

包装印刷

基于模拟退火算法优化 BP 神经网络的色彩空间转换

洪亮, 张浩, 朱明, 楚高利
(河南工程学院, 郑州 450007)

摘要: **目的** 研究基于模拟退火算法优化 BP 神经网络对喷墨打印机色彩空间转换预测准确性的方法。**方法** 通过数据归一化处理、模拟退火算法优化 BP 神经网络的权值和阈值, 以获取它们的全局最优解, 再用 BP 神经网络法进行色差预测。**结果** 模拟退火算法优化 BP 神经网络预测模型测试 15 次得到色块平均色差达到 2.3067, 最小平均色差达到 0.7892。**结论** 该方法优化 BP 神经网络精度非常高, 对喷墨打印机色彩空间转换具有较好的非线性拟合能力和更高的预测准确性。

关键词: 喷墨; 色差; 模拟退火算法

中图分类号: TS801.3 **文献标识码:** A **文章编号:** 1001-3563(2017)13-0195-04

Optimization of Color Space Conversion of BP Neural Network Based On Simulated Annealing Algorithm

HONG Liang, ZHANG Hao, ZHU Ming, CHU Gao-li
(Henan University of Engineering, Zhengzhou 450007, China)

ABSTRACT: The work aims to study the method of optimizing BP neural network based on simulated annealing algorithm to predict the accuracy of color space conversion in inkjet printer. The weight and threshold of BP neural network were optimized by data normalization and simulated annealing algorithm to obtain the global optimal solution, and then the BP neural network was used to predict the color difference. BP neural network prediction model optimized with simulated annealing algorithm was tested for 15 times to get the average color difference of color lumps. Such color difference reached 2.3067, and the minimum average color difference reached 0.7892. The results show that the proposed method has a high accuracy in optimizing the BP neural network, and has better nonlinear fitting ability and higher prediction accuracy for the color space conversion of inkjet printer.

KEY WORDS: ink jet; color difference; simulated annealing algorithm

设备特性化是指建立设备在某一状态下所有设备颜色值与其对应视觉颜色值之间关系的过程^[1]。设备的特性化通常采用的方法有模型法、多项式拟合法、查找表与插值法以及神经网络法等^[2-5]。神经网络法由于能模拟人的非线性思维, 近年来其被大量应用于设备特性化的研究中。文中将具有全局搜索能力的模拟退火算法(SA)引入 BP 神经网络中, 优化其连接权和阈值, 以建立 CMYK 颜色空间到 CIELAB 颜色空间的转换模型^[6], 实现喷墨打印机的特性化。

1 基于模拟退火算法优化 BP 神经网络建立色彩空间转换模型

1.1 BP 神经网络

BP (Back Propagation) 神经网络是一种按误差逆传播算法训练的多层前馈网络, 能学习和存贮大量的输入-输出模式映射关系, 非常适合解决复杂的非线性问题^[7]。BP 神经网络主要是利用输出后的误差估计输出层直接前导层的误差, 再利用这个误差估计更

收稿日期: 2016-09-04

基金项目: 国家自然科学基金(61301231); 2013 年河南工程学院数字印刷和纺织品印花色彩控制研究中心资助项目(YJJ2013003)

作者简介: 洪亮(1977—), 男, 硕士, 河南工程学院副教授, 主要研究方向为印刷工程 and 多媒体制作。

前一层误差,如此层层反传下去,从而获得所有其它层的误差估计^[8]。由于BP神经网络中极小值较多,因此易存在陷入局部极小值而得不到全局最优值的缺点^[9]。

1.2 模拟退火算法

模拟退火算法是一种通用概率演算法,用来在一个大的搜寻空间内找寻命题的最优解^[10]。模拟退火算法是从物理和化学中的退火过程类推而来的,它应用时先以搜寻空间内一个任意点作起始:每一步先选择一个“邻居”,然后再计算从现有位置到达“邻居”的概率。

模拟退火算法流程见图1,其中, t 为最低温度; N 为某一温度下达到平衡的搜索次数。模拟退火算法有效应用给定问题不但需要对问题的深入了解,而且有时还必须重新表述问题或将它转换到一个等价或者类似的问题,然后才能成功运用模拟退火。模拟退火算法应用经常需要在解的质量和运行时间性能方面选择之一。

