

## ファジィ推論を応用したカラー画像の輪郭抽出

亀倉 龍 田代 秀夫 伊東 直子 横山 光男 松下 温

慶應義塾大学理工学部計測工学科

松下研究室

画像の輪郭抽出は、パターン認識等に必要不可欠な技術であり、これまでも多くの手法が提案されている。本研究では、ファジィ理論を輪郭抽出に応用することによってどのような画像にも対応できる柔軟な輪郭抽出の手法を提案する。ファジィ推論は、メンバーシップ関数を調節することによって様々な条件に対応することが可能な柔軟な推論方法である。このファジィ推論を輪郭抽出に用いた結果、画像の特性に合わせて直観的にメンバーシップ関数を設定することが可能となり、様々な画像に対応できることが分かった。また、サンプル画像の輪郭をトレースして、その結果得られる輪郭情報をもとにして推論ルールを自動生成するアルゴリズムを提案する。

## Fuzzy Reasoning in Edge Detection of Color Image

Ryu KAMEKURA Hideo TASHIRO Naoko ITO

Teruo YOKOYAMA Yutaka MATUSHITA

Department of Instrumentation Engineering,  
Faculty of Science and Technology, Keio Univ.

Edge detection is an important preprocessing operation for pattern recognition or image coding, and various methods have been proposed. Proposed here is an edge detecting method based on fuzzy reasoning, which is applicable to any kinds of images. In addition, an edge detecting system which possesses a simple interface convenient for non-experts has been made. Furthermore, we proposed the algorithm which generates the rules for fuzzy reasoning automatically. The main feature of the system, utilizing this algorithm, is that the appropriate rules are generated automatically, by using the edge data stored by the user, through the "tracing" procedure.

# 1 序論

輪郭抽出とは、画像の中のオブジェクトと背景、またはオブジェクトとオブジェクトの間の境界線を断定する技術である。画像認識や文字認識を行なうためには、まず輪郭を抽出することが必要であり、輪郭抽出技術は画像処理に欠かせないものである。輪郭抽出に関する研究は古くから盛んに行なわれ、多くの成果を挙げている。ところがこれらの研究は、特定の種類の画像のための特別な技術である場合が多く、共通の手法があるというわけではない。従って、画像処理の知識を持たないユーザにとっては非常に受け入れにくいものである。特に、ここ数年の計算機技術の発達に伴って、一般ユーザがパソコン上で画像情報を扱う機会も急激に増えてきている。このようなことから、一般ユーザが簡単に触れることができるようなインタフェースを持ち、様々な画像に適応可能な柔軟性を持った輪郭抽出システムが必要であると考えられる。

画像処理に関する新しい試みとして、ファジイ理論の応用が考えられている。この分野ではいくつかの応用がなされていて、良い結果が報告されている[1][2]。そこで本論文では、柔軟性において優れているファジイ理論を輪郭抽出に応用することを考える。その結果、様々な分野において利用することのできる柔軟性のあるシステム、さらに一般ユーザが簡単に操作することのできるシステムが構築できることを示していく。

## 2 輪郭抽出

### 2.1 色情報

もし我々の視野に色がなかったら、情報の量と質は非常に低下してしまう。画像に関しても、その色情報は重要な情報源となる。デジタル画像では、赤(R)、緑(G)、青(B)の三色によって各色を表現することが標準になっている。つまり、画像の各点(ピクセル)に対してR、G、Bの3つの値が割り当てられており、画像を表示するときこの3つが混色されるのである。これは、濃淡画像におけるピクセル値の二次元配列が3つ用意されていると考えることができる。

R、G、Bによる色の表現(表色という)はテレビなどで使われている表色系であり、物理的表色系と呼ばれるものである。我々が色を扱うためには、人間の感覚にあった表色系が必要である。これは知覚的表色系と呼ばれ、その基本となるのが色相(hue)・明度(value)・彩度(saturation)という色の三属性である。色相・明度・彩度の間の関係を図示したものが図1である。

色の三属性は、あくまで人間の感覚に基づくものであるため、これらの値と物理的表色系のR、G、Bとの関係を定めるのは容易ではない。しかし、幾つかの変換方法が考えられており、ここではその一例を示

