

CCD スキャナで取り込んだじん肺 X 線像の自動診断システム における実症例への適用可能性検証

Examination of Applicability on Including Abnormal Cases in the Computer-Aided Diagnosis of Pneumoconiosis Extracted from Chest Radiographs Scanned with a CCD Scanner

田堀 起史¹⁾
Takeshi Tahori

阿部 孝司¹⁾
Koji Abe

南昌秀²⁾
Masahide Minami

1. まえがき

じん肺は、職場において粉塵を長年に渡って吸い込むことで呼吸困難を呈し、肺結核などを合併する職業的疾患である。じん肺診断では、医師はじん肺患者の胸部 X 線写真に現れる粒状影の大きさを測定し、かつ、粒状影の量に従って型（重症度を定めるグレード）を決定する。型は、じん肺法に基づき、健常の 0 型と異常の 1 型（軽症）～4 型（重症）の 5 段階に分類されている。じん肺の診断は、被験者の胸部 X 線写真と厚労省が提供しているじん肺標準写真[1]を読影比較して行われる。しかし、じん肺の読影は診断医の経験に依存して、熟練された医師間でも診断結果の不一致が起こることも少なくない。このような背景から、じん肺を定量的に評価する診断システムがいくつか報告されている[2]～[6]。しかし、文献[2]を除いたこれらのシステムは、いずれも高額な費用がかかる。文献[2]では、安価な CCD スキャナでデジタル化された胸部 X 線像を対象とし、健常・異常判別の手法を提案しており、有効性が確認されている。しかし、判別実験に用いられた異常の肺画像は、じん肺標準写真のみを用いているため、実症例の異常の肺画像を用いた場合の有効性は確認されていない。

そこで本稿では、標準写真に加えて実症例の健常と異常の肺画像を既存手法[2]へ適用し、健常・異常判別の精度を確認し、システムの実症例への適用可能性を検証する。

2. 既存手法を用いた健常・異常判別実験

まず既存手法を、実際に医師によって異常と診断された肺画像に適用し、健常・異常判別実験を行った。実験試料は、実症例の健常肺 47 枚、異常肺 12 枚、標準写真の健常肺 3 枚、異常肺 6 枚の計 68 枚を CCD スキャナにより取り込み、画像化した。既存手法[2]で提案されている 5 つの特徴量を用いて、線形判別分析 (LDA) とサポートベクターマシン (SVM) を用いて判別した。テストデータを 1 枚選択し、残りの 67 枚を学習データとし交差確認法[7]によって計 68 回繰り返して健常肺、異常肺の再現率と適合率をそれぞれ求めた。実験結果を表 1 に示す。

文献[2]では、健常・異常判別において、健常肺の再現率、適合率は 100%、98%以上であったことから、異常の

実症例を実験試料に入れると認識率が低下したことがわかる。次に、判別に用いた 5 つの特徴量 $f_1 \sim f_5$ のそれぞれの平均値を表 2 に示す。特徴量は、型が上がるにつれて算出結果が上昇するように提案されているが、健常肺の 3 つの特徴量の算出結果の平均値が異常肺の場合より大きい。このことから、実症例の異常肺を用いると文献[2]で意図したように特徴量が有効に機能していないことがわかる。図 1 左は、標準写真の 3 型のある肋骨領域であり、図 1 右は同様に実症例の場合である。図上の垂線上のピクセルの濃度値の最大値と最小値はそれぞれ標準写真が 90, 53、実症例は 60, 52 であった。これは、標準写真に対して画像を強調する処理が、スキャナで取り込まれる以前に適用されている可能性があることを示唆している。文献[2]の手法は、走査領域内の濃度値の差を利用しているため、コントラストが弱い画像に対して特徴量の算出結果が低く出る傾向にあり、粒状影のような高濃度領域を強調する処理を別に加える必要がある。

3. 健常・異常判別の提案手法

3.1 肋骨領域上の濃度分布とノイズ

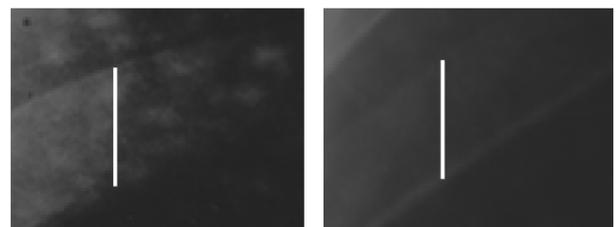
CCD スキャナで取り込んだ肺 X 線像において、肋骨陰影の濃度分布の特徴について以下に列挙する。これらの

表1 実症例を用いた健常・異常判別結果

method	健常肺		異常肺	
	再現率	適合率	再現率	適合率
LDA	80.00%	83.33%	55.56%	50.00%
SVM	66.00%	80.49%	55.56%	37.03%

表2 既存手法の5つの特徴量の平均値

	f_1	f_2	f_3	f_4	f_5
健常肺	5.00	4.23	7.10	5.96	4.52
異常肺	4.23	4.24	6.31	6.33	4.06



標準写真

実症例

図1 3型の写真での肋骨領域

- 1) 近畿大学大学院総合理工学研究科, Interdisciplinary Graduate School of Science and Engineering, Kinki University
- 2) 東京大学大学院医学系研究科, Graduate School of Medicine and Faculty of Medicine, The university of Tokyo

特徴を表したものを図2に示す. 図上に示した各数値は, その場所での濃度値を示す.

