

基于压缩感知的频域OCT图像稀疏重构

陈明惠, 王帆, 张晨曦, 李福刚, 郑刚

引用本文:

陈明惠, 王帆, 张晨曦, 等. 基于压缩感知的频域OCT图像稀疏重构[J]. *光学精密工程*, 2020, 28(1): 189–199.

CHEN Ming-hui, WANG Fan, ZHANG Chen-xi, et al. Sparse reconstruction of frequency domain OCT image based on compressed sensing[J]. *Optics and Precision Engineering*, 2020, 28(1): 189–199.

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.3788/OPE.20202801.0189>

您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

高光谱图像的分布式压缩感知成像与重构

Distributed compressive sensing imaging and reconstruction of hyperspectral imagery

光学精密工程. 2015, 23(4): 1131–1137 <https://doi.org/10.3788/OPE.20152304.1131>

基于稀疏处理的多能X射线分离成像

Separation of multi-energy X-ray imaging based on sparse processing

光学精密工程. 2017, 25(4): 1106–1111 <https://doi.org/10.3788/OPE.20172504.1106>

基于压缩感知归一化关联成像实现目标重构

Object reconstruction by compressive sensing based normalized ghost imaging

光学精密工程. 2015, 23(1): 288–294 <https://doi.org/10.3788/OPE.20152301.0288>

结合压缩感知和曲波的天文图像去噪

Astronomical image denoising with compressed sensing and curvelet

光学精密工程. 2017, 25(5): 1387–1394 <https://doi.org/10.3788/OPE.20172505.1387>

基于低秩矩阵分解的光场稀疏采样及重构

Sparse sampling and reconstruction of compressive light field via low-rank matrix decomposition

光学精密工程. 2017, 25(5): 1171–1177 <https://doi.org/10.3788/OPE.20172505.1171>

文章编号 1004-924X(2020)01-0189-11

基于压缩感知的频域 OCT 图像稀疏重构

陈明惠^{1*}, 王帆¹, 张晨曦¹, 李福刚², 郑刚¹

- (1. 上海理工大学生物医学光学与视光学研究所 教育部现代微创医疗器械及
技术工程研究中心 上海介入医疗器械工程技术研究中心, 上海 200093;
2. 上海奥普生物医药有限公司, 上海 201203)

摘要:为了减轻频域光学相干断层扫描成像(Frequency Domain Optical Coherence Tomography, FD-OCT)中高数据量导致的后续数据采集与处理系统的压力,同时解决成像时间和成像质量之间的矛盾,引入了压缩感知技术,并对该技术中的重构算法进行了重点研究。首先,通过分析压缩感知技术的框架,利用离散余弦变换(Discrete Cosine Transform, DCT)获得频域 OCT 图像的稀疏表示。接着,利用高斯随机矩阵对 OCT 图像进行线性观测。然后,研究了 FOCUSS (Focal Underdetermined System Solver)重构算法的原理,并在算法中结合分块思想、引入正则项 l_p 范数以及嵌入各向异性平滑算子。最后,组合所有小图像块,得到整幅频域 OCT 图像的压缩感知重构结果。实验结果表明:改进重构算法的运行时间由 78.65 s 缩短为 1.89 s,并且显著改善了图像块效应,将重构图像的 PSNR 值提高了 1.6~2.7 dB, SSIM 值可达到 0.938 3。压缩感知技术可以用较小的采样数据量精确重构出原始频域 OCT 图像,改进 FOCUSS 重构算法可以在一定程度上实现频域 OCT 图像重构效率和重构质量的平衡。

关键词:图像重构;光学相干层析扫描;压缩感知;采样率

中图分类号:TP394.1 文献标识码:A doi:10.3788/OPE.20202801.0189

Sparse reconstruction of frequency domain OCT image based on compressed sensing

CHEN Ming-hui^{1*}, WANG Fan¹, ZHANG Chen-xi¹, LI Fu-gang², ZHENG Gang¹

- (1. Shanghai Interventional Medical Device Engineering Technology Research Center,
Shanghai Institute for Minimally Invasive Therapy, Institute of Biomedical Optics and
Optometry, University of Shanghai for Science and Technology, Shanghai 200093, China;
2. Shanghai Upper Bio-tech Pharma Co., Ltd., Shanghai 201293, China)

* Corresponding author, E-mail: cmhui.43@163.com

Abstract: In order to alleviate the pressure of subsequent data acquisition and processing systems caused by high data volume in Frequency Domain Optical Coherence Tomography (FD-OCT), and to address the contradiction between imaging time and imaging quality, we introduced compressed sensing technology and focus on the reconstruction algorithm in this technology. First, we analyzed the framework of the compressed sensing technology, the frequency domain OCT image was sparsely re-

收稿日期:2019-07-30;修订日期:2019-09-04.

基金项目:国家自然科学基金青年科学基金资助(No. 6130115);上海市自然科学基金资助(No. 13ZR1457900);上海市科委产学研医项目资助(No. 15DZ1940400)

presented by Discrete Cosine Transform. Next, we used Gaussian random matrices to perform linear observations on OCT images. Then, we studied the principle of FOCUSS (Focal Underdetermined System Solver) reconstruction algorithm, and combined the block idea, introduced the regular term lp norm and embed anisotropic smoothing operator in the algorithm. Finally, we combined all the small image blocks to obtain the compressed sensing reconstruction result of the whole frequency domain OCT image. Experimental results indicate that the running time of the improved reconstruction algorithm is shortened from 78.65 s to 1.89 s, and the image block effect is significantly improved, the PSNR value of the reconstructed image is improved by 1.6-2.7 dB, and the SSIM value can reach 0.938 3. Compressed sensing technology can accurately reconstruct the original frequency domain OCT image with a small amount of sampled data. The improved FOCUSS reconstruction algorithm can achieve the balance of frequency domain OCT image reconstruction efficiency and reconstruction quality to some extent.

