

# 超短期风电功率预测误差数值特性分层分析方法

叶林, 任成, 赵永宁, 饶日晟, 滕景竹

(中国农业大学信息与电气工程学院, 北京市 海淀区 100083)

## Stratification Analysis Approach of Numerical Characteristics for Ultra-short-term Wind Power Forecasting Error

YE Lin, REN Cheng, ZHAO Yongning, RAO Risheng, TENG Jingzhu

(College of Information and Electrical Engineering, China Agricultural University, Haidian District, Beijing 100083, China)

**ABSTRACT:** Characteristics analysis of wind power forecasting error can provide more accurate reference for optimal dispatch and stable operation of power system. This paper proposed a numerical error characteristics analyzing approach which stratified the errors into different layers according to the probability density of the ultra-short-term wind power forecasting errors. Then, the errors were processed separately by their fluctuation and amplitude characteristics. An improved generalized error distribution (GED) model was used to fit the error probability density distribution. The proposed analyzing approach combined the advantages of error forecasting model and error probability density fitting methods. It is more accurate to analyze and compensate the ultra-short-term wind power forecasting errors. Results of case studies indicate that the improved generalized error distribution performs much better than Normal distribution, Cauchy distribution and Laplace distribution, especially in fitting the tails section. The stratification analysis approach is effective to reduce ultra-short-term wind power forecasting errors.

**KEY WORDS:** ultra-short-term wind power forecasting; generalized error distribution; stratification analysis; error compensation

**摘要:** 风电功率预测误差特性分析可以为电力系统优化调度与稳定运行提供更加准确的参考。该文提出一种根据超短期风电功率预测误差概率密度特性对误差进行分层,再依据误差波动性和不同层误差幅值特性进行分类处理的预测误差数值特性分析方法。在概率密度特性提取部分,采用改进后的广义误差分布模型对预测误差概率密度分布进行拟合。该误差分析方法结合了误差模型预测和误差概率密度拟合两种方法的优点,可以更为准确地对超短期风电功率预测误差进行分析和补偿。算例分析结果表明,改进广义误差分

布模型的拟合效果优于正态分布、柯西分布和拉普拉斯分布这些常用模型,尤其在尾部特性拟合方面效果更为明显,所提出的误差分层分析方法可以有效减小风电功率预测误差。

**关键词:** 超短期风电功率预测; 广义误差分布; 分层分析; 误差补偿

## 0 引言

随着电力系统风力发电接入容量的逐渐增加,系统对风电场超短期风电功率预测精度的要求逐步提高。但风能本身所具有的不确定性对电力系统安全、稳定、经济运行提出了巨大挑战,同时也加大了在现有条件下进一步提升超短期风电功率预测精度的难度<sup>[1-3]</sup>。常用的超短期风电功率预测方法包括人工神经网络算法、支持向量机、最小二乘法、卡尔曼滤波法、小波分析法等,但是这些方法在预测精度上都具有一定局限性。因此,本文从预测误差的数值特性入手,尝试通过超短期风电功率预测误差数值特性分析提高超短期风电功率预测精度。

现有的风电功率预测误差分析和补偿方法主要分为两类:一类是直接通过模型预测获得下一时刻误差预测值,进而对误差进行补偿和修正;另一类是应用统计方法对某一时期风电功率预测误差的概率密度曲线进行模型拟合,根据误差概率密度特征对未来误差进行估计。

在第1类方法中,研究人员通过模型预测对误差数据时间及幅值特性进行分析。文献[4]通过将风电功率数据特征与误差预测相结合的方法提高误差估计的准确性。文献[5]结合同期历史实际功率值利用线性回归方法修正误差幅值预测结果。文献[6]利用均方差估计方法计算未来风电功率预测误差,并对其进行了改进。这类方法在结合误差数据特征

基金项目: 国家自然科学基金项目(51477174, 51077126)。

Project Supported by National Natural Science Foundation of China (51477174, 51077126).

的基础上进行未来误差模型预测而得到的结果精度比较有限,尤其是在误差产生大幅波动的情况下,其分析能力具有较大局限性。

在第2类方法中,通常情况下风电功率预测误差幅值概率密度被假设为服从正态分布,这种假设是根据大多数预测方法和时间尺度而得到的。但是在很多情况下,尤其是在风电并网容量较大时,正态分布并不能很好的描述误差分布<sup>[7]</sup>。文献[8]应用通用分布模型对风电功率预测误差概率密度进行了拟合,并将拟合结果应用到风机经济排布中。Michael Milligan 等人在文献[9-11]中,证明了双曲线分布和柯西分布相对于正态分布、威布尔分布和贝塔分布的拟合优越性。但是,柯西分布在峰值较大时无法兼顾误差概率分布的尖峰和宽腰特性;而双曲线分布模型结构复杂、参数较多,不利于参数估计。文献[12]提出了一种带位置和尺度参数的  $t$  分布模型,但其对同时具有尖峰和轻尾特性的概率密度分布曲线描述能力略显不足。虽然上述研究中提供了一些概率分布模型,但拟合精度方面存在不足,并且单纯通过概率分布拟合估计预测误差的效果有限。

针对以上两类方法各自存在的不足,本文提出了一种利用统计方法对超短期风电功率预测误差进行分层,再分别根据误差波动性特点和不同层误差幅值特性进行分类分析处理的预测误差分析方法。该方法首先选取概率分布模型对超短期预测误差概率密度进行拟合,提取风电功率预测误差的概率密度特性。然后利用该特性将预测误差进行分层。再根据误差波动性特点对下一时刻误差进行预测。最后,针对不同层误差幅值特性和误差波动性采用不同的方法进行对预测误差进行补偿。

