

# 一种数码喷墨印花机的颜色特性化方法

高敏, 李鹏飞, 苏泽斌, 杨金锴  
(西安工程大学 电子信息学院, 西安 710048)

**摘要:** **目的** 为了提升数码印花中彩色图像的复现精度, 提出一种在子空间采用遗传算法优化 BP 神经网络的颜色特性化方法。**方法** 介绍遗传算法 (GA) 优化 BP 神经网络的基本原理, 设计一种在  $L^*a^*b^*$  颜色子空间建立的颜色特性化模型, 并对 1000 个色样开展 GA-BP 神经网络模型训练实验, 最终拟合出印花色样的  $L^*a^*b^*$  色度值和输入的印花图像 RGB 驱动值之间的非线性关系。**结果** 该方法对 125 个测试色样的颜色特性化预测结果显示, 超过 90% 的色样色差分布在 2.0 以内, 光谱均方根误差 (RMSE) 分布在 0.02 以内。**结论** 该方法较未进行遗传算法优化 BP 神经网络, 预测精度得到明显提升, 能够达到较高的数码喷墨印花彩色图像复现精度。

**关键词:** 数码喷墨印花机; 颜色特性化; GA-BP 神经网络; 子空间划分

中图分类号: TS801.3 文献标识码: A 文章编号: 1001-3563(2019)21-0235-07

DOI: 10.19554/j.cnki.1001-3563.2019.21.035

## Color Characterization Method of Digital Inkjet Printers

GAO Min, LI Peng-fei, SU Ze-bin, YANG Jin-kai

(College of Electrics and Information, Xi'an Polytechnic University, Xi'an 710048, China)

**ABSTRACT:** The work aims to propose a method of color characterization of a BP neural network with genetic algorithm optimization in the subspace, so as to improve the reproduction accuracy of the color image in digital printing. The basic principle of BP neural network with genetic algorithm (GA) optimization was introduced. A color characterization model established in  $L^*a^*b^*$  color subspace was designed, and a GA-BP neural network model training experiment was conducted for 1,000 color samples. The training experiment finally fitted the nonlinear relationship between the  $L^*a^*b^*$  chromaticity value of the printed color sample and the inputted RGB driving value of the printed image. The color characterization of 125 test color samples were predicted by the proposed method. The predication results showed that, more than 90% of the color differences were distributed within 2.0 and the spectral RMSE was within 0.02. Compared with the BP neural network without genetic algorithm optimization, the prediction accuracy of the proposed method is obviously improved, which can achieve high reproduction accuracy of color image in digital inkjet printing.

**KEY WORDS:** digital inkjet printer; color characterization; GA-BP neural network; subspace partition

数码喷墨印花技术是一种集高科技电子信息、材料科学、纺织印染工艺等为一体的高新技术<sup>[1]</sup>。该技术将数字图像输入到计算机, 经软件处理后, 由计算

机控制数字化输出设备, 直接将多基色墨水喷射到织物上, 绘制所需图案<sup>[2]</sup>。

为提升印花过程中彩色图像的复现精度, 需对数

收稿日期: 2019-06-19

基金项目: 陕西省教育厅科研计划 (18JK0339); 陕西省重点研发计划 (2019ZDLGY01-08)

作者简介: 高敏 (1993-), 男, 硕士生, 主要研究方向为数码印花织物质量分析与评价。

通信作者: 苏泽斌 (1989-), 男, 硕士, 工程师, 主要研究方向为纺织印染工艺参数在线检测和印花机控制系统。

码喷墨印花技术中颜色特性化的方法展开研究。颜色特性化是指打印系统对输入的颜色进行分色处理、打印输出以及呈色等整个工作过程在颜色空间的特性<sup>[3]</sup>。目前颜色特性化的方法有线性拟合法<sup>[4]</sup>、多项式回归法<sup>[5-6]</sup>、查表法<sup>[7-8]</sup>和BP神经网络法<sup>[9-10]</sup>等。这些方法在理论研究和工程应用中都取得了一定成果,但相应方法都存在一定局限性。线性拟合法实用性强,但颜色转换精度较低;多项式回归法的计算量大,系数难以确定;查表法需大量样本数据和较高的资源占用率才可建立模型。目前,在数码印花颜色管理领域最常用的是BP神经网络法,该方法不需考虑呈色复杂的内部机制,只通过优化网络参数、样本选择等,即可得到满足应用要求的颜色预测模型;但研究表明,BP神经网络学习收敛速度较慢,预测结果不稳定,易出现局部极值<sup>[11]</sup>。

