

基于邻比模型分析的风电机组传感器监测研究

郭 鹏, 姜漫利

(华北电力大学控制与计算机工程学院, 北京 102206)

摘 要: 以风速计为例, 提出基于邻比模型的风电机组传感器监测方法。风资源相似的多台风电机组(邻比机组)的运行工况和传感器测量值存在较强的相关相似性。采用多台风电机组风速计正常测量数据和非线性状态估计方法来建立多个风速计横向之间的邻比模型, 该模型反映了邻比机组风速之间的相关相似关系。模型建立后, 将风速计实时测量风速作为模型的输入。当某台机组的风速计出现测量异常时, 其与其他邻比机组风速计之间原有的相关相似关系被破坏, 邻比模型对该机组风速的预测残差将会显著增大, 预示该风速计出现故障。该方法能够实现风电机组传感器状态的实时监测。通过某风电场实际运行数据, 验证了该方法的有效性。

关键词: 风电机组; 传感器; 状态监测; 邻比模型; 非线性状态估计

中图分类号: TM315

文献标识码: A

0 引 言

风电机组传感器系统作为其重要的组成部分之一, 实时采集风速风向等环境参数和各个子部件的重要运行参数提供给风电机组控制系统, 实现机组安全高效的运行。同时传感器测量结果还会远传到风电运行商的数据中心, 供远程监控、性能分析使用。实时监测风电机组传感器的运行状态, 及时发现其故障具有重要的实用价值。风电机组的能量来源为风, 当风速发生变化, 风电机组的运行状态和参数也会随之发生变化。因此, 风电机组传感器的测量输出不是定值而是随风速随机变化。简单的采用传感器测量值是否在其正常上下限阈值之间的方法来判断风电机组传感器工作是否正常存在一定问题。如果传感器工作异常, 但其测量值在上下阈值之间变化, 上述简单的阈值判定方法无法发现此类异常。

文献[1]为检测风电机组叶片根部载荷传感器的故障, 建立叶片动态特性模型并设计卡尔曼滤波器, 通过分析滤波器预测值与传感器实测值之间的残差实现传感器故障诊断。文献[2]建立风电机组双馈发电机的定、转子电流和定子电压的观测器模型并设计了扰动过滤单元, 通过观测器与传感器输

出残差的比较来监测传感器状态。但由于风电机组运行工况时变, 将会直接影响观测器或卡尔曼滤波器^[3,4]的精度, 进而降低传感器故障诊断的准确性。在其他领域的传感器监测与故障诊断中, 文献[5]为实现燃气轮机转速传感器的故障诊断, 采用 RBF 神经网络设计转速观测器, 通过残差判断转速传感器故障。文献[6]首先采用小波分解来加强瞬态信号特征, 再利用粒子群 RBF 神经网络来进行瓦斯传感器的故障诊断。但基于人工智能的传感器故障诊断方法^[7,8]往往计算复杂, 对数据量大且有实时要求的风电机组传感器监测实用性较差。

本文提出基于邻比模型分析的风电机组传感器监测方法, 将多台风电机组的相同传感器输出自动进行横向比对分析监测传感器工作状态。本文以风速传感器为例, 通过多台风电机组的实际运行数据分析, 验证该方法的有效性。

1 基于邻比模型分析的风电机组传感器监测原理

风电机组运行参数随风速随机变化。当传感器输出超出正常工作上下阈值时, 可直接判断传感器工作异常。但当传感器输出在上下阈值之间时, 仅靠对该传感器自身输出的分析无法判别传感器

工作是否正常。传感器测量异常隐藏在随机变化的数据中,很难区分哪些数据是正常测量数据,哪些数据测量出现异常。

风电场一般有多台相同型号的机组,分布在风场不同的地理位置,如平坦地带、山脊、山顶等位置。这些型号相同机组的传感器、控制系统及运行方式一般也是相同的。对于地理位置相似且相近的多台机组,其风资源具有很强的相似性和相关性。风资源包括风速、风向、湍流等因素。在风资源相似的情况下,相同型号风电机组的运行状态也是相似的。这些风资源和运行状态相似的多台机组称为邻比机组。邻比机组在相同时刻的风资源即风速风向相似,机组各子系统如叶轮、传动链、控制系统、电气系统等运行工况也相似,因此邻比机组的传感器测量输出也具有很大的相似性。同时由于邻比机组所在位置地形以及机组之间安装运行的差异,邻比机组在风资源与运行状态在相似的前提下也存在一定的差异。

