

## 光谱重建训练样本选择方法研究

梁金星, 万晓霞, 王琪

(武汉大学, 武汉 430079)

**摘要:** **目的** 研究光谱重建训练样本选择方法及训练样本集样本数量对光谱重建精度的影响。 **方法** 以光谱反射率已知的1687个矿物颜料样本为研究对象, 搭建真实六通道宽带光谱成像系统并进行标定, 利用宽带光谱成像系统对样本进行六通道数字响应值采集并进行校正, 通过R-matrix光谱重建方法, 对现有以及文中引入和提出的训练样本选择方法的光谱重建精度和计算效率进行比较。 **结果** 实验结果表明, 分区最大化色域边界描述方法可以较好地应用于光谱成像过程中训练样本选择, 其在保证光谱重建精度的同时大大提高了训练样本选择的效率, 实验证明文中提出的基于色域最大化思想的训练样本方法, 在面向复制的光谱成像流程中也具有一定的实用性。 **结论** 研究结果对于光谱成像过程中训练样本选择方法的选择具有一定指导作用。

**关键词:** 光谱成像; 光谱重建; 训练样本; 重建精度

**中图分类号:** TS801.3 **文献标识码:** A **文章编号:** 1001-3563(2016)07-0125-06

### Selection Method of Training Samples for Spectral Reconstruction

LIANG Jin-xing, WAN Xiao-xia, WANG Qi

(Wuhan University, Wuhan 430079, China)

**ABSTRACT:** This experiment aimed to study the influence of the training sample selection method and the training sample number on the accuracy of spectral reconstruction. A real six-channel spectral imaging workflow was set up and calibrated where the R-matrix method was employed for spectral reconstruction. The database that consisted of 1687 mineral pigment samples whose spectral reflectance was known was used for spectral reconstruction. The spectral reconstruction accuracy and the computational efficiency of the training sample selection method introduced and proposed in this study were compared with the current values based on the established six-channel spectral imaging systems and the prepared sample set. The experimental results showed that the segment description method of maximum gamut boundary could be well applied to selection of training samples in spectral imaging workflow, which can greatly improve the efficiency of the training sample selection and keep the spectral reconstruction accuracy at the same time. The experimental results also illustrated that the proposed selection method of training samples based on gamut maximization was practical for reproduction-oriented spectral imaging workflow. The results had a certain referencing value for the selection of training samples in spectral imaging process.

**KEY WORDS:** spectral imaging; spectral reconstruction; training sample; reconstruction accuracy

基于光谱的颜色复制技术是目前彩色复制技术的重要发展方向<sup>[1-3]</sup>, 该项技术通过构建新型的具备高光谱分辨率和高空间分辨率的大幅面光谱图像采集设备, 可以实现物体表面颜色信息的高保真数字化采

收稿日期: 2015-07-04

基金项目: 国家重点基础研究发展计划(973)(2012CB725302); 国家自然科学基金(61275172); 国家文物局项目(2013-YB-HT-034); 中央高校基本科研业务费专项资金(2015217020201)

作者简介: 梁金星(1989—), 男, 山东菏泽人, 武汉大学博士生, 主要研究方向为光谱成像技术。

通讯作者: 万晓霞(1965—), 女, 湖北广水人, 武汉大学教授、博士生导师, 主要研究方向为多光谱成像技术、色彩理论、印前处理技术和信息系统。

集,其最终得到数据为物体表面各个像素点的高维光谱数据,有别于普通相机采集的R,G,B数据,可有效避免采集环境造成的颜色信息不准确问题,获取颜色的方式更加客观真实<sup>[4-5]</sup>,基于光谱的颜色复制流程已基本成型<sup>[6-9]</sup>。当前的光谱成像系统主要分为窄带光谱成像系统和宽带光谱成像系统2大类<sup>[10-11]</sup>,宽带光谱成像系统中,物体表面光谱反射率重建多采用基于训练样本的光谱重建方法,即首先获得典型代表性训练样本,通过训练样本计算由系统数字响应信号到光谱反射率值的转换矩阵,进而完成物体表面光谱反射率重建,获得物体光谱图像,因此训练样本选择方法和训练样本的数量直接影响获取光谱图像的精度。

