机器人铣削加工动态变形误差预测与在线感知

金永乔¹,孙朝阳²,唐小卫²,李成鑫¹

(1.上海航天精密机械研究所,上海201600;2.华中科技大学机械科学与工程学院,湖北武汉430074)

摘 要: 航天舱段零件的机器人铣削加工中,强激励铣削力作用下的动态加工变形是影响加工精度的重要因 素,复杂工况下动态误差的离线理论预测难以准确反映实际变形误差。为此,考虑加工过程中复杂工况下不确定 性因素对动态变形误差的影响,本文提出了融合在线测量位姿、力数据的动态误差预测方法。首先,建立动态变形 误差理论预测模型,引入加工误差预测偏差项;其次,结合有限实验数据对预测偏差的影响因素进行主成分分析 (PCA),提取信息贡献率大的主成分作为特征向量,利用支持向量机(SVM)建立预测偏差关于特征向量的动态误 差预测回归模型;最后,构建基于机器人关节位置和切削力测量数据的加工动态误差预测模型,实现动态误差在线 感知,为加工精度控制提供数据基础。

关键词: 机器人铣削; 动态误差; 测量数据; 回归模型; 预测 中图分类号: TH 161.3 文献标志码: A

DOI: 10.19328/j.cnki.2096-8655.2022.06.013

Dynamic Deformation Error Prediction and Online Sensing of Robotic Milling

JIN Yongqiao¹, SUN Zhaoyang², TANG Xiaowei², LI Chengxin¹

(1.Shanghai Spaceflight Precision Machinery Institute, Shanghai 201600, China; 2.School of Mechanical Science and Engineering, Huazhong University of Science and Technology, Wuhan 430074, Hubei, China)

Abstract: In the robotic milling of aerospace cabin parts, the dynamic machining deformation under the action of strong milling force is an important factor affecting the machining accuracy, and the offline theoretical prediction of dynamic errors under complex conditions cannot accurately reflect the actual deformation errors. Thus, this paper presents a dynamic error prediction method based on the online measurement of position, pose and the force data in view of the effects of uncertainty factors on the dynamic deformation errors under the complex working conditions in the manufacturing process. First, the theoretical prediction model for the dynamic deformation error is established, and a machining error prediction deviation term is introduced. Second, the principal component analysis (PCA) is carried out based on limited experimental data. The information contribution dominated principal component is extracted as the characteristic vector, and the support vector machine (SVM) is used to establish the dynamic error prediction model with the prediction deviation about the characteristic vector. Finally, based on the measurement data of robot joint position and cutting force, the machining dynamic error prediction model is constructed to realize the online prediction of dynamic errors, which provides the data basis for machining precision control.

Key words: robotic milling; dynamic error; measurement data; regression model; prediction

0 引言

工业机器人因其适应性强、灵活性高和工作空

间范围广,且可集成视觉力觉等传感系统的优势, 在大型复杂构件的加工中得到了越来越广泛的应

收稿日期:2021-07-20;修回日期:2022-01-21

基金项目:国家重点研发计划(2018YFB1308200);上海航天科技创新基金(SAST2019-059);上海市产业协同创新项目(JMRHCY-2020-037) 作者简介:金永乔(1983—),男,博士,高级工程师,主要研究方向为机器人集成与应用、高端装备集成及智能制造。 通信作者:孙朝阳(1998—),男,硕士研究生,主要研究方向为机器人加工动力学、加工误差补偿。 用^[1-3]。以舱段为代表的航天复杂零件具有加工特 征多、材料去除量大的特点,传统的人工打磨方式 效率低下、加工一致性差且工作环境极其恶劣,机 器人铣削加工可以显著提升加工效率和质量,且可 结合传感技术实现智能化加工^[4-5],已在上海航天精 密机械研究所的复杂舱段加工中得到应用。然而, 由于机器人串联结构导致的工艺系统相对弱刚性, 在大余量去除工况下极易产生较大的变形误差^[6-7], 严重影响加工精度,阻碍机器人铣削在大余量工况 下的应用。机器人铣削加工误差的精确预测与在 线感知是进行机器人大余量负载铣削加工精度控 制的关键前提,也是国内外学术研究的热点问题。

