

DOI: 10.13475/j.fzxb.20180403907

基于多特征融合图像分析技术的羊毛与羊绒鉴别

邢文字¹, 邓娜¹, 辛斌杰², 于晨²

(1. 上海工程技术大学 电子电气工程学院, 上海 201620; 2. 上海工程技术大学 服装学院, 上海 201620)

摘要 为快速准确地鉴别羊毛与羊绒, 提出一种基于多特征融合的鉴别方法。首先利用光学显微镜及数码相机对羊毛与羊绒纤维进行图像采集, 然后分别采用2种类型的预处理操作得到单根纤维图像与去除背景的纤维二值图像; 其次通过灰度共生矩阵算法提取第1类预处理后羊毛与羊绒纤维图像的纹理特征参数, 基于中轴线算法提取第2类预处理后纤维图像的直径形态特征参数; 最后将纹理及形态特征参数融合成多维数组并通过K均值算法进行聚类识别。实验结果显示, 与传统利用单一纤维特征提取算法进行识别的方法相比, 该算法平均识别率可达95.25%, 识别率较高, 可用于羊毛与羊绒纤维的自动分类识别。

关键词 羊毛; 羊绒; 多特征融合; 纤维鉴别; 灰度共生矩阵; 中轴线算法; K均值算法
中图分类号: TS 102.3 文献标志码: A

Identification of wool and cashmere based on multi-feature fusion image analysis technology

XING Wenyu¹, DENG Na¹, XIN Binjie², YU Chen²

(1. School of Electric and Electronic Engineering, Shanghai University of Engineering Science, Shanghai 201620, China;
2. Fashion College, Shanghai University of Engineering Science, Shanghai 201620, China)

Abstract For rapid identification of wool and cashmere, a method based on the multi-feature fusion for the fiber identification was proposed. Firstly, the images of wool and cashmere fibers were captured by an optical microscope and a digital camera. Secondly, two kinds of preprocessing operations were carried out respectively, and the binary images of single fiber image and background free fiber were obtained. Then, the texture parameters of the first kind of cashmere and wool fiber images were extracted by the gray level co-occurrence matrix algorithm and the diameter parameters of the second kinds of fiber images were extracted based on the central axis algorithm. Finally, the texture and morphological feature parameters were fused into multidimensional array and the clustering analysis was carried out by the K-means algorithm. The experimental results show that the average identification rate of the algorithm proposed can reach 95.25%. Compared with the conventional single fiber feature extraction algorithm, the recognition rate is high, which confirmed that this method can be used for automatic classification and identification of cashmere and wool fibers.

Keywords wool; cashmere; multi-feature fusion; fiber identification; gray level co-occurrence matrix; central axis method; K-means algorithm

在纺织工业及服装制造领域,羊毛与羊绒一直是十分重要的纺织材料,但是二者的价格、性能差别显著。由于羊毛和羊绒的形态结构、颜色特征较为相似,直接用肉眼进行区分比较困难,所以市场上会出

现用羊毛冒充羊绒的现象;因此,快速、准确、高效地鉴别羊毛和羊绒纤维具有非常重要的现实意义^[1]。

羊毛与羊绒纤维的鉴别主要可分为物理鉴别法、化学鉴别法、生物鉴别法以及图像法4类^[2]。

收稿日期: 2018-04-17 修回日期: 2018-11-29

基金项目: 上海市自然科学基金资助项目(18ZR1416600)

第一作者: 邢文字(1995—),男,硕士生。主要研究方向为纤维图像鉴别。

通信作者: 辛斌杰(1974—),男,教授,博士。主要研究方向为数字化纺织技术及功能性纺织材料开发。E-mail: xinbj@sues.edu.cn。

2001年,在用扫描电子显微镜(SEM)进行鉴别的基础上,我国检验检疫机构研发出计算机辅助检测系统^[3],建立了贝叶斯鉴别模型,鉴别的准确率超过90%;陈国华等^[4]对羊绒、羊毛在不同条件下NaOH溶液中的溶解度进行测试分析,研究发现,在温度为65℃、碱质量分数为0.75%的溶液中处理30min时,二者的碱溶度差异达到最大,并依此进行羊毛、羊绒含量的定量分析;TANG等^[5]提出一种基于线粒体脱氧核糖核酸(DNA)的纤维分析方法,通过设计聚合酶链式反应引物与探针和纤维的线粒体12S核糖体基因进行特异性反应,实现羊绒与羊毛混合物中各组分的定量分析。以上方法对设备要求较高,实验较为复杂,因此不能被广泛应用。此外,目前存在的利用图像法进行纤维识别,主要采用单一纹理特征提取算法,无法较完善地提取纤维信息,导致识别率较低。

