

浮遊石綿繊維の自動計数—角閃石、蛇紋石、非石綿の分類— Automatic Counting System for Airborne Asbestos Fibers - Classification of Amphibole Asbestos, Serpentine Asbestos, and Non-asbestos -

(大阪大学) ○西澤麻衣子*、井上義雄*、加賀昭和*、近藤明*

Abstract — Airborne asbestos monitoring is indispensable in demolition / removal spot. An automatic counting system for the airborne asbestos (amosite and chrysotile) using a neural network was constructed and a skillful measurement person's know-how was included in this system. The neural network is a network model adapting the structure of man's nerve cell. The information on the digital image obtained from a phase contrast microscope is extracted as digital data using image processing, and the data is inputted into the neural network. The samples of amosite, chrysotile, and non-asbestos were used in this study. Each result of this system for amosite and chrysotile with the correct answer ratio of 80% would show that the system has been constructed well.

1. はじめに

石綿は安価で、優れた耐熱性等の特性を持つため、世界で広く建築資材などに数多く使われてきたが、体内に吸引された石綿繊維は肺ガンや中皮腫を引き起こす確率が高い。また、国際がん研究機関は発がん性物質に分類し、その使用は世界で禁止される傾向にある。解体・除去の過程において石綿の漏洩を完全に防ぐのは不可能であり、モニタリングが必要不可欠である。

現在、一般的な石綿のモニタリング手法として位相差顕微鏡法があり、これは、大気をサンプリングして得られた試料に透明化を施し、位相差顕微鏡で観察し肉眼で計数する手法であるが、計数に熟練を要し、計数者による個人差や肉体的負担があるなどの問題点が指摘されている。

そこで本研究では、位相差顕微鏡法の長所を活かし短所を補うべく、石綿繊維のサンプルに化学的な前処理を加えず、位相差顕微鏡、CCD カメラによってデジタル画像に変換された石綿繊維の像に対して、画像処理の手法を用いて特徴量の計測を行い、神経回路網を応用したニューラルネットワーク（以下、N-N）・アルゴリズムを用いることで自動計数システムを構築することを目的とした¹⁾。

本報では、角閃石（アモサイトを使用）と蛇紋石（クリソタイルを使用）と非石綿とを分類・計数する自動計数について報告する。自動計数システムに関しては既報¹⁾に基づき、変更点を後述する。

2. 自動計数システムの概要

自動計数システムの流れは、以下の通りである。

1) 画像の取り込み

CCD カメラ経由で位相差顕微鏡像をパーソナルコンピュータ（以下、PC）にデジタル画像として取り込む。

2) 石綿繊維画像の前処理

二値化処理、二値化補正処理、細線化、ひげ除去の順に、PC上で対象物の特徴量を円滑に計測できるようにするための画像処理を行う。

3) 対象物の特徴量計測

各対象物について、それらの特徴付ける量（特徴量）を計測する。例えば、曲率・分岐点個数・長さ・幅・輝度分布などが挙げられる。

4) 分類・計数

あらかじめ各ユニット間結合強度を学習させてあるN-Nに各対象物の特徴量を入れて計算させ、自動的に石綿か非石綿であるかを判別させ計数する。

3. 石綿繊維画像の前処理

二値化処理を行った後、二値化補正処理で、本来、対象物でないのに二値化の際のノイズとして現れてしまった部分を削除する。その後細線化を行い、物体のマクロな情報を得るため中心線（細線）を抽出する。

ひげ除去では、細線化後の対象物体で分岐点・交差点を有する場合、分岐点・交差点から端点までが20画素数以下である時、それを“ひげ”とみなし除去する。また、大気中の石綿繊維は数多く枝分かれをしているものが少ないため、ひげ除去処理を施した後もなお分岐点・交差点を5個以上有している物体は非石綿と判断し、特徴量計測を行わない。

4. N-N・アルゴリズムを用いた石綿繊維判定

4.1 N-N・アルゴリズム

N-Nは、シナプスの結合によりネットワークを形成した人工ニューロンが、学習によってシナプス間の結合強度を変化させ、定式化の困難なものに対してもヒトの判断に類似した判断機能を持たせることのできる神経回路網モデルである。今回は、教師信号として外部から入力信号に対する理想出力を与える教師付き学習のうち、バックプロパゲーション（BP: Back Propagation）法を用いた。

4.2 N-N・モデルの構築

本研究では三層階層型モデルを用い、各層のユニット数は入力層10個、中間層20個、出力層2個とした（概略図: Fig. 1）。入力データには、特徴量計測で求めた平均曲率・曲率の分散・分岐点の個数・

*Maiko NISHIZAWA, Yoshio INOUE, Akikazu KAGA, Akira KONDO: Graduate School of engineering, Osaka University, 2-1, Yamada-oka, Suita, Osaka 565-0871, Japan

長さ・太さ・太さの分散・アスペクト比・しきい値と平均輝度との差(正負の区別を行う)・輝度の分散の計10項目を用いた。また、入力データの値は0~1の間でないとな学習が困難になることが知られている²⁾ので、画像の最大幅や最大輝度値といった取り得る値の最大値を選択し、適宜0~1に基準化した。

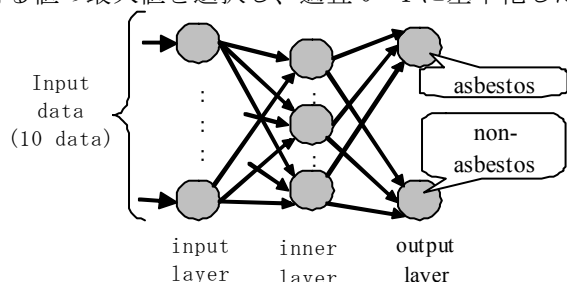


Fig.1 Schematic diagram of the N-N model.

