基于 Contourlet 变换和压缩感知的实际光子晶体光纤光特性估计

申 艳,解 颐,娄淑琴,王 鑫,赵彤彤

(北京交通大学 电子信息工程学院,北京 100044)

摘 要: 为了准确估计实际光子晶体光纤 (photonic crystal fibers,PCFs) 的光特性, 提出一种基于 Contourlet 变换的压缩感知重建方法来重建实际 PCFs 的截面,进而对实际 PCFs 的光特性进行快速评估。结合全变差去噪方法,对经典图像、商用大模场面积 PCF 和保偏 PCF 的光特性进行评估,结果表明,提出的方法可以有效保留 PCFs 截面空气孔多尺度多方向的特征,光特性的评估结果与产品参数相吻合。这也是目前首次将基于 Contourlet 变换的压缩感知应用于 PCFs 的光特性估计,研究工作为实际 PCFs 光特性的快速准确估计提供了有效的手段。

关键词: 光子晶体光纤; 压缩感知; Contourlet 变换; 全变差; 去噪

中图分类号: TN913.7 **文献标志码:** A **DOI:** 10.3788/IRLA201746.0321001

Evaluation of optical properties of PCFs based on compressed sensing with Contourlet transform

Shen Yan, Xie Yi, Lou Shuqin, Wang Xin, Zhao Tongtong

(School of Electronic and Information Engineering, Beijing Jiaotong University, Beijing 100044, China)

Abstract: An evaluation method of real photonic crystal fibers (PCFs) based on compressed sensing with Contourlet transform was proposed for evaluating optical properties of PCFs. Integrated with the total variation denoising method, only 48% cross-section data of PCFs can be used to reconstruct the whole cross-section of PCF, and the edge features of air holes in multi-scale and multi-direction were also effectively preserved. The classical images, a large mode area PCF and a polarization maintaining PCF product were used to verify the effectiveness of the proposed method. Experimental results demonstrated that the cross-section images of real PCFs can be effectively rebuilt by 48% cross-section data. To the best of our knowledge, it is the first time to apply the compressed sensing with the Contourlet transform to reconstruct the cross-section images of PCFs for evaluating the optical properties of real PCFs.

Key words: photonic crystal fibers; compressed sensing; Contourlet transform; total variation; denoising

收稿日期: 2016-07-09; **修订日期:** 2016-08-13

基金项目: 国家自然科学基金(61475016);北京市自然科学基金(4154083);中央高校基本科研业务费项目(2015JBM023);教育部留学回国基金(2015-1098)

作者简介: 申艳(1979-),女,副教授,博士,主要从事图像复原、压缩感知方面的研究。Email:sheny@bjtu.edu.cn

通讯作者: 娄淑琴(1965-),教授,博士生导师,主要从事光纤通信、全光网络关键技术、特种光纤及器件、光纤传感等方面的研究。Email:shqlou@bjtu.edu.cn

0 引 言

由于光子晶体光纤 (Photonic Crystal Fibers, PCFs)独特的光特性优势[1],近年来成为光器件、光通信和光传感等领域的研究热点，获得了广泛的研究和应用[2-3]。因此 PCFs 光特性的准确估计对 PCFs 的应用显得尤为重要[4-5]。

PCFs 的光特性通常可以采用直接方法或者间接方法估计。直接方法不仅需要很长的光纤样品和昂贵的测量仪器,而且还会由于 PCFs 和传统光纤的结构不同,导致测量结果和真实 PCFs 特性具有较大的差别。因此,提出间接方法估计实际 PCFs 光特性,用来辅助在 PCFs 研制阶段的拉制参数调整[5-6]。在研制过程中,需要采集 PCFs 截面样本,通过对样本的光特性估计来判断拉制参数是否满足 PCFs 设计要求。这个过程需要采集大量的 PCFs 截面,如何利用少量截面数据快速重建 PCFs 截面并且准确估计光特性是有待解决的问题。

压缩感知(Compressed Sensing,CS)是解决此类问题的有效方法。文中在压缩感知基础上，结合 Contourlet 变换,实现对 PCFs 光特性的间接估计。相比小波变换,PCFs 截面图像在 Contourlet 变换域中具有更稀疏的表示,并且 Contourlet 对 PCFs 截面空气孔边缘的曲线特征具有多尺度和多方向的几何表示优势。

