

DOI: 10.20098/j.cnki.1001-5132.2023.1116

基于神经网络算法和自振频率测试的连续梁桥模型修正

张增辉¹, 揭志羽^{1*}, 朱建朝², 王维国²

(1. 宁波大学 土木工程与地理环境学院, 浙江 宁波 315211;

2. 宁波市交通建设工程试验检测中心有限公司, 浙江 宁波 315124)

摘要: 针对有限元模型计算结果往往与实际结构存在偏差的问题, 本文以连续梁桥为研究对象, 提出了基于神经网络和自振频率的有限元模型修正方法。首先介绍了反向传播神经网络(BPNN)、径向基神经网络(RBFNN)以及粒子群优化算法-反向传播神经网络(PSO-BPNN)的基本原理。其次, 建立空心板梁、小箱梁、T梁3种不同截面类型连续梁桥有限元模型并计算得到其动力特性, 同时对实桥进行振动测试。通过灵敏度分析确定待修正参数, 对比分析了3种不同神经网络的修正效果, 并将修正前后计算值对照实测数据进行验证。结果表明: (1)混凝土弹性模量和重力密度对于桥梁自振频率的灵敏度远大于泊松比, 选取弹性模量和重力密度为待修正参数。(2)修正后的有限元模型误差均降低到了7%以内, 并且通过模态置信准则验证了修正后的模态置信度MAC值均提高到了94%以上。(3)PSO-BPNN相比于BPNN和RBFNN具有更高的精度和可靠性, 基于PSO-BPNN修正后的有限元模型更能反映实际桥梁结构在真实条件下的力学响应情况。

关键词: 连续梁桥; 神经网络; 自振频率; 灵敏度分析; 模型修正

中图分类号: U448.21; U441+.3 **文献标志码:** A **文章编号:** 1001-5132(2024)05-0001-11

桥梁服役时间、施工过程以及环境等多种因素影响, 力学性能不断退化, 因此, 对桥梁工程状态与性能的评估显得尤为重要。桥梁荷载试验通常用于评估既有桥梁结构受力性能, 但是桥梁荷载试验所需的成本和要求较高, 因此, 通过有限元模型对现有桥梁结构进行评估具有更广泛的应用价值。有限元模型分析精度取决于模型的材料性能、几何尺寸以及模型假设等因素^[1]。初始有限元模型计算结果往往与实测结果存在一定差异, 需要通过实测结果对模型进行修正, 从而能更准确地评估既有桥梁结构的服役状态和力学性能。

有限元模型修正是桥梁结构建立有效可靠有限元模型的重要步骤之一, 通过修正后的模型可以分析各种荷载条件下的桥梁结构性能, 从而对桥梁结构进行有效诊断和评估。根据修正目标参

数可以将有限元模型修正分为动力特性修正、静力特性修正和静动力特性修正。在动力特性修正方面, 胡俊亮等^[2]对一座大跨度钢管混凝土连续梁拱组合体系桥进行有限元模拟和模态测试, 提取其前17阶自振频率, 通过克里金(Kriging)模型完成对桥梁的有限元模型修正; 卢彭真等^[3]对一座三跨预应力混凝土连续刚构箱梁桥进行模态测试和有限元模拟, 通过前7阶自振频率完成有限元模型修正, 并且通过动力特性验证修正后模型的可靠性; 陈彦江等^[4]通过对某三跨连续刚构桥进行有限元模拟和加速度时程信息收集, 使用随机子空间算法和频域分解法识别实桥固有频率, 利用最优化理论完成对桥梁的有限元模型修正。在静力特性修正方面, 包龙生等^[5]对某一绕城高速跨铁路桥梁进行有限元模拟和不同工况的挠度测试, 通过6

收稿日期: 2023-11-13.

宁波大学学报(理工版)网址: <http://journalg.nbu.edu.cn/>

基金项目: 国家自然科学基金(51708305); 浙江省自然科学基金(LY24E080001); 宁波市自然科学基金(2021J094)。

第一作者: 张增辉, 硕士研究生, 主要研究方向: 钢结构和钢-混组合结构桥梁. E-mail: 821899146@qq.com

*通信作者: 揭志羽, 博士/副教授, 主要研究方向: 钢结构和钢-混组合结构桥梁. E-mail: jiezhayu@nbu.edu.cn

个工况下多测点挠度完成该桥梁的有限元模型修正;田迎军等^[6]对某一小桥进行有限元模拟和静载试验,得到多工况下的桥梁挠度试验值,利用响应面法建立不同工况下的目标函数完成对该桥的有限元模型修正.还有学者通过静动力特性联合进行有限元模型修正,杨雅勋等^[7]对一座三跨系杆拱桥进行有限元模拟和动静载试验,利用该拱桥的多工况挠度和前4阶自振频率通过改进响应面法完成对该拱桥的有限元模型修正;张文丰等^[8]对一座两跨钢箱梁斜拉桥进行静动载试验和有限元模拟,利用多工况下的挠度和前3阶自振频率通过响应面法完成桥梁的有限元模型修正.

为了进一步降低有限元模型修正过程中的误差,提高模型精度,人工智能以及各种优化算法在有限元模型修正中的应用逐渐增多.史京晶等^[9]通过反向传播神经网络(BPNN)对一座两跨钢箱梁斜拉桥完成了有限元模型修正.Zhao等^[10]通过BPNN和广义回归神经网络(GRNN)对一座人行天桥进行有限元模型修正,对比分析结果显示BPNN修正后的有限元模型更加接近实际结构.刘纲等^[11]利用改进萤火虫算法完成对一座三跨预应力混凝土连续刚构桥有限元模型修正.谢冠宇等^[12]通过引入椭圆基函数神经网络对深圳东宝河新安大桥进行有限元模型修正,结果表明椭圆基函数神经网络近似模型对大跨复杂组合结构桥梁的有限元模型修正具有良好的适用性.

然而现有的文献很少采用神经网络对连续梁桥有限元模型进行修正.本文对连续梁桥中常用的3种截面类型(空心板梁、小箱梁、T梁)进行有限元模型修正.首先通过ANSYS软件建立初始有限元模型并计算其前3阶自振频率和振型,同时进行实桥环境振动测试.对梁桥主梁弹性模量、主梁重力密度以及泊松比3个参数进行灵敏度分析,确定合适的待修正参数,采用均匀设计法建立样本

参数集.通过MATLAB软件神经网络工具箱构建BPNN、RBFNN与PSO-BPNN模型并进行训练,对比分析3种不同神经网络的训练和预测结果.最后通过确定性系数(R^2)、平均绝对误差(MAE)、均方根误差(RMSE)以及模态置信度MAC值验证修正后的有限元模型与实际结构的吻合性.

1 神经网络算法及粒子群优化算法

1.1 反向传播神经网络

BPNN是一种多层前馈神经网络,其中包含一个输入层和一个输出层,输入层和输出层之间有几个隐藏层,每层之间都采用全连接模式,同一层的神经元都是独立的^[13].理论研究表明,具有输入层、线性输出层和隐藏层的BPNN至少可以以任意精度逼近任何连续可导函数.一个3层的BPNN拓扑结构如图1所示.

