

## 风电功率预测模型的多指标融合评价方法

魏爱雪<sup>1</sup>, 田建艳<sup>1,2</sup>, 王芳<sup>1,2</sup>, 金玉雪<sup>1</sup>

(1. 太原理工大学信息工程学院, 太原 030024;

2. 新型传感器与智能控制教育部重点实验室, 太原 030024)

**摘要:** 目前风电功率预测模型种类很多, 模型评价是进行模型优选的重要依据。针对从单一指标进行评价比较片面, 而不同指标下的最优模型又往往不统一的问题, 提出了一种基于离差最大化的多指标融合评价方法。首先建立了风电功率预测模型的评价指标体系, 根据离差最大化思想来确定各指标的权重系数, 最终计算融合评价值得出各模型的评价排序及最优模型。采用山西某风电场的实际数据进行 MATLAB 仿真研究, 并利用两组预测数据进行对比验证, 仿真结果表明, 该融合评价方法可以得出较为全面、稳定的评价结果, 且操作步骤简单, 能够有效地指导模型评价。

**关键词:** 风电功率预测; 多评价指标; 离差最大化; 权重系数; 融合评价

**中图分类号:** TM614 **文献标志码:** A **文章编号:** 1003-8930(2016)06-0026-05

**DOI:** 10.3969/j.issn.1003-8930.2016.06.005

## Multi-index Fusion Evaluation Method of Wind Power Prediction Models

WEI Aixue<sup>1</sup>, TIAN Jianyan<sup>1,2</sup>, WANG Fang<sup>1,2</sup>, JIN Yuxue<sup>1</sup>

(1. College of Information Engineering, Taiyuan University of Technology, Taiyuan 030024, China; 2. Key Lab of Advanced Transducers and Intelligent Control System of Ministry of Education, Taiyuan University of Technology, Taiyuan 030024, China)

**Abstract:** At present, there are varieties of wind power prediction models. The evaluation of models is the important basis for model optimization. For the question that it is one-sided to evaluate from single index, while the optimal model is always different under each of multiple evaluation indexes. So this paper proposed the model optimization method of multi-index fusion evaluation based on maximizing deviation. Firstly, the multi-index evaluation system of wind power prediction models is established. The weight coefficient of each evaluation index is determined by the algorithm of maximizing deviations. Finally, all the prediction models are ranked and the best model is selected according to the fusion evaluation value. The simulation results of MATLAB based on the actual data of a wind farm illustrate that the evaluation results based on the proposed fusion evaluation method can be more comprehensive and stable. It has simple operating steps, which can valuably guide model evaluation.

**Key words:** wind power prediction; multiple evaluation indexes; maximizing deviation; weight coefficient; fusion evaluation

风能作为新能源的一种, 具有无污染、储量大、可再生和分布广等优点。但风能资源具有间歇性和随机性的特点, 会使风电机组的输出功率产生波动, 从而对电网调度和电网稳定运行造成不利影响<sup>[1]</sup>。因此, 准确的风电功率预测是实现风电常规化和规模化并网的重要支撑<sup>[2]</sup>。目前短期风电功率预测模型种类很多, 每个预测模型的特点不同, 预测精度也参差不齐。为此有必要研究有效适用的评价方法对多个预测模型进行评价, 了解各模型的预测效果, 选出最优模型进行风电功率预测, 以提高预测精度。

然而, 对模型进行评价时, 单一评价指标一般只能反映模型的某方面特征, 因此需要建立评价指标体系来反映模型的整体预测效果。但是不同指标下的最优模型往往不同, 需要将多个评价指标根据其重要程度赋予不同的权重系数<sup>[3-4]</sup>, 最终进行融合评价。评价结果合理与否关键在于评价指标的选取以及权重系数的确定。

本文从评价指标的选取及其权重系数的确定两个方面出发提出一种基于离差最大化的多指标融合评价方法, 对多个短期风电功率预测模型进行全面地评价, 最终得出各预测模型的优劣排序及最

收稿日期: 2014-10-11; 修回日期: 2015-11-25

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(51277127)

