

基于 GA - SVR 数据融合的风机噪声预测述

余金¹ 宋新甫¹ 高明¹ 张增强¹ 李海峰^{1,2}

(1. 国网新疆电力有限公司经济技术研究院 新疆 乌鲁木齐 830000;

2. 能源与电力经济技术实验室(国网新疆电力有限公司经济技术研究院) 新疆 乌鲁木齐 830000)

摘要: 研究风电机组振动噪声特性对机组工况判别及故障诊断的意义,以永磁同步风电机组为例,建立基于遗传算法的支持向量回归(GA-SVR)的多源数据融合振动噪声预测模型。采集机组空载、负载及变化风速不同运行工况下的振动、噪声数据,基于信息熵理论处理后建立样本数据,并选择发电机主轴纵横两个方位、齿轮箱高速轴和低速轴纵横两个方位的振动数据为模型输入变量,机组的噪声数据为模型输出变量,建立GA-SVR特征级融合预测模型,以实测数据验证预测模型。结果表明,该预测模型在机组噪声预测应用中,能得到较精确的噪声波动趋势及预测值,具有实际应用可行性。

关键词: 风电机组; 发电机; 噪声预测; 遗传算法; 支持向量机

中图分类号: TM614 文献标志码: A 文章编号: 1003-6954(2019)01-0057-06

DOI:10.16527/j.cnki.cn51-1315/tm.2019.01.012

Noise Prediction of Wind Turbine Based on Data Fusion of GA - SVR

Yu Jin¹, Song Xinfu¹, Gao Ming¹, Zhang Zengqiang¹, Li Haifeng^{1,2}

(1. State Grid Xinjiang Economic Research Institute, Urumqi 830000, Xijiang, China;

2. Energy and Power Economy Technology Laboratory, State Grid Xinjiang Economic Research Institute, Urumqi 830000, Xijiang, China)

Abstract: In order to research the significance of vibration noise characteristics of wind turbine on the diagnosis of operation conditions and fault of the unit, taking a permanent magnet synchronous wind turbine as an example, a multi-source data fusion noise prediction model based on genetic algorithm-based support vector regression (GA-SVR) is established. The vibration noise of the unit under different operation conditions such as no-load, load and variation of wind speed are simulated, and the sample data after processing based on information entropy theory are set up. The radial and axial of generator shaft and the high-speed shaft and low-speed shaft of gearbox are selected as input variables as well as the noise data as output variables, so a GA-SVR feature-level fusion prediction model is established, and it is verified with the measured data. The results show that the prediction model can obtain more accurate noise fluctuation trend and predictive values in the noise prediction application, which has a practical application feasibility.

Key words: wind turbine; generator; noise prediction; genetic algorithm; support vector machine

0 引言

风电产业随新能源需求的日益增大,不断蓬勃发展,风力发电技术也日趋完善。作为风机选择及风电场选址重要指标参数的风电机组噪声及其衍生问题,也逐渐被科研人员重视起来^[1-3]。文献[4]评价并指出了风电机组中发电机所发低频噪声对居

民生活的相关影响。文献[5]仿真验证了风电机组所辐射的噪声信号,其参数声压级中包含有机组运行状态信息。文献[6]以风电机组振动、噪声信号长期检测为研究基础,发现并分析了机组振动、噪声信号之间存在的相关性。由此表明,进行风电机组噪声预测的研究具有极重要的现实意义。

目前,针对风电机组的噪声信号研究,主要以风机气动噪声为出发点,对机组机械噪声的探索研究十分少。以实验室环境为基础,分析研究永磁同步风电机组的振动、噪声相关性,模拟机组空载、负载

基金项目: 国家电网有限公司科技项目(5230JY170003); 国家电网有限公司科技项目(5230JY170002); 国家新疆电力有限公司科技项目(5230JY180001)

