

文章编号: 1674-8190(XXXX)XX-001-12

# 非均匀温度场下大型工装基准点热漂移预测分析

李严<sup>1</sup>, 张尚安<sup>2</sup>, 王守川<sup>3</sup>, 魏洪杨<sup>3</sup>, 李泂杲<sup>1</sup>, 侯国义<sup>1</sup>

(1. 南京航空航天大学 机电学院, 南京 210016)

(2. 西飞民用飞机有限责任公司, 西安 710089)

(3. 航空工业西安飞机工业(集团)有限责任公司, 西安 710089)

**摘要:** 在飞机装配数字化测量中, 大尺寸测量场构造精度高度依赖于工装上布设的基准点位置的稳定性, 而大型工装基准点位置极易因环境温度变化发生热漂移, 导致测量场精度降低甚至失效。以某组合式大型工装为例构建非均匀温度场下大型工装基准点热漂移预测数值模型, 基于该模型仿真得到大量热漂移数据, 利用 BP 神经网络构建工装热漂移代理模型; 基于该代理模型制定测量场精度提升方案。采用实地收集的工装基准点处温度及坐标实测数据验证代理模型提高测量场构建精度的有效性及正确性, 并对模型得到的基准点温度—坐标漂移数据进行对比分析。结果表明: 仿真结果平均相对误差均在 18% 以下, BP 神经网络结果的平均相对误差均在 26% 以下, 可有效提高测量场构建精度。

**关键词:** 大型工装; 非均匀温度场; 基准点热漂移; 有限元仿真; BP 神经网络

中图分类号: V262.4

文献标识码: A

DOI: 10.16615/j.cnki.1674-8190.XXXX.XX.01

## Prediction and analysis of thermal drift in large-scale tooling reference points under non-uniform temperature field

LI Yan<sup>1</sup>, ZHANG Shang'an<sup>2</sup>, WANG Shouchuan<sup>3</sup>, WEI Hongyang<sup>3</sup>, LI Shuanggao<sup>1</sup>, HOU Guoyi<sup>1</sup>

(1. College of Mechanical and Electrical Engineering, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 210016, China)

(2. XAC Commercial Aircraft Co., Ltd., Xi'an 710089, China)

(3. AVIC Xi'an Aircraft Industry (Group) Company Ltd., Xi'an 710072, China)

**Abstract:** In the digital measurement of aircraft assembly, the accuracy of large-size measurement field construction is highly dependent on the stability of the reference points laid on the tooling. The position of the reference points of large-sized tooling is very susceptible to thermal drift due to changes in ambient temperature, leading to a reduction in the accuracy of the measurement field or even failure. Therefore, this paper takes a combined large-scale tooling as an example to construct a numerical model for predicting the thermal drift of the reference points of large-scale tooling under a non-uniform temperature field; constructs a proxy model for the thermal drift of the tooling based on a large amount of thermal drift data obtained from the simulation of the aforementioned model using BP neural network; and formulates a program for improving the accuracy of the measurement field based on the aforementioned proxy model. The temperature and coordinate measurement data collected in the field at the reference points of the tooling are used to verify the validity and correctness of the proxy model to improve the accuracy of the measurement field construction, and the temperature-coordinate drift data at the reference points obtained from the model are compared and analyzed. The results show that the average relative errors of the simulation results are below 18%, and the average relative errors of the BP neural network results are below 26%, which can effectively improve the measurement field construction accuracy.

**Key words:** large-scale tooling; non-uniform temperature field; reference points thermal drift; finite element simulation; BP neural network

收稿日期: 2023-12-08; 修回日期: 2024-02-23

基金项目: 国防基础科研项目(JCKY2020605C014); 江苏省卓越博士后计划(2022ZB217)

通信作者: 侯国义(1992-), 男, 长空博士后, 讲师。E-mail: hou\_gy@nuaa.edu.cn

引用格式: 李严, 张尚安, 王守川, 等. 非均匀温度场下大型工装基准点热漂移预测分析[J]. 航空工程进展, XXXX, XX(XX): 1-12.

LI Yan, ZHANG Shang'an, WANG Shouchuan, et al. Prediction and analysis of thermal drift in large-scale tooling reference points under non-uniform temperature field[J]. Advances in Aeronautical Science and Engineering, XXXX, XX(XX): 1-12. (in Chinese)

## 0 引言

随着新一代飞机的大型化,用于实现对飞机部件进行精确定位和提供支撑的工装尺寸日益增大,其结构复杂性亦随之提升<sup>[1]</sup>。飞机在利用工装进行装配时需精确测量并标定其基准点,如基准工具球点(Tooling Ball,简称TB)和增强系统参考点(Enhanced Reference System Point,简称ERS)位置,构建测量场空间基准网络,从而实现测量后数据从测量坐标系向装配全局坐标系的精准转换<sup>[2]</sup>。在上述坐标系转换过程中,即便假设匹配算法误差为零,仍然存在环境温度、振动、地基等非稳态环境因素或测量设备不确定度的影响。这些因素直接或间接导致基准点位置发生偏移,降低测量场的稳定性,最终导致转站误差增大。

若要提高测量场构建精度、降低转站误差,已有研究表明可从以下两个方面入手:一是降低激光跟踪仪等设备的测量不确定度。激光跟踪仪的不确定度可能引发对基准点真实位置的错误评估,进而导致基准点变相发生偏移。Alfons<sup>[3]</sup>等提出了一种对基准点测量结果进行实时加权的方法,即根据每个基准点测量的置信水平,为每个基准点赋予独立的权重系数;Gai Yuhang等<sup>[4]</sup>提出一种BAMS(多站束平差)方法,并从理论、仿真和实验三个方面验证了BAMS方法降低测量系统不确定度的有效性;朱绪胜等<sup>[5]</sup>综合考虑测量设备本身与温度带来的误差,利用蒙特卡洛仿真方法提出了激光跟踪仪的测量站位优化方法。尽管前述措施在一定程度上减小了测量误差,但温差较大时基准点热漂移占主导的转站误差增大,无法适配新一代大型工装。

二是从引起测量场构建精度降低的误差源入手。布设在工装或地面上的基准点位置极易受到温度变化影响。杨宝旒等<sup>[6]</sup>以壁板工装为实例进行热仿真,得到了基准点热变形数值;李志鹏等<sup>[7]</sup>针对太阳辐射对预埋件的影响,利用仿真软件分析其温度场分布及其变形规律;Wucheng等<sup>[8]</sup>针对强烈的太阳辐射在ANSYS中分别模拟热传导、热对流与热辐射,提出了一种考虑阴影效应的温度场模拟方法;罗涛<sup>[9]</sup>将长型工装与平面框架型工装分别简化为一维模型与桁架工装,计算出由温度引起的ERS点变化量,补偿理论值后进行转站。本文所研究的工装尺寸较大且处于非均匀温度

