

(19) 日本国特許庁(JP)

(12) 公開特許公報(A)

(11) 特許出願公開番号

特開2016-87370

(P2016-87370A)

(43) 公開日 平成28年5月23日(2016.5.23)

(51) Int.Cl.	F 1	テーマコード (参考)
A 6 1 B 1/00 (2006.01)	A 6 1 B 1/00 3 0 0 D	2 H 0 4 0
A 6 1 B 1/04 (2006.01)	A 6 1 B 1/04 3 7 0	4 C 1 6 1
G 0 2 B 23/24 (2006.01)	G 0 2 B 23/24 B	

審査請求 未請求 請求項の数 4 書面 (全 10 頁)

(21) 出願番号	特願2014-235024 (P2014-235024)	(71) 出願人	511069596
(22) 出願日	平成26年11月4日 (2014.11.4)		株式会社スタットラボ
			東京都練馬区早宮 1-44-18-203
		(72) 発明者	石橋 雄一
			東京都練馬区早宮 1-44-18-203
		(72) 発明者	石橋 史明
			神奈川県川崎市中原区新丸子東 3丁目 11
			00-15-S-1714
		Fターム (参考)	2H040 GA11
			4C161 AA04 CC06 DD03 HH51 SS10
			SS21 WW02 WW03 WW08 WW15

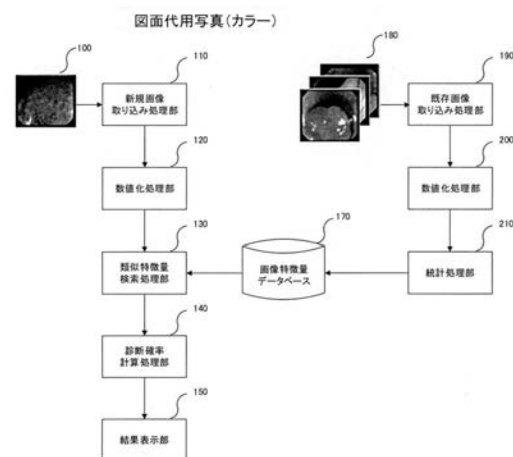
(54) 【発明の名称】 大腸拡大内視鏡画像診断支援装置

(57) 【要約】

【課題】 大腸ポリープの表面構造を5つのピットパターンに分類できるが、どのピットパターンに分類されるかを内視鏡検査時にリアルタイムに自動診断することが可能な病理画像診断支援装置等を提供すること。

【解決手段】 本発明は、大腸拡大内視鏡に電氣的に接続された装置であり、大腸拡大内視鏡に電氣的に接続されたフットスイッチなどを押すことにより、内視鏡内で見ている内視鏡画像をリアルタイムに本装置に取り込み、取り込まれた画像を数値化し、数値化された情報を画像特徴量データベースの情報とパターン認識し、検索された類似特徴量から診断確率を計算し、結果を表示する。また、大量の既存の診断済み内視鏡画像を取り込み、それを数値化し、数値化された大量の情報を統計処理して画像特徴量データベースに情報を蓄積する。

【選択図】 図2



【特許請求の範囲】**【請求項 1】**

大腸拡大内視鏡に接続し、内視鏡で表示している画面のデジタル画像を取り込む内視鏡画像取り込み手段と、

前記デジタル画像を複数に分割し、分割した各画像を数値化する画像数値化手段と、

数値化したそれぞれの情報を、画像特徴量データベースの学習データに対してパターン認識する類似特徴量検索手段と、

パターン認識した結果をもとに診断確率を計算する診断確率計算手段と、結果を表示する結果表示手段によりビットパターンの自動診断をリアルタイムに行うことを特徴とする大腸拡大内視鏡画像診断支援装置。

10

【請求項 2】

内視鏡画像取り込み手段により内視鏡から取り込んだデジタル画像は、画像数値化手段においてビットパターンの違いを区別可能でかつ元の画像に対して重複を許して 10 ないし 20 個程度の正方形小画像に分割し、

それぞれの小画像とウェーブレット変換などの数値化変換を行うことを特徴とする請求項 1 に記載の大腸拡大内視鏡画像診断支援装置。

【請求項 3】

画像特徴量データベースの学習データは、既に診断済み症例のデジタル画像を既存内視鏡画像取り込み手段により取り込み、ビットパターン分類ごとに請求項 2 で記述された小画像を多数切り出し、同様のウェーブレット変換などの数値化変換を画像数値化手段により行い、

