

卒業論文

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

氏 名：松崎 裕樹
学籍番号：2210020410-3
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、マハラノビス距離を用いた画像判別の実験、及びハードウェア記述言語 VHDL を用いたラベリングのハードウェア化を行っている。

ナノスコープから提供された、気泡、気流の 2 種類の画像データ各 283 枚を対象に、C 言語による画像判別のプログラムを作成し、実験を行った。パラメータの調整としてラベリング候補の選定とラベリングの対応調整、及び判別精度向上のためのチューニングとして、スライスレベルの可変性、気泡・気流の細分化の実験を行い、95 パーセント以上の判定率を実現した。

また、画像処理の前処理に当たるラベリングの高速化を目的として、ソフトウェアで実装したラベリングのアルゴリズムを VHDL で設計し、ナノスコープの開発した FPGA ボード上へ実装した。ソフトウェアでの実行速度と比較し、平均で 139 倍の性能向上比を得ることができた。

目次

1. はじめに.....	2
2. マハラノビス距離による画像判別.....	4
2.1 ガラス外観検査装置プロジェクト.....	4
2.2 気泡と気流画像の判別.....	4
2.3 ラベリング.....	5
2.4 特徴量抽出.....	7
2.5 マハラノビス距離.....	8
3. 画像判別のソフトウェアによる実装と実験.....	10
3.1 実験手順と実験条件.....	10
3.3 画像に対する特徴量(ラベル)の対応.....	13
3.4 スライスレベルの可変性.....	14
3.5 気泡・気流の細分化.....	15
3.6 考察.....	17
4. ラベリングの高速化.....	18
4.1 ラベリングのハードウェア化.....	18
4.2 実装アルゴリズム.....	19
4.3 ラベリングのモジュール構成と機能.....	21
4.4 シミュレーションによる検証.....	25
5. FPGA ボード上での検証.....	26
5.1 FPGA ボード.....	26
5.2 検証結果と性能評価.....	27
6. おわりに.....	30
謝辞.....	31
参考文献.....	32

図目次

図1：サンプル画像.....	4
図2：画像判別手順.....	5
図3：ラベリング.....	5
図4：近傍図.....	6
図5：特徴量抽出.....	7
図6：周囲長.....	7
図7：マハラノビス距離.....	8
図8：実験手順.....	11
図9：実験方法.....	11

図 10 : スライスの閾値.....	12
図 11 : ラベリング画像.....	12
図 12 : 特徴量対応.....	13
図 13 : 濃淡の違い.....	15
図 14 : 気泡・気流の細分化.....	16
図 15 : 気泡の細分化によるマハラノビス距離.....	16
図 16 : ハードウェア実装手順.....	18
図 17 : ラベリングアルゴリズム.....	19
図 18 : ラベリングのフローチャート.....	20
図 19 : ラベリングモジュール構成.....	21
図 20 : メイン処理モジュールの構成.....	23
図 21 : Modelsimでのシミュレーションの様子.....	25
図 22 : FPGAボード構成.....	26
図 23 : FPGAボード実機写真.....	26
図 24 : 実装検証結果.....	27

図目次

表 1 : スライスレベル選定実行結果(横軸 : 中央値、縦軸 : 背景幅).....	13
表 2 : 面積最大の場合の判定率.....	14
表 3 : 平均の場合の判定率.....	14
表 4 : スライスレベルの可変性.....	15
表 5 : 気泡・気流の細分化.....	16
表 6 : ソフトウェア、ハードウェアの実行時間と性能向上比.....	28

1. はじめに

半導体の微細化技術の進歩は、半導体集積回路に搭載できる回路規模を増大させ、SoC(System On a Chip)に対して、高度で多様な機能の実現をもたらした。しかし、それに伴う設計規模の大規模化、複雑化は設計難度を上昇させ、生産性の低下をもたらしている。近年、これらの問題に対処するために RTL(Register Transfer Level)を用いた論理合成による設計が広く普及している。論理合成とは抽象度の高いレベルでの記述からゲートを合成する技術である。RTL は主に機能レベルでの回路の記述が可能な HDL(Hardware Description Language)を用いて記述され、これにより、LSI のトップダウン設計が可能となった。機能レベルでの設計、シミュレーションによる早期のバグの発見は開発コストと開発期間を短縮させている。[7]

一方で、最近の液晶・PDP に代表されるディスプレイ関連の技術革新は著しく、より大型化、より高精細化が急速に進んできている。それに比例して、材料としての基板ガラスおよび工学フィルムの品質も、より一層、高品位なものが要求されるようになってきている。そのため、ガラス等の製造ラインの検査工程において検出されるべき欠陥のサイズは、より小さなものまで検出する必要性が出てきており、また後工程で問題となる欠陥だけ選別するという欠点識別機能も、より高度な機能が要求されるようになってきている。[1]

以上のような背景を踏まえ、本研究ではナノスコープとの産学協同研究において、ガラス検査装置の開発を目的としている。本研究では、この共同プロジェクトの研究テーマの一つとして、ガラスの製造工程において生じる気泡・気流を判別するプログラムの検討、及び画像処理の前処理にあたるラベリングの高速化を目的としたハードウェア化を行った。画像判別においては、マハラノビス距離を用いた多変量解析を用いた。マハラノビス距離とは判別分析に用いられる手法であり、判別対象の母集団の分散を考慮して距離の算出を行うのが特徴である。また、他の解析手法に対して優れている点の一つとして、多変量解析では各変量の重み付けが解析精度に大きな影響を与えるため、重み付けの調整が非常に難しくなるが、マハラノビス距離では母集団の共分散が各変量の重み付けを行ってくれる。ナノスコープから提供された画像データに対し、ラベリング、特徴量抽出、マハラノビス距離の計算の三つの工程からなるプログラムをC言語を用いて実装し、パラメータの設定、各工程のチューニングを変化させて実験を行った。

また、ラベリングの高速化については、ソフトウェアで実装したアルゴリズムをハードウェアで構成し、ナノスコープ開発のFPGA ボード上への実装を目標としている。まず、ソフトウェアで実装したアルゴリズムから、ハードウェアのモジュール構成を検討した。次に各モジュールを設計ツールを用いてコーディングし、シミュレーションツールを用いてテストを行った。その後、ナノスコープのFPGA ボード上に実装し、PC 上から処理が正しく実行されていることを確認した。最後に、ソフトウェアでの実行速度とハードウェアでの

実行速度の比較を行い、速度向上比を検証している。

設計においては、ハードウェア記述言語である VHDL を用い、設計ツールとして Altera 社の統合開発環境ツール Quartus II、シミュレーションツールとして MenterGraphics 社の Modelsim SE を用いている。

第 2 章では今回用いた画像判別の方法と手順を述べる。次に第 3 章で検証方法の説明と実験を行っている。第 4 章ではラベリングのハードウェア化を検討し、ラベリングのアルゴリズム、ハードウェア実装におけるモジュール構成図を示し、第 5 章で FPGA 上での検証結果を報告する。

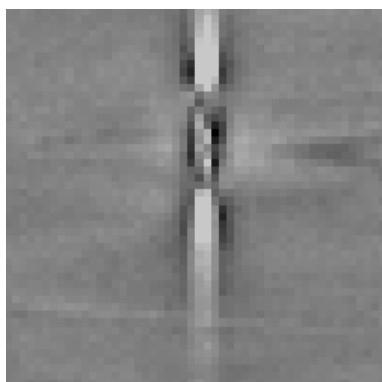
2. マハラノビス距離による画像判別

2.1 ガラス外観検査装置プロジェクト

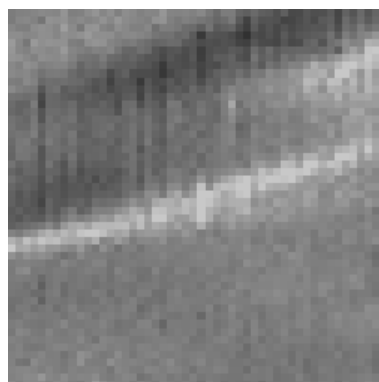
本研究では、ナノスコープとの産学協同プロジェクト「ガラス外観検査装置開発」における画像判別処理技術の向上として、気泡画像と気流画像の判別、及び画像処理の前処理に当たるラベリングの高速化を目的としたFPGA上での実装を行っている。ラインセンサーカメラから取り込まれたガラスの画像に対し、不良品である気泡が含まれた画像を発見する。また、気泡を不良品ではない気流の画像と誤判別しないように、高い精度を持って判別を行う必要がある。本研究では、気泡・気流の判定率を平均して95%以上にする事、及びソフトウェアで行っていた画像処理の一部をハードウェア(FPGA)で行うことにより、処理速度とコストの両方を高めることを目的としている。[1] [2]

2.2 気泡と気流画像の判別

画像判別とは、ある不明な画像に対しその画像がどのような画像であるかを判別する処理である。本研究で判別の対象とする画像は、ナノスコープから提供された気泡と気流の画像各283枚である。対象とするサンプルの気泡画像の1枚を図1(a)、気流画像の1枚を図1(b)に示す。



