

# 基于 GRNN 神经网络的凹印专色配色模型研究

樊丽娜

(义乌工商职业技术学院, 义乌 322000)

**摘要:** 目的 针对目前专色配色的现状, 建立基于 GRNN 神经网络的凹印专色配色模型, 以实现计算机配色。方法 参照孟塞尔色相环将颜色空间分区, 调配专色墨色样获得训练样本, 并使其均匀分布在孟塞尔色谱中。分析广义神经网络的优势和凹印专色配色的特点, 尝试基于 GRNN 神经网络构建凹印专色配色模型。采用 Matlab 进行仿真训练, 并借助 MSE 函数确定平滑因子 SPREAD 的值, 最后用检验样本的目标色和配出色来的色差来检验配色模型的精度。结果 通过网络仿真, 确定当 SPREAD 为 6.4 时, 测试样本的 MSE 值最小。由此确定配色模型, 配出的 40 组色样和目标色的平均色差值为 2.45, 且 97.5% 的样本色差值小于 6。结论 基于 GRNN 神经网络的凹印专色配色模型精度较高, 可用于计算机配色。

**关键词:** 凹印; 专色; GRNN; 配色模型

**中图分类号:** TS801.3    **文献标识码:** A    **文章编号:** 1001-3563(2018)07-0204-05

**DOI:** 10.19554/j.cnki.1001-3563.2018.07.037

## Gravure Spot-color Matching Model Based on GRNN Neural Network

FAN Li-na

(Yiwu Industrial & Commercial College, Yiwu 322000, China)

**ABSTRACT:** The work aims to establish a gravure spot-color matching model based on GRNN neural network in order to realize computer color matching, in view of the current status of spot-color matching. Color space was divided according to Munsell color cycle. Training samples were obtained by preparing spot-color samples which were uniformly distributed in the Munsell color spectrum. By analyzing the advantages of general regression neural network and the characteristics of gravure spot-color matching, the gravure spot-color matching model was constructed upon attempt based on GRNN neural network. Matlab was used for simulation training, and then the value of smoothing factor SPREAD was determined by means of MSE function. Finally, the accuracy of the color matching model was tested by the color difference between target color and matching color of tested samples. Through network simulation, the MSE value of tested samples was determined to be the minimum when SPREAD was 6.4. A color matching model was thus determined. The average color difference between target color and matched color of 40 groups of tested samples was 2.45, and the color difference of 97.5% samples was less than 6. The gravure spot-color matching model based on GRNN neural network has higher precision and can be used in computer color matching.

**KEY WORDS:** gravure; spot-color; general regression neural network (GRNN); color matching model

凹版印刷因其印刷墨层厚实、颜色鲜艳、饱和度高等优势, 被广泛应用于纸质、塑料包装材料和装饰材料印刷中。凹版印刷中大量使用专色油墨, 以弥补四色油墨和印刷工艺中存在的不足, 扩大印刷色域<sup>[1]</sup>。我国印刷企业专色墨配色大多仍采用人工调配的方

式<sup>[2]</sup>, 该方式精度低、效率低、重复性差、油墨浪费严重。为解决专色墨配色问题, 人们开始探索研究计算机配色, 研究者相继提出可用于计算机配色的方法和模型主要有: 基于密度(蒙版方程)的配色法、基于纽介堡方程的配色法<sup>[3]</sup>、基于单常数 Kubelka-Munk

收稿日期: 2017-09-14

基金项目: 浙江省教育厅科研项目(Y201636873); 浙江省社科联研究课题项目(2015N075)

作者简介: 樊丽娜(1984—), 女, 硕士, 义乌工商职业技术学院讲师, 主要研究方向为颜色信息处理、数字印刷技术。

理论的配色法、基于双常数 Kubelka-Munk 理论的光谱配色法<sup>[4]</sup>等，这些方法中基于双常数 KM 理论的配色法精度较高，但配色过程中需测量每种油墨和基底的光谱反射率，而测量仪器价格较高，导致配色成本加大。专色配色其实是建立专色密度或色度值与原色墨墨量或浓度之间的非线性关系，神经网络具有良好的非线性映射能力和强大的数据处理能力，可根据样本数据自学习映射出复杂的非线性关系，且能突破传统计算机配色方法中对原色油墨数量（黄品青三色）的限制，因此，文中尝试基于 GRNN 神经网络构建凹印专色配色模型以实现计算机配色。

