

文章编号 1004-924X(2023)20-2930-13

基于数据映射优化的航空机匣变形测量偏差比对

刘 辉^{1,2}, 梁 晋^{1*}, 叶美图^{1,2}, 郭建英^{1,3}, 李磊刚²

(1. 西安交通大学 机械工程学院 机械制造系统工程国家重点实验室, 陕西 西安 710049;

2. 新拓三维技术(深圳)有限公司 创新实验室, 广东 深圳 518060;

3. 中国航发四川燃气涡轮研究院 强度传动试验研究室, 四川 绵阳 621000)

摘要:为了解决航空发动机机匣性能试验中双目DIC变形测量偏差难以全场、精确量化的问题,提出了一种系统、全面的DIC测量数据与有限元仿真数据之间的映射方法。首先,采用FPFH特征和ICP算法精确配准两类点云数据,完成了数据坐标系的精确对齐;然后使用遗传算法优化的拟合神经网络调整有限元节点位置,从而消除两类数据间节点位置不一致的问题,完成仿真网格向DIC网格的高精度映射;最后,使用逐点最小二乘应变估计算法统一了有限元仿真和DIC测量的应变计算模式,得到与DIC属性一致的有限元比对数据,从而实现被侧面全场变形的偏差估计。机匣刚度实验中肋板处的变形比对结果显示,网格节点的映射精度优于 1×10^{-6} mm,仿真变形和DIC变形的偏差云图与偏差曲线具有良好的 consistency,且能够显示DIC测量偏差存在的具体位置,在未来航空发动机机匣及类匣体的研制和测试领域具有良好的应用前景。

关键词:数字图像相关;变形偏差;有限元仿真;点云配准;网格映射

中图分类号: TP391.41; **文献标识码:** A **doi:** 10.37188/OPE.20233120.2930

Comparison of deviation in aircraft casing deformation measurement based on data mapping optimization

LIU Hui^{1,2}, LIANG Jin^{1*}, YE Meitu^{1,2}, GUO Jianying^{1,3}, LI Leigang²

(1. State Key Laboratory for Manufacturing Systems Engineering, School of Mechanical Engineering, Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049, China;

2. Innovation Lab, XTOP 3D Technology (Shenzhen) Co. Ltd., Shenzhen 518060, China;

3. Laboratory for Strength and Transmission, Aero Engine Corporation of China Sichuan Gas Turbine Research Institute, Mianyang 621000, China)

* Corresponding author, E-mail: liangjin@mail.xjtu.edu.cn

Abstract: A method to systematically map DIC measurement data to finite element simulation data is proposed. This addresses challenges in quantifying binocular DIC deformation measurement discrepancies in full-field during the performance testing of aircraft engine casing. Initially, two sets of point cloud data were accurately registered using the FPFH feature and ICP algorithm, achieving precise alignment of their coordinate systems. Subsequently, a fitting neural network optimized by a genetic algorithm was em-

收稿日期: 2023-03-16; 修订日期: 2023-04-20.

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(No. 52275543); 国家重点研发计划资助项目(No. 2022YFB4601802); 国防科工局稳定支持科研项目资助(No. J201912024);

ployed to adjust the positions of finite element nodes. This ensured consistency in node positions between both data types, facilitating high-precision mapping from the simulation grid to the DIC grid. By implementing a point-by-point least squares strain estimation algorithm, the strain calculation techniques of both the finite element and DIC methods were aligned. Hence, finite element data that matches DIC attributes was produced, enabling estimation of full-field deformation deviations on the measured surface. The deformation comparison, particularly on the rib plate during the casing stiffness experiment, revealed a mapping accuracy of the mesh nodes better than 1×10^{-6} mm. Deviation images comparing simulated and DIC deformations aligned well with the deviation curve, clearly indicating the locations of DIC measurement discrepancies. This method holds significant promise for applications in the development and testing of aircraft engine casings and box-like structures.

Key words: digital image correlation; deviation of deformation; finite element simulation; point cloud registration; grid mapping

1 引 言

中介机匣是航空发动机上的重要承力结构^[1],其承载众多,结构复杂,所处位置特殊。因此,对机匣的安全性能的试验及评估已成为航空发动机结构设计和优化中不可或缺的一环。在过去的几十年里,有限元仿真为中介机匣的静力变形分析提供了极大帮助,得到了广泛应用。同时,除传统的千分表、应变片等手段外,光学非接触测量方法的数字图像相关(Digital Image Correlation, DIC)技术也能够获得机匣试验过程中的实时变形信息^[2-3]。然而,在DIC测量中,受诸如非均匀环境光、被测物自振等随机因素干扰,实测结果往往难以与仿真保持一致。因此,研究一种DIC测量变形与有限元模拟变形相互比对、相互验证的系统性方法,对于中介机匣的可靠性评估和结构优化设计具有十分重要的意义^[4]。

目前,已有大量学者使用数字图像相关法实现有限元仿真模型的建立和比对验证。Gardner^[5]等人为验证NASA建立的火箭壳体屈曲设计因子和高保真度模拟方案的正确性,使用数字图像相关法获取大型金属复合材料圆柱壳体的强度测试数据,以验证仿真模型的正确性。加州大学 Mohammad^[6]等人为构建肺部的生物力学数值模型,使用DIC系统测量猪肺稳定膨胀周期的表面变形数据,从而校准有限元模型的仿真参数。美国陆军航空与导弹中心的 Owens^[7]等人为了提取一种橡胶增韧环氧基胶材料混合断裂模

型的J积分和应力强度因子,将DIC测得的位移数据映射到有限元模型中,以测得更加可靠的裂纹参数。阿尔伯塔大学 Li^[8]等人为建立能够指导双金属晶格结构设计的有限元模型,使用DIC方法对316L不锈钢双金属复合材料的拉伸和压缩变形进行测量,从而验证了数值模型的正确性。然而,模拟数据和DIC数据之间存在着一些固有差异,在进行有意义的定量比对之前,必须校正这些数据差异,例如数据坐标系,网格类型和节点位置,测量的空间分辨率、数据滤波方法和应变计算类型等,而上述的所有研究中均未系统地给出有效的数据处理方法。从数据结构的角度来看,对于有限元数据和DIC数据之间的对比验证,一种方法是使用一组基函数分解有限元数据和实验数据,对比分解基函数序列的振幅^[9-12],其优点是对比计算的数据量小,缺点是难以保证所分解的基函数能够完全代表实验或仿真数据。MatchID NV公司的Pascal^[13]等人提出一种借助有限元仿真数据生成试件表面的虚拟变形散斑图像进行数据对比的方法,虽然该方法能够自然地消除DIC网格和有限元网格在应力计算、空间分辨率和滤波效果等方面的不一致,但通过贴图的方式生成虚拟图像不仅会消耗大量的计算资源,而且贴图本身存在着难以完全和DIC网格对齐的缺陷,使得偏差比对结果的可靠性降低。因此,目前还需进一步研究更加鲁棒且操作简便的用于有限元验证的数据处理方法。

