

基于PCA的金属工件表面线激光中心提取算法^{*}

周亚罗¹ 章洁¹ 靳城楠¹ 刘文广² 张瑞成¹

(1. 华北理工大学电气工程学院 唐山 063210; 2. 首钢京唐钢铁联合有限责任公司 唐山 063200)

摘要: 在基于线结构光的金属工件表面测量中,针对金属工件表面存在的强烈反光、激光条纹断裂等问题,本文提出了一种基于改进主成分分析法的激光条纹中心线提取算法。首先,针对金属工件表面不规则反光,提出了基于分段灰度变换的大津法(OTSU)提取图像的光条纹区域;其次,针对 Steger 算法卷积运算次数多、效率低、实时性差的问题,提出了基于主成分分析法(PCA)的改进 Steger 算法,采用主成分分析法构建了梯度向量的协方差矩阵估算条纹的法线方向,并在该方向使用二阶泰勒展开获得精确的条纹中心亚像素坐标。实验结果表明,本文算法在金属工件表面存在严重反光条件下可以有效提取激光条纹区域,同时提取的激光条纹中心线标准差相较于灰度重心法减少了约 0.25 pixel,速度上相对 Steger 算法提高了近 13 倍,能够快速、高精度的提取激光条纹中心线,满足结构光三维视觉实时检测的需求。

关键词: 金属工件; 形貌检测; 线结构光; 中心提取; 主成分分析

中图分类号: TN247 文献标识码: A 国家标准学科分类代码: 510.2

Laser center extraction algorithm of metal workpiece surface line based on principal component analysis

Zhou Yaluo¹ Zhang Jie¹ Jin Chengnan¹ Liu Wenguang² Zhang Ruicheng¹

(1. College of Electrical Engineering, North China University of Science and Technology, Tangshan 063210, China;

2. Shougang Jingtang United Iron and Steel Co., Ltd., Tangshan 063200, China)

Abstract: In the surface measurement of metal workpieces based on line structured light, this paper proposes a laser stripe centerline extraction algorithm based on improved principal component analysis to address issues such as strong reflection and laser stripe breakage on the surface of metal workpieces. Firstly, for the irregular reflection of metal workpiece surface, the optical fringe region of image was extracted based on maximal variance between clusters (OTSU); Secondly, in response to the problems of high convolution operations, low efficiency, and poor real-time performance of the Steger algorithm, an improved Steger algorithm based on principal component analysis (PCA) was proposed. The covariance matrix of the gradient vector was constructed using PCA to estimate the normal direction of the stripe, and the second-order Taylor expansion was used in this direction to obtain accurate sub-pixel coordinates of the stripe center. The experimental results show that the algorithm proposed in this paper can effectively extract laser stripe areas under severe reflection conditions on the surface of metal workpieces. At the same time, the standard deviation of the extracted laser stripe centerline is reduced by about 0.25 pixels compared to the grayscale centroid method, and the speed is increased by nearly 13 times compared to the Steger algorithm. It can quickly and accurately extract the laser stripe centerline, meeting the real-time detection requirements of structured light 3D vision.

Keywords: metal workpieces; morphology detection; linear structured light; center extraction; principal component analysis

0 引言

线结构光三维重建技术作为一种先进的非接触式检测手段,凭借其卓越的精度和强大的抗干扰能力,已经被广泛应用于多个关键领域,包括现代工业的质量检测、医疗诊断、逆向工程及自动化焊接技术中的焊缝追踪等^[1-3]。该技

术以激光三角测量法为原理,通过提取光条图像条纹中心的像素坐标来计算被测物体的三维轮廓信息^[4],所以,激光条纹中心线能否快速、精确的提取对于后续物体形貌的三维重建至关重要。

激光条纹中心线提取前首先需要将激光条纹区域分割出来。大津法(maximal variance between clusters, OTSU)^[5]是常用的图像分割算法,但仅对双峰直方图的图像有较好的效果,而金属表面光条图像由于灰度分布不均,受光照影响获取的激光条纹图像存在反光干扰,没有明显的双峰特征,导致条纹区域的分割效果不理想。对此,国内外的学者做出了大量的改进。针对金属检测中由于反光和光照不均引起的问题,张婧茹等^[6]提出了一种 OTSU 结合局部阈值思想的图像分割算法,通过分析每个子图象的阈值及灰度分布特性,对每个像素点进行动态分割,鲁棒性高、分割效果好,但每个局部区域都要进行一次阈值计算,耗时较长。针对铝合金低倍组织图像存在缺陷边缘特征弱、对比度低等检测难题,周祺智等^[7]提出了一种基于局部分类的阈值分割法,使用滑窗对图像进行局部阈值分割,该方法能够应对光照不均匀等复杂的应用场景,但依赖于滑动窗口的选取,适用性较弱。

在线结构光条纹中心提取算法方面,国内外学者同样进行了广泛地研究。经典的线结构光条纹中心提取算法主要有骨架细化法^[8]、灰度重心法^[9]和 Steger 法^[10]等。骨架细化法基于形态学操作,运算速度快,但提取精度较差;灰度重心法基于灰度分布,提取的速度较快、精度较高,但容易受到图像背景噪声的影响,稳定性相对较弱。相较于骨架细化法和灰度重心法,Steger 法基于数学形态学和图像微分,有较高的精度和较好的鲁棒性,但计算复杂度较大,难以保证条纹中心提取的实时性。为了解决 Steger 算法运算量大、提取效率低的问题,许多学者展开了研究。胡坤等^[11]将大模板高斯卷积的递归实现引入到 Steger 算法中,大大减小了运算量,但是在精度方面没有提升。南方等^[12]提出了一种基于 Steger 算法的自适应条纹中心提取算法,该算法通过为光条区域的不同宽度配置相应的方差参数,增强了算法的准确性与鲁棒性。然而,该方法计算复杂性较高,处理时间较长。

上述金属表面的激光条纹中心线提取算法都不能在精确度和速度之间达到很好的平衡。为了解决这个问题,本文提出了一种适用于金属工件表面的线激光中心提取算法。首先,针对金属工件表面不规则反光的问题,通过引入灰度变换函数,找到在最大类间方差的意义下适用于金属工件表面激光条纹分割的变换函数及优化阈值,最终有效分割出激光条纹区域;为进一步优化计算效率与精度,摒弃了传统 Steger 算法中复杂的五次卷积操作,转而采用两次卷积的策略,利用主成分分析法(principal component analysis, PCA)计算条纹的法线方向,并在该方向上使用二阶泰勒展开获得精确的条纹中心亚像素坐标。采用本方

