

色调分区加权约束的色调平面保持相机特性化

尹永恒¹, 马龙^{2*}, 李鹏¹¹沈阳建筑大学计算机科学与工程学院, 辽宁 沈阳 110168;²沈阳建筑大学理学院, 辽宁 沈阳 110168

摘要 为了在色调平面保持优良性能的基础上,进一步提高相机特性化性能,本文提出了色调分区内加权约束的色调平面保持相机特性化方法,通过优化色调分区改进加权约束的色调平面保持相机特性化。首先,对样本RGB进行初步划分色调分区,然后,在色调分区内结合色调角对分区内样本的特性化矩阵加权平均得到本分区的特性化变换矩阵,其中通过优化色调分区的数量和位置来提升总体性能。实验结果表明,在D65光源的三组光谱数据和两组相机数据的仿真实验和曝光改变实验,以及三组光源和42组相机数据的补充仿真实验下,本文提出的相机特性化方法的性能优于已有的色调平面保持方法,且优于高阶多项式、根多项式方法或者与之持平,说明优化色调分区应用于相机特性化方法能够提升色调平面保持的相机特性化性能。

关键词 颜色; 相机特性化; 色调平面保持; 加权约束; 优化色调分区

中图分类号 O432.3

文献标志码 A

DOI: 10.3788/AOS231545

1 引言

相机特性化方法是在数字摄影中将相机响应值(称为设备相关RGB)与标准观察者色度值(称为设备无关色度值XYZ^[1],或使用XYZ的已知线性组合,如sRGB^[2])相关联,最简单也是最广泛使用的相机特性化方法就是使用一组 3×3 矩阵实现映射,这种方法称为线性相机特性化(LCC)。但由于相机传感器对光的采样方式与人类视觉系统不同,LCC无法精确地实现从RGB到XYZ的映射,于是很多学者提出了许多相机特性化方法来优化从RGB到XYZ的映射,以期得到一个更优的相机特性化矩阵。

为了提高LCC的性能,学者们在此基础上做了诸多改进,有最小二乘回归^[3-7]、多项式回归^[8-10],以及神经网络^[11-13]和查找表^[14-15](LUT)。文献[3]提出了保留白点的约束最小二乘回归(WPPLS)法,即将白点的无误映射作为最小二乘回归的约束。文献[8]提出了多项式回归(POL)方法,将RGB进行不同阶数的扩展并对数码相机表征进行测试,但其他学者的研究显示,该方法由于进行了非线性扩展,导致其丧失了曝光独立性^[7]。文献[10]建立了均匀颜色样本,从样本普适性的角度出发使用多项式颜色特性化方法进行验证,结果显示均匀颜色样本的相机特性化性能优于典型样本。文献[9]对多项式回归方法进行改造,对

RGB的不同阶数项求对应阶数的根,即根多项式回归(RPOL)方法,解决了曝光独立性的问题。文献[16]针对彩色数码反射显微镜建立了基于幂函数的非原生数据(RAW数据)的非线性校正模型,实验证明多项式色度特征化模型较好地拟合了相机响应值与XYZ色度值之间的非线性映射关系。文献[14]提出了LUT和插值进行设备校正的相机特性化方法。文献[11-12]使用了神经网络方法,并在文献[13]中与多项式方法进行了对比。文献[15]对光栅式显示器使用增益-偏置-伽马(GOG)模型和LUT模型进行特性化,结果显示LUT模型的精度高于GOG模型,且其精度基本达到颜色视觉实验的要求。文献[5]首先提出基于色调平面保持的相机特性化(HPPCC)方法,并给出色调平面保持的理论依据与公式推导过程。文献[6-7]分别基于文献[5]做了改进和优化,文献[6]放弃了色调分区划分、分段优化的思想,转而对全体样本预特征化,而后结合全体样本导出的色调角计算权重幂函数,对全体样本的预特征化矩阵加权约束;而文献[7]则将色调分区划分方式做了改进,减少色调分区数量并灵活调整色调分区的位置,且通过实验证实了根多项式相机特性化后发生了色调偏移现象。两者都保留了色调平面保持的特性,且性能指标都较色调平面保持方法有所提升。文献[17]采用了系数矫正矩阵回归的方法实现相机特性化,但方法的应用面较为单一。文

收稿日期: 2023-09-11; 修回日期: 2024-01-26; 录用日期: 2024-02-05; 网络首发日期: 2024-02-20

基金项目: 国家自然科学基金(52078308)

通信作者: *malong1229@gmail.com

献[18]提出了对 CIE1931CMFs 的颜色进行计算和精度矫正,这对进一步提高相机特性化性能有着促进作用。文献[19]在 CIELAB 色彩空间对数字成像的内容进行测量和评价,证明 CIELAB 色彩空间仍然可以作为颜色差异的判断依据。

本文所要提出的方法正是基于加权约束矩阵的色调平面保持相机特性化^[6](HPPCC-WCM)方法的改进版本,之所以在色调平面保持的基础上继续改进,是为了使相机特性化方法能够避免多项式回归在相机特性化过程中出现的颜色感知偏差(即色调偏移)问题和曝光独立性问题;同时将相机特性化方法从全体连续改进为分段连续,能对不同色调分区的样本进行针对性的相机特性化变换进而提高相机特性化方法性能。因此,本文提出了色调分区加权约束的色调平面保持相机特性化(HPPCC-NWCM)方法,在研究过程中,首先,利用 D65 光源下的三组光谱反射比数据和两组相机光谱灵敏度函数数据,做色调分区数量选择仿真实验;然后,在此色调分区数量的基础上,使用 D65 光源和补充的 A、F11 光源,以及相同的光谱反射比数据集、相机数据做相机特性化算法性能对比实验,且在此相同条件下对 DC 和 SFU 数据集做了模拟曝光实验,验证方法的曝光独立性,同时确定方法的性能;最后,为进一步确定结果,在上述三种光源下,补充 42 台相机对 SFU 光谱反射比数据集实验,确定新方法的性能表现。实验过程中,性能评价均由 CIELAB 色差^[20]提供。

2 相机特性化方法及评价方法

2.1 相机特性化模型

用 \mathbf{h} 表示一个相机的响应值向量 $[R, G, B]$, $\hat{\mathbf{q}}$ 表示该 RGB 向量对应的 XYZ 向量。相机特性化模型则通过转换函数 $f(\cdot)$ 近似将向量 \mathbf{h} 转换为估计色度值向量 $\hat{\mathbf{q}}$:

$$\hat{\mathbf{q}} = f(\mathbf{h}). \quad (1)$$

相机特性化方法的一般形式是 LCC 方法,求解 LCC 方法中的简单 3×3 特性化矩阵,使用下式最小二乘回归求解,即可求出函数 $f(\cdot)$ 的结果:

$$\min_f \sum_{i=1}^N \|\mathbf{q}_i - f(\mathbf{h}_i)\|_2. \quad (2)$$

解出的标准无约束线性最小二乘解 \mathbf{M}_{lsq} (简单 3×3 矩阵)代回到式(1)即得到相机特性化的一般形式:

$$\hat{\mathbf{q}} = \mathbf{h} \mathbf{M}_{\text{lsq}}. \quad (3)$$

简言之,相机特性化是从相机响应值 RGB 的三维向量转换为设备无关色度值 XYZ 的三维向量,此转换过程需要一个 3×3 的转换矩阵 \mathbf{M} ,由于该转换矩阵不是固定的,所以相机特性化方法即求解最优的特性化矩阵 \mathbf{M} 。

