

(19) 日本国特許庁(JP)

(12) 特 許 公 報(B2)

(11) 特許番号

特許第5213173号
(P5213173)

(45) 発行日 平成25年6月19日(2013.6.19)

(24) 登録日 平成25年3月8日(2013.3.8)

(51) Int.Cl.

F 1

A 6 1 B 8/08 (2006.01)

A 6 1 B 8/08

A 6 1 B 8/12 (2006.01)

A 6 1 B 8/12

G 0 6 T 1/00 (2006.01)

G 0 6 T 1/00 2 9 0 D

請求項の数 10 (全 18 頁)

(21) 出願番号 特願2008-250182 (P2008-250182)
 (22) 出願日 平成20年9月29日(2008.9.29)
 (65) 公開番号 特開2010-75616 (P2010-75616A)
 (43) 公開日 平成22年4月8日(2010.4.8)
 審査請求日 平成23年9月27日(2011.9.27)

(73) 特許権者 304020177
 国立大学法人山口大学
 山口県山口市吉田 1 6 7 7 - 1
 (73) 特許権者 508292372
 公立大学法人山口県立大学
 山口県山口市桜島 3 - 2 - 1
 (72) 発明者 内野 英治
 山口県山口市吉田 1 6 7 7 - 1 国立大学
 法人山口大学内
 (72) 発明者 末竹 規哲
 山口県山口市吉田 1 6 7 7 - 1 国立大学
 法人山口大学内
 (72) 発明者 松崎 益徳
 山口県宇部市南小串 1 丁目 1 - 1 国立大
 学法人山口大学内

最終頁に続く

(54) 【発明の名称】 スパースコーディングを用いた組織性状判別

(57) 【特許請求の範囲】

【請求項 1】

超音波画像の注目点近傍の超音波 R F 信号から、前記注目点の組織性状を判別する組織性状判別方法であって、

前記注目点近傍の超音波 R F 信号を、予めスパースコーディング法による学習で得られた組織性状ごとの基底関数群により分解し、基底関数ごとの係数を算出する係数算出ステップと、

前記係数算出ステップにより算出された基底関数ごとの係数に基づいて、前記注目点の組織性状を判別する組織性状判別ステップと、を有する組織性状判別方法。

【請求項 2】

前記超音波画像内に組織性状ごとに学習領域を設定し、前記学習領域内の複数の超音波 R F 信号を用いて、スパースコーディング法による学習により前記組織性状ごとの基底関数群を算出する基底関数群学習ステップ、をさらに有する請求項 1 記載の組織性状判別方法。

【請求項 3】

前記基底関数群学習ステップにより算出された組織性状ごとの基底関数群を用いて、前記基底関数群を算出したのと同じ組織性状の前記学習領域内の複数の超音波 R F 信号を分解し、基底関数ごとの係数値を累積することにより第 1 係数累積値群を求める第 1 係数累積値群算出ステップと、

前記基底関数群学習ステップにより算出された組織性状ごとの基底関数群を用いて、前記基底関数群を算出したのとは異なる組織性状の前記学習領域内の複数の超音波 R F 信号を分解し、基底関数ごとの係数値を累積することにより第 2 係数累積値群を求める第 2 係数累積値群算出ステップと、をさらに有し、

前記組織性状判別ステップは、前記第 1 係数累積値群および前記第 2 係数累積値群を用いて前記注目点の組織性状を判別する、請求項 2 記載の組織性状判別方法。

【請求項 4】

前記第 1 係数累積値群および前記第 2 係数累積値群を 2 値化するステップ、をさらに有し、

前記組織性状判別ステップは、2 値化された前記第 1 係数累積値群および前記第 2 係数累積値群を用いて前記注目点の組織性状を判別する、請求項 3 記載の組織性状判別方法。

【請求項 5】

前記超音波画像は、血管内超音波診断装置による B モード画像であり、

前記組織性状は、少なくとも繊維性組織または脂質性組織を含む、請求項 1 ~ 4 いずれか記載の組織性状判別方法。

【請求項 6】

超音波画像の注目点近傍の超音波 R F 信号から、前記注目点の組織性状を判別する組織性状判別プログラムであって、

前記注目点近傍の超音波 R F 信号を、予めスパースコーディング法による学習で得られた組織性状ごとの基底関数群により分解し、基底関数ごとの係数を算出する係数算出ステップと、

前記係数算出ステップにより算出された基底関数ごとの係数に基づいて、前記注目点の組織性状を判別する組織性状判別ステップと、を有する組織性状判別プログラム。

【請求項 7】

超音波画像の注目点近傍の超音波 R F 信号から、前記注目点の組織性状を判別する組織性状判別装置であって、

予めスパースコーディング法による学習で得られた組織性状ごとの基底関数群を記憶している記憶手段と、

前記注目点の組織性状を判別する演算手段と、を有し、

前記演算手段は、

前記注目点近傍の超音波 R F 信号を、前記記憶手段に記憶されている組織性状ごとの基底関数群により分解し、基底関数ごとの係数を算出する係数算出手段と、

前記係数算出手段により算出された基底関数ごとの係数に基づいて、前記注目点の組織性状を判別する組織性状判別手段と、を有する組織性状判別装置。

【請求項 8】

画像データの注目点近傍の局所画像情報から、前記注目点の組織性状を判別する組織性状判別方法であって、

前記注目点近傍の局所画像情報を、予めスパースコーディング法による学習で得られた組織性状ごとの基底関数群により分解し、基底関数ごとの係数を算出する係数算出ステップと、

前記係数算出ステップにより算出された基底関数ごとの係数と、組織性状ごとに予め算出された第 1 係数累積値群および第 2 係数累積値群とに基づいて、前記注目点の組織性状を判別する組織性状判別ステップと、を有し、

前記組織性状ごとの基底関数群は、前記画像データ内に組織性状ごとに学習領域を設定し、前記学習領域内の局所画像情報を用いて、スパースコーディング法による学習により前記組織性状ごとの基底関数群を算出する基底関数群学習ステップにより算出され、

10

20

30

40

50

前記第 1 係数累積値群は、前記基底関数群学習ステップにより算出された組織性状ごとの基底関数群を用いて、前記基底関数群を算出したのと同じ組織性状の前記学習領域内の局所画像情報を分解し、基底関数ごとの係数値を累積することにより第 1 係数累積値を算出する第 1 係数累積値群算出ステップにより算出され、

前記第 2 係数累積値群は、前記基底関数群学習ステップにより算出された組織性状ごとの基底関数群を用いて、前記基底関数群を算出したの異なる組織性状の前記学習領域内の局所画像情報を分解し、基底関数ごとの係数値を累積することにより第 2 係数累積値を算出する第 2 係数累積値群算出ステップにより算出される、
組織性状判別方法。

【請求項 9】

10

画像データの注目点近傍の局所画像情報から、前記注目点の組織性状を判別する組織性状判別プログラムであって、

前記注目点近傍の局所画像情報を、予めスパースコーディング法による学習で得られた組織性状ごとの基底関数群により分解し、基底関数ごとの係数を算出する係数算出ステップと、

前記係数算出ステップにより算出された基底関数ごとの係数と、組織性状ごとに予め算出された第 1 係数累積値群および第 2 係数累積値群とに基づいて、前記注目点の組織性状を判別する組織性状判別ステップと、を有し、

前記組織性状ごとの基底関数群は、前記画像データ内に組織性状ごとに学習領域を設定し、前記学習領域内の局所画像情報を用いて、スパースコーディング法による学習により前記組織性状ごとの基底関数群を算出する基底関数群学習ステップにより算出され、

