

# 光热光学相干层析成像中基于小波变换的旋转核变换去噪算法

黄伟源<sup>1</sup>, 吴家怡<sup>1</sup>, 任汉宏<sup>1</sup>, 吴南寿<sup>1</sup>, 魏波<sup>1</sup>, 唐志列<sup>1,2\*</sup>

<sup>1</sup>华南师范大学物理与电信工程学院, 广东 广州 510006;

<sup>2</sup>华南师范大学国家级物理学科基础课实验教学示范中心, 广东 广州 510006

**摘要** 针对光热光学相干层析(PT-OCT)三维图像中有不同类型的散斑噪声,采用改进的旋转核算法对其进行抑制。首先对 PT-OCT 图像进行小波分解,获得 4 个不同频带的子图像;然后利用最大类间方差算法分离低频近似子图像的前景和背景,并对其进行分段增强,使用改进的 RKT 算法分别对水平、垂直和对角三个方向的高频细节图像进行滤波;最后对增强处理后的低频近似图像与三个旋转核滤波后的高频细节图像进行线性增强,再对其进行重构,得到去噪后的图像。所提算法对于大脑等复杂组织的血管造影截面图像和在不同深度的切片层析图像,能够有效降低 PT-OCT 图像血管间的散斑噪声,比经典的 RKT 算法的方均根误差平均降低 27.16,平均峰值信噪比提高 3.68 dB,从而提高血管造影的质量。

**关键词** 图像处理; 图像去噪; 光学相干层析成像; 散斑噪声; 小波变换; 旋转核变换

中图分类号 TP751

文献标志码 A

doi: 10.3788/LOP57.221005

## Rotating Kernel Transformation Denoising Algorithm Based on Wavelet Transform in Photothermal Optical Coherence Tomography

Huang Weiyuan<sup>1</sup>, Wu Jiayi<sup>1</sup>, Ren Hanhong<sup>1</sup>, Wu Nanshou<sup>1</sup>, Wei Bo<sup>1</sup>, Tang Zhilie<sup>1,2\*</sup>

<sup>1</sup>*School of Physics and Telecommunication Engineering, South China Normal University, Guangzhou, Guangdong 510006, China;*

<sup>2</sup>*Exemplary Center for Experiment Teaching of Basic Courses in Physics, South China Normal University, Guangzhou, Guangdong 510006, China*

**Abstract** In view of the different types of speckle noise in the photothermal optical coherence tomography (PT-OCT) three-dimensional image, an improved rotating kernel algorithm is used to suppress them. First, the PT-OCT images are decomposed by wavelet, and four sub-images with different frequency bands are obtained. Then, the foreground and background of the low-frequency approximation sub-images are separated by the maximum between-class variance algorithm, and the segmented enhancement is performed. The improved RKT algorithm is used to filter the high frequency detailed images in horizontal, vertical and diagonal directions respectively. Finally, the low frequency approximate image and the high frequency detail image after three rotating core filtering are linearly enhanced, and then reconstructed to obtain the de-noised image. The proposed algorithm can effectively reduce the speckle noise between vessels in PT-OCT images for angiographic cross section images of brain and other complex tissues and section tomography images at different depths. Compared with the classical RKT algorithm, the square-root mean error is reduced by 27.16 on average, and the average peak signal-to-noise ratio is increased by 3.68 dB, which can improve the quality of angiography imaging.

**Key words** image processing; image denoising; optical coherence tomography; speckle noise; wavelet transform; rotating kernel transformation

**OCIS codes** 100.2960; 100.7410; 110.4500

收稿日期: 2020-02-03; 修回日期: 2020-03-25; 录用日期: 2020-03-30

基金项目: 国家自然科学基金(61575067)

\*E-mail: tangzhl@scun.cdu.com

# 1 引言

光学相干层析成像(OCT)技术<sup>[1]</sup>是一种基于迈克尔逊干涉仪中参考臂和样品臂的两束相干光干涉的非侵入式成像技术,其可以用来获取生物组织结构<sup>[2-3]</sup>,被广泛应用在眼科和皮肤科等疾病的诊断与治疗中<sup>[4-5]</sup>。散斑噪声对OCT系统的成像质量有负面影响,阻碍OCT系统在医学影像的后期分析处理及病理临床诊断中的应用,因此在OCT的各项研究中,消除散斑噪声是目前的研究热点之一<sup>[4, 6]</sup>。散斑是因待检测样品中存在大量的散射颗粒,照射在待检测样品上的入射光被生物组织内的散射颗粒所散射,造成不同粒子面元散射的光振动在空间中相遇而发生干涉叠加,形成具有无规则分布且颗粒状结构的衍射图样<sup>[7-8]</sup>。散斑的形成与OCT系统和待检测样品等因素均有密切关系<sup>[9]</sup>,由此可见散斑存在于OCT系统所获得的图像中<sup>[10-12]</sup>。

基于频域OCT的光热光学相干层析成像(PT-OCT)系统,其血管造影原理是依据静态组织和动态血流对泵浦光的吸收效应以区分静态组织和动态血红细胞,在观测和成像等领域具有广阔的应用前景<sup>[13]</sup>。现代社会中,脑部疾病如缺血性脑卒中和脑瘤等时刻威胁着人们的健康。相较于人体的皮肤和耳朵等组织,脑部组织含有丰富复杂的网状血管结构,许多脑部血管呈纵向分布,因此当医生检查脑部疾病时,常常需要结合脑部病变的横向位置和纵向位置才能够快速而准确地对病变区域进行诊断和治疗。由于PT-OCT系统探测的信号强度会受到大量散斑噪声的调制,因此散斑噪声为主要的噪声类型。散斑噪声由乘性噪声与加性噪声的共同作用而形成<sup>[14]</sup>,其统计特性较差<sup>[15]</sup>。散斑噪声根据方向可以分为水平方向型、垂直方向型、对角方向型和无明显方向分布离散型。PT-OCT系统的成像质量受到OCT系统中散斑和样品空间各向异性的影响较大<sup>[16]</sup>,存在的问题一直没有很好的解决。因此,本文对PT-OCT系统在不同深度中的血管造影截面图像和层析图像进行散斑噪声的抑制,使得医疗人员可以根据截面图像和层析图像能够快速且准确地判断病变位置,提高诊断和治疗复杂组织疾病的效率。

国内外对于散斑抑制的研究主要分为对OCT系统进行改进和对OCT医学图像进行后期去噪。在改进OCT系统的研究方向上,Zhou等<sup>[17]</sup>提出的光学相干折射断层扫描(OCRT)系统可以获得不同

角度的多个常规图像,并可以重建无畸变的横截面图像;Rubinoff等<sup>[18]</sup>通过相似的解剖位置获得了不相关的散斑图案,并对其进行平均处理以减少散斑。但是,上述处理方法都是需要对现成OCT系统的光学元件进行更换和改进,所以对于光学系统的设计有待优化,但成本较高,并且较难在已封装的医用OCT检测装置中广泛使用。在算法滤波去噪的研究方向上,Shi等<sup>[19]</sup>提出了一种无需手动选择噪声水平参数的深度学习神经网络DeSpecNet,其可以减少视网膜OCT图像中的散斑噪声;Chen等<sup>[20]</sup>提出了一种基于分数阶滤波的增强奇异值收缩算法,首先将OCT图像划分为许多重叠的图像块,然后使用分数掩模对每个图像块进行滤波,并将绝对距离用作块匹配的相似性准则,以形成低秩组矩阵,接着对其执行分数阶预处理,最后使用奇异值分解、分段拉普拉斯收缩以及聚合和增强迭代正则化技术来重建滤波图像以达到减少斑点噪声的目的。但是,上述处理方法较为繁琐冗杂,算法程序的时间复杂度较高,较难达到快速滤波的目的。