本文将计算机视觉、数字图像处理技术应用于纤维识别,提出了一种基于多特征融合的羊毛与羊绒鉴别方法。该方法主要分为3部分:1)预处理,对采集到的羊绒、羊毛图像进行预处理操作,得到较为清晰且满足需求的纤维图像;2)多特征提取,利用灰度共生矩阵提取纤维图像的纹理特征,并通过中轴线法提取纤维的直径形态特征;3)纤维自动分类识别,依据所提取的纤维纹理及形态特征融合成一个多维数组作为聚类算法的输入,即可对羊绒、羊毛纤维进行自动分类识别。

1 图像预处理

图1示出在光学显微镜下观察到的羊绒和羊毛

的原始图像。可以观察到二者的形态结构较为相似,无法直接利用肉眼进行识别,而且在图像采集过程中,难免会出现一些水泡或其他杂质,因此,需要通过预处理来得到清晰的纤维图像,进而更好地进行纤维特征的提取与纤维识别。

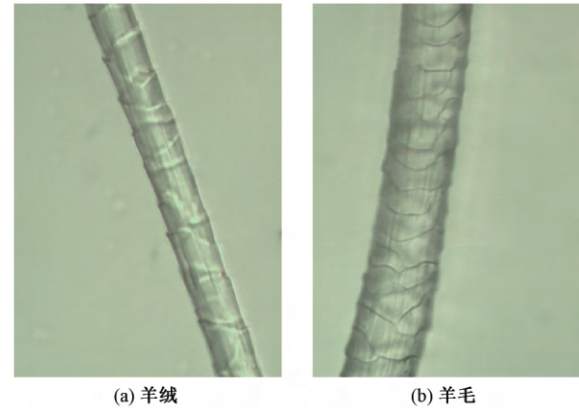


图1 原始羊绒和羊毛显微镜图像(×400)

Fig.1 Original microscope images of cashmere (a) and wool (b) (×400)

由于实验需要采集羊绒与羊毛的纹理特征以及直径形态特征,考虑到2类特征参数提取所需要的纤维图像不同,又因为羊绒与羊毛图像预处理过程较为相似,因此,本文分别以图1中羊绒与羊毛的纤维图像为例提出2类预处理流程,并经过大量的纤维图像进行验证。

1.1 第1类纤维图像预处理过程

以羊绒图像为例介绍用于灰度共生矩阵纹理提取的第1类图像预处理流程,如图2所示,其对应的原始图像和增强后图像的灰度直方图如图3所示。

首先将原始羊绒图像进行分割,得到去除背景

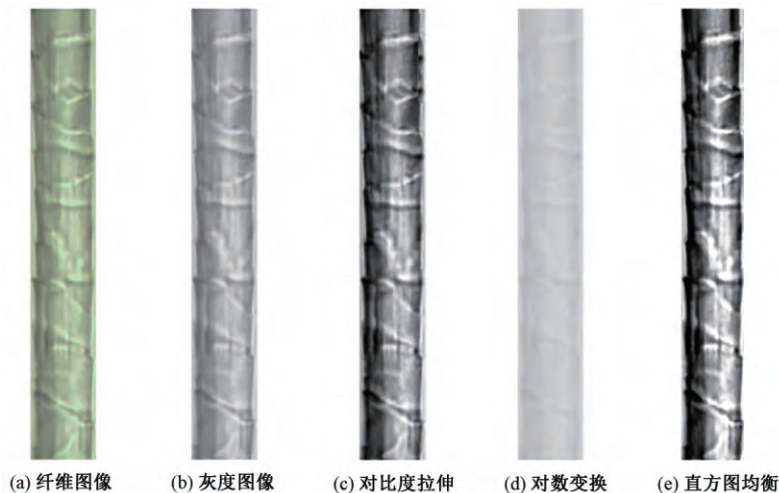


图2 羊绒的图像预处理过程图

Fig.2 Preprocessing diagram of cashmere images. (a) Original image; (b) Gray image; (c) Contrast stretching; (d) Logarithm nonlinear transformation; (e) Histogram equalization

