

アスベスト定性分析のための多重解像度解析を用いた 自動粒子計数*

森下 壮一郎** 渡邊 岳大*** 川端 邦明† 新井 義和††
山下 淳††† 浅間 一††† 三島 健稔‡

Particle Counting Method for Asbestos Qualitative Analysis Based on Multi-Resolution Analysis

Soichiro MORISHITA**, Takehiro WATANABE***, Kuniaki KAWABATA†, Yoshikazu ARAI††,
Atsushi YAMASHITA†††, Hajime ASAMA††† and Taketoshi MISHIMA‡

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. To ensure consistency with conventional manual method, the automated method should be able to obtain equivalent outcome to manual methods. In this paper, we propose an automatic particle count method based on multiresolution analysis. At first, the classifier which can distinguish existence or nonexistence of a particle at the center of ROI (region of interest) is constructed. Next, the image is scanned with the classifier on multiresolution, and small areas containing a particle are found. To construct the classifier according to the counting result by manual method, we can achieve the result as same as manual one by the proposed method. To confirm validity of the proposed method, we did some experiments to apply the method to the images that particles are identified manually. As the result, we confirmed that 10% of false positive and false negative are contained respectively. Because the proportions are roughly same, the total count is as same as manual counting.

Key words: asbestos, qualitative analysis, particle detection, support vector regression, resolution selection

1. 緒 言

アスベストは耐火性に優れる繊維状の工業材料として 1960 年代から 1990 年頃にかけて大量に輸入され、主に建材として建築物に多く使用されてきたが、曝露に伴う健康障害が明らかにされたことで日本では 2004 年に使用が禁止された^{1) 2)}。しかしながら、アスベストが使用された建築物の解体や改修に伴う曝露の問題は依然残されており、適切な対策を施すためには建材中のアスベストの有無の判定が重要である。事前調査や目視によるアスベスト使用の有無の判定が困難な場合は、国内公定法として定められたアスベスト定性分析が行われる^{3) 4)}。これは、建材の一部を粉碎してふるい（目開き 425–500 μm）にかけた試料を顕微鏡観察し、アスベストか否かに関わらず粒子を 3000 個計数して、その中に含まれるアスベスト粒子の個数で建材の危険性を判断するものである。現在、粒子の計数は人の目視による手作業で行われており、大変な時間と労力を要している。これを画像処理により自動化しようとする研究が行わ

れており、既に高解像度な画像が取得可能な顕微鏡自動観察装置が開発されている^{5) 6)}。

手作業で行われた分析との整合性を保つために、自動計数でも目視と同等の結果が得られなければならない。前述のように試料中の全ての粒子のうちのアスベスト粒子の数によって建材の危険性を判別するので、粒子計数とアスベスト粒子検出のそれぞれについて、目視と同等な結果が得られる必要がある。一般には、試料中のほとんどの粒子は非アスベスト粒子であり、アスベスト粒子は少数である。公定法では、粒子 3000 個のうち 4 個以上がアスベスト粒子であるときにその建材を危険と判断すると規定されている。アスベストを光学的に同定する手法として分散染色法⁷⁾が公定法では採用されており、これによりアスベスト粒子検出は目視でも自動計数でも比較的容易に行えて、かつ同等の結果を得やすい。一方、粒子計数については同等の結果を得ることは困難である。目視による計数では、コントラストが低いために自動検出が困難な粒子も計数できる一方で、自動検出は容易だが微細すぎる粒子は計数しない。これは、微細すぎる非アスベスト粒子を過剰に計数してしまうと、3000 個を計数するうちのほとんど全てが非アスベスト粒子となってしまう、本来は危険な試料が安全と誤判別されるおそれがあるからである。試料作成の段階で、粒子の大きさがあまりに微細にはならないような工夫は行われているが、いずれにしても目視による計数では微細な粒子を計数するか否かは作業者の恣意的な判断によっている。なお作業者に対するインタビューでは、「正確に分離というイメージより、色目のきわだった点を

