

机器人激光检测手眼标定误差分析及优化^{*}

刘建春^{1,2}, 马振飞¹, 黄海滨¹, 邹朝圣³

(1. 厦门理工学院 机械与汽车工程学院 福建 厦门 361024; 2. 厦门市智能制造高端装备研究重点实验室 福建 厦门 361024; 3. 厦门万久科技股份有限公司 福建 厦门 361025)

摘要: 针对小型异构件激光检测精度不稳定、标定复杂、鲁棒性差等问题, 建立基于标准球的 eye to hand 手眼标定模型, 研究球心拟合、模型求解两个影响手眼标定精度的重要因素, 提出一种基于加权的改进方案。首先, 对扫描截面进行半径拟合及分析, 获取标准球最优检测区域, 降低标定数据采集误差; 其次, 用最小二乘法初步计算球心坐标, 提取各个采集点误差; 再次, 根据误差设定阈值, 通过 Tukey 权重函数对各采集点重新加权迭代求解, 精确求解球心坐标; 最后通过重加权最小二乘对标定模型求解, 去除误差较大点对标定结果的影响。结果表明: 优化方案相较于原有方案最大误差减少了 57.2%, 平均误差减少了 49.7%, 提高了标定的精度和抗干扰能力。

关键词: eye to hand; 手眼标定; Tukey 权重; 重加权最小二乘迭代

中图分类号: TH165; TG659

文献标识码: A

Analysis and Optimization of the Hand-eye Calibration Error in Robot

LIU Jian-chun^{1,2}, MA Zhen-fei¹, HUANG Hai-bin¹, ZOU Chao-sheng³

(1. School of Mechanical and Automotive Engineering, Xiamen University of Technology, Xiamen Fujian 361024, China; 2. Xiamen Key Laboratory of Intelligent Manufacturing Equipment, Xiamen Fujian 361024, China)

Abstract: Aiming at the problems of unstable laser detection accuracy, complex calibration, and decreased robustness of small-scale heterogeneous components, an eye to hand calibration model based on a standard ball is established. Two important factors that affect the accuracy of the hand-eye calibration are studied on sphere center fitting and model solving, and a weight-based improvement scheme is proposed. Firstly, the radius of the scan section is fitted and analyzed to obtain the optimal detection area of the standard sphere and reduce the calibration data collection error. Secondly, the spherical center coordinates are preliminarily calculated by the least square method and the errors of each acquisition point are extracted. the threshold value is set according to the error, and each acquisition point is reweighted and iteratively solved through the Tukey weight function to accurately solve the spherical center coordinate. Finally, the calibration model is solved by weighted least squares to remove the influence of larger errors on the calibration results. The results show that the maximum error and average error of the optimized scheme are reduced by 57.2% and 49.7% respectively, and the calibration accuracy and anti-interference ability are improved.

Key words: eye to hand; hand-eye calibration; Tukey weight; iterative reweighted least squares

0 引言

工业生产中,金属材料塑性变形、工艺不合理等因素致使工件表面完整性和个体差异性较大,直接进行机器人人工示教砂带磨削,加工精度和磨削效率都难以得到保证^[1]。加工前对工件进行三维检测,可有效避免磨削空行程和单次磨削去除过量,保证零件高效精确磨削加工。线激光因其无接触、精度高、抗干扰强、检测效率高等优势,常与机器人相结合,广泛应用于复杂曲面零件的检测^[2-3]。

在机器人检测系统中,激光标定精度的高低决定

了检测的精度。为了减小标定误差,提高检测精度,国内外学者对激光标定方法及模型误差优化等方面做了很多研究。在激光标定方法方面,文献[4-5]用激光跟踪仪和视觉传感器对中间靶标同时测量,在不依赖机器人系统的基础上建立手眼关系,但需要借助于激光跟踪仪。文献[6]提出一种基于交比不变的线激光传感器标定方法,通过分别控制机器人纯平移和变姿态运动对标准球心进行测量,完成了激光扫描的现场标定,但求解过程中采集次数过少,求解具备偶然性;文献[7]提出了一种基于空间直线约束的手眼标定方法,结合改进的 Powell 算法和罚函数,将标定精度控制

收稿日期: 2020-11-18; 修回日期: 2020-12-24

^{*} 基金项目: 福建省重大产学研项目(2018H6025)

