

# 基于分组主成分分析的光学相干图像降斑算法

方敬<sup>1\*\*</sup>, 滕树云<sup>1</sup>, 牛四杰<sup>2</sup>, 李登旺<sup>1\*</sup>

<sup>1</sup> 山东师范大学物理与电子科学学院, 山东省医学物理图像处理技术重点实验室,

山东省光学与光子器件重点实验室, 山东 济南 250358;

<sup>2</sup> 济南大学信息与科学工程学院, 山东 济南 250022

**摘要** 通过分析临床医学图像中光学相干断层成像(OCT)的相干斑噪声模型,提出了一种基于局部分组主成分分析的光学相干断层图像降斑算法。根据相干图像的统计特征,利用同态滤波将乘性噪声转换为加性噪声;将训练集中待处理的像素及其邻域表示成子块向量,利用块相似性度量对子块进行分组,并用于主成分分析。为有效抑制相干图像中病灶的噪声干扰,将该算法执行两次。实验结果表明:所提算法在降斑的同时较好地保留了图像的细节信息,而且获得了较高的客观评价指标。

**关键词** 图像处理; 光学相干成像; 斑点噪声; 主成分分析; 块相似

中图分类号 TN911.7

文献标识码 A

doi: 10.3788/AOS201838.1017002

## Optical Coherent Image Despeckling Algorithm Based on Grouping Principal Component Analysis

Fang Jing<sup>1\*\*</sup>, Teng Shuyun<sup>1</sup>, Niu Sijie<sup>2</sup>, Li Dengwang<sup>1\*</sup>

<sup>1</sup> Shandong Province Key Laboratory of Medical Physics and Image Processing Technology,

Shandong Province Key Laboratory of Optics and Photonic Device, School of Physics and Electronics,

Shandong Normal University, Jinan, Shandong 250358, China;

<sup>2</sup> School of Information Science and Engineering, University of Jinan, Jinan, Shandong 250022, China

**Abstract** By analyzing a speckle noise model of optical coherence tomography (OCT) in clinical medical imaging, we propose a despeckling method for OCT images based on the local grouping principal component analysis. On the basis of the statistical characteristics of coherent images, the multiplicative noise is converted into additive noise by homomorphic filtering. By modeling pixel to be processed in the training set and its neighborhoods as a vector, we group the vectors based on the block similarity measure. Then, the principal component analysis is performed. Considering the noise interference in coherent images with the lesion, we perform the algorithm twice. Experimental results show that the proposed algorithm has better results in terms of speckle noise reduction as well as detail preservation, and satisfying objective evaluation index.

**Key words** image processing; optical coherent image; speckle noise; principal component analysis; block similarity

**OCIS codes** 100.2000; 110.6150; 170.4500

## 1 引 言

光学相干断层成像(OCT)是一种利用光的干涉现象观察生物组织的断层成像技术。该技术根据弱相干光干涉的基本原理,检测生物组织不同深度层面对入射弱相干光后向反射或后向散射的能力,从而产生明暗灰阶变化的 OCT 图像<sup>[1]</sup>。近年来,

频域光学相干断层成像(SD-OCT)技术的广泛应用,大大提升了眼科的诊断能力<sup>[2]</sup>。SD-OCT 具有成像速度快、分辨率高和非入侵等特点,能够观察到视网膜内部的三维精细结构,已被广泛应用于视网膜疾病的诊断治疗中<sup>[3-6]</sup>。然而,由于 OCT 采用相干光束反射技术检测活体组织,图像中存在大量的斑点噪声<sup>[7-9]</sup>。这类噪声将降低成像质量,甚至无法识别细

收稿日期: 2018-03-16; 修回日期: 2018-05-03; 录用日期: 2018-05-08

基金项目: 国家自然科学基金(61471226)、泰山学者人才工程项目(tsqn20161023)、山东省自然科学基金杰出青年基金(JQ201516)、山东省自然科学基金(ZR2016FQ04)

