

基于权重的鲁棒性 PCA 压缩方法

doi:10.3969/j.issn.1674-7100.2019.06.012

李 慧

武汉大学

印刷与包装系

武汉 湖北 430079

摘 要: 为了降低具有噪声的多光谱图像在降维重建后的光谱信息和颜色信息的损失,提出一种基于权重的鲁棒性 PCA 压缩方法(WRPCA)。先依据人眼的视觉特征,用人类视觉敏感函数(CIE1931标准观察者的色匹配函数)对多光谱图像的光谱进行加权,然后再对加权后的光谱使用 Robust PCA 法进行降维,最后重构得到图像。实验中 WRPCA 法与 WSPCA 法是在同样条件下进行测试。分析实验数据可以看出,WSPCA 法由于受噪声影响,其图像压缩重构效果不好,但是 WRPCA 法不受噪声影响,其重建图像的光谱精度和色度精度都优于 WSPCA 法。

关键词: 多光谱图像;图像压缩;噪声;主成分分析法;鲁棒性;WSPCA 法

中图分类号: TP391.4

文献标志码: A

文章编号: 1674-7100(2019)06-0084-09

引文格式: 李 慧. 基于权重的鲁棒性 PCA 压缩方法[J]. 包装学报, 2019, 11(6): 84-92.

1 研究背景

多光谱成像技术解决了同色异谱问题,能精确地获得并再现图像的颜色信息,因而被广泛应用于彩绘遥感、文物保护、高保真印刷、医疗影像等领域中。多光谱图像一般包含可见光区域的数个至数十个波段^[1],增加了许多颜色细节信息,但随之提高了信息的冗余度,这给光谱颜色传递、数据存储和传输、颜色可视化以及其他信息处理带来了较大的挑战^[2]。因此,多光谱图像压缩算法受到越来越多的关注。其主要是降维法,如主成分分析法(principal component analysis, PCA)^[3]、独立成分分析法(independent component analysis, ICA)^[4]、LabPQR 法^[5]、加权光谱 PCA 法(weighted spectral PCA, WSPCA)^[6]等。PCA 法忽略了图像的色彩特性,导致色度精度不高,且不能解决压缩中的噪声问题;ICA 法可以保存容易被忽略的信息,但同时也保存了噪声;LabPQR 法

考虑了光谱精度和色度精度,但易受噪声影响;在 WSPCA 法基础上提出的多光谱图像非线性降维法 WSPCAplus 法^[6]易受噪声影响;鲁棒性主成分分析法(Robust PCA)^[7]不受噪声影响,但色度精度不高;王平等^[8]提出的基于子带谱间变换的多光谱图像有损压缩算法,能够获得较好的压缩性能,具有较低的编码复杂度;孔繁镔等^[9]提出的基于卷积神经网络的端到端多光谱图像压缩算法,相同码率下能有效保留多光谱图像的谱间信息,在图像恢复质量上比 JPEG2000 高,但同时将噪声保留下来。上述压缩算法都可以挑选对颜色再现有用的信息,除 Robust PCA 法外,其他方法都不能解决光谱图像压缩中遇到的噪声问题。

光谱中的异常值是光谱测量值与真实值相比有显著性异常的值,还包括测得的光谱与平均光谱有显著性差异的值^[10]。噪声属于异常值,给图像处理带来了很多困难。由于实验设备测得的光谱信号往往受

收稿日期: 2019-10-16

作者简介: 李 慧(1994-),女,江苏海安人,武汉大学硕士生,主要研究方向为图形图像处理,

E-mail: lh941112@163.com

到许多不确定的因素干扰,所以测得的光谱信息不仅包含样品的真实数据,还包含各种干扰带入的噪声^[11-12]。胡椒盐噪声^[13-14]是一种典型的图像噪声。受胡椒盐噪声影响的像素与周围的像素相比在灰度上有很大的差异,像素的灰度值有的很大有的很小,在图像上表现出按一定概率分布的白点和黑点,这严重影响图像的视觉效果和质量。RGB 图像加入胡椒盐噪声的图像如图 1 所示。原始光谱图与加入胡椒盐噪声的光谱图如图 2 所示。可见,原始光谱图和加入胡椒盐噪声的光谱图差异较大。

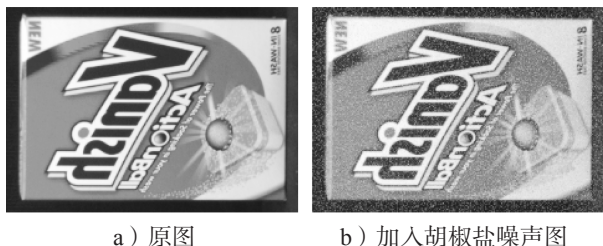


图 1 两种 RGB 图像

Fig. 1 Two RGB images



彩图

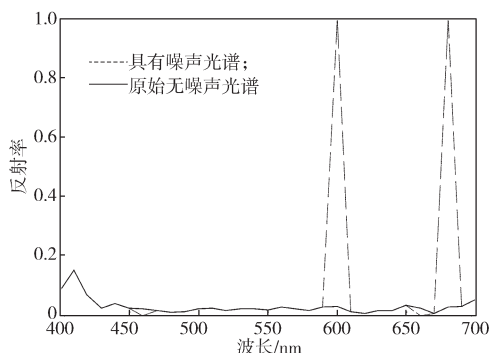


图 2 两种光谱曲线对比图

Fig. 2 Two spectral curves contrast image

综上所述,在不丢失有用信息的情况下压缩多光谱图像时,减少需要处理的数据量和解决噪声问题是一项非常重要的工作。基于此,本文提出基于权重的鲁棒性 PCA 法 (the weighted Robust PCA, WRPCA)。该算法能去除各种多余信息,准确地再现颜色,使重建光谱误差较小,提高数据存储和传输速度,解决 PCA 法中遇到的噪声问题。

