

兼顾色度和光谱精度的多光谱图像 LabW2P 编解码

梁 玮*, 郝 雯, 李秀秀, 王映辉, 杨秀红

西安理工大学计算机科学与工程学院, 陕西 西安 710048

摘 要 针对可见光多光谱图像在通用领域的应用, 为提高压缩效率, 有效提升重建光谱曲线的色度及光谱精度, 进一步存储传输, 提出了一种非线性光谱反射率模型, 并基于此设计了复杂度适中、光照稳定性好且支持光谱跨设备再现的 LabW2P 编解码算法。首先根据多光谱图像物理特性, 提出非线性光谱反射率模型, 将光谱数据表示为线性成分和差别光谱, 线性成分由六维变换空间及光谱投影系数组成, 差别成分为非线性表示成分, 该模型用于光谱数据至不同基变换空间的分解及表示, 为算法的构建, 光谱及色度重建性能的提升, 提供了理论基础; 然后, 根据人眼视觉系统特征、光照条件, 借助 CIE 标准色度空间转换函数, 提取光谱反射率中的三维色度信息 *Lab*, 保证重建图像的色度精确性; 基于光谱非线性表示模型, 采用类视觉曲线的三角函数基, 提取线性成分前两维投影系数作为光谱编码的后二维 W_1 和 W_2 , 用于近似描述 CIERG 色度空间中 R 和 G 通道, 同时有效提高光谱数据的色度和光谱还原度; 利用误差补偿机制生成预测差别光谱, 采用主成分分析(PCA)法提取其第一维主成分作为编码值 *P*, 补偿了线性光谱重建误差, 并进一步提升了光谱精确性; 最后, 组合提取的三部分数据, 形成 LabW2P 编码。LabW2P 解码即编码的逆过程。首先, 根据 *Lab* 及 W_1 和 W_2 , 结合 CIELAB 至 CIEXYZ 色度空间转换函数、光照条件、CIE 标准观察者色匹配函数、及三角函数基, 采用最小二乘回归, 获得变换空间上的重建投影系数, 进而重建线性光谱数据; 然后, 根据 *P* 值, 采用 PCA 逆变换, 获取重建预测差别数据, 最后, 结合两部分重建数据, 获得光谱重建图像。实验分析显示, LabW2P 算法的平均色度精度为 0.207 6, 较经典的 PCA, LabPQR 和 LabRGB 法分别提升了 81.54%, 55.48%, 32.29%, 最大平均色差为 0.507 0, 此外均处于 0~0.5 之间, 达到了视觉难以辨认的可忽略色差的色彩重建水平; 平均光谱精度为 0.012 7, 较 PCA 性能稍弱, 较 LabPQR 和 LabRGB 法分别提升了 13.01%, 6.62%, 表明 LabW2P 编码法的色度和光谱重建性能优势明显。此外该算法可直接用于物体色估计, 较 PCA 和 LabPQR 法, 传输附加信息少, 可达压缩比更高。

关键词 可见光谱; 多光谱图像编解码; 色彩再现; 非线性光谱模型; 预测法

中图分类号: TN919.81 **文献标识码:** A **DOI:** 10.3964/j.issn.1000-0593(2019)06-1823-06

引 言

多光谱图像是一种结合二维空间信息和一维光谱特征的三维数据立方体。其像素值描述了对象在各频带的光谱反射特性, 较传统色度图像可以更全面地反映场景的各种光学属性, 因此多光谱图像不但一直广泛应用于遥感, 亦逐步应用于纺织、医疗彩色成像、艺术品存档、高保真色彩再现等领域^[1-3]。在众多的应用领域中, 常常不仅需要高精度的光谱数据用于光谱分析, 同时也需要高精确性的颜色信息用于色彩的可视化、再现以及控制传输。但是, 由于多光谱图像数

据包含了丰富的多通道场景信息, 数据量庞大, 为高效存储和传输, 须根据其应用, 充分利用其光谱特性, 进行合理有效地压缩。

多光谱图像压缩方法主要集中在两个领域——遥感和高保真色彩再现。面向遥感的多光谱图像压缩并未考虑重建图像的色彩还原度, 主要目标是降低重建图像与原图像间的光谱误差。而针对色彩再现的多光谱图像压缩方法, 着重考虑去相关阶段如何保留色彩信息, 光谱和色彩重建精度常常顾此失彼。