20

画像特徴量データ格納手段において、統計処理により、ビットパターン分類ごとに分類および外れ値処理を行ったデータを蓄積されたものであることを特徴とする、請求項 1 に記載の大腸拡大内視鏡画像診断支援装置。

【請求項 4】

内視鏡から内視鏡画像取り込み手段により取り込んだ画像を小画像に分割し、画像数値化手段により数値化処理したもののそれぞれ 1 個ずつ画像特徴量データベースの学習データに対して最近隣近傍法によりパターン認識を類似特徴量検索手段により行う。つまり、最も近くで、決められたしきい値より小さい距離の学習データのビットパターン分類を結果とするパターン認識である。

30

診断確率計算手段によりこの認識されたビットパターン分類の個数をカウントし、認識された小画像の個数で割ることにより、分類ごとの確率として結果表示手段により結果を表示することを特徴とする、請求項 1 に記載の大腸拡大内視鏡画像診断支援装置。

【発明の詳細な説明】**【技術分野】****【0001】**

本発明は、コンピュータ支援診断 (Computer - aided diagnosis : CAD) 等に代表される画像診断支援装置に関するものであり、特に、大腸内視鏡検査時に、拡大内視鏡で大腸ポリープの表面構造をリアルタイムに質的診断するための診断支援装置に関するものである。

40

【背景技術】**【0002】**

コンピュータ支援診断とは、診断における最終判断は医師が行うことを前提として、入力したデジタル画像から検出した病巣候補の位置や、コンピュータを用いて解析した定量的な結果を医師に分かりやすく提示するものである。この技術は、例を挙げると、胸部 X 線写真による肺癌の検診システム、乳癌マンモグラフィの自動スクリーニングシステム、細胞診の画像診断システム、病理画像診断支援システムなどに用いられている。

【0003】

大腸内視鏡検査時に、大腸ポリープが腫瘍か非腫瘍か、腫瘍であるなら良性腫瘍 (腺腫) か悪性腫瘍 (癌) なのかを診断するために、拡大内視鏡を用いて大腸ポリープ表面構造

50

を分類することで病理診断を予測するのが一般的である。大腸ポリープの表面は、腺管の開口部であるピットと、それを取り囲む窩間部で構成される。申請者らは、大腸ポリープの表面構造を5つのピットパターンに分類し、それぞれが高い精度で病理診断を予測できることを報告しており、このピットパターン診断は全世界で標準化している（非特許文献1）。

【0004】

また、特許文献1においては、大腸の病変部を、ピットを検出することにより高精度で診断できる診断装置を提供し、内視鏡および光プローブを用いた装置構成により3次元光断層画像を取得し、3次元断層画像データをもとに、生体組織の深さ方向に垂直な平面のXY面画像を複数の深さ位置について切り出し、その平均画像からピットパターン形の強調表示画像を生成することで診断支援を行っている。

10

【0005】

特許文献2においては、ピットパターンの形状に基づいて病変部の位置を自動認識し、病変部の位置を示すマークを自動的に内視鏡画像に重畳させることとしている。

【0006】

非特許文献2および非特許文献3では、ピットパターン診断をウェーブレット変換により行っているとあるが、学習データの画像はすべて、染色法としてインジゴカルミンを使用したものであり、この点で正確にはピットパターンの画像解析とは言えない。クリスタルバイオレット染色は、ピットパターンを微細に観察するのに適しており、特にIIIs型やV型ピットパターン診断には、インジゴカルミンによる染色では不十分で、クリスタルバイオレット染色を用いることが必要である（非特許文献1）。

20

【0007】

さらに、非特許文献2および非特許文献3では、リアルタイムに診断支援をする訳ではなく、拡大内視鏡の画像を一度保存し、それを別のコンピュータで解析しているため、画像に保存されていない疾患部分を見落とす可能性が大きくなる。

【0008】

また、非特許文献2および非特許文献3では、画像の中で解析対象とするのは、256×256ピクセルの小さな枠内のみであり、しかも画像全体のどの部分を解析するかは、手作業で選んでいる。このため、病変が疑われる部分を何度も解析する必要がある。拡大内視鏡の画像の大きさは640×480ピクセルある。1画像の中に複数種類のピットパターンが含まれる場合、小さな枠内でのみ診断ができるとすると、どの領域を最も重視して最終診断とするかは、利用者が判断する必要があり、この点で診断支援システムとしては不完全である。

