



(10) 授权公告号 CN 102842125 B

(45) 授权公告日 2016.05.04

Yueyun Shu, Farida Cheriet. Multistage graph-based segmentation of thoracoscopic images. 《Computerized Medical Imaging and Graphics》. 2006,

审查员 王玮玮

(30) 优先权数据

2011-104698 2011.05.09 JP

(73) 专利权人 奥林巴斯株式会社

地址 日本东京都

(72)发明人 神田大和 北村诚 弘田昌士

河野隆志 松田岳博

(74) 专利代理机构 北京三友知识产权代理有限公司

公司 11127

代理人 李辉 朱丽娟

(51) Int. Cl.

G06T 7/00(2006.01)

(56) 对比文件

US 2011069876 A1, 2011. 03. 24,

EP 1847955 A1, 2007. 10. 24.

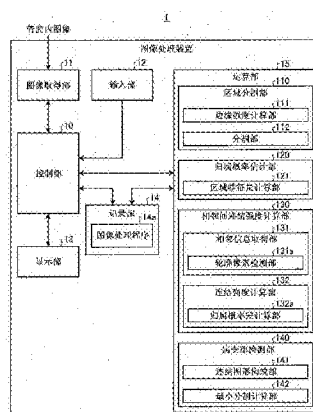
Guillaume-Alexandre Bilodeau.

权利要求书3页 说明书14页 附图18页

图像处理装置及图像处理方法

(57) 摘要

提供一种图像处理装置和图像处理方法。图像处理装置具备:区域分割部,其根据图像内的边缘信息,将图像分割为分别包含多个像素的多个小区域;归属概率估计部,其估计多个小区域分别归属于作为检测对象的特定区域的概率即归属概率;相邻间连结强度计算部,其计算定量地相互相邻的小区域属于特定区域及非特定区域内的相同区域的程度的连结强度;病变部检测部,其根据归属概率及连结强度,从上述图像检测特定区域。



1. 一种图像处理装置,其特征在于,具备:

小区域分割部,其根据图像内的边缘信息,将上述图像分割为分别包含多个像素的多个小区域;

归属概率估计部,其估计上述多个小区域分别归属于作为检测对象的特定区域的概率即归属概率;

相邻间连结强度计算部,其计算连结强度,该连结强度定量地表示上述多个小区域内的相互相邻的小区域属于上述特定区域及该特定区域以外的区域即非特定区域内的相同区域的程度;以及

特定区域检测部,其根据上述归属概率及上述连结强度将上述图像分割为上述特定区域和上述非特定区域,由此检测上述特定区域,

上述特定区域检测部具备:

连结图形构筑部,其根据上述归属概率及上述连结强度,构筑将与上述多个小区域对应的节点和与上述特定区域对应的节点以及与上述非特定区域对应的节点连结起来的连结图形;和

最小分割计算部,其计算上述连结图形中的最小分割位置,

上述特定区域检测部根据在上述最小分割位置分割上述连结图形的结果,检测上述特定区域。

2. 根据权利要求 1 所述的图像处理装置,其特征在于,

上述小区域分割部具备:

边缘强度计算部,其计算上述图像内的各像素的边缘强度;

分割部,其以上述边缘强度的脊为边界,将上述图像分割为上述多个小区域。

3. 根据权利要求 1 所述的图像处理装置,其特征在于,

上述归属概率估计部具有区域特征量计算部,该区域特征量计算部按小区域单位算出上述多个小区域的各自的特征量,

上述归属概率估计部根据上述特征量,估计上述归属概率。

4. 根据权利要求 3 所述的图像处理装置,其特征在于,

上述特征量是颜色特征量或纹理特征量。

5. 根据权利要求 3 所述的图像处理装置,其特征在于,

上述归属概率估计部具有概率函数估计部,该概率函数估计部根据上述特征量,估计用于算出上述多个小区域分别归属于特定区域的归属概率的概率函数。

6. 根据权利要求 5 所述的图像处理装置,其特征在于,

上述概率函数估计部具备:

聚类部,其对上述图像中的上述特征量的分布划分聚类;

聚类估计部,其估计与上述特定区域对应的聚类;以及

概率密度函数估计部,其根据上述聚类估计部的估计结果,分别估计上述特定区域及上述非特定区域的概率密度函数,

上述概率函数估计部根据上述概率密度函数估计上述概率函数。

7. 根据权利要求 1 所述的图像处理装置,其特征在于,

上述相邻间连结强度计算部具备:

相邻信息取得部,其对上述多个小区域分别取得与其自身相邻的小区域有关的相邻信息;以及

连结强度计算部,其根据上述相邻信息,算出上述相互相邻的小区域间的上述连结强度。

8. 根据权利要求 7 所述的图像处理装置,其特征在于,

上述相邻信息取得部具有检测上述多个小区域各自的轮廓像素的轮廓像素检测部,

上述相邻信息取得部根据与上述轮廓像素有关的信息,取得上述多个小区域各自的相邻信息。

9. 根据权利要求 7 所述的图像处理装置,其特征在于,

上述连结强度计算部具有计算上述相互相邻的小区域间的上述归属概率的差的归属概率差计算部,

上述连结强度计算部根据上述归属概率的差,计算上述相互相邻的小区域间的连结强度。

10. 根据权利要求 7 所述的图像处理装置,其特征在于,

上述连结强度计算部具有计算上述相互相邻的小区域间的内部特征量的差的内部特征量差计算部,

上述连结强度计算部根据上述内部特征量的差,计算上述相互相邻的小区域间的连结强度。

11. 根据权利要求 10 所述的图像处理装置,其特征在于,

上述内部特征量是上述各小区域内的颜色特征量或纹理特征量。

12. 根据权利要求 7 所述的图像处理装置,其特征在于,

上述连结强度计算部具有计算上述相互相邻的小区域间的边界强度的边界强度计算部,

上述连结强度计算部根据上述边界强度,计算上述相互相邻的小区域间的上述连结强度。

13. 根据权利要求 12 所述的图像处理装置,其特征在于,

上述边界强度计算部具备:

边界像素检测部,其检测上述相互相邻的小区域间的边界像素;和

边界边缘强度计算部,其计算上述边界像素的边缘强度,

上述边界强度计算部根据上述边界像素的边缘强度,计算上述相互相邻的小区域间的边界强度。

14. 根据权利要求 12 所述的图像处理装置,其特征在于,

上述连结强度计算部还具有根据上述归属概率校正上述边界强度的边界强度校正部,

上述连结强度计算部根据校正后的上述边界强度,计算上述相互相邻的小区域间的连结强度。

15. 根据权利要求 7 所述的图像处理装置,其特征在于,

上述相邻间连结强度计算部根据上述相互相邻的小区域间的上述归属概率的差、上述相互相邻的小区域间的各小区域的内部特征量的差以及上述相互相邻的小区域间的边界像素的边缘强度中的至少 2 个值,计算上述相互相邻的小区域间的连结强度。

16. 根据权利要求 7 所述的图像处理装置,其特征在于,

上述相邻间连结强度计算部还具有根据上述归属概率校正上述连结强度的连结强度校正部,

上述相邻间连结强度计算部根据校正后的上述连结强度,计算上述相互相邻的小区域间的连结强度。

17. 一种图像处理方法,其特征在于,包含:

小区域分割步骤,根据图像内的边缘信息,将上述图像分割为分别包含多个像素的多个小区域;

归属概率估计步骤,估计上述多个小区域分别归属于作为检测对象的特定区域的概率即归属概率;

相邻间连结强度计算步骤,计算连结强度,该连结强度定量地表示上述多个小区域内的相互相邻的小区域属于上述特定区域及该特定区域以外的区域即非特定区域内的相同区域的程度;以及

特定区域检测步骤,根据上述归属概率及上述连结强度将上述图像分割为上述特定区域和上述非特定区域,由此检测上述特定区域,

上述特定区域检测步骤包含:

根据上述归属概率及上述连结强度,构筑将与上述多个小区域对应的节点和与上述特定区域对应的节点以及与上述非特定区域对应的节点连结起来的连结图形;和

计算上述连结图形中的最小分割位置,

上述特定区域检测步骤根据在上述最小分割位置分割上述连结图形的结果,检测上述特定区域。

图像处理装置及图像处理方法

技术领域

[0001] 本发明涉及从图像检测特定的区域的图像处理装置及图像处理方法。

背景技术

[0002] 作为与图像的区域分割关联的技术,例如在日本特开 2009 — 232962 号公报公开了采用图割(Graph Cut)区域分割法,将图像内的判别区域分割为对象区域(肾脏区域)和背景区域,提取出肾脏区域的方法。

[0003] 图割区域分割法是指如下将图像的内部分割为作为检测对象的特定区域和作为检测对象的背景的非特定区域的手法。首先,将与图像内的多个像素对应的多个节点 N 和作为对于各像素的判定标签的、与特定区域及非特定区域对应的 2 个节点 S、T,用与各像素分别属于特定区域及非特定区域的确定性相应的大小的链接连接起来,而且,将与相互相邻的像素对应的节点之间,用与该相邻的像素包含在同一区域内的确定性相应的大小的链接连接起来,作成连结图形。通过对该连结图形切断链接,尝试将节点 N 群分离为与节点 S 连接的节点 N 群和与节点 T 连接的节点 N 群。此时,采用图形网络理论中的最大流最小分割定理,切断确定性的合计成为最小的链接群(即,未切断的链接群中的确定性的合计为最大),从而优化区域分割(参照 Y. Boykov, M. Jolly, “Interactive Graph Cuts for Optimal Boundary&Region Segmentation of Objects in N-D Images”, Proceeding of “Internation Conference on Computer Vision”, July 2001, vol. 1, pp. 105-112)。

[0004] 但是,传统的图割区域分割法中,将各像素作为一个节点进行运算,因此,属于特定区域(或非特定区域)的确定性、相互相邻的像素包含在同一区域内的确定性这样的信息仅仅按像素单位进行判断。因此,存在无法考虑如纹理信息那样由多个像素汇聚的区域所产生的特征这样的信息来进行区域分割的问题。

[0005] 本发明鉴于上述问题而提出,目的是提供通过进行了与包含多个像素的区域有关的信息的区域分割,可提高特定区域的检测精度的图像处理装置、图像处理方法及图像处理程序。

发明内容

[0006] 本发明的一形态的图像处理装置,具备:小区域分割部,其根据图像内的边缘信息,将上述图像分割为分别包含多个像素的多个小区域;归属概率估计部,其估计上述多个小区域分别归属于作为检测对象的特定区域的概率即归属概率;相邻间连结强度计算部,其计算连结强度,该连结强度定量地表示上述多个小区域内的相互相邻的小区域属于上述特定区域及该特定区域以外的区域即非特定区域内的相同区域的程度;特定区域检测部,其根据上述归属概率及上述连结强度将上述图像分割为上述特定区域和上述非特定区域,由此检测上述特定区域。

[0007] 本发明的其他形态的图像处理方法,包含:小区域分割步骤,根据图像内的边缘信息,将上述图像分割为分别包含多个像素的多个小区域;归属概率估计步骤,估计上述多个

小区域分别归属于作为检测对象的特定区域的概率即归属概率；相邻间连结强度计算步骤，计算连结强度，该连结强度定量地表示上述多个小区域内的相互相邻的小区域属于上述特定区域及该特定区域以外的区域即非特定区域内的相同区域的程度；特定区域检测步骤，根据上述归属概率及上述连结强度将上述图像分割为上述特定区域和上述非特定区域，由此检测上述特定区域。

[0008] 通过参考附图阅读以下的本发明的详细说明，可以进一步理解上述内容和本发明的其他目的、特征、优点以及技术产业的意义。

附图说明

[0009] 图 1 是示出本发明的实施方式 1 的图像处理装置的构成的方框图。

[0010] 图 2 是示出图 1 所示的图像处理装置的动作的流程图。

[0011] 图 3 是图像处理对象即管腔内图像的一例的示意图。

[0012] 图 4 是图 1 所示区域分割部的动作流程图。

[0013] 图 5 是表示将图 3 所示管腔内图像分割为小区域的状态的示意图。

[0014] 图 6 是图 1 所示归属概率估计部的动作流程图。

[0015] 图 7A 是表示教师数据中的小区域的特征量分布的图形。

[0016] 图 7B 是表示根据教师数据估计的概率密度函数的一例的图形。

[0017] 图 8 是图 1 所示相邻间连结强度计算部的动作流程图。

[0018] 图 9 是图 1 所示病变部检测部的动作流程图。

[0019] 图 10A 是连结图形的一例的示意图。

[0020] 图 10B 是表示将图 10A 所示连结图形根据最大流最小分割定理进行分割后的状态的示意图。

[0021] 图 11 是本发明的实施方式 2 的图像处理装置中的运算部的构成示意图。

[0022] 图 12 是图 11 所示归属概率估计部的动作流程图。

[0023] 图 13A 是将在由 2 个颜色特征量组成的特征空间中投影的特征量分布进行聚类的结果的一例的示意图。

[0024] 图 13B 是表示图 13A 所示聚类的重心的示意图。

[0025] 图 14 是估计与病变部对应的聚类的处理的流程图。

[0026] 图 15A 是将与某图像对应的特征量分布聚类的例子的示图。

[0027] 图 15B 是与其他图像对应的特征量分布聚类的例子的示图。

[0028] 图 16 是图 11 所示相邻间连结强度计算部的动作流程图。

[0029] 图 17 是本发明的实施方式 3 的图像处理装置中的运算部的构成示意图。

[0030] 图 18 是图 17 所示相邻间连结强度计算部的动作流程图。

[0031] 图 19 是边界强度的算出方法的说明图。

[0032] 图 20 是实施方式 3 的变形例的图像处理装置中的运算部的构成方框图。

[0033] 图 21 是图 20 所示相邻间连结强度计算部的动作流程图。

[0034] 图 22 是实施方式 4 的图像处理装置中的运算部的构成方框图。

具体实施方式

[0035] 以下,参照附图说明本发明的实施方式的图像处理装置及图像处理方法。另外,不是用这些实施方式限定本发明。另外,各附图的记载中,同一部分附上同一标号。

[0036] 以下,作为一例,说明对于由内窥镜、胶囊型内窥镜等医用观察装置拍摄被检体的管腔内(消化道内)而得到的管腔内图像(消化道内图像)的图像处理。管腔内图像例如是各像素中持有相对于R(红)、G(绿)、B(蓝)的各色分量的像素等级(像素值)的彩色图像。

