

引用格式: TIAN Bingxin, HAN Jun, LIU Bingcai, et al. Non-invasive Multi-spectral Reconstruction in Scattering Medium[J]. Acta Photonica Sinica, 2022, 51(2):0230002

田冰心,韩军,刘丙才,等.非侵入式散射介质内多光谱重建[J].光子学报,2022,51(2):0230002

# 非侵入式散射介质内多光谱重建

田冰心,韩军,刘丙才,龚昌妹

(西安工业大学 光电工程学院,西安 710021)

**摘 要:**近年来许多方法被提出以实现透过散射介质的聚焦和成像,然而,在非入侵且无波前整形技术的情况下,透过散射介质的目标光谱重建仍极具挑战。提出了一种非侵入式散射介质内多光谱重建的新方法。该方法通过非侵入式的探测手段,利用随机散斑照明隐藏目标,成像光谱仪记录目标的光谱信息和空间信息,并结合非负矩阵分解算法对目标混叠谱进行解析,从而实现散射介质内多光谱重建。仿真实验结果表明:该方法可以快速分辨并重建散射介质内的多个目标光谱,且重建光谱具有高的光谱相关性(大于0.99)和低的均方根误差(小于0.02)。

**关键词:**散射;多光谱重建;非负矩阵分解;成像光谱仪;光学散斑

中图分类号:O436

文献标识码:A

doi:10.3788/gzxb20225102.0230002

## 0 引言

光谱作为化学物质的一个重要特征,通常可用于分析化学成分、结构等信息,因此在生物医学<sup>[1-2]</sup>领域有广泛应用。然而由于散射介质的扩散特性,探测器接收到的信号变成一组杂乱无章的散斑信息<sup>[3]</sup>,无法直接成像,因此对于隐藏在散射介质内部目标信号探测显得尤为困难。近年来许多方法被提出以实现透过散射介质的目标成像<sup>[4]</sup>。波前整形<sup>[5-6]</sup>作为通过散射介质聚焦和成像的一个有效的解决方案,使用计算机控制空间光调制器优化输入光波前,使其以干涉方式反转散射效应,将光束聚焦到目标上。然而最初,反馈信号是通过放置在散射介质后面的探测器来测量<sup>[7-8]</sup>,或者利用在“引导星”上重新覆盖<sup>[9]</sup>的方式获取,因此是侵入式的,这对生物医学应用来说是不可行的。最近,非侵入式的波前整形技术被提出<sup>[10-11]</sup>,解决了物理方式侵入散射介质的问题,但由于输入相位的随机性导致成像精度不高,且成像过程耗时较长。2012年,BERTOLLOTTI J等<sup>[12]</sup>报道了一种光学方法,该方法可以对完全隐藏在薄散射层后的荧光目标成像,且无需进入散射介质后面的区域。该技术利用散斑相关,即散斑的自相关与目标的自相关具有很好的近似性这一特性,实现对散射介质后目标的非侵入式成像。另外,基于光学记忆效应的散射成像技术也具有非侵入式的特点,且对于光源、介质和系统的要求较低。随着对散斑相关技术和光学记忆效应研究的深入,利用散射介质的相关特性,可实现透过散射的光谱成像<sup>[13-15]</sup>。利用强度光谱传输矩阵技术重建介质内目标光谱时<sup>[13]</sup>,通常可以通过一个光纤光谱仪从散斑信号中获取光谱信息。然而多模光纤构成的光谱测量系统虽然具有高的光谱分辨率,但其抗扰动性差,对机械结构的稳定性要求非常高,并且这些算法无法分辨散射介质内多目标光谱。2018年,研究者利用矩阵分解的方法实现对拉曼快速光谱成像<sup>[16]</sup>,这一技术需要通过扫描仪对成像面的像素扫描获取光谱数据立方体,再对其压缩重建,实验系统结构复杂。2020年,BONIFACE A<sup>[17]</sup>利用矩阵传输技术结合非负矩阵分解(Nonnegative Matrix Factorization, NMF)算法,实现了散射介质内荧光目标的2D成像,但却无法对不同化学物质的光谱进行解析。理论上讲,在多个散斑输入的情况下,探测

基金项目:基础科研项目(No.JCKY2018426C002)

第一作者:田冰心(1989—),女,博士研究生,主要研究方向为编码成像、散射介质成像。Email: tbingxin2012@126.com

导师(通讯作者):韩军(1966—),男,教授,博士,主要研究方向为信息光电系统评估评测技术及检校设备研制、先进成像探测技术、光电信息处理技术等。Email: hanjun513@xatu.edu.cn

收稿日期:2021-10-18;录用日期:2022-01-08

<http://www.photon.ac.cn>

器接收到目标的多重信息,这恰好为光谱解析提供了足够的支撑。实际上,早在2011年,非负矩阵分解(NMF)算法<sup>[18-19]</sup>被证实作为一种广泛应用的盲谱分解方法,可以利用采集到的混合光谱数据解析出每种目标的光谱信息。尽管如此,在非入侵且无波前整形技术下,实现透过散射介质的目标光谱重建仍极具挑战。