(a)気泡画像



(b)気流画像

図1：サンプル画像

図1(a)の中央に十字に見えるのが気泡である。また、図1(b)の画面全体にまだらに見えるものが気流である。本研究で行った画像判別の手順を図2に示す。

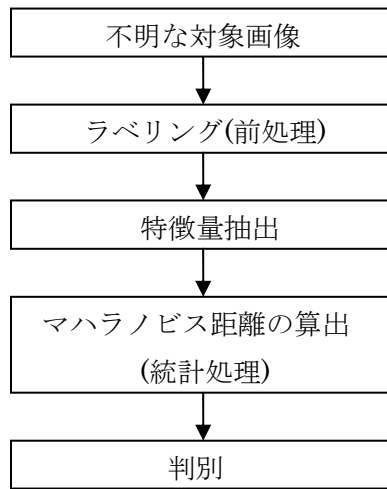


図 2 : 画像判別手順

まず、対象画像に対しラベリングと呼ばれる画像内のオブジェクトを識別するための処理を行う。そうして識別されたオブジェクトから特徴量を抽出し、マハラノビス距離を用いた統計処理を行い、気泡、気流の判定を行う。各処理の詳細い内容については次節以降で説明する。

2.3 ラベリング

ラベリングとは画素中の同一成分に一つの番号(ラベル)を割り付け、別の連結成分には別の番号を割り付ける処理である。特徴量抽出などのための前処理に当たる部分である。以下に例を示しながら説明する。例えば図 3(a)のような一つの画像中に連結された 3 つのオブジェクトがある場合、図 3(b)のように各オブジェクトに対し、番号をつけていくことになる。

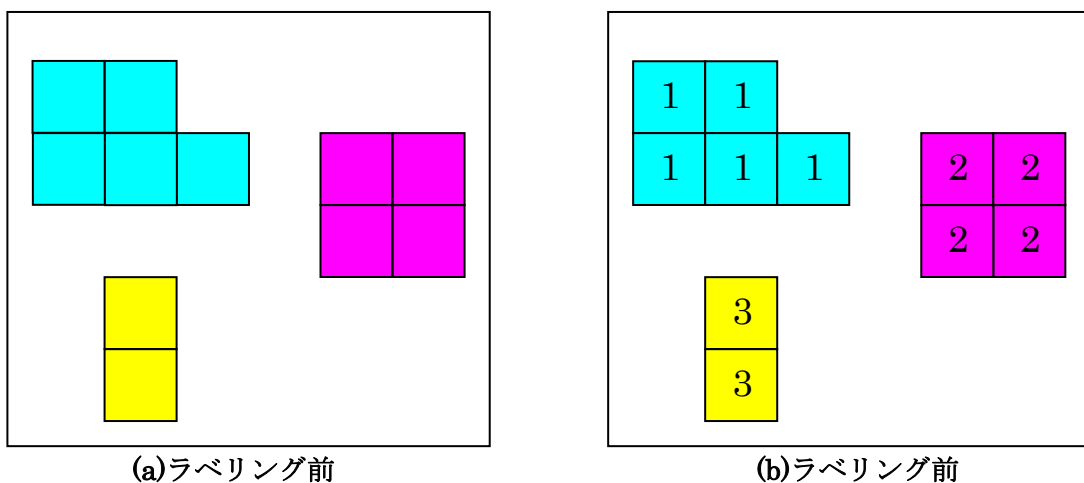


図 3 : ラベリング

ラベリングを行うことで各オブジェクトの識別が可能となり、次節で説明する特徴量抽出が可能となる。今回用いたラベリングでは連結成分を 8 近傍で行っている。図 4(a)に 4 近傍、(b)に 8 近傍の説明図を示す。4 近傍とは、対象画素から見て上下左右を連結対象とみなすものである。8 近傍の場合、4 近傍に加え、角で接している画素も連結対象とするものである。

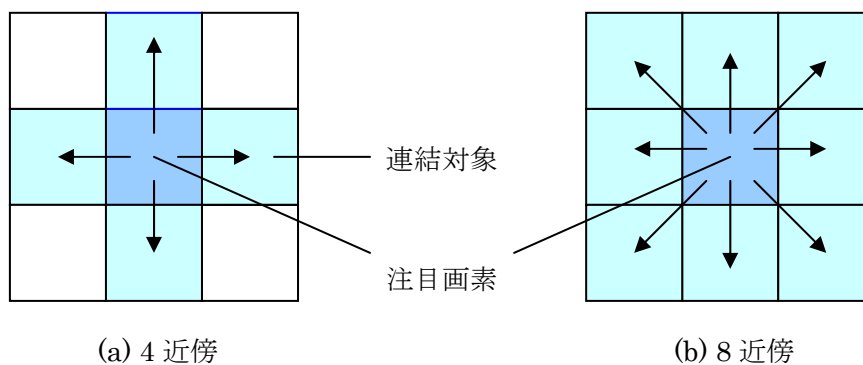


図 4 : 近傍図

2.4 特徴量抽出

特徴量抽出とは、画像から色や形などの特徴を数値化した情報として抽出する処理のことである。ラベリングにより識別できるようになったオブジェクトに対し、種々の特徴量を抽出したものを図5に示す。本研究では特徴量として、面積、体積(輝度の合計)、周囲長、縦の長さ、横の長さ、面積比率の6つを用いている。これら6つの特徴量はナノスコープからガラスの傷に対し有効な指標であるとの助言を得たものである。また、周囲長を除いて一度のラスタスキャンにより抽出できるため、プログラム上非常に高速にできるなどの理由により採用した。

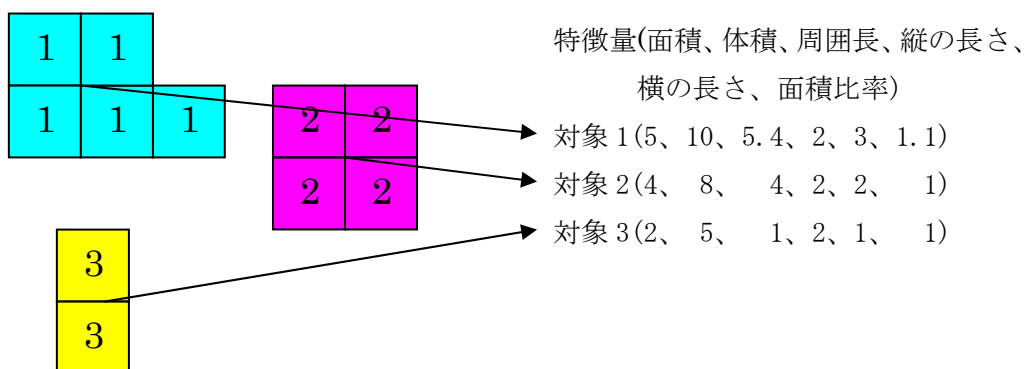


図5：特徴量抽出

特徴量の一つである周囲長の計算方法を図6に示す。周囲長の計算方法についていくつかの方法があるが、本研究では画素の中心から近傍の画素の中心までの距離を数えている。また、特徴量の面積が1の場合(連結成分がない場合)は周囲長を1としている。

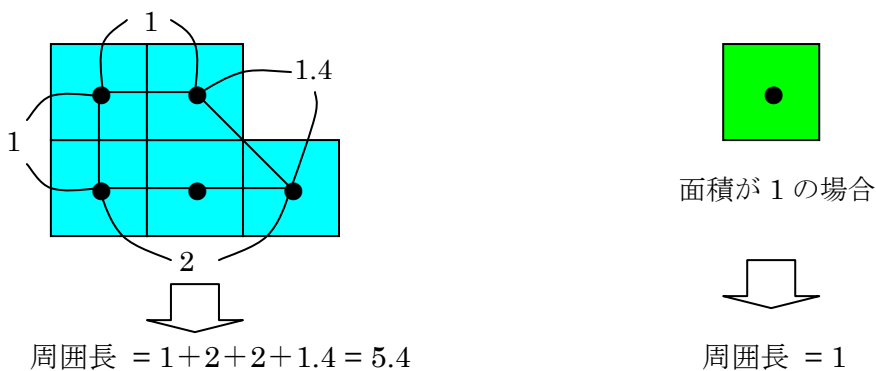


図6：周囲長

2.5 マハラノビス距離

マハラノビス距離とは統計データの解析に用いられる手法である。例えば、図7に示されるような2変数(x, y)の要素を持ち、△グループと○グループに区別される統計データが得られたとする。

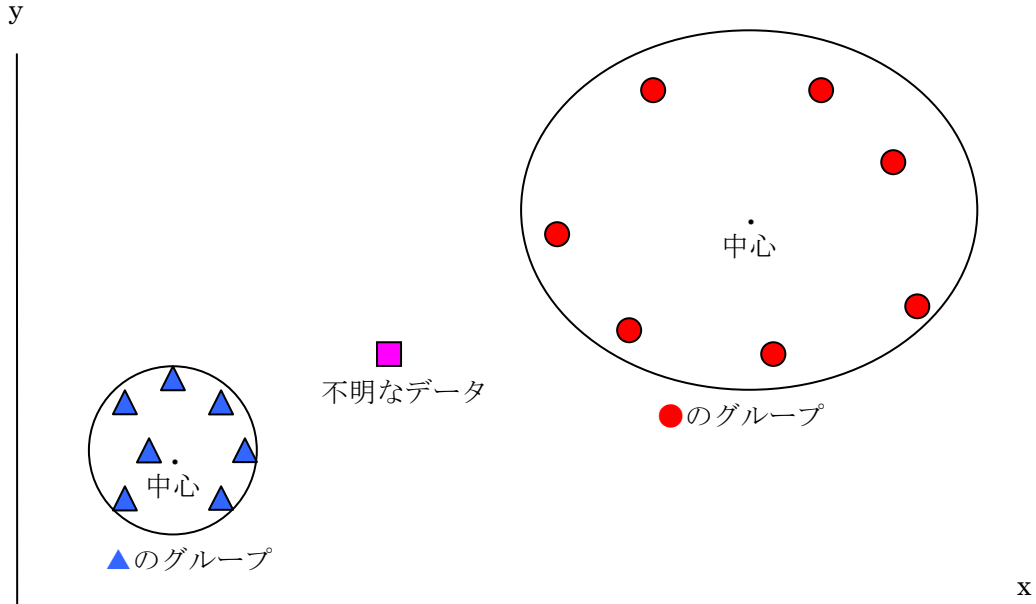


図7：マハラノビス距離

ここで、不明なデータ(□)が与えられ、この不明なデータが△グループ、○グループのどちらかに属するかを判別したいとする。各グループの中心(平均)までの距離(ユークリッド距離)を考えれば△グループなる。しかし、△グループのデータは密集しており、また○グループのデータは散らばりやすい傾向がある。そのため単純に中心までの距離ではどちらのグループに属するかを判別することは難しい。そこで、この散らばりやすさ、すなわち分散を考慮して距離を計算するのがマハラノビス距離になる。

