

# 基于 BP 神经网络的中等跨径桥梁损伤识别探讨\*

杨则英<sup>1</sup>, 张亚磊<sup>1</sup>, 曲建波<sup>2</sup>, 王亚平<sup>3</sup>, 崔海娜<sup>3</sup>

(1. 山东大学 土建与水利学院, 山东 济南 250002; 2. 山东省交通运输厅 公路局, 山东 济南 250000; 3. 山东华潍工程监理咨询中心, 山东 潍坊 261061)

**摘要:** 针对中等跨径桥梁中的损伤识别不敏感问题, 运用 BP 神经网络进行中等跨径桥梁结构损伤识别。利用 MIDAS/Civil 分别建立三跨连续变截面箱梁完好及不同损伤状态下有限元模型, 分析桥梁不同状态下的特征值, 发现中等跨径桥梁对结构损伤的敏感性依次为振型 > 竖向位移 > 固有频率; 将参数化的结构固有频率及振型作为 BP 神经网络的输入、损伤位置和损伤程度作为输出进行神经网络训练, 对各工况下损伤位置和损伤程度进行识别, 发现识别效果较差, 通过获取中等跨径桥梁的自身特性, 利用 BP 神经网络难以识别结构损伤, 需探索合适的损伤识别参数及适用于中等跨径桥梁的方法。

**关键词:** 桥梁; 中等跨径; BP 神经网络; 损伤识别; 模态分析

中图分类号: U446.1

文献标志码: A

文章编号: 1671-2668(2020)03-0136-05

桥梁结构退化可以通过分析损伤敏感性参数来识别。目前国内外学者提出了多种方法, 如 Ho-Kalman 法、随机实现、规范变量分析、随机子空间识别、子空间状态空间识别的数值算法、多变量输出错误状态空间、典范相关分析、正交分解技术。近年来, 基于神经网络的损伤识别方法在工程结构中受到广泛关注和研究, 如 Luca Facchini 等根据振动数据谱张量的特殊性质, 定义 4 种与频率相关的指标, 并利用它们建立了存在结构共振的似然函数, 进而研究了神经网络在结构工程仅输出模态识别中的应用; Jordan C. Weinstein 等在自展方案中使用人工神经网络对桥响应数据进行训练, 生成桥行为的概率模型, 提出了一种通过评估桥梁响应数据来识别结构损伤的方法; 胡琴等以参数化处理的振型作为 BP 神经网络的输入, 提出了识别 CRTS I 型板式无砟轨道 CA 充填层损伤位置的方法; 李雪松等使用卷积神经网络提取结构特征来识别损伤; 李忠献等应用 BP 神经网络对大型斜拉桥的桥塔、主梁和拉索等子结构进行了损伤识别; 王柏生等将固有频率和少数点的模态分量合成组合参数作为神经网络的输入向量, 避免使用单一参数的缺陷; 陆秋海等利用结构位移模态试验、应变模态试验参数及神经网络方法对损伤位置和程度进行了研究。但对 BP 神经网络应用于中等跨径桥梁损伤识别的研究相对较

少。该文以三跨连续变截面箱梁为例, 研究神经网络在中等跨径梁桥损伤识别中的应用。

## 1 工程概况及有限元模型建立

某三跨连续变截面箱梁桥桥面宽 13 m, 桥型布置为 37.5 m+65 m+37.5 m=140 m。汽车荷载等级为公路 I 级, 桥梁抗震设防烈度为 VI 度, 地震动峰值加速度系数为 0.05g。梁底面以 1.8 次抛物线变化, 箱梁横断面悬臂长 3 m, 悬臂端部厚 0.2 m, 悬臂根部厚 0.75 m; 箱梁底宽 7 m, 腹板厚 0.7 m, 顶板厚 0.2~0.45 m, 底板厚 0.6 m。墩顶截面梁高 3.5 m(见图 1), 梁端和跨中截面梁高 1.8 m(见图 2)。采用 C50 砼浇筑, 预应力筋采用 1 860 钢绞线。

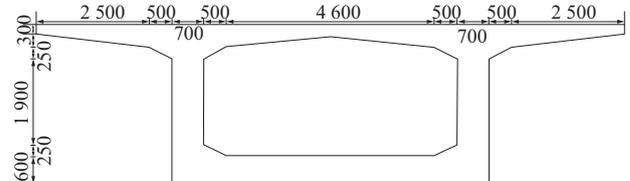


图 1 三跨连续变截面箱梁的墩顶截面(单位:mm)