在机器人铣削加工误差预测与控制方面,国内 外学者开展了大量的研究。2011年,REINL等^[8]为 了预测和分析机器人加工中的刀具路径的静态和 动态偏差,提出了多体系统动力学的模块化实现, 基于标定模型的离线补偿策略对给定的切削路径 的设定点进行修正,显著提高了加工质量。2016 年,MÖLLER等^[9]利用双目视觉测量机器人加工系 统末端执行器上的靶标位移,通过计算得到加工误 差,并利用补偿算法进行误差补偿,将位置误差减 小到约0.1 mm。2017年,张斌等^[10]根据铣削机器人 静刚度模型和球头铣刀切削力模型建立了机器人 铣削过程中的加工误差模型,并提出了刀具姿态优 化的遗传算法,从而减少机器人铣削过程中的让刀 误差。2018年, TANG等^[11]建立了机器人多轴加工 静刚度变形的误差预测模型,并通过迭代法计算了 多轴加工下的XYZ3向补偿量,实现静刚度误差补 偿。张永贵等[12]结合齐次坐标变换法和雅可比矩 阵对铣削机器人关节刚度和臂杆刚度进行了分析 和建模,并将切削力表示为关于切深、每齿进给量 等切削参数的指数函数,从而获得了机器人铣削加 工变形误差。2019年,魏得权[13]建立了考虑关节刚 度变化的机器人静刚度模型以及环形刀5轴切削力 模型,并建立了平均切削力关于切深的指数函数关 系,以实现加工误差的快速预测。2020年, SLAVKOVIC 等^[14]建立了机器人运动学模型、笛卡 尔空间机器人柔度模型以及切削力模型,从而实现 机器人铣削加工误差的准确预测,并基于离线补偿 算法开发了加工误差的补偿程序。2021年,李文龙 等15一研究了机器人加工空间运动链与加工误差度 量指标定义,推导了静态误差定量传递模型与动态 误差定量传递模型,提出了面向整体误差控制的机器人加工位姿优化模型。

综上,目前对机器人加工误差的预测大多采用 静刚度和静态切削力模型,当工件切削余量大时, 强激励切削力产生的动态误差难以忽略,且机器人 加工中会受到关节角度、电机驱动、减速器制动等 多方面不确定因素影响,进而导致动态误差具有不 确定性误差项,基于雅可比矩阵的离线理论模型难 以准确反映实际动态变形误差。为此,本文提出了 融合在线测量位姿、力数据的动态误差预测方法, 在所建立的动态变形理论模型中引入加工误差预 测偏差项,结合有限实验数据对预测偏差的影响因 素进行主成分分析(Principal Components Analysis, PCA),提取信息贡献率大的主成分作为特征向量, 利用支持向量机(Support Vector Machine, SVM) 建立动态误差预测的回归模型,构建基于实时测量 机器人关节位置和切削力数据的动态误差修正预 测模型,实现不确定性因素影响下的机器人铣削加 工动态误差在线感知。

1 动态误差理论模型和偏差分析

根据频响函数的定义,将频响函数与切削力频 域信号的乘积进行傅里叶逆变换即可得到时域的 动态加工误差:

$$e_{w} = \mathcal{F}^{-1} \left| G(\omega) F(\omega) \right| \tag{1}$$

式中: e_{w} 为加工误差预测值; \mathcal{F}^{-1} 为傅里叶逆变换, 设F(t)为机器人末端切削力的频域数据,可通过测 力仪实时测量或切削力预测模型计算得到, $F(\omega) =$ $\mathcal{F}[F(t)]$ 为将切削力信号通过傅里叶变换由时域 转换到频域; $G(\omega)$ 为机器人加工系统刀具端的频 响函数,可通过锤击实验获得。

为了分析式(1)作为误差理论预测模型的准确 性,设计了机器人铣削加工变形误差测量实验,如 图1所示。实验平台采用6关节串联工业机器人 ABB IRB6660,为了实现关节角的变化,实验中以 大位置变化铣削长条形铝块,利用NI数据采集仪和 Kistler-9123C011旋转测力仪测量铣削过程中的切 削力信号,利用KYENCE-LK-H050激光位移传感 器和作为测量基准的平尺来获取铣削过程中机器 人末端刀具切向的动态位移数据。

铣削过程中,机器人末端刀具轴向垂直于工件



图 1 铣削实验的整体配置 Fig. 1 Configuration of the milling test

表面,沿机器人基坐标的X轴方向进行直线进给加 工。由于铣削过程中机器人的位姿在不断变化,通 过机器人控制器提取机器人各关节角的实时参数 信息。在切削过程中利用激光位移传感器测量机 器人末端在刀具切向(即刀具轴向和进给方向的垂 直方向)的动态位移,以平尺为测量基准,利用空载 走刀和铣削过程中测量的动态位移之差获得此条 刀路上的加工变形误差,并将其与式(1)预测加工 误差进行对比。