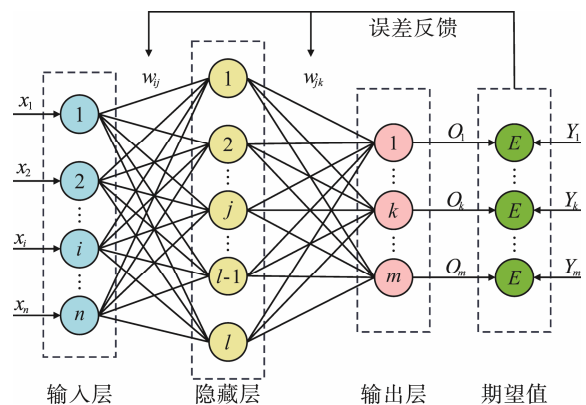


图1 BPNN拓扑结构

在BPNN中,前向信息传输和后向误差反馈是其主要特点.在信号前向传播过程中,从输入层引入的输入信号由隐藏层传输,然后由输出层输出.当输出信号不是期望值时,传输方向将转变为反向,并且得到预测误差.根据预测误差调整网络权重和阈值,从而使BPNN的预测输出能够不断接近预期输出.BPNN训练步骤如图2所示.

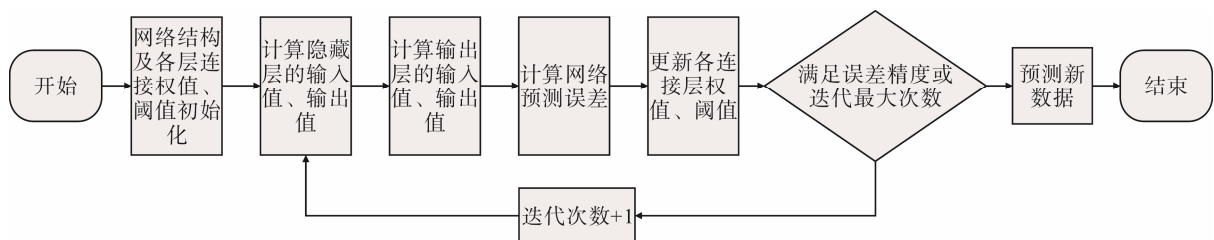


图2 BPNN流程

1.2 径向基神经网络

RBFNN 是一种 3 层前馈式神经网络, 结构简单, 具有极高的非线性映射能力, 且训练时间短, 收敛速度快, 计算效率高^[14]. 与 BPNN 不同的是, RBFNN 只有一个隐藏层, 且 RBFNN 输入层与隐藏层之间为直接连接, 隐藏层与输出层之间为权连接. RBFNN 可以以任意精度逼近任意的非线性函数, 且具有全局逼近能力, 从根本上解决了 BPNN 的局部最优问题. 一个 3 层的 RBFNN 拓扑结构如图 3 所示.

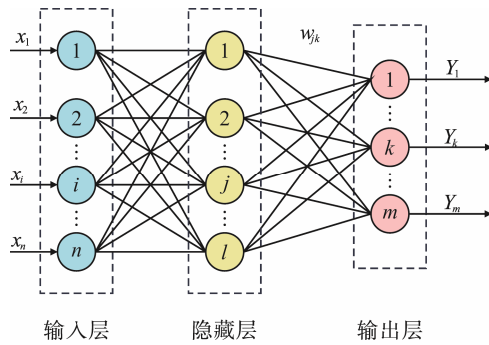


图 3 RBFNN 拓扑结构

RBFNN 的基本步骤包括两步: (1)利用 RBF 作为隐藏层的“基”将输入数据进行变换, 将低维数据非线性映射到高维空间中, 使得在低维空间中线性不可分问题在高维空间中线性可分; (2)将隐藏层中的输出结果进行线性加权求和得到输出层结果. RBFNN 基本步骤流程如图 4 所示.

1.3 PSO-BP 神经网络

PSO 算法是 Eberhart 和 Kennedy 于 1995 年提出的一种基于种群的随机优化算法, 其灵感来源于鸟类群体的社会行为, 是利用群体智能建立的一个简化模型. 粒子群优化过程用一组随机解初始化, 并通过更新来搜索最优解. 由于 BPNN 存在学习收敛速度慢、不能保证收敛到全局最小值以及难以准确获得对网络训练影响重大的网络结构、网络初始权值和阈值等缺陷, 其应用受到一定程度的局限. 因此将使用 PSO 算法对 BPNN 的权值和阈值进行优化, PSO-BPNN 流程如图 5 所示. 其优化过程包含以下几个步骤:

步骤 1 初始化 BPNN 以及 PSO 的参数. 在 BPNN 中, 需要确定初始网络的输入层、隐藏层和输出层节点数及神经元数量. 通过经验公式确定隐藏层节点可能的数量, 并进行网络训练, 计算每个隐藏层节点可能数量的欧氏距离误差, 通过比较误差确定隐藏层节点数量.

步骤 2 通过初始 BPNN 来计算粒子适应度. 在初始 BPNN 中, 通过 PSO 算法更新粒子的位置和速度, 从而更新 BPNN 中的权值和阈值. 适应度函数选取网络训练集和测试集的均方误差平均值, 因此适应度函数越小, 其预测精度越高.

步骤 3 粒子迭代. 循环整个粒子群, 计算每个粒子的适应度, 找到适应度最小的位置作为局部最优位置, 比较所有粒子的局部最优位置, 选取适应度最小的粒子位置作为全局最优位置.

步骤 4 更新粒子群. 粒子移动方向和距离由粒子速度决定, 粒子速度则可以通过粒子和其他粒子的历史位置进行动态调整, 粒子速度和位置的更新过程为

$$V_i^{k+1} = wV_i^k + c_1r_1(P_i^k - X_i^k) + c_2r_2(G_i^k - X_i^k), \quad (1)$$

$$X_i^{k+1} = X_i^k + V_i^{k+1}, \quad (2)$$

式中: $i=1,2,\dots,n$ 为粒子数量; V_i^k 为粒子速度; X_i^k 为粒子位置; P_i^k 为粒子的局部最优位置; G_i^k 为粒子的全局最优位置; w 为惯性因子; c_1 和 c_2 为学习因子, 通常为非负常数; r_1 和 r_2 为 $[0,1]$ 内的随机数. 通过式(1)和(2)可以得到更新后的粒子速度和位置, 更新后粒子群的适应度也将更新, 当更新后的粒子优于更新前的粒子时, 那么更新后的粒子将取代更新前的粒子.

步骤 5 按照预设的迭代次数不断重复步骤 3~4. 当迭代达到预设的次数时, 比较所有粒子的适应度大小, 选取最小适应度的粒子, 该粒子的速度和位置就是当前网络的最优值.

步骤 6 更新最终 BPNN. 得到全局最优粒子后, 该粒子的位置和速度就是最终 BPNN 的权值和阈值, 通过更新后的 BPNN 对样本集进行训练, 并得到预测值.

