

画像対象物体の抽出・認識に対するファジィ推論の適用

宮口 竜也[†] 高橋 善寿[†] 菊池 久和[†] 村松 正吾[†] 小林 淳一^{††}

[†]新潟大学工学部電気電子工学科 〒950-2181 新潟県新潟市西区五十嵐二の町 8050 番地
^{††}株式会社 パワーアシスト

E-mail: †{good-sun,yoshi-ta,kikuchi,shogo}@telecom0.eng.niigata-u.ac.jp

あらまし ファジィ推論はコンピュータに推論を行わせるための一つの方法である。通常の集合論はある要素が対象とする集合に属するか属さないかの2値であるが、ファジィ推論はその集合に属する度合を数値的に与える。これをファジィ化といい、ファジィ化された値を用いてあらかじめ定義しておいたファジィルールに基づき推論を行う。最終的に、推論結果を非ファジィ化して出力値とする。これらの推論過程から、ファジィ推論は人間の経験的知識の表現が容易であると言われている。本稿では、このようなファジィ推論の特徴を利用して、カメラで撮像された画像から対象物体を抽出・認識するシステムを提案する。この抽出・認識システムは、前処理部、特徴抽出部、識別部の3段階で構成し、識別部にはファジィ推論を適用する。

キーワード ファジィ推論, 特徴抽出, 識別

An Application of Fuzzy Reasoning to Image Object Extraction and Recognition

Tatsuya MIYAGUCHI[†], Yoshihisa TAKAHASHI[†], Hisakazu KIKUCHI[†], Shogo MURAMATSU[†],
and Jyunichi KOBAYASHI^{††}

[†] Department of Electrical and Electronic Engineering, Faculty of Engineering, Niigata University
Ikarashi-2, Nishi, Niigata, 950-2181 Japan

^{††} Power Assist Corporation

E-mail: †{good-sun,yoshi-ta,kikuchi,shogo}@telecom0.eng.niigata-u.ac.jp

Abstract Fuzzy reasoning is a method to make machines reason by themselves. Fuzzy reasoning gives the degree of likelihood for which an element in issue belongs to the set, whereas the ordinary set theory gives one of two states whether the element belongs to the set. This is referred to as fuzzification. The reasoning is done in accordance with the fuzzy rules defined with the fuzzified values in advance. The output is the defuzzified value of the reasoning result. Because of these reasoning processes, fuzzy reasoning is accepted as an easy and effective method for the expression of the human empirical knowledge. This paper proposes a system that makes extraction and classification of objects in an image. The system consists of a preprocessing, feature extraction and classification processes with fuzzy reasoning.

Key words Fuzzy, Feature extraction, Classification

1. はじめに

ファジィ理論では、境界が明瞭でないことによって引き起こされる「あいまいさ」を扱う。確率論との違いは、確率論は明確な事柄の生起に関するあいまいさを、ファジィは意味の拡がりや概念の定義におけるあいまいさを扱う点にある [1]。ファジィは、人間をその要素として含むシステムの分析あるいはそ

うしたシステムを構築するためのツールである。たとえば、人間の知的活動の自動化、ヒューマン・マシン・インタフェース、人間そのものの分析、評価などに使われる。特に、従来のコンピュータの扱い方の基本は、対象となる問題を数式や理論により厳密に設定することが要請されるが、問題を厳密に規定できない場合に、ファジィは人間が日常使う言葉や専門家の経験・直観を理解し、表現し、適切に処理することを目指している。

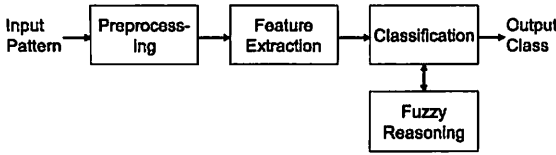


図1 システムの処理過程

ファジィ理論は、あいまいかつ柔軟な人間と、厳密かつ融通性に乏しいコンピュータの橋渡しの役割を果たすものとして位置づけられる。

人間は、対象物である画像を目で捉え、持ち合わせている豊富な経験や知識を柔軟に用いて、認識や判断を瞬時にを行い、画像に対する意味内容をも理解することで多くの視覚情報を取り込んでいる[2]。ファジィ推論は、このような人間の判断におけるあいまいさを含むアルゴリズムを if-then 型のファジィルールにより言語的に記述できるという特徴を持つ[3]。

