

图像线性化对光谱反射率重建精度的影响研究

付晓凡, 徐杨*, 李长军

辽宁科技大学计算机与软件工程学院, 辽宁 鞍山 114051

摘要 研究了相机 JPG 数据线性化对基于加权多项式回归算法的光谱反射重建精度的影响, 论证了是否需要在加权多项式回归算法中对 JPG 数据进行线性化处理。实验采用加权多项式回归算法重建反射率, 以 X-Rite Digital ColorChecker Semi Gloss (SG) 色卡(包括 140 个色块和灰色色块)进行训练, GretagMacbeth ColorChecker 色卡(包括 24 个色块和灰色色块)和自制的 44 个印刷样品及 48 个纺织品样品做测试。采用 CIEDE2000 色差和均方根误差将结果与真实数据进行对比, 结果表明, 在加权多项式回归算法中使用原始 JPG 数据的效果要优于使用线性化 JPG 数据。基于该研究结果, 对 JPG 数据进行线性化处理并不能提高加权多项式回归算法重建反射率的重建精度。而不进行 JPG 数据线性化, 同样可以得到较高的光谱重建精度。在三阶加权多项式回归算法中, 使用原始 JPG 数据的重建效果最好。

关键词 色彩; 光谱反射率重建; 线性化; 多项式回归; 色差; 重建精度

中图分类号 O432.3

文献标志码 A

doi: 10.3788/LOP202158.1433001

Research on the Influence of Image Linearization on Reconstruction Accuracy of Spectral Reflectance

Fu Xiaofan, Xu Yang*, Li Changjun

College of Computer and Software Engineering, University of Science and Technology, Anshan, Liaoning 114051, China

Abstract This paper investigates the effect of the linearization of camera JPG data on the accuracy of spectral reflectance reconstruction based on weighted polynomial regression algorithm and demonstrates whether the JPG data needs to be linearized in the weighted polynomial regression algorithm. This method was trained using the X-Rite Digital ColorChecker Semi Gloss (SG) chart including 140 color and grey patches and tested using the GretagMacbeth ColorChecker chart including 24 color and grey patches, and self-made 44 printed and 48 textile samples. Comparison results based on real camera data have shown that the weighted polynomial regression method with the original JPG data outperformed the weighted polynomial regression method with the linearized JPG data measured in terms of CIEDE2000 color difference and root-mean-square error. Based on the results of this study, linearization of the JPG data does not improve the reconstruction accuracy for reconstructing the reflectance using the weighted polynomial regression method. Without JPG data linearization, higher spectral reconstruction accuracy can also be obtained. The weighted three order polynomial regression method performed the best with original JPG data.

Key words color; spectral reflectance reconstruction; linearization; polynomial regression; color difference; reconstruction accuracy

OCIS codes 330.1690; 330.1710; 330.1715

1 引言

光谱反射率被认为是物体表面的“指纹”^[1-3], 它

与光源的光谱辐射无关, 在许多应用中用于提供最基本的信息, 如纺织染色、颜色恒定、印刷、档案、网络博物馆、电子商务、卫星遥感、病菌识别、土壤速效

收稿日期: 2020-10-22; 修回日期: 2020-10-27; 录用日期: 2020-11-14

基金项目: 国家自然科学基金(61575090, 61775169)、辽宁省教育厅项目(2017LNQN07)