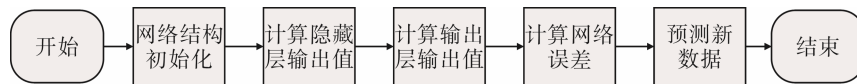


图 4 RBFNN 基本步骤流程

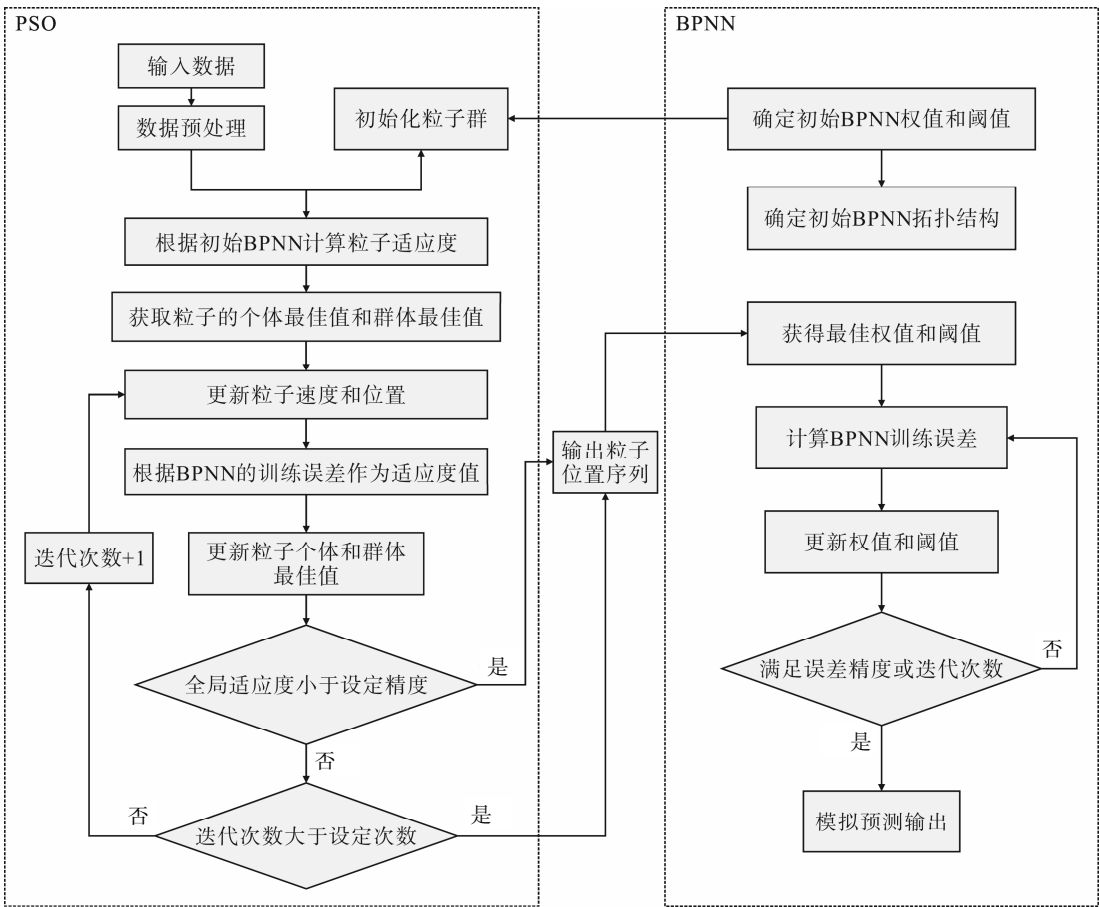


图5 PSO-BPNN 流程

2 有限元模型与动力测试

2.1 桥梁概况

选取跨径为 4×16 m 的空心板连续梁桥、3×30

m 的小箱梁连续梁桥和 5×20 m 的 T 梁变截面连续梁桥，截面尺寸如图 6~8 所示。主梁均采用 C50 混凝土，弹性模量为 3.45×10^{10} Pa，重力密度为 $2.6 \times 10^4 \text{ N} \cdot \text{m}^{-3}$ ，泊松比为 0.2。

