

GA-BP神经网络结合子空间划分的打印机光谱预测模型

刘真¹, 于海琦¹, 田全慧²

(1. 上海理工大学, 上海 200093; 2. 上海出版印刷高等专科学校, 上海 200093)

摘要: **目的** 为了实现打印机的光谱预测, 提出一种GA-BP神经网络结合子空间划分的预测模型。 **方法** 将打印机颜色空间划分成若干子空间, 在子空间中运用GA-BP神经网络, 对任意输入打印机的驱动值, 根据其所在子空间实现光谱值的预测; 采用主成分分析对光谱反射率进行降维, 在简化了神经网络结构的同时, 保持了对检测样本较高的识别精度。 **结果** 模型预测精度较未进行子空间划分时有了明显提高。 **结论** 提出的模型能够满足高精度打印机光谱预测的要求。

关键词: BP神经网络; 遗传算法; 光谱预测; 子空间划分

中图分类号: TS801.3 文献标识码: A 文章编号: 1001-3563(2015)21-0133-04

A Spectral Prediction Model of Printer Based on GA-BP Neural Network and Subspace Partition

LIU Zhen¹, YU Hai-qi¹, TIAN Quan-hui²

(1. University of Shanghai for Science and Technology, Shanghai 200093, China;

2. Shanghai Publishing and Printing College, Shanghai 200093, China)

ABSTRACT: A spectral prediction model of printer based on GA-BP neural network and subspace partition was proposed in this paper. Color space of printer was divided into subspaces and GA-BP neural network models were applied in subspaces. Spectral reflectance of any printer motivation values can be predicted by GA-BP neural network according to their own subspace. The principal component analysis was used for dimensionality reduction of spectral reflectance, which simplified the neural network structure and maintained the high identification accuracy for the test samples at the same time. Experimental results showed that prediction accuracy of the model improved obviously than the model without subspace partition, which can satisfy the requirement of high-precision spectral prediction of printer.

KEY WORDS: BP neural network; genetic algorithm; spectral prediction; subspace partition

颜色预测模型是指导颜色精确复制的关键技术, 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, 其与基于色度的颜色预测相比, 最大的优势在于能够有效避免同色异谱问题^[1]。

目前, 印刷中的颜色预测模型主要有多项式模型^[2]、神经网络模型^[3]、查找表模型^[4]、光谱 Neugebauer 模型, 以及在此基础上修正得到的 n 值修正的 Neugebauer 模型、胞元 Neugebauer 模型等^[5-6]。Neugebauer 模型是一种反应网点成色规律的物理模型, 虽然模型简单, 但

是精度较差, 而在此基础上修正的 n 值修正 Neugebauer 模型、胞元 Neugebauer 模型需要大量的训练样本, 导致模型复杂、运算效率较低。多项式回归模型样本相关性强、精度差, 查找表模型达到高精度需要大量的样本, 效率较低, 这 2 种模型更适合于低维的色度预测。神经网络模型不需要考虑呈色复杂的内部机制, 只需要通过优化网络参数、样本选择等, 就可以得到满足应用要求的网络, 能够有效地解决颜色预测中的非线性问题。目前, 印刷中最常用的神经网络模型是 BP 神经网络, 李金城^[1]提出使用

收稿日期: 2015-04-25

作者简介: 刘真(1953—), 女, 硕士, 上海理工大学教授、博导, 主要研究方向为色彩管理和印刷数字化工作流程。

BP神经网络解决多基色非线性映射问题,但是其研究表明BP神经网络预测结果不稳定,易出现局部极值;田亮^[7]等的研究表明,采用遗传算法对BP神经网络的初始权值阈值进行优化,有效地弥补了BP神经网络收敛速度慢、易陷入局部极值的缺陷。基于GA强大的群体全局寻优和天然增强式学习能力,这里采用GA对BP神经网络进行优化。考虑到模型的预测精度,采用子空间划分的方法,将打印机颜色空间分为若干子空间,在子空间中运用GA-BP神经网络模型进行打印机颜色的光谱预测;同时,高维的光谱反射率会导致BP神经网络训练的运算量大、效率低等缺陷,采用主成分分析对光谱反射率进行降维,在简化了神经网络结构的同时,保持了对检测样本较高的识别精度。