## 1 GRNN 神经网络模型

GRNN 神经网络又称广义回归神经网络<sup>[5]</sup>，是径向基神经网络的一种，具有很强的非线性映射能力和鲁棒性<sup>[6]</sup>，以及高度的容错性，网络结构简单，逼近能力和学习速度上比 RBF 神经网络具有更强的优势，且样本数据较少时，仍有较好的预测效果<sup>[7]</sup>。文中研究的配色模型试图建立目标专色色度值与原色墨墨量之间的非线性关系，因此，文中选择 GRNN 神经网络来构建凹印专色配色模型。

### 1.1 GRNN 神经网络理论基础

GRNN 神经网络建立在非线性回归分析理论基础上，假设随机向量  $x$  和  $y$  的联合概率密度函数为  $f(x, y)$ ，则  $y$  对于  $x$  的回归值为：

$$\hat{y}(x) = \frac{\int_{-\infty}^{\infty} y f(x, y) dy}{\int_{-\infty}^{\infty} f(x, y) dy} \quad (1)$$

对训练样本数据使用 Parzen 非参数估计<sup>[8-9]</sup>估算密度函数  $f(x, y)$ ，并代入式 (1)，可得到网络的输出：

$$\hat{y}(x) = \frac{\sum_{i=1}^n y_i e^{-d(x, x_i)}}{\sum_{i=1}^n e^{-d(x, x_i)}} \quad (2)$$

$$d(x, x_i) = \frac{(x - x_i)^T (x - x_i)}{2\sigma^2} \quad (3)$$

式中： $x_i, y_i$  分别为  $x$  和  $y$  的样本观测值； $\sigma$  为光滑因子； $\hat{y}(x)$  为所有样本观测值  $y_i$  的加权平均。

### 1.2 GRNN 神经网络结构组成

GRNN 神经网络由 4 层组成：输入层、模式层、加和层、输出层<sup>[10]</sup>（见图 1）。设网络的输入向量为  $x = [x_1, x_2 \dots x_m]^T$ ，输出向量为  $y = [y_1, y_2 \dots y_n]^T$ 。

输入层神经元数等于输入向量的维数  $m$ ，输入层不处理数据，将输入向量传递给模式层。模式层神经元数等于训练样本数  $n$ ，各神经元对应不同的样本，

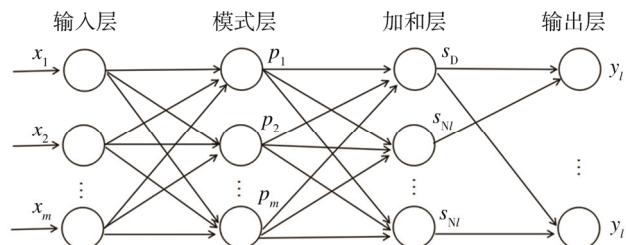


图 1 GRNN 神经网络结构  
Fig.1 The structure of GRNN neural network

模式层神经元的传递函数是高斯函数：

$$P_i = \exp[-d(x, x_i)] = \exp\left[-\frac{(x - x_i)^T (x - x_i)}{2\sigma^2}\right] \quad i = 1, 2, \dots, n \quad (4)$$

