

遗传算法优化 BP 神经网络的显示器色彩空间转换

洪亮, 翟圣国

(河南工程学院, 郑州 450007)

摘要: **目的** 基于改进遗传算法优化 BP 神经网络, 研究对显示器色彩空间转换的预测准确性的方法。**方法** 通过改进数据归一化处理和遗传算法的适应度函数, 来优化 BP 神经网络的权值和阈值, 以将它们分布范围缩小, 再用 BP 算法进行精确求解, 并将该方式与常规方式作对比。**结果** 训练优化后的 BP 神经网络预测模型 20 次, 测试色块平均色差为 2.9353, 最小平均色差为 1.9467。**结论** 该方法大大降低了 BP 神经网络预测模型陷入局部极小值的可能性, 对显示器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: 色彩空间; 神经网络; 遗传算法

中图分类号: TP334.1

文献标识码: A

文章编号: 1001-3563(2014)05-0107-05

Optimization of BP Neural Network Method Using Genetic Algorithm for Color Space Conversion of the Monitor

HONG Liang, ZHAI Sheng-guo

(Henan Institute of Engineering, Zhengzhou 450007, China)

ABSTRACT: **Objective** To study the method for improving forecasting accuracy of monitor color space conversion based on genetic algorithm to optimize the BP neural network. **Methods** The weights and threshold of the BP neural network were optimized mainly through the improvement of data normalization and the fitness function of genetic algorithm, to narrow down their distribution range, and then BP algorithm was solved exactly. This mode was then compared to the normal mode. **Results** After 20 times training of the optimized BP neural network prediction model, the average color difference in test blocks reached 2.9353, and the minimal average color difference reached 1.9467. **Conclusion** The results showed that the method can greatly reduce the possibility of falling into local minima of the BP neural network prediction model, with good non-linear fitting capability and higher prediction accuracy of color space conversion.

KEY WORDS: color space; neural network; genetic algorithm

色彩管理技术能在显示器上直接看到接近准确色彩的印品^[1],但是显示器本身的呈色因素使得客户不能接受直接在显示器上确定印品的色彩准确程度。在色彩管理中,当色彩从一个设备转换到另一个设备时,使用 CIELab 色彩空间作为色彩转换的中转站,这样就尽量减少了色彩损失和偏差。

目前实现色彩空间转换算法较多,主要分为多项

式回归法^[2]、模型法、三维查找表插值法^[3]和 BP 神经网络法^[4]。BP 神经网络法预测显示器特性化后的 Lab 值仍然存在一些缺陷,如学习收敛速度太慢,不能保证收敛到全局最小点,网络结构不易确定等。遗传算法作为一种全局优化搜索算法^[5],能够寻找到最合适的网络权值和阈值。

文中从显示器色彩空间转换的角度,采用改进遗

收稿日期: 2013-12-11

基金项目: 2013 年河南省教育厅自然科学研究项目(13B510932)

作者简介: 洪亮(1977—),男,湖北阳新人,硕士,河南工程学院副教授,主要研究方向为印刷包装、多媒体制作。

传算法优化 BP 神经网络,以科学、准确地预测显示器特性化后的 *Lab* 值。

神经网络是模拟人的大脑结构,将大量的神经元互联起来形成的网络模型^[6]。在实际应用中,大部分神经网络模型都是采用 BP 神经网络及其变换形式^[7]。遗传算法(GA)是受达尔文进化论的启发,借鉴生物进化过程而提出的一种启发式搜索算法。

1 BP 神经网络法

BP 神经网络由信息的前向传播和误差的反向传播等 2 个过程组成,具有自学习能力、寻优精确等特点。一般 BP 神经网络是由输入层、中间层和输出层组成的阶层型神经网络。在基于 BP 算法的多层前馈网络应用中,单隐层神经网络的应用最为普遍^[8]。

BP 神经网络建模步骤为^[9]:首先批量输入建模数据,同时进行归一化处理;其次构建 BP 神经网络的基本参数开始训练神经网络;最后用测试数据测试神经网络,以验证神经网络精度。

