

DOI: 10. 13475/j. fzx. 20170804006

应用连续投影算法及最小二乘支持向量机的 单组分纺织品识别

李佳平¹, 沈国康², 欧耀明³, 孟 想¹, 辛斌杰¹

(1. 上海工程技术大学 服装学院, 上海 201620; 2. 浙江中天纺检测有限公司, 浙江 海宁 314400;
3. 浙江万方安道拓纺织科技有限公司, 浙江 海宁 314400)

摘 要 针对传统的纺织品检测受检测人员感官和精神状态影响, 不同检测人员对同一样品的检测结果有偏差, 且大部分传统的检测方法损伤纤维这一现象, 以高光谱技术为基础设计了对 8 种单组分纺织品材料进行识别分类的方法。对纺织品的高光谱数据预处理后, 利用连续投影算法提取纺织材料的特征波长, 在 920 ~ 2 500 nm 内将 288 个波长压缩至 5 ~ 7 个(数据压缩至 1.74% ~ 2.43%), 并基于最小二乘支持向量机对每种纺织品建立二类分类器, 将获取到的特征波长导入到各自对应的分类器中进行训练, 最后对测试样本进行识别分类。实验结果表明, 640 个实验样本均被 8 种二类分类器识别, 高光谱成像技术可用于棉、涤纶、聚乙烯、羊毛、聚氯乙烯、锦纶、亚麻、蚕丝的识别。

关键词 纺织品; 单组分识别; 高光谱成像; 光谱分析; 连续投影算法; 最小二乘支持向量机
中图分类号: TS 101.8 文献标志码: A

Single component textile identification based on continuous projection algorithm and least squares support vector machine

LI Jiaping¹, SHEN Guokang², OU Yaoming³, MENG Xiang¹, XIN Binjie¹

(1. Fashion College, Shanghai University of Engineering Science, Shanghai 201620, China; 2. Zhejiang Zhongtian Textile Testing Co., Ltd., Haining, Zhejiang 314400, China; 3. Zhejiang Adient Wanfang Textile Technology Co., Ltd., Haining, Zhejiang 314400, China)

Abstract Aiming at problems that conventional textile testing is influenced by the senses and mental status of testers, the detection results of the same sample are different from different testers, and fiber is damaged by most conventional detection methods, a method for identifying and classifying eight kinds of single component textile materials were designed based on hyperspectral imaging technology. After the preprocessing of the hyperspectral data of the textile, the characteristic wavelengths of the various textile materials were extracted by successive projections algorithm. The original 288 wavelength data in 920 – 2 500 nm were compressed to 5 – 7 (the data is compressed to 1.74% – 2.43%). The least squares support vector machines were used to establish two classifiers for each kind of textile, and the extracted characteristic wavelengths were imported into the corresponding classifiers. Finally, the test samples were classified and identified. The experimental results show that 640 experimental samples are identified by two kinds of classifiers. Hyperspectral imaging technology can be applied to the material identification of cotton, polyester, polyethylene, wool, polyvinyl chloride, nylon, linen and silk.

Keywords textile; single component identification; hyperspectral imaging; spectral analysis; continuous projection algorithm; least squares support vector machine

收稿日期: 2017-08-25 修回日期: 2018-05-12

基金项目: 上海市自然科学基金项目(18ZR1416600); 上海工程技术大学志宏计划项目(2017RC432017)

第一作者简介: 李佳平(1995—), 男, 硕士生。主要研究方向为数字化纺织技术。

通信作者: 辛斌杰, E-mail: xinbj@sues.edu.cn。

随着科技水平的快速进步和纺织新材料的不断涌现,纺织品检测显得极其重要。特别是人们对纺织品的要求越来越高,将更多的注意力聚集在纺织品对人体的危害性^[1]上,但以往的纺织品检测方法大都有局限性,例如测量周期长,对检验人员的身体造成伤害,污染环境等。近年来,利用图像处理技术进行纺织品检测逐渐兴起,这种技术不仅可降低人为因素的弊端,有效地检测纺织品的外观以及质量,还可提高劳动生产率^[2]。在图像处理技术中,高光谱成像技术比较高效,尽管在纺织领域的应用并不多,但其优越高效的检测方式,不损伤纤维的优点,势必将在纺织行业有广阔的应用空间。

