



## (12) 发明专利

(10) 授权公告号 CN 112601487 B

(45) 授权公告日 2024.12.17

(21) 申请号 201980053915.X

(72) 发明人 岩瀬好彦 沟部秀谦 富田律也

(22) 申请日 2019.08.13

(74) 专利代理机构 北京怡丰知识产权代理有限公司 11293

(65) 同一申请的已公布的文献号

申请公布号 CN 112601487 A

专利代理人 迟军 齐文文

(43) 申请公布日 2021.04.02

(51) Int.CI.

A61B 3/10 (2006.01)

(30) 优先权数据

2018-152632 2018.08.14 JP

(56) 对比文件

CN 107292887 A, 2017.10.24

2018-230612 2018.12.10 JP

JP 2011013334 A, 2011.01.20

2019-147739 2019.08.09 JP

徐军;陈强;牛四杰.青光眼视神经头参数与视网膜神经纤维层的相关性分析.计算机辅助设计与图形学学报.2017, (第06期), 第978-983页.

(85) PCT国际申请进入国家阶段日

2021.02.10

徐军;陈强;牛四杰.青光眼视神经头参数与视网膜神经纤维层的相关性分析.计算机辅助设计与图形学学报.2017, (第06期), 第978-983页.

(86) PCT国际申请的申请数据

PCT/JP2019/031883 2019.08.13

审查员 杨斐斐

(87) PCT国际申请的公布数据

W02020/036182 JA 2020.02.20

(73) 专利权人 佳能株式会社

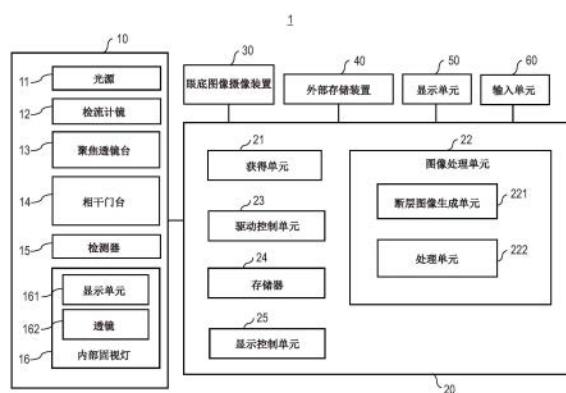
权利要求书2页 说明书92页 附图47页

(54) 发明名称

医学图像处理装置、方法、计算机可读介质及学习模型

(57) 摘要

本发明涉及医学图像处理装置、方法、计算机可读介质及学习模型。医学图像处理装置包括：获得单元，其获取被检眼的断层图像；以及第一处理单元，其通过使用学习模型来进行用于对所获得的断层图像中的多个视网膜层中的至少一个视网膜层进行检测的第一检测处理，该学习模型是通过指示被检眼的断层图像中的多个视网膜层中的至少一个视网膜层的训练数据而获得的。



1. 一种医学图像处理装置,包括:

获得单元,其被构造为获得被检眼的断层图像;

第一处理单元,其被构造为,通过使用所获得的断层图像作为学习模型的输入数据来进行用于输出与所获得的断层图像中的多个层中的至少一个层相关的检测结果作为所述学习模型的输出数据的第一检测处理,其中,所述学习模型通过使用包括指示关于被检眼的断层图像中的多个层中的至少一个层的信息的数据的训练数据而获得,以及

第二处理单元,其被构造为,在进行第一检测处理之后,不使用通过机器学习而获得的学习模型来进行用于对关于所获得的断层图像中的多个层中的至少一个层的信息进行检测的第二检测处理,其中,第二检测处理是对关于在通过进行第一检测处理输出的检测结果中未获得的至少一个层的信息进行检测的处理,

其中,第一检测处理是对从被检眼的内限制膜与神经纤维层之间的边界到感光体内节段-外节段连接处、视网膜色素上皮、布鲁赫膜、脉络膜和巩膜中的一个的层进行检测的处理,并且

第二检测处理是对检测到的层之间的至少一个层进行检测的处理。

2. 根据权利要求1所述的医学图像处理装置,其中,第一检测处理是将所获得的断层图像中的视网膜区域检测为所述至少一个层的处理,并且

第二检测处理是对检测到的视网膜区域中的至少一个层进行检测的处理。

3. 根据权利要求1所述的医学图像处理装置,所述医学图像处理装置还包括显示控制单元,所述显示控制单元被构造为使所述第一检测处理和所述第二检测处理的处理结果以及基于第一检测处理和第二检测处理的处理结果而获得的被检眼的形状特征的测量结果中的至少一者显示在显示单元上。

4. 根据权利要求1所述的医学图像处理装置,所述医学图像处理装置还包括:

显示控制单元,其被构造为使第一检测处理的处理结果显示在显示单元上;以及

修改单元,其被构造为根据操作者的指令,对由所述第一检测处理检测的至少一个层的所述信息进行修改,

其中,修改后的信息用于学习模型的增量学习。

5. 根据权利要求3所述的医学图像处理装置,其中,所述显示控制单元使在所述显示单元上显示指示所述第一检测处理的处理结果是通过使用学习模型检测的处理结果的信息。

6. 根据权利要求1所述的医学图像处理装置,其中,在使用与多个摄像条件对应的不同种类的训练数据进行了机器学习的多个学习模型当中,第一处理单元通过使用基于与所获得的断层图像有关的摄像条件而选择的学习模型进行第一检测处理。

7. 根据权利要求1所述的医学图像处理装置,所述医学图像处理装置还包括:生成单元,其被构造为生成与被检眼的三维断层图像的至少一部分的深度范围相对应的En-Face图像,该深度范围是基于检测到的至少一个层而确定的。

8. 根据权利要求7所述的医学图像处理装置,其中,生成单元通过使用与三维断层图像相对应的三维运动对比度数据来生成与所确定的深度范围相对应的运动对比度En-Face图像。

9. 根据权利要求1所述的医学图像处理装置,所述医学图像处理装置还包括:图像质量改善单元,其被构造为通过使用用于改善图像质量的学习模型,从所获得的断层图像生成

与所获得的断层图像相比图像质量改善的断层图像，

其中,第一处理单元对所生成的断层图像进行第一检测处理。

10.根据权利要求1所述的医学图像处理装置,所述医学图像处理装置还包括:诊断结果生成单元,其被构造为通过使用用于诊断结果生成的学习模型,从第一检测处理的处理结果中生成所获得的断层图像的诊断结果。

11.根据权利要求1所述的医学图像处理装置,其中,所述第一处理单元向所述学习模型输入,使用通过划分所获得的断层图像而获得的多个区域的图像将所获得的断层图像调整为学习模型能操作的状态而获得的图像。

12.根据权利要求1所述的医学图像处理装置,其中,所述第一处理单元向所述学习模型输入,通过对所获得的断层图像进行填充处理使得所获得的断层图像的图像尺寸成为学习模型能操作的图像尺寸而获得的图像。

13.根据权利要求1所述的医学图像处理装置,其中,所述医学图像处理装置还包括评估单元,所述评估单元被构造为通过使用解剖知识进行基于知识的处理的评估引擎或用于评估的学习模型,来对作为区域信息的检测的至少一个层进行评估。

14.根据权利要求13所述的医学图像处理装置,所述医学图像处理装置还包括:修改单元,所述修改单元被构造为通过基于解剖知识的处理来修改所述区域信息。

15.一种医学图像处理方法,包括:

获得被检眼的断层图像;

通过使用所获得的断层图像作为学习模型的输入数据来进行用于输出与所获得的断层图像中的多个层中的至少一个层相关的检测结果作为所述学习模型的输出数据的第一检测处理,其中,所述学习模型通过使用包括指示关于被检眼的断层图像中的多个层中的至少一个层的信息的数据的训练数据而获得,以及

在进行第一检测处理之后,不使用通过机器学习而获得的学习模型来进行用于对关于所获得的断层图像中的多个层中的至少一个层的信息进行检测的第二检测处理,其中,第二检测处理是对关于在通过进行第一检测处理输出的检测结果中未获得的至少一个层的信息进行检测的处理,

其中,第一检测处理是对从被检眼的内限制膜与神经纤维层之间的边界到感光体内节段-外节段连接处、视网膜色素上皮、布鲁赫膜、脉络膜和巩膜中的一个的层进行检测的处理,并且

第二检测处理是对检测到的层之间的至少一个层进行检测的处理。

16.一种非暂时性计算机可读介质,其存储程序,当该程序由处理器执行时,使该处理器进行根据权利要求15所述的医学图像处理方法的各步骤。

## 医学图像处理装置、方法、计算机可读介质及学习模型

### 技术领域

[0001] 本发明涉及一种医学图像处理装置、医学图像处理方法、计算机可读介质及学习模型。

### 背景技术

[0002] 诸如使用光学相干断层扫描(OCT)的装置(OCT装置)的用于眼睛的断层图像摄像装置可以三维地观察视网膜层内部的状态。断层图像摄像装置近年来引起了关注,因为断层图像摄像装置可用于更准确地进行诊断。

[0003] 作为OCT的形式,例如,存在组合了宽带光源和迈克尔逊干涉仪的TD-OCT(时域OCT)。这被构造为通过扫描参考臂的延迟来测量与信号臂的背散射光的干涉光,并获得关于深度分解的信息。然而,在这种TD-OCT中,难以快速获得图像。

[0004] 因此,作为用于更快地获得图像的方法,已知具有使用宽带光源并通过分光镜获得干涉图的技术的SD-OCT(光谱域OCT)。另外,已知具有使用快速波长扫频光源作为光源并通过单通道光电检测器测量光谱干涉的技术的SS-OCT(扫频源OCT)。

[0005] 在获得由OCT摄像的断层图像的情况下,当可以测量神经纤维层的厚度时,可以定量诊断诸如青光眼的疾病的进展以及治疗后的恢复状态。在专利文献1中公开了使用计算机从断层图像检测各视网膜层的边界并测量各层的厚度以定量地测量这些层的厚度的技术。

[0006] [引用列表]

[0007] [专利文献]

[0008] 专利文献1:日本特开第2008-73099号公报

### 发明内容

[0009] [技术问题]

[0010] 然而,传统技术具有以下问题。由于在患病的眼睛中存在层的消失、出血以及白癜风和新血管的发生等,因此视网膜的形状变得不规则。因此,在通过利用视网膜的形状的规则性并进行视网膜层的边界检测来确定图像特征提取的结果的常规图像处理方法中,存在当自动进行视网膜层的边界检测时发生错误检测等的限制。

[0011] 因此,本发明的一个目的是提供一种无论疾病、部位等如何都能够进行视网膜层的边界检测的医学图像处理装置、医学图像处理方法、存储有程序的计算机可读介质及学习模型。

[0012] [解决问题的方案]

[0013] 根据本发明的一个实施例的医学图像处理装置包括:获得单元,其被构造为获得被检眼的断层图像;以及第一处理单元,其被构造为通过使用学习模型来进行用于对所获得的断层图像中的多个视网膜层中的至少一个视网膜层进行检测的第一检测处理,该学习模型是由指示被检眼的断层图像中的多个视网膜层中的至少一个视网膜层的训练数据而

获得的。

[0014] 另外,根据本发明的另一实施例的医学图像处理方法包括:获得被检眼的断层图像;以及通过使用学习模型来进行用于对所获得的断层图像中的多个视网膜层中的至少一个视网膜层进行检测的第一检测处理,该学习模型是由指示被检眼的断层图像中的多个视网膜层中的至少一个视网膜层的训练数据而获得的。

[0015] 根据下面参照附图对示例性示例的描述,本发明的进一步特征将变得显而易见。

## 附图说明

- [0016] [图1]
- [0017] 图1示出了根据示例1的图像处理系统的示意构造的示例。
- [0018] [图2A]
- [0019] 图2A是用于描述眼睛的图。
- [0020] [图2B]
- [0021] 图2B是用于描述断层图像的图。
- [0022] [图2C]
- [0023] 图2C是用于描述眼底图像的图。
- [0024] [图3]
- [0025] 图3是根据示例1的一系列处理的流程图。
- [0026] [图4A]
- [0027] 图4A是用于描述学习图像的示例的图。
- [0028] [图4B]
- [0029] 图4B是用于描述学习图像的示例的图。
- [0030] [图5A]
- [0031] 图5A是用于描述学习图像的尺寸的示例的图。
- [0032] [图5B]
- [0033] 图5B是用于描述学习图像的尺寸的示例的图。
- [0034] [图5C]
- [0035] 图5C是用于描述学习图像的尺寸的示例的图。
- [0036] [图6]
- [0037] 图6是用于描述根据示例1的机器学习模型的示例的图。
- [0038] [图7]
- [0039] 图7示出了显示画面的示例。
- [0040] [图8]
- [0041] 图8示出了根据示例2的图像处理系统的示意构造的示例。
- [0042] [图9A]
- [0043] 图9A是根据示例2的一系列处理的流程图。
- [0044] [图9B]
- [0045] 图9B是根据示例2的边界检测处理的流程图。
- [0046] [图10A]

- [0047] 图10A是用于描述视网膜区域的检测的图。
- [0048] [图10B]
- [0049] 图10B是用于描述视网膜区域的检测的图。
- [0050] [图11A]
- [0051] 图11A是用于描述学习图像的尺寸的示例的图。
- [0052] [图11B]
- [0053] 图11B是用于描述学习图像的尺寸的示例的图。
- [0054] [图11C]
- [0055] 图11C是用于描述学习图像的尺寸的示例的图。
- [0056] [图12]
- [0057] 图12是用于描述根据示例2的机器学习模型的示例的图。
- [0058] [图13A]
- [0059] 图13A是用于描述根据示例2的视网膜层检测的图。
- [0060] [图13B]
- [0061] 图13B是用于描述根据示例2的视网膜层检测的图。
- [0062] [图13C]
- [0063] 图13C是用于描述根据示例2的视网膜层检测的图。
- [0064] [图13D]
- [0065] 图13D是用于描述根据示例2的视网膜层检测的图。
- [0066] [图14A]
- [0067] 图14A是用于描述学习模型中的输入和输出图像的示例的图。
- [0068] [图14B]
- [0069] 图14B是用于描述学习模型中的输入和输出图像的示例的图。
- [0070] [图14C]
- [0071] 图14C是用于描述学习模型中的输入和输出图像的示例的图。
- [0072] [图14D]
- [0073] 图14D是用于描述学习模型中的输入和输出图像的示例的图。
- [0074] [图15]
- [0075] 图15是根据示例4的图像处理系统的示意构造的示例。
- [0076] [图16A]
- [0077] 图16A是根据示例4的一系列处理的流程图。
- [0078] [图16B]
- [0079] 图16B是根据示例4的一系列处理的流程图。
- [0080] [图17]
- [0081] 图17示出了根据示例5的图像处理系统的示意构造的示例。
- [0082] [图18A]
- [0083] 图18A是根据示例5的一系列处理的流程图。
- [0084] [图18B]
- [0085] 图18B是根据示例5的边界检测处理的流程图。

- [0086] [图19A]
- [0087] 图19A是用于描述视网膜区域的补偿处理的图。
- [0088] [图19B]
- [0089] 图19B是用于描述视网膜区域的补偿处理的图。
- [0090] [图19C]
- [0091] 图19C是用于描述视网膜区域的补偿处理的图。
- [0092] [图19D]
- [0093] 图19D是用于描述视网膜区域的补偿处理的图。
- [0094] [图20]
- [0095] 图20是用于描述根据示例6的学习图像的示例的图。
- [0096] [图21A]
- [0097] 图21A示出了多个OCTA En-Face图像的示例。
- [0098] [图21B]
- [0099] 图21B示出了多个辉度断层图像的示例。
- [0100] [图22A]
- [0101] 图22A示出了根据示例7的用户界面的示例。
- [0102] [图22B]
- [0103] 图22B示出了根据示例7的用户界面的示例。
- [0104] [图23]
- [0105] 图23示出了根据示例7的用户界面的示例。
- [0106] [图24]
- [0107] 图24示出了与术语的描述有关的区域标签图像的示例。
- [0108] [图25]
- [0109] 图25示出了与术语的描述有关的神经网络的构造的示例。
- [0110] [图26]
- [0111] 图26示出了与术语的描述有关的神经网络的构造的示例。
- [0112] [图27]
- [0113] 图27示出了与术语的描述有关的区域标签图像的示例。
- [0114] [图28]
- [0115] 图28示出了根据示例8的图像处理装置的构造的示例。
- [0116] [图29]
- [0117] 图29是示出根据示例8的图像处理装置的处理流程的示例的流程图。
- [0118] [图30]
- [0119] 图30是示出根据示例8的图像处理装置的处理流程的示例的流程图。
- [0120] [图31]
- [0121] 图31是示出根据示例8的摄像装置中包括的用户界面的示例的图。
- [0122] [图32]
- [0123] 图32是示出根据示例8的摄像装置中包括的用户界面的示例的图。
- [0124] [图33]

- [0125] 图33是示出根据示例9的图像处理装置的处理流程的示例的流程图。
- [0126] [图34]
- [0127] 图34示出了根据示例11的图像处理。
- [0128] [图35]
- [0129] 图35是示出根据示例11的图像处理装置的处理流程的示例的流程图。
- [0130] [图36]
- [0131] 图36示出了根据示例12的图像处理。
- [0132] [图37]
- [0133] 图37是示出根据示例13的图像处理装置的处理流程的示例的流程图。
- [0134] [图38]
- [0135] 图38示出了根据示例13的图像处理。
- [0136] [图39]
- [0137] 图39是示出根据示例13的图像处理装置的处理流程的示例的流程图。
- [0138] [图40]
- [0139] 图40示出了根据示例13的图像处理。
- [0140] [图41]
- [0141] 图41是示出根据示例14的图像处理装置的处理流程的示例的流程图。
- [0142] [图42]
- [0143] 图42是示出根据示例15的摄像装置中包括的用户界面的示例的图。
- [0144] [图43]
- [0145] 图43示出了根据示例18的图像处理装置的构造的示例。
- [0146] [图44]
- [0147] 图44示出了根据示例19的图像处理装置的构造的示例。
- [0148] [图45]
- [0149] 图45是示出根据示例19的图像处理装置的处理流程的示例的流程图。
- [0150] [图46A]
- [0151] 图46A示出了根据变型例9的用作机器学习模型的神经网络的构造的示例。
- [0152] [图46B]
- [0153] 图46B示出了根据变型例9的用作机器学习模型的神经网络的构造的示例。
- [0154] [图47A]
- [0155] 图47A示出了根据变型例9的用作机器学习模型的神经网络的构造的示例。
- [0156] [图47B]
- [0157] 图47B示出了根据变型例9的用作机器学习模型的神经网络的构造的示例。

### 具体实施方式

- [0158] 在下文中,将参照附图详细地描述用于实施本发明的示例性示例。
- [0159] 然而,以下示例中描述的部件的维度、材料、形状和相对位置是任意的,并且可以根据应用本发明的装置的构造或根据各种条件改变。另外,在所有附图中使用相同的附图标记表示附图中相同或功能相似的元件。

[0160] (示例1)

[0161] 在下文中,参照图1至图7,将描述根据本发明示例1的包括使用眼睛的断层图像的图像处理装置的图像处理系统。在本示例中,通过使用与机器学习模型有关的学习模型来检测所有目标视网膜层。请注意,在下文中,机器学习模型是指具有诸如深度学习的机器学习算法的学习模型。另外,学习模型是预先通过使用适当的训练数据而在具有任意机器学习算法的机器学习模型上进行了训练(学习)的模型。然而,这并不意味着学习模型不再进行学习,并且学习模型也应该能够进行增量学习。请注意,在下文中,训练数据是指训练数据,并且包括一对输入数据和地面真值(ground truth)。另外,正确的答案数据是指训练数据的地面真值。

[0162] 图1示出了根据本示例的包括图像处理装置20(医学图像处理装置)的图像处理系统1的示意构造的示例。如图1所示,图像处理系统1设有作为断层图像摄像装置的示例的OCT装置10、图像处理装置20、眼底图像摄像装置30、外部存储装置40、显示单元50和输入单元60。

[0163] OCT装置10是断层图像摄像装置的示例,该断层图像摄像装置是用于对被检眼的断层图像进行摄像的装置。可以使用任意种类的OCT装置作为OCT装置,例如,可以使用SD-OCT或SS-OCT。

[0164] 图像处理装置20经由接口连接到OCT装置10、眼底图像摄像装置30、外部存储装置40、显示单元50和输入单元60,并且可以控制它们。图像处理装置20可以基于从OCT装置10、眼底图像摄像装置30和外部存储装置40获得的各种信号来生成各种图像,例如,被检眼的断层图像和En-Face图像(正面图像)。另外,图像处理装置20可以对这些图像进行图像处理。请注意,图像处理装置20可以包括通用计算机,或者可以包括图像处理系统1的专用计算机。

[0165] 眼底图像摄像装置30是用于对被检眼的眼底图像进行摄像的装置,例如,可以使用眼底照相机或SLO(Scanning Laser Ophthalmoscope,扫描激光检眼镜)作为该装置。请注意,OCT装置10和眼底图像摄像装置30的装置构造可以被集成或分离。

[0166] 外部存储装置40将与被检眼有关的信息(患者的姓名,年龄,性别等)同各种摄像图像数据、拍摄参数、图像分析参数以及操作者设置的参数中的各项相关联并保持。外部存储装置40可以包括任意存储装置,并且可以包括诸如光盘或存储器的存储介质。

[0167] 显示单元50包括任意显示器,并且可以根据图像处理装置20的控制来显示与被检眼有关的信息和各种图像。

[0168] 输入单元60例如是鼠标、键盘或触摸操作屏,并且操作者可以经由输入单元60向图像处理装置20输入用于图像处理装置20、OCT装置10和眼底图像摄像装置30的指令。请注意,当输入单元60是触摸操作屏时,输入单元60可以与显示单元50一体地构造。

[0169] 请注意,尽管这些部件在图1中被示为分离体,但是,这些部件中的一些或全部可以被构造为整体。

[0170] 接下来,将描述OCT装置10。OCT装置10设有光源11、检流计镜12、聚焦透镜台13、相干门台14、检测器15和内部固视灯16。请注意,由于OCT装置10是已知装置,因此将省略详细描述,并且这里,将描述根据来自图像处理装置20的指令进行的断层图像的摄像。

[0171] 当从图像处理装置20传送用于摄像的指令时,光源11发光。来自光源11的光通过

未图示的分光器被划分为测量光和基准光。OCT装置10可以通过用测量光照射被检体并检测来自被检体的返回光和与基准光的干涉光来生成包括被检体(被检眼)的断层信息的干涉信号。

[0172] 检流计镜12用于扫描被检眼的眼底中的测量光,并且可以通过检流计镜12来通过测量光的扫描范围,指定通过OCT摄像的眼底的摄像范围。图像处理装置20可以通过控制检流计镜12的驱动范围和速度来指定眼底的摄像范围和平面方向上的扫描线的数目(平面方向上的扫描速度)。在图1中,为了简化说明,将检流计镜12示为一个单元,但实际上,检流计镜12包括两个反射镜,即用于X扫描的反射镜和用于Y扫描的反射镜,并且可以用测量光扫描眼底中的期望范围。请注意,用于扫描测量光的扫描单元的构造不限于检流计镜,并且可以使用其他任意的偏转镜。另外,可以使用能够利用一个反射镜(例如MEMS反射镜)在二维方向上扫描测量光的偏转镜作为扫描单元。

[0173] 聚焦透镜台13设有未示出的聚焦透镜。通过移动聚焦透镜台13,可以沿着测量光的光轴移动聚焦透镜。因此,测量光可以通过聚焦透镜经由被检眼的眼前段聚焦到眼底的视网膜层。照射到眼底的测量光被各视网膜层反射和散射,并在光路上作为返回光返回。

[0174] 相干门台14用于调节基准光或测量光的光路长度,以对应于被检眼的眼轴长度的差异等。在本示例中,相干门台14包括设有反射镜的台子,并且可以通过在基准光的光路中沿光轴方向移动来使基准光的光路长度与测量光的光路长度相对应。这里,相干门表示在OCT中测量光和基准光的光学距离相等的位置。可以通过图像处理装置20来控制相干门台14。通过由相干门台14来控制相干门的位置,图像处理装置20可以控制被检眼的深度方向上的摄像范围,并且可以控制视网膜层一侧的摄像或比视网膜层更深的部分一侧的摄像等。

[0175] 检测器15检测在未示出的干涉单元中出现的来自被检眼的测量光的返回光以及与基准光的干涉光,并生成干涉信号。图像处理装置20可以从检测器15获得干涉信号,并且可以通过对干扰信号进行傅立叶变换等来生成被检眼的断层图像。

[0176] 内部固视灯16设有显示单元161和透镜162。在本示例中,以矩阵布置的多个发光二极管(LD)用作显示单元161的示例。发光二极管的发光位置通过图像处理装置20的控制根据要摄像的部位而改变。来自显示单元161的光经由透镜162被引导到被检眼。从显示单元161发出的光具有例如520nm的波长,并且通过图像处理装置20的控制以期望的模式显示。

[0177] 请注意,OCT装置10可以设有用于OCT装置10的驱动控制单元,其基于图像处理装置20的控制来控制各部件的驱动。

[0178] 接下来,参照图2A至图2C,将描述由图像处理系统1获得的眼睛的结构和图像。图2A是眼球的示意图。图2A呈示了角膜C、晶状体CL、玻璃体V、黄斑区域M(黄斑的中央部分表示中央凹)和视神经乳头D。在本示例中,将描述主要对包括玻璃体V、黄斑区域M和视神经乳头D的视网膜的后极进行摄像的情况。请注意,尽管在下面没有描述,但是OCT装置10也可以对诸如眼角膜和晶状体的眼前段进行摄像。

[0179] 图2B示出通过使用OCT装置10对视网膜摄像而获得的断层图像的示例。在图2B中,AS表示通过单次A扫描而获得的图像单元。这里,A扫描是指通过OCT装置10的上述一系列操作来获得在被检眼的一点处的深度方向上的断层信息,此外,在任意横向方向(主扫描方

向)上进行A扫描多次以获得被检眼的横向方向和深度方向上的二维断层信息称为B扫描。通过收集通过A扫描而获得的多个A扫描图像,可以构成一个B扫描图像。在下文中,将该B扫描图像称为断层图像。

[0180] 图2B呈示了血管Ve、玻璃体V、黄斑区域M和视神经乳头D。另外,边界线L1表示内限制膜(ILM)和神经纤维层(NFL)之间的边界,边界线L2表示神经纤维层和神经节细胞层(GCL)之间的边界,并且,边界线L3表示感光体内节段-外节段连接处(ISOS)。此外,边界线L4表示视网膜色素上皮(RPE),边界线L5表示布鲁赫膜(BM),并且边界线L6表示脉络膜。在断层图像中,假定水平轴(OCT的主扫描方向)是x轴,且垂直轴(深度方向)是z轴。

[0181] 图2C示出了通过使用眼底图像摄像装置30对被检眼的眼底进行摄像而获得的眼底图像的示例。图2C呈示了黄斑区域M和视神经乳头D,并且视网膜的血管由粗曲线表示。在眼底图像中,假定水平轴(OCT的主扫描方向)是x轴,且垂直轴(OCT的副扫描方向)是y轴。

[0182] 接下来,将描述图像处理装置20。图像处理装置20设有获得单元21、图像处理单元22、驱动控制单元23、存储器24和显示控制单元25。

[0183] 获得单元21可以从OCT装置10获得被检眼的干涉信号的数据。请注意,由获得单元21获得的干涉信号的数据可以是模拟信号或数字信号。当获得单元21获得模拟信号时,可以通过图像处理装置20将模拟信号转换为数字信号。另外,获得单元21可以获得由图像处理单元22生成的各种图像,例如断层数据、断层图像和En-Face图像。这里,断层数据是包括与被检体的断层摄影有关的信息的数据,并且是指包括基于OCT的干涉信号的数据以及经过了快速傅里叶变换(FFT:Fast Fourier Transform)或任意信号处理的数据的数据。

[0184] 此外,获得单元21获得要进行图像处理的断层图像的摄像条件(例如,与摄像日期和时间、摄像部位名称、摄像区域、摄像视角、摄像系统、图像的分辨率和灰度、图像的像素大小、图像滤波器以及图像的数据格式有关的信息)。请注意,摄像条件不限于所列举的摄像条件。另外,摄像条件不需要包括所有列举的摄像条件,并且可以包括其中一些。

[0185] 另外,获得单元21可以获得包括由眼底图像摄像装置30获得的眼底信息的数据。此外,获得单元21可以从输入单元60等获得诸如被检体识别号的用于识别被检眼的信息。获得单元21可以使存储器24存储所获得的各种数据和图像。

[0186] 图像处理单元22可以从由获得单元21获得的数据和存储在存储器24中的数据来生成断层图像、En-Face图像等,并且可以对所生成或获得的图像进行图像处理。因此,图像处理单元22可以用作生成单元的示例,该生成单元生成后述的En-Face图像和运动对比度正面图像。图像处理单元22设有断层图像生成单元221和处理单元222(第一处理单元)。

[0187] 断层图像生成单元221可以通过对由获得单元21获得的干涉信号进行诸如傅立叶变换的处理来生成断层数据,并且可以基于该断层数据来生成断层图像。请注意,可以采用已知的任意方法作为断层图像的生成方法,并且将省略详细描述。

[0188] 处理单元222可以包括与具有诸如深度学习的机器学习算法的机器学习模型有关的学习模型。稍后将描述具体的机器学习模型。处理单元222通过使用学习模型来进行用于在断层图像中检测被检眼的视网膜层的检测处理,并且检测各视网膜层。

[0189] 驱动控制单元23可以控制与图像处理装置20连接的OCT装置10和眼底图像摄像装置30的各部件的驱动。存储器24可以存储各种图像、数据等,例如,由获得单元21获得的断层数据,由图像处理单元22生成和处理的断层图像。另外,存储器24还可以存储用于在由处

理器执行时实现图像处理装置20的各部件的功能的程序等。

[0190] 显示控制单元25可以控制由获得单元21获得的各种信息、由图像处理单元22生成和处理的断层图像、由操作者输入的信息等在显示单元50中的显示。

[0191] 图像处理装置20的除存储器24之外的各部件可以由诸如CPU(中央处理单元)或MPU(微处理单元)的处理器执行的软件模块来构成。请注意,处理器可以是例如GPU(图形处理单元)或FPGA(现场可编程门阵列)。另外,各部件可以由诸如ASIC的实现具体功能的电路等构成。存储器24可以由例如诸如光盘和存储器的任意存储介质构成。

[0192] 接下来,参照图3,将描述根据本示例的一系列处理。图3是根据本示例的一系列处理的流程图。当开始根据本示例的一系列处理时,处理进入步骤S301。

[0193] 在步骤S301中,获得单元21从诸如输入单元60的图像处理装置20的外部获得被检体识别号,该被检体识别号是用于识别被检眼的信息的示例。获得单元21基于被检体识别号,获得由外部存储装置40保持的与被检眼有关的信息,并将该信息存储在存储器24中。

[0194] 在步骤S302中,驱动控制单元23通过控制OCT装置10扫描被检眼来进行摄像,并且获得单元21从OCT装置10获得包括被检眼的断层信息的干涉信号。通过根据操作者的扫描开始指令,由驱动控制单元23控制OCT装置10,并操作光源11、检流计镜12等,来对被检眼进行扫描。

[0195] 检流计镜12包括用于水平方向的X扫描器和用于垂直方向的Y扫描器。因此,驱动控制单元23可以通过改变这些扫描器的各取向来在装置坐标系中沿水平方向(X)和垂直方向(Y)的各个方向扫描测量光。请注意,驱动控制单元23可以通过同时改变这些扫描器的取向来在水平方向和垂直方向的组合方向上扫描测量光。因此,驱动控制单元23可以在眼底平面上沿任意方向扫描测量光。

[0196] 当进行摄像时,驱动控制单元23调整各种摄像参数。具体地,驱动控制单元23至少设置由内部固视灯16显示的图案的位置、检流计镜12的扫描范围和扫描模式、相干门位置以及焦点。

[0197] 驱动控制单元23控制显示单元161的发光二极管以控制由内部固视灯16显示的图案的位置,从而对被检眼的黄斑区域的中心和视神经乳头进行摄像。另外,驱动控制单元23设置用于对作为检流计镜12的扫描模式的三维体积进行摄像的扫描模式,诸如光栅扫描、径向扫描和交叉扫描。请注意,无论选择哪种扫描模式,在一条线上重复多次进行摄像(重复次数是两次或更多次)。在本示例中,将描述扫描模式是交叉扫描并且在同一位置重复150次进行摄像的情况。在这些摄像参数的调整结束之后,根据操作者的摄像开始指令,驱动控制单元23控制OCT装置10对被检眼进行摄像。请注意,根据本示例的重复次数是一个示例,并且可以根据期望的构造被设置为任意次数。

[0198] 尽管在本公开中省略了详细描述,但是OCT装置10可以对被检眼进行跟踪,以对同一位置进行摄像来进行加法平均。因此,OCT装置10可以通过减少不自主的眼睛移动的影响来对被检眼进行扫描。

[0199] 在步骤S303中,断层图像生成单元221基于由获得单元21获得的干涉信号来进行断层图像的生成。断层图像生成单元221可以通过对各干涉信号进行一般的重构处理来生成断层图像。

[0200] 首先,断层图像生成单元221从干涉信号进行固定模式噪声去除。通过对A扫描获

得的多个信号取平均来提取固定模式噪声并从输入干涉信号中减去该固定模式噪声,来进行固定模式噪声去除。然后,断层图像生成单元221进行期望的窗函数处理,以优化深度分辨率和动态范围,当在有限间隔中对干涉信号进行傅立叶变换时,这将处于折衷关系。断层图像生成单元221通过对经过了窗函数处理的干涉信号进行快速傅里叶变换(FFT)处理来生成断层数据。

[0201] 断层图像生成单元221基于所生成的断层数据来导出断层图像的各像素值,并生成断层图像。请注意,断层图像的生成方法不限于此,并且可以通过已知的任意方法来进行。

[0202] 在步骤S304中,图像处理单元22的处理单元222对视网膜层进行检测处理。参照图4A和图4B,将描述处理单元222的处理。

[0203] 处理单元222通过使用OCT装置10检测获得的多个断层图像中的视网膜层的边界。处理单元222通过使用与预先进行了机器学习的机器学习模型有关的学习模型来检测各视网膜层。

[0204] 这里,参照图4A至图6,将描述根据本示例的机器学习算法。根据本示例的用于机器学习模型的训练数据包括成对的一个或多个输入数据和地面真值。具体地,将通过OCT获得的断层图像401列为输入数据,并且将为该断层图像指定了视网膜层的边界的边界图像402列为地面真值。在本示例中,示出了ILM和NFL之间的边界403、NFL和GCL之间的边界404、ISOS 405、RPE 406和BM 407的图像被用作边界图像402。请注意,尽管未示出,但是可以使用这样的图像,其中,示出了外网状层(OPL)和外核层(ONL)之间的边界、内网状层(IPL)和内核层(INL)之间的边界、INL和OPL之间的边界、GCL和IPL之间的边界等作为其他边界。

[0205] 请注意,用作地面真值的边界图像402可以是在医生等的断层图像中示出边界的图像,或者可以是通过基于规则的边界检测处理检测到边界的图像。然而,当通过使用没有适当地进行边界检测的边界图像作为训练数据的地面真值来进行机器学习时,通过使用利用训练数据学习的学习模型而获得的图像也可以是没有适当地进行边界检测的边界图像。因此,可以通过从训练数据中去除包括这样的边界图像的一对来降低通过使用学习模型而生成不合适的边界图像的可能性。这里,基于规则的处理是指利用已知规则性的处理,基于规则的边界检测是指利用诸如视网膜形状的规则性的已知规则性的边界检测处理。

[0206] 另外,尽管在图4A和图4B中示出了视网膜的XY表面中的一个特定XZ横截面的示例,但是,横截面不限于此。尽管未示出,但是可以预先学习XY表面中的多个任意XZ横截面的断层图像和边界图像,从而能够与由诸如光栅扫描和径向扫描的各种不同扫描模式摄像的横截面相对应。例如,当使用通过光栅扫描对视网膜进行三维摄像的断层图像等的数据时,在多个相邻断层图像之间进行对准的体数据可以用于训练数据。在这种情况下,可以从一个体数据(三维断层图像)和与其相对应的一个三维边界数据(三维边界图像)生成任意角度的成对图像。另外,机器学习模型可以通过使用以各种扫描模式实际摄像的图像作为训练数据来进行学习。

[0207] 接下来,将描述学习时的图像。利用具有位置关系所对应的恒定图像尺寸的正方形区域图像来创建构成成对的断层图像401和边界图像402的图像,这些图像构成用于机器学习模型的训练数据。将参照图5A至图5C描述图像的创建。

[0208] 首先,将描述构成训练数据的多对中的一对是断层图像401和边界图像402的情

况。在这种情况下,如图5A所示,一对是通过使用为整个断层图像401的正方形区域图像501作为输入数据以及为整个边界图像402的正方形区域图像502作为地面真值而构成的。请注意,尽管在图5A所示的示例中,输入数据和地面真值的对是由各个整体图像构成的,但是该对不限于此。

[0209] 例如,如图5B所示,该对可以通过使用断层图像401的正方形区域图像511作为输入数据以及作为边界图像402中的对应摄像区域的正方形区域图像513作为地面真值来构成。正方形区域图像511和513的正方形区域基于A扫描单元。A扫描单元可以是一个A扫描单元,也可以是若干个A扫描单元。

[0210] 请注意,尽管图5B基于A扫描单元,但是可以在不将整个深度方向设置到该区域的情况下为图像上下提供正方形区域之外的部分。换句话说,可以将正方形区域的水平方向上的尺寸设置为若干次A扫描,并且可以将正方形区域的深度方向上的尺寸设置为小于图像的深度方向上的尺寸。

[0211] 另外,如图5C所示,该对可以通过使用断层图像401的正方形区域图像521作为输入数据以及作为边界图像402中的对应摄像区域的正方形区域图像523作为地面真值来构成。

[0212] 请注意,在学习时,通过标准化扫描范围(摄像视角)和扫描密度(A扫描次数)以对准图像尺寸,可以使学习时的正方形区域尺寸恒定。另外,图5A至图5C中所示的各正方形区域图像分别是学习时的正方形区域尺寸的示例。

[0213] 在图5A所示的示例中,可以将正方形区域的数目设置为一个,并且,在图5B和图5C所示的示例中,可以将其设置为多个。例如,在图5B的示例所示的示例中,该对也可以通过使用断层图像401的正方形区域图像512作为输入数据以及作为边界图像402中的对应摄像区域的正方形区域图像514作为地面真值来构成。另外,例如,在图5C的示例所示的示例中,该对也可以通过使用断层图像401的正方形区域图像522作为输入数据以及作为边界图像402中的对应摄像区域的正方形区域图像524作为地面真值来构成。以这种方式,可以从一对单个断层图像和单个边界图像创建成对的互不相同的正方形区域图像。请注意,可以通过创建大量成对的正方形区域图像,同时将区域的位置改变为原始断层图像和边界图像中的不同坐标,来丰富构成训练数据的对。

[0214] 尽管在图5B和图5C所示的示例中离散地示出了正方形区域,但是,实际上,原始断层图像和边界图像可以被划分为具有恒定图像尺寸而没有间隙的连续的正方形区域图像。另外,原始断层图像和边界图像可以在随机位置处被划分为相互对应的正方形区域图像。以这种方式,通过选择更小区域的图像作为用于输入数据和地面真值对的正方形区域(或条状区域),可以从构成原始对的断层图像401和边界图像402生成大量对数据。因此,可以减少训练机器学习模型所花费的时间。另一方面,在完成的机器学习模型的学习模型中,存在进行图像分割处理的时间变长的趋势。这里,图像分割处理是指识别和区分图像中的区域和边界的处理。

[0215] 接下来,将参照图6描述对输入的断层图像进行图像分割处理的卷积神经网络(CNN),作为根据本示例的机器学习模型的示例。图6示出了处理单元222中的机器学习模型的构造601的示例。请注意,例如,FCN(完全卷积网络)或SegNet也可以用作根据本示例的机器学习模型。另外,可以使用根据期望的构造进行每区域的对象识别的机器学习模型。例

如,RCNN(区域CNN)、fastRCNN或fasterRCNN可以用作进行对象识别的机器学习模型。此外, YOLO(仅查看一次)或SSD(单发MultiBox检测器)也可以用作进行每区域的对象识别的机器学习模型。

[0216] 图6中所示的机器学习模型包括负责处理和输出输入值的处理的多个层。请注意,作为包括在机器学习模型的构造601中的层的种类,存在卷积(Convolutions)层、下采样(Downsampling)层、上采样(Upsampling)层和合并(Merger)层。

[0217] 卷积层是根据参数(例如,设置滤波器的内核大小、滤波器的数目、步幅的值和膨胀值)对输入值进行卷积处理的层。请注意,滤波器的内核大小的维数也可以根据输入图像的维数而改变。

[0218] 下采样层是进行通过稀疏或组合输入值来使输出值的数目小于输入值的数目的处理的层。具体地,例如,作为这种处理,存在最大池化处理。

[0219] 上采样层是进行通过复制输入值或添加从输入值内插的值来使输出值的数目超过输入值的数目的处理的层。具体地,例如,作为这种处理,存在线性内插处理。

[0220] 合并层是这样的层:从多个源向该层输入诸如某个层的输出值和构成图像的像素值的值,并且通过将这些值级联或相加来将这些值组合。

[0221] 请注意,例如通过将滤波器的内核大小设置为宽度为3个像素、高度为3个像素,并且将滤波器的数目设置为64个,作为包括在图6所示的构造601中的卷积层设置的参数,来实现具有特定精度的图像分割处理。然而,需要谨慎,因为当对构成神经网络的层和节点的参数设置不同时,从可在输出数据中再现的训练数据训练的趋势程度可能会不同。换句话说,在许多情况下,由于适当的参数根据实施时的模式而不同,因此可以根据需要将参数改变为优选值。

[0222] 此外,CNN不仅可以通过如上所述改变参数,而且可以通过改变CNN的构造来获得更好的特性。更好的特性例如是图像分割处理的精度高、图像分割处理的时间短、机器学习模型训练所花费的时间短。

[0223] 请注意,在本示例中使用的CNN的构造601是U-net型机器学习模型,其包括编码器的功能和解码器的功能,该编码器包括多个层级,该多个层级包括多个下采样层,并且该解码器包括多个层级,该多个层级包括多个上采样层。U-net型机器学习模型(例如,通过使用跳过连接)被构造为使得在被构造为编码器的多个层级中变得模糊的几何信息(空间信息)可以被用于被构造为解码器的多个层级中相同维度的层级(相互对应的层级)中。

[0224] 尽管未示出,但是作为CNN的构造改变的示例,例如,可以在卷积层之后并入批标准化(Batch Normalization)层和使用标准化线性函数(Rectifier Linear Unit,整流器线性单元)的激活层。

[0225] 当将数据输入到这样的机器学习模型的学习模型中时,输出根据机器学习模型的设计的数据。例如,根据通过使用训练数据而训练的趋势,输出与输入数据相对应的可能性高的输出数据。

[0226] 在根据本示例的处理单元222的学习模型中,当输入断层图像401时,根据通过使用训练数据而训练的趋势来输出边界图像402。处理单元222可以基于边界图像402来检测断层图像401中的视网膜层及其边界。

[0227] 请注意,如图5B和图5C中所示,当图像的区域被划分和学习时,处理单元222通过

使用学习模型来获得正方形区域图像,该正方形区域图像是与各正方形区域相对应的边界图像。因此,处理单元222可以检测各正方形区域中的视网膜层。在这种情况下,处理单元222可以通过将作为通过使用学习模型获得的边界图像的各正方形区域图像布置在与各正方形区域图像相似的位置关系中,并组合各正方形区域图像,来生成与输入断层图像401相对应的边界图像402。同样在这种情况下,处理单元222可以基于所生成的边界图像402来检测断层图像401中的视网膜层及其边界。

[0228] 在步骤S304中,当处理单元222进行视网膜层的检测处理时,处理进入步骤S305。在步骤S305中,显示控制单元25在显示单元50上显示由处理单元222检测到的边界和断层图像。这里,图7示出了显示在显示单元50上的画面的示例。

[0229] 在图7中示出了显示画面700,并且在显示画面700中示出了视网膜的SL0图像701、叠加显示在SL0图像701上的厚度图702、En-Face图像703、断层图像711和厚度曲线图712。视网膜的边界715和716被叠加显示在断层图像711上。

[0230] 请注意,在本示例中,视网膜的范围是从内限制膜和神经纤维层之间的边界L1到视网膜色素上皮L4,并且边界715和716分别与边界L1和视网膜色素上皮L4相对应。视网膜的范围不限于此,例如可以是从内限制膜和神经纤维层之间的边界L1到脉络膜L6的范围,并且在这种情况下,边界715和716可以分别与边界L1和脉络膜L6相对应。

[0231] 视网膜的厚度曲线图712是示出从边界715和716导出的视网膜的厚度的曲线图。另外,厚度图702以颜色图表示从边界715和716导出的视网膜的厚度。请注意,在图7中,尽管未示出与厚度图702相对应的颜色信息用于描述,但是实际上,厚度图702可以根据对应的颜色图显示与SL0图像701中的各坐标相对应的视网膜的厚度。

[0232] En-Face图像703是通过在XY方向上投影在边界715和716之间的范围内的数据而生成的正面图像。该正面图像是通过在二维平面上投影或积分与通过使用光学干涉获得的体数据(三维断层图像)的至少一部分的深度范围相对应的数据来生成的,该深度范围是基于两个基准面定义的。根据本示例的En-Face图像703是通过在二维平面上投影与基于检测到的体数据的视网膜层而确定的深度范围(边界715和716之间的深度范围)相对应的数据而生成的正面图像。请注意,作为在二维平面上投影与基于两个基准面定义的深度范围相对应的数据的技术,例如,可以使用将深度范围内的数据的代表值用作二维平面上的像素值的技术。这里,代表值可以包括由两个基准面围绕的区域中的深度方向的范围内的诸如像素值的平均值、中值或最大值的值。

[0233] 此外,在显示画面700上显示的En-Face图像703的深度范围不限于边界715和716之间的深度范围。En-Face图像703的深度范围可以是,例如,基于与检测到的视网膜层有关的两个层边界715和716之一,在较深方向或较浅方向上包括预定数目的像素的范围。此外,En-Face图像703的深度范围可以是,例如,根据操作者的指令从与检测到的视网膜层有关的两个层边界715和716之间的范围改变的(偏移)范围。

[0234] 请注意,在显示画面700上显示的正面图像不限于基于辉度值的En-Face图像(辉度En-Face图像)。在显示画面700上显示的正面图像可以是,例如,通过在二维平面上投影或积分与多个体数据之间的运动对比度数据的上述深度范围相对应的数据而生成的运动对比度正面图像。这里,运动对比度数据是指示通过控制使得在被检眼的同一区域(同一位置)中多次扫描测量光而获得的多个体数据中的变化的数据。此时,体数据由在不同位置处

获得的多个断层图像构成。然后,通过获得指示在各不同位置中的基本同一位置处获得的多个断层图像之间的变化的数据,可以将运动对比度数据作为体数据来获得。请注意,运动对比度正面图像也称为与测量血流运动的OCT血管造影术(OCTA)有关的OCTA正面图像(OCTA En-Face图像),并且运动对比度数据也称为OCTA数据。运动对比度数据例如可以作为两个断层图像与之相对应的干涉信号之间的解相关值、方差值或通过将最大值除以最小值(最大值/最小值)而获得的值导出,并且可以通过已知的任意方法导出。此时,可以例如通过控制使得在被检眼的同一区域(同一位置)中多次扫描测量光来获得两个断层图像。

[0235] 另外,可以通过使用与包括用于检测视网膜层的断层图像的体数据共同的至少一部分干涉信号来生成在生成OCTA正面图像时使用的三维OCTA数据(OCT体数据)。在这种情况下,体数据(三维断层图像)和三维OCTA数据可以彼此相对应。因此,例如,通过使用与体数据相对应的三维运动对比度数据,可以生成与基于检测到的视网膜层确定的深度范围相对应的运动对比度正面图像。

[0236] 这里,厚度图702、En-Face图像703、厚度曲线图712以及边界715和716的显示是图像处理装置20基于处理单元222检测到的边界和视网膜层可以生成的内容的示例。请注意,用于生成这些内容的生成方法可以采用已知的任意方法。

[0237] 请注意,除了这些之外,显示单元50的显示画面700可以设有患者选项卡、摄像选项卡、报告选项卡、设置选项卡等。在这种情况下,在图7的显示画面700上显示的内容将显示在报告选项卡上。另外,患者信息显示部分、检查分类选项卡、检查列表等也可以显示在显示画面700上。眼底图像、断层图像和OCTA图像的缩略图可以显示在检查列表中。

[0238] 接下来,在步骤S306中,获得单元21从外部获得是否结束与图像处理系统1对断层图像的摄像有关的一系列处理的指令。操作者可以使用输入单元60来输入该指令。当获得单元21获得结束处理的指令时,图像处理系统1结束根据本示例的一系列处理。另一方面,当获得单元21获得不结束处理的指令时,处理返回到步骤S302,并且继续摄像。

[0239] 如上所述,根据本示例的图像处理装置20包括获得单元21和处理单元222(第一处理单元)。获得单元21获得被检眼的断层图像。处理单元222进行用于通过使用学习模型来对断层图像中的被检眼的多个视网膜层中的至少一个视网膜层进行检测的第一检测处理。

[0240] 当通过使用学习模型来进行图像分割处理时,也可以根据例如对于由于疾病眼的病理变化引起层结构变化的学习趋势来适当地进行边界检测。因此,在根据本示例的图像处理装置20中,通过使用学习模型进行图像分割处理,可以与疾病、部位等无关地进行边界检测,并且可以提高边界检测的精度。

[0241] 另外,图像处理装置20还包括图像处理单元22,该图像处理单元22生成与被检眼的三维断层图像的至少一部分的深度范围相对应的正面图像,该深度范围是基于检测到的至少一个视网膜层而确定的。图像处理单元22可以通过使用与三维断层图像相对应的三维运动对比度数据来生成与所确定的深度范围相对应的运动对比度正面图像。

[0242] 请注意,尽管在本示例中已经描述了通过使用一个学习模型来进行图像分割处理的构造,但是可以通过使用多个学习模型来进行图像分割处理。

[0243] 如上所述,由于学习模型根据使用如上所述的训练数据的学习趋势来生成输出数据,因此通过使用具有相似特征趋势的训练数据来进行学习,可以提高学习趋势相对于输出数据的可再现性。因此,例如,通过使用针对各摄像部位进行了学习的多个学习模型来对

对应的摄像部位的断层图像进行图像分割处理,可以生成更精确的边界图像。在这种情况下,图像处理系统可以更精确地检测视网膜层。另外,在这种情况下,由于还可以额外地增加学习模型,因此还可以期望升级版本以逐渐提高性能。

[0244] 此外,处理单元222可以通过如下方式来生成处理单元222的最终输出:使用针对断层图像中的各区域(例如,玻璃体附近的区域、视网膜区域和巩膜附近的区域)进行了学习的多个学习模型,并组合各个学习模型的输出。在这种情况下,由于可以为各区域生成更精确的边界图像,因此可以更精确地检测视网膜层。

[0245] 另外,在本示例中,尽管已经将进行图像分割处理的机器学习模型描述为机器学习模型,但是,例如,也可以使用估计断层图像的摄像部位的机器学习模型。

[0246] 通常,机器学习模型的构造不限于输出与作为输入数据的图像相对应的图像的构造。例如,机器学习模型可以被构造为使得对于输入数据,可以输出通过使用训练数据训练的输出数据的种类,或者可以将概率输出为各种类的数值。因此,可以使构成训练数据的输入数据和地面真值的格式和组合适合于利用形式,例如一个是图像而另一个是数值,一个包括多个图像而另一个是字符串,或者两个都是图像。

[0247] 作为估计摄像部位的机器学习模型的训练数据的示例,具体地,可以列出包括成对的通过OCT获得的断层图像和与该断层图像相对应的摄像部位标签的训练数据。这里,摄像部位标签是表示部位的唯一数值或字符串。当将通过使用OCT获得的断层图像输入到通过使用此类训练数据进行了训练的学习模型中时,在图像中输出当前正在摄像的部位的摄像部位标签,或者根据设计,输出各摄像部位标签的概率。

[0248] 处理单元222可以通过进一步使用估计这样的摄像部位的学习模型来估计断层图像的摄像部位,并且根据估计的摄像部位或具有最高概率的摄像部位使用学习模型来进行图像分割处理。利用这样的构造,即使当获得单元21不能获得用于断层图像的摄像部位的摄像条件时,也可以通过从断层图像估计摄像部位并进行与该摄像部位相对应的图像分割处理来更精确地检测视网膜层。

[0249] (示例2)

[0250] 在示例1中,通过使用学习模型来进行从断层图像中检测所有目标视网膜层的图像分割处理。相比之下,在示例2中,基于学习模型对视网膜区域的检测结果,进行根据基于规则的图像特征的边界检测。

[0251] 常规上,虽然通常在使用视神经乳头中的OCT图像进行对Cup (optic disc cupping,视盘凹陷) 和Disc (optic nerve head,视神经乳头) 的检测时进行布鲁赫膜开口端的检测,但是在视乳头周围脉络膜视网膜萎缩的情况下,其检测有时是困难的。

[0252] 另外,在常规的基于规则的图像分割处理中,对个体差异和被检眼的病理变化的鲁棒性低,并且最初可能会错误地检测视网膜区域。在这种情况下,不能适当地进行随后的内视网膜层边界检测。

[0253] 相比之下,通过使用机器学习模型进行图像分割处理,可以提高边界检测的精度。然而,当通过使用具有机器学习算法(例如深度学习)的机器学习模型来进行摄像部位的识别和视网膜层的边界检测时,由于这是医学图像领域,因此通常很难收集具有正确答案的正常图像和病变图像的病例数。此外,创建用于学习的正确答案数据还需要花费时间。

[0254] 因此,在本示例中,通过使用学习模型来检测视网膜区域,并且将通过图像特征进

行的边界检测一起用于检测到的视网膜区域。因此,由于抑制了对视网膜区域的错误检测,因此提高了内视网膜层边界的检测精度,并且在机器学习的过程中,学习时可能会仅创建用于视网膜层的正确答案数据,否则可能会创建其它数据,因此可以有效地进行学习。

[0255] 在下文中,参照图8至图13D,将描述根据本示例的图像处理系统8。在下文中,对于根据本示例的图像处理系统的图像处理,将主要描述与根据示例1的图像处理的不同之处。请注意,将通过使用相同的附图标示出与根据示例1的图像处理系统1的构造和处理类似的数据根据本示例的图像处理系统的构造和处理,并且将省略描述。

[0256] 图8示出了根据本示例的图像处理系统8的示意构造的示例。在图像处理系统8中,在图像处理装置80的图像处理单元82中,代替处理单元222而设有第一处理单元822和第二处理单元823。

[0257] 第一处理单元822包括用于具有诸如深度学习的机器学习算法的机器学习模型的学习模型,并且通过使用该学习模型来检测断层图像中的视网膜区域。第二处理单元823通过针对第一处理单元822检测到的视网膜区域以基于规则的方式确定图像特征提取的结果来进行视网膜层的边界检测。

[0258] 接下来,参照图9A和图9B,将描述根据本示例的一系列处理。图9A是根据本示例的一系列处理的流程图,并且图9B是本示例中的边界检测处理的流程图。请注意,由于除了边界检测处理之外的处理与示例1中的处理类似,因此将省略描述。当在步骤S303中生成断层图像时,处理进入步骤S904。

[0259] 当开始步骤S904中的边界检测处理时,处理进入步骤S941。在步骤S941中,第一处理单元822通过使用学习模型作为第一边界检测处理来检测断层图像中的视网膜区域。

[0260] 这里,参照图10A至图12,将描述根据本示例的机器学习模型。根据本示例的用于机器学习模型的训练数据包括成对的一个或多个输入数据和地面真值。作为训练数据的示例,可以列出训练数据等,其包括成对的图10A所示的通过OCT摄像而获得的断层图像1001和图10B所示的标签图像1002,在该标签图像1002中将标签赋予给断层图像1001中的任意层。

[0261] 这里,标签图像是对各像素进行标记的图像(通过注释获得的图像),并且在本示例中,标签图像是对各像素赋予标签的图像,该标签与像素中出现(正在摄像)的图像有关。在标签图像1002中,作为标签示例,给出了比视网膜浅的一侧(玻璃体侧)的标签1003、内视网膜层的标签1004和比视网膜深的一侧(脉络膜侧)的标签1005。本示例中的第一处理单元822基于这样的标签图像检测内视网膜层。请注意,在本示例中,视网膜的范围(内视网膜层的范围)是从内限制膜和神经纤维层之间的边界L1到视网膜色素上皮L4,但不限于此。例如,视网膜的范围可以被定义为从内限制膜和神经纤维层之间的边界L1到感光体内节段-外节连接处L3的范围、从内限制膜和神经纤维层之间的边界L1到布鲁赫膜L5的范围或从内限制膜和神经纤维层之间的边界L1到脉络膜L6的范围。

[0262] 此外,尽管在图10A和图10B中示出了视网膜的XY表面中的一个XZ横截面的示例,但是,横截面不限于此。尽管未示出,但是可以预先学习XY表面上的多个任意XZ横截面,并且可以使学习模型处理由诸如光栅扫描和径向扫描的不同的各种扫描模式摄像的横截面。例如,当使用通过光栅扫描对视网膜进行三维摄像的断层图像等的数据时,在多个相邻断层图像之间进行对准的体数据可以用于训练数据。在这种情况下,可以从一个体数据和与

其相对应的一个三维标签数据(三维标签图像)生成任意角度的成对图像。另外,机器学习模型可以通过使用以各种扫描模式实际摄像的图像作为训练图像来进行学习。

[0263] 接下来,将描述学习时的图像。利用具有位置关系所对应的恒定图像尺寸的正方形区域图像来创建构成成对的断层图像1001和标签图像1002的图像,这些图像构成用于机器学习模型的训练数据。将参照图11A至图11C描述图像的创建。

[0264] 首先,将描述构成训练数据的多对中的一对是断层图像1001和标签图像1002的情况。在这种情况下,如图11A所示,一对是通过使用作为整个断层图像1001的正方形区域图像1101作为输入数据和作为整个标签图像1002的正方形区域图像1102作为地面真值而构成的。请注意,尽管在图11A所示的示例中,输入数据和地面真值的对是由各个整体图像构成的,但是该对不限于此。

[0265] 例如,如图11B所示,该对可以通过使用断层图像1001的正方形区域图像1111作为输入数据以及为标签图像1002中的对应摄像区域的正方形区域图像1113作为地面真值来构成。正方形区域图像1111和1113基于A扫描单元。A扫描单元可以是一个A扫描单元,也可以是若干个A扫描单元。

