

ヘリカル CT 画像による肺がん診断支援システム

Computer-Aided Diagnosis System for Lung Cancer Using Helical CT Images

佐藤 均・仁木 登*

大松 広伸**・柿沼 龍太郎**・江口 研二***・金子 昌弘**・森山 紀之**

Hitoshi SATOH・Noboru NIKI*

Hironobu OHMATSU**・Ryutaro KAKINUMA**・Kenji EGUCHI***

Masahiro KANEKO**・Noriyuki MORIYAMA**

国立小山高専, *徳島大学工学部, **国立がんセンター, ***東海大学医学部

Oyama National College of Technology, *Dept. of Optical Science, University of Tokushima

National Cancer Center, *National Shikoku Cancer Center Hospital

1. はじめに

現在, 肺がんは日本人男性の死亡原因の第 1 位で, 早期発見, 早期治療が最も重要である。よって増加を続ける肺がんの死亡者の減少を図るため, 肺がんの早期発見に限界の見え始めた胸部単純 X 線写真による検診にかわり, ヘリカル CT 画像が検診に利用され始め, 大きな期待が寄せられている。

我々はヘリカル CT 画像から肺がんの候補陰影を自動検出して専門医の診断を支援する肺がん検診アルゴリズム, 及び現在と過去の CT 画像の間に同じ画像情報を含むスライスの CT 画像を CRT 上に並べて同時表示するために現在と過去の CT 画像間のスライスナンバーの差を算出するスライスマッチングアルゴリズムを開発した。そしてこれらアルゴリズムを組み込んだ比較読影支援機能付き肺がん診断支援システム (CAD システム) を用い, 450 人の被験者のデータを肺がん検診アルゴリズムに適用した肺がん候補陰影の自動検出結果と専門医の読影結果を比較評価し, CAD システムの正診率を求めた。さらに 100 人の被験者の過去の CT 画像と現在の CT 画像の検診データをスライスマッチングアルゴリズムに適用し, 専門医の判定基準に基づいて過去と現在の CT 画像のスライスナンバーのマッチング誤差を求めた。また被験者の全ての検診結果をデジタルで保管することにより肺がん検診のフィルムレス化を目指したシステムで, 専門医が CAD の支援を受けながら読影を行うデジタル診断環境を提案し, 複数サイトにおいて CAD システムの臨床試用が始まった。これらは, CAD システムを使うことにより診断の迅速性と正確度が増すことが期待され, CAD システムが臨床の場で効果的に試用されることを示している。

2. アルゴリズム概要

集団検診におけるヘリカル CT 画像は表 1 に示す撮影条件で得られる。これらの撮影条件は, 撮影時間, 被曝線量, 画質, 読影の効率などを考慮し

たうえで決定されたもので, 現在東京都予防医学協会 (東京から肺がんをなくす会), その他多くのサイトの肺がん検診の撮影条件として採用されるようになった。本項では表 1 の撮影条件で得た CT 画像を用いた肺がん候補陰影検出アルゴリズム, および過去画像とのスライス差自動算出アルゴリズムの概要について述べる。

表 1. ヘリカル CT 画像の撮影条件

ビーム幅	10.0mm
寝台移動速度	20.0mm/sec
管電圧	120kV
管電流	50mA
再構成間隔	10.0mm

2.1 肺がん候補陰影検出アルゴリズム概要

CT 画像では肺癌陰影と血管影の CT 値に顕著な差は認められず, 肺癌陰影を CT 値だけで識別することは困難である。より正確な自動診断を目指すには, 人体の構造を画像処理技術により認識し診断に組み込む必要があると考えている。そこで我々は, CT 値に加え病変の位置や形状を考慮した検診アルゴリズムを提案する。本アルゴリズムでは, 肺野領域の特定, さらに肺野領域の管影, 病変など高い濃度の領域を検診の対象領域として絞り込む。次に個々の対象領域に対して幾つかの特徴量を定量化する。最後に, これらの特徴量を用いた診断規則を定義し, 異常陰影の検出を行う。

2.2 スライス差自動算出アルゴリズム

撮影日時の異なる 2 つの CT 画像の解剖学的情報を定量化し, スライス差を算出する。本アルゴリズムは領域抽出部とスライス差算出部の 2 つのプロセスから構成される。領域抽出部では, 肺野領域, 心臓領域, 下降大動脈の抽出を行う。スライ

ス差算出部では、抽出された各領域の解剖学的情報を用いて、肺野領域の情報を用いたスライス差、下降大動脈の情報を用いたスライス差を決定する。

3. 肺がん陰影検出アルゴリズム

3.1. 肺野領域の抽出と解析

以下に肺野領域の決定法と構造解析について述べる。

(1) [基本肺野領域の決定]

閾値処理によって人体の外側(-200H.U.以下)の連結領域を削除、次に体表面から軟部組織・骨などの連結領域を削除し、残った領域を基本肺野領域とする。

(2) [肺野以外の領域の削除]

基本肺野領域には気管・気管支・食道・胃や腸など肺野以外の領域が含まれるため、これらの領域を分類し削除する。

(3) [左右肺野の認識]

左右肺野に個別の処理を可能にするために、(2)の時点で残った孤立領域を左右に分類する。また、閾値処理によって連結してしまった左右肺野を分離させたり、左右それぞれに分類された複数の領域が非常に近接している場合、接続を行う。

(4) [肺野の区間分類]

各スライスでの肺野領域をその面積と形状から体軸方向に大きく4区間に分類する。近似ではあるが、区間1は肺尖部、区間2は鎖骨や上大静脈が現れる区間を、区間3は心臓がある区間を、区間4は横隔膜がある区間を指す。

(5) [欠損補正処理]

軟部組織と同等のCT値をもった病変が胸壁に接触している場合、(1)の時点で病変部分が基本肺野領域に含まれない。そこで欠損を生じていると考えられる部分を肺野領域に含める処理を行う。

3.2. ROIの抽出

肺野内部の血管や肺癌病変は肺野内の空気部分よりも高い濃度値を示す。そのために、肺野内の濃度ヒストグラムにファジィクラスタリング法を適用し高濃度の領域を濃度分割する。しかし、集団検診用に撮影されたCT画像には、前述のようにpartial volume effectやbeam hardening effectの影響によるアーチファクトが生じる。特に、partial volume effectの影響はスライス間で濃度差の激しい肺尖や肺底部の肺野輪郭、心臓の輪郭付近に生じ、単一閾値での血管・病変の高精度な抽出を著しく妨げている。そこで、前処理としてこれらのアーチファクトを画像のバイアス成分とみなして軽減を行い、クラスタリング処理を行う。さらに、肺尖部や横隔膜付近のvolume effectが顕著にあらわれる領域を2種類の閾値によって抽出した肺野領域の差の領域と特定し、濃度曲面形状の分類を用いた血管領域の抽出を行う。以下にROIの抽出処理手順を示す。