通信作者: *705739580@qq.com

磷预测等^[4-12]。由于光谱反射率是物体表面的本质属性,不受照明条件和观测条件的影响,因此在准确描述物体表面的颜色信息方面起着重要的作用,可以更客观、更精确地对颜色进行表述^[13-14]。获取物体光谱反射率的传统方法是利用分光光度计进行测量,但工作量大且无法满足实时测量的要求,相比之下数码相机分辨率更高且更易于使用,因此相机图像重建光谱反射率更加实用。使用相应的算法将相机 RGB 响应值转换为光谱反射率,这个过程称为图像的光谱反射率重建。目前,建立高精度的转换模型主要有两种方法:基于相机光谱灵敏度函数法和基于目标色法。基于相机光谱灵敏度函数法需要专门仪器测量相机传感器的光谱灵敏度,不同数码相机其传感器灵敏度不同,测量一台数码相机的光谱灵敏度难以适用于其他;而基于目标色法是使用数码相机和分光光度计获取目标色块的 RGB 响应值和光谱反射率,进而通过训练数据获得两者之间的转换函数,该类方法简单易行使用较多,具体实现方法有三维查找表法、神经网络模型法和多项式拟合法等^[15-17]。其中查找表法需大量样本且效率较低,神经网络模型法重建精度和训练样本密切相关,而多项式拟合法较简单,精度主要在于多项式的项数确定,因此现有的研究中多是使用多项式法进行重建。现有的基于多项式回归的光谱反射率重建算法中大多数都提到要对 JPG 格式的图像 RGB 值进行线性化之后再重建,如 Amiri 等^[18]提出的方法就是将相机响应值进行线性化之后再重建;而 Hardeberg^[19]的研究则是对扫描仪信号进行了线性化;刘小旋^[20]提出的基于亮度划分的特征化模型同样要先对 RGB 进行线性化处理。但是这些研究中都未提到对线性化前后重建的结果进行比较。本文通过在不同阶数的加权多项式回归算法中分别使用原始 JPG 数据和线性化之后的 JPG 数据进行光谱反射率的重建并对其重建效果进行评价,来分析相机 JPG 数据是否线性化对基于加权多项式回归算法的光谱反射率重建精度的影响。

2 光谱反射率重建原理

2.1 基于多项式回归算法的光谱反射率重建原理

假设照相机是理想的线性光电转换系统,样本的一个色块的响应值为

$$\mathbf{d} = \int_{\lambda_{\min}}^{\lambda_{\max}} \mathbf{l}(\lambda) \mathbf{r}(\lambda) \mathbf{o}(\lambda) \mathbf{c}(\lambda) d\lambda + t, \quad (1)$$

式中: λ 为波长变量; \mathbf{d} 为色块的相机 RGB 响应值列向量; $\mathbf{l}(\lambda)$ 为光源光谱相对功率; $\mathbf{r}(\lambda)$ 为物体表面的光谱反射率; $\mathbf{o}(\lambda)$ 为 CCD 相机的灵敏度函数; $\mathbf{c}(\lambda)$ 为相机滤色片的透射率; t 为噪声。为了简单起见,通常会忽略噪声,因此(1)式写成矩阵向量形式为

$$\mathbf{d} = \mathbf{T}\mathbf{r}, \quad (2)$$

式中: \mathbf{T} 为包含相机的光谱灵敏度的矩阵; \mathbf{r} 为物体表面光谱反射率列向量。光谱反射率的重建就是(2)式的一个逆过程,输入色块的相机 RGB 响应值,输出对应色块的重建光谱反射率,即

$$\mathbf{r}_p = \mathbf{M}\mathbf{d}, \quad (3)$$

式中: \mathbf{r}_p 为色块的重建光谱反射率; \mathbf{M} 为从相机响应空间 \mathbf{d} 到光谱反射率的转换关系,研究光谱反射率重建的核心是得到这个转换关系,它是由已知的训练样本的相机 RGB 响应向量 $\mathbf{d}^{(j)}$ (对应第 j 个训练样本)值以及光谱反射率向量 $\mathbf{r}^{(j)}$,通过相应的数学算法得到的,目前常用的计算方法有伪逆法、维纳估计法以及主成分分析^[21]等方法。伪逆算法是光谱反射率重建算法中常用的计算转换关系的算法,适用于处理噪声较小的问题,噪声可以通过去除暗电流和校正光照不均匀性来消除。由 J 个训练数据 $\mathbf{r}^{(j)}$ 和 $\mathbf{d}^{(j)}$ 构成的矩阵表示为

$$\begin{cases} \mathbf{S} = [\mathbf{r}^{(1)} & \mathbf{r}^{(2)} & \dots & \mathbf{r}^{(J)}] \\ \mathbf{D} = [\mathbf{d}^{(1)} & \mathbf{d}^{(2)} & \dots & \mathbf{d}^{(J)}] \end{cases}, \quad (4)$$

式中: \mathbf{S} 为由 J 个训练数据的光谱反射率构成的矩阵; \mathbf{D} 为由 J 个训练数据的相机响应值列向量构成的矩阵。则理想情况下矩阵 \mathbf{M} 、 \mathbf{S} 和 \mathbf{D} 满足:

$$\mathbf{S} = \mathbf{M}\mathbf{D}. \quad (5)$$

因此,使用伪逆法可以计算出转换关系矩阵,记为 \mathbf{M}_1 ,其表达式为

$$\mathbf{M}_1 = \mathbf{S}\mathbf{D}^+, \quad (6)$$

式中: \mathbf{D}^+ 为由训练数据的相机响应值列向量构成的矩阵 \mathbf{D} 的广义逆。得到转换关系矩阵 \mathbf{M}_1 之后,使用转换关系矩阵乘以对应的测试样本的 RGB 响应向量 \mathbf{d} 就可以得到光谱反射率重建的结果。

