

基于灰色-神经网络联合模型的大型冷却塔风效应预测

柯世堂¹ 初建祥² 陈剑宇² 瞿宗新¹

(1. 南京航空航天大学土木工程系, 南京, 210016; 2. 内蒙古电力勘察设计院水工处, 呼和浩特, 010020)

摘要: 基于灰色 GM(1,1) 模型和 BP 人工神经网络, 建立灰色-神经网络联合的大型冷却塔平均位移和风振系数预测模型。该联合模型增强了预测结果的自适应性和准确性, 能解决因气弹模型试验中测点样本数目太少而无法直接建立神经网络预测模型的局限。通过某大型冷却塔气弹模型风洞试验结果的算例分析, 表明该组合模型对于平均位移和风振系数的预测结果均与试验结果吻合良好, 随后基于已训练的模型给出结构风振反应精细化分析所需的输入参数预测结果。这为冷却塔结构风效应的精细化研究提供了一个新的有效方法。

关键词: 大型冷却塔; 灰色系统; 神经网络; 风振预测; 风振系数; 风洞试验

中图分类号: TU279.7; V211.74; TP183 **文献标志码:** A **文章编号:** 1005-2615(2014)04-0652-07

Prediction on Wind Effects of Large Cooling Towers Based on Grey-Neural Network Joint Model

Ke Shitang¹, Chu Jianxiang², Chen Jianyu², Qu Zongxin¹

(1. Department of Civil Engineering, Nanjing University of Aeronautics & Astronautics, Nanjing, 210016, China;

2. Bureau of Hydraulic Structure, Inner Mongolia Electric Power Survey and Design Institute, Hohhot, 010020, China)

Abstract: Based on grey GM(1,1) model and BP artificial neural network, the grey-neural network joint model is established, which is used to predict the displacement and wind induced coefficients for large cooling towers. Using the joint model, the influence caused by little raw data is overcome. Furthermore the self-adaptability and predicting precision for wind-induced responses of large cooling towers are enhanced. Through comparative analysis of the wind-induced responses of domestic large hyperbolic cooling tower in aero-elastic model wind tunnel test, it can be found that the prediction results of wind-induced responses and wind vibration coefficients are in good agreement with the experimental results, which shows good validity and stability of the model, and then input parameters of refined research on wind induced response are predicted. The proposed method provides a new and effective idea for the refined research on wind effects of large cooling towers.

Key words: large cooling towers; grey system; neural network; wind vibration prediction; wind vibration coefficients; wind tunnel test

大型冷却塔是典型的三维空间结构, 风荷载是其结构设计的控制载荷之一^[1]。冷却塔的抗风研究主要采用风洞试验和理论分析方法, 相对于目前国内外已经完成的大量刚性模型测压试验来说, 大

型冷却塔的气动弹性模型试验^[2-3]成功完成的非常少。而气动弹性模型试验能够全面考虑结构和气流的相互作用, 能更真实地反映结构在大气边界层中的受力特性和响应形式, 是冷却塔风振研究的一

基金项目: 国家自然科学基金(51208254)资助项目; 江苏省自然科学基金(BK2012390)资助项目; 博士后科研基金(2013M530255, 1202006B); 江苏高校优势学科建设工程资助项目。

收稿日期: 2013-05-14; **修订日期:** 2013-10-25

通信作者: 柯世堂, 男, 博士, 副教授, E-mail: keshitang@163.com。

种重要手段^[4]。所以,对于大型冷却塔进行风振效应分析和确定动力风荷载效应是大型冷却塔抗风研究的主要内容。与测压试验成百上千测点布置不同的是,在进行冷却塔气弹模型试验时,考虑到费用和仪器限值,壳体表面一般能布置 20~50 个测点,有时甚至更少,而如何通过少量的气弹试验结果预测大型冷却塔的风振效应或提供风振反应精细化计算的参数输入是本文需要解决的问题。

神经网络方法^[5]自问世以来,已被广泛应用于许多领域。近年来神经网络方法在结构风工程领域已显示了很大的应用价值:文献[6]利用 BP 神经网络方法对某试验大厅的大跨度屋盖表面平均风压进行预测;文献[7]采用模糊神经网络对深圳会议展览中心大跨度屋面的脉动风谱进行了预测;文献[8]利用三层 BP 神经网络对两个高层建筑间的风致干扰效应进行了预测;文献[9]采用 BP 神经网络对脉动风荷载时程进行了模拟,研究成果表明其是一个很有发展前途的研究方向。