当前主流的几种常用的训练样本选择方法主要有Hardeberg提出的最小条件数方法<sup>[12]</sup>、Mohammadi提出的光谱聚类分析方法<sup>[13]</sup>、Cheung等人提出的MAXMINC方法<sup>[14]</sup>以及沈会良等人提出的光谱特征向量分析方法<sup>[15]</sup>,这些方法从表征样本集颜色的不同属性着手分析,选择具有典型代表性的训练样本集,进行光谱重建工作。文中在分析上述几种方法特点的基础上,将分区最大化色域描述方法(Segment Maximum Gamut Boundary Description, SMGBD)应用于光谱重建训练样本选择之中<sup>[16]</sup>,同时提出一种基于色域最大化(Gamut Maximun, GM)的训练样本选择方法,并通过实验对上述各种训练样本选择方法进行了深入研究和对比,得出结论。

## 1 训练样本选择方法

### 1.1 Hardeberg方法<sup>[12]</sup>

对于包含 $P$ 个颜色样本的数据集,针对其光谱反射率 $r_p(p=1, \dots, P)$ ,首先选择光谱反射率二范数最大的颜色样本 $r_{s_1}$ 作为第一个训练样本,即:

$$\|r_{s_1}\| \geq \|r_p\|, (p=1, \dots, P) \quad (1)$$

然后在剩余样本中挑选使得矩阵 $[r_{s_1} \ r_{s_2}]$ 的条件数最小的样本 $r_{s_2}$ 作为第二个训练样本,分别以 $w_{\min}(\mathbf{X})$ 和 $w_{\max}(\mathbf{X})$ 表示矩阵 $\mathbf{X}$ 的最小与最大奇异值,那么挑选第二个训练样本的方法可以表示为:

$$\frac{w_{\max}[r_{s_1} \ r_{s_2}]}{w_{\min}[r_{s_1} \ r_{s_2}]} \leq \frac{w_{\max}[r_{s_1} \ r_p]}{w_{\min}[r_{s_1} \ r_p]} \quad (p=1, \dots, P, p \notin \{s_1, s_2\}) \quad (2)$$

剩余的训练样本按照同样的规则进行选择,例如第 $i$ 个样本的挑选方式就可以表示为:

$$\frac{w_{\max}[r_{s_1}, r_{s_2}, \dots, r_{s_i}]}{w_{\min}[r_{s_1}, r_{s_2}, \dots, r_{s_i}]} \leq \frac{w_{\max}[r_{s_1}, r_{s_2}, \dots, r_{s_{i-1}} \ r_p]}{w_{\min}[r_{s_1}, r_{s_2}, \dots, r_{s_{i-1}} \ r_p]}$$

$$(p=1, \dots, P, p \notin \{s_1, s_2, s_i\}) \quad (3)$$

### 1.2 Mohammadi方法<sup>[13]</sup>

对于包含一组颜色样本的数据集,针对其光谱反射率矩阵 $\mathbf{R}$ ,首先通过设定的相关距离函数计算任意2个样本 $R_r^T = [R_{r_1}, R_{r_2}, \dots, R_{r_l}]$ 和 $R_s^T = [R_{s_1}, R_{s_2}, \dots, R_{s_l}]$ ( $l$ 为波长)之间的相似性,见式(4):

$$\text{dist}(R_r, R_s) = 1 - \frac{(R_s - \bar{R}_s)^T (R_r - \bar{R}_r)}{[(R_r - \bar{R}_r)^T (R_r - \bar{R}_r)]^{1/2} [(R_s - \bar{R}_s)^T (R_s - \bar{R}_s)]^{1/2}} \quad (4)$$