为了排除其他因素的干扰,切削参数统一设置为:切深 $a_p=1$ mm,切宽 $a_e=6$ mm,主轴转速n=3600 r/min,进给速度f=5mm/s;铣削方式为逆铣;刀具采用平底刀,直径为16 mm,材料为硬质合金。

实验中机器人各关节角以及原始切削力的测量曲线如图2和图3所示。空载走刀和铣削走刀下 刀具切向的动态位移如图4所示。从测量的关节 角、切削力和位移曲线中可以清楚地判别铣削过程 中的进刀阶段、正常加工阶段以及退刀阶段,将正 常加工阶段下的关节角、切削力和实测加工误差数 据分为93组作为特征样本集。



Fig. 2 Sampling trajectory of each joint of the robot



Fig. 4 Dynamic displacement in the cutter tangential direction

每组的关节角和实测加工变形误差数据分别 取其平均值和振动周期的平均峰值作为特征样本 点,将样本集中的每组切削力数据结合机器人末端 的频响函数利用式(1)可以得到加工误差的预测 值,并和机器人加工误差的实测值进行对比,如图5 所示,部分特征样本集见表1。可以看到,机器人加 工误差模型预测的结果与实际测量的结果存在一 定的偏差。





rab. 1 Characteristic sample set for mining processing									
样本编号	关节角/(°)								空 测记光 (
	关节1	关节2	关节3	关节4	关节5	关节6	□ 叫 / IL / J / IN	千均刀/N	头侧 庆差 / μm
1	-26.174	-12.054	52.467	- 32.046	-56.636	18.890	74.643	-4.826	29
2	-25.999	-11.490	52.572	-31.812	-56.668	18.716	78.672	-4.921	28
3	-25.850	-11.006	52.660	-31.613	-56.695	18.569	81.949	-5.041	30
4	-25.739	-10.647	52.722	-31.466	-56.712	18.462	77.540	-5.019	34
5	-25.618	-10.250	52.788	-31.305	-56.730	18.346	79.618	-5.033	33
6	-25.479	-9.799	52.861	-31.124	-56.748	18.216	80.122	-4.948	35
7	-25.364	-9.422	52.919	-30.974	-56.762	18.110	80.828	-5.067	33
8	-25.249	-9.043	52.975	-30.824	-56.774	18.004	83.012	-5.348	30
9	-25.133	-8.660	53.030	-30.674	-56.785	17.900	82.366	-5.540	30
10	-25.014	-8.265	53.084	-30.521	-56.795	17.794	80.622	-5.612	28
	•••				•••				

表1 铣削加工的特征样本集 Tab.1 Characteristic sample set for milling processing

考虑到机器人加工中不确定因素对理论模型 预测精度的影响,在误差项中引入加工误差预测偏 差项 e₀,校正后的加工误差 e 为

$$e = e_{\rm w} + e_0 \tag{2}$$

从图 5 中的样本数据中可以得到偏差 e₀的最大 值为 11 μm,平均值为 4 μm。产生 e₀的原因与机器 人加工系统刀具端频响函数的不确定性以及切削 力的不确定性误差有关,且它在不同关节角和切削 力等参数条件下的大小不同。因此,对加工误差的 预测偏差 e₀的影响因素进行 PCA 和 SVM 回归建 模,从而完成对加工误差的校正。

2 主成分分析与回归预测模型

由于末端频响与机器人位姿有关,即加工变形 预测偏差 e₀与机器人关节位置特征和切削力之间 存在非线性的函数映射关系,因此对加工变形预测 偏差的影响因素进行 PCA。

PCA 是统计学上一种经典的降维方法^[16],即是 通过正交变换将一组可能存在相关性的变量转换 为一组线性不相关的变量,转换后的这组变量叫主 成分,根据实际需要可选取出几个信息贡献率大的 主成分来尽可能多地反映原来变量的信息。PCA 的算法原理如下:

假设样本数据集有M个变量,每个变量的样本 有N个,利用矩阵X描述样本数据集为

$$X = \begin{pmatrix} x_{11} & \cdots & x_{1M} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ x_{N1} & \cdots & x_{NM} \end{pmatrix}$$
(3)

