

激光与光电子学进展

基于改进极限学习机的数码印花颜色
空间转换方法杨金锴^{1,2}, 李鹏飞¹, 苏泽斌^{1*}, 景军锋¹¹西安工程大学电子信息学院, 陕西 西安 710048;²西安工程大学陕西省 2011 产业用纺织品协同创新中心, 陕西 西安 710048

摘要 针对目前数码印花过程中颜色空间转换方法无法适应织物多样性引起的色差问题, 提出一种改进的正则化极限学习机算法, 实现 $L^*a^*b^*$ 到 CMYK 颜色空间快速灵活转换。首先, 选用 PANTONE 纺织 TCX 色卡作为实验的样本数据, 随机选取 800 个色块, 这些色块的 $L^*a^*b^*$ 值作为输入, 对应的 C, M, Y, K 值分别作为输出, 训练网络, 建立一个非线性映射, 并根据岭回归模型的岭迹图观察法得出最优正则化惩罚系数, 优化模型; 随后, 在 TCX 色卡剩余的色块中再随机选出 100 个色块作为模型的测试样本进行测试验证。实验结果表明, 本文方法具有较高的转换精度和效率, 最小转换色差为 0.221, 最大转换色差为 6.965, 平均转换色差为 1.645, 平均训练时间为 1.489 s, 能够满足数码印花色彩管理实际要求。

关键词 颜色; 颜色空间转换; 色彩管理; 数码印花; 极限学习机; 岭回归

中图分类号 TS108.3

文献标志码 A

doi: 10.3788/LOP202158.0533001

Color Space Conversion Method of Digital Printing Based on Improved
Extreme Learning MachineYang Jinkai^{1,2}, Li Pengfei¹, Su Zebin^{1*}, Jing Junfeng¹¹College of Electrics and Information, Xi'an Polytechnic University, Xi'an, Shaanxi 710048, China;²Cooperative Innovation Center for Technical Textiles, Xi'an Polytechnic University,
Xi'an, Shaanxi 710048, China

Abstract To solve the problem of the color difference caused by fabric diversity in the digital printing process, an improved regularization extreme learning machine algorithm is proposed to realize quick and flexible conversion from $L^*a^*b^*$ to CMYK color space. First, select the PANTONE textile TCX color card as the sample data of the experiment, randomly select 800 color patches, the $L^*a^*b^*$ values of these color patches are used as input, and the corresponding $C, M, Y,$ and K values are used as output, respectively. The network is trained to establish a nonlinear mapping, and the optimal regularized penalty coefficient is obtained according to the ridge trace graph observation method of the ridge regression model to optimize the model. Then, 100 color patches are randomly selected from the remaining color patches of the TCX color card as the test samples of the model for testing and verification. Experimental results show that the proposed method has high conversion accuracy and efficiency. The minimum conversion color difference is 0.221, the maximum conversion color difference is 6.965, the average conversion color difference is 1.645, and the average training time is 1.489 s, which can meet the actual

收稿日期: 2020-05-26; 修回日期: 2020-07-08; 录用日期: 2020-07-22

基金项目: 陕西省重点研发计划(2019ZDLGY01-08)、陕西省教育厅科研计划项目(18JK0339)

*E-mail: szb505@126.com

requirements of digital printing color management.

Key words color; color space conversion; color management; digital printing; extreme learning machine; ridge regression

OCIS codes 330.1690; 330.1730; 330.1710

1 引言

数码印花技术具有印花精度高、速度快和灵活性强等特点,目前在纺织印花领域受到了广泛关注^[1]。与传统印花方式不同,数码印花技术使用数字化手段将图案输入到计算机,经软件处理,控制喷头打印出所需印花图案^[2]。印花原稿通常在与设备无关的 $L*a*b*$ 颜色空间中进行图像处理和调整,随后需转换到与设备相关的 CMYK 颜色空间,才能通过印花机打印到织物上^[3]。由于每种印花机和织物材料都有不同的特性,为了保证颜色复现时色彩的一致性,需要对数码印花机进行色彩管理。颜色空间转换是色彩管理的核心,也是必不可少的技术^[4]。如果能最大程度减少从 $L*a*b*$ 空间到 CMYK 空间转换的色彩偏差和损失,就可以大幅提高纺织品的数码印花质量。