场,无法将其视为均匀温度场;工装在非露天环境下使用,难以利用热源(太阳)进行仿真模拟;工装结构较为复杂,难以将其简化为其他类型的可计算工装。

目前在飞机装配过程中,环境温度变化会极大地影响测量场构建精度甚至导致构建失效,一旦失效就必须对工装进行全方位检查或等待环境温度降低到检定温度而后进行建场,严重影响整体装配效率;前述困境是工装的两个特点导致的:一方面尺寸大型化导致基准点热漂移所造成的影响无法忽略。以长度为20 m的工装为例,假定环境发生5 °C的温度变化,工装材料的线膨胀系数取10 μm/m/°C即使假定工装处于均匀温度场中,其变形量最大仍达1 mm<sup>[10]</sup>以上,而同等条件下的小型工装(尺寸假定为5 m)的热变形量仅为0.25 mm;另一方面,随着航空制造业的不断发展,工装类型逐渐从卧式、立式、框式等简单形式发展为复杂的大型组合式工装;前述工装具备更为强大的功能,但也涉及到众多复杂、多样化且相互关联的组件,这使得工装结构复杂性显著提升。工装结构的复杂性叠加上非均匀温度场,使得通过精准的数学公式进行基准点热漂移在数值和方向上的计算变得极为困难。

本文针对基准点热漂移所引起的测量场精度损失,对某大型工装模型进行热仿真分析,积累一定时期内的测量试验场基准点温度和坐标漂移数据校正仿真模型。基于仿真模型获取大量仿真数据,采用BP神经网络构建非均匀温度场下大型工装热漂移代理模型。基于代理模型以实例验证测量场精度提升方案。

## 1 大型工装基准点热漂移测量试验

### 1.1 基准点热漂移测量试验设置

本文以某大型组合式工装为研究对象,在设计阶段便已确定工装全部特征:整体材料选择Q235钢,其物理特性如表1所示;结构尺寸约为20 m×12 m×8 m;垫板凹台与地面固连确保日常测量时激光跟踪仪处于同一位置;工装在室温约22 °C时组装,将首次组装后监测到的温度与坐标分别定义为检定温度与初始标定坐标(记作 $P_A$ )。为聚焦于基准点热漂移,进一步避免其他因素(如转站、坐标系统等)影响,以工装设计坐标系(Ca-

tia 模型坐标系)为准统一其他所有坐标系,日常测量时激光跟踪仪构建的测量坐标系与设计坐标系一致时方才进行位置测量;仿真分析时将工装 Catia 模型导入 Abaqus 中进行分析可确保仿真坐标系与设计坐标系保持一致。

表 1 Q235 钢材物理特性

Table 1 Q235 steel physical properties

参数	数值	参数	数值
弹性模量 $E/\text{GPa}$	200	密度 $\rho/(\text{g}\cdot\text{cm}^{-3})$	7.85
泊松比	0.3	线膨胀系数 $\alpha/(10^{-5}\text{C}^{-1})$	1.2

如图 1 所示,试验平台系统由大型组合式工装、AT901-MR 徕卡激光跟踪仪、分辨率为

0.01 °C 的温度传感器以及数据记录计算机等设备组成。工装共 60 个基准点分别布设于工装不同区域(A、B、E、G、H、K 区)。考虑到测量效率及资源分配问题,选择具有代表性且能准确反映整体特征的 20 个覆盖工装关键组成部分的基准点(标记为绿色)进行测量,即三根长横梁(AB、E、K 区)各选择 3 个基准点(A2、A4、B2、E1、E3、E5、K1、K4、K6),四根测量立柱(A、B、H、G 区)各选择 2 个基准点(A10、A13、B8、B11、H1、H4、G1、G4),四根连接横梁(A、B 区)共选择 3 个基准点(A1、B1、B4)。试验中基准点三维坐标由激光跟踪仪采集,对应基准点温度数值则由温度传感器实时收集。

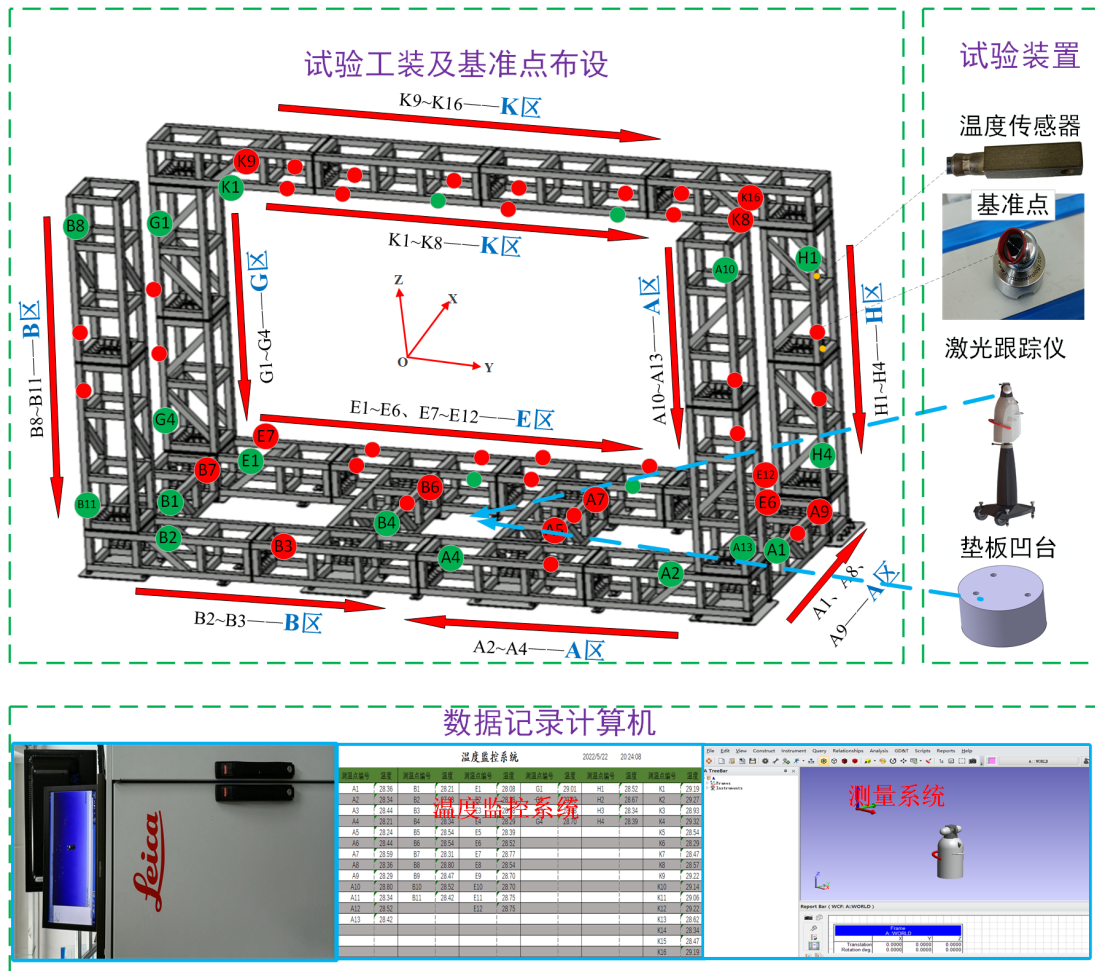


图 1 试验平台系统示意图

Fig. 1 Schematic diagram of test rig system

## 1.2 基准点热漂移测量试验结果

假定激光跟踪仪在测量时(小于 5 min)整个工装的温度保持不变且热变形充分,采集 2022—

2023 年间不同月份下的测量数据(记作  $P_M$ )并根据式 1 求解基准点实测偏移矩阵  $\Delta P^A$ 。



$$\Delta P^A = \begin{bmatrix} x_{1M} - x_{1A} & y_{1M} - y_{1A} & z_{1M} - z_{1A} \\ x_{2M} - x_{2A} & y_{2M} - y_{2A} & z_{2M} - z_{2A} \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ x_{nM} - x_{nA} & y_{nM} - y_{nA} & z_{nM} - z_{nA} \end{bmatrix}^T \quad (1)$$