\* E-mail: dengwang@sdu.edu.cn; \*\* E-mail: fangjing@sdu.edu.cn

微结构或低对比度特征。因此,如何对 OCT 图像进行有效降斑成为 OCT 图像应用领域的热点之一。

一些学者基于空域合成法和频域合成法来降斑<sup>[10-11]</sup>,但成像系统变得更复杂,造价也更高。目前提高 OCT 成像分辨率和清晰度的方法大致分为两类:单帧图像降斑和多帧图像降斑。多帧图像降斑需要获取大量的不同后向散射角度或不同空间位置的图像,然后通过取平均值来达到提高信噪比(SNR)的目的<sup>[12-13]</sup>。这种技术需要对硬件进行调整,且图像的获取过程复杂。近年来,越来越多的学者致力于单帧图像降斑算法的研究。单帧图像降斑算法可分为两类:变换域处理和空域处理。变换域处理充分利用 OCT 图像变换域系数的基本性质,包括小波软阈值去噪<sup>[14]</sup>、区间 II 型模糊阈值滤波<sup>[15]</sup>、对数空间三维块匹配算法<sup>[16]</sup>以及多尺度原子稀疏表示算法<sup>[17]</sup>等。变换域算法涉及到基函数的选择,在图像中会引起伪影,从而掩盖或降低微小结构的细节可见度。空域处理包括图像全变差正则化方法<sup>[18-20]</sup>、基于概率的方法<sup>[21-22]</sup>和非局部降斑方法<sup>[23-25]</sup>等。全变差正则化方法在高散斑噪声污染的条件对噪声的抑制是有限的。基于概率的方法依赖于具体参数噪声分布模型。非局部滤波在高斯噪声滤除中取得了较好的效果,然而 OCT 图像中的高散斑噪声会影响相似性的判定。作为一种经典的数据降维方法,主成分分析(PCA)法被广泛用于图像分析中<sup>[26-29]</sup>。本文结合主成分分析法和 OCT 图像的子块相似性,提出一种基于分组主成分分析的 OCT 图像降斑算法。该算法可看作一种半-非局部方法,利用局部窗自适应地训练局部变换。实验结果表明,所提算法获得了较高的客观评价指标,而且在降斑的同时,能够更好地保护图像的细节和纹理特征,有效地避免了人工伪影,优于现有的降斑算法。

## 2 OCT 图像的噪声分析与信号模型

在 OCT 图像中,斑点噪声可近似为乘性噪声:

$$y(m, n) = x(m, n)u(m, n) + u_a(m, n), \quad (1)$$

式中: $x(m, n)$ 为无噪声的 OCT 图像; $y(m, n)$ 为观察到的噪声图像; $u(m, n)$ 和  $u_a(m, n)$ 分别为乘性噪声和加性噪声; $(m, n)$ 表示空间位置。在(1)式中,由于加性噪声与乘性噪声相比非常小,因此可忽略不计。采用同态滤波将(1)式两边进行对数变换,得到

$$y_L(m, n) = x_L(m, n) + u_L(m, n), \quad (2)$$

基于(2)式的加性噪声模型,采用分组主成分分析法

降斑。

## 3 基于分组主成分分析的 OCT 图像降斑

### 3.1 主成分分析

设  $\mathbf{x} = [x_1 \ x_2 \ \cdots \ x_m]^T$  表示含有  $m$  个分量的向量,则表示  $\mathbf{x}$  的样本矩阵为

$$\mathbf{X} = \begin{bmatrix} x_1^1 & x_1^2 & \cdots & x_1^n \\ x_2^1 & x_2^2 & \cdots & x_2^n \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ x_m^1 & x_m^2 & \cdots & x_m^n \end{bmatrix}, \quad (3)$$

对其进行中心化,得

$$\bar{\mathbf{X}} = [\bar{\mathbf{X}}_1^T \ \bar{\mathbf{X}}_2^T \ \cdots \ \bar{\mathbf{X}}_m^T]^T, \quad (4)$$

计算协方差矩阵

$$\boldsymbol{\Omega} = \frac{1}{n} \bar{\mathbf{X}} \bar{\mathbf{X}}^T. \quad (5)$$

协方差矩阵是对称阵,可以分解为

$$\boldsymbol{\Omega} = \boldsymbol{\Phi} \boldsymbol{\Lambda} \boldsymbol{\Phi}^T, \quad (6)$$