作者简介: 刘建春(1972—),男,福建永春人,厦门理工学院教授,博士,研究方向为机器人、人工智能、机器视觉等(E-mail) lj@xmut.edu.cn。

在 0.2 mm 之内。

在误差模型及其求解方面,文献[8]根据机器人磨削运动方程将参数误差和姿态参数进行统一建模和计算,对关节参数和姿态参数误差进行了补偿。文献[9]应用改进的 DH 模型推导了机器人误差模型,提高了机器人的精度。文献[10]对标定求解算法奇异值分解进行加权改进,提高了手眼标定算法的抗干扰能力,但标定物为一尖端,数据采集依赖于观测软件调节,过程复杂且易引入了新的观测误差。

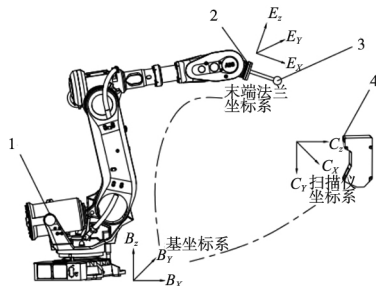
实际应用中,视觉装置置于机械臂上(eye in hand),在复杂曲面检测范围上带有一定的局限性,故采用 eye to hand 用于小型异构曲面检测。本文以标准球为标定靶物通过对标定模型分析,从球心拟合误差和标定模型求解误差两个方面提出新的优化方案,提高机器人手眼标定精度。最后结合 IRB ABB 6700 工业机器人(以下简称机器人)和 LJ-G5001 激光轮廓扫描仪(以下简称扫描仪)进行标定实验。

1 机器人激光扫描手眼标定

在机器人检测系统中,毛坯件检测前需要将扫描仪获取的工件坐标在机器人末端坐标系表示,以便于点云信息的匹配。而对于 eye to hand 标定模式,要进行机器人的手眼关系标定就是要标定机器人基坐标系与扫描仪坐标系之间的转换矩阵。

1.1 手眼标定系统模型

机器人手眼标定系统由机器人、固定在机器人末端法兰的标准球和固定在机器人外的扫描仪组成。以机器人基坐标系作为系统坐标系,手眼标定模型所含坐标系如图 1 所示,分为:机器人基坐标系{B}、机器人末端法兰坐标系{E}、扫描仪坐标系{C}。



1. 机器人 2. 标准球装配件 3. 标准球 4. 扫描仪

图 1 机器人标定系统

设: ${}^B_C T$ 为扫描仪坐标系对机器人基坐标系转换矩阵; ${}^C_O X$ 为标准球球心在扫描仪坐标系下的矢量矩阵; ${}^B_E T$ 为末端法兰坐标系对机器人基坐标系转换矩阵; ${}^E_O X$ 为标准球球心在末端法兰坐标系下的矢量矩阵; 则有:

$${}^B_C T {}^C_O X = {}^B_E T {}^E_O X \quad (1)$$

即:

$$\begin{bmatrix} b_{11} & b_{12} & b_{13} & b_{14} \\ b_{21} & b_{22} & b_{23} & b_{24} \\ b_{31} & b_{32} & b_{33} & b_{34} \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x^C \\ y^C \\ z^C \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} & a_{13} & a_{14} \\ a_{21} & a_{22} & a_{23} & a_{24} \\ a_{31} & a_{32} & a_{33} & a_{34} \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x^E \\ y^E \\ z^E \\ 1 \end{bmatrix} \quad (2)$$

其中,转换矩阵 ${}^B_E T$ 可以通过建立机器人运动学正解方程求得。 ${}^E_O X$ 可直接由装配件及标准球尺寸获得。 ${}^C_O X$ 需

要通过测量实验,分析处理数据后求得。标定目的就是通过计算 ${}^C_O X$ 、 ${}^B_E T$ 、 ${}^E_O X$ 求解扫描仪坐标系到基坐标系转换矩阵 ${}^B_C T$ 的过程。

1.2 标准球球心坐标采集方案

该标定系统标准球通过机械转接件与机器人末端法兰相连。标定时机器人带动标准球置于扫描仪可测范围内进行采集。扫描仪在 XOZ 平面投射结构光与标准球相交,在标准球表面形成一条由离散点包络的圆弧轮廓,如图 2 所示。

