

## 线激光测量点云数据误差的预测与补偿

邓世祥<sup>1</sup>, 吕彦明<sup>1,2\*</sup>, 王康<sup>1</sup>, 郭开心<sup>1</sup>, 张银<sup>1</sup><sup>1</sup>江南大学机械工程学院, 江苏 无锡 214122;<sup>2</sup>江南大学机械工程学院江苏省食品先进制造装备技术重点实验室, 江苏 无锡 214122

**摘要** 针对目前航空叶片接触式测量中存在的效率低、表面易损伤等问题,设计并搭建了集航空叶片检测与加工于一体的线激光在机测量实验平台。在进行激光非接触测量中,点云数据容易出现误差。为了提高激光在机测量的精度,对在测量过程中的主要影响因素进行了探讨和分析。分别建立了基于径向基函数神经网络和支持向量回归机的误差预测模型,并对两种预测模型的性能进行了比较。提出自由曲面检测的误差补偿策略完成了点云数据的补偿和校正。最后以某型号航空叶片为例进行实验,实验结果表明,所提方法能将点云数据的精度提高 39.86%,验证了误差补偿模型和补偿策略的可行性。

**关键词** 传感器; 线激光传感器; 在机测量; 误差预测模型; 误差补偿

中图分类号 TG806

文献标志码 A

DOI: 10.3788/LOP202259.1628006

Prediction and Compensation of Point Cloud Data Error  
in Line Laser MeasurementDeng Shixiang<sup>1</sup>, Lü Yanming<sup>1,2\*</sup>, Wang Kang<sup>1</sup>, Guo Kaixin<sup>1</sup>, Zhang Yin<sup>1</sup><sup>1</sup>School of Mechanical Engineering, Jiangnan University, Wuxi 214122, Jiangsu, China;<sup>2</sup>Jiangsu Provincial Key Laboratory of Advanced Food Manufacturing Equipment Technology, School of Mechanical Engineering, Jiangnan University, Wuxi 214122, Jiangsu, China

**Abstract** In this study, a line laser on-machine measurement experimental platform integrating aviation blade detection and processing is designed and built to solve the problems of low efficiency and easy surface damage during the contact measurement of aviation blades. In laser noncontact measurements, point cloud data are prone to errors. Herein, the main influencing factors involved in the measurement process are discussed and analyzed to improve the accuracy of laser in machine measurement. Furthermore, error prediction models based on radial basis function neural network and support vector regression are established and the performances of these two prediction models are compared. The error compensation strategy of free-form surface detection is used to complete the compensation and correction of point cloud data. Finally, taking a certain type of aviation blade as an example, the experimental results show that the proposed method can improve the accuracy of point cloud data by 39.86% and verify the feasibility of the error compensation model and compensation strategy.

**Key words** sensors; line laser sensor; on-machine measurement; error prediction model; error compensation

## 1 引言

随着我国综合实力不断强大,航空航天领域技术在国防建设中扮演着越来越重要的角色,也凸显了国家整体制造业的实力<sup>[1]</sup>。航空叶片的工作性能取决于其自身的加工质量,航空发动机叶片数量多,型腔内经常处于高温、高压、高负荷的综合状态<sup>[2]</sup>。根据现有的航空发动机故障数据,在航空发动机运行的全过程中叶片的失效概率最高,因此关于高效精密测量航空叶

片的加工质量和轮廓精度的研究显得十分重要。

对于叶片制造企业而言,传统的三坐标测量机难以满足日益增长的航空叶片生产要求。近年来,以激光测量技术为代表的非接触测量方法表现出较强的势头,激光测量本身具有高速测量及无接触应力等优势,但其测量结果也易受外界因素的影响。为此,国内外学者对激光测量技术进行了相应的研究。Dong 等<sup>[3]</sup>提出了一种基于复杂可编程逻辑器件(CPLD)的光学通用锥度测量方法,该方法使用三组激光路径锁定激

收稿日期: 2021-05-10; 修回日期: 2021-06-24; 录用日期: 2021-07-20

通信作者: \*dsx654523115@126.com

光平面,并通过测量时序算法得到直升机叶片锥度参数方程。Yang 等<sup>[4]</sup>从激光三角测量原理出发,研发了一种四坐标测量系统,该系统利用误差预测模型将测量精度提高到了 10  $\mu\text{m}$ ,但测量范围较小且测量效率有待提升。张鹏程等<sup>[5]</sup>提出了一种基于线激光交叠式扫描的叶片三维重建方法,该方法利用线激光交叠区的重复采样修补丢失数据,并利用权值分配优化最近点迭代(ICP)算法实现了航空叶片点云数据的自动拼接。华中科技大学的熊忠星<sup>[6]</sup>和闵壮<sup>[7]</sup>搭建了一个激光测量实验平台,实现了螺旋桨叶片的叶背和叶面同步快速扫描,并对叶片激光测量的误差来源进行了详细分析。Tsai 等<sup>[8]</sup>开发了一个激光旋转扫描测量系统,为更好实现光学测头系统的坐标与旋转分度系统坐标之间的对齐,制定标定程序,通过调整对齐方式来避免图像失真,从而提高了系统的测量精度。孙彬等<sup>[9]</sup>搭建了一个倾角误差实验平台,利用正弦规、激光干涉仪和四坐标测量仪进行激光传感器误差实验探究,推导出了一种量化的倾角误差补偿模型,使传感器的精度控制在 10  $\mu\text{m}$  以内。孙兴伟等<sup>[10]</sup>基于激光三角测量原理,详细分析了线性阵列上条纹和倾斜角之间的数学关系,推导出的倾斜误差数学模型提高了曲面测量的精度。周晏锋等<sup>[11]</sup>基于计算机数字控制机床平台和线激光搭建了一套在机测量系统,该系统利用工件的平面和孔作为找正特征,采用最小二乘法计算相关特征的尺寸和位置信息实现系统快速标定,提高了测量精度与稳定性。

