

DOI: 10.19333/j.mfkj.2017070090506

基于光谱分析的织物色差检测

李鹏飞, 陈永辉

(西安工程大学 电子信息学院 陕西 西安 710048)

摘要: 为有效检测出织物色差, 将主成分分析(PCA)与极限学习机(ELM)相结合的方法应用于织物色差检测。首先, 利用光纤光谱仪采集净色织物的光谱反射率数据及其对应的颜色特征值 L^* 、 a^* 、 b^* , 建立PCA-ELM预测模型, 获取光谱反射率相关数据与 L^* 、 a^* 、 b^* 值之间的映射关系, 避免冗长的公式计算。然后, 利用CMC(2:1)色差公式计算标准样本和测试样本之间的色差, 并与光纤光谱仪测量值进行对比。实验结果表明, 利用PCA-ELM模型获取的 L^* 、 a^* 、 b^* 值与光谱仪测量值各分量的平均误差为0.116 1、0.174 3、0.204 8。在色差检测实验中, 利用CMC(2:1)色差公式得到的织物色差与光谱仪测量值最大误差为0.66 NBS, 平均误差为0.087 5 NBS。

关键词: 织物色差; 极限学习机; 主成分分析; 光谱反射率

中图分类号: TS 107

文献标志码: A

Fabric color difference detection based on spectral analysis

LI Pengfei, CHEN Yonghui

(College of Electronics and Information, Xi'an Polytechnic University, Xi'an, Shaanxi 710048, China)

Abstract: In order to effectively detect the fabric color difference, principal component analysis (PCA) and extreme learning machine (ELM) method were applied to the fabric color difference detection. Firstly, the spectral reflectance dataset of pure color fabric and corresponding physical color parameters of L^* , a^* , b^* value were acquired by the optical fiber spectrometer; the mapping relation between the spectral reflectance related dataset and L^* , a^* , b^* values was established by the PCA-ELM prediction model; the lengthy formula calculation was avoided. Then, the color difference between standard samples and test samples was obtained by the CMC (2:1) color difference formula and compared with those spectrometer measured values. The experimental results showed that the average error of each component between L^* , a^* , b^* value obtained by PCA-ELM model and the optical fiber spectrometer measured values are 0.116 1, 0.174 3 and 0.204 8 respectively. In addition, the maximum error and the average error of the color difference between the CMC (2:1) color difference formula calculation values and the spectrometer measured values are 0.66 NBS and 0.087 5 NBS respectively in color difference detection experiment.

Keywords: fabric color difference; extreme learning machine(ELM); principal component analysis (PCA); spectral reflectance

在工业生产中, 颜色作为产品质量评价的重要指标之一, 具有不可替代性。多年以来, 一些研究人员致力于研究工业品表面色差的量化方法, 期望检测得到的色差与视觉感观相符。随着机器视觉技

术的兴起, 利用机器视觉与图像处理技术相结合的方法进行织物色差检测成为了该领域的热点^[1-2], 但是, 由于织物表面毛羽、纹理凹凸、图像获取受环境光干扰等因素, 数字图像呈现出的织物颜色难以得到真实表达, 在一定程度上影响检测结果^[3-4]。

光谱反射率是目前较为准确表示颜色的指标, 能够使颜色信息得到真实有效的描述^[5]。本文利用光纤光谱仪采集净色织物的光谱反射率数据, 提取相关特征, 建立主成分分析-极限学习机(PCA-

收稿日期: 2017-07-17

基金项目: 国家自然科学基金项目(61301276)

第一作者简介: 李鹏飞, 教授, 博士, 主要研究方向为纺织印染参数检测。通信作者: 陈永辉, E-mail: 372406956@qq.com。

ELM) 预测模型。通过训练网络得到光谱反射率特征数据与颜色特征值 L^* 、 a^* 、 b^* 之间的映射关系, 以替代传统的由光谱反射率得到物体颜色三刺激值 XYZ, 再由颜色三刺激值 XYZ 得到颜色特征值 L^* 、 a^* 、 b^* 的过程。

1 光谱反射率

对于非萤光性材料, 在相同测量条件下, 不同色调的物体其光谱反射率曲线形状各异, 而对于色调相近, 明度或彩度稍有区别的物体, 光谱反射率曲线的形状和走势大体相同, 并且在可见光谱波长范围内, 曲线于相应颜色区域会出现明显的陡升^[6]。不同颜色的光谱反射率曲线如图 1 所示。

