

基于分区域自适应阈值 Zernike 矩的骨签轮廓尺寸测量方法

王嘉喆¹, 王慧琴^{1*}, 刘瑞², 王可¹, 王展³

¹西安建筑科技大学信息与控制工程学院, 陕西 西安 710055;

²中国社会科学院考古研究所, 北京 100101;

³陕西省文物保护研究院, 陕西 西安 710075

摘要 汉长安城遗址出土骨签数量庞大, 基于数字图像技术的骨签尺寸自动测量方法能够提高工作效率。针对骨签纹理繁多、边缘对比度低导致测量精度不高的问题, 提出一种基于分区域自适应阈值 Zernike 矩的骨签图像尺寸测量方法。首先, 利用 Canny 算子进行像素级定位; 然后, 对称设定边缘有效分区域, 以欧氏距离为比例系数计算各个分区域像素点与中心点的加权灰度值, 作为各区域 Zernike 矩提取边缘的判定阈值, 提取骨签亚像素级边缘; 其次, 引入边缘轮廓判别条件剔除无效纹理, 获取骨签图像精确轮廓; 最后, 使用最小外接矩算法计算骨签不规则轮廓, 结合相机标定完成骨签尺寸测量。实验结果表明, 与其他方法相比, 该方法测量的骨签长宽的均方根误差分别降低 1.3 mm 和 1.2 mm, 平均相对误差分别降低 3% 和 6.3%, 平均绝对误差分别降低 1.23 mm 和 1.08 mm, 能够有效提高复杂边缘轮廓的骨签尺寸测量精度。

关键词 测量; 尺寸检测; Zernike 矩亚像素边缘检测; 自适应阈值; 边缘提取; 最小外接矩算法

中图分类号 TP391.9

文献标志码 A

DOI: 10.3788/LOP222103

Bone Stick Contour Dimension Measurement Based on Sub-Regional Adaptive Threshold Zernike Moments

Wang Jiazhe¹, Wang Huiqin^{1*}, Liu Rui², Wang Ke¹, Wang Zhan³

¹School of Information and Control Engineering, Xi'an University of Architecture and Technology, Xi'an 710055, Shaanxi, China;

²Institute of Archaeology, Chinese Academy of Social Sciences, Beijing 100101, China;

³Shaanxi Institute for the Preservation of Cultural Heritage, Xi'an 710075, Shaanxi, China

Abstract A huge number of bone swabs are unearthed from the Chang'an city site of the Han dynasty, and the automatic measurement method of bone swab size based on digital image technology can improve the work efficiency at such sites. An approach for measuring the size of a bone swab image based on an adaptive threshold Zernike moment in various places is proposed to address the issue of low measurement accuracy brought on by variable bone swab textures and low edge contrast. First, the Canny operator is used for pixel-level localization. Then, the effective edge of each sub-region is fixed symmetrically; the weighted gray value of each sub-region pixel point and center point is calculated with Euclidean distance as the proportion coefficient; and the judgment threshold of the Zernike moment extraction edge of each region is used to extract the subpixel edge of the bone swab. Finally, to remove the invalid texture, the edge contour discrimination condition is added, and the precise contour of the bone swab picture is obtained; the size of the bone swab is estimated using camera calibration, and the irregular contour is obtained using the minimum circumscribed rectangle algorithm. The experimental results demonstrate that the root mean square error of the length and width of the bone swab measured by this method decreases by 1.3 mm and 1.2 mm, the average relative error decreases by 3% and 6.3%, and the average absolute error decreases by 1.23 mm and 1.08 mm, respectively, compared with other methods. Thus, the method can effectively enhance the measurement accuracy of the size of the bone swab with complex edge profiles.

Key words measurement; size detection; Zernike moment subpixel edge detection; adaptive threshold; edge extraction; minimum area bounding rectangle algorithm

收稿日期: 2022-07-18; 修回日期: 2022-08-13; 录用日期: 2022-09-05; 网络首发日期: 2022-09-15

基金项目: 国家社科基金冷门绝学研究专项(20VJXT001)

通信作者: hqwang@xauat.edu.cn

1 引言

骨签,以平滑较长的动物骨骼为原料削制加工为形状相似、大小相近的长条骨片,分为正反两面,自出土以来就引起了诸多学者探讨和研究,是汉代考古研究过程中的重要发现^[1]。目前所出土的几批骨签均出土于西汉时期的汉长安城遗址^[2],其数量十分庞大且对于骨签的尺寸检测还是依靠传统的人工测量,无论从骨签的数量还是文物保护方面考虑,人工测量都无法避免测量效率低、对文物造成损害等问题。

随着计算机自动化、智能化的发展,将数字图像处理技术引入文物的尺寸测量上,既能保证其测量精度,又能对文物进行无损检测,还降低了成本并可实现快速、连续测量。当前,数字图像处理技术^[3-4]已广泛应用于多方面,作为非接触式测量的一种典型方式,测量尺寸时通常需要获取目标图像的边缘信息。常见的边缘检测算子^[5-6]有 Sobel 算子、Laplace 算子、Canny 算子等,这些算子都是像素级检测,但骨签文物与其他文物不同之处在于,其尺寸较小、形状不规则难以测量,所以需要一种更精确的测量方式。因此,亚像素检测算法成为了学者关注的热点。

目前常见的亚像素检测算法分为插值法^[7]、拟合法^[8]、空间矩法^[9-10]。其中:插值法有二次插值、B 样条插值和切比雪夫多项式插值等;拟合法分为最小二乘拟合法和高斯边缘函数拟合法;空间矩法有矩方法和 Zernike 正交矩法。Ghosal 等^[11]首次利用 Zernike 正交矩计算参数实现亚像素边缘检测,相较于插值法和拟合法计算过程简单,并且能够有效抑制图像中噪声干扰。此后,研究者对此算法进行不断改进。欧阳等^[12]

提出一种利用改进 Zernike 矩检测铆钉尺寸的算法,但其花费时间相对较长,时效性有待提高;王晓杰等^[13]采用限制对比度的直方图均衡化算法结合 Zernike 矩测量低对比物尺寸;李江昀等^[14]针对传统阈值处理方法进行改进,使边缘受限于单像素范围内,但计算仍存在大量冗余。巢渊等^[15]利用多阈值 Otsu 分割法来确定 Zernike 矩最佳判定阈值,增强自适应性,但算法实时性仍有待提高。以上研究都是针对形状相似、对比度接近的物体进行尺寸检测的,对于纹理繁多、边缘对比度低、形状各异的骨签图像来说,以上方法存在一定局限性。

针对骨签纹理繁多、边缘对比度低导致骨签图像边缘轮廓复杂难以提取的问题,本文提出一种结合分区域自适应阈值^[16]Zernike 矩(STZ)算法与最小外接矩(MBR)^[17]算法的骨签尺寸检测算法(STZ-MBR)。在 Canny 算子边缘检测基础上,利用分区域自适应阈值 Zernike 矩算法进行亚像素边缘检测,利用轮廓判别条件提取骨签图像精确轮廓,最后利用 MBR 算法对获取的骨签轮廓进行处理,结合相机标定完成骨签尺寸的测量。

2 骨签尺寸测量方法

所提测量方法流程如图 1 所示,主要包括骨签图像预处理、骨签边缘检测、骨签尺寸测量与计算等 3 个部分。在获取骨签图像的基础上对图像进行预处理;在像素级边缘检测基础上,再通过亚像素边缘检测得到更精确的图像边缘,并引入边缘轮廓判别条件提取骨签轮廓;最后利用相机标定^[18]计算出实际的物理尺寸。

