

基于光学相干层析的鲜红斑痣信号增强和降斑

殷代强¹ 王成铭² 顾 瑛^{1,3}

(¹北京理工大学信息与电子学院, 北京 100081; ²清华大学物理系, 北京 100084)
³解放军总医院激光科, 北京 100853)

摘要 扩张血管的直径和深度是鲜红斑痣(PWS)扩张血管的两个关键参数。最近,光学相干层析(OCT)已被用于 PWS 的临床检测和参数提取。然而,信号在深度上的衰减和散斑噪声是分辨 OCT 图像中 PWS 病变结构信息的两个主要制约因素。为了优化临床 OCT 样机获得的图像,提出了相应的 OCT 信号增强降斑算法。该算法基于动态规划分割 PWS 表皮层,并以边界曲线为基准,对真皮深层细节信息进行衰减补偿。对于增强后的信号,基于 OCT 散斑噪声的光学统计特性(瑞利分布),建立了一个新的正则化变分模型以消除相应的乘性噪声。实验结果表明,所提出的算法能够较好地恢复 OCT 图像中 PWS 扩张血管结构的边缘信息,有利于精确分割并提取相应的关键参数。

关键词 图像处理; 光学相干层析; 鲜红斑痣; 动态规划; 变分模型; 扩张血管

中图分类号 TH744.3 **文献标识码** A **doi:** 10.3788/CJL201340.0904001

Signal Enhancement and Despeckling of Port Wine Stains Using Optical Coherence Tomography

Yin Daiqiang¹ Wang Chengming² Gu Ying^{1,3}

(¹Department of Information and Electronics, Beijing Institute of Technology, Beijing 100081, China)
²Department of Physics, Tsinghua University, Beijing 100084, China
³Department of Laser Medicine, The PLA General Hospital, Beijing 100853, China)

Abstract Diameter and depth of dilated blood vessels are two key parameters of port wine stain (PWS) lesions. Recently, optical coherence tomography (OCT) has demonstrated considerable promise for clinical test and the key parameters extraction of PWS. However, intensity attenuation in depth and speckle noise in OCT images constitute two primary limiting factors with respect to resolving the morphologic information of the PWS lesions. In order to enhance the visual quality of the OCT images, we develop new image speckle reduction algorithms for the OCT signal. In the study, epidermis segmentation is based on a dynamic programming scheme; according to the epidermal boundary curve as a baseline, the details in the deep are enhanced by the attenuation compensation. The visual inspection of the enhanced images is then improved by a new variation model that combines the regularization term with the statistical characteristic constraints (Rayleigh distribution) of data corrupted by OCT speckle noise to eliminate the corresponding multiplicative noise. The result shows that the proposed algorithm provides significant improvements of the edge information about the obtained PWS OCT images of dilated blood vessels, which is helpful to divide and extract the key parameters.

Key words image processing; optical coherence tomography; port wine stain; dynamic programming; variation model; dilated blood vessels

OCIS codes 110.4500; 100.3020; 030.6140; 170.1870

收稿日期: 2013-03-25; 收到修改稿日期: 2013-04-21

基金项目: 国家自然科学基金(61036014)

作者简介: 殷代强(1983—),男,博士研究生,主要从事光学相干层析技术及医学图像处理等方面的研究。

E-mail: dqyin83@163.com

导师简介: 顾瑛(1959—),女,教授,博士生导师,主任医师,主要从事光动力疗法等方面的研究。

E-mail: guying_laser@sina.com(通信联系人)

