

基于组合模型的短期风速预测研究

章伟, 邓院昌

(中山大学 工学院, 广东 广州 510006)

Short-Term Wind Speed Prediction Based on Combination Model

ZHANG Wei, DENG Yuan-chang

(School of Engineering, Sun Yat-Sen University, Guangzhou 510006, Guangdong, China)

ABSTRACT: Wind speed is characteristic of large stochastic volatility, which affects the wind power and the stable operation of the power grid connected with it, thus prediction of wind speeds is crucial in the integration of wind power with the grid. This paper uses Grey-Markov chain model and least squares support vector machine model to predict wind speeds, and then compares the accuracies obtained with each prediction model. Based on this study, the dynamic weight combination model and the 0-1 combination model are studied. Furthermore, analysis is made with the actually measured wind speed in a certain wind farm in China as an example. The result shows that the combination prediction model is better than the single prediction method, and has large practical values.

KEY WORDS wind speed prediction; GM-Markov model; LSSVM model; combination prediction

摘要: 风速具有较大的随机波动性,影响了电网的稳定性,风速预测对于风电并网问题至关重要。本研究采用灰色-马尔可夫链(GM-Markov)与最小二乘支持向量机(LSSVM)预测模型分别对风速进行预测,比较了各单一预测模型的精度;在此基础上研究了动态权重组合模型与0-1法组合预测模型。然后以国内某风电场的实测风速数据为例进行分析,结果表明,单一预测方法时好时坏,稳定性较差,组合预测模型总体效果较好,具有较大的实用价值。

关键词: 风速预测;灰色-马尔可夫链模型;最小二乘支持向量机;组合预测

随着风电技术的日益成熟,风电并网容量越来越多,对电力系统的影响也越来越明显。对风速进行预测是解决风电并网问题的重要手段,其在电力调度、风电场运行中的地位日趋重要,对整个电力系统的安全运行具有重要的意义。

风速预测方法有物理方法、统计方法以及学习

方法等。物理方法即数值天气预报法^[1],即对风电场处的数值气象预报模型进行插值得出相应的气象信息,再根据风电场地形、障碍物等信息进行预测。该方法预测精度高,但计算复杂、数据收集量大;统计方法根据风速的历史数据建立预测模型进行预测,常见的有持续法^[2]、灰色预测^[3]、时间序列法^[4]等;基于学习理论的预测方法即通过数据的学习与训练来建立输入和输出间的关系,从而达到预测的目的。如人工神经网络法^[5]、支持向量机模型^[6]等。

本研究利用基于统计理论的灰色-马尔可夫链模型与基于学习理论的最小二乘支持向量机模型进行预测,灰色-马尔可夫链预测模型是指,先通过灰色理论预测出风速值,再根据马尔可夫链的状态转移矩阵,得出风速误差数据的预测值,最后得出最终的风速预测结果。最小二乘支持向量机模型以200个风速数据为训练样本,对其后100个数据进行提前一小时的预测研究。然后再结合这两种预测模型,完成风速的动态权重组合与0-1法组合预测。

1 灰色-马尔可夫链模型

1.1 灰色模型

灰色预测是一种对含有不确定因素的系统进行预测的方法。主要通过对部分已知信息的分析,再从中提取有价值的信息,实现对系统运行状态的正确描述和有效监控^[7]。风速具有波动性的特点,同时也存在一些不确定因素,因此可把风速序列看成是一个灰色系统进行研究。以下为利用灰色模型预测风速的步骤。

对原始风速序 $x^{(0)}(k)$ 列进行一阶累加生成后得到序列 $x^{(1)}(k)$,然后用累加后的序列生成紧邻均值序列 $Z^{(1)}(k)$ 。其中:

$$Z^{(1)}(k)=0.5x^{(1)}(k)+0.5x^{(1)}(k-1), k=2, 3, \dots, n \quad (1)$$

建立灰色模型的微分方程:

$$\frac{dx^{(1)}}{dt}+ax^{(1)}=b \quad (2)$$

模型中的参数 a 和 b 可用最小二乘法求得,因此微分方程的解为:

$$\hat{x}^{(1)}(k+1)=\left(x^{(0)}(1)-\frac{b}{a}\right)e^{-ak}+\frac{b}{a} \quad (3)$$

