原 著

テンプレートマッチング技術を用いた 胸部 CT 画像の自動患者認識法の開発

奥村英一郎¹ 有留和茂² 岩切千佳¹ 小田健二³ 中村圭太⁴ 山本真照¹

論文受付
2014 年 4 月 8 日

論文受理
2014 年 8 月 9 日

Code Nos. 530
780

¹ 鹿児島医療技術専門学校診療放射線技術学科

² 昭和大学病院放射線科

³ 天草地域医療センター放射線部

⁴ 今給黎総合病院診療放射線科

緒 言

2002 年に厚生労働省による医療安全管理体制未整備減算の診療報酬改定が実施され、医療をとりまく環境が大きく変わり、医療事故をめぐる紛争、訴訟の増加傾向にある¹⁾。これらの社会背景を受け、熊谷らの各施設における医療事故防止に関するアンケート調査

と放射線業務に存在するリスク事項の調査では^{1,2)}、一般撮影におけるリスク事項として撮影ミス(35.8%)、患者取り間違い(25.5%)などが挙げられた。この撮影ミスには、患者への説明不足、確認不足などによって、体位が悪く目的部位がよく描出されていないこと、エレキバン、ホッカイロなどが写っていたなどの撮影技

Development of an Automated Patient Recognition Method for Chest CT Images Using a Template-Matching Technique

Eiichiro Okumura,^{1*} Kazushige Aridome,² Chika Iwakiri,¹ Kenji Oda,³ Keita Nakamura,⁴ and Masateru Yamamoto¹

¹Department of Medical Radiological Technology, Kagoshima Medical Technology College

²Department of Radiology, Showa University Hospital

³Department of Radiology, Amakusa Community Health Center

⁴Department of Medical Radiology, Imakiire General Hospital

Received April 8, 2014; Revision accepted August 9, 2014

Code Nos. 530, 780

Summary

If patient information, such as identification number or patient name, has been entered incorrectly in a picture archiving and communication system (PACS) environment, the image may be stored in the wrong place. To prevent such cases of misfiling, we have developed an automated patient recognition system for chest CT images. The image database consisted of 100 cases with present and previous chest CT images. A volume of interest (VOI) measuring 40 × 40 pixels was selected from the left lung region, bronchus region, and right lung region. Next, the overall lung region and these three regions in a current chest CT image were used as a template for determining the residual value with the corresponding four regions in previous chest CT images. To ensure separation between the same and different patients, we applied a combined analysis that employed the ruled-based plus artificial neural network (ANN) method. The overall performance of the method developed was examined in terms of receiver operating characteristic (ROC) curves. The performance of the rule-based plus ANN method using a combination of the four regions was higher than obtained using a rule-based method using these four regions separately. The automated patient recognition system using the rule-based plus ANN method achieved an area under the curve (AUC) value of 0.987. This automated patient recognition method for chest CT images is promising for helping to retrieve misfiled patient images, especially in a PACS environment.

Key words: picture archiving and communication system, patient recognition, image matching, chest CT images, biological fingerprint

*Proceeding author

術ミスが挙げられ、ほかには、撮影条件の設定ミスなどによる操作・取扱いミス、撮影部の左右間違いなどによる誤照射などが挙げられた²⁾。また、identification (ID) 番号や氏名など画像に付帯する患者情報の誤入力によって、異なった患者の画像として間違っただけの電子フォルダに保存されてしまうというリスク事例も挙げられた²⁾。また、熊谷らによる computed tomography (CT) 検査におけるリスク事例の報告では、撮影ミス (27.2%)、患者取り間違い (19.2%) などが挙げられ¹⁾、とくに撮影ミスに含まれる操作ミスでは、装置不慣れによる操作ミスなどによって、造影検査時、スキャン開始位置を戻さず撮影してしまい後日再検査を行ったなどのリスク事例や、伝票に記載された文字が読みにくく、見間違ってしまったことなどによって、患者氏名や ID ナンバーを間違えて入力したなどの患者情報入力ミスなどが報告された³⁾。このように単純撮影ばかりではなく、CT 検査などにおいても picture archiving and communication system (PACS) 環境下において、異なった患者の画像として間違っただけの電子フォルダに保存されてしまうというリスク事例も挙げられる。そこで、杜下らは⁴⁾、2000 年 3 月から 2002 年 3 月、大阪大学病院で行われた一般撮影、CT、magnetic resonance imaging (MRI) 検査などにおいてファイリングエラーを起こした臨床症例を調べた。大阪大学病院のすべての検査において、最も多い検査は一般撮影 (66.8%) であり、次に CT 検査 (11.7%) であった。また、全 279,222 症例中 327 症例においてファイリングエラーが見つかり、最も多い検査は超音波検査 (0.669%) であり、次に単純撮影検査 (0.075%)、CT 検査 (0.089%) であった⁴⁾。