高光谱成像技术结合传统二维成像和光谱技术^[3],融合电磁学、光学、信号处理、计算机通信等多学科在光谱维度上进行细致地分割,采集到的图像不但信息丰富、量大,并且识别度高,数据描述模型也比较多^[4]。由于该技术具有很高的空间分辨率和谱间分辨率,在军事侦察、地质填图、海洋监测、农业监测、大气和环境监测、航天研究等领域得到越来越广泛的应用^[5-6],但是其在纺织行业的应用却刚刚起步^[7-9],如应用于棉花杂质的检测和皮棉表面多类异性纤维的检测等^[10-12]。杨文柱等^[13]提出780~1 800 nm的近红外波段为异性纤维检测的最优波段;郭俊先等^[14]证明高光谱图像可检测多类共存的异性纤维;王戈等^[15]利用近红外光谱对竹原纤维、竹粘胶纤维和苧麻纤维进行快速鉴别。本文在利用高光谱成像技术对纤维等进行识别的基础上,尝试利用连续投影算法以及最小二乘支持向量机对织物层面进行识别,在不损伤纤维的情况下,通过相关织物标准样品库的建立、高光谱数据的采集、高光谱数据预处理、高光谱特征提取、纤维成分检测系统的搭建与其校正,试验检测所搭建的系统快速鉴别织物的有效性。

1 材料与方法

1.1 仪器设备与数据处理软件

采用北京卓立汉光仪器有限公司的 Gaia Sorter 盖亚高光谱分选仪^[16-17]采集图像。该仪器其核心部件包括均匀光源、光谱相机、电控移动平台(或传送带)、计算机及控制软件等。仪器的光谱范围为1 000~2 500 nm,光谱分辨率为10 nm,像元数为320像素×256像素。

采用 ENVI Classic 5.3 (64-bit) 和 MatLab R2016b 软件对高光谱图像数据进行后续处理。前者主要用于感兴趣区域的设定、点和簇像素的平均

光谱以及偏差光谱的提取、图像的一般处理;后者主要用于图像的一般处理、特征降维、特征提取和模式识别等运算。

1.2 实验样本与高光谱图像的获取

利用现有的织物样品库,筛选出8种常见的纯纺织物:棉(C)、涤纶(PET)、羊毛(W)、聚乙烯(PE)、聚氯乙烯(PVC)、锦纶(PA)、亚麻(L)、蚕丝(S),其中每种纺织材料织物80块,共计640块样品。从每块织物上裁剪出5 cm×5 cm的布样作为代表该织物样品的小样,最终获得参与拍照及后续处理的8种纯纺织物的640个织物小样。

将织物小样按照种类排列整齐送入高光谱分选仪中进行高光谱图像采集。图像采集前调整曝光时间为15 ms,以确保采集得到的图像清晰、明亮。电动移动平台设置推进线速度为10 mm/s,避免图像失真。每次图像采集前都进行标准白板校正,采集过程中光谱扫描10次,再取其平均值待用。最终获得大小为640像素×320像素×256像素的三维数据块。

1.3 高光谱图像标定

高光谱图像除包含光谱反射与辐射信息之外,还包含各种对图像有干扰的噪声,如传感器仪器的误差、大气散射吸收导致的传输效应、地形造成的误差等,这些会让光谱曲线失真^[18],因此,必须对织物高光谱图像进行校准。对高光谱图像进行辐射校正、图像掩膜、图像滤波之后,才能进行后续的提取感兴趣区域(ROI)^[19]:通过辐射校正可消除干扰,得到真实反射率数据^[20],由于此次试验所用织物均为纯纺织物,纯度较高,且整体平整,选择平场域法处理图像;通过掩膜处理,使得处理后的高光谱图像只保留有效的织物图像区域以及反射率为0的黑色背景区域^[21];通过图像均值滤波^[22],对图像进行去噪处理^[23]。