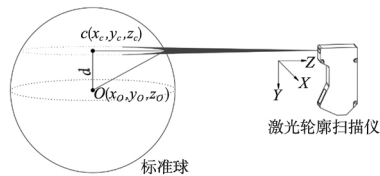


图 2 激光扫描轮廓与球心关系示意图

则扫描仪坐标系下的球心坐标为:

$$\begin{cases} x_o = x_c \\ y_o = \pm d \\ z_o = z_c \end{cases} \quad (3)$$

其中, x_c 、 z_c 为拟合圆圆心横坐标、纵坐标, x_o 、 z_o 为标准球球心横坐标、纵坐标, y_o 的正负由扫描轮廓与球心相对位置决定。

在扫描仪范围内多次移动标准球,可得多个球心坐标 ${}^C_O X_1$ 、 ${}^C_O X_2$ 、 ${}^C_O X_3$ 、...、 ${}^C_O X_i$ 及各姿态下机器人末端坐标系与机器人基坐标系的转换矩阵 ${}^B_E T_1$ 、 ${}^B_E T_2$ 、 ${}^B_E T_3$ 、...、 ${}^B_E T_i$ 。

2 标定精度分析及算法优化

由手眼标定模型知,手眼标定的主要误差由各仪器设备精度、球心坐标计算误差、模型求解误差等引起。各设备的精度是固定的,而球心测量精度及模型求解中的计算精度会对标定带来一定的影响。所以分析初步实验数据,设计一套合理的标定实验和数据优化算法十分重要。

2.1 采集数据分析

扫描截面半径越小,光斑区域高度差越大,越不满足激光三角原理,则线性误差越大^[11],且由于扫描仪的漫反射特性,激光入射角度对标定的精度存在一定的影响,针对不同截面半径对采集误差的影响进行试验并进行数据分析。

采用直径 30 mm,圆度 0.001 5 mm 的标准球(以下简称标准球 1)进行扫描实验,在扫描仪检测范围内,控制机器人使标准球 1 沿扫描仪 y 方向进行扫描截面数据采集,并以最小二乘法进行圆心拟合,其结果如图 3 所示。

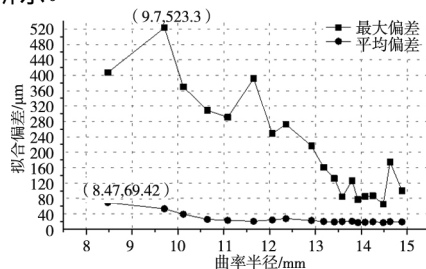


图 3 截面拟合半径对拟合圆偏差的影响

可以看出,标准球 1 在扫描半径为 13 ~ 15 mm 处拟合平均偏差趋向稳定且低于 0.025 mm,最大偏差值低于 0.2 mm。

对标准球 1 截面半径 13 ~ 15 mm 区间拟合曲线分析,以轮廓数据中各点数据到拟合圆心的距离偏差绝对值为评判标准,位置偏差曲线如图 4 所示。

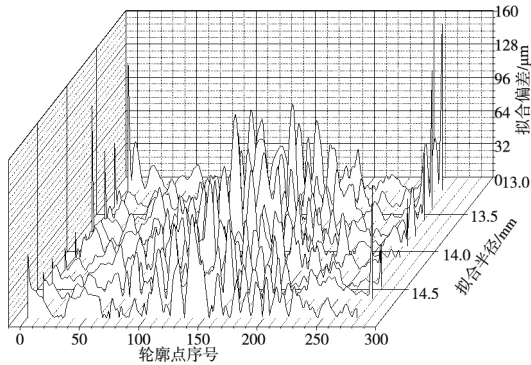


图 4 不同截面拟合半径下拟合各点的位置偏差

可以看出,扫描过程中,高偏差点主要集中在数据两端与中部。且两侧数据离散点数和偏差值随截面拟合半径增大而减小,中部数据越靠近中心偏差越大。

综上所述,标定时,尽量控制机器人在标准球最大半径附近区域范围扫描,可以降低整体误差。同时通过寻找优化算法,进一步降低两端和中部离散点拟合偏差的影响。

2.2 基于 TuKey 权重函数的最小二乘迭代

精确获取球心点坐标精确求解手眼标定矩阵的关键一步,通常圆的拟合普遍采用以下最小二乘优化函数获取最佳函数匹配数据:

$$f = \sum_{i=1}^n \xi^2 = \sum_{i=1}^n ((x_i - x_c)^2 + (z_i - z_c)^2 - r^2)^2 \quad (4)$$

