

面向高保真再现的多光谱图像降维方法

李杰¹, 王海文^{2,3}, 王永伟³, 陈广学⁴

(1. 衢州职业技术学院, 衢州 324000; 2. 浙江科技学院, 杭州 310023; 3. 浙江美浓世纪集团, 杭州 310030; 4. 华南理工大学, 广州 510640)

摘要: **目的** 研究满足面向高保真再现要求的多光谱图像降维方法。**方法** 基于二进制小波对信号的分解与人类的视觉特性相匹配, 以及非负主成分分析法可较好地保证降维的光谱精度, 提出采用基于离散二进制小波变化与非负主成分分析法的综合降维方法, 并基于多光谱图像高保真再现的光谱精度、色度精度与变光源色差稳定性的要求, 提出采用 CIELAB 的标准色差 ΔE_{ab} 、光谱保真度和平均梯度等 3 个指标来评价降维效果。**结果** 经过多光谱图像的测试实验, 基于离散小波变换和非负主成分分析法的综合降维方法相对于其他 3 种方法, 其光谱精度、色度精度和图像清晰度保持良好。**结论** 该方法较好地实现了多光谱图像的高保真再现问题, 并且为颜色视觉的认知过程提供了新的理论解释。

关键词: 多光谱图像降维; 高保真再现; 多光谱颜色复制; 离散小波变换; 非负主成分分析法

中图分类号: TS801.3; TN911.73 **文献标识码:** A **文章编号:** 1001-3563(2016)11-0176-05

Multispectral Image Dimensionality Deduction Method for High-fidelity Reproduction

LI Jie¹, WANG Hai-wen^{2,3}, WANG Yong-wei³, CHEN Guang-xue⁴

(1. Quzhou College of Technology, Quzhou 324000, China; 2. Zhejiang University of Science and Technology, Hangzhou 310023, China; 3. Zhejiang Minong Century Group, Hangzhou 310030, China; 4. South China University of Technology, Guangzhou 510640, China)

ABSTRACT: The current major multispectral image dimensionality reduction methods (principal component analysis, LabPQR, WSPCAplus) cannot meet the need of the multispectral image high-fidelity reproduction. This paper researched a multispectral image dimensionality deduction method for high-fidelity reproduction. Based on the facts that binary wavelet decomposition of the signal matches the human vision characteristics and the nonnegative principal component analysis method can better ensure the spectral accuracy of the dimension reduction image, a composite dimensionality reduction method based on the discrete binary wavelet change and the nonnegative principal component analysis was put forward. Based on the spectral accuracy, chroma precision and chromatic aberration stability of changing light source, the standard color difference of CIELAB, the spectral fidelity and the image average gradient were proposed to evaluate the dimensionality reduction efficacy. After the multispectral image test, the composite dimensionality reduction method based on the discrete wavelet transform and nonnegative principal component analysis could better ensure the spectral accuracy, chroma precision and image definition when compared with the other three methods. This method could better realize the multispectral image high-fidelity production, besides providing a new theoretical explanation for the color vision cognitive process.

KEY WORDS: multispectral image dimensionality deduction; high-fidelity reproduction; multispectral color reproduction; discrete wavelet transform; nonnegative principal component analysis

收稿日期: 2015-11-11

基金项目: 国家自然科学基金(60972134); 浙江省公益技术应用研究计划(2016C31080); 浙江省重点技术创新专项计划(2015-422); 浙江省衢州市科技计划指导性项目(2015019); 衢州职业技术学院科研项目(QZYY1516); 衢州职业技术学院内部培育项目(XXGC1403)

作者简介: 李杰(1980—), 女, 山东东营人, 硕士, 衢州职业技术学院讲师, 主要研究方向为颜色科学与技术、多媒体图像处理技术。

在多光谱颜色复制技术中，由多光谱相机获取或由光谱反射率重建所得的多光谱图像，其颜色空间的维数太高，数据复杂，信息存在大量冗余^[1-5]，并且无法适应有限颜色维数的色彩再现要求^[2,5]。由此，必须对多光谱图像进行降维处理，最大程度地保留原稿的颜色信息特征，并保证降维后的颜色维数与后续环节的颜色再现维数相匹配，从而实现多光谱图像的高保真再现。

