

基于十字激光的双目视觉钻铆孔质量检测

王红平*, 王宇, 赵世辰, 刘鑫

长春理工大学机电工程学院机电一体化实验室, 吉林 长春 130022

摘要 为了获得飞机蒙皮自动钻铆中铆孔的孔径尺寸和铆窝的深度信息,本团队搭建了一套基于双目视觉的检测系统。在立体匹配环节,该检测系统以十字激光在钻铆孔上的交点作为匹配基准,构建左右图像边界点的投影映射模型,同时采用基于模拟退火算法的多层感知器模型对脱离映射关系的边界点进行二次修正优化,解决了边界区域因亮暗变化差异微小导致的误匹配问题,保证了边界点的匹配精度;在双目视觉的三维重建中,以拟合空间曲线的方式建立钻铆孔的空间圆锥模型,从而得到钻铆孔的内孔孔径和铆窝深度。实验结果表明,基于十字激光匹配方法生成的点云数据的法向绝对偏差小于 0.018 mm,而孔径测量误差以及铆窝深度测量误差均在 0.04 mm 以内,有效提高了钻铆孔的检测精度。

关键词 机器视觉; 钻铆孔; 双目视觉; 十字激光; 立体匹配; 三维重建

中图分类号 TP391.4

文献标志码 A

DOI: 10.3788/CJL202249.2104002

1 引言

钻铆孔是飞机构件与蒙皮的主要连接孔,检测其孔径尺寸、铆窝深度是否满足制孔质量要求是保证连接精度和结构强度的重要措施。目前,国内仍采用人工接触式测量方案,即,采用窝量规或加塞铆钉的方式,凭经验判断钻铆孔的制孔质量。这种检测方式效率低下且检测精度无法保证,难以满足规模化生产的要求^[1]。机器视觉测量技术以其非接触式和高精度的优势,在工业生产中得到了广泛应用。

在钻铆孔的视觉测量领域,基于单目视觉的测量方法较为普遍。Yu 等^[2]采用单目相机结合远心镜头的方式测量钻铆孔,并在平面图像坐标系下建立了平行投影数学模型,用于获取钻铆孔的几何参数。尽管这种方式从结构层面降低了由镜头畸变产生的测量误差,但要求相机与被测对象保持垂直度关系。同时,钻铆孔内外轮廓在垂直方向上不共面,过于理想化的平行投影模型也会产生铆窝深度的透视投影误差。而基于双目视觉的检测方法不仅对垂直度的要求不高,还能够获取钻铆孔内外轮廓在相机坐标系下的三维坐标,从而可以通过三维重建的方式获取钻铆孔的几何参数。

基于双目视觉的圆孔检测算法的关键在于亚像素圆孔边缘特征的精准匹配。姚安庆等^[3]采用局部特征匹配法,将待匹配区域建立成匹配模板,实现了电动汽车充电孔的匹配与识别;解则晓等^[4]提出了半圆匹配

法,该方法通过寻找距离外极线最近的两个边缘点并以这两个点的连线与外极线的交点作为匹配点的方式,建立薄壁圆孔的匹配关系。以上两种方法均以孔自身的结构特征建立匹配关系,在纹理特征较少的情况下容易出现误匹配或匹配不到的情况,整体的鲁棒性以及抗干扰能力不高。

针对上述现象,本团队提出了基于十字激光的双目视觉钻铆孔检测方法。在该方法中,将十字激光与钻铆孔的交点作为匹配基准构建边界点的投影映射模型,同时采用随机采样一致(RANSAC)算法优化迭代出投影变换的最佳单应矩阵;考虑到透视投影畸变的影响,对于脱离映射关系的投影点采用基于模拟退火算法的多层感知器模型进行误差补偿。最后,对三维重建的钻铆孔内外轮廓点云数据进行空间曲线拟合并建立数学模型,在拟合得到的圆锥模型中通过几何关系式计算得到钻铆孔的孔径尺寸及铆窝深度。

2 双目检测原理

图 1 所示为双目立体视觉成像的数学模型。为了简化计算,选择左相机坐标系作为世界坐标系,因此左相机的外参矩阵为 $[I \ 0]$,其中 I 为单位矩阵。假设两相机采用相同的视觉传感器, f_l 和 f_r 为对应的有效焦距, R 和 T 为两相机坐标系之间的旋转矩阵和平移矩阵,则可以利用双目的三角测量法建立求解空间点 $P(x, y, z)$ 的方程组^[5]

收稿日期: 2022-01-10; 修回日期: 2022-01-26; 录用日期: 2022-03-03

基金项目: 吉林省科技厅重点技术攻关项目(20190302019GX)

通信作者: *wanghongping@cust.edu.cn

$$\begin{cases} \omega_1 \begin{bmatrix} u_1 \\ v_1 \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} f_1 & 0 & C_x \\ 0 & f_1 & C_y \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \\ y \\ z \\ 1 \end{bmatrix} \\ \omega_2 \begin{bmatrix} u_2 \\ v_2 \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} f_r & 0 & C_x \\ 0 & f_r & C_y \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} r_1 & r_2 & r_3 & t_1 \\ r_4 & r_5 & r_6 & t_2 \\ r_7 & r_8 & r_9 & t_3 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \\ y \\ z \\ 1 \end{bmatrix} \end{cases}, \quad (1)$$

式中： (u_1, v_1) 和 (u_2, v_2) 分别为左右同名点对应的像素坐标； ω_1 和 ω_2 分别为左右同名点在相机坐标系下的 z 轴坐标； C_x 和 C_y 分别为图像的中心点坐标； $\begin{bmatrix} r_1 & r_2 & r_3 \\ r_4 & r_5 & r_6 \\ r_7 & r_8 & r_9 \end{bmatrix}$ 和 $\begin{bmatrix} t_1 \\ t_2 \\ t_3 \end{bmatrix}$ 分别为两相机坐标系之间的旋转矩阵和平移矩阵。

因此，空间点 P 的三维坐标可以表示为

$$\begin{cases} x = \frac{u'_1 z}{f_1} \\ y = \frac{v'_1 z}{f_1} \\ z = \frac{f_1(f_r t_1 - u'_2 t_3)}{u'_1 u'_2 (r_7 + r_8) + u'_2 r_9 f_1 - u'_1 f_r (r_1 + r_2) - f_1 f_r r_3} = \frac{f_1(f_r t_2 - v'_2 t_3)}{v'_1 v'_2 (r_7 + r_8) + v'_2 r_9 f_1 - v'_1 f_r (r_4 + r_5) - f_1 f_r r_6} \end{cases}, \quad (2)$$

式中： $u'_1 = u_1 - C_x$ ； $v'_1 = v_1 - C_y$ ； $u'_2 = u_2 - C_x$ ； $v'_2 = v_2 - C_y$ 。双目视觉中两相机之间的相对位置可以通过相机标定求得，通过这种方式可以将二维图像信息转化成三维空间信息。

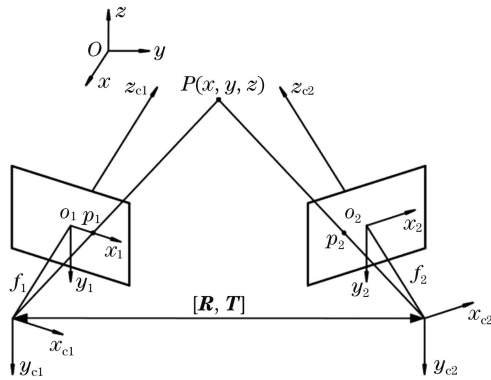


图 1 双目立体视觉成像模型

Fig. 1 Binocular stereo vision imaging model

3 基于十字激光的立体匹配法

使用双目相机采集的图像会受到相机高度和夹角的影响，从而会在一定程度上产生透视投影畸变，此时直接应用匹配约束准则易导致误匹配现象发生。因此，本团队提出了一种以十字激光光点进行定位的立体匹配法，该方法的流程如图 2 所示。 P_{sample} 和 E_{sample} 分别为样本数据和样本标签，用于训练基于模拟退火算法的多层感知器模型(SA-MLP 网络模型)。对参考平面内的边界点 P_{target} 经过透视变换后得到的投影点 $P_{transform}$ 进行判断，若满足误差要求则直接将其用于立体匹配，否则将待修正的投影点 $P_{reflect}$ 输入训练好的 SA-MLP 网络模型中，得到定位误差的预测值 \hat{E}_{target} ，最后将补偿修正后的投影点坐标 $P_{modified}$ 用于立体匹配。

