

# 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

袁治灵<sup>1</sup>, 陈俊波<sup>1</sup>, 黄伟源<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>华南师范大学物理学科基础课国家级实验教学示范中心, 广东 广州 510006

**摘要** 为了消除光学相干层析成像(OCT)系统中存在的大量散斑噪声,引入了稳健性主成分分析(RPCA)算法。通过分析生物组织在 OCT 中散斑的产生机制,从而了解 OCT 系统中散斑噪声的特点。结合 OCT 系统自身的特点,证明基于 RPCA 算法的低秩矩阵恢复模型对 OCT 系统消除散斑噪声有良好的适用性。利用 RPCA 算法,可以得到将 OCT 原始图像分解成散斑噪声图像和样品截面图像的最佳估计。RPCA 算法能在分离散斑噪声的同时,保留样品自身结构的散斑图样,有效地避免了伪影的生成。通过对比处理后和处理前的图像,结果表明,RPCA 算法能够有效地抑制散斑噪声,提高信噪比,改善 OCT 图像效果。

**关键词** 成像系统; 光学相干层析成像; 图像增强; 稳健性主成分分析; 散斑; 散斑噪声

**中图分类号** O436; TN911.73; TP391

**文献标识码** A

**doi:** 10.3788/AOS201838.0511002

## Speckle Noise Reduction of Optical Coherence Tomography Based on Robust Principle Component Analysis Algorithm

Yuan Zhiling<sup>1</sup>, Chen Junbo<sup>1</sup>, Huang Weiyuan<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>*National Exemplary Center for Experiment Teaching of Basic Courses in Physics, South China Normal University, Guangzhou, Guangdong 510006, China*

**Abstract** Robust principle component analysis (RPCA) algorithm is introduced to eliminate the mass speckle noise in optical coherence tomography (OCT) system. We understand the characteristics of speckle noise in OCT system by analyzing the speckle generation mechanism in OCT system. Combining the characteristics of OCT system itself, the low-rank matrix recovered model based on RPCA algorithm is proved to be suitable for the speckle noise reduction in OCT system. The best estimation which decomposes the original image of OCT into speckle noise image and sample cross section image can be obtained based on the RPCA algorithm. RPCA algorithm can retain the speckle patterns of the sample's own structure while separating the speckle noise, and avoid the generation of the artifact effectively. The result shows that RPCA algorithm can effectively suppress the speckle noise, enhance the signal-to-noise ratio, and improve the effect of OCT images, through comparing the images before and after processing.

**Key words** imaging systems; optical coherence tomography; image enhancement; robust principle component analysis; speckle; speckle noise

**OCIS codes** 110.4280; 170.4500; 100.2980

## 1 引 言

光学相干层析成像(OCT)是一种基于低相干光

干涉的高速、非入侵、高分辨率的三维成像技术<sup>[1]</sup>。OCT 在生物医学中有着广泛的应用,比如眼科的疾病诊断、心血管手术的辅助观测等<sup>[2]</sup>。现代 OCT

收稿日期: 2017-10-23; 收到修改稿日期: 2017-12-11

基金项目: 国家自然科学基金(61575067)

作者简介: 袁治灵(1993—),男,硕士研究生,主要从事 OCT、图像处理等方面的研究。E-mail: 1282449098@qq.com

导师简介: 唐志列(1963—),男,博士,教授,博士生导师,主要从事光声、共焦、偏振、OCT 等方面的研究。

E-mail: tangzhl@sncu.edu.cn(通信联系人)

多是谱域 OCT(SD-OCT)和频域 OCT(FD-OCT),与传统时域 OCT(TD-OCT)相比,SD-OCT 和 FD-OCT 操作更加方便,只需要进行如下操作:首先横向扫描;然后对每个横向扫描位置采集到的光谱信号进行傅里叶变换;最后拼接在一起,就得到样品的三维图像<sup>[3]</sup>。