灰色系统^[10]是由我国学者邓聚龙创立的一种研究不确定系统的建模方法,其优势在于能够应用较少的信息量通过简单的处理和组合从原始数据中寻找系统的内部规律,但不适合于解决复杂非线性问题。而神经网络^[11]具有容错能力强、学习和自适应能力强的优点,能以任意精度逼近非线性函数。但其要求有足够数量的样本进行网络训练,故不适合直接应用样本数目较小的信息系统。

本文结合灰色理论和人工神经网络的优点,建立灰色-神经网络联合预测模型,尝试用其解决大型冷却塔气弹模型试验中壳体表面测点平均位移和风振系数的预测问题,并结合试验结果验证该方法的可行性。最后基于本文建立的联合模型给出结构风致响应精细化计算和验证所需的壳体表面位移和风振系数预测结果。

1 灰色 GM(1,1)模型

灰色系统模型^[10]是以灰色模块概念为基础,以微分拟合方法为核心的建模方法。GM(1,1)模型是将随机的原始时间序列按时间进行累加,形成的新时间序列所呈现的规律可以通过一阶线性微分方程的解来逼近。其响应微分方程为

$$\frac{dX^{(1)}}{dt} + aX^{(1)} = b \quad (1)$$

式中: $X^{(1)}$ 为原始数列 $X^{(0)}$ 经过一次累加生成的数列; a 为模型的发展系数; b 为模型的协调系数。

求解式(1)得到

$$x^{(1)}(k+1) = \left[x^{(0)}(1) - \frac{b}{a} \right] e^{-ak} + \frac{b}{a} \quad k=1,2,\dots,n \quad (2)$$

对式(2)再做累减还原,得到原始序列 $X^{(0)}$ 的灰色预测模型为

$$x^{(0)}(k+1) = \left[x^{(0)}(1) - \frac{b}{a} \right] e^{-ak} (1 - e^a) \quad k=1,2,\dots,n \quad (3)$$

新陈代谢模型是在预测中不断置入新信息,去掉老信息的模型。从预测角度看,新陈代谢模型是最理想的动态预测模型。随着系统的发展,及时去掉老信息,建模序列更能反映系统目前的特征。

2 BP 神经网络

人工神经网络^[11]通过模拟人的大脑神经处理信息的方式,进行信息的并行处理和非线性转换。神经网络具有较强的学习能力,能够实现非线性映射过程,并且具有大规模计算的能力。BP 神经网络是一种具有 3 层或 3 层以上阶层结构的神经网络,图 1 是 BP 网络的拓扑结构。

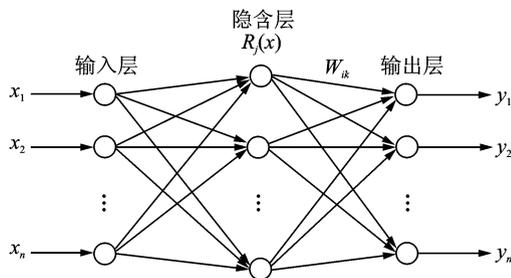


图 1 BP 神经网络拓扑图

Fig. 1 BP neural network topological diagram

BP 神经网络是一个前向多层网络,利用误差的反向传播算法对网络进行训练。其学习过程由向前计算过程和误差逆传播过程完成。随着误差逆传播修正的不断进行,网络对输入模式响应的正确率也不断上升,最后在允许的误差范围内网络达到平衡状态而自动收敛。BP 网络作为神经网络理论中最精华的部分,由于其构造简单、可塑性强,在很多计算领域得到广泛应用。

3 工程介绍

某电站大型双曲冷却塔高 167.2 m,淋水面积为 12 000 m²,塔顶外半径 40.3 m,喉部中面半径 38.4 m,进风口中面半径 62.52 m,通风筒壳体采用分段等厚,最小厚度 0.22 m,最大厚度 1.20 m。结构气动弹性模型设计中,除须满足几何外形相似

外,还考虑满足雷诺数、弗洛德数、密度比、柯西数以及阻尼比等无量纲参数的一致性条件。限于篇幅,有关气弹模型的设计内容文中不再介绍,可详见文献[12~13]。图2为冷却塔气弹模型完全安装示意图,图3给出了冷却塔气弹模型试验时子午向的6层测点布置示意图,每一层沿环向均匀布置8个测点(如图4所示),整个模型上共布置48个位移测点。冷却塔模型表面绕流分布、雷诺数和斯托拉哈数效应采用调整表面粗糙度、来流风速和紊流度等方法修正模拟,限于篇幅具体过程详见文献[9~12]。

