

基于稀疏表示的多光谱颜色数据降维方法研究

方新怡¹, 万晓霞^{1*}, 史硕², 滕潇¹, 于俊彦¹

¹武汉大学印刷与包装系颜色科学实验室, 湖北 武汉 430079;

²武汉大学测绘遥感信息工程国家重点实验室, 湖北 武汉 430079

摘要 针对多光谱激光雷达系统在实景三维立体图像的真实颜色的再现问题, 提出了一种基于稀疏信号表示的多光谱颜色数据降维方法, 该方法利用字典学习和稀疏编码交替更新, 以迭代的方式对光谱误差进行修正。实验结果表明, 所提出的方法均方根误差的平均值较主成分分析法降低了 35.29%, 光谱拟合系数的平均值达到了 99.8% 以上, 色度精度也较主成分分析法平均提高了 70.23%, 在不同光源观测条件下仍能保持颜色的稳定性, 其重构精度优于主成分分析法。该方法利用稀疏表示可以通过低维观测向量复原高维稀疏信号的特性, 从数量相对较少的训练样本中对大量测试样本进行精确复原, 提高了数据处理中的成本效率, 对真实反映遥感多光谱影像的地物信息有较大的帮助。

关键词 光谱学; 稀疏表示; 字典学习; 光谱反射率; 光谱降维

中图分类号 TP301.6

文献标志码 A

doi: 10.3788/LOP202158.2230003

Multi-Spectral Color Data Dimension Reduction Model Research Based on Sparse Representation

Fang Xinyi¹, Wan Xiaoxia^{1*}, Shi Shuo², Teng Xiao¹, Yu Junyan¹

¹Color Science Laboratory, School of Printing and Packaging, Wuhan University, Wuhan, Hubei 430079, China;

²State Key Laboratory of Information Engineering in Surveying, Mapping and Remote Sensing, Wuhan University, Wuhan, Hubei 430079, China

Abstract In order to solve the problem of real color reproduction in real three-dimensional images of multispectral lidar system, a dimensionality reduction method of multi-spectral color data based on sparse signal representation is proposed in this paper. This method utilizes dictionary learning and alternate update of sparse coding to correct spectral errors in an iterative way. Root mean square error of the experimental results show that the proposed method is the principal component analysis is reduced by 35.29%, the average of spectrum fitting coefficient reaches more than 99.8%, and the average of chromaticity accuracy than principal component analysis on average increases by 70.23%, under different light source observation conditions still can maintain the stability of color, its reconstruction precision is better than that of the principal component analysis. The sparse representation can recover high-dimensional sparse signals through low-dimensional observation vectors. This method can accurately recover a large number of test samples from a relatively small number of training samples, which improves the cost efficiency of data processing and is of great help to truly reflect the ground object information of remote sensing multi-spectral images.

Key words spectroscopy; sparse representation; dictionary learning; spectral reflectance; spectral dimension reduction

OCIS codes 300.6550; 330.1690; 110.4234

收稿日期: 2021-01-22; 修回日期: 2021-01-30; 录用日期: 2021-02-12

基金项目: 国家自然科学基金(41971307)

通信作者: *wan@whu.edu.cn

1 引言

多光谱激光雷达凭借其主动成像和光谱数据覆盖整个可见光波段的优势,通过获取目标几何和光谱信息,在城市规划、环境监测、林业调查等诸多领域^[1]中发挥了重要作用。随着“实景三维中国”以及“三维立体一张图”构建工作的推动,自然资源领域对三维立体真彩色再现的需求更加迫切。然而传统依靠数码相机获取颜色信息的方式不可避免地受到光照条件和几何配准误差的限制,因此,通过多光谱激光雷达系统主动成像,利用数学变换合理高效地将原始的高维数据转换成低维数据,可以有效减少光谱数据中的冗余,提高光谱分析和使用效率,对真实反映地理格局与信息具有较大意义。

