(12) 按照专利合作条约所公布的国际申请

(19) 世界知识产权组织
国 际 局

(43) 国际公布日
2020 年 7 月 9 日 (09.07.2020)

WIPO | PCT

(10) 国际公布号
WO 2020/140380 A1

(51) 国际专利分类号:
G06T 7/11 (2017.01)

(21) 国际申请号: PCT/CN2019/089407

(22) 国际申请日: 2019 年 5 月 31 日 (31.05.2019)

(25) 申请语言: 中文

(26) 公布语言: 中文

(30) 优先权:
201811648993.8 2018年12月30日 (30.12.2018) CN

(71) 申请人: 苏州大学(SOOCHOW UNIVERSITY) [CN/CN]; 中国江苏省苏州市工业园区仁爱路199号, Jiangsu 215000 (CN)。

(72) 发明人: 王丽荣 (WANG, Lirong); 中国江苏省苏州市工业园区仁爱路199号, Jiangsu 215000 (CN)。 甘萌(GAN, Meng); 中国江苏省苏州市工业园区仁爱路199号, Jiangsu 215000 (CN)。 王聪(WANG, Cong); 中国江苏省苏州市工业园区仁爱路199号, Jiangsu 215000 (CN)。

(74) 代理人: 苏州市中南伟业知识产权代理事务所(普通合伙) (CENTRAL SOUTH WELL INTELLECTUAL PROPERTY OFFICE); 中国江苏省苏州市工业园区金芳路18号B3幢二层214室, Jiangsu 215000 (CN)。

(81) 指定国(除另有指明，要求每一种可提供的国家保护): AE, AG, AL, AM, AO, AT, AU, AZ, BA, BB, BG, BH, BN, BR, BW, BY, BZ, CA, CH, CL, CN, CO, CR, CU, CZ, DE, DJ, DK, DM, DO, DZ, EC, EE, EG, ES, FI, GB, GD, GE, GH, GM, GT, HN, HR, HU, ID, IL, IN, IR, IS, JO, JP, KE, KG, KH, KN, KP, KR, KW, KZ, LA, LC, LK, LR, LS, LU, LY, MA, MD, ME, MG, MK, MN, MW, MX, MY, MZ, NA, NG, NI, NO, NZ, OM, PA, PE, PG, PH, PL, PT, QA, RO, RS, RU, RW, SA, SC, SD, SE, SG, SK, SL, SM, ST, SV, SY, TH, TJ, TM, TN, TR, TT, TZ, UA, UG, US, UZ, VC, VN, ZA, ZM, ZW。

(84) 指定国(除另有指明，要求每一种可提供的地区保护): ARIPO (BW, GH, GM, KE, LR, LS, MW, MZ, NA, RW, SD, SL, ST, SZ, TZ, UG, ZM, ZW), 欧亚 (AM,

(54) **Title:** METHOD AND DEVICE FOR QUICKLY DIVIDING OPTICAL COHERENCE TOMOGRAPHY IMAGE

(54) **发明名称:** 一种光学相干断层扫描图像的快速分割方法及装置

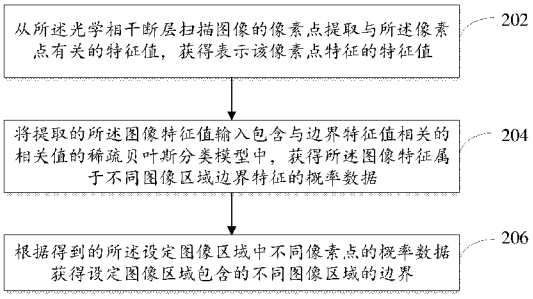


图 2

202 Extract from pixels of an optical coherence tomography image eigenvalues related the pixels to acquire the eigenvalues representing the features of the pixels

204 Input the extracted image eigenvalues into a Sparse Bayesian classification model comprising relevant values related to boundary eigenvalues, acquire probability data of the image features being pertinent to boundary features of different image areas

206 Acquire, on the basis of the acquired probability data of the different pixels in a set image area, boundaries of the different image areas that the set image area comprises

(57) **Abstract:** A method and device for quickly dividing an optical coherence tomography image, a computer device, and a computer-readable storage medium. The method for quickly dividing an optical coherence tomography image comprises: extracting from pixels of the optical coherence tomography image eigenvalues related to the pixels to acquire the eigenvalues representing the features of the pixels (202), the extracted eigenvalues comprising at least one of an intensity gradient of the pixels, a multiscale intensity mean of the pixels, and an angle eigenvalue extracted from the pixels; inputting the extracted eigenvalues into a Sparse Bayesian classification model comprising relevant values of boundary-corresponding image eigenvalues, and acquiring probability data of the image eigenvalues being pertinent to boundary features of different image areas (204); and acquiring, on the basis of the acquired probability data of different pixels in a set image area, the boundaries of the different image areas that the set image area comprises (206).

WO 2020/140380 A1

[见续页]

AZ, BY, KG, KZ, RU, TJ, TM), 欧洲 (AL, AT, BE, BG, CH, CY, CZ, DE, DK, EE, ES, FI, FR, GB, GR, HR, HU, IE, IS, IT, LT, LU, LV, MC, MK, MT, NL, NO, PL, PT, RO, RS, SE, SI, SK, SM, TR), OAPI (BF, BJ, CF, CG, CI, CM, GA, GN, GQ, GW, KM, ML, MR, NE, SN, TD, TG)。

本国际公布:

— 包括国际检索报告(条约第21条(3))。

(57) 摘要: 一种光学相干断层扫描图像的快速分割方法及装置、一种计算设备及计算机可读存储介质，其中一种光学相干断层扫描图像的快速分割方法包括：从所述光学相干断层扫描图像的像素点提取与所述像素点有关的特征值，获得表示该像素点特征的特征值（202），提取的所述特征值包括像素的强度梯度值、像素的强度多尺度均值、从所述像素中提取的角度特征值中的至少一种；将提取的所述特征值输入包含与边界对应图像特征的相关值的稀疏贝叶斯分类模型中，获得所述图像特征属于不同图像区域边界特征的概率数据（204）；根据得到的所述设定图像区域中不同像素的概率数据获得设定图像区域包含的不同图像区域的边界（206）。

一种光学相干断层扫描图像的快速分割方法及装置

技术领域

本发明涉及图像处理领域，特别涉及一种光学相干断层扫描图像的快速分割方法及装置、一种计算设备及计算机可读存储介质。

背景技术

光学相干断层扫描图像也称 OCT 图像，是根据 OCT 技术获得的图像，主要用于医学诊断方面。内窥 OCT 技术是 OCT 技术的重要分支，通过配合内窥镜使用，可以在低侵入条件下进入人体的内部腔道，对生物活体组织进行实时成像，为临床诊断提供了新的方向。医生可以通过该 OCT 图像判断腔道组织学上是否具有异常特征来确定被检者是否存在病变以及病变处于何种阶段。但是，人工观察诊断不仅耗时费力，还会因主观因素导致很多病变没有被及时发现，错过治疗的最佳时机。因此，临床上需要一种可靠的自动化 OCT 图像快速自动分割的方法及装置，以便精确确定 OCT 图像中腔道组织的不同区域，在计算机辅助下准确量化腔道病情，提升医生的工作效率，使疾病的早期诊断成为可能。

现有的 OCT 图像主动分割方法研究大体可分为两类，分别是基于数学模型的方法和基于机器学习的方法。其中，基于数学模型的方法是根据所分割图像的结构形态构建数学模型实现的，如基于 A-scan 的方法、主动轮廓法和图割法等，该类方法实现的好坏极大依赖于所分割的组织边缘与其他区域的差异，分割的效率低且分割精度不高。基于机器学习方法将分割问题转化为分类问题，是目前研究较多且分割效果较好的方法，但目前的基于机器学习的研究尚处于起步阶段，研究主要集中的视网膜领域，且研究成果有限。

因此，目前针对人体内部腔道内窥 OCT 图像的分割方法及装置存在着分割准确度低、分割效率差的缺点。

公开于该背景技术部分的信息仅仅旨在增加对本发明的总体背景的理解，而不应当被视为承认或以任何形式暗示该信息构成已为本领域一般技术人员所公知的现有技术。

发明内容

本发明的目的在于提供一种光学相干断层扫描图像的快速分割方法及装置、一种计算设备及计算机可读存储介质，从而克服现有技术的缺点。

第一方面，本说明书的实施例公开了一种光学相干断层扫描图像的快速分割方法，包括：

从所述光学相干断层扫描图像的像素提取与所述像素有关的特征值，获得表示该像素特征的特征值，提取的所述特征值包括像素的强度梯度值、像素的强度多尺度均值或从所述像素中提取的角度特征值中的至少一种；

将提取的所述特征值输入包含与边界对应图像特征的相关值的稀疏贝叶斯分类模型中，获得所述图像特征属于不同图像区域边界特征的概率数据；

根据得到的所述设定图像区域中不同像素的所述概率数据，获得设定图像区域包含的不同图像区域的边界。

第二方面，本说明书的实施例公开了一种光学相干断层扫描图像的快速分割装置，包括：

提取模块，被配置为从所述光学相干断层扫描图像的像素提取与所述像素有关的特征值，获得表示该像素特征的特征值，提取的所述特征值包括但不限于像素的强度梯度值、像素的强度多尺度均值或从所述像素中提取的角度特征值中的至少一种；

计算模块，被配置为将提取的所述特征值输入包含与边界对应图像特征的相关向量的稀疏贝叶斯分类模型中，获得所述图像特征属于不同图像区域边界特征的概率数据；

边界确认模块，被配置为根据得到的所述设定图像区域中不同像素的概率数据，获得设定图像区域包含的不同图像区域的边界。

第三方面，本说明书的实施例公开了一种计算设备，包括存储器、处理器及存储在存储器上并可在处理器上运行的计算机指令，所述处理器执行所述指令时实现该指令被处理器执行时实现上述一种光学相干断层扫描图像的快速分割方法的步骤。

第四方面，本说明书的实施例公开了一种计算机可读存储介质，其存储有计算机指令，该指令被处理器执行时实现上述一种光学相干断层扫描图像的快

速分割方法的步骤。

与现有技术相比，本说明书提供的一种光学相干断层扫描图像的快速分割方法及装置、一种计算设备及计算机可读存储介质具有如下有益效果：通过从所述光学相干断层扫描图像的像素提取与所述像素有关的特征值，获得表示该像素特征的特征值，能够根据图像像素的特征提取表示该像素的特征值，从而保证分割的准确性； 将提取的所述特征值输入稀疏贝叶斯分类模型中，获得所述图像特征属于不同图像区域边界特征的概率数据；能够将像素的特征与不同图像区域边界特征进行对比，从而保证分割的准确性；根据得到的所述图像区域中不同像素的概率数据获得不同图像区域的边界，根据像素属于不同图像区域边界的概率获得的不同区域的边界清晰、明确，能够达到很好地区分人体组织不同区域的目的。

附图说明

图 1 是本说明书一种计算设备的框架示意图；

图 2 是本说明书一种光学相干断层扫描图像的快速分割方法中一种实施例的流程图；

图 3 是本说明书一种光学相干断层扫描图像的快速分割方法中一种实施例的流程图；

图 4 是本说明书图 3 中的步骤 302 的流程图；

图 5 是本说明书一种光学相干断层扫描图像的快速分割方法中一种实施例的流程图；

图 6 是本说明书一种光学相干断层扫描图像的快速分割方法中像素角度特征的图像；

图 7 是本说明书一种光学相干断层扫描图像的快速分割方法中根据像素的角度特征值向量及特征值向量获取的边界的图像；

图 8 是本说明书一种光学相干断层扫描图像的快速分割方法中一种实施例的图像预处理的流程图；

图 9 是本说明书一种光学相干断层扫描图像的快速分割方法中一种实施例的未经处理的图像；

图 10 是本说明书一种光学相干断层扫描图像的快速分割方法中一种实施例的分割处理后的不同图像区域的边界的图像；

图 11 是本说明书一种光学相干断层扫描图像的快速分割装置一种实施例的结构示意图；

图 12 是本说明书一种光学相干断层扫描图像的快速分割装置一种实施例的结构示意图；

图 13 是本说明书一种光学相干断层扫描图像的快速分割装置一种实施例的结构示意图。

具体实施方式

下面将参照附图更详细地描述本公开的示例性实施方式。虽然附图中显示了本公开的示例性实施方式，然而应当理解，可以以各种形式实现本公开而不应被这里阐述的实施方式所限制。相反，提供这些实施方式是为了能够更透彻地理解本公开，并且能够将本公开的范围完整的传达给本领域的技术人员。

在本说明书中，提供了一种光学相干断层扫描图像的快速分割装置及装置、一种计算设备及计算机可读存储介质，在下面的实施例中逐一进行详细说明。

图 1 示出了根据本说明书一实施例的实现光学相干断层扫描图像的快速分割的计算设备 110 的结构框图。该计算设备 110 的部件包括但不限于存储器 110、处理器 120 及存储在存储器 110 上并可在处理器 120 上运行的计算机指令。处理器 110 用于根据计算设备 110 接收到的用户指令及存储在存储器 110 上的计算机指令进行基于与待分析人相关人员分析待分析人影响力的数据处理分析。存储器 110 和处理器 120 通过总线连接。

计算设备 110 还可以包括网络接口，计算设备 110 通过网络接口与一个或多个网络进行通信。网络接口可以包括有线无线的任何类型的网络接口中的一个或多个。

其中，处理器 120 可以执行图 2 所示方法中的步骤。图 2 示出了根据本说明书一实施例的一种光学相干断层扫描图像的快速分割方法的示意性流程图，包括步骤 202 至步骤 206。

