

工业机器人复杂 B 样条曲线轨迹控制精度补偿

颜双权, 胥建成

(辽宁理工学院 智能工程学院, 辽宁 锦州 121010)

摘要: 工业机器人末端抓取操作器面对具有几何不变性特性的 B 样条曲线轨迹时, 控制精度较差, 为此提出一种工业机器人复杂 B 样条曲线轨迹控制精度补偿方法。根据工业机器人关节转角和偏距等建立运动学模型, 分析导致复杂 B 样条曲线轨迹误差的主要因素, 采用笛卡儿坐标系和线性弹簧模型描述几何参数和柔性误差。以工业机器人实际轨迹作为输入, 高斯函数作为径向基函数, 构建径向基神经网络模型, 选择合理的基函数中心, 通过学习得到工业机器人复杂 B 样条曲线轨迹控制精度补偿结果。实验结果表明: 所提方法的机器人实际轨迹与期望轨迹重合度较高, 最高轨迹控制误差仅为 0.76 mm, 执行时间最高仅为 1.9 s, 有效补偿了控制精度。

关键词: 径向基神经网络; 工业机器人; 运动轨迹; 精度补偿; 高斯函数; B 样条曲线

中图分类号: TP391 **文献标志码:** B **文章编号:** 1671-5276(2023)05-0032-04

Precision Compensation of Complex B-spline Curve Trajectory Control for Industrial Robots

YAN Shuangquan, XU Jiancheng

(Department of Intelligent Engineering, Liaoning Institute of Science Engineering, Jinzhou 121010, China)

Abstract: To improve the poor control accuracy of the end grabbing manipulator of an industrial robot when facing a B-spline curve trajectory with geometric invariance, a compensation method for the control accuracy of complex B-spline curve trajectory of an industrial robot is proposed. Based on the joint angle and offset of the industrial robot, the kinematics model is established, and the main factors leading to the trajectory error of the complex B-spline curve are analyzed. The geometric parameters and flexible errors are described by Cartesian coordinate system and linear spring model. With the actual trajectory of the industrial robot as the input and the Gaussian function as the radial basis function, the radial basis function neural network model is constructed, and the reasonable basis function center is selected. The control accuracy compensation result of the complex B-spline curve trajectory of the industrial robot is obtained through learning. The experiment results show that the proposed method has the highest coincidence between the actual trajectory and the expected trajectory, the highest trajectory control error is only 0.76 mm, and the highest execution time is only 1.9 s, which effectively compensates the control accuracy.

Keywords: radial basis function neural network; industrial robot; motion trajectory; accuracy compensation; Gaussian function; B-spline curve

0 引言

机器人作为推动工业自动化发展的主要工具, 被工业企业大量使用。目前, 机器人的定位精度基本满足工业生产需求, 但随着生产要求的提高, 对机器人轨迹控制精度提出了更高的要求。

为了减少机器人轨迹控制误差, 高贯斌等^[1]引入标定和关节空间插值完成精度补偿。利用 MD-H 法构建机器人运动学模型, 根据微分运动学相关原理构建位置与轨迹误差模型。通过卡尔曼滤波算法设计关节空间差值补偿算法, 实现精度补偿, 该方法在一定程度上补充了精度, 但是在建模时由于未考虑几何不变性, 导致精度补偿方法的轨迹控制误差较高。韩亚军等^[2]利用混合算法补偿机器人的轨迹误差, 通过 H-D 方法和三角函数关系式确定所有关节的运动方程, 采用 B 样条曲线设计运动轨迹, 使用粒子群算法改进方程, 设计出混合优化的曲线, 实现轨迹精度补偿。该方法虽然采用了多种算法, 但是轨迹精度补偿后的轨迹误差较大。