目前,颜色空间转换主要利用颜色混合模型法^[5]、多项式回归法^[6]、三维查找表(LUT)插值法^[7]和神经网络模型法等^[8]。颜色混合模型应用范围有限,在预测复杂颜色时产生的误差较大。多项式回归法通过多项式计算建立回归模型,需要调整的参数过多,计算量较大。三维 LUT 插值法通过创建多维查找表,利用插值技术来完成颜色空间转换,转换效果最好。但查找表的样本数量选择很困难,不能同时保证精度和转换效率。近些年神经网络技术也广泛用于色彩管理和颜色空间转换^[9-10]。反向传播神经网络(BPNN)^[11]模型因其结构简单、建立简单而被广泛用于色彩空间转换。然而,它的收敛速度慢,有时会产生局部极小值,预测结果不稳定,且初始条件更换后需要重新训练网络。广义回归神经网络(GRNN)^[12]的颜色空间转换模型的转换精度高,但是该模型结构复杂。李东新等^[13]提出了基于极限学习机(ELM)的色彩空间转换方法,结构简单,但转换精度不足。徐睿^[14]提出利用粒子群算法(PSO)优化 ELM 的颜色校正方法,但 PSO 算法每次随机初始化种群,每次迭代得到的最优输入层权值和隐含层偏置都不一样,导致算法不够稳定。

本文提出了基于改进正则化极限学习机(R-ELM)的数码印花颜色空间转换方法,该方法解决了极限

学习机中存在的多重共线性问题,同时采用岭回归^[15]方法得到最优正则化惩罚系数,提高了 ELM 的稳定性和泛化能力。与现有的 BPNN、GRNN 和传统 ELM 模型相比,本文算法实现 $L*a*b*$ 到 CMYK 颜色空间转换时精度较高、训练时间较短。

2 岭回归与正则化极限学习机

2.1 极限学习机

极限学习机是一种单隐含层前馈神经网络^[16],它的执行过程无需迭代隐含层,输入权值以及隐元偏置随机产生,通过计算隐含层输出矩阵的广义逆来确定输出权值,在保证网络泛化性能良好的同时,极大程度地提高了前向神经网络学习速度,相对于 BPNN,减少了迭代的环节,很大程度地减少了仿真时间^[17]。ELM 网络结构如图 1 所示。

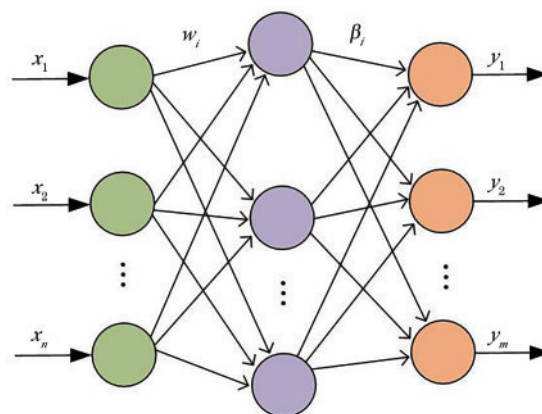


图 1 极限学习机结构

Fig. 1 Extreme learning machine structure

如图 1 所示,由左往右依次为输入层、隐含层与输出层。 w_i 为输入层与隐含层之间的连接权值, β_i 为隐含层与输出层之间的连接权值。取 N 个训练样本,输入向量为 $\mathbf{x}_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{in})^T \in \mathbf{R}^n$,输出向量为 $\mathbf{t}_i = (t_{i1}, t_{i2}, \dots, t_{im})^T \in \mathbf{R}^m$, L 为隐含层节点数,激活函数为 $f(\mathbf{w}_i \mathbf{x}_j^T + \mathbf{b}_i)$, \mathbf{b} 为偏置向量。则极限学习机的数学模型可表示为

$$\mathbf{y} = \sum_{i=1}^L \beta_i f(\mathbf{w}_i \mathbf{x}_j^T + \mathbf{b}_i) \quad (1)$$

