

光学学报

基于改进的主成分分析法宽带光谱反射率重建

赵海, 李宏宁*, 陈豪, 高雅孺, 杨鑫

云南师范大学物理与电子信息学院, 云南 昆明 650500

摘要 为了降低光谱反射率重建设备的复杂度和成本并且在宽带光谱上进行更高精度的反射率重建,采用宽带多光谱成像的方法,将投影仪的红、绿、蓝三色光作为光源,用彩色数码相机对光谱图像进行采样。在主成分分析法的基础上引入加权系数,以及误差校正函数,利用改进后的方法重建色卡、染色纸张、油画表面的反射率。选取表征反射率重建精度的均方根误差、拟合度系数、光谱匹配偏度指数 3 个指标,对所提方法与主成分分析法和加权伪逆法的结果进行对比,结果表明:所提方法的重建精度较主成分分析法提高了约 45%,较加权伪逆法提高了约 30%;由所提方法计算的反射率重建的颜色色差值也优于后两者。

关键词 光谱学; 光谱反射率重建; 主成分分析法; 加权系数; 误差校正

中图分类号 O433 文献标志码 A

DOI: 10.3788/AOS222119

1 引言

光谱成像技术具有图谱合一的特点,在彩色成像、文化遗产和艺术品研究等领域得到了广泛应用^[1-3]。通过成像设备和算法重建出物体固有的、与设备和光照都无关的光谱反射率,对出版印刷业、艺术品扫描存档等具有重要意义^[4]。通过光谱成像重建的物体表面反射率是各种应用的关键,反射率重建通常使用窄带光谱和宽带光谱反射率重建两种方法。

传统的颜色复制技术是利用相关设备直接通过 RGB 值进行复制,这种方法会受到同色异谱的影响,导致颜色复制不够准确。为了使颜色复制更加精准,诞生了基于光谱信息的颜色复制技术,将光谱反射率作为颜色信息传递的媒介,确保复制后的颜色与实际颜色一致^[5]。在与颜色重建有关的光谱成像研究中,经常采用宽带光谱反射率重建方法。Li 等^[6]利用 5 种不同 LED 光源组成一个照明面板,使用伪逆法重建光谱反射率并分析了患白粉病植物叶片的光谱。LED 的功率较低并且面板设计有缺陷,导致照明范围有限且不同颜色的 LED 照明区域不重合,这些可能会影响最终的反射率重建精度。梁金星等^[7]提出一种基于相机响应值扩展和局部反距离加权优化的光谱重建方法,仅用单幅彩色图像便能重建出光谱反射率,并且证明了引入加权系数能有效提高反射率重建精度。但是利用单幅彩色图像的 RGB 值来选择局部最优训练样本容易受到同色异谱现象的影响,这可能导致样本的

选取不够准确。Agahian 等^[8]提出一种利用加权主成分分析(PCA)实现三刺激值光谱数据恢复的方法,根据样本数据集和待测样本之间的色差,给样本赋予不同的权重,再结合 PCA 进行反射率重建。与传统 PCA 法相比,该方法的精度明显提高,但仅在 D65 光源下计算样本间的色差值,同样可能产生同色异谱的现象,导致样本权重赋值出现差错,从而影响反射率重建精度。

为了降低设备的复杂度和成本并且在宽带光谱上进行反射率重建,本文在投影仪的红、绿、蓝三色光源下,用彩色相机对光谱图像进行采样^[9],并对 PCA 法进行改进,结合加权系数和误差校正函数对光谱反射率进行重建。相较于加权伪逆法和传统 PCA 法,本文方法能得到重建精度更高的反射率。

2 基本原理

2.1 光谱反射率重建原理

相机成像原理如图 1 所示,其中: $R(\lambda)$ 表示光谱反射率; $C(\lambda)$ 表示相机的光谱灵敏度函数,它包含相机光学系统的透射率和光学元件的光谱敏感度函数; $S(\lambda)$ 表示所用光源的光谱功率分布函数。在本实验中 λ 的取值范围为 400~700 nm。假设光电转换在彩色数码相机中是线性模型,像素点在第 j 个通道的响应值可表示为

$$I_j = \int_{400}^{700} S(\lambda) C(\lambda) R(\lambda) d\lambda + t_j + p_j, \quad (1)$$

收稿日期: 2022-12-08; 修回日期: 2022-12-26; 录用日期: 2023-01-11; 网络首发日期: 2023-02-07

基金项目: 云南师范大学研究生科研创新基金(YJSJJ22-A18)

通信作者: *lihongning_ynnu@126.com

式中: t_j 为相机暗电流; p_j 为系统整体噪声, 可以通过去除暗电流和校正光照不均匀性来消除噪声^[7]; $S(\lambda)$ 和 $C(\lambda)$ 均为与系统有关的光谱函数, 可将这 2 个函数合并为一个光谱响应函数 $Q(\lambda)$, 即 $Q(\lambda) = S(\lambda)C(\lambda)$ 。在忽略噪声和暗电流影响后, 式(1)可改写为矩阵形式:

$$I = Q \cdot R. \quad (2)$$

假设有一个转换矩阵 M , 重建的反射率 R_X 可表示为

$$R_X = M \cdot I_X, \quad (3)$$

式中: I_X 为待测反射率对应的相机响应值。

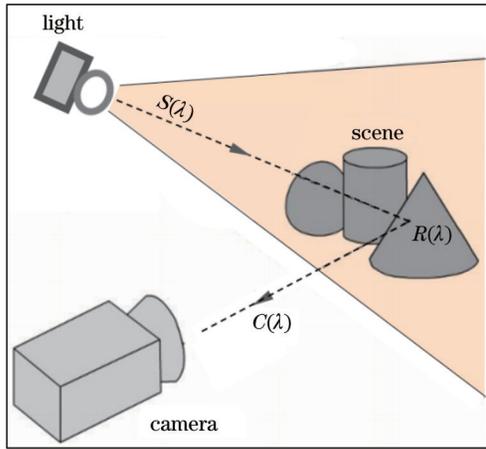


图 1 相机成像原理

Fig. 1 Camera imaging principle

2.2 改进 PCA 法的光谱反射率重建

求光谱反射率的关键是求转换矩阵 M , 最常用的方法有伪逆法和 PCA 法。伪逆法是最基础的光谱重建算法之一, 它的主要思想是使重构光谱值与原始光谱值的均方根误差达到最小^[10-11]。加权伪逆法是基于伪逆法改进的一种算法, 其原理是先使用欧氏距离公式计算测试样本和训练样本的 RGB 色度距离, 再根据色度距离判断光谱的相似性并赋予权重^[12]。PCA 法是一种降维统计方法, 通过正交变换, 将其分量相关的元随机向量转化成分量不相关的新随机向量^[10]。

将反射率样本矩阵表示为 $R_{m \times n}$, 其中 m 为数据集光谱反射率的维度, n 为样本数量。 R 可以通过一系列正交函数进行线性组合, 它可以表示为 l 个矢量的线性组合, 即

$$R = \sum_{i=1}^l b_i a_i = B \cdot A, \quad (4)$$

式中: 向量组 $B = (b_1, b_2, b_3, \dots, b_l)$; b_i 为提取的特征向量; A 为转换系数。计算基向量的常用方法是 PCA 法。对 R 进行奇异值分解, 得到

$$R = U \cdot S \cdot V^T, \quad (5)$$

式中: $U = RR^T$; $V = R^T R$; S 为对角矩阵, 对角线上的值是 U 或 V 特征值的平方根^[13], $S =$

$\text{diag}[\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_p]$ 。

设累计贡献率为 u , c 为达到累计贡献率时对应的特征值个数, 根据特征值计算累计贡献率方法如下(取 $u \geq 0.996$):

$$u = \sum_{i=1}^c \lambda_i / \sum_{i=1}^p \lambda_i. \quad (6)$$

根据 c 的值确定特征向量个数, 进而得到 B 的值。将式(4)代入式(2), 可得:

$$I = Q \cdot B \cdot A. \quad (7)$$

用 Q^+, B^+, A^+ 表示 Q, B, A 的伪逆矩阵, 则

$$A = B^+ \cdot Q^+ \cdot I. \quad (8)$$

令 $D = B^+ Q^+$, 那么 $A = DI$, 进一步可得 $D = (A \cdot I^T) \cdot (I \cdot I^T)^{-1}$, 则重建反射率 R_X 为

$$R_X = B \cdot D \cdot I_X = B \cdot (A \cdot I^T) \cdot (I \cdot I^T)^{-1} \cdot I_X. \quad (9)$$

以上就是 PCA 重建光谱反射率的方法, 由于其在精度上还是有所不足, 本实验对 PCA 法进行如下改进。

在 RGB 颜色空间中, 计算投影仪光源照射下的待测物体颜色与训练样本集颜色的欧氏距离, 得到

$$e_j = \sqrt{\sum_{k=1}^3 [(r_{k, \text{test}} - r_{k, j})^2 + (g_{k, \text{test}} - g_{k, j})^2 + (b_{k, \text{test}} - b_{k, j})^2]} \quad (j=1, 2, 3, \dots, n), \quad (10)$$

式中: $k=1, 2, 3$, 表示不同类型的光源。

本实验选取 31 个与待测样本的欧氏距离最小的训练样本作为局部最优的训练样本集 R_1 , 计算 R_1 中所有样本的反距离加权权重 ω_p , 得到

$$\omega_p = \frac{1}{e_p + \sigma} \quad (p=1, 2, 3, \dots, 31), \quad (11)$$

式中: e_p 为训练样本与待测样本的欧氏距离; σ 为一个很小的正数, 是为了避免出现分母为 0 的情况引入的。用 W 表示反距离加权权重矩阵, 则

$$W = \begin{bmatrix} \omega_1 & \dots & 0 \\ \vdots & & \vdots \\ 0 & \dots & \omega_p \end{bmatrix}_{p \times p}. \quad (12)$$

PCA 法中同等对待每一个样本, 但在现实中, 各个指标的重要性不等, 甚至差异很大。在这种情况下需要用加权方法对 PCA 予以修正^[14]。对式(4)进行变形, 得到

$$R' = R_1 \cdot W = B' \cdot A'. \quad (13)$$

对 R' 进行奇异值分解, 得到

$$R' = U' \cdot S' \cdot (V')^T, \quad (14)$$

式中: $U' = R'W(R'W)^T$; $V' = (R'W)^T R'$ 。同样根据式(6)计算累计贡献率, 确定主成分个数 c , 然后得到 B' 的值。筛选出的 31 个样本反射率 R_1 对应的相机响应值为 I_1 , 加入权重矩阵后, 式(2)可表示为

$$I_2 = I_1 \cdot W = Q \cdot R'. \quad (15)$$

将式(13)代入式(15),可得

$$A' = (B')^+ \cdot (Q')^+ \cdot I_{20} \quad (16)$$

令 $(B')^+ (Q')^+ = D'$, 那么 D' 可表示为

$$D' = A' \cdot I_2^T \cdot (I_2 \cdot I_2^T)^{-1}, \quad (17)$$

则待测反射率的计算公式为

$$R_x = B' \cdot A' = B' \cdot A' \cdot I_2^T \cdot (I_2 \cdot I_2^T)^{-1} \cdot I_{x0} \quad (18)$$