本文基于线激光在机测量实验平台,对激光测量误差补偿策略进行了深入研究。对影响激光测量结果的主要因素进行了探讨,分别构建基于径向基函数(RBF)神经网络和基于支持向量回归机(SVR)的误差补偿模型,并提出一种复杂曲面类零件入射倾角误差补偿策略,最终通过实验完成了航空叶片测量数据的补偿校正。

## 2 线激光误差影响因素分析及误差预测模型的建立

### 2.1 线激光测量误差影响因素分析

通过 VMC600 立式数控加工中心搭载基恩士 LJ-V7020 线激光传感器,搭建了一个集成航空叶片检测与加工的线激光在机测量实验平台,如图 1 所示,其中

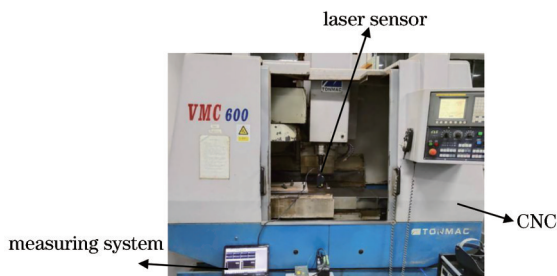


图 1 线激光在机测量实验平台

Fig. 1 line laser on-machine measurement experimental platform

CNC 是数控机床的缩写。线激光进行测量时,激光条纹垂直投影到叶片表面上,由于航空叶片表面为复杂的自由曲面,传感器扫描测量时入射光轴与零件表面法线之间存在一定的夹角  $\alpha$ ,不同的入射倾斜角度  $\alpha$  将直接影响线性阵列接受漫反射光线程度的大小,从而直接影响测量精度。故本实验组着重探讨倾斜角度对线激光测量结果的影响。

图 2 为自主设计搭建的倾角误差测量平台,该测量平台主要由标准阶梯平面和 RSP60-L 高精度旋转平台组成,其中旋转平台可在当前平面内按照任意方向旋转任意角度值  $\alpha$ ,通过改变旋转平台的角度值可以得到任意角度下扫描得到的阶梯高度差  $L_1$ ,而标准平面之间的距离  $L$  是始终不变的,故使用该检测装置可具体量化倾角这一因素带来的误差。在扫描过程中,为保证线激光投射到标准平面后的距离始终保持不变,故对立式数控加工中心进行编程使得线激光测头运动方向和倾角偏转后的方向一致。RSP60-L 精密旋转台的旋转角度的正负值只代表其运动的方向不同,故本实验组研究精密旋转平台绕逆时针方向运动的结果。实验时,将倾斜角度范围设置为  $[0^\circ, 60^\circ]$ ,沿着逆时针方向每隔  $5^\circ$  测量一次,总共对 13 个角度位置进行测量,而线激光传感器测量位置距离该标准位置处 20 mm,然后分别记录每次扫描得到的数据差值。值得说明的是,该检测装置的测量误差是沿着被测零件表面法线方向测量得到的,而沿着激光测头 Z 方向之间的误差需要进行转换,转换公式为

$$\Delta Z = \frac{L_1 - L}{\cos \alpha} \quad (1)$$

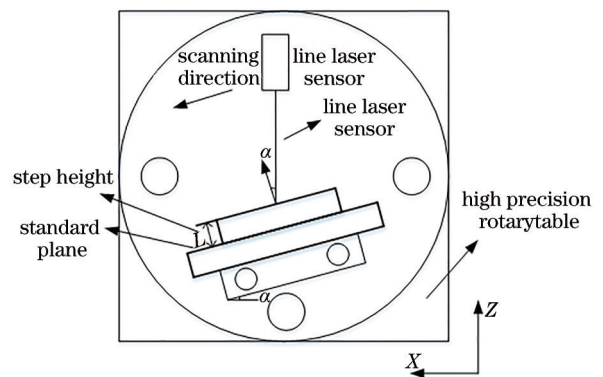


图 2 入射角检测装置示意图

Fig. 2 Schematic diagram of incidence angle detection device

同时该检测装置可以检测整个测量范围内的不同角度和不同位置处产生的误差值,在线激光传感器测量 Z 方向上的偏差值同样可用式(1)求解。

根据图 1 搭建现场检测装置,先记录测量阶梯平面在  $\alpha = 0^\circ$  位置处的读数,然后再分别记录刻度盘每旋转一次后线激光传感器的读数。为研究测量倾角在同一工作距离下的误差影响规律,需要严格保证线激光测头的运动路径。基于标准参考距离 20 mm 的测