20

前記第 1 係数累積値群は、前記基底関数群学習ステップにより算出された組織性状ごとの基底関数群を用いて、前記基底関数群を算出したのと同じ組織性状の前記学習領域内の局所画像情報を分解し、基底関数ごとの係数値を累積することにより第 1 係数累積値を算出する第 1 係数累積値群算出ステップにより算出され、

前記第 2 係数累積値群は、前記基底関数群学習ステップにより算出された組織性状ごとの基底関数群を用いて、前記基底関数群を算出したの異なる組織性状の前記学習領域内の局所画像情報を分解し、基底関数ごとの係数値を累積することにより第 2 係数累積値を算出する第 2 係数累積値群算出ステップにより算出される、
組織性状判別プログラム。

30

【請求項 10】

画像データの注目点近傍の局所画像情報から、前記注目点の組織性状を判別する組織性状判別装置であって、

予めスパースコーディング法による学習で得られた組織性状ごとの基底関数群と、第 1 係数累積値群および第 2 係数累積値群とを記憶している記憶手段と、

前記注目点の組織性状を判別する演算手段と、を有し、

前記演算手段は、

前記注目点近傍の局所画像情報を、前記記憶手段に記憶されている組織性状ごとの基底関数群により分解し、基底関数ごとの係数を算出する係数算出手段と、

前記係数算出手段により算出された基底関数ごとの係数と、前記記憶手段に記憶されている組織性状ごとに予め算出された第 1 係数累積値群および第 2 係数累積値群とに基づいて、前記注目点の組織性状を判別する組織性状判別手段と、を有し、

40

前記組織性状ごとの基底関数群は、前記画像データ内に組織性状ごとに学習領域を設定し、前記学習領域内の局所画像情報を用いて、スパースコーディング法による学習により算出されたものであり、

前記第 1 係数累積値群は、前記組織性状ごとの基底関数群を用いて、前記基底関数群を算出したのと同じ組織性状の前記学習領域内の局所画像情報を分解し、基底関数ごとの係数値を累積することにより算出されたものであり、

前記第 2 係数累積値群は、前記組織性状ごとの基底関数群を用いて、前記基底関数群を算出したの異なる組織性状の前記学習領域内の局所画像情報を分解し、基底関数ごとの

50

係数値を累積することにより算出されたものである、組織性状判別装置。

【発明の詳細な説明】

【技術分野】

【0001】

本発明は、スパースコーディングを用いた組織性状判別に関する。特に、血管内超音波診断装置（Intravascular Ultrasound：IVUS）による血管超音波データから、血管内の組織性状（例えば、繊維性組織、脂質性組織など）を判別する技術に関する。

【背景技術】

10

【0002】

近年、急性心筋梗塞や不安定狭心症などの急性冠症候群が増加している。急性冠症候群は、血管壁に付着した脂肪成分の固まりであるプラークが破綻し、血栓が生じることによって引き起こされる。そのため、心臓に酸素や栄養を送っている冠動脈の内腔が狭くなり、血流が悪くなる病気である。

【0003】

急性冠症候群の検査には、血管内超音波エコー法が用いられる。血管内超音波エコー法とは、血管内にカテーテルと呼ばれる細長い管を挿入し、その先端に装着された超音波探触子（プローブ）から超音波を組織に照射し、組織からの反射RF信号を解析することで、血管内部の状態を調べるという検査方法である。RF信号の振幅値を輝度値に変換することで、血管断面を画像として表示することができる。図1に血管内超音波エコー法の概略図を示す。例えば、超音波の送信周波数は40MHzであり、受信した超音波信号（RF信号）のサンプリング周波数は400MHzである。

20

【0004】

血管内超音波エコー法には、血管内部の状態をリアルタイムに表示可能、送波信号のエネルギーがX線に比べて小さいので検査対象に対する負担が少ないという長所がある。また、血管内超音波エコー法によって得られるRF信号は高周波であるので、血管内部構造を詳細に表示することができる。しかし、出力画像の解像度がよくないこと、減衰が激しく到達距離が短いこと、赤血球などによって拡散され、スペックルと呼ばれるノイズが生じることなどの短所もある。このような性質をもつ画像に対して、実際の医療現場では、熟練した医師が経験をもとに組織部分を目視で診断している。組織部分を正確に見極めることは、病気の早期発見や進行度合いなどを診断する上で非常に重要である。

30

【0005】

冠動脈プラークの破綻は急性冠症候群の主な原因であるが、このプラークには破綻しやすいプラーク（不安定プラーク）と破綻しにくいプラーク（安定プラーク）がある。急性冠症候群の診断ではプラークの組織性状判別を行い、プラークの安定度を評価する必要がある。しかしながら、現在の血管内超音波エコー法は、血管内部の形状、プラークサイズ、冠動脈の狭窄程度の判断はできるが、プラークの組織性状判別については適当な解析方法が開発されていない。

【0006】

40

以下、冠動脈プラークについて説明する。

心筋（心臓の筋肉）に血液を供給する血管を冠動脈という。冠動脈は直径3～4mmの大きさで、内膜、中膜、外膜の三層構造から成り立っている（図2（a）参照）。これを総称して血管壁という。内膜と中膜は内弾性板により、中膜と外膜は外弾性板と隔てられている。弾性板は弾性線維から構成され、動脈の弾性力や強靱さを維持している。

【0007】

狭心症や心筋梗塞などの冠症候群を引き起こす原因となる動脈硬化の一つにアテローム（粥状）硬化がある。これは、大動脈や脳動脈、冠動脈などの動脈において、図2（b）のように動脈の内側にコレステロールなどの脂肪からなる粥状物質がたまることによりアテロームプラーク（粥状硬化斑）ができ、次第に肥大することで動脈の内腔を狭める。

50

【 0 0 0 8 】

アテロームプラークの脂質成分に富む部分を脂質コアと呼ぶ。図 3 (a) のように、この脂質コアが線維性組織によってしっかり囲まれ安定している動脈硬化巣を安定プラークという。この安定プラークが破綻することは少なく、狭心症の不安定化や心筋梗塞にはなりにくい。

【 0 0 0 9 】

一方、図 3 (b) のように薄い線維性被膜に覆われた脂質コアが主体の場合は不安定プラークと呼ばれる。不安定プラークは図 3 (c) のような薄い線維性被膜の破裂や亀裂により、図 3 (d) のようにプラークが破綻して血栓を生じ、急性冠症候群を起こしやすい。

10

【 0 0 1 0 】

急性冠症候群にはプラークが破綻し心筋の血流が極端に低下した不安定狭心症と、血流の途絶により心筋の一部が壊死に陥る急性心筋梗塞がある。急性冠症候群の検査には内腔の狭窄度だけでなく、血管壁のアテロームプラークの組織性状の診断も重要となる。

【 0 0 1 1 】

一般的な信号解析方法として、フーリエ解析やウェーブレット解析が知られている。しかしながら、これらの信号解析方法は基底関数を固定しているため、多くの基底関数を用いなければ信号を表わせない欠点がある。また、信号から基底関数を決定する手法として、代表的なものに主成分分析 (PCA) がある。PCAは、信号の 2 次統計量を用いて基底関数を決定するため、ある程度信号の統計的性質を考慮した基底関数を得ることが可能である。

20

【 0 0 1 2 】

本発明に関連する先行技術文献として、特許文献 1 ~ 4 がある。

特許文献 1 には、画像の特徴を局所的に基底関数で展開し、画像の認識を行う視覚認識システムが記載されている。しかしながら、特許文献 1 には、超音波 R F 信号を基底関数により展開する点、および、スパースコーディングを用いて組織性状ごとに基底関数群を学習することは記載も示唆もされていない。

