# 考虑耦合特性的多螺栓连接结合部 等效建模

### 陈学敏,许 龙,夏俊杰

上海理工大学机械工程学院,上海

收稿日期: 2024年12月13日; 录用日期: 2025年1月5日; 发布日期: 2025年1月15日

## 摘要

为提高多螺栓连接结合部的仿真精度,本文基于虚拟材料提出了一种综合考虑结合部接触压力分布不均 匀性和相邻螺栓间耦合特性的等效建模方法。以多螺栓连接板结构为例,根据结合部实际接触压力分布 情况对虚拟材料层进行分区域处理,各区域虚拟材料层材料参数由该区域的接触特性决定,从而建立结 合部的等效模型。通过深度神经网络模型替代复杂的有限元数值计算模型,并使用粒子群优化算法辨识 各虚拟材料层材料参数。仿真结果表明:该模型的模态频率偏差均小于1.9%,且模态振型与实验结果一 致,验证了所提方法的有效性。

#### 关键词

多螺栓连接结合部,虚拟材料,深度神经网络,模态试验,粒子群优化算法

## Equivalent Modeling of Multi-Bolt Joint Union Considering Coupling Characteristics

#### Xuemin Chen, Long Xu, Junjie Xia

School of Mechanical Engineering, University of Shanghai for Science and Technology, Shanghai

Received: Dec. 13<sup>th</sup>, 2024; accepted: Jan. 5<sup>th</sup>, 2025; published: Jan. 15<sup>th</sup>, 2025

#### Abstract

In order to improve the simulation accuracy of multi-bolt connection bond, this paper proposes an equivalent modeling method based on the virtual material, which integrally considers the contact

pressure distribution inhomogeneity of the bond and the coupling characteristics between adjacent bolts. Taking the multi-bolt connection plate structure as an example, the virtual material layer is processed in a subregion according to the actual contact pressure distribution in the bond, and the material parameters of the virtual material layer in each region are determined by the contact characteristics of the region, so as to establish the equivalent model of the bond. A deep neural network model is used to replace the complex finite element numerical calculation model, and a particle swarm optimization algorithm is used to identify the material parameters of each virtual material layer. The simulation results show that the modal frequency deviations of the model are all less than 1.9%, and the modal vibration shapes are consistent with the experimental results, which verifies the effectiveness of the proposed method.

#### **Keywords**

Multi-Bolt Joint, Virtual Material, Deep Neural Network, Modal Test, Particle Swarm Optimization Algorithm

Copyright © 2025 by author(s) and Hans Publishers Inc. This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0). <u>http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/</u>

CC O Open Access

## 1. 引言

由于螺栓连接的简便性和可靠性,其在航空航天、车辆、能源等多个工业领域的关键设备中得到了 广泛的应用。然而,栓接结合部的非连续性对整个机械系统的动态性能产生了显著的影响[1][2]。研究表 明,设备中结合部所贡献的接触刚度约占总刚度的 60%至 80%,接触阻尼占到整体阻尼的 90%以上[3] [4]。因此,建立准确的栓接结合部动力学等效模型对机械系统整体性能的预测分析具有重要的研究意义。

针对栓接结合部的等效建模,国内外学者基于虚拟材料法开展了大量研究。田宏亮等[5]利用各向同 性虚拟材料层对哑铃状栓接结合部进行动力学建模,基于分形理论和接触理论推导出虚拟材料层的弹性 模量和泊松比等材料参数。Yu YANG 等[6]利用虚拟材料法对复合材料栓接结合部的粗糙接触表面进行 建模,通过数值和模态试验分析,验证了该模型的有效性。李威等[7]考虑到栓接结合部法向和切向性能 的差异,采用横观各向同性虚拟材料层进行等效建模,并通过模态试验验证了方法的有效性。然而,上 述研究主要基于单个螺栓进行等效建模,未充分考虑在多螺栓连接情况下相邻螺栓间的非线性压力分布 及其耦合特性,这导致了实际应用中建模精度不足的问题。

针对上述问题,本文提出了一种综合考虑接触压力分布不均匀性和相邻螺栓间耦合特性的多螺栓连 接结合部等效建模方法。以多螺栓连接板结构为例,根据结合部实际接触压力分布情况,将虚拟材料层 划分为多个子层,并与上下连接件固定连接,从而建立等效模型。然后,采用深度神经网络构建各虚拟 材料层材料参数与模态参数之间的动力学模型,替代复杂的有限元数值计算模型。结合模态试验结果, 使用粒子群优化算法辨识各虚拟材料层材料参数,以获得较高的模型精度。

