m(\bar{A})$
  - 無知確率$m(A \cup \bar{A})$
  - $m(A) + m(\bar{A}) + m(A \cup \bar{A}) = 1$
- 基本確率から照合度の計算

  各特徴から確率を求めた後，Dempsterの結合則によって，結合確率を求める．次に，求められた結合確率から，照合度を計算する[1]．

4. 従来のシステムでの問題点

従来のシステムでは，領域の特徴として，形状・色・領域間の関係に関する特徴を使用していた．しかし，画素数が少ないと正確に抽出するのが困難な特徴を多く利用している為，面積の小さな領域では，特徴の差があまり生じない．

その結果，面積の小さな領域の特徴テーブルは，似通ったものになってしまう．よって，対応するノードの選定を間違い，分割木の構造の整合性が取れなくなってしまうので，知識モデルから削除されてしまう．ゆえに，小さいけれども対象物にとって不可欠な領域を，知識として持てないという問題が生じる．

従来用いていた特徴の中でも，画素数によって正確さが大きく左右される特徴が，「形状に関する特徴」であり，以下のようなものである．

円形度，主軸の方向，角の数，

凸包の円形度，凸包の主軸の方向，

凸包の角の数

また，上述の特徴を計算するのにかかる計算時間も問題点の一つである．データモデルが保持しているノード数は数千なので，その計算時間はかなりのものである．

5. 輪　郭　情　報

前述の問題を解決するために，画素数が少ない領域でも信頼性の高い特徴を導入することを考える．

「形状に関する特徴」は，デジタル画像上では画素数が少い場合には，誤差が大きい．そこで，数学的な特徴よりも領域の形状を直接的に利用し，より正確に特徴を抽出できると思われる，輪郭そのものをテンプレートとして表した情報(輪郭情報)を利用することにした．また，従来の形状に関する種々の特徴を輪郭情報に置き換えることができれば，計算時間の削減という点でも意味があると考えられる．

5.1 輪郭情報の作成

輪郭情報とは，データモデルの場合，注目しているノードの領域の外接矩形の内部を，領域内と領域外という観点で2値化したものである(以降これを領域ビットマップと呼ぶ)．ここで，輪郭の形状のみに注目するために，外接矩形の大きさは全て正規化している．知識モデルの場合は，**Fig.3**に示すように，領域ビットマップを重ね合わせていった2次元の頻度分布として表す(以降これを領域ヒストグラムと呼ぶ)．具体的な作成手順は以下の通りである．

まず，データモデルの全体画像の中で，注目している領域内を1，領域外を0とした2値画像を作成する．次に，その領域を外接矩形で切り出す．そして，切り出した2値画像の大きさを正規化する(ただし，縦横のどちらか大きい方が30ドットになるように，切り出した 画像を拡大または縮小する)．これが「領域ビットマップ」である．

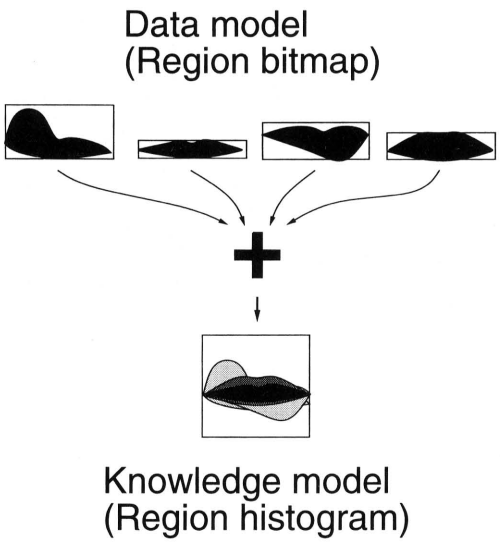

Fig.3　Region Histogram

領域ヒストグラムを更新する場合，領域ビットマップは領域ヒストグラムよりも小さいので，領域ヒストグラムと領域画像を，一番適切であると思われる位置(後述)で重ね合わせ，領域ビットマップが1の部分で1を足していく．

