基于孪生数据的过盈装配质量智能预警方法

杨艳芳[1,3] 杨永禄[1] 张 博[4] 盛毕武[1] 陈定方[1] 邵文军[1*] 吴俊峰[2]
1.武汉理工大学交通与物流工程学院,武汉,430063
2.湖北科峰智能传动股份有限公司,黄冈,438000
3.武汉理工大学水路交通控制全国重点实验室,武汉,430063
4.武汉北湖德诚设备有限公司,武汉,430063

摘要:针对过盈装配过程中状态实时变化、装配质量难以控制的问题,基于压装力与位移这两个反映装配质量的关键参量之间的关系,提出一种基于孪生数据的过盈装配质量智能预警方法。综合分析实际装配过程,构建了过盈装配质量智能预警系统框架;结合孪生数据,设计了一种基于区域密度和信息熵加权融合的局部异常值检测算法;通过分析装配过程中压装力、位移的变化及两者关系,运用线性拟合方法建立了过盈装配过程中压装力-位移的数学模型,确定装配过程中每个位移值x对应的合理压装力F;结合布林线方法,进一步确定了用于装配过程质量控制的合格压装力范围。以行星减速器过盈配合组件为例进行验证,结果表明,所提方法可以确定更精准的质量控制范围,使得过盈装配质量的合格率得到提高。所提方法在过盈装配过程中对异常监测与质量控制的实现具有重要参考意义。

关键词:孪生数据;过盈装配;区域密度;信息熵;布林线
中图分类号:U664.22
DOI:10.3969/j.issn.1004-132X.2026.08.018 **开放科学(资源服务)标识码(OSID)**:

Intelligent Early Warning Method for Interference Fit Quality Based on Twin Data

YANG Yanfang[1,3] YANG Yonglu[1] ZHANG Bo[4] SHENG Biwu[1] CHEN Dingfang[1]
SHAO Wenjun[1*] WU Junfeng[2]
1.School of Transportation and Logistics Engineering, Wuhan University of Technology, Wuhan, 430063
2.Hubei Kofon Intelligent Transmission Co., Ltd., Huanggang, Hubei, 438000
3.State Key Laboratory of Maritime Technology and Safety, Wuhan University of Technology, Wuhan, 430063
4.Wuhan Beihu Decheng Equipment Co., Ltd., Wuhan, 430063

Abstract: Aiming at the problems of real-time state changes and difficult to control assembly quality in the overfill assembly processes, an intelligent early warning method of overfill assembly quality was proposed based on twin data, considering the relationship between press-fit force and displacement, which were the two key parameters reflecting the assembly quality. A comprehensive analysis of the actual assembly processes was carried out, and the framework of the overfill assembly quality intelligent warning system was constructed. A local outlier detection algorithm was designed based on the weighted fusion of area density and information entropy by combining twin data; the mathematical model of the overfill assembly processes between the press force and displacement was established by analyzing the changes of press force and the changes of displacement in the assembly processes as well as the relationship of the two by applying the method of linear fitting. The reasonable press-fit force corresponding to each displacement value x in the assembly processes was determined; and the mathematical model between press-fit force F and displacement was established by applying linear fitting method. The results show that the proposed method may determine a more accurate quality control range and improve the passing rate of the interference assembly quality. The method has important reference significance for the realization of abnormality monitoring and quality control in the interference assembly processes.

Key words: twinn data; interference fit; regional density; information entropy; Bollinger band

收稿日期:2024-12-16
基金项目:国家自然科学基金(62475202);湖北省科技人才服务企业项目(2024DJC094)

0 引言

过盈配合作为一种常用的机械零件装配方

法，其装配质量直接影响机械产品的可靠性和寿命。目前，对过盈装配质量的判定方法主要依赖于事后检测，问题得不到及时的解决，可通过数字孪生技术来实现装配质量的智能预警。智能预警主要包含装配异常数据监测和装配质量控制两方面。对于装配异常数据的监测，主要包括基于相关性的监测方法、基于距离的监测方法、基于聚类的监测方法和基于密度的监测方法等。

丁小欧等[1]针对火力发电厂的引风机机组数据，提出了一种基于相关性分析的工业时序数据异常检测方法，该方法能够对高维的时序异常数据进行精准识别。LI等[2]提出了一种基于M统计量的异常检测方法，利用核函数来估计待检子序列和正常参考序列之间的最大值差异。AMINIKHANGHAHI等[3]针对智能家居，用分隔距离（separation distance，SE）来测量时间子序列之间的邻近度。KIM等[4]研究了一种基于最小生成树聚类方法，用于在时序数据的线性回归中进行异常检测，该方法可以有效地识别异常点。MALINAO等[5]使用X-means聚类算法，对时空交通数据的流量变化进行了多任务分析。BREUNIG等[6-7]提出了一种基于邻近数据点密度判断待检数据是否异常的方法，即局部异常点因子（local outlier factor，LOF）指标，该指标可以衡量待检数据点与其邻近数据点之间的密度差异程度，从而识别出局部异常值。TANG等[8]在局部异常点因子的基础上进行了改进，提出了一种基于连通性的异常点因子（connectivity-based outlier factor，COF）方法，通过计算数据点之间的最短路径，确定数据点的邻近点从而计算局部密度。

过盈装配质量方面的研究主要包括有限元分析法、无损检测评估方法及压力-位移曲线监测法等。BENUZZI等[9]采用有限元方法对轨道轮轴和车轮进行建模，并结合轨道车辆轴承和轮对的装配数据预测过盈装配过程中的合理压装曲线范围。张永恒等[10]采用有限元分析方法对货车轮子对中干涉装配系统进行应力分析。杨耀东等[11]采用工业CT检测方法获取某航天器装配体的二维图像序列。TAN等[12]使用自适应采样策略迭代优化方法查找轴承压装曲线的关键点，提高了压装曲线关键点搜索精度和效率。班飞等[13]使用矩形监控框算法设定压力-位移曲线的阈值，对汽车零部件压装曲线的局部趋势进行判断。赵仕云等[14]结合压装力-位移曲线，针对细长轴与孔过盈连接装配，提出了一种多段过盈配合装配质量合格判断方法。尹珊波[15]针对铁路货车滚动轴承装配，运用压力曲线的方式对装配过程的各个阶段进行监测。