[0037] 另外,本发明不限于管腔内图像,可广泛适用于从其他一般图像内检测特定区域的图像处理装置。

[0038] 另外,以下,说明将管腔内图像内的病变部设为作为检测对象的特定区域,将除此以外的非病变部(粘膜、残渣等内容物、泡等)设为作为背景的非特定区域,但是,也可以采用如将病变部及粘膜设为特定区域,除此以外(内容物、泡等)的区域设为非特定区域等将期望的部位等设定为特定区域及非特定区域的方法。

[0039] 实施方式 1

[0040] 图 1 是本发明的实施方式 1 的图像处理装置的构成方框图。如图 1 所示,图像处理装置 1 具备:控制该图像处理装置 1 全体的动作的控制部 10;取得由医用观察装置拍摄的管腔内图像的图像数据的图像取得部 11;接受外部输入的输入信号的输入部 12;显示包含管腔内图像、各种信息的画面的显示部 13;记录部 14;进行从管腔内图像检测特定区域的运算处理的运算部 15。

[0041] 控制部 10 由 CPU 等硬件实现,通过读入在记录部 14 中存储的各种程序,按照从图像取得部 11 输入的图像数据和从输入部 12 输入的操作信号等,进行对构成图像处理装置 1 的各部分的指示和数据的转送等,统一控制图像处理装置 1 全体的动作。

[0042] 图像取得部 11 根据包含医用观察装置的系统的形态而适宜构成。例如,在医用观察装置是胶囊型内窥镜,在与医用观察装置之间的管腔内图像的图像数据的传递中使用便携型记录介质的场合,图像取得部 11 由装卸自由地安装该记录介质,读出在记录介质中存储的图像数据的读取装置构成。另外,在设置保存由医用观察装置取得的管腔内图像的图像数据的服务器的场合,图像取得部 11 由与服务器连接的通信装置等构成,与服务器进行数据通信,取得图像数据。或者,图像取得部 11 也可以由从内窥镜等医用观察装置经由电缆输入图像信号的接口装置等构成。

[0043] 输入部 12 由例如键盘、鼠标、触摸面板、各种开关等实现,向控制部 10 输出从外部接受的输入信号。

[0044] 显示部 13 由 LCD、EL 显示器等的显示装置实现。

[0045] 记录部 14 由可更新记录的闪速存储器等 ROM、RAM 这样的各种 I C 存储器、内置或外附硬盘或 CD-ROM 等信息记录装置及其读取装置等实现。记录部 14 除了由图像取得部 11 取得的管腔内图像的图像数据外,还存储用于使图像处理装置 1 动作并使图像处理装置 1 执行各种功能的程序和在该程序的执行中使用的数据等。例如,记录部 14 存储从管腔内图像检测特定区域的图像处理程序 14a。

[0046] 运算部 15 由 CPU 等硬件实现,通过读入图像处理程序 14a,处理管腔内图像的图像数据,进行从管腔内图像检测特定区域的各种运算处理。运算部 15 具备区域分割部 110、归属概率估计部 120、相邻间连结强度计算部 130、病变部检测部 140。

[0047] 区域分割部 110 根据管腔内图像内的边缘信息,将该管腔内图像分割为分别包含

多个像素的多个小区域。详细地说,区域分割部 110 具备:算出管腔内图像内的各像素的边缘强度的边缘强度计算部 111;以边缘强度的脊为边界,将管腔内图像分割为多个小区域的分割部 112。

[0048] 归属概率估计部 120 估计多个小区域分别归属于特定区域的概率(归属概率)。详细地说,归属概率估计部 120 具有按小区域单位算出各小区域的特征量的区域特征量计算部 121,根据各小区域的特征量,估计对特定区域的归属概率。作为归属概率的估计中采用的特征量,例如采用小区域内部的颜色特征量和纹理特征量。

[0049] 相邻间连结强度计算部 130 算出相互相邻的 2 个小区域(以下,也称为相邻小区域)间的连结强度。这里,连结强度是定量地表示相邻的小区域彼此都属于特定区域或非特定区域的任意一个相同区域的程度的量。详细地说,相邻间连结强度计算部 130 具备:对于各小区域,取得与自身相邻的小区域有关的相邻信息的相邻信息取得部 131;根据相邻信息算出相互相邻的小区域的连结强度的连结强度计算部 132。

[0050] 其中,相邻信息取得部 131 包含检测各小区域的轮廓像素的轮廓像素检测部 131a,根据与各小区域的轮廓像素有关的信息,取得相邻信息。

[0051] 另外,连结强度计算部 132 包含算出相邻小区域的归属概率的差的归属概率差计算部 132a,根据该归属概率的差,算出该相邻小区域的连结强度。

[0052] 病变部检测部 140 根据归属概率估计部 120 中估计的归属概率和相邻间连结强度计算部 130 中算出的连结强度,从管腔内图像中检测病变部作为特定区域。此时,病变部检测部 140 采用图割(GraphCut)区域分割法,将管腔内图像分割为病变部和除此以外的部分(非病变部)。详细地说,病变部检测部 140 具备根据归属概率及连结强度构筑连结图形的连结图形构筑部 141 和算出连结图形中的最小分割位置的最小分割计算部 142,通过按照最大流最小分割定理来分割包含与各小区域对应的节点的连结图形,将多个小区域分割为属于病变部的小区域群和属于非病变部的小区域群。

[0053] 接着,参照图 2 说明图像处理装置 1 的动作。图 2 是图像处理装置 1 的动作流程图。

[0054] 首先,步骤 S10 中,运算部 15 从记录部 14 取得处理对象的管腔内图像 100。图 3 是管腔内图像的一例的示意图。以下,说明图 3 所示的对管腔内图像(以下,也简称图像) 100 的处理。图像 100 由作为检测对象的病变部 101 和除此以外的非病变部 102 组成。另外,图像 100 包含与粘膜的褶对应的构造物的边界 103。

[0055] 步骤 S20 中,区域分割部 110 根据边缘信息,将图像 100 内分割为分别包含多个像素的多个小区域。图 4 是步骤 S20 中的区域分割部 110 的动作流程图。

[0056] 首先,步骤 S201 中,边缘强度计算部 111 算出图像 100 内的各像素的边缘强度,作成边缘强度图像。具体地说,边缘强度计算部 111 对各像素的像素值内的 G 分量进行索贝尔滤波等公知的微分滤波处理(参考:CG — ARTS 协会,「デジタル画像処理」,第 114 ~ 121 页)。这里,采用 G 分量是因为 G 分量接近血液的吸光波段,因此可以良好反映病变、粘膜、内容物的边界等的管腔内图像内的构造信息。另外,步骤 S201 中,也可以根据 G 分量以外的颜色分量和由公知的变换处理从像素值 2 次算出的值,算出边缘强度。具体地说,可以采用由 Y CbCr 变换而算出的亮度、色差、由 H S I 变换而算出的色相、饱和度、明度等。

[0057] 步骤 S202 中,分割部 112 根据需要,对边缘强度图像实施用于除去噪音的平滑化

处理。

[0058] 步骤 S203 中,分割部 112 取得边缘强度图像内的各像素的边缘强度的梯度方向。此时的梯度方向设为边缘强度的值变小的方向。

[0059] 步骤 S204 中,分割部 112 搜索从各像素出发沿梯度方向移动时到达的极小值的像素。

[0060] 后续的步骤 S205 中,分割部 112 以使到达相互相邻的极小值的像素的出发点像素包含在同一区域的方式来分割图像。

[0061] 而且,步骤 S206 中,分割部 112 向各像素赋予用于识别分割后的各区域的标签值,生成将标签值作为像素值的区域标签图像。图 5 是这样获得的区域标签图像的一例的示意图。如图 5 所示,区域标签图像 104 包含标签值互异的多个小区域 A_n ($n = 01, 02, \dots$)。

[0062] 另外,以边缘强度的脊为边界的图像分割的手法的详情请参照例如国际公开第 2006 / 080239 号。另外,作为根据边缘强度分割图像的手法,也可以采用分水岭(watershed)算法(参考:Luc Vincent and Pierre Soille,“Watersheds in Digital Spaces:An Efficient Algorithm Based on Immersion Simulations”,IEEE Transactionson Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol. 13, No. 6, pp. 583 — 598, June1991)等。分水岭算法是向将图像的像素值信息视为高度的地形逐渐注满水时,以在不同的凹处积累的水之间出现边界的方式来分割图像的方法。根据该分水岭算法,也可以获得与以上述边缘强度的脊为边界的图像分割手法大致同等的图像分割结果。

[0063] 图 2 的步骤 S30 中,归属概率估计部 120 估计各小区域 A_n 归属于病变部 101 的归属概率。本实施方式 1 中,采用利用概率模型(概率密度函数)来近似预先生成的教师数据中的特征量分布,根据该概率模型估计归属概率的方法。图 6 是步骤 S30 中的归属概率估计部 120 的动作流程图。

[0064] 首先,步骤 S301 中,区域特征量计算部 121 算出各小区域 A_n 的特征量。作为特征量,采用如各小区域 A_n 内的像素的像素值的 RGB 各分量的统计量(平均、方差、偏度、峰度、频度分布等)、与各小区域 A_n 有关的纹理信息(频率特征、共生矩阵等的纹理特征量,参考:CG — ARTS 协会,「デジタル画像処理」,第 192 ~ 195 页)等那样不是表示每个像素,而是表示多个像素汇聚的小区域 A_n 全体的特征的量。或者,作为特征量,也可以采用从各小区域 A_n 内的像素的像素值的 RGB 各分量 2 次地算出的亮度、色差、色相、饱和度、明度、色比等的统计量(同上)和基于这些 2 次地算出的值的纹理信息。

[0065] 后续步骤 S302 中,归属概率估计部 120 取得预先作成并存储在记录部 14 中的教师数据。该教师数据是将小区域的特征量与该小区域是否归属于病变部的判定结果关联起来的数据的集合。

[0066] 步骤 S303 中,归属概率估计部 120 根据教师数据,通过将判定为归属于病变部的小区域的数 N_s 除以全部小区域的数 ($N_s + N_T$) 而估计归属于病变部的小区域(以下,称为病变部区域)的发生概率 P_c 。这里, N_T 是教师数据中判定为归属于非病变部的小区域的数。

[0067] 步骤 S304 中,归属概率估计部 120 估计病变部区域的概率密度函数及非病变部区域的概率密度函数。这通过用公知的期待值最大化算法(EM 算法),对判定为归属于病变部的小区域及判定为归属于非病变部的小区域的特征量分布应用混合正态分布而进行。这

里,EM 算法是指通过反复进行基于某参数的模型的似然度的期待值的计算和使算出的期待值最大化的参数的计算而估计参数的运算方法。

[0068] 例如,图 7A 表示教师数据中的小区域的特征量分布。图 7A 所示的峰值 1 与判定为归属于病变部的小区域的频度的峰值对应,峰值 2 与判定为归属于非病变部的小区域的频度的峰值对应。

[0069] 另外,图 7B 是表示根据图 7A 所示的特征量分布而取得的以特征量为概率变量的概率密度函数的图形。图 7B 所示概率密度函数 $f_{S(REF)}$ 与归属于病变部的小区域的概率密度对应,概率密度函数 $f_{T(REF)}$ 与归属于非病变部的小区域的概率密度对应。另外,特征量 C_{Th} 是概率密度函数 $f_{S(REF)}$ 、 $f_{T(REF)}$ 中,概率密度成为相同程度时的特征量。

[0070] 步骤 S305 中,归属概率估计部 120 估计图像 100 内的各小区域 A_n 归属于病变部 101 的归属概率 P_n (或,归属于非病变部 102 的归属概率 P_n')。通过根据各小区域 A_n 的特征量 C_n 和教师数据中的病变部区域的发生概率 P_c 及概率密度函数 $f_{S(REF)}$ (或非病变部区域的发生概率 P_c' ($P_c' = 1 - P_c$) 及概率密度函数 $f_{T(REF)}$) 来执行最大事后概率估计而估计出该归属概率 P_n 。

[0071] 另外,上述说明中,连续进行归属概率估计用的一系列处理,但是,也可以事先进进行基于教师数据的发生概率的估计及概率密度函数的估计(步骤 S302 ~ S304),在记录部 14 中记录发生概率及概率密度函数的系数。该场合,在实际估计归属概率时,也可以采用步骤 S301 中算出的特征量和从记录部 14 读出的发生概率及概率密度函数的系数,进行步骤 S305 的运算。

[0072] 以下,详细说明采用正态分布时的归属概率估计的处理顺序。

[0073] 首先,事先根据教师数据求出下式(1)所示病变部区域的发生概率 P_c 及非病变部区域的发生概率 P_c' ($P_c' = 1 - P_c$)。

[0074]

$$P_c = \frac{\text{教师数据中的判定为归属于病变部的区域数}}{\text{教师数据中的全部区域数}} \quad (1)$$

[0075] 然后,根据教师数据中的判定为归属于病变部的多个数据的特征量 C_i ,通过下式(2)及(3)求出被赋予的平均值 μ 及方差值 Z 。

$$[0076] \quad \mu = \frac{1}{N_D} \sum_{i=1}^{N_D} C_i \quad \cdots (2)$$

$$[0077] \quad Z = \frac{1}{N_D} \sum_{i=1}^{N_D} (C_i - \mu)^2 \quad \cdots (3)$$

[0078] 式中, N_D 是数据数。

[0079] 而且,根据这些值,算出下式(4)所示的病变部区域的概率密度函数 $f_s(C_n)$ 的系数。

$$[0080] \quad f_s(C_n) = \frac{1}{\sqrt{2\pi Z}} \exp \left\{ -\frac{(C_n - [\mu])^2}{2Z} \right\} \quad \cdots (4)$$

[0081] 式中, C_n 是作为判别对象的小区域的特征量。式(4)中, 被虚线包围的部分是求出的系数。

[0082] 关于非病变部区域的概率密度函数 $f_T(C_n)$ 的系数, 也可以改变数据, 通过同样的计算算出。

[0083] 预先记录这样事先获得的病变部区域及非病变部区域的发生概率 P_c 、 P_c' 和病变部区域及非病变部区域的概率密度函数 $f_S(C_n)$ 、 $f_T(C_n)$ 的系数, 根据这些数据和成为判别对象的小区域的特征量 C_n , 算出下式(5)所示归属于病变部的归属概率 P_n 。

$$[0084] \quad P_n = \frac{P_c \times f_S(C_n)}{P_c \times f_S(C_n) + P_c' \times f_T(C_n)} \quad (5)$$