及加有风速逐渐变化的运行状态,实时采集各运行状态下风电机组发电机主轴纵横两个方位、齿轮箱的高速轴与低速轴纵横两个方位的振动信号数据和风电机组整机的噪声信号数据^[7],并通过信息熵理论计算提取数据的特征量作为样本数据,建立基于遗传算法的支持向量回归(genetic algorithm - based support vector regression, GA - SVR)的多源数据融合噪声预测模型,为实现以振动噪声相关性为基础的振动、噪声预测提供参考,并为开展机械噪声的预测研究提供参考。

1 风电机组振动与噪声

大型风电机组的噪声特性参数一直以来被视为其质量评定的重要指标。同时,有学者研究指明风电机组所辐射产生的振动与噪声信号间存在一定的相互关联性。事实上,机组运行时的噪声数据根据国标要求有很大的采集难度,但其对风电机组的运行状态研究又十分重要^[8]。因此,开展对风电机组实时运行中噪声信号的预测研究,具有极为重要的现实意义。

2 实验模拟和数据采集

实验研究数据通过振动检测设备 EMT690D 和噪声检测设备 SVAN958A,对标准干净的实验室环境下的 20 kW 永磁同步风电机组(不含叶片)进行实验模拟,该机组的具体参数如表 1 所示。采集分为数据的信号检测和后台处理两个部分。信号检测通过振动传感器与声级计完成,采集到的实时数据需经滤波,再转成数字信号显示、储存于后台运行计算机,采集过程如图 1 所示。

表 1 永磁同步风力发电机组参数

发电机型号	齿轮箱型号	齿轮箱速比	输出扭矩 /(N·m)
SZ20kW-40	XWD9	1:7	7100
额定转速 /(r·min ⁻¹)	额定功率 /kW	额定电流 /A	额定电压 /V
80	20	40	380

测振点分别设置于机组中发电机主轴端纵横两个方位、齿轮箱高速轴和低速轴的纵横两个方位。以振动传感器为基准,在其同侧设置与机组轴承等高的声压级传感器,保持声压级传感器与机组水平测距为 1.5 m。数据采集中设置振动、噪声采样频

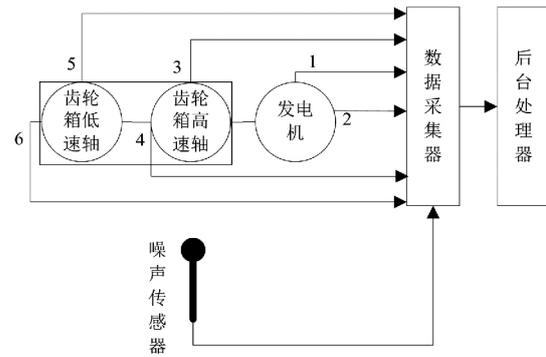


图 1 振动与噪声的信号采集

率一致,均为 200 Hz,选取振动加速度和声压级作为本次测量的主要参数。

在实验室环境下,分别模拟了风电机组的空载运行、空载运行时变速和匀速增加调节风速、负载 6 kW 运行、负载 6 kW 运行时变速和匀速增加调节风速,并同步采集在不同实验中对应的振动、噪声数据。

3 噪声预测模型的建立

3.1 信息熵

设 M 为易被观察的集合 H 构成的勒贝格空间 (Lebesgue space), 设空间测度为 μ 且有 $\mu(M) = 1$ 。设空间 M 可被 $A = (A_i)$ 有限划分和表示为有限的互不相容的集合, 即: $M = \bigcup_{i=1}^n A_i$, 且有 $A_i \cap A_j = \emptyset, \forall i \neq j$ 其中 $\frac{A_i}{M}$ 是划分后任意子集 A_i 的所得配额份量。由此条件, 即得出 M 的信息熵:

$$S(A) = - \sum_{i=1}^n \mu(A_i) \log \mu(A_i) \quad (1)$$

式中 $\mu(A_i) = \frac{A_i}{M}$ 是任意子集 A_i 的测度, $i = 1, 2, \dots, n$ 。

研究分析表明,以奇异谱熵、功率谱熵、小波能谱熵和小波空间谱熵 4 种信息熵为基础,对振动、噪声信号进行特征量的提取,可以较完整地保留信号各特征信息^[9]。

奇异谱熵能够实现数据时域的特征提取。设已有空间 A 为 $M \times N$ 的矩阵,对其进行奇异分解可得对应的奇异值谱 $\{\sigma_i\}, 1 \leq i \leq m$,对这些谱值按一定方式进行比例划分,遵循 $p_i = \sigma_i / \sum_{i=1}^m \sigma_i$,则可定义得奇异谱熵 H_i 为

