

文章编号 1004-924X(2011)05-1171-08

面向色彩再现的多光谱图像非线性降维方法

王莹^{1,2*}, 王忠民¹, 王义峰², 罗雪梅²

(1. 西安邮电学院 计算机学院, 陕西 西安 710121;

2. 西安电子科技大学 计算机外部设备研究所, 陕西 西安 710071)

摘要:针对多光谱图像数据维数高导致图像色彩再现过程中数据处理复杂度高的问题,提出一种多光谱图像非线性降维方法。首先根据人眼视觉系统特征,用 CIE 标准观察者色匹配函数对源光谱进行加权,对加权光谱采用主成分分析(PCA)方法降维来提高降维的色度精度及光照变换时的色差稳定性;然后针对因色匹配函数加权降维引起的光谱损失,采用 PCA 方法对损失的光谱进行降维,补偿因色度精度提升引起的光谱损失,有效提高降维的光谱精度。最后根据应用精度要求用前两步获得的主成分组合形成降维后数据。实验结果显示,提出方法的平均光谱精度为 0.013 9,平均色度精度为 0.705 8,色差稳定性为 1.950 6,比现有的线性变换 PCA 法和 LabPQR 法分别提高了 14%,15%;47%,68%和 82%,表明新方法在光照变换色差稳定性、光谱精度及色度精度 3 方面均优于现有其他算法。

关键词:光谱色彩学;光谱图像;非线性降维;主成分分析;多光谱图像;光谱反射比

中图分类号:TP391.4;O432.3 **文献标识码:**A **doi:**10.3788/OPE.20111905.1171

Nonlinear dimensionality reduction of multi-spectral images for color reproduction

WANG Ying^{1,2*}, WANG Zhong-min¹, WANG Yi-feng², LUO Xue-mei²

(1. School of Computer Science, Xi'an University of Posts & Telecommunications, Xi'an 710121, China;

2. Research Institute of Computer Peripherals, Xidian University, Xi'an 710071, China)

* Corresponding author, E-mail: mailwangying@mail.xidian.edu.cn

Abstract: To solve the problem brought by high dimensionality of multi-spectral images during color reproduction, a nonlinear dimensionality reduction method for multi-spectral images was presented. Firstly, according to the characteristics of human visual system, the CIE standard observer color matching functions were weighted to the source spectral reflectance and a Principal Component Analysis (PCA) method was used to the weighted spectrum to effectively improve the colorimetric precision and color difference stability of dimensionality reduction. Then, for the spectral reflectance loss caused by weighting color matching functions, a PCA method was imposed on the lost spectrum to compensate the lost spectral accuracy caused by the improvement of colorimetric precision to effectively improve the spectral precision of dimensionality reduction. Finally the principal components obtained from the first two steps were combined to form the low-dimensional spectral data. Experiments

收稿日期:2010-09-13;修订日期:2010-10-27.

基金项目:国家部委“十一五”预研项目(No. 51316060203);国家部委预研基金资助项目(No. 9140A16050109DZ01)

show that the proposed method can offer the average spectral precision in 0.013 9, average colorimetric precision in 0.705 8, and the color difference stability in 1.950 6, which is increased by 14% and 15%, 47% and 68%, as well 84% and 82% as compared those of the PCA and LabPQR methods. The method outperforms the existing methods in the colorimetric accuracy, spectral accuracy and color difference stability under different illuminants.

Key words: spectral color science; spectral image; nonlinear dimensionality reduction; principal component analysis; multi-spectral image; spectral reflectance

1 引言

多光谱图像 (Multi-spectral Images) 是像素值为原始景物光谱反射比的一类图像, 可通过多通道相机获取, 主要用于原始景物在不同光照条件下的准确一致再现。其与传统 RGB、CMYK 等色度图像的呈色原理有本质不同, 色度图像的色度值反映的是场景光照、观察者、物体的光谱反射特性共同作用的结果, 无法将三者分离开来, 而多光谱图像用于描述景物的光谱反射比是独立于场景的光照和观察者的, 因此较色度图像能提供更加灵活的颜色处理和更精准的色彩再现。目前该类图像已广泛应用于艺术品存档^[1-2]、远程医学^[3-4]、军事目标成像等高端应用领域。

多光谱图像在可见光光谱波段 (400~700 nm) 对光谱反射比进行窄带采样, 因此图像数据维度高, 从而在进行图像色彩管理时, 图像的色域匹配、设备颜色空间变换、色彩校正等环节的计算复杂度高、所需存储空间大、运算时间长。因此, 对多光谱图像降维, 对低维数据进行色彩管理操作, 成为多光谱图像色彩再现的关键。

