

# アスベスト定性分析のための自動粒子計数における画像特徴の解像度依存性

渡邊 岳大<sup>1</sup> 森下 壮一郎<sup>2</sup> 川端 邦明<sup>3</sup>  
浅間 一<sup>2</sup> 三島 健稔<sup>1</sup>  
<sup>1</sup>埼玉大学 <sup>2</sup>東京大学 <sup>3</sup>理化学研究所

## Resolution Dependency of a Particle Detection Method in Microscopy Images for Asbestos Qualitative Analysis

Takahiro WATANABE<sup>1</sup> Soichiro MORISHITA<sup>2</sup> Kuniaki KAWABATA<sup>3</sup>  
Hajime ASAMA<sup>2</sup> Taketoshi MISHIMA<sup>1</sup>  
<sup>1</sup>Saitama Univ. <sup>2</sup>The Univ.of Tokyo, <sup>3</sup>RIKEN

### Abstract:

In recent years, the health of many people is damaged by asbestos. Therefore, to detect very small quantity of asbestos that exists in general environment is very important. According to an officially fixed way, existence of asbestos in a certain building material is discriminated according to whether there are more than 4 crystals of asbestos per 3000 particles in samples made with crushing a part of the building material. The particle counting is performed manually, therefore it needs great time and labor. For automation some studies to count particle with image processing are performed. Because feature values used in the precedent study depends on the resolution of images, setting of it is essential. In this paper, we verify resolution dependency of a particle detection method.

## 1. 背景

現在アスベスト被害が大きな社会問題となっており、今後40年間の悪性中皮腫による死亡者数は10万人に上るとも言われている。これらの被害は主に建材中に含まれるアスベストが原因とされている。そのためアスベスト含有の可能性がある建築物の解体作業時におけるアスベスト含有分析が公定法により定められている。アスベスト含有の有無を分析する作業過程は定性分析と定量分析の2つに分けられ、定性分析においてアスベスト含有と判定された試料について定量分析を行う。定性分析との分析法の違いから、定量分析についてはすでに自動化が実現しているため高速な処理が可能となっている。しかしながら、定性分析においては検査員が顕微鏡を目視して、Fig.1に示されるような画像から粒子を計数するという作業が行われている。これはアスベスト結晶および全粒子を位相差顕微鏡を用いて1試料あたり3000個計数するという処理であるが、現在、検査員が目視で行われているため大変な時間と労力を必要とし、アスベスト分析作業を非効率化させる最大の要因となっている。今後、アスベストを使用した多くの建築物が耐久年数を向かえるため、検査の需要がさらに高まることが予想される。そのため、アスベスト分析の効率化および自動化が強く求められており、アスベスト定性分析支援のための画像処理による自動粒子検出に関する研究が行われている。これらの研究では、一般に対象画像を小領域に分割し、領域内

における粒子の有無の判別によって粒子の計数を行っているが、その特徴量は画像の解像度に依存するので、計数に適した解像度の設定が必須である。しかしながら現状でそれが十分に検討されているとは言い難い。本稿では、特徴空間における特徴量の解像度に応じた分布を分析し、自動判別の解像度依存性について考察する。

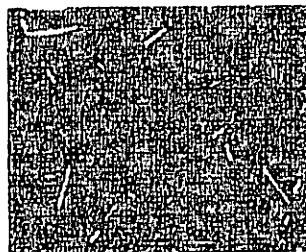


Fig. 1 An microscopy image of a sample including asbestos

## 2. 粒子の自動検出

### 2.1 小領域による識別

粒子を計数するためにはまず画像中の粒子を検出する必要がある。これは、粒子と粒子以外の2クラス判別問題である。さらにこの問題はピクセル単位で行うものと小領域単位で行うものとが考えられる。ピクセル単位の

ものは画素値を用いた識別である。粒子は他の領域に比べて明るいことから、対象とする画素の画素値が閾値以上ならば粒子、閾値以下ならば粒子ではないとみなす方法である [1]。しかしながら、対象とする画像の背景には中央から外側に向かってなだらかに変化するバイアスが見られるため、単純に一つの閾値で識別するのでは十分な精度での粒子の検出は困難である。つまりピクセル単位による識別は、特徴量の不足から十分な精度での識別を行うのに適切ではない。そこで、より精度の高い識別を可能とするために、画像を小領域に区切りその小領域から特徴量を取得することで識別を行う [2]。これによりピクセル単位でみるよりも多くの特徴量を取得することができ、より精度の高い計数が可能となる。