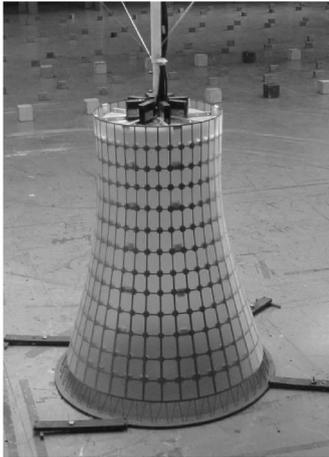


图2 冷却塔气弹模型完全安装示意图
Fig. 2 Photo of final aeroelastic model

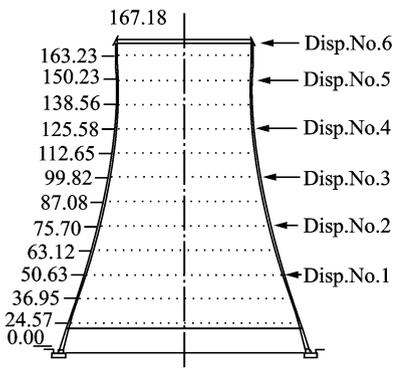


图3 冷却塔气弹模型激光位移计安装
Fig. 3 Installation of laser sensors for cooling tower elastic model

为了给灰色-神经网络提供有效的训练和验证样本,将这48个测点的试验结果分成两类,其中38个测点样本用作训练灰色-神经网络模型的训练样本(记为“●”),其余10个试验结果样本用于预测样本(记为“○”)。图5详细给出了子午向每层断面上环向测点的分类。



图4 位移传感器布置

Fig. 4 Positions for displacement sensors

4 灰色-神经网络联合模型建立

各个测点的风振效应特性非常复杂,而BP神经网络具有映射复杂非线性关系的功能,但是这种映射结果的精度需要足够多的训练样本(由试验数据得到)来保证。而对于大型冷却塔的气弹测振试验来说,考虑到费用和仪器限值,目前还不能像测压模型那样布置成百上千测点进行试验。

鉴于此,本文将灰色-神经网络联合模型引入大型冷却塔气弹模型测点风振效应的预测中,尽管灰色-神经网络组合模型已在证券市场^[14]、软基沉降^[15]及混凝土徐变^[16]预测已给出多种形式,但对于不同的工程领域,其建模思路不尽相同,且目前在冷却塔风振研究领域还没有涉及。所以本文针对大型双曲冷却塔气弹模型自身特性和已有试验结果建立的结构风振效应的预测模型思路如下:

(1)确定4个输入层单元,分别是测点高度、断面半径、塔壁厚度和环向角度;2个输出单元,即为测点的平均位移和风振系数;

(2)确定38组试验结果作为训练网络的训练样本,剩余10组试验结果作为检验样本;

(3)对这38组输入和输出共6个单元的样本进行灰色GM(1,1)模型预测,将其拓展成180组样本;