量结果如图 3 所示。线激光传感器测量的误差值是随着入射倾角的增大而增大的,测量误差值在入射倾角为  $30^\circ$  时误差接近 0.02 mm,而这种测量误差对于高精度测量结果来说是存在一定影响的。

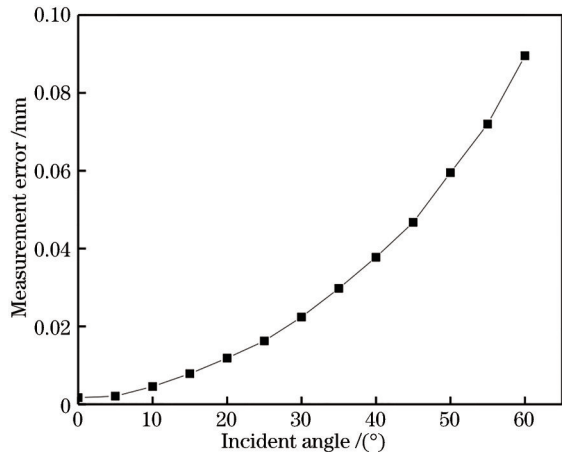


图 3 线激光传感器标准参考距离下入射角误差变化值

Fig. 3 Change value of incident angle error under standard reference distance of line laser sensor

图 3 为标准参考距离 20 mm 处倾角误差测试结果。因此,在 LJ-V7020 线激光传感器的测量范围内,采用相同的测试方法,探索不同参考距离不同角度下的误差检测情况,最终的测试结果如图 4 所示。

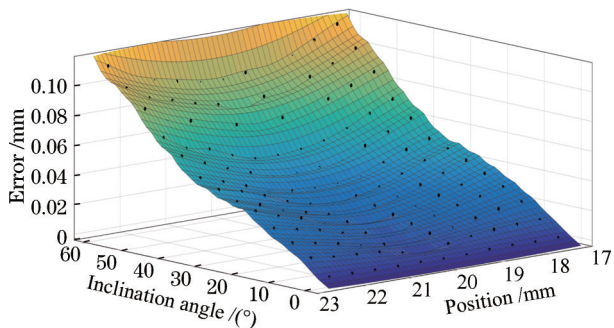


图 4 线激光传感器不同扫描位置测量误差拟合图及测量结果

Fig. 4 Measurement error fitting diagram under different scanning positions and measurement results

根据图 4 的拟合结果可知,不同的入射倾角在扫描位置为 20 mm 参考距离时,误差值都是最小的,同时入射倾角超过  $30^\circ$  时其误差变化幅度更大,在接近量程边缘位置处误差最大。因此,扫描位置和入射倾角这两个因素对测量结果有很大的影响。为了获得更好的测量结果,需要建立精确的误差模型和精确的误差补偿策略,从而提高整体测量精度。

## 2.2 基于 RBF 神经网络测量误差预测模型的建立

随着机器学习技术的迅速发展,RBF 神经网络由于结构简单、训练速度快被广泛应用于大数据挖掘、信号处理、机械控制等领域。而 MATLAB 作为一款专业的数学软件,是很好的数学建模载体,故本实验组利

用 MATLAB 软件建立各测量误差预测模型。

利用 RBF 神经网络建立倾角误差预测模型,并对其最终预测性能进行分析。对构建好的模型各参数进行设计和反复训练,即可完成对线激光入射倾角测量误差值的预测。以线激光入射倾角和扫描位置作为输入,线激光测量误差值作为输出。首先对样本数据进行归一化,其 MATLAB 函数代码如下。

```
[pn_train, inputs]=mapminmax(p_train.',0,1) %
输入样本数据中的训练样本归一化
```

```
pn_test=mapminmax('apply',p_test.',0,1) %
输入样本数据中的测试样本归一化
```

输入样本的归一化处理有助于提高 RBF 神经网络计算结果的精确性,而输出样本的归一化函数代码和输入样本的归一化函数代码基本相似,故不再赘述。

本次实验的所有样本数据共有 143 组,使用 128 组数据进行训练,15 组数据进行测试。利用 MATLAB 软件的 newrb() 函数作为指令来构造神经网络,net=newrb(pn\_train,tn\_train,goal,spread,MN,DF),其中 pn\_train,tn\_train 为训练集的输入和输出样本,goal 为 RBF 神经网络训练的目标值,本实验设定为  $1.05 \times 10^{-4}$ ,实验时以均方误差(MSE)进行表征,spread 的默认值为 1,MN 为总的神经元个数,DF 为每次添加的个数。最后的仿真计算代码 y=sim(net,pn\_test),设定好 RBF 神经网络各参数,并根据反馈的结果进行反复训练,直到满足要求为止。计算过程如图 5 和表 1 所示。

