

同色异谱黑在光谱降维中的应用研究

何颂华

(深圳职业技术学院, 深圳 518055)

摘要: **目的** 研究同色异谱黑在光谱降维中的应用。**方法** 基于同色异谱黑光谱特性提出 MBPCA 光谱降维法。该方法将颜色光谱分解为基本光谱和同色异谱黑光谱,基本光谱的基向量由原始光谱通过 PCA 法得到的前 3 个基向量构成,原始光谱与基本光谱之间的残余光谱作为同色异谱黑光谱,其基向量由残余光谱通过 PCA 法推导。**结果** 当降维光源与实际光照光源一致时,只要基向量数目超过 3 个,其低维模型的色度精度皆为 0,当用 6 个基向量重构光谱时,在 4 种标准光源下的平均色差接近于 1。**结论** MBPCA 法与 PCA 法相比,其光谱重构精度与 PCA 法接近,色度精度比 PCA 法有明显提高,其六维模型能有效满足光谱颜色复制的需要。

关键词: 光谱降维; 同色异谱黑光谱; 光谱颜色复制

中图分类号: O432.3

文献标识码: A

文章编号: 1001-3563(2014)09-0099-06

Spectral Dimension Reduction Method Based on Metameric Black

HE Song-hua

(Shenzhen Polytechnic, Shenzhen 518055, China)

ABSTRACT: **Objective** To study the application of metamerism black in spectral dimension reduction. **Methods** MBPCA spectral dimension reduction method was put forward based on metamerism black spectral characteristics. This method decomposed the color spectrum into basic spectrum and metamerism black spectrum. The basis vectors of basic spectrum consisted of the first three basis vectors of original spectrum by PCA. The residue spectrum between original spectrum and basic spectrum was metamerism black spectrum. The basis vectors of metamerism black were derived from the residue spectrum by PCA. **Results** When the dimension reduction illuminant was in accordance with lighting illuminant, once the number of basis vectors was above three, the color differences of MBPCA were zero. When the number of basis vectors was six, the average color differences were close to one. **Conclusion** Compared with PCA, the spectral accuracy of MBPCA was close to that of PCA, and the colorimetric accuracy of MBPCA was higher than that of PCA. The six-dimensional model built by MBPCA could effectively meet the needs of spectral color reproduction.

KEY WORDS: spectral dimension reduction; metamerism black; spectral color reproduction

近年来,随着多光谱和高光谱成像系统的应用,物体和场景的光谱反射率信息获取已成为可能,这为同色同谱光谱颜色复制提供了有力保障^[1-3]。在 400 ~ 700 nm 之间以 10 nm 间隔对光谱反射率进行采样,可得到一个 31 维的光谱反射率图像,当直接将其用于

颜色复制时,会占用很大的存储空间,计算复杂度高,运算时间长,运算效率低下,解决这些问题需要对光谱反射率图像进行降维处理^[4-5]。在光谱降维时,如何有效保证降维得到的低维数据在光谱和色度 2 方面能较好地表征原始高维光谱,正成为光谱图像颜色

收稿日期: 2013-09-30

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(61108087)

作者简介: 何颂华(1977—),男,四川人,博士,深圳职业技术学院副教授,主要研究方向为颜色科学与光谱图像处理。

复制领域的一个研究热点^[6-7]。

1 光谱线性降维模型

光谱线性模型是指一个光谱可以表示成一组给基函数的线性组合,并且这些基函数相互之间线性无关。通常可见光谱从400~700 nm以等间隔(通常10 nm)采样,这样可见光谱可以表示成一个31维的向量或31×1的列矩阵。由于人造和自然着色剂的吸收特性,其光谱反射率一般为平滑曲线,很少具有窄带或很陡的光谱曲线,由此样本光谱各相邻维数总是高度相关,31维的光谱数据信息往往存在重叠与冗余^[8-9]。从线性代数的观点来看,就是这些数据矩阵中存在相关的行或列,由此需要对其进行处理和提炼,抽取有意义、独立的变量,然后再用这些较少的变量来表示光谱信息,从而达到降维处理的目的。即对于一组同类型的光谱通过建立光谱线性模型,就可以用低维空间描述这组31维的光谱,其低维空间的维数就是基函数的个数。

