

一种基于 GA-RBF 神经网络的打印机颜色预测模型

于海琦 刘真 田全慧

上海理工大学出版印刷与艺术设计学院, 上海 200093

摘要 针对打印机的非线性以及印刷条件的复杂性,提出一种基于遗传算法(GA)优化的径向基(RBF)神经网络与子空间划分的打印机颜色预测模型。对打印机进行子空间划分,在子空间中进行模型的构建,采用GA同时对RBF神经网络的隐含层节点的中心和宽度参数进行优化进而构建了GA-RBF神经网络模型。同时将本文算法与RBF神经网络、Yule-Nielsen修正的Cell Neugebauer(CYNSN)模型两种主流算法的预测精度进行了比较。实验结果表明,GA的优化弥补了RBF神经网络可调参数单一的缺陷,提高了模型的预测精度,与其他模型相比,该模型具有较高的预测精度和泛化能力,用于打印机的颜色预测是切实可行的。

关键词 光谱学; RBF神经网络; 遗传算法; 颜色预测模型; 光谱反射率

中图分类号 TG161 文献标识码 A

doi: 10.3788/LOP52.113301

A Color Prediction Model of Printer Based on GA-RBF Neural Network

Yu Haiqi Liu Zhen Tian Quanhui

Institute of Printing Science and Artistic Design, University of Shanghai for Science and Technology, Shanghai 200093, China

Abstract A color prediction model of printer based on radial basis function (RBF) neural network optimized by genetic algorithm (GA) and subspace partition is presented to settle the nonlinear of printer and complexity of printing conditions. The color space of printer is divided into subspaces and the models are built in subspaces, GA-RBF neural network model is built by GA optimizing the hidden layer nodes and width parameters of RBF neural network. Prediction accuracy of the proposed algorithm is compared with RBF neural network and cellular Yule-Nielsen spectral neugebaue (CYNSN) model. Experimental results show that GA makes up for the defect of single adjustable parameter of RBF neural network and improves prediction accuracy. Compared with other models, the proposed model has high prediction accuracy and generalization ability. It is feasible for color prediction of printer.

Key words spectroscopy; RBF neural network; genetic algorithm; color prediction model; spectral reflectance

OCIS codes 300.6170; 330.1690; 330.1730

1 引言

印刷行业对颜色复制精度的要求越来越高。颜色的准确复制需要颜色预测模型的定量指导,而目前颜色预测模型的研究热点是基于光谱的颜色预测,即建立驱动值与光谱反射率之间的转换模型,能够有效避免同色异谱问题^[1]。基于光谱的颜色预测模型分为两大类:1)物理模型,目前对物理模型的研究主要集中在光谱 Neugebauer 模型以及在此基础上进行的修正模型^[1-3]。2)经验模型,如多项式模型、神经网络模型、查找表模型等^[4-6]。物理模型多是理想条件下建立的,而实际中打印设备的高度非线性、印刷条件的复杂性使得采用物理模型需对模型进行较多修正,而且需要大量的训练样本,导致模型复杂。而经验模型中的多项式回归模型样本相关性强,而高精度的查找表模型需大量的样本,模型效率低,神经网络作为一种被广泛应用的解决非线性映射问题的模型,能够较好地解决驱动值与光谱反射率之间的非线性问题。

文献[1]使用反向传播神经网络(BP)和径向基神经网络(RBF)两种神经网络解决多基色非线性映射问

收稿日期: 2015-05-11; 收到修改稿日期: 2015-06-29; 网络出版日期: 2015-10-27

基金项目: 上海市研究生创新基金项目(JWCXSL1402)

作者简介: 于海琦(1991—),男,硕士研究生,主要从事光谱颜色复制方面的研究。E-mail: hatchyu@163.com

导师简介: 刘真(1953—),女,教授,博士生导师,主要从事色彩管理方面的研究。

E-mail: lunaprint@163.com(通信联系人)

题,结果表明,虽然BP神经网络精度稍高但极易陷入局部极值,而RBF神经网络能够以任意精度逼近任意连续函数,在逼近能力、分类能力和学习速度等方面均优于BP网络,因此RBF神经网络更适合用于对精度要求较高的颜色预测模型,但是RBF神经网络参数的确定却无规律可循。遗传算法(GA)通过模拟生物界的自然选择、适者生存的遗传机制已成为进行神经网络拓扑结构的优化和学习规则的有利工具;将二者结合用于预测模型的构建及模型参数的优化已有较多的文献报道^[7-10],但目前鲜有研究将其应用于颜色的预测,本文采用遗传算法对RBF神经网络的隐含节点中心和宽度参数进行优化,并将该模型应用于打印机的颜色预测,取得了较好的预测效果,为打印机的颜色预测提供了一种新方法。