## 2.2 関心領域を可変とした粒子検出

先行研究では一様な大きさの小領域での粒子検出が行われているが、この方法にはいくつかの問題点がある。まず、画像中には様々な大きさの粒子が点在しているので、関心領域に対して一般的な大きさの粒子と比べると、大きすぎる粒子、また反対に小さすぎる粒子が存在し、それぞれの特徴量が大きく異なることになり、同様な粒子とみなすことができないという点である。ここでの一般的な大きさの粒子とは、本稿で対象とする画像中の粒子の大部分が対象となる直径約 3~10 画素程度の大きさの粒子を指す。もう一つの問題点は、特徴量は解像度に依存するため、粒子検出の識別器を学習によって構成しても、学習に用いた解像度の画像の判別にしか適応できない識別器になってしまうという点である。

これらの問題を解決するために、関心領域を一様ではなく可変とすることを考える。Fig.2 にその概要を示す。まず、一つの粒子 A を含む画素数が  $N \times N$  の領域に関心領域  $X$  とする。さらに、 $N \times N$  の領域に収まりきらない比較的大きな粒子 B が存在するとき、領域  $X$  と同じサイズで判別するのではなく、粒子 B を完全に包含するような  $M \times M$  ( $N < M$ ) の領域をとり、関心領域  $Y$  とする。そして、関心領域  $Y$  を縮小させて  $N \times N$  としたものを用いて判別を行う。これにより関心領域  $X$  と関心領域  $Y$  の画素数が等しいことから両者を同じ特徴空間上で扱える。また、粒子 A と粒子 B の関心領域に対する大きさがより近くなるので、同様の粒子として扱いやすくなる。このように小さい粒子には小さい関心領域で、大きい粒子には大きい関心領域でというように、各粒子に対して適した大きさの関心領域によって粒子検出を行うことで、より精度の高い検出が可能になると考えられる。以上の処理は、関心領域を広げた後に基準となる大きさに縮小するものである。適した解像度による粒子検出と言い換えることができる。本稿ではこの方法による粒子検出実現の前段階として、粒子検出の解像度依存性について考察する。

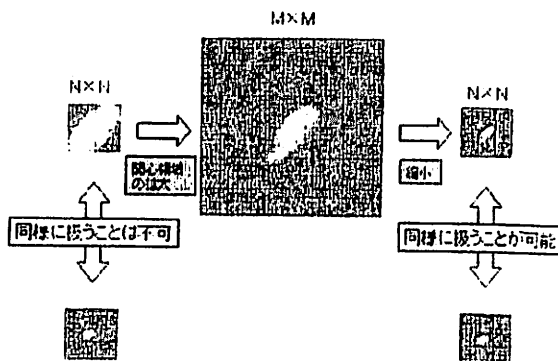
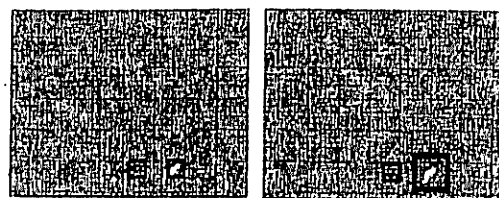


Fig. 2 Variations of ROI size for each particle size

## 2.3 画像特徴量

識別のために関心領域から画像特徴量を取得する。主な特徴量を挙げる。

1. 画素値の最大値
2. 画素値の分散
3. 画素値のヒストグラム
4. 高次局所自己相関特徴 [3]
5. 画素値の勾配

これらの特徴量のうち、4, 5 は判別に有効な特徴量とみなされることが多い一方で、関心領域の拡大や両者の縮小に大きな影響を受ける。本稿ではこれらの特徴量を用いた判別器の出力を見ることでその影響を評価する。

## 3. 粒子検出の解像度依存性の検証

粒子検出の解像度依存性の検証を行った。まず、検証に用いる基準となる識別器を作成した。そして作成した識別器の評価を行った。その後、その識別器を用いて解像度依存性の検証を行った。

### 3.1 入力空間の変換

関心領域から  $N$  個の特徴量を取得してサンプルを作成する場合、各サンプルは  $N$  次元空間上の一点で表現される。この  $N$  次元空間は線形分離不可能なため、解像度依存性の検証に適した空間であるとはいえない。したがって、入力空間を非線形変換することによって、粒子を含むサンプルと含まないサンプルが空間上でよりよく分離された特徴空間への写像が必要である。本稿ではこの写像

を得るための手法として SVR (Support Vector Regression) [4] を採用した。SVR とは SVM (Support Vector Machine) を用いた回帰分析である。主な式を以下に示す。

$$f(x) = x^T w + b \quad (1)$$

$$\min_{w,b} \sum_{i=1}^N \xi(y_i - f(x_i)) + \frac{\lambda}{2} \|x\|^2 \quad (2)$$

$$\xi(r) = \begin{cases} 0 & \text{if } |r| < \varepsilon \\ |r| - \varepsilon & \text{otherwise} \end{cases} \quad (3)$$

