

风力机叶片神经网络结构近似分析的数值实验^{*}

王 雷, 陆金桂, 张建德, 华 琦

(南京工业大学计算机辅助设计中心 南京, 210009)

摘要 介绍了应用于风力机叶片的神经网络结构近似分析方法,开展了风力机叶片性能的样本数据对神经网络结构近似分析的数值实验研究。在风力机叶片的近似分析神经网络模型建立过程中,针对不同的学习率参数进行了数值实验。根据实验结果,风力机叶片性能的样本数目必需能充分反映风力机叶片性能和设计参数之间的关系。如果风力机叶片样本数目较大,叶片神经网络结构近似分析精度将较高;如果学习率参数较大,获得的神经网络模型将较好。该实验研究将有助于在优化设计过程中利用神经网络结构近似分析风力机叶片性能的近似计算。

关键词 风力机叶片; 结构近似分析; 神经网络; 近似模型

中图分类号 TP183; TH136

引 言

风力机叶片是风力机的重要部件,国内外学者在风力机叶片优化设计方面已经开展了研究工作。Jeong 等^[1]采用优化方法进行风力机叶片优化设计,减少不稳定空气动力载荷。Jureczko 等^[2]建立了风力机叶片多准则设计的优化模型,在满足空气动力载荷和设计约束条件下获得风力机叶片的最优形状等结果。结构近似分析可替代风力机叶片优化过程中的叶片详细分析,大大降低叶片详细分析所需要的计算量。常规的结构近似分析方法是基于应力和位移对结构优化设计变量的泰勒展开进行的^[3],在结构设计变量很小的区域内有着较高的结构近似分析精度。随着设计变量区域的增大,其近似分析精度却急剧下降,因而常规的结构近似方法不具备全局近似计算特性^[3]。

与常规的结构近似分析方法相比,神经网络结构近似分析方法具备全局近似计算、计算具有通用性等优点。神经网络结构近似分析方法已经成为结构优化设计过程的重要分析工具。Lu 等^[4]对多层神经网络应用结构近似分析进行了理论分析,阐述了一个三层神经网络可用来描述任一弹性结构的应力、位移等量和结构设计变量之间的映射关系,讨论了神经网络结构近似分析方法的主要内容和优点。这些工作为利用多层神经网络进行结构的近似分析

提供了理论基础。Ravi 等^[5]研究开发了应用于结构优化的、包括神经网络结构近似分析方法的知识设计软件系统。文献^[6]建立了神经网络结构近似分析的模型,利用不同样本集进行了神经网络结构近似计算精度的模拟分析。Wang 等^[7]构造了进行风力机叶片结构近似分析的神经网络模型,在建立神经网络模型过程中采用了反向传播学习算法和粒子群优化算法,利用该模型进行了风力机叶片结构近似分析计算。陈新等^[8]将神经网络结构近似分析应用于结构振动系统的结构重分析计算。

笔者开展了风力机叶片神经网络结构近似分析的实验研究。介绍了应用于风力机叶片的神经网络结构近似分析方法。对有关风力机叶片性能的样本数据对神经网络结构近似分析模型的影响进行了研究,针对不同的学习率参数进行了实验,并对实验结果进行了讨论。

1 风力机叶片神经网络结构近似分析

常规的结构近似分析方法是基于应力和位移对结构优化设计变量的泰勒展开进行的^[3],其缺点明显。神经网络具有很强的全局映射能力,因此被用来进行风力机叶片的结构近似分析。在风力机叶片的神经网络结构近似分析中,利用神经网络建立风力机叶片的应力、位移等结构性能和叶片参量之间存在的全局映射关系。以建立的神经网络为基础进

^{*} 国家自然科学基金资助项目(50975133);国家“十二五”科技支撑计划资助项目(2013BAF02B11)
收稿日期:2013-08-15;修回日期:2014-08-20

行风力机叶片的近似计算^[7]。风力机叶片的神经网络结构近似分析的原理就是利用神经网络,建立风力机叶片性能和叶片参数变量之间的全局性映射模型,将风力机叶片新的设计参量作为神经网络的映射模型的输入,则其相应的输出即为叶片的应力、位移等性能近似值。因此,风力机叶片的神经网络结构近似分析主要包括二部分,即利用神经网络的风力机叶片建模过程和利用神经网络模型进行风力机叶片近似计算。在建模过程中,利用神经网络对由风力机叶片应力、位移等性能和风力机叶片设计参数构成的样本集进行学习,学习后可以建立各参数之间的全局性模型。在近似计算过程中,将风力机叶片的设计参数作为基于神经网络的映射模型的输入,则其相应的输出即为风力机叶片在该设计参数条件的应力、位移等的近似值。

