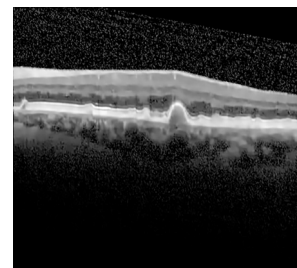




DOI: 10.12086/oe.2019.180572

基于字典算法的 OCT 图像散斑稀疏降噪

王帆, 陈明惠*, 高乃珺, 张晨曦, 郑刚

上海理工大学教育部现代微创医疗器械及技术工程研究中心
生物医学光学与视光学研究所, 上海 200093

摘要: 光学相干层析扫描(OCT)作为一种新型无创高分辨率扫描方式,在临床上得到广泛应用,但是 OCT 图像本身存在严重的散斑噪声,这大大影响了疾病的诊断。本文针对 OCT 图像中的乘性散斑噪声,改进了两种原始字典降噪算法。该算法首先对 OCT 图像进行对数变换,采用正交匹配追踪算法进行稀疏编码,以及 K 奇异值分解学习算法进行自适应字典的更新,最后通过加权平均以及指数变换回到空域。实验结果表明,本文改进的两种字典算法能有效降低 OCT 图像中的散斑噪声,获得良好的视觉效果。并通过均方误差(MSE)、峰值信噪比(PSNR)、结构相似性(SSIM)以及边缘保持指数(EPI)四个指标评价降噪效果,与两种原始字典降噪算法和传统滤波算法相比,两种改进字典算法降噪效果优于其他算法,其中自适应字典算法表现更好。

关键词: 光学相干层析成像; 稀疏表示; 字典学习; 散斑噪声; 图像降噪

中图分类号: TP391.41

文献标志码: A

引用格式: 王帆, 陈明惠, 高乃珺, 等. 基于字典算法的 OCT 图像散斑稀疏降噪[J]. 光电工程, 2019, 46(6): 180572

OCT image speckle sparse noise reduction based on dictionary algorithm

Wang Fan, Chen Minghui*, Gao Naijun, Zhang Chenxi, Zheng Gang

Institute of Biomedical Optics and Optometry, Shanghai Institute for Minimally Invasive Therapy, University of Shanghai for Science and Technology, Shanghai 200093, China

Abstract: As a new non-invasive and high-resolution scanning method, optical coherence tomography (OCT) has been widely used in clinical practice, but OCT images have serious speckle noise, which greatly affects the diagnosis of diseases. Two original dictionary noise reduction algorithms have been improved for multiplicative speckle noise in OCT. The algorithm first performs logarithmic transformation on OCT images, uses orthogonal matching pursuit algorithm for sparse coding, and K singular value decomposition learning algorithm to update adaptive dictionary. Finally, it returns to the space domain through weighted average and exponential transformation. The experimental results show that the improved two dictionary algorithms can effectively reduce the speckle noise in OCT images and obtain good visual effects. The noise reduction effect is evaluated by four factors: mean squared error (MSE), peak signal-to-noise ratio (PSNR), structural similarity (SSIM) and edge-preserving index (EPI). Compared

收稿日期: 2018-11-06; 收到修改稿日期: 2019-03-15

基金项目: 国家自然科学基金青年科学基金资助项目(61301115); 上海市自然科学基金资助项目(13ZR1457900); 上海市科委产学研医项目(15DZ1940400)

作者简介: 王帆(1995-), 女, 硕士研究生, 主要从事光学相干层析(OCT)图像处理的研究。E-mail: 1964140870@qq.com

通信作者: 陈明惠(1981-), 女, 博士, 副教授, 主要从事生物医学光学等方面的研究。E-mail: cmhui.43@163.com

with the two original dictionary noise reduction algorithms and the traditional filtering algorithms, the noise reduction effect of the two improved dictionary algorithms is better than that of other algorithms, and the improved adaptive dictionary algorithm performs better.

Keywords: optical coherence tomography; sparse representation; dictionary learning; speckle; image noise reduction

Citation: Wang F, Chen M H, Gao N J, *et al.* OCT image speckle sparse noise reduction based on dictionary algorithm[J]. *Opto-Electronic Engineering*, 2019, 46(6): 180572

1 引言

光学相干层析(Optical coherence tomography, OCT)成像技术最初是由美国麻省理工学院的 Fujimoto 小组提出的^[1]。它利用宽带光源的低相干特性,以非侵入、无损伤的方式进行断层成像,具有高分辨率、非接触、无损伤、活检性和实时检测性等优点,并能与光学多普勒效应和共聚焦扫描等关键技术相结合,因此 OCT 成像系统在各领域特别是医学成像领域发挥着重要作用^[2]。然而,OCT 系统在成像过程中存在着各种噪声干扰,特别是由于 OCT 成像系统采用的是干涉技术,利用组织对光的散射特性,将不可避免地引入散斑噪声。这些散斑噪声会降低图像的信噪比和对比度,同时会破坏图像的边缘特征,严重影响人们对图像信息的准确获取。因此,在做出临床诊断之前,需要对 OCT 图像进行散斑降噪处理。