法对金属表面进行形貌测量,避免了金属工件表面的反光区域的影响,在保证精度的同时加快了提取速度。

1 中心线提取算法研究

本文提出的基于 PCA 的线激光中心提取算法具体流程如图 1 所示。该中心线提取算法可分为图像分割和中心线提取两部分,第 1 部分首先采集原始激光条图像,然后通过分段灰度变换结合 OTSU 提取出激光光条区域,得到较为清晰的条纹;最后提取感兴趣区域,获得光条图像的分割结果。第 2 部分对分割的激光条纹进行初始点提取,并在在初始点上利用 PCA 计算法线方向,最终在该方向进行二阶泰勒展开,即可确定条纹中心的亚像素坐标。

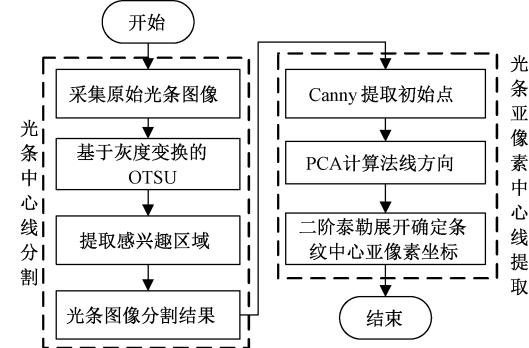


图 1 流程图

Fig. 1 Flow chart

1.1 图像分割

1) 传统 OTSU 算法

OTSU 又称为最大类间方差法,是一种基于图像灰度的自动阈值分割方法。该方法旨在将图像分割成前景和背景两部分,通过选择一个阈值来最大化两者之间的类间方差。

该算法首先定义了一幅 $M \times N$ 像素的数字图像,包含 L 个不同的灰度级,灰度级别 i 对应的像素数为 n_i ,其出现的概率为 p_i ,计算公式为 $p_i = n_i/MN$ 。通过设定一个阈值 T ,可以将图像的像素分为两个类别: C_0 和 C_1 ,其中 C_0 包含灰度值在 $[0, T]$ 内的所有像素,而 C_1 包含灰度值在 $[T+1, L-1]$ 内的像素。对于这两个类别,OTSU 算法计算了累积概率 $P_0(T)$ 、 $P_1(T)$,以及他们的平均灰度值 $\mu_0(T)$ 、 $\mu_1(T)$,还有他们的方差 $\sigma_0^2(T)$ 、 $\sigma_1^2(T)$ 。这些统计量用于评估阈值 T 对图像分割效果的影响,表示如下:

$$P_0(T) = \sum_{i=0}^T p_i \quad (1)$$

$$P_1(T) = \sum_{i=T+1}^{L-1} p_i = 1 - P_0(T) \quad (2)$$

$$\mu_0(T) = \frac{1}{P_0(T)} \sum_{i=0}^T i p_i \quad (3)$$

$$\mu_1(T) = \frac{1}{P_1(T)} \sum_{i=T+1}^{L-1} i p_i \quad (4)$$

$$\sigma_0^2(T) = \frac{1}{P_0(T)} \sum_{i=0}^T (i - \mu_0(T))^2 p_i \quad (5)$$

$$\sigma_b^2(T) = \frac{1}{P_1(T)} \sum_{i=T+1}^{L-1} (i - \mu_1(T))^2 p_i \quad (6)$$

令 μ 、 $\sigma_b^2(T)$ 、 $\sigma_w^2(T)$ 分别表示全局均值、类间方差及类内方差, 如下:

$$\mu = \sum_{i=0}^{L-1} i p_i = P_0(T) \mu_0(T) + P_1(T) \mu_1(T) \quad (7)$$

$$\sigma_b^2(T) = P_0(T) (\mu_0(T) - \mu)^2 + P_1(T) (\mu_1(T) - \mu)^2 \quad (8)$$

$$\sigma_w^2(T) = P_0(T) \sigma_b^2(T) + P_1(T) \sigma_1^2(T) \quad (9)$$

最佳阈值为:

$$T^* = \arg \max_{0 \leq i \leq L-1} \sigma_b^2(T) \quad (10)$$

该算法旨在找到一个最优阈值, 使得两个类别之间的类内方差最小, 类间方差最大, 从而实现图像的有效分割。

2) 基于分段灰度变换的 OTSU 阈值分割算法

由于金属表面光条图像的灰度分布没有呈现明显的双峰特性, 直接使用 OTSU 算法分割无法获得满意的结果, 为此先对图像进行灰度变换, 所选用的灰度变换函数 $f(i)$ 需要满足以下特定条件以优化分割效果^[13]:

在保证输出灰度范围与输入灰度范围相同, 且灰度级的次序一致的情况下, 可以找到灰度变换函数 $f(i) = \begin{cases} 0, & 0 \leq i \leq T \\ 255, & T+1 \leq i \leq L-1 \end{cases}$ 使 $\sigma_b^2(T, f)$ 达到最大。其中 T 是使 $P_0(T, f)$ 趋于 $\frac{1}{2}$ 的值, 为了提升激光条纹图像分割的精确度和效率, 还需针对具体情况增加额外的限制条件 $f(x) \geq x$ 或 $f(x) \leq x$ 。

可得以下命题:

命题 1 存在灰度变换函数 $f(i), f(x) \geq x$ 时

$f(i) = \begin{cases} i, & 0 \leq i \leq T \\ L-1, & T+1 \leq i \leq L-1 \end{cases}$, 低于阈值内, $f(i) = i$ 保持; 高于阈值部分, $f(i) = L-1$ 增强, 相当于对图像灰度进行拉伸, 适用于图像整体亮度过低的场景;

$f(x) \leq x$ 时 $f(i) = \begin{cases} 0, & 0 \leq i \leq T \\ i, & T+1 \leq i \leq L-1 \end{cases}$, 高于阈值部分, $f(i) = i$; 低于阈值内, $f(i) = 0$ 削弱, 相当于对图像灰度进行压缩, 适用于图像整体亮度偏亮的场景。其中 T 是使 $P_0(T, f)$ 趋于 $\frac{1}{2}$ 的值, 使 $\sigma_b^2(T, f)$ 达到最大。