(4)将灰色系统预测出来的180组样本(图5中

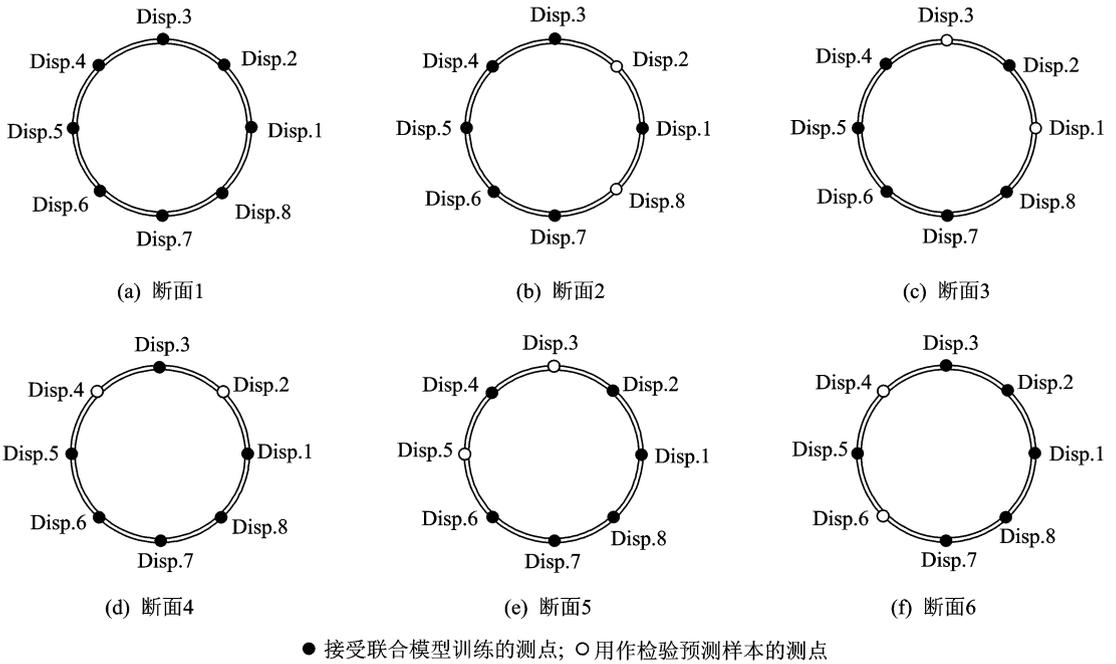


图 5 用于结构风振效应预测的测点位置

Fig. 5 Point positions for structure wind-induced vibration

“●”所示测点)作为 BP 神经网络的输入和输出单元进行网络训练,建立的网络就是大型双曲冷却塔壳体平均位移和风振系数的预测模型;

(5)采用训练好的网络进行检验样本(图 5 中“○”所示测点)的预测,并对比气弹试验结果进行评价。

5 工程算例

5.1 网络的有效性验证

取图 5 中“●”表示的 38 组测点归一化(即将数据调整到规定的标准形式,例如用一组数中的可能的最大值除该组数,就使可能的最大值为 1,其他均小于 1)后的高度、断面半径、塔壁厚度、环向角度以及平均位移和风振系数试验结果作为灰色-神经网络联合模型中的原始训练数据(如表 1 所示),表中编号与图 5 中的训练样本顺序对应。通过第 4 节建模思路的第(3)步实现原始训练数据的拓展,限于篇幅不详细列出拓展后的 180 组样本训练单元。然后按第(4)步建立由拓展训练样本作为输入的 BP 神经网络预测模型,图 6 给出了“○”代表的 10 个检验样本的平均位移和风振系数的预测值与试验值的对比图,值得注意的是:与表 1 不同的是图中平均位移和风振系数数值是试验获得的真实值,为了进行更为直观的比较,没有进行归一化处理。

由于大型双曲冷却塔的壳体厚度由下至上逐

渐减小,直到喉部以上才转而增大,所以风振效应在塔筒底部并不突出,其风致平均位移数值较小,一般不控制结构设计,在风振效应评价中不具备代表性,所以这里确定 8 cm 的位移阈值为界限,风振效应主要考虑平均位移在阈值以上测点贡献(具体的确定方法和过程见文献[13])。

由图 6(a)可见,虚线是阈值界限,在虚线以上的为风振效应的主要贡献测点,其中测点 3,4,6 和 8 属于这个区域,最大的预测误差绝对值也没超过 5%(平均误差约为 3%),对于平均位移而言,这样的误差在工程应用的允许误差范围内。从图 6(b)的风振系数预测图中可以发现,箭头标识的测点为对应于图 6(a)中的大位移测点,其预测值和试验值的相对误差都在 5%以下,而对应于那些小位移的测点,其风振系数的预测相对要偏大一些,但由于小位移的测点对于结构风振效应的影响较弱,故并不影响对于结构风振效应预测这个研究主题。综上所述可知,本文提出的灰色-神经网络联合模型可以对大型双曲冷却塔的平均位移和风振系数进行较好地预测。

5.2 精细化风振效应预测

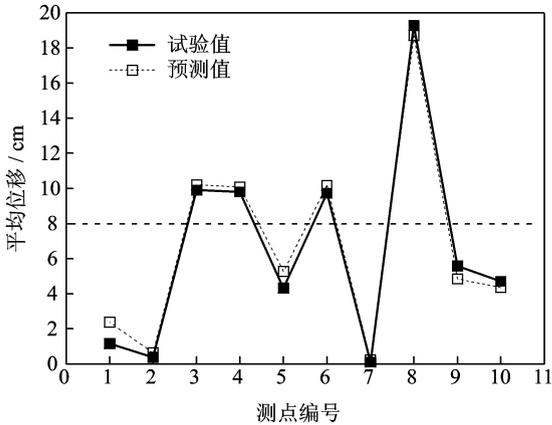
在进行大型双曲冷却塔风致动力响应计算时,通常采用一个固定的风振系数来计算,但研究表明^[17],对于这类典型的三维空间风荷载结构来说,其风振系数随着高度、环向角度变化明显,采用单

