

以混合算法建立宽带多光谱色彩表示空间

孔令罔^{1,2} 朱元泓³ 李 琼⁴

(1 华中科技大学计算机科学与技术学院, 武汉市珞喻路, 430074)

(2 武汉大学印刷与包装系, 武汉市珞喻路 129 号, 430079)

(3 深圳职业技术学院, 深圳市西丽湖, 518055)

(4 武汉工程大学电气信息学院, 武汉市卓刀泉路 366 号, 430070)

摘要: 对整个原始光谱集进行基于自组织映射的聚类分析, 以集群内光谱的平均值分布代替该集群, 从而实现在对光谱分布的尖峰值平滑的同时实现原始光谱集的第一次压缩, 并对压缩后的光谱集进行主成分分析, 以提取的光谱主成分分量作为基张成宽带多光谱空间。

关键词: 聚类分析; 主成分分析; 色彩表示; 宽带多光谱空间

中图法分类号: O438; P228.1

CIE Publication 15.2 提出了光谱匹配的概念并指出, 当采用 5 nm 步长的带通滤波器对原始色彩进行采样及重建再现时将会消除三刺激值误差^[1]。严格按照 CIE 的命题所建立起来的多光谱色彩表示空间, 称为窄带多光谱空间, 它使用多幅分量灰度图来表示(至少要采用 6~8 个光谱分量, 并借助于特定的插值算法才能实现对原始光谱的重建)原始图像^[2-3]。这意味着要使用大量的时间和空间开销来处理 and 存储多光谱图像数据, 同时保证色彩再现精度的高效率插值算法的构造也是一大难点。另一多光谱色彩表示空间是在 CIE 命题基础上利用主成分分析法建立的宽带低维多光谱空间^[4,5]。直接以 Karhunen-Loeve 变换提取主成分分量为基张成的宽带多光谱空间不可避免地引入了零交叉(zero-cross)的问题, 尽管可以通过“混色法”机制, 但其实现较为复杂, 同时将该机制引入宽带多光谱空间在数学上的完备性需要证明。另外, 因为采集器件光敏元在 420 nm 以下光谱的非线性响应在一定程度上破坏了主成分分析时的谱函数光滑的条件^[5-6]。对 Munsell color matt 的反射色样的光谱集作聚类分析后, 发现其具有较强的按距离积聚表现。本文提出了在集群聚类分析——主成分分析这一混合算法下建立的宽带多光谱色彩表示空间。

1 原始光谱集的聚类分析

设 $S_i(\lambda)$ 为某一色样样本的反射或透射光谱分布函数, λ 为波长变量(在 400~700 nm 的可见光谱范围内取值)。芬兰 Kuopio 大学的“AOTF Munsell Color Matt”光谱数据集, 包含 1250 个色样样本的反射光谱。不失一般性, 考察该光谱数据集的前 100 个色样样本在 450~650 nm 波长范围内的 5 个平均间距采样点的光谱数据, 其散点图如图 1 所示。它反映了光谱数据在该分布

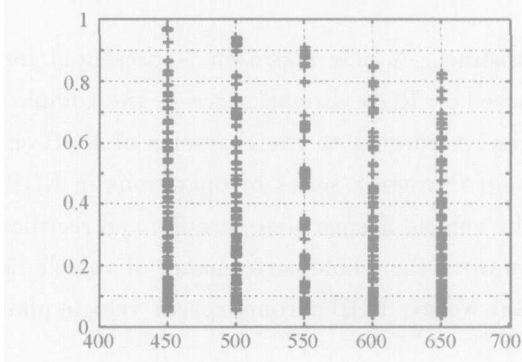


图 1 Munsell Color Matt 部分色样 (No. 1~100) 光谱数据分布散点图

Fig. 1 Scatter Plot of Colored Samples' Spectral Distribution from Munsell Color Matt (No. 1~100)