2 遗传算法优化 BP 神经网络

遗传算法以自然选择和遗传理论为基础,将生物进化过程中适者生存原则与群体内部染色体的随机信息交换机制相结合产生的一种全局寻优搜索算法^[10]。文中将遗传算法的全局寻优能力与 BP 算法的指导性搜索思想相结合,既克服了寻优中的盲目性,又避免了局部收敛情况的发生,使网络性能得到极大改善^[11]。

2.1 遗传算法优化 BP 神经网络思路

文中采用特殊归一化数据处理和改进遗传算法中的适应度函数等来优化神经网络权值和阈值,其优化思路流程见图 1。

遗传算法优化的 BP 神经网络建模步骤为:首先批量输入建模数据,同时进行归一化处理;其次初始化进化次数、种群规模、实数编码,计算初始群体的适应性值,如果不满足条件则循环进行选择、交叉、变异、计算适应度操作,直到达到进化次数得到最优的初始权值和阈值;然后将得到最佳初始权值和阈值来构建 BP 神经网络;最后用测试数据测试神经网络,以验证神经网络精度^[12]。

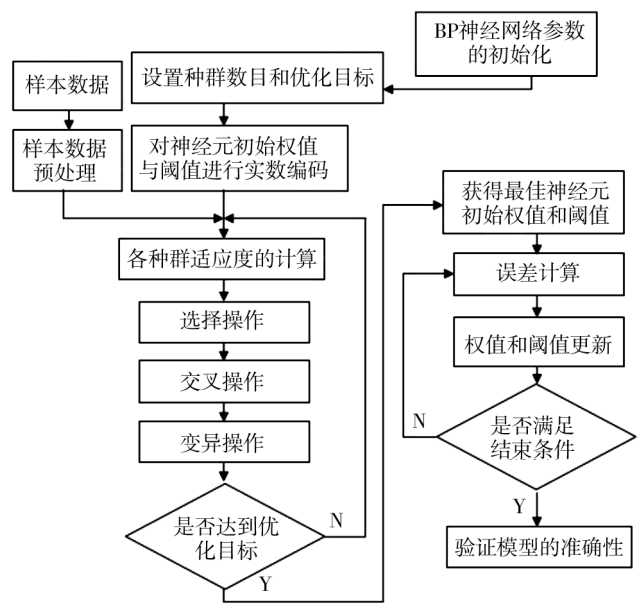


图 1 BP 神经网络原理
Fig. 1 The principle of the BP neural network

2.2 遗传算法优化 BP 神经网络具体参数要求

文中基于 BP 神经网络建立的显示器色彩空间转换模型优化的参数有输入层权值 W_1 , 隐层阈值 b_1 , 输出层权值 W_2 , 输出层阈值 b_2 。

2.2.1 三层 BP 神经网络结构

设定输入层节点数为 a , 隐层节点数为 b , 输出层节点数为 c ^[13], 输入为 $P = (p_1, p_2, \dots, p_a)'$, 输出为 $T = (t_1, t_2, \dots, t_c)'$ 。

2.2.2 数据归一化处理

实验中采用原始数据连续进行训练 10 次得到 10 组平均色差数据(见表 1), 其中出现的极大值和极小

表 1 GA-BP 神经网络原始数据和数据归一化处理结果比较
Tab.1 Comparison of the original data and the normalized data of the GA-BP neural network

次数	原始数据得到的	数据归一化得到的
	ΔE 平均值	ΔE 平均值
1	2.1142	3.0014
2	3.4200	3.2912
3	4.0516	3.9738
4	10.3983	3.3760
5	2.3995	3.0482
6	2.4532	3.6641
7	4.2134	2.2671
8	3.8404	3.0215
9	3.1671	3.4485
10	2.5988	2.7639

值上下波动非常大,这可能突出某些数量级特别大的原始数据,降低甚至排斥某些数量级较小的原始数据。采用数据归一化连续进行训练10次得到的平均色差基本统一于2.9上下波动,幅度小且稳定,这样选取结果的分析误差小。

实验确定在训练网络之前,需要把不在区间内的原始数据通过某种算法处理缩放到区间内,即归一化处理,以归纳统一样本的统计分布性。实验采用mapminmax函数对训练数据进行归一化处理,即把RGB和Lab数值构成矩阵的每一行归一到[-1,1]范围内。这也是改进遗传算法优化BP神经网络的基础。