目前, 面向多光谱色彩再现的压缩方法主要为降维法, 如: 主成分分析(PCA), Labplus, LabPQR, LabRGB 等^[4-8]。

收稿日期: 2018-01-18, 修订日期: 2018-06-29

基金项目: 陕西省教育厅专项科研项目(17JK0535), 西安理工大学高层次人才科研启动金项目(112-256081503), 国家自然科学基金项目(61602373, 61502382, 61801380)资助

作者简介: 梁 玮, 1985 年生, 西安理工大学计算机科学与工程学院讲师 e-mail: wliang@xaut.edu.cn * 通讯联系人

算法基于物体的光谱反射率表示模型^[2],从不同的基变换空间,对源光谱数据进行筛选和降维。PCA 算法^[2,4]是应用普遍的经典光谱降维法,具备通常最优的去除二阶线性相关性。但是,其未考虑色度重建性能,且在解码端重建原始数据时需传输变换矩阵信息,压缩附加数据较多。对于 Labplus, LabPQR 和 LabRGB,算法前三维编码值表示物体在特定照明下的可视色刺激值,其余通道用来描述同色异谱黑成分。Labplus 与 LabPQR 算法的前三通道常为 D65 照明下物体光谱对应均匀色度空间 CIELAB 中的色度值,其余通道由异谱差异数据中的若干主成分构成。两者的区别在于, LabPQR 算法提取差异数据的前三主成分,其余通道数为三,而 Labplus 的其余通道数通常大于且不限于三。由于这两种算法均基于 PCA,因此也需要传递较多的附加信息。Nakaya^[7]提出的 LabRGB 算法解决了附加信息的问题,算法的 Lab 通道依然是特定照明下的均匀空间色度三刺激值,而 RGB 三通道由源光谱数据投影至三角函数基形成,文章将投影系数假设为物体的 RGB 空间色度值,编码值实现了原始物体色的实际物理值估计,方便了接收端的信息处理与分析。此类面向色彩再现的压缩算法研究均集中在光谱维冗余去除方面,无针对性编码方案,优秀的重建色度精度常常以损失重建光谱精度为代价。

针对现有色彩再现类多光谱图像压缩算法存在的附加信息多、编码值无实际物理意义,色度光谱不能兼顾等问题,研究了光谱反射率非线性表示模型,给出了兼顾色度和光谱的多光谱图像 LabW2P 编解码算法。算法可有效降低图像传输中的附加信息,并且提供预估实际物体色的编码值。实验表明,在相同维数下,本算法以较少的附加信息保证了更优秀的色度和光谱重建精度。

1 多光谱图像谱间六维稀疏表示

1.1 光谱反射率线性模型

多光谱图像空间子图^[2],代表地物在不同波段上的光谱反射率数值,可由 4~8 个基函数近似线性表示,常建立为式(1)所示线性模型,用于去除谱间冗余。

$$\mathbf{r} = \sum_{i=1}^6 \omega_i \mathbf{e}_i \quad (1)$$

其中, \mathbf{r} 为图像某一空间位置的光谱反射比矢量,即空间子图, \mathbf{e}_i 为变换空间基矢量, ω_i 为各基矢量对应的权重,基矢量个数为 6。若将多光谱图像视为行或列主序形成的 N 幅空间子图数据矩阵 \mathbf{R} ,即 $\mathbf{R}=[\mathbf{r}_1 \quad \mathbf{r}_2 \quad \cdots \quad \mathbf{r}_N]$,则其可表示为式(2)

$$\mathbf{R} = \mathbf{E}\mathbf{W} \quad (2)$$

式(2)中, $\mathbf{E}=[\mathbf{e}_1 \quad \mathbf{e}_2 \quad \cdots \quad \mathbf{e}_6]$, $\mathbf{W}=[\mathbf{w}_1^T \quad \mathbf{w}_2^T \quad \cdots \quad \mathbf{w}_6^T]^T$ 。以下经典算法正是基于或部分基于上述线性模型的。

