

基于偏最小二乘法的多光谱降维算法

杨秋兰, 万晓霞*, 肖根生

武汉大学印刷与包装系, 湖北 武汉 430072

摘要 在光谱色彩管理色域映射中, 针对查找表建立过程中高维光谱数据计算的一系列问题, 提出了一种非线性的高维光谱降维方法。对同色异谱黑进行偏最小二乘分析, 提取潜在成分, 获得了 KMN 向量, 将其与 Lab 向量组合成 6 维向量, 并作为中间转换空间 LabKMN, 实现高维光谱数据与低维基向量组合之间的相互转换。LabPQR 空间的前 3 个维度是在特定光照条件下的 CIELAB 值, 后 3 个维度(PQR)用于描述同色异谱黑的光谱重建维度。对两种方法在光谱精度和色度精度两方面进行比较, 基于 1600 个孟塞尔样本数据的实验计算表明, 与 LabPQR 方法相比, LabKMN 的方均根误差均值由 0.0164 降低到 0.0139, 光谱精度提高了 15.24%, 色度重建误差由 2.8706 降低到 1.8138, 平均色差降低了 36.81%。LabKMN 方法降维后的重建精度大幅提高, 能够较好地实现更高精度的原始色彩光谱空间的描述。

关键词 光谱学; 光谱色彩学; 光谱反射率; LabKMN 空间; 同色异谱黑; 偏最小二乘法

中图分类号 TP301.6

文献标志码 A

doi: 10.3788/LOP57.013003

Multispectral Dimension Reduction Algorithm Based on Partial Least Squares

Yang Qiulan, Wan Xiaoxia*, Xiao Gensheng

Department of Printing and Packaging, Wuhan University, Wuhan, Hubei 430072, China

Abstract For gamut mapping of spectral color management, this study propose a nonlinear multispectral dimension reduction method that tackles serial problems in the calculation of high-dimensional spectral data in the process of establishing a look-up table. The method performs a partial least squares analysis on metameric black, extracts the potential components, obtains the KMN vector, and combines the result with Lab vector, yielding a six-dimensional vector which is used as an intermediate conversion space LabKMN. Within this space, the interconversion between the high-dimensional spectral data and low-dimensional base vector can be realized. The LabPQR space is divided into two three-dimensional spaces. The first three dimensions are the CIELAB values under specific lighting conditions, and the remaining dimensions (PQR) describe the spectral reconstruction dimensions of metameric black. The spectral and colorimetric accuracies of the two methods are compared. On 1600 Munsell sample dataset, the proposed method achieves a root-mean-square error of 0.0139 (versus 0.0164 in LabPQR), and a colorimetric reconstruction error of 1.8138 (versus 2.8706 in LabPQR). Compared with LabPQR, the proposed method improves the spectral accuracy by 15.24% and reduces the colorimetric reconstruction error by 36.81%. The reconstruction accuracy is greatly improved after dimension reduction by the proposed method, and the original color spectrum space is described with higher precision.

Key words spectroscopy; spectral color science; spectral reflectance; LabKMN space; metameric black; partial least squares

OCIS codes 300.6550; 300.1690; 300.1720; 300.1730

收稿日期: 2019-06-04; 修回日期: 2019-07-05; 录用日期: 2019-07-22

基金项目: 国家自然科学基金(61275172, 61575147)、国家重点基础研究发展计划(2012CB725302)

* E-mail: wan@whu.edu.com

1 引言

通常情况下,彩色图像再现的目标是复制品与原稿具有相同的色度,但是同色异谱现象的存在会使得在某一光照下二者可以很好地匹配,而在其他光照下,则不能很好地匹配。光谱反射率可以很好地反映图像颜色的信息,因此,若使复制品在所有光源下均可以进行匹配,则要求复制品与原稿具有相同的光谱反射率^[1]。光谱色彩管理的目的就是在任意光照条件下,获得与原稿一致的复制品。在光谱色彩管理过程中,光谱色域映射是关键的一步,光谱图像具有高维的光谱数据,对高维光谱数据进行处理,是进行光谱色域映射处理的前提和基础^[2]。光谱色彩再现可以降低光源和观察者的同色异谱程度^[3]。但是在建立查找表时,光谱通常为 31 维或更高维,高维的光谱数据存储占用的空间大,计算复杂;而且,原始光谱数据在许多应用中不适合,如艺术品的再现,纺织品颜色和喷墨打印机等用于光谱图像处理、色域边界描述和光谱色彩再现中的光谱色域映射^[4]。为了简化计算,减少存储空间,加快运算速度,更为了在应用中使光谱颜色再现,需要对高维光谱数据降维,而且这一过程至关重要^[5]。

