

混凝土收缩徐变的神经网络建模与敏感性分析^{*}黎国雄¹, 曾向东², 何海霞¹, 李星³, 吕毅刚⁴, 韩伟威⁵

(1.邵阳县公路建设养护中心, 湖南 邵阳 422100; 2.湖南省邵阳县交通建设质量安全监督站, 湖南 邵阳 422100;

3.湖南兵器建华精密仪器有限公司, 湖南 永州 425124; 4.长沙理工大学 土木工程学院, 湖南 长沙 410114;

5.长沙理工大学 交通运输工程学院, 湖南 长沙 410114)

摘要: 混凝土收缩徐变的影响因素较复杂, 建立预测模型时如果无法确定每个因素的重要性, 会导致模型的泛化能力降低。敏感性分析是一种量化影响因素贡献的方法。文中提出了一种 BP-EFAST(扩展傅里叶幅度灵敏度检验)的敏感性分析方法, 建立全连接 BP 神经网络收缩徐变预测模型, 在评价现有收缩徐变经验预测模型的基础上, 采用 EFAST 方法分析混凝土收缩徐变影响因素的敏感性。结果表明, 相较于收缩徐变经验预测模型, BP 模型的预测误差更小, 预测范围更大; 收缩龄期(持荷龄期)、体积表面积比、环境湿度对收缩徐变的敏感性较高, 与混凝土收缩徐变机理相符; 混凝土收缩的敏感因素有收缩龄期、体积表面积比、养护龄期、水灰比、环境相对湿度、28 d 抗压强度, 混凝土徐变的敏感因素有持荷龄期、水灰比、水泥含量、体积表面积比、环境相对湿度、28 d 抗压强度、28 d 弹性模量、加载龄期。

关键词: 桥梁; 混凝土; 收缩徐变; 预测模型; BP 神经网络; EFAST(扩展傅里叶幅度灵敏度检验); 敏感性分析

中图分类号: U445.4

文献标志码: A

文章编号: 1671-2668(2023)04-0115-10

收缩徐变是混凝土重要的时变性能, 若不能准确预测其大小, 会导致混凝土超静定结构产生附加应力, 严重时引起结构变形、裂缝等, 危及结构安全^[1]。目前解释混凝土收缩徐变的理论有多种, 被广为认可的收缩理论有毛细孔压力理论、分离压力理论、固体表面能理论等^[2], 徐变理论有黏弹性理论、渗出理论、黏性流动理论、塑性流动理论等^[3]。在这些理论的基础上, 提出了诸多收缩徐变经验预测模型, 如 MC2010 模型、B4 模型、ACI209 模型和 GL2000 模型等^[4-6]。然而混凝土成分、水化产物众多, 影响混凝土收缩徐变的因素也较复杂, 且具有时变性和随机性, 导致预测模型构建较困难、预测精度低^[7]。为了满足工程精度要求, 经验预测模型构建中往往在混凝土影响因素中设置一些前置条件, 如 B3 模型要求配合比参数和混凝土强度在特定区间, 限制了预测模型的预测广度。到目前为止, 还没有一种理论或模型可以完全准确地解释或预测混凝土的收缩徐变特性^[8]。近年来, 人工智能算法在混凝土收缩徐变预测中得到应用, 如 Hodhod O. A. 等基于 NU-ITI 数据库, 使用多遗传规划和人工神经网络

建立了徐变预测模型^[9]; Zhu J. S. 等在卷积神经网络的基础上引入 K-means 聚类算法建立混凝土收缩徐变神经网络预测模型, 克服了 NU-ITI 数据库在时间尺度上分布不均匀的问题^[10]。

开展混凝土收缩徐变影响因素敏感性分析, 厘清各影响因素对收缩徐变的贡献, 辨析其主要影响因素, 是建立精确的收缩徐变预测模型的关键。目前较常见的敏感性分析方法有响应面法、基于方差的考虑一阶效应与总效应的 VBFO 和 VBTE 方法、傅里叶幅度灵敏度检验(FAST)法、Sobol 方法和随机平衡设计(RBD)法^[11]。Bažant Z. P. 等通过特征散点图分析混凝土收缩徐变影响因素的敏感性, 对 B3 模型进行了校准^[12]。Teplý B. 等以变异系数和 Spearman 秩相关系数作为混凝土收缩徐变的敏感性指标, 对 BP-KX 模型和 B3 模型进行了收缩徐变敏感性分析^[13]。Han B. 等通过路径分析和基于方差的总效应方法, 对混凝土徐变经验预测模型的影响因素进行了全局敏感性分析^[14]。Howells R. W. 等通过控制变量法分析了混凝土收缩徐变经验预测模型的影响因素敏感性^[15]。Li K. 等基于 Sobol 方

^{*} 基金项目: 湖南省自然科学基金资助项目(2022JJ30600; 2023JJ30020); 长沙市自然科学基金资助项目(kq2202208)

法分析了混凝土徐变的敏感性^[16]。Saltelli A.等提出 EFAST(扩展傅里叶幅度灵敏度检验)方法^[17],该方法融合了 Sobol 法^[18]和 FAST 法的优点,可以定量评估输入因素对系统的一阶(主要)敏感性指数和全局敏感性影响,被大量应用于石油开采、农业研究^[19-21]。

目前关于混凝土收缩徐变影响因素敏感性的研究大多忽略了各因素之间的交互作用,会导致收缩徐变预测模型出现误差。为准确分析混凝土收缩徐变影响因素的敏感性,本文提出一种 BP-EFAST 因素敏感性分析方法,基于 Bažant Z. P.等收集的 NU-ITI 数据库^[22],建立深度学习 BP 神经网络预测模型,结合 EFAST 方法进行收缩徐变敏感性分析,研究各因素在独立或交互作用下对混凝土收缩徐变的贡献,为混凝土收缩徐变预测模型的因素选择提供借鉴。

1 收缩徐变主要影响因素

影响混凝土收缩徐变的因素很多,常用收缩徐

变预测经验模型考虑的影响因素见表 1。也有研究表明,养护温度、浆骨比、水泥浆体积、外加剂等对混凝土收缩徐变特性有影响^[23-25]。考虑到若考虑的影响因素过于复杂,会导致模型的泛化能力降低,将各经验预测模型考虑的主要影响因素作为混凝土收缩徐变影响因素敏感性分析的备选因素。根据表 1 所示影响因素及 NU-ITI 数据库的数据特点,选择以下因素作为混凝土收缩徐变敏感性分析的主要影响因素:1) 配合比特征因素,包括水泥类型、水灰比、骨料水泥比、水泥含量;2) 基本力学性能因素,包括 28 d 抗压强度、28 d 弹性模量;3) 几何特征因素,为体积表面积比;4) 外部因素,包括环境相对湿度、环境温度;5) 时变特征因素,包括收缩龄期(持荷龄期)、养护龄期(加载龄期)。

