

基于压缩感知的液晶可调谐滤波器光谱快速采集方法

孙栳坤¹, 张旭¹, 王宿慧¹, 曹莹莹², 郭腾霄¹, 曹树亚¹

(1. 国民核生化灾害防护国家重点实验室, 北京 102205; 2. 昆明物理研究所, 云南 昆明 650223)

摘要: 为提高液晶可调谐滤波器 (Liquid Crystal Tunable Filter, LCTF) 的光谱采集效率, 提出了一种适用于 LCTF 光谱成像系统的快速采集方法, 设计构建了更加完善的观测矩阵, 在压缩感知理论框架内实现了光谱超分辨率重建, 并通过实验验证了该方法的可行性。实验结果表明, 在采样率为 18.08% (采样步长 30 nm) 时, 重建得到的 4.81 nm 分辨率光谱与传统全采样光谱的相关系数为 0.91, 超分辨率重建峰值信噪比 (Peak Signal-to-Noise Ratio, PSNR) 为 99.63 dB, 采集速度是传统方式的 5.53 倍。该方法在保证光谱分辨率和光谱识别准确率的前提下, 实现了光谱数据的快速和轻量化采集, 为动态目标测量和快速检测提供了可行的技术途径, 拓展了 LCTF 光谱成像技术的应用场景。

关键词: 液晶可调谐滤波器; 超分辨率; 压缩感知

中图分类号: TP393

文献标识码: A

文章编号: 1001-8891(2021)07-0635-08

Fast Spectral Acquisition Method Based on Compressed Sensing for Liquid Crystal Tunable Filters

SUN Zhishen¹, ZHANG Xu¹, WANG Suhui¹, CAO Yingying², GUO Tengxiao¹, CAO Shuya¹

(1. State Key Laboratory of NBC Protection for Civilian, Beijing 102205, China;

2. Kunming Institute of Physics, Kunming 650223, China)

Abstract: To improve the spectral acquisition efficiency of the Liquid Crystal Tunable Filter(LCTF). A fast acquisition method which could be applied to the spectral imaging system was proposed. A better observation matrix was designed and constructed. Within the theoretical framework of compressed sensing, spectral super-resolution reconstruction was made possible and the feasibility of the method was verified by experiments. The results indicated that when the sampling rate of was 18.08% (sampling step length was 30 nm), the correlation coefficient between the reconstructed 4.81 nm resolution spectrum and the traditional full sampling spectrum was 0.91, the Peak Signal-to-Noise Ratio (PSNR) of the reconstructed super resolution spectrum was 99.63 dB and the acquisition speed was 5.53 times that of the traditional method. As long as the quality of spectral recognition is ensured, this method can facilitate fast and lightweight acquisition of spectral information, which can technologically contribute to dynamic target measurement and rapid detection while improving the applicability of LCTF spectral imaging technology.

Key words: liquid crystal tunable filter (LCTF), super-resolution, compressed sensing

0 引言

基于液晶可调谐滤波器的高光谱成像设备具有成本低、体积小、可靠性高、环境适应性好等特点, 且能够在获得目标的空间信息同时, 也获得对应的光谱信息, 在军事侦察、化学分析、医疗检测等领域有一定的应用研究^[1-3]。近年来受到了许多领域学者的关注,

张海丹^[4]等构建了一套基于 LCTF 的高光谱火焰成像系统, 并基于该系统建立一个碳氢火焰三维温度场和烟黑体积浓度场重建模型, 并验证了该模型的合理性, 为火场情形科学性判断及火场救灾指挥提供了理论帮助; 刘逸飞^[5]等利用基于 LCTF 的凝视型高光谱成像仪实现人脸活体检测, 验证了使用高光谱成像技术解决人脸识别系统无法甄别人脸真假

收稿日期: 2021-02-20; 修订日期: 2021-04-25.

作者简介: 孙栳坤 (1992-), 男, 助理工程师, 主要从事危险化学品远距离探测技术研究。E-mail: sunzhishen@szs.anonaddy.com.

通信作者: 曹树亚 (1973-), 男, 研究员, 主要从事危险化学品现场检测与远距离探测识别。E-mail: caoshuya@sklnbcpc.cn.

郭腾霄 (1985-), 男, 工程师, 主要从事化学气体远距离探测技术研究。E-mail: guotengxiao@sklnbcpc.cn.

基金项目: 国民核生化灾害防护国家重点实验室科研基金 (SKLNBC2019-2)。

的问题,有效减小该系统受到三维面具、视频或人脸照片等欺骗的可能性。朱思祁^[6]等利用了基于 LCTF 的高光谱成像设备结构简单、谱段范围宽、适合探测静止目标的特性,构建了一套高光谱显微系统,实现了生物学检测应用,该系统能够发现花粉中的特殊结构,并能对胃癌细胞进行精确鉴别,其相关研究成果对高光谱显微成像技术在生物检测应用领域的发展有着积极的意义。

该类设备利用 LCTF 实现连续可调谐滤波,在每一波长条件下,使用面阵探测器对目标窗口成像,最后融合为一组高光谱数据立方体,实现高光谱成像。但受成像机理和光学器件的限制,该组合设备成像时间较长,完成典型近红外(900~1700 nm)波段滤波成像往往需要数十秒甚至数分钟时间,大大限制了该类设备在一些有快速、实时检测需求场景下的应用,无法满足动态目标检测和运动检测的需求。