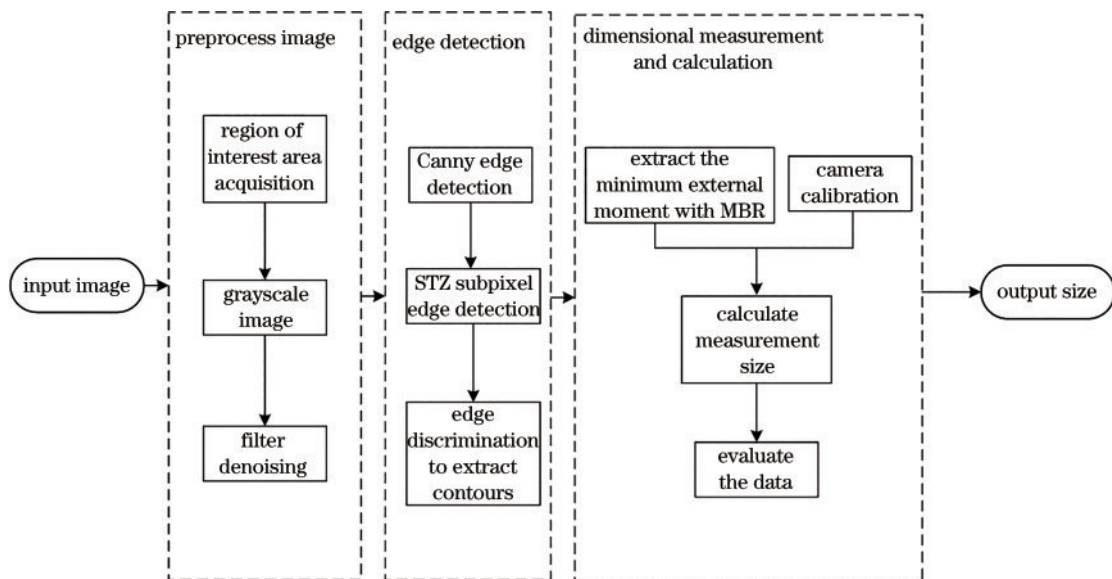


图 1 所提算法框图

Fig. 1 Flow chart of proposed algorithm

2.1 Zernike 矩算法与误差分析

2.1.1 算法原理

Zernike 矩首先确定所选模板;再对图像进行必要的预处理,可以选择像素级边缘检测;其次,将上述图像与 Zernike 模板分别进行卷积得到 Zernike 矩;然后,利用 Zernike 算法的旋转不变性,将上一步的矩乘以角度修正系数;最后计算出距离参数 d 和灰度参数 k ,根据此参数判断该点是否为边缘点,从而计算出亚像素边缘点。

Zernike 矩是定义在单位圆 $x^2 + y^2 \leq 1$ 的复值函数集:

$$V_{n,m}(x,y) = V_{n,m}(\rho,\theta) = R_{n,m} \exp(jm\theta), \quad (1)$$

式中: m 、 n 为整数且满足 $n \geq 0$, $n - |m|$ 为偶数, $|m| \leq n$; ρ 、 θ 分别表示点 (x,y) 到圆心的距离以及两点所构成向量与 X 轴正方向的夹角。

由于多项式 $V_{nm}(x,y)$ 是正交的,则满足:

$$\iint_{x^2+y^2 \leq 1} V_{nm}^*(x,y) V_{pq}(x,y) dx dy = \frac{\pi}{n+1}, \quad (2)$$

当且仅当 $n=p$ 和 $m=q$ 时成立,否则积分的值为 0。实值多项式为

$$R_{n,m} = \sum_{s=0}^{(n-|m|)/2} \frac{(-1)^s (n-s)! \rho^{n-2s}}{s! (\frac{n+|m|}{2}-s)! (\frac{n-|m|}{2}-s)!}. \quad (3)$$

离散数字图像 $f(x,y)$ 的 n 阶 m 次 Zernike 矩的表达式为

$$Z_{n,m} = \frac{n+1}{\pi} \sum_x \sum_y f(x,y) V_{n,m}^*(\rho,\theta), x^2 + y^2 \leq 1, \quad (4)$$

式中: $\frac{n+1}{\pi}$ 仅为一个常量;*为共轭符号。

根据 Zernike 矩的旋转不变性,可以得到旋转前的 Z_{nm} 与旋转后的 Z'_{nm} 的关系:

$$Z'_{nm} = Z_{nm} \exp(-jm\varphi). \quad (5)$$

可以看出,变换前后 Zernike 矩的模值相同,变化的只是相角。利用这一性质,基于理想的数据模型,可以计算出检测边缘所需参数。

图 2 为理想边缘阶跃模型。其中,单位圆内所包含的直线 L 为理想边缘,其两侧的灰度值分别为 h 和

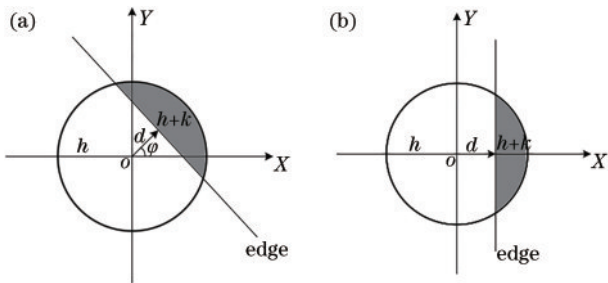


图 2 理想边缘阶跃模型。(a)原始图像边缘;(b)旋转后图像边缘
Fig. 2 Ideal edge step model. (a) Original image edge; (b) image edge after rotation

$h+k$, k 为灰度差, d 为圆心到边缘的距离, φ 为与 X 轴的夹角。

确定边缘参数需要通过 Z_{00} 、 Z_{11} 、 Z_{20} 等 3 个不同阶次的矩进行计算,由旋转不变性得:

$$\begin{cases} Z'_{00} = Z_{00} \\ Z'_{11} = Z_{11} \exp(j\varphi) \\ Z'_{20} = Z_{20} \end{cases} \quad (6)$$

由于旋转 φ 角后,图像关于 X 轴对称,所以 Z'_{11} 的虚部为 0,则有:

$$\text{Im}[Z'_{11}] = \sin \varphi \text{Re}[Z_{11}] - \cos \varphi \text{Im}[Z_{11}] = 0, \quad (7)$$

$$\varphi = \tan^{-1} \left(\frac{\text{Im}[Z_{11}]}{\text{Re}[Z_{11}]} \right), \quad (8)$$

式中: $\text{Re}[Z_{11}]$ 和 $\text{Im}[Z_{11}]$ 分别代表 Z_{11} 的实部和虚部。

根据理想阶跃模型,求得的旋转后各阶次矩为

$$Z'_{00} = h\pi + \frac{k\pi}{2} - k \arcsin(l) - kl\sqrt{1-l^2}, \quad (9)$$

$$Z'_{11} = \frac{2k(1-l^2)^{3/2}}{3}, \quad (10)$$

$$Z'_{20} = \frac{2kl(1-l^2)^{3/2}}{3}. \quad (11)$$

通过式(6)~(11)计算可以得出理想边缘参数:

$$\begin{cases} h = \frac{Z_{00} - (k\pi/2) + k \arcsin d + kd\sqrt{1-d^2}}{\pi} \\ k = \frac{Z'_{11}}{2(1-d^2)^{3/2}} \\ \varphi = \arctan \left(\frac{\text{Im}[Z_{11}]}{\text{Re}[Z_{11}]} \right) \\ d = \frac{Z_{20}}{Z'_{11}} \end{cases} \quad (12)$$

