

(19) 日本国特許庁(JP)

(12) 特許公報(B2)

(11) 特許番号

特許第4310099号
(P4310099)

(45) 発行日 平成21年8月5日(2009.8.5)

(24) 登録日 平成21年5月15日(2009.5.15)

(51) Int.Cl.	F I
A 6 1 B 6/03 (2006.01)	A 6 1 B 6/03 3 6 0 D
A 6 1 B 5/055 (2006.01)	A 6 1 B 6/03 3 6 0 J
A 6 1 B 8/00 (2006.01)	A 6 1 B 5/05 3 8 0
G O 1 R 33/54 (2006.01)	A 6 1 B 8/00
G O 1 T 1/161 (2006.01)	G O 1 N 24/02 5 3 0 Y
請求項の数 10 (全 18 頁) 最終頁に続く	

(21) 出願番号	特願2002-335867 (P2002-335867)	(73) 特許権者	390041542
(22) 出願日	平成14年11月20日(2002.11.20)		ゼネラル・エレクトリック・カンパニー
(65) 公開番号	特開2003-225231 (P2003-225231A)		GENERAL ELECTRIC CO
(43) 公開日	平成15年8月12日(2003.8.12)		MPANY
審査請求日	平成17年11月17日(2005.11.17)		アメリカ合衆国、ニューヨーク州、スケネ
(31) 優先権主張番号	09/683111		クタデイ、リバーロード、1番
(32) 優先日	平成13年11月20日(2001.11.20)	(74) 代理人	100137545
(33) 優先権主張国	米国 (US)		弁理士 荒川 聡志
		(74) 代理人	100105588
			弁理士 小倉 博
		(74) 代理人	100106541
			弁理士 伊藤 信和
最終頁に続く			

(54) 【発明の名称】 肺疾患検出のための方法及びシステム

(57) 【特許請求の範囲】

【請求項 1】

疾患の診断及び検出に用いられる医用画像において組織の特徴を決定する方法であって

、
解剖学的組織の特徴を決定するために複雑さの増大する情報オブジェクト階層を算出する工程(400)であって、前記オブジェクト階層は、X線密度、輝度、分解能、及びコントラストの内のいずれか1つ以上を含む画像取得装置の特性に基づいた信号モデル、及び1以上の所与の疾患の解剖学的特徴に基づいたモデルを含んでいる、算出する工程(400)と、

疾患を示す疑わしい組織を識別するために前記オブジェクト階層の各レベルでベイズ因子を用いたベイズ因子競合により情報を比較する工程(500)とを備え、

前記階層は、前記画像取得装置の前記特性を表わす信号モデルに対応する低レベルと、前記1以上の所与の疾患の専門家観測及び知識に従って導出される解剖学的モデルに対応する高レベルとを含んでおり、

前記ベイズ因子は、二つの所与のモデル $M = 1$ 及び $M = 2$ について強度データ及び形状データが与えられた場合の事後モデル確率の比であり、 $x =$ 強度データ、 $\mu_1 = M = 1$ についての幾何学的モデル、及び $\mu_2 = M = 2$ についての幾何学的モデルである場合に、

【数 1】

$$\frac{p(M = 1 | x, \theta_1, \theta_2)}{p(M = 2 | x, \theta_1, \theta_2)}$$

と表現される、方法。

【請求項 2】

前記解剖学特徴は、幾何学的形状及び強度値の 1 以上であり、前記情報の比較がニューラル・ネットワークと前記ベイズ競合と組み合わせにより行なわれる、請求項 1 に記載の方法。

10

【請求項 3】

前記オブジェクト階層はさらに、前記画像を取得するのに用いた画像取得装置の特性に基づく複数の信号モデルと、選択された関心領域及び前記 1 以上の所与の疾患の解剖学的特徴に基づく複数のモデルとを含んでいる請求項 1 に記載の方法。

【請求項 4】

前記高レベルの前記解剖学的モデルから導出される幾何学的モデル、形状モデル、及び強度モデルを定義する複数の中間レベルをさらに含んでいる請求項 1 に記載の方法。

【請求項 5】

前記高レベルの前記解剖学的モデルは、肺疾患を示す肺小結節、脈管構造、及び肺母組織に対応しており、前記複数の中間レベルは、肺小結節又は肺脈管構造に特徴的な形状モデル及び強度モデルを定義する請求項 4 に記載の方法。

20

【請求項 6】

疾患の検出及び診断に用いられる画像取得装置 (110) により取得される医用画像 (240) を処理するシステムであって、前記画像取得装置に結合されており、1 以上の所与の疾患の専門家観測及び知識に従って導出される解剖学的モデル及び X 線密度、輝度、分解能、及びコントラストの内のいずれか 1 つ以上を含む画像取得装置の特性に基づいた信号モデルを用いて情報オブジェクト階層及びベイズ因子競合枠組みに基づいて前記医用画像内の疑わしい領域を識別するように構成されているプロセッサ (120) と、該プロセッサに結合されており、前記プロセッサにより識別された前記疑わしい領域に関連する情報であって診断及び検出に用いられる情報を表示するように構成されているインタフェイス (130) とを備え、前記ベイズ因子競合は前記情報オブジェクト階層の各レベルで行われ、かつ、ベイズ因子を用いており、該ベイズ因子は、二つの所与のモデル $M = 1$ 及び $M = 2$ について強度データ及び形状データが与えられた場合の事後モデル確率の比であり、 $x =$ 強度データ、 $\theta_1 = M = 1$ についての幾何学的モデル、及び $\theta_2 = M = 2$ についての幾何学的モデルである場合に、

30

【数 2】

$$\frac{p(M = 1 | x, \theta_1, \theta_2)}{p(M = 2 | x, \theta_1, \theta_2)}$$

と表現される、システム。

【請求項 7】

前記インタフェイス (130) は、前記疑わしい領域の解剖学的コンテキスト、及び前記疑わしい領域の各々を識別する判定過程に関する利用者問い合わせを受け付けるようにさらに構成されている請求項 5 に記載のシステム。

50

【請求項 8】

前記信号モデルは、前記画像取得装置のスキャナ点拡がり関数、インパルス応答、並びに解剖学的構造の X 線密度、輝度、分解能、及びコントラストの 1 以上を含んでいる請求項 5 に記載のシステム。

【請求項 9】

前記画像取得装置は、計算機式断層写真法 (CT) スキャナ、磁気共鳴撮像 (MRI) スキャナ、超音波スキャナ、陽電子放出断層写真法スキャナ、及び X 線装置の 1 以上から選択される請求項 5 に記載のシステム。

【請求項 10】

前記プロセッサは、胸膜空間を自動的にセグメント分割するようにさらに構成されている請求項 5 に記載のシステム。

【発明の詳細な説明】**【0001】****【発明の背景】**

本発明は、疾患の検出及び診断を支援するために医用画像データを処理する方法及びシステムに関し、さらに具体的には、X 線計算機式断層写真法 (CT) システムから得られる医用画像において肺疾患を検出する方法及びシステムに関する。

【0002】

X 線胸部放射線撮影システムは、人体の肺疾患を検出する目的に有用であり、より広く用いられている診断ツールである。胸部放射線撮影及び CT では、気管支炎、肺気腫及び肺がんのような肺疾患も検出可能である。しかしながら、CT システムは一般的には、単一回の CT 走査で 80 を超える別個の画像を形成し、これにより、放射線科医師に対し、画像の解釈、及び疾患を示している可能性のある疑わしい領域の検出に用いられる相当量の情報を与える。