現在、文字認識や顔画像認識に代表されるように、これまで人間が行ってきたパターン認識問題をコンピュータに画像処理させることで行わせるという要求が高まり、盛んに研究が行われている。

そこで本研究では、人間の経験的な知識を表現しやすい特徴をもつファジィ推論を用いて、画像内の対象物体を抽出・認識するシステムを提案する。

2. 提案手法

提案するシステムの認識の処理過程は、大きく分けて次の3つである[4]。

- (1) 前処理 (preprocessing)
- (2) 特徴抽出 (feature extraction)
- (3) 識別 (classification)

前処理部では、入力画像をしきい値処理で2値化して対象物体を切り出し、ノイズ除去のためモルフォロジ処理を行う。特徴抽出部では、2値画像から識別に必要な特徴を抽出する。具体的には、対象物体の面積、重心のずれ、孔の面積、ブロック数である。識別部では、これらの特徴量を用いて対象物体の識別を行う。ここでは、ファジィ推論を適用し、あらかじめ用意しておいたファジィルールを用いる。このルールに従い識別し、入力された画像における対象物体がどのクラスに属すかを出力する。図1にシステムの処理過程を示す。

2.1 前処理

前処理として、入力された画像の2値化処理とノイズ除去のためのモルフォロジ処理を行う。

2.1.1 2値化

対象物体を画像から切り出すため、入力された画像を対象物体とその他の背景部分で分かれるように2値化を行う。2値化にはしきい値処理として、判別分析法 (discriminant analysis) 「大津の方法 (Ohtsu's method)」[5]を用いる。この方法は、画像のヒストグラムが2つの山と1つの谷を持つと仮定し、双峰型ヒストグラムは2つの異なるクラスの点が混ざったものとする。このような観点から、対象物体の輝度と、背景の輝度が

それぞれ最も良くまとまり、かつ対象物体と背景との違いが際立つようにしきい値を定める。そのためには、しきい値 t で画像を2つのクラスに分けたとき、その2つのクラス間分散の各クラス内分散に対する比の値が最も大きくなるようにしきい値 t を定めればよい。ここで、クラス間分散が大きいということは背景と対象物体がよく分離されていることであり、またクラス内分散が小さいということは対象物体および背景がそれぞれよく一つにまとまっていることを意味している。以下に具体的な手順を示す。

入力画像の画素数が N で、 m レベルの輝度値を持つとする。このとき輝度値 i のピクセルの数を n_i とすると、輝度値 i の画素の発生確率は

$$p(i) = \frac{n_i}{N} \quad (1)$$

となる。もしヒストグラムを輝度値 k において二つのクラス C_0, C_1 に分けるとすると、それぞれのクラスの発生確率 ω_0, ω_1 と、平均値 $E_0[i], E_1[i]$ 、分散 $V_0[i], V_1[i]$ はそれぞれ

$$\omega_0 = \sum_{i=0}^{k-1} p(i) \quad (2)$$

$$\omega_1 = \sum_{i=k}^{m-1} p(i) \quad (3)$$

$$E_0[i] = \sum_{i=0}^{k-1} ip(i | C_0) = \sum_{i=0}^{k-1} \frac{ip(i)}{\omega_0} \quad (4)$$

$$E_1[i] = \sum_{i=k}^{m-1} ip(i | C_1) = \sum_{i=k}^{m-1} \frac{ip(i)}{\omega_1} \quad (5)$$

$$V_0[i] = E_0[i^2] - E_0^2[i] \quad (6)$$

$$V_1[i] = E_1[i^2] - E_1^2[i] \quad (7)$$

となる。ここで、クラス C_0 の輝度値の二乗平均 $E_0[i^2]$ とクラス C_1 の輝度値の二乗平均 $E_1[i^2]$ を

$$E_0[i^2] = \sum_{i=0}^{k-1} i^2 p(i | C_0) = \sum_{i=0}^{k-1} \frac{i^2 p(i)}{\omega_0} \quad (8)$$

$$E_1[i^2] = \sum_{i=k}^{m-1} i^2 p(i | C_1) = \sum_{i=k}^{m-1} \frac{i^2 p(i)}{\omega_1} \quad (9)$$

