

文章编号: 1002-2082 (2021) 01-0079-07

基于双目视觉的车身焊点定位误差补偿研究

朱文杰, 凌 鹤, 杨守鹏

(武汉理工大学 机电工程学院, 湖北 武汉 430070)

摘 要: 在应用机器人对车身点焊质量检测过程中, 其焊点的定位精度受到点焊作业质量以及车身制造误差等因素的影响, 导致实际焊点与设计值并不重合。针对传统示教无法对焊点定位进行实时补偿的问题, 提出基于双目视觉引导机器人的焊点定位策略, 并构建基于改进粒子群算法优化的支持向量机回归误差补偿模型, 对定位结果进行补偿。在机器人末端安装双目传感器, 利用双目定位原理对焊点进行初步定位, 并将焊点位置的测量数据与实际数据作为学习样本, 利用训练好的误差补偿模型预测系统定位误差, 将补偿结果作为纠偏值引导机器人定位焊点。实验结果表明, 补偿后的定位精度得到较大提升, 验证了该方法的有效性。

关键词: 焊点定位; 双目视觉; 误差补偿; 支持向量机

中图分类号: TN247

文献标志码: A

DOI: 10.5768/JAO202142.0102005

Research on compensation for positioning errors of car body welding points based on binocular vision

ZHU Wenjie, LING He, YANG Shoupeng

(College of Mechanical and Electrical Engineering, Wuhan University of Technology, Wuhan 430070, China)

Abstract: In the process of applying robots to car body spot welding quality inspection, the positioning accuracy of its welding spots was affected by factors such as quality of spot welding operations and car body manufacturing errors, which resulted in actual welding spots did not coincide with designed values. Aiming at the problem that traditional teaching could not perform real-time compensation for welding spot positioning, a welding spots positioning strategy based on binocular vision guided robots was proposed, and a support vector machine regression error compensation model optimized based on improved particle swarm algorithm was constructed to compensate the positioning results. The binocular sensors were installed at the end of the robot, the binocular positioning principle was used to initially locate welding spots, and the measured data and actual data of welding spots position was used as learning samples. The trained error compensation model was used to predict positioning error of the system, and the compensation results were used as the correction value guiding the robot to locate welding spots. The experimental results show that the positioning accuracy after compensation is greatly improved, which verifies the effectiveness of the method.

Key words: welding spot positioning; binocular vision; error compensation; support vector machine

引言

点焊作为汽车制造过程中主要的焊接方式, 车身焊点的质量决定着整车的力学性能的好坏^[1]。

焊点质量检测过程中, 目前常用的焊点质量无损检测方法有超声波检测法及涡流检测法, 上述方法虽然检测原理不同, 但均是通过检测传感器探

收稿日期: 2020-07-24; 修回日期: 2020-08-16

基金项目: 中央高校基本科研业务费专项资金资助 (2019III146CG)

作者简介: 朱文杰 (1995-), 男, 硕士研究生, 主要从事图像处理、机器视觉研究。E-mail: 1778553010@qq.com

通信作者: 凌鹤 (1982-), 男, 博士, 副教授, 主要从事智能制造技术及装备、智能装备设计及应用开发研究。

E-mail: linghe@whut.edu.cn

头接收的信号值的差异(回波信号、涡流值)来反映焊点质量的好坏,须尽量保证探头轴线方向与焊点法线方向相重合,对焊点定位的精度提出较高的要求。同时,考虑到车身制造误差的影响,传统机器人示教已无法满足焊点定位精度的要求。因此,针对如何提高示教机器人对焊点的实时补偿精度问题,本研究采用基于双目视觉引导机器人定位焊点策略,且由于点焊作业中,焊接参数及实际工况等因素的影响,导致焊点的外观形状差异较大,为视觉定位焊点增加难度,需构建误差补偿模型,实现焊点的精确定位。

