

# ニューラルネットワーク法を用いた空気中の石綿繊維の計数

Calculation of the asbestos fibers in the air using the neural-network method

(大阪大学) 井上義雄\*, 西本絵梨子\*, 加賀昭和\*, 近藤明\*

## Abstract

Airborne asbestos emission is a serious social concern in Japan. We have built an automatic counting system using the neural network method, to quantify amosite asbestos. This paper describes the construction of a three-layered neural network (called Perceptron) and evaluation of its counting accuracy of asbestos fiber. Using some image-processing techniques, the features of these images are converted into numerical data and fed into the neural network to identify amosite asbestos. The synaptic weight between all the units in the neural network needs to be calculated using teacher signals in advance. From the results, it was found that this system could count more than 80% of asbestos fibers.

## 1. はじめに

吹付け材や建材中に含まれる石綿の飛散が社会問題化しており、各地で石綿除去作業が行われているが、石綿飛散の完全防止は不可能であり、漏洩石綿のモニタリングは必要不可欠である。現在一般的には、大気塵をフィルタで過捕集し透明化を施した後、位相差顕微鏡で肉眼計数する PCM (Phase Contrast Microscope) 法が採用されている。PCM 法の長所として、比較的簡単な装置で計数できる、長きにわたるデータの蓄積がある、といった点が挙げられるが、一方、計数者の肉体的負担が大きい、石綿判定には熟練した技術が要求される、計数値はばらつきが大きく信頼性に欠ける、などが指摘されている。しかしながら、PCM 法を超える計数法が未だ開発されていないため、現在でも石綿計数の公定法として採用されている。

我々は、以前、PCM 法の優位性を認めた上で、問題点の解決手法の一つとして、肉眼による計数過程を画像処理による計数過程に置き換えた手法を提案するとともに、その計数アルゴリズムを開発し、石綿の自動計数システムとして AFACS (Asbestos Fiber Automatic Counting System) を構築した<sup>1)</sup>。AFACS における石綿判定基準は AIA (Asbestos International Association) の判定基準に準拠させ、一定の成果を上げた。

本報では、石綿の判定にニューラルネットワーク (Neural Network: 以下 N-N) 法を適用し、熟練計数者のもつ知識や“ワザ・コツ”の AFACS への組み込みを試みた (AFACS とする) ので、その結果を報告する。

## 2. 計数システムの機器構成

本研究で構築した自動計数システム AFACS の機器構成は以下の通りである。PCM はニコン製顕微

鏡 ECLIPSE80i に C-C Ph コンデンサと CFI Plan DL 20× レンズを装備した。試料の移動と焦点合わせには中央精機製 XY ステージ VVS-EL80i-00 と同社製フォーカシングカプラ MSS-FM を、CCD カメラは SONY 製 XCD-SX910(1280pix × 960pix) を、PC はエプソン製 Endeavor NT9500Pro を使用した。画像取り込みソフトはライブラリー製 Digital Capture Ver.3.03 を、ステージ制御は専用ソフトを構築し、使用した。各種画像処理にはライブラリー製多機能汎用画像解析ソフト Cosmos32Ver.5.9 を基にした石綿計測専用ソフトを、N-N 法を用いた石綿判定ソフトは学習用及び判定用専用ソフトとして構築した。

## 3. 石綿繊維画像の処理

Fig.1 に AFACS の処理フローの概略を示す。

3.1 画像データの取得 始点を設定した後、 $x, y, z$  方向に一定間隔で PCM の  $n_x, n_y, n_z$  視野数をモノクロ・デジタル画像として自動取得 (15fps: 移動時間は含まない)、HDD に書き込む。

3.2 二値画像作成 画像中には気泡やガラス質の鉱物など高輝度な物体が混在する場合があります、最適な二値画像を得る妨げとなるため、予め輝物体除去処理を行う。本研究で対象となる石綿繊維を含んだ画像は全領域に対する対象物の面積割合が少なく、かつヒストグラムが単峰性を有するため、二値化しきい値の推定法は背景領域の輝度分布形を正規分布と仮定して最



Fig.1 The flow chart for image processing of the AFACS .

\*Yoshio INOUE, Eriko NISHIMOTO, Akikazu KAGA, Akira KONDO: Graduate School of Engineering, Osaka University, 2-1, Yamada-oka, Suita City, Osaka 565-0871

値を求める正規分布法<sup>2)</sup>を採用した。

3.3 二値画像補正処理 二値化処理により発生したノイズや本来対象物でないものが現れたりした不具合を処理した。補正処理として、閉口演算処理、穴埋め処理、円物体除去処理を施した。

3.4 細線化 ここでは、比較的良好に普及していて参考文献も豊富な Hildich の方法<sup>3)</sup>を採用した。

3.5 ひげ除去処理 細線化後の対象物に対して、分岐点・交差点を持ち、分岐点・交差点～端点間距離が20pix 以下の場合“ひげ”とみなし、除去した。

3.6 特徴量計測 今回は、輝度、分岐点個数、長さ、太さ、曲率、に関する項目を石綿の特徴とし、これらの項目の特徴量を計測することにより N-N での入力データとした。輝度情報は原画像と二値画像を併用し求めた。