目前针对多光谱图像色彩再现的降维方法主要有主成分分析法 (Principal Component Analysis, PCA)^[5-7]、LabPQR 空间^[8-10]法等。对降维方法的评价主要采用色度精度和光谱精度进行。色度精度反映的是特定光照条件下源色和再现色的色度误差, 常用 CIELAB 均匀色度空间的标准色差公式和系列改进色差公式进行计算。光谱精度反映的是源物体光谱反射比和再现光谱反射比的误差, 常用均方根误差公式计算。降维方法中, 直接采用 PCA 的目标是尽可能降低源图像和降维后图像光谱反射比的误差 (即提高降维的光谱精度), 是一种线性降维方法。PCA 方法简单, 在光

谱匹配上能达到较高精度, 但忽略了图像的颜色特性。由于图像颜色是场景光照、观察者、场景物体的光谱反射特性三者共同作用的结果, 且光谱特性独立于人眼视觉系统对颜色的感知, 因此 PCA 方法往往不能获得好的颜色匹配结果。LabPQR 法是一种非线性降维方法, 其 Lab 色度值部分是在特定光照条件下的颜色数值, 当光照改变时, 无法反映图像在新光照下的颜色特征, 因此 LabPQR 法在给定光照下能获得好的色度精度, 但变换光照时颜色匹配性能仍差强人意。

本文提出一种基于非线性降维思想的 WSP-CAplus 法。首先根据人眼视觉系统特征, 提出一种加权光谱 PCA (Weighted Spectral PCA, WSP-CA) 法, WSPCA 法在降维过程中引入人眼视觉特性对物体光谱反射刺激的响应, 同时去除光照的影响, 在提高降维色度匹配精度的同时, 在变换光照情况下仍能使颜色达到较好的匹配效果。在此基础上, WSPCAplus 法通过对 WSPCA 法引起的光谱损失进行补偿, 提高了降维的光谱匹配精度。新方法在多光谱图像降维过程中能兼顾光谱和色度两方面的匹配精度, 同时在多种光照条件下能达到好的色度匹配结果, 保持了变光照情况下色度匹配的稳定性, 有效提高了多光谱图像降维精度, 从而提高了多光谱图像的色彩再现效果。

2 主成分分析法 (PCA)

PCA^[12] 能将高维数据投影到一个低维特征空间并尽可能地保持源数据的方差, 即能用少数变量来表示高维数据, 同时保持这组数据的主要信息, 是常用的降维方法。设 \mathbf{S} 为一组高维矢量, $\mathbf{\Sigma}$ 为 \mathbf{S} 的协方差矩阵, PCA 方法首先求出 $\mathbf{\Sigma}$ 的特征值 ($\lambda_1 \ \lambda_2 \ \dots \ \lambda_r$) 和对应的特征向量 ($\mathbf{a}_1 \ \mathbf{a}_2$

... \mathbf{a}_k), 其中, $\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \dots \lambda_r > 0$ 为 Σ 的全部非零特征值, $r = rank(\Sigma)$; 然后利用求得特征向量形成降维矩阵 $\mathbf{V} = (\mathbf{a}_1 \ \mathbf{a}_2 \ \dots \ \mathbf{a}_r)$, 实现源数据的降维:

$$\mathbf{C} = \mathbf{V}^T \mathbf{S}, \quad (1)$$

$\mathbf{C} = (\mathbf{c}_1 \ \mathbf{c}_2 \ \dots \ \mathbf{c}_r)$ 为降维后数据, 其中 \mathbf{c}_1 称为第一主成分, 能反映出源数据的最主要信息, \mathbf{c}_2 称为第二主成分, 能反映源数据次主要信息, 依此类推, \mathbf{c}_k 为第 k 主成分。从低维数据重构高维数据可通过下式实现:

$$\hat{\mathbf{S}} = \mathbf{V}\mathbf{C} = \sum_{i=1}^r \mathbf{c}_i \mathbf{a}_i, \quad (2)$$

