

局部 Radon 变换技术及在毛杆折痕识别中的应用

岳洪伟^{1,2*}, 汪仁煌¹, 张晶华¹

(1. 广东工业大学 自动化学院, 广州 510006; 2. 仲恺农业工程学院 信息学院, 广州 510225)

(* 通信作者电子邮箱 yuehongwei420@163.com)

摘要:针对羽毛杆折痕识别问题,提出一种新的特征提取方法。为了消除 Radon 变换对缩放平移敏感问题,采用改进的 Radon 变换提取目标区域的不变矩,并引入局部投影技术消除羽毛杆生理纹理干扰。通过改变尺度因子获得矩不变量矩阵,并采用奇异值分解(SVD)获得特征不变量用于分类识别。实验结果表明该方法具有较强的鲁棒性,具有较高的折痕识别率。

关键词:羽毛杆折痕; Radon 变换; 局部投影; 矩不变量; 图像识别

中图分类号: TL361.4; TP391.41 **文献标志码:** A

Feather quill crease recognition based on local Radon transform

YUE Hongwei^{1,2*}, WANG Renhuang¹, ZHANG Jinghua¹

(1. Faculty of Automation, Guangdong University of Technology, Guangzhou Guangdong 510006, China;

2. Information College, Zhongkai University of Agriculture and Engineering, Guangzhou Guangdong 510225, China)

Abstract: Concerning the recognition of feather quill crease feature, a new feature extraction method was proposed. In order to solve the scaling and translation sensitivity of Radon transform, an improved Radon transform was used to extract moment invariants of target region and local projection technology was adopted to eliminate interference physiological texture of feather quill. Obtaining invariants matrix by changing the scale factor. Singular Value Decomposition (SVD) was provided here to obtain feature invariant for classification and recognition. The results show that this suggested method has higher robustness and higher recognition rate compared with other algorithms.

Key words: feather quill crease; Radon transform; local projection; invariant moment; image recognition

0 引言

羽毛球是劳动密集型产品,从羽毛分拣到成品羽毛球检测有十来道工序,其中羽毛杆参数的提取是分级的关键环节。传统检测方法通常还是手工进行操作,存在劳动强度大、分拣质量不稳定因素。人们对此做了一定的研究^[1-4],由于羽毛杆是宽窄不一的具有一定弯度拱度的细长结构,再加上折痕和背景界限模糊,使得难以有效对羽毛杆折痕进行检测。由于折痕的边界难以确定,因此基于区域的形状识别是较好的选择。其中,矩是进行图像特征表征的常用量,目前主要有 Hu 矩^[5-6]、Zernike 矩^[7-10]等不变矩,但是这些不变矩计算量大,而且容易受到噪声干扰。

经过对羽毛杆折痕统计分析表明大部分折痕近似表现为宽度一定的直线段,该线段大致与毛杆曲线的法线平行。针对这种折痕,本文提出用局部角度投影对折痕进行检测。首先对图像梯度幅度进行局部角度 Radon 变换,消除了生理纹理的影响;利用投影数据构造图像的平移比例不变矩,最后采用奇异值分解(Singular Value Decomposition, SVD)得到羽毛杆表面图像的特征。通过对羽毛杆样本进行分类实验,表明特征量具有较好抗噪能力,取得较好的识别效果,有实际应用价值。

1 构建 Radon 变换不变量

1.1 Radon 变换原理

图像 $f(x, y)$ 的 Radon 变换是该函数沿包含该函数的平

面内的一组直线的线积分^[11],公式为:

$$R(\theta, t) = R\{f(x, y)\} = \int_{R^2} f(x, y) \delta(x \cos \theta + y \sin \theta - t) dx dy \quad (1)$$

其中: $\delta(t)$ 是 Dirac 函数, $\delta(t) = \begin{cases} 1, & x = 0 \\ 0, & \text{其他} \end{cases}$ 。该定义将图像

$f(x, y)$ 沿着直线 $x \cos \theta + y \sin \theta = t$ 进行积分获得投影,所有的投影构成的集合 $\{R(\theta, t), \theta \in [0, \pi]\}$ 就是 Radon 变换。

对于图像 $f(x, y)$ 的比例、平移等几何变换, Radon 变换具有如下性质:

1) 平移性。对原图像进行在 XY 方向平移量分别是 x_0, y_0 , 则

$$R\{f(x + x_0, y + y_0)\} = R(\theta, t + x_0 \cos \theta + y_0 \sin \theta) \quad (2)$$

2) 比例性。设对原图像进行 λ 倍拉伸,则有:

$$R\{f(x/\lambda, y/\lambda)\} = \lambda R(\theta, t/\lambda) \quad (3)$$

1.2 构建 Radon 变换不变量

进行图像特征识别时,要消除图像的几何变换带来的干扰,这里需要构造 Radon 不变矩。针对这个问题,本文采用改进的 Radon 变换对图像 $f(x, y)$ 进行特征提取^[12]。

