

胸部 X 線 CR 画像を用いたじん肺コンピュータ診断に有効な特徴量 Features for Diagnosing Pneumoconiosis from Chest CR X-ray Images

黒田 真一朗† 阿部 孝司†† 南 昌秀‡
Shinichiro Kuroda Koji Abe Masahide Minami

1. まえがき

じん肺は、長期間粉じんを吸い込み続けることで呼吸困難を呈し、肺結核などの合併症を起こす職業的肺疾患である。診断は、じん肺を発症した際に肺野に現れる粒状影を被験者の胸部 X 線写真と厚労省が提供している標準写真[1]とを読影比較することにより行われるが、医師の経験に依存し、医師間で診断結果が異なることも少なくない。また、診断経験の乏しい医師への教育も、熟練した医師の経験に基づき行われている。このような社会的背景から、じん肺の定量的評価を行う自動診断が求められている。これまでに、じん肺により現れる粒状影を認識して診断支援を行うシステムがいくつか報告されている[2-4]。文献[2]では、2 階差分型線形フィルタによって粒状影を強調し、粒状影の抽出を行っているが、フィルタの重み関数モデルの多くのパラメータを手動で設定する必要がある。また、文献[3][4]では、肺野内の局所的な特徴に基づいた手法が提案されている。

本研究では、肺野領域全体が診断領域となるように自動で肺野領域を抽出し、粒状影の特徴に沿った粒状影候補領域を抽出する。その後、診断領域全体に現れるじん肺の特徴と個々の粒状影の大きさと数に着目し、じん肺の度合いを定量評価するための特徴量を提案する。

2. じん肺写真の分類

じん肺の診断基準はじん肺法により定められており、胸部 X 線像に現れる粒状影の数と大きさにより型（重症度）を決定する。型は健常の 0 型と異常の 1 型（軽症）から 4 型（重症）の 5 段階に分類されており、型が上がるにつれて粒状影の数が増えサイズも大きくなる。じん肺患者は労災保険の対象となるため、じん肺診断では健常と異常の正確な判別が特に重要となる。本研究では、DICOM 形式胸部 X 線 CR 画像の両肺野全体が写る 0 型から 3 型までのじん肺写真（階調数:12bit, 幅:3520×3520pixel）を用いる。

3. 提案手法

3.1 診断領域の抽出

本手法では、心臓が存在する左肺野領域は診断対象から外し、画像左端から横幅 1760 pixel までをトリミングする。これにより得られた右肺野領域全体から診断領域を抽出する。まず、診断画像を判別分析法により二値化し、最大面積を持つ領域を抽出する。この領域が診断画像の左端に接している場合は、肺野領域外も取得しているとみなし、判別分析により得た閾値を 1 下げ再度二値化する。この処理

を繰り返し、診断画像の左端に接することが無くなれば、診断領域 A として抽出する。図 1 の異常画像 (1 型) に対して抽出された診断領域 A を図 2 に示す。

3.2 粒状影候補領域の抽出

本研究では、粒状影の形状に着目し、次のように粒状影候補領域を抽出する。まず、診断領域 A 内を走査し、 n 個目の画素を $P_n(x, y)$ とする。粒状影は中心の画素値が最も高くなるという特徴を持つことから、 $P_n(x, y)$ の周囲 8 画素の画素値のうち、1 つでも画素値が 0 である、または $P_n(x, y)$ より画素値の高い画素が存在すれば、 $P_n(x, y)$ は粒状影ではないとみなす。次に、粒状影は中心から離れるほど画素値が低くなるという特徴から、1 つの粒状影の大半を含む範囲を特定するために領域範囲 $range \times range$ ($range = 3, 5, 7, \dots, m, \dots, z$) を取得する。 $range \times range$ を拡大しつつ、 $P_n(x, y)$ を中心として、上下左右斜めの 8 方向の傾斜に着目した特徴点の取得を行う。例えば、 $m \times m$ のときまで左上方向の画素値が特徴に沿って低落していたが、 $(m+2) \times (m+2)$ となった時に左上方向の画素値が上昇すれば、その方向において $range = m$ で粒状影境界に達したとみなすことができる。同様の処理を 8 方向に対して行い、 $range = z$ の時、全ての方向において境界に達すれば、候補特徴点 $P_n(x, y)$ の x, y 座標と範囲 $range = z$ を特徴点の情報として保持する。次に、得られた特徴点 1 つに対し、1 つの粒状影候補領域を抽出する。まず、領域範囲 $z \times z$ 内で上下左右斜めの 8 方向を見た時に範囲の最端に存在する 8 つの画素のうち、最大画素値 q_{max} をもつ画素を取得する。その後、 $z \times z$ 内の全画素のうち q_{max} 以上の画素値を持つ画素を白色で塗り潰し、得られた白領域を初期領域 R_s とする。図 1 の 1 型異常画像に対し取得した R_s を図 3 に示す。最後に、 R_s に対して等高線処理 [2] を施すことで、より粒状影の特徴に沿った外形を抽出する。まず、 R_s 内で注目する k 個目の白領域 W_k において、画素値 i (初期値: q_{max}) 以上の領域面積を S_i とする。その後、 i を 1 ずつ下げていくと、 i が粒状影の範囲外の画素値に該当したとき、面積 S_i が急激に増加する。このとき、