- ① 肋骨陰影は右方へ行くほどに, 濃度は減衰していく.
- ② 肋骨エッジは周囲と比べて濃度値が高い.
- ③ 粒状影がある場合, 粒状影は肺野全体に規則性なく分布する.

文献[2]では, 肋骨領域には粒状影ではない高濃度の陰影が現れることもあるので, それをノイズとして事前に除去する処理を行っているが, 肋骨内に別の肋骨が重なっている部分に対処できず, ノイズとして除去できないことが課題とされている. そのため, 肋骨と肋骨の重なりがノイズとならないような方法を以下で提案する.

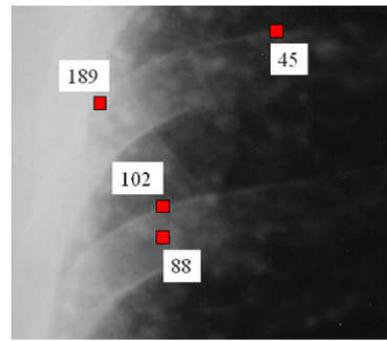


図2 粒状影の分布と濃度分布の特徴 (3型)

3.2 判別を行う対象領域の決定

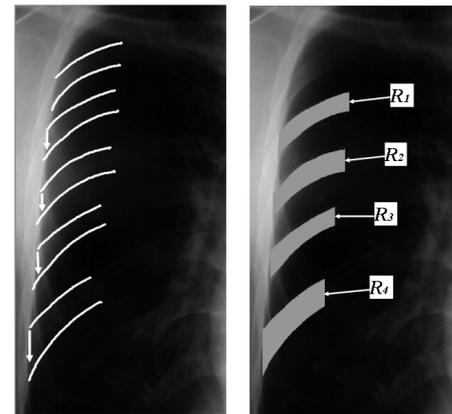
まず, 胸部 X 線写真 (35cm×35cm) から右肺の箇所を CCD スキャナでデジタル化する (解像度 300dpi, 階調数 8bit). このとき, CCD スキャナに備わっている画像補正機能はすべて OFF にする. 次に, 得られた胸部 X 線像に対して, 肺 X 線像の縦幅 1000pixel になるように縦横比を変えずに変更する. その後, 粒状影を強調するために濃度ヒストグラム伸長化を適用する. 但し, 標準写真に対しては粒状影が鮮明であるため適用しないことにする. この画像に対して, ユーザがタブレット PC 上で 5 本の肋骨影に対する 10 本の肋骨エッジ (線幅 4 ピクセル) をタブレットペンで描く. 胸部 X 線像の肺野には 6 本の肋骨影が映るが, このうち一番下の肋骨は著しく不鮮明であることが多いため対象外にする.

次に, 任意の肋骨の上側エッジの最も左端から縦に下方向へ垂線を降ろす (図3左). 直下の肋骨エッジにぶつからなかったら, ぶつかるまでエッジに沿って 1 ピクセル右へシフトする. 次に, 同様に右へ 1 ピクセルずらし, その度に垂線を降ろしていき, 直下のエッジにぶつからなくなる, もしくはエッジの最右端点まで繰り返す. これらの降ろした垂線によって作られた領域を, じん肺の特徴量を抽出する際の走査領域とする. 走査領域は, それぞれ肋骨領域を上から順に R_1, R_2, R_3, R_4 と分ける (図3右). 次に, 肋骨領域 R_m ($m=1, 2, 3, \text{ or } 4$) の任意の縦の垂線を走査線 k として, 最も左端の走査線を $k=1$ とする. そして, 右隣の走査線に移る度に左隣の k に 1 を加えたものをそれぞれ対応させる. なお, これらの領域と抽出方法は既存方法と同じものである.

走査線 k 内で, 描画した肋骨エッジのずれや背の肋骨陰影によって, 濃度分布が極端に変わる点がある. 図4に走査線 k 内での濃度分布が極端に変わる点を示す. 図の数値は白丸点より上と下の走査線部分の濃度平均値を示しており, 差が出ていることが分かる. そこで, その点を境に二つに分けてそれぞれ分散を求める. 境界点は, 次のように求める. 任意の走査線 k に対して, 濃度ヒストグラムの伸長化を行い, 走査線 k の一番上のピクセルから数えて t 番目のピクセルを境に, 上と下の 2 つの画素集合に分ける. t は判別分析法で求める.

