

doi:10.3969/j.issn.1673-9833.2021.04.008

基于改进 GM(1, 1) 模型的螺栓联接残余 预紧力预测研究

袁秋炜, 姚齐水, 余江鸿, 杨文

(湖南工业大学 机械工程学院, 湖南 株洲 412007)

摘要: 针对依靠少样本实验数据难以有效预测螺栓联接可靠性的问题, 基于 GM(1, 1) 预测模型, 从原始数据的选取方式和弱化处理两个角度对模型进行了优化, 提出螺栓联接残余预紧力预测方法。并以横向振动工况下的第三轨列车受流器滑板螺栓联接为例, 对预测方法进行了验证。研究表明, 基于 GM(1, 1) 均值差分模型, 通过新陈代谢的方法选取原始数据, 再对原始数据进行一阶弱化处理, 能够有效地提高螺栓联接残余预紧力预测精度。

关键词: 螺栓联接残余预紧力; GM(1, 1) 模型; 原始数据选取; 弱化处理

中图分类号: TP273

文献标志码: A

文章编号: 1673-9833(2021)04-0056-07

引文格式: 袁秋炜, 姚齐水, 余江鸿, 等. 基于改进 GM(1, 1) 模型的螺栓联接残余预紧力预测研究 [J]. 湖南工业大学学报, 2021, 35(4): 56-62.

Prediction of Residual Preload of Bolted Connections Based on Improved GM(1, 1) Model

YUAN Qiuwei, YAO Qishui, YU Jianghong, YANG Wen

(College of Mechanical Engineering, Hunan University of Technology, Zhuzhou Hunan 412007, China)

Abstract: In view of the low efficiency in the prediction of the reliability of bolt connection by relying on few sample experimental data, based on GM(1, 1) prediction model, an optimization can be achieved from two aspects of the selection of original data and weakening treatment, and the prediction method of bolt connection residual preload has thus been proposed. Based on a case study of the bolt connection of current collector slide plate of the third rail train under lateral vibration, a verification can be achieved of the prediction method. The results show that, based on GM(1, 1) mean difference model, the prediction accuracy of bolt connection residual preload can be effectively improved by using metabolism method to select the original data, and then weakening the original data.

Keywords: residual preload of bolt connection; GM(1, 1) model; selection of original data; weakening treatment

收稿日期: 2020-11-12

基金项目: 湖南省自然科学基金资助项目(2018JJ4059); 湖南省研究生科研创新基金资助项目(CX1825)

作者简介: 袁秋炜(1995-), 男, 江苏南通人, 湖南工业大学硕士生, 主要研究方向为运载装备关键件安全服役科学, E-mail: 1054872193@qq.com

通信作者: 姚齐水(1968-), 男, 湖南醴陵人, 湖南工业大学教授, 博士, 硕士生导师, 主要从事机构学与机械动力学方面的教学与研究, E-mail: yaoqishui@126.com

1 研究背景

螺栓作为常用的紧固件, 因其有安装方便、装配便利、紧固牢靠等优点, 在轨道交通、核电、航空等领域被广泛应用^[1-3]。当螺栓联接处于动态载荷的工况时, 其更容易发生松动失效现象, 从而导致被连接件的脱离, 发生工程事故^[4]。

针对螺栓联接松弛的问题, 现有文献从机理、影响因素、检测等角度进行了研究。如在机理方面, 李志彬^[5]通过建立二维轴对称螺栓有限元模型, 得出了力和边界在异侧时, 可以有效提高螺纹承载力分布的均匀性的结论; O. Vingradov 等^[6]通过建立螺栓联接动力学模型, 得出高频率振动会造成螺栓松动的结论。杨夏明^[7]设计了盲孔螺栓联接结构松动试验的装置, 对剪切激励下盲孔螺栓联接的松动行为进行了研究, 得出随着螺栓预紧力的增加, 螺纹接触界面间越不易发生微观滑移的结论。在影响因素方面, 王崑等^[8]建立了受侧向激励的螺栓有限元模型, 分析了初始预紧力、摩擦系数对螺栓松弛机理的影响; Yang G. Q. 等^[9]通过螺栓联接的参数化三维有限元模型, 分析了不同螺距、不同螺纹数的螺栓联接的力学性能。在检测方面, 张姝等^[10]提出一种基于深度学习的输电线路螺栓检测系统, 该系统能够有效、精确地实现巡检图像中螺栓缺陷的实时检测; 艾延廷等^[11]提出了螺栓联接接触面非线性阻尼识别公式, 通过黏性阻尼比的变化来反映螺栓松动与否。吕佳欣等^[12]建立了基于蠕变全应变理论的螺栓联接预紧力松弛预测模型。