とする。全画素の輝度の平均値 $E[i]$ を

$$E[i] = \sum_{i=0}^{m-1} ip(i) = \omega_0 E_0[i] + \omega_1 E_1[i] \quad (10)$$

とすると、2つのクラス間分散 $V_B[i]$ と各クラス内分散 $V_W[i]$ は

$$\begin{aligned} V_B[i] &= \omega_0 (E_0[i] - E[i])^2 + \omega_1 (E_1[i] - E[i])^2 \\ &= \omega_0 \omega_1 (E_0[i] - E_1[i])^2 \end{aligned} \quad (11)$$

$$V_W[i] = \omega_0^2 E_0[i^2] + \omega_1^2 E_1[i^2] \quad (12)$$

となる。最終的に、

$$T_h = \arg \max_{k \in [0, m-1]} \left(\frac{V_B[i]}{V_W[i]} \right) \quad (13)$$

をしきい値として決定する。このとき k は有限なので、全ての k について計算してしきい値を決めることができる。

このようにしきい値を一定に定めるのではなく、判別分析法を用いることで、撮像時の光源の光量が画像ごとに変化しても最適なしきい値を定めることができる。

以下、2 値化して得られた画像の対象物体の画素を 1-画素、背景部分の画素を 0-画素と表記する。

2.1.2 モルフォロジ処理

判別分析法で 2 値化した後、モルフォロジ処理 [6], [7] を行い、対象物体の内部の 1 画素単位の孔や溝を埋める。ここでの孔とは、1-画素に囲まれ、その外側の 0-画素とは連結していない連結成分である。ここでは連結とは 4 連結を示す。この処理を行う理由は、この後の特徴抽出過程で対象物体内部の孔の面積を計算する際、1 画素単位の孔や溝をノイズであるとし、面積計算に加えないためである。モルフォロジ処理には以下に示す膨張 (dilation) と収縮 (erosion) がある。

膨張は連結成分の輪郭画素を外側に 1 層分増やし、その連結成分を厚くする処理である。画像 $f(i, j)$ を膨張した画像 $g(i, j)$ は

$$g(i, j) = \begin{cases} 1 & (f(i, j) \text{ かその } 4 \text{ 近傍が } 1 \text{ のとき}) \\ 0 & (\text{その他のとき}) \end{cases} \quad (14)$$

から得られる。ここで、 $f(i, j)$, $g(i, j)$ は、画像 f , g の座標位置 (i, j) における輝度値を示す。

収縮は連結成分の輪郭画素を取り除いて 1 層分小さくする処理である。画像 $f(i, j)$ を収縮した画像は

$$g(i, j) = \begin{cases} 0 & (f(i, j) \text{ かその } 4 \text{ 近傍が } 0 \text{ のとき}) \\ 1 & (\text{その他のとき}) \end{cases} \quad (15)$$

から得られる。ここでも、 $f(i, j)$, $g(i, j)$ は、画像 f , g の座標位置 (i, j) における輝度値を示す。

これらの処理を使用して対象物体内部の 1 画素単位の孔や溝を埋めるには、2 値化された画像に対して膨張処理を行った後、収縮処理を行えばよい。この操作は閉口 (closing) と呼ばれる。図 2 に閉口の処理例を示す。図からわかるように、膨張処理と収縮処理を組み合わせることで、対象物体の形状や大きさを保持したまま、それらの内部の 1 画素単位の孔を埋めることができる。

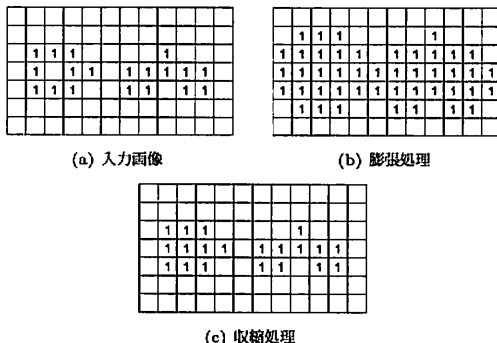


図 2 閉口処理

2.2 特徴抽出

前処理を終えた画像から、識別のために必要な対象物体の特徴を抽出する。抽出する特徴は、対象物体の面積、重心のずれ、孔の面積、ブロック数である。

ここで、はんだのブロックの数とは、はんだ 1 つの連結成分が何個に分割しているかの個数とする。以下にブロック数の抽出の方法を示す。抽出の計算にはラベリングを用いる。