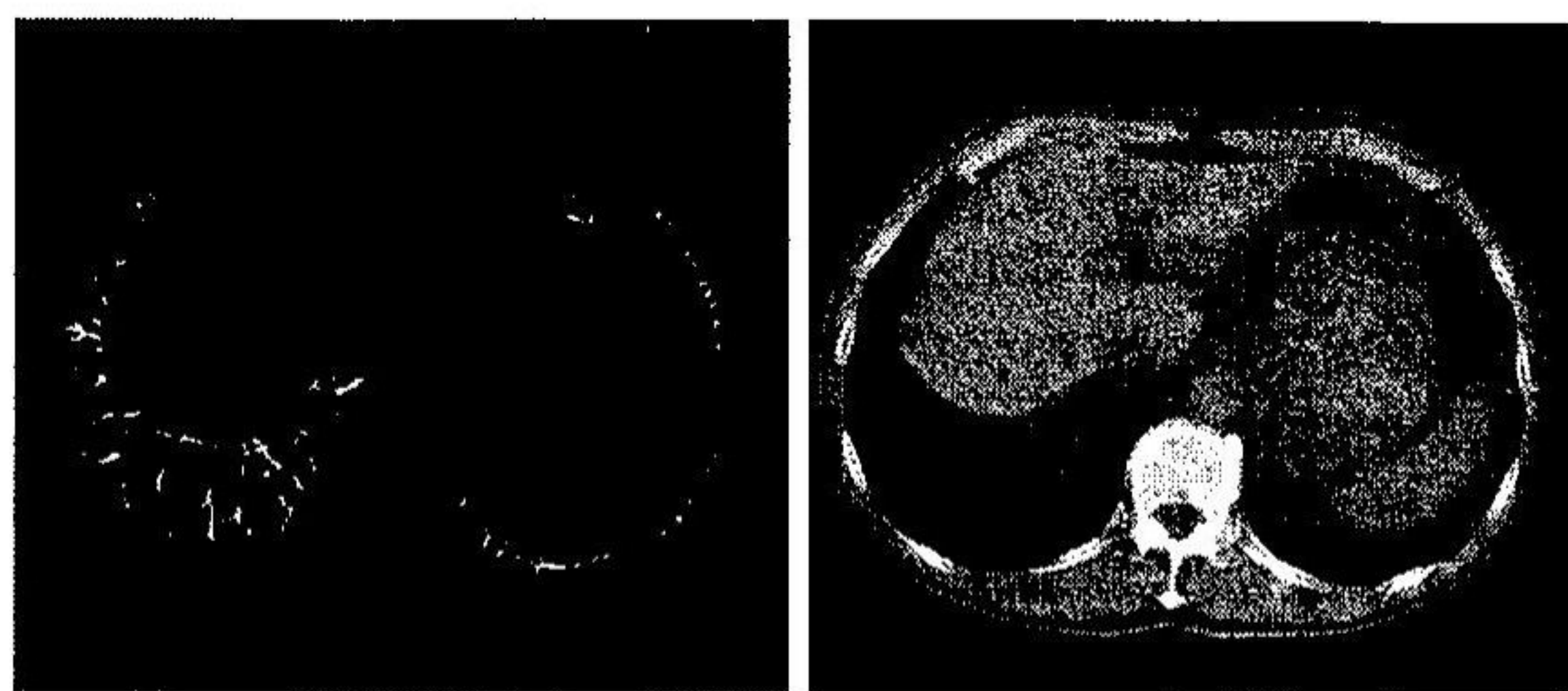
(1) 肺野部分にスムージング処理を施して、その

結果と原画像の肺野部分との差分を抽出する。

(2) (1)で得られた画像の濃度ヒストグラムにファジィクラスタリング法を適用して、肺野内を空気部分と病変を含む血管部分の2クラスに濃度分割する。

(3) 2種類の閾値を用いて抽出した肺野領域の差の領域に対して、濃度曲面の3次元曲率を偏導関数を用いた3次元曲率計算アルゴリズムで計算し、曲面形状を3次元曲率(ガウス曲率K, 平均曲率H)の符号によって分類する。

(4) クラスタリングされた高濃度のクラスに対して、濃度重み付き距離変換を適用する。濃度距離値が閾値 k 以上の領域を抽出して、その領域の輪郭上で逆距離変換を行い図1(a)に示すようなROIを得る。この処理は、細かいブリッジで連結している血管同士を切り放す効果がある。ここでは、図1(b)に示すように $k = 0.25, 1.5, 3.0$ (抽出径約0.5mm, 3mm, 6mm)の3段階にROIを抽出する。各閾値で抽出されたROIを前者から順にLevel 1, Level 2, Level 3と定義する。



(a) ROI 抽出結果 (b) ROI のクラス分け
図1. ROIの抽出とクラス分け

3.3. ROIの特徴解析

ここでは、診断規則に用いるためのROIの特徴を解析する。抽出された各レベルのROIに関して以下の特徴量を求める。

- 1) 面積：各ROIの画素数を面積とする。
- 2) 太さ：各ROI中の最大の濃度距離値。
- 3) 円形度：面積/ROIの外接円の画素数。
- 4) 平均濃度値：各ROIのCT値の平均。
- 5) 濃度分散値：各ROIのCT値の分散値。
- 6) 孤立度：各ROIの1Lv下のROIの面積との比。
- 7) 輪郭勾配分散：各ROIの輪郭上の濃度勾配分散。
- 8) 胸壁からの距離：各ROIの外接円の中心から胸壁までの最短距離。
- 9) 勾配平均値：各ROIの画素における平均勾配値。

3.4. 診断ルール

ヘリカルCT画像に関する以下の知識をベースに前節で抽出した特徴量を用いて異常陰影を特定する診断規則を作成する。診断規則は以下のように3つのカテゴリーに分類し定義する。

[知識1] 肺癌陰影は一般に球形で、スライス画像では円形に観測される。

[知識2] 血管影は一般に細長い。

[知識3] 体軸方向に走行する血管影は、同径の肺癌病変よりも高いCT値を示す。

[知識4] 一般に肺癌病変部は均一なCT値を示す。

[知識5] 肺血管は胸壁付近ではCT画像で確認できない程細くなる。

[知識6] 骨など高いCT値の物体の上下には partial volume effect の影響で濃度が上昇する。

[知識7] 同様の理由で連続スライス間で極端にCT値の異なる場合(胸壁・心臓・横隔膜の周辺) partial volume effect の影響による陰影が残る。

[RULE1] 正常陰影の除去

以下に示す条件を過度に満たす陰影は異常部位ではないとみなし削除する。

(1)円形度が小さな場合、および平均濃度、濃度分散が高い場合血管影とみなし削除する。

(2)上下スライスのいずれかに骨がある場合、アーチファクトとする。

(3)太さ Ft が小さな陰影(直径約 4mm 以下)は検診の対象としない。

[RULE2] 胸壁に接触しない異常陰影の検出

この規則では、各 ROI に対して、腫瘤影の疑わしさを数値化する。各 ROI の胸壁からの距離 Fp による太さ Ft により基準の疑わしさ $Dbase$ を定義し、以下の重みを積算する。

w1: 円形度が小さくなるにつれ重み減少。

w2: 平均濃度値が高くなるにつれ重み減少。

w3: 濃度分散値が高くなるにつれ重み減少。

w4: 孤立度が低くなるにつれ重み減少。

w5: 輪郭の勾配分散が高くなるにつれ重み減少。

w6: 勾配平均値が低くなるにつれ重み上昇。

但しこれらの各重みには、面積・円形度など各特徴量による閾値によって適用に制約を設け、各肺野区間・ROI レベルによって、重みが変わるように設定する。最終的に $Dbase$ にこれらの重みを掛け、疑わしさの指標が、ある閾値を超える場合に異常陰影として検出する。

[RULE3] 胸壁に接触する異常陰影の検出

胸壁に接触する陰影は一般的に疑わしいが、胸壁に接する陰影には partial volume effect によるアーチファクトも含まれる。従ってこの規則ではアーチファクトと病変を分類して病変部のみを検出する。異常部は胸壁から肺の内側に向けて突起し、アーチファクトは胸壁に沿った形状をなす。また異常部はその周囲領域の濃度よりも高いのに対し、アーチファクトは胸壁から肺の内側に向かって濃度が緩やかに減少する。そこで以下に示す突起度と濃度差を用いた規則を定義する。

突起度(Convexness): 対象領域を3画素膨張させた膨張領域の画素数と、膨張領域中の平均濃度 Fg (n) よりも CT 値の低い領域の画素数の比で表す。