证明 设 $f(x) \geq x$, 记 $T_2 = \max f^{-1}(T), E = P_0(T, f) \cdot (1 - P_0(T, f))$

$$\sigma_b^2(T, f) = (\mu_0(T, f) - \mu_1(T, f))^2 \cdot E =$$

$$\left[\frac{\sum_{i=T_2+1}^{L-1} f(i) p_i}{P_1(T, f)} - \frac{\sum_{i=0}^{T_2} f(i) p_i}{P_0(T, f)} \right]^2 \cdot E \leqslant$$

$$\left[\frac{(L-1)P_1(T_2)}{P_1(T, f)} - \frac{P_0(T_2)\mu_0(T_2)}{P_0(T, f)} \right]^2 \cdot E =$$

$$((L-1) - \mu_0(T_2))^2 P_0(T_2) (1 - P_0(T_2)) \quad (11)$$

当 $P_0(T_2)$ 趋于 $\frac{1}{2}$ 时, $T = T_2$, 即 $f(i) = \begin{cases} i, & 0 \leq i \leq T \\ L-1, & T+1 \leq i \leq L-1 \end{cases}$ 且 $P_0(T, f)$ 趋于 $\frac{1}{2}$ 时, $\sigma_b^2(T, f)$ 可取得最大值, 命题 1 得证。

由上可知, OTSU 阈值分割的效果依赖于所选的灰度变换函数, 不同的灰度变换函数应用于同一图像可能会导致截然不同的分割结果。因此, 必须根据图像的性质和分割的目的选择灰度变换函数。

对于存在反光干扰的条纹图像, 可将图像的灰度分布划分为 3 个主要区域: 目标区域、干扰区域以及背景区域。为准确提取光条部分, 需要削弱反光干扰段, 保持目标段和背景段, 因此对保持部分和削弱部分采用分段灰度变换函数。本文将灰度值低于阈值的像素作为背景, 高于阈值的像素作为目标。分段变换函数 $F(i)$ 设计如下:

$$F(i) = \begin{cases} i, & 0 \leq i \leq a \\ f(i), & [a+1, b] \\ i, & [b+1, L-1] \end{cases}, f(i) \text{ 满足以下条件:}$$

首先 $f(i)$ 是 $\{a+1, a+2, \dots, b\}$ 到 $\{a+1, a+2, \dots, b\}$ 的一个映射, $f(i) \leq i$; 其次 $f(i)$ 单调递增。

灰度值在 $[0, a]$ 的区域内, $F(i) = i$ 保持, 此为保持背景段, 灰度值在 $[a+1, b]$ 的区域内, $F(i) = f(i)$, 此为抑制干扰段, 灰度值在 $[b+1, L-1]$ 的区域内, $F(i) = i$, 此为保持目标段。

可得以下命题:

命题 2 存在满足上述条件的分段灰度变换函数 $F(i)$, 使 $\sigma_b^2(T, f)$ 达到最大。

证明 依据上文所述, 可得出经过分段灰度变换后图像的类间方差为:

$$\sigma_b^2 = \left(\frac{\sum_{i=0}^{\max F^{-1}(T)} (i + f(i) + ki) p_i}{P_0} - \frac{\sum_{i=\max F^{-1}(T)+1}^{L-1} (i + f(i) + ki) p_i}{P_1} \right) \cdot P_0 (1 - P_0) \quad (12)$$

存在满足上述条件的分段灰度变换函数 $F(i)$, 使 $\sigma_b^2(T, f)$ 达到最大。

记 $T_2 = \max F^{-1}(T)$, 则

(1) 当 $0 < T_2 < a$ 时,

$$\sigma_b^2 = \left[\frac{\sum_{i=0}^{\max F^{-1}(T)} i p_i}{P_0} - \frac{\sum_{i=\max F^{-1}(T)+1}^{L-1} (i + f(i) + i) p_i}{P_1} \right]^2 \cdot P_0 (1 - P_0) \leqslant \left[\frac{1}{P_0} \left(\sum_{i=0}^{\max F^{-1}(T)} i p_i \right) - \frac{\sum_{i=\max F^{-1}(T)+1}^a i p_i + \sum_{i=a+1}^b (a+1) p_i + \sum_{i=b+1}^{L-1} i p_i}{P_1} \right]^2 \cdot P_0 (1 - P_0) \quad (13)$$

$$P_0(1-P_0) = \left[\frac{1}{P_0(T_2)} \left(\sum_{i=0}^{T_2} i p_i \right) - \frac{\sum_{i=T_2+1}^a i p_i + \sum_{i=a+1}^b (a+1) p_i + \sum_{i=b+1}^{L-1} i p_i}{P_1(T_2)} \right].$$

$$P_0(T_2)(1-P_0(T_2)) \quad (13)$$

$$\text{即 } F(i) = \begin{cases} i, & 0 \leq i \leq T \\ i, & T+1 \leq i \leq a \\ a+1, & a+1 \leq i \leq b \\ i, & b+1 \leq i \leq L-1 \end{cases} \quad \text{且 } P_0 \text{ 趋于 } \frac{1}{2}$$

时 $\sigma_b^2(T, f)$ 取最大值。

(2) 当 $a \leq T_2 \leq b$ 时,

$$\sigma_b^2 = \left(\frac{1}{P_0} \sum_{i=0}^{\max F^{-1}(T)} (i + f(i)) p_i - \frac{1}{P_1} \sum_{i=\max F^{-1}(T)+1}^{L-1} (f(i) + i) p_i \right)^2.$$

$$P_0(1-P_0) \leq \left(\frac{1}{P_0} \sum_{i=0}^a i p_i + \sum_{i=a+1}^{\max F^{-1}(T)} (a+1) p_i - \frac{1}{P_1} \sum_{i=\max F^{-1}(T)+1}^{L-1} i p_i \right)^2 \cdot P_0(1-P_0) =$$

$$\left[\frac{\sum_{i=0}^a i p_i + \sum_{i=a+1}^{T_2} (a+1) p_i}{P_0(T_2)} - \frac{\sum_{i=T_2+1}^{L-1} i p_i}{P_1} \right]^2 \cdot P_0(T_2)(1-P_0(T_2)) \quad (14)$$

$$\text{即 } F(i) = \begin{cases} i, & 0 \leq i \leq a \\ a+1, & a+1 \leq i \leq T \\ i, & T+1 \leq i \leq b \\ i, & b+1 \leq i \leq L-1 \end{cases} \quad \text{且 } P_0 \text{ 趋于 } \frac{1}{2}$$