步骤 202：从所述光学相干断层扫描图像的像素提取与所述像素有关的特征值，获得表示该像素特征的特征值。

在本说明书提供的一种或多种实施例中，从所述光学相干断层扫描图像的像素提取与所述像素有关的特征值，获得表示该像素特征的特征值，提取的所述特征值包括但不限于像素的强度梯度值、像素的强度多尺度均值、从所述像素中提取的角度特征值中的至少一种。像素的强度多尺度均值是表示沿垂直或水平等特定方向上以该像素为中心，周围 2^d 个像素的平均，具体公式表达如下：

$$h^d = \frac{1}{2^d}\sum_{\Delta y=1-2^{d-1}}^{1+2^{d-1}} I(y+\Delta y)$$

d 为大于等于零的自然数。相应尺度上该像素的强度梯度值可通过下式计算：$g^d(y) = h^d\left(y+2^{d-1}\right) - h^d\left(y-2^{d-1}\right)$

特别的，$h^0(y) = I(y), g^0(y) = I(y+1) - I(y)$。

将 d 设为某一自然数可获得该像素的强度梯度值或该像素的强度多尺度均值。

上述像素的强度梯度值描述了像素垂直或水平等特定方向上的强度变化，然而，图像中的不同区域的边界通常是弯曲的，沿特定方向存在一定的小角度偏离，因此，仅利用沿特定方向的像素的强度梯度值、像素的强度多尺度均值来表征像素的特征并不充分，还需要提取与像素的角度有关的角度特征值，从所述像素中提取的角度特征值包括从与像素的垂直或水平等特定方向成设定角度的方向中提取的特征值。

从所述像素中提取的角度特征包括根据 Gabor 小波变换、Haar 小波变换或 Daubechies 小波变换方法提取的与所述像素的角度有关的角度特征。以 Gabor 小波变换为例：

二维 Gabor 函数定义如下：

$$G(x,y) = \frac{f^2}{\pi\gamma\eta}\exp\left(-\frac{x_\gamma^2+\gamma^2 y_\gamma^2}{2\sigma^2}\right)\exp(j2\pi f x' + \phi)$$

$$x_\gamma = x\cos\theta + y\sin\theta$$

$$y_\gamma = -x\sin\theta + y\cos\theta$$

其中，f 为正弦函数的频率；θ为 Gabor 函数的平行条纹方向；ϕ为相位补偿；σ 是高斯函数的标准差；r 是比例参数。对 Gabor 函数进行离散化，可以

得到一组离散 Gabor 小波。具体为：

$\{G_{f_u,\theta_v}\}$

$$f_u = \frac{f_{\max}}{\sqrt{2}^u}, u = 0, 1, \cdots U-1$$

$$\theta_v = \frac{v}{V}\pi, v = 0, \cdots, V-1$$

其中，u和v为 Gabor 小波的与像素中心点距离的尺度参数和与像素的中心线相关的角度参数，$f_{\max}$为最大中心频率，为设定值。Gabor 小波的特性由角度参数和尺度参数共同决定。通过角度参数的调整可以匹配不同与该像素的角度有关的角度特征，通过尺度参数的调整可以对该像素实现多分辨率分析。

将v设为某一自然数可获得该像素在某一角度的角度特征值。

步骤 204：将提取的所述特征值输入包含与边界对应图像特征的相关值的稀疏贝叶斯分类模型中，获得所述图像特征属于不同图像区域边界特征的概率数据。

在本说明书提供的一个或多个实施例中，将提取的所述特征值输入包含与边界对应图像特征的相关向量的稀疏贝叶斯分类模型中，获得所述图像特征属于不同图像区域边界特征的概率数据。稀疏贝叶斯分类模型是将从一个像素提取的特征值与边界特征值的相关值进行计算，获得该图像特征属于不同图像区域的边界特征的概率数据的数学计算模型。输入到稀疏贝叶斯分类模型中的特征值与稀疏贝叶斯分类模型中包含的与边界特征值的相关值相对应。包含与边界对应图像特征的相关值的稀疏贝叶斯分类模型，包括通过从包含边界的图像区域中的每个像素中提取与像素相关的特征值输入稀疏贝叶斯分类模型中经过计算，得到的包含与边界对应图像特征的相关值的稀疏贝叶斯分类模型。

可以将像素的强度梯度值输入包含与边界的强度梯度的相关值的稀疏贝叶斯分类模型中，获得该像素的强度梯度属于边界的强度梯度的概率；或者，可以将像素的像素的强度多尺度均值输入包含与边界的像素的强度的相关值的稀疏贝叶斯分类模型中，获得该像素的像素的强度属于边界的像素的强度的概率；或者，可以将从所述像素中提取的角度特征值输入包含与边界的从边界像素中，提取与边界像素的角度特征的相关值的稀疏贝叶斯分类模型中，获得该像素的

从所述像素中提取的角度特征，属于边界的从所述边界像素中提取的与所述边界像素的对应角度有关的角度特征的概率。

步骤 206：根据得到的所述设定图像区域中不同像素的所述概率数据获得设定图像区域包含的不同图像区域的边界。

在本说明书提供的一个或多个实施例中，根据得到的所述设定图像区域中不同像素的概率数据获得设定图像区域包含的不同图像区域的边界。将设定图像区域中每个像素的特征值输入包含与边界特征值的相关值的稀疏贝叶斯分类模型中，获得设定图像区域中每个像素对应的概率数据。根据设定图像区域中每个像素对应的概率数据获得该图像区域中包含的不同图像区域的边界。如规定将设定图像区域中的各像素对应的概率数据在某一数据范围内，则将该像素设为不同图像区域的边界的像素，根据获得的不同图像区域的边界的像素获得不同图像的边界。这里的某一数据范围包括大于 0.95 或小于 0.1。

还可以采用下述方法完成根据得到的所述设定图像区域中，不同像素的概率数据，获得设定图像区域包含的不同图像区域的边界：

根据所述设定图像区域中，每个像素所对应的概率数据及该像素位置，获得与所述图像区域中的像素位置相对应的多维概率向量。

按照要提取的不同图像区域边界的形状，提取多维概率向量中的表示边界位置的概率数据；如要提取的不同图像区域的边界与多维概率数据的列垂直，则根据每列概率向量中提取概率数据获得该最大概率数据对应的像素位置；如要提取的不同图像区域的边界与多维概率数据的列平行，则根据每行概率向量中提取概率数据获得该最大概率数据对应的像素位置；提取的多维概率数据中表示边界位置的概率数据包括多维概率向量中每列或每行中的最大或最小概率数据。

根据所述表示边界位置的概率数据获得该概率数据对应的像素位置；根据获取的每列或每行概率向量中的最大或最小概率数据，获得该最大或最小概率数据对应的像素位置。

根据获得的像素位置获得不同图像区域的边界；根据获得的像素位置将该像素在设定图像区域中标出，获得不同图像区域的边界。

通过从所述光学相干断层扫描图像的像素提取与所述像素有关的特征值，

获得表示该像素特征的特征值，根据图像像素的特征提取表示该像素的特征值获取边界，能够保证分割的准确性；通过稀疏贝叶斯分类模型，根据像素属于不同图像区域边界的概率获得的不同区域的边界清晰、明确，能够达到很好地区分人体组织光学相干断层扫描图像中不同区域的目的。

本说明书中还提供一处理器可以执行图 3 所示方法中的步骤。图 3 示出了根据本说明书一实施例的一种光学相干断层扫描图像的快速分割方法的示意性流程图，包括步骤 302 至步骤 313。

步骤 302：根据所述特征值向量相对于表示不同图像区域边界像素特征的相关向量的概率满足伯努力分布设置稀疏贝叶斯模型，通过从包含边界的图像区域中的每个像素中提取与像素特征相关的特征值向量，输入稀疏贝叶斯分类模型中经过计算，得到的包含与边界对应图像特征的相关向量的稀疏贝叶斯分类模型。

从所述光学相干断层扫描图像的像素提取与所述像素有关的多个特征值，获得表示该像素特征的特征值向量，从光学相干断层扫描图像的像素提取与所述像素有关的多个特征值包括像素的强度梯度值、像素的强度多尺度均值、从所述像素中提取的角度特征值中的至少一种，表示该像素特征的特征值向量包括由像素的强度梯度值、像素的强度多尺度均值组成的特征值向量，由从所述像素中提取的角度特征值组成的角度特征值向量中的至少一种。包含与边界对应图像特征的相关值的稀疏贝叶斯分类模型，包括包含与边界对应图像特征的相关向量的稀疏贝叶斯分类模型。

包含与边界对应图像特征的相关向量的稀疏贝叶斯分类模型包括通过从包含边界的图像区域中的每个像素中提取与像素特征相关的特征值向量输入稀疏贝叶斯分类模型中经过计算，得到的包含与边界对应图像特征的相关向量的稀疏贝叶斯分类模型。

在本说明书提供的一种或多种实施例中，根据所述特征值向量相对于表示不同图像区域边界像素特征的相关向量的概率，设置满足伯努力分布的稀疏贝叶斯模型，通过从包含边界的图像区域中的每个像素中提取与像素特征相关的特征值向量输入稀疏贝叶斯分类模型中经过计算，得到的包含与边界对应图像特征的相关向量的稀疏贝叶斯分类模型。所述特征值向量是从图像设定区域中

的像素，或者是从包含提取的不同图像区域的边界的图像区域中，提取的与像素有关的多个特征值组成的，包括通过步骤 202 的方法提取的像素的多个强度梯度值组成的像素的强度梯度值向量、提取的像素的多个强度多尺度均值组成的像素的强度多尺度均值向量或与提取的与像素的角度有关的多个角度特征值组成的像素的角度特征值向量。

包含与边界对应图像特征的相关向量的稀疏贝叶斯分类模型包括：

$$p(\hat{t}=1|w)=\sigma\{y(\hat{x};w)\}=\sigma[\sum_{i=1}^{N_r}w_i K(x,x_i)+w_0]$$

，

x_i包括表示不同图像区域边界像素特征的相关向量，w_i为与相关向量x_i相对应的权值，$K(x,x_i)$是核函数，N_r表示相关向量x_i的数目，w_0为设定权值，$\sigma(y)=1/(1+e^{-y})$，$y=[\sum_{i=1}^{N_r}w_i K(x,x_i)+w_0]$，$x$为输入的特征值向量，$w_i$和$x_i$包括通过从包含边界的图像区域中的每个像素中提取与像素特征相关的特征值向量输入稀疏贝叶斯分类模型中经过计算得到的值。

该包含与边界对应图像特征的相关向量的稀疏贝叶斯分类模型用于根据输入的与像素有关的特征值向量，获得该像素的图像特征属于不同图像区域边界特征的概率数据。

该包含与边界对应图像特征的相关向量的稀疏贝叶斯分类模型是通过以下步骤获得的:

步骤 402：提取包含不同图像区域的边界的第二设定区域内，所有像素的特征值向量。

在本说明书提供的一种或多种实施例中，提取包含不同图像区域的边界的第二设定区域内的所有像素的特征值向量。不同图像区域的边界即为包含与边界对应图像特征的相关向量的稀疏贝叶斯分类模型中的边界。从第二设定区域的像素提取与所述像素有关的多个特征值，获得表示该像素特征的特征值向量，第二设定区域中的每个像素的特征值向量组成样本，所述第二设定区域根据要分割的光学相干断层扫描图像的数量设定，要进行分割处理的图像数量越多，从要分割图像抽取的样本图像数量越多，第二设定区域是由每个样本图像中要

分割的图像区域组成的。

如果要分割的光学相干断层扫描图像为 50 个相同的图像，且这 50 个图像包含的边界类型相同，则第二设定区域是由其中 2 个图像要分割的图像区域组成的。

提取包含不同图像区域的边界的第二设定区域内的所有像素的特征值向量，获得样本，设样本集合为$\{\mathbf{x}_n, t_n\}_{n=1}^{N}$，其中，$\mathbf{x}_n \in R^d$为从第二设定区域内的像素中提取的特征值向量，$t_n \in \{0, 1\}$为类别标签，该样本包括五条边界，类别标签用于在求边界过程中区分不同边界的包含与边界对应图像特征的相关向量的稀疏贝叶斯分类模型，当使用其中一个标签进行分类时，将该边界的标签设 1，区域边界的标签设为 0。这里的特征值向量，可以是通过步骤 202 的方法提取的像素的多个强度梯度值组成的像素的强度梯度值向量、提取的像素的多个强度多尺度均值组成的像素的强度多尺度均值向量或与提取的与像素的角度有关的多个角度特征值组成的像素的角度特征值向量中的至少一种。

步骤 404：根据所述特征值向量相对于表示不同图像区域边界像素特征的相关向量的概率，满足伯努力分布设置的分类模型，获得稀疏贝叶斯分类模型。

在本说明书提供的一个或多个实施例中，根据所述特征值向量相对于表示不同图像区域边界像素特征的相关向量的概率满足伯努力分布设置的分类模型，获得稀疏贝叶斯分类模型。

样本$\mathbf{x}_n$中的每个像素的特征值向量相对于不同特征区域的边界像素的特征值向量满足伯努力分布，获得稀疏贝叶斯分类模型：

$$P(\mathbf{t}|\mathbf{w}) = \prod_{n=1}^{N} \sigma\{y(\mathbf{x}_n;\mathbf{w})\}^{t_n}[1-\sigma\{y(\mathbf{x}_n;\mathbf{w})\}]^{1-t_n}$$

式中，$\sigma(\mathbf{x}) = 1/(1+e^{-\mathbf{x}})$，$\sigma\{y(\mathbf{x}_n;\mathbf{w})\}^{t_n} = 1/(1+e^{-\{y(\mathbf{x}_n;\mathbf{w})\}^{t_n}})$，

$\mathbf{x}_n$为从第二设定区域包含的像素中提取的与每个像素的特征有关的特征值向量组成的样本中第 n 个像素的特征值向量。N 为从样本中的特征值向量的个数，$\mathbf{w}_n$为$\mathbf{x}_n$对应的权值，t_n=1；

