

卒業論文

ラベリングとマハラノビス距離による
画像判別の実現

氏 名：千村 亮介
学籍番号：2210990409-4
指導教員：山崎 勝弘 教授
提出日：2006年2月20日

立命館大学 理工学部 情報学科

内容梗概

本論文では、株式会社ナノスコープとの産学協同プロジェクトの一環として、C言語による画像判別の実験を行った。判別的手段としてマハラノビス距離を用い、比較するためにユークリッド距離による判別も行った。判別するための指標である特徴量を抽出するためにラベリングプログラムも作成した。

判別の対象となる画像データはナノスコープより頂いた泡・気流の画像、それぞれ 283 枚である。ユークリッド距離による判別では精度向上のために重みづけを行った。また、マハラノビス距離による判別の精度向上のために、背景領域を可変変化し、物体領域と背景領域をより良い切り分けや、泡と気流の細分化を行い、最高で 94% の判定率が得られた。

目次

1 . はじめに	1
2 . ガラス外観検査のための画像判別	3
2.1 ガラス外観検査プロジェクト	3
2.2 泡と気流の画像判別	3
2.3 判別対象となる画像データ	4
3 . ラベリングによる特徴量抽出	5
3.1 物体領域の抽出	5
3.2 2 値画像の連結性	7
3.3 ラベリング	8
3.4 特徴量抽出	10
4 . ユークリッド距離による画像判別の実験	12
4.1 ユークリッド距離とは	12
4.2 実行方法と実験手順	12
4.3 ユークリッド距離による判別	14
4.4 重みつきユークリッド距離による判別	14
4.5 考察	14
5 . マハラノビス距離による画像判別の実験	15
5.1 マハラノビス距離とは	15
5.2 実験方法と実験手順	16
5.3 特徴量の選択	18
5.4 背景領域の可変性	18
5.5 泡と気流の細分化	19
5.5 考察	20
5.6 ユークリッド距離との比較	20
6. おわりに	21
謝辞	22
参考文献	23

図目次

図 1: 判別対象画像	3
図 2: 画像判別の流れ	4
図 3: 泡画像	5
図 4: 閾値	5
図 5: 物体領域の抽出 (注: 閾値(下) - 閾値(上)(中央値))	6
図 6: 近傍	7

図 7: ラベリング.....	8
図 8: ラベリングアルゴリズム.....	8
図 9: ラベリング実行結果.....	9
図 10: 周囲長を求めるアルゴリズム.....	10
図 11: ユークリッド距離.....	12
図 12: 実験方法.....	13
図 13: 実験手順.....	13
図 14: マハラノビス距離.....	15
図 15: 実験方法.....	16
図 16: 実験手順.....	17
図 17: 泡と気流の細分化.....	19

表目次

表 1: 特徴量抽出結果.....	11
表 2: 特徴量選択.....	11
表 3: ユークリッド距離による判定率.....	14
表 4: 泡・気流画像の平均値.....	14
表 5: 重みつきユークリッド距離による判定率.....	14
表 6: 面積が最大の場合の判定率.....	18
表 7: 平均の場合の判定率.....	18
表 8: 背景領域可変の場合の判定率.....	18
表 9: 泡と気流の細分化しての判定率.....	19

1 . はじめに

画像処理はどんどん身近なところで使われてきている。例えば、病院などでは、古くからレントゲン写真や、顕微鏡写真の画像が診断に使われているが、最近ではコンピュータによって処理された画像も診断の重要な手助けとなっている。また、通常の撮影では撮ることが困難な体内の様子を画像化する特殊な画像処理装置も診断に使われている。代表的なものに、X線CT(Computed Tomography: コンピュータ断層撮影)というのがあるが、これは、体内を通過するX線の減衰量を測定し、コンピュータの計算によって脳の断面図を生成するものである。今までは解剖しなければわからなかった頭の中の様子を、コンピュータによる画像処理のおかげで、写真を見るのと同じようにして見ることができるわけである。この手法は画期的なもので、多くの医学書がCT画像を使って書き直されたほどである。

画像処理の対象となる画像は非常に幅が広く、電子顕微鏡で取り込む小さな世界から、衛星画像のような大きなものまで、さまざまな画像が対象となる。医学の分野では古くから、X線写真や顕微鏡などの数多くの画像を扱ってきており、画像処理の最も進んでいる分野である。染色体の解析や細胞の自動分類などの研究が行われている。また、近年急速に発展したもので、通常では見ることができない世界を画像化する手法がある。先に説明したX線CTがその代表であるが、超音波を使って胎内で赤ちゃんが動いている様子を見る装置もある。リモートセンシングと呼ばれる技術で、人工衛星からの画像を処理する技術も開発されている。その画像処理によって、資源情報や気象情報を画像化し、農業、漁業以外に、環境汚染調査、都市計画などに利用されている。また、さらに工場でも、画像処理技術が盛んに行われ、欠陥品の自動検査、産業用ロボットの目などに使われている。その場合組み立て、生産ラインで使われているため、テレビカメラで入力した画像について、簡単な処理を高速に実行することが必要となる。

一方で、近年ますます、携帯電話やPCに用いられているフラットパネルディスプレイの需要が高まっている。フラットパネルディスプレイとは、筐体が板状で画面が平面になっているディスプレイ機器のことであり、近年の技術革新により生み出されたものである。省電力など副次的なメリットを備える方式もあり、様々な方式が研究されている。

以上のような背景を踏まえ、本研究では、株式会社ナノスコープとの産学協同研究において、フラットパネルディスプレイ開発のためのガラス外観検査装置の開発を目的としている。プロジェクトの研究テーマとしては、ガラスの製造過程において生じる、泡・気流を判別するプログラムを実装し、判定精度を上げることにある。判別するための指標である特徴量を抽出するために、ラベリングプログラムも実装した。画像判別においては、多変量解析のひとつの方法である、マハラノビス距離を用いた。マハラノビス距離とは資料をグループ分けする手段であり、未知のデータがどのグループに属するのかを判別するものである。また、比較対象とするためにユークリッド距離によっても画像判別を行った。