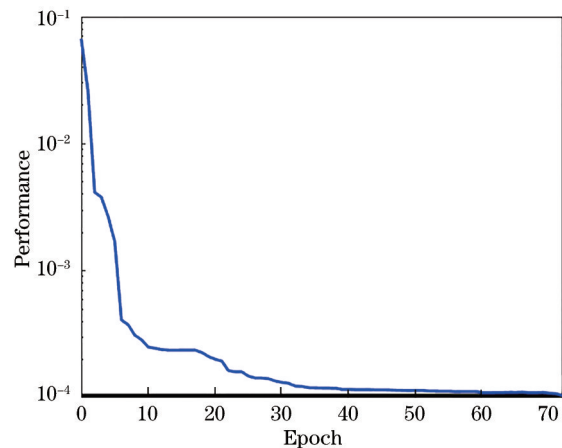


图 5 RBF 神经网络训练过程的误差结果图

Fig. 5 Error results of RBF neural network training process

由表 1 可知,RBF 神经网络总共经过 72 步的训练,迅速收敛到事先设定的目标精度,表明上述参数设置合适。从测试集中选取具有代表性的 5 组数据进行分析,具体预测偏差值如图 6、图 7 所示,表 2 为相对误差大小。

由表 2 分析可知,验证数据中 RBF 神经网络的预测偏差最大值为 0.0165 mm,相对误差最大为 0.14512,平均误差为 0.06133,整体预测相对来说较为准确,但基于线激光测量的叶片扫描结果对测量数据有着更高的精度要求,所以需要进一步提高预测效

表 1 RBF 神经网络训练过程中均方差值变化表  
Table 1 Change of mean square error during RBF neural network training

NEWRB, neurons	MSE
0	0.066938700
4	0.002693020
8	0.000312165
12	0.000240473
16	0.000238059
20	0.000201481
24	0.000160629
28	0.000141652
32	0.000123842
36	0.000119751
40	0.000116904
44	0.000115682
48	0.000114716
52	0.000113483
56	0.000112347
60	0.000109987
64	0.000109732
68	0.000109956
72	0.000104075

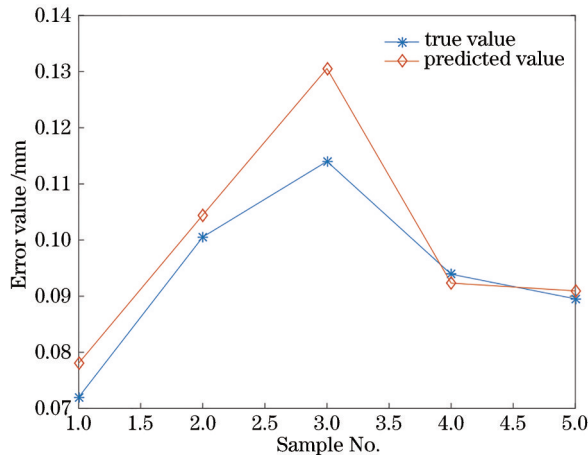


图 6 基于 RBF 神经网络数据预测值和真实值对比图  
Fig. 6 Comparison between predicted value and real value of data based on RBF neural network

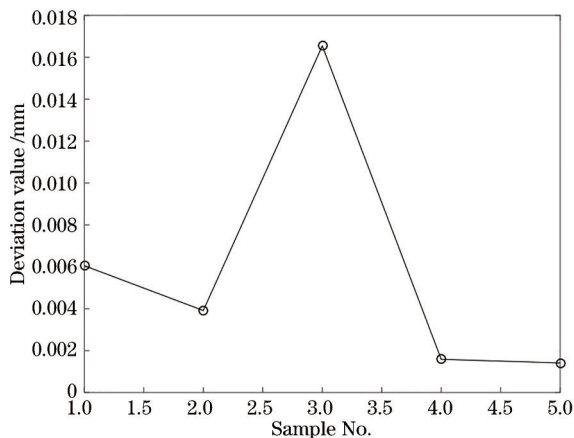


图 7 基于 RBF 神经网络预测值和真实值的偏差图  
Fig. 7 Specific deviation diagram of predicted value and real value based on RBF neural network

果,从而更大程度地提高测量系统的精度。

表 2 基于 RBF 神经网络预测值和实际值之间的相对误差大小  
Table 2 Relative error between predicted value and actual value based on RBF neural network

NO.	Actual value /mm	Predictive value /mm	Relative error
1	0.0720	0.0780	0.08410
2	0.0873	0.1045	0.04482
3	0.1140	0.1306	0.14512
4	0.0939	0.0923	0.01686
5	0.0895	0.0909	0.01577

### 2.3 基于 SVR 测量误差预测模型的建立

SVR 是以统计学理论为基础,依照有限样本信息,确保在学习和泛化能力良好的条件下,将输入信息非线性转换到高维空间的决策函数,从而实现线性回归,以达到最理想的学习效果,SVR 在小样本的预测中具有预测稳定等优势<sup>[12]</sup>。

SVR 具备强大的算法,若想取得较好的预测结果,需要对算法的每一步、每一个参数进行深入研究。首先使用 MATLAB 中的 mapminmax() 函数对输入样本数据进行归一化,然后对各参数进行调试,命令代码为 cmd\_svr=['-s 4 -t 2 -c 400 -g 0.5'],代码中 s 为 svm 类型的选择,总共是 0~4 共 5 种类型,其中用于回归的只有类型 3 和类型 4;t 为核函数的类型;c 为惩罚因子;g 为核函数中的 gamma 函数设置,默认值为特征数分之一。

SVR 参数设置完成后进行模型训练,在建立 SVR 模型时,和 RBF 神经网络不同的是,训练集的输入和输出必须为列向量矩阵,且每行对应一个训练样本。训练完成后使用 libsvm predict 指令对其进行回归预测,最后同样使用 mapminmax() 函数对其进行反归一化处理可得到预测值,并对比计算出差值。