30

【先行技術文献】

【特許文献】

【0009】

【特許文献1】 特開2010-68865号公報

【特許文献2】 特開2011-87793号公報

【非特許文献】

【0010】

【非特許文献1】 工藤進英編著、大腸拡大内視鏡、日本メディカルセンター、2009年10月

40

【非特許文献2】 Michael Liedlgruber, Andreas Uhl, Statistical and Structural Wavelet Packet Features for Pit Pattern Classification in Zoom-Endoscopic Colon Images, Proceedings of the 7th WSEAS International Conference on Wavelet Analysis & Multirate Systems, Arcachon, France, October 13-15, 2007.

50

【非特許文献3】 Roland Kwitt, Statistical Modeling in the Wavelet Domain and Applications, A thesis submitted to the Department of Computer Sciences at the University of Salzburg, April 2010.

【発明の概要】

【発明が解決しようとする課題】

【0011】

しかしながら、大腸ポリープ表面におけるピットの場所を特定し、強調表示画像を生成するだけでは十分な診断支援とは言えない。なぜなら、ピットの局在が分かって、どのピットパターンに分類されるかを診断すること自体がしばしば難解であり、ピットパターンそのものをアウトプットとして提示しなければ真の診断支援とは言えないからである。ピットパターンをアウトプットとする自動診断の試みは現在までもなされてきたが、ポリープの表面構造を抽出する過程で精度を欠いたり、あるいはリアルタイム性を担保するための技術の確立ができずに不成功に終わっている。

10

【課題を解決するための手段】

【0012】

本発明の目的は、上述した事情に鑑み、なされたもので、この発明の主たる目的は、医師などが内視鏡検査時に大腸ポリープの表面構造を診断しようとする際に、その部分画像がピットパターンのどの分類で、それがどれくらいの確率であるかをリアルタイムに表示することにより、診断支援とするものである。1つの画像の中に複数の分類のピットパターンが含まれていることも多く、どの分類がどれくらいの確率であるかということ、リアルタイムに確認できることは、疾患部分の見落としを少なくし、検査者の能力にかかわらず、質の高い客観的診断を提供し、誤診の回避や正確な治療が可能となる。

20

【0013】

本発明は、大腸拡大内視鏡に電氣的に接続された装置であり、大腸拡大内視鏡に電氣的に接続されたフットスイッチなどを押すことにより内視鏡画像をリアルタイムに本装置に取り込む内視鏡画像取り込み手段と、取り込まれた画像を数値化する画像数値化手段、数値化された情報を画像特徴量データベースの情報とパターン認識するための類似特徴量検索手段と、検索された類似特徴量から診断確率を計算する診断確率計算手段と、結果を表示する結果表示手段と、画像特徴量データベースに情報を蓄積するために、大量の既存の診断済み内視鏡画像を取り込むための既存内視鏡画像取り込み手段と、取り込まれた画像を数値化する画像数値化手段と、数値化された大量の情報を統計処理するための画像特徴量データ格納手段とで構成される。

30

【0014】

上記の構成によれば、内視鏡で見ている画像をリアルタイムに解析し、その画像がピットパターン分類のどの分類で、それがどれくらいの確率であるかを表示することができる。

【0015】

前記目的を達成するために、請求項1に記載の大腸拡大内視鏡画像診断支援装置は、内視鏡で表示している画面のデジタル画像を取り込み、この画像を複数に分割し、分割した各画像をウェーブレット変換などで数値化し、画像特徴量データベースの学習データに対してパターン認識し、パターン認識した結果をもとに診断確率を計算し表示することにより、ピットパターンの自動診断をリアルタイムに行うことを特徴とする。

40

【0016】

また、請求項2に示すように、内視鏡から取り込んだデジタル画像は、ピットパターンの違いを区別可能でかつ元の画像に対して重複を許して10ないし20個程度の正方形小画像に分割し、それぞれの小画像とウェーブレット変換などの数値化変換を行うことを特徴とする。