判別の対象となる画像データは、ナノスコープより頂いた泡や気流、それぞれ 283 枚で画像サイズは 50×50 ピクセルの raw ファイルである。輝度は 0～255 のグレースケール画像である。実験手順として、まず、泡・気流それぞれ 283 枚の画像を様々な閾値で物体領域と背景領域とに分けた。そして、物体領域をラベリングし特徴量を抽出した。その特徴量により平均と分散共分散行列を計算し、それを基にマハラノビス距離で判別を行った。判別を行う条件として、閾値の固定化、また各画像データ毎に画素の平均値を中央値とする閾値の可変性、泡を 3 種類、気流を 2 種類とする泡と気流の細分化による判別の実験も行った。プログラミングには C 言語を用いた。

第 2 章では画像判別の手順について述べる。次に第 3 章で画像判別のための指標である特徴量を抽出するために、ラベリングに述べている。第 4 章ではユークリッド距離による画像判別を行い、第 5 章ではマハラノビス距離による画像判別の方法と手順を述べている。

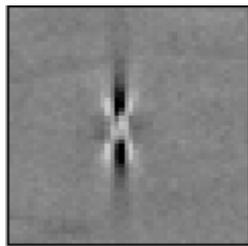
2. ガラス外観検査のための画像判別

2.1 ガラス外観検査プロジェクト

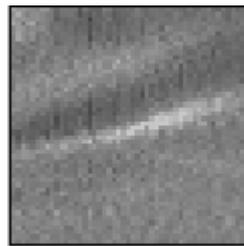
本研究は、ナノスコープとの産学協同プロジェクト「ガラス外観検査」の研究テーマの一環として、泡画像と気流画像との判別を C 言語でプログラミングを行った。判別手段として、マハラノビス距離を用いる。比較対象として、ユークリッド距離でも判別を行う。判別を行うための指標である特徴量を抽出するために、ラベリングも行った。

2.2 泡と気流の画像判別

画像判別とは、未知の画像データに対して、その画像データがどちらのグループに属しているかを判別する処理である。本研究として、判別の対象となる画像データは、ナノスコープから頂いた泡と気流の画像である。使用した泡画像の例を図 1 (a)、気流画像の例を図 1(b)に示す。



(a) 泡画像



(b) 気流画像

図 1:判別対象画像

図 1 (a)の中央にあるクロスした模様が見えるのが泡である。また図 1(b)の縞模様に見えるのが気流である。

本研究の画像判別の流れを図 2 に示す。

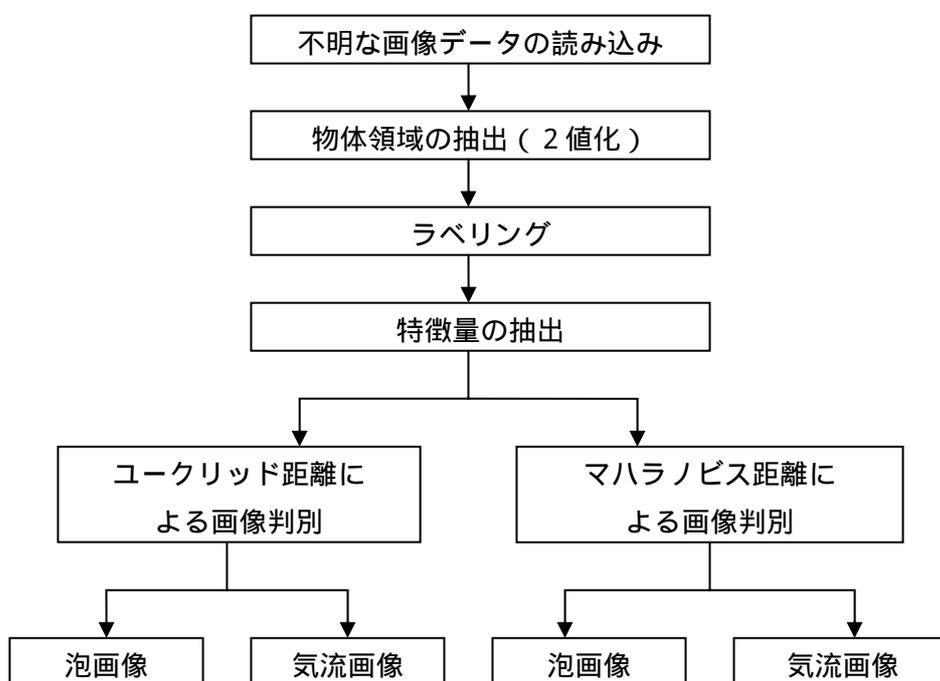


図 2:画像判別の流れ

まず、対象となる画像データを読み込み、その画像に対してラベリングという連結画素を区別する処理を行う。各連結画素の特徴量を求め、その特徴量によって平均と分散共分散行列を求める。平均と分散共分散行列を使ってユークリッド距離とマハラノビス距離により、泡と気流の判別を行う。

2.3 判別対象となる画像データ

判別対象となる画像データは、ナノスコープより頂いた、泡、気流それぞれ 283 枚で、画像は 50 × 50 ピクセルの raw ファイルである。輝度は 0 ~ 255 のグレースケール画像である。raw ファイルとはカメラの中で画像処理（現像処理）される前の「生データファイル」である。

3. ラベリングによる特徴量抽出

3.1 物体領域の抽出

(1) 2 値化

一般的に2値化処理とは、ある閾値を定め、それ以上なら白、それ以下なら黒と原画像を2値画像に変換することを指す。濃淡画像の各点の濃度を $f(x, y)$ としたとき、式(2.1)のように、画像の各点 (x, y) の濃度 $f(x, y)$ に対し、閾値 T を用意し、1(黒)、0(白)のように2値の画像に変換する作業である。

$$\begin{aligned} f(x, y) \geq T &\rightarrow g(x, y) = 1 \\ f(x, y) < T &\rightarrow g(x, y) = 0 \end{aligned} \quad (2.1)$$