$$H_i = - \sum_{i=1}^m p_i \log p_i \quad (2)$$

功率谱熵能够实现数据频域的特征提取。设 $S = \{S_1, S_2, \dots, S_n\}$ 为信号在频域空间中的能量划分, 并以此划分下的功率谱概率为基础进行 $q_i = S_i / \sum_{i=1}^n S_i$ 的计算。最后, 对这些划分进行功率谱熵 H_f 计算:

$$H_f = - \sum_{i=1}^n q_i \log q_i \quad (3)$$

小波能谱熵和小波空间谱熵则能够实现数据基于时频域的特征提取。假设能量函数 $f(t)$ 满足小波变换后的能量守恒定律, 则:

$$\int_{-\infty}^{+\infty} |f(t)|^2 dt = \frac{1}{c_\psi} \int_0^{+\infty} a^{-2} E(a) da$$

$$c_\psi = \int_{-\infty}^{+\infty} \frac{|\Psi(w)|^2}{w} dw$$

$$E(a) = \int_{-\infty}^{+\infty} |W_f(a, b)|^2 db \quad (4)$$

式中 $E(a)$ 是函数 $f(t)$ 在尺度为 a 时的能量表示 $E = \{E_1, E_2, \dots, E_n\}$ 是信号 $f(t)$ 分别在 n 个不同尺度下的小波能谱。 $q_i = E_i / \sum_{i=1}^n E_i$ 为任意尺度下的小波能谱在能量谱中的划分占有。由此计算出小波能谱熵:

$$H_{we} = - \sum_{i=1}^n q_i \log q_i \quad (5)$$

设 $W = [|W_f(a, b)|^2 / c_\psi a^2]$ 是信号在二维空间度中的能量分布阵。因此, 可以求得对应的奇异值谱 $\{\sigma_i\} i=1, 2, \dots, n$ 及其对应的划分占有比例 $p_i = \sigma_i / \sum_{i=1}^n \sigma_i$ 。由此计算出小波空间谱熵为

$$H_{ws} = - \sum_{i=1}^n p_i \log p_i \quad (6)$$

3.2 多源数据融合

多源数据融合技术在处理多层次、多方面等过程上有着极广泛的应用。该技术能实现全面的对多传感器采集的多数据进行检测、相关、组合和估计等处理, 提升了其在状态、身份识别应用中的精准度, 并且该技术还能完成对极为复杂的多变化态势的实时评测。该技术在实际应用中, 通过多个传感单元实现多源证据信息的获取, 然后全面地对这些证据信息进行融合, 从而有效实现了比单一传感更精准、更稳当、更有效的解析和判别^[10]。

多源数据特征级融合, 是在传感单元处便开始进行数据的特征提取, 然后对提取的特征量进行解析实现最终的融合, 如图2所示。

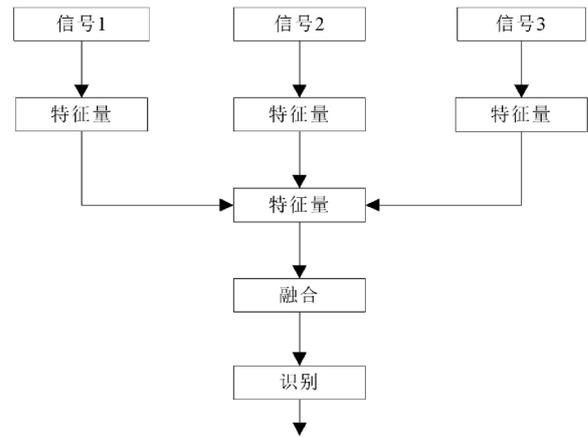


图2 特征级融合

3.3 GA-SVR 算法

一般的支持向量机回归 (support vector regression, SVR) 因其核函数可以完成矩阵运行及相应的乘积运算等, 在进行二次规划问题研究中相较其他一般算法效率和功能有所提升^[11]。