式中： $x_{nM}$ 、 $y_{nM}$ 、 $z_{nM}$ 为实测基准点坐标； $x_{nA}$ 、 $y_{nA}$ 、 $z_{nA}$ 为初始标定基准点坐标。

### 1.3 基准点热漂移测量试验分析

本文聚焦于基准点热漂移预测分析,故需剥离测量试验中除环境温度变化之外的影响因素从而确保 $\Delta P^A$ 可进行后续分析(预测数值模型校正及通用性验证),但 $\Delta P^A$ 计算结果为当前基准点受环境温度变化、设备运行振动、地基沉降、设备测量不确定度等多种非稳态因素影响下的耦合量。试验中在测量时提前半小时关停附近其他工作设备以避免振动因素;同时试验选用大型工装为厂内稳定使用多年装备,地基沉降对基准点位置影响可忽略不计。因此,在排除前述影响之后,本文试验求解的基准点实测偏移矩阵 $\Delta P^A$ 可近似视为环境温度变化与设备测量不确定度耦合作用结果。如表2所示,为降低设备测量因素在实测偏移量中占比,选择基准点热漂移较大即温差较大时的实测偏移矩阵 $\Delta P^A$ 。如式2所示为激光跟踪仪测量不确定度计算公式,使用基准点初次标定坐标与站位坐标之间的距离代入式2计算最大测量误差即可得到测量不确定度分布。

$$U_{xyz} = 15\mu m + 6\mu m/m \quad (2)$$

表2 日期及对应温差

日期/Day	平均温差/°C	日期/Day	平均温差/°C
1.10	-14.04	7.9	9.84
6.9	9.27	12.15	-11.71
6.25	10.73	12.28	-12.62

表2中平均温差由选定的20个基准点实测温度与检定温度之间的差值取平均值得出。以其中温差最小时即6月9日进行分析,那么表2其他日期中设备不确定度因素占比只会更低,采用的评价指标是:

$$e = \left| \frac{\hat{y}_i}{y_i} \right| \times 100\% \quad (3)$$

式中： $\hat{y}_i$ 为最大测量误差； $y_i$ 为实测偏移量即 $\Delta P^A$ 对

应基准点矢量的模,将数据代入式3得出结果(如表3所示)。

表3 测量误差占比  
Table 3 Measurement error percentage

名称	最大测量误差/mm	实测偏移量/mm	占比/%
A1	0.079	0.674	11.7
A2	0.069	0.590	11.7
A4	0.047	0.539	8.7
A10	0.089	1.887	4.7
A13	0.081	1.486	5.5
B1	0.070	0.708	9.9
B2	0.070	0.596	11.7
B4	0.041	0.490	8.4
B8	0.088	1.869	4.7
B11	0.081	1.463	5.5
E1	0.066	0.519	12.7
E3	0.042	0.488	8.6
E5	0.052	0.376	13.8
K1	0.070	2.830	2.5
K4	0.049	2.143	2.3
K6	0.056	1.676	3.3
H1	0.082	1.480	5.5
H4	0.079	0.781	10.1
G1	0.080	1.622	4.9
G4	0.078	1.094	7.1

从表3可以看出:2022年6月9日的测量误差占比在2%~14%之间,计算出其平均值为7.67%,这表明当工装温差大于9.27°C时,热漂移所占的平均比例将至少高于90%,因此,本文中认为在表2日期内测得的实测偏移量是由环境温度变化引起的即实测偏移矩阵 $\Delta P^A$ 可用于后续基准点热漂移仿真矩阵 $\Delta P^L$ 的真实性验证。

## 2 大型工装基准点热漂移预测数值模型

### 2.1 热漂移预测建模

由于工装结构复杂,完整工装模型导入仿真软件Abaqus中进行分析十分困难。因此,如图2所示,在大型工装中,保留其主体结构(测量立柱、

翼盒总装型架、整体底盘)以及关键组成部分(连接器和垫板组件),这些构成了工装的核心组成,对于仿真分析或工装结构均具有至关重要的作用;简化本身结构对仿真分析影响较小但在功能上相对关键的部件,如连接器(用于主体结构的连

接),将其简化为更为简单的模型。通过绑定约束设置仍能确保其在仿真过程中发挥原本的功能;移除对仿真结果影响较小的特征(螺栓组、支座组件、备用衬套、倒角等),以简化模型,提高计算效率<sup>[11]</sup>,最后完成工装模型简化。

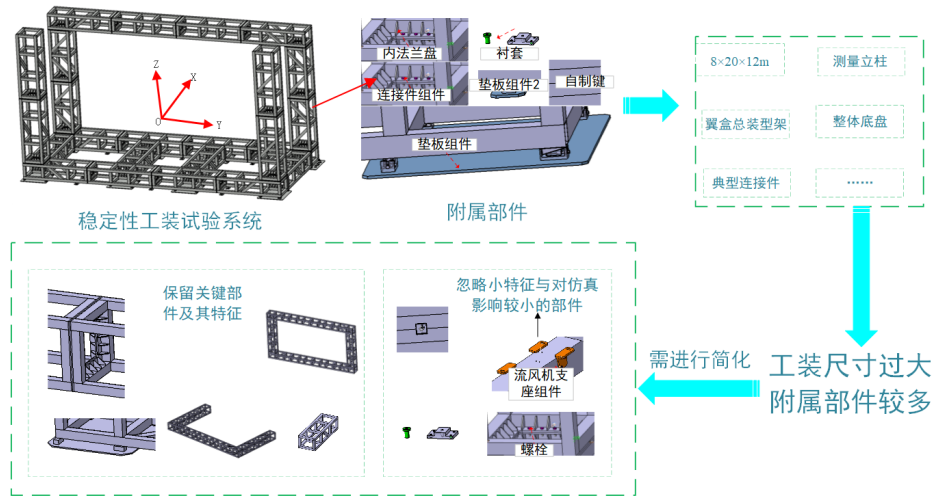


图2 模型简化思路示意图

Fig. 2 Schematic diagram of model simplification

模型网格与约束设定(如图3所示):由于连接器和垫板组件部分结构较为简单,网格划分也较为简单,故使用六面体网格单元(C3D8T);主体部分结构较为复杂,网格划分相对困难,故使用四面

体网格单元(C3D10M)<sup>[6]</sup>。网格尺寸为60 mm,总单元数为2 105 456。固连件与地面设为固支,固连件与立柱主体之间设为绑定约束。