为了对光谱的高维海量颜色数据进行降维,目前常用的方法分为线性方法和非线性方法。线性降维方法有主成分分析(PCA)、独立成分分析(ICA)以及奇异值分解(SVD)等。PCA 是应用最广泛的光谱降维算法^[2],但只能通过增加主成分的个数来实现所需的颜色再现精度,失去了数据压缩的意义。ICA 将原混合信号分解为统计独立的非高斯信号源的线性组合^[3],各成分保持统计独立,但重构色度误差较大,算法收敛速度较慢,稳定性也有待提高。SVD 是矩阵分析中正规矩阵酉对角化的推广^[4],能将复杂矩阵分解成几个较小特征矩阵的乘积形式,从而简化问题规模,但其获得的峰值信噪比较小,目前多应用在高光谱遥感图像的去噪和分类^[5],在多光谱的降维应用方面还比较少见。非线性降维方法有 LabPQR 中间连接空间^[6],通过插入同色异谱来补偿由三刺激值引起的损失,可以得到较高的色度重构精度,但在变换光源时会产生较大色差。相关学者在此基础上又提出了几种变形空间,如 XYZLMS 空间^[7]、LabRGB 空间^[8]、LabLab 空间^[9]等,但各成分的三刺激值之间存在较大相关性,造成较大数据冗余,容易引起计算振荡而出现错误,并且也无法避免光源的影响。

本文针对现有降维方法存在的不足提出一个基于稀疏理论的新方法,该方法利用字典学习和稀疏编码的交替迭代对多光谱颜色数据进行降维和重构,在光谱精度、色度精度以及光照变换的色差稳定性三方面都能获得较好的改善。同时该方法通过挖掘信号中的稀疏先验信息构造正则化模型,能够在较少训练样本的情况下,对测试样本进行高精度重构,解决了复杂场景下光谱颜色的再现问题,为地物

的光谱特征提取与分析提供有利的支持。

2 理论基础

稀疏理论最早起源于基于小波分析的信号研究, Mallat 等^[10]在 1993 年提出信号可以用一个超完备字典的线性组合近似表示,并且信号的稀疏表示(SR)可以根据信号本身的特点自适应地选择合适的字典。因为过完备字典的原子具有互不相关性,而且冗余性不受限制,可以尽可能地逼近复杂信号的结构,所以可以找到最佳的原子线性组合来表示信号。近年来,稀疏表示吸引了许多学者的关注,广泛用于特征提取。

2.1 数学描述

设原始样本矩阵为 $\mathbf{Y}^{m \times n}$, 过完备字典为 $\mathbf{D}^{m \times K}$, 稀疏编码矩阵 \mathbf{X} , m 为样本数量, n 表示样本的属性。信号 \mathbf{Y} 在字典 \mathbf{D} 下的稀疏表示为

$$\mathbf{Y} \approx \mathbf{D}\mathbf{X}, \text{ s. t. } \|\mathbf{Y} - \mathbf{D}\mathbf{X}\|_p \leq \epsilon, \quad (1)$$

式中: ϵ 为原始样本与稀疏表示的逼近误差极限,通常取 10^{-6} ; $\|\cdot\|_p$ 表示 p 范数。该方法利用过完备字典的 K 维向量去表示原始样本矩阵的 n 维向量,由于 $K < n$,本质上是用低维数据表示高维数据,过完备字典 \mathbf{D} 即为降维后的样本矩阵,每个列向量即为降维后的基向量。为了求得最优唯一的字典和稀疏矩阵,本研究基于 L_1 范数对系数增加约束,优化问题表述为

$$\min_{\mathbf{D}, \mathbf{X}} \sum_i \|\mathbf{x}_i\|_1, \text{ s. t. } \|\mathbf{Y} - \mathbf{D}\mathbf{X}\|_2^2 \leq \epsilon, \quad (2)$$

式中: $\mathbf{x}_i (i=1, 2, \dots, K)$ 为矩阵 \mathbf{X} 中的行向量。

2.2 求解问题

想要最小化稀疏表示与原始样本的误差,尽可能还原出原始样本,同时保证 \mathbf{X} 尽可能稀疏。这是一个带有约束的优化问题,需要利用拉格朗日乘子法将其转化为无约束优化问题,

$$\min_{\mathbf{D}, \mathbf{X}} \|\mathbf{Y} - \mathbf{D}\mathbf{X}\|_2^2 + \eta \|\mathbf{x}_i\|_1, \quad (3)$$