最后对风速序列进行累减还原得到预测值:

$$\hat{x}^{(0)}(k+1)=\hat{x}^{(1)}(k+1)-\hat{x}^{(1)}(k), k=1, \dots, n \quad (4)$$

1.2 马尔可夫链模型

马尔可夫链是指在给定当前信息的情况下,过去的历史状态对于未来即将预测的状态是无关的^[8]。其建模方法主要是对数据序列求得状态转移矩阵,然后根据转移矩阵对未来的变化趋势做出估计,从而达到预测的目的。

设随机过程 $\{u_n\}$ 和离散的状态集 $I=\{i_0, i_1, i_2, \dots\}$,若

$$\begin{aligned} p\{u_{n+1}=i_{n+1}|u_0=i_0, u_1=i_1, \dots, u_n=i_n\}= \\ p\{u_{n+1}=i_{n+1}|u_n=i_n\} \end{aligned} \quad (5)$$

则称 $\{u_n\}$ 为马尔可夫链,并记 $p_{ij(k)}=p\{u_{m+k}=j|u_m=i\}$ 为在 m 时刻系统处于状态 i 的前提下,在 $m+k$ 时刻系统处于状态 j 的概率。

将数据序列分为若干种状态,记为 E_1, E_2, \dots, E_n ,则状态转移概率为

$$p_{ij(k)}=\frac{M_{ijk(k)}}{M_i} \quad (6)$$

式中 $M_{ijk(k)}$ 为数据序列从状态 E_i 经过 k 步到状态 E_j 的转移个数, M_i 为数据序列处于状态 E_i 的原始数据个数。

构成相应的 k 步状态转移矩阵:

$$P=\begin{bmatrix} p_{11(k)} & p_{12(k)} & \dots & p_{1n(k)} \\ p_{21(k)} & p_{22(k)} & \dots & p_{2n(k)} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ p_{n1(k)} & p_{n2(k)} & \dots & p_{nn(k)} \end{bmatrix} \quad (7)$$

一般的马尔可夫链模型在确定了状态转移矩阵后,便以当前点转移概率最大的值作为下一步的转移值,这一方法忽略了其他的转移概率发生的可能性。在此以当前点转移概率的期望值作为下一步的转移值,因而 $k+1$ 时刻的状态转移值为

$$y(k+1)=p_{k1}\times\frac{s_1+s_{1'}}{2}+p_{k2}\times\frac{s_2+s_{2'}}{2}+\dots+p_{kn}\times\frac{s_n+s_{n'}}{2} \quad (8)$$

式中 $p_{k1}, p_{k2}, \dots, p_{kn}$ 为预测对象所处状态 k 的概率, $s_1, s_{1'}, \dots, s_n, s_{n'}$ 为对应状态的变动区间,取区间的中点为预测值。

1.3 灰色与马尔可夫链结合模型

采用GM-Markov模型进行风速预测的具体步骤为:

1) 根据灰色模型得到风速的拟合和预测结果,并求得拟合数据与实际数据间的残差序列 $e=[e_1, e_2, \dots, e_n]$,其中 $e_k=x^{(0)}(k)-\hat{x}^{(0)}(k)$;

2) 对残差序列进行分析,根据残差向量的分布情况进行状态划分如下,本文根据试验结果将其划分为6个状态,并构造一步状态转移概率矩阵,将每个状态用转移矩阵表示;

$$[s_1, s_2, \dots, s_6]=[(-\infty, -0.5), (-0.5, -0.25), (-0.25, 0), (0, 0.25), (0.25, 0.5), (0.5, +\infty)] \quad (9)$$

3) 根据最后一个残差的状态和一步状态转移概率矩阵,求出残差预测点所处的状态,然后以此状态的概率期望值作为其变化值 $y(k+1)$;