## 1 预测误差数值特性分层分析研究思路

本文所提出的预测误差数值特性由幅值特性和波动性两部分组成。由于不同时刻功率的误差幅值变化较大,本文首先从超短期风电功率预测误差的概率密度分布入手,对比选取功率预测误差概率密度分布拟合模型,并通过极大似然方法对拟合模型参数进行估计。

在此基础上,利用概率密度拟合模型计算出在不同置信水平下的风电功率预测值置信区间。利用预测值置信区间与实际值之间的关系对误差进行分层。由于不同误差层的误差幅值是不同的,因而该方法可以实现在提取误差幅值特性基础上对误

差有针对性的处理。同时,获取风电功率预测误差历史值,并对误差波动性进行分析,从而获得误差的波动特性。在两者基础上,对下一时刻风电功率预测误差进行预测。

在进行上述误差分析之后,结合误差分层体系和下一时刻误差预测值进行综合判断,针对不同情况选取合适的误差补偿度,从而获得补偿后的超短期风电功率预测值。本文所提方法的研究思路如图1所示。

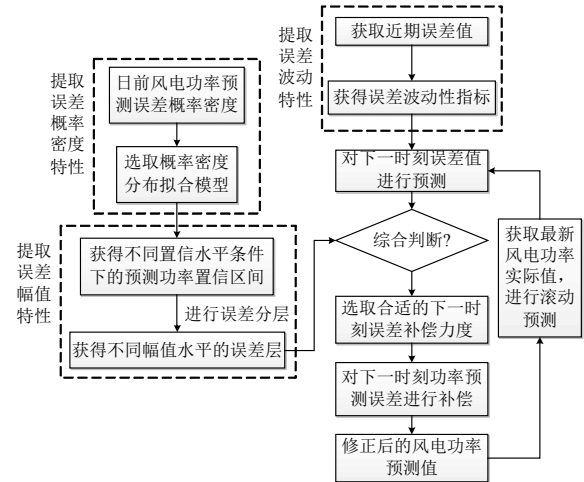


图1 超短期风电功率预测误差数值特性分层分析方法  
Fig. 1 Stratification analysis approach of ultra-short-term wind power forecasting error numerical characteristics

## 2 风电功率预测误差分层方法

### 2.1 广义误差分布模型及其改进

通过对预测误差概率密度曲线进行拟合,可以提取误差的概率密度特性,从而为误差分层提供依据。广义误差分布模型在经济学研究领域有较为广泛的应用,但在风电功率相关研究中的应用较为少见。该模型是一种形状更为灵活的拟合模型,可以通过自身参数的调整,实现对不同峰值、腰部和尾部特性的拟合<sup>[13]</sup>。

广义误差分布模型的概率密度函数<sup>[13]</sup>为

$$f(x; \nu, \lambda) = \frac{\nu}{\lambda \cdot 2^{\frac{\nu+1}{2}} \cdot \Gamma(1/\nu)} \cdot \exp\left[-\frac{1}{2} \left|\frac{x}{\lambda}\right|^{\nu}\right] \quad (1)$$

式中:自变量  $x$  是风电功率预测误差的标么值(也是相对于总装机容量的相对误差),即  $x = (P_{\text{forecast}} - P_{\text{actual}}) / P_{\text{base}}$ , 其中,  $P_{\text{base}}$  是样本数据系统所接入的风电装机总容量;  $\nu$  和  $\lambda$  为形状参数;  $\Gamma(\cdot)$  为伽马函数。式中:

$$\lambda = \left\{ \frac{2^{\frac{\nu+1}{2}} \cdot \Gamma(1/\nu)}{\Gamma(\frac{3}{\nu})} \right\}^{1/2} \quad (2)$$

公式(2)计算得到的参数 $\lambda$ 决定了曲线总体形状的平坦与陡峭程度。

通过研究发现,传统广义误差分布模型的尾部偏重且尖峰宽度过窄,这些特点不利于对超短期风电功率预测误差概率轻尾特点的描述。此外,传统广义误差分布模型的概率密度曲线关于 $x=0$ 轴对称,对于具有一定偏度的预测误差概率密度数据将无法准确拟合。

针对广义误差分布模型的上述特点,本文对传统模型进行了改进。改进后的广义误差分布模型概率密度函数为

$$f(x; \nu, \lambda, \alpha, \mu) = \frac{\nu}{\lambda \cdot \Gamma(\frac{1}{\nu})} \cdot \exp\left[-\left|\frac{x-\mu}{\lambda}\right|^{\alpha}\right] \quad (3)$$

$$\lambda = \left\{ \frac{2^{[2-\frac{1}{\nu}]} \cdot \Gamma(\frac{3}{\nu})}{\Gamma(\frac{3}{\nu})} \right\}^{1/2} \quad (4)$$

改进模型在指数部分加入的斜度参数 $\alpha$ 剥离了原始广义误差分布模型曲线斜度与峰度的联系,使模型曲线斜度变化更具灵活性。加入位置参数 $\mu$ 可以使模型具有拟合带偏度曲线的能力。对参数 $\lambda$ 的改进可以使模型对尖峰轻尾特性具有更好拟合效果的同时,让曲线不会失去腰部灵活性的同时,保证曲线腰部不至于过窄。