特許文献 2 には、人体の心臓や胸部のモデルを基底体 (基底関数) で定義して表現する数学的モデルが記載されている。しかしながら、特許文献 2 には、超音波 R F 信号を基底関数により展開する点、および、スパースコーディングを用いて組織性状ごとに基底関数群を学習することは記載も示唆もされていない。

30

特許文献 3 には、コスト関数が最小になるように基底関数群を算出し、該基底関数を用いて物体を認識する物体認識方法が記載されている。しかしながら、特許文献 3 には、超音波 R F 信号を基底関数により展開する点、および、スパースコーディングを用いて組織性状ごとに基底関数群を学習することは記載も示唆もされていない。

特許文献 4 には、I C メモリ試験結果の不良ビットマップを二次元ウェーブレット変換することにより、不良ビットのアドレスと不良数を求める不良解析方法および装置が記載されている。しかしながら、特許文献 4 には、超音波 R F 信号を基底関数により展開する点、および、スパースコーディングを用いて組織性状ごとに基底関数群を学習することは記載も示唆もされていない。

40

【特許文献 1】特開 2 0 0 2 - 3 4 2 7 5 8 号公報「視覚認識システム」

【特許文献 2】特開 2 0 0 1 - 2 2 2 7 0 5 号公報「数学的モデル並びに該モデルを用いる方法及び装置」

【特許文献 3】特開 2 0 0 0 - 3 0 0 6 7 号公報「物体認識方法」

【特許文献 4】特開平 1 1 - 3 0 6 7 9 3 号公報「不良解析方法および装置」

【発明の開示】

【発明が解決しようとする課題】

【 0 0 1 3 】

画像データの信号解析には従来はフーリエ解析やウェーブレット解析などの信号解析が

50

用いられてきたが、基底関数が固定であるため柔軟性に欠け、画像データから組織性状を判別するには不十分であった。本発明は、画像データ（特に、血管内超音波画像データ）内における組織性状（例えば、繊維性組織、脂質性組織）をより正確に判別する組織性状判別方法、プログラムおよび装置を提供することを目的とする。

【課題を解決するための手段】

【0014】

上記目的を達成するため、本発明は以下の構成を有する。

超音波画像の注目点近傍の超音波RF信号から、前記注目点の組織性状を判別する組織性状判別方法であって、

前記注目点近傍の超音波RF信号を、予めスパースコーディング法による学習で得られた組織性状ごとの基底関数群により分解し、基底関数ごとの係数を算出する係数算出ステップと、

10

前記係数算出ステップにより算出された基底関数ごとの係数に基づいて、前記注目点の組織性状を判別する組織性状判別ステップと、を有する組織性状判別方法。

超音波画像の注目点近傍の超音波RF信号から、前記注目点の組織性状を判別する組織性状判別プログラムであって、

前記注目点近傍の超音波RF信号を、予めスパースコーディング法による学習で得られた組織性状ごとの基底関数群により分解し、基底関数ごとの係数を算出する係数算出ステップと、

20

前記係数算出ステップにより算出された基底関数ごとの係数に基づいて、前記注目点の組織性状を判別する組織性状判別ステップと、を有する組織性状判別プログラム。

超音波画像の注目点近傍の超音波RF信号から、前記注目点の組織性状を判別する組織性状判別装置であって、

予めスパースコーディング法による学習で得られた組織性状ごとの基底関数群を記憶している記憶手段と、

前記注目点の組織性状を判別する演算手段と、を有し、

前記演算手段は、

前記注目点近傍の超音波RF信号を、前記記憶手段に記憶されている組織性状ごとの基底関数群により分解し、基底関数ごとの係数を算出する係数算出手段と、

30

前記係数算出手段により算出された基底関数ごとの係数に基づいて、前記注目点の組織性状を判別する組織性状判別手段と、を有する組織性状判別装置。

【0015】

この発明の構成によれば、スパースコーディング法を用いて組織性状ごとに基底関数群を学習しておき、該基底関数群を用いて組織性状を判別するので、従来の直交固定型の基底関数群を用いた信号解析に比べて、より正確な組織性状の判別が可能である。つまり、直交固定型の基底関数群ではないので、組織性状ごとに異なる最適な基底関数群を学習により設定することができる。

40

また、組織性状の判別や基底関数群の学習などの信号解析に超音波RF信号を用いているため、Bモード化された超音波画像データに比べてより多くの情報を含んでおり、より正確な信号解析が可能である。

超音波画像としては血管内超音波画像が好ましいが、これに限定されず、通常の体外プローブによって得られた超音波画像でも良い。また、組織性状の判別としては、血管壁内の繊維性組織や脂質性組織の判別が好ましいがこれに限定されず、他の臓器や組織の判別に用いても良い。

【0016】

また、本発明は以下の構成を有する。

画像データの注目点近傍の局所画像情報から、前記注目点の組織性状を判別する組織性

50

状判別方法であって、

前記注目点近傍の局所画像情報を、予めスパースコーディング法による学習で得られた組織性状ごとの基底関数群により分解し、基底関数ごとの係数を算出する係数算出ステップと、

前記係数算出ステップにより算出された基底関数ごとの係数と、組織性状ごとに予め算出された第1係数累積値群および第2係数累積値群とに基づいて、前記注目点の組織性状を判別する組織性状判別ステップと、を有し、

前記組織性状ごとの基底関数群は、前記画像データ内に組織性状ごとに学習領域を設定し、前記学習領域内の局所画像情報を用いて、スパースコーディング法による学習により前記組織性状ごとの基底関数群を算出する基底関数群学習ステップにより算出され、

10

前記第1係数累積値群は、前記基底関数群学習ステップにより算出された組織性状ごとの基底関数群を用いて、前記基底関数群を算出したのと同じ組織性状の前記学習領域内の局所画像情報を分解し、基底関数ごとの係数値を累積することにより第1係数累積値を算出する第1係数累積値群算出ステップにより算出され、

前記第2係数累積値群は、前記基底関数群学習ステップにより算出された組織性状ごとの基底関数群を用いて、前記基底関数群を算出したの異なる組織性状の前記学習領域内の局所画像情報を分解し、基底関数ごとの係数値を累積することにより第2係数累積値を算出する第2係数累積値群算出ステップにより算出される、

組織性状判別方法。

画像データの注目点近傍の局所画像情報から、前記注目点の組織性状を判別する組織性状判別プログラムであって、

20

前記注目点近傍の局所画像情報を、予めスパースコーディング法による学習で得られた組織性状ごとの基底関数群により分解し、基底関数ごとの係数を算出する係数算出ステップと、

前記係数算出ステップにより算出された基底関数ごとの係数と、組織性状ごとに予め算出された第1係数累積値群および第2係数累積値群とに基づいて、前記注目点の組織性状を判別する組織性状判別ステップと、を有し、

前記組織性状ごとの基底関数群は、前記画像データ内に組織性状ごとに学習領域を設定し、前記学習領域内の局所画像情報を用いて、スパースコーディング法による学習により前記組織性状ごとの基底関数群を算出する基底関数群学習ステップにより算出され、

30

前記第1係数累積値群は、前記基底関数群学習ステップにより算出された組織性状ごとの基底関数群を用いて、前記基底関数群を算出したのと同じ組織性状の前記学習領域内の局所画像情報を分解し、基底関数ごとの係数値を累積することにより第1係数累積値を算出する第1係数累積値群算出ステップにより算出され、