Key words: image reconstruction; optical coherence tomography; compressed sensing; sampling rate

1 引言

光学相干断层扫描 (Optical Coherence Tomography, OCT) 成像技术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,已广泛应用于医学诊断和研究^[1-2]。频域 OCT 技术因其高灵敏度和高速性渐渐取代传统时域 OCT 技术,但是拥有这些优点的同时意味着后续数据采集和处理系统的造价更高且负担更重^[3];同时,该成像技术需要对病变部位进行反复多角度多层次的深度扫描以获得大量高分辨率图像,高分辨率必然伴随着高数据量,同时在对眼底部位进行成像时,眼球的抖动会造成运动模糊,所以迫切需要一种能降低硬件系统存储和传输代价且花费时间较少并获得较高图像质量的方式。

2006 年,Donoho^[4],E Candes^[5-6]及华裔科学家 Tao^[7]等人提出了一种新的信息采集方式,即压缩感知 (Compressive Sensing, CS) 理论。CS 技术表明,如果信号(图像)本身是稀疏的,或能在某个稀疏集上进行稀疏表示,则通过一定的测量矩阵进行测量,加以选取适当的优化算法,在获得少量测量值的基础上,能对原始信号进行有效地恢复重构^[8]。研究高性能的恢复重构算法是 CS 领域的一个热点,目前优化算法主要分为贪婪算法、凸优化算法和非凸算法三类^[9]。研究者在匹配追踪算法 (Matching Pursuit, MP) 的基础上

获得了更多的贪婪算法,Wei 等人^[10]提出的 SAMP (Sparsity Adaptive Matching Pursuit) 重构算法通过更新支持集并逐渐增加稀疏度来逼近原始信号,实现了稀疏度未知的信号重构,但重构精度不够高,重构后 SNR 最高仅为 25 dB 左右;Chen 等人^[11]利用小波变换获得图像的稀疏表示,使用改进的最佳正交匹配追踪算法完成 MRI 图像的重构,但算法计算效率不高,算法运行时间约为 26 s;Ma 等人^[12]提出一种变步长 SAMP 算法,在一定程度上提高了重构精度,但引入分块思想后,图像重构出现明显的人为噪声,导致重构质量下降;石昊苏等人^[13]采用共轭梯度算法替换 OMP 算法中的最小二乘法求取估计值进行超声图像的重构,提高了重构质量,但 PSNR 值仅达到 13.75 dB,算法运行时间约为 16.6 s。第二类凸优化算法通过将非凸问题转换成凸问题进行求解,Qu 等人^[14]将基追踪算法和非均匀快速傅立叶变换技术相结合,实现了观测场景的成像重构,提高了成像质量,但算法运行时间约为 39 s,算法计算复杂度高,应用范围受限;郑万泽等人^[15]基于 Contourlet 变换,采样改进梯度投影算法 (Gradient Projection for Sparse Reconstruction, GPSR) 恢复稀疏处理后的系数,实现了二维 Lena 和 Barbara 图像的重构,采样率为 0.5 时重构图像的 PSNR 值仅为 30 dB 左右且算法实时性较差。第三类非凸算法通过改变目标函数求解优化问题,该类算法克服了基追踪算法中的计算量大

问题,同时可以采用比正交匹配追踪算法少的测量值达到同样的重建效果,主要以 FOCUSS 算法^[16]和稀疏贝叶斯学习^[17]为代表。

上述文献中改进的压缩感知重构算法在保证算法的实时性以及图像最终重构质量之间总是存在矛盾,算法运行速度最快约为 17 s,PSNR 值最高为 30 dB。为了在一定程度上实现频域 OCT 图像重构效率和重构质量之间的平衡,本文以非凸算法中的 FOCUSS 算法为基础进行改进,改进后算法运行时间仅耗时约 2 s,PSNR 值均在 37 dB 以上,具体从两方面进行,一是根据频域 OCT 图像特点,结合分块思想降低图像的数据量,引入 l_p 范数简化运算过程,提高算法运行速度;二是从提高图像重构质量进行考虑,对图像进行分块会造成严重的块效应,因此在每次迭代求解过程中嵌入各向异性平滑滤波算子,抑制图像块效应,提高图像质量,实验结果表明,压缩感知技术可成功应用于频域 OCT 图像,且改进的压缩感知重构算法在频域 OCT 图像重构中能花费较短的时间获得较高的重构质量。

2 算法原理

2.1 压缩感知

传统的信号获取需满足采样频率大于两倍信号最高频率的 Nyquist 采样定理。而 CS 利用图像(信号)的稀疏性,以远低于传统采样方法获取的数据量便可完成初始信号的完整恢复,突破了传统采样定理的限制^[4-8],因此本文将压缩感知技术引入应用到频域 OCT 图像的重构上,下面将介绍 CS 理论的三个组成部分。

(1) 稀疏表示

信号的稀疏表示是应用压缩感知的前提,假设 φ_i 是 \mathbf{R}_N 空间的一组向量基,构成基矩阵 $\Psi = [\varphi_1, \varphi_2, \dots, \varphi_N]$,则对于任意的频域 OCT 图像 $x \in \mathbf{R}_N$ 均可表示为:

$$x = \sum_{i=1}^N \alpha_i \varphi_i = \Psi \alpha, \quad (1)$$

式中: α 是 x 在 Ψ 域的稀疏表示,若 α 中非零元数目比 x 少得多,则称信号 x 是稀疏的。常见的稀疏变换基有 DCT, DWT (Discrete Wavelet

Transform), DDWT (Discrete Dyadic Wavelet Transform), Curvelet 以及冗余字典基等,在下文仿真实验中选择 DCT 基获得频域 OCT 图像的稀疏表示。

(2) 观测矩阵

压缩感知理论指出,若采用一个与稀疏变换基 Ψ 不相关的测量矩阵 $\Phi \in \mathbf{R}^{M \times N}$,对频域 OCT 图像 x 进行投影得到观测值 y ,则可以通过求解优化问题高概率精确地重构出 x ,表达式为:

$$y = \Phi x = \Phi \Psi \alpha, \quad (2)$$

式中: $A = \Phi \Psi$ 为传感矩阵,要求测量矩阵 Φ 和稀疏变换基 Ψ 不相关,即在较高概率上满足约束等距性条件,常见的观测矩阵分为两类,确定性矩阵和随机矩阵,本文在仿真实验中选择第二类高斯随机矩阵对频域 OCT 图像进行观测。

(3) 重构算法

对式(2)求解可转化为式(3):

$$\alpha = \underset{\alpha}{\operatorname{argmin}} \|\alpha\|_0 \text{ subject to } y = \Phi \Psi \alpha. \quad (3)$$

求解上述 l_0 范数是 NP 难解问题,需要列出 α 中所有非零项位置的线性组合才有可能得到精确解,计算过程复杂且不易实现。因此常将该问题转换为其他替代模型进行求解。常用的重构算法有三类,本文利用第三类非凸算法中的改进 FOCUSS 重构算法进行求解,接下来将详细阐述该改进算法的原理及实现。