本文提出了一种新的非侵入式光谱重建方法。该方法通过非侵入式的探测手段,利用随机散斑照明激发目标,并用成像光谱仪记录目标信号,结合非负矩阵分解(NMF)的方法对所获取信号进行解析,从而实现多个目标光谱的重建。此算法利用光谱解析的过程,不仅能够实现散射介质内的多个目标的分辨,而且能从混叠谱中同时恢复多个光谱,适用于任何一种线性激发信号,为散射介质内多目标的分辨、聚焦和信号增强提供技术支撑。同时,在应用方面,将重建后的光谱信号作为非侵入透过散射介质聚焦的先验知识,实现了透过散射介质的非侵入式选择性聚焦。该方法在生物医学探测和检测领域有着广阔的应用前景。

## 1 基本原理

非侵入式散射介质内多光谱重建技术原理如图1。图1(a)为原理结构图。由散斑产生器(Speckle generator)生成的 $p$ 个随机散斑 $E_{in}$ 经过二色分光棱镜(DM)后,被显微物镜(Obj)投射到散射介质中。 $E_{in}$ 经过样本中散射介质(SM)的传输形成激发散斑 $E_{exc}$ ,用于照明散射介质内的目标。目标是由具有不同光谱信号的荧光粒子组成。激发的荧光信号反向传播,经过散射介质的扩散作用后,通过显微物镜(Obj)和二色分光棱镜(DM)被成像光谱仪(Imaging spectrometer)接收。其中,散斑产生器可以是毛玻璃、空间光调制器等光学器件,用来产生照明用随机散斑。对每一个照明散斑 $E_{in}$ ,通过散射介质后形成相应的激发散斑 $E_{exc}$ 照明介质内目标,并在成像光谱仪中形成一个三维的空间-光谱信号。依次输入 $p$ 个照明散斑 $E_{in}$ ,相应的生成 $p$ 个激发散斑 $E_{exc}$ 照明介质内目标,最终在成像光谱仪中成为一组完全混叠的空间-光谱信号。记录这一信号,并对其解混叠,如图1(b)所示。光谱解混过程首先需要将混叠的三维信号重新整合成一个二维的目标信息矩阵 $I_{fluo}$ ,最后利用NMF算法对矩阵进行分解,得到目标的特征光谱矩阵 $W$ 和权重矩阵 $H$ ,从而重建目标的原始光谱。

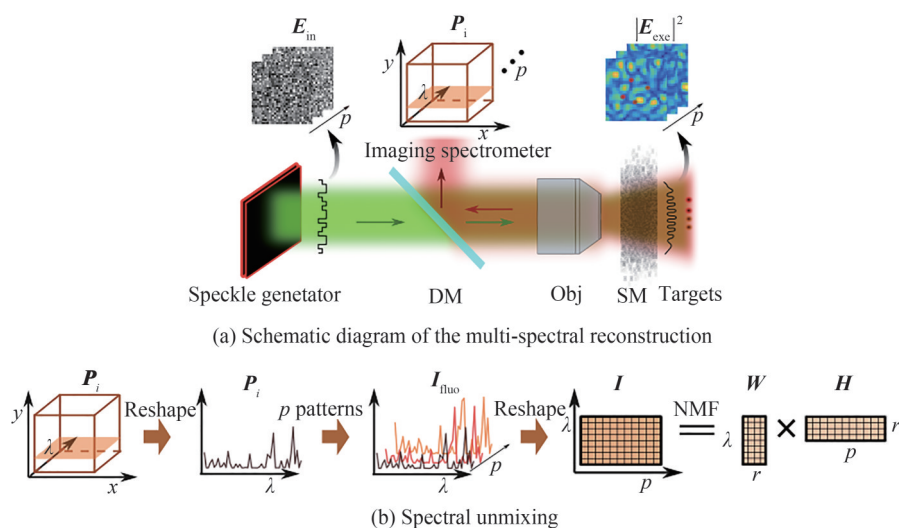


图1 非侵入式散射介质内多光谱重建原理

Fig.1 The schematic of non-invasive multi-spectral reconstruction in scattering medium

### 1.1 多随机散斑输入

散射介质内荧光粒子受到激发时,会在探测器上产生相应的荧光散斑。当 $N$ 个荧光粒子同时激发,每一个荧光粒子发出的散斑 $E_{fluo}^n$ , $n=1,2,3,\dots,N$ 相互叠加,最终在探测器中形成一个混叠散斑信号。由于荧光非相干光,因此这个散斑信号可以看作是由每一个粒子的散斑通过不同的权重映射后非相干叠加的结果。因此当用一个激光散斑照射一组荧光粒子时,得到一个叠加的荧光信号 $I_f$ ,可表示为

$$I_f = a_1 |E_{fluo}^1|^2 + a_2 |E_{fluo}^2|^2 + \dots + a_N |E_{fluo}^N|^2 \quad (1)$$