2 算法介绍

2.1 PCA 法的鲁棒性分析

PCA 法的鲁棒性需要考虑以下两个方面:1) 各主成分之间相互独立,以便于处理很多数据时,将数

据作为单独的个体考虑。PCA 法只考虑了协方差阵的二阶特性,所以 PCA 法中各个成分之间互不相关,但不相互独立。2) 去除数据中异常值。异常值会引起 PCA 法的计算结果误差较大,因而需减少异常值对 PCA 法的影响^[7]。

Robust PCA 法和 PCA 法的本质是一样的,都是找出高维数据信息在低维空间的最佳投影。但 PCA 法面对严重的异常值时,无法正常进行图像降维。因为对于低秩数据矩阵 S 而言,当矩阵 S 受到稀疏噪声影响时,矩阵 S 的低秩性就会被破坏而变成满秩,使矩阵中所有数据都不相关。Robust PCA 法假设矩阵数据中噪声是稀疏的,而不管噪声的强弱,将其矩阵 S 分解为两个矩阵相加,分别是低秩矩阵 M (含结构信息,各行或各列是线性相关的) 和稀疏矩阵 N (具有噪声),因此 Robust PCA 法能够不受噪声的影响。

2.2 WRPCA 法原理

在光照变化的情况下,重构光谱图与源光谱图之间的色差较大。根据人眼视觉系统特性,WSPCA 法在 PCA 法的基础上引入光谱加权方法,用国际照明委员会 (Commission Internationale De L' Eclairage, CIE) 定义的标准观察者色匹配函数作为权重,可提高降维的色度精度,同时,只考虑人眼受到光谱反射刺激之后的反应,可去除光照影响,提高颜色匹配效果。加之 Robust PCA 法不受异常值的影响,因此本文将光谱加权和 Robust PCA 法相结合,以改进 Robust PCA 法,提高图像的色度精度和光谱精度,使多光谱图像颜色复制更加精确。

WRPCA 法的算法流程如下。

步骤一,对高维图像的光谱进行加权,即

$$R_w = W r_w, \\ W = \frac{\bar{x}(\lambda) + \bar{y}(\lambda) + \bar{z}(\lambda)}{\max(\bar{x}(\lambda) + \bar{y}(\lambda) + \bar{z}(\lambda))}. \quad (1)$$

式中: R_w 是加权之后的光谱反射率;

r_w 是多光谱图像的光谱反射率;

W 是光谱加权系数;

$\bar{x}$ 、 $\bar{y}$ 、 $\bar{z}$ 是 CIE1931 标准观察者色匹配函数的三刺激值。

步骤二,根据 WSPCA 法原理,以 $R_w = W r_w$ 作为等待降维的矢量,则可用 Robust PCA 方法实现 R_w 的降维。 R_w 为低秩矩阵 M 和稀疏矩阵 N 两个矩阵相

加即

$$R_w = M + N. \quad (2)$$

步骤三, 根据 Robust PCA 法原理, 使用增广拉格朗日乘子法对图像进行降维。根据此问题构造的增广拉格朗日函数为

$$L(M, N, Y, \mu) = \|M\|_* + \lambda \|N\|_1 + \langle Y, R_w - M - N \rangle + \frac{\mu}{2} \|R_w - M - N\|_F^2. \quad (3)$$

式中: Y 为拉格朗日乘子;

参数 $\mu > 0$ 为一个给定的常数;

λ 为矩阵 N 的特征值。

用拉格朗日乘子法交替更新迭代矩阵 M 和 N , 达到终止条件时结束。

$$M_{k+1}^{j+1} = \arg \min_M L(M, N_{k+1}^j, \mu_k) = \arg \min_M \|M\|_* + \frac{\mu_k}{2} \left\| M - \left(R_w - M_{k+1}^j + \frac{Y_k}{\mu_k} \right) \right\|_F^2. \quad (4)$$

$$N_{k+1}^{j+1} = \arg \min_N L(M_{k+1}^{j+1}, N, Y_k, \mu_k) = \arg \min_N \lambda \|N\|_1 + \frac{\mu_k}{2} \left\| N - \left(R_w - M_{k+1}^{j+1} + \frac{Y_k}{\mu_k} \right) \right\|_F^2. \quad (5)$$

记 M_{k+1}^{j+1} 、 N_{k+1}^{j+1} 分别收敛于 M_{k+1}^* 、 N_{k+1}^* , 则矩阵 Y 的更新公式为

$$Y_{k+1} = Y_k + \mu_k (R_w - M_{k+1}^* - N_{k+1}^*), \quad (6)$$

参数 μ 的更新公式为

$$\mu_{k+1} = \begin{cases} \rho \mu_k, & \text{if } \mu_k \|N_{k+1}^* + N_{k+1}^*\|_F / \|R_w\|_F < \varepsilon; \\ \mu_k, & \text{otherwise.} \end{cases} \quad (7)$$