1 引言

光学相干层析(OCT)是一种非侵入式光学诊断成像技术,以低相干光为载体,通过测量各层组织背向散射光与参考光的干涉强度,实现对生物组织内部微观结构的高分辨(微米量级)断层成像。目前该技术在人眼、皮肤等医学与生物成像^[1-2]中有着广泛应用。鲜红斑痣(PWS)是一种先天性血管疾病,病理改变为真皮浅层毛细血管畸形扩张,临床表现为片状红斑。临床上依据 PWS 病变颜色和毛细血管扩张程度可将 PWS 分为粉红型、紫红型和增厚型三种,这些畸形血管在皮下的分布深度为 100~1000 μm ^[3]。因此,OCT 是一种有希望用于 PWS 的在体无损检测手段。本课题组在前期工作中,搭建了一套适用于皮肤成像的 OCT 样机,并进行了多例 PWS 患者的临床检测实验^[4]。但由于皮肤组织的高散射性,入射光强随深度指数衰减,导致获得的 OCT 图像中扩张血管下边缘清晰度差。另外,激光探测固有的光学散斑噪声^[5]也极大地降低了 OCT 图像中细节信息的对比度,给进一步的计算机分割带来了困难。本文所提出的信号处理算法以 OCT 样机采集的连续多帧信号作为输入,进行配准合成,然后采用动态规划法自动分割表皮,并基于分割结果对信号进行衰减补偿,从而增强了真皮层的细节信息。对于增强后的 OCT 信号,从其幅度值满足瑞利概率密度函数的光学统计特性出发,利用最大后验概率(MAP)方法^[6],建立了 OCT 散斑噪声恢复的正则化变分模型。在此模型的基础上,应用基于块匹配三维(BM3D)滤波器的非局部图像建模方法^[7-8]来构建正则项,并设计了相应的快速迭代算法求解该模型。实验验证了经该算法处理后的 OCT 信号与原始信号相比,对数压缩后的显示图像细节信息更清晰,有利于进一步分析。

2 理论及算法

2.1 PWS 皮肤 OCT 信号衰减补偿

2.1.1 相邻帧的配准与合成

由于在实际 OCT 样机临床检测中,一般一次采集多帧扫描信号,对得到的信号进行多次平均,不但可基本消除背景信号的无关噪声,而且可降低 OCT 信号的散斑对比度。然而即使手柄探头和病人皮肤均保持静止,相邻帧之间也不可避免地会出现结构错位等现象(由肌肉的微小抖动等原因引起)。因此,在 OCT 相邻帧进行多视平均前需对各帧数据进行配

准。于是,采用分层运动估计(HMBM)^[9]来配准相邻各帧。HMBM 是一种基于仿射运动模型的配准方法,其基本原理是将图像进行拉普拉斯塔式分解得到不同分辨率的层,然后由粗到细地提取仿射变换参数,逐步迭代到最大尺度从而获得高精度的配准变换,最后将配准后各帧进行平均。

考虑到所采用的时域 OCT 的成像速度(2~3 frame/s)和临床操作的复杂环境,为了避免各帧之间出现较大的组织变形,引起合成图像分辨率下降甚至在图像中出现组织混叠的伪影,在实际运用中用来配准的连续帧数一般不超过 4 帧。

2.1.2 表皮分割和信号衰减补偿

将连续帧配准合成的 OCT 信号作为分割算法的输入数据。由于毛囊等皮肤附属物的干扰,OCT 图像中的角质层往往连续性欠佳。对于表皮层上边界曲线,采用动态规划法进行求解^[10]。首先定义第 i 线 A-scan 的第 j 点的能量函数 $e(i, j)$ 为该数据点前后的若干个连续像素点的强度和之差 [$e(i, j) = \sum_{k=1}^m I(i, j+k) - \sum_{k=1}^m I(i, j-k)$, I 为对应点的强度值]。通过计算图像中每一点的能量值,构建原 OCT 强度图像的能量图。在能量图中,定义路径 P 为从图像第一列到最后一列的连续点的集合,可建立如下递归函数:

$$d(i, j) = \max_{-p \leq k \leq p} \{d(i-1, j+k) + e(i, j)\}, \quad (1)$$

式中 $d(i, j)$ 表示路径 P 从第一列第一点到 (i, j) 个连续点的累积能量, p 指定 P 的连通性,通常设为 1 或 2。通过递归计算每点的累积能量,能够找到从初始点出发的所有可能的路径。令最后一列数据使累积能量值最大的点为 P 的最后一个点,通过反向追踪即可获得最优路径^[10]。