* 原稿受付 平成 27 年 6 月 4 日

掲載決定 平成 27 年 6 月 29 日

** 正 会 員 電気通信大学 脳科学ライフサポート研究センター

(東京都調布市調布ヶ丘 1-5-1)

*** 埼玉大学大学院 (埼玉県さいたま市桜区下大久保 255)

† 理化学研究所 (埼玉県和光市 広沢 2-1)

†† 岩手県立大学 ソフトウェア情報学部 (岩手県滝沢市菓子 152-52)

††† 東京大学大学院 (東京都文京区本郷 7-3-1)

‡ 埼玉大学 (埼玉県さいたま市桜区下大久保 255)

数えるというイメージである」との回答を得ており、サイズよりもむしろ色目（色調）で判断されていることが伺える。すなわち、微細な粒子であっても色目（色調）が際立っている場合は計数されることがあると考えられる。また、本間は $0.25\mu\text{m}$ よりも細い繊維が多いアスベストを計数する際の計測値のばらつきは $\pm 40\%$ に及ぶと報告している⁸⁾。なお、画像の解像度を適切に設定することで微細な粒子はノイズとして扱うことができるが、対象とする画像中に含まれる粒子の大きさや形状は一樣ではないので、すべての粒子を適切に自動検出できるように設定することは困難である。

この問題の解決には多重解像度解析が有用である。本稿では局所的な最適解像度を多重解像度解析により決定して、粒子計数を行う手法を提案する。具体的には、関心領域内に粒子が1つだけ含まれている状態を識別できる識別器を、目視による計数結果を元にした学習により構成する。これにより目視と同等な結果が得られる識別器が構築できる。そして、これを多重解像度画像に適用して粒子が1つだけ含まれる領域を同定し、その領域の数を計数することで粒子計数を行う。

2. アスベスト定性分析のための粒子計数の関連研究

現在実施されている公定法に基づく粒子計数は、目視による手作業で、かつ顕微鏡の視野の中で行うために数え間違いが起きやすい。また実施者間の計数基準のぶれも大きい。井上らは、民間を含む6つの計数機関における目視による計数結果と、自動計数法によるものとの間のクロスチェックを行っており、機関間の一致度係数（同じ対象物をアスベスト粒子と見なす割合）が、最大でも50%程度であったことを報告している⁹⁾。

井上らによる自動計数法は、画像を2値化した上で輪郭抽出を行い、さらに形状に基づく判定を行ってアスベスト粒子を判別するものである。アスベスト定性分析における顕微鏡画像では対象の輝度が背景よりも高いので、2値化のような単純な方法でも対象の検出が可能である。ただし、ピントのずれやノイズ等の影響により、見かけの上で粒子が切断されてしまうことがある。井上らは断片同士の類似性を基に補正しているものの、この見かけ上の粒子切断が誤検出の主な要因となっている。2値化の閾値を低く設定することでこれを防ぐことはできるが、背景に含まれるノイズが粒子として誤検出されてしまい、過剰計数の要因となる。アスベスト定性分析における画像処理に適したノイズ除去を行う方法¹⁰⁾も提案されているが、いずれにしても画素毎の輝度値の2値化による背景と粒子との分離には限界があるので、複数の画素から特徴量を得る必要がある。九場らは、輝度値のヒストグラムを特徴量とするOne-Class SVMを用いて粒子検出と計数を行っている¹¹⁾。また、石津らはRGB値のヒストグラムに着目して粒子を含む小領域の検出を行っている¹²⁾。いずれも画像全体を等間隔に分割して小領域毎にヒストグラムを計算して、パターン認識により背景領域と粒子領域とを判別している。これらにより、粒子を含む小領域と背景のみの領域の判別率は向上する。ただし、粒子を含む小領域に複数の粒子が含まれる可能性があり、粒子の計数を行うには小領域中で改めて2値化処理を行って粒子形状を同定しなければならない。局所的な領域における2値化なので、単純な輝度値の2値化に比べれば誤判別が軽減されるものの、前述した見かけ上の粒子の分割の問題は避けられない。

