

基于动力特性及BP神经网络的风电机组 叶片损伤识别

薛 刚, 苏 天

(内蒙古科技大学土木工程学院, 包头 014010)

摘 要: 为解决风电机组在运行过程中因环境侵蚀引起的叶片损伤不易直接观测的问题,利用 ANSYS Workbench 对含不同损伤位置、不同损伤程度的 15 kW 风电机组叶片进行有限元分析,并应用 BP 神经网络对其损伤程度进行量化判断。分析结果表明:通过叶片自振频率的变化可对其是否发生损伤及损伤程度进行识别,但不能对损伤位置进行定位;通过叶片应变模态的变化可对其损伤程度及位置进行识别;利用叶片的动力特性参数建立 BP 神经网络,可对其损伤程度进行量化判断,相对误差率在-1.57%~2.54%之间,识别效果较为精确。

关键词: 风电机组; 叶片损伤; 动力特性; BP 神经网络

中图分类号: TU317

文献标识码: A

0 引 言

叶片是风电机组的重要组成部分,恶劣的工作环境会导致其产生不同程度的损伤。运行中的叶片一旦发生损伤,在交变荷载作用下损伤不断发展,发展到一定程度时就会导致叶片折断。这不仅影响风电机组的正常运行,甚至会造成整个机组的损毁,给风场带来经济损失的同时还会带来较大的社会影响,严重影响风力发电的应用和推广^[1]。若能及时检测出叶片初期损伤并采取措施进行维护,就可避免叶片折断带来的一系列损失^[2]。叶片损伤初期肉眼很难看出,且叶片安装在风电机组塔架顶端距地面较高,给检测工作带来很多不便。由于叶片的损伤会使其动力特性发生变化^[3],因此通过分析不同位置、不同程度的损伤对叶片动力特性的影响,找出其中的规律可为叶片的损伤检测提供理论依据。

1 基于动力特性的损伤识别原理

设结构振动方程可由 n 阶矩阵的微分方程来

表示^[4]:

$$[M]\ddot{u}+[C]\dot{u}+[K]u=[f(x)] \quad (1)$$

式中, $[M]$ ——结构质量矩阵, $n \times n$ 阶; \ddot{u} ——加速度列阵, $n \times 1$ 阶; \dot{u} ——速度列阵, $n \times 1$ 阶; u ——位移列阵, $n \times 1$ 阶; $[K]$ ——结构刚度矩阵, $n \times n$ 阶; $[C]$ ——结构阻尼矩阵, $n \times n$ 阶; $[f(x)]$ ——外部激励列阵, $n \times 1$ 阶。

阻尼对结构自振频率的影响很小,可忽略其影响。结构处于自由振动状态,不受外力作用时,方程可写为:

$$[M]\ddot{u}+[K]u=0 \quad (2)$$

设 $u=[\varphi]e^{i\omega t}$, $[\varphi]$ 是自由振动的幅值列阵,则式(2)的频域方程可写为:

$$[K][\varphi]=\omega^2[M][\varphi] \quad (3)$$

可将结构振动分析中频率及振型的求解,转化为特征值求解问题,将 ω^2 作为特征值 λ_i , φ_i 则表示第 i 阶位移模态向量,则式(3)可写为:

$$[K]\varphi_i=\lambda_i[M]\varphi_i \quad (4)$$

当结构发生损伤时,结构的刚度矩阵发生变

化,对应的 λ_i 及 φ_i 也会改变,结合式(4)可得:

$$[\delta K]\varphi_i - \delta\lambda_i[M]\varphi_i = -([K] - \lambda_i[M])\delta\varphi_i \quad (5)$$

式中, $[\delta K]$ ——结构刚度矩阵的变化量; $\delta\lambda_i$ ——特征值的变化量; $\delta\varphi_i$ ——特征向量的变化量。

式(5)两侧均乘 φ_i^T ,并与式(4)结合,可得出:

$$\delta\lambda_i = \varphi_i^T[\delta K]\varphi_i \quad (6)$$

当结构出现损伤后其刚度减小, $[\delta K] \leq 0$, 所以 $\delta\lambda_i \leq 0$ 。又 $\lambda = \omega^2$, 因此 $\delta\omega_i \leq 0$ 。由此可看出结构的损伤会导致其频率减小。由式(6)可看出,当同一位置发生损伤时,自振频率的改变量随损伤程度的加剧而增大。