$y(\mathbf{x}_n;\mathbf{w})$可以用下式计算：$y(\mathbf{x}_n;\mathbf{w})=\sum_{n=1}^{N} w_n K(\mathbf{x},\mathbf{x}_n)+w_0$；

w_0为设定权值。由于光学相干断层扫描图像中，包括多条边界，t 为设定的边界类别，当对该类别进行处理时，该类别的类别标签 t 设为 1，当其他类别的边界进行处理时，该类别的 t 设为 0。

式中，w_n为权值，$K(\mathbf{x},\mathbf{x}_n)$是核函数，本发明采用高斯核函数，形式为

$K(\mathbf{x}_1,\mathbf{x}_2)=\exp\{-\gamma\|\mathbf{x}_1-\mathbf{x}_2\|_2^2\}$。

X_1和X_2为核函数的两个参数。Y 为设定值。

由于光学相干断层扫描图像中，包括多条边界，t 为设定的边界类别，当对该类别进行处理时，该类别的类别标签 t 设为 1，当其他类别的边界进行处理时，该类别的 t 设为 0。

步骤 406：将权值设定为满足均值为零的高斯概率分布，并将权值w_n的高斯概率分布进行拉普拉斯理论近似，根据从第二设定区域包含的像素中提取的与每个像素的特征有关的特征值向量$\mathbf{x}_n$求不为零的权值w_n及不为零的w_n所对应的特征值向量。

在本说明书提供的一种或多种实施例中，将权值w_n设定为满足均值为零的高斯概率分布，并将权值w_n的高斯概率分布进行拉普拉斯理论近似，得到与$\mathbf{x}_n$有关的迭代公式，将从第二设定区域的像素中提取特征值向量$\mathbf{x}_n$输入迭代公式，得到不为零的w_n及不为零的w_n所对应的特征值向量，不为零的w_n所对应的特征值向量即为包含与边界对应图像特征的相关向量$\mathbf{x}_i$，相关向量$\mathbf{x}_i$对应的权值w_n即为w_i。

将权值w_n满足均值为零的高斯概率，求包含与边界对应图像特征的相关向量及相关向量对应的权值。

为提升分割效率，同时避免过拟合，权值w_n满足均值为零的高斯概率分布：

$$p(\mathbf{w}|\alpha)=\prod_{n=0}^{N}\mathcal{N}(w_n|0,\alpha_n^{-1}),$$

将权值w_n的高斯概率分布进行拉普拉斯理论近似，得到迭代公式：

$$\begin{cases}\alpha_j^{new}=\dfrac{\gamma_j}{\mathbf{w}_{MP}^2}\\(\sigma^2)^{new}=\dfrac{||t-\Phi\mu||^2}{N-\sum_{j=0}^{N}\mu_j}\\\gamma_j=1-\alpha_j\sum_{j,j}\end{cases}$$

其中，$\mu=\mathbf{w}_{MP}=\sum\Phi^T Bt$，$\Phi$为$N\times(N+1)$的结构矩阵，即

$$\Phi=[\phi(\mathbf{x}_1),\phi(\mathbf{x}_2),\cdots,\phi(\mathbf{x}_N)]^T,$$

$\phi(\mathbf{x}_n)=[1,\mathrm{K}(\mathbf{x}_n,\mathbf{x}_1),\mathrm{K}(\mathbf{x}_n,\mathbf{x}_2),\cdots,\mathrm{K}(\mathbf{x}_n,\mathbf{x}_N)]$，$\mathrm{B}=diag(\beta_1,\beta_1,\cdots,\beta_N)$为对角阵，其中，$\beta_n=\sigma\{y(\mathbf{x}_n)\}[1-\sigma\{y(\mathbf{x}_n)\}]$，$\sum=(\Phi^T\mathrm{B}\Phi+\mathrm{A})^{-1}$，$\sum_{j,j}$是矩阵中第$j$个对角元素。N 为样本$\mathbf{x}_n$中包含的特征值向量的个数。

将样本$\mathbf{x}_n$中的特征值向量带入迭代公式中进行计算，得到不为零的w_j及不为零的w_j所对应的样本，即为包含与边界对应图像特征的相关向量$\mathbf{x}_i$，w_j即为相关向量$\mathbf{x}_i$对应的权值w_i。

步骤 408：用包含与边界对应图像特征的相关向量$\mathbf{x}_i$取代稀疏贝叶斯分类模型中的特征值向量$\mathbf{x}_n$，相关向量$\mathbf{x}_i$对应的权值w_i取代特征值向量对应的w_n，获得包含与边界对应图像特征的相关向量的稀疏贝叶斯分类模型。

在本说明书提供的一个或多个实施例中，用包含与边界对应图像特征的相关向量$\mathbf{x}_i$取代稀疏贝叶斯分类模型中的特征值向量$\mathbf{x}_n$，相关向量$\mathbf{x}_i$对应的权值w_i取代特征值向量对应的w_n，获得包含与边界对应图像特征的相关向量的稀疏贝叶斯分类模型。将得到的包含与边界对应图像特征的相关向量$\mathbf{x}_i$，及相关向量$\mathbf{x}_i$对应的权值w_i带入公式：

$$P(\mathbf{t}|\mathbf{w}) = \prod_{n=1}^{N} \sigma\{y(\mathbf{x}_n;\mathbf{w})\}^{t_n}[1-\sigma\{y(\mathbf{x}_n;\mathbf{w})\}]^{1-t_n}$$

将类别标签$\mathbf{t}$=1，并进行相关处理，得到包含与边界对应图像特征的相关向量的稀疏贝叶斯分类模型：

$$p(\tilde{t}=1|\mathbf{w}) = \sigma\{y(\tilde{\mathbf{x}};\mathbf{w})\} = \sigma[\sum_{i=1}^{N_r} w_i K(\mathbf{x},\mathbf{x}_i) + w_0]$$

$\mathbf{x}_i$包括表示不同图像区域边界像素特征的相关向量，w_i为与相关向量$\mathbf{x}_i$相对应的权值，$K(\mathbf{x},\mathbf{x}_i)$是核函数，$N_r$表示相关向量$\mathbf{x}_i$的数目，$\sigma(y) = 1/(1+e^{-y})$，$y = [\sum_{i=1}^{N_r} w_i K(\mathbf{x},\mathbf{x}_i) + w_0]$，$\mathbf{x}$为输入的特征值向量。$w_0$为设定值。$K(\mathbf{x},\mathbf{x}_i)$采用高斯核函数。

步骤 304：从所述光学相干断层扫描图像的像素提取与所述像素有关的多个特征值，获得表示该像素特征的特征值向量。

在本说明书提供的一种或多种实施例中，从所述光学相干断层扫描图像的像素提取与所述像素有关的多个特征值，获得表示该像素特征的特征值向量。

从所述光学相干断层扫描图像的像素提取与所述像素有关的多个特征值，获得表示该像素特征的特征值向量，从光学相干断层扫描图像的像素提取与所述像素有关的多个特征值包括像素的强度梯度值、像素的强度多尺度均值、从所述像素中提取的角度特征值中的至少一种，表示该像素特征的特征值向量包括由像素的强度梯度值、像素的强度多尺度均值组成的特征值向量，由从所述像素中提取的角度特征值组成的角度特征值向量中的至少一种。

根据提取的像素的特征值获得的特征值向量，与已获得的包含与边界对应图像特征的相关向量的稀疏贝叶斯分类模型中的相关向量相对应。

步骤 306：将提取的所述特征值向量输入包含与边界对应图像特征的相关向量的稀疏贝叶斯分类模型中，获得所述图像特征属于不同图像区域边界特征的概率数据。

在本说明书提供的一种或多种实施例中，将提取的所述特征值向量输入包含与边界对应图像特征的相关向量的稀疏贝叶斯分类模型中，获得所述图像特征属于不同图像区域边界特征的概率数据。

步骤 308：根据得到的所述设定图像区域中不同像素的概率数据获得设定图像区域包含的不同图像区域的边界。

本说明书的实施例还提供一种光学相干断层扫描图像的快速分割方法，如图 5 所示，包括步骤 502-步骤 518：

步骤 502：获得包含与边界的像素的强度梯度和强度多尺度均值的相关向量的稀疏贝叶斯分类模型。

在本说明书提供的一种或多种实施例中，获得包含与边界的像素的强度梯度和强度多尺度均值的相关向量的稀疏贝叶斯分类模型。

该实施例中有五条边界，需求五个包含与一条边界对应图像特征的相关值的稀疏贝叶斯分类模型。

在步骤 402 中，采用步骤 202 中的方法提取第二设定区域每个像素的强度梯度值、像素的强度多尺度均值，获得像素的强度梯度值、像素的强度多尺度均值向量样本集$\mathbf{x}_w$，样本$\mathbf{x}_w$中每个像素的尺度 d 设为 4，获得一个像素的具有 8 维的像素的强度梯度值、像素的强度多尺度均值，所组成的特征值向量形式为：

$$z_{gs} = [h^0(y), g^0(y), h^1(y), g^1(y), \cdots, h^4(y), g^4(y)],$$

采用上述步骤 403-步骤 408 获得包含与一条边界对应图像特征的相关向量$\mathbf{x}_m$及对应权值w_m的稀疏贝叶斯分类模型：

$$p(\hat{t} = 1|\mathbf{w}) = \sigma[y(\hat{\mathbf{x}}; \mathbf{w})] = \sigma[\sum_{m=1}^{N_r} w_m K(\mathbf{x}, \mathbf{x}_m) + w_0]。$$

$\mathbf{x}_m$包括表示不同图像区域边界像素的的强度梯度、像素的强度多尺度均值的相关向量，w_m为与相关向量x_m相对应的权值，$K(\mathbf{x}, \mathbf{x}_m)$是核函数，$N_r$表示相关向量$x_m$的数目，$w_0$为设定权值，$\sigma(y) = 1/(1 + e^{-y})$，

$\mathbf{y} = [\sum_{m=1}^{N_r} w_m K(\mathbf{x}, \mathbf{x}_m) + w_0]$，$\mathbf{x}$为输入的特征值向量，$x_m$及对应的$w_m$与

输入的特征值向量$\mathbf{x}$相对应。

步骤 504：从所述设定图像区域的像素提取与所述像素的强度梯度、强度多尺度均值有关的多个特征值，获得表示像素的强度梯度值和强度多尺度均值的特征值向量。

在本说明书提供的一种或多种实施例中，从所述设定图像区域的像素提取与所述像素的强度梯度、强度多尺度均值有关的多个特征值，获得表示像素的强度梯度和强度多尺度均值的特征值向量。提取的所述特征值包括但不限于每个像素的强度梯度值和强度多尺度均值，提取的一个像素的特征值向量与上述步骤中的与该边界对应图像特征的相关向量相对应，所组成的特征值向量形式为：$f_{ga}=[h^0(y),g^0(y),h^1(y),g^1(y),\cdots,h^4(y),g^4(y)]$。

步骤 506：将提取的所述特征值向量输入包含与边界的像素的强度梯度值和强度多尺度均值的相关向量的稀疏贝叶斯分类模型中，获得所述图像特征属于不同图像区域边界特征的概率数据。

在本说明书提供的一个或多个实施例中，将提取的所述特征值向量输入，包含与边界的像素的强度梯度值和强度多尺度均值的相关向量的稀疏贝叶斯分类模型中，获得所述图像特征属于不同图像区域边界特征的概率数据，也就是获得了该像素属于边界的像素的概率数据。

将特征值向量：$f_{ga}=[h^0(y),g^0(y),h^1(y),g^1(y),\cdots,h^4(y),g^4(y)]$，

带入包含与一条边界对应图像特征的相关向量$\mathbf{x}_m$及对应权值w_m的稀疏贝叶斯分类模型：$p(\tilde{t}=1|\mathbf{w})=\sigma\{y(\tilde{\mathbf{x}};\mathbf{w})\}=\sigma[\sum_{m=1}^{N_r}w_m K(\mathbf{x},\mathbf{x}_m)+w_0]$。

获得与该特征值向量所表示的像素的特征，属于包含与一条边界对应图像特征的相关向量$\mathbf{x}_m$及对应权值w_m的稀疏贝叶斯分类模型的该边界特征的概率数据。

步骤 508：按照与上述步骤相同的方法，根据像素的与所述像素的角度有关的角度特征值，获得所述图像特征属于不同图像区域边界特征的概率数据。

在本说明书提供的一种或多种实施例中，按照与上述步骤相同的方法，根

据像素的与所述像素的角度有关的角度特征值，获得所述图像特征属于不同图像区域边界特征的概率数据。

按照与上述步骤 502-步骤 506 相同的方法，将像素的与所述像素的角度有关的角度特征值向量输入包含与边界的像素的角度相关向量的稀疏贝叶斯分类模型中，获得所述图像特征属于不同图像区域边界特征的概率数据。

采用步骤 202 中的方法，使用下述公式进行计算：

$$f_u = \frac{f_{\max}}{\sqrt{2}^u}, u = 0, 1, \cdots U-1$$

$$\theta_v = \frac{v}{V}\pi, v = 0, \cdots, V-1$$

图 6 是像素的角度特征图像，取 v=0-7，u=0-3，提取像素的角度特征值，然后根据提取的角度特征值取 v=0、1、7，u=0-3，采用上述步骤 302-步骤 306，获得该像素的与所述像素的角度特征值获得的概率数据。

v=0、1、7 代表像素的角度为$\theta_v = \frac{1}{8}\pi$，$\frac{7}{8}\pi$和 0 方向，计算获得的概率数据为与所述像素的角度$\theta_v = \frac{1}{8}\pi$，$\frac{7}{8}\pi$和 0 有关的角度特征值获得的概率数据。

步骤 510：从根据设定图像区域中，所述每个像素的包含强度梯度值和强度多尺度均值的特征值向量获得的概率数据，及其表示的所述图像区域中像素位置，获得与所述图像区域中的像素位置相对应的第一多维概率向量。