其中, (x_c, z_c) 、 r 分别为拟合圆圆心坐标和半径, (x_i, z_i) 为标准球圆弧上各采集点坐标 $i = 1, 2, 3, \dots, N$ 。

以 d_i 为拟合特征点到拟合圆心的距离,则式(4)转化为:

$$f = \sum_{i=1}^n \xi^2 = \sum_{i=1}^n (d_i^2 - r^2)^2 = \sum_{i=1}^n (d_i - r)^2 (d_i + r)^2 \quad (5)$$

由式(5)可知,在优化过程中最小二乘法对每点偏差的平方 $(d_i - r)^2$ 赋予了权重 $(d_i + r)^2$,对于离群点而言寻优过程中赋予的权重随偏差距离增大而增大,算法存在不合理的加权,不具有鲁棒性,可能会导致参数的有偏估计,致使手眼标定精度下降。

为了减小离群点权重过大的影响,增强圆拟合的鲁棒性,提出基于 Tukey 加权^[12]的最小二乘拟合对原模型进行加权迭代进而降低偏大偏差距离的权重。即:

$$f = \sum_{i=1}^n \xi^2 \omega(\delta_i) = \sum_{i=1}^n (d_i - r)^2 (d_i + r)^2 \omega(\delta_i) \quad (6)$$

其中, TuKey 权重函数为:

$$\omega(\delta_i) = \begin{cases} \left(1 - \left(\frac{\delta_i}{\tau}\right)^3\right)^3, & (|\delta_i| < \tau) \\ 0, & (|\delta_i| \geq \tau) \end{cases} \quad (7)$$

式中, τ 为削波因子,由人为设定此阈值; δ_i 为采样点到拟合圆的距离偏差 $(d_i - r)$ 。

一般情况下,下式用来计算鲁棒的标准偏差:

$$\sigma_\delta = \frac{\text{median}|\delta_i|}{0.6745} \quad (8)$$

式中, $\text{median}|\delta_i|$ 为数据的中值,削波因子 τ 常采用 σ_δ 的一个小倍数,通常取 $\tau = 2\sigma_\delta$ 。

针对标准球 1 对算法优化前后进行拟合对比,其结果如图 5 所示。

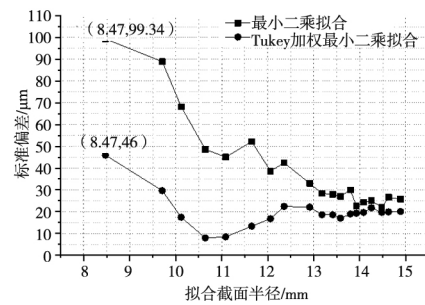


图 5 改进算法拟合结果对比

可以看出,截面拟合半径越小,优化效果越明显,说明该算法对离群点有很好的抑制效果。

2.3 基于重加权的超定方程求解优化

由式(2)知,四个不同机器人标定姿态即可求得标定结果,但机器人运动误差的存在决定了转换矩阵解的不确定性。针对此问题,在求解标定转换矩阵时,常采用最小二乘或 SVD 算法求最优解,最小二乘求解超定方程为:

$$f = \argmin \sum_{i=1}^n W_i^2 \|Ax_i - b_i\|^2 \quad (9)$$

当 f 值最小时获取最优二乘解,对应的最小二乘解为:

$$Ax = b \rightarrow x = (A^T A)^{-1} A^T b \quad (10)$$

但式(9)默认 $W_i = 1$,对数据采集误差未进行考虑,导致算法鲁棒性不强,故采用重新对其赋权的方法提高最小二乘法对偏大误差的抗干扰能力。其主要过程为:

(1) 以标定矩阵最小二乘解为初值,用 e_i 表示在标定初值情况下各点标定误差(即距离偏差),计算式为:

$$e_i = |Ax_i - b_i| \quad (11)$$

(2) 以 2 倍均值 $2\bar{e}_i$ 为阈值设置权重,依据误差越大权重越小分配原则重新赋权。权重函数为:

$$w_i = \begin{cases} \frac{2\bar{e} - e_i}{2\bar{e}}, & e_i < 2\bar{e} \\ 0, & e_i \geq 2\bar{e} \end{cases} \quad (12)$$