当结构发生损伤时,其损伤部位会出现应力集中,导致此处应变发生显著变化,而未损伤的部位并无明显变化。设损伤前后结构的应变模态振型分别为 ψ 和 ψ' , 结构的应变模态差可表示为:

$$W = |\psi - \psi'| \quad (7)$$

损伤位置处的应变模态差 W 会随损伤程度的加剧而增大。

2 风电机组叶片损伤识别

2.1 叶片模型的建立及损伤单元设定

某 15 kW 水平轴风电机组叶片长 3.7 m, 蒙皮厚 18 mm, 材质为玻璃钢, 展向模量为 42.6 GPa, 径向模量为 16.5 GPa, 剪切模量为 5.5 GPa, 密度为 1950 kg/m³, 泊松比为 0.22。

叶片造型比较复杂,如直接通过 ANSYS Workbench 进行建模需消耗大量时间。为简化建模工作,采用三维 CAD 造型软件 Solidworks 对其进行建模,然后将叶片实体模型导入 ANSYS Workbench,并对其进行网格划分得到叶片有限元模型^[5],如图 1 所示。

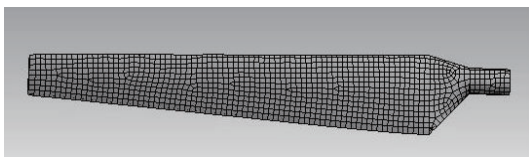


图1 叶片有限元模型

Fig. 1 Finite element model of blade

为模拟风电机组叶片的损伤情况,用降低单元弹性模量的方式予以实现^[6]。假设损伤前单元的弹性模量为 E , 损伤后的弹性模量为 E' , 则其损伤程度 λ :

$$\lambda = \frac{E - E'}{E} \quad (8)$$

在叶片表面取 5 个损伤单元,损伤程度分别取 20%、40%、60%及 80%^[7]。为方便观察叶片各阶振型的变化,各损伤单元均设置 1 个振型观测点。损伤单元的设定如表 1 所示,其位置如图 2 所示(图中黑点即为振型观测点)。

表1 损伤单元的设定

Table 1 Setting of damage unit

损伤单元 编号	距根部 距离/m	损伤单元 尺寸/cm×cm	振型观测点 编号
A ₁	1.3	10×20	G ₁
A ₂	1.8	10×20	G ₂
A ₃	2.3	10×20	G ₃
A ₄	2.8	10×20	G ₄
A ₅	3.3	10×20	G ₅

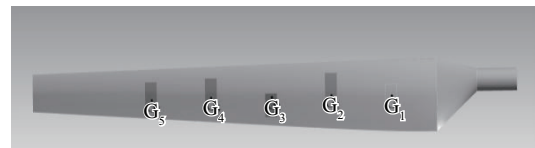


图2 叶片损伤单元及振型观测点位置示意图

Fig. 2 Schematic diagram of position of blade damage unit and vibration mode observation point

2.2 基于自振频率的损伤识别

应用有限元分析软件 ANSYS Workbench 对风电机组叶片根部施加全约束^[8],并对损伤前后的叶片分别进行模态分析,计算各自前 6 阶自振频率,结果如表 2 所示。由表 2 可看出,叶片发生损伤后其前 6 阶自振频率较损伤前均呈下降趋势。因此,通过自振频率的变化可对其是否发生损伤进行判断。

2.2.1 损伤程度识别

取损伤位置相同但损伤程度不同的叶片的自振频率进行分析,计算开方处理后的前 6 阶自振频率改变率,如图 3 所示。

表2 叶片各损伤情况前6阶自振频率(Hz)

Table 2 Natural vibration frequencies of each blade damage at first 6 orders(Hz)