式中: $\boldsymbol{\Lambda} = f_{\text{diag}}(\lambda_1, \lambda_2, \cdots, \lambda_m)$ 是由  $\boldsymbol{\Omega}$  的特征值组成的对角阵,且  $\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \cdots \geq \lambda_m$ ;  $\boldsymbol{\Phi} = [\boldsymbol{\varphi}_1 \ \boldsymbol{\varphi}_2 \ \cdots \ \boldsymbol{\varphi}_m]$ 为相应的特征向量组成的正交矩阵。令

$$\mathbf{P} = \boldsymbol{\Phi}^T \bar{\mathbf{X}}, \quad (7)$$

则  $\bar{\mathbf{X}}$  被去相关。主成分分析变换后信号能量集中在少量系数中,利用线性最小均方差准则估计(LMMSE)收缩系数,以达到降斑的目的。

### 3.2 局部分组主成分分析(LPG-PCA)

如图 1 所示,由待处理像素及  $N \times N$  的邻域组成向量  $\mathbf{x} = [x_1 \ x_2 \ \cdots \ x_m]^T$ ,则  $m = N^2$ 。根据(2)式描述的加性噪声模型,得

$$\mathbf{y} = \mathbf{x} + \mathbf{u}, \quad (8)$$

式中: $\mathbf{y} = [y_1 \ \cdots \ y_m]^T$ 为观测向量, $\mathbf{u} = [u_1 \ \cdots \ u_m]^T$ 为噪声向量,且  $y_k = x_k + u_k, k = 1, 2, \cdots, m$ 。

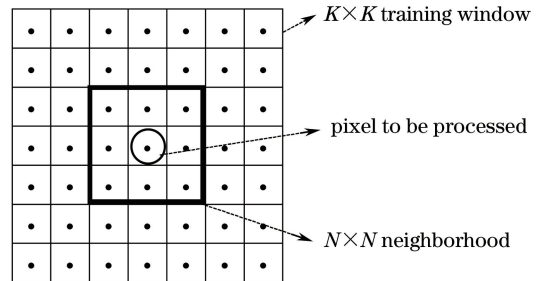


图 1 局部像素分组示意图

Fig. 1 Illustration of local pixel grouping

选取  $K \times K$  的训练窗,对  $\mathbf{y}$  的每一个成分  $y_k$ , 有  $N^{(p)} = (K - N + 1)^2$  个训练样本。然而,由于图像的纹理结构不同,在训练窗中有的样本向量与  $\mathbf{y}$  差别很大,因此选取相似的样本,将样本分组后再进行主成分分析能够更加准确地计算  $\mathbf{y}$  的协方差矩

阵,进而提升降斑效果。

定义  $\mathbf{y}_r$  为  $N \times N$  的子块列向量,  $\mathbf{y}_i$  ( $i = 1, 2, \dots, (K - N + 1)^2 - 1$ ) 为训练窗中的其他子块列向量。考虑到 OCT 图像统计模型,定义块相似度量为

$$d_1[\mathbf{y}_r, \mathbf{y}_i] = -\ln\left\{\prod_k p[y(r+k), y(i+k)] \mid x(r+k) = x(i+k)\right\} = -\ln\left\{\prod_k 4L \frac{\Gamma(2L-1)}{\Gamma^2(L)} \times \left[\frac{y(r+k)y(i+k)}{y^2(r+k) + y^2(i+k)}\right]^{2L-1}\right\}, \quad (9)$$

式中:  $L$  为等效视数(ENL);  $\Gamma(\cdot)$  为伽马分布。利用对数运算性质对(9)式进一步化简,得到

$$d_1[\mathbf{y}_r, \mathbf{y}_i] = -\ln\left[4L \frac{\Gamma(2L-1)}{\Gamma^2(L)}\right] + (2L-1) \sum_k \ln\left[\frac{y(r+k)}{y(i+k)} + \frac{y(i+k)}{y(r+k)}\right], \quad (10)$$

(10)式第一项是常数,可以忽略。因此,块相似测量可表示为

$$d[\mathbf{y}_r, \mathbf{y}_i] = (2L-1) \cdot \sum_k \ln\left[\frac{y(r+k)}{y(i+k)} + \frac{y(i+k)}{y(r+k)}\right]. \quad (11)$$