そこで、このようなファイリングエラーを少なくするため、胸部単純 X 線画像において、同じ患者か異なる患者であるかをコンピュータが自動的に判別し、異なる患者であると判別した場合には警告するシステムが多く研究者によって開発されている⁴⁻¹¹⁾。杜下らは、現在画像 (テンプレート画像) を X 軸、Y 軸方向の平行移動、X 軸、Y 軸に対する回転を行うことによって、過去画像 (参照画像) との相互相関関数を算出するテンプレートマッチング技術を用い、この手法における receiver operating characteristic (ROC) 曲線下面積 (area under curve: AUC) は 0.988 であった⁷⁾。また、近藤らはソーベルフィルタを用いることによって肺野内の肋骨が強調し、上記の杜下らの手法と組み合わせる手法を開発し、同一患者であるのに間違えて異なる患者と判断した割合が 0.9% であるとき、異なる患者を正しく異なる患者と判断した割合は 95.6% であった⁸⁾。さら

に、杜下らは、胸部単純 X 線画像上の全肺野に加えて肺尖部、胸隔、心臓、右肺野の一部、右下肺野の六つの領域における相互相関値を算出したのち、六つの領域で得られた相互相関値を組み合わせたルールベース法を用いて、“明らかな”同一患者と異なった患者を認識した。次に人工ニューラルネットワーク (artificial neural network: ANN) 法を用いて、ルールベース法では認識できなかった残りの同一患者と異なった患者を高い精度で認識した。同一患者に対して“誤って”異なる患者であると認識した認識率 (1.0%) のとき、この手法において異なった患者に対して“正しく”異なっている患者であると認識できた認識率は 93.3% であった⁹⁾。また、Kao らは、胸部単純 X 線画像上の肺野領域の高さ、心臓のサイズ、体格のサイズ、上部、中間、下部の胸郭の幅を算出し、現在画像と過去画像における六つの特徴量の差を算出し、その六つの特徴量を組み合わせた手法における AUC は 0.963 ± 0.002 であった¹¹⁾。

このように胸部単純 X 線画像における現在画像と過去画像において、同一患者または異なった患者であるかを正しく認識する手法が多く報告されているが、われわれの知る限りでは、胸部 CT 画像において自動的に患者を認識する手法の報告がない。そのため、われわれは、現在と過去の胸部 CT 画像における全肺野領域、気管支領域、右肺野領域、左肺野領域に対してテンプレートマッチング技術を用いて残差を算出した後、ルールベース法と ANN 法を用いることによって、同一患者、異なった患者を高い精度で認識することを本研究の目的とした。

1. 方 法

1-1 デジタル画像データベース

国立がん研究所 (National Cancer Institute: NCI) の Cancer Imaging Program との共同研究として The Reference Image Database to Evaluate Therapy Response (RIDER) プロジェクトが 2004 年から開始され、肺がんにおける化学療法、放射線治療の治療効果を判断する目的で 2 回以上の CT 検査が行われた 306 症例のデータベースが無料で配布されている¹²⁾。そこで、われわれは、306 症例のデータベースから 100 症例の胸部 CT 画像 (現在画像と過去画像) を無作為に選択した。それらの症例における撮影条件は、管電圧: 120 KV、スライス厚: 5 mm、撮影間隔: 3.54 ± 2.39 月、解像度: 0.71 ± 0.08 pixel/mm であり、画像マトリックスサイズは 512×512 pixels、階調数は 12 ビットである。次にわれわれは、これらの 100 症例の胸部 CT 画像を無

Fig. 1 Overall scheme of the automated patient-recognition method.