2 敏感性分析方法

将 NU-ITI 数据库中收缩徐变试验数据作为 BP 神经网络模型的学习样本,分析混凝土收缩徐变的主要影响因素,并将这些因素输入 BP 模型训练

表 1 收缩徐变预测经验模型考虑的混凝土收缩徐变影响因素

模型名称	影响因素
ACI209	收缩龄期(持荷龄期)、养护龄期(加载龄期)、水泥类型、细骨料占比、体积表面积比、坍落度、环境相对湿度、空气含量、弹性模量(仅徐变)
MC2010	收缩龄期(持荷龄期)、养护龄期(加载龄期)、水泥类型、抗压强度、构件理论厚度、环境相对湿度、弹性模量(仅徐变)
B3	收缩龄期(持荷龄期)、养护龄期(加载龄期)、水泥类型、抗压强度、体积表面积比、环境相对湿度、水含量、养护类型、弹性模量
B4	收缩龄期(持荷龄期)、养护龄期(加载龄期)、水泥类型、体积表面积比、环境相对湿度、环境温度、弹性模量、水灰比、骨料水泥比、水泥含量
GL2000	收缩龄期(持荷龄期)、养护龄期(加载龄期)、水泥类型、抗压强度、体积表面积比、环境相对湿度

精度较高的收缩徐变预测模型;通过模拟、遍历各影响因素定义区间,以 BP 模型为基础生成大量样本,基于 EFAST 法得到收缩徐变主要影响因素的敏感性指标[包括一阶敏感性(忽略因素间交互作用的单影响因素敏感性指数)和全局敏感性(多因素交互作用的影响因素敏感性指数)],对主要影响因素的敏感性进行量化分析。敏感性分析流程见图 1。

采用相对误差 E_{CVE} 、决定系数 R^2 、平均绝对误差 E_{MAE} 对模型预测精度进行评价,计算公式见式(1)~(3)。 E_{CVE} 值越接近零,预测误差越小; R^2 代表预测值与实际值的拟合效果,其值越接近 1,预测效果越好; E_{MAE} 表示预测值与实际值之间的平均

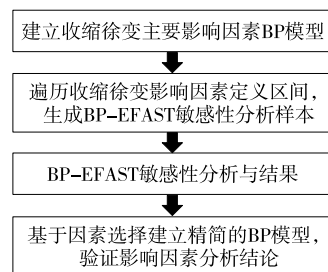


图 1 BP-EFAST 方法的流程

误差,其值越小,模型预测精度越高。

$$E_{CVE} = \frac{1}{n} \sum_i \left| \frac{y'_i - y_i}{\bar{y}} \right| \quad (1)$$

$$R^2=1-\frac{\sum_i(y'_i-y_i)}{\sum_i(\bar{y}-y_i)} \tag{2}$$

$$E_{\text{MAE}}=\frac{1}{n}\sum_i|y'_i-y_i| \tag{3}$$

式中： y'_i 、 y_i 、 \bar{y} 分别为预测值、真实值和标签平均值。

置信区间 I_{CI} 表示总体样本的区间估计,样本数为 5 时计算公式为:

$$I_{\text{CI}}=\bar{X}\pm 2.776s \tag{4}$$

式中： \bar{X} 表示平均值; s 表示对应 E_{CVE} 的标准差。

3 敏感性分析

3.1 模型建立

BP 神经网络由一组相互连接的人工神经元组成,通过目标函数最小化、权重迭代更新获得和储存知识。如图 2 所示,建立一个共 6 层的全连接 BP 神经网络模型,输入特征为水灰比、骨料水泥比、水泥含量、水泥类型、抗压强度、弹性模量、体积表面积比、环境相对湿度、环境温度、养护龄期(加载龄期)、收缩龄期(持荷龄期),输出层为收缩应变与徐变柔量^[26]。先对原始数据进行数据清洗,删除缺失、错误、重复的数据。由于收缩徐变试验的时间特性,试验前期样本采集密集,后期样本采集时间跳跃过大,对收缩龄期(持荷龄期)和养护龄期(加载龄期)进行对数化处理,降低其对模型的影响^[12]。再对所有输入特征进行标准化,加快模型收敛速度。

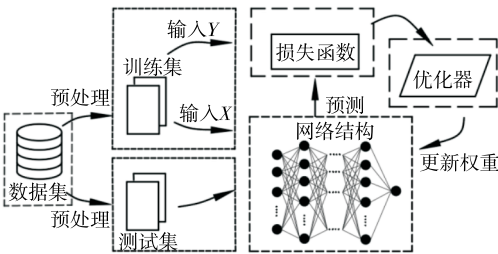


图 2 BP 神经网络结构示意图

将基于 NU-ITI 数据库的样本集随机打乱顺序后,分为训练集(占 90%)和测试集(占 10%)。采取添加 5 折交叉验证、Dropout(Dropout Rate 设置为 0.2,即 20%的隐含层神经元不更新权重)和 Early Stopping(Patience 设置为 9,即连续 9 次迭代的损失函数未更新则停止训练)模块等措施抑制 BP 神经网络过拟合问题。选用 Adam 优化器加快模型收敛,学习率取为 0.001。激活函数采用 Relu 函数,该函数可减缓梯度消失问题。由于收缩与徐变的样本总量及特征量相近,两模型的神经网络结构一致,只有输入层和输出层存在差异,隐含层神经元均为 48 个。

根据模型的训练参数,混凝土收缩 BP 模型中,5 折交叉验证的 E_{CVE} 平均值为 0.131,标准差为 0.007,由式(4)可得 95%置信区间为[0.112, 0.150];混凝土徐变 BP 模型中,5 折交叉验证的 E_{CVE} 平均值为 0.078,标准差为 0.004,95%置信区间为[0.067,0.089](见表 2)。BP 收缩徐变预测模型在 95%置信水平下误差较小,模型稳定。选用 5 折交叉验证中 E_{CVE} 最小的 BP 模型作为混凝土收缩徐变因素敏感性分析的基本模型。