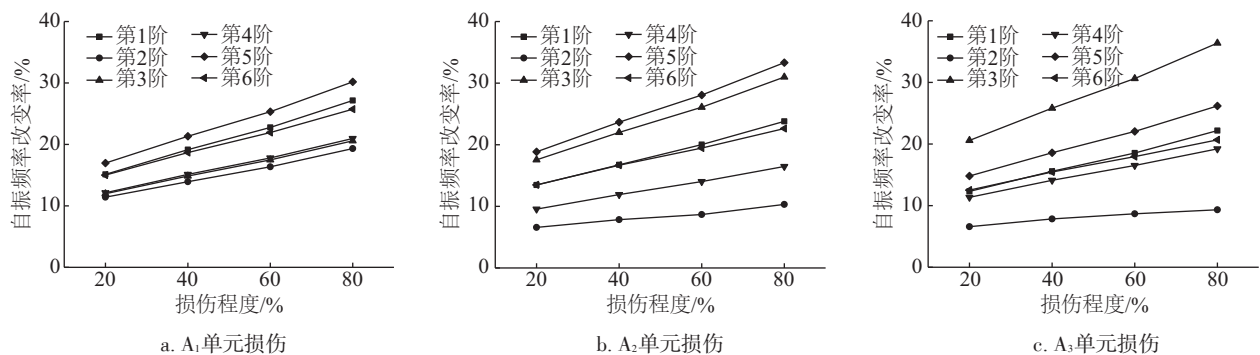
损伤单元	损伤程度/%	第1阶	第2阶	第3阶	第4阶	第5阶	第6阶
未损伤	0	3.0545	5.3030	16.0608	33.6854	43.7875	54.4675
A ₁	20	3.0529	5.3021	16.0575	33.6781	43.7512	54.4398
	40	3.0504	5.3010	16.0530	33.6678	43.6971	54.4012
	60	3.0463	5.2992	16.0458	33.6516	43.6071	54.3413
	80	3.0379	5.2956	16.0320	33.6204	43.4241	54.2290
A ₂	20	3.0535	5.3029	16.0456	33.6826	43.7322	54.4495
	40	3.0521	5.3028	16.0231	33.6786	43.6502	54.4253
	60	3.0496	5.3027	15.9863	33.6724	43.5154	54.3892
	80	3.0447	5.3024	15.9127	33.6606	43.2478	54.3245
A ₃	20	3.0538	5.3029	16.0320	33.6798	43.7664	54.4541
	40	3.0527	5.3028	15.9895	33.6720	43.7352	54.4564
	60	3.0509	5.3027	15.9193	33.6603	43.6842	54.4108
	80	3.0471	5.3026	15.7792	33.6394	43.5821	54.3682
A ₄	20	3.0541	5.3029	16.0311	33.6696	43.7568	54.4592
	40	3.0532	5.3028	15.9868	33.6462	43.7116	54.4481
	60	3.0520	5.3027	15.9132	33.6078	43.6373	54.4319
	80	3.0493	5.3026	15.7639	33.5310	43.4884	54.4045
A ₅	20	3.0544	5.3029	16.0442	33.6651	43.7173	54.4479
	40	3.0541	5.3028	16.0192	33.6344	43.6129	54.4192
	60	3.0537	5.3027	15.9769	33.5822	43.4396	54.3729
	80	3.0528	5.3026	15.8885	33.4713	43.0898	54.2830

DASP 数字处理技术,可使标准设备频率精确到 10^{-7} 量级,可准确识别自振频率微小变化,并可预先对测试参数进行处理。由于叶片损伤前后自振频率改变率较小,为更直观地表示损伤对各阶自振频率的影响,对自振频率改变率 Q_i 用数学中开方的方法进行处理:

$$Q_i = \sqrt[4]{\frac{f_i - f'_i}{f_i}} \quad (9)$$

式中, f_i ——叶片损伤前 i 阶自振频率; f'_i ——叶片损伤后 i 阶自振频率。

前 6 阶自振频率改变率最大值由 1.85% 变为 36.87%,扩大了 19.93 倍,可将开方处理后的自振频率



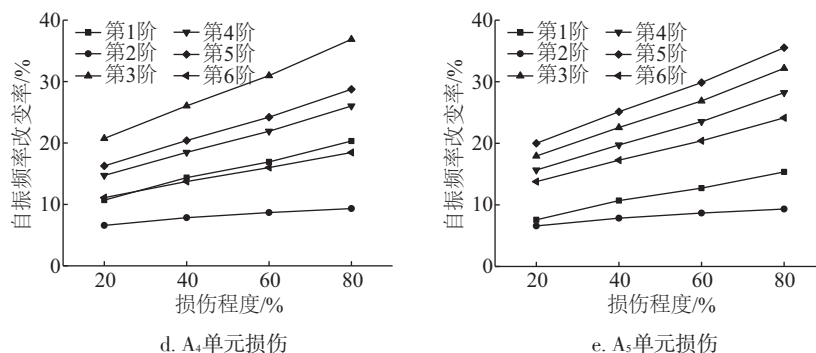


图3 各单元损伤时自振频率改变率曲线图

Fig. 3 Curve graph of change rate of natural vibration frequency based on damages of each unit

改变率作为损伤识别参数进行分析,识别效果增强。

由图3可看出,发生相同位置损伤时,前6阶自振频率改变率均随损伤程度的加剧而增大。因此,利用损伤前后自振频率的变化可对叶片的损伤程度进行判断。

2.2.2 损伤位置识别

以不同损伤位置损伤程度为60%的叶片的自振频率为例进行分析,计算开方处理后的前6阶自振频率改变率,如图4所示。

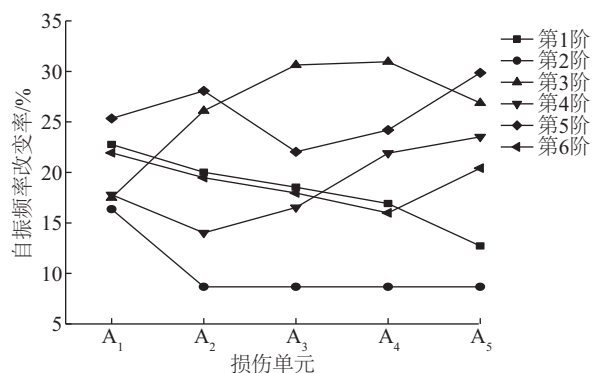
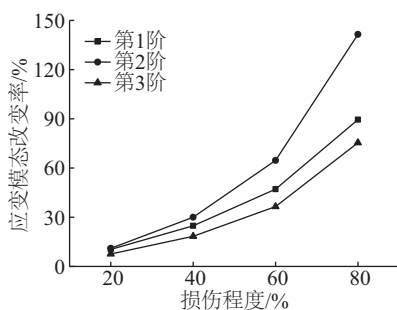
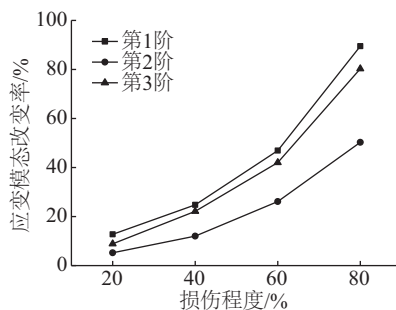
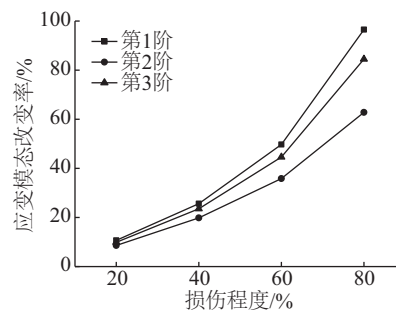


图4 各单元自振频率改变率曲线图

Fig. 4 Curve graph of change rate of natural vibration frequency based on each unit

a. A₁单元损伤b. A₂单元损伤c. A₃单元损伤

由图4可看出,发生相同程度损伤时,随着损伤单元距叶根处距离的变化,其自振频率改变率并无明显的规律。因此,通过叶片损伤前后自振频率的变化,并不能对其损伤位置进行定位。

2.3 基于应变模态的损伤识别

利用应变模态对结构进行损伤识别时,只需少数低阶模态即可满足要求,无需测得高阶模态^[9]。因此,取各观测点前3阶应变模态进行分析。叶片损伤前后应变模态变化较大,前3阶应变模态改变率最大值为125.91%,因此,取前3阶应变模态改变率作为损伤识别参数进行分析。