对于表皮层(角质层)上边界的分割,计算能量函数 $e(i, j)$ 中设 $m = 5$, 通过前面的最优路径算法得到所有 A-scan 的可能的边界点,然后使用三次样条函数拟合这些点得到光滑的上边界曲线。在临床检测中,观察到相比于正常皮肤,病灶部位的真表皮分界线往往是模糊和不连续的^[4],因而对于表皮层下边界难以采用动态规划法获得精确的分割。以表皮层上边界曲线为基线,向下搜寻峰值点,根据峰值位置将各 A-scan 的对应点强度求平均,得到的各线平均强度分布曲线存在两个峰值,分别表示为 I_{p1} 和 I_{p2} , 根据 I_{p2} 的位置可近似确定表皮层下边界曲线。设两峰值点的距离为 d , 表皮层的平均散射和吸收衰减系数设为 α , 两层组织(角质层和真表皮交界)的背向反射

率大小的比率设为 r , 根据 Beer-Lambert 定律可得:

$$\alpha = \frac{1}{d} \ln \left(\frac{r I_{\rho 1}}{I_{\rho 2}} \right). \quad (2)$$

由于毛囊、皮脂腺、血管、组织间隙等的影响, 真皮层结构较为复杂, 难以估计其平均衰减系数。在研究中, 简单地假定组织的衰减系数不变, 由此得到 OCT 信号在深度方向的衰减补偿公式为

$$I_x = I_{x_{\rho 1}} \exp[\alpha(x - x_{\rho 1})], \quad (3)$$

调整 r 值的大小, 从而得到适当的 OCT 图像增强效果。

2.2 OCT 散斑降噪的正则化变分模型

2.2.1 基于 OCT 强度统计特性的信号恢复模型

OCT 信号强度分布满足瑞利概率密度函数^[11], 可表示为:

$$P_u(f) = \frac{\pi}{2} \frac{f}{u^2} \exp\left(-\frac{\pi}{4} \frac{f^2}{u^2}\right), \quad (4)$$

其中 $f = S_{\text{OCT}}$ 表示系统所探测到的 OCT 信号强度, $u = \bar{S}_{\text{OCT}}$ 表示将 OCT 信号视作随机变量的期望值, 该值反映了样品该点真实的散射性质, 即 OCT 信号的实际强度, 散斑对比度 $C \approx 0.52$ ^[11]。若同时获得 OCT 信号的多个独立测量(如各种频率合成或空间合成方法, 图像多视平均等)^[9, 11-12], 则合成图像的强度分布符合 Nakagami 概率密度函数^[6], 可表示为:

$$P_u(f) = \frac{2\kappa^{2M}}{\Gamma(M)} \frac{f^{(2M-1)}}{u^{2M}} \exp\left(-\kappa^2 \frac{f^2}{u^2}\right), \quad (5)$$

式中 $\kappa = \Gamma(M+1/2)/\Gamma(M)$, M 表示多视平均形成合成 OCT 信号的帧数, 平均后的散斑对比度 C 为单帧图像的 $1/\sqrt{M}$ (假设各帧强度完全不相关)。如在频率合成法中 $M = 2$ ^[11], 而在空间合成法和图像多帧配准平均中 M 值则更大^[9, 12]。此外, 散斑噪声为乘性噪声, 故 2.1 节中所采用的信号衰减补偿方法

不改变 OCT 强度的光学统计特性。已知实际测得的 OCT 强度数据 f , 根据最大后验概率估计方法, 可得瑞利噪声或 Nakagami 噪声的散斑降噪正则化变分模型为:

$$\min_u \left\{ \tau \phi(u) + \int_{\Omega} \left[\frac{1}{2} \left(\frac{f}{u} \right)^2 + \log u \right] dx \right\}, \quad (6)$$

