

doi:10.3969/j.issn.1674-7100.2015.03.009

# 基于 GA-BP 神经网络的彩色扫描仪光谱特征化

于海琦<sup>1</sup>, 刘真<sup>1</sup>, 田全慧<sup>2</sup>

(1. 上海理工大学 出版印刷与艺术设计学院, 上海 200093;  
2. 上海出版印刷高等专科学校 印刷包装工程系, 上海 200093)

**摘要:** 为了实现彩色扫描仪的光谱特征化, 采用一种 GA 修正的 BP 神经网络与 PCA 相结合的方法对其进行研究。首先, 通过主成分分析, 对训练样本的光谱反射率进行降维, 以 RGB 信号和降维后的光谱数据作为输入、输出变量进行 GA-BP 神经网络的建模, 对任意 RGB 信号都可以通过模型得到其低维光谱信号; 再通过主成分分析重构光谱反射率, 由此实现 RGB 信号对光谱反射率的重构, 即实现扫描仪的光谱特征化。实验结果表明, GA 的优化有效地改善了 BP 神经网络的极值问题, 提高了模型的预测精度, PCA 在不影响模型精度的同时提高了模型的效率。由此说明, 所提出的模型能够满足扫描仪光谱特征化的需求。

**关键词:** 彩色扫描仪; 光谱特征化; BP 神经网络; 遗传算法; 主成分分析

中图分类号: TP334.8; O432.3

文献标志码: A

文章编号: 1674-7100(2015)03-0046-04

## Spectral Characterization of Color Scanners Based on GA-BP Neural Network

Yu Haiqi<sup>1</sup>, Liu Zhen<sup>1</sup>, Tian Quanhui<sup>2</sup>

(1. College of Communication and Art Design, University of Shanghai for Science and Technology, Shanghai 200093, China;  
2. Department of Printing and Packaging Engineering, Shanghai Publishing and Printing College, Shanghai 200093, China)

**Abstract:** To achieve spectral characterization of color scanners, a spectral characterization model based on GA-BP and PCA was proposed. Firstly, the dimension of spectral reflectance was reduced by PCA. The GA-BP neural network model was built with input of variables of RGB signal and output of variables of low dimensional spectrum signal. Any low dimensional spectrum signal could be got by this model with any input RGB signal, while the spectral reflectance could be reconstructed by PCA. The spectral characteristics of color scanners were achieved. Experimental results show that the extremum problem of BP neural network could be effectively improved by GA. PCA could improve the operating efficiency of the model under the circumstances of maintaining accuracy. This implied it was a high-precision color scanner characteristic model.

**Key words:** color scanner; spectral characterization; BP neural network; genetic algorithm; principal component analysis

## 0 引言

实现高精度颜色复制的关键是原始图像信息的准确获取。彩色扫描仪作为常见彩色图像获取设备之

一, 其高精度特征化模型的建立是准确获取颜色信息、实现高精度颜色复制的保证<sup>[1-2]</sup>。目前针对扫描仪的特征化方法主要有两类: 一类是色度特征化<sup>[3]</sup>, 即建立 RGB 信号与 XYZ 或 Lab 色度值之间的转换模

收稿日期: 2015-05-14

基金项目: 国家自然科学基金青年基金资助项目(61301231), 上海市研究生创新基金资助项目(JWCXSL1402)

作者简介: 于海琦(1991-), 男, 山东威海人, 上海理工大学硕士生, 主要研究方向为基于光谱的颜色复制,

E-mail: hatchyu@163.com

型, 但由于色度特征化仅适用于一定的照明条件和观察者, 如果照明条件和观察者发生改变, 则模型亦需重新建立; 另一类是光谱特征化<sup>[4-7]</sup>, 即建立RGB信号与光谱反射率之间的转换模型。光谱反射率是一种既与设备无关又与光照无关的颜色表示方法, 是对颜色描述最好的选择, 能够最大程度地避免色度特征化方法中的同色异谱问题。