多光谱降维主要有两种模型。一种是非线性降维模型——LabPQR 模型,该模型采用补偿方法,即重新插入同色异谱黑光谱^[6],以补偿由三刺激值引起的光谱细节的损失。Derhak 等^[7]提出的名为 LabPQR 的中间连接空间是用于光谱色彩管理的一个 6 维的中间连接空间,前 3 个维度是在特定观察条件下的 CIELAB 值,后 3 个维度用于描述同色异谱黑的光谱重建维度。同色异谱黑是同色异谱与标准光谱的光谱差异。事实上,在 LabPQR 中间连接空间表示低维度光谱信息的基础上,后来又有人提出了 LabPQR 的几种变形空间,例如 LabRGB 空间^[8]、XYZLMS 空间^[9]、LabLab 空间^[10]等。虽然这些中间连接空间具有较高的光谱精度,但色度精度较低,主要是因为没有考虑光源对剩余光谱误差的影响^[11]。另一种是线性降维模型——PCA 模型。Bakke 等^[12]提出了基于主成分分析(PCA)方法的中间连接空间,采用 PCA 方法来降低光谱的维度,并重新进行光谱重建。利用 PCA 方法提取的前 3 个主成分携带了原光谱数据的大部分信息,避免了互相重叠部分的信息^[13],但并没有考虑到方差,这无疑会对重建的光谱数据产生一定的影响,因为方差的贡献率虽然小,但却是对原始光谱有很强解

释能力的主成分。

针对以上两种模型的缺点,本文提出一种基于偏最小二乘法(PLS)的高维光谱数据降维方法。该方法采用有监督的方式在原始数据空间中抽取潜在成分^[14],与传统的非监督的降维方法相比有很大的优势:在抽取潜在成分时并不只考虑数据的降维,还会同时兼顾光谱和色度信息,最后采用潜在成分来表示原始数据,从而达到数据降维的目的。LabKMN 是一个 6 维的中间转换空间,前 3 个维度都是在特定观察条件下的 CIELAB 值,后 3 个维度采用偏最小二乘分析提取潜在成分,所提取的潜在成分不但能很好地解释色度信息,而且对光谱信息有极强的解释能力。

2 LabKMN 方法

2.1 光谱到色度的定义

首先将光谱向量转换为低维部分的色度向量,使用矩阵表示从光谱到 Lab 值的转换。光谱反射率 s 为

$$s = [r_{\lambda=380 \text{ nm}}, r_{\lambda=390 \text{ nm}}, \dots, r_{\lambda=780 \text{ nm}}]^T, \quad (1)$$

式中: $r_{\lambda=380 \text{ nm}}$ 表示波长为 380 nm 的向量; $r_{\lambda=390 \text{ nm}}$ 表示波长为 390 nm 的向量; $r_{\lambda=780 \text{ nm}}$ 表示波长为 780 nm 的向量; λ 表示波长;上角标 T 表示矩阵的转置。

根据公式

$$\begin{cases} X = k \int sS(\lambda) \bar{x}_\lambda d\lambda \\ Y = k \int sS(\lambda) \bar{y}_\lambda d\lambda \\ Z = k \int sS(\lambda) \bar{z}_\lambda d\lambda \end{cases}, \quad (2)$$

将反射光谱 s 乘以光源的光谱功率分布和颜色匹配函数,然后通过归化系数可以得到光谱三刺激值矩阵 c ,

$$c = [X, Y, Z]^T, \quad (3)$$

式中: \bar{x}_λ 、 \bar{y}_λ 和 \bar{z}_λ 为颜色匹配函数的光谱权重; $S(\lambda)$ 为光源的光谱功率分布; k 为归化常数; X 、 Y 、 Z 为样品的三刺激值。

