

一种基于频谱特征的周期性结构参数检测方法

宋斌, 闫宁, 朱琳琳, 张效栋*

天津大学精密仪器与光电子工程学院精密测试技术及仪器国家重点实验室, 天津 300072

摘要 利用周期性结构纹理图像独特的频谱分布, 设计出一种基于频谱特征的周期性结构参数检测方法, 搭建了静态图像检测和实时采集检测系统, 对织物密度进行多次检测实验。检测结果表明, 相对误差小于 1% 的比例达到 96.7%, 平均误差比现有算法降低了约 36%, 单帧图像检测时间约为 150 ms, 适用于工业检测场景。将所提方法应用于纸张计数、木材纹理检测、微结构阵列检测等实际应用领域, 实验结果表明, 基于频谱特征的周期性结构参数检测方法的准确度较高, 适用范围广, 检测效率高。

关键词 图像处理; 频谱特征; 周期性结构; 参数检测

中图分类号 TP391.41

文献标志码 A

doi: 10.3788/LOP57.121008

A Periodic Structural Parameter Inspection Method Based on Spectrum Characteristics

Song Bin, Yan Ning, Zhu Linlin, Zhang Xiaodong*

State Key Laboratory of Precision Measuring Technology & Instruments, School of Precision Instruments and Optoelectronics Engineering, Tianjin University, Tianjin 300072, China

Abstract A periodic structural parameter inspection method based on spectrum characteristics is designed herein by utilizing the unique spectrum distribution of periodic texture images. A static image inspection interface and a real-time acquisition and inspection system are built, and multiple experiments are conducted based on fabric density inspection. The ratio of relative error of experimental data less than 1% is 96.7%, the average error is about 36% lower than that of the existing algorithm, the inspection time of single frame image is approximately 150 ms, and the inspection speed is suitable for industrial inspection. The proposed method is applied to the field of paper counting, wood texture inspection, and micro-structure array inspection. The experimental results show that the periodic structure parameter inspection method based on spectrum characteristics has high accuracy, wide application range, and high detection efficiency.

Key words image processing; spectrum characteristics; periodic structure; parameter inspection

OCIS codes 100.2000; 070.4790; 110.2960

1 引言

基于图像的结构参数检测方法具有全局性、快速性、非接触、操作简单, 以及与控制系统交互性好等优点, 对周期性结构的参数检测是其重要的应用分支^[1-3]。通常情况下, 周期性结构在纹理数量、纹理周期、纹理均匀度等方面有参数检测需求, 例如: 纺织业中纱线、织物等编织结构的参数检测^[4-5]; 制

造包装业中的纸张计数^[6]; 林业中木材纹理等生物结构的参数检测^[7-8]; 超精密器件加工中微透镜阵列、微沟槽阵列等精密微结构阵列器件的参数检测^[9-10]。

目前, 国内外针对周期性纹理结构参数自动检测方面的研究不断增多, 并取得了一定的成果。在利用图像处理技术检测结构参数的研究中, 普遍采用模型建立、边缘提取、局部阈值等时域分析方

收稿日期: 2019-09-24; 修回日期: 2019-10-25; 录用日期: 2019-10-30

基金项目: 国家重点研发计划(2017YFA0701200)、科学挑战专题(TZ2018006-0203-01)

* E-mail: zhangxd@tju.edu.cn

式^[5],如LBP^[11](local binary pattern)、SURF^[12-13](speeded up robust features)等算法,可以很好地提取纹理信息,但是只适用于非周期变化的不规则纹理。Tavanai等^[14]采用互相关法和模板图像相似性度量法对纹理偏移等缺陷进行检测,但该方法只能识别,不能定位。杨曼等^[15]通过改进的迭代匹配滤波方法实现周期性纹理识别,但是模板匹配效率较低,匹配准确度受模板影响较大。Zhu等^[16]逐层构建多层网络结构,通过深度学习进行纹理分类,但是深度学习需要大量数据,模型成型周期较长,不适用于种类不断更新的周期性结构对象。Chan等^[17]提出一种中心空间频谱分析法,在频谱轴线上提取特征点测量周期性结构参数,并用于织物缺陷检测,但该方法只利用了二维频谱图的轴线一维特征信息,对纹理的旋转性误差比较敏感,无法实现对复杂纹理结构的准确检测。董明利等^[18]研究了基于光学傅里叶变换的周期性微结构检测方法,提高了检测视场,但是降低了分辨率。Chernov等^[19]研究了基于二维离散傅里叶变换的周期性背景结构检测与定位方法,该方法能够减弱噪声影响,但不能识别密度较大的周期性结构。

周期性结构的纹理特征在频域集中体现。通过提取图像的全频谱特征,测量纹理数量、纹理周期、纹理均匀度等参数,可以实现工业现场的快速检测。本文首先以仿真周期性纹理图像为基础,通过二维快速傅里叶变换得到图像频谱,定义并提取特征值,分析得到纹理参数与特征值的定量关系。然后通过图像处理手段提取实际纹理图像的特征值,设计参数检测方法,并通过倾斜校正和精度提升对算法进行优化。搭建静态图像检测操作界面和实时采集检测系统,对所提方法进行实验验证,并对多次实验结果进行分析和对比。最后,将检测算法应用于织物密度检测、纸张计数、木材纹理检测、微结构阵列检测等实际工业场景中。

2 基本原理与仿真分析

2.1 周期性纹理图像频谱描述

通过连续两次离散傅里叶变换可计算出周期性结构的频谱。对 M 行 N 列的二维图像 f 进行二维离散傅里叶变换得到频谱图像 F 的过程可以描述为

$$F(u, v) = \frac{1}{MN} \sum_{x=0}^{M-1} \sum_{y=0}^{N-1} f(x, y) \cdot \exp \left[-2\pi \left(\frac{ux}{M} + \frac{vy}{N} \right) j \right], \quad (1)$$

式中: x 和 y 为图像的像素坐标; u 和 v 为频谱图的像素坐标; M 和 N 分别表示图像的横、纵像素尺寸,通常归一化为 $1000 \text{ pixel} \times 1000 \text{ pixel}$ 。在图像的频谱中,幅度谱描述图像纹理的频率幅值分布信息,相位谱描述各频率分量的相位分布信息。纹理特征信息主要从频谱幅值数据中提取,因此本研究中频谱专指幅度谱。