对  $d[\mathbf{y}_r, \mathbf{y}_i]$  设定阈值选择相似的块向量。设选择了  $\mathbf{y}$  的  $n$  个样本向量,得到训练数据集

$$\mathbf{Y} = [\mathbf{y}_r, \mathbf{y}_1, \mathbf{y}_2, \dots, \mathbf{y}_{n-1}]. \quad (12)$$

$\mathbf{Y}$  相应的无噪数据集记作

$$\mathbf{X} = [\mathbf{x}_r, \mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2, \dots, \mathbf{x}_{n-1}]. \quad (13)$$

利用主成分分析法由  $\mathbf{Y}$  估计  $\mathbf{X}$ , 进而得到待处理中心像素的估计值。遍历图像中的每一个像素,就可得到降斑后的图像。

### 3.3 所提算法

本课题组提出了一种基于局部分组主成分分析的 OCT 图像降斑算法。首先利用对数变换将乘性噪声转化成加性噪声,然后基于块相似度量对子块进行分组,对分组后的子块向量进行主成分分析,得到主成分分析域的变换系数,利用 LMMSE 收缩系数,然后进行逆变换得到降斑后的数据集。考虑到含有病灶的 OCT 图像中含有强噪声,会导致主成分分析变换矩阵的估计出现偏差,而且强噪声也会导致局部像素错误分组。因此,需要将所提算法重复执行一次。具体步骤如下:

步骤 1): 将原始 OCT 图像进行对数化,设定训练窗大小和子块大小。

步骤 2): 对图像中的每一个像素,建立子块向量和训练数据集。选取训练窗中的相似子块向量组

成分组后的数据集。

步骤 3): 对分组后的数据集中心化,然后进行主成分分析变换,在主成分分析域中利用 LMMSE 收缩系数。

步骤 4): 将样本均值加入主成分分析变换系数,进行主成分分析逆变换,得到滤波后的图像。

步骤 5): 重复执行步骤 2)~4) 一次。

步骤 6): 将滤波后的图像进行指数变换,得到降斑后的图像。

## 4 实验结果

采用仿真图像和真实频域 OCT 眼底图像来验证所提算法的有效性。由于缺少原始的无噪声图像,故而难以计算降斑算法的峰值信噪比(PSNR)和相似指数测度(SSIM)。因此,首先对光学图像人为加入斑点噪声,得到仿真的斑点噪声图像;然后以人眼眼底组织的频域 OCT 图像作为测试图像。比较算法分别为小波软阈值滤波(WST)<sup>[14]</sup>、多尺度原子稀疏表示算法(MSAR)<sup>[17]</sup> 和非局部均值去噪(NLM)<sup>[23]</sup>。实验环境的配置为 Intel Core i5 3.1 GHz, 4 GB RAM, MATLAB 2014a 开发环境。

### 4.1 仿真图像实验结果

如图 2 所示,采用 512 pixel  $\times$  512 pixel 的指纹光学图像作为测试图像。加入视数  $L = 2$  的斑点噪声,分别用 WST、MSAR、NLM 和所提算法进行降斑。采用 PSNR 和 SSIM 作为评估指标来对图像质量进行评价。计算 PSNR 的表达式为

$$v_{\text{PSNR}} = 10 \lg \frac{|x|_{\max}^2}{v_{\text{MSE}}}, \quad (14)$$

式中:  $|x|_{\max}$  为图像强度的最大值;  $v_{\text{MSE}} = [x(n) - \hat{x}(n)]^2$  为均方误差;  $x$  和  $\hat{x}$  分别为原始无噪声图像和去噪后的图像。计算 SSIM 的表达式为



$$v_{\text{SSIM}}(i, j) = \frac{2(\mu_i \mu_j + C_1)(2\sigma_{ij} + C_2)}{(\mu_i^2 + \mu_j^2 + C_1)(\sigma_i^2 + \sigma_j^2 + C_2)}, \quad (15)$$

式中： $\mu_i$  和  $\sigma_i^2$  分别为以像素  $i$  为中心的子块邻域  $N_i$  的灰度均值与方差； $\sigma_{ij}$  为邻域  $N_i$  与  $N_j$  的灰度值协方差； $C_1$ 、 $C_2$  为极小的常数。