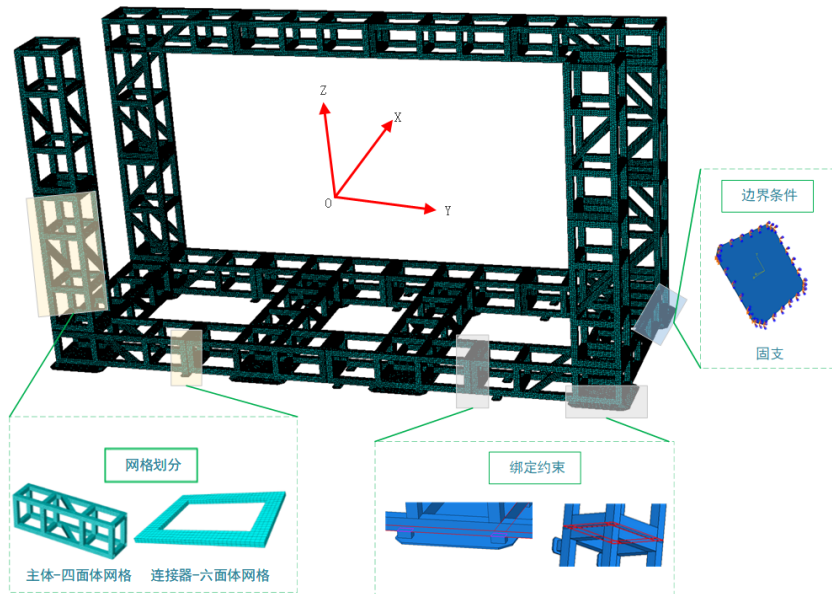


图3 模型网格与约束设定示意图

Fig. 3 Model grid and constraint setting diagram

## 2.2 热漂移预测数值模型校正

实际中大型工装处于非均匀温度场,工装各点均具有不同的温度值且在工装上温度连续变化,无法完全测量与模拟。本文借鉴有限元思想,

根据基准点的数量( $m$ 个)均匀地将工装拆分成 $n$ 段,并在每个段内均匀地施加此基准点对应的实测温度,以模拟非均匀温度场,具体过程如图4所示,文中使用60个基准点来逼近真实温度场。

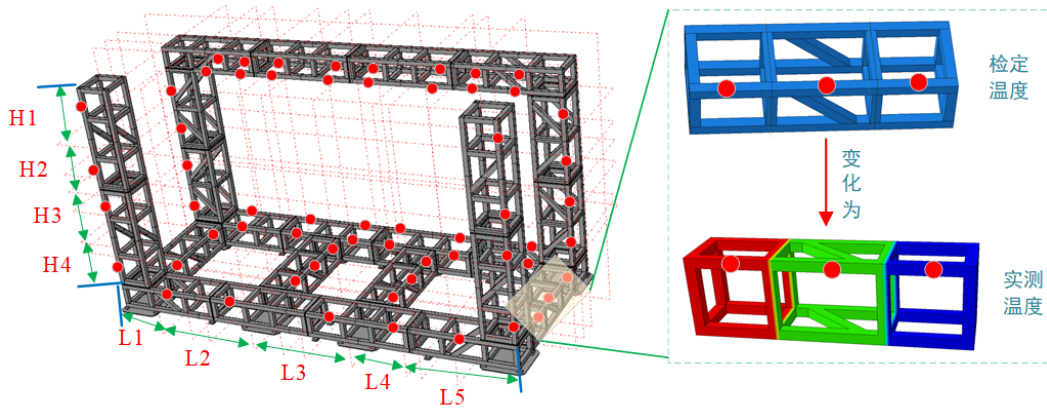


图4 模型温度场加载示意图

Fig. 4 Loading diagram of model temperature field

如图5所示,以基准点数目为3( $m=3$ )时描述一段工装结构温度场的不同划分方式为例。当相邻两个点之间有一个基准面,工装被分为三段( $n=3$ );当相邻两个点之间有两个基准面时工装被分为五段( $n=5$ )。位于基准点的区域直接施加对应基准点实测温度即可,对于其他区域( $\Delta T_{L1}$ 和 $\Delta T_{L2}$ )则使用插值法来施加温度:例如 $T_{A1}=21\text{ }^{\circ}\text{C}$ , $T_{A2}=22\text{ }^{\circ}\text{C}$ , $T_{A3}=23\text{ }^{\circ}\text{C}$ ,那么 $\Delta T_{L1}=20.5\text{ }^{\circ}\text{C}$ ,

$\Delta T_{L2}=22.5\text{ }^{\circ}\text{C}$ ,以此类推可不断在相邻两个基准点间添加基准面来不断细化温度场。在数值仿真中,首先根据工装检定温度施加初始温度场,而后在分析步中改变基准点温度为实测温度,进而模拟环境温度变化,得到温度变化后结构的变形结果,最终依据变形前后基准点位置对比得到热漂移预测结果。

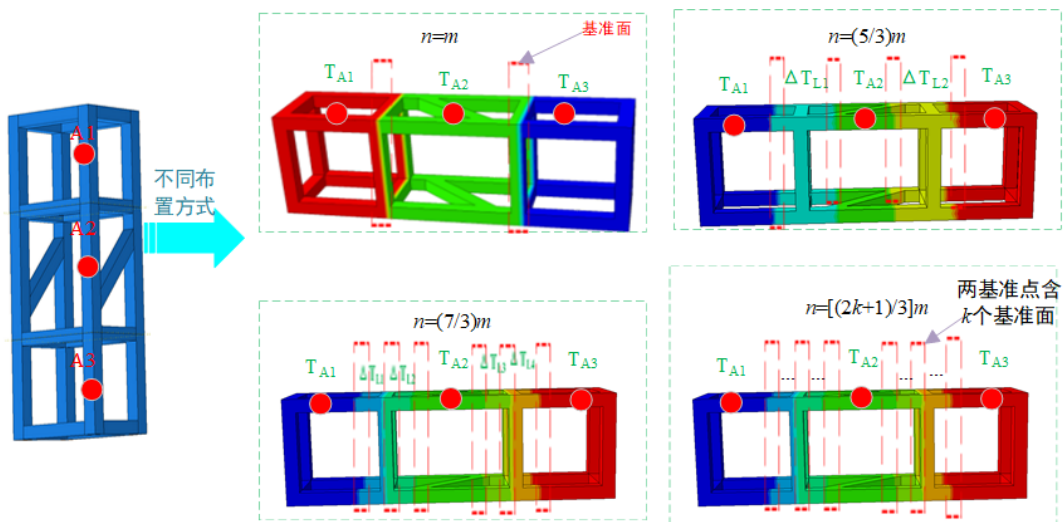
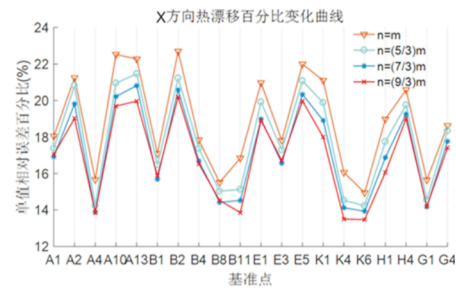
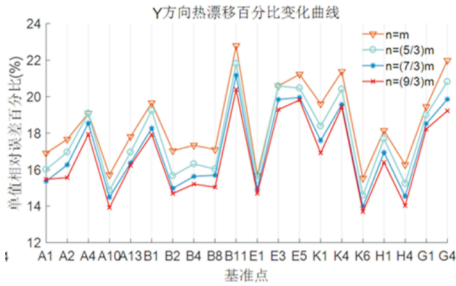