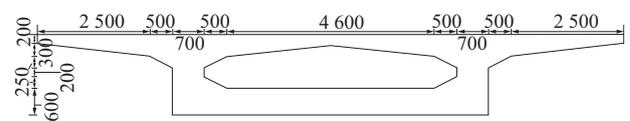


图 2 三跨连续变截面箱梁的梁端、跨中截面(单位:mm)

\* 基金项目: 山东省交通科技项目(2012A18; 2013A08-03; 2013A12-03)

分别在左右边跨跨中、左右墩顶和中跨跨中细分单元格,基于 MIDAS/Civil 建立三跨连续变截面箱梁有限元模型(见图 3)。



图 3 三跨连续变截面箱梁的有限元模型(单位:mm)

## 2 损伤模拟

三跨连续变截面箱梁的损伤模拟分为损伤位置选定和损伤程度模拟。钢筋砼桥梁的损伤主要包括呼吸裂缝、砼碳化、钢筋与砼剥离、钢筋腐蚀等,边跨跨中、中跨跨中和墩顶处是连续桥梁中最易受到损伤的位置。在高速运输车辆往复荷载作用下,当呼吸裂缝损伤达到一定程度,砼将与钢筋剥离,钢筋产生腐蚀,并伴有疲劳破坏,最终断裂。将损伤位置分别布置在左右边跨跨中、左右墩顶、中跨跨中处(见图 4),以单一损伤位置为研究对象,损伤工况设置见图 5(其中阴影部分为裂缝损伤位置)。为方便损伤位置识别输出,从左边跨跨中到右边跨跨中,将 5 个损伤位置依次编为 1~5,用 G1~G5 表示。

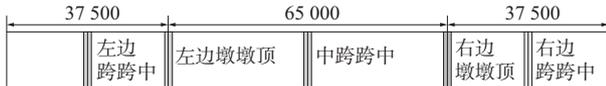


图 4 三跨连续变截面箱梁裂缝损伤(单位:mm)

一般情况下,杆件结构和框架结构可通过改变其截面面积和材料弹性模量来模拟结构的裂缝损伤。借鉴杆系结构模拟损伤的方式,通过改变砼的弹性模量来模拟桥梁的裂缝损伤。为模拟不同程度

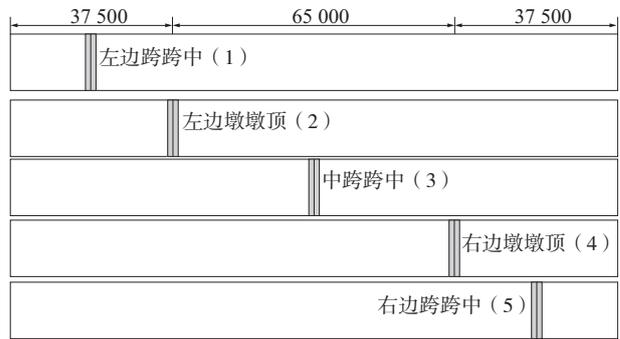


图 5 单一损伤位置(单位:mm)

的裂缝损伤,将 C40 砼的弹性模量依次降为 90%, 85%, ..., 25%, 20%, 表示裂缝损伤程度依次为 10%, 15%, ..., 75%, 80%, 用 D1~D15 表示, D0 表示结构完好。损伤位置和损伤程度用 D#-G# 表示,如 D1-G1 表示工况 1 下损伤 10%。

## 3 模态分析

工程结构产生损伤后,其动力特性会发生改变,可通过观察结构的固有频率和振型的变化来表征结构动力特性的变化(固有频率和振型均指桥梁结构竖向振动)。为分析损伤对固有频率变化的敏感性,选取不同工况下前 15 阶固有频率。以 D0 和 G1 下 D1~D15 工况为例,三跨连续变截面砼箱梁前 8 阶固有频率见表 1。由表 1 可知:在同一损伤工况下,砼桥梁结构的固有频率随着模态阶数的增大而增大;砼桥结构出现损伤后,固有频率降低,其中高阶频率比低阶频率下降更大,说明高阶频率变化对结构损伤更敏感;随着损伤程度的增大,固有频率的减少增大,但变化量仅 3% 左右。