式中 $\phi(u)$ 为与信号先验信息相关的正则项, τ 为正则化参数, 用以平衡模型中的正则项和数据忠诚项。

2.2.2 基于 BM3D 滤波器的正则项及其快速迭代算法

在过去数年中, 正则化变分恢复模型在图像处理领域已被广泛研究。各种局部和非局部的图像稀疏建模技术被相继用于形成模型的正则项, 如全变分^[13]、小波变换^[14]、各类过完备基以及字典学习方法^[8, 15]等。其中, BM3D 算法是基于图像的冗余特性以及在变换域内的稀疏性而提出的一种非局部滤波算法, 该算法通过块匹配将图像中的相似块构成一个三维数组, 然后对该三维数组作 3D 变换域内的滤波以达到去噪的目的, BM3D 算法被公认为是目前最好的图像建模方法之一。从实际运行效率和图像恢复效果考虑, 采用 BM3D 基来形成 OCT 散斑去噪变分模型中的正则项。令 $\phi(u) = \|\Phi u\|_p$, (6) 式变为

$$\min_u \left\{ \tau \|\Phi u\|_p + \int_{\Omega} \left[\frac{1}{2} \left(\frac{f}{u} \right)^2 + \log u \right] dx \right\}, \quad (7)$$

式中 $\Phi = \gamma_{3D} G$ 为 BM3D 分解算子^[7-8], 其中 G 表示抽取图像块及相似块分组算子, γ_{3D} 表示对每组的 3D 变换。与其他非相干激光成像中散斑噪声模型(指数噪声或 Gamma 噪声)的处理方式类似^[13], 令 $z = \log u$, 可将该变分模型变为凸模型。应用变量分离方法求解该模型^[13], 引入辅助变量 v , 采用 L2 范数平方逼近形式的范函数来衡量两者之间的差异, 得到该模型的广义拉格朗日函数为:

$$\zeta_{z, \rho}^u = \tau \|\Phi v\|_p + \int_{\Omega} \left[\frac{1}{2} f^2 \exp(-2z) + z \right] dx + \langle \rho, z - v \rangle + \frac{\mu}{2} \|z - v\|_2^2, \quad (8)$$

应用交替方向乘子法 (ADMM)^[13] 求解该变分模型, 可得迭代公式为

$$\begin{cases} z^{k+1} = \underset{z}{\operatorname{argmin}} \left\{ \frac{\mu}{2} \|z - (v^k + b^k)\|_2^2 + \int_{\Omega} \left[\frac{1}{2} f^2 \exp(-2z) + z \right] dx \right\} \\ v^{k+1} = \underset{v}{\operatorname{argmin}} \left\{ \tau \|\Phi v\|_p + \frac{\mu}{2} \|v - (z^{k+1} - b^k)\|_2^2 \right\} \\ b^{k+1} = b^k + v^{k+1} - z^{k+1} \end{cases}, \quad (9)$$

式中 μ 为罚参数, 关于 z 的极小化问题可通过牛顿迭代法求解^[13]。而对于 v 的极小化问题可通过类似于文献[8]中的迭代算法(卷积核 $H = I$ 的情况)求近似解。为了进一步减少计算时间而考虑单次内迭代, 可得 v 的解析形式的近似解:

$$\tau^{k+1} = \Psi S_{\tau/\mu} [\Phi(z^{k+1} - b^k)], \quad (10)$$

其中 $S_{\tau/\mu}$ 表示阈值算子 ($p = 0$ 和 1 分别对应于硬阈值和软阈值); $\Psi = (\mathbf{G}^T \mathbf{W} \mathbf{G})^{-1} \mathbf{G}^T \mathbf{W} \gamma_{3D}^{-1}$ 为 BM3D 合成算子, 其中 γ_{3D}^{-1} 表示对每组变换谱的 3D 逆变换, $(\mathbf{G}^T \mathbf{W} \mathbf{G})^{-1} \mathbf{G}^T \mathbf{W}$ 表示将每个 3D 组的估计值以权重矩阵 \mathbf{W} 聚合还原到每个像素位置得到每点强度的最终估计, 更多的细节可参考文献[7-8]。