2.2 色调角计算

相机响应值 RGB 对应的 rg 色度平面及色调角 θ 的示意图如图 1 所示。

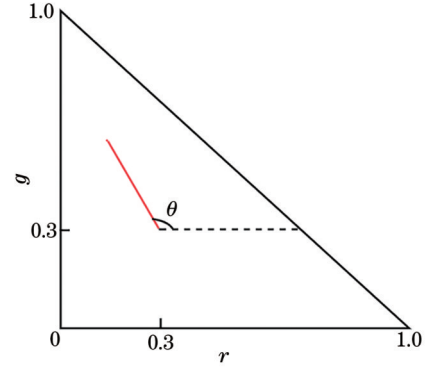


图 1 rg 色度平面及样本响应值对应坐标 (r, g) 和色调角 θ
Fig. 1 rg chromaticity plane and corresponding coordinates (r, g) of sample response value and hue angle θ

某一相机响应值样本 \mathbf{h} 的色度坐标为 (r, g) , 对应样本的色度坐标由对应样本 RGB 值提供,色度坐标 (r, g) 由下式给出:

$$r = R/(R + G + B), \quad g = G/(R + G + B). \quad (4)$$

在式(4)中插入相机响应值白点 $\mathbf{h}_w = (R_w, G_w, B_w) = (1, 1, 1)$ 得到色度中性点 $(r_w, g_w) = (1/3, 1/3)$ 。色度坐标 (r, g) 和中性色度坐标 (r_w, g_w) 即定义了从中性点发出的半条线延伸到颜色的主波长^[7]。这条线反过来定义了样本色调角 θ , 通过下式

$$\theta = \begin{cases} 0, & \text{if } r_i = g_i = 1/3 \\ \pi/2, & \text{if } r_i = 1/3 \cap g_i > 1/3 \\ 3\pi/2, & \text{if } r_i = 1/3 \cap g_i < 1/3 \\ \arctan \frac{g_i - 1/3}{r_i - 1/3} + m\pi, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (5)$$

计算得出,其中 $\theta \in [0, 2\pi]$ 并且 m 被定义为

$$m = \begin{cases} 0, & \text{if } r_i \geq 1/3 \cap g_i \geq 1/3 \\ 1, & \text{if } g_i < 1/3 \\ 2, & \text{otherwise} \end{cases}. \quad (6)$$

2.3 HPPCC-NWCM 方法

为了通过分段连续的方式提高相机特性化方法性能,本文结合灵活色调分区划分^[7]改进了 HPPCC-WCM 方法,提出了色调分区加权约束的色调平面保持相机特性化方法,简称 HPPCC-NWCM 方法。该方法流程如图 2 所示。

首先,采用真实测量的相机传感器灵敏度函数及标准观察者颜色匹配函数、真实物体反射比因子和相对光谱功率分布分别计算出对应样本的相机响应值 \mathbf{h} 和标准观察者响应值(色度值) \mathbf{q} ,并对相机响应值和色度值进行归一化预处理。

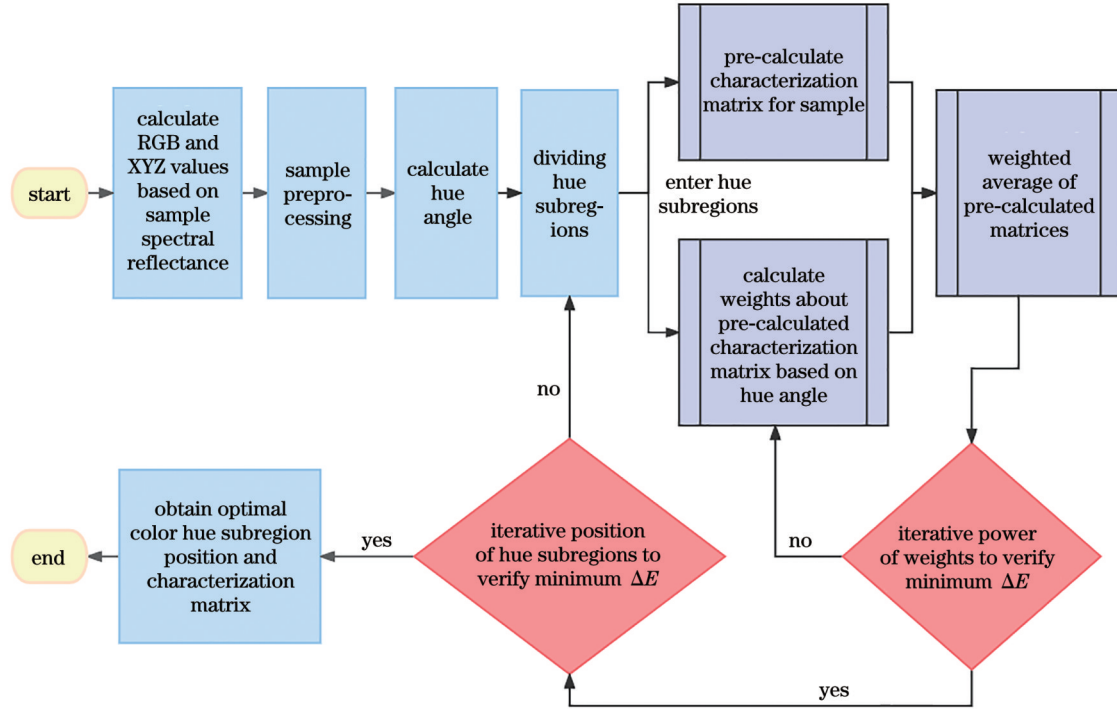


图 2 HPPCC-NWCM 方法流程图

Fig. 2 Flow chart of HPPCC-NWCM method

本相机特性化方法 HPPCC-NWCM 对应于设备响应值 \mathbf{h} 的估计色度值 $\hat{\mathbf{q}}$ 为

$$\hat{\mathbf{q}} = \mathbf{h}\mathbf{M}(\theta_h, \mathbf{p}_i), \quad (7)$$

式中, 将相机响应值 \mathbf{h} 代入式 (5) 得出各相机响应值对应的色调角集合 θ_h ; $\mathbf{M}(\theta_h, \mathbf{p}_i)$ 为本方法相应的相机特性化变换矩阵, 该矩阵是由各色调分区各自的变换矩阵 $\mathbf{M}(\theta_t, p_t, t)$ 按色调分区顺序拼接而成。通过 rg 色度平面划分色调分区的示意图如图 3 所示。

色调分区即为在以白点 w 为中心环绕 360° 的 rg 色度平面上, 将该色度平面视作圆周并均匀分为 T 份, 则分割出色调分区的边界即为全部样本 \mathbf{h} 中最接近分

区边界的样本 \mathbf{h}_i (图 3 中 $T=9$)。

在色调分区内, 色调分区变换矩阵 $\mathbf{M}(\theta_t, p_t, t)$ 是对应色调分区内 $i \in [1: N_i]$ 的所有预计算矩阵 \mathbf{M}_i 的归一化幂函数加权和, 每个预计算矩阵对应色调分区内的每个样本 \mathbf{h}_i , T 表示色调分区的数量, t 表示色调分区的序号 ($t = [1: T]$), p_t 是各色调分区对应的优化后的加权幂函数的指数, N_i 是各色调分区内样本数量。其中的每个训练样本 \mathbf{h}_i 的预计算特性化矩阵通过约束最小二乘回归

