

文章编号: 0253-2239(2007)05-0859-5

基于彩色扫描仪的图像光谱重构*

邹文海 徐海松 王 勇

(浙江大学现代光学仪器国家重点实验室, 杭州 310027)

摘要: 针对彩色扫描仪的特点,采用主元分析法(PCA)和反向传播(BP)人工神经网络(ANN)相结合的方法对图像光谱重构进行研究。选择 IT8.7/2 标准色卡作为训练样本,将该色卡中的另一组色靶作为检验样本以讨论不同网络结构以及不同主元数和训练样本数对光谱重构的影响,再以自然色系统(NCS)色卡为检验本来分析不同种类的训练和检验样本与光谱重构性能的关系。实验结果表明,采用 3-14-6 网络结构和 6 个主元数是最佳选择,训练样本和扫描目标之间的一致性是基于彩色扫描仪图像光谱重构的关键所在。

关键词: 颜色科学; 光谱反射比; 光谱重构; 主元分析法; 反向传播人工神经网络; IT8.7/2 标准色卡; 自然色系统色卡

中图分类号: TP334.2⁺2 文献标识码: A

Spectral Reconstruction of Images Based on Color Scanner

Zou Wenhai Xu Haisong Wang Yong

(State Key Laboratory of Modern Optical Instrumentation, Zhejiang University, Hangzhou 310027)

Abstract: Based on the characteristics of the color scanner, the spectral reconstruction of images was studied using the method combining the principal component analysis (PCA) and back-propagation (BP) artificial neural network. The IT8.7/2 standard color card was adopted as the training samples, and the different set of patches in this card was used as testing samples to discuss the effect of different structure networks, principal component numbers and training sample numbers on the spectral reconstruction; meanwhile the color patches of Natural Color System (NCS) were selected as testing samples to analyze the relationship between the performance of spectral reconstruction and the different types of training and testing samples. The experimental results showed that the back-propagation (BP) network structure of 3-14-6 and 6 principal components were the best choices. The consistency between training samples and scanned objects was important for the spectral reconstruction of images based on color scanner.

Key words: color science; spectral reflectance; spectral reconstruction; principal component analysis (PCA); back-propagation (BP) artificial neural network (ANN); IT8.7/2 standard color card; natural color system (NCS) color card

1 引 言

21 世纪是一个图像信息时代,图像中颜色信息的准确表达和传递在人们的生活中扮演着越来越重要的角色。目前,图像中颜色的交流主要是依靠如 RGB,CMY,XYZ,CIELAB 等颜色空间的描述方式来完成,很难在不同的设备或材料上高精度复制颜

色^[1]。光谱反射比是颜色最全面最准确的描述方式。图像的光谱空间描述与照明和观察条件无关,具有高保真性,在电子商务、远程医学、艺术品拷贝等方面具有广阔的应用前景^[2~4]。

基于自然界物质表面光谱分布多数连续并且可用几个基函数的线性组合来表示的原理^[5],颜色科

* 国家自然科学基金(60578011)资助项目。

作者简介: 邹文海(1984-),男,江西萍乡人,硕士研究生,主要从事颜色科学、图像技术等方面的研究。

E-mail: zwh_gd2001@yahoo.com.cn

导师简介: 徐海松(1966-),男,江苏吴江人,教授,博士生导师,主要从事颜色与影像科学、光度学、色度学、光辐射测量等方面的研究。E-mail: chsxu@zju.edu.cn