近年来,基于 Contourlet 压缩感知的图像处理取得了一定进展。Zhang 等[7]采用 NSCT 和压缩感知实现图像的融合,将图像通过 NSCT 变换,其高频段通过压缩感知重建和 TV 复原进行融合,但是 NSCT 的冗余度高于 Contourlet,降低了运算效率。参考文献[8]提出采用小波、全变差和 Contourlet 相结合的方法进行 MRI 图像的压缩感知重建。Yang 等[9]提出采用结合 Curvelet 和压缩感知的 MRI 图像重建方法,但是 Curvelet 难以采用滤波器组形式实现。参考文献[10] 提出采用小波和 Contourlet 的稀疏表示实现深度信息的重建。参考文献[11]结合 Contourlet 和压缩感知实现乳腺图像的重建。综上，基于 Contourlet 的压缩感知可以有效提取图像多尺度多方向特征，在压缩感知过程中可以有效保留图像的特征信息。文中将基于 Contourlet 的压缩感知,以 48%数据对 PCF 截面进行重建,实现 PCFs 的光特性的有效评估。

PCFs 截面图像通过基于 Contourlet 变换的压缩感知重建后，仍会存在少量噪声，全变差(Total Variation,TV)是目前有效的去噪方法[12]。所以,文中进一步引入基于全变差的去噪模型，对压缩感知重建后的 PCFs 截面图像进行去噪处理,提升图像信噪比,进而提高 PCFs 光特性估计的准确度。

文中提出的 PCFs 光特性估计方法将压缩感知与 Contourlet 变换相结合,实现了少量数据对 PCFs 截面的重建。实验采用有限元方法 (Finite Element Method,FEM) 对 Crystal Fiber A/S 公司生产的两种 PCFs 进行了光特性估计,实验结果表明,文中提出的方法可以通过低于 48%的截面数据有效重建 PCFs 截面,获得准确的实际 PCFs 光特性估计。这是首次将基于 Contourlet 变换的压缩感知应用于 PCFs 截面重建,以准确估计实际 PCFs 的光特性参数。

1 理论模型

文中提出的基于 Contourlet 变换和压缩感知的实际 PCFs 的光特性估计方法具有以下几个关键步骤:首先,根据稀疏测量矩阵和 Contourlet 变换字典,对 PCFs 截面图像稀疏采样；其次建立压缩感知模型,通过凸优化方法实现压缩感知重建;再次,引入全变差模型抑制 PCFs 截面图像噪声;最后,采用图像处理方法提取横截面空气孔的边缘，并利用有限元法对实际 PCFs 的光特性进行估计。

1.1 压缩感知模型

压缩感知以低于奈奎斯特采样率实现对数据的采样和重建,通过少量的线性测量值,就可以重建高维稀疏信号[13]:

$$y=\Phi x+z \tag{1}$$

式中:Φ 为一个 $m\times n(m<n)$的测量矩阵,表示从 $x(x\in R^n)$中随机选取 m 个测量值获得观测数据 y;z 为由测量值和真实值的误差所带来的噪声,$z\in R^m$。文中目的就是将 PCFs 截面图像的高维信号 x 通过低维测量值 y 实现重建。用 D 表示 Contourlet 变换矩阵,可以对图像进行多尺度多方向的几何特征提取。则信号 x 可以通过 $x=Ds(D\in R^{n\times d},n<d)$用稀疏向量 $s(s\in R^d)$表示。因此,等公式(1)可以写成:

$$y=\Phi x+z=\Phi Ds+z \tag{2}$$

由于图像在 Contourlet 变换域 s 中是稀疏的,即

$s=D^{*}x$，“*”表示共轭操作，所以压缩感知重建模型为：

$$\hat{x}=\underset{x\in R^{n}}{\operatorname{argmin}}\ \|D^{*}x\|_{1}\quad \text{s.t.}\quad \|y-\Phi x\|_{2}\leqslant\varepsilon \tag{3}$$

由于 D 是冗余的，所以 $D^{*}x$ 不一定是最稀疏的，为了能够找到最稀疏的表示，采用基于最优对偶的 l_1 分析的优化方法[14]来重建图像。所以公式(3)所示的模型可以表示为公式(4)：

$$\hat{x}=\underset{x\in R^{m},g\in R^{m}}{\operatorname{argmin}}\ \|\overline{D}^{*}x+Pg\|_{1}\quad \text{s.t.}\quad \|y-\Phi x\|_{2}\leqslant\varepsilon \tag{4}$$