[0085] 另外, 在通过应用混合正态分布而估计概率密度函数时, 采用正态分布 $f_S(C_n)$ 的线性和的式即下式(6)。

[0086]

$$\text{概率密度函数} = \sum_{j=1}^{jN} a_j \times f_{S_j}(C_n) \quad (6)$$

[0087] 式中, $a_j \geq 0$, 且 $\sum_{j=1}^{jN} a_j = 1$

[0088] 另外, 实施方式 1 中, 采用根据概率密度函数估计成为连续值的归属概率的方法, 但是, 归属概率不必一定是连续值。例如, 归属于 / 不归属于病变部区域的概率也可以用 1 或 0 的 2 值来表示。此时, 通过图形识别等中采用的决策树、邻近法、支持向量机等公知的方法来估计归属概率。

[0089] 图 2 所示步骤 S40 中, 相邻间连结强度计算部 130 算出相互相邻的小区域间的连结强度。图 8 是步骤 S40 中的相邻间连结强度计算部 130 的动作流程图。

[0090] 步骤 S401 中, 轮廓像素检测部 131a 检测各小区域 A_n 的轮廓像素。轮廓像素的检测法可以采用公知的各种方法。实施方式 1 中, 一边对步骤 S206 中生成的区域标签图像内进行光栅扫描一边依次设定关注像素, 比较关注像素的上下左右中的任一个相邻的相邻像素和关注像素的标签值, 将标签值不同时的关注像素检测为轮廓像素。

[0091] 步骤 S402 中, 相邻信息取得部 131 对各小区域 A_n , 取得与自身相邻的小区域 $A_{n'}$ ($n' \neq n$) 有关的相邻信息。这里, 相邻信息是表示小区域 A_n 是否与任意一个小区域 $A_{n'}$ 相接的信息。相邻信息取得部 131 把对在步骤 S401 中作为轮廓像素检测出的关注像素赋予的标签值及判定为该关注像素为轮廓像素时的相邻像素的标签值记录为相邻信息。

[0092] 步骤 S403 中, 归属概率差计算部 132a 算出相邻小区域的归属于病变部 101 的归属概率的差 ΔP (以下, 称为归属概率差)。具体地说, 归属概率差计算部 132a 根据步骤 S402 中取得的相邻信息, 确定相互相邻的小区域 A_n 、 $A_{n'}$, 将小区域 A_n 的归属概率 P_n 和小区域 $A_{n'}$ 的归属概率 $P_{n'}$ 的差 (绝对值) $|P_n - P_{n'}|$ 计算为归属概率差 ΔP 。

[0093] 步骤 S404 中, 连结强度计算部 132 根据步骤 S402 中算出的归属概率差 ΔP , 算出各相邻小区域的连结强度。这里, 相互相邻的小区域 A_n 、 $A_{n'}$ 间的归属于病变部 101 的归属概率差 ΔP 小表明小区域 A_n 、 $A_{n'}$ 都属于同一区域的可能性高, 连结强度大。因而, 连结强度计算部 132 以归属概率差 ΔP 为变量, 设定归属概率差 ΔP 越小连结强度越大的递减函数, 用

该递减函数算出小区域 A_n 、 A_m 间的连结强度。或者, 连结强度计算部 132 也可以以归属概率差 ΔP 越小连结强度越大的方式作成将归属概率差 ΔP 和连结强度关联起来的变换表, 通过参照该变换表取得连结强度。

[0094] 图 2 的步骤 S50 中, 病变部检测部 140 从图像 100 检测病变部 101。图 9 是步骤 S50 中的病变部检测部 140 的动作流程图。

[0095] 步骤 S501 中, 连结图形构筑部 141 根据步骤 S30 中估计出的归属概率和步骤 S40 中算出的连结强度, 构筑将与小区域 A_n 对应的节点 N_n 和与病变部 101 对应的节点 S 以及与非病变部 102 对应的节点 T 连结起来的连结图形 105 (参照图 10A)。该连结图形 105 中, 节点 S 和各节点 N_n 通过具有与对应的小区域 A_n 归属于病变部 101 的归属概率 P_n 相应的大小的 S 链接 ($S - Lin_k$) 而连结。另外, 节点 T 和各节点 N_n 通过具有与对应的小区域 A_n 归属于非病变部 102 的归属概率 $(1 - P_n)$ 相应的大小的 T 链接 ($T - Lin_k$) 而连结。而且, 相互相邻的节点 N_n 、 N_m 通过具有与对应的小区域 A_n 、 A_m 间的连结强度相应的大小的 N 链接 ($n - Lin_k$) 而连结。

[0096] 步骤 S502 中, 最小分割计算部 142 算出连结图形 105 中的最小分割位置。这里, 最小分割位置是指, 为了将全部节点 N_n 分割为属于节点 S 的节点 N_n 群和属于节点 T 的节点 N_n 群, 在分割了任一 S 链接、T 链接及 N 链接时, 分割后的 S 链接的归属概率 P_n 、T 链接的归属概率 $1 - P_n$ 及 N 链接的连结强度的合计成为最小值的分割位置。这样的最小分割位置根据图形网络理论中的最大流最小分割定理而算出 (参考: Y. Boykov, M. Jolly, "Interactive Graph Cuts for Optimal Boundary&Region Segmentation of Objects in N-D Images", Proceeding of "Internation Conference on Computer Vision", July 2001, vol. 1, pp. 105-112)。

[0097] 步骤 S503 中, 病变部检测部 140 根据步骤 S502 中算出的最小分割位置, 确定属于病变部 101 的小区域 A_n 。具体地说, 在最小分割位置中分割连结图形 105 的结果是, 和维持与节点 S 的链接关系的节点 N_n 对应的小区域 A_n 成为属于病变部 101 的小区域 A_n (参照图 10B)。

[0098] 图 2 的步骤 S60 中, 运算部 15 将步骤 S503 中确定的小区域 A_n 作为病变部的检测结果向显示部 13 输出, 并记录在记录部 14 中。

[0099] 如以上说明, 实施方式 1 中, 根据管腔内图像内的边缘信息, 将该管腔内图像分割为多个小区域, 算出各小区域归属于特定区域 (病变部) 的归属概率及相邻小区域的连结强度, 根据这些归属概率及连结强度将图像分割为特定区域和非特定区域。从而, 根据实施方式 1, 可以考虑由多个像素汇聚的小区域产生的特征来进行区域分割。从而, 可以提高来自管腔内图像的特定区域的检测精度。

[0100] 另外, 根据实施方式 1, 按小区域单位进行图割法的区域分割, 因此, 可以降低运算量, 能够比传统技术更快速获得特定区域的检测结果。

[0101] 实施方式 2

[0102] 接着, 说明本发明的实施方式 2。

[0103] 实施方式 2 的图像处理装置具备图 11 所示运算部 20, 取代图 1 所示运算部 15。该运算部 20 具备区域分割部 110、归属概率估计部 220、相邻间连结强度计算部 230、病变部检测部 140。

[0104] 归属概率估计部 220 除了算出各小区域的特征量的区域特征量计算部 121 外,还具备根据小区域的特征量,估计用于算出该小区域归属于病变部的归属概率的概率函数的概率函数估计部 221。概率函数估计部 221 包含:将管腔内图像中的特征量的分布划分聚类的聚类部 221a;估计与病变部对应的聚类的聚类估计部 221b;根据聚类的估计结果分别估计病变部区域及非病变部区域的概率密度函数的概率密度函数估计部 221c。

[0105] 相邻间连结强度计算部 230 具备:对各小区域,取得与相邻的小区域有关的相邻信息的相邻信息取得部 131;根据相邻信息算出连结强度的连结强度计算部 231。连结强度计算部 231 包含算出相邻小区域中的内部特征量的差的内部特征量差计算部 231a,根据内部特征量的差算出相邻小区域的连结强度。

[0106] 接着,说明运算部 20 的动作。运算部 20 全体的动作如图 2 所示,步骤 S30 及步骤 S40 中的详细动作不同于实施方式 1。另外,实施方式 2 中,作为一例,也说明对图 5 所示图像 100 的处理。另外,实施方式 2 中,各小区域的特征量采用 2 种的颜色特征量 C_a 及 C_b 。

[0107] 图 12 是步骤 S30 中的归属概率估计部 220 的动作流程图。另外,步骤 S321 的动作与图 6 所示步骤 S301 对应。

[0108] 在步骤 S321 后续的步骤 S322 中,聚类部 221a 将图像 100 内的小区域 A_n 的特征量的分布划分聚类(聚类)。作为聚类法,可以采用阶层法、k-means 法(参考:CG—ARTS 协会,「デジタル画像処理」,第 231～232 页)、期待值最大化算法(EM 算法)、自组织化映射等公知的手法。

[0109] 图 13A 表示将具有颜色特征量(C_{an} , C_{bn})的小区域 A_n 投影到由颜色特征量 C_a 及 C_b 的 2 轴组成的特征空间 106,将小区域 A_n 的特征量分布聚类的结果的一例。在图 13A 的场合,与小区域 A_n 对应的颜色特征量(C_{an} , C_{bn})被聚类为 2 个聚类 CL_1 及 CL_2 。

[0110] 步骤 S323 中,聚类估计部 221b 估计与病变部 101 对应的聚类。图 14 是步骤 S323 中的详细处理的流程图。

[0111] 首先,步骤 s01 中,聚类估计部 221b 算出各聚类 CL_1 、 CL_2 的重心座标 G_1 、 G_2 (参照图 13B)。该重心座标 G_1 、 G_2 与分别属于聚类 CL_1 、 CL_2 的特征量(C_{an} , C_{bn})的平均值对应。

[0112] 步骤 s02 中,聚类估计部 221b 根据预先作成并存储在记录部 14 中的教师数据中的小区域的特征量分布,估计病变部区域及非病变部区域的概率密度函数 $f_{S(REF)}$ 及 $f_{T(REF)}$ 。另外,概率密度函数的估计方法与实施方式 1 中的步骤 S302～S304 同样。但是,实施方式 2 中,特征量采用多个种类,因此,取代实施方式 1 中的特征量 C ,采用特征矢量(C_a , C_b)。

[0113] 这里,详细说明采用由 2 维以上的特征量组成的特征矢量 $C_n = (C_{an}, C_{bn})$ 时的正态分布函数式(概率密度函数)的估计处理顺序。

[0114] 首先,根据教师数据中判定为归属于病变部的多个数据的特征矢量 $C_i = (ci_1, ci_2, \dots, c, ci_k)^t$ (ci_j :第 i 个教师数据的第 j 个特征量值, k :特征量的维数),通过下式(7)及(8)求出要赋予的平均矢量 μ 及方差共方差矩阵 Z 。

$$[0115] \quad \mu = \frac{1}{N_D} \sum_{i=1}^{N_D} C_i \quad \dots (7)$$

$$[0116] \quad Z = \frac{1}{N_D} \sum_{i=1}^{N_D} (C_i - \mu)(C_i - \mu)^t \quad \dots (8)$$

[0117] 式中, N_0 是数据数。

[0118] 而且, 根据这些值, 算出下式 (9) 所示病变部区域的概率密度函数 $f_S(C_n)$ 的系数。

[0119]

$$f_S(C_n) = \frac{1}{(2\pi)^{k/2} \times |Z|^{1/2}} \exp \left\{ (C_n - \mu)^t \times \left(-\frac{1}{2} \right) Z^{-1} \times (C_n - \mu) \right\} \quad \dots (9)$$

[0120] 式中, $|Z|$ 是 Z 的矩阵式, Z^{-1} 是 Z 的逆矩阵。式 (9) 中, 虚线包围的部分是要求出的系数。

[0121] 关于非病变部区域的概率密度函数 $f_T(C_n)$ 的系数, 也可以改变数据, 通过同样的运算处理算出。

[0122] 另外, 也可以事先进行基于这样的教师数据的概率密度函数的估计处理, 在记录部 14 中预先记录概率密度函数的系数。该场合, 在步骤 s02 中, 取代进行运算处理, 而从记录部 14 读出概率密度函数的系数即可。

[0123] 步骤 s03 中, 聚类估计部 221b 根据概率密度函数 $f_{S(REF)}$ 、 $f_{T(REF)}$ 、重心座标 $G_1(C_{\alpha G1}, C_{\beta G1})$ 、 $G_2(C_{\alpha G2}, C_{\beta G2})$, 估计重心座标 G_1 、 G_2 各自归属于病变部的归属概率。归属概率可以用上式 (5) 算出。另外, 式 (5) 中的病变部区域的发生概率 P_c 及非病变部区域的发生概率 P_c' ($P_c' = 1 - P_c$) 也可以用式 (1) 事先算出, 记录在记录部 14 中。

[0124] 结果, 归属于病变部的归属概率为规定的值 (例如 0.5) 以上的重心座标的聚类被估计为是与病变部 101 对应的聚类 (以下, 称为病变部聚类) (步骤 s04: 是, 步骤 s05)。另一方面, 归属于病变部区域的归属概率比规定的值 (例如 0.5) 小的重心座标的聚类被估计为是与非病变部 102 对应的聚类 (以下, 称为非病变部聚类) (步骤 s04: 否, 步骤 s06)。以下, 图 13B 所示聚类 CL_1 被估计为病变部聚类, 聚类 CL_2 被估计为非病变部聚类。

[0125] 图 12 的步骤 S324 中, 概率密度函数估计部 221c 估计特征空间 106 中的病变部 101 的概率密度函数 f_S 及非病变部 102 的概率密度函数 f_T 。这可以通过对包含于病变部聚类 CL_1 中的小区域 A_n 的特征量分布及不包含于病变部聚类 CL_1 中的 (包含于图 13A 中非病变部聚类 CL_2 中的) 小区域 A_n 的特征量分布应用上式 (7) ~ (9) 来估计。或者, 也可以通过用期待值最大化算法 (EM 算法) 对包含于病变部聚类 CL_1 中的小区域 A_n 的特征量分布及不包含于病变部聚类 CL_1 中的小区域 A_n 的特征量分布应用混合正态分布来估计, 该场合, 采用正态分布 $f_S(C_n)$ 的线性和的式即式 (6) 即可。

[0126] 步骤 S325 中, 概率函数估计部 221 估计提供各小区域 A_n 归属于病变部 101 的归属概率的概率函数 F_p 。该概率函数 F_p 与上式 (5) 同样, 通过将具有属于病变部聚类 CL_1 的特征量的小区域 A_n 的数 N_s 除以图像 100 内的全部小区域 A_n 的数 ($N_s + N_T$) 来估计病变部 101 的发生概率 P_c , 通过用该发生概率 P_c 和步骤 S324 中估计的概率密度函数 f_S (或, 发生概率 $(1 - P_c)$ 和概率密度函数 f_T) 进行最大事后概率估计来进行估计。