表 2 BP 模型 5 折交叉验证的 E_{CVE} 值

折叠数	E_{CVE}		折叠数	E_{CVE}	
	收缩	徐变		收缩	徐变
Fold 1	0.141	0.083	Fold 4	0.128	0.082
Fold 2	0.131	0.078	Fold 5	0.136	0.076
Fold 3	0.120	0.073			

3.2 模型预测

为满足工程误差要求,部分经验预测模型规定了部分影响因素的取值范围,在范围内的样本才具有较好的预测效果(见表 3)。而 BP 模型的预测范围就是整个训练集的因素范围。

表 3 部分经验模型的预测范围

预测模型	水灰比	骨料水泥比	水泥含量/(kg·m ⁻³)	28 d 抗压强度/MPa	环境相对湿度/%	水泥类型
ACI209	—	—	279~446	—	40~100	I、Ⅲ型
MC2010	—	—	—	20~130	40~100	强度等级
B3	0.35~0.85	2.5~13.5	160~720	17~70	40~100	I、Ⅱ、Ⅲ型
B4	0.22~0.87	1.0~13.2	200~1 500	15~70	40~100	I、Ⅱ、Ⅲ型
GL2000	0.40~0.60	—	—	16~82	20~100	I、Ⅱ、Ⅲ型

注:水泥类型中 I、Ⅱ、Ⅲ型的定义见文献[27];强度等级包括 32.5N、32.5R、42.5N、42.5R、52.5N、52.5R^[28]。

采用 Python 语言编制 ACI209、MC2010、B3、B4 和 GL2000 收缩徐变预测模型的计算程序,根据各经验模型的因素范围,依次对 NU-ITI 数据库进行筛选,计算各混凝土收缩徐变经验预测模型的预测值,同时利用 BP 模型对混凝土收缩徐变进行预测,结果见图 3、图 4。按式(1)~(3)计算各模型的 E_{CVE} 、 R^2 、 E_{MAE} ,评价各模型的预测精度,结果见表 4。计算时,对于 BP 模型,排除训练集对误差的影响,仅计算测试集数据的相关指标。

由图 3、图 4、表 4 可知:各预测模型的大部分预测值在 Perfect Prediction 线(表示预测值与实测值相等)附近,表明这些模型可以预测大部分情况下混凝土收缩徐变样本;BP 模型的预测值与 Perfect

Prediction 线贴合更紧密,其预测值的 E_{CVE} 、 R^2 、 E_{MAE} 明显优于收缩徐变经验预测模型,且 BP 模型训练时未对模型规定参数范围,其定义区间非常广,在预测精度、广度方面均表现较好;收缩经验模型中,MC2010、B4 模型的预测误差较小,二者的 E_{CVE} 、 R^2 、 E_{MAE} 值接近,表现最好;徐变经验模型中,MC2010 模型表现较好。这些经验模型的误差一部分来自预测广度的限制,如 MC2010 模型和 GL2000 模型限定了混凝土强度区间,B3 模型和 B4 模型限定了水灰比、骨料水泥比等参数区间,而样本里存在较多这些参数区间之外的样本,导致预测出现误差;一部分来自模型未考虑的因素,如 MC2010 等未考虑水灰比等配合比因素,导致预测出现误差。

