



(10) 授权公告号 CN 118379552 B

(45) 授权公告日 2024. 12. 10

(21) 申请号 202410519826.2

(22) 申请日 2024.04.28

(65) 同一申请的已公布的文献号

申请公布号 CN 118379552 A

(43) 申请公布日 2024.07.23

(73) 专利权人 电子科技大学

地址 610000 四川省成都市高新区(西区)

西源大道2006号

(72) 发明人 李文 段立新 冯丹阳

(74) 专利代理机构 成都华复知识产权代理有限公司

公司 51298

专利代理师 景志敏

(51) Int. Cl.

G06V 10/764 (2022.01)

G06V 10/40 (2022.01)

G06V 10/82 (2022.01)

G06T 7/00 (2017.01)

G06N 3/0464 (2023.01)

G06N 3/047 (2023.01)

G06N 3/08 (2023.01)

(56) 对比文件

CN 117011251 A, 2023.11.07

KR 20190128292 A, 2019.11.18

审查员 黄亮

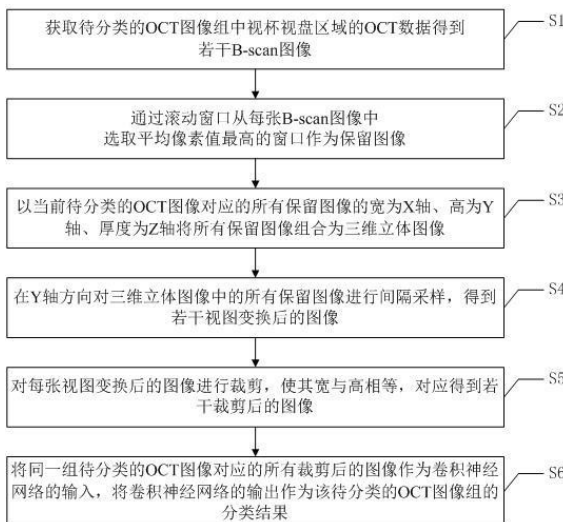
权利要求书2页 说明书6页 附图2页

(54) 发明名称

基于卷积神经网络的青光眼图像分类方法及系统

(57) 摘要

本发明公开了基于卷积神经网络的青光眼图像分类方法及系统,方法包括以下步骤:通过滚动窗口从每张B-scan图像中选取平均像素值最高的窗口作为保留图像;将所有保留图像组合为三维立体图像;在Y轴方向对三维立体图像中的所有保留图像进行间隔采样,得到若干视图变换后的图像;对每张视图变换后的图像进行裁剪,对应得到若干裁剪后的图像;将同一组待分类的OCT图像对应的所有裁剪后的图像作为卷积神经网络的输入,将卷积神经网络的输出作为该待分类的OCT图像组的分类结果。本发明解决了OCT图像本身存在的二义性问题和数据冗余大的问题,提高了神经网络对不同病程青光眼图像的分类性能。



1.一种基于卷积神经网络的青光眼图像分类方法,其特征在于,包括以下步骤:

S1、获取待分类的OCT图像组中视杯视盘区域的OCT数据得到若干B-scan图像;

S2、通过滚动窗口从每张B-scan图像中选取平均像素值最高的窗口作为保留图像;

S3、以当前待分类的OCT图像对应的所有保留图像的宽为X轴、高为Y轴、厚度为Z轴将所有保留图像组合为三维立体图像;

S4、在Y轴方向对三维立体图像中的所有保留图像进行间隔采样,得到若干视图变换后的图像;

S5、对每张视图变换后的图像进行裁剪,使其宽与高相等,对应得到若干裁剪后的图像;

S6、将同一组待分类的OCT图像对应的所有裁剪后的图像作为卷积神经网络的输入,将卷积神经网络的输出作为该待分类的OCT图像组的分类结果;其中分类结果包含正常眼、早期青光眼、中期青光眼和晚期青光眼;

步骤S1中每个B-scan图像的宽为512像素,高为992像素;一组待分类的OCT图像包含256张B-scan图像;

步骤S2中获取保留图像的具体方法为:

采用步长为1、高为320像素、宽为512像素的滚动窗口在每张B-scan图像中,以从上到下的方式进行滑动,选取每张B-scan图像中平均像素值最高的窗口作为该B-scan图像对应的保留图像;