公式(4)的优化模型不仅对信号 x 进行优化，同时优化 D，使 x 在 D 下是最稀疏的。其中，$\overline{D}=(DD^{*})^{-1}D$，$P=I_d-D^{*}(DD^{*})^{-1}D$，$g=Wx$，$W$ 是一设定矩阵，公式(4)是不可分离的，应用 Split Bregman 算法求解该优化问题，公式(4)可以等价地写为：

$$(x^{k+1},g^{k+1})=\underset{x,g}{\operatorname{argmin}}\left\{\|\overline{D}^{*}x+Pg\|_{1}+\frac{\gamma}{2}\|\Phi x-y+c\|_{2}^{2}\right\} \tag{5}$$

$$c^{k+1}=c^{k}+(\Phi x^{k+1}-y) \tag{6}$$

公式(5)可以分解为几个子问题，令 $d=\overline{D}^{*}x+Pg$，依次优化变量 x,d,g,c 和由 Bregman 迭代算法引入的变量 b 来得到最优解，如公式(7)~(10)所示：

$$x^{k+1}=\underset{x}{\operatorname{argmin}}\left\{\frac{\gamma}{2}\|\Phi x^{k}-y+c^{k}\|_{2}^{2}+\frac{\lambda}{2}\|\overline{D}^{*}x^{k}+Pg^{k}-d^{k}+b^{k}\|_{2}^{2}\right\} \tag{7}$$

$$d^{k+1}=\underset{d}{\operatorname{argmin}}\left\{\|d\|_{1}+\frac{\lambda}{2}\|\overline{D}^{*}x^{k+1}+Pg^{k}-d^{k}+b^{k}\|_{2}^{2}\right\} \tag{8}$$

$$g^{k+1}=\underset{g}{\operatorname{argmin}}\left\{\frac{\lambda}{2}\|\overline{D}^{*}x^{k+1}+Pg^{k}-d^{k}+b^{k}\|_{2}^{2}\right\} \tag{9}$$

$$b^{k+1}=b^{k}+(\overline{D}^{*}x^{k+1}+Pg^{k+1}-d^{k+1}) \tag{10}$$

通过公式(7)~(9)的迭代步骤，公式(10)、(6)的 b 和 c 更新步骤，就可以得到公式 (5) 的最优解 x^{k+1}，Bregman 迭代求解的过程参见参考文献[14]。而在优化步骤结束后就可以得到重建的 PCFs 截面图像 $\hat{x}=x^{k+1}$。

数据采样率 δ 是评价压缩感知的量化指标，$\delta=m/d$，δ 值越低，说明重建图像所需的数据量越少。

1.2 Contourlet 变换

因为 Contourlet 变换可以实现对图像多尺度和多方向的稀疏表示[10]，模型(4)中 D 表示 Contourlet 变换矩阵。PCFs 截面图像包含很多排列规则的空气孔，这些空气孔边缘具有弯曲特征，而 Contourlet 变换可以有效提取截面图像的不同尺度、位置和方向的曲线特征。通过拉普拉斯金字塔滤波器(Laplacian Pyramid，LP)将 PCFs 截面图像分解到不同尺度下的带通子带，这些带通子带能够捕捉到图像边缘奇异点的位置，再通过方向滤波器组(Directional Filter Banks，DFB)，将位置相近的奇异点汇集成轮廓段以描述图像曲线轮廓特征。

对输入 PCFs 截面图像 x 进行 Contourlet 表示时，x 首先和尺度函数 LP 滤波器 $\varphi_{j,n}$ 卷积，得到低频子带系数 $u_1[n]$(包含 PCFs 截面图像主要信息)，$x-x*\varphi_{1,n}$ 后得到一个差值带通系数 $v_1[n]$(包含 PCFs 截面图像的细节信息如空气孔边缘等)，$v_1[n]$通过和方向函数 DFB 滤波器 $\psi^{l_1}_{1,k,n}$ 相卷积得到不同方向带通子带 $w^{l_1}_{1,k}[n]$(阴影分割后部分)。$w^{l_1}_{1,k}[n]$包含了图像中表示边缘等细节信息的八个方向的频率成分。

对得到的低通系数 $u_1[n]$继续 LP 分解得到下一级的低通 Contourlet 系数 $u_2[n]$和差值带通系数 $v_2[n]$，$v_2[n]$继续分解为四个方向的带通子带 $w^{l_2}_{2,k}[n]$。当到达尺度分解级数 J 时，分解结束。$u_J[n]$是第 J 级分解后的低频带系数，$w^{l_J}_{J,k}[n]$是 J 级分解后的带通子带系数。图像分解后的 Contourlet 系数如图 1 右侧输出的方框内的系数