【0003】

疑わしい領域とは、熟練した放射線科医師が、引き続き診断撮像、生検、肺機能試験又は他の方法を行なうよう勧告する領域として定義される。単一回の CT 走査によって与えられるかなりの量のデータは、放射線科医師に長時間を要する過程を課す。従来肺がんスクリーニングは一般的には、放射線科医師による 80 以上の画像の手動解釈を必要とする。従って、疲労は人間による読影の感度及び特異性に影響を与える重要な因子となる。また、肺気腫のような他の疾患では、放射線科医師が CT 画像を単に観察するだけでは疾患の進行程度を分類することは難しい。解剖学的構造の定量的解析が必要とされる。

【0004】

CT 走査において肺がん及び肺気腫の検出を自動化する試みは、様々な小結節 (nodule) 検出及び分類手法、並びに肺実質計量を基礎としている。新たな分野として、計算機支援診断又は代替的には計算機支援検出 (CAD) と呼ばれるものがある。CT 走査において肺がん検出を自動化する方法については多くの文献が提出されている。一般的には、小結節検出は、肺セグメント分割、血管抽出、並びに最終的な小結節候補の検出及び分類の三つの工程で行なわれている。

【0005】

血管抽出は、グレイ・レベル閾値処理、ファジー・クラスタ分割、及び三次元シード式領域成長を用いて試みられている。小結節検出は、テンプレート一致、遺伝的アルゴリズム、グレイ・レベル閾値処理、N-Quoit フィルタ、領域成長、及びエッジ勾配の各手法を用いて行なわれている。

【0006】

一旦、以上の方法のいずれかで小結節候補が生成されたら、ルール・ベース型方法、ニューラル・ネットワーク分類、ファジー論理、並びに要素解析及び線形識別解析を含む統計的手法によって分類を具現化する。

【0007】

【発明が解決しようとする課題】

10

20

30

40

50

しかしながら、現在までに提出されている上述の方法は、CT走査で疑わしい病変を識別することに焦点を当てている場合が多く、肺の構造の正確な差別化及びこれらの構造の寸法の正確な測定値を得ることには直接的には対処していない。加えて、上述の手法は一般的には、結果の解釈上の性質に関して制限されている。典型的には、上述の手法を用いた病変の識別及び分類は、小結節の陽性確定を行なうことはできるが、放射線科医師が結果をさらに定性的に検討して解釈することが一般的に必要とされる。例えば、放射線科医師は、医用画像を解釈するときに様々な異常構造及び正常構造の病理学的特徴及び解剖学的特徴に対する豊富な経験又は専門的知識に大きく頼っている。さらに、形式、ピクセル強度及び信号インパルス応答のような走査装置の特性も画像データの表示に影響を及ぼす。また、放射線科医師による医用画像の解釈は一般的には、所与のスキャナに対する医師の豊富な経験にも頼っている。前述の手法では、形成された画像の解析時に走査装置の形式又は特性に対処する明確な評価が存在していない。

10

【0008】

従って、疾患を検出するのに用いられる定量的データを生成するために画像データを処理するロバストな方法及びシステムが必要とされている。さらに、疾患についての専門的知識、並びにスキャナの性能及び特性に基づいて解釈結果を与える方法及びシステムが必要とされている。加えて、薬物療法による疾患の進行/後退を追跡する能力に対する要求も存在している。

【0009】

【課題を解決するための手段】

第一の観点では、疾患の検出及び診断に用いられる医用画像を処理する方法を提供する。この方法は、解剖学的モデル、及び医用画像を取得するのに用いた画像取得装置の信号情報の信号モデルから成る階層に基づいて医用画像内の関心領域を分類する工程を含んでいる。解剖学的モデルは、所与の疾患を示す解剖学的情報を表わすように導出される。

20

【0010】

第二の観点では、疾患の診断及び検出に用いられる計算機支援システムを提供する。このシステムは、複数の画像データ集合を取得する画像取得装置と、画像データ集合を処理するように構成されているプロセッサとを含んでいる。プロセッサは、信号モデル及び解剖学的モデルから成る階層に基づいて画像データ集合内の選択された組織種別を分類するように構成されており、プロセッサはさらに、疾患の診断及び検出に用いるために分類された組織種別の解剖学的コンテキスト(周囲状況)を差別化するように構成されている。

30

【0011】

本発明の諸特徴及び利点は、添付図面と共に以下の本発明の詳細な説明を参照することにより明らかとなる。

【0012】

【発明の実施の形態】

図1には、疾患検出のためのシステム100の全体的なブロック図が示されている。システム100は撮像装置110を含んでおり、撮像装置110は、複数の画像を形成する当技術分野で公知の多くの医用撮像装置から選択することができる。最も一般的には、計算機式断層写真法(CT)システム及び磁気共鳴イメージング(MRI)システムを用いて複数の医用画像を形成する。

40

【0013】

CT撮像セッション時には、患者が水平に横臥して複数のX線の照射を受け、一連のX線検出器によってX線を測定する。X線のビームは患者の特定の薄い断面又は「スライス」を透過する。検出器は放射線透過量を測定する。この情報を用いて、体内の標本点についてのX線減弱係数を算出する。次いで、算出したX線減弱係数に基づいてグレイ・スケール画像を構成する。画像のグレイの陰影は、スライス内の各点のX線吸収量を対比的に示している。CTセッション時に得られるスライスを再構成すると、X線に照射された体内の関心区域について解剖学的に正確な表現を形成することができる。

【0014】

50

MR撮像セッション時には、大型の磁石によって形成される強磁場内に患者を載置する。患者の体内で磁化した水素原子等のプロトンが、磁石によって形成された磁場に整列する。患者の特定のスライスを、主磁場に垂直な振動磁場を形成する無線波で照射する。撮像セッションを実行している医師又は技師（以下「操作者」と呼ぶ）が選択した任意の平面でのスライスを採取することができる。患者の体内のプロトンは、無線波を先ず吸収した後、磁場に対する整列から外れることにより無線波を放出する。プロトンがその本来の状態（励起前の）に戻ると同時に、患者の身体によって放出される無線波に基づく診断画像が形成される。CT画像スライスと同様に、MR画像スライスを再構成して身体に関心区域の全体的な画像を形成することができる。強い信号を発生する身体部分はMR画像では白く表示され、最も弱い信号の部分は黒く表示される。強弱の間で変動する信号強度を有する他の身体部分は幾分かのグレイの陰影として表示される。

10

【0015】

一旦、MR又はCTの初期画像が得られたら、画像は全体的にセグメント分割される。セグメント分割過程では、画像のピクセル又はボクセルを、何らかの特性（すなわち強度及びテクスチャ（地組織）等）に関して均一である一定数のクラスに分類する。例えば、脳のセグメント分割後の画像では、脳の物質を灰白質、白質及び脳脊髄液の三つのクラスに範疇分類することができる。セグメント分割が完了した後に、各々のクラスに属する領域を個々の色を用いて標識することができる。一旦、セグメント分割した画像が展開されたら、外科医師がセグメント分割後の画像を用いて外科手法を立案することができる。

【0016】

20

一般的には、セグメント分割したCT画像又はMR画像を作成するためには幾つかの工程が必要である。CT又はMRのデータのスライスを取得することによりデータ集合が生成される。次いで、セグメント分割過程によって、データ集合の各々の点にグレイ・スケール値を割り当てると、異なる種別の組織が異なるグレイ・スケール値を有するようになる。データにおいては物質の各々の種別に特定の値が割り当てられているので、所定の物質の各々の発生箇所が同じグレイ・スケール値を有する。例えば、特定の画像における骨の発生箇所はすべて、明るい灰色の特定の陰影として現われ得る。この配色標準によって、画像を個々に観察することにより画像に表現されている物体を容易に理解することが可能になる。