建立神经网络模型,先确定神经网络结构;然后构造风力机叶片应力、位移等性能和风力机叶片设计参数构成的样本集;再采用学习算法构造风力机叶片样本,确定神经网络的权值等。由于多层神经网络作用函数一般为 Sigmoid 函数,其值域为 $[0, 1]$,因此必须对风力机叶片样本点的输出值按一定的比例因子进行归一化,进行权值等学习的算法主要有误差反向传播算法。建立一个基于多层神经网络的风力机叶片应力、位移近似计算的全局性映射模型的过程如下。

1) 按一定的概率密度遍历风力机叶片结构设计参数的整个空间选择一定数量的样本点,分别建立有限元分析模型并进行计算,获得风力机叶片应力、位移等和风力机叶片设计参数之间的样本。对样本点中的输出值按一定的比例因子进行归一化。

2) 输入样本点集,设置神经网络结构参数和初始参数。

3) 采用多层神经网络学习算法进行风力机叶片样本学习。如果学习结果满足学习误差要求,则停止学习过程,将当前神经网络模型作为风力机叶片应力、位移近似计算的全局性映射模型;否则继续学习过程,直到获得满意的学习误差和神经网络模型为止。

2 风力机叶片样本对神经网络近似计算影响实验

在风力机叶片样本对神经网络近似计算影响实验中,利用 3 组不同数目的样本建立神经网络模型。实验中的风力机叶片如图 1 所示。对图 1 所示的风

力机叶片建立有限元模型,采用有限元计算风力机叶片的末端位移;利用风力机叶片设计参数和计算获得的风力机叶片末端位移构造样本。不断调整风力机叶片设计参数,利用有限元分析重新计算风力机叶片末端位移,构造新的样本,直到样本数目达到 15 为止。在第 1 个实验中,利用获得的 15 个样本建立风力机叶片性能神经网络模型。在第 2,3 个实验中,分别利用 12,10 个样本建立风力机叶片性能神经网络模型。在第 2 个实验中,从第 1 个实验的 15 个样本中选择 12 个样本建立风力机叶片性能神经网络模型,进行叶片近似计算。在第 3 个实验中,从第 2 个实验的 12 个样本中选择 10 个样本建立风力机叶片性能神经网络模型,进行叶片近似计算。3 个实验采用了三层神经网络来建立风力机叶片性能近似计算模型。在三层神经网络模型中,输入层神经网络单元数目为 22,输出层神经网络单元数目为 1。22 个输入层神经网络单元分别对应风力机叶片设计参数,输入层单元对应的风力机叶片设计参数如表 1 所示。输出层神经网络单元对应风力机叶片末端的位移。三层神经网络中隐含层神经网络单元数目为 8。

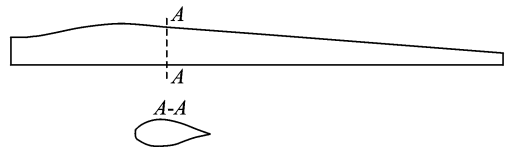


图 1 风力机叶片示意图

Fig. 1 Blade of wind turbine

力机叶片性能神经网络模型的学习过程采用反向传播学习算法,误差函数为

$$E = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^N (Y_k - d_k)^2 \quad (1)$$

定义单个样本 k 的学习误差函数 $E_k = (Y_k - d_k)^2$,采用反向传播算法针对 k 样本下学习过程神经元 j 权值按照以下梯度公式进行修正

$$\frac{\partial E_k}{\partial W_{ij}} = \frac{\partial E_k}{\partial \text{net}_{jk}} \frac{\partial \text{net}_{jk}}{\partial W_{ij}} = \frac{\partial E_k}{\partial \text{net}_{jk}} O_{ik} = \delta_{jk} O_{ik} \quad (2)$$

在式(2)中,如果节点 j 为输出层节点,误差函数对神经元 j 输出的梯度计算式为

$$\delta_{jk} = \frac{\partial E_k}{\partial d_k} \cdot \frac{\partial d_k}{\partial \text{net}_{jk}} = -(Y_k - d_k) f'(\text{net}_{jk}) \quad (3)$$