## 2. 基本原理

#### 2.1. 多螺栓连接结合部等效模型

传统的虚拟材料层等效建模方法将接触表面上的微凸体视为一层厚度一致的虚拟材料。该方法的原 理在于通过设定虚拟材料层的弹性模量、泊松比和密度等参数,来简化复杂的接触问题[8][9]。其等效原 理如图 1 所示。



图 1. 结合部等效原理图

为验证本文方法的准确性,设计了一种多螺栓连接板结构,如图 2 所示。该结构由两个相同的连接件通过两个 M12 × 1.5 螺栓螺母装配而成,螺栓的预载扭矩均为 45 N·m。连接件的材料为灰铸铁,其弹性模量为 120 GPa, 泊松比为 0.27, 密度为 7340 kg/m<sup>3</sup>,粗糙度 *R*a = 0.8。所设计的试件结构具有不对称特性,通过模态试验求解能够获得明确的弯曲振型,从而充分体现结合部的动力学特性。



(b)

Figure 2. (a) Dimensional drawings of specimens; (b) Physical drawings of specimens 图 2. (a) 试件尺寸图; (b) 试件实物图

利用 ANSYS 对试件进行有限元静力学分析,进而获得结合部的接触压力分布情况,如图 3 所示。 由图可知,栓接结合部的接触压力围绕螺栓孔中心沿径向逐渐减小,这一现象与文献[10]-[12]中描述的结 果一致。另外,相邻螺栓间的接触压力分布呈现耦合特性,非独立分布。因此,在多螺栓连接结合部的 等效建模中,有必要考虑接触压力分布的不均匀性以及相邻螺栓间的耦合特性。

由于有限元分析软件的限制,无法为同一虚拟材料层的不同位置设置不同的材料参数(如弹性模量、 密度和泊松比等)。因此,根据多螺栓连接结合部的接触压力分布,将接触区域划分为多个部分,并为每 个部分建立厚度均为 1 mm 的独立虚拟材料层。由于两个相邻螺栓所受的预紧力一致,接触压力分布呈 现对称性。因此,将试件的接触区域划分为三个部分:区域I、区域II和区域III,如图 4 所示。各区域虚 拟材料层与上下连接件固定连接,从而建立了多螺栓连接结合部的等效模型。



 Figure 3. Cloud view of contact pressure distribution in multi-bolted joints

 图 3. 多螺栓连接结合部接触压力分布云图



**Figure 4.** Virtual material layer classification results for multi-bolt joint combinations 图 4. 多螺栓连接结合部虚拟材料层划分结果

## 2.2. 深度神经网络模型的构建

深度神经网络(DNN)作为一种先进的机器学习技术,具有强大的自适应能力、灵活的结构和高容错率,能够有效处理多种非线性问题。与其他预测模型相比,DNN 在处理非线性关系时不仅提供更高的预测精度,而且响应速度更快[13]。因此,在优化过程中,采用 DNN 模型替代传统的有限元模型进行仿真计算,能够有效降低每次迭代的仿真时间,加速最优适应度的收敛,显著提高参数辨识的效率。

本文建立的 DNN 模型结构如图 5 所示。该模型的输入参数为各区域虚拟材料层的材料参数,包括  $E_1, \mu_1, \rho_1, E_2, \mu_2, \rho_2, E_3, \mu_3, \rho_3$ 。模型的输出为试件有限元仿真获得的前 6 阶理论固有频率  $f_{1-6}$ 。模型设有 4 个隐藏层,各层的神经元节点数依次为 10、15、20 和 25。同时,选择"logsig"和"purelin"作为隐藏 层和输出层的激活函数,以实现更精确的非线性映射。为了确保模型的优化,设置最小全局均方误差 (MSE)为 1 × 10<sup>10</sup>、最小梯度为 1 × 10<sup>20</sup>,学习率设定为 0.01。利用全局平均绝对误差(GMAE)和全局均方 根误差(GRMSE)作为模型精度的评价指标,相关计算公式为:

$$GMAE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^{N} |y_i - \hat{y}_i|$$
 #(1)

陈学敏 等

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

式中: y<sub>i</sub>是真实值, ŷ<sub>i</sub>是预测值, N是样本数量。



Figure 5. DNN model structure diagram 图 5. DNN 模型结构图

为了获取 DNN 模型的训练数据集,本文通过对各输入参数进行灵敏度分析以及查阅相关文献,确定 了多螺栓连接结合部各区域虚拟材料层材料参数的取值范围为:  $E_{1-3} \in [1 \times 10^7, 1 \times 10^9]$  Pa,  $\mu_{1-3} \in [0.2, 0.4]$ ,  $\rho_{1-3} \in [6000,9000]$  kg/m<sup>3</sup>。为了确保试验样本点的均匀分布和相互独立性,本文采用最优拉丁超立方试 验设计方法,共收集了 4000 个样本数据。这些样本点被代入包含多螺栓连接结合部的有限元模型中,利 用 COMSOL 进行逐组的参数化模态计算,以获得各个样本点的前六阶固有频率,从而完成训练数据集的 构建。对数据集进行归一化处理后,按照 4:1 的比例将其划分为训练集和测试集。其中,3200 个样本用 于模型的训练,其余 800 个样本则作为测试集,以验证模型的性能和泛化能力。如图 6 所示为 DNN 模型 的训练结果,均方差(MSE)在第 210 轮时达到了最低值 6.584e-6。同时,全局平均绝对误差(GMAE)为 0.3128,全局均方根误差(GRMSE)为 0.93223,满足精度需求。