ここに  $x$  は各サンプルの特徴ベクトル、 $\lambda$  は正則化パラメータ、 $\varepsilon$  は無反応領域の幅を表す。回帰式 (1) について与えられた学習データから式 (2) を満たす  $w, b$  を求める。このときカーネルトリックを用いることで非線形変換後の複雑な計算を容易に行うことができる。また、式 (3) に示される許容誤差を設けることで過学習を防いでいる。

### 3.2 識別器の作成および評価

以上の手続きにより得られたパラメータを用いて識別器を構成する。本稿では適切な解像度の基準となる識別器を画素数  $32 \times 32$  の関心領域中の粒子の有無を識別するものとした。訓練データとして画素数  $32 \times 32$  の画像を与え、粒子が含まれるサンプルの出力が 1、粒子が含まれないサンプルの出力が -1 となるように SVR の係数の重み  $w$  を学習した。学習により得られた識別器に 1800 個のテストデータを与え、出力の推定値が 0 以上ならば粒子あり、0 以下ならば粒子なしと識別するテストを行った。Table 1 に判別率、false positive、および false negative の割合を示す。

判別率	false positive	false negative
97.9%	0.2%	1.9%

Table 1 Evaluation of classifier

Table 1 に示される結果から、学習によって得られた識別器は十分に高い識別率を持つといえる。以下で行う識別率の解像度依存性の検証にはこの識別器を用いる。

### 3.3 解像度依存性の検証

学習により得られた識別器を用いて識別率の解像度依存性の検証として 2 種類の粒子に対して実験を行った。

1. 画素数  $32 \times 32$  の領域に対して比較的大きい、または関心領域に収まりきれず、はみ出す粒子
2. 画素数  $32 \times 32$  の領域に対して一般的な大きさの粒子

上記 2 種類のいずれかの粒子を含む領域を 1 サンプルとして 2 種類の粒子に対してそれぞれ 30 サンプル抽出した。基準となる領域の大きさは、識別器を作成した際に用いた領域の大きさと同じ画素数  $32 \times 32$  とし、関心領域を拡大したサンプルは  $32 \times 32$  の大きさに縮小して特徴量を得た。以下に示す図は、30 サンプルについて関心領域

の拡大に伴う値の変化をプロットしたものである。グラフの横軸は関心領域の大きさを、縦軸は回帰分析による推定値を示している。

まず、1 の比較的大きい粒子 30 サンプルの推定値の平均値をプロットした Fig.3 を見ると、関心領域が小さいうちは回帰分析による推定値が 0 を下回っており、粒子なしと識別されるが、関心領域を大きくすることで徐々に値が大きくなり、ある時点から正の値になり、粒子ありと識別されるようになっていくことが分かる。これは、領域からはみ出していたり領域に対して大きかったりした粒子が、関心領域を拡大することで、関心領域に対して徐々に小さくなり、一般的な大きさの粒子に近づいたためであると考えられる。学習の際に識別器に与えられたサイズの粒子を含む領域しか粒子ありと識別できないので、このような結果となる。一方で、関心領域の大きさによっては複数に分割されてしまうような巨大な粒子の計数も、関心領域を大きくすることで正しく検出することが可能であることがこの結果から示された。また、大きな粒子の 1 サンプルについての推定値をプロットした Fig.4 を見ると、対象とする粒子の推定値が 0 以上になるのに必要な領域の大きさが Fig.3 と比べて大きいことが分かる。これは Fig.4 で対象とした粒子が大きい粒子の中でもさらに大きいものだったためであり、識別に適した関心領域の大きさが対象とする粒子の大きさに依存することを裏付けている。

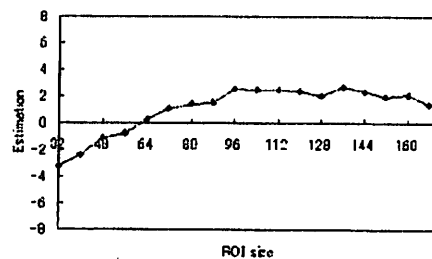


Fig. 3 The relation between the estimated output value by classifier and ROI size (the average of large-size particles)

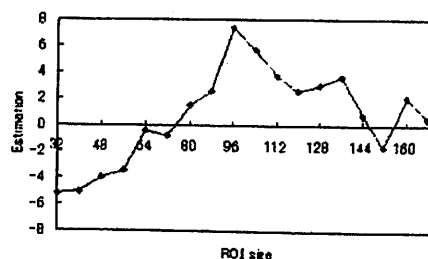


Fig. 4 The relation between the estimated output value by classifier and ROI size (one sample)

次に、一般的な大きさの粒子 30 サンプルの推定値の平均値をプロットした Fig.5 を見ると、関心領域が小さいうちは回帰分析による推定値が 0 以上で、粒子ありと識別されるが、関心領域を大きくすることで徐々に推定値の値が小さくなっていき、ある時点から 0 より小さくなり、粒子なしと識別されようになるということが分かる。これは、関心領域が大きくなるにつれて粒子の関心領域に対する大きさが徐々に小さくなり、最終的には消えたとみなされて粒子なしと識別されるようになるからである。このことから、大きい粒子を計数するために関心領域を大きくしたときは、比較的小さな粒子は粒子とみなされないと考えられる。