式中: $\bar{R}_r = \frac{1}{K} \sum_l R_{r_l}$ ;  $\bar{R}_s = \frac{1}{K} \sum_l R_{s_l}$  ( $K$ 为每条光谱波段数)。然后根据设定的群间平均距离方法进行聚类,假设 $r$ 和 $s$ 是指定聚类数目下的随机2个类别,则有:

$$\text{dist}(R_r, R_s) = \frac{1}{n_r n_s} \sum_{i=1}^{n_r} \sum_{j=1}^{n_s} \text{dist}(R_{r_i}, R_{s_j}) \quad (5)$$

式中: $n_r$ 和 $n_s$ 是 $r$ 类和 $s$ 类中的样本数目; $R_{r_i}$ 和 $R_{s_j}$ 是 $r$ 类和 $s$ 类中第 $i$ 个和第 $j$ 个样本的光谱反射率。然后针对每一类样本,计算任意2样本间的向量夹角:

$$\cos(\theta) = \frac{R_r^T R_s^T}{L_s L_r} \quad (6)$$

式中: $L_s = \sqrt{R_s^T R_s}$ ,  $L_r = \sqrt{R_r^T R_r}$ 。最后从每个聚类中挑选出与本聚类中其余样本向量夹角总和最小的样本作为代表样本,组成训练样本集。

### 1.3 Cheung方法<sup>[14]</sup>

Cheung等人根据处理样本的数据类型定义了4种训练样本选择方法,分别为MAXSUMS, MAXMINS, MAXSUMC和MAXMINC,并通过实验证明MAXMINC方法挑选的训练样本重建结果最好,因此本文中只以MAXMINC方法作为讨论对象。

对于包含 $P$ 个颜色样本的数据集,针对其Lab色度坐标矩阵 $\mathbf{c}_p(p=1, \dots, P)$ ,首先计算矩阵方差向量,从中挑选方差值最大的一个颜色样本 $c_{s_1}$ 作为第一个训练样本,即:

$$c_{s_1} = \underset{c_p}{\text{argmax}} \text{VAR}(\mathbf{c}_p) \quad (7)$$

式中: $\text{VAR}(\mathbf{c}_p)$ 为 $\mathbf{c}_p$ 的方差。剩余样本的选择都遵循使当前挑选样本与距离自身最近的已选样本的欧式距离最大化原则,即:

$$P_j = \max_{i=1}^{j-1} \{\Delta D_{j,i}\} \quad (8)$$

式中: $\Delta D_{j,i}$ 表示第 $j$ 个待选样本与第 $i$ 个已选样本

在三刺激值空间中的欧氏距离,假设已选 $m$ 个训练样本( $m < P$ ),则 $i \in \{1, 2, \dots, m\}, j \in \{1, 2, \dots, P-m\}$ 。

#### 1.4 Shen方法<sup>[15]</sup>

对于一个包含 $P$ 个颜色样本的数据集 $\Theta$ , $\Omega$ 代表选定的训练样本集。当从 $\Theta$ 中挑选一个新的样本加入到 $\Omega$ ,应遵循加入新样本后的 $\Omega$ 的特征向量对 $\Theta$ 的光谱特征覆盖率最大的原则。通过对 $\Omega$ 进行奇异值分解,选定前15组特征量对所有样本 $\Theta$ 进行重构,并计算重构样本与原始样本光谱误差,最优的训练样本集能够保证重构的样本光谱误差最小。具体方法为首先对训练样本集进行奇异值分解:

$$UDV^T = SVD[\Omega_{k-1} \cup \{r_j\}] \quad r_j = \Theta \cap \overline{\Omega}_{k-1} \quad (9)$$

其中: $r_j$ 表示新加入样本; $\Omega_{k-1}$ 为当前训练样本集; $\overline{\Omega}_{k-1}$ 为 $\Omega_{k-1}$ 的补集。然后以 $\Omega_{k-1} \cup \{r_j\}$ 的前15组特征向量对 $\Theta$ 进行光谱重构:

$$\hat{r}_{EV} = U_n U_n^+ r \quad (10)$$

式中: $n=15$ 。如果特征向量矩阵 $U_n$ 能够很好地代表样本集 $\Theta$ 的光谱特征,那么 $\hat{r}_{EV}$ 与 $r$ 就应该非常接近,基于此利用光谱误差来评价训练样本集 $\Omega_{k-1} \cup \{r_j\}$ 对 $\Theta$ 光谱重构的精度,见式(11):