已有研究表明,双光源模式能有效提高光谱重构精度^[15],而本实验中为了尽可能简化实验装置,选择单个投影仪作为光源,这会导致最终重建的光谱反射率存在较大的误差。因此,引入误差校正函数项,对未加校正项时重建的与待测样本最相关的200个反射率和标准反射率进行对比,计算他们各自的误差,生成误差样本矩阵 R_e 。假设有一个标准的转换矩阵 F_1 、样本计算出的转换矩阵 F_2 、标准反射率样本 R_1 、计算出的反射率 R_2 ,那么由伪逆法可知, $(F_1 - F_2)I_x = F \cdot I_x = R_1 - R_2 = R_e$ 。因此,本实验产生的误差和色块在三色光下的相机响应值近似呈线性关系,即

$$R_e = F \cdot I_x, \quad (19)$$

式中: F 为线性关系的转换矩阵,也就是本实验要计算的矩阵,通过误差样本和对应的相机响应值之间的关系可得到 F 矩阵。因此,改进后测试样本的反射率重建公式为

$$R_x = B' \cdot A' = \left[B' \cdot A' \cdot I_2^T \cdot (I_2 \cdot I_2^T)^{-1} - F \right] \cdot I_{x0} \quad (20)$$

3 实验结果和分析

实验设备摆放如图2所示,样本距离相机2 m,投

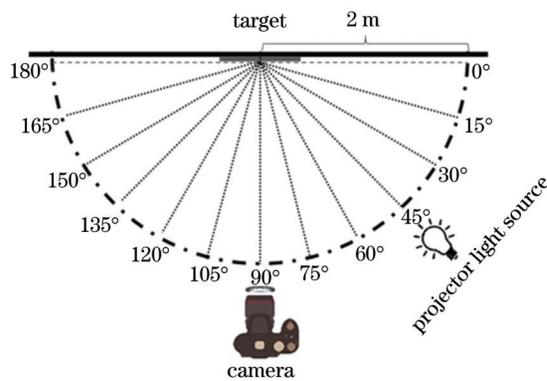


图2 设备摆放图

Fig. 2 Device layout diagram

影仪以 45° 角进行光照,投影仪本身与相机在同一水平线上,相机垂直于待测物体。使用 Canon 5D Mark3 数码相机进行图像采集,相机参数设置如下:红光下,感光度(IOS)为400,曝光时间为 $1/60$ s,光圈大小为 $f/4.0$;绿色光下,IOS为400,曝光时间为 $1/60$ s,光圈大小为 $f/8.0$;蓝光下,IOS为400,曝光时间为 $1/80$ s,光圈大小为 $f/5.6$ 。将 EPSON-EB-C301MS 投影仪作为光源,用 X-Rite 64 分光光度计采集 $400 \sim 700$ nm 范围内31个样本的反射率数据。

SG140色卡的色块颜色多样性好,在色域中的分布范围广,同时包含了一定数量的人类肤色和不同灰阶的中性色色块,因此适合用于生成模拟数据^[16]。取SG140色卡(图3)中第16、51、61、123号色块重建反射率,结果如图4所示。

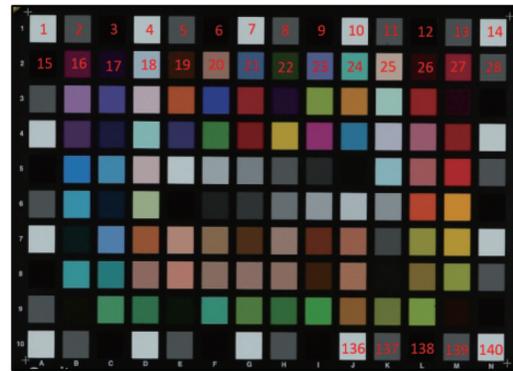


图3 SG140色卡

Fig. 3 SG140 color card

光谱精度方面,主要采用光谱均方根误差^[17](RMSE)、拟合度系数(GFC)、光谱匹配偏度指数(ISSD)3个指标进行评价。光谱RMSE表征任意两条光谱曲线在每个波长的平均数值差异程度,GFC表征任意两条光谱曲线的整体形状相似程度,这两个指标在评价光谱曲线方面相互补充^[18]。SG140色卡对应的精度数据如表1所示,其中编号1、2、3、4对应SG140色卡的16、51、61、123色块。

RMSE越小,光谱重建效果越好;GFC越接近1,光谱重建效果越好;ISSD越小,光谱匹配程度越高。从以上误差数据来看:本文方法的RMSE最大值为0.05505,最小值为0.00961,平均值为0.02537;本文方法的GFC都在0.99以上;最大ISSD为0.03862,最

表1 SG140色卡反射率重建精度对比

Table 1 Accuracy comparison of reflectance reconstruction of SG140 color card

| No. | Proposed method | | | PCA | | | Weighted pseudo inverse | | |
|-----|-----------------|---------|---------|---------|----------|---------|-------------------------|---------|---------|
| | RMSE | GFC | ISSD | RMSE | GFC | ISSD | RMSE | GFC | ISSD |
| 1 | 0.01299 | 0.99987 | 0.03862 | 0.11041 | 0.97804 | 0.28773 | 0.03268 | 0.99881 | 0.09058 |
| 2 | 0.05505 | 0.99367 | 0.00710 | 0.07794 | 0.99328 | 0.10803 | 0.05221 | 0.99758 | 0.07285 |
| 3 | 0.02384 | 0.99993 | 0.02486 | 0.03802 | 0.99924 | 0.02010 | 0.01354 | 0.99991 | 0.00751 |
| 4 | 0.00961 | 0.99943 | 0.01829 | 0.03204 | 0.992534 | 0.01510 | 0.02559 | 0.99550 | 0.02600 |