【0017】

50

また、請求項 3 に示すように、画像特徴量データベースの学習データは、既に診断済み症例のデジタル画像を取り込み、ビットパターン分類ごとに小画像を多数切り出し、同様のウェーブレット変換などの数値化変換を行い、統計処理により、ビットパターン分類ごとに分類および外れ値処理を行ったデータを蓄積されたものであることを特徴とする。

【 0 0 1 8 】

また、請求項 4 に示すように、内視鏡から取り込んだ画像を小画像に分割し、数値化処理したものそれぞれ 1 個ずつ画像特徴量データベースの学習データに対して最近隣近傍法によりパターン認識を行う。つまり、最も距離の近い学習データのビットパターン分類を結果とするパターン認識である。ただし、2 つのデータ間の距離があるしきい値より大きなときは認識させない。この認識されたビットパターン分類の個数をカウントし、分割された小画像の個数で割ることにより、分類ごとの確率として結果を表示することを特徴とする。

【 発明の効果 】

【 0 0 1 9 】

本発明によれば、大腸拡大内視鏡の画像に対する自動診断を行うことができる。特に、拡大内視鏡で見ている画像に対してリアルタイムに解析し、その画像がビットパターン分類のどの分類で、それがどれくらいの確率であるかを表示することが可能になる。

【 図面の簡単な説明 】

【 0 0 2 0 】

【 図 1 】 機器構成。

【 図 2 】 機能ブロック図。

【 図 3 】 内視鏡画像。

【 図 4 】 数値化される画像。

【 図 5 】 小画像ごとの数値データ。

【 図 6 】 画像特徴量データベースのデータ構造。

【 図 7 】 カウント表。

【 図 8 】 既存症例小画像の数値化された特徴量のデータ構造。

【 図 9 】 クラスター分析のデンドログラム

【 発明を実施するための最良の形態 】

【 実施例 】

【 0 0 2 1 】

以下、本発明を実施するための形態を図面にしたがって説明する。また、ビットパターンの分類は I 型から V 型まであり、さらに I I I 型は I I I L 型と I I I s 型に、I V 型から V 型についても詳細に分類されるが、この説明では I I 型から V 型までの 4 種類の簡単な分類で行う。図 1 は、本発明の大腸拡大内視鏡画像診断支援装置（以下、診断支援装置とする。）の実施形態に係わるハードウェア構成図である。図 2 は、本発明の診断支援装置の機能ブロック図である。

【 0 0 2 2 】

本発明の診断支援装置は、図 1 によれば、診断中の内視鏡画像をデジタル変換しこの j p e g などの画像ファイルを出力する大腸拡大内視鏡 1 0 と診断支援装置としてのコンピュータ 2 0 と、大腸拡大内視鏡から画像ファイルの出力を指示するフットスイッチなどのスイッチ 3 0 とから構成されている。なお、コンピュータ 2 0 には、データ入力や各種の処理を指示するためのキーボードやポインティングデバイスと、処理結果等を表示するための画像表示部等が接続されている。

【 0 0 2 3 】

図 2 は、診断支援装置の機能ブロックを示すものである。新規画像取り込み処理部 1 1 0 は、図 1 の大腸拡大内視鏡 1 0 で出力された j p e g などの画像ファイルを入力し、コンピュータ 2 0 内のハードディスク装置などに一時的に保存する。ただし、デジタル化された画像ファイルは、2 5 6 色とする。

【 0 0 2 4 】

数値化処理部 1 2 0 では、画像ファイルの一部からウェーブレット変換により数値化する。図 3 に示すように、内視鏡の画像は 4 8 0 × 6 4 0 の大きさであるが、大腸自体の画像は八角形の枠の中にあり、診断可能な正方形の領域を、例えば 3 2 0 × 3 2 0 ピクセルの大きさとする。これは、内視鏡を病巣部分と思われるところが八角形の中央に位置したときに、図 1 のスイッチ 3 0 を押すことにより、新規画像取り込み処理部 1 1 0 に取り込まれる。図 4 に示すように、数値化される画像は、例えば 1 2 8 × 1 2 8 ピクセルの大きさで、重複を許して分割すると、3 2 0 × 3 2 0 ピクセルの領域からは 1 6 個の小画像が抽出される。この小画像は、各ビットパターンの違いを認識できる大きさであり、各小画像をウェーブレット変換やフーリエ変換などにより画像の特徴量を数値化する。例えば、ウェーブレット変換で深さが 6 とすると、1 個の小画像は、1 8 個の数値データに変換される。なお、ウェーブレット変換する前に、各小画像はグレースケールに変換し、染色の色の違いや色むらなどの影響がないようにする。3 2 0 × 3 2 0 ピクセルの診断領域を前述のように小領域に分割し、ウェーブレット変換すると、図 5 に示すような数値データが得られる。