作為に2分割し、現在画像と過去画像を含んだ50症例のトレーニングデータとテストデータを作成した。次に、トレーニングデータにおいて、現在画像と過去画像が同一患者になるように組み合わせた50組のデータベース(同一患者のデータベース)と、現在画像と過去画像が異なった患者同士になるように無作為に組み合わせた50症例のデータベース(異なった患者のデータベース)を作成した。また、トレーニングデータと全く異なる50症例を用いたテストデータにおいて、トレーニングデータの作成と同様の手順で50組の同一患者のデータベースと異なった患者のデータベースを作成した。

1-2 自動患者認識における全体のフローチャート

本研究における自動患者認識法のフローチャートをFig. 1に示す。はじめに、マトリックスサイズ512×512 pixelsの現在画像と過去画像に対して平滑化処理を行ったのち、Bicubic法を用いて等ボクセル化しコロナル画像を作成した。ここで、現在画像と過去画像における横断像におけるマトリックスサイズは128×128 pixelsとした。次にFig. 2に示すように、体軸方向(Z軸方向)、左右方向(Y軸方向)にそれぞれ40 pixelsの関心体積(volume of interest: VOI)を手動で気管支領域、右肺野領域、左肺野領域に設定した。ここで、気管支領域におけるVOIは、VOIの中心が気管支分岐部になるように設定し、右肺野、左肺野領域におけるVOIは、それぞれ気管支分岐部がVOIの左上、右上にくるようにそれぞれ設定した。次に、現在画像

Fig. 2 Automated patient recognition method with four regions for the current chest CT images and previous chest CT images of the same patient.

と過去画像における全肺野領域、気管支領域、右肺野領域、左肺野領域に対して、テンプレートマッチング技術を用いて、各四つの領域の残差を求めた。最後にルールベース法とANN法を用いて患者認識を行った。

1-3 テンプレートマッチング技術を用いた患者認識法

線形の認識技術は平行移動、回転された現在画像と過去画像における類似度を計測する手法として、残差、相互相関係数などがある。本研究では、三次元のボリュームデータを用いるため、胸部単純X線画像のような二次元の画像に比べて、コンピュータ解析の時間を要する。そのため、相互相関係数などと比べてあまり時間のかからない、残差(現在画像と過去画像におけるピクセル値の差)を類似度の指標とした。残差(R)は現在の三次元の胸部CT画像($A(i,j,k)$)と過去の三次元の胸部CT画像($B(i,j,k)$)における

$$R = \sum_{i=1}^L \sum_{j=1}^M \sum_{k=1}^N |A(i,j,k) - B(i,j,k)|$$

L , M , N はボリュームデータのボクセルサイズを示し、もし2枚の画像が全く同じ画像の場合には最小値の0.0となる。同じ患者であっても現在画像と過去画像で、ポジショニングの違いや息止めの違いなどがあ

れば、残差は大きく計算される。そこで、現在画像(テンプレート画像)の画像中心から X 軸、Y 軸、Z 軸方向への平行移動とテンプレート画像の画像中心から X 軸、Y 軸、Z 軸に対する回転を行い、過去画像(参照画像)と最も類似した位置における残差を自動的に得た。テンプレート画像における X 軸方向、Y 軸方向、Z 軸方向における平行移動範囲はそれぞれ、テンプレート画像の画像中心から ± 9 pixels とした。テンプレート画像における X 軸、Y 軸、Z 軸における回転範囲は、それぞれテンプレート画像中心から ± 9 度とした。また、テンプレートマッチングにおけるコンピュータ解析時間を短縮させるために、テンプレート画像の平行移動範囲、回転範囲において、テンプレート画像を 3 ピクセルずつの平行移動と 3 度ずつの回転を行いながらそれぞれの位置における残差を求めた。最後に平行移動範囲、回転範囲内で最も小さい残差を現在と過去の胸部 CT 画像において最も類似している値とした。このように同一患者、異なった患者のデータベースの現在画像と過去画像における全肺野領域、気管支領域、右肺野領域、左肺野領域それぞれの残差を算出した。

1-4 ルールベース法と人工ニューラルネットワーク法を用いた患者認識

テンプレートマッチング技術によって得られたトレーニングデータとテストデータの各領域における残差は、初めに各領域の残差ごとに最大値と最小値を算出し、これらの残差の最大値が 0.9 に、残差の最小値が 0.1 になるように線形変換し、正規化された残差を算出した。次に、トレーニングデータとテストデータを用いた各領域の正規化された残差を評価するため、同一患者のデータベースと異なった患者のデータベースを区別する ROC 解析を行い、AUC を算出した。