收稿日期: 2006-06-15; 收到修改稿日期: 2006-09-26

学中的光谱重构问题主要研究如何由有限的几个色度分量(如 RGB、XYZ 等)重构颜色原有光谱^[6,7],其常见方法有多项式拟合、离散傅里叶变换(DFT)、修正离散余弦变换(MDCT)、主元分析法(PCA)、人工神经网络(ANN)等^[6~9]。主元分析法是一种统计意义上的特征提取方法,在颜色科学中已得到广泛研究,并成功应用于多种成像设备的图像光谱重构^[9,10];反向传播(BP)神经网络是对非线性系统进行建模的重要方法之一。针对目前彩色扫描仪通道数有限、输出响应非线性及其精确测量的复杂性等特点,很难精确描述扫描仪输入输出的复杂关系,本文结合主元分析法和反向传播神经网络,在充分考虑网络结构(主要是隐节点数、隐层数和隐节点的函数特性)和训练样本的特性(训练样本的大小和质量)对该方法泛化能力的影响^[11]之后,利用 IT8.7/2 标准色卡对彩色扫描仪的图像光谱重构问题进行实验研究。

2 光谱重构理论

2.1 主元分析法

一个光谱反射比样本可以用一个 n 维列向量 $\mathbf{r} = (x_1, x_2, \dots, x_n)^T$ 来表示, n 表示采样点数目, x_i 为对应采样波长的反射比, T 表示转置, 所有的光谱反射比向量将分布在一个 n 维的光谱反射比空间中。假如获得 q 个光谱反射比样本, 组成一个向量组 $\mathbf{R} = \{\mathbf{r}_1, \mathbf{r}_2, \dots, \mathbf{r}_q\}$ 。通过统计分析及线性运算获得 \mathbf{R} 的 k 个非零特征基向量 $\{\mathbf{e}_1, \mathbf{e}_2, \dots, \mathbf{e}_k\}$, $k \leq n$ 以及对应的特征值 $\{a_1, a_2, \dots, a_k\}$, $k \leq n$; \mathbf{R} 中任意 \mathbf{r} 都是 k 个基向量的线性组合; a_i 的大小反映了 \mathbf{R} 中所有样本在光谱反射比空间中基坐标 \mathbf{e}_i 上的变化幅度, 其值越大则变化越大, 即 \mathbf{e}_i 对 \mathbf{R} 的贡献将越大; 若将 k 个特征向量按对应特征值的降序排列, 定义前 p 个基向量的累积方差贡献率 V_p (Cumulative variance contribution, CVC) 为

$$V_p = \frac{\sum_{i=1}^p a_i}{\sum_{j=1}^k a_j}, \quad p \leq k \quad (1)$$

分子、分母分别是前 p 个特征值和全部 k 个特征值的和。若 V_p 高达 99.9% 以上, 则前 p 个基向量构成的子空间 E_p 与反射比空间仍然保持近似线性映射关系, 那么 \mathbf{R} 中任一光谱反射比样本 \mathbf{r} 都可以由下式进行估计, 从而达到数据压缩的目的:

$$\mathbf{r} = E_p \cdot \mathbf{A}, \quad (2)$$

式中, $E_p = \{\mathbf{e}_1, \mathbf{e}_2, \dots, \mathbf{e}_p\}$, \mathbf{e}_i ($i = 1, 2, \dots, p$) 称为主元, $\mathbf{A} = (\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_p)^T$ 称为主元系数向量。 \mathbf{A} 可

以通过已知的光谱反射比样本 \mathbf{R} 计算得到:

$$\mathbf{A} = E_p^T \cdot \mathbf{r}, \quad (3)$$

光谱匹配的精度可由光谱均方根 (Spectral root mean square, SRMS) 误差来评价^[10]。

2.2 反向传播网络

为了建立扫描仪红绿蓝 (RGB) 信息和主元系数之间的关系, 并考虑光谱重构精度和网络复杂度两方面的因素, 利用 Matlab 软件构建一个“3-N-T”的三层反向传播网络^[10], 即 3 个输入节点、 N 个隐节点和 T 个输出节点。隐含层和输出层的激活函数分别选用 tansig 非线性函数和 purelin 线性函数, 网络的训练方法及学习规则分别采用 trainlm 函数和 learnngdm 函数, 网络误差评价函数选用 mse 函数。

3 实 验

3.1 实验目的

实验 1: 训练样本和检验样本都取自于同一色卡, 排除材料和物理特性上的不一致性对光谱重构的影响, 以研究不同网络结构、不同主元数以及不同训练样本数对光谱重构的影响。

