

加权视觉特性的PCA空间内光谱域映射模型

刘攀¹ 刘真¹ 朱明² 吴光远³

¹上海理工大学出版印刷与艺术设计学院, 上海 200093

²河南工程学院材料与化学工程学院, 河南 郑州 450007

³上海理工大学光电信息与计算机工程学院, 上海 200093

摘要 针对跨媒体光谱颜色复制过程中出现的设备光谱域不一致问题,在加权人眼视觉特性的主成分分析(PCA)光谱降维空间内构建了一种光谱域映射模型。利用标准色度观察者匹配函数构造权重系数,对高维光谱进行加权,采用PCA提取加权光谱的前三个主元,以构造低维加权PCA空间,在加权PCA空间内引入分区最大化色域边界描述算法描述设备光谱域,对超设备光谱域的颜色光谱进行裁切以映射到设备光谱域内。实验证明,新模型相比于常用的PCA空间内的光谱域映射模型而言,更能达到视觉感受的匹配,可以更为有效地解决设备光谱域不一致的问题。

关键词 视觉光学; 光谱色彩管理; 光谱色域映射; 主成分分析法; 分区最大化色域边界描述算法

中图分类号 O432

文献标识码 A

doi: 10.3788/AOS201535.0633001

A Spectral Gamut Mapping Model in Visual Features Weighted PCA Space

Liu Pan¹ Liu Zhen¹ Zhu Ming² Wu Guangyuan³

¹College of Communication and Art Design, University of Shanghai for Science and Technology, Shanghai 200093, China

²Department of Materials and Chemical Engineering, Henan Institute of Engineering, Zhengzhou, Henan 450007, China

³School of Optical-Electrical and Computer Engineering, University of Shanghai for Science and Technology, Shanghai 200093, China

Abstract In order to solve the inconsistency of device spectral gamut which happens in cross-media spectral color reproduction process, a new spectral gamut mapping model is established in visual features weighted principal component analysis (PCA) space. The standard colorimetric observer matching function is used to construct weight coefficient, which is employed to weight high dimensional spectra. Then the first three components of weighted spectra are extracted by using the PCA method, so that the low dimensional visual features weighted PCA space is set up. In the weighted PCA space, the segment maxima gamut boundary descriptor algorithm adopted to describe the device spectral gamut, and the outside spectrum is mapped into the device spectral gamut by clipping method. The experimental result indicates that the new model can realize more visual matching than the commonly used method in PCA space, and solve the inconsistency of device spectral gamut more effectively.

Key words visual optics; spectral color management; spectral gamut mapping; principal component analysis; segment maxima gamut boundary descriptor algorithm

OCIS codes 330.1715; 100.2000; 110.1758

1 引 言

随着科技的进步和数字信息全媒体时代的到来,光谱色彩管理^[1-3]逐渐成为数字图像颜色再现领域的一个研究热点。相比于传统国际色彩委员会(ICC)三刺激值色彩管理系统,基于光谱信息的颜色复制可以消除同色异谱现象^[4]的影响,能够保证在变观察环境下传输时的色彩一致性,所以在跨媒体彩色图像传输过程

收稿日期: 2014-12-19; 收到修改稿日期: 2015-02-10

基金项目: 国家自然科学基金(41271446)、上海市研究生创新基金(JWCXSL1402)

作者简介: 刘攀(1990—),男,硕士研究生,主要从事印刷光学、色彩管理、颜色科学等方面的研究。E-mail: jnyslp@163.com

导师简介: 刘真(1953—),女,教授,博士生导师,主要从事印刷光学、色彩再现理论与应用、数字图像信息处理、印刷数字化工作流程等方面的研究。E-mail: lunaprint@163.com(通信联系人)

中,光谱色彩管理是保证色彩精确再现的根本途径。

在跨媒体颜色复制中,光谱色彩管理首要解决的是不同设备间光谱域不一致的问题, Rosen 等^[5]提出设备光谱域是能够刺激设备做出有效响应并且产生正确信号值的所有光谱集,设备光谱域不一致,超目的设备光谱域的颜色光谱在向目的设备传输时得不到正确的响应,从而导致颜色失真,光谱色彩管理系统通过光谱域映射技术^[5-9]可以有效解决设备域不匹配问题。现有的光谱域映射模型为了减小计算量和存储量,都将高维光谱降维到低维空间,基于主成分分析法^[10-11](PCA)降维的三维空间(以下简称 PCA 空间)是最常用的低维空间,PCA 空间与传统 CIELab 色彩空间具有某些相似的特性,所以可以引入传统的色域描述和映射算法进行光谱域映射的尝试,文献[7,9]都在 PCA 空间内完成光谱域映射,过程简洁直观,方便可视化,映射后光谱精度很高,但是由于 PCA 空间是光谱空间,映射过程以实现光谱的最佳匹配为目的,即仅以光谱误差为评判指标,没有考虑人眼视觉,所以映射后色度精度较差,映射前后人眼视觉感受差别较明显。