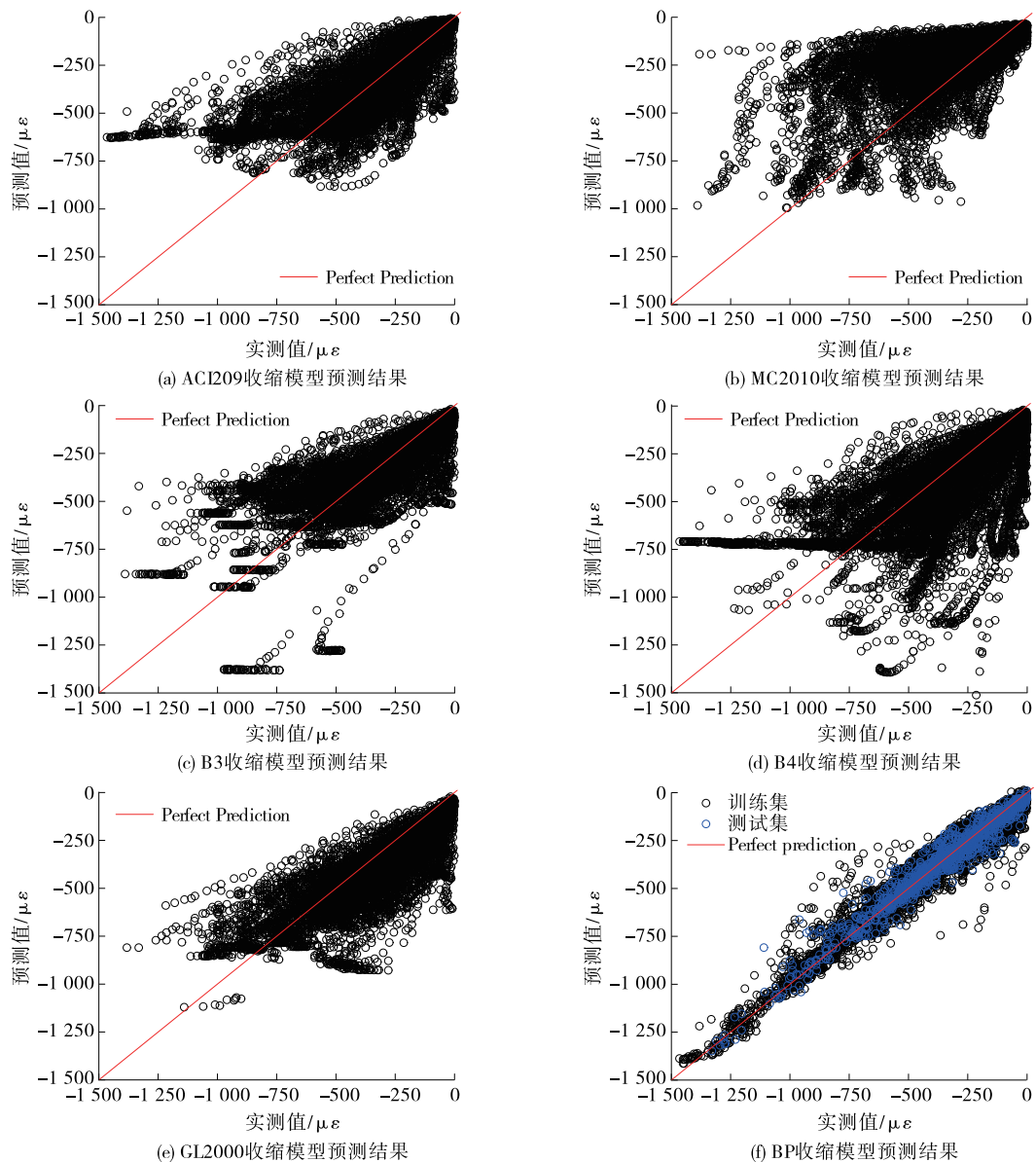


图3 混凝土收缩预测模型预测结果散点图

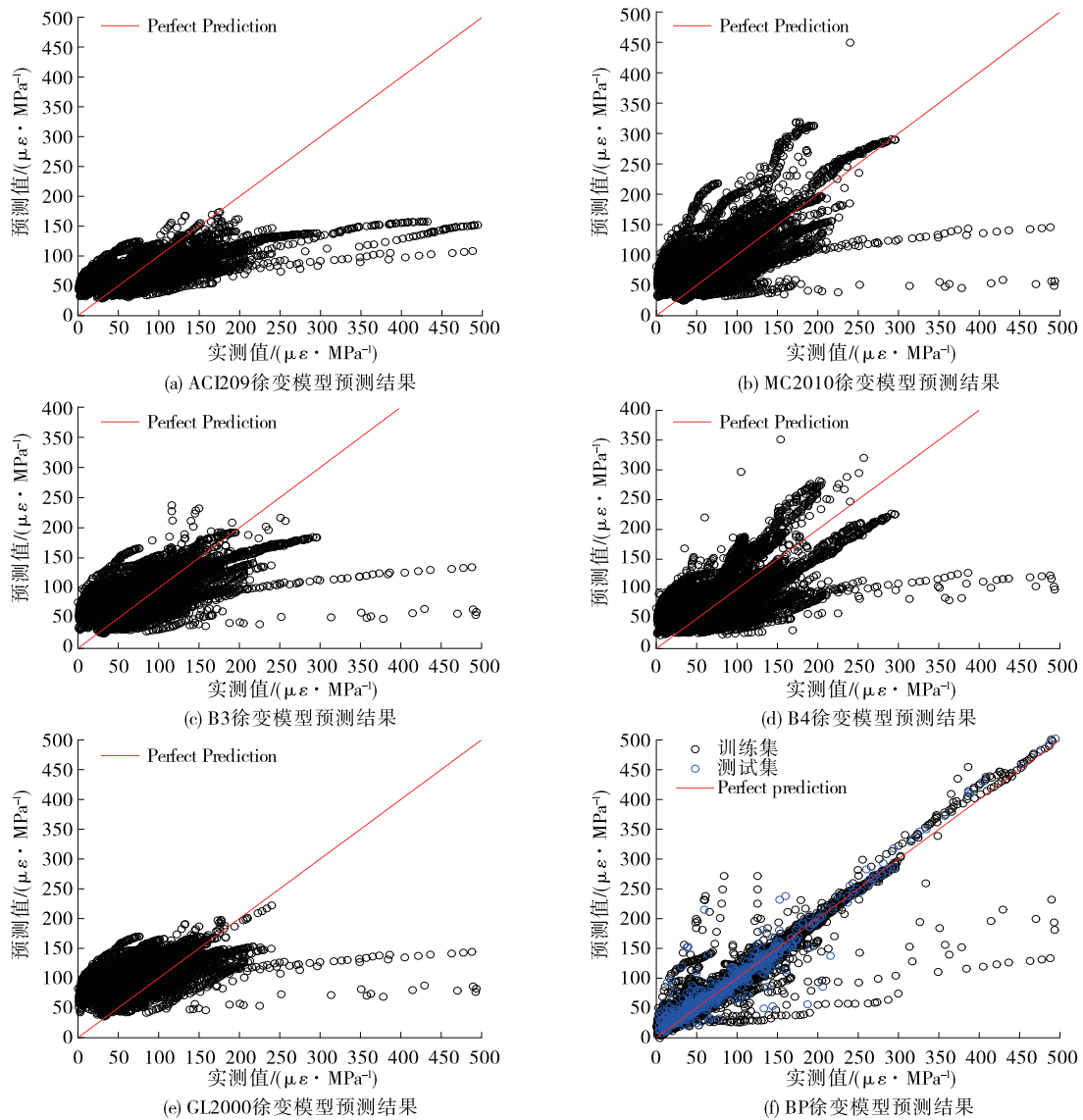


图4 混凝土徐变预测模型预测结果散点图

表4 混凝土收缩徐变预测模型的预测精度

预测 模型	收缩的预测精度			徐变的预测精度		
	E_{CVE}	R^2	E_{MAE}	E_{CVE}	R^2	E_{MAE}
ACI209	0.469	0.229	166.55	0.410	0.243	34.63
MC2010	0.380	0.419	134.91	0.397	0.301	33.52
B3	0.565	0.195	200.90	0.411	0.303	34.70
B4	0.377	0.523	134.09	0.454	0.205	38.37
GL2000	0.415	0.391	147.51	0.398	0.262	33.58
BP	0.168	0.874	62.14	0.116	0.890	11.55

3.3 敏感性分析结果

3.3.1 BP-EFAST 方法

在 m 维空间 K_m 中,使 X 遍历各因素的取值范围,存在模型 $y=f(X)$, $X=(x_1, x_2, \cdots, x_m)$ 。假设 X 是满足概率密度函数 $P(X)=P(x_1, x_2, \cdots,$

$x_m)$ 的随机变量,则 y 的 r 阶矩可表示为:

$$\bar{y}^{(r)} = \int_{K_m} f^r(x_1, x_2, \cdots, x_m) P(x_1, x_2, \cdots, x_m) dx \quad (5)$$

通过选定转换函数 G_i 对模型进行转换,得:

$$X_i(s) = G_i(\sin \omega_i s), \forall i = 1, 2, \cdots, m \quad (6)$$

式中: s 为取值范围为 $(-\infty, +\infty)$ 的标量; ω_i 为 x_i 对应的整数频率; m 为影响因素数量。

不同频率的 ω_i 使 x_i 呈周期性振荡,如果 x_i 为重要影响因素,输出 y 将随之呈大幅度周期波动。简便起见,将 $f(x_1, x_2, \cdots, x_m)$ 记为 $f(s)$,方差可表示为:

$$V = \bar{y}^{(2)} - (\bar{y}^{(1)})^2 = \frac{1}{2\pi} \int_{-\pi}^{\pi} f^2(s) ds - \left[\frac{1}{2\pi} \int_{-\pi}^{\pi} f(s) ds \right]^2 \quad (7)$$