上記の方法はいずれも領域内の粒子の形状を同定してから計

数を行っていた。しかし本来、一般粒子については画像領域に含まれる粒子の数さえ分かればよく、形状の同定まではする必要がない。栗田は、高次局所自己相関特徴を用いてサイズと形状が異なる種類の粒子が混在する画像から、形状の同定を行わずに、各種の粒子をそれぞれ計数する手法を提案している^{13) 14)}。高次局所自己相関特徴は、局所的な画像パターンに対して高次に拡張した自己相関関数を適用して得られる特徴量であり、画像全体で和を取ることで、画像中の対象の位置について不変な量となる。この特徴量は画像に含まれる粒子数に比例することから、線形回帰で粒子数の推定が可能である。この方法では粒子形状を同定することなく画像に含まれる粒子数を推定するので、2値化による見かけ上の粒子の分割に関する問題はない。しかし粒子の種類毎に回帰式を必要とするために、画像に含まれる粒子が数種類に限られている場合には有用であるが、本稿で対象とする粒子計数には直接には適用できない。またこの方法は位置の同定も行わないが、アスベスト定性分析の実務上では、作業による肉眼での検証を容易にするために、自動計数でも位置の同定は必要である。

以上のことから、アスベスト定性分析のための自動計数手法には、過剰計数を防ぐために感度が設定可能であることと、種々の大きさの粒子が含まれる画像に対応できること、および粒子の形状の同定は不要であるが位置の同定が可能であることが要求される。これらの要件を満たす粒子検出法について次章で述べる。

3. 関心領域を可変とした粒子検出

本章では、前章で挙げた粒子検出の要件を満たすために本稿で提案する手法について述べる。これは、関心領域のサイズを可変とすることで粒子の位置と大きさの同定を行うものである。また、サイズ変化の範囲の設定により感度も調整できる。以下、原理と具体的な手続きについて述べる。

3.1 提案手法の原理

例として、画像中の座標 p に1つだけ粒子が存在する場合を考える。点 p が中心となる正方形の関心領域について、サイズを変化させながら関心領域を切り出す。

図1に一例を示す。説明のために、図中に含まれる多数の粒子のうち2つの粒子に着目してそれぞれ粒子(a)と粒子(b)とする。各粒子の中心を点 p として関心領域のサイズを変化させた画像をそれぞれ倍率に応じて $x1, x2, x4, x8$ とする。なお、画像サイズが等倍のものを $x1$ とし、以下 $x2, x4, x8$ と順に画像の倍率を2倍にしている。それに応じて関心領域のサイズは $1/2$ ずつ小さくなっていくが、関心領域に対する相対的な粒子の大きさは2倍ずつ大きくなっていく。

まず粒子(a)に着目すると、倍率 $x1$ では関心領域に対する相対的な粒子の大きさが小さすぎるためにノイズと紛らわしい。倍率 $x2, x4$ では粒子として検出しやすくなっているが、近接する粒子が同時に関心領域に含まれてしまっている。倍率 $x8$ では中心に粒子(a)のみが含まれるように関心領域が設定されている。このように、中心に粒子が一つのみ含まれるように切り出された関心領域を、対象の粒子に対して適切な関心領域と呼ぶ。

次に粒子(b)に着目すると、粒子が十分に大きいので倍率 $x1$ でも粒子として検出しやすいが、粒子(a)の倍率 $x2, x4$ のときと同様に周辺の粒子も関心領域に含まれてしまっている。倍率 $x2, x4, x8$ では粒子(b)のみが関心領域に含まれているが、倍率

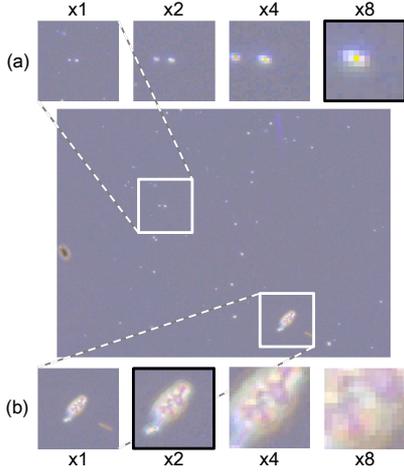


Fig.1 Variations of ROI size for each particle size

x4, x8 においては関心領域のサイズが小さすぎるために粒子が領域内に収まっておらず、一つの粒子と見なすのは不適切である。したがって、粒子 (b) については倍率 x2 が適切な関心領域である。