前記第2係数累積値群は、前記基底関数群学習ステップにより算出された組織性状ごとの基底関数群を用いて、前記基底関数群を算出したの異なる組織性状の前記学習領域内の局所画像情報を分解し、基底関数ごとの係数値を累積することにより第2係数累積値を算出する第2係数累積値群算出ステップにより算出される、

組織性状判別プログラム。

画像データの注目点近傍の局所画像情報から、前記注目点の組織性状を判別する組織性状判別装置であって、

40

予めスパースコーディング法による学習で得られた組織性状ごとの基底関数群と、第1係数累積値群および第2係数累積値群とを記憶している記憶手段と、

前記注目点の組織性状を判別する演算手段と、を有し、

前記演算手段は、

前記注目点近傍の局所画像情報を、前記記憶手段に記憶されている組織性状ごとの基底関数群により分解し、基底関数ごとの係数を算出する係数算出手段と、

前記係数算出手段により算出された基底関数ごとの係数と、前記記憶手段に記憶されている組織性状ごとに予め算出された第1係数累積値群および第2係数累積値群とに基づいて、前記注目点の組織性状を判別する組織性状判別手段と、を有し、

50

前記組織性状ごとの基底関数群は、前記画像データ内に組織性状ごとに学習領域を設定し、前記学習領域内の局所画像情報を用いて、スパースコーディング法による学習により算出されたものであり、

前記第1係数累積値群は、前記組織性状ごとの基底関数群を用いて、前記基底関数群を算出したのと同じ組織性状の前記学習領域内の局所画像情報を分解し、基底関数ごとの係数値を累積することにより算出されたものであり、

前記第2係数累積値群は、前記組織性状ごとの基底関数群を用いて、前記基底関数群を算出したの異なる組織性状の前記学習領域内の局所画像情報を分解し、基底関数ごとの係数値を累積することにより算出されたものである、
組織性状判別装置。

10

【0017】

この発明の構成によれば、スパースコーディング法を用いて組織性状ごとに基底関数群を学習しておき、該基底関数群を用いて組織性状を判別するので、従来の直交固定型の基底関数群を用いた信号解析に比べて、より正確な組織性状の判別が可能である。つまり、直交固定型の基底関数群ではないので、組織性状ごとに異なる最適な基底関数群を学習により設定することができる。

また、組織性状ごとに係数累積値群も予め学習により求めている。特に、『第2係数累積値群』は、学習により求められた基底関数群とは異なる組織性状の学習領域内の情報に基づいて算出されている。この第2係数累積値群を用いることにより、より正確な組織性状の判別ができる。3種類以上の組織性状を判別する場合には、第2係数累積値群は異なる組織性状の種類ごとに算出される。

20

画像データとしては、超音波画像に限られず、レントゲン画像、CT画像、MRI画像などの医療用画像でも良いし、より一般的な画像の認識に用いても良い。局所画像情報は、局所的な画像に関する情報であれば良く、1次元の情報でも良いし、2次元のビットマップ情報でも良い。

【0018】

また、好ましい実施態様として以下のものがある。

前記超音波画像内に組織性状ごとに学習領域を設定し、前記学習領域内の複数の超音波RF信号を用いて、スパースコーディング法による学習により前記組織性状ごとの基底関数群を算出する基底関数群学習ステップ、をさらに有する。

30

【0019】

また、好ましい実施態様として以下のものがある。

前記基底関数群学習ステップにより算出された組織性状ごとの基底関数群を用いて、前記基底関数群を算出したのと同じ組織性状の前記学習領域内の複数の超音波RF信号を分解し、基底関数ごとの係数値を累積することにより第1係数累積値群を求める第1係数累積値群算出ステップと、

前記基底関数群学習ステップにより算出された組織性状ごとの基底関数群を用いて、前記基底関数群を算出したの異なる組織性状の前記学習領域内の複数の超音波RF信号を分解し、基底関数ごとの係数値を累積することにより第2係数累積値群を求める第2係数累積値群算出ステップと、をさらに有し、

40

前記組織性状判別ステップは、前記第1係数累積値群および前記第2係数累積値群を用いて前記注目点の組織性状を判別する。

組織性状ごとに係数累積値群も予め学習により求めている。特に、『第2係数累積値群』は、学習により求められた基底関数群とは異なる組織性状の学習領域内の情報に基づいて算出されている。この第2係数累積値群を用いることにより正確な組織性状の判別ができる。3種類以上の組織性状を判別する場合には、第2係数累積値群は異なる組織性状の種類ごとに算出される。

【0020】

また、好ましい実施態様として以下のものがある。

前記第1係数累積値群および前記第2係数累積値群を2値化するステップ、をさらに有

50

し、

前記組織性状判別ステップは、2値化された前記第1係数累積値群および前記第2係数累積値群を用いて前記注目点の組織性状を判別する。

例えば、第1係数累積値群および第2係数累積値群を、平均値の上下で2値化する。2値化することにより、演算を単純化することができ、組織性状の判別の演算が容易になる。

【0021】

また、好ましい実施態様として以下のものがある。

前記超音波画像は、血管内超音波診断装置によるBモード画像であり、

前記組織性状は、少なくとも繊維性組織または脂質性組織を含む。

10

判別する組織性状は特に限定されないが、血管内の繊維性組織および脂質性組織の判別を行うことが特に好ましい。

【発明の効果】

【0022】

本発明の組織性状判別方法、プログラムおよび装置によれば、画像データ（特に、血管内超音波画像データ）内における組織性状（例えば、繊維性組織、脂質性組織）をより正確に判別することができる。

【発明を実施するための最良の形態】

【0023】

以下、本発明の実施形態の一例について説明する。以下の演算やプロセスは、PC等で

20

実行されても良いし、超音波診断装置内の演算装置により実行されても良い。

【0024】

<<スパースコーディングについて>>

まずは、スパースコーディングについて説明する。スパースコーディングとは、重みに疎（スパース性）の条件を付加することであり、信号を少数の基底関数の線形和で効率的に表現することである。得られる基底関数は、信号の統計的性質をよく反映しているという特徴がある。

【0025】

N次元の入力信号 X_j ($j=1, 2, \dots, N$)は基底関数 ϕ_{ij} と係数 a_i の線形和

【数1】

30

$$X_j = \sum_{i=1}^M a_i \phi_{ij}$$

40

で表現されると仮定する。ただし、Mは基底関数の数である。再構成二乗誤差と出力信号のスパース性を考慮したコスト関数Eを以下の式で定義する。

【数 2】

$$E = \sum_{j=1}^N \left(X_j - \sum_{i=1}^M a_i \phi_{ij} \right)^2 + \beta \sum_{i=1}^M S \left(\frac{a_i}{\sigma} \right)$$

ここで、第 1 項は誤差項、第 2 項はスパース項である。また、 β は正の定数であり、 σ は入力データの標準偏差である。誤差項は、入力信号 X_j と再構成した信号の平均二乗誤差を表し、入力信号がどれだけ復元されているかを表す。スパース項は出力信号のスパース性の程度を示すものである。 $S(x)$ は $x=0$ で最小になり、 x が少量変化すると値が急激に増加するような関数を用いる。例えば、 $\log(1+x^2)$ 、 $-e^{-x^2}$ などが考えられる。また、急激に値が増加する関数ではないが $|x|$ (絶対値 x) などを用いても良い。

10

【0026】

a_i と ϕ_{ij} は学習によって求められる。基底関数の学習手順を、図 4 に示す。

<ステップ 4 2> 新たな入力信号 X_j を入力。

<ステップ 4 3> 信号が入力されるごとに、以下の更新式で a_i が更新される。

【数 3】

20

$$\Delta a_i = b_i - \sum_{k=1}^M R_{ik} a_k - \frac{\beta}{\sigma} S' \left(\frac{a_i}{\sigma} \right)$$