一方、一般的な大きさの粒子のある 1 サンプルの推定値をプロットした Fig.6 を見ると、推定値が一度負の値になったものが再び正の値をとる場合があった。これは、関心領域を大きくしたことにより対象とする粒子以外の比較的大きな粒子が領域内に含まれて、それが粒子として識別されたためであった。

また、画像を縮小するときのリサンプリング処理で、縮小する前と後の領域の大きさによっては画像が適切に縮小されず、それが識別に影響を与えることもあった。目視による確認でも、縮小により一度消えたように見える粒子が再び現れる場合があることが確認できた。また、Fig.4 と Fig.6 を比べると、大きい粒子の推定値に比べて、一般的な大きさの粒子の推定値は 0 以下になったあとも、細かい振動を繰り返す様子が見られるが、これもその影響をである。これはリサンプリングに伴うエラーによるものであり、リサンプリング法を変えることで解決できると考えられる。

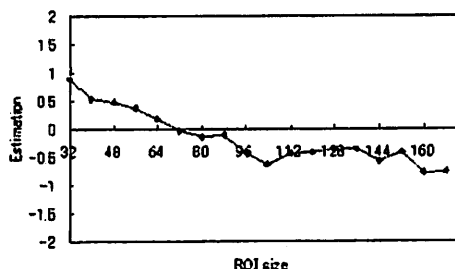


Fig. 5 The relation between the estimated output value by classifier and ROI size (the average of normal-size particles)

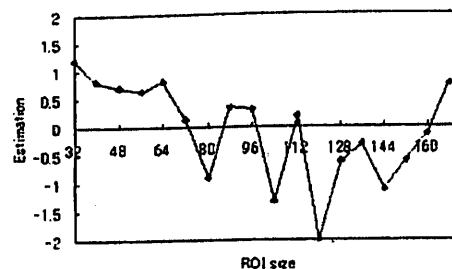


Fig. 6 The relation between the estimated output value by classifier and ROI size (one sample)

#### 4. 結言

本稿では粒子ごとに適した関心領域によって粒子計数を行う計数法の実現のために、自動計数の解像度依存性を考察した。まず基準となる十分な識別率を持つ識別器を作成し、それをを用いて推定値の解像度による変化を見ることで、自動計数の解像度依存性を検証した。その結果、自動計数には解像度依存性があるものの、粒子ごとに関心領域を変化させて適した解像度を選択することで対応できることが示された。今後、本稿で確認された依存性を用いて上記の計数法を構築する予定である。

#### 参考文献

- [1] 丸山敏則, 山本秀樹: “延長現像におけるマンモグラフィ用フィルムの画質評価”, 日本放射線技術学会雑誌, 第 60 巻, 第 11 号, p.1574-1584, 2004.
- [2] 石津 健一: “アスベスト定性分析支援の為に粒子検出画像処理 ~色空間の分散に基づく背景領域の効果的除去~”, 関東学生会第 47 回学生員卒業研究発表公演前刷集, p.325-326, 2008.
- [3] 栗田 多喜夫: “柔らかな情報処理のための統計的手法の応用に関する研究”, 電子技術総合研究所研究報告, 第 957 号, 1993.
- [4] 伊藤 健太郎: “サポートベクトル回帰におけるハイパーパラメータの最適化法”, 社団法人電子情報通信学会, Vol.102, No.508, p.7-12, 2002.

SICE Symposium on Systems and Information 2008  
November 26-28, Himeji

# システム・情報部門学術講演会 2008 講演論文集

期 日：2008年11月26日(水)～28日(金)

会 場：イーグレひめじ・姫路市国際交流センター(兵庫県姫路市)

# SICE®

主催・企画：計測自動制御学会 システム・情報部門

後援：姫路市

協賛：映像情報メディア学会，応用物理学会，日本音響学会，可視化情報学会，日本機械学会，システム制御情報学会，情報処理学会，人工知能学会，精密工学会，電気学会，電子情報通信学会，日本ロボット学会，日本生体医工学会，日本応用数理学会，日本オペレーションズ・リサーチ学会，日本経営工学会，日本シミュレーション学会，日本神経回路学会，日本神経科学学会，日本人間工学会，日本認知科学会，日本知能情報ファジィ学会，バイオメカニズム学会，ヒューマンインタフェース学会，日本バイオインフォマティクス学会，IEEE SMC Society Japan Chapter，IEEE Reliability Society Japan Chapter，IEEE EMBS Japan Chapter，リスク研究ネットワーク