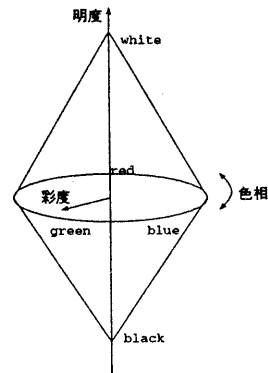


図1: 色相・明度・彩度の関係

す。まず明度Vは、R、G、Bから次のように計算することができる。

$$V = 0.3R + 0.59G + 0.11B \quad (1)$$

次に、色差信号 $C_1$ 、 $C_2$ が、

$$C_1 = R - V = 0.7R - 0.59G - 0.11B \quad (2)$$

$$C_2 = B - V = -0.3R - 0.59G + 0.89B \quad (3)$$

のように計算され、これらの値から色相H、彩度Sが次のように求められる。

$$H = \tan^{-1}(C_1/C_2) \quad (4)$$

$$S = \sqrt{C_1^2 + C_2^2} \quad (5)$$

### 2.2 既存の輪郭抽出方法

画像の領域分割(segmentation)に関してはこれまで様々なアプローチが試みられており、特に標準的手法というものがない[?, Chapter 10]。これは、人間が実際に画像の領域分割を行なうメカニズムが解明されていないことが大きな原因であると考えられる。既存の手法の中で、いくつかのものはあらゆる種類の画像に適用できるものであり、その他に特定の種類の画像を対象としたアプローチもなされている。

これらの様々な領域分割の手法には、大きく分けて二種類のアプローチがある。一つは、領域と領域の境界を検出する方法であり、輪郭抽出(edge detection)と呼ばれる。もう一つは、各ピクセルをピクセル値(明度または色相)によって分類して領域に分ける方法であり、領域抽出(region extraction)と呼ばれる。本研究ではこの二種類のアプローチの内、輪郭抽出の手法を用いる。

輪郭を抽出する技術は以下に示すようなものが多い。いくつか提案されている。

- 一次微分を用いた方法  
Roberts operator, Prewitt operator, Soebel operator, etc.

- 二次微分 (laplacian) を用いた方法
- 平均値の微分を用いた方法
- テンプレートマッチングを用いた方法

微分を用いる方法は、ノイズも拾ってしまうという欠点があり、微分の次数が上がれば上がるほどその傾向は強くなる [3]。また、ラプラシアンは二次微分であるため、線形な傾斜を持つ輪郭を検出することができず、輪郭よりも点、線、角などの検出に向くといわれている。そのため、微分による手法を用いる際にノイズの影響を取り除く方法として、平均値を用いる方法などが提案されている。

また、上記の手法以外にも領域抽出の手法の中の閾値を用いた方法は非常に簡単なアルゴリズムによって比較的良好な結果が得られる手法などもある [4][5]。ここで、色情報を利用した領域分割の試みについて述べる。

### 2.3 色情報を用いた方法

ここまで述べてきた方法は、基本的に明度 (濃淡値) を用いることが前提となっている。しかし、明度情報だけでは十分に領域の分割を行えない場合がある。例えば、快晴の日に屋外で撮影した人物画を考えてみよう。このような写真の領域分割を行なうと、対象としている人物が一つの領域として取り出されると同時に、地面に現われているその人物の影の部分も一つの領域として取り出されてしまう。また、デザイン画のように明度の変化が少ない画像も考えられる。このような画像に対しては、明度情報の他に色情報を領域分割に利用することが有効である。

この点に着目して、領域分割の過程に色情報を用いた手法がいくつか提案されている。宮脇ら [6][7] は、遠隔会議のための人物の抽出を目的とし、彩度の高い領域では知覚的表色系を用い、低い領域では物理的表色系を用い、無彩色領域では明度情報を用いるといった場合分けを行なっている。また、伊藤ら [8] も彩度による分類を行なっている。嘉瀬ら [9] は、カラー画像の圧縮のために色相による領域抽出を行なっている。この他に富永 [10] や八木ら [11] も色情報を用いた領域分割を試みている。

## 3 ファジィ推論による輪郭抽出

### 3.1 カラー画像の輪郭抽出

輪郭抽出に関する研究が、これまで数多く行われていることは前章において述べた。これらの研究が画像処理の分野において多大な成果を挙げていることは確かである。ところが、これら数多くの既存の輪郭抽出方法には次のような問題点がある。