综上所述，当前对过盈装配质量智能预警的研究仍存在以下不足：①尽管引入了力-位移曲线监控，但误判情况仍然存在，没有考虑装配异常数据的影响；②关于控制策略参数的选择缺乏充分的理论依据，这影响了控制系统的设计和调整效率。针对此，本文提出一种基于孪生数据的过盈装配质量智能预警方法。该方法进行装配质量预警的核心参数为压装力和位移。压装力是装配过程中施加的轴向力，实时压装力需处于理论计算的安全范围内，以避免损伤零件。位移是轴与孔相对运动的实时位移量。理想情况下，位移需与压装力严格匹配，压装力-位移曲线需平滑无突变。为了实现对上述关键参数的实时监测与动态感知，引入孪生数据作为支撑。孪生数据是数字孪生技术中的核心概念，特指在物理实体与其虚拟孪生体之间建立的实时同步、双向交互的动态数据集合。

首先以基于区域密度的局部异常值检测方法为基础，结合信息熵增益为异常程度不同的属性赋予不同的权重，以解决装配过程采集的原始数据集中存在异常值的问题。通过分析装配过程中压装力、位移的变化以及两者关系，运用线性拟合方法建立过盈装配过程压装力-位移间的数学模型，确定装配过程中每个位移x对应的合理压装力F。在此基础上，提出一种基于布林线（Bollinger bands）的装配质量控制方法。通过构建过盈装配过程的数字孪生模型，实时映射物理装配系统的多维度动态数据流，利用孪生数据的双向交互机制将布林线质量控制边界动态同步至物理产线，实现装配异常状态的协同诊断与预警。

1 基于孪生数据的过盈装配质量智能预警框架

基于孪生数据的过盈装配质量智能预警框架主要由物理层、数据传输及存储层、数字孪生层和服务层四部分组成，如图1所示。

1）物理层。物理层主要由装配环境、产品物料、辅助工具及监测设备组成，监测设备包含压力传感器、位移传感器等感知元件，通过线路连接测量装置和检测仪器，实现实时采集装配过程数据，警报装置则负责输出配合异常信号。

2）数据传输及存储层。物理层通过传感网络及监测设备获取装配过程实时数据，然后通过中间件经数据传输协议进行解析和传输，上传至

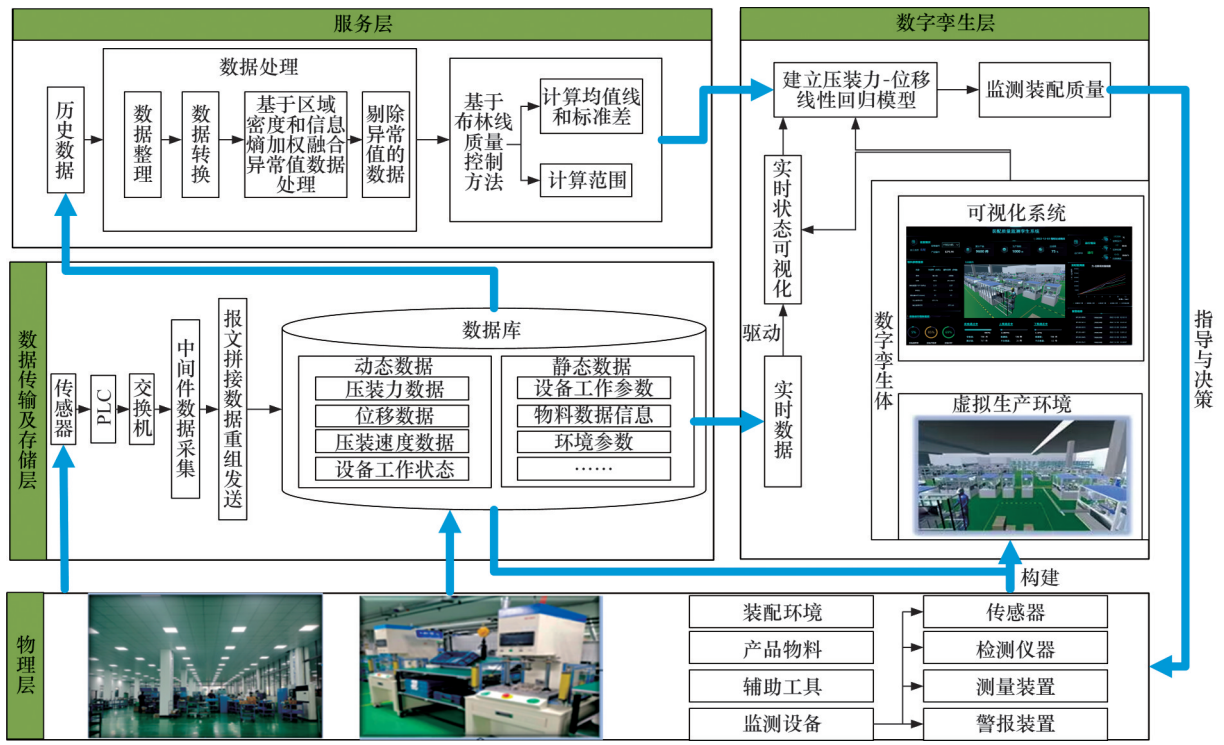


图 1　基于孪生数据的过盈装配质量智能预警框架

Fig.1　A Framework for intelligent early warning of interference fit quality based on twin data

孪生数据库，统一存储和管理。

3）服务层。服务层主要包含数据处理以及质量控制方法两部分。通过剔除异常值后的数据，结合布林线理论来确定装配过程中每个位移值x对应的合理压装力F范围，作为装配质量控制的阈值，用于监测过盈装配质量。

4）数字孪生层。数字孪生层是物理层的数字化高保真映射，通过处理分析孪生数据库中的数据，建立孪生装配模型。然后构建数字孪生系统可视化界面，实现装配过程中实时数据的可视化，同时对异常装配进行分析和预警。