[0266] 请注意,尽管图11B基于A扫描单元,但是可以在不将整个深度方向设置到该区域的情况下为图像上下提供正方形区域之外的部分。换句话说,可以将正方形区域的水平方向上的尺寸设置为若干次A扫描,并且可以将正方形区域的深度方向上的尺寸设置为小于图像的深度方向上的尺寸。

[0267] 另外,如图11C所示,该对可以通过使用断层图像1001的正方形区域图像1121作为输入数据以及为标签图像1002中的对应摄像区域的正方形区域图像1123作为地面真值来构成。在这种情况下,假定正方形区域的尺寸是在一个正方形区域中包括多个标签的尺寸。

[0268] 请注意,在学习时,通过标准化扫描范围(摄像视角)和扫描密度(A扫描次数)以对准图像尺寸,可以使学习时的正方形区域尺寸恒定。另外,图11A至图11C中所示的各正方形区域图像分别是学习时的正方形区域尺寸的示例。

[0269] 在图11A所示的示例中,可以将正方形区域的数量设置为一个,并且,在图11B和图11C所示的示例中,可以将其设置为多个。例如,在图11B的所示的示例中,该对也可以通过使用断层图像1001的正方形区域图像1112作为输入数据以及作为标签图像1002中的对应摄像区域的正方形区域图像1114作为地面真值来构成。另外,例如,在图11C的所示的示例中,该对也可以通过使用断层图像1001的正方形区域图像1122作为输入数据以及作为标签图像1002中的对应摄像区域的正方形区域图像1124作为地面真值来构成。以这种方式,可以从一对单个断层图像和单个标签图像创建成对的互不相同的正方形区域图像。请注意,可以通过创建大量成对的正方形区域图像,同时将区域的位置改变为原始断层图像和标签图像中的不同坐标,来丰富构成训练数据的对。

[0270] 尽管在图11B和图11C所示的示例中离散地示出了正方形区域,但是,实际上,原始断层图像和标签图像可以被划分为具有恒定图像尺寸而没有间隙的连续的正方形区域图像。另外,原始断层图像和标签图像可以在随机位置处被划分为相互对应的正方形区域图像。以这种方式,通过选择更小区域的图像作为用于输入数据和地面真值对的正方形区域(或条状区域),可以从构成原始对的断层图像1001和标签图像1002生成大量对数据。因此,可以减少训练机器学习模型所花费的时间。另一方面,在完成的机器学习模型的学习模型

中,存在进行图像分割处理的时间变长的趋势。

[0271] 接下来,将参照图12描述对输入的断层图像进行图像分割处理的卷积神经网络(CNN)的构造,作为根据本示例的机器学习模型的示例。图12示出了第一处理单元822中的机器学习模型的构造1201的示例。请注意,例如,类似于示例1,FCN或SegNet也可以用作根据本示例的机器学习模型。另外,可以使用根据期望的构造如示例1中所述的进行每区域的对象识别的机器学习模型。

[0272] 与图6所示的根据示例1的机器学习模型的示例类似,图12所示的机器学习模型包括负责处理和输出输入值的处理的多个层。作为包括在机器学习模型的构造1201中的层的种类,存在卷积层、下采样层、上采样层和合并层。请注意,由于这些层的构造以及CNN的构造的变型例与根据示例1的机器学习模型中的那些类似,因此将省略详细描述。请注意,与示例1中描述的CNN的构造601类似,在本示例中使用的CNN的构造1201是U-net型机器学习模型。

[0273] 在根据本示例的第一处理单元822的学习模型中,当输入断层图像1001时,根据通过使用训练数据而训练的趋势来输出标签图像1002。第一处理单元822可以基于标签图像1002来检测断层图像1001中的视网膜区域。

[0274] 请注意,如图11B和图11C中所示,当图像的区域被划分和学习时,第一处理单元822通过使用学习模型来获得正方形区域图像,该正方形区域图像是与各正方形区域相对应的标签图像。因此,第一处理单元822可以检测各正方形区域中的视网膜层。在这种情况下,第一处理单元822以与各正方形区域图像类似的位置关系来布置作为通过使用学习模型获得的标签图像的各正方形区域图像,并且组合各正方形区域图像。因此,第一处理单元822可以生成与输入的断层图像1001相对应的标签图像1002。同样在这种情况下,第一处理单元822可以基于生成的标签图像1002来检测断层图像1001中的视网膜区域。

[0275] 在步骤S941中,当第一处理单元822检测到视网膜区域时,处理进入步骤S942。在步骤S942中,第二处理单元823基于图10A所示的断层图像1001中由第一处理单元822检测到的视网膜区域,通过基于规则的图像分割处理,检测内视网膜层中的剩余边界,作为第二检测处理。

[0276] 参照图13A至图13D,将描述第二处理单元823进行的第二边界检测处理。图13A示出了断层图像1001,断层图像1001是用作输入的断层图像的示例。图13B是由第一处理单元822输出的标签图像1002,并且是被赋予有视网膜区域的标签1004以及与其它相对应的标签1003、1005的图像。根据本示例的第二处理单元823将由标签图像1002中的标签1004指示的视网膜区域的范围用作用于层检测的目标区域。

[0277] 第二处理单元823可以通过在标签图像1002中检测由标签1004指示的视网膜区域中的轮廓来检测目标边界。图13C示出了第二处理单元823已经对其进行了处理的边缘增强处理图像1303。下面将描述第二处理单元823的处理。请注意,如图13C和图13D所示,由于视网膜层被中断,因此第二处理单元823不对视神经乳头进行边界检测。

[0278] 第二处理单元823对与要处理的断层图像1001中的标签1004相对应的区域进行噪声去除和边缘增强处理。第二处理单元823应用例如中值滤波器或高斯滤波器作为噪声去除处理。另外,第二处理单元823应用索贝尔(Sobel)滤波器或黑森(Hessian)滤波器作为边缘增强处理。

[0279] 这里,将描述使用二维黑森滤波器的对二维断层图像的边缘增强处理。黑森滤波器可以基于黑森矩阵的两个本征值( $\lambda_1, \lambda_2$ )之间的关系强调二维阴影分布的二次局部结构。因此,在本示例中,通过利用黑森矩阵的本征值与本征向量( $e_1, e_2$ )之间的关系来强调二维线结构。由于被检眼的二维断层图像中的线结构与视网膜层的结构相对应,因此可以通过应用黑森滤波器来强调视网膜层的结构。

[0280] 请注意,为了检测具有不同厚度的视网膜层,可以改变在计算黑森矩阵时通过高斯函数进行平滑的分辨率。另外,当应用二维黑森滤波器时,可以在对数据进行变换之后应用二维黑森滤波器,以调整图像的XZ物理尺寸。在普通OCT的情况下,XY方向和Z方向上的物理尺寸不同。因此,通过针对各像素调整视网膜层的物理尺寸来应用滤波器。请注意,由于可以从OCT装置10的设计/构造掌握XY方向和Z方向上的物理尺寸,因此可以基于物理尺寸来变换断层图像的数据。另外,当物理尺寸未被标准化时,也可以通过使用高斯函数改变平滑的分辨率来大致对应。

[0281] 在上文中,尽管已经描述了利用二维断层图像的处理,但是,应用黑森滤波器的对象不限于此。当对断层图像进行摄像时的数据结构是通过光栅扫描的三维断层图像时,也可以应用三维黑森滤波器。在这种情况下,在图像处理单元82在相邻的断层图像之间在XZ方向上进行对准处理之后,第二处理单元823可以基于黑森矩阵的三个本征值( $\lambda_1, \lambda_2, \lambda_3$ )之间的关系来强调三维阴影分布的二次局部结构。因此,通过利用黑森矩阵的本征值与本征向量( $e_1, e_2, e_3$ )之间的关系来强调三维层结构,也可以三维地强调边缘。

[0282] 在边缘增强处理图像1303中,边缘被强调的部分显示为白线1304。请注意,断层图像1001中与标签1004不对应的区域可以被视为未检测到边缘的区域。另外,尽管这里已经描述了通过使用黑森滤波器进行边缘增强处理的构造,但是边缘增强处理的处理方法不限于此,并且可以通过现有的任意方法来进行。

[0283] 图13D示出了边界图像1305,该边界图像1305示出了第二处理单元823通过使用标签图像1002和边缘增强处理图像1303检测到的视网膜层的边界。在边界图像1305中,黑线1306指示边界的示例。下面将描述由第二处理单元823从标签图像1002和边缘增强处理图像1303检测视网膜层的边界的处理。

[0284] 第二处理单元823从边缘增强处理图像1303检测边缘强调的边界。在本示例中,由于第一处理单元822已经检测到ILM和NFL之间的边界以及RPE,因此第二处理单元823随后检测ISOS以及NFL和GCL之间的边界。请注意,尽管未示出,但是可以检测外网状层(OPL)和外核层(ONL)之间的边界、内网状层(IPL)和内核层(INL)之间的边界、INL和OPL之间的边界以及GCL和IPL之间的边界等,作为其他边界。

[0285] 作为边界的检测方法,在每次A扫描中,将边缘辉度强的多个位置检测为边界候选,并且基于相邻的A扫描中的边界候选的连续性,将点(边缘辉度强的位置)连接为线。另外,当点被连接为线时,第二处理单元823可以通过评估线的平滑度来去除异常值。更具体地,例如,比较连接点在Z方向上的位置,并且当Z方向上的位置之间的差大于预定阈值时,可以将新连接的点确定为异常值,并且可以从连接处理中排除该异常值。另外,当异常值被去除时,与排除点的A扫描位置相邻的A扫描中的边界候选可以被连接为线。请注意,异常值的去除方法不限于此,并且可以通过现有的任意方法来进行。

[0286] 第二处理单元823基于视网膜层的边界在Z方向上的垂直距离和位置关系,为通过

连接点而形成的各条线确定对应的边界。请注意,当作为在每次A扫描中去除异常值的结果而没有检测到边界时,可以通过从外围边界内插来导出边界。另外,可以通过依赖于边缘在水平方向(X或Y方向)上从外围边界搜索边界候选,并且可以基于从外围边界搜索的边界候选再次确定边界。

[0287] 然后,第二处理单元823进行将边界的形状校正为在检测到的边界上平滑的处理。例如,可以通过将图像特征和形状特征与动态轮廓模型(例如Snakes和Level Set方法)一起使用来平滑边界的形状。另外,考虑到边界形状的坐标值是带有信号的时间序列数据,可以通过诸如Savitzky-Golay滤波器、简单移动平均、加权移动平均和指数移动平均的平滑处理来平滑形状。

[0288] 通过这种处理,第二处理单元823可以检测在由第一处理单元822检测到的视网膜区域中的视网膜层。请注意,上述第二处理单元823对视网膜层的检测处理是示例,并且还可以通过使用现有的任意分割处理来检测视网膜层。当第二处理单元823检测到视网膜层时,处理进入步骤S305。由于后续处理与示例1的类似,因此将省略其描述。

[0289] 如上所述,根据本示例的图像处理装置80包括获得单元21、第一处理单元822和第二处理单元823。获得单元21获得被检眼的断层图像。第一处理单元822进行用于通过使用学习模型来检测断层图像中的被检眼的多个视网膜层中的至少一个视网膜层的第一检测处理。第二处理单元823进行用于在不使用学习模型的情况下检测断层图像中的多个视网膜层中的至少一个视网膜层的第二检测处理。

[0290] 具体地,第二处理单元823通过第二检测处理检测除通过第一检测处理检测到的至少一个视网膜层以外的至少一个视网膜层。特别地,在本示例中,第一检测处理是对从被检眼的内限制膜与神经纤维层之间的边界到感光体内节段-外节段连接处、视网膜色素上皮和布鲁赫膜中的一个的层进行检测的处理。另外,第二检测处理是在第一检测处理之后进行的处理,其检测包括在通过第一检测处理检测到的层中的至少一个视网膜层,即,被检测到的层之间的至少一个视网膜层。

[0291] 在根据本示例的图像处理装置80中,可以与疾病、部位等无关地进行边界检测。另外,通过将图像特征的边界检测与机器学习模型输出的区域一起使用,可以提高边界检测的精度。此外,在机器学习的过程中,由于学习时可能会仅创建用于视网膜层的正确答案数据,否则可能会创建其它数据,因此也可以有效地进行学习。

[0292] 另外,当通过机器学习模型检测到的边界增加时,在输出标签图像和边界图像中发生错误检测的可能性会增加。另一方面,在根据本示例的使用机器学习模型的视网膜区域的检测中,由于要检测的边界很少,因此可以抑制输出标签图像和边界图像中的错误检测。

[0293] 请注意,同样在本示例中,类似于示例1,第一处理单元822可以被构造为通过使用多个机器学习模型来进行视网膜区域的检测。在这种情况下,可以提高视网膜区域的检测精度。另外,由于还可以额外地增加学习模型,所以还可以期望升级版本以逐渐提高性能。

[0294] (示例2的变型例)

[0295] 在上述示例2中,已经示出了这样的示例:在第二处理单元823基于规则库检测视网膜的边界之前,第一处理单元822通过使用学习模型来进行视网膜区域的检测,作为初始阶段。然而,第一处理单元822的处理和第二处理单元823的处理的顺序不限于此。例如,当

第一处理单元822对视网膜区域的检测非常耗时时,可以由第二处理单元823首先基于规则库进行视网膜区域的检测处理。

[0296] 在这种情况下,第二处理单元823首先通过使用与示例2中的第二处理单元823的方法类似的方法来检测ILM和NFL、RPE或ISOS之间的边界。这是因为这些边界位于具有高辉度值的位置处,并且是位于视网膜的浅层部分和深层部分中的边界。当检测ILM和NFL、RPE或ISOS之间的边界时,由于特征比其他边界更容易显现,因此可以基于对其进行了若干次噪声处理的、具有很多模糊的图像来检测这些边界。在这种情况下,由于仅可以检测到一般特征,所以可以防止其他边界的错误检测。另外,通过对断层图像进行具有动态阈值的二值化处理来限制视网膜区域,并且可以从中检测到ILM和NFL、RPE或ISOS之间的边界。请注意,第二处理单元823可以检测ILM和NFL以及BM之间的边界。

[0297] 然而,当如上所述通过这样的规则库来检测作为第一检测目标的视网膜区域时,对于被检眼的个体差异和病理变化的鲁棒性较低,并且最初可能会错误地检测视网膜区域。在这种情况下,可能无法适当地进行随后的内视网膜层边界的检测。

[0298] 作为对策,在本变型例中,图像处理单元82将用于检查视网膜区域的错误检测的参数(例如,视网膜区域边界的不连续性以及局部弯曲或局部区域中的边界坐标的分布)与预定阈值进行比较。当这些参数超过预定阈值时,图像处理单元82确定第二处理单元823对视网膜区域的检测是错误检测。然后,第一处理单元822被构造为当第二处理单元823对视网膜区域的检测被图像处理单元82确定为错误检测时,进行视网膜区域的检测。

[0299] 根据本变型例,即使当第一处理单元822对视网膜区域的检测非常耗时时,也可以确保对被检眼的个体差异和病理变化的鲁棒性,同时减少了进行大量检查的检查者(操作者)的大量处理等待时间。

[0300] 另外,在本变型例中,尽管已经描述了在第一处理单元822进行处理之前由第二处理单元823进行处理的构造,但是这些处理可以同时开始。在这种情况下,当第二处理单元823对视网膜区域的检测被图像处理单元82确定为错误检测时,第二处理单元823在等待第一处理单元822对视网膜区域的检测之后进行对内视网膜层的边界检测。请注意,当适当地进行第二处理单元823对视网膜区域的检测时,可以中断第一处理单元822的处理,或者可以丢弃第一处理单元822的处理结果。

[0301] 另外,当第一处理单元822和第二处理单元823检测到视网膜区域(同一视网膜层)时,显示控制单元25可以使显示单元50显示第一处理单元822和第二处理单元823进行的检测处理的处理结果。在这种情况下,根据操作者对在显示单元50上显示的处理结果的指令,第二处理单元823可以在第一处理单元822和第二处理单元823进行的检测处理的任一处理结果上进行内视网膜层的边界检测。在这种情况下,第二处理单元823对视网膜区域的检测处理可以被定义为第二检测处理,并且第二处理单元823对内视网膜层的边界的随后的检测处理可以被定义为第三检测处理。

[0302] (示例3)

[0303] 在示例2中,已经示出了这样的示例:通过使用学习模型来检测视网膜区域,并且针对所检测到的视网膜区域检测内视网膜层的边界。另一方面,在本示例中,作为通过使用学习模型检测到的区域,不仅检测到视网膜区域,而且还检测到作为输入数据的图像的摄像部位的特征区域。

[0304] 在下文中,对于根据本示例的图像处理系统的图像处理,将主要描述与根据示例2的图像处理的不同之处。请注意,由于根据本示例的图像处理系统的构造和处理过程与根据示例2的图像处理系统8的构造和处理过程类似,因此将通过使用相同的附图标记来示出根据本示例的图像处理系统的构造和处理过程,并且将省略描述。

[0305] 参照图14A至图14D,将描述由根据本示例的第一处理单元822通过使用学习模型检测到的区域。图14A至图14D示出了针对被检眼的各部位摄像的图像以及由第一处理单元822处理的处理结果的标签图像的示例。

[0306] 图14A示出在对黄斑区域进行摄像的情况下断层图像1401和通过使用学习模型获得的黄斑区域中的标签图像1402。在标签图像1402中示出了玻璃体标签1403、从ILM到ISOS的范围的标签1404、从ISOS到RPE的范围的标签1405、脉络膜标签1406和巩膜标签1407。

[0307] 至于黄斑区域,为了识别例如由于出血、新血管形成等引起的整个视网膜的厚度、与视力有关的感光体缺陷或由于病理性近视引起的脉络膜变薄,针对容易出现形态变化的各区域设置标签,并预先通过机器学习模型进行学习。对于训练数据,假定黄斑区域的断层图像是输入数据,并且标签图像是地面真值,在该标签图像中,给出了例如玻璃体标签、从ILM至ISOS的范围的标签、从ISOS到RPE的范围的标签、脉络膜标签和巩膜标签。因此,第一处理单元822通过将黄斑区域的断层图像输入到学习模型中,可以获得示出了容易出现上述形态变化的各区域的标签的标签图像,并且能够按这些标签的单位检测区域。

[0308] 图14B示出了在对视神经乳头进行摄像的情况下断层图像1411以及通过使用学习模型获得的视神经头中的标签图像1412。在标签图像1412中示出了玻璃体标签1413、从ILM到NFL和GCL之间的边界的范围的标签1414、以及从NFL和GCL之间的边界到GCL和IPL之间的边界的范围的标签1415。另外,在标签图像1412中示出了从GCL和IPL之间的边界到ISOS的范围的标签1416、以及从ISOS到RPE的范围的标签1417。另外,在标签图像1412中示出了比RPE更深的范围的标签1418和筛板的范围的标签1419。至于这种情况下的训练数据,假定视神经乳头的断层图像是输入数据,并且标签图像是地面真值,在该标签图像中给出了例如玻璃体标签、从ILM到NFL和GCL之间的边界的范围的标签、从NFL和GCL之间的边界到GCL和IPL之间的边界的范围的标签、从GCL和IPL之间的边界到ISOS的范围的标签、从ISOS到RPE的范围的标签、比RPE更深的范围的标签以及筛板的范围的标签。

[0309] 图14C的正面图像1421是在XY表面上从正面方向看的图像,并且是在视神经乳头摄像时通过使用眼底图像摄像装置30摄像的图像。另外,图14C的标签图像1422是通过使用用于视神经乳头的正面图像1421的学习模型而获得的标签图像。在标签图像1422中示出了用于视神经乳头的周围的标签1423、Disc标签1424和Cup标签1425。

[0310] 在视神经乳头中,由于青光眼,神经节细胞的消失、在RPE(RPE-tip)端或布鲁赫膜开口(BMO)端的形态变化、筛板以及Cup和Disc等很容易出现。因此,为这些区域中的各区域设置标签,并预先通过机器学习模型进行学习。对于训练数据,假定视神经乳头的正面图像是输入数据,且标签图像是地面真值,在该标签图像中给出了例如视神经乳头的周围的标签、Disc标签和Cup标签。因此,第一处理单元822可以通过将视神经乳头的图像输入到学习模型中,获得示出了容易出现上述形态变化的各区域的标签的标签图像,并且能够按这些标签的单位检测区域。

[0311] 图14D示出在对眼前段进行摄像的情况下断层图像1431,以及通过使用学习模型获得的眼前段摄像中的标签图像1432。在标签图像1432中示出了角膜标签1433、前房标签1434、虹膜标签1435和晶状体标签1436。至于眼前段的断层图像1431,与眼后段图像不同,如前所述的主要区域是通过机器学习模型预先学习的。至于训练数据,假定眼前段的断层图像是输入数据,且标签图像是地面真值,在该标签图像中给出了例如角膜标签、前房标签、虹膜标签和晶状体标签。因此,第一处理单元822通过将眼前段的图像输入到学习模型中,可以获得其中示出了容易出现上述形态变化的各区域的标签的标签图像,并且能够按这些标签的单位检测区域。

[0312] 根据本示例的第二处理单元823基于第一处理单元822在图14A、图14B和图14D所示的断层图像1401、1411、1431中检测到的区域来检测剩余边界。另外,第二处理单元823可进行对检测到的边界、被检测到的边界夹在中间的层区域或由第一处理单元822检测到的区域的厚度的测量。

[0313] 另外,第二处理单元823可以对图14C的正面图像上的由标签分类的各区域进行测量,并且可以计算各区域的高度、宽度、面积和Cup/Disc比。请注意,可以将现有的任意方法用于这些测量和该比值的计算。

[0314] 以这种方式,根据本示例的第二处理单元823可以进行与由第一处理单元822检测到的区域相对应的图像处理算法,并且可以在针对各区域应用图像处理算法时改变规则。这里的规则包括例如要检测的边界的种类。例如,类似于示例1,第二处理单元823可以在针对图14A所示的黄斑区域的断层图像1401在用标签1404示出的ILM至ISOS的范围内进行附加边界检测。请注意,边界检测方法可以类似于示例1中的边界检测方法。另外,第二处理单元823可以应用图像处理算法和规则,以便针对黄斑区域的断层图像1401检测ILM和NFL之间的边界、OPL和ONL之间的边界、IPL和INL之间的边界、INL和OPL之间的边界以及GCL和IPL之间的边界。以这种方式,在第二处理单元823中,可以根据期望的构造为各区域设置任意图像处理算法和规则。

[0315] 如上所述,在根据本示例的图像处理装置80中,第一处理单元822为输入图像检测针对各摄像部位的预定边界。因此,在本示例中,由于通过使用学习模型检测到的区域不限于视网膜区域,而是与摄像部位有关的特征区域,因此可以解决诸如疾病的变异。请注意,当输入图像是视网膜的断层图像时,第一处理单元822可以检测各摄像部位的预定边界,作为检测至少一个视网膜层的第一检测处理。另外,当输入图像是除视网膜的断层图像以外的图像时,第一处理单元822可以检测各摄像部位的预定边界作为与第一检测处理不同的处理。请注意,类似于示例1,可以对已经针对断层图像的各区域进行了学习的多个学习模型的各个输出进行组合,以生成第一处理单元822的最终输出。

[0316] 另外,在根据本示例的图像处理装置80中,可以基于第一检测处理或第二检测处理的结果来测量预定形状特征,例如,与被检眼有关的各区域的高度(厚度)、宽度、面积以及Cup/Disc比。

[0317] (示例4)

[0318] 在示例3中,已经示出了这样的示例:通过使用学习模型检测到的区域不限于视网膜区域,而是检测到摄像部位中的特征区域。另一方面,在示例4中,根据图像被摄像的摄像条件来选择使用学习模型的处理的性能,并且进一步缩小通过使用学习模型检测到的区

域。

[0319] 在下文中,参照图15至图16B,对于根据本示例的图像处理系统150的图像处理,将主要描述与根据示例2的图像处理的不同之处。请注意,将通过使用相同的附图标记示出与根据示例2的图像处理系统8的构造和处理类似的根据本示例的图像处理系统的构造和处理,并且将省略描述。

[0320] 图15示出了根据本示例的图像处理系统150的示意构造的示例。根据本示例的图像处理系统150在图像处理装置152的图像处理单元1520中,除了断层图像生成单元221、第一处理单元822和第二处理单元823之外,还设有选择单元1524。

[0321] 选择单元1524基于由获得单元21获得的摄像条件和与第一处理单元822的学习模型有关的学习内容(训练数据),来选择对断层图像进行的图像处理。具体地,基于摄像条件和学习模型的学习,来选择是仅通过第一处理单元822检测视网膜层,还是通过第一处理单元822检测视网膜区域并通过第二处理单元823检测视网膜层,还是仅通过第二处理单元823检测视网膜层。另外,当第一处理单元822包括多个学习模型时,选择单元1524可以基于摄像条件和与第一处理单元822的学习模型有关的学习内容来选择用于第一处理单元822的检测处理的学习模型。

[0322] 接下来,参照图16A和图16B,将描述根据本示例的一系列处理。图16A是根据本示例的一系列处理的流程图,并且图16B是根据本示例的边界检测处理的流程图。请注意,由于除了边界检测处理之外的处理与示例2中的处理类似,因此将省略描述。当在步骤S303中生成断层图像时,处理进入步骤S1604。当处理进入步骤S1604时,边界检测处理开始,并且处理进入步骤S1641。

[0323] 在步骤S1641中,获得单元21获得所生成的断层图像的摄像条件,并且图像处理单元1520从获得的摄像条件中获得对第一处理单元822和第二处理单元823的处理进行选择所需的信息。例如,这些条件可以包括摄像部位、摄像系统、摄像区域、摄像视角和图像分辨率。

[0324] 在步骤S1642中,选择单元1524基于在步骤S1641中获得的摄像条件来选择是否进行第一处理单元822的处理。这里,作为一个示例,考虑如下情况:对于第一处理单元822的学习模型,只准备了两个模型,一个用于视神经乳头的模型,一个用于黄斑区域的模型,已经通过使用用于视神经乳头和黄斑区域的各摄像部位的训练数据对这两个模型进行了学习。另外,在这种情况下,第一处理单元822将被描述为不能够对应于广角图像(视神经乳头和黄斑区都被摄像的范围的图像)。

[0325] 在该示例中,当选择单元1524基于例如摄像部位名称和关于摄像条件的摄像视角的信息,确定输入图像是视神经乳头或黄斑区域单独被摄像的图像时,选择单元1524选择由第一处理单元822进行处理。因此,处理进入步骤S1643。另一方面,当选择单元1524确定输入图像是通过除了视神经乳头和黄斑区域之外的摄像而获得的图像,或包括视神经乳头和黄斑区域两者的广角图像时,选择单元1524选择不由第一处理单元822进行处理。因此,处理进入步骤S1645。

[0326] 在步骤S1643中,选择单元1524基于在步骤S1641中获得的摄像条件来选择第一处理单元822所利用的合适的学习模型。在上述示例中,当选择单元1524基于例如摄像部位名称和关于摄像视角的信息,确定输入图像是通过对视神经乳头进行摄像而获得的图像时,

选择单元1524选择用于视神经乳头的模型。类似地,当选择单元1524确定输入图像是通过对黄斑区域进行摄像而获得的图像时,选择单元1524选择用于黄斑区域的模型。

[0327] 请注意,这里,尽管已经示出学习模型已经仅学习通过对视神经乳头和黄斑区域进行摄像而获得的图像的示例,但是学习模型的学习内容不限于此。例如,可以使用已经针对其它部位进行了学习的学习模型,或者已经通过使用包括视神经乳头和黄斑区域的广角图像对其进行了学习的学习模型。

[0328] 另外,当分别准备根据摄像系统而不是摄像部位的学习模型时,可以根据摄像系统进行处理的选择和学习模型的选择。作为摄像系统的示例,存在SD-OCT和SS-OCT的摄像系统,并且由于这两种摄像系统之间的差异,图像质量、摄像范围、在深度方向上的侵入深度等不同。因此,可以对这些不同的摄像系统的图像进行适当处理的选择和学习模型的选择。请注意,当在学习时与摄像系统无关地一起进行了学习时,可以不根据摄像系统改变处理。另外,当仅存在一个学习模型时,由于不需要步骤S1643中的学习模型的选择,因此可以跳过该处理。

[0329] 在步骤S1644中,第一处理单元822通过使用在步骤S1643中选择的学习模型来进行第一边界检测处理。请注意,在示例1至3中描述的处理可以用于该处理。例如,当用于黄斑区域的模型已经针对黄斑区域中的各视网膜层的图像分割处理进行了学习时,类似于示例1,作为第一检测处理,第一处理单元822可以检测要检测的所有边界。另外,例如,当用于视神经乳头的模型已经针对检测视神经乳头中的视网膜区域的处理进行了学习时,类似于示例2,作为第一检测处理,第一处理单元822可以检测视网膜区域。类似地,当用于黄斑区域的模型如示例3中一样已经针对检测黄斑区域的特征区域的处理进行了学习时,如示例3中一样,作为第一检测处理,第一处理单元822可以检测特征区域。请注意,由于具体的检测方法与示例1至3中的检测方法类似,因此将省略描述。

[0330] 在步骤S1645中,选择单元1524基于在步骤S1641中获得的摄像条件来选择是否由第二处理单元823进行处理。当选择单元1524选择由第二处理单元823进行处理时,处理进入步骤S1646。在另一方面,当选择单元1524选择不由第二处理单元823进行处理时,步骤S1604中的处理结束,并且处理进入步骤S305。

[0331] 这里,将描述在步骤S1645中由选择单元1524进行选择处理的示例。由第二处理单元823进行处理的情况是,例如,如在示例2和3中描述的情况,其中,第二处理单元823基于由第一处理单元822检测到的区域来检测边界。

[0332] 另外,除此之外,当不被第一处理单元822学习的图像被输入时,也由第二处理单元823进行处理。在这种情况下,在步骤S1642中,由于选择了跳过由第一处理单元822进行的处理,因此第二处理单元823在不使用学习模型的情况下通过基于规则的图像分割处理来进行边界检测。

[0333] 另一方面,不进行第二处理单元823的处理的情况是例如这样的情况,其中,第一处理单元822可以通过使用学习模型来检测所有目标边界。在这种情况下,由于仅由第一处理单元822来完成处理,因此可以跳过由第二处理单元823进行的处理。

[0334] 然而,即使当第一处理单元822可以通过使用学习模型来检测所有目标边界时,当由第二处理单元823基于所检测到的边界进行层厚度等的测量时,也可以选择由第二处理单元823进行处理。另一方面,基于检测到的边界的层厚度等的测量可以不限于由第二处理

单元823进行,并且可以在图像处理单元1520中进行。因此,即使当在进行层厚度等的测量时,也可以不选择由第二处理单元823进行处理。

[0335] 在步骤S1646中,选择单元1524基于在步骤S1641中获得的摄像条件来选择为了进行第二处理单元823的处理所需的图像处理以及在应用图像处理时的规则。例如,当输入图像是如图14A、图14B和图14D中所示的断层图像时,选择单元1524基于由第一处理单元822检测到的区域来选择用于检测剩余边界的处理和规则。

[0336] 具体地,例如,当输入图像是通过对图14中所示的黄斑区域进行摄像而获得的断层图像1401时,选择单元1524选择可以正确地进行黄斑区域的层识别的图像处理和规则。另外,例如,在通过对图14B中所示的视神经乳头进行摄像而获得的断层图像1411的情况下,选择单元1524在考虑到布鲁赫膜开口端(BMO)、筛板、Cup、Disc等的影响的情况下,选择考虑视神经乳头的异常处理的图像处理和规则。此外,例如,至于断层图像1431,在对图14D所示的眼前段进行摄像的情况下,选择单元1524选择可以对角膜部分进行进一步的层识别的图像处理和规则。

[0337] 此外,在步骤S1647中,当对检测到的边界或被边界夹在中间的层区域的厚度进行测量时,除了层边界的检测或单独进行检测之外,选择单元1524也可以选择用于这样的图像测量功能所需的图像处理。

[0338] 在步骤S1647中,第二处理单元823进行边界的检测和/或所检测的边界和区域的测量。请注意,类似于示例2和3中所描述的,将省略对基于由第一处理单元822检测到的区域来检测区域中的边界的处理和测量边界的处理等的描述。

[0339] 这里,将描述当输入未被第一处理单元822的学习模型学习的图像时由第二处理单元823进行的处理的示例。在这种情况下,由于不存在从输入图像检测到的视网膜区域的候选,因此,如示例2的变型例所述,第二处理单元823首先检测ILM与NFL、RPE或ISOS之间的边界。

[0340] 在检测到ILM和NFL、RPE或ISOS之间的边界之后,第二处理单元823基于这些边界之间的区域来检测剩余边界。由于检测处理与示例2和3中的检测处理类似,因此将省略描述。当第二处理单元823进行这些处理时,处理进入步骤S305。请注意,类似于示例2的变型例,第二处理单元823可以首先检测ILM和NFL以及BM之间的边界。另外,由于后续处理与示例1至示例3中的处理类似,因此将省略描述。

[0341] 如上所述,在根据本示例的图像处理装置152中,获得单元21获得与被检眼的断层图像有关的摄像条件。图像处理装置152还包括选择单元1524,其基于摄像条件选择处理。选择单元1524基于摄像条件选择第一检测处理和第二检测处理中的至少一个。

[0342] 因此,在根据本示例的图像处理装置152中,基于摄像条件,确定是否可以由第一处理单元822通过学习模型进行边界检测,以及是否需要进行由第二处理单元823通过图像特征进行的边界检测的处理。因此,即使当通过学习模型进行的边界检测仅对应于具体图像时,也可以根据输入图像适当地进行处理。因此,即使当学习模型不对应于各种图像模式时,也可以可靠地进行边界检测处理。因此,通过将通过机器学习创建的各个成熟阶段中的至少一个机器学习模型与如下图像处理方法一起使用,可以提高边界检测的精度,该图像处理方法以基于规则的方式确定图像特征提取结果以进行视网膜层的边界检测。

[0343] 另外,第一处理单元822包括已经通过使用不同的训练数据对其进行机器学习

的多个学习模型。此外,第一处理单元822通过使用多个学习模型中的已经通过使用与摄像条件相对应的训练数据对其进行了机器学习的学习模型来进行第一检测处理。

[0344] 根据本示例,可以通过使用基于摄像条件的适当的学习模型来检测视网膜层,并且可以根据输入图像来进行更适当的处理。另外,由于还可以额外地增加学习模型,所以还可以期望升级版本以逐渐提高性能。此外,根据选择单元1524,可以基于摄像条件来进行在第二处理单元823中使用的图像处理和规则的选择,并且可以根据输入图像来进行更适当的处理。

[0345] 请注意,在本示例中,在步骤S1642和步骤S1645中,尽管分别选择由第一处理单元822和第二处理单元823进行的处理,但是选择处理的过程不限于此。例如,选择单元1524可以被构造为在一个步骤中选择仅由第一处理单元822进行的处理,仅由第二处理单元823进行的处理,或者由第一处理单元822和第二处理单元823进行的处理。

[0346] (示例4的变型例)

[0347] 在示例4中,已经示出了在各种情况下能够进行适当的处理,例如,当第一处理单元822和第二处理单元823在两侧共享边界检测等时,或者当边界检测等仅由其中一个完成时。相比之下,第一处理单元822和第二处理单元823可以并行进行同一处理,例如,检测同一条边界的处理。

[0348] 作为这样的示例,例如,考虑以下情况:第一处理单元822可以通过使用学习模型来检测所有目标边界,并且,第二处理单元823可以检测作为第一检测目标的包括视网膜区域在内的所有目标边界。在这种情况下,第一处理单元822和第二处理单元823输出分别检测各个边界的结果。

[0349] 由于这些检测结果分别是通过学习模型进行的处理的结果和通过规则库进行的图像处理的结果,因此这两种结果可能有所不同。因此,在本变型例中,显示控制单元25可以在显示单元50上并排显示这两种结果,可以切换显示这两种结果,并且可以重叠的方式显示这两种结果。另外,可以在图像处理单元1520中确定这两种结果是否匹配,并且显示控制单元25可以以强调的方式在显示单元50上显示不匹配的部分。在这种情况下,可以向操作者指示层检测的可靠性。此外,显示控制单元25可以使显示单元50显示不匹配的部分,并且可以允许根据操作者的指令来选择更加令人满意的结果。

[0350] (示例5)

[0351] 在示例2至4中,已经示出了这样的示例:通过使用学习模型来检测视网膜区域,并且针对所检测到的视网膜区域检测规则库上的内视网膜层的边界。相比之下,在示例5中,基于医学特征,对通过使用学习模型检测到的区域进行校正。

[0352] 在下文中,参照图17至图19D,对于根据本示例的图像处理系统170的图像处理,将主要描述与根据示例2的图像处理的不同之处。请注意,将通过使用相同的附图标示出与根据示例2的图像处理系统8的构造和处理类似的根据本示例的图像处理系统的构造和处理,并且将省略描述。

[0353] 图17指示了根据本示例的图像处理系统170的示意构造的示例。根据本示例的图像处理系统170中的图像处理装置172的图像处理单元1720,除了断层图像生成单元221、第一处理单元822和第二处理单元823之外,还设有校正单元1724。

[0354] 校正单元1724基于由第一处理单元822通过使用学习模型而获得的标签图像的眼

睛的医学特征来校正标记区域。因此,图像处理单元1720可以更适当地检测视网膜区域和特征区域。

[0355] 接下来,参照图18A和图18B,将描述根据本示例的一系列处理。图18A是根据本示例的一系列处理的流程图,并且图18B是根据本示例的边界检测的流程图。请注意,由于除了边界检测处理之外的处理与示例2中的处理类似,因此将省略描述。当在步骤S303中生成断层图像时,处理进入步骤S1804。当处理进入步骤S1804,并且在步骤S941中进行由第一处理单元822进行的处理时,处理进入步骤S1841。

[0356] 在步骤S1841中,校正单元1724校正在步骤S941中由第一处理单元822检测到的视网膜区域。更具体地,基于由第一处理单元822通过使用学习模型而获得的标签图像的眼睛的医学特征来校正标记区域。

[0357] 这里,参照图19A至图19D,将描述根据本示例的由校正单元1724进行的校正处理。图19A示出了用作对第一处理单元822的输入的断层图像1901的示例。图19B示出了以断层图像1901作为输入,通过第一处理单元822使用学习模型而获得的标签图像1902的示例。在标签图像1902中,示出了内视网膜层的标签1904、比视网膜浅的一侧(玻璃体侧)的标签1903以及比视网膜深的一侧(脉络膜侧)的标签1905。

[0358] 请注意,基于学习模型学习时的标签的设置进行标记。因此,标签的种类不限于此,并且可以在视网膜层上设置多个标签,如示例3所示。此外,在这种情况下,可以应用根据本示例的校正处理。

[0359] 在本示例中,第一处理单元822通过使用学习模型来逐个像素地进行图像分割处理。因此,如图19B的标签1903'和1904'所示,可能会部分地进行错误检测。校正单元1724基于眼睛的医学特征来校正这些错误检测。

[0360] 第一处理单元822对各检测到的标签进行标记处理,并且在相邻像素中具有相同标签的像素被集成为一个区域。在本示例中给出的标签的种类为三种,即,内视网膜层的标签1904、比视网膜浅的一侧(玻璃体侧)的标签1903以及比视网膜深的一侧(脉络膜侧)的标签1905。另外,由于通过对视网膜的断层图像进行摄像而获得的图像是目标,因此这些标签出现的顺序是从图像的顶部开始依次为标签1903、标签1904和标签1905。请注意,在以强调的方式对脉络膜侧进行摄像的EDI(增强深度摄像)模式的情况下,由于视网膜被反转摄像,因此标签出现的顺序是从图像的顶部开始依次为标签1905、标签1904和标签1903。

[0361] 如上所述,由于输入到第一处理单元822的图像是视网膜的断层图像,因此可以基于医学特征从摄像时的条件和摄像部位中估计标签之间的位置关系。因此,校正单元1724为各标记区域指定检测结果,并且将被认为是错误检测的区域校正为基于医学特征估计的区域。

[0362] 具体地,校正单元1724从具有较大面积的标记区域开始指定标记区域,并且确定具有小于阈值的面积的标记区域以及与已经指定的区域具有空间距离的标记区域为错误检测。然后,校正单元1724重置被确定为错误检测的标签信息。在这种情况下的示例在图19C中示出。图19C中所示的区域1910指示已经由校正单元1724针对由标签1903'和标签1904'指示的区域(即,被视为错误检测的区域)重置其标签信息的区域。

[0363] 校正单元1724将从周围的标签信息估计的标签信息分配给标签信息已经被重置的区域1910。在图19C所示的示例中,将标签1903分配给被标签1903围绕的区域1910,并且

将标签1905分配给被标签1905围绕的区域1910。

[0364] 通过校正单元1724的这些处理,如图19D所示,输出最终标签图像1920。因此,图像处理单元1720可以更适当地检测视网膜区域。

[0365] 当由校正单元1724进行校正处理时,处理进入步骤S942。在步骤S942中,与示例2中一样,第二处理单元823基于校正后的视网膜区域进行第二边界检测处理。由于后续处理与示例2的类似,因此将省略其描述。

[0366] 如上所述,根据本示例的图像处理装置172还包括校正单元1724,该校正单元1724基于视网膜层中的医学特征来校正由第一处理单元822检测到的视网膜层的结构。

[0367] 因此,在根据本示例的图像处理装置172中,对于通过使用学习模型检测到的区域,可以通过使用医学特征来进行区域的校正。因此,即使当逐个像素地检测图像时,也可以减少错误检测。

[0368] 请注意,在本示例中,尽管将由校正单元1724进行的校正处理添加到根据示例2的处理,但是可以将校正处理添加到根据示例3和示例4的处理。

[0369] (示例6)

[0370] 在示例1至示例5中,通过使用学习模型针对摄像的断层图像检测内视网膜层和视网膜区域的边界。相比之下,在本示例中,生成了其中通过使用另一学习模型而改善了断层图像的图像质量的高质量图像,并且对该高质量图像进行了根据示例1或2等的使用学习模型的边界检测和区域检测。请注意,在本示例中图像质量的改善包括降噪、摄像目标到易于观察的颜色和灰度的转换、分辨率或空间分辨率的改善以及在抑制分辨率下降的情况下图像尺寸的放大。

[0371] 在下文中,对于根据本示例的图像处理系统的图像处理,将主要描述与根据示例2的图像处理的不同之处。请注意,由于根据本示例的图像处理系统的构造和处理过程与根据示例2的图像处理系统8的构造和处理过程类似,因此将通过使用相同的附图标记来示出根据本示例的图像处理系统的构造和处理过程,并且将省略描述。

[0372] 在本示例中,第一处理单元822通过使用与图像质量改善模型有关的学习模型来进行改善输入图像的图像质量的处理,该图像质量改善模型是与用于检测视网膜区域的机器学习模型不同的机器学习模型。图像质量改善模型是输出这样的图像的学习模型,在该图像中,通过预先使用适当的训练数据对具有任意机器学习算法的机器学习模型进行训练而改善了输入图像的图像质量。

[0373] 这里,在图20中示出了根据本示例的图像质量改善模型的训练数据的示例。在图20中,断层图像2001示出了通过OCT的摄像获得的断层图像的示例,并且断层图像2002示出了通过对断层图像2001进行图像质量改善处理而获得的断层图像。断层图像2001示出了输入数据的示例,断层图像2002示出了地面真值的示例,并且训练数据包括包含这些图像的对。

[0374] 请注意,作为图像质量改善处理,可以列出通过对空间上相同的位置进行多次摄像而获得的断层图像进行对准,并对这些对准后的断层图像进行加法平均处理。请注意,图像质量改善处理不限于加法平均处理,并且可以是例如使用平滑滤波器的处理、最大后验估计处理(MAP估计处理)或灰度转换处理。另外,已经进行了图像质量改善处理的图像可以是,例如,已经进行了诸如噪声去除和边缘强调的滤波处理的图像,或者,可以使用已经调

整了对比度以使得低辉度图像成为高辉度图像的图像。此外,由于用于图像质量改善模型的训练数据的地面真值可以是高质量图像,因此用于图像质量改善模型的训练数据的地面真值可以是,通过使用比对作为输入数据的断层图像进行摄像时的OCT装置性能高的OCT装置摄像的断层图像,或者或以高负载设置摄像的断层图像。

[0375] 第一处理单元822将通过OCT的摄像获得的断层图像输入到通过使用这种训练数据而训练的图像质量改善模型中,并且获得图像质量得以改善的断层图像。请注意,第一处理单元822可以通过将通过以光栅扫描对视网膜进行三维扫描而获得的具有体积的断层图像输入到图像质量改善模型,来获得图像质量得以改善的体积断层图像。

[0376] 与示例2至5中一样,第一处理单元822通过使用通过使用图像质量改善模型而获得的高质量图像作为输入,来通过使用学习模型检测视网膜区域或特征区域。

[0377] 另外,第二处理单元823可以基于由第一处理单元822获得的高质量图像和检测到的视网膜区域或特征区域来检测视网膜层。

[0378] 如上所述,在根据本示例的图像处理装置80中,第一处理单元822通过使用学习模型来对图像质量得以改善的断层图像进行第一检测处理。

[0379] 因此,根据本示例的图像处理装置80可以通过使用机器学习模型的学习模型来改善输入图像的图像质量,并且可以对图像质量已经得以改善的图像进行视网膜层的检测。因此,可以通过使用已经对其进行了诸如降噪的图像质量改善的图像来进行视网膜层的检测,并且可以减少错误检测。

[0380] 另外,在本示例中,尽管将对作为输入图像的断层图像进行图像质量改善的处理添加到根据示例2的处理,但是也可以将图像质量改善处理添加到根据示例1和示例3至5的处理。

[0381] 另外,在本示例中,进行图像质量改善的图像质量改善模型是与进行检测处理的机器学习模型不同的机器学习模型。然而,可以使进行检测处理的机器学习模型学习图像质量改善处理,并且机器学习模型可以被构造为进行图像质量改善和检测处理两者。

[0382] 请注意,在本示例中,第一处理单元822通过使用与图像质量改善处理有关的学习模型(图像质量改善模型)来生成通过改善断层图像的图像质量而获得的高质量图像。然而,通过使用图像质量改善模型来生成高质量图像的部件不限于第一处理单元822。例如,可以设置与第一处理单元822不同的第三处理单元(图像质量改善单元),并且,第三处理单元可以通过使用图像质量改善模型来生成高质量图像。因此,第一处理单元822或第三处理单元可以用作生成单元的示例,该生成单元通过使用用于图像质量改善的学习模型从断层图像生成与该断层图像相比图像质量得以改善的断层图像。请注意,第三处理单元和图像质量改善模型可以包括由诸如CPU、MPU、GPU和FPGA的处理器执行的软件模块,或者可以包括诸如ASIC的实现具体功能的电路。

[0383] (示例7)

[0384] 接下来,参照图21A至图23,将描述根据示例7的图像处理装置80。在示例6中,第一处理单元822通过使用图像质量改善模型对图像质量得以改善的断层图像进行第一检测处理,并且检测视网膜区域或特征区域。在这方面,第一处理单元822可以通过使用图像质量改善模型对其他图像进行图像质量改善处理,并且显示控制单元25可以使显示单元50显示各种图像质量得以改善的图像。例如,第一处理单元822可以对基于与通过第一检测处理和

第二检测处理检测到的视网膜层有关的信息(例如,边界图像)而生成的辉度En-Face图像、OCTA正面图像等进行图像质量改善处理。另外,显示控制单元25可以使显示单元50显示第一处理单元822已经进行了图像质量改善处理的断层图像、辉度En-Face图像和OCTA正面图像中的至少一个。请注意,图像质量得以改善并显示的图像可以是SL0图像、通过眼底照相机等获得的眼底图像、荧光眼底图像等。这里,SL0图像是由未示出的SL0(扫描激光检眼镜)光学系统获得的眼底的正面图像。

[0385] 这里,至于用于对各种图像进行图像质量改善处理的图像质量改善模型的训练数据,类似于根据示例6的图像质量改善模型的训练数据,对于各种图像,使用图像质量改善处理之前的图像作为输入数据,并且使用图像质量改善处理之后的图像作为地面真值。请注意,与训练数据有关的图像质量改善处理可以是,类似于示例6,例如,加法平均处理、使用平滑滤波器的处理、最大后验估计处理(MAP估计处理)或灰度转换处理。另外,图像质量改善处理之后的图像可以是,例如,已经进行了诸如噪声去除和边缘强调的滤波处理的图像,或者,可以使用已经调整了对比度以使低辉度图像成为高辉度图像的图像。此外,由于用于图像质量改善模型的训练数据的地面真值可以是高质量图像,因此用于图像质量改善模型的训练数据的地面真值可以是,通过使用比对作为输入数据的图像进行摄像时的OCT装置性能高的OCT装置摄像的图像,或者或以高负载设置摄像的图像。

[0386] 另外,可以为进行了图像质量改善处理的每种图像准备图像质量改善模型。例如,可以准备用于断层图像的图像质量改善模型、用于辉度En-Face图像的图像质量改善模型和用于OCTA正面图像的图像质量改善模型。此外,用于辉度En-Face图像的图像质量改善模型和用于OCTA正面图像的图像质量改善模型可以是已经全面学习了与图像的生成有关的深度范围(生成范围)的不同深度范围内的图像的学习模型。至于不同深度范围的图像,例如,如图21A所示,可以包括用于表面层(Im2110)、深层(Im2120)、外层(Im2130)和脉络膜血管网络(Im1940)的图像。另外,可以为用于辉度En-Face图像的图像质量改善模型和用于OCTA正面图像的图像质量改善模型准备已经学习了各个不同深度范围的图像的多个图像质量改善模型。

[0387] 另外,当准备用于断层图像的图像质量改善模型时,用于断层图像的图像质量改善模型可以是已经全面学习了在副扫描(Y)方向上的不同位置处获得的断层图像的学习模型。图21B所示的断层图像Im2151至Im2153是在副扫描方向上的不同位置处获得的断层图像的示例。然而,在通过对不同的摄像部位的位置(例如,黄斑区域的中心和视神经乳头的中心)进行摄像而获得的图像的情况下,可以针对各部位分别进行学习,或者可以在不关心摄像部位的情况下共同进行学习。请注意,作为要改善图像质量的断层图像,可以包括辉度断层图像和运动对比度数据的断层图像。然而,由于在辉度断层图像和运动对比度数据的断层图像之间图像特征量相差很大,因此可以针对各个图像质量改善模型分别进行学习。

[0388] 在下文中,对于根据本示例的图像处理系统的图像处理,将主要描述与根据示例6的图像处理的不同之处。请注意,由于根据本示例的图像处理系统的构造和处理过程与根据示例6的图像处理系统8的构造和处理过程类似,因此将通过使用相同的附图标记来示出根据本示例的图像处理系统的构造和处理过程,并且将省略描述。

[0389] 在本示例中,将描述这样的示例,其中,显示控制单元25在显示单元50上显示第一处理单元822已经进行了图像质量改善处理的图像。请注意,在本示例中,尽管将通过使用

图22A和图22B给出描述,但是显示画面不限于此。图像质量改善处理(用于改善图像质量的处理)也可以类似地应用于并排布置并显示在诸如在随访观察中的不同日期和时间获得的多个图像的显示画面。另外,图像质量改善处理也可以类似地应用于供检查者在摄像之后立即确认摄像是否成功的显示画面,例如摄像确认画面。显示控制单元25可以使显示单元50显示由第一处理单元822生成的多个高质量图像和尚未进行图像质量改善的低质量图像。另外,对于在显示单元50上显示的多个高质量图像和尚未进行图像质量改善的低质量图像,显示控制单元25可以使显示单元50显示根据检查者的指令选择的低质量图像和高质量图像中的各图像。另外,图像处理装置80还可以将根据检查者的指令选择的低质量图像和高质量图像输出到外部。

[0390] 在下文中,参照图22A和图22B,示出了根据本示例的界面的显示画面2200的示例。显示画面2200示出了整个画面,并且在显示画面2200中示出了患者选项卡220、摄像选项卡2202、报告选项卡2203和设置选项卡2204。另外,报告选项卡2203中的斜线表示报告画面的激活状态。在本示例中,将描述显示报告画面的示例。

[0391] 在图22A所示的报告画面中示出了SLO图像Im2205、OCTA正面图像Im2207和2208、辉度En-Face图像Im2209、断层图像Im2211和2212以及按钮2220。另外,与OCTA正面图像Im2207相对应的OCTA正面图像Im2206被叠加显示在SLO图像Im2205中。此外,OCTA正面图像Im2207和Im2208的深度范围的边界线2213和2214分别叠加显示在断层图像Im2211和2212中。按钮2220是用于指定图像质量改善处理的执行的按钮。按钮2220可以是用于如稍后所述指示显示高质量图像的按钮。

[0392] 在本示例中,通过指定按钮2220来执行图像质量改善处理,或者基于数据库中所保存(存储)的信息来确定是否执行图像质量改善处理。首先,将描述这样的示例,其中,通过根据来自检查者的指令指定按钮2220来切换高质量图像的显示和低质量图像的显示。请注意,在下文中,将图像质量改善处理的目标图像描述为OCTA正面图像。

[0393] 请注意,可以通过使用关于通过第一检测处理和第二检测处理检测到的视网膜层的信息来定义OCTA正面图像Im2207和Im2208的深度范围。深度范围可以是例如与检测到的视网膜层相关的两个层边界之间的范围,或者可以是基于与检测到的视网膜层相关的两个层边界之一在更深方向或更浅方向上包括预定数目的像素的范围。另外,深度范围可以是,例如,根据操作者的指令从与检测到的视网膜层有关的两个层边界之间的范围改变(偏移)的范围。

[0394] 当检查者指定报告选项卡2203以转变到报告画面时,显示控制单元25显示低图像质量OCTA正面图像Im2207和Im2208。然后,当检查者指定按钮2220时,第一处理单元822对显示在画面上的OCTA正面图像Im2207和Im2208进行图像质量改善处理。在图像质量改善处理完成之后,显示控制单元25在报告画面上显示由第一处理单元822生成的高质量图像。请注意,由于OCTA正面图像Im2206是叠加显示在SLO图像Im2205上的OCTA正面图像Im2207,所以显示控制单元25也可以显示通过对OCTA正面Im2206进行图像质量改善处理而获得的图像。另外,显示控制单元25可以将按钮2220的显示改变为激活状态,从而从该显示可以看出已经进行了图像质量改善处理。

[0395] 这里,第一处理单元822中的处理的执行不必限于检查者指定按钮2220的定时。由于在打开报告画面时显示的OCTA正面图像Im2207和Im2208的种类是预先已知的,因此第一

处理单元822可以在将显示画面转变为报告画面时执行图像质量改善处理。然后,显示控制单元25可以在按下按钮2220的定时在报告画面上显示高质量图像。此外,响应于来自检查者的指令或者当转变为报告画面时进行了图像质量改善处理的图像的种类不必是两种。可以对例如多个OCTA正面图像的很可能显示的图像进行该处理,所述多个OCTA正面图像例如为图21A所示的表面层(Im2110)、深层(Im2120)、外层(Im2130)和脉络膜血管网络(Im2140)。在这种情况下,已经进行了图像质量改善处理的图像可以被临时存储在存储器中,或者可以被存储在数据库中。

[0396] 接下来,将描述基于数据库中保存(存储)的信息进行图像质量改善处理的情况。在执行了图像质量改善处理的状态被保存在数据库中的情况下,当转变到报告画面时,显示控制单元25默认使显示单元50显示通过第一处理单元822进行图像质量改善处理而获得的高质量图像。然后,该系统可以被构造为通过显示控制单元25默认使按钮2220以激活状态显示,使检查者明白显示通过进行图像质量改善处理而获得的高质量图像。当检查者想要在图像质量改善处理之前显示低质量图像时,通过指定按钮2220以取消激活状态,显示控制单元25可以使显示单元50显示低质量图像。在这种情况下,当检查者想要使显示的图像返回到高质量图像时,通过将按钮2220指定为处于激活状态,显示控制单元25使显示单元50再次显示高质量图像。

[0397] 可以在数据库中针对(例如,对数据库中保存的整个数据共同的)各层级以及各摄像数据(每次检查)指定是否已经进行图像质量改善处理。例如,当保存对整个数据库进行图像质量改善处理的状态时,可以针对单个摄像数据(单次检查)保存检查者不进行图像质量改善处理的状态。在这种情况下,可以在下次显示单个摄像数据时不进行图像质量改善处理的状态下,显示保存了未进行图像质量改善处理的状态的单个摄像数据。根据这样的构造,当未以摄像数据的单位(以检查单位)指定是否进行图像质量改善处理时,可以基于针对整个数据库指定的信息来进行处理。另外,当以摄像数据为单位(以检查为单位)指定时,可以基于该信息单独进行处理。

[0398] 请注意,未示出的用户界面(例如,保存按钮)可以用于保存针对各摄像数据(每次检查)的图像质量改善处理的执行状态。另外,当转变到其他摄像数据(其他检查)或其他患者数据(例如,根据检查者的指令改变为除报告画面以外的显示画面)时,可以基于显示状态(例如,按钮2220的状态)来保存图像质量改善处理的执行状态。

[0399] 尽管在本示例中已经示出了将OCTA正面图像Im2207和Im2208显示为OCTA正面图像的示例,但是要显示的OCTA正面图像可以根据检查者的指定而改变。因此,将描述在指定执行图像质量改善处理(按钮2220处于激活状态)的情况下要显示的图像的改变。

[0400] 可以通过使用未示出的用户界面(例如,组合框)来进行要显示的图像的改变。例如,当检查者将图像的种类从表面层改变为脉络膜血管网络时,第一处理单元822对脉络膜血管网络图像进行图像质量改善处理,并且显示控制单元25在报告画面上显示由第一处理单元822生成的高质量图像。换句话说,根据来自检查者的指令,显示控制单元25可以将第一深度范围的高质量图像的显示改变为至少部分地不同于第一深度范围的第二深度范围的高质量图像的显示。此时,当第一深度范围根据来自检查者的指令被改变为第二深度范围时,显示控制单元25可以将第一深度范围的高质量图像的显示改变为第二深度范围的高质量图像的显示。请注意,至于如上所述在转变为报告画面时极有可能显示的图像,当已经

生成高质量图像时,显示控制单元25可以显示所生成的高质量图像。

[0401] 另外,图像种类的改变方法不限于上述方法,可以生成通过改变用作基准的层或偏移值设置不同深度范围的OCTA正面图像,并且也可以显示通过对所生成的OCTA正面图像进行图像质量改善处理而获得的高质量图像。在这种情况下,当用作基准的层或偏移值改变时,第一处理单元822对任意OCTA正面图像进行图像质量改善处理,并且显示控制单元25在报告画面上显示高质量图像。请注意,可以通过使用未示出的用户界面(例如,组合框和文本框)来进行对用作基准的层和偏移值的改变。另外,也可以通过拖动分别叠加显示在断层图像Im2211和Im2212上的边界线2213和2214中的任一个(移动层边界)来改变OCTA正面图像的深度范围(生成范围)。