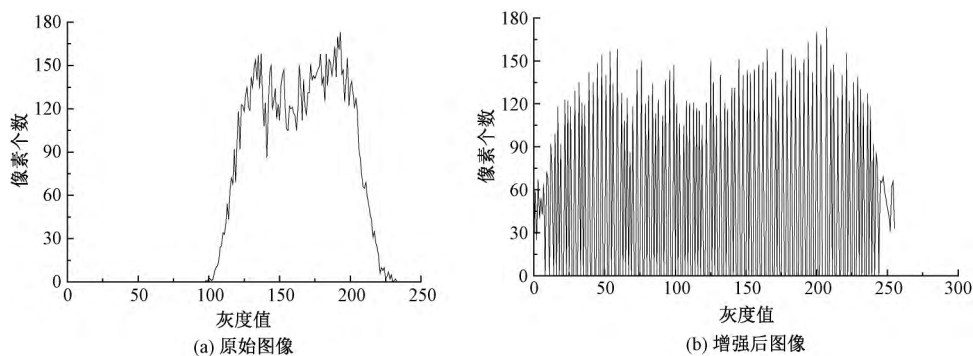


图 3 原始图像和增强后图像的灰度直方图

Fig.3 Gray-level histogram of original image (a) and enhanced image (b)

的单一纤维图像(见图 2(a))。其次将分割后的彩色纤维图像转化为图 2(b) 所示的灰度图像 ,并求解其灰度直方图(见图 3(a))。然后将灰度图像通过对比度拉伸、对数非线性变换以及直方图均衡等方法进行图像增强 ,增强后图像分别如图 2(c) ~ (e) 所示。从 3 类增强后的图像可观察到灰度直方图均衡后的图像增强效果更好 ,增强后纤维图像的灰度直方图如图 3(b) 所示 ,因此 ,本文实验将利用直方图均衡算法增强后的纤维图像用作灰度共生矩阵的纹理特征参数提取。

1.2 第 2 类纤维图像预处理过程

以羊毛图像为例介绍用于中轴线法提取纤维直

径形态特征的纤维图像预处理流程 ,如图 4 所示。

首先将原始羊毛纤维图像进行灰度化处理 ,然后同样利用对比度拉伸、对数变换、直方图均衡化 3 种方法进行纤维图像增强处理。从 3 幅处理后图像可以看出 ,对于含有背景的纤维图像 ,采用对比度拉伸进行图像增强时效果最为突出 ,其灰度直方图如图 5 所示。然后对对比度拉伸后的图像进行形态学腐蚀运算处理 ,并将得到的图像与增强后的图像进行减法运算 ,增强纤维轮廓线特征 ,同时去除纤维背景 ,最后对得到的图像进行二值化处理并去除小的噪声点 ,即可得到最终用于水平集中轴线法的二值图像。