当采用 $N \times N$ 的 Zernike 模板时,其亚像素边缘检测公式为

$$\begin{bmatrix} x_s \\ y_s \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix} + \frac{N}{2} d \begin{bmatrix} \cos \theta \\ \sin \theta \end{bmatrix}. \quad (13)$$

2.1.2 算法误差分析

传统 Zernike 亚像素边缘检测算法中边缘点的判定是通过参数模型 k 和 d 来确定的, d 是圆心到边缘像素的距离, k 是边缘的阶跃强度,只有满足 $k \geq k_t$ 、 $d \geq d_t$ 时该点被判定为边缘点。由于骨签图像边缘存在对比度较低、边缘不清晰等情况,使得得到的边缘并非理想边缘,人为输入一个固定阈值来确定骨签图像边缘, k_t 较大则导致出现多边缘或者伪边缘现象,反之出现边缘缺失、边缘断裂等现象。

由于骨签图像中存在繁多纹理、裂痕等信息,传统 Zernike 边缘检测无法将图像纹理、细节与其边缘轮廓进行明显区分,影响骨签轮廓提取精度,并且骨签图像边缘部分纹理会直接导致测得骨签边缘断裂、残缺。

2.2 改进 Zernike 矩算法

2.2.1 分区域自适应阈值

在计算得出图像的理想边缘各项数据后,针对传统 Zernike 算法人为设置单一阈值的问题,引入分区域自适应阈值计算方法,在输入阈值判断条件前,首先将图像分为 $N_1 \times N_1$ 的对称区域。其中, N_1 的取值满足: N_1 的值为 Zernike 矩模板中 N 的整数倍,这样确保边缘轮廓提取时所计算的各个区域都是由 Zernike 矩算法中 $N \times N$ 大小的模板所卷积而来的; N_1 的取值不宜过大,一般小于 10,这主要是因为骨架数据中骨架轮廓外侧噪声点相对较少,若 N_1 取值过大则会造成一部分区域内 k 值过小即不存在“有效信息”,导致产生计算冗余、增加算法计算量等问题。

将图像中以 $N_1 \times N_1$ 所划分的各个区域中的中心像素点作为该区域的候选点,以该点 k 值及其区域内其他点的 k 值,计算出该区域的最终判断阈值 K_N ,其中,每个区域的阈值通过计算单独得出,计算方式为由其中心候选点像素的 k 值及其区域周围像素的 k 值与其距中心点的欧氏距离为比例系数作为权值进行加权计算。

$$W_{(i,j)} = \left[\sqrt{(X_i - X_1)^2 + (Y_i - Y_1)^2} \right]^{-1}, \quad (14)$$

式中: (X_1, Y_1) 为中心点坐标; $W_{(i,j)}$ 为点 (X_i, Y_i) 处的权值。

$$K_N = \sum_{i=1}^{N^2-1} (W_{(i,j)} * k_{(i,j)}), \quad (15)$$

式中: $k_{(i,j)}$ 为点 (X_i, Y_i) 处的阶跃强度。由式(15)有

$$k_i = K_N. \quad (16)$$

将自适应计算得出的 K_N 作为该区域 k_i 的取值,通过各个区域中存在的骨架边缘点 k 值大小的差异,使得各个分区域骨架图像边缘部分对比度不同,得到适应于该区域的 k 值,解决了传统手动人工输入阈值导致边缘检测不精确的问题,使各个分区域的阈值设置更加精确与简便,也可根据不同区域的对比度大小关系计算出整幅骨架图像的边缘。

2.2.2 剔除无效纹理提取骨架轮廓

根据传统 Zernike 算法误差分析可知,图像纹理会影响算法对边缘检测的准确度与精确度,所以引入边缘轮廓判别条件剔除骨架图像无效纹理,保证后续测量的精确性。边缘轮廓判别算法框图如图 3 所示。

具体步骤如下:

1) 扫描整张图片并用 $F = (f_{ij})$ 表示, f_{ij} 表示点 (i, j) 处灰度值, (i, j) 表示图像中 i 行 j 列像素点。

2) 如果 $f_{ij} = 1$ 且 $f_{i,j-1} = 0$ 或 $f_{i,j+1} = 0$ 时,取 f_{ij} 进行计算,令 $N^* = 1$ 。(N^* 为该点是边缘点的强度,该值越大该点为边缘点程度越强)

3) 以 (i, j) 为中心, $(i, j-1)$ 为起点顺时针遍历 (i, j) 4 邻域内的非零像素点,若存在则令 (i_1, j_1) 为第

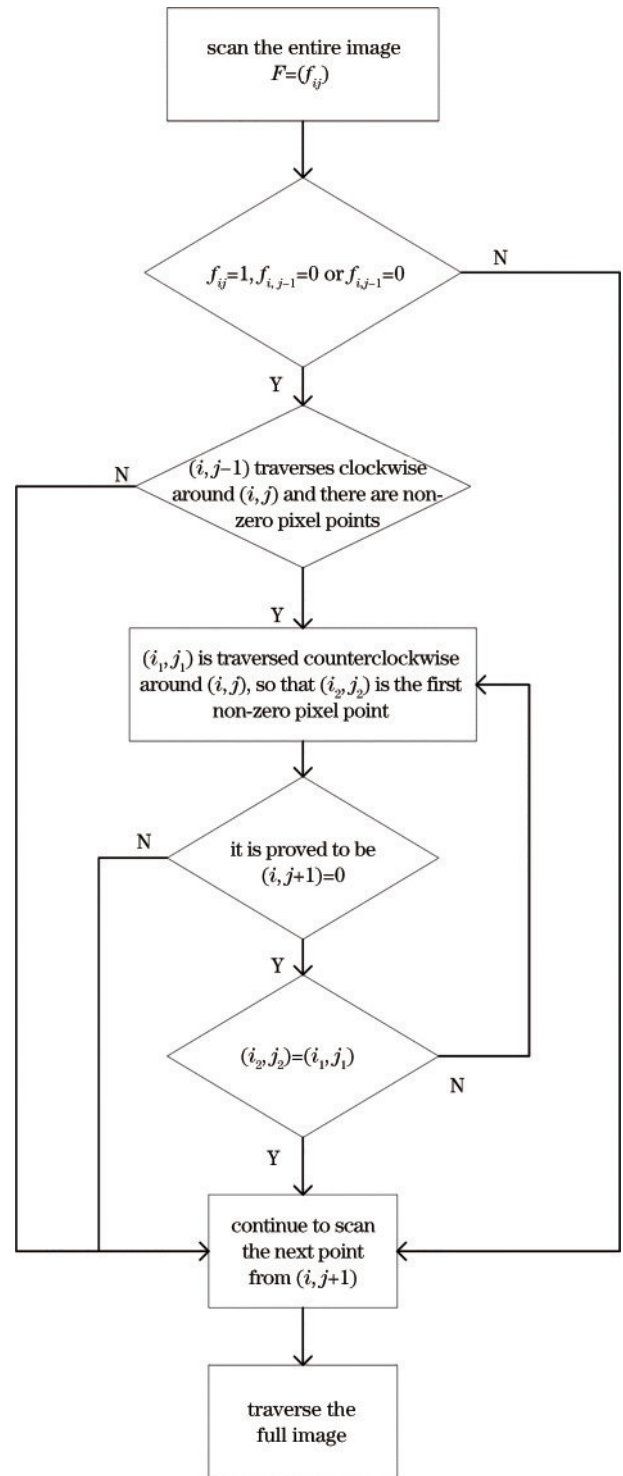


图 3 边缘轮廓判别算法框图

Fig. 3 Edge contour discrimination algorithm flow

1 个非零像素点,否则令 $f_{ij} = -1$ 并跳出到步骤 7)。

4) 再以 (i, j) 为中心, (i_1, j_1) 为起始点,逆时针遍历 4 邻域内的非零像素点,令 (i_2, j_2) 为逆时针方向上第一个非零像素点。