カタログ番号 08SY0014

# アスベスト定性分析のための自動粒子計数における画像特徴の解像度依存性

渡邊 岳大<sup>1</sup> 森下 壮一郎<sup>2</sup> 川端 邦明<sup>3</sup>  
浅間 一<sup>2</sup> 三島 健稔<sup>1</sup>  
<sup>1</sup> 埼玉大学 <sup>2</sup> 東京大学 <sup>3</sup> 理化学研究所

## Resolution Dependency of a Particle Detection Method in Microscopy Images for Asbestos Qualitative Analysis

Takahiro WATANABE<sup>1</sup> Soichiro MORISHITA<sup>2</sup> Kuniaki KAWABATA<sup>3</sup>  
Hajime ASAMA<sup>2</sup> Taketoshi MISHIMA<sup>1</sup>  
<sup>1</sup>Saitama Univ. <sup>2</sup>The Univ.of Tokyo, <sup>3</sup>RIKEN

### Abstract:

In recent years, the health of many people is damaged by asbestos. Therefore, to detect very small quantity of asbestos that exists in general environment is very important. According to an officially fixed way, existence of asbestos in a certain building material is discriminated according to whether there are more than 4 crystals of asbestos per 3000 particles in samples made with crushing a part of the building material. The particle counting is performed manually, therefore it needs great time and labor. For automation some studies to count particle with image processing are performed. Because feature values used in the precedent study depends on the resolution of images, setting of it is essential. In this paper, we verify resolution dependency of a particle detection method.

## 1. 背景

現在アスベスト被害が大きな社会問題となっており、今後40年間の悪性中皮腫による死亡者数は10万人に上るとも言われている。これらの被害は主に建材中に含まれるアスベストが原因とされている。そのためアスベスト含有の可能性のある建築物の解体作業時におけるアスベスト含有分析が公定法により定められている。アスベスト含有の有無を分析する作業過程は定性分析と定量分析の2つに分けられ、定性分析においてアスベスト含有と判定された試料について定量分析を行う。定性分析との分析法の違いから、定量分析についてはすでに自動化が実現しているため高速な処理が可能となっている。しかしながら、定性分析においては検査員が顕微鏡を目視して、Fig.1に示されるような画像から粒子を計数するという作業が行われている。これはアスベスト結晶および全粒子を位相差顕微鏡を用いて1試料あたり3000個計数するという処理であるが、現在、検査員の目視で行われているため大変な時間と労力を必要とし、アスベスト分析作業を非効率化させる最大の要因となっている。今後、アスベストを使用した多くの建築物が耐久年数を向かえるため、検査の需要がさらに高まることが予想される。そのため、アスベスト分析の効率化および自動化が強く求められており、アスベスト定性分析支援のための画像処理による自動粒子検出に関する研究が行われている。これらの研究では、一般に対象画像を小領域に分割し、領域内

における粒子の有無の判別によって粒子の計数を行っているが、その特徴量は画像の解像度に依存するので、計数に適した解像度の設定が必須である。しかしながら現状でそれが十分に検討されているとは言い難い。本稿では、特徴空間における特徴量の解像度に応じた分布を分析し、自動判別の解像度依存性について考察する。

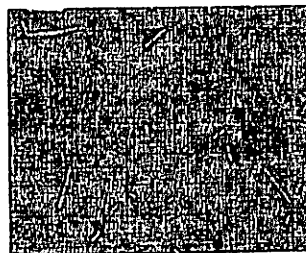


Fig. 1 An microscopy image of a sample including asbestos

## 2. 粒子の自動検出

### 2.1 小領域による識別

粒子を計数するためにはまず画像中の粒子を検出する必要がある。これは、粒子と粒子以外の2クラス判別問題である。さらにこの問題はピクセル単位で行うものと小領域単位で行うものとが考えられる。ピクセル単位の

ものは画素値を用いた識別である。粒子は他の領域に比べて明るいことから、対象とする画素の画素値が閾値以上ならば粒子、閾値以下ならば粒子ではないとみなす方法である [1]。しかしながら、対象とする画像の背景には中央から外側に向かってなだらかに変化するバイアスが見られるため、単純に一つの閾値で識別するのでは十分な精度での粒子の検出は困難である。つまりピクセル単位による識別は、特徴量の不足から十分な精度での識別を行うのに適切ではない。そこで、より精度の高い識別を可能とするために、画像を小領域に区切りその小領域から特徴量を取得することで識別を行う [2]。これによりピクセル単位でみるよりも多くの特徴量を取得することができ、より精度の高い計数が可能となる。