B 样条曲线轨迹控制一直是工业机器人领域面临的难题^[3], 结合该情况和上述存在的问题, 本文利用径向基神经网络补偿机器人 B 样条曲线运动轨迹精度。径向基神经网络属于前馈式网络, 其训练实质是找出最优拟合平面, 满足多维数据训练需求。由于机器人的运动学理论十分复杂, 将此神经网络应用到机器人运动轨迹精度补偿过程中具有很好的效果, 能够解决轨迹跟踪误差较大的问题, 为 B 样条曲线轨迹控制精度补偿提供一种有效的解决方案。

1 工业机器人运动学模型构建

以 6 自由度机器人为例构建运动学模型, 假设所有关键连杆上均存在一个坐标系^[4], 通过连杆长度 b_n 、连杆角度 γ_n 、关节转角 θ_n 和关节偏距 c_n 描述邻近连杆之间的位置关系^[5]。

邻近连杆坐标系 $(n-1)$ 和坐标系 (n) 的变换过程可利用变换矩阵 T_{n-1}^n 来描述:

$$T_{n-1}^n = \begin{bmatrix} \cos\theta_n & -\sin\theta_n \cos\gamma_n & \sin\theta_n \sin\gamma_n \\ \cos\gamma_n & \sin\theta_n & \cos\theta_n \sin\gamma_n \\ \sin\gamma_n & \cos\gamma_n & c_n \end{bmatrix} \quad (1)$$

所有连杆的矩阵相乘,获得机器人位姿矩阵 T_H, T_H 为机器人正向运动,公式为

$$T_H = T_0^1 T_1^2 T_2^3 T_3^4 T_4^5 T_5^6 = \begin{bmatrix} P & R \\ R & P \end{bmatrix} \quad (2)$$

式中 R 和 P 分别表示机器人的姿态和位置矩阵。为了更好地控制 6 个关节的运动,需要分析其逆运动学原理。通过末端位置获取所有关节转角为 $\theta_i, i=1,2,\dots,6$,则利用下述公式表示机器人的逆运动过程:

$$T_H = \frac{T_0^1 T_1^2 T_2^3 T_3^4 T_4^5 T_5^6}{\theta_1 \theta_2 \theta_3 \theta_4 \theta_5 \theta_6} \quad (3)$$

求解式(3)后,出现很多组解。为避免发生关节过冲现象,需结合运动路径最短原则确定最佳逆解^[6]。假设 θ_{ia} 和 θ_{ib} 代表第 i 个关节的起始、终止角度,此时最佳逆解的计算公式如下:

$$\theta_i = \sum_{i=1}^6 |\theta_{ia} - \theta_{ib}| \quad (4)$$

通过建立机器人运动学模型,了解机器人的运动特点,以此准确地分析出误差生成原因,实现轨迹精度补偿。

2 基于径向基神经网络的 B 样条曲线轨迹控制精度补偿

2.1 机器人 B 样条曲线轨迹控制误差来源分析

导致机器人 B 样条曲线轨迹控制误差的因素主要包括静态与动态两种。

1) 静态因素^[7]。此类因素始终是不变的,包括如下几点:

a) 机体参数与运动变量导致的误差,由于机器人在设计、制造和安装过程中会出现人工误差,造成连杆参数和理想值具有微小差异,进而导致位姿误差;

b) 关节角误差,当电机出现码盘误差时,由于关节磨损带来转角误差;

c) 温度和湿度的变化都会引起连接杆的变化,进而造成位姿误差。

2) 动态因素^[8]。此类因素在复杂运动过程中是会随时产生变化的。通常包括在外力、惯性和重力影响下出现的连杆、关节的变形与振动。

由上述分析可知,静态与动态误差共同作用下,机器人出现 B 样条曲线轨迹控制误差,如果将所有因素都当做权重相同的变量,会导致位姿误差的分析过于复杂。为降低分析难度,合并上述因素为运动变量误差和结构参数误差,根据该误差即可构建轨迹误差模型,便于分析机器人出现的运动轨迹偏差。