### 2.3. 模态试验

本文采用 LMS.Test Lab 中的 Impact Test 进行模态测试,现场试验布置情况如图 7 所示。试件两端通 过两根弹性绳悬挂,模拟无约束的自由状态。通过 Kistler 9724A2000 激励力锤敲击试件的固定点,并利 用布置在试件上的 BK4525B 三向加速度传感器分别采集各测点的信号。这些信号被传输至模态分析软件 中进行处理。经过信号的转换、解析和拟合,最终得到试件的前六阶固有频率和模态振型,试验结果如 图 8 所示。



**Figure 8.** Results of the first 6 orders of modal tests of the specimen 图 8. 试件前 6 阶模态试验结果

## 2.4. 参数优化辨识

多螺栓连接结合部的各区域虚拟材料层材料参数优化辨识流程包括以下步骤: 首先, 通过模态试验 获得试件的前六阶固有频率实验值。其次, 将试验结果与深度神经网络模型的预测结果进行比较。当这 两者吻合时, 对应的各区域虚拟材料层材料参数将即为优化辨识的结果。具体流程见图 9。

将各材料参数的取值范围作为约束条件,利用图 8 中试件模态试验获得的前六阶固有频率实验值与 深度神经网络模型的预测值构建目标函数,具体形式如下:

$$\begin{cases} \min g\left(E_{i}, \mu_{i}, \rho_{i}, i = 1, 2, 3\right) = \sqrt{\sum_{j=1}^{6} \left|\frac{f_{j}' - f_{j}}{f_{j}}\right|} \\ s.t.1 \times 10^{7} \le E_{i}\left(i = 1, 2, 3\right) \le 1 \times 10^{9} \\ 0.2 \le \mu_{i}\left(i = 1, 2, 3\right) \le 0.4 \\ 6000 \le \rho_{i}\left(i = 1, 2, 3\right) \le 9000 \end{cases}$$
#(3)



式(3)中:  $E_1, \mu_1, \rho_1, E_2, \mu_2, \rho_2, E_3, \mu_3, \rho_3$ 为多螺栓连接结合部各区域虚拟材料层材料参数;  $f_j$ 为第 j阶固有频率实验值,  $f'_i$ 为第 j阶固有频率预测值。

Figure 9. Parameter optimization identification flow chart 图 9. 参数优化辨识流程图

使用粒子群优化算法[14]对各虚拟材料层材料参数值进行优化辨识,迭代收敛曲线如图 10 所示。由 图可知,经过 397 次迭代计算,适应度曲线已基本收敛。参数优化辨识结果见表 1。





<b>表</b> 1. 参数优化辨识结果							
各区域虚拟材料层	弹性模量 E/MPa	泊松比μ	材料密度 ρ/kg·m <sup>-3</sup>				
区域I	239.02	0.278	7631.1				
区域II	17.22	0.334	6952.2				
区域III	27.67	0.202	7094.1				

Table 1. Parameter optimization identification results

将各区域虚拟材料层材料参数优化辨识结果应用于多螺栓连接板结构的有限元模型进行理论模态分 析,得到的模态仿真结果如图 11 所示。将模态仿真结果与模态试验结果进行比较,结果表明模型的模态 频率预测与实验结果几乎一致,且模态振型相互吻合。



Figure 11. Simulation results of the first 6 orders of modes of the specimen 图 11. 试件前 6 阶模态仿真结果

#### 2.5. 结果对比

为验证本文方法的有效性,将其与传统虚拟材料法进行比较,对比结果见表 2。

模态	实验结果/Hz	传统虚拟材料法 /Hz	本文方法/Hz	传统虚拟材料法 误差/%	本文方法 误差/%
1	201.01	204.32	200.86	1.65	-0.07
2	507.46	560.66	501.93	10.48	-1.09
3	1068.74	1093.9	1073.3	2.35	0.43
4	1452.60	1480.3	1425	1.91	-1.90
5	2023.42	2019.3	2020.6	-0.20	-0.14
6	2188.38	2189.7	2210.8	0.06	1.02