范围内的集聚状态。统计值如表 1 所示, 在区间总长度为 0.4 相对光谱反射率分布范围(占总光谱反射率分布范围的 40%) 内集聚了近 70% 的样本点。鉴于上述考察, 需要对原始光谱空间作聚类分析^[7]。

表 1 Munsell Color Matt 部分色样 (No. 1~ 100) 光谱数据分布统计表

Tab.1 Statistic Values of Colored Samples' Spectral Distribution from Munsell Color Matt

波长/nm	邻域	集聚数	邻域	集聚数
450	U(0.1, 0.05)	24	U(0.3, 0.05)	14
	U(0.2, 0.05)	16	U(0.4, 0.05)	10
500	U(0.1, 0.05)	24	U(0.5, 0.05)	12
	U(0.2, 0.05)	13	U(0.7, 0.05)	12
550	U(0.1, 0.05)	32	U(0.3, 0.05)	14
	U(0.2, 0.05)	14	U(0.5, 0.05)	15
600	U(0.1, 0.05)	32	U(0.3, 0.05)	13
	U(0.2, 0.05)	17	U(0.4, 0.05)	9
650	UV(0.1, 0.05)	35	U(0.3, 0.05)	11
	U(0.2, 0.05)	18	U(0.4, 0.05)	10

基于 Kohonen 学习规则的自组织映射 SOM (self-organized map) 是有效实现无导师的非监督聚类分析的方法之一。它通过对自组织竞争神经网络的学习训练来完成对输入向量的聚类划分^[8], 其中定义作为输出条件判据的合适的距离范围即为该聚类分析算法实现的关键。

研究真色彩表示的最终目的是视觉意义上的色彩渲染(color rendering)和再现。反射或透射光谱在波长方向上的分布表现为视觉上的不同色相, 而在相对反射或透射率(即光谱功率)方向上的分布表现为视觉上的不同明度, 在非彩色阅读条件下明度就表现为入眼灰视觉的明暗度。能够感觉出来的两个刺激量差值 ΔI 的最小值为最小可觉差 JND, $JND = \min\{\Delta I_i\}$ 。文献[9]在研究人眼灰视觉特性中得出灰视觉阈限函数 GVLf (gray vision limen function), 它给出了在不同反射光谱功率下灰视觉阈限的定量描述。定义此灰视觉阈限为 SOM 算法中的距离。根据 GVLf 解析式求解出灰视觉的 JND 在 [0.004 8, 0.012 9] 中取值。

如表 2 所示为不同集群数 NC (number of clusters) 下 400~ 420 nm、420~ 700 nm 波长范围的各集群内光谱分布间距离标准差的最大值 std_max、最小值 std_min 与平均值 std_mean。因为 AOTF 在 400~ 420 nm 范围内的入射光谱呈非线性响应, 所以主要考察波长范围在 420~ 700 nm 的集群分类情况。当 NC= 140 时, std_min=

0, 意味着有由单个样本光谱向量构成集群的情况; 而当 NC= 90 和 100 时, std_mean 和 std_min 的值为同一数量级且都在 JND 取值范围内。根据上述分析, 选择 NC= 90 下的集群分类为最优集群分析结果。

表 2 不同集群数下样本光谱分布向量间距离的统计表

Tab.2 Statistic Values of Distance in Different Classified Clusters

NC	波长范围/nm	std_max	std_min	std_mean
80	400~ 420	0.348 81	0.022 768	0.108 410
	420~ 700	0.181 57	0.002 033	0.049 613
90	400~ 420	0.091 93	0.000 438	0.014 506
	420~ 700	0.030 23	4.071×10^{-5}	0.002 857
100	400~ 420	0.138 53	0.000 181	0.014 556
	420~ 700	0.030 65	$2.980 2 \times 10^{-8}$	0.002 563
140	400~ 420	0.111 58	0	0.012 212
	420~ 700	0.029 82	0	0.002 027