在本说明书提供的一种或多种实施例中，从根据设定图像区域中所述每个像素的包含强度梯度值和强度多尺度均值的特征值向量，获得的概率数据及其表示的所述图像区域中像素位置，获得与所述图像区域中的像素位置相对应的第一多维概率向量。提取的所述特征值向量包括但不限于包含每个像素的强度梯度值和强度多尺度均值的特征值向量，根据上述步骤 306，获得设定图像区域中，每个像素的强度梯度值和强度多尺度均值对应的概率数据。从根据设定图像区域中所述每个像素的强度梯度值和强度多尺度均值获得的概率数据及其表示的所述图像区域中像素位置获得与所述图像区域中的像素位置相对应的第一多维概率向量。

步骤 512：从根据设定图像区域中所述每个像素的包括与所述像素的角度有关的角度特征值向量获得的概率数据，及其表示的所述图像区域中像素位置，获得与所述图像区域中的像素位置相对应的第二多维概率向量。

在本说明书提供的一种或多种实施例中，从根据设定图像区域中所述每个像素的与所述像素的角度有关的角度特征值获得的概率数据及其表示的所述图像区域中像素位置获得与所述图像区域中的像素位置相对应的第二多维概率向量。提取的所述特征值向量包含从每个像素中提取的与所述像素的角度有关的角度特征值的特征值向量，

重复步骤 308 中获得与像素的角度$\theta_v=\frac{1}{8}\pi$，$\frac{7}{8}\pi$和 0 有关的角度特征值获得的概率数据获得设定区域中每个像素的与像素的角度$\theta_v=\frac{1}{8}\pi$，$\frac{7}{8}\pi$和 0 有关的角度特征值获得的概率数据。从根据设定图像区域中所述每个像素的与所述像素的角度$\theta_v=\frac{1}{8}\pi$，$\frac{7}{8}\pi$和 0 有关的角度特征值获得的概率数据及其表示的所述图像区域中像素位置获得与所述图像区域中的像素位置相对应的第二多维概率向量。

步骤 514：分别从第一多维概率向量和第二多维概率向量中的每列获取表示图像边界的概率数据。

在本说明书提供的一种或多种实施例中，分别从第一多维概率向量中的每列和第二多维概率向量中的每列，提取表示图像边界的概率数据。

第一多维概率向量或第二多维概率向量中的每列中，包含的表示图像边界的概率数据包括每列概率数据中的最大概率数据或每列概率数据中的最小概率数据。

步骤 516：根据从第一多维概率向量中的每列和第二多维概率向量中的每列提取的表示图像边界的概率数据，获得该概率数据对应的像素位置。

在本说明书提供的一种或多种实施例中，根据从第一多维概率向量和第二多维概率向量中的每列提取的表示图像边界的概率数据，获得该概率数据对应的像素位置。得到的边界图像，如图 7 所示。

步骤 518：根据获得的像素位置获得不同图像区域的边界。

在本说明书提供的一种或多种实施例中，根据获得的像素位置获得不同图像区域的边界。获得的像素位置即为要求的不同图像区域的边界。

本说明书中共需要对采用光学相干断层扫描技术获得的腔道的光学相干断层扫描图像中包含的五条边界进行分割。在对五条边界进行分割之前需要对光

学相干断层扫描图像进行预处理，如图 8 所示，包括步骤 802-步骤 808：

步骤 802：进行降噪处理。

实验数据为活体几内亚猪食道内窥光学相干断层扫描图像，图像示例如图 9 所示；首先对所有图像进行降噪处理。利用中值滤波器对图像进行降噪，获得清晰的图像。

步骤 804：去除探针膜。

腔道的光学相干断层扫描图像中要进行分割处理的光学相干断层扫描图像区域与一层探针膜相接。在进行图像的分割处理之前，需要首先去除图像中的探针膜。

定位探针膜的上下边界，采用图割法。将光学相干断层扫描图像$\mathbf{I} \in \mathbf{R}^{M \times N}$转化为一个图$\mathbf{G(V,E)}$，其中$\mathbf{V}$表示图的顶点像素，相邻顶点像素间以边 $\mathbf{E}$ 连接。设有相邻像素a和b，定义连接两点边的权重为：

$$W_{(i,j)-(m,n)} = 2 - (g_a + g_b) + w_{\min}$$

g_a和g_b表示像素在垂直方向的梯度值，$w_{\min}$为保证连接两点边的权重的权重大于零而预设的最小权重。在建立好的图$\mathbf{G(V,E)}$上利用动态规划方法搜索具有最小权重的路径即可得到分割结果。对于探针膜下边界，初步测量探针膜的厚度为 d 个像素，再将刚得到的探针膜上边缘作为上边界 L1，将其向下平移 d 个像素作为下边界 L2，在此区域利用图割法定位探针膜下边缘。最后，删除探针膜上、下边缘间的像素值，再利用背景像素以像素平移的方式补全该区间的像素值。

步骤 806：进行图像平坦化处理，得到与探针膜层相邻的边界平坦的图像。

平坦化是为了抑制成像过程中食道组织产生的弹性形变以及其他不规则结构对分割结果带来的不利影响。由于组织层的弯曲趋势相同，可以选择一个层边界作为基准，将整个食道组织拉至水平。去除探针膜后图像的与探针膜层相邻的边界相对应其他边界较清晰，可将其作为平坦化基线。具体的平坦化操作为：先利用图割法提取与探针膜层相邻的边界作为平坦化基线，然后基线分为若干段，利用图割法提取图像中与每段垂直对应的图像区域，将所述图像区域

进行拼接，得到平坦化处理后的图像。

步骤 808：确定要进行分割的设定图像区域。

沿与探针膜层相邻的边界垂直方向，选取包含要分割区域的 5 至 195 个像素，作为设定图像区域。

步骤 402-步骤 406 中的第二设定区域包括设定图像区域的全部或一部分区域。

然后采用上述步骤 202-步骤 208 或者步骤 502-步骤 516 获得设定图像区域中包含的不同图像区域的边界，以完成对设定图像区域包含的不同图像区域的分割，获得边界。

设定图像区域中包括六个不同图像区域五条边界，因此，需要重复步骤 202-步骤 208 或者步骤 502-步骤 518 五次，以完成对五条边界的提取，获得如图 10 所示的边界。

采用包含与边界对应图像特征的相关向量的稀疏贝叶斯分类模型对图像进行分割后获得的不同图像区域的边界，还存在偏离、断裂问题，需要对不同图像区域的边界进行结果优化。

结果优化步骤如下：

将搜索区域限制在该边界所在位置的± 6个像素内，然后再利用动态规划法计算相邻像素的权重：

$$W_{ab,t}^{\mathrm{Prob}} = 2 - \left(P_{a,t} + P_{b,t}\right) + w_{\min}$$

其中a和b为相邻像素，利用动态规划法搜索具有最小权重的路径即可得到分割结果。

利用动态规划法分割的结果，补充采用包含与边界对应图像特征的相关向量的稀疏贝叶斯分类模型对图像进行分割后，获得的不同图像区域的边界上的偏离、断裂部分。

下图为采用如步骤 502-步骤 518 的包含与边界对应图像特征的相关向量的稀疏贝叶斯分类模型及结果优化步骤分割不同图像区域得到的边界位置结果与人工标定边界位置偏差统计结果以及采用 SVM、随机森林分类器、图割法的分割不同图像区域得到的边界位置结果分别与人工标定边界位置偏差统计结

果。

边界	所提方法	SVM	随机森林	图割法
B1 (μm)	2.46 ± 0.88	2.48 ± 0.91	$\mathbf{2.44 \pm 0.73}$	2.47 ± 0.93
B2 (μm)	2.07 ± 1.66	3.72 ± 2.02	$\mathbf{1.91 \pm 1.53}$	4.58 ± 2.32
B3 (μm)	$\mathbf{0.22 \pm 0.80}$	1.21 ± 1.33	0.31 ± 1.09	1.92 ± 1.89
B4 (μm)	$\mathbf{0.66 \pm 0.97}$	1.87 ± 1.67	1.10 ± 1.12	2.11 ± 2.08
B5 (μm)	3.44 ± 2.23	4.11 ± 3.28	$\mathbf{3.22 \pm 2.34}$	5.03 ± 4.06
B6 (μm)	$\mathbf{1.31 \pm 1.08}$	2.20 ± 1.84	2.05 ± 1.69	2.51 ± 2.10

上表中的 B1、B2、B3、B4 和 B5 分别表示设定图像区域中包含的五条要分割的不同图像区域的边界。通过上表可看出采用包含与边界对应图像特征的相关向量的稀疏贝叶斯分类模型及结果优化步骤分割不同图像区域，得到的边界位置精度，要高于采用 SVM、随机森林、图割法得到的边界位置精度。

表中所提方法为采用包含与边界对应图像特征的相关向量的稀疏贝叶斯分类模型及结果优化步骤的方法。

下图是采用包含与边界对应图像特征的相关向量的稀疏贝叶斯分类模型及结果优化步骤进行分割处理的时间与采用 SVM、随机森林、图割法进行分割处理的时间的对比：

方法	所提方法	SVM	随机森林	图割法
时间 (s)	$\mathbf{1.71 \pm 0.13}$	12.24 ± 2.08	7.82 ± 1.11	10.01 ± 1.84

表中所提方法为采用如步骤 502-步骤 518 的包含与边界对应图像特征的相关向量的稀疏贝叶斯分类模型及结果优化步骤分割不同图像区域得到的边界位置的方法。从上表可以看出采用包含与边界对应图像特征的相关向量的稀疏贝叶斯分类模型及结果优化步骤进行分割处理的时间小于采用 SVM、随机森林、图割法进行分割处理的时间。

因此采用包含与边界对应图像特征的相关向量的稀疏贝叶斯分类模型能够提升光学相干断层扫描图像进行分割处理的效率和精度。

本说明书还提供一种光学相干断层扫描图像的快速分割装置，如图 11 所示，包括提取模块 1202、计算模块 1204 和边界确认模块 1206。

提取模块 1202，被配置为从所述光学相干断层扫描图像的像素提取与所述像素有关的特征值，获得表示该像素特征的特征值，提取的所述特征值包括像素的强度梯度值、像素的强度多尺度均值、从所述像素中提取的角度特征值中

的至少一种。

在本说明书提供的一种或多种实施例中，像素的强度多尺度均值是表示沿垂直或水平等特定方向上以该像素为中心，周围 2^d 个像素的平均，提取模块 1202 通过计算像素的强度多尺度均值的公式：

$$h^d = \frac{1}{2^d}\sum_{\Delta y=1-2^{d-1}}^{1+2^{d-1}} I(y+\Delta y)$$

计算像素的强度多尺度均值。

d 为大于等于零的自然数。提取模块 1202 也通过相应尺度上该像素的强度梯度值计算公式：

$$g^d(y) = h^d\left(y+2^{d-1}\right) - h^d\left(y-2^{d-1}\right)$$

计算强度梯度值。

特别的，$h^0(y) = I(y)$，$g^0(y) = I(y+1) - I(y)$。

通过将提取模块 1202 中的 d 设为某一自然数可获得该像素的强度梯度值或该像素的强度多尺度均值。

在本说明书提供的一种或多种实施例中，像素的强度梯度值描述了像素垂直或水平等特定方向上的强度变化，然而，图像中的不同区域的边界通常是弯曲的，沿特定方向存在一定的小角度偏离，因此，仅利用沿特定方向的像素的强度梯度值、像素的强度多尺度均值来表征像素的特征并不充分，还需要提取与像素的角度有关的角度特征值。从所述像素中提取的角度特征值包括从与像素的垂直或水平等特定方向成设定角度的方向中提取的特征值。

提取模块 1202，还被配置为从所述像素中提取的角度特征值，包括根据 Gabor 小波变换、Haar 小波变换或 Daubechies 小波变换方法提取的与所述像素的角度有关的角度特征。以 Gabor 小波变换为例：

提取模块 1202 通过离散化的 Gabor 函数$^{\{G_{f_u,\theta_v}\}}$：

$$f_u = \frac{f_{\max}}{\sqrt{2}^u}, u = 0, 1, \cdots U-1$$

$$\theta_v = \frac{v}{V}\pi, v = 0, \cdots, V-1$$

为从所述像素中提取的角度特征值。

其中，u和v为 Gabor 小波的与像素中心点距离的尺度参数和与像素的中心

线有关的角度参数，f_{max}为最大中心频率，为设定值。Gabor 小波的特性由角度参数和尺度参数共同决定。通过角度参数的调整可以匹配不同与该像素的角度有关的角度特征，通过尺度参数的调整可以对该像素实现多分辨率分析。

将提取模块 1202 中的μ设为某一自然数可获得该像素在某一角度的角度特征值。

计算模块 1204，被配置为将提取的所述特征值输入包含与边界对应图像特征的相关值的稀疏贝叶斯分类模型中，获得所述图像特征属于不同图像区域边界特征的概率数据。包含与边界对应图像特征的相关值的稀疏贝叶斯分类模型，包括通过从包含边界的图像区域中的每个像素中提取与像素相关的特征值输入稀疏贝叶斯分类模型中经过计算，得到的包含与边界对应图像特征的相关值的稀疏贝叶斯分类模型。稀疏贝叶斯分类模型是将从一个像素提取的特征值与边界特征值的相关值进行计算，获得该图像特征属于不同图像区域的边界特征的概率数据的数学计算模型。输入到稀疏贝叶斯分类模型中的特征值与稀疏贝叶斯分类模型中包含的与边界特征值的相关值相对应。

在本说明书提供的一种或多种实施例中，计算模块 1204，还被配置为将像素的强度梯度值输入包含与边界的强度梯度的相关值的稀疏贝叶斯分类模型中，获得该像素的强度梯度属于边界的强度梯度的概率。

在本说明书提供的一种或多种实施例中，计算模块 1204，还被配置为将像素的像素强度多尺度均值输入包含与边界的像素强度的相关值的稀疏贝叶斯分类模型中，获得该像素强度属于边界的像素强度的概率。