在式(2)中,如果节点 j 不是输出层节点,误差函数对神经元 j 输出的梯度计算式为

$$\delta_{jk} = f'(\text{net}_{jk}) \sum_m (\delta_{mk} W_{mj}) \quad (4)$$

风力机叶片性能神经网络近似计算的 3 个实验

采用C++语言开发的软件进行。神经网络模型学习过程中学习率参数和动力参数取值均为0.9。经过3 000次学习,获得第1个实验中的风力机叶片性能神经网络模型。第2,3个实验中的风力机叶片性能神经网络模型经过5 000次学习获得。3个实验的风力机叶片性能神经网络模型学习过程如图2所示。

为了评价风力机叶片性能神经网络近似计算的准确度,选择5组新的风力机叶片设计参数来进行对比实验。分别建立5组新的风力机叶片参数相应

表1 输入单元参数

Tab.1 Parameters of input units

序号	输入单元编号	参数
1	1	截面1弦长
2	2	截面2弦长
3	3	截面3弦长
4	4	截面4弦长
5	5	截面5弦长
6	6	截面6弦长
7	7	截面7弦长
8	8	截面8弦长
9	9	截面1扭角
10	10	截面2扭角
11	11	截面3扭角
12	12	截面4扭角
13	13	截面5扭角
14	14	截面6扭角
15	15	截面7扭角
16	16	截面1厚度
17	17	截面2厚度
18	18	截面3厚度
19	19	截面4厚度
20	20	截面5厚度
21	21	截面6厚度
22	22	截面7厚度

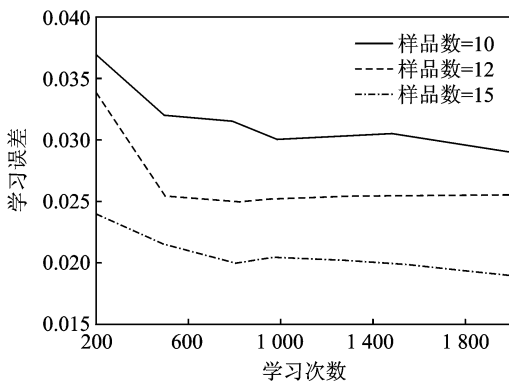


图2 神经网络模型的学习历程

Fig.2 Learning procedure of neural network model

的有限元模型,通过有限元分析计算得到5组新的风力机叶片末端的位移。需要说明的是,风力机叶片有限元模型的单元选择和剖分、风力机叶片有限元模型的载荷和约束情况与风力机叶片近似计算模型样本数据获取时的有限元模型相同。将5组新风力机叶片参数作为3个实验获得的风力机叶片近似计算神经网络模型的输入,分别计算5组新风力机叶片对应的叶片末端位移近似值。将其与采用有限元分析计算获得的5组新风力机叶片末端位移值进行对比,比较3个实验中风力机叶片性能神经网络近似计算准确度。

5组风力机叶片采用3个实验中获得的神经网络近似计算模型得到的叶片末端位移近似值如图3和表2所示。在图3和表2中,3个实验获得的神经网络近似计算模型分别采用样本数目15,12和10,标注准确值是指5组风力机叶片利用有限元分析计算获得的叶片末端位移值。风力机叶片性能相关的样本影响着风力机叶片性能神经网络近似计算的准确程度。这是因为风力机叶片性能相关的样本反映了风力机叶片性能(实验中性能是叶片末端位移)与风力机叶片参数之间关系,风力机叶片近似计算的神经网络模型是对样本进行学习的结果。从图3和表2中5组风力机叶片近似计算和准确值对比结果初步证实了实验结论。从表2可以看出,3个实验中样本数目越大,叶片末端位移近似值越接近有限元分析得到的准确值。这3个实验中涉及叶片末端位移近似计算的风力机叶片设计参数数目为22个,因此需要比较多的样本数目才能比较好地反映风力机叶片末端位移与风力机叶片参数之间的关系。可以看出,风力机叶片性能相关的样本对风力机叶片性能神经网络近似计算的准确性十分重要,在建立风力机叶片性能神经网络近似模型前需要仔细选择相关样本。