1. 統一性がない

2. 各手法に向き不向きがある

3. パラメータの調整が難しい

まず第一に、各手法はそれぞれが独自のアプローチによって独自のアルゴリズムを構築しており、統一性が全くないのである。そして、抽出方法によっては特定の画像にのみ向いている方法や、ノイズの影響を大きく受けてしまう方法など、それぞれが一長一短なのである。また、手法によってはパラメータの調整が必要である。このようなことから、画像処理に関する専門的知識のない人がこれらのアルゴリズムを利用しようとしても、専門家の助けなしでは使いこなせないというのである。このような問題点を解決するためには、まずどのような画像についても適用できるような手法が必要である。これには、柔軟性を持ったファジィ理論の考え方を応用することが有効であると考えられる。また、ファジィ理論は「明るい」「暗い」「青い」など我々が日常使う形容詞をメンバーシップ関数によって表現することが可能であり、インタフェースとしても使い易いものになると考えることができる。Russo は、簡単なファジィ推論によって輪郭抽出が可能であることを示している [1]。その推論規則は、あるピクセルについて、その 8 近傍が「同じ」ピクセル値であればそこは輪郭ではないというものである。Russo の方法は非常に簡単な方法であるが、次の 2 つの問題点がある。1 つは、推論結果に輪郭の「方向性」が含まれていないことである。輪郭の「方向性」が得られない抽出方法では、その後の輪郭を線としてつなげる作業が困難になる場合がある。もう 1 つは、濃淡画像を対象としていることである。これらのことから、方向性を考えたルールを明度と色相の両方に適用することを提案する。

### 3.2 推論の方法

輪郭部分を  $3 \times 3$  の 9 つのピクセルについて見た場合、そのパターンは基本的に図 2 のような 6 種類であると考えることができる。この図のパターン (a) は垂直方向の輪郭、パターン (b) は水平方向の輪郭、(c) と (d) は右下がりの輪郭、(e) と (f) は右上がりの輪郭である。図中の斜線部分とグレー部分は、それぞれが「同じ」明度 (または色相) に属していることを表している。ピクセル値が「同じ」であるかどうかの判定には、図 3 のようなメンバーシップ関数を用いる。例えば、図 2 のパターン (a) の場合、左 1 列の 3 ピクセル値が「同じ」であり (図 3 のいずれかの山に 3 ピクセル値が含まれる)、右 1 列の 3 ピクセル値が「同じ」であり (図 3 のいずれかの山に 3 ピクセル値が含まれる)、その 2 つが相異なれば、垂直方向の輪郭が存在するということがいえる。

### 3.3 推論の流れ

図 2 の 6 つのパターンを用いると、6 つの推論ルールを作ることができる。これらのルールによる推論

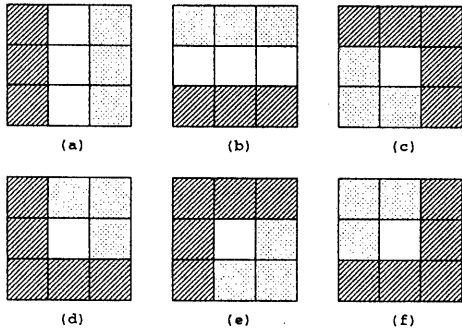


図 2: 輪郭のパターン

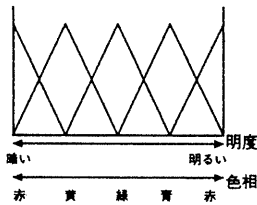


図 3: ピクセル値に関するメンバーシップ関数

は次のような手順で行なわれる。

1. ユーザがメンバーシップ関数を任意に調整しておく。これは、ユーザが画像を実際に見てその画像の特性に合うように設定することができる。例えば、背景が青色で、抽出したいオブジェクトが黄色であれば、その中間にメンバーシップ関数の谷間がくるように設定すればよい。
2. 画像の各ピクセルの明度値 (2.1の式を利用する。なお、本研究では明度・色相・彩度はすべて64段階の整数値を用いている。) について、6つのルールをそれぞれ適用する。6つの推論結果の中で最大値が得られたルールを採用し、そのルールのパターンを輪郭の方向とし、そのルールの推論結果を輪郭の強度  $EDGE_{val}$  とする。
3. 各ピクセルの色相値についても、同様の推論を行ない、各ピクセルについて輪郭の方向と強度  $EDGE_{hue}$  を算出する。
4. 明度によって得られた輪郭強度と、色相によって得られた輪郭強度の AND 演算 (または OR 演算) を行なう。このとき、各ピクセル値の彩度 (sat) を次のように重み付けする。