1.2 PCA, LabPQR 与 LabRGB

对 \mathbf{R} 进行 PCA 变换的本质是找到一组正交基组成的线性变换 \mathbf{T} ,有 $\mathbf{Y}=\mathbf{TR}$,使得变换后的 \mathbf{Y} 的协方差矩阵 \mathbf{C}_Y 为对角阵,从而保证变换后的成分能量集中且互不相关。重构光谱时,为使 $\|\mathbf{R}-\hat{\mathbf{R}}\|_2$ 最小,采用最小二乘法,此时 $\hat{\mathbf{R}}=$

$\mathbf{T}^T\mathbf{Y}$ 。结合式(2)知, \mathbf{E} 为 \mathbf{T}^T , \mathbf{e}_i 即 \mathbf{C}_R 的特征向量; ω_i 对应第 i 个主成分。PCA 算法重构图像具备较高的光谱重建质量,但是未考虑色度精度。

对于 LabPQR 算法, Lab 色度值由原光谱数据经由三个阶段形成:① \mathbf{r} 结合给定光照、观察者条件,计算出对应的三刺激值 t ;② t 规范至 $[0,1]$ 区间,形成规范化三刺激值 \mathbf{c} ;③ \mathbf{c} 借助 CIEXYZ 至 CIELAB 非线性转换函数,获得 Lab 三通道数据。利用转换过程中存在的关系 $\mathbf{C}=\mathbf{DR}$,其中 \mathbf{D} 为观察环境矩阵,可得 $\mathbf{E}\mathbf{r}=\mathbf{R}-\text{pinv}(\mathbf{D})\mathbf{C}$ 。为补偿光谱信息,算法采用 PCA 提取 $\mathbf{E}\mathbf{r}$ 的前三主成分作为 PQR 三通道数据。重建数据时有 $\hat{\mathbf{R}}=\text{pinv}(\mathbf{D})\mathbf{C}+\hat{\mathbf{E}}\mathbf{r}$ 。LabRGB 算法的 Lab 值,采用了与 LabPQR 相同的色度值提取方法。在表示同色异谱信息时,算法基于式(1),将 \mathbf{R} 投影至与数据源无关的六维三角函数基空间 \mathbf{E} ,保留前三维系数形成 RGB 值。重建时,首先由 Lab 获取 \mathbf{C} ,然后结合 RGB 值重建 $\hat{\mathbf{W}}$,最后通过 $\hat{\mathbf{R}}=\mathbf{E}\hat{\mathbf{W}}$ 得到重建图像。两种算法的编码数据在传递色度信息的同时,保证了一定的光谱重建质量。

2 兼顾色度和光谱精度的 LabW2P 编解码

2.1 光谱反射率非线性模型

为使编码值更好地表征原始光谱图像的色度和光谱信息,建立光谱反射率非线性表示模型如式(3)所示

$$\mathbf{r} = \sum_{i=1}^6 \omega_i \mathbf{e}_i + \mathbf{r}_{\text{rest}} \quad (3)$$

式(3)中, \mathbf{r} 被划分为第一部分(Part 1)线性表示部分和第二部分(Part 2)描述偏差成分 \mathbf{r}_{rest} 。该模型一方面可以保持线性模型的优势,有效降低线性冗余,另一方面可有效提升光谱表示精确性,进一步增强重建质量。本压缩算法正是基于该模型设计,可实现多光谱图像的近无损压缩。

2.2 LabW2P 编解码流程

基于式(3),结合误差补偿机制,提出 LabW2P 编解码流程如图 1。

2.2.1 LabW2P 编码

如图 1(a)所示, LabW2P 压缩码流分为三部分,共六通道。为使得编码值在光谱和色度上都能很好地表征原多光谱图像,算法用前三维表示光谱反射率在特定光照、观察者条件下的均匀色彩空间色度值 Lab,后两维用于模拟特定观察环境下的 R 和 G 通道,最后一维用来补偿光谱信息,提高重建光谱精度。