定义图像 $f(x, y)$ 的改进的 Radon 变换如下:

$$R_\alpha = R(\theta, t, \alpha) = \int_{-\infty}^{\infty} (R(\theta, t))^\alpha dt / (A_f)^{(\alpha+1)/2} \quad (4)$$

其中: α 为尺度因子,取大于 1 的正整数; A_f 为 θ 方向的投影

收稿日期:2012-12-03;修回日期:2013-01-09。

基金项目:广东省自然科学基金资助项目(S2012010010652);广东省科技计划项目(2012B020314005)。

作者简介:岳洪伟(1979-),男,安徽亳州人,讲师,博士研究生,主要研究方向:图像处理、模式识别;汪仁煌(1945-),男,上海人,教授,博士生导师,主要研究方向:智能测控、信息处理、机器视觉;张晶华(1981-),男,广西玉林人,博士研究生,主要研究方向:图像处理、模式识别。

线积分,也就是投影点之和。

$$A_f = \int_{-\infty}^{\infty} R(\theta, t) dt = \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} f(x, y) dx dy \quad (5)$$

$R(\theta, t, \alpha)$ 具有平移比例等不变性:

1) 平移性。设图像 $f(x, y)$ 平移变换后形状 $g(x, y) = f(x + c, y + d)$, 由式(2)可知 $g(x, y)$ 的 Radon 变换为 $R\{g(x, y)\} = R(\theta, t + x_0 \cos \theta + y_0 \sin \theta)$, 代入式(4)可得:

$$R_g(\theta, t, \alpha) = \frac{\int_{-\infty}^{\infty} (R_f(\theta, t + x_0 \cos \theta + y_0 \sin \theta))^\alpha dt}{(A_g)^{(\alpha+1)/2}} = \frac{\int_{-\infty}^{\infty} (R_f(\theta, t'))^\alpha dt'}{(A_f)^{(\alpha+1)/2}} = R_f(\theta, t, \alpha)$$

故 $R(\theta, t, \alpha)$ 对图像的平移变换具有不变性。

2) 比例性。设图像 $f(x, y)$ 比例变换后形状 $g(x, y) = f(x/\lambda, y/\lambda)$, 由式(5)可知 $A_g = \lambda^2 A_f$, 因此 $g(x, y)$ 的 Radon 变换为 $R\{g(x, y)\} = \lambda R_f(\theta, t/\lambda)$, 代入式(4)可得:

$$R_g(\theta, t, \alpha) = \frac{\int_{-\infty}^{\infty} (R_f(\theta, t))^\alpha dt}{(A_g)^{(\alpha+1)/2}} = \frac{\int_{-\infty}^{\infty} (\lambda R_f(\theta, t/\lambda))^\alpha dt}{(\lambda^2 A_f)^{(\alpha+1)/2}} = R_f(\theta, t, \alpha)$$

故 $R(\theta, t, \alpha)$ 对图像的缩放变换具有不变性。由以上分析可知特征 $R(\theta, t, \alpha)$ 可以消除图像的平移和比例变换的影响。

2 折痕特征识别算法

2.1 Radon 变换不变矩特征提取

对式(4)的尺度因子 α 取不同的值,可构造不变量矩阵 $R = [R_2, R_3, \dots, R_\alpha]$ 。用矩阵的奇异值分解^[15]可完成代数特征提取。设矩阵 $R_{m \times n}$ 为实矩阵,则存在两个酉矩阵 U 和 V 满足: $R = U \Sigma V^T$ 。其中: U 为 $m \times m$ 阶矩阵, Σ 是半正定 $m \times n$ 阶对角矩阵, V 是 $n \times n$ 阶矩阵, $\Sigma = \text{diag}(\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_n, 0, 0, \dots, 0)$, λ_i 即为 $R_{m \times n}$ 的奇异值。识别折痕时,把奇异值 λ_i 构成的向量作为特征向量 $\eta = (\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_n)$ 。

羽毛球原料通常是鸭毛或者鹅毛,羽毛杆上有径向生理纹理,折痕缺陷则近似垂直于羽毛杆。如果采用奇异值分解则会消除图像旋转差别,导致生理纹理和折痕的混淆。由式(1)可知, Radon 变换是投影角度 $\theta \in [0, \pi)$ 的所有投影集合;这里采用局部角度投影完成折痕检测,投影角度 $\theta \in [0^\circ, 15^\circ] \cup [165^\circ, 180^\circ]$, 本文称为局部 Radon 变换,可减少计算的角度,消除生理纹理的影响。