由于传统的旋转核变换(RKT)算法根据空间分布方向只能抑制没有明显方向的散斑噪声,经过分析可知血管信号属于低频信号,散斑噪声和血管边缘信号属于高频信号。使用小波变换并结合改进后的RKT模板能够对水平、垂直和对角等方向的散斑噪声进行抑制,但在小波变换的过程中,由于低频子图像中血管的像素面积和像素灰度值均减少,因此需使用基于最大类间方差(OTSU)的分段增强算法。通过以上分析,本文提出一种基于小波变换并结合改进后的RKT与OTSU的新算法,使用该算法对PT-OCT系统中的血管造影图像进行散斑滤波,减少散斑噪声对图像质量的影响。首先对PT-OCT系统中的图像进行二维小波变换,分解成4个子图像,即低频、高频水平、高频垂直和高频对角图像。然后对高频和低频两类图像进行不同的处理。一类是针对低频图像,首先采用OTSU算法分离该图像的前景和背景,再对前景和背景进行分段增强,达到增强前景的目的,即增强低频血管图像的对比度;另一类是针对三个高频图像,采用三种不同类型的RKT算法分别对三个高频图像进行滤波去噪。最后对处理后的4个子图像进行线性增强后,运用小波逆变换进行信号的重构,得到抑制散斑噪声的血管造影图像。该算法在PT-OCT三维结构血管造影的截面图像和不同深度的

层析图像上均能有效降低血管间的散斑噪声,相较于经典的 RKT 算法可以得到较低的方均根误差 (RMSE) 和较高的峰值信噪比 (PSNR),同时血管造影的质量有所提高。

## 2 算法的基本原理

考虑到散斑噪声既是加性噪声,又是乘性噪

声,根据本课题组的光热相关层析研究可知<sup>[21]</sup>,血管部分的信号  $I_{\text{blood}}$  经过谱域 OCT (SD-OCT) 处理后得到的信号  $I(z, t) = I_{\text{blood}} \alpha_{\text{speckle}} \sin(2\pi f_0 t) + \beta_{\text{speckle}}(z, t)$ , 其中  $f_0$  为泵浦光的调制频率,  $\alpha_{\text{speckle}}$  为乘性散斑因子,  $\beta_{\text{speckle}}$  为加性散斑因子,  $z$  为深度,  $t$  为时刻。此时对  $I(z, t)$  与参考调制信号  $M(t) = \sin(2\pi f_0 t)$  进行互相关处理,表达式为

$$R(z, t)_{\text{blood}} = \lim_{T \rightarrow \infty} \frac{1}{2T} \int_{-T}^T [I_{\text{blood}} \alpha_{\text{speckle}} \sin(2\pi f_0 t) + \beta_{\text{speckle}}(z, t)] M(t + \tau) d\tau = A_s(z, t) \alpha_{\text{speckle}} \sin(2\pi f_0 t + \varphi_0) + N_{\text{speckle}}(z, \tau), \quad (1)$$

式中:  $A_s$  表示幅值;  $N_{\text{speckle}}$  表示散斑噪声;  $T$  表示温度;  $\tau$  表示弛豫时间;  $\varphi_0$  表示初始相位。

由于非血管组织对中心波长为 532 nm ( $\nu_{532}$ ) 泵浦激光器的吸收系数远小于血管组织,即

$\alpha_{\text{non-vascular}}(\nu_{532}) \ll \alpha_{\text{blood}}(\nu_{532})$ 。非血管组织对泵浦光几乎没有吸收,经过 SD-OCT 处理后得到信号为  $\beta_{\text{speckle}}(z, t)$ , 此时对  $\beta_{\text{speckle}}(z, t)$  与  $M(t)$  进行互相关处理,可表示为

$$R(z, t)_{\text{non-vascular}} = \lim_{T \rightarrow \infty} \frac{1}{2T} \int_{-T}^T [\beta_{\text{speckle}}(z, t)] M(t + \tau) d\tau = N_{\text{speckle}}(z, \tau). \quad (2)$$

对比(1)式和(2)式可知,在光热 OCT 系统的截面图像中,血管造影区域既含有周期性的调制信号,又含有散斑噪声信号,非血管区域只含有散斑噪声信号。

在 PT-OCT 系统中增加中心波长为 532 nm 的泵浦激光器,其是以正弦函数的形式进行周期性调制。SD-大鼠大脑皮质层下的血管吸收大量波长为 532 nm 的绿光后,造成血管内血红蛋白的折射率发生变化以及血管体发生膨胀,导致不同深度或同一深度不同位置处的血管在 M-mode (PT-OCT 系统中, M-mode 具体表示在同一像素点重复扫描 500 次,即一个 M-scan 包含 500 A-scan, A-scan 是沿  $z$  轴方向的 OCT 线扫描方式) 的扫描模式下,会在中心波长为 1310 nm 的散射光中形成更多且更复杂的散斑噪声。综上分析,相比于频域 OCT 生物组织结构成像, PT-OCT 系统中的血管造影图像含有

更多且更复杂的散斑噪声。实验研究的主要目的是尽可能对 PT-OCT 系统中的血管造影图像进行散斑噪声的抑制,同时保留血管信号。

所提算法具体的操作步骤如图 1 所示。首先将 250 张 PT-OCT 血管造影截面图像进行二维小波变换,分解成高频细节和低频近似的子图像,其中高频细节的子图像包含大量的散斑噪声和边缘信号;然后采用改进后的 RKT 算法对高频子图像进行滤波处理,采用 OTSU 算法对该图的前景和背景进行分离;接着对前景和背景进行分段增强,以达到增强前景和低频子图像的对比度的目的;最后同时对所有经过处理的子图像先进行线性增强后再进行小波逆变换,即可重构出抑制散斑噪声的截面图像,再利用 250 张截面图像重构出三维组织图像和 500 张不同深度的层析图。

