

一种基于LMS加权的残差补偿光谱降维模型研究

于海琦, 刘真, 田全慧, 吴光远

(上海理工大学, 上海 200093)

摘要:目的 在PCA算法的基础上提出一种基于LMS锥响应加权的残差补偿光谱降维模型。方法 介绍以LMS为加权函数对源光谱加权以及用残差光谱对模型补偿的基本框架。以Munsell色卡作为训练样本,以多光谱图像和SG色卡为检测样本,用文中算法与主成分分析算法分别对其进行降维、重构。结果 在不同维数下,采用文中算法重构都具有较高的色度精度,该算法有效提高了主成分分析算法的色度精度,且在变光源情况下仍具有较高的色度稳定性。结论 该降维算法采用LMS加权并对残差光谱补偿是一种精度较高的光谱降维模型。

关键词: 加权主成分分析; 残差补偿; LMS锥响应; 光谱降维

中图分类号: TS801.3 文献标识码: A 文章编号: 1001-3563(2015)03-0098-05

Residual Compensation of Weighted Spectral Dimension Reduction Model Based on LMS

YU Hai-qi, LIU Zhen, TIAN Quan-hui, WU Guang-yuan

(University of Shanghai for Science and Technology, Shanghai 200093, China)

ABSTRACT: On the basis of the principal component analysis algorithm, a residual compensation of weighted spectral dimension reduction model based on LMS was proposed in this paper. The basic framework for using the LMS weight function for weighting the original spectra and using the residual spectra for model compensation was introduced. The Munsell color cards were chosen as the training samples, while the SG color cards and multi-spectra images were chosen as the test samples. The RCwPCA proposed in this paper was compared with PCA in compressing and reconstructing the training and test samples. Experimental results showed that reconstruction by RCwPCA could reach higher chromaticity accuracy under different dimensions. This algorithm effectively improved the chromaticity accuracy of PCA and kept higher chromaticity stability under the condition of variable light sources. The RCwPCA dimension reduction model which used LMS weighting and residual spectra compensation was a spectral dimension reduction model with high precision.

KEY WORDS: weighted PCA; residual compensation; LMS cone response; spectral dimension reduction

多光谱图像的色彩空间维数高,数据复杂,信息存在大量冗余,不适合有限维色彩的再现,因此须对多光谱图像进行降维,以降低色彩再现的难度。面向色彩再现的多光谱降维模型须满足2个条件,一是能有效降低光谱信息冗余度,二是要求降维得到的低维数据能在光谱和色度方面较好地表征原高维光谱特征^[1-2]。目前,面向色彩再现的多光谱降维模型主要分为两大类:线性降维模型,如主成分分析法(PCA),

PCA法操作简便,容易实现,但对其降维、重构后的光谱会出现负值,给图像的软打样、图像光谱分析等带来错误,不能满足印刷复制的要求^[3-7];非线性降维模型,如LabPQR法,LabPQR模型降维数据在光谱和色度方面都能较好地代表源光谱信息,但其模型中的多个转换矩阵是在特定光源下获取的,若变换光源其色度稳定性欠佳^[8-9]。

针对现有降维模型存在的不足,文中采用非线性

收稿日期: 2014-06-22

基金项目: 国家自然科学基金(41271446);上海市研究生创新基金(JWCXSL1402);上海市研究生教育创新计划

作者简介: 于海琦(1991—),男,山东威海人,上海理工大学硕士生,主攻多光谱颜色复制方向。

通讯作者: 刘真(1953—),女,上海理工大学教授、博导,主要研究方向为印刷光学工程、色彩再现理论与应用。

降维方法,在PCA法的基础上提出一种基于LMS锥响应加权的残差补偿光谱降维模型(PCA,简称RCwPCA),以LMS锥响应光谱敏感曲线为加权函数对源光谱进行加权,对加权光谱采用PCA进行光谱降维。同时针对降维过程中的残差光谱,采用PCA对残差光谱降维,前2步获得的降维数据组合形成降维后数据。该方法具有较高的色度和光谱精度,且变换光源色度稳定性仍较高。

1 LMS加权的残差补偿光谱降维模型关键技术

自然物体表面的光谱反射率大多是连续的,并能用几个基本向量的线性组合表示,光谱曲线可以表示为向量空间的向量组合。例如波长为400~700 nm以10 nm采样的光谱 $\mathbf{R}(\lambda)$ 可以表示为一个31维的向量空间,见式(1)。

$$\mathbf{R}(\lambda)=[R(\lambda_1), R(\lambda_2), \dots, R(\lambda_N)]^T \quad (1)$$