本文为了兼顾映射后的视觉效果,建立了一种考虑人眼视觉的光谱域映射模型。借鉴文献[12]的方法,利用标准色度观察者匹配函数构造权重系数,对高维颜色光谱信息进行加权,采用 PCA 建立加权视觉特性的 PCA 三维空间(VFWPCA),在 VFWPCA 空间引入传统的分区最大化色域边界描述算法(SMGBD)^[13]进行设备光谱域的描述,采用最小空间距离裁切的方法进行光谱域映射。

2 VFWPCA 空间基础

2.1 PCA 空间的视觉感受缺失性

PCA 空间是一种光谱降维空间,仅考虑物体颜色的光谱反射率信息 $r(\lambda)$,而颜色感觉是人眼接受光谱信息刺激后的响应,可以用三刺激值 $X/Y/Z$ 对其进行量化,三刺激值可表示为

$$\begin{cases} X = K \int I(\lambda) \cdot r(\lambda) \cdot x(\lambda) d\lambda \\ Y = K \int I(\lambda) \cdot r(\lambda) \cdot y(\lambda) d\lambda \\ Z = K \int I(\lambda) \cdot r(\lambda) \cdot z(\lambda) d\lambda \end{cases}, \quad (1)$$

其中

$$K = \frac{100}{\int I(\lambda) \cdot y(\lambda) d\lambda}. \quad (2)$$

式中 $I(\lambda)$ 表示光源光谱能量分布信息, $x(\lambda)$ 、 $y(\lambda)$ 、 $z(\lambda)$ 表示国际照明委员会(CIE)1931 标准色度观察者匹配函数。可以看到人眼对颜色的视觉感受并不仅仅是 $r(\lambda)$ 一个量标就能反映的,它是光源光谱信息/物体光谱反射率信息/标准色度观察者匹配函数的综合量标,所以在 PCA 空间仅以光谱误差为评判指标进行光谱域映射时,虽然可以得到最为接近的光谱,但达不到视觉感受上的最佳匹配。例如图 1 两组光谱对,采用均方根误差 R_{MSE} 代表光谱对之间的光谱误差。

$$R_{MSE} = \sqrt{(r_1 - r_2)' \cdot (r_1 - r_2) / 31}, \quad (3)$$

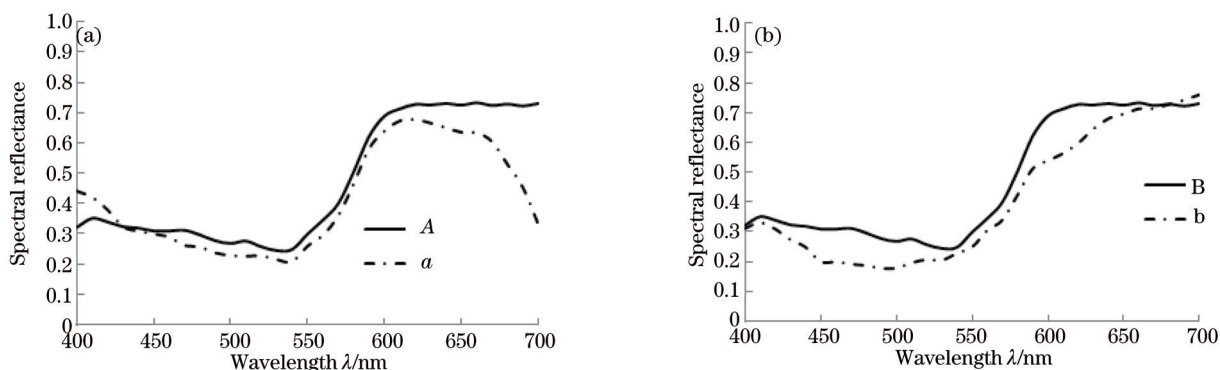


图 1 不同精度特征的光谱反射率曲线

Fig.1 Spectral reflection curves with different precisions

式中 r_1 和 r_2 表示 31 维光谱向量。采用 D50, 2° 观察者环境下的色差代表这种观察环境下的人眼颜色视觉感受, 将光谱对转成 Lab 色彩空间的坐标值, 然后利用 CIELab ΔE_{ab}^* 色差公式计算色差。两组光谱对各自的光谱误差和色差如表 1 所示。