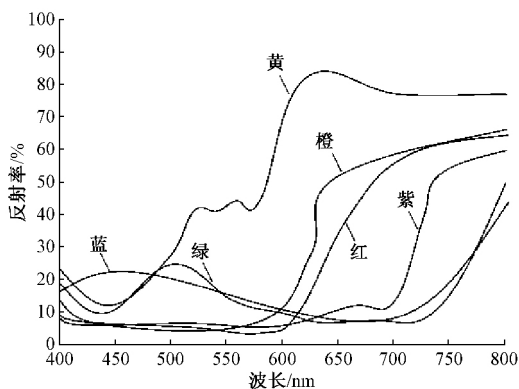


图 1 不同颜色织物的光谱反射率曲线

人眼对于颜色的感知主要由明度、色调、彩度决定^[7], 这 3 种属性在光谱反射率曲线中都能够得到良好体现。反射率曲线的幅度高低体现了明度的差异, 明度越大, 光谱反射率越高; 曲线峰值反射率对应的波长反映了该颜色的色调; 曲线反射峰的宽窄代表色彩度值的高低, 反射峰越窄, 彩度值则越高。并且, 颜色相近的物体具有相似的光谱反射率曲线, 因此, 提取光谱反射率的颜色属性相关特征可用于颜色特征值的测量和分析。本文选取净色织物光谱反射率的总和、平均值、最大值、峰值反射率、峰值反射率对应的波长作为光谱特征值。

2 PCA-ELM 算法描述

2.1 主成分分析

应用 PCA 抽取特征数据, 将多个独立特征分量转化为少数几个综合特征, 减少数据集维数的同时保持数据集对方差贡献率最大。本文选取的光谱数据特征值对颜色特征值 L^* 、 a^* 、 b^* 的预测结果影响各异, PCA 方法可找到其中方差贡献率较大的几个特征数据作为主成分, 根据相应线性变换得到若干由原始特征数据组合成的全新特征表达式, PCA 的

计算步骤^[8]如下:

①原始数据标准化

由于数据单位不统一, 需消除量纲影响。

$$z_{ij} = \frac{x_{ij} - \bar{x}_j}{s_j} \quad (i = 1, 2, \dots, n; j = 1, 2, \dots, p) \quad (1)$$

式中: $\bar{x}_j = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_{ij}$; $s_j = \sqrt{\frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (x_{ij} - \bar{x}_j)^2}$; x_{ij} 为矩阵 $x_{(n \times p)}$ 中的第 i 行 j 列元素。

②计算相关系数矩阵

$$R = (r_{ij})_{p \times p} \quad (2)$$

式中 r_{ij} ($i, j = 1, 2, \dots, p$) 为原变量 x_i 与 x_j 的相关系数 $r_{ij} = r_{ji}$, 其计算公式为:

$$r_{ij} = \frac{\text{Cov}(x_i, x_j)}{\text{Std}(x_i) \text{Std}(x_j)} \quad (3)$$

式中: $\text{Cov}(\cdot)$ 表示 2 个原变量之间的协方差; $\text{Std}(\cdot)$ 表示原变量的标准差。

③计算特征值和特征向量

求解特征方程 $|\lambda I - R| = 0$, 得到特征值, 并按大小顺序排列, $\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \dots \geq \lambda_p \geq 0$, 求出特征值 λ_i 的特征向量 e_i ($i = 1, 2, \dots, p$), 要求 $\|e_i\| = 1$ 。

④计算主成分贡献率及累计贡献率

贡献率计算公式为:

$$\alpha_i = \lambda_i / \sum_{i=1}^p \lambda_i \quad (i = 1, 2, \dots, p) \quad (4)$$

累计贡献率计算公式为:

$$E_m = \sum_{j=1}^m \lambda_j / \sum_{i=1}^p \lambda_i \quad (i = 1, 2, \dots, p; j = 1, 2, \dots, m) \quad (5)$$

一般选择累计贡献率大于 85% 的特征值所对应的若干主成分。

⑤计算主成分载荷

$$l_{ij} = p(z_i, x_j) = \sqrt{\lambda_i} e_{ij} \quad (i, j = 1, 2, \dots, p) \quad (6)$$

⑥新表达式

$$Z_j = \sum_{i=1}^p \frac{a_{ij}}{\sqrt{\delta_j}} X_i \quad (7)$$

式中: α_{ij} 为因子载荷量; δ_j 为主成分对应的特征值。

2.2 极限学习机

ELM 是一种单隐层前馈神经网络模型, 相对于传统神经网络算法, ELM 只需要设置网络的隐层节点个数, 在算法执行过程中不需要调整网络的输入权值以及隐元的偏置, 具有学习速度快、泛化性能好的优点^[9-10]。