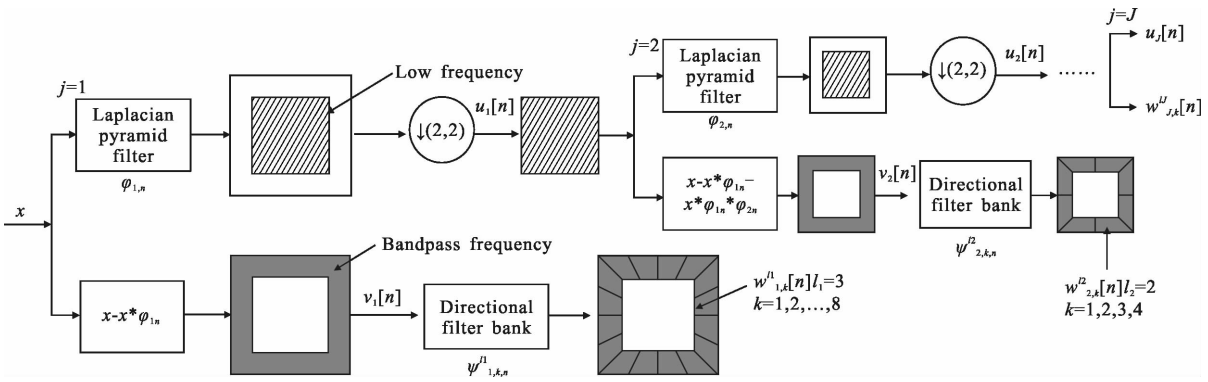


图 1 Contourlet 多尺度多方向分解流程图(↓表示降采样)

Fig.1 Sketch of the decomposition of Contourlet transform in multiple scales and orientations(↓ represents down-sampling)

表示。依次操作就可以得到图像的多尺度分解。输入图像 x 的 Contourlet 具体分解过程可用公式(11)表示：

$$x=\sum_{n} u_J[n]\varphi_{J,n}\sum_{j}\sum_{n}\sum_{k} w_{j,k}^{l_j}[n]\psi_{j,k,n}^{l_j}$$

$$u_J[n]=\langle x,\varphi_{J,n}\rangle,\ w_{j,k}^{l_j}[n]=\langle x,\psi_{j,k,n}^{l_j}\rangle \tag{11}$$

式中：$x\in L_2(Z^2)$，$n\in R^2$，尺度参数 $j(j\in Z^+)$表示尺度分解的级数，$j=1,2,\cdots,J$，J 是大于 2 的正整数。位置参数 n 表示横向和纵向的坐标位置，$n\in L_2(Z^2)$。方向参数 k 表示不同方向的带通子带$w_{j,k}^{l_j}$，$k=0,1,2,\cdots,2^{l_j}-1$。带通子带分解的级数表示为 l_j，如果 $l_j=3$，那么分解为 $2^{l_j}=8$ 个方向。

上述分解过程可以通过公式(4)中的 D 矩阵实现，Contourlet 变换可以有效保留 PCFs 截面图像空气孔边缘在多尺度和多方向下的特征信息，在 Contourlet 域下的系数更加稀疏，从而在压缩感知过程中能够以更少的数据有效保留空气孔边缘特征。

1.3 全变差去噪模型

PCFs 截面图像在拍照或者压缩感知的重建过程中不可避免受到噪声污染，使空气孔边缘形状受到一定干扰，影响光特性估计的准确度。全变差是一种非常有效的去噪方法，可以有效保留去噪后图像的边缘形状等细节信息[16]。将压缩感知后的含噪图像用 f 表示，$f=\hat{x}$。含噪图像的退化模型可以用公式(12)表示：

$$f=u+n \tag{12}$$

式中：u 为笔者期望得到的干净 PCFs 截面图像；n 为高斯白噪声。通常解决公式(12)的方法是加入 TV 惩罚项。加入 TV 项后的重建模型可以写为：

$$u=\underset{u}{\operatorname{argmin}}\ \frac{\lambda}{2}\|f-u\|_2^2+\rho_{TV}(u) \tag{13}$$

式中：$\rho_{TV}(u)$为模型的正则项；λ 为正则化参数；∇_h 和 ∇_v 分别表示水平和垂直方向的微分算子：

$$\rho_{TV}(u)=\|\sqrt{(\nabla_h u)^2+(\nabla_v u)^2}\|_1 \tag{14}$$

利用 Bregman 迭代算法求解模型(13)。由于公式(13)不可分离，所以需要将其转化为只包含可分离项的模型以满足 Bregman 迭代的条件。首先将公式(13)中的 TV 项用新变量 d 代替，加入约束 $d=\nabla u$，则公式(13)可以等价为：

$$\hat{u}=\underset{u}{\operatorname{argmin}}\ \frac{\lambda}{2}\|f-u\|_2^2+\|d\|_1\quad \text{s.t.}\quad d=\nabla u \tag{15}$$