OCT 图像中含有大量的散斑,这些散斑是由成像物体的自身结构和低相干光源共同决定的<sup>[4]</sup>。OCT 图像中的散斑的时域变化可以用来分析生物组织内的流体运动,散斑的相关特性可以用来描绘组织微血管系统<sup>[5]</sup>,散斑的统计特性可以反映生物体内的血糖浓度<sup>[6]</sup>、血液流速<sup>[7]</sup> 等信息。因此,OCT 图像中的散斑是反映组织结构信息不可或缺的一环。然而,由于散斑是多个散射元的随机振幅、相位进行相干叠加的结果,因此在单帧图像中表现为大量的随机高反差亮斑。这些随机高反差亮斑称为散斑噪声,散斑噪声不仅淹没了样品原本的结构,导致图像质量严重退化,而且还会引入假象。

如何消除散斑噪声以提高成像质量,一直是国内外学者致力研究的课题。目前国内外已经有了多种通过软硬件消除散斑噪声的方法。在硬件方面,主要依靠改变光学系统的方法,如添加光学散斑调制器<sup>[8]</sup>、进行多模成像等。在软件方面,主要依靠各种数字图像处理算法,这些算法普遍基于小波变换域收缩<sup>[9]</sup>、曲波变换域收缩<sup>[10]</sup>、经典图像处理算法[包括三维块匹配滤波(BM3D)<sup>[11]</sup>和传统非局部平均(NLM)<sup>[12]</sup>等]。这些算法往往计算复杂,针对不同的物体结构成像,需要设定不同的阈值收缩,以达成最佳效果。更为关键的是,这些算法着重于单帧图像的去噪,而忽视了 OCT 是三维成像技术的特点。由于 OCT 自身的高分辨率,相邻帧的生物结构之间具有高度相似性,而这些相邻帧的相似生物结构可以看作一个低秩矩阵,因此这一特性可以给图像去噪提供新的手段。

主成分分析(PCA)在信号处理领域有着广泛的应用,如数据降维、信号盲源分离等<sup>[13]</sup>。然而,PCA 对含有严重噪声的信号处理效果并不良好,稳健性主成分分析(RPCA)正是为了应对这一困境而提出的。RPCA 是能够将受到噪声污染的低秩矩阵进行恢复的模型,这项技术在机器视觉、图像处理等领域有着广泛的应用<sup>[14-16]</sup>。本文考虑到 OCT 是三维成像技术的特点,结合 RPCA 低秩矩阵恢复模型,将散斑噪声从原本图像信号中分离,从而得到 OCT 图像的最佳估计。

## 2 基本原理

### 2.1 OCT 中 RPCA 算法的适用性分析

OCT 图像可以看作是物体结构信息与散斑噪声的叠加,考虑到 OCT 图像的高分辨率特性以及相邻帧的生物结构之间具有高度相似性,而这些相邻帧的相似生物结构可以看作一个低秩矩阵,因此 OCT 采集到的相邻帧的生物结构图像可以看作一个被噪声污染的低秩矩阵。要消除散斑噪声,也就是要恢复被噪声污染的低秩矩阵。