实验 2: 训练样本和检验样本分别取自于不同色卡, 以分析不同种类的训练和检验样本之间的一致性与光谱重构性能的关系。

3.2 实验样本及数据采集

实验中的颜色样本来自于 (1) IT8.7/2 标准色卡中的 288 个色靶; (2) 自然色系统 (NCS) 色卡中的 320 个色靶, 分别分布于 8 个不同的色调角 (Y60B, G80Y, G20Y, B70G, B60G, B, R50B, R20B)。由于 IT8.7/2 色卡是扫描仪色彩校正实践中最常用的标准色靶之一, 所以本实验中的训练样本都采用 IT8.7/2 色卡。为了使实验 1 中的训练样本具有鲜明的颜色特征及高信噪比且和检验样本在视觉空间中保持较高的相对独立性, 将 IT8.7/2 色卡中 288 个色靶按 CIELAB 空间中彩度的大小分成两组, 其中彩度大的一组色靶作为训练样本, 其余小彩度色靶作为检验样本。

采用 X-Rite SP60 分光色度计测得各样本在 400~700 nm 之间以 10 nm 为采样间隔的光谱反射比及其在 D65 标准照明体和 CIE1931 标准观察者下 CIELAB 空间中的色度参量。采用 Epson Perfection 1270 彩色扫描仪分别扫描两种对应色卡, 获得各色靶 RGB 响应值并归一化至 [0 1] 范围。

3.3 IT8.7/2 色靶主元光谱分析

对上述 IT8.7/2 色卡中的 144 个大彩度色靶以

及全部的 288 个色靶的光谱反射比进行主元分析, 获得各自前 9 个特征向量及其累积方差贡献率, 分别采用前 3、6、9 个特征向量作为主元求得主元系数并估计相应色靶的光谱反射比, 其平均光谱均方根(\bar{S})以

及平均 CIE94 色差(D65, 2°)($\overline{\Delta E_{94}}$)如表 1 所示。可见, 采用不同训练样本数的前 6 个以上特征向量作为主元的累积方差贡献率都能达到 99.9% 以上, 光谱重构的 \bar{S} 和 $\overline{\Delta E_{94}}$ 都分别在 1.0% 和 0.5 以下。

表 1 不同训练样本数和主元数光谱估计的累积方差贡献率、色度和光谱精度

Table 1 Cumulative variance contribution, colorimetric and spectral accuracy of spectral estimation using different numbers of training samples and principal components (N_p)

[\bar{S} : spectral root mean square error, $\overline{\Delta E_{94}}$: ΔE_{94} (D65, 2°)]

N_p	144 bigger chroma patches			288 patches		
	\bar{S} / %	$\overline{\Delta E_{94}}$	Cumulative variance contribution / %	\bar{S} / %	$\overline{\Delta E_{94}}$	Cumulative variance contribution / %
3	4.090	4.695	99.309	4.744	4.186	98.755
6	0.910	0.471	99.947	1.145	0.486	99.907
9	0.566	0.120	99.998	0.728	0.161	99.997

3.4 IT8.7/2 色卡的光谱重构(实验 1)

3.4.1 网络结构分析

为了尽可能排除主元数对网络结构分析的影响, 采用前 9 个主元来重构光谱。选择上述 IT8.7/2 色卡中的 144 个大彩度色靶作为训练样本, 对含有不同隐层节点数的网络进行训练和泛化能力检验。由于每种网络结构的训练结果会随着初始值不同而变化, 故实验中分别对每种网络结构进行 8 次重复性的训练和泛化能力检验, 训练步数都为

1000, 获得训练样本(Training)、检验样本(Testing)和总样本(Total)的光谱重构误差 \bar{S} 以及 $\overline{\Delta E_{94}}$ (D65, 2°)的期望值和标准差(SD), 如图 1 所示。由图 1(a)和图 1(b)可见, 训练样本的估计精度随着隐层节点数的增加而提高, 然而当隐层节点数大于一定量时检验样本的估计精度又会逐步下降; 图 1(c)和图 1(d)中总样本的精度曲线表明, 选择 14 个隐层节点数可以在网络结构相对简单的前提下获得最高且最稳定的重构精度。