基于遗传算法 (genetic algorithm, GA) 的 SVR 预测, 以 GA 完成优化。该算法能够自适应地实现随机搜寻, 并在全局较大概率地得到最优解, 确定得到较优的惩罚因子 c 与核函数半径 g 等。同时, 基于遗传算法的支持向量机回归 (GA-SVR) 结合了 ϵ -不灵敏损失函数, 提高了算法在应用中的鲁棒性和泛化性^[12]。GA-SVR 的预测流程如图3所示。

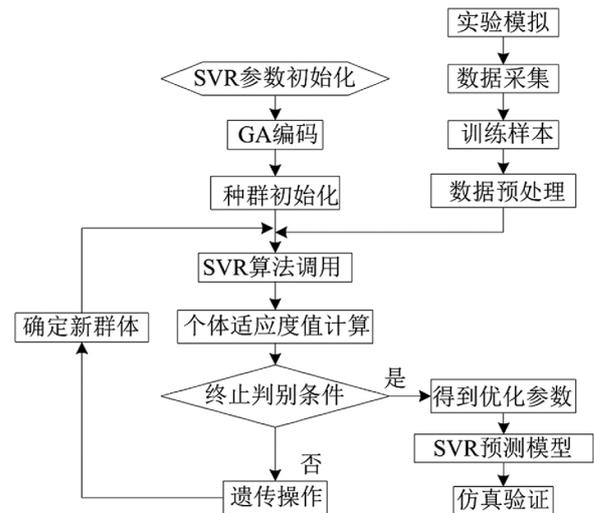


图3 GA-SVR 的预测流程

3.4 多源数据特征级融合与 GA-SVR 相结合

通过信息熵理论计算提取振动、噪声数据的特征量, 特征量中保留有信息特征, 并以此为样本数据, 在 GA-SVR 中完成多源数据特征级融合, 建立预测模型实现风电机组振动、噪声预测, 其流程如图4所示。

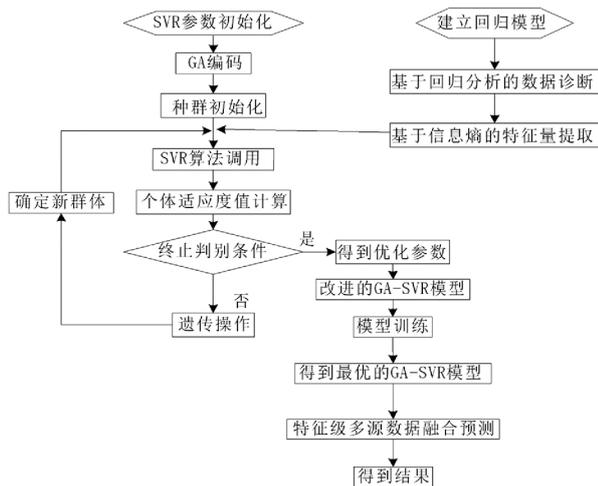


图4 多源数据融合结合改进的GA-SVR

4 仿真结果和分析

4.1 数据样本

实验中选择用 Matlab 编写、实现模拟仿真,并以同步测得的实际振动、噪声数据样本为依据,随机选取样本数据 100 个,用式(2)、式(3)、式(5)、式(6)分别计算出样本数据点的奇异谱熵值、功率谱熵值、小波能谱熵和小波空间谱熵值,如表 2 所示。将这些特征数值作为输入样本进行模型的构建和完善训练。首先,随机选取数据样本库中的 70 个样本点为基础训练数据,对模型进行完善训练,再以完善的训练模型预测随机选取的 30 个样本点对应的声压级,最后进行预测结果与实际样本值的比较,计算出相对误差及平均相对误差。相对误差的大小用于直观反映预测结果的可信度,平均相对误差的大小