通过引入的变量 d，上述的有约束问题可以转化为无约束问题：

$$\hat{u}=\underset{u}{\operatorname{argmin}}\ \frac{\lambda}{2}\|z-u\|_2^2+\|d\|_1+\frac{\gamma}{2}\|d-\nabla u-b\|_2^2 \tag{16}$$

式中：b 为一个由 Bregman 迭代算法引入的变量；γ 为惩罚参数；λ 为拟合项的参数。关于公式(16)的详细求解步骤可以参见参考文献[17]。通过上述求解过程后，获得了清晰的重建 PCFs 截面图像，后续再提取空气孔边缘，结合 FEM 估计 PCFs 光特性。

综上所述，文中提出的光特性估计方法可分为三个主要步骤，详细步骤如图 2 所示。

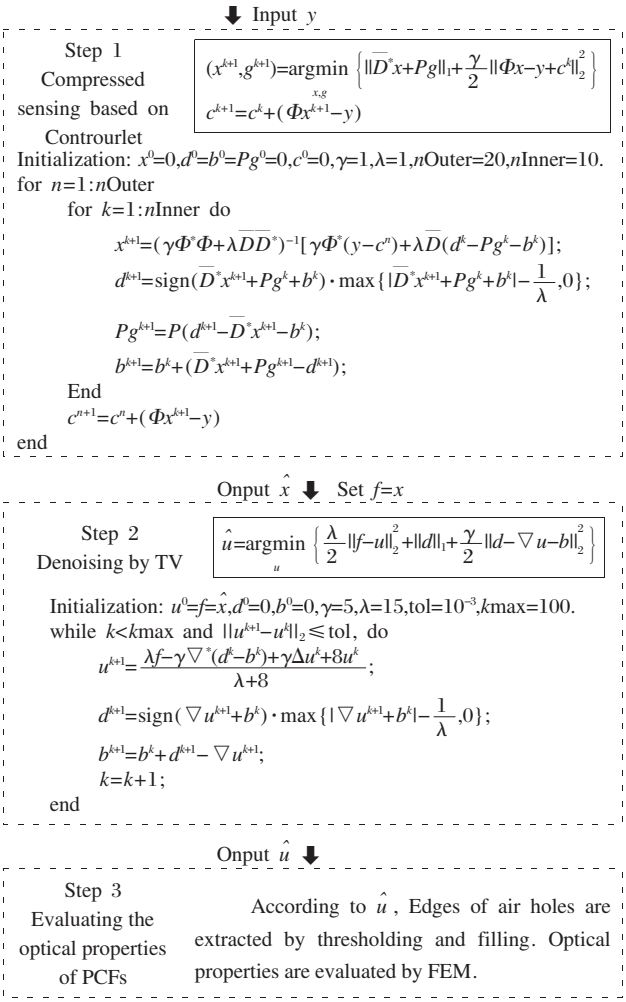


图 2 基于 Contourlet 压缩感知 PCFs 光特性估计流程

Fig.2 Sketch of the proposed evaluation method of optical properties of PCFs based on the compressed sensing with Contourlet transform

2 实验结果和分析

2.1 经典图像实验结果

采用经典图像进行实验，以验证所提出方法的

有效性。对 Lena 和 Pepper 图像分别以 44%、45%、46%、47%和 48%的采样率进行重建，重建后的图像如图 3 所示。其中图(a)和(f)为采样率 44%的重建结果，(b)和(g)为 45%，(c)和(h)为 46%，(d)和(i)为 47%，(e)和(j)为 48%的重建结果。

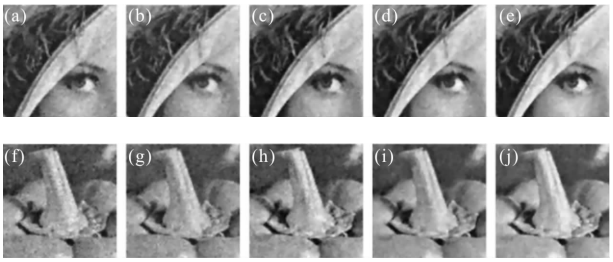


图 3 在不同采样率下，基于 Contourlet 变换的压缩感知和 TV 去噪的重建图像

Fig.3 Results of compressed sensing with Contourlet transform and TV denoising by different sampling ratio