如果多台邻比机组运行正常稳定,邻比机组之间的风资源和运行状态之间具有一定差异的相似性关系也是持续稳定存在的。具体到多台邻比机组的相同运行参数或相同传感器的测量输出互相之间也存在很强的相似性,即在多台邻比机组横向之间比较相同的运行参数或相同传感器输出是相关和相似的。如前所述,依靠孤立分析单台风电机组自身某个传感器随机变化的输出很难发现测量异常。但如果将其放到多台邻比机组的多个相同传感器的相关相似关系的参照系中,当邻比机组中的某台机组传感器出现测量异常时,其与邻比机组中其他机组多个该传感器输出之间的相关相似关系会被破坏,从而发现某台机组传感器的测量异常。

邻比机组多个相同传感器输出之间的相关相似关系可用邻比模型来反映。邻比模型的建模数据为多台邻比机组同一传感器工作正常时的测量数据。邻比模型的输入为邻比机组的多个相同传感器的实际测量值;输出为邻比机组各个传感器的输出预测值。模型建立完毕后,邻比机组正常工作时的传感器之间相关相似的关系蕴含在邻比模型中。开始实施监测后,将多台邻比机组同一传感器

的多个实时测量值作为模型的输入,模型对邻比机组各自传感器的输出进行预测。如果邻比机组中的某个机组传感器工作正常,邻比模型对其输出的预测值与该传感器的实测值相近,两者之间的残差很小。相反,当某个机组的传感器出现异常时,其测量值与其他邻比机组传感器输出之间原有的相关相似关系发生扭曲改变,即与邻比模型记忆的相似关系发生明显改变,邻比模型对测量异常传感器的预测输出将会显著偏离实测值,预测残差增大,预示该机组传感器测量出现异常。本文选取非线性状态估计技术作为邻比模型的建模方法。以内蒙古某风电场风速传感器监测为实例开展风电机组传感器监测研究。监测原理如图1所示。

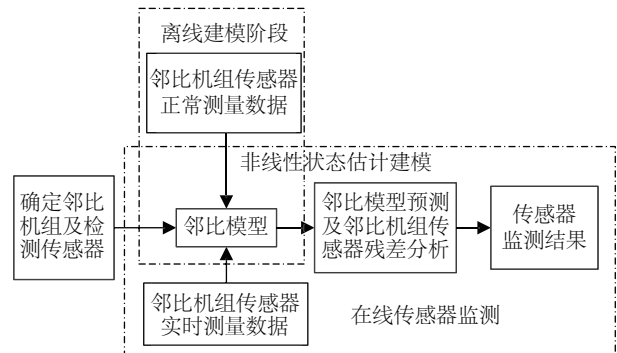


图1 邻比模型分析风电机组传感器监测原理

Fig. 1 Structure of neighbor comparison model monitoring

2 非线性状态估计风电机组传感器邻比建模

某风电场共32台1.5 MW双馈风电机组,所有机组型号相同,风电场地势平坦。由于该地区风沙、昼夜温差大、冬季温度低,位于机舱外部的风杯式风速计易出现故障。由于风速计测量的风速是风电机组启停、传动链安全保护、性能分析的重要信号,需对其运行状态进行实时监测。该风电场每4台机组采用一条输电线路。同一输电线路上的4台机组地理位置相近。编号E16、E17、E18、E19的4台风力机由于地理位置相近、地形相似,将其划分为邻比机组。分析采用SCADA系统记录的10 min采样数据。这4台机组的风速计型号相同,测量的风速分别记为 x_1 、 x_2 、 x_3 、 x_4 。图2为2014年5月1日全天4台邻比机组的风速计测量输出。