$$J_{EV} = E\{\|\hat{r}_{EV} - r\|\} \quad (11)$$

则第 $k$ 个样本就可确定为光谱误差最小的一个样本:

$$s_k = \min_{r_j \in \Theta \cap \overline{\Omega}_{k-1}} J_{EV} \quad (12)$$

#### 1.5 训练样本选择方法

分析可知,Hardeberg方法、Mohammadi方法以及Cheung方法均是挑选在光谱反射率空间或色度空间差异最大样本,Shen的方法从训练样本集与总样本集的等效性进行分析,选择等效性最好的样本组成训练样本集。基于上述4种方法的特点,文中将分区最大化色域边界描述方法(SMGBD)引入到训练样本选择应用<sup>[16]</sup>,将SMGBD作为一种训练样本选择方法。同时提出一种色域最大化训练样本选择方法(GM),即首先利用分区最大化色域边界描述方法选择4个初始色域边界点,在此基础上继续挑选新的样本点,使每次确定的样本集都能保证对原始样本集的色域覆盖率最大化,其中色域覆盖率采用凸包算法<sup>[17]</sup>计算。

凸包算法是计算机几何研究领域的重要数据几何建模及可视化操作方法,该方法通过包络计算方法将分散在三维空间的点连接成为凸壳体并计算凸壳体积,在数字图像色域描述、色域映射和色域颜色领

域有着广泛的应用<sup>[17-18]</sup>。文中方法利用Matlab统计分析软件集成的convhulln函数实现有不同样本组成的训练样本集的色域体积计算与比较。

GM训练样本选择方法具体实施方法如下,首先利用专业测量设备获得总样本集的Lab色度值,以矩阵表达形式记为 $C$ , $C$ 为 $N \times 3$ 色度值矩阵,用 $S_i$ 表示 $C$ 中第 $i$ ( $i=1, 2, 3 \dots K$ , $K$ 为样本总数)个样本,利用 $\Omega$ 表示选定的训练样本集,首先利用分区最大化色域边界描述方法提取4个初始点,记为 $\Omega_4$ ,然后在挑选第 $k$ ( $k=5, 6, 7 \dots K$ )个样本时,用convhulln函数计算得到的色域体积 $V$ 作为评价指标:

$$V = \text{convhulln}(\Omega_4, S_k) \quad (13)$$

在剩余的( $K-4$ )个样本中挑选出使得 $V$ 最大的样本作为第5个训练样本,即

$$S_5 = \min_{\Omega \cap S_i} V \quad (14)$$

此时选择的训练样本集为,

$$\Omega_4 = \{\Omega_4, \Omega_5\} \quad (15)$$

依此类推,挑选出第6至第 $k$ 个训练样本,得到最终的训练样本集 $\Omega_k$ 。

## 2 实验与分析

为了对上述各种训练样本选择方法进行研究和对比,采用仙娜(Sinar 75H)三通道数码相机配合前期研究得到的BG7和OG5152种宽带滤光片搭建六通道宽带光谱成像系统,分别对系统的光源稳定性、暗电流水平、系统响应特性、光照不均匀性等方面进行了标定,根据标定的结果进行样本三通道图像的暗电流校正、线性化校正以及光照不均匀性校正等处理,并通过前期研究提出的配准算法完成2片滤光片对应的三通道图像间的配准<sup>[19]</sup>,组合获得样本的六通道图像,最后提取得到每个样本的平均六通道数字响应值。实验样本为由154种矿物质颜料在11种颗粒度粒径下涂制而成的1687个颜料色块组成,使用spectrolino在D50/2°条件下通过3次测量求平均的方法得到1687个矿物颜料色块在380~730 nm范围内的相对光谱反射率,计算得到其在 $a^*-b^*$ 色度平面分布见图1。