本文为了精确量化航空发动机机匣刚度试

验中利用双目 DIC 测量全场变形的整体偏差,提出了一种系统、全面的 DIC 测量数据与有限元 (Finite Element Method, FEM) 仿真数据之间的映射方法。以有限元仿真结果为准,并以机匣肋板处的变形为例,首先使用 FPFH 特征和迭代最近点法 (Iterative Closest Points, ICP) 解算出两类点云数据之间的相对位姿,进而完成数据的坐标对齐;然后使用遗传算法优化神经网络,完成了仿真网格数据向 DIC 网格数据的高精度映射,从而消除了网格空隙带来的比对误差;最后,使用逐点最小二乘应变估计算法统一了有限元模拟和 DIC 测量的应变计算模式,得到与 DIC 属性一致的有限元比对数据,最终实现肋板处全场变形的测量偏差比对。

2 机匣变形测量偏差比对原理

本文所提出的偏差比对原理的目标是消除有限元 (FEM) 仿真数据和 DIC 测量数据之间的固有不一致,如二者在世界坐标系位置,网格类型和节点位置,测量的空间分辨率、数据滤波方法和应变计算类型上的差异,从而利用有限元仿真数据和真实测量数据完成有意义的偏差对比验证,实现有限元仿真与 DIC 测量结果的相互印证与闭环分析。

2.1 数据映射优化

为了消除有限元仿真数据和测量数据之间的不一致问题,首先要完成两组数据的映射优化,实现有限元数据向 DIC 测量数据的映射。使用 FPFH 特征和 ICP 算法进行 FEM 点云和 DIC 点云的位姿解算,从而实现两类数据的坐标统一,然后使用遗传算法优化的拟合神经网络,完成 FEM 网格数据向 DIC 网格数据的映射,具体流程如图 1 所示。

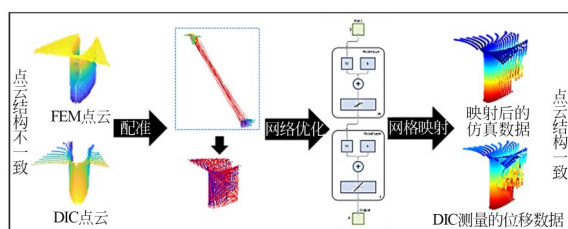


图 1 数据映射优化原理

Fig. 1 Principles of data mapping optimization

2.1.1 基于点云配准的全局坐标统一

在进行坐标统一的过程中,全站仪、激光跟踪仪等传统测量设备难以满足机匣变形的测量要求。首先,测量对象在加载过程中会产生形变,其形状并不固定,难以在被测物上布置跟随机匣变形的标记,也难以在有限元模型上找到其精确的对应点。其次,全站仪、激光跟踪仪等很难在现场进行在线校正,且由于不能进行离线计算,其单次测量时间受激光三角测距的计算时间影响,远远高于摄影测量所需时间,往往难以满足机匣动态刚度测试所要求的时间分辨率限制。此外,通过这种方式测量出的位置数据难以和 DIC 测头的测量数据保持同步,造成对齐精度不可控,误差来源不可溯等问题。而采用点云配准的方式进行坐标对齐,不仅不用额外架设其他测量设备,避免了复杂的现场布置和设备校正等操作,同时,点云配准数据和变形数据是天然对应的,误差大小和来源是可溯源的。综合上述原因,本文采用点云配准方法进行数据坐标的全局统一,算法步骤如下:

(1) 基于 FPFH 特征粗配准。

FPFH 算子具有高效稳定的特征表达性能,在具有显著姿态差异的配准任务中具有较强的优势。根据 FPFH 特征查找到的特征点可用于 FEM 点云和 DIC 点云相对位姿初值的计算,计算公式如式 (1) 所示:

$$X_{\text{FEM}} = T_1 X_{\text{DIC}}, \quad (1)$$

其中: X_{FEM} 是 FEM 点云上的特征点, X_{DIC} 是 DIC 点云上对应于 FEM 点云的特征点, T_1 是从 DIC 点云变换到 FEM 点云的刚性变换初值,实现点云粗配准。

(2) 基于 ICP 算法的精配准。

为保证两组点云相对位姿的求解精度,还需使用 ICP 算法对初始变换后的两组点云进行迭代优化^[14-15],本文采用迭代最近点法 (Iterative Closest Points, ICP) 令待配准的 DIC 点云为集合 $P = \{p_i\}, i = 1, 2, 3, \dots, n$, 基准 FEM 点云集合为 $X = \{x_i\}, i = 1, 2, 3, \dots, m$ 。为了确立两个点云之间的对应点,构建点云 KD 树查找所有空间最近点,以此计算点集 P 到点集 X 之间的位姿变换关系,迭代的优化方程如式 (2) 所示:

$$\arg \min_{\{R, T\}} \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \|(x_i - (Rp_i + T)) \cdot n_i\|^2, \quad (2)$$

其中: n_i 是 x_i 点所在局部平面的法向量, R 为点集 P 到 X 之间的旋转矩阵, T 为点集 P 到点集 X 的平移向量。

2.1.2 FEM与DIC的网格映射原理

一般情况下,待比对的FEM网格和DIC网格类型和节点位置都不相同,为了完成偏差比对必须首先完成网格映射。DIC数据节点的三维坐标是通过双目测头重建的机匣肋板表面点云,其数据类型是一个曲面,而有限元仿真的模型点云是一个三维实体,其中不仅包含表面位移数据,同时也包含体内位移数据。在实际转换的过程中,FEM空间点云中的表面点云和内部点云难以区分,若采用直接插值的方法,FEM表面节点将会受到内部节点位移量的影响,从而与DIC算法模型特征产生新的不一致,在比对的过程中引入额外偏差。此外,不同的插值类型对不同表面形状的插值结果差异较大,难以找到针对所有表面形状的最佳插值方法。而BP神经网络通过机器学习的方式进行空间位移场的拟合,可以根据训练集数据调整出最佳的模型参数。因此,在这种情况下,相比于插值方法,使用神经网络对有限元仿真模型(理论真值)的空间位移场进行拟合是一种更加通用、方便的数据映射策略。

综上所述,为避免引入额外偏差,本文采用遗传算法优化神经网络^[16-18]拟合FEM的空间位移场,根据配准后的DIC节点坐标,将有限元网格映射至DIC网格上。算法的具体流程如图2所示。用于FEM向DIC的数据映射优化建模步骤如下:

(1)构建BP神经网络参数。

出于对计算效率的考虑,本文采用结构为3-25-3的神经网络进行拟合,即输入层有3个节点,隐藏层由25个节点组成,输出层有3个节点。激活函数使用Sigmoid激活函数。神经网络结构如图3所示。

