

# 矩形平面超高层建筑横风向气动力谱的神经网络预测

王奕可<sup>1</sup>, 谢壮宁<sup>1</sup>, 黄用军<sup>2</sup>

(1. 华南理工大学亚热带建筑科学国家重点实验室, 广东 广州 510641;

2. 深圳市欧博工程设计顾问有限公司, 广东 深圳 518053)

**摘要:** 在超高层建筑抗风设计中常发生当平面深宽比较大时, 荷载规范建议的横风向风荷载过于保守而高估建筑风荷载和风振响应的现象。利用高频底座测力天平技术, 分别在 B, C 两类风场中对 10 种不同深宽比( $D/B$ )的矩形平面超高层建筑模型进行风洞试验。采用遗传算法(GA)和误差反向传播(BP)神经网络相结合的方法(GA-BP)对试验得到的横风向气动力谱进行建模研究。用 GA 对 BP 神经网络的初始权值和阈值进行寻优, 找到最优参数后, 再赋值于 BP 神经网络训练求解问题, 并运用  $k$  折交叉验证法进行仿真验证, 最终获得精度明显高于 BP 模型的结构横风向气动力谱预测模型, 显示 GA-BP 神经网络横风向气动力模型收敛速度快、泛化能力强。采用本文模型进行预测并和试验数据对比, 结果显示, 基于 GA-BP 的气动力模型能够很好地预测未参与建模的横风向气动力谱, 采用本文模型和原始风洞数据计算的结构横风向风荷载和风致响应具有很好的一致性, 但在较大深宽比时均显著小于现行规范方法结果, 显示规范方法结果偏于保守。

**关键词:** 超高层建筑; 横风效应; 风洞试验; 神经网络; 遗传算法

**中图分类号:** TU352.2; TU317 **文献标志码:** A **文章编号:** 1004-4523(2023)02-0326-08

**DOI:** 10.16385/j.cnki.issn.1004-4523.2023.02.004

## 1 概述

随着社会经济不断发展和土地供应逐渐稀缺, 为保证良好的平面布局和通风采光效果, 平面狭长的板式超高层住宅已成为未来发展的趋势。基于流体空气力学理论, 由于空气具有惯性和黏性, 当来流经过非流线型的高层建筑时, 将会在结构上产生气动力, 进而在物体表面产生非非常的压力脉动。对于大深宽比建筑, 气流绕过时往往会发生旋涡脱落、再附与再分离等现象, 使气动力特性发生显著变化; 随后, 由气动力根据随机振动理论计算出的风振响应和等效静力风荷载也会受到复杂影响。研究表明, 当超高层建筑达到 200 m 高度时, 其横风向风荷载及响应将远远超过顺风向成为控制性荷载<sup>[1]</sup>, 证明了横风向气动力的重要性。然而中国现行建筑结构荷载规范 GB 50009—2012<sup>[2]</sup>中对横风向气动力的规定是基于矩形截面深宽比为 0.5 至 2.0 而得到的, 在深宽比超过 2 时无法模拟出良好峰值, 且规范公式并未模拟再附峰, 而日本规范 AIJ 2004<sup>[3]</sup>中的公式则考虑了这一点, B 类风场下深宽比 4:1 时两

者公式结果与风洞试验结果对比如图 1 所示。因此, 随着扁长建筑的涌现, 展开对常见截面形态的不同深宽比超高层建筑的气动力特性研究尤为重要, 也具有较高的工程价值。

目前, 曲线拟合的方法主要有最小二乘拟合、样条函数拟合、拉格朗日插值法、人工神经网络法, 等等。由于横风向气动力曲线往往存在再附峰与共振峰, 非线性关系复杂, 运用最小二乘等传统方法拟合效果不佳且公式复杂, 无法很好地描述一段范围较广的深宽比下的建筑横风向气动力特征。而人工神经网络方法具有很高的容错性、自组织和自学习功能, 能很好地解决此问题, 且训练好的神经网络还可以对学习样本之外的输入样本进行预测。其中, 根据 Kolmogorov 定理, 误差反向传播(Back Propagation, BP)网络只要有足够多的隐含层和隐节点, 就可以以任意的精度逼近非线性映射关系。BP 神经网络近年来也被成功地应用于结构抗风领域。顾明等<sup>[4]</sup>利用 BP 神经网络模型对某大跨度屋盖表面进行了平均风压预测。谢壮宁等<sup>[5]</sup>建立三层 BP 神经网络, 对两个高层建筑间的风致干扰效应展开了预测。陈纳郁等<sup>[6]</sup>通过改进的 BP 学习算法进行静力

收稿日期: 2021-09-01; 修订日期: 2021-12-20

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(52078221); 广东省现代土木工程重点实验室资助项目(2021B1212040003)。

三分力系数和颤振导数的拟合,用于识别大跨度桥梁抗风性能的应用。但是BP神经网络初始的权值和阈值是随机选取的,倘若这些参数的位置选择不当,则会导致网络的收敛速度慢、陷入局部最优值。遗传算法(Genetic Algorithm, GA)是一种并行随机寻优方法<sup>[7-8]</sup>,具有全局搜索能力,因此本文采用GA优化BP神经网络的初始权值和阈值,有利于BP神经网络加快收敛到全局最优解。