由于 JPG 格式的图像常常破坏了由(1)式或(2)式给出的 RGB 与反射率的线性关系,为提高上述算法的预测精度,通常在 RGB 响应向量 \mathbf{d} 中增加扩展项来克服非线性的影响。扩展项集合 A_n (\mathbf{d}) 表示为

$$A_n(\mathbf{d}) = \{R^{i_1} G^{i_2} B^{i_3} \mid i_1 + i_2 + i_3 \leq n, i_1, i_2, i_3 \in \mathbb{N}\}, \quad (7)$$

式中： n 为多项式的阶数； \mathbb{N} 为非负整数集合。若将集合 $A_n(\mathbf{d})$ 中的所有扩展项按一定顺序构成列向量 $\mathbf{v}_n = \mathbf{v}_n(\mathbf{d})$ ，则当多项式的阶数 n 分别为 1、2、3、4 时， \mathbf{v}_n 分别有 4、10、20、35 个元素，具体的分布参见文献[17]的研究。与文献[17]中使用的扩展项数为 4~35 不同，本文仅使用阶数为 1、2、3、4 的多项式扩展模型，即使用的扩展模型包含的扩展项数为 4、10、20、35。此时，对于任何给定的相机响应向量 \mathbf{d} 和多项式阶数 n ，(3)式变为

$$\mathbf{r}_p = \mathbf{M}\mathbf{v}_n \quad (8)$$

(8)式中转换矩阵同样需要由训练数据确定，令 $\mathbf{v}_n^{(j)}$ 为第 j 个训练数据 $\mathbf{d}^{(j)}$ 扩展而成的向量，而由所有这些扩展的向量构成的矩阵表示为

$$\mathbf{V}_n = [\mathbf{v}_n^{(1)} \quad \mathbf{v}_n^{(2)} \quad \cdots \quad \mathbf{v}_n^{(J)}] \quad (9)$$

将(5)式中矩阵 \mathbf{D} 换成 \mathbf{V}_n ，便可确定转换矩阵，并记为 \mathbf{M}_2 ，其表达式为

$$\mathbf{M}_2 = \mathbf{S}\mathbf{V}_n^+ \quad (10)$$

得到转换关系矩阵 \mathbf{M}_2 之后，使用转换关系矩阵乘以测试样本的相机响应值扩展向量 \mathbf{v}_n 就可以得到对应测试样本的光谱反射率重建结果。

2.2 加权多项式回归算法的原理

加权多项式回归算法是在基于伪逆法的多项式回归算法的基础上，即(7)~(10)式的算法原理上，对训练样本赋予权重来进行光谱反射率的重建，重建效果较多项式回归算法更好，本文使用加权多项式回归算法进行重建。加权多项式回归算法的原理是使用欧几里得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，训练样本与测试样本的距离越远，相似性越低，该训练样本的色块对计算转换矩阵的影响就越小，赋予的权重也越小，因此将 RGB 色度距离的倒数作为权重赋予训练样本来增强算法的精确度，具体计算过程如下。

对给定的测试样本的相机响应向量 \mathbf{d} 和每个训练数据的相机响应向量 $\mathbf{d}^{(j)}$ 计算欧几里得距离 (记为 ΔE_j)，即

$$\Delta E_j = \|\mathbf{d} - \mathbf{d}^{(j)}\|_2, \quad j = 1, 2, \dots, J \quad (11)$$

根据距离的不同使用反距离公式给各个训练样本赋予不同的权重，表示为

$$w_j = \frac{1}{\Delta E_j + \sigma}, \quad j = 1, 2, \dots, J \quad (12)$$

式中： w_j 为第 j 个训练样本被赋予的权重； σ 为补偿系数，设为 0.01。令所有权重构成对角矩阵 \mathbf{W} 为

$$\mathbf{W} = \begin{bmatrix} w_1 & 0 & \cdots & 0 & 0 \\ 0 & w_2 & \cdots & 0 & 0 \\ \vdots & \vdots & & \vdots & \vdots \\ 0 & 0 & \cdots & w_{J-1} & 0 \\ 0 & 0 & \cdots & 0 & w_J \end{bmatrix}_{J \times J} \quad (13)$$