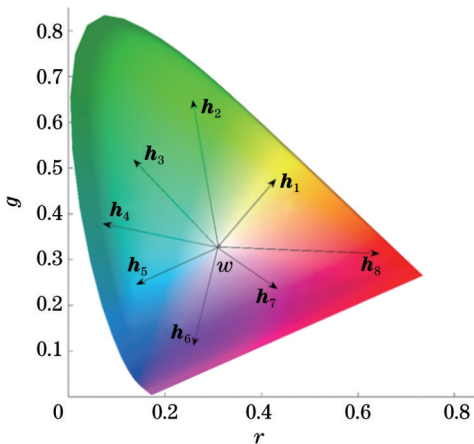
$$\min_{\mathbf{M}_i} \|\mathbf{h}_i \mathbf{M}_i - \mathbf{q}_i\| \quad \text{subject to} \quad (8)$$

$$\mathbf{h}_w \mathbf{M}_i = \mathbf{q}_w \quad \text{and} \quad \mathbf{h}_{\text{value}} \mathbf{M}_i = \mathbf{q}_{\text{value}}$$

得到, 其中, \mathbf{h}_w 和 \mathbf{q}_w 是白点无误映射约束对应的相机响应值和色度值, $\mathbf{h}_{\text{value}}$ 和 $\mathbf{q}_{\text{value}}$ 是其他有价值无误映射等式约束对应的相机响应值和色度值, 此处本文将色调分区边界样本作为有价值无误映射约束; 该约束最小二乘回归使用拉格朗日乘法^[21]即可求解。在色调分区内的 N_i 个预计算矩阵 \mathbf{M}_i 和 N_i 个训练样本色调角 θ_i 的函数进行加权平均。加权函数 $\omega(\cdot)$ 定义为色调角差的补角的 p_t 阶幂函数:

$$\omega(\theta_i) = (\pi - \Delta\theta_i)^{p_t}, \quad (9)$$

式中, 第 i 个最小色调角差 $\Delta\theta_i = \min(|\theta_t - \theta_i|, 2\pi - |\theta_t - \theta_i|)$, θ_t 为当前色调分区样本色调角的集合。最后, 各色调分区的特性化矩阵 $\mathbf{M}(\theta_t, p_t, t)$ 计算为归一化加权和:

图 3 rg 色度平面 9 色调分区示意图Fig. 3 Schematic diagram of 9 hue subregions for rg chromaticity plane

$$\mathbf{M}(\theta_i, p_i, t) = \frac{1}{\sigma_\omega} \sum_{i=1}^{N_i} \omega(\theta_i) \mathbf{M}_i, \quad (10)$$

式中,

$$\sigma_\omega = \sum_{i=1}^{N_i} \omega(\theta_i). \quad (11)$$

依次将各色调分区对应的转换矩阵 $\mathbf{M}(\theta_i, p_i, t)$ 计算出来后,在色调分区内部应用此加权平均特性化矩阵代入式(7),迭代实验得出最佳加权幂函数指数值 p_i ,及其对应的特性化矩阵 $\mathbf{M}(\theta_i, p_i, t)$ 和当前色调分区划分的全色度平面特性化转换矩阵 $\mathbf{M}(\theta_h, \mathbf{p}_i)$ 。根据此矩阵,迭代色调分区的位置实验,得出性能最佳时色调分区划分位置,最终得到最佳相机特性化转换矩阵 $\mathbf{M}(\theta_h, \mathbf{p}_i)$,及对应色调分区的位置和加权幂函数指数, \mathbf{p}_i 即各色调分区所求最终加权幂函数指数 p_i 组成的向量。

对于 $\theta_i = \theta_i$, 让 p_i 向无穷大移动将迫使 $\mathbf{M}(\theta_i, p_i, t)$ 向 \mathbf{M}_i 移动,通常会使得矩阵的特性化效果变得十分局部,即映射的结果十分接近第 i 分区训练样本的色度值,从而使各色调分区的相机特性化矩阵性能降低;让 $p_i = 0$ 将对所有的 \mathbf{M}_i 施加相等的权重,从而接近白点无误映射的解。通过改变 p_i 的值,可以优化式(7)的估计精度。

3 实验与分析

3.1 实验数据说明

在本文实验中使用 D65^[41](代表日光的 CIE 标准光源)作为标准的已知光源,添加 A(白炽灯\钨物理光源)、F11(代表室内荧光照明的 Philips TL84)光源作为补充光源进行仿真测试系统性能,各光源的相对光

谱功率分布函数如图 4 所示。

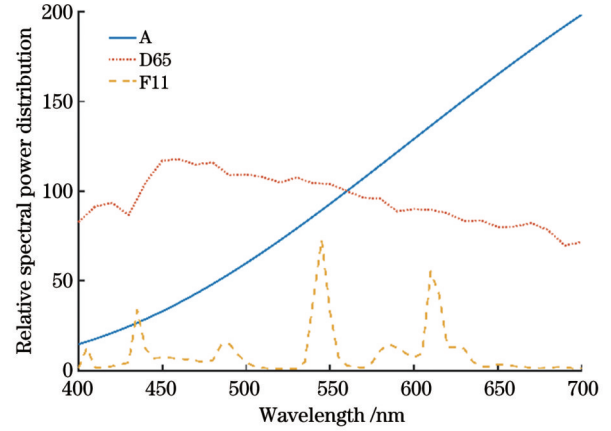


图 4 三个光源的相对光谱功率分布函数

Fig. 4 Relative spectral power distribution functions of three illuminants

在本文实验中使用了 Nikon5100^[22]、SigmaSD15^[9] 和 SonyDXC930^[23] 共三台相机的传感器的灵敏度用于产生模拟数据集,各相机的灵敏度函数如图 5 所示。

在后续的补充实验中,使用文献[24]所提到的 37 个相机传感器数据集,以及在图像工程网站 (www.image-engineering.de) 补充的 5 个相机传感器数据集生成新的合成数据,以作为补充实验和结果验证。

另外,还有三个物体光谱反射比数据集: GretagMacbeth Digital ColorChecker SG [简称 DSG, 如图 6(a)所示]、GretagMacbeth ColorChecker DC [简称 DC, 如图 6(b)所示], 以及西蒙·弗雷泽大学 (SFU)^[23] 反射率数据集 [如图 6(c)所示] 作为相机响应值和标准观察者响应值的数据产生来源。