时 $\sigma_b^2(T, f)$ 取最大值。

(3) 当 $b < T_2 < L-1$ 时,

$$\sigma_b^2 = \left(\frac{1}{P_0} \sum_{i=0}^{\max F^{-1}(T)} (i + f(i) + i) p_i - \frac{\sum_{i=\max F^{-1}(T)+1}^{L-1} i p_i}{P_1} \right)^2.$$

$$P_0(1-P_0) \leq \left[\frac{\sum_{i=0}^a i p_i + \sum_{i=a+1}^b (a+1) p_i + \sum_{i=b+1}^{\max F^{-1}(T)} i p_i}{P_0} - \frac{\sum_{i=\max F^{-1}(T)+1}^{L-1} i p_i}{P_1} \right]^2 \cdot P_0(1-P_0) =$$

$$\left[\frac{\sum_{i=0}^a i p_i + \sum_{i=a+1}^b (a+1) p_i + \sum_{i=b+1}^{T_2} i p_i}{P_0(T_2)} - \frac{\left(\sum_{i=T_2+1}^{L-1} i p_i \right)}{P_1(T_2)} \right]^2 \cdot P_0(T_2)(1-P_0(T_2)) \quad (15)$$

$$\text{即 } F(i) = \begin{cases} i, & 0 \leq i \leq a \\ a+1, & a+1 \leq i \leq b \\ i, & b+1 \leq i \leq T \\ i, & T+1 \leq i \leq L-1 \end{cases} \quad \text{且 } P_0 \text{ 趋于 } \frac{1}{2}$$

$\frac{1}{2}$ 时 $\sigma_b^2(T, f)$ 取最大值。

上述 3 种情况下会存在最佳的灰度变换函数及优化阈值,使得类间方差最大。通过分段灰度变换的 OTSU 算法能够减少金属工件表面反光区域的噪声干扰,获取有效的激光条纹区域。

1.2 激光中心线提取算法

1) Steger 算法

Steger 算法是一种专门用于高精度亚像素级光条中心检测的图像处理技术,通过分析图像上每个像素点的 Hessian 矩阵,识别出条纹上各点的法线方向,从而精确地找到条纹的中心位置。

图像的 Hessian 矩阵为:

$$H(x, y) = \begin{pmatrix} r_{xx} & r_{xy} \\ r_{xy} & r_{yy} \end{pmatrix} \quad (16)$$

其中,

$$\begin{aligned} r(x, y) &= f(x, y) \otimes g(x, y) \\ r_x(x, y) &= f(x, y) \otimes g_x(x, y) \\ r_y(x, y) &= f(x, y) \otimes g_y(x, y) \\ r_{xx}(x, y) &= f(x, y) \otimes g_{xx}(x, y) \\ r_{xy}(x, y) &= f(x, y) \otimes g_{xy}(x, y) \\ r_{yy}(x, y) &= f(x, y) \otimes g_{yy}(x, y) \end{aligned} \quad (17)$$

式中: $f(x, y)$ 为原图像灰度化后的像素点灰度值, \otimes 表示卷积运算。

高斯核为:

$$\begin{aligned} g(x, y) &= \frac{1}{2\pi\sigma^2} \exp\left(-\frac{x^2+y^2}{2\sigma^2}\right) \\ g_x(x, y) &= \frac{\partial g(x, y)}{\partial x} = -\frac{x}{2\pi\sigma^4} \exp\left(-\frac{x^2+y^2}{2\sigma^2}\right) \\ g_y(x, y) &= \frac{\partial g(x, y)}{\partial y} = -\frac{y}{2\pi\sigma^4} \exp\left(-\frac{x^2+y^2}{2\sigma^2}\right) \\ g_{xx}(x, y) &= \frac{\partial^2 g(x, y)}{\partial x^2} = \frac{x^2-\sigma^2}{2\pi\sigma^6} \exp\left(-\frac{x^2+y^2}{2\sigma^2}\right) \\ g_{xy}(x, y) &= \frac{\partial^2 g(x, y)}{\partial x \partial y} = \frac{xy}{2\pi\sigma^6} \exp\left(-\frac{x^2+y^2}{2\sigma^2}\right) \\ g_{yy}(x, y) &= \frac{y^2-\sigma^2}{2\pi\sigma^6} \exp\left(-\frac{x^2+y^2}{2\sigma^2}\right) \end{aligned} \quad (18)$$

通过计算 Hessian 矩阵的特征值和特征向量来确定法线方向 $\mathbf{n}(t)$, 取绝对值最大的特征值对应的特征向量作为法线方向 $\mathbf{n}(t) = \mathbf{n}(x, y)$, 其中 $\|\mathbf{n}_x, \mathbf{n}_y\|_2 = 1$, 确定局部法线方向后, 像素点 (x_0, y_0) 沿 $\mathbf{n}(x, y)$ 方向的灰度分布的泰勒展开式可近似表示为:

$$\begin{aligned} f(x_0 + tn_x, y_0 + tn_y) &= r(x_0, y_0) + \\ tn_x r_x(x_0, y_0) + tn_y r_y(x_0, y_0) + t^2 n_x n_y r_{xy}(x_0, y_0) + \\ \frac{1}{2} t^2 n_x^2 r_{xx}(x_0, y_0) + \frac{1}{2} t^2 n_y^2 r_{yy}(x_0, y_0) \end{aligned} \quad (19)$$

因此, 将泰勒多项式沿 t 的导数设为零, 则得到亚像素点:

$$(p_x, p_y) = (tn_x, tn_y) \frac{n!}{r!(n-r)!} \quad (20)$$

其中,

$$t = -\frac{r_x n_x + r_y n_y}{r_{xx} n_x^2 + 2r_{xy} n_x n_y + r_{yy} n_y^2} \quad (21)$$

当 $(p_x, p_y) \in [-0.5, 0.5] \times [-0.5, 0.5]$ 时, $(x_0 + p_x, y_0 + p_y)$ 被判定为光条中心点。

Steger 算法通过图像的 Hessian 矩阵求解条纹法向量, 并采用沿法线方向对灰度分布进行二阶泰勒展开的方法来精确定位条纹中心, 具有较高的精度和稳健性, 但需要对每个像素点执行五次二维高斯卷积, 效率低、实时性差。

2) 基于 PCA 的激光条纹中心线亚像素提取

激光条纹在沿条纹方向上的梯度变化较小, 理想情况下可以忽略不计, 而在垂直于条纹方向(法线方向)的梯度则最为显著。在一个局部区域内, 每个像素点的法线方向变化相对较小。因此, 可以选择使用 PCA 在一个适当大小的区域内, 构建梯度向量的协方差矩阵计算该区域内的平均梯度值, 从而估算出条纹的法线方向。相比 Steger 法, PCA 不需要进行多次高斯卷积, 有效降低了计算量, 提高了条纹中心线提取的效率^[14]。PCA 示意图如图 2 所示。