2.2 折痕缺陷检测判别方法

在对羽毛杆缺陷进行检测时,为提高检测的准确性采用侧光图像。首先对待识别羽毛杆进行预处理,获取目标区域作为疑似折痕子图像;然后利用局部 Radon 变换结合奇异值分解,完成对目标区域的缺陷判别。具体流程如下:

- 1) 通过预处理完成待识别羽毛杆上目标子图像 f_i 提取;
- 2) 构造待识别子图像 f_i 的 R 矩阵,提取该矩阵的特征向量;
- 3) 计算待识别子图像特征向量的范数 d_i , 如果 $d_i > k$ 则判定为折痕,否则为非折痕,其中 k 为给定阈值。

3 实验结果分析

本文所使用的实验样本都是从羽毛片在线检测系统现场

采集得到,使用台湾鸭毛作为原材料。该检测系统通过面阵摄像机获取侧光照明的羽毛图像,自制羽毛片采集系统实物照片和对应的示意图分别如图 1 和图 2 所示;图 3 是侧光图像;通过分割技术获得毛杆,如图 4 所示。

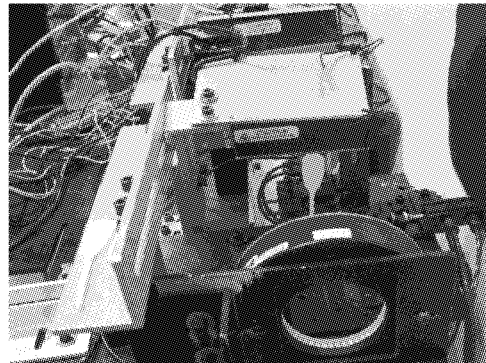


图 1 羽毛片采集系统实物照片

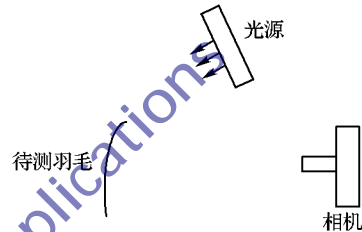


图 2 侧光照明示意图

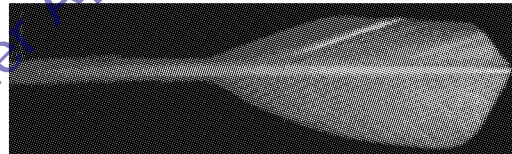


图 3 侧光图像

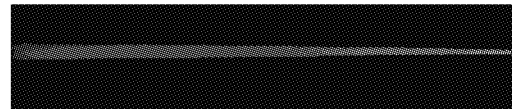


图 4 毛杆图像

本实验测试样本库包含 356 个无折子图像,79 个有折子图像。它们都是在预处理中获得的疑似折痕子图像,并且都经过现场确认及实物的比对。羽毛杆本身细长且有一定的弯曲度,为了减少羽毛杆边缘噪声影响,这些子图像都进行了毛杆边缘舍弃。

3.1 特征值比较

下面给出采用 Hu 矩、Zernike 矩和本文方法得到的特征值结果。实验样本如图 5 所示。

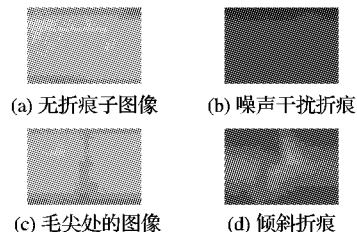


图 5 实验样本

图 5 中:(a)是无折痕子图像;(b)是毛根部折痕图像,受噪声干扰比较严重,且折痕只有宽度的一半;(c)是毛尖处的图像,宽度较小;(d)是毛根部折痕图像,其折痕具有一定倾斜,并不是完全垂直于毛杆。在对图 5 进行归一化预处理后进行局部 Radon 变换,投影角间隔为 1° ;采用 2,3,4 阶不变矩

计算奇异值作为识别所用特征,因为篇幅原因,下面仅给出前两个特征值,结果如表 1 所示。从表中可以看出虽然实验样本之间差别较大,本文方法也能得到较好的矩。表 2 给出了局部 Radon 变换和 Radon 变换后特征值的变化,可以看出局部 Radon 变换使得折痕与非折痕特征值之间的距离变大,有利于折痕识别。

3.2 运算时间比较

实验是在 Intel Q6600 CPU, 主频 2.4 GHz, Matlab7.1 环境下对图 5 完成测试。由于采用的分类方法都一样,下面仅比较不同方法计算矩特征值所耗时间,如表 3 所示。从表中可以看出本文方法所耗时间低于另外两种方法。

表 1 不同方法的特征值

测试图像	特征值序号	Hu 矩	Zernike 矩	本文方法
图 5(a)	1	0.1812	0.1770	0.1989
	2	0.0047	0.0906	0.0002
图 5(b)	1	0.1815	0.2078	0.7104
	2	0.0053	0.0558	0.0088
图 5(c)	1	0.2170	0.1841	1.5145
	2	0.0181	0.1808	0.0085
图 5(d)	1	0.1886	0.2026	0.9207
	2	0.0079	0.0650	0.0044