3.7 計数処理 予め熟練計数者によって判定された石綿・非石綿物体の特徴量を教師信号として、N-N の各ユニット間の結合荷重を求めておくことにより、判定しようとする物体の特徴量を入力ユニットに入れると、瞬時に熟練計数者の“ワザ・コツ”で判定される。

#### 4. ニューラルネットワークシステム<sup>4)</sup>の構築

4.1 N-N モデル N-N とは人間の神経回路網を応用したシステムであり、今回は3層階層型 N-N モデルを構築した。学習にはバックプロパゲーション(以下、BP)法を、伝達関数には式(1)で示すシグモイド関数を用いた。

$$f(y) = 1 / (1 + \exp(-\alpha y)) \quad (1)$$

$\alpha$  の値を適切に選ぶことによって、学習の収束速度を速めることができ、今回は  $\alpha$  を 0.80 とした。また、それぞれの層のニューロンの個数は、入力層は10個、中間層は3個、出力層は2個とした。

4.2 入力データ 入力層への入力データは、平均曲率、曲率の分散、分岐点の個数、長さ、平均太さ、太さの分散、長さとの比であるアスペクト比、しきい値と平均輝度の差(正)、しきい値と平均輝度の差(負)、輝度の分散、の計10個の特徴量とした。なお、入力データは式(2)により基準化されている。

$$p^* = p / p_0 \quad (2)$$

ここで、 $p^*$ : 基準化された特徴量(0~1)、 $p$ : 特徴量、 $p_0$ : 基準量であり、今回用いた  $p_0$  を Table 1 に示す。

4.3 学習過程 画像前処理を行った画像の対象物計43個(アモサイト26個、非アモサイト40個)のデータを教師信号として用いた。なお、画像中のアモサイトと非アモサイトは、計数熟練者によってあらかじめ判定してもらい、それを正答としている。出力値の教師信号は、そのユニットに対応する物質の場合には0.9、そうでない場合には0.1とした。Fig.2に学習終了後の結合荷重の強さの模式図を示す。

Table 1. Values of  $p_0$

Neuron No.	Input data	$P_0$
1	Average curvature	-
2	Curvature variance	-
3	Number of diverging point	10
4	Length	55
5	Average thickness	5
6	Thickness variance	70
7	Aspect ratio	480
8	Difference between threshold and average luminance (plus)	70
9	Difference between threshold and average luminance (minus)	45
10	Luminance variance	6,450

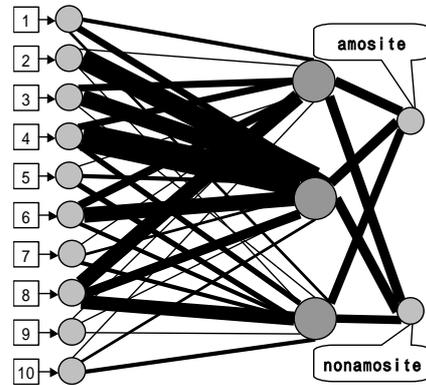


Fig. 2. Profile of the strength of interconnection weight.

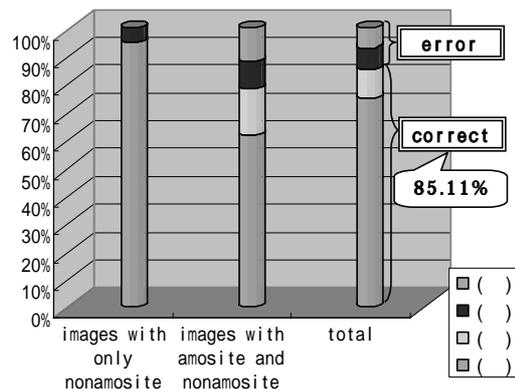


Fig. 3. Profile of counting accuracy in this system.

#### 5. 計数精度の判定

Fig. 3.に判定結果を示す。正答率が8割を超える結果となったが、容易に正しく判定できると思われる形状に対する誤判定も多数存在する。これは教師信号の対応不足と考えられ、教師信号の数と種類を増やし、様々な形状のものに対応できるようにする必要がある。また、様々な画像で判定を行い、その対象物の入力データ値と結合荷重の強さの相関関係を分析することで、特徴の種類とその値の求め方などを再考する必要がある。

なお、本研究は平成18年度環境技術開発等推進費(大気中アスベスト濃度測定技術分野)の一環として行った。

#### 参考文献

- 1) Y. Inoue et al.: Particle Science & Technology, Vol.16, 263-279
- 2) 井上義雄他: エアロゾル研究, Vol.10, 269-303
- 3) 森俊二: 文字・図形認識技術の基礎, オーム社, 18-21
- 4) 市川紘: 階層型ニューラルネットワーク, 共立出版