この処理により、物体領域と背景領域を切り分けることができる。

(2) 本実験での物体領域の抽出

ラベリングを行う前処理として、物体領域を抽出しなければならない。

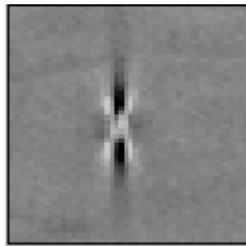


図 3:泡画像

図 3 の泡画像を見て分かる通り、泡の物体領域は黒色と白色が混ざった状態であり、背景領域は灰色である。この黒色と白色を抽出するための処理として2値化を行う。

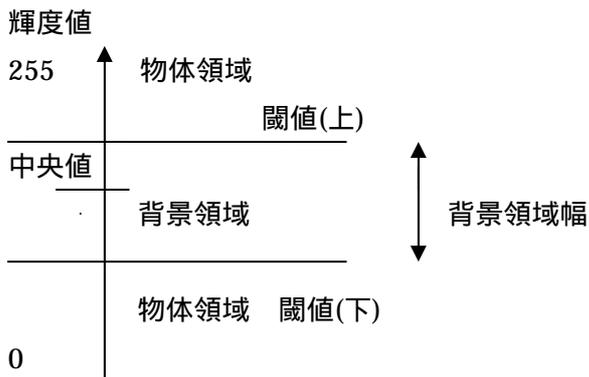
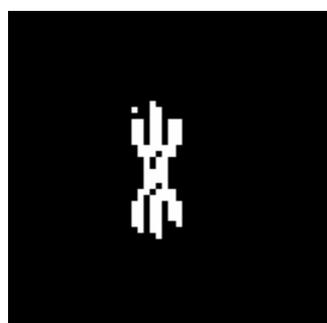


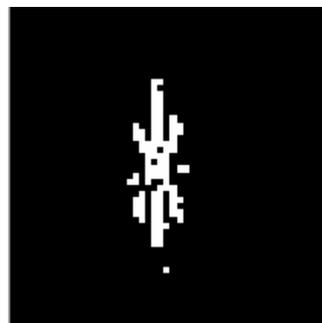
図 4:閾値

図 4 に示すようにある画素が、閾値(上)より大きいか、閾値(下)より小さいならば、その画素を 255 (白) とし、それ以外を 0 (黒) とする。これにより、物体領域を抽出することができる。

図3の平均画素値は126なので、中央値は110、120、130あたりが良いように想像がつく。ここで、中央値を110,120,130とし背景領域幅を10刻みで増やしながら物体領域を抽出する実験をしてみた。結果を図5(a)~(f)まで示す。



(a)90-150(120)



(b) 105-155(130)



(c)85-135(110)



(d)80-140(110)



(e)90-130(120)



(f)75-165(120)

図5:物体領域の抽出 (注: 閾値(下) - 閾値(上)(中央値))

図3の真ん中にクロスした模様があるが、それが泡である。これをうまく抽出できているのが(a),(b)である。しかし、(c),(d)は unnecessaryな背景領域まで抽出されている。(e),(f)では、背景領域がかなり抽出されている。このように実験してみた結果、95-145,90-150,100-160,85-155,70-150,80-160,65-155の8通りでうまく泡画像を抽出できた。以下の実験ではこの閾値を使うことにする。

3.2 2値画像の連結性

(1) 近傍

任意の画素に対して、隣り合う画素の集合を近傍と呼ぶ。正方格子上で表現されるデジタル画素では、上下左右の4点のみを最近傍と考える場合と、対角方向の4点も最近傍に含める場合の2つが最もよく用いられる。

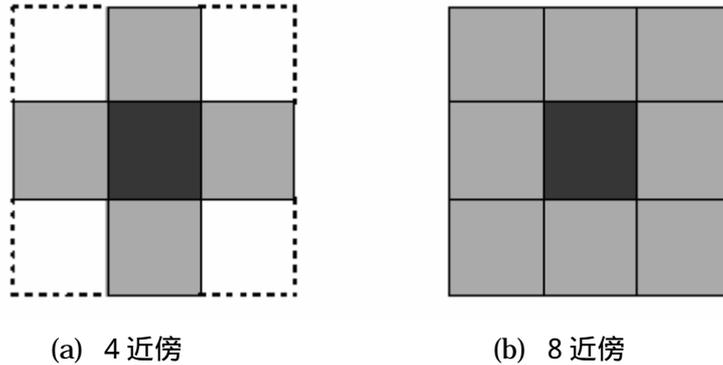


図 6:近傍

図 6 (a)の場合、黒の画素に対して灰色の画素は4隣接しているという。図 6(b)の場合、黒の画素に対して灰色の画素は8隣接しているという。

(2) 連結成分

連結成分とは、ある画素に連結している同じ値を持つ画素の連結したひとまとまりの領域のことである。4隣接に接している場合を4-連結、8隣接に接している場合を8-連結という。物体領域を4-連結とするならば、背景領域は8-連結となり、物体領域を8-連結とするならば、背景領域は4-連結となる。なお、本研究では物体領域を8-連結で実験を行った。

3.3 ラベリング

(1) ラベリングとは

ラベリングとは、つながっているすべての画素に同じ番号をつけ、異なった連結成分には異なった番号を付ける処理のことをいう。この処理により個々の連結成分に分離することができ、各連結成分の特徴量を抽出することができる。