[0402] 当通过拖动来改变边界线时,连续进行图像质量改善处理的执行命令。因此,第一处理单元822可以总是进行执行命令的处理,或者可以在通过拖动改变层边界之后进行处理。或者,在连续地命令执行图像质量改善处理的同时,在下一个命令到来的时间点,可以取消先前的命令,并且可以执行最新的命令。

[0403] 请注意,图像质量改善处理可能花费相对较长的时间。因此,无论何时以上述任何定时执行命令,都可能需要相对较长的时间,直到显示高质量图像为止。因此,由于根据来自检查者的指令设置了用于生成OCTA正面图像的深度范围,因此直到显示高质量图像为止,才可以显示与所设置的深度范围相对应的低图像质量OCTA正面图像(低质量图像)。换句话说,系统可以被构造为使得当设置上述深度范围时,显示与设置的深度范围相对应的低图像质量OCTA正面图像(低质量图像),并且当图像质量改善处理结束时,将低图像质量OCTA正面图像的显示改变为高质量图像的显示。另外,由于设置了上述深度范围,因此直到显示高质量图像为止,才可以显示指示正在进行图像质量改善处理的信息。请注意,这些处理不限于在假定已经指定了进行图像质量改善处理的状态(按钮2220处于激活状态)的情况下应用的构造。例如,当根据来自检查者的指令来指示进行图像质量改善处理时,也可以应用这些处理,直到显示高质量图像为止。

[0404] 在本示例中,尽管示出了将与不同的层有关的OCTA正面图像Im2207和2108显示为OCTA正面图像并且以切换方式显示低质量和高质量图像的示例,但是所显示的图像不限于这些。例如,可以将低图像质量OCTA正面图像和高图像质量OCTA正面图像分别并排显示为OCTA正面图像Im2207和OCTA正面图像Im2208。当以切换方式显示图像时,由于图像被切换到相同的位置,因此可以容易地进行具有变化的部分的比较,并且当并排显示图像时,由于可以同时显示图像,因此可以容易地比较整个图像。

[0405] 接下来,使用图22A和图22B,将描述画面转变中的图像质量改善处理的执行。图22B是以放大的方式显示图21A中的OCTA正面图像Im2207的画面示例。类似于图22A,按钮2220也显示在图22B中。至于图22A至图22B的画面转变,例如,通过双击OCTA正面图像Im2207进行转变,并且用关闭按钮2230进行从图22B到图22A的转变。请注意,关于画面转变,画面转变不限于这里示出的方法,并且可以使用未示出的用户界面。

[0406] 当在画面转变中指定了图像质量改善处理的执行(按钮2220处于激活状态)时,在画面转变时也保持该状态。换句话说,当在图22A的画面上显示高质量图像的状态下转变到图22B的画面时,高质量图像也显示在图22B的画面中。然后,按钮2220变成激活状态。这同样也适用于从图22B转变到图22A的情况。通过指定图22B中的按钮2220,可以将显示切换为

低质量图像。

[0407] 至于画面转变,画面转变不限于这里示出的画面,并且只要转变到显示相同摄像数据的画面,例如,用于随访观察的显示画面或用于全景的显示画面,就可以在保持高质量图像的显示状态的同时进行转换。换句话说,在转变之后的显示画面中,可以显示与转变之前的显示画面中的按钮2220的状态相对应的图像。例如,当转变之前的显示画面中的按钮2220处于激活状态时,在转变之后的显示画面中显示高质量图像。另外,例如,当取消转变之前的显示画面中的按钮2220的激活状态时,在转变之后的显示画面中显示低质量图像。请注意,当用于随访观察的显示画面中的按钮2220变为激活状态时,在不同日期和时间(不同检查日期)获得且并排布置并显示在用于随访观察的显示画面上的多个图像可以切换为高质量图像。换句话说,可以被构造为使得当用于随访观察的显示画面中的按钮2220变为激活状态时,其可以被共同反映到在不同日期和时间获得的多个图像。

[0408] 请注意,在图23中示出了用于随访观察的显示画面的示例。当响应来自检查者的指令而选择选项卡2301时,如图23所示,显示用于随访观察的显示画面。此时,可以通过从列表框2302和2303中显示的预定深度范围集合中选择检查者所需的集合来改变OCTA正面图像的深度范围。例如,在列表框2302中选择视网膜表面层,并在列表框2303中选择视网膜深层。在上部显示区域中显示视网膜表面层的OCTA正面图像的分析结果,并在下部显示区域中显示视网膜深层的OCTA正面图像的分析结果。当选择深度范围时,在不同的日期和时间的多个图像被共同地改变为对所选择的深度范围的多个OCTA正面图像的分析结果的并行显示。

[0409] 此时,当分析结果的显示变为未选择状态时,可以共同改变为对在不同的日期和时间的多个OCTA正面图像的并行显示。然后,当响应于来自检查者的指令而指定了按钮2220时,多个OCTA正面图像的显示被共同地改变为多个高质量图像的显示。

[0410] 另外,当分析结果的显示处于选择状态的情况下,在响应于来自检查者的指令指定了按钮2220时,对多个OCTA正面图像的分析结果的显示被共同地改变为对多个高质量图像的分析结果的显示。这里,在分析结果的显示中,可以以任意的透明度将分析结果叠加显示在图像上。此时,从图像的显示到分析结果的显示的改变可以是,例如,到以任意的透明度将分析结果叠加在显示的图像上的状态的改变。另外,从图像的显示到分析结果的显示的改变可以是,例如,到以任意透明度显示通过对分析结果和图像进行融合处理而获得的图像(例如,二维图)的改变。

[0411] 另外,用于深度范围的指定的层边界的种类和偏移位置可以分别从用户界面2305和2306共同地改变。请注意,用于改变层边界的种类和偏移位置的用户界面2305和2306是一个示例,并且可以使用任何其他形式的界面。请注意,可以通过根据来自检查者的指令还显示断层图像并且移动叠加在断层图像上的层边界数据来共同改变不同日期和时间的多个OCTA正面图像的深度范围。此时,不同的日期和时间的多个断层图像可以被并排布置和显示,并且当在一个断层图像进行上述移动时,可以在其他断层图像上类似地移动该层边界数据。

[0412] 另外,图像投影方法和投影伪像抑制处理的存在或不存在可以通过例如从诸如上下文菜单的用户界面中进行选择来改变。

[0413] 另外,可以通过选择选择按钮2307来显示未示出的选择画面,并且可以显示从显

示在选择画面上的图像列表中选择的图像。请注意,图23的上部中显示的箭头2304是指示当前选择的检查的标记,并且基线检查(Baseline)是在随访摄像时选择的检查(图23的最左侧的图像)。当然,可以在显示单元中显示指示基线检查的标记。

[0414] 另外,当指定“显示差异”复选框2308时,在基准图像上显示基准图像的测量值分布(图或扇图)。此外,在这种情况下,在与其他检查日相对应的区域中,显示针对基准图像计算出的测量值分布与针对在该区域中显示的图像计算出的测量值分布之间的差异测量值图。作为测量结果,可以在报告画面上显示趋势曲线图(通过测量随时间的变化而获得的各检查日的图像的测量值的曲线图)。换句话说,可以显示与不同日期和时间的多个图像相对应的多个分析结果的时间序列数据(例如,时间序列曲线图)。此时,也可以将除与多个显示图像相对应的多个日期和时间以外的日期和时间的分析结果,在与对应于多个显示图像的多个分析结果可区别的状态下,显示为时间序列数据(例如,时间序列曲线图上各点的颜色取决于是否显示图像而不同)。另外,趋势曲线图的回归线(曲线)和对应的公式可以被显示在报告画面上。

[0415] 在本示例中,尽管已经描述了OCTA正面图像,但是应用了根据本示例的处理的图像不限于这些。与根据本示例的诸如显示、图像质量改善和图像分析的处理有关的图像可以是辉度En-Face图像。此外,图像不仅可以是En-Face图像,而且可以是不同的图像,例如,通过B扫描的断层图像、SL0图像、眼底图像或荧光眼底图像。在这种情况下,用于进行图像质量改善处理的用户界面可以是用于指示对不同种类的多个图像进行图像质量改善处理的用户界面,以及用于从不同种类的多个图像中选择任意图像以指示进行图像质量改善处理的用户界面。

[0416] 例如,当通过改善图像质量通过B扫描来显示断层图像时,图22A所示的断层图像Im2211和Im2212可以通过改善图像质量来显示。另外,可以在显示OCTA正面图像Im2207和Im2208的区域中显示图像质量已经得以改善的断层图像。请注意,对于通过改善图像质量而显示的断层图像,可以仅显示一个,或者可以显示多个。当显示多个断层图像时,可以显示在副扫描方向上的各个不同位置处获得的断层图像,或者,当通过改善图像质量来显示通过例如交叉扫描获得的多个断层图像时,可以显示各个不同的扫描方向上的图像。另外,当通过改善图像质量来显示通过例如径向扫描获得的多个断层图像时,可以分别显示部分地选择的多个断层图像(例如,相对于基准线相互对称的位置处的两个断层图像)。此外,如图23所示,可以在用于随访观察的显示画面上显示多个断层图像,并且可以通过类似于上述方法的技术来显示用于图像质量改善的指令和分析结果(例如,具体层的厚度)。另外,可以以与上述方法类似的技术,基于数据库中保存的信息,对断层图像进行图像质量改善处理。

[0417] 类似地,例如,当通过改善图像质量来显示SL0图像时,可以通过改善图像质量来显示SL0图像Im2205。此外,例如,当通过改善图像质量来显示辉度En-Face图像时,可以通过改善图像质量来显示辉度En-Face图像2209。此外,如图23所示,可以在用于随访观察的显示画面上显示多个SL0图像和辉度En-Face图像,并且可以通过类似于上述方法的技术来显示用于图像质量改善的指令和分析结果(例如,具体层的厚度)。另外,可以以与上述方法类似的技术,基于数据库中保存的信息,对SL0图像和辉度En-Face图像进行图像质量改善处理。请注意,断层图像、SL0图像和辉度En-Face图像的显示是示例性的,并且这些图像可

以根据期望的构造以任意形式显示。另外,可以通过利用单个指令改善图像质量来显示OCTA正面图像、断层图像、SLO图像和辉度En-Face图像中的至少两个或更多个。

[0418] 利用这种构造,显示控制单元25可以在显示单元50上显示图像,根据本示例的第一处理单元822对该图像进行了图像质量改善处理。此时,如上所述,当处于选择与高质量图像的显示有关的多个条件中的至少一个、分析结果的显示以及所显示的正面图像的深度范围等的状态时,即使转变显示画面,也可以保持所选择的状态。

[0419] 另外,如上所述,当处于选择多个条件中的至少一个的状态时,即使该状态被改变为选择其他条件的状态,也可以保持选择了所述至少一个的状态。例如,当分析结果的显示处于选择状态时,显示控制单元25可以根据来自检查者的指令(例如,当指定了按钮2220时)将低质量图像的分析结果的显示改变为高质量图像的分析结果的显示。另外,当处于选择了分析结果的显示的状态时,显示控制单元25可以根据来自检查者的指令(例如,当取消对按钮2220的指定时)将高质量图像的分析结果的显示改变为低质量图像的分析结果的显示。

[0420] 另外,当高质量图像的显示处于未选择状态时,显示控制单元25可以根据来自检查者的指令(例如,当取消对分析结果的显示的指定时)将低质量图像的分析结果的显示改变为低质量图像的显示。另外,当高质量图像的显示处于未选择状态时,显示控制单元25可以根据来自检查者的指令(例如,当指定了分析结果的显示时)将低质量图像的显示改变为低质量图像的分析结果的显示。另外,当高质量图像的显示处于选择状态时,显示控制单元25可以根据来自检查者的指令(例如,当取消对分析结果的显示的指定时)将高质量图像的分析结果的显示改变为高质量图像的显示。另外,当高质量图像的显示处于选择状态时,显示控制单元25可以根据来自检查者的指令(例如,当指定了分析结果的显示时)将高质量图像的显示改变为高质量图像的分析结果的显示。

[0421] 另外,考虑以下情况:高质量图像的显示处于未选择状态,并且第一种分析结果的显示处于选择状态。在这种情况下,显示控制单元25可以根据来自检查者的指令(例如,当指定了第二种分析结果的显示时)将第一种低质量图像的分析结果的显示改变为第二种低质量图像的分析结果的显示。另外,考虑以下情况:高质量图像的显示处于选择状态,并且第一种分析结果的显示处于选择状态。在这种情况下,显示控制单元25可以根据来自检查者的指令(例如,当指定了第二种分析结果的显示时)将第一种高质量图像的分析结果的显示改变为第二种高质量图像的分析结果的显示。

[0422] 请注意,用于随访观察的显示画面可以被构造为使得对显示的这些改变可以共同地反映到如上所述的在不同日期和时间获得的多个图像。这里,在分析结果的显示中,可以以任意的透明度将分析结果叠加显示在图像上。此时,到分析结果的显示的改变可以是,例如,到以任意的透明度将分析结果叠加在显示的图像上的状态的改变。另外,到分析结果的显示的改变可以是,例如,到以任意透明度显示通过对分析结果和图像进行融合处理而获得的图像(例如,二维图)的改变。

[0423] 请注意,在本示例中,第一处理单元822通过使用与图像质量改善处理有关的学习模型(图像质量改善模型)来生成通过改善断层图像的图像质量而获得的高质量图像。然而,通过使用图像质量改善模型来生成高质量图像的部件不限于第一处理单元822。例如,可以设置与第一处理单元822不同的第三处理单元(图像质量改善单元),并且,第三处理单

元可以通过使用图像质量改善模型来生成高质量图像。在这种情况下,第三处理单元和图像质量改善模型可以包括由诸如CPU、MPU、GPU和FPGA的处理器执行的软件模块,或者可以包括诸如ASIC的实现具体功能的电路。

[0424] (示例6和7的变型例)

[0425] 在示例6和7中,显示控制单元25可以使显示单元50显示由第一处理单元822生成的高质量图像和输入图像中的根据来自检查者的指令选择的图像。另外,显示控制单元25可以根据来自检查者的指令将显示单元50上的显示从摄像图像(输入图像)切换到高质量图像。换句话说,显示控制单元25可以根据来自检查者的指令将低质量图像的显示改变为高质量图像的显示。另外,显示控制单元25可以根据来自检查者的指令将高质量图像的显示改变为低质量图像的显示。

[0426] 此外,第一处理单元822可以根据来自检查者的指令,通过图像质量改善引擎(图像质量改善模型)开始图像质量改善处理(将图像输入到图像质量改善引擎),并且,显示控制单元25可以在显示单元50上显示所生成的高质量图像。相比之下,当摄像装置(OCT装置10)对输入图像进行摄像时,第一处理单元822可以通过使用图像质量改善引擎基于输入图像自动生成高质量图像,并且,显示控制单元25可以根据来自检查者的指令使显示单元50显示高质量图像。这里,图像质量改善引擎包括学习模型,该学习模型进行上述的用于改善图像质量的处理(图像质量改善处理)。

[0427] 请注意,也可以类似地对分析结果的输出进行这些处理。换句话说,显示控制单元25可以根据来自检查者的指令将低质量图像的分析结果的显示改变为高质量图像的分析结果的显示。另外,显示控制单元25可以根据来自检查者的指令将高质量图像的分析结果的显示改变为低质量图像的分析结果的显示。此外,显示控制单元25可以根据来自检查者的指令将低质量图像的分析结果的显示改变为低质量图像的显示。另外,显示控制单元25可以根据来自检查者的指令将低质量图像的显示改变为低质量图像的分析结果的显示。此外,显示控制单元25可以根据来自检查者的指令将高质量图像的分析结果的显示改变为高质量图像的显示。另外,显示控制单元25可以根据来自检查者的指令将高质量图像的显示改变为高质量图像的分析结果的显示。

[0428] 此外,显示控制单元25可以根据来自检查者的指令将低质量图像的分析结果的显示改变为低质量图像的另一种分析结果的显示。另外,显示控制单元25可以根据来自检查者的指令将高质量图像的分析结果的显示改变为高质量图像的另一种分析结果的显示。

[0429] 这里,在高质量图像的分析结果的显示中,可以以任意的透明度将高质量图像的分析结果叠加显示在高质量图像上。另外,在低质量图像的分析结果的显示中,可以以任意的透明度将低质量图像的分析结果叠加显示在低质量图像上。此时,到分析结果的显示的改变可以是,例如,到以任意的透明度将分析结果叠加在显示的图像上的状态的改变。另外,到分析结果的显示的改变可以是,例如,到以任意透明度显示通过对分析结果和图像进行融合处理而获得的图像(例如,二维图)的改变。

[0430] 请注意,在本变型例中,第一处理单元822通过使用与图像质量改善处理有关的学习模型(图像质量改善模型)来生成通过改善断层图像的图像质量而获得的高质量图像。然而,通过使用图像质量改善模型来生成高质量图像的部件不限于第一处理单元822。例如,可以设置与第一处理单元822不同的第三处理单元,并且,第三处理单元可以通过使用图像

质量改善模型来生成高质量图像。在这种情况下,第三处理单元和图像质量改善模型可以包括由诸如CPU、MPU、GPU和FPGA的处理器执行的软件模块,或者可以包括诸如ASIC的实现具体功能的电路。

[0431] 另外,在示例7中,根据按钮2220在显示画面中的激活状态,显示通过使用图像质量改善模型已经进行了图像质量改善处理的图像。相比之下,该系统可以被构造为使得根据按钮2220的激活状态,显示使用利用学习模型的图像分割处理的结果的分析值。在这种情况下,例如,当按钮2220处于非激活状态(使用学习模型的图像分割处理处于未选择状态)时,显示控制单元25使显示单元50显示使用由第二处理单元823进行的图像分割处理的结果的分析结果。相比之下,当按钮2220变成激活状态时,显示控制单元25使显示单元50显示使用仅由第一处理单元822进行或者由第一处理单元822和第二处理单元823进行的图像分割处理的结果的分析结果。

[0432] 在这样的构造中,根据按钮的激活状态,切换显示使用不利用学习模型的图像分割处理的结果的分析结果和使用利用学习模型的图像分割处理的结果的分析结果。由于这些分析结果分别是基于通过学习模型进行的处理的结果和通过规则库进行的图像处理的结果,因此这两种结果可能有所不同。因此,通过切换并显示这些分析结果,检查者可以将这两种结果进行比较,并且可以使用更具说服力的分析结果进行诊断。

[0433] 请注意,当切换图像分割处理时,例如,在显示图像是断层图像的情况下,可以切换并显示针对各层分析的层厚度的数值。另外,例如,当显示通过颜色、阴影图案等划分为层的断层图像时,可以切换并显示根据图像分割处理的结果改变层的形状的断层图像。此外,当显示厚度图作为分析结果时,可以显示指示厚度的颜色根据图像分割处理的结果而改变的厚度图。另外,用于指定图像质量改善处理的按钮和用于指定使用学习模型的图像分割处理的按钮可以分开设置,可以只设置一个按钮,或者,可以将这两个按钮设置为一个按钮。

[0434] 另外,类似于上述图像质量改善处理的切换,可以基于数据库中保存(记录)的信息来进行图像分割处理的切换。请注意,对于画面转变时的处理,也可以与上述图像质量改善处理类似地进行图像分割处理的切换。

[0435] 在示例1至7中,获得单元21获得由OCT装置10获得的干涉信号和由断层图像生成单元221生成的三维断层数据。然而,获得单元21获得这些信号和数据的构造不限于此。例如,获得单元21可以从经由LAN、WAN或互联网连接到图像处理装置20的服务器和摄像装置获得这些信号。在这种情况下,可以省略与摄像有关的处理,并且可以获得已经被摄像的三维断层数据。然后,可以在步骤S304、步骤S904等中进行边界检测处理。因此,可以缩短从获得断层信息到显示正面图像、厚度图等的一系列处理时间。

[0436] 请注意,可以在图像处理装置20、80和152中设置由处理单元222和第一处理单元822使用的用于图像分割的学习模型以及用于改善图像质量的学习模型。学习模型可以包括例如由诸如CPU、MPU、GPU和FPGA的处理器执行的软件模块,或者可以包括诸如ASIC的实现具体功能的电路。另外,可以在连接到图像处理装置20、80和152的另一服务器装置等中配设这些学习模型。在这种情况下,图像处理装置20、80和152可以通过经由诸如因特网的任意网络连接到包括学习模型的服务器等来使用学习模型。这里,包括学习模型的服务器可以是例如云服务器、雾服务器和边缘服务器。

[0437] 另外,在示例2至7中,尽管对各像素进行标记的标签图像已经被描述为标签图像,但是可以使用对各区域进行标记的标签图像作为标签图像。

[0438] 请注意,OCT装置10的构造不限于上述构造,并且可以将包括在OCT装置10中的构造的一部分构造为与OCT装置10不同的主体。另外,诸如按钮的用户界面和显示的布局不限于上面示出的那些。

[0439] 根据上述示例1至7及其变型例,可以与疾病、部位等无关地进行视网膜层的边界检测。

[0440] (示例8)

[0441] 在医学领域中,为了确定被检体的疾病或观察疾病的程度,利用由各种摄像装置获得的图像进行图像诊断。作为摄像装置的种类,在放射学领域中例如有X射线摄像装置、X射线计算机断层摄像装置(CT)、磁共振摄像系统(MRI)和正电子发射断层摄像装置(PET)。另外,在眼科领域中,例如有眼底照相机、扫描激光检眼镜(SLO)、光学相干断层扫描(OCT)装置和OCT血管造影(OCTA)装置。

[0442] 尽管图像诊断基本上是由医务人员通过观察图像中描绘的病理变化等来进行的,但是近年来,随着图像分析技术的改进,可以获得对诊断有用的各种信息。例如,通过进行图像分析,可以检测到可能被忽略的微小病理变化以帮助医务人员,可以对病理变化的形状和体积进行定量测量,此外,无需医务人员的观察就可以确定疾病。

[0443] 请注意,尽管存在多种用于图像分析的技术,但是用于指定诸如图像中描绘的器官或病理变化的区域的处理(称为图像分割处理)是进行多种图像分析技术所需的处理。在下文中,为了简化,图像分割处理也称为分割处理。

[0444] 像PTL 1一样,基于医学知识和与目标器官或病理变化有关的图像特征,通过图像处理算法进行常规图像分割处理。然而,在实际医学设置下从摄像装置获得的图像可能由于诸如以下的各种因素而无法被精细摄像:被检体的临床状况、摄像装置的摄像环境以及进行摄像的人的技能不足。因此,在常规图像分割处理中,未按预期描绘目标器官或病理变化,并且在某些情况下,不能以高精度提取特定区域。

[0445] 具体地,在通过OCT装置对例如具有视网膜层的消失、出血、白癜风和新血管的出现的患眼进行摄像而获得的图像中,视网膜层的形状的描绘可以是不规则的。在这种情况下,在视网膜层的区域检测处理中可能发生错误检测,该区域检测处理是图像分割处理中的一种。

[0446] 以下示例8至19的目的之一是提供一种与传统图像分割处理相比能够以更高精度进行图像分割处理的医学图像处理装置、医学图像处理方法和程序。

[0447] <术语的描述>

[0448] 这里,将描述本公开中使用的术语。

[0449] 在本说明书中的网络中,各装置可以有线或无线地连接。这里,连接网络中的各装置的线路包括例如专用线路、局域网(以下称为“LAN”)线路、无线LAN线路、因特网线路、Wi-Fi(注册商标)和蓝牙(注册商标)。

[0450] 医学图像处理装置可以包括能相互通信的两个或更多个装置,或者可以包括单个装置。另外,医学图像处理装置的各部件可以包括由诸如CPU、MPU、GPU和FPGA的处理器执行的软件模块。另外,各部件可以包括诸如ASIC的实现具体功能的电路。此外,它可以包括其

他任意硬件和任意软件的组合。

[0451] 另外,由医学图像处理装置或医学图像处理方法处理的医学图像是通过使用OCT装置获得的被检体的断层图像。这里,OCT装置可以包括时域OCT(TD-OCT)装置和傅立叶域OCT(FD-OCT)装置。另外,傅里叶域OCT装置可以包括光谱域OCT(SD-OCT)装置和波长扫描型OCT(SS-OCT)装置。另外,OCT装置可以包括使用波前补偿光学系统的波前补偿OCT(AO-OCT)装置、形成以线形照射在被检体上的测量光的线OCT装置、形成表面形状的测量光的全场OCT装置。

[0452] 医学图像包括被检体的眼睛(被检眼)的断层图像。被检眼的断层图像不限于被检眼的眼后段中的视网膜等的断层图像,并且包括被检眼的眼前段和眼房的断层图像。另外,当将OCT装置用于内窥镜等时,可以将皮肤或被检体的器官的断层图像用作要由根据以下示例的医学图像处理装置或医学图像处理方法处理的医学图像。

[0453] 图像管理系统是一种装置和系统,其接收并保存由诸如OCT装置的摄像装置摄像的图像以及已经进行了图像处理的图像。另外,图像管理系统可以根据来自所连接的装置的请求来发送图像,可以对保存的图像进行图像处理,并且可以向其他装置请求图像处理请求。图像管理系统可以包括例如图片存档和通信系统(PACS)。特别地,根据以下示例的图像管理系统包括数据库,该数据库还可以保存与接收到的图像相关联的各种信息,例如关于被检体和摄像时间的信息。另外,图像管理系统连接到网络,并且可以根据来自其他装置的请求来发送和接收图像,可以转换图像,并且可以发送和接收与所保存的图像相关联的各种信息。

[0454] 摄像条件是在对由摄像装置获得的图像进行摄像时的各种信息。摄像条件包括例如与摄像装置有关的信息、与进行摄像的设施有关的信息、与摄像有关的检查信息、与进行摄像的人有关的信息以及关于被检体的信息。另外,摄像条件包括例如与摄像日期和时间、摄像部位名称、摄像区域、摄像视角、摄像系统、图像的分辨率和等级、图像尺寸、应用的图像滤波器以及图像的数据格式有关的信息。请注意,摄像区域可以包括从具体摄像部位偏移的周围区域和包括多个摄像部位的区域。另外,摄像系统可以包括用于OCT的任意摄像系统,例如光谱域系统和波长扫描系统。

[0455] 可以将摄像条件保存在构成图像的数据结构中,可以将其保存为不同于图像的摄像条件数据,或者可以将其保存在与摄像装置和图像管理系统相关的数据库中。因此,可以按照与摄像装置的摄像条件的保存单元相对应的过程来获得摄像条件。具体地,例如,通过如下方式来获得摄像条件:分析由摄像装置输出的图像的数据结构,获得与该图像相对应的摄像条件数据,或者访问用于从与该摄像装置相关的数据库中获得摄像条件的接口。

[0456] 请注意,根据摄像装置,还存在由于诸如未保存等原因而无法获得的摄像条件。例如,存在在摄像装置中不存在用于获得和保存具体摄像条件的功能或者禁用该功能的情况。另外,例如,还存在由于摄像条件与摄像装置或摄像无关而没有保存摄像条件的情况。此外,例如,存在以下情况:摄像条件被隐藏、被加密或没有权利而无法获得。然而,存在甚至可以获得未保存的摄像条件的情况。例如,可以通过进行图像分析来指定摄像部位名称和摄像区域。

[0457] 区域标签图像是指为各像素给出区域的标签的标签图像。具体地,如图24所示,它是图像Im2420除以像素值(以下称为区域标签值),该像素值可以指定由摄像装置获得的图

像Im2410中描绘的区域中的任意区域。这里,指定的任意区域包括关注区域(ROI:关注区域)和关注体积(VOI:关注体积)。

[0458] 当从图像Im2420指定具有任意区域标签值的像素的坐标时,可以指定描绘诸如图像Im2410中的视网膜层的对应区域的像素的坐标。具体地,例如,当指示构成视网膜的神经节细胞层的区域标签值为1时,指定图像Im2420的像素中的像素值为1的坐标,并从图像Im2410中提取与该坐标相对应的像素。因此,可以指定图像Im2410中的神经节细胞层的区域。

[0459] 请注意,在一些示例中,包括对区域标签图像进行缩小或放大处理的处理。此时,由于用于缩小或放大区域标签图像的图像完成处理技术使用最近邻法等,因此不会错误地生成未定义的区域标签值和不应该在相应坐标中存在的区域标签值。

[0460] 图像分割处理是指定诸如图像中描绘的器官或病理变化的称为ROI或VOI的区域的处理,以将该区域用于图像诊断或图像分析。例如,根据图像分割处理,可以从通过使用眼球的后段作为摄像目标的OCT的摄像获得的图像中指定构成视网膜的层的区域。请注意,当未在图像中描绘要指定的区域时,指定区域的数目为0。另外,当在图像中描绘要指定的多个区域时,指定区域的数目可以是多个,或者可以是围绕这些区域以包括这些区域的一个区域。

[0461] 指定的区域被输出为可以在其他处理中利用的信息。具体地,例如,可以将构成各指定区域的像素的坐标输出为数值数据组。另外,例如,还可以将包括各指定区域的指示正方形区域、椭圆形区域、平行六面体区域、椭圆形区域等的坐标输出为数值数据组。此外,例如,还可以将指示与指定区域的边界相对应的直线、曲线、平面或曲面等的坐标输出为数值数据组。另外,例如,还可以输出指示指定区域的区域标签图像。

[0462] 请注意,在下文中,当图像分割处理的精度被表示为高时,或者当区域标签图像被表示为高精度时,表明正确指定区域的百分比高的事实。另外,相反,当将图像分割处理的精度表示为低时,表明错误地指定区域的百分比高的事实。

[0463] 无区域标签图像是区域标签图像的一种,并且是其中不包括与要用于图像诊断或图像分析的ROI或VOI相对应的信息的区域标签图像。具体地,作为示例,将描述如下情况:期望发现在医学图像中描绘的构成视网膜的神经节细胞层的区域以便被用于图像分析。

[0464] 这里,假定指示神经节细胞层的区域的区域标签值为1,并且指示其余区域的区域标签值为0。当通过图像分割处理等生成与特定医学图像相对应的区域标签图像时,在医学图像中未描绘神经节细胞层的情况下,区域标签图像的所有像素值均为0。在这种情况下,区域标签图像为无区域标签的图像,因为在区域标签图像中不存在与要用于图像分析的神经节细胞层的ROI相对应且区域标签值为1的区域。请注意,取决于设置或实现方式,无区域标签的图像可以不是图像,并且可以是以类似于图像的信息指示坐标的数值数据组等。

[0465] 这里,机器学习模型是指具有机器学习算法的学习模型。作为用于机器学习的特定算法,可以列出最近邻居法、朴素贝叶斯法、决策树、支持向量机等。另外,还可以列出深度学习(deep learning,深度学习),其自身生成用于学习的特征量,以及通过利用神经网络来生成组合加权因子。适当地,可以将上述算法中可以利用的算法应用于根据示例的学习模型。学习模型是已经通过使用适当的训练数据根据任意机器学习算法预先对机器学习模型进行了训练(学习)的模型。然而,假定学习模型不是不执行进一步学习的学习模型,而

是还可以进行增量学习的学习模型。训练数据包括一对或多对输入数据和地面真值。请注意,构成训练数据的输入数据和地面真值的格式和组合可以是适合于期望构造的格式和组合,例如一个是图像而另一个是数值,一个包括多个图像而另一个是字符串,或者两个都是图像。

[0466] 具体地,例如,可以列出包括成对的通过OCT获得的图像和与该图像相对应的摄像部位标签的训练数据(以下称为第一训练数据)。请注意,摄像部位标签是表示部位的唯一数值或字符串。另外,作为其他训练数据的示例,可以列出包括成对的通过使用眼后段作为摄像目标的OCT进行摄像而获得的图像和与该图像相对应的视网膜层的区域标签图像的训练数据(以下称为第二训练数据)。此外,作为其他训练数据的示例,可以列出包括成对的通过OCT的常规摄像获得的具有大量噪声的低质量图像和通过OCT多次摄像已经进行了图像质量改善处理的高质量图像的训练数据(以下称为第三训练数据)。

[0467] 当将输入数据输入到学习模型时,输出根据学习模型的设计的输出数据。学习模型根据通过使用训练数据而训练的趋势来输出例如输出数据,该输出数据极有可能与输入数据相对应。另外,该学习模型可以根据通过使用训练数据训练的趋势,例如,针对每种输出数据,将与输入数据相对应的概率作为数值进行输出。

[0468] 具体地,例如,当通过OCT获得的图像被输入到用第一训练数据训练了的学习模型时,学习模型输出在该图像中摄像的摄像部位的摄像部位标签,并且输出各摄像部位标签的概率。另外,例如,当将通过使用眼后段作为摄像目标的OCT的摄像获得的描绘视网膜层的图像输入到用第二训练数据训练了的学习模型时,学习模型输出该图像中描绘的视网膜层的区域标签图像。此外,例如,当将通过OCT的通常摄像获得的具有大量噪声的低质量图像输入到用第三训练数据训练了的学习模型时,学习模型输出与通过利用OCT多次摄像已经进行了图像质量改善处理的图像相对应的高质量图像。

[0469] 机器学习算法包括与深度学习相关的技术,例如卷积神经网络(CNN)。在与深度学习有关的技术中,当构成神经网络的层和节点的参数设置不同时,可以在输出数据中再现使用训练数据训练的趋势的程度可能会变化。

[0470] 例如,在使用第一训练数据的深度学习的学习模型中,当设置了更合适的参数时,输出正确的摄像部位标签的概率会更高。另外,例如,在使用第二训练数据的学习模型中,当设置更合适的参数时,能够输出更精确的区域标签图像。此外,例如,在使用第三训练数据的深度学习的学习模型中,当设置更合适的参数时,可以输出具有更高图像质量的图像。

[0471] 具体地,CNN中的参数可以包括例如设置到卷积层的滤波器的内核大小、滤波器的数目、步幅值和膨胀值,以及通过完全连接层输出的节点的数目。注意,可以基于训练数据将参数和训练时期数设置为对于学习模型的利用形式优选的值。例如,基于训练数据,可以设置这样的参数和时期数,这些参数和时期数可以以较高的概率输出正确的摄像部位标签,可以输出更精确的区域标签图像,或者可以输出具有更高图像质量的图像。

[0472] 将说明这些参数和时期数的确定方法之一。首先,将构成训练数据的对中的70%用于训练,其余30%被随机设置用于评估。接下来,通过使用训练对来进行学习模型的训练,并且在训练的各时期结束时通过使用用于评估的对来计算训练评估值。训练评估值是,例如,通过损失函数对在训练过程中将构成各对的输入数据输入到学习模型时的输出和与输入数据相对应的地面真值进行评估而获得的值的平均值。最后,将训练评估值变为最小

时的参数和时期数确定为学习模型的参数和时期数。请注意,通过将构成训练数据的对划分为用于训练的训练数据和用于评估的训练数据来进行时期数的确定,可以防止学习模型对用于训练的对进行过度学习。

[0473] 图像分割引擎是进行图像分割处理并输出与输入的输入图像相对应的区域标签图像的模块。作为输入图像的示例,存在OCT的B扫描图像、三维断层图像(三维OCT体图像)等。另外,作为区域标签图像的示例,在输入图像是OCT的B扫描图像的情况下,存在指示视网膜层的各层的区域标签图像,并且,在输入图像是OCT的三维断层图像的情况下,存在指示视网膜层的各层的三维区域的区域标签图像。

[0474] 在以下示例中构成图像分割处理技术的图像处理技术中,使用根据诸如深度学习的各种机器学习算法的学习模型进行处理。请注意,图像处理技术不仅可以进行机器学习算法,而且可以进行其他现有的任意处理。图像处理包括诸如以下的处理,各种图像过滤处理、使用与类似图像相对应的区域标签图像的数据库的匹配处理、基准区域标签图像的图像配准处理以及基于知识的图像处理。

[0475] 特别地,存在图25所示的构造2500,作为对作为输入图像输入的二维图像Im2510进行图像分割处理以生成区域标签图像Im2520的卷积神经网络(CNN)的示例。CNN的构造2500包括负责处理和输出输入值的处理的多个层。请注意,作为包括在构造2500中的层的种类,如图25所示,有卷积(Convolution)层、下采样(Downsampling)层、上采样(Upsampling)层和合并(Merger)层。请注意,与示例1中描述的CNN的构造601相似,在本示例中使用的CNN的构造2500是U-net型机器学习模型。

[0476] 卷积层是根据参数(例如,设置的滤波器的内核大小、滤波器的数量、步幅值和膨胀值)对输入值进行卷积处理的层。下采样层是进行通过稀疏或组合输入值来将输出值的数目减少为小于输入值的数目的处理的层。作为在下采样层中进行的处理,具体地,例如,存在最大池化(Max Pooling)处理。

[0477] 上采样层是进行通过复制输入值或添加从输入值内插的值来将输出值的数目增加为超过输入值的数目的处理的层。作为在上采样层中进行的处理,具体地,例如,存在线性内插处理。合并层是这样的层:从多个源向该层输入诸如某个层的输出值或构成图像的像素值的值,并且通过将这些值级联或相加来组合这些值。

[0478] 请注意,例如,通过将滤波器的内核大小设置为宽度为3个像素、高度为3个像素,并且将滤波器的数目设置为64个,作为包括在CNN的构造中的卷积层设置的参数,来实现具有恒定精度的图像分割处理。然而,需要谨慎,因为当对构成神经网络的层和节点的参数设置不同时,从可在输出数据中再现的训练数据中训练的趋势程度可能会不同。换句话说,在许多情况下,由于取决于示例,用于各层和各节点的适当参数不同,因此可以根据需要改变参数。

[0479] 另外,取决于示例,CNN不仅可以通过如上所述改变参数,而且可以通过改变CNN的构造来获得更好的特性。更好的特性例如是图像分割处理的精度高、图像分割处理的时间短、学习模型训练所花费的时间短。改变CNN的构造的示例包括,例如,在卷积层之后合并批标准化(Batch Normalization)层和使用标准化线性函数(Rectifier Linear Unit,整流器线性单元)的激活层。

[0480] 请注意,作为图像分割引擎使用的机器学习模型,例如,也可以如示例1中一样使

用FCN或SegNet。另外,可以根据期望的构造来使用如示例1中所述的以区域为单位进行对象识别的机器学习模型。

[0481] 请注意,当需要处理一维图像、三维图像和四维图像时,滤波器的内核大小可以与一维、三维和四维相对应。这里,三维图像包括例如三维视频,以及三维图像中的各像素位置处的参数由不同的色调指示的图像。

[0482] 另外,图像分割处理可以仅通过一种图像处理技术来进行,或者可以通过组合两种或更多种图像处理技术来进行。此外,可以进行多种图像分割处理技术以生成多个区域标签图像。

[0483] 另外,根据示例,存在一种通过如下方式来生成区域标签图像的方法:将输入图像划分为小区域,对各区域进行图像分割处理以获得小区域的区域标签图像,以及将小区域的区域标签图像进行组合。请注意,当输入图像是三维图像时,小区域可以是小于输入图像的三维图像,可以是二维图像,或者可以是一维图像。另外,当输入图像是二维图像时,小区域可以是小于输入图像的二维图像,或者可以是一维图像。另外,取决于示例,可以输出多个区域标签图像。

[0484] 另外,参数可以与输入图像一起输入到图像分割引擎。在这种情况下输入的参数可以包括,例如,指定进行图像分割处理的范围的程度的参数,例如病理变化的大小的上限,以及指定用于图像处理技术的图像滤波器大小的参数。请注意,取决于示例,图像分割引擎可以输出可以指定区域的其他图像和坐标数据组,而不是区域标签图像。

[0485] 请注意,当进行多种图像分割处理技术时,并且当对多个小区域进行图像分割处理时,可以通过并行进行图像分割处理来减少处理时间。

[0486] 请注意,在利用某些图像处理技术(例如使用CNN的图像处理)的情况下,需要谨慎对待图像尺寸。具体地,应当注意,为了应对诸如在区域标签图像的周围部分上没有以足够的精度进行分割处理的问题的对策,对于输入的图像和输出的区域标签图像可能需要不同的图像尺寸。

[0487] 为了清楚描述,尽管在稍后描述的示例中没有明确提及,但是当对于输入到图像分割引擎的图像和输出的图像需要不同图像尺寸的图像分割引擎时,假定图像尺寸被适当调整了。具体地,通过对用于训练学习模型的训练数据的图像和诸如输入到图像分割引擎的图像的输入图像进行填充,并通过组合输入图像的周围摄像区域来调整图像尺寸。请注意,根据图像分割处理技术的特征,进行了填充的区域被装填有恒定的像素值、被装填有相邻的像素值或经过了镜面填充,从而可以有效地进行图像分割处理。

[0488] 术语“摄像位置估计引擎”是指估计输入图像的摄像部位或摄像区域的模块。摄像位置估计引擎可以输出在输入图像中描绘的摄像部位或摄像区域的位置,或者对于所需详细级别的各摄像部位标签或摄像区域标签,可以输出为相关摄像部位或摄像区域的概率。

[0489] 在某些情况下,摄像装置没有将摄像部位或摄像区域存储为摄像条件,或者摄像装置无法获取和存储摄像部位或摄像区域。还存在如下情况:即使存储了摄像部位或摄像区域,也没有存储所需详细级别的摄像部位或摄像区域。例如,如果仅将“眼球的后段”存储为摄像部位,则可能无法知道摄像部位的详细位置是“黄斑区域”,“视神经乳头”,“黄斑区域和视神经乳头”,还是“其他区域”。此外,又例如,如果仅将“乳房”存储为摄像部位,则可能无法更详细地知道这是指的“右乳房”,“左乳房”还是“两者”。因此,通过使用摄像位置估

计引擎,可以估计这种情况下的输入图像的摄像部位或摄像区域。

[0490] 在构成摄像位置估计引擎的估计方法的图像和数据处理技术中,进行使用与诸如深度学习的各种机器学习算法对应的学习模型的处理。请注意,在讨论的图像和数据处理技术中,除了使用机器学习算法进行的处理之外或代替使用机器学习算法进行的处理,可以进行任何已知的估计处理,例如,自然语言处理、使用相似图像和相似数据的数据库进行的匹配处理以及基于知识的处理。请注意,可以采用将附有摄像部位或摄像区域的标签的图像作为用于训练使用机器学习算法建立的学习模型的训练数据。在这种情况下,关于训练数据,使用要估计摄像部位或摄像区域的图像作为输入数据,并且使用该摄像部位或摄像区域的标签作为地面真值。

[0491] 特别地,图26中所示的构造2600可以用作估计二维输入图像Im2610的摄像位置的CNN的构造的示例。CNN的构造2600包括多个卷积处理块2620的组,各卷积处理块2620由卷积层2621、批标准化层2622和使用整流器线性单元的激活层2623构成。CNN的构造2600还包括最后卷积层2630、完全连接层2640和输出层2650。完全连接层2640完全连接卷积处理块2620的输出值组。此外,输出层2650利用softmax函数将关于输入图像Im210的各假定摄像部位标签的概率输出作为估计结果(Result)2660。在这种构造2600中,例如,如果输入图像Im2610是通过对“黄斑区域”进行摄像而获得的图像,则对应于“黄斑区域”的摄像部位标签输出最高概率。

[0492] 注意,例如,通过将卷积处理块2620的数目设置为16,并且作为卷积层2621和2630的组的参数,将滤波器的内核大小设置为三个像素的宽度和三个像素的高度,以及将滤波器的数目设置为64,可以以特定的精度估计摄像部位。然而,实际上,如在前述学习模型的描述中所提到的,可以通过使用与学习模型的利用形式相对应的训练数据来设置更好的参数组。请注意,在需要处理一维图像、三维图像或四维图像的情况下,滤波器的内核大小可以扩展为一维、三维或四维。请注意,估计方法有时仅使用一种图像和数据处理技术来进行,并且有时使用两种或更多种图像和数据处理技术的组合来进行。

[0493] 术语“区域标签图像评估引擎”是指评估输入的区域标签图像是否经过了可能的图像分割处理的模块。具体地,作为图像评估指标,如果输入区域标签图像是可能的,则区域标签图像评估引擎输出真(True)值,并且,如果输入区域标签图像是不大可能的,则区域标签图像评估引擎输出假(False)值。用于进行评估的技术的示例包括使用与诸如深度学习的各种机器学习算法对应的学习模型的处理和基于知识的处理。基于知识的处理的一种可用方法是,例如,利用解剖学知识的方法,例如,利用诸如视网膜形状的规则性的已知解剖学知识进行区域标签图像的评估的方法。

[0494] 具体地,作为一个示例,将描述这样的情况:使用基于知识的处理来评估与以眼球的后段为摄像目标的OCT断层图像相对应的区域标签图像。在眼球的后段中,组织组在解剖学上有固定的位置。因此,一种可用方法是,检查区域标签图像中的像素值组的坐标,即区域标签值组的坐标,并评估位置是否正确输出。根据所讨论的评估方法,例如,在特定范围内,如果在接近眼前段的坐标处存在与晶状体相对应的区域标签值,并在远离眼前段的坐标处存在与视网膜层组相对应的区域标签值,则评估为区域标签图像经过了可能的图像分割处理。另一方面,如果在这些假定位置处不存在这些区域标签值,则评估为区域标签图像未适当地进行图像分割处理。

[0495] 将使用构成视网膜层的层组的区域标签图像Im2710来更具体地描述所讨论的基于知识的评估方法,该区域组图像Im2710与图27所示的以眼球的后段为摄像目标的OCT断层图像相对应。因为在眼球的后段中组织组的解剖位置固定,所以可以通过检查区域标签图像中像素值组的坐标,即区域标签值组的坐标,来确定区域标签图像是否是可能的图像。

[0496] 区域标签图像Im2710中包括分别由连续具有相同区域标签值的一组像素构成的区域Seg2711、区域Seg2712、区域Seg2713和区域Seg2714。尽管区域Seg2711和区域Seg2714的区域标签值相同,但是因为在解剖学上构成视网膜层的一组层形成分层结构,因此基于相对于其他层的形状和位置关系,可以评估区域Seg2714未正确进行图像分割处理。在这种情况下,区域标签图像评估引擎输出假值作为图像评估指标。

[0497] 此外,基于知识的评估处理的方法还包括评估在区域标签图像中是否包括具有与在摄像目标中肯定存在的区域相对应的区域标签值的像素的方法。其他可用的方法包括,例如,评估在区域标签图像中是否包括具有与在摄像目标中肯定存在的区域相对应的区域标签值的特定数目以上的像素的方法。

[0498] 此外,在图像分割引擎进行多种图像分割处理技术并生成多个区域标签图像的情况下,区域标签图像评估引擎还可以选择并输出多个区域标签图像当中最可能的一个区域标签图像。

[0499] 请注意,在多个区域标签图像的组中的各区域标签图像是可能的区域标签图像的情况下,可能无法选择要输出的单个区域标签图像。在无法选择单个区域标签图像的情况下,区域标签图像评估引擎可以例如根据预定的优先级选择单个区域标签图像。此外,区域标签图像评估引擎例如可以将权重分配给多个区域标签图像,并将多个区域标签图像合并为单个区域标签图像。另外,例如,区域标签图像评估引擎可以在配备有任何显示单元等的用户界面上显示多个区域标签图像的组,从而可以根据来自检查者(用户)的指令选择一个区域标签图像。请注意,区域标签图像评估引擎可以输出所有可能的多个区域标签图像。

[0500] 术语“区域标签图像修改引擎”是指在输入区域标签图像中修改被错误地进行了图像分割处理的区域的模块。用于进行相关修改的技术的示例包括基于知识的处理。可用的基于知识的处理的一种方法利用例如解剖学知识。

[0501] 现在将再次使用图27所示的与以眼球的后段作为摄像目标的OCT断层图像相对应的构成视网膜层的层组的区域标签图像Im2710,来更具体地描述与所讨论的区域标签图像的修改有关的基于知识的修改方法。如上所述,在区域标签图像Im2710中,由于在解剖学上构成视网膜层的一组层形成分层结构,因此基于相对于其他层的形状和位置关系,发现区域Seg2714是未正确地进行了图像分割处理的区域。区域标签图像修改引擎检测未正确地进行图像分割处理的区域,并用不同的区域标签值对检测到的区域进行重写。例如,在图27所示的情况下,区域标签图像修改引擎用指示区域Seg2714不是任何视网膜层的区域标签值对区域Seg2714进行重写。

[0502] 请注意,区域标签图像修改引擎可以通过使用由区域标签图像评估引擎获得的评估结果来进行对未正确分割的区域的检测或识别。此外,区域标签图像修改引擎可以用基于相关区域的外围的区域的标签信息估计的标签信息来对检测到的未正确分割的区域的标签值进行重写。在图27所示的示例中,在已经将标签信息分配给区域Seg2714周围的区域的情况下,可以用所讨论的区域的标签信息来对区域Seg2714的标签信息进行重写。请注

意,关于周围区域的标签信息,标签信息不限于完全包围要修改的区域的区域的标签信息,并且可以是与要修改的区域相邻的区域的标签信息中的以最大数目存在的标签信息。

[0503] (根据示例8的图像处理装置的构造)

[0504] 在下文中,参照图28至图32描述示例8的医学图像处理装置。注意,在下文中,为了简化描述,医学图像处理装置被简称为“图像处理装置”。图28是示出根据本示例的图像处理装置的示意构造的示例的图。

[0505] 图像处理装置2800通过电路或网络连接到摄像装置2810和显示单元2820。摄像装置2810和显示单元2820也可以直接连接。请注意,尽管在本示例中假定这些装置是彼此分离的装置,但是这些装置中的一些或全部可以彼此一体地构成。此外,这些装置可以通过电路或网络连接到任何其他装置,并且可以与任何其他装置一体地构成。

[0506] 在图像处理装置2800中设置有获得单元2801、摄像条件获得单元2802、处理可能性确定单元2803、分割处理单元2804、评估单元2805、分析单元2806和输出单元2807(显示控制单元)。请注意,图像处理装置2800可以由各配备有这些部件中的一个或多个的多个装置构成。

[0507] 获得单元2801可以从摄像装置2810或另一装置获得各种数据和图像,并且可以通过输入装置(未示出)获得检查者的输入。可以采用鼠标、键盘、触摸面板和任何其他输入装置作为输入装置。另外,显示单元2820可以被构造为触摸面板显示器。

[0508] 摄像条件获得单元2802获得获得单元2801获得的医学图像(输入图像)的摄像条件。具体地,根据医学图像的数据格式,获得存储在构成医学图像的数据结构中的摄像条件组。请注意,在医学图像中未存储摄像条件的情况下,可以通过获得单元2801从摄像装置2810或图像管理系统获得摄像信息组。

[0509] 处理可能性确定单元(确定单元)2803使用由摄像条件获得单元2802获得的摄像条件组来确定是否可以由分割处理单元2804处理相关医学图像。分割处理单元2804使用包括学习模型的图像分割引擎(分割引擎)对可以处理的医学图像进行图像分割处理,从而生成区域标签图像(区域信息)。

[0510] 评估单元2805使用区域标签图像评估引擎(评估引擎)来评估由分割处理单元2804生成的区域标签图像,并且基于评估结果确定是否输出区域标签图像。作为图像评估指标,如果输入区域标签图像是可能的,则区域标签图像评估引擎输出真(True)值,并且,如果输入区域标签图像是不大可能的,则区域标签图像评估引擎输出假(False)值。在作为评估区域标签图像的结果而确定的图像评估指标是真值的情况下,评估单元2805确定要输出区域标签图像。

[0511] 分析单元2806使用评估单元2805确定应该输出的区域标签图像和输入图像来对输入图像进行图像分析处理。分析单元2806可以例如通过图像分析处理来计算包括在视网膜层中的组织的形状或层厚度等的变化。请注意,任何已知的图像分析处理都可以用作图像分析处理。输出单元2807使显示单元2820显示区域标签图像或由分析单元2806获得的分析结果。输出单元2807也可以将区域标签图像或分析结果存储在连接到图像处理装置2800的存储装置或外部装置等中。

[0512] 接下来,将详细描述分割处理单元2804。分割处理单元2804使用图像分割引擎生成与输入图像(输入)相对应的区域标签图像。根据依据本示例的图像分割引擎的图像分割

处理技术,进行使用学习模型的处理。

[0513] 在本示例中,将由对组构成的训练数据用于训练机器学习模型,对组由成对的输入数据和地面真值构成,该输入数据是在被假定为处理对象的具体摄像条件下获得的图像,并且该地面真值是与输入数据相对应的区域标签图像。请注意,具体摄像条件具体地包括预先确定的摄像部位、摄像系统、摄像视角、图像尺寸等。

[0514] 在本示例中,训练数据的输入数据是通过与摄像装置2810相同的装置型号并且使用与摄像装置2810相同的设置获得的图像。请注意,训练数据的输入数据可以是从具有与摄像装置2810相同的图像质量趋势的摄像装置获得的图像。

[0515] 此外,训练数据的地面真值是与输入数据相对应的区域标签图像。例如,参照图24中所示的示例,输入数据是通过OCT摄像的视网膜层的断层图像Im2410。此外,地面真值是区域标签图像Im2420,其中,根据断层图像Im2410中可视化的视网膜层的种类,分配分别表示对应的视网膜层的种类的区域标签值以分开各个区域。可以通过以下方式来准备区域标签图像:医学专家参考断层图像来创建区域标签图像、通过进行任意图像分割处理来创建区域标签图像或者医学专家通过修改由图像分割处理创建的区域标签图像来创建区域标签图像。

[0516] 请注意,在训练数据的对组的输入数据组中全面地包括具有被假定为处理对象的各种条件的输入图像。术语“各种条件”具体地是指由于诸如被检体的疾病状态、摄像装置的摄像环境、进行摄像的人的技术水平等的变异组合的差异而产生的图像的条件。由于包括在输入数据组中的图像的条件是全面的,因此训练了机器学习模型,从而还可以针对条件差的图像执行高精度的图像分割处理,条件差的图像是在进行常规图像分割处理的情况下精度将会低的图像。因此,通过使用包括以这种方式训练的学习模型的图像分割引擎,分割处理单元2804可以针对各种条件的图像一致地生成高精度的区域标签图像。

[0517] 请注意,在构成训练数据的对组中,可以从训练数据中去除对图像分割处理没有贡献的对。例如,在作为构成一对训练数据的地面真值的区域标签图像的区域标签值不正确的情况下,使用通过使用相关的训练数据学习了的学习模型获得的区域标签图像的区域标签值也将不正确的可能性高。即,图像分割处理的精度将较低。因此,存在以下可能性:通过从训练数据中去除具有不正确的区域标签值的区域标签图像作为地面真值的对,可以提高图像分割引擎中包括的学习模型的精度。

[0518] 通过使用包括这种学习模型的图像分割引擎,在输入通过摄像获得的医学图像的情况下,分割处理单元2804可以输出在医学图像中可视化的器官或病变可以被识别的区域标签图像。

[0519] 接下来,将参照图29所示的流程图描述根据本示例的一系列图像处理操作。图29是示出根据本示例的一系列图像处理操作的流程图。首先,当开始根据本示例的一系列图像处理操作时,处理进入步骤S2910。

[0520] 在步骤S2910中,获得单元2801从通过电路或网络连接到获得单元2801的摄像装置2810获得由摄像装置2810摄像的图像作为输入图像。请注意,获得单元2801可以响应于来自摄像装置2810的请求来获得输入图像。例如,当摄像装置2810生成图像时,或者当在将图像存储在摄像装置2810包括的记录装置中之前在显示单元2820上显示摄像装置2810生成的图像,或者在将图像存储在记录装置中之后在显示单元2820上显示存储的图像时,或

者在利用区域标签图像进行图像分析处理时,可以发出这样的请求。

[0521] 请注意,获得单元2801可以从摄像装置2810获得用于生成图像的数据,并且图像处理装置2800可以获得基于相关数据生成的图像作为输入图像。在这种情况下,图像处理装置2800可以采用任何现有的图像生成方法作为用于生成各种图像的图像生成方法。

[0522] 在步骤S2920中,摄像条件获得单元2802获得输入图像的摄像条件组。具体地,按照输入图像的数据格式,摄像条件获得单元2802获得存储在构成输入图像的数据结构中的摄像条件组。请注意,如上所述,在输入图像中没有存储摄像条件的情况下,摄像条件获得单元2802可以从摄像装置2810或附图中未示出的图像管理系统获得摄像信息组。

[0523] 在步骤S2930中,处理可能性确定单元2803使用获得的摄像条件组来确定是否可以对输入图像进行由分割处理单元2804所使用的图像分割引擎进行的图像分割处理。具体地,处理可能性确定单元2803确定输入图像的摄像部位、摄像系统、摄像视角和图像尺寸是否与可以使用图像分割引擎的学习模型来处理的条件匹配。

[0524] 处理可能性确定单元2803进行关于所有摄像条件的确定,并且如果处理可能性确定单元2803确定可以处理摄像条件,则处理进入步骤S2940。另一方面,如果处理可能性确定单元2803基于这些摄像条件确定图像分割引擎不能处理输入图像,则处理进入步骤S2970。

[0525] 请注意,取决于图像处理装置2800的设置或实现形式,即使基于摄像部位、摄像系统、摄像视角和图像尺寸中的某些条件确定输入图像不能被处理,也可以进行步骤S2940中的处理。例如,可以在假定图像分割引擎能够全面处理被检体的任何摄像部位的情况下进行这样的处理,并且将这样的处理实现为即使未知的摄像部位包括在输入数据中也能够处理输入数据。另外,处理可能性确定单元2803可以根据所需构造确定输入图像的摄像部位、摄像系统、摄像视角和图像尺寸中的至少一种条件是否与图像分割引擎能够处理的条件匹配。

[0526] 在步骤S2940中,分割处理单元2804使用图像分割引擎对输入图像进行图像分割处理,并从输入图像生成区域标签图像。具体地,分割处理单元2804将输入图像输入到图像分割引擎。图像分割引擎基于使用训练数据进行机器学习的学习模型,将区域标签图像生成为可以识别在输入图像中可视化的器官或病变的区域信息。

[0527] 请注意,取决于图像处理装置2800的设置或实现形式,分割处理单元2804可以按照摄像条件组将参数与输入图像一起输入到图像分割引擎中,以调整图像分割处理的范围的程度等。此外,分割处理单元2804还可以将与检查者的输入对应的参数连同输入图像一起输入到图像分割引擎中,以调整图像分割处理的范围的程度等。

[0528] 在步骤S2950中,评估单元2805使用区域标签图像评估引擎来评估由分割处理单元2804生成的区域标签图像是否是可能图像。在本示例中,评估单元2805使用利用基于知识的评估方法的区域标签图像评估引擎来评估区域标签图像是否是可能图像。

