

基于频谱校正与信号分解的织物密度测量

余铭琪¹ 岳洪伟^{2*}
YU Mingqi YUE Hongwei

摘要

针对目前织物密度测量主要依赖人工检测,或现有图像处理技术准确率不高的问题,文章提出一种基于径角变换和自相关的测量织物密度的方法。首先对纺织物的频谱图进行径角变换,实现了倾斜角度校正和对比度的增强;其次提出了一种基于自相关函数的纱线周期信号计算方法来寻找低频率的纱线纹理信号;接着将经验模态分解与排列熵相结合,实现自相关信号中高频噪声和直流成分的滤除;最后提出了纱线密度的计算方法。实验结果表明,所提方法不仅能完成图像倾斜的校正,而且可以完成纹理信息的增强;织物密度检测方法准确且有效,能够替代现有的人工测量。

关键词

织物密度;径角变换;自相关;经验模态分解;排列熵

doi: 10.3969/j.issn.1672-9528.2026.07.013

0 引言

织物密度测量是纺织品质量控制的关键环节,目前主要依赖人工在放大镜下进行计数,该方法效率低下、劳动强度大且易因视觉疲劳引入误差,结果受人员状态影响显著,行

业迫切需要自动化的解决方案。随着计算机技术,尤其是数字图像处理技术在纺织领域的深入应用,本研究旨在探索如何利用数字图像分析原理,实现纱线密度的自动、准确、高效测试,以解放人力、提升行业效益。

1 研究现状

目前,织物密度测量的图像方法主要分为频域法和空域法。频域法包括傅里叶变换与小波变换,例如通过对织物图

1. 广州工商学院 广东广州 510850
 2. 广东第二师范学院 广东广州 510303
- [基金项目]教育部产学研合作协同育人项目(230805211305434)

识别输出结果。在理论层面,该系统使用了卷积神经网络的深度学习算法,极大地提高了人工特征提取和泛化能力。通过采用加权灰度法、图像滤波、锐化与增强等预处理手段,结合随机翻转、旋转、亮度扰动、噪声添加等图像数据集扩充策略,有效缓解模型过拟合,提升复杂环境鲁棒性,最后得到了一万张图像的数据集;通过图像数据集中测试集进行测试,达到了96%的系统识别率,同时降低了训练时间成本;该系统没有使用YOLO、CenterNet等第三方平台,具有开放性和可扩展性,为系统集成留出了空间。

本文研究仍存在不足,将来可以从以下几方面进行优化:扩充极端天气、复杂遮挡场景样本,进一步提升模型极端环境鲁棒性;开发移动端APP;实时对接植保无人机、手机、嵌入式终端等边缘设备硬件,实现农田全自动巡检。

参考文献:

- [1] He Kaiming, Zhang Xiangyu, Ren Shaoqing, et al. Deep residual learning for image recognition[C]//Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recogni-

tion. Piscataway: IEEE, 2016: 770-778.

- [2] Tan Mingming, Le Q V. EfficientNet: rethinking model scaling for convolutional neural networks[PP/OL].(2020-09-11)[2026-07-13].<https://doi.org/10.48550/arXiv.1905.11946>.
- [3] 刘忠,卢安舸,崔浩,等.基于改进YOLOv8的轻量化荷叶病虫害检测模型[J].农业工程学报,2024,40(19):168-176.
- [4] 梁大双,刘文萍,赵玉刚,等.基于改进CenterNet的无人机森林病虫害图像目标检测方法[J].北京林业大学学报,2026,48(3):140-151.
- [5] Krizhevsky A, Sutskever I, Hinton G. Imagenet classification with deep convolutional neural networks[J]. Communications of the ACM, 2017, 60(6): 84-90.

【作者简介】

秦升平(1972—),男,山东潍坊人,博士,副教授,研究方向:人工智能与信息处理。

(收稿日期:2026-06-25 修回日期:2026-07-17)

像进行 FFT 得到频谱, 提取主频并基于频率 - 周期关系计算密度^[1]; 或借助小波变换对图像进行多层分解与重构, 优化经纬方向信息以实现密度识别^[2-3]。空域法则常用灰度投影^[4]、霍夫变换^[5]和灰度共生矩阵^[6]等, 通常基于透射或反射图像, 通过灰度投影实现纱线定位, 但多适用于平纹织物。