针对如何实现目标物体的精确定位,国内外学者对此做出了许多研究。刘俸材^[2-3]等通过仿真分析双目结构参数对定位精度的影响,得出误差较小的结构参数取值范围;王闯闯^[4]等提出了基于支持向量机回归的误差补偿算法,对焊点进行误差补偿;樊海风^[5]等提出一种利用BP(back propagation)神经网络实现平行式双目视觉系统的误差补偿;John M^[6]等人采用人工神经网络(artificial neural network, ANN)对机床的轴向定位精度进行误差补偿,定位精度提升了80%;Prakash^[7]等人采用反向传播前馈神经网络提升CNC车床的定位精度,实现了将车床的定位精度提升到亚微米级;齐俊德^[8]等人通过分析机器人运动性能对其定位精度的影响,构建基于改进Denavit-Hartenberg算法的定位误差补偿模型,实现提升机器人的定位精度。这些研究大多分析测量误差的影响因素从而进行补偿,鲜有对误差补偿模型参数优化方面的研究,而未对模型参数进行优化可能会导致模型出现收敛速度慢、易陷入局部最优解等问题。

本文通过在工业机器人末端安装双目传感器,利用图像处理技术拟合焊点的边缘轮廓,提取焊点的中心坐标,同时,构建基于改进粒子群优化的支持向量机回归的误差补偿模型,预测视觉系统的定位误差,并对测量结果进行误差补偿,最终实现机器人对焊点定位的实时补偿。试验表明,补偿后的测量结果的精度得到了明显的提高,验证了该方法的有效性。

1 机器视觉定位

机器视觉因具有非接触、响应时间快、定位精度高等优势,目前在工业、农业、军事、航空、交通、医疗等领域得到广泛应用^[9-10]。

1.1 双目视觉定位原理

双目视觉定位原理是通过2个摄像机在不同位置对同一目标物体进行拍照,根据两成像平面与目标物体之间构成的三角形,利用三角测量原理实现对目标物体的三维重建。双目视觉模型如图1所示。

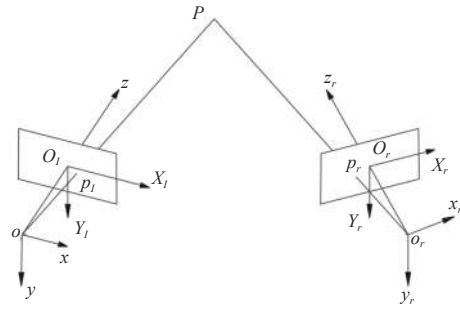


图1 双目视觉模型示意图

Fig. 1 Schematic diagram of binocular vision model

假设世界坐标系与左相机坐标系重合, $P(X, Y, Z)$ 是空间中任意一点, $oxyz$ 为左相机坐标系, $O_lX_lY_lZ_l$ 为左相机图像坐标系, $o_rx_r y_r z_r$ 为右相机坐标系, $O_rX_rY_rZ_r$ 为右相机图像坐标系, P 在两相机成像平面上的对应点分别为 p_l 、 p_r 。

假设空间中某一点 P 在相机成像平面的投影坐标为 (u, v) , 在世界坐标系下的坐标为 $P(x_w, y_w, z_w)$, 齐次表示为

$$k \begin{pmatrix} u \\ v \\ 1 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} f_x & s & u_0 & 0 \\ 0 & f_y & v_0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} R^T & t \\ 0 & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x_w \\ y_w \\ z_w \\ 1 \end{pmatrix} = H X_w \quad (1)$$

式中: k 为比例因子; f_x 、 f_y 、 s 、 u_0 、 v_0 为相机内参; R 、 t 为相机坐标系到世界坐标系的旋转、平移矩阵, 即相机外参; H 为单应性矩阵。

假设左相机坐标系与右相机坐标系 $o_rx_r y_r z_r$ 的相对位置关系可表示为

$$k \begin{pmatrix} X_r \\ Y_r \\ 1 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} f_r & 0 & 0 & 0 \\ 0 & f_r & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} R_{11} & R_{12} & R_{13} & T_x \\ R_{21} & R_{22} & R_{23} & T_y \\ R_{31} & R_{32} & R_{33} & T_z \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x \\ y \\ z \\ 1 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} f_r R_{11} & f_r R_{12} & f_r R_{13} & f_r T_x \\ f_r R_{21} & f_r R_{22} & f_r R_{23} & f_r T_y \\ R_{31} & R_{32} & R_{33} & T_z \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \frac{zX_l}{f_l} \\ \frac{zY_l}{f_l} \\ \frac{z}{1} \end{pmatrix} \quad (2)$$