将 $f(s)$ 按傅里叶级数展开, 得:

$$f(s) = \sum_{j=-\infty}^{+\infty} \{A_j \cos(js) + B_j \sin(js)\}, \quad \forall j=1, 2, \dots, m \quad (8)$$

式中: j 为整数, $\forall j=1, 2, \dots, m$; A_j 和 B_j 为傅里叶系数, 分别按式(9)、式(10)计算。

$$A_j = \frac{1}{2\pi} \int_{-\pi}^{\pi} f(s) \cos(js) ds \quad (9)$$

$$B_j = \frac{1}{2\pi} \int_{-\pi}^{\pi} f(s) \sin(js) ds \quad (10)$$

总方差和第 i 个因素引起的方差分别为:

$$V = 2 \sum_{j=1}^{+\infty} (A_j^2 + B_j^2) \quad (11)$$

$$V_i = 2 \sum_{p=1}^{+\infty} (A_{p\omega i}^2 + B_{p\omega i}^2) \quad (12)$$

一阶敏感性指数 S_i 与全局敏感性指数 S_{Ti} 的计算公式如下:

$$S_i = \frac{V_i}{V} \quad (13)$$

$$S_{Ti} = 1 - \frac{V_{-i}}{V} \quad (14)$$

式中: V_{-i} 为用因素 i 的补余集计算出的方差。

如图5所示, 根据因素 i 的分布情况选择转换

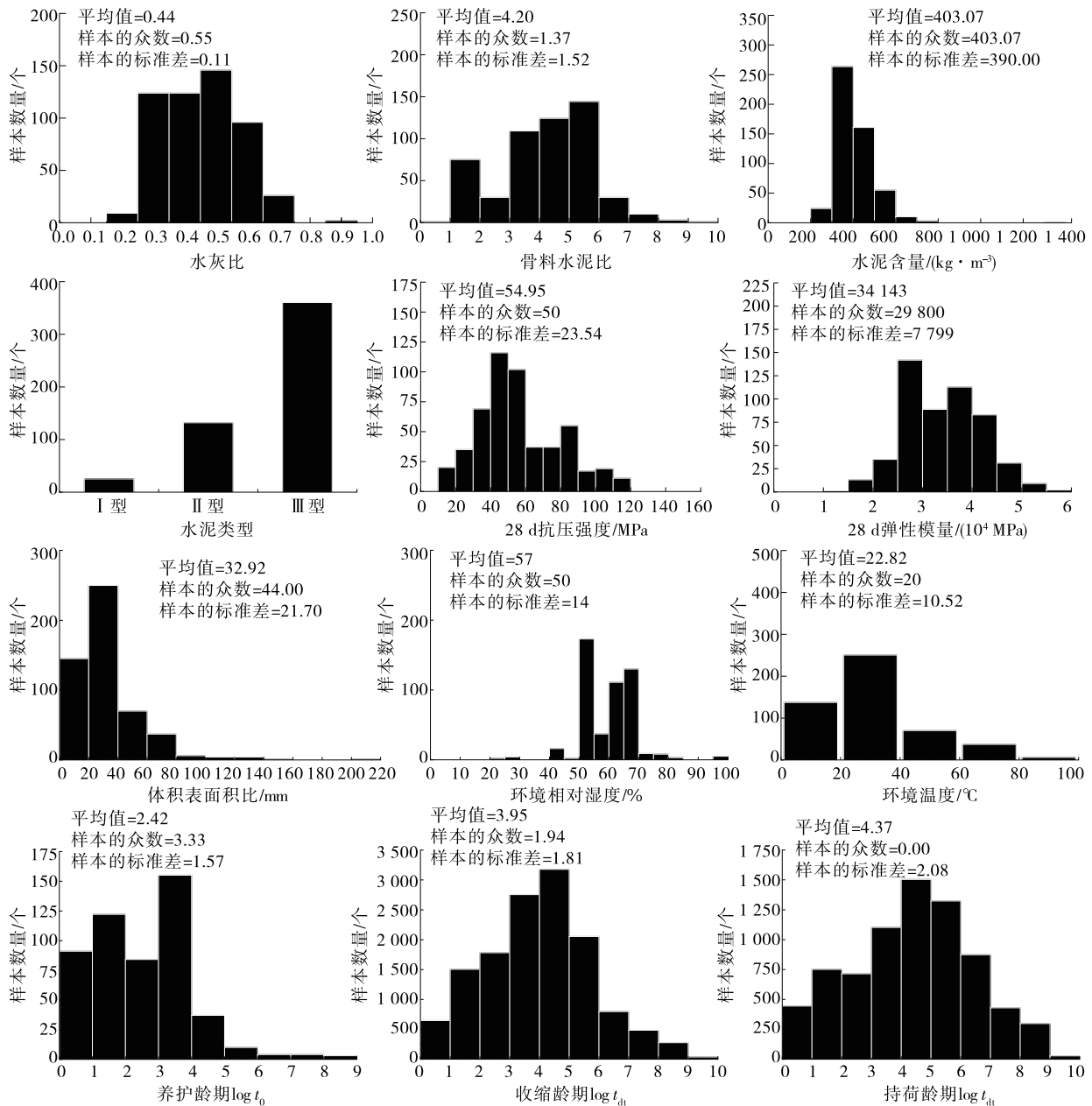
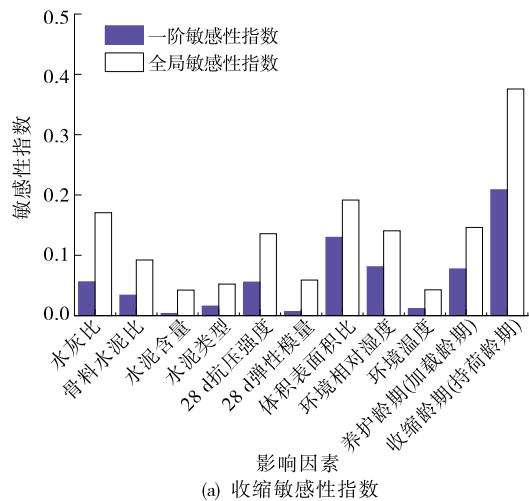