常用的特征化模型主要有多项式回归、三维查找表、神经网络等。多项式回归模型虽然建模效率较高, 但其精度较差, 样本相关性较强; 查找表模型需大量样本才能实现较高精度; 神经网络模型可实现任意输入输出变量间的非线性转换, 能有效解决扫描仪特征化过程中RGB信号与光谱反射率之间的非线性映射, 而颜色复制领域内常用的神经网络模型是BP神经网络, 故采用BP神经网络作为特征化的基本模型。但BP神经网络存在收敛速度慢、易陷入局部极值等缺陷<sup>[8]</sup>。基于此, 本文拟借助遗传算法的群体全局寻优和天然的增强式学习能力, 采用一种遗传算法 (genetic algorithm, GA) 优化的BP神经网络 (GA-BP) 与主成分分析 (principal component analysis, PCA) 相结合的方法, 对BP神经网络的初始权值阈值进行优化, 以弥补BP神经网络存在的缺陷<sup>[9-11]</sup>, 实现高精度的扫描仪光谱特征化。

## 1 关键技术介绍

### 1.1 主成分分析法

主成分分析法<sup>[11-12]</sup>是一种重要的多元统计分析方法, 它把多维数据转化为少数几个互相独立并且包含原来数据大部分信息的低维数据。在实际应用中, 一般取前几个主成分就可以基本包含全部信息。文中采用主成分分析法对光谱反射率数据进行降维, 并采用降维后的光谱数据作为BP神经网络训练的输出变量, 进行神经网络训练。光谱反射率可以看作一系列主成分与主成分系数的组合。假定光谱反射率  $\mathbf{r}$  是一个  $n$  维列向量, 光谱反射率向量组  $\mathbf{R}$  满足

$$\mathbf{R} = (\mathbf{r}_1, \mathbf{r}_2, \mathbf{r}_3, \dots, \mathbf{r}_n)。$$

通过统计分析及线性运算, 可获得集合  $\mathbf{R}$  中的  $k$  个基本特征向量  $\mathbf{U} = (\mathbf{U}_1, \mathbf{U}_2, \mathbf{U}_3, \dots, \mathbf{U}_k)$ , 使得  $\mathbf{R}$  中任意样本的光谱反射率  $\mathbf{r}$  都可以通过式 (1) 来进行估算:

$$\mathbf{r} = \sum_{i=1}^k u_i \mathbf{a}_i = \mathbf{U} \cdot \mathbf{A}。 \quad (1)$$

式 (1) 中: 主成分用向量组  $\mathbf{U} = (\mathbf{U}_1, \mathbf{U}_2, \mathbf{U}_3, \dots, \mathbf{U}_k)$  表示;  $\mathbf{A}$  是对应的主成分系数, 可用  $\mathbf{A} = (\mathbf{a}_1, \mathbf{a}_2, \mathbf{a}_3, \dots, \mathbf{a}_k)^T$  表示。

当矩阵  $\mathbf{U}$  的前  $k$  个特征向量的贡献率足够大时, 光谱反射率就可认为是前  $k$  个特征向量的线性组合。根据式 (2) 所示的累计贡献率 (cumulative variance contribution, CVC)  $V^k$  计算公式确定所需的主成分个数以及降维后数据的维数。

$$V^k = \sum_{i=1}^k \frac{W_i}{\sum_{i=1}^n W_i}。 \quad (2)$$

### 1.2 GA-BP神经网络原理

BP神经网络是一种误差反向传播的前馈型神经网络, 它由输入层、隐含层 (1层或多层) 和输出层组成。网络由正向传播和反向传播组成, 正向传播是输入信号从输入层经隐含层传向输出层。若输出层得到了期望的输出, 则学习算法结束。否则, 转至反向传播。反向传播是将误差 (样本输出与网络输出之差) 按原联接通路反向计算, 由梯度下降法调整各层节点的权值和阈值, 使误差减小。

BP神经网络可以实现任意线性或非线性函数映射, 目前被广泛应用。然而, BP神经网络的收敛速度较慢, 易陷入局部极值。实践证明, 借助遗传算法对BP神经网络的初始权值阈值进行优化, 可以取得较好的效果<sup>[10-12]</sup>。遗传算法采用逐次迭代法搜索优化BP神经网络的各连接层参数, 经过反复不断地训练调整, 最终确定网络的最优权值阈值, 遗传算法确定神经网络最优权值阈值过程如图1所示。