式中: η 是正则化参数,用于均衡系数稀疏性和稀疏表示误差。

对于两个优化变量 \mathbf{D} 和 \mathbf{X} , 求解方法一般是固定其中一个变量,优化另一个变量,交替更新。首先取原始样本 \mathbf{Y} 的左奇异矩阵的前 k 个列向量作为初始字典的原子,得到字典 \mathbf{D}_0 , 根据字典利用正交匹配追踪(OMP)算法^[11], 计算出 \mathbf{X} 。然后固定 \mathbf{X} , 逐列更新字典。记 \mathbf{d}_k 为字典 \mathbf{D} 的第 k 列向量, 记 $\mathbf{X}_T^{(k)}$ 为稀疏矩阵 \mathbf{X} 的第 k 行向量, 令 $j=0$ 为迭代次数, 对(3)式, 有

$$\|Y - DX\|_2^2 = \left\| Y - \sum_{j=1}^K d_j x_T^{(j)} \right\|_2^2 = \left\| \left[Y - \sum_{j \neq k}^K d_j x_T^{(j)} \right] - d_k x_T^{(k)} \right\|_2^2 = \|E_k - d_k x_T^{(k)}\|_2^2, \quad (4)$$

式中:残差 $E_k = Y - \sum_{j \neq k}^K d_j x_T^{(j)}$ 。为了确保求得新的 $x_T^{(k)}$ 是稀疏的,优化的时候需要提取 E_k 中对应 $x_T^{(k)}$ 的非零项,得到新的 E'_k ,此时优化问题可描述为

$$\min_{d_k, x_T^{(k)}} \|E'_k - d_k x_T^{(k)}\|_2^2. \quad (5)$$

因此需要求出最优的 $d_k, x_T^{(k)}$,这是一个最小二乘问题,对 E'_k 作 SVD,

$$E'_k = U \Sigma V^T, \quad (6)$$

(6)式所求得的奇异值矩阵 Σ 中的奇异值应从大到小排列。取左奇异矩阵 U 的第一列向量作为更新字典的第 k 列,即 $d_k = u_1$,取右奇异矩阵 V 的第一个行向量与第一个奇异值的乘积作为 $x_T^{(k)}$,即 $x_T^{(k)} = \Sigma(1,1)V(\cdot,1)^T$ 。得到 $x_T^{(k)}$ 后,将其对应地更新到原 $x_T^{(k)}$ 。重复稀疏编码和字典更新过程,当迭代收敛时则停止迭代。

2.3 重构光谱反射率

为了比较不同方法在降维后提取光谱特征的效果,本研究采用较为简单的伪逆法对光谱反射率进行重构,伪逆法的求解形式为

$$S = RC, \quad (7)$$

$$SC^T(CC^T)^{-1} = RCC^T(CC^T)^{-1}, \quad (8)$$

$$R = SC^T(CC^T)^{-1}, \quad (9)$$

$$\hat{S} = RC, \quad (10)$$

式中: R 表示转换矩阵; S 表示训练样本集光谱反射率矩阵; C 表示数据集降维后的矩阵; \hat{S} 表示测试样本集重构的光谱反射率矩阵。

3 实验部分

3.1 数据

本研究使用了 Munsell 色块光谱数据集^[12]、爱色丽 ColorChecker SG 色卡数据集(SG 色卡)和一张多光谱测试图。Munsell 色块来自芬兰 Kuopio 大学图像数据库,是基于视觉感知等距而建立的颜色分布体系^[13],利用 Perkin Elmer Lambda 18 UV/VIS 分光光度计测量得到 1600 个颜色样本的光谱反射率,包含了自然界中绝大部分颜色^[14]。SG 色卡共有 140 个颜色样本,包含经典 24 色 ColorChecker renditionchart 色卡的所有颜色,部分样本为自然界常见典型物体的颜色^[15],可认为是自然物体颜色的代表,SG 色卡在经典 24 色基础上还提供更多

的皮肤色调、灰度和色域特征色等。young_girl 多光谱测试图来自东芬兰大学,尺寸为 147 pixel × 87 pixel。在本研究中,所有光谱数据集都以 10 nm 的采样间隔,在光谱波长为 400~700 nm 处采样,采样维度为 31 维。

3.2 实验步骤

首先将 Munsell 色块光谱数据集作为训练集,SG 色卡作为测试集,采用 SR 和 PCA 两种方法将 31 维光谱数据转换成 3~6 维光谱数据,然后通过伪逆法,利用训练集降维得到的转换矩阵对测试集进行重建,计算测试集原始样本和重建样本之间的误差,并将两种方法在光谱精度和色度精度上进行比较。为了体现 SR 法在小训练样本的优势,本研究还利用小样本 SG 色卡作为训练集,大样本 Munsell 色块作为测试集进行实验,对比 SR 和 PCA 两种方法对多光谱降维的效果。最后利用 Munsell 色块光谱数据集作为训练集,多光谱图像作为测试集,采用 SR 法将光谱数据降至六维并重构,将重构图像和原始图像进行对比。