表1 灰色-神经网络联合模型的原始训练样本

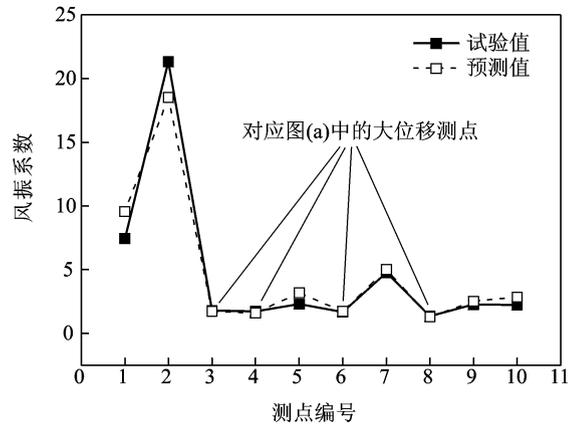
Tab. 1 Original training samples of grey-neural network conjunctive model

| 编号 | 输入单元 | | | 输出单元 | | | 编号 | 输入单元 | | | 输出单元 | | |
|----|-------|-------|-------|-------|-------|-------|----|-------|-------|-------|-------|-------|-------|
| | 测点高度 | 断面半径 | 塔壁厚度 | 环向角度 | 平均位移 | 风振系数 | | 测点高度 | 断面半径 | 塔壁厚度 | 环向角度 | 平均位移 | 风振系数 |
| 1 | 0.293 | 1.000 | 1.000 | 0.000 | 0.250 | 0.290 | 20 | 0.574 | 0.798 | 1.000 | 1.000 | 0.114 | 0.158 |
| 2 | 0.293 | 1.000 | 1.000 | 0.143 | 0.068 | 0.115 | 21 | 0.717 | 0.747 | 0.846 | 0.000 | 0.068 | 0.099 |
| 3 | 0.293 | 1.000 | 1.000 | 0.286 | 0.114 | 0.161 | 22 | 0.717 | 0.747 | 0.846 | 0.286 | 0.295 | 0.325 |
| 4 | 0.293 | 1.000 | 1.000 | 0.429 | 0.227 | 0.257 | 23 | 0.717 | 0.747 | 0.846 | 0.571 | 0.000 | 0.047 |
| 5 | 0.293 | 1.000 | 1.000 | 0.571 | 0.136 | 0.173 | 24 | 0.717 | 0.747 | 0.846 | 0.714 | 0.023 | 0.056 |
| 6 | 0.293 | 1.000 | 1.000 | 0.714 | 0.182 | 0.220 | 25 | 0.717 | 0.747 | 0.846 | 0.857 | 0.000 | 0.051 |
| 7 | 0.293 | 1.000 | 1.000 | 0.857 | 0.045 | 0.082 | 26 | 0.717 | 0.747 | 0.846 | 1.000 | 0.091 | 0.121 |
| 8 | 0.293 | 1.000 | 1.000 | 1.000 | 0.295 | 0.323 | 27 | 0.869 | 0.752 | 0.846 | 0.000 | 0.045 | 0.089 |
| 9 | 0.433 | 0.888 | 1.000 | 0.000 | 0.023 | 0.075 | 28 | 0.869 | 0.752 | 0.846 | 0.143 | 0.045 | 0.081 |
| 10 | 0.433 | 0.888 | 1.000 | 0.286 | 0.023 | 0.074 | 29 | 0.869 | 0.752 | 0.846 | 0.429 | 0.000 | 0.047 |
| 11 | 0.433 | 0.888 | 1.000 | 0.429 | 0.068 | 0.120 | 30 | 0.869 | 0.752 | 0.846 | 0.714 | 0.000 | 0.050 |
| 12 | 0.433 | 0.888 | 1.000 | 0.571 | 0.091 | 0.131 | 31 | 0.869 | 0.752 | 0.846 | 0.857 | 0.000 | 0.042 |
| 13 | 0.433 | 0.888 | 1.000 | 0.714 | 0.091 | 0.131 | 32 | 0.869 | 0.752 | 0.846 | 1.000 | 0.091 | 0.136 |
| 14 | 0.433 | 0.888 | 1.000 | 0.857 | 0.023 | 0.071 | 33 | 1.000 | 0.802 | 0.769 | 0.000 | 0.023 | 0.072 |
| 15 | 0.574 | 0.798 | 1.000 | 0.143 | 1.000 | 1.000 | 34 | 1.000 | 0.802 | 0.769 | 0.143 | 0.045 | 0.089 |
| 16 | 0.574 | 0.798 | 1.000 | 0.429 | 0.023 | 0.068 | 35 | 1.000 | 0.802 | 0.769 | 0.286 | 0.068 | 0.103 |
| 17 | 0.574 | 0.798 | 1.000 | 0.571 | 0.091 | 0.137 | 36 | 1.000 | 0.802 | 0.769 | 0.571 | 0.023 | 0.064 |
| 18 | 0.574 | 0.798 | 1.000 | 0.714 | 0.045 | 0.094 | 37 | 1.000 | 0.802 | 0.769 | 0.857 | 0.000 | 0.053 |
| 19 | 0.574 | 0.798 | 1.000 | 0.857 | 0.023 | 0.063 | 38 | 1.000 | 0.802 | 0.769 | 1.000 | 0.045 | 0.098 |