三维立体图像的宽、高、厚度分别为512像素、320像素和256像素;

步骤S4中间隔采样的步长为20像素,并得到16个视图变换后的图像,每个视图变换后的图像的宽和高分别为512像素和256像素;

裁剪后的图像的宽和高均为256像素;

卷积神经网络包括依次连接的主干网络和分类器;其中主干网络为ResNet18或MedicalNet;分类器为Softmax分类器。

2.一种用于权利要求1所述的基于卷积神经网络的青光眼图像分类方法的基于卷积神经网络的青光眼图像分类系统,其特征在于,包括数据获取模块、冗余去除模块、图像组合模块、间隔采样模块、图像裁剪模块和图像分类模块;

数据获取模块,用于获取待分类的OCT图像组中视杯视盘区域的OCT数据得到若干B-scan图像;

冗余去除模块,用于通过滚动窗口从每张B-scan图像中选取平均像素值最高的窗口作为保留图像;

图像组合模块,用于以当前待分类的OCT图像对应的所有保留图像的宽为X轴、高为Y轴、厚度为Z轴将所有保留图像组合为三维立体图像;

间隔采样模块,用于在Y轴方向对三维立体图像中的所有保留图像进行间隔采样,得到若干视图变换后的图像;

图像裁剪模块,用于对每张视图变换后的图像进行裁剪,使其宽与高相等,对应得到若干裁剪后的图像;

图像分类模块,用于将同一组待分类的OCT图像对应的所有裁剪后的图像作为卷积神经网络的输入,将卷积神经网络的输出作为该待分类的OCT图像组的分类结果;其中分类结

果包含正常眼、早期青光眼、中期青光眼和晚期青光眼。

## 基于卷积神经网络的青光眼图像分类方法及系统

### 技术领域

[0001] 本发明涉及图像分类识别领域,具体涉及一种基于卷积神经网络的青光眼图像分类方法及系统。

### 背景技术

[0002] 青光眼(Glaucoma)是一系列以视乳头萎缩及凹陷、视野缺损及视力下降为共同特征的疾病,其导致的视神经损害不可逆,且早期表现隐匿。世卫组织报告显示青光眼是全球首位不可逆性致盲眼病。随着我国人口老龄化,青光眼患病率逐年增加。青光眼不仅常见,而且严重损伤患者的视功能,对患者的生活质量造成严重影响。

[0003] 在早期阶段,青光眼往往没有明显的令人警觉的症状,因此即使已经发生眼压升高和视功能损伤,也常常被患者忽视。但若任由病情发展至中晚期出现视神经不可逆性的损伤,则会造成患者视力永久性的损失。有研究表明,在青光眼早期阶段若以药物、激光或手术的方式进行早期治疗,能够有效防止或延缓疾病恶化。因此疾病筛查是早发现、早诊断青光眼的重要手段。

[0004] 青光眼诊断是基于视盘特有的眼部结构改变,并伴有视野缺陷,进行OCT检查是诊断青光眼的重要方式。随着人工智能研究的发展,基于深度学习的计算机辅助疾病诊断技术取得了跨越式发展。若能够更好地利用人工智能技术对OCT图像进行分类识别,可以将青光眼诊断时间大大缩短,极大程度上节省筛查成本,提高眼科医生的工作效率。因此,如何利用深度学习技术进行快速且准确的OCT图像分类识别,尽可能节省诊断时间和物力人力,是一个亟待研究的问题。