2.3.1 损伤程度识别

计算各单元发生损伤时其对应观测点处前3阶应变模态改变率,如图5所示。由图5可看出,各单元发生损伤时,其对应观测点处前3阶应变模态改变率均随损伤程度的加剧而呈上升趋势。因此,利用损伤前后应变模态的变化可对叶片的损伤程度进行判断。

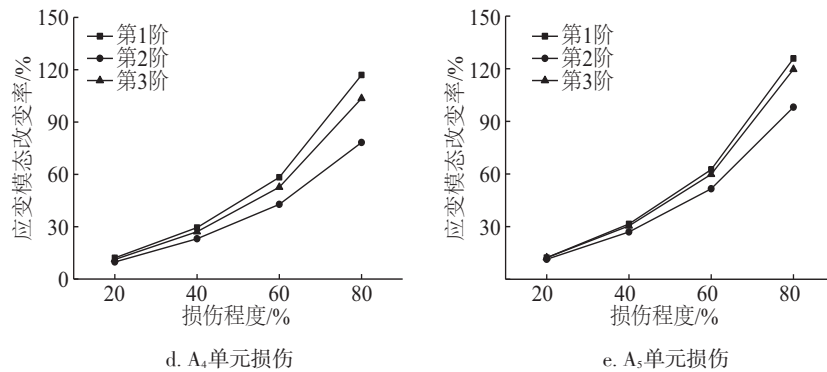


图5 各单元损伤时应变模态改变率曲线图

Fig. 5 Curve graph of change rate of strain modal based on damages of each unit

2.3.2 损伤位置识别

定义叶片振型应变第 i 阶在观测点 g (即振型观测点 $G_1 \sim G_5$) 处的应变模态变化率 C_y 为:

$$C_y = \frac{|\psi_{ig} - \psi'_{ig}|}{\sum_{i,g=1}^n |\psi_{ig} - \psi'_{ig}|} \times 100\% \quad (10)$$

式中, ψ_{ig} ——损伤前观测点 g 处的 i 阶应变模态;
 ψ'_{ig} ——损伤后观测点 g 处的 i 阶应变模态。

式(10)中,分子表示某一观测点处的应变模态

差,分母表示各观测点总应变模态差。某一观测点处应变模态变化率 C_y 大于其他位置时,即该处应变模态发生较其他位置更大的变化。

以各损伤单元损伤程度为 60% 为例,计算各观测点前 3 阶的应变模态变化率,如图 6 所示。由图 6 可看出,叶片损伤前后前 3 阶应变模态变化率在损伤所在位置处出现较其他位置更为明显的变化。因此,利用损伤前后应变模态的变化可对叶片的损伤位置进行定位。

