

DOI: 10.13382/j.jemi.B1902690

三坐标测量机高速测量过程动态误差分析与补偿^{*}

魏舜昊 章家岩 冯旭刚
(安徽工业大学 电气与信息工程学院 马鞍山 243032)

摘 要:三坐标测量机测量过程的动态误差制约着工业现场测量效率的提高,为此,提出一种三坐标测量机高速测量过程动态误差补偿方法以改善测量精度。为使研究具备典型性与代表性,以市场上较为广泛使用的移动桥式三坐标测量机为研究对象,通过建立误差分离平台分析测量机高速测量过程动态特性,确定了能够表征测量过程动态误差的四项参数,即最大定位误差(MPE)、残余定位误差(RPE)、最大逼近误差(MAE)、残余逼近误差(RAE)。采用正交实验方法分析了动态误差参数的共性影响因子(定位速度、定位距离、逼近速度、逼近距离)对动态参数的影响程度,并利用三坐标测量机测量标准球得到训练样本和测试样本,分别使用训练样本和测试样本对测量机测量过程动态误差进行建模和补偿。结果表明,经模糊神经网络模型补偿后动态过程误差分别减小了 88.8%、80.2%、90.8%、71.3%,证明了模糊神经网络模型能够有效提高测量机的动态测量精度。

关键词: 三坐标测量机;动态误差;模糊神经网络;误差补偿

中图分类号: TH721;TN06 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.80

Dynamic error analysis and compensation of CMM high speed measurement

Wei Shunhao Zhang Jiayan Feng Xugang
(School of Electrical and Information Engineering, Anhui University of Technology, Maanshan 243032, China)

Abstract:The dynamic error of CMM measurement process restricts the improvement of measurement efficiency in industrial field. For this purpose, a dynamic error compensation method for high-speed measurement process of CMM is proposed to improve measurement accuracy and efficiency. In order to make the research typical and representative, the mobile bridge CMM widely used in the market is taken as the research object. By establishing an error separation platform to analyze the dynamic characteristics of the high-speed measurement process of the measuring machine, four parameters that can characterize the dynamic errors of the measurement process are determined, namely maximum positioning error (MPE), residual positioning error (RPE), maximum approximation error (MAE), residual approximation error (RAE). Orthogonal experiment method was used to analyze the influence degree of common influence factors (positioning speed, positioning distance, approaching speed, approaching distance) on dynamic parameters. Training samples and test samples were obtained by measuring standard spheres with coordinate measuring machine. The training samples and test samples are used to model and compensate the dynamic errors of the measuring machine. The results show that the dynamic process errors are reduced by 88.8%, 80.2%, 90.8% and 71.3% respectively after compensated by the fuzzy neural network model. It proves that the fuzzy neural network model can effectively improve the dynamic measurement accuracy of the measuring machine.

Keywords: coordinate measuring machines; dynamic error; fuzzy neural network; error compensation

0 引言

三坐标测量机 (coordinate measuring machine, CMM) 是工业领域发展最早的智能检测设备之一, 具备较高的测量精度以及较好的环境适用性等优点, 广泛应用于汽车装配、机械加工制造、精密仪器检测、航空航天等众多领域。随着计算机集成制造系统的发展, 工业产品制造效率不断提高, 对测量设备的测量周期以及保障产品质量的要求越来越迫切。为使测量设备满足工件测量高精度、高效率的需求, 亟须寻找到解决测量速度与测量精度这对矛盾体的切入口, 以保证测量稳定性, 改善测量精度, 提高测量效率。三坐标测量机动态误差补偿技术经过多年的发展, 国内外已有众多学者对此进行了研究^[1-4]。

杨洪涛等^[5]分析了气浮导轨引起的动态误差, 验证了导轨振动变形振幅以测量速度有关; 林述温等^[6]以三坐标测量机的温度场和热变形反馈信息作为控制变量, 通过自适应 BP 神经网络算法对三坐标测量机的热变形进行补偿; 曲颖等^[7]分析并验证了影响测头动态测量精度的主要因素, 引入 RBF 神经网络模型减少动态误差; Albert 等^[8]基于动态误差研究的基础上, 采用更高精度的激光跟踪仪对三坐标测量机的动态误差进行了标定与校准。上述研究方向多集中于几何误差、热变形误差补偿, 或只针对测量结果进行探讨^[9-13], 对于动态测量过程的动态特性分析研究较为匮乏。

针对上述问题, 本文对三坐标测量机高速测量过程的动态误差进行分析, 提取出体现测量过程动态误差特征的参数, 探究影响高速测量过程动态误差参数的影响因子, 结合模糊逻辑与神经网络的优点, 提出一种三坐标测量机高速测量过程动态误差补偿方法, 采用训练样本建立测量过程动态误差模糊神经网络模型, 并利用大量测试样本对模型进行验证。