2.2.3 染色体编码

用遗传算法训练神经网络可以采用二进制编码或实数编码。文中采用实数编码方式,不存在编码和解码过程,从而提高解的精度和运算速度。实验单隐层BP神经网络结构为3-20-3,则遗传算法个体编码长度为 $L=a \times b + b \times c + b + c = 143$ 。

2.2.4 产生初始种群 Initialize

在赋予初始种群之前,尽量进行一个大概的区间估计,以免初始种群分布在远离全局最优解的编码空间。实验建立初始种群函数Initialize为:

$\text{initPpp} = \text{initialize}(\text{popu}, \text{aa}, \text{'ISeval'})$ 。

其中,initPpp为初始染色体群;popu为初始种群的规模;aa为染色体中每个基因的取值范围(这里设置为“aa=ones(L,1)*[-1,1];”,即将BP网络权值和阈值这143(L)实数基因依次排列组成染色体,在[-1,1]范围内随机生成100个染色体,形成第1代群体),ISeval为适应度函数。

当种群规模太小时,会出现近亲交配,产生病态基因,即陷入局部极值而导致早熟现象出现的可能性大大增加;种群规模太大,结果难以收敛且浪费资源,稳健性下降。实验连续进行10次训练验证种群规模取值和收敛时间、收敛次数及内存占用之间关系,最终种群规模popu为50较合适。

2.2.5 进化代数 gen

进化代数太小,算法不容易收敛,种群还没有成熟;代数太大,算法已经熟练或者种群过于早熟不可能再收敛,继续进化没有意义,只会增加时间开支和资源浪费。实验连续进行10次训练验证进化代数和收敛时间之间关系,最终进化代数gen取100较为合适。

2.2.6 适应度函数 ISeval

遗传算法是通过适应度函数来模拟生物的“适者

生存”机制,适应度函数就是优化目标^[14]。适应度函数是个体生存机会选择的唯一确定性指标,它决定群体的进化行为。适应度函数设计至少要满足不同个体能够利用其适应度进行优劣区分的基本功能^[15]。遗传算法中一般认为误差小的个体其适应度大,文中提出一种既可以限制适应度过高个体竞争力防止出现垄断,又可以提高适应度过低个体竞争力的适应度函数。

实验设计的适应度函数为: $\text{function} [\text{sol}, \text{eval}] = \text{ISeval}(\text{sol}, \text{options})$, 其中eval为染色体的适应值。具体的设计过程如下所述。

首先,计算神经网络的输出值矩阵a2,计算程序为:

$a1 = \text{tansig}(w1 * p, b1)$;

$a2 = \text{purelin}(w2 * a1, b2)$;

其次,根据程序: $E = t - a2$,来确定网络的误差值(t为网络的测量值,a2为网络的预测输出值)。

然后,根据公式:

$$E_1 = \frac{1}{k} \sum_{k=1}^N \sqrt{[E(1,k)^2 + E(2,k)^2 + E(3,k)^2]}$$

确定所有样本的平均色差值(N为样本数量)。

最后,染色体的适应值设置为 $\text{eval} = 1/E_1$ 。

2.2.7 选择、交叉和变异

选择是指在整个群体中寻找适应度较高的个体去生成初始的交配池。实验连续进行10次训练验证选择和初始种群之间关系,最终选择为0.09。

交叉是指把2个父代个体的部分结构加以替换重组而生成新个体的操作。交配概率太大容易破坏已有的有利模式,随机性增大,容易错失最优个体;交配概率太小不能有效更新种群。为了保存高适应度个体,同时使得种群多样性保持延续。实验连续进行10次训练验证交叉和适应度之间关系,最终采用交叉为2。

变异首先在群体中随机选择一个个体,对选中的个体以一定的概率随机地改变串结构数据中某个位的值。当变异概率太小时,种群的多样性下降太快,容易导致有效基因的迅速丢失且不容易修补。当变异概率太大时,尽管种群的多样性可以得到保证,但是高阶模式被破坏的概率也随之增大。实验连续进行10次训练验证变异和种群之间关系,最终采用变异为“2 gen 3”。