2 高光谱数据处理

经过高光谱图像标定后,将采集到的每种纯纺织物的80张高光谱图像中所有织物图像区域设置为感兴趣区域(ROI),均值滤波后得到每种织物在920~2 528 nm内的代表光谱曲线。观察原始光谱数据发现,曲线在920~1 000 nm和2 400~2 528 nm区间内变化趋势相同,且存在较多噪点,所携带的光谱信息较少,所以在利用连续投影算法对原始光谱数据处理前,先筛选掉这2个区域内的波段,将288个波长的数据初步压缩至250个,如图1所示。将采集到的每种纯纺织物(80个)随机分为

训练集(60 个) 和测试集(20 个) , 以便后续特征

波长的提取和分类模型的建立。

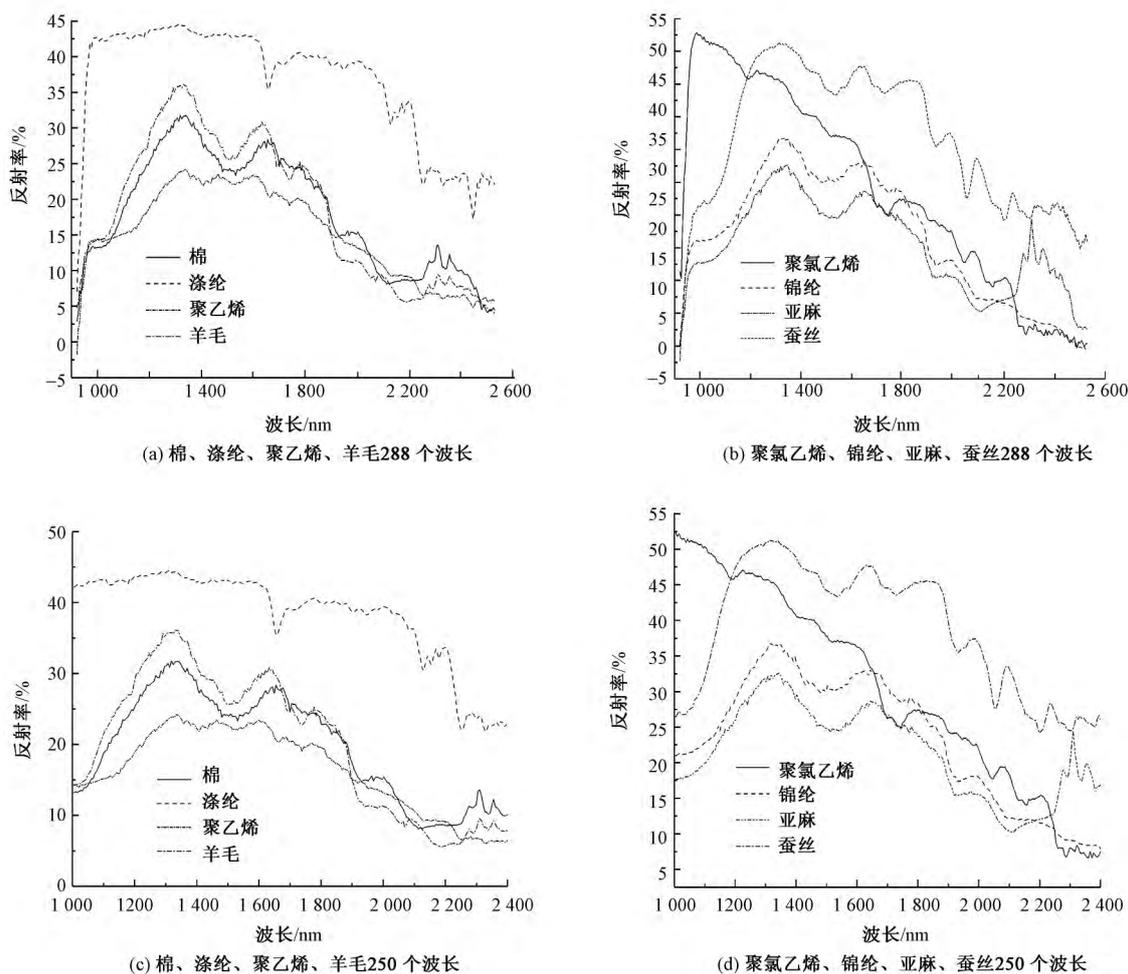


图 1 波长与反射率的关系

Fig. 1 Relationship between wavelength and reflectance. (a) 288 wavelengths of C , PET , PE , W ; (b) 288 wavelengths of PVC , PA , L , S ; (c) 250 wavelengths of C , PET , PE , W ; (d) 250 wavelengths of PVC , PA , L , S