遗传算法作为一种全局优化搜索算法,能够找到最合适的网络权值和阈值<sup>[12]</sup>。采用遗传算法优化BP神经网络,可以有效避免BP神经网络出现局部极值,并加快网络学习收敛速度,使预测结果更加稳定。文中通过划分颜色空间,在各子空间建立遗传算法优化的BP神经网络模型,以实现数码喷墨印花的颜色特性化。

## 1 GA-BP神经网络的基本原理

### 1.1 BP神经网络

神经元是神经网络的基本单元,其典型模型见图1。由图1可知,神经元*a*输出 $y_j$ 的矢量形式可表示为:

$$y_j = f\left(\sum_{i=1}^n x_i w_i - \theta_j\right) \quad (1)$$

式中: $x_i (i=1, 2 \dots n)$ 为输入信号; $w_i (i=1, 2 \dots n)$ 为连接权重; $\theta_j$ 为神经元阈值; $f(x)$ 为激活函数。

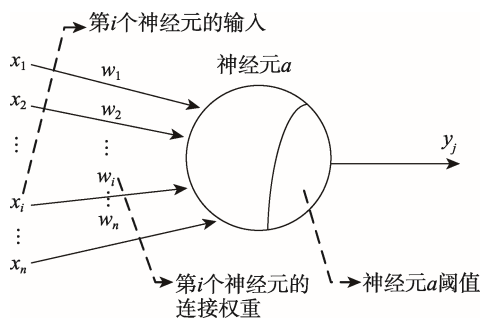


图1 神经元模型  
Fig.1 Neuron model

BP神经网络,即误差逆传播神经网络,是一种监督式的学习算法<sup>[13]</sup>。网络由信号的正向传播和误差的反向传播组成<sup>[14]</sup>。信息正向传播是输入信号

$x_j$ 通过隐含层节点作用于输出节点,经非线性变换后产生输出信号 $y_i$ 。误差的反向传播是将网络实际输出*A*与期望输出*T*的均方误差MSE,按原网络通路反向传播,调整网络的权值和阈值。经过反复训练,直至误差信号MSE收敛于期望的均方误差 $\xi$ ,在文中实验中训练目标期望的均方误差 $\xi$ 取值为 $10^{-5}$ 。实际输出*A*与期望输出*T*的均方误差MSE,由式(2)计算:

$$MSE = \sum (A-T)^2 / N \quad (2)$$

### 1.2 遗传算法优化BP神经网络

遗传算法采用逐次迭代法搜索优化BP神经网络各连接层参数,经过反复的训练调整,可确定网络的最优初始权值阈值<sup>[15]</sup>。遗传算法优化BP神经网络流程见图2。

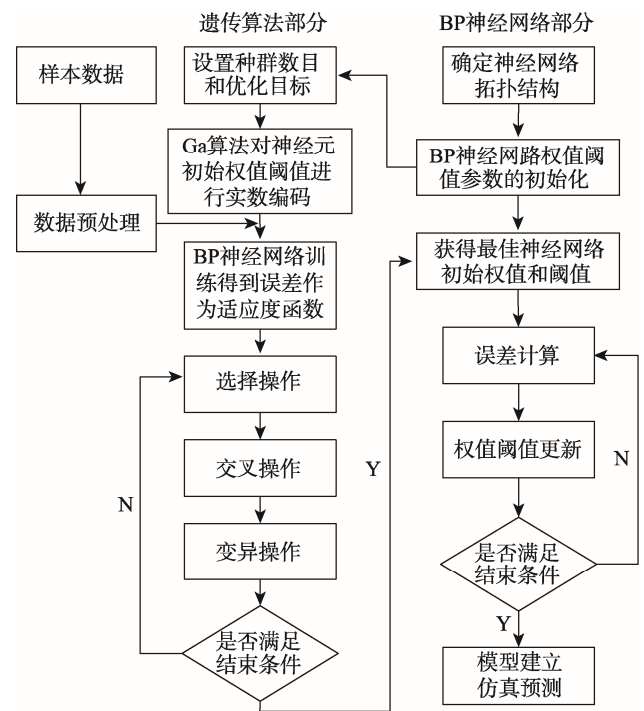


图2 遗传算法优化BP神经网络流程  
Fig.2 Flow chart of BP neural network with genetic algorithm optimization