从表 1 可以看出，所提算法具有最高的 PSNR，且 SSIM 最接近 1。从图 2 可以看出：WST

滤波后，如图 2(c) 所示的图像中仍存在大量斑点噪声，同时会产生人工伪影；MSAR 能较好地抑制斑点噪声，但是会过度平滑图像，如图 2(d) 所示的图像中出现了模糊；NLM 在图像中寻找非局部块相似子块，容易导致边界和轮廓出现模糊，如图 2(e) 指纹图像右下角和右上角出现了一些模糊；而所提算法在抑制斑点噪声的同时能够很好地保护图像细节。

表 1 仿真图像降斑后的 PSNR 和 SSIM

Table 1 PSNR and SSIM for simulated images after despeckling

Item	Noisy	WST	MSAR	NLM	Proposed method
PSNR /dB	11.0205	16.6991	22.6663	25.9662	29.3757
SSIM	0.6878	0.8234	0.8789	0.9051	0.9376

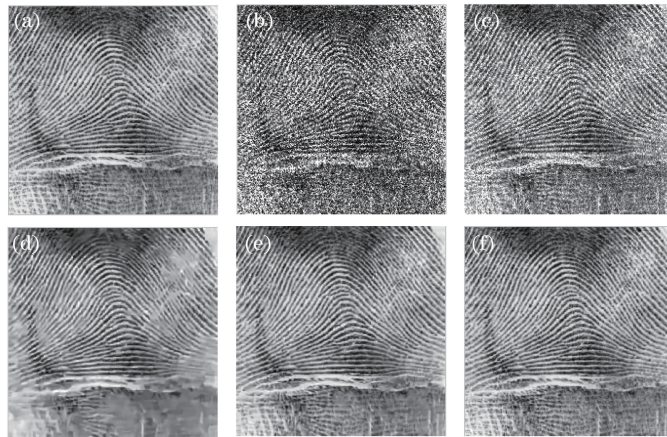


图 2 仿真图像的实验结果。(a)原始指纹图像；(b)加入视数  $L=2$  的斑点噪声图像；(c) WST 滤波后；(d) MSAR 滤波后；(e) NLM 滤波后；(f)所提算法滤波后

Fig. 2 Experimental results of simulated image. (a) Original fingerprint image; (b) noisy image corrupted by two-look speckle; (c) image after filtering with WST; (d) image after filtering with MSAR; (e) image after filtering with NLM; (f) image after filtering with proposed algorithm

#### 4.2 真实的频域 OCT 眼底图像实验结果

图 3 给出了由 Zeiss 公司频域 OCT 检测仪采集的 3 幅人眼眼底组织 OCT 图像。可以看出，由

于受到分布于整个 OCT 图像区域散斑颗粒噪声的影响，眼底组织的一些细节被遮掩。采用 4 种算法对图 3 中的 3 幅图进行降斑，结果如图 4~6 所

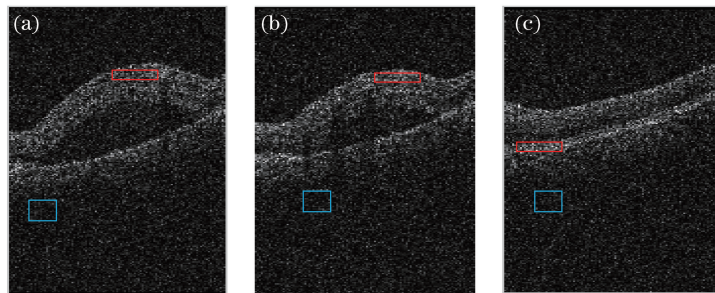


图 3 3 幅人眼眼底组织的 OCT 图像(蓝色框区域用于计算 SNR,红色框区域用于计算对比噪声比)。

(a)图像 1;(b)图像 2;(c)图像 3

Fig. 3 Three OCT images of human ocular fundus tissue (blue boxes are used to calculate SNR values, while the red boxes are used to obtain CNR values). (a) Image 1; (b) image 2; (c) image 3