本文利用风洞试验中B,C类风场下10个不同深宽比矩形平面模型的横风向气动力数据,基于遗传算法优化BP神经网络建立了横风向气动力预测模型。即根据已有的气动力数据样本预测其他深宽比矩形平面建筑的气动力,使结构特定平面气动力的识别能够脱离繁琐的试验和复杂的非线性拟合。通过与风洞试验数据和BP神经网络模型计算结果对比,对GA-BP神经网络模型训练和预测结果进行了评估;基于GA-BP神经网络模型编写了风荷载计算软件,计算横风向基底弯矩与加速度响应,并与规范GB 50009—2012结果对比。

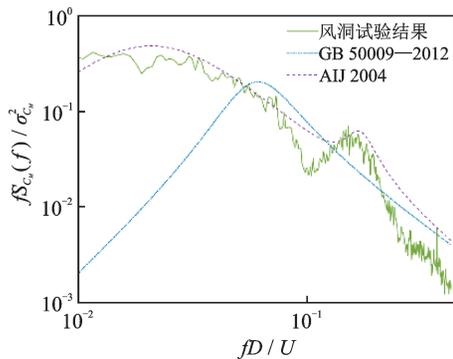


图1 横风向气动力谱拟合结果对比(B类、 $D/B=4$ )

Fig. 1 Comparison of fitting results of across-wind aerodynamic spectrum (Category B,  $D/B=4$ )

## 2 风洞试验及数据分析方法介绍

### 2.1 试验设备及风场模拟

试验在华南理工大学风洞实验室中进行,该实验室为5 m量级的大气边界层风洞,洞体试验段长24 m、宽5.4 m、高3 m,尾端配置4 m直径转盘,试验风速在0~30 m/s范围连续可调。测力试验采用高频底座测力天平(HFFB)技术,通过ATI高灵敏度天平测得结构在风荷载作用下的六分力。

试验在B,C两类地貌下进行,用于本文试验的B和C类两种地貌的平均风速剖面 and 湍流强度分布与规范GB 50009—2012建议值吻合较好,如图2所示。

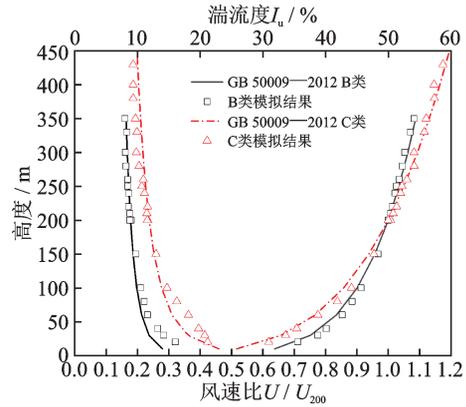


图2 平均风速剖面 and 湍流强度分布

Fig. 2 Mean wind speed profile and turbulence intensity distribution

### 2.2 试验模型制作及工况

为满足测力模型轻质高强、试验效率和可控的模型精度的要求,利用3D打印技术制作试验模型,并设计凹槽和扣件相互拼接来实现不同工况下的模型组合,试验模型如图3所示。

试验几何缩尺比为1:400,建筑原型高度均为200 m,截面短边均为20 m。试验采样频率为400 Hz,样本帧数为40960,采样时间为102.4 s,在B,C两类地貌下各进行10种深宽比工况(1:2.5, 1:2, 1:1.5, 1:1, 1.5:1, 2:1, 2.5:1, 3:1, 4:1, 5:1)的模型试验,相对应的其高宽比也各有不同(6.32, 7.07, 8.16, 10, 8.16, 7.07, 6.32, 5.37, 5, 4.47)。试验风向角定义见图4,以正东方向为 $0^\circ$ 风向角,以顺时针方向进行了10个风向角的测试。根据气动力和结构风效应特征,本文选用 $0^\circ$ 风向角 $D/B=1:1\sim 5:1$ 的7种工况和其中 $D/B=1:1.5\sim 1:2.5$ 的 $90^\circ$ 风向角(相当于 $0^\circ$ 风向角 $D/B=1.5:1\sim 2.5:1$ )的3种工况共10种工况,对这些工况的横风向基底气动弯矩的功率谱密度展开详细的建模分析研究。



图3 试验模型照片

Fig. 3 Photo of test model

### 2.3 数据处理方法

为便于在模型和原型间换算,采用以下无量纲弯矩系数来表述基底气动弯矩或扭矩:

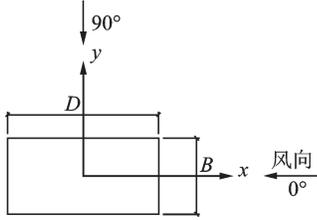


图 4 风向角定义示意图

Fig. 4 Schematic diagram of wind direction definition

$$C_M(t) = \frac{M_A(t)}{q_M} \quad (1)$$

式中  $M_A$  表示绕  $x, y$  轴的倾覆气动弯矩或绕  $z$  轴的气动扭矩, 在本文中主要指以上所提及的横风向气动弯矩;  $q_M = 0.5\rho V_H^2 B H^2$  为参考高度  $H$  处的参考力矩, 其中,  $\rho$  为空气密度,  $V_H$  为  $H$  处的参考风速,  $B$  为建筑迎风面特征宽度。

在进一步的应用和统计分析之前, 采用文献[9]的方法对天平模型系统的抖振引起所测量得到的气动弯、扭矩时程的信号畸变在频域中进行修正。为了简化描述, 本文提及的气动弯矩及其衍生系数均是经过修正后的结果。由上可以得到反映气动弯矩脉动程度的均方根弯矩系数:

$$\sigma_{C_M} = \frac{\sigma_{M_A}}{q_M} \quad (2)$$

式中  $\sigma_{M_A}$  为  $M_A(t)$  的均方根值。

#### 2.4 结构风振响应计算方法

假定高层建筑的一阶模态沿高度呈线性变化, 按基本的力天平理论<sup>[10]</sup>可以计算结构的基底弯矩响应的功率谱密度  $S_{M_D}(f)$  和响应的均方根值  $\sigma_{M_D}$ :

$$S_{M_D}(f) = |H(f)|^2 S_{M_A}(f) \quad (3)$$

$$\sigma_{M_D} = \sqrt{\int_0^{\infty} S_{M_D}(f) df} \quad (4)$$

式中  $|H(f)|^2 = [(1 - (f/f_0)^2)^2 + (2\zeta f/f_0)^2]^{-1}$  为结构的机械导纳函数;  $f_0$  和  $\zeta$  分别为结构横风向的一阶固有频率和模态阻尼比;  $S_{M_A}(f)$  为试验测得的基底气动弯矩功率谱密度。

考虑到结构的对称性, 可以得到基底弯矩峰值响应为:

$$M_{\text{peak}} = g\sigma_{M_D} \quad (5)$$

式中  $g$  为峰值因子, 取 2.5。

相应结构顶部峰值加速度为:

$$a_{\text{peak}} = g \frac{(2\pi f_0)^2}{k_p H} \sqrt{\frac{\pi}{4\zeta} f_0 S_{M_A}(f_0)} \quad (6)$$

式中  $k_p$  为结构模态刚度。

### 3 GA-BP气动力谱预测模型

#### 3.1 遗传算法(GA)优化的BP神经网络

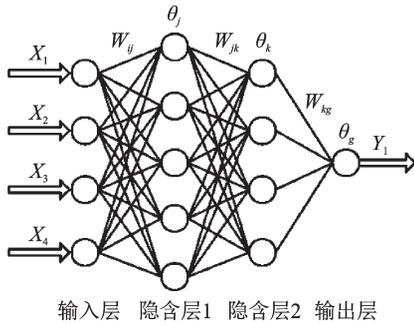
BP神经网络是Rumelhart和McClelland于1986年提出的, 是目前应用最为广泛的一种人工神经网络<sup>[11-12]</sup>。它的学习过程主要有信号的正向传播和误差的反向传播两个部分。过程中, 权值和阈值的调整周而复始地进行, 从而使该网络输出逼近期望的信息<sup>[13]</sup>。但对于一些复杂网络, BP算法收敛速度慢, 且应用效果受其网络初始连接权值和阈值的影响很大, 易陷入局部极小<sup>[14-15]</sup>。遗传算法(GA)模拟了生物在自然界进化过程中的自然选择和优胜劣汰, 是一种可以进行随机全局搜索最优解的算法。即使在适应度函数有噪音、不规则的情况下, 遗传算法依然有极大的概率搜索到最优解, 避免求解过程中陷入局部最小。因此, 可以将两者结合, 找到最优权阈值后, 再赋值于BP神经网络训练求解问题。

#### 3.2 训练样本的选取

参考GB 50009—2012的规定, 选取了风场类型、深宽比( $D/B$ )和高宽比( $H/\sqrt{BD}$ )以及一段工程上常见范围内的无因次频率( $fD/V_H$ )作为网络的输入参数, 选取无因次化横风向气动力谱( $fS_{C_M}(f)/\sigma_{C_M}^2$ )作为训练和预测的输出。取B, C类风场下不同深宽比矩形平面模型的横风向基底气动弯矩的功率谱密度数据, 共3170组正常样本。由于训练过程中使用了 $k$ 折交叉验证法( $k$ -fold cross validation)<sup>[16-17]</sup>, 按数据特性取 $k$ 为20, 每次抽取一个子集数据分别做一次验证集, 其余的19组子集数据作为训练集。同时, 在训练集中抽取75%的样本共同组成数据的训练样本, 25%的样本作为测试样本, 并在输入前将训练和预测参数进行归一化处理。