表 2 不同投影角度的特征值

变换	特征值序号	图 5(a)	图 5(b)	图 5(d)
局部 Radon 变换	1	0.1989	0.7104	0.9207
	2	0.0002	0.0088	0.0044
Radon 变换	1	0.4815	0.6757	0.8497
	2	0.0100	0.0209	0.0101

表 3 不同矩运算时间比较 ms

方法	图 5(a)	图 5(b)	图 5(c)	图 5(d)
Hu 矩	54	45	43	45
Zernike 矩	151	150	149	153
本文方法	30	29	28	29

3.3 识别效果比较

本文利用识别率指标衡量不同方法进行折痕和非折痕识别的性能。图 6 为给定阈值 k 取不同值时识别性能结果比较,随着 k 值增大,有折识别率下降,无折识别率上升。由图 6 可以看出,本文方法在保证较高的非折痕识别率同时有着较好的折痕识别率,较好地区分了折痕和非折痕特征;而由于图像尺度很小,目标和背景灰度分布界限模糊,使用 Hu 不变矩、Zernike 不变矩无法进行有效识别。

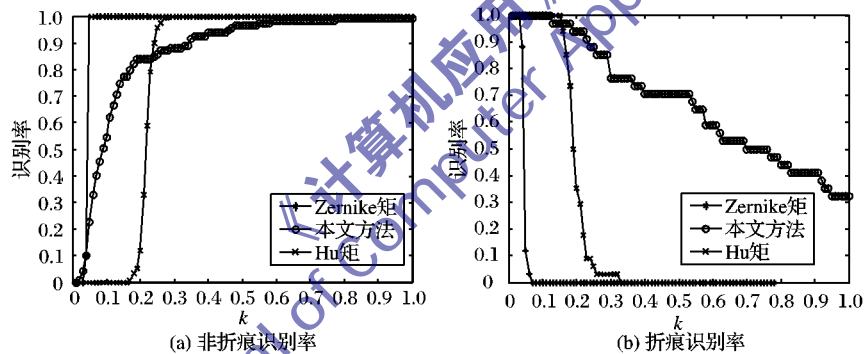


图 6 识别率与 k 的关系

4 结语

本文提出羽毛球杆折痕识别的新方法,采用局部 Radon 变换提取羽毛球杆的不变矩特征,通过小角度局部投影和奇异值分解相结合获得具有平移、比例不变性的特征量,消除了径向生理纹理干扰。通过与 Hu 不变矩、Zernike 不变矩的对比实验表明本文方法具有较好的鲁棒性,提取的特征值可以达到很好的分类效果。实验结果表明该方法具有较好的实时性,对现场测试具有一定价值。

参考文献:

[1] 刘洪江,汪仁煌,李学聪.基于动态轮廓模型的羽毛分割改进算法[J].计算机应用,2011,31(8):2246-2245.
 [2] 刘洪江,汪仁煌,何景红,等.中心线模式 Snake 算法对细长目标的提取[J].光电工程,2011,38(9):124-129.
 [3] LIU H J, WANG R H, MING J F, et al. The finite ridgelet transform for defeat detection of quill [J]. Advanced Materials Research, 2011, 317/318/319: 915-918.
 [4] 岳洪伟,汪仁煌,何景红.基于 Normalized cut 的羽毛球杆自动提取[J].计算机应用,2012,32(7):1989-1901.
 [5] 罗元,谢彧,张毅.基于 Kinect 传感器的智能轮椅手势控制系统

的设计与实现[J].机器人,2012,34(1):110-113.
 [6] HU M K. Visual pattern recognition by moment invariants[J]. IEEE Transactions on Information Theory, 1962, 8(1): 179-187.
 [7] 王向阳,李东明,杨红颖.基于 Zernike 色度分布矩的彩色图像检索算法[J].模式识别与人工智能,2012,25(2):313-317.
 [8] TEH C H, CHIN R T. On image analysis by the methods of moments [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1988, 10(4): 496-512.
 [9] KAN C, SRINATH M D. Invariant character recognition with Zernike and orthogonal Fourier-Mellin moments[J]. Pattern Recognition, 2002, 35(1): 143-154.
 [10] LIAO S X, PAWLAK M. On the accuracy of Zernike moments for image analysis[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1998, 20(12): 1358-1364.
 [11] DEANS S R. The Radon transform and some of its applications[M]. New York: Wiley, 1983.
 [12] 吕玉增.形状仿射不变特征提取与识别研究[D].长沙:国防科学技术大学,2008.
 [13] ALSHAYKH O K, DOHERTY J F. Invariant image analysis based on Radon transform and SVD[J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems II: Analog and Digital Signal Processing, 1996, 43(2): 123-133.