则可得出目标点 P 在空间中的三维坐标为

$$\begin{cases} x = \frac{zX_l}{f_l} \\ y = \frac{zY_l}{f_l} \\ z = \frac{f_l(f_r T_y - Y_r T_z)}{Y_r(R_{31}X_l + R_{32}Y_l + R_{33}f_l) - f_r(R_{21}X_l + R_{22}Y_l + R_{23}f_l)} \end{cases} \quad (3)$$

综上可知, 已知两相机的焦距 f_l 、 f_r 、及目标点在左右相机的图像坐标以及两相机之间的旋转、平移矩阵, 就可求出目标点 P 在空间的三维坐标。

1.2 焊点图像特征提取

图像处理的目的是为了确定图像中焊点的中心坐标。考虑到焊点图像在采集和传输过程中往往会受到各种噪声干扰的影响, 导致图像质量较低, 影响定位结果。因此, 必须对所采集的焊点图像进行相应的预处理, 提高图像质量。焊点图像特征提取流程图如图2所示。

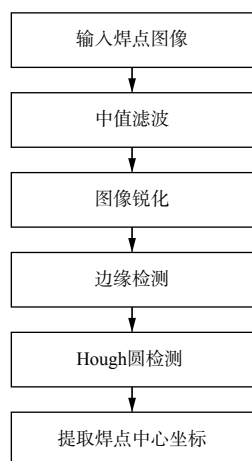


图2 焊点图像特征提取流程图

Fig. 2 Flow chart of welding spots image feature extraction

特征提取流程详细描述如下: 1) 对图像进行中值滤波, 消除图像中孤立的噪点, 同时起到平滑图像的目的; 2) 进行图像锐化处理, 对滤波后的图像进行补偿, 使焊点的边缘轮廓更加清晰, 更加接近真实值; 3) 利用 Canny 算子检测图像的边缘轮廓; 4) 利用 Hough 圆检测算法拟合焊点的边缘轮廓, 最终实现焊点中心坐标的定位。图像处理效果图如图3所示。

1.3 双目视觉系统定位策略

双目视觉系统定位车身焊点策略采用基于图像处理的视觉伺服控制^[11-12]。当车身进入待检工位, 机器人根据事先示教的车身上所有的关键焊

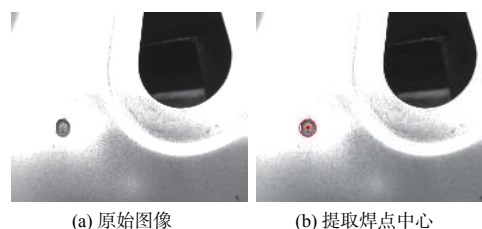


图3 图像处理效果图

Fig. 3 Image processing effect

点, 包括相机拍照点 P_1 , 探头检测点 P_2 、将当前 P_2 定位基准点, 对下一辆进入待检工位的车身进行实时纠偏, 定位流程图如图4所示:

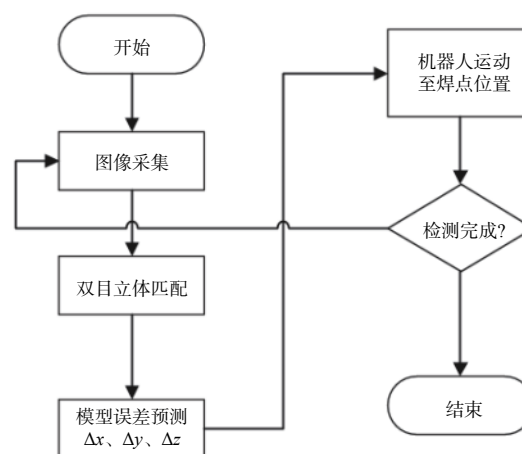


图4 视觉定位流程图

Fig. 4 Flow chart of visual positioning

定位流程图详细描述如下所示: 1) 车身进入待检工位, 机器人根据示教程序, 运动至相机拍照点 P_1 , 采集当前焊点图像信息; 2) 通过双目立体匹配算法计算出焊点中心的三维坐标, 并结合前期示教的探头检测点 P_2 计算出焊点中心坐标三维偏差 $(\Delta x, \Delta y, \Delta z)$; 3) 机器人移动至探头检测点 P_2 , 并根据接收的偏差值引导机器人至当前焊点的期望位置。