【0017】

30

図1は、本発明の実施形態を適用することのできる医用イメージング・システム100を示している。このシステムは、撮像装置110と、プロセッサ120と、インタフェイス・ユニット130とを含んでいる。撮像装置110は、複数の画像データ集合240を生成するように構成されており、例えば計算機式断層写真法（CT）スキャナ又は磁気共鳴（MR）スキャナである。CT又はMRの場合には、画像データの取得を一般に「走査」と呼ぶ。プロセッサ120は、図2～図4を参照して後に詳述する本発明の実施形態に従って計算を行なうように構成されている。プロセッサ120はまた、再構成、画像データ・メモリ記憶、及びセグメント分割等の周知の画像処理手法のための計算機能及び制御機能を実行するように構成されている。プロセッサ120は、マイクロプロセッサのような単一の集積回路等の中央処理ユニット（CPU）を含んでいてもよいし、或いは中央処理ユニットの諸機能を実現するように協働する任意の適当な数の集積回路素子及び/又は回路基板を含んでいてもよい。プロセッサ120はメモリを含んでいると望ましい。プロセッサ120内のメモリは、当業者に公知の任意の形式のメモリを含んでいてよい。かかるメモリとしては、ダイナミック・ランダム・アクセス・メモリ（DRAM）、スタティックRAM（SRAM）、フラッシュ・メモリ、キャッシュ・メモリ等がある。図1には明示的に示していないが、メモリは単一の形式のメモリ要素であってもよいし、或いは多くの異なる形式のメモリ要素で構成されていてもよい。プロセッサ120はまた、メモリに格納されているプログラムを実行する能力、並びにこれらのプログラム、又は画像取得及び画像観察の過程で生じ得る他の動作に応じて動作する能力を有する。本書で用いられる「構成されている」等の用語は、各要素が所載の効果を奏すべく協働し得るようにする諸

40

50

要素間の機械的接続又は構造的接続を指すものとする。これらの用語はまた、アナログ若しくはデジタル計算機、又は特定応用向け素子（例えば特定応用向け集積回路（ASIC）等）のように、所与の入力信号に応じた出力を供給するという帰結を実現するようにプログラムされている電氣的素子の動作能力も指すものとする。

【0018】

インタフェイス・ユニット130はプロセッサ120に結合されており、利用者がシステム100と通信することを可能にするように構成されている。プロセッサ120はさらに、送信される情報を利用者が解釈できるような整合の取れた態様で、インタフェイス・ユニット130に送信された計算を実行するように構成されている。送信される情報は2D又は3Dの画像、カラー及びグレイ・スケール画像、並びに診断情報及び検出情報に関するテキスト・メッセージを含んでいてよい。インタフェイス・ユニット130は、パーソナル・コンピュータ、画像ワークステーション、携帯型画像表示ユニット、又はCTシステム若しくはMRIシステムの一部として一般に分類される従来の任意の画像表示プラットフォームであってよい。

10

【0019】

患者の多数回の走査で収集された全データを一つのデータ集合と考えるものとする。各々のデータ集合は、ピクセル又はボクセルのいずれかのより小さい単位に分解することができる。データ集合が二次元である場合には、画像はピクセルと呼ばれる単位で構成される。ピクセルは、通例ではx及びyの二次元座標を用いて参照することのできる二次元空間内の点である。画像内の各々のピクセルは他の8個のピクセルによって包囲されており、9個のピクセルが3×3の正方形を形成する。中央ピクセルを包囲するこれら他の8個のピクセルを中央ピクセルの八連結隣接点と考える。データ集合が三次元である場合には、画像はボクセルと呼ばれる単位で表示される。ボクセルは、通例ではx、y及びzの三次元座標を用いて参照することのできる三次元空間内の点である。各々のボクセルは他の26個のボクセルによって包囲されている。これら26個のボクセルを元のボクセルの26連結隣接点と考えることができる。

20

【0020】

本発明の一実施形態では、疾患の診断及び検出に用いられる計算機支援システムが、複数の画像データ集合を取得する画像取得装置と、信号モデル及び解剖学的モデルから成る階層に基づいて画像データ集合内の選択された組織種別を分類するように構成されているプロセッサとを含んでいる。プロセッサはさらに、選択された疾患の診断及び検出に用いるために分類された組織種別の解剖学的コンテキストを差別化するように構成されている。システムはさらに、画像データ集合内の分類された組織種別、及び分類された組織種別の解剖学的コンテキストを、処理済の画像データ集合の解釈を支援すべく表示するインタフェイス・ユニットを含んでいる。解剖学的モデルは、解剖学的組織のパラメータによる数学的表現である。解剖学的コンテキストは、肺ガンを示す肺小結節、健全肺組織、慢性閉塞性肺疾患（COPD）を示す疾患肺組織、及び放射線科医師によって特徴付けされてさらに数学的にモデル化することのできる組織のその他の病理学的記述の1以上を含んでいる。解剖学的コンテキスト又は数学的モデリングについては図4を参照して後に詳述する。

30

40

【0021】

実施形態の一例では、撮像装置はX線CTスキャナである。CTシステムは、関心領域の複数の画像又は代替的にはスライスを取得するのに特に適したように構成されている。また、本実施形態例では、被撮像物体は肺である。但し、磁気共鳴（MR）のような複数の画像を形成する他の撮像装置も本発明の実施形態の成果を享受することを理解されたい。また、例えば心臓、腸、四肢、乳房又は脳のように肺以外の関心領域を被撮像物体としてよいことを理解されたい。プロセッサ120によって実行される処理機能は、これら他の被撮像物体の関心のある組織種別を分類するように構成されることになる。

【0022】

複数の医用画像から疾患を検出する方法の一実施形態は、画像データを取得する工程と、

50

取得された画像データを処理して肺領域を画定する工程と、撮像装置及び撮像方法の既知の特性を用いて画像の低レベルの特徴を算出する工程と、画像の特徴、及び画像の特徴を記述する情報オブジェクト階層に基づいて画像の各領域を解剖学的構造にグループ分けする工程と、グループ分けした領域のいずれかが、肺疾患が疑われる区域を表わしているか否かを判定する工程とを含んでいる。この方法はさらに、肺疾患が疑われると識別された区域を表示する工程を含んでいる。表示する工程は、解剖学的コンテキスト（例えば肺小結節、疾患組織、健全組織）と、疑わしい区域を識別した判定過程とを表示する工程を含んでいる。領域のグループ分けは、ベイズ（Bayes）因子を用いた信号モデル及び解剖学的モデルの比較を用いて行なわれる。さらにもう一つの実施形態では、疾患の診断及び検出に用いられる医用画像において組織の特徴を決定する方法が、解剖学的組織の特徴を決定するために複雑さの増す情報オブジェクト階層を算出する工程を含んでいる。オブジェクト階層は、画像を取得するのに用いる画像取得装置の特性、並びに選択された関心領域及び所定の疾患の解剖学的特徴に基づくモデル又は代替的には数学的表現を含んでいる。グループ分け、オブジェクト階層及びベイズ因子比較については、図4を参照して後に詳述する。