从图 3 可以看出，当采样率为 44%(图 3(a)和(f))时，图像噪声很大，Lena 和 Pepper 图像细节被淹没在噪声中。当采样率为 45%和 46%(图 3 (b)、(g)和(c)、(h))时，图像逐渐变得清晰，但是图像复原的细节信息还不够完整，比如 Lena 眼睛部分比较模糊，Pepper 椒柄附近存在一定的噪声。当采样率为 47%时，Lena 图像更加清晰，但是眼睫毛细节不够突出，Pepper 椒把和椒身连接的花萼部分细节较模糊。当采样率为 48%时，Lena 眼睫毛细节特征清晰，Pepper 花萼部分细节特征清晰。所以 48%的采样率就可以实现图像的较好复原。

为了进一步定量描述文中提出的方法的重建效果，采用相对还原误差 η 进行重建质量评价。相对还原误差定义为：

$$\eta=\|\hat{u}-u\|_2/\|u\|_2 \tag{18}$$

式中：u 为原始参考图像；$\hat{u}$为经过 Contourlet 压缩感知和 TV 去噪后的重建图像。相对还原误差 η 表示不同采样率 δ 下重建图像和原始参考图像的相似程度，η 值越低，代表相似度越高。

图 4 是经典图像的相对还原误差对比图。横轴表示采样率 δ，纵轴表示相对还原误差 η，采样率从 36%增加到 68%的过程中，相对还原误差 η 的变化情况，虚线和实线分别表示 lena 和 pepper 图像的 η 变化情况。从图中可以看出，两幅图像的相对还原误差 η 的整体变化趋势都是随着采样率 δ 的增加而逐渐降低。原因是采样率越高，压缩感知所采用的数据包含的信息量越大，还原出的横截面图像也同时会包含更多的信息，相对还原误差就会越低，也就得到了更好的重建图像的质量。当采样率低于 44%时，相对还原误差大，重建图像含有严重噪声，图像原有的信息没能得到有效重建。而在采样率高于 48%后，相对还原误差低于 0.03，随着采样率的上升而趋近于0。

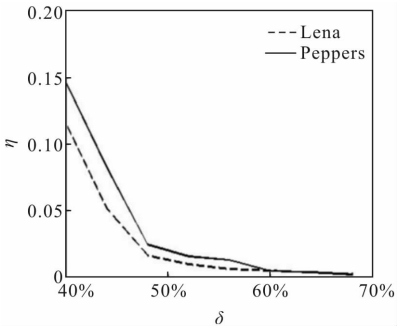


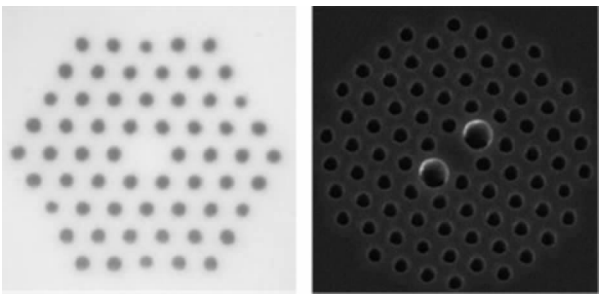
图 4 不同数据采样率下的相对还原误差比较

Fig.4 Comparison of the relative recovery error with different sampling ratio

上述实验结果表明，文中提出的基于 Contourlet 变换的压缩感知方法，结合 TV 去噪方法，在采样率为 48%的情况下，就可以较好地重建图像。

2.2 PCFs 实验结果

为了验证提出的基于 Contourlet 变换的压缩感知方法的有效性，采用 Crystal Fiber A/S 公司研制的大模场 PCF 图像和保偏 PCF 图像进行实验，分别如图 5(a)和(b)所示。



(a) 大模场PCF (b) 保偏 PCF

(a) Large mode area PCF (b) Polarization maintaining PCF

图 5 实验所用 PCFs 横截面图像原图

Fig.5 Cross section images of several practical PCFs

不同压缩采样率下，利用文中提出的基于 Contourlet 变换的压缩感知方法和 TV 去噪方法处理后，得到重建后的 PCFs 截面放大图像如图 6 所示，

其中图(a)和(f)为采样率 44%的重建结果,(b)和(g)为 45%,(c)和(h)为 46%,(d)和(i)为 47%,(e)和(j)为 48%的重建结果。

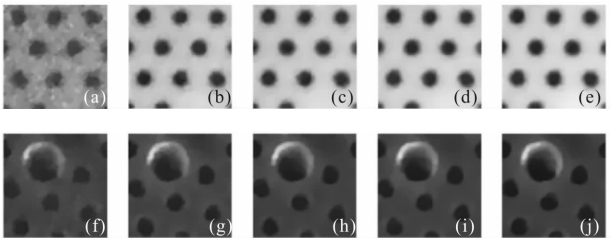


图 6 在不同采样率下,基于 Contourlet 变换的压缩感知和 TV 去噪的 PCFs 重建图像

Fig.6 Results of compressed sensing with Contourlet transform and TV denoising by different sampling ratios