3 实验及结果

实验中所采用的 OCT 样机为基于快速扫描光学延迟线 (RSOD) 的时域 OCT 系统^[4]。系统参考臂的 RSOD 由衍射光栅、消色差透镜和扫描振镜等构成, 其通过振镜的小角度摆动即可实现较大范围的纵向扫描。由于 RSOD 具有扫描快速、线性、范围大, 调制频率可变等优点, 已经发展为主流的时域 OCT 纵向扫描方式。样机的光源采用中心波长和谱线半峰全宽分别为 1300 nm 和 70 nm 的超辐射发光二极管 (SLED) 宽带光源, 最大输出功率为 10 mW。轴向分辨率和横向分辨率分别为 10 μm 和 9 μm , 在皮肤中的探测深度大约为 1 mm, 成像 OCT 图像尺寸为 200 pixel \times 400 pixel, 对应扫描范围为 1.4 mm (纵向) \times 2.5 mm (横向), 系统信噪比高于 100 dB。为了适应 PWS 患者的不同病灶区域临床检测的需求, 本样机样品臂采用灵活性较高的手持式探头, 探头结构图如图 1 所示。

图 2(a) 为该样机所采集的一例增厚型 PWS 患者病灶部位的一帧 OCT 扫描图像 (对数压缩动态范围后显示)。从图中能分辨出表皮层、真皮层、畸

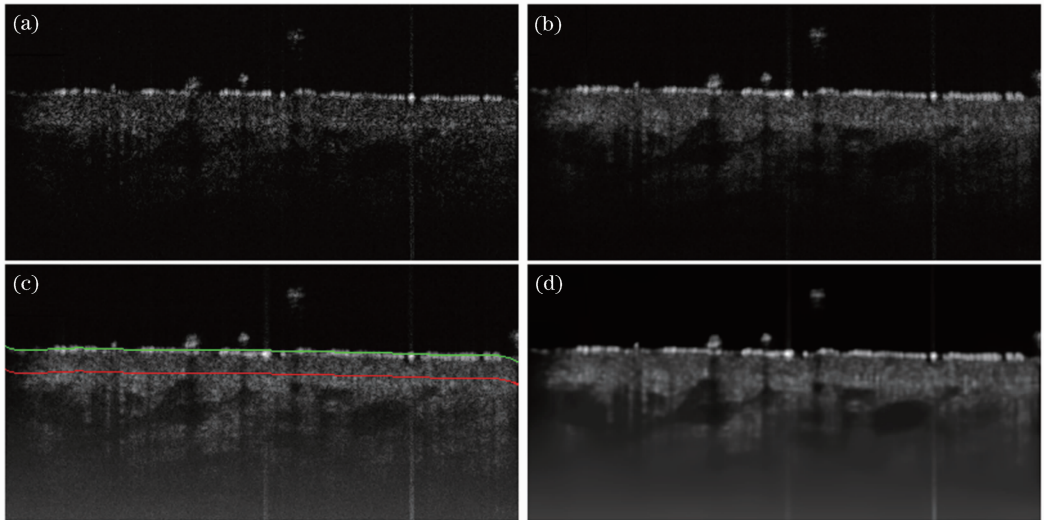


图 2 一例增厚型 PWS 患者 OCT 图像。(a) 单帧; (b) 配准平均; (c) 衰减补偿图; (d) 本正则化变分模型恢复后的图像
Fig. 2 OCT image of a patient with PWS of the proliferative type. (a) One frame; (b) registered and averaged; (c) image enhanced by attenuation compensation; (d) image restored by the proposed variational model