4) 根据灰色预测值及残差预测值求得风速预测结果 $\hat{x}(k+1)=\hat{x}(x+1)+y(k+1)$;再更新原始风速数据序列继续预测。

2 最小二乘支持向量机模型

lssvm是svm的改进模型,它将svm中的不等式约束改为等式约束条件,且将误差平方和损失函数作为训练集的经验损失,因此就把求解二次规划问题转划为求解线性方程组的问题,简化了计算的复杂性,提高了运算速度^[9]。

对于给定的训练样本集 $\{(x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_t, y_t)\}$,其中 x_i 为样本输入向量, y_i 为期望值, $x_i \in R^n$, $y_i \in R$, t 为样本数据个数。支持向量回归机算法可表示为:

$$y=w \cdot \delta(x)+b \quad (10)$$

式中 $\delta(x)$ 为从输入空间到高维空间的非线性映射, w 为权向量, b 为常数。再根据结构风险最小化原则,寻找 w, b 的最小化值,常用的优化目标函数为误差 ξ_i 的二次项,所以优化问题的目标函数可表示为

$$\min J(w, \xi) = \frac{1}{2} ww + c \sum_{i=1}^l \xi_i^2 \quad (11)$$

$$\text{s.t. } y_i = w\delta(x_i) + b + \xi_i \quad (i=1, 2, \dots, l)$$

式中 ξ_i 为松弛因子, c 为正规化参数。用Lagrange法求解该优化问题:

$$L(w, b, \xi, a) = \frac{1}{2} ww + c \sum_{i=1}^l \xi_i^2 - \sum_{i=1}^l a_i (w\phi(x_i) + b + \xi_i - y_i) \quad (12)$$

式中 a_i 是Lagrange乘子。

根据优化条件可得:

$$\begin{cases} \frac{\partial L}{\partial w} = 0 \rightarrow w = \sum_{i=1}^l a_i \delta(x_i) \\ \frac{\partial L}{\partial b} = 0 \rightarrow \sum_{i=1}^l a_i = 0 \\ \frac{\partial L}{\partial \xi} = 0 \rightarrow a_i = c \xi_i \\ \frac{\partial L}{\partial a} = 0 \rightarrow w\delta(x_i) + b + \xi_i - y_i = 0 \end{cases} \quad (13)$$

根据Mercer条件定义核函数 $k(x_i, x_j) = \delta(x_i) \cdot \delta(x_j)$, 消去式(11)中的 w 和 ξ_i , 可得到下面的线性方程组:

$$\begin{bmatrix} 0 & 1 & \dots & 1 \\ 1 & k(x_1, x_1) + 1/c & \dots & k(x_1, x_l) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 1 & k(x_l, x_1) & \dots & k(x_l, x_l) + 1/c \end{bmatrix} \begin{bmatrix} b \\ a_1 \\ \vdots \\ a_l \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ y_1 \\ \vdots \\ y_l \end{bmatrix} \quad (14)$$

利用最小二乘法求解式(14)可得出 a 和 b 的值, 最后得到LSSVM函数:

$$y = \sum_{i=1}^l a_i k(x_i, x_j) + b \quad (15)$$

因此, SVM的二次规划求解问题即转化为利用最小二乘法解线性方程组的问题。采用LSSVM进行风速预测时, 为了后续数据处理的方便, 先对风速数据进行归一化, 本文将其归一化到 $(-1, 1)$ 之间, 选用参数数目相对较少的RBF函数作为核函数; 运用网格搜索法对参数寻优, 并采用交叉验证函数自动选出最优的参数。

3 组合预测模型

单一模型对风速预测的精度有限, 因此提出采用组合预测法, 即利用各种预测方法所提供的信息, 将其结合起来, 以适当的加权方式得出组合模型^[10]。本文将基于统计理论的灰色-马尔可夫链模型与基于学习理论的最小二乘支持向量机模型进行组合,