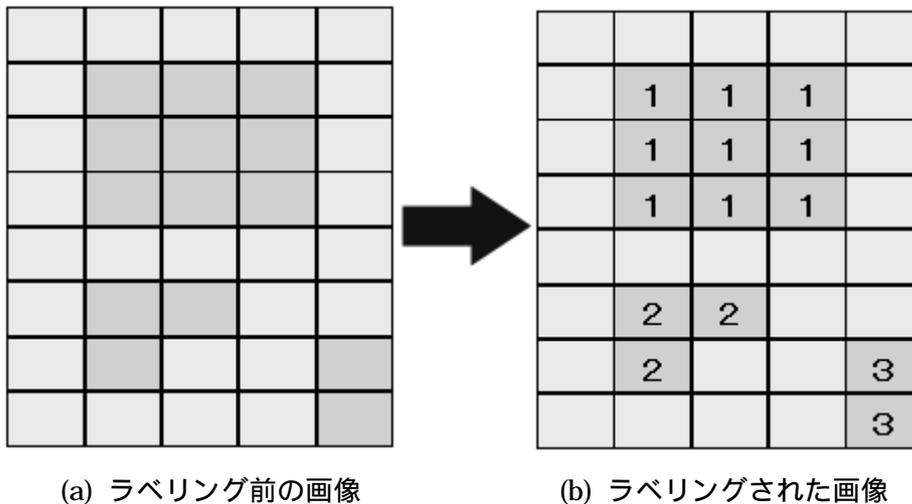


図 7:ラベリング

例えば図 7(a)のような、連結成分が3つある画像があるとすると、各連結成分毎に異なる番号を付けていくようになる。その結果が図 7(b)である。

(2) ラベリングアルゴリズム

ラベリングアルゴリズムを図 8 に示す。

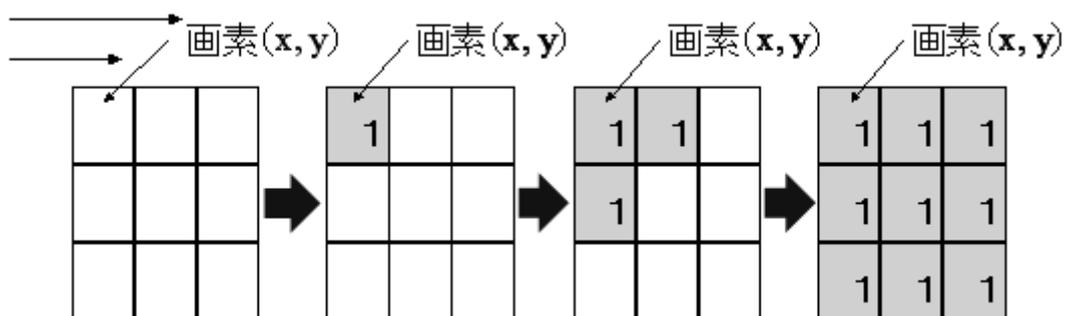


図 8:ラベリングアルゴリズム

図 8 に示すように、画素上を走査して、ラベルが付けられていない画素を見つけ、新しいラベルを付ける。そのラベリングされた画素に対して、連結している画素に同じラベルを付ける。さらに今ラベル付けした画素と連結しているすべての画素に同じラベルを付ける。この操作を、ラベル付けすべき画素がなくなるまで続ける。これで、ひとつの連結成

3.4 特徴量抽出

(1) 特徴量抽出とは

特徴量抽出とは、画像から、物体の形や大きさなどの特徴を数値化した情報を抽出する処理のことである。本研究では、縦の長さ・横の長さ・面積・体積（輝度の合計）・面積比率（面積と縦、横の比率）・周囲長を用いる。

(2) 特徴量抽出のためのアルゴリズム

- ・面積

物体に含まれる画素数を計算する。

- ・周囲長

物体の輪郭線の画素数を数えるが、斜め方向はデジタル図形特有の誤差が生じるので、2倍して数える必要がある。輪郭線を取り出すには、以下の手順に従って物体の境界部を追跡していく。図10にそのようすを示す。

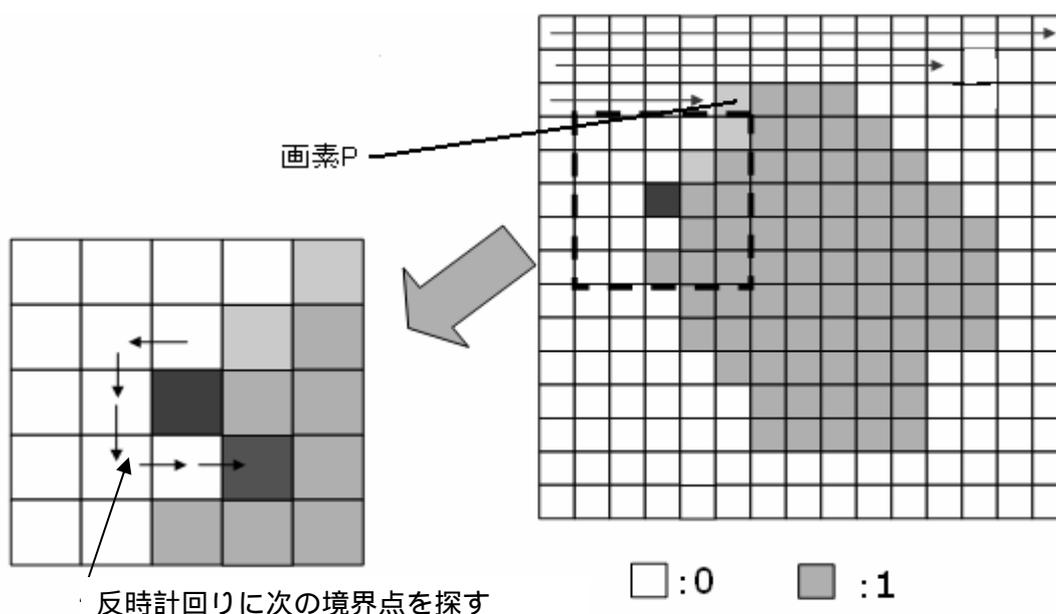


図 10:周囲長を求めるアルゴリズム

まず、画像上を走査して、未追跡の境界点 P を探す。そして、反時計回りに次の境界点を探し、その処理を繰り返す。次の境界点が P になったら、物体を1周したことになるので追跡を終了する。

- ・その他の特徴量は容易に抽出されるので、本論文で説明は省く。

前述のアルゴリズムで、図 9(b)の特徴量を抽出した結果を表 1 に示す。

表 1:特徴量抽出結果

ラベル番号	横	縦	面積	体積	面積比	周囲長
1	8	27	87	10071	0.403	82.6
2	2	1	2	205	1.000	7.7
3	2	2	3	304	0.750	9.1
4	2	5	8	1410	0.800	15.3
5	1	1	1	105	1.000	5.7

1 枚の画像から、ラベル番号の数だけ特徴量が抽出されるが、マハラノビス距離で判別するためには各要素ひとつずつの特徴量しかいない。ここで面積が最大の連結成分をその画像の特徴量とするのか、すべてのラベル番号の平均をその画像の特徴量とするのかを選択する。面積が最大の連結成分を特徴量とする利点は、面積が 1 であるという情報が多々抽出されるからである。平均の場合は、面積が 1 である画素を抽出するのも、その画像の特徴だとする考えからきている。その結果を表 2 に示す。

表 2:特徴量選択

	横	縦	面積	体積	面積比	周囲長
面積最大	8	27	87	10071	0.403	82.6
平均	3	7	20	2419	0.790	45.8

4. ユークリッド距離による画像判別の実験

4.1 ユークリッド距離とは

ユークリッド距離とは幾何学的な距離のことをいう。

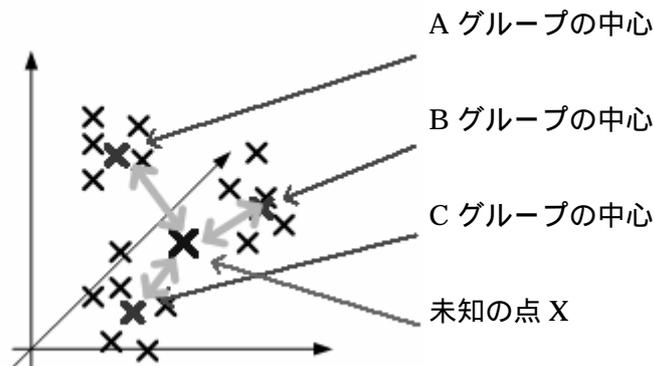


図 11:ユークリッド距離

例えば図 11 に示されるような 2 次元空間上に A グループ、B グループ、C グループがあるとしよう。ここで未知の点 X が与えられたとして、その点がどこに属するかを判別したいとする。ユークリッド距離は実際の距離なので、中心に一番近いグループ C に属すると考えられる。