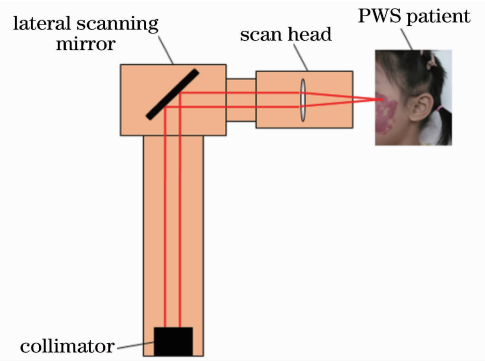


图 1 OCT 系统探头结构图

Fig. 1 Structure diagram of the probe in the OCT system
形扩张毛细血管和皮肤附属物 (包括毛囊和皮脂腺), 可能还包括其他皮下组织、筋膜、肌肉等^[4]。图 2(b) 为连续 4 帧扫描信号进行 HMBM 配准平均后显示的合成 OCT 图像, 其散斑对比度 C 明显降低。对图像进行衰减补偿, 在 (2) 式中设 $r = 0.2$, 得到表皮边界曲线和增强后图像如图 2(c) 所示, 其中扩张血管的下边缘在增强后的 OCT 图像中清晰可见。在 OCT 信号散斑降噪的正则化变分模型中, 对于“分组算子”对应的矩阵 \mathbf{G} 以及权重矩阵 \mathbf{W} , 采用与文献[7]中相同的参数选择值和块匹配方法。迭代公式 (9) 中的正则化参数 τ 和罚参数 μ 根据恢复图像的可视化效果进行选取。经过测试不同参数组合, 选取 $\tau = 0.05$ 和 $\mu = 0.15$, 迭代次数取为 10, 得到的散斑降噪图像如图 2(d) 所示。由于各 PWS 皮肤的 OCT 信号动态范围相差不大, 因此对不同病例的 OCT 图像降噪中算法选取的经验性参数不需再进行调整。将噪声比 (CNR) 和等效视数 (ENL)

作为算法的定量评价指标^[16],分别对图2中各图像进行计算得到相应的指标值如表1所示。从可视化效果和图像质量评价参数均可看出,信号增强和降噪算法在充分去除噪声的同时,能够很好地增强图像中的细节信息。

文献[4]中已经对多例增厚型和紫红型PWS病患的OCT图像进行了分析和测量,并统计了其

扩张血管直径和深度信息。图3为另一紫红型PWS病变类型的OCT图像进行增强和降噪的效果。显然,经本算法增强降噪后的PWS皮肤的OCT图像中扩张血管的下边缘更易于识别,便于采用如先验形状活动轮廓模型^[17]等方法进行扩张血管的计算机分割和参数提取。

表1 图2中各OCT图像的CNR和ENL值

Table 1 CNR and ENL values for OCT images in Fig. 2

Image	CNR /dB	ENL
(a) One frame	1.43	8.61
(b) Registered and averaged	3.15	28.29
(c) Enhanced by attenuation compensation	4.02	30.75
(d) Restored by the variational model	5.87	109.60

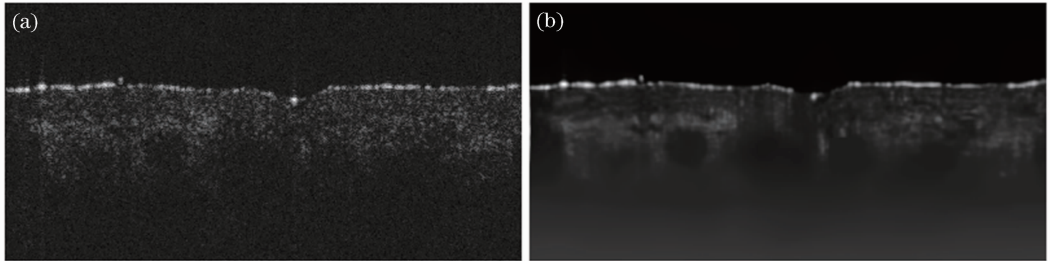


图3 一例紫红型PWS患者OCT图像。(a)单帧;(b)本算法处理后的图像

Fig. 3 OCT image of a patient with PWS of the purple type. (a) One frame; (b) image restored by the proposed algorithms

4 结 论

由于在PWS临床检测中得到的OCT图像真皮层信号衰减严重,散斑对比度较大,从而影响了目标分割和参数提取的精度。针对此问题,提出了一种简单可行的图像增强和散斑降噪算法。其中,图像增强算法基于动态规划法分割表皮层,并以表皮层边界曲线为基线在深度方向上进行衰减补偿。散斑降噪算法从OCT强度满足瑞利分布的光学统计特性出发,并结合基于BM3D变换域的图像建模方法,提出了一种新的OCT信号恢复的正则化变分模型。实验表明,经过增强和降噪处理的PWS皮肤OCT图像可视化效果大大提高,更利于扩张血管的计算机分割和参数提取。