优预测模型。

## 1 常用风电功率预测模型

目前短期风电功率预测模型有许多种,本文采用以下 4 个常见预测模型进行评价:①BP 神经网络(back propagation neural network)是一种利用误差反向传播训练算法的前馈式神经网络,它通过风电功率及其影响因素的历史统计数据得到其内在的关系,具有较强的非线性学习能力和自适应能力;②Elman 神经网络(Elman neural network)是一种典型的反馈式神经网络,相比前馈式网络,它在前馈式网络的隐含层中增加了一个承接层来达到记忆的目的,具有适应时变特性和动态处理信息的能力;③广义回归神经网络 GRNN (generalized regression neural network)是径向基神经网络的一种特殊形式,其网络训练结构相对简单,只有一个自由参数,即径向基函数的平滑参数,其优化值可以通过交叉验证的方法得到,具有很好的非线性映射能力、容错性及鲁棒性;④回归分析预测模型 RAPM (regression analysis prediction method)是一种通过一组自变量来预测一个或多个因变量的统计分析方法,它通过对风电功率的影响因素和历史功率进行统计分析,建立输入输出间的函数关系,从而实现风电功率的预测。

## 2 预测模型评价指标体系的建立

风电功率预测评价指标体系的建立具有重要的实际指导意义,很多学者通过研究相关的预测误差评价指标对风电功率预测模型进行评估<sup>[5-6]</sup>。文献[7]利用均方根误差对模型进行评估,证明修正后的模型精度得以明显改善。文献[8]针对短期风电功率预测系统提出一套包含相位误差、幅值误差与极端误差的评价指标,从不同角度捕捉预测误差蕴含的信息,对预测模型进行评价。文献[9]采用平均绝对误差、平均绝对百分比误差、平方和误差等预测误差评价指标对模型进行评估,以此证明提出的组合预测模型精度高于其中任一单一模型及其传统的线性组合预测模型。

一般影响模型预测效果的因素有很多,因此在指标选取时应遵循全面性、科学性和客观性原则<sup>[10]</sup>,考虑在尽量不遗漏可靠评价指标的基础上,建立一个覆盖面较广、具有操作性和可比性的评价指标体系。本文考虑了预测误差的极值、均值、离散程度以及可以反映预测相位误差的相关程度等

方面,来构建风电功率预测指标体系。

设有  $N$  个待评价预测模型,模型的预测误差为  $e_i(t) = \hat{p}_i(t) - p(t)$ 。其中,  $p(t)$  为  $t(t=1, 2, \dots, T)$  时刻风电实际功率,  $\hat{p}_i(t)$  为  $t$  时刻第  $i(i=1, 2, \dots, N)$  个模型的风电预测功率。

(1) 绝对百分比误差 APE (absolute percentage error) 的最大值,记为 MAX,体现了预测误差占实际功率值的最大比重。

$$\text{MAX} = \max_i \left| \frac{\hat{p}_i(t) - p(t)}{p(t)} \right| \quad (1)$$

(2) 平均绝对误差 MAE (mean absolute error),反映了模型预测误差平均幅值的预测性能。

$$\text{MAE} = \frac{1}{T} \sum_{i=1}^T |\hat{p}_i(t) - p(t)| \quad (2)$$

(3) 平均绝对百分比误差 MAPE (mean absolute percentage error),其体现了预测模型的总体平均性能。

$$\text{MAPE} = \frac{1}{T} \sum_{i=1}^T \left| \frac{\hat{p}_i(t) - p(t)}{p(t)} \right| \quad (3)$$

(4) 均方根误差 RMSE (root mean squared error),用来衡量预测功率与实际功率之间偏差的分散程度。

$$\text{RMSE} = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^T [\hat{p}_i(t) - p(t)]^2}{T}} \quad (4)$$

(5) 标准差 SDE (standard deviation error),对预测数据中的极大或极小误差反映非常敏感,能很好地估计预测误差自身的离散程度。

$$\text{SDE} = \sqrt{\frac{1}{T} \sum_{i=1}^T \left( e_i(t) - \frac{1}{T} \sum_{i=1}^T e_i(t) \right)^2} \quad (5)$$