表 1 D0 和 G1 下各工况桥梁结构前 8 阶固有频率

工况	各阶频率/Hz							
	1 阶	2 阶	3 阶	4 阶	5 阶	6 阶	7 阶	8 阶
D0	1.625 732	3.325 308	4.280 689	5.567 203	6.021 167	7.704 737	9.866 800	12.727 000
G1-D1	1.625 709	3.325 237	4.280 618	5.567 173	6.021 126	7.704 722	9.866 782	12.726 800
G1-D2	1.625 696	3.325 195	4.280 576	5.567 156	6.021 103	7.704 714	9.866 772	12.726 680
G1-D3	1.625 681	3.325 149	4.280 530	5.567 136	6.021 076	7.704 704	9.866 760	12.726 550
G1-D4	1.625 664	3.325 096	4.280 477	5.567 114	6.021 045	7.704 693	9.866 746	12.726 400
G1-D5	1.625 645	3.325 036	4.280 417	5.567 089	6.021 011	7.704 681	9.866 731	12.726 220
G1-D6	1.625 623	3.324 968	4.280 348	5.567 059	6.020 971	7.704 667	9.866 713	12.726 020
G1-D7	1.625 597	3.324 888	4.280 269	5.567 025	6.020 925	7.704 651	9.866 692	12.725 780
G1-D8	1.625 567	3.324 794	4.280 175	5.566 985	6.020 871	7.704 631	9.866 668	12.725 510
G1-D9	1.625 531	3.324 683	4.280 064	5.566 936	6.020 807	7.704 609	9.866 639	12.725 170

续表 1

工况	各阶频率/Hz							
	1阶	2阶	3阶	4阶	5阶	6阶	7阶	8阶
G1-D10	1.625 488	3.324 548	4.279 929	5.566 877	6.020 729	7.704 581	9.866 604	12.724 760
G1-D11	1.625 434	3.324 381	4.279 763	5.566 803	6.020 633	7.704 546	9.866 560	12.724 240
G1-D12	1.625 366	3.324 170	4.279 552	5.566 708	6.020 511	7.704 503	9.866 504	12.723 560
G1-D13	1.625 278	3.323 894	4.279 277	5.566 581	6.020 351	7.704 445	9.866 430	12.722 620
G1-D14	1.625 156	3.323 516	4.278 901	5.566 404	6.020 133	7.704 367	9.866 328	12.720 810
G1-D15	1.624 980	3.322 969	4.278 359	5.566 138	6.019 818	7.704 252	9.866 177	12.300 960

结构发生损伤后,振型也会发生变化。D0 工况下桥梁结构 1~5 阶振型见图 6~10, G1-D15 工况下桥梁结构 1~5 阶振型见图 11~15(为方便观察损伤部位的变化,将该部位放大)。由图 6~15 可知:三跨变截面连续箱梁发生损伤后,振型发生相应变化,特别是在 5 阶振型时损伤部位发生较大转折,不如健康状态平顺。

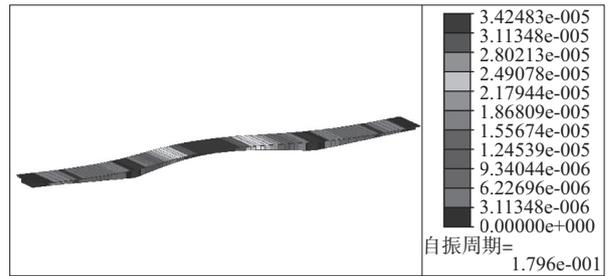


图 9 D0 工况下第 4 阶振型(单位:m)

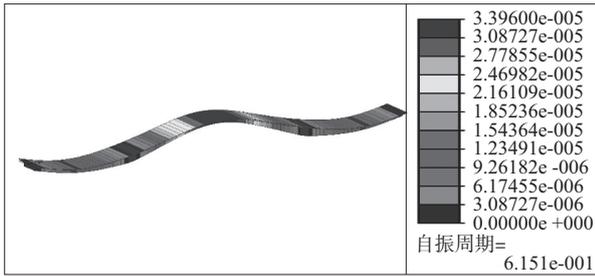


图 6 D0 工况下第 1 阶振型(单位:m)

