

结合数字孪生的斜拉桥系统更新和响应预测*

方圣恩^{1,2}, 郭新宇¹

(1. 福州大学土木工程学院 福州, 350108)

(2. 福州大学土木工程防震减灾信息化国家地方联合工程研究中心 福州, 350108)

摘要 由于传统建模方法难以反馈桥梁系统参数和响应的细微变化,为此提出了以数字孪生体作为结构系统的高保真映射模型。首先,定义数字孪生体包含物理孪生层、数字孪生层和信息交互媒介3部分,数字孪生层的孪生模型是对斜拉桥物理实体的虚拟映射,通过信息交互媒介实现不同层间信息的实时传递;其次,针对具体应用提出了结构信息化、信息数据化和数据模型化3条建模准则,实现对斜拉桥物理实体的信息勾勒和可视化过程,建立高保真的斜拉桥数字孪生模型;最后,以一座实桥端锚索的监测数据为感知信息,将变化的索参数实时反馈给孪生模型,实现模型更新和响应预测。研究表明,所提出的数字孪生建模方法能及时反馈实桥的参数变化,并预测由此造成的索力、塔顶偏位及主梁跨中挠度的细微改变。

关键词 斜拉桥;数字孪生体;建模框架和准则;孪生模型更新;信息交互媒介

中图分类号 TU375;TH701

引言

大跨度桥梁服役期间需承受复杂多样的外荷载作用 and 环境影响,受力构件的性能劣化是长期缓慢的演变过程,短期内对桥梁状态和力学行为的影响很小,难以察觉安全隐患的存在。当构件损伤累积到一定程度时,可能发生突然破坏,导致局部区域的关联性破坏。因此,能准确、实时地反馈桥梁的细微状态变化,建立一个可以实时更新的高保真模型是必不可少的。由于大跨度桥梁几何尺寸大、构件繁多、材料类型多样、构件连接情况和结构边界条件复杂、传感器数目和布设位置的限制,以及环境噪声对测量响应的影响,使得基于优化反演的模型更新方法难以及时反馈桥梁系统参数的微小改变,不能及时发现早期局部损伤对结构力学行为变化的细微影响,不利于结构健康监测。

数字孪生早期称为信息镜像模型,通过信息技术对物理实体的组成、特征、功能和性能进行数字化定义和建模^[1]。换言之,数字孪生可通过物理空间与数字空间的交互映射,实现对真实世界结构的高度仿真,可用于基础设施、航空航天和汽车工业等,例如对结构动力系统的分析^[2]。在土木工程领域,研究人员初步探索了数字孪生技术的应用,例如桥

梁易损性分析^[3]、装配式建筑施工^[4]、预应力钢结构张拉仿真^[5]、钢桥疲劳寿命预测^[6]等。Lin等^[3]将有限元模型作为数字孪生模型,探索了基于数字孪生技术的斜拉桥倒塌易损性分析的可行性。刘占省等^[4]提出了装配式建筑施工过程空间维度建模的数字孪生应用框架,验证了数字孪生建模方法在构件吊装安全风险管理的可行性和有效性。Liu等^[5]针对预应力钢结构拉索张拉过程多维度、大尺度、张拉资源调度复杂等问题,提出了一种数字孪生与人工智能集成驱动的预应力索智能张拉方法。Jiang等^[6]基于数字孪生建立了一个多尺度疲劳寿命预测框架,能够模拟微观结构不确定性影响下的微小裂缝,并结合钢桥面试件验证了方法的可行性。上述研究对数字孪生技术在土木工程领域的应用进行了初步理论探索,揭示了可观的应用前景,但目前尚未建立统一的数字孪生模型建模准则和分析流程,不利于推广应用。

拉索作为连接斜拉桥主梁和桥塔的关键受力部件,长期处于高应力水平下的振动受力状态,易发生断丝、疲劳失效等问题^[7],因此索力的实时监测是斜拉桥健康监测中的重要一环^[8-9],也是反馈斜拉桥受力状态变化的重要指标。常规的索力测试方法包括