2 焊点定位误差补偿

在实际工况中机器人定位焊点的误差较大, 如工业机器人存在强耦合及非线性误差、车间复杂的生产环境对视觉定位产生的干扰, 以及双目立体匹配算法存在的定位误差等因素, 导致系统的定位精度较低。

针对以上问题, 机器人模型及相机标定误差属于系统误差, 而双目立体匹配误差属于随机误差, 会存在波动, 但只要匹配算法合理, 随机误差会控制在某个范围波动。考虑到焊点位置数据采集的

复杂性,且无法获取较多车身焊点样本,因此,采用支持小样本理论的统计学方法来提升双目视觉的定位精度。

支持向量机是一种建立在统计学理论基础上的机器学习算法,该算法在有限数据集情况下,具有较好的泛化能力,且在解决非线性、高维模式时取得较好的效果^[13],因此,本研究采用支持向量机回归(support vector regression, SVR)的方法对焊点定位进行误差补偿,以获取较高的定位精度。

2.1 基于改进粒子群算法优化的支持向量机回归模型

支持向量机因其在数据集有限的情况下表现出的学习能力,在很多领域得到广泛的应用。假定集合 $\{(x_i, y_i)\}, i=1,2,\dots,n$ 为样本的数据集, x_i 为数据集的输入集合, y_i 为输入对应的目标值。

为避免出现线性不可分的情况,引入松弛变量 ξ 和 ξ^* 、惩罚因子 C 及不敏感损失系数 ε 。同时,引入核函数 $K(x_i, x_j)$ 将目标函数向高维进行映射,将非线性问题转化为线性可分问题。优化问题即可表示为

$$\begin{aligned} \min & \frac{1}{2}K(w, w) + C \sum_{i=1}^n (\xi_i + \xi_i^*) \\ \text{s.t.} & K(w, x_i) + b - y_i \geq \varepsilon + \xi_i \\ & -K(w, x_i) - b + y_i \geq \varepsilon + \xi_i^* \\ & (i = 1, 2, \dots, n) \xi_i \geq 0 \end{aligned} \quad (4)$$

其中:松弛变量将距离超平面较远的干扰点去掉,并将线性问题转化为非线性问题;惩罚因子用来表征离群点所带来的损失, C 越大,表示对离群点越重视;不敏感损失系数 ε 用来评估模型的拟合精度。

常用的核函数有多项式核函数、高斯径向基核函数(radial basis function, RBF)、sigmoid核函数等。不同的核函数类型决定着映射到高维的方向。在车身焊点位置预估中,核函数采用RBF核函数,见(5)式:

$$\begin{aligned} K(x_1, x_2) &= \exp\left(-\frac{\|x_1 - x_2\|^2}{2\gamma^2}\right) \\ \text{s.t.} & \gamma > 0 \end{aligned} \quad (5)$$

式中 γ 为核宽度系数,主要反映支持向量之间的相关程度。

由上述分析可知,损失函数 ε 、惩罚因子 C 及核宽度系数 γ 决定着模型的拟合精度及回归程度,因此,如何选取三者的值对模型的好坏起着决定作用。目前常用的支持向量机参数优化算法有交

叉验证法、遗传算法、粒子群优化算法等。相较于其他算法,粒子群算法具有简单易行、收敛速度快、设置参数少等特点,因此得到了广泛的应用。

粒子群算法(particle swarm optimization, PSO)思想源于鸟群捕食行为,通过每个粒子经历的局部极小值并与其他粒子共享该粒子目前所在的位置,进而快速地达到全局最小值^[14]。假设存在粒子 i ,其第 k 次迭代后的速度更新公式为

$$\begin{cases} v_i^k = wv_i^{k-1} + c_1r_1(p_{ibest} - x_i^{k-1}) + c_2r_2(g_{best} - x_i^{k-1}) \\ x_i^k = x_i^{k-1} + wv_i^k \end{cases} \quad (6)$$

其中: w 为惯性权重,用于调节搜索范围; c_1 、 c_2 为加速度,调节搜索步长; r_1 、 r_2 为属于0到1的随机数,增加搜索随机性; p_{ibest} 为粒子 i 经历过的最好位置; g_{best} 为种群所经历最好位置; x_i^k 为粒子 i 在第 k 次迭代的位置,在支持向量机中即为 $\{C, \varepsilon, \gamma\}$ 的取值。