国内外学者对于螺栓联接松弛问题的研究, 大多是基于大量实验数据基础上进行分析和预测。但轨道交通、航天航空等领域, 对可靠性要求非常高, 要获得螺栓联接松弛的实验样本非常困难, 因此, 如何基于少样本对螺栓联接松弛进行预测还鲜有研究。

灰色系统理论因为具有不需要大量实验数据和先验概率分布函数的特点, 所以在处理少样本问题方面有较大优势, 在不同的经济和工程领域得到了广泛应用^[13-17]。本文基于灰色 GM(1, 1) 均值差分模型, 从原始数据选取方式和弱化处理两个角度对模型进行优化, 提出螺栓联接残余预紧力预测方法, 以横向振动工况下的第三轨列车受流器滑板螺栓联接为例, 对预测方法进行验证。

2 GM(1, 1) 预测模型

灰色系统理论以不确定性系统为分析对象, 从部分已知信息中提取有价值的信息, 实现对系统演化规律的描述和预测, 具有建模时所需数据样本较少、

计算简单且预测精度较高等特点, 在科学研究和工程建设中得到了广泛应用^[18]。

GM(1, 1) 模型是灰色预测的基本模型。其建模方法及处理流程是对原始的数据序列进行累加生成处理, 然后对模型求解, 得到定量的预测序列值, 最后还原处理, 得到原始数据的预测数据序列。

GM(1, 1) 模型有 4 种基本模型, 分别是原始差分模型 (original difference grey model, ODGM)、均值差分模型 (even difference grey model, EDGM)、离散差分模型 (discrete grey model, DGM) 和均值模型 (even grey model, EGM)。由于螺栓联接残余预紧力具有上下波动和非指数下降的特点, GM(1, 1) 均值差分模型对此类数据有较高的预测精度, 因此本研究采用均值差分模型 (EDGM) 进行分析。

2.1 模型表述

设序列 $X^{(0)}=(x^{(0)}(1), x^{(0)}(2), \dots, x^{(0)}(n))$,

式中 $x^{(0)}(k) \geq 0, k=1, 2, \dots, n$ 。

设 $X^{(0)}$ 的累加数据序列为 $X^{(1)}$,

$X^{(1)}=(x^{(1)}(1), x^{(1)}(2), \dots, x^{(1)}(k), \dots, x^{(1)}(n))$,

式中 $x^{(1)}(k) = \sum_{i=1}^k x^{(0)}(i), k=1, 2, \dots, n$ 。 (1)

令 $Z^{(1)}=(z^{(1)}(1), z^{(1)}(2), \dots, z^{(1)}(k), \dots, z^{(1)}(n))$

式中 $z^{(1)}(k) = (x^{(1)}(k) + x^{(1)}(k-1))/2, k=2, \dots, n$ 。 (2)

令 $x^{(0)}(k)az^{(1)}(k) = u$ (3)

为 GM(1, 1) 模型的原始形式。令 $-a$ 为发展系数, u 为灰色作用量。由式 (3) 可知, GM(1, 1) 模型的原始形式本质上是一元差分方程, 对于式中 $-a, u$, 可以通过最小二乘法进行求解。

设矩阵 $A=[a, u]^T$, 则 $A=(B^T B)^{-1} B^T Y$, (4)

式中 B, Y 分别为

$$B = \begin{bmatrix} -z^{(1)}(2) & 1 \\ -z^{(1)}(3) & 1 \\ \vdots & \vdots \\ -z^{(1)}(n) & 1 \end{bmatrix}, Y = \begin{bmatrix} x^{(0)}(2) \\ x^{(0)}(3) \\ \vdots \\ x^{(0)}(n) \end{bmatrix}。 (5)$$

经移项求解得均值差分模型的时间响应函数为

$$x^{(1)}(k) = \left(x^{(0)}(1) - \frac{u}{a} \right) \left(\frac{1-0.5a}{1+0.5a} \right)^k + \frac{u}{a}。 (6)$$