分散共分散行列とマハラノビスの距離の公式を式(1)、式(2)に示す。

分散共分散行列：

$$S_{xy} = \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x}) \times (y_i - \bar{y})}{n-1} \dots\dots\dots (1)$$

マハラノビスの距離：

$$D(x, y) = \sum_{j=1}^T \sum_{k=1}^T S^{JK} (x_j - y_j)(x_k - y_k) \dots\dots\dots (2)$$

S^{jk} ：分散共分散行列の(S_{jk})の逆行列(j, k)の要素

対象となるグループ毎に分散共分散行列とその逆行列、及びその平均を算出する。次に、判別対象となる画像から各グループとのマハラノビス距離を算出し、最も小さいもの(距離が近いもの)が判別されるグループとなる。本研究では、気泡と気流のグループ毎に特徴量から分散共分散行列を算出し、対象画像のマハラノビス距離を算出し、判別することになる。

3. 画像判別のソフトウェアによる実装と実験

3.1 実験手順と実験条件

実験手順を図8に示す。実験の手順として、大きく分けて二つ「実験のパラメータ調整」と「判別精度の向上(チューニング)」の段階を踏んでいる。「実験のパラメータ調整」では、実験条件の設定とパラメータの選出として、(1)ラベリング対象候補の選定、(2)画像に対する特徴量の対応を行っている。「判別精度の向上(チューニング)」では「実験のパラメータ調整」で決定したパラメータを用いて、さらなる判別精度の向上のために、(3)スライスレベルの可変化、(4)気泡・気流の細分化を行っている。

(1)ラベリング対象候補の選定

どのような輝度の閾値(スライスレベル)であれば上手くラベリングできるかを検討するため、ラベリング対象候補の選定を行った。これは、画像データの中から気泡や気流の画像オブジェクト(連結画素成分)を適切にラベリングできなければ、以降の実験において抽出される特徴量がまったく無意味なものとなるためである。ラベル対象の輝度の上限・下限を変化させ、ラベリング画像を目視により確認し、選定している。

(2)画像に対する特徴量の対応

(1)で得られたラベリング対象の候補を用いて、「画像に対する特徴量の対応」を検討した。これは、高い判別率を得るために、実際にマハラノビス距離を計算し、判別率を検討することで、ラベリングされたオブジェクトと画像をどのように対応させるかを決定している。対応候補として、オブジェクトの面積が最大の場合を画像の特徴量としたものと、各オブジェクトの平均の場合で実験している。

(3)スライスレベルの可変化

判別対象の画像は同じカメラで撮影された画像ではあるが、環境によっては全体的な輝度の濃さは若干ばらつく。(1)で決定したパラメータである輝度の閾値(スライスレベル)は固定値であるため、輝度の濃さのばらつきにより、抽出される特徴量の精度が低下する。そこで、各画像に合わせて輝度のスライスレベルを可変化し、特徴量の精度を向上させることにより、判別率の向上につながると考え、実験を行った。

(4)気泡・気流の細分化

(3)で得られた判別率をさらに向上させるために、「気泡・気流の細分化」を行った。同じ気泡の画像でも大きい気泡、小さい気泡など、様々な大きさがある。そこで、大きさに別々に気泡で3通り、気流で2通りに分け、各々マハラノビス距離を計算することにより、判別率を向上させると考え、実験を行った。

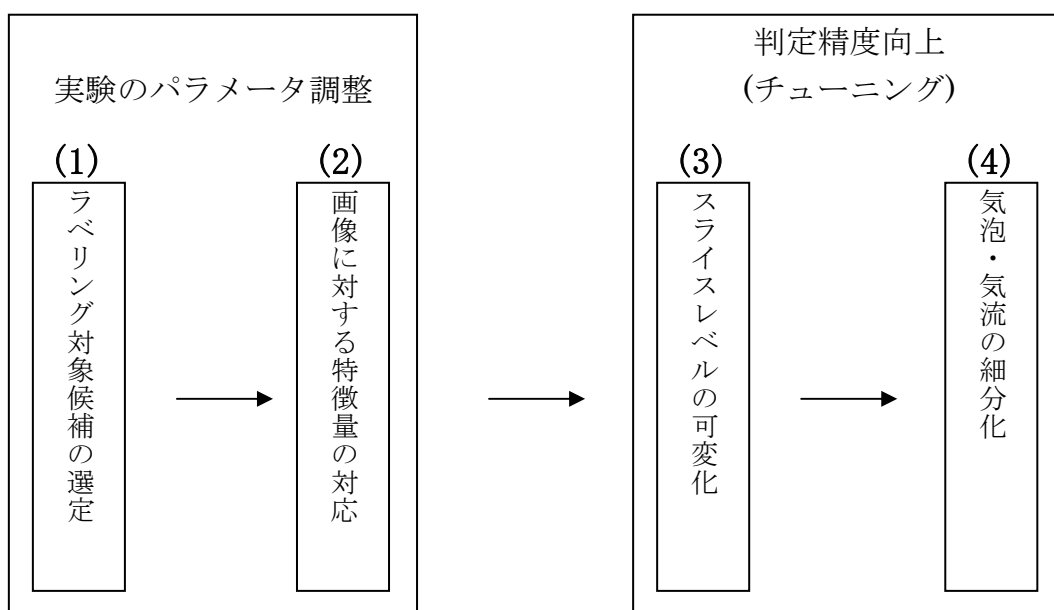


図 8 : 実験手順

実験はナノスコープより提供された気泡・気流の画像各 283 枚用いて行っている。画像は 50×50 ピクセル、輝度 0~255 の濃淡画像である。マハラノビス距離の分散共分散は判別対象である気泡・気流の画像から抽出し、その分散共分散を用いて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 9 に示す。

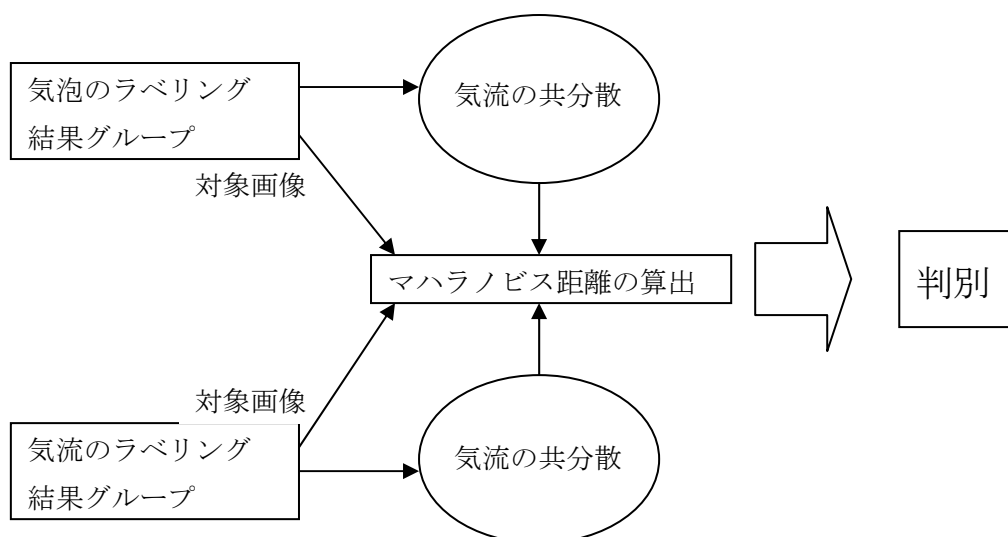


図 9 : 実験方法

3.2 ラベリング対象候補の選定

パラメータ調整として、まずラベリング対象のスライス値の候補を選出する。スライスの閾値の説明を図 10に示す。ラベル対象とする輝度の上限と下限を中央値と背景幅により決定している。図 11(a)に示す気泡の元画像を、輝度のスライス値を中央値 110、背景幅を 80, 70, 40 としてラベリングした画像を順に図 11(b)・図 11(c)・図 11(d)に示す。