(3) 对重新赋值的权重进行均衡化得权重矩阵:

$$W_{(i,j)} = \frac{n}{\sum_{i=1}^n w_i} w_i \quad (13)$$

(4) 将均衡化后的权重代入式(9)中,对其进行求

解可得修正后的最小二乘解。

3 实验及结果验证

采用机器人和扫描仪搭建实验平台,如图 6 所示。进行手眼标定试验,验证算法的实用性。



1. 机器人 2. 标准球装配件 3. 标准球 4. 扫描仪

图 6 激光检测实验平台

其中机器人重复定位精度为 0.05 mm,线性度为 0.096 mm; 两个标准球分别为半径 15 mm,圆度 0.001 5 mm(标准球 1)和半径 19.05 mm,圆度为 0.002 mm(以下简称标准球 2)。

为验证拟合圆优化算法的通用性和精度,分别对两种规格的标准球进行验证试验,同一示教轨迹下,分别采集 30 组扫描轮廓得到算法优化前后的标准球最大半径,如图 7 所示。

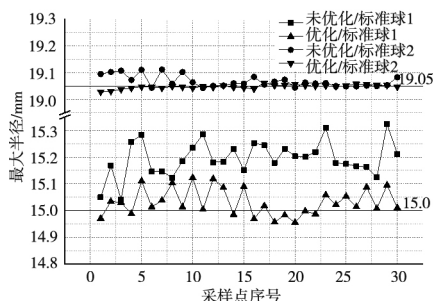


图 7 优化前后标准球最大半径

对所有标准球最大半径偏差求其平均偏差、最大偏差及均方根偏差,结果如表 1 所示。

表 1 标准球半径偏差

优化方案	平均偏差/mm	最大偏差/mm	均方根偏差/mm
优化前/球 1	0.150 6	0.324 4	0.038 6
优化后/球 1	0.030 7	0.123 0	0.001 8
优化前/球 2	0.016 1	0.061 5	0.006 0
优化后/球 2	0.002 4	0.021 7	0.000 6

由表 1 知,相比于算法优化前,优化后的两种不同直径标准球平均偏差、最大偏差及均方根误差均有所降低,提高了球心求解的准确性。

精确获取球心坐标后进行标定实验,并对不同算法下的标定结果进行误差分析,验证求解优化算法的有效性。

利用机器人夹持标准球 1 运动采集数据,采集时尽量使机器人每个关节都有运动,取 20 组姿态数据用于标定。

根据检测数据分别进行优化前后的球心拟合和标定矩阵求解。其标定结果如下:

最小二乘拟合圆心 + 最小二乘模型求解:

$${}^B_cT = \begin{bmatrix} 0.719\ 1 & -0.005\ 7 & 0.691\ 6 & 1\ 667.784\ 0 \\ 0.717\ 7 & -0.008\ 8 & 0.714\ 3 & 668.698\ 3 \\ 0.001\ 8 & -0.970\ 4 & 0 & 1\ 471.907 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

Tukey 加权拟合圆心 + 最小二乘模型求解:

$${}^B_cT = \begin{bmatrix} 0.718\ 7 & -0.002\ 9 & 0.691\ 5 & 1\ 667.792\ 0 \\ 0.717\ 7 & -0.005\ 4 & 0.714\ 5 & 668.701\ 4 \\ 0.002\ 7 & -0.964\ 6 & -0.000\ 2 & 1\ 471.821\ 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

Tukey 加权拟合圆心 + 加权最小二乘模型求解:

$${}^B_cT = \begin{bmatrix} 0.715\ 4 & -0.000\ 9 & 0.689\ 6 & 1\ 667.816\ 0 \\ 0.719\ 6 & -0.004\ 2 & 0.713\ 3 & 668.714\ 8 \\ 0.003\ 5 & -0.960\ 5 & -0.004\ 0 & 1\ 471.867\ 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

将上述标定结果分别带入式(11),以随机变姿态测量的 10 组数据作为校验点计算标定转换矩阵下扫描仪坐标系的球心坐标,并计算标定误差 e_i ,结果如图 8 所示。