式中,  $a_1, a_2, \dots, a_N$ , 是  $N$  个荧光粒子在混叠散斑中所占的权重值。这在成像光谱仪中表现为一组混叠的光谱信息, 即

$$S = a_1 S^1 + a_2 S^2 + \dots + a_N S^N \quad (2)$$

式中,  $S$  为  $N$  个荧光粒子混叠后的光谱信息,  $S^1, S^2, \dots, S^N$  为  $N$  个荧光粒子的特征光谱。对于给定的一组混叠的光谱数据, 为了恢复其中每一种物质的光谱, 需要识别数据中物质属性, 以及对探测器中像素进行分类, 即确定每一个像素中包含的物质属性及其权重。对成像光谱仪来说, 每一个像素中所包涵的物质的特征光谱, 通过各自所占权重值组成了一个线性组合, 线性组合中的权重分别对应于该像素中这些物质所占比例(这正是 NMF 模型)。因此, 为了求解线性组合中的多个光谱特征, 利用散斑产生器生成多个激光随机散斑  $E_m$  照射荧光粒子。每一个随机散斑照射荧光粒子后, 会激发出相应的荧光信号, 从而建立光谱数据的线性组合, 即

$$\begin{cases} S_1 = a_{11} S^1 + a_{12} S^2 + \dots + a_{1N} S^N \\ S_2 = a_{21} S^1 + a_{22} S^2 + \dots + a_{2N} S^N \\ \vdots \\ S_p = a_{p1} S^1 + a_{p2} S^2 + \dots + a_{pN} S^N \end{cases} \quad (3)$$

式中,  $p$  为输入随机散斑的数量;  $S_1, S_2, \dots, S_p$  为  $p$  组混叠的光谱数据。  $a$  是  $N$  个荧光粒子在输出信号中所占的权重值,  $p \gg N$ 。

假设被照明的  $N$  个粒子属于  $r$  个不同的特征光谱, 尽管由于激发状态的不同, 同一种物质的光谱会存在强度上的线性关系, 但其光谱特征是相同的, 因此, 在混叠散斑中实际上仅存在  $r$  个特征光谱, 且相同物质的每个谱线存在线性关系。也就是说对于式(3)来讲, 系数矩阵是足够稀疏的, 方程组的秩为  $r$ , 因此可将其简化为

$$\begin{cases} S_1 = A_{11} S_{\text{che}}^1 + A_{12} S_{\text{che}}^2 + \dots + A_{1r} S_{\text{che}}^r \\ S_2 = A_{21} S_{\text{che}}^1 + A_{22} S_{\text{che}}^2 + \dots + A_{2r} S_{\text{che}}^r \\ \vdots \\ S_r = A_{r1} S_{\text{che}}^1 + A_{r2} S_{\text{che}}^2 + \dots + A_{rr} S_{\text{che}}^r \end{cases} \quad (4)$$

式中,  $A$  表示不同物质的权重,  $S_{\text{che}}^1, S_{\text{che}}^2, \dots, S_{\text{che}}^r$  表示  $r$  种不同物质的特征光谱。

## 1.2 非负矩阵分解

非负矩阵分解(NMF)是多变量分析和线性代数中的一组算法, 通常可用于数据降维。给定一个具有非负元素的  $M$  维随机向量  $X$ ,  $X$  中包含  $N$  个观测值  $x_i, i=1, 2, \dots, N$ , 写成矩阵形式则为  $X = [x_1, x_2, \dots, x_N] \in R_{\geq 0}^{M \times N}$ , NMF 算法意在将  $X$  分解成两个低秩非负矩阵  $U$  和  $V$ , 即  $X \approx U \times V$ 。其中  $U$  是一个非负  $M \times L$  矩阵,  $U = [u_1, u_2, \dots, u_L] \in R_{\geq 0}^{M \times L}$ 。  $V$  是  $L \times N$  矩阵,  $V = [v_1, v_2, \dots, v_N] \in R_{\geq 0}^{L \times N}$ 。显然,  $V$  是  $U$  中观测列的系数, 即  $X$  的特征向量上的权重系数。因此 NMF 将每个数据分解为基本向量的线性组合。由于初始条件  $L \ll \min(M, N)$ , 获得的基向量在原始向量空间上不完整, 即这种方法试图用更少的基数来表示高维随机模式。因此利用 NMF 对混合数据做低秩分解是光谱解混的一种直观且有效的方法。

结合 1.1 节中分析, 对于单次随机散斑照明而言, 成像光谱仪所获取的信号是一个光谱数据立方体, 如图 1(b)。将数据立方体重新整合之后成为一个二维的光谱信号, 由式(2)表示。当进行  $p$  个随机散斑照明目标后, 会形成一个三维的混叠光谱信号, 对应的数据矩阵由式(3)表示。对这个三维矩阵进行像素维度的压缩处理, 最终得到得到一个二维矩阵  $I$ , 矩阵大小为  $\lambda \times p$ , 其中  $p$  为散斑数量,  $\lambda$  为光谱通道。由于像素的光谱特征是入射光在不同波长下被该像素反射的比例, 是非负的, 因此  $I$  是一个非负矩阵, 矩阵的列为成像场景中目标对应每一次照明的特征光谱。压缩矩阵  $I$  经过 NMF 低秩分解成大小分别为  $\lambda \times r$  和  $r \times p$  的两个非负矩阵  $W$  和  $H$ , 则有  $I \approx W \times H$ , 其中,  $r$  是物质的种类。在形成的低秩矩阵中,  $W$  是特征光谱矩阵, 矩阵中的每一列对应不同物质的特征谱。因此对矩阵  $W$  中的数据进行重新整合, 便是各个物质的光谱数据。  $H$  为系数矩阵,  $H$  中的每一列表示每个像素中不同物质所占比例即权重值。值得强调的是在非负矩阵分解方法