1 测量机高速运行状态分析

在三坐标测量机的高速测量过程中, 测量系统框架重力以及测控系统触发时间等因素引起的动态误差对测量精度有很大的影响, 使测量过程的加速度大小和方向不断变化。三坐标测量机使用触发式测头对被测点进行测量时, 先以较高的速度逼近被测物, 当测头与被测物距离较小时, 测头便以低速逼近被测物, 典型测量过程状态如图1所示。

在此测量过程中有许多因素会影响测量任务的测量周期并影响测量精度。当速度改变时, 加速度和惯性力引起动态定位误差, 在此期间测量时会引入测量误差。

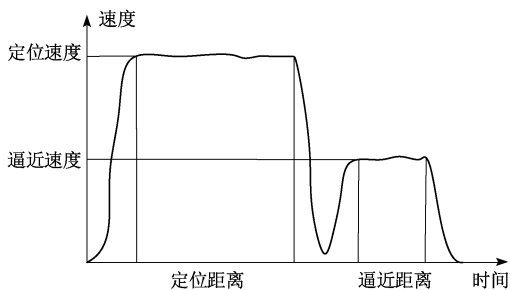


图1 三坐标测量机测量过程状态

Fig. 1 CMM measurement process state diagram

为极大程度避免动态定位误差, 需要使三坐标测量机减速至平稳状态, 即实现均速测量, 以减少加速度和惯性力的影响。然而, 在实际测量时三坐标测量机总是在加速或减速状态, 难以达到均速测量, 尤其是针对待测部件小, 逼近距离很短且探测期间受到其他干扰作用, 在测量过程中则会加剧定位误差。

因此, 三坐标测量机动态测量时误差因素众多, 一方面, 由于各部件重力影响, 桥式三坐标测量机在加速或减速时机械结构会产生较大的惯性力, 在惯性力作用下测量机桥架机构产生变形^[14]; 另一方面, 由于驱动系统位于桥架一侧与空气轴承的有限刚度, 测量机高速测量时桥架会产生几何误差, 导致测量出现阿贝误差^[15]。由于动态误差源的多样性与传递性, 面向任务时三坐标测量机的测量周期与测量精度都受到影响。为了提高测量机测量效率同时降低误差因素的影响, 需确定测量过程中三坐标测量机测量速度、加速度与动态误差的关系, 整个测量周期内测量速度、加速度、动态误差如图2所示。

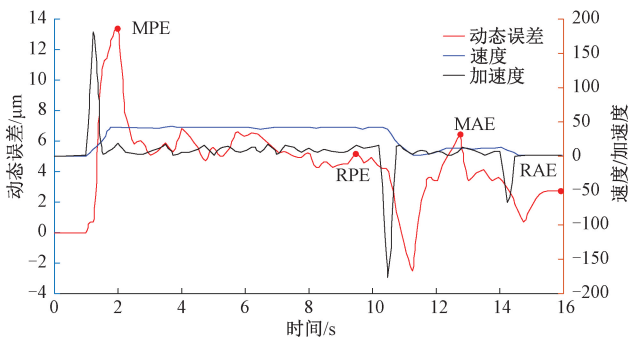


图2 三坐标测量机测量过程动态误差与速度和加速度关系

Fig. 2 Relationship between dynamic error and velocity and acceleration in the measurement process of CMM

移动桥式三坐标测量机测量过程中, 动态误差随着加速度、速度的改变而发生变化, 其中有4项动态误差参数可表征测量机测量过程的动态测量机特性, 体现出测量速度、加速度对动态特性的影响。4个动态误差参数如图2所示, 分别为加速后立即出现的最大定位误差

(MPE),加速度为 0 时出现的残余定位误差 (RPE),进入逼近距离时加速后立即出现的最大逼近误差 (MAE),减速和测量完成之间的一些稳定时间后观察到的残余逼近误差 (RAE),其中残余逼近误差可看作测量结果误差。