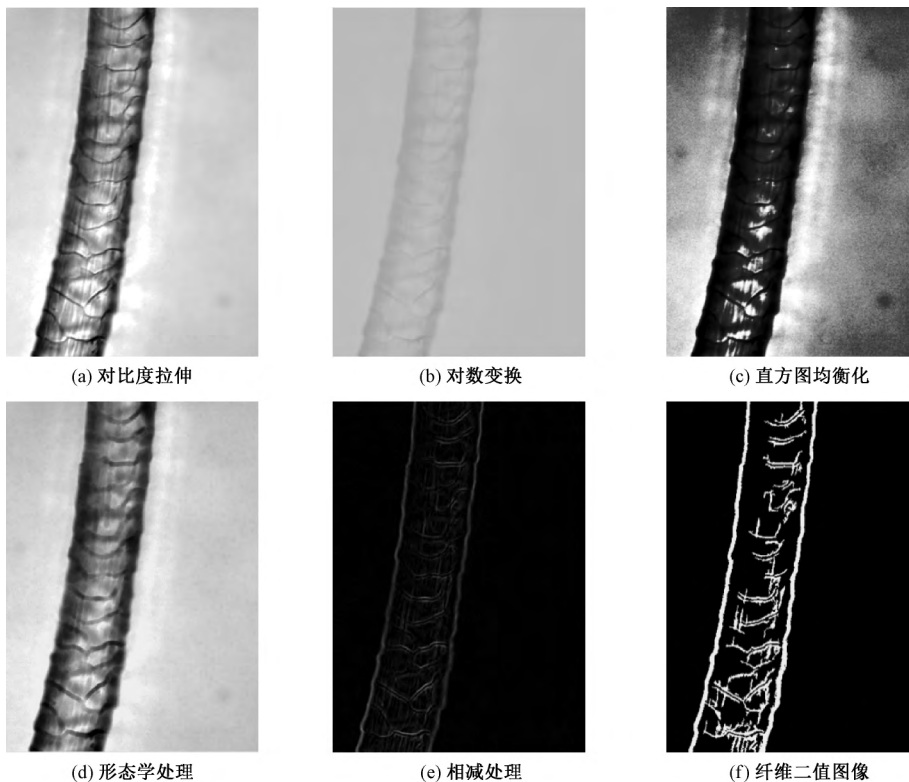


图 4 羊毛的图像预处理过程图

Fig.4 Preprocessing diagram of wool images. (a) Contrast stretching; (b) Logarithm nonlinear transformation; (c) Histogram equalization; (d) Morphological processing; (e) Subtraction operation; (f) Fiber binary image

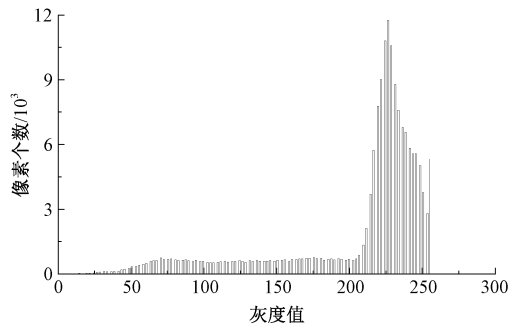


图 5 对比度拉伸增强后图像的灰度直方图
Fig.5 Gray histogram of image enhancement

2 纹理特征参数提取

2.1 灰度共生矩阵理论

本文实验主要采用灰度共生矩阵算法进行纤维纹理特征参数的提取。灰度共生矩阵^[6-7]是通过研究灰度的空间相关特性来描述纹理的常用方法。假设 $f(x, y)$ 为 $M \times N$ 的二维数字图像矩阵 ($M \times N$ 为图像分辨率), 灰度级别为 h , 则满足一定空间关系的灰度共生矩阵为

$$P(i, j) = \#\{(x_1, y_1), (x_2, y_2) \in M \times N | f(x_1, y_1) = i, f(x_2, y_2) = j\}$$

式中: $\#(X)$ 表示集合 X 中的元素个数, 显然 P 为 $h \times h$ 的矩阵; 若图像中像素点 (x_1, y_1) 与 (x_2, y_2) 间距离为 d , 二者与坐标横轴的夹角为 θ , 则可得到各种间距及角度下的灰度共生矩阵 $P(i, j, d, \theta)$ 。其中: d 一般可取 1、2、3、4 等像素个数值; θ 则一般选取 0° 、 45° 、 90° 、 135° 。

通过灰度共生矩阵, 可提取纤维图像的二次统计量作为纹理特征参数, 本文主要采用角二阶距 (能量)、熵、惯性矩、相关 4 个特征来描述羊毛与羊绒纤维图像的纹理特征。

2.2 灰度共生矩阵影响因子

构造灰度共生矩阵过程中, 纤维图像的灰度级、像素间距以及生成的角度三者的选取都会对灰度共生矩阵的构造产生影响^[8-9], 因此, 首先需要确定实验最优的像素灰度等级、像素间距以及生成角度。为此, 根据采集到的羊绒与羊毛各 200 幅纤维图像作为样本进行相关研究。

1) 生成角度的选择。为避免纤维纹理信息的丢失, 需取 0° 、 45° 、 90° 、 135° 共 4 个角度的纹理特征参数的均值作为实验所需要的特征参数。

2) 像素间距的选择。保持像素灰度等级不变 (本文实验选取灰度等级为 16 级), 依次取像素间距 d 的值为 1、2、3、4、5、6、7、8, 计算不同 d 值时