粒子群算法因其设置参数少、算法容易实现而被广泛应用,但同时粒子群算法也存在容易陷入局部最优解的问题^[15]。针对上述问题,提出基于非线性自适应的改进粒子群参数优化算法(improved particle swarm optimization, IPSO)。主要针对惯性权重 w ,加速度 c_1 、 c_2 进行优化。

惯性权重 w 值的大小决定着寻优算法的收敛速度, w 越大,全局搜索能力越强,但不易收敛; w 越小,收敛速度慢,且容易陷入局部最优解。因此,在初期应保证较大的 w 值,提高算法的全局搜索能力,在后期应提高算法的局部搜索能力,即减小 w 的值。惯性权重 w 值更新公式如(7)式所示:

$$w = e^{(-T/10)} \frac{(w_{\max} - w_{\min})(T_{\max} - T)}{T_{\max}} + w_{\min} \quad (7)$$

式中: w_{\max} 为权重的最大值,通常取0.9; w_{\min} 为权重的最小值,通常取0.4; T 为当前的迭代次数; T_{\max} 为最大迭代次数。权重 w 变化示意图如图5所示。

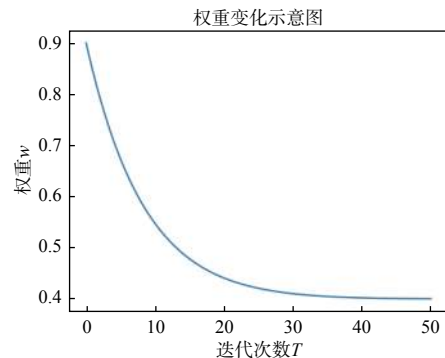


图5 权重 w 变化曲线图

Fig. 5 Variation curve of weight w

对于加速度 c_1 和 c_2 , 分别表示粒子的自身学习率和社会学习率。在迭代初期, 个体粒子对粒子当前的最优位置影响较大, 应保证较大的 c_1 和较小的 c_2 , 提高算法的全局搜索能力, 而在迭代后期, 粒子群粒子对当前粒子的最优位置影响最大, 应保证较小的 c_1 和较大的 c_2 , 提高算法的局部搜索精度。加速度 c_1, c_2 调整公式为

$$c_1 = (c_{1\max} - c_{1\min}) \cos^2\left(\frac{\pi T}{2T_{\max}}\right) + c_{1\min} \quad (8)$$

$$c_2 = (c_{2\max} - c_{2\min}) \sin^2\left(\frac{\pi T}{2T_{\max}}\right) + c_{2\min} \quad (9)$$

式中: $c_{1\max}$ 、 $c_{1\min}$ 分别表示加速度 c_1 的最大值和最小值; $c_{2\max}$ 、 $c_{2\min}$ 分别表示加速度 c_2 的最大值和最小值。通常取 $c_{i\max} = 2.0, c_{i\min} = 1.5$, 其中 $i=1, 2$ 。 c_1, c_2 变化示意图如图 6 所示。

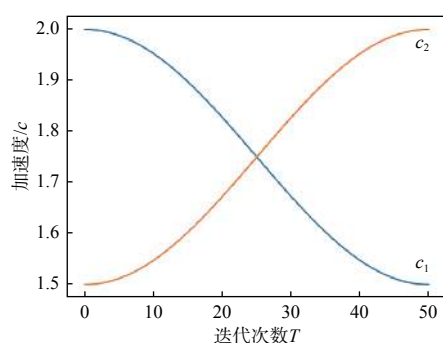


图 6 加速度 c_1, c_2 变化示意图

Fig. 6 Variation diagram of acceleration c_1 and c_2

2.2 构建误差补偿模型

当车身进入工位时, 机器人根据示教轨迹至相机拍照位置, 根据双目立体匹配算法, 获取当前焊点中心的三维坐标, 实现初定位, 并将该坐标发送至经改进粒子群算法优化的支持向量机回归模型, 模型将返回所预测的差值给机器人, 进而引导机器人至该焊点检测位置。系统误差补偿策略流程图如图 7 所示。