2.2 机器人 B 样条曲线轨迹控制误差模型建立

误差模型是研究轨迹精度补偿的第一步,就是利用模型描述所有关节参数误差和轨迹误差间具有的数学关系。假设几何不变特性中的几何参数误差分别为连杆长度误

差 Δb_n 、连杆角度偏差 $\Delta\gamma_n$ 、关节转角误差 $\Delta\theta_n$ 、关节偏距误差 Δc_n 。

P^d 为机器人中心点在基坐标下的理论位姿, P^r 是真实的中心点位姿, ΔP 是定位误差,则存在如下关系式:

$$P^d = U(b_n, \gamma_n, \theta_n, c_n) \quad (5)$$

$$P^r = U(b_n + \Delta b_n, \gamma_n + \Delta\gamma_n, \theta_n + \Delta\theta_n, c_n + \Delta c_n) \quad (6)$$

通过笛卡尔坐标描述机器人轨迹误差:

$$\Delta P = \frac{\sqrt{(P^d - P^r)^2}}{2} \quad (7)$$

在机器人连杆和自身质量等因素作用下,关节与连杆容易出现微小的挠性形变,以此影响机器人的轨迹误差,这是十分微小的,在分析过程中可以忽略^[9]。但是关节挠性会生成较大的转角偏差,该偏差利用关节坐标实现传递,会使轨迹误差增大。虽然此种柔性误差对于几何误差而言影响较小,但如果忽略不计,影响精度补偿效果。

通过以上分析可知,柔性误差是在机身重力作用下形成的转角误差所导致的。因此,可将柔性误差模型转换为线性弹簧模型^[10],即柔性变形误差和所受力矩之间具有正比关系。柔性误差模型表示为

$$\delta = C_\theta \cdot \tau \quad (8)$$

式中: δ 表示在机身重力或负载作用下生成的关节转角误差; C_θ 表示变形误差系数; τ 表示等效力矩。

2.3 B 样条曲线轨迹控制误差补偿

a) 径向基神经网络模型构建

径向基神经网络可以满足任何精度的函数逼近需求,不会出现陷入局部最优的问题。此外,该网络结构简单,泛化性能很强。本文需要逼近的模型是机器人真实轨迹和轨迹差二者存在映射关系,此模型具有 X, Y 和 Z 3 个输入和 $\Delta X, \Delta Y, \Delta Z$ 3 个输出,3 个输入分别为机器人的实际位置坐标,输出为 3 个坐标轴的精度补偿结果。

径向基函数的性质是连续的,并属于偶次多项式,其形式类型不会对网络性能产生较大影响,将高斯函数当做径向基函数^[11],表示形式如下:

$$\Phi_j(A) = \exp\left(-\frac{\|A - c_j\|^2}{2e_j^2}\right), \quad j=1,2,\dots,h \quad (9)$$

式中: $A = (a_1, a_2, \dots, a_j)$ 代表输入向量; c_j 代表高斯单元 j 的中心; Φ_j 是隐含层单元 j 的输出; h 是隐含层单元总数; e_j 代表函数宽度; I 属于单位向量。则神经网络的输出 Y_k 的公式如下:

$$Y_k = \sum_{j=1}^h \omega_{kj} \Phi_j(X) \quad (10)$$

式中 ω_{kj} 代表输出层神经元 k 和隐含层单元 j 的连接权重。

b) 神经网络学习过程

在上述构建的径向基神经网络模型中,将机器人实际轨迹作为网络输入,经过下述学习过程实现精度补偿。

1) 训练集合一化

在归一化处理过程中,必须确保函数的输入和输出范围为 $[0, 1]$,需要归一化样本集合 $[X_0, Y_0]$ ^[12],则有

$$\begin{cases} x_m = \frac{x_{0m} - x_{0m, \min}}{x_{0m, \max} - x_{0m, \min}} \\ y_m = \frac{y_{0m} - y_{0m, \min}}{y_{0m, \max} - y_{0m, \min}} \end{cases} \quad (11)$$