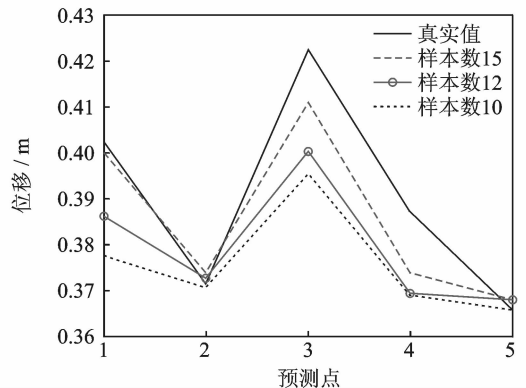


图3 近似计算结果示意图

Fig.3 Results of approximation computation

表 2 近似计算结果

Tab. 2 Results of approximation computation

序号	准确值	近似值		
		样本 15	样本 12	样本 10
1	0.402 5	0.400 135	0.380 865	0.375 647
2	0.371 4	0.373 948	0.370 539	0.370 369
3	0.422 3	0.410 946	0.382 285	0.393 109
4	0.387 1	0.373 779	0.368 197	0.368 427
5	0.365 6	0.367 881	0.365 770	0.366 085

3 学习率参数对叶片性能神经网络近似计算影响

在学习率参数对风力机叶片神经网络近似计算影响实验中,利用 3 组不同学习率参数对同样的样本建立神经网络模型。第 1 个实验采用的学习率参数为 0.9,第 2 个和第 3 个实验采用的学习率参数分别为 0.8,0.7。3 个实验利用的 15 个样本、神经网络模型结构与上节相同。

风力机叶片性能神经网络模型的学习过程同样采用反向传播学习算法。在进行 3 000 次学习后获得了 3 个实验中的风力机叶片性能神经网络模型。为了评价风力机叶片性能神经网络近似计算的准确度,同样采用 5 组风力机叶片设计参数进行对比实验。5 组风力机叶片采用 3 个实验中获得的神经网络近似计算模型得到的叶片末端位移近似值如表 3 所示。在表 3 中,3 个实验中获得的神经网络近似计算模型采用学习率参数分别为 0.9,0.8,0.7。可以看出,3 个实验中学习率参数越大,叶片末端位移近似值与有限元分析得到的准确值吻合越好,越有利于获得较好的神经网络模型。

表 3 实验结果

Tab. 3 Experiment results

序号	准确值	近似值		
		$\alpha=0.9$	$\alpha=0.8$	$\alpha=0.7$
1	0.402 5	0.400 135	0.388 546	0.391 737
2	0.371 4	0.373 948	0.372 238	0.373 912
3	0.422 3	0.410 946	0.395 730	0.387 272
4	0.387 1	0.373 779	0.378 899	0.376 400
5	0.365 6	0.367 881	0.365 345	0.366 049

参 考 文 献

[1] Jeong J, Park K, Jun S, et al. Design optimization of a wind turbine blade to reduce the fluctuating unsteady

aerodynamic load in turbulent wind[J]. Journal of Mechanical Science and Technology, 2012, 26(3): 827-838.

[2] Jureczko M, Pawlak M, Mezyk A. Optimisation of wind turbine blades[J]. Journal of Materials Processing Technology, 2005,167:463-471.

[3] Fuchs M B, Steinberg Y. An efficient approximate analysis method based on an exact univariate model for the element loads[J]. Structural and Multidisciplinary Optimization, 1991,3(2):107-114.

[4] Lu Jingui, Zhou Ji, Wang Hao, et al. An approach to structural approximation analysis by artificial neural networks[J]. Science in China, Series A, English Edition, 1994, 37(8): 990-997.

[5] Ravi M, Bedard C. Approximate methods of structural analysis and design in a knowledge-based system environment[J]. Artificial Intelligence in Engineering, 1993,8(4):271-275.

[6] 张云波. 神经网络结构近似结构分析的最佳样本集[J]. 华侨大学学报:自然科学版,2001(4):397-400. Zhang Yunbo. A study on optimal sample set based on approximate structural analysis of neural network[J]. Journal of Huaqiao University: Natural Science, 2001(4):397-400. (in Chinese)

[7] Wang Lei, Hu Pin, Lu Jingui, et al. Neural network and PSO-based structural approximation analysis for blade of wind turbine[J]. Modelling, Identification and Control, 2013,18(1):69-77.

[8] 陈新,王德石,陆金桂,等. 结构振动系统的神经网络重分析模型[J]. 非线性动力学学报, 1995(2):175-180. Chen Xin, Wang Deshi, Lu Jingui, et al. Reanalysis model based on the artificial neural networks for structural vibration system[J]. Journal of Nonlinear Dynamics in Science and Technology, 1995(2): 175-180. (in Chinese)



第一作者简介:王雷,男,1983 年 9 月生,博士研究生。主要研究方向为计算智能及其应用。

E-mail:32094362@qq.com

通信作者简介:陆金桂,男,1966 年 11 月生,教授、博士生导师。主要研究方向为智能算法。

E-mail:lujg@njut.edu.cn