## 2.2 関心領域を可変とした粒子検出

先行研究では一様な大きさの小領域での粒子検出が行われているが、この方法にはいくつかの問題点がある。まず、画像中には様々な大きさの粒子が点在しているので、関心領域に対して一般的な大きさの粒子と比べると、大きすぎる粒子、また反対に小さすぎる粒子が存在し、それぞれの特徴量が大きく異なることになり、同様な粒子とみなすことができないという点である。ここでの一般的な大きさの粒子とは、本稿で対象とする画像中の粒子の大部分が対象となる直径約3~10画素程度の大きさの粒子を指す。もう一つの問題点は、特徴量は解像度に依存するため、粒子検出の識別器を学習によって構成しても、学習に用いた解像度の画像の判別にしか適応できない識別器になってしまうという点である。

これらの問題を解決するために、関心領域を一様ではなく可変とすることを考える。Fig.2にその概要を示す。まず、一つの粒子Aを含む画素数が $N \times N$ の領域に関心領域 $X$ とする。さらに、 $N \times N$ の領域に収まりきらない比較的大きな粒子Bが存在するとき、領域 $X$ と同じサイズで判別するのではなく、粒子Bを完全に包含するような $M \times M$  ( $N < M$ )の領域をとり、関心領域 $Y$ とする。そして、関心領域 $Y$ を縮小させて $N \times N$ としたものを用いて判別を行う。これにより関心領域 $X$ と関心領域 $Y$ の画素数が等しいことから両者を同じ特徴空間上で扱える。また、粒子Aと粒子Bの関心領域に対する大きさがより近くなるので、同様の粒子として扱いやすくなる。このように小さい粒子には小さい関心領域で、大きい粒子には大きい関心領域でというように、各粒子に対して適した大きさの関心領域によって粒子検出を行うことで、より精度の高い検出が可能になると考えられる。以上の処理は、関心領域を広げた後に基準となる大きさに縮小するものである。適した解像度による粒子検出と言い換えることができる。本稿ではこの方法による粒子検出実現の前段階として、粒子検出の解像度依存性について考察する。

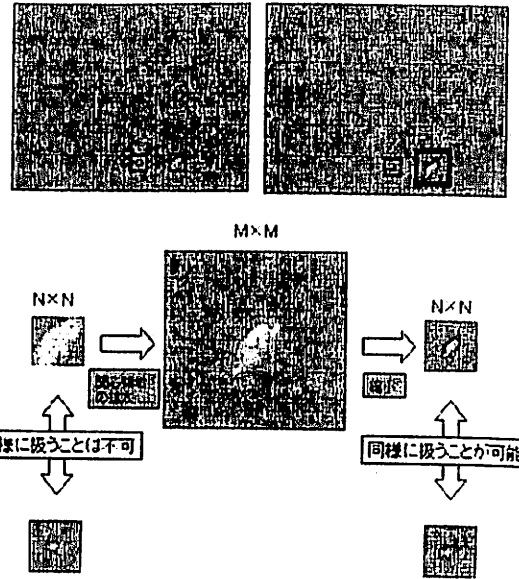


Fig. 2 Variations of ROI size for each particle size

## 2.3 画像特徴量

識別のために関心領域から画像特徴量を取得する。主な特徴量を挙げる。

1. 画素値の最大値
2. 画素値の分散
3. 画素値のヒストグラム
4. 高次局所自己相関特徴 [3]
5. 画素値の勾配

これらの特徴量のうち、4, 5は判別に有効な特徴量とみなされることが多い一方で、関心領域の拡大や画像の縮小に大きな影響を受ける。本稿ではこれらの特徴量を用いた判別器の出力を見ることでその影響を評価する。

## 3. 粒子検出の解像度依存性の検証

粒子検出の解像度依存性の検証を行った。まず、検証に用いる基準となる識別器を作成した。そして作成した識別器の評価を行った。その後、その識別器を用いて解像度依存性の検証を行った。

### 3.1 入力空間の変換

関心領域から $N$ 個の特徴量を取得してサンプルを作成する場合、各サンプルは $N$ 次元空間上の一点で表現される。この $N$ 次元空間は線形分離不可能なため、解像度依存性の検証に適した空間であるとはいえない。したがって、入力空間を非線形変換することによって、粒子を含むサンプルと含まないサンプルが空間上でよりよく分離された特徴空間への写像が必要である。本稿ではこの写像

を得るための手法として SVR (Support Vector Regression) [4] を採用した。SVR とは SVM (Support Vector Machine) を用いた回帰分析である。主な式を以下に示す。

$$f(x) = x^T w + b \quad (1)$$

$$\min_{w,b} \sum_{i=1}^N \xi(y_i - f(x_i)) + \frac{\lambda}{2} \|x\|^2 \quad (2)$$

$$\xi(r) = \begin{cases} 0 & \text{if } |r| < \varepsilon \\ |r| - \varepsilon & \text{otherwise} \end{cases} \quad (3)$$