(6) 相关系数 CC (correlation coefficient),描述实际功率  $p(t)$  和预测功率  $\hat{p}_i(t)$  之间的相关程度,是直接衡量相位误差和随机误差的主要手段<sup>[8]</sup>。

$$\text{CC} = \frac{\text{cov}(p(t), \hat{p}_i(t))}{\sqrt{D(p(t))} \sqrt{D(\hat{p}_i(t))}} \quad (6)$$

式中,  $D(p(t))$  和  $D(\hat{p}_i(t))$  分别表示实际功率和预测功率的方差。

本文定义评价指标体系  $V = \{\text{MAX}, \text{MAE}, \text{MAPE}, \text{RMSE}, \text{SDE}, \text{CC}\}$  对短期风电功率预测模型进行评价。

## 3 基于离差最大化的多指标融合评价方法

由于各评价指标在总评价中的重要程度不同,其权重系数的分配始终是多指标评价方法中的核心问题。离差最大化原理<sup>[11]</sup>就是尽可能体现出待

评价对象之间的差异,若某一指标对所有对象的指标值之间有较大差异,那么这个评价指标对评价结果将起重要作用,应赋予较大的权重系数;反之,给予较小的权重系数。它从便于对待评价对象进行排序的角度出发来赋予不同权重系数,避免了综合评价价值之间比较接近,产生对最优对象选取的公平性问题<sup>[12]</sup>。

离差最大化思想在工业经济效益、工程方案、金融管理等众多领域的评价决策方面具有广泛的应用。文献[13]利用离差最大化来确定各决策指标对某化工项目的环境影响评价分析中的权重系数,实例表明该方法根据决策指标客观信息确定其权重系数更符合实际情况,具有可行性和有效性。文献[14]分别利用模糊层次分析法和离差最大化方法确定各电能质量指标的主观权重和客观权重,并将其结合作为综合权重,从而对各观测点的电能质量进行全面评估。文献[15]研究指标值为区间粗糙数的评估,建立以评价价值之间的离差最大化为目标的最优化模型确定各指标权重,对各方案进行评价分析。

### 3.1 基于离差最大化的指标权重系数的确定

设预测模型集为  $C = \{C_1, \dots, C_i, \dots, C_N\}$ ,  $i$  为模型编号;评价指标体系为  $V = \{V_1, \dots, V_j, \dots, V_M\}$ ,  $j$  为指标编号。模型  $C_i$  在指标  $V_j$  下的评价价值(即第  $i$  个模型的第  $j$  个指标值)记为  $y_{ij}$ , 矩阵  $Y = (y_{ij})_{N \times M}$  记为模型集  $C$  在评价指标体系  $V$  下的评价价值矩阵。由于不同的评价指标通常具有不同的量纲及单位,需对评价价值矩阵  $Y$  进行归一化处理,得到归一化后评价价值矩阵  $Y' = (y'_{ij})_{N \times M}$ 。此外,对不同类型的指标,应采用不同的归一化方法。

评价指标 MAX、MAE、MAPE、RMSE、SDE 反映预测值与实际值之间的误差情况,即指标值越小越好,采用的归一化公式为

$$y'_{ij} = \frac{y_j^{\max} - y_{ij}}{y_j^{\max} - y_j^{\min}} \quad i = 1, 2, \dots, N; j = 1, 2, \dots, M \quad (7)$$

评价指标 CC 反映预测值与实际值的相关程度,即指标值越大越好,采用的归一化公式为

$$y'_{ij} = \frac{y_{ij} - y_j^{\min}}{y_j^{\max} - y_j^{\min}} \quad i = 1, 2, \dots, N; j = 1, 2, \dots, M \quad (8)$$

式中:  $y'_{ij}$  为  $y_{ij}$  归一化后的指标评价价值;  $y_j^{\max}$  和  $y_j^{\min}$  分别为模型集  $C$  在评价指标  $V_j$  下的最大和最小评价价值。

设各评价指标的权重系数为  $w = (w_1, \dots, w_j, \dots, w_M)^T$ , 则某一模型  $C_i$  与其他预测模型之间的离差

$G_{ij}(w)$  为

$$G_{ij}(w) = \sum_{k=1}^N |w_j y'_{ij} - w_j y'_{kj}| \quad i, k = 1, 2, \dots, N; j = 1, 2, \dots, M \quad (9)$$