根据 CIE1976 中的公式^[15] 计算明度指数 L^* 以及色品指数 a^* 和 b^* , 公式为

$$\begin{cases} L^* = 116(Y/Y_n)^{1/3} - 16 \\ a^* = 500[F(X/X_n)^{1/3} - F(Y/Y_n)^{1/3}] \\ b^* = 200[F(Y/Y_n)^{1/3} - F(Z/Z_n)^{1/3}] \end{cases}, \quad (4)$$

式中: $F(X/X_n)$ 、 $F(Y/Y_n)$ 、 $F(Z/Z_n)$ 为分段函数,具体的计算过程可参考文献^[15]; X_n 、 Y_n 、 Z_n 为

CIE 标准照明体的标准光源三刺激值。

为了找到光谱反射率 s 与色度信息 L^* 、 a^* 、 b^* 之间的关系,建立 s 与 L^* 、 a^* 、 b^* 的模型。设 \mathbf{S} 表示一组光谱反射率,为了书写方便,记 Lab 向量为 \mathbf{D} ,则所建模型为

$$\mathbf{S} = \mathbf{R}\mathbf{D}, \quad (5)$$

根据矩阵的伪逆,可以得到光谱与色度信息之间的色度-光谱估计矩阵 \mathbf{R} 为

$$\mathbf{R} = \mathbf{S}\mathbf{D}^T (\mathbf{D}\mathbf{D}^T)^{-1}. \quad (6)$$

因此,通过将色度值乘以色度-光谱估计矩阵 \mathbf{R} 而得到的任何光谱将具有相同的色度。这是因为使用伪逆来计算色度到光谱的估计矩阵时,将从无限光谱集中返回一个光谱,这些光谱在导出色度值的观察条件下都共享相同的色度。使用 \mathbf{R} 来计算来自色度的光谱,就会将光谱空间折叠成三维色度空间,返回与原始色度相关的光谱,但该光谱可能是不太正确的光谱。

可以计算光谱与色度-光谱估计之间的差异。计算一组光谱差异 $\Delta\mathbf{S}$ 的表达式为

$$\Delta\mathbf{S} = \mathbf{S} - \mathbf{R}\mathbf{D}. \quad (7)$$

这样得到的光谱差异即同色异谱黑,通过 \mathbf{R} 色度-光谱估计矩阵变换色度得到的不准确的光谱反射率估计用于校正光谱信息。

2.2 偏最小二乘法

偏最小二乘法既是一种特征抽取方法,又是一种回归分析方法^[16]。从最小二乘法(OLS)过渡到偏最小二乘法,最关键的是利用潜在成分提取的思想来提高建模的准确性。通过对同色异谱黑进行偏最小二乘分析,可以准确地表征和量化光谱的差异。偏最小二乘分析建模方法如下:在 380~780 nm 的波长范围内(间隔 10 nm),测量 1600 个孟塞尔色块的光谱反射率。在高维光谱数据的降维中,自变量 \mathbf{D} 为样本的色度信息(即 L^* 、 a^* 、 b^* 值), $\mathbf{D} = [x_1, x_2, \dots, x_{1600}]_{3 \times 1600}$,因变量 Y 为同色异谱黑 $\Delta\mathbf{S}$, $\mathbf{V} = [y_1, y_2, \dots, y_{1600}]_{41 \times 1600}$ 。为了研究因变量与自变量的关系,选择 1600 个样本,构成自变量与因变量的数据表 \mathbf{D} 和 \mathbf{V} 。在建模过程中,要求潜在成分 $\mathbf{T} = [t_1, t_2, \dots, t_m]$ 既要尽可能多地概括 \mathbf{D} 的信息,又要与因变量 \mathbf{V} 的协方差最大^[17],其中 m 表示潜在成分的数量。在自变量中逐次提取潜在成分 t_1, t_2, \dots, t_m 。它们对 \mathbf{V} 的解释能力最强,同时又能最好地表示 \mathbf{D} 。与此同时,自动排除掉对 \mathbf{V} 没有解释意义的信息。使用经典的偏最小二乘法计算潜在成分 \mathbf{T} ,详细的分析过程可参考文献^[18]。利用