注:表中所有用作BP神经网络模型的训练和预测样本均为归一化后的数据。



(a) 平均位移试验值及预测值



(b) 风振系数试验值及预测值

图6 壳体表面测点平均位移和风振系数预测值和试验值

Fig. 6 Predicted and actual values of average displacement and wind induced coefficients of shell

一的风振系数来计算可能会带来偏于危险的结果。为此,本文采用上述已经建立好的网络模型进行了大型双曲冷却塔更为精细化的风振效应预测。表2给出了5个不同高度处环向断面8个测点归一化后的平均位移和风振效应的预测值,其中断面的

高度、环向半径、壳体厚度和环向角度在表中都已给出。用表中预测得到的参数可以进行更为精细的风致响应计算,并可以和气弹测振实验结果进行对比验证。这为此类结构的风振响应精细化计算提供了一种新的思路。

表2 精细化风振效应分析所需的计算参数预测结果

Tab.2 Prediction results of calculating parameters for refined analysis on wind-induced effects

| 编号 | 输入单元 | | | 输出单元 | | | 编号 | 输入单元 | | | 输出单元 | | |
|----|-------|-------|-------|-------|-------|-------|----|-------|-------|-------|-------|-------|-------|
| | 测点 | 断面 | 塔壁 | 环向 | 平均 | 风振 | | 测点 | 断面 | 塔壁 | 环向 | 平均 | 风振 |
| | 高度 | 半径 | 厚度 | 角度 | 位移 | 系数 | | 高度 | 半径 | 厚度 | 角度 | 位移 | 系数 |
| 1 | 0.363 | 0.942 | 1.000 | 0.000 | 0.416 | 0.206 | 21 | 0.645 | 0.766 | 0.923 | 0.571 | 0.694 | 0.137 |
| 2 | 0.363 | 0.942 | 1.000 | 0.143 | 0.048 | 0.677 | 22 | 0.645 | 0.766 | 0.923 | 0.714 | 0.404 | 0.092 |
| 3 | 0.363 | 0.942 | 1.000 | 0.286 | 0.225 | 0.068 | 23 | 0.645 | 0.766 | 0.923 | 0.857 | 0.502 | 0.063 |
| 4 | 0.363 | 0.942 | 1.000 | 0.429 | 0.149 | 0.189 | 24 | 0.645 | 0.766 | 0.923 | 1.000 | 0.154 | 0.137 |
| 5 | 0.363 | 0.942 | 1.000 | 0.571 | 0.140 | 0.166 | 25 | 0.789 | 0.742 | 0.846 | 0.000 | 0.163 | 0.254 |
| 6 | 0.363 | 0.942 | 1.000 | 0.714 | 0.123 | 0.163 | 26 | 0.789 | 0.742 | 0.846 | 0.143 | 0.215 | 0.136 |
| 7 | 0.363 | 0.942 | 1.000 | 0.857 | 0.326 | 0.070 | 27 | 0.789 | 0.742 | 0.846 | 0.286 | 0.000 | 0.265 |
| 8 | 0.363 | 0.942 | 1.000 | 1.000 | 0.021 | 0.234 | 28 | 0.789 | 0.742 | 0.846 | 0.429 | 0.790 | 0.088 |
| 9 | 0.503 | 0.839 | 1.000 | 0.000 | 0.487 | 0.009 | 29 | 0.789 | 0.742 | 0.846 | 0.571 | 0.872 | 0.027 |
| 10 | 0.503 | 0.839 | 1.000 | 0.143 | 0.015 | 0.990 | 30 | 0.789 | 0.742 | 0.846 | 0.714 | 0.505 | 0.045 |
| 11 | 0.503 | 0.839 | 1.000 | 0.286 | 0.460 | 0.128 | 31 | 0.789 | 0.742 | 0.846 | 0.857 | 1.000 | 0.046 |
| 12 | 0.503 | 0.839 | 1.000 | 0.429 | 0.267 | 0.054 | 32 | 0.789 | 0.742 | 0.846 | 1.000 | 0.082 | 0.136 |
| 13 | 0.503 | 0.839 | 1.000 | 0.571 | 0.127 | 0.124 | 33 | 0.941 | 0.767 | 0.846 | 0.000 | 0.194 | 0.122 |
| 14 | 0.503 | 0.839 | 1.000 | 0.714 | 0.169 | 0.113 | 34 | 0.941 | 0.767 | 0.846 | 0.143 | 0.143 | 0.054 |
| 15 | 0.503 | 0.839 | 1.000 | 0.857 | 0.433 | 0.071 | 35 | 0.941 | 0.767 | 0.846 | 0.286 | 0.145 | 0.120 |
| 16 | 0.503 | 0.839 | 1.000 | 1.000 | 0.084 | 0.160 | 36 | 0.941 | 0.767 | 0.846 | 0.429 | 0.235 | 0.047 |
| 17 | 0.645 | 0.766 | 0.923 | 0.000 | 0.129 | 0.569 | 37 | 0.941 | 0.767 | 0.846 | 0.571 | 0.296 | 0.049 |
| 18 | 0.645 | 0.766 | 0.923 | 0.143 | 0.204 | 0.763 | 38 | 0.941 | 0.767 | 0.846 | 0.714 | 0.195 | 0.056 |
| 19 | 0.645 | 0.766 | 0.923 | 0.286 | 0.035 | 0.136 | 39 | 0.941 | 0.767 | 0.846 | 0.857 | 0.413 | 0.042 |
| 20 | 0.645 | 0.766 | 0.923 | 0.429 | 0.425 | 0.283 | 40 | 0.941 | 0.767 | 0.846 | 1.000 | 0.095 | 0.113 |