那么,对评价指标  $V_j$  而言,所有模型与其他模型之间的总离差  $G_j(w)$  为

$$G_j(w) = \sum_{i=1}^N G_{ij}(w) = \sum_{i=1}^N \sum_{k=1}^N |y'_{ij} - y'_{kj}| w_j \quad j = 1, 2, \dots, M \quad (10)$$

根据离差最大化的思想,权重系数  $w$  应使对整个评价指标体系而言,所有模型之间的总离差  $G(w)$  最大。此外,文献[16]从多指标融合决策方法中投影的角度出发,为了使理想方案标准投影为1,在构造权重系数时,使其满足单位化约束条件。因此,最优化模型<sup>[11]</sup>为

$$\begin{cases} \max G(w) = \sum_{j=1}^M G_j(w) = \sum_{j=1}^M \sum_{i=1}^N \sum_{k=1}^N |y'_{ij} - y'_{kj}| w_j \\ \text{s.t.} \quad \sum_{j=1}^M w_j^2 = 1, w_j > 0 \end{cases} \quad (11)$$

联合求解,得权重系数为

$$w_j = \frac{\sum_{i=1}^N \sum_{k=1}^N |y'_{ij} - y'_{kj}|}{\sqrt{\sum_{j=1}^M \left[ \sum_{i=1}^N \sum_{k=1}^N |y'_{ij} - y'_{kj}| \right]^2}} \quad j = 1, 2, \dots, M \quad (12)$$

但由于传统的加权向量一般都满足归一化约束条件而不是单位化约束条件,因此,在得到单位化权重系数  $w$  后,为了从直观上更符合使用习惯,对其进行归一化处理,即

$$w_j^* = \frac{w_j}{\sum_{j=1}^M w_j} = \frac{\sum_{i=1}^N \sum_{k=1}^N |y'_{ij} - y'_{kj}|}{\sum_{j=1}^M \sum_{i=1}^N \sum_{k=1}^N |y'_{ij} - y'_{kj}|} \quad j = 1, 2, \dots, M \quad (13)$$

### 3.2 多指标融合评价的方法步骤

对多个风电功率预测模型进行多指标融合评价,是指建立  $N$  个待评价预测模型、 $M$  个评价指标,通过对评价指标值和指标权重系数进行加权融合,最终根据多指标融合评价价值  $Q_i$  对模型进行评价排序和择优。

多指标融合评价价值  $Q_i$  为

$$Q_i = \sum_{j=1}^M w_j^* y'_{ij} \quad i = 1, 2, \dots, N \quad (14)$$

综上所述,基于离差最大化的多指标融合评价方法步骤如下。

(1) 选定待评价的模型集  $C$ , 并根据风电功率预



测模型特性建立评价指标体系  $V$ 。

(2) 计算模型集  $C$  在评价指标系  $V$  下的评价矩阵  $Y$ , 根据式(7)或式(8)得归一化处理后的评价矩阵  $Y'$ 。

(3) 基于离差最大化思想, 根据式(13)计算各评价指标的权重系数  $w_i^*$ 。

(4) 根据式(14)计算各模型的多指标融合评价价值  $Q_i$ , 并由大到小对各模型进行优劣评价排序, 从而得出最优模型。

#### 4 风电功率预测模型的评价实例

针对短期风电功率预测模型的特点, 本文选取评价指标体系为  $V=\{MAX, MAE, MAPE, RMSE, SDE, CC\}$ , 待评价模型集为  $C=\{BP$  神经网络预测模型, Elman 神经网络预测模型, GRNN 广义回归神经网络预测模型, RAPM 回归分析预测模型<sup>[17]</sup>。4 个预测模型的输入为影响风电功率的风速和风向, 预测模型输出为风电功率<sup>[17]</sup>。本文以山西某风电场的数据为例进行仿真说明, 数据采样周期为 1 h, 共 1 200 组数据, 分别进行预测和验证两个实验。预测实验中, 以 1 000 组作为训练样本, 100 组作为预测样本。验证实验中, 在训练好的预测模型的基础上, 选取与预测样本相同数据特性下的另 100 组数据进行对比预测。