用于间接验证预测结果是否为可接受。

4.2 结果分析

首先,实验模拟风电机组空载运行的状态,以振动数据参数预测噪声数据参数,将预测结果的值与实测样本值进行比较,如图 5 所示,并计算得出相对误差百分比,如图 6 所示,相对误差的平均值如表 3 所示。

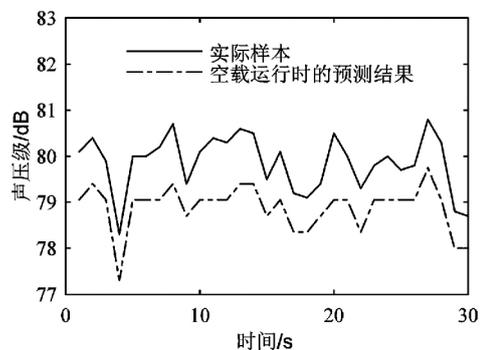


图5 空载运行时的预测结果

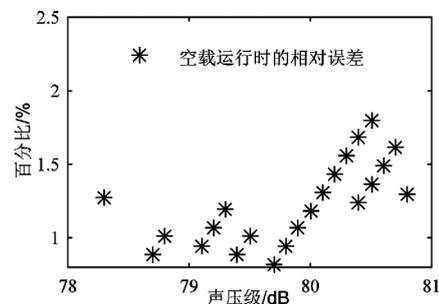


图6 空载运行时的相对误差

图 5 表明幅值存在小幅度误差,波动趋势基本一致。同时,图 6 中的相对误差均不高于 2%,且以小于 1.5% 为主,表明预测精度较高;平均相对

表2 特征量熵值的部分计算结果

样本点	奇异谱熵 (HHT)	奇异谱熵表 (小波)	功率谱熵 (HHT)	功率谱熵 (小波)	小波能谱熵	小波空间谱熵
1	56.044 352	89.664 96	5.637 492	7.324 273	0.979 079	99.712 29
2	30.355 616	89.505 09	4.389 894	7.383 375	0.903 201	99.841 85
3	25.824 474	88.739 86	3.915 231	7.322 817	3.494 736	99.552 63
4	45.052 191	89.779 79	5.018 310	7.388 075	0.849 476	99.724 23
5	29.373 089	89.733 50	4.381 837	7.354 744	10.742 66	99.532 77
6	29.431 296	89.721 60	4.0892 545	7.351 689	0.912 249	99.679 92
7	45.210 494	89.435 68	5.096 884	7.368 043	0.777 791	99.793 05
8	23.342 649	89.343 03	3.861 155	7.336 220	1.850 124	99.740 64
9	15.473 443	89.268 88	3.6150 82	7.344 845	2.689 231	99.391 89
10	27.035 722	87.277 65	3.961 777	7.441 320	1.059 100	99.945 40

误差仅为 1.221 1% ,直观地表现出可以接受的预测结果。

实验模拟空载运行时变速和匀速增加调节风速的运行状态 ,将预测结果的值与实测样本值进行比较 ,如图 7 所示 ,并计算得出相对误差百分比 ,如图 8 所示 ,相对误差的平均值如表 3 所示。

图 7 表明幅值也存在小幅度误差 ,但波动趋势基本一致。图 8 中的相对误差均不高于 3% ,且以小于 1.8% 为主 ,表明预测精度较高;平均相对误差仅为 1.232 2% ,直观地表现出可以接受的预测结果。