2 光谱集上的主成分分析

设 $S_i(\lambda)$ 为连续光滑函数, 由所在完备的样本光谱分布空间中其他的光谱分布 $S_j(\lambda)$ 来线性表示, $S_i(\lambda) = \sum_{j=1}^M A_j S_j(\lambda)$ (A 为系数向量), 这恰好是进行主成分分析的充分条件^[7, 8]。当对该光谱分布作离散采样时, 记号 $S_i(\lambda_k)$ 表示在离散采样点 $\lambda_k (k = 1, 2, \dots, N)$ 上的光谱反射率或透射率, $S_i(\lambda)$ 即为 N 维的离散光谱分布向量。设 $S = \{S_i(\lambda_k)\}$ 为由 N 维的随机离散光谱分布向量 $S_i(\lambda)$ 构成的 M (即 $i = 1, 2, \dots, M$) 维原始色样本空间。进一步地, 假设 S 可以由 L 维的 $D = \{D_j(\lambda_k)\} (j = 1, 2, \dots, L; L \ll M)$ 表示:

$$\begin{cases} D_1 = A_{11}S_1 + A_{12}S_2 + \dots + A_{1M}S_M \\ D_2 = A_{21}S_1 + A_{22}S_2 + \dots + A_{2M}S_M \\ \vdots \\ D_L = A_{L1}S_1 + A_{L2}S_2 + \dots + A_{LM}S_M \end{cases} \quad (1)$$

要 D_i 尽可能多地含原始样本空间的光谱信息, 就要求 D_i 的方差尽可能地大, 即 $\sigma^2(D_i)$ 需取极值。假设 S_i 的数学期望 $E(S) = 0$, N 维单位向量 D_i ($\|D_i\| = 1$), A 为 S_i 在 D_i 上的投影, 则有:

$$A = S_i^T D_i = D_i^T S_i, \quad (2)$$

$$E(A) = D_i^T E(S_i) \stackrel{E(S_i)=0}{=} 0 \quad (3)$$

故有:

$$\sigma^2 = E(A^2) = E[(D_i^T S_i)(S_i^T D_i)] \times \stackrel{E(S_i S_i^T)}{=} D_i^T R D_i \quad (4)$$

式中, 相关矩阵 R 为对称矩阵。这样对 D_i 的求解

就转换为对 σ^2 的极值状态的求解。文献[7]给出了 σ^2 取极值的等价等式:

$$RD_i = \lambda D_i \tag{5}$$

式中, λ 是为了保证等式两边量纲的一致而引入的拉格朗日因子, 代数上它与 D_i 分别为 R 的特征值和特征向量。将 $\lambda(i = 1, 2, \dots, L)$ 按降序排列并构成对角矩阵:

$$\Lambda = \text{diag}[\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_L] \tag{6}$$

对应的 D_i 则构成一个 $N \times L$ 矩阵:

$$D = [D_1, D_2, \dots, D_L] \tag{7}$$

D_i 就称为第 i 个光谱主成分分量, 且当 $i \neq j$ 时 D_i 与 D_j 正交。以 D 中前 $K(K \leq L)$ 个光谱主成分分量为基张成的空间即为实现原始样本空间的宽带多光谱色彩表示空间。

3 宽带多光谱空间上色彩的表示

3.1 宽带多光谱色彩表示空间

以 Munsell Color Matt 的 AOTF 数据为原始光谱空间进行计算。当 $NC = 90$ 时, 取各个分类集群内样本光谱向量的平均值作为该集群的特征光谱向量 $S_j(\lambda) = \frac{1}{n_j} \sum_{i=1}^{n_j} S_i(\lambda)$, ($j = 1, 2, \dots, 90$), 其中, n_j 为第 j 个集群内原始光谱向量的个数。以 $S_j(\lambda)$ 构成新的特征光谱向量空间 S 。按式(2)~ 式(5)进行主成分分析计算。从计算结果中, 按式(6)~ 式(7)解析出特征光谱主成分矩阵和特征值的对角矩阵。以前 5 个特征光谱主成分分量为基张成的空间即为以混合算法(SOM-PCA)建立的宽带多光谱色彩表示空间。