按照上述的步骤建立 SVR 回归模型,训练后返回的均方误差为 0.0001013,决定系数为 0.9936,该结果表明所建立的模型泛化能力较强,将 SVR 预测得到的数据和真实值进行对比,并使用 MATLAB 中 plot() 函数绘制趋势图,预测结果如图 8、图 9 和表 3 所示。

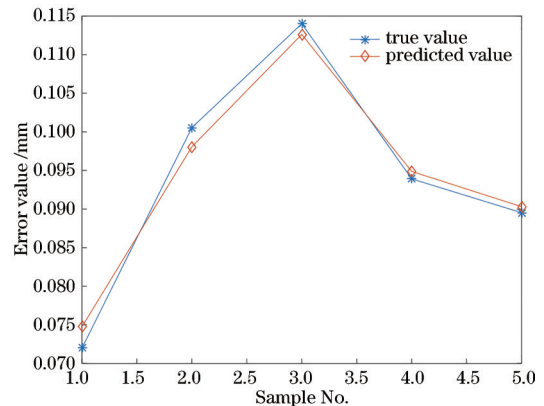


图 8 基于 SVR 数据预测值和真实值对比图  
Fig. 8 Comparison between predicted value and real value based on SVR data

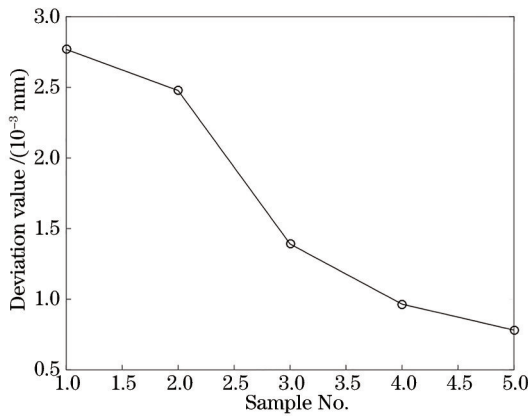


图 9 基于 SVR 预测值和实际值的对比偏差图

Fig. 9 Specific deviation chart based on SVR predicted value and real value

从表 3 可知, SVR 回归预测模型的最大偏差为 0.0028 mm, 最大相对误差为 0.03846, 平均相对误差

表 4 两种入射倾角误差预测模型预测效果对比

Table 4 Prediction effect comparison of two kinds of inclination error prediction models

No.	Actual value /mm	RBF neural network			SVR		
		Predictive value /mm	Maximum error /mm	Relative error	Predictive value /mm	Maximum error /mm	Relative error
1	0.0720	0.0780		0.08410	0.0747		0.03846
2	0.0873	0.1045		0.04482	0.0981		0.02837
3	0.1140	0.1306	0.0165	0.14512	0.1126	0.0028	0.01220
4	0.0939	0.0923		0.01686	0.0949		0.01028
5	0.0895	0.0909		0.01577	0.0903		0.00873

表 5 两种倾角误差预测模型预测相对误差对比

Table 5 Comparison of prediction relative errors of two kinds of inclination error prediction models

Error /%	RBF neural network	SVR
Average error	6.1334	1.9609
Maximum relative error	14.5115	3.8463

从表 4、表 5 可以看出, 在最大误差值、平均误差、最大相对误差指标上, SVR 预测的效果均要优于 RBF 神经网络, 故 SVR 更加适用于本训练样本集的学习与预测, 且预测性能相对来说比较稳定。结合线激光在机测量实验的需求, 入射倾角误差补偿模型将选择预测综合性能较好的 SVR 进行深度学习与补偿。

### 3 自由曲面的误差补偿策略

航空叶片为复杂自由曲面类零件, 当使用线激光传感器对其表面进行扫面测量时, 由于实际应用场景的复杂变化, 测量精度会受到严重影响<sup>[13]</sup>。当线激光入射倾角过大时, 测量产生的数据误差较大, 如果不对这类因入射倾角引入的误差数据进行及时补偿, 则最终的测量效果会很差。

标定好的线激光传感器在每次测量时得到的数据在 Z 方向上基本是相同的, 故线激光传感器每次投射

表 3 基于 SVR 预测值和实际值之间的相对误差

Table 3 Relative error between predicted value and actual value based on SVR

No.	Actual value /mm	Predictive value /mm	Relative error
1	0.0720	0.0747	0.03846
2	0.0873	0.0981	0.02837
3	0.1140	0.1126	0.01220
4	0.0939	0.0949	0.01028
5	0.0895	0.0903	0.00873

为 0.01961, 故 SVR 的预测精度较高, 预测性能比较稳定, 此结果也表明了 SVR 的泛化能力较强。

### 2.4 预测模型性能对比

根据已经建立好的 RBF 神经网络和 SVR 倾角误差预测模型对其性能及预测效果进行对比, 具体比较结果如表 4、表 5 所示。

的激光条纹可以看作是无数个线激光传感器共同产生的测量点, 当垂直入射到航空叶片表面时, 每个测量点都会有一个测量倾角。基于线激光航空叶片表面型面点扫描测量原理如图 10 所示。