其中, $\mathbf{c}_1 \mathbf{a}_1$ 是源数据 \mathbf{S} 的最大近似; $\mathbf{c}_2 \mathbf{a}_2$ 为源数据 \mathbf{S} 的第二大近似; 依此类推, $\mathbf{c}_k \mathbf{a}_k$ 为源数据 \mathbf{S} 的第 k 近似。采用主成分分析法降维本质上是使源数据和降维重构数据尽可能地接近, 即使得两者的误差 ϵ 尽可能地小,

$$\epsilon = \|\mathbf{S} - \hat{\mathbf{S}}\|_2^2. \quad (3)$$

其中 $\|\cdot\|_2^2$ 表示 2-范数的平方。

3 面向色彩再现的多光谱图像非线性降维方法

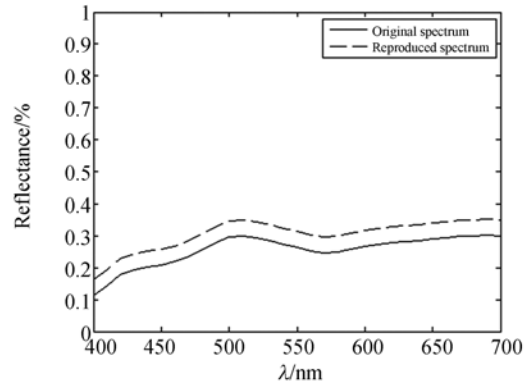
多光谱图像降维力求能用少量维数据代表源高维图像光谱反射比, 这就使得图像的部分信息被忽略, 由低维数据重构的光谱反射比与源光谱反射比不可避免存在误差。由于光谱独立于人眼视觉系统对颜色的感知, 且光谱空间为非均匀空间, 故光谱误差不能体现降维图像与源图像的颜色误差。色度误差能体现在特定观察环境(光照、观察者)下图像的颜色误差, 好的色度精度能保证在单一环境中的颜色匹配质量, 但当观察环境改变时, 极有可能产生严重的颜色失真。例如图 1 所示光谱, 经过计算得到其光谱精度和色度精度见表 1。其中色度精度评价采用均匀颜色空间 CIELAB 的标准色差公式 $\Delta E_{ab}^{[13]}$, 光谱精度评价采用均方根误差(E_{RMS})公式^[14]。色差公式如下:

$$\Delta E_{ab} = \sqrt{(\Delta L)^2 + (\Delta a)^2 + (\Delta b)^2}, \quad (4)$$

其中 L, a, b 分别表示 CIELAB 空间色度值的 3 个分量, 可由光谱反射比与光照的光谱功率分布及观察者色匹配函数积分计算获得。均方根误差公式如下:

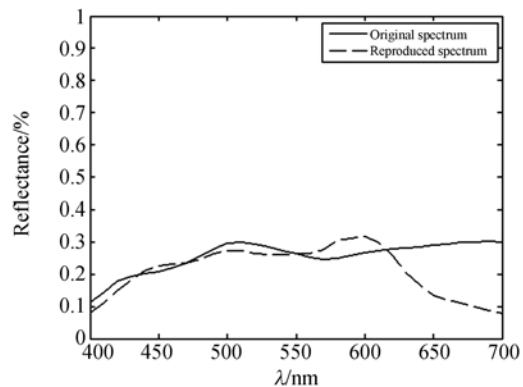
$$E_{RMS} = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (\Delta\beta(\lambda_i))^2}, \quad (5)$$

其中, N 为光谱反射比数据的维数, $\Delta\beta(\lambda_i)$ 为在波长 λ_i 处的光谱反射比误差。表 1 中同色异谱指数是指同色异谱对在改变光照情况下的色差大小, 文中采用式(4)衡量。



(a) 反射比相差 0.05 的光谱曲线

(a) 0.05 spectral difference



(b) D65 下同色异谱的光谱曲线

(b) Metamerism in D65

图 1 不同精度特征的光谱反射比曲线

Fig. 1 Spectral curves with different precision characteristics

表 1 光谱精度和色度精度比较

Tab. 1 Comparison of spectral and colorimetric presisions

光谱反 射比	色度精度 (ΔE_{ab} , D65, 2°观察者)	色度精度 (ΔE_{ab} , A, 2°观察者)	光谱精度 (E_{RMS})	同色异谱指数 (MI_{ab} , D65, A, 2°观察者)
图 1(a)	4.523 2	4.455 3	0.050 0	1.577 0
图 1(b)	0.000 2	4.145 1	0.107 6	4.709 3