2.1 基于连续投影算法的特征波长提取

采用全部 250 个波长进行训练、筛选时运行数据量大,某些范围内的光谱信息量少,与待测织物的构成及因素缺乏相关关系,因此,进一步对数据进行压缩、降维必不可少。连续投影算法在 1965 年被提出用来解决凸可行性问题,目前已广泛应用于海洋检测、生物医学成像、森林植被研究、农业生长信息传递、大气辐射监控等领域。连续投影算法可从光谱数据中找到包含最低限度的冗余信息的变量组,使波长变量间的共线性去除,提高光谱信噪比,进而提高模型预测能力^[24]。设样本光谱反射率矩阵为 $X^{n \times p}$, 性质参数矢量为 y , 总体样本数为 n , 全谱波长数为 p 。波长的确定分为 2 个步骤。

第 1 步: 1) 使迭代次数 $i = 1$, 将测试集光谱矩阵 X 的第 k 列 ($k = 1, 2, \dots, K$, K 为总体波长) 数值赋给 $x_{k(1)}$, 使 $k(1) = k$, $x_{k(1)} = x_k$, 同时使 $z_1 = x_{k(1)}$, $x_j^{(i)} = x_j$ ($j = 1, 2, \dots, p$); 2) 将还没有被选中的各波

长矢量, 即波长点位置剩余整体标记为 $S_i = \{j, 1 \leq j \leq p, j \notin \{k(1), k(2), \dots, k(i)\}\}$; 3) 在 z_i 基础上计算正交投影算子 $P_j = I - \frac{z_i(z_i)^T}{(z_i)^T z_i}$, 其中的单位矩阵 I 为 $n \times n$; 4) 构造每个 x_j 的正交投影矢量 $x_j^{(i+1)} = P_j x_j^{(i)}$, 然后根据其确定波长位置 $k(i+1) = \arg(\max(\|P_j x_j^{(i)}\|))$, $j \in S_i$, 求得最大投影值对应的波长位置; 5) 令 $i = i + 1$, $z_i = x_{k(i)}^{(i)}$, 若 $i < M$ (M 为理论最优波长数 $m < p$), 则退到第 2) 步逐次筛选出各个波长矢量。

待第 1 步结束后就可以获取降维的光谱矩阵 $X_{SPA}^{n \times M}$ 。选定的各波长矢量就是每个分组的最优波长矢量, 重复上述算法 p 次, 直至产生 p 个波长分组。

第 2 步: 根据多元定量校正模型获取 m 个 ($1 \leq m \leq M$) 最优波长的数值。本文采用偏最小二乘多元校正方法 (PLS), 并选取“留交叉验证”的方式, 以内部验证标准差最小为目标, 从 $p \times$

M 个波长变量子空间 $X_{SPA, k}^{n \times i}$ ($k = 1, 2, \dots, p; 1 \leq i \leq M$) 确定最佳波长分组 $k(1) = k^*$ 的最佳波长点, 第 k 波长分组、包括前 i 个波长变量的交叉验证均方根误差 ($CV_{k, i}$) 其计算公式为

$$CV_{k, i} = \sqrt{\sum_{j=1}^n (y_j - \hat{y}_j)^2 / n} \times 100\%$$

式中: $k = 1, 2, \dots, p; i = 1, 2, \dots, M; y_j$ 和 \hat{y}_j 为交叉验证的第 j 轮循环, 即第 j 个验证样本个体性质参数的试验检测数值和模型预测数值。

以棉织物为例, 利用连续投影算法对棉织物的 250 个波段进行筛选, 样本为验证集的 60 个待测织物。均方根误差值最小时对应的波长数就是光谱变量的最优解, 由测试集的均方根误差预测值确定光谱变量的最优解。模型中包含变量数改变会引起均方根误差改变, 其变化如图 2 所示。若取均方根误差最小值, 则为 0.426 93, 此时变量个数为 7。确定的特征波长共 7 个, 按照重要性排序分别为 1 531.4、1 929.2、2 203.7、1 329.8、1 789.1、762.0、1 654.7 nm, 此时数据量较最初数据减少 97.22%。