目前，面向复制的多光谱图像降维方法主要有主成分分析法 PCA^[6]，Derhak 等人基于 PCA 法提出了 LabPQR 非线性降维法^[7-8]，王莹提出了 WSPCAplus 多光谱图像非线性降维法^[9]。其中，PCA 法可以保证重构的光谱精度，但忽略了图像的颜色特性；LabPQR 法在光谱和色度两方面都能较好地表征源光谱信息，但在光照变换时的色差稳定性上性能欠佳^[10]，并且不能独立于具体的环境条件；WSPCAplus 法具有变光照情况下色度匹配的稳定性，有效提高了多光谱图像的降维精度，但它需要预先知道源光源的光谱功率分布，因此不利于未知环境条件下的颜色预测与复制^[10-11]。

离散小波变换在保留光谱特征和局部特征方面具有出色的表现，可较好地保证降维的光谱精度。非负主成分分析法不仅在压缩颜色信息方面具有很好的效果，能保持重建的色度精度，而且能保证光谱重构不出现负值^[12]，尤其该方法对于光谱没有具体要求，可满足变光源条件。由此，为满足多光谱图像高保真再现的要求，结合小波变换与人类视觉系统的相似性^[13]，基于光谱精度、色度精度与变光源三者的不协同性，提出采用基于离散小波变换和非负主成分分析法的综合降维方法来实现多光谱图像的降维。

1 基于离散小波变换和非负主成分分析法的综合降维方法

1.1 离散二进制小波变换

在多光谱图像的光谱维，基于小波分解的降维方法通过对每个像元进行多尺度小波分解来实现降维。由于二进制小波对信号的分解与人类的视觉特性相匹配，并且使得其快速算法易于实现^[13]，因此，拟采用离散的二进制小波变换，具体说明如下：

设基本小波函数 $\varphi(x) \in L^2(R)$ 满足允许条件(1)：

$$\int_R |\varphi(\omega)|^2 \cdot |\omega|^{-1} d\omega < +\infty \quad (1)$$

则称 $\varphi(x)$ 为母小波。当 x, a, b 连续变化时，

$$\varphi_{a,b}(x) = \frac{1}{\sqrt{|a|}} \varphi\left(\frac{x-b}{a}\right), a \neq 0 \quad (2)$$

则称 $\varphi_{a,b}(x)$ 为连续小波。

若 a 取离散值 a_0^m ，参数 b 取离散值 nb_0 ，可得离散小波为：

$$\varphi_{m,n}(x) = \frac{1}{|a_0|^{\frac{m}{2}}} \varphi(a_0^{-m}x - nb_0) \quad (3)$$

设 $\varphi(x)$ 满足允许条件，令 $\varphi_s(s) = \frac{1}{s} \varphi\left(\frac{x}{s}\right)$ ，则

$$Wf(s,x) = f * \varphi_s(x) = \int_R f(t) \varphi_s(x-t) dt = \frac{1}{s} \int_R f(t) \varphi\left(\frac{x-t}{s}\right) dt \quad (4)$$

式中： s 为尺度参数，若取离散值，则得到离散小波变换，当 $s = 2^j$ 时，即为二进制小波变换，由此可得离散二进制小波变换。

1.2 非负主成分分析法

非负主成分分析法 (NCPA) 是对主成分分析法的完善，目的是保证重建的光谱反射率在 $[0,1]$ 内，具有实际物理意义，本质上是建立源光谱数据的一种线性组合 C ，且使 C 的方差尽可能大^[12]，见式 (5)：

$$C = a^T S \quad (5)$$

式中： a 为权重向量； S 为光谱反射率样本。 C 的方差为：

$$\max Var(C) = a^T \Sigma a$$

$$\text{约束条件} \quad a^T a = 1, a \geq 0 \quad (6)$$

式中： Σ 为源数据 S 的协方差矩阵， Var 函数为计算基于给定样本的方差。

非负主成分分析法的计算包括协方差矩阵的计算、特征值的求取、非负主成份个数的确定等 3 个过程。

1) 协方差矩阵的计算：

$$\Sigma = E \left[(R - \bar{R}I)(R - \bar{R}I)^T \right] = \frac{1}{l-1} \begin{bmatrix} R_1 - \bar{R}_1 I \\ R_2 - \bar{R}_2 I \\ \dots \\ R_p - \bar{R}_p I \end{bmatrix} \begin{bmatrix} R_1 - \bar{R}_1 I \\ R_2 - \bar{R}_2 I \\ \dots \\ R_p - \bar{R}_p I \end{bmatrix}^T \quad (7)$$