濃度差(Contrast): 対象領域の濃度値 Fg と膨張領域中の平均濃度 Fg よりも CT 値の低い領域の平均濃度の差を濃度差とする。

これらの2つの指標が共にある閾値を超える場合にその対象領域を異常陰影として検出する。但し、胸膜に接触する異常陰影のうち、特に円形度

の低い陰影や、太さの無い陰影は腫瘤影では無いとして抽出しない。

図2に本診断アルゴリズムを用いた検出例を示す。左の画像の黄色の円で示した位置に肺がんの病変がある。これらは転移性の肺がんで、CとDの病変が直径約1cm、AとBの病変が直径約5mmの肺がんである。同時期に撮影した単純X線写真ではこれらの陰影はがんの専門医でも全く指摘することができない。この症例に診断アルゴリズムを適用したところ右側の画像に示すように4つの肺がん病変を正確に検出した。これら4つの病変は全て異なった特徴をもっており、診断アルゴリズムの特徴をよく表現している。Aは胸壁に接触する陰影で、RULE3で検出される。Bは横隔膜のアーチファクトの影響を受け肺野背景とのコントラストが悪く、肺野のバイアス補正を行わなければ検出が困難な病変である。Cは肺野の末梢にあり、非常に円形度が高く周囲の血管に比べ明らかに太い陰影で、RULE2で検出される典型的な陰影である。Dは血管に接触している陰影で、Level2では検出されずLevel3で検出された陰影である。

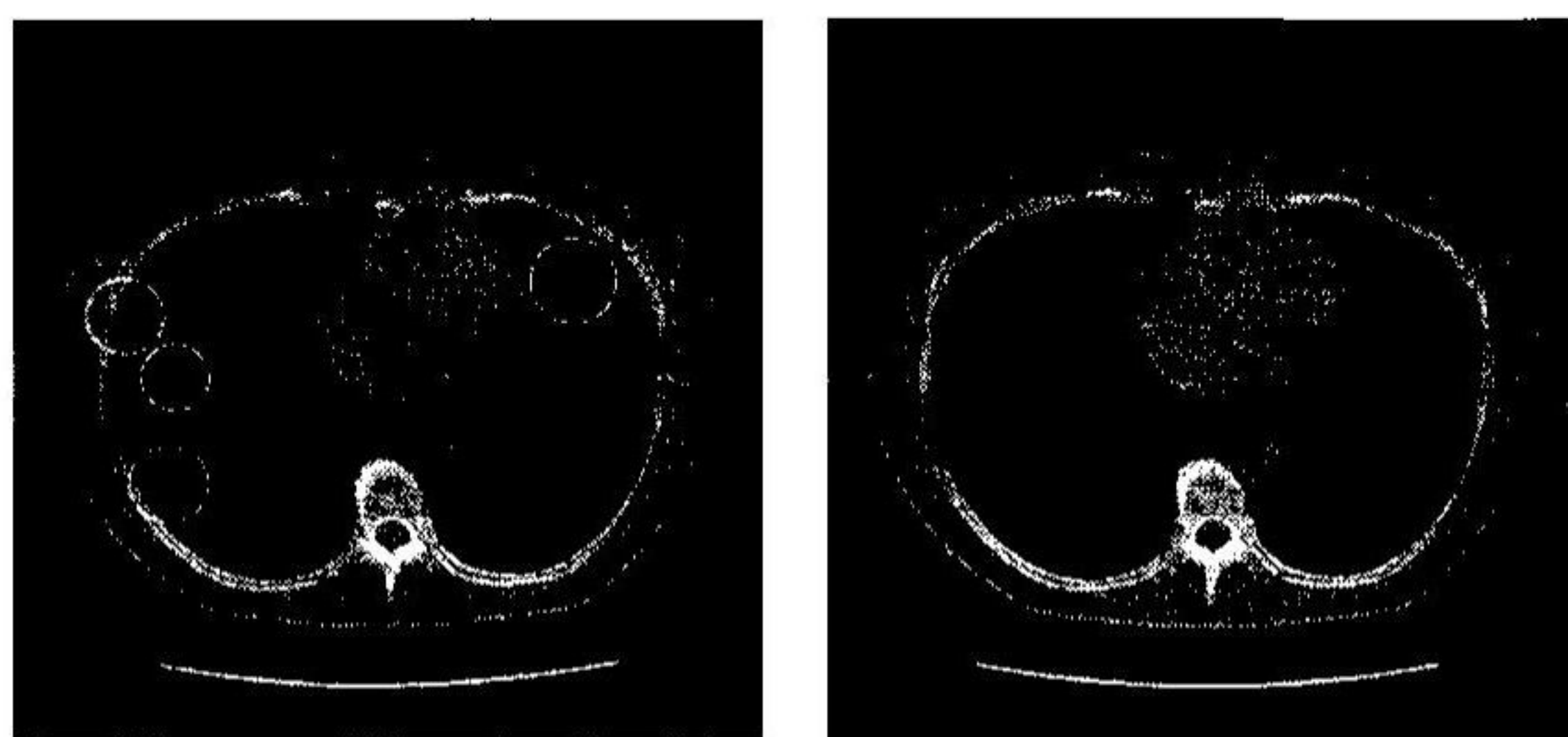


図2 肺がんの検出結果例

4. スライスマッチングアルゴリズム

スライスマッチングアルゴリズムは、領域抽出部とスライス差算出部の2つのプロセスから構成される。3.1で抽出された肺野領域、区間分類情報、および心臓領域、下降大動脈領域の情報を用いてスライス差を算出する。

4.1 領域抽出

閾値処理を基本にして心臓領域、および下降大動脈領域の抽出を行う。まず、肺野の高さ h と幅 w から図3に示すような長方形領域 B を設定し、その内部でラベリング処理を行い最大の面積をもつ領域を背骨の椎体部として抽出する。次に長方形領域 A で左右肺を最短距離で結ぶ直線を取得する。そして、それらの領域、および線で囲まれた領域を基本心臓領域として抽出する。最後に、背骨の椎体部の最上部点より下部の基本心臓領域を、図4に示すように下降大動脈領域として抽出する。