与文献[4, 5]相对应, 混合算法下宽带多光谱色彩表示空间对应光谱主成分分量和直接采用主成分分析算法所建立的宽带多光谱色彩表示空间对应的光谱主成分分量如图 2 所示, 其中, PCX 表示第 X 个光谱主成分分量。

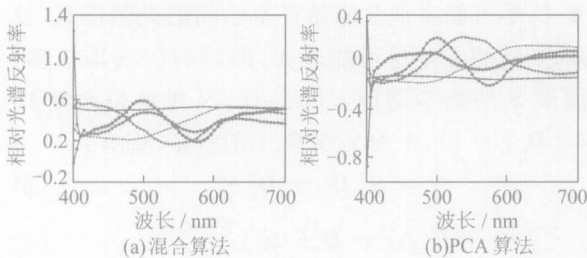


图 2 多光谱空间 5 个特征光谱向量的分布曲线

Fig. 2 Five Spectral Eigen-vectors Spanning Multispectral Space

为了有效地表征生成多光谱空间所包含的原始光谱空间的信息量, 文献[4, 5]定义了累积空间覆盖率 $CSCR = (\sum_{i=1}^j \lambda_i) / (\sum_{i=1}^L \lambda_i)$, 其中分子与分母分别对应于式(6)中前 j 个量值之和与式(6)中所有量值之和。据此计算得到直接采用主成分分析算法时的 $CSCR_{PCA} = 99.089\%$ 和先进行聚类分析再采用主成分分析算法时的 $CSCR_{SOM-PCA} = 99.658\%$ 。这说明采用混合算法较之直接采用主成分分析算法时多光谱空间包含有更为丰富的原始光谱空间的信息量。

特征光谱向量曲线分布上的“零交叉(zero-cross)”问题。直接采用主成分分析算法时, 零交叉问题非常严重, 就图 2(b) 而言有 9 个零交叉点, 有一半的光谱分布落在相对反射率 0 以下。这是使得对应的多光谱空间难以付诸实用的主要障碍之一。使用混合算法零交叉问题可以基本解决, 仅第 4 光谱主成分分量在 400 nm 处存在 1 个零交叉点, 而且所有光谱分布都在相对反射率 0 以上, 具有实际的物理涵义。

3.2 宽带多光谱空间上色彩表示与重建的精度

研究多光谱色彩表示空间的最终目标是建立低维的多光谱空间, 以实现基于光谱匹配的色彩表示与再现。设 S 为中任一色样的反射光谱分布向量, 令 C 为该光谱分布向量 S 在宽带多光谱空间上的投影, 则 S 就可以由该多光谱空间上的坐标 $C = [C_1, C_2, \dots, C_L]$ 来表示; C_i 为 S 与多光谱空间相应基 $D_i(i = 1, 2, \dots, L)$ 的内积, $C_i = S \cdot D_i$, 即任一反射或透射光谱分布向量 S 都可以由上述的向量和重建出来, $S = \sum_{i=1}^L C_i D_i$ 。

当用前 5 个特征光谱向量来张成宽带多光谱色彩表示空间重建光谱分布时, 会不可避免地引入截断误差。设 S_{org} 、 S_{rec} 分别表示原始光谱分布和所对应的重建光谱分布, 有:

$$S_{rec} = \sum_{i=1}^5 C_i \times D_i \tag{8}$$

定义光谱分布向量意义上的平均平方误差 MSE:

$$MSE = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N (S_{rec} - S_{org})^2 \tag{9}$$