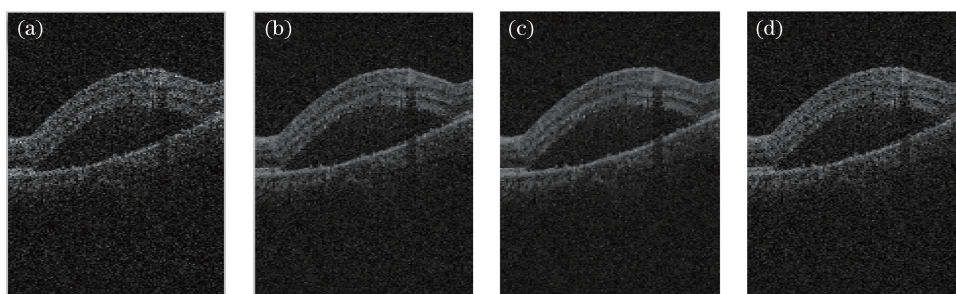


图 4 图像 1 的降斑结果。(a) WST 滤波后;(b) MSAR 滤波后;(c) NLM 滤波后;(d)所提算法滤波后

Fig. 4 Despeckling results of image 1. (a) Image after filtering with WST; (b) image after filtering with MSAR; (c) image after filtering with NLM; (d) image after filtering with proposed algorithm

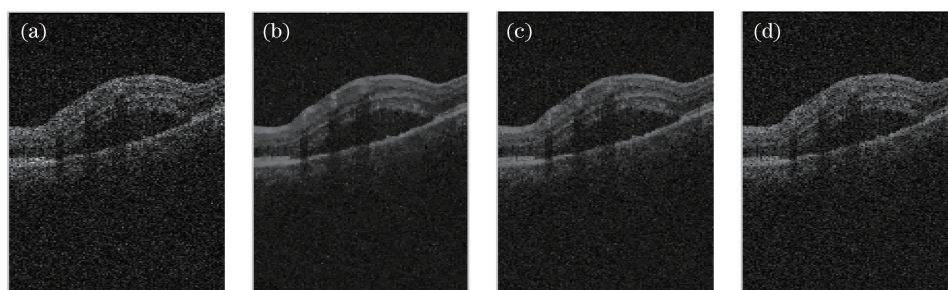


图 5 图像 2 的降斑结果。(a) WST 滤波后;(b) MSAR 滤波后;(c) NLM 滤波后;(d)所提算法滤波后

Fig. 5 Despeckling results of image 2. (a) Image after filtering with WST; (b) image after filtering with MSAR; (c) image after filtering with NLM; (d) image after filtering with proposed algorithm

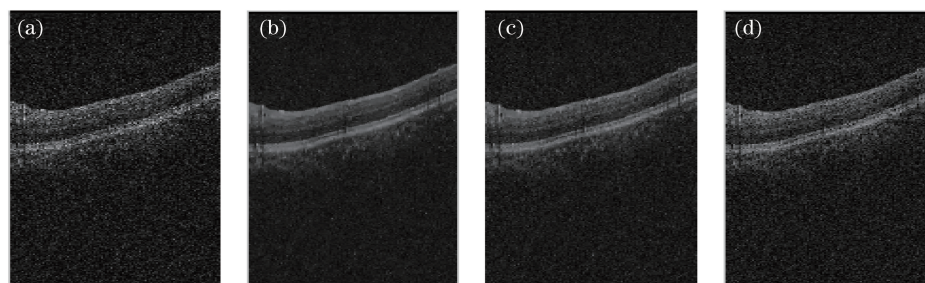


图 6 图像 3 的降斑结果。(a) WST 滤波后;(b) MSAR 滤波后;(c) NLM 滤波后;(d)所提算法滤波后

Fig. 6 Despeckling results of image 3. (a) Image after filtering with WST; (b) image after filtering with MSAR; (c) image after filtering with NLM; (d) image after filtering with proposed algorithm

示。可以看出:WST 滤波后,图像中仍存在较多的斑点噪声;MSAR 滤波造成了图像的过度平滑;NLM 没有很好地保持图像的轮廓,尤其是病变区域,图像的细节处出现了模糊,容易造成误诊;而所提算法不仅能很好地降低斑点噪声,还能有效地保护病变部分的纹理和轮廓信息。