##### 4.1 预测实验

通过在 MATLAB R2012a 版本上仿真调试, 在预测实验中, 各模型在指标体系下的评价矩阵  $Y$  和归一化后的指标评价矩阵  $Y'$  如表 1 和表 2 所示。

表 1 评价矩阵  $Y$  (预测)

Tab.1 Evaluation value matrix  $Y$  (predicting)

模型	MAX/ %	MAE / kW	MAPE/ %	RMSE / kW	SDE / kW	CC / %
BP	53.00	64.581 2	9.50	78.740 8	71.203 2	88.04
Elman	53.24	59.283 5	8.73	74.212 1	66.280 0	89.59
GRNN	55.59	75.317 1	10.98	93.572 0	86.723 1	81.26
RAPM	33.92	64.937 6	8.96	80.937 4	65.375 7	89.92

由表 1 可知, 从单一指标来看, 每个指标下的最优模型并不统一, 如: MAX 指标下, RAPM 模型最优, 而 MAE 指标下, Elman 模型最优; 即不同的预测模型可能具有不同的指标优势。因此, 有必要对各模型进行多指标融合评价, 从而得出全面有效地最优模型。

由表 2 可知, 根据式(13)计算出评价指标 MAX、MAE、MAPE、RMSE、SDE、CC 的权重系数  $w_i^*$

表 2 归一化后的评价矩阵  $Y'$  (预测)

Tab.2 Normalized evaluation value matrix  $Y'$  (predicting)

模型	MAX/%	MAE/ kW	MAPE/ %	RMSE/ kW	SDE / kW	CC / %
BP	0.119 5	0.669 6	0.657 8	0.766 1	0.727 0	0.782 9
Elman	0.108 4	1.000 0	1.000 0	1.000 0	0.957 6	0.961 6
GRNN	0	0	0	0	0	0
RAPM	1.000 0	0.647 4	0.897 8	0.652 6	1.000 0	1.000 0

依次为: 0.160 2、0.160 8、0.172 4、0.165 6、0.171 9、0.169 1。根据式(14)计算 4 个预测模型的融合评价价值  $Q_i$  分别为 0.624 5、0.843 5、0、0.868 1。因此各模型评价排序为: RAPM>Elman>BP>GRNN, 即最优预测模型为 RAPM, 其预测效果曲线如图 1 所示。

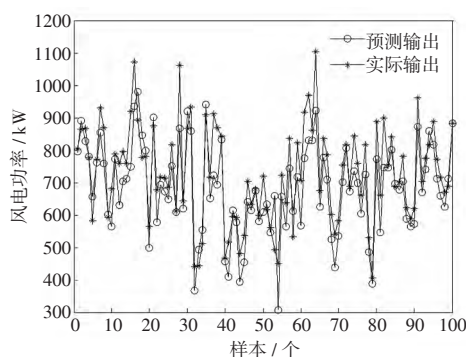


图 1 RAPM 模型预测结果

Fig.1 Prediction result of RAPM model

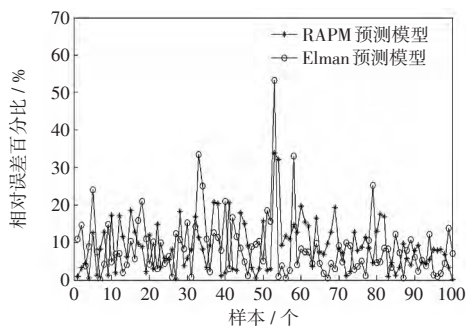


图 2 RAPM 和 Elman 仿真对比

Fig.2 Simulation comparison between RAPM and Elman

以 RAPM 模型和 Elman 模型的仿真效果对比为例, 进行该方法的有效性验证。由图 2 可得, 若要求预测精度保证在 80% 内时, RAPM 的合格率为 95%, 而 Elman 的合格率为 92%, 即相对 Elman 模型来说, RAPM 预测模型出现的较大误差的概率较低; 此外, RAPM 模型的相对误差波动小, 且最大相对误差百分比明显低于 Elman 预测模型。因此, RAPM 模型的预测效果优于 Elman 模型, 与模型评价排序结果相符, 证明该融合评价方法具有有效性。