[0529] 具体地,区域标签图像评估引擎检查区域标签图像中的像素值组,即,检查区域标签值组的坐标,并评估在解剖学上正确的位置处是否输出了位置。在这种情况下,例如,在特定范围内,如果在接近眼前段的坐标处存在与晶状体相对应的区域标签值,并在远离眼前段的坐标处存在与视网膜层组相对应的区域标签值,则评估为区域标签图像经过了可能的图像分割处理。另一方面,如果在这些假定位置处不存在这些区域标签值,则评估为区域

标签图像未适当地进行图像分割处理。对于区域标签,在评估区域标签经过了可能的图像分割处理的情况下,区域标签图像评估引擎输出真值作为图像评估指标,并且在评估区域标签未经过可能的图像分割处理的情况下,区域标签图像评估引擎输出假值。

[0530] 评估单元2805基于从区域标签图像评估引擎输出的图像评估指标来确定是否输出区域标签图像。具体地,在图像评估指标为真值的情况下,评估单元2805确定输出区域标签图像。另一方面,如果图像评估指标为假值,则评估单元2805确定不输出由分割处理单元2804生成的区域标签图像。请注意,在评估单元2805确定不输出由分割处理单元2804生成的区域标签图像的情况下,可以生成无区域标签的图像。

[0531] 在步骤S2960中,如果评估单元2805确定输出区域标签图像,则分析单元2806使用区域标签图像和输入图像对输入图像进行图像分析处理。分析单元2806例如通过图像分析处理计算在输入图像中可视化的层厚度或组织形状等的变化。请注意,可以采用任何已知的处理作为图像分析处理的方法。此外,在评估单元2805确定不输出区域标签图像的情况下,或者在生成无区域标签的图像的情况下,在不进行图像分析的情况下进行处理。

[0532] 在步骤S2970中,当评估单元2805确定要输出区域标签图像时,输出单元2807输出区域标签图像和图像分析结果,并使区域标签图像和图像分析显示在显示单元2820上。请注意,代替使区域标签图像和图像分析结果显示在显示单元2820上,输出单元2807可以使区域标签图像和图像分析结果显示在摄像装置2810或者另一装置上,或者可以存储区域标签图像和图像分析结果。此外,取决于图像处理装置2800的设置或实现形式,输出单元2807可以处理区域标签图像和图像分析结果,使得它们可以被摄像装置2810或另一装置利用,或者可以转换区域标签图像和图像分析结果的数据格式,使得可以将它们发送到图像管理系统等。另外,输出单元2807不限于输出区域标签图像和图像分析结果两者的构造,并且可以被构造为仅输出区域标签图像和图像分析结果之一。

[0533] 另一方面,如果在步骤S2930中确定无法进行图像分割处理,则输出单元2807输出作为一种区域标签图像的无区域标签的图像,以使无区域标签的图像显示在显示单元2820上。请注意,代替输出无区域标签的图像,输出单元2807可以向摄像装置2810发送指示无法进行图像分割处理的信号。

[0534] 此外,在步骤S2950中确定不能正确地进行图像分割处理的情况下,输出单元2807输出无区域标签的图像,以使无区域标签的图像显示在显示单元2820上。同样在这种情况下,代替输出无区域标签的图像,输出单元2807可以向摄像装置2810发送指示不能正确地进行图像分割处理的信号。当步骤S2970中的输出处理结束时,一系列图像处理操作结束。

[0535] 如上所述,根据本示例的图像处理装置2800包括获得单元2801和分割处理单元2804。获得单元2801获得输入图像,该输入图像是被检体的预定部位的断层图像。分割处理单元2804使用包括学习模型的图像分割引擎来生成区域标签图像,该区域标签图像是可以从输入图像中区分出解剖区域的区域信息。图像分割引擎包括学习模型,该学习模型将在不同条件下获得的断层图像和区域标签图像作为训练数据。采用断层图像作为图像分割引擎的输入,并且采用区域标签图像作为输出。

[0536] 图像处理装置2800还包括评估单元2805。评估单元2805使用基于知识的评估引擎来评估区域标签图像,并根据评估的结果确定是否输出区域标签图像,该评估引擎使用解剖学特征。

[0537] 通过该构造,根据本示例的图像处理装置2800可以使用包括学习模型的分割引擎来生成区域标签图像,作为用于图像诊断或用于识别可用于图像分析的ROI或VOI的区域信息。因此,对于其条件相对于传统的分割处理也不利的输入图像,可以输出高精度的区域标签图像,并且可以将其提供用于图像诊断,或者可以提供可用于图像分析的ROI或VOI。

[0538] 另外,通过使用评估单元2805评估区域标签图像是否是可能图像,图像处理装置2800可以防止不合适的区域标签图像被用于图像诊断或图像分析。

[0539] 此外,图像处理装置2800还包括摄像条件获得单元2802和处理可能性确定单元2803。摄像条件获得单元2802获得包括输入图像的摄像部位、摄像系统、摄像视角和图像尺寸中的至少一项的摄像条件。处理可能性确定单元2803确定是否可以使用图像分割引擎从输入图像生成区域标签图像。处理可能性确定单元2803基于输入图像的摄像条件进行所讨论的确定。

[0540] 通过该构造,根据本示例的图像处理装置2800可以从图像分割处理中省略分割处理单元2804不能处理的输入图像,因此可以减少图像处理装置2800的处理负荷和错误的发生。

[0541] 另外,图像处理装置2800还包括分析单元2806,其使用作为区域信息的区域标签图像来对输入图像进行图像分析。通过该构造,图像处理装置2800可以使用由分割处理单元2804生成的高精度的区域标签图像进行图像分析,并且可以获得高精度的分析结果。

[0542] 在本示例中,处理可能性确定单元2803确定是否可以对输入图像进行由图像分割引擎进行的图像分割处理。此后,如果处理可能性确定单元2803确定输入图像是可以由分割处理单元2804处理的图像,则分割处理单元2804进行图像分割处理。在这方面,在仅通过摄像装置2810等在能够进行图像分割处理的摄像条件下进行摄像的情况下,可以对从摄像装置2810获得的图像无条件地进行图像分割处理。在这种情况下,如图30所示,可以省略步骤S2920和步骤S2930中的处理,并且可以在步骤S2910之后执行步骤S2940。

[0543] 请注意,尽管在本示例中输出单元2807(显示控制单元)被构造为使得所生成的区域标签图像或分析结果被显示在显示单元2820上,但是输出单元2807的操作不限于此。例如,输出单元2807还可以将区域标签图像或分析结果输出到摄像装置2810或连接到图像处理装置2800的另一装置。因此,区域标签图像或分析结果可以被显示在这些装置中的用户界面上,可以被存储在任何记录装置中,可以被用于任何图像分析,或者可以被发送到图像管理系统。

[0544] 此外,在本示例中,输出单元2807被构造为使得区域标签图像或图像分析结果被显示在显示单元2820上。然而,响应于来自检查者的指令,输出单元2807可以使得区域标签图像或图像分析结果被在显示单元2820上。例如,响应于检查者按下显示单元2820的用户界面上的任意按钮,输出单元2807可以在显示单元2820上显示区域标签图像或图像分析结果。在这种情况下,输出单元2807可以从显示输入图像切换为显示区域标签图像。此外,如图31所示,输出单元2807可以将区域标签图像UI3120与输入图像UI3110并排显示,或者如图32中的UI3210至UI3240中的任何一个中所示,可以将变成半透明的区域标签图像以叠加的方式显示在输入图像上。请注意,可以使用任何已知的方法作为使区域标签图像变成半透明的方法,并且例如,可以通过将区域标签图像的透明度设置为期望值来使区域标签图像变成半透明。

[0545] 此外,输出单元2807可以使大意是区域标签图像是使用学习模型生成的图像的信息,或者使大意是图像分析结果是通过基于使用学习模型生成的区域标签图像进行图像分析而获得的结果的信息,显示在显示单元2820上。另外,输出单元2807可以使指示学习模型使用哪一种训练数据进行学习的显示被显示在显示单元2820上。所讨论的显示可以包括对输入数据的种类和训练数据的地面真值的描述,或者与训练数据有关的任何显示,例如包括在输入数据中的摄像部位和地面真值。

[0546] 在本示例中,如果处理可能性确定单元2803确定输入图像可以由图像分割引擎处理,则处理进入步骤S2940,并且开始由分割处理单元2804进行的图像分割处理。在这方面,也可以采用如下的构造:输出单元2807使得处理可能性确定单元2803的确定结果被显示在显示单元2820上,并且分割处理单元2804响应于来自检查者的指令开始图像分割处理。此时,输出单元2807还可以使输入图像或相对于输入图像获得的诸如摄像部位的摄像条件与确定结果一起被显示在显示单元2820上。在这种情况下,由于在检查者已经确定确定结果是否正确之后进行图像分割处理,所以可以减少基于错误确定的图像分割处理。

[0547] 此外,在这方面,也可以采用如下的构造:不由处理可能性确定单元2803进行确定,并且输出单元2807使输入图像或相对于输入图像获得的诸如摄像部位的摄像条件被显示在显示单元2820上。在这种情况下,分割处理单元2804可以响应于来自检查者的指令开始图像分割处理。

[0548] 另外,根据本示例,评估单元2805使用采用基于知识的评估方法的区域标签图像评估引擎来评估由分割处理单元2804生成的区域标签图像。在这方面,评估单元2805可以使用区域标签图像评估引擎来评估区域标签图像是否是可能图像,该区域标签图像评估引擎包括学习模型,该学习模型使用区域标签图像和通过预定评估技术获得的图像评估指标作为训练数据来进行训练。

[0549] 在这种情况下,包括在区域标签图像评估引擎中的机器学习模型的训练数据采用区域标签图像以及看起来像区域标签图像的假图像作为输入数据,并且采用关于各个图像的图像评估指标作为地面真值。作为图像评估指标,在输入数据是适当的区域标签图像的情况下,使用真值,在输入数据是假图像的情况下,使用假值。请注意,用于生成假图像的方法可以是使用针对其设置了不适当的条件的区域标签图像的任意生成器的方法,或者是通过有意将不适当的区域标签重写到适当的区域标签图像等上而生成假图像的方法。

[0550] 在评估单元2805使用还包括进行了这种学习的学习模型的区域标签图像评估引擎来评估区域标签图像是否是可能图像的情况下,可以防止使用不适当的区域标签图像进行图像诊断或图像分析。

[0551] 请注意,在由处理可能性确定单元2803确定无法进行图像分割处理的情况下,无区域标签的图像可以由输出单元2807生成,或者可以由处理可能性确定单元2803生成。此外,在评估单元2805确定未适当地进行图像分割的情况下,在步骤S2970中,输出单元2807可以使大意是不能正确地进行图像分割的信息显示在显示单元2820上。

[0552] (示例9)

[0553] 接下来,将参照图28和图33描述根据示例9的图像处理装置。在示例8中,分割处理单元2804配备有一个图像分割引擎。相比之下,在本示例中,分割处理单元使用多个图像分割引擎来生成关于输入图像的多个区域标签图像,所述多个图像分割引擎包括使用相互不

同的训练数据进行机器学习的学习模型。

[0554] 除非另有明确说明,否则根据本示例的图像处理装置的构造和处理与根据示例8的图像处理装置2800相同。因此,在下文中,以与根据示例8的图像处理装置的不同之处为中心来描述根据本示例的图像处理装置。请注意,由于根据本示例的图像处理装置的构造与根据示例8的图像处理装置的构造相同,因此图28中示出的部件用与示例8相同的附图标记表示,并且在下文中省略对这些部件的描述。

[0555] 根据本示例的分割处理单元2804使用两个或更多个图像分割引擎来对输入图像进行图像分割处理,所述两个或更多个图像分割引擎包括使用相互不同的训练数据进行了机器学习的学习模型。

[0556] 现在将描述根据本示例的用于创建训练数据组的方法。具体地,首先,进行各种摄像部位的摄像,并且准备由成对的作为输入数据的图像和作为地面真值的区域标签图像构成的对组。接下来,针对各摄像部位将对对组进行分组以创建训练数据组。例如,通过创建由通过对第一摄像部位进行摄像而获得的对组构成的第一训练数据,以及创建由通过对第二摄像部位进行摄像而获得的对组构成的第二训练数据,来创建训练数据组。

[0557] 此后,使各个图像分割引擎中包括的机器学习模型使用各个训练数据来进行机器学习。例如,准备包括使用第一训练数据训练的学习模型的第一图像分割引擎。另外,准备包括使用第二训练数据训练的学习模型的第二图像分割引擎。这样,准备了图像分割引擎组。

[0558] 用于训练各图像分割引擎中包括的学习模型的训练数据对于各图像分割引擎而言是不同的。因此,这些图像分割引擎中的各图像分割引擎可以对输入到图像分割引擎的输入图像进行图像分割处理的精度程度将根据输入图像的摄像条件而不同。具体地,在第一图像分割引擎的情况下,针对通过对第一摄像部位进行摄像而获得的输入图像的图像分割处理的精度高,并且针对通过对第二摄像部位进行摄像而获得的输入图像的图像分割处理的精度低。类似地,在第二图像分割引擎的情况下,针对通过对第二摄像部位进行摄像而获得的输入图像的图像分割处理的精度高,并且针对通过对第一摄像部位进行摄像而获得的输入图像的图像分割处理的精度低。

[0559] 由于各训练数据集由根据摄像部位而分组的对组组成,因此在构成相关对组的图像组中的图像之间将具有相似的图像质量趋势。因此,如果摄像部位对应于相关的图像分割引擎,则与根据示例8的图像分割引擎相比,图像分割引擎可以更精确地进行图像分割处理。请注意,用于对成对的训练数据进行分组的摄像条件不限于摄像部位,并且可以是图像的摄像视角或分辨率,或者这些条件中的两个或更多个的组合。

[0560] 在下文中,将参照图33描述根据本示例的一系列图像处理操作。图33是示出根据本示例的一系列图像处理操作的流程图。请注意,步骤S3310和步骤S3320中的处理与根据示例8的步骤S2910和步骤S2920中的处理相同,因此这里省略对该处理的描述。请注意,在对输入图像要无条件地进行图像分割处理的情况下,在进行步骤S3320中的处理之后,可以省略步骤S3330中的处理,并且处理可以进入步骤S3340。

[0561] 在步骤S3320中获得输入图像的摄像条件之后,处理进入步骤S3330。在步骤S3330中,处理可能性确定单元2803使用在步骤S3320中获得的摄像条件组来确定上述图像分割引擎组中的任何一个是否可以处理输入图像。

[0562] 如果处理可能性确定单元2803确定图像分割引擎组中没有一个能够处理输入图像,则处理进入步骤S3380。另一方面,如果处理可能性确定单元2803确定该图像分割引擎组中的任何一个能够处理输入图像,则处理进入步骤S3340。请注意,取决于图像处理装置2800的设置或实现形式,类似于示例8,即使确定图像分割引擎不能处理某些摄像条件,也可以执行步骤S3340中的处理。

[0563] 在步骤S3340中,分割处理单元2804基于在步骤S3320中获得的输入图像的摄像条件和与图像分割引擎组的训练数据有关的信息,选择图像分割引擎来进行处理。具体地,例如,分割处理单元2804选择图像分割引擎,该图像分割引擎对于在步骤S3320中获得的摄像条件组中的摄像部位具有与相同摄像部位或周围摄像部位有关的训练数据的信息,并且可以进行高精度的图像分割处理。在上述示例中,如果摄像部位是第一摄像部位,则分割处理单元2804选择第一图像分割引擎。

[0564] 在步骤S3350中,分割处理单元2804通过使用在步骤S3340中选择的图像分割引擎来生成区域标签图像,以对输入图像进行图像分割处理。步骤S3360和S3370与示例8中的步骤S2950和S2960相同,因此这里省略这些步骤的描述。

[0565] 在步骤S3370中进行了图像分析之后,处理进入步骤S3380。在步骤S3380中,如果评估单元2805确定要输出区域标签图像,则输出单元2807输出区域标签图像和分析结果,以使区域标签图像和分析结果显示在显示单元2820上。请注意,当使区域标签图像显示在显示单元2820上时,输出单元2807还可以使大意是区域标签图像是使用由分割处理单元2804选择的图像分割引擎生成的区域标签图像的信息被显示。请注意,输出单元2807还可以仅输出区域标签图像和分析结果之一。

[0566] 另一方面,如果在步骤S3330中确定无法进行图像分割处理,则输出单元2807输出作为一种区域标签图像的无区域标签的图像,以使无区域标签的图像显示在显示单元2820上。请注意,代替生成无区域标签的图像,输出单元2807可以向摄像装置2810发送指示无法进行图像分割处理的信号。

[0567] 此外,当在步骤S3360中确定也不能正确地进行图像分割处理的情况下,输出单元2807输出作为一种区域标签图像的无区域标签的图像,以使无区域标签的图像显示在显示单元2820上。同样在这种情况下,代替生成无区域标签的图像,输出单元2807可以向摄像装置2810发送指示不能正确地进行图像分割处理的信号。当步骤S3380中的输出处理结束时,一系列图像处理操作结束。

[0568] 如上所述,根据本示例的分割处理单元2804使用多个图像分割引擎中的至少一个来生成区域标签图像,所述多个图像分割引擎中的各图像分割引擎均包括学习模型,该学习模型使用与由其他图像分割引擎的学习模型所使用的训练数据不同的训练数据进行学习。在本示例中,所述多个图像分割引擎中的各图像分割引擎均包括这样的学习模型,该学习模型使用针对摄像部位、摄像视角和图像分辨率中的至少一项与其他学习模型所使用的训练数据不同的训练数据进行学习。分割处理单元2804根据输入图像的摄像部位、摄像视角和图像分辨率中的至少一种摄像条件,使用图像分割引擎来生成区域标签图像。

[0569] 根据该构造,根据本示例的图像处理装置2800可以根据摄像条件进行更精确的图像分割处理。

[0570] 尽管在本示例中,分割处理单元2804基于输入图像的摄像条件来选择要用于图像

分割处理的图像分割引擎,但是用于选择图像分割引擎的处理不限于此。例如,输出单元2807可以使获得的输入图像的摄像条件和图像分割引擎组显示在显示单元2820的用户界面上。此外,分割处理单元2804可以根据来自检查者的指令选择要用于图像分割处理的图像分割引擎。

[0571] 请注意,输出单元2807可以使与用于由各个图像分割引擎进行学习的训练数据有关的信息与图像分割引擎组一起显示在显示单元2820上。请注意,可以以任何形式显示与用于由图像分割引擎进行学习的训练数据有关的信息,并且,例如,可以使用与用于学习的训练数据相关联的名称来显示图像分割引擎组。

[0572] 此外,输出单元2807可以使由分割处理单元2804选择的图像分割引擎显示在显示单元2820的用户界面上,并且可以接受来自检查者的指令。在这种情况下,分割处理单元2804可以根据来自检查者的指令确定是否最终选择相关图像分割引擎作为要用于图像分割处理的图像分割引擎。

[0573] 请注意,类似于示例8,输出单元2807可以将生成的区域标签图像和评估结果输出到摄像装置2810或连接到图像处理装置2800的另一装置。此外,取决于图像处理装置2800的设置或实现形式,输出单元2807可以处理区域标签图像和评估结果,使得它们可以被摄像装置2810或另一装置利用,或者可以转换区域标签图像和评估结果的数据格式,使得可以将它们发送到图像管理系统等。

[0574] (示例10)

[0575] 接下来,将参照图28和图33描述根据示例10的图像处理装置。在示例8和9中,摄像条件获得单元2802从输入图像的数据结构等获得摄像条件组。相比之下,在本示例中,摄像条件获得单元使用摄像位置估计引擎基于输入图像来估计输入图像的摄像部位或摄像区域。

[0576] 除非另有明确说明,否则根据本示例的图像处理装置的构造和处理与根据示例9的图像处理装置2800相同。因此,在下文中,以与根据示例9的图像处理装置的不同之处为中心来描述根据本示例的图像处理装置。请注意,由于根据本示例的图像处理装置的构造与根据示例8和9的图像处理装置的构造相同,因此图28中示出的部件用与示例8和9相同的附图标记表示,并且在下文中省略对这些部件的描述。

[0577] 根据本示例的摄像条件获得单元2802使用摄像位置估计引擎(估计引擎)来估计和获得在获得单元2801获得的输入图像中描绘的摄像部位或摄像区域。根据本示例的用于估计摄像位置估计引擎的摄像位置的技术,使用机器学习算法来进行估计处理。

[0578] 在本示例中,由对组构成的训练数据用于训练与使用机器学习算法的摄像位置估计技术有关的学习模型,该对组由作为图像的输入数据和作为与输入数据相对应的摄像部位标签的地面真值构成。在此,术语“输入数据”是指具有针对处理对象假定的具体摄像条件的图像(输入图像)。从具有与摄像装置2810相同的图像质量趋势的摄像装置获得的图像可以用作输入数据,并且如果摄像装置与摄像装置2810具有相同的设备型号且设置有与摄像装置2810相同的设置则更好。用作地面真值的摄像部位标签的种类可以是至少部分地包括在输入数据中的相关摄像部位。例如,用作地面真值的摄像部位标签的种类可以是“黄斑区域”、“视神经乳头”、“黄斑区域和视神经乳头”和“其他”。

[0579] 通过包括使用这种训练数据进行学习的学习模型,根据本示例的摄像位置估计引

擎可以输出指示在输入图像中可视化的摄像部位或摄像区域的位置的信息。此外,对于所需详细级别的各摄像部位标签或摄像区域标签,摄像位置估计引擎还可以输出为相关摄像部位或摄像区域的概率。

[0580] 通过使用摄像位置估计引擎,摄像条件获得单元2802可以基于输入图像来估计输入图像的摄像部位或摄像区域,从而获得该摄像部位或摄像区域作为输入图像的摄像条件。请注意,在对于各摄像部位标签或摄像区域标签,摄像位置估计引擎输出为相关摄像部位或摄像区域的概率的情况下,摄像条件获得单元2802获得具有最高概率的摄像部位或摄像区域作为输入图像的摄像条件。

[0581] 接下来,类似于示例9,将参照图33中的流程图描述根据本示例的一系列图像处理操作。请注意,由于根据本示例的步骤S3310和步骤S3330至步骤S3380的处理与示例9中的这些步骤中的处理相同,因此这里省略对处理的描述。请注意,在对输入图像要无条件地进行图像分割处理的情况下,在步骤S3320中的处理之后,可以省略步骤S3330中的处理,并且处理可以进入步骤S3340。

[0582] 当在步骤S3310中获得输入图像时,处理进入步骤S3320。在步骤S3320中,摄像条件获得单元2802获得在步骤S3310中获得的输入图像的摄像条件组。

[0583] 具体地,根据输入图像的数据格式获得存储在构成输入图像的数据结构中的摄像条件组。此外,如果与摄像部位或摄像区域有关的信息未包括在摄像条件组中,则摄像条件获得单元2802将输入图像输入至摄像位置估计引擎,以估计对哪个摄像部位或摄像区域进行摄像以获得输入图像。具体地,摄像条件获得单元2802将输入图像输入到摄像位置估计引擎,评估针对摄像部位标签组或摄像区域标签组的各摄像部位或摄像区域输出的概率,并设置和获得具有最高概率的摄像部位或摄像区域作为输入图像的摄像条件。

[0584] 请注意,在输入图像中未存储除摄像部位或摄像区域之外的摄像条件的情况下,摄像条件获得单元2802可以从摄像装置2810或图像管理系统(未示出)获得摄像信息组。后续处理与根据示例9的一系列图像处理操作相同,因此在此省略其描述。

[0585] 如上所述,根据本示例的摄像条件获得单元2802用作使用包括学习模型的摄像位置估计引擎来估计输入图像的摄像部位和摄像区域中的至少一项的估计单元。摄像条件获得单元2802通过将输入图像输入到摄像位置估计引擎来估计输入图像的摄像部位或摄像区域,该摄像位置估计引擎包括使用各附有摄像部位或摄像区域的标签的图像作为训练数据来进行学习的学习模型。

[0586] 因此,根据本示例的图像处理装置2800可以基于输入图像获得关于输入图像的摄像部位或摄像区域的摄像条件。

[0587] 请注意,在本示例中,在摄像条件组中不包括与摄像部位或摄像区域有关的信息的情况下,摄像条件获得单元2802使用摄像位置估计引擎进行关于输入图像的摄像部位或摄像区域的估计。然而,使用摄像位置估计引擎进行关于摄像部位或摄像区域的估计的情况不限于这种情况。在输入图像的数据结构中包括的关于摄像部位或摄像区域的信息不足以作为所需的详细级别的信息的情况下,摄像条件获得单元2802也可以使用摄像位置估计引擎进行关于摄像部位或摄像区域的估计。

[0588] 此外,无论输入图像的数据结构中是否包括关于摄像部位或摄像区域的信息,摄像条件获得单元2802都可以使用摄像位置估计引擎来估计输入图像的摄像部位或摄像区

域。在这种情况下,输出单元2807可以使显示单元2820显示从摄像位置估计引擎输出的估计结果以及包括在输入图像的数据结构中的关于摄像部位或摄像区域的信息,并且摄像条件获得单元2802可以根据来自检查者的指令进行关于这些摄像条件的确定。

[0589] (示例11)

[0590] 接下来,参照图28、图29、图34和图35描述根据示例11的图像处理装置。在本示例中,分割处理单元放大或缩小输入图像,使得输入图像的尺寸变为图像分割引擎能够处理的图像尺寸。此外,分割处理单元通过缩小或放大来自图像分割引擎的输出图像来生成区域标签图像,使得输出图像的图像尺寸变为输入图像的图像尺寸。

[0591] 除非另有明确说明,否则根据本示例的图像处理装置的构造和处理与根据示例8的图像处理装置2800相同。因此,在下文中,以与根据示例8的图像处理装置的不同之处为中心来描述根据本示例的图像处理装置。请注意,由于根据本示例的图像处理装置的构造与根据示例8的图像处理装置的构造相同,因此图28中示出的部件用与示例8相同的附图标记表示,并且在下文中省略对这些部件的描述。

[0592] 根据本示例的分割处理单元2804包括与根据示例8的图像分割引擎类似的图像分割引擎。然而,在本示例中,用于由图像分割引擎包括的机器学习模型进行学习的训练数据与示例8中的训练数据不同。具体地,在本示例中,使用由图像组构成的输入数据和地面真值的对组作为训练数据,在该图像组中,输入数据的各图像和地面真值的各图像被放大或缩小为特定的图像尺寸。

[0593] 现在将参照图34描述根据本示例的图像分割引擎包括的学习模型的训练数据。如图34所示,例如,让我们考虑存在小于为训练数据设置的特定图像尺寸的输入图像Im3410和区域标签图像Im3420的情况下。在这种情况下,输入图像Im3410和区域标签图像Im3420各自被放大成,为训练数据设置的特定图像尺寸。然后将放大图像Im3411和放大区域标签图像Im3421作为一对,并且将相关对用作一条训练数据。

[0594] 请注意,类似于示例8,对于训练数据的输入数据,使用具有被假定为处理对象的具体摄像条件的图像(输入图像),并且相关的具体摄像条件是预先确定的摄像部位、摄像系统和摄像视角。换句话说,与示例8不同,根据本示例,图像尺寸不包括在具体摄像条件下。

[0595] 根据本示例的分割处理单元2804通过使用图像分割引擎对输入图像进行图像分割处理来生成区域标签图像,使用这种训练数据对该图像分割引擎进行了学习。此时,分割处理单元2804通过放大或缩小输入图像以使其变成针对训练数据设置的特定图像尺寸来生成修改图像,并将修改图像输入到图像分割引擎。

[0596] 此外,分割处理单元2804通过将来自图像分割引擎的输出图像缩小或放大为输入图像的图像尺寸来生成区域标签图像。因此,即使在输入图像具有根据示例8不能处理的图像尺寸的情况下,根据本示例的分割处理单元2804也可以通过使用图像分割引擎的图像分割处理来生成区域标签图像。

[0597] 接下来,参照图29和图35描述根据本示例的一系列图像处理操作。图35是示出根据本示例的分割处理的流程图。请注意,根据本示例的步骤S2910、步骤S2920和步骤S2950至步骤S2970中的处理与示例8中的这些步骤中的处理相同,因此这里省略对该处理的描述。请注意,在要针对除了图像尺寸之外的摄像条件对输入图像无条件地进行图像分割处

理的情况下,在进行步骤S2920中的处理之后,可以省略步骤S2930中的处理,并且处理可以进入步骤S2940。

[0598] 在步骤S2920中,类似于示例8,在摄像条件获得单元2802获得输入图像的摄像条件组时,处理进入步骤S2930。在步骤S2930中,处理可能性确定单元2803使用获得的摄像条件组来确定图像分割引擎是否可以处理输入图像。具体地,对于输入图像的摄像条件,处理可能性确定单元2803确定图像分割引擎是否可以处理摄像部位、摄像系统和摄像视角。与示例8不同,处理可能性确定单元2803不进行关于图像尺寸的确定。

[0599] 处理可能性确定单元2803进行关于摄像部位、摄像系统和摄像视角的确定,并且如果确定可以处理输入图像,则处理进入步骤S2940。另一方面,在处理可能性确定单元2803基于这些摄像条件确定图像分割引擎不能处理输入图像的情况下,处理进入步骤S2970。请注意,取决于图像处理装置2800的设置和实现形式,即使基于摄像部位、摄像系统和摄像视角中的一个或多个条件确定输入图像不能被处理,也可以进行步骤S2940中的图像分割处理。

[0600] 当处理进入步骤S2940时,开始图35所示的根据本示例的图像分割处理。在根据本示例的图像分割处理中,首先,在步骤S3510中,分割处理单元2804将输入图像放大或缩小为针对训练数据设置的特定图像尺寸,从而生成修改图像。

[0601] 接下来,在步骤S3520中,分割处理单元2804将所生成的修改图像输入至图像分割引擎,以获得经过了图像分割处理的第一区域标签图像。

[0602] 此后,在步骤S3530中,分割处理单元2804将第一区域标签图像缩小或放大为输入图像的图像尺寸,以生成最终的区域标签图像。当分割处理单元2804在步骤S3530中生成最终区域标签图像时,根据本示例的图像分割处理结束,并且处理进入步骤S2950。由于从步骤S2950起的处理与示例8中从步骤S2950起的处理相同,因此这里省略该处理的描述。

[0603] 如上所述,根据本示例的分割处理单元2804将输入图像的图像尺寸调整为图像分割引擎能够处理的图像尺寸,并且将尺寸被调整的所得图像输入到图像分割引擎中。此外,分割处理单元2804通过将来自图像分割引擎的输出图像的图像尺寸调整为输入图像的原始图像尺寸来生成区域标签图像。因此,本示例的图像处理装置2800还可以对具有根据示例8不能处理的图像尺寸的输入图像进行图像分割处理,并且可以生成包括与可用于图像诊断或图像分析的ROI或VOI有关的信息的区域标签图像。

[0604] (示例12)

[0605] 接下来,参照图28、图29、图36和图37描述根据示例12的图像处理装置。在本示例中,分割处理单元基于由图像分割引擎进行的特定分辨率,通过图像分割处理来生成区域标签图像。

[0606] 除非另有明确说明,根据本示例的图像处理装置的构造和处理与根据示例8的图像处理装置2800相同。因此,在下文中,以与根据示例8的图像处理装置的不同之处为中心来描述根据本示例的图像处理装置。请注意,由于根据本示例的图像处理装置的构造与根据示例8的图像处理装置的构造相同,因此图28中示出的部件用与示例8相同的附图标记表示,并且在下文中省略对这些部件的描述。

[0607] 根据本示例的分割处理单元2804包括与示例8类似的图像分割引擎。然而,在本示例中,用于由图像分割引擎包括的机器学习模型进行学习的训练数据与示例8中的训练数

据不同。具体地,在将由训练数据的输入数据和地面真值的对组构成的图像组放大或缩小为使得该图像组的分辨率变为特定分辨率的图像尺寸之后,进行填充以使图像组的各图像的图像尺寸变为足够大的特定图像尺寸。这里,短语“图像组的分辨率”是指例如摄像装置的空间分辨率或针对摄像区域的分辨率。

[0608] 现在将参照图36描述根据本示例的图像分割引擎的训练数据。例如,如图36所示,让我们考虑存在具有比为训练数据设置的特定分辨率低的分辨率的图像Im3610和区域标签图像Im3620的情况下。在这种情况下,图像Im3610和区域标签图像Im3620各自被放大,使得分辨率变成为训练数据设置的特定分辨率。另外,放大图像Im3610和区域标签图像Im3620各自被填充成为训练数据设置的特定图像尺寸。然后将经过放大和填充的图像Im3611和区域标签图像Im3621作为一对,并且将该对用作一条训练数据。

[0609] 请注意,短语“为训练数据设置的特定图像尺寸”是指被假定为处理对象的图像(输入图像)在被放大或缩小时可以变为使得图像的分辨率为特定分辨率的最大图像尺寸。在特定图像尺寸不够大的情况下,存在以下可能性:当放大输入到图像分割引擎的图像时,该图像将成为学习模型不能处理的图像尺寸。

[0610] 此外,根据学习模型的特征,经过填充的区域使用固定像素值被装填,使用邻近像素值被装填,或者被镜像填充,从而可以有效地进行图像分割处理。请注意,类似于示例8,对于输入数据,使用具有被假定为处理对象的特定摄像条件的图像,并且讨论的特定摄像条件是预先确定的摄像部位、摄像系统和摄像视角。换句话说,与第示例8不同,根据本示例,图像尺寸不包括在具体摄像条件中。

[0611] 根据本示例的分割处理单元2804通过使用包括学习模型的图像分割引擎对输入图像进行图像分割处理来生成区域标签图像,使用这种训练数据对该学习模型进行了学习。此时,分割处理单元2804通过放大或缩小输入图像以使其成为针对训练数据设置的特定分辨率来生成修改图像。此外,分割处理单元2804针对修改图像进行填充,以使得修改图像变成为训练数据设置的特定图像尺寸,从而生成填充图像,并将填充图像输入到图像分割引擎。

[0612] 此外,对于从图像分割引擎输出的第一区域标签图像,分割处理单元2804仅修整与进行了填充的区域相对应的区域,从而生成第二区域标签图像。此后,分割处理单元2804将所生成的第二区域标签图像缩小或放大为输入图像的图像尺寸,从而生成最终区域标签图像。

[0613] 因此,即使在输入图像具有根据示例8不能处理的图像尺寸的情况下,根据本示例的分割处理单元2804也可以通过图像分割引擎的图像分割处理来生成区域标签图像。

[0614] 接下来,参照图29和图37描述根据本示例的一系列图像处理操作。图37是示出根据本示例的图像分割处理的流程图。请注意,根据本示例的步骤S2910、步骤S2920和步骤S2950至步骤S2970中的处理与示例8中的这些步骤中的处理相同,因此这里省略对该处理的描述。请注意,在要针对除了图像尺寸之外的摄像条件对输入图像无条件地进行图像分割处理的情况下,在进行步骤S2920中的处理之后,可以省略步骤S2930中的处理,并且处理可以进入步骤S2940。

[0615] 在步骤S2920中,类似于示例8,在摄像条件获得单元2802获得输入图像的摄像条件组时,处理进入步骤S2930。在步骤S2930中,处理可能性确定单元2803使用获得的摄像条件组。

件组来确定图像分割引擎是否可以处理输入图像。具体地,对于输入图像的摄像条件,处理可能性确定单元2803确定图像分割引擎是否可以处理摄像部位、摄像系统和摄像视角。与示例8不同,处理可能性确定单元2803不进行关于图像尺寸的确定。

[0616] 处理可能性确定单元2803进行关于摄像部位、摄像系统和摄像视角的确定,并且如果确定可以处理输入图像,则处理进入步骤S2940。另一方面,在处理可能性确定单元2803基于这些摄像条件确定图像分割引擎不能处理输入图像的情况下,处理进入步骤S2970。请注意,取决于图像处理装置2800的设置和实现形式,即使基于摄像部位、摄像系统和摄像视角中的一个或多个条件确定输入图像不能被处理,也可以进行步骤S2940中的图像分割处理。

[0617] 当处理进入步骤S2940时,开始图37所示的根据本示例的图像分割处理。在根据本示例的图像分割处理中,首先,在步骤S3710中,分割处理单元2804将输入图像放大或缩小为针对训练数据设置的特定分辨率,从而生成修改图像。

[0618] 接下来,在步骤S3720中,分割处理单元2804针对所生成的修改图像进行填充,使得修改图像变为针对训练数据设置的图像尺寸,从而生成填充图像。此时,对于进行填充的区域,分割处理单元2804根据学习模型的特征,通过使用固定像素值或使用邻近像素值装填该区域或通过镜像填充来进行填充,从而可以有效地进行图像分割处理。

[0619] 在步骤S3730中,分割处理单元2804将填充的图像输入至图像分割引擎,从而获得经过了图像分割处理的第一区域标签图像。

[0620] 接下来,在步骤S3740中,对于第一区域标签图像,分割处理单元2804仅修整与在步骤S3720中进行填充的区域相对应的区域,从而生成第二区域标签图像。

[0621] 此后,在步骤S3750中,分割处理单元2804将第二区域标签图像缩小或放大为输入图像的图像尺寸,以生成最终的区域标签图像。当分割处理单元2804在步骤S3750中生成最终区域标签图像时,根据本示例的图像分割处理结束,并且处理进入步骤S2950。由于从步骤S2950起的处理与示例8中从步骤S2950起的处理相同,因此这里省略该处理的描述。

[0622] 如上所述,根据本示例的分割处理单元2804调整输入图像的图像尺寸,使得输入图像的分辨率变为预定分辨率。此外,对于图像尺寸被调整了的输入图像,分割处理单元2804生成经过填充的填充图像,使得调整后的图像尺寸变为图像分割引擎能够处理的图像尺寸,然后将填充图像输入到图像分割引擎。此后,分割处理单元2804对来自图像分割引擎的输出图像进行修整,以仅修整与进行了填充的区域相对应的区域。然后,分割处理单元2804将进行修整了的图像的图像尺寸调整为输入图像的原始图像尺寸,从而生成区域标签图像。

[0623] 因此,即使在具有根据示例8不能处理的图像尺寸的输入图像的情况下,根据本示例的分割处理单元2804也可以通过图像分割引擎对输入图像进行图像分割处理,从而生成区域标签图像。此外,通过使用基于分辨率用训练数据学习了的图像分割引擎,在某些情况下,与根据示例10的处理相同图像尺寸的图像的图像分割引擎的情况相比,可以对输入图像进行更有效的图像分割处理。

[0624] (示例13)

[0625] 接下来,参照图28、图29和图38至图40描述根据示例13的图像处理装置。在本示例中,分割处理单元通过对输入图像的特定图像尺寸的各区域进行图像分割处理来生成区域

标签图像。

[0626] 除非另有明确说明,否则根据本示例的图像处理装置的构造和处理与根据示例8的图像处理装置2800相同。因此,在下文中,以与根据示例8的图像处理装置的不同之处为中心来描述根据本示例的图像处理装置。请注意,由于根据本示例的图像处理装置的构造与根据示例8的图像处理装置的构造相同,因此图28中示出的部件用与示例8相同的附图标记表示,并且在下文中省略对这些部件的描述。

[0627] 根据本示例的分割处理单元2804包括与示例8类似的图像分割引擎。然而,在本示例中,用于由图像分割引擎包括的机器学习模型进行学习的训练数据与示例8中的训练数据不同。具体地,由作为输入图像的输入数据和地面真值构成的对组是由特定图像尺寸的矩形区域图像构成的,该地面真值是与构成训练数据的输入图像相对应的区域标签图像,所述矩形区域图像在输入图像和区域标签图像中具有对应的位置关系。

[0628] 现在将参照图38描述根据本示例的图像分割引擎的训练数据。如图38所示,对于构成训练数据的对组中的一个对组,将考虑假这样的情况:假定存在例如作为输入图像的图像Im3810和作为与图像Im3810相对应的区域标签图像的区域标签图像Im3820。在这种情况下,在示例8中,采用图像Im3810作为输入数据,并采用区域标签图像Im3820作为训练数据的地面真值。

[0629] 相比之下,在本示例中,采用图像Im3810中的矩形区域图像R3811作为输入数据,并且采用作为区域标签图像Im3820中的与矩形区域图像R3811相同(相对应)的摄像区域的矩形区域图像R3821作为地面真值。此外,一对训练数据(以下称为“第一矩形区域图像对”)由作为输入数据的矩形区域图像R3811和作为地面真值的矩形区域图像R3821构成。

[0630] 这里,假定矩形区域图像R3811和矩形区域图像R3821是特定图像尺寸的图像。请注意,可以通过任何方法来对准图像Im3810和区域标签图像Im3820。此外,可以通过诸如模板匹配的任何方法来识别与矩形区域图像R3811和矩形区域图像R3821相对应的位置关系。请注意,取决于图像分割引擎包括的机器学习模型的设计,输入数据和地面真值的各个图像尺寸和维数可以彼此不同。例如,其中输入数据是B扫描图像(二维图像)的一部分并且地面真值是A扫描图像(一维)的一部分的情况就是这样一种情况。

[0631] 前述的特定图像尺寸可以例如基于与假定为处理对象(输入图像)的图像的图像尺寸组相对应的各维度的像素数的组的公共除数来确定。在这种情况下,可以防止图像分割引擎输出的一组矩形区域图像之间的位置关系重叠。

[0632] 具体地,让我们考虑如下情况:例如,假定为处理对象的图像是二维图像,图像尺寸组中的第一图像尺寸是500个像素的宽度和500个像素的高度,并且图像尺寸组中的第二图像尺寸是100个像素的宽度和100个像素的高度。这里,从每一侧的共同除数中选择与矩形区域图像R3811和R3821有关的特定图像尺寸。在这种情况下,例如,从100个像素的宽度和100个像素的高度、50个像素的宽度和50个像素的高度或25个像素的宽度和25个像素的高度等中选择特定图像尺寸。在假定为处理对象的图像具有三个维度的情况下,确定与宽度、高度和深度有关的像素数。

[0633] 请注意,可以为一对与输入数据相对应的图像和与地面真值相对应的区域标签图像设置多个矩形区域。因此,例如,采用图像Im3810中的矩形区域图像R3812作为输入数据,并且采用作为区域标签图像Im3820中的与矩形区域图像R3812相同的摄像区域的矩形区域

图像R3822作为地面真值。此外,一对训练数据由作为输入数据的矩形区域图像R3812和作为地面真值的矩形区域图像R3822构成。通过这种方式,可以创建与第一矩形区域图像对不同的矩形区域图像对。

[0634] 请注意,可以通过创建大量的矩形区域图像对,同时将矩形区域的图像改变为具有不同坐标的图像,来增强构成训练数据的对组的内容。可以期望,将由图像分割引擎进行有效的图像分割处理,该图像分割引擎使用构成所讨论的训练数据的对组进行训练。然而,可以采用这样的构造,使得不将对由学习模型进行的图像分割处理没有贡献的对添加到训练数据中。

[0635] 请注意,作为训练数据的输入数据和地面真值,可以使用描绘具有一层或附有一个标签的区域的图像作为训练数据。此外,作为训练数据的输入数据和地面真值,还可以使用描绘多层(例如,两层,更优选地,三层或更多层)的区域的图像。类似地,也可以使用在区域标签图像中描绘标签被分离的多个区域的区域的图像。在这些情况下,与其中使用描绘具有一层或附有一个标签的区域的图像作为训练数据的情况相比,可以期望,基于关于学习的层或区域的位置关系,可以使用学习模型来进行更合适的图像分割处理。

[0636] 另外,让我们考虑如下情况:例如,在形成一对的两个矩形区域图像之间,关于要呈现的摄像目标的结构或位置在从输入图像创建的矩形区域图像与从区域标签图像创建的矩形区域图像之间存在较大差异。在这种情况下,存在如下可能性:使用这种训练数据进行了学习的图像分割引擎将输出精度较低的区域标签图像。因此,可以从训练数据中移除这种对。

[0637] 请注意,类似于示例8,对于训练数据的输入数据,使用具有被假定为处理对象的具体摄像条件的图像,并且所讨论的具体摄像条件是预先确定的摄像部位、摄像系统和摄像视角。换句话说,与示例8不同,根据本示例,图像尺寸不包括在具体摄像条件中。

[0638] 根据本示例的分割处理单元2804通过使用图像分割引擎对输入图像进行图像分割处理来生成区域标签图像,使用这种训练数据对该图像分割引擎进行了学习。此时,分割处理单元2804将输入图像连续且无间隙地划分为具有为训练数据设置的特定图像尺寸的一组矩形区域图像。分割处理单元2804使用图像分割引擎对输入图像被划分成的矩形区域图像组中的各图像进行图像分割处理,从而生成一组划分后的区域标签图像。此后,分割处理单元2804根据输入图像中的划分后的区域标签图像之间的位置关系来布置并组合所生成的划分后的区域标签图像的组,从而生成最终区域标签图像。

[0639] 因此,本示例的分割处理单元2804以矩形区域为单位对输入图像进行图像分割处理,并且对经过了图像分割处理的图像进行组合。通过这种方式,本示例的分割处理单元2804还可以对具有根据示例8不能处理的图像尺寸的图像进行图像分割处理,以生成区域标签图像。

[0640] 接下来,参照图29、图39和图40描述根据本示例的一系列图像处理操作。图39是示出根据本示例的图像分割处理的流程图。请注意,根据本示例的步骤S2910、步骤S2920和步骤S2950至步骤S2970中的处理与示例8中的这些步骤中的处理相同,因此这里省略对该处理的描述。此外,在要针对除了图像尺寸之外的摄像条件对输入图像无条件地进行图像分割处理的情况下,在进行步骤S2920中的处理之后,可以省略步骤S2930中的处理,并且处理可以进入步骤S2940。

[0641] 在步骤S2920中,类似于示例8,在摄像条件获得单元2802获得输入图像的摄像条件组时,处理进入步骤S2930。在步骤S2930中,处理可能性确定单元2803使用获得的摄像条件组来确定图像分割引擎是否可以处理输入图像。具体地,对于输入图像的摄像条件,处理可能性确定单元2803确定图像分割引擎是否可以处理摄像部位、摄像系统和摄像视角。与示例8不同,处理可能性确定单元2803不进行关于图像尺寸的确定。

[0642] 处理可能性确定单元2803进行关于摄像部位、摄像系统和摄像视角的确定,并且如果确定可以处理输入图像,则处理进入步骤S2940。另一方面,在处理可能性确定单元2803基于这些摄像条件确定图像分割引擎不能处理输入图像的情况下,处理进入步骤S2970。请注意,取决于图像处理装置2800的设置和实现形式,即使基于摄像部位、摄像系统和摄像视角中的一个或多个条件确定输入图像不能被处理,也可以进行步骤S2940中的图像分割处理。

[0643] 当处理进入步骤S2940时,开始图39所示的根据本示例的图像分割处理。在根据本示例的图像分割处理中,首先,在步骤S3910中,如图40所示,将输入图像连续且无间隙地划分为一组为训练数据设置的特定图像尺寸的矩形区域图像。图40示出了被划分为一组特定图像尺寸的矩形区域图像R4011至R4026的输入图像Im1410的一个示例。注意,取决于图像分割引擎包括的机器学习模型的设计,输入图像和输出图像在图像尺寸或维数上可以彼此不同。在这种情况下,为了确保对于在步骤S3920中生成的组合区域标签图像没有损失,通过使这些位置重叠或分开来调整上述输入图像被划分的位置。

[0644] 接下来,在步骤S3920中,分割处理单元2804使用图像分割引擎对矩形区域图像组R4011至R4026中的各矩形区域图像进行图像分割处理,从而生成划分后的区域标签图像组。

[0645] 随后,在步骤S3930中,分割处理单元2804根据与通过划分输入图像而获得的矩形区域图像组R4011至R4026中的各个图像相同的位置关系,布置并组合所生成的划分后的区域标签图像组中的各图像。通过这种方式,分割处理单元2804可以生成区域标签图像。

[0646] 当分割处理单元2804在步骤S3930中生成区域标签图像时,根据本示例的图像分割处理结束,并且处理进入步骤S2950。由于从步骤S2950起的处理与示例8中从步骤S2950起的处理相同,因此这里省略该处理的描述。

[0647] 如上所述,根据本示例的分割处理单元2804将输入图像划分为预定图像尺寸的多个矩形区域图像R4011至R4026。此后,分割处理单元2804将划分后的多个矩形区域图像R4011至R4026输入到图像分割引擎以生成多个划分后的区域标签图像,然后对多个划分后的区域标签图像进行整合以生成区域标签图像。请注意,在整合期间在该组矩形区域之间的位置关系重叠的情况下,对矩形区域组的像素值组进行整合或重写。

[0648] 因此,即使在输入图像具有根据示例8不能处理的图像尺寸的情况下,本示例的分割处理单元2804也可以通过使用图像分割引擎的图像分割处理来生成区域标签图像。此外,通过从通过将图像划分为预定图像尺寸而获得的多个图像中创建训练数据,可以从少量图像中创建大量训练数据。因此,在这种情况下,可以减少用于创建训练数据的输入图像和区域标签图像的数目。

[0649] 此外,根据本示例的图像分割引擎包括的学习模型是,使用包括两层或更多层的断层图像作为输入数据并且使用与该断层图像相对应的区域标签图像作为地面真值进行

了学习的模型。因此,可以期望,与其中使用描绘具有一层或附有一个标签的区域的图像作为训练数据的情况相比,基于关于学习的层或区域的位置关系,可以使用学习模型来进行更合适的图像分割处理。

[0650] (示例14)

[0651] 接下来,将参照图28、图41和图42描述根据示例14的图像处理装置。在本示例中,评估单元根据来自检查者的指令,在从多个图像分割引擎输出的多个区域标签图像当中选择精度最高的区域标签图像。

[0652] 除非另有明确说明,否则根据本示例的图像处理装置的构造和处理与根据示例8的图像处理装置2800相同。因此,在下文中,以与根据示例8的图像处理装置的不同之处为中心来描述根据本示例的图像处理装置。请注意,由于根据本示例的图像处理装置的构造与根据示例8的图像处理装置的构造相同,因此图28中示出的部件用与示例8相同的附图标记表示,并且在下文中省略对这些部件的描述。

[0653] 根据本示例的分割处理单元2804使用两个或更多个图像分割引擎来对输入图像进行图像分割处理,所述两个或更多个图像分割引擎包括使用相互不同的训练数据进行了机器学习的学习模型。

[0654] 现在将描述根据本示例的用于创建训练数据组的方法。具体地,首先,准备由输入数据和地面真值构成的对组,所述输入数据是通过根据各种摄像条件进行摄像而获得的图像,所述地面真值是区域标签图像。接下来,通过根据任意摄像条件的任意组合对对组进行分组来创建训练数据组。例如,创建训练数据组,该训练数据组包括由根据摄像条件的第一组合获得的对组构成的第一训练数据和由根据摄像条件的第二组合获得的对组构成的第二训练数据。

[0655] 此后,使各个图像分割引擎中包括的机器学习模型使用各个训练数据来进行机器学习。例如,准备包括使用第一训练数据训练的学习模型的第一图像分割引擎。另外,准备包括使用第二训练数据训练的学习模型的第二图像分割引擎。这样,准备了图像分割引擎组。

[0656] 用于训练各图像分割引擎中包括的学习模型的训练数据对于各图像分割引擎而言是不同的。因此,这些图像分割引擎中的各图像分割引擎可以对输入到图像分割引擎的输入图像进行图像分割处理的精度将根据输入图像的摄像条件而不同。具体地,在第一图像分割引擎的情况下,对于通过根据摄像条件的第一组合进行摄像而获得的输入图像的图像分割处理的精度高。另一方面,在第一图像分割引擎的情况下,对于通过根据摄像条件的第二组合进行摄像而获得的图像的图像分割处理的精度低。类似地,在第二图像分割引擎的情况下,对于通过根据摄像条件的第二组合进行摄像而获得的输入图像的图像分割处理的精度高。另一方面,在第二图像分割引擎的情况下,对于通过根据摄像条件的第一组合进行摄像而获得的图像的图像分割处理的精度低。

[0657] 由于各训练数据集由根据摄像条件的组合而分组的对组组成,因此在构成相关对组的图像组中的图像之间将具有相似的图像质量趋势。因此,如果摄像条件的组合对应于用于训练相关的图像分割引擎的训练数据,则与根据示例8的图像分割引擎相比,相关的图像分割引擎可以更精确地进行图像分割处理。请注意,用于对成对的训练数据进行分组的摄像条件的组合可以是摄像条件的任何组合,并且例如可以是从图像的摄像部位、摄像视

角和分辨率当中选择的两个或更多个摄像条件的组合。此外,类似于示例9,可以基于单个摄像条件来对训练数据进行分组。

[0658] 以与示例8中类似的方式,评估单元2805对分割处理单元2804使用多个图像分割引擎生成的多个区域标签图像进行评估。此后,当存在评估结果为真值的多个区域标签图像的情况下,根据来自检查者的指令,评估单元2805选择所述多个区域标签图像中的具有最高精度的区域标签图像,并将所选择的区域标签图像确定为要输出的区域标签图像。请注意,类似于示例8,评估单元2805可以使用包括学习模型的区域标签图像评估引擎来进行评估,或者可以使用基于知识的区域标签图像评估引擎来进行评估。

[0659] 分析单元2806使用被确定为要由评估单元2805输出的区域标签图像的区域标签图像和输入图像,以与示例8类似的方式对输入图像进行图像分析处理。输出单元2807可以以与示例8类似的方式使被确定为要输出的区域标签图像的区域标签图像和分析结果显示在显示单元2820上或输出到另一装置。请注意,输出单元2807可以使评估结果为真值的多个区域标签图像显示在显示单元2820上,并且评估单元2805可以根据来自在显示单元2820上勾选了区域标签图像的检查者的指令选择具有最高精度的区域标签图像。

[0660] 因此,图像处理装置2800可以根据来自检查者的指令输出使用多个图像分割引擎生成的多个区域标签图像当中的具有最高精度的区域标签图像。

[0661] 在下文中,将参照图41和图42描述根据本示例的一系列图像处理操作。图41是示出根据本示例的一系列图像处理操作的流程图。请注意,步骤S4110和步骤S4120中的处理与示例8中的步骤S2910和步骤S2920中的处理相同,因此在此省略对该处理的描述。请注意,在针对摄像条件要对输入图像无条件地进行图像分割处理的情况下,在进行步骤S4120中的处理之后,可以省略步骤S4130中的处理,并且处理可以进入步骤S4140。

[0662] 在步骤S4120中,类似于示例8,在摄像条件获得单元2802获得输入图像的摄像条件组时,处理进入步骤S4130。在步骤S4130中,处理可能性确定单元2803使用获得的摄像条件组来确定分割处理单元2804使用的图像分割引擎组中的任何一个图像分割引擎是否可以处理输入图像。

[0663] 如果处理可能性确定单元2803确定图像分割引擎组中没有一个能够处理输入图像,则处理进入步骤S4180。另一方面,如果处理可能性确定单元2803确定该图像分割引擎组中的任何一个都能够处理输入图像,则处理进入步骤S4140。请注意,取决于图像处理装置2800的设置或实现形式,类似于示例8,即使确定一些摄像条件无法通过任何图像分割引擎来处理,也可以执行步骤S4140中的处理。

[0664] 在步骤S4140中,分割处理单元2804将在步骤S4110中获得的输入图像输入到图像分割引擎组中的各图像分割引擎,从而生成区域标签图像组。请注意,分割处理单元2804可以仅将输入图像输入到由处理可能性确定单元2803确定为能够处理输入图像的图像分割引擎。

[0665] 在步骤S4150中,类似于示例8,评估单元2805使用区域标签图像评估引擎来评估在步骤S4140中生成的区域标签图像组。在步骤S4160,当存在评估结果(图像评估指标)为真值的多个区域标签图像的情况下,评估单元2805根据来自检查者的指令选择/确定要输出的区域标签图像。

[0666] 在这种情况下,首先,输出单元2807使评估结果为真值的区域标签图像组显示在

显示单元2820的用户界面上。在图42中示出这种情况下的界面的示例。输入图像UI4210以及评估结果为真值的区域标签图像UI4220、UI4230、UI4240和UI4250均显示在该界面上。检查者操作任意输入装置(未示出)以指定图像组(区域标签图像UI4220至UI4250)中的具有最高精度的区域标签图像。评估单元2805选择检查者指定的区域标签图像作为要输出的区域标签图像。

[0667] 请注意,在仅存在一个评估结果为真值的区域标签图像的情况下,评估单元2805选择/确定该区域标签图像作为要输出的区域标签图像。此外,在不存在评估结果为真值的区域标签图像的情况下,评估单元2805确定不输出由分割处理单元2804生成的区域标签图像,并生成和输出/选择无区域标签的图像,并且使处理进入步骤S4170。

[0668] 在步骤S4170中,类似于示例8,分析单元2806使用被确定为要由评估单元2805输出的区域标签图像的区域标签图像和输入图像,对输入图像进行图像分析处理。请注意,在评估单元2805输出无区域标签的图像的情况下,分析单元2806使处理前进到步骤S4180而不进行图像分析处理。

[0669] 在步骤S4180中,输出单元2807使显示单元2820显示被确定为要输出的区域标签图像的区域标签图像和图像分析结果。请注意,代替使显示单元2820显示区域标签图像和图像分析结果,输出单元2807可以使区域标签图像和图像分析结果显示在摄像装置2810或者另一装置上,或者可以存储区域标签图像和图像分析结果。此外,取决于图像处理装置2800的设置或实现形式,输出单元2807可以处理区域标签图像和图像分析结果,使得它们可以被摄像装置2810或另一装置利用,或者可以转换区域标签图像和图像分析结果的数据格式,使得可以将它们发送到图像管理系统等。另外,输出单元2807不限于输出区域标签图像和图像分析结果两者的构造,并且可以被构造为仅输出区域标签图像和图像分析结果之一。

[0670] 另一方面,在步骤S4130中确定无法进行图像分割处理的情况下,输出单元2807输出无区域标签的图像,以使无区域标签的图像显示在显示单元2820上。请注意,代替输出无区域标签的图像,输出单元2807可以向摄像装置2810发送指示无法进行图像分割处理的信号。

[0671] 此外,当在步骤S4150中确定不能正确地进行图像分割处理(确定不输出生成的区域标签图像)的情况下,输出单元2807也输出无区域标签的图像,以使无区域标签的图像显示在显示单元2820上。同样在这种情况下,代替输出无区域标签的图像,输出单元2807可以向摄像装置2810发送指示不能正确地进行图像分割处理的信号。当步骤S4170中的输出处理结束时,一系列图像处理操作结束。

[0672] 如上所述,根据本示例的分割处理单元2804通过使用多个图像分割引擎从输入图像生成多个区域标签图像,所述多个图像分割引擎均包括与另一图像分割引擎的学习模型不同的学习模型。另外,根据来自检查者(用户)的指令,评估单元2805评估多个区域信息集,并选择被确定为要输出的区域信息的多个区域信息集当中的至少一个区域信息集。更具体地,当存在图像评估指标是真值的多个区域标签图像的情况下,根据来自检查者的指令,评估单元2805选择/确定具有最高精度的区域标签图像作为要输出的区域标签图像。因此,图像处理装置2800可以根据来自检查者的指令,输出使用多个图像分割引擎生成的多个区域标签图像当中的具有最高精度的区域标签图像。