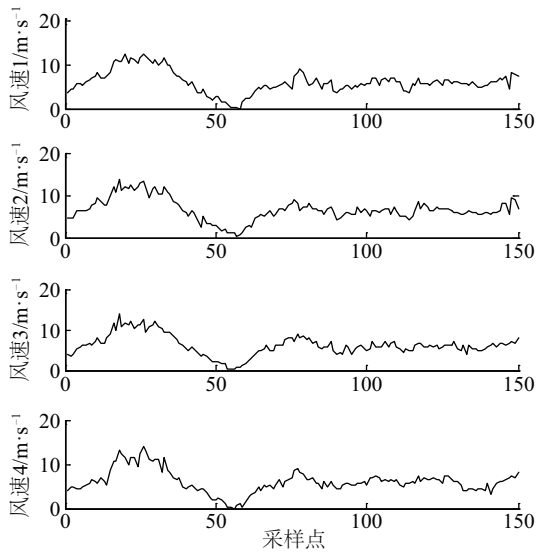


图2 4台风电机组风速比较

Fig. 2 Comparison of four wind turbine anemometers

由图1可看出,4台邻比机组的风速大小及变化趋势均有很大的相似性。比较这4台邻比机组其他时段的风速计输出也具有此相似性。

风速计邻比模型的输入为4个即E16~E19机组风速计的实际测量值,邻比模型的输出为这4个机组风速计输出的预测值。本文采用非线性状态估计技术来建立风速计邻比模型反映4个风速计测量输出之间的相关相似关系。

非线性状态估计技术(nonlinear state estimate technique, NSET)^[9]是一种非参数建模方法。其具有计算简单、物理意义明确的优点。将4台邻比机组的4个风速计在某一时刻输出的4个风速测量值记为一个观测向量,即:

$$\mathbf{X}(i) = [x_1 \ x_2 \ x_3 \ x_4]^T \quad (1)$$

NSET采用过程记忆矩阵来记忆和反映邻比机组风速计之间相关相似的关系,过程记忆矩阵的构造也是NSET邻比建模的第一步。在4个风速计都工作正常的时段内,选择不同风况(高风速、低风速)具有代表性的 m 个风速历史观测向量,组成过程记忆矩阵为:

$$\begin{aligned} \mathbf{D} &= [\mathbf{X}(1) \ \mathbf{X}(2) \ \cdots \ \mathbf{X}(m)] \\ &= \begin{bmatrix} x_1(1) & x_1(2) & \cdots & x_1(m) \\ x_2(1) & x_2(2) & \cdots & x_2(m) \\ x_3(1) & x_3(2) & \cdots & x_3(m) \\ x_4(1) & x_4(2) & \cdots & x_4(m) \end{bmatrix}_{4 \times m} \end{aligned} \quad (2)$$

过程记忆矩阵中的每一列观测向量代表某一

时刻4个风速计输出的关联状态。从4个风速计正常工作数据中合理选择出的 m 个历史观测向量能够代表在各种情况下4个风速计输出的相互关系。因此,过程记忆矩阵的构造就是对4个风速计工作正常时相互之间关系的学习和记忆过程。

NEST邻比模型的输入为某一新时刻4个风速计实测输出构成的新观测向量 \mathbf{X}_{obs} ,模型输出为NSET模型依据其过程记忆矩阵记忆的变量间的正常相关关系对其进行预测得到的风速预测向量:

$$\mathbf{X}_{\text{est}} = [\hat{x}_1, \hat{x}_2, \hat{x}_3, \hat{x}_4]^T \quad (3)$$

对于任一新风速输入观测向量,NSET生成1个 m 维的权值向量为:

$$\mathbf{W} = [w_1 \ w_2 \ \cdots \ w_m]^T \quad (4)$$

则:

$$\mathbf{X}_{\text{est}} = \mathbf{D} \cdot \mathbf{W} = w_1 \cdot \mathbf{X}(1) + w_2 \cdot \mathbf{X}(2) + \cdots + w_m \cdot \mathbf{X}(m) \quad (5)$$

即NSET模型的风速预测输出为过程记忆矩阵中 m 个历史风速观测向量的线性组合。权值向量 \mathbf{W} 采用以下方法确定。构造NSET模型输入和输出预测向量的残差为:

$$\varepsilon = \mathbf{X}_{\text{obs}} - \mathbf{X}_{\text{est}} \quad (6)$$

对残差进行极小化,求得权值向量 \mathbf{W} 为:

$$\mathbf{W} = (\mathbf{D}^T \otimes \mathbf{D})^{-1} (\mathbf{D}^T \otimes \mathbf{X}_{\text{obs}}) \quad (7)$$

式中, \otimes ——非线性运算符,用来替代普通矩阵运算中的乘法运算。非线性运算符有多种选择,本文选取为两向量间的欧氏距离,即:

$$\otimes(\mathbf{X}, \mathbf{Y}) = \sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - y_i)^2} \quad (8)$$