图2显示了改进前后广义误差分布模型与正态分布模型累积概率曲线的对比。从图中可以看出,改进后模型的累积速度更快,从而证明了模型的正确性和对超短期风电功率预测误差概率密度尖峰轻尾特性的拟合能力。

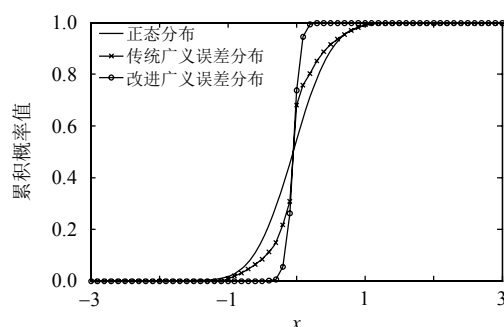


图2 改进前后广义误差分布模型的累积概率曲线

Fig. 2 Cumulative probability curves of generalized error distribution model before and after improvement

## 2.2 模型参数估计及精度评价指标

由于本文所研究的概率分布模型大部分为指数形式,故采用极大似然估计(maximum likelihood estimation, MLE)法对模型参数进行估计。这样可

以通过最大化对数似然值(log-likelihood, LL)<sup>[3]</sup>,将样本数据与模型参数的关系进行转变,便于参数估计。

为了更好地衡量改进后模型的拟合效果,本文利用包含纵向误差、横向误差、相关因子与极端误差在内的综合评价方法<sup>[14]</sup>对分布模型拟合效果进行评价。

选取绝对值平均误差(mean absolute error, MAE) $e_{MAE}$ 和均方根误差(root mean squared error, RMSE) $e_{RMSE}$ 作为纵向误差的评价指标,选取皮尔逊积矩相关系数(Pearson product-moment correlation coefficient, PPMCC) $I_{CC}$ 作为横向误差评价指标。通过计算极端情况误差百分值作为极端误差评价指标。纵向误差指标值越小,拟合效果越好;而横向误差指标值越大,拟合效果越好。极端误差包含绝对值最小误差百分值和绝对值最大误差百分值两部分,分别为最小误差与最大误差绝对值相对于概率密度累积值的百分数。

## 2.3 风电功率预测误差分层

在确定误差概率密度的拟合模型后,根据分析对象数据特征选取一低一高两个不同的置信度水平(如95%和85%)作为分层标准,并根据预测误差计算风电功率预测值的置信区间。

根据两个预测值置信区间临界值以及风电功率实际值处于这两个置信区间中的位置,实现对误差进行分层。当实际值处于置信度小的置信区间内时,说明此时误差较小,将该误差层称为小误差层;当实际值处于置信度大的置信区间以外时,说明此时误差较大,将该层称为大误差层;当实际值处于两个置信区间临界值之间时,误差处于中等水平,将该层称为中误差层。由此,可以得到根据历史预测误差构建的预测误差分层体系。由于误差可能存在正误差和负误差,因而在改误差分层体系中正负两侧均存在有大、中、小3个误差层。

在大多数情况下,预测误差概率密度曲线是可以看作对称的,所以计算单侧概率密度累积值可以判断总体误差水平。表1中给出了单侧概率密度曲线累积概率值对应的置信度水平参考值。

当置信度取值过大时,误差层的覆盖范围也较大,当误差值相对较大时才开始得到补偿,因而易导致误差欠补偿。反之,当置信度取值过小时,误差层的覆盖范围较小,即当误差值相对较小时就开始得到补偿,此时易导致误差过补偿。因此,应根据风电系统超短期预测的误差水平确定适合其自

表 1 置信度水平参考值

Tab. 1 Referenced values for confidence levels

$x$ 区间	累积 概率值	低置信度 边界值/%	高置信度 边界值/%
$(-\infty, -0.2)$	$\leq 0.05$	—	88
	$(0.05, 0.1)$	—	95
	$\geq 0.1$	—	98
$(-0.2, -0.1)$	$\leq 0.1$	75	—
	$(0.15, 0.2)$	80	—
	$\geq 0.2$	85	—

身的分层标准。

3 风电功率预测误差的波动性分析方法

由于风电功率本身具较强不确定性，而且预测模型本身带来也将带来一定程度系统误差<sup>[15]</sup>，这使得风电功率预测值误差波动性更加明显。但是在超短期预测时间尺度，时刻较为临近的功率点预测误差波动方向仍具有一定的相关性。因此，通过对误差波动性的分析，可以对误差变化进行预判断，从而为误差分层之后的补偿提供依据。

由于功率预测值随机性的存在，在进行风电功率预测误差的波动性分析时，追溯的时间范围不宜过大。此外，因风能具有较大不确定性，风电功率波动性规律的有效范围是十分受限的，因而波动性分析取点时间范围不宜过长。风电场超短期风电功率预测时间分辨率多为每 15 min 一个数据点。故本文选取预测时刻之前 5 个数据点的预测误差作为波动性分析的参考数据，并将其定义为“近期误差”，研究其波动特性和未来变化趋势。

在获取近期风电功率预测误差值的基础上，计算近期误差值的方差，并利用最小二乘法将近期误差值拟合成为一条直线。拟合得到的直线斜率绝对值可以衡量近期误差的发展趋势。再将拟合所得直线的斜率绝对值与误差方差值结合起来进行分析，可以得到近期误差的波动特性。误差波动性分析的具体流程如图 3 所示。