式中: $\rho > 1$ 为常数;

$\varepsilon > 0$ 为比较小的正数。

参数 μ_k 增长的越快, 则收敛速度越快。

步骤四, 经过加权降维后, 光谱图像需去除所加权重, 恢复得到最终的多光谱图像反射率, 即将等式 $R_w = W r_w$ 的两边分别左乘 W^{-1} 得

$$\hat{r}_w = W^{-1} R_w. \quad (8)$$

3 实验结果与分析

实验中多光谱图像的光谱范围均在可见光光谱波段 400~700 nm, 采样步长为 5~10 nm。为验证算

法的有效性, 对多光谱图像以及通过仿真方式增加了胡椒盐噪声的多光谱图像进行测试。从光谱精度和色度精度两个方面对 WRPCA 法和 WSPCA 法的多光谱图像压缩效果进行对比。光谱精度选用均方根误差公式, 色度精度采用 D65 光源下的 CIEDE2000^[15] 色差公式。

3.1 RGB 效果图比较

4 幅测试图的多光谱图像 RGB 效果图、具有噪声的多光谱图像 RGB 效果图、经 WRPCA 降维后和 WSPCA 降维后的 RGB 效果图如图 3~6 所示。

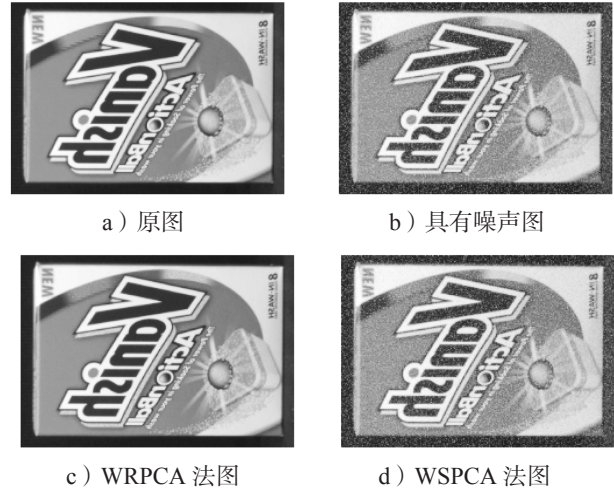


图 3 “CDREF31_15vanish”
多光谱图像的 4 种 RGB 效果图

Fig. 3 Four RGB effect diagrams of
“CDREF31_15vanish” multispectral image



彩图

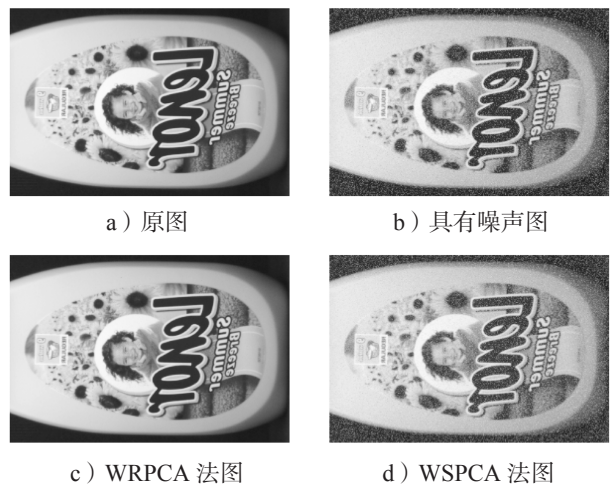


图 4 “CDREF31_17lenor”
多光谱图像的 4 种 RGB 效果图

Fig. 4 Four RGB effect diagrams of
“CDREF31_17lenor” multi-spectral image



彩图

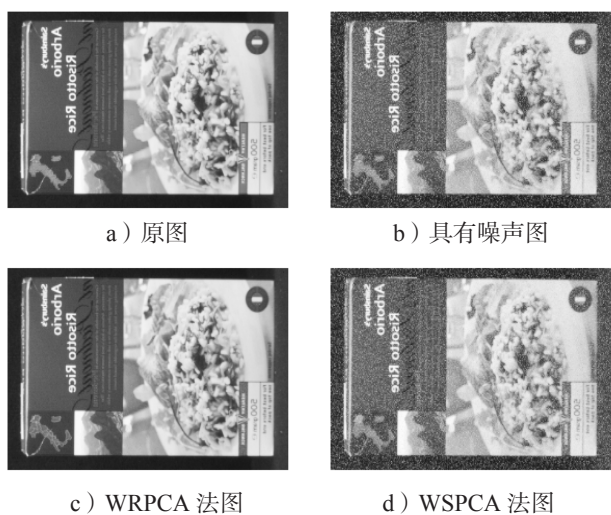


图 5 “CDREF31_19risotto”
多光谱图像的 4 种 RGB 效果图

Fig. 5 Four RGB effect diagrams of