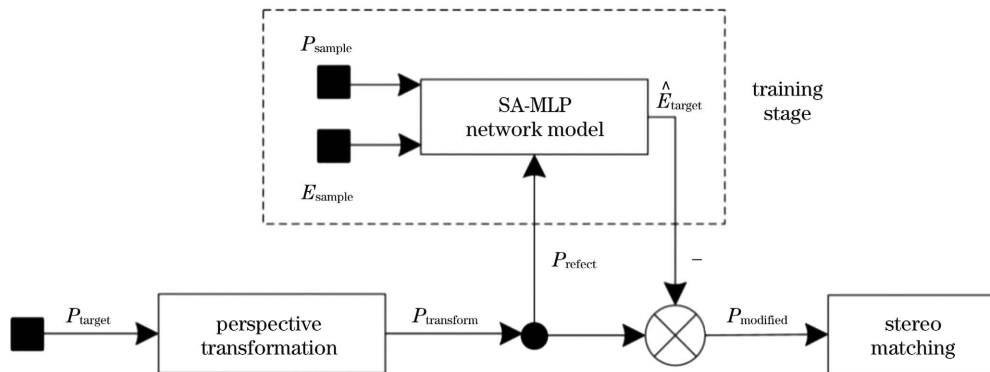


图 2 基于透视变换和 SA-MLP 网络的立体匹配流程图

Fig. 2 Flow chart of stereo matching based on perspective transformation and SA-MLP network

3.1 空间变换原理

在两幅待配准的图像中存在一定的重叠区域 I_l 和 I_r ，只需根据 I_l 和 I_r 中特征点的对应关系建立起

两相机平面的空间变换矩阵，即可实现左右边界点的精准匹配，而透视变换能很好地完成这个任务。图 3 所示为透视变换原理示意图。透视变换能够将一个平

面内的信息透视投影到另一个新平面中^[6],其数学模型可以表示为

$$s \begin{bmatrix} u_t \\ v_t \\ 1 \end{bmatrix} = \mathbf{H} * \begin{bmatrix} u_p \\ v_p \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} h_1 & h_2 & h_3 \\ h_4 & h_5 & h_6 \\ h_7 & h_8 & h_9 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} u_p \\ v_p \\ 1 \end{bmatrix}, \quad (3)$$

式中: (u_p, v_p) 是参考图像上特征点的坐标; (u_t, v_t) 为投影图像上对应的像素坐标; $h_1 \sim h_8$ 为单应矩阵 \mathbf{H} 的 8 个变换系数。从式(3)可以看出,该公式的求解至少需要 4 组特征点对,而且特征点对自身应满足极线约束和一致性原则,同时特征点对的原空间点应均匀分布于同一空间平面内。十字激光与钻铆孔轮廓的交点正好能够满足上述要求。

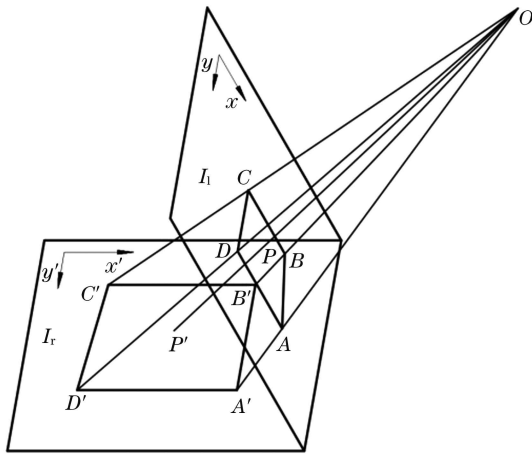


图 3 透视变换原理

Fig. 3 Perspective transformation principle

3.2 十字激光匹配法

如图 4 所示建立十字激光匹配模型,十字激光与钻铆孔相交得到 4 组单组特征点对。由于单组特征点对仅包含局部映射信息,为了使十字激光涵盖整个钻铆孔区域,在实际采集过程中需要旋转激光条纹,以得到多组特征点对 $\{S_i\}$; 然后根据 RANSAC 算法对特征点对进行提纯,并估算单应矩阵 \mathbf{H} 。这个过程即为获取最佳单应矩阵的过程。

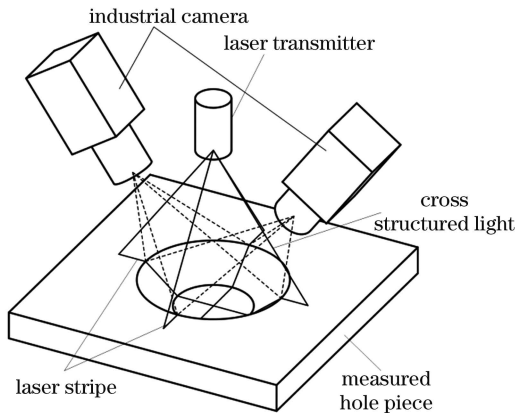


图 4 基于十字激光的立体匹配示意图

Fig. 4 Schematic of stereo matching based on cross laser

在 RANSAC 算法中,为保证变换后的投影点均匀且精确地分布于圆孔边界,变换矩阵的评估函数要

包含投影点的投影误差及其分布发散程度。假设特征点集合 $\{S_i\}$ 经过透视变换后得到的投影点集合为 $\{Q_i\}$, 则投影点集合的中心点坐标 $q_i(\bar{x}, \bar{y})$ 为

$$(\bar{x}, \bar{y}) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \sqrt{(x_i^2 + y_i^2)}. \quad (4)$$

这里以所有投影点到中心点 q_i 的几何距离均值 ΔR 来表示投影点的分布发散程度,其计算公式为

$$\Delta R = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \sqrt{(x_i - \bar{x})^2 + (y_i - \bar{y})^2}. \quad (5)$$

ΔR 的值越大,则投影点分布得越发散,变换矩阵涵盖的区域映射关系越全面。因此,模型的总体评估函数 ΔE 为

$$\begin{cases} \Delta E = (1 - \lambda) \Delta S + \lambda (1 - \Delta R) \\ \Delta S = \sum_{i=1}^N (u_i - x'_i)^2 + (v_i - y'_i)^2 \\ x'_i = \frac{h_1 x_i + h_2 y_i + h_3}{h_7 x_i + h_8 y_i + 1} \\ y'_i = \frac{h_4 x_i + h_5 y_i + h_6}{h_7 x_i + h_8 y_i + 1} \end{cases}, \quad (6)$$

式中: (u_i, v_i) 为原投影平面的特征点坐标; (x'_i, y'_i) 为生成的投影点坐标; λ 为权重因子; ΔS 和 ΔR 分别用于衡量投影误差及投影分布。因此,基于 RANSAC 算法的最佳单应矩阵的计算流程^[7]为:

- 1) 从特征点集合 $\{S_i\}$ 中随机抽取 4 组不共线的样本,计算出变换矩阵 \mathbf{H} ;
- 2) 利用变换矩阵 \mathbf{H} 对所有集合 $\{S_i\}$ 内的点进行透视变换,得到投影点集合 $\{Q_i\}$, 计算当前模型的 ΔE , 若 ΔE 小于阈值,则记录该变换矩阵的内点集 $\{N_i\}$;
- 3) 判断内点集 $\{N_i\}$ 的点数是否为最大内点集数,若达到最大内点集数,则记录最佳内点集 $\{N_i^*\}$ 以及最优单应矩阵 \mathbf{H}^* , 结束循环,否则,进入步骤 4);
- 4) 判断当前迭代次数是否达到最大迭代次数,若没有,则重复步骤 1), 否则,输出整个迭代过程中的最佳内点集 $\{N_i^*\}$ 以及最优单应矩阵 \mathbf{H}^* , 运行结束。

经透视变换以及 RANSAC 算法处理后,边界点对间的映射关系如图 5 所示。左侧的边界点经过投影变换后基本位于右侧的边界轮廓上。边界点对间相互平行的极线表明经过本文算法处理后的边界点对间具有线性关系。

3.3 SA-MLP 网络补偿模型

从图 5 中可以看出,受相机内外参的耦合作用以及非线性误差的影响,并非所有的投影点都能映射到边界轮廓上。为此,本文用具有极强非线性泛化能力的多层感知器模型(MLP)来实现投影点的误差补偿,同时针对传统网络在优化过程中存在易陷入局部极值的不足^[8],引入模拟退火算法来优化网络中的权值,加速网络收敛。