2.2 改进重构算法

利用 CS 可实现对传统二维图像的重构,但此方法是对整幅图像进行重构,观测矩阵所需的存储空间大,重构时间长。为了解决这个问题,本文提出分块 FOCUSS 重构算法,根据频域 OCT 图像特点,将图像分块理论和 FOCUSS 重构算法相结合。具体做法是先将一幅大小为 $N \times N$ 的 OCT 图像 x 分成 n 个 $B \times B$ 大小的图像块,设 x_i ($i=1, 2, \dots, n, n=(N/B)^2$) 是第 i 个图形的列向量形式,采用相同的高斯观测矩阵 Φ_B ,则对第 i 块进行压缩采样可表示为:

$$y_i = \Phi_B \cdot x_i. \quad (4)$$

本文中压缩观测矩阵 Φ_B 大小为 $n_B \times B^2$ 。

传统 FOCUSS 算法中由于伪逆的存在,往往导致能量分散,无法获得精确的稀疏解^[18]。将 l_p

范数作为正则项引入到 FOCUSS 算法中,通过逐步迭代使解的能量局部化。对每一块分别应用 FOCUSS 算法,设置 $p=1$,用以简化运算过程,即求解以下优化问题:

$$\mathbf{a}_i = \operatorname{argmin}_{\mathbf{a}_i} \|\mathbf{a}_i\|_1 \text{ subject to } \mathbf{y}_i = \Phi_B \Psi \mathbf{a}_i. \quad (5)$$

使用拉格朗日方法将上式中约束优化问题转化为非约束优化问题,其中,拉格朗日函数被定义为:

$$L(\mathbf{x}_i, \boldsymbol{\lambda}) = f(\mathbf{x}_i) + \boldsymbol{\lambda}^T (\Phi_B \mathbf{x}_i - \mathbf{y}_i), \quad (6)$$

式中 $\boldsymbol{\lambda} = (\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_{m_b})^T$ 构成拉格朗日乘数。

若 \mathbf{x}_i^* 为函数的最小值,必要条件是 $(\mathbf{x}_i^*, \boldsymbol{\lambda}^*)$ 为拉格朗日函数的稳定点,即:

$$\frac{\partial L}{\partial \mathbf{x}_i^*} = 0, \frac{\partial L}{\partial \boldsymbol{\lambda}^*} = 0. \quad (7)$$

拉格朗日函数 $L(\mathbf{x}_i, \boldsymbol{\lambda})$ 相对于 \mathbf{x}_i^* 的偏导数为:

$$\frac{\partial L}{\partial \mathbf{x}_i} = \frac{\partial f}{\partial \mathbf{x}_i} + \Phi_B^T \boldsymbol{\lambda}. \quad (8)$$

为了找到目标函数的梯度,将矩阵 Ψ 分解为其行向量 $\boldsymbol{\varphi}_i$ 得到:

$$\Psi = \begin{bmatrix} \psi_{11} & \psi_{12} & \psi_{13} & \cdots & \psi_{1n} \\ \psi_{21} & \psi_{22} & \psi_{23} & \cdots & \psi_{2n} \\ \cdots & \cdots & \cdots & \cdots & \cdots \\ \psi_{n1} & \psi_{n2} & \psi_{n3} & \cdots & \psi_{nn} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \boldsymbol{\varphi}_1 \\ \boldsymbol{\varphi}_2 \\ \cdots \\ \boldsymbol{\varphi}_n \end{bmatrix}, \quad (9)$$

分解之后,目标函数表示为:

$$f(\mathbf{x}_i) = \|\Psi \mathbf{x}_i\|_1 = \sum_{k=1}^n |\boldsymbol{\varphi}_k \mathbf{x}_i|, \quad (10)$$

目标函数相对于的 \mathbf{x}_i 的梯度为:

$$\frac{\partial f}{\partial \mathbf{x}_i} = [\partial f / \partial x_1, \partial f / \partial x_2, \dots, \partial f / \partial x_n]^T, \quad (11)$$

目标函数相对于元素 \mathbf{x}_i 的偏导数为:

$$\frac{\partial f}{\partial x_j} = \sum_{k=1}^n |\boldsymbol{\varphi}_k \mathbf{x}_i|^{-1} \boldsymbol{\varphi}_k \mathbf{x}_i \psi_{kj}, \quad (12)$$

使用因子形式表示目标函数的梯度向量即:

$$\frac{\partial f}{\partial \mathbf{x}_i} = \Psi^T \Pi(\mathbf{x}_\psi) \Psi \mathbf{x}_i, \quad (13)$$

式中 $\Pi(\mathbf{x}_\psi) = \operatorname{diag}(|\mathbf{x}_\psi|^{-1})$ 是大小为 $n \times n$ 的对角矩阵且 $\mathbf{x}_\psi = \Psi \mathbf{x}_i$ 。

参考式(8)和式(13),得出:

$$\frac{\partial L}{\partial \mathbf{x}_i} = \Psi^T \Pi(\mathbf{x}_\psi) \Psi \mathbf{x}_i + \Phi_B^T \boldsymbol{\lambda}, \quad (14)$$

参考式(5),得出:

$$\frac{\partial L}{\partial \boldsymbol{\lambda}} = \Phi_B \mathbf{x}_i - \mathbf{y}_i, \quad (15)$$

综合式(7),式(14),式(15),稳定点满足如下两个表达式:

$$\Psi^T \Pi(\mathbf{x}_\psi^*) \Psi \mathbf{x}_i^* + \Phi_B^T \boldsymbol{\lambda}^* = 0, \quad (16)$$

$$\Phi_B \mathbf{x}_i^* - \mathbf{y}_i = 0, \quad (17)$$

从式(17),解出 \mathbf{x}_i^* 即:

$$\mathbf{x}_i^* = -(\Psi^T \Pi(\mathbf{x}_\psi^*) \Psi)^{-1} \Phi_B^T \boldsymbol{\lambda}^*, \quad (18)$$

将式(18)代入式(17),得出:

$$\boldsymbol{\lambda}^* = -(\Phi_B (\Psi^T \Pi(\mathbf{x}_\psi^*) \Psi)^{-1} \Phi_B^T)^{-1} \mathbf{y}_i, \quad (19)$$

将式(20)代入式(19),得出:

$$\mathbf{x}_i^* = (\Psi^T \Pi(\mathbf{x}_\psi^*) \Psi)^{-1} \Phi_B^T (\Phi_B (\Psi^T \Pi(\mathbf{x}_\psi^*) \Psi)^{-1} \Phi_B^T)^{-1} \mathbf{y}_i. \quad (20)$$

定义 $\mathbf{A}_{\psi\phi} = (\Phi_B \Psi^{-1})$, 经过简单的转换,将(20)写成:

$$\mathbf{x}_i^* = \Psi^{-1} \Pi^{-1}(\mathbf{x}_\psi^*) \mathbf{A}_{\psi\phi}^T (\mathbf{A}_{\psi\phi} \Pi^{-1}(\mathbf{x}_\psi^*) \mathbf{A}_{\psi\phi}^T)^{-1} \mathbf{y}_i. \quad (21)$$