由表 1 可知,光谱精度和色度精度反映了颜色匹配的不同特点。当光谱精度高时,同色异谱指数低,反映出再现色和源色在变换光照条件下产生的色感知变化小(表 1 中图 1(a)光谱在光照从 D65 变换到 A 时色差变化很小);而色度精度高反映出在特定光照条件下色感知的差异小(表 1 中图 1(b)光谱仅在 D65 下色差很小,当光照变换为 A 时,色差明显增大)。这就说明,单方面追求好的光谱匹配度,并不一定带来好的多光谱图像颜色再现效果,反之,只追求单一光照下颜色的高精度匹配,在变换光照时,往往会产生大的颜色失真。因此,降维时,从低维数据重构的光谱数据与源数据不仅光谱误差要尽可能小,在不同光照下的色度误差也应尽可能地小,这样才能使降维后数据更好地表示源光谱信息,从而实现图像颜色在不同观察环境下的准确一致再现。

3.1 用于提高色度精度的加权光谱 PCA 法

在 LABPQR 法^[7]中,为使降维过程保证色度精度,降维后数据前三维用光谱反射比计算的 Lab 色度值表示, Lab 色度值是从 XYZ 三刺激值计算得来的。设图像某一像素点的光谱反射比为 r ,则该像素点在给定光照条件下的三刺激值为:

$$t(r) = \begin{bmatrix} X \\ Y \\ Z \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} e^T D_x \\ e^T D_y \\ e^T D_z \end{bmatrix} r = e^T \begin{bmatrix} D_x \\ D_y \\ D_z \end{bmatrix} r, \quad (6)$$

其中, $D_x = \text{diag}(\bar{x})$, $D_y = \text{diag}(\bar{y})$, $D_z = \text{diag}(\bar{z})$; \bar{x} , \bar{y} , \bar{z} 表示国际照明委员会(CIE)定义的标准观察者色匹配函数,用以表示具有正常颜色视觉的人的颜色视觉特性^[13],其维数与 r 的维数相同; $\text{diag}(\cdot)$ 表示以矢量为对角元素生成对角阵; e 表示给定光照的光谱功率分布。由式(6)可知,图像某一像素点的色度值和光照密切相关,这就导致 LabPQR 法必然受到光照的影响。当光照变化时,从低维数据重构的高维光谱反射比就会与源光谱反射比在新光照下的色度值存在较大偏差。因此,如果去除光照对颜色匹配的影响,仅考察标准观察者情况下人眼对光谱反射刺激响应,使该响应达到最佳匹配,则光谱刺激将在任意光照下都能达到较好的颜色匹配效果。基于这一

思想,本文提出 WSPCA 方法。设 ϵ 为标准观察者对重构光谱反射比和源光谱反射比的响应的偏差,

$$\epsilon = \left\| \begin{bmatrix} D_x \\ D_y \\ D_z \end{bmatrix} r - \begin{bmatrix} D_x \\ D_y \\ D_z \end{bmatrix} \hat{r} \right\|_2 = \left\| \begin{bmatrix} D_x \\ D_y \\ D_z \end{bmatrix} (r - \hat{r}) \right\|_2 = (r - \hat{r})^T \begin{bmatrix} D_x & & \\ & D_y & \\ & & D_z \end{bmatrix} \begin{bmatrix} D_x \\ D_y \\ D_z \end{bmatrix} (r - \hat{r}) = (r - \hat{r})^T (D_x^2 + D_y^2 + D_z^2) (r - \hat{r}), \quad (7)$$

其中 \hat{r} 为重构光谱反射比。由于 D_x 、 D_y 及 D_z 均是对角阵,若定义对角矩阵 W :

$$W = (D_x^2 + D_y^2 + D_z^2)^{1/2}, \quad (8)$$

则式(7)变换为:

$$\epsilon = (r - \hat{r})^T W^2 (r - \hat{r}) = (r - \hat{r})^T W^T W (r - \hat{r}), \quad (9)$$

即

$$\epsilon = \| W(r - \hat{r}) \|_2 = \| W r - W \hat{r} \|_2, \quad (10)$$

若以式(10)中的 $W r$ 作为源数据,代入式(3),则 $W r$ 的最佳近似可用 $\hat{W} r$ 表示,那么通过引入权矩阵 W ,可将标准观察者对重构光谱反射比和源光谱反射比的响应的偏差 ϵ ,转化为重构的加权后光谱和源加权后光谱的偏差 ϵ' (此时将 $W r$ 作为一个整体进行重构),即,

$$\epsilon' = \| W r - \hat{W} r \|_2, \quad (11)$$

因此根据论文上节所述的 PCA 理论,以 $S = W r$ 作为待降维矢量,则可用 PCA 方法实现 $W r$ 的降维,通过式(2)求得 $W r$ 的最佳近似 $\hat{S} = \hat{W} r$,则重构光谱反射比可取为:

$$\hat{r}_w = W^{-1} \hat{W} r. \quad (12)$$

\hat{r}_w 可达到与源光谱反射比 r 在标准观察者条件下的最佳近似,从而提高降维重构光谱与源光谱的颜色匹配度。

WSPCA 法在光谱降维过程中加入人眼视觉系统特性,因此较传统 PCA 方法能获得更好的色度匹配效果,同时,在降维过程中去除光照影响,仅考察人眼视觉系统对反射光谱的感知,因此在变换光照条件下,仍能达到好的颜色匹配效果。

3.2 兼顾光谱和色度精度的非线性降维法

由上节可知,在对多光谱图像降维的过程中,由于加入了人眼视觉系统对反射光谱的感知特

性,因此降维后数据能在色度方面与源图像达到较好匹配,但是,在获得好的色度匹配同时,未能兼顾光谱匹配结果,导致光谱匹配精度降低。因此,为提高光谱匹配精度,就需要对损失的光谱信息进行补偿。由式(12)可知 \hat{r}_w 为采用WSPCA法获得的重构光谱,则损失了的光谱矢量为:

$$r_{\text{lost}} = r - \hat{r}_w, \quad (13)$$

为补偿损失的光谱,定义

$$\epsilon = \| r_{\text{lost}} - \hat{r}_{\text{lost}} \|_2, \quad (14)$$

那么根据论文上节所述的PCA理论及式(3),可用PCA法求得 r_{lost} 的最佳近似 \hat{r}_{lost} ,用 \hat{r}_{lost} 对 \hat{r}_w 进行补偿,最终得到与源光谱反射比在色度和光谱两方面均能达到较好近似的降维重构光谱 \hat{r} ,

$$\hat{r} = \hat{r}_w + \hat{r}_{\text{lost}}, \quad (15)$$

综合上节和本节的分析可知,若以WSPCA法对加权光谱数据进行降维,并以前几个主成分作为降维后数据的前几维,用以获得好的色度匹配;然后对式(13)的损失光谱采用PCA方法进行降维,并以前几个主成分作为降维后数据的后几维,用来对损失的光谱进行补偿,那么源光谱信息在色度和光谱两方面均能在降维数据中得到较好体现。本文将该方法称为WSPCAplus法。

WSPCAplus具体算法如下:

1) 根据CIE标准观察者色匹配函数,采用式(8)求得权矩阵 W ;

2) 对多光谱图像任一像素点的光谱反射比 r ,求得人眼视觉特性加权刺激 Wr ,对 Wr 采用PCA方法进行降维,根据精度要求选取前几个主成分,记为 C_{wr} ;

3) 从 C_{wr} 中重构光谱刺激 $\hat{W}r$,采用式(12)获得光谱 \hat{r}_w ,通过式(13)获得损失光谱 r_{lost} ,对 r_{lost} 采用PCA方法进行降维,根据精度要求保留前几个主成分,记为 $C_{r_{\text{lost}}}$;

4) 将步骤(2)和步骤(3)获得的两组主成分组合,形成降维后数据 C ;

5) 对多光谱图像的每一个像素点,重复步骤(2)至步骤(4),实现多光谱图像满足色度精度和光谱精度的非线性降维。

从低维数据 C 重构光谱反射比的过程如下:

(1) 从低维数据 C 中提取 C_{wr} ,采用式(2)重

构出人眼视觉特性加权刺激 $\hat{W}r$,利用式(12)得到部分重构光谱 \hat{r}_w ;

(2) 从 C 中提取 $C_{r_{\text{lost}}}$,采用式(2)重构损失光谱 \hat{r}_{lost} ;

(3) 采用式(15)获得源光谱 r 的重构光谱 \hat{r} 。

4 试验验证

为验证算法的有效性,试验选择两幅多光谱测试图及IT8.7/3标准打印色靶进行验证。两幅测试图和IT8.7/3标准色靶的光谱反射比为在可见光光谱谱段400 nm到700 nm之间每隔10 nm采样,反射比数据维数为31维。这两幅多光谱图像各自合成的RGB图像见图2,其中图2(a)为一幅典型的肤色图;图2(b)为一幅具有高饱和度颜色的景物图。