$$EDGE = EDGE_{val} \text{ and(or) } (sat) * EDGE_{hue}$$

これは、彩度の低い部分では明度情報を優先し、彩度の高い部分では色相情報も利用することを表している。

### 3.4 アルゴリズムリズムの評価

輪郭抽出アルゴリズムリズムの評価は、ほとんどの場合が人間の主観に頼っている。これは、輪郭抽出という作業の性格上避けられないのである。対象とする画像は通常自然画であり、結果として得られる輪郭とはどのようなものが良いのか、その明確な定義がないからである。しかし、人工的に作ったサンプル画像を用いて定量的な評価を行う手法はいくつか提案されている [12],[13]。ここでもサンプル画像を用いて定量的評価を行うことにする。

定量的評価には、次のような計算値を用いる。 $R_1$  は定義された輪郭の理想の点に対して、どの程度実際に抽出されたかを表す数値である。 $R_N$  は理想点以外の点が抽出された割合を表す。 $R_N$  における理想点とは、輪郭の定義による候補群に含まれる点のことを指している。

$$R_1 \equiv \frac{\text{候補群の中で抽出された点の数}}{\text{候補群の点の数}} \quad (6)$$

$$R_N \equiv \frac{\text{理想点以外で抽出された点の数}}{\text{理想点の数}} \quad (7)$$

定量的評価に用いたサンプル画像は、図 4 に示した 4 つの画像である。

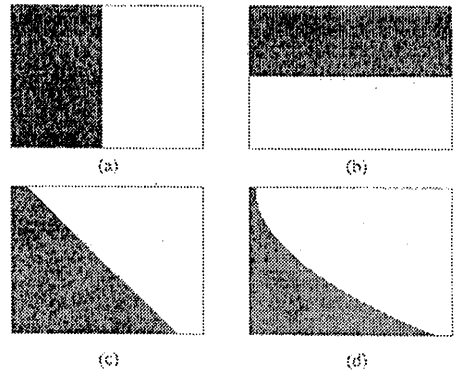


図 4: サンプル画像

図 4 を用いて輪郭抽出法の定量的評価を行ったが、既存の輪郭抽出法と顕著な差が生じたのは以下に示す場合である。

1. 輪郭のコントラスト (2 つの領域のピクセル値の差) が小さい場合  
ファジィ理論を適用した輪郭抽出法では輪郭の

コントラストに左右されず良好な結果が得られたのに対し、PrewittおよびSoebelの微分オペレータによる方法では、コントラストが小さいときには検出されるノイズが増加するという傾向がみられる。

## 2. 画像に含まれるノイズの影響

binary noise および Gaussian noise を含んだ画像に対して特に Russo の方法は大きくその影響を受けてしまう。これは、Russo の方法が「周りのピクセルがすべて同じであればそこは輪郭ではない」というルールを用いているため、周りのピクセルの内の1つでも異なっていればそこは輪郭と判断されてしまうのである。

また、定性的評価として、自然画を用いた輪郭抽出を行なった。図5の2種類の画像を用いた結果を図6に示した。図5の画像にPrewittの微分オペレータを用いた結果が図6(a),(c)、本章で提案したファジィ推論による結果が図6(b),(d)である。

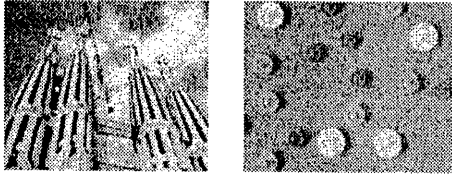


図 5:

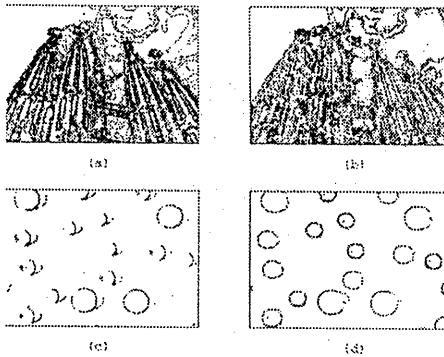


図 6: 抽出結果

図6の(a)と(b)を比べると、Prewittの微分オペレータとファジィ推論による方法で同じような結果が得られているといえる。(c)と(d)の2つを比較すると、明かに違いが見られる。最も大きな違いは、(c)の微分オペレータによる方法はオブジェクトの輪郭だけでなく、オブジェクトの影まで抽出していること

である。これは、Prewittの微分オペレータの方法が明度情報のみしか扱っていないためである。これに対して、本章で提案したファジィ推論による方法は、明度情報の他に色相情報や彩度情報も利用するため、オブジェクトの影を抽出することなく、(d)のような結果が得られるのである。(c)と(d)の結果から分かるように、色情報を輪郭抽出に用いることは大変重要であるといえる。

## 4 推論ルールの自動生成

### 4.1 推論ルール自動生成の提案

#### 4.1.1 自動生成の方法

前述したファジィ推論による輪郭抽出では、ユーザがメンバーシップ関数をあらかじめ調整しておく必要がある。これは、対象としている画像の特性にあったメンバーシップ関数、つまり画像の特性にあった推論ルールを設定するためである。その作業を自動的に行なうためには、輪郭周辺の情報をユーザが何らかの形でシステムに入力しなくてはならない。その方法として、輪郭をユーザがトレースする(なぞる)という方法を採用する。これは、輪郭の情報を入力する方法としては最も単純で分かりやすいものであると考えられる。推論ルールの自動生成は、次のような手順によって行なうことができる。(図7参照)

1. 目的としている種類の画像の中から、輪郭をトレースするためのサンプル画像を選ぶ。
2. 選んだサンプル画像について、ユーザが輪郭と思う箇所をトレースする。この作業によって、輪郭周辺に関する情報がシステムに入力されたことになる。
3. トレースしたことによって入力された輪郭のサンプルデータをもとに、ファジィ推論のためのメンバーシップ関数が自動生成される。従って、ファジィ推論のためのルールが自動的に生成されたことになる。
4. 生成された推論ルールによって、2.で用いたサンプル画像と同種の画像の輪郭抽出を行なうことができる。

#### 4.1.2 自動生成のアルゴリズム

上述のように、ユーザがトレースすることによって入力された輪郭に関するサンプルデータをもとにして、メンバーシップ関数が自動生成される。そのアルゴリズムを図8に図示した。輪郭に関するサンプルデータは、図中に示したように3×3のマトリクスの形で扱う。マトリクス中の数値は明度値または色相値であり、以下の操作は明度と色相について2回行な

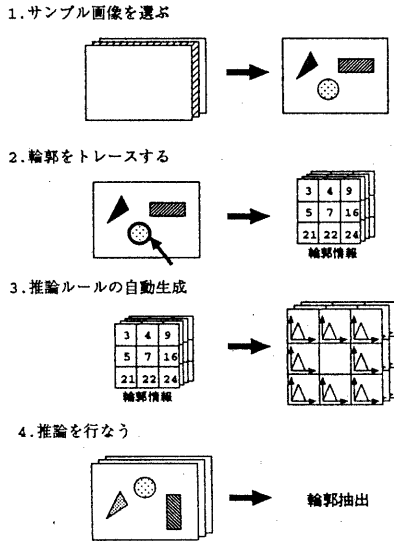


図 7: 自動生成の方法

われる。従って、明度に関する推論ルールと色相に関する推論ルールがそれぞれ生成されることになる。

まず、 $3 \times 3$  のサンプルデータをそのパターン類似性をもとにクラス分けを行なう。このとき、特徴のないサンプルデータ、つまり 9 個の値がほぼ同じで明らかに輪郭周辺のデータでないものについては除外する。このようにクラス分けを行なうことによって、輪郭に関するデータをその方向性および濃度差によって分類することになる。従って、1 つのクラスの中には特定の方向性を持ち、特定の濃度差による輪郭に関するデータが集められることになる。