Table 2. Simulation results of the first 6 orders of modes of the specimen 表 2. 本文方法与传统虚拟材料法结果对比

由表 2 可以看出,本文方法辨识的多螺栓连接结合部各区域虚拟材料层材料参数求解的前六阶固有 频率与模态试验结果之间的相对误差均小于1.9%。相比之下,传统虚拟材料法获得的前五阶固有频率相 对误差均高于本文建模方法,特别是第二阶固有频率的相对误差达到10.48%。上述结果表明,本文方法 具有较高的建模精度,验证了其正确性和有效性。

#### 3. 结论

(1) 本文提出的等效建模方法深入考虑了接触压力分布的不均匀性以及相邻螺栓间接触压力的耦合

特性。通过结合部的有限元静力学分析,发现栓接结合部的接触压力围绕螺栓孔中心沿径向逐渐减小。 此外,当相邻螺栓之间的距离小于一定值时,结合部的接触压力明显呈现耦合特性,表现为非独立分布。

(2) 以两个相邻螺栓连接板结构为研究对象,结合深度神经网络模型对各区域的虚拟材料层材料参数进行了辨识。该方法有效预测了试件的前六阶固有频率,且相对误差均小于1.9%。模型的仿真模态振型与实验结果吻合良好,较传统虚拟材料模型表现出更高的可靠性。

(3) 通过对两个相邻螺栓连接板结构的研究为后续其余多螺栓连接结构的研究奠定了基础。未来的 工作将重点探讨不同螺栓分布和配置对接触性能的影响,从而进一步提高设备整体动力学模型的准确性。

## 参考文献

- [1] 李玲, 王晶晶, 裴喜永, 等. 机械结合面接触刚度建模新方法[J]. 机械工程学报, 2020, 56(9): 162-169.
- [2] 曹军义, 刘清华, 洪军. 螺栓连接微观摩擦到宏观动力学研究综述[J]. 中国机械工程, 2021, 32(11): 1261-1273.
- [3] Yoshimura, M. (1979) Making Use of CAD Technology Based on the Dynamic Characteristics Data of Joints to Improve the Structural Rigidity of Machine Tools. *Machine Tools*, **1**, 142-146.
- [4] 赵宏林, 丁庆新, 曾鸣, 等. 机床结合部特性的理论解析及应用[J]. 机械工程学报, 2008, 44(12): 208-214.
- [5] 田红亮, 刘芙蓉, 方子帆, 等. 引入各向同性虚拟材料的固定结合部模型[J]. 振动工程学报, 2013, 26(4): 561-573.
- [6] Yang, Y., Cheng, H., Liang, B., Zhao, D., Hu, J. and Zhang, K. (2021) A Novel Virtual Material Layer Model for Predicting Natural Frequencies of Composite Bolted Joints. *Chinese Journal of Aeronautics*, 34, 101-111. <u>https://doi.org/10.1016/j.cja.2020.05.028</u>
- [7] 李威, 黄晓华, 邢炜烽, 等. 机床螺栓固定结合面动态参数识别与实验验证[J]. 机械科学与技术, 2020, 39(1): 16-21.
- [8] 蒋国庆, 洪荣, 陈万华. 螺栓法兰连接结构简化动力学建模及模型参数辨识[J]. 振动与冲击, 2020, 39(15): 170-175.
- [9] 闫超群,马炳杰,王志刚,等.基于虚拟材料法建模的柴油机振动噪声分析[J].内燃机学报,2020,38(5):464-471.
- [10] Zhao, Y., Yang, C., Cai, L., Shi, W. and Liu, Z. (2016) Surface Contact Stress-Based Nonlinear Virtual Material Method for Dynamic Analysis of Bolted Joint of Machine Tool. *Precision Engineering*, 43, 230-240. https://doi.org/10.1016/j.precisioneng.2015.08.002
- [11] 关天赐, 王小鹏, 奚延辉. 应用梯度连接层的层合电工钢梁螺栓结合部简化模型研究[J]. 振动与冲击, 2022, 41(5): 67-74.
- [12] Xu, L., Zhang, W., Zhu, Y., Huang, Z., Li, X. and Zhu, J. (2024) Dynamic Modeling of Bolted Joints for Radially Segmented Annular Virtual Material Considering Thickness. *Journal of Mechanical Science and Technology*, 38, 5341-5354. <u>https://doi.org/10.1007/s12206-024-0909-z</u>
- [13] 李年华. 深度神经网络的迁移学习关键问题研究[D]: [博士学位论文]. 成都: 电子科技大学, 2018.
- [14] 李爱国, 覃征, 鲍复民, 等. 粒子群优化算法[J]. 计算机工程与应用, 2002, 38(21): 1-3+17.