5) 若 $(i, j+1)$ 是步骤 3) 中已查且为 0 的像素点,则 $f_{ij} = -1$ 并跳出到步骤 7)。若 $(i, j+1)$ 不是步骤 3) 中已查为 0 的像素点,且 $f_{ij} = 1$,则 $f_{ij} = N^* + 1$ 。其余

情况不改变 f_{ij} 。

6) 若 $(i_2, j_2) = (i_1, j_1)$, 则回到初始边界点, 进行步骤 7)。否则 $(i_1, j_1) \leftarrow (i, j), (i, j) \leftarrow (i_2, j_2)$ 继续循环步骤 4)。

7) 从下一个点 $(i, j + 1)$ 继续扫描, 直到遍历完整幅图像。

算法遍历采用 4 邻域方式, 主要是考虑到 8 邻域方式的计算量远大于 4 邻域方式计算量, 4 邻域的遍历方式遍历整幅骨架图像所需计算量为 $4 \times n^2$, 而 8 邻域的遍历方式遍历整幅骨架图像计算量为 $8 \times n^2$, 其中, n 为

骨架图像中像素点个数, 故 $8 \times n^2$ 远大于 $4 \times n^2$ 。算法中轮廓的最终判断条件是由边缘点强度 N^* 值所决定的, 当遇到断裂的轮廓时, 算法会由断裂处附近点的 N^* 值从大到小依次确定边缘点, 从而达到补齐断裂边的效果, 直至形成完整闭合的轮廓, 再将完整闭合的轮廓绘制后输出。

2.2.3 改进 Zernike 矩算法流程

所提改进 Zernike 矩算法流程如图 4 所示, 通过分区自适应计算阈值得到图像边缘, 再通过轮廓判别算法剔除骨架图像无效纹理, 最终得到完整闭合的骨架轮廓。

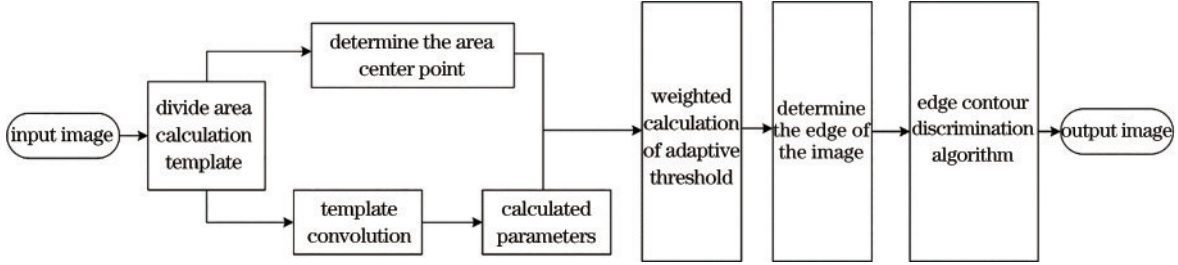


图 4 改进 Zernike 矩算法框图
Fig. 4 Block diagram of improved Zernike moment algorithm

2.3 MBR 算法与相机标定

2.3.1 MBR 算法

由于骨架自身存在断裂、残缺等情况, 且形状各异、不规则, 无法采用传统拟合规则形状的方式去测量骨架尺寸, 针对这一情况, 采用 MBR 算法计算出骨架最小外接矩形, 通过计算其最小外接矩形的长宽从而测量出骨架的长宽尺寸。

首先找到点集 S 中的纵坐标最小的点, 标记为 P_0 , 并将 P_0 分别与点集 S 中其余点依次连接得到线段集 L_p , 计算 L_p 中每条线段的夹角 (与 X 轴的正夹角) 和长度, 并按夹角和长度由小到大对点集进行编号 ($P_0, P_1, P_2, P_3, \dots, P_n$)。再从 P_0 开始按逆时针方向连接 P_1 , 判断除 P_0, P_1 之外的点是否都在线段 P_0P_1 的同一侧, 若满足则继续连接下一条线段进行判定, 若不满足则删掉当前线段的末端点, 将下一个点 (P_2) 作为新的末端点, 再判断线段 P_0P_2 直到满足为止。循环此步骤直到判断完所有线段。最终确定的凸壳边界和顶点集 W 如图 5 所示。

根据点集 S 分别找到 X 轴和 Y 轴方向上的最大值和最小值, 将其作为初始最小外接矩形 r_0 , 并记录 r_0 的面积。设点集 S 中第 i 个点的坐标为 (x_i, y_i) , 计算每条线段与 X 轴的水平夹角记为 θ_i :

$$\theta_i = \arctan\left(\frac{y_{i+1} - y_i}{x_{i+1} - x_i}\right) \quad (17)$$

将原图像绕坐标系原点旋转 θ_i , 旋转过后原坐标变为 (x'_i, y'_i) , 将会得到一个新的顶点集 S^* , 坐标旋转公式为

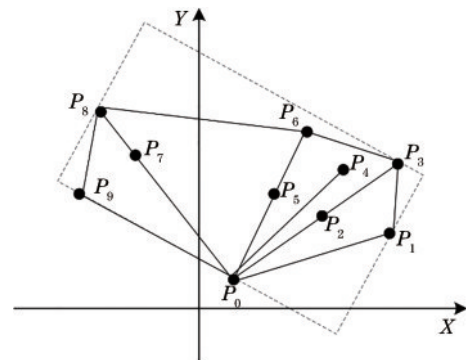


图 5 MBR 算法寻找点集示意图
Fig. 5 Schematic diagram of MBR algorithm seeking point set

$$\begin{pmatrix} x'_i \\ y'_i \\ 1 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \cos \theta_i & -\sin \theta_i & 0 \\ \sin \theta_i & \cos \theta_i & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x_i \\ y_i \\ 1 \end{pmatrix} \quad (18)$$

根据点集 S^* 分别查找 X 轴和 Y 轴方向上的最大值和最小值, 从而得到新的最小外接矩形 r_1 , 并计算 r_1 的面积及顶点坐标, 最后把 r_1 绕坐标系原点逆旋转 θ_i 角到原图上。逆旋转之后的顶点坐标为 $(\overleftarrow{x}_i, \overleftarrow{y}_i)$, 逆旋转公式如下:

$$\begin{pmatrix} \overleftarrow{x}_i \\ \overleftarrow{y}_i \\ 1 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \cos \theta_i & \sin \theta_i & 0 \\ -\sin \theta_i & \cos \theta_i & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x'_i \\ y'_i \\ 1 \end{pmatrix} \quad (19)$$

以此规律重复进行边界旋转, 若当前旋转过后得到的外接矩形面积小于前回外接矩形面积则保留当前最小外接矩形, 否则继续进行边界旋转, 直到所有的边界旋转完成, 可得到最小外接矩形集合 S_r 。至此骨架的

最小外接矩形已经确定,选择其中面积最小的一个外接矩形作为骨签的近似最小外接矩形。骨签最小外接矩结果如图 6 所示。从图 6(a)可以看出,在骨签边缘图像中可计算出多个骨签外接矩形,通过旋转边界计算出的骨签边缘最小外接矩形如图 6(b)所示,图 6(c)为骨签图像最小外接矩,可以看出其符合测量条件。