实际的输出矩阵可表示为

$$Y = H\beta. \quad (2)$$

由(2)式可得, H 矩阵为

$$\begin{bmatrix} f(w_1x_1^T + b_1) & \cdots & f(w_Lx_1^T + b_L) \\ \vdots & & \vdots \\ f(w_1x_N^T + b_1) & \cdots & f(w_Lx_N^T + b_L) \end{bmatrix}_{N \times L}. \quad (3)$$

为求得矩阵 $\beta = \begin{bmatrix} \beta_1 \\ \beta_2 \\ \vdots \\ \beta_m \end{bmatrix}_{L \times M}$ 的值需要借助 H 矩阵、 T

矩阵与误差函数。目标矩阵为 $T_{(N \times m)}$, T 为期望值。

极限学习机是通过最小化误差来做逼近拟合。其误差函数为

$$\min \|H\beta - T\|^2. \quad (4)$$

此函数求解可依靠最小二乘法来求解得

$$\hat{\beta} = \operatorname{argmin} \|H\beta - T\|^2 = H^+T, \quad (5)$$

式中: H^+ 为矩阵 H 的 Moore-Penrose 广义逆。根据广义逆矩阵的定义, 矩阵 H 行满秩时其广义逆矩阵可通过公式得出

$$H^+ = (H^T H)^{-1} H^T. \quad (6)$$

则输出为

$$Y = H\hat{\beta}. \quad (7)$$

在实际问题中, 由于自变量(样本数据)之间可能存在复共线性关系^[18], 矩阵 $H^T H$ 的行列式接近于 0 时如果计算 $(H^T H)^{-1}$ 的值, 会使预测结果误差较大。

2.2 正则化极限学习机

为了克服 ELM 模型建立过程中出现的多重共线性和过拟合问题, 增强 ELM 的泛化能力, 在极限学习机中引入正则化系数 λ , 通过参数 λ 来平衡损失函数最小化和参数最小化, 提高 ELM 的泛化性能^[19]。

传统 ELM 网络的目标函数为最小化损失函数, 用于衡量模型与数据的拟合度, 加入正则化之后, 在原有目标函数基础上增加了正则化项, 用于衡量模型复杂度, 为了保证矩阵的逆可以求解, 加一个扰动 λI , 增强其稳定性, 则 R-ELM 网络的目标函数为

$$\min \frac{1}{2} \|H\beta - T\|^2 + \frac{\lambda I}{2} \|\beta\|^2, \quad (8)$$

式中: $\frac{\lambda I}{2} \|\beta\|^2$ 为正则化项。构造函数对(8)式求解, 得到

$$L = \frac{1}{2} \|H\beta - T\|^2 + \frac{\lambda I}{2} \|\beta\|^2. \quad (9)$$

函数 L 对 β 求导, 并令 $\frac{\partial L}{\partial \beta} = 0$ 可得

$$\beta = (H^T H + \lambda I)^{-1} H^T T. \quad (10)$$

令 $C = \frac{1}{\lambda}$ 得

$$\beta = (H^T H + \frac{I}{C})^{-1} H^T T, \quad (11)$$

式中: C 为正则化惩罚系数, 该系数直接影响着模型转换精度, 最优的 C 值可以确定最佳的模型。本文采用岭回归模型的岭迹图观察法^[20]来得出最优正则化惩罚系数。岭回归的表达式为

$$\hat{\beta}(K) = (x^T x + KI)^{-1} x^T T. \quad (12)$$

岭迹图观察法是对所有的变量 x_i , 绘制岭回归估计值 $\hat{\beta}(K)$ 随 K 变化的变化曲线。根据岭迹图判断 K 值需要遵守以下两个原则:

- 1) 当 K 合理时, 各变量的岭回归估计值趋于平缓, 变化不大;
- 2) 当采用此 K 值时, 预测精度必须达到要求。

因此, K 的最佳值取岭迹图中所有岭回归值达到平缓的最小值。与普通最小二乘法相比, 岭回归放弃了其无偏估计的性质, 增强了模型的稳定性。

基于岭回归和 R-ELM 神经网络算法的核心步骤如下:

- 1) 采集训练样本和测试样本, 确定隐含层节点数和激活函数类型;
- 2) 随机确定输入权值和偏置向量;
- 3) 计算得到正则化极限学习机隐含层输出矩阵 β ;
- 4) 采用岭回归模型的岭迹图观察法得出最优岭参数 K ;

5) 令 $K = \frac{1}{C}$, 应用岭回归方法计算输出最优权值 $\hat{\beta}$;

6) 将 $\hat{\beta}$ 和训练样本代入(1)式, 建立一个最优 R-ELM 模型。

3 实验与结果分析

3.1 环境搭建与样本采集

为了分析和验证所提极限学习机优化算法在颜色空间转换问题中的有效性, 本文使用 Windows 10 操作系统, 以 MATLAB 2016a 作为仿真环境, 处理器为 Intel (R) Core™ i7-3630QM CPU @2.40 GHz, RAM 4.00 GB。显卡为 NVIDIA GeForce GTX660M。选用 PANTONE 纺织 TCX 色卡作为实验的样本数

据,将色卡全部 2310 个色块进行编号,使用 MATLAB 软件在 1~2310 范围内随机生成 800 个随机数,并将这些随机数对应编号的 800 个色块作为训练样本,色块的 $L*a*b$ 值作为输入,对应的 CMYK 值作为输出,训练网络,建立一个非线性映射。随后在 TCX 色卡剩余的 1510 个色块中用相同方法再随机选出 100 个色块作为模型的测试样本,验证颜色空间转换精度。随机选出的测试样本如图 2 所示。

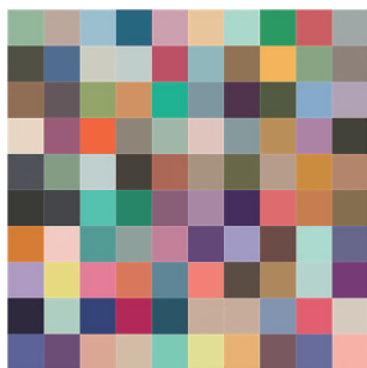


图 2 100 个测试样本色块

Fig. 2 100 test sample color patches

3.2 实验

3.2.1 数据归一化处理

为了消除样本特征之间量级不同导致的影响,

简化运算,首先对样本进行归一化处理,将数据限定在 $[0,1]$ 之间,结果为

$$y'_i = \frac{y_i - y_{\min}}{y_{\max} - y_{\min}}, \quad (13)$$

式中: y'_i 为归一化之后的数据值; y_i 为归一化之前的数据值; y_{\max} 和 y_{\min} 分别为数据集中未归一化数据的最大值与最小值。

3.2.2 确定最优正则化惩罚系数

首先确定网络结构,输出 C 、 M 、 Y 、 K 四个分量时,分别有四个不同的最优正则化惩罚系数,为了达到更好的转换精度,训练了四个网络,输入值均为 L 、 a 、 b 三个分量,输出值分别为 C 、 M 、 Y 、 K ,每个网络输入层有 3 个神经元,输出层有 1 个神经元,隐含层为单层。神经网络训练次数设置为 200 次,或训练精度达到 1×10^{-4} ,且选取 sigmoid 函数作为激励函数。随后将 800 个训练样本输入到网络模型中,训练得到 R-ELM 颜色空间转换模型。