装配质量智能预警流程如下：

1）物理层接收装配生产任务，通过监测设备实时采集动态数据，将动态数据与设备工作参数、物料数据、环境参数和其他材料信息等参数相结合以构建数据库。

2）依托物理层和服务层建立物理装配过程的数字孪生系统，包括可视化系统和虚拟生产环境两个部分，依据获取的实时数据进行驱动，保证物理装配与虚拟装配的运动相匹配，实现孪生模型与物理实体之间的交互映射。

3）服务层将数据库中的历史数据输入，利用区域密度和信息熵加权融合的异常值检测算法对采集的数据进行数据处理，得到剔除异常值的数据，然后依据压装力-位移线性回归模型和布林线确定合理的压装力曲线控制范围。

4）若实际压装力在合理范围内，可视化系统质量监测平台则输出完成装配；若超出范围，则会分析装配异常情况并记录至本地，同时对物理层进行预警，及时反馈给物理实体进行控制和调整。

借助数字孪生技术，结合软硬件设备采集装配过程中的实时数据，从而实现不同装配环境下装配过程和实时状态的监测、异常分析与质量预警，完成物理装配平台和虚拟装配平台的交互，最终实现过盈配合组件装配质量的实时智能预警。

2　过盈装配质量智能预警方法

2.1　基于区域密度和信息熵加权融合的局部异常值检测算法

2.1.1　基于区域密度的LOF算法原理

LOF通过赋予每个对象一个局部离群因子来衡量数据与其邻域的偏离程度，将目标对象周围密度与其邻近目标周围密度进行比较来判断异常值。基于区域密度的LOF的相关定义如下：

1）局部离群因子。对于压装过程中采集到的压装力-位移数据，点O最近邻的平均局部可达密度与局部可达密度的比值就是该点的局部离群因子[16]：

$$LOF_k(O)=\frac{\sum\limits_{O'\in N_k(O)}\frac{lrd_k(O')}{lrdd_k(O)}}{|N_k(O)|}=\frac{\sum\limits_{O'\in N_k(O)}lrd_k(O')}{|N_k(O)|\times lrd_k(O)} \tag{1}$$

其中，lrd_k表示某个点的局部可达密度，O'表示数据点O的邻域内的其他点。$|N_k(O)|$表示O点最近邻点的集合。

2)基于区域密度的LOF算法过程。输入：数据集D；输出：异常点集合。算法过程如下：①计算每个点的第k距离邻域内各点的第k可达距离；②计算每个点的第k局部可达密度；③计算每个点的第k局部离群因子；④输出局部离群因子所属的数据点，即异常点。

现有的检测算法中，采用欧氏距离计算不同数据点间的距离，数据集D中不同数据点$O_i=\{o_{i1},o_{i2},\cdots,o_{in}\}$和$O_j=\{o_{j1},o_{j2},\cdots,o_{jn}\}$的距离定义为

$$d(O_i,O_j)=\sqrt{\sum_{k=1}^{n}(o_{ik}-o_{jk})^2} \tag{2}$$

原始压装力位移数据集中异常值的存在很大程度上影响了数据集的不确定性，而异常值的不确定性是由各属性特征值分布的不同引起的。然而，欧氏距离的计算中忽略了不同特征对异常值检测造成的不同影响，因此，为了提高异常值检测的精确度，计算离群因子时，使用加权欧氏距离来计算数据集中任意两个数据对象之间的距离，并利用信息熵理论对异常属性赋予较大的权重值。

2.1.2 信息熵加权过程

信息熵是对随机变量和信息不确定性的度量。假设任意随机变量C，取该变量的取值空间定义为$\beta(c)$，$P(c)$表示可能取值的概率，则随机变量C的信息熵计算公式为

$$E(C)=-\sum_{c\in\beta(c)}p(c)\log P(c) \tag{3}$$

不同特征对应的信息熵集合可表示为

$$E_c=\{E(c_1),E(c_2),\cdots,E(c_m)\}=\{E(c_i)\}_{i=0}^{m} \tag{4}$$

对于压装力-位移数据集D，$|D|$表示数据集的样本数。S为集合D中的一个子集，x为S中的一个对象，则属性集中的任意一个属性x将属性集S划分成$S-\{x\}$和$\{x\}$两部分，记$\overline{X}=\{X_1,X_2\}$，则信息熵加权为

$$E(\overline{X})=\left(\frac{|X_k|}{|D|}(E(X_k))\right) \tag{5}$$

去一划分信息熵加权可表示为

$$\Delta(x)=E(S)-E(\overline{X}) \tag{6}$$

n维数据集D的属性指标集为$X_i=\{x_1,x_2,\cdots,x_n\}$，数据集$D$中某两个数据$u$和$v$在不同属性上的取值分别记为$F_{x_i}(u)$和$F_{x_i}(v)$。则$u$和$v$两点的加权欧氏距离可表示为

$$d(p,q,\boldsymbol{w})=\sqrt{\sum_{i=1}^{n}w_i(F_{x_i}(u)-F_{x_i}(v))^2} \tag{7}$$

式中：w_i为不同属性的权重。

在m维属性集中，第i维属性的权重记为w_i，根据式(6)可求得不同属性的权重：

$$w_i=\Delta(x) \tag{8}$$

那么，属性的权重集合可表示为

$$\boldsymbol{w}=\{w_1,w_2,\cdots,w_m\}=\{w_i\}_{i=1}^{m} \tag{9}$$

采用信息熵加权的局部可达密度可表示为

$$lrd_k(O)=\frac{1}{\sum\limits_{O\in N_k(P)}d_k(O,O')/|N_k(O)|}=\frac{|N_k(O)|}{\sum\limits_{O\in N_k(P)}d(O,O',\boldsymbol{w})} \tag{10}$$

异常值在数据中的分布通常相对稀疏，在计算距离时很容易被忽略。然而，加权欧氏距离方法考虑了各属性特征的不确定性，对于信息熵增益较高的属性特征，异常值的影响将被加强，使得它们更容易被检测出来。