超分辨率重建可实现由低分辨率的光谱数据中得到高分辨率的光谱数据,这使得在使用 LCTF 进行滤波时,可以在低采样率情况下,超分辨率得到所需的高分辨率光谱信息。在保证超分辨率重建光谱质量的前提下,可以减少 LCTF 滤波通道数量,降低采样时间,从而有效提高该类设备的光谱采集速度。

在信号处理领域,信号的采集需要遵循 Nyquist 采样定理,即采样频率应当大于信号中最高频率的 2 倍。对于基于 LCTF 滤波的光谱采集系统来讲,可近似认为,传统采样方法需要至少 2 倍的最小特征峰半峰宽的滤波步长才能得到满足可用于有效识别物质的光谱信息。2006 年, D. Donoho、E. Candès 及 Tao^[7-8]等总结提出了压缩感知理论(Compressed Sensing, CS),该理论认为:如果信号是稀疏的或可压缩的,则可以直接采集压缩后的 M 个有效测量值,用以实现无失真或较低失真地重建原始信号,即得到满足 Nyquist 采样定理的 N 个采样值。根据该理论特点,在该理论框架内,可实现高光谱数据的压缩采集和重建,从而为在保证光谱准确性的前提下提高信息采集速度提供了思路。中国科学院大学汪琪^[9]等仿真验证了该思路在珍珠石目标光谱细节识别中的可应用性。

本文使用 CS 理论进行光谱超分辨率重建,优化构建了 CS 理论框架内的要素矩阵,实验验证了光谱重建的可能性,比较了重建结果的识别性能,并找到一组重建效果较好的重建参数,提高了 LCTF 高光谱数据的采集速度。

1 LCTF 光谱超分辨率重建方法

1.1 压缩感知理论模型

压缩感知理论中信号的采样、压缩编码发生在同一个步骤,利用信号的稀疏性,以远低于 Nyquist 采样率的速率对信号进行非自适应的测量编码。测量值并非信号本身,而是从高维到低维的投影值,从数学角度看,每个测量值是传统理论下的每个样本信号的组合函数,即一个测量值已经包含了所有样本信号的少量信息。解码过程不是编码的简单逆过程,而是在盲源分离中的求逆思想下,利用信号稀疏分解中已有的重建方法在概率意义上实现信号的精确重建或者一定误差下的近似重建,解码所需测量值的数目远小于传统理论下的样本数。

根据压缩感知理论原理的数学表示,针对稀疏信号 x ,给出观测模型 $y = \Phi \times x$, Tao^[8]等证明了如果式中观测矩阵 Φ 满足约束等距理论(Restricted Isometry Property, RIP),则 y 可由 x 准确重建。又因重建目标 x 的维数远高于欠采样信号 y ,因此重建即为求欠定方程组 $y = \Phi \times x$ 的最优解。由上可知,压缩感知理论应用的重点在于两个条件的满足:信号 x 的稀疏性(sparsity)和观测矩阵 Φ 符合 RIP 理论要求^[10]。另外,信号的稀疏性要求是近似的,若 x 在原信号域内不是稀疏的,则可以对 x 在 ψ 的稀疏基上进行稀疏表示为: $x = \psi \times s$ 。将信号投影到稀疏域内,称 ψ 为稀疏基矩阵, s 为稀疏系数,观测模型则表示为 $y = \Phi \times \psi \times s$ 。令 $\Theta = \Phi \times \psi$,则通用表达式可写为 $y = \Theta \times s$,称 Θ 为传感矩阵,该数学表达如图 1, 2 所示。

至此,依据压缩感知理论框架,就可以用一个与稀疏基矩阵 ψ 不相关的观测矩阵 Φ 将变换所得高维信号投影到一个低维空间上,然后通过求解一个优化问题就可以从这些少量的投影中以高概率重建出原信号。该理论为光谱超分辨率重建提供了理论支撑。

1.2 基于 LCTF 高光谱成像系统的观测模型

对于基于 LCTF 的高光谱成像系统,将目标在波长 λ 处的反射光能量记为 $I_0(\lambda)$,镜头在波长 λ 处的透过率记为 $C(\lambda)$,LCTF 在波长 λ 处的透过率记为 $T(\lambda)$,相机传感器在波长 λ 处典型量子效率为 $Q(\lambda)$,则探测器的测量值 $S(\lambda)$ 满足:

$$S(\lambda) \propto C(\lambda)T(\lambda)Q(\lambda)I_0(\lambda) \quad (1)$$

又因探测器实际探测能量值为其响应范围内所有波长能量值的总和,即对式(1)中 λ 进行积分,由于 LCTF 在实际应用中阻断波段处仍无法避免地有极小的透过率,故我们以探测器的响应波长范围作为积分波段。假定探测器的响应范围为 λ_1 和 λ_2 ,则 LCTF 调谐波段为 i 时,探测器接收到的能量值为:

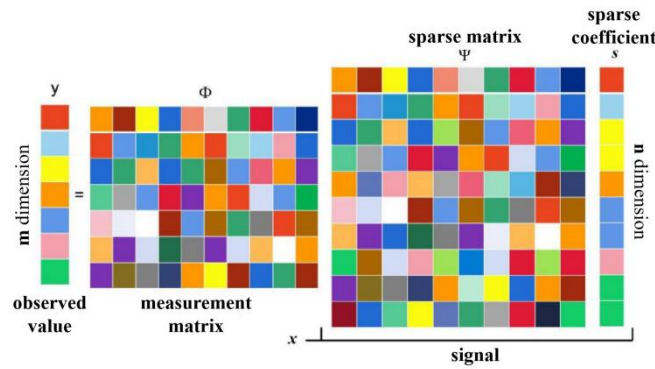


图1 观测模型的数学表达示意图

Fig.1 Schematic diagram of the observation model's mathematical representation

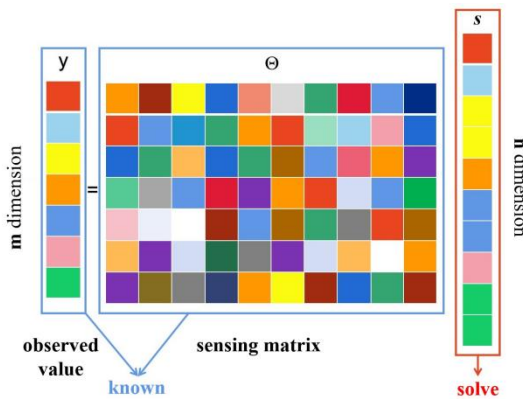


图2 观测模型的数学表达

Fig.2 The mathematical representation of the observation model

$$S_i = K \int_{\lambda_1}^{\lambda_2} C(\lambda)T(\lambda)Q(\lambda)I_0(\lambda)d\lambda \quad (2)$$

为便于分析, 设定标系数 $K=1$, 被积函数 $C(\lambda)T(\lambda)Q(\lambda)I_0(\lambda)=f_i(\lambda)$, 积分原函数为 $F_i(\lambda)$, 将式(2)按牛顿-莱布尼茨公式写为:

$$S_i = \sum_{k=1}^n \int_{\lambda_1+(k-1)\Delta\lambda}^{\lambda_1+k\Delta\lambda} f_i(\lambda)d\lambda = \sum_{k=1}^n (F_i(\lambda_1+k\Delta\lambda) - F_i(\lambda_1+(k-1)\Delta\lambda)) \quad (3)$$

式中: $n=(\lambda_2-\lambda_1)/\Delta\lambda$ 为求和的段数。对式(3)中原函数 F_i 在 $\lambda_1+k\Delta\lambda$ 处的值进行 Taylor 展开, 展开点取 $\lambda_1+(k-1)\Delta\lambda$, 则有:

$$F_i(\lambda_1+k\Delta\lambda) = F_i[\lambda_1+(k-1)\Delta\lambda] + F_i'[\lambda_1+(k-1)\Delta\lambda]\Delta\lambda + F_i''[\lambda_1+(k-1)\Delta\lambda](\Delta\lambda)^2 + \dots + F_i^{(n)}[\lambda_1+(k-1)\Delta\lambda](\Delta\lambda)^n + R_n(\lambda_1+k\Delta\lambda) \quad (4)$$

式中: $R_n(\lambda_1+k\Delta\lambda)$ 为 n 阶 Taylor 余项。由原函数的定义 $F_i'(\lambda)=f_i(\lambda)$, 并舍去二阶以上展开余项和 Taylor 余项, 则式(4)可写为:

$$F_i(\lambda_1+k\Delta\lambda) - F_i[\lambda_1+(k-1)\Delta\lambda] \approx f_i[\lambda_1+(k-1)\Delta\lambda]\Delta\lambda \quad (5)$$

代入式(3)中, 得到离散求和形式:

$$S_i = \sum_{k=1}^n f_i[\lambda_1+(k-1)\Delta\lambda] + o(\Delta\lambda) = \Delta\lambda \sum_{k=1}^n P_i[\lambda_1+(k-1)\Delta\lambda] \times I_0[\lambda_1+(k-1)\Delta\lambda] + o(\Delta\lambda) \quad (6)$$

式中: 函数 $P_i(\lambda)$ 为镜头透过率函数 $C(\lambda)$ 、LCTF 透过率函数 $T_i(\lambda)$ 与探测器响应函数 $Q(\lambda)$ 的乘积, 可以看作是修正后的透过率函数 $o(\Delta\lambda)$ 为 Taylor 展开近似的舍入误差。

从式(6)可以看出, 在特定调谐谱段 i 下得到的测量值与待测目标光谱间的数学关系。其中未知量即为目标反射的光能量 $I_0(\lambda)$, 其线性系数 $P_i(\lambda)$ 是已知的, 事先可以通过对镜头、LCTF 和探测器的定标测量得出, $o(\Delta\lambda)$ 忽略不计, 等式左边的 S_i 即为探测器在 LCTF 对应滤波波段处的测量值。

为求解目标反射光能量 I_0 中 n 个不同波长处的值, 在不同 LCTF 调谐波长处获取传感器的测量值, 假设测量次数为 m ($m \ll n$), 则可实现通过 m 个测量值, 计算得到分辨率足够高的 n 个目标光谱反射值, 从而实现目标反射光谱的完整采集。根据这一方法, 将式(6)写成矩阵形式:

$$\begin{pmatrix} S_1 \\ S_2 \\ \vdots \\ S_m \end{pmatrix} = \Delta\lambda \begin{pmatrix} P_1(\lambda_1) & P_1(\lambda_1+\Delta\lambda) & \dots & P_1(\lambda_1+(n-1)\Delta\lambda) \\ P_2(\lambda_1) & P_2(\lambda_1+\Delta\lambda) & \dots & P_2(\lambda_1+(n-1)\Delta\lambda) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ P_m(\lambda_1) & P_m(\lambda_1+\Delta\lambda) & \dots & P_m(\lambda_1+(n-1)\Delta\lambda) \end{pmatrix} \begin{pmatrix} I_0(\lambda_1) \\ I_0(\lambda_1+\Delta\lambda) \\ \vdots \\ I_0(\lambda_1+(n-1)\Delta\lambda) \end{pmatrix} + o(\Delta\lambda)$$

