DOI: 10.3901/JME.2019.10.034

基于数据驱动建模的钣金装配过程误差分析*

张磊 黄传辉 朱恩旭 王磊 董妍
(徐州工程学院江苏省工程机械检测与控制重点实验室 徐州 221018)

摘要: 钣金装配过程的误差分析对于消除钣金装配质量故障具有重要意义。现有分析建模方法由于受钣金装配零件的材料、几何形状和装配工艺的限制,难于对钣金装配过程进行准确建模和误差分析。与分析建模方法不同,基于装配体关键产品特征的历史测量数据提出进行钣金装配过程误差分析的数据驱动建模方法。所提方法由工程经验和数学推导,建立钣金装配过程的多元一阶自回归模型和多元部分线性模型。基于极大似然估计方法和最小二乘核光滑估计方法给出所建立模型的参数和非参数估计。四元四工序典型汽车引擎盖的装配实例证明,所提方法在钣金装配误差分析过程中具有有效性。基于数据驱动的建模方法易于建模,分析结果准确可靠,可为钣金装配过程的误差分析提供新思路。

关键词: 钣金装配; 误差分析; 一阶自回归模型; 部分线性模型; 最小二乘核光滑估计

中图分类号: TH161

Data-driven Modeling-based Variation Analysis for the Compliant Sheet Metal Assemblies

ZHANG Lei HUANG Chuanhui ZHU Enxu WANG Lei DONG Yan
(Jiangsu Key Laboratory of Construction Machinery Detection and Control,
Xuzhou University of Technology, Xuzhou 221018)

Abstract: Variation analysis in a compliant sheet metal assembly process is of great significance for eliminating assembly quality faults. Existing analytical modeling methods are not competent because they are limited by material, geometry and assembly process of the compliant sheet metal parts. Different from the analytical modeling method, a data-driven modeling-based method for variation analysis in a compliant sheet metal assembly process is proposed based on the measured historical data of key product characteristics. Through engineering experience and mathematical deduction, the multivariate first-order autoregressive model and the multivariate partial linear model are established. The maximum likelihood estimation method and the least squares kernel smoothing estimation method are employed to calculate the parameters and nonparametric estimates of the established models. A typical four-step hood assembly example with four key product characteristics demonstrates the effectiveness of the proposed method in the process of variation analysis. The data-driven modeling method is easy to model and the analysis results are accurate and reliable, which provides a new path for variation analysis of sheet metal assembly process.

Key words: compliant sheet metal assembly; variation analysis; first-order autoregressive model; partially linear model; least squares kernel smoothing estimation

0 前言

飞机机身、汽车车身等复杂产品的装配过程要大量使用钣金类零件。这些零件通常具有较大的外形尺寸和不规则的几何形状,厚度小、柔性大,装配过程受夹紧、折弯、剪裁、焊接、热处理等装配

工艺的影响,易出现装配体变形、装配尺寸超出公差等质量故障,影响产品的使用性能,严重时产生废品,给制造企业带来较大的经济损失。因此,需要对钣金装配进行装配质量的误差分析与控制。

当前对钣金装配所进行的质量控制研究主要集中于建立偏差传递模型(Deviation propagation model, DPM),并依据模型进行关键产品特征(Key product characteristics, KPC)的误差分析,找出引起 KPC 误差的主要误差源,提出消减误差的方法和策略^[1]。基于运动学的方法最早被用来进行装配过程的

* 江苏省重点研发计划(BE2016047)、江苏省高校自然科学基金(15KJB460016)和徐州市工业科技计划重点研发(KC16GZ015)资助项目。20180715 收到初稿,20190125 收到修改稿

DPM 建模^[2-4]，这些研究一般假设研究对象为刚体。显然，对于钣金装配，几何偏差不仅可由零件的运动产生，也可由施加的负载和过约束产生，还可由其它 KPC 的变形产生。因此，采用运动学方法进行 DPM 建模会产生较大的模型误差。为克服上述建模缺陷，弹性力学理论被引入钣金装配过程的误差分析^[5]。然而，由于真实零件通常具有不规则的几何形状和复杂的边界条件，无法采用解析方法求解装配过程的力学问题，研究者们通常借助有限元方法(Finite element method, FEM)先对问题处理后再进行数值求解，直接蒙特卡洛方法(Direct Monte Carlo, DMC)是常用的数值解法之一^[6-8]。DMC 方法简单有效，健壮性好，即使对于包含复杂非线性有限元分析的算例仍可获得较精确的计算结果^[7-8]。但是，由于有限元分析需要持续迭代运算，时间消耗巨大，因此误差分析效率不高。为了提高误差分析效率，LIU 和 HU 提出了影响系数方法(Method of influence coefficient, MIC)^[6]，美国 Brigham Young 大学的研究者们提出了线性接触方法(Linear contact method, LCM)用于简化误差分析工作^[9-11]。这两种方法现已被拓展应用到更广泛的工程问题研究领域^[12-21]。