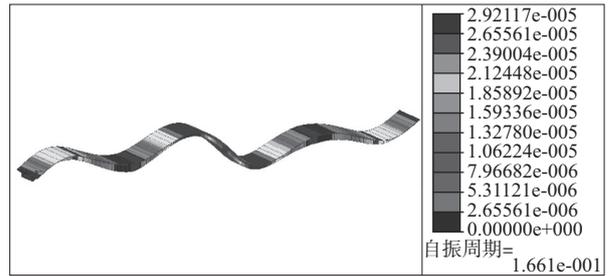


图 10 D0 工况下第 5 阶振型(单位:m)

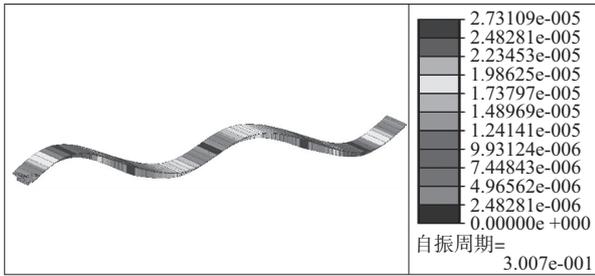


图 7 D0 工况下第 2 阶振型(单位:m)

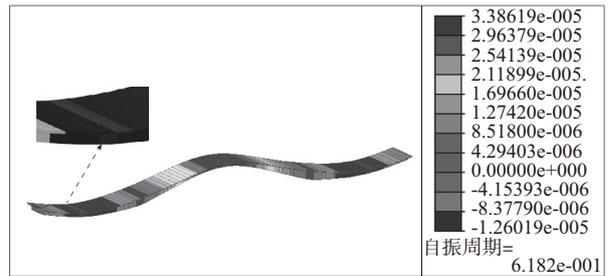


图 11 G1-D15 工况下第 1 阶振型(单位:m)

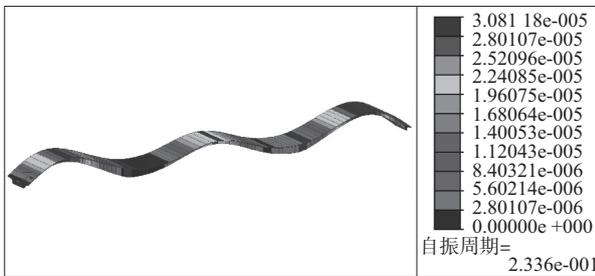


图 8 D0 工况下第 3 阶振型(单位:m)

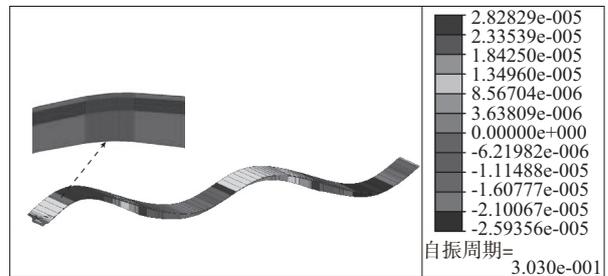


图 12 G1-D15 工况下第 2 阶振型(单位:m)

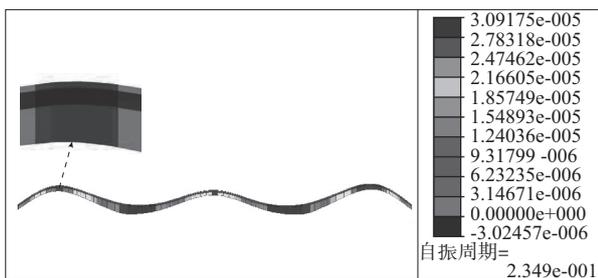


图 13 G1-D15 工况下第 3 阶振型(单位:m)

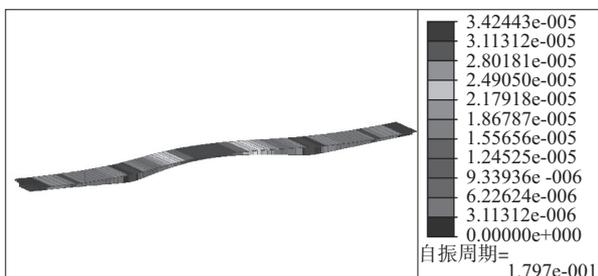


图 14 G1-D15 工况下第 4 阶振型(单位:m)

