



(12) 发明专利

(10) 授权公告号 CN 118898552 B

(45) 授权公告日 2025. 02. 28

(21) 申请号 202411388988.3

G06T 5/50 (2006.01)

(22) 申请日 2024.10.08

G06T 7/30 (2017.01)

G06V 10/762 (2022.01)

(65) 同一申请的已公布的文献号

申请公布号 CN 118898552 A

(56) 对比文件

CN 110390650 A, 2019.10.29

CN 111402174 A, 2020.07.10

(43) 申请公布日 2024.11.05

(73) 专利权人 浙江大学滨江研究院

地址 310051 浙江省杭州市滨江区东信大

道66号二号楼301

专利权人 恩视微(苏州)医疗科技有限公司

审查员 朱小卫

(72) 发明人 赵鹏鹏 但迈 李思诚

(74) 专利代理机构 杭州天勤知识产权代理有限

公司 33224

专利代理师 高燕

(51) Int. Cl.

G06T 5/70 (2024.01)

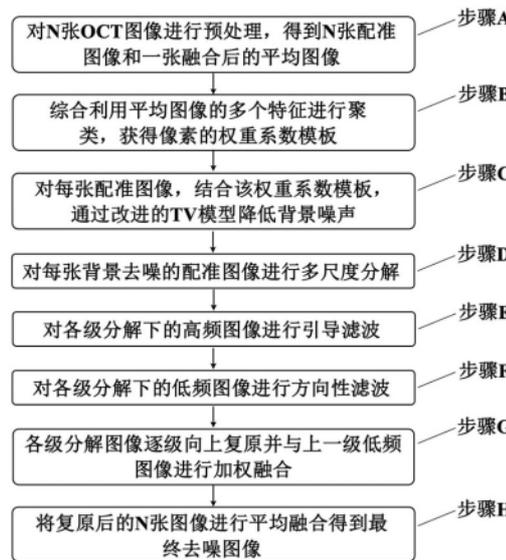
权利要求书2页 说明书9页 附图3页

(54) 发明名称

基于改进聚类的多阶段OCT图像去噪方法、设备和存储介质

(57) 摘要

本发明公开了一种基于改进聚类的多阶段OCT图像去噪方法、设备和存储介质,方法包括:将对同一位置重复扫描得到的多张原始OCT图像进行配准、平均融合得到平均图像;利用平均图像的多个特征进行聚类,获得像素的权重系数模板;通过TV模型对每张原始OCT图像的背景进行去噪,之后再行多尺度分解,分别获得各级分解下的高频图像和低频图像;对高频图像进行引导滤波,对低频图像进行方向性滤波;将各级分解图像逐级向上还原并与上一级低频图像进行加权融合,获得去噪并增强的OCT图像;将多张去噪并增强的OCT图像进行配准并平均融合,得到最终去噪的OCT图像。本发明的方法能够在有效降低图像散斑噪声的同时更大程度地保留图像中的细节信息。



1. 一种基于改进聚类的多阶段OCT图像去噪方法,其特征在于,包括:

(1) 将对同一位置重复扫描得到的多张原始OCT图像进行配准并平均融合,得到平均图像 $I_{\text{mean}}$ ;

(2) 利用平均图像 $I_{\text{mean}}$ 的多个特征进行聚类,获得像素的权重系数模板 $w_{\text{mask}}$ ;包括:

(2-1) 对平均图像 $I_{\text{mean}}$ 进行多尺度分解,得到分解后的各级低频图像和高频图像,将各级低频图像和高频图像上采样到和平均图像 $I_{\text{mean}}$ 相同分辨率;计算平均图像 $I_{\text{mean}}$ 和各级高频图像的梯度图像;

(2-2) 提取平均图像 $I_{\text{mean}}$ 、各级低频图像和高频图像、梯度图像的图像特征;

(2-3) 对提取的图像特征进行像素主成分分析,根据累积贡献率保留前n个像素主成分特征并进行聚类,将图像像素聚类为结构区域和背景区域两类,根据聚类结果计算权重系数模板 $w_{\text{mask}}$ ;

根据聚类结果计算权重系数模板 $w_{\text{mask}}$ 包括:

(i) 分别计算图像像素主成分特征与背景区域的类中心的距离 $D_0$ 、与结构区域的类中心的距离 $D_1$ ;

(ii) 计算 $\Delta d = D_0 - D_1$ ,并计算 $\Delta d$ 的相对最小值b:

$$b = \frac{\min(\Delta d)}{\max(\Delta d) - \min(\Delta d)} \quad (1)$$

(iii) 将 $\Delta d$ 归一化到区间[0-1]:

$$\Delta \bar{d} = \frac{\Delta d - \min(\Delta d)}{\max[\Delta d - \min(\Delta d)]} \quad (2)$$

(iv) 进行伽马增强,获得权重系数模板 $w_{\text{mask}}$ :

$$w_{\text{mask}} = \frac{1}{1 + e^{-k \cdot (\Delta \bar{d} - b)}} \quad (3)$$

其中, $k$ 为伽马增强系数,为大于1的常数;

(3) 结合权重系数模板 $w_{\text{mask}}$ ,通过TV模型对每张原始OCT图像的背景进行去噪;

(4) 对背景去噪后的每张原始OCT图像进行多尺度分解,分别获得各级分解下的高频图像和低频图像;

(5) 对各级分解下的高频图像进行引导滤波,对各级分解下的低频图像进行方向性滤波;

(6) 针对每张原始OCT图像,将各级分解图像逐级向上还原并与上一级低频图像进行加权融合,获得去噪并增强的OCT图像;

(7) 将多张去噪并增强的OCT图像进行配准并平均融合,得到最终去噪的OCT图像。

2. 根据权利要求1所述的基于改进聚类的多阶段OCT图像去噪方法,其特征在于,步骤(3)包括:基于最小化TV模型对每张原始OCT图像的背景进行去噪:

$$\min \left\{ \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N [I_0(i, j) - I(i, j)]^2 + \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N C \cdot (1 - w_{\text{mask}, i, j}) |\nabla I(i, j)| \right\} \quad (4)$$