加和层中包含 2 类神经元，第 1 类是对模式层的所有神经元输出进行算术求和，传递函数为：

$$S_D = \sum_{i=1}^n P_i \quad (5)$$

第 2 类是对模式层神经元的输出进行加权求和，权值为第  $i$  个输出样本  $y_i$  的第  $j$  个元素  $y_{ij}$ ，其传递函数为：

$$S_{Nj} = \sum_{i=1}^n y_{ij} P_i \quad j = 1, 2, \dots, l \quad (6)$$

输出层神经元数等于训练样本中输出向量的维数  $l$ ，将加和层中 2 类神经元输出按式 (2) 相除，即可估计  $\hat{y}(x)$  的  $l$  个元素，即：

$$\hat{y}_j = \frac{S_{Nj}}{S_D} \quad j = 1, 2, \dots, l \quad (7)$$

## 2 实验

### 2.1 准备

1) 材料准备。根据色料减色原理，油墨越混合越暗，为获得浅色墨（明度较高的专色墨），需增加透明白墨的使用。由此，文中凹印专色油墨配色使用黄、品、青、透明白等 4 种颜色油墨作为基色油墨。实验所用承印材料为国产  $128 \text{ g/cm}^2$  铜版纸，将其纸裁切成相同大小的纸条。

2) 仪器准备。配色实验中所用到的仪器包括荷兰 IGT G1-5 型凹版印刷适性仪、爱色丽 X-Rite 528 型分光反射密度计（D50 光源、 $2^\circ$  视场）、电子分析天平（上海卓精 BSM-220.4 型）、烧杯 4 个、玻璃搅拌棒 2 个、滴管若干。

3) 印刷条件。印刷压力为  $400 \text{ N/cm}$ ，印刷速度为  $0.4 \text{ m/s}$ ，网穴深度为  $33 \mu\text{m}$ ，温度为  $20 \sim 25^\circ\text{C}$ ，相对湿度为 50% 左右。

印刷压力、印刷速度、网穴深度是影响凹版印刷呈色的 3 个非常重要的因素<sup>[11]</sup>，文中采用单因量实验确定这 3 个印刷条件。凹印三原色油墨在  $128 \text{ g/cm}^2$

铜版纸上,以400 N/cm的恒定印刷压力,分别以0.2,0.3,0.4,0.5,0.6 m/s的印刷速度绘制的印刷速度与实地密度的关系曲线见图2a。凹印三原色油墨在128 g/cm<sup>2</sup>铜版纸上,以0.4 m/s的速度,分别以200,300,400,500,600,700 N/cm的压力印刷而绘制的印刷压力与实地密度的关系曲线见图2b。在128 g/cm<sup>2</sup>铜版纸上,以400 N/cm的压力,0.4 m/s的印刷速度,对凹印三原色油墨采用8种不同网穴深度印刷,所绘制的网穴深度与实地密度的关系曲线见图2c。根据图2及凹版印刷实地密度取值范围,确定专色墨打样的印刷条件为印刷压力400 N/cm,印刷速度0.4 m/s,网穴深度33 μm。