从图2可知,遗传算法优化BP神经网络的具体操作步骤如下所述。

1) 定义BP网络的拓扑结构,编码生成初始种群。遗传算法常用的编码方式有二进制编码和实数编码<sup>[16]</sup>。用遗传算法优化神经网络时,因神经网络规模较大,故采用实数编码。染色体的长度由神经网络各连接权值、阈值个数决定,以3层神经网络为例,设输入层、隐含层以及输出层各神经元数目为*(i, j, k)*,则染色体编码长度*S*可由式(3)计算:

$$S = ik + kj + k + j \quad (3)$$

染色体具体实现方法为:将神经网络各权值、

阈值按顺序级联成实数数组,作为遗传算法的一个染色体。初始染色体中,前  $i \times k$  个基因位对应输入层与隐含层神经元之间的连接权值  $W^1$ ,之后  $k \times j$  个基因位对应隐含层与输出层神经元之间的连接权值  $W^2$ ,最后的  $k$  个基因位对应隐含层神经元的阈值  $b^1$ ,  $j$  个基因位对应输出层神经元的阈值  $b^2$ 。在连接权值和阈值范围内,编码  $M$  个这种染色体,生成初始染色体种群。

2) 评价个体的适应度。适应度函数是评价种群中个体优劣,以及后续遗传操作的依据<sup>[17]</sup>。选用神经网络 MSE 的倒数作为适应度函数,计算见式(4):

$$f(i) = \frac{1}{MSE_i} = \frac{1}{\sum (A-T)^2 / N} \quad (4)$$

由式(4)可知,当适应度函数  $f(i)$  最大时,BP 神经网络的 MSE 值最小,即网络的权值阈值得到了最优化。

3) 遗传操作的执行。选择操作采用轮盘赌法,即以  $p_i$  表示个体的选择概率:

$$p_i = f_i / f_{sum} = f_i / \sum_{j=1}^N f_j \quad (5)$$

式中:  $f_i$  和  $f_{sum}$  分别为个体适应度和种群总适应度。交叉操作中对父代种群中个体采用单点交叉,变异操作中对父代种群中个体采用均匀变异,使其产生新的子代个体。计算群体中染色体的适应度值,判断是否满足收敛条件,如果不满足则执行遗传操作,反复迭代,直至找出最优适应度值对应的个体。

## 2 实验

### 2.1 样本采集

通过 Photoshop 软件创建基于 RGB 通道的 Tiff 文件,在 Photoshop 软件中 Adobe RGB (1998) RGB 工作空间,因提供相当大色域范围的 RGB 颜色,故适用于数码喷墨打印机从事涉及颜色范围较广的印刷工作。实验选择在 Adobe RGB (1998) RGB 工作空间下,每个通道像素值在 [0, 225] 范围内近似等间隔选取 10 个点,即分别取值为 0, 28, 56, 84, 112, 140, 168, 196, 224 和 255,通过组合 RGB 三通道像素值生成如图 3 所示的 1000 个训练色样。按照 RGB 三通道分别取值 50, 100, 150, 200 和 250 组合生成如图 4 所示的 125 个测试色样。同时记录每个 Photoshop 软件生成的训练色样和测试色样对应  $L^*a^*b^*$  颜色空间取值,其中  $L^*$  亮度维度分量取值范围在 [0, 100],  $a^*$  和  $b^*$  颜色对立维度分量取值范围在 [-127, 127]。

### 2.2 GA-BP 神经网络建模和训练参数确定

#### 2.2.1 遗传算法参数确定

遗传算法中,设置种群规模为 50,遗传代数 10,交叉概率  $P_c$  为 0.3,变异概率  $P_m$  为 0.1。选取模型预测的色样打印驱动值  $(r_0, g_0, b_0)$  与色样真实的打印驱动值  $(r_g, g_g, b_g)$ ,两者之间的 RGB 空间色差倒数作为适应度函数  $f$ ,即:

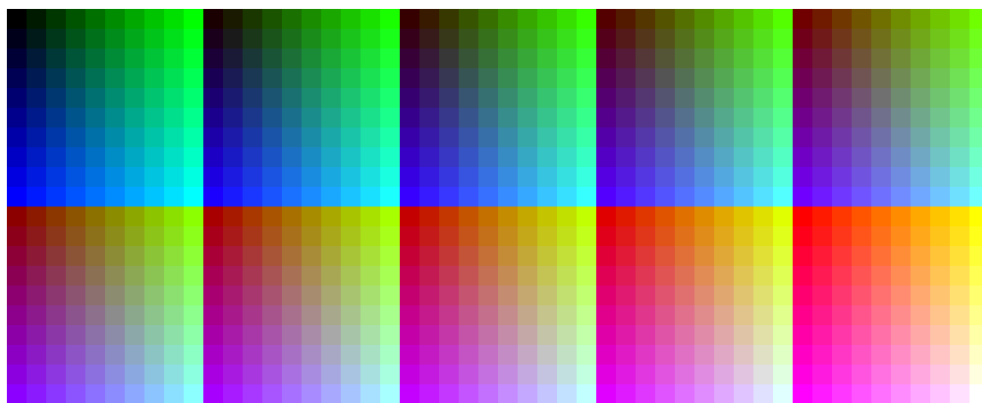


图 3 网络训练色样

Fig.3 Color sample of network training

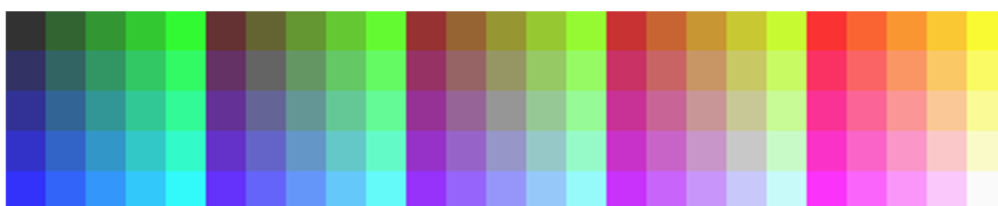


图 4 网络测试色样

Fig.4 Color sample of network testing

$$f = \frac{1}{\sqrt{(r_0 - r_g)^2 + (g_0 - g_g)^2 + (b_0 - b_g)^2}} / 3 \quad (6)$$

### 2.2.2 BP神经网络拓扑结构确定

以 Photoshop 软件生成的色样色度值  $L^*a^*b^*$  作为网络输入值，以模型预测的色样打印驱动值  $(r_0, g_0, b_0)$  作为网络输出值，因此，网络的输入层和输出层神经元数目均为 3。隐含层神经元数目一般根据经验公式 (7) 确定<sup>[18]</sup>：

$$\log_2 m < S < \sqrt{m+n+c} \quad (7)$$

式中： $S$  为神经网络隐含层神经元数目； $m$  为输入层神经元数目； $n$  为输出层神经元数目； $c$  为 0~10 之间的任意常数。由式 (7) 计算得到的隐含层神经

元数目范围为 2~12，通过对比隐含层神经元数目分别为 5, 8, 10, 12 的 GA\_BP 神经网络，最终确定当隐含层神经元数目为 10 时，网络收敛速度较快，并且预测精度较高，因此最终建立一个 3-10-3 结构的 GA\_BP 神经网络。

### 2.3 学习样本分类与训练

对图 3 中 1000 个训练样本，统计色样在不同颜色空间的分布，结果见图 5。可以看出，色样的真实打印驱动值在 RGB 空间中均匀分布，而在  $L^*a^*b^*$  空间中非均匀分布。如果通过非均匀分布的  $L^*a^*b^*$  数据直接预测均匀分布的 RGB 数据，会导致神经网络的误差函数收敛缓慢甚至停滞，并且预测精度可能降低。