10

【0023】

図2には、疾患を検出するのに用いられる画像データを処理する方法の実施形態のさらに詳細な流れ図が示されている。ステップ210で画像データを取得する。これらの画像はプロセッサ120（図1）へ渡されて、図2のステップ220～280での処理を行なう。ステップ220では、肺を表わす画像の区域を、様々な公知のセグメント分割手法の選択によって決定するか、又は代替的には、図3を参照して後に詳述する胸膜空間セグメント分割の実施形態の一例によって決定する。ステップ220からの結果として、CT走査による入力ピクセルが先ず、肺腔に属するか、又は肺の外部に位置するかのいずれかに分類される。入力ピクセルは二次元CT走査データ集合か、又は代替的には三次元CT走査データ集合から取得される。次いで、ステップ230では、プロセッサ120は、画像の肺領域内部のグレイ・スケール値から低レベル信号モデルを算出する。これらのモデルは例えば、稠密な明るい物体、稠密な暗い物体、及び長く明るい物体を包含し得る（但しこれらに限定されない）。低レベル信号モデルは、スキャナの測定過程によって修正された後の撮像された構造の数学的記述である。ステップ250では信号モデル処理が続行して、画像のピクセル領域に関するさらに多くの情報を得る。ステップ250の信号モデル処理の一実施形態では、画像のピクセルの領域を最良に説明するために、異なる信号モデルを互いに競合させる。競合は、公知のベイズ因子の統計式過程を用いて信号モデルの間での比較を実行することにより行なわれると望ましい。他の判定方法又は統計式方法を用いてもよいことを理解されたい。ベイズ因子を用いた実施形態の一例は図4を参照して後に詳述する。

20

30

【0024】

最良の低レベル信号モデルについての判定を行なった後に、ステップ260及びステップ270でさらなるグループ分け過程が行なわれる。この過程は、低レベル・モデルを肺の特定の区域のような解剖学的構造にグループ分けすることを含んでいる。ここでも、判定過程は、モデルの適合性について最適な判定を行なうために、望ましくはベイズ因子を用いて解剖学的モデルを競合させることを含んでいる。

40

【0025】

最後に、ステップ280で結果を表示する。結果は、肺疾患の疑わしさに関する定性的情報及び定量的情報を与えるために、低レベル信号モデルと解剖学的モデルとによって与えられる情報に基づくものとなっている。システムは低レベル信号の知識及び解剖学的コンテキストの両方を有しているため、このレベルでの判定は、放射線科医師が肺小結節に関して判定を行なう場合と同じものとなる。

【0026】

図3には、ステップ220での肺領域を識別する一実施形態が示されている。本実施形態では、計算機式断層写真法（CT）データ集合における胸膜空間の境界を自動的に識別す

50

る肺セグメント分割過程を行なう。境界は、スライス平面の二次元（2D）輪郭線集合か、胸膜空間の全空間を網羅する三次元（3D）三角面のいずれかである。抽出された境界を引き続き用いて、計算機支援検出（CAD）法を胸膜空間に限定することができる。これにより、肺小結節検出手法を胸膜空間の外部で用いる場合に生ずる偽陽性の数を減少させる。

【0027】

さらに図3を参照すると、3D表面識別は下記のようにして進む。

【0028】

310 肺を網羅するCTデータ集合を取得する。CT検査の範囲は、胸膜空間の領域全体を網羅していなければならない。検査の中心線標認点は近似的に胸郭の中心を下降していなければならない。

10

【0029】

311 CTデータ集合をメモリに読み込む。効率化のためにはデータ集合は連続的なメモリに存在すべきであるが、他のメモリ構成手段も可能である。

【0030】

312 閾値を選択する。CT調査対象（CT study）において近似的に空気に対応する強度値を選択する。この強度を閾値と呼ぶ。閾値は様々な手段を用いて選択することができるが、CT肺プロトコル毎に一回だけ選択すればよい。同じプロトコル（例えば走査手順）を用いるすべての検査に同じ閾値を用いることができる。

【0031】

20

313 調査対象を前景領域と背景領域とにセグメント分割する。閾値を下回る値を有するすべての標本は正の定数前景値で置き換える。他のすべての標本は背景値である0で置き換える。実際の前景値は任意である。前景値で標識された標本は空気に対応し、背景値で標識された標本は他の組織に対応する。

【0032】

314 x y 平面、x z 平面及び y z 平面において島を除去する。島は、ゼロを含んでいるが非ゼロの標本で包囲されている標本群である。島の値を前景値に設定することにより島を除去する。所定の島寸法を下回る島のみが除去される。島寸法は、血管又は気管支通路の断面積よりも大きく、且つCT再構成円の外部の背景面積よりも小さくなるように選択する。

30

【0033】

315 胸膜空間内でシードを選択する。シードは、中間スライスに位置しており、画像の左からの距離の四分の一と画像の下部からの距離の二分の一に位置するようにする。

【0034】

316 3D連結領域を抽出する。開始点としてシードを用いて、シードに連結しておりシードと同じ値を有しているすべての値を標識する。選択されるその他の連結アルゴリズムも適当である。手法の一例が米国特許第4,751,643号“METHOD AND APPARATUS FOR DETERMINING CONNECTED SUBSTRUCTURES WITHIN A BODY”に開示されている。

【0035】

317 表面を抽出する。等値面抽出手法を用いて三角形で構成されている表面を抽出する。等値面は、前景値と背景値との中間の値に対応する。任意の等値面抽出手法を用いることができる。等値面抽出手法の一例は、米国特許第4,710,876号“SYSTEM AND METHOD FOR THE DISPLAY OF SURFACE STRUCTURES CONTAINED WITHIN THE INTERIOR REGION OF A SOLID BODY”に記載されているような周知のMarching Cubesアルゴリズムである。

40

【0036】

2D輪郭線識別は下記のようにして進む。ステップ310～316は3D表面のステップ310～316に対応する。

【0037】

310 肺を網羅するCTデータ集合を取得する。

50

【 0 0 3 8 】

3 1 1 C T データ集合をメモリに読み込む。

【 0 0 3 9 】

3 1 2 閾値を選択する。

【 0 0 4 0 】

3 1 3 調査対象を前景領域と背景領域とにセグメント分割する。

【 0 0 4 1 】

3 1 4 $x y$ 平面、 $x z$ 平面及び $y z$ 平面の島を除去する。

【 0 0 4 2 】

3 1 5 胸膜空間についてシードを選択する。

10

【 0 0 4 3 】

3 1 6 3 D 連結領域を抽出する。

【 0 0 4 4 】

3 1 7 右胸膜空間に対応する立体データ集合の切り取り部分を抽出する。切り取り領域は、固定した百分率だけデータの中心線を超えて延在していなければならない。これは、中心線に交差している可能性のある胸膜腔を収容するためである。肺検査については 2 0 % の重なりが適当と考えられる。

【 0 0 4 5 】

3 1 8 左胸膜空間の輪郭線を識別する。輪郭線抽出手法を用いて線分で構成されている輪郭線を抽出する。任意の輪郭線抽出手法を用いることができる。実施形態の一例は、米 20
国特許第 4 , 7 1 0 , 8 7 6 号 “ SYSTEM AND METHOD FOR THE DISPLAY OF SURFACE STRUC
TURES ” に記載されている Marching Cubes の特殊化形態である Marching Squares アルゴリ
ズムである。

【 0 0 4 6 】

3 1 9 線分数によって輪郭線を並べ換えして、最大数の線分を有する輪郭線を保存する。この輪郭線が右胸膜空間に対応する。

【 0 0 4 7 】

3 2 0 左胸膜空間に対応する立体データ集合の切り取り部分を抽出する。この工程は、切り取り領域が画像の右側から指定されている点を除きステップ 3 1 8 と同じである。

【 0 0 4 8 】

3 2 1 左胸膜空間の輪郭線を識別する。この工程は、ステップ 3 2 0 での領域に適用されるステップ 3 1 8 と同じ工程である。この輪郭線が左胸膜空間に対応する。