(2)遗传算法优化神经网络权值和阈值。

通过对神经网络中的所有权值进行编码,获得单个权值序列 $[s_1, s_2, s_3, \dots, s_L]$ 和阈值序列 $[\gamma_1, \gamma_2, \gamma_3, \dots, \gamma_L]$ 。将所有阈值和权重按顺序拼接形成一个染色体。染色体的长度计算公式如式(3)所示:

$$L = n_i \times n + n \times n + n_0 + n_0, \quad (3)$$

其中: n_i 为输入层节点数, n 为隐藏层节点数, n_0 为输出层节点数。在本文中,输入层有3个节点,

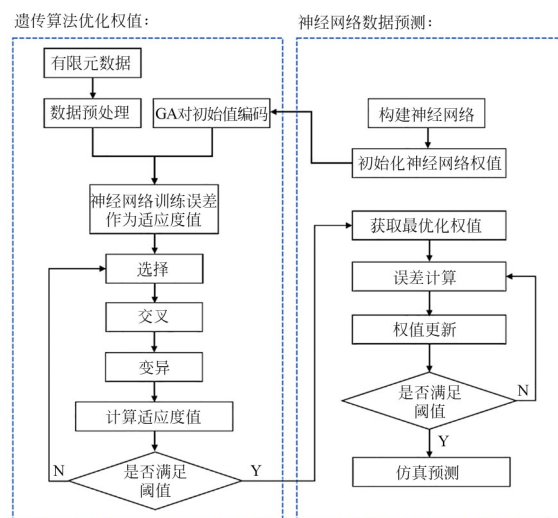


图2 遗传算法优化神经网络

Fig. 2 Neural network optimized by genetic algorithm

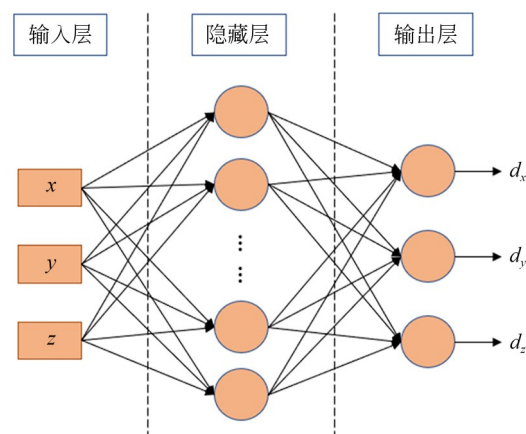


图3 神经网络结构图

Fig. 3 Structure of neural network

隐藏层有25个节点,输出层有3个节点,因此每条染色体的长度为 $3 \times 25 + 25 + 25 \times 3 + 3 = 178$ 。

遗传方法包括选择、交叉和变异。选择操作一般使用轮盘赌等方法产生新种群。交叉操作产生最佳性状的重要手段,如果令两条染色体 X_A^i 和 X_B^i 相互交叉,那么新个体如式(4)所示:

$$\begin{aligned} X_A^{i+1} &= \alpha X_B^i + (1 - \alpha) X_A^i \\ X_B^{i+1} &= \alpha X_A^i + (1 - \alpha) X_B^i, \end{aligned} \quad (4)$$

其中: $\alpha < P_c$ 且 $0 < \alpha < 1$, P_c 为父母染色体发生交叉的概率。

此外,本文使用均匀突变操作,将突变概率设置为 P_m ,设置突变点 x_k 的范围为 $[U_{\min}^k, U_{\max}^k]$,

突变点的新遗传值如式(5)所示。

$$x'_k = U_{\min}^k + r(U_{\max}^k - U_{\min}^k), \quad (5)$$

其中, r 是 $[0, 1]$ 范围内的随机数。

(3) 训练 BP 神经网络。

通过将网络权值和阈值导入遗传算法中进行优化, 得到新的权值和参数, 将其分配给 BP 神经网络。然后根据 BP 算法, 输入训练集进行学习和训练, 直到预测误差满足期望值。

有限元数据作为一种数值模型, 其数据相对与 DIC 数据具有以下两点优势: ① 数据分辨率: 有限元仿真是一个理论模型, 其计算的分辨率原则上可以取到无穷小, 而立体 DIC 的测量数据分辨率受到镜头分辨率, 像元尺寸, 测量幅面大小等因素的制约, 存在一个最小极限。根据精度对比的惯例做法, 一般倾向于将分辨率(精度位数)更高的数据作为基准。② 环境噪声: 有限元模型是理论模型, 其计算数据不包含噪声, 以此拟合出的空间位移场能够完全对应于原始数据, 将其作为比对基准是可靠的。而 DIC 测量数据包含

了环境噪声, 如果用 DIC 数据作为训练集拟合其空间位移场, 噪声部分会对拟合结果造成较大影响, 以此作为比对基准是不可靠的。此外, DIC 数据作为待验证数据, 理应维持其原始测量值, 得到更直观的偏差计算结果。

由于以上原因, 本文将有限元节点坐标及其对应的位移值作为训练集, 拟合得到空间内与 FEM 数据关联的连续位移场, 然后将 DIC 节点坐标作为输入进行预测, 输出节点位移量, 从而完成从有限元网格向 DIC 网格的映射。

2.2 空间变形计算原理

数字图像相关法(DIC)直接测量得到的位移数据往往含有一定噪声, 而由 FEM 得到的数据不包含噪声, 这导致了二者在应变计算方法上的差异, 为了消除这种差异, 本文统一对两组位移数据使用空间逐点最小二乘应变估计算法^[19], 计算 Green-Lagrange 应变张量, 以此保证偏差对比的同一性和有效性, Green-Lagrange 应变张量计算公式如式(6)所示:

$$\begin{cases} \epsilon_{xx} = \frac{\partial u}{\partial X} + \frac{1}{2} \left[\left(\frac{\partial u}{\partial X} \right)^2 + \left(\frac{\partial v}{\partial X} \right)^2 + \left(\frac{\partial w}{\partial X} \right)^2 \right] \\ \epsilon_{yy} = \frac{\partial v}{\partial Y} + \frac{1}{2} \left[\left(\frac{\partial u}{\partial Y} \right)^2 + \left(\frac{\partial v}{\partial Y} \right)^2 + \left(\frac{\partial w}{\partial Y} \right)^2 \right] \\ \epsilon_{zz} = \frac{\partial w}{\partial Z} + \frac{1}{2} \left[\left(\frac{\partial u}{\partial Z} \right)^2 + \left(\frac{\partial v}{\partial Z} \right)^2 + \left(\frac{\partial w}{\partial Z} \right)^2 \right] \\ \gamma_{xy} = \frac{1}{2} \left(\frac{\partial u}{\partial Y} + \frac{\partial v}{\partial X} \right) + \frac{1}{2} \left[\frac{\partial u}{\partial X} \frac{\partial u}{\partial Y} + \frac{\partial v}{\partial X} \frac{\partial v}{\partial Y} + \frac{\partial w}{\partial X} \frac{\partial w}{\partial Y} \right] \\ \gamma_{xz} = \frac{1}{2} \left(\frac{\partial u}{\partial Z} + \frac{\partial w}{\partial X} \right) + \frac{1}{2} \left[\frac{\partial u}{\partial X} \frac{\partial u}{\partial Z} + \frac{\partial v}{\partial X} \frac{\partial v}{\partial Z} + \frac{\partial w}{\partial X} \frac{\partial w}{\partial Z} \right] \\ \gamma_{yz} = \frac{1}{2} \left(\frac{\partial v}{\partial Z} + \frac{\partial w}{\partial Y} \right) + \frac{1}{2} \left[\frac{\partial u}{\partial Y} \frac{\partial u}{\partial Z} + \frac{\partial v}{\partial Y} \frac{\partial v}{\partial Z} + \frac{\partial w}{\partial Y} \frac{\partial w}{\partial Z} \right] \end{cases}, \quad (6)$$

其中: (u, v, w) 为当前点的位移, (X, Y, Z) 为当前点的三维坐标, $\epsilon_{xx}, \epsilon_{yy}, \epsilon_{zz}, \gamma_{xy}, \gamma_{xz}, \gamma_{yz}$ 为当前点在空间内的格林应变张量。