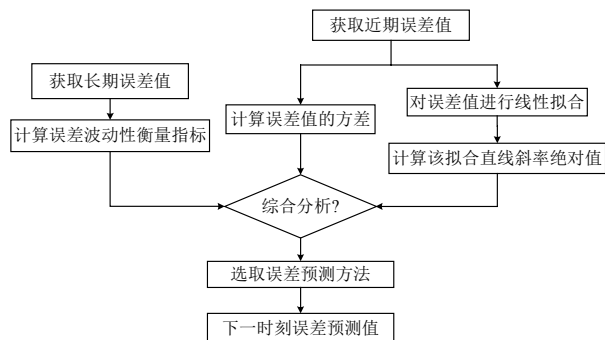


图 3 误差波动性分析方法

Fig. 3 Analyzing method of error volatility

在进行波动性分析之前，设置预测误差的总体方差水平 $\delta_0$ 和拟合直线斜率绝对值的临界值 $\phi_0$ 作为衡量近期误差方差值和拟合直线斜率值的衡量标准：

$$\delta_0 = \frac{1}{n} [(x_1 - \bar{x})^2 + (x_2 - \bar{x})^2 + \dots + (x_n - \bar{x})^2] \tag{5}$$

式中： $n$  为样本数量； $\bar{x}$  为样本误差平均值。

$$\phi_0 = \frac{|\psi_1 - \psi_2|}{4} \tag{6}$$

式中 $|\psi_1 - \psi_2|$ 为由拟合模型和置信度水平确定的单侧置信区间临界值之差的绝对值。

当方差值小于 $\delta_0$ 且斜率绝对值小于 $\phi_0$ 时，说明误差处于平稳小幅波动状态，此时采用移动平均(moving average, MA)法对下一时刻误差值进行预测。

当方差值大于 $\delta_0$ 而斜率绝对值小于 $\phi_0$ 时，此时误差处于发展趋势相对平稳的幅值大幅波动状态，此时采用加权移动平均(weighted moving average, WMA)法进行误差预测，越靠近下一时刻的近期误差值权重越大。

当方差值小于 $\delta_0$ 而斜率绝对值大于 $\phi_0$ 时，此时误差处于非平稳小幅波动状态，近期误差呈现出多数值小幅波动而个别值波动较大的情况，这种情况下数据趋势性不明显、不确定性较大，采用自回归移动平均(autoregressive moving average model, ARMA)法进行预测，并加大前一时刻误差值权重。

当方差值大于 $\delta_0$ 且斜率绝对值大于 $\phi_0$ 时，此时误差值呈现出明显的发展趋势，可以采用线性方法计算下一时刻误差值。

应用上述方法，在对近期误差进行波动性分析的基础上，可以预测得到下一时刻风电功率预测误差的预测值。

4 风电功率预测误差的分层补偿方法

由于功率预测误差处于不断变化的状态，因此应综合考虑误差历史值和预测值的波动趋势，选择合适的预测误差补偿方法<sup>[16]</sup>。在下一时刻误差值的预测过程中，已经考虑过去 5 个时刻的风电功率预测历史误差值。因而，在进行分层补偿时只需要根据误差预测值所处层级选择相应的补偿方法即可。

误差预测值相对于上一时刻误差历史值可能会在同侧(正误差或负误差)的同一层之内或者在多误差层之间波动。为了防止产生补偿方法的误判，本文将单侧同层内的风电功率预测误差波动情况

进行单独的讨论。

#### 4.1 误差预测值在单侧层内波动

当  $e_0$  和  $e_1$  均处于单侧同一误差层内时, 此时的误差波动较小, 只需要对误差预测值进行等幅反向补偿即可。

表 2 显示了误差预测值处于不同层时的补偿方法和补偿幅度。为了保证计算效率和防止产生过度补偿, 当  $e_0$  和  $e_1$  均处于小误差层时, 不再进行误差的补偿。

表 2 误差预测值处于单侧层内波动时的补偿方法

Tab. 2 Adopted compensation methods while the forecasted error values fluctuate in a single-side layer

所处误差层	补偿方式	补偿幅度
小误差层	不补偿	—
中误差层	反向补偿	等幅
大误差层	反向补偿	等幅

#### 4.2 误差预测值在层间波动

误差预测值可能会在正负误差两侧各 3 个误差层之间任意波动, 因此对于误差预测值的层间波动不能仅考虑误差预测值( $t+1$  时刻)的幅值大小, 还应该考虑未来误差( $t+2$  时刻)的发展趋势。若仅考虑  $t+1$  时刻误差预测值, 很可能会产生补偿力度不足的情况。此时, 本文引入了  $e_0$  和  $e_1$  连线斜率  $\varphi_2$  作为误差发展趋势的衡量标准,  $\varphi_2$  的定义如下:

$$\varphi_2 = \frac{|e_0 - e_1|}{|\psi_1 - \psi_2|} \quad (7)$$

当  $e_0$  和  $e_1$  均在双侧的小误差层中时, 对风电功率预测误差不进行补偿。当  $e_1$  处于双侧任一小误差层而  $e_0$  不在小误差层中时, 虽然误差仍具有较大的变化趋势, 但是无法排除未来误差持续处于小误差层的情况, 因此也不再补偿。除了以上两种特殊情况外, 误差预测值均按照表 3 中的补偿方式和补偿幅度进行补偿。

当  $\varphi_2$  值较大时, 说明误差变化幅度较大。此时  $t+2$  时刻的超短期风电功率预测误差进一步增大的可能性较大, 因此采用了误差预测值的反向过补