目前对 OCT 图像散斑噪声的处理主要包括以下两种方法:一是硬件处理方法,此方法需要改进 OCT 的系统架构;二是软件处理方法,即利用各类图像降噪算法处理 OCT 图像。其中硬件处理法能有效地消除或降低 OCT 图像散斑噪声的影响,但它们同时会使 OCT 系统结构变得复杂、造价更高^[2]。而各类图像滤波算法主要是对 OCT 系统所成图像进行后处理以便于在实际应用中为后续图像处理如分割、重建等服务;主要包括均值滤波、中值滤波、自适应维纳滤波、各向异性扩散等空域方法^[3]以及小波阈值滤波算法^[4]、曲波变换^[5]和经验模态分解法^[6]等变换域分析法。与硬件处理方法相比,软件滤波方法无需对系统结构做出改变,更加简单且易实现。然而诸如维纳滤波、中值滤波、均值滤波以及 Lee 滤波等现有滤波算法在减小噪声的同时也破坏了图像的微弱细节和纹理信息。

近二三十年间,由于压缩感知理论的迅速发展,稀疏表示已成为近年来国内外研究的热点^[7]。目前,稀疏表示已在多个领域取得显著成果^[8],为图像降噪开辟了新思路。2006年,Donoho 和 Elad^[9]提出了图像

稀疏表示模型,将图像表示为少量字典原子的线性组合,揭示了图像的内在结构和本质特征,尤其是之后将字典学习算法引入到二维图像^[10]降噪中,取得了显著的降噪效果。字典降噪算法最初是为了处理加性高斯白噪声提出的,被广泛应用在自然图像的降噪中^[11],后来被拓展应用到其他类型的图像中。Zhang 等人^[12]将聚类与稀疏表示相结合应用到合成孔径雷达(synthetic aperture radar, SAR)的降噪中,在降噪的同时也保留了图像的细节;Song 等人^[13]将自适应稀疏编码算法引入高光谱(hyperspectral image, HSI)图像的降噪中,效果优于现有降噪技术;Nguyen 等人^[14]将基于样本构造字典的算法引入 CT 图像降噪中,在滤除噪声的同时有效地保留了高频细节;杨培等人^[15]将多信息结合字典算法引入彩色图像去噪,解决了传统滤波算法造成的模糊现象和伪色彩。近年来国内外将稀疏表示用于 OCT 图像降噪的研究还比较少,本文为了处理 OCT 图像中的乘性散斑噪声,先将 OCT 图像变换到对数域,进行噪声估计,应用正交匹配追踪算法对图像进行稀疏编码,在自适应字典降噪算法中,使用 K 奇异值分解学习算法进行字典更新,最后通过指数变换回到空域,取得了更好的视觉效果和更高的客观评价指标值。

2 方法

本文要直接处理噪声 OCT 图像,每一张噪声图片的噪声水平都不一样,所以在进行降噪之前,首先要对图像的噪声水平进行估计,获得噪声分布情况,得出噪声的标准差 σ 。通过文献[16]可知,在噪声估计的众多算法中,基于主成分分析(principal component analysis, PCA)的算法在运行速度和准确性方面表现显著,所以本文选择基于 PCA 的方法进行 OCT 图像散斑的噪声水平估计。

2.1 散斑模型的建立与求解

一般在 OCT 图像中,散斑噪声被定性为乘性噪

声, 乘性噪声的模型为

$$f = u \cdot v, \quad (1)$$

其中: f 是 OCT 成像系统获取的受散斑污染的图像, u 是待恢复的原图, v 是成像过程中由于光的干涉产生的散斑噪声。

式(1)两边取对数, 得:

$$f' = u' + v', \quad (2)$$

其中: $f' = \ln f$, $u' = \ln u$, $v' = \ln v$ 。由此将变换后的图像信号的分布近似地看成高斯分布, 进而将乘性散斑噪声转换成加性高斯噪声, 接着估计出图像中加性高斯噪声的标准差 σ 。

图像降噪的目的是从 f' 中恢复 u' , 其中 u' 大小为 $\sqrt{N} \times \sqrt{N}$ 的大尺寸图像, 为了引入本文中使用的字典降噪算法, 借鉴马尔科夫随机场中用到的思想^[8], 首先分析大小为 $\sqrt{n} \times \sqrt{n}$ 的小尺寸图像块 u'_0 , 其中 $N \gg n$, 并定义一个列数大于行数的冗余字典 $D \in R^{n \times k} (k > n)$, k 为字典原子的个数。每个图像块 u'_0 都可以通过这个字典 D 稀疏表示, 即:

$$\hat{\alpha} = \arg \min_{\alpha} \|\alpha\|_0 \quad \text{subject to } D\alpha \approx u'_0, \quad (3)$$