式(6)中的位移梯度对噪声敏感, 为了消除

噪声, 本文扩展了 Pan^[19]等人提出的应变窗思想, 将三维位移数据进行平面投影滤波, 即使用位移数据 (u, v, w) 组成的最小二乘拟合的超平面参数求解位移梯度数据, 超平面方程如式(7)所示:

$$\begin{cases} u_p(x, y, z) = \left(\frac{\partial u}{\partial x_p} \right) (x - x_0) + \left(\frac{\partial u}{\partial y_p} \right) (y - y_0) + \left(\frac{\partial u}{\partial z_p} \right) (z - z_0) + a_{pu} \\ v_p(x, y, z) = \left(\frac{\partial v}{\partial x_p} \right) (x - x_0) + \left(\frac{\partial v}{\partial y_p} \right) (y - y_0) + \left(\frac{\partial v}{\partial z_p} \right) (z - z_0) + a_{pv} \\ w_p(x, y, z) = \left(\frac{\partial w}{\partial x_p} \right) (x - x_0) + \left(\frac{\partial w}{\partial y_p} \right) (y - y_0) + \left(\frac{\partial w}{\partial z_p} \right) (z - z_0) + a_{pw} \end{cases}, \quad (7)$$

其中: (x_0, y_0, z_0) 是当前应变窗的中心点, (x, y, z) 为当前点的空间坐标, (u_p, v_p, w_p) 为当前点的空间位移。

本文在目标点云区域划分空间球体区域作为计算应变的应变窗,将点云数据带入式(7),即可求解出该应变窗在空间内3个方向上位移拟合超平面,通过超平面参数确定滤波后的位移梯度,用于式(6)中的格林应变张量的计算。根据计算出的 Green-Lagrange 应变张量,进而计算出当前空间点的3个主应变。当前空间点的主应变 $\epsilon_1, \epsilon_2, \epsilon_3$ 即为方程(8)的解:

$$\epsilon^3 - J_1 \epsilon^2 + J_2 \epsilon - J_3 = 0, \quad (8)$$

其中, J_1, J_2, J_3 为应变张量不变量,计算公式如式(9)所示:

$$\begin{aligned} J_1 &= \epsilon_{xx} + \epsilon_{yy} + \epsilon_{zz}, \\ J_2 &= \epsilon_{yy}\epsilon_{zz} + \epsilon_{zz}\epsilon_{xx} + \epsilon_{xx}\epsilon_{yy} - \frac{1}{4}(\gamma_{yz}^2 + \gamma_{xz}^2 + \gamma_{xy}^2), \\ J_3 &= \frac{1}{4}(\gamma_{xy}\gamma_{xz}\gamma_{yz} - \gamma_{xz}^2\epsilon_{yy} - \gamma_{xy}^2\epsilon_{zz} - \gamma_{yz}^2\epsilon_{xx}) + \epsilon_{xx}\epsilon_{yy}\epsilon_{zz}. \end{aligned} \quad (9)$$

3 测量试验与结果

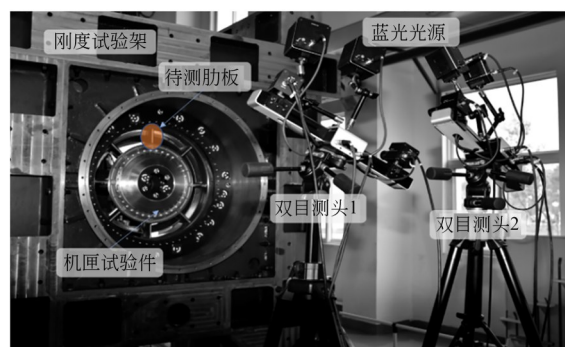
中介机匣结构特殊,内外环呈规则圆形,环壁厚低于0.5 cm,且二者之间由数个周向均布的对称弧形肋板连接。肋板本体在机匣内外壁的连接处截面和厚度均最小,因此在机匣性能试验中,匣体的整个肋板及与内外壁的连接部位属于最薄弱处,极易引起应力集中,是试验任务的主要关注点。精确量化其承载后的变形信息对结构安全性能评估和优化设计具有重要意义。因此,本文以顶部肋板处的 DIC 和 FEM 数据进行验证和分析。

3.1 视觉变形测量及有限元仿真

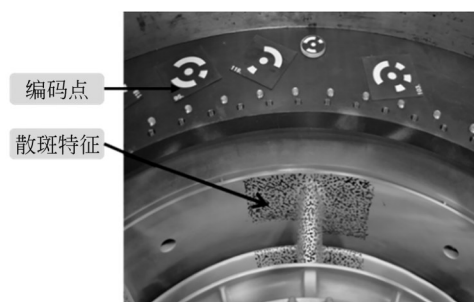
3.1.1 试验系统搭建

本文使用新拓三维(XTOP)的立体 DIC 系统(XTDIC®)测量航空发动机机匣顶部肋板的全场变形。测量系统由两套双目视觉测量单元组成,相机分辨率为 $2\,448 \times 2\,048$ pixel,像元尺寸为 $3.45\, \mu\text{m}/\text{pixel}$,配备镜头型号为 RICOH,焦距为 25.0 mm,相机之间的立体角为 25.5° 。两套双目 DIC 设备分别拍摄肋板的左右两面,使用马克笔在待测的顶部肋板上点涂用于匹配的散

斑特征,重建出的肋板点云拼接通过两套双目相机的全局统一标定实现,具体的实验场景及制作的散斑特征如图4所示。



(a) 实验场景
(a) Experiment site



(b) 待测散斑区域
(b) Speckle area to be measured

图4 机匣实验场景

Fig. 4 Testing site of casing

机匣的主要的承载部位是呈 180° 分布的两个肋板。肋板本体呈对称圆弧形,在内外壁的连接处截面最小、壁最薄,中间部位截面和壁厚略微增大,是本次试验任务的关注重点。本文使用结构静力与疲劳试验器对机匣进行加载,加载装置和加载方式如图5所示,最大加载载荷为 $-40\, \text{kN}$,加载过程如图6所示。

3.1.2 视觉测量结果及有限元仿真结果

两套 DIC 设备测量的顶部肋板位移场和应变场如图7所示。从图中可以看出,虽然两侧位移场分布基本一致,但肋板右侧位移数据分布不均匀,存在一定的测量偏差。

使用有限元方法,在相同的边界条件下对机匣模型进行静力学仿真分析。模型材料选择钛合金,材料密度为 $4\,620\, \text{kg}/\text{m}^3$,杨氏模量为 $9.6 \times 10^{10}\, \text{Pa}$ 。使用四面体网格划分 CAD 模型,