为了进一步定量评价所提算法的有效性,对图 3 给出的 3 幅真实 OCT 眼底图像分别计算 SNR、对比噪声比(CNR)和 ENL。选取图 3 中蓝色方框区域计算 SNR,红色方框区域用于计算 CNR。SNR 越大,表示降斑能力越强;CNR 越高,表明图

像结构与背景噪声的分辨程度越高。选取均质区域计算 ENL,ENL 越大,表明平滑程度越高。表 2 列出了图像 1、图像 2、图像 3 分别采用不同算法降斑后的各个指标的平均值。从表 2 可以看出,NLM 和所提算法与 WST 和 MSAR 相比,SNR 有了显著提高,但 NLM 会丢失细节信息,如图 5(c)所示病变部分过度平滑。所提算法得到了最高的 CNR,说明它在保护结构和提升对比度方面优于其他算法。MSAR 获得了最高的 ENL,但是从图 4~6 中可以明显地看出图像的边缘模糊了,而所提算法获得了较高的 ENL,且没有丢失图像的轮廓和细节。

表 2 图像 1、图像 2、图像 3 降斑后的 SNR、CNR 和 ENL 平均值  
Table 2 Average values of SNR, CNR and ENL for image1, image 2 and image 3

Parameter	Noisy	WST	MSAR	NLM	Proposed method
SNR /dB	15.21	19.45	22.18	28.32	27.13
CNR	2.35	3.75	5.02	9.14	12.68
ENL	8.01	23.5	123.65	81.30	98.61

## 5 结 论

利用图像处理量化分析频域 OCT 视网膜图像病变区域,可以辅助诊疗视网膜疾病,具有重要的临床和研究价值。针对病变眼底组织图像相干斑噪声的问题,提出了一种基于局部像素分组主成分分析的 OCT 图像降斑算法。与传统的主成分分析相比,LPG-PCA 能更准确地计算 OCT 图像的局部统计特征,因此能更好地保护图像的边界结构。此外,局部分组还保证了主成分分析变换时训练样本的可靠性。当然,如何根据 OCT 图像的成像特点建立更准确的相似性度量,并快速找到相似子块是本算法需要改进的地方。今后拟将所提算法用于 OCT 图像自动分割和量化的预处理中,以期获得更高的分割精度,为临床诊断提供便利。

## 参 考 文 献

- [1] Huang D, Swanson E, Lin C, *et al.* Optical coherence tomography [J]. *Science*, 1991, 254(5035): 1178-1181.
- [2] Li P, Yang S S, Ding Z H, *et al.* Research progress in Fourier domain optical coherence tomography[J]. *Chinese Journal of Lasers*, 2018, 45(2): 0207011. 李培, 杨姗姗, 丁志华, 等. 傅里叶域光学相干断层成像技术的研究进展[J]. *中国激光*, 2018, 45(2): 0207011.
- [3] Ellerbee A K. Optical coherence tomography: technology and applications [C]. 2014 IEEE Photonics Conference, 2014: 14862983.
- [4] Drexler W, Fujimoto J G. Optical coherence tomography: technology and applications[M]. New York: Springer Science & Business Media, 2008.
- [5] Zhang C W, Gao X M, Li R S, *et al.* Assessment of choroidal thickness in healthy eyes using deep range imaging optical coherence tomography [J]. *Recent Advances in Ophthalmology*, 2015, 35(3): 274-276. 张春巍, 高效曼, 李睿妹, 等. 应用三维光学相干断层成像术测量正常人脉络膜厚度及其影响因素的研究[J]. *眼科新进展*, 2015, 35(3): 274-276.
- [6] Tao Y L, Jiang Z X, Tao L M. Research progress of the spectral-domain optical coherence tomography for glaucoma diagnosis [J]. *Chinese Journal of Experimental Ophthalmology*, 2017, 35(10): 955-960. 陶玉林, 蒋正轩, 陶黎明. 频域光相干断层扫描在原发性青光眼诊断中的应用研究进展[J]. *中华实验眼科杂志*, 2017, 35(10): 955-960.
- [7] Schmitt J M. Array detection for speckle reduction in optical coherence microscopy[J]. *Physics in Medicine and Biology*, 1997, 42(7): 1427-1439.
- [8] Xiang S H, Zhou L, Schmitt J M. Speckle noise reduction for optical coherence tomography [J]. *Proceedings of SPIE*, 1998, 3196(17): 79-88.
- [9] Bashkansky M, Reintjes J. Statistics and reduction of speckle in optical coherence tomography[J]. *Optics Letters*, 2000, 25(8): 545-547.
- [10] Schmitt J M, Xiang S H, Yung K M. Speckle in optical coherence tomography [J]. *Journal of Biomedical Optics*, 1999, 4(1): 95-105.
- [11] Pircher M, Gotzinger E, Leitgeb R, *et al.* Speckle reduction in optical coherence tomography by frequency compounding [J]. *Journal of Biomedical Optics*, 2003, 8(3): 565-569.
- [12] Desjardins A E, Vakoc B J, Oh W Y, *et al.* Angle-resolved optical coherence tomography with sequential angular selectivity for speckle reduction [J]. *Optics Express*, 2007, 15(10): 6200-6209.
- [13] Dan P P, Hewko M D, Sowa M G. Speckle noise attenuation in optical coherence tomography by compounding images acquired at different positions of the sample[J]. *Optics Communications*, 2007, 269(1): 247-251.
- [14] Liu X W, Wang H N, Qian Z Y. Denoising process of OCT image based on wavelet transform[J]. *Acta Photonica Sinica*, 2006, 35(6): 935-939. 刘新文, 王惠南, 钱志余. 小波变换对 OCT 图像的降噪处理[J]. *光子学报*, 2006, 35(6): 935-939.
- [15] Puvanathan P, Bizheva K. Speckle noise reduction algorithm for optical coherence tomography based on interval type II fuzzy set[J]. *Optics Express*, 2007, 15(24): 15747-15758.
- [16] 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]. *Proceedings of the IEEE*, 2012, 24(20): 1802-1804.
- [17] Kafieh R, Rabbani H, Selesnick I. Three dimensional data-driven multi scale atomic