其中: $\alpha \in R^m$ 为稀疏; 符号 $\|\alpha\|_0$ 指 α 中非零元素的个数, 即 α 的稀疏度用字母 L 表示且 $\|\alpha\|_0 \ll n$ 。

为了增强模型的准确性, 我们使用一个明确的有界误差 $\|D\alpha - u'_0\|_2 \leq \varepsilon$ 来代替原来的粗略约束条件 $D\alpha \approx u'_0$ 。同时结合稀疏度 L , 通过三元组 (ε, L, D) 定义小图像块 u'_0 的稀疏域模型。

小图像块 u'_0 添加标准差为 σ 的加性高斯噪声后得到图像 f'_0 , 用最大后验估计对 f'_0 进行降噪, 要解决如下问题:

$$\hat{\alpha} = \arg \min_{\alpha} \|\alpha\|_0 \quad \text{subject to } \|D\alpha - f'_0\|_2 \leq T, \quad (4)$$

其中: T 由有界误差 ε 和噪声标准差 σ 决定, 去噪后的图像为 $\hat{u}'_0 = D\hat{\alpha}$, 将约束条件变为惩罚项, 上述问题转变成如下优化问题:

$$\hat{\alpha} = \arg \min_{\alpha} \|D\alpha - f'_0\|_2 + \mu \|\alpha\|_0. \quad (5)$$

选择合适的惩罚因子 μ , 式(4)、式(5)两个问题就是等价的。解决上述优化问题的方法有两大类, 一类是贪婪追踪算法, 另一类是松弛优化算法, 由于贪婪算法中正交匹配追踪算法的高效性, 本文使用该算法求解上述优化问题的近似解。

解决了小尺寸图像块 u'_0 的降噪问题, 将其推广到大尺寸图像 u' 上。首先对大尺寸图像 u' 进行重叠分块处理, 并且保证分成的每一小块都属于 (ε, L, D) 稀疏域

模型, 可将式(5)推广至下式:

$$\{\hat{\alpha}_{ij}, \hat{u}'\} = \arg \min_{\lambda} \lambda \|u' - f'\|_2^2 + \sum_{ij} \mu_{ij} \|\alpha_{ij}\|_0 + \sum_{ij} \|D\alpha_{ij} - R_{ij}u'\|_2^2. \quad (6)$$

上式由三项构成, $\hat{\alpha}_{ij}$ 为第 (i, j) 个图像块所对应的稀疏系数, \hat{u}' 为降噪后图像。第一项也可表达为 $\|u' - f'\|_2^2 \leq \text{const} \cdot \sigma^2$, 其要求保证噪声图像 f' 和待恢复图像 u' 之间的相似度。这直接反映了 λ 和 σ 的关系, λ 与 σ 成反比, λ 为图像的保真度, 本文中取值为 $\lambda = 30/\sigma$ 。第二项和第三项表示图像的先验知识, 其保证重建图像 u' 的每一块 $R_{ij}u'$ 都有一个带有界误差的稀疏表示。 R_{ij} 为 OCT 图像上获得的第 (i, j) 块的 $n \times N$ 维矩阵, 系数 μ_{ij} 表示稀疏度 $\|\alpha\|_0$ 的权重, 并且要符合形式为 $\|D\alpha_{ij} - x_{ij}\|_2 \leq T$ 的约束。 $D\alpha_{ij}$ 是重构得到的近似子图像, 要求其 $R_{ij}u'$ 误差最小。由于采用重叠分块, 训练的图像块总数为 $(\sqrt{N} - \sqrt{n} + 1)^2$ 。

2.2 基于固定字典的图像去噪

若字典为固定字典, 本文中使用的离散余弦变换 (discrete cosine transform, DCT) 字典, 上述式(6)中 D 已知, 则含有两个未知参数, 每一块的稀疏表示 $\hat{\alpha}_{ij}$ 和待恢复图像 u' 。求解该问题可分为两个阶段进行, 分别为对图像块的稀疏编码以及对已降噪重叠图像块的平均。

第一阶段, 将 u' 初始化为 f' , 对 u' 的每一块进行稀疏编码, 寻找 $\hat{\alpha}_{ij}$ 的最优解, 即

$$\hat{\alpha}_{ij} = \arg \min_{\alpha} \mu_{ij} \|\alpha\|_0 + \|D\alpha - x_{ij}\|_2^2. \quad (7)$$

使用正交匹配追踪算法求解, 当误差 $\|D\alpha - x_{ij}\|_2^2$ 小于 T 时停止迭代, 得出每一块的稀疏分解系数 $\hat{\alpha}_{ij}$, 无形中解决了 μ_{ij} 的选择。

得出所有的 $\hat{\alpha}_{ij}$ 后, 固定这些系数, 更新 u' , 即要解决

$$\hat{u}' = \arg \min_{u'} \lambda \|u' - f'\|_2^2 + \sum_{ij} \|D\hat{\alpha}_{ij} - R_{ij}u'\|_2^2. \quad (8)$$