ここに  $x$  は各サンプルの特徴ベクトル、 $\lambda$  は正則化パラメータ、 $\varepsilon$  は無反応領域の幅を表す。回帰式 (1) について与えられた学習データから式 (2) を満たす  $w, b$  を求める。このときカーネルトリックを用いることで非線形変換後の複雑な計算を容易に行うことができる。また、式 (3) に示される許容誤差を設けることで過学習を防いでいる。

### 3.2 識別器の作成および評価

以上の手続きにより得られたパラメータを用いて識別器を構成する。本稿では適切な解像度の基準となる識別器を画素数  $32 \times 32$  の関心領域中の粒子の有無を識別するものとした。訓練データとして画素数  $32 \times 32$  の画像を与え、粒子が含まれるサンプルの出力が 1、粒子が含まれないサンプルの出力が -1 となるように SVR の係数の重み  $w$  を学習した。学習により得られた識別器に 1800 個のテストデータを与え、出力の推定値が 0 以上ならば粒子あり、0 以下ならば粒子なしと識別するテストを行った。Table 1 に判別率、false positive, および false negative の割合を示す。

判別率	false positive	false negative
97.9%	0.2%	1.9%

Table 1 Evaluation of classifier

Table 1 に示される結果から、学習によって得られた識別器は十分に高い識別率を持つといえる。以下で行う識別率の解像度依存性の検証にはこの識別器を用いる。

### 3.3 解像度依存性の検証

学習により得られた識別器を用いて識別率の解像度依存性の検証として 2 種類の粒子に対して実験を行った。

1. 画素数  $32 \times 32$  の領域に対して比較的大きい、または関心領域に収まりきれず、はみ出す粒子
2. 画素数  $32 \times 32$  の領域に対して一般的な大きさの粒子

上記 2 種類のいずれかの粒子を含む領域を 1 サンプルとして 2 種類の粒子に対してそれぞれ 30 サンプル抽出した。基準となる領域の大きさは、識別器を作成した際に用いた領域の大きさと同じ画素数  $32 \times 32$  とし、関心領域を拡大したサンプルは  $32 \times 32$  の大きさに縮小して特徴量を得た。以下に示す図は、30 サンプルについて関心領域

の拡大に伴う値の変化をプロットしたものである。グラフの横軸は関心領域の大きさを、縦軸は回帰分析による推定値を示している。

まず、1 の比較的大きい粒子 30 サンプルの推定値の平均値をプロットした Fig.3 を見ると、関心領域が小さいうちは回帰分析による推定値が 0 を下回っており、粒子なしと識別されるが、関心領域を大きくすることで徐々に値が大きくなり、ある時点から正の値になり、粒子ありと識別されるようになっていくことが分かる。これは、領域からはみ出していたり領域に対して大きかったりした粒子が、関心領域を拡大することで、関心領域に対して徐々に小さくなり、一般的な大きさの粒子に近づいたためであると考えられる。学習の際に識別器に与えられたサイズの粒子を含む領域しか粒子ありと識別できないので、このような結果となる。一方で、関心領域の大きさによっては複数に分割されてしまうような巨大な粒子の計数も、関心領域を大きくすることで正しく検出することが可能であることがこの結果から示された。また、大きな粒子の 1 サンプルについての推定値をプロットした Fig.4 を見ると、対象とする粒子の推定値が 0 以上になるのに必要な領域の大きさが Fig.3 と比べて大きいことが分かる。これは Fig.4 で対象とした粒子が大きい粒子の中でもさらに大きいものだったためであり、識別に適した関心領域の大きさが対象とする粒子の大きさに依存することを裏付けている。

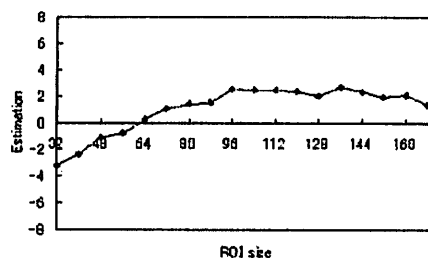


Fig. 3 The relation between the estimated output value by classifier and ROI size (the average of large-size particles)

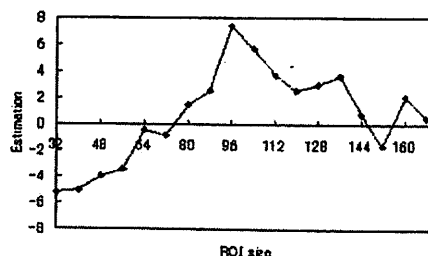


Fig. 4 The relation between the estimated output value by classifier and ROI size (one sample)



次に、一般的な大きさの粒子 30 サンプルの推定値の平均値をプロットした Fig.5 を見ると、関心領域が小さいうちは回帰分析による推定値が 0 以上で、粒子ありと識別されるが、関心領域を大きくすることで徐々に推定値の値が小さくなっていき、ある時点から 0 より小さくなり、粒子なしと識別されようになるということが分かる。これは、関心領域が大きくなるにつれて粒子の関心領域に対する大きさが徐々に小さくなり、最終的には消えたとみなされて粒子なしと識別されるようになるからである。このことから、大きい粒子を計数するために関心領域を大きくしたときは、比較的小さな粒子は粒子とみなされないと考えられる。