このように、小さい粒子には小さい関心領域、大きい粒子には大きい関心領域というように、各粒子に対して適した関心領域によって粒子検出を行うことで、精度の高い検出が可能になる。そして、各粒子に適した関心領域の位置とサイズが、その粒子の位置とサイズにそれぞれ対応する。

3.2 粒子判定を行うための特徴量

以上の手続きで粒子検出をするために、画像が与えられたときに、それが画像中に含まれる粒子に対して適切な関心領域となっているか否かを判定する識別器を構築する。このときの入力画像のサイズは、関心領域のサイズに応じて可変である必要があるが、スケーリング処理を施して入力画像のサイズは一定となるようにして、画像の特徴量を計算しやすくする。

関心領域から得る画像特徴量は、前述した先行研究を参考に次のとおりとした。

- 画素値の最大値
- 画素値の分散
- 画素値のヒストグラム
- 画素値の勾配
- 高次局所自己相関特徴

粒子を含む領域の画素値の最大値は高くなり、背景と粒子を共に含む領域の画素値の分散および勾配も大きくなるので、これらの特徴量は粒子の有無の判別に寄与する。なお本稿では勾配を 16 方向について計算して、方向毎の全画素の平均値を特徴量とした。また、前述した先行研究により、ヒストグラムを特徴量に含めることで判別率が向上することが示されている¹²⁾。なお、区間幅はスコットの選択¹⁵⁾で決定する。さらに、自己相関関数を高次に拡張した高次自己相関関数は、粒子計数に応用されているので有用であると考えられる^{16) 17)}。ここで、 N 次自己相関関数は、着目点 \mathbf{p} での対象画像の画素値を $f(\mathbf{p})$ とすると、その周りの N 個の変位 $\mathbf{a}_1, \mathbf{a}_2, \dots, \mathbf{a}_N$ に対して、以下の式で表される。

$$x^N(\mathbf{a}_1, \mathbf{a}_2, \dots, \mathbf{a}_N) = \int f(\mathbf{p})f(\mathbf{p} + \mathbf{a}_1) \dots f(\mathbf{p} + \mathbf{a}_N)d\mathbf{p} \quad (1)$$

本稿では次数は 2 次まで、変位方向は 8 近傍として計算した。ただし、平行移動に関して等価なものを除いている。この特徴は対象の位置に関して不変かつ画面に関する加法性を満たすので、領域内の任意の位置の粒子を検出できる。最後に、関心領域の外周部の画素値の最大値粒子が境界をまたいでしまう場合を粒子なしと識別するために、関心領域の外周部分の画素値の最大値を特徴量とした。

3.3 SVM による判別器の構築

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であり、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して、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る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 SVM (Support Vector Machine) を採用した¹⁸⁾。主な式を以下に示す。

$$f(\mathbf{x}) = \mathbf{x}^T \mathbf{w} + \mathbf{b} \quad (2)$$

$$\min_{\mathbf{w}, \mathbf{b}} \sum_{i=1}^N \xi(\mathbf{y}_i - f(\mathbf{x}_i) + \frac{\lambda}{2} \|\mathbf{x}\|^2) \quad (3)$$

$$\xi(r) = \begin{cases} 0 & \text{if } |r| < \varepsilon \\ |r| - \varepsilon & \text{otherwise} \end{cases} \quad (4)$$

ここに \mathbf{x} は各サンプルの特徴ベクトル、 λ は正則化パラメータ、 ε は無反応領域の幅を表す。回帰式 (2) について与えられた学習データから式 (4) を満たす \mathbf{w}, \mathbf{b} を求める。このとき、式 (4) のように許容誤差を設けて過学習を防ぐ。