30

【 0 0 4 9 】

セグメント分割過程について以上に述べた実施形態を用いると、肺の特定の解剖学的構造及び C T 検査プロトコルに基づいてすべてのアルゴリズム・パラメータを自動的に選択することが可能になる。さらに、島除去は、各々異なる平面について三回続けて第二の工程を通過させることで実行される。先ず肺領域を識別することにより、後続の測定での計算時間及び複雑さを減少させ得ることが理解されよう。

【 0 0 5 0 】

図 4 には、図 2 の方法で用いられるモデルの階層の実施形態、及び階層内での処理の方法 40
が示されている。モデルの階層は、信号モデル・データ、幾何学的モデル・データ、及び解剖学的モデル・データを含む様々なレベルのモデルを含んでいる。ステップ 2 2 0 (図 1) で肺領域内に位置するものと分類されたピクセルは、以下で階層と呼ぶモデル化構造の様々なレベルでモデル化される。本書で用いられるモデルという用語は一般的には、数学的表現を指しており、又は代替的には、数学的変換を指している。

【 0 0 5 1 】

第一レベル又は低レベルでは、撮像装置の特性を数学的表現へ変換する。関心のある撮像装置の特性は、画像の表示及び分解能に一般に影響を及ぼす特性、又は他の場合では放射線科医師による画像の領域の解釈に影響を及ぼす特性である。例えば、スキャナの点拡がり関数は画像形成過程の測定可能な指標であり、数学的にモデル化することができる。画 50

像形成過程の他の指標としては、X線密度、輝度、分解能、及びコントラストがある。

【0052】

第二のレベル又は中間的レベルでは、適合形状モデルを導出して様々な組織の幾何学的特徴及び強度表面を説明する。形状及び幾何学的特徴モデル情報は、解剖学的情報、及び放射線科医師の専門家観測から導出され、これらについては図4を参照して後に詳述する。

【0053】

階層を一回通過すると、低レベル・ピクセル情報(X線密度)が解剖学的情報へ変換される。この解剖学的情報は、全ピクセルの例えば血管、肺母組織、及び肺ガン小結節等の肺組織種別への分類である。中間レベルについてのモデルは一般的には、専門家情報、例えば幾つかの種別の肺疾患の特徴を繰り返し観測したことのある放射線科医師から得られる関心領域(例えば肺)及び特定の疾患(例えば肺ガン又はCOPD)についての病理学的情報から導出される。専門家情報は望ましくは、関心領域及び特定の疾患の検出に経験のある放射線科医師又は複数の放射線科医師から取得する。

【0054】

上述のモデルは、放射線医学的重要性が増す情報オブジェクトであって明示的にモデル化される情報オブジェクトから成る階層を形成する。例えば、図4に示すように、肺小結節及び脈管構造は肺ガンのような肺疾患の指標となる。加えて、肺実質計量も肺疾患の指標となる。放射線科医師の観測又は代替的には他の疾患の専門家観測に基づいて、一組の幾何学的特徴及び形状特徴が得られる。例えば、肺ガン小結節は一般的には、稠密で明るい球状性質を有する。さらに、ガン化し易い肺ガン小結節は尖鋭化する傾向がある(網目状血管構造)。本発明の実施形態では、肺ガン小結節のような疾患の特徴決定が、図4に示すような小結節モデル470及び血管モデル480として数学的に表現される。さらに関心を持たれることとしては、血管及び小結節に対して背景と考えられ得る肺母組織であり、本発明の実施形態では、これらの肺母組織も肺母組織モデル490の数学的表現としてモデル化されている。

【0055】

さらに図4を参照して述べると、小結節モデル470、血管モデル480、及び肺母組織モデル490は、様々な肺組織を識別するのに用いられる階層の高レベルでの説明に相当している。これら高レベル・モデルの各々は、低レベル及び中間レベルでさらに定義される。例えば、小結節は一般的には、球状で明るい(ハンスフィールド単位で測定可能)。従って、強度領域形成440に相当する形状モデル、及びステップ・エッジ検出410についての信号モデルを数学的に導出して潜在的な小結節の識別を可能にする。他の実例としては、尖鋭化した小結節は、1以上の血管が流入する稠密な核構造を有する傾向があり、また網目状構造又は尖鋭化構造を有する。強度リボン形成450に相当する形状モデル、及び重畳(fold)エッジ検出420に相当する信号モデルが同様に、潜在的な尖鋭化小結節の識別を可能にする。背景肺組織も同様に、地組織(テクスチャ)領域形成モデル460、及び準分解能(subresolution)地組織検出モデル430という低レベル及び中間レベルによって定義される。

【0056】

階層の各々のレベルにおいて、モデル・パラメータの推定によって、各々の情報オブジェクトの特性についての判定すなわち画像のピクセルの次第にレベルの高くなる各々の説明についての判定を行なう。階層の各々のレベルでのモデル化工程は次の通りである。

【0057】

- (1) 画像形成過程の出力としてのピクセル情報、及び
- (2) 適合形状モデルを導出して、様々な組織の幾何学的特徴及び強度表面を説明する。

【0058】

第一のモデル化工程(ステップ・エッジ検出410)では、画像形成過程(図1及び図2の240)の出力でのピクセル情報を解析する。畳み込み演算子を用いて組織境界を識別する。小結節候補は、撮像装置の信号インパルス応答によって定義される差分カーネルで

10

20

30

40

50

画像を畳み込みすることにより局所化される。一実施形態では、GE LightSpeed Scannerで取得された画像を用いると共に、平滑化パラメータを1.1ピクセルとしてCannyエッジ検出器を用いた。Cannyエッジ検出アルゴリズムの一実施形態はCanny86の記載にある。

【0059】

脈管構造は、重畳エッジ検出420を用いて、撮像装置の信号インパルス応答によって定義される差分カーネルで画像を畳み込みすることにより局所化される。GE LightSpeed Scannerから取得された画像を用いた本実施形態では、平滑化パラメータを1.5ピクセルとして重畳エッジ検出器を用いた。

【0060】

背景組織は、準分解能地組織検出430によって準分解能地組織として表現される。背景組織は、低強度の領域を識別することにより局所化される。撮像装置の信号インパルス応答によって定義される畳み込みカーネルを用いて潜在的な背景領域を識別する。GE LightSpeed Scannerから取得された画像を用いた本実施形態では、平滑化パラメータを1.1ピクセルとしてCannyエッジ検出器を用いている。この処理段階では、背景領域のリストを平均強度520で閾値処理してトリミングする。代替的な局所化手順は、ランダムな配向を有する一般化した強度円筒として背景組織をモデル化することから成っている。この具現化形態では、局所化は、一般化した円筒モデルの出力を画像強度と比較することにより行なわれる。

【0061】

第二のモデル化工程では、適合形状モデルを用いて、様々な組織の幾何学的特徴及び強度表面を説明する。推定による小結節候補が、強度領域形成ステップ440において信号モデル段階の出力を複数の領域にグループ分けすることにより形成される。領域のグループ分けは、エッジ勾配に垂直なエッジ切片を補外することにより行なわれる。他のエッジに関連する頂点に近いエッジ終端を連結して領域を形成する。この具現化形態では、エッジ切片を連結する距離閾値は4ピクセルとする。

【0062】

脈管構造は、強度リボン形成ステップ450で重畳エッジ検出420の出力を共に結合することにより得られる。鎖の各々の点で、鎖の幅は、鎖方向に垂直な方向の各々の側に位置する最近接ステップ・エッジを局所化することにより画定される。この掃引操作によって、一組の強度リボンが画定される。これらのリボンは、全長に沿って、重畳エッジの中心線及び重畳の幅によって暗黙裡に画定される。これらのリボンは「血管候補」と考えられ、すなわち階層の次のレベルで血管として定義される可能性のある物体と考えられる。