图1所示为典型的周期性纹理及其频谱特征。图1(a)为一幅织物图像,像素尺寸为 $1000 \text{ pixel} \times 1000 \text{ pixel}$ 。纹理图像频谱的能量集中在一个中心峰和一系列对称分布的特征峰上,如图1(b)所示。根据傅里叶变换原理,中心峰的高度表示图像的平均亮度,周边特征峰表示纹理的空间频率信息和幅值信息。令频谱图中心点为坐标原点,频谱点的坐标值 (X, Y) 表示 1000 pixel 内的纹理周期数,单位为periodicity per 1000 pixel ;三维频谱的 Z 轴表示频谱幅值大小。综上,选择各个频谱特征峰的位置坐标 (X_0, Y_0) 和幅值 (Z_0) 作为表征纹理参数的特征值。

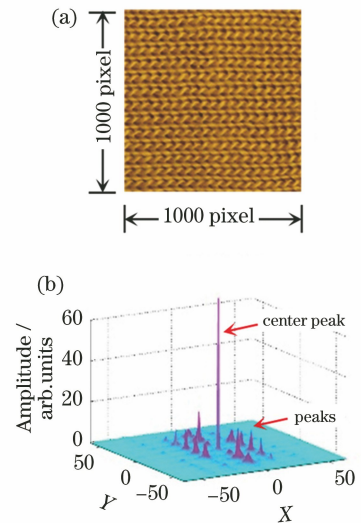


图1 典型周期性纹理图像及其频谱特征。(a)织物图像;(b)三维频谱图及频谱特征峰

Fig. 1 Typical periodic texture image and spectrum characteristic. (a) Fabric image; (b) 3D spectrum with a series of characteristic peaks

2.2 纹理仿真与频谱特征分析

周期性纹理图像通常包含复杂的结构和多种纹理类型,为了详细分析频谱特征与结构参数的关系,采用控制变量法对正弦分布的周期性纹理图像进行仿真和分析。仿真公式为

$$Z = A \sin(2\pi\omega t) + B, \quad (2)$$

$$t = \left(0, \frac{1}{s}, \frac{2}{s}, \dots, \frac{s-1}{s} \right),$$

式中:参数 A 为振幅,增大振幅可以提高纹理中亮、暗条纹的对比度;参数 B 为纹理平均灰度值,增大灰度值可以提高纹理图像的亮度;参数 s 为取样数,增大取样数可以增大图像分辨率;参数 ω 为频率,增大频率可以增加纹理的数量。通过矩阵融合可以

得到具有横向纹理和纵向纹理的图像。横向分布纹理的参数符号添加下标“1”,纵向分布纹理的参数符号添加下标“2”。为了得到各个仿真纹理参数对应的频谱特征信息,对固定参数的仿真图像进行频谱特征提取,结果如图 2 所示。

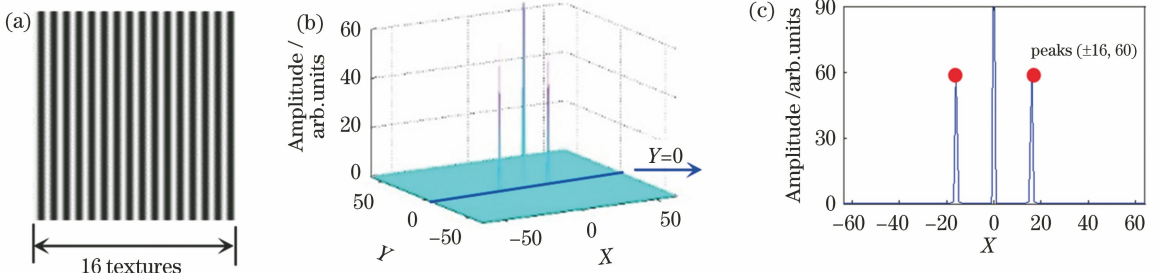


图 2 仿真纹理图像及其频谱特征。(a)仿真纹理图像;(b)三维频谱;(c)横轴频谱和特征峰

Fig. 2 Simulation texture image and spectrum characteristic. (a) Simulation texture image; (b) 3D spectrum; (c) transverse spectrum and characteristic peaks

图 2(a)所示为具有 16 条横向纹理的仿真图像,参数 $\omega_1 = 16, \omega_2 = 0, s_1 = 1000, s_2 = 1000, A = 60, B = 128$ 。从三维频谱可以看到,两个特征峰在原点两侧对称分布。从图 2(c)所示的横轴频谱中提取右侧特征值 (X_0, Y_0, Z_0) ,得到 $X_0 = 16, Y_0 = 0, Z_0 = 60$,可知特征峰的位置和高度与仿真纹理参数的关系为

$$|X_0| = \omega_1, |Y_0| = \omega_2, |Z_0| = A. \quad (3)$$

具有均匀性误差的周期性结构的纹理宽度和纹理间距并不相等。纹理宽窄变化通过单周期内纹理缩放实现;纹理间距变化通过单周期内纹理平移实现。纹理缩放是频率的变化,纹理平移是相位的变化。因此,具有纹理缩放和纹理平移均匀性误差的图像仿真方程分别为

$$Z = A \sin[2\pi\omega(\omega_u t + t_r)] + B, \quad (4)$$

$Z = A \sin[2\pi\omega(t + t_u)] + B, \quad (5)$
式中: ω_u 表示具有 ω 组,共 s 个元素的随机误差向量,与自变量相乘后,改变正弦函数频率,从而实现每条纹理的缩放; t_u 表示具有 ω 组,共 s 个元素的随机误差向量,与自变量相加后,改变正弦函数相位,实现每条纹理随机平移。通过相位控制向量 t_r, ω_u 的每个误差元素,单独控制一条纹理基于纹理中心进行缩放变化,以消除相位变化带来的影响。通过设置 ω_u 和 t_u 的各个元素在不同的误差范围内随机分布,可以获得具有不同均匀性误差的纹理图像。为了得到仿真纹理均匀性误差与频谱特征的关系,对具有均匀性误差的仿真图像进行频谱特征提取,结果如图 3 所示。

图 3(a)是一幅具有 16 条横向不均匀分布纹理的仿真图像,参数 $\omega_1 = 16, \omega_2 = 0, s_1 = 1000, s_2 =$