对时间响应函数进行还原处理:

$$x^{(0)}(k) = x^{(1)}(k) - x^{(1)}(k-1)。 (7)$$

将式 (6) 和式 (7) 联立求解可得,

$$x^{(0)}(k) = \left(\frac{-a}{1-0.5a} \right) \left(x^{(0)}(1) - \frac{u}{a} \right) \left(\frac{1-0.5a}{1+0.5a} \right)^k。 (8)$$

3 螺栓联接残余预紧力预测方法

螺栓联接残余预紧力是评价螺栓联接可靠性的重要参考指标,所以对螺栓联接残余预紧力进行预估和监控,可以有效避免螺栓联接失效所带来的危害。本研究基于改进 GM(1, 1) 均值差分模型对其进行研究,并从原始数据的选取方式和弱化处理两个角度进行优化。

3.1 原始数据的选取

在原始数据的选取方式中,不同的选取方式、不同的 GM(1, 1) 模型,都会导致不同的预测结果。即使同一个 GM(1, 1) 模型,由于原始数据可以选取其中不同部分来分析,求解出的发展系数不同,则其预测结果也会不一致。所以选择合适的原始数据选取方式对于提高预测精度有着重要影响。

随着时间序列的增加,旧数据对于系统行为的影响越来越小。随着新数据的补充,需要去除旧数据,这样选取的分析数据序列才更能反映未来系统行为的发展趋势。特别是,当系统发生质变,与旧系统的行为发生较大变化时,旧数据淘汰并补充新数据,是最合理的数据选取方法,且此种选取方式也遵循灰色理论的新信息优先原则。另外,在新数据补充的同时,将旧数据淘汰,可以保证数据总量基本不变,从而避免数据过多、计算量过大、计算速度和模拟效率下降等问题。

令未补充新数据,只有旧数据的 GM(1, 1) 模型为原始模型;令补充新数据,淘汰旧数据的 GM(1, 1) 模型为新陈代谢模型;令补充新数据,同时保留旧数据的 GM(1, 1) 模型为新数据模型。现举例计算,对上述 3 种模型进行误差比较。

设现有数据序列 $X^{(0)}=(60.70, 73.80, 86.20, 100.40, 123.30)$ 。补充的新数据 $x^{(0)}(6)=149.50$ 。

1) 原始模型模拟预测

由原始分析数据 $X^{(0)}=(60.70, 73.80, 86.20, 100.40, 123.30)$,使用最小二乘法,根据式(6),可得发展系数 $-a$ 为 0.17,灰色作用量 u 为 55.89。根据式(9),可得原始模型预测的模拟值和误差值,见表 1。

表 1 原始模型计算下数据对比及误差值

Table 1 Data comparison and error value with original model calculation

序列号	原始数据	模拟数据	残差值	误差值/%
2	73.80	72.42	1.38	1.87
3	86.20	86.04	0.16	0.18
4	100.40	102.24	-1.84	1.83
5	123.30	121.47	1.83	1.48
6	149.50	144.33	5.17	3.46

2) 新数据模型模拟预测

由原始分析数据 $X^{(0)}=(60.70, 73.80, 86.20, 100.40, 123.30, 149.50)$,可得新数据模型预测的模拟值和误差值,如表 2 所示。

表 2 新数据模型计算下数据对比及误差值

Table 2 Data comparison and error value with new data model calculation

序列号	原始数据	模拟数据	残差值	误差值/%
2	73.80	71.51	2.29	3.11
3	86.20	85.69	0.51	0.60
4	100.40	102.68	-2.28	2.27
5	123.30	123.03	0.27	0.22
6	149.50	147.43	2.07	1.38

3) 新陈代谢模型模拟预测

由原始分析数据 $X^{(0)}=(73.80, 86.20, 100.40, 123.30, 149.50)$,得新陈代谢模型预测的模拟值和误差值,见表 3。

表 3 新陈代谢模型计算下数据对比及误差值

Table 3 Data comparison and error table with metabolism model calculation

序列号	原始数据	模拟数据	残差值	误差值/%
2	73.80			
3	86.20	84.37	1.83	2.12
4	100.40	101.80	-1.41	1.40
5	123.30	122.85	0.45	0.36
6	149.50	148.24	1.26	0.84

3) 3 种模型结果对比

上述 3 种模型的预测值和误差值对比结果如表 4 所示。

表 4 3 种模型的参数、预测值和误差值对比

Table 4 Comparison of parameters, predicted values and errors of under three models