通过权重矩阵 \mathbf{W} 和训练数据的扩展向量构成的矩阵 \mathbf{V}_n ，可以计算出新的转换关系矩阵 \mathbf{M}_3 ，其表达式为

$$\mathbf{M}_3 = \mathbf{S} \times \mathbf{W} \times (\mathbf{V}_n \times \mathbf{W})^+ \quad (14)$$

这样，对于任何给定测试样本的相机响应向量 \mathbf{d} ，转换关系矩阵 \mathbf{M}_3 乘以对应的测试样本的相机响应值扩展向量 \mathbf{v}_n 就可以得到测试样本的光谱反射率重建结果，即

$$\mathbf{r}_p = \mathbf{M}_3 \mathbf{v}_n \quad (15)$$

2.3 相机 RGB 响应值线性化原理

由于相机成像输出的 JPG 格式的图像是经过视觉无损算法处理后的压缩格式，为了满足人们喜好色的要求，后期又进行了色彩校正等处理，所以从相机得到的 JPG 数据是非线性的，许多文章中都在应用 JPG 数据之前对其进行了线性化处理来提高重建精度。以 R 通道为例，本文使用多项式方程对 JPG 数据归一化后的红色通道响应值 R 进行线性化处理得到线性的 R_L ，即

$$R_L = f(R) = c_0 + c_1 R + \cdots + c_{n-1} R^{n-1} + c_n R^n \quad (16)$$

式中： n 为多项式的次数； c_1, \dots, c_n 为多项式的系数； c_0 为常数项。 c_0, \dots, c_n 由色卡中的 6 个中性色块的 R 值和对应的 X/X_w 值来确定，其中， X 和 X_w 分别为样本和光源的三刺激值。在得到 c_0, \dots, c_n 之后就可以对所有样本数据的 R 值进行线性化处理。另外，从图 1 可以看出，多项式次数 $n=3$ 时线性化程度就已经很好了，因此本文使用三次多项式方程进行线性化处理。

令 R_{\min} 和 R_{\max} 分别是 6 个中性色块归一化后的 R 值的最大和最小值。由于使用多项式方程(16)式对所有 JPG 数据归一化的 R 值进行线性化处理，有可能有的 R 值不在 R_{\min} 和 R_{\max} 之间，可能会有 $R_L = f(R)$ 大于 1 或小于 0，因此对于超出范围 $[R_{\min}, R_{\max}]$ 的 R 值，函数 $f(R)$ 采用线性延拓，即左侧采用点 $(0, 0)$ 和 $[R_{\min}, f(R_{\min})]$ 所确定的直线，右侧采用点 $(1, 1)$ 和 $[R_{\max}, f(R_{\max})]$ 所确定的直线。