2.1.3 改进算法流程设计

为了更加准确地反映不同属性对异常值检测的影响程度，改进的算法采用信息熵加权来衡量数据集中各属性的权重。改进算法执行流程如图2所示。

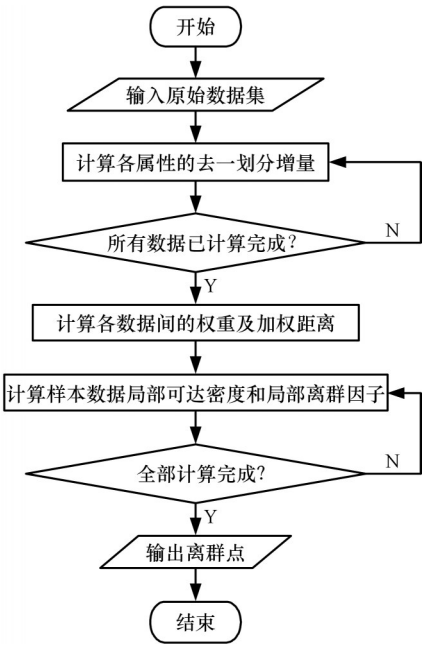


图2 算法流程图

Fig.2 Algorithm flowchart

输入：原始压装力-位移数据集；输出：离群点集合。具体算法过程如下：①利用式(2)～式(7)分别计算各个属性的去一划分信息熵加权$\Delta(c_1),\Delta(c_2)\cdots,\Delta(c_m)$，进而通过式(8)确定各数据对象的权重$w_i$；②将各数据对象的权重代入式(9)，得到各对象之间的加权距离；③进一步通过式(10)计算出各数据对象的局部可达密度；④运

用定义式(1)计算各对象的局部离群值；⑤若某个数据的离群值超过异常阈值，则判定为异常数据。

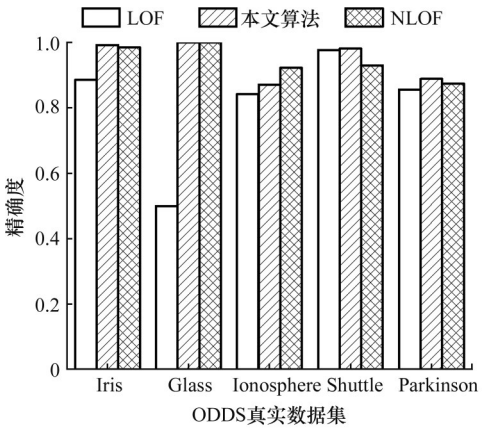
2.1.4　算法对比结果与分析

为了验证算法的有效性和可行性，从ODDS(outlier detection data sets)中选取5个真实数据集，见表1，样本个数范围为110～5474，属性的维度范围为4～32，异常数据样本的比例为1.3%～35.9%。利用LOF、NLOF(a new density-based local outlier detecting algorithm)和本文算法对该数据集进行实验验证，综合利用异常值检测混淆矩阵中的精确度、准确度、召回率及$F1$分数指标对各算法进行全面评估比较。实验结果见图3。

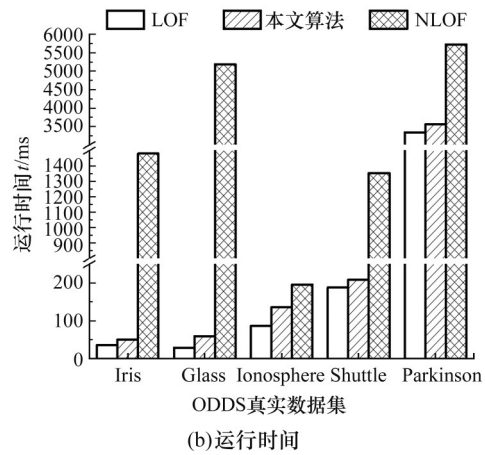
表1　ODDS数据集数据特征

Tab.1　Data characteristics of the ODDS dataset

数据集	总样本个数	异常样本个数	属性	异常样本比例/%
Iris	110	10	4	9.1
Glass	214	9	9	4.2
Ionosphere	351	126	32	35.9
Shuttle	1013	13	9	1.3
Page Blocks	5474	560	11	10.2



(a)精确度



(b)运行时间

图3　算法在ODDS数据集的精确度和执行时间对比

Fig.3　Comparison of accuracy and execution time for algorithms on the ODDS dataset

由图3可知，本文算法与LOF算法在时间效率方面相差不大。由于本文算法需要使用信息熵来判断离群特性，故本文算法的运行时间略长于LOF算法的运行时间。值得注意的是，本文算法和LOF算法的运行时间都比NLOF算法的运行时间要短得多。此外，在离群点检测准确度方面，本文算法的表现也明显优于其余两种算法。因此，通过综合比较算法在真实数据集中的表现，可以得出结论：本文算法表现优于LOF与NLOF算法。具体来说，本文算法的优点在于较高的检测准确度和较低的时间复杂度。

2.2　过盈配合压装力-位移理论分析模型

基于弹性力学理论，以行星减速器中输入轴和太阳轮的过盈装配为例来分析过盈配合压装力与位移间的理论数学关系。行星减速器结构如图4所示，由于过盈量的存在，输入轴(包容件)与太阳轮(被包容件)接触面间产生挤压，使轴颈向内收缩，内孔向外膨胀。

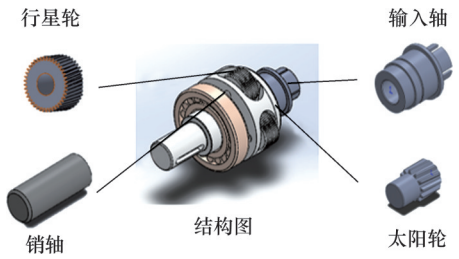


图4　行星减速器结构示意图

Fig.4　Schematic diagram of a planetary gearbox

文献[17]针对基孔制过盈配合，通过经典理论计算与有限元仿真分别求解径向压力，验证了经典计算公式计算得到的径向压力和仿真分析计算方法得到的结果基本吻合。通过对弹性力学平面问题的静力学分析、几何分析和物理关系分析，结合文献[17-18]，可以得到接触压力与过盈量之间的关系：

$$p=\frac{\delta}{a}\cdot\frac{1}{\dfrac{b^2+a^2}{E_1(b^2-a^2)}+\dfrac{a^2+(a')^2}{E_2(a^2-(a')^2)}+\dfrac{\nu_1}{E_1}-\dfrac{\nu_2}{E_2}} \tag{11}$$