中,  $W \times H$  是  $I$  的低阶近似。在整个分解过程中, 选择  $W$  和  $H$  以最小化  $I$  和  $W \times H$  之间的均方根残差  $D$ , 其中:  $D = \|I - W \times H\|_F^2$ ,  $\|M\|_F = \sqrt{\sum_i \sum_j |M_{ij}|^2}$  为 Frobenius 矩阵范数<sup>[20]</sup>。

## 2 仿真实验结果

基于非侵入式散射介质内多光谱重建原理, 建立的实验装置如图 2。激光光源通过空间光调制器 (SLM) 产生多个随机照明散斑  $E_{in}$ , 被显微物镜 (Obj) 投射到样本中。照明散斑经散射介质散射后产生激发散斑  $E_{exc}$ , 并照射荧光粒子。荧光信号反向路径传播, 经过分光镜 (DM) 的过滤和折返作用后被成像光谱仪接收。图中 L 表示棱镜, L1 和 L2 组成  $4f$  光学系统, 用于调节光束的大小。实验中利用 MATLAB 建立仿真模型, 模拟两种具有不同光谱特征的粒子作为测试样本中的目标, 并通过散射层构建样本中的散射介质。仿真过程中的基本参数如表 1。

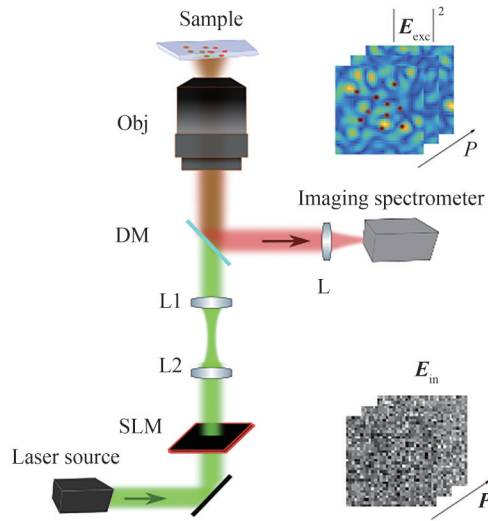


图 2 实验装置示意

Fig. 2 Schematic of experimental setup

表 1 主要仿真参数

Table 1 Primary simulation parameters

Primary simulation parameters	Parameters values
Wavelength of laser source	532 nm
Magnification of Obj	20×
Numerical aperture of Obj	1.0
Focal distance of tube lens	200 mm
Anisotropy factor of each scattering layer <sup>[21]</sup> $g$	0.69
Number of scattering layers <sup>[20]</sup>	6
Distance between the scattering layers	20 nm

仿真中, 利用波长为 532 nm 的单色激光作为输入光源, 经过 SLM 的相位调制作用, 在激光光斑上叠加随机相位形成随机散斑照明。携带有随机相位信息的照明散斑被显微物镜 (20×, NA 为 1.0) 收集, 经过夫琅禾费传输后产生激发散斑照明样本, 激发荧光目标。被激发的荧光信号反向传输经过散射介质后被成像光谱仪接收并记录。重复上述过程, 更改 SLM 上的随机相位模式, 产生新的随机散斑照明, 并记录新的荧光信号。重复  $p$  次, 相当于用  $p$  个随机散斑照明样本中的目标。从而获得相应的光谱数据。仿真过程中, 样本由散射介质和目标粒子组成。散射介质是由 6 个散射层叠加而成, 散射层之间的距离为 20 nm, 各向异性因子为 0.69。散射粒子尺寸为 1 个像素。

对成像光谱仪中获取的目标信号重新整合后, 利用 NMF 算法提取目标的不同光谱特征, 并进行光谱重

建。对具有两种光谱成分的样本进行实验,光谱重建结果如图3(实线表示原始谱,虚线表示重建谱),图3(a)和(b)分别为两种光谱成分的重建光谱。利用原始光谱与重建光谱的相关性(Correlation,以下简称为“CORR”)以及均方根误差(Root Mean Square Error,以下简称为“RMSE”)两个指标评估光谱重建效果。光谱相关性越高,均方根误差越小,则光谱重建效果越好。光谱相关性和均方根误差分别表示为

$$\text{CORR} = \frac{\text{Cov}(\mathbf{S}, \hat{\mathbf{S}})}{\sqrt{\text{Var}(\mathbf{S}) \cdot \text{Var}(\hat{\mathbf{S}})}} \quad (5)$$

$$\text{RMSE} = \sqrt{\frac{(\mathbf{s} - \hat{\mathbf{s}})^T \cdot (\mathbf{s} - \hat{\mathbf{s}})}{N}} \quad (6)$$

式中, $\hat{\mathbf{S}}$ 为重建的光谱, $\mathbf{S}$ 为输入原始光谱。 $\text{Cov}(\mathbf{S}, \hat{\mathbf{S}})$ 是重建光谱与原始光谱的光谱协方差, $\text{Var}(\mathbf{S})$ 和 $\text{Var}(\hat{\mathbf{S}})$ 表示原始谱和重建谱各自的方差。