[0673] 在本示例中,评估单元2805根据来自检查者的指令,选择/确定具有最高精度的区域标签图像作为要输出的区域标签图像。在这方面,评估单元2805可以根据来自检查者的指令选择/确定评估结果为真值的多个区域标签图像作为要输出的区域标签图像。在这种情况下,分析单元2806对被选择为要输出的区域标签图像的多个区域标签图像进行图像分析处理。此外,输出单元2807输出所选择的多个区域标签图像和相关的多个区域标签图像的分析结果。

[0674] 此外,在本示例中,评估单元2805根据来自检查者的指令从评估结果为真值的多个区域标签图像当中选择要输出的区域标签图像。在这方面,可以采用这样的构造:输出单元2807使由分割处理单元2804生成的所有区域标签图像被显示在显示单元2820上,并且评估单元2805根据来自检查者的指令从所讨论的多个区域标签图像中选择要输出的区域标签图像。同样在这种情况下,评估单元2805可以根据来自检查者的指令选择/确定多个区域标签图像作为要输出的区域标签图像。

[0675] (示例15)

[0676] 接下来,将参照图28和图41描述根据示例15的图像处理装置。在根据示例14的图像处理装置中,对于由评估单元2805获得的评估结果为真值的多个区域标签图像,评估单元2805根据来自检查者的指令选择/确定要输出的图像。相比之下,在本示例中,评估单元基于预定的选择标准从评估结果为真值的多个区域标签图像当中选择/确定要输出的区域标签图像。

[0677] 除非另有明确说明,否则根据本示例的图像处理装置的构造和处理与根据示例14的图像处理装置2800相同。因此,在下文中,以与根据示例14的图像处理装置的不同之处为中心来描述根据本示例的图像处理装置。请注意,由于根据本示例的图像处理装置的构造与根据示例8和14的图像处理装置的构造相同,因此图28中示出的部件用与示例8和14相同的附图标记表示,并且在下文中省略对这些部件的描述。

[0678] 根据本示例的评估单元2805使用区域标签图像评估引擎评估由分割处理单元2804生成的多个区域标签图像,并且根据图像评估指标和预定选择标准来选择要输出的区域标签图像。

[0679] 在下文中,将参照图41描述根据本示例的一系列图像处理操作。请注意,由于根据本示例的除了步骤S4160以外的处理与示例14中的处理相同,因此这里省略对该处理的描述。请注意,在针对摄像条件要对输入图像无条件地进行图像分割处理的情况下,在步骤S4120中的处理之后,可以省略步骤S4130中的处理,并且处理可以进入步骤S4140。

[0680] 在步骤S4160,在存在步骤S4150中获得的评估结果为真值的多个区域标签图像的情况下,评估单元2805根据预定选择标准从所述多个区域标签图像当中选择/确定要输出的区域标签图像。例如,评估单元2805选择按时间顺序首先输出作为评估结果的真值的区域标签图像。请注意,选择标准不限于此,并且可以根据期望的构造任意设置。例如,评估单元2805可以从评估结果为真值的区域标签图像当中选择/确定由图像分割引擎生成的区域标签图像,输入图像的摄像条件组和训练数据的摄像条件组合与该区域标签图像最接近(匹配)。

[0681] 此外,当对于所有区域标签图像的评估结果都为假值的情况下,评估单元2805确定不能适当地进行图像分割处理,并生成无区域标签的图像,并输出/选择无区域标签的图

像。从步骤S4170起的处理与示例14中从步骤S4170起的处理相同,因此这里省略该处理的描述。

[0682] 如上所述,在根据本示例的图像处理装置2800中,分割处理单元2804通过使用多个图像分割引擎从输入图像生成多个区域标签图像。基于预定选择标准,评估单元2805选择被评估为要输出的区域标签图像的区域标签图像当中的至少一个区域标签图像,或者选择无区域标签的图像。输出单元2807输出由评估单元2805选择的区域标签图像。

[0683] 通过这种方式,在根据本示例的图像处理装置2800中,可以基于区域标签图像评估引擎的输出来防止图像分割处理失败的区域标签图像的输出。此外,在存在区域标签图像评估引擎输出的图像评估指标为真值的多个区域标签图像的情况下,可以自动地从所述多个区域标签图像当中选择区域标签图像并显示或输出它。

[0684] 请注意,尽管在本示例中采用从图像评估指标为真值的多个区域标签图像当中选择并输出至少一个区域标签图像的构造,但是也可以采用输出图像评估指标为真值的所有多个区域标签图像的构造。在这种情况下,分析单元2806对从评估单元2805输出的所有区域标签图像进行图像分析。此外,输出单元2807可以使从评估单元2805输出的所有区域标签图像以及所有对应的分析结果显示在显示单元2820上,或者可以将所有区域标签图像和所有对应的分析结果输出到另一装置。

[0685] (示例16)

[0686] 接下来,将参照图28和图29描述根据示例16的图像处理装置。在本示例中,首先,分割处理单元将三维输入图像划分为多个二维图像(二维图像组)。接下来,分割处理单元将二维图像组输入到图像分割引擎中,然后分割处理单元组合来自图像分割引擎的输出图像组以生成三维区域标签图像。

[0687] 除非另有明确说明,否则根据本示例的图像处理装置的构造和处理与根据示例8的图像处理装置2800相同。因此,在下文中,以与根据示例8的图像处理装置的不同之处为中心来描述根据本示例的图像处理装置。请注意,由于根据本示例的图像处理装置的构造与根据示例8的图像处理装置的构造相同,因此图28中示出的部件用与示例8相同的附图标记表示,并且在下文中省略对这些部件的描述。

[0688] 根据本示例的获得单元2801获得由在结构上连续的一组二维图像构成的三维图像。具体地,三维图像是例如由一组OCT B扫描图像(断层图像)构成的三维OCT体图像。

[0689] 分割处理单元2804使用根据本示例的图像分割引擎来对作为输入图像的三维图像进行分割处理,从而生成多个二维区域标签图像。形成根据本示例的图像分割引擎的训练数据的输入数据和地面真值的对组由由二维图像组成的图像组构成。分割处理单元2804将所获得的三维图像划分为多个二维图像,并且将各二维图像输入到图像分割引擎中。通过这种方式,分割处理单元2804可以生成多个二维区域标签图像。另外,分割处理单元2804根据所获得的三维图像被划分之前的二维图像的布置来布置并组合多个二维区域标签图像,从而生成三维区域标签图像。

[0690] 评估单元2805使用区域标签图像评估引擎来确定三维区域标签图像是否是可能区域标签图像。在评估结果为真值的情况下,评估单元2805确定三维区域标签图像是要输出的区域标签图像,并输出三维区域标签图像。另一方面,如果评估结果为假值,则评估单元2805生成并输出无区域标签的三维图像。

[0691] 请注意,在区域标签图像评估引擎包括学习模型的情况下,可以将三维区域标签图像和图像评估指标用作用于该学习模型的训练数据。此外,评估单元2805可以在组合二维区域标签图像之前对各二维区域标签图像进行评估。

[0692] 分析单元2806对由评估单元2805确定为可能区域标签图像的三维区域标签图像进行图像分析处理。请注意,分析单元2806可以在组合二维区域标签图像之前对各二维区域标签图像进行图像分析处理。此外,在评估单元2805输出无区域标签的三维图像的情况下,分析单元2806不进行图像分析。

[0693] 输出单元2807输出三维区域标签图像和分析结果。请注意,当输出单元2807使所生成的三维区域标签图像显示在显示单元2820上时,可以以任何显示形式来显示三维区域标签图像。

[0694] 接下来,参照图29描述根据本示例的一系列图像处理操作。请注意,根据本示例的步骤S2910至步骤S2930和步骤S2950至步骤S2970中的处理与示例8中的这些步骤中的处理相同,因此这里省略对该处理的描述。然而,在步骤S2910中,获得单元2801获得三维图像。请注意,在针对摄像条件要对输入图像无条件地进行图像分割处理的情况下,在进行步骤S2920中的处理之后,可以省略步骤S2930中的处理,并且处理可以进入步骤S2940。

[0695] 在步骤S2930中,如果处理可能性确定单元2803确定输入图像可以由图像分割引擎处理,则处理进入步骤S2940。在步骤S2940中,分割处理单元2804将所获得的三维图像划分为多个二维图像。分割处理单元2804将所划分的多个二维图像的各二维图像输入到图像分割引擎,从而生成多个二维区域标签图像。分割处理单元2804基于所获得的三维图像来组合所生成的多个二维区域标签图像,从而生成三维区域标签图像。从步骤S2950起的处理与示例8中从步骤S2950起的处理相同,因此这里省略该处理的描述。

[0696] 如上所述,根据本示例的分割处理单元2804将输入图像划分为维数比输入图像的维数少的多个图像,并且将通过划分输入图像而获得的各图像输入到分割引擎。更具体地,分割处理单元2804将三维输入图像划分成多个二维图像,并且将各二维图像输入到图像分割引擎中。分割处理单元2804组合从图像分割引擎输出的多个二维区域标签图像,从而生成三维区域标签图像。

[0697] 因此,根据本示例的分割处理单元2804可以通过使用图像分割引擎来对三维图像进行图像分割处理,该图像分割引擎包括使用由二维图像组成的训练数据进行了学习的学习模型。

[0698] 请注意,根据本示例的分割处理单元2804将三维输入图像划分成多个二维图像,并且进行图像分割处理。然而,可以进行与所讨论的划分有关的处理的对象不限于三维输入图像。例如,分割处理单元2804可以将二维输入图像划分为多个一维图像并且进行图像分割处理。此外,分割处理单元2804可以将四维输入图像划分为多个三维图像或多个二维图像,并且进行图像分割处理。

[0699] (示例17)

[0700] 接下来,将参照图28和图29描述根据示例17的图像处理装置。在本示例中,分割处理单元将三维输入图像划分成多个二维图像,并且使用多个图像分割引擎并行地对多个二维图像进行图像分割处理。此后,分割处理单元组合来自各个图像分割引擎的输出图像以生成三维区域标签图像。

[0701] 除非另有明确说明,否则根据本示例的图像处理装置的构造和处理与根据示例16的图像处理装置2800相同。因此,在下文中,以与根据示例16的图像处理装置的不同之处为中心来描述根据本示例的图像处理装置。请注意,由于根据本示例的图像处理装置的构造与根据示例8和16的图像处理装置的构造相同,因此图28中示出的部件用与示例8和16相同的附图标记表示,并且在下文中省略对这些部件的描述。

[0702] 根据本示例的分割处理单元2804通过使用与示例16中的图像分割引擎类似的多个图像分割引擎对作为输入图像的三维图像进行图像分割处理,来生成三维区域标签图像。请注意,在分割处理单元2804使用的多个图像分割引擎的组可以以使得能够通过电路或网络在两个或更多个装置的组中进行分布式处理的方式来实现,或者可以在单个装置中实现。

[0703] 类似于示例16,分割处理单元2804将所获得的三维图像划分为多个二维图像。分割处理单元2804使用多个图像分割引擎通过(并行地)共享它们之间的处理,对多个二维图像进行图像分割处理,从而生成多个二维区域标签图像。分割处理单元2804基于作为处理对象的三维图像,组合从多个图像分割引擎输出的多个二维区域标签图像,从而生成三维区域标签图像。更具体地,分割处理单元2804根据所获得的三维图像被划分之前的二维图像的布置来布置并组合多个二维区域标签图像,从而生成三维区域标签图像。

[0704] 接下来,参照图29描述根据本示例的一系列图像处理操作。请注意,根据本示例的步骤S2910至步骤S2930和步骤S2950至步骤S2970中的处理与示例16中的这些步骤中的处理相同,因此这里省略对该处理的描述。请注意,在针对摄像条件要对输入图像无条件地进行图像分割处理的情况下,在进行步骤S2920中的处理之后,可以省略步骤S2930中的处理,并且处理可以进入步骤S2940。

[0705] 在步骤S2930中,如果处理可能性确定单元2803确定输入图像可以由图像分割引擎处理,则处理进入步骤S2940。在步骤S2940中,分割处理单元2804将所获得的三维图像划分为多个二维图像。分割处理单元2804将所划分的多个二维图像中的各二维图像输入到多个图像分割引擎,以并行地进行二维图像的图像分割处理,从而生成多个二维区域标签图像。分割处理单元2804基于所获得的三维图像来组合所生成的多个二维区域标签图像,从而生成三维区域标签图像。

[0706] 如上所述,根据本示例的分割处理单元2804包括多个图像分割引擎。分割处理单元2804将三维输入图像划分成多个二维图像,并且通过并行地使用多个图像分割引擎,针对划分后的多个二维图像生成多个二维区域标签图像。分割处理单元2804将多个二维区域标签图像进行整合以生成三维区域标签图像。

[0707] 因此,根据本示例的分割处理单元2804可以通过使用图像分割引擎来对三维图像进行图像分割处理,该图像分割引擎包括使用由二维图像组成的训练数据进行了学习的学习模型。此外,与示例16相比,可以对三维图像进行更有效的图像分割处理。

[0708] 请注意,类似于示例16,可以对其进行与由分割处理单元2804进行的划分有关的处理的对象不限于三维输入图像。例如,分割处理单元2804可以将二维输入图像划分为多个一维图像并且进行图像分割处理。此外,分割处理单元2804可以将四维输入图像划分为多个三维图像或多个二维图像,并且进行图像分割处理。

[0709] 此外,多个图像分割引擎的训练数据可以是根据由各个图像分割引擎进行处理的

处理对象而不同的训练数据。例如,第一图像分割引擎可以使用针对第一摄像区域的训练数据来进行学习,并且第二图像分割引擎可以使用针对第二摄像区域的训练数据来进行学习。在这种情况下,各个图像分割引擎可以以更高的精度对二维图像进行图像分割处理。

[0710] 另外,类似于分割处理单元2804,评估单元2805还可以使用各自包括学习模型的多个区域标签图像评估引擎,以并行方式评估三维区域标签图像。在这种情况下,评估单元2805以并行方式使用多个区域标签图像评估引擎来对由分割处理单元2804生成的多个二维区域标签图像进行评估。

[0711] 此后,在各二维区域标签图像的图像评估指标为真值的情况下,评估单元2805可以确定三维区域标签图像是可能的区域标签图像,并且可以输出三维区域标签图像。在这种情况下,区域标签图像评估引擎包括的学习模型的训练数据可以由二维区域标签图像和图像评估指标构成。请注意,在各个二维区域标签图像中的一些的图像评估指标为真值的情况下,评估单元2805还可以确定三维区域标签图像是可能的区域标签图像,并且可以输出三维区域标签图像。

[0712] (示例18)

[0713] 接下来,将参照图29和图43描述根据示例18的图像处理装置。在本示例中,获得单元从图像管理系统而不是从摄像装置获得输入图像。

[0714] 除非另有明确说明,否则根据本示例的图像处理装置的构造和处理与根据示例8的图像处理装置2800相同。因此,在下文中,以与根据示例8的图像处理装置的不同之处为中心来描述根据本示例的图像处理装置。请注意,由于根据本示例的图像处理装置的构造与根据示例8的图像处理装置2800的构造相同,因此图28中示出的部件用与示例8相同的附图标记表示,并且在下文中省略对这些部件的描述。

[0715] 图43是示出根据本示例的图像处理装置2800的示意构造的图。根据本示例的图像处理装置2800通过任何电路或网络连接到图像管理系统4300和显示单元2820。图像管理系统4300是被构造为接收和存储由任何摄像装置摄像的图像或经过图像处理的图像的装置和系统。此外,图像管理系统4300可以响应于来自所连接的装置的请求来发送图像,对存储的图像进行图像处理,并且请求另一装置执行对图像处理的请求。图片存档和通信系统(PACS)可以作为图像管理系统4300的示例被包括在内。

[0716] 根据本示例的获得单元2801可以从连接到图像处理装置2800的图像管理系统4300获得输入图像。此外,输出单元2807可以将由分割处理单元2804生成的区域标签图像输出到图像管理系统4300。请注意,类似于示例8,输出单元2807还可以使区域标签图像显示在显示单元2820上。

[0717] 接下来,参照图29描述根据本示例的一系列图像处理操作。请注意,步骤S2920至步骤S2960中的处理与示例8中的这些步骤中的处理相同,因此在此省略对该处理的描述。请注意,在针对摄像条件要对输入图像无条件地进行图像分割处理的情况下,在进行步骤S2920中的处理之后,可以省略步骤S2930中的处理,并且处理可以进入步骤S2940。

[0718] 在步骤S2910中,获得单元2801从通过电路或网络连接到图像处理装置2800的图像管理系统4300,获得存储在图像管理系统4300中的图像作为输入图像。请注意,获得单元2801可以响应于来自图像管理系统4300的请求来获得输入图像。例如,当图像管理系统4300存储图像时,或者在将存储的图像发送到另一装置之前,或者当在显示单元2820上显

示存储的图像时,可以发出该请求。另外,例如,当用户操作图像管理系统4300以进行图像分割处理的请求时,或者当图像管理系统4300包括的图像分析功能利用区域标签图像时,可以发出相关请求。

[0719] 步骤S2920至步骤S2960中的处理与示例8中的这些步骤中的处理相同。在步骤S2970中,如果评估单元2805在步骤S2950中确定要输出区域标签图像,则输出单元2807将区域标签图像作为输出图像输出到图像管理系统4300。请注意,取决于图像处理装置2800的设置或实现方式,输出单元2807可以处理输出图像使得图像管理系统4300可以利用该输出图像,或者可以转换输出图像的数据格式。此外,输出单元2807还可以将由分析单元2806获得的分析结果输出到图像管理系统4300。

[0720] 另一方面,如果评估单元2805在步骤S2950中确定不能正确地进行图像分割处理,则输出单元2807将无区域标签的图像作为输出图像输出到图像管理系统4300。此外,当处理可能性确定单元2803在步骤S2930中确定无法对输入图像进行图像分割处理时,输出单元2807将无区域标签的图像输出到图像管理系统4300。

[0721] 如上所述,根据本示例的获得单元2801从图像管理系统4300获得输入图像。因此,基于图像管理系统4300存储的图像,本示例的图像处理装置2800可以输出适用于图像诊断的区域标签图像,而不会增加对被检体的侵入性或进行摄像的人的劳动。此外,输出的区域标签图像或图像分析结果可以存储在图像管理系统4300中,或者可以显示在图像管理系统4300包括的用户界面上。而且,可以通过图像管理系统4300包括的图像分析功能来利用输出的区域标签像,或者可以通过图像管理系统4300将输出的区域标签图像发送到连接至图像管理系统4300的另一装置。

[0722] 请注意,图像处理装置2800、图像管理系统4300和显示单元2820可以通过电路或网络连接到其他装置(未示出)。此外,尽管在本示例中假定这些装置是彼此分离的装置,但是这些装置中的一些或全部可以彼此一体地构成。

[0723] (示例19)

[0724] 接下来,将参照图44和图45描述根据示例19的图像处理装置。在本示例中,如果为从图像分割引擎输出的区域标签图像设置了不正确的区域标签值,则修改单元使用区域标签图像修改引擎来修改不正确的区域标签值。

[0725] 除非另有明确说明,否则根据本示例的图像处理装置的构造和处理与根据示例8的图像处理装置2800相同。因此,在下文中,以与根据示例8的图像处理装置的不同之处为中心来描述根据本示例的图像处理装置。

[0726] 图44是示出根据本示例的图像处理装置4400的示意构造的图。除了获得单元2801、摄像条件获得单元2802、处理可能性确定单元2803、分割处理单元2804、评估单元2805、分析单元2806和输出单元2807之外,根据本示例的图像处理装置4400还设有修改单元4408。请注意,图像处理装置4400可以由多个装置构成,各装置均设有这些部件中的一个或多个。由于根据本示例的图像处理装置的除了修改单元4408之外的构造与根据示例8的图像处理装置的构造相同,因此与图28所示的构造中相同的部件用与示例8相同的附图标记表示,并且在下文中省略对这些部件的描述。

[0727] 此外,类似于根据示例8的图像处理装置2800,图像处理装置4400可以通过任何电路或网络连接到摄像装置2810、显示单元2820和另一装置(未示出)。此外,这些装置可以通

过电路或网络连接到任何其他装置,并且可以与任何其他装置一体地构成。请注意,尽管在本示例中假定这些装置是彼此分离的装置,但是这些装置中的一些或全部可以彼此一体地构成。

[0728] 在根据本示例的修改单元4408中设有修改输入区域标签图像的区域标签图像修改引擎。如以上在术语解释中提到的,区域标签图像修改引擎通过基于解剖知识的处理来进行区域标签值的修改。请注意,例如,对于用于作为修改对象的区域标签值的连续区域进行重写的区域标签值,假定用邻接所讨论的连续区域的像素数目最大的区域标签值进行重写。

[0729] 接下来,参照图45描述根据本示例的一系列图像处理操作。请注意,步骤S4510和步骤S4540中的处理分别与示例8中的步骤S2910和步骤S2940中的处理相同,因此在此省略对该处理的描述。请注意,在针对摄像条件要对输入图像无条件地进行图像分割处理的情况下,在进行步骤S4520中的处理之后,可以省略步骤S4530中的处理,并且处理可以进入步骤S4540。

[0730] 在步骤S4540中,在分割处理单元2804生成区域标签图像时,处理进入步骤S4550。在步骤S4550中,评估单元2805以与示例8类似的方式使用区域标签图像评估引擎评估所生成的区域标签图像。如果评估结果为真值,则评估单元2805将相关区域标签图像确定为要输出的区域标签图像。另一方面,如果评估结果为假值,则根据本示例的评估单元2805确定相关区域标签图像是需要修改的区域标签图像。

[0731] 在步骤S4560中,修改单元4408使用区域标签图像修改引擎对在步骤S4540中确定为需要修改的区域标签图像的区域标签图像进行区域标签值修改。具体地,修改单元4408将在步骤S4540中被确定为需要修改的区域标签图像的区域标签图像输入到区域标签图像修改引擎。区域标签图像修改引擎根据基于解剖学知识的处理来修改输入区域标签图像的被不正确设置的区域标签值,并输出修改后的区域标签图像。

[0732] 请注意,在步骤S4550中,在确定所生成的区域标签图像是要输出的区域标签图像的情况下,修改单元4408在不进行区域标签图像的修改的情况下使处理前进。

[0733] 在步骤S4570中,分析单元2806使用在步骤S4540中被确定为要输出的区域标签图像的区域标签图像或在步骤S4550中进行了区域标签修改的区域标签图像,来对输入图像进行图像分析处理。由于图像分析处理的内容与示例8中的相同,因此这里省略其描述。

[0734] 在步骤S4580中,输出单元2807使被确定为要输出的区域标签图像的区域标签图像或被修改了区域标签的区域标签图像和图像分析结果显示在显示单元2820上。请注意,代替使区域标签图像和图像分析结果显示在显示单元2820上,输出单元2807可以使区域标签图像和图像分析结果显示在摄像装置2810或者另一装置上,或者可以存储区域标签图像和图像分析结果。此外,取决于图像处理装置4400的设置或实现形式,输出单元2807可以处理区域标签图像和图像分析结果,使得它们可以被摄像装置2810或另一装置利用,或者可以转换区域标签图像和图像分析结果的数据格式,使得可以将它们发送到图像管理系统等。另外,输出单元2807不限于输出区域标签图像和图像分析结果两者的构造,并且可以被构造为仅输出区域标签图像和图像分析结果之一。

[0735] 另一方面,在步骤S4530中确定无法进行图像分割处理的情况下,输出单元2807输出无区域标签的图像,以使无区域标签的图像显示在显示单元2820上。请注意,代替输出无

区域标签的图像,输出单元2807可以向摄像装置2810发送指示无法进行图像分割处理的信号。当步骤S4580中的输出处理结束时,一系列图像处理操作结束。

[0736] 如上所述,根据本示例的图像处理装置4400还包括修改单元4408。修改单元4408使用通过预定的修改技术进行基于知识的处理的区域标签图像修改引擎,来修改由分割处理单元2804生成的区域标签图像。输出单元2807输出由修改单元4408修改的区域标签图像。

[0737] 特别地,根据本示例的修改单元4408针对评估单元2805确定不能适当地进行图像分割处理的区域标签图像进行区域标签的修改。此外,分析单元2806对其区域标签被修改的区域标签图像进行图像分析处理。

[0738] 通过这种方式,在根据本示例的图像处理装置2800中,可以通过区域标签图像修改引擎来校正图像分割处理失败的区域标签图像中的错误,并且可以输出修改后的区域标签图像。

[0739] 请注意,在本示例中,修改单元4408针对由评估单元2805获得的评估结果为假值的区域标签图像来修改区域标签。然而,修改单元4408的构造不限于该构造。修改单元4408可以针对评估单元2805获得的评估结果为真值的区域标签图像来修改区域标签。在这种情况下,分析单元2806使用修改后的区域标签对输入图像进行图像分析处理。此外,输出单元2807输出修改后的区域标签图像和分析结果。

[0740] 另外,在这种情况下,评估单元2805还可以被构造为:如果区域标签图像的评估结果为假值,则生成无区域标签的图像,从而不使修改单元4408针对评价结果为假值的区域标签图像进行区域标签的修改。当评估单元2805生成无区域标签的图像时,修改单元4408可以在不进行修改的情况下将处理前进到下一步骤。

[0741] 当由评估单元2805获得的评估结果为真值时由修改单元4408修改区域标签图像的情况下,图像处理装置2800可以输出具有更高精度的区域标签图像和分析结果。

[0742] 尽管在前述示例8至19中,描述了分割处理单元2804生成区域标签图像作为可以区分解剖区域的区域信息的构造,但是分割处理单元2804生成的区域信息不限于此。分割处理单元可以生成诸如具有相应区域标签的像素的坐标值的数据组,作为使用图像分割引擎从输入图像生成的区域信息。

[0743] 请注意,包括在图像分割引擎、区域标签图像评估引擎和摄像位置估计引擎中的各个学习模型可以设置在图像处理装置2800和4400中。例如,学习模型可以由诸如CPU、MPU、GPU或FPGA的处理器执行的软件模块构成,或者可以由诸如ASIC的具有具体功能的电路等构成。此外,可以在连接到图像处理装置2800或4400的不同服务器的装置中设有学习模型。在这种情况下,图像处理装置2800或4400可以通过诸如因特网的任何网络连接到包括学习模型的服务器等来使用学习模型。包括学习模型的服务器可以是例如云服务器、雾服务器和边缘服务器。

[0744] 根据示例8至19,可以进行比常规图像分割处理高的精度的图像分割处理。

[0745] (变型例1)

[0746] 在示例1至7以及示例1至7的变型例中,处理单元222或第一处理单元822使用学习模型从断层图像中检测视网膜层,并生成边界图像。此外,在示例9至示例19中,分割处理单元2804使用包括学习模型的图像分割引擎来生成与输入图像相对应的区域标签图像。

[0747] 在这方面,可以根据来自操作者的指令来手动修改与使用学习模型检测到的视网膜层有关的信息,或者所生成的边界图像或区域标签图像。例如,操作者可以针对显示在显示单元50或2820上的视网膜层或边界图像或区域标签图像指定检测结果的至少一部分,并改变视网膜层或标签的位置。在这种情况下,可以由处理单元222、第一处理单元822或分割处理单元2804根据操作者的指令来进行检测结果的修改或边界图像或区域标签图像的修改,或者可以由与这些单元分开的部件(例如修改单元)进行检测结果的修改或边界图像或区域标签图像的修改。因此,处理单元222、第一处理单元822、分割处理单元2804或相关修改单元用作根据操作者的指令修改由第一处理单元检测到的视网膜层的结构的修改单元的一个示例。请注意,修改单元等可以由诸如CPU、MPU、GPU或FPGA的处理器执行的软件模块等构成,或者可以由诸如ASIC的具有具体功能的电路等构成。

[0748] (变型例2)

[0749] 根据变型例1手动修改的数据可以用于针对处理单元222或第一处理单元822使用的学习模型或者分割处理单元2804使用的图像分割引擎中包括的学习模型的增量学习。具体地,对于处理单元222或第一处理单元822使用的学习模型,通过采用输入断层图像作为训练数据的输入数据,并采用与其位置根据来自操作者的指令被修改了的视网膜层(层边界)有关的信息作为地面真值(正确答案数据)来进行增量学习。请注意,也可以采用根据来自操作者的指令对标签进行了修改的边界图像作为地面真值。此外,对于包括在图像分割引擎中的学习模型,通过采用输入图像作为训练数据的输入数据,并采用标签位置根据来自操作者的指令被改变了的区域标签图像作为地面真值来进行增量学习。

[0750] 通过对学习模型进行这种增量学习,可以期望,使用学习模型的检测处理或分割处理的精度将提高。另外,通过与进行这种处理,可以容易地进行与训练数据有关的标记处理(注释处理),并且可以容易地创建更高精度的训练数据。

[0751] (变型例3)

[0752] 变型例2中描述的增量学习可以根据操作者的指令来进行。例如,在根据变型例1按照操作者的指令进行修改的情况下,显示控制单元25或输出单元2807可以使用于选择是否使用视网膜层的修改后的检测结果或修改后的区域标签图像等作为训练数据的显示被显示在显示单元50或2820上。通过选择显示在显示单元50或2820上的选项之一,操作者可以指定是否需要增量学习。通过这种方式,图像处理装置20、80、2800或4400可以根据操作者的指令来确定是否需要增量学习。

[0753] 请注意,如上所述,还可以在诸如服务器的装置中设置学习模型。在这种情况下,图像处理装置20、80、2800或4400可以根据操作者的指令进行增量学习,并将输入图像以及进行了修改的上述检测结果或区域标签图像等作为一对训练数据发送和存储到相关服务器等。换句话说,图像处理装置20、80、2800或4400可以根据操作者的指令,确定是否将用于增量学习的训练数据发送到诸如配备有学习模型的服务器的装置。

[0754] (变型例4)

[0755] 在上述各种示例和变型例中,已经描述了这样的构造:对静止图像进行用于检测视网膜层的处理或用于生成区域标签图像等的处理。在这方面,对于运动图像,可以重复执行根据上述示例和变型例的用于检测视网膜层的处理或用于生成区域标签图像等的处理。通常,在眼科装置中,在进行主摄像之前,生成并显示用于对准装置的预览图像(运动图像)

等。因此,例如,可以针对作为所讨论的预览图像的断层图像的运动图像的每至少一帧,重复执行根据上述示例和变型例的用于检测视网膜层的处理或用于生成区域标签图像等的处理。

[0756] 在这种情况下,显示控制单元25或输出单元2807可以使针对预览图像检测到的视网膜层或区域标签图像等显示在显示单元50或2820上。此外,图像处理装置20、80、2800或4400可以控制OCT装置,使得针对预览图像检测到的视网膜层或进行了视网膜层的标记的区域位于断层图像显示区域中的预定位置处。更具体地,图像处理装置20、80、2800或4400改变相干门位置,使得针对预览图像检测到的视网膜层或进行了视网膜层的标记的区域位于断层图像显示区域中的预定位置处。请注意,例如,可以通过由驱动控制单元23驱动相干门台14来进行相干门位置的调整。

[0757] 请注意,相干门位置的调整可以根据操作者的指令手动进行。在这种情况下,操作者可以基于针对显示在显示单元50或2820上的预览图像检测到的视网膜层或区域标签图像,将相干门位置的调整量输入到图像处理装置20、80、2800或4400中。

[0758] 根据这种处理,可以基于检测到的视网膜层或使用学习模型生成的区域标签图像,适当地进行OCT装置相对于被检眼的对准。

[0759] 请注意,可以应用根据上述示例和变型例的用于检测视网膜层的处理或用于生成区域标签图像的处理等的运动图像不限于实时运动图像,例如,运动图像可以是存储(保存)在存储器中的运动图像。此外,在诸如相干门位置的调整的各种调整期间,存在诸如被检眼的视网膜的摄像目标仍不能成功摄像的可能性。因此,由于输入到学习模型的医学图像和用作训练数据的医学图像之间存在较大差异,因此存在不能精确地获得针对视网膜层或区域标签图像的检测结果的可能性。因此,可以采用这样的构造:当诸如在评估断层图像(B扫描)的图像质量时获得的值的评估值超过阈值时,用于检测视网膜层的处理或使用学习模型的用于生成区域标签图像等的处理会自动开始。此外,可以采用以下构造:使得当诸如在评估断层图像(B扫描)的图像质量时获得的值的评估值超过阈值时,将用于指示使用学习模型的图像分割处理的按钮改变为可以由检查者指定按钮的状态(激活状态)。

[0760] (变型例5)

[0761] 在患病的眼睛的情况下,图像特征会根据疾病的种类而有所不同。因此,可以针对每种疾病或各异常部位生成并准备在上述各种示例和变型例中使用的学习模型。在这种情况下,例如,图像处理装置20、80、2800或4400可以根据来自操作者的诸如疾病的种类或被检眼的异常部位的输入(指令)来选择要用于处理的学习模型。请注意,针对每种疾病或各异常部位准备的学习模型不限于要用于检测视网膜层或用于生成区域标签图像等的学习模型,例如,可以是要在用于评估图像的引擎中或在用于分析等的引擎中使用的学习模型。

[0762] 此外,图像处理装置20、80、2800或4400可以使用单独准备的学习模型从图像中识别疾病的种类或被检眼的异常部位。在这种情况下,图像处理装置20、80、2800或4400可以基于使用单独准备的学习模型识别出的疾病的种类或异常部位,自动选择要在上述处理中使用的学习模型。请注意,用于识别疾病的种类或被检眼的异常部位的学习模型可以使用成对的训练数据来进行学习,对于该成对的训练数据,采用断层图像或眼底图像等作为输入数据,并且采用这些图像中的疾病的种类或异常部位作为地面真值。在这种情况下,对于训练数据的输入数据,可以独立地采用断层图像或眼底图像等作为输入数据,或者可以采

用这些图像的组合作为输入数据。

[0763] 此外,在检测到异常部位的情况下,可以使用生成对抗网络(GAN)或可变自动编码器(VAE)。例如,可以使用由生成器和鉴别器构成的DCGAN(深度卷积GAN)作为机器学习模型,该生成器是通过学习生成断层图像而获得的,该鉴别器是通过学习区分生成器生成的新断层图像与眼底的真实正面图像而获得的。

[0764] 例如,在使用DCGAN的情况下,鉴别器对输入的断层图像进行编码以将断层图像转换为潜变量,并且生成器基于该潜变量来生成新的断层图像。此后,可以将输入的断层图像与生成的新断层图像之间的差异提取为异常部位。此外,在使用VAE的情况下,例如,通过使用编码器对断层图像进行编码来将输入的断层图像转换为潜变量,并且通过使用解码器对潜变量进行解码来生成新的断层图像。此后,可以将输入断层图像与生成的新断层图像之间的差异提取为异常部位。请注意,尽管已经以断层图像作为一个示例描述了输入数据的示例,但是眼前段的眼底图像或正面图像等也可以用作输入数据。

[0765] (变型例6)

[0766] 在上述各种示例和变型例中,在通过处理单元222、第一处理单元822或分割处理单元2804使用学习模型来检测被检眼的区域的情况下,还可以对各检测到的区域进行预定的图像处理。例如,让我们考虑检测玻璃体区域、视网膜区域和脉络膜区域中的至少两个区域的情况。在这种情况下,当针对所检测到的至少两个区域进行诸如对比度调整的图像处理时,可以通过使用分别不同的图像处理参数来进行适合于各个区域的调整。通过显示进行了适合于各个区域的调整的图像,操作者可以更适当地诊断各区域中的疾病等。请注意,关于使用针对各检测到的区域不同的图像处理参数的构造,例如,这种构造也可以类似地应用于由第二处理单元823检测到的被检眼的区域,该第二处理单元823无需使用学习模型而检测被检眼的区域。

[0767] (变型例7)

[0768] 在上述各种实施例和变型例中的显示控制单元25或输出单元2807可以使诸如期望层的厚度或各种血管密度的分析结果显示在显示画面的报告画面上。此外,作为分析结果,可以显示与关注的部位有关的参数值(分布),该部位包括视神经乳头、黄斑区、血管区域、神经束、玻璃体区域、黄斑区域、脉络膜区域、巩膜区域、筛板层区域、视网膜层边界、视网膜层边界边缘、感光细胞、血细胞、血管壁、血管内壁边界、血管外边界、神经节细胞、角膜区域、角区域和施莱姆氏管等中的至少一个。此时,例如,可以通过分析经过各种伪像去除处理的医学图像来显示精确的分析结果。请注意,伪像可以是,例如,由血管区域等的光吸收引起的虚假图像区域、投影伪像或者由于被检眼的状态(运动或眨眼等)而在测量光的主扫描方向上出现的正面图像中的带状伪像。此外,伪像可以是任何种类的,只要该伪像是例如每次摄像时随机地出现在被检体的预定部位的医学图像上的摄像故障区域即可。此外,显示控制单元25或输出单元2807可以使与包括上述各种伪像(摄像故障区域)中的至少一种的区域有关的参数的值(分布)作为分析结果显示在显示单元50或2820上。此外,可以显示与包括诸如玻璃疣、新血管部位、白细胞(硬性渗出液)、假性粉刺等至少一个异常部位的区域有关的参数的值(分布)作为分析结果。

[0769] 可以使用分析图或使用指示与各个划分区域等相对应的统计值的扇区来显示分析结果。请注意,可以使用通过学习作为训练数据的医学图像的分析结果而获得的学习模

型(分析结果生成引擎,或用于生成分析结果的学习模型)来生成分析结果。此时,学习模型可以是通过使用以下训练数据来学习而获得的模型:包括医学图像和对医学图像的分析结果的训练数据,或者包括医学图像和对与相关医学图像等的种类不同的医学图像的分析结果的训练数据。

[0770] 此外,训练数据可以包括由处理单元222或第一处理单元822和/或第二处理单元823获得的关于视网膜层的检测结果、由分割处理单元2804生成的区域标签图像以及使用上述检测结果和区域标签图像分析医学图像的结果。在这种情况下,图像处理装置例如可以用作分析结果生成单元的一个示例,该分析结果生成单元从通过使用用于生成分析结果的学习模型执行第一检测处理而获得的结果来生成关于断层图像的分析结果。

[0771] 另外,学习模型可以是通过使用包括输入数据的训练数据进行学习而获得的模型,在输入数据中,将诸如辉度正面图像和运动对比度正面图像的预定部位的不同种类的多个医学图像取为集合。这里,辉度正面图像与辉度En-face图像相对应,而运动对比度正面图像与OCTA En-face图像相对应。

[0772] 此外,可以采用一种构造,以显示使用高质量图像获得的分析结果,该高质量图像是利用用于改善图像质量的学习模型生成的。在这情况下,包括在训练数据中的输入数据可以是利用用于改善图像质量的学习模型生成的高质量图像,或者可以是由低质量图像和高质量图像构成的集合。注意,训练数据可以是通过手动或自动修改使用学习模型进行了图像质量改善的图像的至少一部分而获得的图像。

[0773] 此外,训练数据可以是,例如,通过标记输入数据而获得的数据,对于该输入数据,采用包括通过分析分析区域而获得的分析值(例如,平均值或中间值)、包括分析值的表、分析图和诸如图像中的扇区等的分析区域的位置中的至少一种信息的信息作为(监督学习的)正确答案数据。请注意,可以采用以下构造:使得根据来自检查者的指令而显示使用用于生成分析结果的学习模型而获得的分析结果。

[0774] 在上述实施例和变型例中的显示控制单元25和输出单元2807可以使诸如与青光眼或年龄相关的黄斑变性有关的结果的各种诊断结果显示在显示画面的报告画面上。此时,例如,可以通过如上所述分析经过各种伪像去除处理的医学图像来显示精确的诊断结果。此外,在诊断结果中,可以在图像上显示指定的异常部位的位置,并且可以使用字符等来显示异常部位等的状态。此外,作为诊断结果,可以显示对于异常部位的分类结果(例如,科廷的分类)。

[0775] 请注意,诊断结果可以是使用通过使用医学图像的诊断结果作为训练数据来学习而获得的学习模型(诊断结果生成引擎,或用于诊断结果生成的学习模型)来生成的结果。此外,学习模型可以是通过使用以下训练数据进行学习而获得的模型:包括医学图像和对医学图像的诊断结果的训练数据,或者包括医学图像和对与相关医学图像等的种类不同的医学图像的诊断结果的训练数据。

[0776] 而且,训练数据可以包括由处理单元222或第一处理单元822和/或第二处理单元823获得的关于视网膜层的检测结果、由分割处理单元2804生成的区域标签图像以及使用上述检测结果和区域标签图像诊断医学图像的结果。在这种情况下,图像处理装置例如可以用作诊断结果生成单元的一个示例,该诊断结果生成单元从通过使用用于诊断结果生成的学习模型执行第一检测处理而获得的结果来生成关于断层图像的诊断结果。

[0777] 另外,可以采用一种构造,以显示使用高质量图像获得的诊断结果,该高质量图像是利用用于改善图像质量的学习模型生成的。在这情况下,包括在训练数据中的输入数据可以是利用用于改善图像质量的学习模型生成的高质量图像,或者可以是由低质量图像和高质量图像构成的集合。注意,训练数据可以是通过手动或自动修改使用学习模型进行了图像质量改善的图像的至少一部分而获得的图像。

[0778] 此外,训练数据可以是,例如,通过标记输入数据而获得的数据,对于该输入数据,采用包括诊断、病变(异常部位)的种类或状态(程度)、病变在图像中的位置、病变相对于关注区域的位置、发现结果(解释发现结果等)、诊断的依据(肯定的医疗支持信息等)、以及否定诊断的依据(负面的医疗支持信息)等中的至少一种信息的信息作为(监督学习的)正确答案数据。请注意,可以采用以下构造:使得根据来自检查者的指令显示使用用于诊断结果生成的学习模型而获得的诊断结果。

[0779] 此外,根据上述各种示例和变型例的显示控制单元25和输出单元2807使如上所述的关于关注部位、伪像、异常部位等的对象识别结果(对象检测结果)或分割结果显示在显示画面的报告画面上。此时,例如,矩形框等可以被叠加在图像上的对象周围并显示。此外,例如,可以将颜色等叠加在图像上的对象上并显示。请注意,对象识别结果或分割结果可以是使用通过使用训练数据进行学习而获得的学习模型生成的结果,在该训练数据中,在医学图像上将指示对象识别或分割的信息标记为正确答案数据。请注意,上述的分析结果生成或诊断结果生成可以通过利用上述的对象识别结果或分割结果来实现。例如,可以针对通过对象识别处理或分割处理获得的关注部位进行用于生成分析结果或用于生成诊断结果的处理。

[0780] 而且,特别地,用于诊断结果生成的学习模型可以是通过使用包括输入数据的训练数据进行学习而获得的学习模型,在该输入数据中,将作为被检体的预定部位的图像的不同种类的多个医学图像取为集合。此时,例如,作为训练数据中包括的输入数据,可以想到将眼底的运动对比度正面图像和辉度正面图像(或辉度断层图像)取为集合的数据。此外,例如,作为训练数据中包括的输入数据,可以想到将眼底的断层图像(B扫描图像)和彩色眼底图像(或荧光眼底图像)取为集合的输入数据。另外,不同种类的多个医学图像可以是任何种类的,只要医学图像是通过不同的模态、不同的光学系统或不同的原理等获得的。

[0781] 此外,特别地,用于诊断结果生成的学习模型可以是通过使用包括输入数据的训练数据进行学习而获得的学习模型,在该输入数据中,将被检体的不同部位的多个医学图像取为集合。此外,例如,作为训练数据中包括的输入数据,可以想到将眼底的断层图像(B扫描图像)和眼前段的断层图像(B扫描图像)取为集合的输入数据。此外,例如,作为训练数据中包括的输入数据,也可以想到将眼底黄斑的三维OCT图像(三维断层图像)和通过眼底视神经乳头的圆形扫描(或光栅扫描)获得的断层图像取为集合的输入数据。

[0782] 请注意,包括在训练数据中的输入数据可以是被检体的不同部位和不同种类的多个医学图像。此时,例如,作为训练数据中包括的输入数据,可以想到将眼前段的断层图像和彩色眼底图像取为集合的输入数据。此外,上述学习模型可以是通过使用包括输入数据的训练数据进行学习而获得的学习模型,在该输入数据中,将作为被检体的预定部位的图像的不同摄像视角的多个医学图像取为集合。此外,训练数据中包括的输入数据可以是通过将多个医学图像接合在一起而获得的数据,该多个医学图像是通过将预定部位在时间上

划分为多个区域而获得的,例如,在全景图像的情况下。此时,通过使用诸如全景图像的广角图像作为训练数据,由于诸如信息量大于比窄角图像的情况下的事实的原因而导致存在可以高精度地获取图像的特征值的可能性,因此可以增强处理的结果。此外,训练数据中包括的输入数据可以是将在被检体的预定部位的在不同日期和时间获得的多个医学图像取为集合的输入数据。

[0783] 此外,要在显示上述的分析结果、诊断结果、对象识别结果和分割结果中的至少一个结果的显示画面不限于报告画面。这种显示画面可以是,例如,摄像确认画面、用于后续观察的显示画面以及用于在摄像之前进行各种调整的预览画面(显示各种实时运动图像的显示画面)等中的至少一个显示画面。例如,通过使使用上述的学习模型获得的前述至少一个结果显示在摄像确认画面上,检查者可在摄像之后立即检查精确的结果。此外,如示例7等中描述的在低质量图像和高质量图像之间改变显示可以是,例如,在对低质量图像的分析结果和对高质量图像的分析结果之间改变显示。

[0784] 可以通过使用训练数据的机器学习来获得上述各种学习模型。例如,由多级神经网络构成的深度学习是一种机器学习。此外,例如,卷积神经网络(CNN)可以用于多级神经网络的至少一部分。另外,与自动编码器有关的技术可以用于多级神经网络的至少一部分。此外,可以将与反向传播有关的技术(错误反向传播方法)用于学习。然而,该机器学习不限于深度学习,并且可以使用任何学习,只要该学习使用本身能够通过学习提取(表示)诸如图像的训练数据的特征值的模型即可。机器学习模型可以是例如胶囊网络(CapsNet)。在这种情况下,在公共神经网络中,通过构造各单元(各神经元)以输出标量值,将神经网络构造为使得例如与图像中的特征之间的空间位置关系(相对位置)有关的空间信息减少。通过这种方式,例如,可以进行学习,其中减少图像中的局部失真或平行位移的影响。另一方面,在胶囊网络中,各单元(各胶囊)被构造为输出空间信息作为向量,并且例如被构造为保持空间信息。通过这种方式,例如,可以进行这样的学习,其中考虑了图像中的特征之间的空间位置关系(相对位置)。

[0785] 而且,图像质量改善引擎(用于改善图像质量的学习模型)可以是使用包括由图像质量改善引擎生成的至少一个高质量图像的训练数据、通过增量学习而获得的学习模型。此时,可以采用以下构造:能够按照来自检查者的指令进行关于是否将高质量图像用作用于要进行的增量学习的训练数据的选择。

[0786] (变型例8)

[0787] 可以采用以下构造:使得在上述各种示例和变型例中的预览画面上,对于实时运动图像的每至少一帧使用上述的用于改善图像质量的学习模型。此时,也可以采用以下构造:使得在不同部位或不同种类的多个实时运动图像显示在预览画面上的情况下,使用与各个实时运动图像相对应的学习模型。通过这种方式,例如,由于即使对于实时运动图像也可以缩短处理时间,因此检查者可以在开始摄像之前获得高精度的信息。因此,例如,由于可以减少再摄像等故障,因此可以提高诊断的精度和效率。注意,多个实时运动图像可以包括例如用于在XYZ方向上对准的眼前段的运动图像,以及用于OCT调焦或眼底观察光学系统的调焦的眼底的正面运动图像。此外,多个实时运动图像还可以包括,例如,用于OCT中的相干门调整(测量光路长度与基准光路长度之间的光路长度差的调整)的眼底的断层运动图像等。

[0788] 此外,可以应用上述学习模型的运动图像不限于实时运动图像,并且,例如,运动图像可以是存储(保存)在存储器中的运动图像。此时,例如,通过对存储(保存)在存储器中的眼底断层运动图像的每至少一帧进行对准而获得的运动图像可以显示在显示画面上。例如,在期望适当地观察玻璃体的情况下,首先,可以基于诸如玻璃体尽可能多地存在于基准帧中的条件来选择该帧。此时,各帧是XZ方向上的断层图像(B扫描图像)。随后,对于所选择的基准帧在XZ方向上已经对准其他帧的运动图像可以显示在显示画面上。此时,例如,可以采用一种构造,以使由用于改善图像质量的学习模型针对运动图像的每至少一帧按顺序生成的高质量图像(高质量图像帧)连续地显示。

[0789] 请注意,作为上述的用于在帧之间进行对准的方法,对于在X方向上进行对准的方法和在Z方向(深度方向)上进行对准的方法,可以应用相同的方法,或者应用的方法可以不同。另外,可以通过不同的方法多次进行相同方向上的对准。例如,可以进行粗对准,此后可以进行精对准。此外,作为对准方法,例如,可以使用通过对断层图像(B扫描图像)进行分割处理而获得的视网膜层边界来进行(粗Z方向)对准的方法。另外,作为对准方法,例如,还可以使用通过划分断层图像和基准图像而获得的多个区域之间的相关信息(相似性)来进行(精X方向或Z方向)对准的方法。作为用于对准的其他方法,例如,可以使用利用针对各断层图像(B扫描图像)生成的一维投影图像来进行(X方向)对准的方法,并且可以使用利用针对各断层图像(B扫描图像)等生成的二维正面图像进行(X方向)对准的方法。此外,可以采用一种构造,以在以像素为单位进行粗对准之后,以子像素为单位进行精对准。

[0790] 在这种情况下,存在在各种调整期间诸如被检眼的视网膜的摄像目标还不能被成功地摄像的可能性。因此,由于输入到学习模型的医学图像和用作训练数据的医学图像之间存在很大的差异,所以存在无法精确地获得高质量图像的可能性。因此,也可以采用以下构造:使得当诸如在评估断层图像(B扫描)的图像质量时获得的值的评估值超过阈值时,自动开始高质量运动图像的显示(高图像质量帧的连续显示)。此外,可以采用以下构造:使得当诸如在评估断层图像(B扫描)的图像质量时获得的值的评估值超过阈值时,将图像质量改善按钮改变为可由检查者指定按钮的状态(激活状态)。

[0791] 此外,可以采用以下构造:为扫描图案等不同的各摄像模式准备不同的用于改善图像质量的学习模型,并且选择与所选择的摄像模式相对应的用于改善图像质量的学习模型。此外,可以使用通过使用包括以不同摄像模式获得的各种医学图像的训练数据进行学习而获得的用于改善图像质量的学习模型。

[0792] (变型例9)

[0793] 在上述的各个示例和变型例中,在各种学习模型正在进行增量学习的情况下,存在使用正在进行增量学习的学习模型本身将很难输出(推断/预测)的可能性。因此,可以禁止将医学图像输入到正在进行增量学习的学习模型中。此外,可以准备与正在进行增量学习的学习模型相同的学习模型作为另一辅助学习模型。此时,也可以采用以下构造:使得可以在进行增量学习的同时执行将医学图像输入到辅助学习模型。随后,在增量学习完成之后,对经历了增量学习的学习模型进行评估,并且如果没有问题,则从辅助学习模型切换到经历了增量学习的学习模型就足够了。此外,可以采用以下构造:使得如果存在问题,则使用辅助学习模型。

[0794] 此外,可以采用以下构造:使得可以选择性地利用通过针对各个摄像部位进行学

习而获得的学习模型。具体地,可以准备多个学习模型,其包括使用包括第一摄像部位(肺、被检眼等)的训练数据获得的第一学习模型,以及使用包括与第一摄像部位不同的第二摄像部位的训练数据获得的第二学习模型。此外,控制单元200可以具有用于选择该多个学习模型中的任何一个的选择单元。此时,控制单元200可以具有用于针对选择的学习模型执行增量学习的控制单元。控制单元可以根据来自检查者的指令,检索与所选择的学习模型相对应的摄像部位和通过对相关摄像部位进行摄像而获得的图像成对的数据,并执行采用所检索和获得的数据作为训练数据的学习,作为针对所选择的学习模型的增量学习。注意,与所选择的学习模型相对应的摄像部位可以是基于数据的标题信息获得的部位,或者是由检查者手动输入的部位。此外,可以例如通过网络从诸如医院或实验室的外部设施的服务器等进行数据的检索。通过这种方式,通过使用通过对与学习模型相对应的摄像部位进行摄像而获得的图像,可以针对各摄像部位有效地进行增量学习。

[0795] 请注意,选择单元和控制单元可以由控制单元200的诸如MPU或CPU的处理器执行的软件模块构成。此外,选择单元和控制单元可以由诸如ASIC的具有具体功能的电路或独立的装置等构成。

[0796] 此外,当通过网络从诸如医院或实验室的外部设施的服务器等获得用于增量学习的训练数据时,减少由于增量学习等期间的篡改或系统故障而导致的可靠性降低是有用的。因此,可以通过数字签名或哈希确认一致性来检测用于增量学习的训练数据的正确性。通过这种方式,可以保护用于增量学习的训练数据。此时,在作为通过数字签名或哈希确认一致性的结果而无法检测出用于增量学习的训练数据的正确性的情况下,对此给出警告,并且不使用所讨论的训练数据进行增量学习。请注意,该服务器可以是诸如云服务器、雾服务器或边缘服务器的任何形式的服务器,而不管其安装位置如何。

[0797] (变型例10)

[0798] 在上述各种示例变型例中,除了手动指令(例如,使用用户界面等的指令)之外,来自检查者的指令还可以是语音指令等。此时,例如,可以使用包括通过机器学习获得的语音识别模型(语音识别引擎或用于语音识别的学习模型)的机器学习模型。此外,手动指令可以是使用键盘、触摸面板等通过字符输入的指令。此时,例如,可以使用包括通过机器学习获得的字符识别模型(字符识别引擎或用于字符识别的学习模型)的机器学习模型。此外,来自检查者的指令可以是通过手势等进行的指令。此时,可以使用包括通过机器学习获得的手势识别模型(手势识别引擎或用于手势识别的学习模型)的机器学习模型。

[0799] 此外,来自检查者的指令可以是检测检查者在显示单元50或2820上的视线的结果。视线检测结果可以是,例如,使用通过从显示单元50或2820周围摄像而获得的检查者的运动图像的瞳孔检测结果。此时,从运动图像进行的瞳孔检测可以使用如上所述的对象识别引擎。此外,来自检查者的指令可以是脑波的指令,或者是流经身体等的微弱的电信号。

[0800] 在这种情况下,例如,训练数据可以是以下训练数据:采用指示显示通过上述各种学习模型的处理获得的结果的指令的字符数据或语音数据(波形数据)等作为输入数据,并且,采用用于使通过各种学习模型的处理获得的结果实际上显示在显示单元上的执行命令作为正确答案数据。此外,训练数据可以是以下训练数据:例如,采用指示显示通过用于改善图像质量的学习模型而获得的高质量图像的指令的字符数据或语音数据等作为输入数据,并且采用用于显示高质量图像的执行命令和用于将如图22A和图22B所示的按钮2220改

变为激活状态的执行命令作为正确答案数据。请注意,也可以使用任何种类的训练数据,只要例如由该字符数据或语音数据等指示的指令内容和执行命令内容彼此相对应即可。此外,可以使用声学模型或语言模型等将语音数据转换为字符数据。此外,可以使用利用多个麦克风获得的波形数据来进行减少叠加在语音数据上的噪声数据的处理。此外,可以采用以下构造:使得可以根据来自检查者的指令,在由字符或语音等发出的指令与使用鼠标或触摸面板等输入的指令之间进行选择。另外,可以采用以下构造:使得可以根据来自检查者的指令进行选择以打开或关闭通过字符或语音等的指令。

[0801] 在这种情况下,机器学习包括如上所描述的深度学习,并且,例如,可以使用递归神经网络(RNN)可以作为多层神经网络的至少一部分。这里,作为根据本变型例的机器学习模型的示例,将参照46A和图46B描述作为处理时间序列信息的神经网络的RNN。此外,将参照47A和图47B描述作为一种RNN的长短期存储器(以下称为“LSTM”)。

[0802] 图46A示出了作为机器学习模型的RNN的结构。RNN 4620在网络中具有循环结构,并且数据 $x^t$  4610在时间 $t$ 被输入到RNN 4620,并且RNN 4620输出数据 $h^t$  4630。由于RNN 4620在网络中具有循环功能,因此当前时间的状态可以被接管到下一个状态,因此可以处理时序信息。图46B示出了在时间 $t$ 的参数向量的输入/输出的示例。数据 $x^t$  4610包括N个数据(参数1至参数N)。此外,由RNN 4620输出的数据 $h^t$  4630包括与输入数据相对应的N个数据(参数1至参数N)。

[0803] 然而,由于在反向传播期间RNN不能处理长期信息,所以可以使用LSTM。LSTM可以通过提供遗忘门、输入门和输出门来学习长期信息。图47A示出了LSTM的结构。在LSTM 4740中,网络在下一时间 $t$ 接管的信息是称为小区的网络的内部状态 $c^{t-1}$ ,并输出数据 $h^{t-1}$ 。请注意,图中的小写字母( $c, h, x$ )表示向量。

[0804] 接下来,在图47B中详细示出了LSTM 4740。遗忘门网络FG、输入门网络IG和输出门网络OG在图47B中示出,并且这些网络中的各网络都是S形层。因此,输出各元素具有从0到1的值的向量。遗忘门网络FG确定保留了多少过去信息,并且,输入门网络IG确定将更新哪个值。在图47B中还示出了小区更新候选网络CU,并且小区更新候选网络CU是激活功能tanh层。这将创建将添加到小区中的新的候选值的向量。输出门网络OG选择小区候选的元素并选择要在下一时间传输多少信息。

[0805] 请注意,上述LSTM模型是基本形式,并且本发明不限于这里示出的网络。可以改变网络之间的耦合。可以使用QRNN(准递归神经网络)代替LSTM。此外,该机器学习模型不限于神经网络,并且可以使用Boosting或Support Vector Machine(支持向量机)等。此外,在通过字符或语音等输入来自检查者的指令的情况下,可以应用与自然语言处理有关的技术(例如,序列到序列)。此外,可以应用以诸如文本或语音的输出响应检查者的对话引擎(对话模型或用于对话的学习模型)。

[0806] (变型例11)

[0807] 在上述的各种示例和变型例中,可以根据操作者的指令将边界图像、区域标签图像或高质量图像等存储在存储器中。此时,例如,在来自操作者的保存高质量图像的指令之后,在登记文件名时,在文件名的任何部分(例如,第一部分或最后部分)处包括指示该图像是通过使用用于改善图像质量的学习模型进行处理(图像质量改善处理)而生成的图像的信息(例如,字符)的文件名,可以在可根据来自操作者的指令编辑文件名的状态下显示为