式中：p为接触面间的接触压力，MPa；δ为接触面的过盈量，mm；a'为被包容件的内孔半径，mm；a为结合面半径，mm；b为包容件的外圆半径，mm；E_1为包容件的弹性模量，MPa；E_2为被包容件的弹性模量，MPa；ν_1为包容件的泊松比；ν_2为被包容件的泊松比。

在压装过程中，压装力与结合面的接触面积与摩擦因数成正比，可以得到过盈配合压装力F与轴向位移x之间的关系：

$$F=2\pi afpx \tag{12}$$

由于被包容件为实心轴，故将式(11)代入式(12)

可得

$$F=2\pi afpx=\frac{2\pi\delta f}{\frac{b^2+a^2}{E_1(b^2-a^2)}+\frac{\nu_1}{E_1}+\frac{1-\nu_2}{E_2}}x \quad (13)$$

式中：f为接触面间的摩擦因数；x为有效接触长度，mm。

综上，在过盈配合零部件各项参数已知的条件下，可知F与x之间成线性关系。压装力与接触面之间的摩擦因数、接合面直径和压装轴向位移成正比。

2.3 基于布林线的压装力-位移异常控制方法

布林线通过动态阈值和波动性分析，为质量控制提供了一种灵活且直观的工具。在国外，布林线策略已经突破了专业的壁垒，包括能源、工程等领域开始应用布林线实施设备数据的监控，并且效果不错[19]。例如，在多阵列光伏系统的统计监测中，选择布林线的1.5σ置信度作为上下波段来监测分布式光伏电站的每个阵列光伏系统的运行情况[20]。布林线质量控制的核心优势在于适应非稳态过程和多级预警机制，尤其适用于需要实时监控和快速响应的复杂工业场景。

若随机变量X服从数学期望μ、方差为σ^2的正态分布，将其记为$N(\mu,\sigma^2)$。假设随机变量X在$[\mu-k\sigma,\mu+k\sigma]$的分布概率为$\alpha$，有

$$\alpha=P(\mu-k\sigma\leqslant X\leqslant\mu+k\sigma)=P(-k\leqslant\frac{X-\mu}{\sigma}\leqslant k) \quad (14)$$

根据经典质量控制的文献研究[21]，在稳定的加工条件下，零件尺寸误差通常由大量随机因素叠加而成，符合中心极限定理，其分布形态接近正态分布。同理，KALPAKJIAN等[22]通过机床振动、刀具磨损等案例验证了这一规律。尽管装配过程与零件加工存在差异，但本文通过专有的装配数据分析发现：每一个压装量对应的压装力数据均通过Shapiro-Wilk正态性检验($p>0.05$)，表明其分布特性近似服从正态分布。

在正态分布假设下，2σ、3σ范围可分别覆盖约95.45%、99.73%的数据，这一规律被广泛应用于制造领域。在99%的置信水平下，装配的尺寸偏差较小，装配结果具有较高的可靠性，符合高精度要求；而在95%的置信水平下，尽管尺寸偏差有所放宽，但依然能够确保装配的正常运行与较高的质量标准。基于上述理论与实际数据验证，本研究选择2σ和3σ置信度作为压装力-位移异常评估标准。

不同置信度对应的调整系数(取整)及布林线的上、下限值见表2。根据不同置信度α，可以得到不同置信水平下的布林线上限值和下限值，由此可以划分成3类区域：①良好区域($\mu-2\sigma,\mu+2\sigma$)；②合格区域$[\mu+2\sigma,\mu+3\sigma)$和$[\mu-2\sigma,\mu-3\sigma)$；③异常区域$(-\infty,\mu-3\sigma]$和$[\mu+3\sigma,+\infty)$。

表2 不同置信度水平下的布林线参数及阈值

Tab.2 Bollinger band parameters and thresholds at different confidence levels

置信度α/%	调整参数k	上限值	下限值
95	2	$\mu+2\sigma$	$\mu-2\sigma$
99	3	$\mu+3\sigma$	$\mu-3\sigma$

进行压装力-位移异常控制时，可以根据样本在布林线划分的不同区域进行判断，以保证产品的质量符合标准，质量控制示意图见图5。

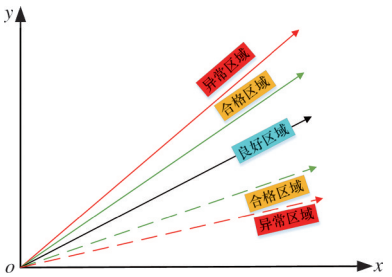


图5 质量控制示意图

Fig.5 Quality control flowchart

对于随机样本(x,y)，如果样本位于上述良好区域范围内，表明该装配过程是正常的，其装配质量是严格满足要求的；如果样本位于上述合格区域范围内，则表示该过程处于合格状态，其装配质量刚好满足要求；如果样本位于上述异常区域范围内，即样本数据与其平均值之间的距离超过3σ，则该值被确定为异常值，其装配质量不满足要求，需要进行立即检查和调整。

3 实验与测试

3.1 实验环境

实验以行星减速器中输入轴和太阳轮的过盈装配过程为例，通过采集装配过程中的传感器数据和设备运行过程状态数据，并结合装配过程的三维几何模型，测试该系统的可行性和有效性。

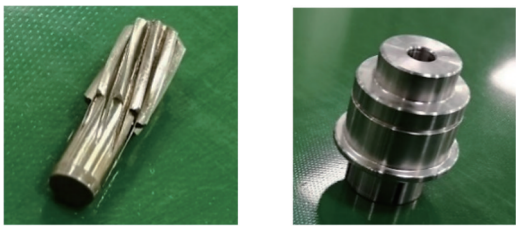
实验首先在PC端部署中间件运行环境，同时运行数字孪生质量监测系统。再根据虚拟系统的需求，将中间件拼装好的数据打包后发送至虚拟系统端，完成数据交互。本文实验平台的详细构成如图6所示。