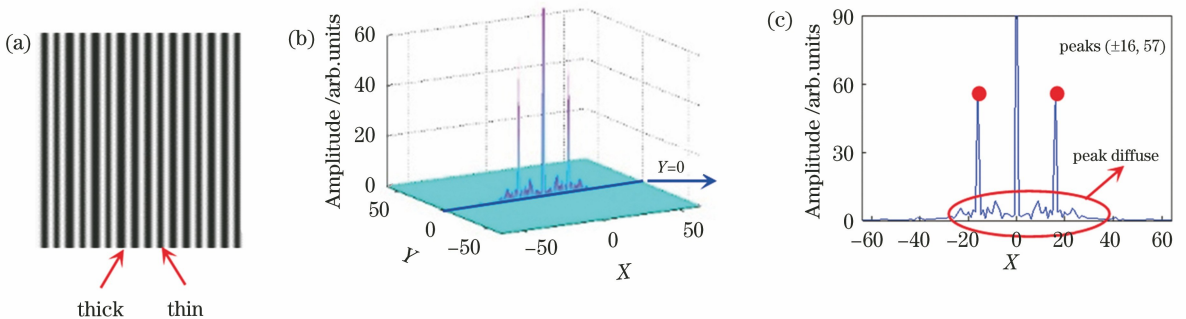


图 3 不均匀纹理及其频谱特征的仿真结果。(a)仿真纹理图像;(b)三维频谱;(c)横轴频谱特征峰及其扩散情况

Fig. 3 Simulation results of texture image with uniformity error and spectrum characteristic. (a) Simulation texture image; (b) 3D spectrum; (c) transverse spectrum characteristic peaks and peak diffusion

1000, $A=60, B=128, \omega_u$ 的每一个元素为 0 到 0.5 之间的随机数, t_u 的每一个元素值为 $\text{rand}(0)$ 。对比图 2(b) 和图 3(b) 所示的三维频谱, 纹理均匀性误差并没有改变特征峰的位置, 但是纹理图像的周期性受到一定程度的破坏, 特征峰高度降低, 峰旁频率增强, 特征峰在频谱中产生扩散现象。扩散程度可以用频谱特征峰高度值与扩散部分面积的比值来表示, 其计算公式为

$$R = k \cdot \sum_{X=-X_0}^{X_0} Z(X, 0) / Z(X_0, 0), \quad (6)$$

式中: R 为计算得到的均匀性误差; k 为归一化比例系数; 分子 $\sum_{X=-X_0}^{X_0} Z(X, 0)$ 是对称的两个特征峰之间所有频谱数据之和, 即频谱扩散面积; 分母 $Z(X_0, 0)$ 表示特征峰高度值, 即 Z_0 。均匀性误差检测结果 R 与预设的均匀性误差的相关性分析结果如图 4 所示。可以看出, 检测结果与预设的均匀性误差呈正比。因此, 把 R 作为周期性结构纹理均匀性误差的定量化评价指标, 可准确描述纹理的均匀性。

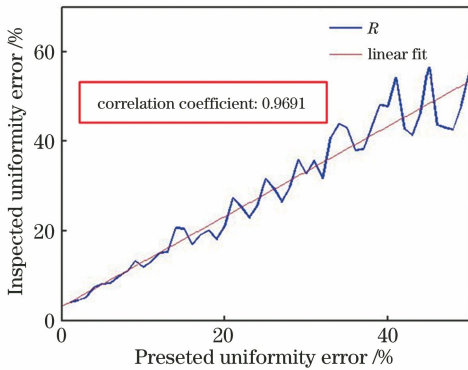


图 4 预设均匀性误差与检测均匀性误差的相关关系

Fig. 4 Correlativity between inspected uniformity error and preset uniformity error

3 检测算法设计及优化

3.1 特征提取与参数计算

周期性结构的主要参数为纹理数量、纹理间距、纹理均匀度等。通过频谱特征的提取, 可以计算出结构参数值。实际的纹理图像具有复杂的结构和不同的纹理类型, 需要通过以下图像处理手段进行特征提取。

1) 阈值分割。首先设置合适的阈值, 对频域幅度频谱作阈值化处理, 以抑制背景, 使得特征峰的数据更加清晰。

2) 低通滤波。频谱图包含一些高频成分, 使得

频谱特征点处出现连续多个尖峰。通过低通滤波, 可以滤除高频成分, 有效抑制尖峰密集出现, 使得特征点提取更加方便准确。

3) 窗口截取。频谱特征频率一般分布在中心区域, 通过设置合理的窗口对频谱图像进行截取, 既可以排除高频干扰, 又能够减少数据量, 提高算法效率。

4) 特征提取。特征峰通常分布在频谱图的两条对称轴上, 分别代表图像经向、纬向的频谱。通过对称轴特定区间上提取峰值坐标, 可以快速提取特征值 (X_0, Y_0, Z_0) 。

5) 扩散数据提取。提取 $(-X_0, X_0)$ 、 $(-Y_0, Y_0)$ 的频谱轴线上的数据 Z 值。

特征提取完成后, 可以进行参数计算, 纹理数量、纹理间距以及纹理均匀性的计算方法如下:

1) 纹理数量。根据(3)式, 横向分布的纹理数量 ω_1 等于特征值 X_0 , 纵向分布的纹理数量 ω_2 等于特征值 Y_0 。

2) 纹理间距。根据(2)式, 图像的像素大小为 $s_1 \times s_2$, 则横向分布的纹理像素间距 $d_1 = s_1 / X_0$, 纵向分布的纹理像素间距 $d_2 = s_2 / Y_0$ 。通过标定得到实际尺寸和像素尺寸的比例系数 λ , 结合(3)式, 实际纹理间距 D 的计算公式为

$$D_i = \lambda d_i, \quad d_i = s_i / \omega_i, \quad i = 1, 2. \quad (7)$$

3) 纹理均匀性。根据(6)式, 可计算得到纹理均匀性误差值 R 。

3.2 倾斜图像的旋转校正

频谱归一化可以使检测更加准确、统一, 是图像分类和缺陷检测等算法的重要步骤。当图像纹理发生倾斜, 频谱特征的位置将发生改变, 影响频谱特征的提取和归一化, 因此对倾斜图像的旋转校正必不可少。图 5 分析了特征值位置变化和纹理倾斜程度的关系, 仿真纹理图像的尺寸为 $s_1 \times s_2$, 横向分布纹理的倾斜角度为 α , 纹理的像素间距矢量为 \mathbf{d} 。 \mathbf{d} 在横、纵方向上均被分解为两部分, 如图 5(a) 所示。纹理倾斜导致特征峰的位置发生旋转, 旋转角度记为 β , 如图 5(b) 所示。

根据图 5(a) 以及(3)式和(7)式, 可以得到频谱特征值 (X_0, Y_0) , 进而得到特征峰旋转角度 β 和纹理倾斜角度 α 之间的关系, 即

$$\begin{cases} X_0 = s_1 / \frac{\|\mathbf{d}\|}{\cos \alpha} \\ Y_0 = s_2 / \frac{\|\mathbf{d}\|}{\sin \alpha} \end{cases}, \quad (8)$$

