

人工神经网络在短期资料风速估计方面的应用

董安正¹, 赵国藩²

(大连理工大学 海岸和近海工程国家重点实验室 大连 116024)

摘 要: 设计风荷载值的确定是抗风结构设计的重要因素, 短期风速资料的概率模型及其数字特征难以合理选取。将人工神经网络用于基于短期风速资料的设计风速估计, 以弥补短期资料风速样本不足的缺陷。计算结果表明神经网络有较好的估计精度。

关键词: 风荷载; 风速统计; 人工神经网络; 设计风速

中图分类号: TU1 **文献标识码:** A

APPLICATIONS OF ARTIFICIAL NEURAL NETWORKS IN WIND SPEED ESTIMATION FROM SHORT-TERM RECORDS

DONG An-zheng, ZHAO Guo-fan

(State Key Laboratory of Coastal and Offshore Engineering, Dalian University of Technology, Dalian 116024, China)

Abstract: It is important to determine the load in wind resistance design, and it is difficult to choose the probability model and its statistical characteristics of short-term records. In this paper, artificial neural network (ANN) is adopted for design wind speed estimation from short-term records to offset the shortage of samples. Examples are provided to show the has high accuracy of the method.

Key words: wind load; statistics of wind speed; artificial neural network (ANN); design wind speed

1 引言

风荷载是建筑物的主要荷载之一, 它与地震荷载一起是建筑结构常遇的水平荷载。对于高层、高耸结构(如高层建筑、电视塔、烟囱)和长跨结构(如桥梁), 风荷载引起的效应在总荷载效应中占有相当大的比重, 甚至起决定性作用, 因而风荷载及风荷载作用下结构的静、动力响应常常是高层、高耸及长跨结构研究的主要内容。设计风荷载值的确定是抗风结构设计的重要因素, 定得太高会造成不必要的浪费, 定得太低就有可能遇到风险造成重大的损失。由于基本风压与平均最大风速的平方成正比^[1],

为了确定在各种概率条件(不同重现期)下的基本风压值, 对原始风速记录资料的分析处理方式和方法起着决定作用。

目前对设计风速的计算, 一般采用的方法是对年最大平均风速用极值型分布来拟合, 然后在一定的保证率下给出一个便于工程设计实用的设计风速。我国的《建筑结构设计统一标准》(GBJ68-84)就是采用这种方法来分析的。此方法需要当地风速的长期统计样本, 一般认为至少需要三十年以上的风速观测记录, 同时并假定年最大风速满足相互独立、平稳并符合极值型分布。另外, 我国荷载规

收稿日期: 2002-05-03; 修改日期: 2003-01-15

基金项目: 高等学校博士学科点专项科研基金资助项目(98014124); 国家自然科学基金资助项目(59878008)

作者简介: 董安正(1970), 男(土家族), 湖北恩施人, 博士, 主要从事结构工程可靠度研究; (E-mail: countryroad1997@yahoo.com.cn)

赵国藩(1925), 男, 山西人, 教授, 博士生导师, 中国工程院院士, 从事钢筋混凝土结构及结构可靠度理论研究

范还规定对于年最大风速资料不足 10 年的地区, 必须通过与有长期风速观测资料的附近地区进行对比分析后才能确定设计基准期的基本风速; 再次强调了这种方法是建立在长期观测资料的基础上。如今我国社会经济飞速发展, 各种高层建筑、高耸结构在各地拔地而起, 很多建设地点可能缺乏长期风速观测资料, 例如当地只有短期的风速记录(少于 5 年)原始资料, 因此如何根据这一有限的短期资料给出一个合理的设计参考风速具有重要的意义。国外的专家和学者^[2-5]对这一问题进行了比较系统的研究, 根据短期风速资料, 利用观测的小时、天、周及月最大风速估计出设计基准期的参考风速。文献[6], 利用月最大风速对我国基于短期风速资料的风速确定进行了初步分析。这些方法实质上还是扩大统计样本, 然后仍然按照常规的风速概率分布模型如极值型、极值型等来拟合分析。