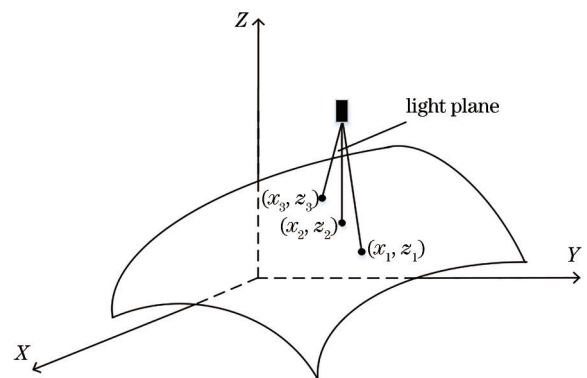


图 10 线激光复杂曲面测量原理图

Fig. 10 Schematic diagram of line laser complex surface measurement

图 11 为测头投射激光束放大后的效果图, 当使用线激光传感器对航空型面进行扫描测量时, 取扫描得到的任意两点  $n_{i-1}$  和  $n_i$  进行倾角误差补偿分析, 对于相邻型值点而言, 每扫描一次可得到在 Z 方向上距离差值  $\Delta d$  和在 X 方向上的距离差值  $\Delta x$ , 而  $\Delta x$  距离值的大小主要是根据叶片型面曲率决定的, 在型面曲率较

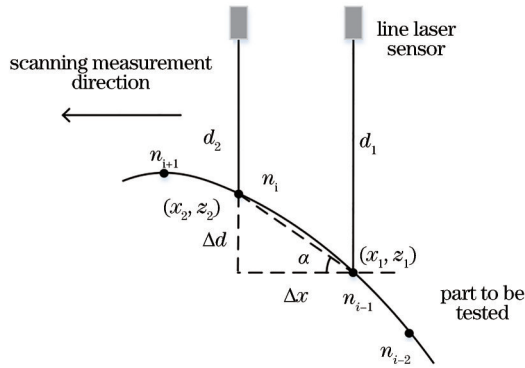


图 11 激光航空叶片型线值点测量示意图

Fig. 11 Schematic diagram of measurement of value points of laser aviation blade profile

大处,则取值应该尽可能得小。此时,基于线激光航空叶片的倾角可用  $\alpha$  来近似代替,根据几何关系,入射倾角  $\alpha$  的表达式为

$$\alpha = \arctan \left| \frac{\Delta d}{\Delta x} \right| \quad (2)$$

虽然使用线激光传感器扫描某一位置处后得到的数据是庞大的,但对入射倾角的补偿可借助 MATLAB 代码进行处理,便可高效计算出各型值点的入射倾角,然后根据倾角值的大小和此时所在的线激光扫描位置来使用上述机器学习方法对误差值进行预测,最后对测量数据进行补偿修正。

#### 4 实验验证

为了验证所提线激光测量误差补偿模型和补偿策略的正确性,以某型号航空叶片为例,采用机床主轴搭载线激光传感器对叶片轮廓进行扫描测量,航空叶片现场测量图如图 12 所示。

对现场测量得到的批量数据以 .txt 文本格式保存并导入到 Geomagic Studio 软件中,然后分别点击“Reduce Noise”和“Uniform”,再设置相应的参数分别

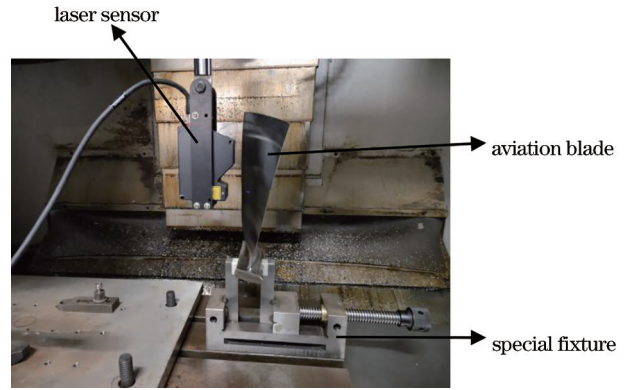


图 12 航空发动机叶片在机测量

Fig. 12 On site measurement of aeroengine blades

进行去噪和精简处理,经过 Geomagic 软件的预处理后,再根据所提误差补偿模型和补偿策略对实际测量点进行补偿,具体补偿数据结果如表 6 所示。具体补偿步骤如下:

- 1) 将 Geomagic Studio 软件预处理得到的叶盆叶背点云数据导入 UG 平台中,建立线激光实际测量得到的叶盆叶背模型。
- 2) 基于 UG 平台,使用 UG GRIP 语言对预处理后的点云信息进行提取,并根据所提入射倾角误差补偿策略来计算倾角值的大小。
- 3) 根据型值点的实际测距值和入射倾角值的大小,使用建立好的基于 SVR 入射倾角误差补偿模型计算具体的数据补偿值。
- 4) 对含有误差的原始测量数据进行修正,得到补偿后的坐标。

在所提线性激光测量误差补偿方法的基础上,将补偿前后的测量数据和理论数据分别作为 ICP 算法的输入。测量数据误差补偿前后的匹配结果和均方根变化趋势如图 13、图 14 所示。