MATLAB 软件进行计算,得到潜在成分对应于色度信息的简单光谱-光谱估计矩阵 \mathbf{R} 在光谱校正空间中的基函数。最重要的潜在成分(潜在成分贡献率最大)创建详细描述了各个光谱误差估计的最重要信息的坐标空间。(8)式中的 \mathbf{H} 为重建光谱差异过程中的光谱重构矩阵,(9)式是一组向量获得的潜在成分向量矩阵,

$$\mathbf{H} = (\mathbf{P}^T\mathbf{W})^{-1}, \quad (8)$$

$$[\mathbf{K}, \mathbf{M}, \mathbf{N}]^T = \mathbf{D}\mathbf{D}^T\mathbf{U}, \quad (9)$$

式中:矩阵 \mathbf{P} 和 \mathbf{W} 分别为潜在成分作用在自变量和因变量中的因素,将潜在成分 \mathbf{T} 分别与 \mathbf{D} 和 \mathbf{V} 相乘,然后标准化即可得到; \mathbf{U} 为 $\mathbf{V}^T\mathbf{D}$ 的特征向量,具体推导过程可参考文献^[18]。

3 实验

3.1 步骤

3.1.1 将光谱反射率转换到 LabKMN 空间

1) 在国际照明委员会(CIE)标准照明体 D65 和标准照明体 A 的照明下,分别计算了 2°视场的三刺激值,然后使用 CIE 公式将其转换为 Lab 向量;

2) 采用色度-光谱估计矩阵 \mathbf{R} 计算同色异谱黑和 Lab 向量,提取潜在成分 \mathbf{T} ;

3) 用偏最小二乘方法计算 KMN 向量;

4) 降维后的中间连接空间由 Lab 和 KMN 向量组合而成,即

$$\mathbf{L}_{\text{abKMN}} = [L^*, a^*, b^*, \mathbf{K}, \mathbf{M}, \mathbf{N}]^T. \quad (10)$$

3.1.2 LabKMN 向量重构光谱反射率

重构光谱 $\hat{\mathbf{S}}$ 的计算公式为

$$\hat{\mathbf{S}} = \mathbf{R}\mathbf{D} + \begin{bmatrix} \mathbf{K} \\ \mathbf{M} \\ \mathbf{N} \end{bmatrix} \mathbf{H}. \quad (11)$$

特征向量构成光谱校正空间的基。将 KMN 向量乘以矩阵 \mathbf{H} 来计算光谱校正,并与色度-光谱估计相加,就可以得到重建原始光谱数据。

3.2 数据

选择孟塞尔色块光谱数据作为测试样本,数据来源于芬兰大学图像数据库^[19]。采用 Perkin-Elmer Lambda 18 UV/VIS 分光光度计,在 380~800 nm 波长范围内(间隔 10 nm)测量 1600 个孟塞尔色块的光谱反射率,孟塞尔色块颜色包含了自然界中的绝大部分常见颜色,已被广泛应用于艺术设计、包装产品设计、色彩描述以及质量控制等行业^[20]。图1所示为1600个孟塞尔色块在 CIE D65

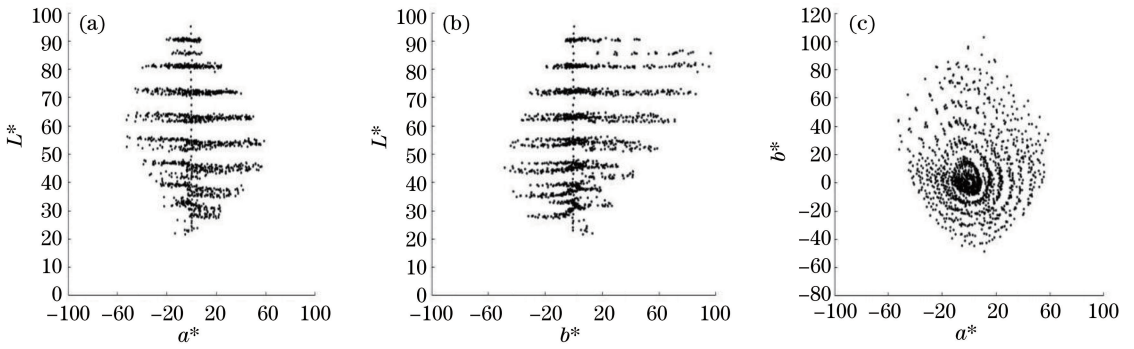


图1 1600个孟塞尔色块在CIE D65和CIE 1931标准观察者条件下的色度图。(a) $L^* - a^*$ 色度图;
(b) $L^* - b^*$ 色度图;(c) $a^* - b^*$ 色度图

Fig. 1 Chromaticity diagrams of 1600 Munsell color blocks obtained by CIE D65 and CIE 1931 standard observers.