利用上述6种方法从1687个样本集中选择训练样本,采用R-matrix方法进行光谱重建<sup>[20]</sup>,比较不同训练样本选择方法在选择相同数量训练样本条件下的计算效率和光谱重建精度。研究采用光谱均方根误差(root-mean-square, RMS)和CIEDE2000(DE00)色差作为评价指标,对光谱重建精度进行全面评价。



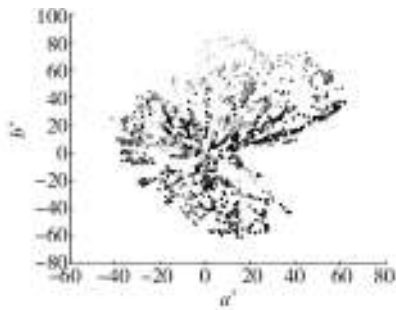


图1 1687个样本的 $a^*-b^*$ 色度平面分布

Fig.1 The chromaticity distribution of 1687 samples in  $a^*-b^*$  plane

图2与图3为6种方法光谱重建的光谱误差与色差随训练样本数量的变化趋势图,由2图中数据变化趋势可知,除Mohammadi方法光谱重建精度随训练样本数目变化出现波动之外,其余5种方法的光谱重建误差均随着训练样本数目的增加而迅速减小,并逐渐趋于稳定,但当训练样本超出一定范围之后,Hardeberg方法的光谱重建误差出现轻微的上升趋势。由上述分析结果可知,Mohammadi方法和Hardeberg方法选择训练样本的光谱重建稳定性较差,剩余4种方法选择训练样本的光谱重建稳定性较好,并且Cheung方法、Shen方法以及SMGBD方法整体具有较高的光谱重建精度。

表1为6种训练样本选择方法在选择不同数量训练样本条件下的光谱误差和色差值,由表中数据可知,除Mohammadi方法之外,其余5种方法均大致在训

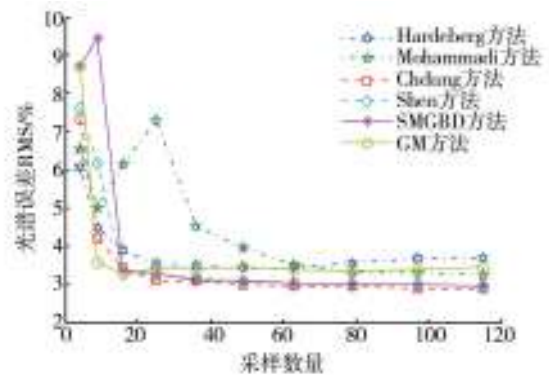


图2 光谱误差随训练样本变化分布

Fig.2 The spectral error distribution over the change of training samples

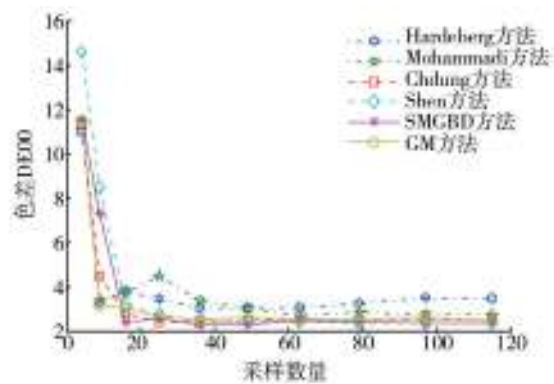


图3 色差随训练样本变化分布

Fig.3 The color difference distribution over the change of training samples

表1 不同训练样本选择方法的光谱重建结果

Tab.1 The spectral reconstruction result by different training sample selection methods