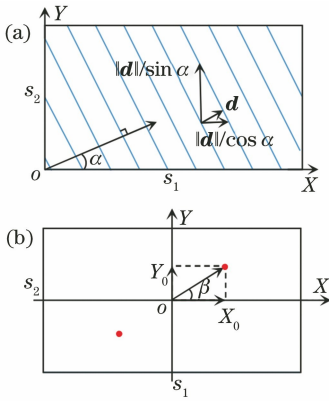


图5 纹理倾斜度 α 和频谱特征点旋转角度 β 的关系分析。(a)纹理间距 d 分解示意图;(b)频谱特征分析

Fig. 5 Analysis of the relationship between the texture inclination α and the rotation angle of spectrum characteristic point β . (a) Decomposition diagram of d ; (b) spectrum characteristic analysis

$$\tan \beta = \frac{Y_0}{X_0} = \frac{s_2}{s_1} \tan \alpha, \quad (9)$$

$$\beta = \alpha, \text{ if } s_1 = s_2. \quad (10)$$

根据(10)式,当原始图像为方形图像时,频谱倾斜角度与图像倾斜角度相同,即可通过提取频谱倾斜角度对原始图像进行旋转校正。

3.3 特征值精度优化

图像纹理边缘往往存在非完整周期,而频谱提取的是整数周期数;频谱旋转时,也对特征点坐标进行取整,这将导致测量结果分辨率较低、误差较大。采用基于插值拟合的超分辨率算法可以提高检测结果的分辨率和精度,减小误差。常用的插值拟合方法有三次样条插值(spline)、双三次插值(cubic)、双线性插值(bilinear)、多项式拟合(polyfit)等。通过控制(2)式中参数 ω 以0.1为步长递增,可以仿真得到具有非整数条数的纹理图像,从而提取频谱特征。分别用上述方法进行特征值精度优化,统计测量值的相对误差,计算误差绝对值的最大值、中位数和平均数,如表1所示。根据仿真结果,选用三次样条插值法对特征值精度进行优化。

表1 不同优化方法的测量值误差统计结果

Table 1 Statistical results of measurement errors by different optimization methods

Methods	Spline	Cubic	Bilinear	Polyfit
Maximum error / %	0.27	0.32	0.50	0.51
Median error / %	0.10	0.15	0.20	0.20
Average error / %	0.15	0.17	0.25	0.26

4 实验验证

针织物结构及纱线配置变化复杂多样,对针织物

线圈长度、密度等参数的检测一直是针织领域的热点问题^[20]。目前,国内外利用图像处理技术检测针织物结构参数的研究中,普遍采用模型匹配识别法、边缘提取计数法、局部阈值分析法等时域分析方式以及小波分析、频谱分析等频域分析方式^[21-22]。这些研究总体上仍处于探索阶段,尚未形成比较完整的系统,也没有广泛应用于生产实践中。根据第3节的纹理数量检测方法,可以实现基于频谱特征的针织物参数检测。同时,由于织物纹理图像结构丰富,易于采集,因此本研究通过针织物的密度检测和均匀度检测实验来验证检测方法的有效性和精度。

4.1 织物密度定义及检测过程

对织物密度进行定义:1) 横向密度 P_1 ,是指沿线圈横列方向,规定长度 L (如50 mm)内的线圈纵行数,即

$$P_1 = L/D_1; \quad (11)$$

2) 纵向密度 P_2 ,是指沿线圈纵行方向,规定长度 L (如50 mm)内的线圈横列数,即

$$P_2 = L/D_2. \quad (12)$$

通过标定得到像素尺寸与实际尺寸的对应关系,用第3节频谱特征检测方法得到图像中线圈数量 ω ,根据(3)式和(7)式,可计算出规定长度内的线圈数,即织物密度。

4.2 织物密度检测实验

实验过程中,针对实际需求,分别搭建了静态图像检测操作界面和动态实时检测系统。图6所示为利用MATLAB软件搭建的静态密度测试图形用户界面,检测步骤为:提取原图的频谱图,标记出频谱原点与特征点;对原始图像旋转校正后,提取频谱图,标记横轴与纵轴的特征点,计算横向密度 P_1 (单位为coils per 50 mm)和纵向密度 P_2 (单位为coils per 50 mm),以及横向纹理间距 d_1 和纵向纹理间距 d_2 。

在图6中,利用本文算法提取出图像的横向、纵向密度 $P_1=9$ 、 $P_2=15$ 并记录。按照相同实验过程,选用15块不同质地的织物,通过手动测量和自动测量来测量密度,其中手动测量是用照布镜对50 mm长度内布料的线圈数进行计数,自动测量是利用搭载所提纹理密度测量算法的视觉测量平台进行计数。测量结果如表2所示。

同时,将文献[20]中对织物密度的检测数据用于检测效果的对比,引用数据如表3所示。

对本文方法测量结果和文献[20]测量结果中手动测量和自动测量结果之间的平均差异系数进行

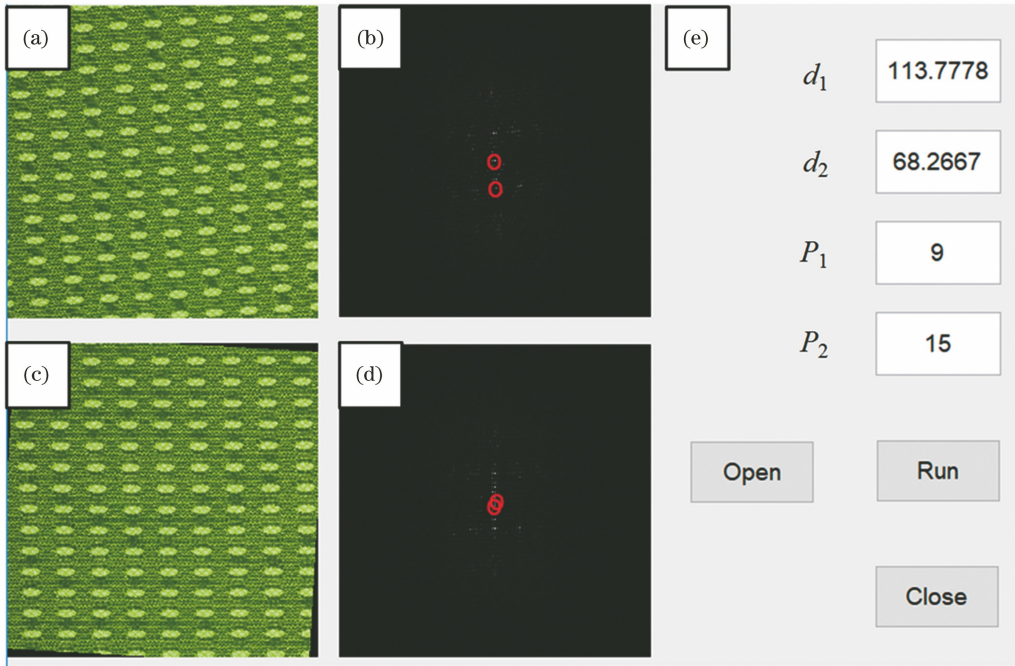


图6 静态密度测试软件的用户操作界面。(a)待检测织物纹理图像;(b)频谱二维显示及特征标记;(c)旋转校正后的图像;(d)校正后图像特征标记;(e)控制执行并输出纹理检测结果