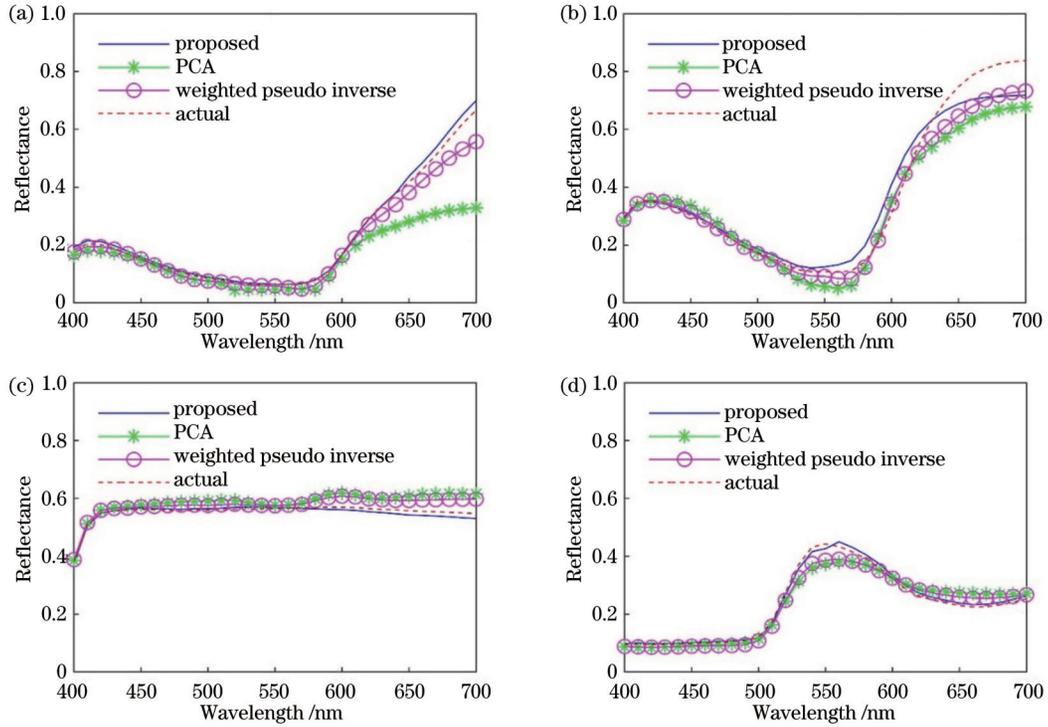


图 4 重建的 SG140 色卡反射率。(a) Path #16; (b) path #51; (c) path #61; (d) path #123

Fig. 4 Reconstructed reflectance of SG140 color card. (a) Path #16; (b) path #51; (c) path #61; (d) path #123

小 ISSD 为 0.00710。PCA 方法和加权伪逆法的 RMSE 与本文方法相比效果较差。

为了分析改进前[式(18)]、后[式(19)、(20)]的反射率重建精度变化,分别计算引入误差样本矩阵 R_e 前

后 SG140 色卡反射率的 RMSE 并绘制直方图,如图 5 所示。没有 R_e 时均方根误差之和为 4.6794,有 R_e 后均方根误差之和为 2.4995。

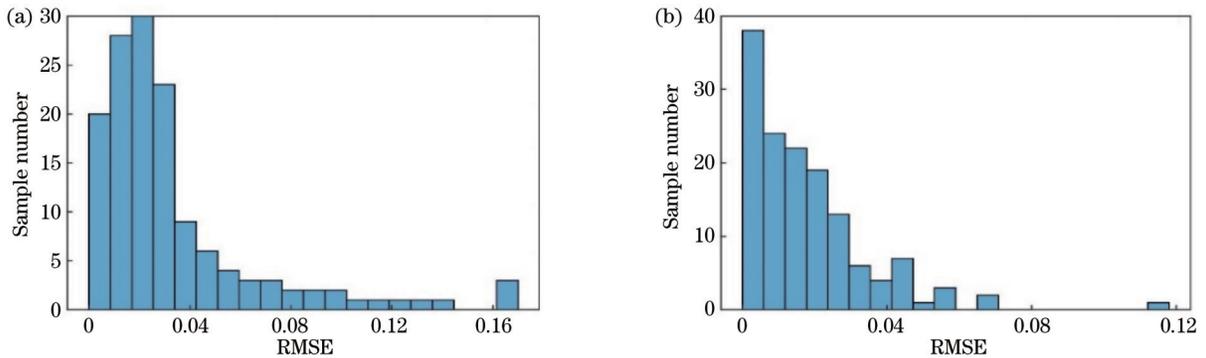


图 5 引入 R_e 前后 SG140 色卡重建反射率的 RMSE 直方图。(a) 未加入 R_e 均方根误差直方图; (b) 加入 R_e 后均方根误差直方图

Fig. 5 RMSE histograms of reconstructed reflectance of SG140 color cards before and after the introduction of R_e . (a) RMSE histogram before adding R_e ; (b) RMSE histogram after adding R_e .

对 4 张用颜料染色的纸(图 6)进行反射率重建,结果如图 7 所示。它们对应的 3 种衡量反射率重建精度的参数如表 2 所示,其中编号 I ~ IV 分别对应图 6(a)~(d)所示的染色纸张。

从表 2 所示的误差数据来看:本文方法的 RMSE 最大值为 0.05747,最小值为 0.02165,平均值为 0.03876;本文方法的 GFC 都在 0.98 以上;最大 ISSD 为 0.13414,最小 ISSD 为 0.02815。可见,本文方法对染色纸张的整体重建效果较 SG140 色卡差一些,可能

是由颜料涂抹不均匀导致的。

选取图 8 所示油画上 A、B、C、D 4 个点进行反射率重建实验,结果如图 9 所示,对应的 3 种衡量反射率重建精度的参数如表 3 所示。

从表 3 所示的误差数据情况来看:本文方法的 RMSE 最大值为 0.03801,最小值为 0.00941,平均值为 0.02515;本文方法的 GFC 都在 0.99 以上;最大 ISSD 为 0.03888,最小 ISSD 为 0.01159。