#### 3.3 BP参数设置与网络结构

经过尝试发现, 单隐含层网络模型训练效果不佳, 遂采取四层网络结构。最终确定拓扑结构如图5所示。图5中,  $X$  为输入参数;  $Y$  为输出参数;  $W$  为权值;  $\theta$  为阈值。输入层到隐含层1的激励函数选用Softmax函数, 隐含层1到隐含层2的激励函数选用tansig函数, 隐含层2到输出层的激励函数选用线性传递Purelin函数, 训练函数选用Levenberg-Marquardt算法。网络其他训练参数设置如下: 学习速率0.001, 训练次数(epoch)1200, 收敛误差为 $1 \times 10^{-5}$ 。利用均方差MSE判定网络误差。



输入层 隐含层1 隐含层2 输出层  
图 5 BP神经网络拓扑结构

Fig. 5 BP neural network topology

### 3.4 遗传算法运算流程

本文设置具体的遗传参数为:初始种群数设置为 30,最大遗传代数设置为 100,交叉概率设置为 0.5,变异概率设置为 0.01。染色体采用实数编码。

遗传算法在全局寻优搜索过程中的一个关键因素就是适应度函数,并以适应度大小作为个体遗传难易程度评判标准。设置适应度函数计算公式如下:

$$F = k_1 \left[ \sum_{i=1}^{N_1} \text{abs}(y_i - o_i) \right] \quad (7)$$

式中  $k_1$  为有关系数; $N_1$  为输出层神经元个数; $y_i$  为第  $i$  个节点的期望输出; $o_i$  为第  $i$  个节点预测输出。

根据个体适应度,选择优良个体遗传给下一代,选择所采用的计算方法是轮盘赌法;个体的编码方式为实数编码,因此交叉操作方法采用中间重组交叉法(Intermediate Recombination);变异部分则选取第  $i$  个个体的第  $j$  个基因进行如下操作:

$$a_{ij} = \begin{cases} a_{ij} + f(m) * (a_{ij} - a_{\max}), & r_2 > 0.5 \\ a_{ij} + f(m) * (a_{\min} - a_{ij}), & r_2 \leq 0.5 \end{cases} \quad (8)$$

$$f(m) = r_3 (1 - m/M_{\max})^2 \quad (9)$$

式中  $a_{\max}$  为基因  $a_{ij}$  的上界; $a_{\min}$  为基因  $a_{ij}$  的下界; $m$  为当前迭代次数; $r_2$  和  $r_3$  都是随机数, $r_2$  的范围在  $[0, 1]$  区间; $M_{\max}$  为最大进化次数。

## 4 结果分析及应用

### 4.1 仿真结果

神经网络模型相关参数确定后,在相同的训练样本和测试样本下,分别采用基于遗传算法优化后的 BP 神经网络(GA-BP)模型和传统 BP 神经网络模型对横风向气动力谱进行仿真。为检验训练效果,其参数设置及特征数据集选取一致。

遗传算法计算过程中最优个体适应度值的变化如图 6 所示,可以看出,适应度曲线先呈现曲折下降

的趋势,后逐渐趋于平稳状态,在进化迭代到 50 代之后适应度基本趋于稳定,说明此时个体在算法优化下达到最优解。可见遗传算法明显改善了 BP 神经网络的收敛速度与误差。

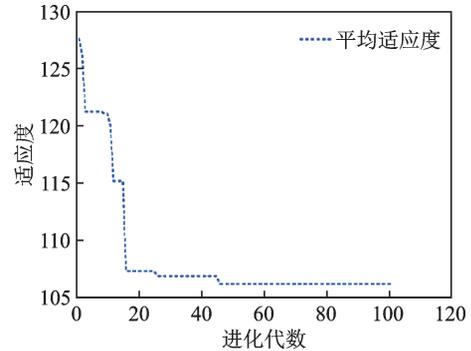
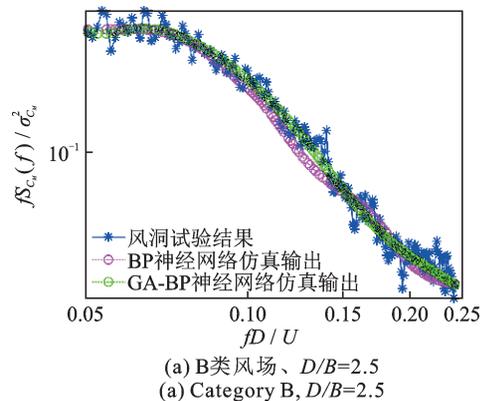