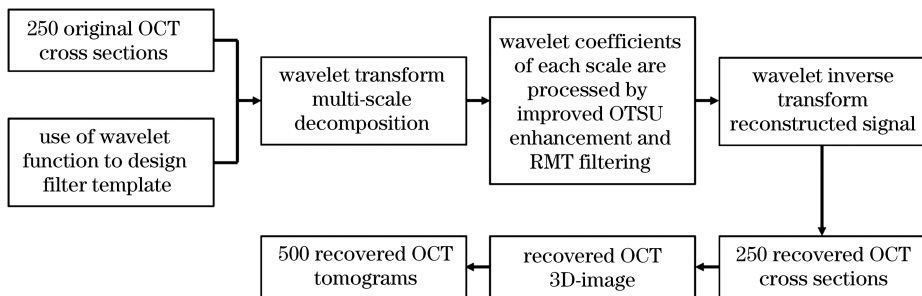


图 1 算法流程示意图

Fig. 1 Algorithm flow diagram

## 2.1 Mallat 算法

在对图像进行二维小波变换所使用的算法中, Mallat 算法<sup>[22-23]</sup>可以有效减少小波变换的时间复杂度,表达式为

$$c_{x,y}^{Z+1} = \sum_p \sum_q c_{p,q}^Z \mathbf{F}(p-2x) \cdot \mathbf{F}(q-2y), \quad (3)$$

$$d_{x,y}^{Z+1,h} = \sum_p \sum_q c_{p,q}^Z \mathbf{F}(p-2x) \cdot \mathbf{H}(q-2y), \quad (4)$$

$$d_{x,y}^{Z+1,v} = \sum_p \sum_q c_{p,q}^Z \mathbf{H}(p-2x) \cdot \mathbf{F}(q-2y), \quad (5)$$

$$d_{x,y}^{Z+1,d} = \sum_p \sum_q c_{p,q}^Z \mathbf{H}(p-2x) \cdot \mathbf{H}(q-2y), \quad (6)$$

式中:  $x$  表示二维信号的第  $x$  行;  $y$  表示二维信号的第  $y$  列;  $p$  和  $q$  分别表示行与列的平移距离;  $Z$  表示小波分解的层级;  $\mathbf{F}$  表示低通滤波矩阵;  $\mathbf{H}$  表示高通滤波矩阵;  $c_{x,y}^{Z+1}$  表示低频近似系数, 是由第  $Z$  级所有不同频带的小波系数经过小波逆变换后获得的;  $d_{x,y}^{Z+1,h}$  表示水平近似系数;  $d_{x,y}^{Z+1,v}$  表示垂直近似系数;  $d_{x,y}^{Z+1,d}$  表示对角近似系数。通过对  $Z$  级的二维小波系数  $c_{x,y}^Z$  进行一次小波变换分解, 能够同时获得  $c_{x,y}^{Z+1}$ 、 $d_{x,y}^{Z+1,h}$ 、 $d_{x,y}^{Z+1,v}$  和  $d_{x,y}^{Z+1,d}$ 。

$Z$  级小波逆变换公式为

$$c_{x,y}^Z = \sum_p \sum_q c_{l,n}^{Z+1} \mathbf{F}(p-2x)^T \cdot \mathbf{F}(q-2y)^T + \sum_p \sum_q c_{l,n}^{Z+1,h} \mathbf{F}(p-2x)^T \cdot \mathbf{H}(q-2y)^T + \sum_p \sum_q c_{l,n}^{Z+1,v} \mathbf{H}(p-2x)^T \cdot \mathbf{F}(q-2y)^T + \sum_p \sum_q c_{l,n}^{Z+1,d} \mathbf{H}(p-2x)^T \cdot \mathbf{H}(q-2y)^T. \quad (7)$$

式中:  $l$  表示小波系数的第  $l$  行;  $n$  表示小波系数的第  $n$  列。

## 2.2 RKT 算法

RKT 算法<sup>[3,24]</sup>是通过使用一组旋转模板(内核)对图像进行滤波去噪的, 即在每个像素处保留卷积最大值的滤波图像输出, 这能够保留原图像中一定区域内像素的几何分布与同样大小区域的组旋转核中任意一个旋转核的几何分布最类似的像素, 而其他像素将得到抑制。对于有规律分布的血管, 必然能够得到与某个旋转核卷积的一个最大系数。对于无规律分布的散斑, 不能得到与一组旋转核中每个旋转核卷积的最大系数, 并且得到抑制。对于有一定方向分布的散斑, 传统的 RKT 算法因为与一组旋转核中的每个旋转核卷积有最大系数, 所以并未对其进行有效抑制。在此算法中, 对待处理图像与离散旋转  $360^\circ$  的内核模板进行卷积计算, 此时卷积公式可以表示为

$$S_\theta(x, y) = I(x, y) * K_\theta(x, y), \quad (8)$$

式中:  $I(x, y)$  表示输入图像;  $K_\theta(x, y)$  表示以一定角度  $\theta$  旋转的模板;  $*$  表示卷积符号。选取所有旋转模板与待处理图像卷积的最大值作为输出图像  $O(x, y)$ , 并将其定义为

$$O(x, y) = \max\{S_\theta(x, y), 0^\circ \leq \theta \leq 360^\circ\}. \quad (9)$$

对于大小为  $P \times Q$  的输入图像, 可以按照如下步骤完成滤波。

1) 生成  $(2K-2)$  个长度为  $K$  ( $3 \leq K < Q$ ,  $K < P$ )、厚度为  $h$  ( $1 \leq h < K$ ) 和旋转角度为  $\theta$  ( $0^\circ \leq \theta < 360^\circ$ ) 的模板, 即内核尺寸为  $K \times K$ 。图 2 为  $K=7$  和  $h=1$  的旋转内核模板矩阵。模板矩

阵中的值只有 0 和 1, 其中 1 的位置不断旋转, 此时旋转角度分别为  $45^\circ, 30^\circ, 15^\circ, 0^\circ, 165^\circ, 150^\circ, 135^\circ, 120^\circ, 105^\circ, 90^\circ, 75^\circ, 60^\circ$ 。在实际滤波的过程中,  $K$  和  $T$  均选取奇数。

2) 图像依次与每个内核模板进行卷积, 生成  $(2K-2)$  个输出图像。

3) 从  $(2K-2)$  个图像中选择第  $x$  行和第  $y$  列像素点的最大值, 将其表示为增强图像在该位置处的新值。

## 2.3 改进旋转核转换模板

结合 2.2 节可知, 无规律分布的散斑噪声可以利用传统的 RKT 算法进行抑制, 但在实际 OCT 的图像中含有一定空间分布规律的散斑噪声, 而传统的 RKT 算法对这些噪声的抑制具有局限性。针对此问题, 根据血管与噪声频率的不同性质, 首先使用小波变换将血管分离到低频图像中, 即血管边缘、方向性散斑噪声和无规律的散斑分离到三个不同方向的子图像中, 如水平、垂直和对角子图像。若对方向性散斑噪声进行抑制, 将几何分布差异最大的卷积核与该区域进行卷积, 这可以最大限度地抑制散斑噪声, 因此对原始的 RKT 模板进行修正。对小波变换后的高频子图像的特性进行分析, 设计三组旋转角度的 RKT 去噪模板, 修正后的模板和对应的高频子图像作卷积运算并取最大值, 将其作为滤波后的子图像以充分抑制无规律分布和方向性分布的散斑噪声。设计 RKT 去噪模板的过程如下。