3.3 评价指标

光谱数据的压缩和重构通常会出现误差,重构的评价标准一般分为光谱精度和色度精度两个方面。

光谱精度方面,评价指标主要采用光谱均方根误差^[16] (R_{MSE})和光谱拟合度系数(G_{FC})。光谱均方根误差能够评价任意两条光谱曲线之间在每个波长的平均数值差异程度,拟合度系数能够评价任意两条光谱曲线之间的整体形状相似程度,两种指标在评价光谱曲线方面相互补充。各自计算方法分别如下。

1) 光谱 R_{MSE} 的计算方法为

$$R_{MSE} = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n [S(\lambda_i) - S'(\lambda_i)]^2}, \quad (11)$$

式中: $S(\lambda_i)$ 和 $S'(\lambda_i)$ 分别为原始光谱反射率和重建光谱反射率, λ 表示光谱的波长; n 为测试样本数。 R_{MSE} 值越小,表明两条光谱曲线的整体误差越小,重建样品的反射谱越接近原始样品的反射率。

2) 光谱拟合度系数本质上是计算两条光谱之间角度的余弦值,计算方法为

$$G_{FC} = \frac{\sum_{\lambda=400}^{700} S'(\lambda)S(\lambda)}{\left[\sum_{\lambda=400}^{700} S'(\lambda)^2 \right]^{1/2} \left[\sum_{\lambda=400}^{700} S(\lambda)^2 \right]^{1/2}}. \quad (12)$$

G_{FC} 是评价重建光谱反射率曲线与原始光谱反射率曲线之间相似度的有效参数,它不受两者尺度因素的影响。 G_{FC} 的正常取值范围为 0 到 1,如果 $G_{FC} \geq 99.5\%$,则认为重建结果可以接受;如果 $G_{FC} \geq 99.99\%$,则认为重建反射率曲线与原始反射率几乎完全拟合^[17]。

色度精度方面,评价指标通常采用 CIELAB 色差和 CIEDE2000 色差,两种色差的简要介绍和计算方法分别如下:

1) CIELAB 色差(ΔE_{ab})指在 CIE1976L^{*}a^{*}b^{*} 均匀颜色空间,计算得到的任意两个颜色(L_1^*, a_1^*, b_1^*)与(L_2^*, a_2^*, b_2^*)之间的欧氏距离,计算方法为^[18]

$$\Delta E_{ab}^* = \sqrt{(\Delta L^*)^2 + (\Delta a^*)^2 + (\Delta b^*)^2}. \quad (13)$$

2) 在评价颜色差异时,CIEDE2000 色差(ΔE_{00})相对于 CIELAB 色差更加符合人眼视觉感知,自发布以来,已逐步成为颜色科学领域较为权威的色差计算方法,对于任意两个颜色(L_1^*, a_1^*, b_1^*)与(L_2^*, a_2^*, b_2^*),其具体计算形式为^[19]

$$\Delta E_{00} = \sqrt{\left(\frac{\Delta L'}{k_L S_L}\right)^2 + \left(\frac{\Delta C'}{k_C S_C}\right)^2 + \left(\frac{\Delta H'}{k_H S_H}\right)^2 + R_T \frac{\Delta C'}{k_C S_C} \frac{\Delta H'}{k_H S_H}}, \quad (14)$$

ΔE_{00} 的值越小,表明两个颜色之间的视觉感知差异越小。

4 分析与讨论

4.1 光谱精度

不同训练集和测试集重建的光谱精度效果数据见表 1。当 Munsell 色块光谱数据作为训练集,SG 色卡作为测试集时,从 SG 色卡的重建结果来看,SR 法计算得到的 R_{MSE} 平均值均小于 PCA 法得到的 R_{MSE} 平均值,且将数据集降至六维时,SR 法得到的平均 R_{MSE} 较 PCA 法降低了 35.29%。当 SG 色卡