##### 4.2 验证实验

为证明该融合评价方法的稳定性, 本文采用另

100组预测数据进行仿真验证,其中各模型在指标体系下的评价值矩阵 $Y$ 及归一化后的评价值矩阵 $Y'$ 如表3和表4所示。

表3 评价值矩阵 $Y$ (验证)

Tab.3 Evaluation value matrix  $Y$  (testing)

模型	MAX / %	MAE / kW	MAPE / %	RMSE / kW	SDE / kW	CC / %
BP	35.49	63.867 3	9.55	77.891 2	68.580 1	89.72
Elman	36.26	62.502 2	9.39	76.932 9	66.560 1	90.34
GRNN	34.76	69.103 5	10.29	83.554 7	73.926 8	87.98
RAPM	28.76	63.881 4	8.75	79.688 5	67.448 5	90.17

表4 归一化后的评价值矩阵 $Y'$ (验证)

Tab.4 Normalized evaluation value matrix  $Y'$  (testing)

模型	MAX / %	MAE / kW	MAPE / %	RMSE / kW	SDE / kW	CC / %
BP	0.102 7	0.793 2	0.480 5	0.855 3	0.725 8	0.737 3
Elman	0	1.000 0	0.584 4	1.000 0	1.000 0	1.000 0
GRNN	0.200 0	0	0	0	0	0
RAPM	1.000 0	0.791 1	1.000 0	0.583 9	0.879 4	0.928 0

由表4可知,根据式(13)计算出评价指标MAX、MAE、MAPE、RMSE、SDE、CC的权重系数 $w_j^*$ 依次为:0.164 6、0.159 5、0.164 9、0.173 8、0.167 6、0.169 5。根据式(14)计算4个预测模型的融合评价值 $Q_i$ 分别为:0.618 0、0.766 9、0.032 9、0.861 9。因此模型评价排序为:RAPM>Elman>BP>GRNN,最优预测模型为RAPM模型。

通过两组预测样本的对比仿真实验结果可知,最终模型的评价排序一致,即该风电场数据下的最优模型均为RAPM预测模型,证明该融合评价方法具有稳定性。但需注意,预测模型的评价排序除模型特性外,还依赖于数据特性。因此,在风电预测模型的优选中,需根据不同风电场的地理环境及时期的数据特点,采用不同的优势模型进行预测,提高风电功率预测精度。

## 5 结语

针对目前已有多种风电功率预测模型的评价问题,本文提出一种基于离差最大化的多指标融合评价方法。以常用的4种预测模型为例,建立了预测模型评价指标体系,进行全面有效地评价,最终得出模型的评价排序及最优预测模型。采用山西某风电场的实际数据进行预测仿真及两组预测数据的对比实验,结果表明该融合评价方法具有有效性和稳定性。此外,该融合评价方法可以推广应用到其他需要进行全面评价的领域中进行决策分析。