误差补偿机制是提升重建精度的又一措施。为进一步提升压缩性能,算法在最后一维编码值生成时,并未直接对 \mathbf{r}_{rest} 进行 PCA 降维,而是对包含了 \mathbf{r}_{rest} 和 $\mathbf{r}_{\text{part1}}$ 重建误差的预测差别成分 $\mathbf{r}'_{\text{rest}}$ 进行降维。故可在 \mathbf{r} 重建时,对 $\mathbf{r}_{\text{part1}}$ 重建误差进行有效补偿,得到更精确的 \mathbf{r} 重建光谱。

LabW2P 编码步骤如下。

(1) 提取 Lab 色度值。首先,由 $\mathbf{C}=\mathbf{DR}$ 获得标准化 CIE-XYZ 三刺激值矩阵 \mathbf{C} ;然后利用 CIEXYZ 至 CIELAB 非线性变换函数,获取均匀空间色度值 \mathbf{Lab} 。

(2) 获取投影系数矩阵 \mathbf{W}_1 和 \mathbf{W}_2 。算法采用类视觉特性

三角函数基矢量 e_i ，形成变换矩阵 E ，将 R 投影至 E 获取系数矩阵 W ，选取前两行向量作为 W_1 和 W_2 编码值。其中， $e_i = [e_i(\lambda_{\min}) \cdots e_i(\lambda_{\max})]^T$ ， $\lambda \in [400, 700]$ ， $i = 1, \dots, 6$ 。 $e_i(\lambda)$ 如式(4)所示。

$$\begin{aligned} e_1(\lambda) &= \sin\left(\frac{1}{2}\pi \frac{\lambda - \lambda_{\min}}{\lambda_{\max} - \lambda_{\min}}\right) \\ e_2(\lambda) &= \cos\left(\frac{1}{2}\pi \frac{\lambda - \lambda_{\min}}{\lambda_{\max} - \lambda_{\min}}\right) \\ e_3(\lambda) &= \sin\left(\pi \frac{\lambda - \lambda_{\min}}{\lambda_{\max} - \lambda_{\min}}\right) \\ e_4(\lambda) &= \cos\left(\frac{3}{2}\pi \frac{\lambda - \lambda_{\min}}{\lambda_{\max} - \lambda_{\min}}\right) \\ e_5(\lambda) &= \sin\left(2\pi \frac{\lambda - \lambda_{\min}}{\lambda_{\max} - \lambda_{\min}}\right) \\ e_6(\lambda) &= \cos\left(\frac{5}{2}\pi \frac{\lambda - \lambda_{\min}}{\lambda_{\max} - \lambda_{\min}}\right) \end{aligned} \quad (4)$$

(3) 对 LabW2 值进行解码，生成式(3)中 Part 1 重建光谱数据。解码过程如图 1(b)中所示。

(4) 利用误差补偿机制，由式(3)可得 $r'_{rest} = r - \hat{r}_{part1}$ ，对 R'_{rest} 进行 PCA，提取第一大主成分作为 P 编码值。