输入轴与太阳轮零部件如图7所示。实验采用压力机进行过盈配合组件的压装，结合中间件数据采集技术进行压装力与位移信号的实时采集，相关设备信息如表3所示。压力机采用赛玛



图6　物理装配实验平台及构成

Fig.6　Physics assembly experiment platform and its components



(a)太阳轮　　(b)输入轴

图7　行星减速器输入轴与太阳轮过盈配合组件模型

Fig.7　Model of the interference fit assembly between the input shaft and the sun gear in a planetary gearbox

表3　实验设备构成及作用

Tab.3　Composition and function of laboratory equipment

设备名称	详细组成及参数	功能
TSTY-3103伺服压力机	移动工作台、导向柱、主油缸、液压系统、压头等	1)装配实验设备；2)装配过程实时监测对象
传感器数据采集试验台	试验台由力、位移传感器、上位机及中间件组成	1)装配过程实时数据采集；2)数据预处理与上传
PC端	CPU：Intel(R) Core™i5-4210M CPU @ 3.2 GHz 2.6 GHz 显卡：NVIDIA GeForce 840 M 硬盘：250 GB 内存：8 GB	1)部署中间件数据采集流程；2)运行数字孪生质量监测系统

SME-3000伺服压力机，最大压力3000 kg，最大有效行程250 mm；压力传感器采用瑞尔特T101微型压向力传感器，最大量程100 kN；位移传感器采用WTA万豪光栅尺，有效量程50～3000 mm。

3.2　实验结果

原始压装力-位移数据通过高精度伺服压力机和中间件的相互配合进行采集，用高精度传感器实时监测和精确记录。相关统计数据如表4所示，原始数据集的大小为100，属性的数量是12。

表4　原始压装力-位移数据

Tab.4　Raw press-fitting force - displacement data

位移 x/mm	压装力 F/N					
	F_1	F_2	F_3	…	F_{99}	F_{100}
0	0.0	0.0	0.0	…	0.0	0.0
1	1102.8	1180.0	1191.4	…	1803.0	1814.3
2	2947.1	3293.8	3684.0	…	3322.4	2501.9
3	3738.7	4992.0	5214.2	…	5125.5	4669.9
4	8572.8	7202.8	6690.4	…	5819.1	5934.0
5	10 285.3	9248.7	9462.9	…	7591.2	8430.6
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
11	17 736.9	15 059.2	18 029.9	…	19 765.5	18 514.1
12	16 842.7	16 300.7	18 813.5	…	17 511.7	17 844.3

建立装配过程中的压装力-位移线性回归模型并确定合格的压装力范围之前，需要进行数据预处理，以去除异常值并减少干扰项。采用一种区域密度和信息熵加权的局部异常值检测算法，用于对原始“压装力-位移”数据集进行处理。经过数据处理后，可以结合本文基于布林线的质量控制方法来确定装配过程中每个位移值x对应的合理压装力F的范围。异常值剔除前后的数据如表5、表6所示。

在过盈配合结构已知的情况下，压装力与位移之间成线性关系，即不同置信水平下的阈值$\mu+2\sigma$、$\mu+3\sigma$、$\mu-2\sigma$、$\mu+3\sigma$与位移x也近似线性相关，故可根据表5和表6建立图8所示的线性回归模型。

对比剔除前后的质量控制线可知，剔除后的

表5 异常值剔除前的数据

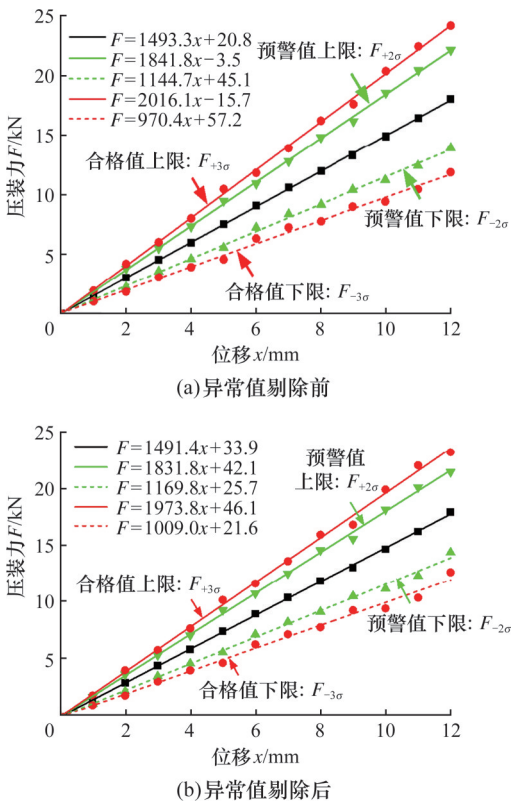
Tab.5 Data before outliers were removed

位移x/mm	压装力均值μ_F	标准差σ	$\mu_F+2\sigma$	$\mu_F-2\sigma$	$\mu_F+3\sigma$	$\mu_F-3\sigma$
0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
1	1487.9	148.1	1784.1	1191.8	1932.2	1043.7
2	3010.9	389.8	3790.6	2231.3	4180.4	1841.5
3	4531.6	487.9	5507.4	3555.8	5995.3	3067.9
4	5951.2	681.4	7313.9	4588.4	7995.3	3907.1
5	7506.4	982.7	9471.8	5541.0	10454.5	4558.3
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
11	16 431.7	1999.8	20 431.2	12 432.1	22 431.0	10 432.3
12	18 022.1	2047.8	22 117.8	13 926.5	24 165.6	11 878.7

表6 异常值剔除后的数据

Tab.6 Data after outliers have been removed

位移x/mm	压装力均值μ	标准差σ	上限值		下限值	
			$\mu+2\sigma$	$\mu+3\sigma$	$\mu-2\sigma$	$\mu+3\sigma$
0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
1	1473.5	143.7	1760.8	1904.5	1186.2	1042.5
2	2998.3	370.8	3740.0	4110.8	2256.6	1885.8
3	4484.5	457.7	5400.0	5857.5	3569.2	3111.5
4	5911.8	615. 3	7142.3	7757.6	4681.2	4065.9
5	7470.4	925.9	9322.2	10248.1	5618.5	4692.6
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
11	16 197.2	19 53.0	20 103.1	22 056.1	12 291.2	10 338.3
12	17 914.3	17 70.0	21 454.4	23 224.4	14 374.2	12 604.1