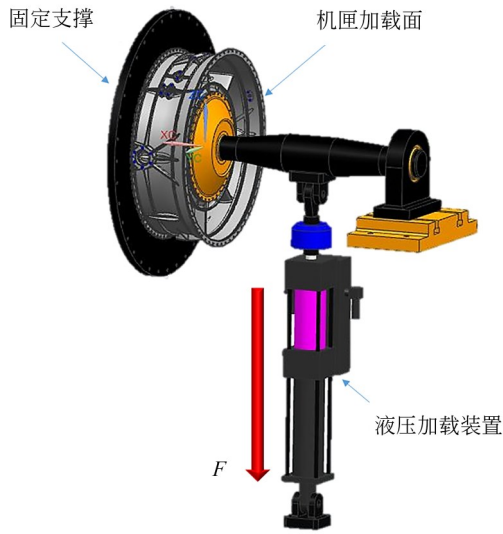


图 5 结构静力与疲劳试验器的安装

Fig. 5 Installation of structural static and fatigue tester

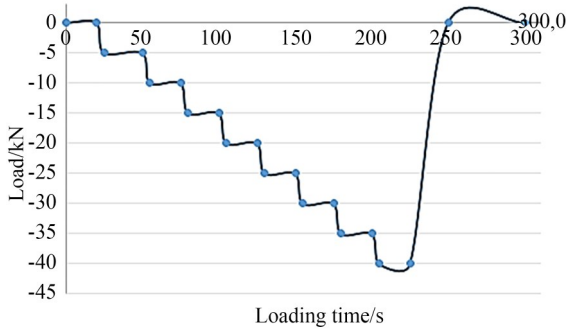


图 6 加载曲线

Fig. 6 Loading curve

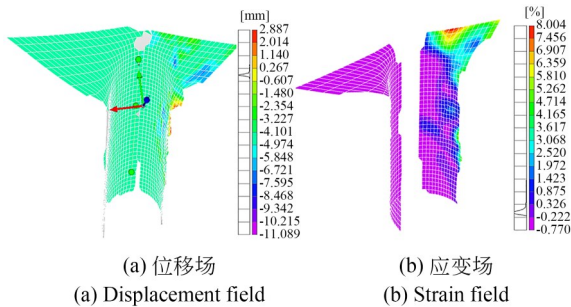


图 7 DIC 测量结果

Fig. 7 DIC measurement results

如图 8(a)所示。对机匣外圈整体施加支撑约束。载荷以线积分的形式施加在机匣内圈的下半圈,如图 8(b)所示,载荷大小随 θ 按照余弦变化,载荷施加条件满足式(10)的约束。

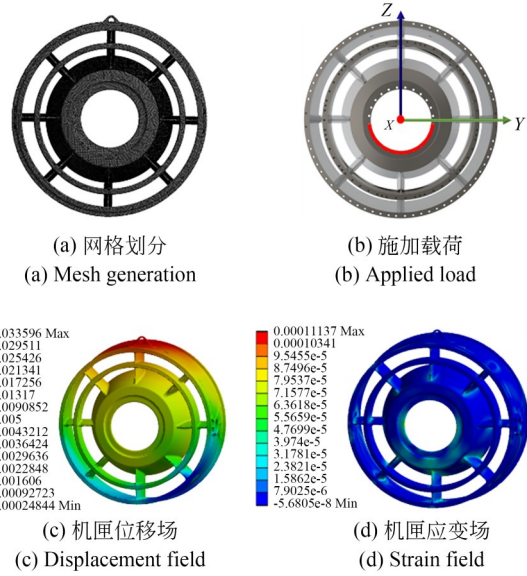


图 8 有限元仿真结果

Fig. 8 FEM simulation results

$$\int_{-\frac{\pi}{2}}^{\frac{\pi}{2}} f_z(\theta) d\theta = F,$$

$$f_z(\theta) = a \cos(\theta), \quad (10)$$

其中: $f_z(\theta)$ 为竖直方向的分力, F 为当前时刻加载装置施加的压力, a 为余弦分力的幅值, 可根据约束条件求出。

最终得到如图 8(b)和图 8(c)所示的仿真结果。从图中可以看出, 仿真得到的最大位移量为 0.033 596 mm, 最大主应变为 111.37 $\mu\epsilon$ 。

3.2 机匣测量偏差比对

3.2.1 数据坐标统一与映射优化

由于 DIC 重建出的肋板数据和 FEM 仿真得到的肋板数据是在不同坐标系下描述的, 直接对

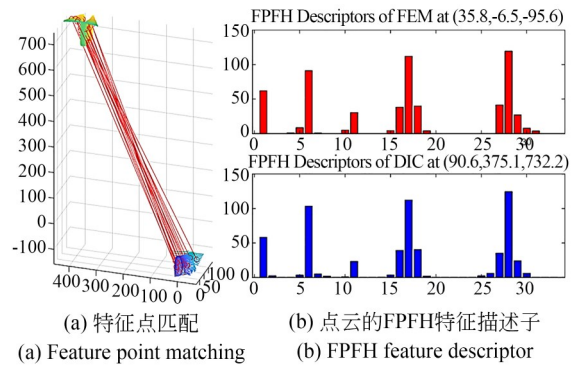


图 9 FPFH 特征匹配

Fig. 9 FPFH feature matching

比各自 x, y, z 三个方向的变形分量没有意义,因此需要将DIC数据和FEM数据统一到一个全局坐标系中描述。采用2.1节中所述的方法完成两组点云的坐标统一。

分别计算空间中两幅点云的FPFH特征,搜索得到两组点云对应的特征点,从而进行点云相对位姿初值的计算,如图9所示,然后使用ICP算法进一步对位姿初值进行迭代优化。

由特征点计算出粗配准变换矩阵,粗配准后使用ICP算法对配准位姿进行迭代优化,精配准后两组点云之间点距的均方误差为0.1015 mm,配准效果良好。粗配准和精配准的效果如图10所示。

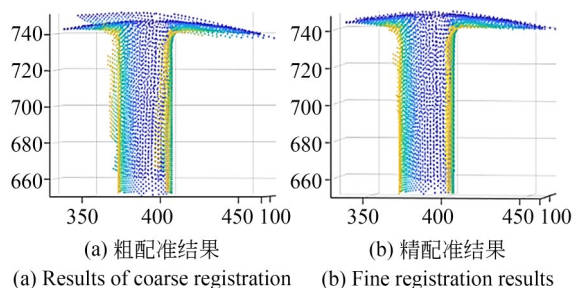


图10 点云配准效果

Fig. 10 Point cloud registration results

3.2.2 数据映射及精度验证

由于DIC网格和有限元网格在划分时即存在固有不一致,因此在比对前还需进行DIC网格和FEM网格的映射和转换。

本文使用遗传算法优化神经网络实现不同网格之间的转化。将有限元模型的仿真数据作为训练集,输入网络进行训练后,再将DIC网格节点输入网络,得到FEM在DIC节点处对应的仿真数据,从而预测FEM网格向DIC网格的转换。验证集的预测效果如图11所示。从图12中可以看出,拟合神经网络的预测效果良好,在验证集上的输出的误差小于 1×10^{-6} mm。

此外,同时使用自然邻域插值方法、最近邻插值和线性插值方法^[20]进行网格映射,以对比本方法的映射精度和映射效率。有限元网格为空间四面体网格,DIC网格为平面四边形网格,如图13所示。每一个DIC网格节点位移的理论真值通过其所在四面体网格节点插值得到。