10

【 0 0 2 5 】

図 2 の類似特徴量検索処理部 1 3 0 では、前述の各小画像が、画像特徴量データベース 1 7 0 のどの特徴量に最も類似しているのかを検索する。画像特徴量データベースは、図 6 のような構造とする。学習データとして、診断済み既存症例のビットパターンごとの特徴量データは、図 6 上図のように、分類されてグループごとに蓄積される。ビットパターンごとの画像特徴量の分類方法は後述する。この特徴量は、図 6 下図のように、グループ別に平均値を計算し、保存されている。

20

【 0 0 2 6 】

新規画像特徴量の数値を数 1 のように行列で表す。k は 1 6 個の小画像の番号、i はウェーブレット変換による 1 8 個の変数番号を示す。

【 数 1 】

$$\{y_{k,i}, k = 1, 2, \dots, 16, i = 1, 2, \dots, 18\}$$

1 つの小画像が、図 6 上図の最も類似している画像特徴量を検索するには、まず図 6 下図の最も近いグループの平均を見つけることを行う。つまり、以下の数 2 で表される t と j を探す。

30

【 数 2 】

$$\min_{\substack{j \in C_t \\ t \in \{II, III, IV, V\}}} \sqrt{\sum_i (y_{k,i} - m_{j,i}^t)^2}$$

ここで、C t は各ビットパターン I I、I I I、I V、V 中のグループ番号であり、そのグループの 1 8 個ある変数ごとの平均値を数 3 とする。

【 数 3 】

40

$$m_{j,i}^t$$

ビットパターンとグループ番号 j 〇 を見つけたら、図 6 上図の対応する部分の画像特徴量で最も近いものを見つける。つまり、以下の式を満たす特徴量番号 n を探す。ここで、数 4 は、グループ j 〇 中の n 番目の特徴量で i は 1 から 1 8 までの変数を持つ。

【 数 4 】

$$x_{n,i}^{j_0}$$

50

16個の小画像とグループ j_0 の n 個の特徴量 (数4) の中で最小の距離を数5で表す。
【数5】

$$d = \min_n \sqrt{\sum_i (y_{k,i} - x_{n,i}^{j_0})^2}$$

このとき、 T をしきい値とし、 d が T よりも小さい場合はその n を採用し、 d が T より大きい場合は近い特徴量がなかったものとする。しきい値 T の決め方については、後述する。

10

【0027】

16個の小画像に対して類似特徴量を検索し、ビットパターンの型を識別することで、図7のようなカウント表を作成することができる。このカウント表をもとに、ビットパターンごとの診断確率を数6のように定義する。

【数6】

$$p_t = CN_t/16$$

このように診断確率を定義することにより、複数のビットパターンが含まれている場合にも対応することができる。

20

【0028】

つぎに、画像特徴量データベースに特徴量を格納する方法について説明する。

図2の既存画像取り込み処理部190では、既に診断済みの症例の画像を取り込む。診断済みの症例画像は、拡大内視鏡で診断時に画像として保存され、症例自体は病理検査等も行い、確定診断済みのものである。画像の形式は、新規画像取り込み処理部110の場合と同様であるが、ハードディスク等に既に保存されているものを用いる。既存画像取り込み処理部190では、八角形の枠の中の診断可能な正方形の領域を、例えば 320×320 ピクセルの大きさの部分抽出し、さらに、例えば 128×128 ピクセルの大きさで、重複を許して分割する。この大きさは、新規画像取り込み処理部110のときの小画像の大きさと同等でなければならない。

30

【0029】

数値化処理部200では、数値化処理部120と同様に、各小画像をウェーブレット変換やフーリエ変換などにより画像の特徴量を数値化する。この数値化の方法は、数値化処理部120と同じ方法でなければならない。