* 国家自然科学基金资助项目(52178276);福建省自然科学基金资助项目(2021J01601);福州市科技计划资助项目(2021-Y-084)

收稿日期:2022-12-09;修回日期:2023-01-09

直接法和间接法^[10]。直接法多用于斜拉索施工过程的张拉力监控。间接法一般用于斜拉桥检测和在线监测,通过测量与索力相关的参数或响应来推算索力。但是,索的边界条件假定、非线性振动、倾角和抗弯刚度等因素会影响索力计算的准确性,同时环境噪声对振动测试精度的影响也难以忽略,这些因素不利于对索力微小变化的准确判断^[11-12]。此外,索力变化所关联的桥梁结构其他响应指标变化也依赖于高保真模型的计算反馈。数字孪生技术可以将现实世界中有关物理实体的信息(特别是监测感知数据)反馈给虚拟世界的数字孪生模型^[13-14],后者对物理信息变化做出及时更新,即物理实体和数字孪生模型之间通过实时匹配形成数字孪生体,这为大跨度桥梁的实时精细化系统识别和响应预测提供了新思路。

笔者提出了适用于土木工程数字孪生体的建模准则和框架,并基于一座实际钢拱塔斜拉桥,研究了数字孪生建模和更新方法。以神经网络作为联系斜拉桥物理实体与孪生模型的信息交互媒介,实现拉索振动参数、索力等信息的虚实实时交互,通过孪生模型更新来识别斜拉桥体系的微小状态变化。由于本研究的核心内容在于探索土木工程数字孪生体的建模方法和基本应用流程,故仅采用易于理解的算例。

1 土木工程数字孪生建模准则和框架

土木结构的数字孪生镜像不单指传统意义上的模型镜像,还蕴含着与结构物理实体完全等价的信息镜像,即数字孪生模型融合了所有与结构全寿命周期内的相关信息,包括设计、施工到运维3个阶段,并根据不同阶段感知信息来实时更新数字孪生模型,实现对物理实体的高度仿真。例如:在施工阶段,可根据结构物理实体的施工进度构建和更新数字孪生模型,期间施工监控获取的感知数据和仿真数据不断交互,保障施工孪生模型的高保真度。结构竣工后进入运维阶段,以竣工结构的孪生模型为基础,将结构检、监测信息作为感知数据反馈给孪生模型,实现对孪生模型的不断更新。

1.1 数字孪生建模框架

如图1所示,笔者建立了土木工程数字孪生体

建模框架,提出的土木工程数字孪生体概念由物理孪生层、数字孪生层和信息交互媒介3部分组成。物理孪生层负责提供结构物理实体的相关信息,体现为感知数据并传递给数字孪生层;数字孪生层对上述信息数据进行挖掘、分析,建立物理实体的数字孪生模型,并根据实时感知数据进行不断更新;信息交互媒介则为实现物理实体与数字孪生模型之间信息沟通(感知数据传递)的纽带。

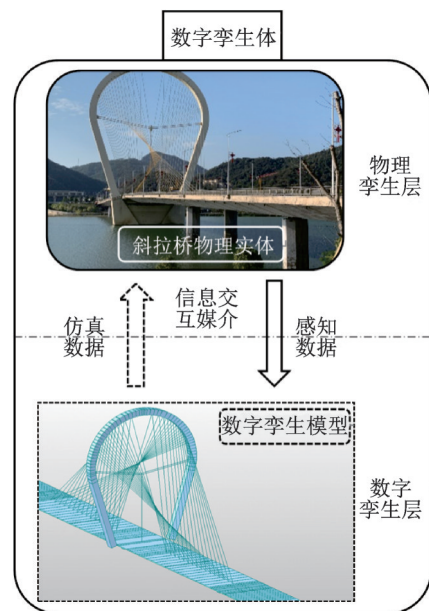


图1 土木工程数字孪生体建模框架

Fig.1 Illustration of digital twins of civil structures

以斜拉桥为例,框架各部分的具体定义如下:

物理孪生层:主要包含斜拉桥结构的物理实体和桥上布设的传感设备。物理实体提供了设计、施工及检测等信息;传感设备则用于获取桥梁施工、运营期间的构件响应信息,用于实现斜拉桥孪生模型实时更新。

数字孪生层:是斜拉桥物理实体的虚拟映射,核心为数字孪生模型,能够实现对物理实体参数变化的等价或高保真反馈。

信息交互媒介:指实现结构物理实体与数字孪生模型间信息相互传递的载体,通过及时传递物理孪生层中获取的感知数据,实时更新数字孪生层中数字孪生模型的模型参数。

1.2 数字孪生建模准则

为实现具体应用,笔者提出了适用于土木工程数字孪生建模的3条准则。

1) 结构信息化。实际运营中的土木结构往往具有唯一性、不确定性和受力性能复杂等特点,为了更好地描述结构,建立与实际结构相符的孪生模型,需要了解尽可能多的结构信息,包括设计、施工和运营等阶段。设计、施工阶段信息以图纸和现场记录为主;运营期间不仅包含了检测、维修等信息,还有布设的传感设备获取的感知数据。

2) 信息数据化。信息无法提供直观的人机交互和展示,需要以数据为载体,即土木结构信息通过数据化后才能存储、传输和使用,是一个数字化过程。为了以结构参数和响应数据来反映结构特征,将结构信息数据化,才能实际应用。可见,信息数据化即信息可视化过程。

3) 数据模型化。对于土木结构来说,外部感知数据的变化意味着结构自身参数的改变。将这种改变映射到结构的有限元模型、建筑信息模型或其他类型仿真模型上,形成数字孪生体。通过孪生模型不断更新,实现对物理实体参数变化的高保真反馈,以及对系统细微变化的精确识别。孪生模型和物理实体间的信息传递和反馈,通过信息交互媒介完成。

数字孪生建模时,获取研究对象的特征信息(代表性感知数据)是实现物理实体数字化描述及精准映射的前提,也是数据模型化的关键。数据特征的提取依赖于数据挖掘算法,比如深度学习算法^[15]、

贝叶斯网络^[16]、粒子群优化^[17]等均可用于各种背景下的数字孪生模型构建,为数字孪生技术的落地提供了重要支持。

2 斜拉桥数字孪生建模

2.1 斜拉桥孪生建模流程

斜拉桥数字孪生技术应用流程如图 2 所示。结合提出的建模准则,对建立过程进行阐述。

首先,收集斜拉桥设计、施工图纸和检测、维修记录,结合现场采集的监测数据,作为斜拉桥物理实体的信息来源,通过信息数据化获取感知数据,用于后续数字孪生模型的建立。

其次,为实现所提出建模规则中的数据模型化,根据收集的信息(感知数据)建立斜拉桥仿真模型作为数字孪生模型,与物理实体一起构成了斜拉桥的数字孪生体。

然后,为实现数字孪生模型的实时更新,需要选取某类能反映斜拉桥结构参数变化的感知数据。例如:能反映斜拉索索力变化的索振动加速度时程、监测桥塔偏位的倾角值、与主梁变形相关的挠度监测值等数据。