将上式整理后得:

$$S = PI_0 + o(\Delta\lambda) \quad (7)$$

式中: S 为 $m \times 1$ 的测量值向量; I_0 为 $n \times 1$ 的目标反

射光谱向量; $o(\Delta\lambda)$ 为误差向量; P 为 $m \times n$ 的系数矩阵。

至此, 线性方程组(7)中, 测量值 m 远小于未知光谱构成点数 n , 即该方程组中未知数个数多于方程个数, 故引入压缩感知理论框架, 求解该欠定方程组。

1.3 基于压缩感知方法的光谱超分辨率重建

根据 CS 理论框架可知, 使用 CS 方法实现光谱超分辨率重建, 需设计构建适合目标物光谱特征的观测矩阵 Φ , 稀疏矩阵 ψ , 以及寻找一种准确且快速的欠定方程组求解方法。在 1.2 观测模型的构建理论推导中, 可知矩阵 P 可作为 CS 理论框架内的观测矩阵 Φ 。在 CS 理论应用中常用的稀疏化方法有离散余弦变换 (Discrete Cosine Transform, DCT), 离散傅里叶变换 (Discrete Fourier Transform, DFT), 离散小波变换 (Discrete Wavelet Transformation, DWT), 快速沃尔什变换 (Fast Walsh Transform, FWT) 以及哈达玛变换 (Hadamard Transform, HT) 等。使用通用性较强的 DCT 将目标光谱信号稀疏化。即产生一个 $n \times n$ 的 DCT 稀疏基矩阵 D 使得:

$$I_0 = Dx \tag{8}$$

因此, 式(7)可表示为:

$$S = PDx + o(\Delta\lambda) \tag{9}$$

在稀疏约束下求解 x , 即求解最优化问题:

$$\hat{x} = \arg \min \|x\|_0 \quad \text{s.t.} \quad \|PDx - S\|_2 \leq o(\Delta\lambda) \tag{10}$$

式中: l_0 范数为非 0 值的个数, 表示信号的稀疏程度。求解该方程组是一个 NP 问题, 常用贪婪迭代的方法求解。另一种方式, 由 Candès 等证明上述 l_0 范数最

小化问题在求解时近似等价于 l_1 范数最小化问题, l_1 范数最小化问题求解可使用凸优化的方法, 文中选用凸优化的方法求解欠定方程组的最优解 x 。得到方程组的解 x 即为目标反射光谱经过 DCT 变换后的投影, 根据式(8)得, Dx 即为重建后的光谱 I_0 。

2 LCTF 超分辨光谱重建实验

2.1 LCTF 高光谱数据采集

搭建基于面阵式近红外相机、LCTF、光学镜头和卤素补光灯的高光谱数据采集平台。平台选用凌云 TB-S640-GigE 型近红外相机, 中达瑞和 LCTFSWIR-15-20-S 型 LCTF 以及 Schneider Lens Componon-S 4.0/80 型号镜头, 为弥补实验中红外环境弱导致的信噪比低的问题, 设置了两盏 50 W 的卤素灯对样品进行红外补光, 采集平台及环境如图 3 所示。

选用化学战剂沙林模拟剂甲基膦酸二甲酯 (Dimethyl Methylphosphonate, DMMP) 作为检测目标物。用移液枪取 600 μL DMMP 放入 700 μL 微量比色皿中, 将该比色皿置于标准白板前, 根据镜头参数, 将样品及背景置于距高光谱成像系统 1.5 m 处, 并设置两盏 50 W 卤素灯在距离样品 10 cm 处照射补光。设置 LCTF 滤波范围为 1040~1700 nm, 滤波步长为 5 nm, 相机曝光时间设置为 1 ms, 使用相机默认参数对 LCTF 调谐各波长下目标图像进行采集, 共得到 133 幅不同滤波波长下的目标灰度图像, 图 4 中所示的是滤波波长在 1050 nm 和 1170 nm 处, 半高宽 15 nm 条件下, 红外相机采集到的背景和样品灰度图像, 可以看出在吸收波长附近, 目标物有明显的红外吸收。