【0063】

ステップ460（地組織領域形成）では、背景肺組織及び背景母組織をモデル化する。背景肺組織は、信号演算器によって出力された領域を共にグループ化することにより得られる。エッジ勾配に垂直なエッジ切片を補外することにより領域を形成する。他のエッジに関連する頂点に近いエッジ終端を連結して領域を形成する。この具現化形態では、エッジ切片を連結する距離閾値は4ピクセルとする。

【0064】

ここで、モデル化工程2において見出された小結節候補のうちのいずれが真の肺ガン小結節であるかを判定する判定過程に移る。この時点で、CT画像には本質的に二つの競合するセグメント分割が存在している。すなわち領域セグメント分割及びリボン・セグメント分割である。各々の領域が小結節候補であるので、この領域が、ピクセル強度及び領域形状に関する適当なモデルについて、任意の可能な血管説明又は背景説明よりも領域内ピクセルのよりよい説明となっているか否かを判定しなければならない。これを行なうために、ベイズ因子を用いてステップ500で二つのモデルを比較する。競合枠組みは、モデル化された情報の対（ペア）単位比較であり、すなわち小結節対血管、及び小結節対背景の比較である。小結節が各々の競合に「勝利」したら、この小結節は疑わしい領域であると考えられて、そのように報告される。

【0065】

10

20

30

40

50

本書で用いられる「ベイズ因子」は、入力パラメータが与えられたときに最適な判定を行なうことを保証する公知の判定機構を指す。本発明の実施形態にベイズ因子を適用することにより、放射線科医師の専門家観測によって提供される形状及び信号の統計的モデルが与えられたときに最適な判定を下すことが可能になる。この最適性は、各々の解剖学的種別の統計的モデルが、熟練した放射線科医師に具現化されているすべての関連知識を表わしており、放射線科医師は、ベイズ因子機構によって定義されるような合理的な態様で挙動すると想定している。従って、情報の階層によって、領域又は小結節に関して放射線科医師が下すものと同じ判定を処理が下すことが可能になる。また、本書で用いられるベイズ因子は、本書では「ベイズ・モデル競合」という用語と可換で用いられている。

【0066】

競合を始めるために、各々の小結節候補について、候補の周りのピクセルの小領域（パッチ）を考察する。小結節対血管の競合では、この小領域は、小結節候補と各々の競合相手のリボンとの連合として順に画定される。小結節対背景の競合では、小領域は、小結節候補と連合させて、小結節候補の幾何中心の所定半径の範囲内で所定の強度閾値を下回る全ピクセルとして画定される。半径は望ましくは10ピクセルに設定され、強度閾値は望ましくは520CT単位に設定される。一旦、競合小領域が画定されたら、二つの競合の各々が同じ態様で進行する。下記の表は、処理時に利用可能なすべての情報を掲げている。

【0067】

【表1】

表 記	説 明
x	強度データ
θ_1	「モデル1」についての幾何学的測定値、例えば「小結節一つ、他の位置に背景」
θ_2	モデル2についての幾何学的測定値、例えば「リボン一つ、他の位置に背景」
$p(x M=1, \beta_1, \theta_1)$	モデル1が正しい場合の強度モデル（ β は局外パラメータである）
$p(x M=2, \beta_2, \theta_2)$	モデル2が正しい場合の強度モデル
$p(\beta_1 M=1)$	モデル1が正しい場合の強度モデル局外パラメータの事前分布
$p(\beta_2 M=2)$	モデル2が正しい場合の強度モデル局外パラメータの事前分布
$p(\theta_1 M=1)$	モデル1における幾何学的パラメータの事前分布
$p(\theta_2 M=2)$	モデル2における幾何学的パラメータの事前分布
$p(M=1)$	モデル1についての事前確率（モデル1の「起こり易さ」）
$p(M=2)$	モデル2についての事前確率

【0068】

表1の各行で、 $p(a | b)$ という表記は、ランダムな変数bの値が与えられたときのランダムな変数aについての条件付き確率分布を示す。

【0069】

小結節候補が正規分布として正しく、2パラメータ放物面に等しい平均を有し、一定の分散を有する場合には、強度モデル x_i は下記のように定義される。

【0070】

$$x_i = \mu_0 + \mu_1 u_i^2 + \mu_2 v_i^2 + \dots \quad (1)$$

ここで、 (u_i, v_i) は、二次元にある完全6パラメータ放物面内に位置するその他のすべてのパラメータの最小自乗推定値を強制的にゼロにする回転及び並進を行なった後の第

10

20

30

40

50

i ピクセルの二次元位置である。誤差項 ϵ_i は、ゼロ平均及び固定分散で正規分布しており、真の小結節データからオフ・ラインで推定される。本書で用いられる「オフ・ライン」推定とは、機会（チャンス）又は尤度情報のように事前に習得されている又は知られている既知情報を指す。

【0071】

血管が2パラメータ放物面として正しい場合の強度モデルは下記のように定義される。

【0072】

$$x_i = \mu_0 + \mu_1 u_i^2 + \epsilon_i \quad (2)$$

ここで、この場合には、 u_i は重畳エッジ鎖方向に垂直な方向の単位ベクトルとして定義されている。リボンの重畳エッジ中心は $u_i = 0$ として定義される。拡がりは鎖に沿って1ピクセル離隔した位置に画定され、各々の拡がりの強度データは上述のモデルに従って独立にモデル化される。誤差項もやはり正規分布している。

10

【0073】

背景モデルは、未知の平均及び固定分散を有する独立正規データとして各々のピクセルにおいて定義され、真の背景データからオフ・ラインで推定される。このデータは専門家によって収集されており、分散は通常の正規モデル不偏推定値を用いて推定される。

【0074】

事前分布は、すべての強度モデル・パラメータについて、手動でセグメント分割された強度データから平均及び共分散行列をオフ・ラインで推定した正規分布として定義される。形状パラメータについての事前分布は、小結節アスペクト比及び寸法等の主要形状特徴についての一様分布として定義される。各々のモデルについての事前確率は、受診者動作特性曲線として公知の既知のスキャナ・パラメータによって、所定の感度及び特異性目標に従って決定される。

20

【0075】

各々の競合の勝利側を判定するために、ベイズ因子を算出する。本書で用いられるベイズ因子は、二つの所与のモデル $M = 1$ 及び $M = 2$ についてモデル化階層の最後のレベル（ステップ3）で算出される強度及び形状データが与えられたときの事後モデル確率の比を指す。

【0076】

【数3】

$$\frac{p(M = 1 | x, \theta_1, \theta_2)}{p(M = 2 | x, \theta_1, \theta_2)}$$

30

(3)

【0077】

この比は下記のように書くこともできる。

【0078】

【数4】

$$\frac{p(M = 1 | x, \theta_1, \theta_2)}{p(M = 2 | x, \theta_1, \theta_2)} = \frac{p(x | \theta_1, M = 1)p(\theta_1 | M = 1)p(\theta_2 | \theta_1, M = 1)p(M = 1)}{p(x | \theta_2, M = 2)p(\theta_2 | M = 2)p(\theta_1 | \theta_2, M = 2)p(M = 2)}$$

40

(4)

【0079】

ここで、因子

【0080】

【数5】

50

$$\frac{p(\theta_2 | \theta_1, M = 1)}{p(\theta_1 | \theta_2, M = 2)}$$

(5)