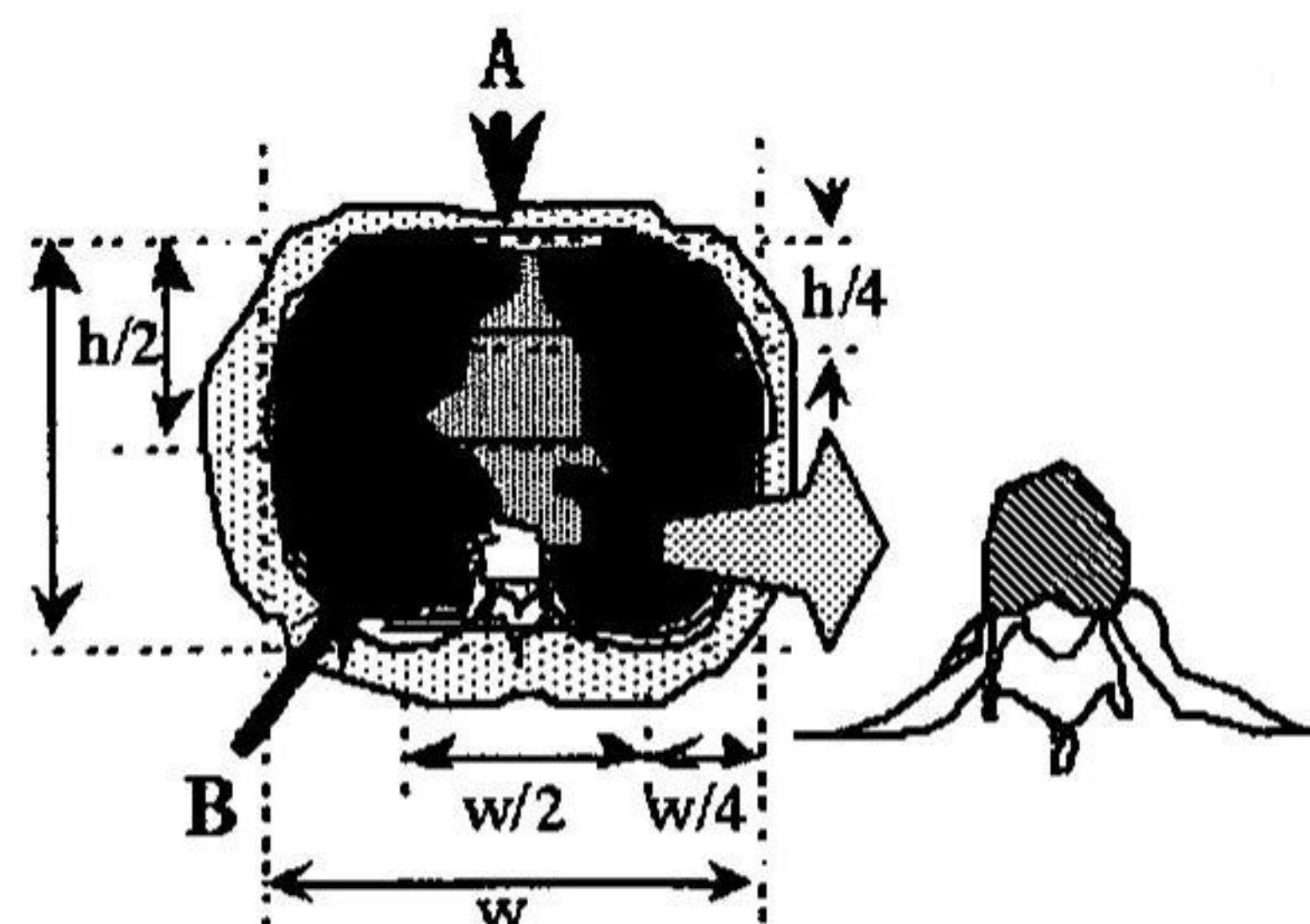


図3 基本心臓領域の抽出

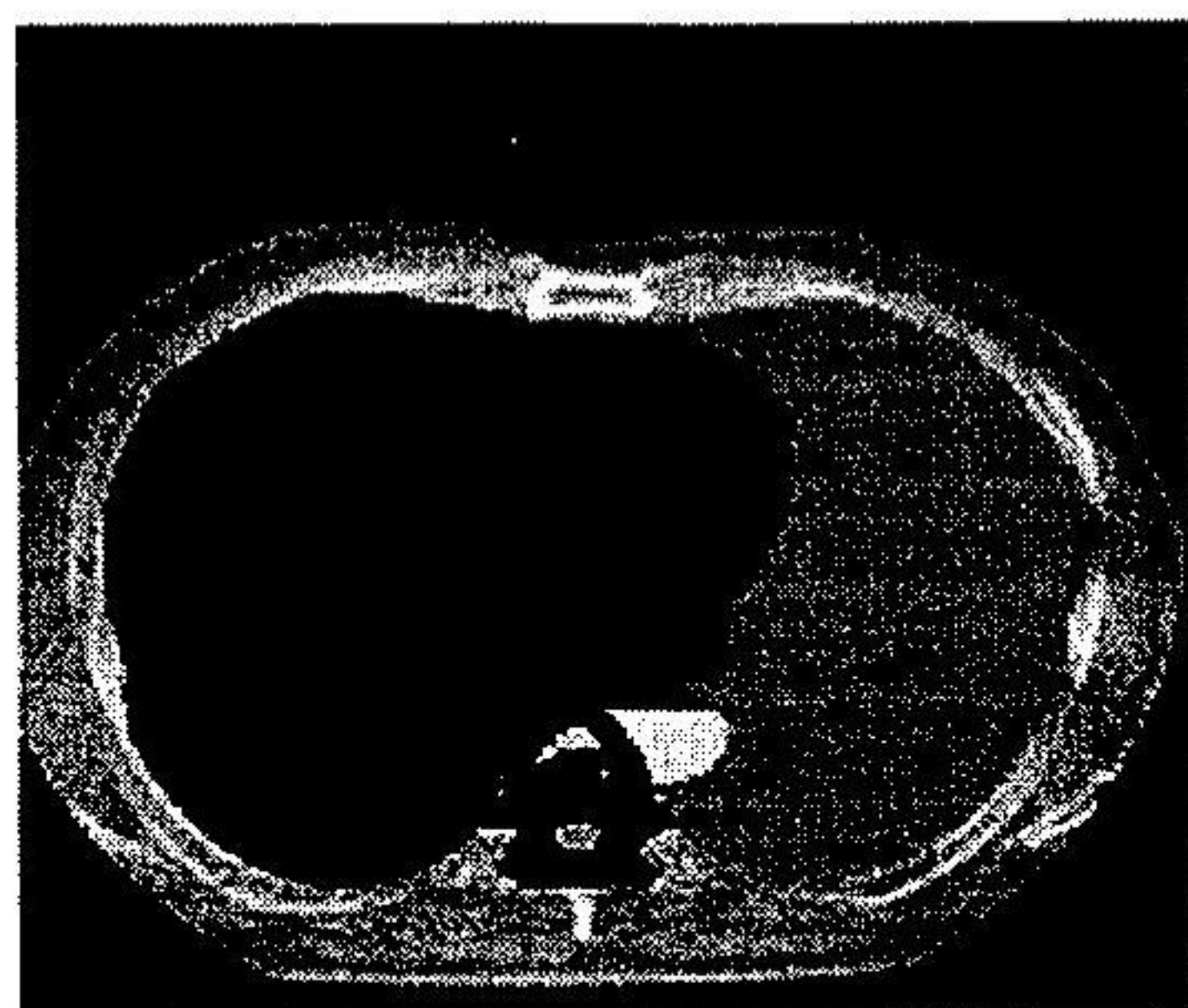


図4 下降大動脈の抽出

4.2 スライス差算出

(1) 肺野領域の情報での算出

撮影日時異なる2つのCT画像の肺野領域のマッチングを行うことにより、スライス差を算出する。肺野領域のマッチングは、輪郭などが比較的明瞭に抽出されている2区間、および3区間を対象領域とする。図5に示すように、撮影日時1のスライス*i*と最もマッチングが高い肺野領域を持つスライスを撮影日時2の*i-5*から*i+5*の11スライスの中から抽出し、そのスライス番号を*j*とすると、撮影日時1のスライス*i*におけるスライス差*d(i)*は、