近年来, 有学者开始引入深度学习辅助密度测量, 如结合深度学习定位纱线后再利用霍夫变换或灰度投影计算密度^[7-8]; 也有研究通过预训练 CNN 引入密度回归分支, 借助多任务学习与数据增强直接检测密度^[9-10]。也有学者从提高采集图像对比度的角度进行研究, 背光、双相机及多光源系统的设计提升了图像对比度, 为后续处理提供了良好基础^[11]。

现有图像法在织物密度检测中面临诸多挑战: 傅里叶变换法因倾角未知与纹理模糊, 致使频谱峰值难以自动定位; 小波变换的最佳分解尺度依赖人工设定, 缺乏对不同密度的自适应性; 空域法则易受噪声干扰, 导致波峰统计失准; 而深度学习方法又受限于织物样本的多样性, 难以获取充足数据以供训练。针对上述不足, 本文提出了一种基于傅里叶频谱角向 - 径向分区的新方法, 通过校正倾斜角与增强频谱对比度, 并结合相关函数计算, 构建了一种更鲁棒、实用的织物密度检测流程。

2 纱线密度检测的基本原理

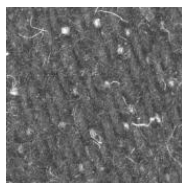
2.1 频谱的径角变换与图像增强

考虑到傅里叶频谱图中, 频率分布是关于圆心对称的。为减少计算量、提升效率, 本文将对傅里叶频谱图进行径角变换, 进而开展纹理的倾斜角度的研究。为了反映纹理的方向性, 本文首先对幅值谱做圆周投影。假设一幅图像, 幅值谱在极坐标下为 $S(r, \theta)$, 其中 r, θ 是极坐标中的变量。通过固定其中一个变量, 可以将这个二元函数 $S(r, \theta)$ 转化成一元函数, 用公式表示为:

$$S(r) = \sum_{\theta=0}^{\pi} S_{\theta}(r) \quad (1)$$

$$S(\theta) = \sum_{r=1}^{R_0} S_r(\theta) \quad (2)$$

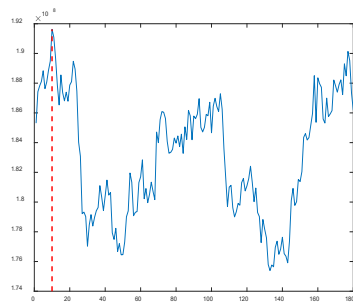
式中: R_0 是圆的半径, $S(\theta)$ 、 $S(r)$ 分别是关于角度变量和半径变量的频谱能量统计。即可以对整个图像的纹理频谱能量进行描述。由于纺织物是一种具有周期性的纹理图像, 因此极坐标系中的纺织物的频谱图可以反映纹理的特征。图 1 给出了织物的倾斜角度估计, 其中 (a) 和 (b) 分别为织物图像和对应的幅值频谱图像。



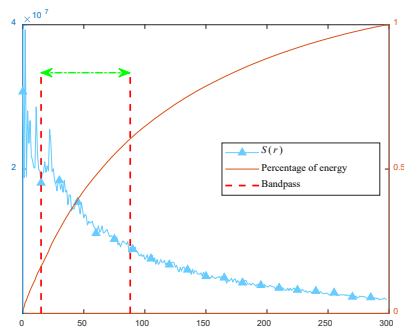
(a) 织物图像



(b) 幅值频谱



(c) 基于极坐标系的角变量统计图



(d) 基于极坐标系的半径变量统计图

图 1 织物图像的径角变换

根据公式 (1) ~ (2), 可以通过图 1 (b) 分别获得基于极坐标系的角变量统计图 1 (c) 和半径变量统计图 1 (d)。通过寻找角变量统计图中的峰值可以得到图像的倾斜角度, 图 1 (c) 中的竖虚线就是对应的倾斜角度。可以根据该倾斜角度进行织物的角度校正。