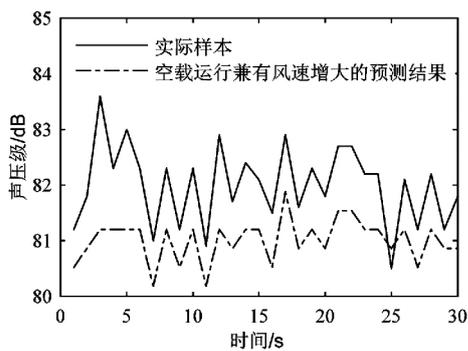


图 7 空载运行时风速增大的预测结果

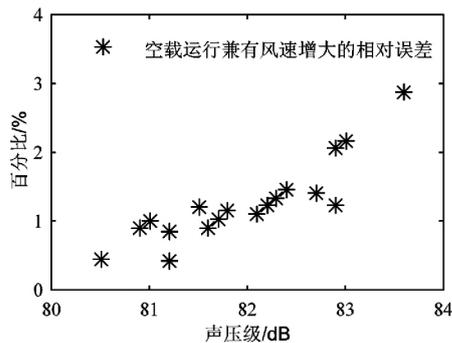


图 8 空载运行时风速增大的相对误差

实验模拟负载 6 kW 运行的状态 ,将预测结果的值与实测样本值进行比较 ,如图 9 所示 ,并计算得出相对误差百分比 ,如图 10 所示 ,相对误差的平均值如表 3 所示。

表 3 相对误差的平均值

运行情况	相对误差平均值 / %
空载	1.221 1
空载时风速增大	1.232 2
负载 6 kW	1.233 0
负载 6 kW 时风速增大	1.112 1

图 9 表明幅值存在小幅度误差 ,波动趋势基本一致。图 10 中的相对误差均不高于 1.6% ,且以小于 1.5% 为主 ,表明预测精度较高;平均相对误差仅为 1.233 0% ,直观地表现出可以接受的预测结果。

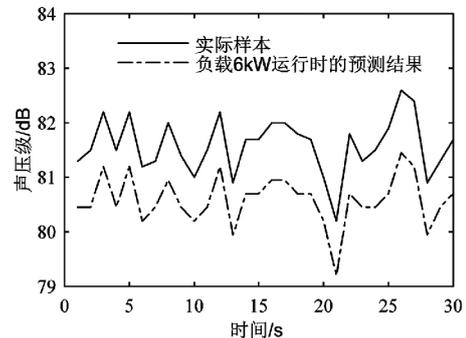


图 9 负载 6 kW 运行时的预测

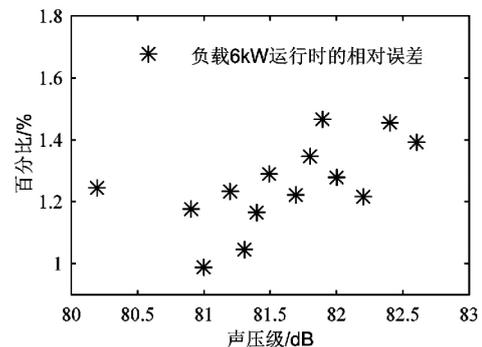


图 10 负载 6 kW 运行时的相对误差

实验模拟负载 6 kW 运行时变速和匀速增加调节风速的运行状态 ,将预测结果的值与实测样本值进行比较 ,如图 11 所示 ,并计算得出相对误差百分比 ,如图 12 所示 ,相对误差的平均值如表 3 所示。

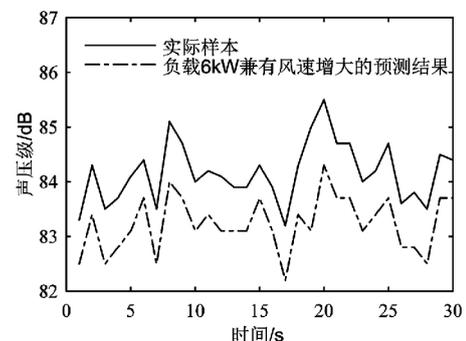


图 11 负载 6 kW 运行时风速增大的预测

图 11 表明幅值存在小幅度误差 ,波动趋势基本一致。图 12 中的相对误差均不高于 2.5% ,且以小于 1.5% 为主 ,表明预测精度较高;平均相对误差仅为 1.112 1% ,表明预测结果可以接受。