表 3 误差预测值处于层间波动时的补偿方法

Tab. 3 Compensating methods when the forecasted error values fluctuate between layers

$e_0$ 和 $e_1$ 位置	$\varphi_2$ 值	补偿方式
同侧	$\leq 1$	等幅反向补偿
	$> 1$	1.2 倍反向补偿
异侧	$\leq 2$	等幅反向补偿
	$> 2$	1.2 倍反向补偿

偿对功率预测值进行修正, 以防出现补偿力度不足的情况。过补偿倍数应根据风电功率预测误差的波动情况来确定, 并且可以通过调节过补偿倍数来对波动较大误差的补偿力度进行调控。由于以上原因, 并结合本研究所用数据特点, 选取 1.2 倍过补偿来进行方法的说明。

通过以上方法对误差进行滚动分析和补偿, 实现对由预测模型得到的风电功率预测值的进一步修正, 从而可以提高超短期风电功率预测值的精度。

## 5 算例分析

算例数据取自国内西北某风电场, 数据集涵盖了 2013 年全年和 2014 年上半年的风力发电实际功率数据和预测功率数据。

所用数据集时间分辨率为 15 min, 预测时间尺度为超短期风电功率预测。本研究从数据集中选取了 2013 年 12 月到 2014 年 2 月的 8640 个有效数据点进行误差概率密度特性分析。

### 5.1 数据处理

为了描述风电功率预测误差的概率密度特性, 需要对原始数据进行处理。首先, 计算风电功率预测的误差标幺值  $x$ , 标幺值的基准值为该风电场总容量 259 MW。这样计算得到的误差标幺值实际上也是相对于总装机容量的相对误差。然后, 对误差标幺值进行分段统计, 以 0.02 的区间长度将  $x$  在  $(-1, 1)$  中分为 100 个区间。然后, 计算每个区间内的风电功率预测误差概率密度。由于所用数据的风电规模较大, 预测误差概率密度分布很可能呈现出非常明显的尖峰特性。因此, 最终的拟合效果对区间长度的选取较为敏感, 区间长度选取过大会造成整体的信息缺失, 长度选取过小会造成信息冗余和参数估计困难。由于上述原因, 经验证选取 0.02 的区间长度可以较好的满足实验要求。

### 5.2 风电功率预测误差概率密度拟合

风电功率预测误差概率密度拟合模型的选取决定了误差概率密度特征提取的精度<sup>[17]</sup>。尾部概率密度曲线来自于误差比较大的预测数据, 因此尾部拟合精度将对误差分层分析产生较大影响。首先利用改进后的广义误差分布模型、传统广义误差分布模型和应用最广泛的正态分布模型进行对比, 从而初步确定改进广义误差分布模型的拟合可行性。

图 4 显示了这 3 种模型的风电功率预测误差概率密度拟合曲线。从图中可以看出, 传统广义误差分布模型和正态分布模型的拟合误差明显过大, 因

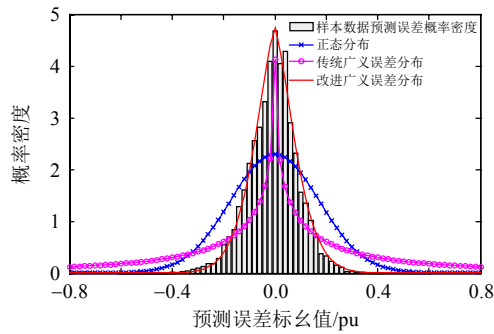


图4 改进前后广义误差分布模型与正态分布模型的对比

Fig. 4 Fitting performances of normal distribution and generalized error distribution before and after improvement

而不宜采用。

图5显示了改进广义误差分布模型、柯西分布模型和拉普拉斯分布模型拟合曲线的对比结果。从图中可以看出,相对于风电功率预测误差概率密度实际值和改进广义误差分布,柯西分布曲线在腰部拟合值偏小,而在尾部的拟合值偏大;拉普拉斯分布在峰值和腰部的拟合结果较好,但从图6(a)和图6(b)中可以看出在双侧尾部的拟合误差明显大于改进广义误差分布。

从表4中的拟合精度评价指标可以看出,改进广义误差分布模型在以平均绝对误差和均方根误差为代表的纵向误差、在以皮尔逊相关系数为代表

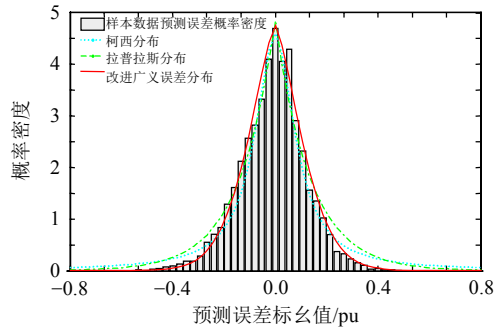


图5 改进广义误差分布与其他两种模型的拟合效果对比

Fig. 5 Fitting performances of generalized error distribution and other two advanced models