(a) 高光谱采集平台

(a) Hyperspectral acquisition platform



(b) 补光环境下样品及环境

(b) Sample and environment with supplementary light



(c) 无补光条件下样品及环境

(c) Sample and environment without supplementary light

图3 高光谱数据采集平台及实验环境

Fig.3 Hyperspectral data acquisition platform and experimental environment

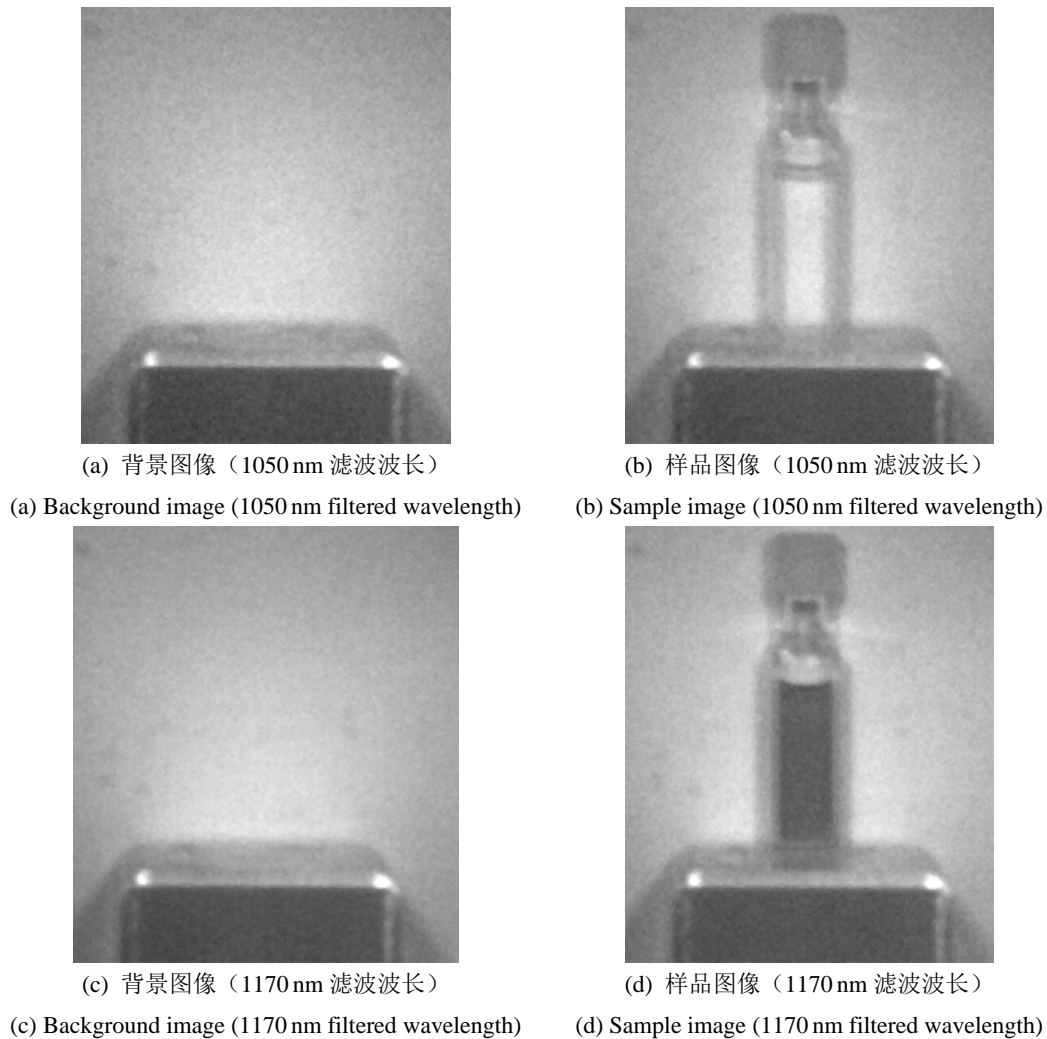


图4 高光谱平台采集特征图像

Fig.4 Feature image collected by hyperspectral platform

将上述 133 幅灰度图像数据读取并进行预处理, 可得到中心指定样品区域内, 每个像素点 1040~1700 nm 的光谱数据。为减少样品区域数据奇点对重建结果的影响, 将该区域像素进行了 17 行 4 列的栅格划分, 共得到 68 块区域, 并以每块区域内所有像素点灰度值的平均值作为该块区域的灰度值, 再以行为单位, 取每行各块灰度值的中位数作为该行像素点的典型灰度值代表, 并以此灰度值进行重建计算。

由于 LCTF 透过率的限制, 使得反射光能量未能达到探测器满量程, 故使用标准白板作为实验背景, 视其最大灰度值处反射率为 1, 以此将探测器的灰度值读数转换为光的反射率, 即做了归一化处理。

2.2 超分辨率重建方法设计及目标反射光谱重建

2.2.1 稀疏矩阵的设计

信号在某种表示方式下的稀疏性, 是压缩感知应用的理论基础。本实验中采用稀疏化能力较强且无需先验信息的 DCT 离散余弦变换对目标反射光谱进行稀疏化。假设目标重建光谱数据点个数 (分辨率) 为 n ,

则随机生成一匹配信号数量级的 $n \times n$ 的 DCT 系数矩阵 D 。图 5 为 5 nm 步长下全采样反射光谱及其在 DCT 变换后的信号谱图, 可以看出原始信号向量左乘稀疏矩阵 D 后, 得到的信号是稀疏的。

2.2.2 观测矩阵的设计

本实验中观测矩阵的设计同时也代表着相应采集方法的实现, 根据前文理论分析可知, 由镜头透过率曲线、LCTF 的透过率曲线和探测器量子响应效率的乘积得到的矩阵 P 可作为 CS 理论框架中的观测矩阵。在本实验中, 根据欠采样时的采样波段和重建目标分辨率 n , 选取对应波段中目标分辨率列的向量组成参加计算的观测矩阵 P 。

2.2.3 目标反射光谱重建

根据厂家提供的镜头、LCTF 各波段的透过率以及探测器对各波段的量子响应效率得到完备的测量矩阵。本实验使用了凸优化算法中的基于 1 范数最小的求解算法, 使用 Cvx 凸优化工具箱^[11]对方程进行求解。

