

4-16-2021

Ultra shorttime prediction error analysis of wind power based on mixed distribution model

Shuaike ZHANG

College of Electrical Engineering, Shanghai University of Electric Power, Shanghai 200090, China

Pingping LUO

College of Electrical Engineering, Shanghai University of Electric Power, Shanghai 200090, China

Follow this and additional works at: <https://jepst.researchcommons.org/journal>

Recommended Citation

ZHANG, Shuaike and LUO, Pingping (2021) "Ultra shorttime prediction error analysis of wind power based on mixed distribution model," *Journal of Electric Power Science and Technology*: Vol. 35: Iss. 5, Article 15. DOI: 10.19781/j.issn.16739140.2020.05.015

Available at: <https://jepst.researchcommons.org/journal/vol35/iss5/15>

This Article is brought to you for free and open access by Journal of Electric Power Science and Technology. It has been accepted for inclusion in Journal of Electric Power Science and Technology by an authorized editor of Journal of Electric Power Science and Technology.

基于混合分布模型的风电功率超短期 预测误差分析

张帅可, 罗萍萍

(上海电力大学电气工程学院, 上海 200090)

摘 要:分析风电功率预测误差特性对电力系统优化调度与安全控制等方面具有重要意义。提出混合 t Location-scale 分布的风电功率超短期预测误差分布模型,通过改进 K -means 聚类算法确定模型参数。并以某风电场的实测数据进行验证分析不同预测方法下风电功率超短期预测误差的分布特性。根据风电场实测数据进行功率预测,对时间序列和支持向量机 2 种预测模型产生的误差进行分析,验证了该模型可以有效描述预测误差概率分布。

关 键 词:风电功率;预测误差分析;混合 t Location-scale 分布;改进 K -means 聚类

DOI:10.19781/j.issn.1673-9140.2020.05.015 中图分类号:TM93 文章编号:1673-9140(2020)05-0111-08

Ultra short-time prediction error analysis of wind power based on mixed distribution model

ZHANG Shuaike, LUO Pingping

(College of Electrical Engineering, Shanghai University of Electric Power, Shanghai 200090, China)

Abstract: Characteristics analysis of wind power prediction error can provide more accurate reference for optimal dispatch and stable operation of power system. This paper proposes the mixed t Location-scale distribution model to describe the probability distribution of wind power prediction error characteristics quantitatively. Then it uses improved K -means clustering algorithm to determine the model parameters. The distribution characteristics of the ultra-short-term prediction errors of wind power under different prediction methods are validated and analyzed with the measured data of a wind farm. Based on the measured data of the wind farm, we predict and analyze the errors produced by the two prediction models of time series and support vector machines, respectively. It is verified that the model can effectively describe the probability distribution of prediction errors.

Key words: wind power; prediction error analysis; mixed t Location-scale distribution; improved K -means clustering

随着风电渗透率及接入容量在电力系统中的不断增加,风电功率的精确预测已成为学者关注的焦点。风能所具有的随机性和波动性,严重影响电力系统的安全稳定运行^[1-4],这使得风电功率的精确预

测显得尤为重要。风电功率的预测方法较多,其中时间序列法、人工神经网络法和支撑向量机法等^[5-6]较为常用。这些方法在对未来风电功率的预测效果较好,但预测精度有限,因此,对预测误差的分析显

得尤为必要。该文从统计方法分析预测误差的概率密度分布特性。

目前,风电功率预测方法主要有智能预测和非智能预测两大类,风电功率的智能预测主要是将神经网络、支持向量机等智能算法应用到风电功率的预测方法中;而非智能预测是利用传统的统计和逻辑算法对风电功率进行预测。在时域上分析风电功率预测误差,体现出无规则序列的特点;在误差出现频率上分析,则呈现出一定的概率分布。正态分布、逻辑斯特分布、拉普拉斯分布及 t 分布等单一概率分布均可较好地拟合具有“单峰”特点的误差分布,文献[7-9]分别采用单一分布对风电功率“单峰”误差分布进行概率拟合,取得较好的拟合效果。不同预测方法产生的预测误差特点不同;文献[10]采用一种类正态分布模型对误差分布进行拟合,拟合曲线和实际误差分布较为吻合;文献[11]对具有多峰值性、有偏性和厚尾性的预测误差分布特性提出了混合偏态分布模型;文献[12]从单一高斯分布对非对称分布的描述不足入手,提出可变峰度的 Beta 分布对风电功率预测误差进行定量描述;文献[13]采用柯西分布和拉普拉斯分布描述风电功率预测误差,其拟合效果优于高斯分布,但不能很好地描述具有厚尾和偏态特征分布;文献[14]混合高斯模型以描述不同特性的风电功率实时预测误差。