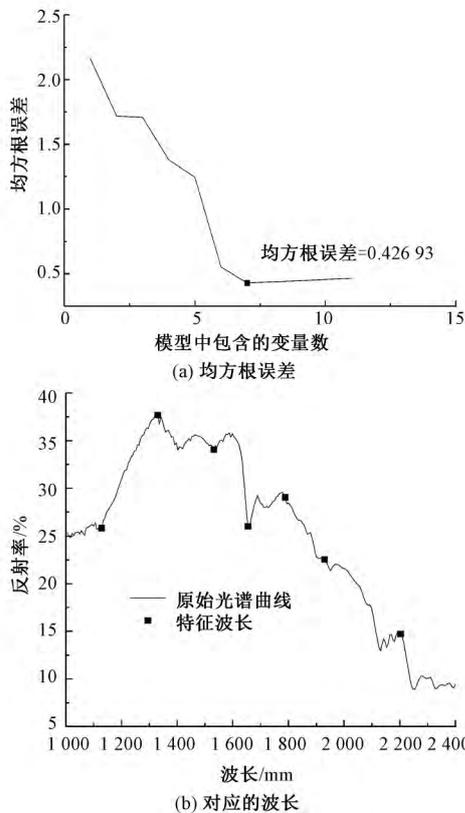


图 2 均方根误差和与其对应的波长
Fig. 2 Root mean square error (a) and its corresponding wavelength (b)

分别利用连续投影算法提取 8 种纯纺织物的特征波长, 得到的具体数据如表 1 所示。可知, 经过连续投影算法 (SPA) 处理之后, 原始的 288 个波段被压缩至 5~8 个特征波长, 仅占原始数据的 1.74% ~

表 1 连续投影算法提取的特征波长

Tab. 1 Characteristic wavelengths extracted by continuous projection algorithm

种类	特征数	提取的特征波长/nm	数据压缩率/%	均方根误差
棉	7	1 531.4、1 929.2、2 203.7、1 329.8、1 789.1、762.0、1 654.7	2.43	0.426 93
涤纶	6	1 660.1、1 975.4、2 201.1、1 269.9、2 242.1、2 068.5	2.08	0.454 22
聚乙烯	5	1 324.2、1 660.3、2 192.5、1 598.7、2 052.4	1.74	0.561 24
羊毛	5	1 329.8、1 548.2、1 923.6、1 649.1、2 108.4	1.74	0.572 59
聚氯乙烯	8	1 660.3、1 357.8、2 192.5、2 242.9、2 052.3、2 360.5、2 226.1、1 402.6	2.78	0.254 27
锦纶	7	1 324.2、1 710.7、1 940.4、2 125.2、2 259.7、1 184.1、1 665.9	2.43	0.535 48
亚麻	6	1 486.6、1 671.5、1 318.5、1 923.6、2 119.6、2 304.5	2.08	0.486 52
蚕丝	6	1 279.3、1 576.2、1 873.2、2 016.6、2 214.9、1 940.4	2.08	0.472 53

2.43%, 删减了大量冗余信息, 节省了大量的建模时间, 且所提取的特征波长所对应的预测均方根误差均小于 0.6, 有很强的代表性, 误差小, 符合后续建模要求。

2.2 建立最小二乘法支持向量机分类器

最小二乘支持向量机 (LS-SVM) 是对标准支持向量机 (SVM) 的改进, 其用等式约束代替了 SVM 中的不等式约束, 通过非线性映射函数 $\varphi(x)$ 建立回归模型, 利用拉格朗日算子求解最优化问题, 对各变量求偏微分。

本文试验采用径向基函数 RBF 函数作为核函数, 其原因为: 1) RBF 能把样本映射到更高维的空间; 2) RBF 确定的参数较少, 核函数参数的数量直接影响函数的复杂程度。

由此可见, LS-SVM 将凸二次规划问题转化为求解线性方程, 极大地简化了计算复杂程度, 对存储空间要求大大降低, 也降低了计算成本。

本文基于核函数为 RBF 的 LS-SVM 的相关算法在 MatLab 2016b 上设计出分类模型, 如图 3 所示。其中模型中的正则化参数 $\text{gam} = 10$, 核参数 $\text{sig}^2 = 0.2$ 。

