

模糊聚类 and 混沌自适应粒子群的神经网络色彩匹配

刘乐沁¹, 邵奇¹, 武燕²

(1. 景德镇学院, 景德镇 333001; 2. 景德镇陶瓷学院, 景德镇 333001)

摘要: **目的** 研究基于混沌理论、粒子群算法、模糊聚类和人工神经网络的色彩匹配模型。 **方法** 结合混沌理论和动态自适应策略, 对粒子群算法进行改进, 得到混沌自适应粒子群算法, 并应用于径向基人工神经网络的基函数中心, 以及扩展常数和网络权值的优化中; 通过模糊聚类分类样本数据, 得到混沌自适应粒子群径向基人工神经网络色彩匹配模型, 并将模型与其他色彩匹配方法进行比较。 **结果** CSAPSO RBF ANN 色彩匹配模型的平均绝对误差、均方根误差和色差平均值分别为 0.0106, 0.000 96 和 1.9122。 **结论** CSAPSO RBF ANN 色彩匹配模型具有良好的普遍性、通用性和泛化能力。

关键词: 色彩匹配; 空间转换; 粒子群算法; 模糊聚类; 人工神经网络

中图分类号: TS801.3 文献标识码: A 文章编号: 1001-3563(2015)09-0108-06

Neural Network Color Matching Model Based on Chaotic Self-adaptive Particle Swarm Optimization and Fuzzy Clustering

LIU Le-qin¹, SHAO Qi¹, WU Yan²

(1. Jingdezhen University, Jingdezhen 333001, China; 2. Jingdezhen Ceramic Institute, Jingdezhen 333001, China)

ABSTRACT: The aim of this work was to study the color matching model based on chaos theory, particle swarm optimization algorithm, fuzzy clustering and artificial neural network. Particle swarm optimization algorithm was improved by the combined use of chaos theory and adaptive strategy, obtaining the chaotic self-adaptive particle swarm optimization algorithm. The algorithm was then used to optimize the hidden centers, spreads and weights of radial basis function artificial neural network. Fuzzy clustering was used to classify the sample data, to obtain the CSAPSO RBF ANN model, which was then compared with other color matching methods. The average absolute deviation, mean square error and color difference of CSAPSO RBF ANN were 0.0106, 0.000 96 and 1.9122, respectively. The performance of CSAPSO RBF ANN model for color matching was superior with good universality, versatility and generalization ability.

KEY WORDS: color matching; space conversion; particle swarm optimization algorithm; fuzzy clustering; artificial neural network

色彩匹配模型是研究色彩空间之间的映射关系, 在不同终端之间完成特定的色彩校正或色彩转换, 在彩色图像显示和打印中有重要的理论和实际应用价值^[1-2]。在印刷工艺中, 彩色印刷品是由C(青)、M(品红)、Y(黄)和K(黑)等4种颜色混合套印得到; 而在起始过程中图像往往通过R(红)、G(绿)和B(蓝)等3色得到^[3-4]。在RGB空间中, 样本总数达 256^3 , 约为1670万个样本, CMYK空间的样本总数高达 10^8 。由于色彩

空间大小的不同, 导致了它们之间极为复杂的非线性关系, 为了保持色彩在不同终端之间的一致性, 寻找可靠的色彩匹配模型相当困难^[5]。

传统色彩匹配方法主要有基于线性或非线性、矩阵和多维表的转换法, 多项式回归法, 插值法和 Neug ebauer 方程法等^[6-9]。这些方法主要建立在纯理论上, 在实际匹配过程中还要依靠经验进行调整, 自动化程度低, 人工工作量大, 匹配性能不佳。为此,

收稿日期: 2014-10-29

基金项目: 国家自然科学基金(61202313)

作者简介: 刘乐沁(1979—), 男, 江西南昌人, 硕士, 景德镇学院讲师, 主要研究方向为人工智能、艺术设计、色彩与印刷等。

钱国良等^[10]提出基于学习的色彩匹配方法;Hu, J.L等^[11]提出非支配方法的CMYK到LAB转换模型;郭茂祖等^[12]提出基于反向传播神经网络(BP ANN)的色彩匹配模型,研究了RGB到CMYK空间的转换;LIU Z. G^[13], Korifi, R.^[14]和Hoang, V.P^[15]等也提出了几种色彩转换模型;高军等^[16]针对BP ANN的不足提出基于改进算法的色彩匹配模型;洪亮等^[17-18]提出基于粒子群算法(PSO)和遗传算法的2种BP ANN色彩匹配模型。这些相关研究都取得了较理想的匹配效果。