式中 $x_{0m,min}$ 、 $x_{0m,max}$ 和 $y_{0m,min}$ 、 $y_{0m,max}$ 分别代表样本集中 x_{0m} 、 y_{0m} 的最小值和最大值。因此学习后的还原处理过程表示如下:

$$y_{m,out} = y_{0m,min} + y_m (y_{0m,max} - y_{0m,min}) \quad (12)$$

式中 $y_{m,out}$ 代表网络输出值,即需要补偿的结果。

2) 基函数中心选择

合理地选取函数宽度 e_j 能够提高网络的学习性能。利用数组 $D(l)$ 表示不同类型输出向量之和,通过计数器 $E(l)$ 统计样本总数,其中 l 为类别。

将第一个样本以 $[X^1, Y^1]$ 为起点,在 X^1 中构建首个聚类中心,确保隐含层中心 $H_1 = X^1$ 。这时神经网络只存在一个隐藏单元,其权重为 $\omega_1 = \frac{D(l)}{E(l)}$ 。

则基函数中心的选择公式如下:

$$f(X) = \frac{\sum_{j=1}^h \omega_j \exp\left(-\frac{D(l) - E(l)}{e^2}\right)}{\left(-\frac{D(l) - E(l)}{e^2}\right)^2} \quad (13)$$

经过上述处理,即可输出精确的补偿结果,能够修正机器人运动轨迹误差,提高补偿的稳定性。

3 实验过程与结果分析

3.1 实验准备

为测试所提的工业机器人 B 样条曲线轨迹控制误差补偿方法的性能,设置如下对比实验。将 MOTOMAN UP20 型号的机器人作为实验目标。该机器人具备 6 自由度关节。实验用机器人如图 1 所示。

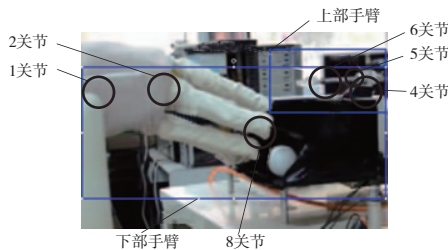


图 1 实验用机器人

机器人相关参数如表 1 所示。

3.2 径向基神经网络隐含层数量确定

在利用径向基神经网络补偿轨迹精度时,本文方法需要确定隐含层数量,确保补偿效果,避免因参数影响算法的整体性能。因此,验证隐含层数量与训练误差间的关

系,从而确定神经网络隐含层数量的具体数值,实验结果如图 2 所示。

表 1 参数表

参数名称	数值
结构形式	垂直多关节
安装方式	地面安装
最大负载/kg	30
定位精度/mm	±0.05
回转范围/(°)	-180~+180
下部手臂运动范围/(°)	-110~+150
上部手臂运动范围/(°)	-80~+220
手腕转动范围/(°)	-190~+190
手腕倾斜范围/(°)	-50~+220
手腕旋转/(°)	-360~+360
动力电源容量/kVA	2.8
机体质量/kg	250

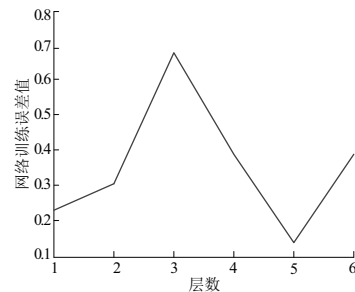


图 2 层数与训练误差关系图

从图 2 可以看出径向基神经网络的层数与网络训练误差值之间的关系,当神经网络隐含层数量为 5 时,网络的训练误差最低。因此,将径向基神经网络的隐含层数量设置为 5,此时网络具有良好的性能。

3.3 性能分析

在完成实验准备和参数确定后,以不同方向的误差和轨迹控制误差补偿为实验性能指标,详细分析方法的性能和有效性。

1) 不同方向的误差分析

利用本文设计的误差模型分析该机器人在运动过程中的 B 样条曲线轨迹控制误差,B 样条曲线轨迹控制误差的期望值为低于 1 mm(低于 1 mm 的控制误差可以满足高精度作业,该值为经验值),不同方向的误差值如图 3 所示。