G 通道和 B 通道的线性化处理与上文所述的 R 通道线性化方法类似，本文研究对样本的 JPG 数

据进行线性化处理后再使用加权多项式回归算法进行光谱反射率的重建,并与使用原始的 JPG 数据进行重建得到的结果进行比较。

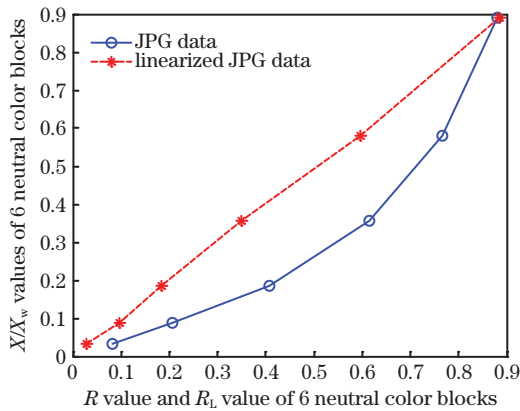


图 1 三次多项式方程对中性色块的线性化

Fig. 1 Linearization of neutral color blocks by cubic polynomial equation

3 实验与结果分析

3.1 数据获取及评价指标

实验选用 X-Rite Digital ColorChecker Semi Gloss (SG) 色卡作为训练样本集, GretagMacbeth ColorChecker 色卡和自制的 44 个印刷品及 48 个纺织品作为测试样本集。在实验中先使用分光测色仪器 CM-2600d 来获取训练样本和测试样本表面的光谱反射率,采样波段为 400~700 nm,以 10 nm 为采样间隔;将样本放在 Spectra Light QC 标准光源灯箱内底部并倾斜 45°,再使用佳能 EOS 60D 数码相机在标准 D65 光源下获取训练样本和测试样本的 JPG 格式的图像 RGB 信息并对 RGB 值进行归一化处理,相机参数 ISO 设为 400,光圈设为 4.5,曝光时间设为 1/60 s;为了除去噪声的干扰,首先盖上镜头盖获取相机系统的暗电流噪声,完成暗电流噪声校正,接着拍摄同一光照条件下的标准均匀灰板,使用灰板图像对样本图像的光照不均匀性进行校正,校正方法参考 Liang 等^[22]的研究。然后基于这些实测数据使用 Matlab 软件,通过本文提到的加权多项式回归算法,采用线性化前后的 RGB 值进行光谱反射率的重建,并使用 CIEDE2000 色差 ΔE_{00} 和光谱均方根误差(RMSE)对重建结果进行评价。光谱均方根误差的计算公式为

$$E_{\text{RMSE}} = \sqrt{\frac{\sum (r_p - r)^2}{\rho}}, \quad (17)$$

式中: r 为实际测量得到的测试样本的光谱反射率;

ρ 取值为 31。

3.2 结果比较

使用本文所述的线性化方法对训练样本 X-Rite Digital ColorChecker Semi Gloss (SG) 色卡和测试样本 GretagMacbeth ColorChecker 色卡、44 个印刷品和 48 个纺织品的 JPG 数据进行线性化处理,再使用线性化前后的 JPG 数据通过加权多项式回归算法进行测试样本的光谱反射率的重建,重建后的平均色差如表 1~3 所示。

表 1 色卡的重建精度比较

Data	Average ΔE_{00}			
	One order	Two order	Three order	Four order
JPG	2.8327	2.1801	1.8171	1.9111
Linearized JPG	1.9569	2.1608	2.2505	2.2027

从表 1 可以看出,当测试样本为 ColorChecker Classic24 色卡时,在加权多项式回归算法中使用线性化 JPG 数据和非线性化 JPG 数据都可以得到较好的重建结果,平均 CIEDE2000 色差都在 1~3 之间,达到了重建的色度精度要求。但在一阶加权多项式回归算法中,使用线性化 JPG 数据重建的结果色度精度要高于使用 JPG 数据的结果,而在三阶和四阶加权多项式回归算法中,使用 JPG 数据重建的结果色度精度要高于使用线性化 JPG 数据的结果,且在三阶加权多项式回归算法中使用 JPG 数据重建的色度精度达到最高,平均色差值为 1.8171 ΔE_{00} 。

表 2 印刷品的重建精度比较

Data	Average ΔE_{00}			
	One order	Two order	Three order	Four order
JPG	5.3947	3.2274	2.9301	2.9103
Linearized JPG	4.0478	3.7947	3.6756	4.8196

从表 2 可以看出,当测试样本为印刷品时,在加权多项式回归算法中使用线性化 JPG 数据和非线性化 JPG 数据同样可以得到较好的重建结果,平均 CIEDE2000 色差最低在 2~4 之间,达到了重建的色度精度要求。在一阶加权多项式回归算法中,使用线性化 JPG 数据重建的结果色度精度要高于使用 JPG 数据的结果,但在二阶、三阶和四阶加权多项式回归算法中使用 JPG 数据重建的结果色度精度要高于使用线性化 JPG 数据的结果,且在四阶加权多项式回归算法中使用 JPG 数据重建的色度精度达到最高,平均色差值为 2.9103 ΔE_{00} 。

表 3 纺织品的重建精度比较

Data	Average ΔE_{00}			
	One order	Two order	Three order	Four order
JPG	3.2985	2.1677	2.0617	2.0754
Linearized JPG	3.2165	2.9529	2.9220	2.4736

从表 3 可以看出,当测试样本为纺织品时,在加权多项式回归算法中使用线性化 JPG 数据和非线性化 JPG 数据也可以得到较好的重建结果,平均 CIEDE2000 色差都在 2~4 之间,达到了重建的色度精度要求。在一阶加权多项式回归算法中,使用线性化 JPG 数据重建的结果色度精度要高于使用