这个二次项问题有一个如下形式的闭合解:

$$\hat{u}' = (\lambda I + \sum_{ij} R_{ij}^T R_{ij})^{-1} (\lambda f' + \sum_{ij} R_{ij}^T D\alpha_{ij}), \quad (9)$$

式中 I 为单位矩阵, 需要求逆的矩阵是对角矩阵, 由于采用重叠分块, 所以需要对重叠部分进行平均。最后将 u' 进行一次指数变换, 将对数域的 OCT 降噪图像变换到空域中求得最终降噪图像 u 。

2.3 基于自适应字典的图像去噪

上述基于固定字典的图像降噪算法中, 字典 D 是

基于数学变换得出的，为了提高降噪性能，提出了学习型字典，二者区别在于学习型字典的原子在降噪过程中不断更新，能更好地应用于需要降噪的图像。

为了直接对含噪声图像进行降噪，我们由噪声图像本身直接训练得到字典 D^* ，即：

$$D^* = \min_{D, \alpha_j, j=1, \dots, M} \sum_{j=1}^M \mu_{ij} \|\alpha_{ij}\|_0 + \|y_j - D\alpha_{ij}\|_2^2, \quad (10)$$

其中： D 为初始字典，本文选择 DCT 字典； M 为图像块的个数，即 $(\sqrt{N} - \sqrt{n} + 1)^2$ ；每个 y_j 均来自含噪图像 f' 。

对比式(6)和式(10)，可以将式(10)的字典学习问题嵌入到式(6)的贝叶斯重建方法中进行求解，得：

$$\{\hat{D}, \hat{\alpha}_{ij}, \hat{u}'\} = \arg \min_{D, \alpha_{ij}, u'} \lambda \|u' - f'\|_2^2 + \sum_{ij} \mu_{ij} \|\alpha_{ij}\|_0 + \sum_{ij} \|R_{ij}u' - D\alpha_{ij}\|_2^2, \quad (11)$$

其中： \hat{D} 为学习得到的字典。对于这个问题的求解，可以先固定 D 和 u' ，对图像作稀疏编码，计算图像的分解系数 $\hat{\alpha}_{ij}$ ，接着依次更新字典 D 中的每一列。目前字典学习的方法有三种，最优方向法(MOD)、K 奇异值分解法(KSVD)和在线学习法(OL)。本文通过 KSVD 学习算法完成这两个步骤，最后将求得的 \hat{D} 、 $\hat{\alpha}_{ij}$ 和之前得到的 λ 代入式(9)得出 OCT 在对数域中的降噪图像，将对数域中的降噪图像通过执行指数变换求得最终降噪图像 u 。具体流程图 1。

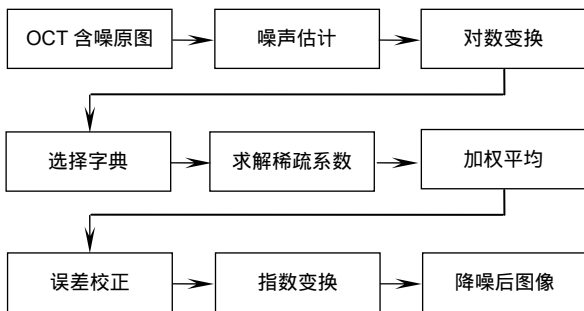


图 1 改进字典算法降噪流程图

Fig. 1 The noise reduction flowchart of improved dictionary algorithm

3 实验结果与分析

本文中，图像来自杜克大学、哈佛大学和密歇根大学联合的医学院眼科实验数据采集中心，数据格式是(.TIFF)。所用的仪器是来自德国海德堡公司的 Spectralis SD-OCT，系统中使用的光源中心波长为 870 mm，穿透深度为 1.8 mm。对于每一个 OCT 数据，都有 25 个 B-scan，获得的 B-scan 图像大小为 6 mm×6

mm，包含 512 pixels×496 pixels，纵向分辨率和横向分辨率分别为 3.8 μm 和 14 μm^[17]。

3.1 图像质量评价指标

为了弥补主观视觉效果评价的不足，引入均方差 (mean square error, MSE，用 E_{MSE} 表示)^[18]、峰值信噪比 (peak signal to noise ratio, PSNR，用 R_{PSNR} 表示)^[18]、结构相似性 (structural similarity, SSIM，用 M_{SSIM} 表示)^[19] 和边缘保持指数 (edge preservation index, EPI，用 I_{EPI} 表示)^[20] 四个客观评价函数。MSE 值越小，表明图像质量越好。PSNR 作为一种全参考图像质量评价指标，值越大，代表图像失真越少，表明图像降噪能力越强；SSIM 的核心思想是评价两幅图像的相似度(原始图像和降噪后图像的结构相似度)，一般取值范围：0~1，值越大，表明图像结构越完整，重构质量越好。为了进一步衡量降噪后图像中边缘的清晰度，引入边缘保持指数(EPI)，一般取值范围：0~1，值越大边缘保持能力越强。具体公式如下：