由上述分析可知, 误差补偿模型对焊点的定位精度起着关键性作用, 误差补偿模型流程图如图 8 所示。

算法具体步骤如下:

1) 获取已知车身的 40 个关键焊点, 利用双目立体匹配算法, 计算出焊点在机器人下的坐标 (x'_i, y'_i, z'_i) , 其中 $i=1, 2, \dots, 40$ 。

2) 获取上述 40 个焊点在机器人下的实际坐标 (x_i, y_i, z_i) , 并求出两者之间的差值 $\Delta x_i = x_i - x'_i$, $\Delta y_i = y_i - y'_i$, $\Delta z_i = z_i - z'_i$, 并将 $(\Delta x_i, \Delta y_i, \Delta z_i)$ 作为预测

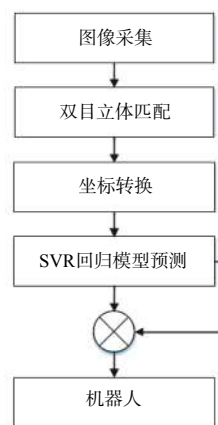


图 7 误差补偿策略流程图

Fig. 7 Flow chart of error compensation strategy

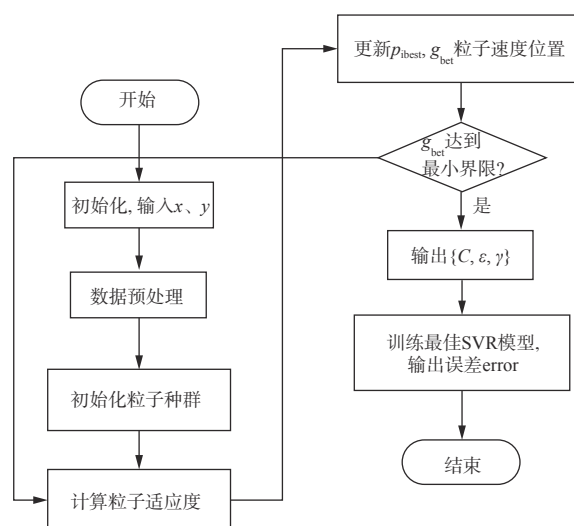


图 8 构建误差补偿模型流程图

Fig. 8 Flow chart of constructing error compensation model

值 $y, \{x'_i, y'_i, z'_i\}$ 为输入值, 其中前 30 组为数据集, 后 10 组为测试集。

3) 初始化粒子种群 $\{C, \varepsilon, \gamma\}$, 设定粒子群的相关初始化参数。

4) 计算每个粒子的适应度, 将当前出现的 p_{best} 作为当前全局 g_{best} 。适应度函数采用均方差函数 (mean square error, MSE), 计算公式如 (10) 式所示。

$$\text{fitness} = \text{MSE} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (f(x_i) - y_i)^2 \quad (10)$$

式中: n 表示训练集样本个数; $f(x_i)$ 表示焊点理论坐标 (x'_i, y'_i, z'_i) ; y_i 表示焊点实际坐标 (x_i, y_i, z_i) 。

5) 根据 (10) 式更新粒子的速度和位置, 将更新后的粒子适应度 p_{best} 与当前全局极值 g_{best} 比较, 若优, 则更新 g_{best} ; 否则保留原值, 直至产生全局最优值 g_{best} 。

6) 利用输出的 $\{C, \varepsilon, \gamma\}$ 训练 SVR 模型, 通过测试集的数据及验证指标 MSE 函数反映当前模型的拟合精度, 直至获得满意的回归模型。

3 实验结果与分析

3.1 系统构成

双目视觉焊点定位系统主要由上位机系统、视觉系统及机器人系统组成, 如图 9 所示。

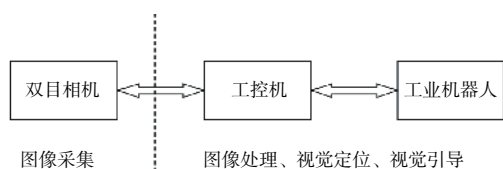


图 9 系统硬件框架图

Fig. 9 System hardware framework diagram

其中, 上位机与机器人通过 TCP/IP 进行通讯, 视觉系统通过图像处理计算出焊点与示教焊点坐标的偏移值 $(\Delta x, \Delta y, \Delta z)$ 后, 再由上位机发送给机器人, 引导机器人实现焊点的定位。