(a) $L^* - a^*$ chromaticity diagram; (b) $L^* - b^*$ chromaticity diagram; (c) $a^* - b^*$ chromaticity diagram

和CIE 1931标准观察者条件下的色度图。分别采用LabPQR法和LabKMN法对测试样本进行光谱数据降维,采用MATLAB软件进行数据计算。其中,LabPQR法采用Lab为前三维、PQR为后三维光谱重建的基向量,LabKMN采用Lab为前三维、KMN为后三维光谱重建的基向量。两种方法均将41维的原始光谱降到6维。

3.3 光谱重建精度评价

评价标准包含色度精度和光谱精度。采用CIELAB标准色差公式评价色度精度,CIELAB色差公式 ΔE_{ab}^* 用于表示原始和构建的反射光谱之间的色度重建精度^[21],表达式为

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

式中: ΔL^* 、 Δa^* 、 Δb^* 为色度信息的差值。

采用光谱方均根误差(RMSE,计算时用 E_{RMS}

表示)评价光谱精度。RMSE表示原始样本和重建样本之间的光谱重建精度, RMSE越小,意味着重建样品的反射光谱的反射率越接近原始光谱的反射率^[22]。RMSE的计算公式为

$$E_{RMS} = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n [R(\lambda_i) - \hat{R}(\lambda_i)]^2}, \quad (13)$$

式中: $R(\lambda_i)$ 和 $\hat{R}(\lambda_i)$ 分别为原始反射光谱和重建的反射光谱; i 为样本编号; n 为测试样的数量。

4 结果和讨论

为了说明LabKMN方法比LabPQR方法更具优势,将LabKMN与LabPQR降维法在光谱精度和色度精度上进行比较。首先将测试样的光谱数据转换为低维连接空间中的坐标值,然后重建光谱,将其转换回高维光谱空间中的光谱反射率,计算相应的色度信息。

表1 LabPQR降维法和LabKMN降维法计算得到的光谱重建精度的比较

Table 1 Comparison of spectral reconstruction accuracy between LabPQR dimension reduction method and LabKMN dimension reduction method

Dimension reduction method	RMSE			ΔE_{ab}^* (D65)			ΔE_{ab}^* (A)			Sample eligibility rate / %
	Max	Min	Mean	Max	Min	Mean	Max	Min	Mean	
LabPQR	0.1178	0.0024	0.0164	8.3930	0.1865	2.9214	10.5946	0.1949	2.8197	84.37
LabKMN	0.0770	0.0022	0.0139	5.7220	0.0980	1.5025	11.7458	0.0383	2.1251	95.28

表1是采用两种降维方法计算得到的光谱重建效果的数据,可以看出:采用LabKMN方法计算得到的RMSE的最小值与LabPQR法相比降低不明显,但是LabKMN法得到的RMSE的均值较LabPQR法降低了15.24%。结合图2可知,1600个颜色样本采用LabKMN法降维后,约有90%的RMSE值在0.02以下,而LabPQR法降维后的RMSE值在0.02以下的样本只有75%。结合图3可知,与LabPQR降维法相比,LabKMN降维法的

总体RMSE值均有所下降。

由表1可知,采用LabKMN降维法计算得到的RMSE的均值为0.0139,说明光谱反射率的重建曲线可以与原始曲线有效拟合,达到了较好的光谱重建效果。图4是为了比较LabKMN法和LabPQR法重建光谱的拟合效果图,根据RMSE值选取的有代表性样本的光谱反射率曲线。图4(a)是采用LabKMN法与LabPQR法计算所得的RMSE值分别为0.0022和0.0024的样本的光谱