在本说明书提供的一种或多种实施例中，计算模块 1204，还被配置为将从所述像素中提取的角度特征值输入包含与边界的从边界像素中提取的与边界像素的对应角度相关值的稀疏贝叶斯分类模型中，获得该像素的从所述像素中提取的角度特征属于边界的从所述边界像素中提取的与所述边界像素的对应角度有关的角度特征的概率。

在本说明书提供的一种或多种实施例中，计算模块 1204，还被配置为将设定图像区域中每个像素的特征值输入包含与边界特征值的相关值的稀疏贝叶斯分类模型中，获得设定图像区域中每个像素对应的概率数据。

边界确认模块 1206，被配置为根据得到的所述设定图像区域中不同像素的概率数据获得设定图像区域包含的不同图像区域的边界。

在本说明书提供的一种或多种实施例中，边界确认模块 1206，还被配置为如图像区域中的各像素对应的概率数据在某一数据范围内，则将该像素设为不同图像区域的边界的像素，根据获得的不同图像区域的边界的像素获得不同图像的边界。这里的某一数据范围包括大于 0.95 或小于 0.1。

在本说明书提供的一种或多种实施例中，如图 12 所示，边界确认模块 1206 还包括：

第一获取子模块 12062，被配置为根据所述设定图像区域中的每个像素所对应的概率数据及该像素位置获得与所述图像区域中的像素位置相对应的多维概率向量；第一获取子模块 12062 将所述设定图像区域中的每个像素所对应的概率数据按照该像素位置排列成与所述图像区域中的像素位置相对应的多维概率向量。

第一提取子模块 12064，被配置为按照要提取的不同图像区域边界的形状，提取多维概率向量中的表示边界位置的概率数据；

在本说明书提供的一种或多种实施例中，要提取的不同图像区域的边界与多维概率数据的列垂直，第一提取子模块 12064，被配置为根据每列概率向量中提取概率数据获得该列最大概率数据或最小概率数据对应的像素位置；

在本说明书提供的一种或多种实施例中，要提取的不同图像区域的边界与多维概率数据的列平行，第一提取子模块 12064，被配置为根据每行概率向量中提取概率数据获得该行最大概率数据或最小概率数据对应的像素位置；第一提取子模块 12064 提取的多维概率数据中表示边界位置的概率数据包括多维概率向量中每列或每行中的最大或最小概率数据。

第二获取子模块 12066，被配置为根据所述表示边界位置的概率数据获得该概率数据对应的像素位置；根据获取的每列或每行概率向量中的最大或最小概率数据，获得该最大或最小概率数据对应的像素位置。

第三获取子模块 12068，被配置为根据获得的像素位置获得不同图像区域的边界；第三获取子模块 12068 根据获得的像素位置将该像素在设定图像区域中标出，获得不同图像区域的边界。

本说明书提供的实施例包括一种光学相干断层扫描图像的快速分割装置如图 13 所示：包括模型获取模块 1302、提取模块 1304、计算模块 1306 和边界确认模块 1308。

模型获取模块 1302，被配置为根据所述特征值向量相对于表示不同图像区域边界像素特征的相关向量的概率满足伯努力分布设置稀疏贝叶斯模型，通过从包含边界的图像区域中的每个像素中提取与像素特征相关的特征值向量输入稀疏贝叶斯分类模型中经过计算，得到的包含与边界对应图像特征的相关向量的稀疏贝叶斯分类模型。

所述特征值向量包括从图像设定区域中的像素提取的与像素特征有关的多个特征值，可以是通过步骤 202 的方法提取的像素的多个强度梯度值组成的像素的强度梯度值向量、提取的像素的多个强度多尺度均值组成的像素的强度多尺度均值向量或与提取的与像素的角度有关的多个角度特征值组成的角度特征值向量。包含与边界对应图像特征的相关值的稀疏贝叶斯分类模型，包括包含与边界对应图像特征的相关向量的稀疏贝叶斯分类模型。从光学相干断层扫描图像的像素提取与所述像素有关的多个特征值包括包括像素的强度梯度值、像素的强度多尺度均值、从所述像素中提取的角度特征值中的至少一种，表示该像素特征的特征值向量包括由像素的强度梯度值、像素的强度多尺度均值组成的特征值向量，由从所述像素中提取的与像素角度有关的角度特征值组成的角度特征值向量中的至少一种。

包含与边界对应图像特征的相关向量的稀疏贝叶斯分类模型包括通过从包含边界的图像区域中的每个像素中提取与像素特征相关的特征值向量输入稀疏贝叶斯分类模型中经过计算，得到的包含与边界对应图像特征的相关向量的稀疏贝叶斯分类模型。模型获取模块 1302 采用如下包含与边界对应图像特征的相关向量的稀疏贝叶斯分类模型进行运算，从光学相干断层扫描图像的像素提取与所述像素有关的多个特征值，获得表示该像素特征的特征值向量，将特征值向量输入包含与边界对应图像特征的相关向量的稀疏贝叶斯分类模型，能够得到与输入的特征值向量相关的图像特征属于不同图像区域边界特征的概率数据。

包含与边界对应图像特征的相关向量的稀疏贝叶斯分类模型包括：

$$p(t=1|\mathbf{w})=\sigma[y(\mathbf{x};\mathbf{w})]=\sigma[\sum_{i=1}^{N_r} w_i K(\mathbf{x},\mathbf{x}_i)+w_0],$$

$\mathbf{x}_i$包括表示不同图像区域边界像素特征的相关向量，w_i为与相关向量$\mathbf{x}_i$相对应的权值，$K(\mathbf{x},\mathbf{x}_i)$是核函数，$N_r$表示相关向量$\mathbf{x}_i$的数目，$\sigma(y)=1/(1+e^{-y})$，$y=[\sum_{i=1}^{N_r} w_i K(\mathbf{x},\mathbf{x}_i)+w_0]$，$\mathbf{x}$为输入的特征值向量，$w_i$和$\mathbf{x}_i$包括通过从包含边界的图像区域中的每个像素中提取与像素特征相关的特征值向量输入稀疏贝叶斯分类模型中经过计算得到的值。

该包含与边界对应图像特征的相关向量的稀疏贝叶斯分类模型用于根据输入的与像素有关的特征值向量，获得该像素的图像特征属于不同图像区域边界特征的概率数据。

模型获取模块 1302 包括提取子模块 13022、设置子模块 13024、计算子模块 13026 和获得子模块 13028。

提取子模块 13022，被配置为提取包含不同图像区域的边界的第二设定区域内的所有像素的特征值向量。

提取子模块 13022 提取包含不同图像区域的边界的第二设定区域内的所有像素的特征值向量。不同图像区域的边界即为包含与边界对应图像特征的相关向量的稀疏贝叶斯分类模型中的边界。第二设定区域可以是设定图像区域，也可以是设定图像区域的一部分，也可以是其他包含要分割的不同图像区域的边界的光学相干断层扫描图像区域。提取子模块 13022 从第二设定区域的所有像素提取与所述像素有关的多个特征值，获得表示该像素特征的特征值向量。

所述第二设定区域根据要分割的光学相干断层扫描图像的数量设定，要进行分割处理的图像数量越多，从要分割图像抽取的样本图像数量越多，第二设定区域是由每个样本图像中要分割的图像区域组成的。

如果要分割的光学相干断层扫描图像为 50 个相同的图像，且这 50 个图像包含的边界类型相同，则第二设定区域是由其中 2 个图像的要分割的图像区域组成的。

提取子模块 13022 提取包含不同图像区域的边界的第二设定区域内的所有像素的特征值向量，获得样本，获得样本集合为$\{\mathbf{x}_n, t_n\}_{n=1}^{N}$，其中，$\mathbf{x}_n \in R^d$为

从第二设定区域的元素中提取的特征值向量，$t_n \in \{0, 1\}$为类别标签，该样本包括五条边界，类别标签用于在求边界过程中区分不同边界的包含与边界对应图像特征的相关向量的稀疏贝叶斯分类模型，当使用其中一个标签进行分类时，将该边界的标签设为 1，区域边界的标签设为 0。这里的特征值向量，可以是提取子模块 13022 通过步骤 202 的方法提取的像素的多个强度梯度值组成的像素的强度梯度值向量、提取的像素的多个强度多尺度均值组成的像素的强度多尺度均值向量或与提取的与像素的角度有关的多个角度特征值组成的像素的角度特征值向量、提取的像素的与强度梯度和强度多尺度均值相关的包含强度梯度和强度多尺度均值的特征值向量中的至少一种。

设置子模块 13024，被配置为根据所述特征值向量相对于表示不同图像区域边界像素特征的相关向量的概率，满足伯努力分布设置分类模型，获得稀疏贝叶斯分类模型。

设置子模块 13024 根据从提取子模块 13022 获得的样本$\mathbf{x}_n$中的每个像素的特征值向量相对于不同特征区域的边界像素的特征值向量满足伯努力分布，设置稀疏贝叶斯分类模型：

$$P(\mathbf{t}|\mathbf{w}) = \prod_{n=1}^{N} \sigma\{y(\mathbf{x}_n; \mathbf{w})\}^{t_n} [1 - \sigma\{y(\mathbf{x}_n; \mathbf{w})\}]^{1-t_n}$$

式中，$\sigma(\mathbf{x}) = 1/(1 + e^{-x})$，$\sigma\{y(\mathbf{x}_n; \mathbf{w})\}^{t_n} = 1/(1 + e^{-\{y(\mathbf{x}_n; \mathbf{w})\}^{t_n}})$，

$y(\mathbf{x}_n; \mathbf{w})$可以用下式计算：

$$y(\mathbf{x}_n; \mathbf{w}) = \sum_{n=1}^{N} w_n K(\mathbf{x}, \mathbf{x}_n) + w_0$$

$\mathbf{x}_n$为从第二设定区域包含的像素中提取的与每个像素的特征有关的特征值向量组成的样本中第 n 个像素的特征值向量，w_n为$\mathbf{x}_n$对应的权值。N 为样本包含的特征值向量的个数，w_0为设定权值。由于光学相干断层扫描图像中，包括多条边界，t 为设定的边界类别，当对该类别进行处理时，该类别的类别标签 t

设为 1，当其他类别的边界进行处理时，该类别的 t 设为 0，t_n=1。

式中，$K(\mathbf{x},\mathbf{x}_n)$是核函数，本发明采用高斯核函数，形式为：

$$K(\mathbf{x}_1,\mathbf{x}_2)=\exp\{-\gamma\|\mathbf{x}_1-\mathbf{x}_2\|_2^2\},$$

X_1 和 X_2 为核函数的两个参数，γ为设定值。

由于光学相干断层扫描图像中，包括多条边界，t 为设定的边界类别，当对该类别进行处理时，该类别的类别标签 t 设为 1，当其他类别的边界进行处理时，该类别的 t 设为 0。

计算子模块 13026，被配置为将权值$\mathbf{w}_n$设定为满足均值为零的高斯概率分布，并将权值$\mathbf{w}_n$的高斯概率分布进行拉普拉斯理论近似，得到与$\mathbf{x}_n$有关的迭代公式，将从第二设定区域的像素中提取的特征值向量$\mathbf{x}_n$输入迭代公式，得到不为零的$\mathbf{w}_n$及不为零的$\mathbf{w}_n$所对应的特征值向量，不为零的$\mathbf{w}_n$所对应的特征值向量即为包含与边界对应图像特征的相关向量$\mathbf{x}_i$，相关向量$\mathbf{x}_i$对应的权值$\mathbf{w}_n$即为$\mathbf{w}_i$；

为提升分割效率，同时避免过拟合，计算子模块 13026 将权值$\mathbf{w}_n$设定为满足均值为零的高斯概率分布：$p(\mathbf{w}|\alpha)=\prod_{n=0}^{N}\mathcal{N}(w_n|0,\alpha_n^{-1})$，

计算子模块 13026 将权值$\mathbf{w}_n$的高斯概率分布进行拉普拉斯理论近似，得到迭代公式：

$$\begin{cases}\alpha_j^{new}=\dfrac{\gamma_j}{\mathrm{w}_{\mathrm{MP}}^2}\\(\sigma^2)^{new}=\dfrac{\|t-\Phi\mu\|^2}{N-\sum_{j=0}^{N}\mu_j}\\\gamma_j=1-\alpha_j\sum_{jj}\end{cases}$$

其中，$\mu=\mathbf{w}_{\mathrm{MP}}=\sum\Phi^T Bt$，$\Phi$为$N\times(N+1)$的结构矩阵，即

$\Phi = [\phi(\mathbf{x}_1), \phi(\mathbf{x}_2), \cdots, \phi(\mathbf{x}_N)]^T$,

$\phi(\mathbf{x}_n) = [1, \mathrm{K}(\mathbf{x}_n, \mathbf{x}_1), \mathrm{K}(\mathbf{x}_n, \mathbf{x}_2), \cdots, \mathrm{K}(\mathbf{x}_n, \mathbf{x}_N)]$, $\mathrm{B} = diag(\beta_1, \beta_1, \cdots, \beta_N)$ 为对角阵，其中，$\beta_n = \sigma\{y(\mathbf{x}_n)\}[1 - \sigma\{y(\mathbf{x}_n)\}]$，$\sum = (\Phi^T \mathrm{B}\Phi + \mathrm{A})^{-1}$，$\sum_{j,j}$ 是矩阵中第j个对角元素。N 为样本$\mathbf{x}_n$中包含的特征值向量的个数，Y 为设定值。

计算子模块 13026 将样本$\mathbf{x}_n$中的特征值向量带入迭代公式中进行计算，得到不为零的w_j所对应的样本，即为包含与边界对应图像特征的相关向量$\mathbf{x}_i$，w_j即为相关向量$\mathbf{x}_i$对应的权值w_i。