(1) 対象物体の位置情報と面積情報を得て、対象物体 1 つが入る大きさの窓を設定する。

(2) その窓内でラスタ走査し、対象物体を示すラベルがまだ割り当てられていない連結成分の 1-画素を見つけ、その画素に新しいラベルを付ける。

(3) その 1-画素に連結する 1-画素を調べ、それらに同一のラベルを付ける。

(4) 前記 2~3 の操作を窓内の全ての 1-画素にラベルが割り当てられるまで繰り返す。

(5) 窓内のラベルの種類を個数を算出する。この個数が対象物体のブロック数である。

(6) 前記 1~5 の操作を対象物体の位置情報全てに対して行う。

これらの特徴量を用いて、1 つのはんだを

$$x = (x_1, x_2, x_3, x_4) \quad (16)$$

のように 4 次元のベクトルで定義する。

2.3 ファジィ推論

本研究で使用したファジィ推論は、E. Mamdani により提案された手法である [1]。その出力結果の様子から「頭切り法」と呼ばれている。この手法について以下に示す。

前節で抽出した特徴量を前件部に入力するため、提案するシステムは 4 入力 1 出力の推論モデルとする。出力は後件部からの対象物体の評価値である。ここで、ファジィ集合とメンバーシップ関数のラベルを次のように定める。

- A_{11} : 面積の値が小さい
- A_{21} : 面積の値が適切な大きさ
- A_{31} : 面積の値が大きい
- A_{12} : 重心のずれの値が小さい
- A_{22} : 重心のずれの値が大きい
- A_{13} : 孔の面積の値が小さい
- A_{23} : 孔の面積の値が大きい
- A_{14} : ブロック数の値が小さい
- A_{24} : ブロック数の値が大きい
- B_1 : 評価値が良い
- B_2 : 評価値がどちらとも判断しがたい
- B_3 : 評価値が悪い
- B_4 : 評価値が非常に悪い

このように、対象物体の面積の特徴量は A_{11} , A_{21} , A_{31} の 3 段階、それ以外の特徴量は 2 段階、評価値は B_1 , B_2 , B_3 , B_4 の 4 段階評価とする。これらのラベルを用いてファジィルールを

$$R^i : \text{if } x_1 \text{ is } A_{i_1,1} \text{ and } x_2 \text{ is } A_{i_2,2} \\ \text{and } x_3 \text{ is } A_{i_3,3} \text{ and } x_4 \text{ is } A_{i_4,4} \\ \text{then } y \text{ is } B_k \quad (17)$$

表 1 ファジールール

ルール	面積	重心ずれ	孔面積	ブロック数	評価
R_1	A_{11}	A_{12}	A_{13}	A_{14}	B_2
R_2	A_{11}	A_{12}	A_{13}	A_{24}	B_3
R_3	A_{11}	A_{12}	A_{23}	A_{14}	B_3
R_4	A_{11}	A_{12}	A_{24}	A_{25}	B_4
R_5	A_{11}	A_{22}	A_{13}	A_{14}	B_3
R_6	A_{11}	A_{22}	A_{13}	A_{24}	B_4
R_7	A_{11}	A_{22}	A_{23}	A_{14}	B_4
R_8	A_{11}	A_{22}	A_{23}	A_{24}	B_4
R_9	A_{21}	A_{12}	A_{13}	A_{14}	B_1
R_{10}	A_{21}	A_{12}	A_{13}	A_{24}	B_2
R_{11}	A_{21}	A_{12}	A_{23}	A_{14}	B_2
R_{12}	A_{21}	A_{12}	A_{23}	A_{24}	B_3
R_{13}	A_{21}	A_{22}	A_{13}	A_{14}	B_2
R_{14}	A_{21}	A_{22}	A_{13}	A_{24}	B_3
R_{15}	A_{21}	A_{22}	A_{23}	A_{14}	B_3
R_{16}	A_{21}	A_{22}	A_{23}	A_{24}	B_4
R_{17}	A_{31}	A_{12}	A_{13}	A_{14}	B_2
R_{18}	A_{31}	A_{12}	A_{13}	A_{24}	B_3
R_{19}	A_{31}	A_{12}	A_{23}	A_{14}	B_3
R_{20}	A_{31}	A_{12}	A_{23}	A_{24}	B_4
R_{21}	A_{31}	A_{22}	A_{13}	A_{14}	B_3
R_{22}	A_{31}	A_{22}	A_{13}	A_{24}	B_4
R_{23}	A_{31}	A_{22}	A_{23}	A_{14}	B_4
R_{24}	A_{31}	A_{22}	A_{23}	A_{24}	B_4