式中： Σ 表示协方差矩阵； R 表示光谱数据样本集； I 表示样本个数； p 表示每个颜色样本包含的观测数据个数。

2) 协方差矩阵特征值的求取。计算协方差矩阵的特征值 e_i (按 $e_1 \geq e_2 \geq \dots \geq e_{i-1} \geq e_i$ 的顺序排列) 和特征向量 d_i , 并对特征向量进行特征分解, 见式(8):

$$\Sigma = UAU^T \tag{8}$$

式中： U 为协方差矩阵的特征向量按列所组成的正交阵； A 为特征值的对角阵。

3) 非负主成分个数的确定。由 R 及 U 获得最终的非负主成分 F :

$$F = RU \tag{9}$$

最后由式(10)计算出主成分的贡献率, 通常取 $\xi > 0.95$ 为原则来确定非负主成分的个数^[5]。

$$\xi = \frac{\sum_{i=1}^I d_i}{\sum_{j=1}^J d_j} \tag{10}$$

式中： J 为特征向量的总数； I 为主成分的个数。

2 多光谱图像降维的评价方法

采用色度精度、光谱精度和图像细节等 3 个指标来评价面向高保真再现的多光谱图像降维效果。

1) 色度精度。色度精度的评价采用 CIELAB 的标准色差公式 ΔE_{ab}^* :

$$\Delta E_{ab}^* = [(\Delta L^*)^2 + (\Delta a^*)^2 + (\Delta b^*)^2]^{1/2} \tag{11}$$

式中： ΔE_{ab}^* 为 2 个颜色的色差； ΔL^* , Δa^* , Δb^* 分别为 2 个颜色的明度和色度差, 具体由式(12)计算得到。

$$\begin{cases} \Delta L^* = L_1^* - L_0^* \\ \Delta a^* = a_1^* - a_0^* \\ \Delta b^* = b_1^* - b_0^* \end{cases} \tag{12}$$

式中： L_1^* , L_0^* 分别为 2 个颜色的亮度值； a_1^* , a_0^* , b_1^* , b_0^* 分别为 2 个颜色的色度值。

2) 光谱精度。光谱精度可用光谱扭曲程度进行评价, 光谱扭曲程度反映了多光谱图像降维后的光谱失真程度^[14]。光谱扭曲程度越小, 则光谱保真度(光谱精度)越高, 光谱扭曲程度的定义为:

$$D = \frac{1}{M \times N} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N |I(i, j) - I_F(i, j)| \tag{13}$$

式中： D 为光谱扭曲程度； M, N 为图像大小； $I(i, j)$ 、 $I_F(i, j)$ 分别为多光谱降维后的图像与原图像中 (i, j) 点的灰度值。

3) 图像清晰度。图像清晰度用平均梯度表示,

反映了图像中的细微层次反差与纹理的变化特征, 其值可以反映多光谱图像降维处理后的细微层次反差的变化程度^[14], 定义为:

$$\bar{g} = \frac{1}{M \times N} \sum_{i=0}^{M-1} \sum_{j=0}^{N-1} \sqrt{\left(\frac{\partial F(i, j)}{\partial i}\right)^2 + \left(\frac{\partial F(i, j)}{\partial j}\right)^2} / 2 \tag{14}$$

式中： \bar{g} 为平均梯度； M, N 为图像大小； $\frac{\partial F(i, j)}{\partial i}$, $\frac{\partial F(i, j)}{\partial j}$ 分别为像元 (i, j) 在 x/y 方向上的一阶差分。

3 实验

3.1 方案

为验证降维方法的有效性, 通过采集 1 副多光谱图像进行测试, 多光谱图像获取设备为 SPECIM 公司的 ENVI 多光谱成像仪, 波长范围为 340~840 nm, 采样间隔为 1 nm。精准获取多光谱图像的首要条件是保证采集系统在最优的摄影条件下进行拍摄, 包括系统设备的摆放状态、环境光、最佳物距以及照射光源的状态等^[15], 实验方案原理见图 1。合成的 RGB 彩色图像(取 $R=660 \text{ nm}$, $G=538 \text{ nm}$, $B=416 \text{ nm}$) 见图 2。