“CDREF31_19risotto” multispectral image

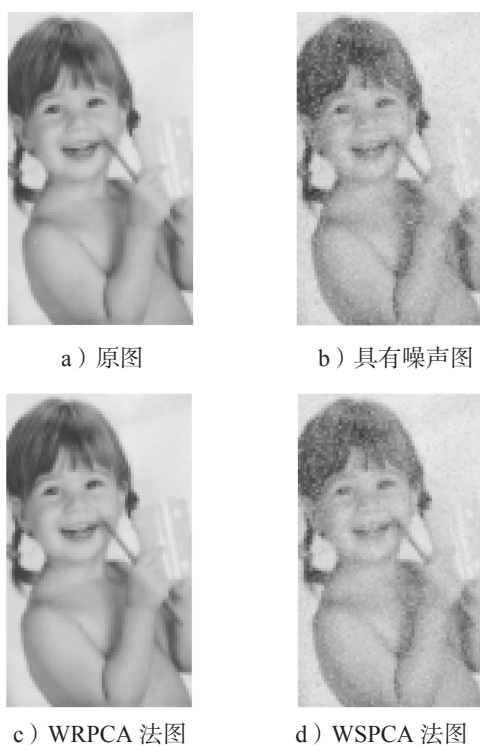


图 6 “young_girl” 多光谱图像的
4 种 RGB 效果图

Fig. 6 Four RGB effect diagrams of
“young_girl” multispectral image

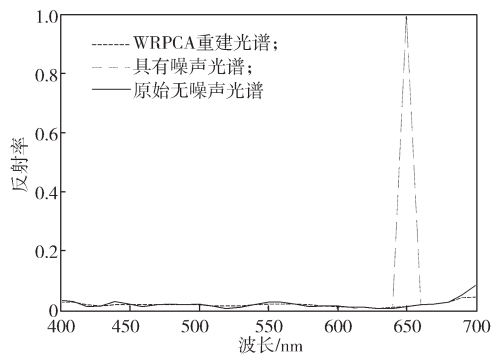


由图 3~6 可以看出, 经 WRPCA 法降维后的 RGB 图像比 WSPCA 法的更加清晰, 且与原多光谱

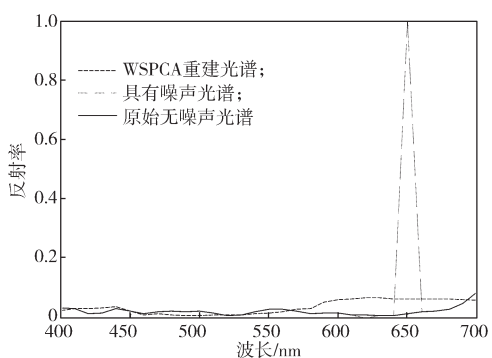
图像十分接近, 而经 WSPCA 法降维后的 RGB 图像还能明显地看见噪声, 有的甚至有色差。

3.2 光谱精度评价

实验时测量了多个像素点的光谱图像, 选取不同波段有明显噪声的像素点进行观察和比较。图 7 和 8 分别是“CDREF31_15vanish”多光谱图像的第 500 个和第 10 000 个像素点 (这两个像素点的颜色差距较大) 降维前后的光谱曲线图。



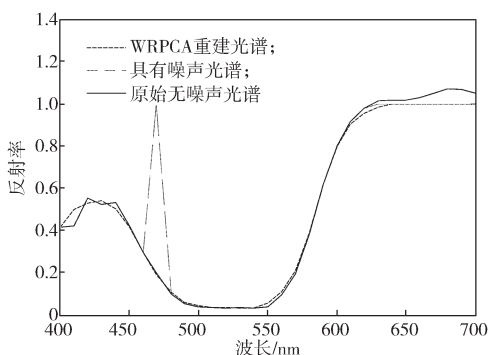
a) WRPCA 法



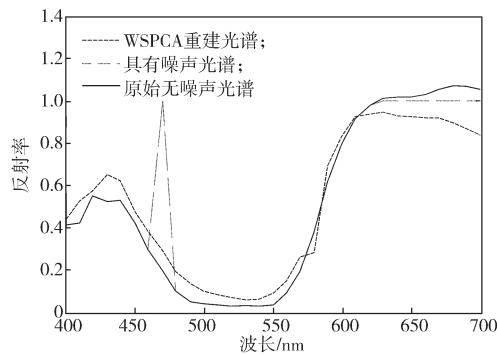
b) WSPCA 法

图 7 “CDREF31_15vanish” 第 500 个像素降维
前后的光谱曲线图

Fig. 7 “CDREF31_15vanish” multispectral image of
the 500th pixel before and after
the dimensionality reduction



a) WRPCA 法

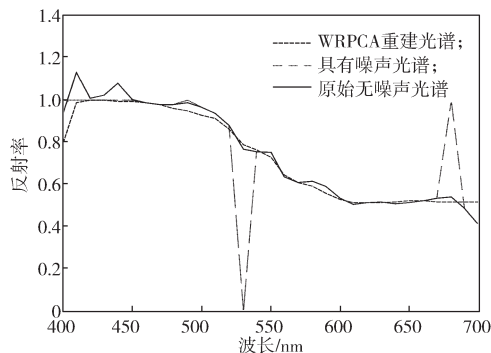


b) WSPCA 法

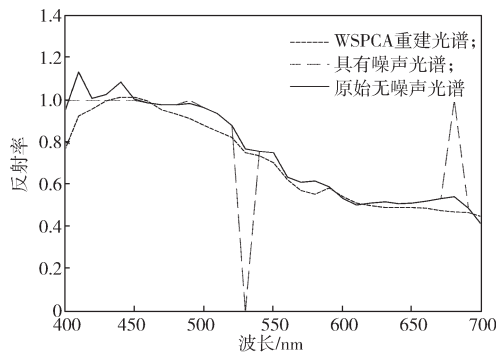
图8 “CDREF31_15vanish”第10 000个像素降维前后的光谱曲线图