然而，上述对钣金装配误差建模和分析的研究方法均属于解析方法：利用基本物理学定律建立 DPM，再根据所处理问题的实际情况进行模型简化和近似，最后求解模型。该方法可用物理意义明确的数学公式表达部分误差源(如定位、夹紧变形等)对 KPC 的影响和作用机理，但需要研究者具有丰富的装配工艺先验知识，否则无法建模；且对于作用机理错综复杂的装配误差源，如焊接、热处理、内应力形变等，尚无准确的建模方法。因此，解析方法在此方面存在局限性。与解析方法的研究思路完全不同，本文基于数据驱动方法建立了用于钣金装配过程误差分析的一阶自回归 AR(1)模型和部分线性模型(Partially linear model, PLM)，给出模型参数和非参数的估计方法，依据所建立模型进行的某汽车引擎盖装配实例的误差分析证明了所提方法的有效性。

1 基于数据驱动的 DPM 建模

1.1 单一 KPC 装配偏差的一阶自回归 AR(1)建模

图 1 所示为在装配工序 k 上将零件 1、2 联接成部件的装配过程。所要控制的 KPC，在进入装配工序前的空间位置为 $P_{k-1}(x, y, z)$ ，装配完成后的空间位置为 $P_k(x, y, z)$ 。分别取 P_{k-1} 、 P_k 与其理想空间位置的偏差，记为输入偏差矢量 $\mathbf{x}_{k-1} = (\Delta x, \Delta y, \Delta z)^T$ 和输出

偏差矢量 $\mathbf{x}_k = (\Delta x, \Delta y, \Delta z)^T$ ，则在上述装配过程中，该 KPC 装配偏差变化可用下式表示

$$\mathbf{x}_k = \mathbf{F}_k(\mathbf{x}_{k-1}) + \mathbf{s}_k + \mathbf{v}_k \quad (1)$$

式中， $\mathbf{F}_k(\cdot)$ 表示在工序 k 上实施的理想装配工艺； $\mathbf{s}_k$ 为装配工序系统误差矢量； $\mathbf{v}_k$ 为装配工序随机误差矢量，假设为零均值正态分布，即 $\mathbf{v}_k \sim N(\mathbf{0}, \boldsymbol{\Sigma}_{\mathbf{v}_k})$ ， $\boldsymbol{\Sigma}_{\mathbf{v}_k}$ 为协方差。式(1)表示 KPC 当前工序输出的装配偏差，与其输入偏差和当前工序装配工艺的性质有关。

图 1 KPC 在装配工序 k 上的变化过程

考虑偏差矢量 $\mathbf{x}_{k-1}$ 是与其理想位置相比非常微小的变化量，趋近于 0，故将式(1)中的 $\mathbf{F}_k(\mathbf{x}_{k-1})$ 在 $\mathbf{x}_{k-1}=\mathbf{0}$ 处泰勒展开

$$\begin{aligned} \mathbf{F}_k(\mathbf{x}_{k-1}) &= \mathbf{F}_k(\mathbf{0}) + \left. \frac{\partial \mathbf{F}_k}{\partial \mathbf{x}_{k-1}} \right|_{\mathbf{x}_{k-1}=\mathbf{0}} \circ \mathbf{x}_{k-1} + \\ &\quad \left. \frac{\partial^2 \mathbf{F}_k}{\partial \mathbf{x}_{k-1}^2} \right|_{\mathbf{x}_{k-1}=\mathbf{0}} \circ \mathbf{x}_{k-1} \circ \mathbf{x}_{k-1} + \dots \end{aligned} \quad (2)$$

式中， $\circ$ 为矢量的 Hadamard 积。由对 $\mathbf{x}_{k-1}$ 的上述分析，忽略式(2)中 $\mathbf{x}_{k-1}$ Hadamard 积的二次以上项，并将其代入式(1)得到

$$\mathbf{x}_k = \mathbf{F}_k(\mathbf{0}) + \left. \frac{\partial \mathbf{F}_k}{\partial \mathbf{x}_{k-1}} \right|_{\mathbf{x}_{k-1}=\mathbf{0}} \circ \mathbf{x}_{k-1} + \mathbf{s}_k + \mathbf{v}_k \quad (3)$$

假设输入理想零偏差矢量的输出也为零偏差矢量，即 $\mathbf{F}_k(\mathbf{0}) = \mathbf{0}$ ，并记常数矢量 $\boldsymbol{\beta}_k = \left. \frac{\partial \mathbf{F}_k}{\partial \mathbf{x}_{k-1}} \right|_{\mathbf{x}_{k-1}=\mathbf{0}}$ ，则式(3)可写成

$$\mathbf{x}_k = \boldsymbol{\beta}_k \circ \mathbf{x}_{k-1} + \mathbf{s}_k + \mathbf{v}_k \quad (4)$$