基于以上研究,该文首先分析不同装机容量的风电场中风电功率超短期预测误差分布特性,然后针对不同预测方法体现不同分布特性的预测误差,提出混合 t Location-scale 分布模型来描述其分布特性,最后通过风电场实测数据仿真实验,验证该模型可以有效地描述预测误差的概率分布特点。

1 风电功率超短期预测误差分析

定义风电功率预测误差标么值:

$$P_E = \frac{P_{\text{predict}}(t) - P_{\text{actual}}(t)}{P_{\text{Cap}}} \quad (1)$$

式中 $P_{\text{predict}}(t)$ 为风电功率预测值; $P_{\text{actual}}(t)$ 为风电功率真实值; P_{Cap} 为风机开机容量。预测误差标么值(以下简称预测误差),风电功率实时预测误差概率分布直方图如图 1~2 所示。

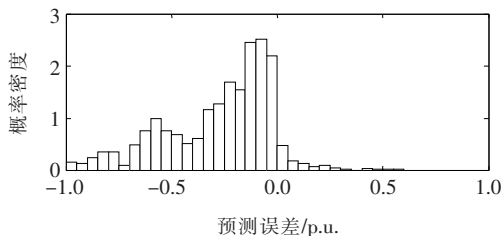


图 1 时间序列法预测误差

Figure 1 The error of time series prediction

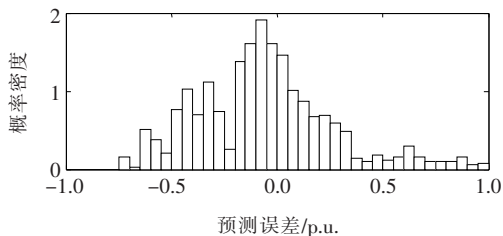


图 2 支持向量机预测误差

Figure 2 The error of SVM prediction

由图 1、2 总体来看,预测误差概率分布大致呈现中间高两边低的特点。利用不同预测模型对风电功率进行预测所产生的误差,其概率分布表现特点不尽相同,预测误差分布在 0 处出现概率大,预测模型的预测准确性高。预测模型的多样性导致预测误差也会出现不同分布形态,相比较支持向量机预测模型,时间序列预测模型的预测误差体现出“有偏”和“多峰”的特点,而支持向量机预测模型还具有“重尾”的特点。为适应不同预测方法下的误差分布特性,该文提出了混合 t Location-scale 模型来提高概率分布的拟合精度。

2 混合分布模型及其有效性分析

2.1 混合分布模型

混合分布模型由若干单一分布模型线性组合而成,其中各单一模型权重之和为 1。混合分布相比于单一分布模型其形状更加灵活,此外,混合模型还具有结构简单、拟合性能好等优点。

t Location-scale 分布概率密度函数为

$$f(x) = \frac{\Gamma\left(\frac{a+1}{2}\right)}{\sqrt{v\pi} \Gamma\left(\frac{a}{2}\right)} \left(1 + \frac{\left(\frac{x-\mu}{\sigma}\right)^2}{a}\right)^{-\frac{a+1}{2}} \quad (2)$$

式中 μ 是位置参数; σ 是尺度参数; a 表示自由度。混合 t Location-scale 分布概率密度函数:

$$f(x; \mu_1 \cdots \mu_N, \sigma_1 \cdots \sigma_N, a_1 \cdots a_N) =$$

$$\sum_{i=1}^N W_i T(x_i; \mu_i, \sigma_i, a_i) \quad (3)$$

其中, W_i 为权值; μ_i 为均值; σ_i 为标准差; a_i 为自由度。相比混合高斯分布模型,混合 t Location-scale 增加了自由度参数。

混合分布模型是对若干单一模型进行凸组合,对描述具有凸型结构风电功率预测误差概率分布更加合适。文献[15-16]已对组合模型的有效性进行验证,在此不再赘述。

2.2 组合模型的有效性

由于单一模型不能对全局描述因风电功率波动变化率序列具有“凸”特征,而混合模型是若干单一模型的凸组合,因此,相比单一模型,混合模型能够更加平稳灵活地描述其波动特征。该文采用以拟合误差平方和达到最小为准则,设某对象序列的观察值为 $\{P_x, x=1, 2, \dots, m\}$, 现有 n 个单一模型对其进行拟合, P_{ix} 是第 i 种拟合方法在第 x 个点的拟合值, $i=1, 2, \dots, n, x=1, 2, \dots, m$, 对应时刻的相对误差为 $E_{ix} = \frac{(P_x - P_{ix})}{P_x}$; 设 $\hat{P}_{ix} = a_1 P_{1x} + a_2 P_{2x} + \dots + a_n P_{nx}$ 为组合拟合值(其中 $a_1, a_2, \dots, a_n$ 分别为各拟合模型的权重系数,且满足: $a_1 + a_2 + \dots + a_n = 1$); 设 I_x 为相对误差的平方和,则 $I_x = E_{1x}^2 + E_{2x}^2 + \dots + E_{nx}^2$ 。因此,只需求取 I_x 的最小值即可得混合分布模型参数。文献[15]已证明该方法的有效性,在此不再赘述。