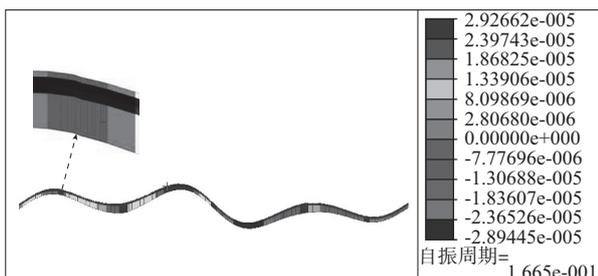


图 15 G1-D15 工况下第 5 阶振型(单位:m)

由于 1~4 阶振型变化在振型图中难以直接观察,为方便查看损伤部位振型的变化,将前 5 阶振型数值列于表 2。由表 2 可知:直接利用 MIDAS 模拟的桥梁结构前 5 阶振型数值都较小;结构发生损伤后,振型变化相对固有频率改变较明显,说明振型对

结构损伤更敏感,但变化量最大也仅 10%左右。

表 2 D0 和 G1-D15 工况下桥梁结构前 5 阶振型数值

工况	各阶振型/( $\times 10^{-6}$ m)				
	1 阶	2 阶	3 阶	4 阶	5 阶
D0	12.3	27.3	30.8	9.34	21.2
G1-D15	13.0	28.3	31.7	9.39	24.0
变化量/%	5.7	3.7	3	0	13.2

求取各工况下损伤位置在模拟实际荷载作用下位移变化,其中 D0 和 G1-D15 工况下桥梁结构损伤位置的位移见表 3。由表 3 可知:三跨连续变截面箱梁损伤后,在环境荷载作用下,损伤位置的竖向位移绝对值都增大;在同等损伤程度下,与结构固有频率和振型相比,位移变化对结构损伤不是特别敏感。可通过在桥上布置位移传感器对损伤位置和程度进行预判。

#### 4 基于 BP 神经网络的砼梁桥损伤识别

##### 4.1 BP 神经网络的基本原理

桥梁结构发生损伤后,虽然其动力特性发生变化(潜在的损伤包含在结构的固有频率和振型中),但传统方法很难建立损伤之后结构的固有频率和振型与结构损伤之间的映射关系。BP 神经网络模仿人脑神经元对外部激励的反应过程,建立多层感知模型,利用信号正向传播和误差反向调节的学习机制,通过多次迭代学习可构建出处理非线性信息的智能化网络模型,具有完善的理论体系、清晰的算法流、强大的数据识别和模拟功能,在解决类似于结构损伤与固有频率和振型的非线性映射关系方面具有明显优势。

表 3 D0 和 G1-D15 工况下桥梁结构损伤位置的位移

工况	下列单元的位移/mm									
	单元 51	单元 52	单元 53	单元 54	单元 55	单元 56	单元 57	单元 58	单元 59	单元 60
D0	-17.482 58	-16.075 5	-14.637 4	-13.180 5	-11.721 8	-10.275 59	-8.853 77	-7.461 41	-6.104 81	-4.789 21
G1-D15	-17.561 68	-16.145 9	-14.700 6	-13.236 8	-11.771 3	-10.317 93	-8.889 87	-7.491 63	-6.129 4	-4.808 40
变化量/%	0.452	0.438	0.432	0.427	0.422	0.412	0.408	0.405	0.403	0.401

##### 4.2 神经网络的输入与输出

神经网络识别损伤能力的好坏取决于网络输入参数的选取,输入参数对结构损伤越敏感,识别效果越好。另外,在实际工程中,选取受环境因素干扰小、易提取的参数,也是决定神经网络识别好坏的关

键。从上述有限元分析结果来看,损伤后三跨连续变截面箱梁固有频率变化量小,仅高阶固有频率变化较大,且损伤程度较大时的变化也仅 3%左右。因此,仅观察结构固有频率的变化无法较好地识别结构损伤。而损伤程度较大时,桥梁结构模态振型

变化在10%左右。为通过BP神经网络识别桥梁结构损伤位置的同时识别损伤程度,将模态振型进行归一化处理作为输入参数。

以G1-D15工况前5阶振型为例,为方便整体将振型值增大5个数量级,利用MATLAB中的mapminmax函数进行归一化处理,将其映射到区间[-1,1],处理结果见表4。