式中: N 为光谱的维数, $N=31$ 。

一组光谱反射率数据表示为一个 $N \times P$ 的矩阵 $\mathbf{R}$,其中, N 表示光谱的维数, P 表示光谱的样本数量,加权光谱反射率表示为:

$$\mathbf{R}_w = \mathbf{w} \cdot \mathbf{R} \quad (2)$$

式中: $\mathbf{w}$ 为加权矩阵, $\mathbf{w}=\text{diag}(\mathbf{W}(\lambda))$, $\text{diag}(\mathbf{W}(\lambda))$ 表示将加权函数 $\mathbf{W}(\lambda)$ 转换成对角矩阵 $\mathbf{w}$ 。

加权光谱的协方差矩阵 $\mathbf{C}_w$ 表示为:

$$\mathbf{C}_w = \frac{1}{P} \mathbf{R}_w \cdot \mathbf{R}_w^T = \frac{1}{M} (\mathbf{w} \cdot \mathbf{R})(\mathbf{w} \cdot \mathbf{R})^T \quad (3)$$

$\mathbf{R}_w$ 可做奇异值分解^[10-11]: $\mathbf{R}_w = \mathbf{U} \mathbf{S} \mathbf{V}^T$ 。其中, $\mathbf{U}$ 是 $\mathbf{R}_w \cdot \mathbf{R}_w^T$ 的特征向量,即为 $\mathbf{C}_w$ 的特征向量,也就是在重构光谱时所使用的主成分 $\mathbf{U}=[u_1, u_2, \dots, u_n]$,其前 M 个特征向量,即前6个主成分表示为 $\mathbf{U}_M$ 。

加权光谱的低维数据 $\mathbf{G}_M$ 表示为:

$$\mathbf{G}_M = (\mathbf{U}_M^T \cdot \mathbf{U}_M)^{-1} \cdot \mathbf{U}_M^T \cdot \mathbf{R}_w \quad (4)$$

重构加权光谱反射率 $\hat{\mathbf{R}}_w$ 表示为:

$$\hat{\mathbf{R}}_w = \mathbf{U}_M \cdot \mathbf{G}_M \quad (5)$$

重构光谱反射率 $\hat{\mathbf{R}}_c$ 表示为:

$$\hat{\mathbf{R}}_c = (\mathbf{w}^T \cdot \mathbf{w})^{-1} \cdot \mathbf{w}^T \cdot \hat{\mathbf{R}}_w \quad (6)$$

在获得好的色度匹配同时,由于未兼顾光谱匹配结果,亦导致光谱匹配精度降低,因此为提高光谱匹配精度,需要对损失的光谱信息进行补偿。

由式(6)可知, $\hat{\mathbf{R}}_c$ 为采用LMSPCA法获得的重构

光谱,其损失的光谱矢量为:

$$\mathbf{R}_{\text{lost}} = \mathbf{R} - \hat{\mathbf{R}}_c \quad (7)$$

为补偿这一损失,定义:

$$\varepsilon = \|\mathbf{R}_{\text{lost}} - \hat{\mathbf{R}}_{\text{lost}}\|_2^2 \quad (8)$$

用主成分分析求得 $\mathbf{R}_{\text{lost}}$ 的最佳近似 $\hat{\mathbf{R}}_{\text{lost}}$,用 $\hat{\mathbf{R}}_{\text{lost}}$ 对 $\hat{\mathbf{R}}_c$ 进行补偿,最终得到与源光谱反射率在色度和光谱方面均较好的、近似的降维重构光谱 $\hat{\mathbf{R}}$,即

$$\hat{\mathbf{R}} = \hat{\mathbf{R}}_c + \hat{\mathbf{R}}_{\text{lost}} \quad (9)$$

文中使用的加权函数 $\mathbf{W}(\lambda)$ (见图1)是与基于人眼视觉特性的LMS锥响应光谱敏感曲线相关的函数,定义为:

$$\mathbf{W}(\lambda) = \frac{\mathbf{L}(\lambda) + \mathbf{M}(\lambda) + \mathbf{S}(\lambda)}{\max(\mathbf{L}(\lambda) + \mathbf{M}(\lambda) + \mathbf{S}(\lambda))} \quad (10)$$