ここで、

30

【数 4】

$$b_i = \sum_{j=1}^N \phi_{ij} X_j \quad R_{ik} = \sum_{j=1}^N \phi_{ij} \phi_{kj}$$

である。なお、式 (数 3) は、式 (数 2) の E を a_i について偏微分することで求められる。

40

<ステップ 4 4> ステップ 4 3 を数回繰り返した後、一定数の信号に対して以下の更新式により ϕ_{ij} を更新する。

【数 5】

$$\Delta\phi_{ij} = \eta \left\langle \left[X_j - \sum_{i=1}^M a_i \phi_{ij} \right] a_i \right\rangle$$

10

式（数 5）は、式（数 2）の E を ϕ_{ij} について偏微分することで求められる。ここで、 η は学習係数であり、小さな正の定数である。また、 $\langle \rangle$ は平均値を表す。

【0027】

<<組織性状判別の全体フロー>>

本実施形態における全体フローについて説明する。図 5 に、本実施形態における組織性状の判別の全体フロー図を示す。

<ステップ 5 1> 組織性状（繊維性組織、脂質性組織）ごとに基底関数群を学習するための学習領域を設定する。

<ステップ 5 2> 学習領域内の複数の注目点近傍の超音波 RF 信号を用いて、スパースコーディングにより組織性状ごとに基底関数群を学習する。

20

<ステップ 5 3> ステップ 5 2 で求められた基底関数群を用いて、学習領域内の注目点近傍の超音波 RF 信号を分解し、それぞれの基底関数ごとの係数を算出する。学習領域内の複数の注目点ごとに係数を算出し、それらの絶対値を累積することにより係数累積値群を算出する。

<ステップ 5 4> ステップ 5 3 で求められた係数累積値群を平均値の上下で 2 値化する。

<ステップ 5 5> 組織性状を判別したい注目点近傍の超音波 RF 信号（未知信号）を、ステップ 5 2 で算出された基底関数群で分解し、基底関数ごとの係数を算出する。

<ステップ 5 6> ステップ 5 5 で求められた係数を、ステップ 5 4 で求められた 2 値化された係数累積値群を用いて未知信号がどの組織性状に属するかを判別する。

以下で、各プロセスについて詳細に説明する。

30

【0028】

<<組織性状ごとの基底関数の学習プロセス>>

図 5 における、ステップ 5 1 およびステップ 5 2 の学習プロセスについて説明する。

図 6 に、注目点近傍の超音波 RF 信号の説明図を示す。図 6（a）は血管超音波 B モード画像における注目点を示している。注目点を通る矢印は、超音波の送出方向を示している。血管超音波像なので、超音波は血管内にあるカテーテルにより送受信される。したがって、注目点近傍における超音波 RF 信号は図 6（b）のようになる。本実施形態では、この注目点近傍の超音波 RF 信号を、基底関数の学習や、組織性状の判別に用いる。

【0029】

図 7 に繊維性組織の基底関数の学習の説明図、図 8 に脂質性組織の基底関数の学習の説明図を示す。図 7 および図 8 に示すように、組織性状（繊維性組織、脂質性組織）ごとの学習領域を設定する（ステップ 5 1）。これらの学習領域は、各種所見に基づき既に組織性状が判別されている領域を設定する。続いて、学習領域内の複数の注目点近傍の超音波 RF 信号を学習データ X_j とし、これらの複数の学習データ X_j を用いて上述のスパースコーディングを用いて基底関数 ϕ_{ij} を学習する（ステップ 5 2）。 X_j は注目点近傍の超音波 RF 信号を時間方向に離散化したデータであり、例えば、32 点（ $j=1, 2, \dots, 32$ ）のデータである。また基底関数の数は任意であるが、本実施形態では 32 個の基底関数を設定している。このようにして、繊維性組織の基底関数群 ϕ^{fib}_{ij} および脂質性組織の基底関数群 ϕ^{lip}_{ij} が学習される。

40

【0030】

50

<< 組織性状判別のためのフィルタ作成プロセス >>

図 5 における、ステップ 5 3 およびステップ 5 4 のフィルタ作成プロセスについて説明する。

図 9 に示すように、繊維性組織の学習領域の複数の超音波 R F 信号を、ステップ 5 2 で求めた繊維性組織の基底関数群 φ^{fib}_{ij} および脂質性組織の基底関数群 φ^{lip}_{ij} で分解し、基底関数ごとの係数の絶対値を累積する（ステップ 5 3）。繊維性組織の学習領域の超音波 R F 信号を繊維性組織の基底関数群 φ^{fib}_{ij} で分解した各基底関数の係数の絶対値の累積値を図 10（a）に示す。また、繊維性組織の学習領域の超音波 R F 信号を脂質性組織の基底関数群 φ^{lip}_{ij} で分解した各基底関数の係数の絶対値の累積値を図 10（b）に示す。同様に、脂質性組織の学習領域の超音波 R F 信号を、繊維性組織の基底関数群 φ^{fib}_{ij} で分解した各基底関数の係数の絶対値の累積値を図 10（c）に、脂質性組織の基底関数群 φ^{lip}_{ij} で分解した各基底関数の係数の絶対値の累積値を図 10（d）に示す。

【 0 0 3 1 】

続いて、図 10 の各係数累積値群を平均値の上下で 2 値化して 2 値フィルタを作成する（ステップ 5 4）。2 値化した結果を図 11 に示す。ここで、繊維性組織の学習領域 - 繊維性組織の基底関数群の組み合わせにより求められた 2 値フィルタを $A_1(i)$ とする。 i は、基底関数の番号で、例えば 1 ~ 32 の整数である。同様に、繊維性組織の学習領域 - 脂質性組織の基底関数群の組み合わせによる 2 値フィルタを $B_1(i)$ 、脂質性組織の学習領域 - 繊維性組織の基底関数群の組み合わせによる 2 値フィルタを $A_2(i)$ 、脂質性組織の学習領域 - 脂質性組織の基底関数群の組み合わせによる 2 値フィルタを $B_2(i)$ とする。

【 0 0 3 2 】

<< 判別プロセス >>

図 5 における、ステップ 5 5 およびステップ 5 6 の判別プロセスについて説明する。

判別したい注目点からの超音波 R F 信号（未知信号）を、繊維性組織の基底関数群 φ^{fib}_{ij} および脂質性組織の基底関数群 φ^{lip}_{ij} で分解し、基底関数ごとの係数を算出する（ステップ 5 5）。

続いて、未知信号から判別係数 F および L を算出して、判別アルゴリズムにより未知信号が繊維性組織の信号か脂質性組織の信号かを判別する（ステップ 5 6）。未知信号を、繊維性組織の基底関数群 φ^{fib}_{ij} で分解した際の各基底関数の係数を $C(i)$ とし、脂質性組織の基底関数群 φ^{lip}_{ij} で分解した際の各基底関数の係数を $D(i)$ とすると、判別係数 F および L は以下の式で求められる。