$$d(i) = j - i \quad (1)$$

で表される。*d(i)*の値は、全ての*i*ではほぼ同じ値をとるが、最も頻度が高い値を、肺野領域の情報を用いたスライス差として決定する。

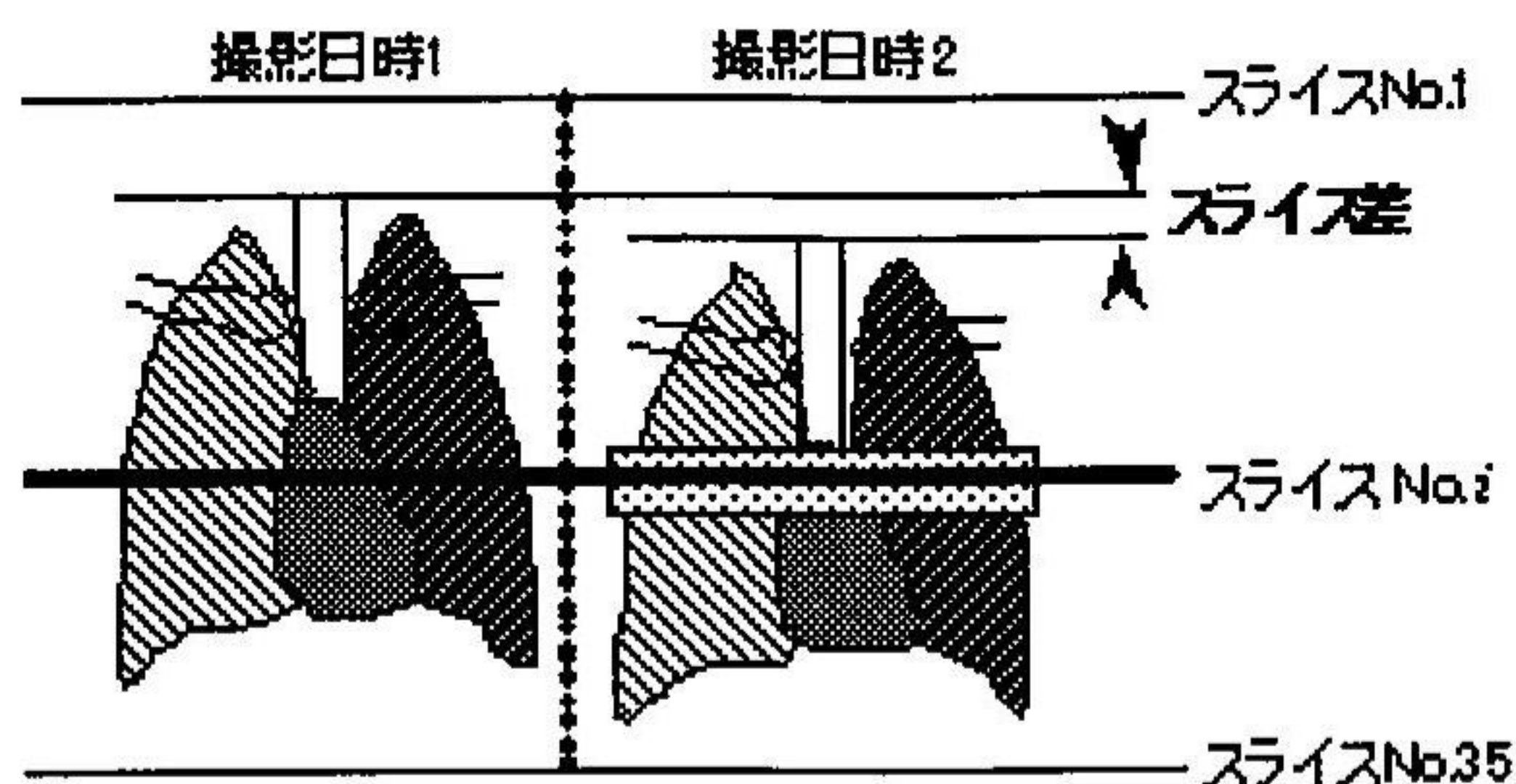


図5 肺野領域の情報を用いたスライス差の算出

(2) 下降大動脈領域の情報での算出

大動脈弓スライスを正確に抽出することができ

た場合、そのスライス差を結果とすることができる。一般的に大動脈弓が認識され始めスライスの1スライス上部のスライスでは大動脈弓が認識されないか、あるいはCT値が非常に小さな値となる。そこで、図6に示すように下降大動脈の面積、幅、および心臓領域抽出の際に算出した左右肺接近線の長さを用いて式(2)のようなパラメータ*r*を定義する。この*r*を全てのスライスで算出し、*r*の値が急激に増加するスライスを大動脈弓スライスとする。この大動脈弓スライスを撮影日時1, 2のCT画像に対して算出し、そのスライス差を下降大動脈領域の情報を用いたスライス差として算出する。

s : 下降大動脈の面積
*w*₁ : 左右肺接近線の長さ
*w*₂ : 下降大動脈の幅

$$r = s \frac{w_2}{w_1} \quad (2)$$

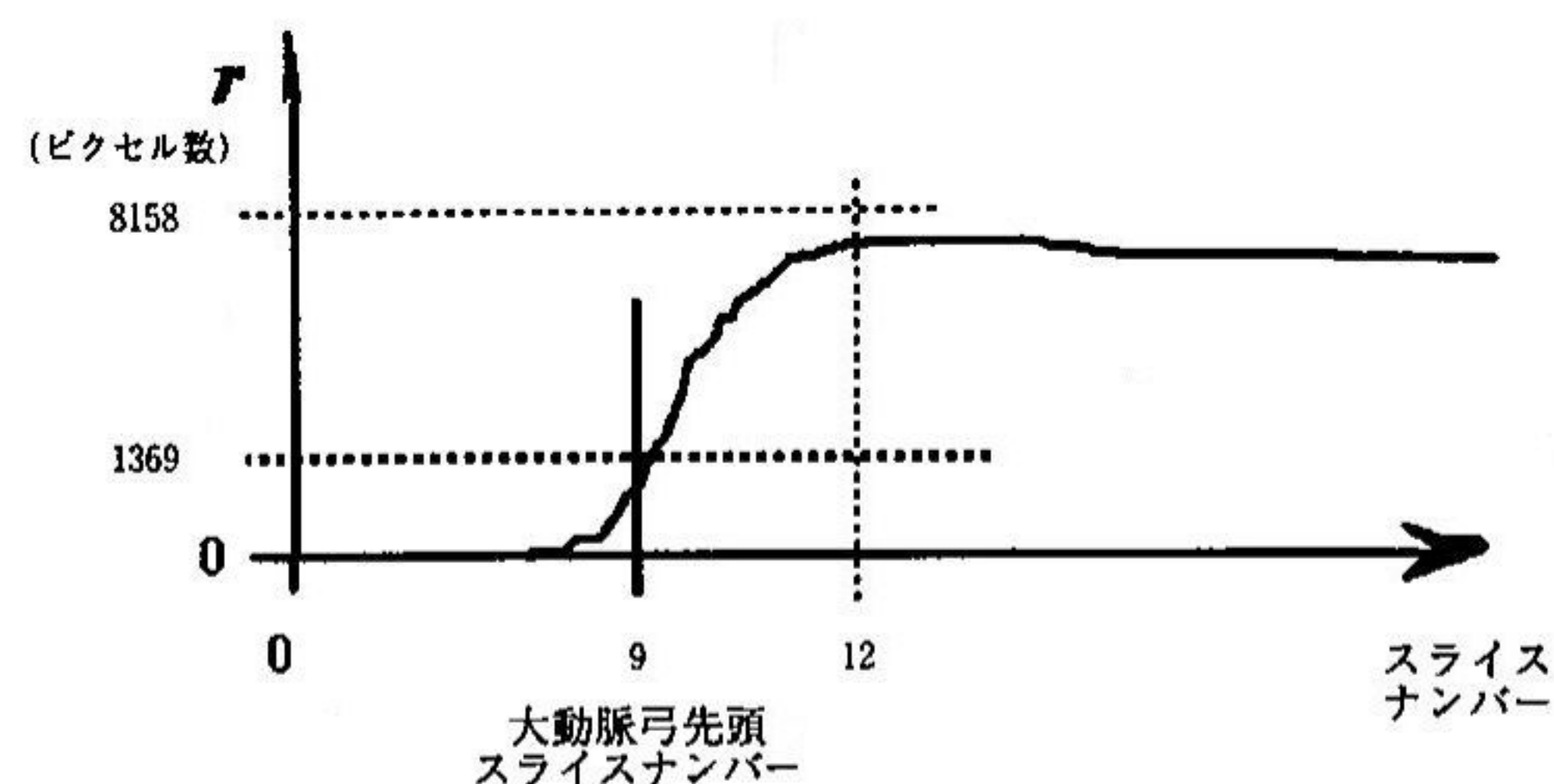
(b) パラメータ*r*を使った大動脈弓の先頭スライスナンバーの決定例

図6 下降大動脈領域の情報を用いたスライス差

(3) 心臓領域の情報での算出

4.1の肺野領域の情報を用いたスライス差、および4.2の下降大動脈領域の情報を用いたスライス差は、ほとんどの場合同様の結果となる。2つのスライス差算出法で同様の結果となった場合は、その値を最終的な結果とする。ただ、肺野領域の情報を用いた場合、呼吸停止時の肺野体積が大きく異なる場合は誤認識を起こしやすく、また下降大動脈領域の情報を用いた場合、アーチファクトにより下降大動脈の抽出が不完全な場合は誤認識を起こしやすい。これら2つのスライス差算出法で結果が異なる場合、心臓領域の情報を用いて、どちらのスライス差がより信頼できるかを検討する。図7に示すように、撮影日時1の第3区間の先頭スライスの心臓領域と、肺野領域情報、下降大動脈情報を用いたスライス差を加算した撮影日時2のスライスの心臓領域との背骨を定点としたマッピングを行い、よりマッチングの高い方を最終的なスライス差として決定する。