[0005] 近年来,利用OCT图像实现计算机辅助青光眼疾病诊断是研究热点。例如,Muhammad等人利用基于AlexNet的深度学习方法(HDLM)与宽视场OCT相结合,通过RNFL厚度评估其在临床区分正常人与青光眼患者的准确度。研究数据为102名患有或怀疑患有开角型青光眼的患者,共有102只眼,两位眼科专家将其分为青光眼(57只眼)或健康/可疑(45只眼)。HDLM算法只能从每个患者的单一宽视场( $9 \times 12\text{mm}$ )扫描源OCT扫描中获取信息,对于每个受试者,使用6张无损png格式的图像作为AlexNet的输入,图像类型为:①RGC+厚度图;②RNFL厚度图;③RGC+概率图;④RNFL概率图;⑤正面投影;⑥图像②、③、④的组合。通过用RNFL概率值替换图像的红色通道,用RGC+概率值替换绿色通道,用归一化RNFL厚度值替换蓝色通道,构建了“组合”图像。卷积神经网络AlexNet用于从这些扫描得到的图像中提取丰富的特征,随机森林分类器用于训练基于这些特征的模型,以图像分类结果辅助医生了解青光眼损伤的程度。Lee等人研究了基于SD-OCT图像的深度学习分类器检测青光眼变化。该项研究采用NASNet网络架构,以OCT视盘和黄斑区图像作为输入,图像类型为:①GCIPL厚度图;②GCIPL偏差图;③RNFL厚度图;④RNFL偏差图。通过上述图像中提取4032个特征用作深度学习分类器的预测因子,训练了4个独立的模型。在每个模型中,通过Softmax分类器对输入图像的特征进行处理,输出图像被分类为青光眼的概率。随后将4种图像的集成特征用来建立一个“整体训练模型”,以高灵敏度和特异性辅助检测青光眼的结构变化,优于采

用单一模态训练模型的AUC,但该方式需要多个模型进行协同处理,耗时耗力。

[0006] 然而,现有技术方法仍存在不足之处。随着青光眼病程的发展,患者视网膜神经纤维层(RNFL)会逐渐变薄,但由于不同个体间RNFL存在先天性差异,健康人的RNFL厚度小于青光眼患者RNFL厚度的情况十分普遍。现有技术仅按照RNFL厚度进行图像分类,未考虑数据存在的二义性问题。此外,一个OCT数据样本包含了多达256张B-scan图像,但只有少数图像区域包含有价值的生理信息,并且相邻的多张B-scan图像间仅存在微小的差异。现有技术应用全部OCT数据,导致数据预处理成本高,神经网络训练耗时长,未考虑数据冗余大的问题。

## 发明内容

[0007] 针对现有技术中的上述不足,本发明提供的基于卷积神经网络的青光眼图像分类方法及系统解决了现有青光眼图像分类方法效率低且未考虑RNFL数据二义性导致准确率低的问题。

[0008] 为了达到上述发明目的,本发明采用的技术方案为:

[0009] 提供一种基于卷积神经网络的青光眼图像分类方法,其包括以下步骤:

[0010] S1、获取待分类的OCT图像组中视杯视盘区域的OCT数据得到若干B-scan图像;

[0011] S2、通过滚动窗口从每张B-scan图像中选取平均像素值最高的窗口作为保留图像;

[0012] S3、以当前待分类的OCT图像对应的所有保留图像的宽为X轴、高为Y轴、厚度为Z轴将所有保留图像组合为三维立体图像;

[0013] S4、在Y轴方向对三维立体图像中的所有保留图像进行间隔采样,得到若干视图变换后的图像;

[0014] S5、对每张视图变换后的图像进行裁剪,使其宽与高相等,对应得到若干裁剪后的图像;

[0015] S6、将同一组待分类的OCT图像对应的所有裁剪后的图像作为卷积神经网络的输入,将卷积神经网络的输出作为该待分类的OCT图像组的分类结果;其中分类结果包含正常眼、早期青光眼、中期青光眼和晚期青光眼。

[0016] 进一步地,步骤S1中每个B-scan图像的宽为512像素,高为992像素;一组待分类的OCT图像包含256张B-scan图像。

[0017] 进一步地,步骤S2中获取保留图像的具体方法为:

[0018] 采用步长为1、高为320像素、宽为512像素的滚动窗口在每张B-scan图像中,以从上到下的方式进行滑动,选取每张B-scan图像中平均像素值最高的窗口作为该B-scan图像对应的保留图像。

[0019] 进一步地,三维立体图像的宽、高、厚度分别为512像素、320像素和256像素。

[0020] 进一步地,步骤S4中间隔采样的步长为20像素,并得到16个视图变换后的图像,每个视图变换后的图像的宽和高分别为512像素和256像素。

[0021] 进一步地,裁剪后的图像的宽和高均为256像素。

[0022] 进一步地,卷积神经网络包括依次连接的主干网络和分类器;其中主干网络为ResNet18或MedicalNet;分类器为Softmax分类器。

[0023] 提供一种基于卷积神经网络的青光眼图像分类系统,其包括数据获取模块、冗余去除模块、图像组合模块、间隔采样模块、图像裁剪模块和图像分类模块;