$$\frac{S_{i-1}}{S_i} \geq h_s \quad (1)$$

であれば、 W_k 内で画素値 i 以上の画素を持つ白領域のみを残す。本研究では閾値 h_s を実験的に 1.1 と設定し、以上の処理により得られた領域であり、かつ、円形度 C が 0.6 以上の領域を粒状影候補領域 R_f とする。図 3 の R_s に対して取得した R_f を図 4 に示す。円形度 C は式 (2) で表され、 R_a は白領域の面積、 E は白領域の周囲長を表す。

$$C = \frac{4\pi R_a}{E^2} \quad (2)$$

3.3 特徴量の抽出

既存の粒状影に着目した支援診断システム[3]では、面積密度 D_{area} と個数密度 D_{num} が用いられており、以下の式に

† 近畿大学大学院, Graduate School of Science and Engineering, Kindai University

†† 近畿大学, Kindai University

‡ 東京大学大学院, Graduate school of the University of Tokyo

より定義される。 S_d は診断領域の面積， N_a は粒状影候補領域の総面積， N_n は粒状影候補領域の個数を表す。

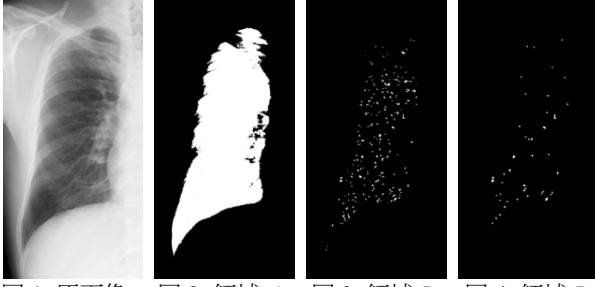


図 1: 原画像 図 2: 領域 A 図 3: 領域 R_s 図 4: 領域 R_f

$$D_{area} = \frac{N_a}{S_d} \quad (3)$$

$$D_{num} = \frac{N_n}{S_d} \quad (4)$$

これらに加え、医師は肺野領域全体の見え方からじん肺を読影することから、本研究では新たな特徴量として、局所領域ごとの濃度差分布 D_{tilt} を提案する。 D_{tilt} は診断領域全体から 1 つ抽出される。まず、原画像において、その診断領域 A を内包するように 21×21 のメッシュに分割する。次に、粒状影が存在すれば健康ケースよりも局所領域内の濃度差が大きくなると考えられるため、領域内の画素値の最大と最小の差 $diff$ ($diff = 0, 1, \dots, 255$) を求め $diff$ を横軸に $diff$ の度数を縦軸に取ったヒストグラムを作成する。メッシュの数は診断画像により異なるため、ヒストグラムの度数を 0 から 499 に正規化する。取得したヒストグラムは、健康・異常に関わらず $diff$ が小さいときに度数の最大値を取る特徴があることから、 $diff$ の度数が 0 から最も早く最大値をとるまでのデータを残す。健康では $diff$ の低いメッシュが異常のケースより多いため、異常ケースよりも早く $diff$ の度数の最大値を取る。このことから、残ったデータに対して最小二乗法[5]を施して近似直線 L を求め、式(5)により濃度差分布の傾向を表す特徴量 D_{tilt} を算出する。 L_y は $diff_{max}$ のときの度数、 b は L の切片を表す。

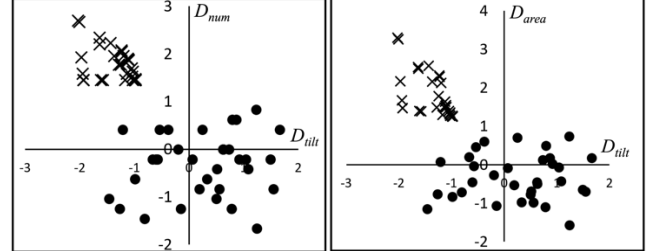
$$D_{tilt} = \frac{L_y - b}{diff_{max}} \quad (5)$$