MATLAB 迭代计算结果表明,补偿前的型面数

表 6 线激光航空叶片入射倾角补偿

Table 6 Incidence angle compensation of line laser aviation blade

Serial No.	Laser reading /mm	Measuring distance /mm	Coordinate converted value /mm	$\Delta d /$ mm	$\Delta x /$ mm	Inclination / ( $^{\circ}$ )	Compen-sation value /mm	Correction value /mm
1	-0.5177	20.5177	25.4225	0.0016	0.01	8.8516	0.0098	25.4127
2	-0.4661	20.4661	25.4741	0.0032	0.01	17.9327	0.0153	25.4588
3	0.0322	19.9678	25.4724	0.0038	0.01	21.0091	0.0163	25.4561
4	1.5194	18.4806	25.4596	0.0006	0.01	3.1628	0.0081	25.4515
5	1.5044	18.4956	25.4446	0.0010	0.01	5.7821	0.0116	25.4330
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
75	2.2143	17.7857	-15.8455	0.0015	0.01	8.4867	0.0183	-15.8539
76	2.0085	17.9915	-16.0513	0.0006	0.01	3.5124	0.0099	-16.0588
77	1.8285	18.1715	-16.2313	0.0015	0.01	8.6117	0.0167	-16.2542
78	1.7883	18.2117	-16.2715	0.0023	0.01	13.1416	0.0584	-16.2927
79	1.3734	18.6266	-16.6864	0.0027	0.01	15.3326	0.0199	-16.6978
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
174	-0.2998	20.2998	-18.3596	0.0069	0.01	34.7126	0.0296	-18.3892
175	-0.3118	20.3118	-18.3716	0.0065	0.01	32.8651	0.0271	-18.3987
176	-0.3311	20.3311	-18.3909	0.0038	0.01	20.6513	0.0165	-18.4074
177	-0.3359	20.3359	-18.3957	0.0027	0.01	15.0172	0.0133	-18.4090
178	-0.3269	20.3269	-18.3867	0.0020	0.01	11.4123	0.0023	-18.3890

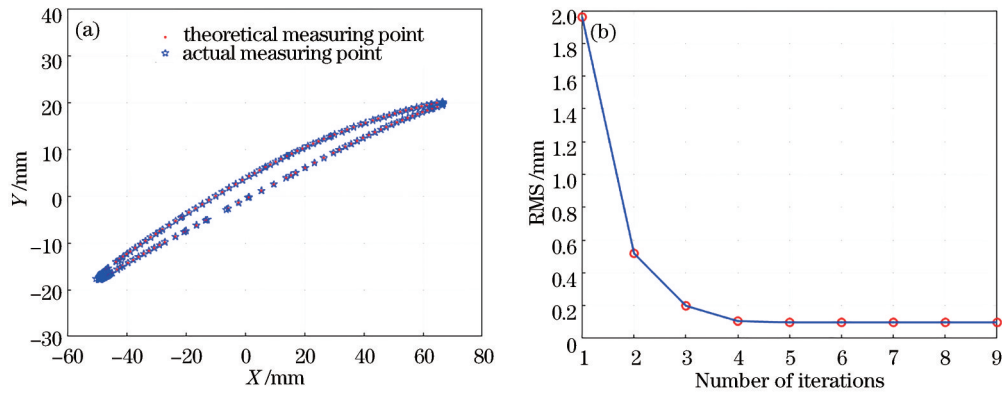


图 13 ICP 算法剖面数据补偿前的配准结果及迭代变化图。(a) 型面数据补偿前配准结果; (b) 均方根值随 ICP 迭代变化图  
Fig. 13 Registration results and iterative change chart before ICP algorithm profile data compensation. (a) Registration results before profile data compensation; (b) change chart of RMS value with ICP iterations

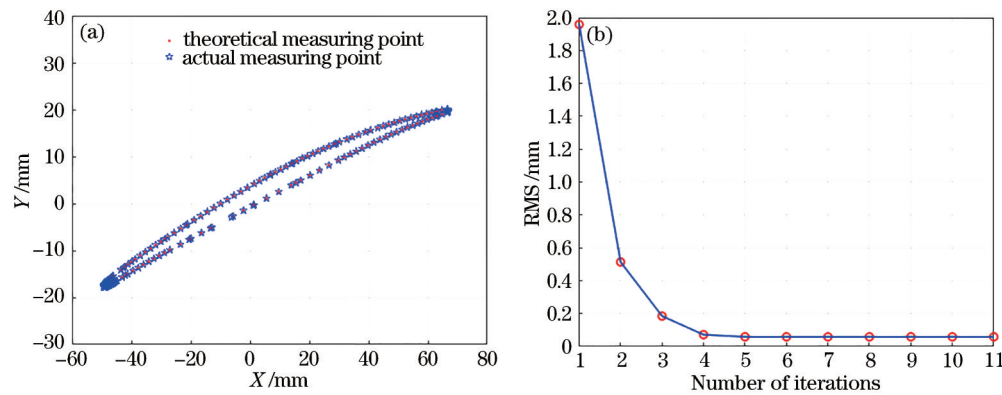


图 14 ICP 算法剖面数据补偿后的配准结果及迭代变化图。(a) 型面数据补偿后配准结果; (b) 均方根值随 ICP 迭代变化图  
Fig. 14 Registration results and iterative change chart after ICP algorithm profile data compensation. (a) Registration results after profile data compensation; (b) change chart of RMS value with ICP iterations