作为训练集,Munsell 色块光谱数据作为测试集时,从 Munsell 色块的重建结果来看,SR 法得到的平均 R_{MSE} 依旧保持在较低的 0.010 左右,但 PCA 法得到的平均 R_{MSE} 均大于 0.04,高于 SR 法计算得到的 R_{MSE} 值的四倍。结合图 1(a)、(b),将测试集 Munsell 色块的 1600 个颜色样本经过 SR 法降至六维并重建后,有 99.81% 颜色样本的 R_{MSE} 值在 0.03 以下,而 PCA 法得到的只有 32.69% 样本的 R_{MSE} 值在 0.03 以下。再结合图 1(c)、(d)可知,SR 法在总体的 R_{MSE} 值上与 PCA 法相比均有所下降,因此在评价指标 R_{MSE} 上,SR 法优于 PCA 法。

表 1 SR 法和 PCA 法光谱重建精度比较

Table 1 Comparison of spectral reconstruction accuracy between SR method and PCA method

Dataset	Dimension	Method	R_{MSE}			$G_{FC}/\%$		
			Mean	Max	Min	Mean	Max	Min
Munsell-SG	6	PCA	0.017	0.048	0.003	99.825	99.999	98.066
		SR	0.011	0.039	0.002	99.884	99.998	97.905
	5	PCA	0.016	0.044	0.004	99.797	99.997	97.626
		SR	0.015	0.040	0.002	99.828	99.994	97.620
	4	PCA	0.020	0.068	0.004	99.626	99.995	93.961
		SR	0.019	0.068	0.003	99.648	99.994	93.779
3	PCA	0.026	0.085	0.006	99.314	99.992	93.793	
	SR	0.025	0.086	0.003	99.375	99.984	93.485	
SG-Munsell	6	PCA	0.068	0.655	0.005	99.298	99.993	76.455
		SR	0.010	0.064	0.001	99.900	99.997	92.273
	5	PCA	0.051	0.323	0.005	99.450	99.993	69.969
		SR	0.015	0.066	0.002	99.805	99.997	91.971
	4	PCA	0.047	0.253	0.005	99.383	99.993	77.736
		SR	0.018	0.088	0.002	99.667	99.997	86.454
	3	PCA	0.041	0.102	0.004	99.335	99.986	85.781
		SR	0.025	0.098	0.002	99.415	99.994	84.614