[0024] 数据获取模块,用于获取待分类的OCT图像组中视杯视盘区域的OCT数据得到若干B-scan图像;

[0025] 冗余去除模块,用于通过滚动窗口从每张B-scan图像中选取平均像素值最高的窗口作为保留图像;

[0026] 图像组合模块,用于以当前待分类的OCT图像对应的所有保留图像的宽为X轴、高为Y轴、厚度为Z轴将所有保留图像组合为三维立体图像;

[0027] 间隔采样模块,用于在Y轴方向对三维立体图像中的所有保留图像进行间隔采样,得到若干视图变换后的图像;

[0028] 图像裁剪模块,用于对每张视图变换后的图像进行裁剪,使其宽与高相等,对应得到若干裁剪后的图像;

[0029] 图像分类模块,用于将同一组待分类的OCT图像对应的所有裁剪后的图像作为卷积神经网络的输入,将卷积神经网络的输出作为该待分类的OCT图像组的分类结果;其中分类结果包含正常眼、早期青光眼、中期青光眼和晚期青光眼。

[0030] 进一步地,滚动窗口的步长为1、高为320像素、宽为512像素;间隔采样的步长为20像素。

[0031] 进一步地,卷积神经网络包括依次连接的主干网络和分类器;其中主干网络为ResNet18或MedicalNet;分类器为Softmax分类器。

[0032] 本发明的有益效果为:本发明使用视图变换、滚动窗口和间隔采样等方法对OCT图像进行变换,解决了OCT图像本身存在的二义性问题和数据冗余大的问题,采用卷积神经网络对变换后的OCT图像进行分类,提高神经网络对不同病程青光眼图像的分类性能。

## 附图说明

[0033] 图1为本方法的流程示意图;

[0034] 图2为OCT图像数据存在二义性的样例图;其中(a)为健康人OCT图像样例,(b)为青光眼患者OCT图像样例;

[0035] 图3为不同视角下的OCT图像;其中(a)和(b)为水平视角下的B-scan图像;(c)和(d)为垂直视角下的C-scan图像;

[0036] 图4为实施例中滚动窗口选取得到的保留图像示意图;其中(a)为若干B-scan图像组合对应的三维立体图像;(b)为由保留图像组合对应的三维立体图像。

## 具体实施方式

[0037] 下面对本发明的具体实施方式进行描述,以便于本技术领域的技术人员理解本发明,但应该清楚,本发明不限于具体实施方式的范围,对本技术领域的普通技术人员来讲,只要各种变化在所附的权利要求限定和确定的本发明的精神和范围内,这些变化是显而易见的,一切利用本发明构思的发明创造均在保护之列。

[0038] 如图1所示,该基于卷积神经网络的青光眼图像分类方法包括以下步骤:

[0039] S1、获取待分类的OCT图像组中视杯视盘区域的OCT数据得到若干B-scan图像;

[0040] S2、通过滚动窗口从每张B-scan图像中选取平均像素值最高的窗口作为保留图像；

[0041] S3、以当前待分类的OCT图像对应的所有保留图像的宽为X轴、高为Y轴、厚度为Z轴将所有保留图像组合为三维立体图像；

[0042] S4、在Y轴方向对三维立体图像中的所有保留图像进行间隔采样,得到若干视图变换后的图像；

[0043] S5、对每张视图变换后的图像进行裁剪,使其宽与高相等,对应得到若干裁剪后的图像；

[0044] S6、将同一组待分类的OCT图像对应的所有裁剪后的图像作为卷积神经网络的输入,将卷积神经网络的输出作为该待分类的OCT图像组的分类结果;其中分类结果包含正常眼、早期青光眼、中期青光眼和晚期青光眼。