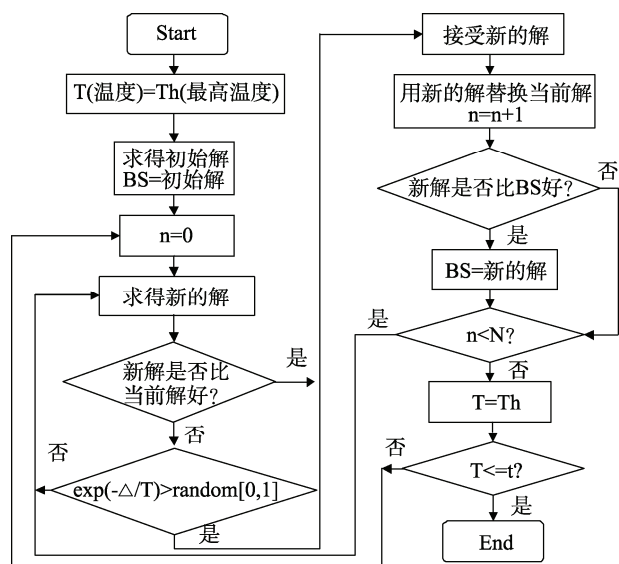


图1 模拟退火算法的流程

Fig. 1 Flow chart of simulated annealing algorithm

1.3 模拟退火算法优化 BP 神经网络

将模拟退火算法引入到神经网络的权值和阈值调整过程当中,使网络训练结束之后的权值和阈值最优,从而输出更好的逼近实际值^[11]。其算法优化过程主要包括:优化函数选择BP神经网络的误差绝对值求和所占百分比,即“ $\text{error} = \text{sum}(\text{abs}(\text{BPoutput} - \text{Bpout_test})/100;$ ”。其中,“BPoutput”为模型计算得到的预测值,“Bpout_test”为样本给出的实际值。定义优化问题的解是BP神经网络的权值 W 和阈值 B ,选择 W 和 B 组合成函数,用 s 表示。当温度较高时,选择“ $s(i+1) = s(i) + (0.2 * \text{rand} - 0.1) * \text{error}$ ”产生新解。若 $s(i+1) < s(i)$,则接受 $s(i+1)$ 为新的网络权值和阈值;否则,以概率 $\exp[-(s(i+1) - s(i))/T]$ 接受 $s(i+1)$ 为新的网络

权值和阈值, T 为当前温度。通过这种训练达到平衡同时降低温度,然后再循环进行新的新解取舍判断训练。直到当温度很低时,选择中断优化网络权值和阈值学习,直接输出此时全局最优解作为BP神经网络预测模型的最优权值和阈值^[12]。

2 模拟退火算法优化 BP 神经网络仿真实验

2.1 仪器校准预热与数据测量

实验仪器设备:爱普生 Epson 7880C 喷墨打印机,爱色丽 Isis 自动色块测量器、色彩管理软件 Profilemaker 5 及组件 Measuretool, Photoshop CS4, Matlab。实验材料:250 g A4 幅面高质量光泽纸、爱普生原装墨水、标准色卡文件 ECI2002。实验选择标准电子色标“ECI2002CMYK iSis(A4)”文件(该色标分别以 TIFF 和 TXT 格式存储于 Profilemaker 软件安装文件下^[13], 总共 1512 个色块)作为测试版,通过指定喷墨打印机进行打印输出^[14]。在 Photoshop CS4 中打开 TIF 格式的标准色卡文件,以无色彩管理条件打印出样张。待样张充分干燥后启动 Measuretool 软件,连接爱色丽 Eye-One Isis,按照提示操作自动测量样张上的色块,测量完后软件自动将测量色块的 CMYK 值及相应 Lab 值存储到文本文件中。