若将装配系统误差 $\mathbf{s}_k$ 视为常数均值矢量，记 $\mathbf{s}_k = \boldsymbol{\mu}_k$ ，式(4)就变为单一 KPC 装配偏差矢量的一阶自回归 AR(1)模型形式

$$\mathbf{x}_k = \boldsymbol{\mu}_k + \boldsymbol{\beta}_k \circ \mathbf{x}_{k-1} + \mathbf{v}_k \quad (5)$$

式中， $\boldsymbol{\mu}_k$ 表征了装配工序 k 的装配工艺性质； $\boldsymbol{\beta}_k$ 表征了输入偏差对输出偏差的影响程度，本文定义为传递系数；其矢量元素可正可负，分别对应于输入偏差对输出偏差的影响增加和减小。由于实际装配中，需要控制的 KPC 个数很多，故下面讨论多元情形。

1.2 多元装配偏差的一阶自回归 AR(1)建模

首先考虑二元情况:若输入偏差矢量分别为 $\mathbf{x}_{k-1,1}$, $\mathbf{x}_{k-1,2}$, 输出偏差矢量分别为 $\mathbf{x}_{k,1}$, $\mathbf{x}_{k,2}$, 在工序 k 上实施的装配工艺仍然用 $\mathbf{F}_k(\cdot)$ 表示。由于钣金装配零件一般为柔性薄板件,其上 KPC 的尺寸偏差不仅可由零件定位的微小位移产生,也可由施加的负载和过约束产生,还可由其他 KPC 的变形产生。故输入偏差 $\mathbf{x}_{k-1,1}$ 和 $\mathbf{x}_{k-1,2}$ 会各自对输出偏差 $\mathbf{x}_{k,1}$ 和 $\mathbf{x}_{k,2}$ 产生影响,因此 $\mathbf{F}_k(\cdot)$ 是 $\mathbf{x}_{k-1,1}$ 和 $\mathbf{x}_{k-1,2}$ 的二元函数。由式(5)可得二元 AR(1)模型

$$\begin{pmatrix} \mathbf{x}_{k,1} \\ \mathbf{x}_{k,2} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \boldsymbol{\mu}_{k,1} \\ \boldsymbol{\mu}_{k,2} \end{pmatrix} + \mathbf{H}_{k,2} \begin{pmatrix} \mathbf{x}_{k-1,1} \\ \mathbf{x}_{k-1,2} \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} \mathbf{v}_{k,1} \\ \mathbf{v}_{k,2} \end{pmatrix} \quad (6)$$

式中, $\mathbf{H}_{k,2}$ 是传递系数,为 6×6 阶海森矩阵。在笛卡尔坐标系下,每个坐标轴上的偏差分量仅对本坐标轴方向上的偏差有影响,故 $\mathbf{H}_{k,2}$ 中非同一坐标轴上的不同偏差分量的混合偏导均为 0。若工序 k 的输入偏差矢量有 p 个,则由式(6),多元装配偏差的 DPM 为

$$\mathbf{x}_k = \boldsymbol{\mu}_k + \mathbf{H}_{k,p} \mathbf{x}_{k-1} + \mathbf{v}_k \quad (7)$$

式中, $\mathbf{x}_k = (\mathbf{x}_{k,1} \ \mathbf{x}_{k,2} \ \cdots \ \mathbf{x}_{k,p})^T$, $\boldsymbol{\mu}_k = (\boldsymbol{\mu}_{k,1} \ \boldsymbol{\mu}_{k,2} \ \cdots \ \boldsymbol{\mu}_{k,p})^T$, $\mathbf{H}_{k,p}$ 为 $3p \times 3p$ 阶海森矩阵, $\mathbf{x}_{k-1} = (\mathbf{x}_{k-1,1} \ \mathbf{x}_{k-1,2} \ \cdots \ \mathbf{x}_{k-1,p})^T$, $\mathbf{v}_k = (\mathbf{v}_{k,1} \ \mathbf{v}_{k,2} \ \cdots \ \mathbf{v}_{k,p})^T$ 。 $\boldsymbol{\mu}_k$ 和 $\mathbf{H}_{k,p}$ 为待估参数。根据现有的 AR(1)模型估计理论^[22],假设样本空间为 n ,利用极大似然估计可得模型的参数估计如下

$$\begin{aligned} \hat{\boldsymbol{\mu}}_1 &= \bar{\mathbf{x}}_1, \hat{\boldsymbol{\Sigma}}_{v_1} = \mathbf{T}_{1,1}, \hat{\mathbf{H}}_{k,p} = \mathbf{T}_{k,k-1} (\mathbf{T}_{k-1,k-1})^{-1}, \\ \hat{\boldsymbol{\mu}}_k &= \bar{\mathbf{x}}_k - \hat{\mathbf{H}}_{k,p} \bar{\mathbf{x}}_{k-1}, \hat{\boldsymbol{\Sigma}}_{v_k} = \mathbf{T}_{k,k} - \hat{\mathbf{H}}_{k,p} \mathbf{T}_{k-1,k} \end{aligned} \quad (8)$$