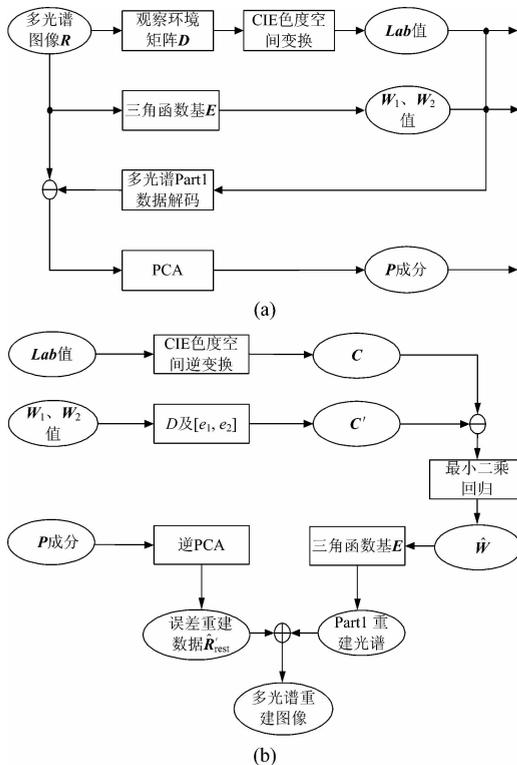


图 1 LabW2P 编解码流程图

(a): LabW2P 编码流程图; (b): LabW2P 解码流程图

Fig. 1 Flow chart of LabW2P codec

(a): LabW2P encoder; (b): LabW2P decoder

2.2.2 LabW2P 解码

如图 1(b)所示，重建光谱图像由 Part 1 重建光谱 \hat{R}_{part1} 与预测差别重建光谱 \hat{R}'_{rest} 两部分构成。LabW2P 解码过程如下。

(1) 重建 Part 1 光谱数据。

① Lab 值，经由 CIELAB 至 CIEXYZ 色度空间非线性逆变换，获得光谱图像对应的规范化三刺激值矩阵 C 。

② W_1 和 W_2 编码值，结合 D 、 E 和上一步所得的 C ，获得 E 上的投影系数重建矩阵 \hat{W} 。由 $C = DR$ 及式(2)可得 $C = D(E_{1:2}W_{1:2} + E_{3:6}W_{3:6}) = C' + DE_{3:6}W_{3:6}$ ，故可获取最小二乘解 $\hat{W}_{3:6} = \text{pinv}(DE_{3:6})(C - C')$ 。因此， $\hat{W} = [w_1^T \ w_2^T \ W_{3:6}^T]^T$ 。其中， $E_{1:2} = [e_1 \ e_2]$ ， $W_{1:2} = \begin{bmatrix} w_1 \\ w_2 \end{bmatrix}$ ， $E_{3:6}$ 和 $W_{3:6}$ 同理。

③ 根据式(2)及 \hat{W} ，由 $E\hat{W}$ ，获得 Part 1 重建光谱 \hat{R}_{part1} 。

(2) 由 P 成分，利用逆 PCA，获得重建差别光谱数据 \hat{R}'_{rest} 。

(3) 由 $\hat{R} = \hat{R}_{part1} + \hat{R}'_{rest}$ ，获得重建多光谱图像。

3 算法验证

3.1 性能评价指标

为评价重建光谱图像的色度和光谱精度，采用两种度量方式^[9-10]。① 色差。在色度性能保持方面，对于每条重建光谱，算法采用光谱在 CIELAB 空间内重建前后产生的色度值偏移即色差来衡量。色差公式为 $\Delta E_{ab} = \sqrt{(\Delta L)^2 + (\Delta a)^2 + (\Delta b)^2}$ 。② 光谱均方根误差(RMSE)。在光谱精度保证方面，算法采用 RMSE 度量，其公式为

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (r(\lambda_i) - \hat{r}(\lambda_i))^2}$$

式中， N 为光谱反射率的维数； $r(\lambda_i)$ 和 $\hat{r}(\lambda_i)$ 分别为物体在 λ_i 处的光谱反射率数值和重建值。

3.2 色度与光谱重建性能

为验证算法有效性，选取哥伦比亚和东芬兰大学发布的三幅代表性多光谱图像，与经典的 PCA，LabPQR 和 LabRGB 算法进行了压缩对比实验。测试光谱图像包含 31 波段(波长范围：400~700 nm，光谱分辨率：10 nm)，量化位数 16 bit，其对应的 RGB 图如图 2 所示。

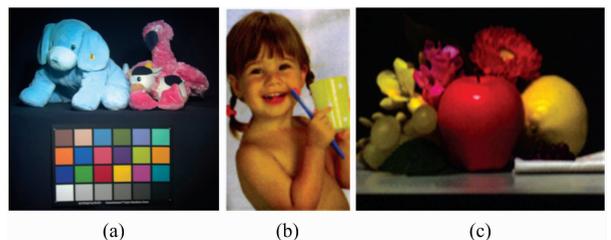


图 2 多光谱图像的合成 RGB 图

(a): 多光谱玩具图，空间分辨率 512×512 ; (b): 多光谱小女孩图，空间分辨率 147×87 ; (c): 多光谱水果与花图，空间分辨率 120×160