该非线性运算符具有直观的物理意义,当两向量相同或相似时,距离为零或接近零。式(7)中的权值向量 \mathbf{W} 反映了NSET模型新的风速输入观测向量与过程记忆矩阵中各向量的相似性。如果输入观测向量与过程记忆矩阵中的某个观测向量 $\mathbf{X}(i)$ 越相似,在式(5)中对应该向量的权值 w_i 越接近1,该向量对预测输出贡献也越大。

将式(7)代入式(5)中,NSET邻比模型对4个风速计输出预测的最终结果为:

$$\mathbf{X}_{\text{est}} = \mathbf{D} \cdot (\mathbf{D}^T \otimes \mathbf{D})^{-1} (\mathbf{D}^T \otimes \mathbf{X}_{\text{obs}}) \quad (9)$$

4个风速计的预测残差为:

$$\begin{aligned} E &= [\varepsilon_1, \varepsilon_2, \varepsilon_3, \varepsilon_4]^T \\ &= [x_1 - \hat{x}_1, x_2 - \hat{x}_2, x_3 - \hat{x}_3, x_4 - \hat{x}_4]^T \end{aligned} \quad (10)$$

如果4个风速计工作正常,其新观测向量中4个风速之间相关相似关系与模型记忆的关系相似,该新观测向量与过程记忆矩阵中的某些历史观测向量欧氏距离较近,通过过程记忆矩阵中这些相似历史观测向量的组合能够准确预测风速输出,4个风速计的预测残差均较小。相反,如果某个风速计测量出现异常,4个风速计测量输出之间的关系将偏离模型记忆的正常关系,此时的风速观测向量将与过程记忆矩阵中的任一历史观测向量都不相似,模型无法给出风速的准确预测值,对应出现异常的风速计的预测残差将会显著增大。预示残差异常增大的风速计测量出现异常。

基于非线性状态估计的风速计邻比模型通过过程记忆矩阵记忆了4台机组风速计正常测量时输出之间的相关相似关系。该邻比模型作为标尺,不是孤立监测单个风速计的测量输出,而是实时监测邻比机组4个风速计之间相关关系的变化。一旦邻比机组之间原有的相关关系被破坏,模型对应的预测残差增大。

该4台风电机组在2014年4~5月运行正常,共2149条运行记录,选取其中1549条记录作为风速计邻比模型建模数据,另600条记录作为邻比模型的验证数据。从每条建模运行记录中将风速数据取出,构成1549个风速历史观测向量,从这

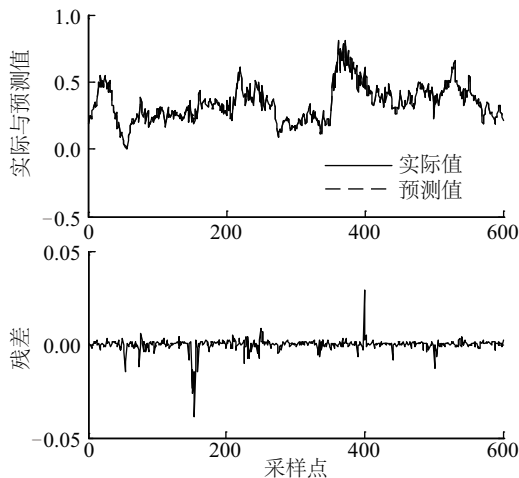


图3 E16风速计正常时邻比模型验证结果(风速已归一化)

Fig. 3 Validation of neighbor comparison model
(wind speed has been normalized)