图3中可以看出,在输入随机散斑数量 $p=1000$ 时,两种物质的重建光谱与原始光谱相关性分别为: $\text{CORR}_1=0.9989$ ; $\text{CORR}_2=0.9985$ 。其均方根误差分别为 $\text{RMSE}_1=0.0191$ , $\text{RMSE}_2=0.0148$ 。

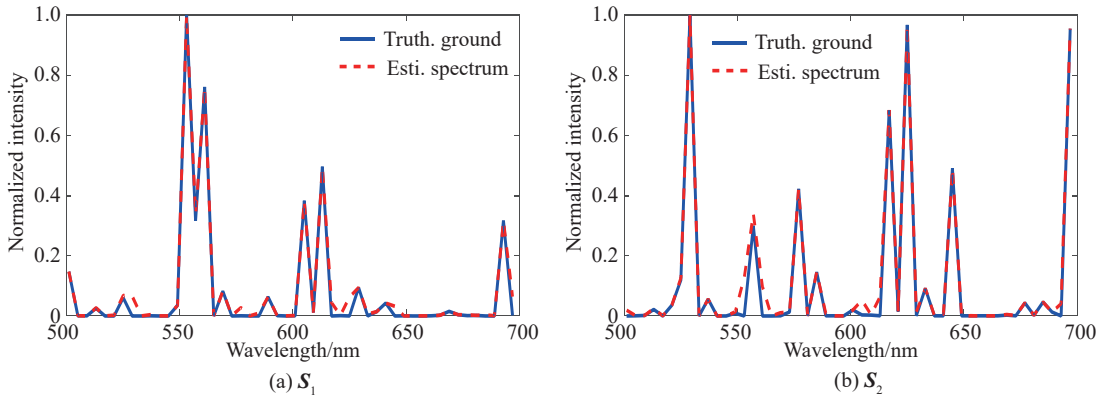
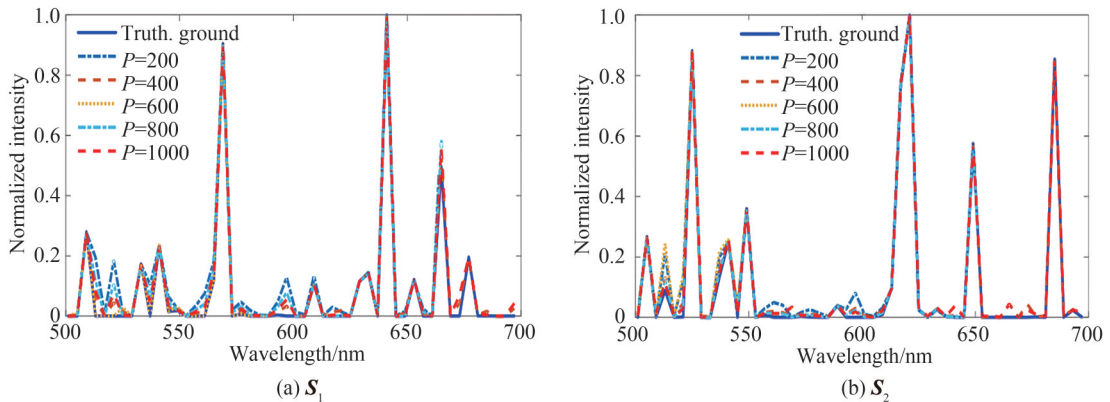


图3 光谱重建结果( $p=1000$ )  
Fig.3 Results of spectral reconstruction ( $p=1000$ )

### 3 分析与讨论

#### 3.1 多个光谱重建

当样本中具有两种以上光谱成分时,对其进行光谱重建的实验。由于在NMF算法中,原始数据的可靠性一部分取决于输入散斑,因此为了研究不同数量的输入散斑对NMF算法的影响,在仿真过程中,依次令输入散斑数量 $p$ 为200、400、600、800和1000,仿真结果如图4。图4表示对四种光谱成分的样本进行光谱重建仿真的结果,图(a)、(b)、(c)和(d)分别为四种光谱成分的重建光谱。这一结果表明本方法能够同时有效地重建散射介质内多个光谱。