一般に n 次元のユークリッド距離は次の式で与えられる。

$$d(\mathbf{a}, \mathbf{b}) = \sqrt{\sum_{i=1}^n (a_i - b_i)^2}$$

4.2 実行方法と実験手順

実験はナノスコープより頂いた泡、気流の画像各 283 枚を用いて行った。画像は 50 × 50 ピクセルの raw ファイルで、輝度は 0 ~ 255 のグレースケール画像である。ユークリッド距離を導くための泡と気流それぞれの平均値は判別対象である泡、気流の画像 283 枚から求め、ユークリッドを計算し判別を行っている。

実験方法を図 12 に示す。

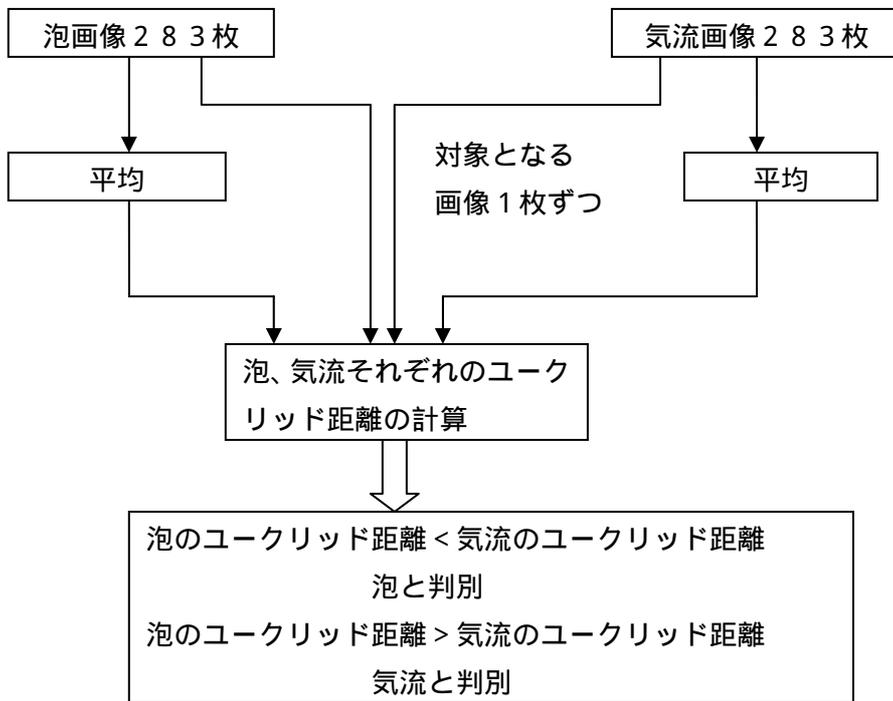


図 12:実験方法

実験手順を図 13 に示す。まず、特徴量の平均でユークリッド距離での判別実験を行った。(4.3 節)桁数が多い特徴量の影響がかなり出てくる。本実験での場合、他の特徴量よりも体積の桁数がかかなり大きいので、体積の影響だけが出てきた。そこで、判別精度向上のために、各特徴量に重みをつけて実験を行った。(4.4 節)ここでは、各特徴量の値が 0 ~ 9 の間に納まるように重みをつけて実験を行った。

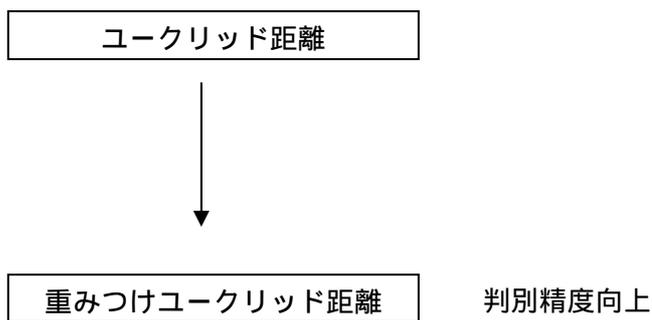


図 13:実験手順

4.3 ユークリッド距離による判別

特徴量での平均で判別実験を行った。

実験結果を表 3 に示す。

ユークリッド距離による判定率

背景領域	95-145	105-155	70-150	80-160	85-155	90-150	100-160	65-155
泡の判定率(%)	26	46	68	32	37	34	38	28
気流の判定率(%)	65	80	29	77	74	73	86	73

次に判別精度が比較的良かった 105-155 での泡画像、気流画像の各特徴量の平均を表 4 に示す。

泡・気流画像の平均値(背景領域 105-155)

	横	縦	面積	体積	面積比	周囲長
泡	3.8	8.6	37	4388	0.79	29.6
気流	3.9	2.8	14	2163	0.86	15.9

表 4 を見てわかるとおり、ユークリッド距離では桁数の影響をかなり受ける。この実験では体積が他の要素に比べ、極端に大きいので結果的に体積だけの影響を受けることになる。

4.4 重みつきユークリッド距離による判別

そこで、各特徴量に重みをつけて実験を行った。各特徴量の桁数が 0 ~ 9 に納まるように重みをつけた。背景領域は先ほどの実験で比較的结果が良かったものを採用した。実験結果を表 5 に示す

表 3:重みつきユークリッド距離による判定率

背景領域	105~155	80-160	100-160
泡の判定率(%)	61	50	53
気流の判定率(%)	91	91	94

気流の判定率が格段にあがった。これは気流のラベル数は、泡のラベル数よりも圧倒的に大きいので、特徴量の平均値が泡に比べて小さくなるためだと思われる。

4.5 考察

ユークリッド距離の判別では、当然のことながら特徴量の桁数から非常に大きな影響を受けた。それを補正するために各特徴量に重みをつけて実験を行ったが、なかなかうまく重みづけが出来なかった。うまく重みづけすると、判定率のさらなる向上がなれると思う。