图5 温度场不同划分方式示意图

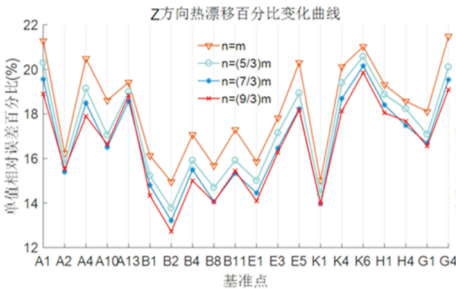
Fig. 5 Schematic diagram of different ways of dividing the temperature field



(a) X方向热漂移百分比变化曲线



(b) Y方向热漂移百分比变化曲线



(c) Z方向热漂移百分比变化曲线

图6 温度场不同划分方式结果示意图  
Fig. 6 Different temperature field division method results illustration

任选表2中数据进行热漂移预测数值模型校正,表2中日期的实测偏移矩阵 $\Delta P^A$ 均可用于仿真模型的真实验证,由上可知,使用2022年7月9日的 $\Delta P^A$ 校正非均匀温度场划分方式( $m$ 、 $n$ 的取值)。将基准点数据输入仿真模型中并利用式4组成基准点热漂移仿真矩阵 $\Delta P^L$ 。

$$\Delta P^L = \begin{bmatrix} \Delta x_1 & \Delta y_1 & \Delta z_1 \\ \Delta x_2 & \Delta y_2 & \Delta z_2 \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ \Delta x_n & \Delta y_n & \Delta z_n \end{bmatrix}^T \quad (4)$$

将 $\Delta P^L$ 与 $\Delta P^A$ 进行对比,本节以基准点单值相对误差百分比来验证仿真结果,对第*i*个基准点有:

$$e_i = \left| \frac{\hat{y}_i - y_i}{y_i} \right| \times 100\% \quad (5)$$

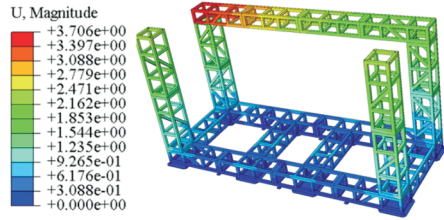
$$Mean(e) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n e_i \quad (6)$$

式中: $\hat{y}_i$ 为仿真值; $y_i$ 为实测偏移量。

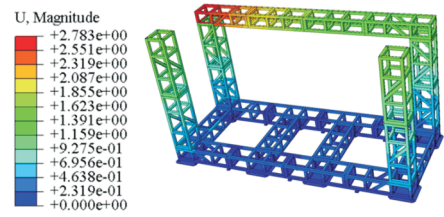
将基准点数据代入式5得出的结果展现在图6,可以看出:随着非均匀温度场模拟的细化,其精度也在不断提升,但在 $n=(7/3)m$ 之后再细化其精度提升便缓了许多,甚至部分基准点相较于 $n=(9/3)m$ 更优,这可能是由于采用插值法计算两个基准点之间的温度虽然有助于更贴近真实温度,但毕竟有区别于真实温度且一些相邻基准点之间的温度已经相对接近,增加细化程度并无太大增益。故最后选用 $n=(7/3)m$ 即每两个基准点间插入三个基准面的方法来模拟非均匀温度场。

### 2.3 热漂移预测数值模型通用性验证

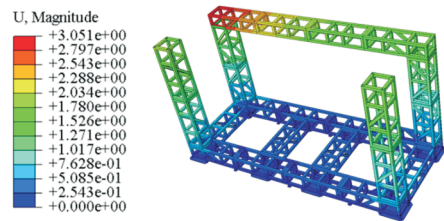
选择表2对应日期的实测偏移矩阵 $\Delta P^A$ 对仿真模型进行通用性验证,选择理由不再赘述。对应的基准点热漂移仿真结果如图7所示。



(a) 1月10日

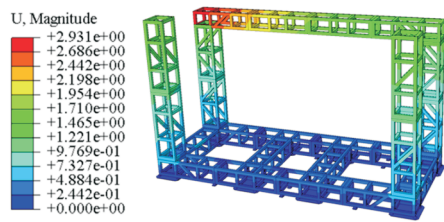


(b) 6月9日

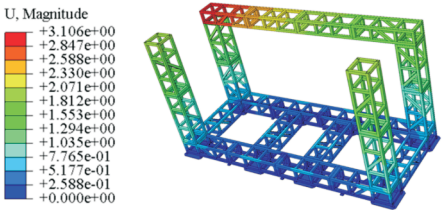


(c) 6月25日

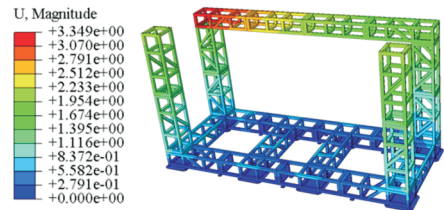




(d) 7月9日



(e) 12月15日

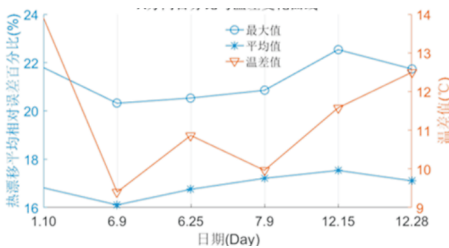


(f) 12月28日

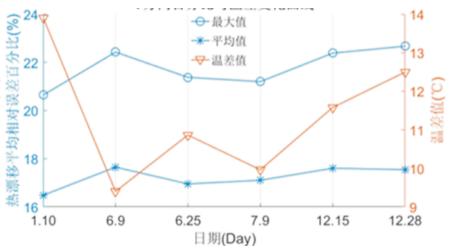
图7 热漂移仿真结果图

Fig. 7 Simulation thermal deformation results

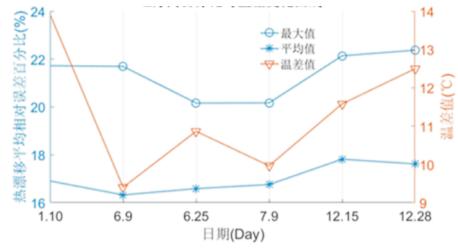
本节采用选定天20个基准点各个方向单值相对误差百分比最值及平均相对误差百分比来评价模型,由式(5)~式(6)并代入数据可绘制出如图8所示。



(a) X方向百分比与温差变化曲线



(b) Y方向百分比与温差变化曲线



(c) Z方向百分比与温差变化曲线

图8 数据分析结果示意图

Fig. 8 Data analysis diagram

如图8所示,总体上随着温差变化,实测偏移量与仿真模型预测值的相对误差百分比结果在16%~23%之间,其平均值均在18%以下,存在误差的原因在于建模过程中对模型进行简化且非均匀温度场设置采用了近似方法。若将本文的仿真模型构建方法应用于其他类型的工装,仅需进行少量实测数据采集以进行校正与验证即可进行各方向基准点热漂移数值的预测。