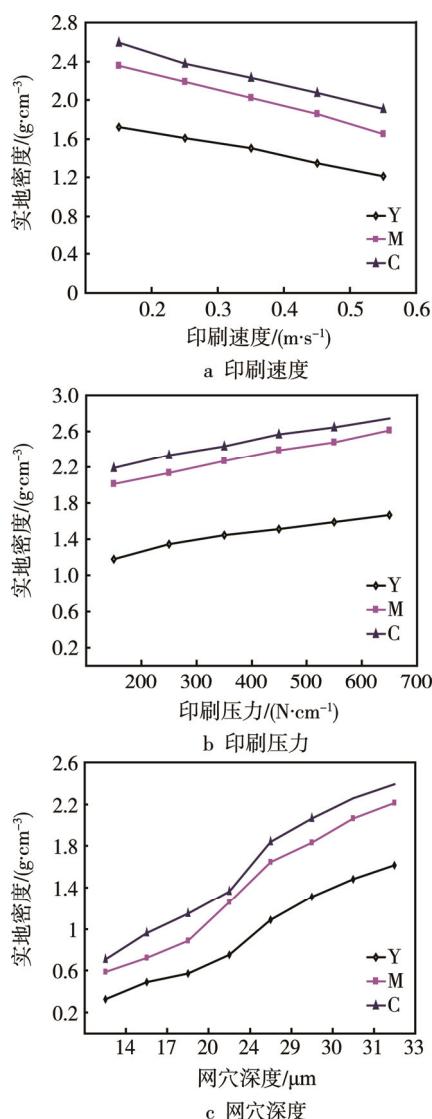


图2 影响凹印呈色的因素分析

Fig.2 Analysis of factors affecting the color reappearance of gravure printing

## 2.2 步骤

1) 设计训练色样。采用神经网络建立专色配色模型,训练样本越均匀,覆盖色域越大,专色配色模

型精度越高。文中参照孟塞尔色相环的5种基本色和5种间色将颜色空间划分为10个色区:绿色区、蓝绿区、蓝色区、蓝紫色、紫色区、紫红色、红色区、橙色区、黄色区、黄绿色。试配并调整每个色区黄、品、青、透明白4种油墨的比例,使配出的颜色均匀地分布在孟塞尔色谱中。

2) 调配油墨。将电子天平校正并清零,放上干净的烧杯,按照设计的质量比,用滴管依次加入四色原色墨。滴加油墨,先快后慢,少量多次,防止过量,天平数据显示稳定后读取数据,以保证调配油墨样本的精度。原色墨称取完后,使用玻璃棒充分搅拌油墨直至混合均匀。

3) 印刷样本。设定好凹印印刷适性仪的印刷速度、印刷压力、网穴深度等参数,用滴管吸取适量调配好的专色墨,均匀滴入刮墨刀和印版辊之间,将裁切好的铜版纸纸条进行编号后粘贴在印刷介质板上进行印刷,每种专色墨印刷5—8张,放至阴凉干燥处晾干,24 h后进行数据测量。

4) 测量样本数据。同一专色墨中选择印刷质量较好的色样,采用X-Rite 528分光反射密度计测量色样上颜色比较均匀的3个点的L\*a\*b\*值,取其平均值作为色样最终数据,文中共获得450组合格样本数据。

## 2.3 数据处理

GRNN神经网络模式层的传递函数是高斯函数<sup>[12]</sup>,在[-1, 1]区间变化明显,收敛较快,为防止神经元输出饱和,增强神经网络的泛化能力,提高网络的训练速度,需在训练网络之前,将原始测量数据进行归一化处理<sup>[13]</sup>,使其缩放至[-1, 1]区间内。最后对网络仿真结果进行反归一化,得到真正的预测结果,因此,归一化、反归一化算法应该对原始数据的比例关系没有影响。

Lab的归一化算法:

$$\begin{cases} \bar{x}_{i1} = x_{i1} / 100 \\ \bar{x}_{i2} = x_{i2} / 128 \quad i = 1, 2, \dots, n \\ \bar{x}_{i3} = x_{i3} / 128 \end{cases} \quad (8)$$

Lab的反归一化算法:

$$\begin{cases} x_{i1} = \bar{x}_{i1} \cdot 100 \\ x_{i2} = \bar{x}_{i2} \cdot 128 \quad i = 1, 2, \dots, n \\ x_{i3} = \bar{x}_{i3} \cdot 128 \end{cases} \quad (9)$$

YMCW的归一化算法:

$$\bar{y}_{ij} = \frac{y_{ij}}{\sum_{k=1}^l y_{ik}}; \quad i = 1, 2, \dots, n; j = 1, 2, \dots, l \quad (10)$$

YMCW的反归一化算法:

$$y_{ij} = \bar{y}_{ij} \sum_{k=1}^l y_{ik} \quad i = 1, 2, \dots, n; j = 1, 2, \dots, l \quad (11)$$

式中: $x_{i1}, x_{i2}, x_{i3}$ 为原始的Lab数据; $\bar{x}_{i1}, \bar{x}_{i2}, \bar{x}_{i3}$

为归一化后的Lab数据;  $y_{ij}$ 为原始的YMCW数据;  $\bar{y}_{ij}$ 为归一化后的YMCW数据;  $n$ 为样本数;  $l$ 为输出层神经元数。