1986年Maloney^[10]研究表明,对于光谱反射率 $r(\lambda)$,其线性模型可表示为:

$$r(\lambda) = w_1 b_1(\lambda) + w_2 b_2(\lambda) + \dots + w_n b_n(\lambda) \quad (1)$$

式中: $b_i(\lambda)$ 为第*i*个基函数或基向量; w_i 为基向量对应的权重系数; n 为原始光谱的采样维数。

通常基向量是相互正交的,由于光谱反射率的平滑特性使得光谱各相邻维数总是高度相关。由此一个光谱反射率可以通过有限个数的基向量的线性组合近似得到,称为低维线性模型,即:

$$r(\lambda) = \sum_{i=1}^p w_i b_i(\lambda) \quad (2)$$

式中:基向量的数目*p*比光谱维数*n*小,称其为该低维线性模型的维数。由此建立低维线性模型的关键在于基向量和权重系数的确定。

对基向量 b_i 和权重系数 w_i 的确定必须满足估计光谱反射率与真实光谱反射率的残差的平方和最小,即:

$$\left\| r(\lambda) - \sum_{i=1}^p w_i b_i(\lambda) \right\|^2 \rightarrow \min \quad (3)$$

式中: $\|\cdot\|$ 为欧几里德范数。

2 同色异谱与同色异谱黑理论

如果2个物体色具有相同的光谱反射(透射)率

$r_1(\lambda) = r_2(\lambda)$,则在任何一种光源照明下,任何一种标准色度观察者的条件下,三刺激值都会相同,则称这2种物体的颜色为同色同谱色。如果 $r_1(\lambda) \neq r_2(\lambda)$,但三刺激值相同,此时同色是有条件的,它只对于特定的标准色度观察者和特定的照明体才成立,如果改变观察者或改变照明体,颜色则出现不一致,这种情况称之为同色异谱。

Wysecki^[11]指出:对一确定光源 $E(\lambda)$ 和标准观察者 $\bar{x}(\lambda), \bar{y}(\lambda), \bar{z}(\lambda)$,光谱反射率 $r_b(\lambda)$ 的三刺激值为0,即满足公式(4),则称 $r_b(\lambda)$ 为同色异谱黑光谱。

$$\begin{cases} \int_{\lambda} E(\lambda) r_b(\lambda) \bar{x}(\lambda) d\lambda = 0 \\ \int_{\lambda} E(\lambda) r_b(\lambda) \bar{y}(\lambda) d\lambda = 0 \\ \int_{\lambda} E(\lambda) r_b(\lambda) \bar{z}(\lambda) d\lambda = 0 \end{cases} \quad (4)$$

由于同色异谱黑光谱的三刺激值为0,而光源和标准观察者光谱为正值,所以所有同色异谱黑光谱具有一个重要特征,即其光谱值在某些波长为负,在某些波长为正,这样的同色异谱黑光谱在物理上是不存在的。

3 MBPCA 光谱降维法建立

根据同色异谱黑光谱特性,一物体光谱 $s(\lambda)$ 针对确定的光源 $E(\lambda)$ 和标准观察者 $\bar{x}(\lambda), \bar{y}(\lambda), \bar{z}(\lambda)$,可分解为一个基本光谱*n*和一个同色异谱黑 k ^[12],即:

$$s = n + k \quad (5)$$

由此在对原始光谱进行降维时,文中提出分别对基本光谱和同色异谱黑光谱进行线性降维处理,即分别用式(2)表示。推广到一组光谱反射率 S ,则式(5)可进一步表示为:

$$S = N + K = B_1 W_1 + B_2 W_2 \quad (6)$$

式中: B_1 和 W_1 分别为基本光谱的基向量和对应系数矩阵; B_2 和 W_2 分别为同色异谱黑光谱的基向量和对应系数矩阵; N 为一组基本光谱; K 为一组同色异谱黑。

这样将原始光谱的降维转化为对基本光谱和同色异谱黑光谱的降维,将该方法称为同色异谱黑PCA法(MBPCA)。在对基本光谱进行降维处理时,必须保证其低维线性模型重构光谱的三刺激值与原始光