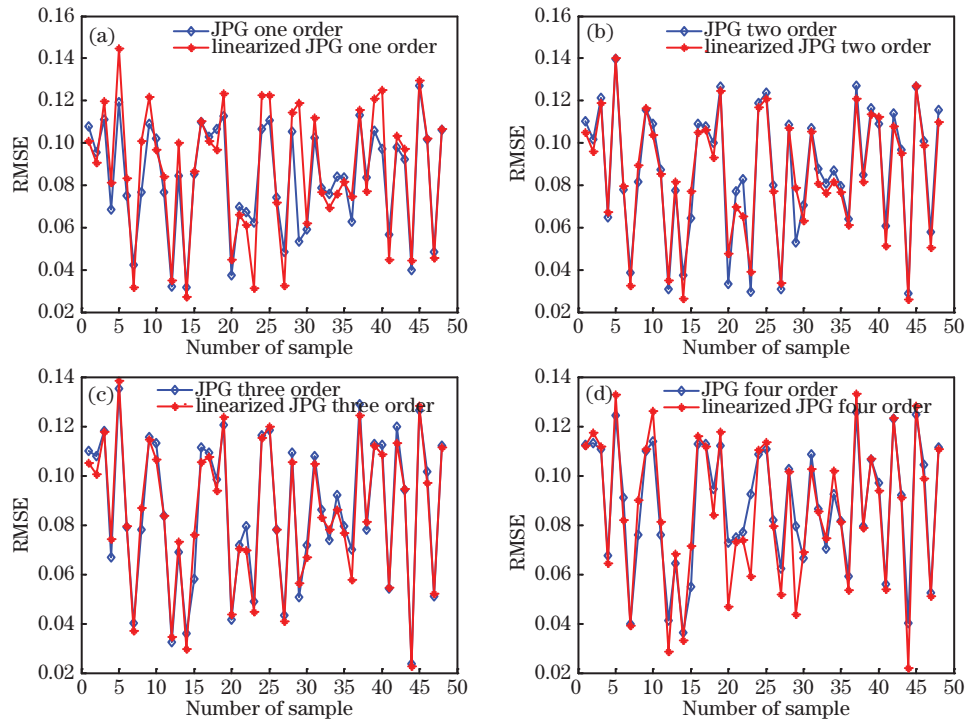


图 2 线性化前后纺织品样本在不同阶数的加权多项式回归算法中的均方根误差。(a)一阶加权多项式回归算法的均方根误差;(b)二阶加权多项式回归算法的均方根误差;(c)三阶加权多项式回归算法的均方根误差;(d)四阶加权多项式回归算法的均方根误差

Fig. 2 Root-mean-square error of textile samples before and after linearization in different order weighted polynomial regression algorithm. (a) Root-mean-square error of one order weighted polynomial regression algorithm; (b) root-mean-square error of two order weighted polynomial regression algorithm; (c) root-mean-square error of three order weighted polynomial regression algorithm; (d) root-mean-square error of four order weighted polynomial regression algorithm

表 4 色卡的光谱重建精度比较

Data	Average RMSE			
	One order	Two order	Three order	Four order
JPG	0.0230	0.0215	0.0242	0.0265
Linearized JPG	0.0310	0.0252	0.0234	0.0264

JPG 数据的结果,但在二阶、三阶和四阶加权多项式回归算法中使用 JPG 数据重建的结果色度精度要高于使用线性化 JPG 数据的结果,且在三阶加权多项式回归算法中使用 JPG 数据重建的色度精度达到最高,平均色差值为 $2.0617\Delta E_{00}$ 。

使用均方根误差作为评价指标对重建结果进行评价。如图 2 所示,以 48 个纺织品样本为例,在不同阶数的加权多项式回归算法中分别使用样本的线性化和非线性化 JPG 数据进行重建,得到的均方根误差曲线非常接近。为了便于比较,本文选择平均均方根误差对重建结果进行比较,三种不同样本的光谱反射率平均均方根误差如表 4~6 所示。

从表 4 可以看出,当测试样本为 ColorChecker Classic24 色卡时,使用非线性化 JPG 数据重建光谱反射率,在三阶加权多项式回归算法中精度达到最高,平均光谱均方根误差为 0.0215,而使用线性化 JPG 数据重建光谱反射率,则在二阶加权多项式回归算法中精度达到最高,平均光谱均方根误差为 0.0242,误差大于使用非线性化 JPG 数据得到的结果。