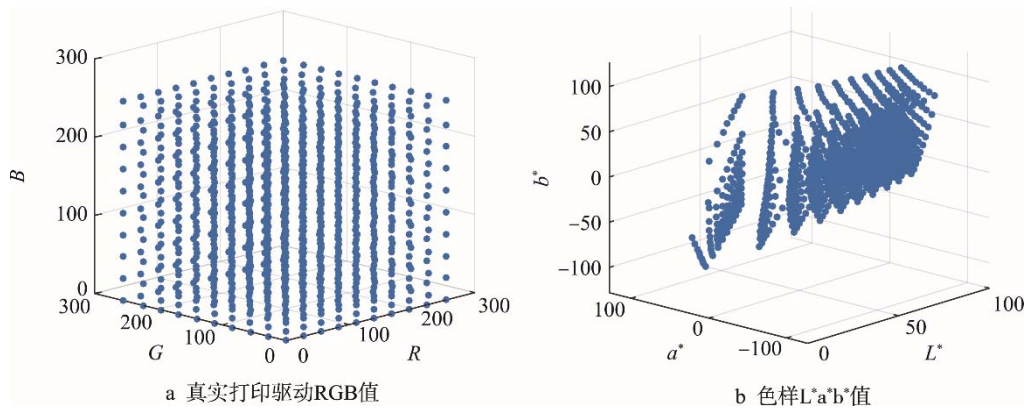


图 5 三维空间中学习样本的分布

Fig.5 Distribution of learning samples in three-dimensional space

#### 2.3.1 学习样本分类

参考通过色调角进行学习样本分类的方法<sup>[19]</sup>，对网络的训练色样进行分类。训练色样的色调角按式 (8) 计算：

$$h_{ab} = \arctan(b^* / a^*) \quad (8)$$

以  $L^*$  轴为中心，根据式 (9) 将 CIE 1976  $L^*a^*b^*$  颜色空间划分为 10 个弧度相等的部分，色调角范围弧度表示为：

$$[2\pi(i-1)/10, 2\pi i/10) \quad (i=1, 2 \dots 10) \quad (9)$$

将学习样本按色样的色调角划分为 10 组，每组数据分别作为 GA\_BP 神经网络训练时独立的学习样本，因此，喷墨印花机颜色特性化模型由 10 个子模型组成。在实现喷墨印花机反向颜色特性化表征时，首先，根据式 (8) 计算色样的色调角并依据式 (9) 确定其所在的范围，然后，由色调角范围对应的子模型预测色块的打印机驱动值  $(r_0, g_0, b_0)$ 。

#### 2.3.2 学习样本训练

实验采用 Windows 10 操作系统，CPU1.66 GHz，内存 2 G 的硬件配置，Matlab R2018b 神经网络工具

箱搭建样本训练模型。按色调角将图 3 网络训练色样划分为 10 个子空间的学习样本，其  $L^*a^*b^*$  值三维空间分布图和预测打印驱动 RGB 值三维空间分布见图 6。

由图 6 可以看出，与传统方法采用显式的颜色预测数学表达式不同，文中依据色样在不同色调角范围的分布，建立各子空间遗传算法优化 BP 神经网络的颜色预测模型，实现了给定输入色样  $L^*a^*b^*$  值与输出预测打印驱动 RGB 值之间的隐式映射关系。

#### 2.3.3 训练过程评价

神经网络运算过程中，若设置较小的学习率，会导致网络在训练过程中收敛缓慢；若设置较大的学习率，会导致网络在训练过程中优化的幅度跳过函数范围，即可能跳过最优点。为保证网络在优化的过程中损失函数有较快的收敛速度且摆动幅度较低，采用附加动量因子和可变学习率相结合的网络优化方法。为评价该方法的优越性，对 10 个色调角 BP 神经网络模型和 GA-BP 神经网络模型各训练 50 次，统计 2 种算法的迭代次数和训练时间平均值，结果见表 1。