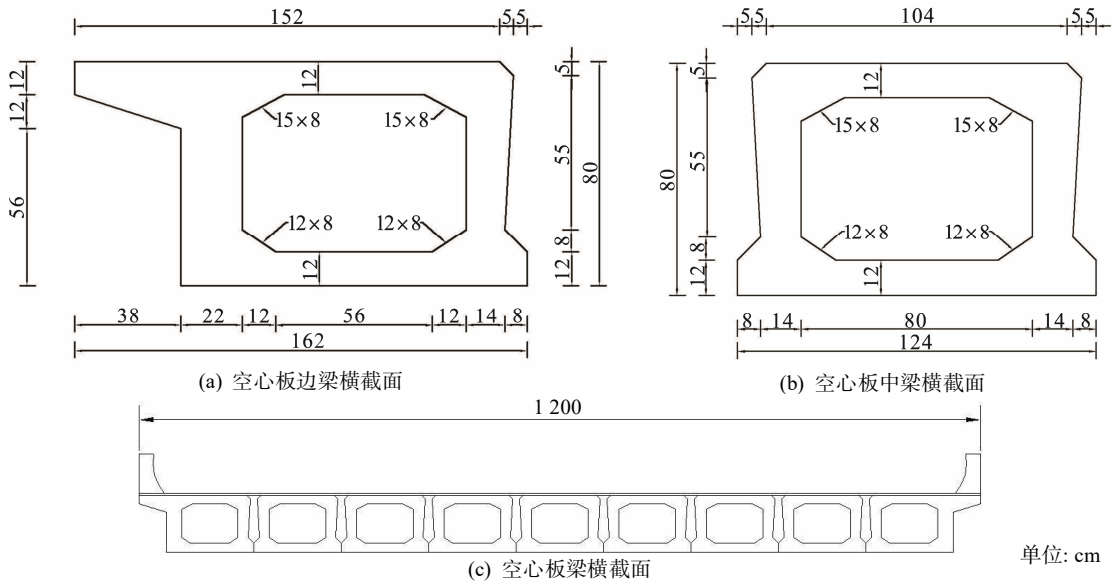


图6 空心板梁横截面示意

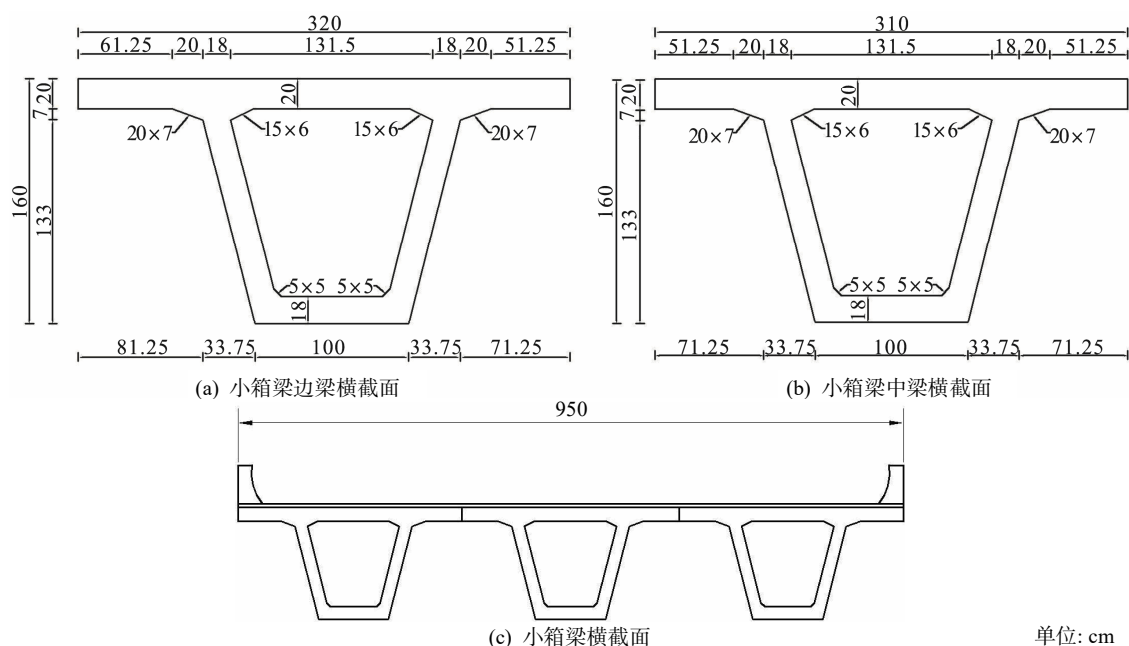


图 7 小箱梁横截面示意

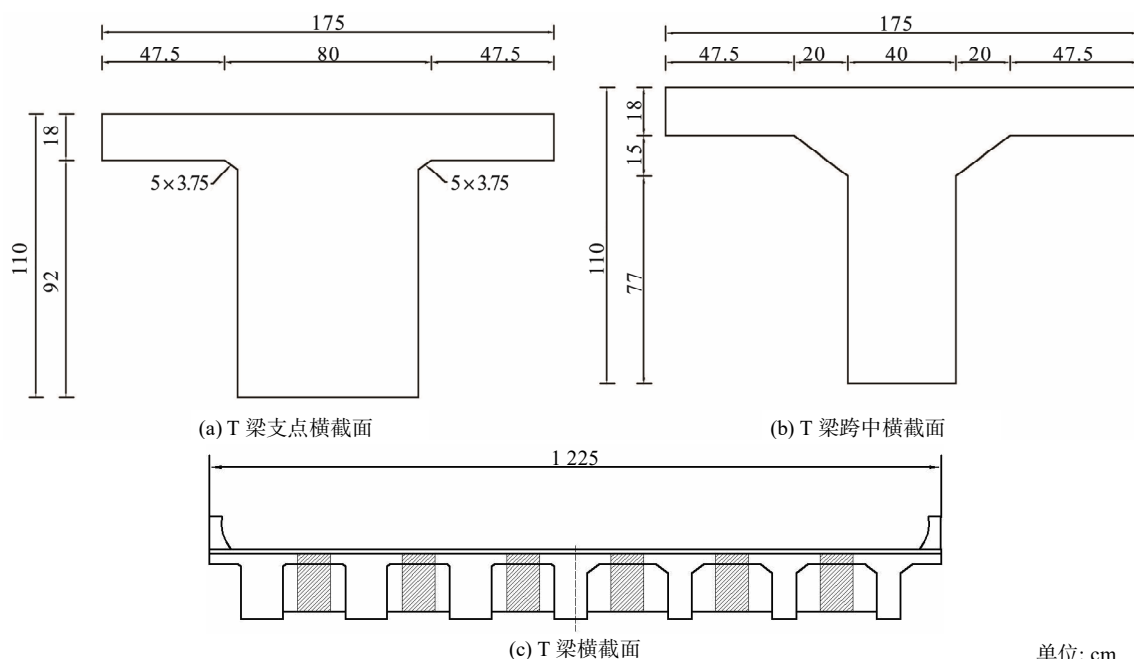


图 8 T 梁横截面示意

2.2 桥梁动力测试

在桥面无任何交通荷载以及桥梁附近无规则振源的情况下, 测定桥跨结构由于桥址处风荷载、地脉动、水流等随机荷载激振而引起的桥跨结构微幅振动响应。各桥的测点均布置在桥梁各跨的 1/4、1/2、3/4 截面的位置, 如图 9 所示。通过脉动试验测定桥梁的前 3 阶频率和振型, 测试结果如图 10 所示。

2.3 有限元模型和自振频率计算

本文采用 ANSYS 软件对连续梁桥进行有限元建模, 主梁截面均由多片梁组成, 因此, 在建模过程中采用空间梁格法, 虚拟横梁的弹性模量与主梁保持一致。不考虑桥梁下部结构对该桥的影响, 采用简化支座对主梁进行边界设置。3 种不同连续梁桥的有限元模型均采用 Beam188 单元, 如图 11 所示。