最大限度地利用各单一方法的信息。组合模型的关键在于权重系数的求取, 权重系数确定方法有最小方差法、最小二乘法、最大熵理论^[11-13]等等。

在实际应用中较多使用最小方差法, 即以最小方差为优化目标建立组合模型。组合模型的预测值为

$$\begin{cases} f = \sum_{i=1}^2 w_i f_i \\ w_i \geq 0 \\ \sum_{i=1}^2 w_i = 1 \end{cases} \quad (16)$$

式中 f 为组合预测值, f_i 为第 i 种模型的预测值, w_i 为第 i 种预测方法的权重系数。

最小方差法的权重系数表达式为

$$w_i = \frac{\sum_{k=1}^2 \sum_{j=1, j \neq i}^2 \text{var}(e_k) \text{var}(e_j)}{\sum_{k=1}^2 \sum_{j=1}^2 \text{var}(e_k) \text{var}(e_j)} \quad (17)$$

式中 e_i 和 $\text{var}(e_i)$ 为第 i 种预测方法的预测误差和方差值。

同时提出采用0-1法进行组合, 即以两种模型中方差最小的预测模型作为组合预测的最终模型。每进行一步预测进行权重的动态更新。0-1法的组合权重系数可表示为

$$w_i = \begin{cases} 1, & \min \text{var}(e_i) \\ 0, & \text{others} \end{cases} \quad (18)$$

4 实证分析

以某风力机实测风速数据为例, 选取两种风速样本序列进行分析。为比较预测方法的精度, 采用平均绝对百分比误差和均方根误差作为其评价标准。

平均绝对百分比误差为

$$E_{\text{MAPE}} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \frac{|\hat{x}(k) - x(k)|}{x(k)} \times 100\% \quad (19)$$

均方根误差为

$$E_{\text{RMSE}} = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (x(k) - \hat{x}(k))^2} \quad (20)$$

式中 $\hat{x}(k)$ 是第 k 时刻的预测数据, $x(k)$ 是第 k 时刻的实际数据。 E_{MAPE} 和 E_{RMSE} 的值越小, 表示模型精度越高。