各特征参数变化趋势, 由文献 [8] 可知, $d=4$ 时可作为构造灰度共生矩阵的最佳像素间距。

3) 像素灰度等级的选择。随着像素灰度等级的增加, 羊毛与羊绒的特征参数较为相近, 其变化呈现出的趋势如图 6 所示, 其中能量与相关 2 个特征参数值分别以实际值的 100 倍和 10 倍进行展示。由图中特征参数变化曲线可知, 当像素灰度等级大于 64 时, 羊毛与羊绒的能量、熵以及相关 3 个特征参数逐渐趋于稳定。此外, 考虑到构造灰度共生矩阵的时长问题, 像素灰度等级选择采用 64 级。

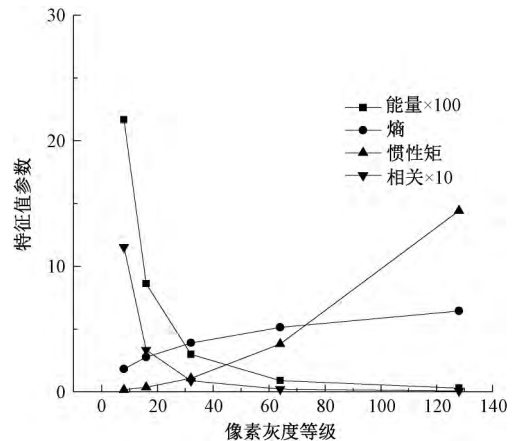


图 6 纹理特征变化曲线
Fig.6 Texture feature change curves

3 纤维直径测量

纤维直径的求取过程为: 首先将预处理过的羊毛或羊绒纤维二值图像通过区域生长分割算法得到纤维的轮廓线; 其次通过中轴线算法拟合纤维的中轴线, 并求取其切线; 然后过中轴线与切线的交点做中轴线的垂线, 该垂线与纤维轮廓线相交于 2 点, 求取 2 交点之间的距离即为纤维的直径。

3.1 基于区域生长的纤维轮廓线提取

区域生长^[10-11]主要是根据预先定义的生长准则, 把像素或子区域集成较大区域的处理方法。其基本处理方法是, 以一组“种子”点开始, 将与该“种子”点具有相似或相同性质的点进行合并, 并继续向外生长, 直至没有满足条件的像素点被包括进来为止。区域生长一般有 3 个步骤: 1) 选择初始点; 2) 定义生长准则; 3) 定义终止条件。

由于纤维轮廓线不是完全封闭的, 因此在利用区域生长对其进行轮廓线提取时, 本文采用了 2 次区域生长算法分别进行纤维左右轮廓线的提取, 如图 7 所示。首先, 在纤维二值图像的左轮廓线上选取种子点 (如图 7(a) 所示的白色圆形标记区域) 并进行区域生长, 得到纤维左边轮廓线的区域生长图像

(如图 7(b) 所示),由于纤维内部存在与纤维边缘黏连的部分,所以区域生长时将会产生除纤维轮廓线之外的干扰点(如图 7(b) 所示的白色矩形框标注部分),因此,可将其看作噪声,并对这些孤立的噪声点进行去噪处理,得到左边纤维轮廓线,如图 7(c) 所示。然后,将其进行细化处理,便可得到单像素的纤维轮廓线,以减少计算纤维直径时产生的误差,如图 7(d) 所示。同样纤维右边轮廓线的提取也是按照此算法操作。最后,只需要将 2 次区域生长提取出来的左右 2 条轮廓线图像进行融合,便可得到所需要的纤维轮廓线图像,如图 8 所示。