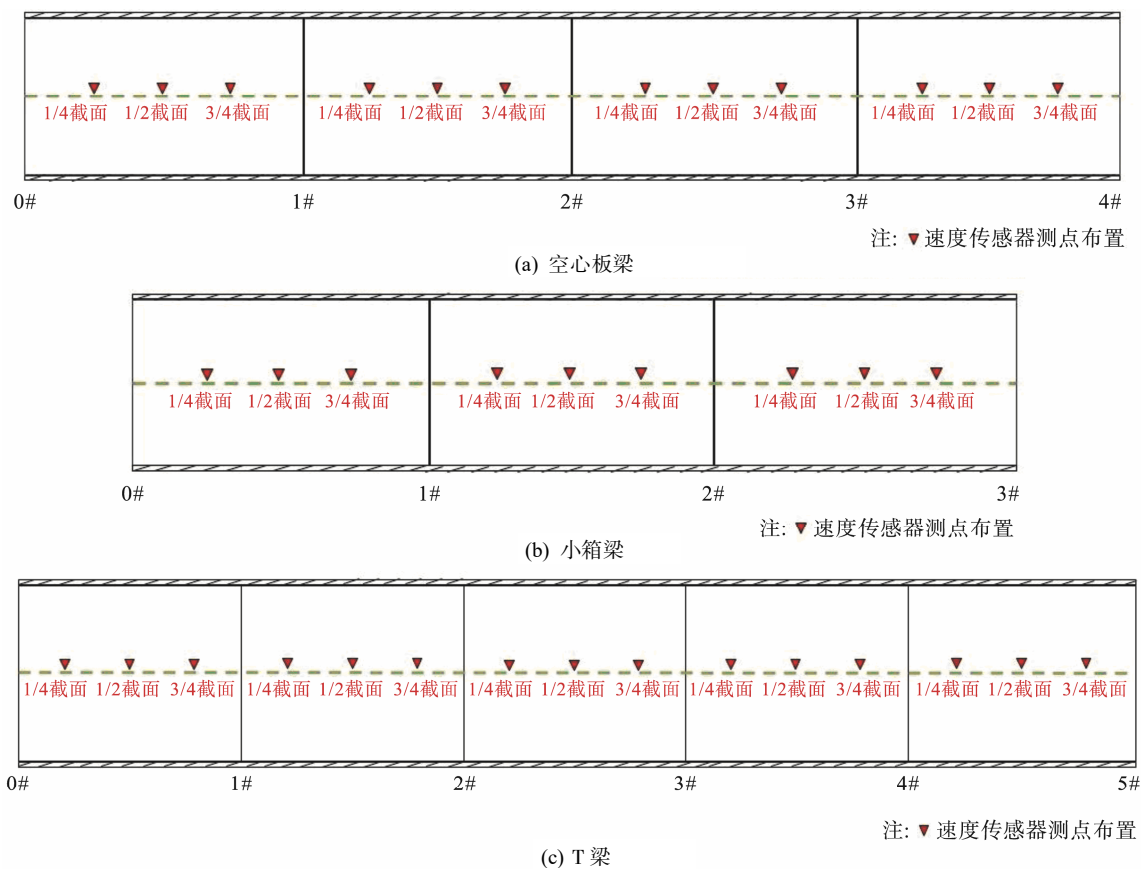


图 9 测点布置示意

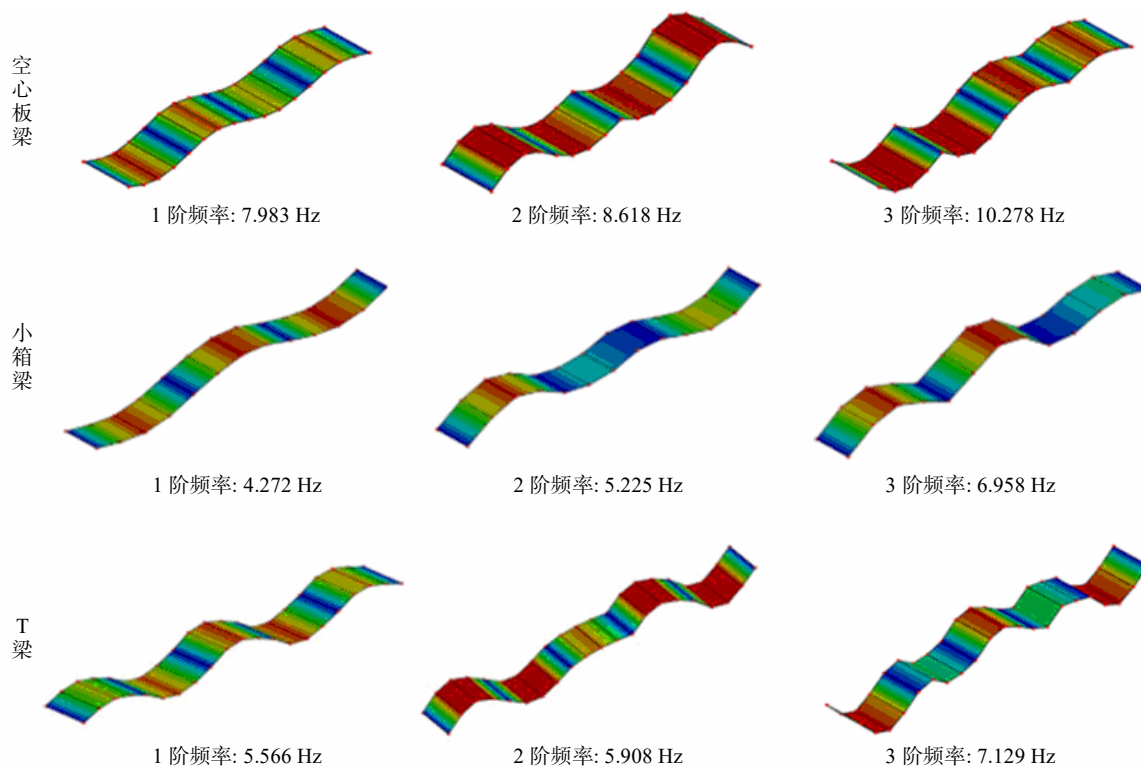


图 10 空心板、小箱梁和 T 梁桥实测振型和频率

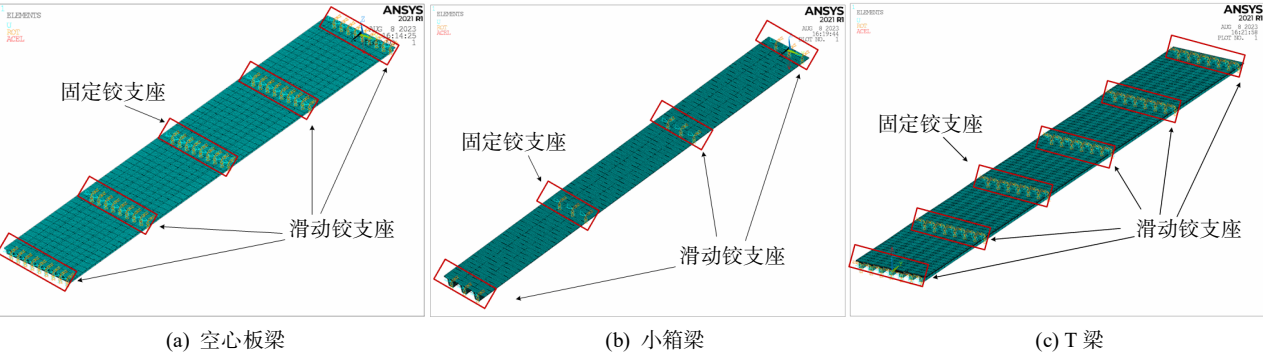


图 11 3 座梁桥有限元模型示意

空心板梁桥在 32 m 处设置固定铰支座, 全桥共建立 585 个节点、1 096 个单元; 小箱梁桥在 30 m 处设置固定铰支座, 全桥共建立 273 个节点、452 个单元; T 梁桥在 40 m 处设置固定铰支座, 全桥共建立 707 个节点、1 306 个单元。

采用 LANB(分块兰索斯法)计算有限元模型并提取前 3 阶频率和振型, 计算结果与实测值对比见表 1。从表中可以看出: (1) 3 种截面类型未修正有限元模型得到的计算值相对测试值的误差范围为 3.6%~19.5%; (2) 频率阶数不同, 误差也不同, 阶数越高, 误差越小; (3) 为了得到更为准确的计算结果, 需要对有限元模型进行修正。

表 1 计算自振频率与实测结果对比

截面类型	频率阶数	实测频率/Hz	计算频率/Hz	误差/%
空心板梁	1	7.983	6.426	19.5
	2	8.618	7.461	13.4
	3	10.278	9.906	3.6
小箱梁	1	4.272	3.519	17.6
	2	5.225	4.464	14.6
	3	6.958	6.412	7.8
T 梁	1	5.566	4.782	14.1
	2	5.908	5.349	9.5
	3	7.129	6.770	5.0

2.4 参数灵敏度分析

桥梁动力特性主要影响因素有弹性模量、重力密度、泊松比、约束条件、截面尺寸等, 由于桥梁结构尺寸基本不会改变, 因此不选取桥梁的结构尺寸作为修正参数^[15]。初步选定混凝土的弹性模量、重力密度以及泊松比作为待修正参数。通过桥梁有限元模型求得 3 个待修正参数对前 3 阶频率的灵敏度, 选取对频率灵敏度较高的参数。

在灵敏度分析过程中, 由于 3 个参数之间的数量级相差较大, 因此采用目标函数频率与待修正参数变化值之比作为灵敏度进行分析, 灵敏度公式为

$$\phi_{ij}^f = \frac{(f_i' - f_i^0) / f_i^0}{(x_j' - x_j^0) / x_j^0} = \frac{\Delta f_i / f_i^0}{\Delta x_j / x_j^0},$$
$$i = 1, 2, \dots, n, \quad j = 1, 2, \dots, m, \quad (3)$$