图5 混凝土收缩徐变因素数据分布直方图

函数 G_i 的概率密度函数,使用直方图可近似判别各因素数据的分布形态。水灰比、骨料水泥比、环境温度及对数处理后的养护龄期(加载龄期) t_0 和收缩龄期(持荷龄期) t_{dt} 均近似呈均匀分布,体积表面积比近似呈对数正态分布;水泥含量、28 d 抗压强度、28 d 弹性模量和环境相对湿度近似呈正态分布,水泥类型呈离散分布。数据集各因素最大值与最小值组成的定义区间(水泥类型除外)见表 5。

表 5 混凝土收缩徐变影响因素定义区间

因素名	分布类型	定义区间
水灰比	均匀分布	0.24~0.85
骨料水泥比	均匀分布	0.50~8.32
水泥含量/($\text{kg} \cdot \text{m}^{-3}$)	正态分布	222~1 182.8
水泥类型	离散分布	I、II、III 型
抗压强度/MPa	正态分布	10.80~118.90
弹性模量/MPa	正态分布	14 535~64 500
体积表面积比/mm	对数正态分布	15.55~136.36
环境相对湿度/%	正态分布	20~100
环境温度/ $^{\circ}\text{C}$	均匀分布	17~130
养护龄期(加载龄期)/d	对数均匀分布	1~3 300
收缩龄期(持荷龄期)/d	对数均匀分布	1~8 780



3.3.2 敏感性分析

敏感性分析采用 Simlab 软件。依据数据集各参数的最大值与最小值模拟生成参数定义区间,其中水泥类型使用离散分布,用数值标签替换,其余特征均使用均匀分布。EFAST 方法要求采样数量大于等于参数特征个数的 65 倍,本研究采样数量取 130 个。由式(6)遍历参数定义区间,应用正弦函数模拟对应影响因素样本,代入 BP 收缩徐变预测模型,获取各因素的预测输出值。按式(11)、式(12)求得方差,按式(13)、式(14)计算一阶敏感性指数和全局敏感性指数,结果见图 6。

由图 6(a)可知:水灰比、28 d 抗压强度、体积表面积比、环境相对湿度、收缩龄期和养护龄期的收缩全局敏感性指数均超过 0.1。收缩龄期作为收缩的时变特征,一阶敏感性指数和全局敏感性指数均最高,分别为 0.209、0.376,与混凝土收缩性能的时间依存特性吻合。体积表面积比、环境相对湿度的一阶和全局收缩敏感性指数较高,均超过 0.08,这是由于毛细孔的水分流失造成毛细孔压力增大,而体积表面积比和环境相对湿度影响混凝土中毛细孔水分流失速度,从而对收缩产生影响。收缩影响因素中,养护龄期有着较高的一阶和全局敏感性指数,主要

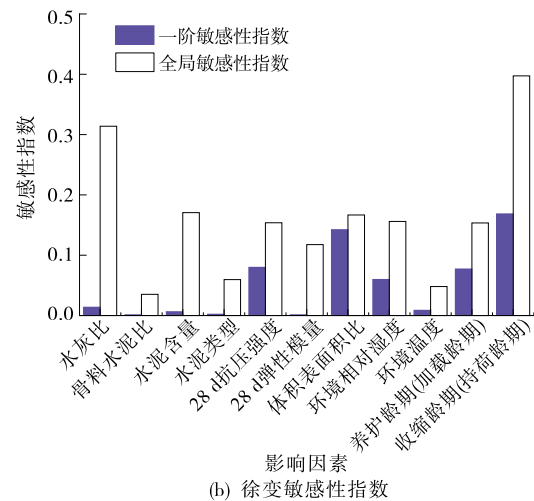


图 6 混凝土收缩徐变影响因素敏感性分析结果

原因是混凝土早期存在自收缩影响,所以养护时间越久,总收缩越小;水灰比、28 d 抗压强度的一阶敏感性指数虽不高,但全局敏感性指数较高,表明二者存在其他因素交互影响;水泥含量、28 d 弹性模量的一阶敏感性指数较低(<0.01),水泥含量、环境温度的全局敏感性指数较低(<0.05)。

由图 6(b)可知:除骨料水泥比、水泥类型、环境

温度外,其他因素的徐变全局敏感性指数均超 0.1。与混凝土收缩性能相似,持荷龄期作为徐变的时变特征,一阶和全局敏感性指数均最高,分别为 0.169、0.397。水灰比与水泥含量的全局敏感性指数较高,分别为 0.314、0.171,这是由于混凝土水灰比越大、水泥含量越高,内部空隙越多,结构越疏松^[29],这些空隙会加快混凝土结构内部水分流失,使空隙在承

压后变小,徐变变形增大。体积表面积比、环境相对湿度的徐变一阶与全局敏感性指数较高,这与徐变机理有关,在应力作用下,混凝土内部吸附水的渗流和层间水转移导致体积变化,水在水泥胶凝体的滑动与剪切变形中起润滑作用,而体积表面积比、环境相对湿度可影响吸附水之一的毛细水的流失。加载龄期也有着较高的一阶和全局敏感性指数,主要原因是混凝土内部细微孔隙随龄期增长被水化产物填充,混凝土的徐变性能受到影响。徐变影响因素中,骨料水泥比、水泥含量、水泥类型、28 d 弹性模量、环境温度的一阶敏感性指数较低(<0.01),骨料水泥比、环境温度的全局敏感性指数较低(<0.05)。

4 模型精简

皮尔逊相关系数可以度量两个变量的线性相关性,表 6 为配合比特征与基本力学性能的皮尔逊相关系数。由表 6 可知:水灰比、28 d 弹性模量和抗压强度均具有较高的线性相关性,通过其中两三个因素便可估算其他因素,使预测模型达到较高的精度。综合敏感性分析结果,混凝土收缩徐变预测模型中的因素可选择水灰比、28 d 抗压强度。将全局敏感性指数高于 0.1 的影响因素定义为敏感因素,混凝土收缩的敏感因素有收缩龄期、体积表面积比、养护

龄期、水灰比、环境相对湿度、28 d 抗压强度,混凝土徐变的敏感因素有持荷龄期、水灰比、水泥含量、体积表面积比、环境相对湿度、28 d 抗压强度、28 d 弹性模量、加载龄期。