【0030】

数値化処理部200ですべての既存画像が数値化されるが、統計処理部210では、統計処理により分類と外れ値除去の処理をする。各小画像は診断済みであるので、数値化された特徴量のデータ構造は、図8のようにビットパターン番号と特徴量番号がついている。この特徴量データをビットパターンの型ごとに分類と外れ値除去を行い、さらに内視鏡診断専門医による医学的視点からの精査を行う。医学的視点からの精査とは、分類された特徴量に対応する各小画像を見ることにより、そのビットパターンとして不適切なデータを手作業で除去することである。

40

【0031】

分類・外れ値除去をするための統計処理は、階層的あるいは非階層的クラスター分析や主成分分析、因子分析などが考えられるが、階層的クラスター分析を用いる処理を示す。ビットパターンのあるひとつの型について、階層的クラスター分析を行い、図9のようなデンドログラムを結果として表示する。図9は、20個の特徴量データに対して分析したもので、特徴量番号が図の下部に、距離の近いデータが結合してクラスターを形成して行く過程が、線により示されている。左側の数値は、データ間あるいはデータと結合されたクラスター間などとの距離を示している。

50

【 0 0 3 2 】

ここで、データ間の距離とは、つぎのように定義する。例えば、データ 1 5 とデータ 1 6 との距離は数 7 の式で定義される。i は変数を表し、1 8 変数ある。

【 数 7 】

$$d = \sqrt{\sum_i (y_{15,i} - y_{16,i})^2}$$

データ 1 5 と 1 6 により新しくクラスターができるが、このクラスターと他のデータとの距離を定義する場合、クラスターの各変数の平均値、つまりクラスターの重心、を用いることにより計算することができる。この他に様々な定義で新しいクラスターとの距離を定義する方法があるが、どの方法を使ってもよい。

10

【 0 0 3 3 】

図 9 で、例えば、距離が 7 のところで横に線を引くと、3 つのクラスターに分けられる。それぞれ、8 個、2 個、1 0 個のデータを含む。ここで、データ 1 7 と 1 8 を含むクラスターは他のクラスターから離れているが、他のクラスターは 8 個と 1 0 個のデータを含み比較的まとまっていると言える。このように、1 0 個程度のデータを含むクラスターに分類すると共に、少数個のデータを含むクラスターは外れ値と考えることができる。しきい値 T を 7 とすることにより、2 個のクラスターに分類し、2 個のデータを外れ値とすることができる。

20

【 0 0 3 4 】

前述のように、しきい値 T は類似の特徴量を検索するときにも重要な役割をするが、データの個数および分類されたクラスター内のデータ数をいくつ位にするかということを考慮して決める必要がある。

【 0 0 3 5 】

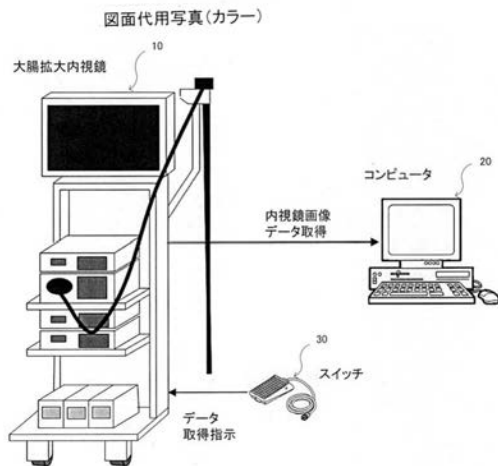
各クラスター内のデータ、つまり小画像の特徴量、は距離が近いため、類似の小画像と判断されるが、クラスターごとに小画像を並べ直して、人間の目で比較検討し、取捨選択を行う。この場合、大腸拡大内視鏡診断専門家の経験を十分に活用する必要がある。

【 0 0 3 6 】

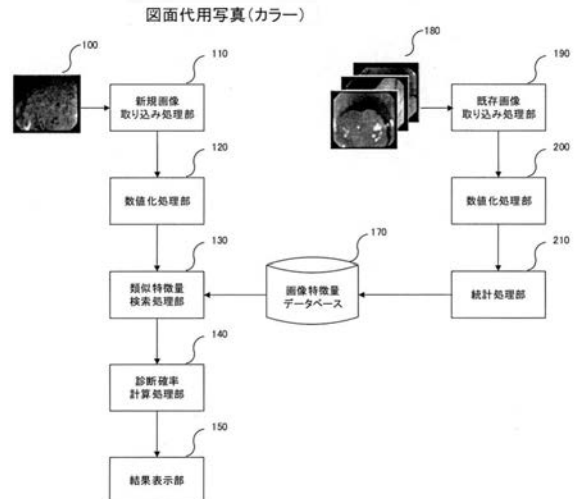
同様に、すべてのビットパターンの種類について、クラスター分析を用いた分類と外れ値除去を行う。分類された特徴量は、変数ごとに平均値を計算し、図 6 の画像特徴量のグループ別平均値の表に格納しておく。