1 关键技术

1.1 主成分分析法

主成分分析法^[8-10]是一种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的方法。这里采用主成分分析法对光谱反射率数据进行降维,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 r 是 n 维列向量,光谱反射率向量组 \mathbf{R} 满足 $\mathbf{R}=(r_1, r_2, r_3, \dots, r_m)$ 。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 $\mathbf{U}=(U_1, U_2, U_3, \dots, U_k)$, $k < n$,使得 \mathbf{R} 中任意样本的光谱反射率 r 都可以通过式(1)进行估算。

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

式中: \mathbf{U} 为主成分向量组, $\mathbf{U}=(U_1, U_2, U_3, \dots, U_k)$; \mathbf{A} 为对应的主成分系数, $\mathbf{A}=(a_1, a_2, a_3, \dots, a_k)^T$ 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)累计贡献率(CVC)计算公式,确定所需的主成分个数及降维后数据的维数。

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

式中: W_i 为第 i 个主成分贡献。

1.2 子空间划分算法

为提高模型预测的精度,把整个颜色空间均匀划

分成 $2 \times 2 \times 2$ 个子空间,并对每个子空间进行编号,见图1。在每个子空间中进行GA-BP神经网络的训练,并保存网络。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。

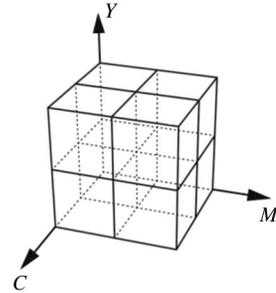


图1 子空间划分

Fig.1 Subspace partition

1.3 遗传算法优化的BP神经网络

BP神经网络^[11-13]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)按原连接通路反向计算,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神经网络收敛速度慢、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^[14-15],可以取得较好的效果。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,经过反复的训练调整,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的过程见图2。

2 实验

2.1 样本获取与测量

采用HP Designjet Z3200 Photo打印机打印C, M, Y色块,按照网点面积率0, 10%, 30%, 50%, 70%, 90%, 100%排列组合成343个色块,作为训练样本。按照网点面积率0, 20%, 40%, 60%, 80%, 100%,将C, M, Y排列组合成216个色块,作为检测样本。

选用X-rite公司的分光光度计及辅助装置机械臂

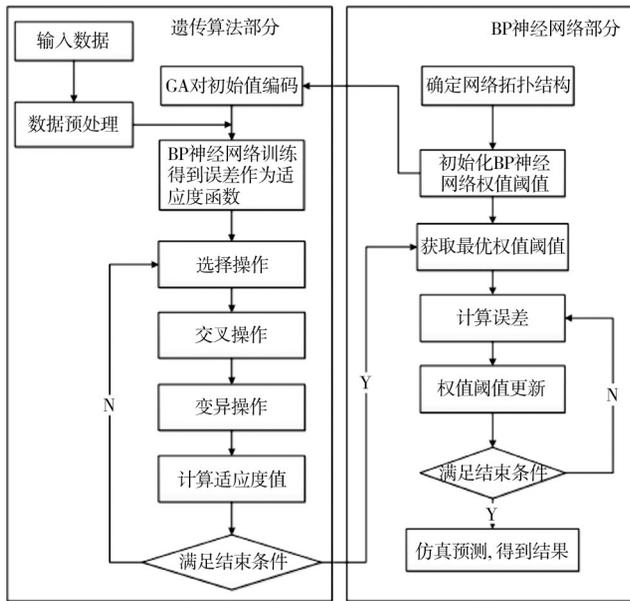


图2 GA-BP神经网络权值阈值优化流程

Fig.2 Optimization procedure of weight values and threshold value of BP neural network by GA

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,共31维。

2.2 主成分个数确定

根据式(2)计算得到各分区子空间的主成分累计贡献率见表1。由表1可知,各分区子空间前9个主成分的累计贡献率均达到了99.6%,说明9个主成分可以完整再现颜色信息,能够满足模型的精度要求。故这里采用9个主成分将光谱反射率降为9维,作为网络的输出变量。