Fig. 2 Composite RGB images of multispectral images

(a): Stuffed-toys, 512×512 ; (b): Little-girl, 147×87 ;

(c): Fruit-flower, 120×160

由图 2 可知，多光谱玩具图包含毛绒玩具及色彩丰富的色靶，小女孩图反映了人类皮肤，水果与花图刻画了常见的

水果与花朵,分别描述了不同颜色和材质的典型自然场景, 比如表 1—表 3 所示。
有利于重建图像的光谱综合重建性能评价。算法压缩性能对

表 1 多光谱玩具图,不同观察条件下各算法的重建图色彩失真及光谱失真对比
Table 1 RMSE and ΔE_{ab} performance comparison of stuffed-toys with various algorithms

测试图	压缩算法	压缩比	不同照明条件下色差比较(平均/最大色差)			平均/最大 RMSE
			D65	D50	A	
stuffed-toys	PCA	5.17	0.546 6/5.091 4	0.721 6/4.673 7	0.897 1/4.521 0	0.005 9/0.073 4
	LabPQR	5.17	0.000 0/0.000 2	0.246 2/1.031 8	0.549 7/3.522 8	0.007 6/0.072 5
	LabRGB	5.17	0.000 0/0.000 2	0.167 3/1.040 4	0.539 9/3.473 3	0.009 0/0.054 2
	LabW2P	5.17	0.000 0/0.000 2	0.153 4/1.143 4	0.507 0/3.745 8	0.008 2/0.048 0

表 2 多光谱小女孩图,不同观察条件下各算法的重建图色彩失真及光谱失真对比
Table 2 RMSE and ΔE_{ab} performance comparison of little-girl with various algorithms

测试图	压缩算法	压缩比	不同照明条件下色差比较(平均/最大色差)			平均/最大 RMSE
			D65	D50	A	
little-girl	PCA	5.15	1.009 2/6.131 1	1.104 5/6.731 3	1.550 7/8.705 0	0.012 4/0.054 7
	LabPQR	5.16	0.000 0/0.000 0	0.195 1/13.698 2	0.652 7/53.635 3	0.018 7/1.609 2
	LabRGB	5.17	0.000 0/0.000 0	0.264 6/7.642 1	1.037 5/24.734 3	0.022 9/2.613 8
	LabW2P	5.17	0.000 0/0.000 0	0.144 7/8.274 7	0.429 6/33.424 2	0.020 7/2.598 9

表 3 多光谱水果与花图,不同观察条件下各算法的重建图色彩失真及光谱失真对比
Table 3 RMSE and ΔE_{ab} performance comparison of fruit-flower with various algorithms

测试图	压缩算法	压缩比	不同照明条件下色差比较(平均/最大色差)			平均/最大 RMSE
			D65	D50	A	
fruit-flower	PCA	5.16	1.557 1/10.385 6	1.514 8/10.125 3	1.217 5/7.428 9	0.006 4/0.034 7
	LabPQR	5.16	0.000 0/0.000 0	0.624 6/2.156 9	1.928 0/6.278 0	0.017 5/0.057 4
	LabRGB	5.17	0.000 0/0.000 0	0.170 2/0.920 8	0.579 5/3.449 1	0.009 0/0.061 3
	LabW2P	5.17	0.000 0/0.000 0	0.143 1/0.742 7	0.490 8/2.836 2	0.009 1/0.043 5

由表 1—表 3 可知,在可达压缩比方面,LabW2P 算法具备与 LabRGB 算法相当的压缩比,整体最优,其次是 LabPQR 算法,PCA 算法压缩比最低。在色度重建性能方面,对于不同多光谱图像,LabW2P 算法,较 PCA, LabPQR 及 LabRGB 算法,在各个照明条件下,均具有最小的平均重建色度误差。LabW2P 算法的最大平均色差为 0.507 0,除此之外都处于 0~0.5 之间,达到了肉眼难以辨认出的可忽略色差的色彩重建水平。