Fig. 6 User interface in the static density test software. (a) Texture image to be detected; (b) 2D spectrum and feature marker; (c) rotation-corrected image; (d) feature marker in the corrected image; (e) control of execution and output texture detection results

表2 本文方法测量得到的织物密度

Table 2 Density measurement results by proposed method

No.	P_1		Error / %	P_2		Error / %
	Manual	Automatic		Manual	Automatic	
1	86.1	85.9	1.3	99.6	99.2	0.6
2	68.5	68.0	0.7	71.8	71.5	1.1
3	79.6	80.0	0.5	87.5	88.2	0.6
4	78.6	78.5	0.8	87.1	86.5	0.1
5	81.3	81.1	0.4	88.5	88.2	0.6
6	86.5	87.1	0.6	77.5	77.9	0.6
7	87.4	86.9	0.5	84.3	84.0	0.4
8	85.5	85.7	0.6	84.0	84.5	1.2
9	67.5	67.8	0.7	63.6	64.0	0.6
10	83.3	83.5	0.4	73.9	73.4	1.2
11	84.9	84.7	1.1	79.0	78.4	1.3
12	84.6	85.0	0.5	75.8	76.0	0.3
13	78.6	79.0	0.5	81.6	82.1	0.5
14	69.1	69.8	1.3	70.4	70.0	0.6
15	75.8	76.2	0.3	82.4	82.2	0.5

计算,公式为

$$\bar{E} = \frac{1}{n} \cdot \sum_{i=1}^n \frac{2|M_i - A_i|}{(M_i + A_i)} \times 100\%, \quad (13)$$

式中: \bar{E} 为平均差异系数; n 为数据个数; M 为手动测量数据; A 为自动测量数据。经过计算,本文方

法测量结果的平均差异系数 $\bar{E} = 0.49$,文献[20]测量结果的平均差异系数 $\bar{E}' = 0.76$ 。分别对本文方法测量结果的误差值和文献[20]测量结果的误差值进行直方图分析,结果如图7所示。

根据实验结果,从总体来看,本文算法将平均差

表 3 文献[20]的密度测量结果

Table 3 Density measurement results in Ref. [20]

No.	P_1		Error / %	P_2		Error / %
	Manual	Automatic		Manual	Automatic	
1	35.0	34.6	1.14	46.5	46.1	0.86
2	42.0	41.5	1.19	55.0	55.4	0.73
3	82.5	83.0	0.61	93.5	92.2	1.39
4	55.0	55.4	0.73	61.5	62.3	1.30
5	59.0	59.9	1.53	82.0	83.0	1.22
6	58.0	57.7	0.52	93.0	92.3	0.75
7	44.5	43.8	1.57	82.5	83.0	0.61
8	57.0	57.4	0.70	79.5	79.6	0.31
9	59.5	60.0	0.84	97.0	96.9	0.10
10	82.5	83.0	0.61	88.0	87.7	0.34
11	60.0	59.9	0.17	101.0	101.5	0.50
12	59.5	59.2	0.50	96.0	95.8	0.21

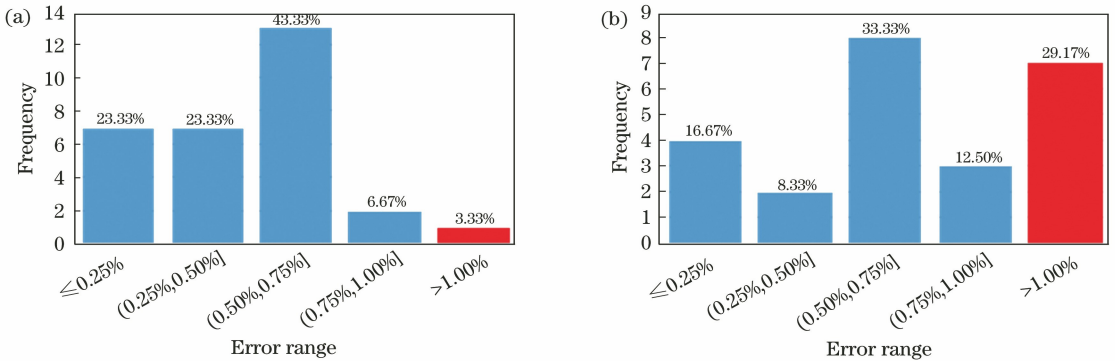


图 7 检测结果误差值直方图分析。(a)本文方法的测量结果；(b)文献[20]方法的测量结果

Fig. 7 Histogram analysis of error of measurement results. (a)Data measured by proposed method; (b) data measured by the method in Ref. [20]

异系数由 0.76 降低到 0.49,降低了约 36%;从误差分布来看,测量数据相对误差大于 1%的比例由 29.17%降低到了 3.33%,并且 90%的数据相对误差 $\leq 0.75\%$ 。实验结果表明,通过增加旋转校正和精度提升,本文算法的精度明显提升。为了满足工

业现场实时检测的需求,基于 HALCON 软件搭建了实时采集检测系统,如图 8 所示。

实时采集系统由计算机、视觉系统、光源等组成,能够同时测出织物多个方向上的纹理密度,同时使用与纹理方向垂直的箭头在图像中标记,可以实

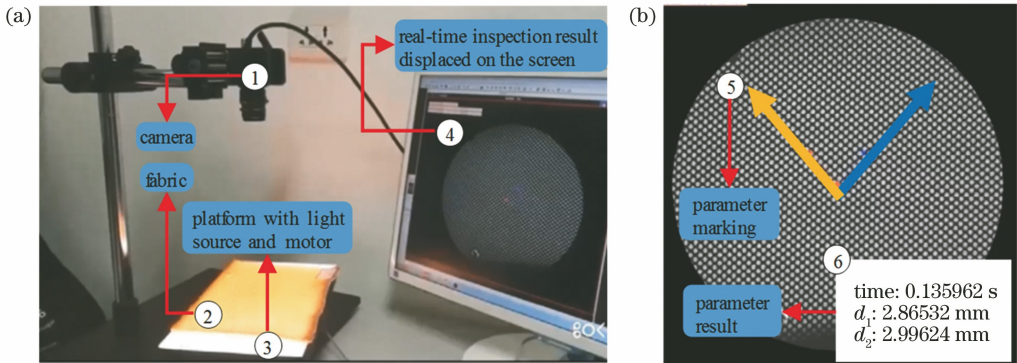


图 8 实时采集检测系统。(a)采集系统结构；(b)检测结果显示界面

Fig. 8 Real-time acquisition and inspection system. (a) Structure of acquisition system; (b) display interface of inspection result