1) 水平方向的过滤模板  $S_\theta^h$ 。对  $S_\theta^h$  进行过滤, 对其余方向进行带通保留。为了更好地获取高频

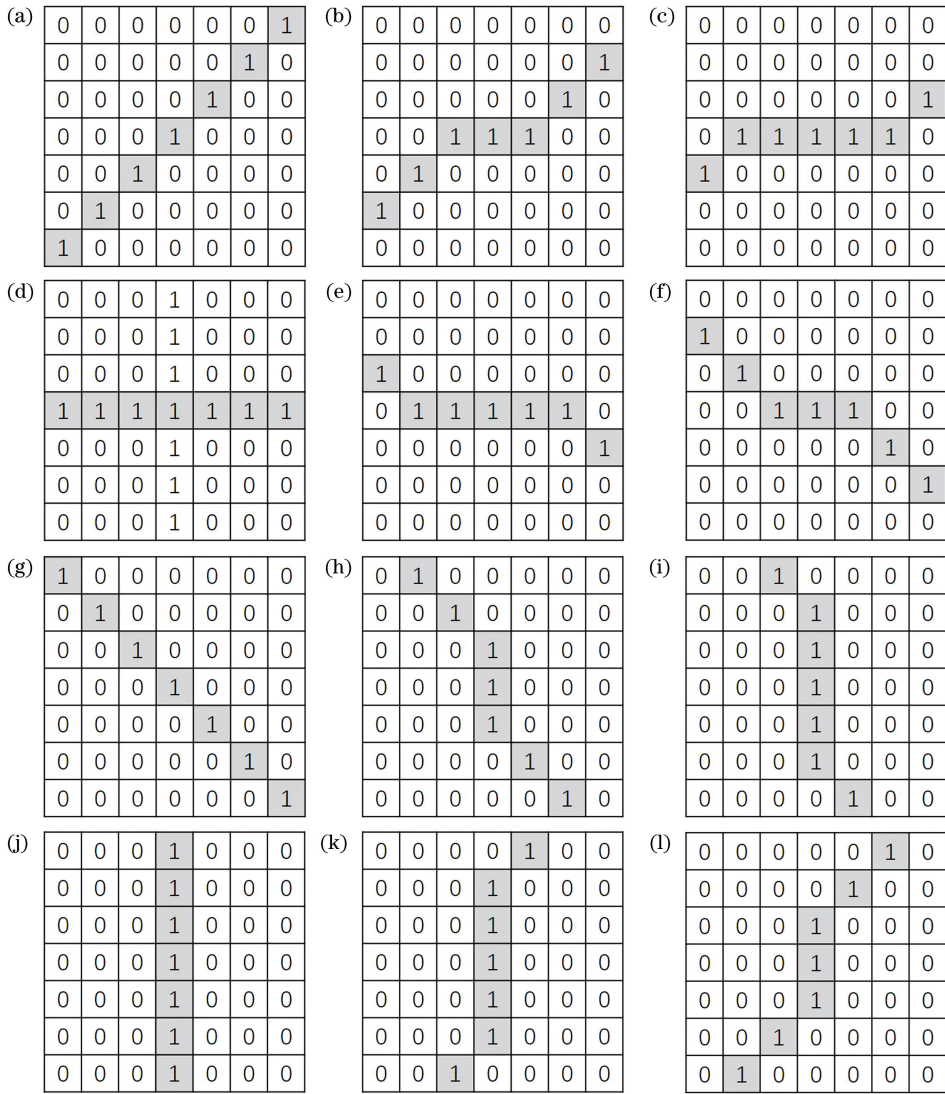


图2 不同旋转角度的旋转核模板。(a) 45°;(b) 30°;(c) 15°;(d) 0°;(e) 165°;(f) 150°;(g) 135°;(h) 120°;(i) 105°;(j) 90°;(k) 75°;(l) 60°

Fig. 2 Rotating nuclear templates with different rotation angles. (a) 45°; (b) 30°; (c) 15°; (d) 0°; (e) 165°; (f) 150°; (g) 135°; (h) 120°; (i) 105°; (j) 90°; (k) 75°; (l) 60°

子图像在对角和垂直方向的高频信号,同时使用只保留旋转中心的模板来代替原水平方向的旋转模板。以  $K=3$  和  $h=1$  为例,此时的模板旋转角度为  $135^\circ$ 、 $0^\circ$  和  $45^\circ$ ,如图 3 所示。

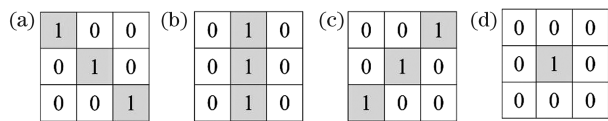


图3 不同旋转角度下的水平方向过滤模板。(a) 135°;(b) 90°;(c) 45°;(d)保留旋转中心

Fig. 3 Filter templates in horizontal direction under different rotation angles. (a) 135°; (b) 90°; (c) 45°; (d) retain center of rotation

其余方向进行带通保留。为了更好地获取高频子图像在对角和水平方向的高频信号,同时使用只保留旋转中心的模板来代替原垂直方向的旋转模板。以  $K=3$  和  $h=1$  为例,此时的模板旋转角度  $135^\circ$ 、 $0^\circ$  和  $45^\circ$ ,如图 4 所示。

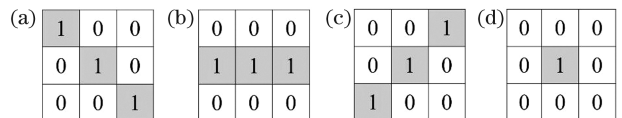


图4 不同旋转角度下的垂直方向过滤模板。(a) 135°;(b) 0°;(c) 45°;(d)保留旋转中心

Fig. 4 Filter templates in vertical direction under different rotation angles. (a) 135°; (b) 0°; (c) 45°; (d) retain center of rotation

2)垂直方向过滤模板  $S_\theta^v$ 。对  $S_\theta^v$  进行过滤,对

3) 对角方向过滤模板  $S_{\theta}^d$ 。对  $S_{\theta}^d$  进行过滤, 对其余方向进行带通保留。为了更好地获取高频子图像在垂直和水平方向的高频信号, 同时使用只保留旋转中心的模板来代替原对角方向旋转模板。以  $K=3$  和  $h=1$  为例, 此时的模板旋转角度  $0^\circ$  和  $90^\circ$ , 如图 5 所示。

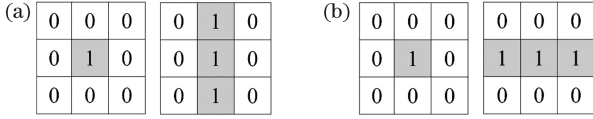


图 5 不同旋转角度下的对角方向过滤模板。(a)  $0^\circ$ ; (b)  $90^\circ$   
Fig. 5 Filter templates in diagonal direction under different rotation angles. (a)  $0^\circ$ ; (b)  $90^\circ$

## 2.4 基于 OTSU 非线性增强算法

待处理的 PT-OCT 血管造影图像是过滤小波变换后的低频子图像中血管区域的散斑而得到的, 为此造成血管图像中像素点的灰度值降低, 所以需对其灰度值进行一定程度的拉伸增强, 实验选取 OTSU 算法对低频子图像进行增强。