一方、一般的な大きさの粒子のある 1 サンプルの推定値をプロットした Fig.6 を見ると、推定値が一度負の値になったものが再び正の値をとる場合があった。これは、関心領域を大きくしたことにより対象とする粒子以外の比較的サイズの大きい粒子が領域内に含まれて、それが粒子として識別されたためであった。

また、画像を縮小するときのリサンプリング処理で、縮小する前と後の領域の大きさによっては画像が適切に縮小されず、それが識別に影響を与えることもあった。目視による確認でも、縮小により一度消えたように見える粒子が再び現れる場合があることが確認できた。また、Fig.4 と Fig.6 を比べると、大きい粒子の推定値に比べて、一般的な大きさの粒子の推定値は 0 以下になったあとも、細かい振動を繰り返す様子が見られるが、これもその影響をである。これはリサンプリングに伴うエラーによるものであり、リサンプリング法を変えることで解決できると考えられる。

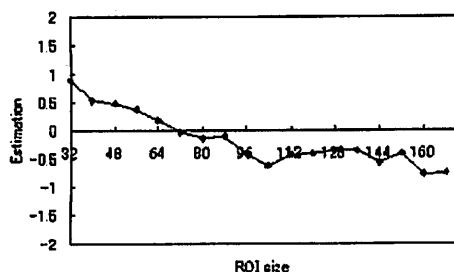


Fig. 5 The relation between the estimated output value by classifier and ROI size (the average of normal-size particles)

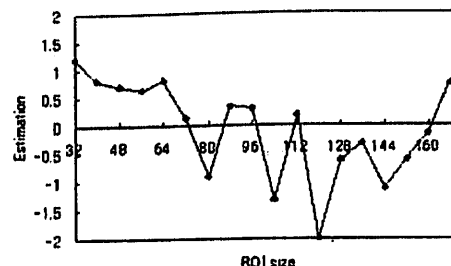


Fig. 6 The relation between the estimated output value by classifier and ROI size (one sample)

#### 4. 結言

本稿では粒子ごとに適した関心領域によって粒子計数を行う計数法の実現のために、自動計数の解像度依存性を考察した。まず基準となる十分な識別率を持つ識別器を作成し、それをを用いて推定値の解像度による変化を見ることで、自動計数の解像度依存性を検証した。その結果、自動計数には解像度依存性があるものの、粒子ごとに関心領域を変化させて適した解像度を選択することで対応できることが示された。今後、本稿で確認された依存性をを用いて上記の計数法を構築する予定である。

#### 参考文献

- [1] 丸山敏則, 山本秀樹: “延長現像におけるマンモグラフィ用フィルムの画質評価”, 日本放射線技術学会雑誌, 第 60 巻, 第 11 号, p.1574-1584, 2004.
- [2] 石津 健一: “アスベスト定性分析支援の為に粒子検出画像処理 ~色空間の分散に基づく背景領域の効果的除去~”, 関東学生会第 47 回学生員卒業研究発表公演前刷集, p.325-326, 2008.
- [3] 栗田 多喜夫: “柔らかな情報処理のための統計的手法の応用に関する研究”, 電子技術総合研究所研究報告, 第 957 号, 1993.
- [4] 伊藤 健太郎: “サポートベクトル回帰におけるハイパーパラメータの最適化法”, 社団法人電子情報通信学会, Vol.102, No.508, p.7-12, 2002.

SICE Symposium on Systems and Information 2008  
November 26-28, Himeji

# システム・情報部門学術講演会 2008 講演論文集

期 日：2008年11月26日(水)～28日(金)

会 場：イーグレひめじ・姫路市国際交流センター(兵庫県姫路市)

# SICE®

主催・企画：計測自動制御学会 システム・情報部門

後援：姫路市

協賛：映像情報メディア学会，応用物理学会，日本音響学会，可視化情報学会，日本機械学会，システム制御情報学会，情報処理学会，人工知能学会，精密工学会，電気学会，電子情報通信学会，日本ロボット学会，日本生体医工学会，日本応用数理学会，日本オペレーションズ・リサーチ学会，日本経営工学会，日本シミュレーション学会，日本神経回路学会，日本神経科学学会，日本人間工学会，日本認知科学会，日本知能情報ファジィ学会，バイオメカニズム学会，ヒューマンインタフェース学会，日本バイオインフォマティクス学会，IEEE SMC Society Japan Chapter，IEEE Reliability Society Japan Chapter，IEEE EMBS Japan Chapter，リスク研究ネットワーク

カタログ番号 08SY0014