[0127] 步骤 S326 中, 归属概率估计部 220 根据各小区域 A_n 的颜色特征量 C_α 、 C_β 及步骤 S325 中估计的概率函数 F_p , 估计各小区域 A_n 归属于病变部 101 的归属概率 P_n 。

[0128] 这里, 在归属概率估计部 220 中, 按上述估计概率函数的理由如下。管腔内图像 100 内的颜色等的特征往往与被检体内的病变部、非病变部这样的部位对应呈现。因而, 在图 13A 所示的特征空间 106 中, 通过将特征量分布进行聚类, 生成与各部位对应的特征量分

布的聚类 CL_1 、 CL_2 。

[0129] 但是,这样的部位的特征有时会因每个被检体的个人差异和消化道内的拍摄部位的差异等而不同。该场合,对于特征空间 106 中的特征量分布,区分归属于病变部或非病变部的归属可能性(归属于哪个区域的归属概率高)的边界因各个图像而变动。例如,对于图像 100,形成图 15A 所示由边界 Th_1 划分的聚类 CL_1 、 CL_2 ,而对于其他图像,如图 15B 所示,可能生成由不同的边界 Th_2 划分的聚类 CL_1' 、 CL_2' 。

[0130] 因此,若对于全部图像一律应用根据基于教师数据中的特征量分布的概率模型而算出的边界 Th_{ALL} 来估计各小区域 A_n 归属于病变部 101 的归属概率,则有时无法恰当地检测出病变部 101。因而,实施方式 2 中,针对每个图像将特征量分布进行聚类,按聚类单位判定归属于病变部或非病变部的归属可能性,利用该判定结果,估计各小区域 A_n 归属于病变部或非病变部的归属概率。

[0131] 例如,图 15A 中,区域 S_1 所包含的特征量(C_{an}, C_{pn})若按照边界 Th_{ALL} ,虽然其属于聚类 CL_2 ,然而也被分类到归属于病变部的归属可能性高的一侧。但是,根据实施方式 2,如图 15A 所示,对特征空间 106 适用边界 Th_1 ,因此,该区域 S_1 所包含的特征量(C_{an}, C_{pn})被分类到归属于非病变部的归属可能性高的一侧。

[0132] 另一方面,图 15B 中,区域 S_2 所包含的特征量(C_{an}, C_{pn})若按照边界 Th_{ALL} ,虽然其属于聚类 CL_1' ,然而也被分类到归属于非病变部的归属可能性高的一侧。但是,根据实施方式 2,如图 15B 所示,对特征空间 106 适用边界 Th_2 ,因此,该区域 S_2 所包含的特征量(C_{an}, C_{pn})被分类到归属于病变部的归属可能性高的一侧。

[0133] 图 16 是图 2 的步骤 S40 中的相邻间连结强度计算部 230 的动作流程图。另外,步骤 S421 及 S422 的动作与图 8 所示步骤 S401 及 S402 对应。

[0134] 步骤 S422 后续的步骤 S423 中,内部特征量差计算部 231a 算出相邻小区域中的区域内部的特征量的差(以下,称为内部特征量差) ΔC 。具体地说,分别取得相互相邻的小区域 A_n 、 $A_{n'}$ 的特征量矢量 C_n (C_{an}, C_{pn})、 $C_{n'}$ ($C_{an'}, C_{pn'}$),通过下式(10)算出给出的特征量矢量 C_n 、 $C_{n'}$ 的差的大小(与特征空间中的欧几里德距离相当)。

$$[0135] \quad \Delta C = \sqrt{(C_{an} - C_{an'})^2 + (C_{pn} - C_{pn'})^2} \quad (10)$$

[0136] 另外,作为特征量,采用各小区域 A_n 内的像素的像素值的 RGB 各分量的统计量(平均、方差、偏度、峰度、频度分布等)、与各小区域 A_n 有关的纹理信息、从像素值的 RGB 各分量 2 次地算出的亮度、色差、色相、饱和度、明度、色比等统计量(同上)、基于这些 2 次地算出的值的纹理信息。另外,特征量的种类可以是与步骤 S321 中算出的特征量相同的种类,也可以是不同的种类。在前者的场合,也可以在存储部 14 中预先存储步骤 S321 中算出的特征量,在步骤 S422 中从存储部 14 取得该特征量。

[0137] 步骤 S424 中,连结强度计算部 231 算出各相邻小区域的连结强度。这里,相互相邻的小区域 A_n 、 $A_{n'}$ 间的内部特征量的差 ΔC 小表明小区域 A_n 、 $A_{n'}$ 都包含于同一区域的可能性高,连结强度大。因而,连结强度计算部 231 以内部特征量差 ΔC 越小值越大的方式算出连结强度。

[0138] 具体地说,设定以内部特征量差 ΔC 为变量的递减函数,来计算连结强度即可。或者,也可以按照内部特征量差 ΔC 越小连结强度越大的方式作成将内部特征量差 ΔC 和连结强度关联起来的变换表,通过参照该变换表来取得连结强度。

[0139] 如以上说明,根据实施方式 2,根据从基于边缘信息将图像分割后的小区域的内部特征量的差算出(取得)的连结强度,检测特定区域(病变部),因此,可以提高特定区域的检测精度。另外,根据实施方式 2,针对每个图像估计与小区域的特征量分布相应的概率函数,因此,通过采用这样的概率函数,可以对各个图像估计自适应性的归属概率,进一步提高特定区域的检测精度。

[0140] 实施方式 3

[0141] 接着,说明本发明的实施方式 3。

[0142] 实施方式 3 的图像处理装置具备图 17 所示运算部 30,取代图 1 所示运算部 15。该运算部 30 具备区域分割部 110、归属概率估计部 120、相邻间连结强度计算部 330、病变部检测部 140。另外,也可以取代其中的归属概率估计部 120,而设置图 11 所示归属概率估计部 220。

[0143] 相邻间连结强度计算部 330 除了相邻信息取得部 131 外,还具有连结强度计算部 331。连结强度计算部 331 包含计算相互相邻的小区域间的边界强度作为连结强度的边界强度计算部 331a,根据该边界强度,算出相邻小区域的连结强度。更详细地说,边界强度计算部 331a 包含检测相互相邻的小区域间的边界像素的边界像素检测部 a1 和算出边界像素中的边缘强度的边界边缘强度计算部 a2,根据边界像素中的边缘强度,算出该小区域间的边界强度。

[0144] 接着,说明运算部 30 的动作。运算部 30 全体的动作如图 2 所示,步骤 S40 中的详细动作不同于实施方式 1。

[0145] 图 18 是步骤 S40 中的相邻间连结强度计算部 330 的动作流程图。另外,步骤 S431 及 S432 的动作与图 8 所示步骤 S401 及 S402 对应。

[0146] 步骤 S432 后续的步骤 S433 中,边界像素检测部 a1 如图 19 所示,检测相互相邻的小区域 A_n 、 $A_{n'}$ 间的边界像素 G_m ($m = 1 \sim M$)。作为边界像素 G_m 的检测方法,例如可以采用在步骤 S206 中生成的区域标签图像中进行轮廓追踪等公知的方法(参考:CG — ARTS 协会,「デジタル画像処理」,第 178 ~ 179 页)。

[0147] 步骤 S434 中,边界边缘强度计算部 a2 算出边界像素 G_m 中的边缘强度 $I_{EDG}(G_m)$ 。边界像素 G_m 中的边缘强度例如可以通过将步骤 S433 中检测出的边界像素依次设为关注像素,对关注像素及其附近像素的像素值内的 G 分量实施索贝尔滤波等公知的微分滤波处理(参考:CG — ARTS 协会,「デジタル画像処理」,第 114 ~ 121 页)而算出。另外,采用 G 分量的原因如前述,是因为 G 分量接近血液的吸光波段,因此可以更好地反映管腔内图像内的构造信息。另外,步骤 S434 中,也可以采用 G 分量以外的颜色分量或者通过基于像素值的公知的变换处理 2 次地算出的值(亮度、色差、色相、饱和度、明度等)。

[0148] 步骤 S435 中,边界强度计算部 331a 求出步骤 S434 中算出的边界像素 G_m 中的边缘强度的与 m 有关的总和 $\sum I_{EDG}(G_m)$,通过将该总和除以边界像素 G_m 的个数 M ,算出相互相邻的小区域间的边界强度 $I_{BOR}(=\sum I_{EDG}(G_m) / M)$ 。

[0149] 步骤 S436 中,连结强度计算部 331 算出各相邻小区域的连结强度。这里,相互相邻的小区域 A_n 、 $A_{n'}$ 间的边界强度 I_{BOR} 小表明小区域 A_n 、 $A_{n'}$ 都属于同一区域的可能性高,连结强度大。因而,连结强度计算部 331 以边界强度 I_{BOR} 越小值越大的方式算出连结强度。具体地说,设定以边界强度 I_{BOR} 为变量的递减函数,来计算连结强度即可。或者,也可以以

边界强度 I_{BOR} 越小连结强度越大的方式作成将边界强度 I_{BOR} 与边界强度关联起来的变换表, 根据该变换表, 取得连结强度。

[0150] 如以上说明, 根据实施方式 3, 根据从基于边缘信息将图像分割后的小区域的边界强度而算出(取得)的连结强度, 来检测特定区域(病变部), 因此可以提高特定区域的检测精度。

[0151] 变形例

[0152] 接着, 说明实施方式 3 的变形例。

[0153] 图 20 是变形例的图像处理装置的运算部的构成方框图。如图 20 所示, 变形例的运算部 31 取代图 17 所示连结强度计算部 331, 而具备具有连结强度计算部 341 的相邻间连结强度计算部 340。连结强度计算部 341 除了边界强度计算部 331a 外, 还具有边界强度校正部 331b。另外, 边界强度校正部 331b 以外的运算部 31 的构成与实施方式 3 同样。

[0154] 图 21 是相邻间连结强度计算部 340 的动作流程图。另外, 步骤 S431 ~ S435 及 S436 的动作与实施方式 3 同样。

[0155] 步骤 S435 后续的步骤 S440 中, 边界强度校正部 331b 根据该小区域归属于病变部 101 的归属概率 P_n (或归属于非病变部的归属概率 $(1 - P_n)$), 校正相互相邻的小区域间的边界强度 I_{BOR} 。

[0156] 这里, 在管腔内图像中, 存在如红色(发红)和白色(溃疡)那样, 颜色的特征互异的病变相邻的场合, 或者如粘膜、残渣、泡等那样, 颜色的特征互异的区域相邻的场合。因而, 不仅仅在属于病变部的区域与属于非病变部的区域之间边界强度高, 有时根据病变部的内部或者非病变部的内部也会算出高的边界强度。因此, 若直接采用小区域间的边界强度进行病变部的检测, 则有可能检测精度降低。因而, 本变形例中, 根据相互相邻的小区域各自的归属概率, 校正这些小区域间的边界强度。

[0157] 具体地说, 边界强度校正部 331b 算出相互相邻的小区域 A_n 、 A_n' 各自的归属概率 P_n 、 P_n' 的平均值 P_{AVE} ($P_{AVE} = (P_n + P_n') / 2$)。然后, 以该平均值 P_{AVE} 越接近 1 或 0 即小区域 A_n 、 A_n' 都归属于相同区域(病变部或非病变部)的可能性越高, 小区域 A_n 、 A_n' 间的边界强度 I_{BOR} 变得越小的方式来进行校正。为此, 例如, 只要设定以归属概率的平均值 P_{AVE} 为变量的递减函数 $f_c(P_{AVE})$, 将边界强度 I_{BOR} 和函数 f_c 的积设为校正后的边界强度 I_{BOR}' 即可。

[0158] 根据该变形例, 可以抑制特定区域(病变部)或非特定区域(非病变部)的区域内部中的小区域间的边界强度对这些区域的判别造成的影响。从而, 可以提高特定区域的检测精度。

[0159] 实施方式 4

[0160] 接着, 说明本发明的实施方式 4。

[0161] 实施方式 4 的图像处理装置取代图 1 所示的运算部 15, 具有图 22 所示运算部 40。该运算部 40 具有区域分割部 110、归属概率估计部 120、相邻间连结强度计算部 430、病变部检测部 140。另外, 也可以取代其中的归属概率估计部 120, 而设置图 11 所示归属概率估计部 220。

[0162] 相邻间连结强度计算部 430 具有相邻信息取得部 131、连结强度计算部 431、连结强度校正部 432。

[0163] 连结强度计算部 431 包含归属概率差计算部 132a、内部特征量差计算部 231a、边

界强度计算部 331a, 根据由归属概率差计算部 132a 算出的归属概率差 ΔP 、由内部特征量差计算部 231a 算出的内部特征量差 ΔC 及由边界强度计算部 331a 算出的边界强度 I_{BOR} , 算出相邻小区域的连结强度。具体地说, 连结强度计算部 431 通过算出分别以归属概率差 ΔP 、内部特征量差 ΔC 及边界强度 I_{BOR} 为变量的递减函数 $f_X(\Delta P)$ 、 $f_Y(\Delta C)$ 、 $f_Z(I_{BOR})$ 的加权和, 按下式(11)算出要给出的连结强度 I 。式(11)中, w_1 、 w_2 、 w_3 是加权系数, 是满足 $w_1 \geq 0$ 、 $w_2 \geq 0$ 、 $w_3 \geq 0$, 且 $w_1 + w_2 + w_3 = 1$ 的常数。

$$[0164] \quad I = w_1 \cdot f_X(\Delta P) + w_2 \cdot f_Y(\Delta C) + w_3 \cdot f_Z(I_{BOR}) \quad (11)$$

[0165] 另外, 连结强度校正部 432 根据该小区域归属于病变部 101 的归属概率 P_n (或归属于非病变部的归属概率 $(1 - P_n)$), 校正对各相邻小区域算出的连结强度 I 。具体地说, 连结强度校正部 432 算出相互相邻的小区域 A_n 、 A_n' 各自的归属概率 P_n 、 P_n' 的平均值 P_{AVE} ($P_{AVE} = (P_n + P_n') / 2$), 以该平均值 P_{AVE} 越接近 1 或 0 则连结强度 I 越小的方式进行校正。为此, 例如, 只要设定以归属概率的平均值 P_{AVE} 为变量的递减函数 $f_C(P_{AVE})$, 将边界强度 I 和函数 f_C 的积设为校正后的边界强度 I' 即可。