下文将探讨滤波器的设计方案以实现图像增强; 在极坐标下对径向变量开展频谱能量统计, 能够反映不同半径对应的能量分布特征。图 1 (d) 中的未加三角的实线表示能量占比曲线, 其中横坐标表示半径, 纵坐标表示随着半径的增加能量占比的变化。可以看出, 能量占比曲线也反映出纺织物的能量集中在低频段。能量占比公式为:

$$\rho = S_r(\theta) / S(\theta) \quad (3)$$

当 $\rho=0.6$ 时, 对应的半径定义为高频端截止频率 r_c 。即当能量占比为 0.6 的时候, r_c 作为频率的截止点。因图像横向或者纵向的纹理更容易受到低频噪声的干扰, 结合傅里叶变换后的图像的能量分布, 可以直接设置低频端截止频率 $r_s=15$ 来避免低频信号的干扰。图 1 (d) 中的左箭头和右箭头虚线分别代表 r_s 和 r_c , 其宽度为通频带。由此可以构造出带通滤波器进行图像的增强, 滤波器用公式表示为:

$$H(u, v) = 1 - e^{-D^2(u, v)/2r_s^2} + e^{-D^2(u, v)/2r_c^2} \quad (4)$$

根据图 1 (d) 和公式 (4) 构造的滤波器如图 2 (a) 所示。再根据倾斜角度可以获得如图 2 (b) 所示的方向增强滤波器。这样可以获得滤波后的图像 $h(x, y)$, 则增强后的图像定义为 $f(x, y) + h(x, y)$ 。



(a) 初始滤波器 (b) 旋转角度 θ 后的方向增强滤波器

图 2 带通滤波器

2.2 利用相关函数求纱线周期

对于连续信号 $x(t)$, 自相关函数 $R_x(\tau)$ 定义为:

$$R_x(\tau) = \lim_{T \rightarrow \infty} \frac{1}{T} \int_0^T x(t)x(t+\tau)dt \quad (5)$$

式中: $R_x(\tau)$ 为 $x(t)$ 与 $x(t+\tau)$ 相似程度。自相关函数可以检测受到噪声污染的信号中的周期成分。对于非周期随机函数, 随着 τ 趋向无穷大, 则 $R_x(\tau) \rightarrow 0$ 。利用这一性质, 假设 $y(t) = x(t) + n(t)$, 其中 $n(t)$ 为随机噪声, 对 $y(t)$ 做自相关得: $R_y(\tau) = R_x(\tau) + R_n(\tau)$ 。当 τ 较大时, $R_n(\tau) \rightarrow 0$ 。因此对信号进行自相关运算可以有效消除信号中的随机噪声, 突出信号中的周期成分。

假设图像大小是 $M \times N$, 该图像表示为 $I = (x_1, x_2, \dots, x_N)$, x_i 表示图像的一列数据, 为此定义自相关函数为:

$$R_x(l) = \frac{1}{\alpha} \sum_{n=1}^l x(n)x(N-l+n) \quad (6)$$

式中: $l = 1, 2, \dots, N$, α 为缩放因子。根据自相关函数的性质, 当信号取到周期的倍数时, 其自相关函数值会达到局部最大值。

2.3 基于经验模态和排列熵的去噪方法

自适应噪声完备集合经验模式分解 (CEEMD with adaptive noise, CEEMDAN) 可以解决 EMD 模态混叠问题并得到一系列频率的 IMF, 但不可避免地受到自适应噪声和模态函数迭代次数的影响^[12]。鉴于排列熵 (permutation entropy, PE) 可快速定量评估信号随机性^[13], 具备抗噪性强、计算高效等优势, 本文提出一种 CEEMDAN-PE 联合降噪方法:

步骤 (1): 对自相关信号 $R_x(l)$ 进行分解, 获得一系列 IMF 分量。

步骤 (2): 求取各个 IMF 分量的平均排列熵 M_{pe} 。这里设置平均排列熵的阈值为 $0.2 < M_{pe} < 0.9$, 如对应 IMF 分量的排列熵值满足该阈值, 则该分量保留。

步骤 (3): 对保留的 IMF 分量进行重构, 即可以获得降噪后的信号。

采用 CEEMDAN 将相关函数分解为不同尺度成分, 得到的 IMF 分量如图 3 所示。

接着计算出这些模态分量的平均排列熵, 再依据前面所述的降噪方法可以去除相关信号波形中的高频噪声和近似直流成分, 得到的重构后的信号波形。信号重构前后的归一化幅值谱如图 4 所示, 可以看出信号的区分度更加明显。