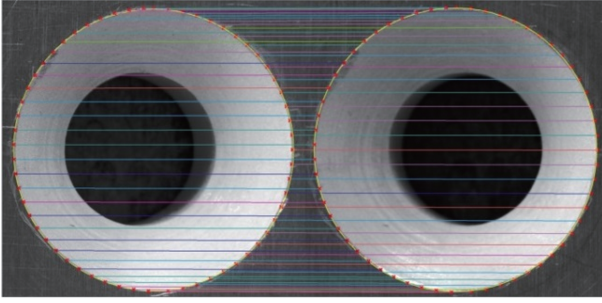


图 5 基于透视变换的匹配效果图

Fig. 5 Matching based on perspective transformation

本文采用三层网络结构对脱离映射关系的点进行二次修正优化,如图 6 所示。取几何距离均值 ΔR 作为衡量标准,若投影点到中心点 q_i 的距离 d_i 不满足 $|d_i - \Delta R| < \tau$ (τ 为尺度因子),则该投影点为待修正的投影点 $T_p(x_p, y_p)$,该点经 SA-MLP 网络模型补偿后可得到修正的投影点 $E_p(x_p + \Delta x, y_p + \Delta y)$ 。因此,在网络模型中设定输入、输出均为两个节点,即补偿前的投影点 $T_p(x_p, y_p)$ 和误差补偿值 $\Delta E(\Delta x, \Delta y)$ 。同时,为了提高网络的训练速度和学习稳定性,在训练前要对样本数据进行归一化处理,得到期望输出后再进行反归一化处理,还原数据的真实性^[9]。最后,为了减小损失值在局部极小的“波谷”区域振荡,采用熵误差函数^[10]。该函数的表达式为

$$L(W) = \sum_{m=1}^N \left[\ln\left(\frac{O_{pm}}{T_{pm}^*}\right) + (1 - O_{pm}) \ln\left(\frac{1 - O_{pm}}{1 - T_{pm}^*}\right) \right], \quad (7)$$

式中: N 为输入样本的总个数; O_{pm} 为期望输出值; T_{pm}^* 为实际输出值。该式反映了期望输出值与实际输出值之间的“距离”尺度。

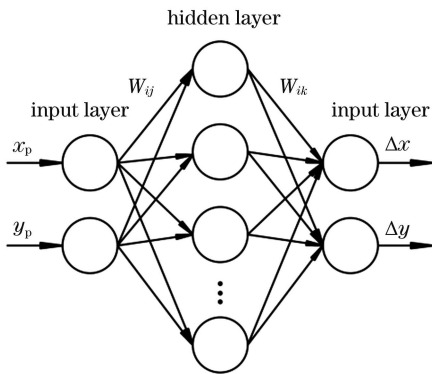


图 6 SA-MLP 网络结构图

Fig. 6 SA-MLP network structure

传统的网络优化算法建立在梯度下降法之上,存在收敛速度慢、易陷入局部最小值等缺点;而模拟退火(SA)算法通过添加扰动的方式使全局函数在搜索过程中生成新的状态,并以 Metropolis 准则作为判断依据使函数以一定的概率接受比当前解更差的解,从而跳出局部最优解区域,最后逐步降低温度,使函数收敛至全局最优解^[11]。其中, Metropolis 准则的表达式为

$$P = \begin{cases} 1, & E(n) > E(n+1) \\ \exp\left[-\frac{E(n+1) - E(n)}{T_{n+1}}\right], & E(n) \leq E(n+1) \end{cases}, \quad (8)$$

式中: P 为接受的概率; $E(n)$ 和 $E(n+1)$ 分别为更新前和更新后的状态; $T_{n+1} = \epsilon^n T_0$ 为当前的退火温度,由初始温度 T_0 随着迭代轮次衰减得到(其中的 ϵ 为衰减系数, $\epsilon < 1$)。生成一个随机数 $\mu \sim U[0, 1]$, 当 $P > \mu$ 时,模型接受新的状态,反之保留当前状态。

在 SA-MLP 网络中,以损失函数 $L(W)$ 作为模型的评价函数。设置网络参数 α 、 T_{min} 、 δ 、 E_{poch} 分别对应网络学习率、终止温度、最小增量以及迭代轮次,当迭代轮次、退火温度、函数增量中任意一个参数达到阈值后便输出最优解并结束循环。算法的具体流程如图 7 所示。

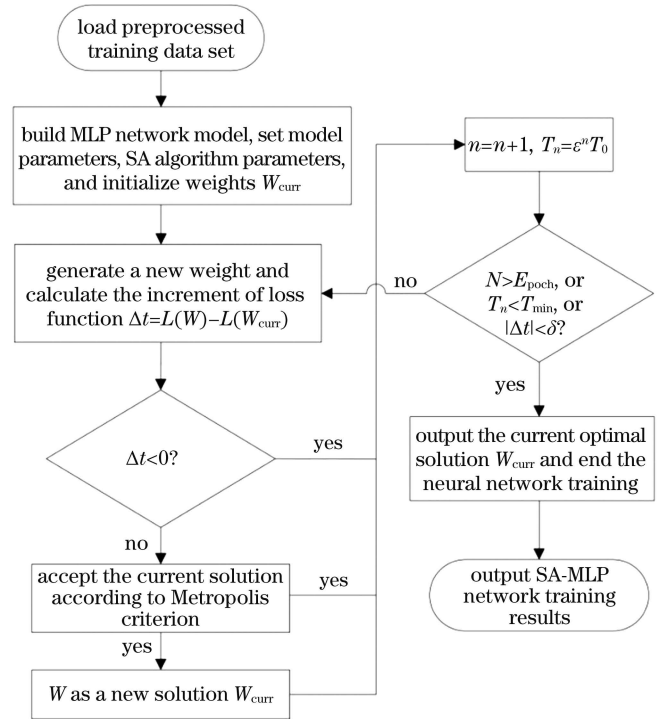


图 7 SA-MLP 算法流程图

Fig. 7 SA-MLP algorithm flow chart

3.4 神经网络误差补偿分析

在 SA-MLP 网络的训练阶段,按交叉因子 $p = 0.2$ 将数据集划分为训练集和验证集,设置初始学习率为 0.01,最大训练次数为 500 次,训练目标最小误差为 2×10^{-3} 。为了验证本文误差补偿模型的准确性和优越性,用传统的 MLP 网络以及 SA-MLP 网络模型进行误差补偿,并将误差补偿结果与透视变换后的结果进行对比。这里以归一化的标准误差 $\sqrt{\Delta x_i^2 + \Delta y_i^2}$ 作为评价标准,从所有样本数据中随机抽取 30 组样本数据进行误差预测。图 8 为不同模型补偿前后标准误差的对比图,对其结果进一步分析得到表 1。

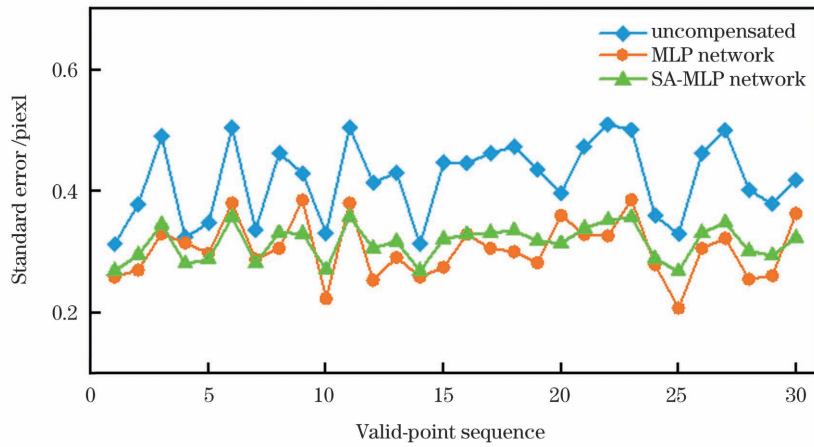


图 8 不同模型补偿前后的标准误差对比

Fig. 8 Comparison of standard error before and after compensation of different models

表 1 不同模型的补偿结果

Table 1 Compensation results of different models

Model	Standard error / pixel			
	Maximum	Minimum	Average value	Standard deviation
Uncompensated	0.509	0.274	0.408	0.061
MLP	0.397	0.203	0.323	0.053
SA-MLP	0.355	0.257	0.310	0.028

对图 8 和表 1 所示的实验结果进行分析可知:经

过 MLP 网络和 SA-MLP 网络补偿后,从 200 组数据集中随机抽取的 30 组验证点的平均标准误差由原来的 0.408 分别下降至 0.323 和 0.310,下降了 20.8% 和 24.0%,但是 MLP 网络验证点标准误差的标准差为 SA-MLP 网络的 1.9 倍。这从侧面反映了深度学习对定位标准误差具有明显的补偿作用,并且基于模拟退火算法的 MLP 网络(SA-MLP)在补偿精度及稳定性上都优于传统的优化算法。图 9 为图像上的实际补偿效果图。