2.3 遗传算法参数确定

遗传算法的参数设置为:编码方式采用实数编

码,种群规模为50,遗传迭代次数为50,交叉概率 P_c 为0.8,变异概率 P_m 为0.01。

1) 在遗传算法中,以个体适应度的大小评估1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:

$$f = 1 / \sum_{i=1}^N (r_i - r'_i)^2 \quad (3)$$

式中: N 为样本数量; r_i, r'_i 分别为期望输出和实际输出的光谱反射率。

2) 采用轮盘赌法进行优质个体的选择操作。以 p_i 表示个体的选择概率:

$$p_i = f_i / \sum_{j=1}^N f_j = f_i / f_{sum} \quad (4)$$

式中: f_i, f_{sum} 分别为个体适应度和种群总适应度。

3) 交叉操作是采用实数交叉算子,以交叉概率 P_c 对父代群体中的个体进行交叉操作,产生新的子代个体。

4) 变异操作是以一定的变异概率 P_m 进行基因突变产生新的个体。

2.4 神经网络建模及参数确定

采用Matlab神经网络工具箱进行预测模型的建模。将打印机颜色空间分为8个子空间,每个子空间中各有64个训练样本、27个检测样本,以打印机驱动值作为GA-BP神经网络的输入变量,降维后的光谱数据作为输出变量,在每个子空间中进行神经网络的训练和检测。

神经网络中隐含层和输出层分别选用Tansig, purelin函数作为激活函数,网络训练算法为Trainlm,

表1 不同主成分数量的累计贡献率

Tab.1 CVC of different principle components

PCA	子空间1	子空间2	子空间3	子空间4	子空间5	子空间6	子空间7	子空间8
1	79.79	83.24	80.85	83.60	76.89	78.51	78.08	78.08
2	91.79	93.06	92.20	92.95	88.76	89.06	89.44%	89.44
3	96.91	96.83	96.62	96.33	96.00	96.67	95.80%	95.80
4	98.38	98.25	98.42	98.20	98.12	98.15	98.07%	98.07
5	99.25	99.25	99.18	98.99	98.80	98.99	98.79%	98.79
6	99.43	99.50	99.41	99.34	99.33	99.33	99.24%	99.24
7	99.59	99.67	99.55	99.50	99.53	99.56	99.46%	99.46
8	99.71	99.75	99.66	99.62	99.65	99.74	99.59%	99.59
9	99.80	99.81	99.74	99.68	99.75	99.81	99.70	99.70
10	99.85	99.86	99.80	99.73%	99.82	99.85	99.75	99.75

隐层数和隐层节点数的改变可以影响网络的性能,但是隐层节点多,在提高学习精度的同时,会增加网络的复杂度。这里选用常用的3层BP神经网络模型(见图3),采用循环迭代确定最优化的网络结构(隐层节点数从15~45,以5为间隔循环;训练次数从500~1500,以500为间隔循环),在每个网络结构下建模30次,确定各子空间的最佳隐层节点数和训练次数。

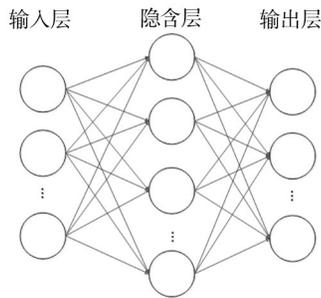


图3 BP神经网络结构

Fig.3 Structure of BP neural network

3 实验结果与讨论

以CIE2000色差 $\Delta E_{00}(D50, 2^\circ)$ 和光谱均方根误差RMSE评价预测的色度精度和光谱精度,在子空间划分前,GA-BP神经网络预测光谱的色度最大为1.7611、平均为0.2323,光谱精度最大为1.56%、平均为0.14%;在子空间划分后,色度最大为5.8384,平均为0.7578,光谱精度最大为2.03%、平均为0.31%。可见,子空间划分的GA-BP神经网络模型预测的色度精度和光谱精度都有了明显提高,子空间划分的GA-BP神经网络模型预测的最大色差小于2,平均色差降低了近1/3。