所建模型中, 将棉、涤纶、聚乙烯、羊毛、聚氯乙烯、锦纶、亚麻、蚕丝 8 种织物的训练集分别导入向量机中进行训练, 最终得到 8 个二类分类器 SVM1、SVM2、SVM3、SVM4、SVM5、SVM6、SVM7、SVM8。在

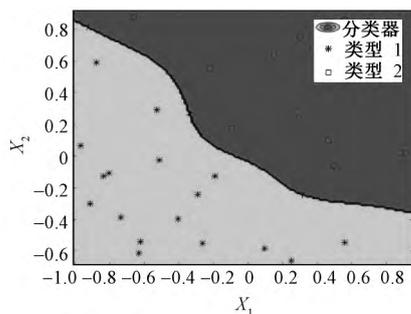


图 3 以 RBF 为核函数的 LS-SVM

Fig.3 LS-SVM with RBF kernel function

识别过程中 将 8 种织物的验证集和测试集(共 640 条代表光谱曲线数据)导入 SVM1 中,分类器分类结果 n 为 1 或 0 结果为 1 时即为成功分类,结果为 0 时就会自动将特征波长输入到下一分类器 SVM2,依此类推。若所有分类器输出结果 n 均为 0 时,即为无法分类。二类分类器原理及分类器对 640 个样本分类效果如图 4 所示。

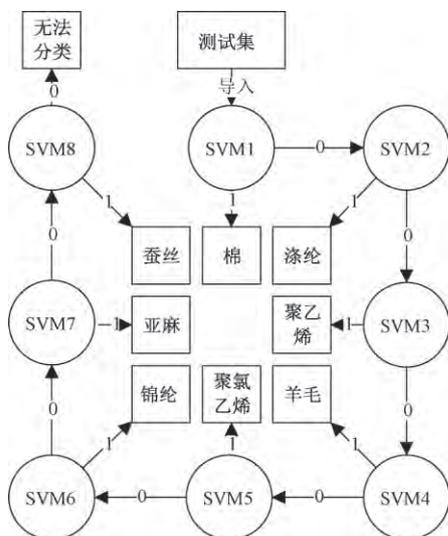


图 4 分类器示意图

Fig.4 Schematic diagram of classifier

2.3 分类结果

利用连续投影算法(SPA)提取 8 类共 640 个纺织样品的特征波长,并将每类 80 个样品分为训练集(60 个)和测试集(20 个),最后利用训练集导入基于最小二乘法支持向量机(LS-SVM)建立的二类分类器中,得到了 8 个二类分类器。8 个二类分类器对 640 个样本分类效果如表 2 所示。

结果显示,棉、涤纶、聚乙烯、羊毛、聚氯乙烯、锦纶、亚麻、蚕丝 8 种纯纺织物的 60 个验证集和 20 个测试集均得到正确的识别,640 个试验样品没有无法识别分类、错误识别分类的情况,所建立模型的识别率和稳定性都符合要求。

表 2 SPA-LS-SVM 模型的识别效果

Tab.2 SPA-LS-SVM model recognition effect

种类	分类器	识别个数		识别率/%	
		验证集	测试集	验证集	测试集
棉	SVM1	60	20	100	100
涤纶	SVM2	60	20	100	100
聚乙烯	SVM3	60	20	100	100
羊毛	SVM4	60	20	100	100
聚氯乙烯	SVM5	60	20	100	100
锦纶	SVM6	60	20	100	100
亚麻	SVM7	60	20	100	100
蚕丝	SVM8	60	20	100	100

3 结论

利用高光谱成像技术对由 8 种常见的天然纤维和合成纤维制成的纯纺织物进行识别,将采集到的 8 种织物按照种类分为验证集(60 个)和测试集(20 个),采用连续投影算法(SPA)结合每种织物的验证集数据,提取出该织物所对应的特征波长数,将原始数据压缩至 1.74%~2.43%,大大减少了模型的复杂程度,提高了准确率和运算速度。继而基于最小二乘法支持的向量机对每种织物进行建模得到了 8 个二类分类器,并将 8 种织物的训练集分别导入模型进行训练。最后利用完成训练的分类器对全部 640 个样本进行识别分类。结果显示对于此 8 种纯纺织物的 640 个实验样本,所建模型均可正确识别,高光谱成像技术可用于棉、涤纶、聚乙烯、羊毛、聚氯乙烯、锦纶、亚麻、蚕丝的材料识别。