模型	$x^{(0)}(6)$ 的预测值	$x^{(0)}(6)$ 的残差值	$x^{(0)}(6)$ 的误差值/%
原始模型	144.33	5.17	3.46
新数据模型	147.43	2.07	1.39
新陈代谢模型	148.24	1.26	0.84

由表 4 可知,新陈代谢模型在 $x^{(0)}(6)$ 的预测准确性方面,其残差值和误差值均最小。所以螺栓联接残余预紧力的原始数据选取方式选用新陈代谢方式更为合理。

3.2 原始数据的弱化处理

选取合适的残余预紧力值作为原始数据。针对螺栓联接残余预紧力振荡浮动和前期衰减剧烈的特点,在直接生成累加数据序列之前,对原始分析数据进行多阶弱化处理。

多阶弱化处理属于缓冲算子处理的概念,其核心

是不动点定理, 即最新数据点经过计算后保持不变。当多阶弱化算子计算单调递减数据序列时, 整体模拟的数据值会变大, 因此数据序列的减小速率也变缓慢。由于多阶弱化处理使得分析数据序列变得平缓, 且遵循新信息优先原则, 能有效地减少奇异值对数据分析的影响。所以在对第三轨受流器滑板螺栓联接残余预紧力的原始数据累加生成前, 对其进行一阶弱化处理和二阶弱化处理, 与未多阶弱化处理的数据一同模拟分析, 并对其结果进行比对, 找到对螺栓联接残余预紧力数据序列合适的弱化处理阶数。

设原始数据

$$X^{(0)}=(x^{(0)}(1), x^{(0)}(2), \dots, x^{(0)}(k), \dots, x^{(0)}(n)),$$

式中 $x^{(0)}(k) \geq 0, k=2, \dots, n$ 。

对 $X^{(0)}$ 进行一阶弱化处理, 令

$$X^{(1)}=(x^{(0)}(1)d, x^{(0)}(2)d, \dots, x^{(0)}(k)d, \dots, x^{(0)}(n)d),$$

式中

$$x^{(1)}(k)d = \sum_{i=k}^n x^{(0)}i / (n+1-k), \quad (9)$$

则 $X^{(1)}$ 为一阶弱化处理后的数据序列。而二阶弱化处理, 是对一阶弱化处理后的数据序列 $X^{(1)}$ 再进行一次弱化处理。

4 算例分析

4.1 螺栓残余预紧力值的测量

数控横向振动试验台由传感器、夹紧装置、拧紧装置等零部件组成, 如图 1 所示。数控横向振动试验台可以通过传感器实时测量螺栓的残余预紧力。受测螺栓为第三轨列车受流器滑板螺栓联接中常用的型号, 公称直径为 14 cm。



图 1 数控横向振动试验台

Fig. Numerical control transverse vibration test bed

4.2 螺栓联接残余预紧力预测方法的验证

选取螺栓振动初期的残余预紧力变化, 作为模拟预测对象, 以确定螺栓联接 GM(1, 1) 模型的有效性。

1) 选取分析数据

根据所测的实验数据, 选取残余预紧力值为分析数据, 单位为 N。以下因为只分析数据的数值大小, 故将单位省略。设原始模型选取的数据序列 $X^{(0)}=(23\ 925.50, 20\ 660.00, 20\ 287.00, 20\ 170.00, 19\ 959.00, 19\ 896.00, 19\ 819.00, 19\ 765.50)$, 令新数据模型选取的序列为 $X^{(1)}=(23\ 925.50, 20\ 660.00, 20\ 287.00, 20\ 170.00, 19\ 959.00, 19\ 896.00, 19\ 819.00, 19\ 765.50, 19\ 759.00)$, 令新陈代谢模型选取的数据序列令为 $X^{(2)}=(20\ 660.00, 20\ 287.00, 20\ 170.00, 19\ 959.00, 19\ 896.00, 19\ 819.00, 19\ 765.50, 19\ 759.00)$ 。

对 $X^{(0)}$ 、 $X^{(1)}$ 和 $X^{(2)}$ 分别进行累加, 得到对应的累加序列, 并经过模拟计算, 分别得到其模拟数据、残差值和误差值表, 见表 5~7。