2 GA-RBF神经网络原理

对于一般的RBF神经网络都具有固定的输入和输出节点,只有扩展常数是可选的。而利用遗传算法对群体搜索时具有潜在的并行搜索和全局收敛最优的能力,从学习数据中优化隐含层节点中心值和宽度,同时对网络的连接权进行学习,可以达到较好预测效果。因此采用GA对RBF神经网络的隐含节点中心和宽度参数进行优化,采用正交最小二乘法确定连接权值。

2.1 RBF神经网络

RBF神经网络是一种特殊的三层前向网络,具有非线性可分的模式空间映射到线性可分状态空间的特性。RBF网络结构包括输入层、隐含和输出层。以打印机驱动值作为输入层,以光谱反射率作为输出层进行RBF神经网络的训练。输入层和隐含层直接连接,隐含层包含一系列径向基函数,通常采用高斯函数,基于上述特征,神经元响应模型可表示为

$$R(x_k - c_i) = \exp\left(-\frac{\|x_k - c_i\|^2}{2\sigma_i^2}\right), \quad (1)$$

式中 $\|x_m - c_i\|$ 表示欧式范数, c_i 为高斯函数中心点, σ 为高斯函数的方差,决定了径向基函数围绕中心点的宽度^[11],则相应的输出层节点的输出为

$$y_j = \sum_{i=1}^h \omega_{ij} R(x_k - c_i), \quad (2)$$

式中 $x_k = (x_1^k, x_2^k, x_3^k)^T$, $x_k = (x_1^k, x_2^k, x_3^k)^T$ 为第 k 个输入变量,其中 $k=1,2,3 \cdots K$, c_i 表示隐含层节点中心, ω_{ij} 表示隐含层到输出层的连接权值, $i=1,2,3 \cdots h$,表示隐含层节点数, y_j 表示第 j 个输出节点的输出量, $j=1,2,3 \cdots n$,即输出变量的维度。

2.2 GA优化神经网络隐含层节点中心和宽度

遗传算法的设计一般有如下步骤:确定编码方式、构造个体适应度函数、初始化种群、遗传算子(选择算子,交叉算,变异算子)以及遗传参数的设置。针对RBF神经网络结构优化的遗传算法的具体描述如下:

1) 编码方案

由于RBF神经网络参数较多,采用二进制编码会使染色体太长,故本文采用实数编码,设输入向量打印机驱动值的个数为 K ,隐含层节点数为 h ,种群大小为 P ,则一个中心向量染色体的长度就是 $K \cdot h$,中心向量就是一个 $P \times (K \cdot h)$ 大小的矩阵;一个宽度染色体的长度是 K ,宽度染色体就是一个 $P \times K$ 的矩阵。

2) 适应度函数

在遗传算法中,以个体适应度的大小评估一个染色体相对于整个种群优劣的相对值,适应度函数是衡量算法优劣的关键。取实际输出与期望输出光谱反射率的误差平方和的倒数作为适应度函数 f ,即:

$$f = 1 / \sum_{j=1}^n (r_j - r'_j)^2, \quad (3)$$

式中 n 表示输出变量的维度, r_j 表示期望输出光谱反射率, r'_j 表示实际输出光谱反射率。

3) 初始化种群

采用径向基函数的中心 C 和宽度 σ 进行编码,中心参数 C 初始化为输入样本数据范围内的实数,宽度参数 σ 初始化为^[14]区间上的实数。种群的隐含层节点数的初始值设置为10,节点设置范围为10~64,以最小色差为优化目标,确定最优隐含层节点数。

4) 选择操作

选择操作会直接影响遗传算法的性能。采用轮盘赌法进行优质个体的选择。以 p_i 表示个体的选择概率:

$$p_i = f_i / \sum_{k=1}^K f_k = f_i / f_{\text{sum}}, \quad (4)$$

式中 f_i 表示个体适应度, f_{sum} 表示种群的总适应度。

5) 交叉操作

借鉴生物进化中的基因重组,遗传算法借助交叉操作,使其搜索能力得以飞跃提高。本文采用实数编码方案,在实值编码遗传算法中通常使用的是模拟二进制交叉。模拟二进制交叉从父代群体中随机选取两个 x_1 和 x_2 ,按线性组合交叉方式产生新后代,表示为

$$\begin{cases} y_1 = \alpha \cdot x_2 + (1 - \alpha) \cdot x_1 \\ y_2 = \alpha \cdot x_1 + (1 - \alpha) \cdot x_2 \end{cases}, \quad (5)$$