注:表中所有输入和输出单元均为归一化后的数据。

6 结 论

气弹模型风洞试验是获取大型冷却塔结构风振效应最直接也是最有效的方法,可以用来精细化计算和验证结构风致动力响应的结果,但限于测振试验的少量测点布置,无法直接像刚体测压试验那样通过建立神经网络来预测气弹试验结果,从而达到预期的精细化计算和验证效果。本文引入灰色-神经网络联合模型来解决气弹模型获取的训练样本较少的问题,并通过工程实例验证了该方法的有效性和稳定性,得到以下结论:

(1)灰色-神经网络联合模型用来预测大型双曲冷却塔结构的风振效应(平均位移和风振系数)结果具有较高的精确度和有效性,并且在风振效应的主要贡献测点上预测结果精度更高。

(2)原始输入和输出单元的选取是建立联合训练模型的关键,在本工程实例中综合各种因素确定高度、半径、厚度、环向角度、平均位移和风振系数这6个单元作为原始训练单元进行灰色理论拓展。

(3)灰色-神经网络联合模型集合了这两种预测方法的优点使得预测结果具有更好的自适应性,

并较好地解决了训练样本数目过少的难题。为进一步进行冷却塔结构的精细化风振效应研究提供了一个新的研究思路。

参考文献:

- [1] 沈国辉,王宁博,鲍侃袁. 考虑土体结构相互作用的大型双曲冷却塔风致响应分析[J]. 空气动力学学报, 2011, 29(6): 23-29.
Shen Guohui, Wang Ningbo, Bao Kanyuan. Wind induced responses analysis of large hyperbolic cooling towers considering SSI[J]. Acta Aerodynamica Sinica, 2011, 29(6): 23-29.
- [2] Isyumov N, Abu-Sitta S H, Davenport A G, et al. Approaches to the design of hyperbolic cooling towers against the dynamic action of wind and earthquakes [J]. Bulletin of the International Association of Shell Structures, 1972, 48: 45-52.
- [3] 柯世堂,侯宪安,赵林. 超大型冷却塔风荷载和风振响应参数分析:自激力效应[J]. 土木工程学报, 2012, 45(12): 45-53.
Ke Shitang, Hou Xian'an, Zhao Lin. Parameter analysis of wind loads and wind induced responses for super-large cooling towers: Self-excited force effect