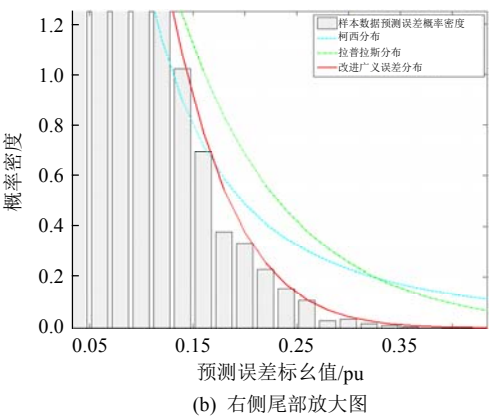
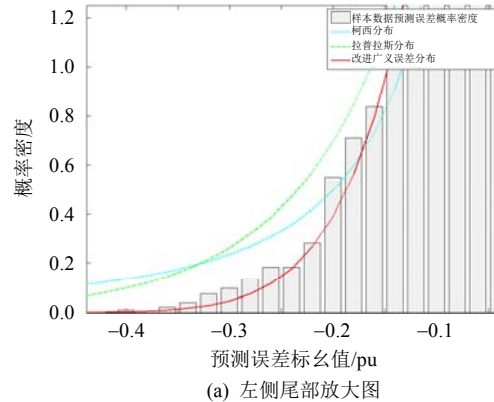


图6 3种模型拟合结果的尾部对比

Fig. 6 Comparison of three kinds of distribution Models in tail section

表4 5种误差概率密度拟合模型精度评价指标

Tab. 4 Accuracy evaluation indexes values in five probability density fitting models

分布模型	$e_{MAE}$	$e_{RMSE}$	$I_{CC}$	最大误差/%	最小误差/%
正态分布	0.623 8	1.800 7	0.986 4	18.915 7	0.000 0
柯西分布	0.193 3	0.381 4	0.990 4	3.869 9	0.050 3
拉普拉斯分布	0.139 3	0.352 4	0.992 0	4.307 0	0.000 0
传统广义误差分布	0.819 0	1.278 5	0.842 0	13.942 8	0.158 0
改进广义误差分布	0.072 8	0.267 4	0.995 2	3.466 1	0.000 0

的横向误差和极端误差方面的拟合效果均优于其他4种拟合模型。表5中为各模型参数值。

表5 5种分布模型的参数估计值

Tab. 5 Estimated parameters in five distribution models

分布模型	形状参数	位置参数
正态分布	0.031 2	-0.000 9
柯西分布	0.068 9	-0.001 0
拉普拉斯分布	0.102 0	-0.000 9
传统广义误差分布	0.340 2	—
改进广义误差分布	$v=0.585\ 1$ $\alpha=1.5$	-0.001 0

综合上述结论,改进广义误差分布模型的拟合效果较好,尤其是在尾部误差拟合方面,其拟合精度相对于拉普拉斯分布和柯西分布模型有明显提升。因此,选择改进广义误差分布模型作为具有尖峰轻尾特性的超短期风电功率预测误差概率密度的拟合模型。在此基础上,确定相应的预测值置信区间,并进行误差分层分析。

5.3 风电功率预测误差分层

根据本文所述方法,选取算例数据中2014年1月的2976个数据点预测误差进行数值特性分析和误差补偿。根据样本数据预测误差水平,本文选取



95%和 80%置信度水平作为分层依据。在下文中,选取其中 96 个点(1 天)的数据进行了示例说明。

利用改进广义误差分布模型进行计算,可得 95%置信度对应风电功率预测误差标么值的绝对值为 0.1861,对应预测误差区间为 $[-48.20, 48.20]$  MW, 80%置信区间对应功率预测误差标么值的绝对值为 0.0879,对应预测误差区间为 $[-22.76, 22.76]$  MW。

图 7 显示了 96 个数据点样本超短期风电功率预测数据的误差分层情况。由图中可以看出样本的风电功率实际值不仅持续出现在大误差层和中误差层,而且还出现了层间波动情况。这主要是由于风电功率预测值的误差大致处于中误差层和大误差层的临界位置,而实际值存在较为稳定的小幅波动。由于这种波动的幅度比较小,而且是处于连续状态的,本文所提出的误差幅值特性分析方法可以对这种情况进行较好的误差分析和补偿。

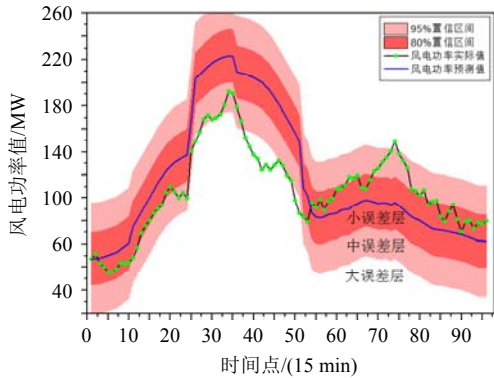


图 7 超短期风电功率预测误差数据分层结果  
Fig. 7 Stratified result of the ultra-short-term wind power forecasting errors

5.4 预测误差分层分析和补偿结果

将计算得到的下一时刻风电功率预测误差值置于误差分层体系中,即可利用分层来判断下一时刻误差水平。利用本文第 4 节所述补偿方法对风电功率预测值进行补偿。图 8 中绘出了 96 个数据点

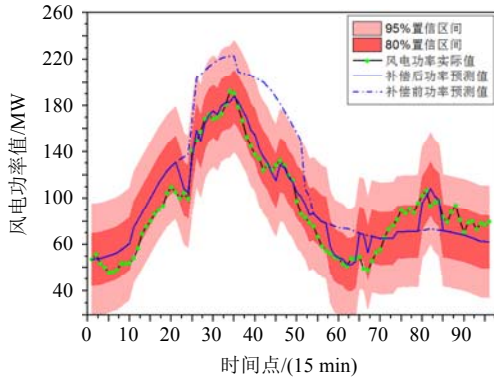


图 8 补偿后的超短期风电功率预测结果  
Fig. 8 Ultra-short-term wind power forecasting results after compensation