在本实验条件下分别画出 3 种方法计算的 SG140

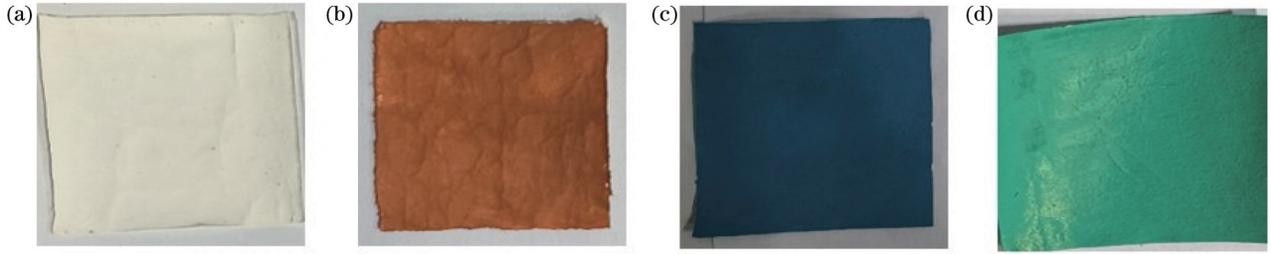


图 6 不同颜料染色的纸张。(a)钛白;(b)赭石;(c)三青;(d)石绿

Fig. 6 Paper dyed with different pigments. (a) Titanium dioxide; (b) ochre; (c) cyanine; (d) stone green

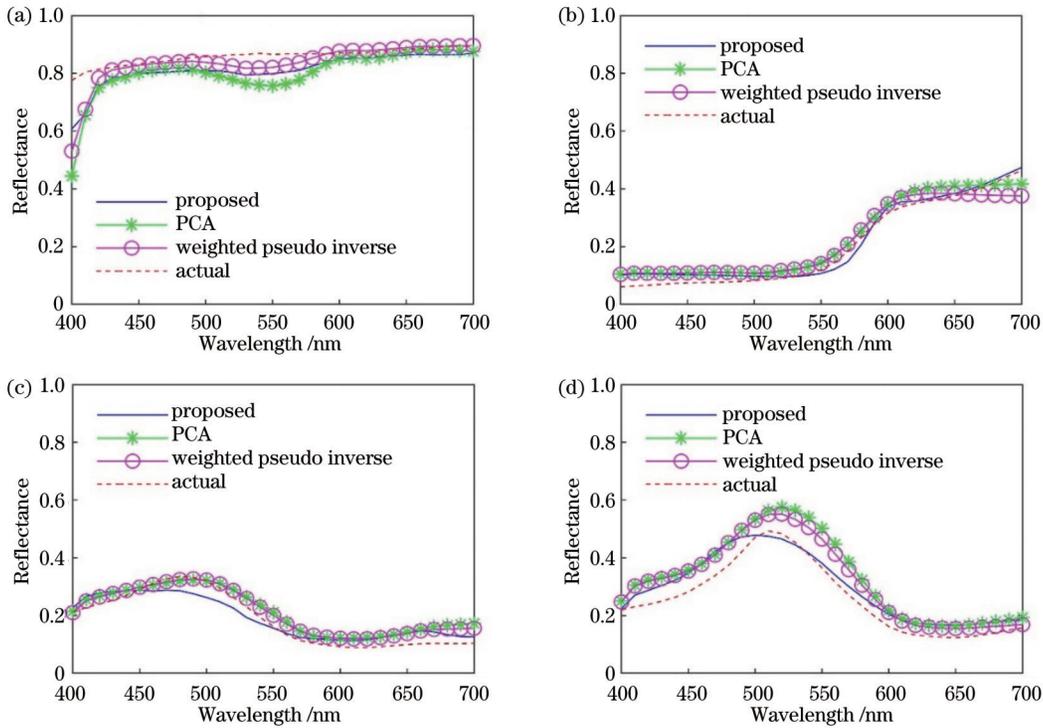


图 7 重建的染色纸张反射率结果。(a)钛白;(b)赭石;(c)三青;(d)石绿

Fig. 7 Reconstructed reflectance results of dyed paper. (a) Titanium dioxide; (b) ochre; (c) cyanine; (d) stone green

表 2 染色纸张的反射率重建精度对比

Table 2 Accuracy comparison of reflectance reconstruction of dyed paper

| No. | Proposed method | | | PCA | | | Weighted pseudo inverse | | |
|-----|-----------------|---------|---------|---------|---------|---------|-------------------------|---------|---------|
| | RMSE | GFC | ISSD | RMSE | GFC | ISSD | RMSE | GFC | ISSD |
| I | 0.05747 | 0.99911 | 0.05452 | 0.08432 | 0.99690 | 0.06624 | 0.05404 | 0.99827 | 0.02686 |
| II | 0.02165 | 0.99677 | 0.05604 | 0.03253 | 0.99413 | 0.12449 | 0.03559 | 0.99014 | 0.08449 |
| III | 0.03279 | 0.98741 | 0.02815 | 0.03636 | 0.99036 | 0.15416 | 0.03065 | 0.99324 | 0.13417 |
| IV | 0.04312 | 0.99466 | 0.13414 | 0.07674 | 0.99758 | 0.26927 | 0.06321 | 0.99829 | 0.22072 |

色卡 RMSE 分布图,结果如图 10 所示。可以看到,本文方法计算的反射率 RMSE 集中在 0~0.08 范围内。PCA 法的 RMSE 虽然大部分集中在 0~0.08,但在 0.08~0.12 范围内仍有较少的分布,它们不能忽略。加权伪逆法的 RMSE 大部分集中在 0~0.08,在 0.08~0.12 范围内也有较少的分布,但其分布数量比 PCA 法少。进一步计算了 RMSE 之和,本文方法的 RMSE 之和为 2.4995,PCA 法为 4.5812,加权伪逆法