采样数量	Hardeberg		Mohammadi		Cheung		Shen		SMGBD		GM	
	RMS	DE00	RMS	DE00	RMS	DE00	RMS	DE00	RMS	DE00	RMS	DE00
4	6.07	11.01	6.54	11.47	7.34	11.36	7.62	14.57	8.71	11.54	8.71	11.54
9	4.49	3.31	5.01	3.45	4.21	4.49	6.17	8.49	9.46	7.34	3.56	3.21
16	3.91	3.85	6.14	3.77	3.41	2.82	3.29	3.21	3.37	2.45	3.28	3.06
25	3.53	3.47	7.29	4.53	3.08	2.45	3.27	2.77	3.27	2.61	3.43	2.66
36	3.51	3.09	4.52	3.41	3.09	2.43	3.19	2.54	3.11	2.31	3.39	2.56
49	3.44	3.09	3.96	3.06	2.98	2.54	3.07	2.47	3.09	2.33	3.46	2.63
63	3.44	3.09	3.52	2.73	2.94	2.59	3.04	2.45	3.03	2.54	3.41	2.60
79	3.55	3.29	3.31	2.92	2.95	2.55	2.98	2.39	2.99	2.43	3.34	2.58
97	3.68	3.53	3.31	2.79	2.89	2.56	2.98	2.38	2.99	2.39	3.41	2.63
115	3.69	3.52	3.24	2.78	2.91	2.54	2.94	2.36	2.96	2.42	3.45	2.49

练样本达到25个时,开始趋于稳定状态。从计算得到的重建光谱误差和色差数据分析可知,当光谱重建精度达到稳定状态之后,Cheung方法、Shen方法以及SMGBD方法三者光谱误差和色差水平均相当,其中

Cheung方法均具有最小光谱误差,Shen方法均具有最小色差,SMGBD方法的光谱误差与Shen方法几乎在同一水平,但色差介于Cheung方法与Shen方法之间,则认为SMGBD方法能较好地用于光谱重建训练样本

选择之中。

此外,当光谱重建精度达到稳定状态之后,虽然Cheung方法、Shen方法与SMGBD方法整体的光谱重建精度高于Mohammadi方法、Hardeberg方法以及文中提出的GM方法,但从色差水平来看,文中提出的GM方法的色差水平与Shen方法相当,在面向复制的光谱图像采集流程中具有一定的应用价值,而Mohammadi方法与Hardeberg方法在光谱误差和色差2个评价方面均不如其余4种方法,其实际应用性受到一定限制。

综合分析产生上述光谱重建结果的原因可归结为以下几点:

1) Hardeberg方法在选择训练样本时,假设具有最大条件数的样本集为最优训练样本集,而条件数的计算仅仅只是考虑了每一个训练样本集中的最大奇异值和最小奇异值2个数据的比值大小,而未考虑训练样本集整体对总样本集的代表性或等效性,造成其选择不同数量训练样本进行光谱重建的波动性和较差的光谱重建结果。

2) Mohammadi方法通过对样本集光谱聚类的方法进行训练样本的选择,并未对最优聚类参数类别组合进行深入研究,仅仅是选择空间欧式距离和相关系数作为训练样本选择时的2个聚类参数,其实际可能无法保证较好聚类效果,并且通过向量夹角之和最小化的方式,从每一聚类中选择典型样本的方法,也未证明是否是最优的选择方法,造成并非十分理想的光谱重建结果。

3) Cheung的MAXMINC方法通过在总样本集的LAB色度空间中进行均匀采样来挑选训练样本,使得选择的训练样本集对总样本集的代表能力或代表性得到较大提升,获得较好的光谱重建结果。

4) Shen方法从选择的训练样本集与总样本集的光谱等效性出发,能够选择出较好地表征总样本集光谱特征的训练样本,因此也能获得较好的光谱重建精度。

5) SMGBD方法与Cheung方法具有相似之处,SMGBD方法通过对总样本集的Lab色度空间“外壳”进行均匀的取点,选取的训练样本均为在Lab色度空间中每个色相区域饱和度较高的点,因此其色差误差水平略低于Cheung方法,而光谱误差水平高于Cheung方法,但也能获得理想的光谱重建效果。

6) 文中提出的基于色域最大化的GM方法,以色域的最大化为出发点选择训练样本,虽然它同SMGBD方法一样,也是在总样本集的Lab色度空间“外壳”取点,但GM方法选取样本点均匀性不如均匀分区的SMGBD方法,虽然GM方法能得到满意的光谱重建结果,但其整体光谱重建精度略低于SMGBD方法。