最后,将新感知数据所对应的结构参数输入数字孪生模型,指导模型朝着物理实体真实的服役状况去更新、演化。

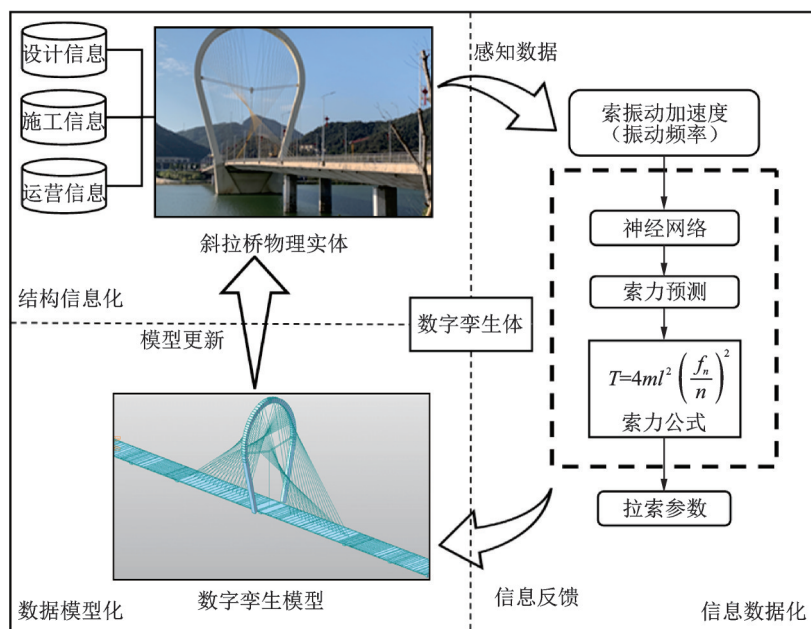


图 2 斜拉桥数字孪生技术应用流程

Fig.2 Application flowchart of digital twin technology for a cable-stayed bridge

2.2 信息交互媒介——神经网络应用

建立结构物理实体的高保真孪生模型的关键是在二者间进行高效、精确信息传递的媒介。为了便于理解数字孪生技术在斜拉桥系统更新和识别中的应用,以拉索索力变化作为斜拉桥孪生模型的更新依据。简单起见,暂不考虑其他部件如主梁、桥塔等参数的变化。以有限元模型作为斜拉桥孪生模型,建立了斜拉桥上部结构模型。

由于在实际工程中拉索索力的影响因素复杂多样,感知数据与索参数之间的关系难以通过显示方式表达。为此,采用具备良好非线性映射性能的神经网络^[18],结合索力与索参数公式,建立感知数据与索参数间的联系。工程中常用的索力简化计算公式^[19]为

$$T = 4ml^2 \left(\frac{f_n}{n} \right)^2 \quad (1)$$

其中: T 为拉索索力; f_n 为第 n 阶固有频率; m 为拉索的质量密度; l 为拉索长度。

可见,索力与拉索固有频率、质量密度以及索长相关。因此,以加速度感知数据获取的基频为输入,通过神经网络建立索力和索振动参数间的隐式映射关系,即以频率作为神经网络的输入层神经元,被监测索的索力作为输出层神经元。在预测对应索力的同时,根据式(1)反推索长与质量密度的改变,作为斜拉桥数字孪生模型更新的依据,即以神经网络作为斜拉桥物理实体和孪生模型的信息交互媒介,用于高效完成信息传递过程。通过对拉索参数的实时修正,保证了仿真模型的“孪生”性质。需要说明的是,除了神经网络外,信息交互媒介也可采用数学关系式、物理表达式等其他形式,建立感知数据与结构参数间的联系,为数字孪生模型更新提供实时信息传递。

考虑到实践中不可能直接获取桥梁全寿命周期的参数演化及索力改变信息,想要训练出能准确预测斜拉桥全寿命周期内索力变化的神经网络是不切实际的。因此,可采用预设的数值训练样本或某时间段内的实测数据来建立神经网络。此外,为了确保数字孪生模型是对物理实体的实时映射,可根据新增的感知数据对神经网络进行重训练,使得信息交互媒介也处于不断更新过程。