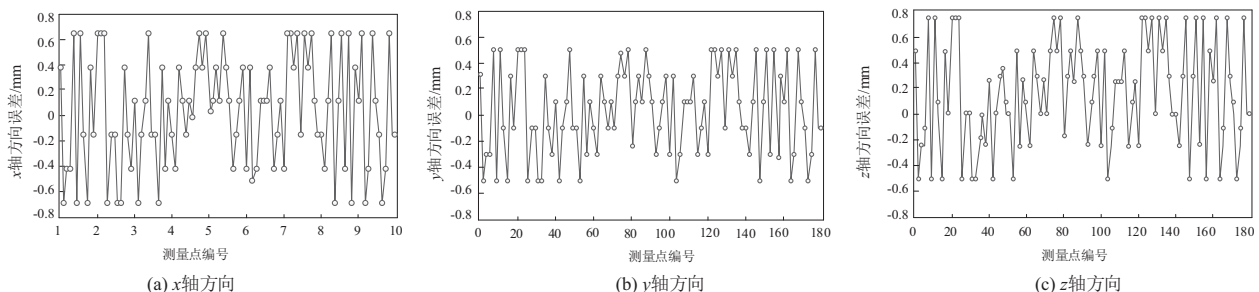


图 3 不同方向轨迹控制误差图

通过图3可知,应用本文方法后,机器人3个方向的轨迹控制误差均控制在 $-0.7\sim 0.8\text{mm}$ 之间,轨迹控制误差的绝对值小于 1mm 。该误差值较小,满足机器人高精度工作要求。详细分析可知, y 轴方向的轨迹控制误差最低,其最高值仅为 0.53mm ,其他方向的轨迹控制误差最高为 0.76mm 。该值虽然比 y 轴方向误差高,但是轨迹控制误差整体较小,达到了预期值,具备了可行性。

2) 轨迹控制误差补偿分析

测试一般轨迹控制误差补偿。分别在直线和圆形轨迹下测试本文方法、标定精度补偿和B样条曲线方法补偿机器人的轨迹精度。在实验结果中,不同方法的轨迹与期望轨迹的一致性越高,表明轨迹控制误差补偿效果越好,实验效果如图4所示。

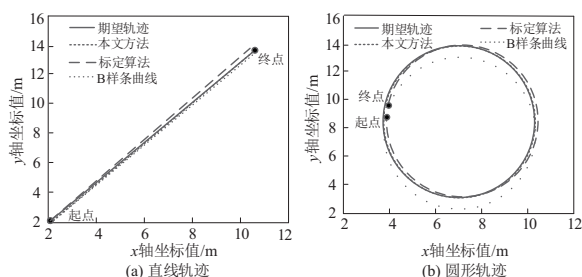


图4 不同方法轨迹精度补偿

分析图4可知,当机器人直线轨迹行驶时,3种方法的补偿效果均达到理想状态,轨迹误差控制在合理范围内,但是标定算法和B样条曲线方法的补偿效果低于本文方法。本文方法补偿后,实际轨迹与期望轨迹一致,而对比方法均存在一定误差,其中标定算法的轨迹误差较高,在 y 轴方向的误差达到了 0.5m ;当行驶轨迹为圆形时,本文方法的机器人运动轨迹始终与期望轨迹最为贴近,其他两种方法的轨迹精度有所下降,其中B样条曲线补充后的轨迹与期望轨迹在 y 轴方向的最大误差达到了 1.4m , x 轴误差为 0.3m ,而本文方法的误差基本为 0m 。因此,3种方法相比,本文方法有效降低了误差 0.3m 以上,具备了有效性。这是因为径向基神经网络具备较好的误差训练能力,且网络结构设置合理,隐含层数量能够满足最小误差需求。因此,该方法能够确保机器人按照理想轨迹行驶,轨迹误差较小,提高了工作效率。