式中所用的 $\mathbf{L}(\lambda)$, $\mathbf{M}(\lambda)$, $\mathbf{S}(\lambda)$ 为经Vos和Walraven修正的LMS视锥响应灵敏度曲线,max表示求 $\mathbf{L}(\lambda)$, $\mathbf{M}(\lambda)$, $\mathbf{S}(\lambda)$ 和的最大值,对加权函数归一化,加权函数曲线见图1。

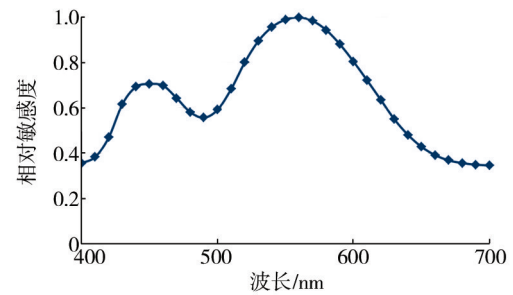


图1 加权函数

Fig.1 The weight function

采用均方根误差(RMSE)评价光谱降维、重构的光谱精度^[12]。每一点像素的原始光谱反射率为 r ,重构光谱反射率为 $\hat{r}$,均方根误差 E_{RMSE} 为:

$$E_{\text{RMSE}} = \sqrt{\frac{\sum (r - \hat{r})^2}{N}} \quad (11)$$

采用CIE1976的色差 ΔE_{ab}^* 来评价光谱降维、重构的色度精度^[13-15]。CIE1976色差公式:

$$\Delta E_{\text{ab}}^* = \sqrt{(\Delta L)^2 + (\Delta a)^2 + (\Delta b)^2} \quad (12)$$

2 实验与分析

为验证算法的有效性,实验选择一幅多光谱测试图、ColorChecker SG标准色卡(以下简称SG色卡,140色)及Munsell色卡进行验证。多光谱测试图和SG色卡

见图2。测试图、SG色卡和 musell 色卡的光谱反射率均在可见光波长范围 400~700 nm 内,每隔 10 nm 采样,光谱反射率数据的维数为 31 维。Musell 色卡能够基本上涵盖自然界常见的颜色,具有广泛性与代表性,因此实验中以 Musell 色卡作为光谱降维模型的训练样本,以多光谱测试图和 SG 色卡作为检测样本。同时为验证变换光照时算法的有效性,实验中采用 CIE 标准照明 A,C,D50,D65,F12 等 5 种标准照明体作为测试光源进行验证。

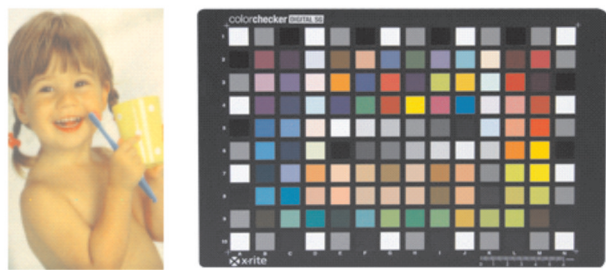


图2 多光谱图像与 SG 色卡
Fig.2 Multi-spectra image and SG color card

RCwPCA 算法中的低维模型由 2 部分组成,一部分通过加权光谱 PCA 得到,另一部分通过残差光谱 PCA 得到。文中选择加权光谱主成分为 3,以残差光谱主成分的维数为变量,如将光谱图像降为 7 维时,其中 3 维为加权光谱 PCA 所得,4 维为残差光谱 PCA 所得。以此为基础分析构建的低维模型。

首先对训练样本进行分析。由图 3 可知,与 PCA 相比,文中提出的基于 RCmPCA 算法具有较高的色度精度,在固定加权光谱降到 3 维的情况下,随着残差光谱主成分的增加,重构色度误差逐渐减少且下降明显,维数超过 6 时,色度精度随位数增加不再明显,但 RCmPCA 算法仍具有较高色度精度,见表 1。

由图 4 可知,在同一维数下 RCwPCA 算法在不同光源下的色度误差分布都明显好于 PCA 算法,在不同光源下 RCwPCA 算法得到的色差 $\Delta E \leq 1$ 的样本点个数远多于 PCA 算法, $\Delta E \geq 3$ 的样本数量远小于 PCA 算法,由此说明,RCwPCA 算法能够明显改进 PCA 算法重构产生较大色差的样本点。从色卡中挑选一块使用 PCA 重构色度精度较大,且使用 RCwPCA 重构色度精度明显改进的色块,截取波长为 460~640 nm 段的源光谱曲线以及重构光谱曲线见图 5。通过对比 2 种算法重构的光谱可知,RCwPCA 通过残差光谱补偿人眼敏感的中间光谱段,从而有效提高色度精度。故文中提出的 RCwPCA 算法通过加权 LMS 锥细胞光谱敏