表2为6种算法选择训练样本计算效率的比较,计算条件为联想ThinkPad E420 2.3 GHz、内存为2 G的笔记本电脑,采用Matlab 2009a软件平台。由表可知,由于计算方法的设计,除Mohammadi方法随选择的训练样本数量增加时间减小之外,其余方法的计算时间均随着选择的训练样本数量增加。纵向比较不同训练样本选择方法选择相同数量训练样本的计算效率可知,SMGBD方法计算效率远远优于其余方法,文中提出的GM方法计算效率与Shen方法相当。综合考虑表1中的光谱重建精度可知,SMGBD方法选择训练样本的综合性能远远高于其他方法,在考虑计算效率的时候应作为首选,在实际具体应用不考虑计算效率的前提下,也可根据重建精度的要求选择其他方法。

表2 不同训练样本选择方法计算效率

Tab.2 The computational efficiency of different training sample selection methods

方法	采样数目									
	4	9	16	25	36	49	63	79	97	115
Hardeberg	0.713	1.077	3.8976	13.055	43.621	72.631	108.571	105.566	148.895	203.718
Mohammadi	172.679	105.329	97.0718	87.699	44.906	31.261	26.952	21.567	17.913	11.456
Cheung	0.301	1.239	3.7698	8.948	18.065	32.789	53.035	82.309	122.116	170.788
Shen	7.346	18.603	38.2530	68.483	117.777	183.272	252.057	280.439	367.218	461.361
SMGBD	0.235	0.236	0.2628	0.389	0.586	0.71134	0.773	0.975	1.179	1.338
GM	0.235	19.957	48.0990	85.615	129.904	191.376	249.669	318.289	401.052	491.599

#### 4 结语

综合分析了几种常用的训练样本选择方法,将分

区最大化色域边界描述方法SMGBD方法引入到光谱成像训练样本选择应用之中,并在此基础上提出1种基于色域最大化的训练样本选择方法,通过搭建实际光谱成像系统及R-matrix光谱重建算法对6种方法进

行了评价对比。实验发现分区最大化色域边界描述方法 SMGBD 方法能够较好地应用于光谱成像训练样本选择方法之中,文中提出的基于色域最大化的训练样本选择方法也具有一定的实用性。综合6种方法的光谱重建性能及计算效率得出,Hardeberg 方法和 Mohammadi 方法整体劣于其余4种方法,所有方法在挑选的训练样本达到一定程度后开始稳定,SMGBD 方法在保证光谱重建精度的同时大大提高了计算效率。实验结果对于基于光谱复制的光谱图像采集过程的训练样本方法的选择具有一定指导意义。