利用累计相对频率方法对分区和未分区的GA-BP神经网络模型预测光谱的色差进行统计,得到的累计相对频率曲线见图4。由图4色差的累计相对频率可知,子空间划分后的模型,超过90%的样本色差分布在0~1之间,色差大于2的样本点减少了5%左右。由此可知,子空间划分的GA-BP神经网络模型的预测精度

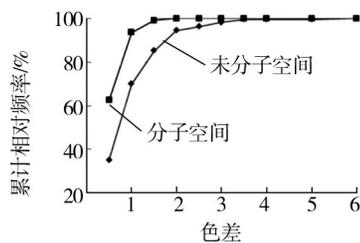


图4 色差的累计相对频率

Fig.4 The cumulative relative frequency of color difference

有明显提高,该模型用于打印机的光谱预测是可行的。

4 结语

采用GA-BP神经网络模型与子空间划分相结合的方法,对打印机的光谱预测进行研究。在分析几种常用光谱预测模型优缺点的基础上,认为GA-BP神经网络模型是一种能够克服BP神经网络局部极值、收敛速度慢等缺陷的模型。采用GA-BP神经网络作为颜色预测的基本模型,针对训练样本较多时模型预测精度较差的情况,将打印机颜色空间划分成若干个子空间,在每个子空间中运用GA-BP神经网络模型,实现了打印机驱动值到光谱反射率的转换,即打印机的光谱预测。实验结果表明:该模型比未做子空间划分的预测模型在色度精度和光谱精度上有了很大的提高,能够实现高精度的光谱预测。

参考文献:

- [1] 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 Jin-cheng. Theory and Practice of High-fidelity Color Reproduction[D]. Nanjing: Nanjing Forestry University, 2013.
- [2] 王勇,徐海松. 基于多项式回归模型的扫描仪色度特征化[J]. 光学学报,2007,27(6):1135—1138.
WANG Yong, XU Hai-song. Colorimetric Characterization for Scanner Based on Polynomial Regression Models[J]. Acta Optical Sinica, 2007, 27(6): 1135—1138.
- [3] 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.
- [4] 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.
- [5] LIU Qiang, WAN Xiao-xia, XIE De-hong. Optimization of Spectral Printer Modeling Based on a Modified Cellular Yule-Nielsen Spectral Neugebauer Model[J]. Journal of the Optical Society of America. 2014, 31(6): 1284—1294.
- [6] BUGNON T, HERSCH R D. Recovering Neugebauer Colorant Reflectances and Ink-Spreading Curves from Printed Color Images[J]. Color Research & Application, 2014, 39(3): 216—233.

(下转第141页)