本文针对短期风速样本数目不足的缺陷, 利用神经网络能够向不完全、不精确并带有强噪声的数据学习, 具有很强的容错能力和弥补信息不全的能力的特性^[7], 采用由 Monte Carlo 模拟方法得到的“理想”数据样本对神经网络进行训练, 然后由“非理想”数据样本——短期风速记录原始资料估计设计风速值的新方法。

2 多层前馈神经网络

人工神经网络 ANN(Artificial Neural Network)是由大量处理单元以某种拓扑结构大规模地连接而成的具有自组织、自学习、非线性动态处理等特征的非线性动力学系统。可用来对人脑结构与智能进行模拟, 是一门涉及生物、电子、计算机等多个领域的科学。它具有大规模并行计算、神经优化及联想记忆等功能, 对复杂问题的求解十分有效; 其应用发展到许多领域, 如智能控制、模式识别、模糊预测等。本文采用目前应用最广泛的多层前馈神经网络模型(Back-Propagation)——BP 神经网络。

多层前馈神经网络是在发现简单感知器(Perception)不能解决线性不可分问题的背景下提出来的, 它具有明显的层次结构。其中包括输入层、隐层和输出层, 隐层可有多个。层间的神经元进行单向连接, 层内神经元则相互独立, 每层神经元在节点接受前一层的输出, 同时进行线性复合和映射(线性或非线性), 通过复合反映不同神经元之间的耦合, 通过映射对输入信息做出反应。文献[8,9]从

数学上对多层前馈神经网络的映射能力进行严格的证明。Kolmogorov 指出: m 维单位立方体 $E^m = [0,1]^m$ 中的任意一个连续函数 $F: E^m \rightarrow R^n$, $F(X) = Y$, 都可以用一个三层神经网络去精确地实现, 并且此网络的输入层是 m 个处理单元, 中间层为 $j = 2m + 1$ 个处理单元, 输出层为 n 个处理单元(见图 1)。Funahashi 进一步对每层神经元函数的选取进行了研究, 指出: 在三层网络中, 只要对隐层采用非线性递增映射函数, 输入输出层采用线性映射函数就可以用三层网络对任意连续函数进行逼近。

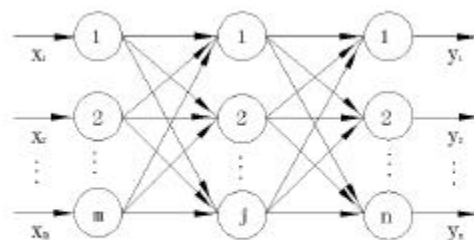


图 1 三层前馈神经网络

Fig.1 3 layers BP neural network

BP 网络的输入、输出层维数是完全根据使用者的要求来设计; 隐层单元数目的选择是一个十分复杂的问题, 没有很好的解析式来表示, 可以说隐层单元数与问题的要求, 输入输出单元的多少都有直接的关系^[10]。

3 设计风速估计的 BP 网络仿真

3.1 网络结构

本文考虑利用 5 年风速原始观测资料预测设计风速值, 因此, 采用 5 个输入层、11 个隐层和 1 个输出层的三层 BP 神经网络结构(见图 2)。隐层神经元映射函数采用 Sigmoid 函数:

$$f(u) = 1/[1 + \exp(-u)] \quad (1)$$

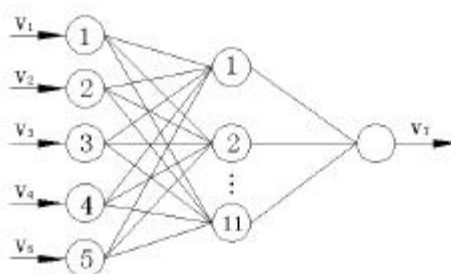


图 2 短期资料风速估计的 BP 网络

Fig.2 BP neural network in the wind speed estimation based on short-term records

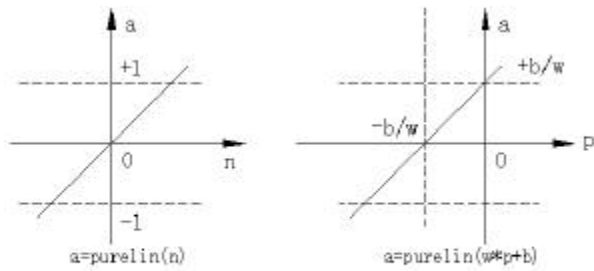


图3 线性传递函数 purelin ()