式中: ϕ_{ij}^f 为第 i 阶频率第 j 个待修正参数 x_j 的灵敏度; x_j^0 、 x_j' 分别为 x_j 变化前后的值; f_i^0 、 f_i' 分别为第 i 阶频率 f_i 变化前后的值; n 为频率的阶数; m 为待修正参数个数。灵敏度分析的各参数初始值和建立的初始有限元模型的参数值一样, 将弹性模量、重力密度和泊松比分别±5%进行分析, 得出前 3 阶频率, 然后将此频率与初始频率进行比较, 分别计算灵敏度并取两者的平均值作为最终灵敏度, 3 座连续梁桥的待修正参数灵敏度结果见表 2。结果表明: 弹性模量和重力密度对于桥梁自振频率的灵敏度远大于泊松比, 因此本文选取弹性模量和重力密度作为待修正参数。

表 2 待修正参数灵敏度

截面类型	频率阶数	弹性模量	重力密度	泊松比
		灵敏度	灵敏度	灵敏度
空心板梁	1	0.498 5	0.500	0.002
	2	0.500 5	0.501	0.003
	3	0.499 5	0.501	0.003
小箱梁	1	0.502 0	0.502	0.003
	2	0.498 5	0.501	0.005
	3	0.493 5	0.501	0.006
T 梁	1	0.502 0	0.500	0.004
	2	0.499 5	0.501	0.004
	3	0.500 5	0.501	0.003

3 基于神经网络的有限元模型修正

选取主梁弹性模量以及重力密度的 $\pm 20\%$ 作为修正上下限,并通过均匀设计法建立 40 水平的样本,将 40 组参数代入有限元模型中,计算得到每组参数的前 3 阶频率,将前 3 阶频率作为样本输入集,主梁弹性模量以及重力密度作为样本输出集,两者构成完整的神经网络训练样本集,其中前 32 个为训练集,剩余 8 个为测试集.利用 MATLAB 软件神经网络工具箱构建 BPNN、RBFNN 以及 PSO-BPNN 模型并进行训练,通过确定性系数、平均绝对误差以及均方根误差来判断模型的可靠性和精度.

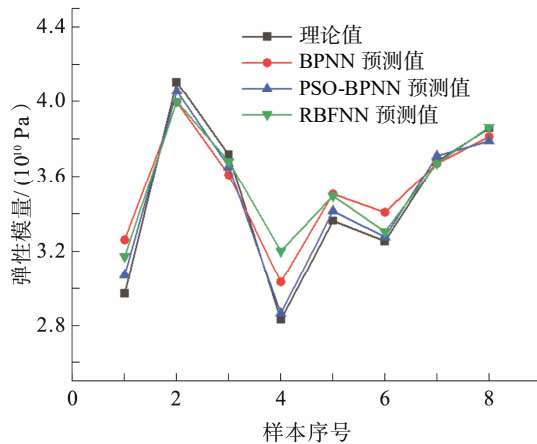
3.1 修正参数预测结果

基于 3 种不同神经网络的测试集预测结果如图 12 所示.从图 12(a)、(c)、(e)可以看出,在对 3 座梁桥的有限元模型修正过程中,BPNN、PSO-BPNN 以及 RBFNN 对于主梁弹性模量预测结果与

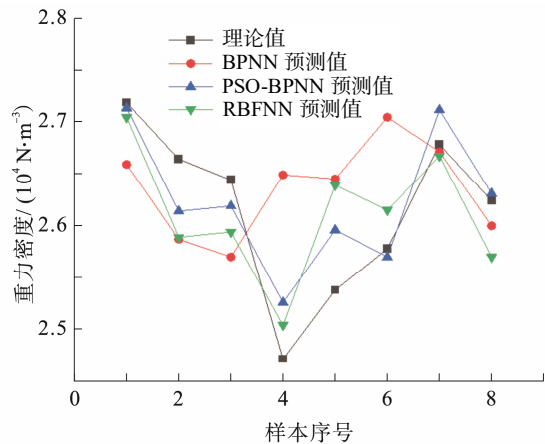
真实值均具有良好的拟合性,这表明在不同的梁桥模型中,3 种神经网络对于主梁弹性模量的预测值均与真实值非常接近.从图 12(b)、(d)、(f)中可以看出,在空心板梁桥和 T 梁桥神经网络模型预测中,BPNN 的预测结果与真实值存在较大偏差,而 PSO-BPNN 和 RBFNN 对于 3 座梁桥修正参数的预测结果与真实值之间具有较好的一致性,这表明 PSO-BPNN 和 RBFNN 对主梁重力密度的预测值与真实值较为接近.

3.2 模型修正可靠性

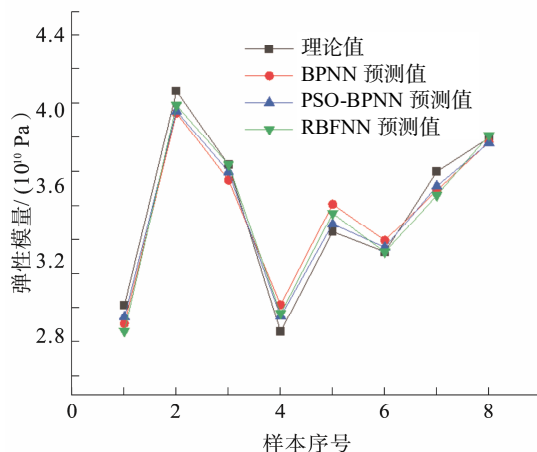
在模型可靠性方面,BPNN、PSO-BPNN 与 RBFNN 对 3 座梁桥修正参数预测过程中的 R^2 如图 13 所示.从图中可以看出,3 种神经网络在不同梁桥的模型修正过程中均具有较好的稳定性,其中 PSO-BPNN 在 3 座梁桥弹性模量预测中 R^2 均大于 0.96,在重力密度预测中均大于 0.92,PSO-BPNN 在 2 个修正参数预测中均要优于 BPNN 和 RBFNN,这表明 PSO-BPNN 较其他两者稳定性更高.