表 1 两组光谱的光谱精度和色度精度比较

Table 1 Comparison of spectral precision and colorimetric precision of two spectra

| | R_{MSE} | $\Delta E_{ab}(D50, 2^\circ)$ |
|-----|-----------|-------------------------------|
| A/a | 0.1086 | 4.6096 |
| B/b | 0.0779 | 8.2160 |

从表 1 可以看出, 图 1(b) 的光谱误差要小于图 1(a), 即图 1(b) 组光谱对之间光谱匹配程度要优于图 1(a), 但是在 D50, 2° 观察者环境下图 1(b) 的色差却是图 1(a) 的近 2 倍, 即在这种环境下图 1(a) 组的视觉感受差异要小于图 1(b) 组, 图 1(a) 组的视觉匹配程度要比图 1(b) 组好。

上述分析说明光谱误差和视觉感受并不是正比关系, 光谱误差最小, 视觉感受不一定就能达到最佳匹配, 所以在仅考虑光谱信息的 PCA 空间内进行光谱域映射, 忽略了人眼视觉特性, 映射效果在人眼感受上会有所欠缺。

2.2 VFWPCA 空间的构造

人眼感受到的颜色感觉是光谱刺激人眼后产生的响应, 颜色感觉产生的过程中人眼相当于光谱转换器, 不同波段的光谱对人眼的刺激程度不同, 即人眼将不同波段光谱信息转换成视觉感受的转换率不同, CIE 系统中可以用标准色度观察者匹配函数表示人眼对不同波段光谱的转换率, 选用的 CIE1931 标准色度观察者匹配函数曲线如图 2 所示, 其中 $x(\lambda) + y(\lambda) + z(\lambda)$ 是不同波长上标准色度观察者匹配函数之和。

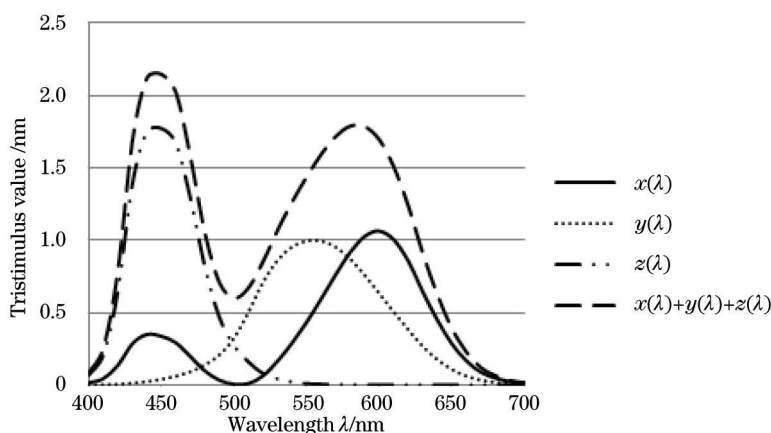


图 2 标准色度观察者匹配函数曲线

Fig.2 Curves of standard colorimetric observer matching function

从图 2 可以看出, 人眼对可见光谱两端的波段转换率低, 对中间波段的光谱转换率较高。结合图 1 和图 2 进行分析, 图 1(a) 两条光谱的差异比较大, 但主要分布在人眼转换率低的长波段和短波段部分, 视觉比较敏感的中间波段两条光谱基本一致, 所以转换成视觉色差后图 1(a) 光谱对色差较小; 图 1(b) 光谱对的光谱误差比较小, 但是两条光谱的差异在中间波段很明显, 所以导致色差比较大。

为了兼顾光谱域映射过程中的人眼视觉感受, 避免 PCA 空间的缺点, 可以借鉴文献[12]的方法, 考虑先用标准色度观察者匹配函数对高维光谱信息加权, 然后再利用 PCA 提取加权后光谱的前三个主元建立低维空间, 所建立的低维空间简称 VFWPCA 空间, 其建立过程如下:

1) 加权系数的构造。定义 $D_x = \text{diag}[x(\lambda)]$, $D_y = \text{diag}[y(\lambda)]$, $D_z = \text{diag}[z(\lambda)]$, 其中 $x(\lambda)$ 、 $y(\lambda)$ 、 $z(\lambda)$ 是标准

色度观察者匹配函数, diag 表示对角阵函数。那么 $\begin{bmatrix} D_x \\ D_y \\ D_z \end{bmatrix} r$ 就表示标准观察者对光谱 r 列矩阵的响应, 现有两组