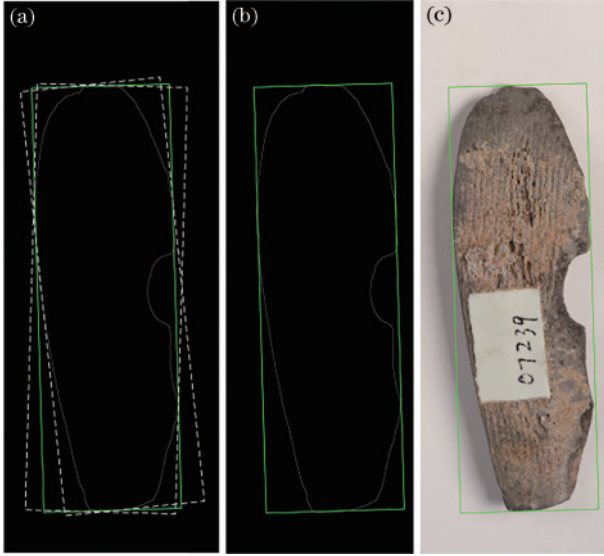


图 6 骨签最小外接矩结果。(a)轮廓外接矩形;(b)轮廓最小外接矩;(c)骨签图像最小外接矩
Fig. 6 Bone stick minimum external moment results. (a) Contour circumscribed rectangle; (b) minimum circumscribed moment of contour; (c) minimum circumscribed moment of bone stick image

2.3.2 相机标定

在上述算法中数据都以像素为单位,若要获得骨签实际尺寸,需要对相机构建成像模型,建立图像像素点与骨签表面点位置的对应关系。假设相机与标定面垂直,此时相机的模型为理想的小孔成像模型,小孔成像原理是将相机坐标系转换至图像坐标系的关键原理,也是相机成像采用最多的模型,如图 7 所示,利用小孔成像原理可以简单换算出理想模型中的比例 P 与实际距离 r 和像素数 p :

$$P = r/p, \quad (20)$$

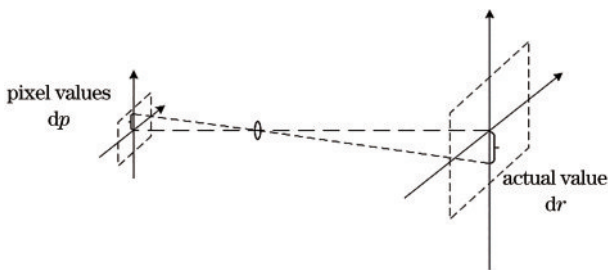


图 7 成像模型示意图

Fig. 7 Schematic diagram of the imaging model

骨签实际尺寸通过骨签图像长宽像素值与模型比例 P 乘积获得,具体计算公式如下:

$$R_x = r'_x \times P, \quad (21)$$

$$R_y = r'_y \times P, \quad (22)$$

式中: R_x 、 R_y 为骨签实际长宽值; r'_x 、 r'_y 为骨签图像长宽像素值。

利用骨签数据高质量特性,对每幅图像进行快速的相机标定,由其拍摄条件以及骨签置于图像中心的拍摄方式,对单位尺快速测量,替代传统相机标定中复杂的标定过程及相机参数的复杂计算。最终实验验证该方法计算速度较快,误差在标定误差允许范围之内。

3 实验结果及分析

3.1 实验环境及数据

骨签图像的采集硬件为高清彩色相机,采用背光方式照明静态测量,相机安装在检测台上,高度固定,将骨签平铺于检测台确保采集到完整骨签图像,实验处理器为 Windows 10 64 位操作系统,内存为 32 GB,CPU 为 AMD Ryzen 9 5900X 12-Core Processor@3.70 GHz,图形处理器为 NVIDIA GeForce RTX 3090。图像处理软件在 Python 3.7.4 环境下完成编程。

3.2 评价指标

对尺寸测量而言,最直接的评价标准就是其误差值大小,采用平均绝对误差 (E_{MAE})、平均相对误差 (E_{MRE})及均方根误差 (E_{RMSE})等 3 种不同的误差作为评价标准:

$$E_{MAE} = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^n |L - L'|, \quad (23)$$

$$E_{MRE} = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^n \left(\frac{L - L'}{L} \times 100\% \right), \quad (24)$$

$$E_{RMSE} = \sqrt{\frac{1}{M} \sum_{i=1}^n (L - L')^2}, \quad (25)$$

式中: M 表示样本数量; L 表示实际值; L' 表示测量值。

3.3 骨签边缘检测对比实验

选取一组骨签图像采用不同算法处理,对比骨签边缘检测效果,实验结果如图 8 所示。从图 8 可以看出,由于骨签边缘存在对比度较低的问题,传统边缘检测算法在边缘处理上存在较大偏差,而从图 8(f)可以看出,由所提 STZ 算法得到的骨签边缘更加接近真实边缘,有效克服了传统算法中无法精确定位边缘及出现大量伪边缘的问题,在像素级边缘检测的基础上更加精确定位骨签边缘。

图 9 为骨签边缘局部效果图,分别为骨签右上角局部边缘、左侧局部边缘、右侧局部边缘和左下角局部边缘图像。图 9(a)为插值法边缘检测结果,产生了大量的局部边缘残缺等问题,图 9(b)为 Zernike 矩边缘检测结果,可以看出,相较于插值法检测结果,图 9(b)已能

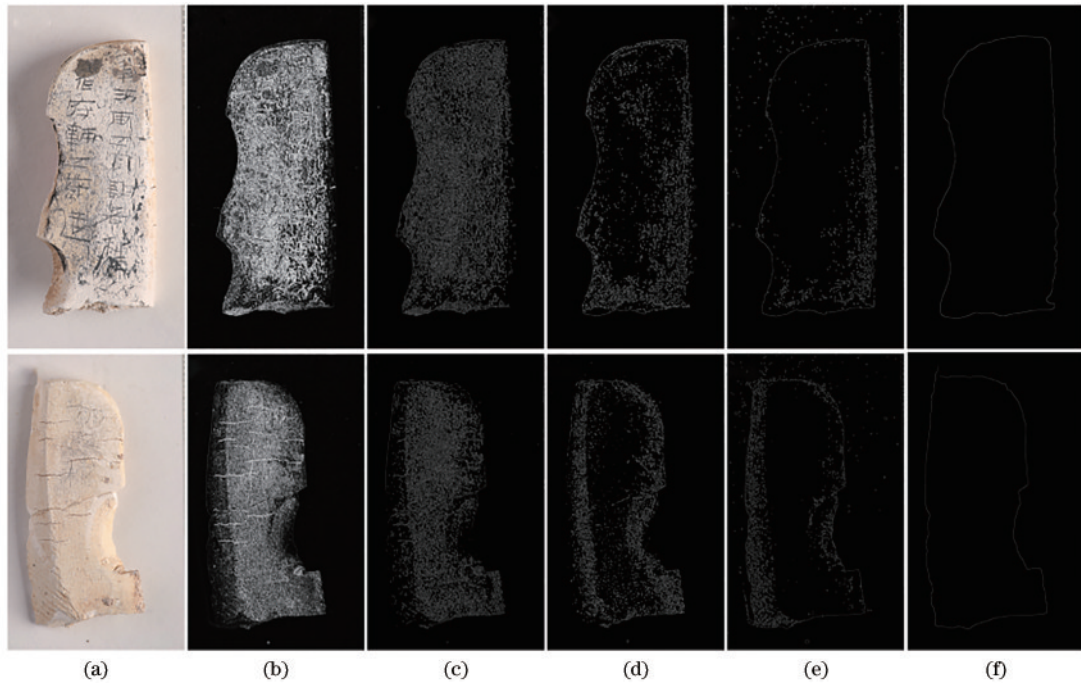


图 8 不同边缘检测算法检测结果。(a)骨签原图;(b) Sobel算法;(c) Canny算法;(d)插值算法;(e) Zernike算法;(f) STZ算法
 Fig. 8 Detection results of different edge detection algorithms. (a) Original drawings of bone stick; (b) Sobel algorithm; (c) Canny algorithm; (d) interpolation algorithm; (e) Zernike algorithm; (f) STZ algorithm