从图 6 可以看出，在采样数据仅为 44%的情况下,如图 6(a)和(f)所示,重建效果比较差,原因是采样所用的数据量过少，没有包含足够的空气孔边缘信息,造成了空气孔扭曲并有严重的噪声,尤其是图6(a),受噪声污染比较严重。图 6(b)和(g)是 45%采样率下的重建结果，和 44%采样率下的重建结果相比,图像质量有了明显的提高,绝大部分噪声都被抑制了,但是空气孔边缘还不够光滑。图 6(c)和(h)是采样率为 46%时的重建结果,相比图 6(b)和(g),噪声更少,空气孔边缘更加平滑,但是还是一些空气孔边缘不够平滑。图 6(d)和(i)是 47%采样率下的重建结果,相比之前的重建结果,空气孔边缘更加清晰、噪声更少。图 6(e)和(j)是 48%采样率下的重建结果,可以看出,图像对比度更大,边缘也更加光滑,在细节部分有更好的重建质量。而当采样率继续上时,重建图像效果非常相似,图像质量没有明显的提升。因此,48%是一个可以对 PCFs 横截面图像有效重建、并且能保证后续根据此图像的光特性估计的准确度的采样率。

图 7 是采样率从 36%增加到 60%过程中,PCFs 截面重建图像的相对还原误差对比图，实线代表保偏 PCF 截面的相对还原误差 η 变化情况,虚线代表大模场 PCF 截面的 η 变化情况。当采样率低于 44%时,相对还原误差值非常大,重建横截面图像中含有严重的噪声,空气孔极度扭曲变形,图像原有的信息没能得到有效重建。而在采样率高于 48%后,相对还原误差逐渐降低趋近于 0。

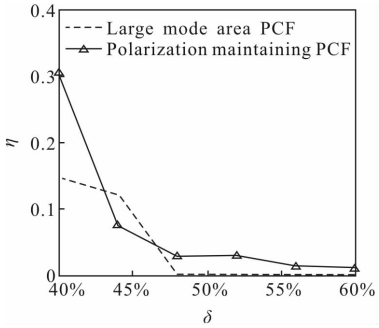


图 7 PCFs 图像在不同数据采样率下的相对还原误差比较

Fig.7 Comparison of the relative recovery error of PCFs with different sampling ratio

上述实验结果表明，文中提出的基于 Contourlet 变换的压缩感知方法,结合 TV 去噪方法,在采样率为 48%的情况下,就可以重建出高质量的 PCFs 截面图像,为后续 PCFs 的光特性估计能够提供准确的空气孔结构。

采用 48%数据进行 PCFs 截面重建后，通过阈值估计、二值化处理、空气孔填充等一系列操作提取出空气孔的边缘,利用有限元方法对 PCFs 的光特性进行估计。有限元方法以较高的精度模拟出复杂光纤的结构特征。经过 FEM 网格划分后,可以估计得到 PCFs 的特性。通过有限元方法对光纤截面的折射率分布计算,就可以得到光纤的诸如色散、拍长等某些特性参数[18]。

对于 Crystal Fiber A/S 公司制作的大模场面积 PCF(Appendices of [19],A19),如图 5(a)所示,其光特性计算结果如表 1 所示。从表 1 数据可以看出,在不同波长下，文中方法给出的模场直径结果均在大模场 PCF 给定的范围内,满足实际应用需求。

表 1 大模场 PCF 基模的模场直径对比

Tab.1 Mode field diameter of fundamental mode large mode area PCF

Wavelength/m	0.4	0.6	0.7	0.8	1.0
Mode field diameter in A19/μm	4.2-0.5-4.2+0.5				
Mode field diameter in proposed method/μm	4.013	4.076	4.109	4.136	4.257

同时,还应用文中方法评估了如图 5(b)所示的 Crystal Fiber A/S 公司的保偏 PCF(Appendices of [19])在波长 1550nm 处的保偏 PCF 的光特性,两个偏振基膜的色散和拍长参数的数值计算结果如表 2 所示。

表 2 保偏 PCF 产品参数数值结果对比

Tab.2 Comparisons of the numerical results with product parameters of polarization maintaining PCF

λ=1 550 nm	Dispersion of two polarization /ps·nm^{-1}·km^{-1}		Beat length /mm
Results of A19	54	59	<4
Results of the proposed method	53.54	58.62	3.41