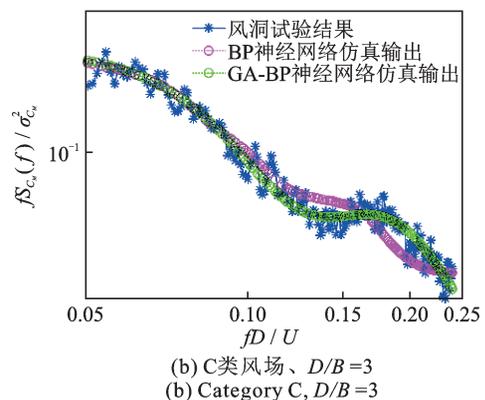
图 6 遗传算法适应度曲线

Fig. 6 Fitness curve of genetic algorithm

将 GA-BP 神经网络模型和 BP 神经网络模型仿真输出结果与期望输出的原始试验结果进行对比,结果见图 7。由图 7 可见,GA-BP 神经网络仿真输出结果与风洞试验结果的吻合度较高,变化趋势基本一致,且回归后数据达到降噪、光滑效果。而 BP 神经网络在局部仍存在拟合趋势不佳的问题。与 BP 神经网络相比,GA-BP 神经网络仿真结果精度更高,且对气动力谱趋势预测更加准确,避免了曲线尾部翘起的缺陷。



(a) B类风场、D/B=2.5  
(a) Category B, D/B=2.5



(b) C类风场、D/B=3  
(b) Category C, D/B=3

图 7 仿真结果对比

Fig. 7 Comparison of simulation results

相对于未参与训练的测试样本组,GA-BP神经网络模型与BP神经网络模型的预测结果误差对比见表1。由表1可见,GA-BP神经网络模型预测结果的各项误差统计均优于传统BP神经网络模型。对比图7中BP与GA-BP仿真输出发现:经遗传算法优化的BP神经网络通过调整权重改进网络,训练过程中平均误差百分比MAPE为0.1371,与传统BP神经网络模型的0.1763相比降低了22.2%;均方差MSE达到0.0068,与传统BP神经网络模型相比降低了0.0075。基于遗传算法优化的GA-BP神经网络能够提升原有BP神经网络的仿真精度,使拟合结果更好。

表1 神经网络模型的误差特征指标

Tab. 1 Error characteristic index of neural network model

误差特征指标	BP	GA-BP
$R^2$	0.9885	0.9908
MAPE	0.1763	0.1371
MSE	0.0143	0.0068
MAE	0.0357	0.0279

注: $R^2$ 为决定系数;MAPE为平均误差百分比;MSE为均方差;MAE为平均绝对误差。

## 4.2 预测分析与比较

为进一步调优GA-BP神经网络的泛化能力,过程中采取 $k$ 折交叉验证法缓解过拟合问题并验证模型的有效性,抽取B类风场下深宽比3:1子样本集未学习时,对其预测结果见图8。注意到B类风场下深宽比3:1的两侧参照深宽比2.5:1与4:1矩形平面超高层建筑横风向气动力谱趋势与深宽比3:1差异较大,但预测效果仍较为理想,验证了模型的有效性。可见选取合适初始权阈值对提高BP神经网络横风向气动力预测的精度有很大影响。

同时对未进行试验的其他深宽比建筑横风向气动力谱进行预测,并将两侧深宽比气动力的试验值作为参照,考察预测结果的合理性,结果见图9。观察到预测输出具有较好趋势规律,并且介于两侧深宽比气动力输出间,显示预测结果具有较高合理性和可信度。

## 4.3 横风向基底弯矩均方根系数

横风向基底弯矩均方根系数 $\sigma_{C_M}$ 是衡量脉动风荷载整体大小的重要参数,AIJ 2004<sup>[3]</sup>给出了相应计算公式,但是没有考虑风场的影响。全涌等<sup>[1]</sup>考虑了风场的影响,但给出的计算公式在 $D/B < 1$ 时拟合不佳。参考并结合文献[3]的横风向基底弯矩系数均方根值拟合公式形式,同时考虑深宽比与湍流度的影响,拟合得到B,C类风场下 $\sigma_{C_M}$ 的函数表

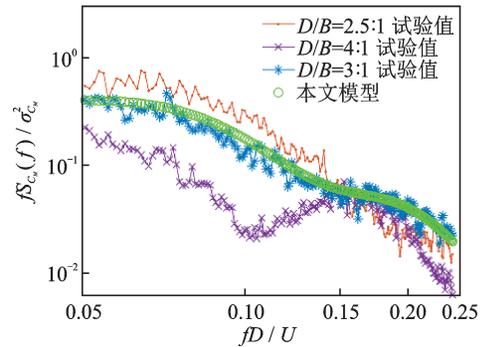
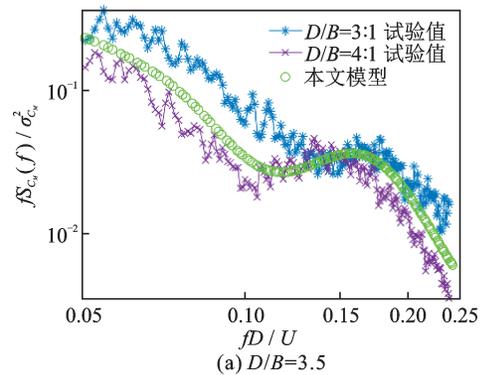
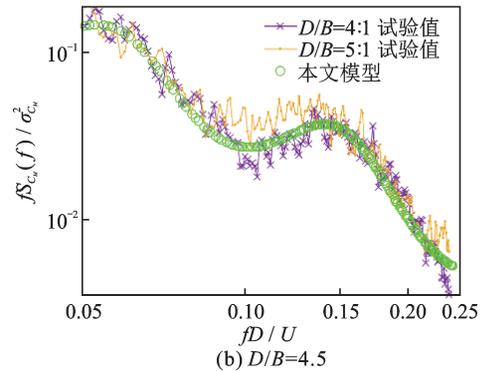