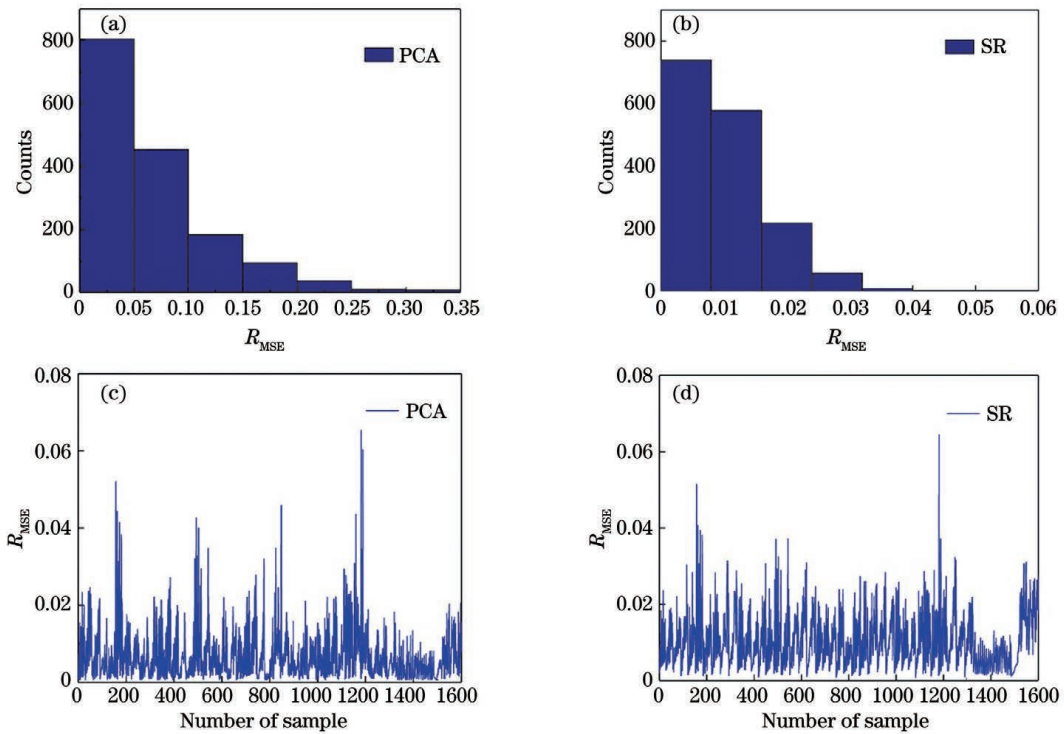


图 1 使用 SG 色卡为训练集, Munsell 色块作为测试集时每个样本降至六维并重构后的 R_{MSE} 分布图。(a) PCA 法得到的光谱误差分布图; (b) SR 法得到的光谱误差分布图; (c) PCA 法得到的 R_{MSE} 曲线; (d) SR 法得到的 R_{MSE} 曲线

Fig. 1 R_{MSE} distribution of each sample with SG color card as training set and Munsell color block as testset when each sample is reduced to six dimensions and reconstructed. (a) Spectral error distribution diagram obtained by PCA method; (b) spectral error distribution diagram obtained by SR method; (c) R_{MSE} curve obtained by PCA method; (d) R_{MSE} curve obtained by SR method

由表 1 的 G_{FC} 结果可知, SR 法得到的平均 G_{FC} 均大于 PCA 法得到的 G_{FC} 值。当 Munsell 色块光谱数据作为训练集, SG 色卡作为测试集时, 从 SG 色卡的重建结果来看, 当数据降至 4~6 维时, 两种降维方法得到的平均 G_{FC} 值均大于 99.5%, 表明重建结果可以接受。当 SG 色卡作为训练集, Munsell 色块光谱数据作为测试集时, 从 Munsell 色块的重建结果来看, PCA 法得到的平均 G_{FC} 值均小于

99.5%, 而 SR 法得到的平均 G_{FC} 值在数据降至 4~6 维时仍大于 99.5%, 说明重建的光谱反射率曲线能够与原始光谱反射率曲线有效地拟合, 达到了令人满意的光谱重建结果。为了进一步比较 SR 法和 PCA 法重建光谱的拟合效果, 根据 SG 色卡降至六维并重建后的 G_{FC} 值选取部分样本, 并作出光谱反射率拟合曲线。图 2(a) 样本是经 SR 法和 PCA 法计算所得的 G_{FC} 值均为 99.98% 的光谱图, 代表重

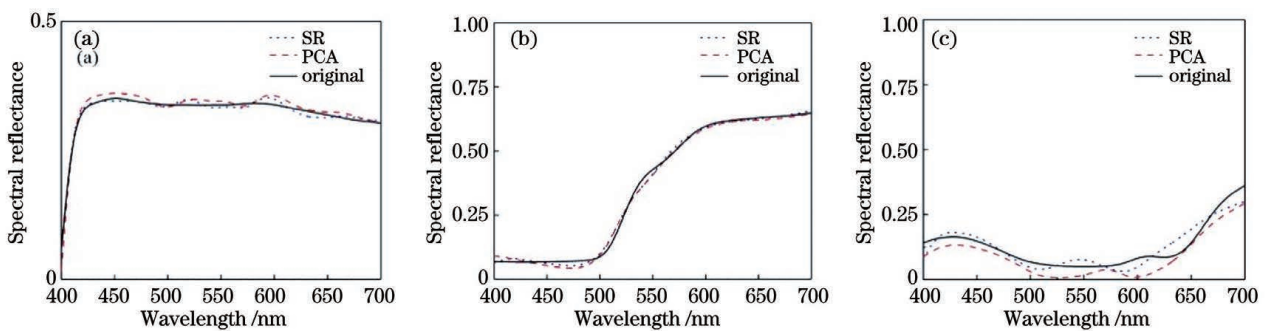


图 2 部分样本光谱反射率曲线、基于 PCA 法和 SR 法的重建光谱曲线。(a) 拟合度较高的样本; (b) 拟合度一般的样本; (c) 拟合度较差的样本

Fig. 2 Partial sample spectral reflectance curve, and reconstructed spectral curve based on PCA method and SR method. (a) Samples with high fitting degree; (b) samples of general fitness; (c) samples with poor fit