3 遗传算法优化BP神经网络仿真实验

3.1 仪器校准预热与数据测量

实验显示器为方正FGC82型号19寸LCD显示

器,测评仪器是爱色丽 Eye-One Pro 分光光度仪,校正和特性化软件为 i1Profiler,运行平台为 Windows XP 系统。测量前对显示器进行 30 min 的预热,使它们进入稳定的工作状态。启动 i1Profiler 软件,连接 Eye-One Pro,按照提示操作进行校正并生成 LCD 显示器 ICC 特性文件,最后软件自动将该 ICC 文件设置为当前 LCD 显示器系统的配置文件。

建模色靶的确定:将 RGB 的数字驱动值由 0 到 255 按每隔 51 进行 6 级分割(即 0,51,102,153,204,255)^[16]。用 Matlab 编写产生色块程序,RGB 分别取其中 1 个值组成一种颜色,这样共有 63 即 216 个色块。在 MeasureTool 软件中通过 Eye-One Pro 分光光度仪测量并记录 216 个建模色块对应的 Lab 值和相应 RGB 值存储到文本文件中。

测试色靶的确定:将 RGB 的数字驱动值由 0 到 255 按每隔 36 进行 8 级均匀分割(即 0,36,72,108,144,180,216,255),共得到 512 个测试色块。在 MeasureTool 软件中通过 Eye-One Pro 分光光度仪测量并记录 512 个建模色块的 Lab 值和相应 RGB 值存储到文本文件中。

3.2 遗传算法优化 BP 神经网络设置

文中基于 Matlab 软件编写程序仿真 GA-BP 网络模型效果。

首先创建的 BP 神经网络为:

```
net=newff(minmax(P),[20,3],{'tansig','purelin',  
'trainlm'});
```

其次,运用遗传算法来优化 BP 神经网络的初始权值和阈值(net.iw{1,1},net.lw{2,1},net.b{1},net.b{2}),即遗传算法优化 BP 神经网络参数设置为:遗传算法个体编码长度(L)为 143,种群规模为 50,遗传代数 为 100 次,选择为 0.09,交叉为 2,变异为“2 gen 3”。

调用 gaot 工具箱进行试验的函数为:

```
[x,endPop,bPop,trace]=ga(aa,'ISeval',[ ],initPp,  
pp,[1e-6 1 1], 'maxGenTerm',gen,'normGeomSelect',  
[0.09],[ 'arithXover'],[2], 'nonUnifMutation',[2 gen 3]);
```

调用自定义编解码函数:[w1,b1,w2,b2,a1,a2,se,eval]=IScode(x);

将初步得到的权值矩阵赋给尚未开始训练的 BP 神经网络进行训练:

```
net.iW{1,1}=w1;net.LW{2,1}=w2;net.b{1,1}
```

```
1}=b1;net.b{2,1}=b2;
```

接着,设置 BP 神经网络部分训练参数:学习速率为 0.05,期望误差为 0.001,训练次数为 500 次。

最后,确定 BP 神经网络的评估标准,实验采用平均色差 ΔE 最小作为评价标准。实验在 Matlab 软件中利用仿真函数 A=sim(net,test) 等将测试色靶的测量 Lab 值与仿真 Lab 值进行色差值比较,计算其差值 ΔE 以评价模型精度。测试比较色差基于 CIE 1976 L*a*b* 均匀颜色空间色差计算公式:

$$\Delta E_{Lab}^*=[(\Delta L^*)^2+(\Delta a^*)^2+(\Delta b^*)^2]^{1/2}$$

3.3 遗传算法优化 BP 神经网络的精度分析

为了便于比较,在 Matlab 环境下编写算法程序以构建 2 种预测模型:一般的 BP 神经网络预测模型(BP 模型)和采用 GA 优化 BP 神经网络的改进预测模型(GA-BP 模型)^[6]。