式中 α 是一个随机值。交叉操作中的交叉概率一般取值在 0.5~1.0 之间,太小的交叉概率会使搜索过程停滞不前。

6) 变异操作

变异算子以一个很小的变异概率随机地改变遗传基因,目的是增强遗传算法的局部搜索能力,同时增加了群体的多样性。如果没有变异,就不会产生新的基因,但变异概率太大,会使遗传算法变成随机搜索,一般变异概率取值在 0.01~0.2 之间。

3 子空间划分法

以 50% 网点作为分界点进行子空间划分,将整个空间划分为 $8(2 \times 2 \times 2)$ 个子空间,并对每个子空间进行编号。每个子空间中 64 个训练样本,64 个检测样本,在每个子空间中运用 GA-RBF 模型进行颜色预测,子空间划分如图 1 所示。

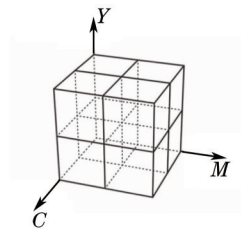


图 1 子空间划分

Fig.1 Subspace partition

4 实验仿真及结果分析

4.1 样本获取

所用实验样品采用 HP Designjet Z3200 Photo 打印机打印,青(c),品红(m),黄(y)按照网点面积率[0%, 10%, 30%, 50%, 70%, 90%, 100%]排列组合成的色块作为训练样本。c, m, y 网点面积率[0%, 16.7%, 33.3%, 50%, 66.7%, 83.3%, 100%]排列组合的色块作为检测样本。选用 X-rite 公司的分光光度计 i_1 以及辅助装置机械臂 i_0 作为测量设备,测量色块的光谱反射率,取 400~700 nm 范围内的光谱,间隔为 10 nm,即输出变量的维度 $n=31$ 。

4.2 设备恒定性测试

实验之前先对打印机进行线性化,同时对测量设备与打印设备的恒定性进行测定。在 EFI 线性化流程下打印质量控制色表,用 $i_1 i_0$ 连续两次对其测量并计算色差,将两次测量的结果进行对比。重复该测试过程三次取平均值,测量结果的平均色差 $\Delta E_{00} = 0.06$,说明测量设备 $i_1 i_0$ 的恒定性良好;将质量控制色表用 EFI 线性化流程连续输出 2 次,用 $i_1 i_0$ 分别对其测量,为了减少误差,每张色表测量三次并取平均值,计算两张色表的平均色差 $\Delta E_{00} = 0.22$,说明打印设备的恒定性良好。

4.3 模型构建与检验

在划分的8个分区中以打印机驱动值作为输入变量,光谱反射率作为输出变量,进行神经网络训练,网络参数的设置如下:种群规模为40,交叉概率为0.6,变异概率为0.01。遗传迭代次数为100次,以最小色差为优化目标确定最优隐含层节点数,由此建立了GA-RBF神经网络模型。对任意输入驱动值首先通过搜索确定其所在的子空间,调用该子空间训练好的神经网络输出预测光谱反射值,并计算其与测量光谱反射率之间的色差 ΔE_{00} 和光谱均方根误差 RMSE,以此评价预测模型的色度精度和光谱精度,当输入驱动值位于两个子空间的边界时,将该驱动值分别在两个子空间中进行预测,取色度精度高的作为最终输出。

4.4 实验结果与分析

图2为子空间划分前后GA-RBF神经网络模型的预测精度比较,实验结果表明,子空间划分后,模型的运算效率提高近1/3,模型预测的平均色差降低近3倍,最大色差降低近4倍,说明子空间划分在提高模型运行效率的同时亦提高了模型的预测精度。