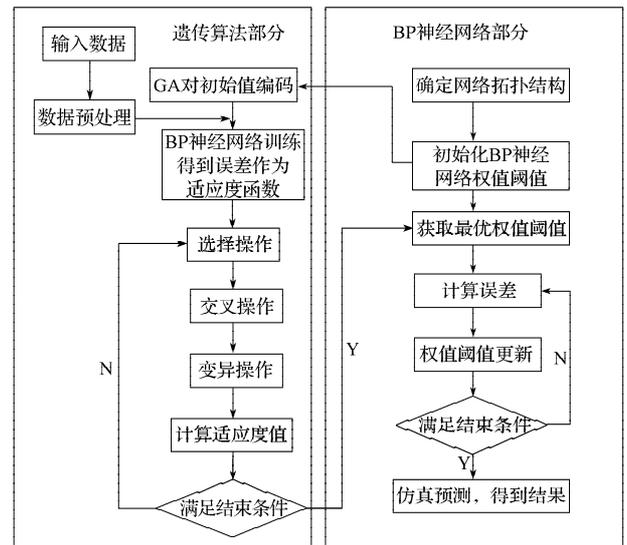


图1 GA-BP神经网络权值阈值优化流程

Fig. 1 Procedure of weight values and threshold value of BP neural network optimized by GA

## 2 实验设备与处理软件

实验设备: EPSON PERFECTION V500 Photo扫描

仪，扫描分辨率设置为 300 dpi。色靶：孟塞尔颜色系统中的色块，其中包括 10 个编号分别为 5R、5G、10R、10G、5Y、5B、7.5YR、7.5GY、2.5GY 和 Neutrals 的色相页上所有不同明度和彩度的 336 个色块，色块分成 2 组，1 组用于训练，1 组用于检测。测量设备：Eyeone pro 分光光度计，用以测量色卡的光谱反射率，测量的光谱范围为 400 ~ 700 nm，波长间隔为 10 nm。数据处理软件：Matlab、Microsoft excel、Photoshop、ProfileMaker Measure Tool。

### 3 结果与分析

#### 3.1 主成分个数的确定

根据公式 (2) 计算得到主成分累计贡献率，当各分区子空间累计贡献率均达到 99% 时，认为该主成分数可以完整再现颜色信息。并根据所得主成分数将光谱反射率降为相应维度，作为网络输出变量。由图 2 中主成分累计贡献率可知，各分区子空间前 10 个主成分的累计贡献率均达到了 99%，说明 10 个主成分可完整再现颜色信息。故本文采用 10 个主成分，将光谱反射率降为 10 维，作为网络输出变量。

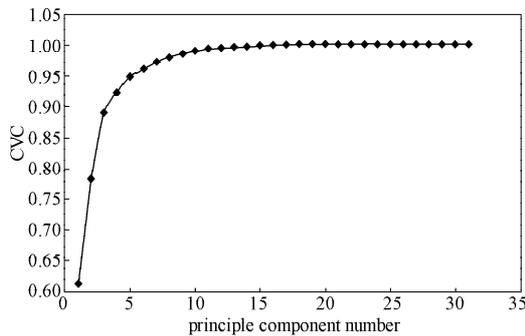


图 2 主成分累计贡献率

Fig. 2 Cumulative contribution of different number of different principle component number

图 3 所示为降维前后模型的运算效率。

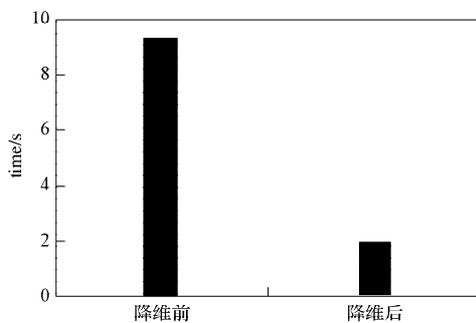


图 3 降维前后模型的运算效率比较

Fig. 3 comparison of operation efficiency before and after the dimension reduction