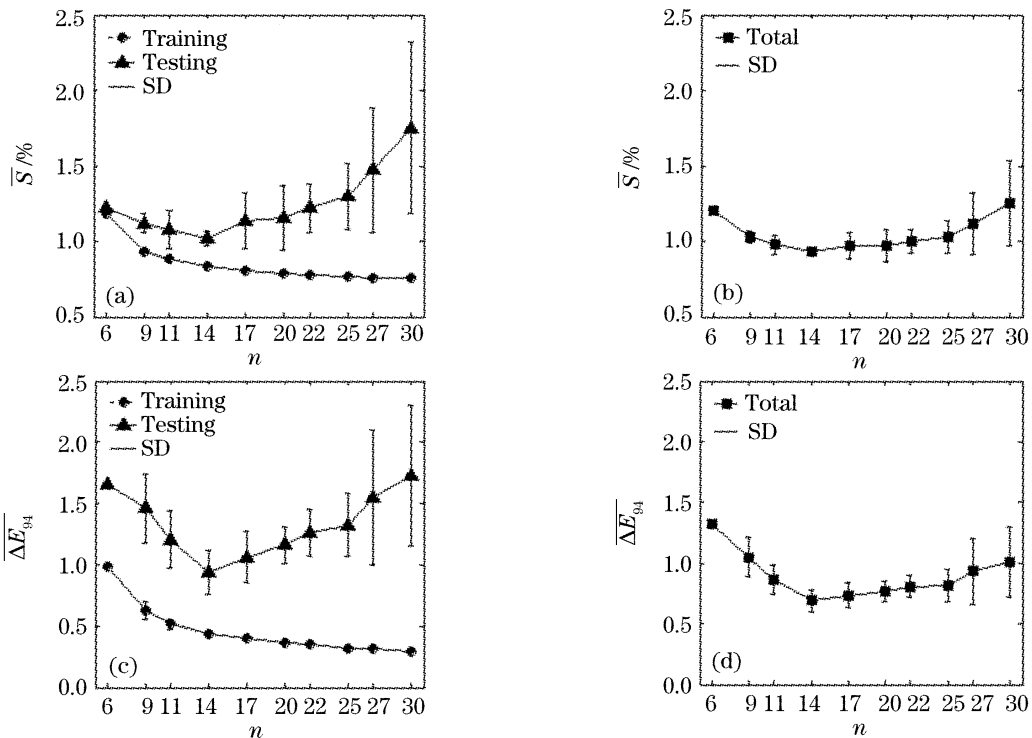


图 1 不同网络结构和前 9 个主元光谱重构的 \bar{S} 和 $\overline{\Delta E_{94}}$ 期望值和标准偏差 (n : 隐层节点数)

Fig. 1 Statistical expectation and standard deviation (SD) of the \bar{S} and $\overline{\Delta E_{94}}$ of the spectral reconstruction using different networks and first 9 principal components (n : the node number of hidden layer)

3.4.2 不同主元数的光谱重构分析

网络的隐层节点数为 14, 训练样本、检验样本、训练次数和步数和 3.4.1 所述相同, 采用训练样本

前 6 个主元对 IT8.7/2 色卡的光谱反射比进行重构, 其平均结果及与 3.4.1 中实验结果比较如表 2 所示。

表 2 不同主元数重构 IT8.7/2 色卡光谱反射比的色度和光谱精度

Table 2 Colorimetric and spectral accuracy of spectral reconstruction for IT8.7/2 color patches using different number of principal components (N_p)