假设有 N 个任意样本矩阵 (x_i, t_i) , 其中 $x_i = [x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{in}]^T \in R^n$, $t_i = [t_{i1}, t_{i2}, \dots, t_{im}]^T \in R^m$ 。

给定构造网络的 L 个单隐层节点和单隐层节点激励函数 $g(x)$,极限学习机的网络示意图如图 2 所示。

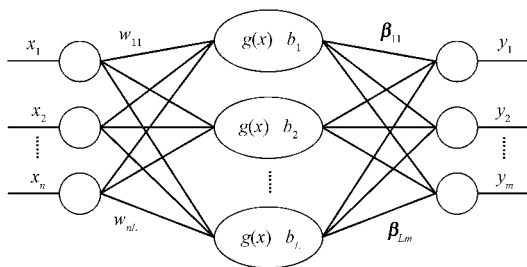


图 2 极限学习机网络示意图

ELM 数学模型可进行如下表示:

$$\sum_{i=1}^L \beta_i g_i(x_j) = \sum_{i=1}^L \beta_i g(w_i x_j + b_i) = y_j \quad (8)$$

式中: $j = 1, 2, \dots, N$; 所有输入与第 i 个隐层节点的连接权重为 $w_i = [w_{1i}, w_{2i}, \dots, w_{ni}]^T$; 所有输出与第 i 个隐层节点的连接权重为 $\beta_i = [\beta_{i1}, \beta_{i2}, \dots, \beta_{im}]^T$ 。

ELM 的学习目标为使输出的误差最小,即:

$$\sum_{j=1}^N \|y_j - t_j\| = 0 \quad (9)$$

存在 β_i, w_i, b_i , 使得:

$$\sum_{i=1}^L \beta_i g(w_i \cdot x_j + b_i) = t_j \quad (j = 1, 2, \dots, N) \quad (10)$$

其矩阵形式为:

$$H\beta = T \quad (11)$$

式中: H 为隐层节点输出; β 为输出权重; T 为期望输出。

ELM 在训练过程中试图寻找最优的 β , 使得网络实际输出与期望输出的误差最小, 其训练过程的实质是求解 $H\beta = T$ 的最小二乘解:

$$\hat{\beta} = H^+ T \quad (12)$$

式中 H^+ 为矩阵 H 的广义逆。

2.3 PCA-ELM 预测模型

一般情况,采集到的原始数据之间存在一定相关性,为了削弱这种相关性,利用 PCA 降低原始变量的维度,在保留绝大部分原始信息的情况下,获取主成分得到新的线性无关的表达式。将 PCA 之后的新数据作为 ELM 神经网络的输入,一部分作为训练样本,一部分作为测试样本,由于输入数据的维数降低,使得网络的结构得以简化,在很大程度上使得预测效果更加准确。在网络的训练过程中,需要不断调整 ELM 隐层节点数 L 和激活函数 $g(x)$, 当测试精度较高时,保留这 2 个参数的设置并用于净色