[0166] 如以上说明, 根据实施方式 4, 通过调节加权系数 w_1 、 w_2 、 w_3 , 可以算出将归属概率差、内部特征量差及边界强度按期望组合而成的连结强度。从而, 可以按照图像的特性, 提高病变部的检测精度。例如, 在诊断非病变部内部中呈现色差的部位的图像时, 通过进行减小加权系数 w_2 的调节, 可以抑制相邻小区域中的特征量的差异对病变部检测的影响。

[0167] 另外, 按照实施方式 4, 根据相互相邻的小区域各自的归属概率校正该相邻小区域的连结强度, 因此, 可以降低特定区域或非特定区域的区域内部中的相邻小区域的连结强度对这些区域的判别的影响。从而, 可以提高特定区域的检测精度。

[0168] 如以上说明, 按照实施方式 1 ~ 4, 根据边缘信息, 将图像分割为多个小区域, 根据各小区域归属于特定区域的归属概率和相互相邻的小区域间的连结强度, 从图像检测特定区域, 因此, 可以在考虑了各自包含多个像素的小区域的特征的情况下进行区域分割。从而, 可以提高特定区域的检测精度。

[0169] 以上说明的实施方式 1 ~ 4 及变形例的图像处理装置可以通过由个人电脑、工作站等的计算机系统执行记录在记录装置中的图像处理程序而实现。另外, 也可以将这样的计算机系统经由局域网 (LAN)、广域网 (WAN) 或因特网等公共线路与其他计算机系统、服务器等设备连接使用。该场合, 实施方式 1 ~ 4 及变形例的图像处理装置也可以经由这些网络取得管腔内图像的图像数据, 向经由这些网络连接的各种输出设备 (监视器、打印机等) 输出图像处理结果, 或在经由这些网络连接的存储装置 (记录装置及其读取装置等) 中存储图像处理结果。

[0170] 另外, 本发明不限于实施方式 1 ~ 4 及变形例, 通过适宜组合各实施方式、变形例公开的多个构成要素, 可形成各种发明。例如, 可以从各实施方式、变形例公开的全部构成要素中排除几个构成要素而形成, 也可以适宜组合不同实施方式、变形例所示的构成要素而形成。