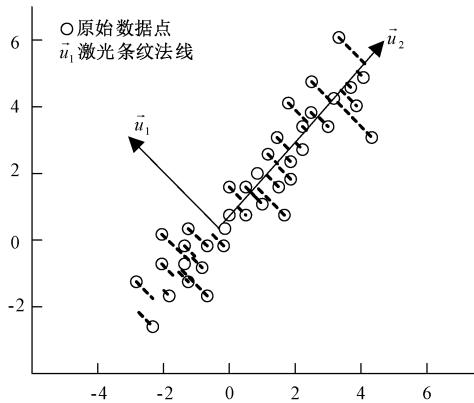


图 2 PCA 示意图

Fig. 2 PCA schematic diagram

设图像坐标信息为 m 组 2 维数据, 按列将数据组成 2 行 m 列矩阵, 中心化所有样本。

$$x^i = x^i - \frac{1}{m} \sum_{j=1}^m x^j \quad (22)$$

式中: x^i 为中化样本; x^j 为所有样本。计算样本的协方差矩阵:

$$\mathbf{C} = \frac{1}{m} \mathbf{X} \mathbf{X}^T = \begin{bmatrix} G_{xx} & G_{xy} \\ G_{yx} & G_{yy} \end{bmatrix} = \sum_w \begin{bmatrix} G_x^2 & G_x G_y \\ G_x G_y & G_y^2 \end{bmatrix} \quad (23)$$

式中: \mathbf{C} 为样本的协方差矩阵; \mathbf{X} 为中化后的样本矩阵。

根据公式解出激光条纹图像协方差矩阵的特征值和特征向量, 并将特征向量按特征值大小从大到小排列组成矩

阵 $\mathbf{P} = [\vec{u}_1 \quad \vec{u}_2]$, 如图 2 所示, 通过分别向两个向量 \vec{u}_1 、 \vec{u}_2 映射可以大致拟合出光条的形状, 这样可以将光条从原有坐标系转化到以光条中心点为原点、两个垂直向量为横纵坐标的新坐标系, 由此可以提取光条纹的法线方向。

使用 PCA 对图像梯度向量的协方差矩阵进行特征分解, 图像的梯度向量为:

$$\begin{aligned} \mathbf{G}_x(x, y) &= I(x, y) \otimes g_x(x, y) \\ \mathbf{G}_y(x, y) &= I(x, y) \otimes g_y(x, y) \end{aligned} \quad (24)$$

式中: $I(x, y)$ 代表图像的灰度值, 高斯卷积核为:

$$g_x(x, y) = -\frac{x}{2\pi\sigma^4} \exp\left(-\frac{x^2 + y^2}{2\sigma^2}\right) \quad (25)$$

$$g_y(x, y) = -\frac{y}{2\pi\sigma^4} \exp\left(-\frac{x^2 + y^2}{2\sigma^2}\right)$$

建立梯度向量的协方差矩阵^[15]为:

$$\mathbf{C} = \begin{bmatrix} G_{xx} & G_{xy} \\ G_{xy} & G_{yy} \end{bmatrix} = \sum_w \begin{bmatrix} G_x^2 & G_x G_y \\ G_x G_y & G_y^2 \end{bmatrix} \quad (26)$$

求解协方差矩阵的特征值及其相应的特征向量为:

$$\lambda_1 = \frac{1}{2} [(a + b) + \sqrt{(a - b)^2 + 4c^2}] \quad (27)$$

$$\lambda_2 = \frac{1}{2} [(a + b) - \sqrt{(a - b)^2 + 4c^2}] \quad (28)$$

$$\mathbf{u}_1 = \left[\frac{1}{2} (a - b + \sqrt{(a - b)^2 + 4c^2}) \quad c \right]^T \quad (29)$$

$$\mathbf{u}_2 = \left[\frac{1}{2} (a - b - \sqrt{(a - b)^2 + 4c^2}) \quad c \right]^T \quad (30)$$

式中: $a = \sum_w G_x^2$, $b = \sum_w G_y^2$, $c = \sum_w G_x G_y$, \mathbf{u}_1 和 \mathbf{u}_2 分别为特征值 λ_1, λ_2 对应的特征向量, 根据梯度向量的协方差矩阵的物理意义, 可以确定绝对值最大的特征值对应的特征向量指向条纹的法线方向。由式(28)和式(29)可知 $\lambda_1 > \lambda_2$, 故 λ_1 对应的特征向量 \mathbf{u}_1 为条纹法线方向, 对 \mathbf{u}_1 进行归一化处理得到条纹法线方向的单位向量 $\mathbf{n} = [n_x \quad n_y]^T$ 。

确定条纹的法线方向后, 选择条纹梯度绝对值的极小值点 (x_0, y_0) 为初始点, 沿着法线方向对初始点的灰度值函数进行二阶泰勒级数展开得:

$$I(x_0 + tn_x, y_0 + tn_y) = I(x_0, y_0) + t \mathbf{n}^T \cdot \begin{bmatrix} G_x \\ G_y \end{bmatrix} + \frac{t^2}{2!} \mathbf{n}^T \cdot \begin{bmatrix} G_{xx} & G_{xy} \\ G_{yx} & G_{yy} \end{bmatrix} \cdot \mathbf{n} \quad (31)$$

其中, 条纹中心满足的条件为 $[tn_x, tn_y] \in [-0.5, 0.5] \times [-0.5, 0.5]$, 以确保在一个像素内, 对应条纹中心有 $\frac{\partial I}{\partial t} = 0$ 成立, 可得 $t = -\frac{n_x G_x + n_y G_y}{n_x^2 G_{xx} + 2n_x n_y G_{xy} + n_y^2 G_{yy}}$, 从而可得到条纹中心的精确位置 $(x_0 + tn_x, y_0 + tn_y)$ 。

2 实验和结果分析

为了测试线结构光中心线提取的有效性, 搭建了一套完整的线结构光三维测量系统, 如图 3 所示, 测量系统采用

波长为 650 nm 的瀚光 sK53-515 红光激光发射器作为线结构光激光光源, 经 FL3-GE-03S2C-C 工业相机采集激光条纹图像, Zolix MC600 电机控制箱组合 PSA300-11-X 工作滑轨组成位移平台, 开发环境为 Windows10×64。