3.3 特徴量抽出

まず, 肋骨領域 R_m における最初の走査線上の異常度を抽出する. その走査線上の総ピクセル数を $heiRm[1]$, この走査線の上から j 番目のピクセルの画素値を $v[j]$, $avg[1,j]$ は, 走査線の上から数えて j 番目のピクセルが $j < t$ ならば,



各走査領域の最初の垂線 各走査領域の場所
図3 抽出された走査領域

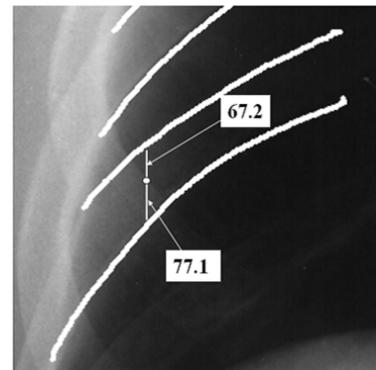


図4 走査線内での任意点を境に濃度分布に差が出る例

上から 1 番目のピクセルから $t-1$ 番目までの全てのピクセルの画素値の平均値を返し, $j > t$ ならば $t+1$ 番目から $heiRm[1]$ 番目までの全てのピクセルの平均値を返す. R_m における最初の走査線上の異常度 $Abn(Rm[1])$ を式 (1) で定義する.

$$Abn(Rm[1]) = \left[\frac{1}{heiRm[1]} \left(\sum_{j=1}^{heiRm[1]} |v[j] - avg[1,j]|^2 \right) \right]^{\frac{1}{2}} \quad (1)$$

次に, R_m における異常度 $Abn(Rm)$ を抽出する. 最初の走査線を肺の最も内側の走査線まで水平方向に 1 ピクセルずつずらしたときの走査数, つまり, R_m の水平方向の長さを $widRm$ とする. そして, k 番目の走査線上の異常度を $Abn(Rm[k])$ とし, この領域の異常度 $Abn(Rm)$ を式 (1) と同様に式 (2) で定義する.

$$Abn(R_m) = \frac{1}{widRm} \left(\sum_{k=1}^{widRm} Abn(R_m[k]) \right) \quad (2)$$

式 (2) を用いて、肋骨全体の異常度を式 (3) で定義する。

$$AbnR = \frac{1}{LR} \left(\sum_{m=1}^4 \sum_{k=1}^{widRm} Abn(R_m[k]) \right) \quad (3)$$

ここで、

$$LR = \sum_{m=1}^4 widRm \quad (4)$$

また、 $Abn(R_1) \sim Abn(R_4)$ の最大値を $AbnRMAX$ とする。以上の手順で、1 枚の写真から計 2 個 ($AbnR$, $AbnRMAX$) の特徴量が抽出される。

4. 健常・異常判別の実験と考察

4.1 提案手法の健常・異常判別実験

実験試料として、実症例の健常肺47枚、異常肺12枚、標準写真の健常肺3枚、異常肺6枚の計68枚をCCDスキャナにより取り込み、提案手法を用いて健常・異常判別実験を行った。提案手法から求められる2つの特徴量を用いて、線形判別分析 (LDA)、サポートベクターマシン (SVM) を、それぞれを用いて判別する。テストデータを1枚選択し、残りの67枚を学習データとし交差確認法 [7] によって計68回繰り返して健常肺、異常肺の再現率と適合率をそれぞれ求めた。

標準写真は複製と経年劣化による画質の変化がある。そのため、比較的ノイズが現れやすく、その結果、特徴量の算出結果が全体的に高くなる傾向がある。そこで、次のような処理を行う。1.実症例0型の各画像から求められる $abnR$ の平均値 $avg1$ を求め、同様に、標準写真0型の各画像から求められる $abnR$ の平均値 $avg2$ を求める。2.各標準写真から求められる $abnR$ に $avg1/avg2$ を掛ける。3.同様の処理を使用する全ての特徴量に対して行う。

実験結果を表3に示す。健常肺において、2つの分類方法の再現率の平均値は92.00%、適合率は共に95.58%を越えている。異常肺においても、再現率と適合率の平均値はそれぞれ88.89%、80.00%となった。

4.2 考察

横軸を $abnR$ 、縦軸を $abnRMAX$ として特徴量の算出結果をプロットしたグラフを図7に示す。図7より、特徴量の算出結果は健常肺のグループ、異常肺のグループに概ね分かれていることが確認できる。