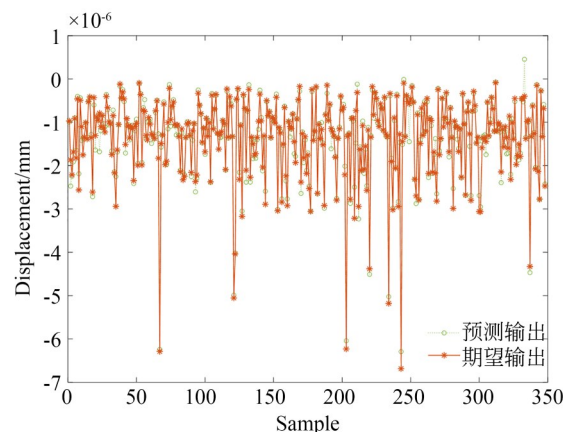


图11 验证集的预测输出与期望输出

Fig. 11 Predictive output and expected output of neural network

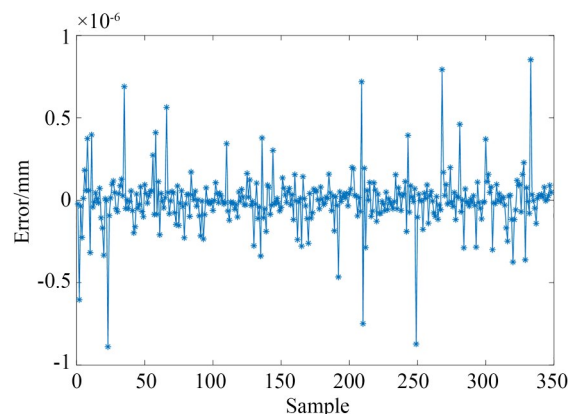


图12 神经网络的预测误差

Fig. 12 Prediction error of neural network

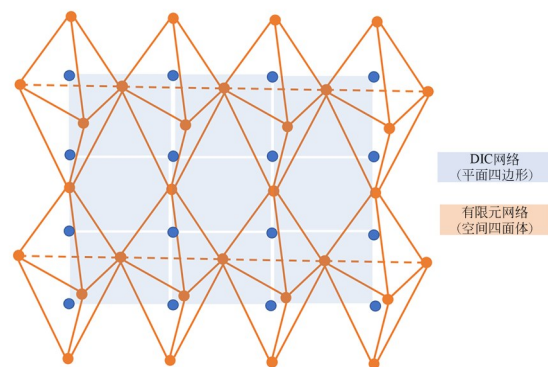


图13 DIC网格和有限元网格示意图

Fig. 13 Schematic diagram of DIC grid and finite element grid

在FEM点云中随机选取12组点云作为验证集,同时验证神经网络预测结果和插值结果的计算精度,表1列出了12组验证集上不同方法的效

表 1 不同方法的数据映射误差
Tab. 1 Data mapping error for different methods (10⁻⁶ mm)

验证集 采样编号	BP		Natural		Liner		Nearest	
	均值	标准差	均值	标准差	均值	标准差	均值	标准差
1	0.563 1	1.311 8	0.594 2	1.427 4	1.052 2	1.668 7	1.290 2	2.067 7
2	0.481 2	0.987 9	0.501 4	1.078 7	0.893 2	1.333 5	1.143 7	1.828 4
3	0.489 1	0.891 0	0.491 0	0.898 1	0.940 8	1.199 7	1.379 7	2.018 9
4	0.506 0	1.191 7	0.541 3	1.338 9	0.932 9	1.457 4	1.326 5	2.127 4
5	0.653 4	1.554 8	0.665 5	1.719 5	0.970 3	1.379 4	1.449 1	2.444 3
6	0.549 7	1.203 5	0.570 4	1.318 2	1.122 1	1.461 6	1.350 9	2.094 3
7	0.531 1	1.090 2	0.573 1	1.339 4	1.006 2	1.359 3	1.288 7	2.129 5
8	0.477 4	1.616 9	0.529 6	1.240 7	1.005 1	1.488	1.296 1	2.133 8
9	0.608 4	1.089 9	0.604 0	1.722 1	0.955 4	1.467 8	1.403 8	2.413 3
10	0.521 9	1.223 6	0.557 6	1.234 1	1.037 1	1.643	1.280 2	1.901 3
11	0.489 6	0.930 4	0.525 7	1.401 2	0.939 8	1.380 4	1.263 4	2.066 3
12	0.464 1	1.033 8	0.477 8	1.004 6	1.097 5	1.529 5	1.179 1	1.800 3

果。从表 1 中可以看出 BP 神经网络的数据映射误差最小,自然邻域插值方法的误差小于其他插值方法。从标准差上来看,BP 神经网络数据略小于自然邻域插值。

表 2 计算时间效率分析
Tab. 2 Computational time efficiency analysis (s)

方法	BP	Nearest	Liner	Natural
时间	0.009 978	0.060 541	0.057 916	0.082 570

图 14 显示了本文方法和自然邻域插值方法在验证集上的百分比误差,从图中可以看出,本文方法误差不超过 2%,而表现最优的插值方法的误差最大超过了 3%,证明了本文方法在精度上优于其他插值方法。

在时间效率上,分别对本文方法、自然邻域插值法、最近邻插值法和三线性插值进行分析,在验证集上(350 个点)程序运算时间统计如表 2 所示。从表 2 中可以看出,本文方法的计算时间

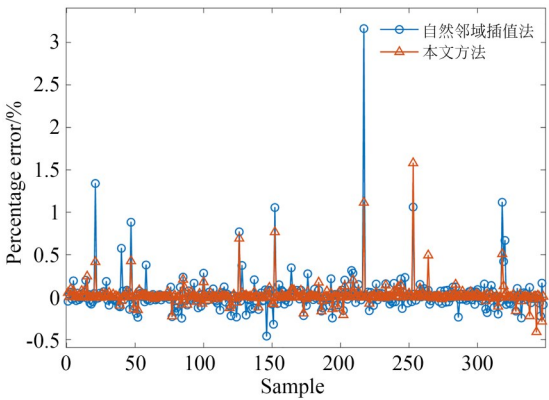


图 14 网格映射的百分比误差
Fig. 14 Percentage error in grid mapping

远远少于其他插值方法,计算效率较高,更加适用于对大型数据进行处理。

映射前后的有限元位移场如图 15 所示。映射后的 FEM 数据与 DIC 数据在空间坐标位置完全对应,有效消除了 FEM 和 DIC 数据之间的世界坐标系位置,网格类型和节点位置和测量的空间分辨率的不一致。

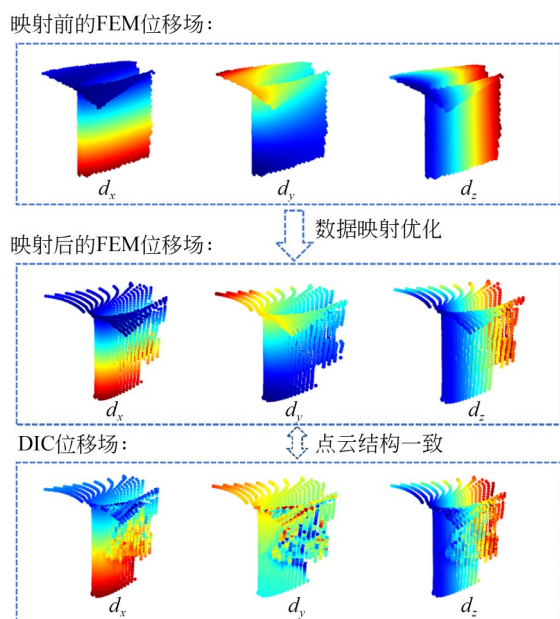


图 15 数据映射优化结果

Fig. 15 Data mapping optimization results

3.2.3 空间变形计算与偏差对比

本文使用空间包围球作为点云数据的应变窗,使用逐点最小二乘应变估计算法计算DIC位移数据的应变量。同时,为保证数据的统一性,对FEM位移数据进行同步处理,最后实现有限元仿真数据和DIC测量数据的闭环分析和相互印证。