织物颜色特征值的预测。PCA-ELM 预测模型流程图如图 3 所示。

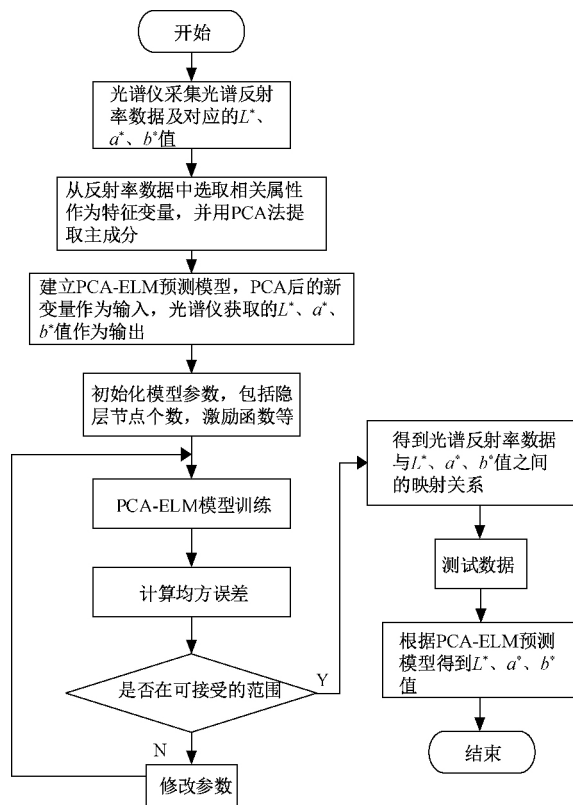


图 3 PCA-ELM 预测模型流程

2.4 色差计算

通过 PCA-ELM 模型获取光谱反射率数据与 L^*, a^*, b^* 值之间的映射关系,得到 L^*, a^*, b^* 值后可以通过色差公式计算色差。CMC($l:c$) 色差公式是 ISO 组织推荐的纺织工业应用的色差公式,在该公式中引入了明度权重因子 l 和彩度权重因子 c ,比 CIELAB 色差公式具有更好的视觉一致性。因此,本文在计算织物色差时采用 CMC($l:c$) 色差公式:

$$\Delta E_{CMC} = \left[\left(\frac{\Delta L^*}{k_l S_{L^*}} \right)^2 + \left(\frac{\Delta c^*}{k_c S_{c^*}} \right)^2 + \left(\frac{\Delta h}{S_h} \right)^2 \right]^{1/2} \quad (13)$$

式中: $\Delta L^*, \Delta c^*$ 和 Δh 分别表示标准样本与测试样本之间的明度差、色度差和色调差; k_l 和 k_c 分别表示明度系数和彩度系数,在纺织行业中,通常令 $k_l = 2, k_c = 1$ 对织物色差进行计算; S_{L^*}, S_{c^*}, S_h 分别为明度、色度和色调的权重函数。

3 实验与分析

3.1 数据预处理

使用 AvaSpec-ULS2048 L-EVO 型光纤光谱仪采集不同颜色的净色织物光谱反射率数据,共 3 025 组,包括红、橙、黄、绿、蓝、紫色 6 种色系。从采集到

的净色织物光谱反射率中提取颜色属性相关特征,包括反射率的总和、反射率的平均值、反射率的最大值、峰值反射率、峰值反射率对应的波长,用 $X_1 \sim X_5$ 表示。利用 SPSS 软件对光谱反射率的 5 个特征数据作主成分分析,首先对特征变量进行 KMO 和 Bartlett 球体检验,KMO 检验系数为 0.751,大于 0.5,显著性值小于 0.05,说明所选变量适合做因子分析。其方差分解主成分提取分析表及初始因子载荷矩阵分别如表 1 和表 2 所示。

表 1 方差分解主成分提取分析

成分	初始特征值		
	合计	方差贡献率/%	累加方差贡献率/%
X_1	4.129	82.574	82.574
X_2	0.680	13.603	96.177
X_3	0.149	2.982	99.159
X_4	0.420	0.841	100.000
X_5	2.134×10^{-8}	4.269×10^{-7}	100.000

表 2 初始因子载荷矩阵

成分	载荷量	
	第 1 主成分	第 2 主成分
X_1	0.964	-0.204
X_2	0.964	-0.204
X_3	0.912	-0.269
X_4	0.973	0.146
X_5	0.701	0.709

从表 1 可以看出,只有 X_1 的特征值大于 1,其方差贡献率为 82.574%,为了提高预测结果准确性并且遵循累加方差大于 85% 的原则,本文选取 X_1 和 X_2 作为主成分,其累加方差贡献率达到了 96.177%,实验结果也表明将 X_2 作为主成分时,预测误差大幅度减小。

每一个载荷量代表对应变量与主成分之间的相关系数。从表 2 可以看出,在第 1 主成分上, $X_1 \sim X_4$ 均有较高载荷量, X_5 稍低一些,说明第 1 主成分基本反映了 $X_1 \sim X_5$ 的特征数据,而第 2 主成分上,只有 X_5 的载荷量较高,因此提取这 2 个主成分就可代替原来的 5 个特征变量。