N_p	Training		Testing		Total	
	$\overline{\Delta E_{94}}/\Delta E_{94}^{\max}$	$\overline{S}/\%$	$\overline{\Delta E_{94}}/\Delta E_{94}^{\max}$	$\overline{S}/\%$	$\overline{\Delta E_{94}}/\Delta E_{94}^{\max}$	$\overline{S}/\%$
6	0.673/3.281	1.209	1.121/5.050	1.195	0.897/5.050	1.202
9	0.442/1.509	0.833	0.939/3.608	1.023	0.690/3.608	0.928

从表 2 中数据看出,当训练样本和检验样本保持高度一致时,仅仅采用前 6 个主元重构光谱的 \overline{S} 与 $\overline{\Delta E_{94}}$ 都分别能达到 1.5% 和 1.0 以下,最大的匹配色差为 5.050,而采用前 9 个主元重构时的精度没有明显的提高。因此,前 6 个主元是同时兼顾光谱图像数据压缩和重构精度之间的合理选择。

3.4.3 不同训练样本数的光谱重构分析

网络的隐层节点数为 14,训练次数与步数和

表 3 采用 IT8.7/2 色卡中不同训练样本数和检验样本数重构光谱反射比的色度和光谱精度

Table 3 Colorimetric and spectral accuracy of spectral reconstruction for IT8.7/2 color card using different numbers of training samples (N_{tr}) and testing samples (N_{te})

N_{tr}	N_{te}	Training		Testing		Total	
		$\overline{\Delta E_{94}}/\Delta E_{94}^{\max}$	$\overline{S}/\%$	$\overline{\Delta E_{94}}/\Delta E_{94}^{\max}$	$\overline{S}/\%$	$\overline{\Delta E_{94}}/\Delta E_{94}^{\max}$	$\overline{S}/\%$
36	252	0.692/2.146	1.256	11.39/74.57	10.61	6.040/38.36	5.934
72	216	0.653/2.345	1.212	2.159/10.25	1.861	1.406/6.296	1.536
108	180	0.691/3.443	1.162	1.574/8.332	1.318	1.133/5.887	1.240
144	144	0.667/2.736	1.123	1.010/4.200	1.078	0.838/3.482	1.101
288	0	0.717/3.032	1.003	—	—	0.717/3.032	1.003

3.5 自然色系统色卡的光谱重构(实验 2)

网络隐层节点数为 14,训练样本和检验样本分别为 IT8.7/2 色卡中 288 个色靶和自然色系统的 320 个色靶,训练 8 次,每次训练的步数为 1000,采用 6 个主元对训练样本及检验样本的光谱反射比进行重构其平均结果如表 4 所示。可见,6 个主元重构自然色系统光谱的 \overline{S} 和 $\overline{\Delta E_{94}}$ 分别达到 6.262% 和 3.486,是 IT8.7/2 色靶光谱重构精度的 3~6 倍。因此,训练样本和检验样本间的不一致性是光谱重构误差的重要因素。

表 4 采用 IT8.7/2 标准色卡重构自然色系统色卡光谱反射比的色度和光谱精度

Table 4 Chrominance and spectral accuracy of spectral reconstruction for natural color system color patches using IT8.7/2 standard color card

N_p	Training(IT8.7/2)		Testing(NCS)	
	$\overline{\Delta E_{94}}/\Delta E_{94}^{\max}$	$\overline{S}/\%$	$\overline{\Delta E_{94}}/\Delta E_{94}^{\max}$	$\overline{S}/\%$
6	0.717/3.032	1.003	3.504/8.020	6.208

3.4.2 相同,采用 IT8.7/2 色卡 288 个色靶的前 6 个主元对 IT8.7/2 色卡的光谱反射比进行重构,其结果如表 3。当训练样本数和检验样本数分别为 72 和 216 时,仍然具有较高的光谱重构精度,为 1.861%;随着训练样本数的增加,光谱重构精度没有明显的提高,表明 3-14-6 网络结构对于本实验中的检验样本具有很好的泛化能力。