以6个历史风速数据作为输入特征向量序列, 分

别采用GM-Markov模型及LSSVM模型对未来1 h的风速进行预测,结果如图1所示。

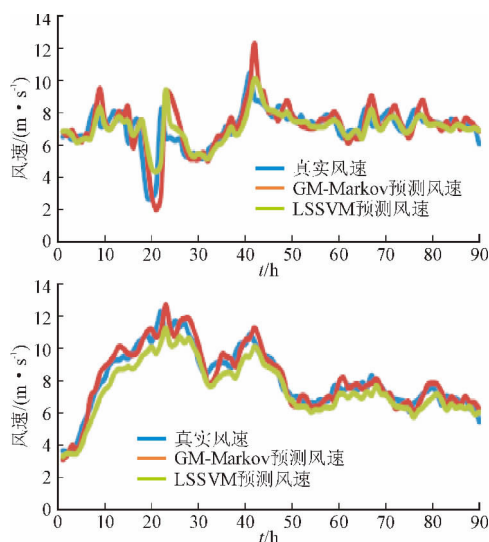


图1 不同样本的风速预测结果

Fig. 1 Wind speed prediction results for different samples

针对这两种单一预测模型,采用动态权重组合

法和0-1组合法预测,结果如图2所示。

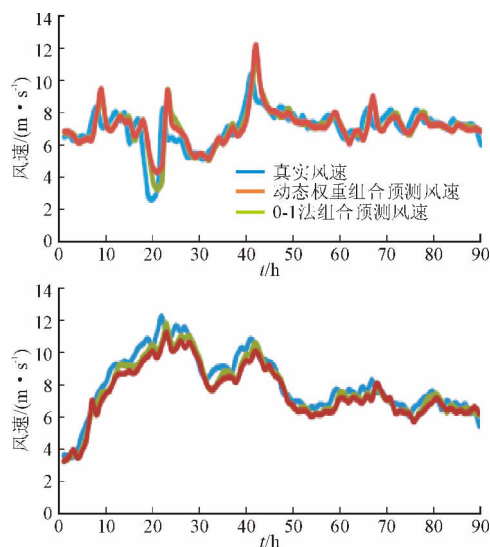


图2 不同样本的组合风速预测方法结果

Fig. 2 Combination wind speed prediction results for different samples

表1为各种预测方法所得出的风速预测误差。

表1 不同方法的风速预测误差

Tab. 1 Wind speed prediction error for different methods

误差指标	GM-Markov方法		LSSVM方法		动态权重组合法		0-1组合法	
	样本1	样本2	样本1	样本2	样本1	样本2	样本1	样本2
$E_{MAPE}/\%$	10.93	5.79	10.07	7.74	9.80	5.93	10.55	7.66
$E_{RMSE}/(\text{m}\cdot\text{s}^{-1})$	1.119	0.550	0.895	0.758	0.951	0.588	0.977	0.749

图3为不同风速预测方法的绝对误差。

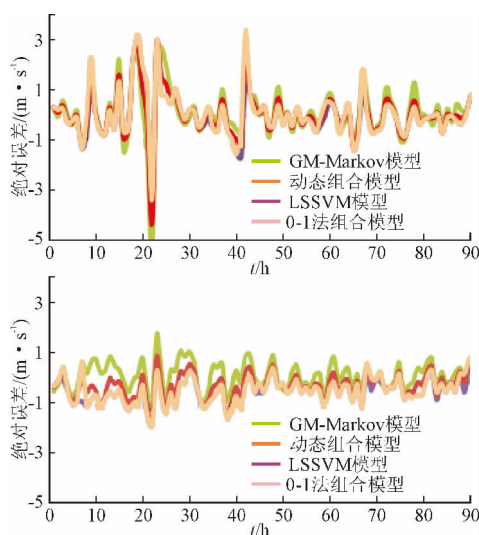


图3 不同样本的风速预测绝对误差

Fig. 3 Wind speed prediction absolute errors for different samples

表2为动态权重组合预测方法的预测误差概率

范围。

表2 动态权重组合预测方法的预测误差概率范围

Tab. 2 Probability range of dynamic weight combination wind speed prediction model

样本	小于单一预测方法的概率	介于两者之间的概率	大于单一预测方法的概率
样本1	10%	90%	无
样本2	22%	78%	无

从图1、图2可知,各种预测方法都能够较好地预测风速的变化趋势。与图1相比,图2中的两种组合预测方法的预测结果更加贴近真实风速数据。

从表1可知,对于风速样本1,采用LSSVM预测模型的精度优于GM-Markov预测模型;而对于风速样本2,采用GM-Markov预测模型的精度优于LSSVM预测模型。GM-Markov模型方法与LSSVM模型方法各具优势,因此不能片面地说哪种预测方法更准确。对于样本1,动态权重组合预测方法的误差小于各单一预测模型的误差;而样本2中的动态权重组合法

得出的误差介于两种单一预测方法的误差之间。0-1组合法得出的误差值都介于两种单一预测方法之间。

从图3可看出,采用单一预测方法得出的绝对误差曲线波动性较大,而组合预测方法得出的绝对误差曲线更稳定。且由表2可知,动态权重组合法中误差概率小于单一预测方法的占10%~20%,并且大于单一预测方法的概率为0。

经过以上对比可知,采用组合模型预测的风速优于单一预测方法,因为组合方法综合利用了各单一预测方法的信息;在组合预测方法中,采用动态权重的组合预测方法优于0-1组合法。

5 结语

本文研究了风电场的风速预测方法,首先建立了灰色-马尔可夫链模型和最小二乘支持向量机模型,在此基础上,建立了动态权重组合模型和0-1法组合模型。以国内某风电场的实测风速数据为例进行预测分析,结果表明,采用组合模型预测的风速绝对误差曲线更稳定,且预测精度较好,可作为一种有效、可行的风速预测方法。