对于 stuffed-toys, PCA 算法的色度重建性能最差。LabW2P 算法最优,其次是 LabRGB,再次是 LabPQR。LabW2P 算法较 PCA, LabPQR 和 LabRGB,在同是六维编码,且附加信息极少的情况下,平均色差在 D65, D50, A 照明环境中分别降低了 0.546 6, 0.568 2, 0.390 1; 0, 0.092 8, 0.042 7 和 0, 0.013 9, 0.032 9; 平均色精度均值分别提升了 69.50%, 17.02% 和 6.62%。

对于 little-girl, PCA 算法的色度重建性能最差。LabW2P 算法最优,其次是 LabPQR,再次是 LabRGB。LabW2P 算法在 D65, D50 和 A 照明条件下,较 PCA, LabPQR 和 LabRGB 算法,平均色差分别降低了 1.009 2, 0.959 8, 1.121 1; 0, 0.050 4, 0.223 1 和 0, 0.119 9, 0.607 9; 平均色精度均值分别提升了 84.33%, 32.26% 和

55.89%。

对于 fruit-flower, PCA 算法的色度重建性能最差。LabW2P 算法最优,其次是 LabRGB,再次是 LabPQR。LabW2P 算法较 PCA, LabPQR 和 LabRGB,平均色差在 D65, D50, A 照明环境中分别降低了 1.557 1, 1.371 7, 0.726 7; 0, 0.481 5, 1.437 2 和 0, 0.027 1, 0.088 7; 平均色精度均值分别提升了 85.22%, 75.17% 和 15.45%。

另外,最大色度误差对比显示,对于 fruit-flower, LabW2P 算法最优;对于 stuffed-toys, LabW2P 算法与 LabPQR 相当;对于 little-girl, LabW2P 优于 LabPQR,与 LabRGB 相当。结合 LabW2P 最优的平均色度重建精度,说明了本算法对绝大部分光谱曲线的优秀色彩重建性能。

在光谱重建性能方面,对于 stuffed-toys 和 little-girl, RMSE 从小到大,分别是 PCA, LabPQR, LabW2P 和 LabRGB;对于 fruit-flower, RMSE 从小到大排序为 PCA, LabRGB, LabW2P 和 LabPQR。由此可知,LabW2P 算法的可达光谱精度处于 LabRGB 和 LabPQR 之间,重建光谱性能较优。

综上,LabW2P 法具有最优的重建色度精度和较优的光谱重建性能。LabW2P 算法的附加信息少,仅为 PCA 法附加信息的 1/6, LabPQR 法的 1/3。此外,LabW2 编码值可直接

用作估计物体的 Lab 及 R, G 值, B 值可由计算间接获得, 故可在部分接收端直接使用, 简去了解码过程, 为用户提供快速、便利的体验。

4 结 论

以多光谱图像的高重建色度精度和光谱精度作为压缩目标, 提出光谱反射率非线性表示模型, 并基于此设计了 LabW2P 压缩算法。LabW2P 算法较现有色彩再现领域的经

典六维光谱编码算法 PCA, LabPQR, 附加信息量低, 重建色度精度高, 光谱精度较优, 且编码值可表述更多的实际色度信息; 较 LabRGB, 其色度精度高, 光谱重建性能通常更优或相当。LabW2P 算法, 基于 $r_{\text{part1}} - r_{\text{rest}}$ 非线性表示模型, 结合了类视觉特性曲线的三角函数基与误差补偿机制, 进一步提升了重建图像的色度和光谱重建性能。另外, LabW2P 算法中 W_2 与部分投影系数具有一定关联, 可利用此先验进一步提升算法的压缩重建性能。