考虑到神经网络的预测精度与训练样本息息相

关,新样本下的索力预测值可能超过训练样本的区间。因此,设置索力阈值区间作为重训练的触发条件。该区间的确定原则为:假设取 m 组数据作为训练样本,根据统计分析获得 m 个索力值95%置信区间。当索力预测值不在置信区间时,说明该索可能发生异常,需要特别关注。此外,建议使用小批量样本,这样可以大幅降低网络参数更新时的方差,使收敛更加稳定。同时,每一轮的迭代训练可以将样本顺序打乱,防止出现局部寻优问题。

3 实际案例

笔者以一座实际钢拱塔斜拉桥为研究对象,斜拉桥全长为453 m,主梁为预应力钢筋混凝土连续箱梁,单箱四室;每侧索面共有16对斜拉索,全桥共有64根斜拉索;主塔高为82.2 m,采用等腰梯形闭合截面钢箱拱结构,通过钢-混结合过渡的方式与混凝土拱座相连。为平衡拱塔的水平推力,塔上设置有Y形系杆拉索体系。该桥布设了健康监测系统,对主梁、钢拱塔、支座和拉索进行不间断监测,在部分拉索上安装了用于索力监测的加速度传感器,监测索包括长索、中长索和短索。图3为钢拱塔斜拉桥示意图。

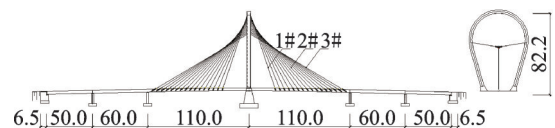


图3 钢拱塔斜拉桥示意图(单位:m)

Fig.3 Schematic diagram of the cable-stayed bridge with a steel arch tower (unit:m)

3.1 斜拉桥数字孪生建模

斜拉桥数字孪生建模步骤如下:①收集该钢拱塔斜拉桥的设计图、施工图(记录)和运营期检测、维护等相关信息,进行整理、甄别和汇总;②将有用的结构信息进行数字化存储,完成结构信息化和信息数据化的过程;③根据以上信息(感知数据)建立上部结构的有限元模型,作为该桥物理实体对应的数字孪生模型,其间通过反向传播(back propagation,简称BP)神经网络^[19]建立实时监测数据与索力间映射关系,作为联系物理实体与孪生模型的媒介,完成数据模型化过程;④通过孪生模型更新实现对拉索参数变化的精细化识别,并预测结构响应。除了索

力之外,其他类型的监测数据如桥塔偏位、主梁挠度等也可用于孪生模型更新。

采用该斜拉桥处于正常运营状态下的某一时间段内索力监测数据作为样本,进行神经网络训练,将拉索长度改变带来的影响等效为质量密度的改变,即通过调整拉索密度实现对索长变化的等效。鉴于端锚索的索力通常较大且易出现疲劳损伤,故选取图 3 中 3# 索连续 7 d 的监测数据,通过提取振动基频计算对应索力,以索每小时的平均索力为 1 组样本,获得共 168 组样本,作为神经网络的训练和测试样本。图 4 为 3# 索连续 7 d 24 h 索力变化的监测数据。可见,第 4 天的索力起伏较大,因此选取第 4 天的数据作为测试样本,剩余 6 d 的数据作为训练样本,计算出训练样本的索力 95% 置信区间为 [2 247.70, 2 262.60] kN。当神经网络预测值不在该区间,即认为监测索力出现异常。