OTSU 算法<sup>[25]</sup>是通过统计整个图像的像素灰度直方图来实现全局阈值的自动选取, 从而分离背景和目标信息。该算法的基本思想: 设大小为  $m \times n$  的图像具有  $L$  级灰度, 像素灰度值  $i$  的像素个数为  $N_i$ , 像素总个数  $N = \sum_{i=0}^{L-1} N_i = mn$ , 灰度值  $i$  的像素个数所占全图像素的比例为  $R_i = \frac{1}{N} \sum_{i=0}^{L-1} N_i$ , 现在选取一个灰度阈值  $G$  将图像的像素灰度值分成背景和目标两类, 并命名为 B 和 T。其中全图像的平均灰度值为  $\mu = \sum_{i=0}^{L-1} iR_i$ , 背景像素的灰度级数范围为  $0 \sim G$ , 占全图像素的比例为  $R_B = \frac{1}{N} \sum_{i=0}^{L-1} iR_i$ , 平均灰度值为  $\mu_B = \sum_{i=0}^G iR_i = \mu_B(G)/R_B$ ; 目标像素的灰度级数范围为  $(G+1) \sim (L-1)$ , 占全图像素的比例为  $R_T = \frac{1}{N} \sum_{i=G+1}^{L-1} R_i = 1 - R_B$ , 平均灰度值为  $\mu_T = \sum_{i=G+1}^{L-1} iR_i = [\mu - \mu_B(G)]/R_T$ 。类间方差  $\delta^2(G)$  可以表示为

$$\delta^2(G) = R_B(\mu_B - \mu)^2 + R_T(\mu_T - \mu)^2. \quad (10)$$

采用遍历搜索的算法来计算不同  $G$  值所对应的  $\delta^2(G)$ , 其中像素灰度最大的  $G$  值就是分离背景和最优解。

## 2.5 对小波低频系数进行非线性增强

对图像进行小波变换后, 则散斑噪声的能量集中在高频系数中, 即  $c_{x,y}^{Z+1}$  值基本大于零。因此对在

最大分解层级中的  $c_{x,y}^{Z+1}$  采用 OTSU 算法来确定其最佳阈值  $Y$ , 并根据

$$(c_{x,y}^{Z+1})' = \begin{cases} \lg(c_{x,y}^{Z+1}), & c_{x,y}^{Z+1} \leq Y \\ c_{x,y}^{Z+1} + \alpha c_{x,y}^{Z+1}, & c_{x,y}^{Z+1} > Y \end{cases} \quad (11)$$

对  $c_{x,y}^{Z+1}$  进行分段增强。式中:  $\alpha$  表示增强因子。对三类高频系数进行 RKT 算法滤波后, 为了增强图像的边缘信息和细节信息, 因此对不同分解层级的高频和低频系数均进行线性增强, 表达式为

$$(c_{x,y}^{Z+1})' = (c_{x,y}^{Z+1})' + \beta (c_{x,y}^{Z+1})', \quad (12)$$

$$(d_{x,y}^{Z+1,h})' = d_{x,y}^{Z+1,h} + \beta d_{x,y}^{Z+1,h}, \quad (13)$$

$$(d_{x,y}^{Z+1,v})' = d_{x,y}^{Z+1,v} + \beta d_{x,y}^{Z+1,v}, \quad (14)$$

$$(d_{x,y}^{Z+1,d})' = d_{x,y}^{Z+1,d} + \beta d_{x,y}^{Z+1,d}, \quad (15)$$

式中:  $\beta$  表示增强因子。

## 3 实验结果与分析

为了验证算法对活体生物组织的适用性以及算法的科学性, 对 17 周的 SD-大鼠进行无菌开颅实验, 并对其大脑皮质层进行 PT-OCT 血管造影成像。PT-OCT 系统中宽带光源的中心波长为 1310 nm, 泵浦光源的中心波长为 532 nm, 最大成像深度约为 3.5 mm。采用 Daubechies1 小波作为母小波、 $K=3$  和  $h=1$  的旋转核模板, 并选取合适的增强因子对图像进行重构和修复。

### 3.1 实验结果的客观评价

不同算法处理后的 OCT 图像, 其噪声抑制的效果能够通过 RMSE 和 PSNR 进行定量和客观的评价<sup>[2]</sup>, 表达式为

$$R_{\text{RMSE}} = \frac{1}{PQ} \sum_{x=1}^P \sum_{y=1}^Q (C - D)^2, \quad (16)$$

$$P_{\text{PSNR}} = 10 \lg [(L-1)^2 / R_{\text{RMSE}}], \quad (17)$$

式中:  $C$  表示待处理图像;  $D$  表示采用算法滤波处理后的图像。  $P_{\text{PSNR}}$  值越大代表图像信息的保真度越高。

### 3.2 不同 OCT 截面图像的散斑抑制效果分析

采用光热强度互相关成像算法得到 PT-OCT 血管造影图像, 即线阵相机采集的光谱干涉信号经过周期性调制(正弦调制)后与相同参考周期信号(正弦信号)的互相关成像<sup>[21]</sup>, 此时 PT-OCT 血管造影图像中含有大量的散斑噪声。实验采用新算法依次对 250 frame 的 PT-OCT 互相关血管造影图像进行处理, 以第 89 frame 的截面图像为例, 对算法的具体处理步骤进行剖析。首先使用 PT-OCT 系统拍摄的 SD-大鼠颅内皮质层血管造影截面图像, 如图 6(a)所示, 对其进行二级小波分解, 依次得

到的图像如图 6(c)和图 6(d)所示。然后将对应的二级高频频带的小波子图像使用改进后的  $S_v^h$ 、 $S_h^h$  和  $S_d^h$  进行滤波,依次得到的图像如图 6(f)~6(h)所示。与此同时,利用 OTSU 算法分离二级低频频带的小波子图像中的前景和背景后,对其进行分段增强,增强因子  $\alpha = 0.5$ , 得到的图像如图 6(e)所示。接着对所有经过处理的二级小波子图像进行第一次小波重构,得到的图像如图 6(i)所示,同样对一级

低频频带子图像使用改进后的 RKT 模板进行处理,依次得到的图像如图 6(j)~6(l)所示。最后同时对一级和二级高频以及低频小波系数进行线性增强(增强因子  $\beta = 0.5$ ),并进行第二次小波重构,得到去噪后的图像如图 6(b)所示。从图 6(g)和图 6(k)可以看到,高频频带小波子图像经过小波滤波后,在抑制各种类型散斑噪声的同时可以尽可能地保留血管边缘的信息。