1549个历史观测向量中共选择287个构成邻比模型的过程记忆矩阵。过程记忆矩阵观测向量的选取方法可参考文献[10]。模型的验证结果如图3所示。

由图3可看出,基于非线性状态估计的邻比模型预测精度较高,预测残差均在3%以下。验证结果表明基于非线性状态估计的风速计邻比模型具有较高的建模精度。

3 基于邻比模型的风速计异常监测

通过查看4台机组风速计记录的风速测量数据,E16在2014年6月2日~8月12日之间风速计出现故障,如图4所示。

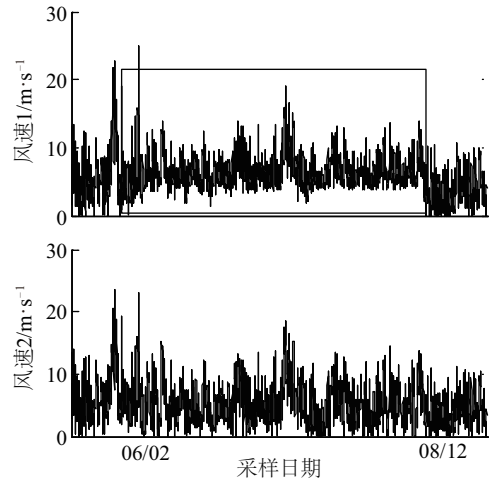


图4 E16和E17风速比较

Fig. 4 Comparison of E16 and E17 wind speed

在此期间E16记录风速均在3 m/s以上,与其他机组相比较,测量明显异常。

现取E16风速计6月2日故障开始时刻前后共150个测量数据作为已建立的风速计邻比模型的输入。图5为该时段4台邻比机组风速的比较。E16风速计故障在第101点发生。

图6为采用邻比模型对E16风速计的监测结果。由图5和图6可见,在故障点之前,E16风速计工作正常,邻比模型对其风速预测具有较高精度。而在第101点故障开始后,由于E16风速计记录风速明显偏离其他邻比机组风速计,邻比模型对E16的预测精度显著降低,残差显著增大。通过对残差设定合理阈值,本文方法能够自动及时发现传感器异常。阈值设定方法可参考文献[10,11]。

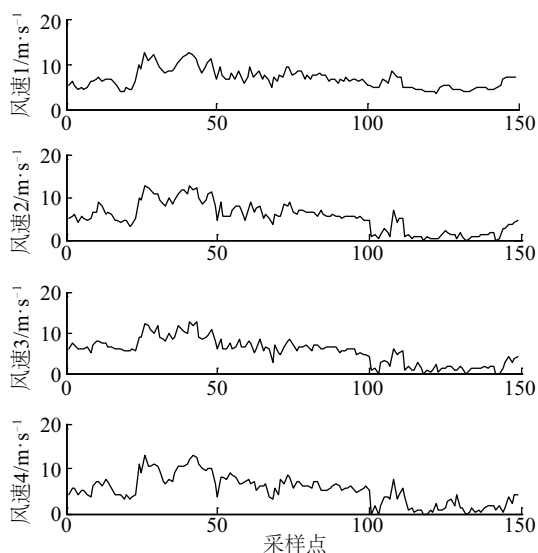


图5 E16风速计故障前后与其他风速计对比

Fig. 5 Comparison of E16 before and after failure

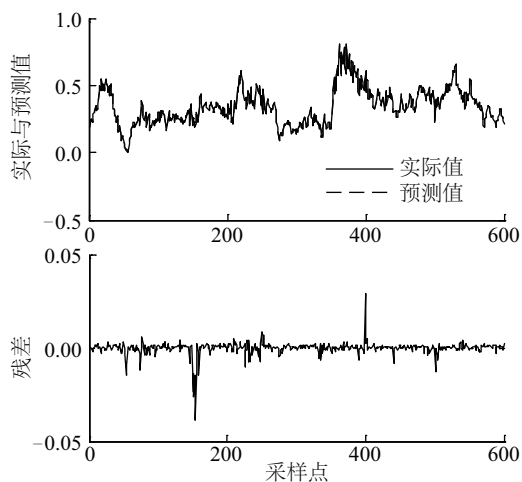


图6 E16风速计故障监测结果(风速已归一化)

Fig. 6 E16 anemometer monitoring result
(wind speed has been normalized)

4 结 论

由于风速随机变化,导致风电机组运行工况和传感器测量值时变,给传感器监测和诊断造成较大困难。根据风电机组的运行原理,风资源相似的多台相同型号机组运行状态和测量参数也相似。为实时监测风电机组传感器状态,本文将多台邻比机组的相同传感器测量值进行横向对比分析,采用非线性状态估计方法建立反映其相似关系的邻比模型。当某台机组传感器出现测量异常时,其与其他

邻比机组传感器之间的相似关系被破坏,邻比模型对其输出预测残差增大,表明该传感器测量出现异常。本文以风速计监测为例,验证了其有效性。同时,该方法也可推广到风电机组其他参数的监测中,对风电机组传感器状态监测有重大意义。

[参考文献]