为 3.4851,本文方法的重建精度相比于 PCA 法提升了约 45%,相比于加权伪逆法提升了约 30%。

为了更加直观地对比 3 种方法的重建效果,在 D65 光源下根据计算的反射率对颜色进行重建,重建结果如图 11 所示,这里只重建 SG140 色卡中对应的 4 个色块。它们的 CIEDE2000 色差值如表 4 所示。

色差值越小,两种颜色越接近。利用本文方法计算的反射率重建颜色时,色差平均值为 1.8880,利用



图 8 实验中所用的油画

Fig. 8 Oil painting used in the experiment

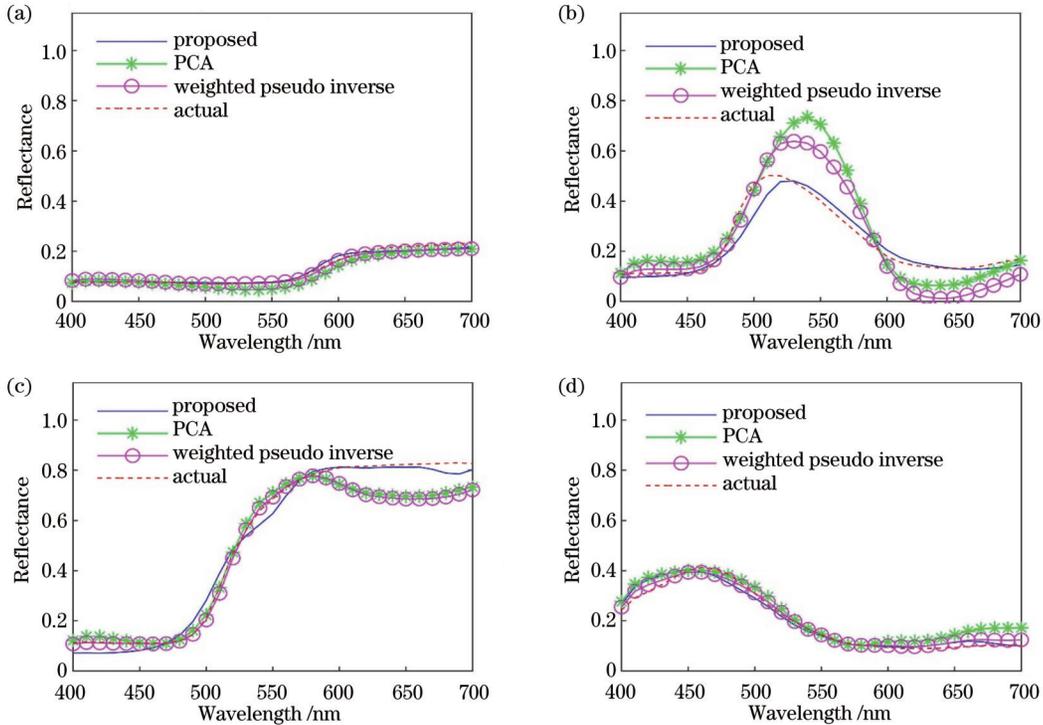


图 9 重建油画表面某些点的反射率。(a)油画表面 A 点的反射率;(b)油画表面 B 点的反射率;(c)油画表面 C 点的反射率;(d)油画表面 D 点的反射率

Fig. 9 Reconstructed reflectance of certain points on the surface of the oil painting. (a) Reflectance of point A on the surface of the oil painting; (b) reflectance of point B on the surface of the oil painting; (c) reflectance of point C on the surface of the oil painting; (d) reflectance of point D on the surface of oil painting

表 3 油画表面的反射率重建精度对比

Table 3 Accuracy comparison of reflectance reconstruction of oil painting surface

| Point | Proposed method | | | PCA | | | Weighted pseudo inverse | | |
|-------|-----------------|---------|---------|---------|---------|---------|-------------------------|---------|---------|
| | RMSE | GFC | ISSD | RMSE | GFC | ISSD | RMSE | GFC | ISSD |
| A | 0.00941 | 0.99819 | 0.01159 | 0.01955 | 0.99679 | 0.12635 | 0.01099 | 0.99843 | 0.03531 |
| B | 0.03801 | 0.99029 | 0.03888 | 0.12056 | 0.96333 | 0.20296 | 0.09712 | 0.95924 | 0.02711 |
| C | 0.03350 | 0.99863 | 0.02260 | 0.06742 | 0.99669 | 0.06320 | 0.07236 | 0.99701 | 0.08552 |
| D | 0.01967 | 0.99660 | 0.01655 | 0.03695 | 0.99206 | 0.12976 | 0.01519 | 0.99804 | 0.03345 |

PCA 法重建颜色的色差平均值为 5.9110, 利用加权伪逆法重建颜色的色差平均值为 2.8620, 可见本文方法的效果更好。

4 总 结

在 PCA 方法的基础上, 通过引入权重因子和误差

校正项, 提出一种改进的宽带光谱重建方法, 该方法提高了光谱反射率的重建精度, 与 PCA 法和加权伪逆法相比, 其重建的反射率精度都有提升, 但是根据欧氏距离来选择局部训练样本时, 若样本数量很大, 对算力的要求很高, 因此, 所提方法不适用于要求快速重建反射率的情况。