領域ヒストグラムは，領域のビットマップを足し合わせたものである．よって，輪郭が不変なノードでは加算される部分と，加算されない部分に分かれることになる．逆に輪郭があいまいなノードでは，バラバラに加算されるので，一様な分布になる．

5.2 輪郭情報の重要性

知識獲得が進むにつれ，輪郭が一定の領域しか残らないことを防ぐために，輪郭情報の状態を見て，輪郭が一定かどうかを考慮する必要がある．

領域ヒストグラムは，足し合わせていくことによって更新しているので，何度も加算された部分と，ほとんど加算されていない部分に分かれていると，輪郭に普遍性があるとみなすことができる．

具体的には，統合していった領域ヒストグラムの重要性を，照合度の計算をする段階で考慮し，重要性が低いとみなされたノードについては，領域の同一性の判定時に他の情報を重視することにする．

輪郭情報の重要性は以下のようにして考慮する．

1. 領域ヒストグラムを画像とみなしたときの濃度ヒストグラムを求める．
2. 濃度ヒストグラムの分散値を基に，領域ヒストグラムの状態を表す状態指数を求める．

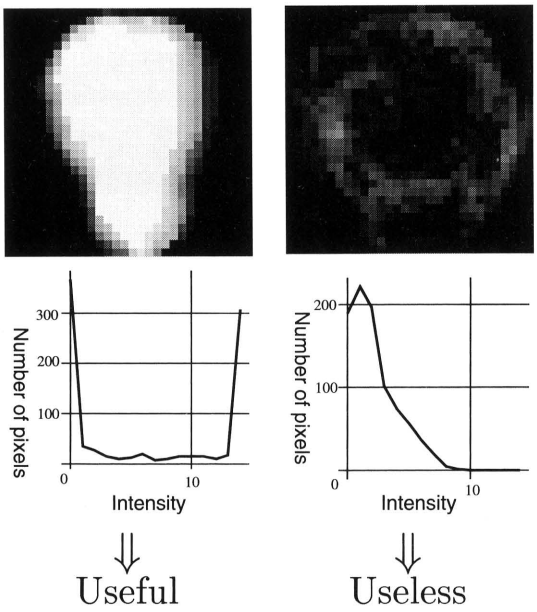

Fig.4　Estimation of Contour Information

3. 状態指数を基に領域ヒストグラムの重要性を考慮する(基本確率計算時).

Fig.4に例を示す．上段が領域ヒストグラムであり，その下がそれぞれの濃度ヒストグラムである．領域ヒストグラムの情報が重要である領域とは，濃度ヒストグラムの分布が，両端に分散している領域である．

これより，状態指数(**Cond**)を式(1)で求める．この式は，**Cond**は，領域ヒストグラムが平均値で埋めつくされたときには0，逆に0と$Sample$という値しか持ってない場合には1になる．

$$\mathbf{Cond} = \frac{Var}{|Min - Mean| \times |Max - Mean|} \tag{1}$$

ただし，それぞれ領域ヒストグラムの度数分布の，Var：分散値，$Mean$：平均値，Max：最大値，Min：最小値である．

5.3　輪郭情報からの基本確率の計算

照合度を計算するためには基本確率を求める必要がある．

まず，無知確率$m(A \cup \bar{A})$を以下の式(2)で求める．

$$m(A \cup \bar{A}) = 1 - \mathbf{Cond} \times \mathbf{Cor} \tag{2}$$

$$\mathbf{Cor} = 1 - \frac{1}{Sample^2 + 1} \tag{3}$$

ただし，

Cor：サンプル数による補正項

$Sample$：知識モデルを作成したサンプル数

これは，サンプル数が少ないと，知識モデルの情報も信用性が低いので，無知確率を上げるために，重要性を表す**Cond**に**Cor**を掛けることで調整している．