(a) 小女孩

(a) Young-girl



(b) 水果与花

(b) Fruits-and-flowers

图2 多光谱图像合成的RGB图像

Fig. 2 RGB images derived from multi-spectral images

为验证变换光照时算法的有效性,试验中采用CIE标准照明A、D65、D50、F2这4种光谱功

率分布差异明显的标准照明体作为典型光照进行验证,这 4 种光照的光谱功率分布见图 3。图 4 为 CIE1931 2° 视场标准观察者色匹配函数。

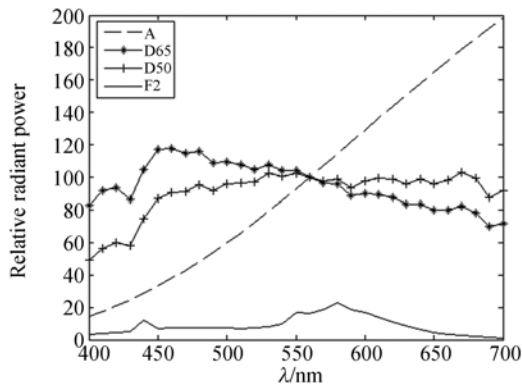


图 3 CIE 标准照明 A、D65、D50、F2 光谱功率分布
Fig. 3 Spectral power distribution of CIE A, D65, D50, F2

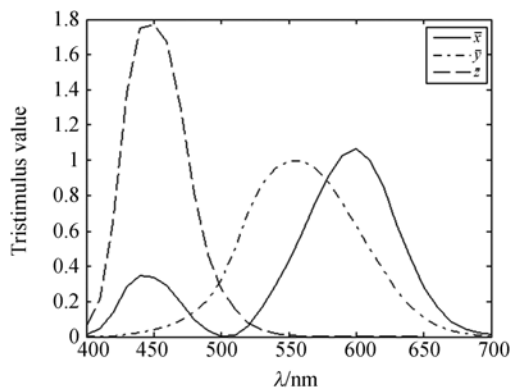


图 4 CIE1931 标准观察者色匹配函数
Fig. 4 CMF of CIE 1931 standard observer

试验针对两幅测试图和 IT8.7/3 标准色靶,分别采用经典 PCA 法、WSPCA 法、LabPQR 法及 WSPCAplus 方法进行仿真。由于图像的色彩管理通常需要实时进行,因此对每幅多光谱图像实时进行 PCA 处理将降低色彩管理的效率。实际应用中通常选择一组有代表性的样本作为基础训练样本,用这些样本获得降维矩阵及降维后特征空间,然后直接利用已建立的降维矩阵对多光谱图像进行降维和重构。本试验中 IT8.7/3 标准色靶包含颜色丰富,尽管其色域较小,但相对于单一多光谱图像有较好的颜色代表性。因此本文试验中 4 种降维方法均选择 IT8.7/3 色靶作为基

础训练样本,以该组样本为基础采用 PCA 方法分别获得源光谱降维特征向量矩阵、加权光谱降维特征向量矩阵及损失光谱降维特征向量矩阵。

对 4 种方法降维效果的评价分别从光谱精度和色度精度两方面进行。色度误差的评价采用均匀颜色空间 CIELAB 的标准色差公式 ΔE_{ab} (见式(4)),光谱精度评价采用均方根误差 (E_{RMS}) 公式 (见式(5))。表 2 给出直接 PCA 法和 WSPCA 法两种线性降维方法在取前 6 个主成分情况下的对比结果。由表 2 可知,相较于直接对源光谱数据采用 PCA 法降维,WSPCA 法在色度精度上有明显提高,且在不同光照条件下,色度精度有较好的稳定性,但是好的色度精度是以较差的光谱精度为代价的。WSPCAplus 法的提出就是为了补偿 WSPCA 法导致的光谱精度的降低。表 3 给出 LabPQR 法和 WSPCAplus 两种非线性降维方法的对比结果,由于 LabPQR 方法为降维至 6 维的方法,因此 WSPCAplus 方法采用 3 维加 3 维的形式,即 WSPCA 降维数据部分取 3 维,补偿光谱降维数据部分也取 3 维共形成 6 维数据。试验仿真中,LabPQR 法在构造降维后数据前 3 维时,选择的光照为 CIE 标准照明 A。