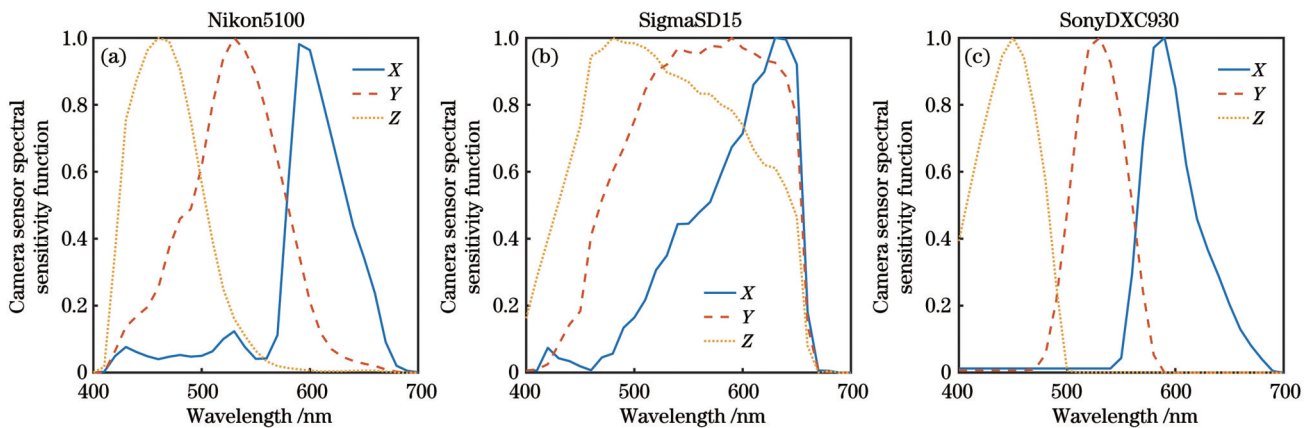


图 5 三个相机的灵敏度函数。(a) Nikon5100; (b) SigmaSD15; (c) SonyDXC930

Fig. 5 Sensitivity functions of three cameras. (a) Nikon5100; (b) SigmaSD15; (c) SonyDXC930

3.2 色调分区数量选择仿真实验

首先在进行正式仿真实验之前,先进行色调分区数量对本文所提出新方法性能的影响研究。

在本色调分区数量选择仿真实验中,使用了本文

3.1 节所提到的三台相机传感器光谱灵敏度函数和 DSG、DC、SFU 三个物体反射率数据集。在 D65 光源的环境下,光源的光谱能量分布、反射光谱和相机传感器光谱灵敏度函数均在 400~700 nm 范围内每 10 nm

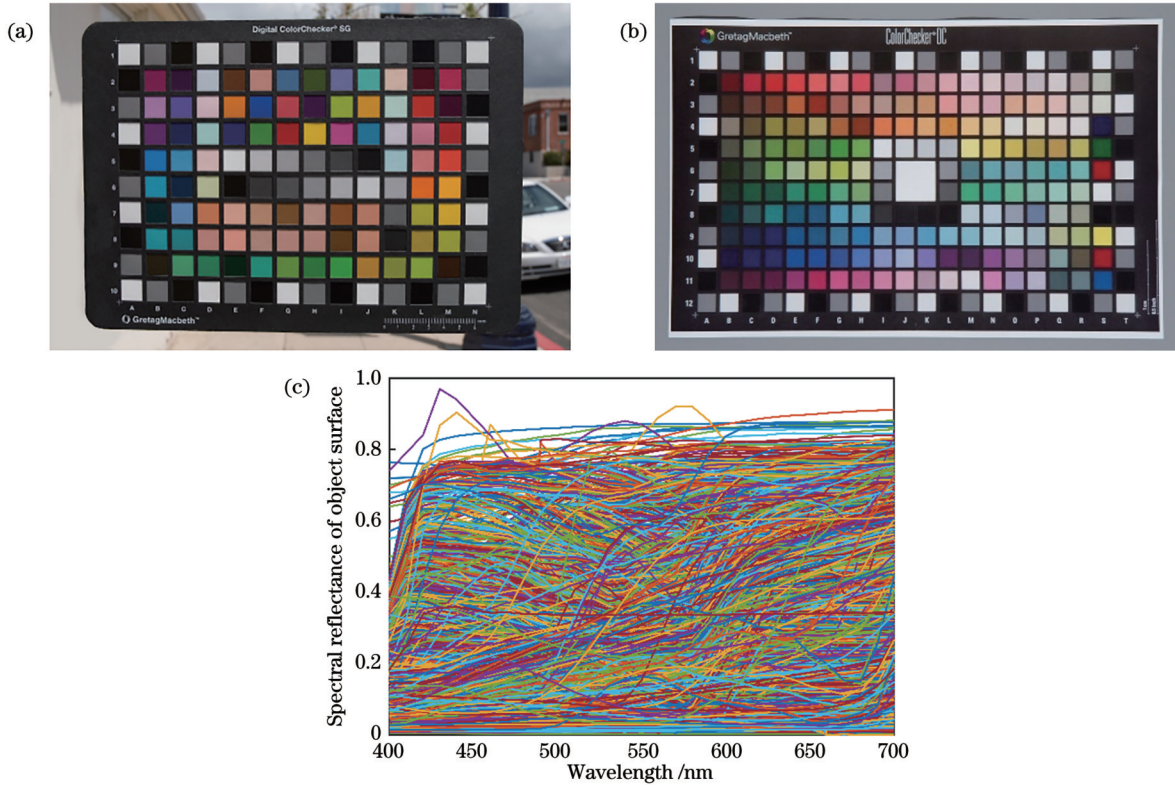


图6 DSG、DC 比色卡和 SFU 样本表面的反射率数据集。(a) DSG 比色卡(140 色块);(b) DC 比色卡(237 色块);(c) SFU 样本表面(1995 个样本)的光谱反射率函数

Fig. 6 Reflectivity datasets of DSG colorchecker, DC colorchecker, and SFU sample surface. Spectral reflectance functions of (a) DSG colorchecker (140 patches); (b) DC colorchecker (237 patches); (c) SFU sample surface (1995 samples)

取样一次,用于计算相应的相机响应值 RGB 和标准观察者色度值 XYZ。对三个光谱反射率数据集的模型训练中采用交叉验证的方式对特性化方法进行评估:针对 DC 集和 DSG 集,采用了留一法交叉验证对方法进行评估;对于数据量比较大的 SFU 数据集,采用了 100 倍交叉验证的方式进行评估。

参考 Finlayson 的做法^[7],本实验将色调分区数从 1 到 11 进行迭代,计算了三个反射率数据集和三个传感器数据集生成的训练数据集的特性化色差的平均值(mean)、中值(median)和最大值(max),实验的结果如图 7 所示。

从图 7 实验结果可以看出,新方法的相机特性化色差总体随着色调分区的数量增加而减小,而且在色调分区数为 6 时会开始趋于平稳,但是在观察实验折线图时,发现在色调分区数为 9 时,会有小幅度的色差波谷,同时所有数据集的实验结果中都有一定程度的体现,经过分析认为,出现这一现象的原因是 9 色调分区数划分较为合理,对各个色调有较高的辨识度,能基本区分主要色调和色调过渡区,能提高特性化方法的性能。从物体光谱反射比数据集角度可以观察得到,DSG 和 DC 数据集色差的平均值和中值在色调分区数量增加的初期下降速度最快,反观 SFU 数据集的下降速度相较前两者偏小,经过分析认为,

出现这一差异的原因是受到数据集规模的影响,DSG 和 DC 数据集规模小,能拟合出更好的特性化矩阵是比较合理的。从实验结果的变化趋势中发现,大多数数据集在色调分区数为 1 时的特性化色差往往要低于色调分区数为 2 时的特性化色差,通过分析发现,当色调分区数为 1 时退化为 HPPCC-WCM 方法,色调分区数为 2 时对于色调划分不明确,所训练出的特性化矩阵仍具有普遍性,且受到分段的影响,其特性化性能反而降低,但是在持续增加色调分区数量后,针对某一色调分区有针对性地实行相机颜色特性化,对于此分区的特性化结果相较于全体的特性化自然有更好的结果。