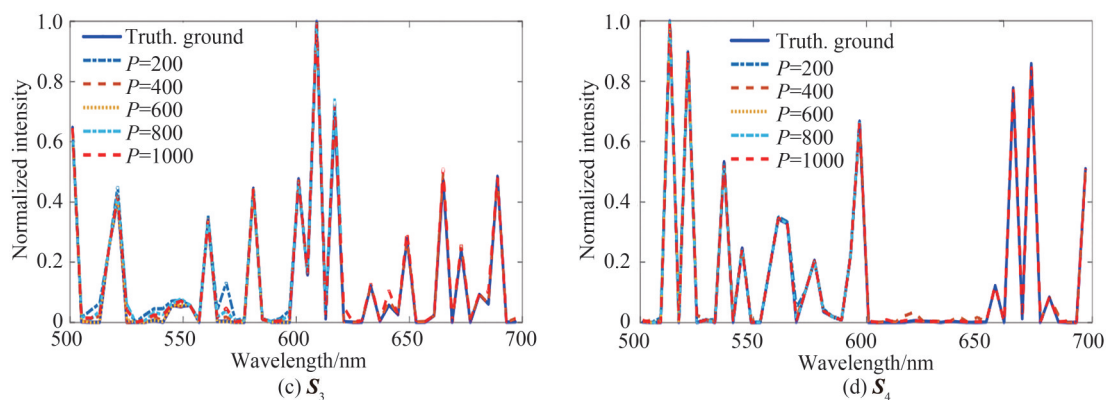


图4 不同输入散斑数量的光谱重建结果

Fig.4 Results of spectral reconstruction with different input modes

### 3.2 输入散斑数量

根据3.1节中四种光谱成分的实验结果,对不同输入散斑数量,计算每种谱线重建光谱与原始谱的相关系数和均方根误差,并求其平均值,结果如表2。

表2 不同输入散斑数量的光谱重建结果

Table 2 Results of spectral reconstruction with different input modes

$p$	200	400	600	800	1 000
CORR	0.966 9	0.979 77	0.985 3	0.988 0	0.991 0
RMSE	0.021 1	0.017 2	0.012 5	0.011 7	0.008 5

由表2可见,当散斑数量小于400时,原始光谱与恢复光谱之间的相关性小于0.99,并且均方根误差较大,此时,表明光谱重建精度不高。这是因为当输入散斑数量较少时,由于数据组不能将所有光谱信息覆盖,导致光谱恢复质量不高。当散斑数量为600时,尽管光谱恢复效果有所提高,但其均方根误差仍然没有达到理想误差范围。随着散斑数量增加,原始光谱与重建光谱的均方根误差逐渐变小,光谱相关性逐渐增大。当散斑数量为1 000时,原始光谱与重建光谱的相关性达到最大,均方根误差达最小。实际上,当随机散斑的数量再次增加时,均方根误差不会变小,这是因为当散斑的数量非常大时,其数据冗余量达到很大的值,因此在数据计算时,有很大可能用到无效散斑,使光谱恢复质量不高。同时由于散斑数量越多,数据库越大,处理数据所需的繁琐程度也会随之增大。因此为了保证光谱重建质量的同时减小运算量,本次仿真选取1 000个随机散斑作为输入。在图4中也可以看出,当有1 000个随机散斑时,重建的目标光谱更接近原始谱,且均方根误差以及光谱相关性达到一个最优解。

### 3.3 光谱相似度

从实验结果可知,本方法可以同时重建多个光谱,然而,原理上来讲不同光谱之间的相似程度也是影响重建质量的因素之一。为了分析不同光谱之间的相互作用,在仿真过程中,使用两个随机光谱作为原始谱进行重建。用两个原始谱之间的点乘值(Dot.pro =  $\mathbf{S} \cdot \hat{\mathbf{S}}$ )表示光谱相似度, Dot.pro值越大,说明谱线相似度越高,反之,相似度越低。分别运行当相似度小于0.2、0.4、0.6、0.8和1.0时的两个原始谱的仿真实验,并求其平均值。结果如表3所示。从表中可以看出,随着相似度的减小,当两个原始光谱相似度小于0.6时,原始光谱与重建光谱的相关性高于0.99,均方根误差小于0.02,说明光谱可以得到准确重建。并且在相似度越小的情况下,其重建效果越好。

表3 不同相似度光谱重建结果

Table 3 Results of spectral reconstruction with different similarity

Dot.pro	<0.2	<0.4	<0.6	<0.8	<1.0
CORR	0.998 9	0.997 2	0.998 4	0.993 5	0.988 5
RMSE	0.018 3	0.019 5	0.019 3	0.035 8	0.032 1

## 4 应用举例

非侵入式散射介质内多光谱重建的一个重要应用是散射介质内的聚焦。当散射介质内有多个光谱成分的目标存在时,分辨目标并选择性地聚焦在指定目标上仍具挑战。利用本文提出的技术可以通过重建隐藏在散射介质内的目标光谱,并利用重建光谱作为先验知识,实现对散射介质内或透过散射介质目标的选择性聚焦。基于此原理,将两种具有不同光谱特征的粒子作为目标,利用本文所提出的方法对目标光谱进行重建,并结合光谱解析方差优化算法<sup>[22]</sup>进行选择聚焦仿真实验,实验结果如图5。 $S_1$ 和 $S_2$ 分别是两种粒子(虚线标注和实线标注)的光谱特征,优化前,激发散斑随机分布在目标粒子上(左图)。在进行多次优化实验后,优化后的激发散斑(右图)均聚焦在对应的目标粒子上( $S_1$ 对应虚线标注的粒子和 $S_2$ 对应实线标注的粒子)。由此可见,利用本文所提出方法能够有效地实现透过散射介质的选择性聚焦。

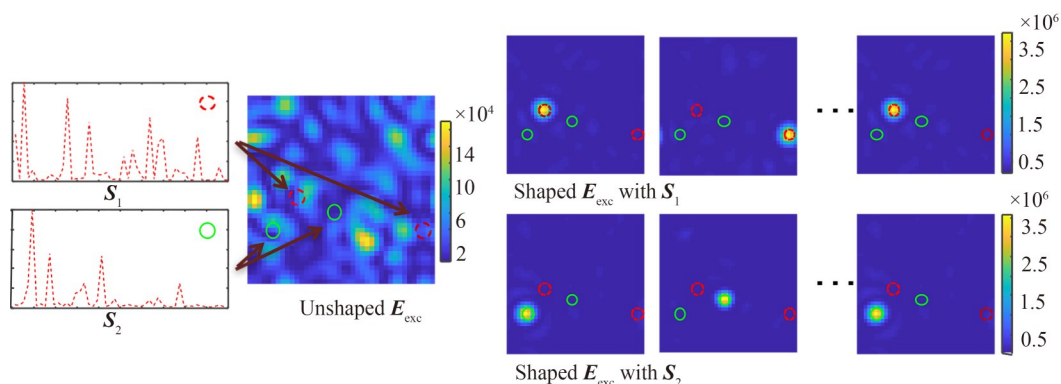


图5 散射介质内目标选择性聚焦  
Fig.5 Selective focusing on the targets in the scattering medium