- [1] Wei Xiukun, Verhaegen M, Van Engelen T. Sensor fault detection and isolation for wind turbines based on subspace identification and Kalman filter techniques [J]. International Journal of Adaptive Control and Signal Processing, 2010, 24(8): 687—707.
- [2] 李 辉, 赵 猛, 赵 斌, 等. 双馈风电机组关键传感器的故障诊断方法[J]. 中国电机工程学报, 2011, 31(6): 73—78.
- [2] Li Hui, Zhao Meng, Zhao Bin. Fault diagnosis methods for key sensors of doubly fed wind turbine[J]. Proceedings of CSEE, 2011, 31(6): 73—78.
- [3] Saravanakumar R, Manimozhi M. Simulation of sensor fault diagnosis for wind turbine generators DFIG and PMSM using Kalman filter[J]. Energy Procedia, 2014, 54: 494—505.
- [4] 周永杰, 王雨萌, 张江滨. 基于卡尔曼滤波器的控制系统传感器故障诊断[J]. 电网与清洁能源, 2011, 27(7): 50—53.
- [4] Zhou Yongjie, Wang Yumeng, Zhang Jiangbin. Fault diagnosis of sensors control system based on Kalman filter [J]. Power System and Clean Energy, 2011, 27(7): 50—53.
- [5] 朱嵘嘉, 孟 东, 曹丹丹. 基于RBF神经网络的燃气轮机转速传感器故障诊断研究[J]. 电气自动化, 2015, 37(2): 27—29.
- [5] Zhu Rongjia, Meng Dong, Cao Dandan. A study on speed sensor fault diagnosis of the gas turbine based on the RBF neural network[J]. Electric Automation, 2015, 37(2): 27—29.
- [6] 单亚峰, 孙 璐, 付 华. 基于小波包和RBF神经网络的瓦斯传感器故障诊断[J]. 传感技术学报, 2015, 28(2): 278—283.
- [6] Shan Yafeng, Sun Lu, Fu Hua. Gas sensor fault diagnosis based on wavelet packet and RBF neural network identification [J]. Chinese Journal of Sensors and Actuators, 2015, 28(2): 278—283.
- [7] 王 俊, 刘 刚. 基于时间序列和神经网络的温室传

- 感器节点故障诊断[J]. 中国农业大学学报, 2011, 16 (6): 163—168.
- [7] Wang Jun, Liu Gang. Fault diagnosis of greenhouse sensors nodes based on time series and neural network [J]. Journal of China Agricultural University, 2011, 16 (6): 163—168.
- [8] 赵劲松, 李 元, 邱 彤. 一种基于小波变换与神经网络的传感器故障诊断方法[J]. 清华大学学报, 2013, 53(2): 205—209.
- [8] Zhao Jinsong, Li Yuan, Qiu Tong. A method for sensor fault diagnosis based on wavelet transform and neural network [J]. Journal of Tsinghua University, 2013, 53 (2): 205—209.
- [9] Gross K C, Singer R M, Wegerich S W, et al. Application of a model-based fault detection system to nuclear plant signals[A]. Proceedings of 9th International Conference on Intelligent Systems Application to Power System[C], Seoul, Korea, 1997.
- [10] Guo Peng, Infield D, Yang Xiyun. Wind turbine generator condition monitoring using temperature trend analysis [J]. IEEE Transactions on Sustainable Energy, 2012, 3(1): 124—133.
- [11] Wang Y, Infield D. SCADA data based nonlinear state estimation technique for wind turbine gearbox condition monitoring [A]. Proceedings of European Wind Energy Association Conference[C], Copenhagen, Denmark, 2012.

WIND TURBINE SENSOR MONITORING BASED ON NEIGHBOR COMPARISON MODEL

Guo Peng, Jiang Manli

(School of Control and Computer Engineering, North China Electric Power University, Beijing 102206, China)

Abstract: With the anemometer as study case, this paper puts forward a wind turbine sensor monitoring method based on neighbor comparison model. Wind turbines that experience similar wind resources usually have similar working conditions and sensor measurements (Neighbor Wind Turbines). With several wind turbine anemometers' normal measurements data and Nonlinear State Estimate Technique (NSET), this paper constructs the neighbor comparison model of different anemometers of neighbor wind turbines. This model reflects the correlated and similar relationship between these anemometers. After the neighbor comparison model is constructed, the real time anemometer measurements are used as the model input. If one wind turbines anemometer works abnormally, its similar relationship with other anemometers will be changed. As a result, the NSET neighbor comparison model's wind speed prediction residual for this wind turbine will become much larger which is an indication of the failure of this anemometer. This method can monitor wind turbine sensor on line. With wind farm SCADA data, this method is proved to be effective.

Keywords: wind turbines; sensors; condition monitoring; neighbor comparison model; nonlinear state estimate technique (NSET)