本稿では、画像の中心に粒子が存在するサンプルについての出力が 1、それ以外のサンプルについての出力が -1 となるように \mathbf{w} を学習する。ただし、関心領域のサイズに対する粒子のサイズを、粒子の内接円の直径で評価して、一定の範囲内にあるものを粒子が存在するサンプルとし、それより大きすぎたり小さすぎたりするものはそれ以外のサンプルとする。

3.4 多重解像度解析による粒子検出

関心領域の中心 \mathbf{p} について、関心領域のサイズを変えながら画素数は一定となるようにスケーリング処理を施すと、画像のサイズは等しいが、元画像に対する解像度は異なる複数の画像が得られる。関心領域のサイズが大きいほど、元画像に対する解像度は低くなる。すなわち、以上の手続きで作成した画像は点 \mathbf{p} についての画像ピラミッド¹⁹⁾になる。

ここで、各解像度に対応する画像を前節で構築した識別器で識別すると、関心領域に対する粒子の相対的な大きさが小さすぎるときや大きすぎるときは出力が小さい値になる。点 \mathbf{p} に粒子が存在するとき、関心領域のサイズを変えながら識別器の出力の推移を観察すると、関心領域のサイズが粒子に対して適切なきに最大値を取るような単峰性のカーブを示すはずである。本稿では、識別器の出力が最大値になる場合の関心領域を、点 \mathbf{p} に粒子が存在するときの適切な関心領域と判定する。ただし、識別器の出力一定の値を超えない場合は、点 \mathbf{p} には粒子が存在しないと判定する。この処理を画像全体に渡って行うことで、粒子が存在する点とそれに適した関心領域のサイズを決定できる。すなわち、画像に含まれる粒子の位置とサイズを検出できる。

なお、画像全体にわたってこの計算を行うと非効率であるの



Fig.2 An example of training image and its binarized image

で、背景差分法により粒子が含まれる可能性がある領域をあらかじめ粒子候補領域として抽出しておき、その領域でのみ判定を行う。このとき、粒子の検出漏れが起きないように閾値は十分低く設定しておく。

4. 多重解像度解析による粒子計数実験

本章では、以上で述べた手続きに基づく粒子計数を行って、手法の有用性を検証する。まず、検証に用いる基準となる識別器を構成して、その識別器の性能評価を行う。次に解像度を変えた画像について識別器の解像度依存性を検証し、マルチスケール画像にこの識別器を適用したとき、適切な関心領域のサイズを決定できることを確認する。最後に、この手法を用いた粒子検出を行って、その結果を手作業による計数結果と比較検討する。

4.1 識別器の構成および評価

あらかじめ粒子の有無が判定されている画像を入力して、関心領域中の粒子の有無を判別する判別器を構成した。あらかじめ手作業で粒子の有無を判定した 3600 枚の画像について、半数の 1800 枚を学習データとし、残りの 1800 枚で評価を行い、判別器の出力値が 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。なお、関心領域に粒子が含まれると見なす関心領域のサイズに対する粒子のサイズの比は、経験的に 1/10 から 1/3 と設定した。このサイズの比で粒子ありと見なされる学習データ数が最大となるように、画像に含まれる粒子の相対的な粒度分布を元にして学習データの画素数を 32×32 と設定した。このとき、粒子ありと見なす学習データの比率は全体の約 6% であった。

図 2 に、学習データとして使用した画像（左）と、それを二値化した画像（右）を例として示す。これは画像の中央に粒子を一つだけ含んでいる。しかしながら 2 値化した画像では輝度値の低い部分で分割されてしまい、2 つの粒子と見なされてしまう。このような場合でも、1 つの粒子として学習することで、見かけ上の粒子の分割の問題を回避できる。

表 1 に判別率、false positive、および false negative の割合を示す。この結果から、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。

Table1 Evaluation of classifier

Discrimination ratio	false positive	false negative
97.9%	0.2%	1.9%

4.2 解像度依存性の検証

前節までで得られた識別器を用いて識別率の解像度依存性の検証するために、次の 2 つの種類粒子を含む画像について実験を行った。

1. 関心領域のサイズに対して比較的大きい (1/3 より大きい) かもしくは関心領域に収まりきらない粒子
2. 関心領域のサイズに対して一般的な大きさ (1/10 以上 1/3