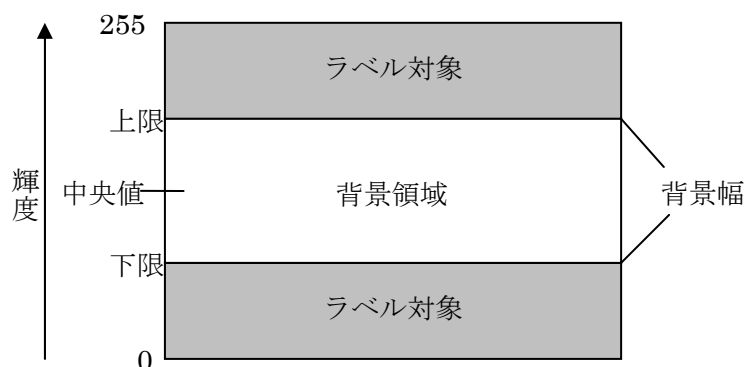
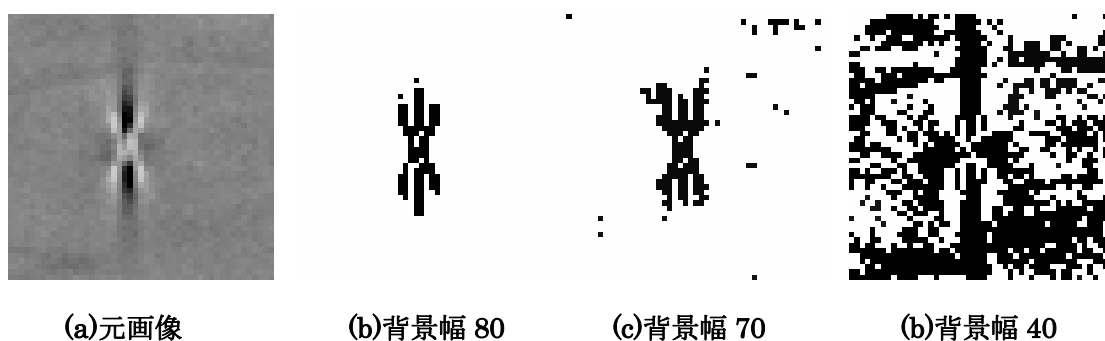


図 10 : スライスの閾値



(a)元画像

(b)背景幅 80

(c)背景幅 70

(d)背景幅 40

図 11 : ラベリング画像

図 11 (a) 元画像の中央にアルファベットのXのように見えているのが気泡である。この画像をラベリングした図 11(b)はきれいに気泡だけをラベリングできている。しかし、図 11(c)では画像周辺及び右上に若干気泡以外にもラベリングされており、図 11(d)ではまったくラベリングが上手くいっていないことがわかる。このように、ラベリング対象の輝度値の上限と下限を適切に設定しなければ、ラベリングが上手くいかず、抽出される特徴量も役に立たないものとなる。そこで図 10に示すように中央値と背景領域幅を変化させて、画像に対しラベリングを行い、ラベリングされた画像を目視によって判定しラベリングのスライス値の候補を決定する。中央値は 100~150、背景領域幅は 40~90 までを 10 刻みで実験を行った。目視によるラベリングの正当性レベルとして、図 11(b)を○レベル、図 11(c)を△レベル、図 11(d)を×レベルとして評価している。表 1に実験結果を示す。

表 1 : スライスレベル選定実行結果(横軸 : 中央値、縦軸 : 背景幅)

	100	110	120	130	140	150
40	×	×	△	△	△	×
50	×	△	○	○	△	×
60	×	△	○	○	△	×
70	×	△	○	△	×	×
80	×	○	○	△	×	×
90	△	○	×	×	×	×

中央値 120 前後、背景幅 50~80 程度できれいにラベリングできていることがわかる。表 1 より、○がついている項目を採用し、スライスの上限-下限の候補を 95-145, 90-150, 100-160, 85-155, 70-150, 80-160, 65-155 の 8 通りに設定し、次節の実験を行った。

3.3 画像に対する特徴量(ラベル)の対応

図 12に示すように一つの画像からラベリングにより、複数のオブジェクトが見つかり、各々特徴量が抽出される。各画像によって、ラベリングされるオブジェクトの数は一定ではないため、解析を行うためには、抽出された特徴量の数を統一する必要がある。そこで、複数のオブジェクトから抽出された特徴量から、その画像へ一つの特徴量を対応させることで、統一を図った。本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で実験を行った。面積が最大の場合というのは、小さい面積の物は画像のゴミであることが多いため、一番大きくラベリングできた物をその画像の特徴量としようとするものである。平均の場合は各ラベリングされたデータから特徴量の平均を算出し、特徴量とするものである。

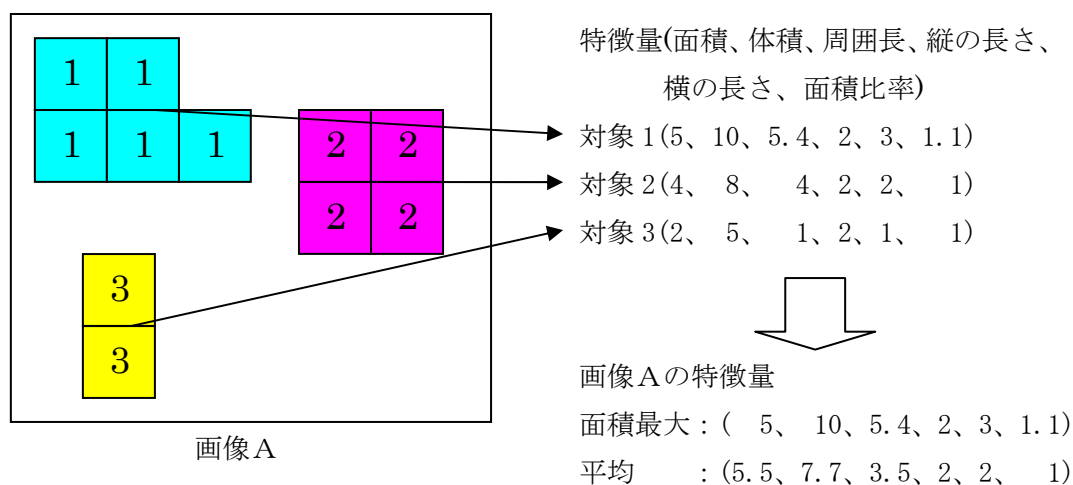


図 12 : 特徴量対応

面積最大の場合の判定率を表 2に、平均の場合の判定率を表 3に示す。

表 2：面積最大の場合の判定率

スライス値 (下限-上限)	95-145	105-155	70-150	80-160	85-155	90-150	100-160	65-155
気泡の判定率 (%)	17	94	100	35	100	27	80	100
気流の判定率 (%)	42	63	6	60	26	51	69	18

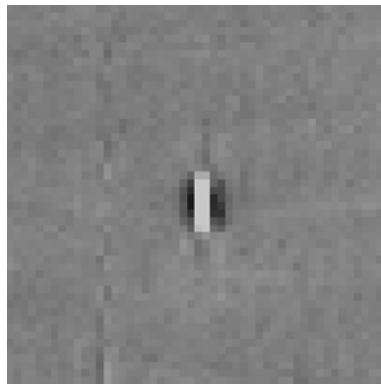
表 3：平均の場合の判定率

スライス値 (下限-上限)	95-145	105-155	70-150	80-160	85-155	90-150	100-160	65-155
気泡の判定率 (%)	100	100	99	99	51	99	92	81
気流の判定率 (%)	78	68	85	75	98	88	95	89

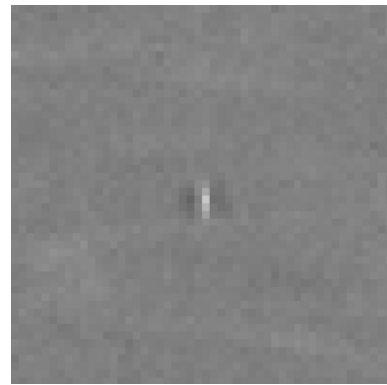
表 2、表 3の結果から平均の場合の方が高い判定率であることがわかる。よって、画像と特徴量の対応は平均の場合を採用し、次節以降の実験を行った。

3.4 スライスレベルの可変性

図 13(a)、図 13(b)に示すように、同じラインセンサーカメラから取り込んだ画像でも全体的に薄い画像と、全体的に濃い画像がある。そのため、薄い画像はラベリング対象も薄くなり、濃い画像はラベリング対象も濃くなる。そこで、スライスレベルを固定値にするのではなく、まず画像に対してラスタスキャンを行い、輝度の平均値を算出し、その平均値をスライスの中央値とする実験を行った。これは、ラベリングの精度を向上させ、それによる特徴量の精度を向上させるためである。実験は背景領域幅を 30~100 まで 10 刻みで変化させて行った。表 4に実験結果を示す。



(a)濃い画像



(b)薄い画像

図 13：濃淡の違い

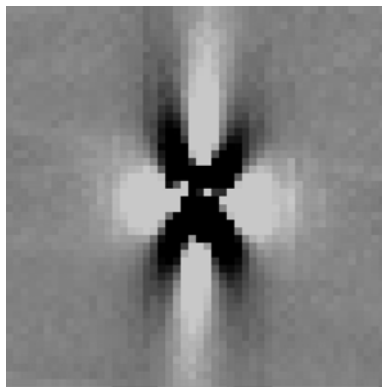
表 4：スライスレベルの可変化

背景領域幅	30	40	50	60	70	80	90	100
気泡の判定率(%)	100	100	100	100	100	100	100	100
気流の判定率(%)	92	92	61	78	88	88	89	81