现实时测量。虽然本文算法增加了旋转校正和精度提升部分,但是经过实际测试,系统单次测量时间在150 ms左右,满足实际流水线生产需求。

4.3 均匀性检测实验

基于频谱特征点的扩散程度,对从织物上采集到的纹理均匀图像和纹理不均匀图像进行均匀性检测实验。每幅图像的横向和纵向纹理的不均匀性计

算结果如图9所示。

从图9可以看出,与未拉伸的均匀织物相比,不均匀织物的横向纹理不均匀度从0.8%增加到72%,纵向纹理不均匀度从2.7%增加到5.1%,说明横向拉伸对织物的均匀性造成了严重的破坏,这与从图像中直接观察的结果一致。实验结果表明,基于频谱特征的周期结构均匀性检测算法是可行的。

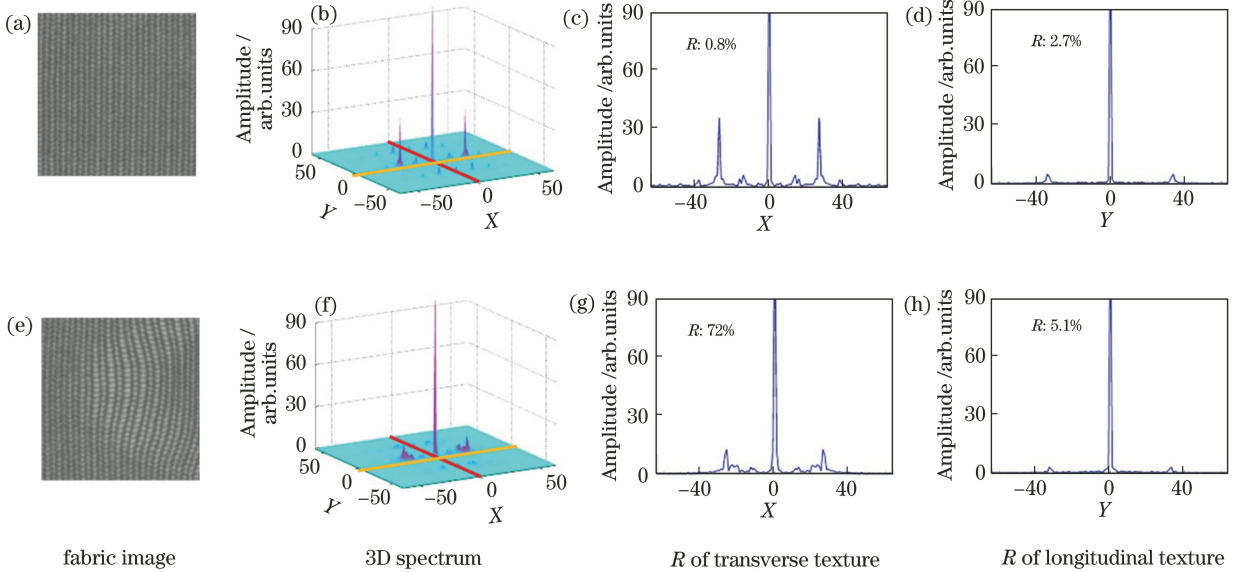


图9 织物均匀性检测结果。(a)~(d)纹理均匀的织物;(e)~(h)横向拉伸的织物

Fig. 9 Fabric uniformity inspection results. (a)~(d) Fabric of uniform texture; (e)~(h) fabric stretched along transverse direction

5 其他应用

5.1 纸张计数

排列规律整齐的硬板纸张具有周期性结构纹理。目前,基于视觉的纸张计数方法多采用图像分割、边缘检测或者灰度投影的方法,这些方法虽然简单易行,但存在分割阈值难以选取、部分纸张亮度不明显而导致漏计数等问题^[23]。基于频谱特

征的纹理数量检测方法从纹理图像全局提取信息,抑制了纹理亮度不均匀造成的影响,不需要选取阈值,不会漏计数,可以有效提高纸张计数稳定性和准确度。

图10(a)所示为待检测的堆叠纸张截面图像,共200张。采用所提的纹理数量检测方法,对图像进行预处理并提取频谱,如图10(b)、(c)所示;提取图像频谱纵轴特征值 $Y_0 = 200$,根据(3)式,可得到

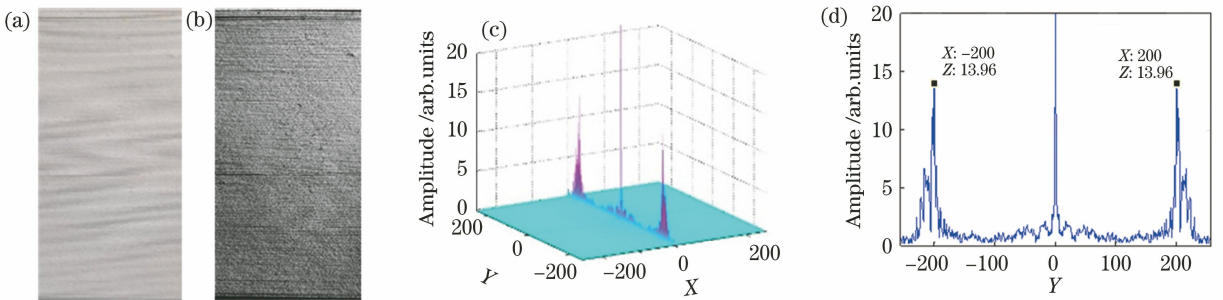


图10 基于频谱特征的纸张计数。(a)纸张截面图像;(b)预处理图像;(c)三维频谱;(d)频谱特征

Fig. 10 Paper counts based on spectrum characteristics. (a) Cross-section image of paper; (b) preprocessing image; (c) 3D spectrum; (d) spectrum characteristics

纵向分布的纹理数量 $\omega_2 = 200$, 如图 10(d) 所示。可以看到, 基于频谱特征的纹理数量检测方法具有更好的稳定性和更高的准确度。

5.2 木材纹理质量检测

纹理是木材最重要的自然属性之一, 也是鉴定和利用木材的重要基础。木材纹理的定量化是一直困扰着木材学界的一个难题。木材纹理的评价参数包括纹理形状、纹理方向、纹理强度、纹理梯度、纹理宽度、纹理间距、纹理周期、纹理密度、纹理粗细度、纹理均匀度、纹理对比度、纹理规则度、纹理复杂度等^[24-26]。目前, 主要采用空间灰度共生矩阵、灰度行程长度矩阵、纹理区域的线性扫