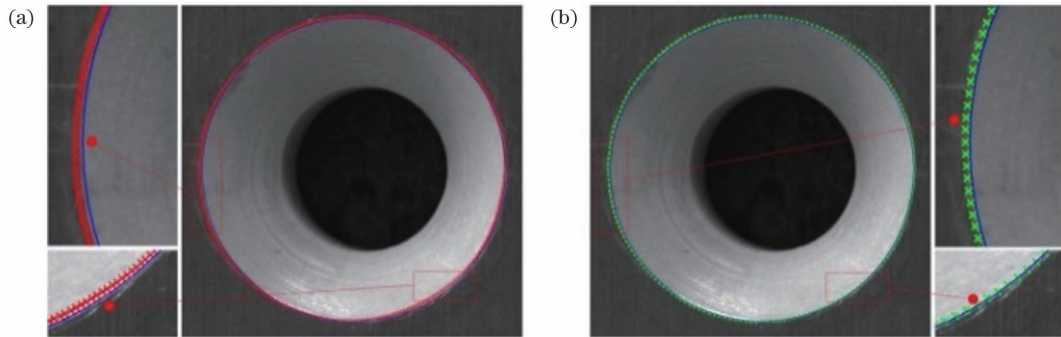


图 9 投影点补偿前后的效果图。(a)补偿前;(b)补偿后

Fig. 9 Effect before and after projection point compensation. (a) Before compensation; (b) after compensation

3.5 立体匹配精度仿真验证

采用两个 600 像素的 CCD 相机和 25 mm 的 FA 镜头通过激光条纹定位,对外径为 18 mm 的钻铆孔进行孔径检测,检测过程如图 10 所示。在图像采集过程中,调整机械臂末端的位置与姿态,使激光条纹与圆孔均处于图像平面中心。在图像处理过程中,首先提取圆孔的边缘轮廓,接着调整激光条纹,得到关键点组,然后利用本文所提的立体匹配方法获取匹配点对,最后通过三维重建和点云拟合计算圆孔的参数。

为直观地反映匹配效果,将得到的圆孔点云数据导入到 CloudCompare 软件中,计算点云的平面度^[4]。图 11 所示为采用本文匹配方法与局部特征匹配法(传统匹配方法)得到的实验结果,采集的实验数据如表 2 所示。采用本文匹配方法得到的正向最大偏差与负向最大偏差分别仅为 0.014 mm 和 -0.018 mm,远小于

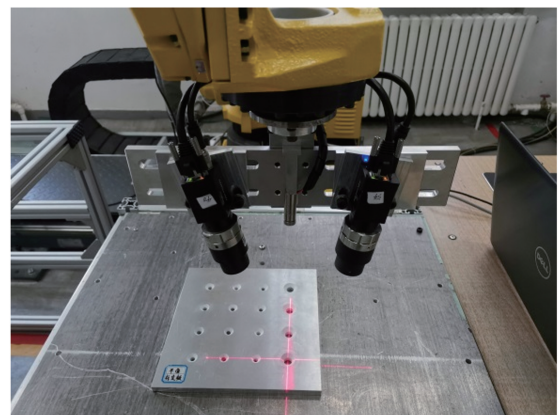


图 10 双目视觉在线检测过程

Fig. 10 Online detection of binocular vision

局部特征匹配法得到结果,并且点云的 z 坐标主要集中在[-294.308 mm, -294.302 mm]区间,接近平均

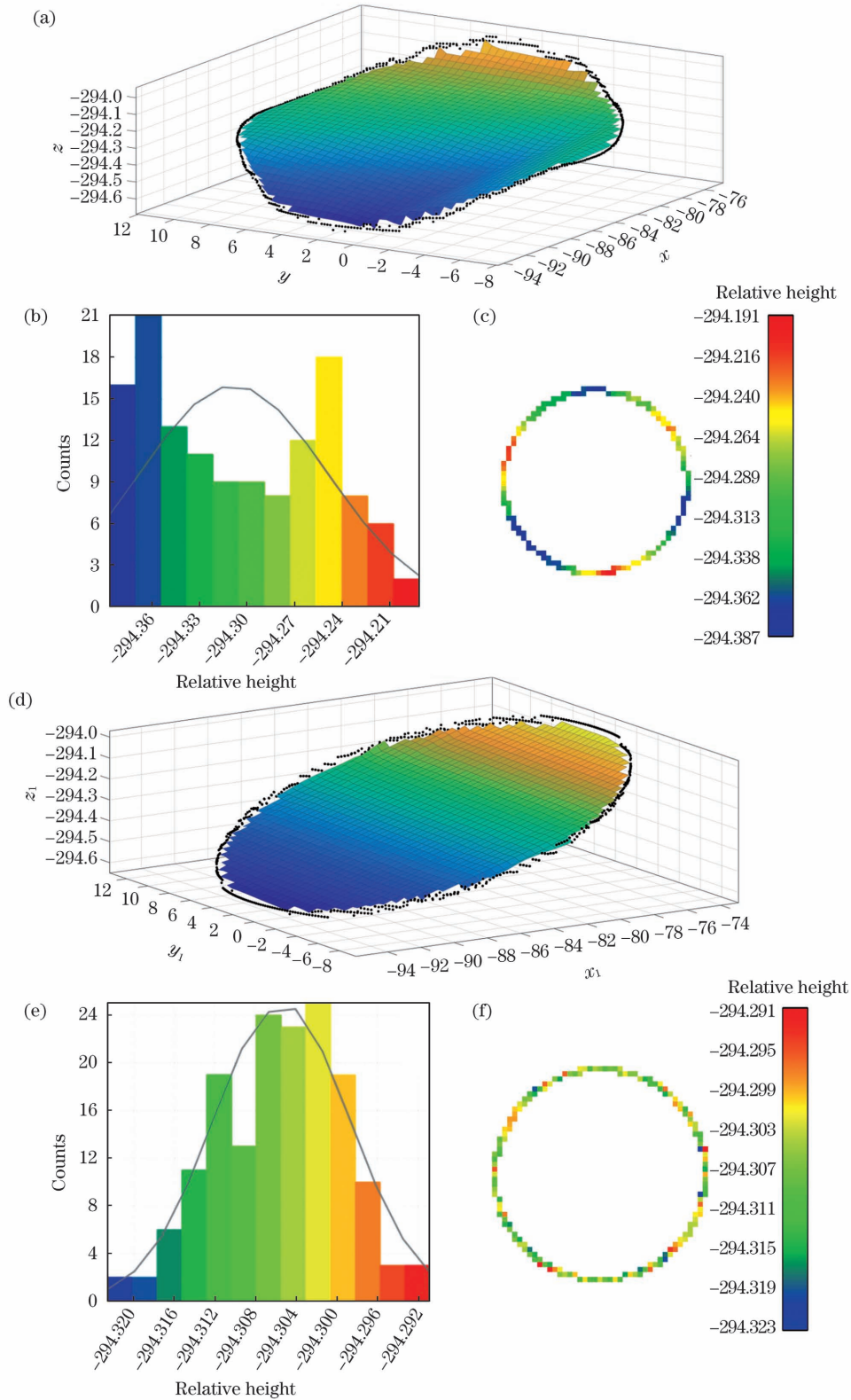


图 11 不同匹配方法下圆孔的三维重建及平面度结果。(a)传统匹配方法生成的点云数据;(b)传统匹配方法生成的点云数据的 z 轴直方图;(c)传统匹配方法生成的点云分布图;(d)本文匹配方法生成的点云数据;(e)本文匹配方法生成的点云数据的 z 轴直方图;(f)本文匹配方法生成的点云分布图

Fig. 11 Three-dimensional reconstruction and flatness results of circular hole under different matching methods. (a) Point cloud data generated with traditional matching method; (b) z -axis histogram of point cloud data generated with traditional matching method; (c) point cloud distribution map generated with traditional matching method; (d) point cloud data generated with proposed matching method; (e) z -axis histogram of point cloud data generated with proposed matching method; (f) point cloud distribution map generated with proposed matching method

表 2 不同匹配方法下的点云平面度对比

Table 2 Comparison of point cloud flatness under different matching methods

unit: mm

Matching method	Mean height	Extremum	Max negative deviation	Max positive deviation	Standard deviation
Ours	-294.305	-294.304	-0.018	0.014	0.0061
Local feature matching	-294.306	-294.372	-0.081	0.115	0.0539

坐标 -294.305 mm, 标准差仅约为局部特征匹配法的 1/10。这一实验结果表明, 与传统方法相比, 采用本文匹配方法生成的圆孔点云数据在点云平面度上提升了 77.7%, 在误差波动率上降低了 88.6%, 整体匹配精度明显提升。