$$E_{MSE} = \frac{1}{ab} \sum_{i=1}^{a-1} \sum_{j=1}^{b-1} \|I - K\|^2, \quad (11)$$

$$R_{PSNR} = 10 \lg \left[\frac{255^2}{E_{MSE}} \right], \quad (12)$$

$$M_{SSIM}(I, K) = \frac{(2\mu_I\mu_K + c_1)(\sigma_{IK} + c_2)}{(\mu_I^2 + \mu_K^2 + c_1)(\sigma_I^2 + \sigma_K^2 + c_2)}, \quad (13)$$

$$I_{EPI} = \frac{\sum_{i=1}^m |G_{R1} - G_{R2}|_{\text{降噪后}}}{\sum_{i=1}^m |G_{R1} - G_{R2}|_{\text{降噪前}}}, \quad (14)$$

式中： a 、 b 分别表示图像的宽度和高度， I 、 K 均为尺寸为 $a \times b$ 的两幅单色图像， I 是 K 的噪声近似。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^[21]，本文使用基于 PCA 的噪声估计方法得到各类降噪算法降噪后图像所含噪声的标准差，进而得到该图像的噪声方差(MSE)。 μ_I 、 μ_K 、 σ_I 、 σ_K 分别为 I 和 K 的均值和标准差。 σ_{IK} 为两幅图像的协方差， c_1 、 c_2 均为常量。 m 为图像元素个数， G_{R1} 、 G_{R2} 分别为相邻元素的灰度值。

3.2 仿真结果与分析

本文中所有实验在 64 位 Windows 7 系统下利用软件 MATLAB R2016a 进行，随机选取数据库中的一张 OCT 图像(如图 3(a)所示)进行降噪。在对原图像进行

对数变换后使用基于 PCA 的噪声估计方法得出要处理的噪声图片的标准差 σ 为 10.1725。有关参数的设定为：图像重叠分块时图像块的大小为 8×8 ，即 $n=64$ ；字典原子的个数 $k=256$ ；自适应字典算法中迭代次数为 30 次；OCT 图像降噪过程中使用的字典如图 2。

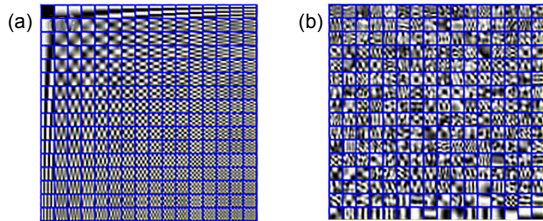


图 2 训练字典。(a) 固定字典；(b) 自适应字典
Fig. 2 Trained dictionary. (a) Fixed dictionary; (b) Adaptive dictionary

图 3 展示了使用原固定字典(original fixed dictionary, OFD)和自适应字典(original adaptive dictionary, OAD)、三种传统滤波算法以及改进固定字典(improved fixed dictionary, IFD)和自适应字典(improved adaptive dictionary, IAD)的降噪结果图，从图 3(b)和 3(c)可以看出直接应用原字典算法对图像进行降噪会造成过平滑，图 3(d)可以看出中值滤波之后边缘将变得模糊，图 3(e)Lee 滤波对边缘像素点滤波不充分，图 3(f)可以看出维纳滤波之后会丢失图像的边缘信息，图 3(g)和 3(h)说明改进固定字典和自适应字典降噪后的视觉效果更好。

为了便于定量比较实验结果。表 1 给出了原始固定字典和自适应字典算法、中值滤波、Lee 滤波、维纳滤波和改进固定字典和自适应字典算法对 OCT 图像的降噪结果。

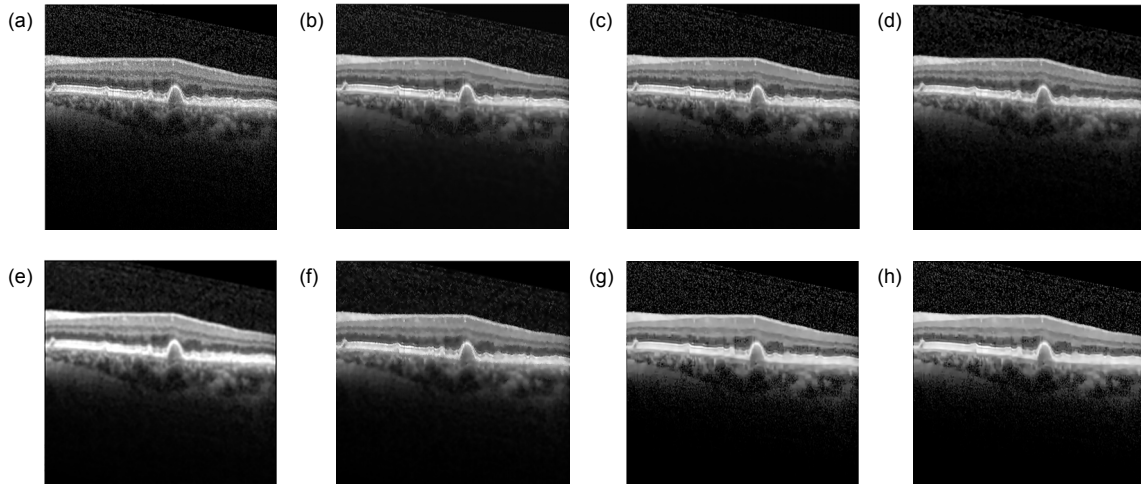


图 3 各算法的降噪结果。(a) OCT 原图；(b) 原固定字典算法；(c) 原自适应字典算法；(d) 中值滤波；(e) Lee 滤波；(f) 维纳滤波；(g) 改进固定字典算法；(h) 改进自适应字典算法