谱的三刺激值相等,而同色异谱黑光谱的低维线性模型重构光谱的三刺激值为 0。这样,所构建的低维线性模型中,基向量 \mathbf{B}_1 保证色度匹配,而由基向量 \mathbf{B}_2 重构的同色异谱黑光谱对色度匹配的贡献为零,其主要作用是保证模型的光谱匹配。基于以上分析,MB-PCA 光谱降维方法关键技术有 2 处:原始光谱如何分解成基本光谱与同色异谱黑光谱,基本光谱和同色异谱黑光谱的基向量如何确定。

该方法尝试直接采用对原始光谱进行 PCA 降维处理得到的前 3 个基向量作为基本光谱的基向量,为了保证基本光谱与原始光谱的三刺激值一致,其对应系数由三刺激值直接计算得到。原始光谱与基本光谱之间的残余光谱作为同色异谱黑光谱,再通过 PCA 法推导基向量。具体算法如下所述。

1) 对原始光谱进行主成分分解,取前 3 个特征向量作为基本光谱的基向量 \mathbf{B}_1 。

2) 为了保证重构光谱为基本光谱,由源光谱的三刺激值求基本光谱低维模型的系数矩阵 \mathbf{W}_1 。基本光谱 \mathbf{N} 与基向量 \mathbf{B}_1 和对应系数 \mathbf{W}_1 具有以下关系:

$$\mathbf{N} = \mathbf{B}_1 \mathbf{W}_1 \quad (7)$$

基本光谱满足与源光谱的色度匹配,具有相同的三刺激值 \mathbf{F} ,则:

$$\mathbf{A}^T \mathbf{N} = \mathbf{A}^T \mathbf{S} = \mathbf{F} \quad (8)$$

将式(7)代入式(8),得:

$$\mathbf{A}^T \mathbf{N} = \mathbf{A}^T \mathbf{B}_1 \mathbf{W}_1 = \mathbf{F} \quad (9)$$

式(9)中,物体颜色匹配函数 \mathbf{A}^T 是一个 $3 \times n$ 的矩阵,基向量 \mathbf{B}_1 是一个 $n \times 3$ 的矩阵,则 $\mathbf{A}^T \mathbf{B}_1$ 是一个 3×3 的矩阵,存在逆矩阵 $(\mathbf{A}^T \mathbf{B}_1)^{-1}$,将式(9)两边同时左乘以 $(\mathbf{A}^T \mathbf{B}_1)^{-1}$,有:

$$(\mathbf{A}^T \mathbf{B}_1)^{-1} \mathbf{A}^T \mathbf{B}_1 \mathbf{W}_1 = (\mathbf{A}^T \mathbf{B}_1)^{-1} \mathbf{F} \quad (10)$$

可得:

$$\mathbf{W}_1 = (\mathbf{A}^T \mathbf{B}_1)^{-1} \mathbf{F} \quad (11)$$

3) 根据基向量 \mathbf{B}_1 和系数矩阵 \mathbf{W}_1 ,重构基本光谱 $\hat{\mathbf{N}}$ 。根据式(7)进行基本光谱的重构,有:

$$\hat{\mathbf{N}} = \mathbf{B}_1 \mathbf{W}_1 = \mathbf{B}_1 [(\mathbf{A}^T \mathbf{B}_1)^{-1} \mathbf{F}] \quad (12)$$

4) 同色异谱黑光谱的计算和重构。由于 \mathbf{W}_1 是由源光谱的三刺激值由最小二乘法求得,因此可以保证重构光谱 $\hat{\mathbf{N}}$ 与源光谱 \mathbf{S} 的三刺激值一样。所以重构光谱 $\hat{\mathbf{N}}$ 为源光谱的基本光谱,源光谱 \mathbf{S} 与重构基本光谱 $\hat{\mathbf{N}}$ 的残差则为同色异谱黑光谱,其对三刺激值的贡献为零,主要是为了保证光谱匹配精度,有:

$$\mathbf{K} = \mathbf{S} - \hat{\mathbf{N}} \quad (13)$$

用 PCA 法对残差光谱进行降维处理,根据精度要求保留前几个主成分,则重构残余光谱的低维线性模型为:

$$\hat{\mathbf{K}} = \mathbf{B}_2 \mathbf{W}_2 = \mathbf{B}_2 (\mathbf{B}_2^T \mathbf{B}_2)^{-1} \mathbf{B}_2^T \mathbf{K} = \mathbf{B}_2 (\mathbf{B}_2^T \mathbf{B}_2)^{-1} \mathbf{B}_2^T (\mathbf{S} - \hat{\mathbf{N}}) \quad (14)$$