式(21)可以写成递归形式来计算 \mathbf{x}_i^* 即:

$$\mathbf{x}_i^{(K+1)} = \Psi^{-1} \Pi^{-1}(\mathbf{x}_\psi^{(K)}) \mathbf{A}_{\psi\phi}^T (\mathbf{A}_{\psi\phi} \Pi^{-1}(\mathbf{x}_\psi^{(K)}) \mathbf{A}_{\psi\phi}^T)^{-1} \mathbf{y}_i. \quad (22)$$

由于每一个图像块均是单独处理的,所以图像重构时直接应用 FOCUSS 重构算法时会导致块效应,影响图像质量。为了抑制重构图像的块效应,在运用公式(22)求出第 K 次迭代时图像的近似时,嵌入各向异性平滑运算符,如公式(23)所示:

$$\hat{\mathbf{x}}^{(K)} = \text{Anisotropy}(\mathbf{x}^{(K)}). \quad (23)$$

通过修改拉格朗日函数来调整松弛方法以找到迭代解,得到如下方程:

$$\frac{\partial L^{(K+1)}}{\partial \mathbf{x}_i} = \Psi^T \Pi(\mathbf{x}_\psi^{(K)}) \Psi \mathbf{x}_i + \Phi_B^T \boldsymbol{\lambda} = 0, \quad (24)$$

$$\frac{\partial L^{(K+1)}}{\partial \boldsymbol{\lambda}} = \Phi_B \mathbf{x}_i - \mathbf{y}_i. \quad (25)$$

式(24)和式(25)可以用式(22)中计算 $\mathbf{x}_i^{(K+1)}$ 的类似方式来计算 $(\mathbf{x}_i^*, \boldsymbol{\lambda}^*)$ 。

对所有的小图像块进行相同的处理,再把得到的图像块加以组合就完成了整幅频域 OCT 图像的重构。本文的算法流程图如图 1 所示。

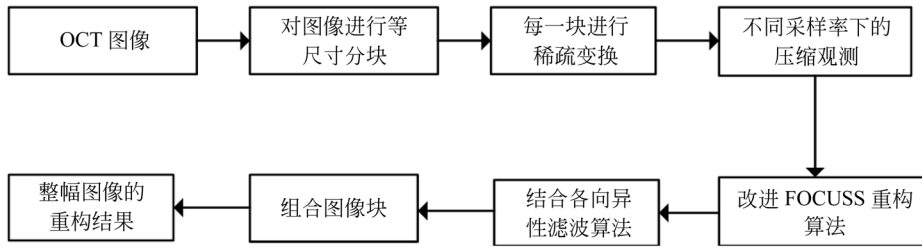


图 1 改进的分块压缩感知 FOCUSS 重构算法流程图

Fig. 1 Flow chart of improved block compression sensing FOCUSS reconstruction algorithm

3 仿真实验与结果

本文选择两种频域 OCT 图像进行仿真实验,其中指尖图像来自实验室 Thorlabs 公司 VEGA 系列的 SS-OCT 成像系统,光源中心波长为 1 310 nm,穿透深度为 12 mm,轴向分辨率为 16 μm ,扫频速率为 100 kHz,系统灵敏度为 101 dB。眼底图像来自杜克大学眼科实验数据采集中心^[19],成像仪器是德国海德堡公司的 Spectralis SD-OCT 系统,光源中心波长为 870 nm,穿透深度为 1.8 mm。纵向分辨率和横向分辨率分别为 3.8 μm 和 14 μm 。实验室采集到的 SS-OCT 指尖图像为 455 \times 512 pixel 的 RGB 图像,图像细节较少,整体较平坦。杜克大学数据库中的 SD-OCT 眼底图像为 496 \times 512 pixel 的灰度图像,图像细节较丰富。为了方便对其进行分块处理,均将图像大小调整为 512 \times 512 pixel。

3.1 评价指标

为了验证本文算法能否有效重构频域 OCT 图像,除了直接从人眼视觉效果评价重构图像质量,同时采用峰值信噪比(Peak Signal to Noise Ratio, PSNR),用 R_{PSNR} 表示,结构相似性(Structural Similarity Index, SSIM),用 M_{SSIM} 表示,取值范围 0-1,以及重构时间 t 定量评价算法的重构性能。 R_{PSNR} 值越大,表明与完整采样图像相比,重构图像与之越接近,重构效果越好,重构精度越高; M_{SSIM} 值越大,表明重构图像保留了越多的原始完整采样图像中的信息,重构图像质量越好;重构时间 t 越小,算法的重构效率越高。

3.2 实验结果分析

本文中所有实验在 64 位 Windows10 系统下利用软件 MATLAB R2018a 进行,采样率(Sam-

pling Rate, SR) 是重构过程中采样值大小 z 与原始信号 x 大小的比值,首先对实验室采集到的指尖 OCT 图像进行压缩感知重构处理,利用 DCT 基对原始图像稀疏表示,采用高斯随机矩阵对图像进行观测,并运用 5 种优化算法对指尖图像进行恢复重构。图 2 给出 SR 为 0.3,分块大小为 8 \times 8 时原始 FOCUSS 重构算法、当前的主流分块重构算法-平滑投影算法(SPL)以及改进 FOCUSS 重构算法的恢复效果以及局部细节对比图。

据图 2 可知,当图像采样率 SR 为 0.3,分块大小为 8 \times 8 时,改进 FOCUSS 重构算法对 OCT 指尖图像进行重构后能够获得更好的视觉重构效果,图像细节保持完整,图像边缘处容易分辨,与原图更接近。图 2(b) 表明直接运行原始 FOCUSS 重构算法得到的重构图像有一定程度的信息缺失,图像的边缘处不光滑;从图 2(c)~图 2(e) 可以看出 3 种主流的图像压缩感知分块算法对图像进行重构后,重构图像的细节存在明显的边界效应;通过图 2(f) 可以得出改进的 FOCUSS 算法显著改善了图像块效应,获得的重构图像细节清晰,轮廓明显,满足人眼视觉要求,成功将压缩感知技术应用到扫频 OCT 系统产生的指尖图像上,本文算法重构细节较少,画面平坦的彩色图像效果较好。

为了便于定量比较实验结果,将采样率固定为 0.3,重复试验 10 次,取平均值作为最终仿真结果值,表 1 给出原始 FOCUSS 算法、使用 3 种不同稀疏变换基(DCT, DWT, DDWT) 的分块平滑投影重构算法以及改进 FOCUSS 算法对指尖 OCT 图像的压缩感知重构客观评价指标值。