隐含层神经元节点个数的多少直接影响 R-ELM 的计算速度和神经网络的拟合程度。经过不断调试,最终模型的隐含层神经元个数设为 600。

通过岭回归方法得到 C 、 M 、 Y 、 K 分别作为输出时的岭迹图,如图 3 所示。

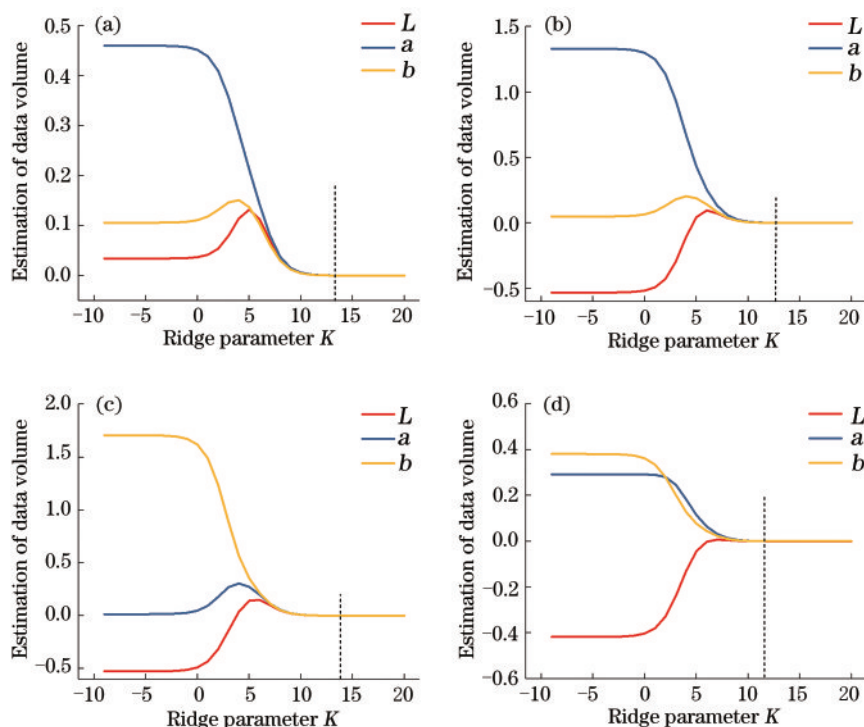


图 3 基于岭回归和 R-ELM 颜色空间转换模型的岭迹图。(a) C 分量; (b) M 分量; (c) Y 分量; (d) K 分量

Fig. 3 Ridge trace maps based on ridge regression and R-ELM color space conversion model. (a) Component C ; (b) component M ; (c) component Y ; (d) component K

由图 3 可知,通过颜色空间转换分别得到 C、M、Y、K 四个分量时,采用 R-ELM 模型的最佳岭回归系数 K 分别为 13.3、12.8、13.9、11.5,此时岭回归系数 K 达到趋于平缓的最小值,当最优正则化惩罚系数 C 分别为 1/13.3、1/12.8、1/13.9、1/11.5 时转换精度最高。

3.3 结果与分析

将测试样本输入训练完成的颜色空间转换模型,得到 100 个 CMYK 颜色空间预测值,采用 Photoshop 拾色器功能,分别将预测值与色卡标准值的 C、M、Y、K 通过相同国际色彩协会(ICC)标准转换为 $L^*a^*b^*$ 值,然后在 $L^*a^*b^*$ 颜色空间中应用色差值 ΔE 计算转换色差,色差计算公式为

$$\Delta E = \sqrt{(L_p^* - L_s^*)^2 + (a_p^* - a_s^*)^2 + (b_p^* - b_s^*)^2}, \quad (14)$$

式中: L_p^* 、 a_p^* 和 b_p^* 是 CMYK 预测值通过 Photoshop 转换所得到的 $L^*a^*b^*$ 颜色空间的三个分量值; L_s^* 、 a_s^* 和 b_s^* 是 CMYK 色卡标准值通过 Photoshop 转换所得到的 $L^*a^*b^*$ 颜色空间的三个分量值。为了评价所提出的颜色转换模型性能,对比不同模型的转换色差,在同样本的情况下,使用网络 GRNN、BPNN、未优化的 ELM 进行训练和测试。