2.2 模拟退火算法优化 BP 神经网络仿真

模拟退火算法优化 BP 神经网络仿真实验选择平均色差 ΔE 作为评定指标^[15],与 BP 神经网络进行对比,以检验该方法用于喷墨打印机特性化预测效果的好坏。

2.2.1 确定样本采集

确定 Measuretool 软件测量打印样张 1512 组色块的特性化数据作为样本采集,因为每一组样本数据包含一个色块 CMYK 值和对应 Lab 值^[16]。仿真建模实验时,选择样本中前 1000 组数据作为训练数据,见式(1), p 为输入值, T 为输出值。选择后 512 组数据作为仿真预测数据。

$$p = \begin{bmatrix} 10 & 20 & 20 & 20 \\ 80 & 65 & 65 & 0 \\ 100 & 85 & 85 & 80 \\ 0 & 7 & 7 & 0 \\ 100 & 85 & 85 & 60 \\ \dots & \dots & \dots & \dots \end{bmatrix} \quad T = \begin{bmatrix} 71.93 & 3.6 & 2.65 \\ 30.92 & -20.3 & -4.76 \\ 11.89 & -3.24 & -3.12 \\ 87.6 & 2.86 & -4.74 \\ 15.05 & -4.11 & -2.78 \\ \dots & \dots & \dots \end{bmatrix} \quad (1)$$

2.2.2 仿真实验设计

仿真实验主要完成网络训练、仿真输出和色差计算等内容。根据 BP 训练方法善于寻找局部最优解和模拟退火算法善于寻找全局最优解的特点,仿真实验中先通过模拟退火算法找到 BP 神经网络权值和阈值

的全局最优解，然后将其赋予 BP 神经网络快速找到局部最优解^[17]。其主要步骤如下所述。

1) 从 Measuretool 驱动 Eye-One Isis 测量 1512 个色块自动存储 CMYK 和 Lab 相关数据的文本文件中分别导入训练数据和仿真预测数据。

2) CMYK 到 Lab 颜色空间预测模型决定了 BP 神经网络的输入层神经元个数为 4，输出层神经元个数为 3，所以设置网络节点数“inputnum=4; hiddennum=20; outputnum=3;”。

3) 训练数据归一化目的是避免输入输出数据数量级差别太大造成预测误差大，主要通过 premnmx 函数完成数据归一化。

4) 构建 BP 神经网络“net=newff(minmax(inputn), [20,3], {'tansig','purelin'}, 'trainlm');”。