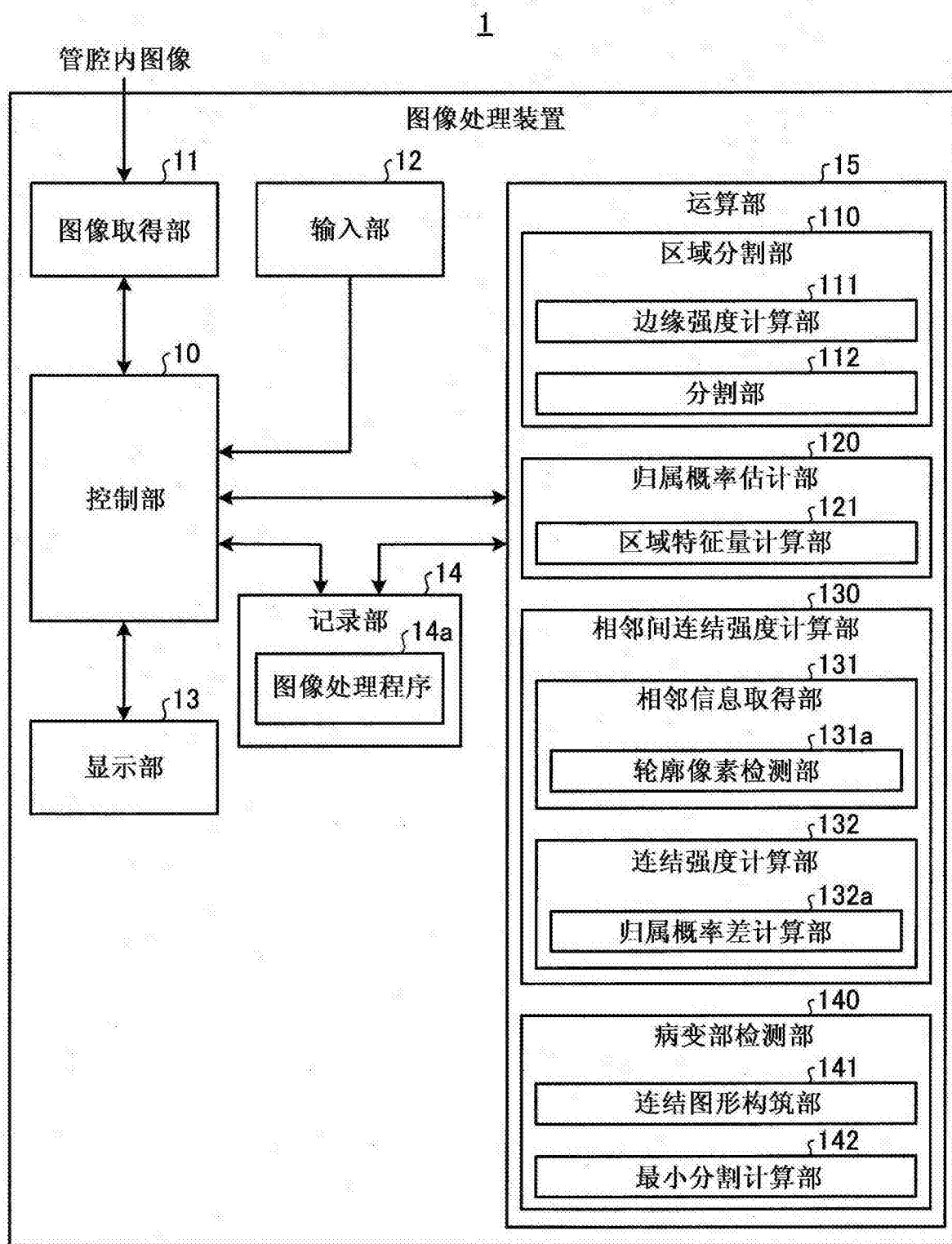


图 1

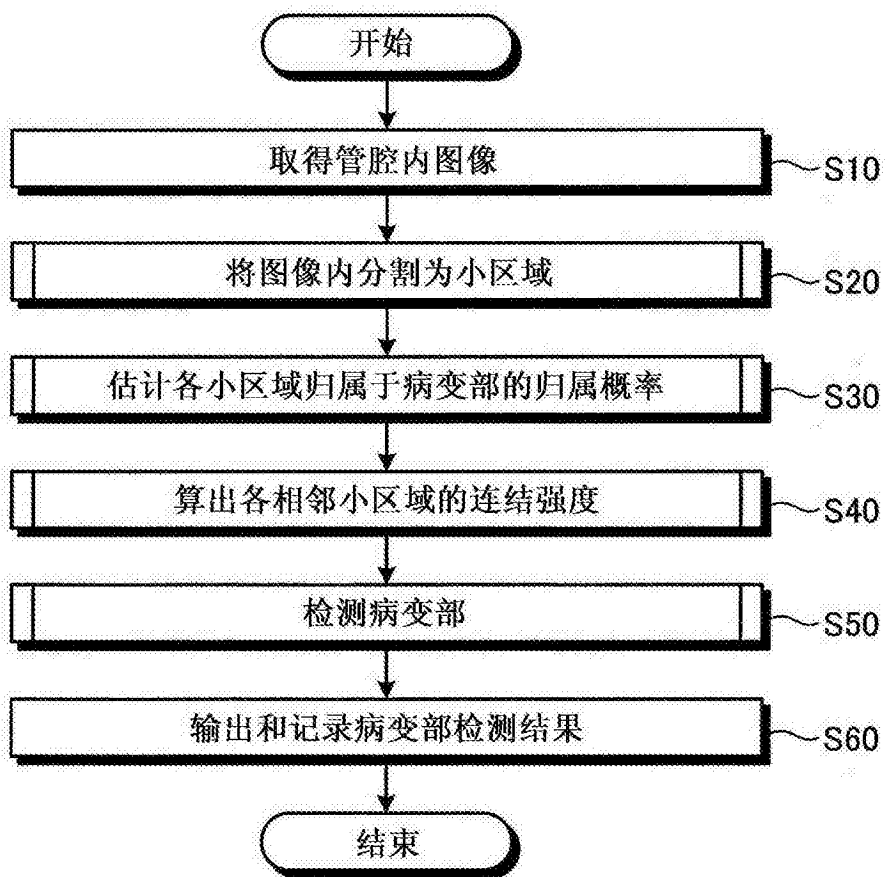


图 2

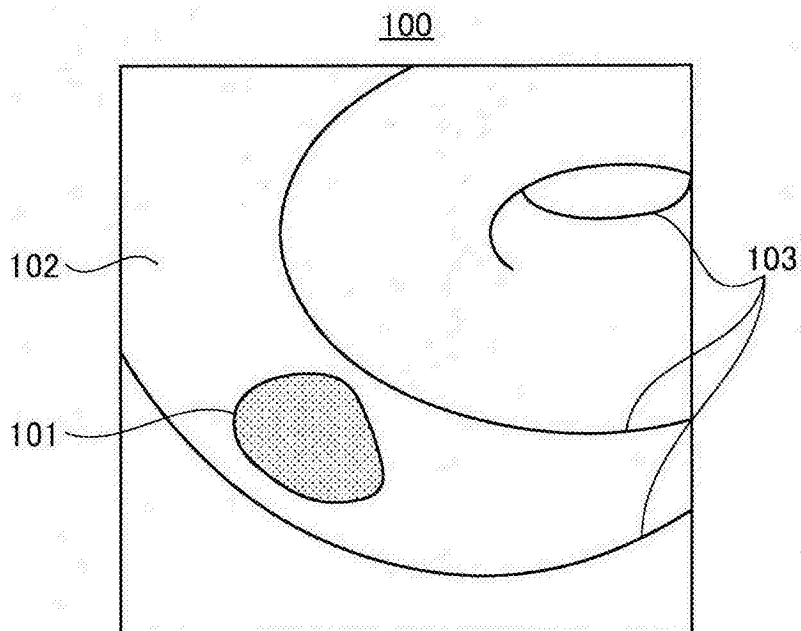


图 3

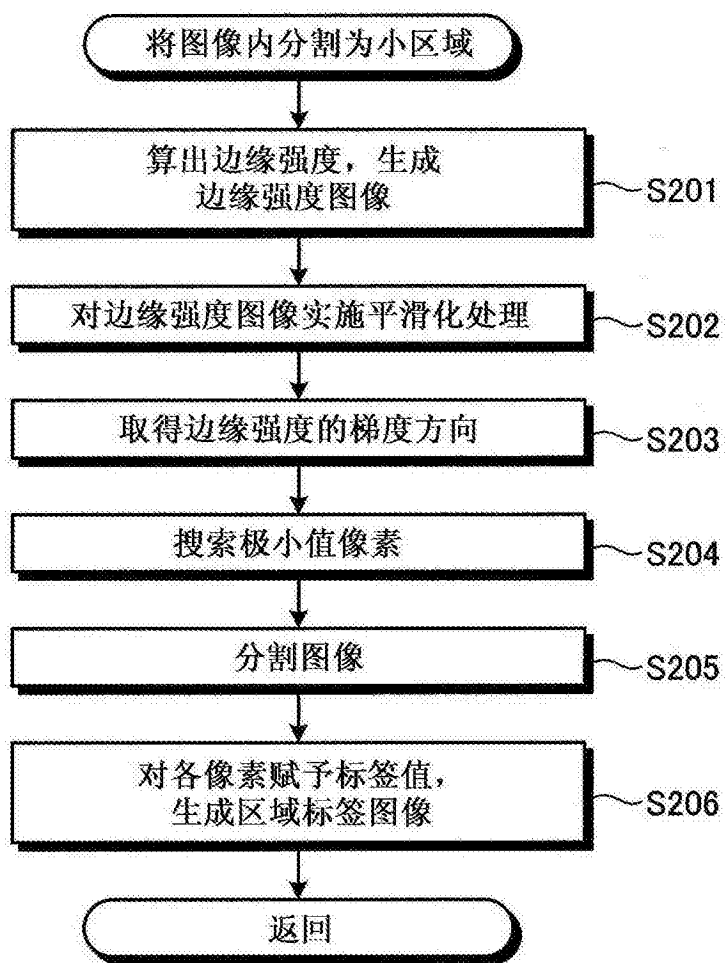


图 4

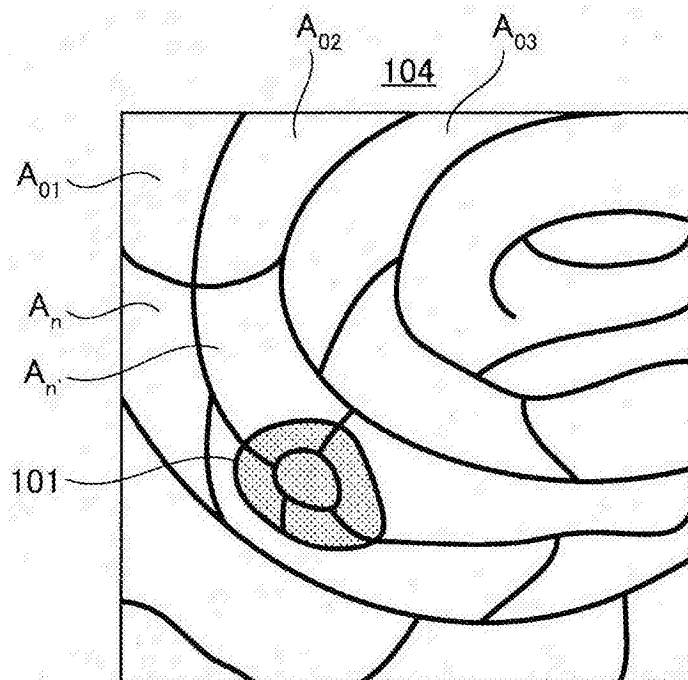


图 5

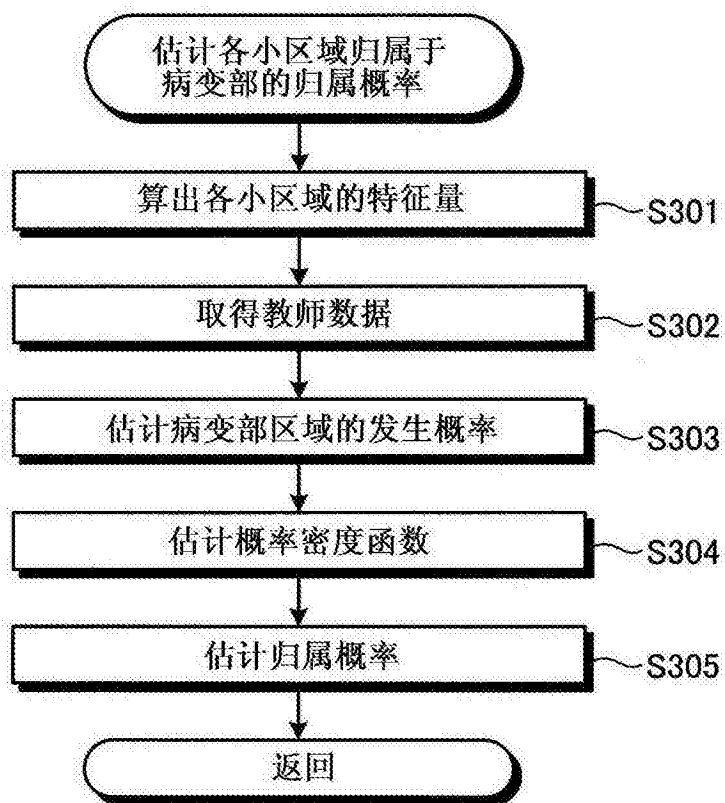


图 6

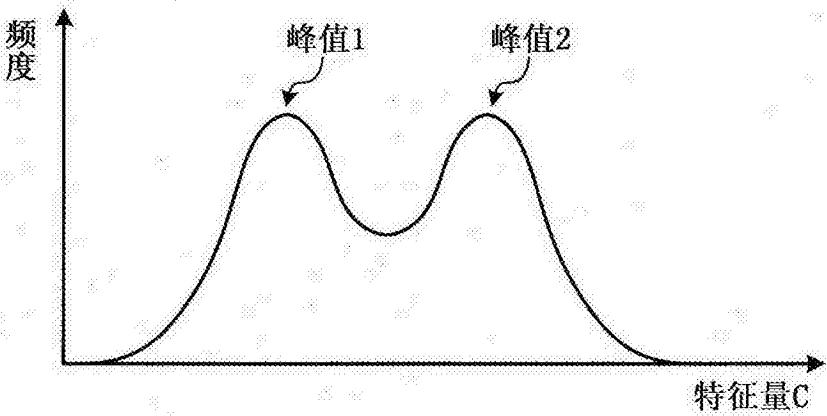


图 7A

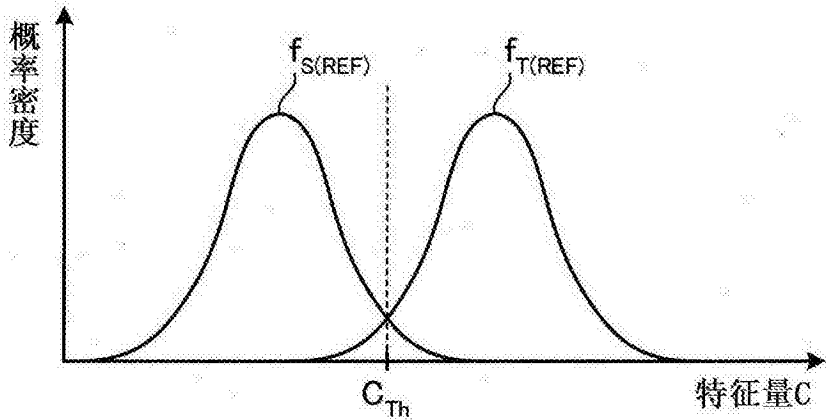


图 7B

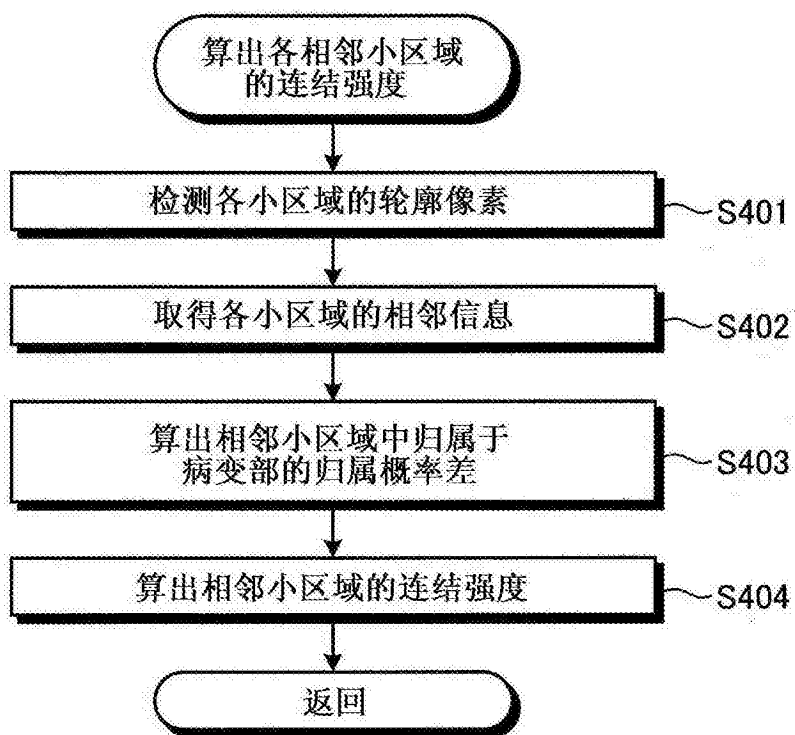