式中, $k=2, 3, \dots, N$,

$$\bar{\mathbf{x}}_k = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \mathbf{x}_{k,i}, \mathbf{T}_{u,t} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \mathbf{x}_{u,i} \mathbf{x}_{t,i}^T - \bar{\mathbf{x}}_u \bar{\mathbf{x}}_t^T \quad (9)$$

式(7)可提供对当前装配工序均值误差水平 $\boldsymbol{\mu}_k$ 的描述,并能以传递系数 $\mathbf{H}_{k,p}$ 度量输入偏差对本道工序输出偏差的影响程度。若将该模型用于钣金装配的焊接、热处理、去应力时效等难于进行分析建模的装配工艺分析中,可用于考察 KPC 误差在装配工艺执行前后的变化关系,为改进工艺策略提供帮助。

然而,由于将当前装配工序系统误差 $\mathbf{s}_k$ 视为常数均值矢量,故式(7)不能提供对 $\mathbf{s}_k$ 变化过程的描述。一般来说, $\mathbf{s}_k$ 随时间在每个装配部件的 KPC 上表现出不同水平。模型若能提供对 $\mathbf{s}_k$ 变化水平时序全貌的描述,则可对当前工序装配误差的性质及变化趋势有更为深入的了解。下面的建模分析将以此为研究方向,对式(7)进行进一步的数学处理,以实现

数据的深层挖掘。

1.3 多元装配偏差的 PLM 建模

基于上述讨论,假设 $\mathbf{s}_k$ 在第 i 个 KPC 的第 j 个零件上表现出的误差水平矢量为 $\mathbf{s}_{k,i}(t_j)$ ($i=1,2,\dots,p$, $j=1,2,\dots,n$, t_j 表示观测时序),将式(7)中的 $\boldsymbol{\mu}_k$ 用 $\mathbf{s}_k$ 代替,并按样本空间的零件个数 n 展开,原来的矢量式就变换成以下矩阵式

$$\mathbf{X}_k^T = \mathbf{S}_k^T + \mathbf{H}_{k,p} \mathbf{X}_{k-1}^T + \mathbf{V}_k^T \quad (10)$$

$$\mathbf{X}_k^T = \begin{pmatrix} \mathbf{x}_{k,1,1} & \mathbf{x}_{k,1,2} & \cdots & \mathbf{x}_{k,1,n} \\ \mathbf{x}_{k,2,1} & \mathbf{x}_{k,2,2} & \cdots & \mathbf{x}_{k,2,n} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ \mathbf{x}_{k,p,1} & \mathbf{x}_{k,p,2} & \cdots & \mathbf{x}_{k,p,n} \end{pmatrix}$$

$$\mathbf{S}_k^T = \begin{pmatrix} \mathbf{s}_{k,1}(t_1) & \mathbf{s}_{k,1}(t_2) & \cdots & \mathbf{s}_{k,1}(t_n) \\ \mathbf{s}_{k,2}(t_1) & \mathbf{s}_{k,2}(t_2) & \cdots & \mathbf{s}_{k,2}(t_n) \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ \mathbf{s}_{k,p}(t_1) & \mathbf{s}_{k,p}(t_2) & \cdots & \mathbf{s}_{k,p}(t_n) \end{pmatrix}$$

$$\mathbf{X}_{k-1}^T = \begin{pmatrix} \mathbf{x}_{k-1,1,1} & \mathbf{x}_{k-1,1,2} & \cdots & \mathbf{x}_{k-1,1,n} \\ \mathbf{x}_{k-1,2,1} & \mathbf{x}_{k-1,2,2} & \cdots & \mathbf{x}_{k-1,2,n} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ \mathbf{x}_{k-1,p,1} & \mathbf{x}_{k-1,p,2} & \cdots & \mathbf{x}_{k-1,p,n} \end{pmatrix}$$

$$\mathbf{V}_k^T = \begin{pmatrix} \mathbf{v}_{k,1,1} & \mathbf{v}_{k,1,2} & \cdots & \mathbf{v}_{k,1,n} \\ \mathbf{v}_{k,2,1} & \mathbf{v}_{k,2,2} & \cdots & \mathbf{v}_{k,2,n} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ \mathbf{v}_{k,p,1} & \mathbf{v}_{k,p,2} & \cdots & \mathbf{v}_{k,p,n} \end{pmatrix}$$

式(10)是式(7)按样本空间个数 n 展开的矩阵式。与式(7)相比, $\mathbf{S}_k^T$ 的每一行矢量是个时间序列,体现了当前装配工序系统误差的变化过程,能够提供更为丰富的关于装配工序性质的描述。然而,矩阵形式的 $\mathbf{H}_{k,p}$ 和 $\mathbf{S}_k^T$ 作为式(10)的未知参数在统计学上并不可估。为谋求 $\mathbf{H}_{k,p}$ 和 $\mathbf{S}_k^T$ 的统计估计,将式(10)两端取转置,记 $\mathbf{A}_k = \mathbf{H}_k^T$, 得

$$\mathbf{X}_k = \mathbf{X}_{k-1} \mathbf{A}_k + \mathbf{S}_k + \mathbf{V}_k \quad (11)$$