(a)异常值剔除前

(b)异常值剔除后

图8 异常值剔除前后压装力-位移曲线对比

Fig.8 Comparison of press-fitting force - displacement curves before and after outlier removal

质量控制范围更小、更精确。因此，采用本文算法剔除异常值后，可以确定更精准的质量控制范围，使得过盈装配质量的合格率有所提高。

通过对不同零件和不同尺寸的过盈组件进行装配实验，根据实际装配情况，将过盈组件装配过程中常见的异常情况分为两类：上限超差和下限超差。其中，上限超差是指压装力大于预期值的情况，下限超差则是指压装力小于预期值的情况。在装配过程中，当压装力超过一定的阈值时，就会触发孪生系统的预警程序，以便对装配异常进行定位和识别。

3.3 装配质量控制算法对比

为了验证本文方法的可行性，对比文献[18]中的传统压装曲线包络线质量控制方法和本文基于布林线的质量控制方法。结果如图9所示。实验结果表明，对比传统压装控制方法根据配合件的最大、最小过盈量计算质量控制范围，本文基于布林线的质量控制方法质量控制范围更加精确，同时不同置信程度的划分赋予装配过程多级预警机制。

传统方法基于上下公差计算过盈量，其质量

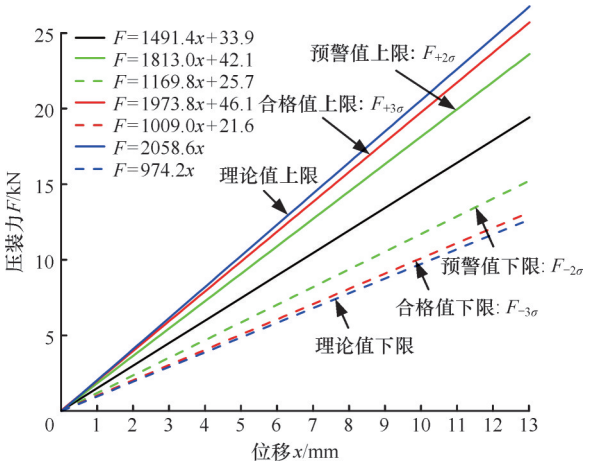


图9　传统质量控制方法与布林线方法对比

Fig.9　Comparison of traditional quality control methods and the Bollinger bands method

控制范围较宽，容易引入误差。基于布林线的方法通过统计分析，结合历史数据和实际装配过程，能够更精确地确定过盈量的合理范围，减少误差和不确定性。实验数据显示，布林线方法的3σ质量控制范围比传统方法缩小11%左右，显著提高了装配精度。

传统方法仅通过上下公差判断装配是否合格，缺乏对装配过程的动态监控和预警。布林线方法通过划分不同置信区间，实现了多级预警机制，能够适应不同批次、不同工况的装配需求，提高了装配过程的灵活性和适应性。

3.4　装配质量智能预警孪生系统

为了满足建模分析、数据采集、仿真、可视化等工作，采用Solidworks 2018、3ds MAX 2017和Unity 3D开发行星减速器过盈配合组件装配质量智能预警数字孪生系统。

通过构建孪生系统，可将装配中的物料信息、设备运行数据信息及传感器监测数据信息整合并可视化展示。其次，通过数字孪生监测系统各功能模块的交互集成和可视化分析，从不同视角直观分析装配过程的进度和状态。最后，系统可以自动监测和预警装配过程中出现的压装力异常情况，并将异常信息自动保存。

4　结语

本文针对过盈装配过程中状态实时变化、装配质量难以控制的问题，提出了一种基于孪生数据的过盈装配质量智能预警方法。通过分析实验结果，验证了所提基于孪生数据的过盈装配质量智能预警系统在质量监测中的可行性和有效性。该系统能够根据压装力-位移曲线准确地反映装配过程中的状态变化，及时发出预警信号，帮助操作人员采取相应的措施进行调整和优化，从而提高装配质量和效率。

本文的创新之处主要体现在两个方面：①提出了一种基于区域密度和信息熵加权融合的局部异常值检测算法，通过结合数据点聚集情况和数据复杂度，显著提高了异常值检测的准确性和鲁棒性，能够更精准地识别装配过程中的局部异常情况；②将布林线方法引入过盈装配过程的质量控制，通过分析压装力与位移的关系，构建数学模型并确定合理的压装力范围，其多级预警机制为不同批次和工况的装配提供了灵活且直观的质量控制工具。

过盈装配作为精密制造中的关键工艺，其质量控制对产品性能至关重要。随着数字孪生技术的快速发展，通过实时采集和分析装配过程中的多源数据，构建孪生数据库，建立高精度的数字孪生模型，能实现对过盈装配过程的全面监控与优化，为智能制造提供新的技术支撑。

参考文献：

[1]　丁小欧，于晟健，王沐贤，等. 基于相关性分析的工业时序数据异常检测[J]. 软件学报，2020，31(3)：726-747.
DING Xiaoou，YU Shengjian，WANG Muxian，et al. Anomaly Detection on Industrial Time Series Based on Correlation Analysis[J]. Journal of Software，2020，31(3)：726-747.

[2]　LI Shuang，XIE Yao，DAI Hanjun，et al. Scan*B*-statistic for Kernel Change-point Detection[J]. Sequential Analysis，2019，38(4)：503-544.

[3]　AMINIKHANGHAHI S，WANG Tinghui，COOK D J. Real-time Change Point Detection with Application to Smart Home Time Series Data[J]. IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering，2019，31(5)：1010-1023.

[4]　KIM S S，KRZANOWSKI W J. Detecting Multiple Outliers in Linear Regression Using a Cluster Method Combined with Graphical Visualization[J]. Computational Statistics，2007，22(1)：109-119.