由表 1 可知,本文方法最小转换色差为 0.221,最大转换色差为 6.965,平均转换色差为 1.645,与其他三种方法相比转换精度最高。

表 1 四种颜色空间转换模型转换色差对比

Table 1 Comparison of conversion color difference between four color space conversion models

Method	Average ΔE	Max ΔE	Min ΔE
BPNN	8.542	22.613	1.836
GRNN	2.747	13.466	0.460
ELM	2.285	7.162	0.466
Proposed	1.645	6.965	0.221

图 4 统计了每种模型的色差分布,当 $\Delta E < 4$ 时,能够满足色差要求,本文方法的转换色差值在 0~2 范围内有 77 个,在 2~4 范围内有 19 个;当 $\Delta E > 4$ 时,测试样本有 4 个,相比其他三种方法,对比转换精度最优,能很好地满足颜色空间的预测要求。

随后对四种模型的训练时间进行统计对比,由于改进前后的极限学习机的训练时间基本一致,所以只需对比 BPNN、GRNN 和本文方法的时间。将 3 种模型分别训练 10 次后取平均值,由表 2 可知,本文所提岭回归和 R-ELM 颜色转换方法平均运行时间为 1.489 s,用时最短。本文方法和已有颜色空间

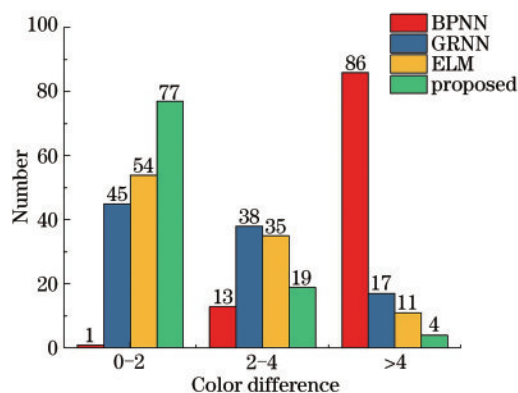


图 4 色差分布

Fig. 4 Distribution of color difference

表 2 模型平均训练时间

Table 2 Average training time of models

Model	Training time /s
BPNN	10.563
GRNN	7.845
Proposed	1.489

转换方法相比,转换效率大大提高,满足工业生产中高效性的要求。

4 结 论

本文在极限学习机的基础上,提出了一种基于岭回归和正则化极限学习机的 $L^*a^*b^*$ 到 CMYK 的颜色空间转换模型,较好地克服了传统极限学习机样本数据之间存在的复共线性关系的缺点。实验结果表明,相较于现有颜色空间转换方法,本文算法具有较高的预测精度,同时模型训练时间较短。但是本文采用岭迹图观察法确定正则化惩罚系数时存在主观性,对颜色空间转换精度会产生影响,下一步研究重点是对此方法做出改进。

参 考 文 献

- [1] Koseoglu A U. Innovations and analysis of textile digital printing technology[J]. International Journal of Science, Technology and Society, 2019, 7(2): 38-43.
- [2] Jin C C, Shen H L, Shao S J, et al. Color characterization method for colorful inkjet printers [J]. Acta Optica Sinica, 2011, 31(12): 1233001. 金崇超, 沈会良, 邵思杰, 等. 一种彩色喷墨打印机的颜色特性化方法[J]. 光学学报, 2011, 31(12): 1233001.
- [3] Sharma A, Seymour J. Evaluation of expanded gamut software solutions for spot color reproduction