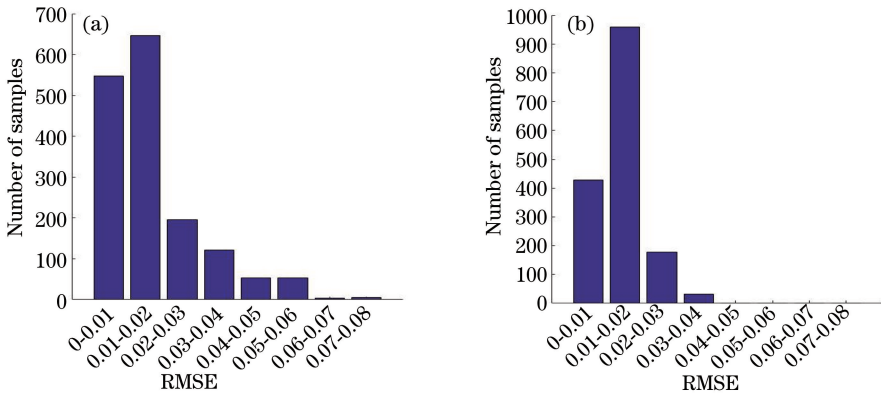


图 2 采用不同降维方法计算得到的光谱误差分布图。(a) LabPQR 降维法;(b) LabKMN 降维法

Fig. 2 Spectral error distributions obtained by different dimension reduction methods. (a) Dimension reduction by LabPQR method; (b) dimension reduction by LabKMN method

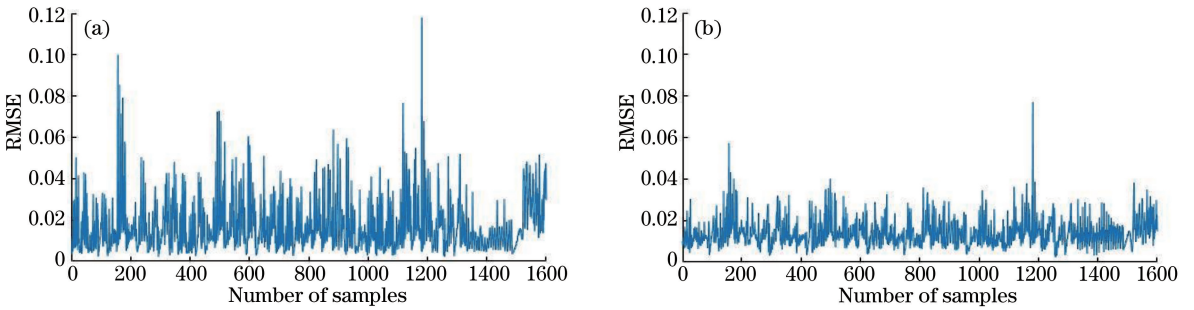


图 3 采用不同降维方法得到的光谱重建 RMSE 曲线。(a) LabPQR 降维法;(b) LabKMN 降维法

Fig. 3 Spectral reconstruction RMSE curves obtained by different dimension reduction methods. (a) Dimension reduction by LabPQR method; (b) dimension reduction by LabKMN method

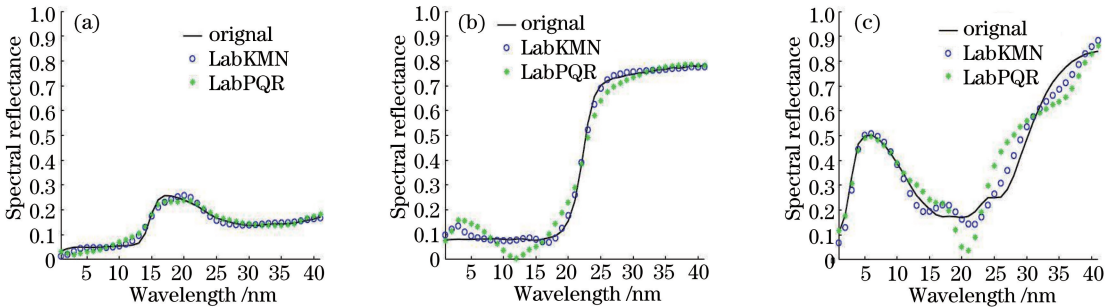


图 4 不同样本的重建光谱曲线拟合图。(a)拟合效果较好的样本;(b)拟合效果一般的样本;(c)拟合效果较差的样本

Fig. 4 Fitted curves of reconstructed spectra for different samples. (a) Sample with good fitted effect; (b) sample with general fitted effect; (c) sample with poor fitted effect