RPCA 低秩矩阵恢复模型是由 Candes 等<sup>[15]</sup>提出的,解决的是已知被破坏的矩阵  $\mathbf{M}$ ,要求在  $\mathbf{M} = \mathbf{L} + \mathbf{S}$  的条件下分解成一个低秩矩阵  $\mathbf{L}$  和一个稀疏矩阵  $\mathbf{S}$  的唯一最优解问题。为了让这个问题的解唯一且有意义,要求低秩矩阵是低秩但不稀疏的,并且稀疏矩阵  $\mathbf{S}$  的能量有限且均匀随机分布。数学描述如下<sup>[16]</sup>:将  $\mathbf{L}$  (大小为  $n_1 \times n_2, n_1 \geq n_2$ ) 进行奇异值分解,  $\mathbf{L} = \mathbf{U}\mathbf{\Sigma}\mathbf{V}^*$ , 其中矩阵  $\mathbf{\Sigma}$  为对角矩阵,其对角线上的元素等于  $\mathbf{L}$  的奇异值  $\sigma_1, \dots, \sigma_r, r$  为  $\mathbf{L}$  的秩(对角线上其他值为 0);  $\mathbf{U}$  和  $\mathbf{V}$  分别为  $n_1 \times n_1$  和  $n_2 \times n_2$  的矩阵,  $\mathbf{U} = [\mathbf{u}_1 \ \dots \ \mathbf{u}_{n_1}], \mathbf{V} = [\mathbf{v}_1 \ \dots \ \mathbf{v}_{n_2}]$ , 向量  $\mathbf{u}_1, \dots, \mathbf{u}_{n_1}$  和  $\mathbf{v}_1, \dots, \mathbf{v}_{n_2}$  分别为  $\mathbf{U}$  和  $\mathbf{V}$  的列向量,也是对应奇异值的左奇异向量和右奇异向量。 $\mathbf{e}_i$  为对应奇异向量空间的标准正交基。若已知  $\mathbf{L}$  的秩为  $r$  时,它的奇异值分解可以表示为  $\mathbf{L} = \sum_{i=1}^r \mathbf{u}_i \sigma_i \mathbf{v}_i^*$ ,  $\mathbf{U} = [\mathbf{u}_1 \ \dots \ \mathbf{u}_r], \mathbf{V} = [\mathbf{v}_1 \ \dots \ \mathbf{v}_r]$ 。当

$$\begin{cases} \max_i \|\mathbf{U}^* \mathbf{e}_i\|^2 \leq \mu r / n_1 \\ \max_i \|\mathbf{V}^* \mathbf{e}_i\|^2 \leq \mu r / n_2 \\ \|\mathbf{UV}^*\|_\infty \leq \sqrt{\mu r / (n_1 n_2)} \end{cases}, \quad (1)$$

式中  $\|\mathbf{UV}^*\|_\infty$  为  $\mathbf{UV}^*$  的无穷范数,则称矩阵  $\mathbf{L}$  的不相干度为  $\mu$ ,  $\mu$  值表征了  $\mathbf{L}$  的奇异向量之间的差异度。

当  $\mathbf{L}$  的不相干度为  $\mu$ ,  $\mathbf{S}$  是均匀随机分布的稀疏矩阵,且  $\mathbf{L}, \mathbf{S}$  满足

$$\text{rank}(\mathbf{L}) \leq \frac{\rho_r n_2}{\mu (\lg n_1)^2}, \quad \|\mathbf{S}\| \leq \rho_s n_1 n_2, \quad (2)$$

式中  $\rho_r, \rho_s$  是正常数,  $\text{rank}(\mathbf{L})$  是矩阵  $\mathbf{L}$  的秩,那么已知  $\mathbf{M}, \mathbf{M} = \mathbf{L} + \mathbf{S}$  分解成低秩矩阵  $\mathbf{L}$  和稀疏矩阵  $\mathbf{S}$  有唯一解,即 RPCA 算法只能恢复满足(2)式中条件的原始低秩矩阵  $\mathbf{L}$  和散斑噪声稀疏矩阵  $\mathbf{S}$ 。对于样品的无噪 OCT 相邻帧的生物结构图像组成的低秩矩阵  $\mathbf{L}, \text{rank}(\mathbf{L}) = 1$ ; 而散斑噪声稀疏矩阵  $\mathbf{S}$  的能量也是有限且较低的,满足(2)式中的条件。

当一个信号是由大量的有独立相位的复分量相

加而成时,信号就会出现散斑。这些分量在复平面往往有随机的振幅与随机的相位。当这些分量相加的时候,这个信号就具有所谓的随机游走特性。在 OCT 中,当  $N$  个散射元处于一个分辨率深度元胞中,这  $N$  个散射元叠加就形成散斑<sup>[4]</sup>。OCT 中的散斑,一部分是由生物组织固有结构中的散射元叠加形成的,另一部分是由血细胞等动态散射元叠加形成的。OCT 中的散斑噪声正是由这些不同的散射元叠加形成的,把样品自身的结构散斑信息淹没在其中,这些散斑噪声同样具有随机游走特性,因此满足