1型から0型と判別された異常肺は計3枚あり、全て1型であった。図7に丸印で囲まれた異常肺Aの全ての走査線上の異常度を昇順にソートし、肋骨エッジの長さを200に正規化したグラフを図8左に示す。図8右は、図8左と同様な異常肺Aと最も異常度の算出結果が近い健常肺①のグラフである。なお横軸の i, j は、各グラフの異常度の低いものから順番に1から200まで番号付けした時の任意 i (または j) 番目である。 $i=p$ 番目の異常度から $j=p$ 番目の異常度を引いた差を全て (計200個) 求め、それらの平均値は-0.33 (標準偏差:0.48) であった。さらに、200個それぞれの差を求めた際に、健常肺①の異常度が異常肺Aの異常度を上回ることが多く、その割合は78% (=155/200) であった。このことから、健常肺①と異常肺A

表3 健常・異常判別の実験結果

	健常肺		異常肺	
method	再現率	適合率	再現率	適合率
LDA	92.00%	95.58%	88.89%	80.00%
SVM	92.00%	95.58%	88.89%	80.00%

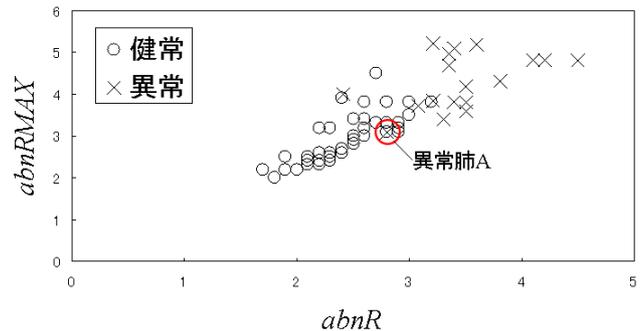


図7 特徴量 $abnR$, $abnRMAX$ の算出結果

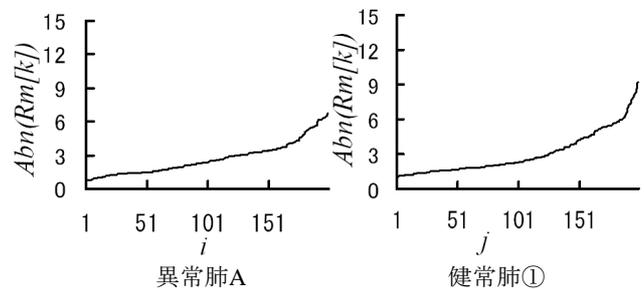


図8 異常度の分布

の濃度分布に有意差は無いことがわかる。提案した特徴量は、走査領域内に粒状影があるほど、走査線上の分散値が高くなるという特徴を利用して異常度を算出している。そのため健常肺と1型の異常肺の異常度の分布に有意差が無いことは、CCDスキャナで取り込まれた1型の肺画像では、画像化の際に粒状影が失われている可能性があることを示唆している。本研究では、CCDスキャナでX線写真を画像化する際、すべての画像補正機能をOFFにしているが、今後、画像化する際に画像補正機能を加えた場合、判別精度に変化が生じるか検討する。

5. まとめ

本稿では、CCDスキャナでデジタル化された胸部X線写真について、実際に医師による実症例の肺画像を加えて健常・異常判別の手法を提案し実験を行った。実験結果から、CCDスキャナで取り込まれた1型の肺画像において、粒状影が失われている可能性があることがわかった。今後、画像化する際に画像補正機能を加えた場合、判別精度に変化が生じるか検討する。

参考文献

- [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, 1978.
- [2] 阿部孝司, 南昌秀, 中村宗弘, “CCDスキャナで取り込んだ胸部X線像に対するじん肺コンピュータ支援診断,” 信学論D, vol.J94-D, no1, pp.395-408, Jan. 2011.

- [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 D-II, vol.J76-D2, no.2, pp.261-267, Feb. 1993.
- [4] 陳旋, 長谷川純一, 鳥脇純一郎, “じん肺 X 線写真の定量診断のための粒状影の識別,” 信学論 D-II, vol.J72-D2, no.6, pp.944-953, Jun. 1989.
- [5] A. M. Savol, C. C. Li, and R. J. Hoy, “Computer aided recognition of small rounded pneumoconiosis opacities in chest X-rays,” IEEE Trans Pattern Anal. March. intell., vol.2, no.5, pp.479-482, Sep. 1980.
- [6] T. Kouda and H. Kondo, “Computer-aided diagnosis for pneumoconiosis using neural network,” Proc. IEEE Symposium on Computer-Based Medical Systems, pp.467-472, Jul. 2001.
- [7] F. Mosteller, “A k-sample slippage test for an extreme population,” The Annals of Mathematical Statistics, vol.19, no.1, pp.58-65, Mar. 1948.