### 3 基于BP神经网络算法的大型工装热漂移代理模型

虽然仿真模型在特定时间点能够提供正确的热漂移结果,但在工程实际应用中涉及较高的时间成本,尤其是当工装结构设计越来越复杂,相应建模过程会变得更加繁琐。为解决此问题引入人工神经网络,开发出适用于非均匀温度场下的大型工装特定热漂移代理模型。

基于校正后的仿真模型提取2022~2023年间每个月月上旬和下旬各一天的数据,共包括24组数据,可涵盖不同季节和气候条件下的工装性能变化情况。如式7,在进行网络训练前需统一样本数据(基准点坐标与温度)量纲<sup>[12]</sup>即归一化处理。

$$X_n = \frac{X - \min(X)}{\max(X) - \min(X)} \quad (7)$$

式中: $X_n$ 为归一化后的结果; $X$ 为学习数据样本。

#### 3.1 BP神经网络算法

BP神经网络是目前应用最为广泛的神经网络形式之一<sup>[13]</sup>,其由输入层、隐含层与输出层组成<sup>[14-15]</sup>。训练过程包括正向传播与反向回传<sup>[16]</sup>,其中正向传播利用激活函数和权值阈值实现信号的传递<sup>[17]</sup>,而反向传播在不满足条件时通过修正权值阈值实现。

Kolmogorov理论表明:只要BP神经网络的隐



含层具有足够数量的神经元,单个隐含层即可逼近任何精度要求的连续函数<sup>[18]</sup>,因此本文采用具有单个隐含层的3层BP神经网络。其中输入层节点数为4个: $X=[x_1 x_2 x_3 x_4]^T$ ,分别代表基准点的XYZ坐标和对应的温度;输出层节点有3个: $Y=[y_1 y_2 y_3]^T$ ,分别代表基准点XYZ方向的热漂移数值大小。利用式8Kolmogorov定理获取隐含层神经个数:

$$s = 2n + 1 \quad (8)$$

式中: $n$ 为输入层节点数;由此可确定隐含层节点数为9个,如图9所示为本文神经网络拓扑结构图。

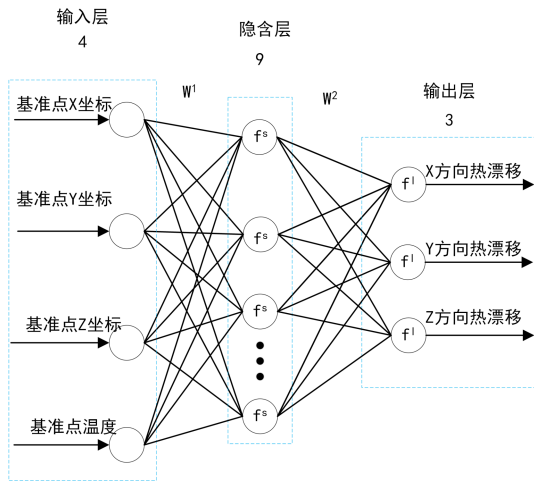


图9 BP神经网络结构图

Fig. 9 The BP neural network structure

随机选取样本数据中的24组数据中的20组作为训练集,其余数据作为测试集。为了有效地更新计算权重,在隐含层使用Sigmoid函数;为了使网络模型更容易训练和优化,在输出层使用线性Pureline函数<sup>[19]</sup>。

表4 BP神经网络预测结果精度评价参数  
Table 4 BP neural network prediction result accuracy evaluation parameters

类别	$R^2$	MAE	RMSE	MRE
X	0.9901	0.0381	0.0733	0.0741
Y	0.9854	0.0491	0.1005	0.2579
Z	0.9878	0.0472	0.0832	0.0835

图10所示为BP神经网络的训练步骤,主要包括数据准备、模型训练与工程应用三个阶段<sup>[20-21]</sup>。

- 1) 收集一年的仿真数据作为学习数据样本,归一化后并将其划分为训练集和测试集;
- 2) 确定BP神经网络的相关参数,误差精度设

为0.0001;

- 3) 进行训练,获得训练结果后进行评价;

4) 判断是否满足终止条件:一是预设精度,一是最大迭代次数,若不满足则返回步骤3)继续搜索;

5) 将实际基准点的三维坐标和相应的温度数据输入BP神经网络,即可获取其在XYZ方向上的热漂移预测数值。

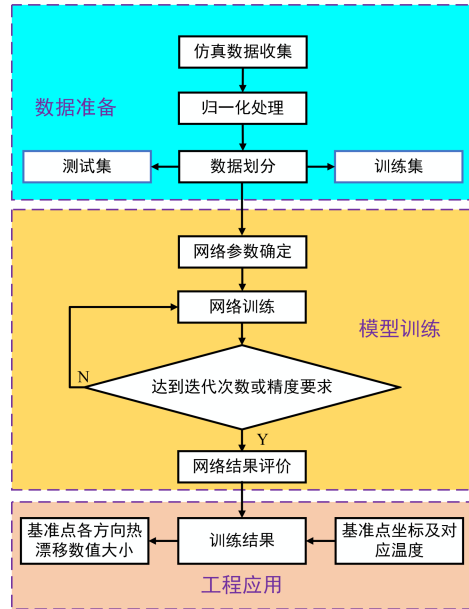


图10 BP神经网络步骤图

Fig. 10 The BP neural network step

### 3.2 精度验证

为了评估BP神经网络的准确性,采用均方根误差RMSE、平均绝对误差MAE、平均相对误差MRE来评价BP神经网络。其中均方根误差衡量了预测值与真实值之间的差异;平均绝对误差衡量了预测值与真实值之间的平均偏差;平均相对误差表示预测值相对于真实值的百分比。

$$\text{预测值: } \hat{y} = \{\hat{y}_1, \hat{y}_2, \dots, \hat{y}_n\} \quad (9)$$

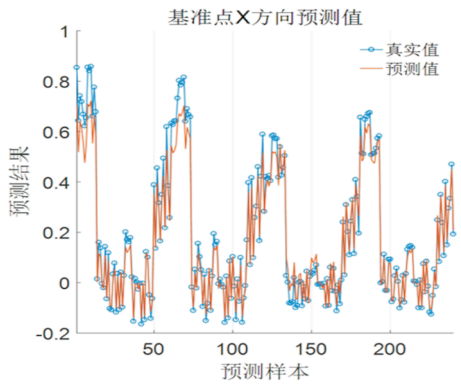
$$\text{真实值: } y = \{y_1, y_2, \dots, y_n\}$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N (y_i - \hat{y}_i)^2}{N}} \quad (10)$$

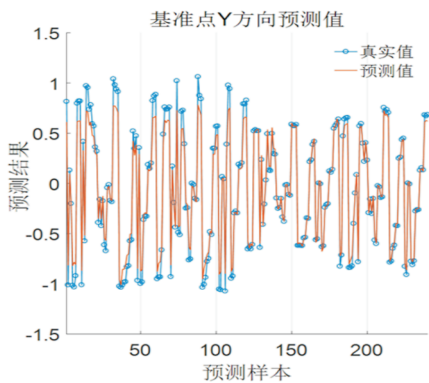
$$MAE = \frac{\sum_{i=1}^N |\hat{y}_i - y_i|}{N} \quad (11)$$

$$MRE = \frac{\sum_{i=1}^n \left| \frac{\hat{y}_i - y_i}{y_i} \right|}{N} \quad (12)$$