图,代表了重建光谱曲线中与原始光谱曲线拟合度较高的样本;图 4(b)是采用两种方法所得的 RMSE 值分别为 0.014 和 0.016 的样本的光谱图,代表了重建光谱曲线中与原始光谱曲线拟合度一般的样本;图 4(c)是采用两种方法所得的 RMSE 值分别为 0.0770 和 0.1178 的样本的光谱图,代表了重建光谱曲线中与原始光谱曲线拟合度较差的样本。从图 4 可以看出,基于 LabKMN 法的原始光谱曲线与重建光谱曲线的拟合效果远远优于基于 LabPQR 法

的光谱重建精度。对于同色异谱黑,LabKMN 算法采用偏最小二乘法,提取的潜在成分不仅对光谱信息具有极强的解释能力,而且能够很好地解释色度信息,与 LabPQR 算法中采用 PCA 法处理同色异谱黑相比,考虑到对方差贡献率小但对原始光谱具有很强解释能力的成分,因此不会忽略重要的光谱颜色信息,所以,LabKMN 算法的效果优于 LabPQR 法。

除此之外,本文还计算了重建光谱与原始光谱

的 CIE1976 色差值 ΔE_{ab}^* 。由表 1 可知, 基于 LabKMN 法得到的重建光谱与原始光谱之间的最大、最小和平均色差均低于 LabPQR 法得到的结果, 并且根据 LabKMN 法计算得到的平均色差(1.8138)较 LabPQR 法的平均色差(2.8706)降低了 36.81%。以 3 个 CIELAB 色差单位为标准判断样本的合格情况, 样本合格率为两光照下计算所得合格率的平均值。基于 LabKMN 法的样本合格率高达 95.28%, 与基于 LabPQR 法的样本合格率相比提高了 12.93%, 由此可知, 在不同的光照条件下, 基于 LabKMN 光谱重建方法的色度精度都高于基于 LabPQR 光谱重建方法的色度精度。

5 结 论

LabKMN 法是非常有效的高维光谱数据降维方法, 能够快速有效地得到性能良好的低维转换空间。在光谱重建过程中采用有监督的偏最小二乘法进行分析, 提取潜在成分, 获得 KMN 向量, 不仅考虑了样本的色度信息, 还保留了原始光谱的色度信息, 有效地将光谱数据由 41 维降到了 6 维, 大大降低了高维光谱数据处理过程中的数据量和计算时间, 对于高维光谱数据的分析、多光谱图像处理等实际应用具有重要意义。总体来讲, 使用本文方法建立的 LabKMN 中间连接空间, 能在光谱和色度两方面较好地表征原始的高维光谱数据, 并能满足光谱颜色复制的要求。

参 考 文 献

- [1] Liu X H. Design and implementation of the spectral color management system [D]. Xi'an: Xidian University, 2011: 10-15.
刘小虎. 光谱色彩管理系统的设计与实现[D]. 西安: 西安电子科技大学, 2011: 10-15.
- [2] Liu P, Liu Z, Zhu M, et al. A spectral gamut mapping model in visual features weighted PCA space [J]. Acta Optica Sinica, 2015, 35(6): 0633001.
刘攀, 刘真, 朱明, 等. 加权视觉特性的 PCA 空间内光谱域映射模型[J]. 光学学报, 2015, 35(6): 0633001.
- [3] Zong C L. The dimension reduction for high-dimensional multispectral space [D]. Xi'an: Xidian University, 2010: 7-10.
宗春丽. 高维光谱空间降维技术研究[D]. 西安: 西安电子科技大学, 2010: 7-10.
- [4] Zhang X D, Wang Q, Yang G F, et al. Key

technologies review of the spectral color management system [J]. China Printing and Packaging Study, 2013, 5(1): 10-17.

张显斗, 王强, 杨根福, 等. 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.