4. 実験結果と考察

胸部 X 線 CR 画像 39 枚 (0 型 33 枚, 1 型 3 枚, 2 型 2 枚, 3 型 1 枚) に対して、提案した 3 つの特徴量を算出する。本研究では異常データを SMOTE[6]により増加させ健康・異常のデータ数の偏りを解消し、計 66 枚のデータとした。特徴量の精度を検証するために、線形判別分析 (LDA)、線形 SVM (SVM-l)、非線形 SVM (SVM-n) を用いて健康・異常の判別実験を行い、交差確認法 leave-one-out により評価した。判別結果を表 1 に示す。表中の括弧内の数値は再現率と適合率を算出する際に用いたデータ数である。表 1 より、認識率が全ての判別器において 96% 以上を超えていることから、提案した特徴量は高精度に健康・異常判別を行えることを示している。異常データを 1 枚誤判別したが、これは SMOTE により人工的に生成したデータであったため、全ての異常実症例に対しては正しく判別を行うことを確認した。健康データを誤判別したデータが 1 枚存在したが、これは肺野領域内に肺紋理などのノイズが存在しているため、健康の肺にも関わらず、特徴量が高く算出された画像である。しかし、提案手法では画像上からこれらのノイズと粒状影と差別化を行っていない。

表 1: 健康と異常の判別結果

tool	健康		異常	
	再現率	適合率	再現率	適合率
LDA	96.9% (32/33)	100% (32/32)	100% (33/33)	97.1% (33/34)
SVM-l	100% (33/33)	100% (33/33)	100% (33/33)	100% (33/33)
SVM-n	100% (33/33)	97.1% (33/34)	96.9% (32/33)	100% (32/32)



(a) D_{num} vs. D_{tilt} (b) D_{area} vs. D_{tilt}
図 5: 特徴量の散布図 (×: 異常, ●: 健康)

また、図 5 に提案した 3 つの特徴量をプロットしたグラフを示す。図 5 から、健康画像にもかかわらず、 D_{tilt} が異常データの特徴量と混ざっている画像があることが確認できる。これは診断領域内にノイズがはっきりと現れることで、 $diff$ が大きくなり、度数分布が異常データによってしまうことが原因としてあげられる。以上のことから、今後は血管影などのノイズ除去手法の提案と、診断領域は被験者によりサイズが異なるため特徴量 D_{tilt} の算出時に用いた局所領域の大きさを動的に求める手法の提案が必要であると考えられる。

5. むすび

本研究では、胸部 X 線 CR 画像を用いてじん肺を定量評価することを目的とし、粒状影の特徴からじん肺診断に有効な特徴量を提案した。健康・異常判別実験の結果、提案した特徴量がじん肺の診断に有効であることを確認した。

今後の課題としては、ノイズ除去手法の提案と特徴量 D_{tilt} の算出時に用いた局所領域の大きさを診断データごとに動的に求める手法の提案が挙げられる。

文 献

- [1] 労働省労働基準局安全衛生部労働衛生課編：“じん肺標準エックス線フィルムの解説”，中央労働災害防止協会 (Mar. 1978)
- [2] X. Chen, J. Hasegawa and J. Toriwaki : “Automated classification of pneumoconiosis radiographs based on recognition of small rounded opacities”, Systems and Computers in Japan, 21, 12, pp.33-44 (Mar. 1990)
- [3] 小畑秀文, 久保淳, 岡田守弘：“等濃度線処理による X 線写真中のじん肺陰影抽出と自動診断への応用”，信学論, J76-D-II, 2, pp.261-267 (Feb. 1993)
- [4] K. Abe, M. Minami, R. Miyazaki, and H. Tian: “Application of a Computer-aid Diagnosis of Pneumoconiosis for CR X-ray Images”, JBEMi, 1, 5, pp.113-122 (Oct. 2014)
- [5] 山本祥弘：“修正最小 2 乗法による適応アルゴリズム” 計測自動制御学会論文集, 26, 12, pp.22-27 (Jul. 1990)
- [6] N. V. Chawla, et al. : “SMOTE: Synthetic Minority Over-sampling Technique”, Int. J. Artif. Intell. Educ., 16, pp.321-357 (Jun. 2002)