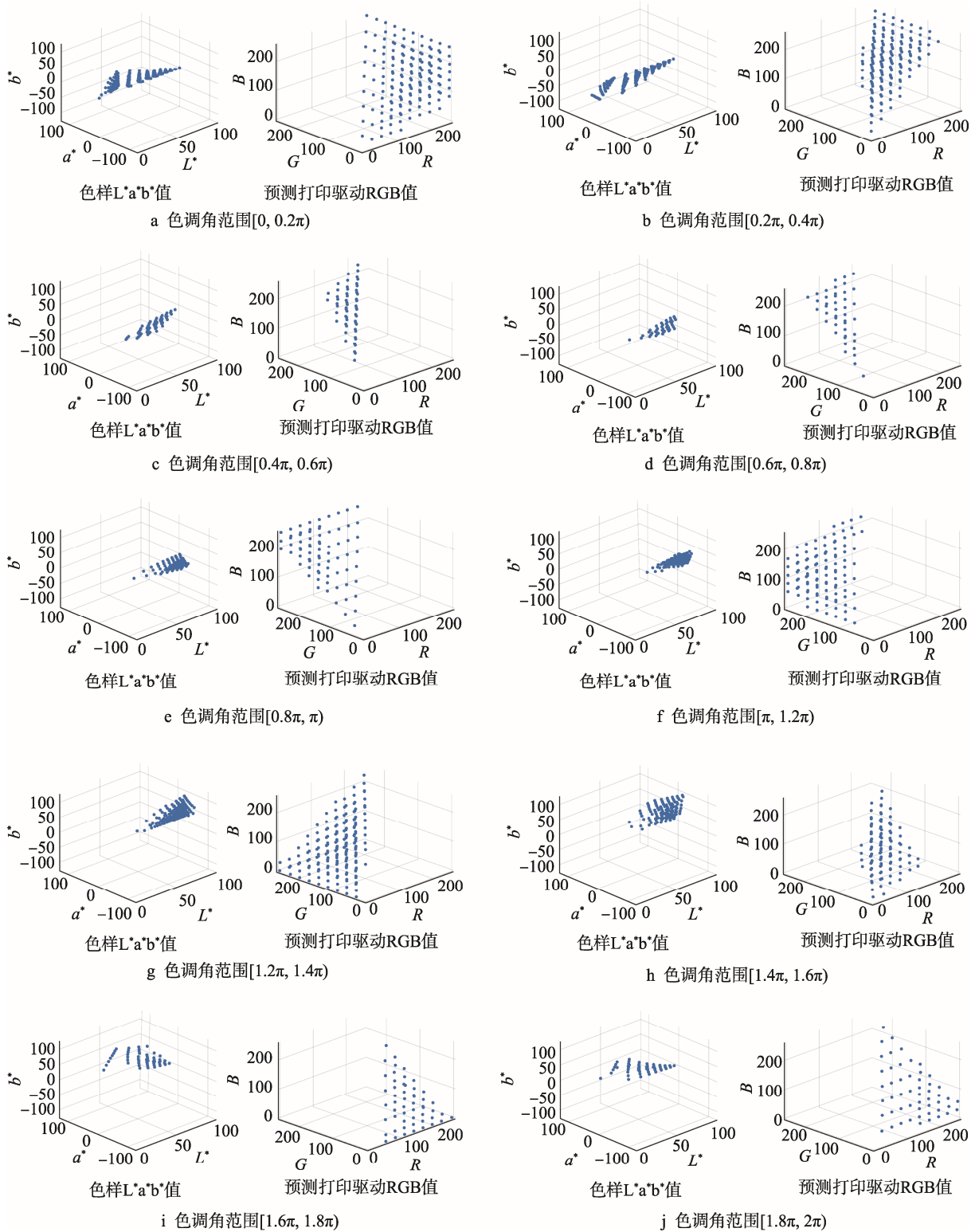


图 6 色调角范围的学习样本三维空间分布

Fig.6 Learning samples distribution in three-dimensional space in each hue angle range

由表 1 可以看出，按色调角划分的 10 个子空间，BP 神经网络和 GA-BP 神经网络颜色特性化模型，虽然训练样本数量不同，但都能达到预定的 MSE 误差，使得网络训练成功。相较于 BP 神经网络，GA-BP 神经网络训练的迭代次数更少，训练时

间更短。

## 2.4 颜色特性化模型评估

选取图 4 中的 125 个测试色样，通过该模型预测色样的打印驱动 RGB 值。利用累积相对频率方法对

BP神经网络模型和GA-BP神经网络模型预测的色度误差和光谱均方根误差进行统计,得到测试色样误差累积相对频率分布图,见图7,可以看出GA-BP神

神经网络预测的结果:超过90%的色样色差分布在2.0以内,光谱均方根误差分布在0.02以内,预测精度较BP神经网络有显著提高。

表1 各色调角神经网络模型训练参数  
Tab.1 Training parameters of the neural network of each hue angle

色调角范围	样本数量	BP神经网络		GA-BP神经网络	
		迭代次数	训练时间/s	迭代次数	训练时间/s
[0, 0.2π)	166	814	466	20	137
[0.2π, 0.4π)	165	596	353	11	125
[0.4π, 0.6π)	57	534	302	14	132
[0.6π, 0.8π)	43	505	253	9	106
[0.8π, π)	74	547	288	9	118
[π, 1.2π)	105	645	375	15	146
[1.2π, 1.4π)	174	850	444	28	153
[1.4π, 1.6π)	110	928	507	31	163
[1.6π, 1.8π)	53	773	411	24	159
[1.8π, 2π)	53	472	237	10	161