5) 模拟退火算法参数初始化“初温 Tmax=50; 最大退火次数 L=100; 终止温度 Tmin=0.01;”。

6) BP 神经网络算法先初步优化权值和阈值，再将 BP 神经网络优化后权值和阈值赋给模拟退火算法的初始解。

7) 编写程序实现模拟退火算法优化权值和阈值，最后将模拟退火算法最优结果赋值给 BP 神经网络的权值和阈值。

8) BP 神经网络配置网络参数，BP 神经网络训练通过 train 函数完成。

9) 预测数据归一化通过 tramnmx 函数完成数据归一化，BP 神经网络预测输出通过 sim 函数完成，输出结果反归一化通过 postmnmx 函数完成。

10) 最后输出值与预测值之间计算色块色差。

为了讨论说明方便，后文将“模拟退火算法优化 BP 神经网络的模型”均简称为“SA-BP 模型”。

2.3 模拟退火算法优化 BP 神经网络的精度分析

整理仿真实验中 1 次实验结果数据，绘制效果分析 SA-BP 模型精度见图 2。

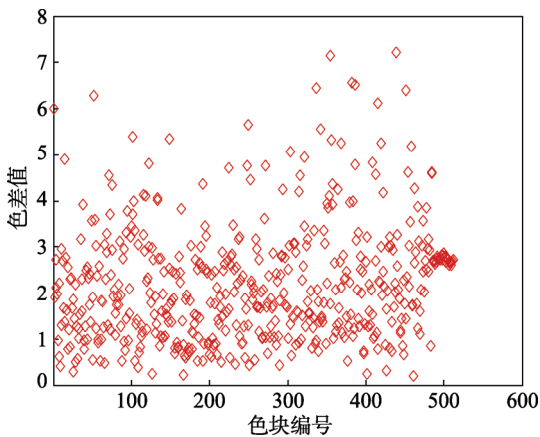


图 2 SA-BP 神经网络仿真预测效果
Fig.2 SA-BP neural network simulation prediction effect

由图 2 可知，SA-BP 模型预测色块最大色差为 7.2164，最小色差为 0.2070，平均色差为 2.1986。从整体上看，SA-BP 模型预测精度较高，可以应用于 CMYK 色彩空间向 Lab 色彩空间转换预测。为了进一步观察 BP 神经网络预测模型（简称 BP 模型）和 SA-BP 模型对比效果的差异，分别对 2 种模型分别连续测试 15 次。分析表 1 可知，SA-BP 模型预测平均色差 ΔE 小于 3 的有 14 次（总共测试 15 次），这远远高于 BP 网络模型预测平均色差 ΔE 小于 3 的有 9 次（色差小于 3 表示颜色差异较小，颜色差异感觉较明显）。说明 SA-BP 模型对色彩空间转换预测精度高的次数比 BP 网络更容易获得。SA-BP 网络模型预测 15 次的平均色差 $\Delta E=2.3067$ 低于 BP 网络预测的平均色差 $\Delta E=3.0889$ ，证明模拟退火算法能有效优化 BP 网络权值和阈值，从而使 SA-BP 模型对色彩空间转换预测精度比 BP 网络更强。

表 1 2 种神经网络模型仿真数据统计
Tab.1 Simulation data statistics of two neural network models

模型类型	测试次数	ΔE 最大值	ΔE 最小值	ΔE 平均值	ΔE 平均值 <3 的次数
BP	15	6.467	0.6568	3.0889	9
SA-BP	15	3.1854	1.7812	2.3067	14

在 BP 模型多次预测色差中发现样本容易出现色差极值现象，波动幅度较剧烈（ ΔE 最大值达到 6.467， ΔE 最小值达到 0.6568），SA-BP 模型多次预测色差中样本的平均色差基本在 2.3067 左右波动，波动较稳定，见图 3。

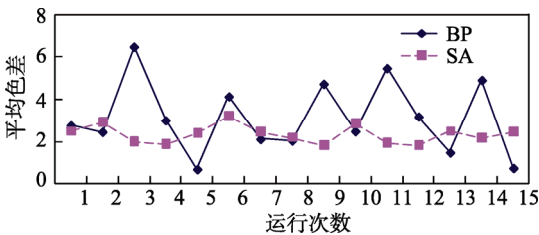


图 3 2 种神经网络模型效果对比
Fig.3 Effect comparison of two neural network models

3 结语

针对喷墨打印机输出设备特性化问题提出了基于 SA 优化 BP 神经网络权值和阈值，并实现了喷墨打印机 CMYK 色彩空间向 Lab 色彩空间转换预测。实验证明，SA 优化 BP 神经网络的预测精确度优于 BP 神经网络，能够满足输出设备 CMYK 色彩空间向 Lab 色彩空间转换预测要求，具有较好的应用价值。