由于BP ANN的收敛速度慢和易陷入局部极值,同时,粒子群算法(PSO算法)优化BP ANN模型时也存在早熟收敛等问题。为此,这里试图提出一种基于模糊聚类和改进PSO算法的径向基人工神经网络(RBF ANN)色彩匹配模型,旨在研究RGB到CMYK的转换匹配过程。模型利用混沌理论和动态自适应策略,对PSO算法进行改进,以改善早熟和易陷局部极值问题,并将改进的PSO算法应用于RBF ANN的参数调整和优化;利用模糊C均值聚类对网络数据进行聚类降阶。

1 混沌自适应粒子群径向基人工神经网络

在各类神经网络模型中,径向基人工神经网络(RBF ANN)应用较为广泛,具有学习速度快、唯一最佳逼近特性等显著优点;但是,RBF ANN的性能受到网络结构和相关参数(如函数中心、基向量和网络权值)等因素的影响。研究表明,RBF ANN学习过程中的参数调整属于典型的最优化问题。为此,提出一种PSO改进算法,称混沌自适应粒子群算法(CSAPSO),并将算法应用于RBF ANN的基函数中心,以及扩展常数、网络权值的优化,得到混沌自适应粒子群径向基人工神经网络(CSAPSO RBF ANN)。

CSAPSO是结合混沌理论和自适应策略对PSO算法改进得到。标准PSO算法在优化过程中,通过公式(1)(2)更新粒子的速度和位置。

$$v_{i,d}^{k+1} = \omega v_{i,d}^k + c_1(p_{i,d}^k - x_{i,d}^k) + c_2(p_{g,d}^k - x_{i,d}^k) \quad (1)$$

$$x_{i,d}^{k+1} = x_{i,d}^k + v_{i,d}^{k+1} \quad (2)$$

式中: ω 称为惯性权重因子; c_1 和 c_2 分别为认知因子和探索因子; $v_{i,d}^k, x_{i,d}^k$ 分别为粒子 i 在第 k 次迭代中第 d 维的速度和位置; $p_{i,d}^k$ 为粒子 i 在第 d 维的个体极值位置, $p_{g,d}^k$ 为群体在第 d 维的全局极值位置。

在CSAPSO算法中,惯性权重 ω 采用公式(3)自适应调整,以提高收敛速度。

$$\omega = \omega_{\max} - P(k)/P_{\text{ave}} - (\omega_{\max} - \omega_{\min}) \cdot k/k_{\max} \quad (3)$$

式中: ω_{\max} 和 ω_{\min} 分别为惯性权重的最大和最小值; $P(k)$ 为第 k 次迭代的全局最优; P_{ave} 为所有粒子局部最优的平均值; k_{\max} 为最大迭代次数, k 为当前迭代次数。

学习因子 c_1, c_2 通过Lorenz方程产生的混沌序列得到,使其进入早熟收敛时跳出局部最优,公式为:

$$\begin{cases} \frac{dx}{dt} = -a(x-y) \\ \frac{dy}{dt} = rx - y - xz \\ \frac{dz}{dt} = xy - bz \end{cases} \quad (4)$$

$$\begin{cases} c_1 = x(t) \\ c_2 = y(t) \end{cases} \quad (5)$$

式中:参数 a, b 和 r 为正值控制参量,当取值分别为10, 8/3和28时, c_1, c_2 显混沌状态。由于混沌变量的随机性、遍历性和规律性,使算法既能保持群体多样性,又能有效改善早熟收敛问题。CSAPSO RBF ANN模型框架见图1。