4 钻铆孔数学模型的建立

采用十字激光匹配法获取内外轮廓的精确匹配关系后, 再进行双目三维重建以及点云滤波处理, 提取边界点云数据, 提取结果如图 12 所示。考虑到求解过程

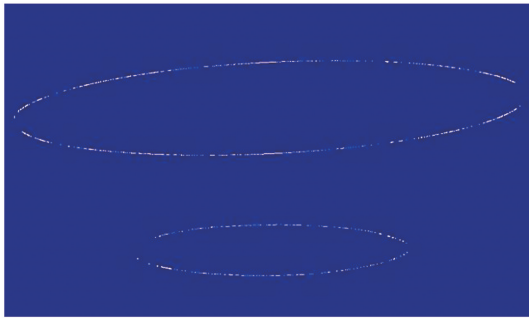


图 12 提取出的铆孔边缘轮廓

Fig. 12 Extracted countersink hole edge contour

存在随机误差, 上下点云平面并非绝对平行, 不能直接利用空间解析几何求解铆窝深度, 本文利用已知的点云数据构建铆孔的圆锥曲面模型, 并通过数学建模的方式求解钻铆孔的内孔孔径、铆窝角以及铆窝深度。

4.1 钻铆孔拟合算法

对生成的点云数据进行空间圆拟合, 首先要拟合点云所在的平面, 进而确定空间圆的圆心以及半径。以内轮廓为例, 具体的构建过程如下:

假设平面方程为 $Ax + By + Cz + D = 0$, 对应的法向量为 $t = (A, B, C)$ 。在下边缘点云中随机选取 3 个样本点 $Q_0(x_0, y_0, z_0)$ 、 $Q_1(x_1, y_1, z_1)$ 和 $Q_2(x_2, y_2, z_2)$, 并构建辅助向量 $\overrightarrow{Q_0Q_1}$ 、 $\overrightarrow{Q_0Q_2}$ 和 $\overrightarrow{Q_1Q_2}$, 根据空间解析几何, 平面法向垂直于辅助向量, 于是

$$\begin{cases} A(x_0 - x_1) + B(y_0 - y_1) + C(z_0 - z_1) = 0 \\ A(x_0 - x_2) + B(y_0 - y_2) + C(z_0 - z_2) = 0 \\ A(x_1 - x_2) + B(y_1 - y_2) + C(z_1 - z_2) = 0 \\ Ax_0 + By_0 + Cz_0 + D = 0 \end{cases} \quad (9)$$

可以解得

$$\begin{cases} A = y_0(z_1 - z_2) + y_1(z_2 - z_0) + y_2(z_0 - z_1) \\ B = x_0(z_2 - z_1) + x_1(z_0 - z_2) + x_2(z_1 - z_0) \\ C = x_0(y_1 - y_2) + x_1(y_2 - y_0) + x_2(y_0 - y_1) \\ D = x_0(y_2z_1 - y_1z_2) + x_1(y_0z_2 - y_2z_0) + x_2(y_1z_0 - y_0z_1) \end{cases} \quad (10)$$

假设空间圆的圆心坐标为 (c_x, c_y, c_z) , 半径为 r , 则可建立方程组

$$\begin{cases} (x_0 - c_x)^2 + (y_0 - c_y)^2 + (z_0 - c_z)^2 = r^2 \\ (x_1 - c_x)^2 + (y_1 - c_y)^2 + (z_1 - c_z)^2 = r^2 \\ (x_2 - c_x)^2 + (y_2 - c_y)^2 + (z_2 - c_z)^2 = r^2 \\ Ac_x + Bc_y + Cc_z + D = 0 \end{cases} \quad (11)$$

将式(11)化简可以得到圆心坐标为

$$\begin{pmatrix} c_x \\ c_y \\ c_z \end{pmatrix} = \begin{bmatrix} A & B & C \\ A_1 & B_1 & C_1 \\ A_2 & B_2 & C_2 \end{bmatrix}^{-1} \begin{bmatrix} D \\ D_1 \\ D_2 \end{bmatrix}, \quad (12)$$

其中

$$\begin{cases} A_1 = 2(x_0 - x_1) \\ B_1 = 2(y_0 - y_1) \\ C_1 = 2(z_0 - z_1) \\ D_1 = x_1^2 + y_1^2 + z_1^2 - x_0^2 - y_0^2 - z_0^2 \end{cases}, \quad (13a)$$

$$\begin{cases} A_2 = 2(x_2 - x_0) \\ B_2 = 2(y_2 - y_0) \\ C_2 = 2(z_2 - z_0) \\ D_2 = x_2^2 + y_2^2 + z_2^2 - x_0^2 - y_0^2 - z_0^2 \end{cases} \quad (13b)$$

空间圆半径的表达式为

$$r = \frac{1}{3} \sum_{i=0}^2 \sqrt{(x_i - c_x)^2 + (y_i - c_y)^2 + (z_i - c_z)^2}, \quad (14)$$

因此, 空间圆曲线的表达式为

$$\begin{cases} Ax + By + Cz + D = 0 \\ (x - c_x)^2 + (y - c_y)^2 + (z - c_z)^2 = r^2 \end{cases} \quad (15)$$

对于外轮廓采用类似的操作, 可得外轮廓曲线的表达式为

$$\begin{cases} A'x + B'y + C'z + D = 0 \\ (x - c'_x)^2 + (y - c'_y)^2 + (z - c'_z)^2 = R^2 \end{cases} \quad (16)$$

4.2 圆锥模型的构建

提取出内外轮廓曲线并计算内孔孔径后,可以应用圆锥模型的几何关系式来求解铤窝深度。为此,首先要确定圆锥的开口角 θ 以及圆锥顶点 M_e 的坐标。这里假设圆锥的轴向量 \mathbf{a}_{xis} 近似为过内圆圆心 O 的法向量 \mathbf{t} , 顶点 M_e 位于轴线上。同时,本文构建了一个新的平面 Γ , 通过该平面与轮廓曲线交点的延长线来确定顶点 M_e 的坐标, 再利用三角关系式计算圆锥的开口角 θ 。空间圆锥模型如图 13 所示。

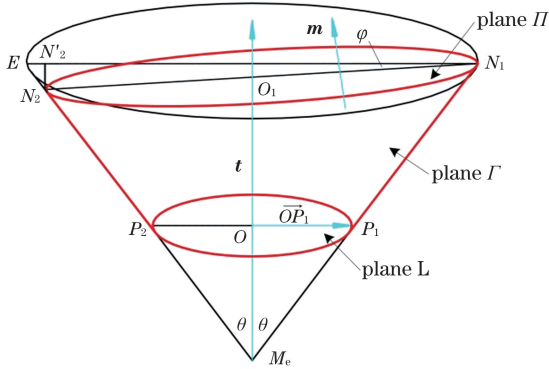


图 13 空间圆锥模型示意图

Fig. 13 Schematic of spatial cone model

具体的求解过程如下:

假设新平面 Γ 的方程为 $A_3x + B_3y + C_3z + D_3 = 0$, 该平面过内轮廓圆心 $O(c_x, c_y, c_z)$, 其对应的法向量为 \mathbf{n} , 且 \mathbf{n} 垂直于向量 $\overrightarrow{OQ_0}$ 和 \mathbf{t} , 则可得

$$\begin{cases} \begin{bmatrix} A_3 \\ B_3 \\ C_3 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 & -C & B \\ C & 0 & -A \\ -B & A & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} c_x - x_0 \\ c_y - y_0 \\ c_z - z_0 \end{bmatrix} \\ A_3c_x + B_3c_y + C_3c_z + D_3 = 0 \end{cases} \quad (17)$$

求出平面方程 Γ 的参数 $[A_3, B_3, C_3, D_3]$, 再将其与内外轮廓曲线联立, 便可得到对应的交点。这里以求解内轮廓曲线上的交点为例进行说明。求解方程的表达式为

$$\begin{cases} A_3x + B_3y + C_3z + D_3 = 0 \\ Ax + By + Cz + D = 0 \\ (x - c_x)^2 + (y - c_y)^2 + (z - c_z)^2 = r^2 \end{cases}, \quad (18)$$

假设 $P_1(x_3, y_3, z_3)$, $P_2(x_4, y_4, z_4)$ 以及 $N_1(x_5, y_5, z_5)$, $N_2(x_6, y_6, z_6)$ 分别为平面 Γ 与内轮廓曲线和外轮廓曲线的交点。连接 N_1P_1 和 N_2P_2 , 由于两条直线是平面 Γ 上共面且不平行的直线, 因此必有公共交点, 该交点即为顶点 M_e 。假设求得圆锥顶点 M_e 的坐标为 (m_x, m_y, m_z) , 则在 $\triangle OP_1M_e$ 中根据三角关系式可以估算出圆锥开口角 θ 的大小, 即

$$\theta = \arctan\left(\frac{r}{d_{OM_e}}\right) =$$

$$\arctan\left[\frac{\sum_{i=0}^2 \sqrt{(x_i - c_x)^2 + (y_i - c_y)^2 + (z_i - c_z)^2}}{3\sqrt{(m_x - c_x)^2 + (m_y - c_y)^2 + (m_z - c_z)^2}}\right] \quad (19)$$