Fig. 3 Speckle reduction results of seven algorithms. (a) Original OCT image; (b) Original fixed dictionary algorithm; (c) Original adaptive dictionary algorithm; (d) Median filtering; (e) Lee filtering; (f) Wiener filtering; (g) Improved fixed dictionary algorithm; (h) Improved adaptive dictionary algorithm

表 1 七种降噪算法的性能对比

Table 1 Performance comparison of seven algorithms

	MSE	PSNR/dB	SSIM	EPI
OFD	85.0727	28.8329	0.5037	0.4345
OAD	70.4629	29.6512	0.5137	0.4387
中值	97.0321	28.2617	0.6643	0.3464
Lee	101.0175	28.0868	0.7591	0.5692
维纳	72.5142	29.5266	0.6896	0.3438
IFD	69.5172	29.7099	0.8057	0.6842
IAD	46.8668	31.4222	0.7988	0.6569

由于原字典算法是针对高斯加性白噪声提出的，并不适合处理 OCT 图像的乘性散斑噪声，所以直接应用原始字典算法降噪时会出现过平滑现象，降噪效果不理想。据表 1 可知，改进固定字典算法相对于原始固定字典算法，能保存图像的大部分信息和边缘细节，改进自适应字典算法相对于原始自适应字典算法，更能有效抑制散斑噪声；传统中值滤波和维纳滤波算法在降低噪声的同时会丢失边缘细节信息；Lee 滤波

在保存图像有用信息的同时也保存了噪声信息；改进后的两种字典算法结构相似性可达到 0.8 左右，更接近于 1，保存了图像的大部分信息。

为了进一步研究改进固定字典算法和自适应字典算法的性能，继续随机选取三张 OCT 切片进行仿真实验，三张切片估计得到的标准差分别为 9.8972，9.9013，9.8764。仿真结果如图 4 所示，客观评价指标值如表 2 所示。

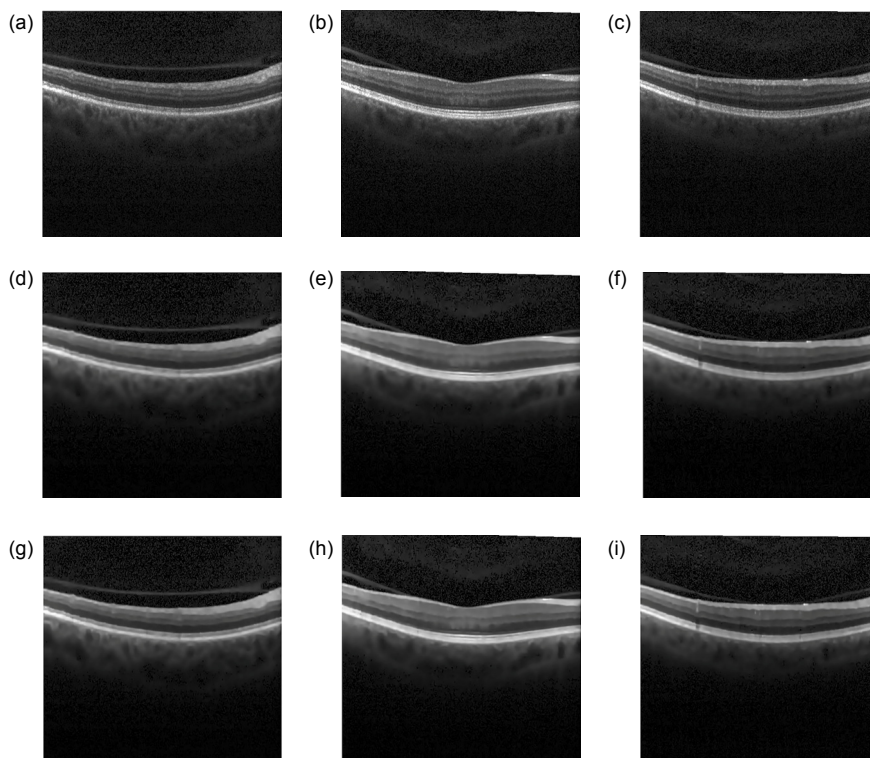


图 4 两种改进后字典算法的降噪结果图。(a~c) 随机选取的三张 OCT 切片；(d~f) 改进固定字典降噪图；(g~i) 改进自适应字典降噪图

Fig. 4 Speckle reduction results of two improved dictionary algorithms. (a~c) Randomly selected three OCT slices; (d~f) Noise reduction results by improved fixed dictionary algorithms; (g~i) Noise reduction results by improved adaptive dictionary algorithms