Fig. 8 “CDREF31_15vanish” multispectral image of the 10 000th pixel before and after the dimensionality reduction

图9和10分别是“CDREF31_17lenor”多光谱图像的第100个和第1000个像素点（这两个像素点的颜色差距较大）降维前后的光谱曲线图。



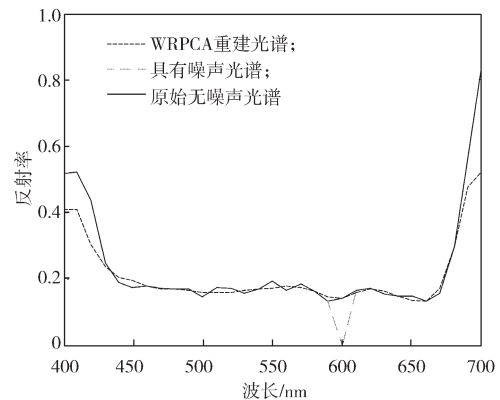
a) WSPCA 法



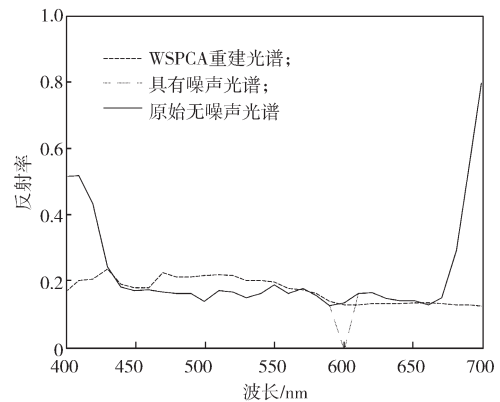
b) WSPCA 法

图9 “CDREF31_17lenor”第100个像素降维前后的光谱曲线图

Fig. 9 “CDREF31_17lenor” multispectral image of the 100th pixel before and after the dimensionality reduction



a) WSPCA 法



b) WSPCA 法

图10 “CDREF31_17lenor”第1000个像素降维前后的光谱曲线图

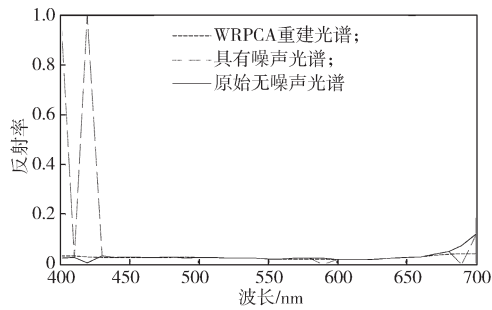
Fig. 10 “CDREF31_17lenor” multispectral image of the 1000th pixel before and after the dimensionality reduction

图11和12分别是“CDREF31_19risotto”多光谱图像的第300个和第10 000个像素点（这两个像素点的颜色差距较大）降维前后的光谱图像。

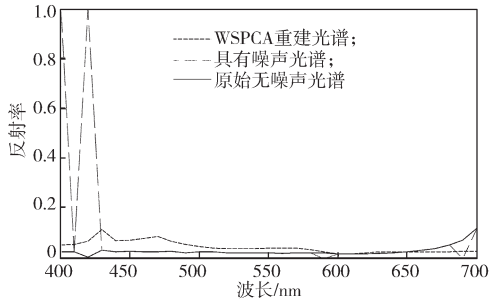
图13和14分别是“young_girl”多光谱图像的第400个和第3000个像素点（这两个像素点的颜色差距较大）降维前后的光谱图像。

由图7~14可知，经WSPCA法重建的光谱随着加入的噪声而波动，重建光谱与原始图像有一定差距，光谱精度降低，而WRPCA法受噪声的影响较小，重构图像清晰，拥有较高的光谱精度。

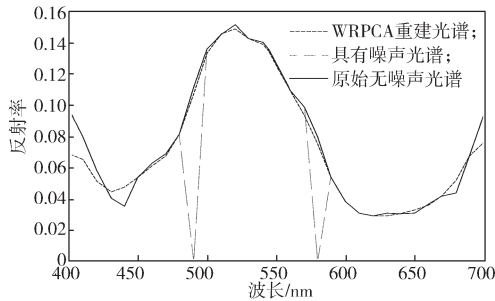
光谱精度可以用原图像的光谱反射比和重建图像光谱反射比的误差表示，所以本文利用均方根误差 E_{RMS} 评价4幅多光谱图像降维重建后的光谱精度。均方根误差越小，光谱精度越高。分别通过WRPCA法和WSPCA法得到的多光谱图像的 E_{RMS} 如表1所示。