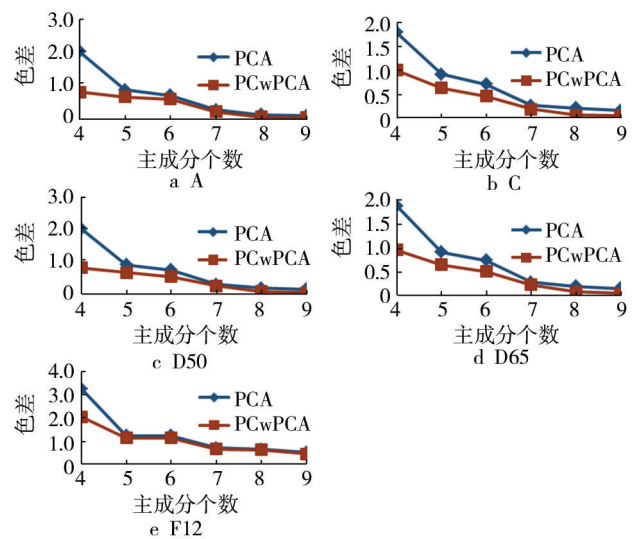


图3 RCwPCA 与 PCA 法在不同标准光源下使用不同数量的主成分重构 musell 色卡重构的色度精度

Fig.3 Comparison of chromaticity accuracy of munsell color cards reconstructed by RCwPCA and PCA under different CIE standard light sources and using different amounts of principle components

表 1 RCwPCA 与 PCA 法使用不同数量的主成分重构 musell 色卡重构的光谱精度比较

Tab.1 Comparison of spectral accuracy of munsell color cards reconstructed by RCwPCA and PCA using different amounts of principle components

维数	平均 RMSE		最大 RMSE	
	PCA	wPCA	PCA	wPCA
4	0.0137	0.0146	0.0752	0.0740
5	0.0101	0.0103	0.0554	0.0562
6	0.0083	0.0082	0.0376	0.0438
7	0.0057	0.0057	0.0302	0.0308
8	0.0044	0.0045	0.0302	0.0308
9	0.0033	0.0033	0.0147	0.0149

感曲线,提高人眼敏感光谱段的光谱与源光谱的吻合度,在保持较高光谱精度的前提下,有效地提高了色度精度,是一种精度较高的光谱降维模型。

通过训练样本重构 SG 色卡和多光谱图像的色度精度与光谱精度的比较见表 2—3,由表 2—3 可知,从整体上看,RCwPCA 算法的色度精度更高,两者的光谱精度相近,通过检测样本的色度和光谱精度说明 RCwPCA 算法具有较好的泛化能力。

RCwPCA 和 PCA 2 种算法将高维光谱降为 8 维时,在变光源条件下色差的比较见图 6。由图 6 可知,除 F12 光源外,利用 RCwPCA 算法降维的 2 幅检测样

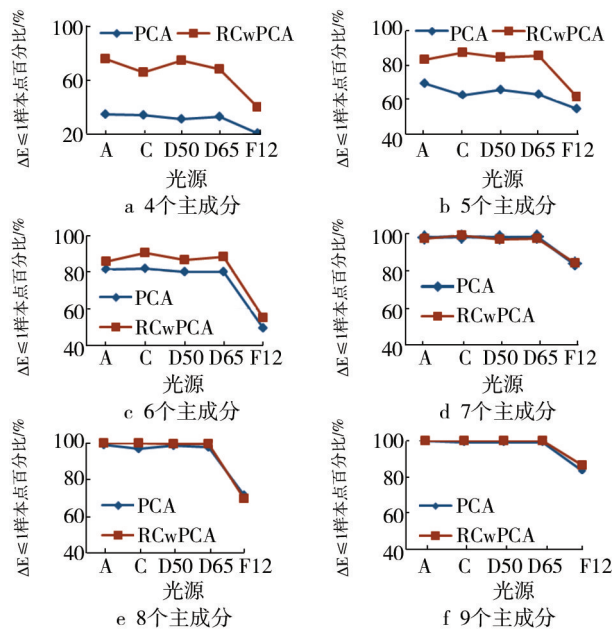


图4 RCwPCA与PCA法在不同标准光源下使用不同数量的主成分重构musell色卡重构的样本点比较

Fig.4 Comparison of samples of munsell color cards reconstructed by RCwPCA and PCA under different CIE standard lighting sources and using different amounts of principle components