首先应用 2 种预测模型分别对相同数据连续进行测试 20 次,整理相关数据见表 2 和图 2。直线相连的菱形图是 BP 模型处理的效果,其中就出现平均色差极大值或极小值。虚线相连的加号图是 GA-BP 模型处理的效果,样本的平均色差基本在 2.9353 左右波动,幅度小且稳定。

表 2 BP 与 GA-BP 神经网络模型相关数据
Tab.2 Data of BP and the GA-BP neural network model

模型 类型	测试 次数	ΔE			平均 ΔE <3 的次数	达到预设 目标率/%
		最大	最小	平均		
BP	20	3.8875	2.2396	3.3050	4	20
GA-BP	20	3.798	1.9467	2.9353	8	40

分析表 2 可以得出,在相同网络结构、传递函数、训练函数及期望误差等条件下,GA-BP 网络模型精度(ΔE 平均值为 2.9353)高于 BP 网络(ΔE 平均值为 3.3050),GA-BP 网络模型对色彩空间转换非线性拟合能力(达到预设目标率 40%)比 BP 网络更强,遗传算法能有效优化 BP 网络初始权值和阈值。

接着再分别对 20 次连续测试中 BP 模型和 GA-BP 模型的预测色差最小的输入层和输出层的权值和阈值作为初始值,进行仿真比较,整理相关数据见图 3 和表 3。BP 模型处理的色差数据分布于 2.8229 左右波动,GA-BP 模型处理的色差数据分布于 1.8041 左右波动,幅度小且稳定。

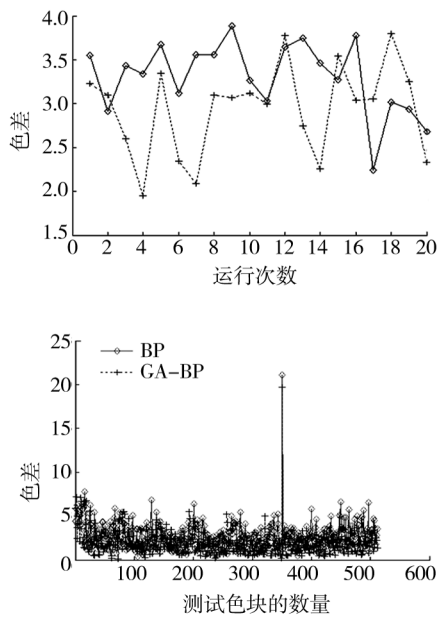


图 2 BP 与 GA-BP 神经网络模型色差精度比较
Fig.2 Comparison of BP and the GA-BP neural network model in color accuracy

表 3 BP 与 GA-BP 神经网络模型相关数据

Tab.3 Data of BP and the GA-BP neural network model

模型类型	最大 ΔE 值	最小 ΔE 值	平均 ΔE 值	预设 $\Delta E < 6$ 色块数	达到预设目标率/%
BP	23.4582	0.7876	2.8229	488	95.3
GA-BP	20.3412	0.5765	1.8041	503	98.2

4 结语

针对 BP 神经网络存在局部极小缺陷和收敛速度慢的问题,文中提出了一种改进 GA 适应度函数优化 BP 神经网络的初始权值和阈值来改进显示器 RGB 空间向 Lab 色彩空间转换预测模型,并与 BP 神经网络预测模型的预测精度进行了比较。结果表明,该方法大大降低了 BP 神经网络预测模型陷入局部极小值的可能,提高了模型收敛速度。相对于 BP 神经网络预测模型,该模型对于显示器色彩空间转换具有更好的非线性拟合能力和更高的预测精度^[17],为色彩空间转换提供新的途径和方法。

参考文献:

[1] FRASER B, MURPHY C, BUNTING F. Real World Color Management[M]. 北京: 电子工业出版社,2005.
FRASER B, MURPHY C, BUNTING F. Real World Color

Management[M]. Beijing: Publishing House of Electronics Industry, 2005.

[2] 洪亮, 楚高利. RGB 到 CIEXYZ 色彩空间转换的研究[J]. 包装工程, 2013, 34(21): 85—89.
HONG Liang, CHU Gao-li. Study RGB to CIEXYZ Color Space Conversion [J]. Packaging Engineering, 2013, 34(21): 85—89.