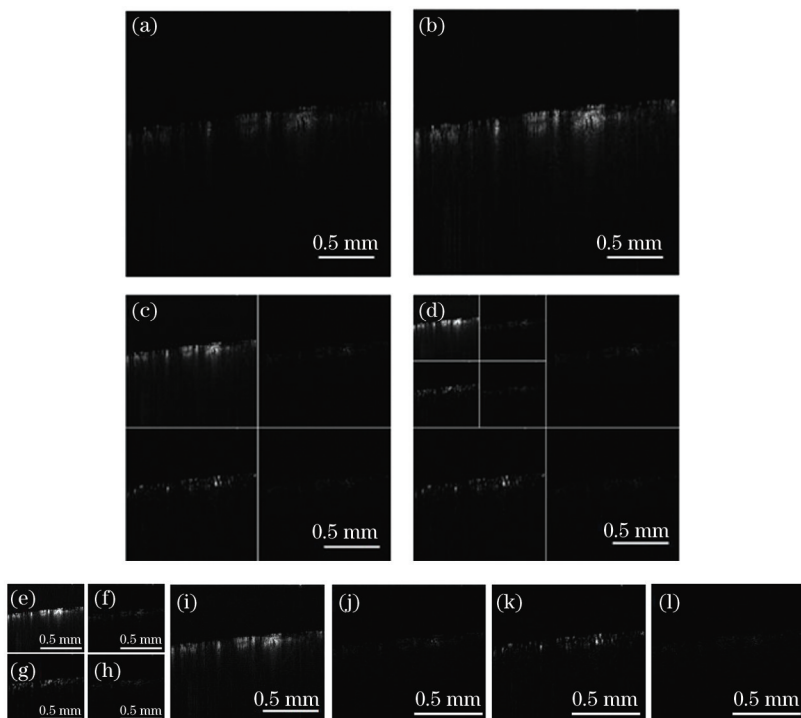


图 6 二级算法的分解及重构过程。(a)原始颅内皮质层血管 PT-OCT 截面图像;(b)所提算法处理后的 PT-OCT 截面图像;(c)一级小波分解后的图像;(d)二级小波分解后的图像;(e)增强后的二级低频图像;(f)滤波后的二级水平细节图像;(g)滤波后的二级垂直细节图像;(h)滤波后的二级对角细节图像;(i)第一次重构后的图像;(j)滤波后的一级水平细节图像;(k)滤波后的一级垂直细节图像;(l)滤波后的一级对角细节图像

Fig. 6 Decomposition and reconstruction process of secondary algorithm. (a) Original intracranial cortical blood vessel PT-OCT cross-sectional image; (b) PT-OCT cross-sectional image processed by proposed algorithm; (c) image after first-level wavelet decomposition; (d) after second-level wavelet decomposition image; (e) enhanced secondary low-frequency image; (f) filtered secondary horizontal detail image; (g) filtered secondary vertical detail image; (h) filtered secondary diagonal detail image; (i) image after first reconstruction; (j) first-level horizontal detail image after filtering; (k) first-level vertical detail image after filtering; (l) first-level diagonal detail image after filtering

采用改进后的 RKT 算法与经典的 RKT 算法对同一帧 OCT 截面图像的散斑抑制效果进行比较,分别取第 89 frame 和第 106 frame 的截面图像进行滤波处理,结果如图 7 所示,客观参数比较如表 1 所示。从图 7 和表 1 可以看到,一级小波的分解后,改进后的 RKT 算法对于非血管组织的散斑噪声抑制效果较好,较经典的 RKT 算法 PSNR 提高 2.83~2.88 dB,由于所提算法抑制血管区域的部分

散斑噪声,因此观感稍暗。原因在于使用小波变换对血管造影信号进行处理后,血管区域内的低频血管信号和高频散斑信号被分离,然后再采用改进后的 RKT 算法对血管区域的散斑进行过滤,经过小波重构后,血管图像的灰度值明显降低。此时对小波变换后的低频细节子图像进行 OTSU 的非线性增强,可以尽可能地弥补血管造影的像素灰度值,并保留血管信号。

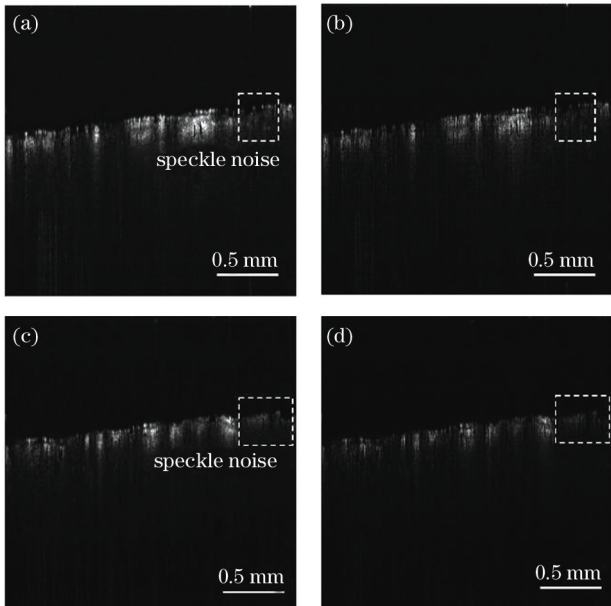


图7 不同算法对第 89 frame 和第 106 frame OCT 截面图像的滤波结果对比。(a)传统的 RKT 算法处理第 89 frame 后的效果;(b)改进的 RKT 算法处理第 89 frame 后的效果;(c)传统的 RKT 算法处理第 106 frame 后的效果;(d)改进的 RKT 算法处理第 106 frame 后的效果

Fig. 7 Comparison of filtering results of 89<sup>th</sup> frame and 106<sup>th</sup> frame OCT cross-sectional images by different algorithms. (a) Effect of traditional RKT algorithm after processing 89<sup>th</sup> frame; (b) effect of improved RKT algorithm after processing 89<sup>th</sup> frame; (c) effect of traditional RKT algorithm after processing 106<sup>th</sup> frame; (d) effect of improved RKT algorithm after processing 106<sup>th</sup> frame

表 1 不同算法在 OCT 颅内皮质层血管图像上的客观参数比较

Table 1 Comparison of objective parameters of different algorithms on OCT intracranial cortical blood vessel images

| Image                   | Denoising algorithm | $R_{RMSE}$ | $P_{PSNR}/dB$ |
|-------------------------|---------------------|------------|---------------|
| 89 <sup>th</sup> frame  | Traditional RKT     | 18.1855    | 35.5335       |
|                         | Improved RKT        | 34.8919    | 32.7036       |
| 106 <sup>th</sup> frame | Traditional RKT     | 10.2712    | 38.0146       |
|                         | Improved RKT        | 19.9354    | 35.1345       |

### 3.3 不同成像深度的层析图像的散斑抑制效果分析

为了验证所提算法对不同成像深度的层析图像的散斑抑制效果,首先对滤波后的 PT-OCT 血管造影截面图进行重构。采用不同算法对第 250 frame 的截面图像进行重构,得到的 OCT 三维血管造影图像如图 8(a)~8(c)所示。从图 8(a)~8(c)可以看到,在采用所提算法处理后的三维血管造影图像中,血管间的散斑噪声较少,且在区域 1 和 2 中可以清楚地看到传统的 RKT 算法较难分辨血管 A、B 和 C,因为所提算法对于 PT-OCT 三维血管造影重构图像中表层的散斑噪声可以很好的抑制,能够快速观察到较深位置的血管信号。