## 参考文献:

- [1] 尹明,王成山,葛旭波(Yin Ming, Wang Chengshan, Ge Xubo). 风电并网经济技术评价研究综述(Review of economic-technical assessment of wind power integration)[J]. 电力系统及其自动化学报(Proceedings of the CSU-EPSA), 2010, 22(5): 102-108.
- [2] Ernst B, Oakleaf B, Ahlstrom M L. Predicting the wind[J]. IEEE Power and Energy Magazine, 2007, 5(6): 79-89.
- [3] Jiang Yan-Ping, Fan Zhi-Ping, Ma Jian. A method for group decision making with multi-granularity linguistic assessment information[J]. Information Sciences, 2008, 178(4): 1098-1109.
- [4] 刘健,薛利,刘思峰,等(Liu Jian, Xue Li, Liu Sifeng, et al). 基于优势关系的多属性决策问题研究(Research on multiple-attribute decision making problems based on the superiority index)[J]. 控制与决策(Control and Decision), 2010, 25(7): 1079-1083, 1087.
- [5] 王明涛(Wang Mingtao). 预测方法有效性的进一步研究(Further research on the effectiveness of the prediction method)[J]. 预测(Forecasting), 1997(3): 50-52, 47.
- [6] Madsen H, Pinson P, Kariniotakis G, et al. Standardizing the performance evaluation of short term wind power prediction models[J]. Wind Engineering, 2005, 29(6): 475-489.
- [7] 杨红英,冯双磊,王勃,等(Yang Hongying, Feng Shuanglei, Wang Bo, et al). 基于线性回归的风电功率预测误差修正方法(Study of the MOS method based on linear regression for wind power prediction)[J]. 电力系统及其自动化学报(Proceedings of the CSU-EPSA), 2013, 25(4): 14-17.
- [8] 徐曼,乔颖,鲁宗相(Xu Man, Qiao Ying, Lu Zongxiang). 短期风电功率预测误差综合评价方法(A comprehensive error evaluation method for short-term wind power prediction)[J]. 电力系统自动化(Automation of Electric Power Systems), 2011, 35(12): 20-26.
- [9] 戴浪,黄守道,黄科元,等(Dai Lang, Huang Shoudao, Huang Keyuan, et al). 风电场风速的神经网络组合预测模型(Combination forecasting model based on neural networks for wind speed in wind farm)[J]. 电力系统及其自动化学报(Proceedings of the CSU-EPSA), 2011, 23(4): 27-31.
- [10] 王深哲,高山,李海峰,等(Wang Shenzhe, Gao Shan, Li Haifeng, et al). 含高渗透率间歇性电源的电网规划方案优选方法(Optimal selection of planning schemes for power grid with high penetration of intermittent generation)[J]. 电网技术(Power System Technology), 2013, 37(8): 2129-2135.
- [11] 王应明(Wang Yingming). 运用离差最大化方法进行多指标决策与排序(Using the method of maximizing deviations to make decision for multiindices)[J]. 系统工程与电子技术(Systems Engineering and Electronics), 1998, 20(7): 24-26, 31.
- [12] 李珠瑞,马溪骏,彭张林(Li Zhuri, Ma Xijun, Peng Zhan-glin). 基于离差最大化的组合评价方法研究(Research

(下转第36页)

- an, Mu Zilong, *et al*). 基于 Prony 算法的次同步谐振检测方法 (New method for detection of sub-synchronous resonance base on Prony algorithm) [J]. 电力系统及其自动化学报 (Proceedings of the CSU-EPSA), 2012, 24(2): 1-4, 34.
- [7] Huang Norden E, Shen Zheng, Long Steven R. A new view of nonlinear water waves: the Hilbert spectrum [J]. Annual Review of Fluid Mechanics, 1999, 31: 417-457.
- [8] 李宽, 李兴源, 赵睿, 等 (Li Kuan, Li Xingyuan, Zhao Rui, *et al*). 基于希尔伯特-黄变换的次同步振荡检测研究 (Subsynchronous oscillation detection base on the Hilbert-Huang transform method) [J]. 华东电力 (East China Electric Power), 2012, 40(1): 62-66.
- [9] Hua Y, Sarker T K. On SVD for estimating generalized eigenvalues of singular matrix pencil in noise [J]. IEEE Trans on Signal Processing, 1991, 39(4): 892-900.
- [10] Hua Yingbo. Parameter estimation of exponentially damped sinusoids using higher order statistics and matrix pencil [J]. IEEE Trans on Signal Processing, 1991, 39(7): 1691-1692.
- [11] Chahine K, Baltazart V, Wang Y. Parameter estimation of dispersive media using the matrix pencil method with interpolated mode vectors [J]. IET Signal Processing, 2011, 5(4): 397-406.
- [12] 陈德伟, 李兴源 (Chen Dewei, Li Xingyuan). 基于矩阵束算法的次同步阻尼控制器设计 (Design of sub-synchronous damping controller based on matrix pencil algorithm) [J]. 电力系统及其自动化学报 (Proceedings of the CSU-EPSA), 2013, 25(2): 36-41.
- [13] 杨文献, 姜节胜 (Yang Wenxian, Jiang Jiesheng). 奇异谱技术在机械信号分析中的应用研究 (Application of singular spectral analyzing technique in analysis of mechanical signals) [J]. 机械科学与技术 (Mechanical Science and Technology), 2000, 19(S): 9-10.
- [14] He Zhengyou, Wu Xian, Qian Qingquan. Automatic fault detection for power system using wavelet singular entropy [C]//International Conference on Intelligent Mechatronics and Automation. Chengdu, China, 2004: 433-437.
- [15] 何正友, 符玲, 麦瑞坤, 等 (He Zhengyou, Fu Ling, Mai Ruikun, *et al*). 小波奇异熵及其在高压输电线路故障选相中的应用 (Study on wavelet singular entropy and its application to faulty phase selection in HV transmission lines) [J]. 中国电机工程学报 (Proceedings of the CSEE), 2007, 27(1): 31-36.
- [16] 王宇静, 于继来 (Wang Yujing, Yu Jilai). 电力系统振荡模态的矩阵束辨识法 (Matrix pencil methods of oscillation modes identification in power systems) [J]. 中国电机工程学报 (Proceedings of the CSEE), 2007, 27(19): 12-17.
- [17] 张东辉, 谢小荣, 刘世宇, 等 (Zhang Donghui, Xie Xiaorong, Liu Shiyu, *et al*). 串补输电系统中次同步谐振的模态阻尼推导 (Modal damping of subsynchronous oscillation on compensated transmission systems) [J]. 电力系统自动化 (Automation of Electric Power Systems), 2008, 32(6): 5-8.