在对变量进行 PCA 时,需要对变量数据进行标 准化处理,以消除量纲的影响。对数据样本集矩阵 X中变量的均值和方差进行标准化处理,预处理后 的矩阵记为X,即矩阵X中元素为

$$x_{ij}^{*} = \frac{x_{ij} - \frac{1}{N} \sum_{i=1}^{N} x_{ij}}{\sqrt{\frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^{N} \left(x_{ij} - \frac{1}{N} \sum_{i=1}^{N} x_{ij}\right)^{2}}}$$
(4)

式中: $i=1,2,\cdots,N; j=1,2,\cdots,M_{\circ}$

计算 X 的协方差矩阵 Σ,其中 Σ 的特征值为 r_j 和特征向量为 w_j。将协方差矩阵 Σ 的特征向量按 照对应的特征值从大到小排列成矩阵 U,则矩阵 X 经过 PCA 后的矩阵为

$$Y = XU \tag{5}$$

式中:矩阵 Y 中的列向量即为各主成分;矩阵 U 中 的列向量代表各主成分关于各变量的相关比例 系数。

在保证总方差不变的情况下,每个主成分对原 始样本数据集的信息贡献率为

$$p_j = \frac{r_j}{\sum_{j=1}^M r_j} \tag{6}$$

一般选择矩阵 Y中的前 K个主成分,累积信息 贡献率达到 95% 以上即可。因此,原始样本数据集 中 M 维变量经过 PCA 后被降至 K 维。

预测偏差数据的 PCA 分析见表 2,表中列举出 了每个主成分的信息贡献率数值。由 PCA 分析结 果可知,前4个主成分累计信息贡献率达99.9%,即 可代表原始特征样本集的数据信息,故可取前4个 主成分,变量的维数由8维降低到了4维。前4个主 成分关于机器人各关节角、峰值切削力和平均切削 力数据等变量的相关比例系数见表3。

表2 预测偏差数据的PCA分析表

属性	主成分1	主成分2	主成分3	主成分4	主成分5	主成分6	主成分7	主成分8
特征值	5.45	1.20	0.95	0.40	1.78×10^{-4}	5.01×10^{-7}	1.50×10^{-8}	9.06×10^{-10}
贡献率/%	68.10	15.00	11.84	5.05	_	_	_	—

表3 主成分的相关比例系数

Tab.3 Correlation ratio coefficients of the principal components

主成分		故 古 力 / \\	亚抬力/N					
	关节角1	关节角2	关节角3	关节角4	关节角5	关节角6	■単狙刀/Ⅳ	平均刀/N
1	0.424 1	0.427 2	-0.3669	0.418 1	0.411 1	-0.386 0	0.099 8	0.016 7
2	-0.0810	-0.0504	-0.2006	-0.1137	0.098 8	0.201 9	0.764 6	-0.5501
3	-0.088 3	-0.049 2	-0.2855	-0.1344	0.146 0	0.264 1	0.384 6	0.807 0
4	0.107 2	0.029 9	0.590 7	0.192 4	-0.3418	-0.4260	0.507 5	0.213 9

根据上述筛选与处理过的数据,利用 SVM 回 归模型建立特征向量与加工误差预测偏差 e₀之间的 映射关系,再结合机器人加工误差预测模型,从而 实现加工误差的快速预测。根据文献[17-18]中 SVM 的回归策略,利用特征样本集中 70 个样本点 的数据对模型进行训练,利用 23 个样本点的数据进 行模型的测试。为了检测 SVM 回归模型的训练效 果,选择均方根误差(Root Mean Square Error, RMSE)对本模型的训练结果进行评估^[19]。RMSE 越小则说明回归模型的回归精度越高,训练集的 RMSE 为 2.53,测试集的 RMSE 为 3.75,表明回归 模型的精度较好。

动态变形误差的训练集和测试集的回归预测 结果如图6所示,可以看到预测值和真实值吻合度 很好。

3 结果分析与应用

在误差项 e 中引入加工变形预测偏差 e₀后,将 加工误差的校正结果与激光位移传感器测试的真 实值进行对比,如图7所示,偏差最大值减少为 7μm,平均值减少为2μm,实现了机器人铣削加工 动态误差的准确预测。





如图8所示,在航天舱段机器人加工装备中,将 6维力传感器安装在机器人法兰处,通过重力补偿 算法建立测量力数据和刀具端切削力数据的映射 关系^[20]。通过机器人的二次开发模块,利用C#实时 获取加工过程中的关节位置数据。在实时测量切 削力数据和获取的机器人关节位置数据基础上,结 合所建立的考虑不确定性影响因素的动态误差回 归预测模型,实现舱段型腔机器人铣削加工过程中 动态变形误差的在线感知。