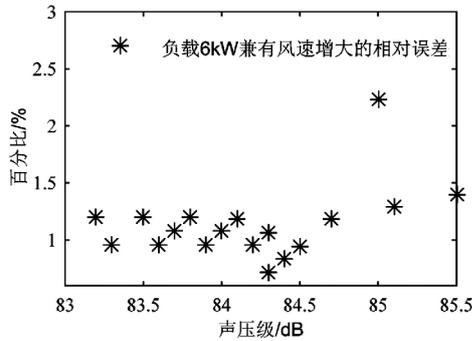


图12 负载6 kW运行时风速增大的相对误差

5 结 语

通过分析研究大型永磁同步风力发电机组振动信号与噪声信号的现实特征,和它们之间的相互关联与影响特性,提出了运用信息熵的优秀特征提取特性,完成振动数据参数对噪声数据参数的有效预测思路。在标准干净的实验室环境下模拟了机组运行时可能出现的不同运行状态,并对风电机组中发电机的主轴径向与轴向、齿轮箱高速轴和低速轴径向与轴向的振动数据、整机噪声进行了实时采集,并以信息熵理论为基础对采集到的样本数据进行了特征量的提取。最后,应用基于多源数据特征级融合的GA-SVR噪声预测方法,对所提出的预测思想进行了验证。

实验结果表明,基于多源数据特征级融合的GA-SVR噪声预测,预测值与实际值之间尚有一定误差,分析推测可能是受电磁振动、噪声的影响,但获取的预测结果能满足较高的精度要求,并准确地预测结果中得到了与实际情况一致的噪声波动趋势,这将为风电机组运行预测和早期故障诊断提供有效的参考和依据。

参考文献

[1] Tachibana Hideki, Yano Hiroo, Sakamoto Shinichi, et al. Synthetic Research Program on Wind Turbine Noise in Japan [C]. USA: Institute of Noise Control Engineering of the USA, 2012.

[2] SON E, KIM H, KIM H, et al. Integrated Numerical Method for The Prediction of Wind Turbine Noise and the Long Range Propagation [J]. Current Applied Physics, 2010, 10(2): S316-S319.

[3] Kuwano Sonoko, Yano Takashi, Kageyama Takayuki, et al. Social Survey on Wind Turbine Noise in Japan [J]. Noise Control Engineering Journal, 2014, 62(6): 503-520.

[4] Tachibana Hideki. Outcome of Systematic Research on Wind Turbine Noise in Japan [C]. Australia: Australian Acoustical Society, 2014.

[5] 吴宏钢. 风力发电机组振动检测及噪声评估研究 [D]. 重庆: 重庆大学, 2010.

[6] Allaei Daryoush. Root Causes of Noise and Vibration in Wind Turbine Systems [C]. USA: International Institute of Acoustics and Vibrations, 2010.

[7] 余金, 何山, 程静, 等. 基于GA-SVR的永磁同步风电机组多工况噪声预测 [J]. 可再生能源, 2016, 34(2): 226-231.

[8] Yu Shenbo, Li Lei, Cao Shen. Modal Analysis of Stator and Rotor in Large Capacity Permanent Magnet Motor [J]. Machinery Electronics and Control Engineering, 2013, 313(10): 41-44.

[9] 化柏林, 李广建. 大数据环境下多源信息融合的理论与应用探讨 [J]. 图书情报工作, 2015, 59(16): 5-10.

[10] 刘同明, 夏祖勋, 解洪成. 数据融合技术及其应用 [M]. 北京: 国防工业出版社, 1988.

[11] Baydaroglu Ozlem, Kocak Kasim. SVR-based Prediction of Evaporation Combined with Chaotic Approach [J]. Journal of Hydrology, 2014, 508: 356-363.

[12] Sanz-Garcia A, Fernandez-Ceniceros J, Antonanzas-Torres F, et al. GA-PARSIMONY: A GA-SVR Approach With Feature Selection and Parameter Optimization to Obtain Parsimonious Solutions for Predicting Temperature Settings in a Continuous Annealing Furnace [J]. Applied Soft Computing Journal, 2015, 35: 13-28.

作者简介:

余金(1991), 硕士研究生, 研究方向为配电网规划。

(收稿日期: 2018-09-11)

欢迎订阅《四川电力技术》