推荐文件名。请注意,对于边界图像或区域标签图像等,也可以类似的方式显示包括指示该图像是通过使用学习模型的处理而生成的图像的信息的文件名。

[0808] 此外,当使显示单元50或2820在诸如报告画面的各种显示画面上显示高质量图像时,可以将指示正在显示的图像是通过使用用于改善图像质量的学习模型进行处理而生成的高质量图像的显示与高质量图像一起显示。在这种情况下,由于操作者可以通过相关显示容易地识别出被显示的高质量图像不是通过摄像获得的实际图像,因此可以减少误诊,并且可以提高诊断效率。请注意,指示通过使用用于改善图像质量的学习模型的处理生成了高质量图像的显示可以是任何形式,只要它是使得可以区分输入图像和由相关处理生成的高质量图像的显示即可。此外,同样对于使用上述的各种学习模型的处理,而不仅仅是使用用于改善图像质量的学习模型的处理,可以将指示正在显示的结果是通过使用相关种类的学习模型的处理而生成的显示与该相关结果一起显示。此外,当还显示关于使用用于图像分割处理的学习模型而获得的分割结果的分析结果时,可以与分析结果一起显示指示该分析结果是基于使用用于图像分割的学习模型而获得的结果的显示。

[0809] 此时,可以按照来自操作者的指令将诸如报告画面的显示画面存储在存储器中。例如,报告画面可以作为单个图像存储在存储器中,在该单个图像中,高质量图像等以及指示这些图像是通过使用学习模型进行处理而生成的图像的显示被并排显示。

[0810] 此外,关于表示使用用于改善图像质量的学习模型进行处理而生成高质量图像的显示,可以在显示单元上显示表示进行学习时改善图像质量的学习模型使用了何种训练数据的显示。讨论的显示可以包括对训练数据的输入数据和正确答案数据的种类的描述的显示,或者与输入数据和诸如正确答案数据中包括的摄像部位的正确答案数据有关的任何显示。注意,关于诸如图像分割处理的使用如上所述的各种学习模型的处理,也可以在显示单元上显示指示相关种类的学习模型在进行学习时使用何种训练数据的显示。

[0811] 也可以采用这样的构造,以使得在信息被叠加在图像等上的状态下显示或存储指示图像是通过使用学习模型的处理而生成的的信息(例如,字符)。此时,将信息叠加在图像上的位置可以是任何位置,只要该位置在与显示作为摄像目标的关注部位等的区域不重叠的区域(例如,图像的边缘)中即可。此外,可以确定非重叠区域,并且可以在所确定的区域中叠加该信息。请注意,例如,对于通过诸如图像分割处理的使用上述各种学习模型的处理而获得的图像,可以以类似的方式进行处理,而不仅仅是对于使用用于改善图像质量的学习模型的处理。

[0812] 此外,可以采用以下构造:使得在作为报告画面的初始显示画面,默认设置被设置为使得如图22A和图22B所示的按钮2220进入激活状态(图像质量改善处理被设置为“开启(on)”)的情况下,按照来自检查者的指令,将与包括高质量图像等的报告画面相对应的报告图像发送到服务器。此外,可以采用以下构造:使得在默认设置被设置为使得按钮2220进入激活状态的情况下,当检查结束时(例如,在按照来自检查者的指令将摄像确认画面或预览画面改变为报告画面的情况下),将包括高质量图像等的报告画面相对应的报告图像(自动地)发送到服务器。此时,可以采用以下构造:使得将基于默认设置(例如,与用于在报告画面的初始显示画面上生成面部图像的深度范围、是否叠加分析图、该图像是否是高质量图像以及是否显示用于后续观察的显示画面等中的至少一项有关的设置)的各种设置生成的报告图像发送到服务器。注意,关于按钮2220表示图像分割处理的切换的情况,也可以进

行类似的处理。

[0813] (变型例12)

[0814] 在上述各种示例和变型例中,在前述的各种学习模型中,可以将使用第一种学习模型获得的图像(例如,高质量图像、诸如分析图的示出分析结果的图像、示出对象识别结果的图像、示出视网膜层的图像或示出分割结果的图像)输入到不同于第一种学习模型的第二种学习模型。此时,可以采用以下构造:使得通过第二种学习模型的处理来生成结果(例如,分析结果、诊断结果、对象识别结果、视网膜层检测结果或分割结果)。

[0815] 此外,在上述各种学习模型中,可以使用通过第一种学习模型的处理而获得的结果(例如,分析结果、诊断结果、对象识别结果、视网膜层检测结果或分割结果)从输入到第一种学习模型的图像中生成要输入到与第一种学习模型不同的第二种学习模型中的图像。此时,生成的图像很可能是适合作为用于使用第二种学习模型的处理的图像的图像。因此,可以增强当生成的图像被输入到第二种学习模型时获得的图像(例如,高质量图像、诸如分析图的示出分析结果的图像、示出对象识别结果的图像、示出视网膜层的图像或示出分割结果的图像)的精度。

[0816] 另外,使用通过上述学习模型的处理而获得的分析结果或诊断结果等作为搜索关键字,可以利用存储在服务器等中的外部数据库来检索相似图像。请注意,在已经通过机器学习等将多个图像的各个特征值作为补充信息附加的状态下已经管理了数据库中存储的多个图像的情况下,可以使用利用图像本身作为搜索关键字的相似图像搜索引擎(相似图像搜索模型或用于相似图像搜索的学习模型)。

[0817] (变型例13)

[0818] 请注意,在上述示例和变型例中用于生成运动对比度数据的处理不限于基于断层图像的辉度值进行处理的构造。对于用OCT装置10或摄像装置2810获得的干扰信号、通过对干扰信号进行傅立叶变换而获得的信号、通过对相关信号进行任何处理而获得的信号以及基于这些信号的包括断层图像等的断层数据,可以应用上述各种处理。同样在这些情况下,可以获得与前述构造的效果类似的效果。

[0819] 尽管使用了将耦合器用作分离单元的光纤系统,但是也可以使用利用准直仪和分束器的空间光学系统。此外,OCT装置10或摄像装置2810的构造不限于上述构造,并且可以将OCT装置10或摄像装置2810中包括的一些部件设置为与OCT装置10或摄像装置2810分开的部件。

[0820] 此外,尽管在前述示例和变型例中,使用马赫曾德尔干涉仪的构造作为OCT装置10或摄像装置2810的干涉光学系统的构造,但是干涉光学系统的构造不限于此。例如,OCT装置10或摄像装置2810的干涉光学系统可以具有迈克尔逊干涉仪的构造。

[0821] 另外,虽然在上述示例和变型例中将使用SLD作为光源的光谱域OCT (SD-OCT) 装置描述为OCT装置,但是根据本发明的OCT装置的构造不限于此。例如,本发明还可以应用于使用能够扫描发出的光的波长的波长扫频光源的扫频源OCT (SS-OCT) 装置或任何其他种类的OCT装置。此外,本发明还可以应用于使用线光的Line-OCT装置。

[0822] 此外,在上述示例和变型例中,获得单元21或2801获得由OCT装置10或摄像装置2810获得的干涉信号,或者获得由图像处理装置等生成的三维断层图像。然而,获得单元21或2801获得这些信号或图像的构造不限于上述构造。例如,获得单元21或2801可以从通过

LAN、WAN或网络等连接到控制单元的服务器或摄像装置获得这些信号。

[0823] 请注意,可以在图像处理装置20、80、152、172和2800中设置学习模型。学习模型可以例如由诸如CPU的处理器执行的软件模块构成。此外,可以在连接到图像处理装置20、80、152、172或2800的单独的服务器中设置学习模型。在这种情况下,图像处理装置20、80、152、172或2800可以通过经由诸如因特网的任何网络连接到包含学习模型的服务器,来使用学习模型进行图像质量改善处理。

[0824] (变型例14)

[0825] 此外,根据上述各种示例和变型例的要由图像处理装置或图像处理方法处理的图像包括使用任意模态(摄像装置或摄像方法)获得的医学图像。要处理的医学图像可以包括通过任何摄像装置等获得的医学图像,以及通过根据上述示例和变型例的图像处理装置或图像处理方法创建的图像。

[0826] 另外,要处理的医学图像是被检体(被检查者)的预定部位的图像,并且该预定部位的图像包括被检体的预定部位的至少一部分。医学图像还可包括被检体的另一个部位。医学图像可以是静止图像或运动图像,并且可以是黑白图像或彩色图像。另外,医学图像可以是表示预定部位的结构(形式)的图像,或者可以是表示预定部位的功能的图像。例如,表示功能的图像包括诸如OCTA图像、多普勒OCT图像、fMRI图像和超声多普勒图像的表示血液动力学(血流量、血流速度等)的图像。注意,可以根据摄像目标确定被检体的预定部位,并且这些预定部位包括任何部位,例如,诸如人眼(被检眼)、脑、肺、肠、心脏、胰腺、肾脏和肝脏的器官,以及头、胸、腿和手臂。

[0827] 此外,医学图像可以是被检体的断层图像,或者可以是正面图像。正面图像的示例包括眼底的正面图像、前眼部的正面图像、通过荧光摄像获得的眼底图像以及使用关于通过OCT获得的数据(三维OCT数据)的在摄像目标的深度方向上的至少部分范围的数据生成的面部图像。注意,面部图像可以是使用关于三维OCTA数据(三维运动对比度数据)的在摄像目标的深度方向上的至少部分范围数据而生成的OCTA面部图像(运动对比度正面图像)。此外,三维OCT数据或三维运动对比度数据是三维医学图像数据的示例。

[0828] 另外,术语“摄像装置”是指用于进行摄像以获得要用于诊断的图像的装置。摄像装置的示例包括通过用光、诸如X射线的放射线、电磁波或超声波等照射预定部位来获得被检体的预定部位的图像的装置,以及通过检测从被检体发出的放射线来获得预定部位的图像的装置。更具体地,根据上述各种示例和变型例的摄像装置的示例至少包括X射线摄像装置、CT装置、MRI装置、PET装置、SPECT装置、SL0装置、OCT装置、OCTA装置、眼底照相机和内窥镜。

[0829] 注意,可以包括时域OCT(TD-OCT)装置和傅立叶域OCT(FD-OCT)装置作为OCT装置的示例。此外,傅里叶域OCT装置的示例可以包括频谱域OCT(SD-OCT)装置和扫频源OCT(SS-OCT)装置。此外,可以将使用自适应光学系统等的自适应光学SL0(AO-SL0)装置和自适应光学OCT(AO-OCT)装置分别作为SL0装置或OCT装置的示例被包括在内。此外,可以将用于可视化与偏振相位差或退偏振有关的信息的偏振敏感SL0(PS-OCT)装置和偏振敏感OCT(PS-OCT)装置等分别作为SL0装置或OCT装置的示例被包括在内。

[0830] 此外,在根据上述各种示例和变型例的用于视网膜层检测和图像分割处理的学习模型中,可以想到断层图像的辉度值的大小,以及要作为一部分特征值提取且用于估计处

理的断层图像的顺序和斜率、位置、分布和明暗部分的连续性等。类似地,在用于评估或改善区域标签图像的图像质量、用于图像分析以及用于生成诊断结果的学习模型的情况下,可以想到断层图像的辉度值的大小,以及要作为一部分特征值提取且用于估计处理的断层图像的顺序和斜率、位置、分布和明暗部分的连续性等。另一方面,在用于语音识别、用于字符识别、用于手势识别等的学习模型的情况下,由于进行使用时序数据的学习,因此可以想到提取输入的连续时序数据值之间的斜率作为一部分特征值,并使用该斜率来进行估计处理。因此,期望通过利用估计处理中的具体数值的随着时间而变化所产生的影响,可以利用这种学习模型进行良好精度的估计。

[0831] (各种实施例)

[0832] 本公开的实施例1涉及医学图像处理装置。该医学图像处理装置包括:获得单元,其被构造为获得被检眼的断层图像;以及第一处理单元,其被构造为通过使用学习模型来进行用于对所获得的断层图像中的多个视网膜层中的至少一个视网膜层进行检测的第一检测处理,该学习模型是通过指示被检眼的断层图像中的多个视网膜层中的至少一个视网膜层的训练数据而获得的。

[0833] 实施例2包括根据实施例1的医学图像处理装置,并且还包括:第二处理单元,其被构造为在不使用通过机器学习而获得的学习模型的情况下来进行用于对所获得的断层图像中的所述多个视网膜层中的至少一个视网膜层进行检测的第二检测处理。

[0834] 实施例3包括根据实施例2的医学图像处理装置,其中,第二检测处理是对除通过进行第一检测处理而检测到的所述至少一个视网膜层以外的至少一个视网膜层进行检测的处理。

[0835] 实施例4包括根据实施例2或3的医学图像处理装置,其中,第一检测处理是将所获得的断层图像中的视网膜区域检测为所述至少一个视网膜层的处理,并且第二检测处理是对通过进行第一检测处理而检测到的视网膜区域中的至少一个视网膜层进行检测的处理。

[0836] 实施例5包括根据实施例2至4中任一项的医学图像处理装置,其中,第一检测处理是对从被检眼的内限制膜与神经纤维层之间的边界到感光体内节段-外节段连接处、视网膜色素上皮和布鲁赫膜中的一个的层进行检测的处理,并且第二检测处理是对通过第一检测处理检测到的层之间的至少一个视网膜层进行检测的处理。

[0837] 实施例6包括根据实施例2至5中任一项的医学图像处理装置,其中,第二处理单元在第一处理单元进行第一检测处理之后进行第二检测处理。

[0838] 实施例7包括根据实施例2的医学图像处理装置,并且还包括:显示控制单元,其被构造为控制显示单元,其中,第一检测处理和第二检测处理是检测同一视网膜层的处理,并且显示控制单元在显示单元上显示第一检测处理和第二检测处理的处理结果。

[0839] 实施例8包括根据实施例7的医学图像处理装置,其中,显示控制单元在显示单元上显示第一检测处理和第二检测处理的处理结果之间的不匹配部分。

[0840] 实施例9包括根据实施例7或8的医学图像处理装置,其中,第一检测处理和第二检测处理是对从被检眼的内限制膜与神经纤维层之间的边界到感光体内节段-外节段连接处、视网膜色素上皮和布鲁赫膜中的一个的层进行检测的处理,并且第二处理单元还根据操作者的指令进行第三检测处理,该第三检测处理对通过第一检测处理和第二检测处理中的任何一个检测到的层之间的至少一个视网膜层进行检测。

[0841] 实施例10包括根据实施例2至9中任一项的医学图像处理装置,并且还包括:选择单元,其被构造为基于与所获得的断层图像有关的摄像条件来进行对第一检测处理和第二检测处理中的至少一个的选择。

[0842] 实施例11包括根据实施例2至10中任一项的医学图像处理装置,其中,在使用不同的训练数据进行了机器学习的多个学习模型当中,第一处理单元通过使用一学习模型进行第一检测处理,通过使用同与所获得的断层图像有关的摄像条件相对应的训练数据已经对该学习模型进行了机器学习。

[0843] 实施例12包括根据实施例10或11的医学图像处理装置,其中,摄像条件包括摄像部位、摄像系统、摄像区域、摄像视角和图像分辨率中的至少一项。

[0844] 实施例13包括根据实施例2至12中任一项的医学图像处理装置,其中,基于第一检测处理和第二检测处理的结果,对被检眼的形状特征进行测量。

[0845] 实施例14包括根据实施例1至13中任一项的医学图像处理装置,并且还包括:校正单元,其被构造为基于视网膜层中的医学特征来校正由第一处理单元检测到的视网膜层的结构。

[0846] 实施例15包括根据实施例1至14中任一项的医学图像处理装置,其中,第一处理单元通过使用学习模型来检测针对输入图像的各摄像部位预先定义的边界。

[0847] 实施例16包括根据实施例1至15中任一项的医学图像处理装置,并且还包括:生成单元,其被构造为生成与被检眼的三维断层图像的至少一部分的深度范围相对应的正面图像,该深度范围是基于检测到的至少一个视网膜层而确定的。

[0848] 实施例17包括根据实施例16的医学图像处理装置,其中,生成单元通过使用与三维断层图像相对应的三维运动对比度数据来生成与所确定的深度范围相对应的运动对比度正面图像。

[0849] 实施例18包括根据实施例1至15中任一项的医学图像处理装置,并且还包括:生成单元,其被构造为通过使用用于改善图像质量的学习模型,从所获得的断层图像生成与所获得的断层图像相比图像质量得以改善的断层图像,其中,第一处理单元对所生成的断层图像进行第一检测处理。

[0850] 实施例19包括根据实施例1至18中任一项的医学图像处理装置,并且还包括:修改单元,其被构造为根据操作者的指令来修改关于第一处理单元检测到的视网膜层的信息,其中,关于视网膜层的修改后的信息用于关于第一处理单元使用的学习模型的增量学习。

[0851] 实施例20包括根据实施例1至18中任一项的医学图像处理装置,并且还包括:诊断结果生成单元,其被构造为通过使用用于诊断结果生成的学习模型,从通过进行第一检测处理而获得的结果中生成所获得的断层图像的诊断结果。

[0852] 实施例21涉及一种医学图像处理方法。该医学图像处理方法包括:获得被检眼的断层图像;以及进行用于通过使用学习模型来检测断层图像中的被检眼的多个视网膜层中的至少一个视网膜层的第一检测处理。

[0853] 实施例22涉及一种程序。该程序在由处理器执行时使该处理器进行根据实施例21的医学图像处理方法的各步骤。

[0854] 本公开的附加实施例1涉及一种医学图像处理装置。该医学图像处理装置包括:分割处理单元,其被构造为通过使用包括学习模型的分割引擎,从作为被检体的预定部位的

断层图像的输入图像,生成其中解剖区域是可区分的区域信息;以及评估单元,其被构造为通过使用包括学习模型的评估引擎或使用解剖知识进行基于知识的处理的评估引擎来评估区域信息。

[0855] 附加实施例2包括根据附加实施例1的医学图像处理装置,并且还包括:摄像条件获得单元,其被构造为获得输入图像的摄像条件;其中,分割处理单元基于摄像条件来切换并使用包括各自不同的学习模型的多个分割引擎。

[0856] 附加实施例3包括根据附加实施例2的医学图像处理装置,其中,所述摄像条件获得单元通过使用包括学习模型的摄像位置估计引擎来从输入图像估计摄像部位和摄像区域中的至少一项。

[0857] 附加实施例4包括根据附加实施例1至3中任一项的医学图像处理装置,其中,分割处理单元将输入图像的图像尺寸调整为分割引擎能处理的图像尺寸,以将输入图像输入至分割引擎。

[0858] 附加实施例5包括根据附加实施例1至3中任一项的医学图像处理装置,其中,分割处理单元将对通过对输入图像进行填充而获得的图像输入到分割引擎,使得输入图像的图像尺寸成为分割引擎能处理的图像尺寸。

[0859] 附加实施例6包括根据附加实施例1至3中任一项的医学图像处理装置,其中,分割处理单元将输入图像划分为多个区域的图像,并将划分后的区域的各图像输入到分割引擎。

[0860] 附加实施例7包括根据附加实施例1至6中任一项的医学图像处理装置,其中,评估单元根据评估的结果来确定是否输出区域信息。

[0861] 附加实施例8包括根据附加实施例1至7中任一项的医学图像处理装置,其中,分割处理单元通过使用包括各自不同的学习模型的多个分割引擎,从输入图像生成多个区域信息集,并且评估单元评估所述多个区域信息集,并根据用户的指令,选择确定要输出的所述多个区域信息集中的至少一个。

[0862] 附加实施例9包括根据附加实施例1至7中任一项的医学图像处理装置,其中,分割处理单元通过使用包括各自不同的学习模型的多个分割引擎,从输入图像生成多个区域信息集,并且评估单元评估所述多个区域信息集,并基于预定的选择标准,选择确定要输出的所述多个区域信息集中的至少一个。

[0863] 附加实施例10包括根据附加实施例1至9中任一项的医学图像处理装置,并且还包括:确定单元,其被构造为通过使用分割引擎来确定是否能够从输入图像生成区域信息。

[0864] 附加实施例11包括根据附加实施例1至10中任一项的医学图像处理装置,其中,分割处理单元将输入图像划分成维数比输入图像的维数少的多个图像,并将划分后的各图像输入到分割引擎。

[0865] 附加实施例12包括根据附加实施例11的医学图像处理装置,其中,分割处理单元通过使用多个分割引擎来并行处理所述多个图像。

[0866] 附加实施例13包括根据附加实施例1至12中任一项的医学图像处理装置,其中,区域信息是对各像素赋予区域的标签的标签图像。

[0867] 附加实施例14包括根据附加实施例13的医学图像处理装置,其中,断层图像被输入到分割引擎,并且通过分割引擎输出标签图像。

[0868] 附加实施例15包括根据附加实施例14的医学图像处理装置,其中,分割引擎的学习模型是通过使用包括两层以上的断层图像作为输入数据并使用与断层图像相对应的标签图像作为地面真值进行了学习的模型。

[0869] 附加实施例16包括根据附加实施例1至15中任一项的医学图像处理装置,其中,所述医学图像处理装置从摄像装置获得输入图像,或者从摄像装置获得被检体的预定部位的数据并基于该数据获得输入图像。

[0870] 附加实施例17包括根据附加实施例1至15中任一项的医学图像处理装置,其中,所述医学图像处理装置从图像管理系统获得输入图像,将区域信息输出到图像管理系统,或者从图像管理系统获得输入图像并将区域信息输出到图像管理系统。

[0871] 附加实施例18包括根据附加实施例1至17中任一项的医学图像处理装置,并且还包括:修改单元,其被构造为通过基于解剖知识的处理来修改区域信息。

[0872] 附加实施例19包括根据附加实施例1至18中任一项的医学图像处理装置,并且还包括:分析单元,其被构造为通过使用从评估单元输出的区域信息来对输入图像进行图像分析。

[0873] 附加实施例20包括根据附加实施例1至19中任一项的医学图像处理装置,其中,所述医学图像处理装置输出区域信息是通过使用学习模型生成的信息。

[0874] 附加实施例21涉及一种医学图像处理方法。该医学图像处理方法包括:通过使用包括学习模型的分割引擎,从作为被检体的预定部位的断层图像的输入图像,生成解剖区域是可区分的区域信息;以及通过使用包括学习模型的评估引擎或使用解剖知识的基于知识的评估引擎来评估区域信息。

[0875] 附加实施例22涉及一种程序。该程序在由处理器执行时使该处理器进行根据附加实施例21的医学图像处理方法的各步骤。

[0876] (其它示例)

[0877] 本发明也可以通过以如下方式的处理来实现:实现根据上述示例和变型例的一个或多个功能的程序经由网络或存储介质被供给到系统或装置,并且,所述系统或装置的计算机读取并执行该程序。该计算机具有一个或多个处理器或电路,并且为了读取和执行计算机可执行指令,该计算机可以包括彼此分离的多个计算机、彼此分离的多个处理器或电路网络。

[0878] 处理器或电路的示例可以包括中央处理单元(CPU)、微处理单元(MPU)、图形处理单元(GPU)、专用集成电路(ASIC)或现场可编程网关(FPGA)。此外,处理器或电路的示例可以包括数字信号处理器(DSP)、数据流处理器(DFP)或神经处理单元(NPU)。

[0879] 本发明不限于上述实施例,并且在不脱离本发明的精神和范围的情况下可以进行各种改变和修改。因此,为了向公众告知本发明的范围,附加以下权利要求。

[0880] 本申请要求2018年8月14日提交的日本专利申请第2018-152632号、2018年12月10日提交的日本专利申请第2018-230612号以及2019年8月9日提交的日本专利申请第2019-147739号的优先权利益,这些申请全部通过引用合并于此。

[0881] [附图标记列表]