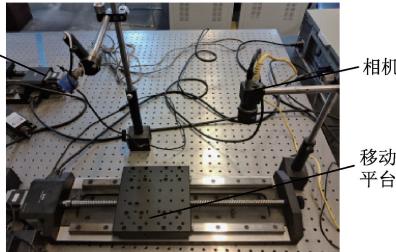


图 3 线结构光三维测量系统

Fig. 3 Linear structured light 3D measurement system

2.1 光条区域分割结果

图 4 展示了对带有反光干扰的三角铁上的激光条纹进

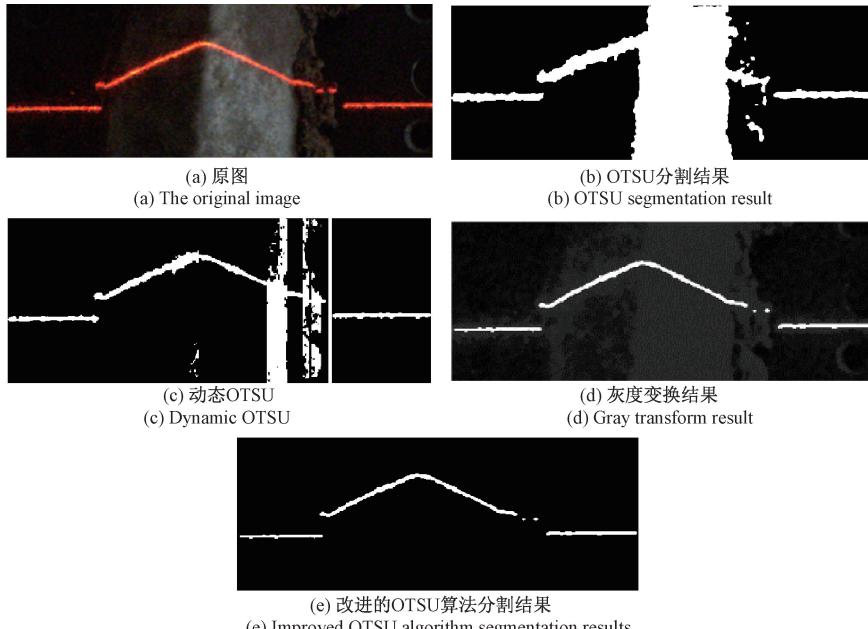


图 4 实验对比结果

Fig. 4 Experimental comparison results

表 1 展示了灰度变换前后的 OTSU 分割阈值对比。结果分析显示, 优化后的阈值比传统 OTSU 算法下的分割阈值大。这一现象可以归因于大津法对噪声的敏感性, 特别是在金属表面激光图像处理中, 由于表面反光造成的干扰, 可能导致部分反光区域被错误地识别为激光区域。通过灰度变换的优化策略, 可以有效减少噪声和反光干扰, 从而提高分割阈值的准确性。尽管采用改进的 OTSU 算法得到的类间方差较小, 但它的分割效果明显较好, 这是由于采用灰度变换降低了图像的对比度, 使得不同类别之间的特征差异不那么明显, 导致类间方差减小。

行中心线提取时, 本文激光条纹区域分割结果与其他算法分割效果的对比。其中, 图 4(a)和(b)分别给出了采集的原始图像和传统的 OTSU 阈值分割图像, 图 4(c)为动态 OTSU 分割结果, 图 4(d)为分段灰度变换后的图像, 图 4(e)为改进的 OTSU 分割后的光条图像。可以明显看出, 由于金属工件表面反光区域的影响, 仅用大津法无法准确分割出光条图像。采用文献[7]中的动态 OTSU 需要依赖于滑动窗口的选取, 局部反光部分断开间隙较大, 无法准确分割出激光条纹区域。而经过分段灰度变换处理, 极大的消除了金属工件表面的反光干扰, 结合大津法阈值分割后, 激光光条得以清晰、精准地从背景中分割出来。其中, 灰度变换函数为:

$$f(i) = \begin{cases} i, & i \leq 40 \\ 41, & 41 \leq i \leq 220 \\ i, & 221 \leq i \leq 255 \end{cases} \quad (32)$$

表 1 灰度变换前后阈值对比

Table 1 Comparison of threshold values before and after gray scale transformation

待分割 图像	传统 OTSU 算法		改进 OTSU 算法	
	阈值 T	最大类间 方差	优化 阈值 T	最大类间 方差
图 4(a)	55	1 087	130	484

2.2 光条中心亚像素提取结果

图 5 显示了本文算法进行条纹中心提取的过程和最终成果。其中, 图 5(a)和(b)分别给出了原始图像和经

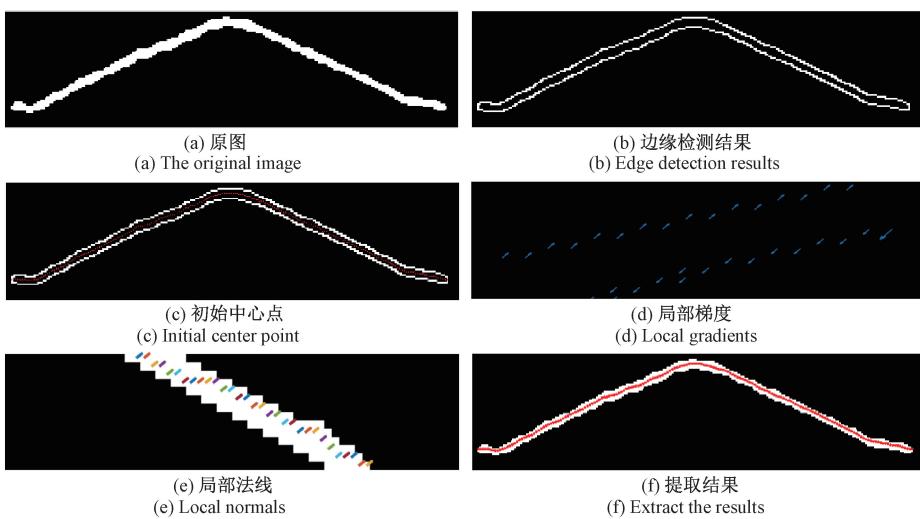


图5 使用PCA算法提取条纹中心的过程

Fig. 5 Process of extracting fringe center using PCA algorithm

Canny检测后的光条边缘图像,图5(c)展示了提取的初始中心点。为了清晰展现条纹的几何特性,图5(e)、(f)分别给出了条纹的局部的梯度和法线。

2.3 光条中心提取算法速度精度分析

1) 直观分析

为了体现本文所提方法的优越性,将实验结果与灰度重心法、Steger算法、自适应Steger算法^[12]得到的结果进行对比。为了更直观的对比提取效果,将三角铁上的中心线提取结果分为直线段部分、折线段部分与局部放大部