ヘリカル CT 画像による肺がん診断支援システム

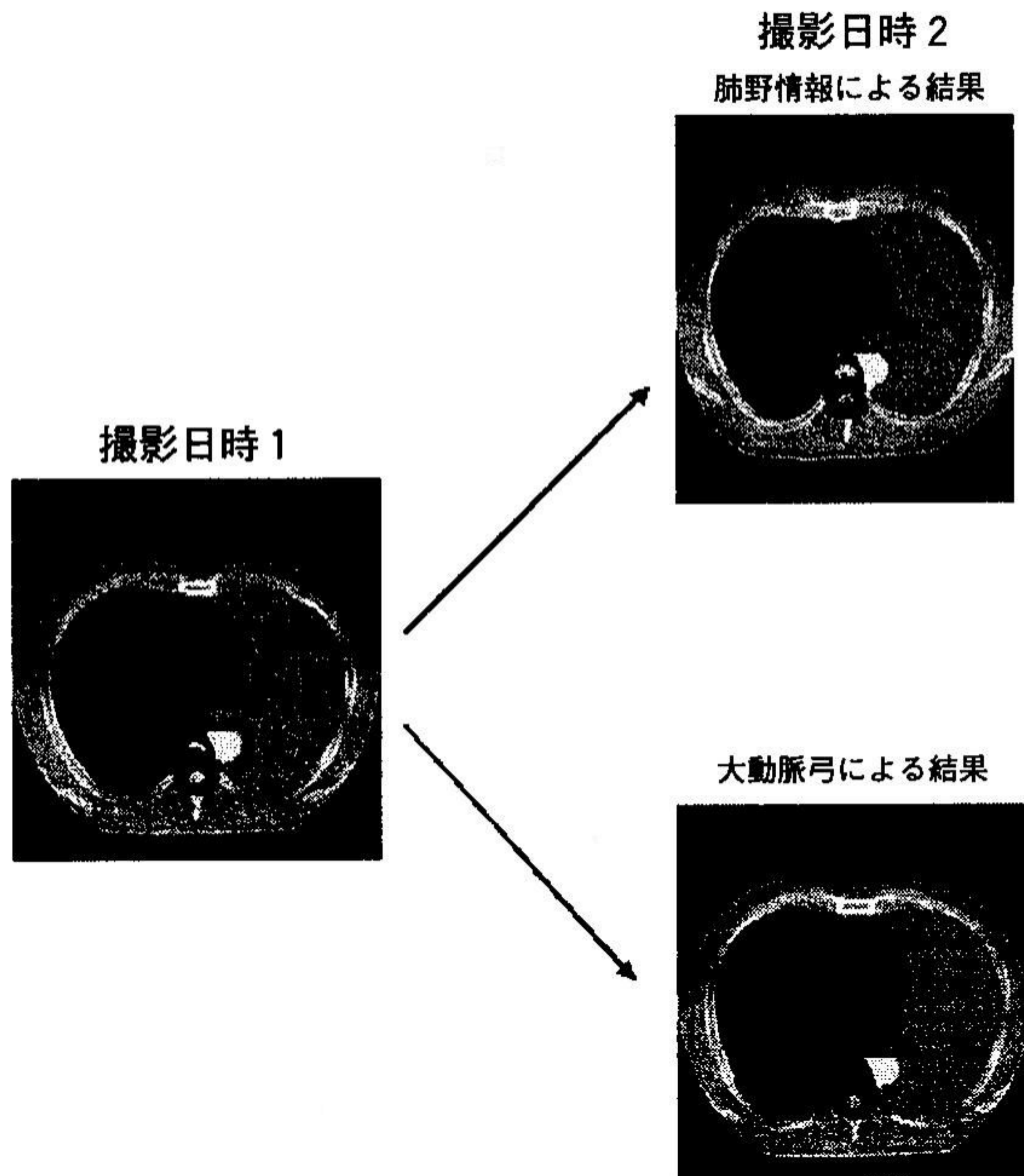


図7 心臓領域の情報を用いたスライス差の算出

5. 実験と評価

5.1 肺がん検診アルゴリズムの評価

肺がん検診アルゴリズムを集団検診用の条件で撮影された450名分のヘリカルCT画像(計15,750枚)に適応した。またこの全ての画像データはあらかじめ専門医が表2に示した判定基準に基づき合議制による読影を行っている。この結果とシステムの検診結果の比較を行う。本実験ではシステムの出力を肺癌の疑わしさにより以下の2種類に分類した。

基準1：肺癌の可能性が高い陰影の検出を行う。

基準2：その他の異常陰影の検出を行う。

専門医の合議制とCADシステムの診断結果の比較を表3に示す。この結果から、専門医がE判定とした症例全てに対してはCADシステムの見落としは無かった。また専門医がD判定とした症例に対してもほとんど検出でき、CADシステムが見落としをしたのは109症例中わずか6例であった。しかしながら、これらの見落としとした症例は、肺癌の検診医でも判定をどうつけるのかが難しいような症例であった。

表2 医師の判定基準

判定	所見	指導区分
E	肺癌を強く疑う	精査を必要とする
D	肺癌の可能性はある	精査を必要とする
C	その他の異常を認める (繊維化, 肺気腫など)	精査・治療を必要としない

表3 検診医とCADシステムの比較

専門医		CADsystem		
判定	陰影数	基準1	基準2	FN
E	11	11	0	0
D	109	89	14	6
Total	120	100	14	6

5.2 スライスマッチングアルゴリズムの評価

過去画像との比較読影を行う際のスライスマッチングアルゴリズムを、複数回撮影が行われている50被験者において、それぞれ撮影日時の異なる同一被験者の100ペアデータに適応した。100ペアの中で組み合わせた全スライス画像の組み合わせ総数2806ペアのうち2734ペアで良好な結果であった。残りの72ペアはスライスマッチングを失敗している。これら72ペアのうち68ペアは、セクション4における横隔膜部で発生した。スライスマッチング処理の失敗は、次の場合に発生すると思われる。肺野領域のサイズは、呼吸停止時における空気の吸入量に依存する。よって肺野領域を使ったマッチング処理の結果は、現在及び過去の検査における呼吸停止時の空気の吸入量に依存する。吸入量の差異が原因でスライスマッチングを失敗すると思われる。

スライスマッチング処理がうまく行えた88ペアのうちの80ペアの組み合わせは、肺野領域および大動脈弓の画像情報を使ったマッチング処理だけから得られ、残りの8ペアは、心臓領域のマッチング方法により補正されたものである。肺野領域と大動脈弓の画像情報を使ったマッチング処理は、呼吸停止時における空気の吸入量およびアーチファクトの影響により良好な結果が得られるかどうか左右されるため、本アルゴリズムの性能向上を図る上で今後の課題となる。

表4 判定基準

判定	スライス誤差(評価)
1	0 (yes)
2	~ 1 (yes)
3	1 ~ 2 (yes)
4	2 ~ (no)