式中,第一项为保真项,其中 $I_0(i, j)$ 为原始带噪图像, $I(i, j)$ 为去噪图像;第二项为总变分项, $\nabla I(i, j)$ 表示图像 $I(i, j)$ 沿水平、竖直方向的梯度绝对值之和; $C \cdot (1 - w_{\text{mask}, i, j})$

为总变分项的权重系数,  $C$  为大于1的常数;  $i$ 、 $j$  分别表示图像像素的行、列索引,  $M$ 、 $N$  表示像素的行、列总数。

3. 根据权利要求1所述的基于改进聚类的多阶段OCT图像去噪方法, 其特征在于, 步骤(5)中, 对各级分解下的高频图像进行引导滤波, 包括: 对高频图像进行高斯滤波平滑, 将高斯滤波平滑后的图像作为参考图像对高频图像进行引导滤波。

4. 根据权利要求1所述的基于改进聚类的多阶段OCT图像去噪方法, 其特征在于, 步骤(5)中, 对各级分解下的低频图像进行方向性滤波, 包括:

(1) 利用具有方向性的边缘检测算子分别提取低频图像中各像素点沿水平、竖直、斜45度和斜135度4个方向上的梯度, 将梯度绝对值最大的方向作为该像素点的主方向;

(2) 选取该像素点的周围邻域, 计算该邻域内像素主方向的方差, 与预设阈值比较:

若方差小于预设阈值, 则判定中心像素具有明显主方向, 则沿与其主方向垂直的方向取线邻域进行空域滤波;

若方差大于预设阈值, 则判定中心像素不具有明显主方向, 则直接在该邻域进行各向同性滤波。

5. 根据权利要求4所述的基于改进聚类的多阶段OCT图像去噪方法, 其特征在于, 所述的具有方向性的边缘检测算子为Sobel算子或Prewitt算子。

6. 根据权利要求1所述的基于改进聚类的多阶段OCT图像去噪方法, 其特征在于, 步骤(6)包括:

(6-1) 从最高级第K级分解图像开始, 将去噪后的低频图像和对应的高频图像向上一级第K-1级还原, 得到第K-1级还原图像  $G_{K-1,\uparrow}$ ;

(6-2) 将权重系数模板  $w_{mask}$  下采样到和  $G_{K-1}$  相同像素分辨率得  $w_{mask,\downarrow}$ ; 将  $G_{K-1,\uparrow}$  与经方向性滤波后的第K-1级分解的低频图像  $G_{K-1}$  进行加权融合, 得到融合后的第K-1级低频图像  $\hat{G}_{K-1}$ :

$$\hat{G}_{K-1} = w_{mask,\downarrow} \cdot G_{K-1} + (1 - w_{mask,\downarrow}) \cdot G_{K-1,\uparrow} \quad (5)$$

(6-3) 将  $\hat{G}_{K-1}$  与K-1级分解的高频图像向上一级第K-2级还原得到  $G_{K-2,\uparrow}$ ;

(6-4) 重复步骤(6-2)、(6-3), 逐级向上还原、融合, 直至还原到原始OCT图像尺度, 得到去噪并增强的OCT图像。

7. 一种计算机设备, 其特征在于, 包括存储器、处理器以及存储在所述存储器中并可在所述处理器上执行的计算机程序, 所述处理器执行所述计算机程序时实现权利要求1-6任一项所述的基于改进聚类的多阶段OCT图像去噪方法的步骤。

8. 一种计算机可读存储介质, 其特征在于, 其上存储有计算机程序, 所述计算机程序被处理执行时实现权利要求1-6任一项所述的基于改进聚类的多阶段OCT图像去噪方法的步骤。

## 基于改进聚类的多阶段OCT图像去噪方法、设备和存储介质

### 技术领域

[0001] 本发明涉及医学图像处理技术领域,尤其涉及一种基于改进聚类的多阶段OCT图像去噪方法、设备和存储介质。

### 背景技术

[0002] 光学相干层析成像(OCT)是一种非侵入式光学成像技术,具有无创伤、高分辨、成像速度快、探测灵敏度高等优点,已经在临床诊疗与科学研究中获得了广泛的应用。但OCT成像中存在的噪声,尤其是生物组织的高散射特性造成的散斑噪声,会导致组织内部成像不均匀、组织边缘结构不清晰等问题,严重降低图像质量,进而阻碍临床医师进行准确的病情诊断和有效治疗。因此,实现有效的OCT图像去噪,是提高OCT技术临床应用价值的重要一环。

[0003] OCT图像去噪的难点在于,需要有效去除噪声的同时最大程度保留组织结构的真实信息。目前已有许多相关的图像去噪方法,例如同时考虑邻域像素空间差异和像素值差异的双边滤波、利用全局像素结构相似性的非局部均值滤波和BM3D算法、基于梯度下降法使图像总变分(TV)项最小的TV算法(参考文献: Xu, M., Tang, C., Chen, M., et al. Texture preservation and speckle reduction in optical coherence tomography using the shearlet-based total variation algorithm. *Opt. Laser. Eng.* 122(14), 265-283, 2019.)、根据像素梯度大小来控制邻域像素扩散程度的各向异性扩散滤波、以及通过像素特征聚类将图像分为组织结构和噪声背景分别进行滤波处理的方法等(参考文献: Chen, M., Tang, C., Xu, M., et al. A clustering framework based on FCM and texture features for denoising ESPI fringe patterns with variable density. *Opt. Laser. Eng.* 119, 77-86, 2019.)。上述方法取得了较好的去噪效果,但仍然难以实现图像去噪与细节保留之间的良好平衡,特别是当图像噪声水平增加时,这些去噪方法的效果将大幅降低。

[0004] 深度学习是OCT图像去噪任务中新的强大工具,但目前多数深度学习方法仍首先需要获得与原始OCT图像相对应的去噪标签图像进行模型训练,标签图像的质量决定了最终模型输出图像的质量上限。获得标签图像数据集的一个有效方法是对同一位置重复扫描得到多张图像(或取相邻位置结构相似的多张图像)进行配准后平均融合作为标签图像(参考文献: Geng M. F., Meng X. X., Zhu L., et al. Triplet cross-fusion learning for unpaired image denoising in optical coherence tomography. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 41(11), 2022.)。由于测量过程噪声分布是随机的,因此平均融合方法能够一定程度降低图像噪声并更大程度保留组织微细结构、纹理等细节信息,但该方法的不足在于获得一张质量较好的去噪标签图像需要大量重复测量的图像,增加了获取数据集的难度。研究者(参考文献: Xu M., Tang C., Hao F., et al. Texture preservation and speckle reduction in poor optical coherence tomography using the convolutional neural network. *Med. Image Anal.*, 64, 101727, 2020.)也提出