[0045] 该基于卷积神经网络的青光眼图像分类系统包括数据获取模块、冗余去除模块、图像组合模块、间隔采样模块、图像裁剪模块和图像分类模块；

[0046] 数据获取模块,用于获取待分类的OCT图像组中视杯视盘区域的OCT数据得到若干B-scan图像；

[0047] 冗余去除模块,用于通过滚动窗口从每张B-scan图像中选取平均像素值最高的窗口作为保留图像；

[0048] 图像组合模块,用于以当前待分类的OCT图像对应的所有保留图像的宽为X轴、高为Y轴、厚度为Z轴将所有保留图像组合为三维立体图像；

[0049] 间隔采样模块,用于在Y轴方向对三维立体图像中的所有保留图像进行间隔采样,得到若干视图变换后的图像；

[0050] 图像裁剪模块,用于对每张视图变换后的图像进行裁剪,使其宽与高相等,对应得到若干裁剪后的图像；

[0051] 图像分类模块,用于将同一组待分类的OCT图像对应的所有裁剪后的图像作为卷积神经网络的输入,将卷积神经网络的输出作为该待分类的OCT图像组的分类结果;其中分类结果包含正常眼、早期青光眼、中期青光眼和晚期青光眼。

[0052] 在本实施例中,每个B-scan图像的宽为512像素,高为992像素;一组待分类的OCT图像包含256张B-scan图像。

[0053] 获取保留图像的具体方法为:采用步长为1、高为320像素、宽为512像素的滚动窗口在每张B-scan图像中,以从上到下的方式进行滑动,选取每张B-scan图像中平均像素值最高的窗口作为该B-scan图像对应的保留图像。

[0054] 三维立体图像的宽、高、厚度分别为512像素、320像素和256像素。间隔采样的步长为20像素,并得到16个视图变换后的图像,每个视图变换后的图像的宽和高分别为512像素和256像素。裁剪后的图像的宽和高均为256像素。

[0055] 卷积神经网络包括依次连接的主干网络和分类器;其中主干网络为ResNet18或MedicalNet;分类器为Softmax分类器。

[0056] 在具体实施过程中,OCT图像判断青光眼的二义性问题如图2所示,健康人比青光眼患者的视网膜层更薄,根据先验知识,图2(a)具有更大概率被诊断为青光眼患者,与实际情况相反。若仅根据青光眼病程发展中RNFL的变化规律,在深度学习技术中,健康人可能有

更大概率被分类为青光眼患者,此时将严重影响青光眼图像分类的准确率。基于此,如图3所示,本发明对OCT数据进行视图变换,因为A-scan和B-scan有着相似的成像角度,均是从水平视角观察OCT数据,所以将B-scan转换为A-scan的意义不大。进而本发明考虑将B-scan视图转换为C-scan视图,视角由水平方向变换为垂直方向,从B-scan三维数据中获取粗粒度的C-scan图像。C-scan图像具有视网膜结构的三维信息,通过上述视图变换操作后,有效避免了数据自身二义性带来的问题,并且有利于提取新视图下青光眼图像分类的特征,具体来说:

[0057] 由于B-scan图像中有效的生理区域仅占不到二分之一的整体图像面积,数据冗余大。因此,为了去除图像中的冗余区域,本发明采用步长为1、高为320像素、宽为512像素的滚动窗口在每张B-scan图像中,以从上到下的方式进行滑动,选取每张B-scan图像中平均像素值最高的窗口作为该B-scan图像对应的保留图像,结果如图4所示。

[0058] 滚动窗口之所以能够有效去除图像中的冗余区域,是因为本实施例中滚动窗口衡量的像素强度指标和图像高价值区域高度一致,图像高价值区域在空间上的相互关系仍能在像素分布强度上保持相应的强相关关系,例如空间欧式距离下的相似与像素强度值的欧式距离相映射。

[0059] 由于相邻的多张B-scan图像都十分相似,图像间仅存在微小差异,因此,对三维立体图像中的B-scan图像进行间隔采样和裁剪,设置20像素为采样间隔,去除数据中冗余的相似图像。间隔采样后的每一个样本数据仅包含16张视图变换后的图像(即C-scan图像),进而加速了神经网络的训练和推理。

[0060] 在本发明的一个实施例中,为了检验上述方法的有效性,分别在OMIA8会议上公布的公开数据集GAMMA和私有数据集上进行了采用B-scan图像和C-scan图像进行青光眼图像分类的相关实验,实验结果如表1所示。

[0061] 表1:分别采用B-scan图像和C-scan图像进行青光眼图像分类的Kappa值/准确率

[0062]	数据集	模型	B-scan	C-scan
	GAMMA	ResNet18	0.66/68.00	0.73/69.00
		MedicalNet	0.65/64.00	0.70/70.00
	Private-data	ResNet18	0.73/78.04	0.87/84.12
		MedicalNet	0.75/79.39	0.84/81.08