建光谱曲线中与原始光谱曲线拟合度较高的样本,图 2(b)样本是经两种方法所得的 G_{FC} 值分别为 99.95% 和 99.93% 的光谱图,代表重建光谱曲线中与原始光谱曲线拟合度一般的样本,图 2(c)是样本经两种方法所得 G_{FC} 值分别为 99.72% 和 99.77%,代表重建光谱曲线中与原始光谱曲线拟合度较差的样本。结合 2(a)~(c)三幅图可以看出 SR 法的原始光谱曲线与重建光谱曲线的拟合效果优于 PCA 法。

4.2 色度精度

在色度精度方面,由表 2 的 ΔE_{00} 可知,在 D65 光源下,经 SR 法降维得到的重建光谱与原始光谱之间的平均色差均低于 PCA 法。当 Munsell 色块光谱数据作为训练集,SG 色卡作为测试集时,从 SG 色卡的重建结果来看,SR 法较 PCA 法的平均色差降低了 70.27%。随着训练样本的减少,测试样本的增多,当 SG 色卡作为训练集,Munsell 色块作为测试集时,从 Munsell 色块的重建结果来看,SR 法还能保持在平均色差 0.4 左右的水平,但 PCA 法得到的平均色差高达 5.939。因此不仅在色度精度方面,而且在少量的训练样本条件下,SR 法也远远好于 PCA 法。

表 2 在 D65 光源下,SR 法和 PCA 法色度重建精度比较
Table 2 Comparison of chromaticity reconstruction accuracy between SR method and PCA method, under D65 light source

Dataset	Method	ΔE_{00}		
		Mean	Max	Min
Munsell-SG	PCA	1.517	9.904	0.047
	SR	0.451	2.328	0.049
SG-Munsell	PCA	5.939	52.727	0.222
	SR	0.430	4.675	0.011

图 3 是使用 Munsell 色块光谱数据作为训练集,young_girl 多光谱图像作为测试集时,通过 SR 法对多光谱图像降至六维并重构得到的图像和原始图像的对比图。主观上可以看到大部分颜色可以被成功恢复,只有少量几个地方可能是由于测量仪器产生的误差,导致小女孩手臂上存在几个与皮肤不相同的颜色,这里的颜色恢复存在一点偏差。总而言之,SR 法可以有效提取光谱特征,为实景三维立体的真实颜色再现提供了参考。

4.3 光源稳定性

实验还探究了在不同光源(A、C、D65 和 D50)

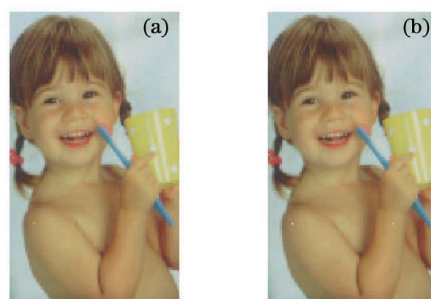


图 3 来自东芬兰大学光谱图像数据库的多光谱图像。

(a)原始图像;(b)通过 SR 法降维并重构的图像

Fig. 3 Multispectral images from the University of Eastern Finland spectral image database.

(a) Original image; (b) image reduced in dimension and reconstructed by SR method

下的平均 ΔE_{00} 。由表 3 可知,在不同的光照条件下,SR 光谱重建方法的色度精度都高于 PCA 光谱重建方法的色度精度,且都稳定在较低的水平。

表 3 不同光源下的平均色差比较

Table 3 Average color difference comparison under different light sources

Dataset	Method	A	C	D65	D50
Munsell-SG	PCA	1.399	1.528	1.517	1.453
	SR	0.277	0.501	0.451	0.373
SG-Munsell	PCA	6.251	5.972	5.939	6.072
	SR	0.276	0.485	0.430	0.367

上述实验结果表明,SR 法有效弥补了 PCA 法存在的不足,利用字典学习和稀疏编码交替更新,对降维的过程以迭代的方式减小误差,可以更好地提取原始光谱的主要特征。

5 结 论

本文将稀疏理论应用于多光谱颜色数据降维,在提取光谱特征的过程中以迭代的方式对光谱误差进行修正,字典学习和稀疏编码交替更新,加速收敛且减少训练样本和稀疏组合线性表示之间的均方误差。实验结果表明,该方法有效地保持了原始光谱的光谱重构精度和色度重构精度,且在复杂场景条件下具有良好的色差稳定性。同时在相对较少的训练样本的学习下,可以对大量测试样本进行较好的光谱降维和重构,适用于多维光谱的高保真降维处理,为三维立体的真实颜色再现提供了参考,从而进一步促进多光谱激光雷达在地物目标识别分类和植被探测的应用。