表 2 两种改进的字典算法的降噪结果值

Table 2 Speckle reduction result values of two improved dictionary algorithms

		MSE	PSNR/dB	SSIM	EPI
切片 97	IFD	47.2845	31.3836	0.8388	0.5962
	IAD	42.1495	31.8829	0.8540	0.6051
切片 41	IFD	53.8202	30.8213	0.8299	0.5852
	IAD	45.1312	31.5860	0.8480	0.6150
切片 26	IFD	46.4219	31.4636	0.8306	0.5882
	IAD	45.5145	32.0116	0.8468	0.6004
平均值	IFD	49.1755	31.2228	0.8331	0.5899
	IAD	42.7332	31.8268	0.8496	0.6068

图 4 的仿真图表明利用两种改进字典算法降噪后均能获得良好的视觉效果。据表 2 可知,改进的自适应字典算法对散斑噪声的抑制更明显,PSNR 高出 0.6 dB 左右,更能保留原始 OCT 图像中的有用信息和边缘信息,SSIM 值和 EPI 值均高于改进固定字典算法。综合所有评价指标来看,改进的两种字典算法中自适应字典算法降噪效果更好,这说明了学习型字典算法良好的降噪能力,但是自适应字典在更新过程中要不断进行迭代,程序运行时间高于固定字典算法。

4 结 论

针对本文要处理的 OCT 图像,首先进行噪声模型建立并进行了模型求解,之后将两种改进字典算法应用于 OCT 图像的降噪,最后校正了图像变换引起的偏差,与两种原始字典降噪算法以及传统滤波算法相比,两种改进字典算法能获得更好的视觉效果,能更好地抑制散斑噪声,PSNR 分别达到 29.7099 dB 和 31.4222 dB;能保存原图像的大部分有用信息和边缘细节信息,SSIM 和 EPI 分别可达到 0.8 和 0.68 左右。进一步仿真得出改进的自适应字典算法能获得更高的客观评价指标值,比改进固定字典的降噪性能更好。结果表明,本文改进的两种字典算法能有效抑制散斑噪声,提高图像质量。

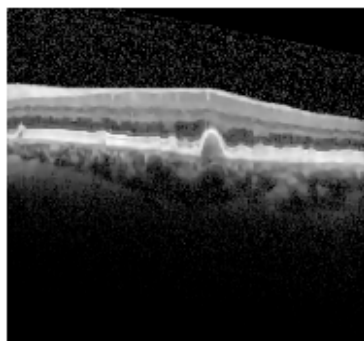
参考文献

- [1] Huang D, Swanson E A, Lin C P, et al. Optical coherence tomography[J]. *Science*, 1991, **254**(5035): 1178–1181.
- [2] Sun Y K. Medical image processing techniques based on optical coherence tomography and their applications[J]. *Optics and Precision Engineering*, 2014, **22**(4): 1086–1104.
孙廷奎. 光学相干层析医学图像处理及其应用[J]. *光学精密工程*, 2014, **22**(4): 1086–1104.
- [3] Xiang S H, Zhou L, Schmitt J M. Speckle noise reduction for optical coherence tomography[J]. *Proceedings of SPIE*, 1998, **3196**: 79–88.
- [4] Jung C R, Schacanski J. Adaptive image denoising in scale-space using the wavelet transform[C]//*Proceedings of the 14th Brazilian Symposium on Computer Graphics and Image Processing*, Florianopolis, Brazil, 2001: 172–178.
- [5] Schmitt J M. Array detection for speckle reduction in optical coherence microscopy[J]. *Physics in Medicine & Biology*, 1997, **42**(7): 1427–1439.
- [6] 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.
- [7] Romano Y, Elad M. Improving K-SVD denoising by post-processing its method-noise[C]//*Proceedings of 2013 IEEE International Conference on Image Processing*, Melbourne, VIC, Australia, 2013: 435–439.
- [8] Tang X O, Wang X G. Face sketch synthesis and recognition[C]//*Proceedings of the 9th IEEE International Conference on Computer Vision*, Nice, France, 2003: 687–694.
- [9] Elad M, Aharon M. Image denoising via sparse and redundant representations over learned dictionaries[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2006, **15**(12): 3736–3745.
- [10] Elad M. *Sparse and Redundant Representations: From Theory to Applications in Signal and Image Processing*[M]. New York: Springer, 2010: 1094–1097.
- [11] Bruckstein A M, Donoho D L, Elad M. From sparse solutions of systems of equations to sparse modeling of signals and images[J]. *SIAM Review*, 2009, **51**(1): 34–81.
- [12] Zhang Y S, Ji K F, Deng Z P, et al. Clustering-based SAR image denoising by sparse representation with KSVD[C]//*Proceedings of 2016 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium*, Beijing, 2016: 5003–5006.
- [13] Song X R, Wu L D, Hao H X. Hyperspectral image denoising base on adaptive sparse representation[C]//*Proceedings of 2018 IEEE Third International Conference on Data Science in Cyberspace*, Guangzhou, 2018: 735–739.
- [14] Nguyen T T, Trinh D H, Linh-Trung N. An efficient example-based method for CT image denoising based on frequency decomposition and sparse representation[C]//*Proceedings of 2016 International Conference on Advanced Technologies for Communications*, Hanoi, Vietnam, 2016: 293–296.
- [15] Yang P, Gao L F, Wang J, et al. A color image denoising algorithm based on sparse representation and dictionary learning[J]. *Computer Engineering & Science*, 2018, **40**(5): 842–848.
杨培, 高雷卓, 王江, 等. 基于稀疏表示与字典学习的彩色图像去噪算法[J]. *计算机工程与科学*, 2018, **40**(5): 842–848.
- [16] Pyatykh S, Hesser J, Zheng L. Image noise level estimation by principal component analysis[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2013, **22**(2): 687–699.
- [17] He J T, Chen M H, Jia W Y, et al. Segmentation of diabetic macular edema in OCT retinal images[J]. *Opto-Electronic Engineering*, 2018, **45**(7): 170605.
何锦涛, 陈明惠, 贾文字, 等. 眼底 OCT 图像中糖尿病性黄斑水肿的分割[J]. *光电工程*, 2018, **45**(7): 170605.
- [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] Wang Z, Bovik A C, Sheikh H R, et al. Image quality assessment: from error visibility to structural similarity[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2004, **13**(4): 600–612.
- [20] Deng J X, Liang Y M. 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.
- [21] Donoho D L, Johnstone I M. Ideal spatial adaptation by wavelet shrinkage[J]. *Biometrika*, 1994, **81**(3): 425–455.