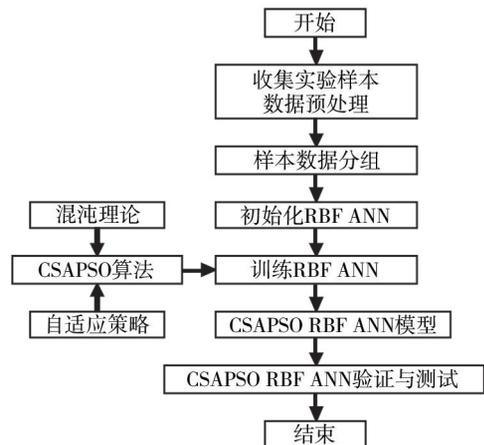


图1 CSAPSO RBF ANN框架

Fig.1 Frame diagram of CSAPSO RBF ANN

2 CSAPSO RBF ANN色彩匹配模型

从数学角度看,色彩匹配的实质是一种多维数据空间之间的复杂映射转换;从色彩学角度,色彩匹配是寻找色彩空间之间的某种对应关系。RGB到CMYK色彩空间的变换,就是要找出RGB空间中的某一色彩点 (R_m, G_m, B_m) 对应到CMYK空间中某一色彩点 (C_n, M_n, Y_n, K_n) 上的映射关系,使打印物体在计算机屏幕上表达的颜色与打印机在白纸上打印后所

表达的颜色一致,或在人眼看来两者色彩一致^[19]。由于各种色彩模式所表示的空间不一致,要得到相互之间精确的映射关系相当困难。另外,有些颜色在其他色彩空间中无法准确表达,只能用近似的对应颜色替代^[14,20]。这里应用CSAPSO RBF ANN来描述色彩匹配的映射关系,得到CSAPSO RBF ANN色彩匹配模型。

2.1 样本选取与预处理

对于学习训练类模型,样本的选取对计算结果有重要影响。选取的样本既要反映空间样本自身的整体性趋势,又要能代表个别样本的特殊性。在RGB空间中,样本总数达 256^3 ,约1670万个样本,CMYK空间的样本总数高达 10^8 ,这使得模型学习全部样本非常吃力,对一般的学习系统而言是不可能实现的。由此,必须选取合理的样本数据才能使系统更全面可靠。根据色度学相关知识和色彩组合规律,选择单色和混色共800组数据组成样本库。

在样本选取时,分别按C、M、Y、K以1为间隔,各选择100组,组成400组单色和400组混色数据。

单色数据选取规则为^[21]:

C:1→100, M=Y=K=0, Step=1;
M:1→100, C=Y=K=0, Step=1;
Y:1→100, C=M=K=0, Step=1;
K:1→100, C=M=Y=0, Step=1.

混色数据选取规则为:

C=M:1→100, Y=K=0, Step=1;
C=Y:1→100, M=K=0, Step=1;
M=Y:1→100, C=K=0, Step=1;
C=M=Y:1→100, K=0, Step=1.

这样,样本库共有800组数据,然后得到对应的标准RGB值,形成总数据库。

在实际建模时,由于原始数据分布的区间较大,使网络输入值分布较广,严重影响了网络性能,一般不直接使用。为提高网络的收敛速度和精度,选用线性函数归一化,将样本映射到[0.1, 0.9]区间内,公式为:

$$X'_k(i) = 0.1 + \frac{X_k(i) - X_{kmin}}{X_{kmax} - X_{kmin}} \times (0.9 - 0.1) \quad (6)$$

式中: $X'_k(i)$ 为第*i*个学习样本的第*k*个序列预处理后的数值; $X_k(i)$ 为第*i*个原始数据的序列。

在构建网络模型时,为了提高模型的预测效果,一般将样本数据库分成训练集、验证集和测试集等3个子集,分别用于网络的训练、验证与测试。这里将总样本约70%的数据用于网络训练,用于验证和测试

各约15%。

2.2 样本模糊C-均值聚类

在具有800组数据的样本库中,网络对样本逐个学习也是相当复杂的,同时导致网络学习效率差。为了控制网络的执行时间,可进一步将样本压缩到较小的子空间,同时保持样本的整体性。为此,在合理选择样本的基础上,选择模糊C-均值聚类,将样本数据降到较小的数据个数。模糊C-均值聚类(Fuzzy C-means clustering, FCM)是应用广泛的一种聚类算法,用隶属度来决定归属于某个聚类,其基本思想是让同一簇里成员的相似度尽可能大,相反,在不同簇内成员的相似度尽可能小,从而实现样本自动分类^[21-22]。