References

- [1] Valsesia D, Magli E. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2017, 14(3): 394.
- [2] Liang W, Zeng P, Xiao Z, et al. Journal of Electronic Imaging, 2016, 25(4): 043026.
- [3] Hagag A, Hassan E S, Amin M, et al. Optik-International Journal for Light and Electron Optics, 2017, 131: 1023.
- [4] Ciprian R, Carbuicchio M. Journal of Optics, 2011, 13(11): 115402.
- [5] Agahian F, Funt B. Color Research and Application, 2016, 41(1): 7.
- [6] Wu G, Liu Z, Fang E, et al. Optik-International Journal for Light and Electron Optics, 2015, 126(11-12): 1249.
- [7] Nakaya F. Proc SPIE Color Imaging XVI: Displaying, Processing, Hardcopy, and Applications, 2011, 7866: 78660Y.
- [8] Ma L, Qiu X, Cong Y. Proc SPIE, MIPPR 2015: Multispectral Image Acquisition, Processing, and Analysis, 2015, 9811: 98110C.
- [9] Moan S L, Urban P. IEEE Transactions on Image Processing, 2014, 23(5): 2058.

Multispectral Image LabW2P Codec for Improvement of Both Colorimetric and Spectral Accuracy

LIANG Wei*, HAO Wen, LI Xiu-xiu, WANG Ying-hui, YANG Xiu-hong

School of Computer Science and Engineering, Xi'an University of Technology, Xi'an 710048, China

Abstract In order to improve visible multispectral image (MSI) compression efficiency and further facilitate their storage and transmission for the applications of generic fields, in which both high colorimetric and spectral accuracy are desired, a nonlinear spectral reflectance model is proposed. Then based on this, LabW2P codec is presented, which has the advantages of moderate complexity, good illuminant stability and support for consistent color reproduction across devices. First, according to spectral characteristics of MSIs, a nonlinear spectral reflectance model is proposed for the decomposition and representation of spectral data to different transformation spaces. In the model, spectra are expressed as linear component and difference spectra. The linear component consists of six transformation basis and spectral projection coefficients. And the difference spectra are non-linear represented components. The model provides the theoretical basis for the construction of the coding algorithm and the improvement of spectral and chrominance reconstruction performance. Then, according to the characteristics of human visual system, illumination conditions, and CIE standard chromaticity space transform function, the three-dimensional (3D) colorimetric information **Lab** of spectral reflectance is extracted to ensure the colorimetric accuracy of the reconstructed image. Meanwhile, based on the nonlinear spectral model, visual-curve-like trigonometric function basis are used to obtain the first 2D projection coefficients of linear component as the latter 2D coding values that are W_1 and W_2 , which can be utilized to approximate R and G channels, and also improve the colorimetric and spectral reconstruction accuracy. Combined with error compensation mechanism, predicted difference spectral is generated. The Principal Component Analysis (PCA) method is used to extract the first principal component **P** which compensates for the linear spectral reconstruction error and further improves the spectral accuracy. Finally, the extracted three components are combined to form LabW2P coding. LabW2P decoding scheme is the inverse of the coding. First, according to **Lab**, W_1 and W_2 , combined with CIELAB to CIEXYZ conversion function, illumination conditions, CIE standard observer color matching function, and trigonometric function basis, the reconstructed projection coefficients on transform space are obtained by using least square regression, and then linear spectral data is rebuilt. Next, based on the value of **P**, inverse PCA is utilized to gain the reconstructed prediction difference data. Finally, two parts of reconstruction data are

combined to get the reconstructed MSI. Experimental results show that the average colorimetric precision of LabW2P algorithm is 0.207 6, which is increased by 81.54%, 55.48% and 32.29% respectively in comparison with that of the classical PCA, LabPQR and LabRGB methods. The maximum average color difference is 0.507 0, and in addition, it is between 0 and 0.5, reaching the color reconstructed level of being visually neglected. Meanwhile, the average spectral precision is 0.012 7, which is slightly weaker than that of PCA, but 13.01% and 6.62% higher than that of LabPQR and LabRGB respectively. The results indicate that LabW2P has obvious advantages of both colorimetric and spectral reconstruction performance. Besides, our coding values can be used directly for object color estimation. And compared with PCA and LabPQR, LabW2P transmits less side information and has higher compression ratio.

Keywords Visible spectrum; Multispectral image codec; Color reproduction; Non-linear spectral model; Prediction

(Received Jan. 18, 2018; accepted Jun. 29, 2018)

* Corresponding author