Fig.3 Linear transfer function purelin ()

输出层采用整个网络输出可以是任意值的 Purelin 型线性神经元^[10](见图3)。

3.2 风速样本的 Monte Carlo 模拟

由计算机产生区间[0,1]上的随机数 X ;

选择适当参数 l , 由指数分布 $F(u)=1-\exp(-u/l)$ 产生数据 $Z=-l\ln(1-X)$ 。不同地区的风速模拟中, 参数 l 也应区别对待; 其值的大小可以先任意估计一个值, 利用模拟结果与邻近有长期风速资料地区的风速纪录比较, 不断调整其大小, 直到模拟结果与邻近地区的长期风速纪录大体相当即可。

再重复步骤 和 99 次, 然后选取前 100 次 Z 的最大值;

重复步骤 ~ N 次(N 为原始记录样本数, 本文取为 50), 得到样本数为 N 的年最大风速原始记录; 以上得到的是 $Z=u^2$, 原始风速观测记录 u 由 $u=\sqrt{Z}$ 得到;

在 N 个原始风速观测记录 u 中, 任意选取一组连续 K 年(K 为短期风速观测记录的个数, 本文取为 5)的风速作为一组短期风速样本。

重复 ~ M 次(M 为用于网络训练的样本组数, 本文取为 45), 每次都任意取连续的 K 个记录得到 M 组短期风速样本。

3.3 教师的获得

用下列极值 I 型分布来拟合 u :

$$F(X) = \exp(-\exp(-\frac{X-b}{a})) \quad (2)$$

得到参数 a 和 b 后, 利用下式得到不同重现期 T 的设计参考风速值即教师 u_T :

$$X = b - a \cdot \ln(-\ln(1 - \frac{1}{T})) \quad (3)$$

3.4 网络训练

借用 Matlab 的神经网络工具箱 (Neural Networks Toolbox), 网络训练采用建立在一种优化

方法基础上的 L-M 训练算法^[11]。利用上述所得到的 $M=45$ 个样本中的 40 个进行训练(其余 5 个用作网络训练的校核), 直到误差小于 0.02 为止。

3.5 设计风速的估计

利用上述训练好的网络, 就可以由 5 年短期风速原始记录观测值得到一定重现期 T 的风速设计值的估计值。

4 算例

汕头基于短期风速资料的设计风速估计。

表 1 是汕头 1955 年~1999 年的年最大风速资料, 表 2 是任意抽取的 4 组连续 5 年的预测样本, 表 3 是不同重现期 T 设计风速的一组估计结果。其中规范方法是对表-1 中所有记录用极值 I 型分布拟合, 由式(4)和式(5)求得的结果。其中风速样本模拟中参数 l 的值经过试算后取为 110.0, 风速单位: m/s

表 1 汕头年最大风速资料

Table 1 The maximum annual wind speed data in Shantou

年份	1959	1960	1961	1962	1963	1964	1965
风速	19.0	9.0	25.0	26.2	26.0	14.5	16.5
年份	1966	1967	1968	1969	1970	1971	1972
风速	13.1	21.5	22.0	34.0	16.5	16.0	13.7
年份	1973	1974	1975	1976	1977	1978	1979
风速	13.6	16.0	14.4	16.0	12.8	20.3	13.0
年份	1980	1981	1982	1983	1984	1985	1986
风速	22.0	21.0	11.3	12.9	15.0	13.7	19.7
年份	1987	1988	1989	1990	1991	1992	1993
风速	11.3	18.0	10.7	17.7	30.0	15.7	15.3

表 2 汕头短期风速样本

Table 2 The short-term wind speed samples

组别	风 速 值				
A	25.0	26.2	26.0	14.5	16.5
B	21.5	22.0	34.0	16.5	16.0
C	22.0	21.0	11.3	12.9	15.0
D	10.7	17.7	30.0	15.7	15.3