$$(i_1 = 1, 2, \dots, m_1)$$

$$(i_2 = 1, 2, \dots, m_2)$$

$$(i_3 = 1, 2, \dots, m_3)$$

$$(i_4 = 1, 2, \dots, m_4)$$

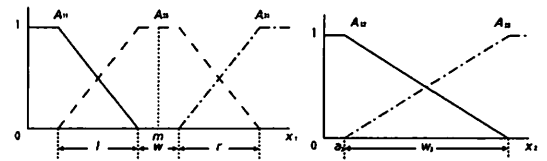
$$(k = 1, 2, \dots, l)$$

$$(i = 1, 2, \dots, n)$$

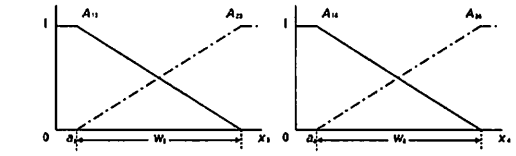
と定義する。ここで、 R_i は i 番目のルールを表し、ルールの数 n は $n = m_1 m_2 m_3 m_4$ である。つまり、メンバーシップ関数の全ての組み合わせが各ルールに対応する。実際に作成したファジールールを表 1 に示す。

特徴量と評価のメンバーシップ関数をそれぞれ図 3 のように定義する。各々のメンバーシップ関数には、台形型と三角型を組み合わせて用いる。図からわかるように、対象物体の面積の特徴量に関するメンバーシップ関数はパラメータ m, w, l, r で定まり、重心のずれ、孔の面積、ブロックの数に関するメンバーシップ関数はそれぞれ、パラメータ a_2, w_2 パラメータ a_3, w_3 パラメータ a_4, w_4 で定まる。

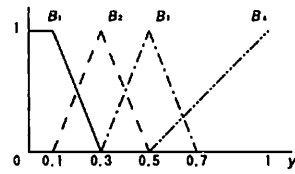
ファジィ推論の手順を図 4 に示す。図のように、推論手順は 5 つのステップから構成される。それは、入力変数のファジィ化、前件部の AND 演算、後件部ファジィ集合の頭切り、各ルールに対する後件部ファジィ集合の和集合演算、非ファジィ化である。以下にそれぞれのステップについて表記する。入力変数 x_1, x_2, x_3, x_4 のセットを全てのルールに入力し、最初のステップとして各ルールのメンバーシップ関数からファジィ化を行う。



(a) 対象物体の面積のメンバーシップ関数 (b) 重心のずれのメンバーシップ関数



(c) 孔の面積のメンバーシップ関数 (d) ブロックの数のメンバーシップ関数



(e) 評価のメンバーシップ関数

図 3 メンバーシップ関数

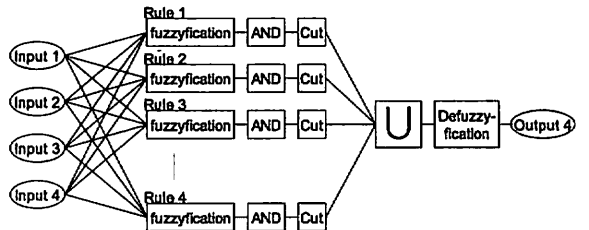


図 4 ファジィ推論過程

この作業は各ファジィ集合への帰属度を与える。前件部に AND 演算を用いて、ルールを適用した結果を表す 1 つの数値を得る。実際には、ファジィ化された値の最大値を取ることでルール R_i の適合度

$$\mu_i = A_{i_1 1}(x_1) \wedge A_{i_2 2}(x_2) \wedge A_{i_3 3}(x_3) \wedge A_{i_4 4}(x_4) \quad (18)$$