次に，$m(\bar{A})$と$m(A)$を求めるために，**match**という，

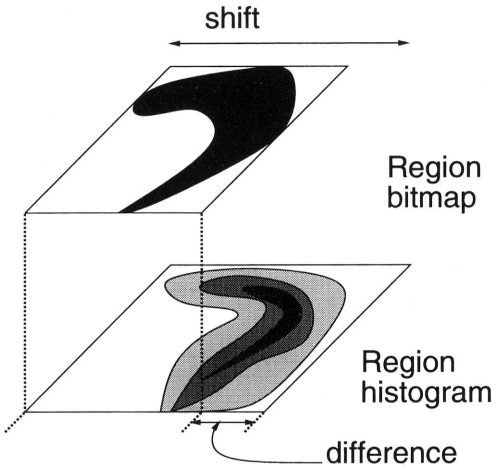

Fig.5　Calculation for **match**

領域ヒストグラムと領域ビットマップの一致度を表す値を，式(4) のように計算する．領域ビットマップは領域ヒストグラムよりも小さいので，領域ビットマップを短辺方向にずらしながら**match**を求め，最大の値を採用する(**Fig.5**).

$$\mathbf{match} = \max_i match(i) \tag{4}$$

$$match(i) = \sum_x \sum_y W(x, y, i) \tag{5}$$

ただし，x方向にずらすときは，

$$W(x,y,i) = \begin{cases} 2 \times RHist(i+x, y) - Sample \\ \qquad (RMap(x,y) = 1 \text{ のとき}) \\ -(2 \times RHist(i+x, y) - Sample) \\ \qquad (RMap(x,y) = 0 \text{ のとき}) \end{cases}$$

$RMap$：データモデルの領域ビットマップ

$RHist$：知識モデルの領域ヒストグラム

$2 \times RHist(i+x, y) - Sample$は，領域ヒストグラムの度数が中間値より低い部分では値が負になり，高い部分では値が正になる．従って，度数が低い部分にも意味を持たせるように重み付けしていることになる．したがって，領域ヒストグラムの度数の高い部分と，領域ビットマップの1の部分が重なるところ，および，度数の低い部分と0の部分が重なるところでは$W(x,y,i)$は正になり，それ以外では負になる．

そして，式(6)(7)によって，$m(\bar{A})$と$m(A)$ を計算する．

$$m(\bar{A}) = \frac{Sample \times RHistSize^2 - \mathbf{match}}{2 \times Sample \times RHistSize^2} \times (1 - m(A \cup \bar{A})) \tag{6}$$

$$m(A) = 1 - m(\bar{A}) - m(A \cup \bar{A}) \tag{7}$$

式(6)の分母は分子のとり得る最大値であり，その分子の第1項は**match**のとり得る最大値である．従って，輪郭ヒストグラムの**Cond**が大きくて，サンプル数が多く，そして，データモデルの領域画像と領域ヒストグラムが非常に似ていた場合に，0に近づくことになる．

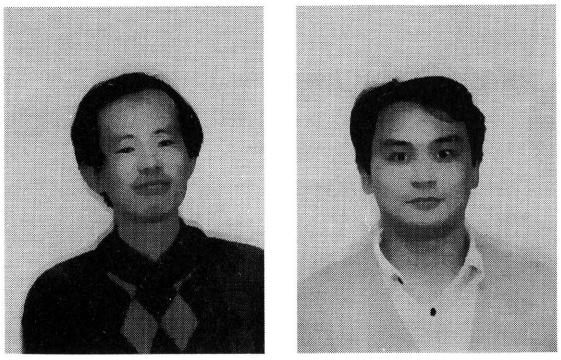

Fig.6　Sample Images

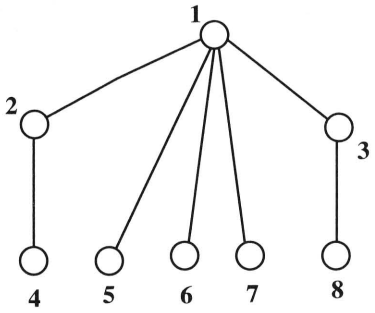

Fig.7　Exp1:Segmentation Tree

6. 実 験 と 考 察

本論文において提案した方法を用いた場合のモデル獲得実験を行ない，結果を考察する．対象画像としては19枚の人間の顔の写った実画像を用いた(**Fig.6**，カラー，320×240画素)．