参考文献

- [1] 孙川永,陶树旺,罗勇,等. 高分辨率中尺度数值模式在风电场风速预报中的应用[J]. 太阳能学报, 2009, 30(8): 1097-1099.
SUN Chuan-yong, TAO Shu-wang, LUO Yong, et al. The application of high resolution mesoscale model in wind speed forecasting in wind farm[J]. Acta Energetica Sinica, 2009, 30(8): 1097-1099 (in Chinese).
- [2] 李丽,叶林. 基于改进持续法的短期风电功率预测[J]. 农业工程学报, 2010, 26(12): 182-187.
LI Li, YE Lin. Short-term wind power forecasting based on an improved persistence approach[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2010, 26(12): 182-187 (in Chinese).
- [3] 李俊芳,张步涵,谢光龙,等. 基于灰色模型的风速-风电功率预测研究[J]. 电力系统保护与控制, 2010, 38(19): 151-159.
LI Jun-fang, ZHANG Bu-han, XIE Guang-long, et al. Grey predictor models for wind speed-wind power prediction[J]. Power System Protection and Control, 2010, 38(19): 151-159 (in Chinese).
- [4] 周培毅,张新燕. 基于时间序列与支持向量机的风电场风速预测研究[J]. 陕西电力, 2009(12): 1-4.
ZHOU Pei-yi, ZHANG Xiao-yan. Study on wind speed forecasting of wind farm based on time series and support vector machine[J]. Shaanxi Electric Power, 2009(12): 1-4 (in Chinese).
- [5] 肖永山,王维庆,霍晓萍. 基于神经网络的风电场风速时间序列预测研究[J]. 节能技术, 2007(2): 106-108, 175.
XIAO Yong-shan, WANG Wei-qing, HUO Xiao-ping. Study on the time-series wind speed forecasting of the wind farm based on neural networks[J]. Energy Conservation Technology, 2007(2): 106-108, 175 (in Chinese).
- [6] 彭怀午,杨晓峰,刘方锐. 基于SVM方法的风电场短期风速预测[J]. 电网与清洁能源, 2009(7): 48-52.
PENG Huai-wu, YANG Xiao-feng, LIU Fang-rui. Short-term wind speed forecasting of wind farm based on SVM method[J]. Power System and Clean Energy, 2009(7): 48-52 (in Chinese).
- [7] 郭敏,蓝金辉,李娟娟,等. 基于灰色残差GM(1, N)模型的交通流数据恢复算法[J]. 交通运输系统工程与信息, 2012, 12(1): 42-47.
GUO Min, LAN Jin-hui, LI Juan-juan, et al. Traffic flow data recovery algorithm based on grey residual GM(1, N) model[J]. Journal of Transportation Systems Engineering and Information Technology, 2012, 12(1): 42-47 (in Chinese).
- [8] WANG Zhen-yu, FU Mei-chen, YU Yue-long, et al. Prediction of urban land price base on Grey-Markov Model[C]// International Conference on Computer Science and Network Technology. Harbin, ICCSNT, 2012: 708-712.
- [9] 杜颖,卢继平,李青,等. 基于最小二乘支持向量机的风电场短期风速预测[J]. 电网技术, 2008, 32(15): 62-66.
DU Ying, LU Ji-ping, LI Qing, et al. Short-term wind speed forecasting of wind farm based on least square-support vector machine[J]. Power System Technology, 2008, 32(15): 62-66 (in Chinese).
- [10] 林海涛,蒋传文,任博强,等. 基于模糊聚类的风速短期组合预测[J]. 华东电力, 2010, 38(2): 295-299.
LIN Hai-tao, JIANG Chuan-wen, REN Bo-qiang, et al. Short term combined prediction of wind speed based on fuzzy clustering[J]. East China Electric Power, 2010, 38(2): 295-299 (in Chinese).
- [11] 张国强,张伯明. 基于组合预测的风电场风速及风电机功率预测[J]. 电力系统自动化, 2009, 33(18): 92-95.
ZHANG Guo-qiang, ZHANG Bo-ming. Wind speed and power prediction of wind farm based on combined prediction method[J]. Automation of Electric Power Systems, 2009, 33(18): 92-95 (in Chinese).