表4 G1-D15工况下桥梁结构的模态振型归一化处理结果

阶次	处理前振型/ ( $\times 10^{-6}$ m)	处理后振型
1	13.00	-0.68
2	28.30	0.70
3	31.70	1.00
4	9.39	-1.00
5	24.0	0.31

以各工况下损伤位置前5阶振型归一化值作为网络的输入,相应的损伤情况作为网络输出。将网络输出参数化为 $T_{i,j}$ ,其中: $i=1\sim 5$ ,分别对应桥梁结构损伤位置(有损伤位置为1,无损伤位置为零); $j=2\sim 16$ ,分别对应桥梁结构的损伤程度(接近预设损伤等级处为1,其他为零)。如G1-D15的输出向量表示损伤位置为左边跨跨中,损伤程度为80%。

$$T_{1,16} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & \cdots & 1 \\ 0 & 0 & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & 0 & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & 0 & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & 0 & 0 & \cdots & 0 \end{bmatrix}$$

#### 4.3 网络结构的构建

任何一个连续函数在闭区间内都可用单隐层BP网络逼近,即3层BP神经网络可完成任意 $n$ 维到 $m$ 维的映射。因此,构建3层BP神经网络处理结构损伤与结构模态之间的非线性映射关系。构建BP神经网络的难点是确定隐层的神经元数目,一般根据经验和多次试验确定,难以找到理想的解析式来求解。隐含层单元数目和具体的问题、输入与输出的单元数有直接关系,数目太少,会导致拟合效果不好,识别效果差;数目太多,则会导致学习时间长,但误差不一定会减小,且可能导致容错性差,无法识别往期没有看到的样本。为此,根据式(1)确定初始隐单元数,然后反复调整,得到最佳隐单元数目为10。

$$n_1 = \sqrt{n+m+a} \quad (1)$$

式中: $n_1$ 为隐单元数; $n$ 为输入单元数,设 $n=15$ ; $m$ 为输出神经元数,取 $m=2$ ; $a$ 为[1,10]之间的常数,经过调试,取 $a=5$ 。

#### 4.4 网络训练及效果

选取G1~G15下D1~D14工况的数据作为训练样本,D15工况的数据作为测试样本,采用BP神经网络对该三跨连续变截面箱梁的损伤位置和程度进行识别。结果显示各工况下模态参数差别都很小,出现过拟合情况,识别结果与期望值相差较大。其原因是中等跨径桥梁发生损伤时,结构的固有频率和模态振型虽会发生变化,但变化量很小,在训练BP神经网络时易出现过拟合情况,导致识别效果差。

## 5 结语

通过有限元分析得到的模态参数,利用神经网络进行桥梁结构损伤识别仍有较大的局限性,结构发生微损伤时难以识别,只有桥梁结构存在很大损伤时才能较精确地识别出来。但桥梁结构发生大损伤时可能已不能继续工作,甚至垮塌。如何利用BP神经网络精确地识别中等跨径桥梁结构损伤程度仍是一个难题,需积极探索适用于中等跨径桥梁结构损伤敏感的参数和识别方法,并应用于工程实际。

#### 参考文献:

- [1] Charles R Farrar, Scott W Doebling, David A Nix. Vibration-based structural damage identification[J]. Philosophical Transactions of The Royal Society A: Mathematical, Physical and Engineering Sciences, 2001, 359(1778).
- [2] B Ho, R Kalman. Effective construction of linear state-variable models from input/output functions[J]. Automatisierungstechnik, 1966, 14(1-12).
- [3] Pierre L Faurre. Stochastic realization algorithms[J]. Mathematics in Science and Engineering, 1976, 126.
- [4] W Larimore. Canonical variate analysis in identification, filtering and adaptive control[A]. Proceedings of 29th IEEE Conference on Decision and Control[C]. 1990.
- [5] P van Overschee, B de Moor. Subspace identification for linear Systems: Theory, implementation, applications[M]. Kluwer Academic Publishers, 1996.
- [6] P van Overschee, B de Moor. N4SID: Subspace algorithms for the identification of combined deterministic-stochastic systems[J]. Automatica, 1994, 30(1).
- [7] M Verhaegen, P Dewilde. Subspace model identification

(下转第155页)

(1) 宜根据路面主要损坏形式进行沥青路面预防性养护方案初选,一种损坏形式一般可采用不同的养护方案,一种养护方案也可以处治不同损坏类型,应根据公路等级、交通量等进行选取。

(2) 应结合项目具体内外条件,将各因素指标进行多因素加权综合评价,结合等效年值法综合确定技术可行、经济合理、实施性强的预防性养护方案。各地应注重运营期间检测资料积累,保证影响因素分析及权值的准确性。

(3) 沥青路面预防性养护管理决策程序技术可行、经济合理且实施性强,可用于预防性养护方案管理决策。

**参考文献:**

[1] 姚飞.高速公路沥青路面的预防性养护技术研究[D].

part 1: The output-error state-space model identification class of algorithms[J]. International Journal of Control, 1992,56(5).