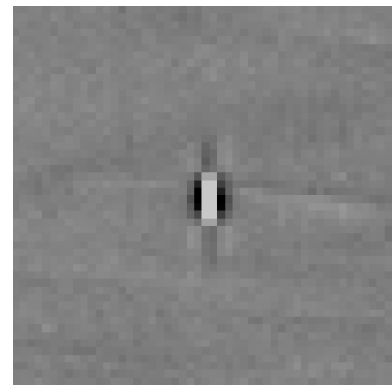
背景領域幅が 30、40、70、80、90、100 で非常に高い判定率が得られることがわかった。次節では上記背景領域幅で実験を行った。

3.5 気泡・気流の細分化

図 14(a)、(b)に示すように、気泡の画像でも大きい気泡、小さい気泡など、様々な大きさがある。そこで、大きさ別に気泡で 3 通り、気流で 2 通りに分け、各々分散共分散行列を算出し、マハラノビス距離を計算して判別を行った。マハラノビス距離の計算対象を増やすことにより、抽出される特徴量の分散を小さくすることで、より精度の高い判別を行うためである。気泡の場合のマハラノビス距離の計算を図 15に示す。大きい気泡、中くらいの気泡、小さい気泡の共分散から、マハラノビス距離を計算し、最も近いものを気泡のマハラノビス距離として計算している。



(a)大きい気泡



(b)小さい気泡

図 14 : 気泡・気流の細分化

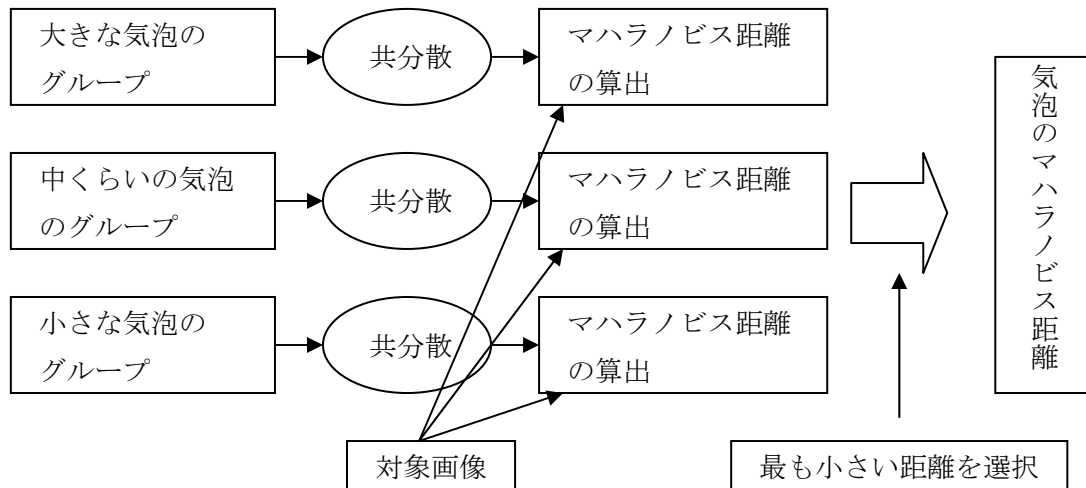


図 15 : 気泡の細分化によるマハラノビス距離

実験結果を表 5 に示す。

表 5 : 気泡・気流の細分化

背景領域幅	30	40	70	80	90
気泡の判定率 (%)	100	100	100	100	100
気流の判定率 (%)	90	79	90	91	90

3.4 の結果と比べて、背景領域幅 40 の判定率は低下しているが、その他の判定率は比較的安定していると思われる。

3.6 考察

(1) 対象候補の選定と特徴量の対応

画像に対し、各オブジェクト情報の平均を対応させることで、判定率が高くなることがわかった。面積が最大のオブジェクトだけではなく、その他のラベリングされたオブジェクトも判定には有益だということである。これは、ラベリング候補の選出により、オブジェクトの識別が正確に行われているからだと思われる。

(2) スライスレベルの可変化

可変にすることで判定率が大きく向上している。ラベリングの正確さ、そしてそこから抽出される特徴量の精度が判別に直結していることがわかる。実験では、背景領域幅を 30, 40, 70, 80, 90 で高い判定率が得られている。この背景領域幅も可変化をすることで、さらにラベリングの正確性をあげることができるのではないかと考えられる。手段としては、画像成分の輝度の分散、または母集団と画像の輝度の平均との差分で可変化することなどが考えられる。

(3) 気泡・気流の細分化

判定率は安定したと思われるが、それほどの向上は見られなかった。特徴量の分散を減らし、精度を向上させようとしたものであるが、マハラノビス距離の場合は分散していること自体が情報として有意に働いていたためかと思われる。プログラムでは細分化されたマハラノビス距離の最も短いものを利用しているが、逆に最も長いものを比べる方法も考えられる。

(4) マハラノビス距離

マハラノビス距離が気泡・気流の判別に非常に有効であることがわかった。多変量解析では、各変量(本研究では特徴量)の重み付けが非常に重要であるが、マハラノビス距離では各変量の重み付けが共分散によって行われるため、重み付けを意識する必要がなくなり、比較的順調に実験を進めることができた。本研究では 6 つの変量(特徴量)を用いているが、変量を増やすことでさらに精度をあげる方法も考えられる。変量を増やすと分散の次元もあがるため、逆に有意な変量の情報が小さくなる可能性があり、精度と変量とのバランスが重要だと思われる。

(5) 気泡・気流の判別

気泡・気流の判定率の平均は最高で 96%であった。目標値として設定した気泡・気流の判定率 95%以上を達成できている。判別においては、いかに正確に特徴量を抽出するかが重要であると思われる。更なる判定率の向上として、「用いた特徴量の一部を変更する」、「判定対象の更なる細分化」などが考えられる。

4. ラベリングの高速化

4.1 ラベリングのハードウェア化

本章では、2.3 で示した画像処理におけるラベリング処理の高速化を目的として行った、ナノスコープのFPGAボード上への実装について説明する。図 16に実装手順を示す。

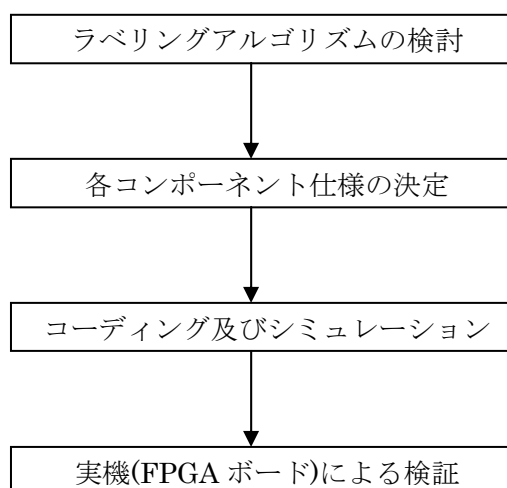


図 16 : ハードウェア実装手順

まず、ラベリングのアルゴリズムを検討し、ソフトウェアで実装を行いアルゴリズムの正当性を確認する。ソフトウェア実装については 3 章で行った実験において実装済みであり、4.2 でそのアルゴリズムについて説明する。次に決定したアルゴリズムから処理を切り分け、コンポーネントの切り出しを行い、各コンポーネントの入出力ポート、役割、状態遷移を決定する。決定した仕様から実際にコーディング、及びシミュレーションによるテストを行った。最後に、実際に FPGA 上で回路を構成し、シミュレーション通りの結果が得られているかを確認した。

4.2 実装アルゴリズム

ソフトウェアで実装したアルゴリズムを説明する。例として図 17(a)に示すようなラベリング対象画素を○で表した入力画像をラベリングする場合を考える。[4]

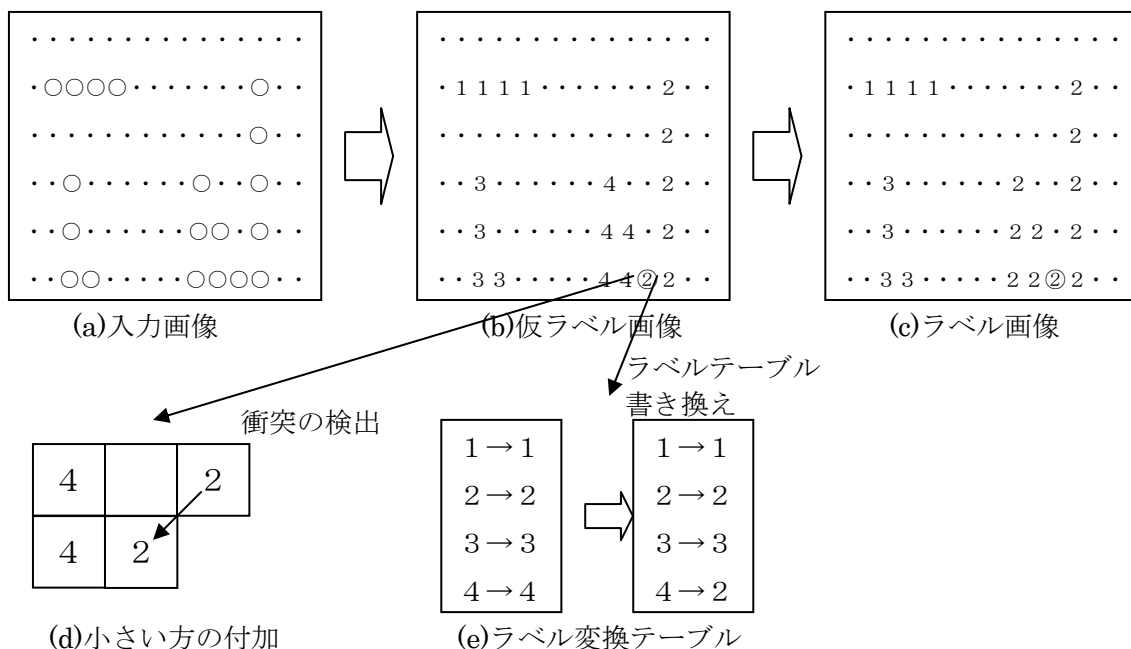


図 17 : ラベリングアルゴリズム

図 18に実装したアルゴリズムのフローチャートを示す。図 17(a)の入力画像に対し、左上から右下へのラスタスキャンを行う。この時、対象画素がラベリング対象の場合、左、左上、上、右上の画素がラベリングされているか探索する。ラベリングされていない場合は新しいラベル番号をつける。ラベリングされているならばその番号をつける。図 17 (b)の右下の連結成分では二つのラベル番号が振られている。そのため、○で囲まれた画素ではラベル番号が衝突する。この場合、小さい方のラベル番号を付加し、番号が衝突していることをラベル変換テーブルに書き込む。この場合は 4 が 2 に対応している。ラスタスキャン終了後に図 17 (e)のラベル変換テーブルを用いて、図 17 (b)のラベル番号の書き換えを行うことで、図 17 (c)のラベル画像が得られる。