本文对比FEM和DIC数据的3个主应变 ϵ_1 , ϵ_2 , ϵ_3 ,变形偏差场的比对结果如表3所示。使用DIC测量的应变数据在肋板右侧面和右上方存在较大的偏差,说明了在视觉测量过程中,测量肋板右侧面的

双目立体DIC设备存在较大的环境噪声干扰。经过对实验现场环境分析,得出噪声来源如下:①实验所使用的光学DIC设备采用工业灰度相机,对蓝光更为敏感,所以每台DIC都配备了蓝光光源照射被测表面,而肋板右侧面正对窗户,相对于左侧受到了更大程度的环境光干扰,因此偏差较大。②机匣加载方式为阶梯式加载,在每次启动加载和保持载荷的瞬间存在一定震荡,引入了一定的测量误差。

将DIC测量的第一主应变和FEM仿真的第一主应变进行定量的偏差比对结果如图16和图17所示。从图16中可以看出,本次机匣变形的

视觉测量结果和有限元仿真表现出较强的一致性,证明了有限元模型的正确性,同时也证明了该实验中DIC方法测量的机匣变形数据的准确性。从图17中可以看出,以有限元仿真结果为基准,在本次实验中,DIC应变测量系统的测量偏差小于 $50 \mu\epsilon$ 。

此外,从整体算法流程和数据结果上看,本文提出的方法相对于其他方法,诸如基函数分解方法和散斑贴图方法具有其特有的优势。基函数分解方法是指使用一组基函数分解有限元数据和实验数据,对比分解基函数序列的振幅,其优点是对比计算量小,但计算结果无法反映偏差的具体位置,而本文方法可以直观地显示DIC测量偏差存在的具体位置。相比于散斑贴图的方法,本文方法操作简单。散斑贴图是人为主观对齐DIC计算的感兴趣区域,难以保证和度量对齐

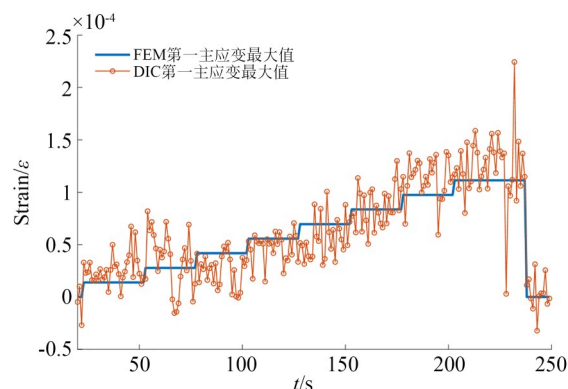


图 16 FEM和DIC的第一主应变最大值

Fig. 16 maximum principal strain of FEM and DIC

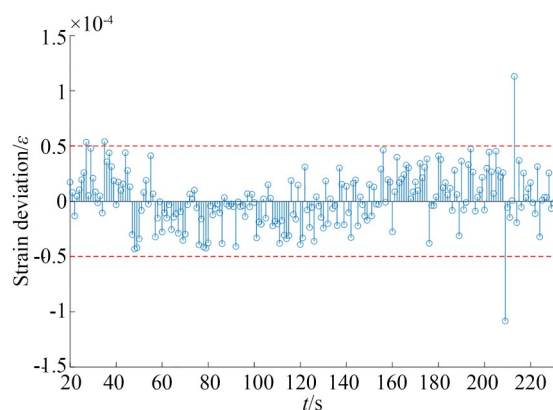
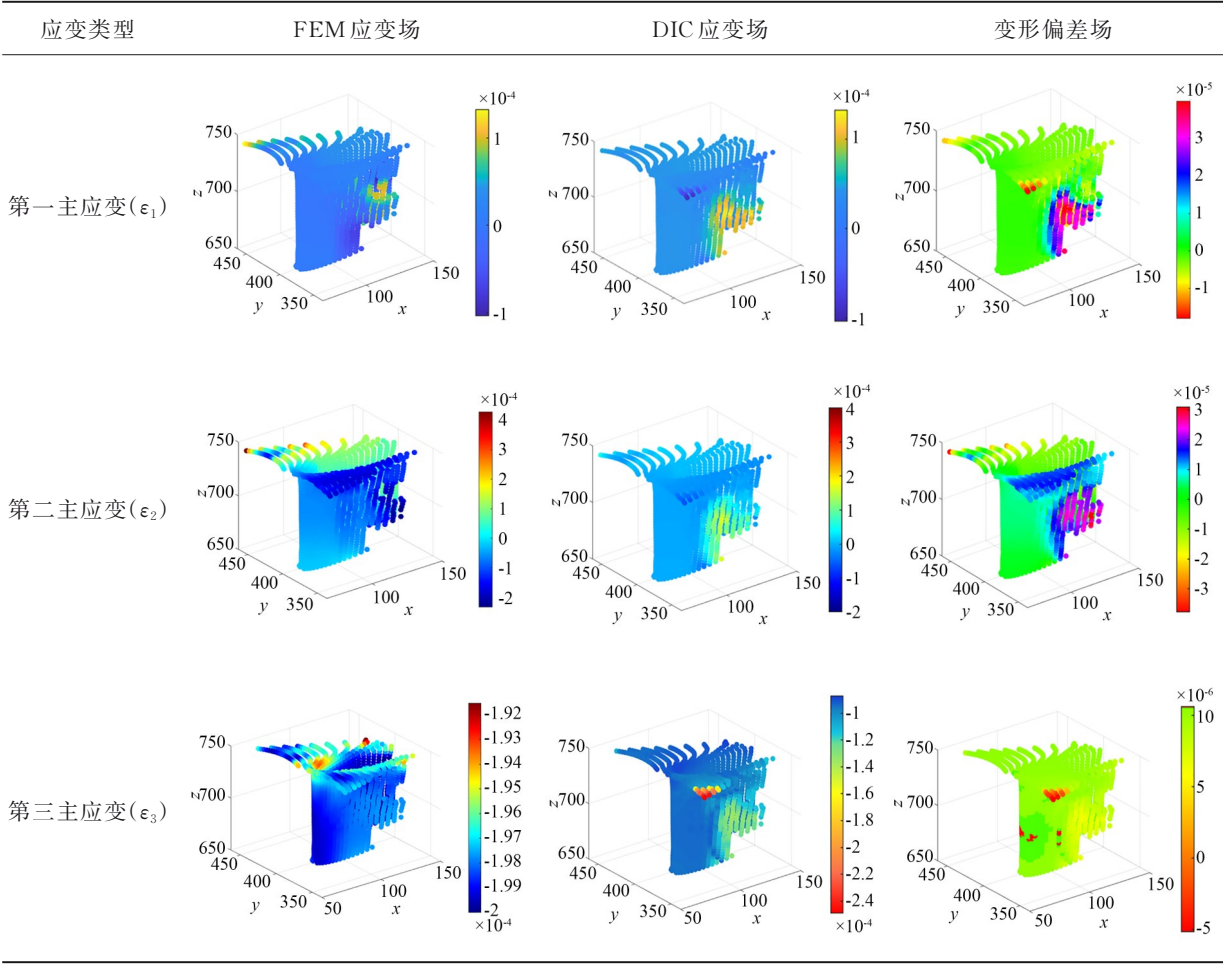