光谱 r_1 和 r_2 , 标准观察者对其响应偏差为

$$\beta = \sqrt{\left\{ \begin{bmatrix} Dx \\ Dy \\ Dz \end{bmatrix} r_1 - \begin{bmatrix} Dx \\ Dy \\ Dz \end{bmatrix} r_2 \right\}' \cdot \left\{ \begin{bmatrix} Dx \\ Dy \\ Dz \end{bmatrix} r_1 - \begin{bmatrix} Dx \\ Dy \\ Dz \end{bmatrix} r_2 \right\}} / 31 = \sqrt{\left\{ \begin{bmatrix} Dx \\ Dy \\ Dz \end{bmatrix} (r_1 - r_2) \right\}' \cdot \left\{ \begin{bmatrix} Dx \\ Dy \\ Dz \end{bmatrix} (r_1 - r_2) \right\}} / 31 =$$

$$\sqrt{(r_1 - r_2)' [Dx \quad Dy \quad Dz] \cdot \begin{bmatrix} Dx \\ Dy \\ Dz \end{bmatrix} (r_1 - r_2)} / \sqrt{31} = \sqrt{(r_1 - r_2)' (Dx^2 + Dy^2 + Dz^2) (r_1 - r_2)} / \sqrt{31}.$$

定义 $W = (D_x^2 + D_y^2 + D_z^2)^{\frac{1}{2}}$, 可知 W 是对角矩阵。那么(4)式可表示为

$$\beta = \sqrt{(r_1 - r_2)' W^2 (r_1 - r_2)} / \sqrt{31} = \sqrt{(r_1 - r_2)' W' \cdot W (r_1 - r_2)} / \sqrt{31} = \sqrt{(Wr_1 - Wr_2)' \cdot (Wr_1 - Wr_2)} / 31. \quad (5)$$

W 为通过标准色度观察者匹配函数构造的人眼视觉特性加权系数, 引入加权系数 W , 可将标准观察者对不同光谱响应的偏差转换为加权光谱的误差。

2) 高维光谱加权。 r 为 31 元素的光谱列向量, 利用 W 对其加权视觉特性。

$$r_{\text{weight}} = W \times r. \quad (6)$$

式中 r_{weight} 为加权后光谱, 仍是 31 维数据。

那么从加权光谱返回光谱值为

$$r = W^{-1} \times r_{\text{weight}}. \quad (7)$$

3) 加权后光谱主元分析法降维。PCA 是一种简化数据集的多元统计方法, 可以把多指标转换成少量的主元指标, 主元之间没有相关性, 这使得主元指标比原始指标具有更优越的性能, 更能反映原始信息的实质。利用 PCA 方法提取加权光谱的前三个主元以进行降维,

$$R = \sum_{i=1}^{31} a_i w_i \xrightarrow[\text{PCA}]{R=\tilde{R}} \tilde{R} = \sum_{j=1}^3 b_j v_j, \quad (8)$$

式中 R 是加权光谱, w_i 是基向量, a_i 是对应系数, \tilde{R} 是经 PCA 降维后的三维加权光谱, v_j 是基向量, b_j 是对应系数。这样就可以将 31 维高维光谱空间转到 VFWPCA 空间, 既实现了数据压缩, 达到了消除冗余信息的目的, 也避免了 PCA 空间的缺点。在新的 VFWPCA 空间进行光谱域映射可以进行可视化分析, 同时也能兼顾视觉感受特性。

2.3 VFWPCA 空间加权光谱误差表示

两组计算得到的加权光谱 R_1, R_2 的误差根据(4)式计算: $\beta = \sqrt{(R_1 - R_2)' \cdot (R_1 - R_2)} / 31$, R_1 和 R_2 降维到 VFWPCA 空间后分别表示为三维列向量 $\tilde{R}_1(b_{11}, b_{12}, b_{13})'$ 和 $\tilde{R}_2(b_{11}, b_{12}, b_{13})'$, 那么 VFWPCA 空间加权光谱的误差就可以表示为

$$\beta \cong \sqrt{\left(\begin{bmatrix} b_{11} \\ b_{12} \\ b_{13} \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} b_{21} \\ b_{22} \\ b_{23} \end{bmatrix} \right)' \cdot \left(\begin{bmatrix} b_{11} \\ b_{12} \\ b_{13} \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} b_{21} \\ b_{22} \\ b_{23} \end{bmatrix} \right)} / 31 \cong \sqrt{[b_{11} - b_{21} \quad b_{12} - b_{22} \quad b_{13} - b_{23}] \cdot \begin{bmatrix} b_{11} - b_{21} \\ b_{12} - b_{22} \\ b_{13} - b_{23} \end{bmatrix}} / 31 \cong$$

$$\sqrt{(b_{11} - b_{21})^2 + (b_{12} - b_{22})^2 + (b_{13} - b_{23})^2} / \sqrt{31}.$$