表 5 原始模型计算下的数据对比及误差值

Table 5 Data comparison and error value with original model calculation

序列号	原始数据	模拟数据	残差值	误差值 /%
2	20 660.00	20 501.00	159.00	0.77
3	20 287.00	20 359.00	69.00	0.34
4	20 170.00	20 218.00	-48.00	-0.24
5	19 959.00	20 077.00	-118.00	-0.59
6	19 896.00	19 938.00	-42.00	-0.21
7	19 816.00	19 800.00	16.00	0.08
8	19 765.50	19 663.00	102.50	0.52

表 6 新数据模型计算下的数据对比及误差值

Table 6 Data comparison and error value with new data model calculation

序列号	原始数据	模拟数据	残差值	误差值 /%
2	20 660.00	20 462.00	198.00	0.95
3	20 287.00	20 340.00	-53.00	-0.26
4	20 170.00	20 218.00	-48.00	-0.23
5	19 959.00	20 098.00	-139.00	-0.69
6	19 896.00	19 978.00	-82.00	-0.41
7	19 816.00	19 858.00	-42.00	-0.21
8	19 765.50	19 740.00	25.50	0.13

表 7 新陈代谢模型计算下的数据对比及误差值

Table 7 Data comparison and error value with metabolism model calculation

序列号	原始数据	模拟数据	残差值	误差值 /%
2	20 660.00			
3	20 287.00	20 224.00	63.00	0.31
4	20 170.00	20 132.00	38.00	0.18
5	19 959.00	20 041.00	-82.00	-0.41
6	19 896.00	19 950.00	-54.00	-0.27
7	19 816.00	19 859.00	-43.00	-0.21
8	19 765.50	19 769.00	-3.50	-0.01

3种模型的预测值和误差值对比见表8。

表8 3种模型的预测值和误差对比

Table 8 Comparison of predicted values and errors under three models

模型	$x^{(0)}$ (9)的预测值	$x^{(0)}$ (9)的残差值	$x^{(0)}$ (9)的误差值/%
原始模型	19 527.00	232.00	1.17
新数据模型	19 622.00	137.00	0.69
新陈代谢模型	19 680.00	79.00	0.39

由表8可知,新陈代谢模型在预测残差值和误差值方面,均优于另外两个模型的,所以螺栓联接残余预紧力预测方法的选取使用新陈代谢模拟可以更好

表9 3种模型的参数、预测值和误差对比

Table 9 Comparison of parameters, predicted values and errors of the three models

模型	$x^{(0)}$ (9)的预测值	$x^{(0)}$ (9)的残差值	$x^{(0)}$ (9)的误差值/%	$x^{(0)}$ (10)的预测值	$x^{(0)}$ (10)的残差值	$x^{(0)}$ (10)的误差值/%
原始模型	19 527.00	232.00	1.17	19 392.00	287.00	1.45
一阶弱化模型	19 688.00	71.00	0.36	19 638.00	41.00	0.20
二阶弱化模型	19 738.00	21.00	0.10	19 717.00	-38.00	-0.19

根据表9可知,对数据进行一阶和二阶弱化处理,使得预测准确度有了明显改善,故在对螺栓联接残余预紧力进行预测时,需要对分析数据进行弱化处理,以提高其预测精度。

4.3 螺栓联接残余预紧力预测方法的模拟预测

根据螺栓联接残余预紧力预测方法,对螺栓联接的残余预紧力进行模拟预测。为了减少计算量,加快计算速度,对实验数据进行等间隔选取。设原始数据序列 $X^{(0)}=(23\ 925.50, 19\ 566.50, 19\ 369.00, 19\ 115.00, 18\ 955.00, 18\ 797.50, 18\ 703.00, 18\ 578.00, 18\ 563.00, 18\ 424.00, 18\ 412.00)$ 。为验证模型,课题组选取前8个数据为分析数据,后3个数据为对比数据。则原始分析数据序列 $X^{(0)}=(23\ 925.50, 19\ 566.50, 19\ 369.00, 19\ 115.00, 18\ 955.00, 18\ 797.50, 18\ 703.00, 18\ 578.00)$ 。经计算,得出一阶弱化处理数据序列 $X^{(1)}=(19\ 626.00, 19\ 012.00, 18\ 919.70, 18\ 830.00, 18\ 758.60, 18\ 693.00, 18\ 641.00, 18\ 578.00)$,二阶弱化处理数据序列 $X^{(2)}=(18\ 882.00, 18\ 776.00, 18\ 736.80, 18\ 700.00, 18\ 667.80, 18\ 637.50, 18\ 609.70, 18\ 578.00)$ 。通过螺栓联接均值 GM(1, 1)模型进行计算分析,得到的模拟