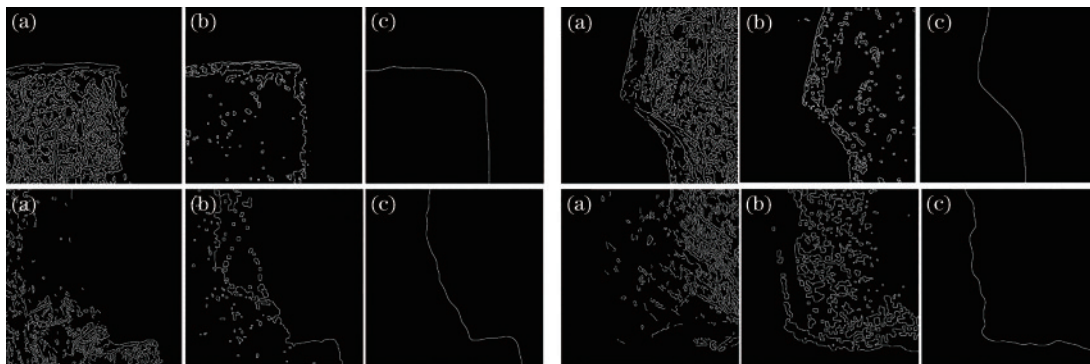


图 9 骨签边缘局部效果图。(a)插值算法;(b) Zernike算法;(c) STZ算法
 Fig. 9 Local rendering of edge of bone stick. (a) Interpolation algorithm; (b) Zernike algorithm; (c) STZ algorithm

检测出骨签边缘,但仍存在局部边缘断裂且噪声干扰较大等问题。图 9(c)为所提算法提取的骨签边缘,对比图 9(a)、(b)可知,所提算法可有效解决骨签边缘断裂、残缺等问题,从而得到完整闭合的骨签边缘轮廓。

表 1 为不同边缘检测算法检测骨签数据所消耗时间,其中,样本数量为 20。由表 1 可知,像素级边缘检测

表 1 不同边缘检测算法计算时间

Table 1 Computation time of different edge detection algorithms unit: s

Algorithm	Time
Sobel	4.2
Canny	3.5
Interpolation	62
Zernike	15.3
STZ	7.2

算法如 Sobel、Canny 算法在时间上有着一定优势,但其边缘检测精度相较于亚像素算法还是存在一定误差,所提 STZ 算法在保证检测完整边缘的同时降低了计算时间,为后续大数据量骨签尺寸计算提供了良好的基础。

选取骨签图像粗定位边缘中部分关键点坐标,通过插值法亚像素边缘检测、Zernike 亚像素边缘检测、STZ 亚像素边缘检测分别计算亚像素坐标,实验结果如表 2 所示。

骨签图像坐标点误差如图 10 所示。可以看出,插值法亚像素边缘检测算法和 Zernike 边缘检测算法在 Y 方向上均存在较大的误差,这是骨签图像边缘对比度不均衡,往往存在于骨签两侧部分所导致的,所提 STZ 算法在 X 方向和 Y 方向上的误差都有所降低并且具有较好的稳定性。

表 2 不同算法亚像素边缘检测坐标点

Table 2 Subpixel edge detection results of different algorithms

unit: pixel

Key point coordinate	Interpolation algorithm	Zernike algorithm	STZ algorithm
(2416, 2269)	(2416.5, 2270.2)	(2416.8, 2271.0)	(2415.69, 2269.3)
(2573, 3072)	(2572.6, 3071.5)	(2573.5, 3070.5)	(2573.0, 3072.0)
(2616, 947)	(2616.9, 948.5)	(2616.75, 949.75)	(2616.5, 947.6)
(2638, 950)	(2638.5, 951.25)	(2637.5, 953.25)	(2637.9, 950.0)
(2777, 3574)	(2777.25, 3573.0)	(2777.25, 3572.0)	(2777.0, 3573.8)
(2815, 907)	(2814.7, 908.75)	(2814.5, 908.35)	(2815.0, 907.9)
(3053, 3528)	(3052.3, 3527.25)	(3053.5, 3528.25)	(3053.0, 3527.9)
(3075, 2246)	(3074.45, 2246.4)	(3075.75, 2246.5)	(3074.7, 2246.3)
(3128, 1998)	(3128.2, 1998.23)	(3128.25, 1998.25)	(3128.0, 1997.8)
(3198, 2400)	(3197.63, 2399.7)	(3197.3, 2399.75)	(3198.16, 2400.23)

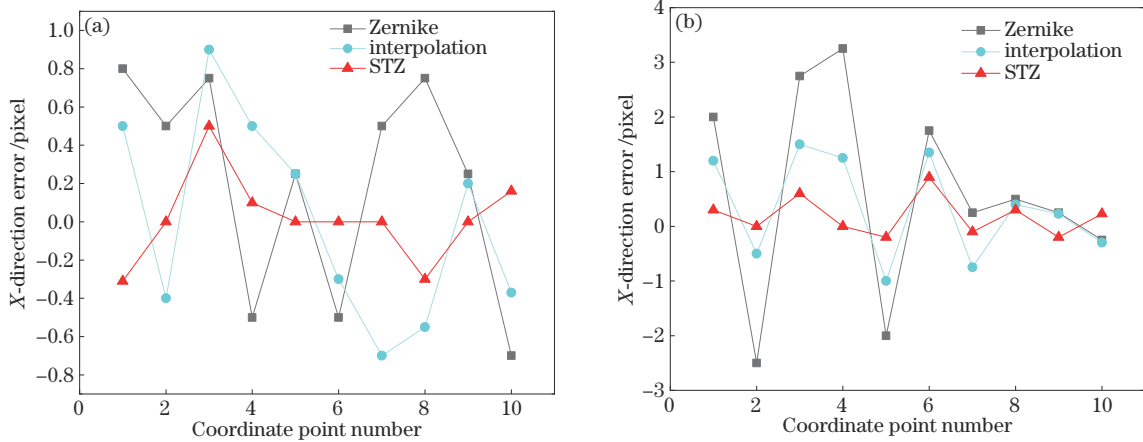


图 10 骨签图像坐标点误差。(a) X向误差; (b) Y向误差

Fig. 10 Bone stick image coordinate point error. (a) X-direction error; (b) Y-direction error

3.4 骨签测量尺寸精度对比实验

随机选取 20 个骨签样本进行尺寸测量,以专家现场实际测量尺寸为准,通过对比 Canny^[6]-MBR、Sobel^[5]-Zernike-MBR、Canny-Zernike^[12]-MBR 和 STZ-MBR 等 4 种算法所测量计算误差来验证所提测量算