- (9):50—52.
- WANG Qiao, RONG Hua-yang. Automatic Control of the Amount of Offset Presses Ink[J]. Print Today, 2008(9):50—52.
- [5] 赵子君,季明文. 基于开物2000组态软件实现高速大容量数据采集[J]. 测控技术, 2004, 23(10):50.
- ZHAO Zi-jun, JI Ming-wen. Actualization of High-Speed and Large-Capacity Data Acquisition Based on Controx 2000 Configuration Software[J]. Surveying and Mapping Technology, 2004, 23(10):50.
- [6] 李保强. 探析集中供墨技术[J]. 今日印刷, 2004(2):70—73.
- LI Bao-qiang. Analysis of the Concentrated Ink Technology[J]. Print Today, 2004(2):70—73.
- [7] 潘杰. 现代印刷机的集中供墨系统[J]. 设备材料, 2003(205):52—54.
- PAN Jie. Concentrated Ink System of the Printing Press[J]. Equipment and Materials, 2003(205):52—54.
- [8] 胡敏良,吴雪茹. 流体力学[M]. 武汉:武汉理工大学出版社, 2011.
- HU Min-liang, WU Xue-ru. Hydromechanics[M]. Wuhan: Wuhan University of Technology Publishing House, 2011.
- [9] 何成. 长距离矿浆管道输送过程检测与控制关键技术的研究[D]. 长沙:湖南大学, 2014.
- HE Cheng. Research on Detecting and Control Key Technologies In Long-distance Slurry Pipeline Transportation[D]. Changsha: Hunan University, 2014.
- [10] 于治福,田晓里. 高浓度黏稠物料的管道输送特性讨论[J]. 煤矿机械, 2010(6):81—83.
- YU Zhi-fu, TIAN Xiao-li. High Concentration of Thick Material Characteristics of Pipeline Transportation Discussions[J]. Coal Mine Machinery, 2010(6):81—83.
- [11] 陶平凯. 基于ANSYS FLOTRAN的管道输送参数优化[J]. 金属矿山, 2012(11):43—45.
- TAO Ping-kai. Pipe-Conveying Parameters Optimization Based on ANSYS FLOTRAN[J]. Metal Mine, 2012(11):43—45.
- [12] 刘昕. 胶版印刷工艺原理[M]. 北京:印刷工业出版社, 2005.
- LIU Xin. The Principle of Offset Printing Technology[M]. Beijing: Graphic Communications Press, 2005.
- [13] 李永强. 如何理解和掌握印刷油墨的流变性[J]. 印刷世界, 2012(9):43—48.
- LI Yong-qiang. How to Understand and Grasp the Printing Ink Rheology[J]. Print World, 2012(9):43—48.
- [14] 王铁力. 大颗粒浆体管道输送阻力计算模型的验证[J]. 水力采煤与管道运输, 2014(4):4—6.
- WANG Tie-li. A Validation of the Calculation Model of Large Grain Slurry Pipeline's Transportation Resistance[J]. Hydraulic Coal Mining & Pipeline Transportation, 2014(4):4—6.
-
- (上接第136页)
- [7] 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, 2012, 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, 2012, 47(11):1690—1696.
- [8] 屈薇薇,尚丽平,李晓霞,等. 基于数据拟合和主成分分析的多组分PAHs神经网络定量分析[J]. 光谱学与光谱分析, 2010, 30(10):2780—2783.
- QU Wei-wei, SHANG Li-ping, LI Xiao-xia, et al. The Quantitative Analysis of Polycomponent PAHs by Neural Network Based on Data Synthese and Principal[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2010, 30(10):2780—2783.
- [9] TZENG D Y, BERNS R S. A Review of Principal Component Analysis and Its Applications to Color Technology[J]. Color Research & Application, 2004, 29(2):104—110.
- [10] FAIRMAN H S, BRILL M H. The Principal Components of Reflectances[J]. Color Research & Application, 2005, 30(2):84—98.
- [11] 吴江,黄富荣,黄才欢,等. 近红外光谱结合主成分分析和BP神经网络的转基因大豆无损鉴别研究[J]. 光谱学与光谱分析, 2013, 33(6):1537—1541.
- WU Jiang, HUANG Fu-rong, HUANG Cai-huan, et al. Study on Near Infrared Spectroscopy of Transgenic Soybean Identification Based on Principal Component Analysis and Neural Network[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2013, 33(6):1537—1541.
- [12] 周丛丛,李洁,张晓光,等. 基于人工神经网络的聚合物驱提高采收率预测[J]. 大庆石油地质与开发, 2008, 27(3):113—116.
- ZHOU Cong-cong, LI Jie, ZHANG Xiao-guang, et al. Prediction for by Polymer Flooding Based on Artificial Neural Network[J]. Petroleum Geology & Oilfield Development in Daqing, 2008, 27(3):113—116.
- [13] WANG Yong, XU Hai-song. Spectral Characterization of Scanner Based on PCA and BP ANN[J]. Chinese Optics Letters, 2005, 3(12):725—728.
- [14] 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.
- LIU Chun-yan, LING Jian-chun, KOU Lin-yuan, et al. Performance Comparison between GA-BP Neural Network and BP Neural Network[J]. Chinese Journal of Health Statistics, 2013, 30(2):173—176.
- [15] 罗戎蕾,刘绍华,苏晨. 基于遗传算法的BP神经网络服装销售预测方法[J]. 北京邮电大学学报, 2014, 37(4):39—43.
- LUO Rong-lei, LIU Shao-hua, SU Chen. Garment Sales Forecast Method Based on Genetic Algorithm and BP Neural Network[J]. Journal of Beijing University of Posts and Telecommunications, 2014, 37(4):39—43.