- [5] Wang H W, Li J, Wan X X, et al. Research on the printing color reproduction technology based on spectral imaging [J]. Packaging Engineering, 2008, 29(4): 40-42, 95.
王海文, 李杰, 万晓霞, 等. 基于光谱的印刷颜色复制技术研究[J]. 包装工程, 2008, 29(4): 40-42, 95.
- [6] He S H, Liu Z, Chen Q. Research of spectral dimension reduction method based on matrix R theory [J]. Acta Optica Sinica, 2014, 34(2): 0233001.
何颂华, 刘真, 陈桥. 基于矩阵 R 理论的光谱降维方法研究[J]. 光学学报, 2014, 34(2): 0233001.
- [7] 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.
- [8] Zhang X D, Wang Q, Wang Y, et al. XYZLMS interim connection space for spectral image compression and reproduction [J]. Optics Letters, 2012, 37(24): 5097-5099.
- [9] Nakaya F, Ohta N. Spectral encoding/decoding using LabRGB [J]. Journal of Imaging Science and Technology, 2008, 52(4): 040902.
- [10] 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, 2016, 33(9): 1860-1871.
- [11] Jiang Z M, Kong L J, Nie P, et al. Study on the spectral characterization model of multi-color printer based on LabPQR dimension reduction [J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2018, 38(6): 1975-1981.
姜中敏, 孔玲君, 聂鹏, 等. 基于 LabPQR 降维的多色打印机光谱特征化模型研究[J]. 光谱学与光谱分析, 2018, 38(6): 1975-1981.
- [12] Bakke A M, Farup I, Hardeberg J Y. Multispectral gamut mapping and visualization: a first attempt [J]. Proceedings of SPIE, 2005, 5667: 193-200.
- [13] Wang K, Wang H Q, Long Y Q, et al. Spectral reflectance reconstruction based on dimension reduction regularization polynomials [J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2018, 55(5): 053004.

- 王可, 王慧琴, 龙艳群, 等. 基于降维正则化多项式的光谱反射率重建方法[J]. 激光与光电子学进展, 2018, 55(5): 053004.
- [14] Zeng X Q, Li G Z. An examination of a classification model with partial least square based dimension reduction [J]. Journal of Shandong University (Engineering Science), 2010, 40(5): 41-47.
曾雪强, 李国正. 基于偏最小二乘降维的分类模型比较[J]. 山东大学学报(工学版), 2010, 40(5): 41-47.
- [15] Liu H X, Wu B, Xu Y F, et al. Color science and technology[M]. Beijing: China Light Industry Press, 2008.
刘浩学, 武兵, 徐艳芳, 等. 印刷色彩学[M]. 北京: 中国轻工业出版社, 2008.
- [16] Wang Y J, Yuan X Q, Shi B, et al. Origins of nephrite by laser-induced breakdown spectroscopy using partial least squares discriminant analysis [J]. Chinese Journal of Lasers, 2016, 43(12): 1211001.
王亚军, 袁心强, 石斌, 等. 基于激光诱导击穿光谱结合偏最小二乘判别分的软玉产地识别研究[J]. 中国激光, 2016, 43(12): 1211001.
- [17] Wang H W, Wu Z B, Meng J. Partial least-squares regression: linear and nonlinear methods [M]. Beijing: National Defense Industry Press, 2006: 121-137.
王惠文, 吴载斌, 孟洁. 偏最小二乘回归的线性与非线性方法[M]. 北京: 国防工业出版社, 2006: 121-137.
- [18] Rännar S, Geladi P, Lindgren F, et al. A PLS kernel algorithm for data sets with many variables and few objects. Part II: cross-validation, missing data and examples[J]. Journal of Chemometrics, 1995, 9(6): 459-470.
- [19] University of Eastern Finland. Spectral database[DB/OL]. [2019-06-03]. https://www.uef.fi/en/web/spectral/-spectral-database?tdsourcetag=s_pcqq_aiomsg.
- [20] Chu J J, Cui G H, Liu Y W, et al. A method for measuring surface color based on spectral tunable LED light source and multispectral imaging technology[J]. Acta Optica Sinica, 2018, 38(8): 0833001.
褚金金, 崔桂华, 柳耀武, 等. 一种基于光谱可调LED光源和多光谱成像技术的物体表面颜色测量方法[J]. 光学学报, 2018, 38(8): 0833001.
- [21] Wang Y, Wang Z M, Wang Y F, et al. Nonlinear dimensionality reduction of multi-spectral images for color reproduction [J]. Optics and Precision Engineering, 2011, 19(5): 1171-1178.
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.
- [22] 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.