据经过迭代后的配准精度均方根值为 0.0976 mm, 补偿后的型面数据经过迭代后的配准精度均方根值为 0.0587 mm, 因此补偿后的数据精度提高了 39.86%, 验证了所提 SVR 误差补偿策略的正确性与可行性。

## 5 结 论

通过在立式数控加工中心 VMC600 主轴上搭载 LJ-V7020 高精度传感器的测量方式实现了航空叶片型线数据的测量。分析了线激光测量过程中的主要影响因素, 分别建立了基于 RBF 神经网络和基于 SVR 的误差预测模型, 对两种模型的性能进行了比较分析, 得到了更为稳定准确的基于 SVR 的误差预测模型, 且提出了一种复杂曲面类零件入射倾角误差补偿策略。以某型航空叶片为例, 通过实验对补偿前数据、补偿后数据和理论数据进行迭代分析。实验结果表明, 补偿后的数据精度可提高 39.86%。因此, 所建立的复杂曲面测量误差补偿模型和入射倾角误差补偿策略是可行的, 具有一定的工程应用价值。

## 参 考 文 献

[1] 贾锐超. 航空航天领域的发展趋势和制造技术需求分析

[J]. 中国战略新兴产业, 2018(36): 60.

Jia R C. Analysis of development trend and manufacturing technology demand in aerospace field[J]. China Strategic Emerging Industry, 2018(36): 60.

[2] 宋涛, 戴士杰, 周国香, 等. 航空发动机叶片曲面重建研究[J]. 计算机仿真, 2018, 35(4): 33-37.

Song T, Dai S J, Zhou G X, et al. Research on surface reconstruction of aero engine blade[J]. Computer Simulation, 2018, 35(4): 33-37.

[3] Dong H F, Sun J H, Shi L W, et al. Taper measurement for helicopter primary standard blades based on CPLD laser method[C]//Proceedings of 2012 International Conference on Measurement, Information and Control, May 18-20, 2012, Harbin, China. New York: IEEE Press, 2012: 931-934.

[4] Yang H W, Tao W, Zhang Z Q, et al. Reduction of the influence of laser beam directional dithering in a laser triangulation displacement probe[J]. Sensors, 2017, 17(5): 1126.

[5] 张鹏程, 刘瑾, 杨海马, 等. 航空发动机损伤叶片的激光交叠式三维重建[J]. 激光与光电子学进展, 2020, 57(16): 161504.

Zhang P C, Liu J, Yang H M, et al. Laser overlapping three-dimensional reconstruction of damaged aero engine

- blade[J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2020, 57(16): 161504.
- [6] 熊忠星. 大型螺旋桨叶片激光测量的装置设计与精度控制[D]. 武汉: 华中科技大学, 2015.  
Xiong Z X. Plant design and precision control of large propeller blade's laser measurement[D]. Wuhan: Huazhong University of Science and Technology, 2015.
- [7] 闵壮. 大型螺旋桨叶片激光同步测量轨迹规划与软件开发[D]. 武汉: 华中科技大学, 2015.  
Min Z. Trajectory planning of large propeller blades laser simultaneous measurement and software development[D]. Wuhan: Huazhong University of Science and Technology, 2015.
- [8] Tsai T H, Fan K C. Calibration and analysis of eccentric error of the laser rotary-scanning measurement system[J]. *Measurement*, 2012, 45(1): 47-53.
- [9] 孙彬, 李兵. 一种量化的激光位移传感器倾角误差补偿模型[J]. *仪器仪表学报*, 2015, 36(5): 996-1004.  
Sun B, Li B. A quantitative error compensation model of the inclination angle of the laser displacement sensor[J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2015, 36(5): 996-1004.
- [10] 孙兴伟, 赵文涛, 朱新华. 基于激光位移传感器的倾角误差分析[J]. *重型机械*, 2018(6): 73-76.  
Sun X W, Zhao W T, Zhu X H. Analysis of angle error of laser displacement sensor[J]. *Heavy Machinery*, 2018(6): 73-76.
- [11] 周晏锋, 陈蔚芳, 曹新航, 等. 基于线激光在机测量的一面两孔特征寻位方法[J]. *激光与光电子学进展*, 2021, 58(1): 0112004.  
Zhou Y F, Chen W F, Cao X H, et al. One-plane two-hole feature positioning method based on line laser on-machine measurement[J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2021, 58(1): 0112004.
- [12] 邹卓成, 邱钧, 刘畅. 基于多视觉特征聚合的光场质量评价方法[J]. *光学学报*, 2021, 41(16): 1610002.  
Zou Z C, Qiu J, Liu C. Light-Field Image Quality Assessment Based on Multiple Visual Feature Aggregation[J]. *Acta Optica Sinica*, 2021, 41(16): 1610002.
- [13] 王枫, 刘春宝. 关于激光传感器的复杂曲面计量精度补偿研究[J]. *计算机仿真*, 2020, 37(11): 445-449.  
Wang F, Liu C B. Research on measurement accuracy compensation of complex surface of laser sensor[J]. *Computer Simulation*, 2020, 37(11): 445-449.