在色彩空间样本的聚类中,相似度用CIELab色彩空间中的色度值 (L_1^*, a_1^*, b_1^*) 和 (L_2^*, a_2^*, b_2^*) 的色差 ΔE 表示,计算公式为^[23]:

$$\Delta E = \sqrt{(L_1^* - L_2^*)^2 + (a_1^* - a_2^*)^2 + (b_1^* - b_2^*)^2} \quad (7)$$

在色度学中,当2个色彩的色差小于1时,人眼无法辨别,对应于聚类问题视为同一类颜色,从而完成样本聚类。这里通过对800个样本数据进行聚类后,得到312组类数据。部分单色数据的最后聚类结果见表1。

表1 样本聚类结果(以单色C为例)

Tab.1 Clustering results of samples (A case of single color C)

类别	类值	类别	类值
1	1	5	95~100
2	66~70	6	15, 16~19
3	31~33
4	2或3	39	45~48

表1显示,单色C中的100个样本最后聚为39类,每类数据都有相同的色差距离,即同组数据都有相似的色彩特征,每组可用任意一个样本作为代表。

2.3 模型评价与结构

为更准确地评估模型,采用计算网络的平均绝对误差AAD(W_{AAD})和均方根误差MSE(W_{MSE})来衡量网络性能,分别定义为:

$$W_{AAD} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \frac{|P_{re}(i) - E_{xp}(i)|}{E_{xp}(i)} \quad (8)$$

$$W_{MSE} = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x})^2} \quad (9)$$

式中: N 为样本的总个数; $P_m(i)$ 为模型输出值,也即是预测值; $E_{sp}(i)$ 为实例期望值; x 为 N 个 x_i 样本数据的平均值。

模型使用输入层、隐藏层和输出层等3层网络结构。输入层和输出层的结点个数一般根据实际问题来确定。在RGB到CMYK色彩空间的变换中,输入层为RGB色彩数据,因而结点个数为3个,分别代表R, G和B等3个输入颜色;输出层为CMYK色彩数据,即结点个数为4个,分别代表C, M, Y和K等4个输出颜色。隐藏层结点个数没有具体的数学模型来确定,这里采用试探法来优化隐藏层结点个数,假设个数从4增至15,分别得到12个匹配模型。模型的MSE随隐藏层结点个数的变化关系见图2。

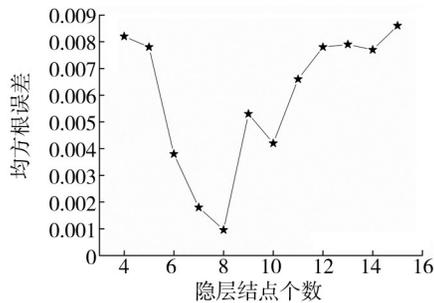


图2 隐藏层结点个数优化对比

Fig.2 Comparison of neuron numbers in hidden layer

由图2可知,随着隐藏层结点个数的增加,MSE先减小后增加,当隐藏层结点个数为8时,模型结构最优。

3 结果与讨论

构建结构为3-8-4的CSAPSO RBF ANN模型,使用聚类后的312个样本分别进行训练(218组,约70%)、验证(47组,约15%)和测试(47组,约15%)实验。绘制训练集样本匹配的色差曲线见图3。

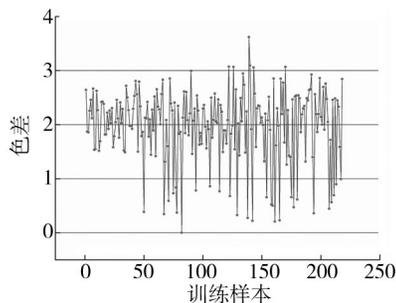


图3 训练样本的预测色差曲线

Fig.3 Color difference curve in training set

由图3可以看出,CSAPSO RBF ANN模型在训练集中的预测色差分布在2附近,个别色差超过3,更重

要的是有许多色差小于1的匹配点,这表明模型在训练集中的匹配性能较优。为验证模型的训练效果,对模型参数再次微调,使性能更佳。用CSAPSO RBF ANN模型进行验证实验,绘制验证集样本匹配的色差曲线见图4。