2 动态误差参数分析

2.1 动态误差分离平台建立

采用高精度的测量仪器 API 激光跟踪测量系统建立动态误差分离实验平台,动态误差分离平台如图 3 所示。

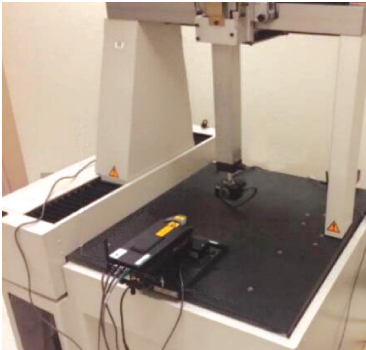


图 3 动态误差分离平台
Fig. 3 Dynamic error separation platform

整个实验环境保持 20℃ 恒温 and 固定的湿度(误差正负一个单位以内),并且为保障激光跟踪测量系统测量精度,所有实验都是在激光器按照精度标准预热后实施。为呈现出图 2 三坐标测量机典型测量过程,实验设定的测量参数如下:定位速度为 40 mm/s,定位加速度为 200 mm/s²,定位距离为 40 mm,逼近速度为 12 mm/s,逼近加速度为 60 mm/s²,逼近距离为 10 mm。重复上述测量方式多次并随机选取 5 次动态参数误差数据如表 1 所示。

表 1 动态参数重复度验证表

Table 1 Dynamic parameter repeatability verification table

次数	MPE/ μm	RPE/ μm	MAE/ μm	RAE/ μm
1	13.318	5.817	7.749	4.011
2	15.206	6.177	7.269	3.983
3	11.683	6.462	7.121	3.818
4	13.505	5.482	7.058	4.334
5	14.397	5.367	8.527	3.499
最小值	11.683	5.367	7.058	3.499
最大值	15.206	6.462	8.527	4.334
平均值	13.622	5.861	7.545	3.919
标准差	1.321	0.461	0.612	0.304

根据表 1 可计算出 4 项动态参数误差 (MPE、RPE、

MAE 和 RAE) 变化范围分别为 9.69%,7.87%,8.12% 和 7.75%,可见实验测量结果具备良好的重复性与有效性。

2.2 X 轴动态误差参数特性分析

为充分了解三坐标测量机沿 X 方向运动时动态参数误差变化特性,将滑架分别放在横梁的左中右 3 个方向,即分别研究 Y=0,250,500 mm 时 X 轴动态参数误差。2.1 节已证明建立的实验系统测得实验数据可靠且具备一定的重复性。因此,在相同是条件下测得左中右实验数据如表 2 所示。

表 2 横梁不同位置动态参数最大误差
Table 2 Maximum error of dynamic parameters at different positions of the beam

动态参数误差	0 mm	250 mm	500 mm
MPE/ μm	11.957	13.622	22.619
RPE/ μm	5.137	5.861	10.291
MAE/ μm	7.473	7.544	12.196
RAE/ μm	4.272	3.928	7.543

根据表中数据可知滑架在不同位置沿 X 方向运动时产生的动态误差各不相同,其中 MPE 变化程度最大,反映出 Y 轴横向弯曲和左支撑扭转以及空气轴承连接处旋转误差的综合作用。当滑架位于横梁中间时各项动态参数误差值相对优越。因此,为极大程度减小动态误差,以下实验将被测工件放置于测量台中间位置,即当 Y=250 mm 时,研究速度变化时 4 项动态误差参数的变化程度。

2.3 动态误差参数影响因子分析

由于测量机动态测量过程的精度受到运动模式的影响,因此有必要对缩短周期时间,提高测量效率的方式进行分析研究。通过增加定位速度和逼近速度并且减小定位和逼近距离可以极大程度的提高测量效率,然而,为了同时保证测量机的测量效率和精度,需要综合考虑定位速度 (PV)、定位距离 (PD)、逼近速度 (AV)、逼近距离 (AD) 对动态误差参数的影响程度。

实验中获取数据的质量主要取决于数据采集方法,为全面体现系统特性,理论上需要对所有影响因子进行实验。然而,由于所需的重复次数较多,会产生高昂的成本,因此考虑的因素太多时,实验方案无法实施。本文使用由 Taguchi 提出的正交实验的方法^[16-17],能够在较低重复实验的情况下高效地提取具备统计意义的数据。根据经验选取的 4 因素 3 水平如表 3 所示,可设计 L₁₈(2×3⁷) 正交阵列。每组实验用相同的参数值重复 3 次获取测量误差值,计算每组重复实验的最小值,最大值以及平均误差值,将平均值作为代表性数据。

表 3 4 因素 3 水平实验表

Table 3 4 factor 3 level experiment table

	PV/(mm·s ⁻¹)	PD/(mm·s ⁻¹)	AV/(mm·s ⁻¹)	AD/(mm·s ⁻¹)
1	40	40	8	5
2	70	60	12	10
3	100	—	16	15