$\mathbf{S}_k$ 的第 q 列($q=1,2,\dots,p$)为待估时间序列,故将(11)式再按 $\mathbf{S}_k$ 的列矢量写出,得到

$$\mathbf{X}_{k,q} = \mathbf{X}_{k-1} \mathbf{A}_{k,q} + \mathbf{S}_{k,q} + \mathbf{V}_{k,q} \quad q=1,2,\dots,p \quad (12)$$

经过上述处理,式(12)的形式是标准的 PLM 形式。故可用 PLM 的相关估计方法来依次估出 $\hat{\mathbf{A}}_{k,q}$ 和 $\hat{\mathbf{S}}_{k,q}$ ($q=1,2,\dots,p$),再由估出的 $\hat{\mathbf{A}}_{k,q}$ 和 $\hat{\mathbf{S}}_{k,q}$ 得到 $\hat{\mathbf{A}}_k$ 和 $\hat{\mathbf{S}}_k$ 。

式(12)即为本文建立的多元装配偏差的 PLM 模型,它是由 p 个 PLM 模型组成的模型组。式(12)表明:KPC 的输出偏差,与输入偏差呈参数变化

关系, 与工序装配系统误差呈非参数变化关系。下面, 将运用 PLM 的估计方法解决 $\hat{A}_k$ 和 $\hat{S}_k$ 的估计问题。

2 参数估计

2.1 最小二乘核光滑估计

PLM 也称半参数回归模型, 因模型同时包含参数项和非参数项, 具有较好的模型解释性而在统计学中受到广泛关注^[23]。当前, 对于 PLM 的估计已有多种方法面世。对于本文的钣金装配应用场合, 由工程经验, 以钣金类零件定位夹紧元件的磨损、力、热变形等装配系统误差为代表, 需要对模型中的非参量 $\hat{S}_{k,q}$ 的性质做如下约束, 以期获得较好的估计结果: 即假设装配系统误差随时间的变化规律是连续的、光滑的, 而非离散的、随机的。本文选择最小二乘核光滑估计方法进行模型估计。估计过程如下: 首先假设 $A_{k,q}$ 的估计 $\hat{A}_{k,q}$ 已知, 则可得 $\hat{S}_{k,q}$ 为

$$\hat{S}_{k,q} = W(X_{k,q} - X_{k-1}\hat{A}_{k,q}) \quad (13)$$

式中, W 为 n 阶核权函数矩阵, 它的元素由下式的核权函数 $K_{nb}(t_i, t_j)$ 确定

$$K_{nb}(t_i, t_j) = \phi[(t_i - t_j)/h] / \sum_{i=1}^n \phi[(t_i - t_j)/h] \quad (14)$$

式中, t_i 和 t_j 是观测的时序, $1 \leq i, j \leq n$ 。 h 为窗宽。 $\phi(\cdot)$ 为密度函数。

式(13)估计的误差方程为

$$\begin{aligned} \hat{V}_{k,q} &= X_{k-1}\hat{A}_{k,q} + \hat{S}_{k,q} - X_{k,q} = \\ X_{k-1}\hat{A}_{k,q} + W(X_{k,q} - X_{k-1}\hat{A}_{k,q}) - X_{k,q} &= \\ (I - W)X_{k-1}\hat{A}_{k,q} - (I - W)X_{k,q} \end{aligned} \quad (15)$$

由最小二乘准则, 令 $\hat{V}_{k,q}^T P \hat{V}_{k,q} \Rightarrow \min$, 可求 $\hat{A}_{k,q}$ 。为此, 由拉格朗日乘数法, 构造拉格朗日函数

$$\begin{aligned} \varphi &= \hat{V}_{k,q}^T P \hat{V}_{k,q} + \\ 2K^T[(I - W)X_{k-1}\hat{A}_{k,q} - (I - W)X_{k,q} - \hat{V}_{k,q}] \end{aligned} \quad (16)$$

分别令 $\frac{\partial \varphi}{\partial \hat{V}_{k,q}} = 0$ 和 $\frac{\partial \varphi}{\partial \hat{A}_{k,q}} = 0$, 得

$$P \hat{V}_{k,q} = K \quad (17)$$

$$K^T(I - W)X_{k-1} = 0 \quad (18)$$

将式(17)代入式(18)并转置得

$$X_{k-1}^T(I - W)^T P \hat{V}_{k,q} = 0 \quad (19)$$

将式(15)代入式(19), 当 X_{k-1} 满秩, $X_{k-1}^T(I - W)^T P(I - W)X_{k-1}$ 非奇异时, 得到 $\hat{A}_{k,q}$ 为

$$\begin{aligned} \hat{A}_{k,q} &= [X_{k-1}^T(I - W)^T P(I - W)X_{k-1}]^{-1} \cdot \\ &X_{k-1}^T(I - W)^T P(I - W)X_{k,q} \end{aligned} \quad (20)$$