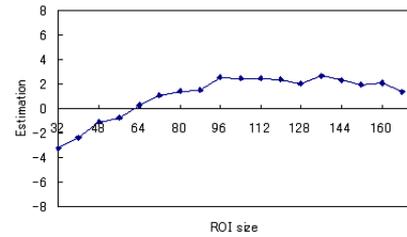


Fig.3 The relation between the estimated output value by classifier and ROI size (the average of large-size particles)

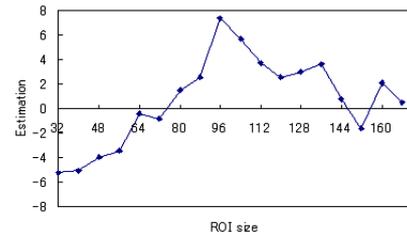


Fig.4 The relation between the estimated output value by classifier and ROI size (one sample)

以下) の粒子

上記 2 種類の粒子に対してそれぞれ 30 サンプルを評価用のサンプルから選出し、関心領域のサイズを変えながら識別器の出力値をプロットした。以下に示すグラフは、いずれも横軸は関心領域のサイズ、縦軸は識別器の出力値を示している。

まず、1 の比較的大きい粒子についての結果の平均値をプロットしたものを図 3 に示す。これによると、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、見かけの粒子のサイズが識別器で粒子と判定されるサイズに近づいたからだと考えられる。また巨大な粒子の計数も、関心領域が大きくなることで正しく検出されることがこの結果から示された。

詳しく傾向を見るために、1 つのサンプルについてプロットしたものを図 4 に示す。これを見ると、識別器の出力値が 0 以上になる関心領域のサイズが平均 (図 3) よりも大きいことが分かる。これは図 4 で対象とした粒子は大きい粒子の中でもさらに大きいものだったからである。この結果は、本稿で構築した識別器により、適切な関心領域のサイズを対象とする粒子の大きさに応じて決定できることを示している。

次に、2 の一般的な大きさの粒子についての平均値をプロットしたものを図 5 に示す。これを見ると、関心領域が小さいうちは出力値が 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出力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るようになることが分かる。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、最終的には消えたか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

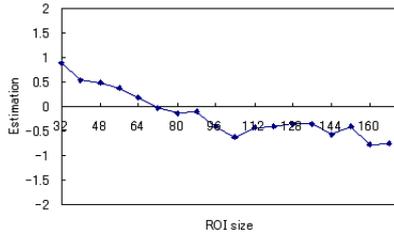


Fig.5 The relation between the estimated output value by classifier and ROI size (the average of normal-size particles)

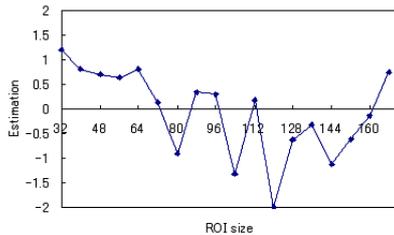


Fig.6 The relation between the estimated output value by classifier and ROI size (one sample)

したときは、そこに含まれる相対的に小さな粒子は粒子とみなされなくなることが分かる。

ただし、各サンプルについての出力値を見ると、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。その一例を図6に示す。識別器の出力を見ると、細かく振動している。これは、画像を縮小するときのリサンプリング処理（バイキュービック補間）によるエイリアスによるものと考えられる。このようなサンプルでは、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たように見える。このような場合であっても、出力値が最大値をとるものが適切な関心領域のサイズであることに変わりはなく、粒子検出にあたっての問題はない。

4.3 多重解像度解析による粒子計数実験

以上の手続きで構成された識別器を用いて、アスベストと粒子を含む画像100枚を対象に粒子検出を行った。1枚あたりの画像のサイズは640×480pixelであり、含まれる粒子数は平均38.6、標準偏差23.9である。なお、1枚あたりの計算時間は、クロック周波数1.2GHz（CPU Intel Core Solo）、メインメモリ2GBのパーソナルコンピュータで30分程度であった。