根据本次实验的结果可知,在色调分区数为 9 时相机特性化效果基本最佳,故在后续的实验直接中新特性化方法中色调分区数设置为 9,以完成后续对比实验。

3.3 已有算法比较仿真实验

在本节中,继续使用前文提到的 D65 光源相对光谱功率分布函数、两台相机(Nikon5100 和 SigmaSD15)的灵敏度函数和物体表面光谱反射比生成仿真数据,对相机特性化方法 WPPLS^[3]、POL^[8]和 RPOL^[9]、HPPCC^[5]、NHPPCC^[7]、HPPCC-WCM^[6]以及本文提出的 HPPCC-NWCM 方法进行训练和测试,

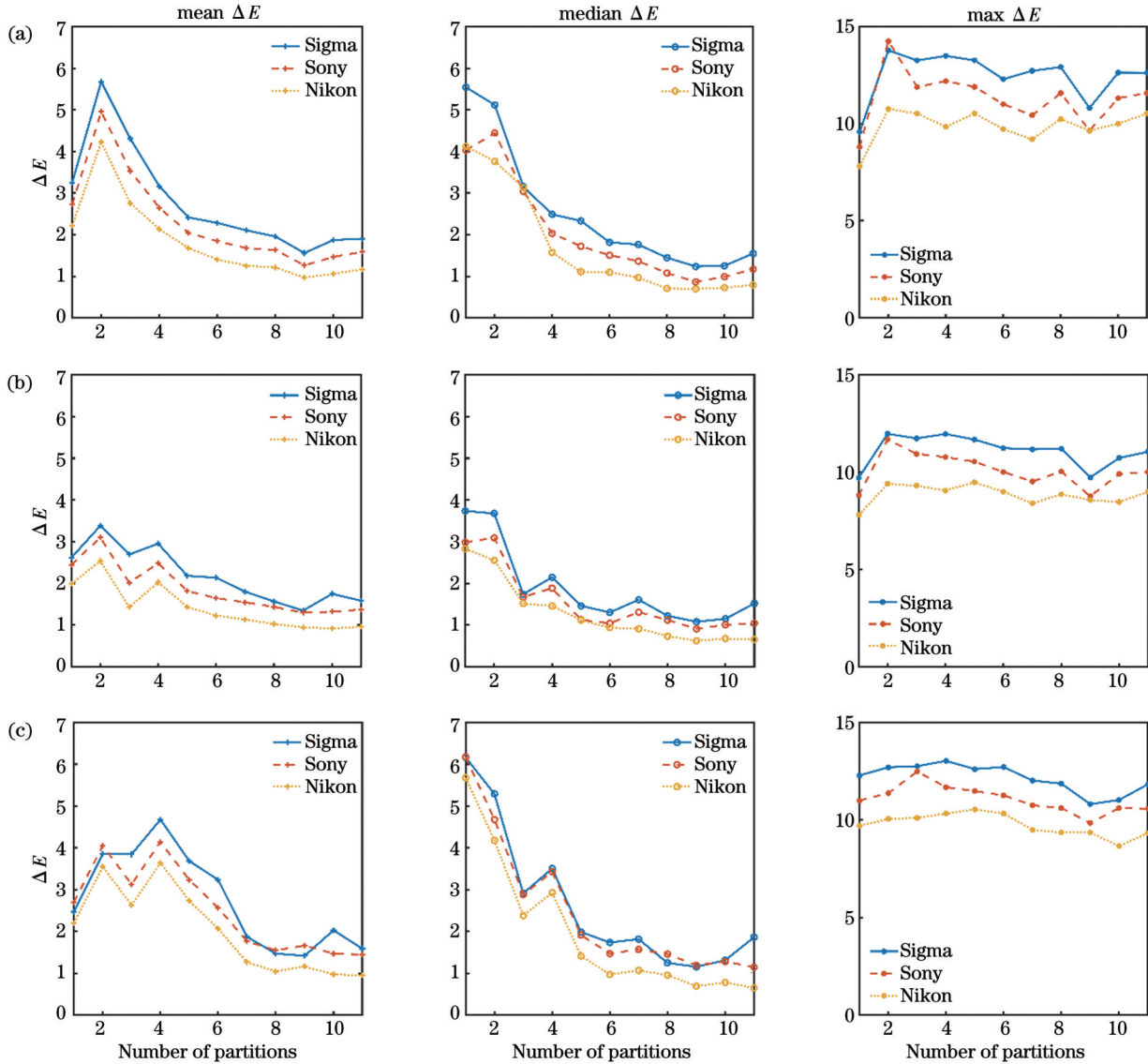


图 7 三个光谱反射率数据集的色调分区数量优化结果。(a) DSG 光谱反射率数据集；(b) DC 光谱反射率数据集；(c) SFU 光谱反射率数据集的不同色调分区数量的特性化色差的均值、中值、最大值

Fig. 7 Optimization results of number of hue partitions for three spectral reflectance datasets. Mean, median, and max of ΔE for different numbers of hue subregions in (a) DSG spectral reflectance dataset; (b) DC spectral reflectance dataset; (c) SFU spectral reflectance dataset

其中 HPPCC-NWCM 方法的色调分区数量设定为 9, 在实验中所使用的交叉验证执行方式同上节。

针对已有的相机特性化方法设定一些基础参数, POL 和 RPOL 方法, 最高次数选择到 3 次(表中方法后所带数字为该方法使用阶数); 原始 HPPCC 方法^[5]色调分区划分为 12 个; 在 NHPPCC 算法^[7]中, 有鉴于 4 分区和 6 分区结果最好, 故分别对 4 分区和 6 分区进行对比测试; 对于 HPPCC-WCM 算法^[6]选择了对应数据集的最佳加权幂函数指数 p 均值, DC 集 p 值取 45.2, DSG 集 p 值取 20.4, SFU 集 p 值取 2.1。该实验测试结果如表 1 所示, 最佳指标均已加粗显示。

1) 固定曝光实验。通过对表 1 实验结果的分析可以得出: 本文提出的 HPPCC-NWCM 方法优于原始

HPPCC 算法和 WPPLS 算法, 基本优于或接近已有最佳色调平面保持相机特性化方法的性能。通过比较各方法实验结果色差发现, HPPCC-NWCM 方法在各组数据中相较于 WPPLS 方法和 HPPCC 方法性能平均提升约 20%, 相较于 NHPPCC 方法和 HPPCC-WCM 方法性能接近或提升约 10%, 相较于多项式和根多项式的非线性方法, 仅有少数能有所提高, 大多数能够接近非线性方法。

表 1 的实验数据分析表明, SFU 数据集的特性化结果相对于另外两个数据集的色差整体上是偏大的, 即在相机特性化变换中仅使用这个非常大的数据集的少量样本来训练模型, 可能导致采样不能均匀分布在整体色度平面, 其结果是比用所有的数据集样本的所

表 1 D65 光源下合成数据特性化结果
Table 1 Synthetic data characterization results under D65 illuminant