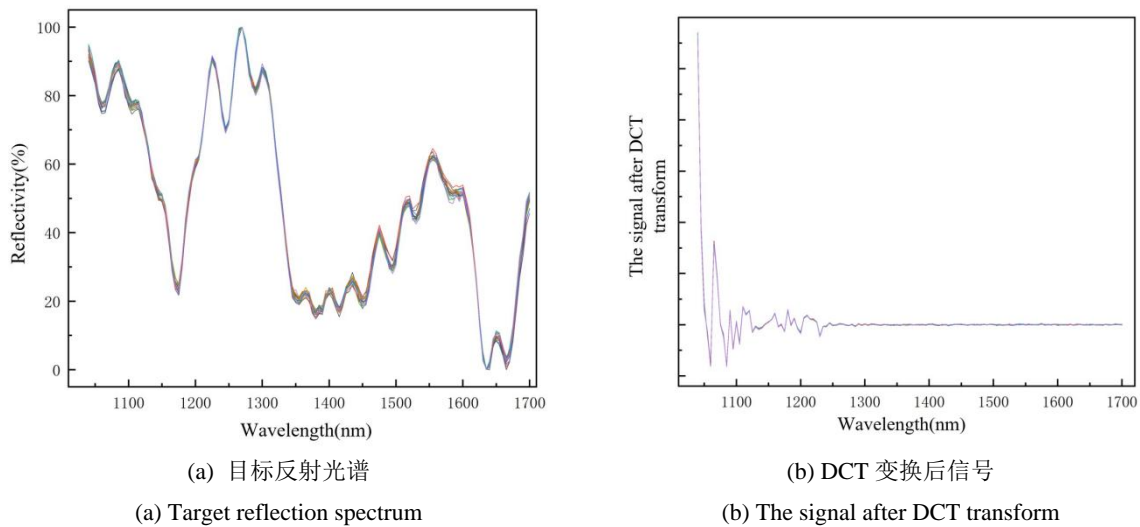


图5 DCT 变换前后信号对比

Fig.5 Comparison of signals before and after DCT transform

2.3 重建实验及评价方法

2.3.1 重建实验设计

使用自主搭建的 LCTF 高光谱成像系统进行 1 nm 步长的样品数据采样,得到 DMMP 目标样品在 1040~1700 nm 波长范围内的光谱曲线。然后以 5 nm 间隔从 15~100 nm 范围内共选择了 18 种不同的等间距采样步长,基于上述采样方式得到的样本数据进行目标分辨率分别为 1.60 nm、3.21 nm 和 4.81 nm 三种符合识别分辨率要求的光谱重建,并对不同参数组合的重建性能进行了评价。找到一组相对较好的重建参数,构建一套具有可行性的 LCTF 高光谱快速成像方法。

2.3.2 重建结果评价方法

对于重建结果,从识别性能和误差参数两方面对其进行评价。

识别性能方面,使用全局相关系数对其进行评价,类比现有使用测量光谱与数据库标准光谱间相关系数划定阈值的识别方法,计算了完整波段范围内重建光谱与传统全采样光谱之间的相关系数,该系数取值范围在 0~1 之间,相关系数越大代表两光谱越相似,有利于提高判断阈值,从而提高识别的准确性。

误差参数方面,引用了图像超分辨率重建评价工作中通常使用的峰值信噪比作为评价标准。PSNR 是一种常用的客观指标,通常用来衡量有损变换的图像质量。类比图像重建领域的 PSNR 定义,在光谱重建中,通过反射光谱的最大反射系数 L 和均方误差 (Mean Squared Error, MSE) 定义,PSNR 与重建光谱的 MSE 的对数成反比。假设全采样光谱离散数据 I 和重建光谱数据 \hat{I} , 两者的光谱采集点个数 (即分辨率) 都是 N , MSE 和 PSNR (dB) 定义如下:

$$MSE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (I(i) - \hat{I}(i))^2 \quad (11)$$

$$PSNR = 10 \times \lg\left(\frac{L^2}{MSE}\right) \quad (12)$$

式中:对于同一款探测器 L 是固定值,为探测器的光谱取值范围,本实验选用的近红外相机对光谱表示为 14 bit,取值范围为 0~16383,则 L 值为 16383,从公式中可看出, L 一定, PSNR 只与重建光谱的 MSE 有关,且 MSE 越小, PSNR 越大,说明光谱重建质量越好。

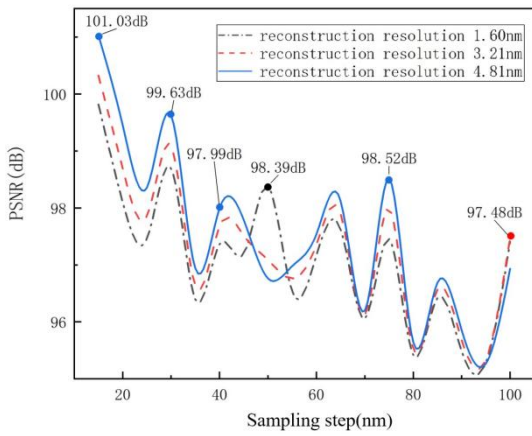
2.3.3 结果评价

使用近红外光谱进行目标物识别,一般要求光谱分辨率不大于 5 nm,以观察分辨物质种类的特征峰。受到定标仪器分辨率的限制,符合使用需求的先验矩阵分辨率只有 1.60 nm, 3.21 nm 和 4.81 nm 三种。如图 6 所示,将不同采样步长得到的样本,对应不同目标分辨率的重建效果及时间绘制成图。根据图 6 中(a)、(b)两图的对比分析,首先找到图(a)中 PSNR 较高的重建参数点,参考该参数条件下图(b)中的重建时间,在重建时间相差不大的前提下,尽可能选择重建光谱 PSNR 值高的参数组合作为待选采样方法。据此,选择了图中标注的 6 组采样参数进行进一步比较和分析。