现场试验平台如图 10 所示, 主要由研华工控机、AUBO-I5 机器人, 大恒工业相机、Computar 镜头组成。



图 10 实验平台搭建

Fig. 10 Experimental platform construction

3.2 实验验证与误差分析

焊点定位试验验证流程如下所示:

1) 在车身上选择 10 个关键焊点进行机器人示教拍照, 并记录当前 10 个拍照位姿信息及焊点的真实坐标 (x, y, z) ;

2) 当下一个车身到位后, 利用开发的视觉定位系统, 并结合步骤 1) 下的视觉拍照位姿, 计算对应焊点的理论坐标 (x', y', z') ;

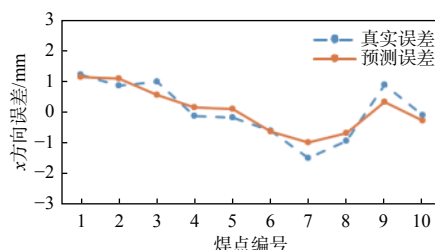
3) 将焊点理论坐标 (x', y', z') 输入训练好的

IPSO-SVR 模型中, 得出偏差值 $(\Delta x, \Delta y, \Delta z)$;

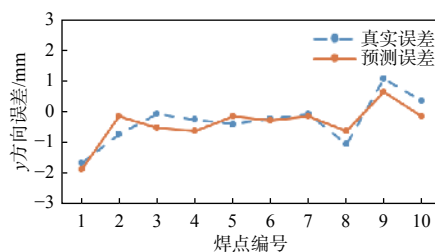
4) 将偏差值 $(\Delta x, \Delta y, \Delta z)$ 发送给步骤 1) 中示教的真实焊点坐标, 引导机器人实现精确定位;

5) 作为验证, 测量第 2 次车身到位后的焊点的真实坐标 (x'', y'', z'') , 并计算 $(\Delta x', \Delta y', \Delta z')$, 其中 $\Delta x' = x'' - x'$, $\Delta y' = y'' - y'$, $\Delta z' = z'' - z'$ 。

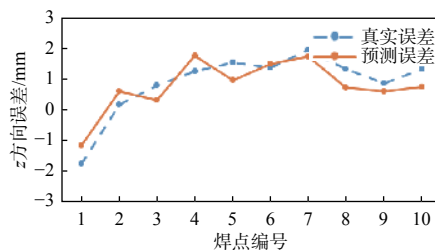
10 个关键焊点的定位误差图如图 11 所示。由图 11 可知, 3 个方向的 IPSO-SVR 模型预测的效果与实际基本符合。



(a) x方向误差预测结果



(b) y方向误差预测结果



(c) z方向误差预测结果

图 11 各方向误差预测结果

Fig. 11 Error prediction results in all directions

为验证使用经改进粒子群算法优化后的 SVR 模型 (IPSO-SVR) 的优越性, 使用同样的数据集及测试集, 分别使用 Middlebury 平台中排名较好的算法 SGBM2、SGM 对焊点定位结果进行补偿, 并比较 3 者的误差预测能力, 见表 1 所示。其中:

$$\Delta L = \sqrt{(x'' - x')^2 + (y'' - y')^2 + (z'' - z')^2}$$

由表 1 可知, IPSO-SVR 模型的预测能力最佳, 在 x 方向的误差可控制在 0.5 mm 以内, 在 y、z 方向的误差可控制在 0.6 mm 以内, 在空间中的误差可控制在 0.8 mm 以内, 具有较高的定位精度, 验证了该方法的有效性。

表 1 误差补偿效果

Table 1 Error compensation effect					mm
坐标方向	误差	IPSO-SVR	SGBM2	SGM	
x方向	平均	0.290	0.308	0.359	
	最大	0.446	0.565	0.606	
y方向	平均	0.322	0.387	0.407	
	最大	0.564	0.641	0.736	
z方向	平均	0.428	0.455	0.503	
	最大	0.578	0.613	0.725	
ΔL	平均	0.647	0.749	0.802	
	最大	0.782	0.857	0.952	