6.1 実験結果

輪郭情報の有効性を判断するために，従来の特徴のみで知識獲得した場合と，輪郭情報を従来の形状に関する特徴の代わりに使用して知識獲得した場合で実験した．

6.1.1 実験1：輪郭情報を使わない場合

まず，従来の特徴のみでの知識獲得実験の結果を**Fig.7** と**Fig.8**に示す．なお，**Fig.8**の括弧内は状態指数(**Cond**)で，面積最大の領域と最小の領域は平均画素数も表示している．

6.1.2 輪郭情報を形状特徴にした場合

次に，従来の形状に関する特徴に代えて，輪郭情報を使用した場合の知識獲得実験の結果を**Fig.9**と**Fig.10** に示す．

なお，**Fig.10**の括弧内は状態指数(**Cond**)で，面積最大の領域と最小の領域は平均画素数も表示している．

6.2 考察

実験結果から以下のようなことがわかった．

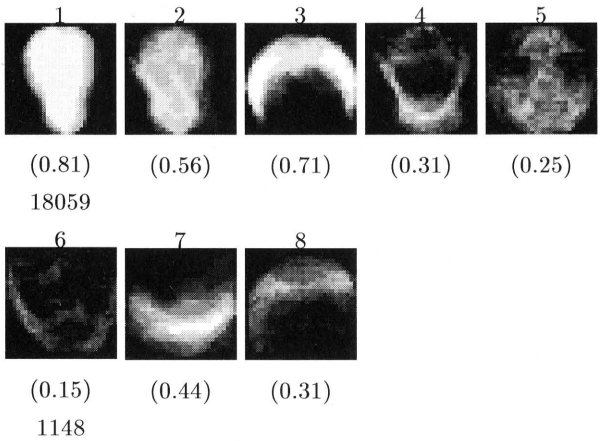

Fig.8　Exp1:Region Histogram

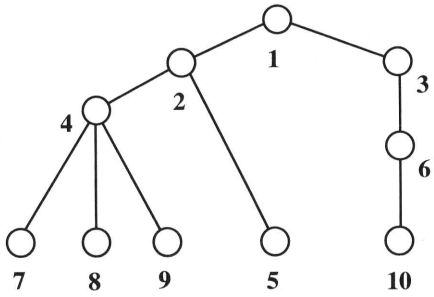

Fig.9　Exp2:Segmentation Tree

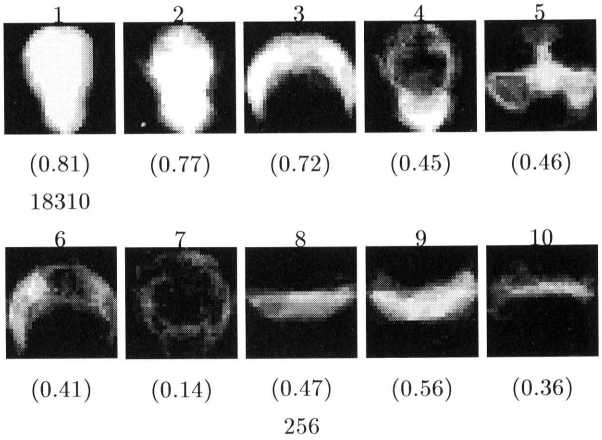

Fig.10　Exp2:Region Histogram

・輪郭が一定な領域の獲得がより正確

輪郭が一定な領域ならば，従来の形状特徴で獲得するよりも，正確に対応がとれて，より期待どおりの知識として持つことができる．

Fig.8，**Fig.10**ともに2番のノードは顔の中の肌色の部分を表す領域である．その領域ヒストグラムを詳しく調べた結果，従来の形状特徴の場合は，光が当たった顔の真ん中の部分が欠けたノードと，欠けてないノードで対応がとれる(つまり，誤った対応がと