综合表 2 及表 3 可知,表 3 中的两种方法在光谱精度上均优于表 2 中的方法,色度精度上 LabPQR 法较直接 PCA 法有明显优势,WSPCAplus 法较直接 PCA 法和 WSPCA 法也有明显提高,这说明非线性降维效果要好于线性降维。表 3 中在 4 种典型光照下,LabPQR 法除建立 Lab 色度值的光照下其色差为 0 外,其余 3 种光照下色差明显增大,而 WSPCAplus 在 4 种光照下色差变化均不明显,说明该方法较 LabPQR 法具有较好的光照变换稳定性。综合 3 组测试样本,WSPCAplus 法的平均光谱精度为 0.013 9,比 LabPQR 法和 PCA 法分别提高了 14% 和 15%。综合 3 组测试样本和 4 种光照下的精度结果,WSPCAplus 法的平均色度精度为 0.705 8,比 LabPQR 法和 PCA 法分别提高了 47% 和 68%,色差稳定性为 1.950 6,比 LabPQR 法和 PCA 法分别提高了 84% 和 82%。

表 2 PCA 法与 WSPCA 法试验结果比较

Tab.2 Comparison of obtained results with PCA and WSPCA

测试图	降维方法	平均/最大色度误差($\Delta E_{ab}, 2^\circ$ 观察者)				平均/最大光谱 误差
		A	D65	D50	F2	
IT8.7/3	PCA	0.585 3/7.805 6	0.856 8/11.582 5	0.800 4/11.222 4	0.987 0/12.0852	0.007 2/0.038 3
	WSPCA	0.497 6/4.388 7	0.490 3/4.449 3	0.461 5/ 4.096 2	0.372 6/3.601 7	0.013 9/0.050 3
图 2(a)	PCA	0.592 5/2.277 3	0.837 5/3.458 0	0.761 4/3.159 9	0.853 3/2.851 7	0.016 2/0.047 3
	WSPCA	0.357 4/1.352 1	0.321 4/1.128 3	0.371 6/1.118 4	0.340 2/1.325 1	0.018 9/0.052 2
图 2(b)	PCA	3.999 3/9.104 9	5.662 4/15.291 5	5.243 9/13.994 9	5.071 5/14.891 8	0.025 8/0.094 7
	WSPCA	2.137 6/10.431 8	1.637 5/6.842 0	1.684 9/7.942 4	1.876 3/6.866 6	0.041 2/0.165 5

表 3 LabPQR 法与 WSPCAplus 法试验结果比较

Tab.3 Comparison of obtained results with LabPQR and WSPCAplus

测试图	降维方法	平均色度误差/最大色度误差($\Delta E_{ab}, 2^\circ$ 观察者)				平均/最大光谱 误差
		A	D65	D50	F2	
IT8.7/3	LabPQR	0/0	0.615 9/ 3.015 4	0.565 1/ 2.884 5	0.625 3/ 4.642 0	0.006 9/ 0.040 7
	WSPCAplus	0.376 0/ 2.020 5	0.443 4/ 2.899 2	0.403 8/ 2.784 7	0.376 5/ 2.331 7	0.005 8/0.037 1
图 2(a)	LabPQR	0/0	0.588 4/ 1.903 4	0.545 0/ 1.709 2	0.625 0/ 1.588 6	0.015 4/ 0.046 3
	WSPCAplus	0.316 5/ 0.737 3	0.314 7/ 0.929 6	0.305 1/ 0.837 2	0.303 8/ 0.974 2	0.013 6/0.039 6
图 2(b)	LabPQR	0/0	2.876 0/ 6.747 7	2.481 6/ 5.435 7	2.937 8/ 7.897 6	0.025 9/0.095 4
	WSPCAplus	1.480 7/4.799 5	1.389 2/4.277 4	1.244 5/3.434 9	1.516 0/4.314 1	0.022 4/0.079 3

5 结 论

本文提出了一种 WSPCAplus 多光谱图像非线性降维方法。首先根据人眼视觉系统对光谱反射刺激响应特性,提出一种采用人眼视觉色匹配函数对源光谱进行加权降维的 WSPCA 法,有效提高了不同光照条件下多光谱图像降维的色度精度。然后在 WSPCA 法的基础上提出了 WSP-

CAplus 方法,对 WSPCA 法引起的光谱损失进行补偿,有效提高了多光谱图像降维的光谱精度。与已有的线性变换 PCA 法及 LabPQR 法相比,新方法的平均光谱精度分别提高了 14%和 15%;平均色度精度分别提高了 47%和 68%,色差稳定性分别提高了 84%和 82%,表明降维时的色度精度、光谱精度及光照变换的色差稳定性方面均有明显提高。

参考文献:

[1] ZHAO Y H, BERNS S R, TAPLIN A L, et al.. An investigation of multispectral imaging for the mapping pigments in paintings[C]. *Proc. of SPIE-IS&T Electronic Imaging*, 2008,6810:681007-1-9.