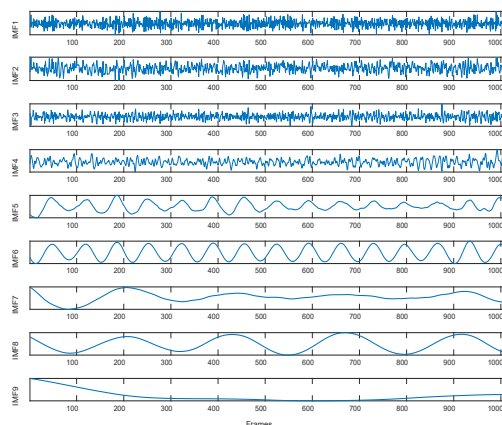
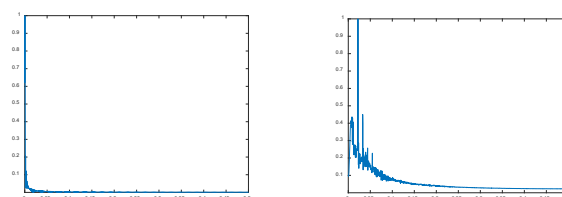


图 3 相关信号的 CEEMDAN 分解图



(a) 信号重构前的归一化幅值谱 (b) 信号重构后的归一化幅值谱

图 4 信号重构前后的幅值谱

3 纱线密度检测算法

基于前面的分析, 本文纱线密度检测算法的具体流程如下:

- (1) 先把原始图像缩小, 目的是加快运算速度。
- (2) 对缩小后的图像做傅里叶变换, 再利用频谱的径角变换同时完成旋转校正和纹理增强。
- (3) 对增强后的图像做自相关运算, 得到一维曲线。
- (4) 对该一维曲线进行 CEEMDAN 分解, 并重构降噪后的信号。
- (5) 接着进行傅里叶变换, 求幅值谱的最大值点。
- (6) 求出最大值点对应的频率, 并进行密度计算。

4 实验结果及分析

4.1 织物图像的倾斜角校正与增强

为检验本文方法的有效性, 选择若干典型的织物样本, 与投影法和傅里叶重构法做了对比。图 5 第一行是原始样本, 第二行是用傅里叶频谱径角变换加上纵向纹理增强公式 (1) ~ (4) 处理后的结果。可以看到, 该方法可显著增强图像纵向纹理特征, 并校正图像倾斜畸变, 为后续周期信号的精准提取奠定基础。

4.2 纹理信号的提取与对比

为论证图像增强环节的必要性, 本文设置仅执行角度校

正、未开展图像增强的对照实验组。由图6第一行结果可见,投影法在样本1与样本3中生成的曲线噪声干扰显著,峰值难以有效统计;图6第二行结果表明,受原始图像对比度不足、多余纹理混杂干扰的影响,傅里叶重构法难以精准筛选有效频域分量,在样本1、3、5上的重构效果均较差。两组对照实验共同证明,频域分析前预先实施图像增强处理至关重要。

图7展示了图5中预处理结果经自相关方法处理后的效果。对比降噪前(BD)与降噪后(AD)的相关曲线(第一、三行)及其幅值谱(PSBD与PSAD,第二、四行)可见,基于经验模态分解与排列熵的降噪方法有效滤除了噪声,使幅值谱中的峰值更为突出,为后续的精确定频率(即密度)计

算奠定了坚实基础。

4.3 纱线密度计算及对比

纱线密度是指沿着针织物横向或者纵向每10 cm宽度的纱线数量。假设 α 个像素点对应1 cm,织物图像的横向和纵向的像素个数分别是 l_h 和 l_v ,横向和纵向计算所得的纱线数目分别是 N_h 和 N_v ,则定义横向和纵向的纱线密度 ρ_h 和 ρ_v 分别为:

$$\rho_h = 10 \frac{\alpha N_h}{l_h} \quad (7)$$

$$\rho_v = 10 \frac{\alpha N_v}{l_v} \quad (8)$$

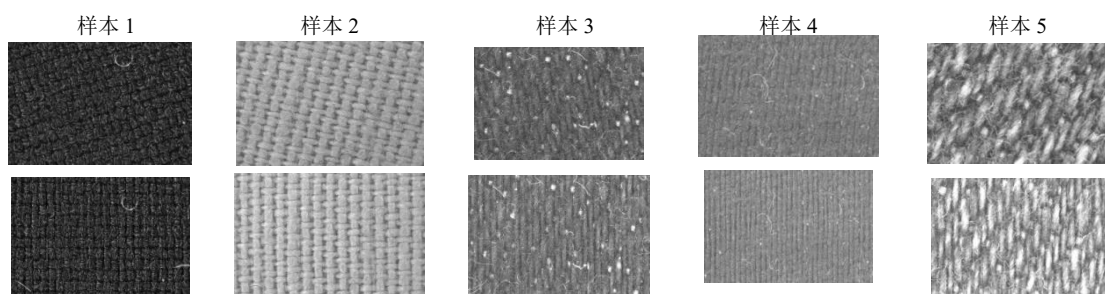


图5 部分样本以及增强后的结果

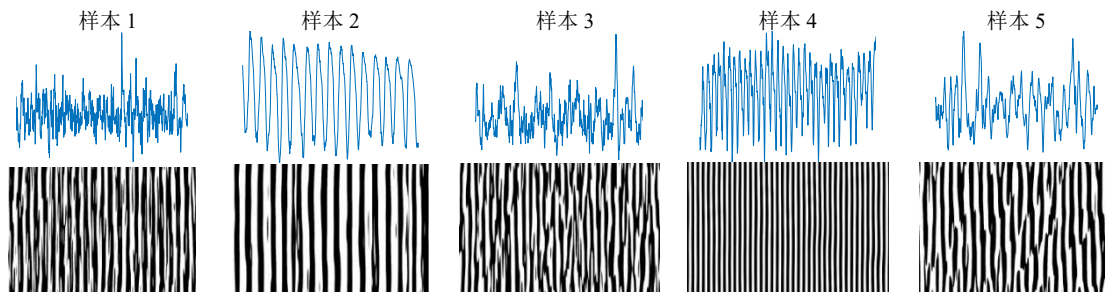


图6 投影法和傅里叶重构法的结果

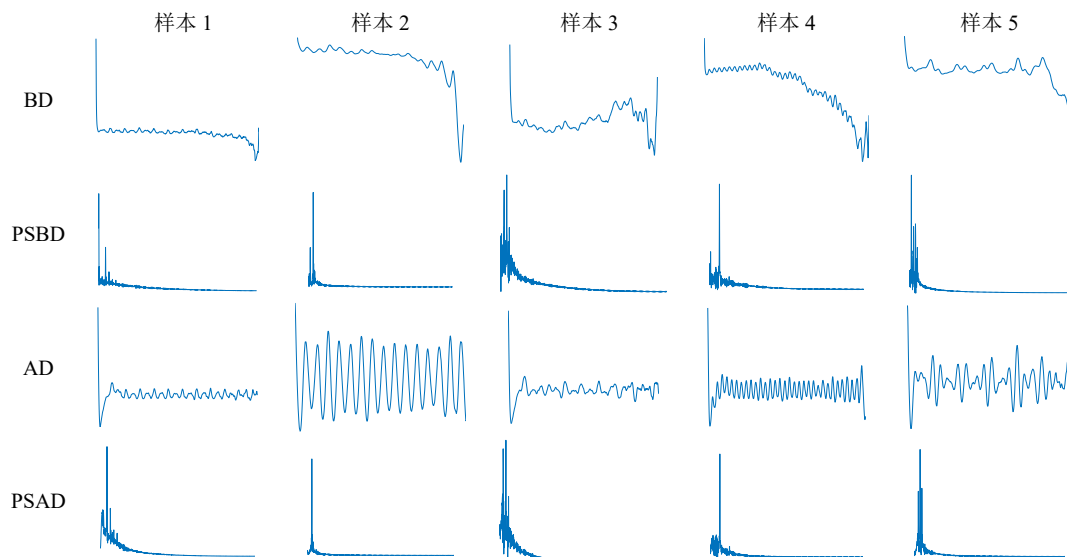


图7 去噪前后的自相关波形与频谱图

接着,运用本文方法对选取的5个样本布样进行测量,将计算结果与传统的人工测试进行误差计算。这里以人工测量值作为标准值,记为 ρ_{gold} 。通过算法测量计算所获得的测量值为 ρ_m ,则误差 ε 定义为 $\varepsilon = |\rho_{\text{gold}} - \rho_m|/\rho_{\text{gold}} \times 100\%$ 。本文的测量结果、计算误差如表1所示。表1为横向的密度计算结果。

表1 纱线密度测量结果

编号	人工测量	本文方法	误差/%
1	16.54	16.92	2.30
2	11.28	11.33	0.44
3	19.55	19.93	1.94
4	24.06	24.44	1.58
5	14.29	14.66	2.59