参 考 文 献

- [1] Tebaldini S, Rocca F. Multibaseline polarimetric SAR tomography of a boreal forest at P- and L-bands [J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2012, 50(1): 232-246.
- [2] Fernandez D, Gonzalez C, Mozos D, et al. FPGA implementation of the principal component analysis algorithm for dimensionality reduction of hyperspectral images[J]. *Journal of Real-Time Image Processing*, 2019, 16(5): 1395-1406.
- [3] Zhang X Y, Yang W P, Zhou H T, et al. Multi-spectral reconstruction based on the method of independent component analysis (ICA) [J]. *Optical Technique*, 2007, 33(3): 390-394.
张小燕, 杨卫平, 周洪涛, 等. 基于独立成分分析法 ICA 的多光谱重建 [J]. *光学技术*, 2007, 33(3): 390-394.
- [4] Klema V, Laub A. The singular value decomposition: its computation and some applications [J]. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 1980, 25(2): 164-176.
- [5] Zheng Y B, Huang T Z, Zhao X L, et al. Mixed noise removal in hyperspectral image via low-fibered-rank regularization[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2020, 58(1): 734-749.
- [6] Derhak M W, Rosen M R. Spectral colorimetry using LabPQR: an interim connection space[J]. *Journal of Imaging Science and Technology*, 2006, 50(1): 53-63.
- [7] Zhang X, Wang Q, Wang Y, et al. XYZLMS interim connection space for spectral image compression and reproduction [J]. *Optics Letters*, 2012, 37(24): 5097-5099.
- [8] Nakaya F, Ohta N. Spectral encoding/decoding using LabRGB[J]. *Journal of Imaging Science and Technology*, 2008, 52(4): 040902.
- [9] Cao Q, Wan X X, Li J F, et al. Updated version of an interim connection space LabPQR for spectral color reproduction: LabLab[J]. *Journal of the Optical Society of America. A, Optics, Image Science, and Vision*, 2016, 33(9): 1860-1871.
- [10] Mallat S G, Zhang Z F. Matching pursuits with time-frequency dictionaries [J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 1993, 41(12): 3397-3415.
- [11] Qin Y, Zou J Q, Tang B P, et al. Transient feature extraction by the improved orthogonal matching pursuit and K-SVD algorithm with adaptive transient dictionary[J]. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 2020, 16(1): 215-227.
- [12] University of Eastern Finland, Spectral Color Research Group [EB/OL]. [2021-01-15]. <https://www.uef.fi/spectral/spectral-database>.
- [13] Skelton A E, Catchpole G, Abbott J T, et al. Biological origins of color categorization[J]. *Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America*, 2017, 114(21): 5545-5550.
- [14] Witzel C, Gegenfurtner K R. Color perception: objects, constancy, and categories[J]. *Annual Review of Vision Science*, 2018, 4(1): 475-499.
- [15] Zhang F, Xu H, Feng H. Toward a unified model for predicting color quality of light sources[J]. *Applied Optics*, 2017, 56(29): 8186-8195.
- [16] Imai F H, Rosen M R, Berns R S. Comparative study of metrics for spectral match quality[J]. *Conference on Colour in Graphics, Imaging, and Vision*, 2002, 2002(1): 492-496.
- [17] Cao B, Liao N F, Cheng H B. Spectral reflectance reconstruction from RGB images based on weighting smaller color difference group[J]. *Color Research & Application*, 2017, 42(3): 327-332.
- [18] Liu P, Liu Z, Wu G Y, et al. Spectral dimension reduction methods for color reproduction[J]. *Packaging Engineering*, 2015, 36(3): 119-122, 151.
刘攀, 刘真, 吴光远, 等. 面向颜色再现的光谱降维方法研究 [J]. *包装工程*, 2015, 36(3): 119-122, 151.
- [19] Gómez-Polo C, Muñoz M P, Lorenzo Luengo M C, et al. Comparison of the CIELab and CIEDE2000 color difference formulas[J]. *The Journal of Prosthetic Dentistry*, 2016, 115(1): 65-70.