可以看出 β 与两降维加权光谱的空间距离成正相关, 说明在 VFWPCA 空间内降维加权光谱的误差可以用空间距离来反映。

3 光谱域映射模型的建立

3.1 光谱域边界描述

选用 HP Designjet Z3200 多色打印机进行光谱域映射尝试, 在映射之前需要描述其光谱域边界。利用 2.2 节操作将打印机的样本集光谱降维到 VFWPCA 空间, 然后引用 SMGBD^[13] 算法描述打印机在 VFWPCA 空间的光谱域边界, SMGBD 算法原理如图 3 所示。

首先将 VFWPCA 直角坐标系 (v_1, v_2, v_3) (v_1, v_2, v_3 分别表示前三个主元) 转换到球坐标系 (α, θ, r) , $\alpha = \arctan(v_3/v_2)$, $\theta = \arcsin(v_1/r)$, $r = [v_1^2 + v_2^2 + v_3^2]^{1/2}$, 沿 α 和 θ 方向将 VFWPCA 空间都等角度间隔划分为 k 份, 即水平圆平面被分成了 k 份, 垂直方向也被分成了 k 份, 则 VFWPCA 球坐标系空间在 α 和 θ 方向上被分为 $k \times k$ 个区域, 确定一个降维光谱的 α 和 θ , 就可以确定它位于哪个区域; 然后计算打印机样本集在 VFWPCA 空间

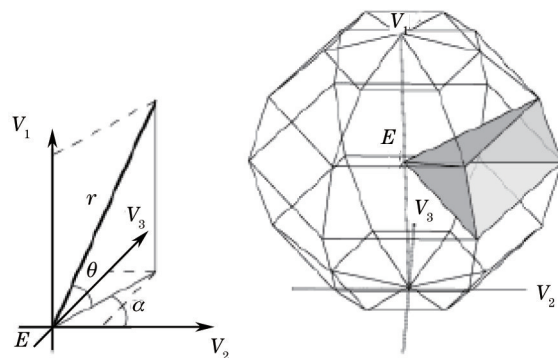


图3 SMGBD算法原理

Fig.3 Principle of SMGBD algorithm

的球坐标值,根据其 α 和 θ 找到每个样本所在区域,有些区域会有多个样本存在,此时保留 r 最大的样本作为该区域的边界点,当 k 取得较大,VFWPCA 空间被划分的区域较多,而样本集又不够时,会出现有的区域没有样本覆盖的情况,此时利用临近区域的边界点插值得到该区域边界点;最后将 $k \times k$ 个区域的所有边界点存入一个矩阵,称为色域边界描述符(GBD)矩阵,来表示打印机的光谱域边界。

3.2 光谱域映射

以打印机在 VFWPCA 空间内的 GBD 矩阵边界为基础判断检验光谱 P 在打印机光谱域的分布情况,如果 P 在光谱域内,则不进行映射,如果 P 在光谱域外,则采用最小空间距离裁切算法将 P 映射到打印机的光谱域边界上,判断 P 在光谱域内外的具体步骤如下,映射原理如图 4 所示。

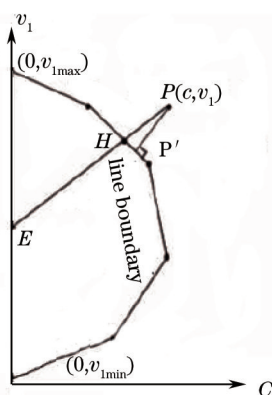


图4 光谱域映射原理

Fig.4 Principle of spectral gamut mapping

1) 将 P 降维到 VFWPCA 空间,坐标值为 (v_1, v_2, v_3) ,水平面上坐标为 (v_2, v_3) ,将此坐标与原点连接得到一条直线,在垂直方向上下延伸这条直线得到一个垂直平面,称为 P 的映射面,该平面是二维坐标系, P 在该平面中表示为 (C, v_1) ,其中 $C = \sqrt{v_2^2 + v_3^2}$;

2) 计算 P 的 α 值,其也为整个 P 的映射面的 α 值。在打印机 GBD 矩阵中, P 的映射面贯穿了一个垂直方向的 k 个区域,即 P 的映射面交这 k 个区域于 k 个点,连接这 k 个点得到一段曲线,定义为打印机在该映射平面上的线边界,该线边界的两个端点 $(0, v_{1min}), (0, v_{1max})$;