获得子模块 13028，被配置为用包含与边界对应图像特征的相关向量$\mathbf{x}_i$取代稀疏贝叶斯分类模型中的特征值向量$\mathbf{x}_n$，相关向量$\mathbf{x}_i$对应的权值w_i取代特征值向量对应的w_n，获得包含与边界对应图像特征的相关向量的稀疏贝叶斯分类模型。

获得子模块 13028 将得到的包含与边界对应图像特征的相关向量$\mathbf{x}_i$及相关向量$\mathbf{x}_i$对应的权值w_i带入公式

$$P(\mathbf{t}|w) = \prod_{n=1}^{N} \sigma\{y(\mathbf{x}_n; \mathrm{w})\}^{t_n}[1 - \sigma\{y(\mathbf{x}_n; \mathrm{w})\}]^{1-t_n}$$

然后，获得子模块 13028 将类别标签$\mathbf{t}$=1，并进行相关处理，得到包含与边界对应图像特征的相关向量的稀疏贝叶斯分类模型：

$$p(\hat{t} = 1|w) = \sigma\{y(\hat{\mathbf{x}}; \mathrm{w})\} = \sigma[\sum_{i=1}^{N_r} w_i K(\mathbf{x}, \mathbf{x}_i) + w_0]$$

$\mathbf{x}_i$包括表示不同图像区域边界像素特征的相关向量，w_i为与相关向量$\mathbf{x}_i$相对应的权值，$K(\mathbf{x}, \mathbf{x}_i)$是核函数，$N_r$表示相关向量$\mathbf{x}_i$的数目，

$\sigma(\mathbf{y}) = 1/(1 + e^{-y})$，$\mathbf{y}$ $=[\sum_{i=1}^{N_r} w_i K(\mathbf{x}, \mathbf{x}_i) + w_0]$，$\mathbf{x}$为输入的特征值向量。$w_0$为

设定值。$K(\mathbf{x},\mathbf{x}_i)$采用高斯核函数。

提取模块 1304，被配置为从所述光学相干断层扫描图像的像素提取与所述像素有关的多个特征值，获得表示该像素特征的特征值向量。

提取模块 1304 从光学相干断层扫描图像的像素提取与所述像素有关的多个特征值包括包括但不限于像素的强度梯度值、像素的强度多尺度均值或从所述像素中提取的角度特征值提取的像素的与强度梯度和强度多尺度均值相关的包含强度梯度和强度多尺度均值的特征值中的至少一种。根据提取的像素的特征值获得的特征值向量，与已获得的包含与边界对应图像特征的相关向量的稀疏贝叶斯分类模型中的相关向量相对应。

计算模块 1306，被配置为将提取的所述特征值向量输入包含与边界对应图像特征的相关向量的稀疏贝叶斯分类模型中，获得所述图像特征属于不同图像区域边界特征的概率数据。

边界确认模块 1308，被配置为根据得到的所述设定图像区域中不同像素的概率数据获得设定图像区域包含的不同图像区域的边界。

本说明书提供的一种光学相干断层扫描图像的快速分割装置，具有边界位置区分精度高、图像分割速度快的优点。

本说明书一实施例还提供一种计算机可读存储介质，其存储有计算机指令，该指令被处理器执行时实现如前所述一种光学相干断层扫描图像的快速分割方法的步骤。

上述为本实施例的一种计算机可读存储介质的示意性方案。需要说明的是，该存储介质的技术方案与上述的地形场景编辑方法的技术方案属于同一构思，存储介质的技术方案未详细描述的细节内容，均可以参见上述一种光学相干断层扫描图像的快速分割方法的技术方案的描述。

所述计算机指令包括计算机程序代码，所述计算机程序代码可以为源代码形式、对象代码形式、可执行文件或某些中间形式等。所述计算机可读介质可以包括：能够携带所述计算机程序代码的任何实体或装置、记录介质、U 盘、移动硬盘、磁碟、光盘、计算机存储器、只读存储器（ROM，Read-Only Memory）、随机存取存储器（RAM，Random Access Memory）、电载波信号、电信信号以及软件分发介质等。需要说明的是，所述计算机可读介质包含的内容可以根据司

法管辖区内立法和专利实践的要求进行适当的增减，例如在某些司法管辖区，根据立法和专利实践，计算机可读介质不包括电载波信号和电信信号。

前述对本发明的具体示例性实施方案的描述是为了说明和例证的目的。这些描述并非想将本发明限定为所公开的精确形式，并且很显然，根据上述教导，可以进行很多改变和变化。对示例性实施例进行选择和描述的目的在于解释本发明的特定原理及其实际应用，从而使得本领域的技术人员能够实现并利用本发明的各种不同的示例性实施方案以及各种不同的选择和改变。本发明的范围意在由权利要求书及其等同形式所限定。

权利要求书

1、一种光学相干断层扫描图像的快速分割方法，其特征在于，包括：

从所述光学相干断层扫描图像的像素提取与所述像素有关的特征值，获得表示该像素特征的特征值，提取的所述特征值包括像素的强度梯度值、像素的强度多尺度均值，从所述像素中提取的角度特征值中的至少一种；

将提取的所述特征值输入包含与边界对应图像特征的相关值的稀疏贝叶斯分类模型中，获得所述图像特征属于不同图像区域边界特征的概率数据；

根据得到的所述设定图像区域中不同像素的所述概率数据，获得设定图像区域包含的不同图像区域的边界。

2、如权利要求 1 所述的光学相干断层扫描图像的快速分割方法，其特征在于，所述根据得到的所述图像区域中不同像素的概率数据获得不同图像区域的边界包括：

根据所述图像区域中的每个像素所对应的概率数据及该像素位置，获得与所述图像区域中的像素位置相对应的多维概率向量；

按照要提取的不同图像区域边界的形状，提取多维概率向量中的表示边界位置的概率数据；

根据所述表示边界位置的概率数据获得该概率数据对应的像素位置；

根据获得的像素位置获得不同图像区域的边界。

3、如权利要求 1 或 2 所述的光学相干断层扫描图像的快速分割方法，其特征在于，从所述光学相干断层扫描图像的像素，提取与所述像素有关的特征值，获得表示该像素特征的特征值包括：

从所述光学相干断层扫描图像的像素提取与所述像素有关的多个特征值，获得表示该像素特征的特征值向量。

4、如权利要求 3 所述的光学相干断层扫描图像的快速分割方法，其特征在于，提取的所述特征值包括每个像素的强度梯度值和强度多尺度均值，所述将提取的所述特征值输入含与边界对应图像特征的相关值的稀疏贝叶斯分类模型中，获得所述图像特征属于不同图像区域边界特征的概率数据包括：

将提取的所述特征值向量输入包含与边界的像素的强度梯度值和强度多尺度均值的相关向量的稀疏贝叶斯分类模型中，获得所述图像特征属于不同图像区域边界特征的概率数据。

5、如权利要求 4 所述的光学相干断层扫描图像的快速分割方法，其特征在于，从所述像素中提取的特征值向量包括包含所述像素的强度梯度值和强度多尺度均值的特征值向量、包含从所述像素中提取的角度特征值组成的角度特征值向量，所述根据得到的所述图像区域中不同位置图像特征的概率数据获得不同图像区域的边界包括：

从根据设定图像区域中所述每个像素的包含强度梯度值和强度多尺度均值的特征值向量获得的概率数据及其表示的所述图像区域中像素位置获得与所述图像区域中的像素位置相对应的第一多维概率向量；

从根据设定图像区域中所述每个像素的包括与所述像素的角度有关的角度特征值向量获得的概率数据及其表示的所述图像区域中像素位置获得与所述图像区域中的像素位置相对应的第二多维概率向量；

分别从第一多维概率向量中的每列和第二多维概率向量中的每列获取表示图像边界的概率数据；

根据从第一多维概率向量中的每列和第二多维概率向量中的每列提取的表示图像边界的概率数据，获得该概率数据对应的像素位置；

根据获得的像素位置获得不同图像区域的边界。

6、如权利要求 3 所述的光学相干断层扫描图像的快速分割方法，其特征在于，从所述光学相干断层扫描图像的像素提取与所述像素有关的特征值，获得表示该像素特征的特征值之前还包括：

根据所述特征值向量相对于表示不同图像区域边界像素特征的相关向量的概率满足伯努力分布设置稀疏贝叶斯模型，通过从包含边界的图像区域中的每个像素中提取与像素特征相关的特征值向量输入稀疏贝叶斯分类模型中经过计算，得到的包含与边界对应图像特征的相关向量的稀疏贝叶斯分类模型。

7、如权利要求 6 中所述的光学相干断层扫描图像的快速分割方法，其特征在于，所述包含与边界对应图像特征的相关向量的稀疏贝叶斯分类模型包括：

$$p(\hat{t}=1|\mathbf{w})=\sigma\{y(\hat{\mathbf{x}};\mathbf{w})\}=\sigma[\sum_{i=1}^{N_r} w_i K(\mathbf{x},\mathbf{x}_i)+w_0]$$

$\mathbf{x}_i$包括表示不同图像区域边界像素特征的相关向量，$\mathbf{w}_i$为与相关向量$\mathbf{x}_i$相

对应的权值，$K(\mathbf{x},\mathbf{x}_i)$是核函数，$N_r$表示相关向量$\mathbf{x}_i$的数目，$w_0$为设定权值，

$\sigma(y)=1/(1+e^{-y})$，$y=[\sum_{i=1}^{N_r} w_i K(\mathbf{x},\mathbf{x}_i)+w_0]$，$\mathbf{x}$为输入的特征值向量，

w_i和$\mathbf{x}_i$包括通过从包含边界的图像区域中的每个像素中提取与像素特征相关的特征值向量输入稀疏贝叶斯分类模型中经过计算得到的值。

8、如权利要求 7 中所述的光学相干断层扫描图像的快速分割方法，其特征在于，所述$K(\mathbf{x},\mathbf{x}_i)$采用高斯核函数。

9、如权利要求 8 所述的光学相干断层扫描图像的快速分割方法，其特征在于，根据所述特征值向量相对于表示不同图像区域边界像素特征的相关向量的概率满足伯努力分布设置的分类模型，获得包含与边界对应图像特征的相关向量的稀疏贝叶斯分类模型包括：

提取包含不同图像区域的边界的第二设定区域内的所有像素的特征值向量；

根据所述图像特征值向量相对应表示不同图像区域边界像素特征的相关向量的概率，满足伯努力分布设置的分类模型，获得稀疏贝叶斯分类模型：

$$P(\mathbf{t}|\mathbf{w})=\prod_{n=1}^{N}\sigma\{y(\mathbf{x}_n;\mathbf{w})\}^{t_n}[1-\sigma\{y(\mathbf{x}_n;\mathbf{w})\}]^{1-t_n},$$

式中，$\sigma(x)=1/(1+e^{-x})$，$\sigma\{y(\mathbf{x}_n;\mathbf{w})\}^{t_n}=1/(1+e^{-\{y(\mathbf{x}_n;\mathbf{w})\}^{t_n}})$，

$y(\mathbf{x}_n;\mathbf{w})=\sum_{n=1}^{N} w_n K(\mathbf{x},\mathbf{x}_n)+w_0$，$K(\mathbf{x},\mathbf{x}_n)$是核函数，

$\mathbf{x}_n$为从第二设定区域包含的像素中提取的与每个像素的特征有关的特征值向量组成的样本中第 n 个像素的特征值向量，N 为样本中的特征值向量的个数，w_n为$\mathbf{x}_n$对应的权值，t_n=1；

将权值w_n设定为满足均值为零的高斯概率分布，并将权值w_n的高斯概率分布进行拉普拉斯理论近似，得到与$\mathbf{x}_n$有关的迭代公式，将从第二设定区域的

像素中提取特征值向量$\mathbf{x}_n$输入迭代公式，得到不为零的w_{ni}及不为零的w_{ni}所对应的特征值向量，不为零的w_{ni}所对应的特征值向量即为包含与边界对应图像特征的相关向量$\mathbf{x}_i$，相关向量$\mathbf{x}_i$对应的权值w_{ni}即为w_i；

用包含与边界对应图像特征的相关向量$\mathbf{x}_i$取代稀疏贝叶斯分类模型中的特征值向量$\mathbf{x}_n$，相关向量$\mathbf{x}_i$对应的权值w_i取代特征值向量对应的w_n，获得包含与边界对应图像特征的相关向量的稀疏贝叶斯分类模型。

10、一种光学相干断层扫描图像的快速分割装置，其特征在于，包括：

提取模块，被配置为从所述光学相干断层扫描图像的像素提取与所述像素有关的特征值，获得表示该像素特征的特征值，提取的所述特征值包括但不限于像素的强度梯度值、像素的强度多尺度均值或从所述像素中提取的角度特征值中的至少一种；

计算模块，被配置为将提取的所述特征值输入包含与边界对应图像特征的相关向量的稀疏贝叶斯分类模型中，获得所述图像特征属于不同图像区域边界特征的概率数据；

边界确认模块，被配置为根据得到的所述设定图像区域中不同像素的概率数据获得设定图像区域包含的不同图像区域的边界。

11、一种计算设备，包括存储器、处理器及存储在存储器上并可在处理器上运行的计算机指令，其特征在于，所述处理器执行所述指令时实现该指令被处理器执行时实现权利要求 1-9 中任意一项所述方法的步骤。