4.3 学習過程

アモサイトと非アモサイト、クリソタイルと非クリソタイルの教師画像を判別するようそれぞれ学習を行い、結合強度(以下、アモサイト荷重、クリソタイル荷重)を作成した。教師信号には、アモサイト標準試料、クリソタイル標準試料、石綿を含まない一般粉塵(事務所、家屋、工場)試料を用いた。総物体数は522個で、アモサイト:107個、クリソタイル:128個、非石綿:287個である。なお、教師信号は熟練計数者によってあらかじめ判定を行った結果を用いた。

4.4 判定結果

判定結果をTable 1、Fig. 2~3に示す。ただし、正答とは、アモサイトをアモサイト、クリソタイルをクリソタイル、非石綿を非石綿として判定した場合を指し、誤答とはそれ以外の判定を指す。判定には教師信号の画像と同様に、アモサイト標準試料、クリソタイル標準試料、石綿を含まない一般粉塵(事務所、家屋、工場)試料の画像を用いた。総物体数は564個で、アモサイト:97個、クリソタイル:28個、非石綿:439個である。

Fig. 2には全対象物体に対して行った、アモサイト荷重による判定結果(Fig. 2-上側2つ)と、クリソタイル荷重による判定結果(同-下側2つ)を示す。

また、Table 1、Fig. 3には、Fig. 2に示された2つの荷重による判定結果を比較し、画像毎にまとめた結果を示す。表・グラフ中の正答(i)は上記の3種の正答を、誤答(ii)はアモサイト荷重で正判定+クリソタイル荷重で誤判定をした場合を、誤答(iii)はアモサイト荷重で誤判定+クリソタイル荷重で正判定をした場合を、誤答(iv)は両荷重とも誤判定の場合を示す。

Table 1 Profile of counting accuracy in this system.

| | Total | correct | | error | |
|----------------------|-------|---------|------|-------|------|
| | | (i) | (ii) | (iii) | (iv) |
| Amosite samples | 253 | 198 | 15 | 30 | 10 |
| Chrysotile samples | 127 | 95 | 18 | 7 | 7 |
| Non-asbestos samples | 184 | 120 | 8 | 45 | 11 |
| Total | 564 | 413 | 41 | 82 | 28 |

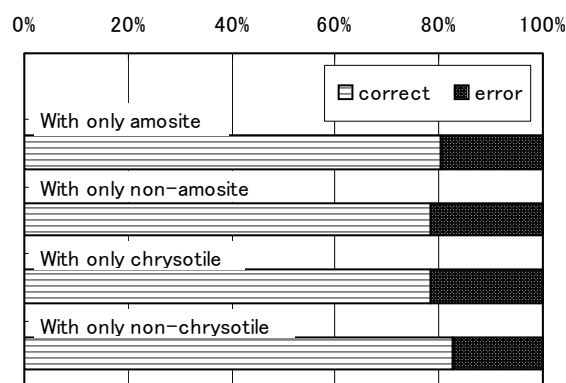


Fig.2 Profile of counting accuracy in this system.

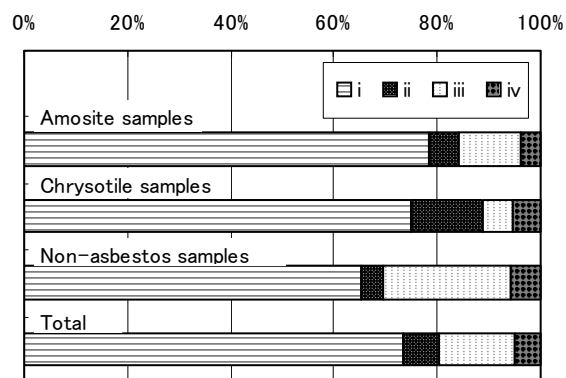


Fig.3 Profile of counting accuracy in this system.

5. 結論

アモサイト荷重、クリソタイル荷重それぞれの判定結果(Fig. 2)より、正答率はどれも8割程度あり、良い成績が得られ、熟練者のノウハウをN-N法でうまくシステムに組み込めたとと言える。また、一般粉塵試料の採取場所による正答率のばらつきはほとんどなかったため、バランスの良い教師信号のデータを与えられたと考えられる。しかし、判定に用いたクリソタイルの物体数が他に比べ少ないので、さらに多くの試料で試してみる必要がある。

2つの荷重を比較した判定結果(Table 1、Fig. 3)は6~8割の正答率を有し、この2つの荷重を組み合わせることで、どのようなサンプルに対しても行える石綿判定へ一歩近づけたと言える。しかし、一般粉塵試料には非石綿物体をアモサイトと誤判定(誤答(iii))したものが若干多い。今回用いた一般粉塵試料には繊維状物体が含まれており、形状が似ていることから誤判定したと考えられる。さらに偏りのない多種多様な教師信号の追加や、入力データの再考を行うことで解決できると考えられる。

今回、アモサイト・クリソタイル混在画像に関しては試していないので、今後これについても検討していく予定である。

謝辞: 本研究は平成18年度環境技術開発等推進費(アスベスト飛散抑制対策に資する技術開発)の一環として行った。

References:

- 1) Y. Inoue et al. (2007): AEROSOL SCIENCE & TECHNOLOGY, Vol.24, 17-18
- 2) H. Ichikawa (1993): Hierarchy Neural Network, KYORITSU SYUPPAN, 28-31