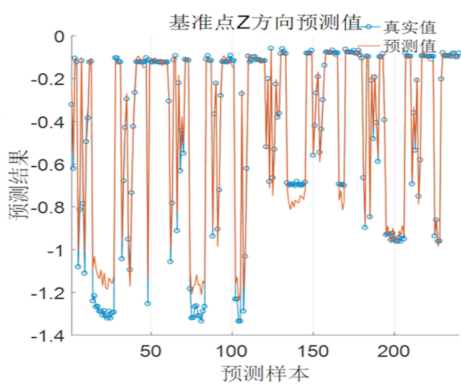
使用测试集对BP神经网络进行精度验证,并将预测结果如图11所示。



(a) 基准点X方向预测值



(b) 基准点Y方向预测值



(c) 基准点Z方向预测值

图11 BP神经网络预测曲线

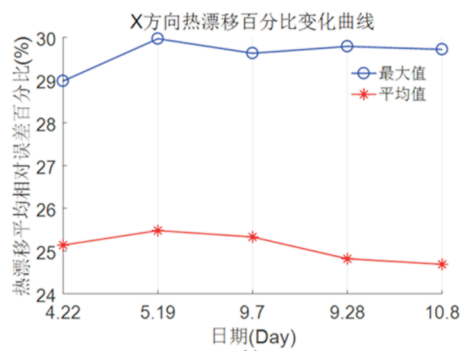
Fig. 11 BP neural network prediction curve

从表4可以看出:XYZ三个方向的决定系数(预测值与真实值之间的密切程度)均接近99%。此外,在这些误差指标中,Y方向的平均相对误差与其他误差相较于X方向和Z方向稍高,这可能是

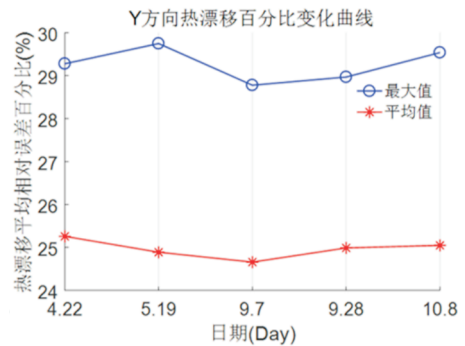
由于Y方向的真实值跨度较大,导致了最终拟合结果的综合误差稍高。

### 3.3 通用性验证

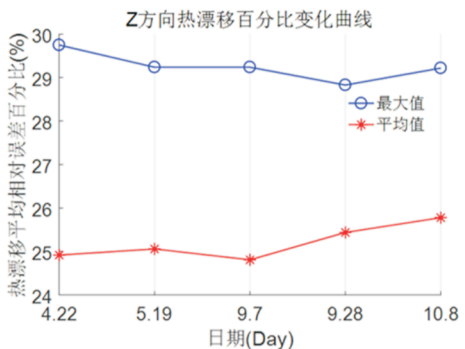
选取图12中日期验证BP神经网络模型的通用性,有助于深入了解BP神经网络在不同环境条件下的表现。将前述日期中对应基准点坐标及温度输入BP神经网络算法模型得到预测结果后与实测偏移量进行平均相对误差百分比计算(计算过程不再赘述)并将结果列在图12之中。



(a) X方向热漂移百分比变化曲线



(b) Y方向热漂移百分比变化曲线



(c) Z方向热漂移百分比变化曲线

图12 BP神经网络预测误差曲线

Fig. 12 BP neural network prediction error curve

总体上随着日期的变化,基准点实测偏移量与BP神经网络模型预测结果的相对误差百分比在24%~30%之间,其平均值均在26%以下;但BP神经网络本身拟合的误差且选定的日期温差较小(热漂移所占平均比例不一定大于90%)导致其精度低于仿真模型。

### 3.4 正确性验证

3.3节的通用性验证表明代理模型在预测基准点实测偏移量方面取得了显著的成功,准确率超过了74%。本节采用平均提升量来评价其效果并将结果列在表5之中,如式13有:

$$Mean(e) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n e_i = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |(\hat{y}_i - y_i)| \quad (13)$$

式中: $\hat{y}_i$ 为神经网络预测值, $y_i$ 为实测偏移量。

表5 BP神经网络平均提升量  
Table 5 Average lift of BP neural network

日期/ Day	提升前			提升后		
	$\Delta X/mm$	$\Delta Y/mm$	$\Delta Z/mm$	$\Delta X/mm$	$\Delta Y/mm$	$\Delta Z/mm$
4.22	0.088	0.084	0.120	0.022	0.021	0.031
5.19	0.204	0.225	0.350	0.052	0.056	0.088
9.7	0.101	0.125	0.163	0.026	0.031	0.040
9.28	0.083	0.081	0.114	0.021	0.020	0.029
10.8	0.194	0.186	0.322	0.048	0.047	0.083

表5左侧为基准点在各种非稳态环境因素影响下的实测偏移量,右侧为提升后基准点剩余的实测偏移量。由此可知:基准点在未提升之前各方向位置偏移量在0.1~0.4mm之间,提升后在0.02~0.08mm之间,这表明代理模型可以显著提升基准点位置稳定性。

以10月8日为例验证代理模型的有效性及其正确性:使用1.2节中构建测量场时的基准点进行精度检查,由于不涉及转站,故使用式14进行计算:

$$Mean(e) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n e_i = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left[ (\hat{y}_{ix} - y_{ix})^2 + (\hat{y}_{iy} - y_{iy})^2 + (\hat{y}_{iz} - y_{iz})^2 \right] \quad (14)$$

式中: $\hat{y}_i$ 为神经网络预测值, $y_i$ 为实测偏移量。将数据代入公式后可得:

计算图13中基准点的平均值可得测量场构建

精度已变为0.01mm,满足精度要求0.05mm,而未提升前的对应值为0.164mm,表明了代理模型的有效性及其正确性。代理模型的训练数据源自仿真模型,表明了仿真模型的正确性。若使用仿真模型进行前述操作验证其结果精度将进一步提高。本文着重研究基准点热漂移,保持测量场的基准点组成不变。但在工程应用中可灵活选择位于平均提升量以上的基准点用以建场,从而进一步提高测量场构建精度。

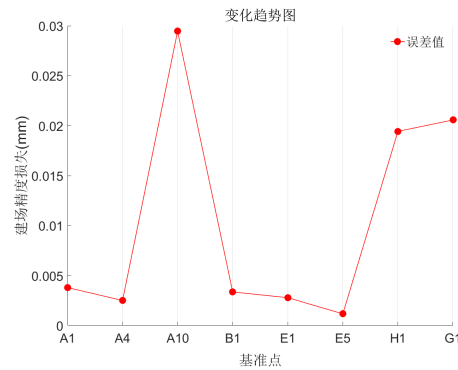


图13 测量场构建精度损失变化图  
Fig. 13 Measured field construction accuracy loss variation plot

## 4 结论

1) 以某大型组合式工装为例实地收集工装基准点处温度及坐标漂移数据,对实测结果进行分析后得出:当温差大于9.27℃时,热漂移占比将大于90%,实测偏移量可近似视为环境温度变化引起。

2) 提出了大型工装基准点热漂移预测数值模型,利用实际采集的温度和坐标漂移数据进行了模型校正:仿真模型与实测偏移量平均相对误差百分比均在18%以下。

3) 依据仿真数据构建了基于BP神经网络的基准点热漂移代理模型;模型预测结果与实测偏移量平均相对误差百分比均在26%以下。

### 参考文献

- [1] 刘坤. 飞机装配中工装定位器关键几何特征估算方法研究[D]. 大连: 大连理工大学, 2021.  
LIU Kun. Research on estimation method for key geometric features of tooling positioner in aircraft assembly [D]. Dalian: Dalian University of Technology, 2021. (in Chinese)
- [2] 金涨军. 飞机装配中大尺寸测量场的建立与优化技术[D]. 杭州: 浙江大学, 2016.