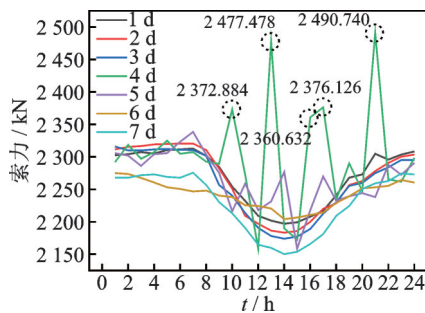


图 4 3# 索连续 7 d 24 h 索力变化的监测数据
Fig.4 One-week monitoring data of the 3# cable

图 5 为某时刻下斜拉桥数字孪生模型。以批训练方式对 6 d 的 144 组基频-索力样本进行训练,训练算法采用 Adam 优化算法^[20]。该算法结合动量法和自适应学习率算法的优点,可以在训练过程中自适应调整学习率和模型参数。对样本输入次序做随机打乱处理,设置小批量样本为 5,所有样本训练一遍需要迭代 29 次,最终确定网络拓扑为 1-3-3-1,迭代 800 次后损失函数降低至 0.065 59。将训练的 BP 神经网络结合式(1),计算某时刻下的索参数(等效容重),将其输入斜拉桥孪生模型,实现对模型的更新,作为当前时刻斜拉桥物理实体的实时状态高保真映射。

3.2 基于数字孪生模型的系统识别和响应预测

表 1 为索参数识别及结构响应预测,给出了第 4 天的实测数据代入神经网络后的索力预测值和对应

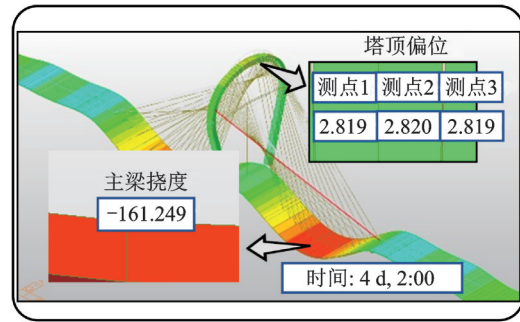


图 5 某时刻下斜拉桥数字孪生模型

Fig.5 Digital twin model of the cable-stayed bridge at certain time

的索参数值。可见,相关变化值非常小,最大、最小值仅为 $8.168 \times 10^{-5} \text{N/mm}^3$ 与 $7.179 \times 10^{-5} \text{N/mm}^3$ 。以 2:00 点为例,索力预测值为 2 261.66 kN,比前一小时的 2 259.09 kN 变化了 2.57 kN,变化量仅为 0.11%;同时识别出索等效容重。此时主梁跨中竖向挠度为 161.429 mm,没有发生变化;对于主塔,塔顶最大标高处(图 5 中测点 2)的纵桥向偏位为 2.820 mm,相比上一时刻没有改变,与之相邻的单元节点(测点 1, 3)纵向偏位均为 2.819 mm,与上一时刻相比发生了 0.001 mm 的变化。可见,孪生模型能够很好地反馈结构细微变化。

图 4 中实测索力在 10:00, 13:00, 15:00, 16:00 及 21:00 时不在置信区间 [2 247.70, 2 262.60] kN,则判断这些时段内索力可能出现异常。与索力实测值对比发现,孪生模型同样准确预测了异常索力的发生。例如在 13:00 时,索力预测值为 2 276.61 kN,比前一小时变化了 30.52 kN,变化率为 1.36%,明显大于 2:00 的变化量。此时主梁挠度为 161.427 mm,变化量为 0.002 mm;主塔塔顶 3 个测点的纵向偏位分别为 2.818, 2.819 和 2.818 mm,与上一时刻相比发生了 0.008, 0.009 和 0.008 mm 的变化,可见孪生模型很好地预测了结构响应变化。

由上述分析发现,索力出现异常值后,斜拉桥结构的响应变化非常小,而采用有限元模型修正方法很难识别如此小的变化。将索参数反馈到斜拉桥数字孪生模型,通过更新模型即可较好地预测钢拱塔塔顶偏位和主梁挠度值的微小变化,反映出该变化也存在于斜拉桥物理实体中。此研究成果体现了数字孪生模型在高精度仿真上的优越性,能实时反馈桥梁的细微工作状态变化,在大跨度桥梁健康监测领域有着良好的应用前景。