### 3 基于GRNN神经网络的凹印专色配色模型的建立与分析

文中研究的是配出色度值为 $L^*a^*b^*$ 的凹印专色墨, 所需的黄、品、青、透明白四色原色墨的墨量, 即基于GRNN神经网络建立专色 $L^*a^*b^*$ 值与YMCW墨量之间的非线性关系, 因此将专色色样的 $L^*a^*b^*$ 值作为网络输入, 将YMCW原色墨的墨量作为期望输出, 输入层的神经元数 $m$ 为3, 输出层的神经元数 $l$ 为4。从GRNN神经网络的网络结构可知, 一旦训练样本数据确定, 各层的神经元数和神经元之间的连接权值随之确定<sup>[14]</sup>, 网络的训练其实就是确定最优的平滑因子SPREAD即 $\sigma$ 的过程。

文中在450组合格样本中选出410组用于训练网络模型, 其中330组作为训练样本, 80组作为测试样本, 采用Matlab<sup>[15-16]</sup>软件进行仿真训练, 并借助MSE函数确定最优的平滑因子SPREAD值, 其步骤见图3。文中首先设定SPREAD的取值范围为[0~30], 每次以2的间隔递增, 进行网络训练, 计算训练样本均方差和测试样本均方差, 结果显示测试样本均方差随SPREAD增大出现迅速减小而后缓慢增加的趋势, 当SPREAD在6~8之间时, 检验样本均方差最小。缩小平滑因子的取值范围, 将SPREAD的取值范围设为[6~8], 每次以0.1的间隔递增, 再次训练网络, 得到训练均方差和测试均方差随SPREAD变化的数值见表1。由表1可知, 当SPREAD为6.4时, 测试样本均方差值最小, 且此时训练样本的均方差为0.0497, 在可

表1 训练样本均方差和测试样本均方差随

SPREAD值变化的数值

Tab.1 The mean square errors of training samples and test samples changing with the values of SPREAD

| SPREAD | 训练样本均方差 | 测试样本均方差 |
|--------|---------|---------|
| 6.1    | 0.0357  | 0.523   |
| 6.2    | 0.0423  | 0.397   |
| 6.3    | 0.0466  | 0.306   |
| 6.4    | 0.0497  | 0.216   |
| 6.5    | 0.0525  | 0.219   |
| 6.6    | 0.0548  | 0.233   |
| 6.7    | 0.0569  | 0.241   |
| 6.8    | 0.0591  | 0.249   |
| 6.9    | 0.0614  | 0.257   |
| 7      | 0.0635  | 0.265   |
| 7.1    | 0.0653  | 0.274   |
| 7.2    | 0.0676  | 0.282   |
| 7.3    | 0.0702  | 0.288   |
| 7.4    | 0.0723  | 0.294   |
| 7.5    | 0.0754  | 0.302   |
| 7.6    | 0.0768  | 0.308   |
| 7.7    | 0.0787  | 0.313   |
| 7.8    | 0.0804  | 0.319   |
| 7.9    | 0.0816  | 0.326   |
| 8      | 0.0832  | 0.331   |

接受范围内。由于训练过程中系统自动寻找最优参数, 避免人为因素的影响, 使得结果可靠, 因此, 确定文中基于GRNN神经网络的专色配色模型中平滑因子的取值为6.4。

### 4 模型精度验证

#### 4.1 样本色差检验配色模型精度

将剩余的40组合格样本代入GRNN神经网络进行仿真预测, 计算出样本的YMCW油墨的质量配比, 按照配比进行调墨, 采用凹印印刷适性仪打印色样。使用分光密度计分别测量干燥后的色样(配出色)和待检色样(目标色)的 $L^*a^*b^*$ 值, 并计算配出色和目标色的CIE1976LAB色差值。检验样本的色差散点和色差分布见图4—5。