[0882] 20 图像处理装置

[0883] 21 获得单元

[0884] 222 处理单元(第一处理单元)。

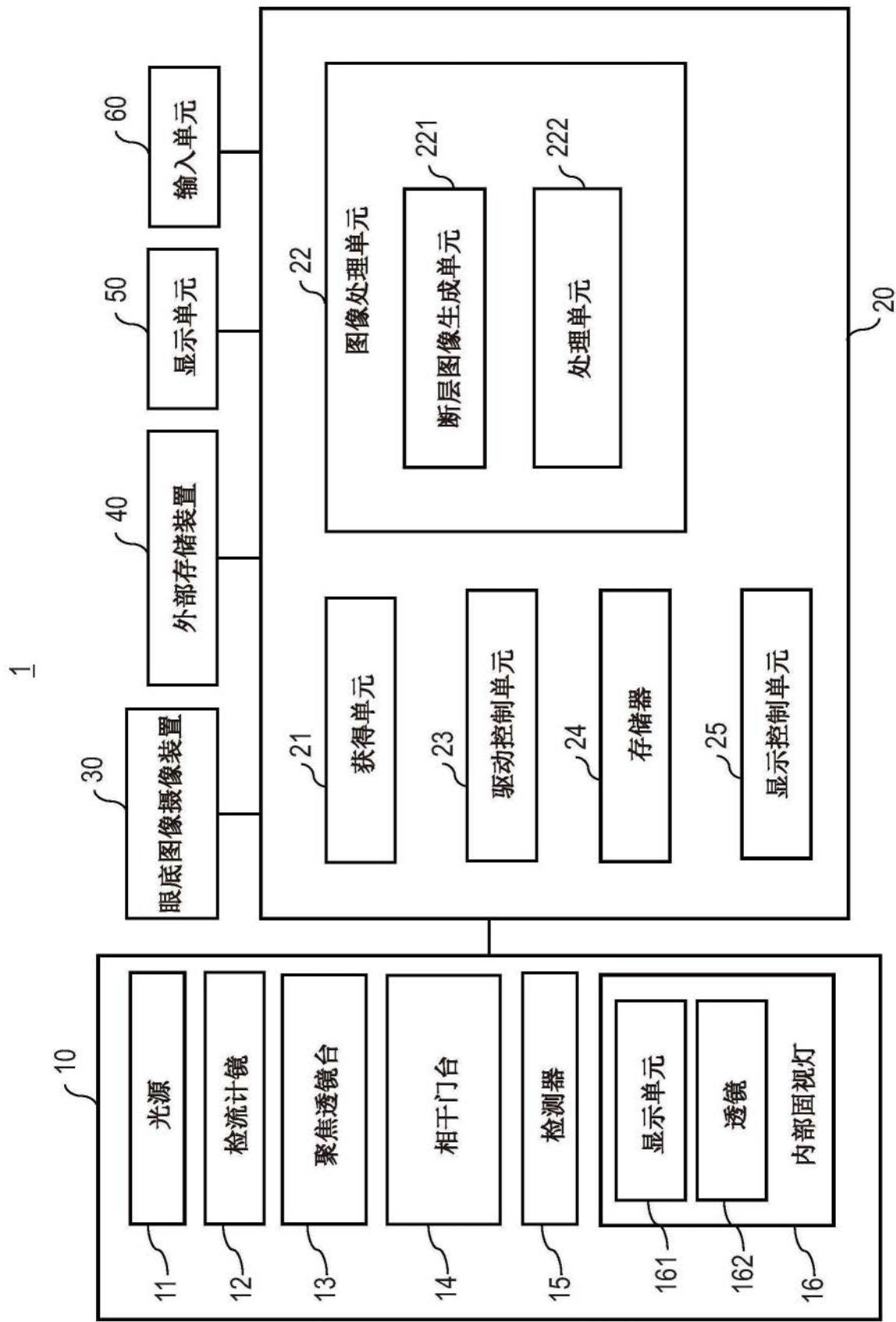


图1

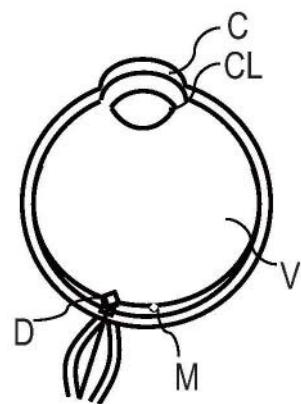


图2A

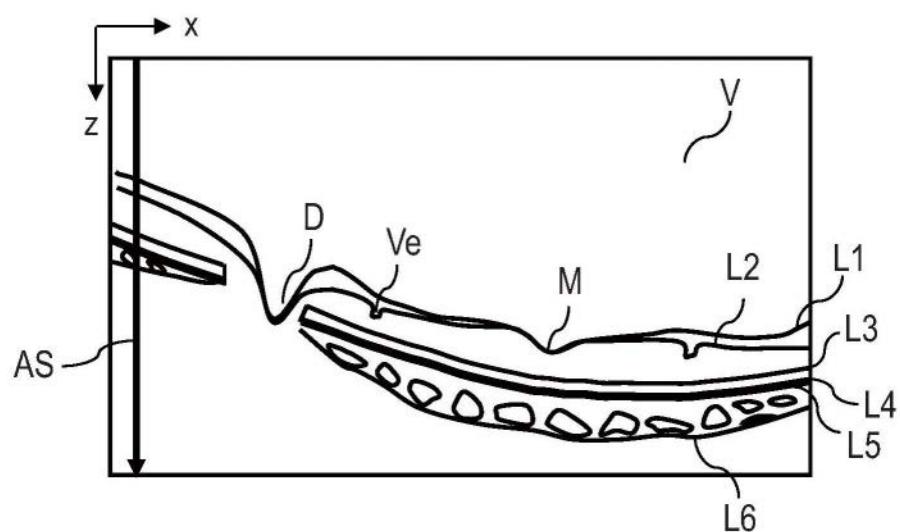


图2B

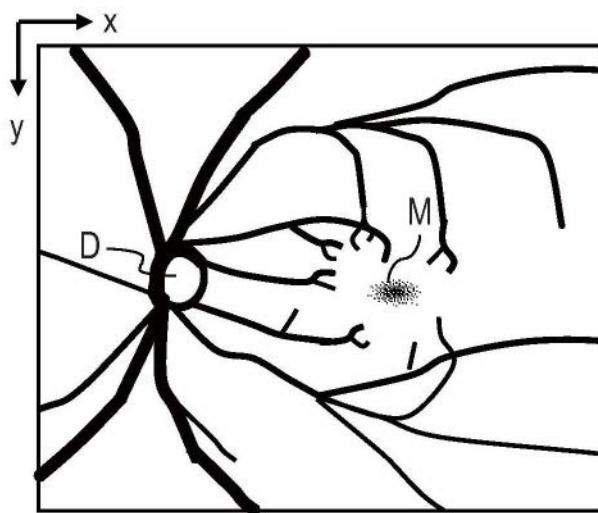


图2C

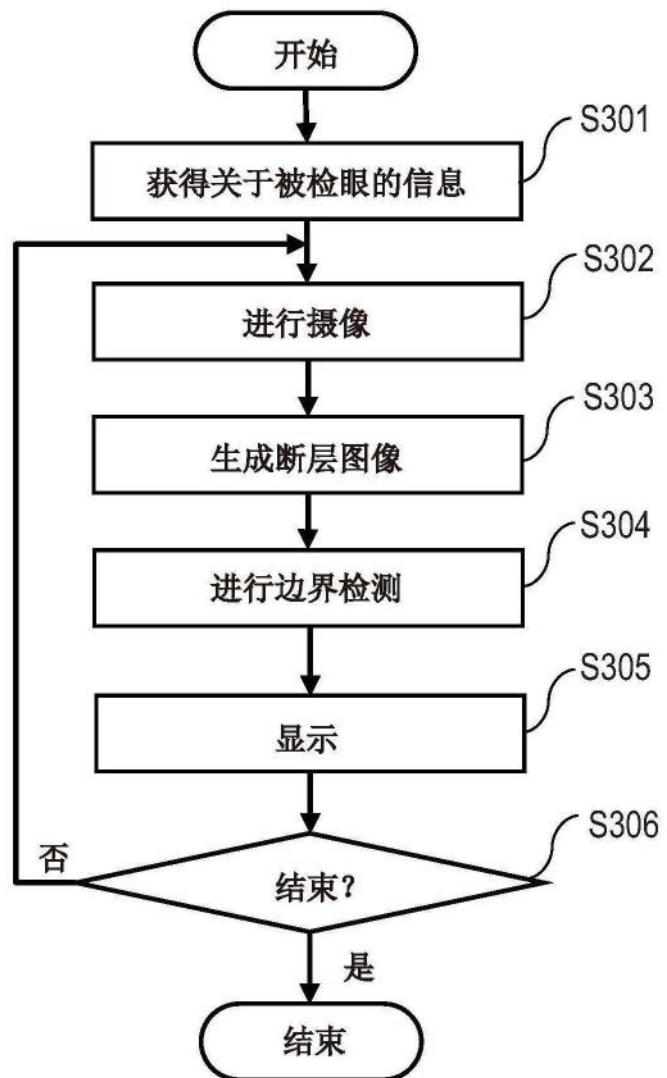


图3

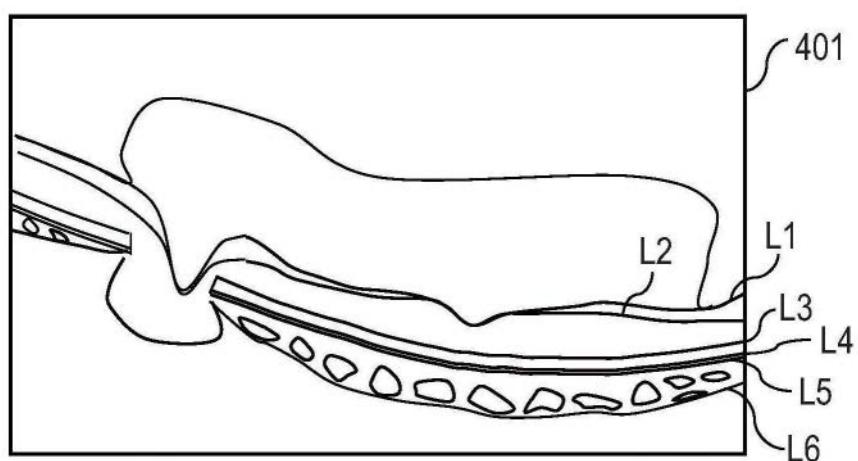


图4A

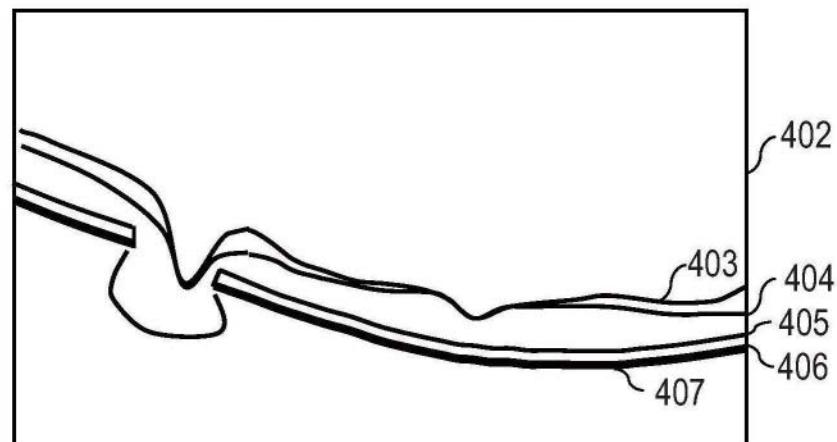


图4B

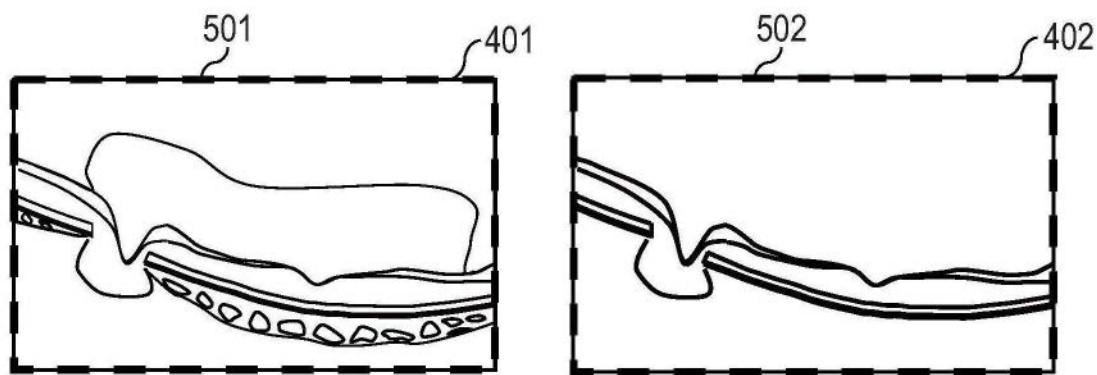


图5A

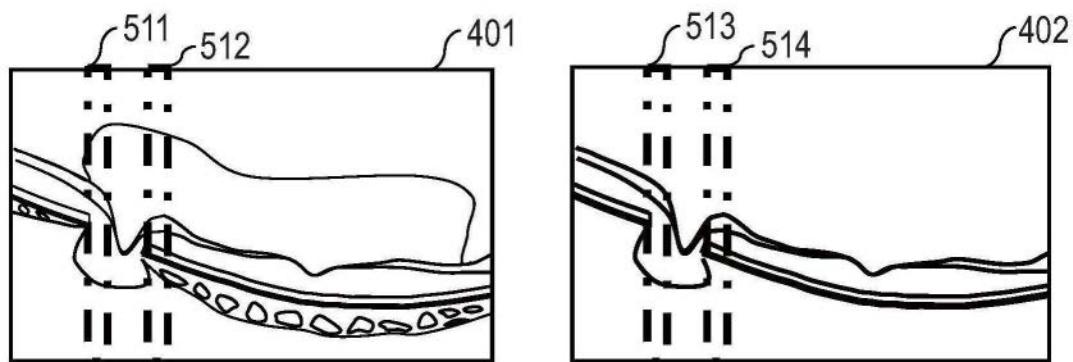


图5B

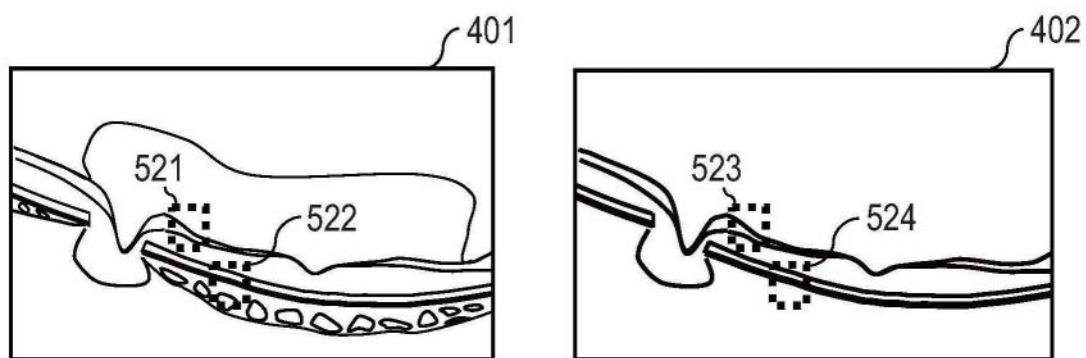


图5C

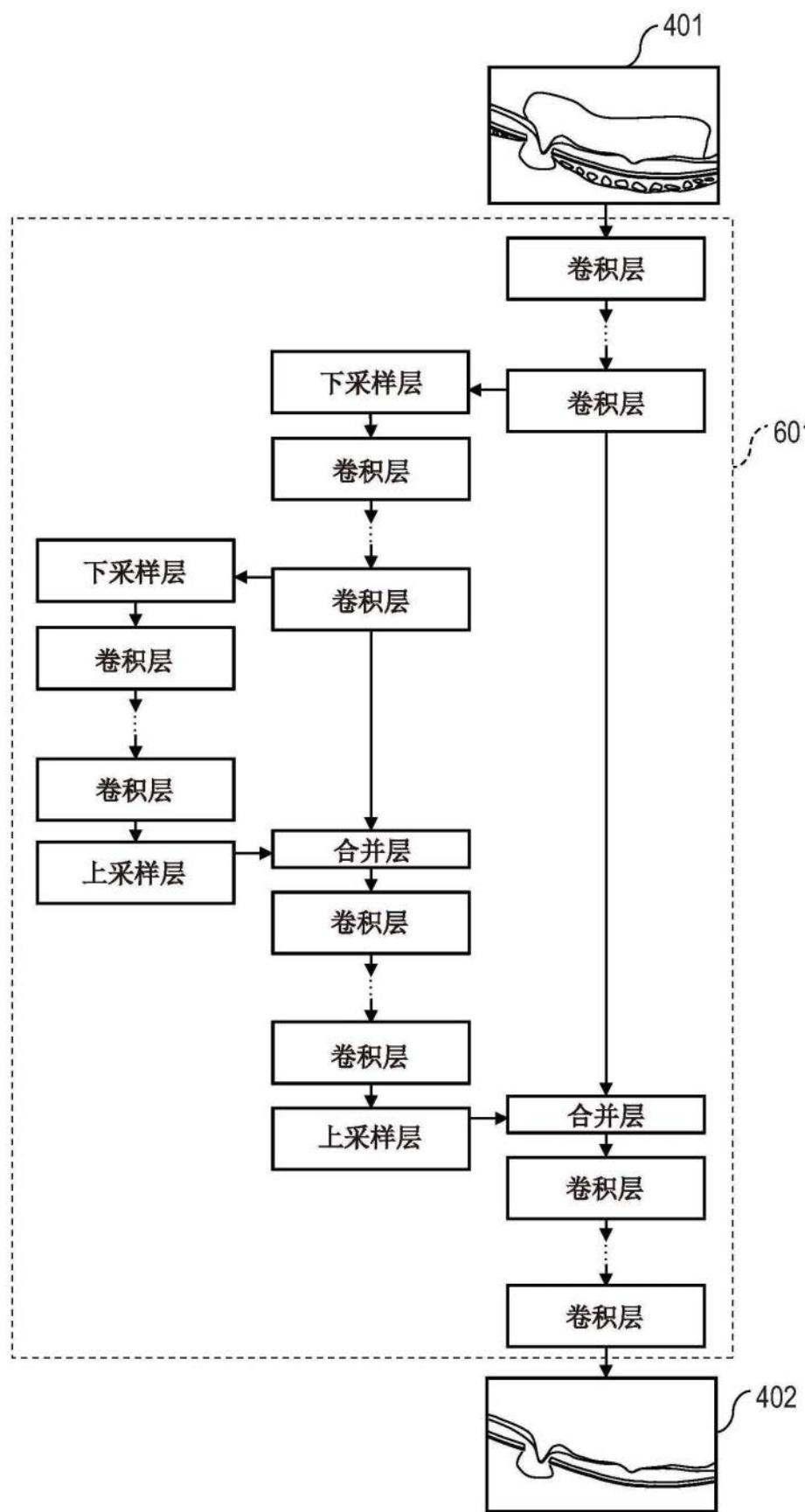


图6

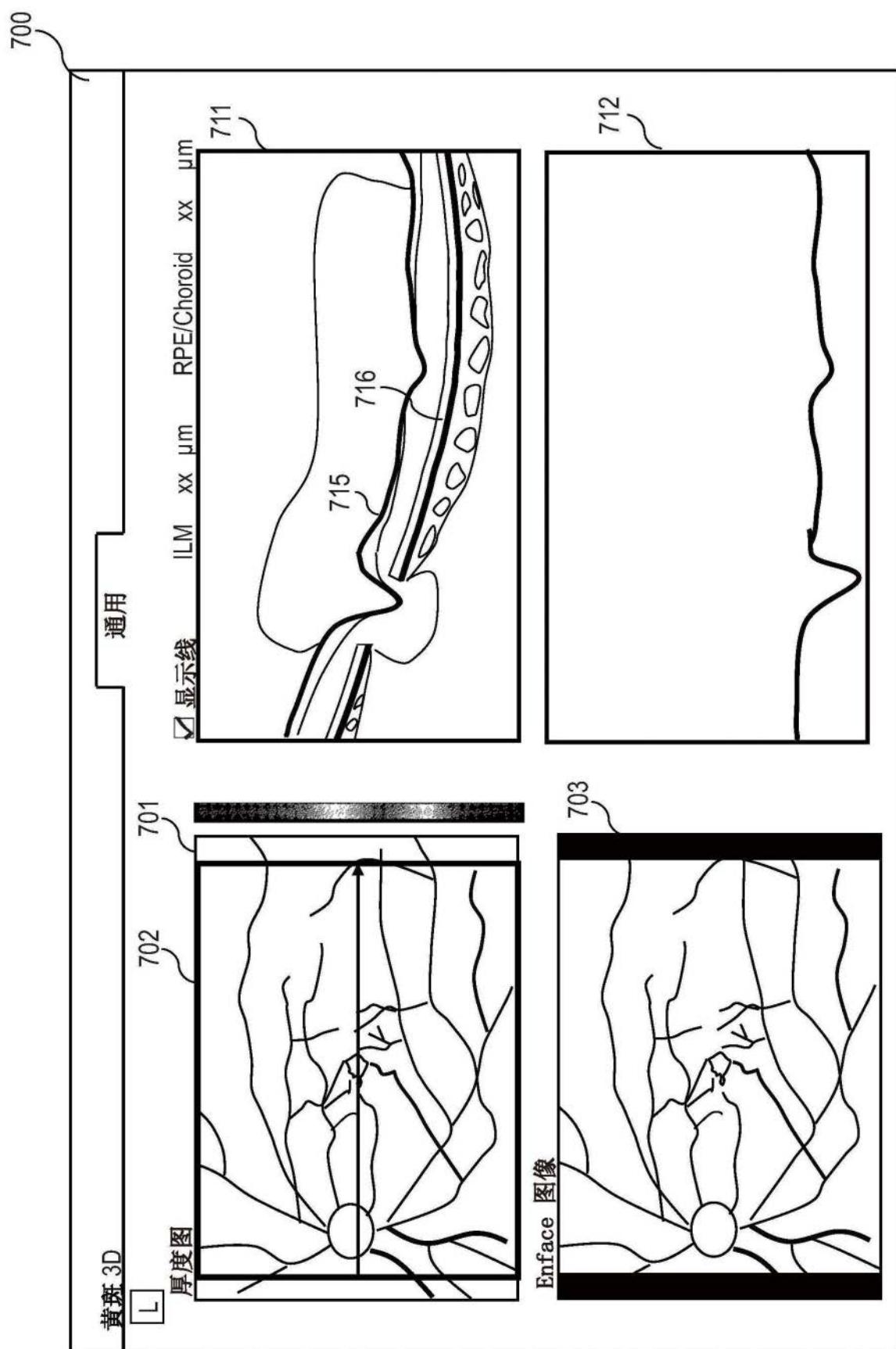


图7

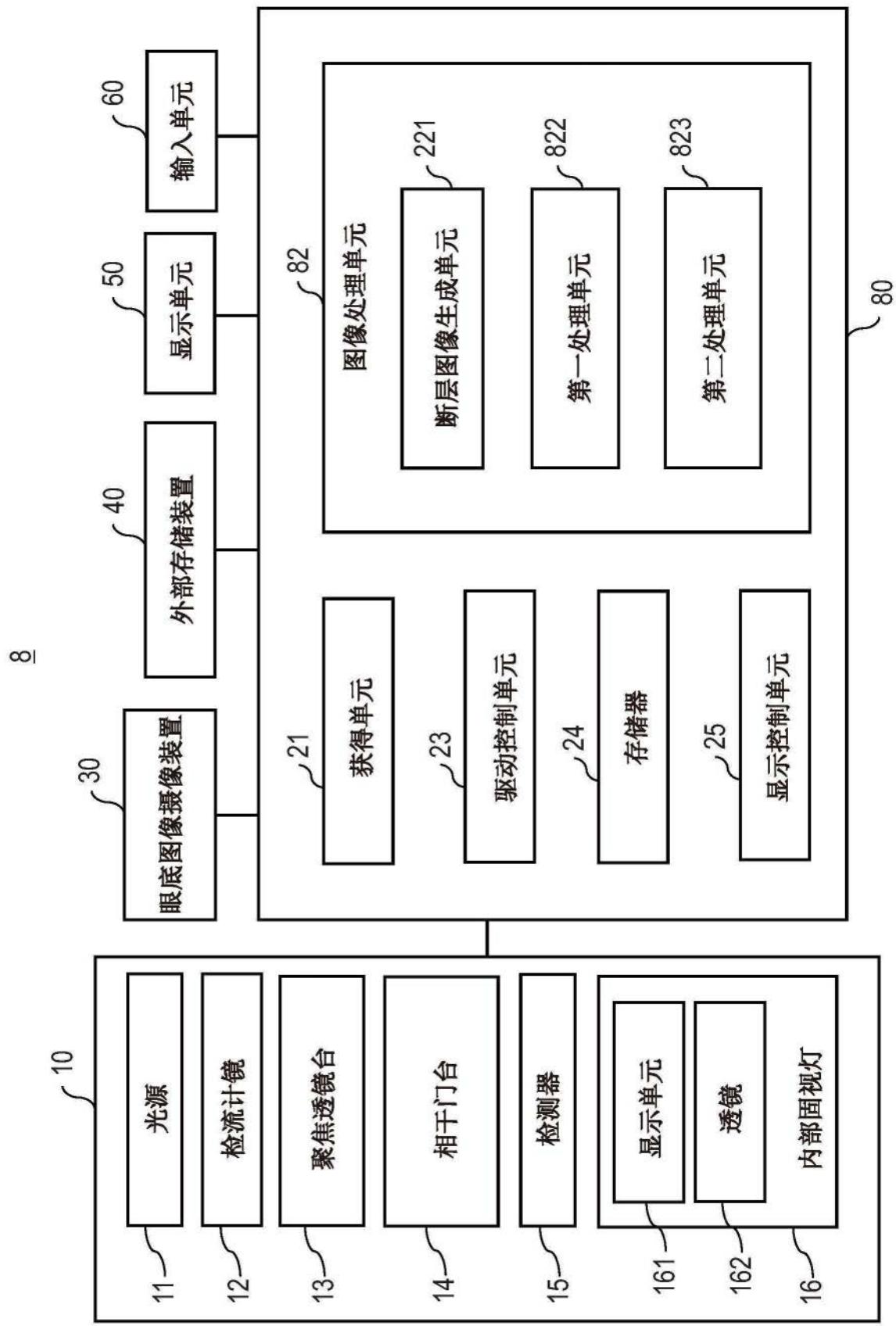


图8

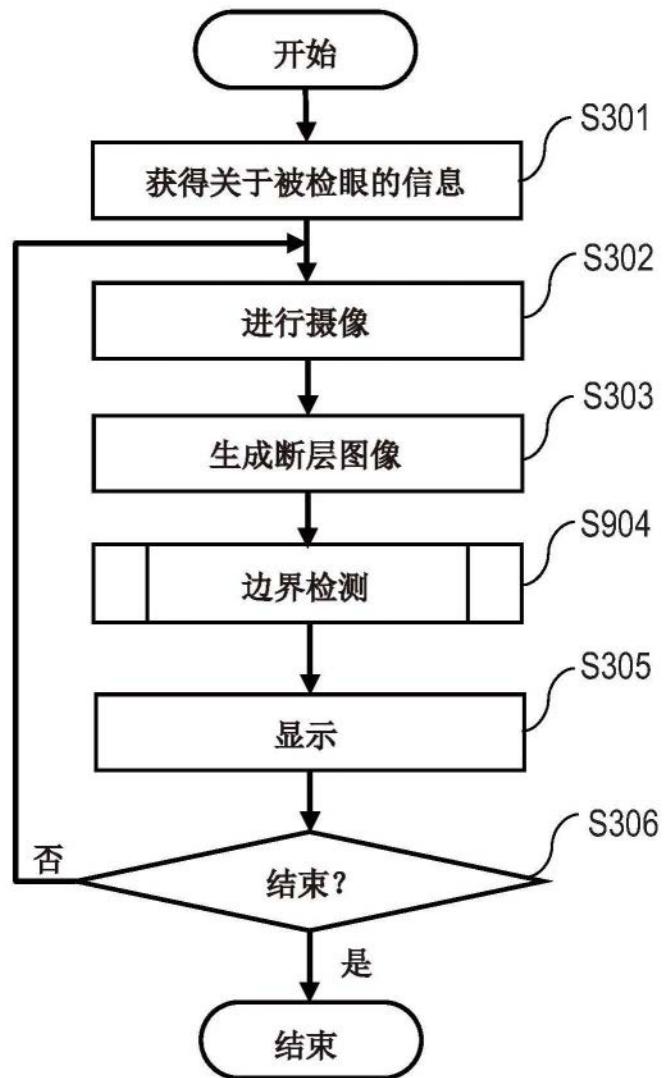


图9A

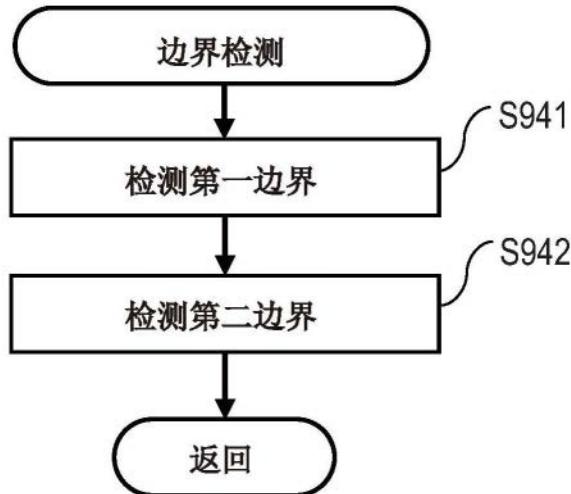


图9B

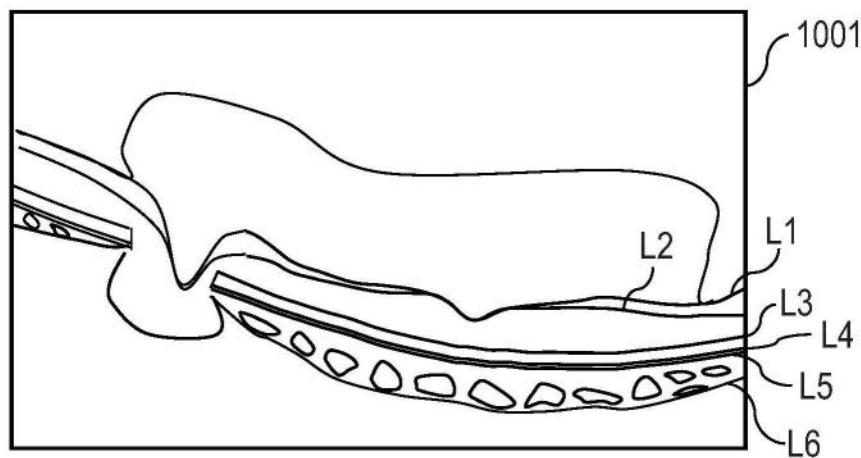


图10A

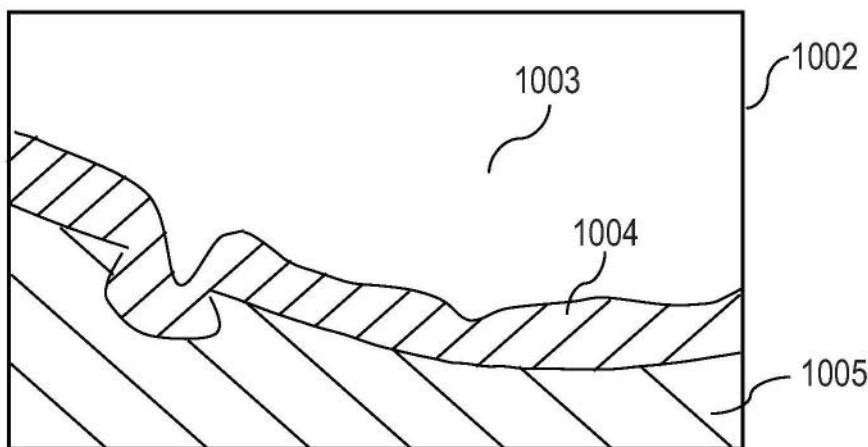


图10B

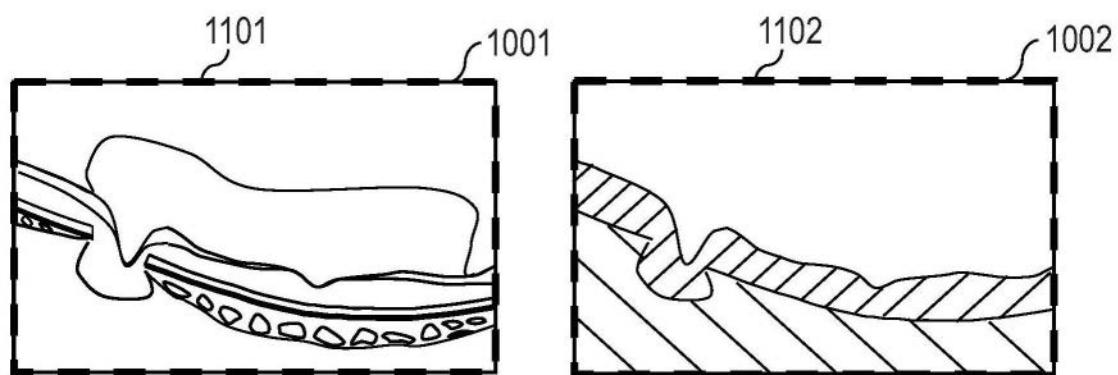


图11A

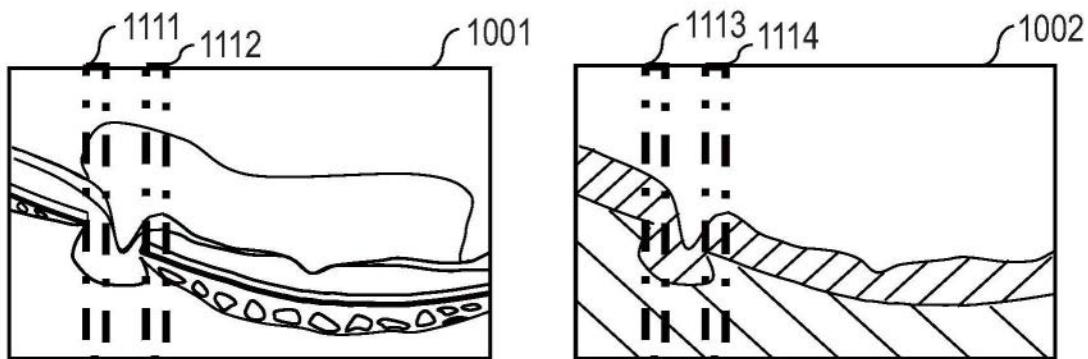


图11B

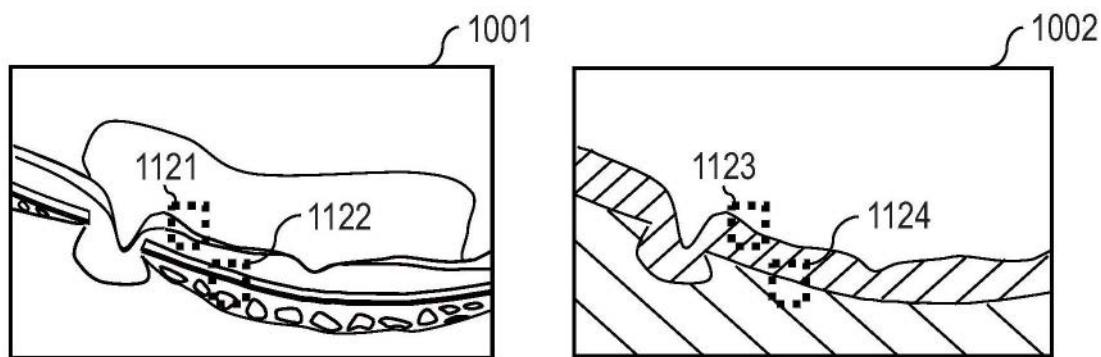


图11C

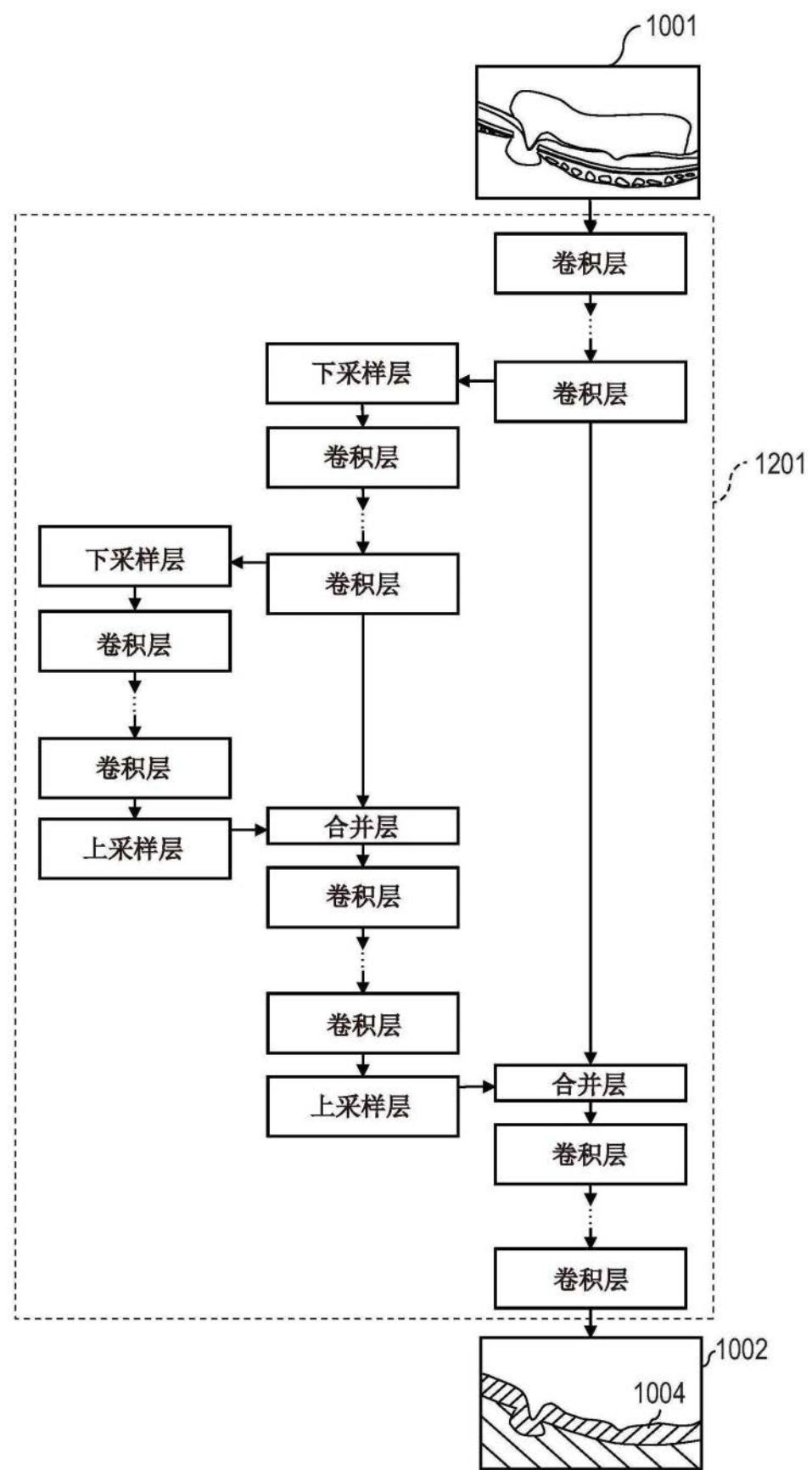


图12

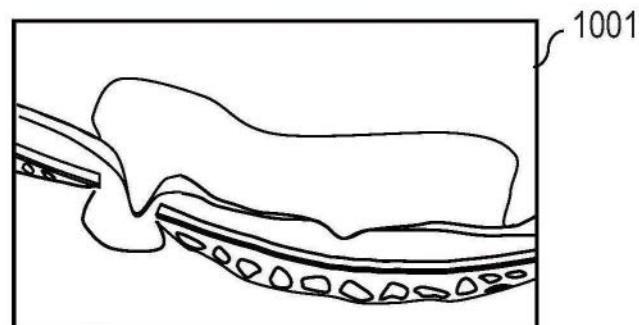


图13A

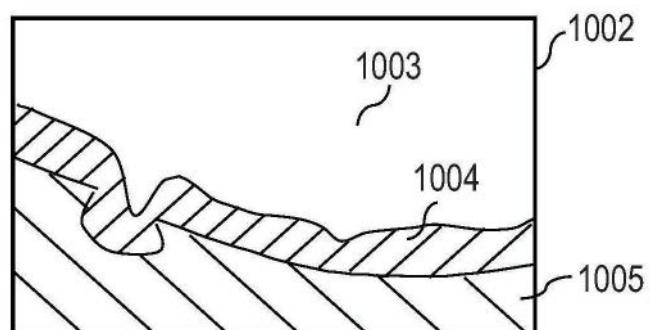


图13B

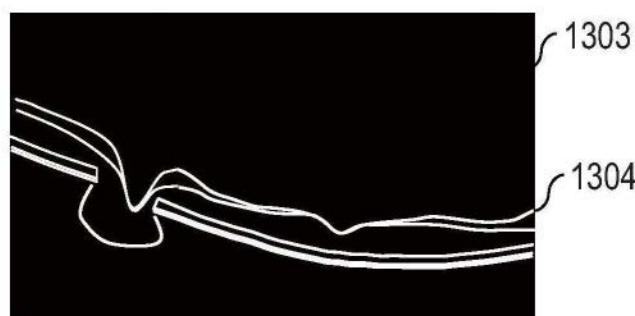


图13C

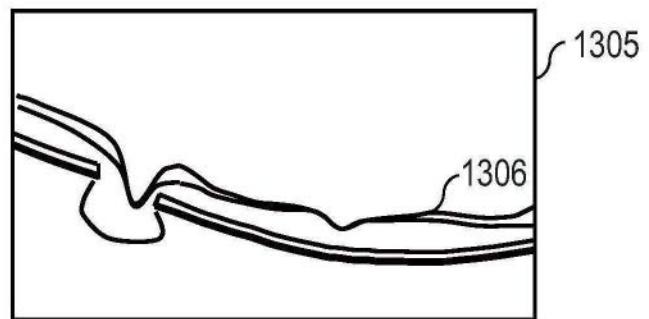


图13D

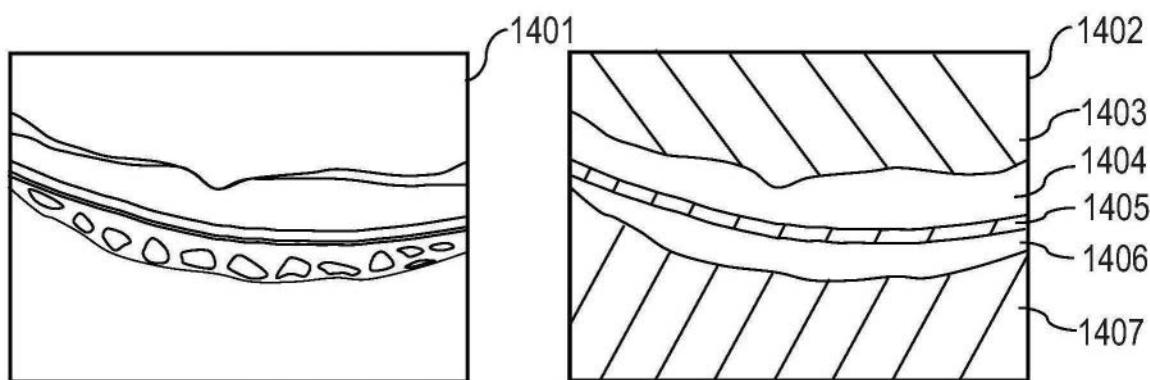


图14A

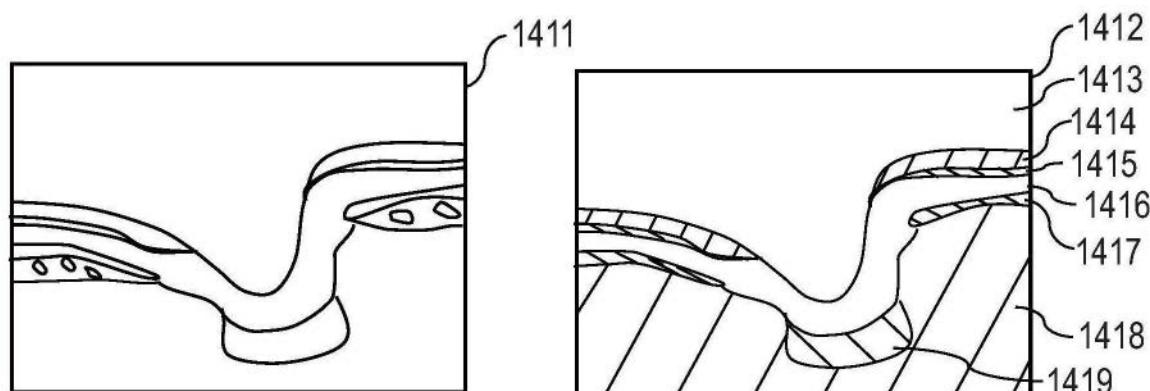


图14B

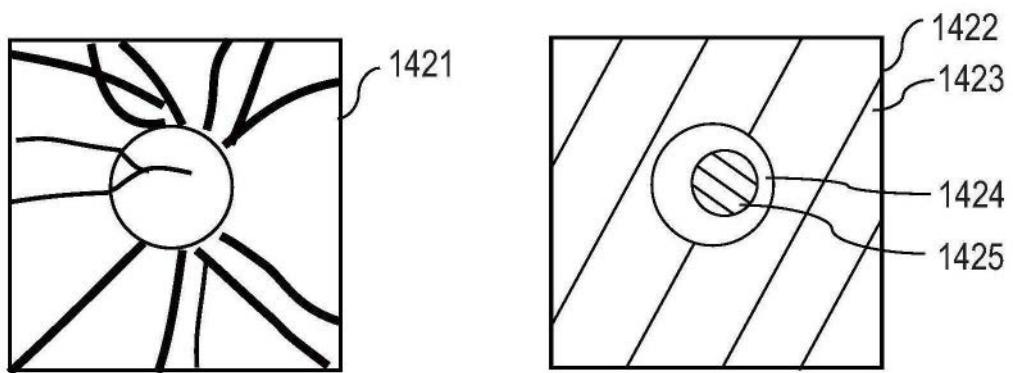


图14C

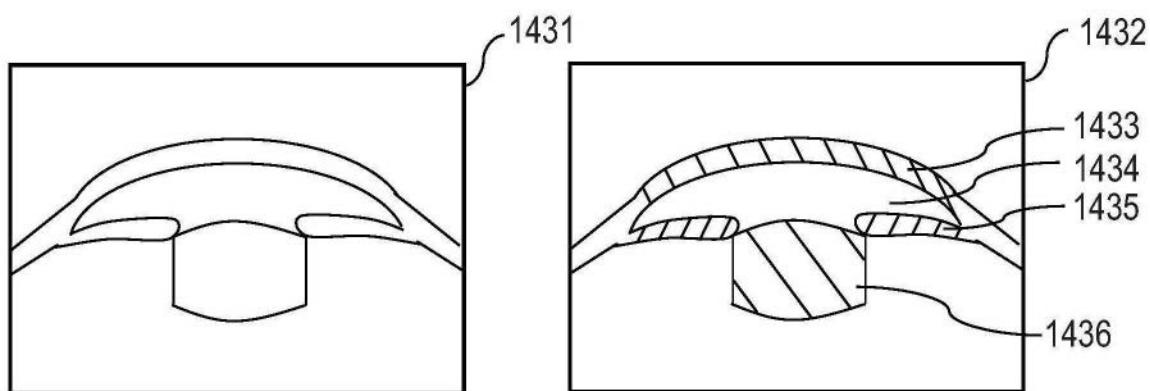


图14D

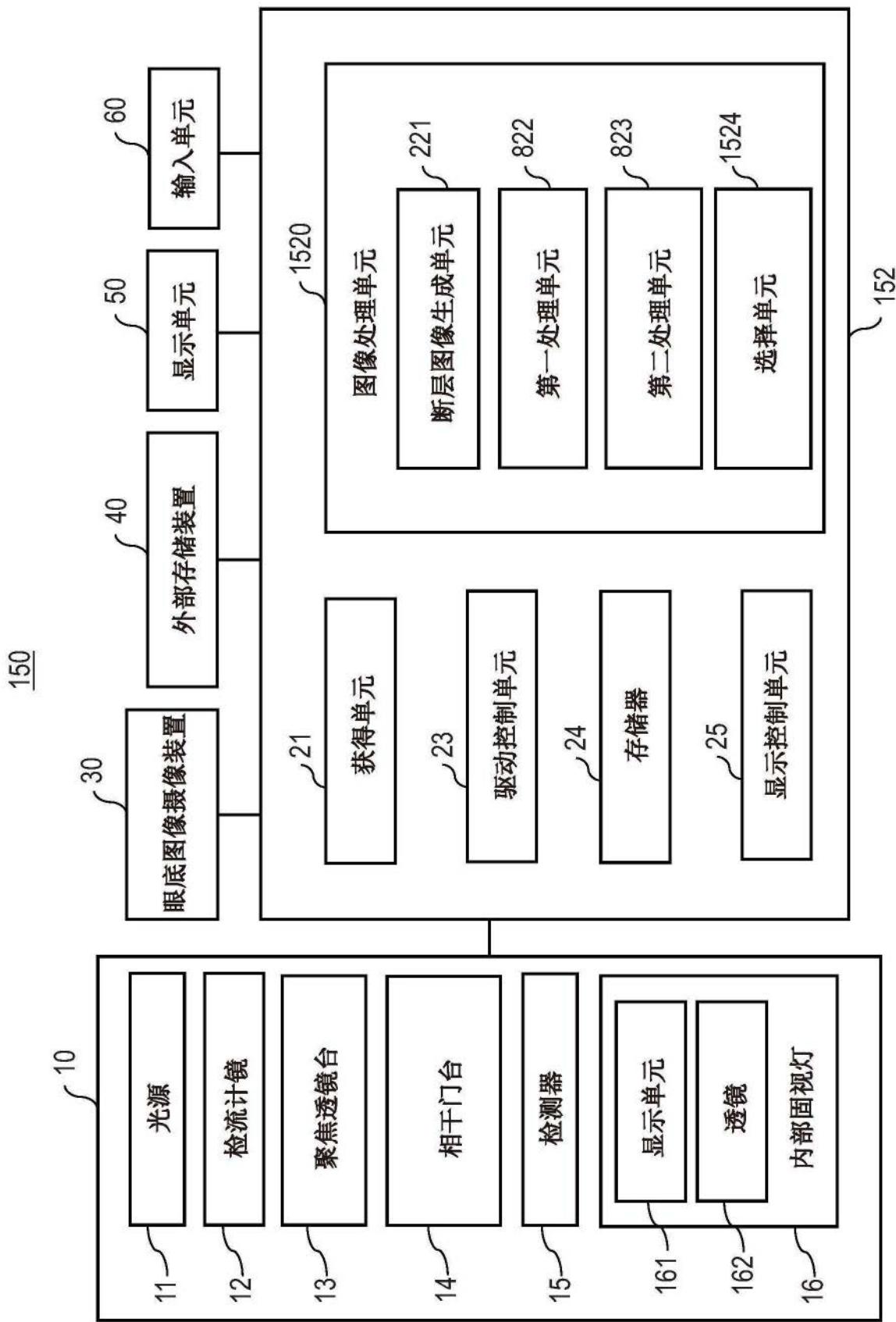


图15

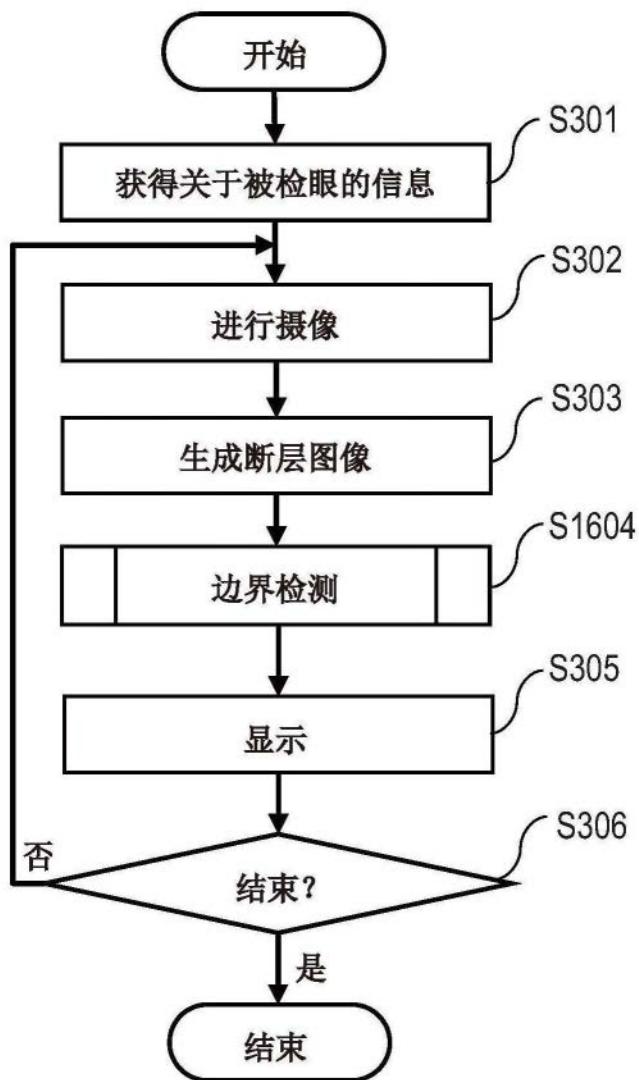


图16A

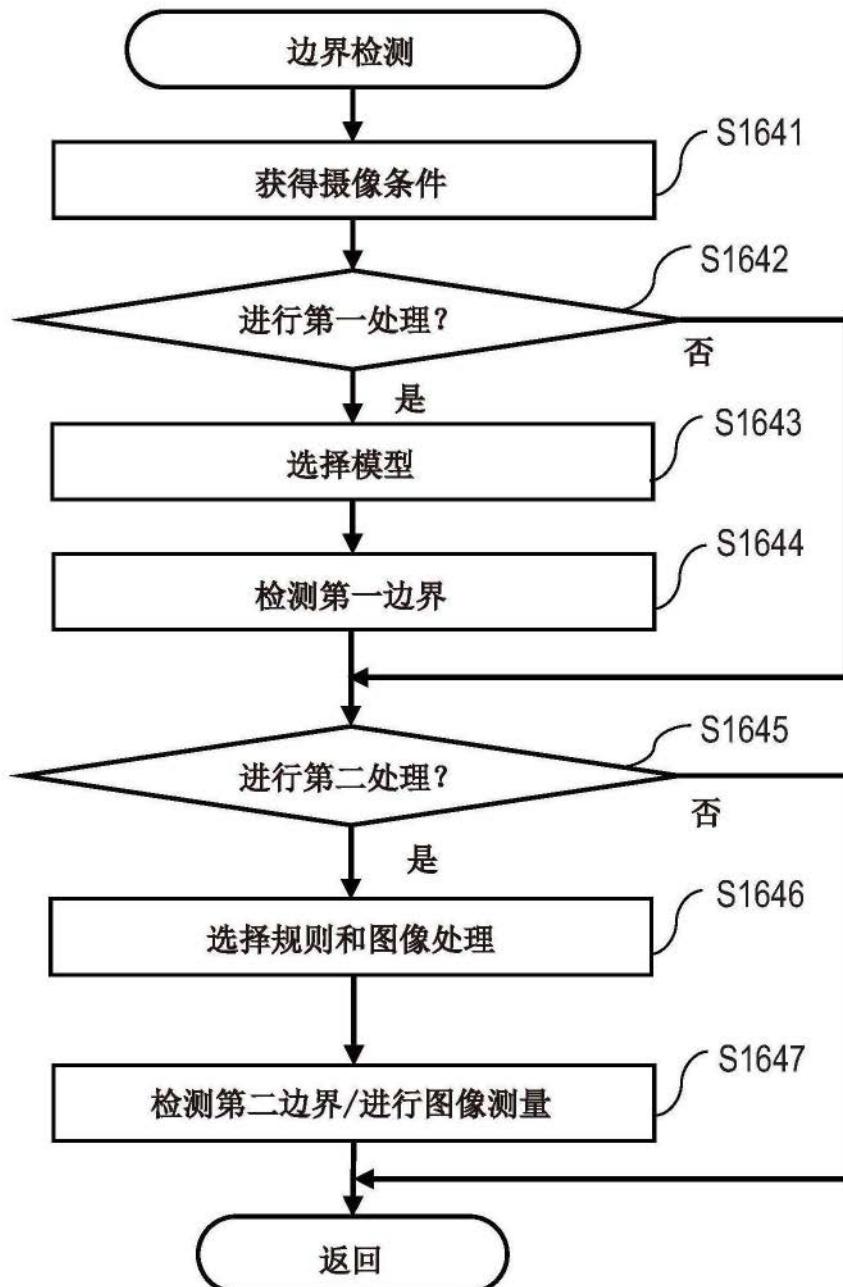


图16B

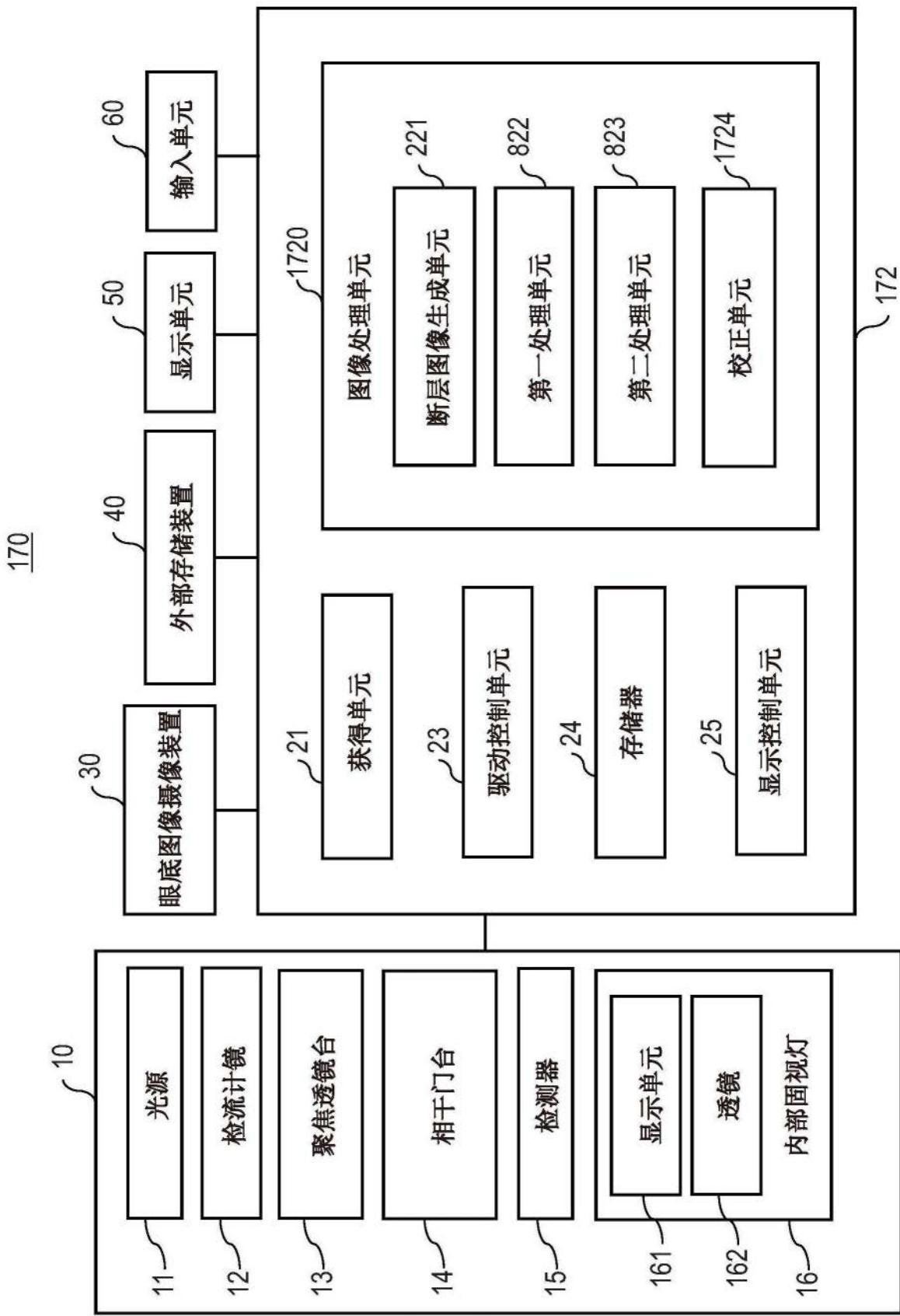


图17

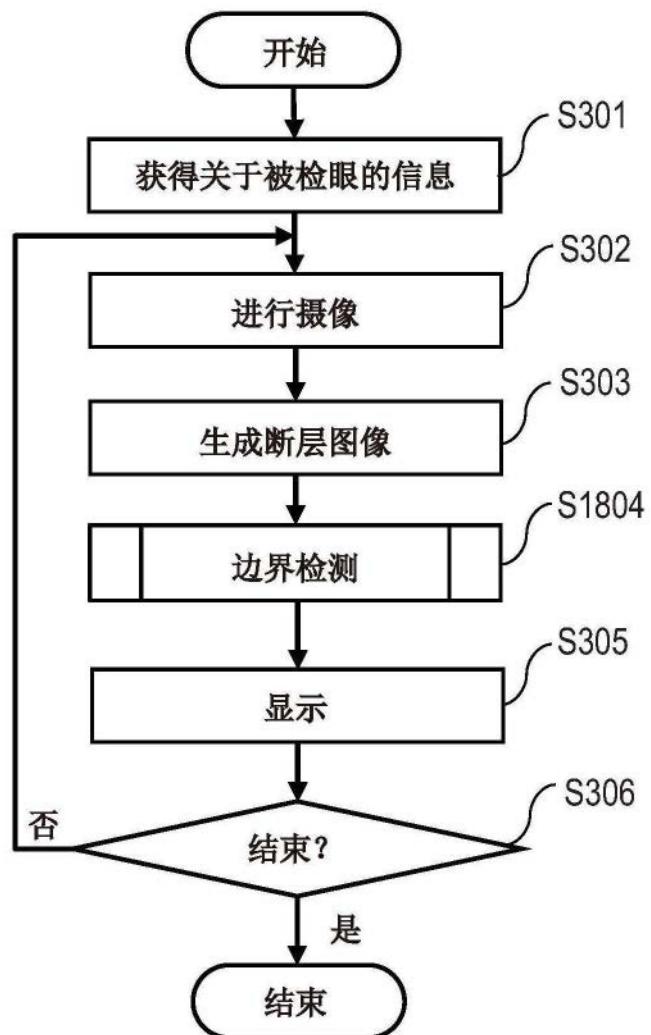


图18A

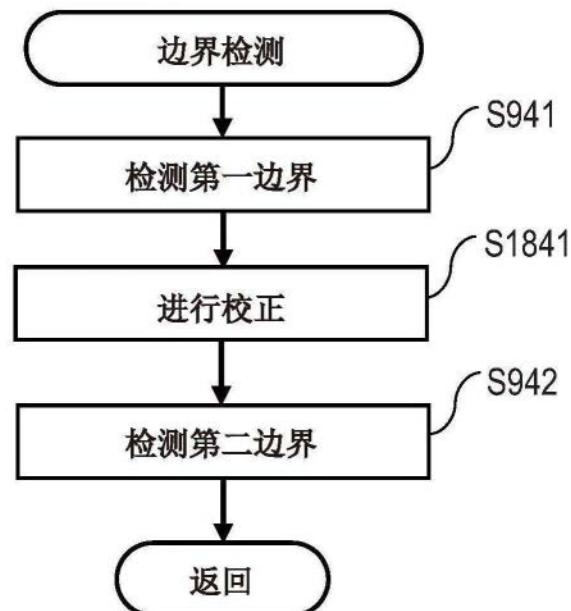