Dataset	DC			DSG			SFU		
Camera/Method	Mean	Median	Max	Mean	Median	Max	Mean	Median	Max
Nikon5100									
WPPLS	1.6	0.8	6.2	1.5	0.6	5.4	1.7	1.0	5.8
POL2	1.1	0.6	3.3	1.2	0.8	4.0	1.3	0.8	4.4
POL3	0.8	0.4	2.4	0.7	0.4	2.5	1.1	0.7	3.4
RPOL2	0.9	0.5	3.3	1.0	0.6	3.6	1.2	0.7	4.1
RPOL3	0.9	0.5	3.4	0.8	0.5	2.7	1.1	0.7	3.7
HPPCC	1.4	0.7	3.8	1.2	0.5	3.4	1.6	0.9	4.6
NHPPCC4	1.0	0.6	3.7	0.9	0.5	2.8	1.2	0.7	4.3
NHPPCC6	0.9	0.5	3.6	0.8	0.5	2.8	1.2	0.7	4.3
HPPCC-WCM	0.8	0.4	3.6	0.8	0.5	2.7	1.2	0.7	4.2
HPPCC-NWCM	0.7	0.4	3.5	0.7	0.5	2.7	1.2	0.8	4.2
SigmaSD15									
WPPLS	2.9	1.7	10.2	2.8	1.7	10.7	2.8	2.0	8.1
POL2	2.1	1.2	7.4	1.8	1.2	5.8	2.3	1.6	6.3
POL3	1.6	0.8	5.3	1.5	1.0	4.8	1.9	1.4	5.2
RPOL2	2.0	1.2	7.8	1.8	1.4	5.3	2.1	1.5	6.1
RPOL3	2.2	1.1	8.0	2.0	1.3	6.6	5.7	3.6	18.2
HPPCC	2.1	1.7	9.8	1.9	1.7	9.7	3.2	2.1	9.9
NHPPCC4	2.0	1.4	6.6	1.9	1.4	5.8	2.2	1.6	6.3
NHPPCC6	1.9	1.2	6.6	1.8	1.3	5.4	2.1	1.6	6.2
HPPCC-WCM	1.9	1.1	6.6	1.6	1.3	5.1	2.1	1.5	6.1
HPPCC-NWCM	1.8	1.2	6.6	1.4	1.3	4.6	2.0	1.5	6.1

有其他方法的结果要更差一些;另一种情况是, SFU 数据集过大, 样本的饱和度不均匀, 由此导致色差偏大。

从相机的表现来看, Nikon 相机相较于 Sigma 相机在三个物体反射比数据集中的特性化结果中, 各个方法都不同程度地展现出更好的性能, 相较于 Sigma 相机, 色差结果能好出近一倍; 且各个方法的特性化结果色差的平均结果和中位数结果基本在 1 左右, LCC 方法的色差也在 0.6~1.0 之间, 这可能是 Nikon 相机的传感器比 Sigma 相机的传感器更具有比色性。对于 Sigma 相机, 出现了高阶的根多项式方法的色差变大、低阶方法反而色差变小的现象, 这是因为 Sigma 相机在比色性上更差, 且由于根多项式方法导致的色调偏移而增大了高阶方法中全体样本的相机特性化色差, 导致个别饱和颜色在特性化过程中发生了严重的色调偏移。

在统计最大色差时发现, 最大色差的样本大多处

于色调角为 0° 的附近, 少部分处于色调角为 125° 的附近或其他位置, 经过分析认为, 此两处色调角的色度平面所占有的色度平面面积均较大, 相机特性化矩阵的适应性较差。

2) 可变曝光实验。接下来, 对 DC 和 SFU 数据集进行了上述固定曝光实验的补充实验, 通过将相机响应值和标准观察者色度值分别乘 1/2 和 2 来模拟场景曝光减弱和增强的情况, 其中, 在进行模拟曝光改变时, 若曝光改变后样本的相机响应值至少某一项 (R 或 G 或 B) 超过原始曝光时白色色块 (白点) 的相应相机响应值, 则该样本不纳入实验, 因为其在实际情况下也不具备实验价值。仅改变实验数据, 其他实验参数设置不变, 可变曝光实验测试结果如表 2 所示, 最佳指标均已加粗显示。

从表 2 可以看出, 与固定曝光的实验结果对比, 可变曝光实验性能的趋势基本能够保持与固定曝光状态下的实验一致; 从不同特性化方法的对比来看, POL

表 2 D65光源下随光照水平的降低和升高合成数据表征结果

Table 2 Synthetic data characterization results under D65 illuminant as light level decreases and increases

Dataset	DC divided by 2			DC multiplied by 2			SFU divided by 2			SFU multiplied by 2		
Camera/Method	Mean	Median	Max	Mean	Median	Max	Mean	Median	Max	Mean	Median	Max
Nikon5100												
WPPLS	1.6	0.8	6.2	1.6	1.0	6.4	1.8	1.0	6.0	1.7	1.0	6.1
POL2	1.3	1.1	3.6	1.3	1.0	4.1	1.9	1.4	7.4	2.0	1.3	8.3
POL3	1.2	0.9	3.9	1.1	0.7	3.9	1.9	1.3	7.7	1.9	1.2	8.0
RPOL2	0.9	0.5	3.4	1.0	0.6	3.4	1.2	0.7	4.1	1.2	0.8	4.1
RPOL3	0.9	0.6	3.4	0.9	0.6	3.5	1.1	0.7	3.8	1.2	0.7	3.8
HPPCC	1.4	0.7	3.8	1.4	0.7	3.9	1.6	0.9	4.6	1.6	1.0	4.7
NHPPCC4	1.0	0.6	3.7	1.0	0.6	3.7	1.2	0.8	4.3	1.2	0.8	4.4
NHPPCC6	0.9	0.6	3.7	0.9	0.5	3.6	1.2	0.7	4.3	1.2	0.7	4.3
HPPCC-WCM	0.8	0.4	3.6	0.8	0.5	3.7	1.2	0.7	4.2	1.2	0.7	4.4
HPPCC-NWCM	0.7	0.4	3.5	0.7	0.5	3.5	1.2	0.8	4.2	1.2	0.8	4.3
SigmaSD15												
WPPLS	2.9	1.7	10.4	2.9	1.8	10.6	2.8	2.1	8.4	2.8	2.2	8.4
POL2	3.4	1.9	10.5	3.3	1.8	11.6	3.7	2.3	11.6	3.6	2.1	12.3
POL3	3.3	1.2	9.5	3.2	1.0	13.7	3.6	2.1	12.7	3.4	1.8	13.7
RPOL2	2.0	1.2	7.9	2.0	1.3	8.0	2.1	1.5	6.2	2.1	1.6	6.3
RPOL3	2.2	1.1	8.0	2.2	1.1	8.1	5.7	3.7	18.9	5.8	3.7	19.1
HPPCC	2.1	1.7	9.9	2.1	1.9	10.0	3.2	2.1	10.1	3.3	2.2	10.2
NHPPCC4	2.0	1.4	6.7	2.1	1.4	6.7	2.2	1.6	6.7	2.2	1.6	7.1
NHPPCC6	1.9	1.2	6.6	1.9	1.3	6.9	2.1	1.6	6.6	2.1	1.7	7.3
HPPCC-WCM	1.9	1.1	6.6	1.9	1.2	6.7	2.1	1.5	6.3	2.1	1.5	6.7
HPPCC-NWCM	1.8	1.2	6.7	1.8	1.2	6.7	2.0	1.5	6.2	2.0	1.5	6.1