[2] BOCKHKO V, TSUMURA N, MIYAKE Y. A spectral color imaging system for estimating spectral reflectance of paint[J]. *Journal of Imaging Science and Technology*, 2007,51(1):70-78.

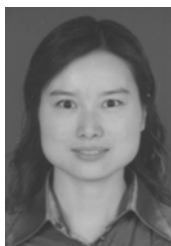
[3] WILLIAM J C, XIN Q, FORAN D J. Moving beyond color: the case for multispectral imaging for brightfield pathology[C]. *Proc. of IEEE International Symposium on Biomedical Imaging, ISBI'09*, 2009:1111-1114.

[4] WU Q, ZENG L, ZHENG H, et al.. Precise segmentation of white blood cells by using multi spectral imaging analysis techniques[C]. *Proc. of Intelligent Networks and Intelligent Systems, Wuhan: ICINIS'08*, 2008:491-494.

[5] WU C Y, LEE S M, WEN C H, et al.. Multi-spectral image acquisition system for color spectrum reproduction[C]. *Proc. of CVGIP*,2003:115-122.

- [6] BAKKE M A, FARUP I, HARDEBERG Y J. Multispectral gamut mapping and visualization—a first attempt[J]. *SPIE*, 2005,5667:193-200.
- [7] 唐红, 郑文斌, 李宪霞. 主成分分析在光全散射特征波长选择中的应用[J]. *光学精密工程*, 2010,18(8):169-1698.
TANG H, ZHENG W B, LI X X. Application of principal component analysis to selection of characteristic wavelengths with total light scattering[J]. *Opt. Precision Eng.*, 2010, 18(8): 169-1698. (in Chinese)
- [8] DERKHA W M, ROSEN R M. Spectral colorimetry using LabPQR: An interim connection space [J]. *Journal of IS&T*, 2006,50(1):53-63.
- [9] ROSEN R M, DERHAK W M. Spectral gamuts and spectral gamut mapping [J]. *SPIE-IS&T*, 2006,6062:60620K-1-11.
- [10] TSUTSUMI S, ROSEN R M, BERNS S R. Spectral color management using interim connection space based on spectral decomposition[J]. *Color Research & Application*, 2008,33(4):282-299.
- [11] 赵全友, 潘保昌, 郑胜利. 复杂光照下的两步法颜色恒常性算法[J]. *光学精密工程*, 2009,17(4):859-866.
ZHAO Q Y, PAN B CH, ZHENG SH L. Color constancy enhancement in two steps under variable illumination[J]. *Opt. Precision Eng.*, 2009, 17(4):859-866. (in Chinese)
- [12] JOLLIFFE I T. *Principal Component Analysis* [M]. Springer-Verlag, New York, 1986:1.
- [13] 汤顺清. 色度学[M]. 北京: 北京理工大学出版社, 1991:69-76,95-100.
TANG S Q. *Colorimetry*[M]. Beijing: Beijing Institute of Technology Press, 1991:69-76,95-100. (in Chinese)
- [14] IMAI H F, ROSEN R M, BERNS S R. Comparative study of metrics for spectral match quality [C]. *Proc. CGIV*,2002:492-496.

作者简介:



王莹(1977—),女,陕西长安人,博士,讲师,2004年、2010年于西安电子科技大学分别获得硕士、博士学位,主要从事颜色科学、多光谱图像输入输出技术及机器视觉方面的研究。E-mail: mailwangying@mail.xidian.edu.cn



王义峰(1977—),男,河北石家庄人,博士,副教授,2004年、2009年于西安电子科技大学分别获得硕士、博士学位,主要从事颜色科学、计算机外部设备方面的研究。E-mail: yfwang@xidian.edu.cn



王忠民(1967—),男,陕西蒲城人,博士,教授,1993年、2000年于北京理工大学分别获得硕士、博士学位,现任西安邮电计算机学院院长,西安邮电学院软件工程研究所所长,主要研究方向为嵌入式系统与智能控制,机器人技术、智能信息处理等。E-mail: zmwang@xiyou.edu.cn



罗雪梅(1982—),女,湖北黄冈人,硕士,讲师,2006年于西安电子科技大学获得硕士学位,主要从事色外观技术方面的研究。E-mail: luoxuemei@xidian.edu.cn

(本栏目编辑:李树军)