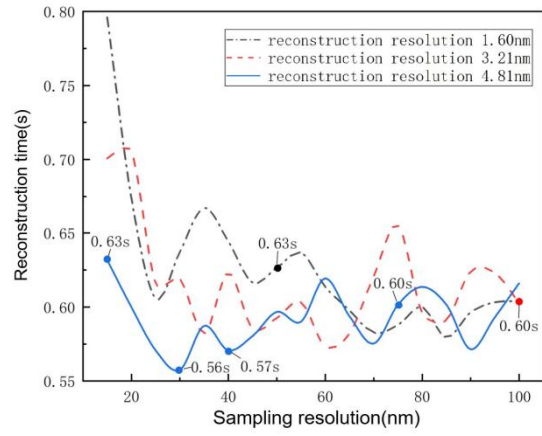
实际上,需要在保证光谱重建质量的前提下,尽可能提高采样速度,故优先评价重建光谱质量。由图 7 所示的重建光谱识别性能评价,在采样步长 30 nm,重建分辨率 4.81 nm 时,重建光谱与全采样光谱相关系数最高,达到 0.91,且与其他参数条件下的重建光谱相比,特征峰位相对更准确,故认为该组为较好的重建参数。重建光谱误差参数评价,在该组重建参数

下, 重建光谱 PSNR 值第二高, 达到 99.63 dB。故在优先考虑光谱重建质量的前提下, 均衡主客观评价结

果, 我们认为在采样步长 30 nm, 重建分辨率 4.81 nm 参数组合情况下, 有着较好的光谱重建质量。



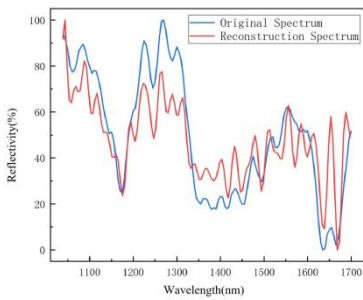
(a) 可用重建分辨率下采样分辨率与 PSNR 的关系
(a) Relationship between sampling resolution and PSNR under available reconstruction resolution



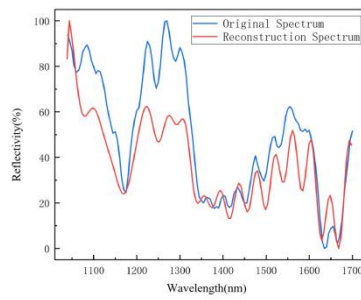
(b) 可用重建分辨率下采样分辨率与重建速度的关系
(b) Relationship between sampling resolution and reconstruction speed under available reconstruction resolution

图 6 对比选择合适的重建分辨率和采样分辨率

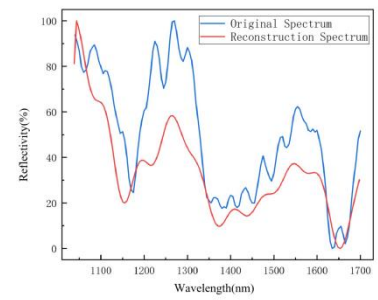
Fig.6 Comparison and selection the appropriate reconstruction resolution and sampling resolution



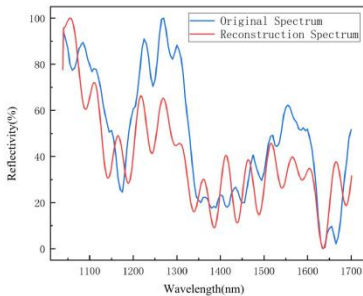
(a) 采样步长 15 nm 重建分辨率 4.81 nm 光谱对比 (相关系数 0.88)
(a) The sampling step size was 15 nm and the reconstruction resolution was 4.81 nm (correlation coefficient 0.88)



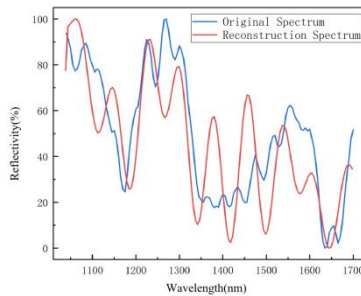
(b) 采样步长 30nm 重建分辨率 4.81 nm 光谱对比 (相关系数 0.91)
(b) The sampling step size was 30 nm and the reconstruction resolution was 4.81 nm (correlation coefficient 0.91)



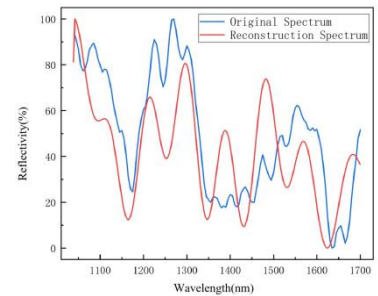
(c) 采样步长 40 nm 重建分辨率 4.81 nm 光谱对比 (相关系数 0.87)
(c) The sampling step size was 40 nm and the reconstruction resolution was 4.81 nm (correlation coefficient 0.87)