OCT image speckle sparse noise reduction based on dictionary algorithm

Wang Fan, Chen Minghui*, Gao Naijun, Zhang Chenxi, Zheng Gang

Institute of Biomedical Optics and Optometry, Shanghai Institute for Minimally Invasive Therapy,
University of Shanghai for Science and Technology, Shanghai 200093, China



An example of denoised result by improved adaptive dictionary algorithm

Overview: As a new non-invasive high-resolution scanning method, optical coherence tomography (OCT) has been widely used in clinical practice. Since the OCT imaging system uses an interference technique, the use of tissue scattering properties of light will inevitably introduce speckle noise. These speckle noises reduce the signal-to-noise ratio and contrast of the image, and also destroy the edge features of the image. As a result, it seriously affects people's accurate acquisition of image information. Therefore, the processing of OCT image speckle noise is very important before making a clinical diagnosis. The dictionary algorithm was originally proposed for Gaussian additive noise. This paper improves two original dictionary noise reduction algorithms for multiplicative speckle noise in OCT. The improved algorithm is divided into four steps. The first step is to establish and solve the speckle noise model of the OCT image. Firstly, the sparse domain model of small-sized image blocks is established and its noise reduction problem is solved. Then, the ideas in the Markov random field are used to generalize to large-size images. In the second step, logarithmically transforming the OCT image and performing noise estimation; In the third step, overlapping blocks the noisy image, the size of the image block is 8 pixels×8 pixels, the dictionary algorithm requires sparse coding and noise reduction for each block. The orthogonal matching pursuit algorithm (OMP) is used to perform sparse coding of two dictionary algorithms. In the fixed dictionary algorithm, the dictionary selects the discrete cosine transform (DCT) dictionary. In the adaptive dictionary algorithm, the initial dictionary selects the DCT dictionary and the dictionary training is performed by itself, and the dictionary update is completed by the K singular value decomposition learning algorithm; In the fourth step, the overlapping image blocks in the sparse coding stage are weighted averaged and returned to the spatial domain by exponential transformation. Selecting a randomly OCT slice and reduce noise for it, compared with the two original dictionary noise reduction algorithms and the traditional filtering algorithms, the improved two dictionary algorithms preserve most of the image information and edge detail information while suppressing speckle noise. Furthermore, three random OCT slice images are selected to simulate the improved two dictionary denoising algorithms. The improved adaptive dictionary algorithm has better noise reduction performance through subjective visual effects and four objective evaluation indicators. The two improved dictionary noise reduction algorithms proposed in this paper can be flexibly applied to various OCT noisy images and serve for subsequent image processing.

Citation: Wang F, Chen M H, Gao N J, *et al.* OCT image speckle sparse noise reduction based on dictionary algorithm[J]. *Opto-Electronic Engineering*, 2019, 46(6): 180572

Supported by the National Science Foundation for Young Scientists of China (61308115), Shanghai Natural Science Foundation (13ZR1457900), and Industrial Technology and Medical Research Funds of Shanghai (15DZ1940400)

* E-mail: cmhui.43@163.com