表1 索参数识别及结构响应预测

Tab.1 Identification of cable parameters and prediction of structural responses

时刻	索力预测值/kN	索等效容重/ ($10^{-5} \text{ N}\cdot\text{mm}^{-3}$)	塔顶偏位/mm			主梁跨中挠度/mm
			测点1	测点2	测点3	
1:00	2 259.090	7.738	2.820	2.820	2.820	161.429
2:00	2 261.660	7.657	2.819	2.820	2.819	161.429
3:00	2 259.580	7.722	2.820	2.820	2.820	161.429
4:00	2 260.560	7.691	2.819	2.820	2.819	161.429
5:00	2 262.250	7.639	2.819	2.820	2.819	161.428
6:00	2 260.320	7.699	2.819	2.820	2.819	161.429
7:00	2 260.560	7.691	2.819	2.820	2.819	161.429
8:00	2 259.160	7.736	2.820	2.820	2.820	161.429
9:00	2 258.850	7.745	2.820	2.820	2.820	161.429
10:00	2 266.820	7.499	2.819	2.819	2.819	161.428
11:00	2 257.280	7.796	2.820	2.820	2.820	161.429
12:00	2 246.090	8.168	2.810	2.810	2.810	161.430
13:00	2 276.610	7.214	2.818	2.819	2.818	161.427
14:00	2 249.180	8.062	2.820	2.821	2.820	161.430
15:00	2 247.430	8.122	2.821	2.821	2.821	161.430
16:00	2 265.660	7.534	2.819	2.820	2.819	161.428
17:00	2 267.130	7.490	2.819	2.819	2.819	161.428
18:00	2 253.490	7.918	2.820	2.820	2.820	161.429
19:00	2 258.920	7.743	2.820	2.820	2.820	161.429
20:00	2 254.780	7.876	2.820	2.820	2.820	161.429
21:00	2 277.830	7.179	2.818	2.819	2.818	161.427
22:00	2 256.530	7.819	2.820	2.820	2.820	161.429
23:00	2 256.180	7.831	2.820	2.820	2.820	161.429
24:00	2 259.710	7.718	2.820	2.820	2.820	161.429
最大值	2 277.830	8.168	2.821	2.821	2.821	161.430
最小值	2 246.090	7.179	2.810	2.810	2.810	161.427

4 结 论

1) 提出的物理孪生层、数字孪生层和信息交互媒介的建模框架为土木工程数字孪生体的构建提供了依据,而结构信息化、信息数据化和数据模型化这3条建模准则为数字孪生体的构建提供了可操作性。

2) 将神经网络作为结构物理实体和数字孪生模型间的信息交互媒介是行之有效的方法。拉索参数变化的及时反馈为斜拉桥孪生模型的实时更新提供了支持,进而能预测斜拉桥物理实体的细微状态变化。

3) 数字孪生模型的参数更新可以仅针对部分被监测构件(如本研究算例的斜拉索),再经由孪生模型的更新来推算其他响应(如塔顶偏位和主梁挠

度)的变化。

参 考 文 献

- [1] 陶飞,刘蔚然,张萌,等.数字孪生五维模型及十大领域应用[J].计算机集成制造系统,2019,25(1):1-18.
TAO Fei, LIU Weiran, ZHANG Meng, et al. Five-dimension digital twin model and its ten applications[J]. Computer Integrated Manufacturing Systems, 2019, 25(1):1-18. (in Chinese)
- [2] CHAKRABORTY S, ADHIKARI S. Machine learning based digital twin for dynamical systems with multiple time-scales[J]. Computers & Structures, 2020, 243:106410.
- [3] LIN K Q, XU Y L, LU X Z, et al. Digital twin-based collapse fragility assessment of a long-span cable-stayed bridge under strong earthquakes [J]. Automation in