5. マハラノビス距離による画像判別の実験

5.1 マハラノビス距離とは

マハラノビス距離とは、多変量解析の一手法であり、資料をグループ分けする手段として用いられる。例として、図 14 に示されるような 2 変量の統計データが得られたとする。

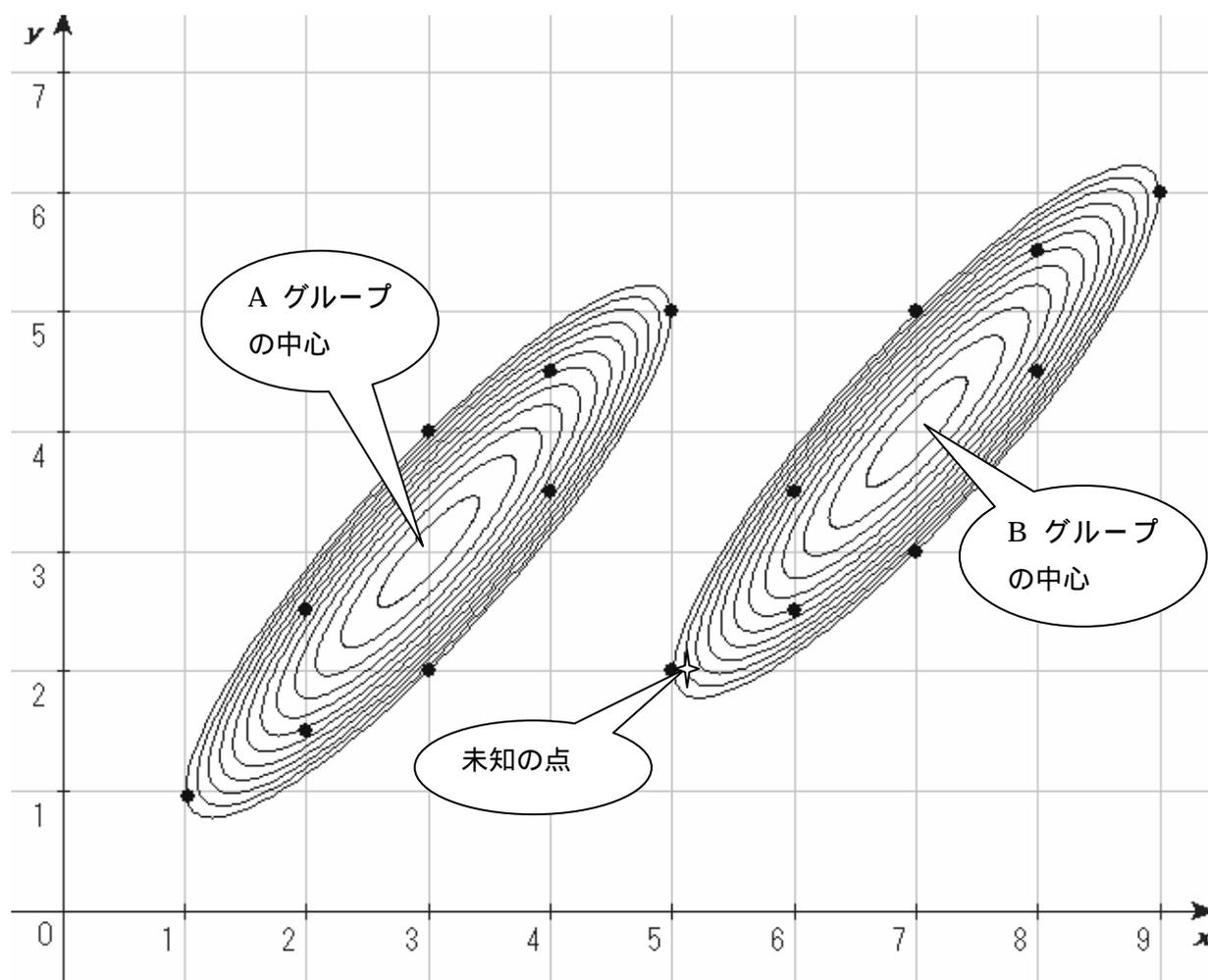


図 14:マハラノビス距離

ここで、未知の点を得られ、この点が、A グループに属するのか、B グループに属するのかを判断してみるとする。中心までの実際の距離（ユークリッド距離）では、同じぐらいの距離であるが、未知データは B グループの広がりの中にあるので、ユークリッド距離では判断し難い。そこで考え出されたのがマハラノビス距離である。これは以下のように定義される。

マハラノビス距離を $d_i(x)$ とすると、次のように与えられる

$$d_i(\mathbf{x}) = (\mathbf{x} - \boldsymbol{\mu}_i)^T \boldsymbol{\Sigma}_i^{-1} (\mathbf{x} - \boldsymbol{\mu}_i)$$

平均 $\boldsymbol{\mu}_i$ 、分散共分散行列 $\boldsymbol{\Sigma}_i$

マハラノビス距離の大小で、2グループのうちどちらに属するかを判別できる。

5.2 実験方法と実験手順

実験はナノスコープより頂いた泡、気流の画像各 283 枚を用いて行った。画像は 50×50 ピクセルの raw ファイルで、輝度は 0~255 のグレースケール画像である。マハラノビス距離を導くための泡と気流それぞれの分散共分散行列と平均値は判別対象である泡、気流の画像 283 枚から求め、マハラノビス距離を計算し判別を行っている。