- representation of optical coherence tomography [J]. Proceedings of the IEEE, 2015, 34(5): 1042-1062.
- [18] Gong G H, Zhang H M, Yao M N. Speckle noise reduction algorithm with total variation regularization in optical coherence tomography [J]. Optics Express, 2015, 23(19): 24699-24712.
- [19] Duan J M, Tench C, Gottlob I, *et al.* New variational image decomposition model for simultaneously denoising and segmenting optical coherence tomography images [J]. Physics in Medicine and Biology, 2015, 60(22): 8901-8922.
- [20] 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.
- [21] Wong A, Mishra A, Bizheva K, *et al.* General Bayesian estimation for speckle noise reduction in optical coherence tomography retinal imagery [J]. Optics Express, 2010, 18(8): 8338-8352.
- [22] Cameron A, Lui D, Boroomand A, *et al.* Stochastic speckle noise compensation in optical coherence tomography using non-stationary spline-based speckle noise modelling [J]. Biomedical Optics Express, 2013, 4(9): 1769-1785.
- [23] Jiang W Y, Ding M Y, Zhang X M. Iterative nonlocal means method for despeckling optical coherence tomography images [J]. Journal of Medical Imaging and Health Informatics, 2014, 4(5): 819-824.
- [24] 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.
- [25] Tang C, Cao L J, Chen J J, *et al.* Speckle noise reduction for optical coherence tomography images via non-local weighted group low-rank representation [J]. Laser Physics Letters, 2017, 14(5): 056002.
- [26] Muresan D D, Parks T W. Adaptive principal components and image denoising [J]. Proceedings of the IEEE, 2003, 1: I101-I104.
- [27] Zhang L, Dong W S, Zhang D, *et al.* Two-stage image denoising by principal component analysis with local pixel grouping [J]. Pattern Recognition, 2010, 43(4): 1531-1549.
- [28] Varon C, Alzate C, Suykens J A K. Noise level estimation for model selection in kernel PCA denoising [J]. Proceedings of the IEEE, 2015, 26(11): 2650-2663.
- [29] Ye Z, Bai L. Hyperspectral image classification based on principal component analysis and local binary patterns [J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2017, 54(11): 111006.
- 叶珍, 白璘. 基于主成分分析与局部二值模式的高光谱图像分类 [J]. 激光与光电子学进展, 2017, 54(11): 111006.