图8 预测结果的有效性验证(B类、 $D/B=3$ )

Fig. 8 Validity verification of prediction results (Category B,  $D/B=3$ )



(a)  $D/B=3.5$



(b)  $D/B=4.5$

图9 预测结果的合理性比较(C类地貌)

Fig. 9 Comparison of the reasonableness of prediction results (Landscape of category C)

达式:

$$\sigma_{C_M} = \begin{cases} -0.08794 + 0.1294\alpha_{db}^3 - 0.2259\alpha_{db}^2 + \\ 0.3249\alpha_{db} + 0.06492\alpha_w^{-1.372}, & \alpha_{db} \leq 1 \\ 0.1681 - 0.1935\alpha_{db}^3 + 0.5481\alpha_{db}^2 - \\ 0.1202\alpha_{db} - 0.2662\alpha_w^{0.3614}, & 1 < \alpha_{db} \leq 2 \\ 1.764 - 0.007931\alpha_{db}^3 + 0.08343\alpha_{db}^2 - \\ 0.2323\alpha_{db} - 1.329\alpha_w^{0.02833}, & \alpha_{db} > 2 \end{cases} \quad (10)$$

式中  $\alpha_{db} = D/B$  为建筑的深宽比; $\alpha_w = 2, 3$  分别对应B,C两种风场。

## 4.4 试验、GA-BP模型和规范方法结果对比

根据以上结果,利用GA-BP神经网络横风向气动力谱预测模型,基于MATLAB的GUI模块编写了可以计算风致荷载与响应的软件。本节进一步应

用风洞数据、GA-BP模型和规范<sup>[2]</sup>方法来计算并对实际结构的横风向风致荷载和响应的差异。

基于已有工程经验和规范<sup>[2]</sup>建议,估算得到本文计算所用的结构前3阶模态周期如表2所示,建筑质量约为1700 kg/m<sup>2</sup>。基本风压参考深圳地区,其中风致荷载计算采用50年重现期对应的基本风压为0.75 kPa,阻尼比取5%;加速度计算采用10年重现期对应的风压0.45 kPa,峰值加速度计算高度取建筑顶层50层,阻尼比取2%。

表 2 各工况前三阶模态自振周期

Tab. 2 The first three-order modes natural vibration periods of each working condition

D/B	自振周期/s		
	1阶振型	2阶振型	3阶振型
1:1	5.5	5.5	2.8
1.5:1	5.5	5.3	2.8
2:1	5.5	5.0	2.8
2.5:1	5.5	4.5	2.8
3:1	5.5	4.0	2.8
4:1	5.5	3.5	2.8
5:1	5.5	3.0	2.8

首先计算试验结构在B类风场下50年重现期横风向基底弯矩并与GB 50009—2012方法的计算值比较如图10所示。由图10可见,在整体上本文模型的结果和直接采用风洞数据的计算结果非常接近,这说明本文模型的有效性和可靠性,同时注意到 $D/B \leq 1.5$ 时本文模型计算所得基底弯矩值和基于规范方法计算得到的结果非常相近,同时, $D/B=1$ 的风荷载相比临近两工况较小的特点以及随深宽比

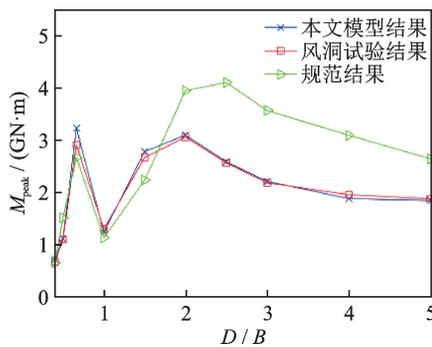


图10 横风向峰值基底弯矩结果对比(B类地貌)

Fig. 10 Comparison of the across-wind peak base bending moment results(Landscape of category B)

变化的整体趋势也与规范结果相似;但是在 $D/B \geq 2$ 时出现较大偏差,规范结果不同程度大于模型和风洞数据直接计算的结果,显示规范结果偏于保守。

图11为B类风场下10年重现期结构顶部峰值

的模型计算值、风洞试验值和GB 50009—2012计算值的比较。由图11可见,本文模型的计算值与同样直接采用风洞数据的计算结果具有较高的一致性,且当 $0.5 \leq D/B \leq 2/3$ 时,本文模型计算结果、试验结果与规范结果高度一致,表明规范计算公式在此范围内适用且精确度高; $1 \leq D/B \leq 2$ 时,本文结果(风洞试验和模型预测)与规范计算结果有较大差异,试验结果在深宽比为1时达到最大值,且大于规范结果,而规范结果在深宽比为1.5时达到最大; $D/B > 2$ 时各规范结果均显著大于本文结果,在深宽比为5时,规范结果甚至达到了 $0.218 \text{ m/s}^2$ ,是本文结果的3倍且超过高层建筑混凝土结构技术规程(JGJ 3—2010)的限值,规范方法在此深宽比范围内会显著高估结构的风振响应。