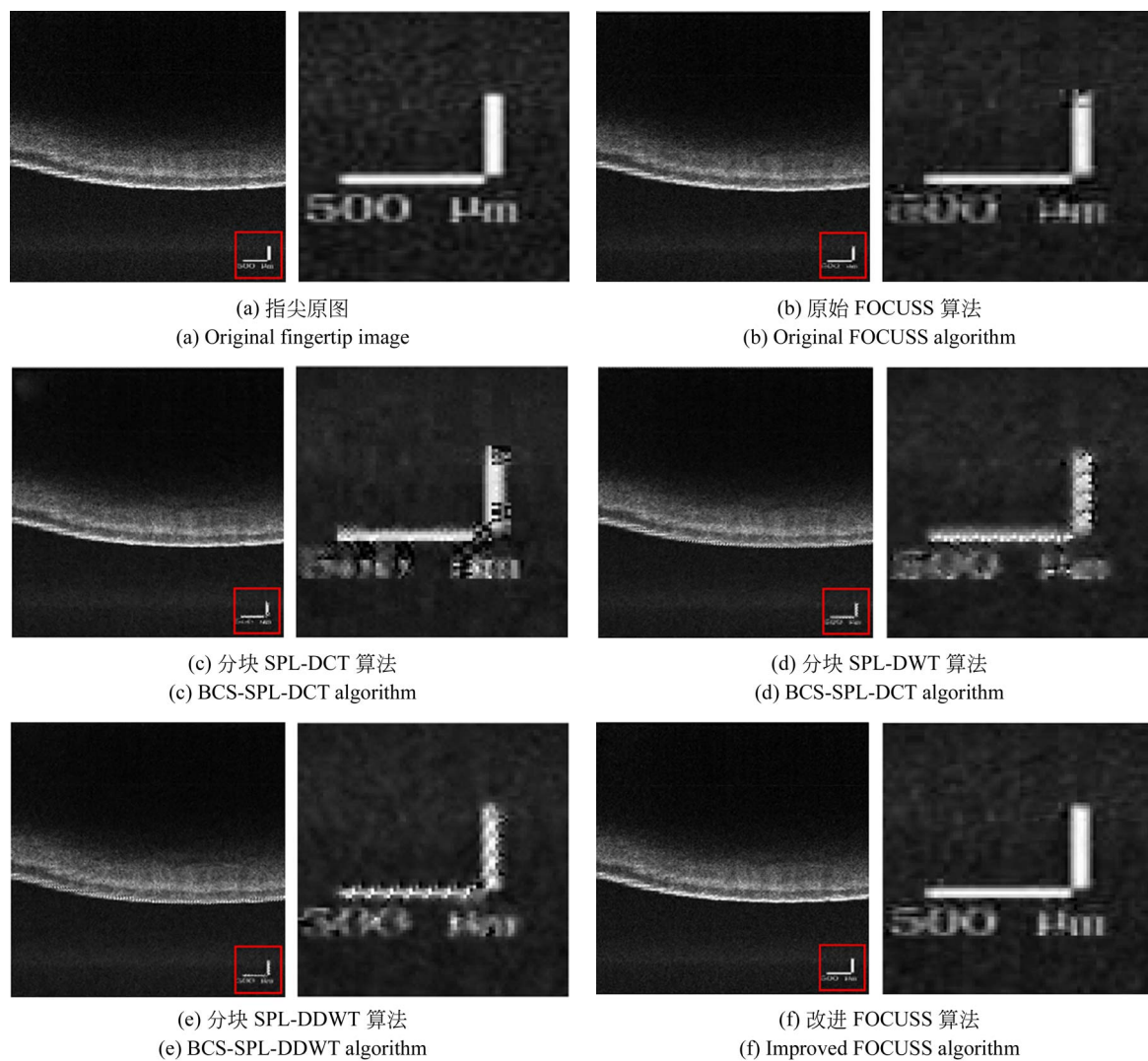


图 2 采样率为 0.3 时不同算法重构效果及局部细节图

Fig. 2 Different algorithm reconstruction effects and local detail maps with a sampling rate of 0.3

表 1 SR 为 0.3 时各算法对指尖图像的重构结果

Tab. 1 Reconstruction results of fingertip images by each algorithm when the SR is 0.3

算法	PSNR/dB	SSIM	t/s
原始 FOCUSS	35.34	0.878 7	78.65
分块 SPL-DCT	35.01	0.825 6	8.64
分块 SPL-DWT	35.66	0.853 1	13.79
分块 SPL-DDWT	36.04	0.865 7	10.72
改进 FOCUSS	37.71	0.938 3	1.89

据表 1 可知,与原始 FOCUSS 算法相比,改进 FOCUSS 算法对图像进行重构后提高了图像质量,PSNR 值约高出 2 dB,SSIM 值提高到 0.938 3,并且对图像进行分块后大大降低了算法

运行时间,算法运行仅花费 1.89 s,提高了算法运行效率,算法实时性强;与同样结合了分块思想的 SPL 算法相比,改进 FOCUSS 算法不仅改善了图像的块效应,能获得更高的 PSNR 值和 SSIM 值,重构图像质量高,与原始完整采样 OCT 指尖图像更接近且保留了图像中的大部分信息,而且算法运行花费时间更短,说明该算法计算复杂度更低,运算效率高,更易推广使用。同时,为了说明本文算法的普遍性,另外进行了 4 组仿真实验,将图像分块大小分别固定为 8×8 , 16×16 , 32×32 , 64×64 4 种情况,仿真获取 SR 分别为 0.1, 0.2, 0.3, 0.4 和 0.5 时 5 种算法对指尖图像的重构结果图和客观评价指标值,实验图和数据均表明,当图像分块大小为 8×8 , 16×16 , 32×32 时,采样率大于 0.2 时,改进的压缩感知重构算法较以往算

法能获得重构速度和重构精度的平衡,是具有一定优势的改进算法。

上述仿真采用的指尖图像细节较少,为了进一步说明本文算法的有效性,同时具体分析采样率与 OCT 图像重构质量的关系,随机选取一张眼底 OCT 切片,切片图像的细节较丰富,将采样

率分别设置为 0.1,0.2,0.3,0.4 和 0.5,图 3~图 7 给出了当采样率为 0.1,0.3 和 0.5 时各算法对完整采样眼底 OCT 图像的重构结果。据五组图可以看出,随着采样率的增加,重构图像的细节、轮廓越来越清晰,视觉效果越来越好,与原始完整采样图像越来越接近。据图 3~图 7(b)可知当采