根据式(7)将表 2 初始因子载荷矩阵中的数据除以主成分对应特征值开平方根,就可以得到每个原变量在新的主成分表达式中对应的系数,将这些系数与标准化后的原始数据相乘即可得到主成分表达式。本文利用 PCA 法得到的新表达为:

$$Z_1 = 0.474X_1 + 0.474X_2 + 0.449X_3 + 0.477X_4 + 0.345X_5$$

$$Z_2 = -0.2474X_1 - 0.2474X_2 - 0.3262X_3 + 0.1771X_4 + 0.8598X_5$$

利用上式可得到 2 组全新的特征数据,代替原始的 5 组特征数据。

3.2 颜色特征值的预测

为了获取光谱反射率数据与颜色特征值之间的映射关系,将 PCA 法得到的 2 组新数据作为 ELM 网络的输入值,将光纤光谱仪采集到的净色织物颜色特征值 L^* 、 a^* 、 b^* 值作为网络的输出值,对网络进行训练。不断调整极限学习机的隐层节点数和激活函数的类型,使预测结果达到比较理想的状态。通过反复试验,最终确定使用 Sigmoid 函数,隐层节点数设置为 200。在采集的 3 025 组数据中,3 000 组作为训练样本,每种颜色各 500 组,25 组作为测试样本,用于检验 PCA-ELM 的预测效果。颜色特征值 L^* 、 a^* 、 b^* 的光谱仪测量值与 PCA-ELM 预测值,以及之间的误差如图 4 所示。

从图 4 可知,利用 PCA-ELM 模型获取的 L^* 、 a^* 、 b^* 值趋近于光谱仪测量值。在 25 组测试样本中 L^* 、 a^* 、 b^* 各分量的最大误差分别为 0.294 7、0.584 1 和 1.039 0,平均误差分别为 0.116 1、0.174 3 和 0.204 8。利用 PCA-ELM 获取光谱反射率相关数据与其对应的颜色特征值之间的映射关系是可行的,且效果显著。ELM 不需要调整输入层和隐含层的权值,在保证学习精度的同时比传统的学习算法速度更快,本文实验中,训练时间为 0.079 2 s,预测时间为 0.007 1 s。从检测速度来看,此方法应用于在线检测具有很大优势。

3.3 织物色差检测

为了进一步验证 PCA-ELM 模型得到的映射关系是否可靠,采集 40 组光谱数据进行验证,1~20 组为标准样本,21~40 组为与标准样本一一对应的测试样本,对应检测样本均为同色系。首先使用光纤光谱仪直接测量,然后利用 PCA-ELM 模型获取 L^* 、 a^* 、 b^* 值之后再应用 CMC(2:1) 公式计算色差。2 种方法的结果对比如图 5 所示。2 种方法的误差绝对值如图 6 所示。

由实验结果可知,利用 CMC(2:1) 计算得到的织物色差与光纤光谱仪测量得到的色差值几乎相同,其中最大误差为 0.66 NBS,平均误差为 0.087 5 NBS,误差均小于 1.5 NBS,属于肉眼难以分辨的色差范围,充分说明了本文使用方法的可行性和有效性。