- Construction, 2021(2):103547.
- [4] 刘占省,邢泽众,黄春,等.装配式建筑施工过程数字孪生建模方法[J].建筑结构学报,2021,42(7):213-222.
- LIU Zhansheng, XING Zezhong, HUANG Chun, et al. Digital twin modeling method for construction process of assembled building[J]. Journal of Building Structures, 2021, 42(7): 213-222. (in Chinese)
- [5] LIU Z S, SHI G L, ZHANG A S, et al. Intelligent tensioning method for prestressed cables based on digital twins and artificial intelligence [J]. Sensors, 2020, 20(24):7006.
- [6] JIANG F, DING Y L, SONG Y S, et al. Digital twin-driven framework for fatigue life prediction of steel bridges using a probabilistic multiscale model: application to segmental orthotropic steel deck specimen [J]. Engineering Structures, 2021, 241:112461.
- [7] XUE S L, SHEN R L, SHAO M L, et al. Fatigue failure analysis of steel wire rope sling based on share-splitting slip theory [J]. Engineering Failure Analysis, 2019, 105: 1189-1200.
- [8] ZHAO W J, ZHANG G W, ZHANG J. Cable force estimation of a long-span cable-stayed bridge with microwave interferometric radar [J]. Computer-Aided Civil and Infrastructure Engineering, 2020, 35: 1419-1433.
- [9] YAN B F, CHEN W B, YU J Y, et al. Mode shape-aided tension force estimation of cable with arbitrary boundary conditions[J]. Journal of Sound and Vibration, 2019, 440: 315-331.
- [10] ZUI H, SHINKE T, NAMITA Y. Practical formulas for estimation of cable tension by vibration method [J]. Journal of Structural Engineering, 1980,525(6):651-656.
- [11] 贺文宇,孟凡成,任伟新.斜拉索倾角对振动法测索力的精度影响[J].振动、测试与诊断,2021,41(4):792-796.
- HE Wenyu, MENG Fancheng, REN Weixin. Influence of inclination angle on accuracy of vibration based cable force identification [J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2021,41(4):792-796. (in Chinese)
- [12] FOTI F, GEUZAIN M, DENOL V. On the identification of the axial force and bending stiffness of stay cables anchored to flexible supports [J]. Applied Mathematical Modelling, 2021,92: 798-828.
- [13] GRIEVES M, VICKERS J. Digital twin: mitigating unpredictable, undesirable emergent behavior in complex systems [M] //KAHLEN F J, FLUMERFELT S, ALVES A. Transdisciplinary perspectives on complex systems: new-findings and approaches.[S. l.]: Springer International Publishing, 2016: 85-113.
- [14] VAN-DER-HORN E, MAHADEVAN S. Digital twin: generalization, characterization and implementation[J]. Decision Support Systems, 2021, 145: 113524.
- [15] BOOYSE W, WILKE D N, HEYNS S. Deep digital twins for detection, diagnostics and prognostics [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2020, 140: 106611-106612.
- [16] JYA B, YUE S A, DT A, et al. A digital twin approach based on nonparametric Bayesian network for complex system health monitoring[J]. Journal of Manufacturing Systems, 2021, 58: 293-304.
- [17] LUO W C, HU T L, YE Y X, et al. A hybrid predictive maintenance approach for CNC machine tool driven by digital twin [J]. Robotics and Computer-Integrated Manufacturing, 2020, 65:101974.
- [18] BISHOP C M. Neural networks for pattern recognition [M]. Oxford: Clarendon Press, 1995: 140-148.
- [19] FANG Z, WANG J Q. Practical formula for cable tension estimation by vibration method [J]. Journal of Bridge Engineering, 2012,17(1):161-164.
- [20] KINGMA D, BA J. Adam: a method for stochastic optimization [C]//International Conference on Learning Representations 2015. San Diego: [s. n.], 2015: 14126980.



第一作者简介:方圣恩,男,1980年8月生,博士、教授。主要研究方向为结构健康监测与损伤识别。曾发表《Safety evaluation of truss structures using nested discrete Bayesian networks》(《Structural Health Monitoring》,2020,Vol.19)等论文。

E-mail: shengen.fang@fzu.edu.cn