を得る。このルール R_i の適合度 μ_i を用いて後件部のメンバーシップ関数 $B_k(y)$ を頭切りする。つまり、このステップの処理結果はルール R_i の適合度 μ_i と後件部メンバーシップ関数 $B_k(y)$ を AND 演算して得られるファジィ集合である。ルール R_i の頭切りされた後件部メンバーシップ関数を $\hat{B}_i(y)$ とすると

$$\hat{B}_i(y) = B_k(y) \wedge \mu_i \quad (19)$$

となる。この頭切りされた各ルールに対する後件部ファジィ集合の和集合をとる。このためルール R_i の頭切りされた後件部メンバーシップ関数 $\hat{B}_i(y)$ の和集合 $C(y)$ をとって

$$C(y) = \bigvee_{i=1}^n \hat{B}_i(y) \quad (20)$$

となる。最終的に、後件部の和集合 $C(y)$ を非ファジィ化して

1つの値を得る。非ファジィ化には加重平均を用いる。非ファジィ化された値を y^* とすると

$$y^* = \frac{\sum yC(y)}{\sum C(y)} \quad (21)$$

となり、これを出力結果とする。

3. 判別実験

上記で説明した抽出・認識システムを用いて、はんだの良否判別に関する実験を行う。この例では、クラス数を2つとし、一つを良品はんだのクラス、もう一つを不良はんだのクラスとして判別する。図5に実験で使用するはんだ付け基板を示す。判別実験に先だって、前節で定義したファジィ集合におけるメンバーシップ関数の各パラメータを決定する必要がある。そのため、サンプル画像をパラメータ決定用画像とテスト用画像の2つに分け、各パラメータを最適に決定する。図6にシステムの概略を示す。次の節でこれらのメンバーシップ関数のパラメータの決定法について述べる。

3.1 パラメータの決定法

ここでは、パラメータ決定用の画像からメンバーシップ関数のパラメータを決定する方法について述べる。面積に関するメンバーシップ関数のパラメータ m は、良品はんだ画像の面積特徴量の平均値とする。パラメータ w と a_2, a_3, a_4 は一定値とする。パラメータ l と r は対象物体の「面積が小さい」というファジィ集合や「面積が大きい」というファジィ集合などを決めるものである。そのため良品はんだでそれらのパラメータを決めるのは難しい。不良品はんだを使用してもどのはんだが「面積が小さい」という集合に属すのか、またどのはんだが「面積が大きい」という集合に属すのかわからない。そこで、不良はんだ画像の面積特徴量を k -平均法 (k -means clustering) [8] でクラスタリングすることで不良はんだの「面積が小さい」という集合の平均値と「面積が大きい」という集合の平均値を求める。 k -平均法のアルゴリズムを次に示す。

- (1) k 個のクラスタの重心の初期値をそれぞれ適当に設定する。
- (2) k 個の重心の中で最も距離が近いクラスタに各点 (ここでは面積の特徴量) をそれぞれ配属する。
- (3) それぞれのクラスタ内で重心を計算し、重心の値を更新する。
- (4) 2~3 を繰り返す。

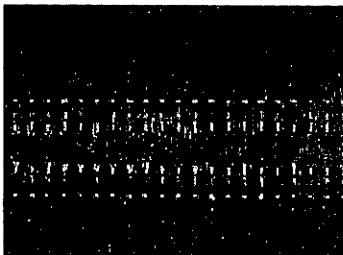


図5 はんだ付け基板の画像

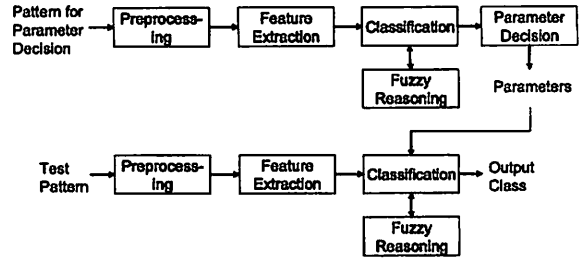


図6 実験の処理過程

(5) クラスタ間の点の移動がなくなったら終了する。

不良はんだの中には、面積の大きさが適切であるが他の要因で不良はんだのクラスに属すものもあると考えられる。そのため k -平均法におけるクラスタの数 k は3とする。求めたクラスタの中で最も小さいクラスタの重心の値を s 、最も大きいクラスタの重心の値を b とすると、パラメータ l と r は