方法呈现出与原实验差距较大的实验结果,有至少 20% 的性能降低,且因为线性方法自然结合的曝光不变性,线性方法均在本次实验中展现出稳定的性能,同时,色调平面保持相关方法(NHPPCC、HPPCC-WCM)及本文提出的新方法(HPPCC-NWCM)相较于非线性方法性能更佳。

综上所述,本文提出的方法能在大多数情况下与最佳性能相当;能够优于现有的色调平面保持相机特性化方法 10%~20%。经过可变曝光实验,相较于固定曝光实验的性能趋势相差不大,但从实验数据来看,WPPLS、RPOL、HPPCC 及其改进方法和本文所提方法的性能变化幅度均不大,可以说明以上方法具备曝光独立性。虽然最小误差往往出自多项式方法、根多项式方法(特别是高阶方法),但这些非线性方法却有着不可弥补的缺陷:多项式方法缺乏曝光独立性和色调平面保持特性;根多项式方法虽然具有曝光独立性,但仍不具备色调平面保持特性。

3.4 补充光源、传感器仿真实验

为了证实上述实验中所做的观察,本文做了一个补充光源和相机传感器的实验。在补充实验中,光源选择了 A 和 F11 作为补充光源,相机传感器补充了本文 3.1 节所提到的 42 台相机传感器数据集,同时在物体反射比数据集上只选择了最相关、最具有挑战性的 SFU 反射率数据集,实验验证方式仍然采用了 100 倍交叉验证,各特性化方法参数设置均同上。该实验测试结果如表 3 所示,最佳指标均已加粗显示。

通过对表 3 实验结果的分析发现,早期实验的趋势得到了证实,对于 42 个相机传感器和三个光源的所有组合,本文提出的方法相较于绝大部分方法性能都有提升,性能普遍提升了 10%~40%。从实验结果的最大值来看,本文提出的 HPPCC-NWCM 方法在 42 个相机传感器平均色差下相较于其他方法的性能提升更为显著。

表 3 42 台相机合成数据表征结果
Table 3 Synthetic data characterization results on 42 cameras

Method/Illuminant	D65			A			F11		
	Mean	Median	Max	Mean	Median	Max	Mean	Median	Max
WPPLS	1.9	1.2	6.3	2.2	1.2	6.8	1.7	0.9	6.0
POL2	1.4	0.9	4.7	1.6	1.0	5.7	1.3	0.7	4.7
POL3	1.4	0.9	4.7	1.7	0.9	5.7	1.3	0.7	4.8
RPOL2	1.9	1.2	6.4	2.2	1.3	7.3	1.7	0.9	5.9
RPOL3	1.2	0.8	4.1	1.5	0.9	4.9	1.2	0.6	4.1
HPPCC	1.4	0.8	4.5	1.6	1.0	5.2	1.3	0.7	4.5
NHPPCC4	1.3	0.9	3.8	1.6	1.0	4.5	1.3	0.8	4.0
NHPPCC6	1.5	1.0	4.8	1.7	1.1	5.3	1.4	0.9	4.5
HPPCC-WCM	1.2	0.9	3.3	1.4	1.0	3.4	1.3	0.9	4.1
HPPCC-NWCM	1.1	0.7	3.2	1.4	1.0	4.2	1.2	0.5	4.0

4 结 论

本文基于色调平面保持特性,将分段连续与加权约束相结合得到了HPPCC-NWCM方法,多次合成数据实验显示:该方法相较于WPPLS和HPPCC方法性能有所提升,在不能取得当前实验组最佳性能时也十分接近最佳性能色差值,基本达到了预期中相机特性化方法性能的提升。一般情况下,分段连续的方法相较于可微连续方法并无太大的优势,在对HPPCC-WCM方法的改进中,当分区数量达到9时性能较原方法有较大的提升。从相机角度来讲,相机本身比色性更好则相机特性化性能更佳;从物体反射比数据集来讲,参加训练的样本在色度平面分布更均匀,相机特性化性能更佳。根据不同方法相机特性化结果对比,本文方法相较于WPPLS和HPPCC方法性能提升约20%、相较于NHPPCC和HPPCC-WCM方法性能提升约10%,且在多相机补充实验中,相机特性化结果的最大值性能提升更显著,即本相机特性化方法更加稳定,相机特性化产生的大色差现象较少。综上所述,本文方法除色调平面保持特性外,结合了低阶方法的稳定性和高阶方法的准确性,同时自然地结合了曝光独立性,相较于其他相机特性化方法,其性能优于已有色调平面保持的相机特性化方法、优于或接近非线性方法的最优性能,具有实用价值。

参 考 文 献

- [1] Hunt R W G, Pointer M R. Measuring colour[M]. Weinheim: John Wiley & Sons, 2011.
- [2] Anderson M, Motta R, Chandrasekar S, et al. Proposal for a standard default color space for the internet—sRGB[J]. Color and Imaging Conference, 1996, 4(1): 238-245.
- [3] Finlayson G D, Drew M S. White-point preserving color correction[J]. Color and Imaging Conference, 1997, 5(1): 258-261.
- [4] Finlayson G D, Drew M S. Constrained least-squares regression in color spaces[J]. Journal of Electronic Imaging, 1997, 6(4): 484-493.
- [5] Andersen C F, Hardeberg J Y. Colorimetric characterization of digital cameras preserving hue planes[J]. Color and Imaging Conference, 2005, 13(1): 141-146.
- [6] Andersen C F, Connah D. Weighted constrained hue-plane preserving camera characterization[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2016, 25(9): 4329-4339.
- [7] Mackiewicz M, Andersen C F, Finlayson G. Method for hue plane preserving color correction[J]. Journal of the Optical Society of America A, 2016, 33(11): 2166-2177.
- [8] Hong G W, Luo M R, Rhodes P A. A study of digital camera colorimetric characterization based on polynomial modeling[J]. Color Research & Application, 2001, 26(1): 76-84.
- [9] Finlayson G D, Mackiewicz M, Hurlbert A. Color correction using root-polynomial regression[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2015, 24(5): 1460-1470.
- [10] 徐鹏, 章海军, 张克奇, 等. 基于均匀颜色样本的彩色数码相机色度特征化目标样本优化[J]. 光学学报, 2021, 41(11): 1133001.
- [11] Xu P, Zhang H J, Zhang K Q, et al. Optimization of colorimetric characterization target for color digital cameras based on uniform color samples[J]. Acta Optica Sinica, 2021, 41(11): 1133001.
- [12] Kang H R, Anderson P G. Neural network applications to the color scanner and printer calibrations[J]. Journal of Electronic Imaging, 1992, 1(2): 125-135.
- [13] Cheung T L V, Westland S. Color camera characterisation using artificial neural networks[J]. Color and Imaging Conference, 2002, 10(1): 117-120.
- [14] Cheung V, Westland S, Connah D, et al. A comparative study of the characterisation of colour cameras by means of neural networks and polynomial transforms[J]. Coloration Technology, 2004, 120(1): 19-25.
- [15] Hung P C. Colorimetric calibration in electronic imaging devices using a look-up-table model and interpolations[J]. Journal of Electronic Imaging, 1993, 2: 53-61.
- [16] 陈载清, 陈凯, 黄小乔, 等. 光栅式自由立体显示器的颜色特性化实验[J]. 光学学报, 2019, 39(5): 0533002.
- [17] Chen Z Q, Chen K, Huang X Q, et al. Color characterization of barrier-type autostereoscopic displays[J]. Acta Optica Sinica, 2019, 39(5): 0533002.
- [18] 徐鹏, 张克奇, 章海军, 等. 基于非RAW数据的数码反射显微