表1展示了本文方法对五个织物样本的纱线密度测量结果及与人工测量的对比误差。整体而言,所有样本的绝对误差 $|\rho_{\text{gold}} - \rho_m|$ 均满足 ≤ 1 的实际检测要求,表明本文方法在实际生产中具有可用性。从误差(%)来看,样本3(组织结构简单)的误差为1.94%,而误差较大的样本为样本1(2.30%)和样本5(2.59%)。其主要原因在于:样本1的图像整体对比度较低,而样本5表面的随机性花纹对周期性信号提取造成了干扰。

5 结论

织物密度测量是纺织来样设计与质量控制中重要工序之一,为了提高生产效率和保证产品质量,本文讨论了织物图像的时频变换关系以及利用频域信号进行图像增强的方法;并利用自相关函数完成了纱线的周期信号提取,设计了新的织物密度测量方法,实现了织物密度的自动检测。本文结论如下:

(1) 织物倾斜校正是密度测量的关键。实验证明,基于角度变量统计图的方法能有效实现角度校正;同时,利用半径变量统计图可成功实施方向滤波,显著增强纵向或横向纹理。

(2) 由于随机花纹的出现,纱线纹理的周期信号往往受到噪声的严重干扰。实验结果表明,本文提出的基于自相关的纱线周期信号计算方法,所提取的信号更平稳。

(3) 运用经验模态分解和排列熵系数可以去除自相关信号中的高频噪声和直流成分,有效提高了信噪比。实验结果也表明,重构的自相关信号具有更加明显的周期性和更少的干扰。

本研究提出的自动检测方法准确率高、适应性强,为摆脱当前人力密集型检测中因人为因素导致的漏检与误检问题提供了有效方案,具备替代人工的潜力。然而,该方法在处理含复杂装饰性花纹的织物时,其角度变量统计图在提取主

纹理方向上仍面临挑战,开发普适性更强的方向校正算法是未来的研究重点。

参考文献:

- [1] 唐泽华,李欣欣.基于图像处理的经编弹力织物线圈密度自动检测算法[J].毛纺科技,2023,51(12):92-98.
- [2] 彭然,胡立文,邓中民.基于Radon变换和能量曲线的机织物密度检测[J].棉纺织技术,2021,49(4):16-20.
- [3] 邓中民,胡灏东,于东洋,等.结合图像频域和空间域的经纬编织物密度检测方法[J].纺织学报,2022,43(8):67-73.
- [4] 李丑旦,祝双武,马阿辉,等.基于方向灰度积分曲线特征的织物疵点检测算法研究[J].丝绸,2023,60(4):51-60.
- [5] 苑博,杜玉红,董广宇.基于改进的Hough变换及小波分解的废旧机织物密度检测[J].棉纺织技术,2024,52(12):65-71.
- [6] Khwakhali U S, Tra N T, Tin H V, et al. Fabric defect detection using gray level co-occurrence matrix and local binary pattern[C]//2022 RIVF international conference on computing and communication technologies (RIVF).Piscataway: IEEE, 2022: 226-231.
- [7] Meng Shuo, Pan Ruru, Gao Weidong, et al. Woven fabric density measurement by using multi-scale convolutional neural networks[J]. IEEE Access, 2019, 7: 75810-75821.
- [8] 孟朔,夏旭文,潘如如,等.基于卷积神经网络的机织物密度均匀性检测[J].纺织学报,2021,42(2):101-106.
- [9] Abdelrazek S G, Dorgham M E, ELnashar H S, et al. Reverse engineering for textile manufacture using artificial intelligence methods: a review[J]. International Design Journal, 2025, 15(1): 455-467.
- [10] 毛亚龙,毋涛.基于改进ResNet18网络的针织物密度检测[J].棉纺织技术,2025,53(11):72-76.
- [11] 袁秀文,罗健,辛斌杰,等.计算机视觉技术在机织物结构参数检测中的应用[J].上海工程技术大学学报,2023, 37(1): 7-11.
- [12] 刘彦明,曹敏,孙安,等.基于TLGMCC准则联合CEEMDAN与LWT的优化降噪方法[J].光通信技术, 2025, 49(2): 11-16.
- [13] 邱林江,花小朋,徐森,等.基于排列熵的CEEMDAN分解算法研究[J].计算机与数字工程,2025,53(7):1800-1807.

【作者简介】

余铭琪(1997—),男,广东英德人,硕士,研究方向:图像处理、人工智能。

岳洪伟(1979—),通信作者(email:springfall@foxmail.com),男,安徽阜阳人,博士,副教授,研究方向:图像处理、人工智能。

(收稿日期:2025-11-25 修回日期:2026-07-17)