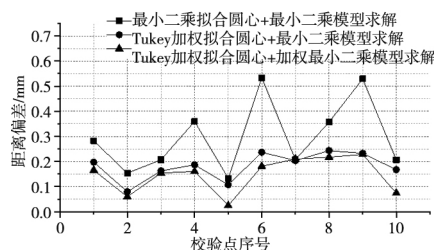


图 8 不同标定结果误差

对所有标定误差对其求平均值和最大值,结果如表 2 所示。

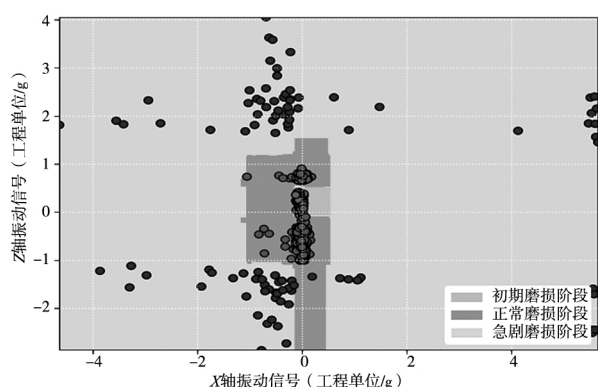
表 2 标定误差

优化方案	最大误差/mm	平均误差/mm
原始拟合圆 + 原始求解	0.533 5	0.297 0
加权拟合圆 + 原始求解	0.243 6	0.181 8
加权拟合圆 + 加权求解	0.228 4	0.149 5

综上对比,采用 Tukey 加权的拟合算法及重加权优化的模型求解算法,对手眼标定的精度都有一定的作用,相比于优化前最大误差减少了 57.2%,平均误差减少了 49.7%,提高了标定的精度。

4 结论

针对小型异构件的检测,建立并分析了 eye to hand 手眼标定模型,通过控制机器人扫描区域初步降低了数据采集误差,在进行球心拟合时,通过 Tukey 权重函数对其重加权迭代,进一步降低了离散点对拟合圆的干扰,提高了拟合圆算法的鲁棒性。其次在模型求解时,根据重加权最小二乘对标定计算矩阵进行求解,进一步降低误差较大数据对标定精度的影响,通过设计的实验进行标定试验,由试验结果知,拟合圆改进算法及模型求解改进算法相较于原有方案对误差的降低都起到了作用,提高了算法的抗干扰能力和标定的精度。(下转第 87 页)



(d) X、Z 轴为特征的分类结果

图 8 模型验证结果

结果表明 GA-LightGBM 模型的训练精度达到 99.94% ,测试集精度也达到了 97.24% ,实验验证了 GA-LightGBM 模型在刀具磨损状态识别领域的优越性。

3 结论

利用遗传算法可并行组合优化多参数的特点,对 LightGBM 模型的 num_leaves、min_data_in_leaf、n_estimators、max_depth、learning_rate 参数进行组合优化,获得 GA-LightGBM 刀具磨损状态预测模型。以训练集、测试集的正确率、模型耗时、AUC 值 4 个指标来评价模型。结果表明采用 GA-LightGBM 模型相较于 SVM、BP 神经网络等模型,具有更快的训练识别速度、更高的准确度,为在线监测提供了一个有利模型。

但在样本数据获取、预处理和制作过程中,需要花费不少的人力和时间成本,这无疑不符合智能制造的要求。目前采用无监督的聚类算法作为数据前期处理的一种手段,以减少相关的成本,有望成为一种可能的方法,这也是本文的下一步延展方向。

[参考文献]

- [1] 仇健. 基于动态切削过程仿真的外圆车削稳定性判定[J]. 机械工程学报, 2019, 55(3): 208–218.
- [2] Liang X L, Liu Z Q. Tool wear behaviors and corresponding machined surface topography during high-speed machining of Ti-6Al-4V with fine grain tools[J]. Tribology International, 2018, 121: 321–332.

2018, 121: 321–332.