5.3 デジタル診断環境の評価

医用イメージング技術のデジタル化、高速ネットワーク環境の整備、高精細ディスプレイ技術、デジタル記録・保存技術などの発展に伴い、医用画像をとりまく診断環境はフィルムレスで距離感の無いデジタル環境へと変化している。こうした診断環境の変化によって、医用画像のもつ情報量

は質・量ともに飛躍的に増加し、データの記録、保管、医師への提供といったデータ管理から、診断という情報処理の面にまで、計算機による支援への期待は着実に高まっている。

現在、国立がんセンター中央病院および国立がんセンター東病院の専門医は、肺がん検診で得た胸部 CT 画像の読影にプロトタイプ CAD システムに組み込まれた白黒 CRT モニターとフィルムスクリーンを使っている。CRT モニターは現在の CT スキャンの画像の読影に、又フィルムスクリーンは過去の CT スキャンの画像を読影するために使われる。専門医は被験者に肺がんを疑うとき、その被験者が過去の検査で撮影した画像のフィルムを参照して比較読影を行う。比較読影に必要な過去画像は前回検査結果、前々回検査結果、あるいは初回の検査結果に及ぶ場合もある。ヘリカル CT スキャナーで得られる膨大な CT 画像データを全てフィルムで保管すれば、時間、経費、労力、保管場所において大きな問題の発生が予想される。よって肺がん検診システムを構築する場合、このような画像情報の氾濫を防ぐ対策を講じなければならない。それには膨大な CT 画像情報をデジタル情報で保管し、診たい CT 画像を簡単に検索して CRT 上に表示できる画像保管、検索システムが必要で、過去画像の要求が専門医からあったら、保管場所からすみやかにとりだして専門医に提供できる大容量ファイルシステムが望まれている。又ヘリカル CT スキャナーから得られる大量の画像を導影することになり、専門医に膨大な時間と労力を強いて誤診の原因になるため、専門医は診たい全ての CT 画像を CAD システムの白黒 CRT モニターを使って簡単に検索、表示して読影することを望んでいる。これを実現するために CAD システムは、疑わしい領域を自動的に検出するとともに専門医の比較読影を支援する機能を備える必要がある。この機能は、専門医が比較読影し易いように現在および過去のスライス画像を CRT モニター上に並べて同時表示するとともに、肺がんが疑わしい領域の特徴量、サイズ、形状、濃度の変化を現在と過去の CT 画像の間で検出し易いように、CT 画像毎に求めて表示することである。

我々が提案したこれら比較読影を支援するデジタル診断環境を図 8、図 9 に示す。図 8 に示すシステム構成は、東京から肺がんをなくす会の例で、CT 装置、大容量画像保管検索システム、スライス位置合わせ機能付き CAD システムである。大容量画像保管検索システムと CAD システムとのデータの受け渡しは 4 mmDAT で行う。また図 9 は栃木県保健衛生事業団のシステム構成で、東京から肺がんをなくす会と同じシステム構成であるが大容量画像保管検索システムと CAD システムとのデータの受け渡しはオンラインになっている。

東京から肺がんをなくす会の会員は年 2 回の検査を受ける。被験者の当日検査データは X 線 CT スキャナからオートチェンジャ式 CD-R (Jukebox) の東芝製大容量画像保管検索システム TFS-3000 に保管される。TFS-3000 は 650MB の OD を 600 枚以上保管可能な容量で、10 年以上の検査データを保管できる。

国立がんセンター中央病院、国立がんセンター東病院で専門医が読影するため、TFS-3000 に保管されている比較読影に必要な過去画像の前回検査データ、前々回検査データ、初回検査データは 4 mmDAT を制御する PC サーバへ転送される。そして PC サーバは当日検査で得た CT 画像と比較読影に必要な過去画像を 4 mmDAT へ書き込む。これら 4 mmDAT は読影医のいる国立がんセンター中央病院、国立がんセンター東病院へ送られる。国立がんセンター中央病院、国立がんセンター東病院の専門医は東京から肺がんをなくす会から送られてきた 4 mmDAT の検査データをスライス位置合わせ機能付き CAD システムへ入力し、CAD の支援を受けながら読影を行う。読影結果は保存して東京から肺がんをなくす会へ返送されるとともに、CAD システムのレポート機能を使ってプリント出力される。平成 14 年度後期から本格的に稼働する予定である。