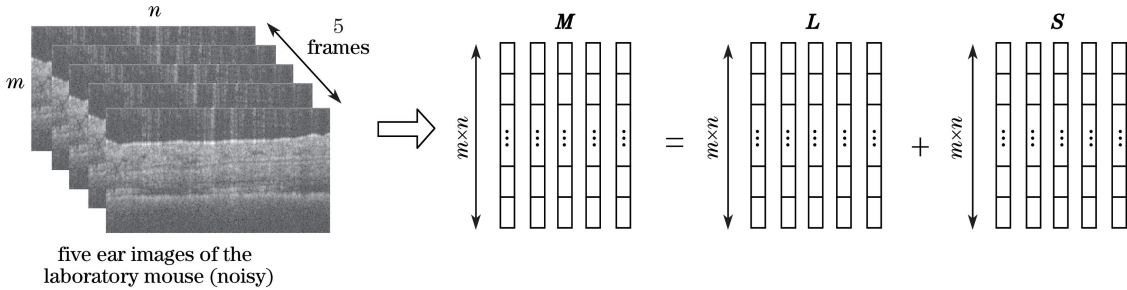


图 1 RPCA 算法应用于 OCT 图像减少散斑噪声的数据处理流程图

Fig. 1 Data processing flow chart of the RPCA algorithm employed to reduce speckle noise in OCT images

由此满足 RPCA 恢复受到噪声污染的低秩矩阵的模型。通过最小化代价函数,来达到恢复低秩矩阵的目的<sup>[16]</sup>,其表达式为

$$\min(\|L\|_* + \lambda \|S\|_1) \quad \text{s.t.} \quad M = L + S, \quad (3)$$

式中  $\|L\|_*$  为  $L$  的核范数;  $\|S\|_1$  为  $S$  的 1 范数;  $\lambda$  为惩罚函数因子,取  $\lambda = 1/\sqrt{mn}$ 。这里采用增广拉格朗日乘子(ALM)法快速求解 RPCA 问题<sup>[17]</sup>,得到结构截面低秩矩阵  $L$  和散斑噪声稀疏矩阵  $S$ 。由此,将得到的结构截面低秩矩阵  $L$  进行逆变换,就得到了对应的去噪后的截面图像。依次以采集到的所有截面图像为中心,取周围 5 帧,按照上述步骤处理,再对重复位置图样取平均,最终获得去噪图像。

### 3 结果与讨论

#### 3.1 衡量图像质量的 4 个重要指标参数

首先引入 4 个图像处理领域常用的指标参数,用于量化衡量图像质量。通常利用峰值信噪比(PSNR)来衡量图像质量,它是表示信号最大功率与影响其表示精度的破坏性噪声功率的比值<sup>[18]</sup>。在数值上,简单地采用均方差(MSE)来定义 PSNR。PSNR 和 MSE 的表达式为

$$\begin{cases} R_{\text{PSNR}} = 10 \lg \left[ \frac{\max^2(I)}{x_{\text{MSE}}} \right] \\ x_{\text{MSE}} = \frac{1}{mn} \sum_{i=0}^{m-1} \sum_{j=0}^{n-1} \|I(i, j) - K(i, j)\|^2 \end{cases}, \quad (4)$$

稀疏矩阵  $S$  的能量有限且均匀随机分布的条件。综上所述,RPCA 能应用于 OCT 去除散斑噪声。

#### 2.2 RPCA 在 OCT 的应用

RPCA 算法应用于 OCT 图像减少散斑噪声的数据处理流程图,如图 1 所示。一帧大小为  $m \times n$  的组织结构信息图像可以看作  $1 \times mn$  的列向量  $I_1$ ,相邻 5 帧组织结构信息  $I_1 \sim I_5$  则可以看作低秩矩阵  $L$ ;同样的,由于上文提到的散斑噪声的不相关性,因此相邻 5 帧散斑噪声则可以看作稀疏矩阵  $S$ ;而用 OCT 采集相邻 5 帧则可以看作矩阵  $M$ ,且  $M = L + S$ 。