将式(20)代入式(13), 就可得到 $\hat{S}_{k,q}$

$$\hat{S}_{k,q} = W(X_{k,q} - X_{k-1}\hat{A}_{k,q}) \quad (21)$$

式(20)、(21)即为所估参数值。按 $q(q=1, 2, \dots, p)$ 逐次估出 $\hat{A}_{k,q}$ 和 $\hat{S}_{k,q}$, 可得 $\hat{A}_k$ 和 $\hat{S}_k$ 。

2.2 最优窗宽

上述最小二乘核光滑估计过程中, 窗宽 h 是一个非常重要的光滑参数, 它对曲线的拟合程度和光滑程度起平衡作用, 对估计的结果有非常重要的影响: 窗宽选择的过大或过小会使数据光滑不足或过度光滑。因此, 核光滑估计要进行最优窗宽的计算和选取。

本文选择核密度函数为高斯函数, 使用 RUDEMO^[24]和 BOWMAN^[25] 所提出的交叉验证递推方法来寻找最优窗宽, 具体来说, 考虑最优窗宽 h_n 应使下式的积分平方误差达到最小

$$\begin{aligned} ISE(h_n) &= \frac{1}{2\sqrt{\pi}n^2 h_n} \sum_{p=1}^n \sum_{q=1}^n \exp\left(-\frac{1}{4}\left(\frac{e_p - e_q}{h_n}\right)^2\right) - \\ &\frac{2}{\sqrt{2\pi}n(n-1)h_n} \sum_{p=1}^n \sum_{q=1}^n \exp\left(-\frac{1}{2}\left(\frac{e_p - e_q}{h_n}\right)^2\right) \end{aligned} \quad (22)$$

式中, e 为 $\hat{A}_{k,q}$ 的矢量元素。

下面列举实例验证所提方法在实际应用中的有效性。

3 算例分析

图 2 所示为 LAWLESS 等在文献[26]中所提出的典型汽车钣金件——引擎盖的装配误差分析问题。该装配过程包含吊装、喷涂、附件安装和修整

图 2 引擎盖的装配

四道工序, 其中喷涂工艺要将装配部件进入烤漆车间, 进行部件加热以保证喷涂质量。KPC 为引擎盖与护板间的间隙大小, 要求间隙均匀。然而, 由于装配工艺包含有力作用和热作用以及零件自身的柔性变形, 进行分析建模的难度很大, 各工序间的相互影响和误差分析难于进行。

下面运用本文所提数据驱动建模方法进行上述钣金装配过程的误差分析。在引擎盖的左前、左后、右前和右后方各取一测点, 测量并记录间隙大小: 凡测量间隙大于理想间隙的记为正, 小于理想间隙的记为负。共计测量 $n=19$ 辆汽车的引擎盖间隙数据, 如图3所示。

图3 引擎盖四工序装配过程测量数据

3.1 数据驱动建模与计算

由图2, 偏差矢量仅沿 z 轴方向, 在进行多元装配偏差的 PLM 建模时, 由式(12)和测量数据可建立如下 19 维数学分析模型组

$$\begin{pmatrix} \Delta z_{k,q,1} \\ \Delta z_{k,q,2} \\ \vdots \\ \Delta z_{k,q,19} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \Delta z_{k-1,1,1} & \Delta z_{k-1,2,1} & \Delta z_{k-1,3,1} & \Delta z_{k-1,4,1} \\ \Delta z_{k-1,1,2} & \Delta z_{k-1,2,2} & \Delta z_{k-1,3,2} & \Delta z_{k-1,4,2} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ \Delta z_{k-1,1,19} & \Delta z_{k-1,2,19} & \Delta z_{k-1,3,19} & \Delta z_{k-1,4,19} \end{pmatrix} \cdot \begin{pmatrix} a_{k,q,1} \\ a_{k,q,2} \\ a_{k,q,3} \\ a_{k,q,4} \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} s_{k,q}(t_1) \\ s_{k,q}(t_2) \\ \vdots \\ s_{k,q}(t_{19}) \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} v_{k,q}(t_1) \\ v_{k,q}(t_2) \\ \vdots \\ v_{k,q}(t_{19}) \end{pmatrix} \quad (23)$$