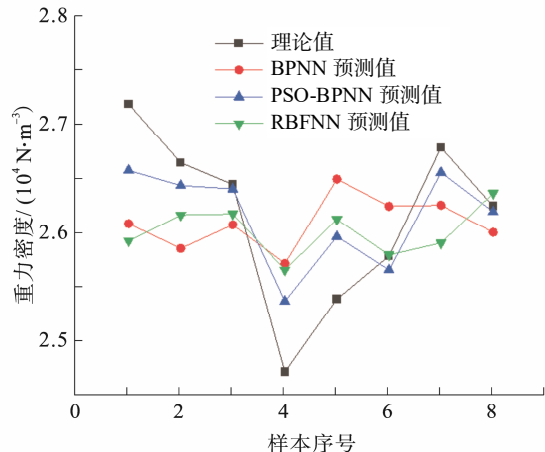
(a) 空心板梁桥弹性模量



(b) 空心板梁桥重力密度



(c) 小箱梁桥弹性模量



(d) 小箱梁桥重力密度

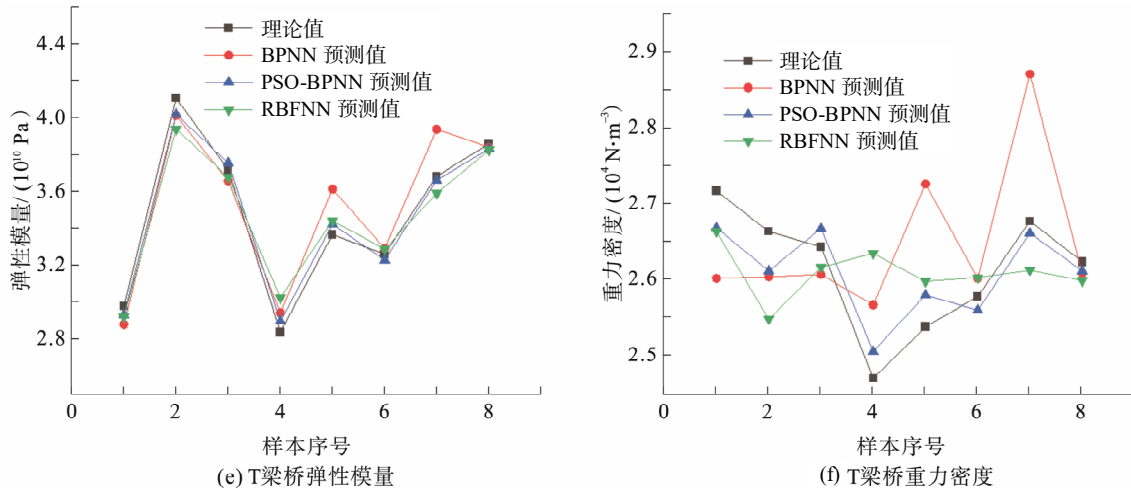
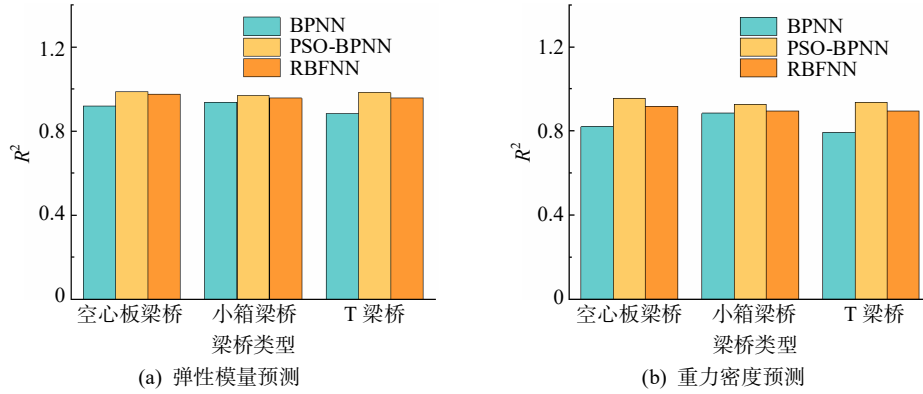


图12 修正参数预测结果

图13 不同修正参数 R^2

3.3 修正参数预测误差

在3座不同梁桥有限元模型修正过程中, BPNN、PSO-BPNN以及RBFNN对于修正参数的预测误差如图14所示。从图中可以看出, 在空心板梁桥模型修正中, RBFNN和PSO-BPNN的MAE以及RMSE相较于BPNN均有明显的降低, 而PSO-BPNN的预测误差略小于RBFNN。在小箱梁桥模型修正中, PSO-BPNN的MAE较BPNN有明显降低, 同时也略小于RBFNN, 而RMSE较BPNN和RBFNN均有下降。在T梁桥模型修正过程中, PSO-BPNN的MAE和RMSE都要小于BPNN和RBFNN。这表明在3座连续梁桥的模型修正过程中, PSO-BPNN对于弹性模量和重力密度的预测精度均要高于BPNN和RBFNN。

3.4 模态置信准则

利用训练好的PSO-BPNN预测得到各桥梁修正参数, 并将修正后参数代入有限元模型中得到修正后的动力特性参数。在完成有限元模型修正

后, 需要对修正前后的有限元模型进行验证, 即通过计算有限元模型修正前后与实测数据之间的误差, 采用模态置信准则进行评价, 以确保模型修正的准确性。利用振型的正交性来分析比较两个振型之间的关联性, 采用模态置信度MAC值分别评估两个振型之间的相关性。若MAC为0, 则表示两个振型不存在相关性, MAC值越接近于1, 表示振型的相关性越大, 若MAC为1, 则表示两个振型是完全相同的。其计算公式为

$$\text{MAC}(\phi_i^{\text{aT}}, \phi_i^{\text{m}}) = \frac{|\phi_i^{\text{aT}} \phi_i^{\text{m}}|^2}{|\phi_i^{\text{aT}} \phi_i^{\text{a}}| |\phi_i^{\text{mT}} \phi_i^{\text{m}}|}, \quad i=1, 2, 3, \dots \quad (4)$$

式中: ϕ_i^{a} 表示第*i*阶的分析振型; ϕ_i^{m} 表示第*i*阶的测量振型。分别取模型修正前和PSO-BPNN方法修正后的振型作为分析振型, 并分别计算出MAC值, 模型修正前后计算值与实测值的对比见表3。结果表明: (1)修正后的前3阶自振频率误差均在7%以内, 较修正前几乎都减少了3~13个百分点;

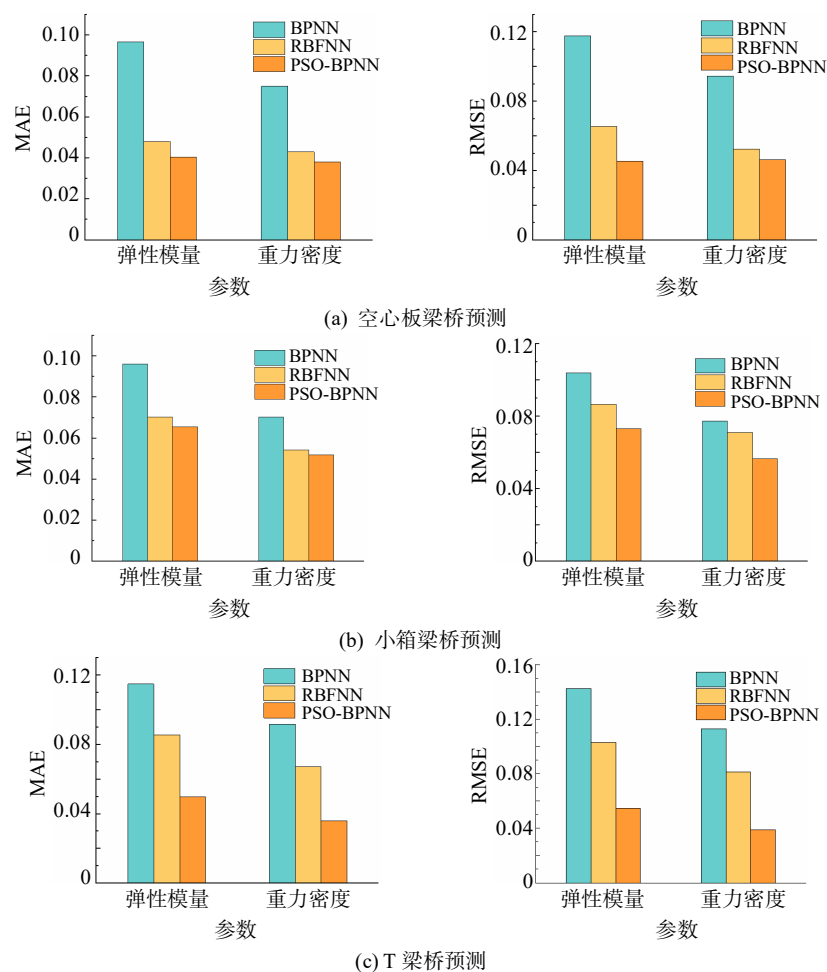


图 14 修正参数预测误差

(2)修正后的前 3 阶振型 MAC 值均在 94%以上,较修正前误差降低 0.9~8.7 个百分点;(3)基于 PSO-BPNN 修正后的有限元模型更能够反映实际桥梁结构的真实状态.