5) 由基本光谱与同色异谱黑光谱重构源光谱 $\hat{\mathbf{S}}$ 。将式(12)和式(14)代入式(6)可得到重构原始光谱的低维线性模型:

$$\hat{\mathbf{S}} = \hat{\mathbf{N}} + \hat{\mathbf{K}} = \mathbf{B}_1 [(\mathbf{A}^T \mathbf{B}_1)^{-1} \mathbf{F}] + \mathbf{B}_2 (\mathbf{B}_2^T \mathbf{B}_2)^{-1} \mathbf{B}_2^T [\mathbf{S} - \mathbf{B}_1 ((\mathbf{A}^T \mathbf{B}_1)^{-1} \mathbf{F})] \quad (15)$$

由于该方法得到的基本光谱是通过原始光谱的三刺激值计算得到,且前 3 个基向量直接采用由原始光谱通过主成分法得到的特征向量,因此从理论上讲该方法可以提高低维线性模型光谱重构精度。

4 结果及分析

为了验证基于同色异谱黑进行高光谱降维的有效性,进行了如下实验。实验中选择由 Parkkinen 所测量的 1269 个 Munsell 色块的光谱反射率数据^[13]和一幅光谱反射率图作为实验样本。Munsell 色样具有代表性,基本上涵盖自然界常见颜色,所选光谱反射率图是一幅像素数为 2000×2000 的景物图(见图 1),其目的是为了验证算法的普适性。2 个实验样本在可见光范围 $400 \sim 700 \text{ nm}$ 之间每隔 10 nm 采样,数据维数为 31 维。



图 1 光谱反射率图合成的 RGB 图

Fig. 1 RGB image derived from spectral image

用 MBPCA 法进行光谱降维时,必须已知降维光源与标准观察者,为验证在不同降维光源下降维算法的有效性,试验中采用 CIE 标准照明体 A, C, D50,

F11 等 4 种光谱功率分布差异明显的标准照明体作为典型降维光源进行验证,同时也将这 4 种光源作为变光源条件的光照光源用于验证降维模型在变光源条件下的色差稳定性。这 4 种标准照明体的相对光谱功率分布曲线见图 2。

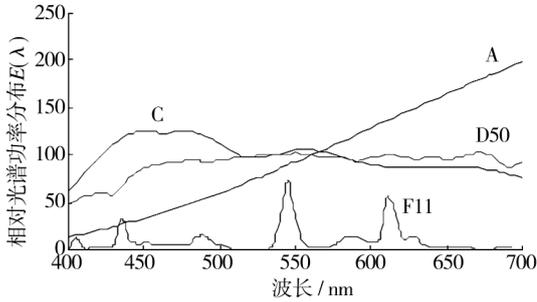
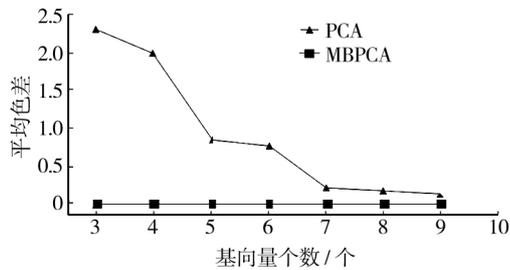


图 2 CIE 标准照明体 A, C, D50, F11 相对光谱功率分布
Fig. 2 Relative spectral power distribution of CIE standard illuminants A, C, D50, F11

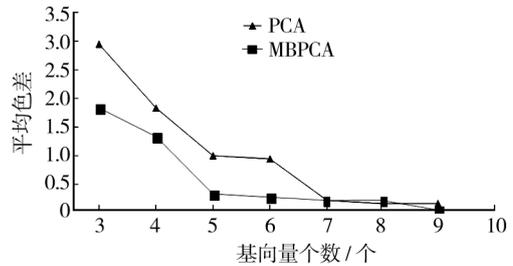
对光谱降维方法的评价分别从色度精度和光谱精度 2 方面进行。色度精度采用典型光照下的 CIELab 标准色差公式 ΔE_{ab}^* 进行评价^[14],光谱精度评价采用光谱均方根误差 (sRMS)^[15]。