【 0 0 8 1 】

は 1 に等しいと仮定される。ベイズ因子は必ずゼロよりも大きく、因子が 1 よりも大きい場合にはモデル 1 についての根拠を示す（逆も同様である）。

【 0 0 8 2 】

いずれの競合でも 1 よりも大きいベイズ因子を与える小結節候補は疑わしいものと見做されて、視覚化ツール（図 2 の表示工程 2 8 0）において CT データに重ね合わせて表示される。これらの疑わしい小結節の特徴も後の継続管理のために記憶される。

10

【 0 0 8 3 】

撮像処理及び撮像装置に関する知識を解析手法に組み入れると、画像測定値の精度及びロバスト性が向上することが理解されよう。競合枠組みによって、モデル選択判定を行なうロバストな方法が提供される。画像内の解剖学的構造をモデル化すると、画像測定値のロバスト性が向上して、解剖学的構造のコンテキストで結果を医師に対して表示することが可能になる。解剖学的モデルは医師に対して容易に説明され、医師の専門家知識はシステムに整合的に組み入れられる（解剖学的特徴の数学的近似の形態で）。モデル化階層の最低レベルは、時間の試験を経た画像形成手法及び画像理解手法に依拠しており、いずれの手法も人間の視覚に着実に立脚している。解剖学的モデルは、ベイズ因子によって選択されて、本発明による統計的モデルが与えられた場合に最適な判定を可能にする。訓練データ（ニューラル・ネットワークに必要とされる膨大な訓練データ等）は不要であるが、事前分布の特定に専門家知識を補うために訓練データを用いることもできる。モデル方式アプローチは、放射線科医師から引き出した専門家情報の組み入れを可能にしている。結果は放射線科医師又は医師に対して、各々の疑わしい領域の解剖学的コンテキスト及び疑わしい領域を識別した判定過程を組み入れて報告される。

20

【 0 0 8 4 】

さらにもう一つの実施形態では、結果は放射線科医師又は医師（以下「利用者」と呼ぶ）に対して、解剖学的コンテキスト、領域が特定の種別（小結節又は血管）であるか否かの判定理由、及び利用者にとって重要な情報を利用者が受け取るような態様で報告される。放射線医学的に重要な情報は例えば、小結節の寸法、血管数、尖鋭化の根拠、ガン又は疾患の機会 / 尤度、輝度測定値、及び着目している疾患に関するその他の特徴情報等である。図 1 のプロセッサ 1 2 0 は、この報告機能をサポートするのに必要な計算を実行するように構成されている。さらにもう一つの実施形態では、プロセッサ 1 2 0 は、領域をポイントングする、並びに寸法、血管数、及び選択領域の輝度のような情報を受け付ける等の特定の関心領域に関する利用者問い合わせに配慮して構成される。

30

【 0 0 8 5 】

以上の実施形態は、肺ガン検出に関するものであり、特に肺小結節と血管との間の識別に関するものであった。さらに他の実施形態では、一般に肺気腫の特徴とされる低密度の海綿様地組織等のその他の肺疾患特徴を同様にモデル化する。小結節及び血管を参照して説明したように、解剖学的特徴の記述は専門家（例えば放射線科医師）によって得られ、階層として数学的に表現される。さらに他の実施形態では、脳、腸及び心臓のような他の部位に生ずる疾患についてのモデルを導出する。

40

【 0 0 8 6 】

また、さらにもう一つの実施形態では、モデルの階層を公知のニューラル・ネットワーク手法において訓練データとして用いて、低レベル及び中間レベル情報、並びに事前分布を設定してもよい。比較的高いレベルではベイズ因子解析を適用して有用な解釈診断データ並びに判定過程を与えると望ましい。

【 0 0 8 7 】

50

さらにもう一つの実施形態では、プロセッサ 120 はさらに、遠隔から検索及び取り出し (search and retrieve) するために解剖学的コンテキスト及び処理済画像データ集合を記憶させるように構成される。この実施形態では、モデル階層の各レベルで展開された情報をシステムに記憶させて、医療保管記録、医用検索及び取り出しシステム、並びに代替的な医療疾患報告システムに利用する。さらにこの実施形態では、検索及び取り出しされ得る情報は、疾患の諸特徴について導出された病理学的モデル及び解剖学的モデル、疾患を表わす画像、並びにモデル階層計算結果 (処理済の画像データ集合) を含んでいる。特定の疾患組織種別についての情報の記憶/検索を可能にすると、情報の入手方法がさらに拡がり、例えばインターネット、病院情報システム、放射線データ情報システム、又は他の情報伝送インフラストラクチャ等で入手できるようになる。加えて、この情報は、モデル階層計算によって与えられる情報に基づいて同様に分類された検査の一致検索を可能にする。

10

【0088】

さらに他の実施形態では、プロセッサ 120 は、情報伝送インフラストラクチャを介して遠隔ワークステーション又は携帯型計算装置へ詳細な検査情報を自動的に送付するように構成される。プロセッサ 120 のさらにもう一つの実施形態では、プロセッサ 120 は、送信に先立って決定される又は処理システムによって適応的に決定される選択された所定の要件に一致する詳細な検査情報を自動的に送付するように構成される。解析プログラムをさらに調整又は調節するために、プロセッサ 120 はまた、以前の検査に記憶されているモデル階層計算からの情報に基づいて 1 以上の計算機解析アルゴリズムを調整するよう

20

【0089】

また、さらにもう一つの実施形態では、プロセッサ 120 はさらに、以前の検査に記憶されているモデル階層計算からの情報に基づいて統計的測定値を生成して、ローカル又は遠隔の監視施設に統計的測定値の結果を報告するように構成される。この実施形態では、プロセッサ 120 はまた、システム性能に基づく所定の規準に一致した場合に統計的測定値の結果を報告するように構成してもよい。

【0090】

実施形態の一例では、最終節に概略記載した工程は、TargetJr 画像解読ライブラリ (<http://www.targetjr.org/>) に基づく C++ コードで具現化される。DICOM (医療におけるデジタル画像及び通信) 画像ファイルの集合を CT 走査の各々のスライス毎に一画像ずつプログラムに入力すると、プログラムは元の CT データ上で視覚化されるようにして又は後の継続管理のために保管されるようにして疑わしい小結節を返す。当業者に公知のその他のコード生成ソフトウェアも本発明の要旨から逸脱しないことを理解されよう。

30

【0091】

以上の各節に掲げた本発明の実施形態は、CT 肺走査において疑わしい領域の位置を突き止める問題に焦点を当てている。階層的画像モデル化の枠組みは、低レベルでの検出手法及び解剖学的構造の統計的分布を設定し直すことにより、他の撮像モダリティ (例えば MRI、X 線、超音波スキャナ、陽電子放出断層写真法 (PET) スキャナ等)、及び他の疾患に直接移行させ得ることが理解されよう。

40

【0092】

本発明の好適実施形態を図示すると共に本書に記載したが、これらの実施形態は例示のみのために掲げられていることは明らかであろう。当業者には、所載の発明から逸脱しない多くの変形、変更及び置換が想到されよう。従って、本発明は特許請求の範囲の要旨及び範囲によってのみ限定されるものとする。