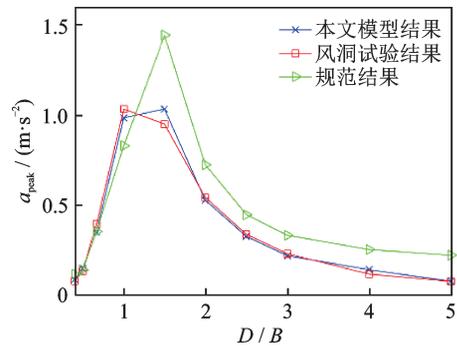


图11 横风向峰值加速度结果对比(B类地貌)

Fig. 11 Comparison of the across-wind peak acceleration results(Landscape of category B)

注意到在 $D/B=1.5$ 工况下模型的计算结果略大于试验结果,进一步对比该工况气动弯矩功率谱密度的试验值和模型计算值,结果见图12。由图12可见,试验气动力谱仍然存在随机特征,而GA-BP所拟合的气动力谱较为平滑,在10年重现期无因次结构自振频率处所对应的两个谱值差距相对较大,

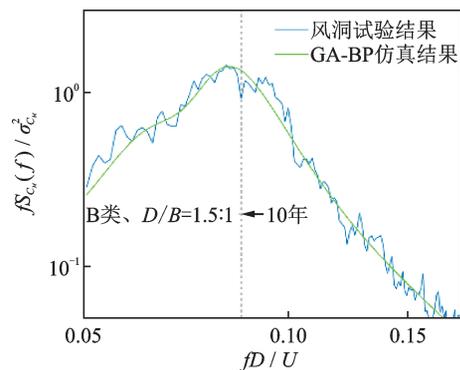


图12 气动弯矩功率谱密度试验值和模型预测值的比较(B类地貌, $D/B=1.5$ )

Fig. 12 Comparison of aerodynamic bending moment power spectrum density test value and prediction value of model(Landscape of category B, $D/B=1.5$ )

因而导致此处计算峰值加速度的偏差,但这种偏差是对气动力功率谱密度随机性的纠正,是合理的。

## 5 结 论

根据本文研究可以得到以下结论:

(1)和BP模型相比,GA-BP神经网络横风向气动力模型收敛速度快、泛化能力强、建模精度更高,GA-BP模型的精度明显高于BP模型;

(2)基于GA-BP的气动力模型能够很好地预测未参与建模的结构横风向气动力谱,对于没有实验数据的预测结果,和其相邻有试验数据的结果对比也能够显示出预测结果的合理性;

(3)本文模型和原始风洞数据计算的结构横风向风荷载和风致响应具有很好的一致性,在较大深宽比时均小于现行荷载规范方法的结果,基于GA-BP的横风向气动力模型可以更准确和合理地估算结构的横风向风荷载与风振响应。

需要说明的是,本文模型适用于 $D/B=0.4\sim 5$ 范围,不建议采用外推方式计算此深宽比范围外的风荷载。

### 参考文献:

[1] 全涌,张正维,顾明,等.矩形截面高层建筑的横风向基底弯矩系数均方根值研究[J].土木工程学报,2012,45(4):63-70.  
QUAN Yong, ZHANG Zhengwei, GU Ming, et al. Study of the RMS values of across-wind aerodynamic base moment coefficients of high-rise buildings with square or rectangular sections[J]. China Civil Engineering Journal, 2012, 45(4): 63-70.

[2] 中华人民共和国住房和城乡建设部.建筑结构荷载规范:GB 50009—2012[S].北京:中国建筑工业出版社,2012.  
Ministry of Housing and Urban-Rural Development of the People's Republic of China. Load code for the design of building structures: GB 50009—2012[S]. Beijing: China Architecture & Building Press, 2012.

[3] Architectural Institute of Japan. AIJ recommendations for loads on building: AIJ 2004[S]. Tokyo: Architectural Institute of Japan, 2004.

[4] 顾明,周珣毅.神经网络方法在大跨度屋面风压研究中的应用[J].工程力学,2003,20(4):99-103.  
GU Ming, ZHOU Xuanyi. Application of neural network in the prediction of wind load on long-span roofs [J]. Engineering Mechanics, 2003, 20(4): 99-103.

[5] 谢壮宁,顾明,倪振华.高层建筑群静力干扰效应的试验研究[J].土木工程学报,2004,37(6):16-22.  
XIE Zhuangning, GU Ming, NI Zhenhua. Experimental investigations on static interference effects of tall buildings[J]. China Civil Engineering Journal, 2004, 37(6): 16-22.