首先比较使用 MBPCA 法时其不同数量的基向量对重构光谱色度精度和光谱精度的影响。MBPCA(降

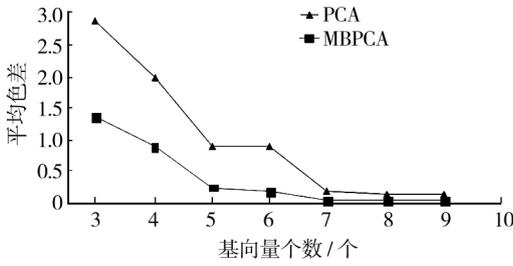
维光源 A)法与 PCA 法都针对 Munsell 色块光谱数据集进行降维处理后,重构光谱与原始光谱在不同标准光源下平均色差的变化趋势见图 3。2 种方法对 Munsell 色块光谱数据集进行降维处理后,重构光谱与原始光谱平均光谱均方根误差的变化趋势见图 4。在图 3a 中,MBPCA 法得到的平均色差从 3 个基向量开始都为 0,而在其余 3 个子图中,则未出现平均色差为零的理想情况。分析其原因在于建立模型所用的降维光源为标准光源 A,当降维光源与光照光源一致时,平均色度误差为 0。这表明 MBPCA 光谱降维法是建立在某一特定光源下的光谱降维,只有在降维光源与计算色差光源一致时,低维模型的色度误差为 0,且不由基向量的数目决定。另外,整体从 2 个变化趋势图可明显看出,即使降维光源与光照光源不一致,在色度精度上当从 3 个基向量增加到 7 个基向量时,MBPCA 法的平均色差下降速度很快且都优于 PCA 法,当达到 7 个基向量后,MBPCA 法与 PCA 法的平均色差较为接近并逐渐趋同。在光谱精度上当基向量数量小于 6 时,MBPCA 法的平均均方根误差略大于 PCA 法,但当基向量个数达到 6 个后,2 种方法的平均均方根误差基本一样。这充分说明通过该方法建立的低维线性模型其光谱重构精度与 PCA 法接近,而在色度精度上比 PCA 法有明显提高。



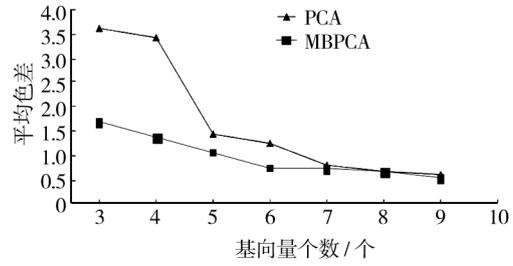
a 光照标准光源 A



b 光照标准光源 C



c 光照标准光源 D50



d 光照标准光源 F11

图 3 PCA 法与 MBPCA 法用不同数量基向量重构 Munsell 色块平均色差的变化趋势

Fig. 3 Changing trend of average color difference in different number of basis vectors reconstructing Munsell samples by PCA and MBPCA

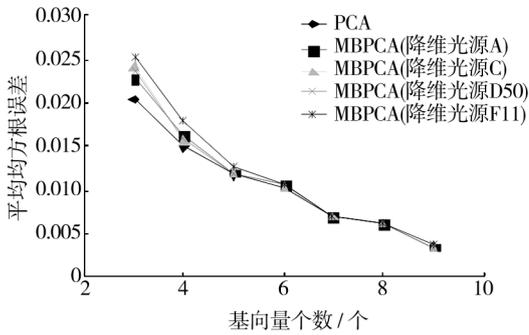


图 4 PCA 法与 MBPCA 法用不同数量基向量重构 Munsell 色块平均均方根误差的变化趋势

Fig. 4 Changing trend of average in different number of basis vectors reconstructing Munsell samples by PCA and MBPCA

在 Munsell 色块光谱数据集进行降维处理时, MBPCA 法用 6 个基向量重构的光谱在 4 种标准光源下的平均色差都小于 1, 且光谱精度与 PCA 法基本一

致。那么用 MBPCA 法建立的六维模型是否能胜任面向颜色复制的光谱降维? 为了验证算法的普适性, 分别使用 4 种降维光源针对 2 幅光谱图像进行验证。4 种不同降维光源下的六维模型在不同标准光源下的色度精度与 PCA 法比较见表 1, 4 种不同降维光源下的六维模型光谱重构精度与 PCA 法比较见表 2。