式中  $I, K$  为大小为  $m \times n$  的两幅单色图像,  $I$  是  $K$  的噪声近似;  $\max(I)$  为图像  $I$  的最大值。如果 8 b 储存一个像素点的值,那么  $\max(I) = 256$ 。一般地,参考图像  $K$  为原始清晰图像。对于 OCT 图像等缺乏原始清晰图像的成像系统,在工业上通常利用对角子带小波系数的中位数得到噪声的标准差估计,从而得到噪声方差<sup>[19]</sup>,即得到(4)式中的  $x_{\text{MSE}}$ ,其表达式为

$$\sigma_n = \text{median}(|c_h|) / 0.6745, \quad \forall h \in HH, \quad (5)$$

式中  $HH$  是对角子带小波。

PSNR 越高,代表图像质量越好。然而,由于 PSNR 有的时候并不能与人眼所观察到的图像品质相一致,因此引入了下面两个参数,用来衡量图像质量。

对比度信噪比(CNR)也是一个用来衡量图像质量的重要指标参数。图像的对比度是指两种组织信号强度的相对差别,差别越大,则图像的对比度越好<sup>[20]</sup>。在数值上,通常用两种组织的强度差值与背景噪声标准差之比来确定 CNR,并且通常选取若干个感兴趣的样品区域,与背景区域共同定义 CNR,其表达式为

$$R_{\text{CNR}} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n 10 \lg \left( \frac{\mu_i - \mu_b}{\sigma_i^2 + \sigma_b^2} \right), \quad (6)$$

式中  $n$  为感兴趣区域的个数,  $\mu_i$  为感兴趣区域的均值,  $\mu_b$  为背景区域的均值,  $\sigma_i^2$  为感兴趣区域的方差,

$\sigma_b^2$ 为背景区域的方差。除了图像的对比度,图像的光滑度也是非常重要的,等效视数(ENL)是一种衡量均匀区域光滑性的指标参数,在数值上由均匀区域的均值和标准差共同决定,与 CNR 一样,通常选取若干个感兴趣的区域,取均值得到整个图像的 ENL<sup>[21]</sup>。

$$N_{\text{ENL}} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \frac{\mu_i}{\sigma_i^2} \quad (7)$$