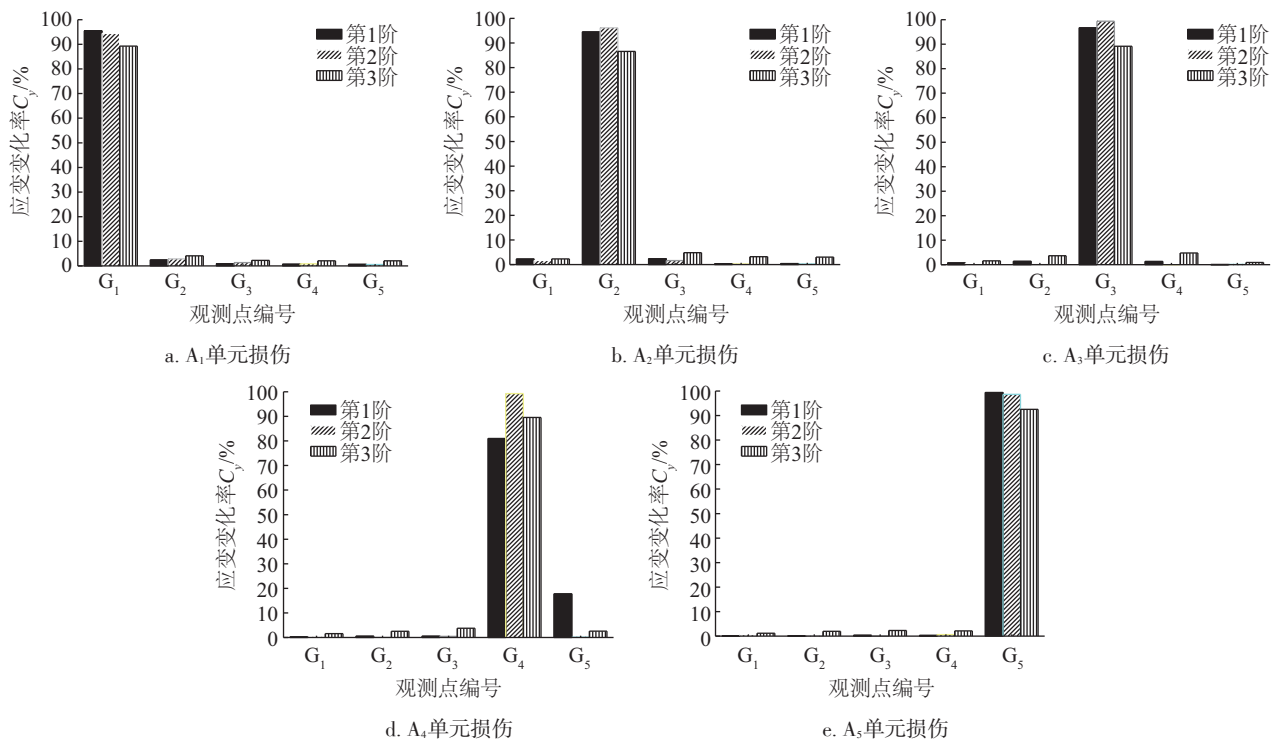


图6 各单元损伤时各观测点应变模态变化趋势

Fig. 6 Change trend of strain modal based on damages of each unit

2.4 基于BP神经网络的损伤程度量化判断

结构损伤与其动力特性参数之间是一种非线性的映射关系,而BP神经网络以其特有的学习方法,可通过建立神经网络的方式对结构损伤及动力特性参数之间的非线性映射关系近似表达,从而对

结构的损伤进行判断。

以自振频率损伤识别为例进行分析,将开方处理后的前6阶自振频率改变率作为训练输入样本,单元的损伤程度为训练输出样本^[10]。BP神经网络的训练样本,如表3所示。

表3 BP神经网络训练样本(%)

Table 3 Training samples of BP neural network(%)

损伤单元	损伤程度	第1阶	第2阶	第3阶	第4阶	第5阶	第6阶
A ₁	40	16.2040	13.3392	14.4413	14.5650	21.2157	18.2859
	60	19.2699	15.6245	16.9697	17.1205	25.2160	21.4659
	80	22.9651	18.4339	19.9654	20.1130	30.0345	25.1410
A ₂	20	9.8750	6.5693	16.8800	9.1513	18.6101	13.3608
	60	16.2040	7.8122	25.0868	13.4803	27.7139	19.3002
	80	19.3524	9.2904	29.7841	15.8137	32.8888	22.4138
A ₃	20	9.8750	6.5693	19.7431	11.4589	14.6283	12.4039
	40	12.4172	7.8122	24.7781	14.2726	18.3536	15.3135
	80	17.6693	9.2904	34.5635	19.4923	25.8370	20.4262
A ₄	20	9.1897	6.5693	19.9288	14.4210	17.2998	11.1866
	40	11.3579	7.8122	25.0315	18.1089	20.1974	13.8488
	60	13.5069	8.6457	29.7401	21.4765	23.9541	16.1219
A ₅	20	6.9827	6.5693	17.2870	15.2277	19.7995	13.8488
	60	10.4415	8.6457	25.9253	22.8691	29.5402	20.5112
	80	12.0944	9.2904	31.0217	27.4186	35.1577	24.2305

应用Matlab建立BP神经网络,设定隐含层数为12,允许训练步数最大值为1000步,学习速率取0.05,训练目标允许最小误差为0.001,训练结果显示的间隔为100步。对训练样本的学习过程进行模拟,经过989次训练,误差基本达到目标要求,此时网络自动停止训练。