$$l = m - s - \frac{w}{2} \quad (22)$$

$$r = b - m - \frac{w}{2} \quad (23)$$

と設定する。

パラメータ w_2, w_3, w_4 はパラメータ l と r を決定した後で逐次的に決定する。 w_2 の初期値には良品はんだと不良はんだそれぞれの重心のずれの特徴量の平均値、 w_3 の初期値には良品はんだと不良はんだそれぞれの孔の面積の特徴量の平均値、 w_4 の初期値には良品はんだと不良はんだそれぞれのブロック数の特徴量の平均値を使用する。パラメータ $w_i (i=2,3,4)$ の初期値を w_i^0 とすると

$$w_i^0 = \frac{\sum x_{gi} + \sum x_{bi}}{2} \quad (24)$$

となる。ここで、 x_{gi} は良品における特徴量 i の値であり、 x_{bi} は不良品における特徴量 i の値である。これらの平均値をメンバーシップ関数の初期値として、前節で設計した識別器にパラメータ設定用の画像を再度入力し、推論させる。推論の正解率とそのときのパラメータを保存しておき、パラメータ w_2, w_3, w_4 の値を少し大きくして再度推論を行う。この操作をある程度正解率が上がらなくなるまで繰り返す。最終的に、最も正解率が高かったときのパラメータをメンバーシップ関数のパラメータに決定する。

3.2 実験結果

提案システムをはんだ付け基板の画像に対して適用し、前処理後の画像を図7に示す。この前処理後の画像では、画像からはんだ部分が切り出されていることがわかる。また、上記の方法で決定されたパラメータでメンバーシップ関数を定義し、テスト用画像を識別器に入力して、推論結果の正解率を算出した。表2に各テスト用画像1~6の推論結果に対する正解率を示す。画像によって正解率にばらつきがあるが、最低でも80.0%以上の結果を得ることができた。また、表3にテスト用画像に含まれる良品はんだの推論結果に対する正解率、および不良はんだの推論結果に対する正解率、そしてテスト用画像全体の推論結

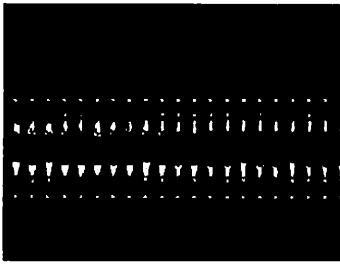


図 7 前処理後の基板画像

表 2 各画像に対する正解率 [%]

	正解率
画像 1	85.0
画像 2	97.5
画像 3	92.5
画像 4	95.0
画像 5	80.0
画像 6	87.5

表 3 全体の正解率 [%]

	正解率
良品はんだ	91.7
不良はんだ	86.0
全体	89.1

果に対する正解率を示す。良品はんだに対する正解率の方が高く、全体として 89.1%の正解率を得ることができた。

4. ま と め

本稿では、画像内における対象物体の抽出・認識に対して、ファジィ推論を適用するシステムを提案した。認識系は大きく分けて前処理部、特徴抽出部、識別部で構成し、識別部にはファジィ推論を適用した。前処理部では判別分析法で画像を 2 値化し、モルフォロジ処理の閉口を行った。特徴抽出部では対象物体の面積、重心のずれ、孔の面積、ブロック数を抽出した。識別部のファジィ推論におけるメンバーシップ関数のパラメータは k-平均法等で決定した。

例として、設計したシステムに対して、はんだの良否判別実験を行い、正解率を算出した。実験結果からファジィ推論を用いた識別器の有効性を確認できた。

文 献

- [1] 塚本 弥八郎, ファジィ情報論, 大学教育出版, 2004.
- [2] 日本ファジィ学会, 講座 ファジィ 第 10 巻 ファジィ画像処理, 日刊工業新聞社, 1993.
- [3] 山下 元, 須田 宏, ファジィ数学入門, 森北出版株式会社, 1997.
- [4] 石井 健一郎, 上田 修功, 前田 英作, 村瀬 洋, わかりやすいパターン認識, オーム社, 1998.
- [5] 村上 伸一, 画像処理工学, 東京電機大学出版局, 1996.
- [6] P. Soille, Morphological Image Analysis, Springer-Verlag, 2003.
- [7] 藤岡 弘, 中前 幸治, 画像処理の基礎, 昭晃堂, 2002.
- [8] R. O. Duda, P. E. Hart and D. G. Stork, Pattern Classification, Wiley-Interscience, 2000.