[3] 李瑞娟, 邓倩. 基于三维查找表的 RGB 到 XYZ 颜色空间转换的研究[J]. 包装工程, 2012, 33(13): 116—119.
LI Rui-juan, DENG Qian. Study RGB to XYZ Color Space Conversion Based on Three-dimensional Look-up Table [J]. Packaging Engineering, 2012, 33(13): 116—119.

[4] SILVA R C C, GUERREIRO J N C, LOULA A F D. A Study of Pipe Interacting Corrosion Defects Using the FEM and Neural Networks [J]. Advances in Engineering Software, 2007, 38(11/12): 868—875.

[5] ASLANTAS V. A Singular-value Decomposition-based Image Watermarking Using Genetic Algorithm[J]. AEU-International Journal of Electronics and Communications, 2008, 62(5): 386—394.

[6] HAGAN M T, 等. 神经网络设计[M]. 北京: 机械工业出版社, 2003.
HAGAN M T, et al. Neural Network Design[M]. Beijing: Mechanical Industry Press, 2003.

[7] 马强, 马少华, 毛宗磊. 利用遗传算法优化 BP 神经网络[J]. 科技广场, 2008(12): 196—197.
MA Qiang, MA Shao-hua, MAO Zong-lei. Using Genetic Algorithm to Optimize BP Neural Network [J]. Technology Square, 2008(12): 196—197.

[8] FU J Y, LIANG S G, LI Q S. Prediction of Wind-induced Pressures on a Large Gymnasium Roof Using Artificial Neural Net Works [J]. Computers & Structures, 2007, 85(3/4): 179—192.

[9] 洪亮, 朱明. BP 神经网络在显示器色空间转换中的应用[J]. 包装工程, 2013, 34(19): 83—86.
HONG Liang, ZHU Ming. The Application of BP Neural Network in the Display of Color Space Conversion [J]. Packaging Engineering, 2013, 34(19): 83—86.

[10] 栾庆林, 卢辉斌. 改进遗传算法在神经网络权值优化中的应用研究[J]. 遥测遥控, 2008, 29(1): 51—54.
LUAN Qing-lin, LU Hui-bin. An Improved Genetic Algorithm in Neural Network Weights Optimization [J]. Telemetry and Remote Control, 2008, 29(1): 51—54.

[11] 汪金良, 卢宏, 曾青云. GA-BP 算法及其在冰铜品位神经网络模型中的应用[J]. 江西有色金属, 2003, 17(3): 39—41.