地提高预测精度。

2) 弱化处理阶数

设原始分析数据序列 $X^{(0)}=(23\ 925.50, 20\ 660.00, 20\ 287.00, 20\ 170.00, 19\ 959.00, 19\ 896.00, 19\ 819.00, 19\ 765.50)$ 。经过计算,得其一阶弱化处理数据序列为 $X^{(1)}=(20\ 560.00, 20\ 079.00, 19\ 983.00, 19\ 922.00, 19\ 860.00, 19\ 827.00, 19\ 792.00, 19\ 765.50)$,二阶弱化处理数据序列为 $X^{(2)}=(19\ 973.60, 19\ 889.80, 19\ 858.20, 19\ 833.30, 19\ 811.10, 19\ 794.90, 19\ 778.90, 19\ 765.50)$ 。对3种分析数据,通过均值差分 GM(1, 1)模型进行模拟预测。3种模型的发展系数、预测值和误差对比结果如表9所示。

预测值,如图2所示。

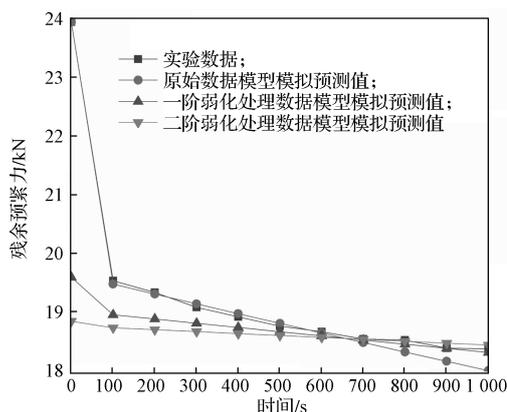


图2 不同处理数据方法的残余预紧力变化曲线

Fig. 2 Variation curves of residual preload with different data processing methods

由图2可知,原始数据模型对已知数据的模拟值,与真实值间的误差较小。但其预测值的误差随着振动时间的增加,相较于其他两个模型明显变大。所以在预测值方面,弱化处理模型的精度更加准确。3种模型在预测值方面的误差值见表10。

表10 3种模型的参数、预测值和误差对比

Table 10 Comparison of parameters, predicted values and errors of the three models

模型	$x^{(0)}$ (9)的预测值	$x^{(0)}$ (9)的误差值/%	$x^{(0)}$ (10)的预测值	$x^{(0)}$ (10)的误差值/%	$x^{(0)}$ (11)的预测值	$x^{(0)}$ (11)的误差值/%	3个预测值的平均误差/%
原始模型	18 360	1.95	18 201	1.21	18 044	1.99	1.72
一阶弱化模型	18 492	0.38	18 422	0.01	18 352	0.32	0.24
二阶弱化模型	18 542	0.11	18 510	-0.46	18 478	0.35	0.31

由表 10 可知 3 种模型对于 3 个预测值的平均相对误差分别为 1.72%, 0.24%, 0.31%。对于螺栓联接 GM(1, 1) 模型而言, 对数据进行一阶弱化处理比二阶弱化处理的模型精度高。根据螺栓联接残余预紧力预测方法对螺栓联接残余预紧力进行预测, 验证了螺栓联接残余预紧力预测方法的可靠性。

5 结论

1) 当螺栓联接处于横向振动工况时, 通过新陈代谢的方法选取残余预紧力数据序列, 作为原始数据, 能减小螺栓联接残余预紧力预测方法的误差;

2) 对螺栓联接残余预紧力数据, 进行弱化处理, 尤其是一阶弱化处理, 能有效地提高螺栓联接残余预紧力预测方法的准确性;

3) 根据螺栓联接残余预紧力预测方法对算例中螺栓联接残余预紧力进行预测, 验证了螺栓联接残余预紧力预测方法的可靠性。

参考文献:

- [1] 许俊龙, 汪涛, 马官兵, 等. 核电厂堆芯围板螺栓在役检查系统设计[J]. 核科学与工程, 2020, 40(4): 603-608.
XU Junlong, WANG Tao, MA Guanbing, et al. Design of In-Service Inspection System for Baffle Bolts of Nuclear Power Plant[J]. Nuclear Science and Engineering, 2020, 40(4): 603-608.
- [2] 胡宏力, 韦凯, 王绍华, 等. 地铁扣件轨下调高对 T 型螺栓的影响分析[J]. 铁道建筑, 2020, 60(7): 132-135.
HU Hongli, WEI Kai, WANG Shaohua, et al. Effect of Height Adjustment Under Rail of Metro Fasteners on T-Bolt[J]. Railway Engineering, 2020, 60(7): 132-135.
- [3] 谭志勇, 张中原, 郑日恒, 等. 飞行器典型结构的热适配分体螺栓连接技术[J]. 航空学报, 2020, 41(8): 288-294.
TAN Zhiyong, ZHANG Zhongyuan, ZHENG Riheng, et al. Connection Technique for Thermal Adaptive Bolts with Split-Piece Design in Typical Vehicle Structures[J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica, 2020, 41(8): 288-294.
- [4] KRAMER A, BARBOSA A R, SINHA A. Performance of Steel Energy Dissipators Connected to Cross-Laminated Timber Wall Panels Subjected to Tension and Cyclic Loading[J]. Journal of Structural Engineering, 2016, 142(4): E4015013.
- [5] 李志彬. 螺栓连接结构松动失效机理研究[D]. 大连: 大连理工大学, 2019.
LI Zhibin. Study on Self-Loosening Failure Mechanism of Bolted Joint Structure[D]. Dalian: Dalian University of Technology, 2019.
- [6] VINOGRADOV O, HUANG X. On a High Frequency Mechanism of Self-Loosening of Fasteners[C]// Proceedings of 12th ASME Conference on Mechanical Vibration and Noise. Montreal: ASME, 1989: 131-137.
- [7] 杨夏明. 剪切激励下盲孔螺栓连接结构的松动机理研究[D]. 成都: 西南交通大学, 2019.
YANG Xianning. Study on Loosening Mechanism of Blind Bolt Connection Under Shear Excitation[J]. Chengdu: Southwest Jiaotong University, 2019.
- [8] 王威, 徐浩, 马跃, 等. 振动工况下螺栓连接自松弛机理研究[J]. 振动与冲击, 2014, 33(22): 198-202.
WANG Wei, XU Hao, MA Yue, et al. Self-Loosening Mechanism of Bolted Joints Under Vibration[J]. Journal of Vibration and Shock, 2014, 33(22): 198-202.
- [9] YANG G Q, HONG J, ZHU L B, et al. Three-Dimensional Finite Element Analysis of the Mechanical Properties of Helical Thread Connection[J]. Chinese Journal of Mechanical Engineering, 2013, 26(3): 564-572.
- [10] 张姝, 王昊天, 董骁翀, 等. 基于深度学习的输电线路螺栓检测技术[J]. 电网技术, 2020, 11: 1-8.
ZHANG SHU, WANG Haotian, DONG Xiaozhong, et al. Bolt Detection Technology of Transmission Line Based on Deep Learning[J]. Power System Technology, 2020, 11: 1-8.
- [11] 艾延廷, 刘成明, 王志, 等. 基于非线性阻尼识别的螺栓连接检测技术[J]. 振动与冲击, 2020, 39(9): 138-143, 180.
AI Yanting, LIU Chengming, WANG Zhi, et al. Technology for Detecting Bolted Joints Based on Nonlinear Damping Identification[J]. Journal of Vibration and Shock, 2020, 39(9): 138-143, 180.
- [12] 吕佳欣, 肖毅. 复合材料螺栓连接预紧力松弛的改进预测模型[J]. 工程力学, 2018, 35(10): 229-237.
LÜ Jiaxin, XIAO Yi. Improved Approach to Modelling Preload Relaxation in Bolted Composite Joints[J]. Engineering Mechanics, 2018, 35(10): 229-237.
- [13] 王慧, 井伟川, 赵国超, 等. 基于灰色系统模型 GM(1, 1) 改进 Miner 准则的液压支架底座疲劳寿命预测[J]. 上海交通大学学报, 2020, 54(1): 106-110.
WANG Hui, JING Weichuan, ZHAO Guochao, et al. Fatigue Life Prediction for Hydraulic Support Foundation Based on Grey System Model GM(1, 1) Improved Miner Criterion[J]. Journal of Shanghai Jiao Tong University, 2020, 54(1): 106-110.