## 5 结论

本文提出一种新的散射介质内多光谱重建的光学方法。该方法通过散斑发生器产生多个随机散斑照明,并通过显微物镜投射到样本中,用于激发目标。被激发的荧光沿着反向路径传播,经过散射介质的扩散作用后被成像光谱仪接收。荧光信号经过重新整合后,形成一个二维的光谱数据矩阵,利用NMF算法对矩阵进行解析,提取特征光谱,从而重建不同物质的光谱。首先通过仿真实验验证方法的可行性。其次通过对比不同参数情况下的实验结果,分析该方法的适用条件。实验结果表明,这种光谱重建方法利用多散斑输入的模式,结合光谱解析的过程,可以实现散射介质内部的多个目标的分辨并且进行多个光谱的可靠重建。最后,通过应用实例,即对散射介质内目标选择性聚焦的仿真实验,结合非侵入式光谱解析聚焦算法,验证本方法能够实现散射介质内不同目标的选择性聚焦。本文方法不仅为隐藏在散射介质内部或后面的目标成像以及信号增强提供了技术支撑,且为生物组织内目标分辨提供一种新的思路。

### 参考文献

- [1] FAN Shifu, XIAO Songshan, ZHAO Youquan, et al. Spectral imaging technique and its biomedical researching applications[J]. Modern Scientific Instruments, 2005, (1): 60-62.  
范世福,肖松山,赵友全,等.光谱成像技术及其在生物医学研究中的应用[J].现代科学仪器,2005,(1):60-62.
- [2] YU Cuirong, WANG Xinquan, QI Minjun, et al. Application of spectral and spectral imaging technology in biomedicine[J]. Chinese Journal of Quantum Electronics, 2015, 32(6): 641-646.  
于翠荣,王新全,夏玮玮.光谱及光谱成像技术在生物医学领域的应用[J].量子电子学报,2015,32(6):641-646.
- [3] GOODMAN J W. Some fundamental properties of speckle[J]. Journal of the Optical Society of America, 1976, 66(11): 1145-1150.
- [4] ZHU Lei, SHAO Xiaopeng. Research process on scattering imaging technology [J]. Acta Optica Sinica, 2020, 40(1): 0111005.  
朱磊,邵晓鹏.散射成像技术的研究进展[J].光学学报,2020,40(1):0111005.
- [5] VELLEKOOP I M, MOSK A P. Focusing coherent light through opaque strongly scattering media[J]. Optics Letters, 2007, 32(16): 2309.

- [6] MOSK A P, LAGENDIJK A, LEROSEY G, et al. Controlling waves in space and time for imaging and focusing in complex media[J]. *Nature Photonics*, 2012, 6(2): 283-292.
- [7] POPOFF G S, LEROSEY G, CARMINATI M, et al. Measuring the transmission matrix in optics: an approach to the study and control of light propagation in disordered media[J]. *Physical Review Letters*, 2010, 104(10):100601.
- [8] VELLEKOOP I M, LAGENDIJK A, MOSK A P. Exploiting disorder for perfect focusing[J]. *Nature Photonics*, 2010, 4(5):320-322.
- [9] HORSTMAYER R, RUAN Haowen, YANG Changhui. Guidestar-assisted wavefront-shaping methods for focusing light into biological tissue[J]. *Nature Photonics*, 2015, 9(8): 563-571.
- [10] BONOFACE A, BLOCHET B, DONG J, et al. Non-invasive light focusing in scattering media using speckle variance optimization[J]. *Optica*, 2019, 6(11):1381-1385.
- [11] DANIEL A, ORON D, SILLBERBERG Y. Light focusing through scattering media via linear fluorescence variance maximization, and its application for fluorescence imaging[J]. *Optics Express*, 2019, 27(15):21778-21786.
- [12] BERLOTTI J, PUTTEN E, BLUM C, et al. Non-invasive imaging through opaque scattering layers[J]. *Nature*, 2012, 491(7423):232-234.
- [13] REDDING B, POPOFF S M, CAO Hui. All-fiber spectrometer based on speckle pattern reconstruction[J]. *Optics Express*, 2013, 21(5):6584.
- [14] PARK H, CROZIER K B. Multispectral imaging with vertical silicon nanowires [J]. *Scientific Reports*. 2013, 3(1) : 2460.
- [15] STEWART J W, AKSELROD G M, SMITH D R, et al. Toward multispectral imaging with colloidal metasurface pixels [J]. *Advanced Materials*, 2017, 29(6):1602971.
- [16] FERNANDO, SOLDEVILA, JONATHAN D, et al. Fast compressive Raman bio-imaging via matrix completion[J]. *Optica*, 2019, 6(3):341-346.
- [17] BONIFACE A, DONG J, GIGAN S. Non-invasive focusing and imaging in scattering media with a fluorescence-based transmission matrix[J]. *Nature Communications*, 2020, 11(1): 6154.
- [18] FEVOTTE C, DOBIGEON N. Nonlinear hyperspectral unmixing with robust nonnegative matrix factorization[J]. *IEEE Trans Image Process*, 2015, 24(12):4810-4819.
- [19] HAFSHEJANIS F, BOOSTANI R, MOABERFARD Z. A Comprehensive review on nonnegative matrix factorization[C]. *International Conference on Smart City (ICSC) challenges and strategies*. 2019.
- [20] GOLUDB G H, LOAN C. *Matrix computations*[M]. Baltimore: Johns Hopkins University Press, 1996.
- [21] CHENG Xiaojun, LI Yunzhe, MERTZ J, et al. Development of a beam propagation method to simulate the point spread function degradation in scattering media [J]. *Optics Letters*, 2019, 44(20): 4989-4995.
- [22] TIAN Bingxin, RAUER B, BONIFACE A, et al. Non-invasive raman signal enhancement in a scattering medium[C]. *European Conferences on Biomedical Optics 2021 (ECBO)*, 2021.