图 8

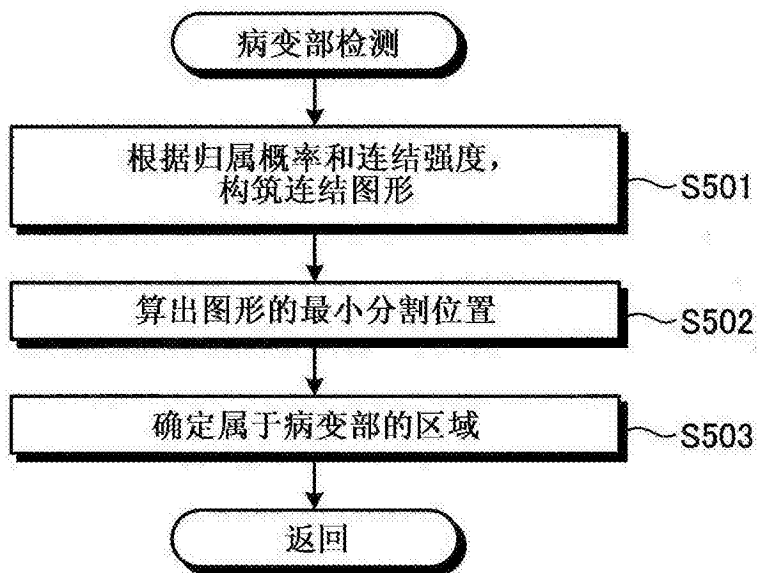


图 9

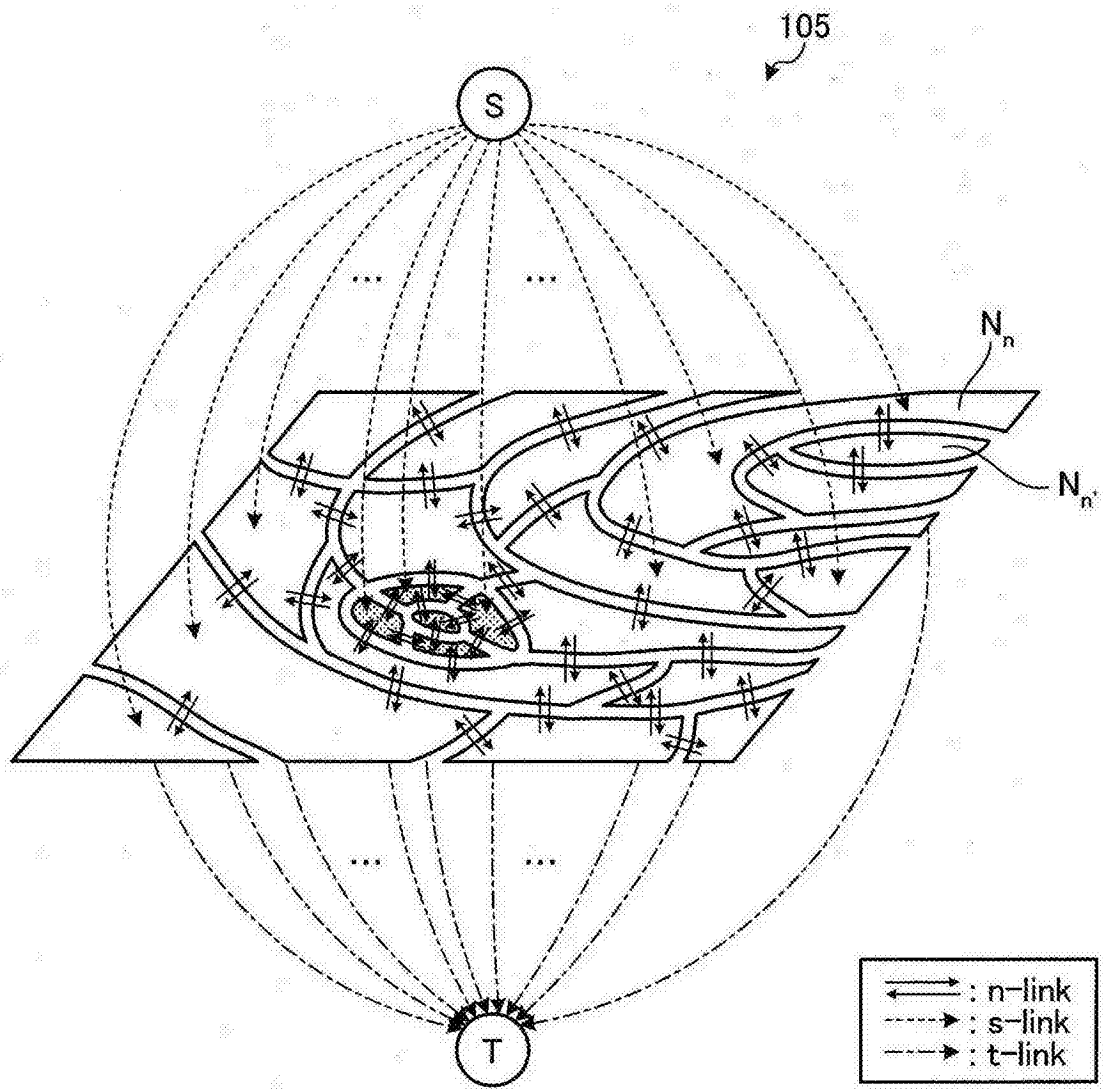


图 10A

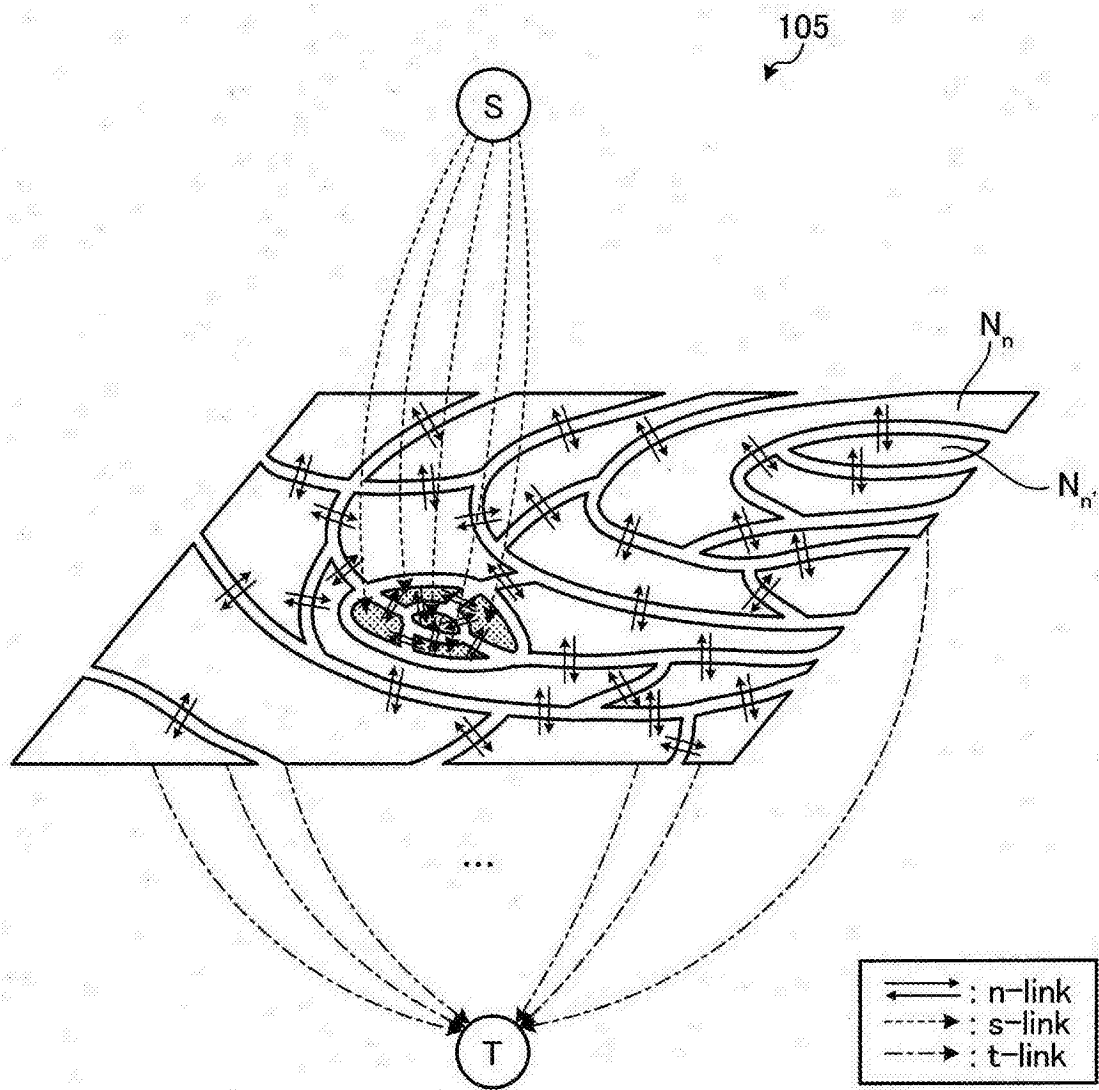


图 10B

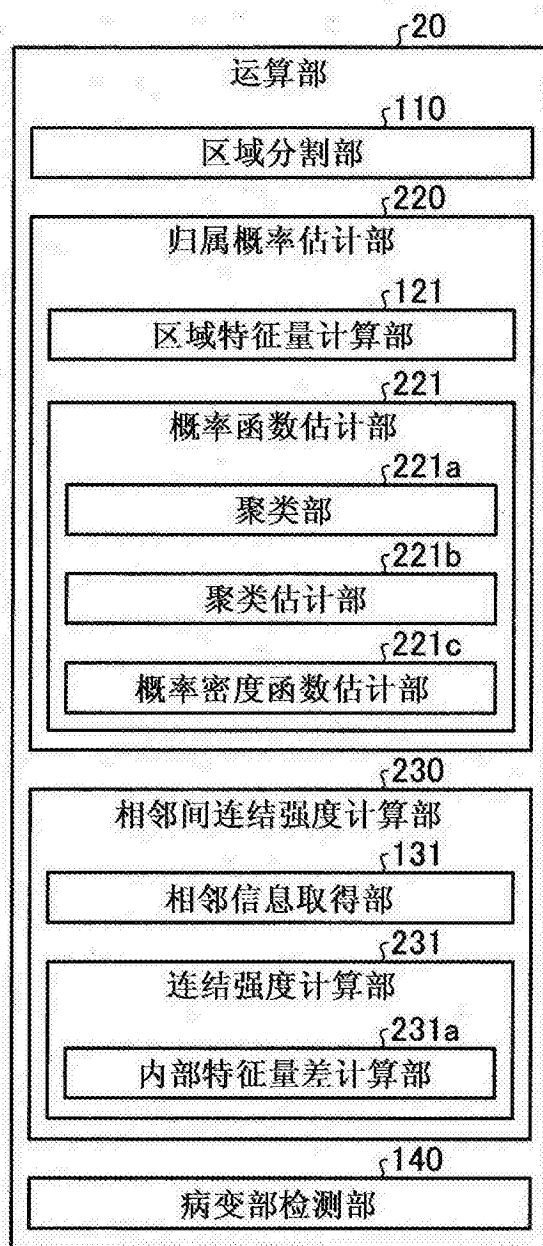


图 11

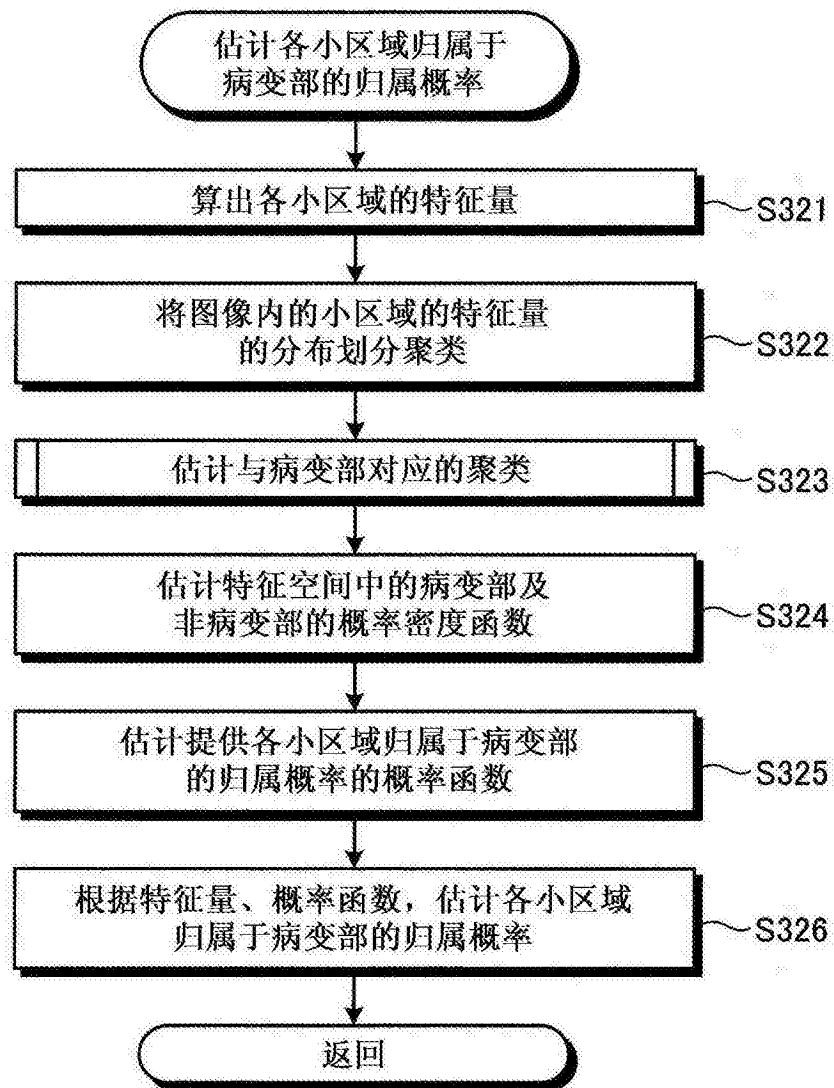


图 12

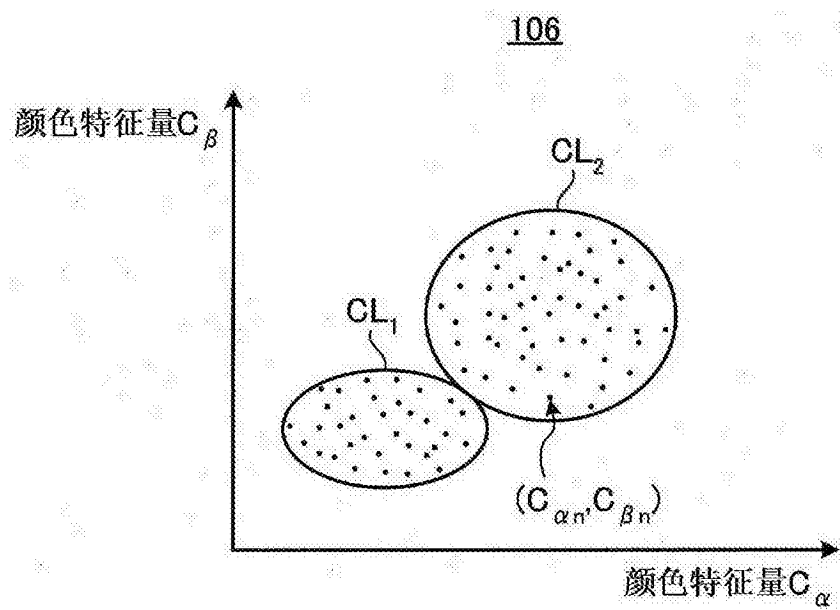


图 13A

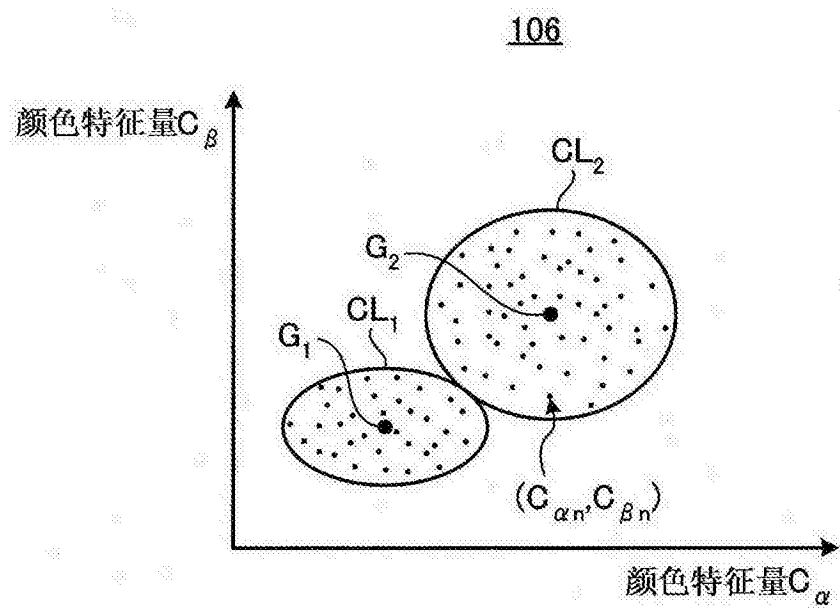


图 13B

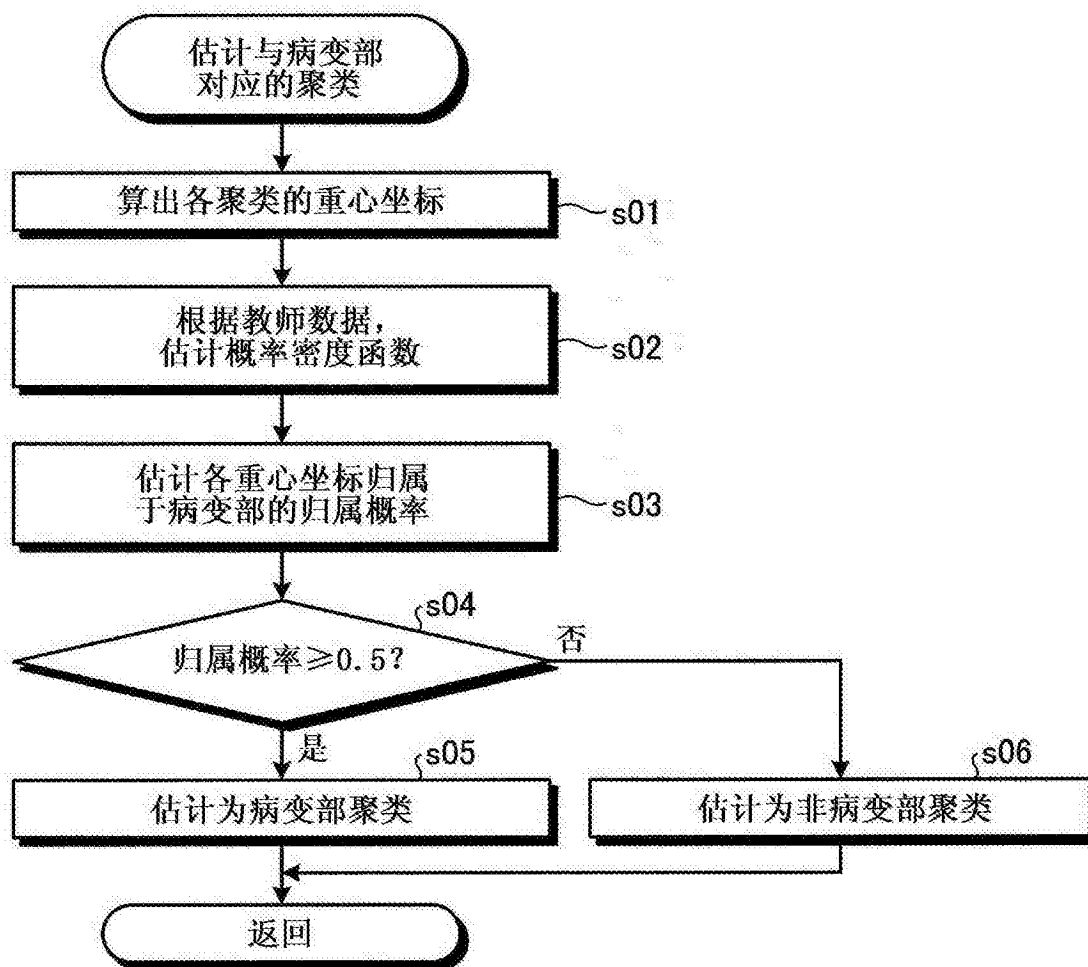


图 14