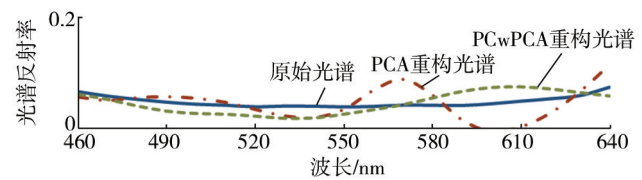


图5 RCwPCA对光谱重构的影响

Fig.5 Effect of RCwPCA on spectral reconstruction

本,在不同光源下的色差都较小且基本无波动,说明色度稳定性较好。F12光源处波动较大,主要是由于F12光源相对于其他光源(如D65,D50等)功率变化更剧烈。

通过对以上训练样本和检测样本的分析表明,采用文中的RCwPCA算法降维得到的低维模型,相对于PCA算法而言,在保证较高光谱精度同时,有效地提高了色度精度。

3 结语

在PCA方法的基础上提出RCwPCA算法,以基于LMS锥响应光谱敏感曲线对源光谱进行加权后采用PCA进行光谱降维,同时针对降维过程中产生的残差光谱,采用PCA对其降维,通过重构残差光谱补偿源光谱,从而提高色度精度。实验中,首先分析2种方法

表2 RCwPCA与PCA法在不同标准光源下使用不同数量的主成分重构检测样本色卡重构的色度精度比较

Tab.2 Comparison of chromaticity accuracy of test samples reconstructed by RCwPCA and PCA under different CIE standard lighting sources and using different amounts of principle components

光源	维数	Mean ΔE			
		SG色卡		多光谱图像	
		PCA	RCwPCA	PCA	RCwPCA
A	4	2.544	0.983	3.455	1.549
	5	0.441	0.414	1.955	1.336
	6	0.390	0.449	1.497	1.219
	7	0.262	0.319	0.421	0.484
	8	0.156	0.138	0.286	0.149
C	9	0.168	0.081	0.215	0.086
	4	2.311	1.847	3.271	2.117
	5	0.610	0.325	2.069	1.335
	6	0.368	0.384	1.504	0.929
	7	0.284	0.257	0.391	0.354
D50	8	0.289	0.116	0.444	0.156
	9	0.223	0.082	0.321	0.102
	4	2.540	1.343	3.518	1.754
	5	0.502	0.400	2.097	1.409
	6	0.392	0.474	1.585	1.081
D65	7	0.265	0.339	0.425	0.506
	8	0.215	0.135	0.379	0.163
	9	0.200	0.072	0.288	0.090
	4	2.382	1.772	3.363	2.045
	5	0.540	0.367	2.092	1.375
F12	6	0.375	0.446	1.571	1.014
	7	0.260	0.314	0.391	0.450
	8	0.244	0.137	0.408	0.177
	9	0.211	0.075	0.309	0.103
	4	3.719	2.722	4.804	2.934
	5	0.802	0.913	2.299	1.858
	6	0.702	0.797	2.128	1.904
	7	0.587	0.665	0.975	0.904
	8	0.657	0.724	0.926	0.884
	9	0.658	0.565	0.728	0.600

在不同维度下色度精度与光谱精度。结果表明,与PCA算法进行比较,无论是色度精度还是色差小于1的像素数,RCwPCA算法都优于PCA算法,且在不同光源下其色度稳定性仍较好。对用PCA算法降维色度精度低而使用RCwPCA算法色度精度大幅提升的样本光谱曲线分析表明,残差光谱通过补偿人眼敏感的中间光谱段,有效地提高色度精度。文中的

表 3 RCwPCA 与 PCA 法使用不同数量的主成分重构检测样本重构的色度精度比较

Tab.3 Comparison of spectral accuracy of test samples reconstructed by RCwPCA and PCA using different amounts of principle components

维数	SG 色卡		多光谱图像	
	PCA	RCwPCA	PCA	RCwPCA
4	0.0190	0.0252	0.0220	0.0231
5	0.0110	0.0110	0.0176	0.0179
6	0.0102	0.0102	0.0146	0.0137
7	0.0099	0.0099	0.0086	0.0087
8	0.0089	0.0089	0.0072	0.0072
9	0.0072	0.0073	0.0055	0.0055