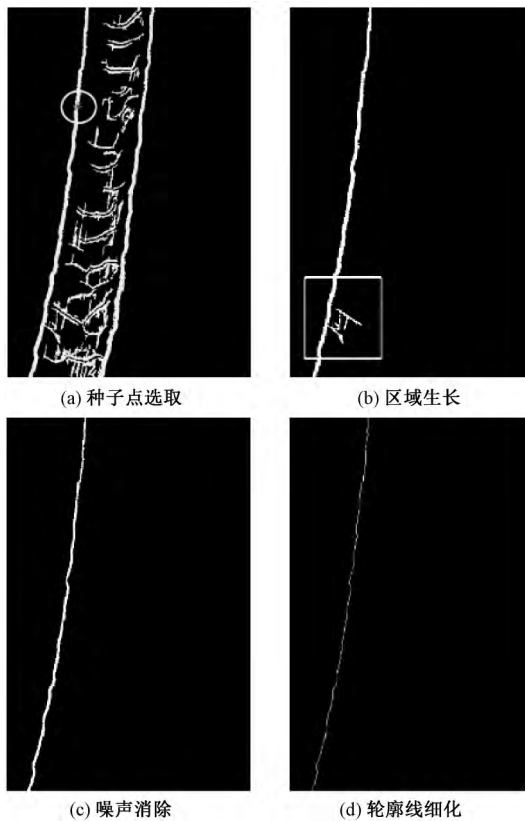


图 7 纤维轮廓线提取过程

Fig.7 Process images of fiber contour extraction.

(a) Seed selection; (b) Region growth; (c) Noise removal; (d) Thinning of contour lines

3.2 基于水平集的纤维中轴线提取

水平集方法^[12-13]的核心思想是把 n 维描述视为高一维的水平集,将低维的一些计算上升到更高一维。用在纤维中轴线求取时,其精度可达到亚像素级别,同时可得到连续、光滑的纤维中轴线。

基于水平集的中轴线提取算法主要包括 4 个步骤^[14],分别为:

- 1) 利用水平集算法对纤维的二值轮廓图进行分割处理,得到沿着纤维的等值面和水平值信息。
- 2) 使用快速匹配算法计算处理后图像内部的所有像素点与纤维边缘的最短距离,获得最短距离分布图。

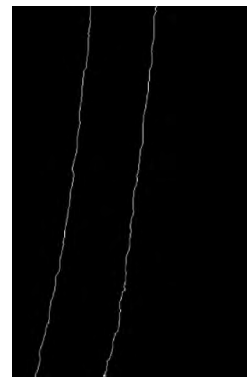


图 8 纤维轮廓图

Fig.8 Image of fiber counter

3) 根据最短距离分布图信息,利用同样的方法计算距离纤维轮廓线最远的像素点 A 。同时,再次计算纤维内部与点 A 具有最远距离的像素点 B ,以及与点 B 具有最远距离的像素点 C 。

4) 运用梯度下降回溯法以 C 为起点,沿着纤维的方向依次计算所有的纤维中心点,得到完整的纤维中轴线。

提取结果如图 9 所示。

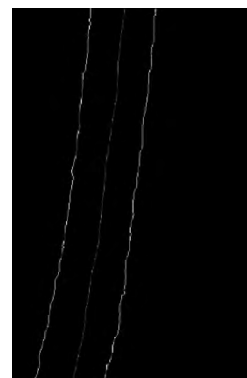


图 9 纤维中轴线图

Fig.9 Image of fiber axis

3.3 基于中轴线的纤维直径测量

对于纤维直径的测量^[14],主要是计算过中轴线与其切线相交切点的垂线与纤维 2 条边缘相交于 2 点间的直线距离,其直径求取算法流程如图 10 所示。

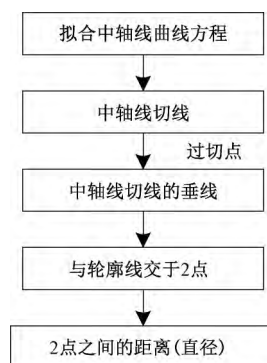


图 10 直径求取算法流程

Fig.10 Flow chart of algorithm

4 K 均值聚类算法的应用

常用的聚类算法有 K 均值聚类、层次聚类、自组织映射网络(SOM) 聚类等, 考虑到运行时间及准确性问题, 本文实验采用 K 均值聚类算法^[15] 对数据进行分类识别。 K 均值聚类算法主要以 K 为参数, 将 m 个对象分成 K 个簇, 使簇内对象具有较高的相似度, 而簇间各个对象的相似度较低。

该算法主要处理过程如下: 1) 随机选取 K 个对象, 作为每个簇初始的聚类中心; 2) 对剩余的每个对象, 计算其与各簇中心的距离(主要采用欧氏距离), 将其赋给最近的簇; 3) 重新计算每个簇的平均值; 4) 以上过程不断重复迭代, 直到准则函数收敛。