按照上述步骤构建出空间圆和圆锥开口角的求解模型后, 为了充分利用每个点云数据, 提高测量结果的准确性, 设计了完整的模型拟合算法^[12]:

1) 在上下边缘各随机采样 3 个点, 对于采样点, 按照式(9)~(15)所示的求解流程构建对应的空间模型, 设定阈值 δ 为 0.15, 计算上下边缘上的点到对应圆心的距离 d 满足关系式 $|d - R| < \delta$ 或 $|d - r| < \delta$ 的点数 m_1 和 m_2 ;

2) 判断 m_1 和 m_2 是否满足 $m_1 > 0.67n_1$ 和 $m_2 > 0.67n_2$ (n_1 和 n_2 分别为上下边缘的点云数), 若满足, 则记录有最多内点数的模型, 反之, 重新采样;

3) 在下边缘点云的最佳内点集中选取一个样本点, 按照式(16)建立平面 Γ 的方程, 并获取平面 Γ 与内外轮廓曲线的交点;

4) 连接交点并延长, 获取圆锥顶点 M_e 的坐标, 按照式(18)计算当前的圆锥开口角 θ , 若生成的圆锥开口角不在 $42^\circ \sim 50^\circ$ 之间, 则返回步骤 3) 重新采样;

5) 以顶点 M_e 到圆心 O 的距离 d_{OM_e} 作为开口角的评估指标, 重复步骤 3) 和 4), 迭代 N 次, 若相邻两次距离差值小于 0.01, 则结束循环, 并以当前的 θ 作为模型的最佳圆锥开口角。

4.3 铤窝深度检测算法

对于铤窝深度的求解, 还需要将外轮廓平面调整至与内轮廓平面平行的理想位置, 如图 13 所示, 利用两平面间的间距求解。假设理想模型中上边缘平面平行于下边缘平面, 则上边缘理想平面与实际平面的夹角 φ 为

$$\varphi = \frac{|AA' + BB' + CC'|}{\sqrt{A^2 + B^2 + C^2} \sqrt{A'^2 + B'^2 + C'^2}} \quad (20)$$

由于外轮廓曲线直径 $\overline{N_1N_2} = 2R$, 则 $\overline{N_2N'_2} = 2R \sin \varphi$, $\overline{N_1N'_2} = 2R \cos \varphi$, $\overline{EN'_2} = 2R \sin \varphi \tan \theta$, 因此理想模型中外轮廓曲线半径的表达式为

$$R' = \frac{\overline{EN'_2} + \overline{N'_2A_2}}{2} = R(\sin \varphi \tan \theta + \cos \varphi) \quad (21)$$

因此, 在获取钻铆孔其他参数后, 可得铤窝深度的表达式为

$$h = \overline{OO'} = \frac{R' - r}{\tan \theta} = \frac{R \cos \varphi - r}{\tan \theta} + R \sin \varphi \quad (22)$$

从计算结果可以看出, 除了内外孔径尺寸和铤窝角外, 测量过程中产生的随机误差也会影响铤窝深度的检测精度。

5 实验结果与分析

5.1 双目视觉检测系统的搭建

为了验证上文所提出的钻铆孔参数检测算法, 本团队搭建了一套基于十字激光的双目视觉钻铆孔检测系统。如图 14 所示, 系统的硬件组成主要包括两台高分辨率工业相机、十字激光发射器、工业机器人及控制柜、

相机夹具等。整个检测系统分为机器人系统、视觉检测系统和上位机系统,其中机器人系统与上位机系统之间采用 TCP/IP 协议进行通信,激光发射器由机器人的脉

冲信号触发,双目相机采集的图像通过以太网传输给上位机,激光发射器和双目相机通过连接板挂载至机器人末端^[13]。图 15 为视觉检测系统的整体框架图。

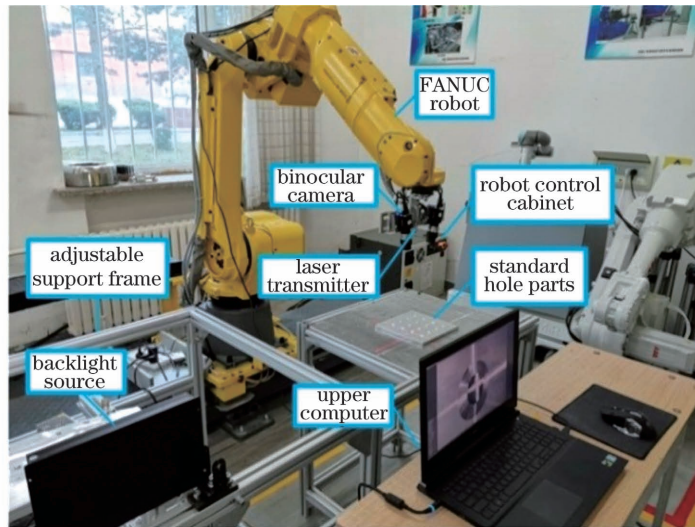


图 14 实验平台

Fig. 14 Experimental platform

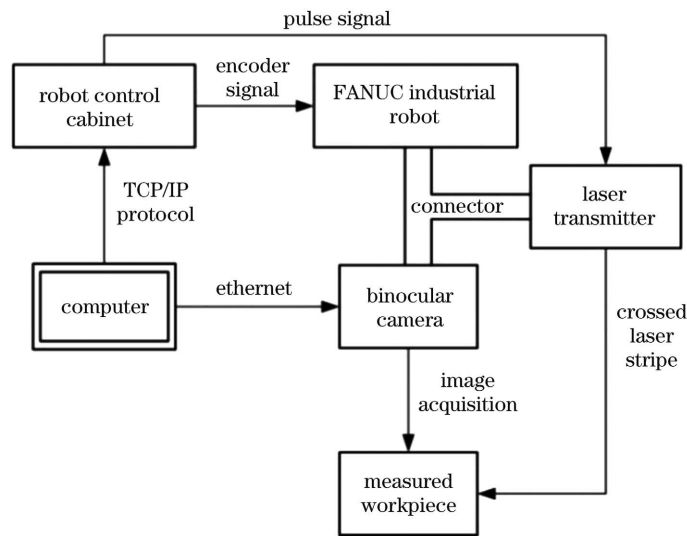


图 15 视觉检测系统整体框架图

Fig. 15 Overall framework of visual inspection system

5.2 钻铆孔参数检测实验

为了直观地反映单目视觉与双目视觉在钻铆孔检测精度上的差异,在完成双目在线检测实验后,参考文献[2]的钻铆孔检测方法,在与双目实验硬件条件相同的情况下,选用同规格的海康工业相机以及 0.2 倍率、1/1.8"靶面尺寸的大恒双远心镜头进行单目检测实验。检测实验装置如图 16(a)所示,图 16(b)~(e)展示了基于单目视觉的钻铆孔检测流程。

在实验过程中,选用铝合金加工板材上内孔直径和铤窝角分别为 6 mm/90°(孔型 1)、6 mm/100°(孔型 2)、10 mm/90°(孔型 3)的标准孔进行检测,如图 17 所示,检测目标包括内孔直径、铤窝角和铤窝深度。表 3 为部分孔的检测数据记录。将单目、双目测量数据与人工测量结果的平均误差制成柱状

图,如图 18 所示。

尽管远心镜头的使用使得单目视觉在内孔孔径(直接测量的指标)上的检测精度更高,但是过于理想化的平行投影的方案会忽略铤窝角、铤窝深度等在投影过程中产生的误差,导致测量精度明显低于双目视觉检测方法的结果,不能满足实际项目的要求。从图 18 可以看出,增大内孔孔径和铤窝角有助于减小铤窝深度的测量误差;采用基于双目视觉的测量方法进行测量时,铤窝深度的最大误差为 0.033 mm,可控制在 0.04 mm 以内且误差波动较为平稳,最大孔径误差和铤窝角误差分别为 0.031 mm 和 0.152°,均满足检测指标。综上,本团队设计搭建的双目视觉在线检测系统不仅具有较高的精度还具有良好的鲁棒性。