依次通过TV算法降低图像噪声、通过扩散模型增强结构边缘和纹理、最后通过像素特征聚类将图像划分为组织结构和噪声背景并对背景像素置零的递进式处理方法,但该方法仍存在组织结构和微小细节被过度平滑的缺点,且像素聚类会导致结构的边界区域产生明显的界限。

[0005] 当前的各种传统OCT图像去噪技术难以实现图像去噪与细节保留之间的良好平衡,图像中噪声被降低的同时,原本的组织结构信息往往也会受到不同程度地破坏,比如,组织边缘结构会被过度平滑而变得模糊,一些微细结构、纹理等重要细节信息被丢失;当前聚类方法对原始OCT图像进行聚类,并直接根据聚类结果来区分图像中背景区域和组织结构,即一个像素要么被划分为背景区域要么划分为组织结构,该方法容易将图像中一些弱组织结构错误划分为背景噪声,从而在后续的去噪处理中被平滑或置零而丢失细节信息,并且,硬性地将像素划分为结构和背景分别进行处理也易在结构的边界区域产生明显的界限;多张平均融合方法需要大量重复测量的图像(一般需要超过50张)实现去噪,这增加了获取数据集的难度,以及过多的图像数量也增加了对图像配准精度的要求,当配准结果存在误差时,多张平均融合不仅无法有效去除噪声反而还会引入虚假的组织结构伪影,降低去噪图像的可靠性。

## 发明内容

[0006] 本发明提供了一种基于改进聚类的多阶段OCT图像去噪方法,能够在有效降低图像散斑噪声的同时更大程度地保留图像中微细结构、纹理等细节信息。

[0007] 本发明的技术方案如下:

[0008] 第一方面,本发明提供了一种基于改进聚类的多阶段OCT图像去噪方法,包括:

[0009] (1)将对同一位置重复扫描得到的多张原始OCT图像进行配准并平均融合,得到平均图像 $I_{\text{mean}}$ ;

[0010] (2)利用平均图像 $I_{\text{mean}}$ 的多个特征进行聚类,获得像素的权重系数模板 $w_{\text{mask}}$ ;

[0011] (3)结合权重系数模板 $w_{\text{mask}}$ ,通过TV模型对每张原始OCT图像的背景进行去噪;

[0012] (4)对背景去噪后的每张原始OCT图像进行多尺度分解,分别获得各级分解下的高频图像和低频图像;

[0013] (5)对各级分解下的高频图像进行引导滤波,对各级分解下的低频图像进行方向性滤波;

[0014] (6)针对每张原始OCT图像,将各级分解图像逐级向上还原并与上一级低频图像进行加权融合,获得去噪并增强的OCT图像;

[0015] (7)将多张去噪并增强的OCT图像进行配准并平均融合,得到最终去噪的OCT图像。

[0016] 本发明在对图像进行平均融合之前,先分别针对性地对每张图像中背景噪声和组织结构进行处理,包括降低背景区域和组织结构区域的噪声以及增强组织结构边缘和纹理,最后再将增强后的图像进行平均融合,获得高质量的去噪OCT图像。

[0017] 步骤(2)包括:

[0018] (2-1)对平均图像 $I_{\text{mean}}$ 进行多尺度分解,得到分解后的各级低频图像和高频图像,将各级低频图像和高频图像上采样到和平均图像 $I_{\text{mean}}$ 相同分辨率;计算平均图像 $I_{\text{mean}}$ 和各级高频图像的梯度图像;

[0019] (2-2) 提取平均图像 $I_{\text{mean}}$ 、各级低频图像和高频图像、梯度图像的图像特征；

[0020] (2-3) 对提取的图像特征进行像素主成分分析,根据累积贡献率保留前 $n$ 个像素主成分特征并进行聚类,将图像像素聚类为结构区域和背景区域两类,根据聚类结果计算权重系数模板 $w_{\text{mask}}$ 。

[0021] 进一步的,根据聚类结果计算权重系数模板 $w_{\text{mask}}$ 包括:

[0022] (i) 分别计算图像像素主成分特征与背景区域的类中心的距离 $D_0$ 、与结构区域的类中心的距离 $D_1$ ;

[0023] (ii) 计算 $\Delta d = D_0 - D_1$ ,并计算 $\Delta d$ 的相对最小值 $b$ :

$$[0024] \quad b = \frac{|\min(\Delta d)|}{[\max(\Delta d) - \min(\Delta d)]} \quad (1)$$

[0025] (iii) 将 $\Delta d$ 归一化到区间[0-1]:

$$[0026] \quad \Delta \bar{d} = [\Delta d - \min(\Delta d)] / \max[\Delta d - \min(\Delta d)] \quad (2)$$

[0027] (iv) 进行伽马增强,获得权重系数模板 $w_{\text{mask}}$ :

$$[0028] \quad w_{\text{mask}} = 1 / \left[ 1 + e^{-k \cdot (\Delta \bar{d} - b)} \right] \quad (3)$$

[0029] 其中, $k$ 为伽马增强系数。

[0030] 为了更好地区分组织结构和背景区域,本发明综合利用平均融合图像及其各级多尺度分解图像的特征信息先进行像素聚类,再计算像素特征与两个类中心的距离之差,通过归一化、伽马增强最终获得反映各像素所表征组织结构和背景噪声的权重系数模板。该权重系数模板的好处是,像素没有被硬性地划分为结构或背景,而是被赋予范围[0,1]间的权重系数,权重系数越接近1表明该像素越多表征组织结构信息,反之则越多表征背景噪声。基于该权重系数模板可以在后续处理中分别针对组织结构、背景噪声以及弱边界等进行不同程度地去噪,并且不会在结构的边界区域产生明显的界限,进而实现去噪与细节保留之间的良好平衡。