- [3] 陈启鹏, 谢庆生, 袁庆宽, 等. 基于深度门控循环单元神经网络的刀具磨损状态实时监测方法[J]. 计算机集成制造系统, 2020, 26(7): 1782–1793.
- [4] 陈炳旭. 基于深度卷积循环神经网络的刀具状态监测技术研究[D]. 武汉: 华中科技大学, 2019.
- [5] Wang D, Zhang Y, Zhao Y. LightGBM: an effective mirna classification method in breast cancer patients[C]// The 2017 International Conference, 2017.
- [6] 罗艳霞, 车艳. 混合遗传算法在陶瓷坯料配方优化设计中的应用[J]. 贵州大学学报(自然科学版), 2020, 37(2): 37–41.
- [7] 陈保家, 陈雪峰, 李兵, 等. Logistic 回归模型在机床刀具可靠性评估中的应用[J]. 机械工程学报, 2011, 47(18): 158–164.
- [8] Makhbol N M, Khoo B E, Rassem T H. Block-based discrete wavelet transform-singular value decomposition image watermarking scheme using human visual system characteristics[J]. Image Processing Iet, 2016, 10(1): 34–52.
- [9] 黄海松, 魏建安, 任竹鹏, 等. 基于失衡样本特性过采样算法与 SVM 的滚动轴承故障诊断[J]. 振动与冲击, 2020, 39(10): 65–74, 132.
- [10] Vapnik V, Golowich S E, Smola A. Support vector method for function approximation, regression estimation, and signal processing[C]// Advances in Neural Information Processing Systems, 1996.
- [11] 王鹤, 刘威, 席振铎. 基于深度置信网络的大地电磁非线性反演[J]. 中南大学学报(英文版), 2019, 26(9): 2482–2494.
- [12] Passalis N, Tefas A. PySEF: A python library for similarity-based dimensionality reduction[J]. Knowledge-Based Systems, 2018, 152(7): 186–187.
- [13] Quang D, Guan Y F, Parker S. YAMDA: thousandfold speedup of EM-based motif discovery using deep learning libraries and GPU[J]. Bioinformatics, 2018, 34(20): 3578–3580.
- [14] 聂鹏, 贾彤, 张锴锋, 等. 基于 HPSO 优化 BP 神经网络的刀具磨损状态识别[J]. 组合机床与自动化加工技术, 2020(3): 152–155.
- [15] 许道云. 二维欧氏空间内线性凸区域概念的 PAC 学习算法[J]. 贵州大学学报(自然科学版), 2019, 36(1): 1–7.

(编辑 李秀敏)

(上接第 82 页)

[参考文献]

- [1] 冯海涛. 机器人自动化抛光系统关键技术的研究[D]. 杭州: 浙江大学, 2015.
- [2] Sharifzadeh S, Biro I, Lohse N, et al. Abnormality detection strategies for surface inspection using robot mounted laser scanners[J]. Mechatronics, 2018, 51: 59–74.
- [3] 李兵, 孙彬, 陈磊, 等. 激光轮廓扫描仪在自由曲面测量中的应用[J]. 光学精密工程, 2015, 23(7): 1939–1947.
- [4] LIU C J. Study on the field calibration technology of robot flexible coordinate measurement system[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2010, 46(18): 1–6.
- [5] 经小龙, 胡源, 郭为忠. 臂载线结构激光手眼矩阵的精确标定—多坐标系转换法[J]. 上海交通大学学报, 2020, 54(6): 607–614.
- [6] Ren Y J, Yin S B, Zhu J G, et al. Calibration technology for

robotic laser scanning system[J]. Guangdianzi Jiguang/Journal of Optoelectronics Laser, 2014, 25(12): 2336–2342.

- [7] 郑健, 张轲, 罗志锋, 等. 基于空间直线约束的焊接机器人手眼标定[J]. 焊接学报, 2018, 39(8): 108–113, 134.
- [8] Li W L, Xie H, Zhang G, et al. Hand – Eye calibration in visually-guided robot grinding[J]. IEEE Transactions on Cybernetics, 2016, 46(11): 2634–2642.
- [9] Xie Z, Zong P, Yao P, et al. Calibration of 6-DOF industrial robots based on line structured light[J]. Optik, 2019, 183: 1166–1178.
- [10] 张铁, 叶景杨, 刘晓刚. 面向机器人砂带打磨的加权手眼标定算法[J]. 机械工程学报, 2018, 54(17): 142–148.
- [11] 张洪瑶, 李论, 周波, 等. 机器人手眼标定及其精度分析的研究[J]. 组合机床与自动化加工技术, 2018(1): 69–72.
- [12] 曾友, 高健, 岑誉. 贴片元件的海森范式加权最小二乘矩形拟合算法[J]. 机械设计与制造, 2016(4): 28–31.

(编辑 李秀敏)