Fig. 3a の横軸、縦軸は、それぞれ全肺野領域、左肺野領域における正規化された残差の分布を示す。また、図中における黒色点、灰色点は、それぞれ同一患者、異なった患者のデータベースの分布を示す。同様に、Fig. 3b, c の横軸は、全肺野領域における正規化された残差を示し、縦軸は、それぞれ気管支領域、右肺野領域における正規化された残差を示す。Fig. 3 に示すように、トレーニングデータにおける異なった患者間のデータベースの残差は全体的に右上に分布し、逆に同一患者のデータベースの残差は左下に分布する。そこで、トレーニングデータを用いたルールベース法では、Fig. 3 に示すように、それぞれの領域の同一患者のデータベースにおいて最も高い残差と異なった患者のデータベースにおいて最も低い残差を、それぞれ

Fig. 3 Relationship between residual obtained overall lung region and (a) left lung region, (b) bronchus region, (c) right lung region as training data.

Fig. 4 ANN method with normalized residual for overall lung region, left lung region, right lung region, and bronchus region.

上限の閾値 (Fig. 3 の実線), 下限の閾値 (Fig. 3 の点線) とした。次に, ある異なった患者の残差がその上限の閾値より高い場合は, “明らかな” 異なった患者であると認識し, ある同一患者の残差がその下限の閾値より小さい場合は, “明らかな” 同一患者であると認識した。また, 全肺野領域, 左肺野領域, 気管支領域, 右肺野領域の計四つの領域を組み合わせたルールベース法では, ある領域を用いたルールベース法において “明らかな” 同一患者または, 異なった患者と認識された領域が一つでもあった場合, その現在画像と過去画像は “明らかな” 同一患者, または異なった患者であると認識した。テストデータにおける同一患者と異なった患者のデータベースを用いたルールベース法では, トレーニングデータを用いたルールベース法 (同一患者と異なった患者のデータベースにおける上限と下限) の閾値を適応し, テストデータにおいて, ある異なった患者の残差がその上限の閾値より高い場合は “明らかな” 異なる患者であると認識し, ある同一患者の残差がその下限の閾値より低い場合は, “明らかな” 同一患者であると認識した。

ANN は入力層, 中間層, 出力層の 3 層構造をもち,

四つの入力層ユニット, 三つの中間層ユニット, 一つの出力層ユニットで構成される (Fig. 4)。この ANN に対して, 四つの領域で得られた残差 (0.1 から 0.9) を入力層に入力し, パターン認識を行い, その結果を出力層で出力した。また, ANN の出力値ができるだけ教師信号に近い値になるように各層のユニットの結合荷重とオフセットを学習させる必要がある。そのため, トレーニングデータを用いて ANN の学習能力を評価する consistency test を行い, 次に結合荷重とオフセットの学習終了後, テストデータを用いた validation test を行った。本研究の予備実験の結果から, ANN におけるモーメント係数を 0.9, 学習係数を 0.0001, 教師信号パターン (例えば, 四つの領域における同一患者の残差が入力された場合, 出力層には 0.1 になるように, また, 四つの領域における異なった患者の残差が入力された場合, 出力層には 0.9 になる) とした。トレーニングデータとテストデータを用いた ANN 解析の評価法として, 同一患者のデータベースと異なった患者のデータベースを区別する ROC 解析を行い, AUC を算出した。

ルールベース+ANN 法では, はじめに, 全肺野領域,

Fig. 5 Difference in normalized residual between the same patients and different patients obtained for the four regions employed as training data.