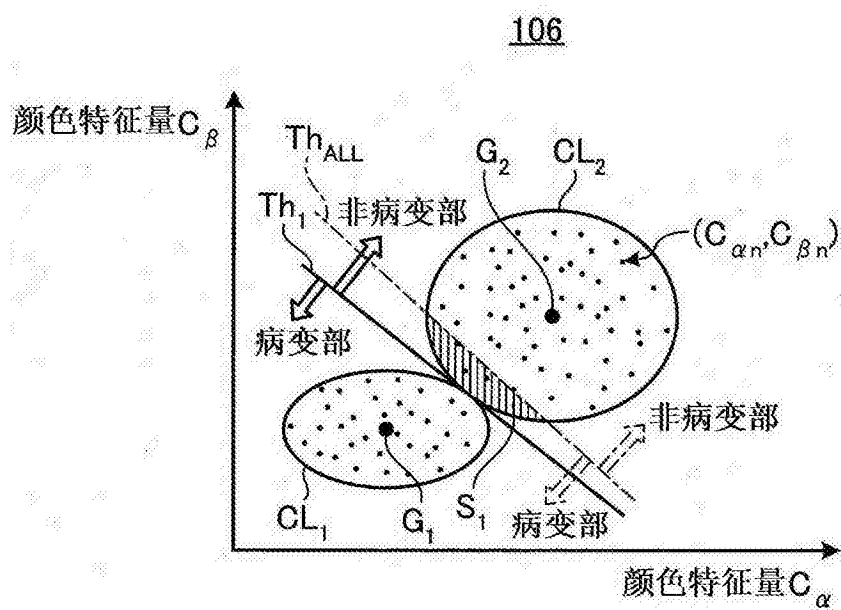


图 15A

106

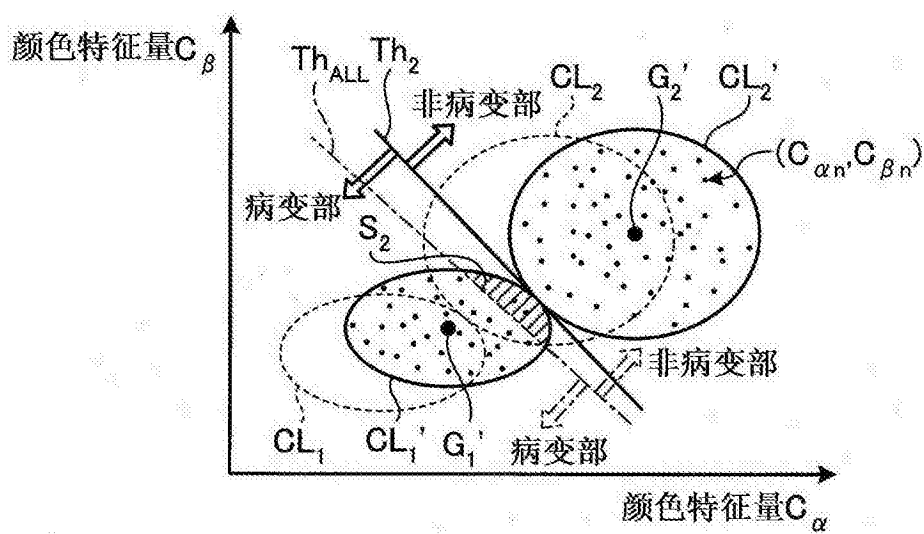


图 15B

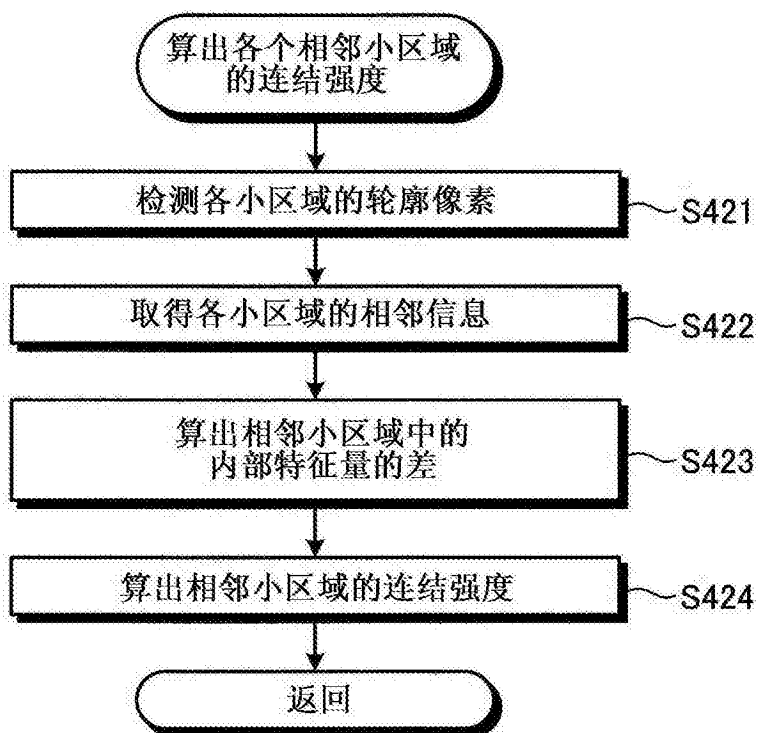


图 16

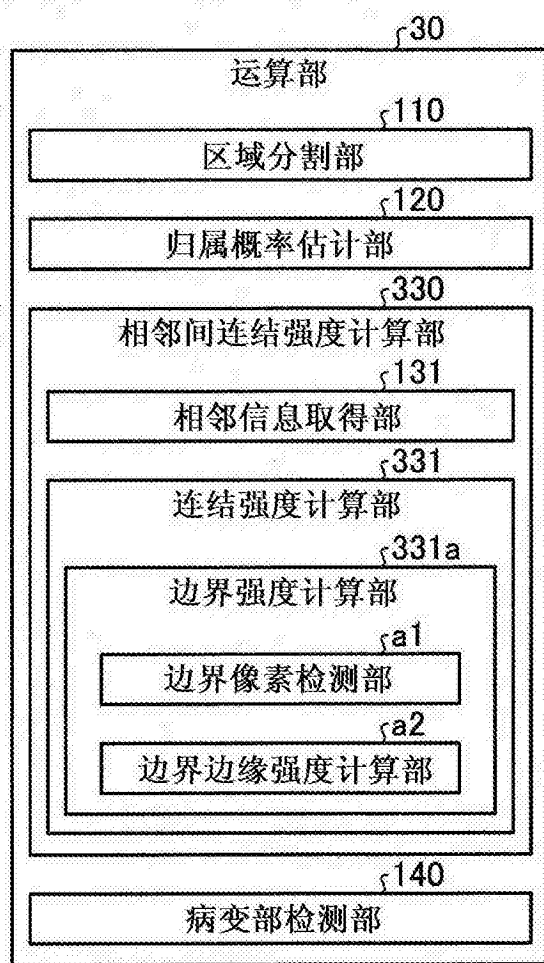


图 17

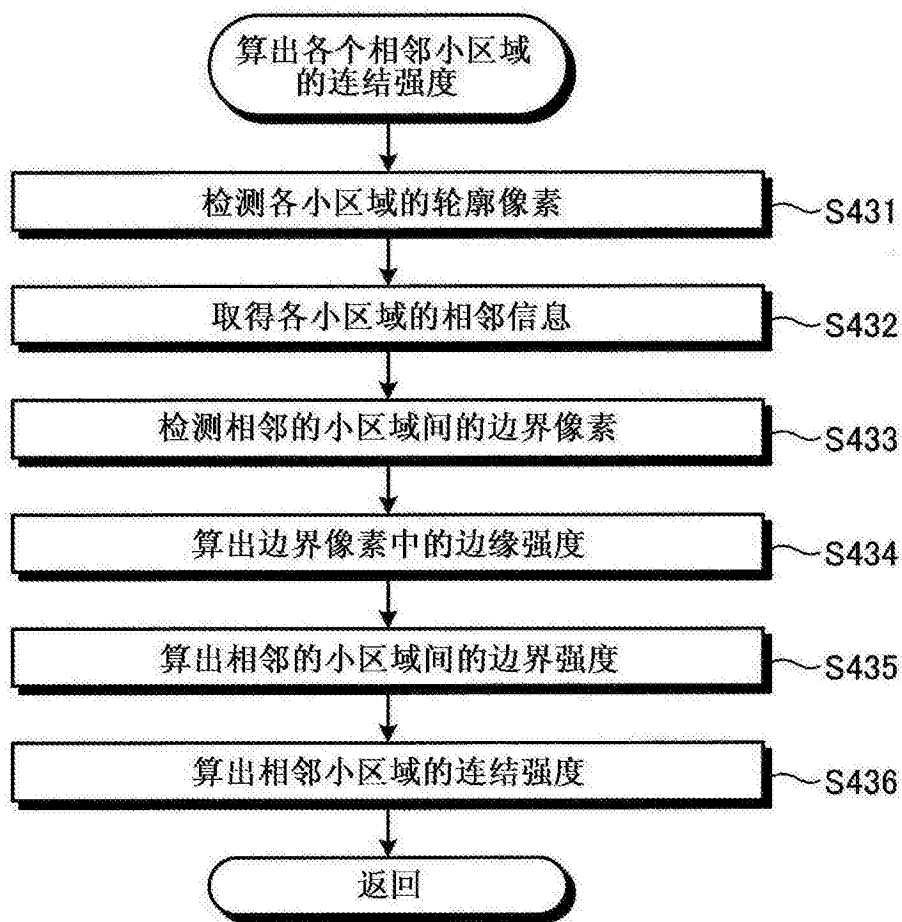


图 18

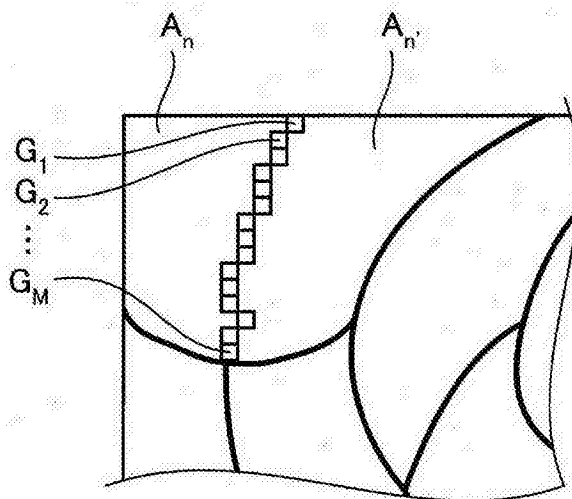


图 19

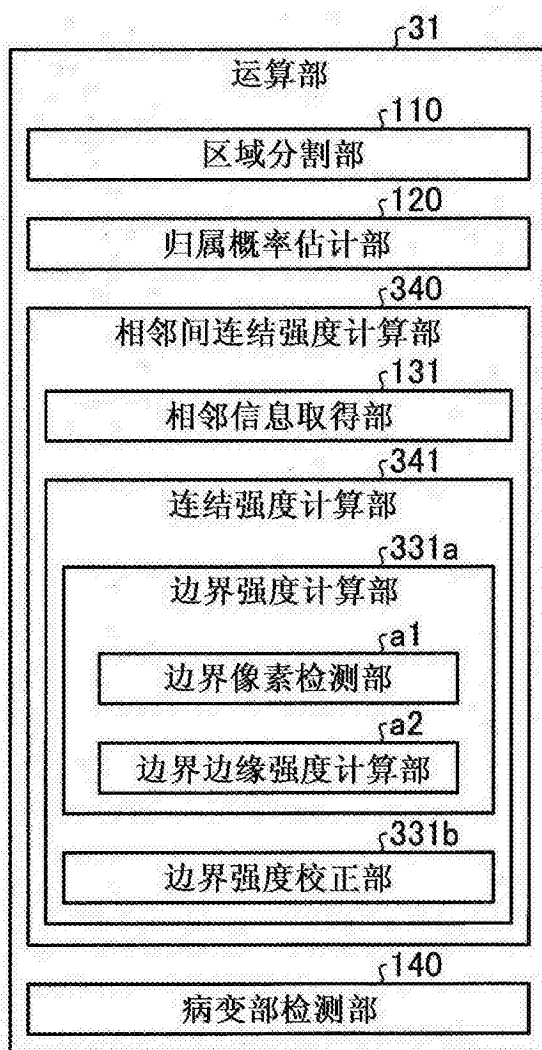


图 20

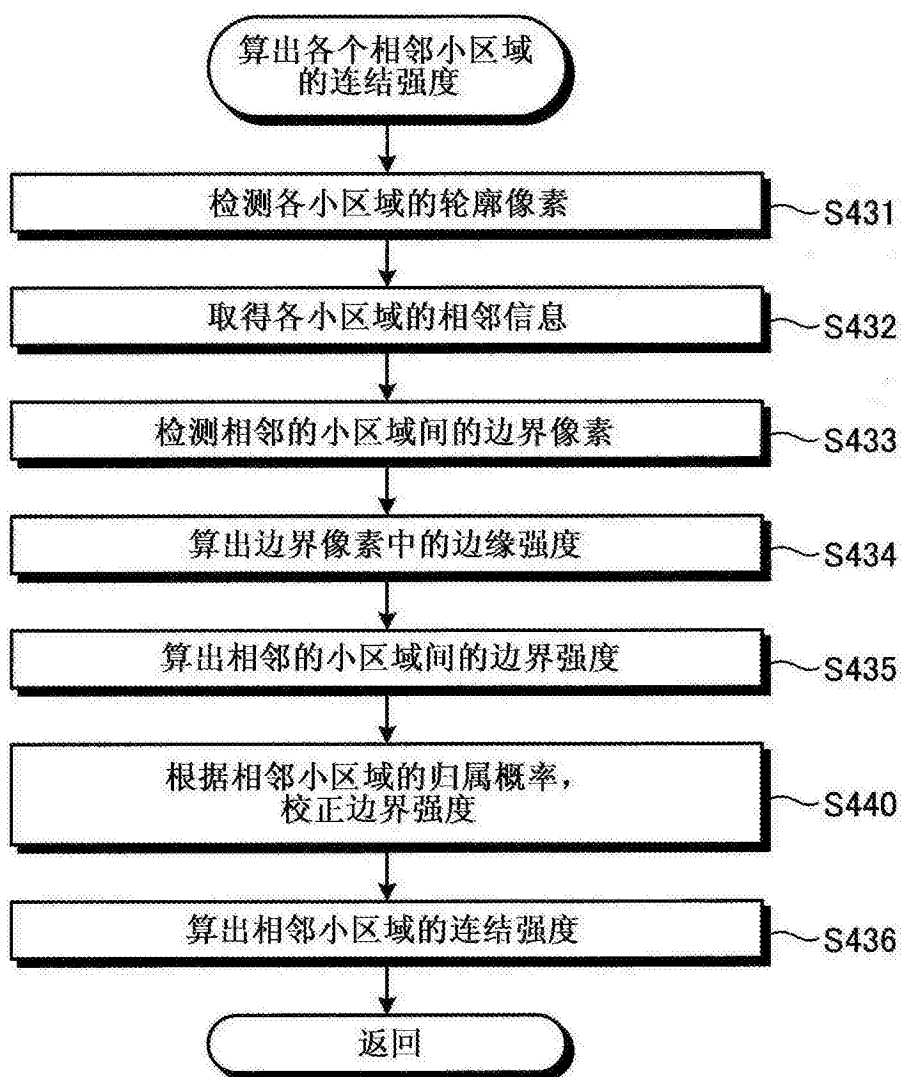


图 21

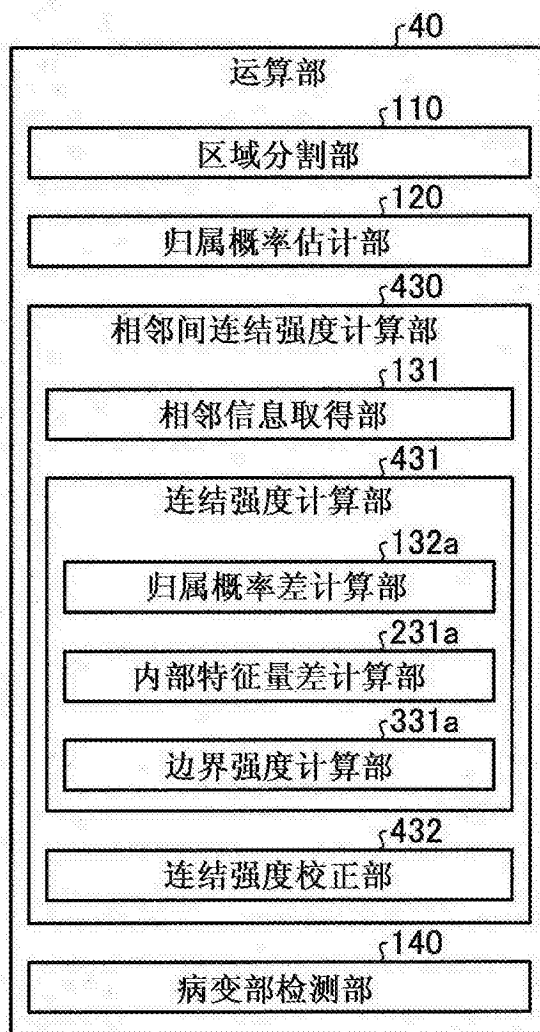


图 22