法的有效性。

不同算法所测骨签尺寸结果如图 11 所示,可以看出,在长度和宽度方向上相比于其他算法,STZ-MBR 所测尺寸更接近于实际尺寸。

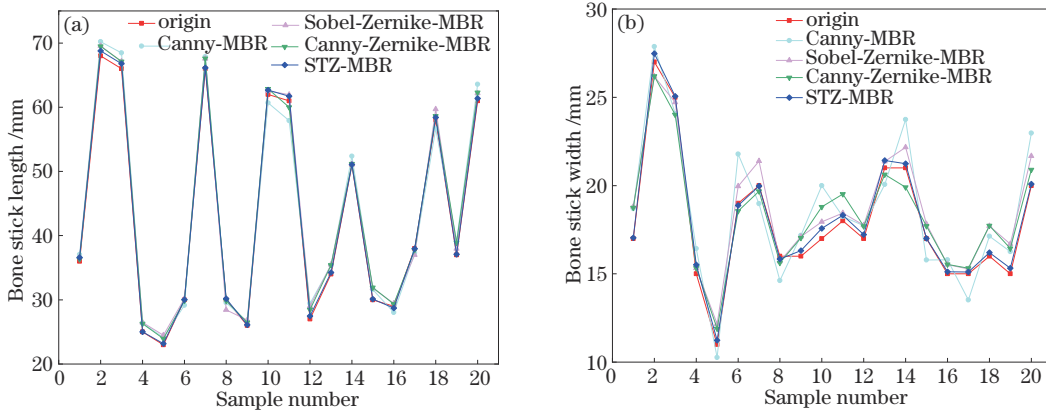


图 11 骨签尺寸测量。(a)实际长度与测量长度; (b)实际宽度与测量宽度

Fig. 11 Bone stick size measurement. (a) Actual length and measured length; (b) actual width and measured width

所测长宽绝对误差如图 12 所示,可以看出,在长度和宽度方向上与其他算法相比,STZ-MBR 的绝对

误差值最小且波动幅度更为稳定。

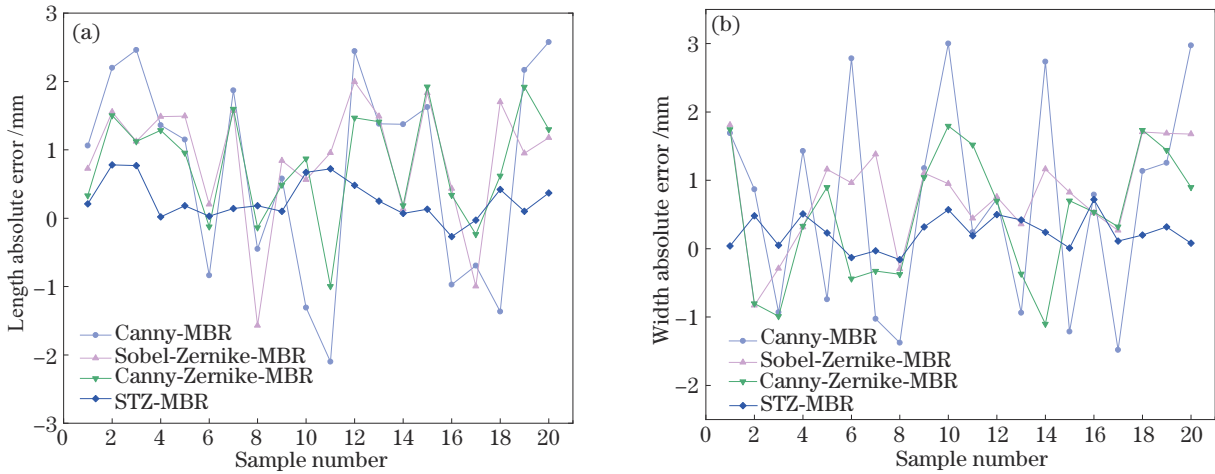


图 12 测量尺寸绝对误差。(a)长度方向;(b)宽度方向

Fig. 12 Absolute error of measurement size. (a) Length direction; (b) width direction

图 13 展示了不同算法长宽方向上 20 个样本的平均绝对误差。可以看出,与 Canny-MBR、Sobel-Zernike-MBR、Canny-Zernike-MBR 算法相比,STZ-MBR 算法在长度方向上平均绝对误差分别降低 1.23 mm、0.79 mm、0.63 mm,在宽度方向上平均绝对误差分别降低 1.08 mm、0.57 mm、0.56 mm。

骨签样本长宽方向下测量尺寸的相对误差如图 14 所示,可以看出,在长度和宽度方向上与其他算法相比,STZ-MBR 的相对误差更加平稳且最小。

图 15 展示了不同算法在长宽方向上 20 个样本的平均相对误差。结果表明,与其他算法对比,STZ-MBR 算法在长度方向上平均相对误差分别降低 3%、2.4%、1.7%,在宽度方向上平均相对误差分别降低 6.3%、3.6%、3.5%。图 16 展示了不同算法长宽方向

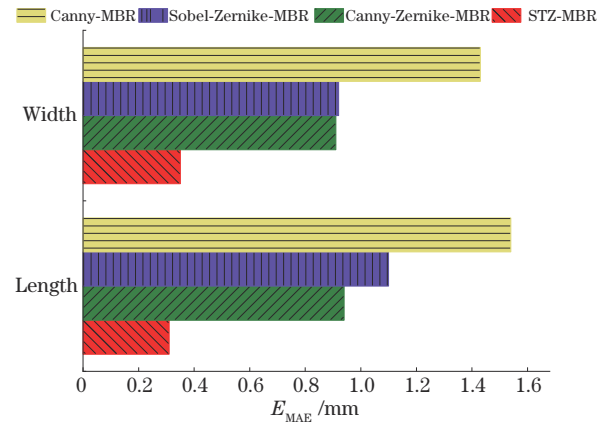


图 13 骨签长宽测量平均绝对误差

Fig. 13 Mean absolute error of bone stick length and width measurement

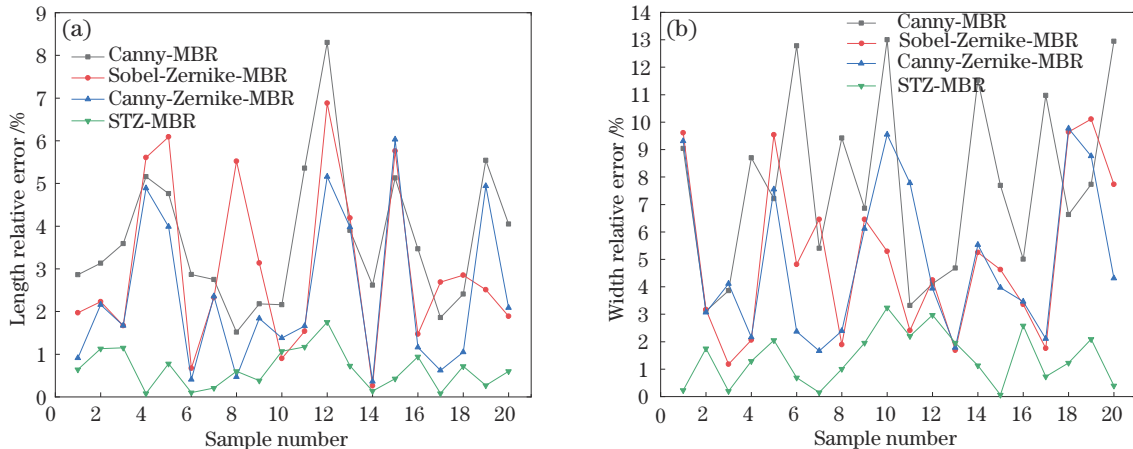


图 14 测量尺寸相对误差。(a)长度方向;(b)宽度方向

Fig. 14 Relative error of measurement size. (a) Length direction; (b) width direction