## Non-invasive Multi-spectral Reconstruction in Scattering Medium

TIAN Bingxin, HAN Jun, LIU Bingcai, GONG Changmei

(School of Optoelectronic Engineering, Xi'an Technological University, Xi'an 710021, China)

**Abstract:** Spectral imaging in biological tissue is an important detecting method in the biomedical field. Affected by the scattering effect of biological tissue itself, the scattered light passing through such tissues forms a group of chaotic speckles in the detector, which can not be imaged directly. Many methods have been proposed to focus and image through or in the scattering media. However, at present, it is still a challenge to realize non-invasive, non-wavefront-shaping spectral reconstruction in scattering media. Spectral intensity transmission matrix technology was first used to realize spectral retrieval from the speckle pattern through scattering media. This method requires an optical fiber spectrometer to obtain spectral information from speckle signals, although the spectral measurement system composed of multimode fiber has a high spectral resolution, its anti disturbance performance is poor, the spectral intensity transmission matrix of the fiber requires pre-calibrated, and it requires high stability of the mechanical structure. Spectral imaging can also be realized by matrix decomposition which requires a scanner to scan the pixels of the imaging surface to obtain the spectral data cube, and then compress and reconstruct it. However, the structure of the experimental system is complex. Moreover, both of these two methods can not analyze the



spectra of different chemical substances through scattering media. Recently, the matrix transmission technology combined with the algorithm of the nonnegative matrix decomposition method has been proved to realize the 2D focus and imaging of fluorescent targets through the scattering medium. Although it is still unable to distinguish or retrieve the spectra of different chemicals in the scattering medium, in the case of multiple input modes, the detector receives multiple information of the target, which just provides sufficient data support for spectral analysis.

Therefore, inspired by these two methods, we proposed a novel Nonnegative Matrix Factorization-based method, combined with the multiple input modes as the illumination to realize multispectral reconstruction of targets in biological tissue in a non-invasive way. This technique can be implemented in two steps. Firstly, the information of the hidden target is obtained by the optical method, and secondly, the spectra can be reconstructed by the computational method. In the first step, we utilize a phase-only SLM to modulate the laser source and generate multiple random input modes to illuminate the hidden targets behind the scattering media. Then an imaging spectrometer is employed to capture the spectral and spatial information of the hidden targets through a non-invasive detection optical structure. In this step, each input mode generates a spatial-spectral 3D image in the imaging spectrometer that can be compressed as a piece of mixed spectral information which can be resolved in the computational step. After achieving a series of mixed spectral information, that can be reshaped and stored into a 2D matrix in the second step. And the spectra information of the hidden object can be retrieved using the Nonnegative Matrix Factorization algorithm from the 2D matrix.

The feasibility of this algorithm is verified by simulation experiments. We first test the samples with two spectral components and calculate the root mean square error and correlation coefficient between the reconstructed spectra and ideal spectra. Then, we carry out similar simulation experiments on samples with more spectral components and analyze the factors affecting the quality of spectral reconstruction from two aspects: the number of input modes and the similarity between two original spectra. The simulation results indicate that this method can quickly distinguish the multiple targets in the scattering medium and reconstruct the spectrum of each chemical of the targets simultaneously. And the reconstructed spectra have a high spectral correlation (greater than 0.99) and low root mean square error (less than 0.02) which means a reliable reconstruction. It also shows that more input modes and lower similarity among each original spectrum can improve the quality of spectral reconstruction. Finally, an example is given to illustrate the application of the proposed technique in scattering imaging. More than that, the method escapes the physical access to the tissue and is not only suitable for any kind of linear excitation signal but also provides a new way to resolve multiple spectra from the aliasing information. Moreover, it provides technical support for the resolution, focusing, and signal enhancement of multiple targets in the scattering medium.

**Key words:** Scattering; Multi-spectral reconstruction; Nonnegative matrix factorization; Imaging spectrometer; Optical speckle

**OCIS Codes:** 300.6170; 300.6190; 290.4210