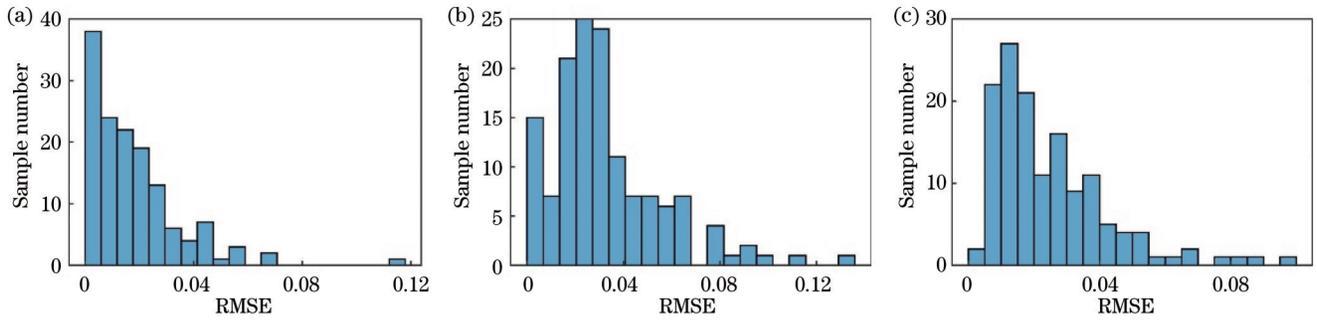


图 10 待测样本的 RMSE 直方图。(a)本文方法;(b) PCA 法;(c)加权伪逆法

Fig. 10 RMSE histograms of samples to be tested. (a) Proposed method; (b) PCA method; (c) weighted pseudo inverse method

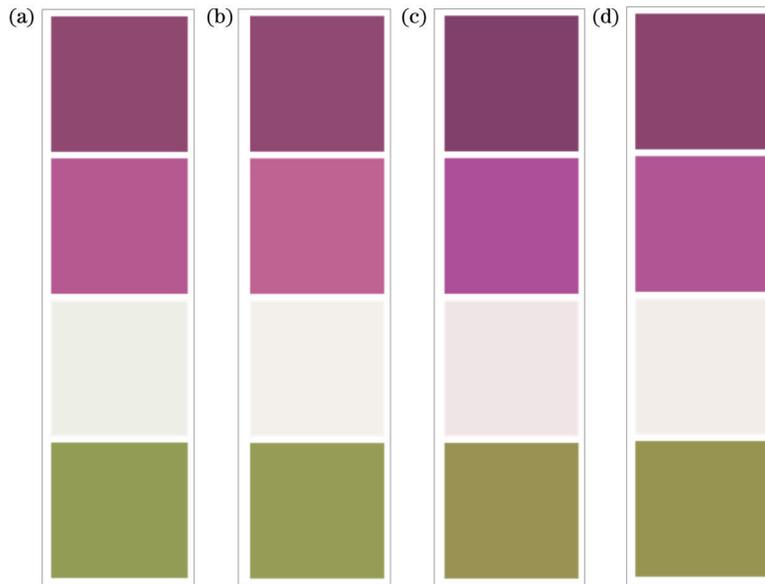


图 11 颜色重建效果对比。(a) 标准反射率重建的颜色;(b)本文方法重建的颜色;(c)PCA 法重建的颜色;(d)加权伪逆法重建的颜色

Fig. 11 Comparison of color reconstruction effect. (a) Color reconstructed by standard reflectance; (b) color reconstructed by proposed method; (c) color reconstructed by PCA method; (d) color reconstructed by weighted pseudo inverse method

表 4 3 种方法的 CIEDE2000 色差值

Table 4 Color difference values of CIEDE2000 using three methods

| Method | Path #16 | Path #51 | Path #61 | Path #123 |
|-------------------------|----------|----------|----------|-----------|
| Proposed | 0.9954 | 4.0280 | 1.2679 | 1.2605 |
| PCA | 5.3812 | 6.1978 | 6.6691 | 5.3960 |
| Weighted pseudo inverse | 2.0916 | 2.8403 | 2.3527 | 4.1635 |

参 考 文 献

[1] Yuen P W T, Richardson M. An introduction to hyperspectral imaging and its application for security, surveillance and target acquisition[J]. The Imaging Science Journal, 2010, 58(5): 241-253.

[2] Tominaga S, Tanaka N. Spectral image acquisition, analysis, and rendering for art paintings[J]. Journal of Electronic Imaging, 2008, 17(4): 043022.

[3] Liang H D. Advances in multispectral and hyperspectral imaging for archaeology and art conservation[J]. Applied Physics A, 2012, 106(2): 309-323.

[4] Zhang W F. Spectral reflectance reconstruction method based on support vector regression[J]. Computer Science, 2010, 37(12): 214-242, 269.

[5] 龚冬冬. 基于多光谱成像系统的光谱重建研究[D]. 昆明: 云南师范大学, 2020.

Gong D D. Research on spectrum reconstruction based on multispectral imaging system[D]. Kunming: Yunnan Normal University, 2020.

[6] Li H N, Feng J, Yang W P, et al. Multi-spectral imaging using LED illuminations[C]//2012 5th International Congress on Image and Signal Processing, October 16-18, 2012, Chongqing, China. New York: IEEE Press, 2013: 538-542.

[7] 梁金星, 万晓霞. 彩色数码相机单幅 RGB 图像光谱重建研究[J]. 光学学报, 2017, 37(9): 0933001.

Liang J X, Wan X X. Spectral reconstruction from single RGB image of trichromatic digital camera[J]. Acta Optica Sinica, 2017, 37(9): 0933001.