12、一种计算机可读存储介质，其存储有计算机指令，其特征在于，该指令被处理器执行时实现权利要求 1-9 中任意一项所述方法的步骤。

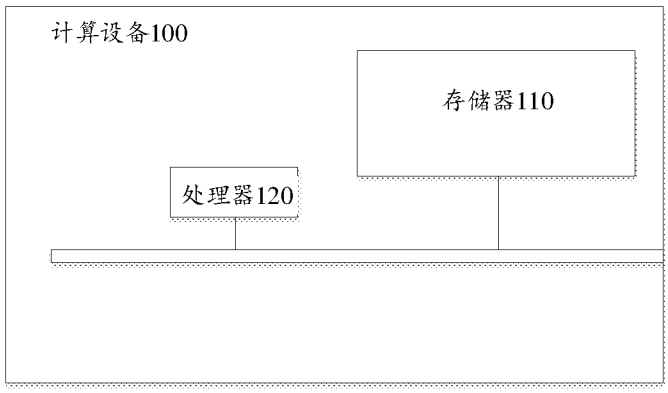

计算设备100
存储器110
处理器120

图 1

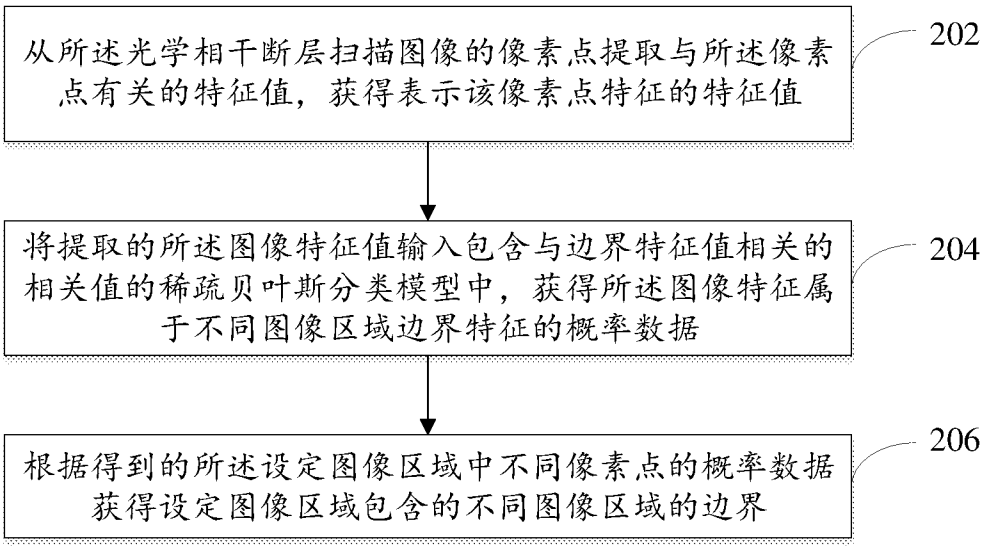

从所述光学相干断层扫描图像的像素点提取与所述像素点有关的特征值，获得表示该像素点特征的特征值
202
将提取的所述图像特征值输入包含与边界特征值相关的相关值的稀疏贝叶斯分类模型中，获得所述图像特征属于不同图像区域边界特征的概率数据
204
根据得到的所述设定图像区域中不同像素点的概率数据获得设定图像区域包含的不同图像区域的边界
206

图 2

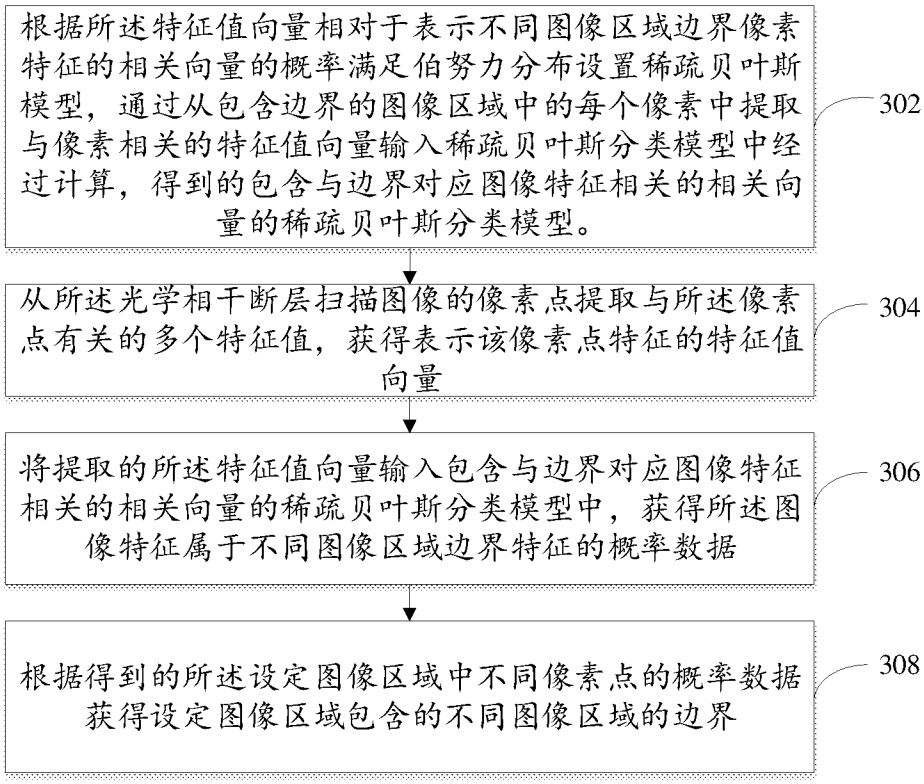

根据所述特征值向量相对于表示不同图像区域边界像素特征的相关向量的概率满足伯努力分布设置稀疏贝叶斯模型，通过从包含边界的图像区域中的每个像素中提取与像素相关的特征值向量输入稀疏贝叶斯分类模型中经过计算，得到的包含与边界对应图像特征相关的相关向量的稀疏贝叶斯分类模型。
302
从所述光学相干断层扫描图像的像素点提取与所述像素点有关的多个特征值，获得表示该像素点特征的特征值向量
304
将提取的所述特征值向量输入包含与边界对应图像特征相关的相关向量的稀疏贝叶斯分类模型中，获得所述图像特征属于不同图像区域边界特征的概率数据
306
根据得到的所述设定图像区域中不同像素点的概率数据获得设定图像区域包含的不同图像区域的边界
308

图 3

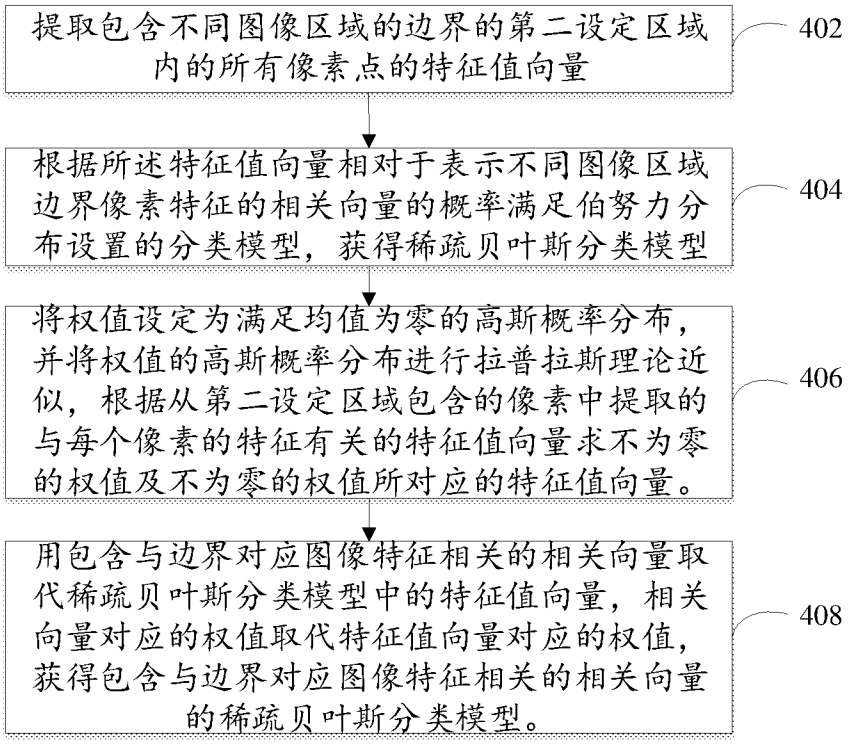

提取包含不同图像区域的边界的第二设定区域内的所有像素点的特征值向量
402
根据所述特征值向量相对于表示不同图像区域边界像素特征的相关向量的概率满足伯努力分布设置的分类模型，获得稀疏贝叶斯分类模型
404
将权值设定为满足均值为零的高斯概率分布，并将权值的高斯概率分布进行拉普拉斯理论近似，根据从第二设定区域包含的像素中提取的与每个像素的特征有关的特征值向量求不为零的权值及不为零的权值所对应的特征值向量。
406
用包含与边界对应图像特征相关的相关向量取代稀疏贝叶斯分类模型中的特征值向量，相关向量对应的权值取代特征值向量对应的权值，获得包含与边界对应图像特征相关的相关向量的稀疏贝叶斯分类模型。
408

图 4

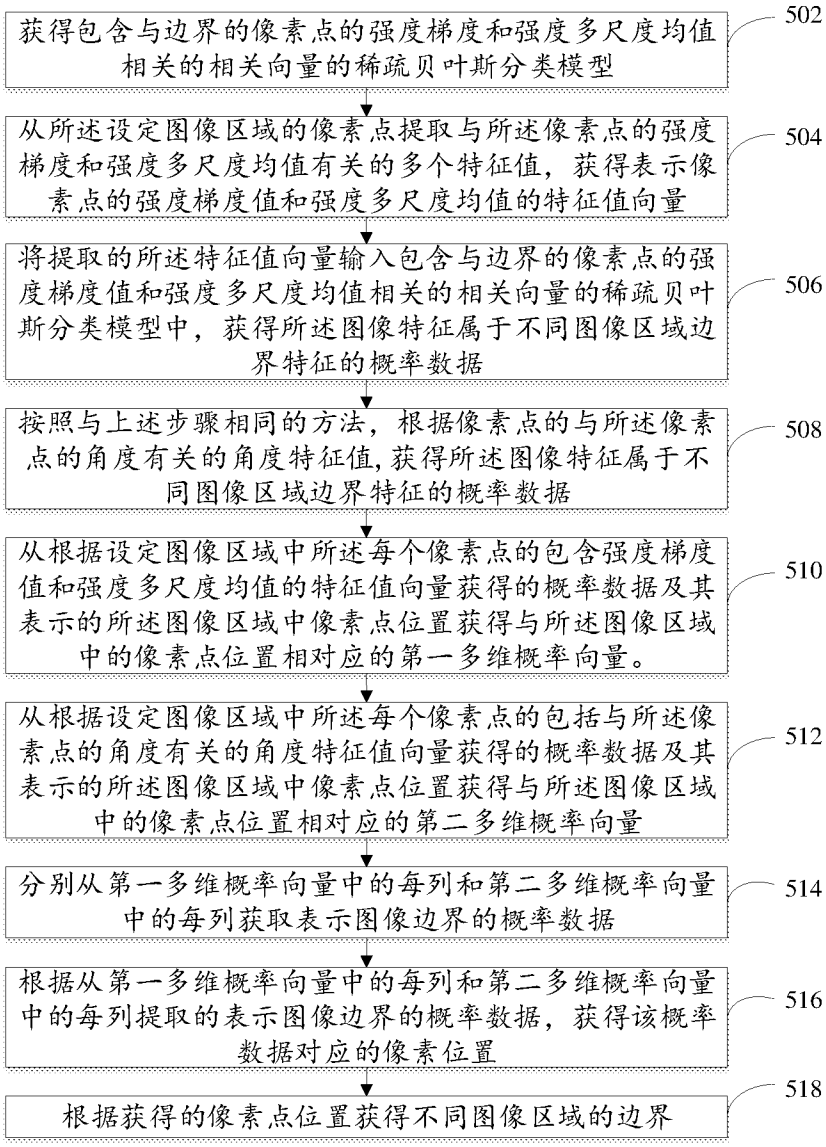

获得包含与边界的像素点的强度梯度和强度多尺度均值相关的相关向量的稀疏贝叶斯分类模型
502
从所述设定图像区域的像素点提取与所述像素点的强度梯度和强度多尺度均值有关的多个特征值，获得表示像素点的强度梯度值和强度多尺度均值的特征值向量
504
将提取的所述特征值向量输入包含与边界的像素点的强度梯度值和强度多尺度均值相关的相关向量的稀疏贝叶斯分类模型中，获得所述图像特征属于不同图像区域边界特征的概率数据
506
按照与上述步骤相同的方法，根据像素点的与所述像素点的角度有关的角度特征值，获得所述图像特征属于不同图像区域边界特征的概率数据
508
从根据设定图像区域中所述每个像素点的包含强度梯度值和强度多尺度均值的特征值向量获得的概率数据及其表示的所述图像区域中像素点位置获得与所述图像区域中的像素点位置相对应的第一多维概率向量。
510
从根据设定图像区域中所述每个像素点的包括与所述像素点的角度有关的角度特征值向量获得的概率数据及其表示的所述图像区域中像素点位置获得与所述图像区域中的像素点位置相对应的第二多维概率向量
512
分别从第一多维概率向量中的每列和第二多维概率向量中的每列获取表示图像边界的概率数据
514
根据从第一多维概率向量中的每列和第二多维概率向量中的每列提取的表示图像边界的概率数据，获得该概率数据对应的像素位置
516
根据获得的像素点位置获得不同图像区域的边界
518