进行误差补偿前后的风电功率预测值。

从图 8 中可以看出,所有的功率实际值点已经落在预测值 95%置信区间内。除少数点外,绝大多数补偿后的预测误差处于小误差层。此外,在图 7 中所显示的第 80-85 个时间点出现了误差层间波动的情况,该情况在图 8 所示结果中也得到了较好的处理。

表 6 显示了 2976 个数据点(31 天)的误差分层分析和补偿前后的预测误差利横向和纵向误差值<sup>[11]</sup>,结果显示经过误差分析和补偿之后的风电功率月均方根误差满足标准要求。以平均绝对误差和均方根误差所代表的纵向误差及以皮尔逊相关系数所代表的横向误差显示补偿之后的风电功率预测误差明显减小。

表 6 补偿前后预测误差对比  
Tab. 6 Comparison of forecasting errors before and after compensation

数据状态	$e_{MAE}$	$e_{RMSE}$	$I_{CC}$
补偿前	58.498	55.873	0.961
补偿后	36.157	32.116	0.983

综上可知,本文提出的结合超短期风电功率预测误差幅值特性和波动性的分层分析方法可以在选择合适模型提取预测误差概率密度的基础上,建立风电功率预测误差的分层体系;然后,结合误差波动性对下一时刻误差进行预测,根据误差预测值和误差发展趋势对误差进行补偿,使功率预测值得到了一定程度的修正;由此得到的超短期风电功率预测值的预测误差相比于误差补偿之前明显减小。

6 结论

本文针对超短期风电功率预测误差的特点,设计了一套结合预测误差幅值特性和波动性特点的预测误差分层分析方法。经过对本文所提出方法的研究和算例验证,得到的主要结论如下:

- 1) 改进后的广义误差分布模型在峰值、腰部特性和尾部特性方面都可以进行较为灵活的调整,使其对超短期风电功率预测误差的概率密度特性具有较强的适应能力。
- 2) 改进广义误差分布模型对风电功率预测误差概率密度分布拟合效果优于其他 3 种模型。尤其在尾部特性拟合方面,改进广义误差分布模型的拟合效果明显优于拉普拉斯分布模型。
- 3) 在确定最优风电功率预测误差概率分布拟合模型之后,根据 95%和 80%置信度对预测误差进

行了分层,分层结果覆盖范围可以较好的平衡误差预测、补偿与计算效率之间的矛盾。

4) 经过以误差概率密度特性为基础的误差分层之后,结合误差波动性分析而得到的误差预测值,对下一时刻风电功率预测值进行了补偿修正。结果表明,本文所提出的误差分析和补偿方法可以有效减小超短期风电功率预测误差,尤其是针对连续波动的较大误差具有较好的补偿效果。

## 参考文献

- [1] 刘芳,潘毅,刘辉,等. 风电功率预测误差分段指数分布模型[J]. 电力系统自动化, 2013, 37(18): 14-19.  
Liu Fang, Pan Yi, Liu Hui, et al. Piecewise exponential distribution model of wind power forecasting error [J]. Automation of Electric Power Systems, 2013, 37(18): 14-19(in Chinese).
- [2] 叶林,赵永宁. 基于空间相关性的风电功率预测研究综述[J]. 电力系统自动化, 2014, 38(14): 126-135.  
Ye Lin, Zhao Yongning. A Review on Wind Power Prediction Based on Spatial Correlation Approach[J]. Automation of Electric Power Systems, 2014, 38(14): 126-135(in Chinese).
- [3] 丁华杰,宋永华,胡泽春,等. 基于风电场功率特性的日前风电预测误差概率分布研究[J]. 中国电机工程学报, 2013, 33(34): 136-144.  
Ding Huajie, Song Yonghua, Hu Zechun, et al. Probability density function of day-ahead wind power forecast errors based on power curves of wind farms[J]. Proceedings of the CSEE, 2013, 33(34): 136-144(in Chinese).
- [4] 张凯锋,杨国强,陈汉一,等. 基于数据特征提取的风电功率预测误差估计方法[J]. 电力系统自动化, 2014, 38(16): 22-27.  
Zhang Kaifeng, Yang Guoqiang, Chen Hanyi, et al. An estimation method for wind power forecast errors based on numerical feature extraction[J]. Automation of Electric Power Systems, 2014, 38(16): 22-27 (in Chinese).
- [5] 杨红英,冯双磊,王勃,等. 基于线性回归的风电功率预测误差修正方法[J]. 电力系统及其自动化学报, 2013, 25(4): 14-17.  
Yang Hongying, Feng Shuanglei, Wang Bo, et al. Study of the MOS method based on linear regression for wind power prediction[J]. Proceedings of the CSU-EPSC, 2013, 25(4): 14-17(in Chinese).
- [6] Khosravi A, Nahavandi S. An optimized mean variance estimation method for uncertainty quantification of wind power forecasts[J]. International Journal of Electrical Power & Energy Systems, 2014, 61: 446-454.
- [7] Hodge B M, Lew D, Milligan M, et al. Wind power forecasting error distributions: an international comparison [C]//Proceedings of the 11th Annual International Workshop on Large-Scale Integration of Wind Power into Power Systems as well as on Transmission Networks for Offshore Wind Power Plants Conference. Lisbon, Portugal: NREL, 2012.
- [8] Zhang Z S, Sun Y Z, Gao D W, et al. A versatile probability distribution model for wind power forecast errors and its application in economic dispatch[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2013, 28(3): 3114-3125.
- [9] Hodge B M, Milligan M. Wind power forecasting error distributions over multiple timescales[C]//2011 IEEE Power and Energy Society General Meeting. San Diego, CA: IEEE, 2011: 1-8.
- [10] Hodge B M, Ela E G, Milligan M. Characterizing and modeling wind power forecast errors from operational systems for use in wind integration planning studies [J]. Wind Engineering, 2013, 36(5): 509-524.
- [11] Florita A, Hodge B M, Milligan M. Wind power forecasting error frequency analyses for operational power system studies[C]//Proceedings of the 11th Annual International Workshop on Large-Scale Integration of Wind Power into Power Systems as well as on Transmission Networks for Offshore Wind Power Plants Conference. Lisbon, Portugal: NREL, 2012.
- [12] 刘立阳,吴军基,孟绍良. 短期风电功率预测误差分布研究[J]. 电力系统保护与控制, 2013, 41(12): 65-70.  
Liu Liyang, Wu Junji, Meng Shaoliang. Research on error distribution of short-term wind power prediction[J]. Power System Protection and Control, 2013, 41(12): 65-70(in Chinese).
- [13] Li Y Q, He W, Yan X B. Default probability of listed companies based on the generalized error distribution[C]//Proceedings of the 2010 International Conference on Multimedia Technology. Ningbo, China: IEEE, 2010: 1-4.
- [14] 徐曼,乔颖,鲁宗相. 短期风电功率预测误差综合评价方法[J]. 电力系统自动化, 2011, 35(12): 20-26.  
Xu Man, Qiao Ying, Lu Zongxiang. A comprehensive error evaluation method for short-term wind power