検出結果の例を図7と図8に示す。いずれの図でも白い枠で囲まれた部分は粒子が存在すると識別された関心領域を示している。また、過剰検出が起きている部分を緑の枠で示した。図7では、概ね各粒子の大きさに応じた関心領域のサイズが決定できている。特に、画像下部に着目すると、大きい粒子に対応する関心領域の内部に含まれる粒子も適切なサイズで認識されていることが分かる。また近接する粒子についても、それぞれを中心とする関心領域によって別々に識別されている。一方、図8では、ほぼ各粒子の大きさに応じた関心領域のサイズが決定できているものの、緑の枠で囲った部分では過剰検出が起きている。この理由は次のように考察できる。まず、関心領域の中央に1つだけ粒子を含む場合に粒子ありと判別されるので、原理的には粒子が近接していても過剰検出は起きない

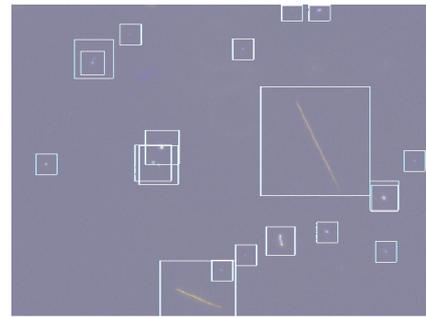


Fig.7 An example of detection appropriate to particle size

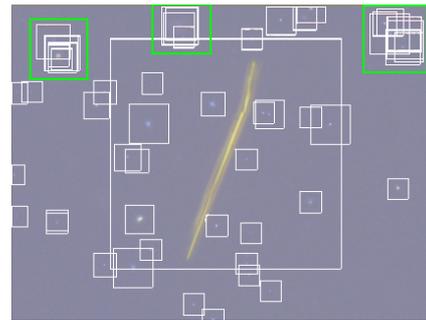


Fig.8 An example of one case of over-detection

はずである。しかしながら形状によっては、粒子があるのが関心領域の中央か、その周辺かはさほど厳密には判定されない。したがって、ノイズや他の粒子の影響で候補点が密集している領域にそのような粒子が存在する場合には過剰検出が起きてしまう。

次に、この結果を定量的に評価するために手作業で計数した結果と比較したものを表2に示す。実粒子数は、手作業で計数した個数である。粒子候補数は、背景差分法で閾値を低く設定してあらかじめ抽出しておいた粒子候補の個数である。この粒子候補のうち、提案手法で粒子と判定された数を粒子計数結果としている。粒子計数率は、手作業で計数した個数に対する提案手法で計数した個数の割合である。これは102.1%と、手作業による結果と同等の結果であった。ただし、このうちのFalse Positive (FP)とFalse Negative (FN)の割合を見ると、FPは16.9%、FNは13.8%と、1割以上のFPとFNが含まれていた。第1章で述べたとおり、肉眼による計数結果同士の比較では機関間の一致度計数が最大でも50%程度であったことを考慮に入れば、これは十分な改善である。また、アスベスト粒子の検出は分散染色法により行われるので、本手法によるFNは影響しないことと、建材の危険性は最終的に粒子の個数で決まることから、粒子計数率において手作業と同等の結果が得られた本手法は、アスベスト定性分析において十分に有用である。

5. 結 言

本稿では、現在人手で行われている公定法によるアスベスト定性分析にかかる労力を軽減するために、目視による計数と同等の結果が得られる粒子の自動計数法を提案した。これは、関心領域内に粒子が1つだけ含まれている状態を判別できる判別器を目視による計数結果を元にした学習により構成し、これを多重解像度画像に適用して粒子が1つだけ含まれる領域の位置とサイズを同定し、その領域の数を計数することで粒子計数を

Table2 The result of counting experiment

Actual number of particles	3856
The number of candidate particles	6699
The number of counting particles	3938
Counting rate %	102.1
False Positive qty.	653
False Positive rate %	16.9
False Negative qty.	534
False Negative rate %	13.8