FZXB

参考文献:

[1] 胡玉珍. 加强纺织品安全性能检测的重要性[J]. 中国纤检, 2010(22): 38-41.
 HU Yuzhen. The importance of strengthen textile safety testing[J]. Chinese Fiber Inspection, 2010(22): 38-41.

[2] 倪广菊, 张毅. 计算机图像处理与分析在纺织品测试技术中的应用[J]. 中国纤检, 2003(11): 8-10.
 NI Guangju, ZHANG Yi. Application of computer image processing and analysis in textile testing technology[J]. Chinese Fiber Inspection, 2003(11): 8-10.

[3] YOUNAN N H, KING R L, HHJR B. Classification of hyperspectral data: a comparative study[J]. Precision Agriculture, 2004, 5(1): 41-53.

[4] 付欢. 高光谱图像的稀疏表示和压缩算法研究[D]. 保定: 河北大学, 2014: 1-5.
 FU Huan. The sparse representation and compression algorithm research of hyperspectral image [D]. Baoding: Hebei University, 2014: 1-5.

[5] GOWEN A A, O'DONNELL C P, CULLEN P J, et al. Hyperspectral imaging: an emerging process analytical tool for food quality and safety control [J]. Trends in

- Food Science and Technology, 2007, 18(12): 590 - 598.
- [6] 高文, 朱明, 田润澜, 等. 一种空间划分与谱间预测相结合的超光谱图像压缩新方法[J]. 光谱学与光谱分析, 2011, 31(8): 2287 - 2293.
GAO Wen, ZHU Ming, TIAN Runlan, et al. A new hyperspectral image compression method combined with subspace partition and multi-inter-spectral prediction[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2011, 31(8): 2287 - 2293.
- [7] PLAZA A, BENEDIKTSSON J A, BOARDMAN J W, et al. Recent advances in techniques for hyperspectral image processing[J]. Remote Sensing of Environment, 2009, 113(1): 110-122.
- [8] RICHTER R, REU B, WIRTH C, et al. The use of airborne hyperspectral data for tree species classification in a species-rich central European forest area[J]. International Journal of Applied Earth Observation & Geoinformation, 2016, 52: 464 - 474.
- [9] 李晓薇, 赵环环, 赵龙莲, 等. 用近红外光谱定量分析混纺纺织品中羊毛的质量分数[J]. 东华大学学报(自然科学版), 2000, 26(3): 72 - 75.
LI Xiaowei, ZHAO Huanhuan, ZHAO Longlian, et al. Determination of the wool content in finished textile blends by using the near-infrared reflectance spectroscope[J]. Journal of Donghua University(Nature Science Edition), 2000, 26(3): 72 - 75.
- [10] 郑东耀, 丁天怀. 纤维红外吸收特性及其在皮棉杂质检测中的应用[J]. 农业工程学报, 2004, 20(3): 104 - 108.
JIA Dongyao, DING Tianhuai. Infrared absorption characteristics of fibers and their application in detection of foreign fibers in cotton[J]. Transactions of the CSAE, 2004, 20(3): 104 - 108.
- [11] 袁洪福, 常瑞学, 田玲玲, 等. 纺织纤维及其制品非破坏性快速鉴别的研究[J]. 光谱学与光谱分析, 2010, 30(5): 1229 - 1233.
YUAN Hongfu, CHANG Ruixue, TIAN Lingling, et al. Study of nondestructive and fast identification of fabric fibers using near infrared spectroscopy[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2010, 30(5): 1229 - 1233.
- [12] 张航. 基于高光谱成像技术的皮棉中地膜识别方法研究[D]. 北京: 中国农业大学, 2016: 1 - 6.
ZHANG Hang. Identification of plastic films in ginned cotton based on hyperspectral imaging technique[D]. Beijing: China Agricultural University, 2016: 1 - 6.
- [13] 杨文柱, 李道亮, 魏新华, 等. 基于光谱分析的棉花异性纤维最佳波段选择方法[J]. 农业工程学报, 2009, 25(10): 186 - 192.