4 结 论

基于主元分析法和反向传播神经网络相结合的方法,对彩色扫描仪图像光谱重构中网络结构、主元数、训练样本数以及样本间不一致性的影响等关键问题进行了实验研究。IT8.7/2 色卡的光谱重构实验表明,14 个隐层节点数和 6 个主元是最佳选择,其光谱重构的 \overline{S} 和 $\overline{\Delta E_{94}}$ 分别达到 1.5% 和 1.0 以下,优于以前或其他作者类似实验的结果^[9,12],在 IT8.7/2 色卡作为最常用的标准色靶之一的扫描仪特征化等颜色复制实践中具有很好的应用前景^[13]。自然色系统色卡的光谱重构实验表明,保持训练样本和检验样本之间的一致性可以明显提高光谱重构的精度。

参 考 文 献

- 1 R. Ramanath, R. G. Kuehni, W. E. Snyder *et al.*. Spectral spaces and color spaces[J]. *Color Research and Application*, 2004, **29**(1): 29~37
- 2 J. Y. Hardeberg. Acquisition and reproduction of colour images;

- colorimetric and multi-spectral approaches [D]. France, Ecole Nationale Supérieure des Telecommunications, 1999. 1~2
- 3 Li Sumei, Han Yingzhe, Zhang Yanxin *et al.*. Recognition of nonlinear fluorescence spectrum of support vector machine networks[J]. *Acta Optica Sinica*, 2006, **26**(1): 147~151 (in Chinese)
李素梅, 韩应哲, 张延焯 等. 基于支持向量机的非线性荧光光谱的识别[J]. *光学学报*, 2006, **26**(1): 147~151
- 4 Zhou Youxi, Li Yunsong, Wu Chengke. Environmental satellite multispectral images compression algorithm [J]. *Acta Optica Sinica*, 2006, **26**(3): 336~340 (in Chinese)
周有喜, 李云松, 吴成柯. 环境卫星多光谱图像压缩算法[J]. *光学学报*, 2006, **26**(3): 336~340
- 5 J. L. Dannemiller. Spectral reflectance of natural objects; how many basis functions are necessary? [J] *J. Opt. Soc. Am. A*, 1992, **9**(4): 507~515
- 6 D.-Y. Tzeng, R. S. Berns. A review of principal component analysis and its applications to color technology [J]. *Color Research and Application*, 2005, **32**(2): 84~98
- 7 Daniel Dupont. Study of the reconstruction of reflectance curves based on tri-stimulus values; comparison of methods of optimization[J]. *Color Research and Application*, 2002, **27**(2): 88~99
- 8 Th. Keusen. Multispectral color system with an encoding format compatible with the conventional tri-stimulus model[J]. *Image Science and Technology*, 1996, **40**(6): 510~515
- 9 Yong Wang, Haisong Xu. Spectral characterization of scanner based on PCA and BP ANN[J]. *Chin. Opt. Lett.*, 2005, **3**(12): 725~728
- 10 Ren Pengyuan, Liao Ningfang, Chai Binhua *et al.*. Spectral reflectance recovery based on multispectral imaging[J]. *Optical Technique*, 2005, **31**(3): 427~429 (in Chinese)
任鹏远, 廖宁放, 柴冰华 等. 基于多光谱成像的光谱反射率重建[J]. *光学技术*, 2005, **31**(3): 427~429
- 11 Dong Cong, Liu xila. A study on generalized BP algorithm of neural network and its fault tolerance and generalization capability[J]. *Control and Decision*, 1998, **13**(2): 120~124 (in Chinese)
董 聪, 刘西拉. 广义 BP 算法及网络容错性和泛化能力的研究[J]. *控制与决策*, 1998, **13**(2): 120~124
- 12 Hui-Liang Shen, John H. Xin. Colorimetric and spectral characterization of a color scanner using local statistics[J]. *Image Science and Technology*, 2004, **48**(4): 342~346
- 13 Haisong Xu, Hirohisa Yaguchi, Satoshi Shioiri. Correlation between visual and colorimetric scales ranging from threshold to large color difference[J]. *Color Research and Application*, 2002, **27**(5): 349~359