实验所使用的原始光谱分布数据集是用 AOTF 对包含有 1 250 个色样的 Munsell Color Matt 在波长范围为 400 nm~ 700 nm 以 5 nm 的光谱分辨率采集得到的。所以, 式(9)中的 $N = 61$ 。按照方程(8)对 Munsell Color Matt 各个色样的光谱分布进行重建; 按照方程(9)对原始光谱分布和

所对应的重建光谱分布之间的误差进行计算。光谱分布重建误差 MSE 分布如图 3 所示。MSE 最大值、最小值及平均值分别为: $MSE_{max} = 0.0081$, $MSE_{min} = 6.8 \times 10^{-6}$ 和 $MSE_{mean} = 4.8 \times 10^{-4}$; MSE 最大值、最小值所对应的色样序号分别为 1099 和 688。具有 MSE 最大值、最小值的原始光谱分布和所对应的重建光谱分布分别如图 4 所示。

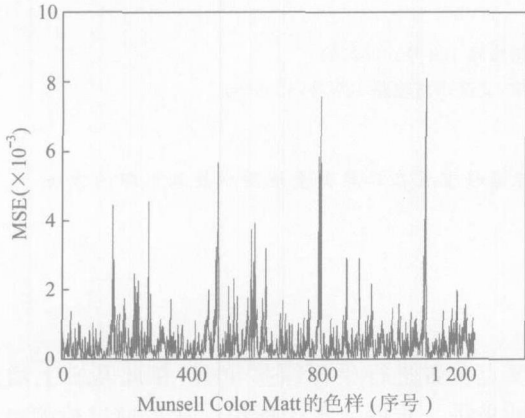


图 3 Munsell Color Chart 的重建光谱分布向量 MSE 分布图

Fig. 3 Distributions of MSE of Spectra Reconstruction for Munsell Color Chart

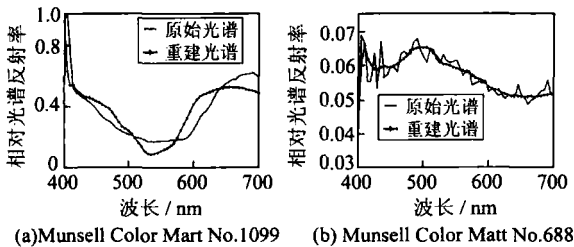


图 4 原始光谱分布和重建光谱分布图

Fig. 4 Original and Reconstructed Spectra

参 考 文 献

- [1] Central Bureau of CIE. Colorimetry (2nd Edition)[S]. Australia, Austria: Central Bureau of the CIE, 1986
- [2] MacDonald L W, Luo M R. Colour Imaging: Vision and Technology[M]. England: John Wiley & Sons Ltd., 1999
- [3] Herzog P G. Virtual Fabrics or Multispectral Imaging in B2B[C]. CGIV2002, Poitiers, 2002
- [4] Kong Lingwang, Zhu Yuanhong, Meunger K, et al. Wide-band Multispectral Space for Color Representation[J]. Geospatial Information Science, 2003, 6(2): 42-48
- [5] 孔令罔, 朱元泓, Muenger K. 色彩表示的宽带多光谱空间研究[J]. 武汉大学学报·科学信息版, 2004, 29(9): 840-844
- [6] Vora P L, Farrel J E, Tietz J D, et al. Linear Models for Digital Cameras[C]. IS&T's 50th Annual Conference, Cambridge, 1997
- [7] 袁志发, 周静芋. 多元统计分析[M]. 北京: 科学出版社, 2002
- [8] Simon H. Neural Network: A Comprehensive Foundation (2nd edition)[M]. USA: Prentice-Hall, Inc., 1999
- [9] 孔令罔, 张旭亮. GVLFF 及人眼灰视觉特性的研究[J]. 测绘通报, 2001(1): 1-4
- [10] Wyszecki G, Stiles W S. Color Science (2nd edition)[M]. England: John Wiley & Sons, 1982
- [11] Hauta-Kasari M, Wang W, Toyooka S, et al. Unsupervised Filtering of Munsell Spectra[C]. The 3th Asian Conference of Computer, Hongkong, 1998