$k=2,3,4 \quad q=1,2,3,4$

此时的传递系数海森矩阵为 4×4 阶矩阵。将引擎盖四点所测数据依次代入式(23), 采用最小二乘核光滑估计方法估计, 选择核函数为式(14), 密

度函数为高斯函数, 最优窗宽由式(22)计算。在 Matlab 2009b 中编程计算, 所得各项结果如下。

(1) 各工序间的海森矩阵计算如下

$$\hat{A}_2 = \begin{pmatrix} 1.5067 & 0.1235 & 0.6742 & -0.4047 \\ -0.0917 & 0.8412 & -0.0072 & 0.1474 \\ -0.3254 & 0.1814 & 0.1354 & 0.1209 \\ -0.1190 & 0.1073 & -0.4417 & 1.4168 \end{pmatrix} \quad (24)$$

$$\hat{A}_3 = \begin{pmatrix} 0.6561 & 0.1109 & 0.3305 & -0.0393 \\ 0.4476 & 1.0439 & 0.0597 & 0.0927 \\ 0.7409 & -0.3868 & -0.0309 & -0.0414 \\ -0.2170 & -0.2407 & -0.1994 & -1.0295 \end{pmatrix} \quad (25)$$

$$\hat{A}_4 = \begin{pmatrix} -0.1695 & -0.0073 & -0.3102 & -0.0813 \\ -0.0769 & -0.4503 & 0.4688 & -0.0608 \\ -0.3082 & -0.3672 & 0.3872 & 0.1341 \\ 0.4343 & -0.1700 & -0.2787 & 1.0770 \end{pmatrix} \quad (26)$$

(2) 各工序各测点系统误差变化规律如图4所示, 图注同时标明了最优窗宽 h_n 。

图4 各工序装配系统误差

3.2 误差分析

根据上述计算结果,对引擎盖的四工序装配过程分析如下。

(1) 工序 k 的传递系数海森矩阵第 q 列中第 j 个元素 $\hat{A}_{k,q,j}$,其绝对值大小表示了第 j 个 KPC 的输入误差对当前工序该 KPC 输出误差的影响权重:绝对值越大,影响越大;绝对值越小,影响越小。元素前的符号,表示不同 KPC 间的误差耦合情况。如算例中 $\hat{A}_2$ 的第一列绝对值最大元素为 1.506 7,为正,表示左前点在吊装工序产生的间隙误差是该点在涂装工序输出误差的主要误差源,且为使该点误差增大方向。

(2) 工序 k 的装配系统误差的第 q 列 $\hat{S}_{k,q}$,是第 q 个 KPC 上表现出的 n 个系统误差水平(一般采用曲线图表示)。如图 4a 所示存在热作用的喷涂工序,左前点与右后点系统误差变化趋势相同;左后点与右前点系统误差变化趋势相反。这可为装配技术人员调整喷涂工艺和预测误差变化提供参考依据。同

理,图 4b 的左前、右前、右后点,图 4c 的左前、左后、右后点的变化趋势也近似相同,同样可为调整附件安装工艺和修整工艺提供参考。

(3) 将式(12)两边同时取方差得

$$\text{Var}(X_{k,q}) = \text{Var}(X_{k-1}A_{k,q}) + \text{Var}(S_{k,q}) + \text{Var}(V_{k,q}) \quad (27)$$

式(27)右侧第一项是前道工序传递而来的误差量,第二项与第三项之和是本道工序增加的误差量。据此,对算例中式(23)两边同时取方差,得到该引擎盖四装配工序四测点的误差量变化关系,绘制成如图 5 所示柱状图。

由图 5 可知,引擎盖左前点、右前点、左后点前三道工序的装配误差,在经过调整工序后得以消减,最终装配误差主要来源于调整工序;而引擎盖右后点误差,见图 5d,其误差主要来源于吊装工序。因此,对该装配过程的装配质量的改进建议为:减小左前、右前、左后点的调整工序误差;减小左后位置的吊装工序误差;大幅减小右后位置的吊装工序误差。

图 5 各测点四工序方差分析

4 结论

(1) 多元一阶自回归 AR(1)模型和多元部分线性模型的传递系数海森矩阵,其矩阵元素表征了前道工序质量特征误差对本道工序质量特征的影响程度。

(2) 多元一阶自回归 AR(1)模型可以估计钣金装配工序的系统误差均值水平;多元部分线性模型采用最小二乘核光滑估计可以估计钣金装配工序不同质量特征上的系统误差变化趋势。

(3) 数据驱动建模使用统计数学方法在所测量的质量历史数据中进行数据挖掘,避免了采用分析建模方法由零件材料、几何形状、装配工艺等因素带来的建模困难,降低了对研究者的要求,为钣金装配过程的误差分析另辟蹊径,具有独特优势。