そして各クラスについて、サンプルデータをもとにメンバーシップ関数を設定し、そのメンバーシップ関数を推論に用いることになる。このようにして得られる推論ルールは、図 2 に提案した 6 つの輪郭パターンをより柔軟にしたものであると考えることができる。また、生成されるメンバーシップ関数はユーザが実際にトレースした輪郭の情報をもとにしているため、その画像の輪郭の特徴に合ったものが得られることになる。

次に、サンプルデータからメンバーシップ関数を設定する方法について具体的に述べる。

#### 4.1.3 メンバーシップ関数の設定

メンバーシップ関数の設定は、ファジイ理論を扱う上で最も重要なプロセスである。その設定方法については、これまで様々な方法が提案されており [14]、サンプルデータを用いたメンバーシップ関数の設定もその 1 つである [15]。ここでは、次のようにしてメ

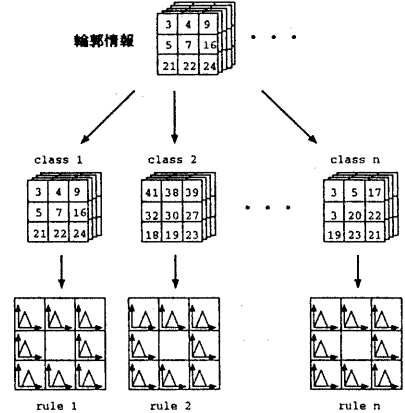


図 8: 自動生成のアルゴリズム

ンバーシップ関数の設定を行なう。

メンバーシップ関数は、図 8 に示したように各クラスの  $3 \times 3$  のデータの各ピクセルについて設定される。これには、各ピクセルにおけるサンプルデータが個別に利用される。例えば、クラス  $n$  について  $m$  個のサンプルがあり、その左上の位置のピクセルに関するサンプルデータを  $p_1, p_2, \dots, p_m$  とする。このとき、左上のピクセルに対するメンバーシップ関数は、サンプルデータの平均値を頂点とし、分散に係数  $\alpha$  を乗じた結果を傾きとするような三角形の関数になる。(図 9 参照)

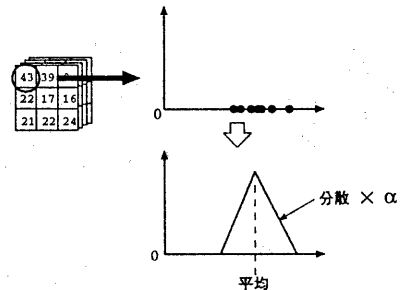


図 9: メンバーシップ関数の設定

#### 4.1.4 推論の方法

ここまで述べてきた方法によって、ユーザがトレースすることによって入力された輪郭情報をもとに、その画像の特性に合った輪郭抽出のためのファジイ推論ルールを自動生成させることができる。そして生成された推論ルールは、サンプル画像として用いた画

像と同じ特性を持った画像に適用することができる。ここでは、その手順について説明する。

まず、明度に関するサンプルデータ数が、特徴のないものを除外した結果  $S_{VAL}$  であったとする。そして、それらのサンプルデータを用いて生成されたルール数を  $R_{VAL}$  とする。これらのルール  $RULE_1, RULE_2, \dots, RULE_{R_{VAL}}$  による推論結果が、それぞれ  $E_1, E_2, \dots, E_{R_{VAL}}$  であったとき、明度情報を用いた最終的な推論結果  $EDGE_{VAL}$  は次のように計算される。

$$EDGE_{VAL} = \sup(E_1, E_2, \dots, E_{R_{VAL}}) \quad (8)$$

このように、明度に関するルールによる推論結果の中から最大値のみを取るの、各推論ルールは異なる方向性、または異なる濃度差の輪郭を抽出するものであり、1つのピクセルは1つの方向性、または1つの濃度差の輪郭にしか成り得ないからである。

同様に、色相に関するサンプルデータ数を  $S_{HUE}$ 、それらをもとに生成されたルール数を  $R_{HUE}$ 、そして色相による最終的な推論結果を  $EDGE_{HUE}$  とする。このとき、明度および色相の両方を考慮した最終的な推論結果  $EDGE_{ALL}$  は、明度と色相に関するサンプル数を用いて次のような重み付けをして求められる。

$$EDGE_{ALL} = \frac{S_{VAL}}{S_{VAL} + S_{HUE}} EDGE_{VAL} + \frac{S_{HUE}}{S_{VAL} + S_{HUE}} EDGE_{HUE}$$

このような重み付けをするのは、ユーザが入力した輪郭情報について明度の特徴が大きければ  $S_{VAL}$  が増加し、色相の特徴が大きければ  $S_{HUE}$  が増加するからである。つまり、このアルゴリズムは、輪郭が明度差によるものか濃度差によるものかを判断し、明度差によるものであれば明度情報を優先して輪郭抽出に用い、色相差によるものであれば色相情報を優先して輪郭抽出に用いるのである。