表 3 有限元模型修正前后频率计算值与实测值对比

截面 类型	频率 阶数	实测 值/Hz	初始模型			修正后模型		
			计算 值/Hz	误差/ %	MAC	计算 值/Hz	误差/ %	MAC
空心 板梁	1	7.983	6.426	19.5	0.893	7.465	6.5	0.960
	2	8.618	7.461	13.4	0.916	8.435	2.1	0.945
	3	10.278	9.906	3.6	0.954	9.982	2.9	0.963
小箱 梁	1	4.272	3.519	17.6	0.925	3.979	6.9	0.957
	2	5.225	4.464	14.6	0.886	5.048	3.4	0.973
	3	6.958	6.412	7.8	0.927	7.250	-4.2	0.964
T 梁	1	5.566	4.782	14.1	0.955	5.236	5.9	0.983
	2	5.908	5.349	9.5	0.913	5.756	2.6	0.955
	3	7.129	6.770	5.0	0.915	7.212	-1.2	0.959

4 结论

本文针对有限元模型修正问题,选取具有代表性的空心板梁、小箱梁、T 梁,利用 BPNN、RBFNN 和 PSO-BPNN 对连续梁桥有限元模型修正并通过实测自振频率进行验证,得到以下结论:

(1)弹性模量和重力密度对桥梁自振频率的灵敏度远大于泊松比,因此选取主梁弹性模量和重力密度作为待修正参数.修正后前 3 阶自振频率误差明显降低,均减小到 7%以内.修正后前 3 阶振型的 MAC 值均提高到 94%以上,较修正前误差降低 0.9~8.7 个百分点.

(2)BPNN、RBFNN 和 PSO-BPNN 对有限元模型都具有良好的修正效果,尤其是 PSO-BPNN 在模型修正可靠度以及精度方面都更具有优越性,表明基于 PSO-BPNN 的有限元修正模型更接近真实状态,能更准确地预测桥梁结构的力学响应.

参考文献:

- [1] XIA Z Y, LI A Q, LI J H, et al. Model updating of an existing bridge with high-dimensional variables using modified particle swarm optimization and ambient excitation data[J]. Measurement, 2020, 159:107754.
- [2] 胡俊亮, 颜全胜, 郑恒斌, 等. 基于 Kriging 模型的钢管混凝土连续梁拱桥有限元模型修正[J]. 振动与冲击, 2014, 33(14):33-39.
- [3] 卢彭真, 李登国, 石擎天, 等. 基于动载试验的变截面桥梁静载试验结果预测方法研究[J]. 中国公路学报, 2022, 35(8):213-221.
- [4] 陈彦江, 程永欢, 李勇, 等. 基于参数灵敏度分析的连续刚构桥有限元模型修正[J]. 公路, 2014, 59(7):144-149.
- [5] 包龙生, 漆宪, 于玲. 基于 BP 神经网络的桥梁有限元模型修正[J]. 公路交通科技(应用技术版), 2018, 14(3): 182-186.
- [6] 田迎军, 张翼, 张鹏飞, 等. 基于响应面法的在役桥梁有限元模型修正方法研究[J]. 武汉理工大学学报, 2020, 42(6):19-25.
- [7] 杨雅勋, 杨福利, 陈东. 改进响应面法在桥梁结构有限元模型修正中的应用[J]. 公路交通科技, 2020, 37(10): 83-91.
- [8] 张文丰, 胡成, 刘梦迪. 基于响应面法的桥梁结构有限元模型修正研究[C]//2020 年工业建筑学术交流会议论文集(下册). 北京: 工业建筑杂志社, 2020:456-459.
- [9] 史京晶, 王功臣, 张萧. 基于 BP 神经网络的多响应斜拉桥模型修正[J]. 市政技术, 2021, 39(9):62-67.
- [10] ZHAO R, WU Y H, FENG Z H. Research for pedestrian steel bridge design of neural network in structural model updating[J]. Shock and Vibration, 2022, 2022:1057422.
- [11] 刘纲, 陈奇, 雷振博, 等. 基于改进萤火虫算法的有限元模型修正[J]. 工程力学, 2022, 39(7):1-9.
- [12] 谢冠宇, 宗周红, 杜孟林. 基于椭圆基函数神经网络的桥梁有限元模型修正方法[C]//中国力学学会. 中国力学大会论文集(CCTAM 2019), 2019:3756-3770.
- [13] 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.
- [14] 王小川, 史峰, 郁磊, 等. MATLAB 神经网络 43 个案例分析[M]. 北京: 北京航空航天大学出版社, 2013.
- [15] 陈艳. 基于环境激励的桥梁有限元模型修正方法研究[D]. 重庆: 重庆交通大学, 2020.

Model correction of continuous girder bridges based on neural network algorithm and natural frequency testing

ZHANG Zenghui¹, JIE Zhiyu¹, ZHU Jianchao², WANG Weiguo²

(1.School of Civil & Environmental Engineering and Geography Science, Ningbo University, Ningbo 315211, China;

2.Ningbo Communication Construction Engineering Testing Center Co., Ltd., Ningbo 315124, China)

Abstract: In order to solve the problem of deviation between the finite element model results and the actual structure, this paper takes continuous girder bridges as research object and proposes a corrective approach for finite element models based on neural networks and natural frequency testing. Firstly, the fundamental principles governing backpropagation neural networks (BPNN), radial basis function neural networks (RBFNN), and particle swarm optimization-backpropagation neural networks (PSO-BPNN) are introduced. The finite element models for three types of continuous girder bridges featuring distinct cross-sections: hollow slabs, box girders, and T-beams are then established and analyzed. This involves computing the corresponding dynamic characteristics and conducting vibration tests on real bridges. Sensitivity analysis is employed to identify parameters requiring correction. A comparative assessment of the corrective impacts of these three neural networks ensues, validated against empirical data. Notably, the elastic modulus and density exert a more pronounced influence on natural frequencies for bridges compared to Poisson's ratio, prompting their selection for correction. The corrected finite element models exhibit errors reduced to within 7%, accompanied by all corrected modal assurance criterion (MAC) values surpassing 94%. PSO-BPNN demonstrates superior accuracy and reliability when juxtaposed with BPNN and RBFNN, yielding finite element models that more accurately depict the mechanical response of actual bridge structures under realistic conditions.

Key words: continuous girder bridge; neural network; natural frequency; sensitivity analysis; model correction

(责任编辑 韩 超)