参 考 文 献

- [1] LIN J, JIN S, ZHENG C, et al. Compliant assembly variation analysis of aeronautical panels using unified substructures with consideration of identical parts[J]. Computer-Aided Design, 2014, 57(12): 29-40.
- [2] CHASE K W, GAO J, MAGLEBY S P. General 2-D tolerance analysis of mechanical assemblies with small kinematic adjustments[J]. Journal of Design and Manufacturing, 1995, 5(3): 263-274.
- [3] GAO J, CHASE K W, MAGLEBY S P. Generalized 3-D tolerance analysis of mechanical assemblies with small kinematic adjustments[J]. IIE Transactions, 1998, 30(4): 367-377.
- [4] LEISHMAN R C, CHASE K W. Direct linearization method kinematic variation analysis[J]. ASME Journal of Mechanical Design, 2010, 132(7): 31-39.
- [5] LIU S, HU S, WOO T. Tolerance analysis for sheet metal assemblies[J]. ASME Journal of Mechanical Design, 1996, 118(1): 62-66.
- [6] LIU S C, HU S J. Variation simulation for deformable sheet metal assemblies using finite element methods[J]. ASME Journal of Manufacturing Science and Engineering, 1997, 119(3): 368-374.
- [7] CAI W W, HSIEH C C, LONG Y, et al. Digital panel assembly methodologies and applications for compliant sheet components[J]. ASME Journal of Manufacturing Science and Engineering, 2006, 128(1): 270-280.
- [8] MAZUR M, LEARY M, SUBIC A. Computer Aided Tolerancing (CAT) platform for the design of assemblies under external and internal forces[J]. Computer-Aided Design, 2011, 43(6): 707-719.
- [9] MERKLEY K G. Tolerance analysis of compliant assemblies[D]. Provo: Brigham Young University, 1998.
- [10] BIHLMAIER B F. Tolerance analysis of flexible assemblies using finite element and spectral analysis[D]. Provo: Brigham Young University, 1999.
- [11] MORTENSEN A J. An integrated methodology for statistical tolerance analysis of flexible assemblies[D]. Provo: Brigham Young University, 2002.
- [12] CAMELIO J A, HU S J, CEGLAREK D. Modeling variation propagation of multi-station assembly systems with compliant parts[J]. ASME Journal of Mechanical Design, 2003, 125(4): 673-681.
- [13] YUE J, CAMELIO J A, CHIN M, et al. Product-oriented sensitivity analysis for multistation compliant assemblies[J]. ASME Journal of Mechanical Design, 2007, 129(8): 844-851.
- [14] 田兆青, 来新民, 林忠钦. 多工位薄板装配偏差流传递的状态空间模型[J]. 机械工程学报, 2007, 43(2): 202-209.
TIAN Zhaoqing, LAI Xinmin, LIN Zhongqin. State space model of variations stream propagation in multistation assembly processes of sheet metal[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2007, 43(2): 202-209.
- [15] CAI W. Fixture optimization for sheet panel assembly considering welding gun variations[J]. Journal of Mechanical Engineering Science, 2008, 222(2): 235-246.
- [16] LONG Y. Variation simulation for compliant sheet metal assemblies with applications[D]. Ann Arbor: University of Michigan, 2000.
- [17] JIN S, YU K, LAI X, et al. Sensor placement strategy for fixture variation diagnosis of compliant sheet metal assembly process[J]. Assembly Automation, 2009, 29(4): 358-363.
- [18] 于奎刚, 金隼, 来新民. 基于 Taguchi 的柔性薄板装配夹具稳健设计[J]. 上海交通大学学报, 2009, 43(12): 1941-1945.

- YU Kuigang, Jin Sun, LAI Xinmin. A fixture locating robust design method of compliant sheet metal assembly based on taguchi method[J]. Journal of Shanghai Jiao Tong University, 2009, 43(12): 1941-1945.
- [19] DAHLSTROM S, LINDKVIST L. Variation simulation of sheet metal assemblies using the method of influence coefficients with contact modeling[J]. ASME Journal of Manufacturing Science and Engineering, 2007, 129(3): 615-622.
- [20] GERBINO S, PATALANO S, FRANCIOSA P. Statistical variation analysis of multi-station compliant assemblies based on sensitivity matrix[J]. International Journal of Computer Applications in Technology, 2008, 33(1): 12-23.
- [21] UNGEMACH G, MANTWILL F. Efficient consideration of contact in compliant assembly variation analysis[J]. ASME Journal of Manufacturing Science and Engineering, 2009, 131(1): 51-59.
- [22] RUEY S T. Multivariate Time series analysis: With R and financial applications[M]. New Jersey: Wiley, 2013.
- [23] GREEN P J, SILVERMAN B W. Nonparametric regression and generalized linear models[M]. London: Chapman and Hall, 1994.
- [24] RUDEMO M. Empirical choice of histograms and kernel density estimators[J]. Scandinavian Journal of Statistics, 1982, 9(2): 65-78.
- [25] BOWMAN A W. An alternative method of cross-validation for the smoothing of density estimates[J]. Biometrika, 1984, 71(2): 353-360.
- [26] LAWLESS J F, MACKAY R J, ROBINSON J A. Analysis of variation transmission in manufacturing processes-Part I[J]. Journal of Quality Technology, 1999, 31(2): 131-142.
-
- 作者简介: 张磊(通信作者), 男, 1978 年出生, 博士, 副教授。主要研究方向为精密制造, 机电产品制造与装配过程中的质量控制。
E-mail: triple-stone@163.com