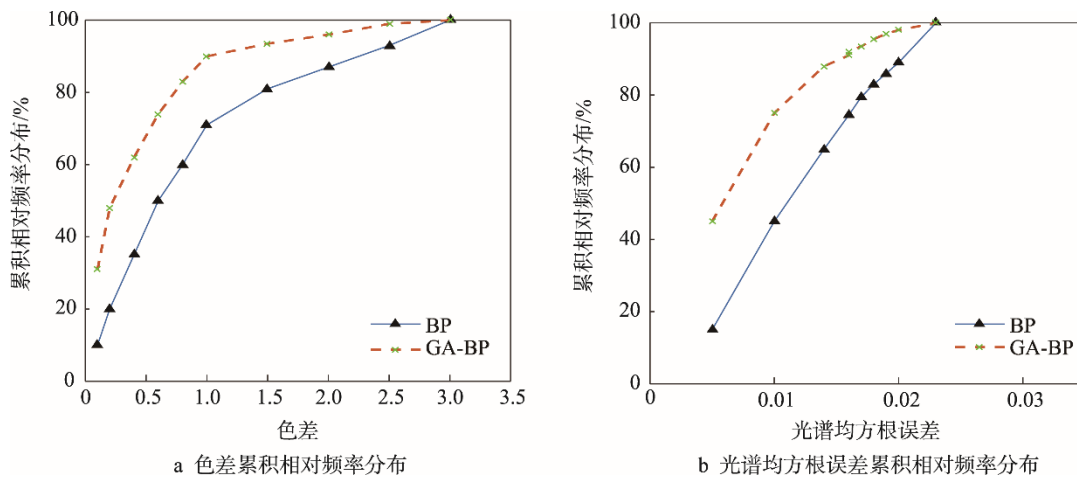


图7 测试色样误差累积相对频率分布  
Fig.7 Error accumulation relative frequency distribution of test color samples

### 3 结语

针对颜色样本在不同颜色空间的分布特性,以及BP神经网络存在的学习收敛速度较慢,预测结果不稳定,易出现局部极值的问题,文中提出一种通过划分颜色空间,在各子空间建立遗传算法优化BP神经网络的数码喷墨印花颜色特性化模型。结果表明,超过90%的样本色差分布在2.0以内,光谱均方根误差分布在0.02以内,相对于BP神经网络的预测结果,该模型能够达到较高的数码喷墨印花彩色图像复现精度。

### 参考文献:

[1] 陶荣静,蔡雨杭,郭荣辉. 数码喷墨印花技术研究现状及发展趋势[J]. 纺织科学与工程学报, 2018, 35(3): 131—136.  
TAO Rong-jing, CAI Yu-hang, GUO Rong-hui. Research and Development of Digital Inkjet Printing Technology[J]. Journal of Textile Science and Engineering, 2018, 35(3): 131—136.

[2] 仇明慧,李敏,付少海. 纺织品数字喷墨印花设备发展现状及趋势[J]. 纺织学报, 2016(11): 66—68.  
QIU Ming-hui, LI Min, FU Shao-hai. The Current Sit-