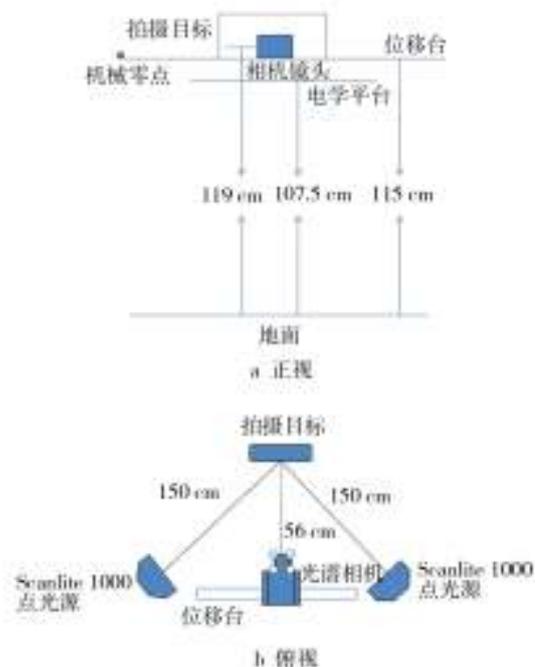


图 1 多光谱相机采集系统实验室简化模型

Fig.1 Laboratory simplified model of multispectral camera collecting system



图 2 富贵花开测试

Fig.2 Test image of fortune comes with blooming flowers

最后选择 IT8/7.3 作为训练样本，以此求取源光谱降维的向量矩阵、特征矩阵等，并采用上述 4 种方法（PCA，LabPQR，WSPCAplus，离散小波和 NCPA 综合）从色度精度、光谱精度、图像清晰度等 3 个方面进行评价，在光源 D65 下的评价结果见表 1。

表 1 4 种降维方法的效果对比

Tab.1 Effect comparison of four dimensionality reduction methods

方法	ΔE_{ab} (平均色差/最大色差)	D	\bar{g}
PCA	4.321/13.847	3.725	16.286
LabPQR	2.683/8.279	1.846	14.847
WSPCAplus	1.849/6.283	1.524	15.276
离散小波和 NCPA 综合	0.784/5.148	1.678	18.641

3.2 结果分析

由表 1 可以看出，基于离散小波变换和非负主成分分析的综合降维方法相对其他 3 种方法具有较好的优越性，其色度精度保持较好（ ΔE_{ab} 较小）；光谱扭曲程度较小，即光谱保真度较好；平均梯度较大，表明图像清晰度较高。由此可见，该方法可较好地保证多光谱图像降维处理中的色度精度、光谱精度和图像细节，进而为多光谱颜色复制提供方法支持。同时，基于离散小波变换和非负主成分分析法的综合降维方法，可较好地解释颜色视觉的认知过程。即人眼首先接触的是物体的光谱反射率信息，并且是对视网膜的全局感应，这对应于小波变换，仅在光谱维的角度对颜色进行变换，且保证变换的

全局特征，而后经过人眼的红绿蓝色度感应机制，完成对颜色的识别，且对特殊领域感知强烈。这对应于非负主成分变换，仅是对颜色的非负主成分信息进行重构和识别。

4 结语

面向高保真再现的多光谱图像降维主要解决降维后图像的色度精度、光谱精度和图像细节，提出采用 CIELAB 的标准色差公式 ΔE_{ab} 、光谱保真度、平均梯度等 3 个指标进行评价。针对离散二进制小波变化与人类视觉系统的相似性，以及非负主成分分析法在多光谱图像降维处理中的高效性，提出采用基于离散二进制小波变化和非负主成分分析的综合降维方法来实现多光谱图像高保真再现的降维问题。结果表明，可较好保证多光谱图像降维处理中的色度精度、光谱精度和图像清晰度，并且不依赖具体的光源条件。由此可见，该方法较好地解决了基于高保真再现的多光谱图像降维问题，并且为人类颜色视觉的认知过程提供了新的理论解释，具有重要的理论意义和应用价值。