3) 连接 P 和 v_1 轴的中心点 E 得到一条直线,交线边界于一点 $H(C', v_1')$,如果满足 $C < C'$ 并且 $v_{1min} < v_1' < v_{1max}$,则 P 在打印机光谱域内,否则在光谱域外。

4 实验分析

选取 Munsell 样本光谱和 young girl 和 fruits and flowers 两幅多光谱图像作为检验样本在 VFWPCA 空间内进行光谱域映射的实验,映射的结果重构回光谱值,对于处在打印机光谱域外的样本,根据(3)式计算映射前后的光谱误差 R_{MSE} ,与在 PCA 空间进行映射的光谱误差进行对比,其中 R_{ave} 代表误差平均值, R_{max} 代表误差最

大值如表 2 所示。

表 2 VFWPCA 空间内和 PCA 空间内映射模型的光谱误差
Table 2 Spectral error of mapping model in VFWPCA space and PCA space

| | Munsell | | Young girl | | Fruits and flowers | |
|--------------|-----------|-----------|------------|-----------|--------------------|-----------|
| | R_{ave} | R_{max} | R_{ave} | R_{max} | R_{ave} | R_{max} |
| PCA space | 0.0342 | 0.1020 | 0.0568 | 0.2491 | 0.0743 | 0.2391 |
| VFWPCA space | 0.0724 | 0.1240 | 0.0882 | 0.3731 | 0.0992 | 0.2799 |

由表 2 可知,在 PCA 空间内进行光谱域映射,将处于打印机光谱域外的检验光谱以光谱误差最小为目标映射到光谱域内,所以映射前后的光谱误差较小,Munsell 样本的平均 $R_{MSE}=0.0342$,对于复杂的光谱图像,平均光谱精度也比较高,而在 VFWPCA 空间内以加权光谱误差最小为目标进行映射,由于考虑了人眼视觉特性,导致光谱误差略有增大,表 2 中 3 种检验样本在 VFWPCA 空间内映射,无论是平均光谱误差还是最大光谱误差,较 PCA 空间都有所增加,说明 VFWPCA 空间兼顾视觉感受是以牺牲部分光谱精度为代价换来的。

对于处在打印机光谱域外的检验样本,将其映射前后的光谱转换成几种常用光源下的色度值,然后采用 CIE DE2000 色差公式计算色差,以代表不同光源下的视觉感受差异,与 PCA 映射前后的视觉感受差异进行比较,结果如图 5 所示。从对比结果可以看出,相比 PCA 空间的映射效果,三种检验样本在 VFWPCA 空间