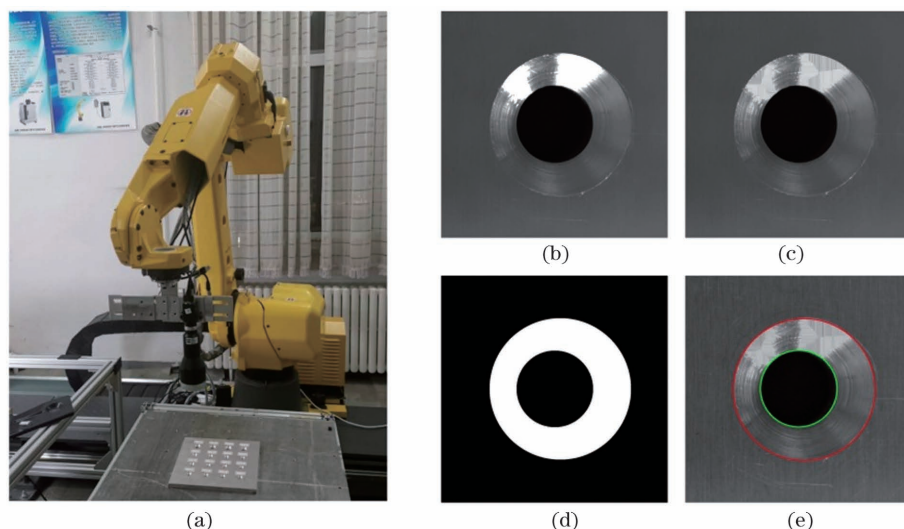


图 16 单目视觉检测实验与检测流程。(a)实验装置;(b)滤波处理;(c)反光抑制;(d)二值提取;(e)采样计算

Fig. 16 Monocular vision inspection experiment and inspection process. (a) Experimental setup; (b) filtering; (c) reflection suppression; (d) binary extraction; (e) sampling calculation

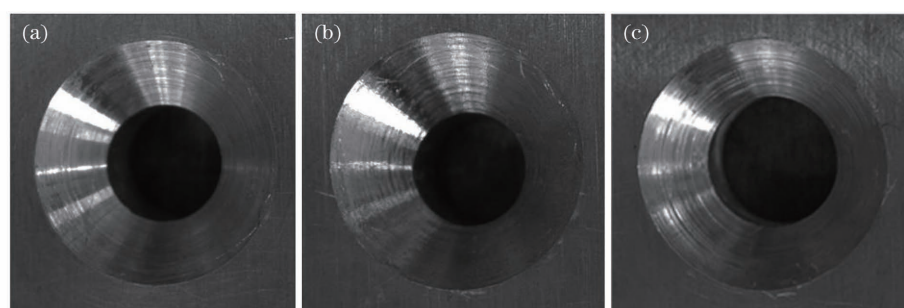


图 17 不同类型的钻铆孔样本图。(a)孔型 1;(b)孔型 2;(c)孔型 3

Fig. 17 Sample drawing of different types of countersink holes. (a) Hole type 1; (b) hole type 2; (c) hole type 3

表 3 两种检测方法的钻铆孔测量结果对比

Table 3 Comparison of measurement results of countersink holes by two detection methods

No.	Inner hole diameter/mm			Dimple angle/(°)			Dimple depth /mm		
	Monocular	Binocular	Mechanics	Monocular	Binocular	Mechanics	Monocular	Binocular	Mechanics
1	6.007	5.991	6.024	90.17	90.16	90.04	3.136	3.124	3.062
2	6.041	6.046	6.025	90.26	89.96	90.13	3.081	3.083	3.106
3	5.993	5.983	6.013	90.32	90.26	90.17	3.147	3.097	3.112
Error	0.018	0.028		0.136	0.127		0.044	0.033	
4	5.997	5.982	6.026	99.93	100.21	100.06	3.095	3.037	3.062
5	6.032	6.047	6.018	99.84	100.15	100.03	3.046	2.992	3.016
6	6.028	6.034	6.012	100.03	100.31	100.16	3.141	3.079	3.103
Error	0.020	0.031		0.157	0.144		0.034	0.024	
7	10.027	9.992	10.013	90.31	90.29	90.12	4.134	4.126	4.082
8	10.034	10.048	10.016	90.26	90.17	90.04	4.121	4.117	4.094
9	10.025	10.034	10.007	90.33	90.29	90.14	4.146	4.138	4.113
Error	0.017	0.027		0.186	0.152		0.037	0.031	

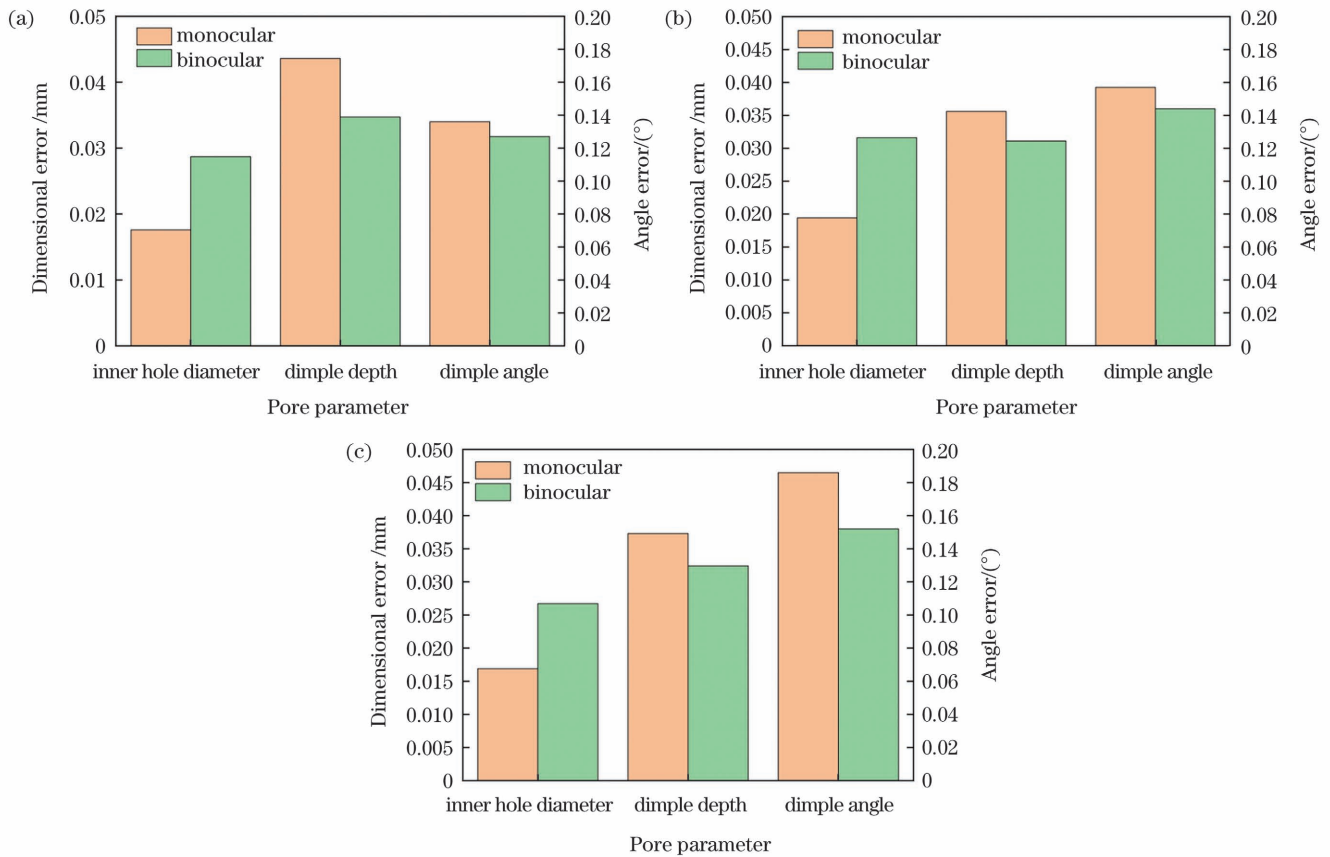


图 18 不同孔型下单目与双目视觉测量误差图。(a)孔型 1;(b)孔型 2;(c)孔型 3

Fig. 18 Error diagrams of monocular and binocular vision measurement for different pore types. (a) Hole type 1; (b) hole type 2; (c) hole type 3

6 结 论

为提高钻铆孔检测的精度和鲁棒性,本文提出了基于十字激光的双目视觉检测算法。针对边界轮廓匹配不精确的问题,本文以十字激光光点为匹配基准,并用 RANSAC 算法优化出最佳投影矩阵,同时采用 SA-MLP 网络模型对偏离点进行误差补偿,得到了精确的边界点匹配关系;然后,利用生成的边界点云数据拟合出内外轮廓曲线,并以此为基础构建钻铆孔的理想圆锥模型,进而推导出钻铆孔的铤窝角和铤窝深度。实验结果表明:基于本文匹配算法生成的圆孔点云数据相比传统算法在点云平面上提升了 77.7%,在误差波动率上降低了 88.6%;最终检测出的钻铆孔孔径误差小于 0.031 mm,铤窝角误差小于 0.152°,铤窝深度在 0.04 mm 以内,满足飞机装配要求。

参 考 文 献

- [1] 毕运波, 徐超, 樊新田, 等. 基于视觉测量的沉头孔垂直度检测方法[J]. 浙江大学学报(工学版), 2017, 51(2): 312-318.
Bi Y B, Xu C, Fan X T, et al. Method of countersink perpendicularity detection using vision measurement[J]. Journal of Zhejiang University (Engineering Science), 2017, 51(2): 312-318.
- [2] Yu L, Bi Q Z, Ji Y L, et al. Vision based in-process inspection for countersink in automated drilling and riveting[J]. Precision Engineering, 2019, 58: 35-46.