実験方法を図 15 に示す。

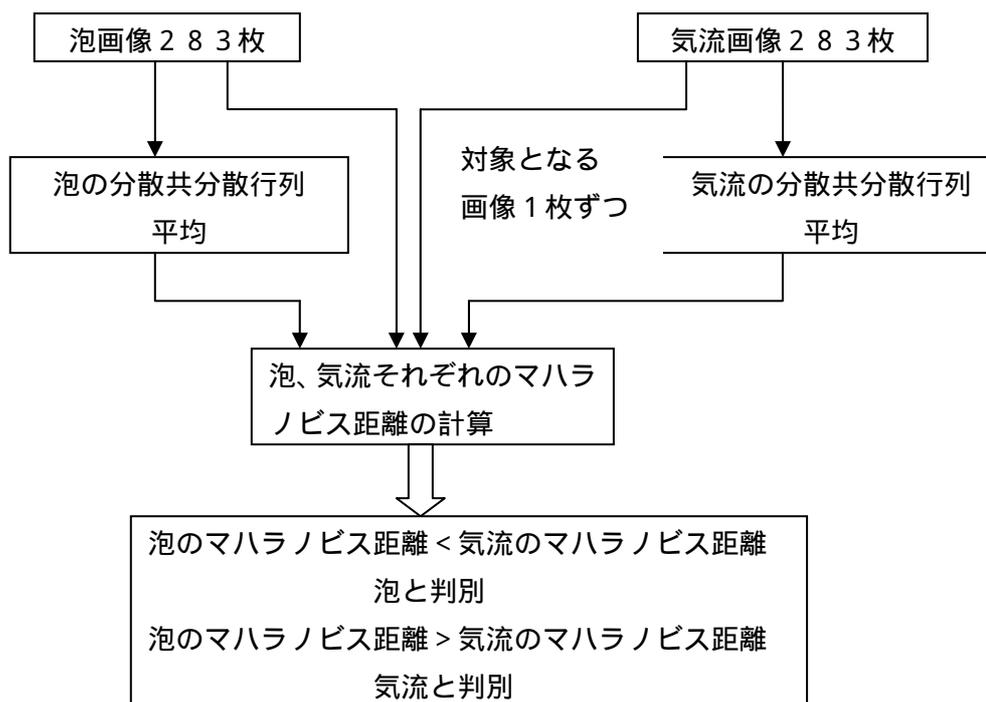


図 15: 実験方法

実験手順を図 16 に示す。実験の手順として、大きく分けて「特徴量の選択」と「判定精度の向上」に分けられる。「判定精度の向上」では特徴量を選択した結果を受けて、さらなる判定精度を向上させるための手段として、「背景領域の可変性」と「泡と気流の細分化」を行っている。

(1) 特徴量の選択

特徴量の選択とは具体的にどの特徴量を選択するのかではなくて、1枚の画像からは、ラベリング数分の特徴量を得られるが、マハラノビス距離を求めるためには、1枚の画像の特徴量を1つに絞る必要がある。候補としては、面積が最大の特徴量をその画像の特徴量とするのか、特徴量の平均を特徴量とするのかで実験して、判定精度の良い方の特徴量を選択した。

(2) 背景領域の可変性

判別対象となる画像は同じカメラで撮影されたものであるが、照明等の都合で全体的に明るい画像と全体的に暗い画像とに分けられる。したがって、1枚の画像毎に閾値を可変性することによって、うまく物体領域を抽出することができ、判定精度が向上するのではないかと考え実験を行った。

(3) 泡と気流の細分化

判定率のさらなる向上のために、泡と気流の細分化を行った。細分化とは、同じ泡画像でも、大きい泡、小さい泡等に分けられる。もちろん、泡は泡でもそれぞれの特徴量は大きくことなる。そこで、泡を3種類、気流を2種類とに細分化することによって判定精度が向上するのではないかと考え実験を行った。

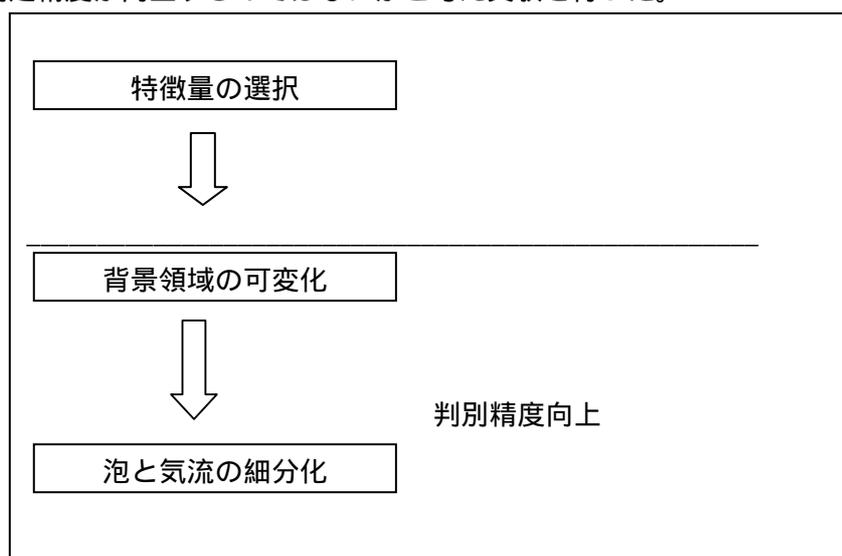


図 16:実験手順

5.3 特徴量の選択

3章で説明したように、ひとつの画像から、複数のラベル番号に対する特徴量が抽出される。ひとつの画像からは、ひとつの特徴量が対応付けられなければ、判別は不可能である。当実験では、ラベリングされたデータから、面積が最大の場合と、平均の場合とを実験した。面積が最大の特徴量を選択したのは、面積1のノイズが多いためである。平均の場合というのはラベリングされた各特徴の平均値をその画像の特徴量とするものである。

面積が最大の場合の判定率を表6に、平均の場合を表7に示す。

表 4:面積が最大の場合の判定率

背景領域	95-145	105-155	70-150	80-160	85-155	90-150	100-160	65-155
泡の判定率(%)	53	67	55	38	88	45	59	47
気流の判定率(%)	36	62	46	77	56	45	67	77

表 5:平均の場合の判定率

背景領域	95-145	105-155	70-150	80-160	85-155	90-150	100-160	65-155
泡の判定率(%)	95	90	96	94	94	96	71	97
気流の判定率(%)	74	74	76	73	73	75	71	76

表6、表7の結果より、判定率は平均の場合のほうが高いので、これからの実験は、1枚の画像の特徴量は各ラベル番号に対応する特徴量の平均値での実験で行うことにする。

5.4 背景領域の可変性

同じカメラから取り込んだ画像でも、照明の関係等で、全体的に明るい画像は、背景領域と物体領域ともに明るくなり、全体的に暗い画像は、背景領域と物体領域ともに、暗くなる。したがって、さきほどの実験で行った閾値を固定化することに無理が生じる。よって、画像ごとに閾値を可変性することが望まれる。当実験では、1枚の画像の輝度の平均を中央値として、背景領域幅を10刻みで実験を行った。

表8に実験結果を示す。

表 6:背景領域可変の場合の判定率

背景領域幅	30	40	50	60	70	80	90	100
泡の判定率(%)	97	95	94	98	94	96	95	98
気流の判定率(%)	91	92	73	80	88	78	89	88