影响因子对动态参数的多因素分析表如表 4 所示。从方差分析中提取的各影响因子的影响权重和 F 检验值揭示了 4 个因素对测量过程动态参数的影响。

表 4 多因素方差分析表

Table 4 Multivariate analysis of variance

	MPE		RPE		MAE		RAE	
	权重	F 检验	权重	F 检验	权重	F 检验	权重	F 检验
PD	0.28%	0.54	13.6%	27.85	0.49%	0.42	0.80%	1.05
PV	91.6%	88.3	79.1%	80.86	2.32%	0.98	0.70%	0.46
AD	1.15%	1.11	0.01%	0.010	3.25%	1.38	29.1%	19.2
AV	1.77%	1.71	2.4%	2.5	82.1%	34.7	61.8%	40.4
误差	5.19	—	4.89	—	11.8	—	7.6	—
权重和	100%	—	100%	—	100%	—	100%	—

3 模糊神经网络(FNN)

模糊神经网络是模糊理论与神经网络的结合,结构上是神经网络,实现模糊理论的功能,具备神经网络和模糊理论的优势,包括学习、联想、识别、信息处理等,具有明确表示知识的特征,弥补了模糊系统对知识学习的不足^[18-19]。

T-S(Takagi-Sugeno)模糊神经网络在结构上将神经网络与模糊推理相结合,能够有效的发挥二者的优势,不仅解决了模糊系统模糊隶属度函数的自动调整与模糊规则的生成问题,而且充分利用了神经网络的大规模并行计算、分部式存储以及自学习能力^[20-24]。T-S 模糊神经网络能够为非线性动力学系统提供有效的解决方案,而移动桥式三坐标测量机动态误差便是由动力学引起,具备高度复杂的非线性特征,因此,T-S 模糊神经网络适用于移动桥式三坐标测量机动态误差的模型建立。

3.1 T-S 网络动态误差补偿模型结构设计

T-S 模糊神经网络中的模糊规则随着输入变量的模糊划分成指数型增长,因此输入量的模糊划分过多则会导致学习时间过长,增加模型建立难度。为了简化运算,设定将研究的 4 个动态参数分别构造 T-S 网络模型,构建的 T-S 动态误差网络模型如图 4 所示。

1) 前件网络

前件网络共有 4 层网络组成,第 1 层为输入层,将输入量,即 4 个动态误差影响因子值 $X=[x_1, x_2, x_3, x_4]$ 传输到下一层,共有 4 个结点。第 2 层为输入量的隶属度层,实现输入变量的模糊化,如负大,零,正大等,计算出

从表 4 可看出,特定的影响因子组对特定的动态参数误差有着显著影响,并且,PV 和 AV 对 MPE 和 MAE 的变化量比重超过 80%,MPE 和 MAE 对加速、减速非常敏感,加速度对动态参数的误差效应消散后观察到的 RPE 和 RAE 对 PV 和 AV 的敏感度较低。PD 和 AD 对 RPE 和 RAE 的影响权重分别为 14% 和 30%,误差约为 10%,意味着影响动态误差的最重要测量参数都包含在实验中。

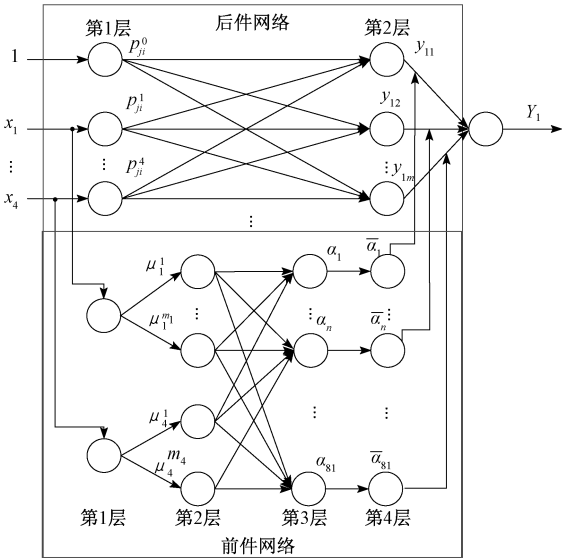


图 4 T-S 动态误差网络模型

Fig. 4 T-S dynamic error network model

模糊分量在各模糊集中的隶属度函数值。本文设计的输入维度为 4, x_i 的模糊分割数为 3, 隶属度函数使用高斯函数表达, 本层结点数为 $N_2=3\times4=12$ 。第 3 层也称为“与”层, 该层结点数等于模糊规则数, 用于计算每条规则的隶属度, 采用乘法或取小法, $m=\prod_{i=1}^4 m_i=3^4=81$, 则本层结点数为 $N_3=81$ 。第 4 层为归一化层, 结点数与前一层相同, 即 $N_4=81$ 。