图 17 应变比对偏差

Fig. 17 Deviation of strain comparison

精度,而本文采用 ICP 算法进行对齐,误差来源 可溯可控,节点映射精度更高。

表 3 全场变形偏差比对结果
Tab. 3 Full-field deformation deviation comparison



4 结 论

本文提出了一种系统、全面的 DIC 测量数据与有限元仿真数据之间的映射方法。可有效的消除 DIC 数据和有限元数据在世界坐标系位置,网格类型和节点位置,测量的空间分辨率、数据滤波方法和应变计算类型上的固有差异,实现了有限元仿真和 DIC 全场测量的偏差比对。采用“虚实结合”的方式,构建了有限元仿真和 DIC 光学测量的闭环分析方法,使二者之间能够相互印证。

从航空机匣肋板测量偏差比对试验中可以看出,本文所提方法的网格节点的映射精度优于 1×10^{-6} mm,映射百分比误差小于 2%,优于其他各类插值方法。此外,本文算法的数据映射速度较快,在进行数据量较大的比对任务时具有一定的时间效率优势。仿真变形和 DIC 变形的偏差云图与偏差曲线具有良好的一致性,且能够显示 DIC 测量偏差存在的具体位置。此外,本文所提方法具有较强的通用性,可以用于但不限于机匣肋板的偏差比对,在未来航空发动机机匣及类匣体的研制和测试领域中具有良好的应用前景。

参考文献:

- [1] 郭建英, 梁晋, 叶美图, 等. 反射镜面辅助的航空机匣三维变形多视角测量[J]. 光学精密工程, 2022, 30(24): 3105-3115.
GUO J Y, LIANG J, YE M T, *et al.* Mirror-assisted multi-view measurement of 3D deformation for aero-engine casing [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2022, 30(24): 3105-3115. (in Chinese)
- [2] 叶美图, 梁晋, 李磊刚, 等. 斜视场弱相关散斑图像的离散化匹配[J]. 光学精密工程, 2021, 29(9): 2235-2246.
YE M T, LIANG J, LI L G, *et al.* Discretization matching of weakly-correlated speckle images in oblique field of view [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2021, 29(9): 2235-2246. (in Chinese)
- [3] LUO P F, CHAO Y J, SUTTON M A, *et al.* Accurate measurement of three-dimensional deformations in deformable and rigid bodies using computer vision[J]. *Experimental Mechanics*, 1993, 33(2): 123-132.
- [4] SCHREIER H, ORTEU J J, SUTTON M A. *Image Correlation for Shape, Motion and Deformation Measurements: Basic Concepts, Theory and Applications* [M]. Boston, MA: Springer US, 2009.
- [5] GARDNER N W, HILBURGER M W, HAYNIE W T, *et al.* Digital image correlation data processing and analysis techniques to enhance test data assessment and improve structural simulations [C]. 2018 AIAA/ASCE/AHS/ASC Structures, Structural Dynamics, and Materials Conference. Kissimmee, Florida. Reston, Virginia: AIAA, 2018: 1698.
- [6] MOHAMMAD M G, MARIANO CRYSTAL A, SAMANEH S, *et al.* Developing a lung model in the age of COVID-19: a digital image correlation and inverse finite element analysis framework [J]. *Frontiers in Bioengineering and Biotechnology*, 2021, 9: 684778.
- [7] TAYLOR O A, TIPPUR HAREESH V. Measurement of mixed-mode fracture characteristics of an epoxy-based adhesive using a hybrid digital image correlation (DIC) and finite elements (FE) approach [J]. *Optics and Lasers in Engineering*, 2021, 140: 106544.
- [8] LI X H, GHASRI-KHOUSANI M, BOGNO A, *et al.* Investigation of compressive and tensile behavior of stainless steel/dissolvable aluminum bimetallic composites by finite element modeling and digital image correlation [J]. *Materials*, 2021, 14 (13): 3654.
- [9] SEBASTIAN C, HACK E, PATTERSON E. An approach to the validation of computational solid mechanics models for strain analysis [J]. *The Journal of Strain Analysis for Engineering Design*, 2013, 48(1): 36-47.
- [10] WANG W, MOTTERSHEAD JE, SEBASTIAN CM, *et al.* Shape features and finite element model updating from full-field strain data [J]. *International Journal of Solids and Structures*, 2011, 48(11/12): 1644-1657.
- [11] WANG W, MOTTERSHEAD JE, MARES C. Mode-shape recognition and finite element model updating using the Zernike moment descriptor [J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2009, 23(7): 2088-2112.
- [12] SALLOUM M, JOHNSON K L, BISHOP J E, *et al.* Adaptive wavelet compression of large additive manufacturing experimental and simulation datasets [J]. *Computational Mechanics*, 2019, 63(3): 491-510.
- [13] LAVA P, JONES E M C, WITTEVRONGEL L, *et al.* Validation of finite-element models using full-field experimental data: levelling finite-element analysis data through a digital image correlation engine [J]. *Strain*, 2020, 56(4): e12350.
- [14] BESL P J, MCKAY N D. A method for registration of 3-D shapes [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1992, 14(2): 239-256.
- [15] ARUN K S, HUANG T S, BLOSTEIN S D. Least-squares fitting of two 3-D point sets [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1987, PAMI-9(5): 698-700.
- [16] WHITLEY D, STARKWEATHER T, BOGART C. Genetic algorithms and neural networks: optimizing connections and connectivity [J]. *Parallel Computing*, 1990, 14(3): 347-361.
- [17] DING S F, SU C Y, YU J Z. An optimizing BP neural network algorithm based on genetic algorithm [J]. *Artificial Intelligence Review*, 2011, 36(2): 153-162.

- [18] YIN F, MAO H, HUA L. A hybrid of back propagation neural network and genetic algorithm for optimization of injection molding process parameters [J]. *Materials & Design*, 2011, 32 (6) : 3457-3464.
- [19] PAN B, ASUNDI A, XIE H, *et al.* Digital image correlation using iterative least squares and pointwise least squares for displacement field and strain field measurements[J]. *Optics and Lasers in Engineering*, 2009, 47(7/8): 865-874.
- [20] AMIDROR I. Scattered data interpolation methods for electronic imaging systems: a survey [J]. *Journal of Electronic Imaging*, 2002, 11 (2) : 157-176.

作者简介:



刘 辉(1999—),男,新疆乌鲁木齐人,硕士研究生,2021年于西安交通大学获得学士学位,主要从事机器视觉和三维光学测量方面的研究。
E-mail: lh1059@stu.xjtu.edu.cn

通讯作者:



梁 晋(1968—),男,河南郑州人,博士,教授,博士生导师,1990年、1993年、2001年于西安交通大学分别获得学士、硕士、博士学位,主要从事机电控制、机器视觉等方面的研究。
E-mail: liangjin@mail.xjtu.edu.cn