## 4.2 検討と考察

### 4.2.1 推論ルールの自動生成の特徴について

図4を用いてその輪郭をトレースし、それによって得られたルールを用いて輪郭の方向性による抽出力を調べた結果、水平・垂直・斜め・曲線の4種類の輪郭に対して良好な結果が得られた。ただ、エッジの形状がランプ状のものをを用いた場合はノイズの発生がやや見受けられた。

また、実際に輪郭抽出を行う画像の輪郭のコントラストが異なるとき、抽出率がどうなるかを調べた結果、例えばコントラストが30の輪郭をトレースして推論ルールを生成させた場合はコントラストが34の輪郭までは十分に抽出できたが、コントラストが35以上になると輪郭の抽出率は急激に落ち始め、コントラスト50以上のものについてはほとんど何も抽出されないというような結果を得た。

これはつまり、コントラストの小さい輪郭をトレースしてルールを生成すれば、そのルールはコントラストの大きい輪郭を抽出することではなく、コントラストの大きい輪郭をトレースしてルールを生成すればコントラストの小さい輪郭を抽出することはないことを示している。結局このことは、トレースした画像の特性に合った推論ルールが生成されていることを意味しているのである。

ノイズを含んだサンプル画像をトレースしてその結果生成される推論ルールを用いて元のサンプル画像の輪郭抽出を行い、ノイズを含んだ画像に対する抽出力を調べた結果、同じ画像を使っているにも関わらずノイズの量が増えるにしたがって輪郭の抽出率が減少する事が観測された。ノイズの影響を受けてしまっているのは輪郭周辺にノイズが存在するとき、それを含んだ情報を輪郭情報として入力し、推論ルールの生成に用いているためであると考えられる。人間が自分の目で画像を見たときには、多少ノイズが含まれていても画像全体をとらえて輪郭を判断することができるが、そのような能力をシステムに持たせるのは困難であり、ノイズに関しては問題の残るところである。

ここに、Figure5の画像の中の特定のオブジェクトのみをトレースしたことによって得られた結果をFigure10に示す。

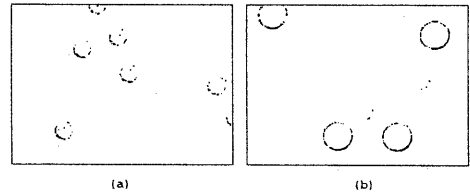


図 10: 特定のオブジェクトのトレースにより得られる結果

これより分かることは、赤いオブジェクトをトレースしたときに生成される推論ルールを用いれば赤いオブジェクトのみが抽出され、黄色いオブジェクトのみをトレースすれば黄色いオブジェクトのみを抽出することができるということである。つまり、ある画像の中から特定の輪郭だけを抽出したいという要求があるとき、その特定の輪郭だけをトレースしてルールを生成させれば、そのような特別な要求のための推論ルールを得ることができるのである。このように特定の輪郭のみを抽出するという作業は、既存の方法で行なうのは不可能であり、これまでは輪郭抽出をした後の処理として行なっていた部分である。しかし、本研究で提案した手法では、ユーザが輪郭と思うところをトレースしてシステムに入力するため、特定の輪郭に関する情報をシステムに学習させるということが可能となったのである。

## 5 結論

本研究では、あらゆる種類の画像に対応できるような柔軟性を持った輪郭抽出法を確立するため、ファジィ推論を輪郭抽出に応用することを考えた。

ファジィ推論は、メンバーシップ関数を調節することによって様々な条件に対応することが可能な柔軟な推論方法である。ファジィ推論を輪郭抽出に用いた結果、ユーザが画像の特性に合わせて直観的にメンバーシップ関数を設定することができるため、様々な画像に対応できることが分かった。