【 数 6 】

$$F = \sum_{i=1}^M C(i) \times (A_1(i) - A_2(i))$$

【 数 7 】

$$L = \sum_{i=1}^M D(i) \times (B_1(i) - B_2(i))$$

10

20

30

40

50

ここで、Mは基底関数の数であり、本実施形態においては $M = 32$ である。

判別係数FおよびLを用いて、図12に示されたアルゴリズムに基づいて未知信号が繊維性組織の信号か脂質性組織の信号かを判別する。

【0033】

<<実験結果>>

本実施形態における判別の分類正解率は以下の通りである。

- ・繊維性組織からの信号を「繊維性組織」と判定（正解）： 89.36%
- ・繊維性組織からの信号を「脂質性組織」と判定（不正解）： 7.85%
- ・繊維性組織からの信号を「判別不能」と判定（判別不能）： 2.78%
- ・脂質性組織からの信号を「繊維性組織」と判定（不正解）： 10.55%
- ・脂質性組織からの信号を「脂質性組織」と判定（正解）： 86.03%
- ・脂質性組織からの信号を「判別不能」と判定（判別不能）： 3.42%

10

【0034】

<<変形例>>

上述の例では、判別係数FおよびLの算出に、図11のように2値フィルタ $A_1(i)$ 、 $A_2(i)$ 、 $B_1(i)$ 、 $B_2(i)$ を用いたが、図13のように重み付けされたフィルタを用いても良い。図13のフィルタを用いた判別の分類正解率は以下の通りである。

- ・繊維性組織からの信号を「繊維性組織」と判定（正解）： 95.58%
- ・繊維性組織からの信号を「脂質性組織」と判定（不正解）： 4.26%
- ・繊維性組織からの信号を「判別不能」と判定（判別不能）： 0.16%
- ・脂質性組織からの信号を「繊維性組織」と判定（不正解）： 16.58%
- ・脂質性組織からの信号を「脂質性組織」と判定（正解）： 83.05%
- ・脂質性組織からの信号を「判別不能」と判定（判別不能）： 0.37%

20

【0035】

以上、本発明の実施形態の一例を説明したが、本発明はこれに限定されるものではなく、特許請求の範囲に記載された技術的思想の範疇において各種の変更が可能であることは言うまでもない。例えば、組織性状ごとの基底関数群を用いた判別アルゴリズムについては、様々なバリエーションが考えられる。また、スパースコーディングによる基底関数や係数累積値の学習はその都度行う必要はなく、事前に学習した組織性状ごとの基底関数や係数累積値などの情報を記憶しておき、それらの情報を用いて未知信号（組織性状を判別したい注目点近傍のRF信号）の組織性状の判別を行っても良い。さらに、学習および判別に用いるデータは超音波RF信号に限られず、一般的な医療画像などの組織性状の判別に用いても良い。