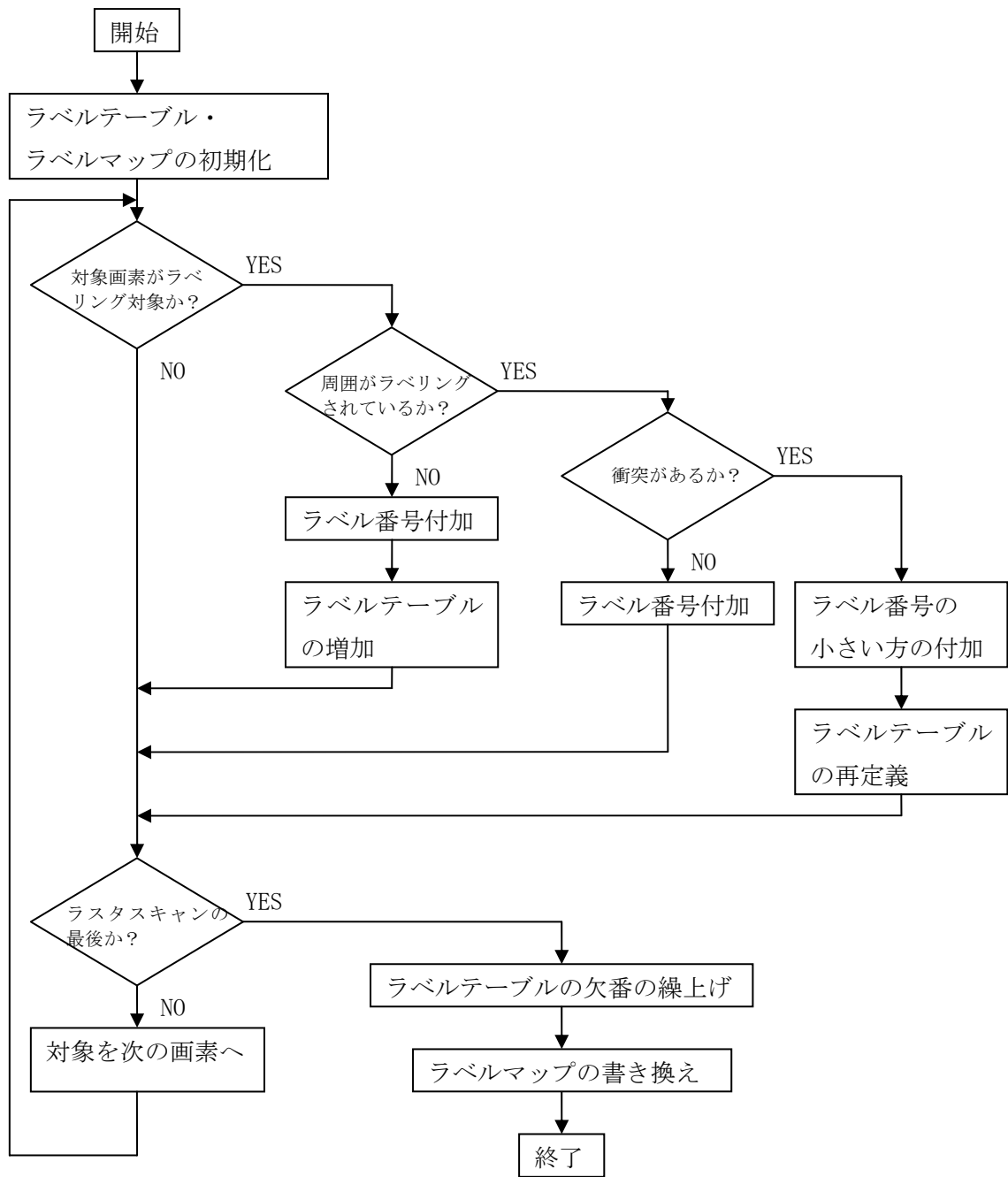


図 18 : ラベリングのフローチャート

4.3 ラベリングのモジュール構成と機能

(1) 全体の構成

4.2 で示したラベリングのアルゴリズムを元に考案したモジュール構成を図 19 に示す。

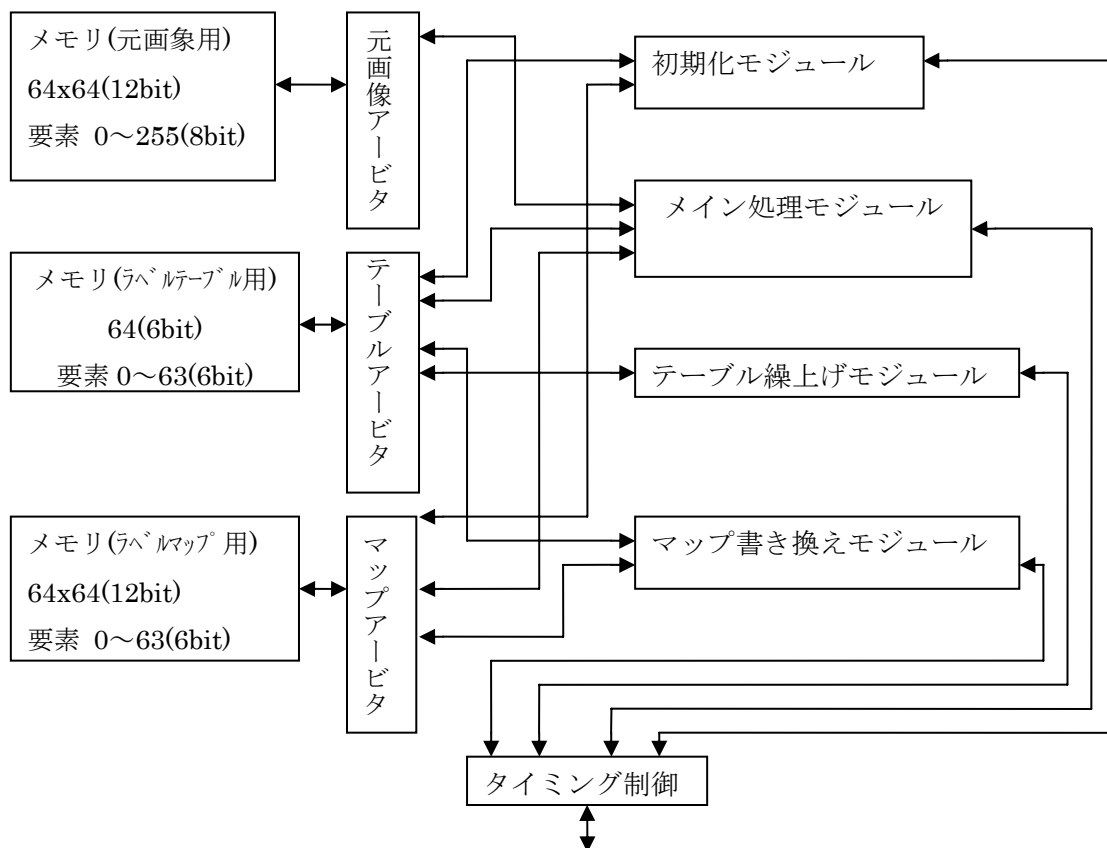


図 19 : ラベリングモジュール構成

図 19 の各モジュールの機能を説明する。

・ タイミング制御モジュール

初期化モジュール、メイン処理モジュール、テーブル繰上げモジュール、マップ書き換えモジュールの四つのモジュールのスタートをコントロールする。タイミング制御モジュールのスタートは外部モジュールから行われる。

・ 初期化モジュール

ラベルテーブル用メモリ、ラベルマップ用メモリの初期化を行う。

・ メイン処理モジュール

元画像メモリを参照し、ラベルマップメモリへのラベル番号の書き出しを行っていく。衝突した番号については、ラベルテーブルへの書き込みを行う。

・テーブル繰上げモジュール

ラベルテーブルに書かれているラベル番号に対して、ラベル番号の衝突で生じる空き番号を検出し、空き番号の繰上げを行う。

・マップ書き換えモジュール

衝突のあったラベル番号に対して、ラベルマップとラベルテーブルを参照して書き換えを行う。

・アービタ(元画像、テーブル、マップ)