#### 作者简介:

刘晓建 (1988—), 男, 硕士研究生, 研究方向为电力系统次同步振荡分析及抑制研究。Email: 516332568@qq.com

李娟 (1972—), 女, 硕士, 副教授, 研究方向为传感检测技术及其在电力系统中的应用研究。Email: Ljtx2004@163.com

焦邵华 (1972—), 男, 博士, 教授级高工, 研究方向为次同步振荡及机组扭振保护及抑制。Email: jiaosh@sfauto.com

#### 上接第30页

- on the combination evaluation method based on maximizing deviations) [J]. 中国管理科学 (China Journal of Management Science), 2013, 21(1): 174-179.
- [13] 马永红, 周荣喜, 李振光 (Ma Yonghong, Zhou Rongxi, Li Zhenguang). 基于离差最大化的决策者权重的确定方法 (The method of determining the weights of decision-makers based on the maximizing deviation) [J]. 北京化工大学学报 (Journal of Beijing University of Chemical Technology), 2007, 34(2): 177-180.
- [14] 康世崑, 彭建春, 何禹清 (Kang Shiwei, Peng Jianchun, He Yuqing). 模糊层次分析与多目标决策相结合的电能质量综合评估 (Comprehensive evaluation of power quality based on the integration of fuzzy analytic hierarchy process with multi-objective decision-making) [J]. 电网技术 (Power System Technology), 2009, 33(19): 113-118.
- [15] 曾玲, 曾祥艳 (Zeng Ling, Zeng Xiangyan). 一类区间粗糙数型多属性决策方法研究 (Research on a class of multiple attribute decision making method with interval rough numbers) [J]. 控制与决策 (Control and Decision), 2010, 25(11): 1757-1760.
- [16] 王应明 (Wang Yingming). 多指标决策与评价的新方法——投影法 (A new method for multiindices decision and evaluation—A projection method) [J]. 系统工程与电子技术 (Systems Engineering and Electronics), 1999, 21(3): 1-4.
- [17] 李进 (Li Jin). 基于模型优选的风电功率融合预测模型 (The Fusion Model for Wind Power Prediction Based on Model Optimization) [D]. 太原: 太原理工大学信息工程学院 (Taiyuan: College of Information Engineering, Taiyuan University of Technology), 2013.

#### 作者简介:

魏爱雪 (1989—), 女, 硕士研究生, 研究方向为复杂系统建模与控制的研究。Email: weiaixue1989@163.com

田建艳 (1966—), 女, 博士, 教授, 研究方向为复杂系统建模与控制的研究。Email: tut\_tianjy@163.com

王芳 (1976—), 女, 博士, 副教授, 研究方向为智能信息处理与智能控制。Email: littlexiaoge@163.com