- 镜色度特征化[J]. 激光与光电子学进展, 2021, 58(1): 0133001.
- Xu P, Zhang K Q, Zhang H J, et al. Colorimetric characterization of digital reflection microscope based on non-RAW data[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2021, 58(1): 0133001.
- [17] 冉建国, 刘珩, 吕振坚, 等. 基于解系数矩阵的背景颜色校正[J]. 激光与光电子学进展, 2022, 59(2): 0210006.
- Ran J G, Liu H, Lü Z J, et al. Background color correction based on coefficient matrix[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2022, 59(2): 0210006.
- [18] 高心愿, 黄敏, 王宇, 等. 基于 CIE1931 颜色匹配函数的 LED 显示设备颜色计算精度研究[J]. 光学学报, 2022, 42(22): 2233001.
- Gao X Y, Huang M, Wang Y, et al. Color calculation accuracy of LED display based on CIE1931 color matching functions[J]. Acta Optica Sinica, 2022, 42(22): 2233001.
- [19] 张钰新, 樊志鹏, 翟好宇, 等. 基于偏振成像的面部皮肤结构和特征非接触在体测量方法[J]. 中国激光, 2023, 50(3): 0307110.
- Zhang Y X, Fan Z P, Zhai H Y, et al. Non-contact and in vivo polarization imaging method for measuring facial skin structures and characteristics[J]. Chinese Journal of Lasers, 2023, 50(3): 0307110.
- [20] 钱柳健, 杨亦洲. 基于 CIE Lab 和 DE2000 测量材料老化的色坐标计算色差和评价[J]. 电子质量, 2019(11): 75-78, 98.
- Qian L J, Yang Y Z. Color difference and evaluation of color coordinate calculation for measuring material aging base on CIE Lab and DE2000[J]. Electronics Quality, 2019(11): 75-78, 98.
- [21] Laratta A, Zironi F. Computation of Lagrange multipliers for linear least squares problems with equality constraints[J]. Computing, 2001, 67(4): 335-350.
- [22] Darrodi M M, Finlayson G, Goodman T, et al. Reference data set for camera spectral sensitivity estimation[J]. Journal of the Optical Society of America A, 2015, 32(3): 381-391.
- [23] Barnard K, Martin L, Funt B, et al. A data set for color research[J]. Color Research & Application, 2002, 27(3): 147-151.
- [24] Vazquez-Corral J, Connah D, Bertalmio M. Perceptual color characterization of cameras[J]. Sensors, 2014, 14(12): 23205-23229.

Hue-Subregion Weighted Constrained Hue-Plane Preserving Camera Characterization

Yin Yongheng¹, Ma Long^{2*}, Li Peng¹

¹*School of Computer Science and Engineering, Shenyang Jianzhu University, Shenyang 110168, Liaoning, China;*

²*School of Science, Shenyang Jianzhu University, Shenyang 110168, Liaoning, China*

Abstract

Objective Color reproduction plays a very important role in textile, printing, telemedicine, and other industries, but affected by the manufacturing process or color rendering mechanism of digital image acquisition equipment, color image transmission between digital devices often has color distortion. Meanwhile, once the distortion appears, the above-mentioned industries will suffer losses or even irreversible damage. During color image acquisition, the most commonly employed acquisition equipment is the digital camera, which is an important method to convert the color image collected by the digital camera into the image seen by the human eye (or the camera characteristic method). Although the existing nonlinear camera characterization methods have the best camera characterization performance at present, these methods have hue distortion. To retain the important properties of the hue-plane preserving and further improve the camera characterization performance, we propose a hue-subregion weighted constrained hue-plane preserving camera characterization (HPPCC-NWCM) method.

Methods The proposed method improves weighted constrained hue-plane preserving camera characterization from the perspective of optimizing the hue-subregion. First, the camera response value RGBs and the colorimetric value XYZs of the training samples are synchronously preprocessed, with the hue angles calculated and hue subregions preliminarily divided. Then, by operating in the hue subregion, the minimum hue angle differences between each training sample and the samples in the hue subregion are employed as the weighted power function, and the pre-calculation camera characterization matrices (pre-calculation matrices) are calculated for each sample respectively. Additionally, the weighted constrained normalized camera characterization matrix in the hue subregion is obtained by weighted averaging of the pre-calculation matrices using the weighted power function. Combined with the characterization results of samples within the hue subregion and all samples, the number and position of the hue subregions are optimized, and those under the best performance are obtained. To verify the performance improvement of this method, we conduct simulation experiments. Firstly, the hue-subregion number selection experiment is carried out by combining three cameras and three groups of object reflectance datasets under the D65 light illuminant. Then, the two cameras from the previous experimental data are compared with existing methods for further experiments and the exposure independence of each method is verified by

changing the exposure level. Finally, the SFU dataset is compared with the existing methods repeatedly with 42 cameras under three light illuminants.

Results and Discussions Verified by many simulation experiments and real camera experiments, in the simulation experiment of selecting the hue-subregion number, the camera characterization performance of this method is generally enhanced with the increasing hue-subregion number (Fig. 7), tends to stabilize when the number is 6, and yields the best performance when the number is 9. The performance of the subregion number 2 is worse than that of 1, and the analysis is that the small subregion number results in poor universality and low specificity of the characterization matrix in the hue subregion, which affects the characterization performance of the camera. After comparing the simulation experiment with the existing methods, the performance of this method is about 10% to 20% higher than those of the existing hue-plane preserving camera characterization methods, and it is better than or close to the nonlinear method (Table 1). In the variable exposure experiment, the performance of each method is close to that of the fixed exposure experiment, and that of the linear method and the root-polynomial method is close, which can prove the exposure independence. While the polynomial method is obviously worse, exposure independence does not exist (Tables 1 and 2). In the simulation experiments of supplementary light illuminants and cameras, the comparison trend of the results is basically the same as that of the previous experiment, and this method performs better in the supplementary experiment. In addition to being better than the existing camera characterization methods, it can be better than or equal to the nonlinear methods in many environments (Table 3).

Conclusions By optimizing the hue subregion to improve the weighted constrained hue-plane preserving camera characterization method, the number and position of the hue subregion are optimized to achieve a more accurate camera characterization transformation for different hue subregions. By adopting the theoretical derivation and experimental verification of camera characterization transformation, this method features exposure independence, excellent hue-plane preservation properties, and the combination of the stability of low-order methods and the accuracy of high-order methods. In simulation experiments, it can be better than the existing hue-plane preservation methods, and better than or close to other nonlinear methods. In multi-camera supplementary experiments, the 95 percentile error improvement shows that this method has strong robustness and practical significance.

Key words color; camera characterization; hue-plane preserving; weighted constraint; optimizing hue subregion