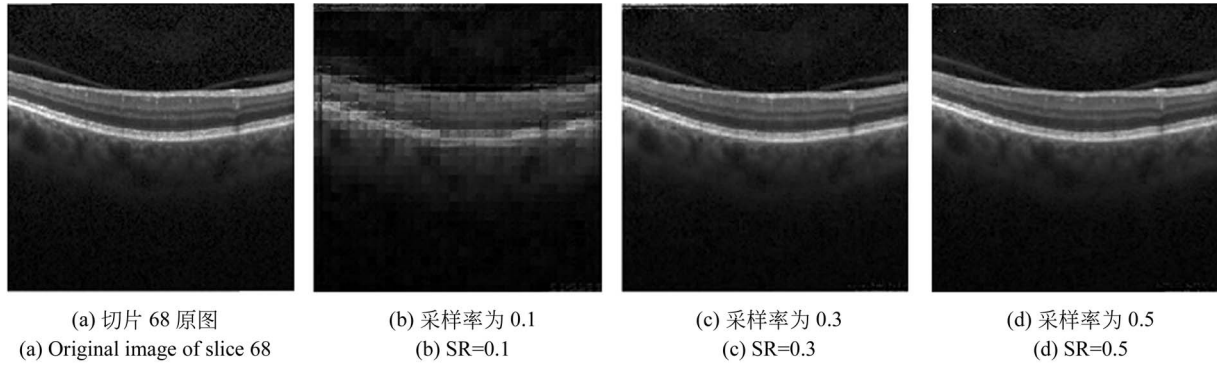


图 3 原始 FOCUSS 算法重构结果

Fig. 3 Reconstruction results of original FOCUSS algorithm

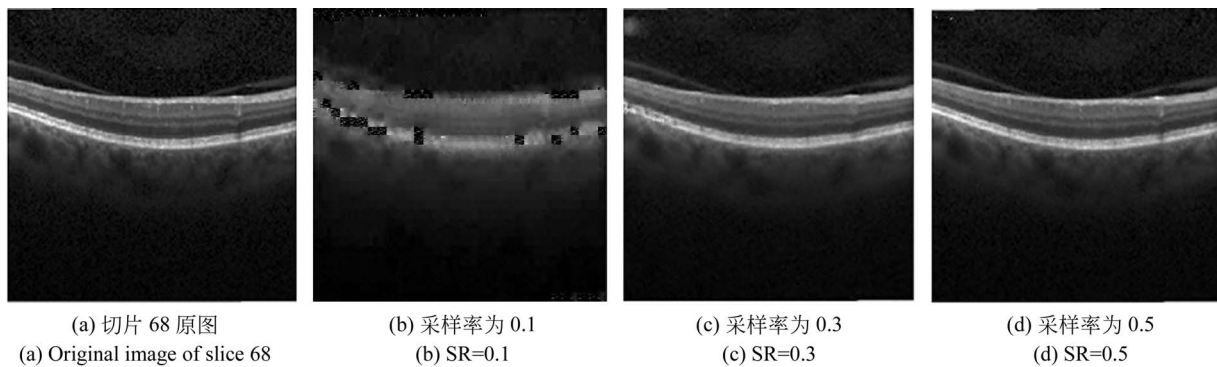


图 4 分块 SPL-DCT 算法重构结果

Fig. 4 Reconstruction results of BCS-SPL-DCT algorithm

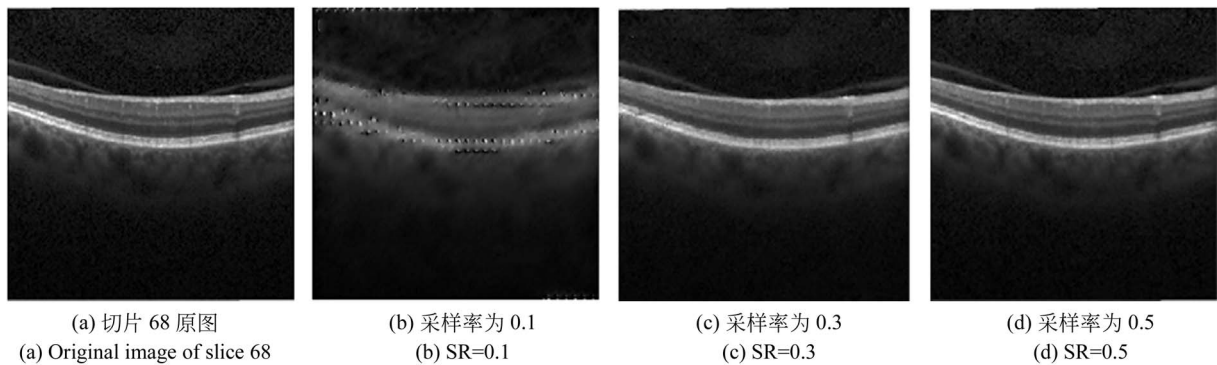


图 5 分块 SPL-DWT 算法重构结果

Fig. 5 Reconstruction results of BCS-SPL-DWT algorithm

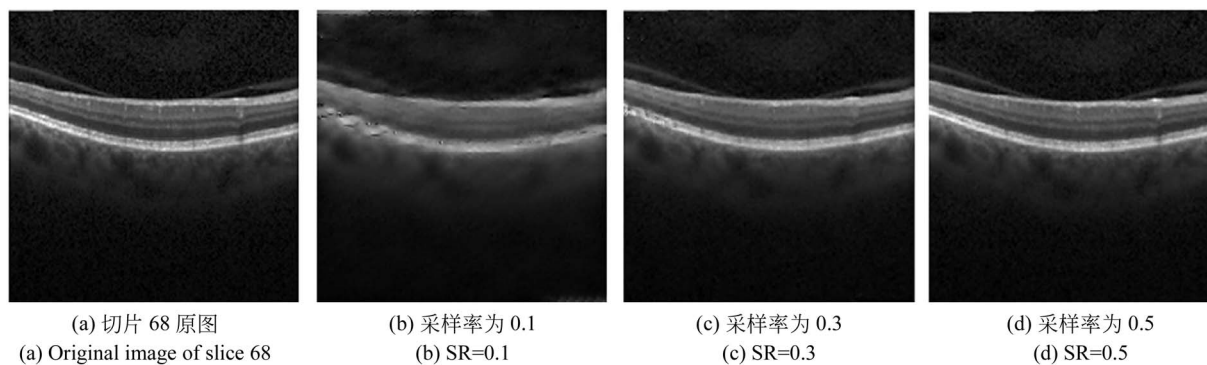


图 6 分块 SPL-DDWT 算法重构结果

Fig. 6 Reconstruction results of BCS-SPL-DDWT algorithm

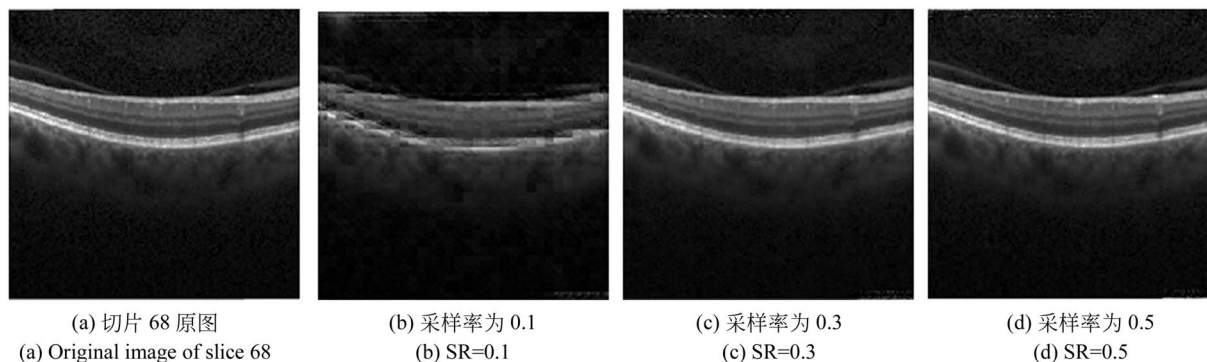


图 7 改进 FOCUSS 算法重构结果

Fig. 7 Reconstruction results of improved FOCUSS algorithm

样率为 0.1 时,各算法都不能很好地重构原始完整采样图像,图像信息缺失严重,图像边缘位置无法确定,图像视觉效果差;据图 3~图 7(c)和图 7(d)可知,随着采样率增加至 0.3 以上时,重构后的图像更加清晰,边缘细节保持完整,边缘处较为光滑,图像轮廓基本保持良好,能获得较高的图像质量,容易分辨各视网膜层,与原始完整采样图像更接近,从视觉效果看并无明显差别。所以采用压缩感知技术可以用较少的采样数据量精确重构出谱域 OCT 系统产生的原始眼底 OCT 图像,本文算法对细节丰富的灰度图像的重构效果也较好,适用范围较大。

为了直观反映重构算法的重构性能和采样率的关系,图 8 给出了不同采样率下各算法对眼底 OCT 切片图像重构后的客观评价指标值变化曲线图。可以看出随着采样率的增加,各算法对图像的重构效果越来越好,重构质量越来越高,重构时间并没有大幅度变化,重构性能越来越好。据