### 3.2 描述原始图像与去噪图像一维深度信息的信号图的比较

对采集到的 256 pixel × 500 pixel 的小鼠耳朵

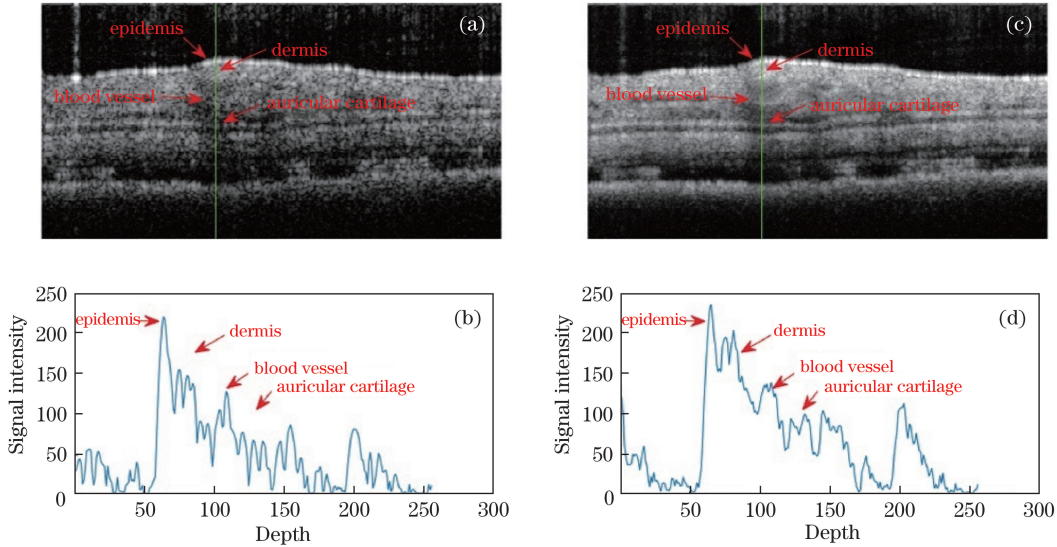


图 2 描述原始图像与去噪图像对应绿线位置一维深度信息的信号图。(a)原始图像;  
(b)描述原始图像一维深度信息的信号图;(c)去噪图像;  
(d)描述去噪图像一维深度信息的信号图

Fig. 2 Signal plots describing the one-dimensional depth information of the green lines corresponding to the original image and denoised image. (a) Original image; (b) signal plots describing the one-dimensional depth information of the original image; (c) denoised image; (d) signal plots describing the one-dimensional depth information of the denoised image

### 3.3 图像质量量化分析的区域选取

在原始图像与去噪图像中选取对应的区域,用来进行图像质量量化分析,得到图像质量量化分析的选取区域标记图,如图 3 所示。

根据图 3 中原始图像与去噪图像的选取区域的数据信息,通过(4)式和(5)式计算 PSNR 和 MSE。选取图 3 中原始图像与去噪图像红色矩形框内区域为背景区域,绿色矩形框内为感兴趣区域,分别通过(6)式和(7)式计算 CNR 和 ENL。

### 3.4 原始图像与两种不同算法处理得到的去噪图像的量化分析

原始图像与两种不同算法处理得到的去噪图像的效果对比图,如图 4 所示。其中图 4(a)为 OCT 截面图像(原始图像);图 4(b)为基于非局部

OCT 截面图像(原始图像),利用上述方法进行处理,得到去噪后的图像(去噪图像)。在原始图像与去噪图像的对应绿线位置,取一维(一线)深度信息,并据此画出描述一维深度信息的信号图,如图 2 所示。由图 2 可知,随着深度逐渐增大,对应的生物结构位置分别为表皮、真皮、血管和软骨。

通过对比图 2(b)和图 2(d)中的两条曲线可以看出,与原始图像相比,无论是曲线的光滑度,还是对应小鼠耳朵的生物结构信息的对比度,去噪图像都有明显的提高。

均值(NLM)的改进方法——加权非局部平均(PNLM)<sup>[12]</sup>用于处理原始图像得到的去噪图像;图 4(c)为本文所使用的 RPCA 算法用于处理原始图像得到的去噪图像。原始图像与两种不同算法(PNLM 算法和 RPCA 算法)处理得到的去噪图像的量化分析结果,如表 1 所示。

对一幅 256 pixel × 500 pixel 的图像而言,RPCA 算法的处理时间与 PNLM 算法的处理时间相当(运行环境为 Intel Core i5-2410m CPU, MATLAB R2017a 软件),PSNR 较低。然而与 PNLM 算法相比,RPCA 算法的 CNR 提高了 1.2 dB,ENL 提高了 376。由图 4 可知,采用 RPCA 算法处理的图像整体更加光滑、对比度更高。结果表明,RPCA 算法能够更好地提升 OCT 图像质量。

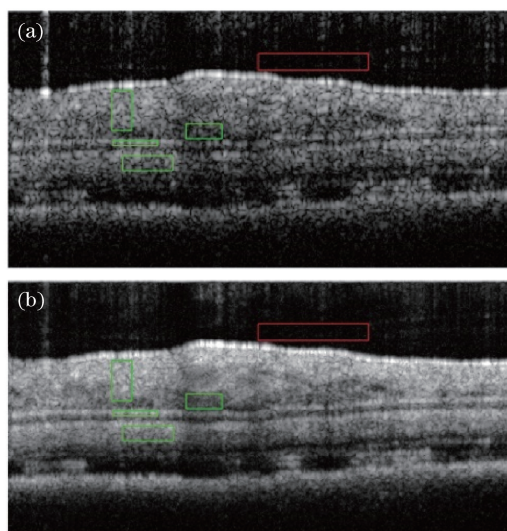


图 3 图像质量量化分析的选取区域标记图。

(a)原始图像;(b)去噪图像

Fig. 3 Selected regional markings for quantitative analysis of image quality. (a) Original image; (b) denoised image