左肺野領域，気管支領域，右肺野領域の計四つの領域を組み合わせたルールベース法において，“明らかな”同一患者または異なった患者を認識した。これによって，トレーニングデータでは5組の同一患者のデータベースと10組の異なった患者のデータベースが正しく認識することができず，テストデータでは，10組の同一患者のデータベースと11組の異なった患者のデータベースが正しく認識することができなかった。次にANN法では，このルールベース法では認識することが困難であった15組の同一患者，異なった患者のデータベースを含んだトレーニングデータと21組の同一患者，異なった患者のデータベースを含んだテストデータを用いてANN解析を行った。最後に，トレーニングデータとテストデータを用いたルールベース+ANN法を評価するため，同一患者のデータベースと異なった患者のデータベースを区別するROC解析を行い，AUCを算出した。

また，本研究におけるANN法，ルールベース+ANN法で用いたANN解析の予備実験では，モーメント係数(0.3, 0.5, 0.9)，学習係数(0.0001, 0.00001)，イテレーション(1から1000.000)の三つのパラメータに

ついて検討した。この予備実験において，モーメント係数，学習係数を大きくするほど，あるイテレーションにおける結合荷重とオフセットの修正量が大きくなり，少ないイテレーションで高いAUCを得ることができた。しかし，ANNの学習が進みすぎた場合，consistency testにおけるAUCが飽和状態となり，validation testにおけるAUCが減少した。以上のことから，本研究では，モーメント係数(0.9)，学習係数(0.0001)，イテレーション(1から1000.000)におけるトレーニングデータ，テストデータそれぞれのAUCを算出し，飽和状態になる前のイテレーションにおけるAUCを用いた。

2. 結果

Fig. 5はトレーニングデータを用いた現在画像と過去画像の同一患者と異なった患者における，四つの領域の正規化された残差の平均値と標準偏差を示す。Fig. 5に示すように，四つの領域すべてにおいて，現在画像と過去画像の同一患者の正規化された残差は，現在画像と過去画像の異なった患者の残差に比べて低く，各領域において正規化された残差が異なっている。

Fig. 6 The receiver operating characteristic (ROC) curve obtained for (a) four regions and (b) various automated patient-recognition methods employed as training data.

Fig. 7 The receiver operating characteristic (ROC) curve obtained with (a) four regions and (b) various automated patient-recognition method employed as test data.

Fig. 6 は、トレーニングデータを対象とした(a)各領域を用いたルールベース法における ROC 曲線と(b)四つの領域を組み合わせたルールベース法、ANN 法、ルールベース+ANN 法における ROC 曲線を示す。ROC 曲線の縦軸は異なっている患者に対して正しく異なった患者であると認識した確率であり、横軸は同一患者に対して、誤って異なる患者であると認識した確率である。Fig. 6a に示すように、全肺野領域における AUC は 0.912、気管支領域における AUC は 0.922、右肺野領域における AUC は 0.948、左肺野領域における AUC は 0.974 であった。また、Fig. 6b に示すように、四つの領域を組み合わせたルールベース法における AUC は 0.987、ANN 法のみにおける AUC は 0.990、

ルールベース+ANN 法における AUC は 0.997 であった。次に、Fig. 7 は、トレーニングデータとは全く異なるテストデータを対象とした(a)各領域を用いたルールベース法における ROC 曲線と(b)四つの領域を組み合わせた三つの手法における ROC 曲線を示す。Fig. 7a に示すように、全肺野領域における AUC は 0.901、気管支領域における AUC は 0.929、右肺野領域における AUC は 0.881、左肺野領域における AUC は 0.880 であった。また、Fig. 7b に示すように、四つの領域を組み合わせたルールベース法における AUC は 0.966、ANN 法のみにおける AUC は 0.933、ルールベース+ANN 法における AUC は 0.987 であった。また、特異度 90%におけるトレーニングデータとテス

Table Sensitivities at 90% specificity for various automated patient-recognition methods

	Combined rule-based alone (%)	ANN alone (%)	Combined rule-based + ANN (%)
Consistency test	98.4	97.9	99.6
Validation test	90.6	80.3	96.6

トデータにおける感度を Table に示す。Table に示すように、トレーニングデータを用いた consistency test における組み合わせたルールベース+ANN 法における感度は 98.4% であり、テストデータを用いた validation test における組み合わせたルールベース+ANN 法における感度は 90.6% であった。