参考文献：

- [1] LI Jie, WANG Hai-wen, CHEN Guang-xue. Study on Key Technologies of Multi-spectral Color Reproduction[J]. Proceedings of SPIE-The International Society for Optical Engineering, 2011, 8006:502—508.
- [2] 王海文, 李杰. 多光谱颜色复制技术研究发展[J]. 浙江科技学院学报, 2014, 26(1): 46—51.
WANG Hai-wen, LI Jie. Research Development of Multi-spectral Color Reproduction Technology[J]. Journal of Zhejiang University of Science and Technology, 2014, 26(1):46—51.
- [3] 李杰, 王海文, 万晓霞. 基于图像色貌模型的高动态影像显示技术研究[J]. 包装工程, 2014, 35(5):112—115.
LI Jie, WANG Hai-wen, WAN Xiao-xia. High Dynamic Range Image Display Technique Based on Image Color Appearance Model[C]// Packaging Engineering, 2014, 35(5):112—115.
- [4] PHILIPP U. Spectral-based Image Reproduction Workflow from Capture to Print[C]// Society for Imaging Science and Technology, 2008:165—172.
- [5] WANG Hai-wen, CHEN Guang-xue, LI Jie. Study on Spectral Image Fusion Technology Based on High-fidelity Reproduction[J]. Journal of Computational Information System, 2012, 8(5):2107—2115.
- [6] 杨晓莉. 结合 PCA 与 ICA 的 Munsell 色卡光谱反射率重建[J]. 湖北民族学院学报(自然科学版), 2010, 28(2):150—153.

- YANG Xiao-li. Spectral Reflectance Reconstruction of Munsell Color Chips Based on a Combination of PCA and ICA[J]. Journal of Hubei University for Nationalities (Natural Science Edition), 2010, 28(2):150—153.
- [7] DERKHA W M, ROSEN R M. Spectral Colorimetry Using LabPor: An Interim Connection Space[J]. Journal of IS & T, 2006, 50(1):53—63.
- [8] 刘攀, 刘真, 吴光远. 基于点集模型的 LabPQR 空间光谱色域映射算法[J]. 包装工程, 2015, 36(15):130—134.
LIU Pan, LIU Zhen, WU Guang-yuan. Spectral Gamut Mapping Algorithm in LabPQR Space Based on Point Set Model[J]. Packaging Engineering, 2015, 36(15):130—134.
- [9] 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 Zhong-min, WANG Yi-feng, et al. Nonlinear Dimensionality Reduction of Multi-spectral Images for Color Reproduction[J]. Optics and Precision Engineering, 2011, 19(5):1171—1178.
- [10] 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 Guang-yuan, et al. Spectral Dimension Reduction Methods for Color Reproduction[J]. Packaging Engineering, 2015, 36(3):119—122.
- [11] 何颂华, 陈桥, 段江. 基于人眼视觉特性的光谱降维模型研究[J]. 光谱学与光谱分析, 2015, 35(6):1459—1463.
HE Song-hua, CHEN Hong, DUAN Jiang. The Research of Spectral Dimension Reduction Method Based on Human Visual Characteristics[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis 2015, 35(6):1459—1463.
- [12] 王莹, 曾平, 罗雪梅, 等. 一种用于低维光谱空间构造的非负主成分分析法[J]. 四川大学学报(工程科学版), 2010, 42(2):165—170.
WANG Ying, ZENG Ping, LUO Xue-mei, et al. Non-negative Constrained Principal Component Analysis for the Construction of Low-dimensional Spectral Space[J]. Journal of Sichuan University (Engineering Science Edition), 2010, 42(2):165—170.
- [13] 毛晓波, 陈铁军. 基于人类视觉特性的机器视觉系统[J]. 仪器仪表学报, 2010, 31(4):832—837.
MAO Xiao-bo, CHEN Tie-jun. Machine Vision System Based on Human Vision Features[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2010, 31(4):832—837.
- [14] 陈大可. 多光谱与全色图像融合方法的研究[D]. 长春: 吉林大学, 2010.
CHEN Da-ke. Fusion Algorithms of Multispectral and Panchromatic Images[D]. Changchun: Jilin University, 2010.
- [15] 刘振. 面向复制的多光谱图像获取技术研究[D]. 武汉: 武汉大学, 2012.
LIU Zhen. Research on Reproduction-oriented Multispectral Image Acquisition Technology[D]. Wuhan: Wuhan University, 2012.