5 实验过程与结果分析

本文实验样品为南京市鹰月绒毛有限公司提供的产自澳大利亚的山羊绒与绵羊毛, 且纤维是从不同时间段生产的原毛中随机抽取的。通过 OLYMPUS CX41 型光学显微镜, 以 400 倍的放大倍数观察预先制成的羊毛、羊绒纤维样本, 并通过 Pooher PDS50 相机进行拍照储存, 分别采集了 200 幅羊绒与 200 幅羊毛图像作为实验用图像。

将采集到的纤维图像经过 MatLab 2015b 进行预处理后, 通过灰度共生矩阵算法提取其能量、熵、惯性矩、相关 4 个纤维纹理特征, 并通过水平集中轴线法测取纤维直径形态特征, 将这 5 个特征作为描述纤维的五维数组, 共提取到羊绒与羊毛各 200 组数据。最后, 通过 K 均值聚类算法对 400 组数据进行分类识别。

当使用单一灰度共生矩阵算法进行纤维特征的采集, 并将数据利用支持向量机进行神经网络训练与识别^[16], 且选取的数据集中羊毛与羊绒样本数量相近或相等时, 其识别率如表 1 所示, 识别率平均值达到了 91.93%。而利用本文提出的基于多特征融合算法提取纤维特征并利用 K 均值聚类算法进行羊毛与羊绒自动分类识别时, 其实验结果如表 2 所示。可以看出, 羊毛与羊绒的识别率达到了 95.25% 较传统方法识别率有所提升。

表 1 单一灰度共生矩阵算法识别率

Tab.1 Identification rate of single level co-occurrence matrix algorithm

羊绒与羊毛根数比	根数识别率/%
4:6	92.3
5:5	91.5
6:4	92.0

表 2 本文提出算法的识别率

Tab.2 Recognition rate of method proposed

样本名称	样本数量/根	识别正确数量/根	根数识别率/%
羊绒	200	189	94.50
羊毛	200	192	96.00
合计	400	381	95.25

6 结束语

本文提出的基于多特征融合的羊毛与羊绒的鉴别方法, 对采集到的大量羊毛与羊绒样本进行预处理后, 利用灰度共生矩阵算法与水平集中轴线算法相结合的方法提取纤维的纹理与形态特征, 并利用 K 均值聚类算法对采集到的纤维特征进行纤维的分类识别。其结果显示, 羊绒与羊毛的根数识别率达到 95.25%, 与传统的识别方法相比, 识别率较高, 因此, 本文方法能够作为一种识别羊毛与羊绒的方法。但是本文研究仅对普通的羊毛与羊绒进行鉴别, 由于纤维种类繁多且在生长过程中容易发生变异, 因此还需要采集更多的羊毛与羊绒纤维样本补充实验数据, 进而更好地提高鉴别的精确程度。

FZXB

参考文献:

- [1] 蒋高平, 钟跃崎, 王荣武, 等. 基于谱线特征的羊绒与羊毛的鉴别[J]. 纺织学报, 2010, 31(4): 15-19. JIANG Gaoping, ZHONG Yueqi, WANG Rongwu, et al. Identification of wool and cashmere based on characteristics of spectral line [J]. Journal of Textile Research, 2010, 31(4): 15-19.
- [2] 唐杰, 赵世海, 银海燕, 等. 羊毛、羊绒纤维鉴别方法综述[J]. 毛纺科技, 2014, 42(7): 48-50. TANG Jie, ZHAO Shihai, YIN Haiyan, et al. Identification methods description of wool and cashmere [J]. Wool Textile Journal, 2014, 42(7): 48-50.
- [3] 张荣娜, 秦士忠, 朱林平. 山羊绒与其他动物纤维 CAT 扫描电子显微镜系统研究[J]. 检验检疫科学, 2001, 11(3): 1-4, 11. ZHANG Rongna, QIN Shizhong, ZHU Linping. Study on CAT scanning electron microscope system of cashmere and other animal fibers [J]. Inspection and Quarantine Science, 2001, 11(3): 1-4, 11.
- [4] 陈国华, 王金泉. 羊绒与羊毛的碱溶度差异[J]. 毛纺科技, 2000, 28(2): 18-20. CHEN Guohua, WANG Jinquan. Difference in alkali solubility of cashmere and wool [J]. Wool Textile Journal, 2000, 28(2): 18-20.