さらに、分かりやすいインタフェースを持ったシステムを構築するという目的から、輪郭抽出のための推論ルールを自動生成させることを考えた。その自動生成の方法としては、ユーザがまず初めにサンプル画像の輪郭をトレースして、その結果得られる輪郭情報をもとにして推論ルールを生成するようなアルゴリズムを提案した。このアルゴリズムに基づいて構築される輪郭抽出システムには、次のような特徴がある。

1. サンプル画像の輪郭をトレースするという簡単な作業によって、その画像の特性に合ったファジィ推論ルールが自動的に生成される。
2. ユーザが望んでいる特定の輪郭（例えば特定の色のオブジェクトの輪郭など）のみを抽出できるようなファジィ推論ルールを生成させることができる。
3. ユーザはサンプル画像の輪郭をトレースするだけという単純なインタフェースを持ったシステムであるため、画像処理の専門家でなくても簡単に使用することができる。

このように画像処理の専門的知識を持たないユーザが使うことを前提とした輪郭抽出システムはこれまで全く提案されていなかった。しかし、計算機の性能の向上によって最近では一般のユーザが画像情報を扱う機会が急激に増えてきており、一般ユーザが使いこなせる輪郭抽出システムに対するニーズが今後増えてくることは確かである。

## 参考文献

- [1] F.Russo, A User-Friendly Research Tool For Image Processing With Fuzzy Rules, In D.Dubois and H.Prade, editors, *IEEE International Conference on Fuzzy Systems*, pp. 561-568, San Diego, 1992.
- [2] K.Miyajima and T.Norita, Region Extraction for Real Image based on Fuzzy Reasoning, In D.Dubois and H.Prade, editors, *IEEE International Conference on Fuzzy Systems*, pp. 229-236, San Diego, 1992.
- [3] V.S.Nalwa and T.O.Binford, On detection of edges, *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. PAMI-8, No. 6, pp. 699-714, 1986.
- [4] Ralf Kohler, A segmentation system based on thresholding, *Computer Graphics and Image Processing*, Vol. 15, pp. 319-338, 1981.
- [5] 川村, 後藤, 関口, 輪郭とエッジの一致尺度に基づく高速な再帰的閾値決定法, 電子情報通信学会技術報告, Vol. PRU92-65, pp. 55-62, 1992.
- [6] 宮脇, 石橋, 岸野, 色彩情報を用いたカラー画像の領域分割, *CMN*, Vol. 39, pp. 43-48, 1989.
- [7] 宮脇, 石橋, 岸野, 色彩テクスチャーを用いたカラー画像の解析, テレビジョン学会技術報告, Vol. 14, No. 36, pp. 43-48, 1990.
- [8] 伊藤, 中谷, 阿部, 明度および彩度優先によるカラー画像の領域分割, 情報処理学会第39回全国大会論文集, No. IE-8, pp. 483-484, 1989.
- [9] 嘉瀬, 宮原, カラー画像のセグメンテーション符号化, 領域抽出と符号化シミュレーション, *PRU*, Vol. 52, pp. 33-38, 1989.
- [10] 富永, カラー画像の色彩分類, 情報処理学会コンピュータビジョン研究会, Vol. 64, No. 4, pp. 25-32, 1990.
- [11] 八木, 阿部, 中谷, HSVカラーモデルによるカラー航空写真の領域分割, 情報処理学会コンピュータビジョン研究会, Vol. 77, No. 8, pp. 55-62, 1992.
- [12] J.R.Fram and E.S.Deutsch, On the quantitative evaluation of edge detection schemes and their comparison with human performance, *IEEE Transactions on Computers*, Vol. c-24, No. 6, pp. 616-628, June 1975.
- [13] 江, 鈴木, 鳥脇, 濃淡画像のセグメンテーションのための領域生成および領域分割手法の比較評価について, 電子情報通信学会技術報告, Vol. PRU92-9, pp. 65-72, 1992.
- [14] I.B.Turksen, Measurement of membership functions and their acquisition, *Fuzzy Sets and Systems*, Vol. 40, pp. 5-38, 1991.
- [15] T.Yamakawa and M.Furukawa, A Design Algorithm of Membership Functions for A Fuzzy Neuron using Example-Based Learning, In D.Dubois and H.Prade, editors, *IEEE International Conference on Fuzzy Systems*, pp. 75-82, San Diego, 1992.