表 3 汕头不同重现期 T 的风速估计值

Table 3 The estimated wind speed values of different return period based on short-term wind speed records

重现期		T=30	T=40	T=50	T=60	T=80	T=100	T=120	T=150	T=200
规范方法		29.83	31.11	32.10	32.91	34.18	35.16	35.97	36.95	38.22
BP 网络	A	29.31	30.47	34.52	35.25	32.31	34.26	37.30	35.82	36.95
	B	29.29	31.67	32.30	33.45	35.69	32.43	34.45	38.53	38.69
	C	30.57	32.19	33.22	30.28	31.45	33.92	36.53	35.38	35.31
	D	27.02	29.73	31.17	31.52	34.41	32.51	34.18	37.49	36.37

从算例结果看，本文方法可行，估计精度也能满足工程要求。该方法的关键是网络训练的好坏。

5 结论

由于统计样本少，短期风速资料的概率模型及其数字特征难以合理选取；而人工神经网络能够向不完全、不精确并带有强噪声的数据学习，具有自组织、自学习、非线性动态处理等特征，具有很强的容错能力和弥补信息不全的能力的特性。将人工神经网络用于短期资料的设计风速估计，正可以弥补短期风速样本数目不足的缺陷，在理论上和应用上都可可行。结果表明，神经网络的估计精度令人满意，为只有短期风速资料的地区设计风速的确定提供了一个实用的新方法。

参考文献：

[1] 中华人民共和国国家标准. 建筑结构荷载规范 (GB5000-2001)[S]. 北京: 中国建筑工业出版社, 2002.
National standards of the P. R. China. Load code for the design of building structures(GB5000-2001)[S]. Beijing: China Building Industry Press, 2002. (in Chinese)

[2] Simiu E and Filliben J J. Short-term records and extreme wind speeds [J]. J. Struct. Div., ASCE, 1982, 108(11): 2571-2577.

[3] Grigoriu, M. Estimates of design wind from short records[J]. J. struc. Div., ASCE, 1982, 108(5): 1034-1048.

[4] Cheng E D H and Chiu A N L. Extreme wind simulated from short-period records [J]. J. Struct. Engrg., ASCE, 1985, 111(1): 77-94.

[5] Vittorlo Gusella. Estimation of extreme winds from short-term records[J]. J. Struc. Engrg., 1991, 117(2): 375-389.

[6] 罗乃东. 基于可靠度的高层、高耸结构抗风分析[D]. 大连理工大学, 2002.

Luo Naidong. Study of wind-resistance of tall building based on reliability theory[D]. Dalian University of Technology, 2002. (in Chinese)

[7] 庄钊文, 俞文贤, 王永传. 模糊技术在可靠性工程中的应用[J]. 模糊系统与数学, 1997, 11(3):1-7.
Zhuang Zhaowen, Yu Wenxian, Wang Yongchuan. The applications of fuzzy technology in reliability engineering [J]. Fuzzy Systems and Mathematics, 1997, 11(3):1-7. (in Chinese)

[8] 钟义信, 潘新安, 杨义先. 智能理论与技术——人工智能与神经网络[M]. 北京: 人民邮电出版社, 1992.
Zhong Yixin, Pan Xinan, Yang Yixian. Theory and technology of intelligence—Artificial intelligence and neural network[M]. Beijing: People's Posts and Telecommunications Publishing House, 1992. (in Chinese)

[9] 董聪, 酆正能, 夏人伟. 多层前向神经网络研究进展及若干问题[J]. 力学进展, 1995, 25(2): 186-195.
Dong Cong, Li Zhengneng, Xia Renwei. Advances and problems in the study of multiplayer feedforward neural networks [J]. Advances in Mechanics, 1995, 25(2): 186-195. (in Chinese)

[10] 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. (in Chinese)

[11] 施阳, 李俊, 等编著. MATLAB 语言工具箱——TOOLBOX 实用指南[M]. 西安: 西北工业大学出版社, 1999. 149-156.
Shi Yang, Li Jun. Language Toolbox of MATLAB—TOOLBOX Practical Guide [M]. Xi'an: Northwestern Polytechnical University Press, 1999. 149-156. (in Chinese)