各モジュールのメモリへのアクセスの競合を管理するモジュール。実際にはタイミング制御モジュールが各モジュールを管理しているため、処理そのものはセクタになる。

・元画像用メモリ

ラベリング対象の元画像を格納するためのメモリ。アドレス領域は 4096、データ幅(ワード)は 8bit(255)であり、輝度データが格納される。実際のメモリへ置かれるデータはソフトウェアで用いたのと同じ 50×50 ピクセル、輝度 0~255 の画像であるため、一部未使用のメモリ領域がある。これは制御の都合上、2 の倍数でアドレスを設定した方が管理を行いやすいためである。

・ラベルテーブル用メモリ

ラベルテーブル用のメモリ。アドレス領域は 64、データ幅(ワード)は 6bit(64)でラベル番号が格納される。衝突がない場合は、最大で 64 個までラベリングを行うことができる。

・ラベルマップ用メモリ

ラベリングされたデータを格納するためのメモリ。アドレス領域は 4096、データ幅(ワード)は 6bit(64)でラベル番号が格納される。元画像用のメモリと同じく、一部未使用のメモリ領域がある。

(2) メイン処理モジュールの構成

図 19のメイン処理モジュールは他のモジュールに対して格段に複雑なため、さらに内部をモジュールに分割している。図 20にメイン処理モジュールの内部モジュールを示す。

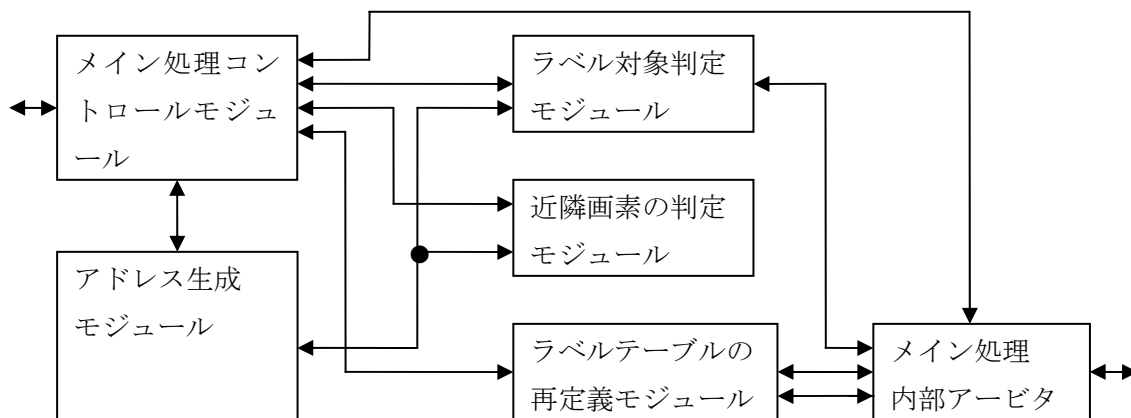


図 20：メイン処理モジュールの構成

図 20の各モジュールの機能を説明する。

・メイン処理コントロールモジュール

メイン処理モジュール内部のモジュールである、アドレス生成モジュール、ラベル対象判定モジュール、近隣画素判定モジュール、ラベルテーブルの再定義モジュールの状態遷移をコントロールする。

・アドレス生成モジュール

ラスタスキャンのためのアドレスを生成する。生成されたアドレスはラベル対象判定モジュール、近隣画素の判定モジュールが参照する。

・ラベル対象判定モジュール

対象画素がラベル対象かどうかをメモリから読み出し、判定する。判定結果はメイン処理コントロールモジュールへ送る。

・近隣画素判定モジュール

注目画素がラベリング対象の場合、その近隣(左、左上、上、右上)がラベリングされているかをラベルマップメモリから読み込み判定する。判定結果としてラベリングの有無と衝突の有無をメイン処理コントロールモジュールへ送る。

- **ラベルテーブルの再定義モジュール**

ラベル番号の衝突があった場合、ラベルテーブルメモリへアクセスし、ラベルテーブルの衝突したラベル番号を再定義する。

- **メイン処理内部アービタ**

メイン処理モジュール内のモジュールの外部へのアクセスを制御する。

4.4 シミュレーションによる検証

4.2、4.3 で示した各モジュールを、ハードウェア記述言語 VHDL を用いてコーディングを行った。設計においては、ナノスコープのボード上で搭載される FPGA が Altera 社の Stratix II デバイスであるため、設計ツールとして、Altera 社の Quartus II を用いている。また、シミュレーションツールとして、MentorGraphics 社の Modelsim SE を用いた。

ラベリング対象の輝度の閾値を 150 以上または 90 以下として、実行した Modelsim でのシミュレーションの様子を図 21 に示す。図 21①で示している数値 1377 が元画像メモリへのアドレス、152 が読み出してきた輝度データを表している。読み出してきた輝度 152 はラベリング対象なので、図 21②で示すマップ用メモリへのアドレス 1377 とラベル番号 2 が信号として出力されているのがわかる。また、図 21③ではラベルテーブルへのアドレス 2、ラベル番号 2 が出力されている。図 21④で示しているのがラベルマップメモリ、ラベルテーブルメモリへの書き込みのイネーブル信号であり、メモリへの書き込みが行われていることがわかる。実際のシミュレーションテストにおいては、Modelsim での信号波形の確認だけでなく、テキストの入出力を用いてメモリの状態を確認し、正常に動作していることを確認している。

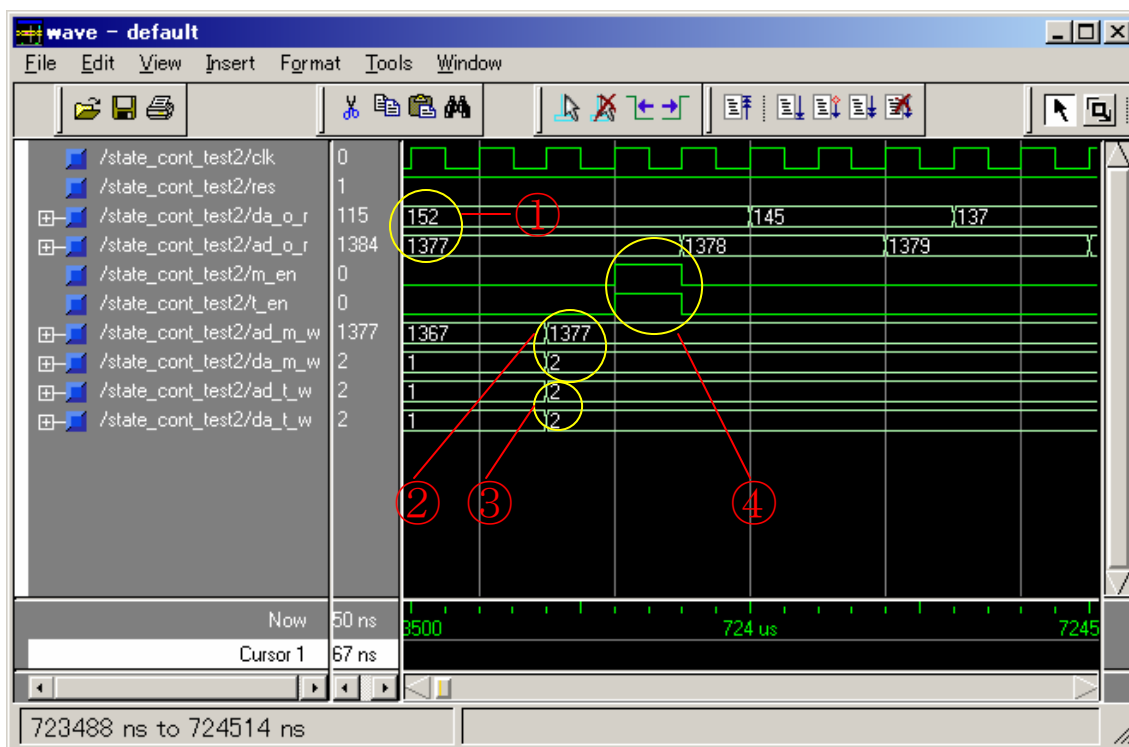


図 21 : Modelsim でのシミュレーションの様子

5. FPGA ボード上での検証

5.1 FPGA ボード

実装に用いたナノスコープのFPGAボードの構成を図 22、実機の写真を図 23に示す。FPGA ボードはAltera社のStratix IIデバイス、及びSRAMを 2MB、外部と通信としてUARTが搭載されている。

Quartus II を用いて論理合成、配置配線を行い、PC のシリアルポートから FPGA 上へ回路構成情報ファイルを出力し、回路を構成した。構成された回路に対するアクセスとして、PC からの入出力に用いる UART は、ナノスコープから提供して頂いたものを用いている。また、それらを用いるために、作成したモジュールのインタフェース部分をナノスコープの仕様に合わせて一部拡張を行っている。

検証はハイパーターミナルから、内部メモリモジュールへ元画像データの書き込みを行った後、ラベリングモジュールに開始命令を送り、終了信号を確認後、ハイパーターミナルを用いて内部のマップメモリデータをテキストとして出力した。また、動作クロックは 66MHz である。