图 8(a)可知,在采样率为 0.1 和 0.2 时,各算法对图像重构后的 PSNR 值均在 36 dB 以下,重构质量不高,但是随着采样率增加至 0.3 以上时,本文改进的结合了分块思想的 FOCUSS 重构算法的 PSNR 值迅速高于其他 4 种对比算法,图像重构精度高;从图 8(b)可以看出改进的 FOCUSS 算法的 SSIM 值始终高于其他算法,对图像进行重构后保留了图像中的大部分有用信息,图像重构质量高。图 8(c)则可以看出原始 FOCUSS 重构算法的重构时间均在 75 s 以上,算法重构效率不高,而改进的算法则将重构时间控制在 2 s 以下,算法运行时间也远远低于 3 种 SPL 算法,优势显著,性能良好,综合来看,改进重构算法能同时获得较高的图像重构质量和重构效率。

本文改进的压缩感知 FOCUSS 重构算法结合了图像分块思想,为了进一步分析分块大小对频域 OCT 图像重构质量和重构效率的影响,本

文将采样率固定为 0.5,将图像块大小分别设置为 $8 \times 8, 16 \times 16, 32 \times 32, 64 \times 64$ 对眼底图像进行

改进压缩感知重构算法的仿真实验,重复 10 次,取平均值,最终结果如表 2 所示。

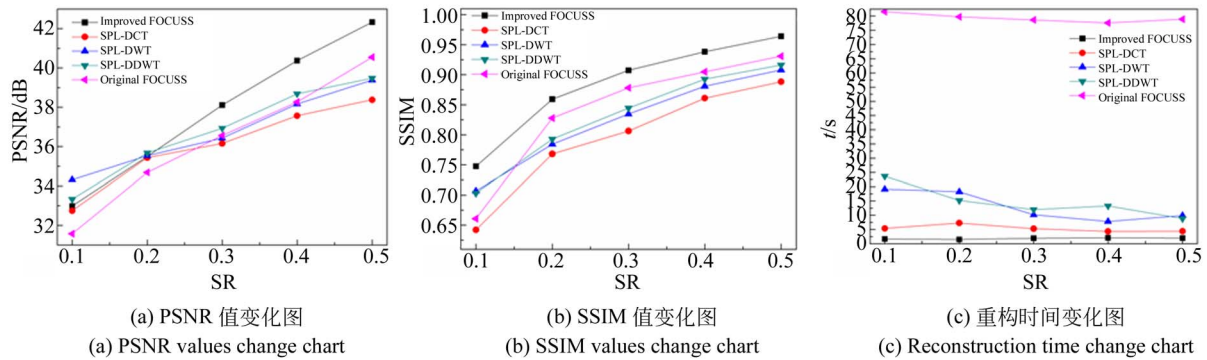


图 8 5 种算法在不同采样率下的 PSNR 值、SSIM 值以及重构时间

Fig. 8 PSNR, SSIM values and reconstruction time of five algorithms at different sampling rates

表 2 改进 FOCUSS 算法在不同分块大小下的仿真结果
Tab. 2 Simulation results of improved FOCUSS algorithm under different block sizes

	PSNR/dB	SSIM	t/s
8×8	42.47	0.964 1	1.96
16×16	42.29	0.961 5	2.16
32×32	41.84	0.956 8	4.61
64×64	40.99	0.946 5	53.45

据表 2 可知,随着 OCT 图像分块大小的增加,算法的运行时间加长,重构效率降低,算法实时性变差,这是由于高斯随机观测矩阵对各个块图像进行测量是同时进行的,前一个图像块对后一个图像块没有依赖性,图像分块越大,观测矩阵越大,系统的存储代价越大,算法复杂度越高。从 PSNR 值和 SSIM 值的变小可以看出图像重构后图像质量有小幅降低,这是由于本文处理的 OCT 图像并不是标准测试图像,自身不可避免含有散斑噪声,并且在算法迭代过程中结合了各向异性平滑滤波算法,图像块尺寸越小,边缘平滑得越好,散斑也得到抑制。综合来看,当图像分块大小为 8×8 时,重构图像的 PSNR 值高达 42.47 dB,SSIM 值高达 0.964 1,接近于 1,算法运行仅耗时 1.96 s。所以综合来看,频域 OCT 图像分块