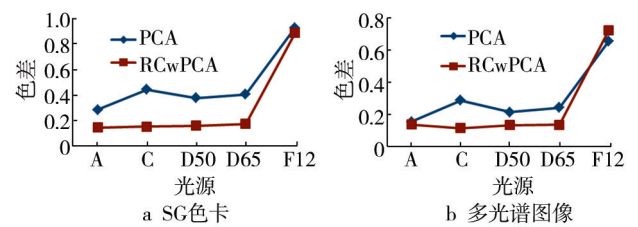


图 6 RCwPCA 和 PCA 变光照条件下重构检测样本的色差比较
Fig.6 Comparison of color difference of test samples reconstructed by RCwPCA and PCA under different CIE standard lighting sources

RCwPCA 算法,通过加权光谱的特征向量表征色度信息,残差的特征向量表征光谱信息,并通过残差光谱对色度信息进行补偿,相对于线性降维的 PCA 算法而言,在保证较高光谱精度的同时提高了色度精度,故文中算法可对光谱降维模型的研究提供一定的参考。

参考文献:

[1] 王莹. 多光谱图像色彩再现关键技术研究[D]. 西安: 西安电子科技大学, 2010.
WANG Ying. A Study of Key Technologies in Multispectral Image Dolor Reproduction[D]. Xi'an: Xidian University, 2010.

[2] 张显斗. 光谱颜色管理系统关键技术综述[J]. 中国印刷与包装研究, 2013, 5(1): 10—17.
ZHANG Xian-dou. Key Technologies Review of the Spectral Color Management System[J]. China Printing and Packing Study, 2013, 5(1): 10—17.

[3] FAIRMAN H S, BRILL M H. The Pricpal Components of Reflectances[J]. Color Research and Application, 2004, 33: 104—110.

[4] TZENG D Y, BERN S R. A Review of Principal Component Analysis and Its Applications to Color Technology[J]. Color Research & Application, 2004, 29(2): 104—110.

[5] FARNAZ A, SEYED A A, SEYED H A. Reconstruction of Reflectance Spectra Using Weighted Principal Component Analysis[J]. Color Research & Application, 2008, 33(5): 360—371.

[6] IMAI F H, BERN S R. Spectral Estimation Using Trichromatic Digital Cameras[C]// Proceedings of the International Symposium on Multispectral Imaging and Color Reproduction for Digital Archives. Wiley, 1999: 42.

[7] 陈奕艺. 基于数码相机物体表面色光谱重构[D]. 杭州: 浙江大学, 2008.
CHEN Yi-yi. Spectrum Reconstruction of Surface Color Based on the Digital Camera[D]. Hangzhou: Zhejiang University, 2008.

[8] TSUTSUMI S, ROSEN R M, BERN S R. Spectral Gamut Mapping Using LabPQR[J]. Journal of Imaging Science and Technology, 2007, 51(6): 473—485.

[9] FUMIO N, NOBORU O. Spectral Encoding/Decoding Using LabRGB[J]. Journal of Imaging Science and Technology, 2007, 52(4): 1—8.

[10] FLINKMAN M, LAAMANEN H, TUOMELA J, et al. Eigenvectors of Optimal Color Spectra[J]. Optical Society of America, 2013, 30(9): 1806—1813.

[11] 丁国华, 朱元泓, 李博, 等. 基于不同色块数量的光谱重构对比[J]. 包装工程, 2012, 33(2): 14—18.
DING Guo-hua, ZHU Yuan-hong, LI Bo, et al. Comparison of Spectrum Reconstruction on Different Number of Color Block [J]. Packaging Engineering, 2012, 33(2): 14—18.

[12] TZENG D. Spectral-based Color Separation Algorithm Development for Multiple Ink Color Reproduction[D]. Rochester: Rochester Institute of Technology, 1999.

[13] CHEN Qiao-hong, MACDONALD L W. Comparison Study of Estimation Methodsfor Digital Camera's Spectral Sensitivity [A]. Tokyo Japan, 2002.

[14] 万晓霞, 易尧华. 全彩色遥感影像彩色合成效应的研究[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2002, 27(2): 203—207.
WAN Xiao-xia, YI Yao-hua. Color Compound Domino Effect of True Color Remote Sensing Imagery[J]. Geomatics and Information Science of Wuhan University, 2002, 27(2): 203—207.

[15] 刘浩学. CIE 均匀颜色空间与色差公式的应用[J]. 北京印刷学院学报, 2003, 11(3): 3—9.
LIU Hao-xue. The Application of CIE Uniform Color Space and Its Color Difference Formula[J]. Journal of Beijing Institute of Graphic Communication, 2003, 11(3): 3—9.