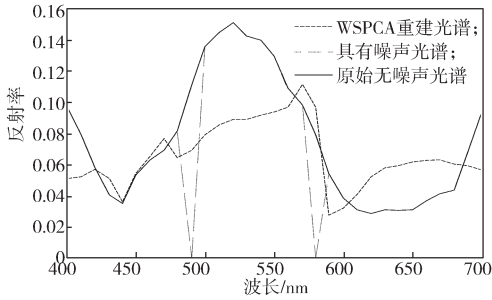
a) WRPCA 法



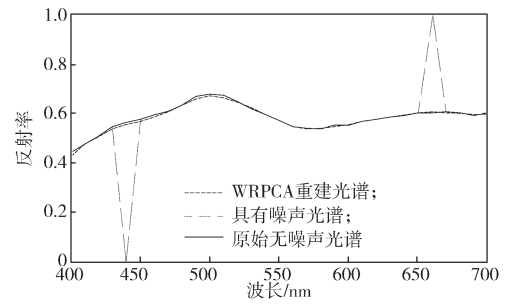
b) WSPCA 法

图 11 “CDREF31_19risotto” 第 300 个像素
降维前后的光谱曲线图Fig. 11 “CDREF31_19risotto” multispectral image of the
the 300th pixel before and after
the dimensionality reduction

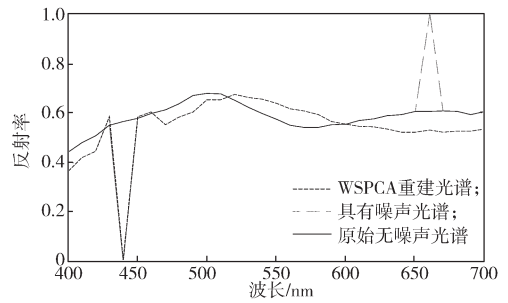
a) WRPCA 法



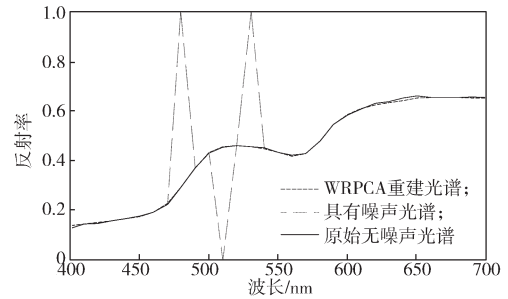
b) WSPCA 法

图 12 “CDREF31_19risotto” 第 10 000 个像素
降维前后的光谱曲线Fig. 12 “CDREF31_19risotto” multispectral image of the
the 10 000th pixel before and after
the dimensionality reduction

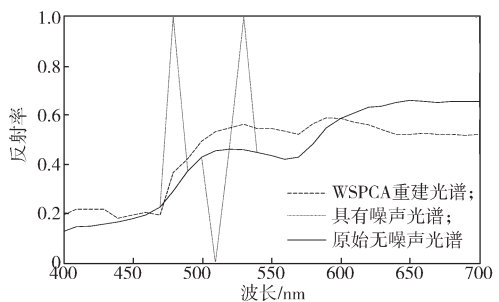
a) WRPCA 法



b) WSPCA 法

图 13 “young_girl” 第 400 个像素
降维前后的光谱曲线图Fig. 13 “young_girl” multispectral image of the 400th
pixel before and after the dimensionality reduction

a) WRPCA 法



b) WSPCA 法

图 14 “young_girl” 第 3000 个像素
降维前后的光谱曲线Fig. 14 “young_girl” multispectral image of the 3000th
pixel before and after the dimensionality reduction

表 1 WRPCA 法和 WSPCA 法的 E_{RMS}
Table 1 E_{RMS} between WRPCA and WSPCA methods

图 名	降维方法	E_{RMS}		
		平均值	最小值	最大值
CDREF31_15vanish	WRPCA	0.193 2	0.009 6	4.875 7
	WSPCA	0.518 3	0.027 7	5.720 0
CDREF31_17lenor	WRPCA	0.151 7	0.007 4	2.229 8
	WSPCA	0.493 7	0.019 7	2.250 8
CDREF31_19risotto	WRPCA	0.140 3	0.008 8	3.221 8
	WSPCA	0.490 9	0.020 1	2.336 7
young_girl	WRPCA	0.045 1	0.006 0	15.965 0
	WSPCA	0.546 1	0.058 2	15.994 5

由表 1 可知, 使用 WSPCA 法的 4 幅图像的 E_{RMS} 平均值均大于使用 WRPCA 法的, 且是 WRPCA 法

表 2 WRPCA 法和 WSPCA 法的 ΔE_{2000} 比较
Table 2 Color difference ΔE_{2000} between WRPCA and WSPCA

图 名	降维方法	ΔE_{2000}			$\Delta E_{2000} > 1.0(\%)$	$\Delta E_{2000} > 0.75(\%)$
		平均值	最小值	最大值		
CDREF31_15vanish	WRPCA	1.325 8	0.001 8	44.189 5	24.774 0	35.259 5
	WSPCA	5.313 6	0.008 6	47.883 5	83.537 9	87.343 8
CDREF31_17lenor	WRPCA	0.984 8	0.003 2	34.080 3	30.219 5	37.660 7
	WSPCA	5.196 6	0.007 9	36.053 6	87.093 1	90.425 6
CDREF31_19risotto	WRPCA	1.099 3	0.004 1	28.734 0	26.452 7	31.434 6
	WSPCA	5.751 2	0.003 7	30.422 4	86.860 3	91.020 2
young_girl	WRPCA	0.382 5	0.001 7	14.564 4	88.804 4	10.118 1
	WSPCA	4.668 2	0.163 5	25.178 1	97.435 3	99.030 4