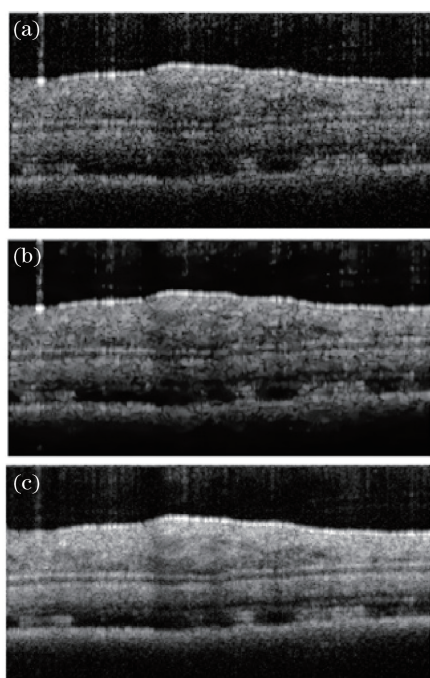


图 4 原始图像与两种算法处理得到的去噪图像的效果对比图。

(a)原始图像;(b) PNLN 算法处理得到的去噪图像;

(c) RPCA 算法处理得到的去噪图像

Fig. 4 Effect comparison of original image and denoised images processed by two algorithms. (a) Original image; (b) denoised image processed by PNLN algorithm; (c) denoised image processed by RPCA algorithm

## 4 结 论

根据 OCT 图像分辨率高以及相邻帧的生物结构之间具有高度相似性的特点,可以将这些相邻帧

表 1 原始图像与两种算法处理得到的去噪图像的量化分析结果

Table 1 Quantitative analysis results of original image and denoised images processed by two algorithms

Image	PSNR /dB	CNR /dB	ENL	Time /s
Original image	26.75	4.79	71.81	
Denoised image processed by PNLN algorithm	34.22	5.73	123.51	2.92
Denoised image processed by RPCA algorithm	29.28	6.94	500.27	3.07

的相似生物结构看作一个低秩矩阵,而 OCT 采集到的相邻帧的相似生物结构图像可以看作一个被噪声污染的低秩矩阵,提出了将低秩矩阵恢复的 RPCA 算法应用于 OCT 图像去除散斑噪声的方法。这个方法的优势在于,利用少量的相邻帧生物结构的高度相似性提供的信息量,确保在去除散斑噪声的同时,能够保留原有生物结构信息。从实验结果来看,RPCA 算法能够有效地抑制 OCT 图像的散斑噪声,提高图像质量。与此同时,注意到 RPCA 算法及其技术在统计学与计算机科学领域的提取特征信息方面有重要的应用,可以大胆猜想 RPCA 算法及其技术能在血管造影、分辨病变组织成分方面得到重要的应用。因此,RPCA 算法及其技术有望在 OCT 成像、共焦显微成像等高分辨率三维成像领域拥有更加广阔的应用前景。

## 参 考 文 献

- [1] Huang D, Swanson E A, Lin C P, *et al.* Optical coherence tomography[J]. *Science*, 1991, 254(5035): 1178-1181.
- [2] Brezinski M E. Optical coherence tomography: principles and applications[M]. Cambridge: Academic Press Inc, 2005: 333-394.
- [3] Choma M A, Sarunic M V, Yang C H, *et al.* Sensitivity advantage of swept source and Fourier domain optical coherence tomography[J]. *Optics Express*, 2003, 11(18): 2183-2189.
- [4] Goodman J W. Speckle phenomena in optics: theory and applications[M]. Chao Q Z, Chen J B, Transl. Beijing: Science Press, 2009: 165-166. 古德曼. 光学中的散斑现象: 理论与应用[M]. 曹其志, 陈家碧, 译. 北京: 科学出版社, 2009: 165-166.
- [5] Yao X L, Ji K H, Liu G P, *et al.* Blood flow imaging by optical coherence tomography based on speckle variance and doppler algorithm[J]. *Laser &*