- uation and Development Trends of Digital Inkjet Printing Machine for Textile[J]. China Textile Leader, 2016(11): 66—68.
- [3] 陈琳琳, 陈广学. 基于 Yule-Nielsen 方程及 YNSN 模型的喷墨打印机颜色特性化研究[J]. 中国印刷与包装研究, 2014, 6(6): 40—44.  
CHEN Lin-lin, CHEN Guang-xue. Research on Color Characterization for Inkjet Printer Based on The Yule-Nielsen Equation and YNSN Modal[J]. China Printing and Packaging Study, 2014, 6(6): 40—44.
- [4] 田全慧, 顾萍, 朱明. 波段分区的数码喷墨印花机光谱特性化模型[J]. 纺织学报, 2019, 40(4): 140—144.  
TIAN Quan-hui, GU Ping, ZHU Ming. Spectral Reflectance Piecewise Partition Model for Characterizing Digital Inkjet Printer[J]. Journal of Textile Research, 2019, 40(4): 140—144.
- [5] 郭越, 高昆, 朱钧, 等. 一种基于 LASSO 回归模型的彩色相机颜色校正方法[J]. 影像科学与光化学, 2017, 35(2): 153—161.  
GUO Yue, GAO Kun, ZHU Jun, et al. A Color Correction Method of Color Camera Based on LASSO Regression Model[J]. Imaging Science and Photochemistry, 2017, 35(2): 153—161.
- [6] 李楠, 张秉森. 多元非线性回归在织物染色计算机配色中的研究[J]. 青岛大学学报(工程技术版), 2013, 28(4): 62—67.  
LI Nan, ZHANG Bing-sen. Research on Multiple Non-linear Regression in Computer Color Matching for Textile Dyeing[J]. Journal of Qingdao University (Engineering & Technology Edition), 2013, 28(4): 62—67.
- [7] 刘攀, 刘真, 朱明. 基于最佳立方体细分的显示器颜色再现模型[J]. 包装工程, 2014, 35(13): 128—132.  
LIU Pan, LIU Zhen, ZHU Ming. Monitor Color Reproduction Model Based on Optimal Cube Subdivision[J]. Packaging Engineering, 2014, 35(13): 128—132.
- [8] LIU Q, WAN X, XIE D. Optimization of Spectral Printer Modeling Based on A Modified Cellular Yule-Nielsen Spectral Neugebauer Model[J]. J Opt Soc Am A, 2014, 31(6): 1284—1294.
- [9] 何颂华, 张刚, 陈桥, 等. 基于 BP 神经网络的多基色打印机光谱特性化[J]. 包装工程, 2014, 35(13): 110—115.  
HE Song-hua, ZHANG Gang, CHEN Qiao, et al. Spectral Characterization of Multicolor Printer Based on BP Neural Network[J]. Packaging Engineering, 2014, 35(13): 110—115.
- [10] HAJIPOUR A, SHAMS NATERI A. Improve Neural Network-based Color Matching of Inkjet Textile Printing by Classification with Competitive Neural Network[J]. Color Research Application, 2018: 1—8.
- [11] 张扬, 刘艳丽. PSO 优化 BP 神经网络的串联故障电弧识别方法[J]. 传感器与微系统, 2016, 35(7): 22—25.  
ZHANG Yang, LIU Yan-li. Series Fault ARC Identification Method Based on BP Neural Network Optimized by PSO[J]. Transducer and Microsystem Technologies, 2016, 35(7): 22—25.
- [12] 洪亮, 翟圣国. 遗传算法优化 BP 神经网络的显示器色彩空间转换[J]. 包装工程, 2014, 35(5): 107—111.  
HONG Liang, ZHAI Sheng-guo. Optimization of BP Neural Network Method Using Genetic Algorithm for Color Space Conversion of the Monitor[J]. Packaging Engineering, 2014, 35(5): 107—111.
- [13] XUE Hong-zhi, CUI Hong-wei. Research on Image Restoration Algorithms Based on BP Neural Network[J]. Journal of Visual Communication and Image Representation, 2019, 59: 204—209.
- [14] 于海琦, 刘真, 田全慧. GA-BP 神经网络结合 PCA 的多基色颜色预测模型[J]. 发光学报, 2015, 36(6): 711—717.  
YU Hai-qi, LIU Zhen, TIAN Quan-hui. Multi-color Prediction Model Based on BP-NN Optimized by GA and PCA[J]. Chinese Journal of Luminescence, 2015, 36(6): 711—717.
- [15] 刘真, 于海琦, 田全慧. GA-BP 神经网络结合子空间划分的打印机光谱预测模型[J]. 包装工程, 2015, 36(21): 133—136.  
LIU Zhen, YU Hai-qi, TIAN Quan-hui. A Spectral Prediction Model of Printer Based on GA-BP Neural Network and Subspace Partition[J]. Packaging Engineering, 2015, 36(21): 133—136.
- [16] GU Xiao-wei, SUN Yi-qin. Image Transformation and Information Hiding Technology Based on Genetic Algorithm[J]. Journal on Image and Video Processing, 2018(1): 115.
- [17] 赵丽娟, 金忠峰. 基于 GA-BP 神经网络薄煤层采煤机装煤性能预测[J]. 机械强度, 2018, 40(3): 620—625.  
ZHAO Li-juan, JIN Zhong-feng. Research on Performance of Thin Seam Shearer by Combining Genetic Algorithm with by Neural Network[J]. Journal of Mechanical Strength, 2018, 40(3): 620—625.
- [18] 马崇启, 王玉娟, 刘建勇, 等. 基于 Ga-BP 神经网络的色纺纱配色[J]. 天津工业大学学报, 2016, 35(6): 27—31.  
MA Chong-qi, WANG Yu-juan, LIU Jian-yong, et al. Color Matching in Colored Spun Yarn Based on Ga-BP Neural Network[J]. Journal of Tianjin Polytechnic University, 2016, 35(6): 27—31.
- [19] LEI Zhao, CHEN Guang-xue. A printer Reverse Characterization Model Based on BP Neural Network[J]. Computer Modelling & New Technologies, 2014, 18(3): 133—143.