2) 后件网络

后件网络是 r 个并列子网络构成, 每个子网络生成一个输出量。该网络第 1 层为输入层, 将输入变量传递

到第2层,第1层的第0个结点输入值 $x_0 = 1$,为模糊规则后件提供常数项。第2层用于计算每条规则的后件,共有 m 个结点,每个结点表示一个模糊规则,即 $y_j = p_j +$

$p_j x_0 + p_j x_1 + \cdots + p_j x_n = \sum_{i=0}^n p_j x_i, j=1, 2, \cdots, m$ 。第3层

为输出层,即 $y = \sum_{j=1}^m \tilde{\alpha}_j y_j$,可见 y 是各规则后件的加权和,加权系数为这个模糊规则归一化处理后的激活度,即前件网络的输出用作后件网络第3层的连接权值。

T-S 模糊神经网络中个参数辨识算法的设计应尽量降低运算难度,完成预期功能,需要经过训练辨识的参数为后件网络中的连接权值 p_j ,隶属度函数的中心值 c_{ij} 和宽度 $(j=1, 2, \cdots, 81; i=1, 2, 3, 4)$ 。

取误差函数为:

$$E = \frac{1}{2}(y_{dk} - y_k)^2 \quad (1)$$

式中: y_d 和 y 分别表示期望输出与实际输出。参数辨识步骤如下。

(1) 随机设置网络结点连接权值 p_j , 隶属度函数的中心值 c_{ij} 和宽度 σ_{ij} 。

(2) 输入 54 组训练样本数据开始训练,训练方式为:

$$\frac{\partial E}{\partial p_{ji}^k} = \frac{\partial E}{\partial y_k} \cdot \frac{\partial y_k}{\partial y_{kj}} \cdot \frac{\partial y_{kj}}{\partial p_{ji}^k} = -(y_{dk} - y_k) \tilde{\alpha}_j x_i \quad (2)$$

$$p_{ji}^k(t+1) = p_{ji}^k(t) - \beta \frac{\partial E}{\partial p_{ji}^k} = p_{ji}^k(t) + \beta (y_{dk} - y_k) \tilde{\alpha}_j x_i \quad (3)$$

式中: $j=1, 2, \cdots, m; i=1, 2, \cdots, n$ 。

$$c_{is_i}(k+1) = c_{is_i}(k) - \beta \frac{\partial E}{\partial c_{is_i}} \quad (4)$$

$$\sigma_{is_i}(k+1) = \sigma_{is_i}(k) - \beta \frac{\partial E}{\partial \sigma_{is_i}} \quad (5)$$

式中: $i=1, 2, \cdots, n; s_i=1, 2, \cdots, m_i; \beta$ 为学习率。

(3) 按照步骤(2)循环迭代,观察误差值与设定值差别,若误差值达到预期精度,迭代训练结束,继续转入步骤(2)。

3.2 实验分析

T-S 模糊神经网络建立的动态误差模型训练次数为 1 000,学习速率取 0.001,训练目标取 0.05。在模型训练初始阶段将样本归一化处理,避免由相差较大的输入量产生较大的预测误差。根据正交实验设计的 $L_{18}(2 \times 3^7)$ 正交实验,每组实验测量 3 次得到的 54 组实验数据当作训练样本。训练样本采集后,为充分验证模型的有效性,采用全因子试验方式,采样 270 组数据作为测试样本,随机选取 50 组动态误差参数经模糊神经网络补偿效果如图 5 所示。