[5]　MALINAO J A，JUAYONG R A B，BECERRAL J G，et al. Patterns and Outlier Analysis of Traffic Flow Using Data Signatures via IDIRBrG Method and Vector Fusion Visualization[C]//2010 3rd International Conference on Human-centric Computing. IEEE，2010：1-6.

[6]　BREUNIG M M，KRIEGEL H P，NG R T，et al. OPTICS-OF：Identifying Local Outliers[C]//Principles of Data Mining and Knowledge Discovery. Berlin，Heidelberg：Springer，1999：262-270.

[7]　BREUNIG M M，KRIEGEL H P，NG R T，et al. LOF：Identifying Density-based Local Outliers [J]. ACM SIGMOD Record，2000，29(2)：93-104.

[8]　TANG Jian，CHEN Zhixiang，FU A W，et al. Enhancing Effectiveness of Outlier Detections for Low Density Pat-

terns[M]//Advances in Knowledge Discovery and Data Mining. Berlin, Heidelberg: Springer, 2002: 535-548.

[9] BENUZZI D, DONZELLA G. Prediction of the Press-fit Curve in the Assembly of a Railway Axle and Wheel[J]. Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part F: Journal of Rail and Rapid Transit, 2004, 218(1): 51-65.

[10] 张永恒，林志敏，王良璧，等. 机车整体式车轮与车轴过盈配合应力分析[J]. 机械研究与应用，2014，27(5)：45-48.
ZHANG Yongheng, LIN Zhimin, WANG Liangbi, et al. Stress Analysis of Interference Fit between Locomotive Integral Wheel and Axle[J]. Mechanical Research & Application, 2014, 27(5): 45-48.

[11] 杨耀东，孙利，刘娇文. 过盈配合装配体装配质量工业CT检测方法研究[C]//第三届空间材料及其应用技术学术交流会. 北京，2011：344-349.
YANG Yaodong, SUN Li, LIU Jiaowen. Research on Industrial CT Inspection Method for Assembly Quality of Interference Fit Assemblies[C]//Proceedings of the Third Symposium on Space Materials and Technologies for Their Applications. Beijing, 2011: 344-349.

[12] TAN Cong, DING Guoqing, CHEN Xin. The Research on Algorithm in Searching the Critical Point of Press-fit Curve[C]//2016 International Conference on Mechanical Control and Automation. Shanghai, 2016:673-680.

[13] 班飞，丁国清. 汽车零部件压装曲线局部趋势判断算法研究[J]. 电子设计工程，2016，24(5)：93-96.
BAN Fei, DING Guoqing. Research on Press Mounting Curve's Local Trends Judgement of Auto Parts[J]. Electronic Design Engineering, 2016, 24(5): 93-96.

[14] 赵仕云，施法佳. 细长轴与孔过盈连接装配的分析与判断[J]. 世界有色金属，2017(4)：199.
ZHAO Shiyun, SHI Fajia. Analysis and Judgment of Interference Fit between Slender Shaft and Hole[J]. World Nonferrous Metals, 2017(4): 199.

[15] 尹珊波. 铁路货车滚动轴承压装力与压装力曲线的研究[D]. 长沙：中南大学，2005.
YIN Shanbo. Study on Press-fitting Force and Press-fitting Force Curve of Rolling Bearing of Railway Freight Car[D]. Changsha: Central South University, 2005.

[16] 李广强，韩曜权，黄才权. 基于局部离群因子的军事训练数据异常值检测[J]. 空军预警学院学报，2018，32(4)：280-282.
LI Guangqiang, HAN Yaoquan, HUANG Caiquan. Outlier Detection of Military Training Data Based on Local Outlier Factor[J]. Journal of Air Force Early Warning Academy, 2018, 32(4): 280-282.

[17] 何中石. 过盈配合径向压力经典计算与仿真分析对比[J]. 船电技术，2024，44(11)：57-61.
HE Zhongshi. Comparison between Classical Calculation and Simulation Analysis of Interference Fit Radial Pressure[J]. Marine Electric & Electronic Technology, 2024, 44(11): 57-61.

[18] 刘思聪，罗宏. 满足泰勒原则的锥孔理论压装曲线分析及压装合格判据的确定[J]. 重庆理工大学学报(自然科学)，2015，29(2)：52-56.
LIU Sicong, LUO Hong. Analysis on Theoretical Pressing Mounting Curves and Determine Criterion to Pressing Qualified of Meet Taylor Principle's Cone[J]. Journal of Chongqing University of Technology (Natural Science), 2015, 29(2): 52-56.

[19] 郭宸旭. 基于布林线的CTA量化交易策略研究[D]. 武汉：华中科技大学，2022.
GUO Chenxu. Research on CTA Quantitative Trading Strategy Based on Bollinger Band[D]. Wuhan: Huazhong University of Science and Technology, 2022.

[20] VERGURA S. Bollinger Bands Based on Exponential Moving Average for Statistical Monitoring of Multi-array Photovoltaic Systems[J]. Energies, 2020, 13(15): 3992.

[21] MONTGOMERY D C. Introduction to Statistical Quality Control[M]. 7th ed. Hoboken: John Wiley & Sons, 2013.

[22] KALPAKJIAN S, SCHMID S R. Manufacturing Engineering and Technology[M]. 9th ed. London: Pearson, 2026.

（编辑 陈 勇）

作者简介：杨艳芳，女，1975年生，教授。研究方向为数字孪生技术，装配质量。E-mail：yangyanfang@whut.edu.cn。**邵文军***（通信作者），男，1987年生，副教授。研究方向为三维光学测量、倾斜光切片三维成像。E-mail：wenjun_shao@whut.edu.cn。

本文引用格式：

杨艳芳，杨永禄，张博，等. 基于孪生数据的过盈装配质量智能预警方法[J]. 中国机械工程，2026，37(8)：1989-1998.

YANG Yanfang, YANG Yonglu, ZHANG Bo, et al. Intelligent Early Warning Method for Interference Fit Quality Based on Twin Data[J]. China Mechanical Engineering, 2026, 37(8): 1989-1998.