由图 3 分析可知，降维后模型的运算效率约提高了 4 倍，由此说明，通过主成分分析法降维能够有效

提高模型效率。

#### 3.2 遗传算法和神经网络参数

遗传算法参数设置如下：采用实数编码为本文的编码方式，种群规模为 50，遗传迭代次数为 100，交叉概率为 0.8，变异概率为 0.01，取实际输出与期望输出光谱反射率误差平方和的倒数为适应度函数。

神经网络的隐含层和输出层分别选用 Tansig、purelin 函数为激活函数，Trainlm 为网络训练算法。由于隐层数和隐层节点数的改变会影响网络的性能，如隐层层节点多，在提高学习精度的同时，会增加网络的复杂度。因此，本文选用常用的 3 层 BP 神经网络模型 (见图 4)，并采用循环迭代确定最优化的网络结构，每一网络结构下建模 30 次，以确定最佳隐层节点数。结果表明，该样本下模型的最佳隐层节点数为 25。

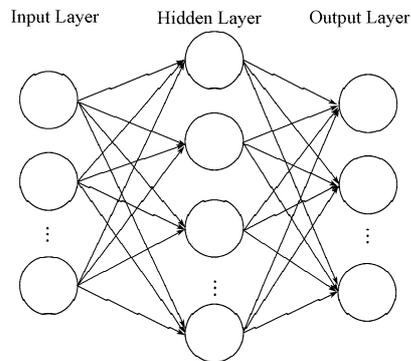


图 4 BP 神经网络结构

Fig. 4 Structure of BP neural network

#### 3.3 评价模型

以扫描仪的 RGB 信号为 GA-BP 神经网络的输入变量，以降维后的光谱反射率为输出变量，进行神经网络模型训练，以色差  $\Delta E_{00}$  和均方根误差 (root-mean-square error, RMSE) 评价模型的色度精度和光谱精度。模型的色度精度和光谱精度见表 1 和图 5。

表 1 GA-BP 与 BP 神经网络模型的色度和光谱精度

Table 1 Colorimetric and spectral accuracy of prediction model of GA-BP and BP neural network mode

样 本	BP		GA-BP		
	$\Delta E_{00}$	RMSE	$\Delta E_{00}$	RMSE	
训练样本	mean	0.731 6	0.009 3	0.689 9	0.009 4
	max	4.543 4	0.025 4	4.335 0	0.023 5
检测样本	mean	1.421 4	0.070 0	1.027 5	0.031 1
	max	10.331 7	0.952 2	5.296 1	0.214 6

通过分析表 1 中的数据可知，相比于 BP 神经网络，采用 GA-BP 神经网络模型作为特征化模型的色度精度和光谱精度均有了显著提高，最大色差的变化尤为显著，GA-BP 神经网络模型的精度提高 1 倍，而从检测样本的精度看，GA-BP 神经网络模型的泛

化能力优于BP神经网络。由此说明遗传算法利用其全局搜索的优势,有效地避免了极值点的出现,在提高模型精度的同时也提高了模型的泛化能力。而由图5可知,GA-BP神经网络模型色差小于1的样本点显著增加,最大色差不超过6,有效优化了模型的色差分布。由此可见,GA-BP神经网络模型在色度和光谱两方面均达到了较高的精度,能够满足彩色扫描仪特征化的精度要求。

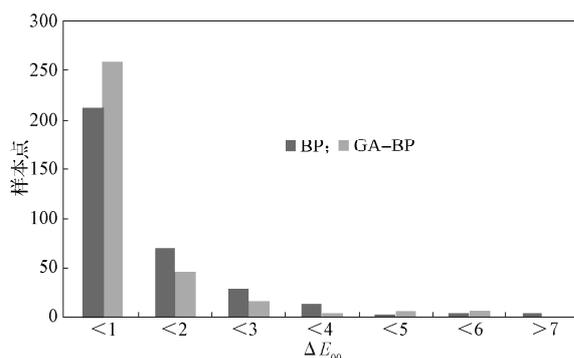


图5 两种模型的色差分布

Fig. 5 Color difference distribution of two models

## 4 结论

本文在分析了几种常用彩色扫描仪特征化模型优缺点的基础上,认为BP神经网络模型是一种高效且具有较强非线性的光谱特征化模型,故本文采用BP神经网络作为特征化的基本模型,针对BP神经网络模型容易出现局部极值的缺陷,采用GA对其进行优化,同时为提高模型的效率,采用PCA对输出变量光谱反射率进行降维、重构。