4 结论

本研究在基于双目视觉车身焊点定位的基础上,引入机器学习相关算法,提出了一种新的车身焊点定位算法,并搭建相应的试验平台,与Middlebury平台上排名较好的算法对预测结果进行比较,验证了该方法的有效性和优越性。

参考文献:

- [1] HAN Yunling. Analysis on the progress of automobile manufacturing technology[J]. Automotive Engineering, 2015(27): 130-131.
韩云岭. 汽车生产制造技术进步浅析[J]. 汽车工程, 2015(27): 130-131.
- [2] YU Keyi, ZHU Ting, ZHUANG Jilong, et al. Research on the factors affecting the accuracy of binocular camera calibration[C]//2018 33rd Youth Academic Annual Conference of Chinese Association of Automation (YAC).USA:IEEE,2018: 348-352.
- [3] LIU Fengcai, XIE Minghong, YAN Guolin. Accuracy analysis of binocular stereo vision system[J]. Computer Engineering, 2011, 37(19): 280-282.
刘俸材, 谢明红, 颜国霖. 双目立体视觉系统的精度分析[J]. 计算机工程, 2011, 37(19): 280-282.
- [4] WANG Chuangchuang, HE Zhicheng, CHENG Aiguo. Research on positioning of welding spots based on machine vision and support vector machine[J]. Chinese Journal of Automotive Engineering, 2019, 9(1): 13-20.
王闯闯, 何智成, 成艾国. 基于机器视觉和支持向量机的汽车焊点定位研究[J]. 汽车工程学报, 2019, 9(1): 13-20.
- [5] FAN Haifeng, WANG Jian. Positioning error compensation of parallel binocular vision system[J]. Computing Technology and Automation, 2019, 38(2): 135-140.
- [6] JOHN M. FINES A A. Machine tool positioning error compensation using artificial neural networks[J]. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 2008, 21: 1013-1026.
- [7] PRAKASH V, NARENDRA R T, et al. Real-time positioning error compensation for a turning machine using neural network[J]. Procedia Materials Science, 2014, 5: 2293-2300.
- [8] QI Junde, ZHANG Bing, ZHANG Dinghua. Compensation for absolute positioning error of industrial robot considering the optimized measurement space[J]. International Journal of Advanced Robotic Systems, 2020, 17(2): 1-10.
- [9] XUE Feng, CHEN Chuan. Development of machine vision technology and its industrial applications[J]. Wireless Internet Technology, 2016(13): 137-144.
薛峰, 陈川. 机器视觉技术发展及其工业应用[J]. 无线互联科技, 2016(13): 137-144.
- [10] YIN Shibin, REN Yongjie, LIU Tao, et al. Review on application of machine vision in modern automobile manufacturing[J]. Acta Optica Sinica, 2018, 38(8): 11-22.
尹仕斌, 任永杰, 刘涛, 郭思阳, 赵进, 郝继贵. 机器视觉技术在现代汽车制造中的应用综述[J]. 光学学报, 2018, 38(8): 11-22.
- [11] CHAUMETTE F, HUTCHINSON S. Visual servo control, Part I: basic approaches[J]. IEEE Robotics & Automation Magazine, 2006, 13(4): 82-90.
- [12] CHAUMETTE F, HUTCHINSON S. Visual servo control, Part II: advanced approaches[J]. IEEE Robotics & Automation Magazine, 2009, 14(1): 109-118.
- [13] CHANG C C, LIN C J. LIBSVM: a library for support vector machines[J]. ACM Transactions on Intelligent Systems and Technology, 2011, 2(3): 1-27.
- [14] ZHENG Xu, GAO Yejun, JING Wuxing, et al. Multidisciplinary integrated design of long-range ballistic missile using PSO algorithm[J]. Journal of Systems Engineering and Electronics, 2020, 31(2): 335-349.
- [15] AO Yongcai, SHI Yibing, ZHANG Wei, et al. Improved particle swarm optimization with adaptive inertia weight[J]. Journal of University of Electronic Science and Technology of China, 2014, 43(6): 874-880.
敖永才, 师奕兵, 张伟, 李焱骏. 自适应惯性权重的改进粒子群算法[J]. 电子科技大学学报, 2014, 43(6): 874-880.