[6] 陈讷郁,葛耀君.基于人工神经网络的典型桥梁断面气动参数识别[J].土木工程学报,2019,52(8):91-97.  
CHEN Neyu, GE Yaojun. Aerodynamic parameter identification of typical bridge sections based on artificial neural network [J]. China Civil Engineering Journal, 2019, 52(8): 91-97.

[7] 闵惜琳,刘国华.神经网络结合遗传算法在建模和优化中的应用[J].计算机应用研究,2002(1):79-80.  
MIN Xilin, LIU Guohua. The combination of artificial neural network and genetic algorithm applied to modeling and optimization[J]. Application Research of Computers, 2002(1): 79-80.

[8] 文绍纯,罗飞,付连续.遗传算法在神经网络中的应用综述[J].计算技术与自动化,2001,20(2):1-5.  
WEN Shaochun, LUO Fei, FU Lianxu. Survey on the application of genetic algorithms in the artificial neural networks[J]. Computing Technology and Automation, 2001, 20(2): 1-5.

[9] Zhang L L, Xie Z N, Yu X F. Method for decoupling and correction of dynamical signals in high-frequency force balance tests[J]. Journal of Structural Engineering, 2018, 144(12): 4018216.

[10] Tschanz T, Davenport A G. The base balance technique for the determination of dynamic wind loads[J]. Journal of Wind Engineering and Industrial Aerodynamics, 1983, 13(1): 429-439.

[11] Courrieu P. Three algorithms for estimating the domain of validity of feedforward neural networks [J]. Neural Networks, 1994, 7(1): 169-174.

[12] Flood I, Kartam N. Neural networks in civil engineering I: principles and understanding[J]. Journal of Computing in Civil Engineering, 1994, 8(2): 131-148.

[13] 张瑞民,张石玉,赵俊波.基于神经网络的非定常气动力建模研究[J].计算机仿真,2017,34(2):106-109.  
ZHANG Ruimin, ZHANG Shiyu, ZHAO Junbo. The research of neural network in modeling of unsteady aerodynamics [J]. Computer Simulation, 2017, 34(2): 106-109.

[14] Huang D M, He S Q, He X H, et al. Prediction of

- wind loads on high-rise building using a BP neural network combined with POD [J]. *Journal of Wind Engineering and Industrial Aerodynamics*, 2017, 170: 1-17.
- [15] Luo H Y, Li Z N, Xiong Q W. Study on wind-induced fatigue of heliostat based on artificial neural network[J]. *Journal of Wind Engineering and Industrial Aerodynamics*, 2021, 217: 104750.
- [16] Rodriguez J D, Perez A, Lozano J A. Sensitivity analysis of  $k$ -fold cross validation in prediction error estimation [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2010, 32(3): 569-575.
- [17] Saud Sheikh, Jamil Basharat, Upadhyay Yogesh, et al. Performance improvement of empirical models for estimation of global solar radiation in India: a  $k$ -fold cross-validation approach [J]. *Sustainable Energy Technologies and Assessments*, 2020, 40: 100768.

## Neural network prediction of across-wind aerodynamic spectrum of rectangular plane super high-rise buildings

WANG Yi-ke<sup>1</sup>, XIE Zhuang-ning<sup>1</sup>, HUANG Yong-jun<sup>2</sup>

(1.State Key Laboratory of Subtropical Building Science, South China University of Technology, Guangzhou 510641, China;

2.Shenzhen AUBE Architectural & Engineering Design Consultants Co., Ltd., Shenzhen 518053, China)

**Abstract:** In the wind-resistant design of super high-rise buildings, it is often found that when the aspect ratios are relatively large, the across-wind load recommended by the Code will be too conservative and overestimate the wind load and wind-induced response. The high-frequency base force balance technology is used to carry out wind tunnel tests on 10 kinds of rectangular plane super high-rise models with different aspect ratios in the wind fields B and C. A method of combining genetic algorithm (GA) and back propagation (BP) neural network is adopted. Firstly, GA is used to optimize the initial weight and threshold of BP neural network. Then, optimal parameters are assigned to the BP neural network to train and solve the problem. The  $k$ -fold cross-validation method is used for simulation verification. Finally, an across-wind aerodynamic prediction model of the structure with satisfactory accuracy is obtained, which shows that the GA-BP model has the advantages of fast convergence and strong generalization ability. The model is used to predict and compare with the experimental results. The results show that the aerodynamic model based on GA-BP can predict the across-wind aerodynamic spectrum of the structure that is not involved in the modeling. The across-wind load and wind-induced response of the structure calculated by the model and the original wind tunnel data are in good agreement, but they are significantly less than the results of the current load code method at a large depth width ratio, which shows that the results obtained by the code method are conservative.

**Key words:** super high-rise building; across-wind effect; wind tunnel test; neural network; genetic algorithm

**作者简介:** 王奕可(1997—),女,硕士研究生。电话:15957110426; E-mail: coco\_sama@qq.com。

**通讯作者:** 谢壮宁(1963—),男,博士,教授。电话:13660372789; E-mail: znxie@scut.edu.cn。