(下转第91页)

2) 在梁板柱墙等薄壁结构,除了暖棚外,可以考虑在模板外侧加设土工布、保温棉被、电热毯等保暖或加热措施。

6 结语

西藏旁多水利枢纽工程在2011年11月—2012年4月采用电能加热,土工布+保温棉被暖棚蓄热的冬季混凝土施工方法进行施工,混凝土浇筑总量为6 718 m³,共取样79组,平均强度超过设计抗压强度的1.25倍,质量合格。该工程投入冬季混凝土施工费用960万元,比采取燃烧加热,塑料薄膜+保温棚布的传统冬季混凝土施工方法节约成本120万元,抢得了3个月的施工进度,为确保水利枢纽工程在2013年发电创造了条件,取得了良好的质量效益、经济效益、环保效益和社会效益,其他类似工程可以借鉴。

参考文献

- [1] 胡开云. 混凝土冬期施工原理及方法[J]. 山西建筑, 2011(27): 95-96.
HU Kai-yun. Winter concrete construction principles and methods[J]. Shanxi Architecture, 2011(27): 95-96 (in Chinese).
- [2] 孟庆伟. 混凝土冬季施工[J]. 硅谷, 2009(18): 106.
MENG Qing-wei. Winter concrete construction [J]. Guigu, 2009(18): 106 (in Chinese).

收稿日期 2013-03-21。

作者简介:

陈新泉(1971—),男,高级工程师,副总工程师。

(编辑 李沈)

(上接第82页)

associated with plug-in hybrid electric vehicle charging in the Xcel energy Colorado service territory[R/OL]. [2007-05-20]. <http://www.nrel.gov/analysis/pdfs/41410.pdf>.

- [20] 丁伟,袁家海,胡兆光. 基于用户价格响应和满意度的峰谷分时电价决策模型 [J]. 电力系统自动化, 2005, 29(20): 10-14.

DING Wei, YUAN Jia-hai, HU Zhao-guang. Time-of-use price decision model considering users reaction and satisfaction index[J]. Automation of Electric Power Systems, 2005, 29(20): 10-14 (in Chinese).

- [21] 谢林伟. 基于自适应粒子群算法的电动汽车充电站优化规划[J]. 陕西电力, 2012(11): 34-37.

XIE Lin-wei. Adaptive PSO algorithm based optimal planning of charging station for electric vehicle[J]. Shaanxi Electric Power, 2012(11): 34-37 (in Chinese).

收稿日期 2013-01-18。

作者简介:

戴诗容(1986—),女,硕士研究生,主要研究方向为智能电网、电动汽车入网等;

雷 霞(1973—),女,博士,教授,硕士生导师,主要研究方向为电力市场、配网自动化和调度自动化等;

程道卫(1987—),男,硕士,助理工程师,从事电力系统稳定与控制技术研究。

(编辑 徐花荣)

(上接第87页)

wind turbine output forecast base on combination method[J]. Automation of Electric Power Systems, 2009, 33(18): 92-95 (in Chinese).

- [12] 牛晨光,游晓科,赵震云,等. 风电场发电功率短期预测组合模型研究[J]. 华北电力大学学报:自然科学版, 2012, 39(3): 29-34.

NIU Chen-guang, YOU Xiao-ke, ZHAO Zhen-yun, et al. Study on the combination model of short-term wind power generation prediction[J]. Journal of North China Electric Power University Natural Science Edition, 2012, 39(3): 29-34 (in Chinese).

- [13] 陈宁,沙倩,汤奕,等. 基于交叉熵理论的风电功率组合预测方法[J]. 中国电机工程学报, 2012, 32(40): 29-34.

CHEN Ning, SHA Qian, TANG Yi, et al. A combination method for wind power prediction based on cross entropy theory[J]. Proceedings of the CSEE, 2012, 32(4): 29-34 (in Chinese).

收稿日期 2013-03-06。

作者简介:

章 伟(1988—),女,硕士研究生,从事风资源评估与风速、风功率预测方面的研究。

(编辑 徐花荣)