### 参考文献:

- [1] LIANG H. Advances in Multispectral and Hyperspectral Imaging for Archaeology and Art Conservation[J]. Applied Physics A, 2012, 106(2): 309—323.
- [2] 刘攀,刘真,吴光远,等. 面向颜色再现的光谱降维方法研究[J]. 包装工程, 2015, 36(3): 119—123.  
LIU Pan, LIU Zhen, WU Guang-yuan, et al. Spectral Dimension Reduction Methods for Color Reproduction[J]. Packaging Engineering, 2015, 36(3): 119—123.
- [3] 于海琦,刘真,张雷洪,等. 样本特征对光谱图像重构影响的研究[J]. 包装工程, 2014, 35(13): 144—149.  
YU Hai-qi, LIU Zhen, ZHANG Hong-lei, et al. Effects of Sample Characteristics on Spectral Image Reconstruction[J]. Packaging Engineering, 2014, 35(13): 144—149.
- [4] 刘振,万晓霞,黄新国,等. 基于宽带多通道的光谱反射率重建方法研究[J]. 光谱学与光谱分析, 2013, 33(4): 1076—1081.  
LIU Zhen, WAN Xiao-xia, HUANG Xin-guo, et al. The Study on Spectral Reflectance Reconstruction Based on Wideband Multi-spectral Acquisition System[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2013, 33(4): 1076—1081.
- [5] 王晋. 基于数字成像设备的光谱测量精度评价[J]. 包装工程, 2014, 35(13): 133—138.  
WANG Jin. Accuracy Evaluation of Spectral Measurement Based on Digital Imaging Equipment[J]. Packaging Engineering, 2014, 35(13): 133—138.
- [6] 付婉莹,刘东. 基于人工神经网络的光谱反射率重建[J]. 包装工程, 2015, 36(7): 103—107.  
FU Wan-ying, LIU Dong. Reconstruction of Spectral Reflectance Based on Artificial Neural Networks[J]. 2015, 36(7): 103—107.
- [7] SHRESTHA R, HARDEBERG J Y. Multispectral Imaging Using LED Illumination and an RGB Camera[C]// Color and Imaging Conference, Society for Imaging Science and Technology, 2013(1): 8—13.
- [8] LIU Q, WAN X, XIE D. Optimization of Spectral Printer Modeling Based on a Modified Cellular Yule-Nielsen Spectral Neugebauer Model[J]. JOSA A, 2014, 31(6): 1284—1294.
- [9] 王海文,李杰,万晓霞,等. 基于光谱的印刷颜色复制技术研究[J]. 包装工程, 2008, 29(4): 40—42.  
WANG Hai-wen, LI Jie, WAN Xiao-xia, et al. Research on the Printing Color Reproduction Technology Based on Spectral Imaging[J]. Packaging Engineering, 2008, 29(4): 40—42.
- [10] WANG X, THOMAS J B, HARDEBERG J Y, et al. Multispectral Imaging: Narrow or Wide Band Filters[J]. JAIC—Journal of the International Colour Association, 2014, 12: 44—51.
- [11] SHRESTHA R, PILLAY R, GEORGE S, et al. Quality Evaluation in Spectral Imaging—quality Factors and Metrics[J]. JAIC—Journal of the International Colour Association, 2014, 12: 22—35.
- [12] HARDEBERG J. Acquisition and Reproduction of Color Images: Colorimetric and Multispectral Approaches[M]. Paris: Universal-Publishers, 2001.
- [13] MOHAMMADI M, NEZAMABADI M, BERNS R S, et al. Spectral Imaging Target Development Based on Hierarchical Cluster Analysis[J]. Color and Imaging Conference, Society for Imaging Science and Technology, 2004(1): 59—64.
- [14] CHEUNG V, WESTLAND S. Methods for Optimal Color Selection[J]. Journal of Imaging Science and Technology, 2006, 50(5): 481—488.
- [15] SHEN H L, ZHANG H G, XIN J H, et al. Optimal Selection of Representative Colors for Spectral Reflectance Reconstruction in a Multispectral Imaging System[J]. Applied Optics, 2008, 47(13): 2494—2502.
- [16] MOROVIC J, LUO M R. Calculating Medium and Image Gamut Boundaries for Gamut Mapping[J]. Color Research and Application, 2000, 25(6): 394—401.
- [17] BAKKE A M, FARUP I, HARDEBERG J Y. Predicting the Performance of a Spatial Gamut Mapping Algorithm[J]. Journal of Imaging Science and Technology, 2010, 54(5): 50502—50510.
- [18] 刘强,万晓霞,徐宏平. 基于光谱色域最大化的喷墨打印墨量限制方法研究[J]. 光谱学与光谱分析, 2013, 33(6): 1636—1641.  
LIU Qiang, WANG Xiao-xia, XU Hong-ping. Study on Ink Restriction of Ink-Jet Printing Based on Spectral Gamut Maximization[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2013, 33(6): 1636—1641.
- [19] 梁金星,万晓霞,刘强. 基于SIFT算法的可见光宽带光谱图像配准方法研究[J]. 湖南工业大学学报, 2015, 29(2): 57—63.  
LIANG Jin-xing, WAN Xiao-xia, LIU Qiang. Research on Visible Broadband Spectral Image Registration Method Based on SIFT Algorithm[J]. Journal of Hunan University of Technology, 2015, 29(2): 57—63.
- [20] ZHANG X, WANG Q, LI J, et al. The Interim Connection Space Based on Human Color Vision for Spectral Color Reproduction[J]. JOSA A, 2012, 29(6): 1027—1034.