接下来进一步探究所提算法对造影血管每一成像深度层析图像的散斑抑制效果。在图 8(f)的研究区域中选取 A、B、C、D、E、F 和 G 7 个不同点来

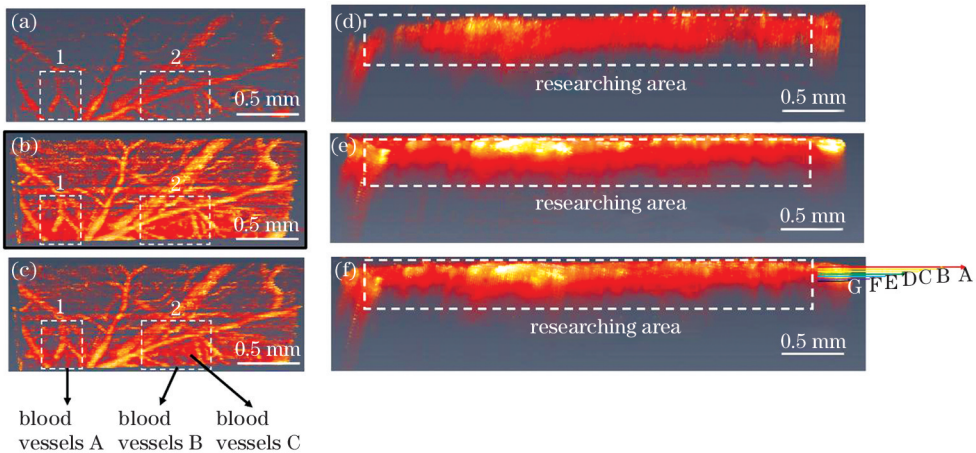


图 8 不同算法处理后的 PT-OCT 三维图像及其侧视图。(a)未处理图像;(b)传统的 RKT 算法;(c)改进后的 RKT 算法;(d)图(a)的侧视图;(e)图(b)的侧视图;(f)图(c)的侧视图

Fig. 8 PT-OCT 3D image and its side view processed by different algorithms. (a) Unprocessed image; (b) traditional RKT algorithm; (c) improved RKT algorithm; (d) side view of Fig. (a); (e) side view of Fig. (b); (f) side view of Fig. (c)



代表不同深度的切片层析图像,并将其作为研究对象,深度分别为 1.16,1.35,1.46,1.57,1.66,1.90,2.07 mm,从图像质量和客观评价指标对两种算法进行分析评价,实验结果如图 9 和图 10 所示。从图 9 和图 10 可以看到,相较于传统的 RKT 算法,改进后的 RKT 算法在成像深度为 0~3.588 mm 切片层析图像中的散斑噪声有较好的抑制作用,并且不同深度的切片层析图的 PSNR 值都比传统的

RKT 算法更高且更稳定,平均提高 3.68 dB,而 RMSE 平均降低 27.16。两种算法的 PSNR 值均随着成像深度的增加呈先减小后增大的趋势。从图 9 中非血管区域 1~10 可以看到,尤其是在区域 4、6 和 8 中的散斑噪声得到较好的抑制,由于离散的散斑噪声大量聚集在造影血管的附近,这会严重影响医疗人员的观感,而所提算法能够使医疗人员快速判断血管的位置。

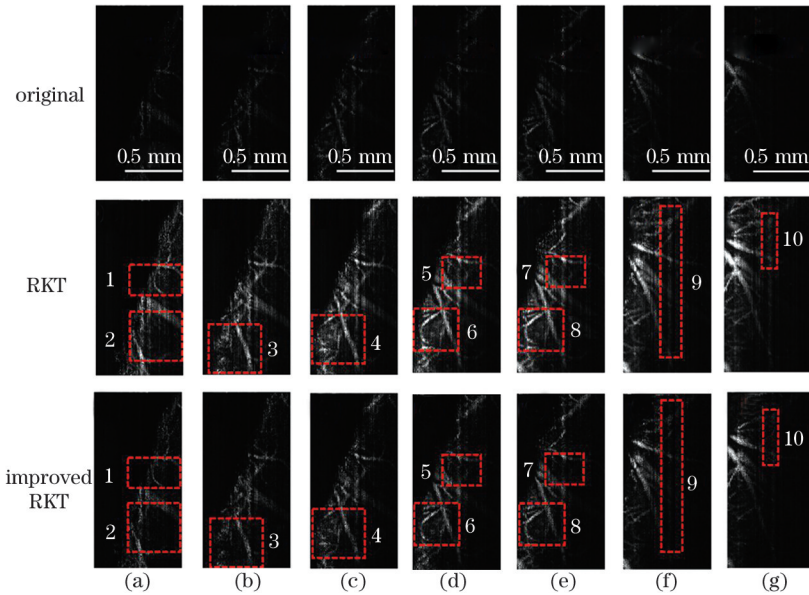


图 9 在不同成像深度的层析图像。(a) 1.16 mm; (b) 1.35 mm; (c) 1.46 mm; (d) 1.57 mm; (e) 1.66 mm; (f) 1.90 mm; (g) 2.07 mm

Fig. 9 Tomography images at different imaging depths. (a) 1.16 mm; (b) 1.35 mm; (c) 1.46 mm; (d) 1.57 mm; (e) 1.66 mm; (f) 1.90 mm; (g) 2.07 mm

对 PSNR 呈类周期性分布的特性进行分析,结果如图 10 所示。从图 10 可以看到,二维图像小波重构是对小波分解所得的系数进行小波逆变换的重构,因此在重构过程中会产生重构误差,并与小波分解层级数量成正相关,造成图像的保真度降低。在截面图像上不同深度间的信号亮暗相间,因此重构后的层析图像的 PSNR 呈类周期性分布,所以实验选取基于一级小波分解算法能够更好地对图像散斑噪声进行抑制,同时使不同深度层析图像的 PSNR 更趋于稳定。综上分析,采用改进后的 RKT 算法对第 250 frame 截面图像重构得到的 PT-OCT 三维血管造影重构图像,非血管组织间的散斑噪声较少,能够快速观察到较深位置的血管信号,PSNR 相较于传统的 RKT 算法高,散斑抑制效果更好。

#### 4 结 论

当使用 PT-OCT 系统对大脑等复杂组织进行

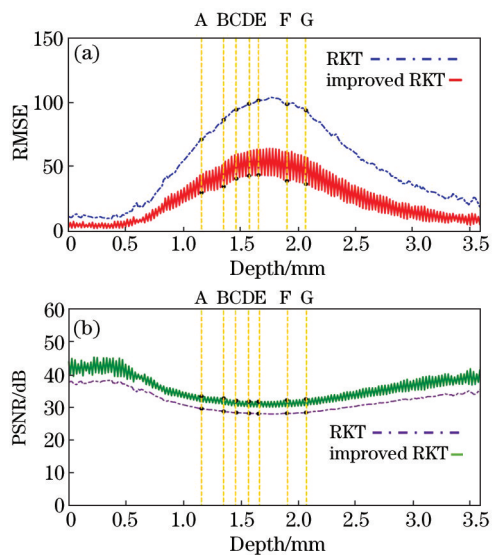


图 10 不同深度下滤波层析图像的参数曲线。(a) RMSE; (b) PSNR

Fig 10 Parameter curves of filtered tomographic images at different depths. (a) RMSE; (b) PSNR