描等方法对木材纹理进行检测。采用所提方法可对纹理数量、纹理均匀度、纹理对比度等频谱特征参数进行检测。

图 11(a) 所示为待检测木材纹理图像, 具有横向不均匀分布的 7 条纹理。采用第 3 节所述的纹理数量、纹理对比度和纹理均匀性的检测方法, 对图像进行预处理并提取频谱, 如图 11(b)、(c) 所示; 提取图像频谱横轴特征值 $Y_0 = 7, Z_0 = 16.34$, 根据 (3) 式, 可得到横向分布的纹理数量 $\omega_1 = 7$, 对比度 $A = 16.34$, 如图 11(d) 所示。根据 (6) 式, 可计算得到纹理不均匀度为 67%, 这就证明了基于频谱特征的木材纹理检测方法的有效性。

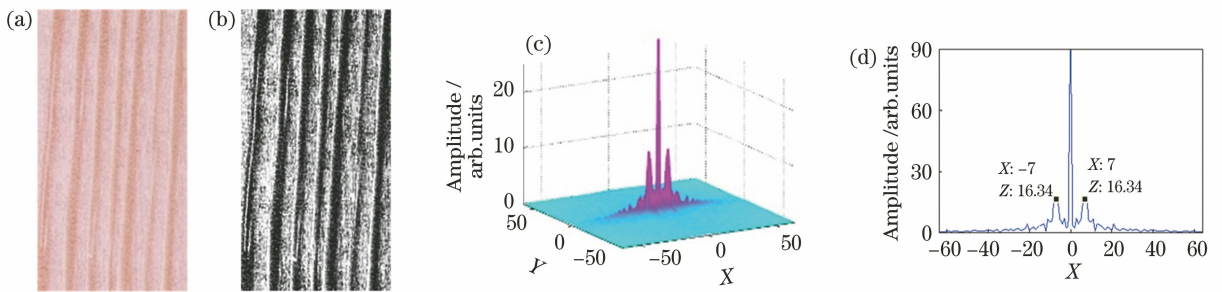


图 11 基于频谱特征的木材纹理检测。(a) 木材纹理图像; (b) 预处理图像; (c) 三维频谱; (d) 频谱特征

Fig. 11 Wood texture inspection based on spectrum characteristics. (a) Wood texture image; (b) preprocessing image; (c) 3D spectrum; (d) spectrum characteristics

5.3 微结构阵列均匀性检测

微结构阵列是指具有规则阵列分布的微观几何拓扑形状及特定功能的一类微结构表面, 是光电子、信息通讯以及精密工程等领域的关键零部件, 如微透镜阵列、微金字塔阵列、微槽阵列结构光栅、深沟槽微结构阵列等^[27-29]。在微结构阵列的超精密加工过程中, 因加工刀具运动控制误差, 会产生阵列不均匀的情况。采用所提的纹理均匀性检测方法, 可以实现对微结构阵列均匀度的检测。

图 12(a) 所示为待检测的微金字塔阵列纹理图像, 具有横向不均匀分布的 4 列微结构。采用所提的纹理数量和纹理均匀性检测方法, 对图像进行预处理并提取频谱, 结果如图 12(b)、(c) 所示; 提取的图像频谱横轴特征值 $Y_0 = 4$, 根据 (3) 式, 可得横向分布的纹理数量 $\omega_1 = 4$, 如图 12(d) 所示。根据 (6) 式, 可计算得到纹理不均匀度为 52%。可以看到, 基于频谱特征的特征微结构阵列纹理检测方法是有效的。

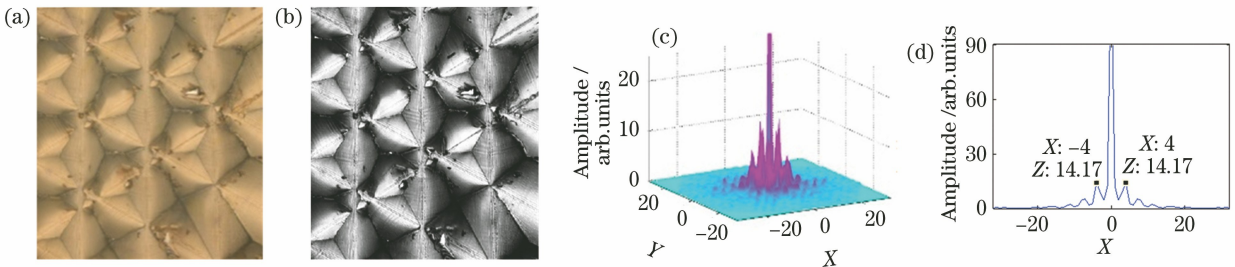


图 12 基于频谱特征的特征微结构阵列检测。(a) 微结构阵列纹理图像; (b) 预处理图像; (c) 三维频谱; (d) 频谱特征

Fig. 12 Inspection of microstructural arrays based on spectrum characteristics. (a) Texture image of microstructural arrays; (b) preprocessing image; (c) 3D spectrum; (d) spectrum characteristics

6 结 论

提出一种基于频谱特征分析的周期结构参数检测方法,对纹理数量、纹理对比度、纹理均匀性等进行较详细的频谱特征点提取与分析,得到基于频谱特征值的结构参数定量评价指标。进一步设计了旋转校正、精度提升改进算法,搭建了图形用户界面和实时采集系统,并将其成功应用于实时织物密度检测等工业场景中。经过实验验证,所提系统测量速度快,测量误差显著减小,对周期性结构参数检测的工程应用具有重要的意义。大量的采集数据也为进一步实现周期性结构的自动分类、缺陷智能识别及定位提供参考。