- [3] 姚安庆, 徐建明. 基于双目视觉的电动汽车充电孔识别定位系统[J]. 传感器与微系统, 2021, 40(7): 81-84.
Yao A Q, Xu J M. Electric car charging hole identification and positioning system based on binocular vision[J]. Transducer and Microsystem Technologies, 2021, 40(7): 81-84.
- [4] 解则晓, 王晓东, 宫韩磊. 基于双目视觉的薄壁零件圆孔轮廓测量[J]. 中国激光, 2019, 46(12): 1204004.
Xie Z X, Wang X D, Gong H L. Round-hole profile measurement of thin-walled parts based on binocular vision[J]. Chinese Journal of Lasers, 2019, 46(12): 1204004.
- [5] 解则晓, 邵玮婧, 高翔, 等. 基于离散外极曲线模型的水下多线结构光双目测量方法[J]. 中国激光, 2021, 48(13): 1304003.
Xie Z X, Shao W J, Gao X, et al. Underwater multiple line-structured light binocular measuring method based on discrete epipolar curve model[J]. Chinese Journal of Lasers, 2021, 48(13): 1304003.
- [6] 张星龙, 冯全. 采用透视变换提高车辆识别准确率的方法研究[J]. 电子设计工程, 2015, 23(1): 191-193.
Zhang X L, Feng Q. A method to improve the accuracy of vehicle identification by perspective transformation [J]. Electronic Design Engineering, 2015, 23(1): 191-193.
- [7] 束安, 裴浩东, 段慧仙. 空间非合作目标的三目立体视觉测量方法[J]. 光学学报, 2021, 41(6): 0615001.
Shu A, Pei H D, Duan H X. Trinocular stereo visual measurement method for spatial non-cooperative target[J]. Acta Optica Sinica, 2021, 41(6): 0615001.
- [8] 陈超, 张兴媛, 陆思焯. 基于优化 BP 神经网络激光超声表面缺陷识别[J]. 激光与光电子学进展, 2021, 58(22): 2228008.
Chen C, Zhang X Y, Lu S Y. Laser ultrasonic surface defect recognition based on optimized BP neural network[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2021, 58(22): 2228008.
- [9] Bemelmans J, Voordijk H, Vos B. Supplier-contractor collaboration

- in the construction industry [J]. *Engineering, Construction and Architectural Management*, 2012, 19(4): 342-368.
- [10] 张小秋, 田雨波, 徐荣青. 基于熵误差函数的 BP 算法及其应用 [J]. *计算机仿真*, 2008, 25(2): 183-185, 193.
Zhang X Q, Tian Y B, Xu R Q. A BP algorithm based on entropy error function and its application [J]. *Computer Simulation*, 2008, 25(2): 183-185, 193.
- [11] 裴瑞, 白尚旺, 党伟超, 等. 自适应遗传退火算法优化 BP 神经网络及其应用 [J]. *计算机系统应用*, 2019, 28(7): 109-113.
Pei R, Bai S W, Dang W C, et al. Adaptive genetic annealing algorithm for optimizing BP neural network and its application [J]. *Computer Systems & Applications*, 2019, 28(7): 109-113.
- [12] Sa J M, Gu H W, An Y L, et al. Study on curved surface fitting of countersink based on point cloud [J]. *IEEE Access*, 2020, 8: 106464-106470.
- [13] 石循磊, 杜坤鹏, 张继文, 等. 基于线激光扫描的飞机表面镗窝孔参数提取方法 [J]. *机械工程学报*, 2020, 56(8): 148-154.
Shi X L, Du K P, Zhang J W, et al. Method for extracting hole parameters of aircraft surface based on linear laser scanning [J]. *Journal of Mechanical Engineering*, 2020, 56(8): 148-154.

Quality Inspection of Countersunk Holes Using Binocular Vision with Crossed Laser Lines

Wang Hongping^{*}, Wang Yu, Zhao Shichen, Liu Xin

Mechatronics Laboratory, School of Mechanical Engineering, Changchun University of Science and Technology, Changchun 130022, Jilin, China

Abstract

Objective A countersunk hole provides the main connection between the components and skin of an aircraft. Measuring the sizes and depths of countersunk holes to meet quality requirements is essential for ensuring connection accuracy and structural strength. The manual-contact method currently used in China requires only a low degree of intelligence and provides low measurement accuracy, while measurement methods using monocular vision require the camera to remain perpendicular to the measured object. Both of these methods directly influence the accuracy of perspective projections of the depth of the dimple. This study addresses these issues by proposing an online detection method for evaluating the quality of drilled countersink holes using binocular vision. A FANUC robot is adopted as the motion carrier for performing real-time detection of the hole-shape parameters using a visual-inspection system mounted on the end of the actuator.

Methods In the round-hole detection algorithm based on binocular vision, the basic requirement is to accurately match the subpixel edge points. In the present study, a method for matching crossed laser lines was adopted that enables high-accuracy detection. In this method, a projection-mapping model of the boundary points is first constructed based on the intersection of the crossed laser lines and the countersunk hole. Using iterative projection transformations, the RANSAC algorithm is then applied to optimize the resulting single matrix. Second, to consider the influence of distortion in the perspective projection, a multilayer perceptron model based on the simulated-annealing algorithm (SA-MLP) is used to perform secondary corrective optimization of boundary points that were outside this mapping relationship. This model solved the problem of mismatch caused by small differences between light and dark regions of the boundary area and ensured matching accuracy of the boundary points. Finally, the spatial curvature of the three-dimensional reconstructed-contour point cloud data for the drilled countersink hole was employed to establish a mathematical model. The pore size and the depth of the reticle were calculated from the geometric relationship of the fitted cone model.

Results and Discussions A preliminary mapping relationship between pairs of boundary points was established after implementing the perspective transformation and the RANSAC algorithm (Fig. 5). The boundary points on the left side of the countersunk hole were mapped onto the boundary contour on the right after a projection transformation. The parallel polar lines also indicated a linear relationship for the projection-mapping model based on the boundary points generated in this study. After error compensation by the SA-MLP network (Fig. 7), the boundary points from the left side of the hole were mapped precisely onto the right contour boundary (Fig. 9). To intuitively reflect the method of matching the laser cross, CloudCompare software was introduced to calculate the flatness of the point cloud generated by this method and the local feature matching method. The simulation results (Table 2, Fig. 11) showed that the point cloud generated by the proposed algorithm was increased in flatness by 77.7% and that the error volatility was reduced by 88.6%. Thus, the overall matching accuracy was considerably improved. Finally, the shape parameters of the drilled countersink hole were obtained using a space-cone model (Fig. 13) and were compared with the results from monocular visual inspection. The experimental results (Table 3, Fig. 18) showed that although the use of a telecentric lens improved the detection accuracy of monocular vision for the inner aperture (the directly measured index), the error generated by the projection process—for example, in the angle and depth of the dimple—were ignored by the overly idealized parallel-projection scheme. The measurement accuracy of the monocular method was considerably lower than that of the binocular results and

cannot meet the requirements of the actual project. The measurement method based on binocular vision had a maximum error of 0.031 mm in dimple depth, and the error fluctuation was relatively stable, while the maximum errors in the aperture and the angle of the socket were 0.031 mm and 0.152° , respectively, which met the detection indices.

Conclusions To improve the accuracy and robustness of the drilling-and-riveting detection process, this project constructs a visual-inspection system using a FANUC robot as the motion carrier and proposes a binocular-vision detection algorithm based on crossed laser lines. First, the algorithm uses the center of the laser cross as the matching benchmark and uses the RANSAC algorithm to optimize the projection matrix. The SA-MLP network model is used to compensate for the error of deviation point to obtain an accurate boundary-point matching relationship. Second, the generated boundary-point-cloud data is used to fit the inner and outer contour curves. On this basis, an ideal cone model is constructed for the drilled countersink hole. The dimple angle and dimple depth of the countersink hole can be derived from this model. Experimental results show that the point cloud data generated for round holes by the matching algorithm proposed in this paper increase the planarity of the point cloud by 77.7% and reduce the error volatility by 88.6% compared with the traditional algorithm. The final detection error in the aperture of the drilled countersink hole was less than 0.031 mm, dimple angle was less than 0.152° , dimple depth was within 0.04 mm, and the proposed algorithm had better stability and feasibility than methods in current use.

Key words machine vision; countersink hole; binocular vision; crossed laser; stereo matching; three-dimensional reconstruction