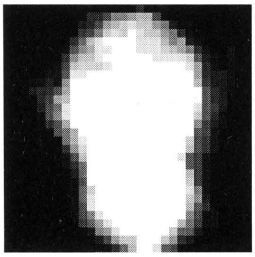

Fig.11　A Node Whose Contour Information is Useful

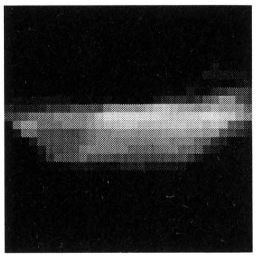

Fig.12　A Node Whose Area is Small

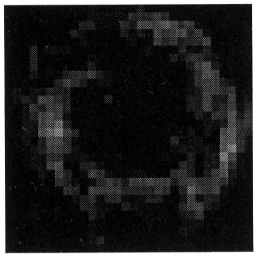

Fig.13　A Node Whose Contour Information is Useless

れる)ことがあったが，輪郭情報を利用するとそれがなくなった(**Fig.11**).

・面積の小さい領域を知識として獲得

従来の特徴のみで獲得した，最小の領域よりも4分の1程度の面積の小さい領域が，知識として利用できるようになったことがわかった(**Fig.12**).

・各領域の輪郭情報の有効性を自動判定

輪郭に普遍性のある領域が，知識として獲得できるのはもちろんのこと，輪郭が一定でない領域も，領域ヒストグラムに邪魔されることなく自動で判定し，他の情報に普遍性があれば，知識として獲得することが出来た.

顔の暗い部分を表す領域(**Fig.13**)が知識として残った理由は，色や大きさ，凸包の大きさ，位置などに普遍的な特徴があったからである.

・モデル獲得時間が短縮

従来の形状に関する特徴の代わりに，輪郭情報を使用することにより，計算時間を約30%短縮することができた.

7. お わ り に

本稿では対象物の知識表現法とその獲得方法について述べた．そして，新たに輪郭情報を部分領域の特徴として導入し，その具体的な使用方法を述べた．さらに，従来の形状に関する特徴に代えて使用することにより，計算時間の短縮や，知識獲得性能の向上など，その有効性を示した．今後の課題としては対象物認識実験を行ない，認識精度を確認することや．顔以外での知識獲得，認識実験をし，汎用性を確認する必要がある.

参 考 文 献

1) 有田大作, 鶴田直之, 谷口倫一郎, 雨宮真人. 画像認識システムにおける例示による対象物モデルの獲得の一手法. 信学技報, PRU93-141, pp.41–48, March 1994.
2) Daisaku Arita, Naoyuki Tsuruta, Rin-ichiro Taniguchi, Makoto Amamiya.Model Generation Method for Object Recognition Task by Pictorial Examples.*In Proc. of ICIP'94 International Conference on Image Processing*, Vol.I, pp.233–237, November 1994.
3) 有田大作, 鶴田直之, 谷口倫一郎, 雨宮真人. 階層的対象物モデルを利用した画像認識におけるモデルマッチング. 信学技法, PRU95-132, pp.67–72, September, 1995.
4) Daisaku Arita, Naoyuki Tsuruta, Rin-ichiro Taniguchi, Makoto Amamiya.An Object Recognition System Based on a Model Generated from Image Examples.*In Proc. of ACCV'95 Second Asian Conference on Computer Vision*, Vol.3, pp.161–165, December 1995.
5) 村瀬洋, Shree Nayar.2 次元照合による 3 次元物体の認識とその学習－パラメトリック固有空間表現－. 信学技報, PRU93-120, pp.31–38, 1994.
6) 高木幹雄, 下田陽久編. 画像解析ハンドブック. 東京大学出版会, Tokyo, 1991.
7) Glenn Shafer.*A mathematical theory of evidence.*Prinston University Press, Princton, 1976.