参 考 文 献

- [1] Klyuzhin I S, Blinder S, Mabrouk R, et al. Investigation of texture quantification parameters for neurological PET image analysis [C] // 2015 IEEE Nuclear Science Symposium and Medical Imaging Conference (NSS/MIC), October 31-November 7, 2015, San Diego, CA, USA. New York: IEEE, 2015: 16357204.
- [2] Wang Y W, Zhang X H, Wang B T, et al. Value of texture analysis of intravoxel incoherent motion parameters in differential diagnosis of pancreatic neuroendocrine tumor and pancreatic adenocarcinoma [J]. Chinese Medical Sciences Journal, 2019, 34(1): 1-9.
- [3] Kočevar T N, Gabrijelčič Tomc H. Analysis of methods used for texture preparation for 3D visualisation of fabric porosity[J]. The Journal of the Textile Institute, 2018, 109(10): 1270-1281.
- [4] Ren H H, Jing J F, Zhang H H, et al. Cross-printing defect detection of printed fabric using GIS and FTDT [J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2019, 56(13): 131005.
任欢欢, 景军锋, 张缓缓, 等. 应用 GIS 和 FTDT 的织物错花缺陷检测研究 [J]. 激光与光电子学进展, 2019, 56(13): 131005.
- [5] Dong S H, Liu G, Jia Y X, et al. Study on correlation between permeability and structural parameters of non-crimped fabrics [J]. Journal of Composite Materials, 2016, 50(19): 2661-2668.
- [6] Chen T J, Wang Y N, Xiao C Y. An apparatus and method for real-time stacked sheets counting with line-scan cameras [J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2015, 64(7): 1876-1884.
- [7] Wang H J, Zhang G Q, Qi H N. Wood recognition using image texture features [J]. PLoS ONE, 2013, 8(10): e76101.
- [8] Song X Y, Bai F Z, Wu J X, et al. Wood knot defects recognition with gray-scale histogram features [J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2015, 52(3): 031501.
宋小燕, 白福忠, 武建新, 等. 应用灰度直方图特征识别木材表面节子缺陷 [J]. 激光与光电子学进展, 2015, 52(3): 031501.
- [9] Jiang J B, Han Z H. An analysis on the applications of MOEMS micromirror arrays [J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2001, 38(4): 40-45.
蒋军彪, 韩宗虎. 微光学电子机械系统中的微型反射镜阵列的应用前景 [J]. 激光与光电子学进展, 2001, 38(4): 40-45.
- [10] Todd C S, Heeschen W A. Image texture analysis and application to acicular mullite porous ceramic microstructure [J]. Microscopy and Microanalysis, 2016, 22(S3): 544-545.
- [11] Srivastava D, Bakthula R, Agarwal S. Image classification using SURF and bag of LBP features constructed by clustering with fixed centers [J]. Multimedia Tools and Applications, 2019, 78(11): 14129-14153.
- [12] Ye Z, Bai L. Hyperspectral image classification based on principal component analysis and local Binary Patterns [J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2017, 54(11): 111006.
叶珍, 白璠. 基于主成分分析与局部二值模式的高光谱图像分类 [J]. 激光与光电子学进展, 2017, 54(11): 111006.
- [13] Wang M, Li Z Y, Wang C, et al. Key frame extraction algorithm of sign language based on compressed sensing and SURF features [J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2018, 55(5): 051013.
王民, 李泽洋, 王纯, 等. 基于压缩感知与 SURF 特征的手语关键帧提取算法 [J]. 激光与光电子学进展, 2018, 55(5): 051013.
- [14] Tavanai H, Palhang M, Hosseini S A, et al. Detection of color displacement in fabric printing through image analysis [J]. Journal of the Textile Institute, 2006, 97(4): 333-340.
- [15] Yang M, Li R Z, Liu Y Y, et al. Fabric defect detection based on improved iterative match filter algorithm [J]. Journal of Xi'an Polytechnic University, 2017, 31(3): 383-389.

- 杨曼, 李仁忠, 刘阳阳, 等. 基于改进迭代匹配滤波的织物疵点检测[J]. 西安工程大学学报, 2017, 31(3): 383-389.
- [16] Zhu G M, Li B C, Hong S, et al. Texture recognition and classification based on deep learning[C]//2018 Sixth International Conference on Advanced Cloud and Big Data (CBD), August 12-15, 2018, Lanzhou. New York: IEEE, 2018: 18234419.
- [17] Chan C H, Pang G K H. Fabric defect detection by Fourier analysis[J]. IEEE Transactions on Industry Applications, 2000, 36(5): 1267-1276.
- [18] Dong M L, Li B, Zhang F, et al. Detection of periodic microstructure defect based on optical Fourier transform [J]. Optics and Precision Engineering, 2017, 25(7): 1727-1737.
董明利, 李波, 张帆, 等. 基于光学傅里叶变换的周期性微结构缺陷检测[J]. 光学精密工程, 2017, 25(7): 1727-1737.
- [19] Chernov T S, Kolmakov S I, Nikolaev D P. An algorithm for detection and phase estimation of protective elements periodic lattice on document image[J]. Pattern Recognition and Image Analysis, 2017, 27(1): 53-65.
- [20] Zhang J. Research on recognition of weft knitted fabric structure based on image processing [D]. Shanghai: Donghua University, 2007.
张娟. 基于图像处理的针织物组织结构识别的研究[D]. 上海: 东华大学, 2007.
- [21] Meng X P, Su G B, Wu Q M, et al. Evaluation method of fabric color difference based on saliency algorithm and CIELAB space [J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2018, 55(5): 053301.
孟秀萍, 苏工兵, 吴奇明, 等. 基于显著算法与CIELAB空间的织物色差评价方法[J]. 激光与光电子学进展, 2018, 55(5): 053301.
- [22] Li Q Y. Application of digital graphics and image processing technology in knitted fabric structure parameter measurement [D]. Tianjin: Tianjin Polytechnic University, 2008.
- 李崎渊. 数字图形图像处理技术应用于针织物结构参数测量的研究[D]. 天津: 天津工业大学, 2008.
- [23] Zhu H B, Xiao C Y, Gao J, et al. An apparatus and method for stacked sheet counting with camera array[C]//2013 Chinese Automation Congress, November 7-8, 2013, Changsha, Hunan, China. New York: IEEE, 2013: 14181987.
- [24] Yu H P. Quantitation of wood texture by digital image processing [D]. Harbin: Northeast Forestry University, 2005.
于海鹏. 基于数字图像处理学的木材纹理量化研究[D]. 哈尔滨: 东北林业大学, 2005.
- [25] Bai X B, Wang K Q, Wang H. 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.
- [26] Wang Z R, Fang Y M, Feng H L, et al. Method for wooden knot detection and localization[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2018, 55(5): 051501.
王泽润, 方益明, 冯海林, 等. 木材节子缺陷检测与定位方法[J]. 激光与光电子学进展, 2018, 55(5): 051501.
- [27] DeCost B L, Francis T, Holm E A. Exploring the microstructure manifold: image texture representations applied to ultrahigh carbon steel microstructures[J]. Acta Materialia, 2017, 133: 30-40.
- [28] Li H F, Cheung C F, Kong L B, et al. A study of measurement technology for ultra-precision freeform surfaces[J]. Key Engineering Materials, 2007, 339: 417-421.
- [29] Zhao Q Z, Qiu J R, Jiang X W, et al. Multi-beam interference femtosecond laser transfer period microstructure [J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2005, 42(12): 19, 11.
赵全忠, 邱建荣, 姜雄伟, 等. 多光束干涉飞秒激光转写周期微结构[J]. 激光与光电子学进展, 2005, 42(12): 19, 11.