30

【図面の簡単な説明】

【0036】

【図1】血管内超音波エコー法の概略図。

【図2】(a)冠動脈の構造、(b)アテロームプラークの説明図。

【図3】(a)安定プラーク、(b)不安定プラーク、(c)繊維性被膜の破裂、(d)血栓形成の説明図。

【図4】スパースコーディングにおける基底関数の学習手順のフロー図。

40

【図5】組織性状の判別の全体フロー図。

【図6】注目点近傍の超音波RF信号の説明図。

【図7】繊維性組織の基底関数群の学習の説明図。

【図8】脂質性組織の基底関数群の学習の説明図。

【図9】係数累積値群の算出の説明図。

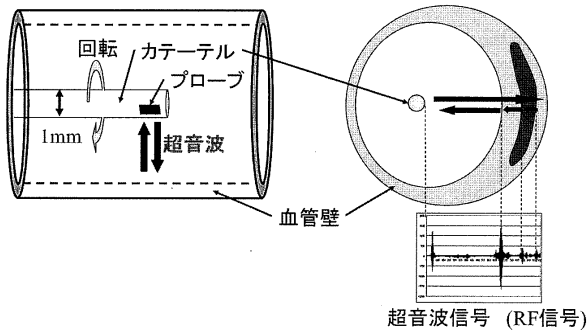
【図10】係数累積値群の一例のグラフ。

【図11】2値フィルタの一例のグラフ。

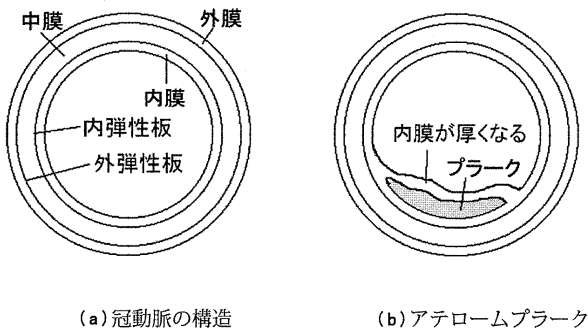
【図12】判別アルゴリズムのフロー図。

【図13】重みフィルタの一例のグラフ。

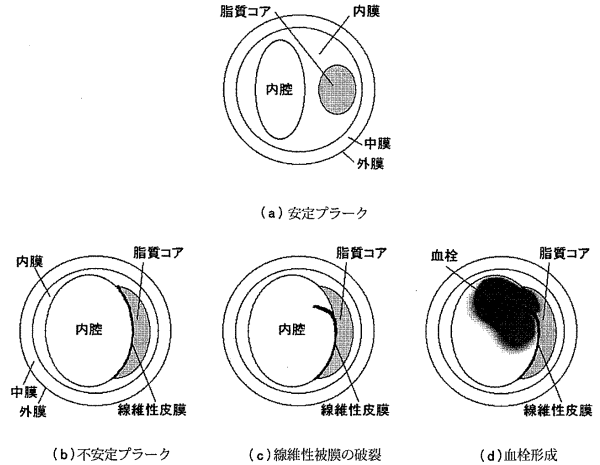
【図 1】



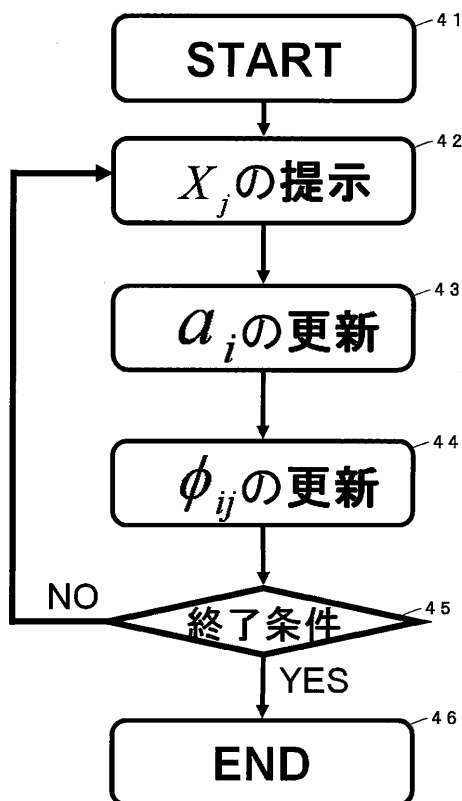
【図 2】



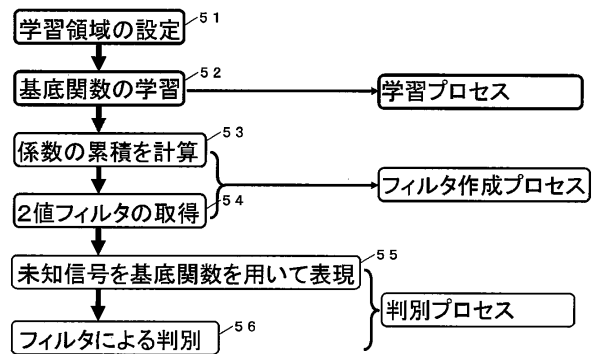
【図 3】



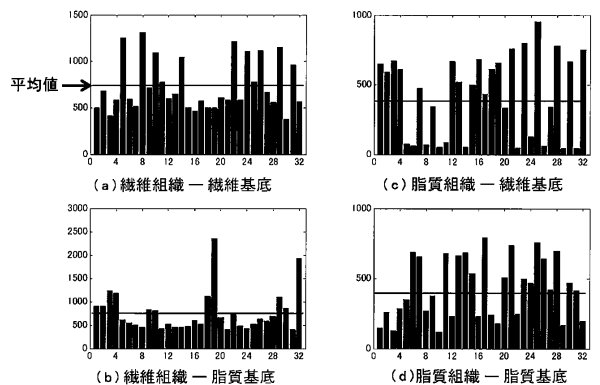
【図 4】



【図 5】



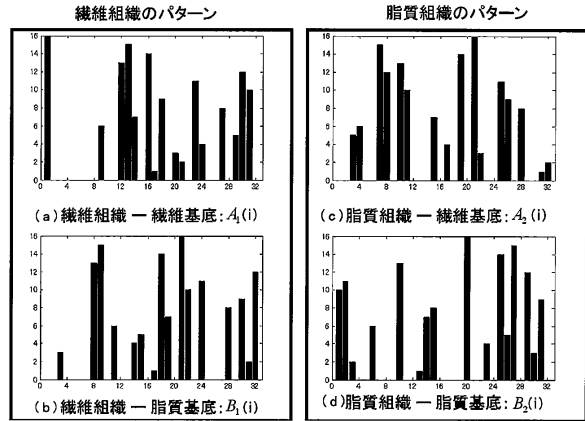
【図 10】



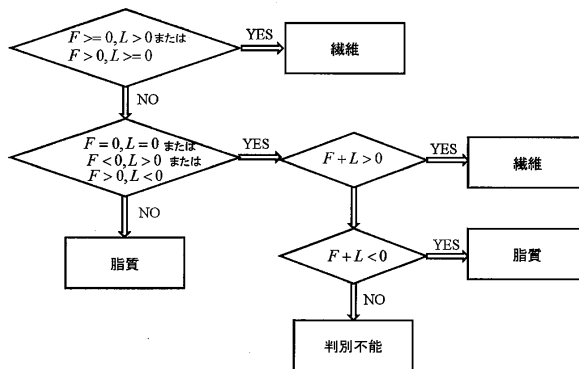
【図 1 1】



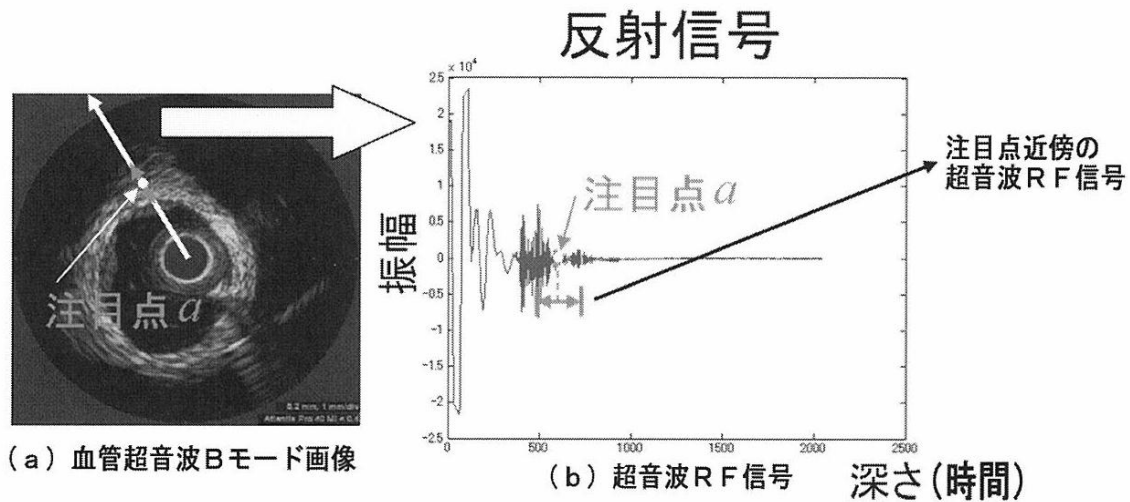
【図 1 3】



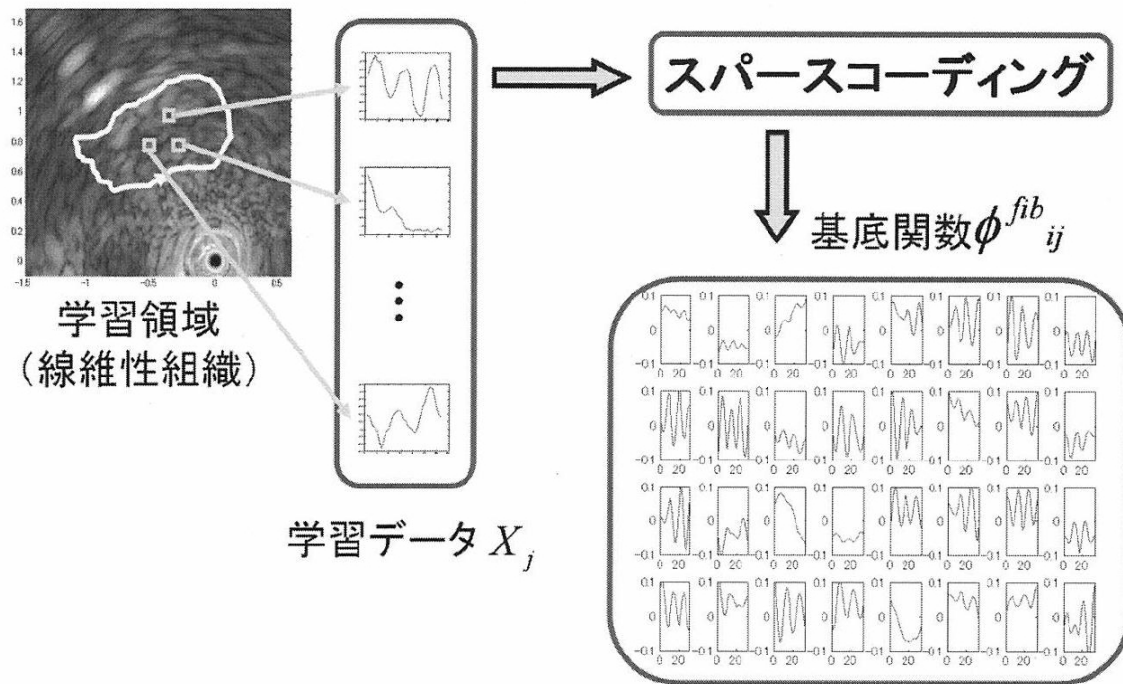
【図 1 2】



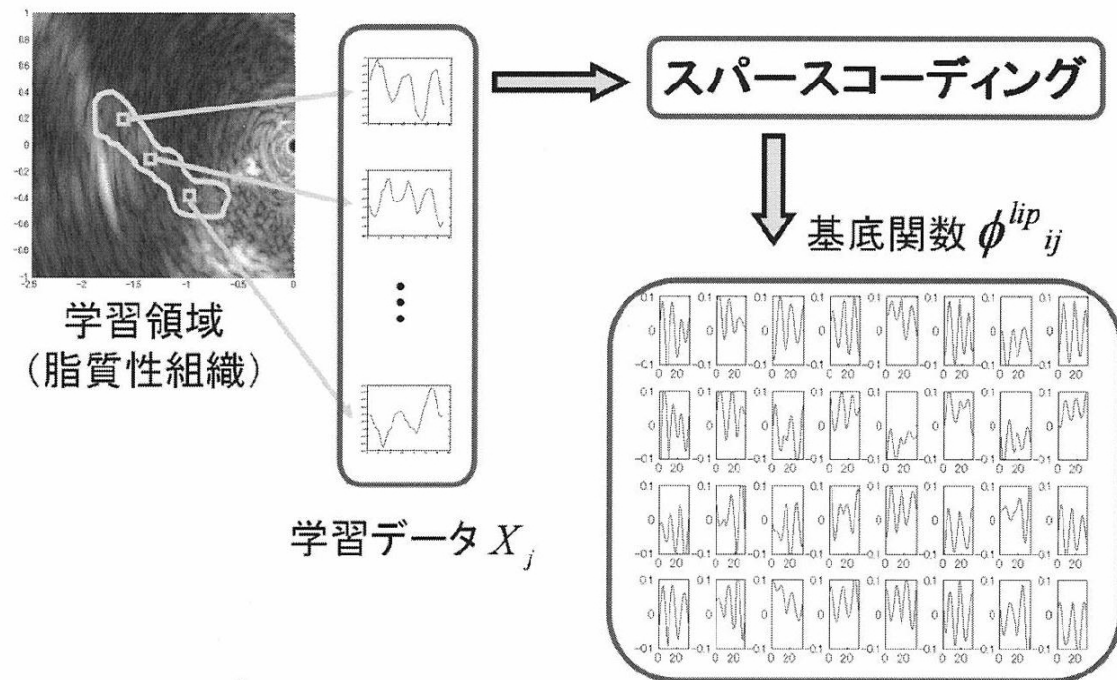
【図 6】



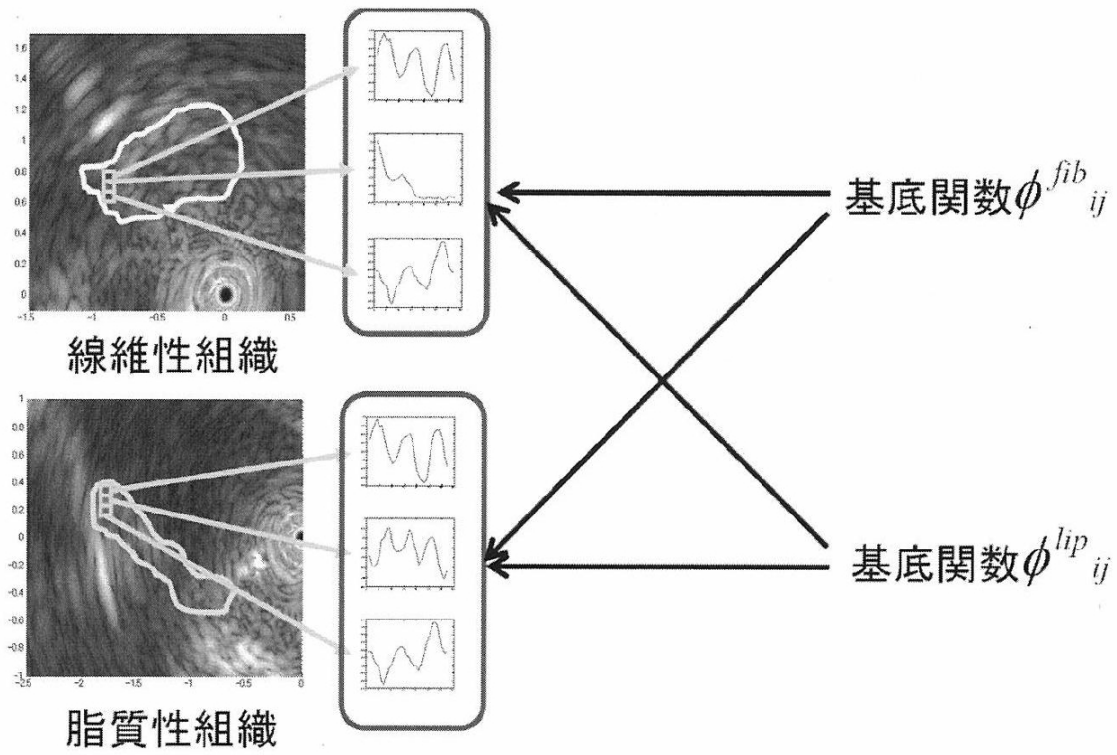
【図 7】



【図 8】



【図 9】



フロントページの続き

(72)発明者 廣 高史

山口県宇部市南小串1丁目1-1 国立大学法人山口大学内

(72)発明者 畔津 忠博

山口県山口市桜畠3-2-1 公立大学法人山口県立大学内

審査官 宮川 哲伸

(56)参考文献 特開2008-206779(JP,A)

特開2007-12047(JP,A)

特開2005-84860(JP,A)

特開平10-111862(JP,A)

特開平5-101025(JP,A)

村田昇, スパースコーディングの基礎理論と画像処理への応用, 電子情報通信学会技術研究報告, 日本, (社)電子情報通信学会, 2006年 3月 9日, 信学技報 Vol.105 No.673, P.15