由表 2 可知, 使用 WSPCA 法的 4 幅图像的 ΔE_{2000} 平均值是 WRPCA 法的几倍; 除使用 WSPCA 法的“CDREF31_19risotto”中 ΔE_{2000} 的最小值小于 WRPCA 法的之外, 其余的均大于 WRPCA 法; 经 WSPCA 法得到的重构图像的 ΔE_{2000} 大于 0.75 和大于 1.0 的像素占比在 80%~90% 之间, 有人眼可见的色差, 而 WRPCA 法的却在 40% 以下, 色差不明显。可见, 利用 WSPCA 法得到的图像 ΔE_{2000} 远大于 WRPCA 法, WRPCA 法的色度精度更高。

综合上述均方根误差和色差的分析结果可知, 4 幅多光谱图像经 WRPCA 法降维重建后的 E_{RMS} 和 ΔE_{2000} 的平均值均小于 WSPCA 法, 其最小值和最大值也基本上比 WSPCA 法的小。可见, 在此实验中 WSPCA 法没有好的色度精度和光谱精度, 其原因是 WSPCA 法受噪声影响, 导致图像降维时光谱信息和颜色信息的损失, 而 WRPCA 法解决了噪声问题, 使其光谱信息和颜色信息损失较小。

的几倍; 除“CDREF31_19risotto”使用 WSPCA 法的 E_{RMS} 的最大值小于使用 WRPCA 法的以外, 其余的均比使用 WSPCA 法的大。可见 WRPCA 法的光谱精度高于 WSPCA 法。

3.3 色度精度评价

本文采用 CIE2000 色差 (ΔE_{2000}) 对多光谱图像降维重建后的颜色信息丢失程度进行评价, 并且对 ΔE_{2000} 大于 1.0 和大于 0.75 的像素个数所占比进行统计, 以分析 4 幅图像压缩后颜色变化在视觉容忍范围之内外的情况。WRPCA 法和 WSPCA 法的 ΔE_{2000} 如表 2 所示。WRPCA 法和 WSPCA 法都是以人眼相关的 CIE1931 标准观察者色匹配函数作为权重, 考虑到了人眼视觉匹配。

4 结语

为了减少具有噪声的多光谱图像降维重建后的光谱信息和颜色信息损失, 本文提出了一种基于权重的鲁棒性 PCA (WRPCA) 的降维方法。此方法先是根据人眼的视觉特征, 采用与人眼相关的视觉敏感函数即 CIE1931 标准观察者色匹配函数, 对源图像光谱进行加权, 然后再对加权光谱使用 Robust PCA 法进行降维。对光谱加权不仅提高了不同光源下多光谱图像的色度精度, 还减少了主要颜色信息的丢失。实验结果表明, WRPCA 法的光谱精度和色度精度都比 WSPCA 法的高, 且 WRPCA 法得到的图像清晰度也比 WSPCA 法得到的图像好。可见 WRPCA 法能够不受噪声影响, 其光谱信息和颜色信息损失都较小。但是, WRPCA 法在减少冗余信息方面做得还不够好, 后续还需进一步研究。

参考文献:

- [1] 梁 玮, 曾 平, 罗雪梅, 等. 色彩再现的多光谱图像压缩 [J]. 光谱学与光谱分析, 2015, 35(1): 276–281.
LIANG Wei, ZENG Ping, LUO Xuemei, et al. Multispectral Image Compression Algorithms For Color Reproduction[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2015, 35 (1): 276–281.
- [2] 杨 鹰, 孔玲君. 基于光滑 0 范数压缩感知的多光谱图像去马赛克算法 [J]. 光电子·激光, 2017, 28(6): 674–679.
YANG Ying, KONG Lingjun. Multi-Spectral Demosaicking Method Based on Compressive Sensing of Smooth Norm 0[J]. Journal of Optoelectronics·Laser, 2017, 28(6): 674–679.
- [3] JOLLIFFE I T. Principal Component Analysis[M]. New York: Springer-Verlag, 2002: 513.
- [4] LENNON M, MERCIER G, MOUCHOT M C, et al. Independent Component Analysis as a Tool for the Dimensionality Reduction and the Representation of Hyperspectral Images[C]//IEEE 2001 International Geoscience and Remote Sensing Symposium. Sydney: IEEE, 2001. doi: 10.1109/IGARSS.2001.978197.
- [5] 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.
LIU Pan, LIU Zhen, WU Guangyuan, et al. Spectral Dimension Reduction Methods for Color Reproduction[J]. Packaging Engineering, 2015, 36(3): 119–122.
- [6] 王 莹, 王忠民, 王义峰, 等. 面向色彩再现的多光谱图像非线性降维方法 [J]. 光学精密工程, 2011, 19(5): 1171–1178.
WANG Ying, WANG Zhongmin, WANG Yifeng, et al. Nonlinear Dimensionality Reduction of Multi-Spectral Images for Color Reproduction[J]. Optics and Precision Engineering, 2011, 19 (5): 1171–1178.
- [7] CANDÈS E J, LI X D, MA Y, et al. Robust Principal Component Analysis[J]. Journal of the ACM, 2011, 58(3): 11.
- [8] 王 平, 陈 欣, 粘永健, 等. 基于子带谱间变换的多光谱图像压缩 [J]. 电光与控制, 2018, 25(6): 39–43.
WANG Ping, CHEN Xin, NIAN Yongjian, et al. Multi-Spectral Image Compression Based on Sub-Band Spectral Transform[J]. Electronics Optics & Control, 2018, 25 (6): 39–43.
- [9] 孔繁镭, 周永波, 沈 秋, 等. 基于卷积神经网络的端到端多光谱图像压缩方法 [J]. 中国激光, 2019, 46(10): 1009001–1–1009001–9.
KONG Fanqiang, ZHOU Yongbo, SHEN Qiu, et al. End-to-End Multispectral Image Compression Using Convolutional Neural Network[J]. Chinese Journal of Lasers, 2019, 46(10): 1009001–1–1009001–9.
- [10] 闵顺耕, 李 宁, 张明祥. 近红外光谱分析中异常值的判别与定量模型优化 [J]. 光谱学与光谱分析, 2004, 24(10): 1205–1209.
MIN Shungeng, LI Ning, ZHANG Mingxiang. Outlier Diagnosis and Calibration Model Optimization for Near Infrared Spectroscopy Analysis[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2004, 24(10): 1205–1209.
- [11] 刘 洁, 李小昱, 李培武, 等. 基于近红外光谱分析的数据处理方法研究进展 [C]// 中国农业工程学会 2007 年学术年会. 大庆: 中国农业工程学会, 2007: 1–6.
LIU Jie, LI Xiaoyu, LI Peiwu, et al. Progress of Spectral Data Treatment in NIR Analytical Technique[C]// CSAE2007. Daqing: Chinese Society of Agriculture Engineering, 2007: 1–6.
- [12] 袁桂霞, 周先春. 基于分类和模糊滤波的 X 光图像椒盐噪声滤除算法 [J]. 计算机应用研究, 2019, 36(1): 299–302.
YUAN Guixia, ZHOU Xianchun. Salt and Pepper Noise Filtering Algorithm for X-Ray Images with Multi-Level Classification and Fuzzy Filtering[J]. Application Research of Computers, 2019, 36(1): 299–302.
- [13] 张 皓, 陈明亮. 邻近移动窗消除高密度椒盐噪声的中值滤波 [J]. 电子测量与仪器学报, 2018, 32(9): 169–175.
ZHANG Hao, CHEN Mingliang. Median Filtering for Eliminating High Density Salt and Pepper Noise by Adjacent Moving Window[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2018, 32(9): 169–175.
- [14] 王文豪, 高尚兵, 周静波, 等. 图像中椒盐噪声去除算法研究 [J]. 数据采集与处理, 2015, 30(5): 1091–1098.
WANG Wenhao, GAO Shangbing, ZHOU Jingbo, et al. Research on Denoising Algorithm for Salt and Pepper Noise[J]. Journal of Data Acquisition and Processing, 2015, 30 (5): 1091–1098.
- [15] 郑元林, 刘士伟. 最新色差公式: CIEDE2000[J]. 印刷质量与标准化, 2004(7): 34–37.
ZHENG Yuanlin, LIU Shiwei. Latest Color Difference Formula: CIEDE2000[J]. Printing Quality and

Standardization, 2004 (7): 34–37.

- [16] 何成栋, 黄新国, 张姗姗. 基于颜色属性的光谱重建训练样本正交优化 [J]. 包装学报, 2016, 8(3): 66–70.
HE Chengdong, HUANG Xinguo, ZHANG Shanshan.
Orthogonal Optimization of Spectral Reconstruction

Training Samples Based on Color Properties[J].
Packaging Journal, 2016, 8(3): 66–70.

(责任编辑: 邓 彬)

Research on a Robust PCA Compression Method Based on Weights

LI Hui

(School of Printing and Packaging, Wuhan University, Wuhan 430079, China)

Abstract: In order to reduce the loss of spectral and color information of multispectral images with noise after dimensionality reduction, a robust PCA compression method based on weights (WRPCA) was proposed. Firstly, based on the special performance of the human eye, the spectrum of the multispectral image was weighted by the human visual sensitivity function (color matching function of the CIE1931 standard observer), and then the weighted spectrum was used to reduce the image using the Robust PCA method. Finally, the image was reconstructed. In the experiment, WRPCA was tested under the same conditions as the WSPCA method. From the experimental data analysis, it was found that the WSPCA method was not good for the compression and reconstruction of the image due to the influence of noise, while the WRPCA method was not affected by the noise, and could make the reconstructed image in spectral precision and chromaticity. The accuracy and other aspects were superior to the WSPCA method. Therefore, the WRPCA method could achieve effective compression of noise-containing multispectral images and minimize color information loss.

Keywords: multispectral image; image compression; image noise; principal component analysis; robustness; WSPCA method