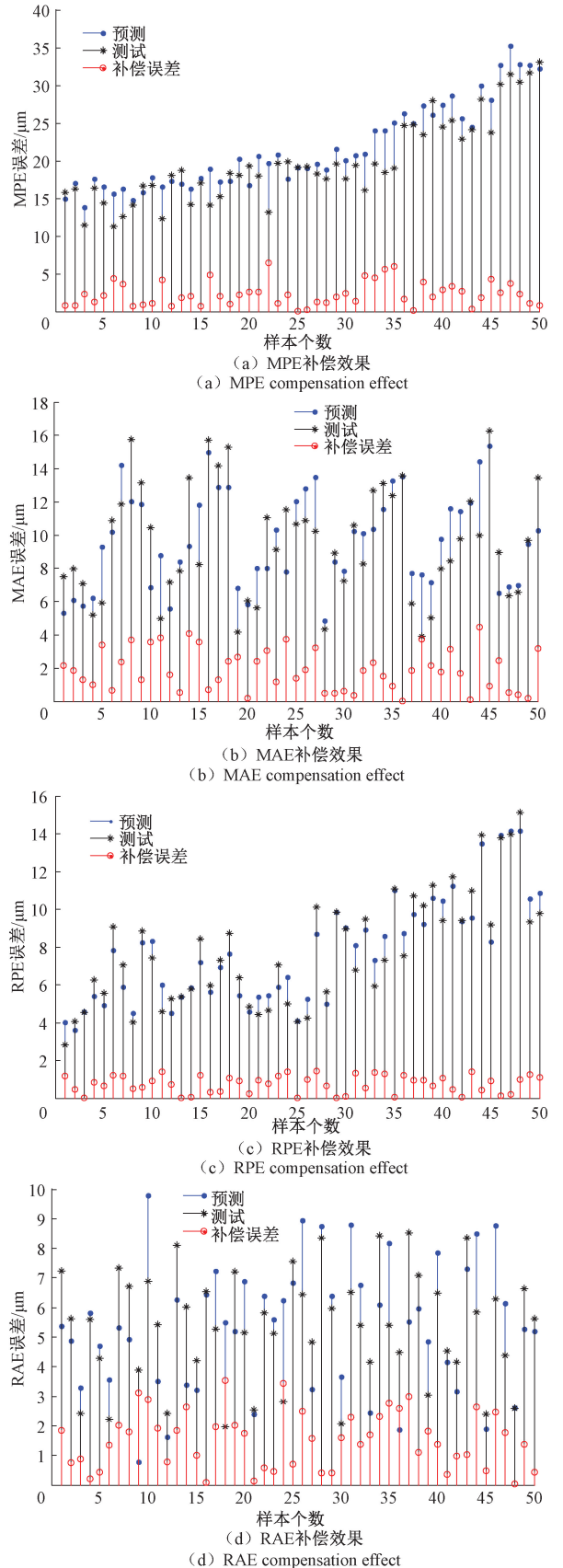


图5 动态误差参数模糊神经网络补偿效果

其中,蓝点表示将样本数据中的输入数据导入动态误差模型后计算出的不同组合下动态误差的预测值,与样本数据作比较得到补偿误差,由红点表示。再计算出测试样本输出数据补偿前的误差值用黑点表示。最后从全部参与计算的 270 组数据中随机抽取 50 组构成了误差补偿效果,如图 5 所示。观察图 5 发现,预测值对于测试值准确度很高,4 幅图像的最大预测误差均小于 6.3 μm ,异值出现的概率分别低于 2%、0%、0%和 0%(以 $\pm 5 \mu\text{m}$ 为界),所以基于该预测值是切实可行的。同时用测试值和补偿后误差值之间的差与补偿前的测试值相比,即可得出该模型的误差补偿效果。由此可见模糊神经网络建立的动态误差参数模型具有良好的补偿效果,具体补偿效果如表 5 所示。

表 5 T-S 模糊神经网络模型误差对比
Table 5 Error compensation of T-S fuzzy neural network model

	测试误差平	补偿后均	减小百分	补偿后均
	均值/mm	值/mm	比/%	方差/mm
MPE	20.748	2.315	88.8	1.572
MAE	8.839	1.750	80.2	1.239
RPE	8.211	0.758	90.8	1.453
RAE	5.333	1.533	71.3	0.986

结果表明,经模糊神经网络模型补偿后动态过程误差分别减小了 88.8%、80.2%、90.8%、71.3%,证明了模糊神经网络模型能够有效提高测量机的动态测量精度,为工业现场提高测量效率提供了保障。

4 结 论

本文建立了误差分离平台分析移动桥式三坐标测量机测量过程动态特性,提取出 4 项动态误差参数(MPE、MAE、RPE、RAE)并验证了其有效性;通过对测量机测量过程的误差分析得出动态误差参数的 4 个主要影响因素,分别为定位速度、定位距离、逼近速度、逼近距离,采用正交实验探究了各个影响因素对 4 行项动态误差参数的影响程度,为建立动态误差补偿模型奠定了基础;将 T-S 模糊神经网络应用于三坐标测量机动态测量过程误差补偿,以 4 个影响因子为输入向量,4 项动态误差参数作为输出建立动态误差模糊神经网络模型,验证了该模型具备良好的补偿效果,拓展了三坐标测量机动态误差补偿技术,为提高三坐标测量机动态精度与测量效率提供了保障。

参考文献

[1] 王维,杨建国,姚晓栋,等. 数控机床几何误差与热误差综合建模及其实时补偿[J]. 机械工程学报, 2012, 48(7):165-170.

WANG W, YANG J G, YAO X D, et al. Synthesis modeling and real-time compensation of geometric error and thermal error for CNC machine tools[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2012, 48(7):165-170.

[2] 冷寿阳,刘志兵,王西彬,等. 基于勒让德多项式的加工中心几何误差参数化建模[J]. 计算机集成制造系统, 2017, 23(11):2491-2496.