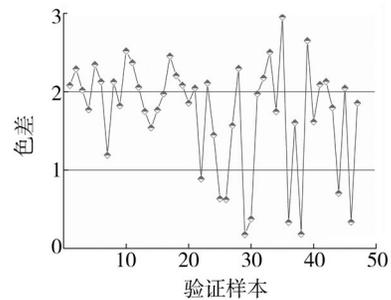


图4 验证样本的预测色差曲线

Fig.4 Color difference curve in validating set

在验证实验中,CSAPSO RBF ANN模型的预测色差也分布在2附近,也有多个色差小于1的匹配值,这验证了模型的匹配性能可靠。再将通过训练并验证的CSAPSO RBF ANN模型进行测试实验,绘制测试集样本预测的色差曲线见图5。

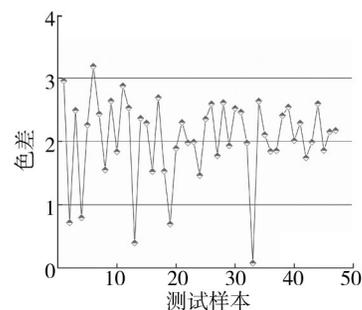


图5 测试样本的预测色差曲线

Fig.5 Color difference curve in testing set

由此可见,无论是在训练集、验证集,还是在测试集中,模型CSAPSO RBF ANN都表现出良好的色彩匹配性能。模型在各集合中的色彩匹配实验统计数据见表2。

从表2可见,模型CSAPSO RBF ANN匹配精度较高、误差较小,匹配的色差平均值低于2。与文献[17]提出的基于PSO优化BP神经网络的色彩匹配模型的色差平均值2.8526比较,色彩匹配误差有明显减小,特别是在验证集中匹配效果更明显。

上述实验表明了模型CSAPSO RBF ANN在色彩匹配实验中的良好性能。为了比较与其他模型的优劣,测试模型的泛化能力,在聚类过程中未被使用过的488组样本中随机选取20组样本,作为单独测试例

表2 各子集中的色彩匹配实验统计数据

Tab.2 Statistical data of color matching experiments in different subsets

集合	平均绝对误差 W_{ADD}	均方根误差 W_{MSE}	色差平均值	色差<3的比例/%	色差<2的比例/%	色差<1的比例/%
训练集	0.0089	0.000 92	1.9677	97.25	42.66	12.84
验证集	0.0075	0.000 83	1.7282	100	53.19	19.15
测试集	0.0154	0.001 13	2.0407	97.87	44.68	10.64
平均值	0.0106	0.000 96	1.9122	98.37	46.84	14.21

子,让 CSAPSO RBF ANN 与 PSO RBF ANN 和 RBF ANN 模型分别进行色彩匹配实验。各模型的收敛曲线见图6。

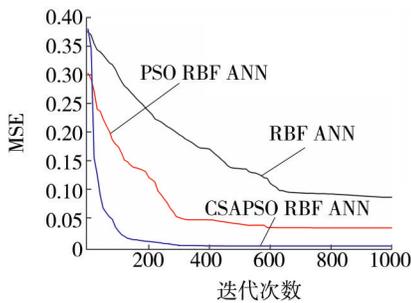


图6 各模型的收敛曲线对比

Fig.6 Comparison of convergence curves of different models

从图6可知,CSAPSO RBF ANN,PSO RBF ANN 和 RBF ANN 等3个模型的收敛速度依次降低;CSAPSO RBF ANN 模型在接近100次迭代时已经趋于稳定,达到收敛平衡。从收敛精度上看,CSAPSO RBF ANN 模型也明显占优,最后的收敛精度接近为0,比其他模型明显要小。各比较模型的色彩匹配色差见图7。