- JIN Zhangjun. Establishment and optimization of large-volume measuring field in aircraft Assembly [D]. Hangzhou: Zhejiang University, 2016. (in Chinese)
- [3] ALFONS M, SCOTT S. Dynamic weighting of laser tracker measurements for bundle adjustment[R]. Wetzlar: Leica Geosystems, 2006.
- [4] GAI Yuhang, ZHANG Jiwen, GUO Jiuming, et al. Construction and uncertainty evaluation of large-scale measurement system of laser trackers in aircraft assembly[J]. Measurement, 2020, 165: 1-17.
- [5] 朱绪胜, 刘蕾, 陈雪梅. 基于蒙特卡洛仿真的车间现场激光跟踪仪测量站位优化[J]. 计算机集成制造系统, 2020, 26(11): 3001-3010.
- ZHU Xusheng, LIU Lei, CHEN Xuemei, et al. Measurement station optimization for laser in-situ using based on Monte-Carlo simulation[J]. Computer Integrated Manufacturing System, 2020, 26(11): 3001-3010. (in Chinese)
- [6] 杨宝旒, 俞慈君, 金涨军, 等. 激光跟踪仪转站热变形误差建模与补偿方法[J]. 航空学报, 2015, 36(9): 3155-3164. YANG Baoli, YU Cijun, JIN Zhangjun, et al. Modeling and compensation method for thermal deformation error of laser tracker turnstiles[J]. Journal of Aeronautics, 2015, 36(9): 3155-3164. (in Chinese)
- [7] 李志鹏, 孟祥瑞, 张晋元, 等. 太阳辐射作用下大型预埋件温度效应分析[J/OL]. 建筑结构: 1-9 [2024-01-28]. <https://doi.org/10.19701/j.jzjg.20212089>.
- LI Zhipeng, MENG Xiangrui, ZHANG Jinyuan, et al. Analysis of temperature action of large-scale embedded parts under solar radiation [J/OL]. Journal of Building Structures: 1-9 [2024-01-28]. <https://doi.org/10.19701/j.jzjg.20212089>. (in Chinese)
- [8] WUCHENG X, DESHEN C, HONGLIANG Q, et al. Non-uniform temperature field and effects of large-span spatial truss structure under construction: Field monitoring and numerical analysis[J]. Structures, 2021, 29: 416-426.
- [9] 罗涛. 非均匀温度场中激光跟踪仪转站热变形误差补偿技术研究[D]. 杭州: 浙江大学, 2018. LUO Tao. Research on thermal deformation error compensation technology of laser tracker orientation in non-uniform temperature field [D]. Hangzhou: Zhejiang University, 2018. (in Chinese)
- [10] HSUEH H C, BECHER F P, SUN Y E. Analyses of thermal expansion behavior of intergranular two-phase composites[J]. Journal of Materials Science, 2001, 36(1): 1-15.
- [11] 曹金凤, 石亦平. ABAQUS有限元分析常见问题解答[M]. 北京: 机械工业出版社, 2009: 49-56. CAO Jinfeng, SHI Yiping. ABAQUS FEA common questions and answers[M]. Beijing: China Machine Press, 2009: 49-56. (in Chinese)
- [12] 陆文玲, 夏家辉, 孔繁镛. 自适应反归一化改进多层神经网络轴流转浆水轮机协联功率预测[J]. 广西大学学报(自然科学版), 2022, 47(6): 1532-1542.
- LU Wenling, XIA Jiahui, KONG Fannie. Kaplan turbine coordination power prediction based on improved multilayer neural network with adaptive anti-normalization[J]. Journal of Guangxi University (Natural Science Edition), 2022, 47(6): 1532-1542. (in Chinese)
- [13] 王宝来, 杨晓杰, 刘大辉. 基于BP神经网络的海上发射船耐波性优化研究[J]. 舰船科学技术, 2023, 45(24): 47-51. WANG Baolai, YANG Xiaojie, LIU Dahui. Research on seakeeping optimization of marine launcher based on BP neural network[J]. Shisience and Technology, 2023, 45(24): 47-51. (in Chinese)
- [14] SILDIR H, AYDIN E, KAVZOGLU T. Design of feedforward neural networks in the classification of hyperspectral imagery using superstructural optimization[J]. Remote Sensing, 2020, 12(6): 956.
- [15] GUPTA K T, RAZA K. Optimizing deep feedforward neural network architecture: a tabu search based approach[J]. Neural Processing Letters, 2020, 51(3): 1-16.
- [16] 宛鹤, 周坤强, 赵林枫, 等. 基于BP神经网络的焦煤浮选模型研究[J]. 化工矿物与加工, 2023, 52(12): 8-13. WAN He, ZHOU Kunqiang, ZHAO Linfeng, et al. Study on coking coal flotation model based on BP neural network [J]. Industrial Minerals & Processing, 2023, 52(12): 8-13. (in Chinese)
- [17] WENFA Z, LUPING Z, XUEJUN F, et al. An equivalent processing method for integrated circuit electrical parameter data using BP neural networks [J]. Microelectronics Journal, 2023, 139: 1-16.
- [18] 陶海龙. 基于混合智能算法的铁路运量预测研究[D]. 兰州: 兰州交通大学, 2013. TAO Hailong. Prediction of railway traffic based on hybrid intelligent algorithm [D]. Lanzhou: Lanzhou Jiaotong University, 2013. (in Chinese)
- [19] XUDONG Z, XINJIAN Z, BO C, et al. Co-optimization of magnetic abrasive finishing behaviors of zirconium tube surfaces with Fe-6.5 wt% Si/SiC abrasives using BP neural network and response surface methodology [J]. Materials Today Communications, 2024, 315: 14-21.
- [20] SAMPATH V, POOJALAKSHMI V, BHARATHY J, et al. Prediction of transformation temperatures of NiTiZr shape memory alloys using artificial neural network[J]. Materials Today Communications, 2023, 36: 115-126.
- [21] WOONAM C, SUNGBIN W, GILSU K, et al. Artificial neural network modelling of the effect of vanadium addition on the tensile properties and microstructure of high-strength tempcore rebars[J]. Materials, 2022, 15(11): 3781-3781.

(编辑: 马文静)