[0031] 步骤(3)包括:基于最小化TV模型对每张原始OCT图像的背景进行去噪:

$$[0032] \quad \min \left\{ \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N [I_0(i, j) - I(i, j)]^2 + \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N C \cdot (1 - w_{\text{mask}, i, j}) |\nabla I(i, j)| \right\} \quad (4)$$

[0033] 式中,第一项为保真项;第二项为总变分项,其中 $I_0(i, j)$ 为原始带噪图像, $I(i, j)$ 为去噪图像, $\nabla I(i, j)$ 表示图像 $I(i, j)$ 沿水平、垂直方向的梯度绝对值之和,

$C \cdot (1 - w_{\text{mask}, i, j})$ 为总变分项的权重系数, $C$ 为大于1的常数。

[0034] 本发明将上述产生的权重系数模板作为TV方法中总变分项的权重系数,对背景像素的TV项赋予更大的权重系数,对组织结构像素的TV项赋予更小的权重系数(等价于增强其保真项权重)。由此带来的好处是,可以更好地针对性地去除背景噪声,最大程度地保留图像结构细节信息。

[0035] 步骤(2)和步骤(4)中,所述的多尺度分解为拉普拉斯金字塔分解。所述的高频图像为拉普拉斯图像,所述的低频图像为高斯图像。

[0036] 步骤(5)中,对各级分解下的高频图像进行引导滤波,改善多尺度分解下各级高频图像中组织边缘结构处的噪声;对各级分解下的低频图像进行方向性滤波,降低多尺度分解下各级低频图像中组织结构区域的噪声并增强结构的边缘和纹理。

[0037] 对各级分解下的高频图像进行引导滤波,包括:对高频图像进行高斯滤波平滑,将高斯滤波平滑后的图像作为参考图像对高频图像进行引导滤波。

[0038] 对各级分解下的低频图像进行方向性滤波,包括:

[0039] (1) 利用具有方向性的边缘检测算子分别提取低频图像中各像素点沿水平、竖直、斜45度和斜135度4个方向上的梯度,将梯度绝对值最大的方向作为该像素点的主方向;

[0040] (2) 选取该像素点的周围邻域,计算该邻域内像素主方向的方差,与预设阈值比较:

[0041] 若方差小于预设阈值,则判定中心像素具有明显主方向,则沿与其主方向垂直的方向取线邻域进行空域滤波;

[0042] 若方差大于预设阈值,则判定中心像素不具有明显主方向,则直接在该邻域进行各向同性滤波。

[0043] 本发明通过方向性滤波方法来处理图像多尺度分解下的低频图像,其有三个关键特征,一是通过方向性边缘检测算子提取的梯度最大值所在方向来确定像素的主方向;二是通过像素邻域内的方差阈值判断筛选出具有明显主方向的像素(即组织边缘结构像素);三是对具有明显主方向的像素沿垂直主方向的方向进行线邻域滤波,对无明显主方向的像素进行各向同性滤波。该方向性滤波方法的好处是:能够有效改善组织结构区域的噪声并增强组织边缘和纹理,同时避免对背景噪声进行方向性滤波以防止造成图像异常的纹理结构。

[0044] 所述的具有方向性的边缘检测算子为Sobel算子或Prewitt算子。

[0045] 进一步的,所述的预设阈值为0.83。

[0046] 步骤(6)中,从最高级分解图像开始,逐级将经过引导滤波的高频图像和经过方向性滤波的低频图像向上一级还原,将每一级还原图像与原上一级低频图像进行加权融合,直至还原到原始图像分辨率,获得去噪并增强的OCT图像。

[0047] 步骤(6)包括:

[0048] (6-1) 从最高级第K级分解图像开始,将去噪后的低频图像和对应的高频图像向上一级第K-1级还原,得到第K-1级还原图像  $G_{K-1,\uparrow}$ ;

[0049] (6-2) 将权重系数模板  $w_{mask}$  下采样到和  $G_{K-1}$  相同像素分辨率得  $W_{mask,\downarrow}$ ;

$G_{K-1,\uparrow}$  与经方向性滤波后的第K-1级分解的低频图像  $G_{K-1}$  进行加权融合,得到融合后的第K-1级低频图像  $\hat{G}_{K-1}$ :

$$[0050] \quad \hat{G}_{K-1} = w_{mask,\downarrow} \cdot G_{K-1} + (1 - w_{mask,\downarrow}) \cdot G_{K-1,\uparrow} \quad (5)$$

[0051] (6-3) 将  $\hat{G}_{K-1}$  与K-1级分解的高频图像向上一级第K-2级还原得到  $G_{K-2,\uparrow}$ ;

[0052] (6-4) 重复步骤(G-2)、(G-3),逐级向上还原、融合,直至还原到原始OCT图像尺度,得到去噪并增强的OCT图像。

[0053] 最后,将多张去噪并增强的OCT图像进行配准并平均融合,得到最终去噪的OCT图像。

[0054] 多张可以为5-10张。

[0055] 本发明的多阶段OCT图像去噪方法,在对图像进行平均融合之前,先分别针对性地对每张图像中背景噪声和组织结构进行处理,包括降低背景区域和组织结构区域的噪声以及增强组织结构边缘和纹理,最后再将增强后的图像进行平均融合,获得高质量的去噪OCT图像。

[0056] 为了合理地区分组织结构和背景区域,本发明首先将少数张带噪图像配准后平均融合得到一张平均图像,综合该平均图像的多个特征进行聚类,获得各像素所表征组织结构和背景噪声的权重系数模板。在针对背景噪声的处理中,通过TV算法结合上述权重系数模板针对性地去除背景噪声并最大程度保留图像中结构细节信息。针对组织的处理中,在图像多尺度分解框架下对高频图像进行引导滤波改善边缘结构处的噪声,对低频图像进行方向性滤波改善组织内部区域的噪声并增强组织边缘结构。在此基础上将处理后的少数张图像进行平均融合进一步改善组织结构区域的噪声,最终获得高质量的去噪OCT图像。

[0057] 第二方面,本发明还提供了一种计算机设备,包括存储器、处理器以及存储在所述存储器中并可在所述处理器上执行的计算机程序,所述处理器执行所述计算机程序时实现所述的基于改进聚类的多阶段OCT图像去噪方法的步骤。