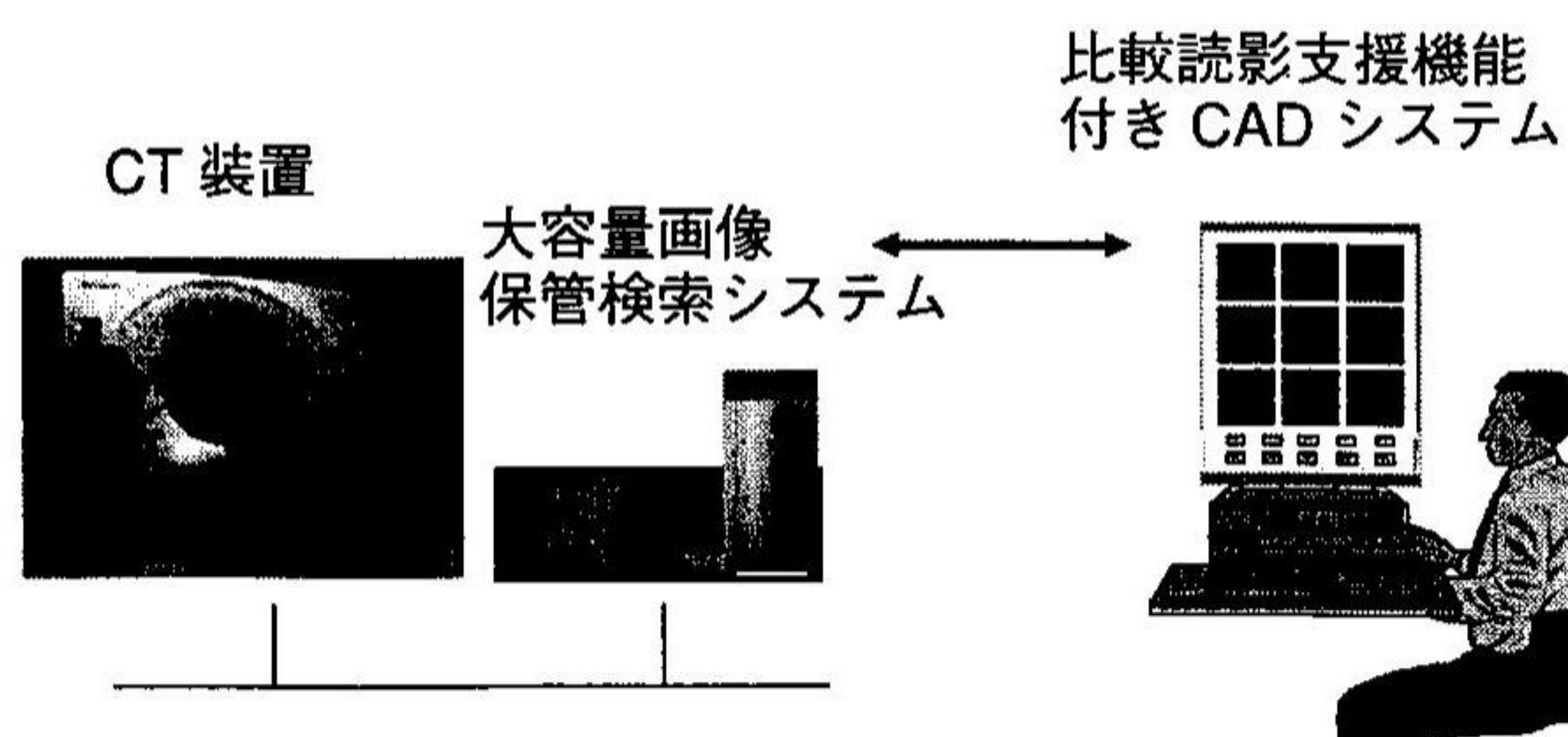


図 8 デジタル診断環境 1

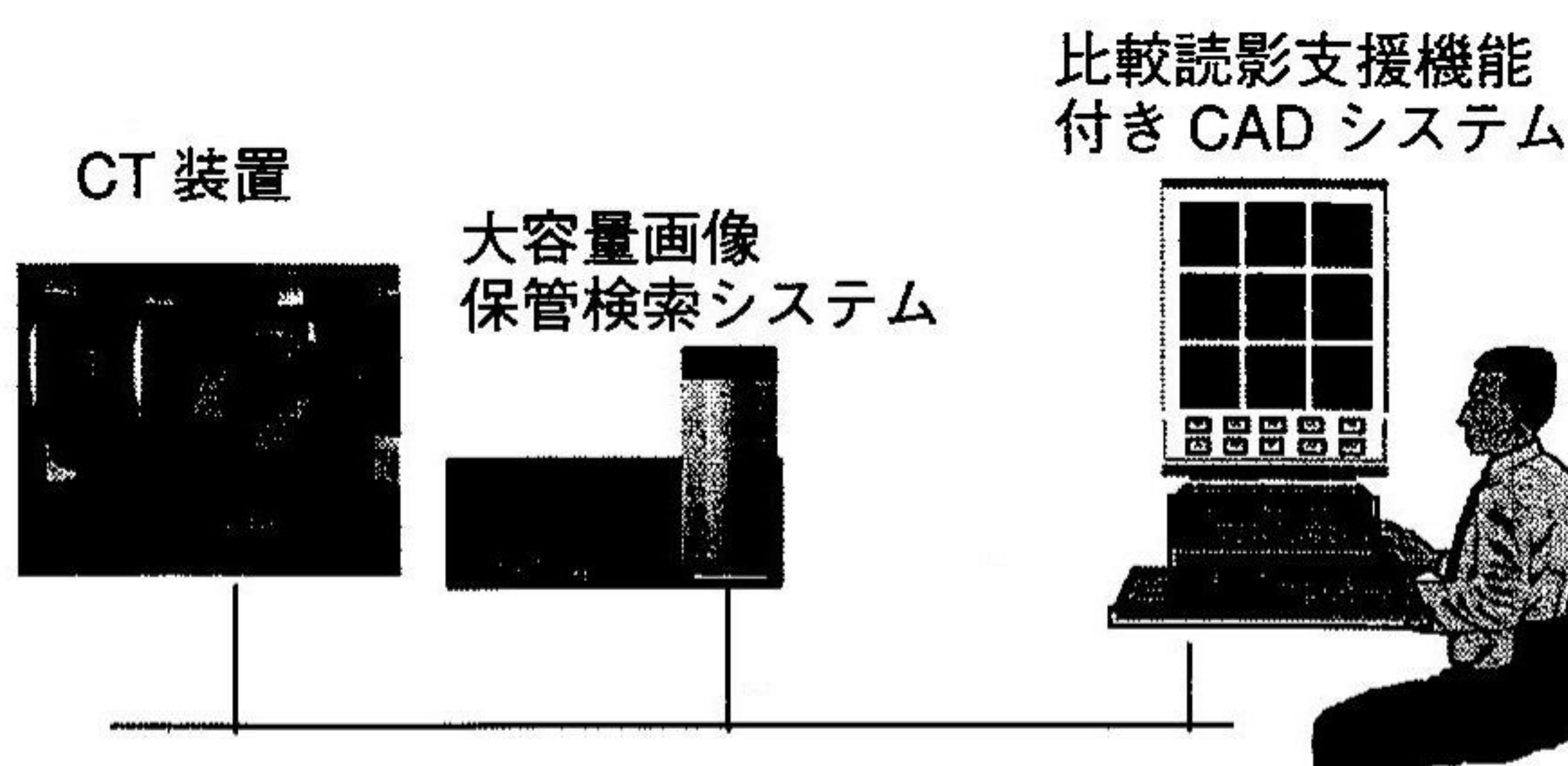


図 9 デジタル診断環境 2

また愛媛県総合保健協会は、愛媛県肺癌集団検診の臨床の場で専用車に搭載した車載 CT 装置を用いて検診を行っている。また同時に車載 CT 装置と接続した CAD システムを使い、約 500 例に対し臨床試用を行った。図 10 に CAD システム搭載 CT 検診車外観を、また図 11 に専門医の読影風景を示す。



図 10 CAD システム搭載 CT 検診車



図 11 CAD システムを用いた専門医の読影風景

6. まとめ

ヘリカル CT 画像を用いた肺がん候補陰影の自動検出アルゴリズムを開発し、450 人の被験者に対し肺がん検診アルゴリズムを適用し、非常に高い検出率を示した。また、複数回撮影された 50 被験者の検査のうちから 100 ペアの組み合わせを選んでスライスマッチングアルゴリズムを適用し、88 ペアで良好な結果を得た。これらの実験結果は、

CAD を使うことにより診断の迅速性と正確度が増すため、CAD システムが臨床の場で効果的に使用できることを示している。また、肺がん検診への応用を目指したデジタル診断環境が“東京から肺がんをなくす会”，国立がんセンター中央病院，国立がんセンター東病院，栃木県保健衛生事業団に整い、CAD の支援を受けながら CT 画像をフィルムなしで読影できる肺がん検診システムの本格的な運用が始まった。僻地医療においては愛媛県総合保健協会が専用車に搭載した車載 CT 装置を用いて検診を行い、今後の本格的な運用が期待される。将来展望として、現在行われている医師 2 人による二重読影は、1 人の医師が CAD の支援を受けながら 1 人読影で代替えして読影医師不足を補い、CT 肺がん検診の普及を促進するものと期待される。

参考文献

- [1] 舘野之男, 飯沼武, 松本徹, 山本真司, 松本満臣, “肺癌検診のための X 線 CT の開発”, 新医療, 10, PP. 28-32, 1991.
- [2] 飯沼武, 舘野之男, 松本徹, 山本真司, 松本満臣, “肺癌検診用 CT (LSCT) の基本構想とその事前評価”, 日本医放会誌, 52(2), PP. 182-190, 1992.
- [3] 金沢啓三, 佐藤均, 河田佳樹, 仁木登, 西谷弘, “コーンビーム X 線 3 次元 CT による肺癌検診システムの基礎研究”, 日本医用画像工学会 92 研究報告, PP62-65, 1993
- [4] 山本真司, 田中一平, 千田昌弘, 舘野之男, 飯沼武, 松本徹, 松本満臣, “肺癌検診用 X 線 CT (LSCT) の基本構想と診断支援用画像処理方式の検討”, 信学論 (D-II), J76-D-II, 2, PP. 250-260, 1993.
- [5] 鳥脇純一郎, 福村晃夫, 成瀬正, “濃淡画像の重みつき距離変換の基礎的性質”, 信学論 (D), J60-D, 12, P. 1101-1108, 1977.
- [6] R. C. Cannon, J. V. Dave, J. C. Bezdek, “Efficient implementation of the Fuzzy c-means clustering algorithm”, IEEE Trans. Pattern Anal. & Mach. Intell, PAMI-8, 2, PP248-255, 1986.
- [7] 佐藤 均, 仁木 登, 金子昌弘, 江口研二, 三沢 潤, 大松弘伸, 柿沼龍太郎, 森山紀之, “コンピュータ支援診断を用いた CT 肺癌検診システム”, 胸部 CT 検診 VOL. 5 NO. 2 原著論文集 1 pp. 36-39, 1998 年 5 月.
- [8] 財団法人がん研究振興財団; “がんの統計 '99 Cancer Statistics in Japan”, pp. 10~15, 1999.

〔受理年月日 2002 年 9 月 30 日〕