分析表 1—2 的数据可知, 用 MBPCA 法在 4 种降维光源下所建立的六维模型在色度精度上都要好于 PCA 法, 光谱精度与 PCA 法接近。其六维模型的平均色差低于 1, 已完全能够满足颜色复制的需要。表 1—2 的数据还表明, 当降维光源为标准光源 A, C, D50 时, 其在这 3 种光照光源下的色度精度都比较高, 而在光照光源 F11 下的色度精度较低。但降维光源为标准光源 F11 时, 其在光照光源 A, C, D50 下的色度精度都较差。由于在采样时只取了范围为 400 ~ 700 nm 内的各光源波长, 且颜色样本中没有荧光材

表 1 PCA 法与 MBPCA 法的色度精度比较

Tab. 1 Comparison of colorimetric accuracy between PCA and MBPCA

测试图	降维方法	不同光照光源下的色差(平均/最小/最大)比较(ΔE_{ab} , 2° 观察者)			
		A	C	D50	F11
Munsell 色块	PCA 法	0.77/0.01/2.78	0.94/0.02/2.80	0.88/0.01/2.65	1.23/0.06/14.47
	MBPCA 法(降维光源 A)	0/0/0	0.25/0.01/1.25	0.16/0.00/0.63	0.75/0.04/11.72
	MBPCA 法(降维光源 C)	0.18/0.00/1.21	0.10/0.00/1.08	0/0/0	0.74/0.03/11.90
	MBPCA 法(降维光源 D50)	0.12/0.00/0.62	0.12/0.00/1.11	0/0/0	0.77/0.01/11.46
	MBPCA 法(降维光源 F11)	0.54/0.02/8.22	0.53/0.02/7.26	0.57/0.02/7.31	0/0/0
光谱反射率图 1	PCA 法	1.28/0.03/6.54	2.27/0.02/10.26	2.11/0.03/9.71	1.60/0.03/12.22
	MBPCA 法(降维光源 A)	0/0/0	1.09/0.02/5.12	0.93/0.02/3.92	1.09/0.03/7.67
	MBPCA 法(降维光源 C)	0.82/0.01/4.08	0/0/0	0.17/0.00/1.21	1.29/0.02/6.80
	MBPCA 法(降维光源 D50)	0.74/0.03/3.23	0.17/0.00/1.25	0/0/0	1.15/0.04/6.63
	MBPCA 法(降维光源 F11)	1.02/0.04/6.23	1.01/0.02/6.24	0.96/0.03/6.01	0/0/0

表 2 PCA 法与 MBPCA 法的光谱精度比较

Tab. 2 Comparison of spectral accuracy between PCA and MBPCA

测试图	降维方法	光谱误差		
		平均值	最小值	最大值
Munsell 色块	PCA 法	0.0102	0.0019	0.0308
	MBPCA 法(降维光源 A)	0.0105	0.0019	0.0313
	MBPCA 法(降维光源 C)	0.0105	0.0019	0.0307
	MBPCA 法(降维光源 D50)	0.0105	0.0019	0.0309
	MBPCA 法(降维光源 F11)	0.0108	0.0018	0.0381
光谱反射率图 1	PCA 法	0.0110	0.0058	0.0495
	MBPCA 法(降维光源 A)	0.0115	0.0057	0.0534
	MBPCA 法(降维光源 C)	0.0116	0.0057	0.0587
	MBPCA 法(降维光源 D50)	0.0116	0.0057	0.0575
	MBPCA 法(降维光源 F11)	0.0116	0.0060	0.0608

料,所以已排除荧光对颜色的影响。比较这些光源的光谱形状(见图2),发现标准光源F11的光谱曲线不够平直且变化剧烈,而标准光源A,C,D50光谱曲线平滑且变化不剧烈,尤其是光源C和D50,曲线基本在一条直线上,依据其建立的低维模型色度精度最好,光源A的光谱曲线虽然不在一条直线上,但比较平滑且逐渐增加,没有出现剧烈变化的情况,所以依据基建立的低维模型色度精度较好。这再次表明MBPCA法所建模型的色度精度受降维光源和光照光源的光谱曲线形状影响较大。