第一作者简介: 孔令罔, 博士生, 讲师。现从事多媒体技术的研究。
E-mail: K. lingwang@pps.whu.edu.cn

Modified Multi-spectral Space for Color Representation Based on Hybrid Algorithm

KONG Lingwang^{1,2} ZHU Yuanhong³ LI Qiong⁴

(1 School of Computer Science and Technology, Huazhong University of Science and Technology, Wuhan 430074, China)

(2 Department of Printing and Packaging, Wuhan University, 129 Luoyu Road, Wuhan 430079, China)

(3 Shenzhen Polytech., Xili Lake, Shenzhen 518055, China)

(4 School of Electrical Engineering, Wuhan Institute of Chemical Industry, 366 Zhuodaquan Road, Wuhan 430074, China)

Abstract: On the basis of the hybrid algorithm constructed by cluster analysis and principal component analysis a newer multi-spectral space for color representation is developed. When cluster analysis applied using self-organized mapping the spectral distributions in each cluster are substituted by the mean distribution of those in the corresponding cluster. Further, principal

参 考 文 献

- [1] 王旭春. 滑坡 GIS 可视化研究与应用[J]. 岩石力学与工程学报, 2002, 21(2): 2 511-2 514
- [2] 欧敏. 基于 GeoCA 和 GIS 的滑坡滑动面演化规律研究[J]. 水文地质工程地质, 2005(1): 22-25
- [3] 曾新平. 三维 GIS 环境下的地质体可视化和特征分析[J]. 地质与勘探, 2005, 41(1): 72-76
- [4] 张正禄. 工程测量学[M]. 武汉: 武汉大学出版社, 2005
- [5] 白世彪. 基于 GIS 的长江三峡库区滑坡影响因子分析[J]. 山地学报, 2005, 23(1): 63-70

第一作者简介: 张昆, 讲师, 博士, 博士后。现主要从事地理信息系统和计算机应用方面的教学和研究工作。

E-mail: k zhang@ geo. ecnu. edu. cn

On 3D Visualization of Landslide's Deforming

ZHANG Kun¹ ZHANG Songlin² LIUZuqiang³ YANG Hong³

(1 Key Laboratory of Geographic Information Science, School of Resources and Environment Science, East China Normal University, 3663 North Zhongshan Road, Shanghai 200062, China)

(2 Department of Surveying and Geoinformatics, Tongji University, 1239 Siping Road, Shanghai 200092, China)

(3 Reconnaissance Academe of Three Gorges, 153 Yanjiang Street, Yichang 443003, China)

Abstract: The deforming of landslides usually expressed in horizontal and vertical direction separately. Based on the X , Y , Z coordinates from a real monitoring project. A method is proposed to build 3D model of landslides by constructing triangulated irregular network (TIN) and extruding contour lines. The tiny movement of monitoring points becomes visible by zooming movement vectors, and the whole landslide deforming was replayed using rubber-band animation techniques.

Key words: landslide; movement vector; visualization; rubber-band animation

About the first author: ZHANG Kun, lecturer, post-doctor, mainly engaged in GIS and application of computer.

E-mail: kzhang@geo.ecnu.edu.cn

(上接第 791 页)

component analysis is implemented on the compressed spectra set. Using the eigen spectral distributions as base to spanning the wide-band multi-spectral space for color representation. Results of experiments show that this newer multi-spectral space can represent and reconstruct the spectral distribution of the original color in a high accuracy.

Key words: cluster analysis; principal component analysis; color representation; wide-band multi-spectral space

About the first author: KONG Lingwang, Ph. D candidate, lecturer. Current research interests including color science and multimedia technology.

E-mail: K. lingwang@pps.whu.edu.cn