大小为 8×8 时,在图像进行重构后可以同时获得较高的重构质量和重构效率。

4 结 论

本文首先介绍了压缩感知的基本框架,通过分析频域 OCT 图像特点,成功将压缩感知技术引入到频域 OCT 图像稀疏重构上。通过对细节丰富程度不同的两种频域 OCT 图像在不同采样率下及不同分块大小的仿真实验得出,本文提出的改进 FOCUSS 重构算法通过结合分块思想、引入正则项 l_p 范数以及在算法迭代求解过程中嵌入各向异性滤波算子,不仅降低了计算复杂度,同时有效抑制了重构图像的块效应,提高了图像质量,对 OCT 图像进行压缩感知重构后能获得更好的视觉效果以及更短的计算时间,本文算法适应范围较广。通过进一步仿真得到当图像分块大小为 8×8 时能同时获得较高的重构质量和重构速度,PSNR 值高达 42.47 dB,远高于文献 14 中的 30 dB,SSIM 值可达到 0.964 1,重构时间仅花费 1.96 s,比文献 12 中的运行时间 16.6 s 要快得多,本文改进的压缩感知重构算法在一定程度上实现了重构效率和重构精确度的平衡,具有一定的优势。

参考文献:

- [1] 孙延奎. 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.
SUN Y K. Medical image processing techniques based on optical coherence tomography and their applications[J]. *Opt. Precision Eng.*, 2014, 22(4): 1086-1104. (in Chinese)
- [2] 陈明惠, 贾文字, 何锦涛, 等. 双重滤波扫描光源的研制[J]. 光学精密工程, 2018, 26(10): 2355-2362.
CHEN M H, JIA W Y, HE J T, *et al.*. Development of swept source based on dual filtering[J]. *Opt. Precision Eng.*, 2018, 26(10): 2355-2362. (in Chinese)
- [3] KANG J U, LIU X. Compressive SD-OCT: the application of compressed sensing in spectral domain optical coherence tomography[J]. *Optics Express*, 2010, 18(21): 22010-22019.
- [4] DONOHO D L. Compressed sensing[J]. *IEEE Transactions on Information Theory*, 2006, 52(4): 1289-1306.
- [5] CANDES E J. Stable signal recovery from incomplete and inaccurate measurements[J]. *Comm. on Pure and Applied Math*, 2006, 59(8): 1207-1223.
- [6] CANDES E, ROMBERG J. Sparsity and incoherence in compressive sampling[J]. *Inverse Problems*, 2007, 23(3): 969-985.
- [7] CANDES E, ROMBERG J, TAO T. Robust uncertainty principles: Exact signal reconstruction from highly incomplete frequency information[J]. *IEEE Trans. on Information Theory*, 2006, 52(2): 489-509.
- [8] 王惠琴, 宋梨花, 曹明华, 等. 湍流信道下光空间调制信号的压缩感知检测[J]. 光学精密工程, 2018, 26(11): 2669-2674.
WANG H Q, SONG L H, CAO M H, *et al.*. Compressed sensing detection of optical spatial modulation signal in turbulent channel[J]. *Opt. Precision Eng.*, 2018, 26(11): 2669-2674. (in Chinese)
- [9] 任越美, 张艳宁, 李映. 压缩感知及其图像处理应用研究进展与展望[J]. 自动化学报, 2014, 40(8): 1563-1575.
REN Y M, ZHANG Y N, LI Y. Advances and perspective on compressed sensing and application on image processing[J]. *Acta Automatica Sinica*, 2014, 40(8): 1563-1575. (in Chinese)
- [10] WEI Y, LU Z, YUAN G, *et al.*. Sparsity adaptive matching pursuit detection algorithm based on compressed sensing for radar signals[J]. *Sensors*, 2017, 17(5): 1120.
- [11] 陈秀梅, 王敬时, 王伟, 等. 基于压缩感知的 MRI 图像的二维重构和三维可视化[J]. 中国医学影像学杂志, 2015, 23(3): 235-240.
CHEN X M, WANG J SH, WANG W, *et al.*. Two-dimensional reconstruction and three-dimensional visualization of MRI images based on compressed sensing[J]. *Chinese Journal of Medical Imaging*, 2015, 23(3): 235-240. (in Chinese)
- [12] MA X W. Improvement of OMP image reconstruction algorithm based on compressed sensing[J]. *Electronic Science & Technology*, 2015, 8(4): 51-58.
- [13] 石昊苏. 改进的正交匹配追踪超声图像重构算法[J]. 微型电脑应用, 2017, 33(10): 19-21.
SHI H S. An improved orthogonal matching pursuit algorithm for image reconstruction[J]. *Micro-computer Applications*, 2017, 33(10): 19-21. (in Chinese)
- [14] QU L, AN S, YANG T, *et al.*. Group sparse basis pursuit denoising reconstruction algorithm for polarimetric through-the-wall radar imaging[J]. *International Journal of Antennas and Propagation*, 2018(2018): 1-8.
- [15] 郑万泽, 何劲, 魏星, 等. 基于 Contourlet 变换的图像压缩感知重构[J]. 计算机工程, 2012, 38(12): 194-196.
ZHENG W Z, HE J, WEI X, *et al.*. Image compressive sensing reconstruction based on contourlet transform[J]. *Computer Engineering*, 2012, 38(12): 194-196.
- [16] XIE K, HE Z, CICHOCKI A, *et al.*. Rate of convergence of the FOCUSS algorithm[J]. *IEEE Transactions on Neural Networks & Learning Systems*, 2016, 28(6): 1276-1289.
- [17] PENG C, CAO Z, CHEN Z, *et al.*. Off-Grid DOA estimation using sparse Bayesian learning in MIMO radar with unknown mutual coupling[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2019, 67(1): 208-220.
- [18] GORODNITSKY I F, RAO B D. Sparse signal reconstruction from limited data using FOCUSS: a re-weighted minimum norm algorithm[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 1997, 45(3):

00-616.

[19] SRINIVASAN P P, KIM L A, METTU P S, *et al.*. Fully automated detection of diabetic macular

edema and dry age-related macular degeneration from optical coherence tomography images[J]. *Biomedical Optics Express*, 2014, 5(10): 3568.

作者简介:



陈明惠(1981—),女,福建南靖人,博士,副教授,硕士生导师,2012年于浙江大学获得博士学位,主要从事生物医学光子学方面的研究。E-mail: cmhui.43@163.com