通过检验样本对训练后的BP神经网络的识别能力进行验证,选取训练样本中未出现的损伤样本。将开方处理后的前6阶自振频率改变率作为检验样本,BP神经网络的检验样本如表4所示,检验结果对照如图7所示。由图7可看出,BP神经网络对损伤程度的识别结果较为精确,检验样本输出结果的相对误差率在-1.57%~2.54%之间。利用损伤前后应变模态的改变率建立BP

神经网络同样可对叶片的损伤程度进行精确判断,在此不再赘述。可见,利用叶片的动力特性参数建立BP神经网络,可对其损伤程度进行量化判断。

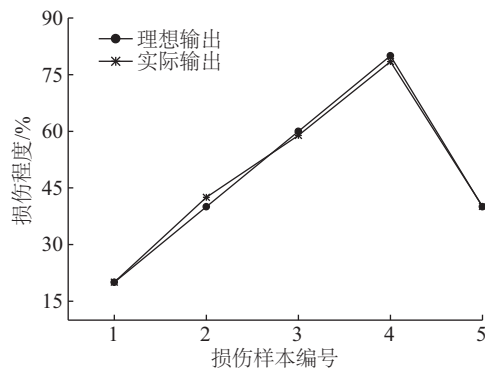


图7 检验结果对照图

Fig. 7 Comparison diagram of test results

表4 BP神经网络检验样本(%)
Table 4 Testing samples of BP neural network (%)

损伤单元	损伤程度	第2阶	第3阶	第4阶	第5阶	第6阶
A ₁	20	10.6855	11.5792	11.7398	16.8862	14.7081
A ₂	40	6.5693	21.1645	11.4589	23.3551	16.5400
A ₃	60	8.6457	29.4038	16.7444	21.7615	17.7815
A ₄	80	9.2904	35.4064	25.5049	28.4453	18.6192
A ₅	40	7.8122	21.7654	19.1790	24.8639	17.3358

3 结 论

1)风电机组叶片发生损伤时,其前6阶自振频率较损伤前呈下降趋势。发生相同位置损伤时,自振频率的变化随损伤程度的加剧而增大。而发生相同程度损伤时,随着损伤单元距叶根处距离的变化,自振频率的变化并无明显规律。因此,通过叶片自振频率的变化可对叶片是否发生损伤及其损伤程度进行判断,但并不能对其损伤位置进行定位。

2)针对损伤前后自振频率变化较小的问题,可利用数学中开方的方法对自振频率改变率进行处理,使改变率最大值由1.85%变为36.87%,扩大了19.93倍,识别效果增强。

3)风电机组叶片发生损伤时,损伤位置处应变模态的变化随损伤程度的加剧而呈上升趋势,其改变率最大值为125.91%,且在损伤部位出现较其他部位更为显著的变化。因此,利用损伤前后应变模态的变化可对叶片的损伤程度及损伤位置进行识别。

4)利用叶片的动力特性参数建立BP神经网络,经过训练学习之后,可通过动力特性参数的变化对其损伤程度进行量化判断。利用自振频率改变率进行损伤识别的相对误差率在-1.57%~2.54%之间,识别效果较为精确。

5)自振频率的测试可能会受到外部环境的影响,因此实际应用自振频率进行损伤程度识别时,可能会对识别结果的精度有一定影响。

[参考文献]

[1] 张旭,邢静忠.叶片局部损伤对大型水平轴风力机静动态特性影响的仿真分析[J].工程力学,2013,30(2):406—412.

[1] Zhang Xu, Xing Jingzhong. Simulation analysis on the effect of local damage of blade on static and dynamic characteristics for large horizontal axis wind turbine[J]. Engineering Mechanics, 2013, 30(2): 406—412.

[2] Ghoshal A, Sundaresan M J, Schulz M J, et al. Structural health monitoring techniques for wind turbine blades[J]. Journal of Wind Engineering and Industrial Aerodynamics, 2000, 8(5): 209—324.

[3] 李录平,李芒芒,晋风华,等.振动检测技术在风力机叶片裂纹故障监测中的应用[J].热能动力工程,2013,28(2):207—212.