30

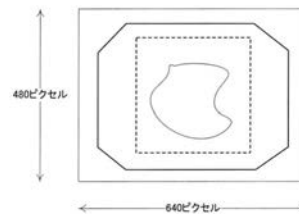
【図 1】



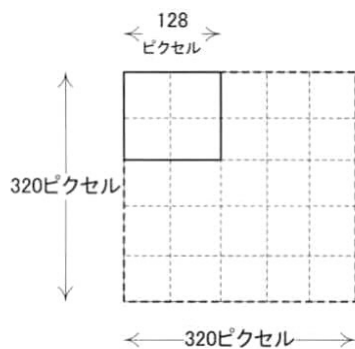
【図 2】



【図 3】



【図 4】



【図 5】

領域番号	18変数
1	
2	
⋮	
16	

【図 6】

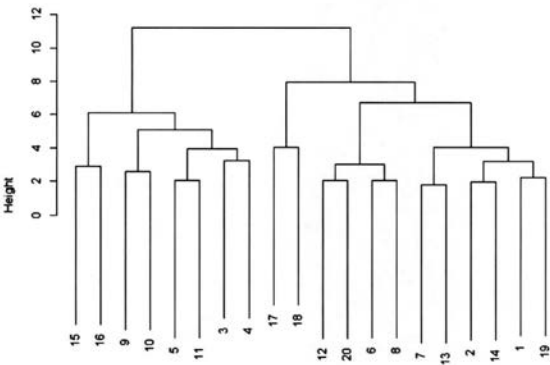
ビットパターン番号	グループ番号	18変数
II	1	画像特徴量
	2	
	3	
V	⋮	
	⋮	
	⋮	

II	1	
	2	画像特徴量のグループ別平均値
	3	
V	1	
	2	

【 図 7 】

ピット パターン	カウント
II	CNII
III	CNIII
IV	CNIV
V	CNV

【 図 9 】



【 図 8 】

ビットパターン番号	特徴量番号	18要素
	1	画像特徴量
II	20	
	⋮	
V	⋮	

专利名称(译)	用于结肠扩大的内窥镜图像诊断支持设备		
公开(公告)号	JP2016087370A	公开(公告)日	2016-05-23
申请号	JP2014235024	申请日	2014-11-04
[标]申请(专利权)人(译)	统计实验室		
申请(专利权)人(译)	统计有限公司实验室		
[标]发明人	石橋雄一 石橋史明		
发明人	石橋 雄一 石橋 史明		
IPC分类号	A61B1/00 A61B1/04 G02B23/24		
FI分类号	A61B1/00.300.D A61B1/04.370 G02B23/24.B A61B1/00.550 A61B1/00.735 A61B1/04 A61B1/045.610 A61B1/31		
F-TERM分类号	2H040/GA11 4C161/AA04 4C161/CC06 4C161/DD03 4C161/HH51 4C161/SS10 4C161/SS21 4C161/WW02 4C161/WW03 4C161/WW08 4C161/WW15		
外部链接	Espacenet		

摘要(译)

解决的问题：提供一种病理图像诊断支持装置等，其能够将大肠息肉的表面结构分类为五个凹坑图案，并且在内窥镜检查期间实时地对哪个凹坑图案进行分类。那个 本发明是电连接至大肠放大内窥镜的装置，并且通过按压电连接至大肠放大内窥镜的脚踏开关在内窥镜中观察。在该设备中实时捕获捕获的内窥镜图像，将捕获的图像数字化，将数字化的信息识别为图像特征数据库中的图案信息，并从检索到的相似特征中计算出诊断概率。并显示结果。另外，将已被诊断的大量现有内窥镜图像摄取，数字化，并且对大量数字化信息进行统计处理以将该信息存储在图像特征量数据库中。[选择图]图2