4 结束语

本文利用频响函数和切削力建立了机器人铣削 加工误差模型,并将其与实测值进行对比分析,考虑 到机器人中的不确定因素影响,引入加工误差预测偏 差项。结合有限实验数据,对机器人关节位置特征和 切削力相关的预测偏差影响因素进行PCA,并提取 信息贡献率大的几个主成分,将其作为特征向量;利 用SVM建立预测偏差关于特征向量的动态误差预测 回归模型,构建了机器人关节位置和切削力相关的铣 削加工动态误差预测;实现基于在线测量位姿和切削 力数据修正的动态加工误差精确感知,为机器人铣削 加工误差补偿与精度控制提供了数据基础。

参考文献

- [1] JI W, WANG L. Industrial robotic machining: a review
 [J]. The International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2019, 103: 1239-1255.
- [2] ZHU Z R, TANG X W, CHEN C, et al. High precision and efficiency robotic milling of complex parts: challenges, approaches and trends [J]. Chinese Journal of Aeronautics, 2022, 35(2): 22-46.
- [3] CHEN Y H, DONG F H. Robot machining: recent development and future research issues [J]. The International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2013, 66(9): 1489-1497.
- [4] 田威,焦嘉琛,李波,等.航空航天制造机器人高精度作

业装备与技术综述[J].南京航空航天大学学报,2020, 52(3);341-352.

- [5] 何建利,高嘉爽.智能制造技术在航天大型构件中的应 用[J].上海航天(中英文),2021,38(3):147-156.
- [6] XIONG G, DING Y, ZHU L. Stiffness-based pose optimization of an industrial robot for five-axis milling
 [J]. Robotics and Computer Integrated Manufacturing, 2019, 55: 19-28.
- [7] CHEN C, PENG F Y, YAN R, et al. Stiffness performance index based posture and feed orientation optimization in robotic milling process[J]. Robotics and Computer Integrated Manufacturing, 2019, 55: 29-40.
- [8] REINL C, FRIEDMANN M, BAUER J, et al. Model-based off-line compensation of path deviation for industrial robots in milling applications [C]// 2011 IEEE/ASME International Conference on Advanced Intelligent Mechatronics. Budapest, Hungary: IEEE, 2011: 367-372.
- [9] MÖLLER C, SCHMIDT H C, SHAH N H, et al. Enhanced absolute accuracy of an industrial milling robot using stereo camera system [J]. Procedia Technology, 2016, 26:389-398.
- [10] 张斌,宋亚勤,唐琛.机器人铣削加工让刀误差建模与 分析[J].机床与液压,2017,45(3):54-57,72.
- [11] TANG X W, YAN R, PENG F Y, et al. Deformation error prediction and compensation for robot multi-axis milling [C]// 2018 Intelligent Robotics and Applications-11th International Conference. Newcastle, NSW, Australia: Springer Verlag, 2018: 309-318.
- [12] 张永贵,黄中秋.切削加工机器人的误差补偿研究[J]. 机械设计与制造工程,2018,47(5):19-22.
- [13] 魏得权.基于静刚度模型的机器人铣削加工误差在线 补偿[D].武汉:华中科技大学,2019.
- [14] SLAVKOVIC N, ZIVANOVIC S, KOKOTOVIC B, et al. Simulation of compensated tool path through virtual robot machining model [J]. Journal of the Brazilian Society of Mechanical Sciences and Engineering, 2020, 42(7): 374.
- [15] 李文龙,谢核,尹周平,等.机器人加工几何误差建模研究:I空间运动链与误差传递[J].机械工程学报, 2021,57(7):154-168.
- [16] 赵蔷.主成分分析方法综述[J].软件工程,2016,19(6):1-3.
- [17] 葛辰杰,陆志沣,洪泽华,等.基于支持向量回归与多核 集成的红外成像导引头抗干扰性能评估方法[J].上海 航天(中英文),2019,36(5):94-98.
- [18] 郑春红,王传聪,林稚璞,等.基于组合特征选择的目标识 别算法研究[J].上海航天(中英文),2017,34(5):59-64.
- [19] 周志华.机器学习[M].北京:清华大学出版社,2016.
- [20] 张昱东.基于六维力传感器的机器人力控制方法研究 [D].武汉:华中科技大学,2019.