行うものである。

そして、本手法の有用性を評価するために、手作業で粒子の位置とサイズが同定されている画像に適用して結果を比較する実験を行ったところ、FPとFNはそれぞれ1割以上含まれていたものの、それぞれが概ね同数であったので粒子計数率は手作業と同等になった。手作業による結果同士の一致度計数が高々50%とされていることと、アスベスト定性分析においては建材の危険性が粒子の個数で決まることを考慮に入れれば、提案手法は十分に有用である。

今後の課題として、関心領域のスケーリングに伴うエイリアスの影響の除去や、経験的に決定しているパラメータの妥当性の評価などが挙げられる。

参 考 文 献

- 1) 船坂 邦弘, 鶴保 謙四郎, 森 義明: “アスベスト問題の現状と課題”, 生活衛生, **50**, 5, (2006) 333.
- 2) 丸井 英二: “アスベスト問題の社会的背景”, 順天堂医学, **52**, (2006) 312.
- 3) 島 弘志: “JIS A 1481 建材製品中のアスベスト含有率測定方法”, 財団法人 日本規格協会.
- 4) 神山 宣彦: “最近のアスベスト問題と関連のアスベスト計測方法”, エアロゾル研究, **23**, 1, (2008) 21.
- 5) 川端 邦明, 溝口 博, 浅間 一, 三島 健稔, 堀田 一弘: “画像処理に基づいたアスベスト定性分析支援手法に関する研究”, 平成 19 年度廃棄物処理等科学研究研究報告書, (2008).
- 6) K. Kawabata, S. Morishita, H. Takemura, K. Hotta, T. Mishima, H. Asama, H. Mizoguchi, and H. Takahashi: “Development of an Automated Microscope for Supporting Qualitative Asbestos Analysis by Dispersion Staining,” J. Robot. Mechatronics, **21**, 2, (2009) 186.
- 7) 宇野 泰章: “分散染色法によるアスベストの光学的同定,” 粘土科学, **32**, 1, (1992) 42.
- 8) 本間 克典: “アスベスト粒子の濃度測定”, エアロゾル研究協議会, 京都, (1989) 1.
- 9) 井上 義雄, 加賀 昭和, 山口 克人: “石綿繊維の自動計数と肉眼計数間のクロスチェック,” J. Aerosol Res., Jpn., **14**, 2, (1999) 129.
- 10) 熊谷 光, 森下 壮一郎, 川端 邦明, 浅間 一, 三島 健稔: “背景差分を用いたアスベスト計数法の精度向上のための背景画像のノイズ除去”, 2008 年計測自動制御学会システムインテグレーション部門講演会講演論文集, (2008) 1270.
- 11) 丸場 日暖, 堀田 一弘, 高橋 治久: “One-Class SVM を用いた顕微鏡画像からの粒子検出と計数”, 2008 年電子情報通信学会総合大会予稿集, (2008) 251.
- 12) K. Ishizu, H. Takemura, K. Kawabata, H. Asama, T. Mishizma, and H. Mizoguchi, “Image Processing of Particle Detection for Asbestos Qualitative Analysis Support Method —Particle Counting by Using Color Variance of Background—,” SICE Annual Conference 2008, (2008) 3202.
- 13) 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, 957, (1993).
- 14) 大津展之, 栗田多喜夫, 関田巖, パターン認識: 理論と応用, 行動計量学シリーズ, **12**, 朝倉書店, (1996).
- 15) Scott, David W: “On optimal and data-based histograms”, Biometrika, **66**, 3, (1979) 605.
- 16) 栗田 多喜夫, 堀田 一弘, 三島 健稔: “Log-Polar 画像の高次局所自己相関特徴を用いた大きさ・回転に不変な 2 次元図形及び顔画像の認識”, 信学技報, **96**, 599, (1997) 151.
- 17) 豊田 崇弘, 長谷川 修: “高次局所自己相関特徴の拡張”, 画像電子学会

誌, **34**, 1, (2005).

- 18) 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”, 信学技報, **102**, 508, (2002) 7.
- 19) D. H. Ballard and C. M. Brown, Computer Vision, Prentice-Hall, (1982).