[0063] 由表1可知,不论是在公开数据集GAMMA上,还是在私有数据集上,以及在不同的模型架构中,垂直视角下的C-scan图像在一致性检验和准确率上的表现均优于水平视角下的B-scan图像,证明了本发明提出视图变换方法的有效性。

[0064] 在本实施例中,为了证明本发明对于青光眼图像分类具有更好的效果,采用公开数据集GAMMA与当前常用于分类的相关方法进行了对比实验,实验结果如表2所示。其中,模型的训练速度以s/epoch为单位,即训练集全部通过神经网络模型训练一次需要花费多少秒。

[0065] 表2:本发明与现有算法的对比实验



[0066]	数据集	模型	准确率	训练速度
	GAMMA	ResNet	57.00	13.5
		SE-ResNet	53.00	14.2
		MedicalNet	64.00	68.8
		本方法	70.00	2.1

[0067] 由表2可知,采用本发明进行青光眼图像分类的准确率明显高于现有算法;此外,经过滚动窗口和间隔采样的数据预处理,本发明的模型训练速度与最快的ResNet方法相比,仍有近6.5倍的提升,大大降低了训练成本,证明了本发明对于青光眼图像分类具有更好的效果。

[0068] 综上所述,本发明使用视图变换、滚动窗口和间隔采样等方法对OCT图像进行变换,解决了OCT图像本身存在的二义性问题和数据冗余大的问题,采用卷积神经网络对变换后的OCT图像进行分类,提高神经网络对不同病程青光眼图像的分类性能。