参考文献：

[1] MANOOCHERI M, KOLAHAN F. Integration of

- Artificial Neural Network and Simulated Annealing Algorithm to Optimize Deep Drawing Process[J]. The International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2014, 73(1): 241—249.
- [2] 洪亮, 李瑞娟. 基于粒子群算法优化 BP 神经网络的颜色空间转换[J]. 包装工程, 2014, 35(9): 105—109.
HONG Liang, LI Rui-juan. Based on Particle Swarm Optimization Algorithm for Optimization of BP Neural Network in the Color Space Conversion[J]. Packaging Engineering, 2014, 35(9): 105—109.
- [3] 洪亮, 楚高利, 邓倩, 等. 广义回归神经网络在显示器颜色空间转换中的应用[J]. 包装工程, 2015, 36(15): 145—148.
HONG Liang, CHU Gao-li, DENG Qian, et al. Generalized Regression Neural Network in the CRT Monitor Color Space Conversion Application[J]. Packaging Engineering, 2015, 36(15): 145—148.
- [4] 飞思科技产品研发中心. 神经网络理论与 MATLAB7 实现[M]. 北京: 电子工业出版社, 2005.
Technology Product Research and Development Center. Neural Network Theory and MATLAB7[M]. Beijing: Electronic Industry Press, 2005.
- [5] ABIRAMI S, RAMALINGAM V, PALANIVEL S. Species Classification of Aquatic Plants Using GRNN and BPNN[J]. AI & SOCIETY, 2014, 29(1): 45—50.
- [6] 孙静. 基于数码打样的 CMYK 与 Lab 颜色空间转换方法的研究[D]. 西安: 西安理工大学, 2008.
SUN Jing. Research on the Color Space Conversion Method of CMYK and Lab Based on Digital Proofing [D]. Xi'an: Xi'an University of Technology, 2008.
- [7] 刘士伟, 魏庆葆. 基于 BP 神经网络的 CMYK 到 Lab 颜色空间转换模型[J]. 包装工程, 2011, 32(11): 69—71.
LIU Shi-wei, WEI Qing-bao. CMYK to Lab Color Space Conversion Model Based on BP Neural Network[J]. Packaging Engineering, 2011, 32(11): 69—71.
- [8] 张群. 基于 RBF 神经网络的颜色空间转换模型[J]. 包装工程, 2009, 30(5): 71—73.
ZHANG Qun. Color Space Conversion Model Based on RBF Neural Network[J]. Packaging Engineering, 2009, 30(5): 71—73.
- [9] 刘东, 宋贞海. 基于 Elman 神经网络的喷墨打印机特性研究[J]. 中国印刷与包装研究, 2014, 6(4): 93—98.
LIU Dong, SONG Zhen-hai. Research on the Characteristics of Inkjet Printer Based on Elman Neural Network[J]. Study on Printing and Packaging in China, 2014, 6(4): 93—98.
- [10] LUO Ren-ze, HUANG Yuan-yi. Optimization of the Seismic Processing Phase-shift Plus Finite-difference Migration Operator Based on a Hybrid Genetic and Simulated Annealing Algorithm[J]. Petroleum Science, 2013, 10(2): 190—194.
- [11] 曹从军, 刘强珺. 基于径向基函数神经网络的颜色空间转换研究[J]. 中国印刷与包装研究, 2010, 11(2): 48—51.
CAO Cong-jun, LIU Qiang-jun. Study on Color Space Conversion Based on Radial Basis Function Neural Network[J]. China Printing and Packaging Research, 2010, 11(2): 48—51.
- [12] 尤丽华, 吴静静. 基于模拟退火优化 BP 神经网络的 pH 值预测[J]. 传感技术学报, 2014, 27(12): 1643—1648.
YOU Li-hua, WU Jing-jing. Prediction of pH Value Based on Simulated Annealing Optimization BP Neural Network[J]. Journal of Sensing Technology, 2014, 27(12): 1643—1648.
- [13] 曹从军. 色彩管理关键技术 CIE L*a*b*与 CMYK 变换算法的研究[D]. 西安: 西北大学, 2008.
CAO Cong-jun. Research on Key Technologies of Color Management L*a*b* CIE and CMYK Transform Algorithm[D]. Xi'an: Northwestern University, 2008.
- [14] 范伟. 基于样品点优化的变权重组合软件可靠性的仿真研究[J]. 制造业自动化, 2011, 33(10): 68—70.
FAN Wei. Simulation Research on Reliability of Variable Weight Combined Software Based on Sample Point Optimization[J]. Manufacturing Automation, 2011, 33(10): 68—70.
- [15] 全国印刷标准化技术委员会. 常用印刷标准解读[M]. 北京: 印刷工业出版社, 2005.
The National Standardization Technical Committee Printing. Common Printing Standard Interpretation[M]. Beijing: Printing Industry Publishing House, 2005.
- [16] MOOSAEI H, KETABCHI S, JAFARI H. Minimum Norm Solution of the Absolute Value Equations Via Simulated Annealing Algorithm[J]. Afrika Matematika, 2015, 26(7): 1221—1228.
- [17] CHAO S M, WHANG A J W. Optimization of a Total Internal Reflection Lens by Using a Hybrid Taguchi-simulated Annealing Algorithm[J]. Optical Review, 2014, 21(2): 153—161.