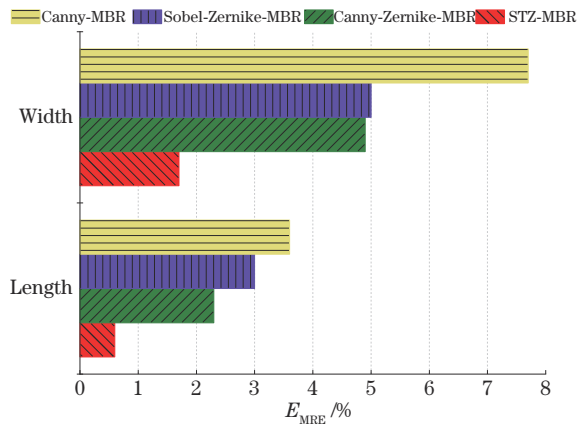


图 15 骨签长宽测量平均相对误差图

Fig. 15 Average relative error of bone stick length and width measurement

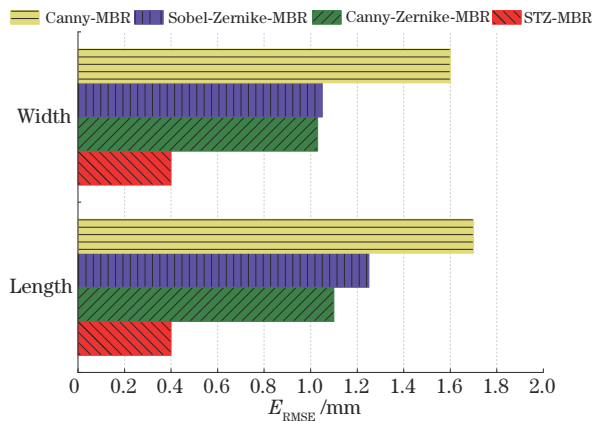


图 16 骨签长宽测量均方根误差

Fig. 16 Root mean square error of bone stick length and width measurement

上 20 个样本的均方根误差。结果表明,与其他算法对比,STZ-MBR 算法在长度方向上均方根误差分别降低 1.3 mm、0.85 mm、0.7 mm,在宽度方向上均方根误差分别降低 1.2 mm、0.65 mm、0.62 mm。

4 结 论

提出一种基于分区域自适应阈值 Zernike 矩的骨签轮廓图像尺寸测量方法。在 Canny 算法像素级粗定位基础上,使用分区域自适应阈值方法作为 Zernike 矩提取边缘的阈值判定方法,提高骨签边缘检测精度;再引入边缘轮廓判别条件,精确提取骨签最大轮廓;最后使用 MBR 算法对提取出的骨签轮廓进行最小外接矩处理,克服骨签轮廓形状不规则的问题,结合相机标定完成骨签尺寸信息计算。实验结果表明,所提方法测量的骨签尺寸精度优于对比方法,能够满足骨签尺寸高精度测量要求,具有一定的实际应用价值。

参 考 文 献

[1] 齐海彬. 汉代骨签档案探微[J]. 兰台世界, 2014(26):

58-59.

Qi H B. Probe into the archives of bone signs in Han Dynasty[J]. Lantai World, 2014(26): 58-59.

[2] 高杰. 汉长安城遗址出土骨签名物和用法再议[J]. 华夏考古, 2011(3): 109-113, 149.

Gao J. Restudy of the Name and usage of the bone tallies unearthed from the Han period Chang'an city-site[J]. Huaxia Archaeology, 2011(3): 109-113, 149.

[3] Shhit M. Digital image processing technology[J]. Journal of Research in Science and Engineering, 2022, 4(4): 65-66.

[4] Joshi R A, Helambe S N, RRDeshmukh. Digital image processing based surface area calculation[J]. International Journal of Innovative Technology and Exploring Engineering (IJITEE), 2020, 10(1): 186-190.

[5] Tian R, Sun G L, Liu X C, et al. Sobel edge detection based on weighted nuclear norm minimization image denoising[J]. Electronics, 2021, 10(6): 655.

[6] 闫河, 赵其峰, 谢敏, 等. 自适应 Canny 算子 PCBA 元器件边缘检测及修复[J]. 光学学报, 2021, 41(5): 0515003.

Yan H, Zhao Q F, Xie M, et al. Edge detection and repair of PCBA components based on adaptive Canny operator[J]. Acta Optica Sinica, 2021, 41(5): 0515003.

[7] Luo W, Liu J B, Li Z R, et al. Efficient triangular interpolation methods: error analysis and applications[J]. IEEE Antennas and Wireless Propagation Letters, 2020, 19(6): 1032-1036.

[8] Razali N, Draman N, Nor-Al-Din S, et al. Cubic curve fitting method in reconstruction of Chinese calligraphy outline[J]. Journal of Physics Conference Series, 2021, 2084(1): 012020.

[9] Sheng P F, Gu W C, Yu J. Absolute measurement method for a spherical surface by random off-axis rotation based on Zernike polynomials[J]. Applied Optics, 2021, 60(30): 9333-9341.

[10] Huang C, Jin W, Xu Q, et al. Sub-pixel edge detection algorithm based on Canny-Zernike moment method[J]. Journal of Circuits, Systems and Computers, 2020, 29(15): 2050238.

[11] Ghosal S, Mehrotra R. Orthogonal moment operators for subpixel edge detection[J]. Pattern Recognition, 1993, 26(2): 295-306.

[12] 欧阳, 罗建桥, 熊鹰, 等. 基于自适应阈值 Zernike 矩的铆钉尺寸检测[J]. 传感器与微系统, 2020, 39(3): 139-142, 152.

Ou Y, Luo J Q, Xiong Y, et al. Rivet size detection based on adaptive threshold Zernike moment[J]. Transducer and Microsystem Technologies, 2020, 39(3): 139-142, 152.

[13] 王晓杰, 莫绪涛, 陶新宇, 等. 基于机器视觉的低对比度物体尺寸测量研究[J]. 光学技术, 2022, 48(1): 27-33.

Wang X J, Mo X T, Tao X Y, et al. Research on low-contrast object size measurement based on machine vision[J]. Optical Technique, 2022, 48(1): 27-33.

[14] 李江昀, 王宇浩, 童朝南. 一种 Zernike 矩的高精度板材尺寸测量方法[J]. 电子学报, 2015, 43(7): 1432-1436.

- Li J Y, Wang Y H, Tong C N. An accurate Zernike moment-oriented method for measuring flat strip dimension [J]. *Acta Electronica Sinica*, 2015, 43(7): 1432-1436.
- [15] 巢渊, 唐寒冰, 刘文汇, 等. 基于改进 Zernike 矩的轴类零件尺寸测量方法 [J]. *电子测量技术*, 2022, 45(3): 169-176.
- Chao Y, Tang H B, Liu W H, et al. Improved Zernike moment-based dimensional measurement method for shaft parts [J]. *Electronic Measurement Technology*, 2022, 45(3): 169-176.
- [16] 高佳月, 许宏丽, 邵凯亮, 等. 基于局部边缘特征描述子的自适应边缘检测算法 [J]. *中国激光*, 2020, 47(6): 0604003.
- Gao J Y, Xu H L, Shao K L, et al. An adaptive edge detection method based on local edge feature descriptor [J]. *Chinese Journal of Lasers*, 2020, 47(6): 0604003.
- [17] 黄超, 茅健, 徐斌, 等. 基于最小外接矩形和 Hough 变换的定位算法 [J]. *组合机床与自动化加工技术*, 2021 (8): 66-71.
- Huang C, Mao J, Xu B, et al. Location algorithm based on minimum enclosing rectangle and Hough transform [J]. *Modular Machine Tool & Automatic Manufacturing Technique*, 2021(8): 66-71.
- [18] 孙聪, 贾萌娜, 于起峰. 立体 Scheimpflug 相机标定及极线校正方法 [J]. *光学学报*, 2022, 42(14): 1412002.
- Sun C, Jia M N, Yu Q F. Calibration and epipolar rectification methods for stereo Scheimpflug cameras [J]. *Acta Optica Sinica*, 2022, 42(14): 1412002.