[0058] 第三方面,本发明还提供了一种计算机可读存储介质,其上存储有计算机程序,所述计算机程序被处理执行时实现所述的基于改进聚类的多阶段OCT图像去噪方法的步骤。

[0059] 与现有技术相比,本发明的有益效果为:

[0060] (1) 相比直接平均融合方法,本发明的技术方案仅需要更少的图像张数就能获得更高质量的标签图像,所需重复测量的OCT图像数量可降低超过5倍;

[0061] (2) 相比单张图像增强方法,本发明的技术方案能够在有效降低图像散斑噪声的同时更大程度地保留图像中微细结构、纹理等细节信息。综合来看,本发明技术方案获得的标签图像在信噪比、对比度、边缘保留指数等图像评价指标上的综合表现要优于现有方案。

## 附图说明

[0062] 图1是本发明多阶段OCT图像去噪方法的整体流程示意图。

[0063] 图2是本发明对OCT图像进行预处理获得平均图像的示意图。

[0064] 图3是本发明根据聚类结果计算权重系数模板的示意图。

[0065] 图4是本发明对低频图像进行方向性滤波的流程示意图。

[0066] 图5是本发明将各级分解滤波后的图像向上还原的过程示意图。

[0067] 图6是本发明一个去噪实例与其他现有方案的去噪效果对比图。

## 具体实施方式

[0068] 下面结合附图和实施例对本发明作进一步详细描述,需要指出的是,以下所述实施例旨在便于对本发明的理解,而对其不起任何限定作用。

[0069] 本发明多阶段OCT图像去噪方法的整体流程如图1所示,包括以下步骤:

[0070] (A) 对多张OCT图像进行预处理,得到多张配准图像和一张融合后的平均图像  $I_{\text{mean}}$ 。

[0071] 具体实施方式中,以同一位置重复测量的5张OCT图像为例,以其中第一张图像为参考进行图像配准,将配准后的5张图像进行平均融合,融合后的平均图像  $I_{\text{mean}}$  如图2所示。

[0072] (B) 综合利用平均图像  $I_{\text{mean}}$  的多个特征进行聚类,获得像素的权重系数模板,该权重系数模板将在后续用于(1)步骤C背景去噪过程中TV模型的权重系数;(2)步骤E中多尺度分解图像向上还原进行加权融合时的权重系数。

[0073] 对该平均图像  $I_{\text{mean}}$  进行多尺度分解,具体实施方式中图像多尺度分解以拉普拉斯金字塔分解为例,对图像进行两级分解,将获得原始平均图像  $I_{\text{mean}}$ 、1级分解的高斯图像及对应的拉普拉斯图像、2级分解的高斯图像及对应的拉普拉斯图像。将所有图像上采样到和  $I_{\text{mean}}$  相同的像素分辨率,并计算  $I_{\text{mean}}$  和各级高斯图像的梯度图像,共得到7幅与  $I_{\text{mean}}$  相关的特征图像,将上述图像以列向量形式展开,即每一个像素有7个特征。这里使用上述特征进行聚类的原因是,平均图像及其各级分解图像综合了多张配准图像在不同尺度的特征并且一定程度上抑制了噪声,因此使用上述特征能更好的区分组织结构和背景,并且能降低噪声对聚类结果的干扰。

[0074] 对提取的上述特征进行主成分分析,保留累积贡献率超过90%的前n个主成分特征进行聚类,将图像像素聚类为两类。具体实施方式中,使用的聚类方法以K均值聚类为例,聚类结果中包含更多结构区域的类标记为1,包含更多背景区域的类标记为0。本发明不直接以聚类的结果来硬性划分组织结构和背景噪声,而是根据各像素的主成分特征与两个类中心的距离之差计算一个权重系数模板  $w_{\text{mask}}$ 。图3所示为一像素  $p$  的主成分与两个类中心的距离示意图,距离之差  $D_0 - D_1$  越大表明该像素在两类中越靠近类中心1,即该像素更倾向于表征组织结构而非背景噪声,反之,  $D_0 - D_1$  越小表明该像素更倾向于表征背景噪声而非组织结构。通过对距离差进行归一化、伽马增强,最终得到数值范围为  $[0, 1]$  的权重系数模板  $w_{\text{mask}}$ , 权重系数越接近1表明该像素值更多表征组织结构信息,越接近0表明该像素值更多表征背景噪声信息。

[0075] 上述根据聚类结果计算权重系数模板  $w_{\text{mask}}$  的具体步骤为:

[0076] (1)、分别计算图像像素主成分特征与两个聚类中心的距离  $D_0$  (与聚类中心0的距离) 和  $D_1$  (与聚类中心1的距离),距离采用  $L_2$  范数来计算;计算像素距离之差  $\Delta d = D_0 - D_1$ ;

[0077] (2)、计算  $\Delta d$  的相对最小值  $b$ ,

$$[0078] \quad b = \frac{|\min(\Delta d)|}{[\max(\Delta d) - \min(\Delta d)]} \quad (1)$$

[0079] (3)、将  $\Delta d$  归一化到区间  $[0-1]$ ;

$$[0080] \quad \Delta \bar{d} = \frac{[\Delta d - \min(\Delta d)]}{\max[\Delta d - \min(\Delta d)]} \quad (2)$$

[0081] (4)、进行伽马增强,获得最终的权重系数模板:

$$[0082] \quad w_{\text{mask}} = \frac{1}{\left[1 + e^{-k \cdot (\Delta \bar{d} - b)}\right]} \quad (3)$$

[0083] 其中  $k$  为伽马增强系数,设定为大于1的常数(比如12)。上述权重系数模板的好处是,可以在后续处理中分别针对图像中组织结构、背景噪声以及弱边界等进行不同程度地

去噪,并且不会在结构的边界区域产生明显的界限,进而实现去噪与细节保留之间的良好平衡。

[0084] (C)对每张配准图像,结合该权重系数模板,通过改进的TV模型降低背景噪声。

[0085] 该权重系数模板首先用于针对图像背景的去噪。去噪处理基于如下TV最小化模型,

$$[0086] \quad \min \left\{ \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N [I_0(i, j) - I(i, j)]^2 + \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N C \cdot (1 - w_{mask, i, j}) |\nabla I(i, j)| \right\} \quad (4)$$