3. 考 察

臨床の現場では、ID 番号、名前、生年月日、性別などを組み合わせて患者を認識しており、セキュリティ目的では、経時的变化の少ない指紋、網膜、虹彩、顔など人間のある一部分を組み合わせて人を認識している。そのように、本研究でも胸部 CT 画像上の全肺野領域だけではなく、左肺野領域、気管支領域、右肺野領域を組み合わせたルールベース+ANN 法の方が、全肺野領域など各領域だけを用いるより患者認識率が向上したと考える (Fig. 6, 7)。また、胸部 CT 画像上の全肺野領域のみを用いた場合、同一患者における現在画像と過去画像において大きく息止めやポジショニングが異なった場合、類似度が小さくなり、異なった患者であると認識される可能性があった。しかし、息止めの違いにより、横隔膜が頭尾方向に移動した場合や左右の横隔膜において頭尾方向の変位が異なる場合などを考慮して、左右の肺野領域にそれぞれ VOI を設定し、同一患者における現在画像と過去画像の類似度を算出することによって、これらの影響を少なくすることができたと考える。

現在と過去の胸部 CT 画像における残差を求める場合、マトリックスサイズが大きいほどコンピュータの解析時間が多くなる。そのため、われわれは、全肺野領域のマトリックスサイズ (128×128 pixels から 16×16 pixels と解像度を変化させた) を考慮したのち、その全肺野領域に含まれる左肺野、気管支、右肺野領域の VOI のマトリックスサイズ (20×20 pixels から 60×60 pixels) について検討した。全肺野領域のマトリックスサイズに関しては、Fig. 8 に示すように、マトリックスサイズが 128×128 pixels のときの AUC が最も高く、特異度 (同一患者において正しく同一患者であると認識できた割合) を 90% としたときの感度 (異なった患者において正しく異なった患者であると認識できた割合)

Fig. 8 The ROC curve obtained with different matrix sizes.

合)は、73.7%であった。また、胸部単純 X 線画像を用いた自動患者認識システム⁷⁾における解像度 (5.5 mm/pixel) は、本研究で用いた胸部 CT 画像のマトリックスサイズ 128×128 pixels の場合の解像度 (5.6 mm/pixel) と同等であり、自動患者認識システムでは、モダリティの違いはあるが同様の解像度が必要であると考えられる。次に、左肺野領域、気管支領域、右肺野領域における VOI のボクセルサイズに関しては、Fig. 9 示すように三つの領域ともマトリックスサイズが大きくなるにつれて AUC が向上した。また、Fig. 9a に示すように左肺野領域では、マトリックスサイズが大きくなるにつれて、同一患者において経時的变化が少ない心臓が VOI に含まれるため、左肺野領域における AUC は増加した。しかし、マトリックスサイズが 50×50 pixels 以上の場合、息止めの違いなどに起因して変位した横隔膜が VOI 内に大きく含まれるため、左肺野領域における AUC は減少したと考える。また、Fig. 9d に示すように、これらの領域を組み合わせたルールベース法では、40×40 pixels のマトリックスサイズにおいて AUC が最も高く、50×50 pixels 以上のマトリックスサイズにおける AUC は、マトリックスサイズ 40×40 pixels における AUC と同等であった。以上の

Fig. 9 Effect of matrix size of (a) left lung region, (b) bronchus region, and (c) right lung region, and (d) combined rule-based method.

ことから、コンピュータの処理時間を短縮させ、かつ同一患者と異なった患者を精度よく認識するシステムを構築するためには、胸部 CT 画像における全肺野領域のマトリックスサイズは 128×128 pixels、左肺野、気管支、右肺野領域におけるマトリックスサイズは 40×40 pixels が妥当であると考えられる。また、気管支分岐ができるだけ明瞭に確認できるコロナル像において、数名の共同研究者が手動で左肺野領域、気管支分岐部領域、右肺野領域それぞれに VOI を設定しているため、VOI の設定ミスや設定位置の変動があると考えられる。しかし、ある程度以上の大きな VOI を設定した場合、これらの変動の影響が少なくなり、Fig. 9 に示すように、高い AUC を得ることができたと考える。しかし、逆にマトリックスサイズ 20×20 pixels のような小さな VOI を設定した場合、VOI の設定ミスや設定位置の変動が大きくなり、Fig. 9 に示すように、認識率が減少したと考える。

本手法で正しく同一患者であると認識できなかった 3 症例を Fig. 10 に示す。Fig. 10 に示すように、現在と過去の胸部 CT 画像のコロナル像において、息止めの違い、ポジショニングの違いなどによって横隔膜などが大きく変位したため、患者自動認識システムにおい