从表 2 数据可以看出，在波长 1 550 nm 处的保偏 PCF 光纤，文中方法得到的两个偏振基膜的色散接近参考文献[14]中报道的参数要求，并且拍长满足产品报道的要求(<4 mm)。实验结果表明，文中提出的方法可以有效估计实际 PCFs 的光特性，在今后的实际应用中有较好的前景。

3 结 论

文中提出了一种基于 Contourlet 变换的压缩感知方法来重建实际 PCFs 的截面，该方法结合全变差去噪，以经典图像和 Crystal Fiber A/S 公司生产的实际光子晶体光纤进行实验，实验结果表明提出方法采用 48%的数据就可以实现 PCFs 截面图像重建，同时有效保留不同尺度和不同方向特征的空气孔边缘信息，光特性的评估结果与产品参数吻合，是准确评估光子晶体光纤光特性的有效方法。

参考文献：

[1] Knight J C, Birks T A, Russell P S J, et al. All-silica single-mode optical fiber with photonic crystal cladding [J]. ***Optics Letters***, 1996, 21(19): 1547-1549.

[2] Jones D C, Bennett C R, Smith M A, et al. High-power beam transport through a hollow-core photonic bandgap fiber [J]. ***Optics Letters***, 2014, 39(11): 3122-3125.

[3] Lou S Q, Lu W L, Wang X. A novel bend-resistant large-mode-area photonic crystal fiber [J]. ***Acta Phys***, 2013, 62(4): 044225.

[4] Fokoua E N, Sandoghchi S R, Chen Y, et al. Accurate modelling of fabricated hollow-core photonic bandgap fibers [J]. ***Optics Express***, 2015, 23(18): 23117.

[5] Wang L W, Lou S Q, Chen W G, et al. A novel method for rapidly modeling optical properties of actual photonic crystal fibers[J]. ***Chinese Physics B***, 2010, 19(8): 1-7.

[6] Shen Y, Lou S Q, Wang X. Novel estimation method of point spread function based on Kalman filter for accurately evaluating real optical properties of photonic crystal fibers[J]. ***Applied Optics***, 2014, 53(9): 1838-1845.

[7] Zhang Q, Maldague X. An adaptive fusion approach for infrared and visible images based on NSCT and compressed sensing[J]. ***Infrared Physics & Technology***, 2016, 74: 11-20.

[8] Hao W L, Li J W, Dong Z C. An empirical study on compressed sensing MRI using fast composite splitting algorithm and combined sparsifying transforms [J]. ***International Journal of Imaging Systems and Technology***, 2015, 25(4): 302-309.

[9] Yang B X, Yuan M, Ma Y D. Local sparsity enhanced compressed sensing magnetic resonance imaging in uniform discrete curvelet domain[J]. ***BMC Medical Imaging***, 2015, 15 (28): 1-17.

[10] Liu L K, Chan S H, Nguyen T Q. Depth reconstruction from sparse samples: representation, algorithm, and sampling [J]. ***IEEE Transactions on Image Processing***, 2015, 24(6): 1983-1996.

[11] Shen Y, Chen H J, Yao C, et al. Super-resolution reconstruction of compressed sensing mammogram based on contourlet transform[C]//SPIE, 2013, 8750: 87500M.

[12] Hosseini M S, Plataniotis K N. High-accuracy total variation with application to compressed video sensing [J]. ***IEEE Trans on Image Processing***, 2014, 23(9): 3869-3884.

[13] Candes E J, Romberg J, Tao T. Robust uncertainty principles: Exact signal reconstruction from highly incomplete frequency information[J]. ***IEEE Trans on Information Theory***, 2006, 52 (1): 489-509.

[14] Liu Y L, Mi T B, Li S D. Compressed sensing with general frames via optimal-dual-based-analysis[J]. ***IEEE Transactions on Information Theory***, 2012, 58(7): 4201-4214. [15] Do M N, Vetterli M. The Contourlet transform: an efficient directional multiresolution image representation [J]. ***IEEE Transactions on Image Processing***, 2005, 14(12): 2091-2106.

[16] Rudin L I, Osher S, Fatemi E. Nonlinear total variation based noise removal algorithms [J]. ***Physica D***, 1992, 60: 259-268.

[17] Getreuer P. Total variation deconvolution using split Bregman [J]. ***Image Processing on Line***, 2012, 2: 158-174.

[18] Shen Y, Wang X, Lou S Q, et al. Evaluation of optical properties for real photonic crystal fiber based on total variation in wavelet domain[J]. ***Optical Fiber Technology***, 2016, 31: 1-12.