图 5

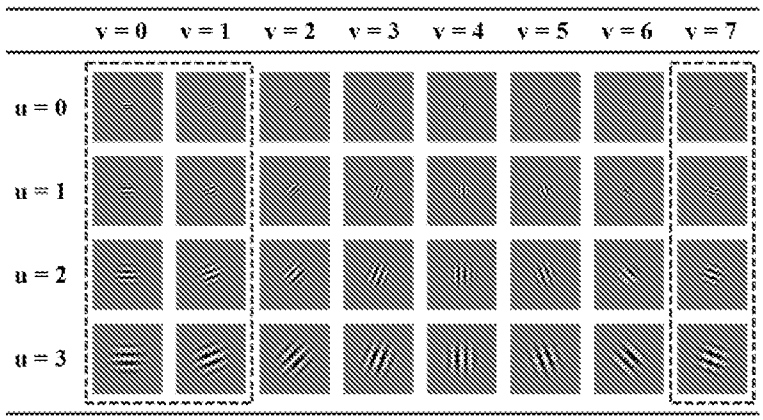

v = 0
v = 1
v = 2
v = 3
v = 4
v = 5
v = 6
v = 7
u = 0
u = 1
u = 2
u = 3

图 6

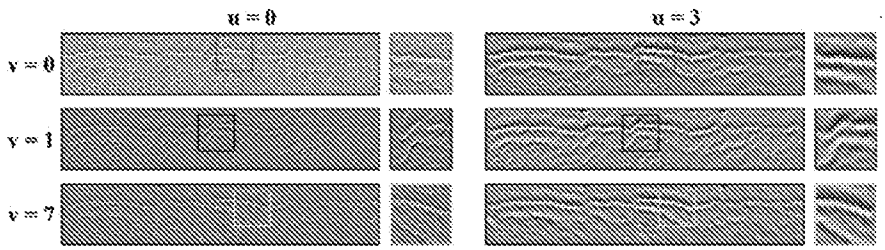

u = 0
u = 3
v = 0
v = 1
v = 7

图 7

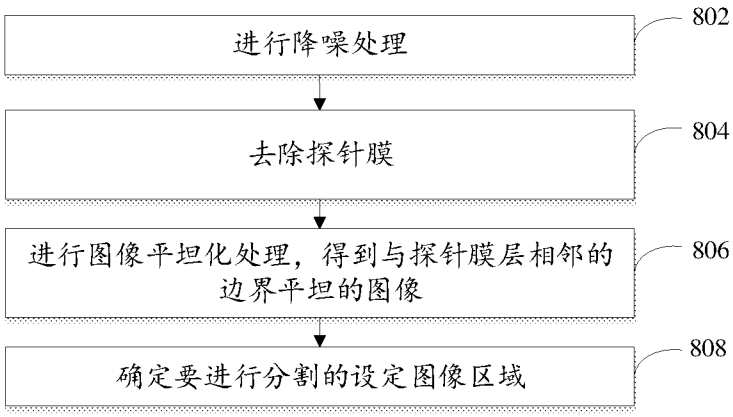

进行降噪处理
802
去除探针膜
804
进行图像平坦化处理，得到与探针膜层相邻的边界平坦的图像
806
确定要进行分割的设定图像区域
808

图 8

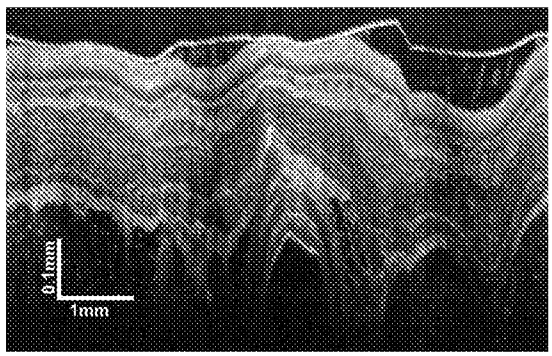

0.1mm
1mm

图 9

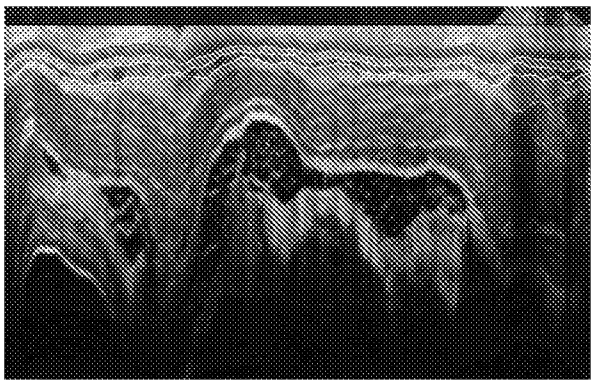


图 10

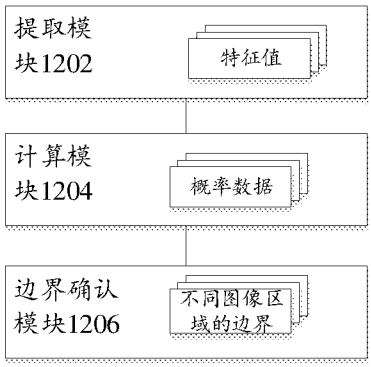

提取模块1202
特征值
计算模块1204
概率数据
边界确认模块1206
不同图像区域的边界

图 11

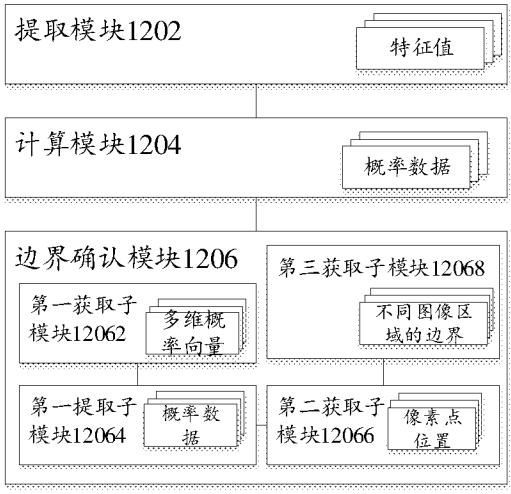

提取模块1202
特征值
计算模块1204
概率数据
边界确认模块1206
第一获取子模块12062
多维概率向量
第三获取子模块12068
不同图像区域的边界
第一提取子模块12064
概率数据
第二获取子模块12066
像素点位置

图 12

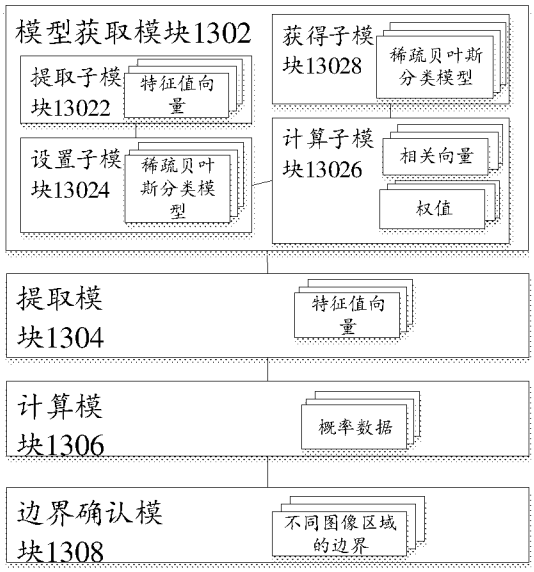

模型获取模块1302
提取子模块13022
特征值向量
设置子模块13024
稀疏贝叶斯分类模型
获得子模块13028
稀疏贝叶斯分类模型
计算子模块13026
相关向量
权值
提取模块1304
特征值向量
计算模块1306
概率数据
边界确认模块1308
不同图像区域的边界

图 13

INTERNATIONAL SEARCH REPORT

International application No.
PCT/CN2019/089407

A. CLASSIFICATION OF SUBJECT MATTER

G06T 7/11(2017.01)i

According to International Patent Classification (IPC) or to both national classification and IPC

B. FIELDS SEARCHED

Minimum documentation searched (classification system followed by classification symbols)

G06T

Documentation searched other than minimum documentation to the extent that such documents are included in the fields searched

Electronic data base consulted during the international search (name of data base and, where practicable, search terms used)

CNPAT, EPODOC, WPI, CNKI, IEEE, ISI: 梯度, 亮度, 角度, 稀疏, 贝叶斯, 光学相干断层扫描, OCT, 图像, 图象, 分割, 边界, 边缘, sparse, bayesian, image, segment, edge

C. DOCUMENTS CONSIDERED TO BE RELEVANT

Category*	Citation of document, with indication, where appropriate, of the relevant passages	Relevant to claim No.
PX	CN 109816665 A (SOOCHOW UNIVERSITY) 28 May 2019 (2019-05-28) claims 1-12	1-12
A	CN 105551038 A (SOOCHOW UNIVERSITY) 04 May 2016 (2016-05-04) description, paragraphs [0061]-[0074]	1-12
A	CN 106611422 A (XIDIAN UNIVERSITY) 03 May 2017 (2017-05-03) entire document	1-12
A	CN 106934761 A (SOOCHOW UNIVERSITY) 07 July 2017 (2017-07-07) entire document pp. 1549-1561	1-12
A	郭静云 (GUO, Jingyun). "基于SD-OCT图像的视网膜动脉阻塞的自动分类和分割 (Automated Diagnosis and Segmentation of Retinal Artery Occlusion in SD-OCT Images)" *中国优秀硕士学位论文全文数据库 医药卫生科技辑 (Chinese Master's Theses Full-text Database, Medical and Health Sciences)*, 15 April 2018 (2018-04-15), ISSN: 1674-0246, chapter 4, section 4.1.1	1-12

☐ Further documents are listed in the continuation of Box C. ☑ See patent family annex.

* Special categories of cited documents:

"A" document defining the general state of the art which is not considered to be of particular relevance

"E" earlier application or patent but published on or after the international filing date

"L" document which may throw doubts on priority claim(s) or which is cited to establish the publication date of another citation or other special reason (as specified)

"O" document referring to an oral disclosure, use, exhibition or other means

"P" document published prior to the international filing date but later than the priority date claimed

"T" later document published after the international filing date or priority date and not in conflict with the application but cited to understand the principle or theory underlying the invention

"X" document of particular relevance; the claimed invention cannot be considered novel or cannot be considered to involve an inventive step when the document is taken alone

"Y" document of particular relevance; the claimed invention cannot be considered to involve an inventive step when the document is combined with one or more other such documents, such combination being obvious to a person skilled in the art

"&" document member of the same patent family

Date of the actual completion of the international search	Date of mailing of the international search report
12 September 2019	**26 September 2019**
Name and mailing address of the ISA/CN **China National Intellectual Property Administration** **No. 6, Xitucheng Road, Jimenqiao Haidian District, Beijing 100088** **China** Facsimile No. **(86-10)62019451**	Authorized officer Telephone No.

INTERNATIONAL SEARCH REPORT
Information on patent family members

International application No.
PCT/CN2019/089407

Patent document cited in search report	Publication date (day/month/year)	Patent family member(s)	Publication date (day/month/year)
CN 109816665 A	28 May 2019	None	
CN 105551038 A	04 May 2016	CN 105551038 B	30 November 2018
CN 106611422 A	03 May 2017	CN 106611422 B	21 June 2019
CN 106934761 A	07 July 2017	None	

国际检索报告

国际申请号
PCT/CN2019/089407

A. 主题的分类

G06T 7/11(2017.01)i

按照国际专利分类(IPC)或者同时按照国家分类和IPC两种分类

B. 检索领域

检索的最低限度文献(标明分类系统和分类号)

G06T

包含在检索领域中的除最低限度文献以外的检索文献

在国际检索时查阅的电子数据库(数据库的名称，和使用的检索词（如使用））

CNPAT, EPODOC, WPI, CNKI, IEEE, ISI: 梯度，亮度，角度，稀疏，贝叶斯，光学相干断层扫描，OCT, 图像，图象，分割，边界，边缘，sparse, bayesian, image, segment, edge

C. 相关文件

类 型*	引用文件，必要时，指明相关段落	相关的权利要求
PX	CN 109816665 A (苏州大学) 2019年 5月 28日 (2019-05-28) 权利要求1-12	1-12
A	CN 105551038 A (苏州大学) 2016年 5月 4日 (2016-05-04) 说明书第[0061]-[0074]段	1-12
A	CN 106611422 A (西安电子科技大学) 2017年 5月 3日 (2017-05-03) 全文	1-12
A	CN 106934761 A (苏州大学) 2017年 7月 7日 (2017-07-07) 全文 第1549-1561页	1-12
A	郭静云. "基于SD-OCT图像的视网膜动脉阻塞的自动分类和分割" 中国优秀硕士学位论文全文数据库（医药卫生科技辑），2018年 4月 15日 (2018-04-15)， ISSN：1674-0246, 第4章第4.1.1小节	1-12

☐ 其余文件在C栏的续页中列出。

☑ 见同族专利附件。

* 引用文件的具体类型：

"A" 认为不特别相关的表示了现有技术一般状态的文件

"E" 在国际申请日的当天或之后公布的在先申请或专利

"L" 可能对优先权要求构成怀疑的文件，或为确定另一篇引用文件的公布日而引用的或者因其他特殊理由而引用的文件（如具体说明的）

"O" 涉及口头公开、使用、展览或其他方式公开的文件

"P" 公布日先于国际申请日但迟于所要求的优先权日的文件

"T" 在申请日或优先权日之后公布，与申请不相抵触，但为了理解发明之理论或原理的在后文件

"X" 特别相关的文件，单独考虑该文件，认定要求保护的发明不是新颖的或不具有创造性

"Y" 特别相关的文件，当该文件与另一篇或者多篇该类文件结合并且这种结合对于本领域技术人员为显而易见时，要求保护的发明不具有创造性

"&" 同族专利的文件

国际检索实际完成的日期	国际检索报告邮寄日期
2019年 9月 12日	2019年 9月 26日
ISA/CN的名称和邮寄地址 中国国家知识产权局(ISA/CN) 中国北京市海淀区蓟门桥西土城路6号 100088 传真号 (86-10)62019451	受权官员 李娜 电话号码 86-(10)-53961403

表 PCT/ISA/210 (第2页) (2015年1月)

国际检索报告
关于同族专利的信息

国际申请号
PCT/CN2019/089407

检索报告引用的专利文件			公布日 (年/月/日)	同族专利			公布日 (年/月/日)
CN	109816665	A	2019年 5月 28日		无		
CN	105551038	A	2016年 5月 4日	CN	105551038	B	2018年 11月 30日
CN	106611422	A	2017年 5月 3日	CN	106611422	B	2019年 6月 21日
CN	106934761	A	2017年 7月 7日		无		