检查诊断时,需要同时分析截面图像和不同深度层析图像下的血管分布情况,针对不同深度层析图像中的非血管组织均含有大量散斑噪声的医学难题,提出小波变换与 OTSU 算法和改进后的旋转核模板相结合的算法。实验分别在 SD-大鼠颅内皮质层 PT-OCT 血管造影截面图像、三维血管造影重构图像及不同深度血管造影层析图像进行比较,通过主观分析以及利用 RMSE 和 PSNR 对图像成像质量进行定量评价。实验结果表明,改进后的算法无论是血管造影图像中散斑噪声的抑制效果还是 PSNR,相较于传统的 RKT 算法均有所提升。所提算法不仅可以有效降低 PT-OCT 血管造影的散斑噪声,还能在 PT-OCT 三维血管造影重构图像中快速观察到较深位置的血管信号,进而提升血管造影的质量和观感。在临床医学领域中,此项研究为医疗人员和研究人员提供更高的医学图像质量,使得医疗人员可以根据层析图像便能快速准确地判断病变位置,进而提高诊断和治疗复杂组织疾病的效率。

### 参 考 文 献

- [1] Huang D, Swanson E, Lin C, et al. Optical coherence tomography [J]. *Science*, 1991, 254(5035): 1178-1181.
- [2] Xu M J, Yang J Z, Zhao D Z, et al. An image-enhancement method based on variable-order fractional differential operators [J]. *Bio-Medical Materials and Engineering*, 2015, 26(S1): S1325-S1333.
- [3] Rogowska J, Brezinski M E. Image processing techniques for noise removal, enhancement and segmentation of cartilage OCT images[J]. *Physics in Medicine and Biology*, 2002, 47(4): 641-655.
- [4] Chen Y, Li Z L, Nan N, et al. Wavelength misalignment analysis and spectral calibration for Fourier domain polarization-sensitive optical coherence tomography [J]. *Chinese Journal of Lasers*, 2018, 45(2): 0207022.  
陈艳, 李中梁, 南楠, 等. 偏振频域 OCT 系统光谱错位分析及光谱校准[J]. *中国激光*, 2018, 45(2): 0207022.
- [5] He Q Y, Li Z L, Wang X Z, et al. Automated retinal layer segmentation based on optical coherence tomographic images [J]. *Acta Optica Sinica*, 2016, 36(10): 1011003.  
贺琪欲, 李中梁, 王向朝, 等. 基于光学相干层析成
- 像的视网膜图像自动分层方法[J]. *光学学报*, 2016, 36(10): 1011003.
- [6] Yuan Z L, Chen J B, Huang W Y, et al. Speckle noise reduction of optical coherence tomography based on robust principle component analysis algorithm[J]. *Acta Optica Sinica*, 2018, 38(5): 0511002.  
袁治灵, 陈俊波, 黄伟源, 等. 基于稳健性主成分分析算法的光学相干层析成像去除散斑噪声的研究[J]. *光学学报*, 2018, 38(5): 0511002.
- [7] Schmitt J M, Xiang S H, Yung K M. Speckle in optical coherence tomography [J]. *Journal of Biomedical Optics*, 1999, 4(1): 95-105.
- [8] Ifimia N, Bouma B E, Tearney G J. Speckle reduction in optical coherence tomography by "path length encoded" angular compounding[J]. *Journal of Biomedical Optics*, 2003, 8(2): 260-263.
- [9] Deng B H, Chen J H, Hu M H, et al. Application and imaging processing algorithm of biospeckle technology in fruit quality detection [J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2019, 56(9): 090003.  
邓博涵, 陈嘉豪, 胡孟晗, 等. 生物散斑技术在水果品质检测中的应用及图像处理算法进展[J]. *激光与光电子学进展*, 2019, 56(9): 090003.
- [10] Thapa D, Raahemifar K, Lakshminarayanan V. Reduction of speckle noise from optical coherence tomography images using multi-frame weighted nuclear norm minimization method [J]. *Journal of Modern Optics*, 2015, 62(21): 1856-1864.
- [11] Duan J M, Lu W Q, Tench C, et al. Denoising optical coherence tomography using second order total generalized variation decomposition [J]. *Biomedical Signal Processing and Control*, 2016, 24: 120-127.
- [12] Sudeep P V, Issac Niwas S, Palanisamy P, et al. Enhancement and bias removal of optical coherence tomography images: an iterative approach with adaptive bilateral filtering [J]. *Computers in Biology and Medicine*, 2016, 71: 97-107.
- [13] Skala M C, Crow M J, Wax A, et al. Photothermal optical coherence tomography of epidermal growth factor receptor in live cells using immunotargeted gold nanospheres [J]. *Nano Letters*, 2008, 8(10): 3461-3467.
- [14] Tucker-Schwartz J M, Meyer T A, Patil C A, et al. *In vivo* imaging of gold nanorod contrast agents using photothermal optical coherence tomography [J]. *Proceedings of SPIE*, 2013, 8571: 85712C.
- [15] Jeon W, Jeong W, Son K, et al. Speckle noise reduction for digital holographic images using multi-

- scale convolutional neural networks [J]. *Optics Letters*, 2018, 43(17): 4240-4243.
- [16] Cai X O, Ni X J. Study on reduction of speckle noise in reconstructed image of digital hologram [J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2013, 50(5): 050901.  
蔡晓鸥, 倪小静. 数字全息再现像散斑噪声消除的研究[J]. *激光与光电子学进展*, 2013, 50(5): 050901.
- [17] Zhou K C, Qian R, Degan S, et al. Optical coherence refraction tomography [J]. *Nature Photonics*, 2019, 13(11): 794-802.
- [18] Rubinoff I, Beckmann L, Wang Y, et al. Speckle reduction in visible-light optical coherence tomography using scan modulation [J]. *Neurophotonics*, 2019, 6(4): 041107.
- [19] Shi F, Cai N, Gu Y B, et al. DeSpecNet: a CNN-based method for speckle reduction in retinal optical coherence tomography images [J]. *Physics in Medicine and Biology*, 2019, 64(17): 175010.
- [20] Chen H G, Fu S J, Wang H, et al. Speckle reduction based on fractional-order filtering and boosted singular value shrinkage for optical coherence tomography image [J]. *Biomedical Signal Processing and Control*, 2019, 52: 281-292.
- [21] Tang P J, Liu S J, Chen J B, et al. Cross-correlation photothermal optical coherence tomography with high effective resolution [J]. *Optics Letters*, 2017, 42(23): 4974-4977.
- [22] Mallat S G. A theory for multiresolution signal decomposition: the wavelet representation [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1989, 11(7): 674-693.
- [23] Zhang C X, Chen M H, Wang F, et al. Optical coherence tomography image denoising algorithm based on wavelet transform and fractional integral [J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2019, 56(18): 181008.  
张晨曦, 陈明惠, 王帆, 等. 小波变换和分数阶积分结合的 OCT 图像去噪算法 [J]. *激光与光电子学进展*, 2019, 56(18): 181008.
- [24] Rogowska J, Brezinski M E. Evaluation of the adaptive speckle suppression filter for coronary optical coherence tomography imaging [J]. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 2000, 19(12): 1261-1266.
- [25] Wei W Y. New Ostu image segmentation based on intensity stretching on DWT fields [J]. *Journal of Northwest Normal University (Natural Science)*, 2009, 45(6): 46-48.  
魏伟一. 基于小波域灰度拉伸的 Ostu 图像分割 [J]. *西北师范大学学报(自然科学版)*, 2009, 45(6): 46-48.