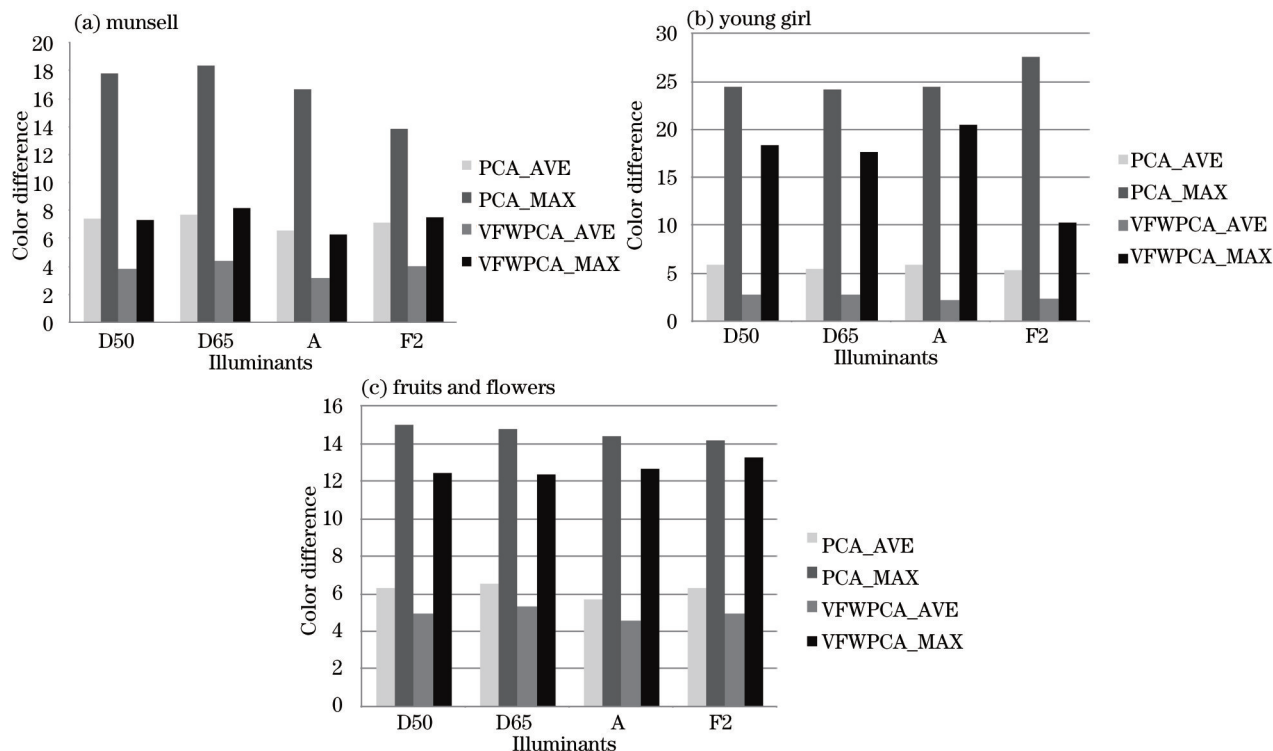


图 5 VFWPCA 空间和 PCA 空间内的映射色度精度对比

Fig.5 Mapping colorimetric precision comparison between VFWPCA space and PCA space

映射后的不同光源下的色度精度都有明显的提升,说明由于在 VFWPCA 空间进行映射考虑了视觉特性,映射前后的视觉感受差异更小,即映射前后的视觉感受更为匹配。同时观察在不同光源下的色差稳定性,在 PCA 空间完成映射的色差稳定性很高,这是由于基于光谱最佳匹配的过程可以有效消除同色异谱现象,故在不同光源下的色差都基本一致;而在 VFWPCA 空间进行映射的结果显示,其不同光源下的色差也都相差不大,表明在 VFWPCA 空间完成映射过程同样可以很大程度上避免同色异谱现象的发生。

为了更加直观地分析评价 VFWPCA 空间内光谱域映射的效果,映射前后的光谱图像分别在 D50/A 光源下显示,对 PCA 空间内的映射结果也进行同样的操作以方便对比,结果如图 6 所示。

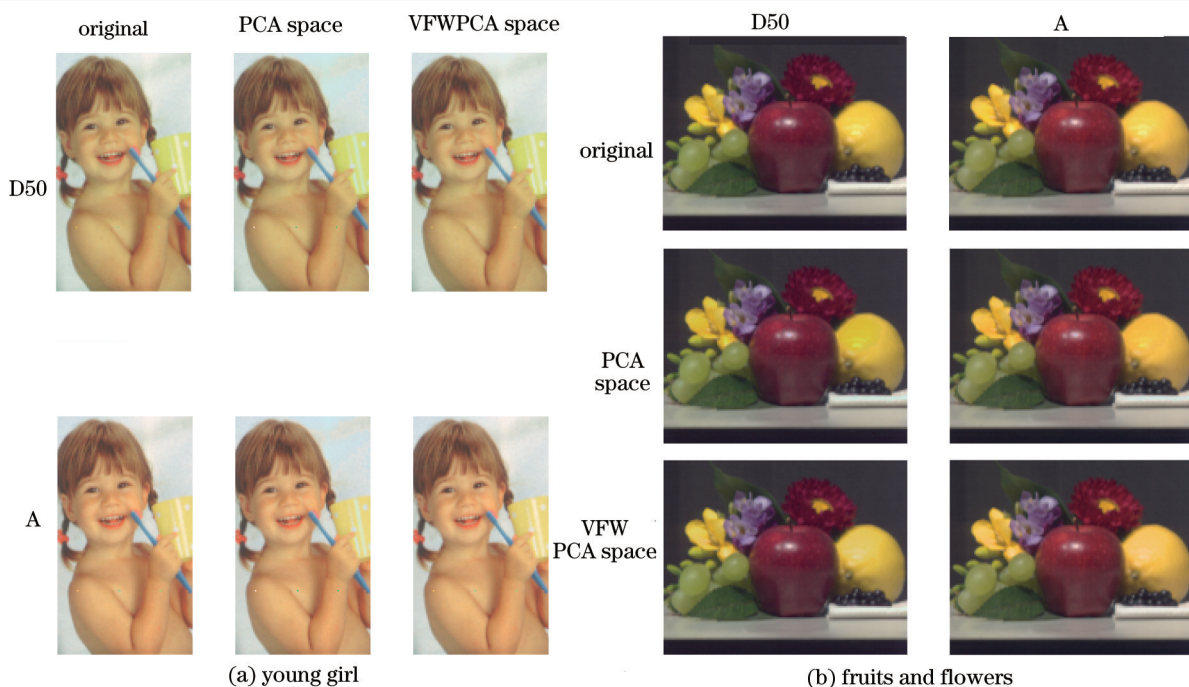


图 6 VFWP 空间和 PCA 空间映射结果在 D50/A 的效果对比

Fig.6 Effect comparison of mapping results between VFWP space and PCA space under D50/A