- Optoelectronics Progress, 2017, 54(3): 031702.
- 姚辛励, 季琨皓, 刘桂鹏, 等. 基于散斑方差和多普勒算法的光学相干层析术血流成像[J]. 激光与光电子学进展, 2017, 54(3): 031702.
- [6] Popov I, Weatherbee A, Vitkin I A. Statistical properties of dynamic speckles from flowing Brownian scatterers in the vicinity of the image plane in optical coherence tomography[J]. Biomedical Optics Express, 2017, 8(4): 2004.
- [7] Yang L, Hong W, Wang C, *et al.* Flow velocity measurement based on speckle in optical coherence tomography[J]. Chinese Journal of Lasers, 2012, 39(5): 0504002.
- 杨柳, 洪威, 王川, 等. 基于光学相干层析散斑的流速测量方法[J]. 中国激光, 2012, 39(5): 0504002.
- [8] Liba O, Lew M D, Sorelle E D, *et al.* Erratum: speckle-modulating optical coherence tomography in living mice and humans[J]. Nature Communications, 2017, 8: 15845.
- [9] Adler D C, Ko T H, Fujimoto J G. Speckle reduction in optical coherence tomography images by use of a spatially adaptive wavelet filter[J]. Optics Letters, 2004, 29(24): 2878-2880.
- [10] Jian Z P, Yu Z X, Yu L F, *et al.* Speckle attenuation in optical coherence tomography by curvelet shrinkage[J]. Optics Letters, 2009, 34(10): 1516-1518.
- [11] Wang L Z, Meng Z, Yao X S, *et al.* Adaptive speckle reduction in OCT volume data based on block-matching and 3-d filtering[J]. IEEE Photonics Technology Letters, 2012, 24(20): 1802-1804.
- [12] Yu H C, Gao J L, Li A T. Probability-based non-local means filter for speckle noise suppression in optical coherence tomography images[J]. Optics Letters, 2016, 41(5): 994-997.
- [13] Moore B C. Principal component analysis in linear systems: controllability, observability, and model reduction[J]. IEEE Transactions on Automatic Control, 1981, 26(1): 17-32.
- [14] Wright J, Ganesh A, Rao S, *et al.* Robust principal component analysis: exact recovery of corrupted low-rank matrices[C]. Advances in Neural Information Processing Systems, 2009: 2080-2088.
- [15] Candès E J, Recht B. Exact matrix completion via convex optimization[J]. Foundations of Computational Mathematics, 2009, 9(6): 717.
- [16] Candès E J, Li X D, Ma Y, *et al.* Robust principal component analysis? [J]. Journal of the ACM, 2009, 58(3): 11.
- [17] Lin Z C, Chen M M, Ma Y, *et al.* The augmented lagrange multiplier method for exact recovery of corrupted low-rank matrices[J]. arXiv Preprint arXiv: 1009.5055, 2010.
- [18] Huynh-Thu Q, Ghanbari M. Scope of validity of PSNR in image/video quality assessment[J]. Electronics Letters, 2008, 44(13): 800-801.
- [19] Donoho D L, Johnstone J M. Ideal spatial adaptation by wavelet shrinkage[J]. Biometrika, 1994, 81(3): 425-455.
- [20] Welvaert M, Rosseel Y. On the definition of signal-to-noise ratio and contrast-to-noise ratio for fMRI data[J]. Plos One, 2013, 8(11): e77089.
- [21] Anfinson S N, Doulgeris A P, Eltoft T. Estimation of the equivalent number of looks in polarimetric synthetic aperture radar imagery[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2009, 47(11): 3795-3809.