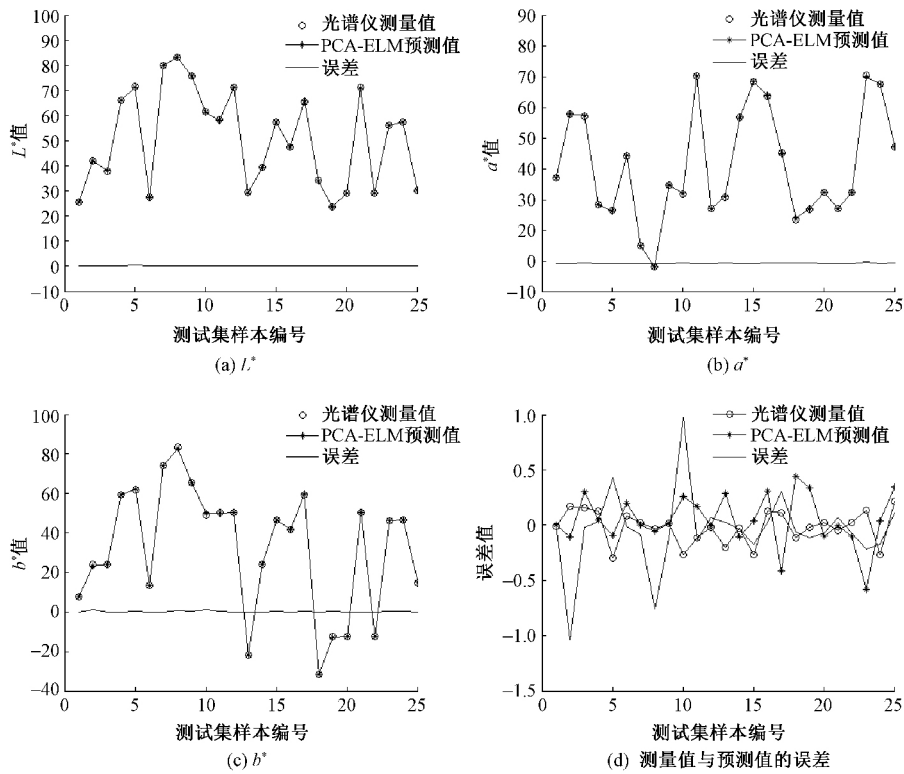


图4 颜色特征值的光谱仪测量值与 PCA-ELM 预测值

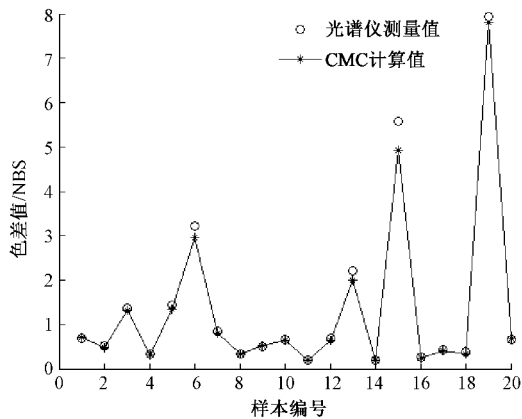


图5 光谱仪色差测量与 CMC(2:1) 色差公式计算结果对比

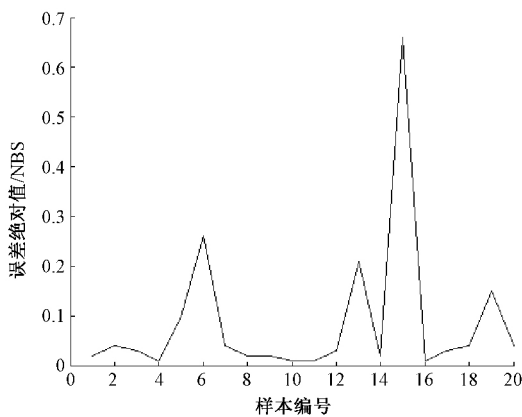


图6 2种测量方法之间的误差绝对值

4 结束语

本文利用光纤光谱仪采集净色织物的光谱反射率数据及其对应的颜色特征值 L^* 、 a^* 、 b^* 值,其采样附件为积分球。由于积分球是一种朗伯体,具有匀化光斑的作用,因此使用积分球测量时能做到与样品表面结构无关,织物纹理和表面毛羽不会影响测量结果;此外,接触式测量使得测量过程不受外界光源的干扰,保证了数据的准确性。PCA-ELM 算法应用于净色织物的色差检测,取得了较满意的预测效果,光谱数据经过主成分分析后,实现了数据的精简,减少了次要因素的干扰,优化了 ELM 模型的网络结构,提升了网络整体预测性能。

参考文献:

- [1] 刘素一,刘晶璟,薛勇,等. 基于计算机视觉的织物色差检测[J]. 毛纺科技, 2008, 36(6): 32-35.
- [2] ZHOU Z, XU R, WU D, et al. Fabric color difference detection based on SVM of mulit-dimension features with wavelet kernel[J]. Journal of Fiber Bioengineering and Informations, 2015, 8(2): 241-248.
- [3] LI P F, WANG J, JING J F. Application of improved back propagation algorithm in color difference detection of fabric [J]. Color Research & Application, 2015, 40(3): 311-317.
- [4] 陈孝之,谢莉青. 织物颜色配准到标准色卡的计算机

- 识别与仿真[J]. 纺织学报, 2016, 37(5): 150 - 154, 166.
- [5] 邹文海, 徐海松, 王勇. 基于彩色扫描仪的图像光谱重构[J]. 光学学报, 2007, 27(5): 859 - 863.
- [6] 徐海松. 颜色技术原理及在印染中的应用: 二: 物体的光谱光度特性与颜色视觉[J]. 印染, 2005, 31(19): 40 - 44.
- [7] 徐海松. 颜色技术原理及在印染中的应用: 三: CIE 标准色度系统[J]. 印染, 2005, 31(20): 32 - 36.
- [8] ABDI H, WILLIAMS L J. Principal component analysis[J]. Wiley Interdisciplinary Reviews Computational Statistics, 2010, 2(4): 433 - 459.
- [9] HUNAG G B, ZHOU H, DING X, et al. Extreme learning machine for regression and multiclass classification[J]. IEEE Transaction on Systems Man & Cybernetics Part B, 2012, 42(2): 513 - 529.
- [10] 杨易旻. 基于极限学习的系统辨识方法及应用研究[D]. 长沙: 湖南大学, 2013.