综合考虑两幅光谱图像的映射效果,可以看到,无论是在 PCA 空间内还是在 VFWP 空间内进行映射,图 6(a)小女孩手中的黄色杯子的一些区域以及图 6(b)的黄色花瓣和黄色橙皮部分都会出现变化,这说明黄色的检验光谱容易超出打印机的光谱域,也从侧面反映了选用打印机的光谱域覆盖黄色光谱信息不太充分;单独观察 PCA 空间内完成映射的显示图,图 6(a)除了黄色杯子部分,右上角背景部分也在打印机光谱域外,其映射效果与原图相比视觉差异很大,甚至色相都出现一点漂移,而图 6(b)黄色橙皮部分出现隐约的圆斑,与原图的视觉感受也不太一致,这充分说明了 PCA 空间的视觉感受缺失性;单独观察 VFWP 空间内完成映射的显示图,与 PCA 相比,两幅光谱图像映射后的视觉效果都有明显改善,可以看到,图 6(a)右上角背景部分没有出现色相漂移,与原图的效果更为一致,图 6(b)黄色橙皮部分也没有出现圆斑,与原图视觉感受更为匹配。

通过客观数据分析以及主观实验评价,能够证明所建立的 VFWP 空间内光谱域映射模型具有较好的映射效果,较 PCA 空间内的映射模型有很大的改善,虽然牺牲了部分光谱精度,但可以得到更好的视觉感受,能够更好地解决超光谱域现象。

5 结 论

在 VFWP 空间内构建了一个比较完善的光谱域映射模型,与目前常用的 PCA 空间内进行光谱域映射方法相比,新模型弥补了 PCA 空间未考虑人眼视觉特性的缺陷,所以在映射前后视觉差异更小,拥有更为优秀的视觉匹配效果。新模型提供了一套较为完善的光谱域映射方案,可以有效解决跨媒体图像再现过程中出现的不同设备间光谱域不一致的问题,实现超光谱域的光谱映射到设备光谱域内的目的,并且映射效果能够与原图视觉感受一致,新模型为光谱色彩管理理论提供了技术支持,能够有力推动基于光谱的高精度色彩复制技术的发展。

参 考 文 献

- 1 Wang Ying. A Study of Key Technologies in Multispectral Image Color Reproduction[D]. Xi'an: Xidian University, 2010.
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.
- 2 S Tsutsumi, M R Rosen, R S Berns. Spectral color management using interim connection spaces based on spectral decomposition[J]. Color Research and Application, 2008, 33(4): 282-299.
- 3 Zhang Xiandou, Wang Qiang, Yang Genfu. 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. 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.
- 4 J B Cohen, W E Kappauf. Metameric color stimuli, fundamental metamers, and Wyszecki's metamer black[J]. The American Journal of Psychology. 1982, 95(4): 537-564.
- 5 M R Rosen, M W Derhak. Spectral gamuts and spectral gamut mapping[C]. SPIE, 2006: 6062.
- 6 S Tsutsumi, M R Rosen, R S Berns. Spectral gamut mapping using labPQR[J]. Journal of Imaging Science and Technology, 2007, 51(6): 473-485.
- 7 A M Bakke, I Farup, J Y. Hardeberg. Multispectral gamut mapping and visualization: a first attempt[C]. SPIE, 2005: 5667.
- 8 M W Derhak, M R Rosen. Spectral colorimetry using labPQR: an interim connection space[J]. Journal of Imaging Science and Technology. 2006, 50(1): 53-63.
- 9 B Bastani, B Funt. Spectral gamut mapping and gamut concavity[C]. Proc of the fifteenth IS&T Color Imaging Conference, 2007: 218-221.
- 10 Jiang Bowen. Method of multi-spectral images reduce-dimensions based on PCA[J]. Information Technology. 2012, 8: 98-101.
- 蒋博文. 基于 PCA 变换的多光谱图像降维方法研究[J]. 信息技术. 2012, 8: 98-101.
- 11 T Jolliffe. Principal Component Analysis[M]. New York: Springer-Verlag, 1986.
- 12 Wang Ying, Wang Zhongmin, Wang Yifeng, *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.
- 13 J Morovic, M R Luo. Calculating medium and image gamut boundaries for gamut mapping[J]. Color Research and Application. 2000, 25(6): 394-401.

栏目编辑: 苏 岑