- [J]. *Color Research & Application*, 2020, 45(2): 315-324.
- [4] Ying S S, Fu D, Fan Y F, et al. Textile digital printing color measurement method based on hyperspectral imaging technology [J]. *Journal of Zhejiang Sci-Tech University (Natural Sciences Edition)*, 2020, 37(2): 151-157.
应双双, 付东, 范运舫, 等. 基于高光谱成像技术的纺织数码印花颜色测量方法[J]. *浙江理工大学学报(自然科学版)*, 2020, 37(2): 151-157.
- [5] Chen Z H, Wang Z Z, Sheng B, et al. Dynamic RGB-to-CMYK conversion using visual contrast optimisation [J]. *IET Image Processing*, 2017, 11(7): 539-549.
- [6] Sun B Y, Liu H, Zhou S S, et al. Evaluating the performance of polynomial regression method with different parameters during color characterization [J]. *Mathematical Problems in Engineering*, 2014, 2014(1): 1-7.
- [7] Sun B Y, Zhou S S. Study on the 3D interpolation models used in color conversion [J]. *International Journal of Engineering and Technology*, 2012, 4(1): 57-60.
- [8] Gao M, Li P F, Su Z B, et al. Color characterization method of digital inkjet printers [J]. *Packaging Engineering*, 2019, 40(21): 235-241.
高敏, 李鹏飞, 苏泽斌, 等. 一种数码喷墨印花机的颜色特性化方法[J]. *包装工程*, 2019, 40(21): 235-241.
- [9] Chen C Y. Evolving binary-weights neural network using hybrid optimization algorithm for color space conversion [J]. *Scientia Iranica*, 2015, 22(4): 1625-1634.
- [10] Yu H Q, Liu Z, Tian Q H. A color prediction model of printer based on GA-RBF neural network [J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2015, 52(11): 113301.
于海琦, 刘真, 田全慧. 一种基于 GA-RBF 神经网络的打印机颜色预测模型[J]. *激光与光电子学进展*, 2015, 52(11): 113301.
- [11] Miao H T, Zhang L Z. The color characteristic model based on optimized BP neural network [C]// *Advanced Graphic Communications, Packaging Technology and Materials*, 2016: 55-63.
- [12] Bao X Y, Song W G, Liu S. Research on color space conversion model from CMYK to CIE-LAB based on GRNN [M]. Cham: Springer International Publishing, 2018: 252-261.
- [13] Li D X, Chen P. Color space conversion method based on ELM extreme learning machine: CN104918030A [P]. 2015-09-16.
李东新, 陈萍. 基于 ELM 极限学习机的色彩空间转换方法: CN104918030A [P]. 2015-09-16.
- [14] Xu R. Textile color correction based on machine learning [D]. Hangzhou: Zhejiang University of Technology, 2016.
徐睿. 基于机器学习的纺织品颜色校正 [D]. 杭州: 浙江理工大学, 2016.
- [15] Warha A, Mohammed Y A. A comparative analysis on some estimators of parameters of linear regression models in presence of multicollinearity [J]. *Asian Journal of Probability and Statistics*, 2018, 2(2): 1-8.
- [16] Huang G B, Zhu Q Y, Siew C K. Extreme learning machine: theory and applications [J]. *Neurocomputing*, 2006, 70(1/2/3): 489-501.
- [17] Li Z, Ye L, Zhao Y N, et al. Short-term wind power prediction based on extreme learning machine with error correction [J]. *Protection and Control of Modern Power Systems*, 2016, 1(1): 1-8.
- [18] Wang Y, Zhou M R, Chen R Y, et al. Identification method of coal mine water inrush spectrum based on multilayer regularization extreme learning machine [J]. *Acta Optica Sinica*, 2018, 38(7): 0730002.
王亚, 周孟然, 陈瑞云, 等. 基于多层正则极限学习机的煤矿突水光谱判别方法 [J]. *光学学报*, 2018, 38(7): 0730002.
- [19] Wang D, Wang P, Shi J Z. A fast and efficient conformal regressor with regularized extreme learning machine [J]. *Neurocomputing*, 2018, 304: 1-11.
- [20] García J, Salmerón R, García C, et al. Standardization of variables and collinearity diagnostic in ridge regression [J]. *International Statistical Review*, 2016, 84(2): 245-266.