- [J]. Journal of Civil Engineering, 2012, 45(12):45-53.
- [4] 赵林, 葛耀君. 双曲薄壳冷却塔气弹模型的等效梁格设计方法和实验研究[J]. 振动工程学报, 2008, 21(1):31-37.
Zhao Lin, Ge Yaojun. Aerodynamic and aero-elastic model tests of the highest cooling towers in China [J]. Journal of Vibration Engineering, 2008, 21(1): 31-37.
- [5] 张立明. 人工神经网络的模型及其应用[M]. 上海: 复旦大学出版社, 1992: 32-51.
Zhang Liming. Models and applications of artificial neural networks [M]. Shanghai: Fudan University Press, 1992:32-51.
- [6] 顾明, 周恒毅. 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.
- [7] 傅继阳, 谢壮宁, 倪振华. 大跨屋盖结构风压分布特性的模糊神经网络预测[J]. 建筑结构学报, 2002, 23(1): 62-67.
Fu Jiyang, Xie Zhuangning, Ni Zhenhua. Prediction of wind load on large span roof using fuzzy neural networks[J]. Journal of Building Structure, 2002, 23(1): 62-67.
- [8] 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): 16-29.
Xie Zhuangning, Gu Ming, Ni Zhenhua. Experimental investigations on static interference effects of all buildings[J]. China Civil Engineering Journal, 2004, 37(6): 16-29.
- [9] 舒新玲, 周岱, 王泳芳. 风荷载测试与模拟技术的回顾及展望[J]. 振动与冲击, 2002(3):6-10.
Shu Xinling, Zhou Dai, Wang Yongfang. Review and prospect on measurement and simulation techniques of wind load[J]. Journal of Vibration and Shock, 2002(3):6-10.
- [10] 张宏建, 温卫东, 崔海涛, 等. IC10 合金本构关系的神经网络模型[J]. 南京航空航天大学, 2011, 43(1): 101-104.
Zhang Hongjian, Weng Weidong, Cui Haito, et al. Neural network model for constitutive relationship of alloy IC10 [J]. Journal of Nanjing University of Aeronautics & Astronautics, 2011, 43(1):101-104.
- [11] 王军平, 陈全世. 灰色-神经网络综合预测模型[J]. 计算机工程与应用, 2004, 40(9): 13-15.
Wang Junping, Chen Quanshi. Grey-neural network integrated forecasting model[J]. Computer Engineering and Applications, 2004, 40(9): 13-15.
- [12] Ke S T, Ge Y J, Zhao L, et al. A new methodology for analysis of equivalent static wind loads on super-large cooling towers[J]. Journal of Wind Engineering & Industrial Aerodynamics, 2012, 111(3): 30-39.
- [13] 柯世堂, 赵林, 葛耀君. 大型双曲冷却塔气弹模型风洞试验和响应特性[J]. 建筑结构学报, 2010, 31(2): 61-68.
Ke Shitang, Zhao Lin, Ge Yaojun. Wind tunnel test on aeroelastic model of large hyperbolic cooling towers and features of wind-induced response[J]. Journal of Building Structure, 2010, 31(2): 61-68.
- [14] 谭华, 谢赤, 孙柏, 等. 证券市场灰色神经网络组合预测模型应用研究[J]. 湖南大学学报: 自然科学版, 2007, 34(9): 86-89.
Tan Hua, Xie Chi, Sun Bo, et al. Combination forecasting model of securities market base on grey model and neural network[J]. Journal of Hunan University: Natural Science, 2007, 34(9): 86-89.
- [15] 彭涛, 杨岸英, 梁杏, 等. BP 神经网络-灰色系统联合模型预测软基沉降量[J]. 岩土力学, 2005, 26(11): 1810-1814.
Peng Tao, Yang Anying, Liang Xing, et al. Prediction of softground settlement based on BP neural network-grey system united model[J]. Rock and Soil Mechanics, 2005, 26(11): 1810-1814.
- [16] 刘小洁, 余志武. 自密实混凝土梁长期变形的灰色动态拓广模型预测[J]. 铁道科学与工程学报, 2006, 3(5): 36-40.
Liu Xiaojie, Yu Zhiwu. Application of extended grey dynamic model to prediction of long-term deformation of self-compacting concrete beams [J]. Journal of Rail-Way Science and Engineering, 2006, 3(5): 36-40.
- [17] 柯世堂, 葛耀君, 赵林, 等. 大型冷却塔结构的等效静力风荷载[J]. 同济大学学报, 2011, 39(8): 1132-1137.
Ke Shitang, Ge Yaojun, Zhao Lin, et al. Equivalent static wind loadings of large cooling towers[J]. Journal of Tongji University, 2011, 39(8):1132-1137.