3) 执行时间分析

在上述实验的基础上,分析不同方法补充轨迹控制精度时需要的执行时间,即算法执行时间。该指标值越低,则表明方法的性能越好,实验结果如图5所示。

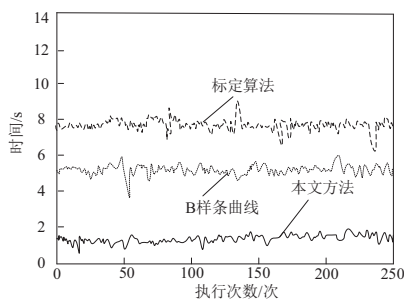


图5 不同方法的执行时间

根据图5可知,不同方法的算法执行时间曲线随着执行次数的增加均波动较小,但是本文方法的曲线波动最小,并且本文方法的执行时间最高仅为 1.9s ,而标定算法的执行时间最小值达到了 6.2s ,B样条曲线方法的执行时间最小值达到了 3.5s 。3种方法相比,本文方法的时间降低了 4.3s 和 1.6s 以上。因此,本文方法的工作效率最高,节省了时间。

4 结语

为了提高工业机器人工作效率与复杂轨迹跟踪精度,提出基于径向基神经网络的机器人B样条曲线轨迹控制误差补偿方法。通过构建误差模型,分析误差主要来源,设计径向基神经网络模型,根据误差结果,经过样本归一化、基函数中心选择等过程完成网络学习,输出补偿值。通过实验证实所提方法的轨迹精度补偿效果较好,能够确保机器人按照理想轨迹运动。但是本次研究过程中,也有很多方面需要进一步扩展,例如,通过更加精确的手段测量机器人位姿,改善参数识别能力;考虑作业温度环境对机器人的影响,在机体上安装温度传感器,获取不同温度下的轨迹误差,从多个方面补偿机器人运动轨迹精度。

参考文献:

- [1] 高贵斌,张石文,那靖,等. 基于标定和关节空间插值的工业机器人轨迹误差补偿[J]. 机械工程学报,2021,57(21):55-67.
- [2] 韩亚军,刘家英. 基于B样条曲线的工业机器人运动轨迹误差优化研究[J]. 中国工程机械学报,2020,18(3):199-204.
- [3] 刘贝贝,袁亮,孔庆博,等. 6自由度工业机器人运动轨迹优化方法研究[J]. 组合机床与自动化加工技术,2020(2):11-15.
- [4] 陈博,杨健,闫恒,等. IRS-300六轴机器人运动学建模与参数仿真分析[J]. 机械制造与自动化,2021,50(5):88-90,112.
- [5] 韩亚军,张嘉,刘家英. 高精度可重构工业机器人的轨迹规划方法[J]. 机床与液压,2020,48(9):29-34.
- [6] 路晨曦,张文志,陈福民. 双轮式机器人在球面上的运动学分析[J]. 机械传动,2020,44(3):137-141.
- [7] 韩江,汪鹏,董方方,等. 基于Udwadia-Kalaba方法的平面冗余并联机器人建模与轨迹跟踪控制[J]. 应用数学和力学,2020,41(11):1183-1196.
- [8] 叶伯生,陶婕好,张文彬,等. 基于动力学模型的工业机器人导纳控制研究[J]. 华中科技大学学报(自然科学版),2020,48(8):98-102,108.
- [9] 唐尧,张恩政,陈本永,等. 基于运动学分析的工业机器人轨迹精度补偿方法[J]. 仪器仪表学报,2020,41(3):175-183.
- [10] 赵俊宇,张平,李方,等. 面向制造环境的工业机器人节能轨迹规划[J]. 机器人,2021,43(6):653-663.
- [11] 李睿,王炳荣,崔晓玲. 基于连续动态时间规整算法的工业机器人轨迹准确度分析[J]. 光学精密工程,2021,29(5):1084-1094.
- [12] 韩基伟,孟钢钳. Delta机构的装箱机器人的工作空间及轨迹规划[J]. 食品工业,2021,42(3):216-219.

收稿日期:2022-09-29