从图4和图5可以看出, 40组验证样本中, 目标色和采用文中建立的配色模型配出的色样色差主要分布在1到3之间。色差小于3的有33组, 占总样本数的82.5%; 小于6的有39组, 占总样本数的97.5%; 色差大于6的占总样本数的2.5%。最小色差为0.89, 最大色差为7.15, 平均色差为2.45, 因此, 文中基于GRNN神经网络建立的凹印专色配色模型具有较高的精度。

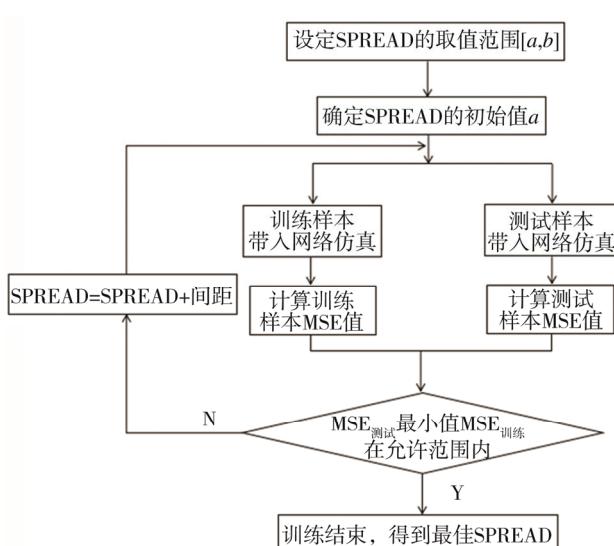


图3 平滑因子SPREAD的训练过程

Fig.3 The training process of smoothing factor SPREAD

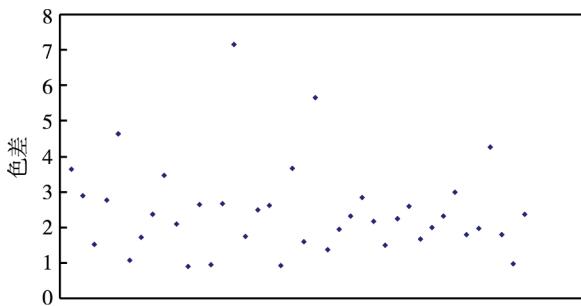


图4 检验样本的色差散点

Fig.4 The color difference scatter plot of tested samples

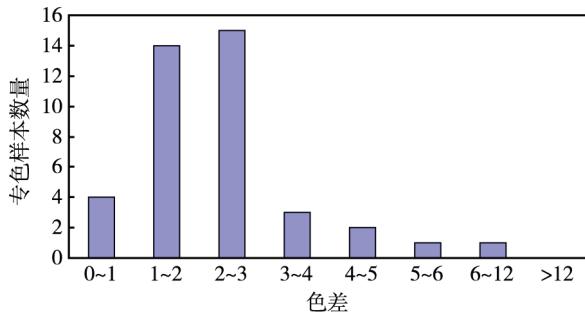


图5 目标色和配出色色差分布

Fig.5 The distribution of color difference between target color and matched color

## 5 结语

提出了基于 GRNN 神经网络构建凹印专色配色模型。参照孟塞尔色谱调配颜色空间中覆盖范围尽可能广且均匀地训练样本, 通过 Matlab 仿真, 借助 MSE 函数训练出最优的平滑因子值, 由此确定专色配色模型。采用检验样本配出色和目标色的色差值检验配色模型的精度, 结果表明, 该配色模型具有较高的精度, 能够满足实际生产的需要。