5-162

(58)調査した分野(Int.Cl., DB名)

A61B 8/00 - 8/15

G06T 1/00

专利名称(译)	使用稀疏编码进行组织表征		
公开(公告)号	JP5213173B2	公开(公告)日	2013-06-19
申请号	JP2008250182	申请日	2008-09-29
[标]申请(专利权)人(译)	国立大学法人山口大学 公立大学法人山口県立大学		
申请(专利权)人(译)	国立大学法人山口大学 公立大学法人山口県立大学		
当前申请(专利权)人(译)	国立大学法人山口大学 公立大学法人山口県立大学		
[标]发明人	内野英治 末竹規哲 松崎益徳 廣高史 畔津忠博		
发明人	内野 英治 末竹 規哲 松崎 益徳 廣 高史 畔津 忠博		
IPC分类号	A61B8/08 A61B8/12 G06T1/00		
FI分类号	A61B8/08 A61B8/12 G06T1/00.290.D A61B8/14 G06T7/00.612		
F-TERM分类号	4C601/BB02 4C601/BB14 4C601/DD18 4C601/EE09 4C601/EE10 4C601/FE04 4C601/JB28 4C601/ JB36 4C601/JB46 4C601/JB48 4C601/JC05 4C601/JC06 4C601/JC09 4C601/JC37 4C601/KK12 4C601/LL38 5B057/AA07 5B057/BA05 5B057/CA08 5B057/CA12 5B057/CA16 5B057/CB08 5B057 /CB12 5B057/CB16 5B057/CE12 5B057/DB02 5B057/DB09 5B057/DC30 5B057/DC40 5L096/AA06 5L096/BA06 5L096/BA13 5L096/DA02 5L096/HA09 5L096/KA04 5L096/KA15		
其他公开文献	JP2010075616A		
外部链接	Espacenet		

摘要(译)

要解决的问题：提供组织表征鉴别方法，程序和装置，用于图像数据中的更精确的组织表征（例如，纤维组织，脂质组织）（特别是血管中的超声图像数据）。
ZSOLUTION：用于从图像数据（超声图像）的标记点附近的部分的局部图像信息（超声RF信号）对标记点进行组织表征的组织表征方法（程序，装置）包括系数计算步骤（步骤55），用于通过一组基本功能解析标记点附近的局部图像信息（超声RF信号），所述基本功能分别通过先前通过学习（步骤51,52,53,54）获得的组织表征。分别用于计算基本函数的系数的稀疏编码方法和用于根据系数计算步骤中计算的基本函数的系数的标记点的组织表征的组织表征步骤（步骤56）。Z

$$X_j = \sum_{i=1}^M a_i \phi_{ij}$$