prediction[J]. Automation of Electric Power Systems, 2011, 35(12): 20-26(in Chinese).

- [15] 叶林, 朱倩雯, 赵永宁. 超短期风电功率预测的自适应指数动态优选组合模型[J]. 电力系统自动化, 2015, 39(20): 12-18.

Ye Lin, Zhu Qianwen, Zhao Yongning. Dynamic combination model considering adaptive exponential for ultra-short term wind power prediction[J]. Automation of Electric Power Systems, 2015, 39(20): 12-18(in Chinese).

- [16] Tewari S, Geyer C J, Mohan N. A statistical model for wind power forecast error and its application to the estimation of penalties in liberalized markets[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2011, 26(4): 2031-2039.

- [17] Bludszuweit H, Domínguez-Navarro J A, Llobert A. Statistical analysis of wind power forecast error [J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2008, 23(3): 983-991.



叶林

收稿日期: 2015-05-26。

作者简介:

叶林(1968), 男, 教授, 博士生导师, 德国洪堡学者, 主要研究方向为电力系统自动化和新能源发电技术, 本文通讯作者, yelin@cau.edu.cn;

任成(1992), 男, 硕士研究生, 主要研究方向为新能源发电技术, rencheng@cau.edu.cn;

赵永宁(1990), 男, 博士研究生, 主要研究方向为电力系统运行与控制、风电功率预测算法研究, zyn@cau.edu.cn;

饶日晨(1991), 男, 硕士研究生, 主要研究方向为电力系统运行与控制, rrs@cau.edu.cn;

滕景竹(1991), 女, 硕士研究生, 主要研究方向为新能源发电技术, tengjingzhu@cau.edu.cn。

(责任编辑 李泽荣)

## 《中国电机工程学报》入选 “2015 中国最具国际影响力学术期刊”

据中国学术期刊(光盘版)电子杂志社(CNKI)最新发布,《中国电机工程学报》入选“2015 中国最具国际影响力学术期刊”(自然科学与工程技术)。在 175 种进入该名单的中英文期刊中,《中国电机工程学报》排名第 60 位,在动力与电力领域期刊中排名第 1 位。这是《中国电机工程学报》连续四年获此荣誉。

“2015 中国最具国际影响力学术期刊”以《中国学术期刊国际引证年报(2015 版)》给出的期刊国际影响力指数 CI 对科技备选期刊进行排序,遴选出前 175 种科技期刊(Top5%),将遴选方法、指标、初选名单送专家评审,根据专家意见删减个别声誉不好的期刊,按 CI 值依序补充,保持入选期刊数量不变,最终确定了 TOP 期刊名单。

《中国学术期刊国际引证年报(2015 版)》是中国学术期刊(光盘版)电子杂志社(CNKI)出版、中国学术文献国际评价研究中心联合清华大学图书馆研制,以中国大陆正式出版的 6306 种学术期刊为研究对象,以 Web of Science 的统计源为基础,扩增了与中国研究相关的人文社科类学术期刊,以 2014 年为统计年发布的。其中,科技期刊 4052 种,人文社科期刊 2254 种。

通过分析 4 年的《年报》数据发现,2011 年以来国际影响力 TOP 期刊的国际总被引频次连续 4 年增长。其中,2014 年科技期刊均他引总被引频次与他引影响因子的同比增幅已连续 4 年超过 10%,体现出我国科技期刊近年在学术水平、总体质量和国际认可度上的长足进步。入选《年报》TOP 期刊中有很多期刊在国际上的影响力已经高于国际 SCI 或 SSCI 期刊。《中国电机工程学报》在此国际浪潮下,将不负重望,再接再厉,将我国优秀电力科研论文推向国际,树立我国电力科研的良好国际形象,为我国电力科研及期刊走向国际贡献力量。