分。图6为三角铁直线段部分各算法的结果图,图7为折线段部分各算法的结果图,图8为局部放大图。从图6~8可以清晰地观察到,灰度重心法的效果较好,但存在较为明显的锯齿状现象,影响了线条的流畅性。Steger法时常出现断线的情况,并且在线条边缘处容易检测出多余的点,导致结果不够精确。自适应Steger法可以有效修复断线的问题,但仍然存在冗余点。相比之下,本文方法在整体上展现了最佳的效果,无论是线条的连续性还是平滑度都表现得相当出色。

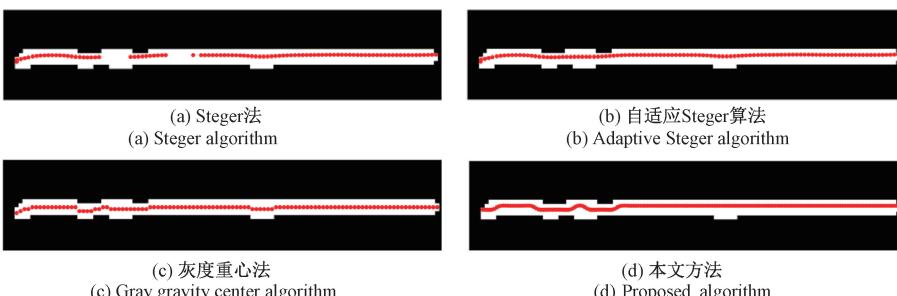


图6 直线段结果

Fig. 6 Results of line segment

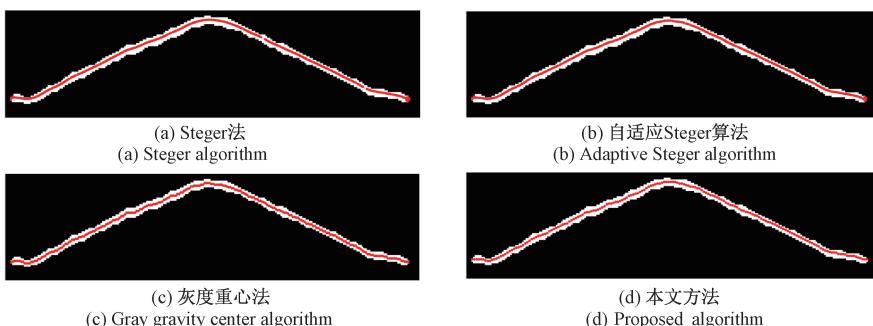


图7 折线段结果

Fig. 7 Result of broken line segment

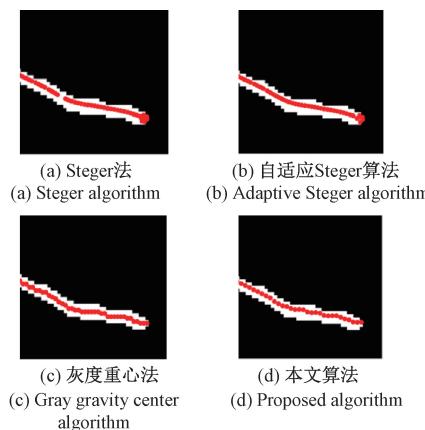


图 8 局部放大结果

Fig. 8 Local magnification results

2) 准确度分析

在光条中心线提取算法的准确度分析中,由于真实中心线位置难以直接获取,常借助标准差 σ 来间接衡量其精度。如式(33)所示,首先需要对提取的亚像素点进行拟合,然后计算所有点到拟合直线的距离标准差, σ 越小则精度越高,说明算法提取光条中心相对准确^[16]。

$$\sigma = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2}{n}} \quad (33)$$

其中, n 表示提取中心点的个数, x_i 表示第 i 个光条中心点到拟合直线的距离, \bar{x} 表示平均距离。表 2 为不同方法提取激光条纹中心线的标准差。由表 2 可知,本文算法相比于灰度重心法激光条纹中心线的标准差较小,减少了约 0.25 pixel;本文算法标准差与 Steger 算法相近,但波动更小,提取激光条纹中心更为准确;自适应 Steger 算法进一步细化了条纹区域,因此获取的平均标准差要小于本文算法,即在精度方面略高于本文算法。

表 2 各算法提取激光条纹中心线的标准差

Table 2 Standard deviation of laser fringe center line extracted by each algorithm

实验 编号	Steger 算法	灰度 重心法	自适应 Steger 算法	本文 算法
1	0.579 2	0.783 3	0.482 9	0.513 3
2	0.556 3	0.732 5	0.479 1	0.502 5
3	0.564 7	0.734 5	0.482 7	0.504 1
4	0.598 0	0.799 1	0.491 2	0.518 1
5	0.573 4	0.755 2	0.488 7	0.510 5
平均	0.574 3	0.760 9	0.484 9	0.509 7

3) 运行时间分析

为了验证本文光条纹中心线提取算法的运行效率,本文在相同的光照环境下,对 5 组图片分别进行本文的中心

线提取算法运算,并且每组图片运算 6 次,取 6 次运行时间的平均值进行比较。不同算法提取激光条纹中心线的平均运行时间如表 3 所示。如表 3 所示,Steger 算法的运行时间最长,这是由于 Steger 算法需要进行多次二维卷积运算,导致算法运行时间相对较长。本文算法由于运用 PCA 计算条纹的法向,减少了计算量,在时间方面拥有卓越的表现。与 Steger 算法相比,本文算法较提取速度约提高 13 倍,与灰度重心法相比,提取速度约提高 10 倍。自适应 Steger 算法虽然在精度上略高于本文算法,但需要设置不同方差值分别进行光条中心提取,增加了计算量,导致运算速度相对本文算法较慢,且仍存在冗余点,稳定性较差。

表 3 各算法提取激光条纹中心线的运行时间

Table 3 The running time of each algorithm to extract the center line of laser fringe

算法	Steger 算法	灰度 重心法	自适应 Steger 算法	本文 算法	s
1	0.260 1	0.213 3	0.271 2	0.019 0	
2	0.253 3	0.218 5	0.246 9	0.018 2	
3	0.277 9	0.201 9	0.272 9	0.024 0	
4	0.265 5	0.213 9	0.272 4	0.021 1	
5	0.260 5	0.213 5	0.272 5	0.019 5	