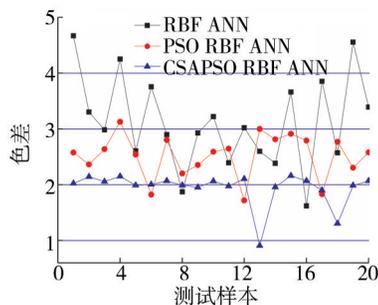


图7 各模型测试的色差曲线对比

Fig.7 Comparison of color difference curves of different models

在参数设置一致的前提下,不同匹配模型的测试结果有较大的差异。由图7可知,在3个比较模型中,CSAPSO RBF ANN,PSO RBF ANN 和 RBF ANN 的匹配性能依次下降。各模型色彩匹配实验统计数据见表3。

表3的数据表明,模型 CSAPSO RBF ANN 的综合匹配性能最好。从精度上看,模型 CSAPSO RBF ANN

表3 各模型色彩匹配实验统计数据

Tab.3 Statistical data of color matching experiments of different models

模型	平均绝对误差 W_{ADD}	均方根误差 W_{MSE}	色差平均值	执行时间/s
CSAPSO RBF ANN	0.0163	0.001 21	2.1008	68
PSO RBF ANN	0.0864	0.014 70	2.6539	72
RBF ANN	0.1257	0.078 50	3.2438	53

的MSE最小,色差平均值也最小,色彩匹配能力最强;从执行时间上看,RBF ANN 的执行时间最小,PSO RBF ANN 和 CSAPSO RBF ANN 模型的时间相当。就执行时间而言,由于迭代性进化算法的介入,使 CSAPSO RBF ANN 模型消耗的时间较多,但在可接受的时间范围内。

4 结语

色彩匹配技术是彩色印刷的重要部分。将粒子群算法、聚类方法和人工神经网络技术相结合,提出一种色彩匹配模型,较成功地解决了彩色印刷中的色彩空间转换问题,取得了较理想的匹配效果。与其他色彩匹配模型相比,CSAPSO RBF ANN 模型具有如下特点。

1) 较好地实现非线性色彩转换。由于 RGB 与 CMYK 色彩空间的转换是非线性的,能较好地实现该类非线性映射转换。

2) 具有较好的普遍性和通用性。可应用于诸多色彩空间之间的匹配问题,不依赖具体的终端,可推广到其他设备上。

3) 学习能力较强。通过 CASPSO 算法进行权值和参数的优化,改善了 PSO 的早熟收敛问题,使模型训练更充分,匹配效果较好。

4) 泛化能力较好。在经过训练和未经过训练的预测样本中均有较好的匹配效果,具有较好的泛化能力。

参考文献:

- [1] STAROSOLSKI R. New Simple and Efficient Color Space Transformations for Lossless Image Compression[J]. *Journal of Visual Communication And Image Representation*, 2014, 25(5): 1056—1063.
- [2] HSIAO S W, HSU C F, TANG K W. A Consultation and Simulation System for Product Color Planning Based on Interactive Genetic Algorithms[J]. *Color Research and Application*, 2013, 38(5): 375—390.
- [3] 秦绪佳, 王慧玲, 杜轶诚, 等. HSV 色彩空间的 Retinex 结构光图像增强算法[J]. *计算机辅助设计与图形学学报*, 2013, (04): 488—493.
- QIN Xu-jia, WANG Hui-ling, DU Yi-cheng, et al. Structured Light Image Enhancement Algorithm Based on Retinex in HSV Color Space[J]. *Journal of Computer-aided Design & Computer Graphics*, 2013, (04): 488—493.
- [4] SIDORCHUK D, ZHIZHINA E. Detection of Fuzzy Objects in Color Images with the Use of Stochastic Algorithms[J]. *Journal of Communications Technology and Electronics*, 2014, 59(6): 595—604.
- [5] KHAN R, HANBURY A, STOTTINGER J, et al. Multiple Color Space Channel Fusion for Skin Detection[J]. *Multimedia Tools and Applications*, 2014, 72(2): 1709—1730.
- [6] ZHOU Z Y, LI C M, HUANG C, et al. An Exact Algorithm with Learning for the Graph Coloring Problem[J]. *Computers & Operations Research*, 2014, 51: 282—301.
- [7] SHIMOBABA T, NAGAHAMA Y, KAKUE T, et al. Calculation Reduction Method for Color Digital Holography and Computer-generated Hologram Using Color Space Conversion[J]. *Optical Engineering*, 2014, 53(2): 0241081—0241085.
- [8] JI X H, ZHANG C M, ZHANG X F. An Efficient Joint Implementation of Three Stages for Fast Computation of Color Space Conversion in Image Coding/Decoding[J]. *Multimedia Tools and Applications*, 2013, 62(3): 879—893.
- [9] BUSIN L, VANDENBROUCKE N, MACAIRE L. Contribution of a Color Space Selection to a Flaw Detection Vision System[J]. *Journal of Electronic Imaging*, 2013, 22(3): 0330161—0330164.
- [10] 钱国良, 陈彬, 舒文豪, 等. 基于机器学习的彩色匹配技术[J]. *软件学报*, 1998(11): 46—51.
- QIANG Guo-liang, CHEN Bin, SHU Wen-hao, et al. A Color Matching Method Based on Machine Learning[J]. *Journal of Software*, 1998(11): 46—51.
- [11] HU J L, DENG J B, ZOU S S. A Novel Algorithm for Color Space Conversion Model from CMYK to LAB[J]. *Journal of Multimedia*, 2010, 5(2): 159—166.
- [12] 郭茂祖, 王亚东, 苏晓红, 等. 基于 BP 网络的色彩匹配方法研究[J]. *计算机学报*, 2000(8): 819—823.
- GUO Mao-zu, WANG Ya-Dong, SHU Xiao-hong, et al. Research of Color Matching Method Based on BP Network[J]. *Chinese Journal of Computers*, 2000(8): 819—823.
- [13] LIU Z G, DU S Y, YANG Y, et al. A Fast Algorithm for Color Space Conversion and Rounding Error Analysis Based on Fixed-point Digital Signal Processors[J]. *Computers and Electrical Engineering*, 2014, 40(4): 1405—1414.
- [14] KORIFI R, LE DREAU Y, ANTINELLI J F, et al. Color Space Predictive Models for Colorimetry Devices—analysis of Perfume Quality[J]. *Talanta*, 2013, 104: 58—66.
- [15] HOANG V P, PHAM C K. Efficient LUT-based Truncated Multiplier and Its Application in RGB to YCbCr Color Space Conversion[J]. *IEICE Transactions on Fundamentals of Electronics, Communications and Computer Sciences*, 2012, E95-A(6): 999—1006.
- [16] 高军, 范增华. 基于神经网络的 L*a*b*-CMYK 色彩空间转换算法的研究[J]. *包装工程*, 2012, 33(13): 112—115.
- GAO Jun, FAN Zeng-hua. Study of Lab-CMYK Color Space Conversion Based on Neural Network[J]. *Packaging Engineering*, 2012(13): 112—115.
- [17] 洪亮, 李瑞娟. 基于粒子群算法优化 BP 神经网络的色彩空间转换[J]. *包装工程*, 2014, 35(9): 105—109.
- HONG Liang, LI Rui-Juan. Optimization of Color Space Conversion in BP Neural Network Based on Particle Swarm[J]. *Packaging Engineering*, 2014, 35(9): 105—109.
- [18] 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.
- [19] KUEHNI R G. Towards an Improved Uniform Color Space[J]. *Color Research and Application*, 1999, 24(4): 253—265.
- [20] LIU Z G, DU S Y, YANG Y, et al. A Fast Algorithm for Color Space Conversion and Rounding Error Analysis Based on Fixed-point Digital Signal Processors[J]. *Computers & Electrical Engineering*, 2014, 40(4): 1405—1414.
- [21] TSEKOURAS G E, TSIMIKAS J. On Training RBF Neural Networks Using Input-output Fuzzy Clustering and Particle Swarm Optimization[J]. *Fuzzy Sets and Systems*, 2013, 221: 65—89.
- [22] TAN K S, LIM W H, ISA N A M. Novel Initialization Scheme for Fuzzy C-means Algorithm on Color Image Segmentation[J]. *Applied Soft Computing*, 2013, 13(4): 1832—1852.
- [23] FAIRCHILD M D. Refinement of the RLAB Color Space[J]. *Color Research and Application*, 1996, 21(5): 338—346.