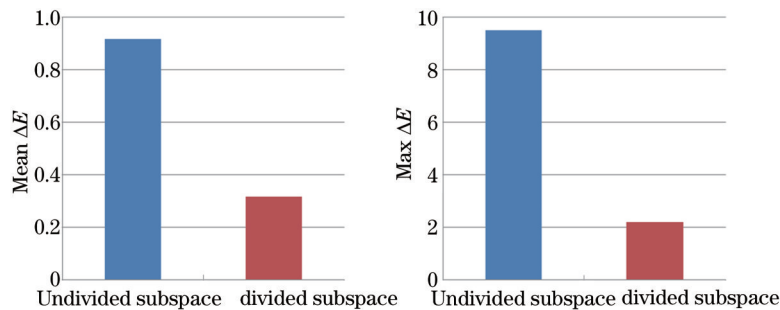


图2 未划分与划分子空间的GA-RBF模型预测的平均色差和最大色差比较

Fig.2 Comparison of average and maximum aberration predicted by GA-RBF models based on undivided and divided subspace

子空间划分后,GA-RBF神经网络模型预测的色度和光谱精度数据如表1所示,GA-RBF与RBF神经网络两种模型的预测精度比较如图3所示。由图3可知,GA的优化显著提高了模型的预测精度和泛化能。

表1 子空间划分的GA-RBF神经网络预测光谱的色度和光谱精度

Table 1 Colorimetric and spectral accuracy of spectral prediction using GA-RBF neural network optimize based on subspace divided

No	Training sample				Detection sample			
	mean ΔE_{00}	max ΔE_{00}	mean RMSE /%	max RMSE /%	mean ΔE_{00}	max ΔE_{00}	mean RMSE /%	max RMSE /%
1	0.1403	0.3797	0.17	0.60	0.4838	1.1417	0.61	1.63
2	0.1021	0.3801	0.09	0.25	0.3978	1.0469	0.41	1.21
3	0.1759	0.4302	0.20	0.51	0.3553	0.7025	0.47	0.98
4	0.3174	1.9296	0.06	0.19	0.5162	2.2134	0.20	0.72
5	0.2048	0.5867	0.18	0.48	0.3526	0.8463	0.47	1.05
6	0.1184	0.2724	0.15	0.49	0.3818	0.8680	0.49	1.28
7	0.3281	1.2056	0.06	0.23	0.5120	1.6539	0.19	0.78
8	0.2546	1.6521	0.05	0.10	0.4385	1.6645	0.16	0.60
Total	0.2052	1.9296	0.12	0.60	0.4297	2.2134	0.37	1.63

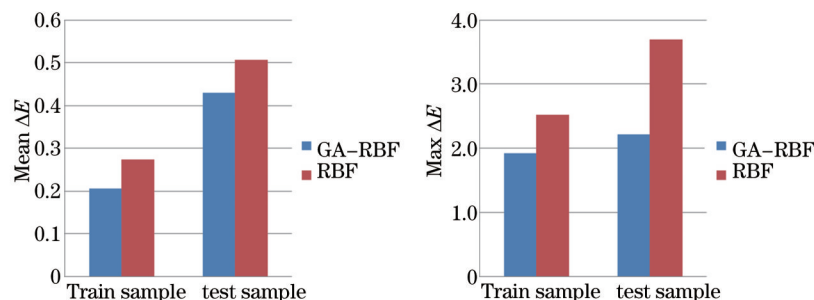


图3 GA-RBF和RBF两种模型预测的平均色差和最大色差比较

Fig.3 Comparison of average and maximum aberration predicted by GA-RBF and RBF models

在相同数量样本的情况下,将 GA-RBF、RBF 神经网络模型与文献[1]中修正的 Cell Neugebauer 模型(CYNSN)进行了比较,结果如图 4 所示,GA-RBF 神经网络模型的平均色差与最大色差均是最优,CYNSN 模型预测的平均色差最大,由此说明 GA-RBF 神经网络模型的预测精度优于 CYNSN 模型和 RBF 神经网络模型,能够满足打印机颜色预测的精度要求。

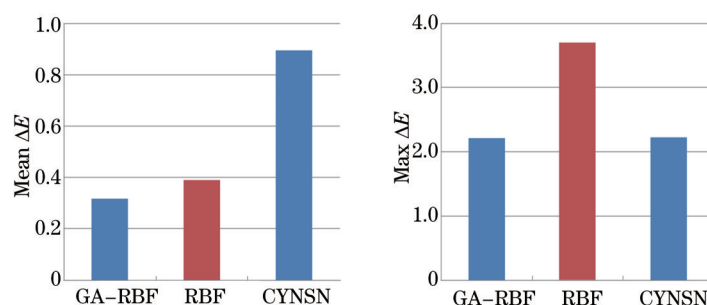


图 4 GA-RBF 与 RBF、CYNSN 三种模型预测的平均色差和最大色差比较

Fig.4 Comparison of average and maximum aberration predicted by GA-RBF, RBF and CYNSN models