表 6 配合比特征与基本力学性能的皮尔逊相关系数

因素	水灰比	骨料水泥比	水泥含量	28 d 抗压强度	28 d 弹性模量
水灰比	1.00	0.59	-0.72	-0.76	-0.66
骨料水泥比	—	1.00	-0.67	-0.60	-0.33
水泥含量	—	—	1.00	0.62	0.42
28 d 抗压强度	—	—	—	1.00	0.79
28 d 弹性模量	—	—	—	—	1.00

根据混凝土收缩徐变影响因素分析结果对预测模型进行精简,按照因素重要性排序重新建立 BP 模型,因输入特征减少,对模型结构做相应调整,隐含层由 48 个神经元减少至 24 个,其他神经网络参数不变,结果见表 7。由表 7 可知:收缩影响因素为收缩龄期、体积表面积比、水灰比、养护龄期、环境相对湿度、28 d 抗压强度、骨料水泥比时,模型预测效果达到最优,该模型忽略了 28 d 弹性模量、水泥类型、水泥含量、环境温度等影响因素;徐变模型影响因素为持荷龄期、水灰比、水泥含量、体积表面积比、

表 7 考虑不同影响因素的 BP 预测模型的误差

类别	考虑的影响因素	E_{CVE}	R^2	E_{MAE}
收缩	收缩龄期(持荷龄期),体积表面积比,水灰比,养护龄期(加载龄期),环境相对湿度	0.210	0.817	85.93
	收缩龄期(持荷龄期),体积表面积比,水灰比,养护龄期(加载龄期),环境相对湿度,28 d 抗压强度	0.191	0.863	78.82
	收缩龄期(持荷龄期),体积表面积比,水灰比,养护龄期(加载龄期),环境相对湿度,28 d 抗压强度,骨料水泥比	0.176	0.880	73.57
	收缩龄期(持荷龄期),体积表面积比,水灰比,养护龄期(加载龄期),环境相对湿度,28 d 抗压强度,骨料水泥比,28 d 弹性模量	0.179	0.875	74.37
	全因素	0.171	0.891	74.45
徐变	收缩龄期(持荷龄期),水灰比,水泥含量,体积表面积比,环境相对湿度	0.172	0.830	14.30
	收缩龄期(持荷龄期),水灰比,水泥含量,体积表面积比,环境相对湿度,28 d 抗压强度	0.163	0.838	13.64
	收缩龄期(持荷龄期),水灰比,水泥含量,体积表面积比,环境相对湿度,28 d 抗压强度,养护龄期(加载龄期)	0.124	0.890	12.12
	收缩龄期(持荷龄期),水灰比,水泥含量,体积表面积比,环境相对湿度,28 d 抗压强度,养护龄期(加载龄期),28 d 弹性模量	0.123	0.898	12.22
	全因素	0.119	0.905	12.10

注:全因素包括水泥类型、水灰比、骨料水泥比、水泥含量、28 d 抗压强度、28 d 弹性模量、体积表面积比、环境相对湿度、环境温度、收缩龄期(持荷龄期)、养护龄期(加载龄期)。

环境相对湿度、28 d 抗压强度、加载龄期时,模型表现最优,该模型忽略了 28 d 弹性模量、水泥类型、环境温度、骨料水泥比等影响因素;对比全因素模型,忽略一部分敏感性较低的影响因素后,预测模型精度虽有少许下降,但模型结构更加优化,神经元数量大幅度减少,模型过拟合风险减小。

5 结论

本文提出 BP-EFAST 因素敏感性分析方法,建立深度学习 BP 神经网络预测模型,结合 EFAST 方法进行混凝土收缩徐变影响因素敏感性分析,研究各因素在独立或交互作用下对混凝土收缩徐变的贡献,并基于影响因素分析对模型进行改进,简化模型并提高模型的泛化能力。结论如下:

(1) BP 神经网络模型在 5 折交叉验证时,95% 置信水平下 E_{CVE} 上限较传统收缩徐变预测经验模型更低,各收缩经验模型的 E_{MAE} 是 BP 收缩模型的 2 倍以上,各徐变经验模型的 E_{MAE} 是 BP 徐变模型的 3 倍左右,与经验模型相比,BP 模型具有误差小、预测范围广的优势。

(2) 混凝土收缩的敏感因素有收缩龄期、体积表面积比、养护龄期、水灰比、环境相对湿度、28 d 抗压强度,混凝土徐变的敏感因素有持荷龄期、水灰比、水泥含量、体积表面积比、环境相对湿度、28 d 抗压强度、28 d 弹性模量、加载龄期。

(3) 与全因素 BP 模型相比,影响因素精简后的 BP 模型的预测精度小幅度下降,但极大地简化了模型结构,提高了模型的泛化能力。

参考文献:

- [1] MOHEBBI A, GRAYBEAL B, HABER Z. Time-dependent properties of ultrahigh-performance concrete: compressive creep and shrinkage[J]. Journal of Materials in Civil Engineering, 2022, 34(6): 040222096.
- [2] HUANG D W, CHEN P, PENG H, et al. A review and comparison study on drying shrinkage prediction between alkali-activated fly ash/slag and ordinary Portland cement[J]. Construction and Building Materials, 2021, 305: 124760.
- [3] 韩超,何智海,詹培敏,等.矿物掺合料对混凝土徐变影响研究进展[J].硅酸盐通报, 2020, 39(12): 3753—3762+3769.
- [4] Gardner N J, Lockman M J. Design provisions for drying shrinkage and creep of normal-strength concrete[J]. ACI Materials Journal, 2001, 98(2): 159—167.
- [5] BAŽANT Z P, WENDNER R W. RILEM draft recommendation: TC-242-MDC multi-decade creep and shrinkage of concrete: material model and structural analysis Model B4 for creep, drying shrinkage and autogenous shrinkage of normal and high-strength concretes with multi-decade applicability[J]. Materials and Structures, 2015, 48(4): 753—770.
- [6] BAŽANT Z P, BAWEJA S. Creep and shrinkage prediction model for analysis and design of concrete structures: Model B3 [J]. Materials and Structures, 1995, 28(6): 357—365.
- [7] LIANG M F, CHANG Z, WAN Z, et al. Interpretable Ensemble-Machine-Learning models for predicting creep behavior of concrete [J]. Cement and Concrete Composites, 2022, 125: 104295.
- [8] SALTELLI A, RATTO M, ANDRES T, et al. Global sensitivity analysis: The primer [M]. John Wiley & Sons, 2007.
- [9] HODHOD O A, SAIDT E, ATAYA A M. Prediction of creep in concrete using genetic programming hybridized with ANN [J]. Computers and Concrete, 2018, 21(5): 513—523.
- [10] ZHU J S, WANG Y L. Convolutional neural networks for predicting creep and shrinkage of concrete [J]. Construction and Building Materials, 2021, 306: 124868.
- [11] KEITEL H, DIMMIG-OSBURG A. Uncertainty and sensitivity analysis of creep models for uncorrelated and correlated input parameters [J]. Engineering Structures, 2010, 32(11): 3758—3767.
- [12] BAŽANT Z P, BAWEJA S. Justification and refinements of model B3 for concrete creep and shrinkage 1. statistics and sensitivity [J]. Materials and Structures, 1995, 28(7): 415—430.
- [13] TEPLÝ B, KERŠNER Z, NOVÁK D. Sensitivity study of BP-KX and B3 creep and shrinkage models [J]. Materials and Structures, 1996, 29(8): 500—505.
- [14] HAN B, XIE H B, ZHANG D J, et al. Sensitivity analysis of creep models considering correlation [J]. Materials and Structures, 2016, 49(10): 4217—4227.
- [15] HOWELLS R W, LARK R J, BARR B I G. A sensitivity study of parameters used in shrinkage and creep prediction models [J]. Magazine of Concrete Research, 2005, 57(10): 589—602.
- [16] LI K, LONG Y P, WANG H, et al. Modeling and sensitivity analysis of concrete creep with machine