- [8] Agahian F, Amirshahi S A, Amirshahi S H. Reconstruction of reflectance spectra using weighted principal component analysis [J]. *Color Research & Application*, 2008, 33(5): 360-371.
- [9] Zhang J J, Meuret Y, Wang X G, et al. Improved and robust spectral reflectance estimation[J]. *LEUKOS*, 2021, 17(4): 359-379.
- [10] Shimano N. Evaluation of a multispectral image acquisition system aimed at reconstruction of spectral reflectances[J]. *Optical Engineering*, 2005, 44(10): 107005.
- [11] Shen H L, Wan H J, Zhang Z C. Estimating reflectance from multispectral camera responses based on partial least-squares regression[J]. *Journal of Electronic Imaging*, 2010, 19(2): 020501.
- [12] 付晓凡, 徐杨, 李长军. 图像线性化对光谱反射率重建精度的影响研究[J]. *激光与光电子学进展*, 2021, 58(14): 1433001.
Fu X F, Xu Y, Li C J. Research on the influence of image linearization on reconstruction accuracy of spectral reflectance[J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2021, 58(14): 1433001.
- [13] Baker K. Singular value decomposition tutorial[D]. Columbus: Ohio State University, 2013.
- [14] 周忠明. 加权主成份分析在多指标综合评价中的运用[J]. *数理统计与管理*, 1985, 4(5): 16-21.
Zhou Z M. Application of weighted principal component analysis in multi-index comprehensive evaluation[J]. *Application of Statistics and Management*, 1985, 4(5): 16-21.
- [15] 陈奕艺, 徐海松, 张显斗. 基于数码相机的光谱重构研究[J]. *光学学报*, 2009, 29(5): 1416-1419.
Chen Y Y, Xu H S, Zhang X D. Research on spectral reconstruction based on digital camera[J]. *Acta Optica Sinica*, 2009, 29(5): 1416-1419.
- [16] 鲁洋, 徐海松. 基于单幅多光谱图像的照明光谱估计方法[J]. *光学学报*, 2022, 42(7): 0733001.
Lu Y, Xu H S. Illumination spectrum estimation method based on single multispectral image[J]. *Acta Optica Sinica*, 2022, 42(7): 0733001.
- [17] Imai F H, Rosen M R, Berns R S. Comparative study of metrics for spectral match quality[J]. *Conference on Colour in Graphics, Imaging, and Vision*, 2002, 2002(1): 492-496.
- [18] 方新怡, 万晓霞, 史硕, 等. 基于稀疏表示的多光谱颜色数据降维方法研究[J]. *激光与光电子学进展*, 2021, 58(22): 2230003.
Fang X Y, Wan X X, Shi S, et al. Multi-spectral color data dimension reduction model research based on sparse representation[J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2021, 58(22): 2230003.

Broadband Spectral Reflectance Reconstruction Based on Improved Principal Component Analysis

Zhao Hai, Li Hongning*, Chen Hao, Gao Yaru, Yang Xin

School of Physics and Electronic Information, Yunnan Normal University, Kunming 650500, Yunnan, China

Abstract

Objective Spectral imaging technology, capable of integrating images and spectra, is widely used and has developed rapidly in the fields of color imaging, cultural heritage, artwork research, etc. Traditional color replication technology uses related equipment for direct replication through RGB values, which is affected by the isochromatic spectrum and results in inaccurate color replication. For more accurate color reproduction, spectral reflectance can be used as a medium for color information transmission to ensure that the reproduced color is the same as the actual color. Spectral reflectance reconstruction is an important research topic in optics. Its purpose is to reconstruct the spectral reflectance of an object through the equipment-related RGB values obtained by various imaging equipment, which is independent of equipment and illumination. Some traditional reflectance reconstruction methods, such as the principal component analysis and the pseudo-inverse method, are still insufficient in accuracy. There are also some improved methods based on them. For instance, the reflectance reconstruction method using a single lighting image combined with the weighted pseudo-inverse method can reduce the collected lighting images, but the matching information between colors is less. Therefore, the requirements for experimental conditions become higher, and there may be a homochromatic phenomenon affecting the reconstruction accuracy. To reduce the complexity and cost of spectral reflectance reconstruction equipment and achieve more accurate reflectance reconstruction on the wideband spectra, this study improves the principal component analysis and reconstructs spectral reflectance by combining the weighting coefficient and error correction function.

Methods In this paper, a wideband multispectral imaging method is adopted. The red, green, and blue light of a projector is used as the light source to illuminate the surface of an object, and the spectral images are sampled by a color digital camera. According to the Euclidean distance relation, the experimental samples are sorted, and the 31 samples most relevant to the test samples are selected as the locally optimal training samples. The weight factor is added on the basis of the principal component analysis, and an error correction item is introduced according to the pseudo-inverse method to correct the reflectance reconstructed by the weighted principal component analysis. The corrected reflectance is used as the final output. The improved method is used to reconstruct the reflectance of SG140 color cards, dyed paper,

and oil painting surfaces to verify the accuracy.

Results and Discussions The improved method, principal component analysis, and weighted pseudo-inverse method are employed to reconstruct the reflectance separately. The results show that the experimental method has improved the accuracy of the reflectance reconstruction to different degrees after comparison. According to the reflectance of the reconstructed four pieces of dyed paper (Fig. 7), three kinds of data representing the reconstruction accuracy (Table 2), and the reflectance of some points on the reconstructed oil painting surfaces (Fig. 9) and its accuracy data (Table 3), the reflectance reconstruction accuracy of the painting and oil painting surfaces can also meet the expected requirements. According to the root-mean-square error data on the reflectance of the reconstructed SG140 color cards (Fig. 10), the root-mean-square error of the method in this paper is 2.4995, and that of the principal component analysis is 4.5812, while that of the weighted pseudo-inverse method is 3.4851. The proposed method significantly improves the reflectance reconstruction accuracy upon the improvement in the principal component analysis.

Conclusions In the experimental analysis, three indexes (root-mean-square error, fitting coefficient, and spectral matching skewness index) are used to characterize the reflectance reconstruction accuracy and measure the reconstruction effect. The comparison with the principal component analysis and weighted pseudo-inverse method shows that the spectral reflectance reconstruction accuracy of the method in this experiment increases by about 45% on the basis of the principal component analysis. The color difference of SG140 color cards reconstructed by the three methods is further calculated, and the average value of the color difference is also smaller than that of the method proposed in this paper. The Euclidean distance between the training sample and the test sample is used to select the locally optimal training sample. When the number of samples is large, the amount of computation will be increased, which is not suitable for the situation requiring rapid reflectivity reconstruction.

Key words spectroscopy; spectral reflectance reconstruction; principal component analysis; weighting coefficient; error correction