表 5 印刷品的光谱重建精度比较

Table 5 Comparison of spectral reconstruction accuracy of printed matter

Data	Average RMSE			
	One order	Two order	Three order	Four order
JPG	0.0538	0.0459	0.0499	0.0547
Linearized JPG	0.0584	0.0486	0.0553	0.1548

从表 5 可以看出,当测试样本为印刷品时,使用非线性化 JPG 数据重建光谱反射率,在二阶加权多项式回归算法中精度达到最高,平均光谱均方根误差为 0.0459,而使用线性化 JPG 数据重建光谱反射率,同样在二阶加权多项式回归算法中精度达到最高,平均光谱均方根误差只能达到 0.0486。并且在同样阶数的加权多项式回归算法中使用非线性化 JPG 数据重建光谱,平均光谱均方根误差都要低于使用线性化 JPG 数据重建光谱得到的结果。

表 6 纺织品的的光谱重建精度比较

Table 6 Comparison of spectral reconstruction accuracy of textile

Data	Average RMSE			
	One order	Two order	Three order	Four order
JPG	0.0834	0.0865	0.0862	0.0876
Linearized JPG	0.0872	0.085	0.0851	0.0856

从表 6 可以看出,当测试样本为纺织品时,使用非线性化 JPG 数据重建光谱反射率,在一阶加权多项式回归算法中精度达到最高,平均光谱均方根误差为 0.0834,而使用线性化 JPG 数据重建光谱反射率,则二阶加权多项式回归算法中精度达到最高,平均光谱均方根误差为 0.085,误差大于使用非线性化 JPG 数据得到的结果。

通过平均均方根误差可以发现,在加权多项式回归算法中使用原始 JPG 数据就可以得到较好的重建结果,并且在使用 CIEDE2000 色差对重建的色度精度进行比较时可以发现,使用线性化 JPG 数据得到的结果都要差于在三阶加权多项式回归算法中使用原始 JPG 数据得到的结果,证明了在加权多项式回归算法中对 JPG 数据进行线性化处理是不必要的。

4 结 论

本文对光谱反射率重建过程中是否要对相机的 JPG 数据进行线性化处理进行研究,使用了线性化前后的 JPG 数据通过加权多项式回归算法进行光谱反射率的重建,采用 CIEDE2000 色差公式和均方

根误差公式对重建结果进行比较。从平均 CIEDE2000 色差可以看出,在三阶加权多项式回归算法中使用原始 JPG 数据进行重建,重建结果的色度精度高于在任意阶数的加权多项式回归算法中使用线性化 JPG 数据得到的结果。从平均均方根误差可以看出,在加权多项式回归算法中使用原始 JPG 数据和线性化 JPG 数据进行重建,重建的光谱曲线与实际的光谱曲线的拟合程度十分接近。因此在光谱反射率重建过程中对 JPG 数据进行线性化处理是不必要的,在三阶加权多项式回归算法中使用原始 JPG 数据就可以达到重建的精度要求。

参 考 文 献

- [1] Hajipour A, Shams-Nateri A. Effect of classification by competitive neural network on reconstruction of reflectance spectra using principal component analysis [J]. *Color Research & Application*, 2017, 42(2): 182-188.
- [2] Zhang X D, Wang Q, Li J C, et al. Estimating spectral reflectance from camera responses based on CIEXYZ tristimulus values under multi-illuminants [J]. *Color Research & Application*, 2017, 42(1): 68-77.
- [3] Zhang X D, Xu H S. Reconstructing spectral reflectance by dividing spectral space and extending the principal components in principal component analysis [J]. *Journal of the Optical Society of America A*, 2008, 25(2): 371-378.
- [4] Bochko V, Tsumura N, Miyake Y. Spectral color imaging system for estimating spectral reflectance of paint [J]. *Journal of Imaging Science and Technology*, 2007, 51(1): 70-78.
- [5] Dupont D. Study of the reconstruction of reflectance curves based on tristimulus values: comparison of methods of optimization [J]. *Color Research & Application*, 2002, 27(2): 88-99.
- [6] Han S, Sato I, Okabe T, et al. Lecture notes in computer science [M]. New York: Springer Science and Media, 2011: 323-335.
- [7] Harifi T, Amirshahi S H, Agahian F. Recovery of reflectance spectra from colorimetric data using principal component analysis embedded regression technique [J]. *Optical Review*, 2008, 15(6): 302-308.
- [8] Xiao K D, Qin Z H, Tushar C, et al. Principal component analysis for skin reflectance reconstruction [C]// *Color and Imaging Conference, 22nd Color and Imaging Conference Final Program and Proceedings*, November 2014, Boston. Springfield: Society for