[0087] 式(4)中第一项为保真项,其中 $I_0(i, j)$ 为原始带噪图像, $I(i, j)$ 为去噪图像;第二项为总变分项, $\nabla I(i, j)$ 表示图像 $I(i, j)$ 沿水平、竖直方向的梯度绝对值之和; $C \cdot (1 - w_{mask, i, j})$ 为总变分项的权重系数, $C$ 为大于1的常数(比如15); $i, j$ 分别表示图像像素的行、列索引, $M, N$ 表示像素的行、列总数。

[0088] 本方案中,背景像素的TV项被赋予更大的权重系数以更好地去除背景噪声,而组织结构像素的TV项将被赋予更小的权重系数,即增强保真项权重,以更大程度地保留原本结构细节。

[0089] (D)对经上述TV去噪后的每张OCT图像进行图像多尺度分解,获得各级分解下的高频图像和低频图像,以便后续步骤(E)、(F)能在不同图像尺度上进行处理,以实现更有效地降低组织结构区域噪声并增强边缘和纹理。

[0090] 具体实施方式中以图像拉普拉斯金字塔分解为例,对图像进行两级分解,得到原始图像1级分解的高斯图像 $G_1$ 及对应的拉普拉斯图像 $L_0$ ,2级分解的高斯图像 $G_2$ 和对应的拉普拉斯图像 $L_1$ 。

[0091] (E)对各级分解下的高频图像进行引导滤波,改善多尺度分解下各级高频图像中组织边缘结构处的噪声。

[0092] 其中,针对每一级分解下的拉普拉斯图像,首先对其进行 $3 \times 3$ 模板的高斯滤波平滑,将高斯平滑后的图像作为参考图像对拉普拉斯图像进行引导滤波。上述步骤能够改善高频拉普拉斯图像中组织边缘结构的噪声。

[0093] (F)对各级分解下的低频图像进行方向性滤波,降低多尺度分解下各级低频图像中组织结构区域的噪声并增强结构的边缘和纹理。

[0094] 针对每一级分解下的高斯图像,进行方向性滤波。方向性滤波具体过程如图4所示。首先利用具有方向性的边缘检测算子(如Sobel算子、Prewitt算子)确定各像素点的主方向,主方向包括水平、竖直、斜45度和斜135度4个方向,4个方向分别标注为1、2、3、4。图4虚线框中分别为4个方向对应的Sobel检测算子,将对应算子与中心像素 $3 \times 3$ 邻域卷积获得该中心像素沿4个方向上的梯度,将梯度绝对值最大的方向作为该中心像素点的主方向。

[0095] 上述方向检测会为每个像素都确定一个主方向,但实际上只有组织的边缘和纹理结构具有明显方向性需要进行方向性滤波,而噪声是没有方向性的不应该进行方向性滤波,因此需要首先判断该中心像素是否具有明显主方向。可以利用邻域内像素主方向的方差来判定。该方差越小说明该邻域内主方向越集中,因而该中心像素更大概率具有明显主方向;反之说明该中心像素更大概率没有明显主方向。可以设置一个方差阈值0.83,其设定

的依据为:当主方向完全无序时,4个主方向出现的概率是相等的,即主方向标值1、2、3、4均匀分布,对应的方差是为1.67,将方差阈值设为该值的一半,表明主方向存在一定有序性。将中心像素点周围邻域(例如 $5 \times 5$ 邻域)主方向的方差与预设方差阈值比较,若方差小于预设阈值,则判定该中心像素具有明显主方向,则沿与其主方向垂直的方向取线邻域进行空域滤波(例如但不限于 $1 \times 5$ 线邻域高斯滤波);若方差大于预设阈值,则判定该中心像素不具有明显主方向,则直接在该邻域进行各向同性滤波(例如但不限于 $5 \times 5$ 邻域高斯滤波)。

[0096] 所述方向性滤波方法可以带来两方面好处:一是主方向判定可以准确地提取组织边缘结构像素的方向性,进而通过方向性滤波能够有效降低组织结构区域噪声并增强边缘和纹理;二是通过方差阈值判断可以有效避免对背景噪声进行方向性滤波,防止造成图像异常的纹理结构。

[0097] (G) 各级分解图像逐级向上还原并与上一级低频图像进行加权融合。

[0098] 图5所示为将各级分解滤波后的图像向上还原的过程。

[0099] 从最高级分解图像开始,逐级将经过引导滤波的拉普拉斯图像和经过方向性滤波的高斯图像向上一级还原,将每一级还原图像与原上一级高斯图像进行加权融合,直至还原到原始图像分辨率加权融合的权重系数为像素聚类生成的权重系数模板 $w_{mask}$ ,将其下采样到和 $G_k$ 相同的像素分辨率,表示为 $W_{mask, \downarrow}$ 。

[0100] (G-1) 以第 $k$ 级分解图像为例,从最高级(第 $K$ 级)分解图像开始,将去噪后的低频图像和对应的高频图像向上一级(第 $K-1$ 级)还原得到 $G_{K-1, \uparrow}$ ;

[0101] (G-2) 将第 $K-1$ 级还原图像与去噪后的原 $K-1$ 级分解的低频图像进行加权融合:

$$[0102] \quad \hat{G}_{K-1} = w_{mask, \downarrow} \cdot G_{K-1} + (1 - w_{mask, \downarrow}) \cdot G_{K-1, \uparrow} \quad (5)$$

[0103] 式中, $G_{K-1}$ 为经方向性滤波后的原 $K-1$ 级分解的低频图像, $G_{K-1, \uparrow}$ 为第 $K-1$ 级还原图像, $\hat{G}_{K-1}$ 为融合后的第 $K-1$ 级低频图像, $W_{mask, \downarrow}$ 为将步骤(B)生成的权重系数模板 $w_{mask}$ 下采样到和 $G_{K-1}$ 相同像素分辨率;

[0104] (G-3) 将融合后的图像 $\hat{G}_{K-1}$ 与原 $K-1$ 级分解的高频图像向上一级(第 $K-2$ 级)还原得到 $G_{K-2, \uparrow}$ ;