5 结语

MBPCA法与PCA法相比,其光谱重构精度与PCA法接近,色度精度比PCA法有明显提高,用6个基向量组成的低维线性模型能够满足颜色复制需要,其中前3个基向量表示色度精度,后3个基向量提升光谱精度。

对于MBPCA法,当降维光源与实际光照光源一致时,只要基向量数目超过3个,其低维模型的色度精度都为0,而在变光照情况下则存在一定的色度误差。由此如果已知光谱图像应用环境有针对性的采用MBPCA法降维,可取得理想的颜色效果。即使降维光源与实际光照光源不一致,使用光谱曲线平滑且变化不剧烈的降维光源,MBPCA法仍然能取得较好的颜色复制效果。

参考文献:

- [1] 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.
WANG Hai-wen,LI Jie,WAN Xiao-xia,et al. Research on the Printing Color Reproduction Technology Based on Spectral Imaging[J]. Packaging Engineering,2008,29(4):40—42.
- [2] ABED F M,AMIRSHAHI S H,ABED M R. Reconstruction of the Reflectance Data Using an Interpolation Technique [J]. Journal of the Optical Society of America A, Optics, Image Science and Vision,2009,26(3):613—624.
- [3] 朱绪耀,钱军浩,安君,等.利用光谱复制技术解决色域限制的研究[J].包装工程,2009,30(3):82—84.
ZHU Xu-yao,QIAN Jun-hao,AN Jun,et al. Study on Solving Color Gamut Limit by Spectral Color Reproduction [J]. Packaging Engineering,2009,30(3):82—84.
- [4] ZHANG X D,WANG Q,WANG Y,et al. The XYZLMS Interim Connection Space for Spectral Image Compression and Reproduction[J]. Optics Letters,2012,37(24):5097—5099.
- [5] TSUTSUMI S,ROSEN M R,BERNS R S. Spectral Color Management Using Interim Connection Spaces Based on Spectral Decomposition [J]. Color Research and Application,2008,33(4):282—299.
- [6] 王莹,曾平,王义峰.一种面向多光谱图像的打印分色方法[J].光学学报,2009,29(8):2122—2127.
WANG Ying,ZENG Ping,WANG Yi-feng. Spectral-based Color Separation for Multi-spectral Images [J]. Acta Optica Sinica,2009,29(8):2122—2127.
- [7] GUO J Y,XU H S,LUO M R. Novel Spectral Characterization Method for Color Printer Based on the Cellular Neugebauer Model [J]. Chinese Optics Letters,2010,8(11):1106—1109.
- [8] 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(3):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(3):14—18.
- [9] 王莹,王忠民,王义峰.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. Nonlinear Dimensionality Reduction of Multi-spectral Images for Color Reproduction [J]. Optics and Precision Engineering,2011,19(5):1171—1178.
- [10] MALONEY L T. Evaluation of Linear Models of Surface Spectral Reflectance with Small Numbers of Parameters [J]. J Opt Soc Am,1986,3(10):1673—1683.
- [11] WYSZECKI G. Valenzmetrische Untersuchung Des Zusammenhanges Wischen Normaler Und Anomaler Trichromasie [J]. Die Farbe,1953(2):39—52.
- [12] COHEN J B. Color and Color Mixture: Scalar and Vector Fundamentals [J]. Color Res Appl,1988(13):5—39.
- [13] PARKKINEN J, HALLIKAINEN J, JÄÄSKELÄINEN T. Characteristic Spectra of Munsell Colors [J]. Journal of the Optical Society of America,1989,6(2):378—322.
- [14] 李斌,张逸新. CIEDE2000 在彩色扫描仪特征化色差评价中的应用 [J]. 包装工程,2012,33(13):82—85.
LI Bin,ZHANG Yi-xin. Application of CIE DE2000 in Evaluation of Color Difference in Color Scanner Characterization [J]. Packaging Engineering,2012,32(13):82—85.
- [15] 赵晨飞,韩卿,邹晨,等.尤尔-尼尔森光谱组介堡模型中修正指数的研究 [J]. 包装工程,2013,34(3):113—115.
ZHAO Chen-fei,HAN Qing,ZOU Chen,et al. Research on Correction Factor of Yule-Nielsen Spectral Neugebauer Model [J]. Packaging Engineering,2013,34(3):113—115.