- Imaging Science and Technology, 2007: 146-150.
- [9] Haneishi H, Hasegawa T, Hosoi A, et al. System design for accurately estimating the spectral reflectance of art paintings[J]. Applied Optics, 2000, 39(35): 6621-6632.
- [10] Xu D Y, Li X R, Zhao L Y, et al. Hyperspectral remote sensing image cloud detection based on spectral analysis and dynamic fractal dimension[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2019, 56(10): 101003.
徐冬宇, 厉小润, 赵辽英, 等. 基于光谱分析和动态分形维数的高光谱遥感图像云检测[J]. 激光与光电子学进展, 2019, 56(10): 101003.
- [11] Shi R J, Xia F Z, Zeng W D, et al. Raman spectroscopic classification of foodborne pathogenic bacteria based on PCA-Stacking model[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2019, 56(4): 043003.
史如晋, 夏钒曾, 曾万聃, 等. 基于 PCA-Stacking 模型的食源性致病菌拉曼光谱识别[J]. 激光与光电子学进展, 2019, 56(4): 043003.
- [12] Jin X, Zhu X Z, Li S W, et al. Predicting soil available phosphorus by hyperspectral regression method based on gradient boosting decision tree[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2019, 56(13): 131102.
金秀, 朱先志, 李绍稳, 等. 基于梯度提升树的土壤速效磷高光谱回归预测方法[J]. 激光与光电子学进展, 2019, 56(13): 131102.
- [13] Yang P. Spectral reflectance reconstruction based on multicolor digital camera: principle and technology [M]. Beijing: China Light Industry Press, 2017: 3.
杨萍. 多基色数字相机的光谱重构理论与技术[M]. 北京: 中国轻工业出版社, 2017: 3.
- [14] Yi W J, Sun L J, Chen Z W, et al. Spectral reconstruction sample analysis based on clustering analysis[J]. Packaging Engineering, 2019, 40(17): 249-255.
易文娟, 孙刘杰, 陈志文, 等. 基于聚类分析的光谱重建样本分析[J]. 包装工程, 2019, 40(17): 249-255.
- [15] Liu Z H. Research on color characterization of digital camera based on polynomial regression [J]. Digital Printing, 2019(3): 150-156.
刘志宏. 基于多项式回归的数码相机颜色特性化研究[J]. 数字印刷, 2019(3): 150-156.
- [16] Zhao T M. Research on color space conversion algorithm based on three-dimensional look-up table method [D]. Zhengzhou: Strategic Support Force Information Engineering University, 2018: 5-35.
赵天明. 基于三维查表法的色空间转换算法研究[D]. 郑州: 战略支援部队信息工程大学, 2018: 5-35.
- [17] Liang J X, Wan X X. Spectral reconstruction from single RGB image of trichromatic digital camera[J]. Acta Optica Sinica, 2017, 37(9): 0933001.
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.
- [18] Amiri M M, Fairchild M D. A strategy toward spectral and colorimetric color reproduction using ordinary digital cameras [J]. Color Research & Application, 2018, 43(5): 675-684.
- [19] Hardeberg J Y. Acquisition and reproduction of colour images: colorimetric and multispectral approaches [D]. Paris: Ecole Nationale Supérieure des Télécommunications, 1999: 36-51.
- [20] Liu X X. Characterization of digital cameras based on luminance division [D]. Anshan: University of Science and Technology Liaoning, 2019: 38-40.
刘小旋. 基于亮度划分的数码相机特征化[D]. 鞍山: 辽宁科技大学, 2019: 38-40.
- [21] Shang M, Yang L, Liu D F, et al. Emission spectral reconstruction based on principal component analysis applied to fluorescence full-color prints[J]. Nanoscience and Nanotechnology Letters, 2019, 11(10): 1349-1356.
- [22] Liang J X, Wan X X, Liu Q, et al. Research on filter selection method for broadband spectral imaging system based on ancient murals[J]. Color Research & Application, 2016, 41(6): 585-595.