[0105] (G-4) 重复步骤(G-2)、(G-3)逐级向上还原、融合,直至还原到原图尺度,得到去噪并增强的OCT图像。

[0106] (H) 将还原后的多张图像进行平均融合得到最终去噪图像。

[0107] 最后将5张去噪并增强后的OCT图像进行平均融合,得到最终的去噪图像。

[0108] 图6所示为本发明的一个去噪实例以及与其他现有方案的去噪效果对比。该实例使用的是同一位置连续测量的眼底OCT图像,本发明使用5张测量图像进行去噪,对比的去噪方法为配准平均方法(50张测量图像)、非局部均值滤波(NLM, 参考文献:J. Aum, J. H. Kim, and J. Jeong. Effective speckle noise suppression in optical coherence tomography images using nonlocal means denoising filter with double Gaussian anisotropic kernels, *Appl. Opt.*, 54(13), 43-50, 2015.)、三维块匹配滤波(BM3D,参

考文献:B. Chong and Y. K. Zhu. Speckle reduction in optical coherence tomography images of human finger skin by wavelet modified BM3D filter, *Opt. Commun.*, 291, 461-469, 2013.)、Xu等人提出的深度学习方法(OCTNet, 参考文献:M. Xu, C. Tang, F. Hao, et al. Texture preservation and speckle reduction in poor optical coherence tomography using the convolutional neural network, *Med. Image Anal.*, 64, 101727, 2020.)。从结果来看,本发明能够更好地实现有效降低噪声的同时最大程度保留结构细节,如图6箭头标识的局部区域的细节放大图所示。从表1可以看出,本发明获得的去噪图像在信噪比(SNR)、对比度(CNR)和等效视数(ENL)三个指标上均最优,在边缘保留指数(EPI)方面,虽然NLM方法得到的去噪图像EPI指标最高,但图像中大部分噪声也没有被有效去除,本发明的EPI指标仅略低于50张配准平均的效果,但本发明仅需要使用5张带噪图像,大幅降低了对测量和配准的要求。因此综合来看,本发明相比现有方案是更优的。

[0109] 表1 本发明和其他去噪方案的图像评价指标对比

[0110]

方法	SNR	CNR	ENL	EPI
NLM	25.26±0.55	3.94±0.65	39.45±10.38	0.585±0.008
BM3D	34.51±2.83	6.55±0.67	42.56±16.41	0.165±0.023
OCTNet	41.41±3.01	8.56±0.64	96.89±25.91	0.143±0.021
平均(50张)	34.44±0.31	6.41±0.96	67.70±15.16	0.301±0.001
本发明	42.10±1.27	8.78±0.98	119.9±20.82	0.263±0.001

[0111] 以上所述的实施例对本发明的技术方案和有益效果进行了详细说明,应理解的是以上所述仅为本发明的具体实施例,并不用于限制本发明,凡在本发明的原则范围内所做的任何修改、补充和等同替换等,均应包含在本发明的保护范围之内。