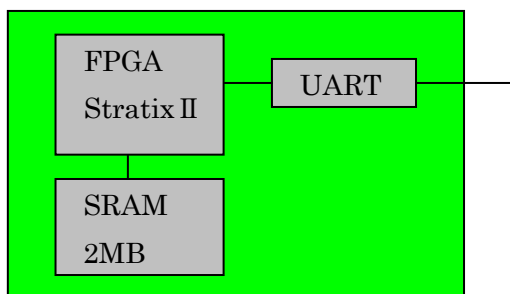


図 22 : FPGA ボード構成



図 23 : FPGA ボード実機写真

5.2 検証結果と性能評価

(1) 検証結果

元画像メモリに置いた画像を図 24(a)に示す。ラベル対象の輝度値を 150 以上または 90 以下でラベリングモジュールを実行後、出力されたラベルマップのデータを確認用にテキストに変換し、拡大したものを図 24(b)に示す。ここでは視覚的に見やすいように、ラベル番号 0(ラベリングしていない)部分は 255 にしている。

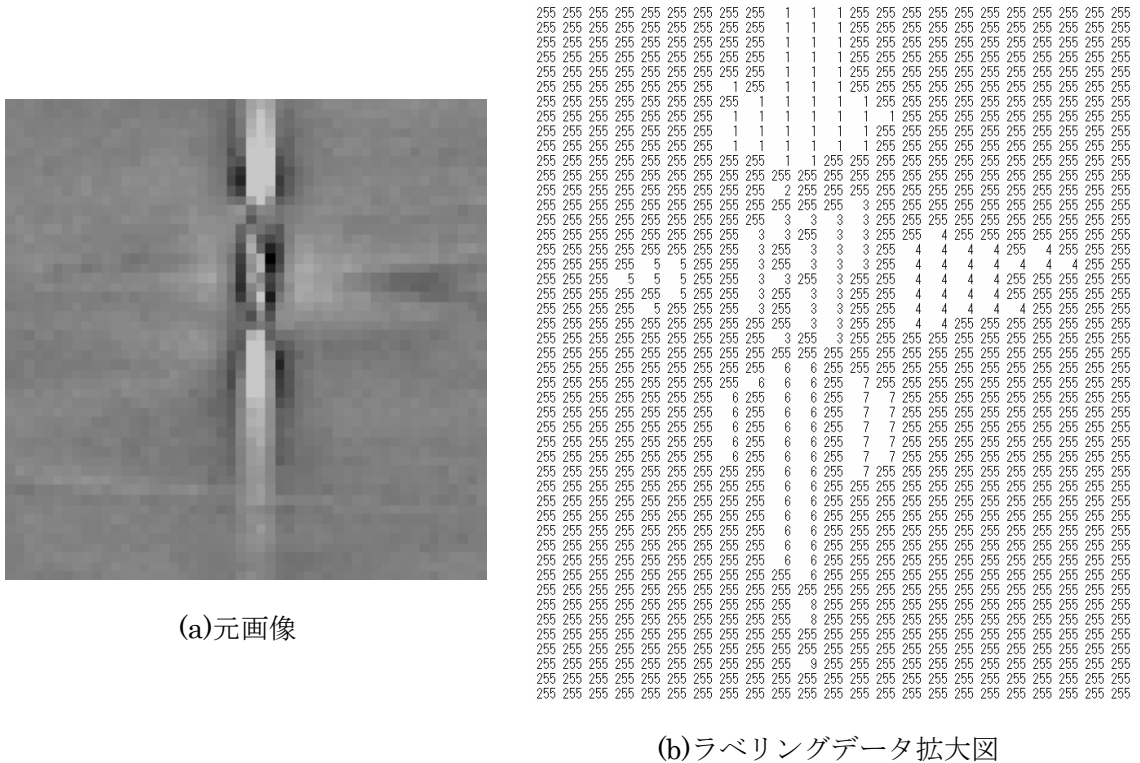


図 24：実装検証結果

(a)の中央に見える十字の気泡に対し、(b)では 9 個のラベルがつけられていることがわかる。当然ながら、(b)の結果はソフトウェアで実装した場合のラベリングデータと一致した。テストとして、ランダムに気泡・気流合わせて 20 枚程度にラベリングを行い、ラベリングが正常に行われていること、及びソフトウェアでの出力と一致することを確認した。

(2)性能評価

ソフトウェアで実行した場合の実行時間と、ハードウェアで実行した場合の実行時間を比較した。ランダムに選ばれた、気泡・気流画像をそれぞれ10枚ずつに対してラベリングを行い、性能を比較している。ソフトウェアの実行環境として、2007年現在の一般的なPCのスペックであるPentium4 2.8GHz、DRAM 1024Mbyte、WindowsXP、cygwin上でC言語のプログラムを実行し、動作時間を計測した。ソフトウェアの実行時間は、実行を10回行った場合の平均時間を出している。ハードウェアの実行速度についてはModelsimを用いてシミュレーションを行い、動作時のクロック数を算出している。FPGA上での動作クロックを66MHzで実行しているため、算出されたクロック数を 66×10^6 で割ることにより、実行時間を計算している。実行時間は有効数字二桁まで計算している。性能向上比はハードウェア実行時間に対するソフトウェア実行時間の比を示している。表6(a)に気泡の実験結果、表6(b)に気流の実験結果を示す。

表6：ソフトウェア、ハードウェアの実行時間と性能向上比

(a) 気泡の実験結果

画像種別	ソフトウェア 実行時間(ms)	ハードウェア 実行時間(ms)	動作クロック数	性能向上比
気泡1	50	0.34	22329	147
気泡2	49	0.33	21676	148
気泡3	51	0.35	23032	146
気泡4	49	0.33	21894	148
気泡5	48	0.34	22267	141
気泡6	49	0.21	14014	233
気泡7	48	0.36	23899	133
気泡8	47	0.33	21826	142
気泡9	48	0.35	23256	137
気泡10	48	0.34	22324	141

(b) 気流の実験結果

画像種別	ソフトウェア 実行時間 (ms)	ハードウェア 実行時間 (ms)	動作クロック数	性能向上比
気流 1	52	0.39	26036	133
気流 2	50	0.45	29934	111
気流 3	49	0.34	22449	144
気流 4	48	0.33	21900	145
気流 5	49	0.33	21968	148
気流 6	50	0.43	28229	116
気流 7	49	0.42	28043	117
気流 8	51	0.51	33833	100
気流 9	52	0.39	25695	133
気流 10	50	0.45	29581	111

(3) 考察

性能向上比として、最大で 233 倍、最小で 100 倍、平均 139 倍の性能を得られていることがわかる。233 倍の性能を得られた画像を確認したところ、ラベル数、及びラベル面積が非常に小さい画像であった。ラベリングすべき画素が多いと、ラベルマップメモリ、ラベルテーブルメモリへアクセスが増加するため、それに伴い動作クロック数が増えてしまうのが原因だと思われる。これはラベリングの画素が多い気流画像の性能向上比が気泡画像の性能向上比と比べて、相対的に小さいことも合致している。

6. おわりに

本論文では、ナノスコープとの産学共同研究として、マハラノビス距離による画像判別の実験結果とラベリングのハードウェア化による高速化の実現方法について述べた。画像判別については、判定率向上のためにパラメータ調整とプログラムのチューニングを行い、最高で 96% の判定率を得ることができた。実験では、ラベル対象候補の選定、スライスレベルの可変性が判定率の向上に大きく影響していた。したがって、いかにして高い判別精度を得られる特徴量を抽出できるかが重要である。ラベリングの高速化については、ナノスコープが開発したボード上での動作を確認し、実行速度として平均 139 倍の性能向上を得ることができた。性能比が劣化する原因としては、メモリへのアクセスによるクロックの増加が考えられる。本論文では、ソフトウェアで実装したアルゴリズムをハードウェア設計にそのまま用いているが、ハードウェア設計を意識し、実行時のクロック数を減らすアルゴリズムを検討し、設計を行う必要性を強く感じた。

今後の課題として、画像判別については更なる判定率の向上のために、パラメータ調整、チューニングを行うことがあげられる。また、ハードウェア化については、ラベリングだけではなく、特徴量抽出、マハラノビス距離の計算、産学協同研究におけるその他の画像処理の FPGA 上への実装があげられる。

謝辞

本研究の機会を与えてくださり、貴重な助言、ご指導を頂きました山崎勝弘教授に深く感謝いたします。また、共同研究において、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、私の稚拙な質問にもかかわらず、丁寧なご指導を頂きました西田洋隆氏に深く感謝いたします。

最後に、多岐にわたり相談に乗って頂き、様々な助言を頂いた梅原直人氏、池上広済氏、加藤寛暁氏、そして、共同研究者の西垣亮介氏、千村亮介氏をはじめ高性能計算研究室の皆様心より感謝いたします。

参考文献

- [1]株式会社ナノスコープ：平成 17 年度中小企業創業・経営革新等支援補助金交付申請書、株式会社ナノスコープ、2005.
- [2]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、立命館大学理工学部情報学科卒業論文、2005.
- [3]林晴比古：改訂新 C 言語入門シニア編、ソフトバンク パブリッシング、2001.
- [4]長尾真：画像認識論、コロナ社、1990.
- [5]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.
- [6]千村亮介：ラベリングとマハラノビス距離による画像判別の実現、立命館大学工学部情報学科卒業論文、2006.
- [7]深山正幸、北川章夫、秋田純一、鈴木正国：HDL による VLSI 設計、共立出版、2000.
- [8]枝均：VHDL による論理合成の基礎、テクノプレス、2002.
- [9]堀桂太郎：図解 Modelsim 実習・ゼロからわかるデジタル回路シミュレーション、森北出版、2005.