LENG SH Y, LIU ZH J, WANG X B, et al. Legendre polynomials based parametric modeling of geometric errors for machining center[J]. Computer Integrated Manufacturing Systems, 2017, 23(11):2491-2496.

[3] 朱建新. 关节型三坐标测量仪的热变形误差分析[C]. 第二十七届全国振动与噪声应用学术会议, 2016.

ZHU J X. Thermal deformation error analysis of joint type coordinate measuring instrument[C]. 27th National Conference on Vibration and Noise Applications, 2016.

[4] 俞慈君,宋凯,李江雄,等. 基于 Levenberg-Marquardt 算法的线性热变形补偿系数矩阵优化[J]. 浙江大学学报(工学版), 2016, 50(6):1056-1064.

YU C J, SONG K, LI J X, et al. Optimization of linear thermal deformation compensation coefficient matrix based on Levenberg-Marquardt algorithm[J]. Journal of Zhejiang University (Engineering Science), 2016, 50(6):1056-1064.

[5] 杨洪涛,刘勇,费业泰,等. 三坐标测量机气浮导轨引起的动态误差[J]. 沈阳工业大学学报,2011,33(1):74-78, 92.

YANG H T, LIU Y, FEI Y T, et al. Dynamic error caused by air-floating guide of three-coordinate measuring machine[J]. Journal of Shenyang University of Technology, 2011, 33(1):74-78,92.

[6] 林述温,吴昭同,严拱标. 基于热变形反馈信息的三坐标测量机误差建模与补偿[J]. 机械工程学报, 2001(12):70-74,78.

LIN SH W, WU ZH T, YAN G B. Error modeling and compensation of coordinate measuring machine based on thermal deformation feedback information[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2001(12):70-74,78.

[7] 曲颖,罗哉,陆艺,等. 基于 RBF 神经网络的坐标测量机接触式测头动态误差建模研究[J]. 计量学报, 2011, 32(5):413-418.

QU Y, LUO W, LU Y, et al. Dynamic error modeling of contact measuring probes based on RBF neural network[J]. Acta Metrologica Sinica, 2011, 32(5):413-418.

[8] ALBERT N, MOHAMED S, AHMED J, et al. Comparison of two calibration methods for a small industrial robot based on an optical CMM and a laser