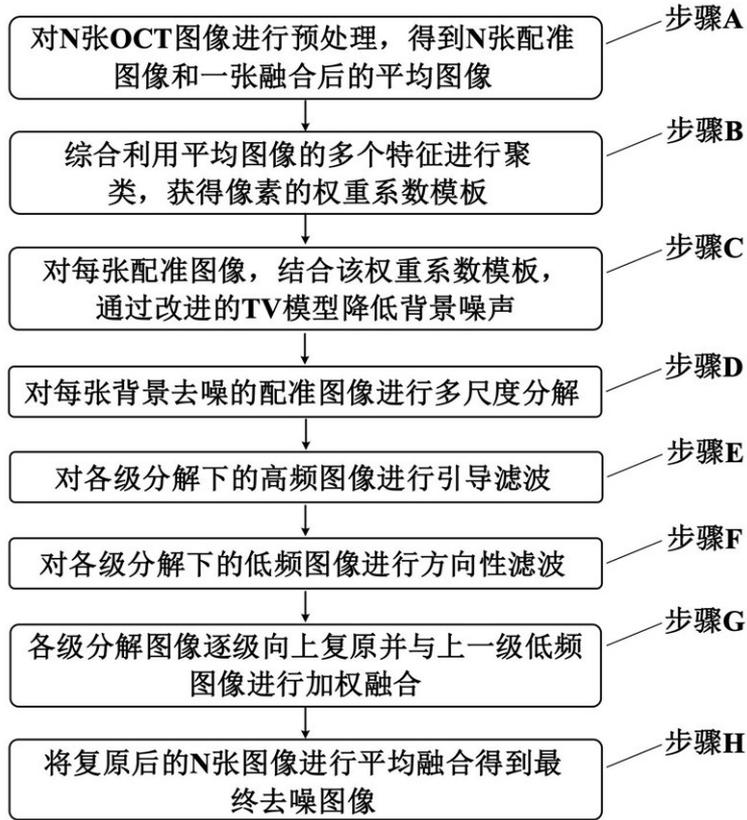


图 1

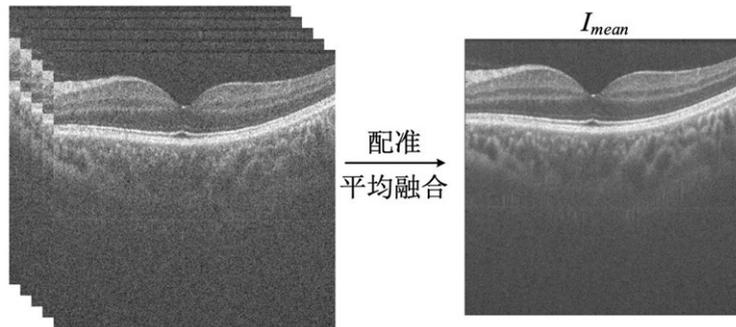


图 2

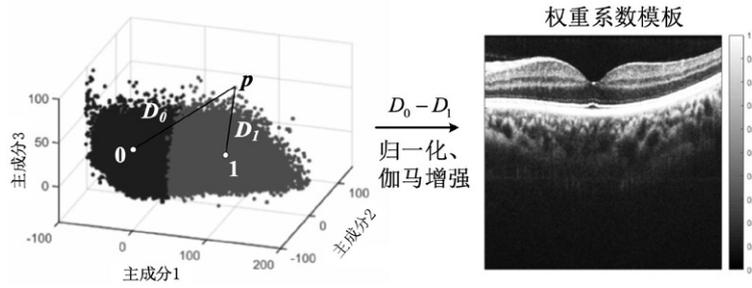


图 3

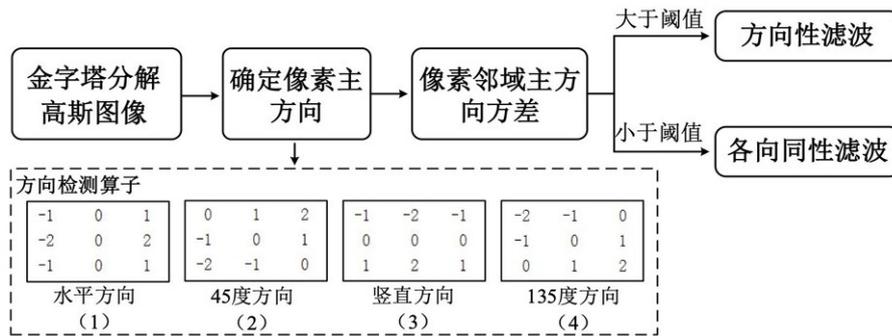


图 4

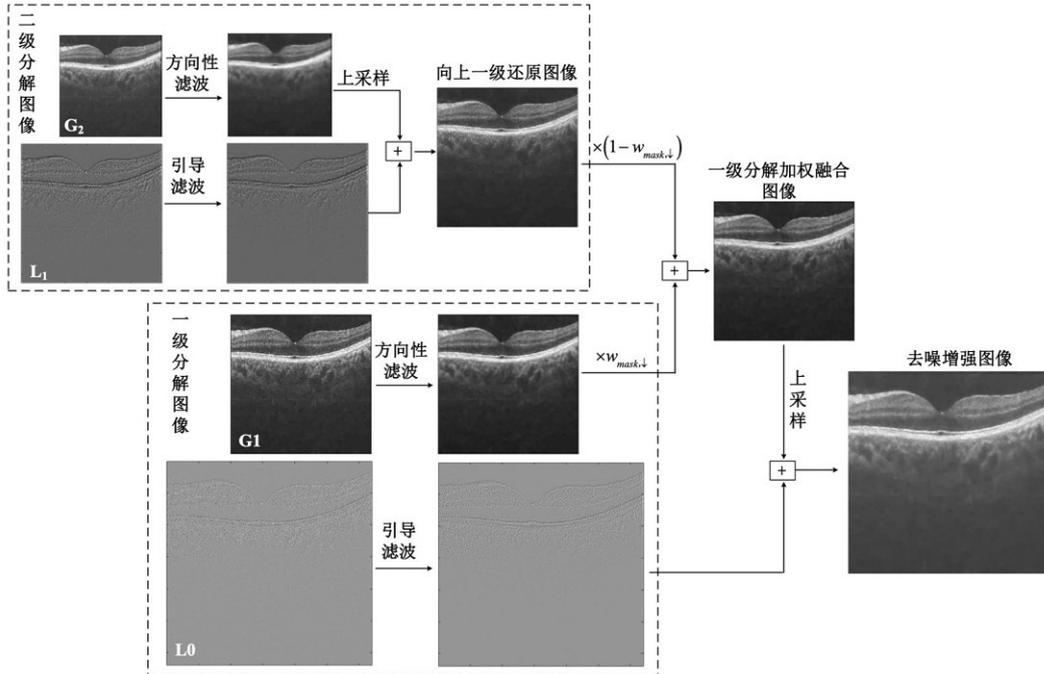


图 5

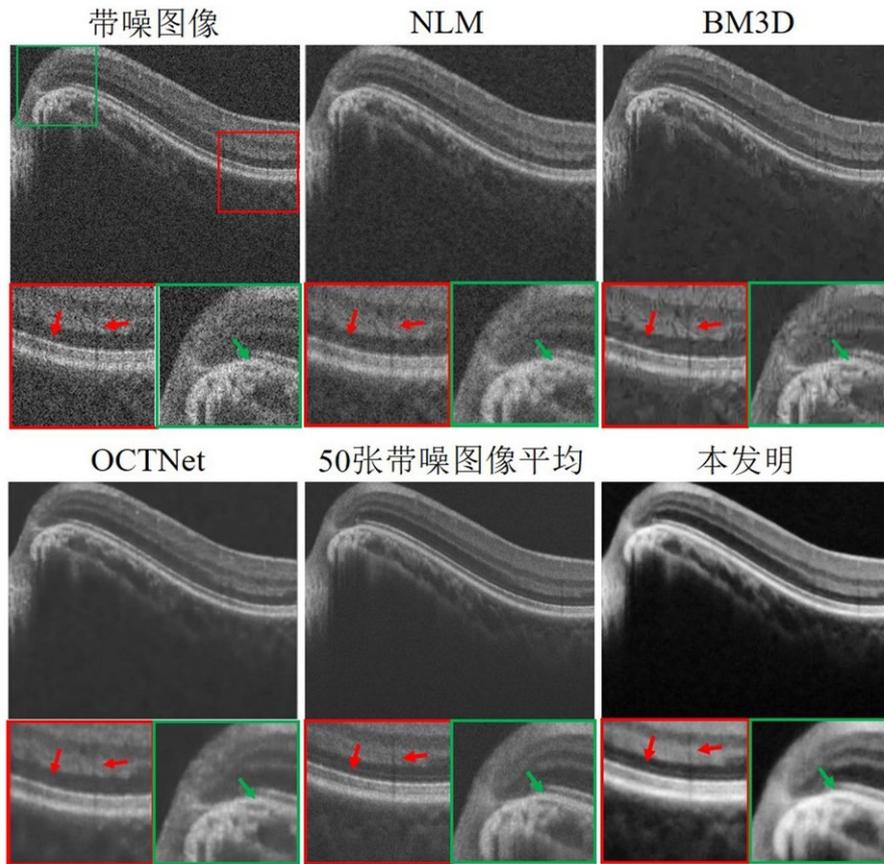


图 6