背景領域幅が、30、40、90、100 で高い判定率が得られた。次の実験ではこの背景領域幅で実験を行った。

5.5 泡と気流の細分化

図 17 に示すように、同じ泡の画像でも、大きい泡、小さい泡など様々な泡の画像がある。もちろん、特徴量の値もかなり違ってくる。そこで、判定精度を上げるために、泡の画像を 3 種類、気流の画像を 2 種類で実験を行った。細分化することによって、抽出される特徴量の分散が小さくなり、判定率が向上するとの考えでこの実験を行った。

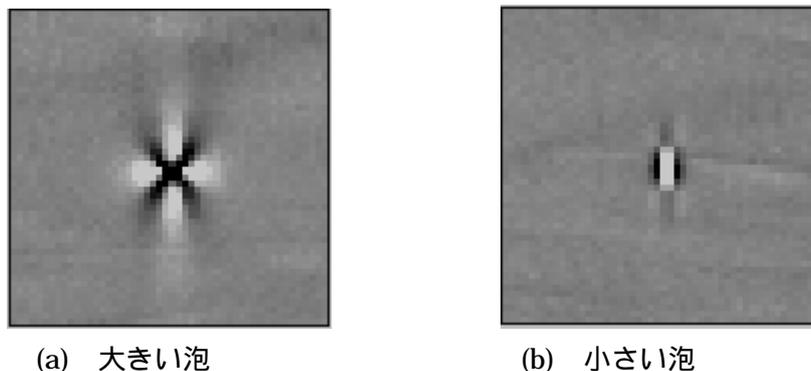


図 17:泡と気流の細分化

表 9 に実験結果を示す。

表 7: 泡と気流の細分化しての判定率

背景領域幅	30	40	90	100
泡の判定率(%)	98	100	97	96
気流の判定率(%)	90	80	90	90

結果としては、先ほどの判定率とあまり変わらなかった。

5.5 考察

各特徴量の平均を基に判別をすると、判定精度が飛躍的に上がることがわかった。面積が最大の特徴量だけでなく、面積が1のノイズだと思っていた画素も判別に有効だということである。背景領域幅を可変化することによって、さらに判定率が上がった。これは、物体領域と背景領域をうまく切り分けられたからである。上手く切り分けられると、当然のことながらラベリングも上手くでき、抽出された特徴量ひとつひとつを取っても、意味のある情報になるからである。その結果、最高で94%の判定率が得られた。泡と気流を細分化することによって、さらなる判定率の向上を望んだが、結果はあまり変わらなかった。これは、マハラノビス距離がすでに分散を考慮したものであるため、分散を減らそうと細分化したことに意味がなかったことが原因だと思われる。さらなる判定率の向上を目指すためには、新たな特徴量を導入することが考えられる。しかし新たな特徴量を導入することによって、既存の特徴量が薄まって逆に判定率が下がる可能性もある。またマハラノビス距離による判別手法だけでなく、回帰分析などの判別手法そのものを変えることによって、さらなる判定率向上が得られるかもしれない。

5.6 ユークリッド距離との比較

結果としては、マハラノビス距離での判別の方が判定率が圧倒的に良かった。これはマハラノビス距離はユークリッド距離に加えて、分布の広がりを表す分散も考慮しているからである。

分散共分散行列の逆行列によって平均との距離（ユークリッド距離）に分散を考慮した補正をかけた結果、判定率が向上したと思われる。

6. おわりに

本論文では、ナノスコープとの産学協同研究の一環として、C 言語による、ガラス外観検査装置開発のための、ラベリングプログラムの設計とユークリッド距離およびマハラノビス距離による画像判別について述べた。ユークリッド距離による判別では、各特徴量毎に重みをつけて判別を行った。結果的にあまり判定率が上がらなかったのは、重みづけがうまくいかなかったのと、ユークリッド距離による判別の限界が原因だと思われる。マハラノビス距離による判別では、1枚の画像の特徴量を選択する際、面積が最大の特徴量をその画像の特徴量とするものと、特徴量の平均を特徴量とするものとの実験を行った。また、うまく物体領域と背景領域を切り分けるために、背景領域を画像毎に変化した。判定率向上のためには、この切り分けが最も重要であった。その結果、最高で94%の判定率が得られた。さらなる判定率向上のために、泡と気流の細分化による実験を行った。これにより判定率の上昇がなかったが、これは分散を考慮したマハラノビス距離の特性だと考えられる。

今後の課題は、画像判別の判定率上昇のために、新たな特徴量の追加や、判別方法そのものを変えることが挙げられる。

謝辞

本研究の機会を与えてくださり、ご指導を頂きました山崎勝弘教授に心より深く感謝いたします。同じく、共同研究において研究全体にわたって貴重な助言、ご指導を頂きました株式会社ナノスコープの三宅淳司氏、平岡邦廣氏、また事あるごとに相談にのって頂きました西田洋隆氏に深く感謝いたします。

また、本研究の共同研究者である松崎裕樹氏、西垣亮介氏、および本研究にあたり貴重な助言下さった高性能計算研究室の皆様に心より感謝いたします。

参考文献

- [1] 田村秀行：コンピュータ画像処理,オーム社,2003.
- [2] 長尾真：画像認識論,コロナ社,1983.
- [3] 谷口慶治：画像処理工学,共立出版,1996.
- [4] 磯博：図解デジタル画像処理入門,産能大学出版部,1996.
- [5] 森俊二：画像認識入門,オーム社,1988.
- [6] 金谷健一：画像理解,森北出版,1990.
- [7] 鳥脇純一郎：パターン認識と画像処理,朝倉書店,1992.
- [8] 西垣亮介：HDL による高速ラベリングの設計,立命館大学工学部情報学科卒業論文,2006.
- [9] 松崎裕樹：マハラノビス距離を用いた画像判別とラベリングの高速化の実現,立命館大学工学部情報学科卒業論文,2006.
- [10] 井上誠喜,八木伸行,林正樹,中須英輔,三谷公二,奥井誠人：C 言語で学ぶ実践画像処理,オーム社,1999
- [11] 涌井良幸,涌井貞美：図解でわかる多変量解析,日本実業出版社,2001
- [12] 川本隆志：画像処理ボード上での高速テンプレートマッチングの実装と検証,立命館大学工学部情報学科卒業論文,2005.