- tracker[J]. *Robotica*, 2014, 32(3):447-466.
- [9] 李杰, 谢福贵, 刘辛军, 等. 五轴数控机床空间定位精度改善方法研究现状[J]. *机械工程学报*, 2017, 53(7):113-128.
- LI J, XIE F G, LIU X J, et al. Analysis on the research status of volumetric positioning accuracy improvement methods for five-axis NC machine tools[J]. *Journal of Mechanical Engineering*, 2017, 53(7):113-128.
- [10] SWORNOWSKI P J. A new concept of continuous measurement and error correction in Coordinate Measuring Technique using a PC[J]. *Measurement*, 2014, 50(2):99-105.
- [11] 罗哉, 刘晖, 田焜, 等. 关节臂式坐标测量机测量力误差分析及补偿[J]. *仪器仪表学报*, 2017, 35(5):1159-1167.
- LUO Z, LIU H, TIAN K, et al. Error analysis and compensation of the measuring force of the articulated arm coordinate measuring machine[J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2017, 35(5):1159-1167.
- [12] BULUTSUZ A G, YETILMEZSOY K, DURAKBASA N. Application of fuzzy logic methodology for predicting dynamic measurement errors related to process parameters of coordinate measuring machines[J]. *Journal of Intelligent & Fuzzy Systems*, 2015, 29(4):1619-1633.
- [13] YANG H T, ZHANG L S, ZHOU J, et al. Modelling of dynamic measurement error for parasitic time grating sensor based on Bayesian principle[J]. *Optics & Precision Engineering*, 2016, 24(10):2523-2531.
- [14] HAN Z Y, JIN H Y, LIU Y L, et al. A review of geometric error modeling and error detection for CNC machine tool[J]. *Applied Mechanics and Materials*, 2013(303-306):627-631.
- [15] ZHU S, DING G, QIN S, et al. Integrated geometric error modeling, identification and compensation of CNC machine tools[J]. *International Journal of Machine Tools & Manufacture*, 2012, 52(1):24-29.
- [16] 姜宇, 金晶, 张迎春. 基于异方差分析的多 MEMS 陀螺随机误差补偿方法[J]. *宇航学报*, 2012, 33(6):776-780.
- JIANG Y, JIN J, ZHANG Y Ch. Compensation method for random error signals of multiple MEMS gyroscopes based on heteroscedasticity analysis[J]. *Journal of Astronautics*, 2012, 33(6):776-780.
- [17] 蔡自兴, 江中央, 王勇, 等. 一种新的基于正交实验设计的约束优化进化算法[J]. *计算机学报*, 2010, 33(5):855-864.
- CAI Z X, JIANG ZH Y, WANG Y, et al. A novel constrained optimization evolutionary algorithm based on orthogonal experimental design[J]. *Chinese Journal of Computers*, 2010, 33(5):855-864.
- [18] 单文桃, 陈小安, 合烨, 等. 基于免疫遗传算法的模糊径向基函数神经网络在高速电主轴中的应用[J]. *机械工程学报*, 2013, 49(23):167-173.
- SHAN W T, CHEN X A, HE Y, et al. Application of immune genetic algorithm based fuzzy RBF neural network in high-speed motorized spindles[J]. *Journal of Mechanical Engineering*, 2013, 49(23):167-173.
- [19] 李安平, 刘国荣. 一类非线性系统的自组织模糊神经网络控制[J]. *电机与控制学报*, 2016, 20(12):82-91.
- LI A P, LIU G R. Control of a class of nonlinear systems based on self-organizing fuzzy neural[J]. *Electric Machines and Control*, 2016, 20(12):82-91.
- [20] 郭民, 张晓敏, 韩红桂. 基于 FNN 的污水处理过程数据丢包补偿方法研究[J]. *控制工程*, 2017, 24(9):1891-1896.
- GUO M, ZHANG X M, HAN H G. Data packet loss compensation method of wastewater treatment process based on fuzzy neural network[J]. *Control Engineering of China*, 2017, 24(9):1891-1896.
- [21] 乔俊飞, 蔡杰, 韩红桂. 基于 T-S 模糊神经网络的 PM2.5 预测研究[J]. *控制工程*, 2018, 25(3):391-395.
- QIAO J F, CAI J, HAN H G. Study on prediction of PM2.5 Based on T-S fuzzy neural network[J]. *Control Engineering of China*, 2018, 25(3):391-395.
- [22] CHAKRAVERTY S, SAHOO D M. Structural parameters identification of uncertain multi-storey shear buildings using fuzzy neural network modelling[J]. *Inverse Problems in Science & Engineering*, 2016, 25(3):1-19.
- [23] 王震洲, 李鑫圆. 基于 BP 神经网络的 pH 试纸自动检测系统[J]. *电子测量与仪器学报*, 2019, 33(10):181-186.
- WANG ZH ZH, LI X Y. Automatic detection system for pH test paper based on BP neural network[J]. *Journal of Electronic Measurement and Instrumentation*, 2019, 33(10):181-186.
- [24] 董早鹏, 刘涛, 万磊, 等. 基于 Takagi-Sugeno 模糊神经网络的欠驱动无人艇直线航迹跟踪控制[J]. *仪器仪表学报*, 2015, 36(4):863-870.
- DONG Z P, LIU T, WANG L, et al. Straight-path tracking control of underactuated USV based on Takagi-Sugeno fuzzy neural network[J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2015, 36(4):863-870.

作者简介



魏舜昊, 2018 年于黑龙江科技大学获得学士学位, 现为安徽工业大学硕士研究生, 主要研究方向为精密测量。

E-mail: 1043619329@qq.com

Wei Shunhao received his B. Sc. degree from Heilongjiang University of Science and Technology in 2018. Now, he is a M. Sc. candidate at Anhui University of Technology. His main research interest is precision measurement.



章家岩, 1984 年于合肥工业大学获得学士学位, 1988 年于浙江大学获得硕士学位, 现为安徽工业大学教授, 主要研究方向为工业控制与精密测量。

E-mail: jiayan@ahut.edu.cn

Zhang Jiayan received his B. Sc. degree

from Hefei University of Technology in 1984, and M. Sc. degree from Zhejiang University in 1988. Now, he is a professor at Anhui University of Technology. His main research interests include industrial control and precision measurement.



冯旭刚 (通信作者), 2003 年于安徽工业大学获得学士学位, 2006 年于安徽工业大学获得硕士学位, 2011 年于合肥工业大学获得博士学位, 现为安徽工业大学副教授, 主要研究方向为精密测量及机械。

E-mail: fxg@ahut.edu.cn

Feng Xugang (Corresponding author) received his B. Sc. degree from Anhui University of Technology in 2003, M. Sc. degree from Anhui University of Technology in 2006, and Ph. D. degree from Hefei University of Technology in 2011. Now, he is an associate professor at Anhui University of Technology. His main research interest is precision measurement and mechanical.