5 结 论

提出利用 GA 优化 RBF 神经网络的隐含层节点的中心和宽度参数来建立打印机驱动值与光谱反射率之间的预测模型,实现对打印机的颜色预测。对打印机色空间进行划分,在各子空间中建立颜色预测模型,并同时比较了 GA-RBF、RBF 和 CYNSN 三种模型的预测精度。实验结果表明,子空间划分在提高模型运行效率的同时提高了颜色预测的精度,GA 的优化弥补了 RBF 神经网络可调参数单一的缺陷,提高了模型的预测精度和网络泛化能力,相比于主流的 CYNSN 模型,GA-RBF 神经网络模型具有更高的预测精度,因此采用该模型进行打印机的颜色预测是可行的。

参 考 文 献

- Li Jincheng. Theory and Practice of High-Fidelity Color Reproduction[D]. Nanjing: Nanjing Forestry University, 2013: 35-39.
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: 35-39.
- Q Liu, X Wan, D Xie. 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.
- T Bugnon, R D Hersch. Recovering neugebauer colorant reflectances and ink-spreading curves from printed color images [J]. Color Research & Application, 2014, 39(3): 216-233.
- Chen Yiyi, Xu Haisong, Zhang Xiandou. Study of spectral reconstruction based on digital camera[J]. Acta Optica Sinica, 2009, 29(5): 1416-1419.
陈奕艺, 徐海松, 张显斗. 基于数码相机的光谱重构研究[J]. 光学学报, 2009, 29(5): 1416-1419.
- Zou Wenhai, Xu Haisong, Wang Yong. Spectral reconstruction of images based on color scanner[J]. Acta Optica Sinica, 2007, 27(5): 859-863.
邹文海, 徐海松, 王 勇. 基于彩色扫描仪的图像光谱重构[J]. 光学学报, 2007, 27(5): 859-863.
- He Songhua, Zhang Gang, Chen Qiao, *et al.*. Spectral characterization of multicolor printer based on BP neural network [J]. Packaging Engineering, 2014, 35(13): 110-115.
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.
- Huang Zhiyu, Cao Yuheng. Estimation for SOC of LiFePO₄ Li-ion battery based on GA-RBF neural network[J]. Journal of Chongqing University of Posts and Telecommunications (Natural Science Edition), 2013, 25(3): 412-417.
黄智宇, 曹玉恒. 基于 GA-RBF 网络的磷酸铁锂电池 SOC 预测研究[J]. 重庆邮电大学学报(自然科学版), 2013, 25(3): 412-417.
- Wang Mingze, Guan Xinhong, Yan Jifu, *et al.*. Stock forecast based on GA-RBF algorithm[J]. Journal of Liaoning Technical University (Natural Science), 2014, 33(7): 970-973.
王铭泽, 关新红, 闫吉府, 等. 股票的 GA-RBF 预测模型[J]. 辽宁工程技术大学学报(自然科学版), 2014, 33(7): 970-973.
- He Guoqing, Shi Shanshan, Zhao Qinyong. Optimization of preparation of octenylsuccinic sub-gelatinized gassava starch based on RBFNN-GA[J]. Journal of Chinese Institute of Food Science and Technology, 2013, 13(11): 77-82.

- 何国庆, 石闪闪, 赵勤勇. RBF神经网络与遗传算法相结合预测木薯淀粉酯最佳制备条件[J]. 中国食品学报, 2013, 13(11): 77-82.
- 10 Huang Fangliang, Zhou Ling, Ren Xinxin, *et al.*. Transformer temperature rising forecasting based on GA-RBF neural network[J]. *Electrical Measurement & Instrumentation*, 2012, 49(556): 1-4.
黄方良, 周 玲, 任新新, 等. 基于GA-RBF神经网络的变压器温升预测[J]. 电测与仪表, 2012, 49(556): 1-4.
- 11 Zhuo Jinwu. Application of MATLAB in Mathematical Modeling[M]. Beijing: Beijing University of Aeronautics and Astronautics Press, 2011: 99-107.
卓金武. MATLAB在数学建模中的应用[M]. 北京: 北京航空航天大学出版社, 2011: 99-107.

栏目编辑: 苏 岑