(d) 采样步长 50 nm 重建分辨率 1.60 nm 光谱对比 (相关系数 0.78)
(d) The sampling step size was 50 nm and the reconstruction resolution was 1.60 nm (correlation coefficient 0.78)



(e) 采样步长 75 nm 重建分辨率 4.81 nm 光谱对比 (相关系数 0.74)
(e) The sampling step size was 75 nm and the reconstruction resolution was 4.81 nm (correlation coefficient 0.74)



(f) 采样步长 100 nm 重建分辨率 3.21 nm 光谱对比 (相关系数 0.66)
(f) The sampling step size was 100 nm and the reconstruction resolution was 3.21 nm (correlation coefficient 0.66)

图 7 不同参数下的原始光谱与重建光谱对比

Fig.7 Comparison of original and reconstructed spectrum under different parameters

根据 LCTF 厂家提供的数据,其调谐波长时所需液晶稳定时间最少为 200 ms,设置相机曝光时间为 1 ms,可计算出按 4.8 nm 步长采集 1040~1700 nm 波长范围的高光谱数据时,完成一次采集所需时间约为 27.54 s。使用该方法重建得到 4.81 nm 分辨率的高光谱数据时,所需采集步长为 30 nm,完成一次采集所需时间约为 4.42 s,再需 0.56 s 完成光谱重建,总耗时约为 4.98 s。因此,使该套系统采样时间为传统方式达到同样分辨率所需采样时间的 18.08%,速度约为传统采集方法的 5.53 倍。由此可见,此参数采集条件下,该方法能够在保证光谱质量的前提下实现快速采集。

3 结论

本文利用压缩感知原理构建了一种光谱超分辨率重建模型,提出了一种适用于 LCTF 光谱成像系统的快速采集方法,并通过实验验证了该方法的可行性。鉴于该方法可在保证光谱质量的前提下,实现光谱数据的快速、轻量化采集,为 LCTF 光谱成像设备在测量动态目标和快速检测等方向的应用提供了可行的应用手段,对 LCTF 光谱成像设备在更多领域的应用提供了可行性。

参考文献:

- [1] 王捷,周伟,姚力波. 国外成像侦察技术现状及发展趋势[J]. 海军航空工程学院学报, 2012, 27(2): 199-204.
WANG Jie, ZHOU Wei, YAO Libo. The status and development trend of imaging reconnaissance technology abroad[J]. *Journal of Naval Aeronautical Engineering Institute*, 2012, 27(2): 199-204.
- [2] 贺霖,潘泉,邸鞅,等. 高光谱图像目标检测研究进展[J]. 电子学报, 2009, 37(9): 2016-2024.
HE Lin, PAN Quan, DI Hua, et al. Research progress of target detection in hyperspectral images[J]. *Electronic journals*, 2009, 37(9): 2016-2024.
- [3] 王建成,朱猛. 高光谱侦察技术的发展[J]. 航天电子对抗, 2019, 35(3): 37-45.
WANG Jiancheng, ZHU Meng. The development of hyperspectral reconnaissance technology[J]. *Aerospace Electronic Countermeasures*, 2019, 35(3): 37-45.
- [4] 张海丹. 基于高光谱成像系统的火焰三维温度场和烟黑浓度场重建研究[D]. 杭州: 浙江大学, 2016.
ZHANG Haidan. Reconstruction of Flame Temperature Field and Smoke Concentration Field Based on Hyperspectral Imaging System[D]. Hang Zhou: Zhejiang University, 2016.
- [5] 刘逸飞. 基于光谱分析与深度信息的人脸活体检测[D]. 北京: 北京交通大学, 2017.
LIU Yifei. Face in Vivo Detection Based on Spectral Analysis and Depth Information[D]. Beijing: Beijing Jiaotong University, 2017.
- [6] 朱思祁. 基于液晶滤波器件的高光谱显微成像系统设计及生物检测应用[D]. 广州: 暨南大学, 2015.
ZHU Siqi. Design of Hyperspectral Microscopic Imaging System Based on Liquid Crystal Filter and Its Application in Biological Detection[D]. Guang Zhou: Jinan University, 2015.
- [7] Donoho D L. Compressed Sensing[J]. *IEEE Transactions on Information Theory*, 2006, 52(4): 1289-1306.
- [8] Candès E, Romberg J, Tao T. Robust uncertainty principles: exact signal reconstruction from highly incomplete frequency information[J]. *IEEE Transactions on Information Theory*, 2006, 52(2): 489-509.
- [9] 汪琪,马灵玲,李传荣,等. 一种基于压缩感知理论的LCTF光谱超分辨率方法[J]. 北京理工大学学报, 2018, 38(1): 40-45, 72.
WANG Qi, MA Lingling, LI Chuanrong, et al. LCTF Spectral Superresolution Method Based on Compressed Sensing Theory[J]. *Journal of Beijing Institute of Technology*, 2018, 38(1): 40-45, 72.
- [10] Candès E, Wakin MB. An Introduction to Compressive Sampling[J]. *IEEE Signal Processing Magazine*, 2008, 25(2): 21-30.
- [11] Guimaraes DA, Floriano G, Chaves LS. A Tutorial on the Cvx System for Modeling and Solving Convex Optimization Problems (um Tutorial Sobre a Aplicao Do Cvx Na Soluo De Problem as De Otimizao Convexa)[J]. *IEEE Latin America Transactions*, 2015, 13(5): 1228-1257.