【図面の簡単な説明】

【図 1】本発明の実施形態を適用することのできる医用イメージング・システムのブロック図である。

【図 2】本発明の実施形態に従って疾患を検出するのに用いられる画像データを処理する方法の流れ図である。

50

【図3】図1の医用イメージング・システムに有用なセグメント分割方法の流れ図である。

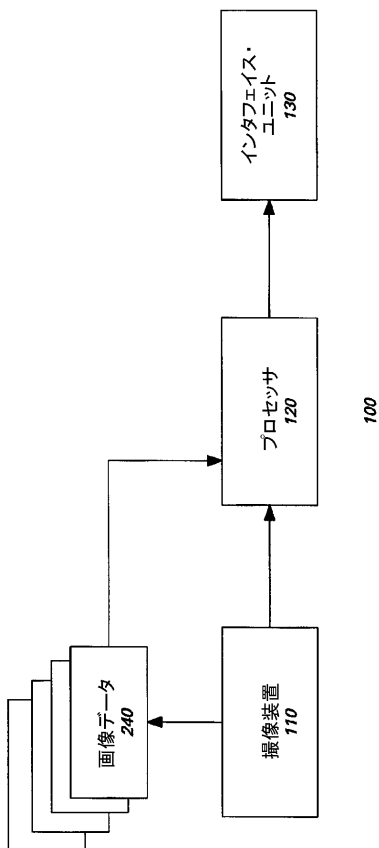
【図4】本発明の実施形態に従って疾患を検出するのに用いられるモデル化方法のブロック図である。

【符号の説明】

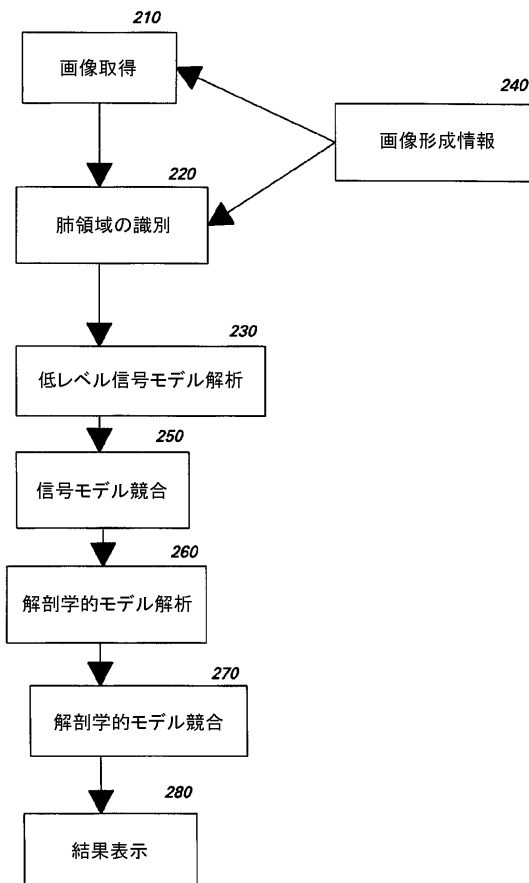
100 疾患検出システム

400 モデル階層

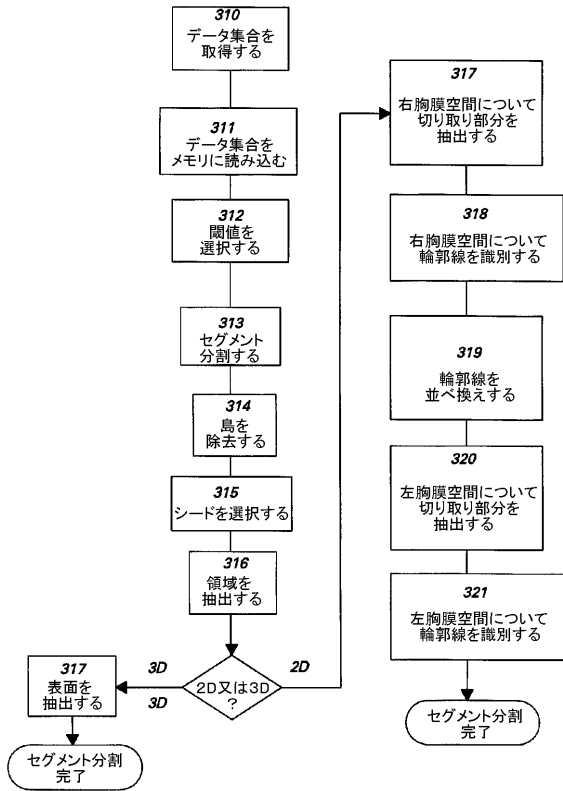
【図1】



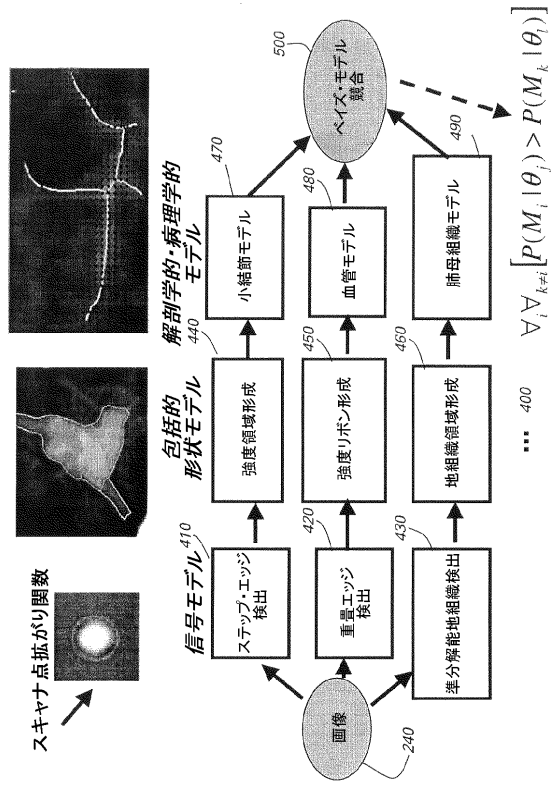
【図2】



【図3】



【図4】



フロントページの続き

(51)Int.Cl.

F I

G 0 1 T	1/161	A
G 0 1 T	1/161	C

- (72)発明者 ジョセフ・リーグランド・マンディ
アメリカ合衆国、ニューヨーク州、スケネクタデー、ホーソン・ロード、1247番
- (72)発明者 コリン・クレイグ・マカロック
アメリカ合衆国、ニューヨーク州、チャールトン、メープル・アベニュー、2208番
- (72)発明者 リカード・スコット・アピラ
アメリカ合衆国、ニューヨーク州、クリフトン・パーク、ジャミソン・ドライブ、3番
- (72)発明者 シャノン・リー・ヘースティンズ
アメリカ合衆国、ニューヨーク州、クリフトン・パーク、シー・イーストウッド・ドライブ、127番
- (72)発明者 ロバート・オーガスト・カウシク、ジュニア
アメリカ合衆国、ニューヨーク州、ニスカユナ、オーチャード・パーク・ドライブ、2078番
- (72)発明者 ウィリアム・エドワード・ローレンセン
アメリカ合衆国、ニューヨーク州、ボールストン・レイク、ハースサイド・ドライブ、14番
- (72)発明者 マシュー・ウィリアム・テューレック
アメリカ合衆国、ニューヨーク州、グレンビル、サンダルウッド・レーン、36番

審査官 松谷 洋平

(56)参考文献 特表平10-500321(JP,A)

特開2001-299740(JP,A)

滝沢 穂高 他, 物体の3次元構造と認識の不確かさを考慮した胸部X線CT画像からの結節認識,
電子情報通信学会論文誌. D-II, 情報・システム, II-パターン処理, 日本, 社団法人電子情報
通信学会, 2000年 1月25日, Vol.J83-D-II, No.1, pp. 199-208

Brown, M.S. et al, Method for segmenting chest CT image data using an anatomical model:
preliminary results, Medical Imaging, IEEE Transactions on, 米国, 1997年12月, V
olume: 16, Issue: 6, pp.828-839

(58)調査した分野(Int.Cl., DB名)

A61B 6/03

A61B 5/055

A61B 8/00