## 参考文献:

- [1] 罗如柏, 蒋楠, 周世生, 等. 基于密度的凹印专色配色中白墨对配色效果的影响[J]. 中国印刷与包装研究, 2013, 3(5): 49—52.  
LUO Ru-bo, JIANG Nan, ZHOU Shi-sheng, et al. Effect of White Ink on the Density-Based Gravure Spot-color Matching[J]. China Printing and Packaging Study, 2013, 3(5): 49—52.
- [2] 冯梦珂, 曹国荣, 程玲, 等. 从国内相关专利看专色油墨配墨设备研究进展[J]. 北京印刷学院学报, 2015, 23(4): 6—8.  
FENG Meng-ke, CAO Guo-rong, CHENG Ling, et al. A Study on the Progress of Spot Color Ink Matching Devices from the Perspective of Related Patents[J]. Journal of Beijing Institute of Graphic Communication, 2015, 23(4): 6—8.
- [3] 孙瑞岭. 凹版印刷专色配色的研究[D]. 西安: 西安理工大学, 2015.  
SUN Rui-ling. Research on the Spot-Color Matching of Intaglio Printing[D]. Xi'an: Xi'an University of Technology, 2015.
- [4] 王美娟, 邢洁芳. 基于双常数 Kubelka-Munk 理论光谱配色模型的研究[J]. 北京印刷学院学报, 2017, 4(2): 61—66.  
WANG Mei-juan, XING Jie-fang. Mathematical Model of Spectral Color Matching Based on the Theory of Double Constant Kubelka-Munk[J]. Journal of Beijing Institute of Graphic Communication, 2017, 4(2): 61—66.
- [5] SPECHT D F. A General Regression Neural Network [J]. IEEE Transactions on Neural Networks, 1991, 2(6): 568—576.
- [6] RAZAVI S V, JUMAAT M Z, AHMED H. General Regression Neural Network(GRNN)for the first crack analysis Prediction of Strengthened RC One-way Slab by CFRP[J]. International Journal of the Physical Sciences, 2011, 6(10): 2439—2446.
- [7] 伊良忠, 章超, 裴峥. 广义回归神经网络的改进及在交通预测中的应用[J]. 山东大学学报(工学版), 2013, 43(1): 9—14.  
YI Liang-zhong, ZHANG Chao, PEI Zheng. A Modified General Regression Neural Network with Its Application in Traffic Prediction[J]. Journal of Shandong University(Engineering Science), 2013, 43(1): 9—14.
- [8] 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 Color Management Key Technology of Transformation Algorithm from CIE L\*a\*b\* to CMYK[D]. Xi'an: Northwest University, 2008.
- [9] ABIRAMI S, RAMALINGAM V, PALANIVEL S. Species Classification of Aquatic Plants Using GRNN and BPNN[J]. Ai&Society, 2014, 29(1): 45—52.
- [10] ZHANG Bai-hua. Prediction of Freight Ability in Country Base on GRNN[J]. Ai&Society, 2011, 346: 525—531.
- [11] 刘海燕. 凹版印刷油墨转移特性分析[J]. 包装工程, 2011, 32(13): 79—83.  
LIU Hai-yan. Analysis of Ink Transfer Characteristics in Gravure Printing[J]. Packaging Engineering, 2011, 32(13): 79—83.
- [12] 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. Application of General Regression Neural Network in the Display of Color Space Conversion[J]. Packaging Engineering, 2015, 36(15): 145—148.
- [13] 张群. 基于径向基函数神经网络的色空间转换模型的研究[D]. 南京: 南京林业大学, 2015.  
ZHANG Qun. A Research of Color Space Conversion Model Based on RBFN[D]. Nanjing: Nanjing Forestry University, 2009.
- [14] 马应斌. 广义回归神经网络在汽车涂料自然老化预测中的应用[D]. 吉林: 吉林大学, 2009.  
MA Ying-bin. Application of General Regression Neural Network in The Prediction for Automotive Coatings Weathering Test[D]. Jilin: Jilin University, 2015.
- [15] 王小川, 史峰, 郁磊, 等. MATLAB 神经网络 43 个案例分析[M]. 北京: 北京航空航天大学出版社, 2017.  
WANG Xiao-chuan, SHI Feng, YU Lei, et al. 43 Cases Analysis of MATLAB Neural Network[M]. Beijing: Beihang University Press, 2017.
- [16] 张德丰. MATLAB 神经网络应用设计[M]. 北京: 机械工业出版社, 2012.  
ZHANG De-feng. Application Design of MATLAB Neural Network[M]. Beijing: China Machine Press, 2017.