[3] Li Luping, Li Mangmang, Jin Fenghua, et al. Applications of the vibration detection technologies in monitoring the blade crack fault of wind turbines[J]. Journal of Engineering for Thermal Energy and Power, 2013, 28(2): 207—212.

[4] 张治国.基于模态分析理论和神经网络的桥梁损伤识别方法研究[D].武汉:武汉理工大学,2005.

[4] Zhang Zhiguo. Research on bridge damage identification method based on modal analysis theory and neural networks[D]. Wuhan: Wuhan University of Technology, 2005.

[5] 陈顺章,李录平,晋风华,等.风力机桨叶的三维建模与动力学特性的有限元计算[J].可再生能源,2010,28(3):30—34.

[5] Chen Shunzhang, Li Luping, Jin Fenghua, et al. 3D modeling and finite element analysis on dynamic characteristics of wind turbine blade[J]. Renewable Energy Resources, 2010, 28(3): 30—34.

[6] 毛火军,石可重,李宏利,等.大型风电叶片的模态测试与数值模拟[J].工程热物理学报,2009,30(4):601—604.

[6] Mao Huojun, Shi Kezhong, Li Hongli, et al. Modal testing and numerical simulation of large wind turbine blade[J]. Journal of Engineering Thermophysics, 2009, 30(4): 601—604.

- [7] 李雅峰, 徐玉秀. 基于模态应变能变化率的大型风力发电机叶片损伤识别与定位[J]. 太阳能学报, 2015, 36(9): 2251—2256.
- [7] Li Yafeng, Xu Yuxiu. Damage identification and positioning of wind turbine blade based on element modal strain energy change ratio[J]. Acta Energiae Solaris Sinica, 2015, 36(9): 2251—2256.
- [8] 雷利斌, 李录平, 刘胜先, 等. 基于振型曲率的风力机叶片覆冰检测技术[J]. 太阳能学报, 2014, 35(5): 841—847.
- [8] Lei Libin, Li Luping, Liu Shengxian, et al. Technology on ice detection of wind turbine blade based on the curvature mode shapes[J]. Acta Energiae Solaris Sinica, 2014, 35(5): 841—847.
- [9] 张 鑫, 顾桂梅. 基于模态应变能理论的风机叶片结构损伤辨别仿真[J]. 玻璃钢/复合材料, 2015, (11): 15—19.
- [9] Zhang Xin, Gu Guimei. Simulation for structure damage identification of wind turbine blade based on mode strain energy theory[J]. Fiber Reinforced Plastics/Composites, 2015, (11): 15—19.
- [10] 朱红路, 李 旭, 姚建曦, 等. 基于小波分析与神经网络的光伏电站功率预测方法[J]. 太阳能学报, 2015, 36(11): 2725—2730.
- [10] Zhu Honglu, Li Xu, Yao Jianxi, et al. The power prediction method for photovoltaic power station based on wavelet analysis and neural networks[J]. Acta Energiae Solaris Sinica, 2015, 36(11): 2725—2730.

DAMAGE IDENTIFICATION OF WIND TURBINE BLADES BASED ON DYNAMIC CHARACTERISTICS AND BP NEURAL NETWORK

Xue Gang, Su Tian

(College of Civil Engineering, Inner Mongolia University of Science and Technology, Baotou 014010, China)

Abstract: In order to solve the problem that the blade damage caused by environmental erosion during the operation of the wind turbine is not easy to directly observe, the ANSYS Workbench is used to carry out the finite element analysis of 15 kW wind turbine blades with different damaged positions and different damaged degrees, and the BP neural network is used to make the quantitative judgment on the damage degree. The analytic results show that the variations in natural vibration frequency of the blade can be used to determine whether it is damaged as well as the damage degree, but the damage position can not be located; the degree and location of the damage can be identified by the change of the blade strain mode; The BP neural network is established by using the dynamic characteristic parameters of the blade, and the damage degree can be quantified, the relative error rate is between -1.57% and 2.54% , and the recognition effect is more accurate.

Keywords: wind turbine; blade damage; dynamic characteristics; BP neural network