- learning methods[J]. Journal of Materials in Civil Engineering, 2021, 33(8): 04021206-1.
- [17] SALTELLI A, TARANTOLA S, CHAN K P S. A quantitative model-independent method for global sensitivity analysis of model output [J]. Technometrics, 1999, 41(1): 39-56.
- [18] SOBOL I M. On sensitivity estimation for nonlinear mathematical models[J]. Matematicheskoe Modelirovanie, 1990, 2(1): 112-118.
- [19] CHENG H B, VYATKIN V, OSIPOV E, et al. LSTM based EFAST global sensitivity analysis for interwell connectivity evaluation using injection and production fluctuation data [J]. IEEE Access, 2020, 8: 67289-67299.
- [20] 邢会敏, 相诗尧, 徐新刚, 等. 基于 EFAST 方法的 AquaCrop 作物模型参数全局敏感性分析[J]. 中国农业科学, 2017, 50(1): 64-76.
- [21] VAZQUEZ-CRUZ M A, GUZMAN-CRUZ R, LOPEZ-CRUZ I L, et al. Global sensitivity analysis by means of EFAST and Sobol' methods and calibration of reduced state-variable TOMGRO model using genetic algorithms[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2014, 100: 1-12.
- [22] BAŽANT Z P, LI G H. Comprehensive database on concrete creep and shrinkage[J]. ACI Materials Journal, 2008, 105(6): 635-637.
- [23] WANG Y F, XU Q, CHEN S H, et al. The influence of persistent curing-loading temperature on the basic creep of early-age concrete; Experimental investigation[J]. Construction and Building Materials, 2020, 261: 119950.
- [24] LAI M H, BINHOWIMAL S A M, GRIFFITH A M, et al. Shrinkage, cementitious paste volume, and wet packing density of concrete [J]. Structural Concrete, 2022, 23(1): 488-504.
- [25] SU L, WANG Y F, MEI S Q, et al. Experimental investigation on the fundamental behavior of concrete creep[J]. Construction and Building Materials, 2017, 152: 250-258.
- [26] Comité Euro-International du Béton. CEB-FIP model code 1990; Design code[S]. Comité Euro-International du Béton, 1993.
- [27] American Society for Testing and Materials. Standard specification for portland cement; ASTM C150-2022 [S]. American Society for Testing and Materials, 2022.
- [28] Comité Euro-International du Béton. Model code for concrete structures; CEB-FIP model code 2010 [S]. Comité Euro-International du Béton, 2010.
- [29] 王磊, 章明明, 汪稔, 等. 全珊瑚混凝土徐变性能试验研究[J]. 混凝土, 2020(5): 1-4.

收稿日期: 2023-02-01

(上接第 114 页)

- [4] 李淑琴, 陈建兵, 万水, 等. 我国几座波形钢腹板 PC 组合箱梁桥的设计与建造[J]. 工程力学, 2009, 26(增刊): 115-118.
- [5] 金文刚, 邓文琴, 张建东, 等. 波形钢腹板预应力混凝土桥梁施工工艺[J]. 现代交通技术, 2019, 16(3): 35-40.
- [6] 徐强, 万水. 波形钢腹板 PC 组合箱梁桥的设计与应用[M]. 北京: 人民交通出版社, 2010.
- [7] 周东波, 金光雷, 冯晓楠, 等. 波形钢腹板 PC 连续梁异步悬臂施工工序研究[J]. 世界桥梁, 2019, 47(5): 54-58.
- [8] 岳宏智, 牛传同, 曹洪亮, 等. 波形钢腹板 PC 组合箱梁桥异步施工全过程分析[J]. 公路, 2020, 65(5): 129-134.
- [9] 王达, 黄海珊, 曹政, 等. 波形钢腹板 PC 组合箱梁桥新型异步施工受力性能研究[J]. 公路交通科技, 2016, 33(8): 58-64.
- [10] 张鸿, 郑和晖, 陈鸣. 波形钢腹板组合箱梁桥节段预制拼装工艺试验[J]. 桥梁建设, 2017, 47(1): 82-87.
- [11] 邓文琴, 刘朵, 冯杰, 等. 波形钢腹板箱梁桥异步施工节段足尺模型试验研究[J]. 桥梁建设, 2019, 49(1): 53-58.
- [12] 交通运输部路网监测与应急处置中心. 公路工程概算定额: JTG/T 3831-2018[S]. 北京: 人民交通出版社股份有限公司, 2018.
- [13] 交通运输部路网监测与应急处置中心. 公路工程预算定额: JTG/T 3832-2018[S]. 北京: 人民交通出版社股份有限公司, 2018.
- [14] 交通运输部路网监测与应急处置中心. 公路工程机械台班费用定额: JTG/T 3833-2018[S]. 北京: 人民交通出版社股份有限公司, 2018.

收稿日期: 2022-01-03