- [5] TANG M , ZHANG W , ZHOU H , et al. A real-time PCR method for quantifying mixed cashmere and wool based on hair mitochondrial DNA [J]. *Textile Research Journal* , 2014 , 84(15) : 1612-1621.
- [6] HARALICK R M. Statistical and structural approaches to texture [J]. *Proceeding of IEEE* , 1975 , 67(5) : 786-504.
- [7] 汪黎明,陈健敏,王锐,等. 织物折皱纹理灰度共生矩阵分析[J]. *青岛大学学报(工程技术版)* , 2003 , 18(4) : 5-8.
WANG Liming , CHEN Jianmin , WANG Rui , et al. The analysis of grain of fabric wrinkle by concurrence matrix of gray degree [J]. *Journal of Qingdao University (Engineering Technology Edition)* , 2003 , 18(4) : 5-8.
- [8] 白雪冰,王克奇,王辉,等. 基于灰度共生矩阵的木材纹理分类方法的研究[J]. *哈尔滨工业大学学报* , 2005 , 37(12) : 1667-1670.
BAI Xuebing , WANG Keqi , WANG Hui , et al. Research on the classification of wood texture based on gray level co-occurrence matrix [J]. *Journal of Harbin Institute of Technology* , 2005 , 37(12) : 1667-1670.
- [9] PORTILLO-GARCIA J , TRUEBA-SANTANDER I , MIGUEL-VELA G D , et al. Efficient multi-spectral texture segmentation using multivariate statistics [J]. *IEE Proceeding: Vision Image , and Signal Processing* , 1998 , 145(5) : 257-364.
- [10] 刘玮,李发源,熊礼阳,等. 基于区域生长的黄土地貌沟沿线提取方法与实验[J]. *地球信息科学学报* , 2016 , 18(2) : 220-226.
LIU Wei , LI Fayuan , XIONG Liyang , et al. Shoulder line extraction in the loess plateau based on region growing algorithm [J]. *Journal of Geo-Information Science* , 2016 , 18(2) : 220-226.
- [11] 王蒙,吕建平. 基于边缘检测和自动种子区域生长的图像分割算法[J]. *西安邮电学院学报* , 2011 , 16(6) : 16-19.
WANG Meng , LÜ Jianping. An image segmentation algorithm based on edge extraction with automatic seeded region growing [J]. *Journal of Xi'an Institute of Posts and Telecommunications* , 2011 , 16(6) : 16-19.
- [12] 辛栋. 心脏造影图像中血管直径测量技术研究[D]. 郑州: 郑州大学, 2012: 22-26.
XIN Dong. Study on measurement of blood vessel diameter in cardiac contrast images [D]. Zhengzhou: Zhengzhou University , 2012: 22-26.
- [13] OSHER S , FEDKIW R. *Level Set Methods and Dynamic Implicit Surfaces* [M]. New York: Springer-Verlag , 2002: 15-30.
- [14] 朱俊平,路凯,柴新玉,等. 羊绒与羊毛直径的水平集中轴线法测量[J]. *纺织学报* , 2017 , 38(9) : 14-18.
ZHU Junping , LU Kai , CHAI Xinyu , et al. Level set of central axis method of cashmere and wool diameter [J]. *Journal of Textile Research* , 2017 , 38(9) : 14-18.
- [15] 孙可,刘杰,王学颖. *K* 均值聚类算法初始质心选择的改进[J]. *沈阳师范大学学报(自然科学版)* , 2009 , 27(4) : 448-450.
SUN Ke , LIU Jie , WANG Xueying. *K* Mean cluster algorithm with refined initial center point [J]. *Journal of Shenyang University (Natural Science Edition)* , 2009 , 27(4) : 448-450.
- [16] 焦明艳. 一种基于灰度共生矩阵的羊绒与羊毛识别方法[J]. *成都纺织高等专科学校学报* , 2017 (3) : 126-129.
JIAO Mingyan. A recognition method of cashmere and wool based on gray level co-occurrence matrix [J]. *Journal of Chengdu Textile College* , 2017(3) : 126-129.