综合来看,本文算法满足工业环境下的实时性和精度要求,为金属工件表面的形貌检测提供了技术支持。

3 结论

在基于线结构光的金属工件表面测量中,针对金属工件表面存在的强烈反光、激光条纹断裂等问题,本文提出了一种基于 PCA 的激光条纹中心线提取方法。通过改进的 OTSU 算法将光条区域分割出来,再用 PCA 实现对激光中心线的精确提取。实验结果表明,本文算法在金属工件表面存在严重反光条件下可以有效提取激光条纹区域,同时提取的激光条纹中心线标准差相较于灰度重心法减少了约 0.25 pixel,速度上相对 Steger 算法提高了近 13 倍。尽管本文算法在精度上略低于自适应 Steger 算法,但提取结果无冗余点干扰,连续性和平滑性较好,增强了测量结果的稳定性和可靠性。总体表明,本文算法能够快速、高精度的提取激光条纹中心线,符合工业测量系统对实时处理的需求,为后续的线结构光金属工件质量检测提供了坚实的基础。

参考文献

- [1] 张潇丹,单彦虎,储成群.基于点云处理的小型工业零件高度精密测量[J].电子测量技术,2022,45(11):134-139.
ZHANG X D, SHAN Y H, CHU CH Q. Highly precise measurement of small industrial parts based on

- point cloud processing [J]. Electronic Measurement Technology, 2022, 45(11): 134-139.
- [2] SINGH R, BABY B, SURI A, et al. Comparison of laser and structured light scanning techniques for neurosurgery applications [C]. 2016 3rd International Conference on Signal Processing and Integrated Networks (SPIN). IEEE, 2016: 301-305.
- [3] 邹焱焱,龚国基.面向焊缝跟踪的线激光检测技术研究[J].应用激光,2015,35(4):500-507.
- ZOU Y B, GONG G J. Research on line laser detection technology for welding seam tracking [J]. Applied Laser, 2015, 35(4): 500-507.
- [4] LI Y H, ZHOU J B, LIU L J. Research progress of the line structured light measurement technique [J]. Journal of Hebei University of Science and Technology, 2018, 39(2): 115-124.
- [5] 李钢.融合类间方差和概率误差的肺部图像分割[J].电子测量技术,2024,47(8):164-170.
- LI G. Lung image segmentation with interclass variance and probabilistic error [J]. Electronic Measurement Technology, 2024, 47(8): 164-170.
- [6] 张婧茹,莫锦秋,曹家勇,等.一种鲁棒的室外金属标记物图像分割算法[J].机械设计与研究,2016,32(3):31-37.
- ZHANG J R, MO J Q, CAO J Y, et al. A robust image segmentation algorithm for outdoor metal markers [J]. Machine Design & Research, 2016, 32(3): 31-37.
- [7] 周祺智,马万太.基于局部分类的铝合金低倍组织图像分割[J].机械制造与自动化,2022,51(4):129-132.
- ZHOU Q ZH, MA W T. Image segmentation of aluminum alloy low-power tissue based on local classification [J]. Machine Building & Automation, 2022, 51(4): 129-132.
- [8] 张铫,夏雨风,王梓琦,等.基于骨架邻近像素匹配的光条中心提取方法[J].东北大学学报(自然科学版),2023,44(11):1529-1536.
- ZHANG Y, XIA Y F, WANG Z Q, et al. Light strip center extraction method based on adjacent pixel matching of skeleton [J]. Journal of Northeastern University (Natural Science), 2023, 44 (11): 1529-1536.
- [9] 卜民众,吴国新,黄金鹏,等.基于空间灰度重心推进的线结构光中心提取[J].电子测量技术,2024,47(2):44-50.
- BU M ZH, WU G X, HUANG J P, et al. Linear structured light center extraction based on spatial gray gravity center propulsion [J]. Electronic Measurement Technology, 2024, 47(2): 44-50.
- [10] 王福斌,刘贺飞,王蕊,等.线结构光条纹中心亚像素自适应提取算法[J].激光技术,2021,45(3):350-356.
- WANG F B, LIU H F, WANG R, et al. Adaptive extraction algorithm of fringe center subpixel in line structured light [J]. Laser Technology, 2021, 45(3): 350-356.
- [11] 胡坤,周富强,张广军.一种快速结构光条纹中心亚像素精度提取方法[J].仪器仪表学报,2006(10):1326-1329.
- HU K, ZHOU F Q, ZHANG G J. A fast subpixel precision extraction method for fringe center of structured light [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2006(10): 1326-1329.
- [12] 南方,李大华,高强,等.改进 Steger 算法的自适应光条纹中心提取[J].激光杂志,2018, 39(1): 85-88.
- NAN F, LI D H, GAO Q, et al. Adaptive light fringe center extraction based on improved Steger algorithm [J]. Laser Technology, 2018, 39(1): 85-88.
- [13] 娄联堂,何慧玲.基于图像灰度变换的 OTSU 阈值优化算法[J].中南民族大学学报(自然科学版),2021, 40(3):325-330.
- LOU L T, HE H L. OTSU threshold optimization algorithm based on image gray transform [J]. Journal of South-Central Minzu University (Nature Science), 2021, 40(3): 325-330.
- [14] 蔡怀宇,冯召东,黄战华.基于主成分分析的结构光条纹中心提取方法[J].中国激光,2015,42(3):278-283.
- CAI H Y, FENG ZH D, HUANG ZH H. Extraction method of fringe center of structured light based on principal component analysis [J]. Chinese Journal of Lasers, 2015, 42(3): 278-283.
- [15] BAZEN M A, GEREZ H S. Systematic methods for the computation of the directional fields and singular points of fingerprints [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence, 2002, 24(7): 905-919.
- [16] 高秋玲,成巍,李文龙,等.复杂背景下的结构光条纹中心提取算法研究[J].山东科学,2024,37(2):65-73.
- GAO Q L, CHENG W, LI W L, et al. Research on fringe center extraction algorithm of structured light under complex background [J]. Shandong Science, 2024, 37(2): 65-73.

作者简介

周亚罗,副教授,硕士生导师,主要研究方向为数字图像处理、复杂系统的建模与仿真。

E-mail:550589525@qq.com

章洁(通信作者),硕士研究生,主要研究方向为图像处理、三维重建。

E-mail:1259938180@qq.com