图18B

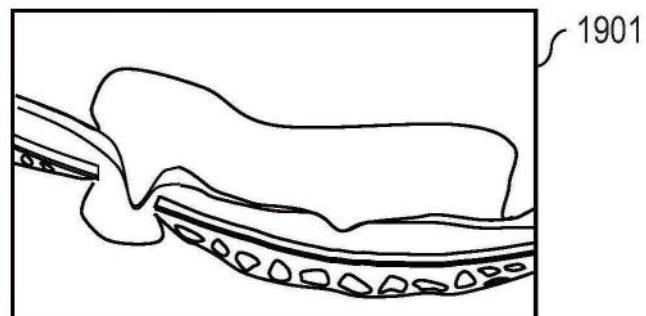


图19A

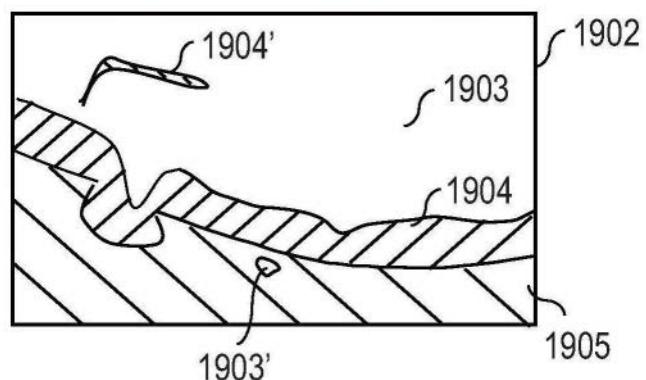


图19B

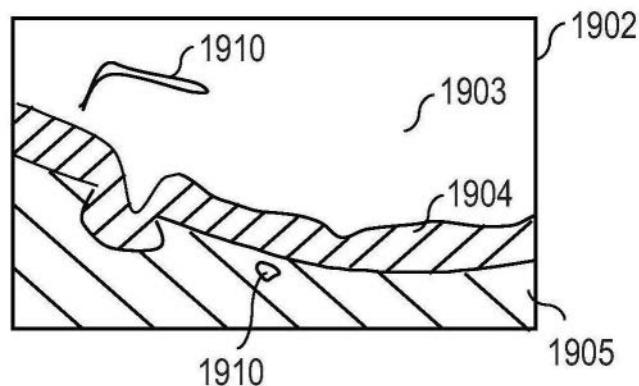


图19C

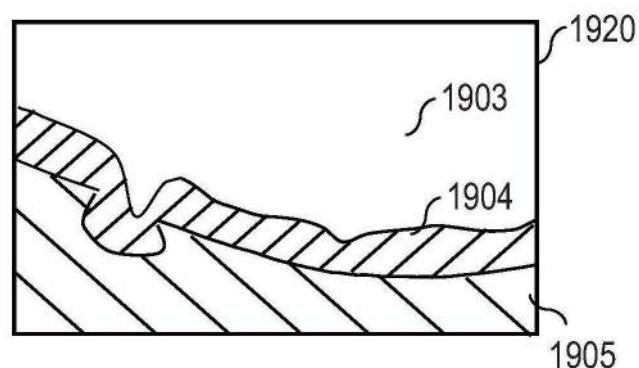


图19D

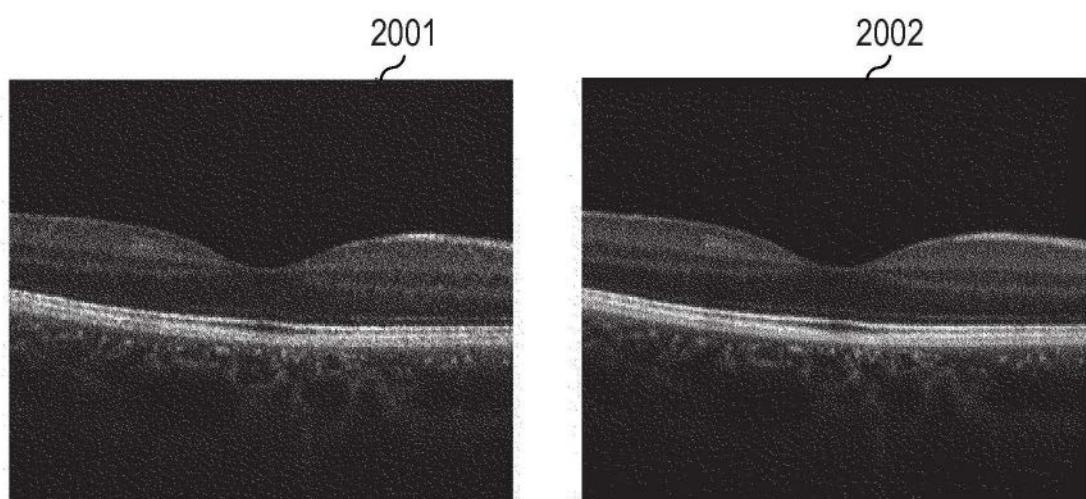


图20

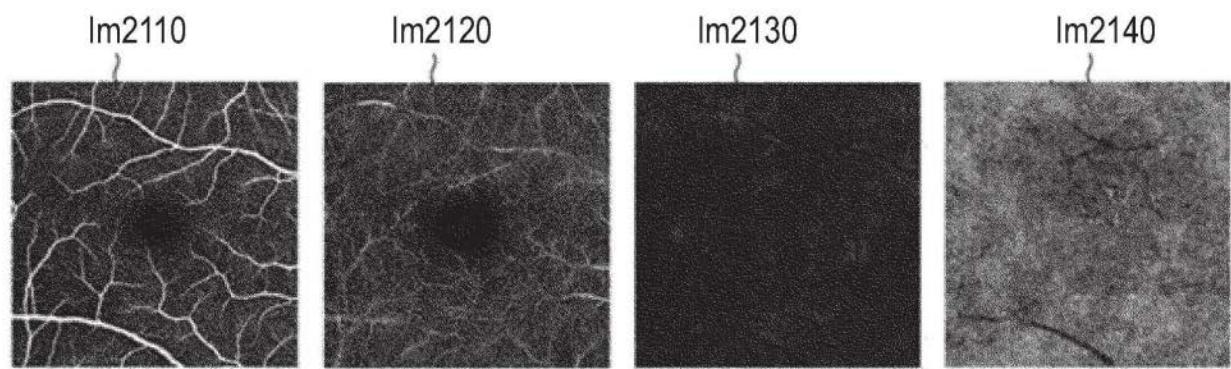


图21A

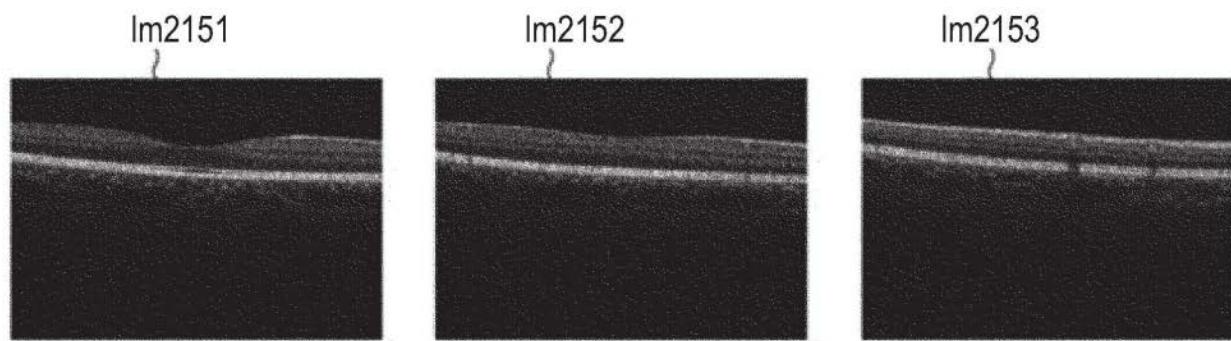


图21B

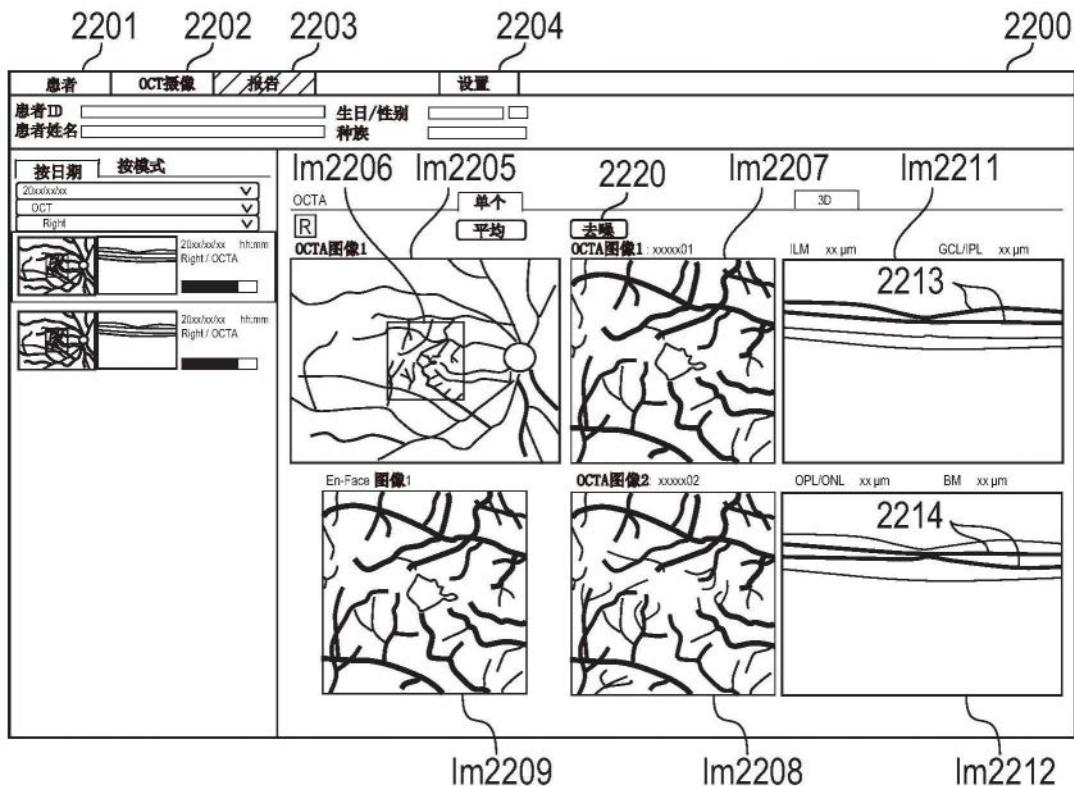


图22A

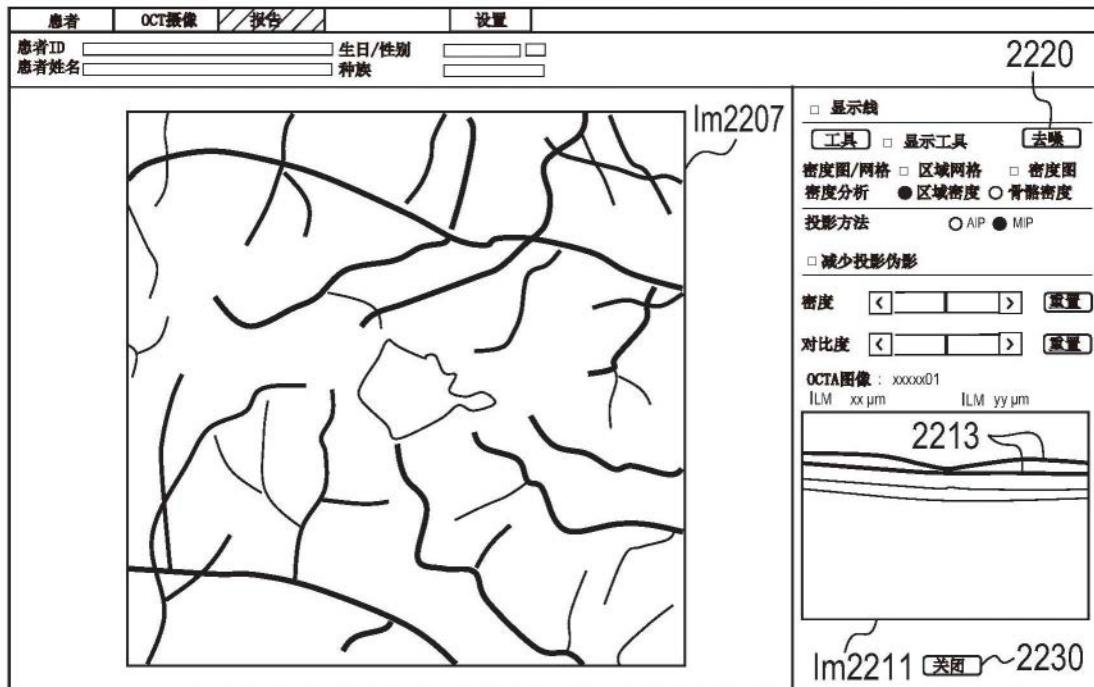


图22B

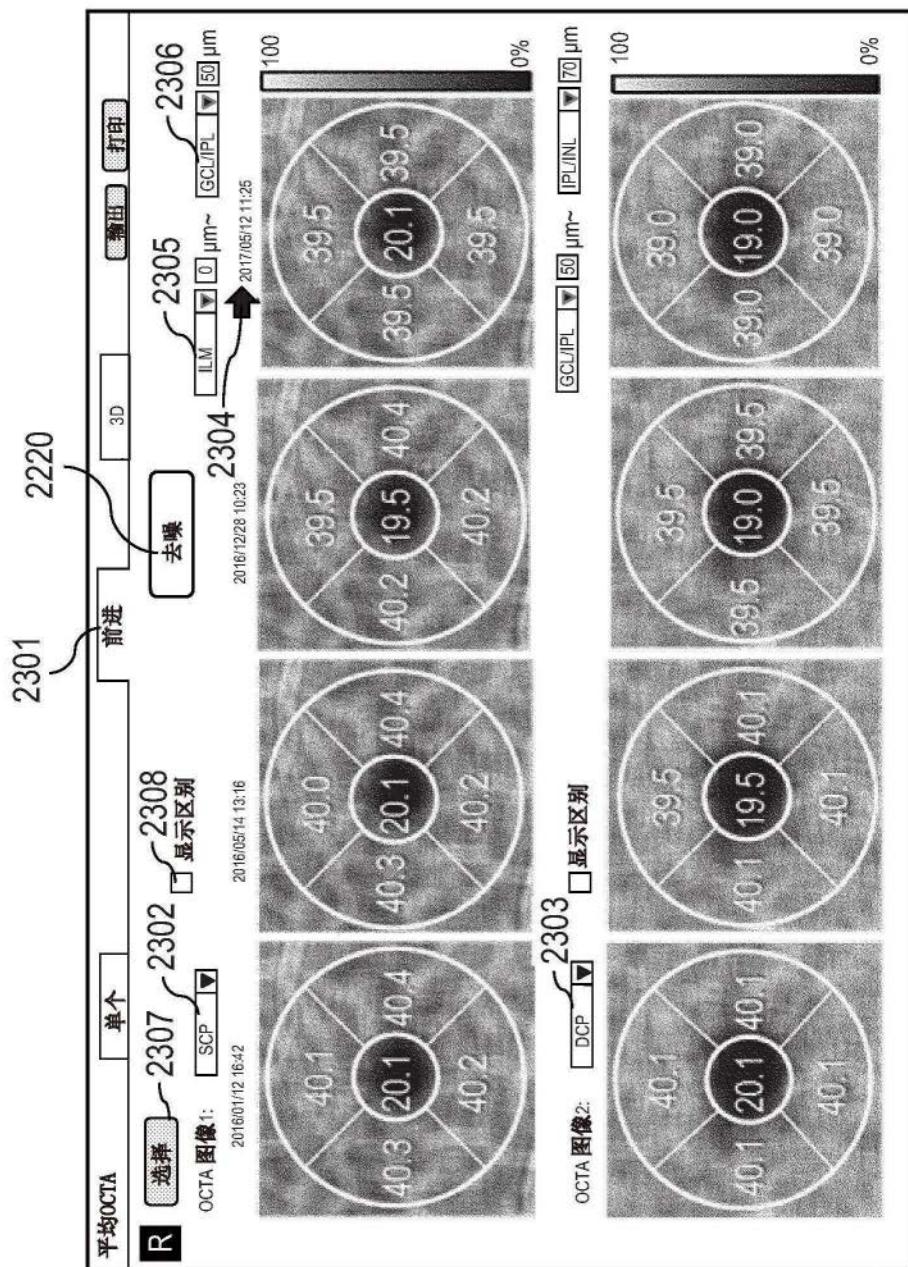


图23

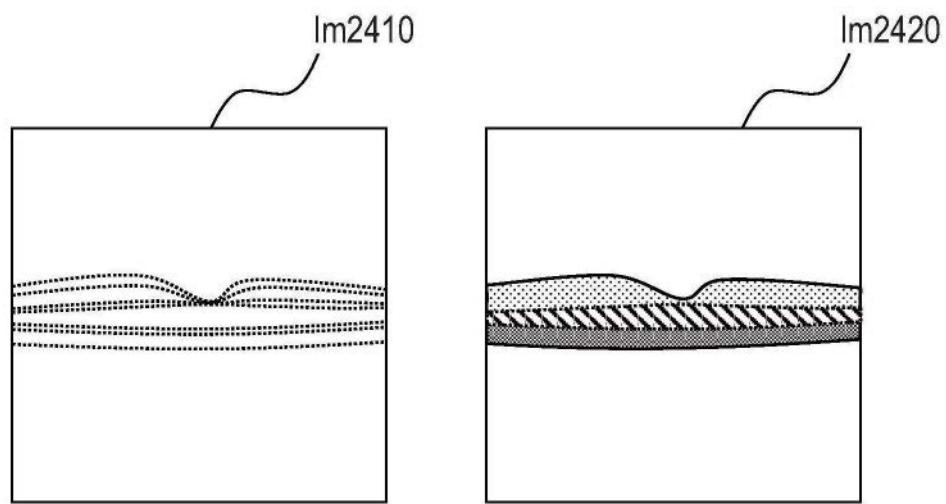


图24

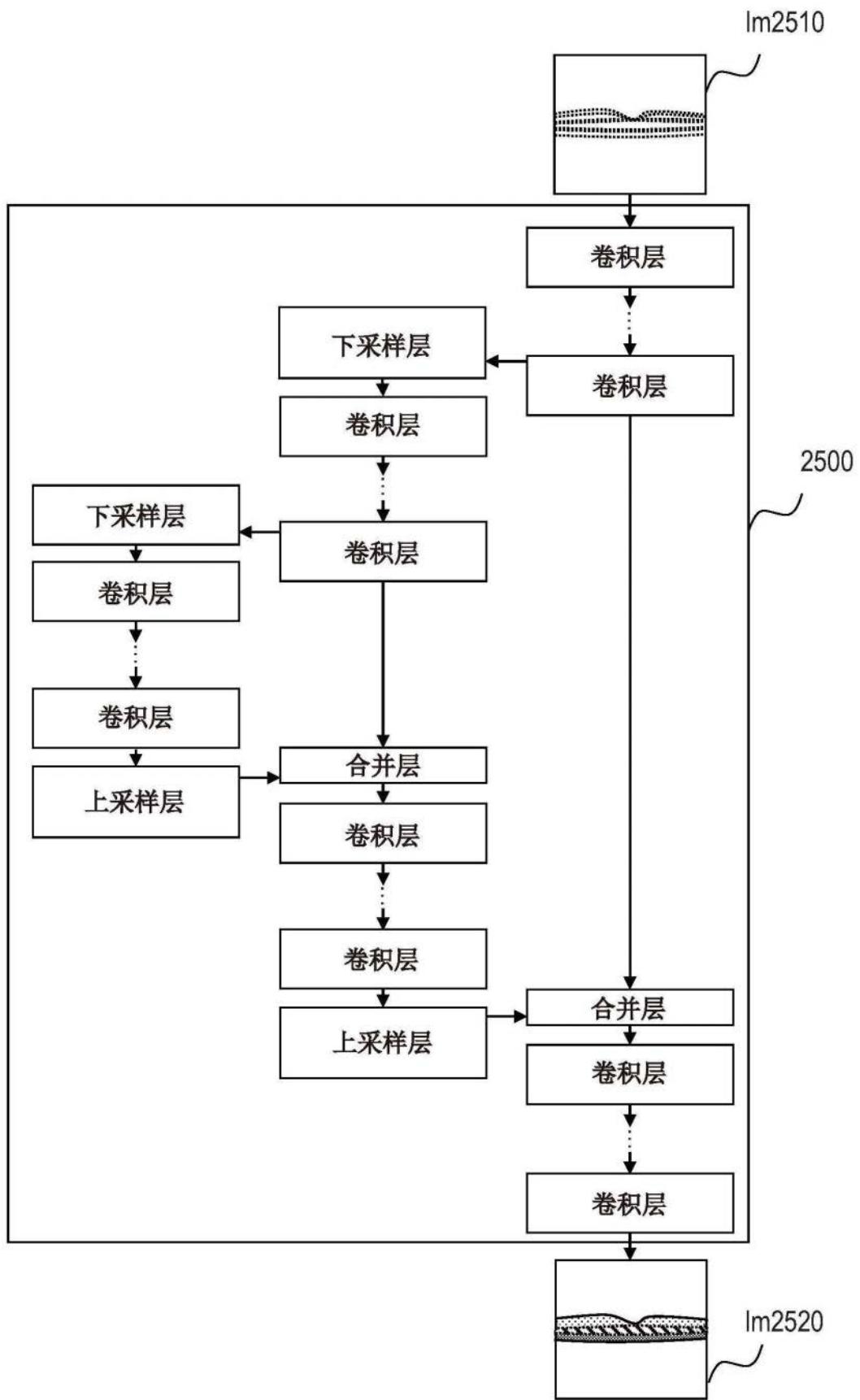


图25

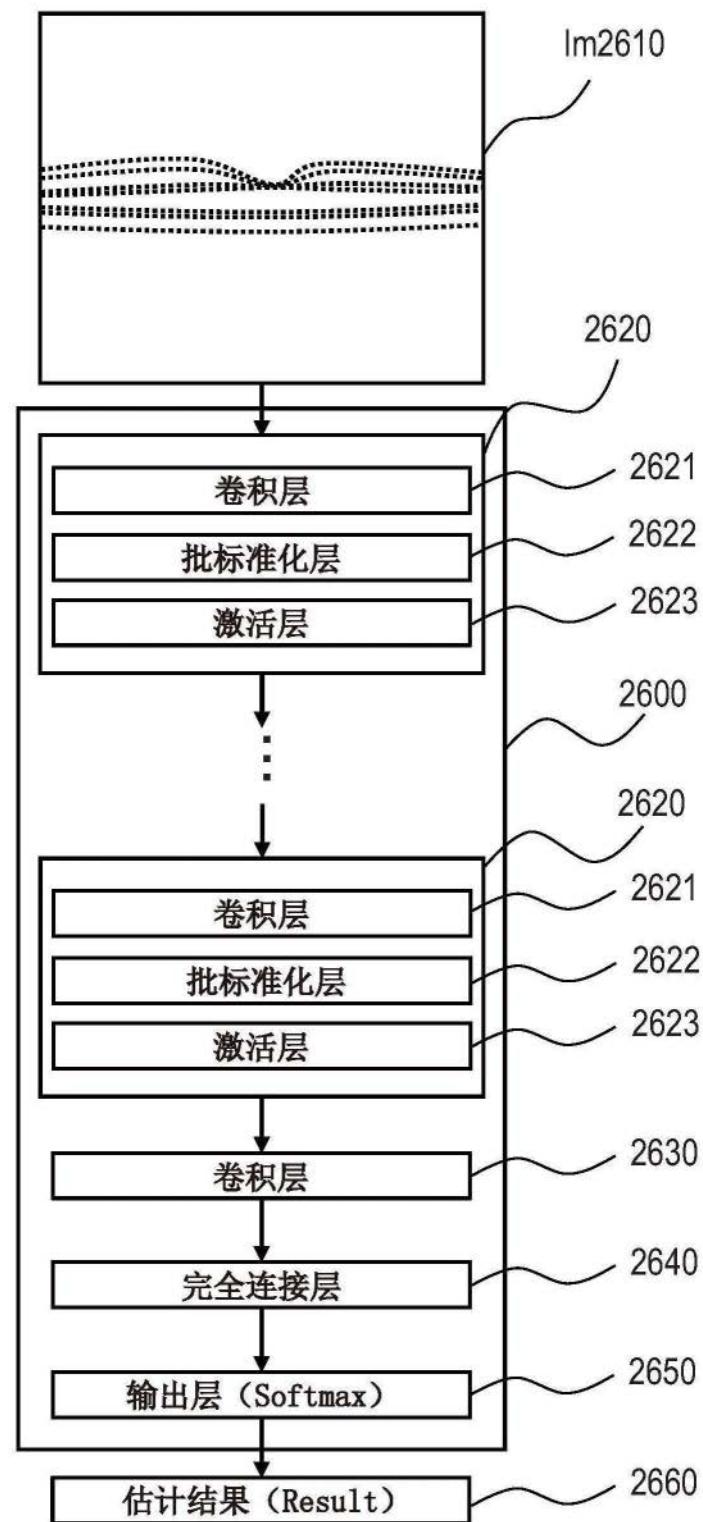


图26

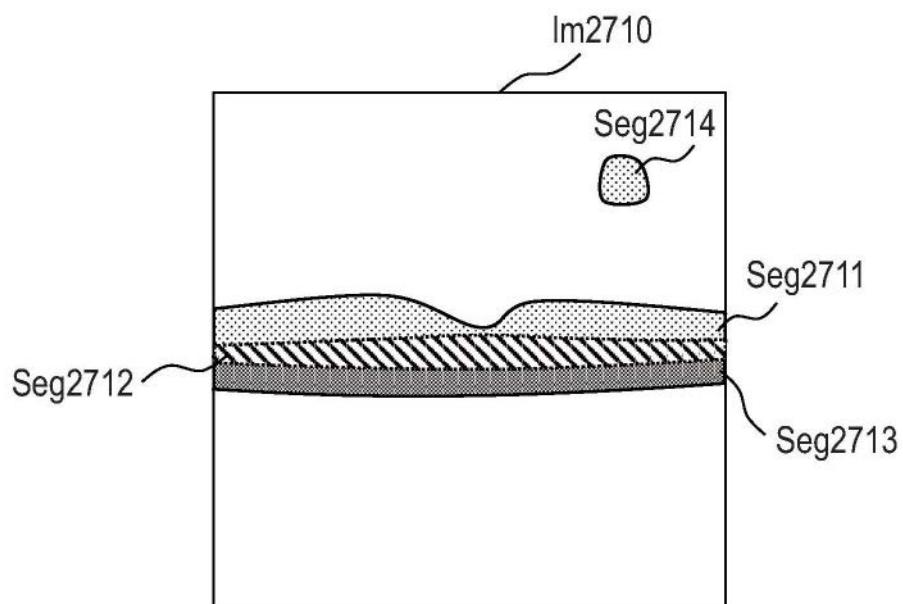


图27

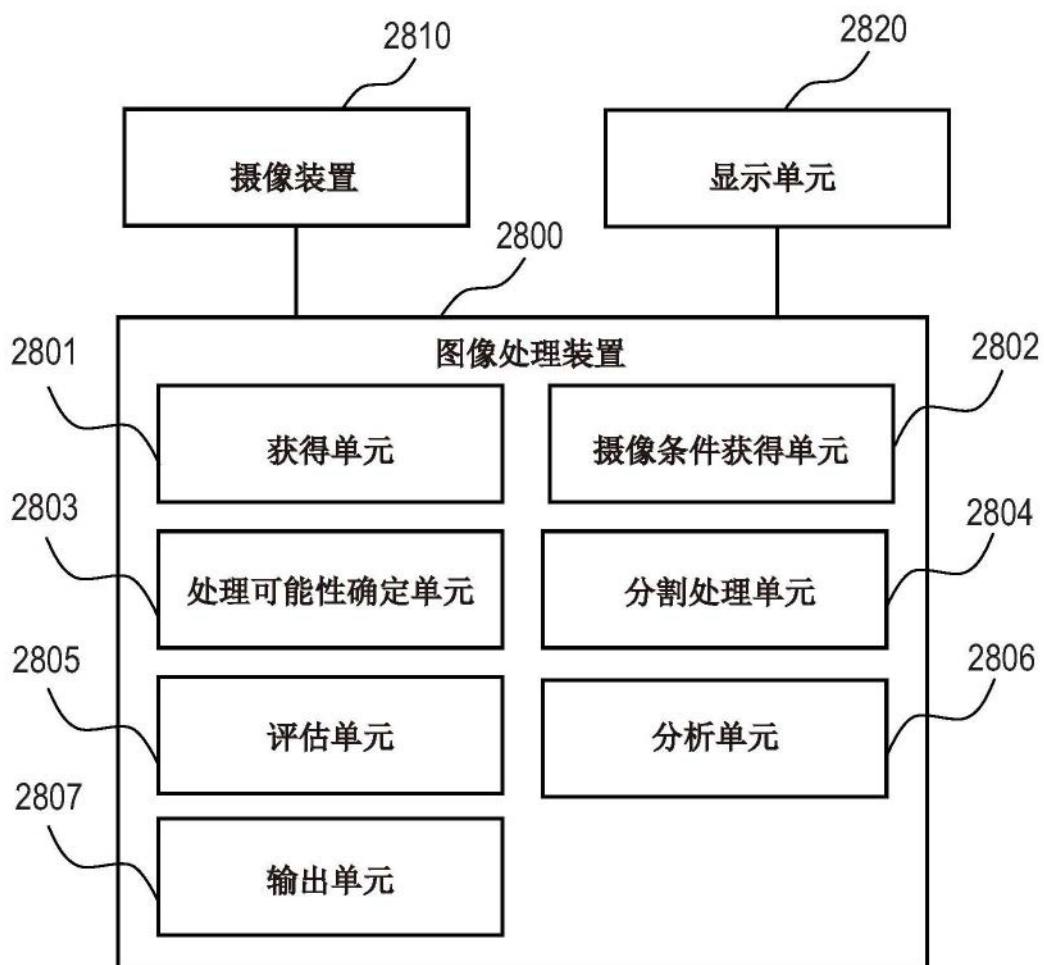


图28

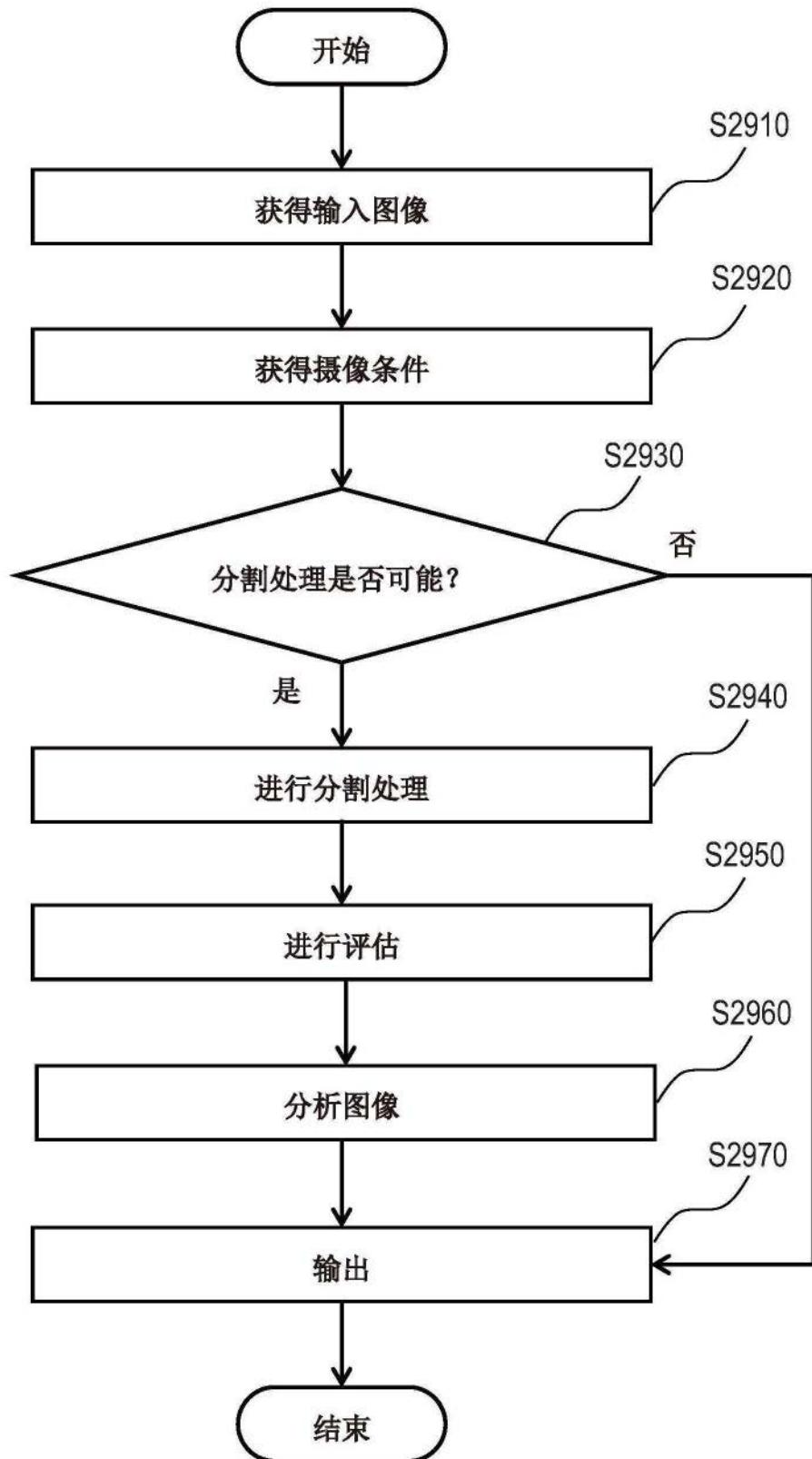


图29

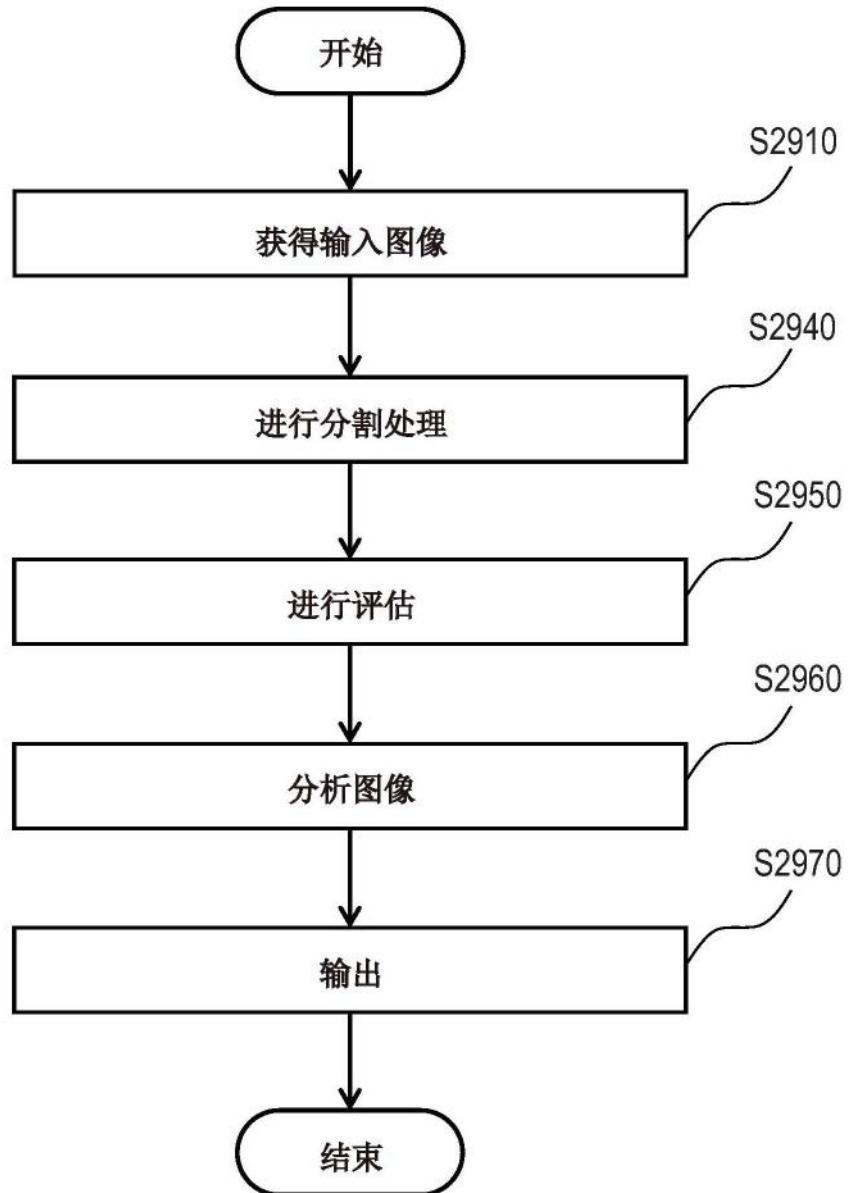


图30

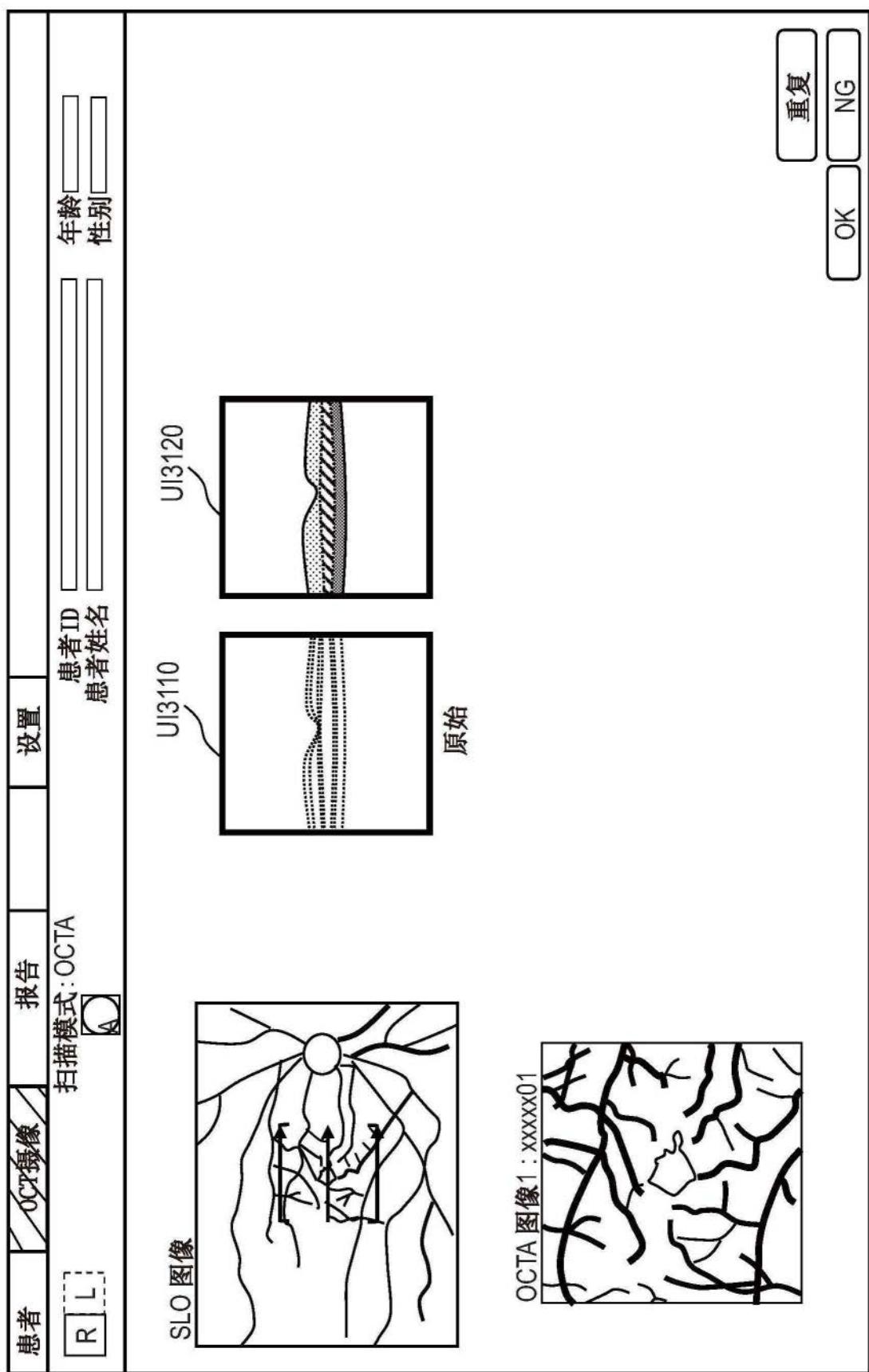


图31

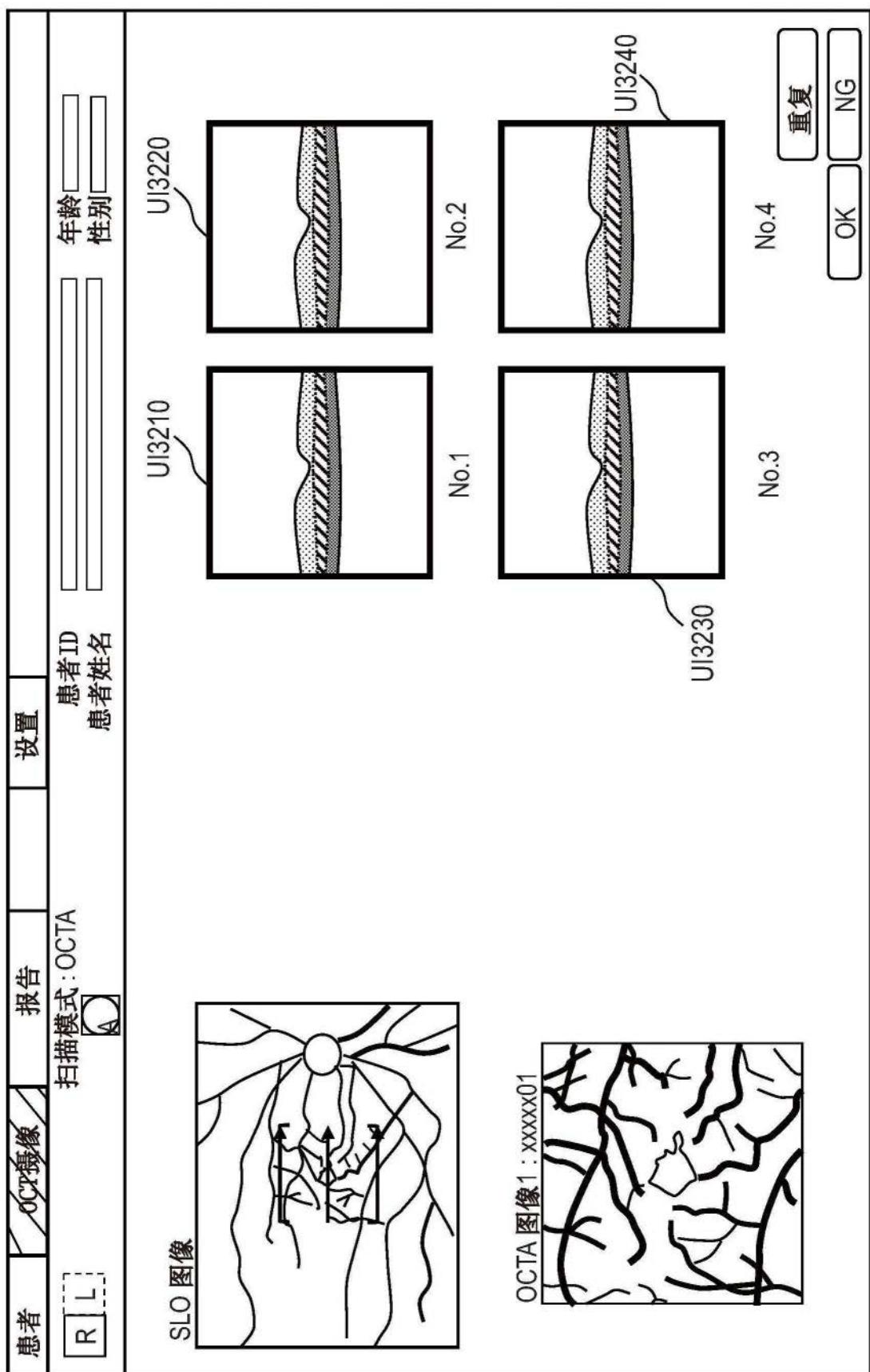


图32

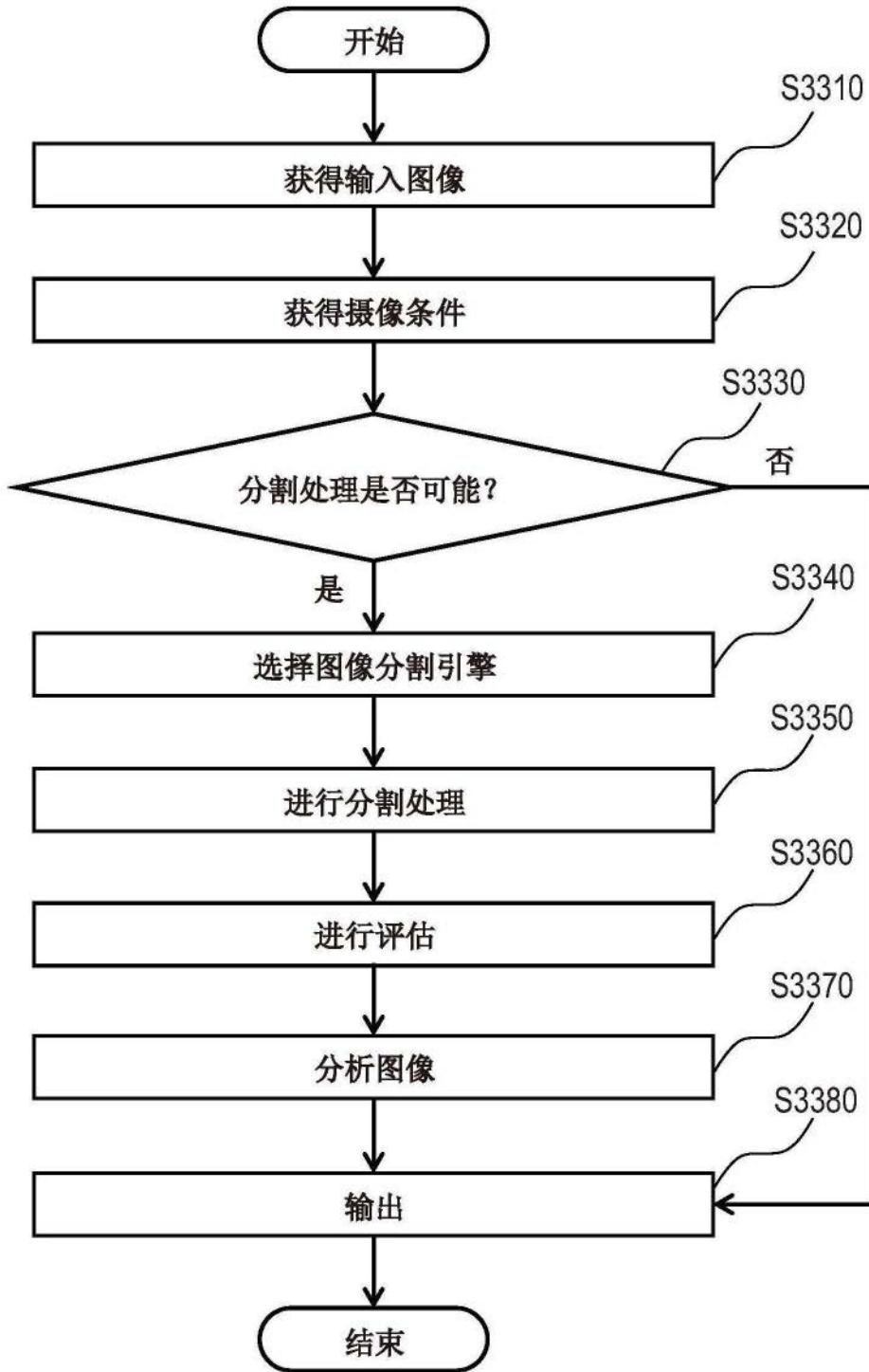


图33

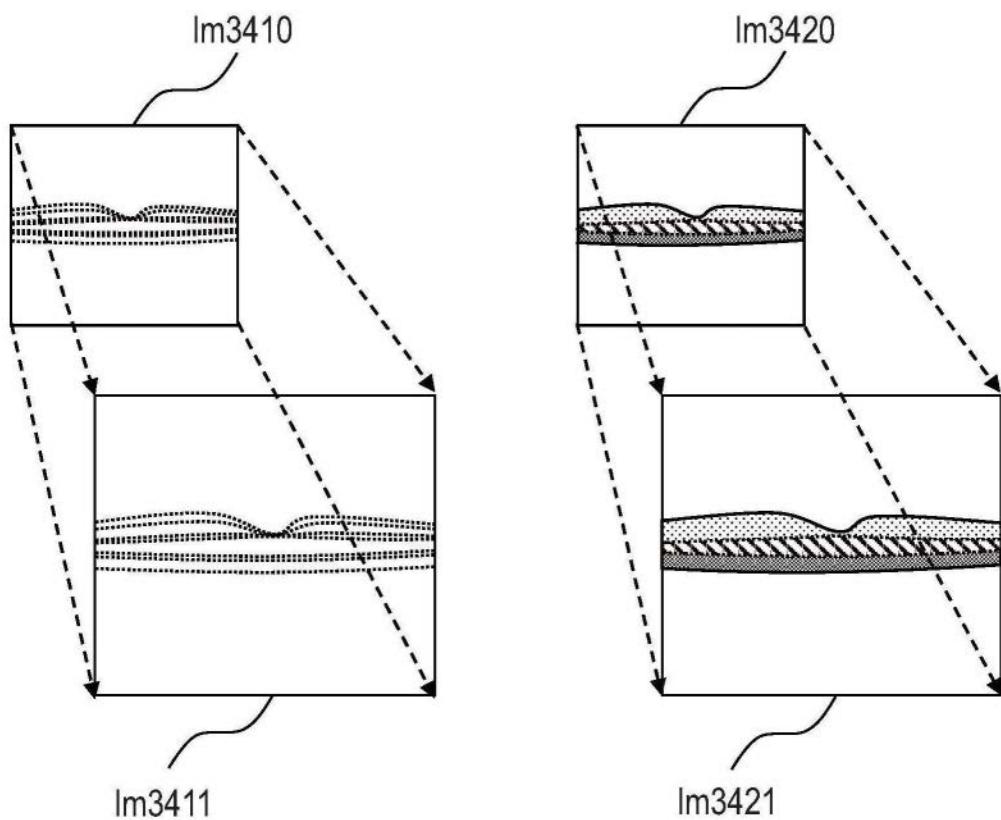


图34

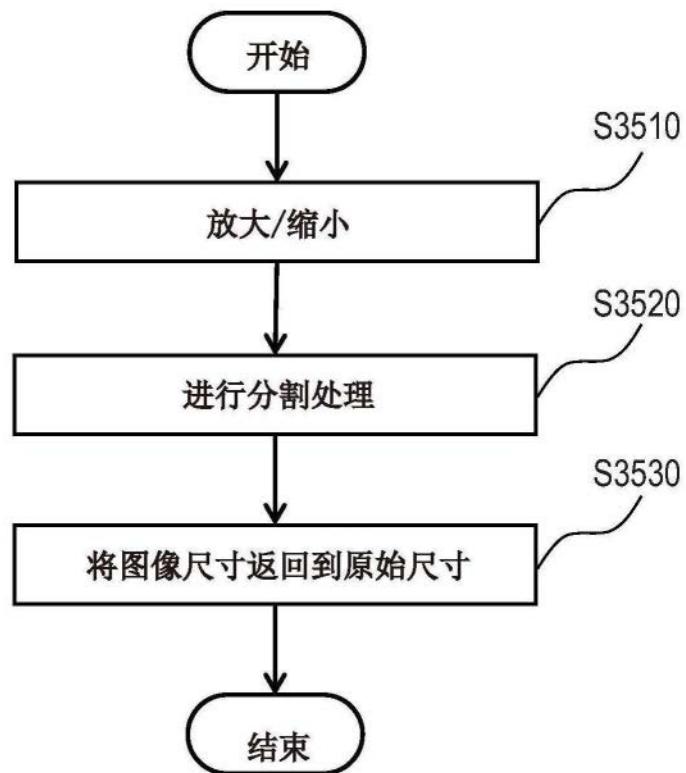


图35

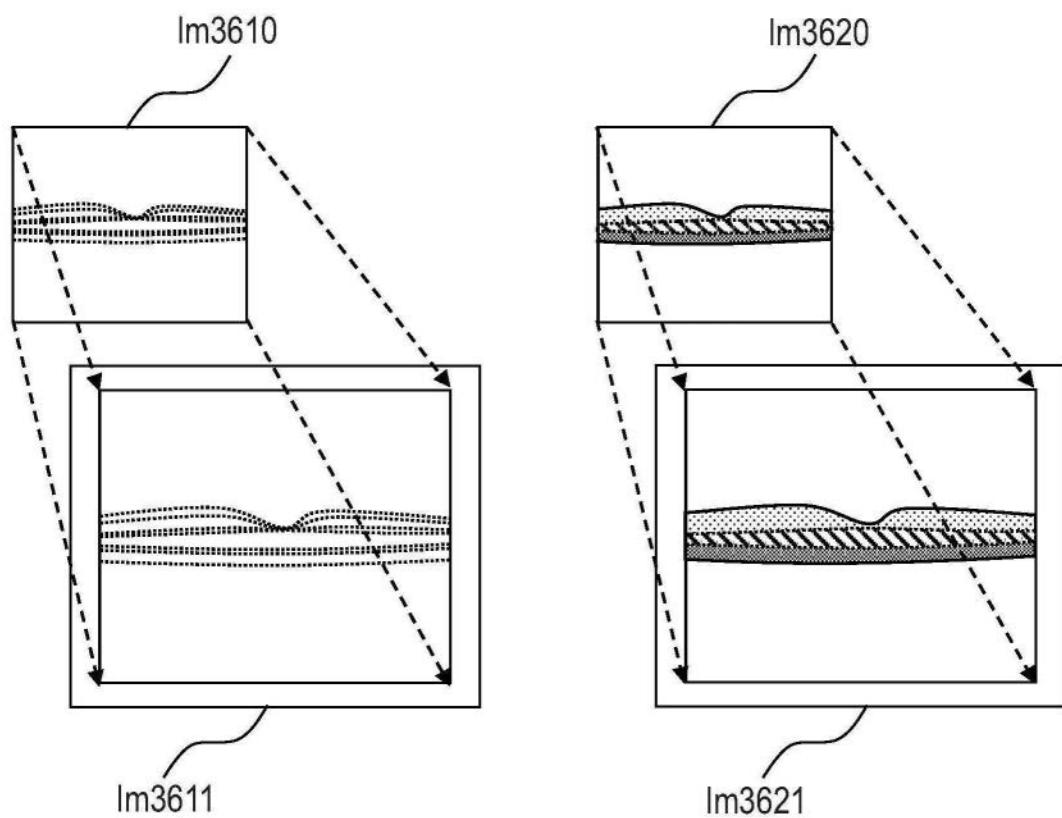


图36

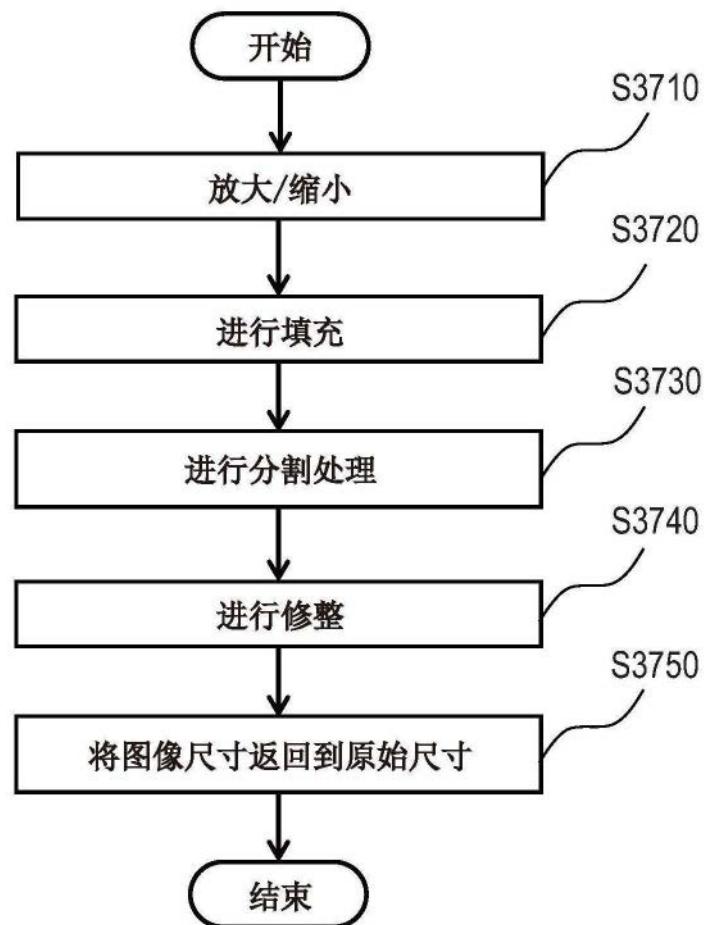


图37

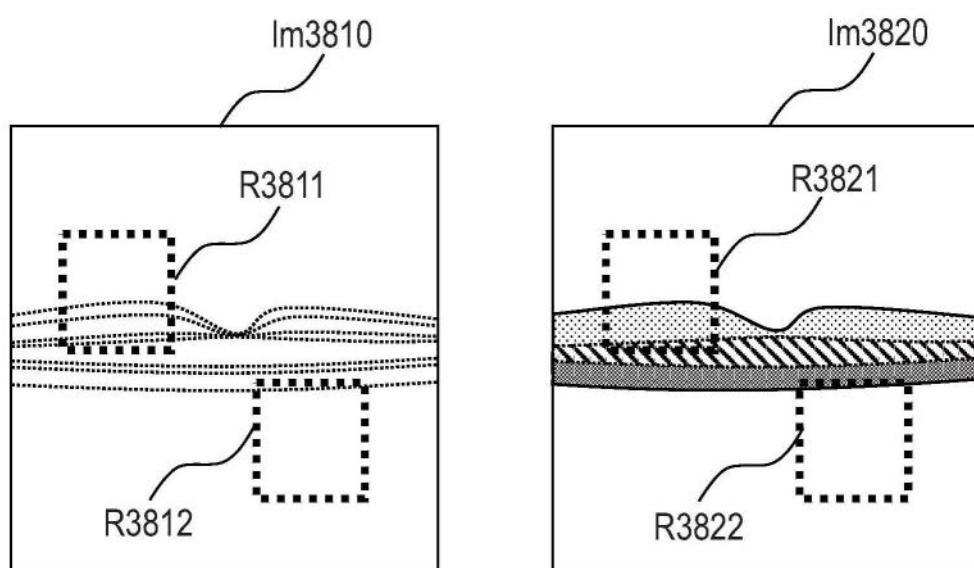


图38

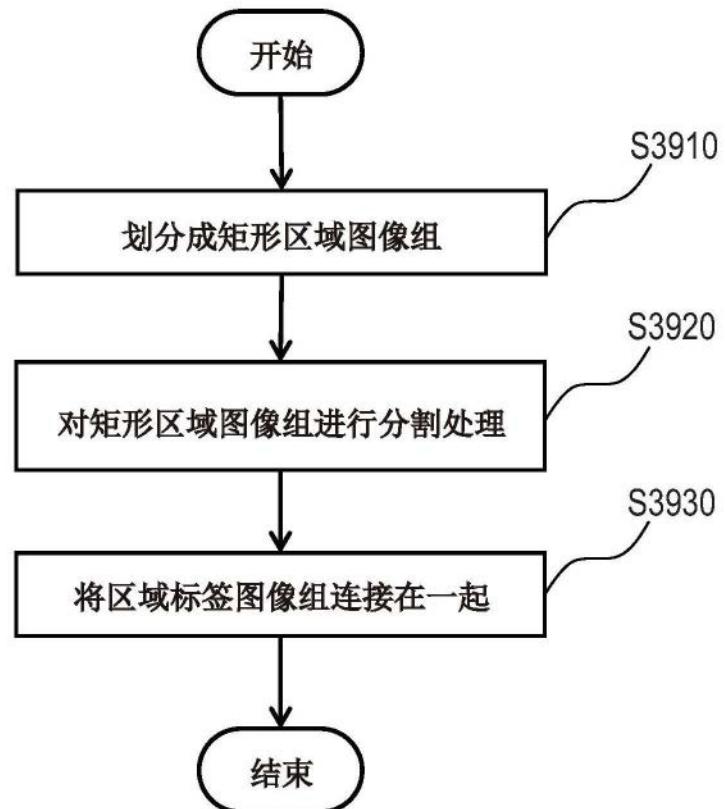


图39

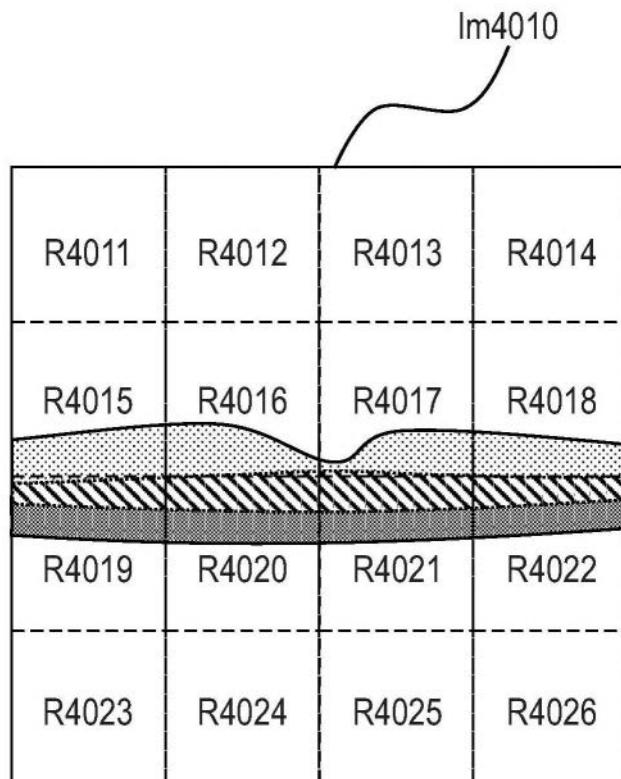


图40

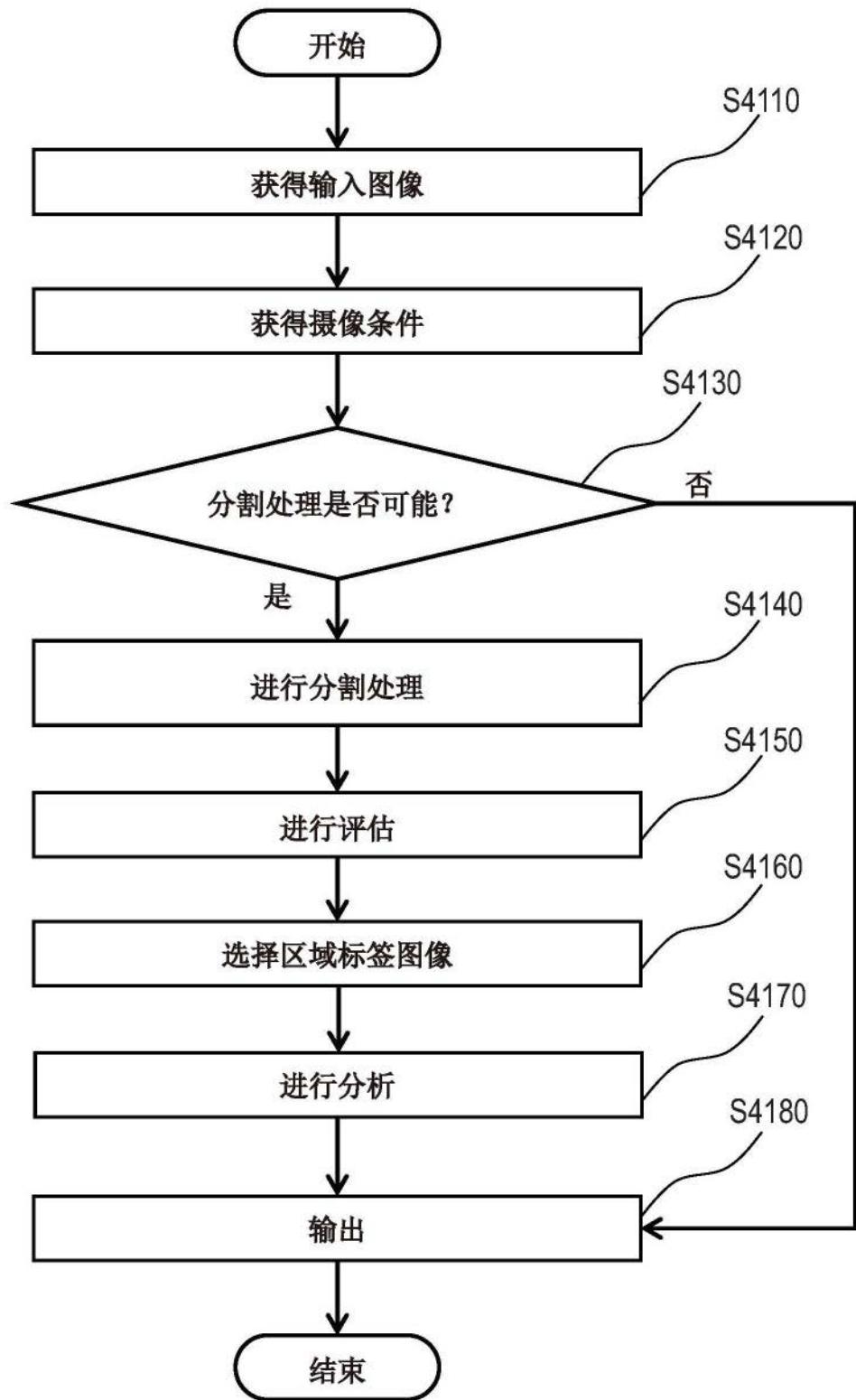


图41

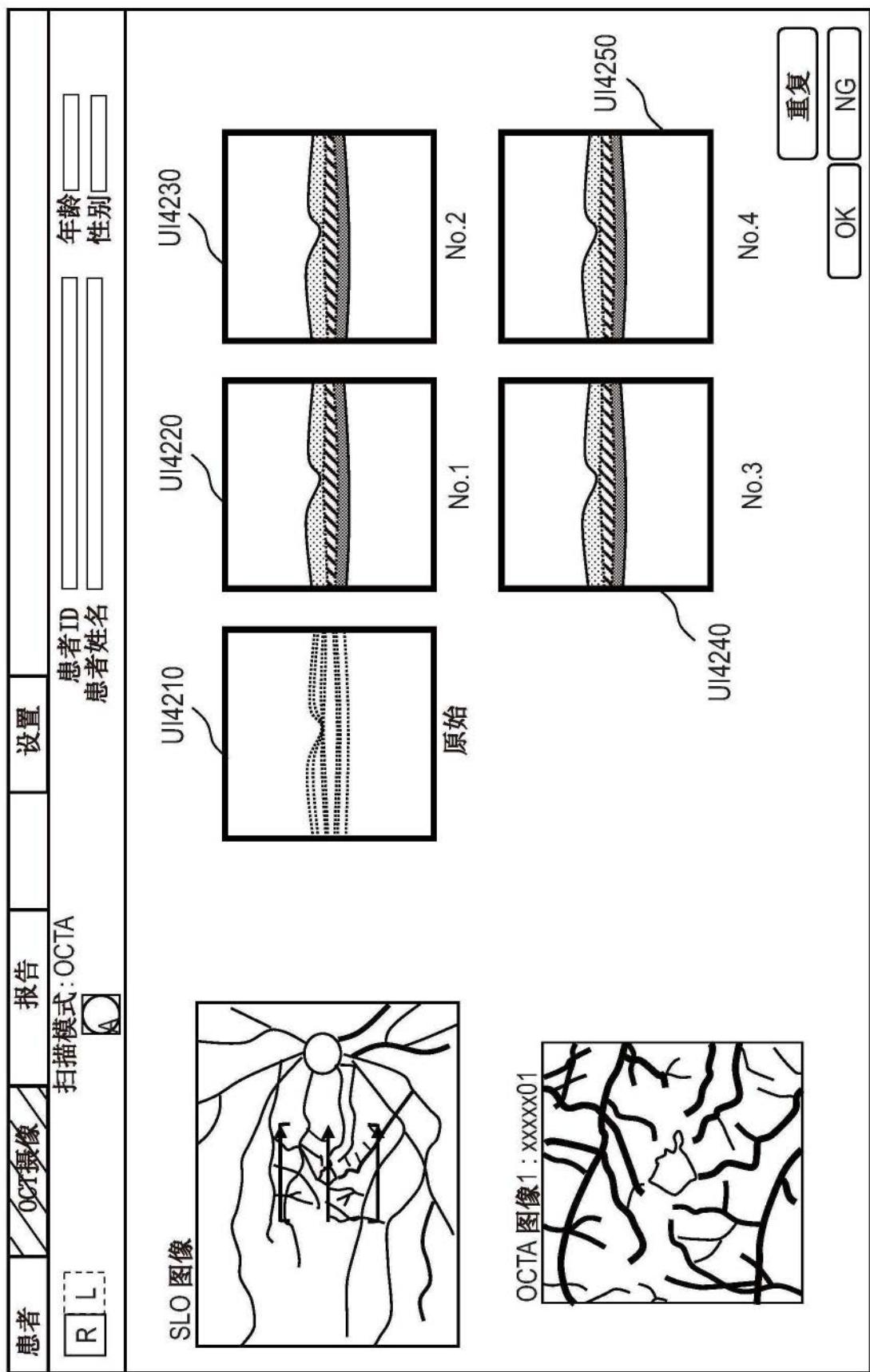


图42

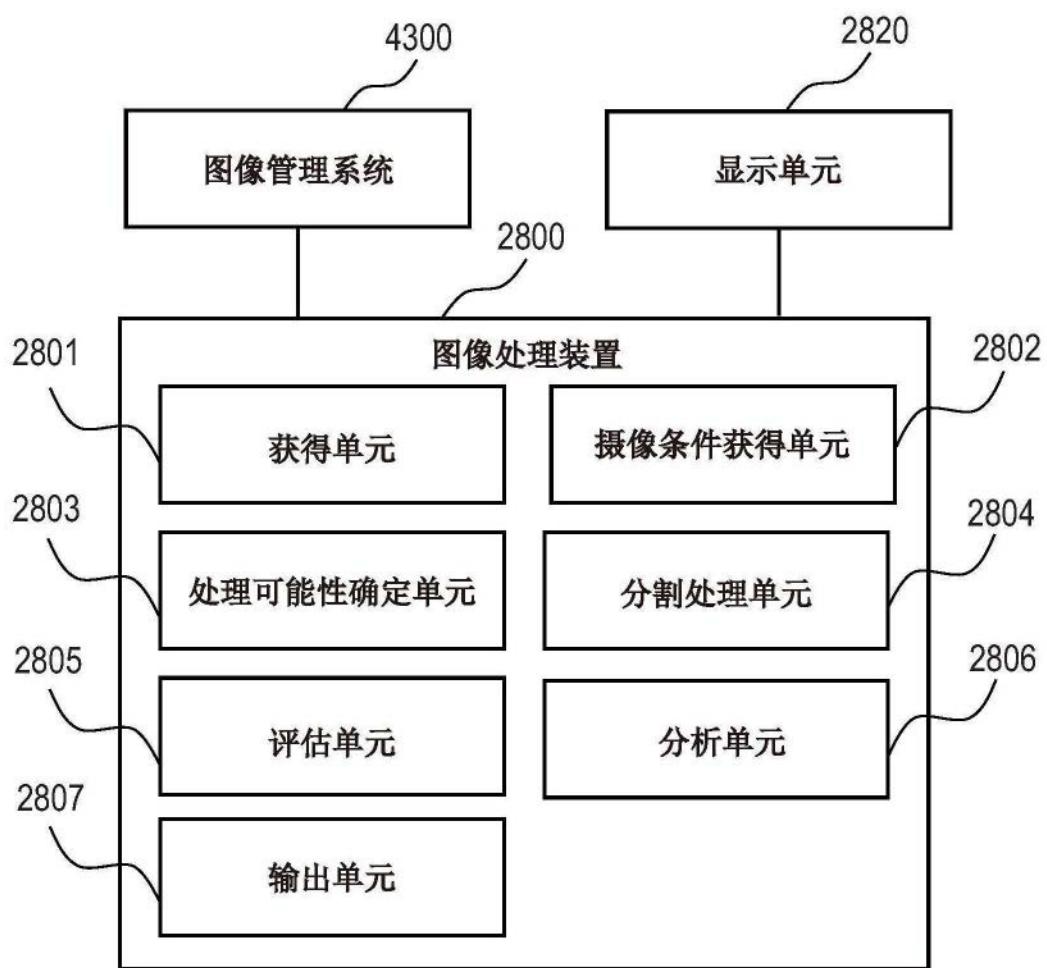


图43

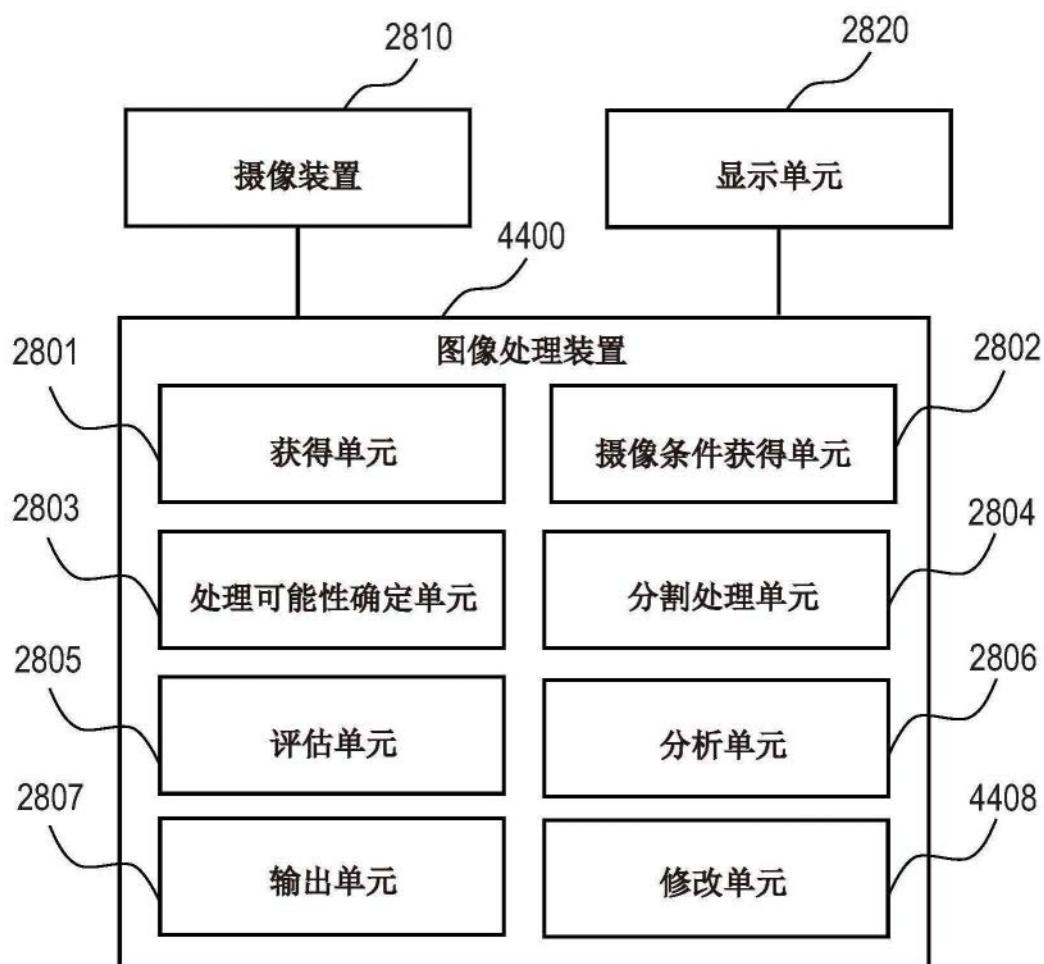


图44

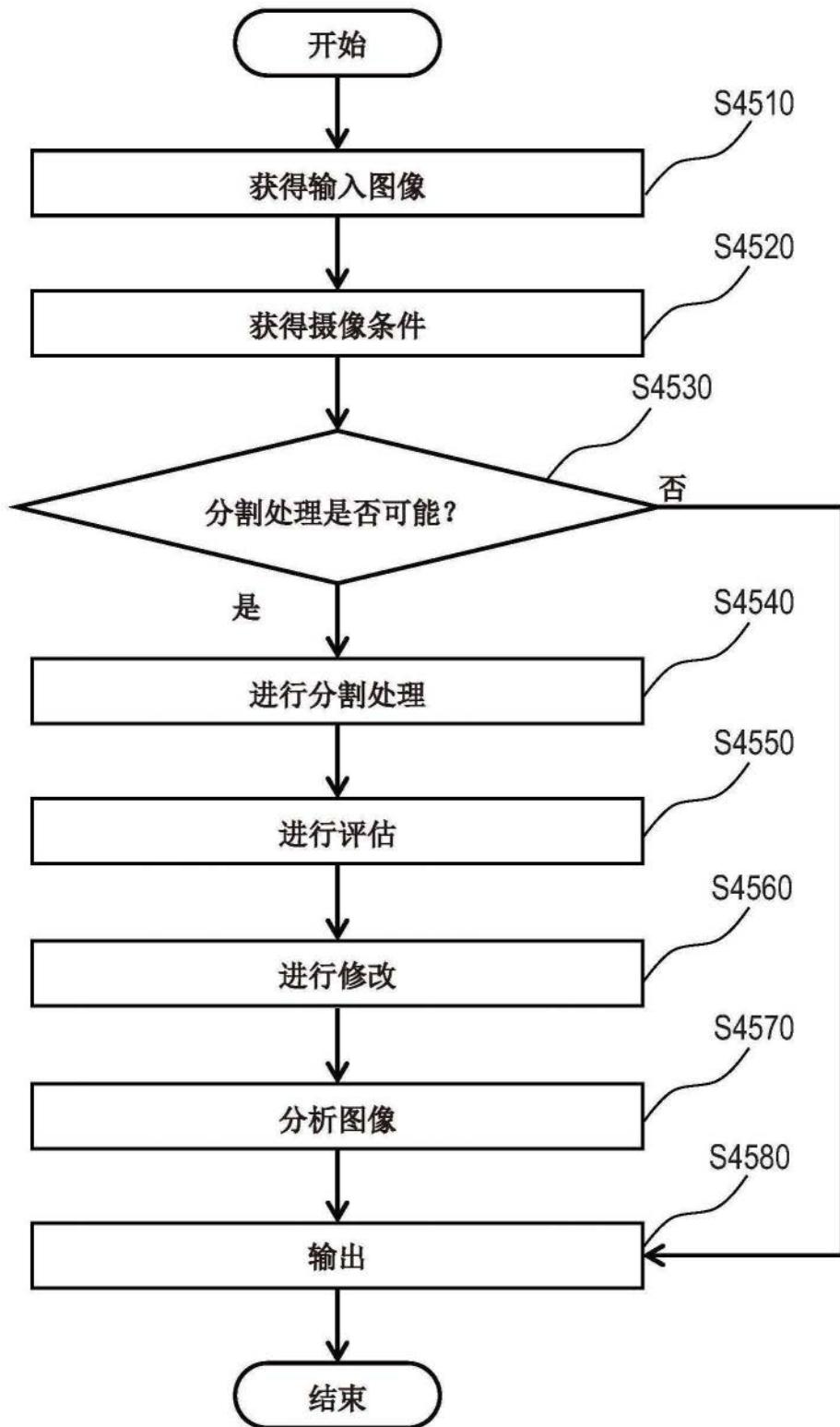


图45

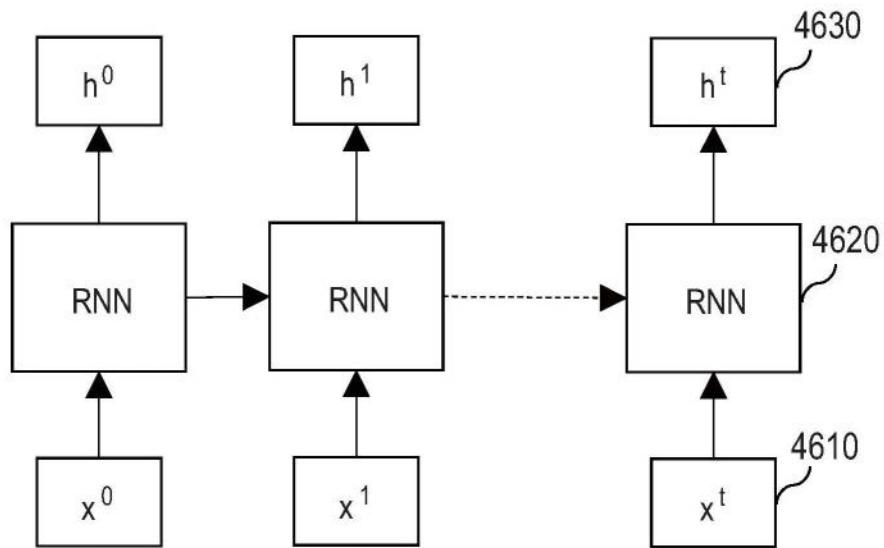


图46A

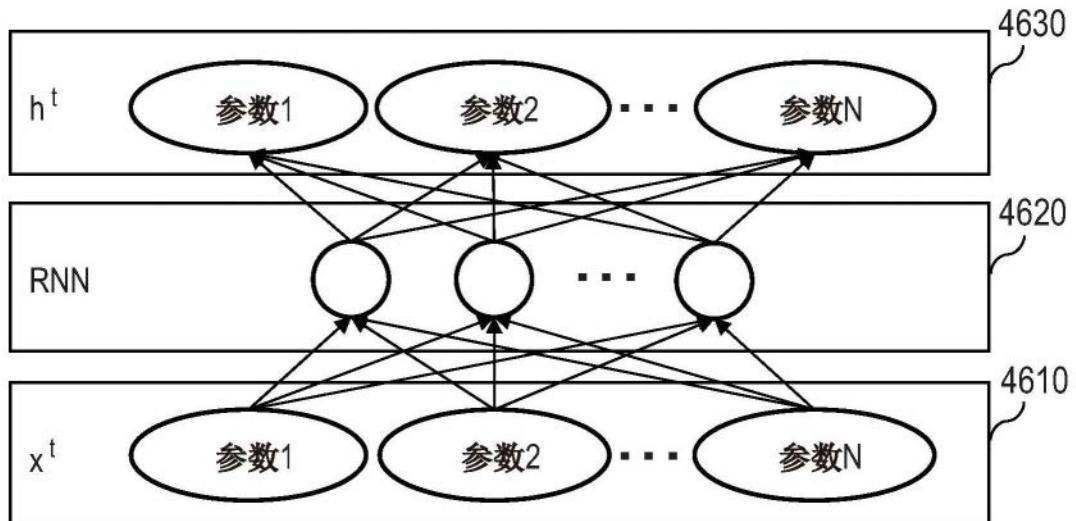


图46B

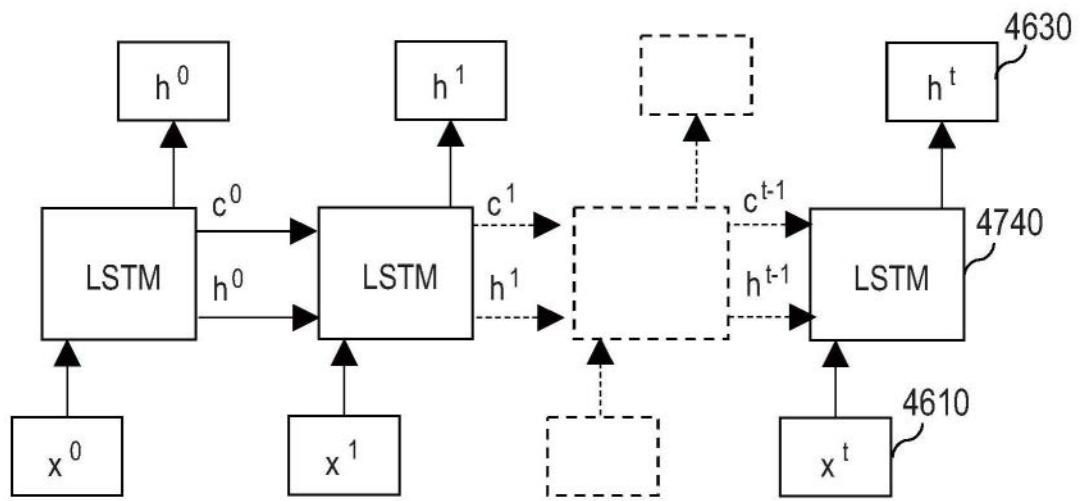


图47A

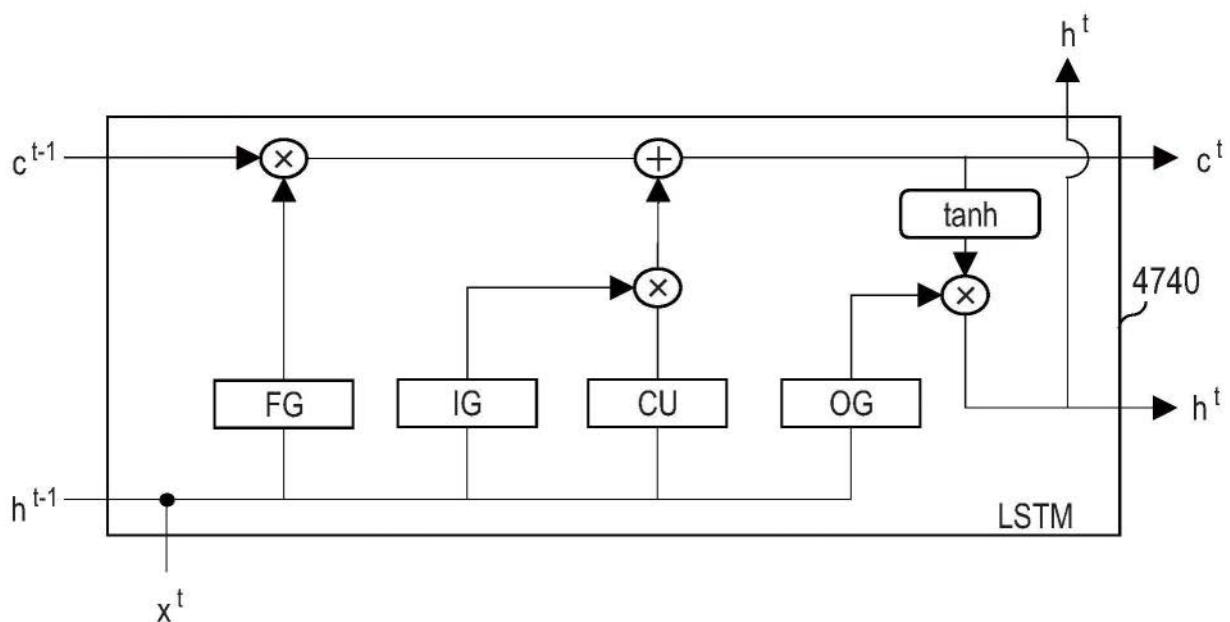


图47B