参 考 文 献

1 Nan Nan, Bu Peng, Guo Xin, *et al.*. Three-dimensional full-range complex Fourier domain optical coherence tomography system for *vivo* imaging of human skin[J]. Chinese J Lasers, 2012, 39(7): 0704002.
 南楠,步鹏,郭昕,等. 三维全深度复频域光学相干层析成像系统及其对人体皮肤的在体成像[J]. 中国激光, 2012, 39(7): 0704002.
 2 Yang Liu, Wang Chuan, Ding Zhihua, *et al.*. Image

reconstruction in dioptric media for spectral domain optical coherence tomography[J]. Chinese J Lasers, 2011, 38(5): 0504001.
 杨柳,王川,丁志华,等. 屈光介质中谱域光学相干层析成像的重构[J]. 中国激光, 2011, 38(5): 0504001.
 3 K M Kelly, B Choi, S McFarlane, *et al.*. Description and analysis of treatments for port-wine stain birthmarks[J]. Arch Facial Plast Surg, 2005, 7(5): 287-294.
 4 Zhou Yang, Yin Daiqiang, Xue Ping, *et al.*. Imaging of skin microvessels with optical coherence tomography: potential uses in port wine stains[J]. Exp Ther Med, 2012, 4(6): 1017-1021.
 5 Song Ningfang, Yang Dezhao, Sun Mingjie, *et al.*. Impact of speckle noise to the property of coherent lidar system[J]. Chinese J Lasers, 2011, 38(10): 1005001.
 宋凝芳,杨德钊,孙鸣捷,等. 散斑噪声对相干激光雷达系统性能的影响[J]. 中国激光, 2011, 38(10): 1005001.
 6 L Denis, F Tupin, J Darbon, *et al.*. SAR Image regularization with fast approximate discrete minimization[J]. IEEE Trans Image Process, 2009, 18(7): 1588-1600.
 7 K Dabov, A Foi, V Katkovnik, *et al.*. Image denoising by sparse 3-D transform-domain collaborative filtering[J]. IEEE Trans Image Process, 2007, 16(8): 2080-2095.
 8 A Danielyan, V Katkovnik, K Egiazarian. BM3D frames and variational image deblurring[J]. IEEE Trans Image Process, 2012, 21(4): 1715-1728.
 9 D A Caneiro, S A Read, M J Collins. Speckle reduction in optical coherence tomography imaging by affine-motion image registration[J]. J Biomed Opt, 2011, 16(11): 116027.
 10 Z Wang, H Kyonob, H G Bezerrab, *et al.*. Automatic segmentation of intravascular optical coherence tomography images for facilitating quantitative diagnosis of atherosclerosis[C].

- SPIE, 2011, 7889: 78890N.
- 11 M Pircher, E Gotzinger, R Leitgeb, *et al.*. Speckle reduction in optical coherence tomography by frequency compounding[J]. *J Biomed Opt*, 2003, 8(3): 565–569.
 - 12 A E Desjardins, B J Vakoc, W Y Oh, *et al.*. Angle-resolved optical coherence tomography with sequential angular selectivity for speckle reduction[J]. *Opt Express*, 2007, 15(10): 6200–6209.
 - 13 J M Bioucas-Dias, M A T Figueiredo. Multiplicative noise removal using variable splitting and constrained optimization[J]. *IEEE Trans Image Process*, 2010, 19(7): 1720–1730.
 - 14 M A T Figueiredo, J M Bioucas-Dias. Restoration of poissonian images using alternating direction optimization[J]. *IEEE Trans Image Process*, 2010, 19(12): 3133–3145.
 - 15 W Dong, X Li, L Zhang, *et al.*. Sparsity-based image denoising via dictionary learning and structural clustering[C]. *IEEE Conf on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, 2011. 457–464.
 - 16 Deng Juxiang, Liang Yanmei. Noise reduction with wavelet transform in optical coherence tomographic images [J]. *Acta Optica Sinica*, 2009, 29(8): 2138–2141.
邓菊香, 梁艳梅. 光学相干层析图像的小波去噪方法研究 [J]. *光学学报*, 2009, 29(8): 2138–2141.
 - 17 X Bresson, P Vandergheynst, J P Thiran. A variational model for object segmentation using boundary information and shape prior driven by the Mumford-Shah functional[J]. *Int J Comput Vision*, 2006, 68(2): 145–162.

栏目编辑: 韩 峰