YANG Wenzhu, LI Daoliang, WEI Xinhua, et al. Selection of optimal band for detecting foreign fibers in lint cotton using spectroscopic analysis[J]. Transactions of the CSAE, 2009, 25(10): 186 - 192.
- [14] 郭俊先. 基于高光谱成像技术的棉花杂质检测方法的研究[D]. 杭州: 浙江大学, 2011: 145 - 149.
GUO Junxian. Study on detection of cotton trashes by hyperspectral imaging[D]. Hangzhou: Zhejiang University, 2011: 145 - 149.
- [15] 王戈, 黄安民, 胡小霞, 等. 利用近红外光谱鉴别纺织用竹纤维和麻纤维[J]. 光谱学与光谱分析, 2010, 30(9): 2365 - 2367.
WANG Ge, HUANG Anmin, HU Xiaoxia, et al. Discrimination of bamboo fiber and ramie fiber by near infrared spectroscopy[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2010, 30(9): 2365 - 2367.
- [16] MUSTAFIC A, JIANG Y, LI C. Cotton contamination detection and classification using hyperspectral fluorescence imaging[J]. Textile Research Journal, 2016, 86(15): 1574 - 1584.
- [17] ZHANG R, LI C, ZHANG M, et al. Shortwave infrared hyperspectral reflectance imaging for cotton foreign matter classification[J]. Computers & Electronics in Agriculture, 2016, 127: 260 - 270.
- [18] 魏志恒. 基于气溶胶光学厚度参数化模型大气校正方法的研究与应用[D]. 北京: 中国地质大学, 2010: 1 - 2.
WEI Zhiheng. The research and application of atmospheric correction methods based on Aerosol optical thickness parametric model[D]. Beijing: China University of Geosciences, 2010: 1 - 2.
- [19] 陈华胜. 基于辐射传输模型的机载高光谱遥感图像大气校正研究[D]. 南京: 南京理工大学, 2013: 50 - 51.
CHEN Huasheng. Study on atmospheric correction of airborne hyperspectral remote sensing image based on radiation transmission model[D]. Nanjing: Nanjing University of Science and Technology, 2013: 50 - 51.
- [20] 张若岚. 基于 ETM + 数据的遥感影像地形辐射校正研究[D]. 西安: 长安大学, 2012: 1 - 9.
ZHANG Ruolan. The research on topographic correction of remote sensing images based on ETM + Data[D]. Xi'an: Chang'an University, 2012: 1 - 9.
- [21] 田有文, 牟鑫, 程怡, 等. 基于高光谱成像技术的苹果表面轻微损伤检测[J]. 沈阳农业大学学报, 2015, 46(4): 508 - 512.
TIAN Youwen, MOU Xin, CHENG Yi, et al. Detection of slight bruises on apples based on hyperspectral imaging technology[J]. Journal of Shenyang Agricultural University, 2015, 46(4): 508 - 512.
- [22] 王松林. 一种改进的自适应加权中值去噪算法的研究[D]. 武汉: 武汉科技大学, 2016: 13 - 17.
WANG Songlin. Research on the improved adaptive weighted median denoising algorithm[D]. Wuhan: Wuhan University of Science and Technology, 2016: 13 - 17.
- [23] 李彦军, 苏红旗, 杨峰, 等. 改进的中值滤波图像去噪方法研究[J]. 计算机工程与设计, 2009, 30(12): 2995 - 2997.
LI Yanjun, SU Hongqi, YANG Feng, et al. Improved algorithm study about removing image noise[J]. Computer Engineering and Design, 2009, 30(12): 2995 - 2997.
- [24] 刘飞, 张帆, 方慧, 等. 连续投影算法在油菜叶片氨基酸总量无损检测中的应用[J]. 光谱学与光谱分析, 2009, 29(11): 3079 - 3083.
LIU Fei, ZHANG Fan, FANG Hui, et al. Application of successive projections algorithm to nondestructive determination of total amino acids in oilseed rape leaves[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2009, 29(11): 3079 - 3083.