- merging Trends in Electrical Engineering and Energy Management, 2012; 143—147.
- [7] 罗媛媛. 基于 YCbCr 颜色空间的森林火灾探测技术的研究[D]. 长沙:中南林业科技大学, 2013.
- LUO Yuan-yuan. Forest Fire Detection Technology Research Based on YCbCr Color Space[D]. Changsha: Central South University of Forestry and Technology, 2013.
- [8] 姚军财. 一种基于 YCrCb 颜色空间和视觉特性的彩色图像水印技术[J]. 包装工程, 2012, 33(9): 111—116.
- YAO Jun-cai. Color Image Watermarking Based on YCrCb Color Space and the Visual Characteristics[J]. Packaging Engineering, 2012, 33(9): 111—116.
- [9] 龙永红. 基于自适应混合颜色空间的图像分割在药片泡罩包装检测中的应用[J]. 包装工程, 2006, 27(3): 85—86.
- LONG Yong-hong. Image Segmentation Application in the Tablet Blister Packs Detection Based on Adaptive Hybrid Color Space[J]. Packaging Engineering, 2006, 27(3): 85—86.
- [10] 巩亚萍, 高军. 一种新的 RGB 到 $L^*a^*b^*$ 转换方法的研究[J]. 包装工程, 2008, 29(7): 23—25.
- GONG Ya-ping, GAO Jun. Study on a New Method for RGB to $L^*a^*b^*$ Conversion[J]. Packaging Engineering, 2008, 29(7): 23—25.
- [11] WANG Wei-xin, QU Duan-yang, MA Ben-xue, et al. Cotton Top Feature Identification Based on Machine Vision & Image Processing[C]//2011 IEEE International Conference on Computer Science and Automation Engineering, 2011: 681—685.
- [12] DENG Peng, PEI Ming-tao. Multi-view Face Detection Based on AdaBoost and Skin Color[C]//First International Conference on Intelligent Networks and Intelligent Systems, 2008: 457—460.
- [13] 廖武忠. 基于图论理论的图像分割算法的研究[D]. 重庆: 重庆大学, 2012.
- LIAO Wu-zhong. Image Segmentation Algorithm Based on Graph Theory[D]. Chongqing: Chongqing University, 2012.
- [14] 张冬生. 基于阈值的图像分割算法研究[D]. 大庆: 东北石油大学, 2011.
- ZHANG Dong-sheng. Image Segmentation Algorithm Based on Thresholding[D]. Daqing: Northeast Petroleum University, 2011.
- [15] 张烨, 孙刘杰. 手背静脉图像二值化阈值算法[J]. 包装工程, 2011, 32(9): 90—93.
- ZHANG Ye, SUN Liu-jie. Image Binarization Threshold Algorithm about Dorsal Hand Vein[J]. Packaging Engineering, 2011, 32(9): 90—93.
- [16] 朱亚平, 鲁永杰, 李华. 基于 K 均值聚类的文字分割算法研究与实现[J]. 计算机光盘软件与应用, 2013(2): 16—19.
- ZHU Ya-ping, LU Yong-jie, LI Hua. Text Segmentation Algorithm and Implementation Based on K-means Clustering Segmentation Algorithm[J]. Computer Software and Applications CD, 2013(2): 16—19.
- [17] 吴琰嘉, 唐正宁, 李俊锋. CIEL $^*a^*b^*$ 色空间中基于爬山聚类算法的网点面积率检测研究[J]. 包装工程, 2012, 33(19): 149—152.
- WU Yan-jia, TANG Zheng-ning, LI Jun-feng. Dot Area Rate Detection Research Based on Climbing Clustering Algorithm under CIEL $^*a^*b^*$ Color Space[J]. Packaging Engineering, 2012, 33(19): 149—152.
- (上接第 111 页)
- WANG Jin-liang, LU Hong, ZENG Qing-yun. GA-BP Algorithm and Its Application in the Matte Grade of the Neural Network Model[J]. The Jiangxi Nonferrous Metals, 2003, 17(3): 39—41.
- [12] 姚明海. 改进的遗传算法在优化 BP 网络权值中的应用[J]. 计算机工程与应用, 2012(8): 59—68.
- YAO Ming-hai. Improved Genetic Algorithm to Optimize the Application of BP Network[J]. Computer Engineering and Application, 2012(8): 59—68.
- [13] LI Xiao-yuan. A New Improved BP Neural Network Algorithm[J]. IEEE, 2009, (1): 19—22.
- [14] 许宝卉, 柴春吉. 基于遗传算法的印品质量检测系统中图像配准研究[J]. 包装工程, 2010, 31(7): 89—91.
- XU Bao-hui, CHAI Chun-ji. Engineering Image Registration of Quality Detecting System Based on Genetic Algorithm[J]. Packaging Printing, 2010, 31(7): 89—91.
- [15] 林剑, 管力明. 基于改进遗传算法的胶印质量控制方法研究[J]. 包装工程, 2009, 30(5): 13—15.
- LIN Jian, GUAN Li-ming. Offset Printing Quality Control Method Based on Improved Genetic Algorithm[J]. Packaging Engineering, 2009, 30(5): 13—15.
- [16] VERIKAS A, BACAUSKIRENEM. Estimating Ink Density from Colour Camera RGB Values by the Local Kernel Ridge Regression[J]. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 2008, 21(1): 35—42.
- [17] 李松, 刘力军, 解永乐. 遗传算法优化 BP 神经网络的短时交通流混沌预测[J]. 控制与决策, 2011, 26(10): 1581—1585.
- LI Song, LIU Li-jun, XIE Yong-le. Genetic Algorithm BP Neural Network Short-term Traffic Flow Prediction of Chaos[J]. Control and Decision, 2011, 26(10): 1581—1585.