[8] M Verhaegen, P Dewilde. Subspace model identification part 2: Analysis of the elementary output-error state-space model identification algorithm [J]. International Journal of Control, 1992, 56(5).

[9] T Katayama. Realization of stochastic systems with exogenous inputs and subspace identification methods[J]. Automatica, 1999, 35(10).

[10] T Katayama. Subspace methods for system identification: Communications and control engineering [M]. Springer, 2005.

[11] Luca Facchini, Michele Betti, Paolo Biagini. Neural network based modal identification of structural system-through output-only measurement [J]. Computers and Structures, 2014, 138.

[12] Jordan C Weinstein, Masoud Sanayei, M ASCE, et al.

长沙:长沙理工大学,2010.

[2] 宋玉娟.公路预防性养护管理中的难点及整改策略[J].交通世界,2019(33).

[3] 钟彪,王向峰,李燕.水泥混凝土路面预防性养护路况标准与时机决策[J].公路,2020(2).

[4] 张亮.沥青路面性能预测及预防性养护技术方案选择分析[D].广州:华南理工大学,2012.

[5] 袁攀辉.高速公路沥青路面最佳预养护时机的研究[D].重庆:重庆交通大学,2017.

[6] 魏显权,刘谭,严超.沥青路面预防性养护雾封层措施应用效果对比研究[J].广东公路交通,2019(6).

[7] 朱默,黄博,李友云,等.基于沥青混合料疲劳损伤细观力学性能的预防性养护研究[J].公路与汽运,2020(1).

[8] 王向峰,雍黎明.公路沥青路面预防性养护路况标准与时机决策研究[J].公路工程,2017,42(6).

收稿日期:2020-03-09

\*\*\*\*\*

(上接第 140 页)

Bridge damage identification using artificial neural networks[J]. Journal of Bridge Engineering, 2018, 23(11).

[13] 胡琴,徐巍,高飞,等.基于 BP 神经网络的 CRTS I 型板式无砟轨道 CA 充填层损伤识别[J].土木工程与管理学报,2018,35(5).

[14] 李雪松,马宏伟,林逸洲.基于卷积神经网络的结构损伤识别[J].振动与冲击,2019,38(1).

[15] 李忠献,杨晓明,丁阳.应用人工神经网络技术的大型斜拉桥子结构损伤识别研究[J].地震工程与工程振动,2003,23(3).

[16] 王柏生,倪一清,高赞明.框架结构连接损伤识别神经网络输入参数的确定[J].振动工程学报,2000,13(1).

[17] 陆秋海,李德葆,张维.利用模态试验参数识别结构损伤的神经网络法[J].工程力学,1999,16(1).

[18] 杨杰,占军,张继传. MATLAB 神经网络 30 例[M].北京:电子工业出版社,2017.

收稿日期:2019-07-24

\*\*\*\*\*

(上接第 151 页)

[5] 赵朋波. ZJLY 国有勘察设计公司战略转型研究[D].兰州:兰州交通大学,2019.

[6] 曾朋芳.工程监理服务和全过程工程咨询服务发展方向[J].建筑技术开发,2019(11).

[7] 李建平.对监理行业发展的一些思考[J].建设监理,2018(4).

[8] 罗星.监理服务企业如何在“新常态”下转型升级[J].智库时代,2018(37).

[9] 纪添成.规范服务转型发展提升监理工程管理绩效[J].建设监理,2018(6).

[10] 单玉川.打造工程全生命周期的综合服务商:浙江工业大学工程设计集团发力工程总承包转型升级之路[J].建筑设计管理,2018(6).

[11] 罗金华.新形势下监理企业的发展战略[J].建设监理,2011(9).

收稿日期:2020-01-17