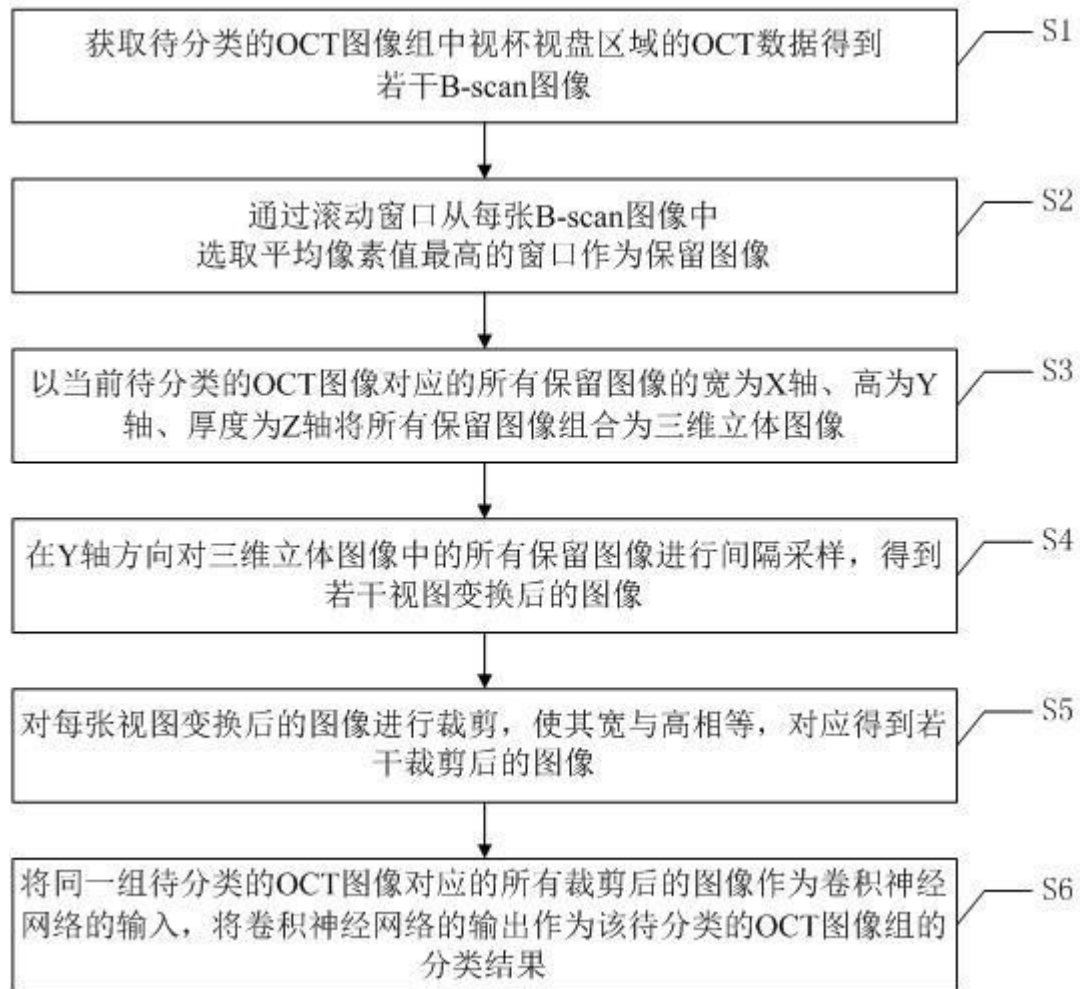


图 1

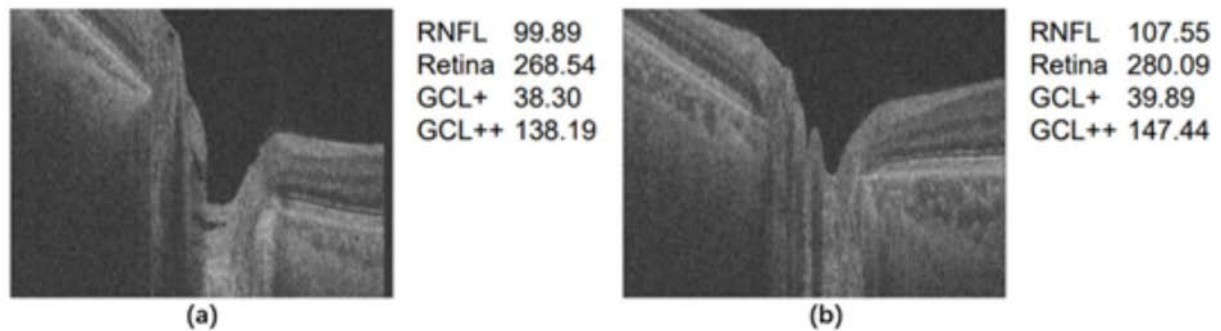


图 2

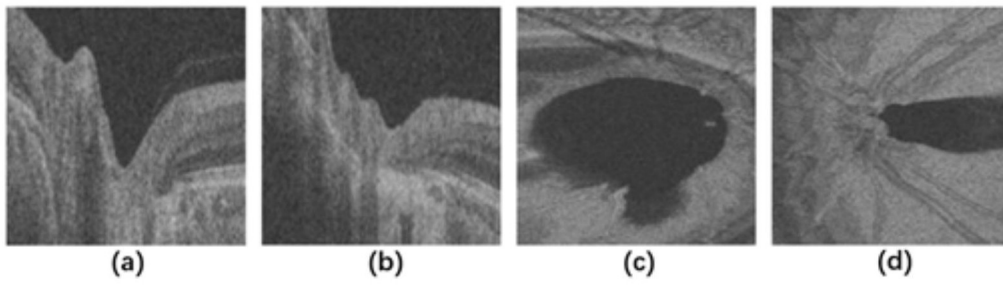


图 3

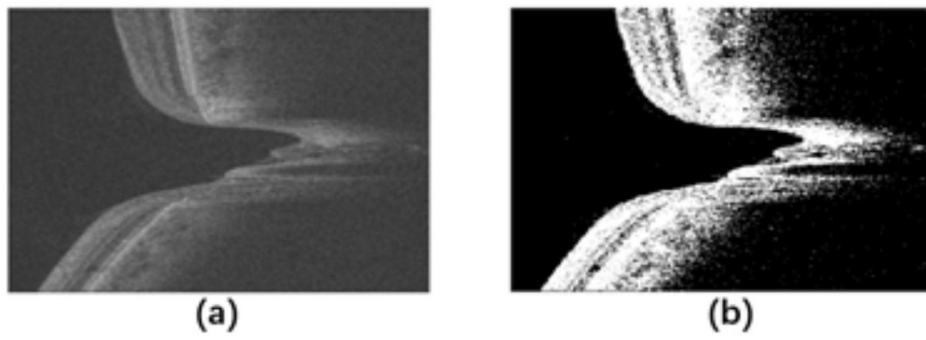


图 4