实验结果表明,采用GA-BP神经网络模型作为彩色扫描仪特征化模型具有以下优势:

1) GA对BP神经网络进行优化,有效地避免了BP神经网络模型极值点的出现,有效地改善了色差分布,使色差较大样本点显著减少;

2) 采用主成分分析法对输出变量光谱反射率进行降维,在不影响模型精度的同时,提高了模型的运行效率。

以上结果表明,采用GA-BP神经网络结合PCA对扫描仪进行光谱特征化,能够满足彩色扫描仪的特征化需求,即能够实现高精度的扫描仪光谱特征化。

### 参考文献:

[1] 徐艳芳,刘文耀,左坤隆,等.彩色扫描仪的特征化[J].光学精密工程,2004,12(1):15-20.  
Xu Yanfang, Liu Wenyao, Zuo Kunlong, et al.

Characterization of Color Scanners[J]. Optics and Precision Engineering, 2004, 12(1): 15-20.

- [2] 徐艳芳,黄敏,金杨.基于色度比特性的显示器色度特性化[J].液晶与显示,2008,23(6):771-777.  
Xu Yanfang, Huang Min, Jin Yang. Characterization of Monitors Based on Colorimetric Ratios[J]. Chinese Journal of Liquid Crystals and Displays, 2008, 23(6): 771-777.
- [3] Johnson T. Methods for Characterizing Color Scanners and Digital Cameras[J]. Displays, 1996, 16(4): 183-191
- [4] Shi M, Healey G. Using Reflectance Models for Color Scanner Calibration[J]. Journal of the Optical Society of America A, 2002, 19(4): 645-656.
- [5] Shen H L, Xin J H. Colorimetric and Spectral Characterization of a Color Scanner Using Local Statistics [J]. Journal of Imaging Science and Technology, 2004, 48 (4): 342-346.
- [6] Wang Yong, Xu Haisong. Spectral Characterization of Scanner Based on PCA and BP ANN[J]. Chinese Optics Letters, 2005, 3(12): 725-728.
- [7] Shen H L, Xin J H. Spectral Characterization of a Color Scanner by Adaptive Estimation[J]. Journal of the Optical Society of America A, 2004, 21(7): 1125-1130.
- [8] 李金城.色彩高保真复制的理论与实践[D].南京:南京林业大学,2013.  
Li Jincheng. Theory and Practice of High-Fidelity Color Reproduction[D]. Nanjing: Nanjing Forestry University, 2013.
- [9] 田亮,罗宇,王阳.基于遗传算法优化BP神经网络的TIG焊缝尺寸预测模型[J].上海交通大学学报,2013,47(11):1690-1696.  
Tian Liang, Luo Yu, Wang Yang. Prediction Model of TIG Welding Seam Size Based on BP Neural Network Optimized by Genetic Algorithm[J]. Journal of Shanghai Jiaotong University, 2013, 47(11): 1690-1696.
- [10] 刘春艳,凌建春,寇林元,等.GA-BP神经网络与BP神经网络性能比较[J].中国卫生统计,2013,30(2):173-176,181.  
Liu Chunyan, Ling Jianchun, Kou Linyuan, et al. Performance Comparison Between GA-BP Neural Network and BP Neural Network[J]. Chinese Journal of Health Statistics, 2013, 30(2): 173-176, 181.
- [11] 张显斗,王强,杨根福,等.光谱颜色管理系统关键技术综述[J].中国印刷与包装研究,2013,5(1):10-17.  
Zhang Xiandou, Wang Qiang, Yang Genfu, et al. Key Technologies Review of the Spectral Color Management System[J]. China Printing and Packaging Study, 2013, 5 (1): 10-17.
- [12] Tzeng D Y, Roy S B. A Review of Principal Component Analysis and Its Applications to Color Technology[J]. Color Research & Application, 2005, 30(2): 84-98.

(责任编辑:廖友媛)