て誤って異なった患者であると認識した。また、Fig. 10a のように間質性肺炎のような胸部全体に病変が広がっている症例に関しても、本手法では誤認識してしまった。そのため、経時的变化が少なく、息止め、ポジショニングなどの違いによる影響の少ない心臓、上部、中間部、下部の胸郭の横幅などさまざまな部位を組み合わせ¹¹⁾、精度の高い胸部 CT 画像を用いた自動患者認識システムの構築が必要であると考えられる。また、本研究では、トレーニングデータと全く異なるテストデータを用いた validation test において、良好な結果を得ることができたが、臨床の現場に適した実用的なデータベース(未知データ)を用いた場合、今回報告した結果のように良好な結果を得られる可能性が大変難しいと考える。そのため、造影の有無、スライス厚、FOV などのさまざまな撮影条件や年齢層、体格、撮影間隔などが異なった症例を含めた臨床の現場に適した実用的なデータベースを用いた validation test が必要であると考えられる。

結 語

テンプレートマッチング技術を用いて、現在と過去の胸部 CT 画像上の全肺野領域、左肺野領域、気管支

Fig. 10 Cases that were incorrectly identified as the same patients using the automated patient recognition method.

領域、右肺野領域における類似度を算出し、これら四つの領域から得られた類似度を組み合わせたルールベース+ANN法を用いることによって、同一患者と異なった患者を高く認識することができた。これによっ

て、PACSサーバからの類似画像の探索、患者認識において今回開発した患者自動認識法は有用であると考えられる。

参考文献

- 1) 熊谷孝三, 天内 廣, 太田原美郎, 他. 放射線業務における医療事故防止に関する学術調査－第一報 リスク事例の調査と分析. 日放技学誌 2004; 60(5): 676-685.
- 2) 熊谷孝三, 天内 廣, 太田原美郎, 他. 放射線業務における医療事故防止に関する学術調査－第二報 一般撮影, ポータブル撮影, 透視造影検査, 血管造影検査のリスク事例. 日放技学誌 2004; 60(6): 787-795.
- 3) 熊谷孝三, 天内 廣, 太田原美郎, 他. 放射線業務における医療事故防止に関する調査報告－第三報 CT検査, MRI検査, 核医学検査, 放射線治療のリスク事例. 日放技学誌 2004; 60(7): 927-938.
- 4) Morishita J, Watanabe H, Katsuragawa S, et al. Investigation of misfiled cases in the PACS environment and a solution to prevent filing errors for chest radiographs. Acad Radiol 2005; 12(1): 97-103.
- 5) 杜下淳次, 桂川茂彦, 近藤啓介, 他. PACS環境での胸部X線写真のマッチングによる患者自動認識法の開発. 信学技報 2001; 101(434): 61-65.
- 6) 杜下淳次, 桂川茂彦, 小田叙弘, 他. 画像のテンプレートマッチングによる患者自動認識の初期臨床評価テスト. 信学技報 2002; 101(581): 111-114.
- 7) Morishita J, Katsuragawa S, Kondo K, et al. An automated patient recognition method based on an image-matching technique using previous chest radiographs in the picture archiving and communication system environment. Med Phys 2001; 28(6): 1093-1097.
- 8) 近藤啓介, 杜下淳次, 桂川茂彦, 他. 胸部単純X線写真におけるエッジ強調画像を利用した患者自動認識法の開発. 日放技学誌 2003; 59(10): 1277-1284.
- 9) Morishita J, Katsuragawa S, Sasaki Y, et al. Potential usefulness of biological fingerprints in chest radiographs for automated patient recognition and identification. Acad Radiol 2004; 11(3): 309-315.
- 10) Toge R, Morishita J, Sasaki Y, et al. Computerized image-searching method for finding correct patients for misfiled chest radiographs in a PACS server by use of biological fingerprints. Radiol Phys Technol 2013; 6(2): 437-443.
- 11) Kao EF, Lin WC, Jaw TS, et al. Automated patient identity recognition by analysis of chest radiograph features. Acad Radiol 2013; 20(8): 1024-1031.
- 12) Armato SG III, Meyer CR, McNitt-Gray MF, et al. The Reference Image Database to Evaluate Response to therapy in lung cancer (RIDER) project: a resource for the development of change-analysis software. Clin Pharmacol Ther 2008; 84(4): 448-456.

問合せ先

〒891-0133 鹿児島市平川町 5417-1
鹿児島医療技術専門学校診療放射線技術学科 奥村英一郎