3 混合模型参数确定

3.1 改进的 K-means 聚类

K-means 聚类是一种应用较为广泛的聚类方法,设定聚类数 K ,使得类内误差平方和最小聚为一类,达到同类相似度高,不同类相异度高的目的。在传统的 K 均值算法中, K 值的选择比较困难,初始聚类中心随机指定,且最终聚类个数需要预先设置,其值的选取可能会影响最终聚类的结果。

该文首先对数据采用层次聚类的方法进行处理,将得到的聚类结果作为 K-means 的聚类中心。由于层次聚类得到的初始聚类中心可同时确定聚类数 K ,其分布与原始数据的分布接近,所以能有效提高聚类的质量。层次聚类算法步骤如下。

1) 将每个样本归为一类,计算每 2 个类之间的欧式距离。

2) 将各个类之间距离最近的 2 个类归为一类。

3) 重新计算新生成类与各旧类之间的欧式距离。

4) 重复步骤 2)、3) 至所有样本点归为一类。

3.2 混合 t Location-scale 分布模型参数求取

在混合模型中,各单一模型的权值系数与聚类数 K 具有对应关系,该文首先通过层次聚类法先确定样本聚类数 K ,然后利用 K -means 聚类数与混合 t Location-scale 分布的各个参数的对应关系确定混合分布模型参数,计算流程如图 3 所示。

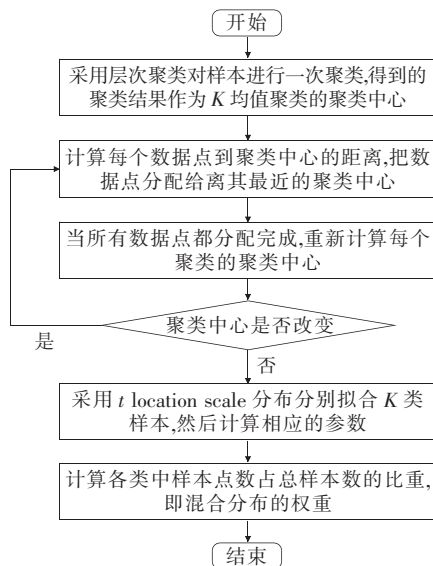


图 3 混合 t Location-scale 分布参数确定流程

Figure 3 Flow chart of parameter determination for mixing t Location-scale distribution

4 算例分析

4.1 实验数据

该文采用风电场 A 和 B 某月 30 天实测数据进行算例分析,风电场 A 和风电场 B 的装机容量分别为 45 MW 和 90 MW,单机容量为 1.5 MW,风电功率数据采样间隔为 15 min。混合 t Location-scale 分布采用改进 K-means 聚类算法确定参数。

4.2 模型评价指标

该文采用文献[17]提出的模型精度评价指标,分布拟合误差主要使用横向误差指标和纵向误差指标来衡量。该文中采用相关系数作为横向误差,该指标反映 2 组序列变化的相关程度,从图形拟合效果体现模型的拟合精度,其值越接近于 1,说明 2 组

序列形态相似程度越高,模型拟合效果愈优。纵向误差选用绝对值平均误差和均方根误差,绝对值平均误差衡量模型误差平均幅值,而均方根误差衡量模型误差分散程度,二者越小,说明模型拟合值越接近实际值,相应地模型精度愈高。

模型误差计算:

$$E_i = y'_i - y_i \tag{4}$$

式中 y_i 为原始数据概率密度纵坐标; y'_i 为对应拟合纵坐标。

模型评价指标平均绝对误差、均方根误差和关系数定义:

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |E_i| \tag{5}$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n E_i^2} \tag{6}$$

$$R = \frac{Cov(y_1, y_2)}{\sqrt{D(y_1)} \cdot \sqrt{D(y_2)}} \tag{7}$$

式中 n 为数据序列的长度; $Cov(\bullet)$ 为协方差; $D(\bullet)$ 为方差。

4.3 不同阶数混合 t Location-scale 模型分析

为了研究混合分布模型能否较好地描述不同预测方法的预测误差分布特性,分别选取风电场 A、B 的实测数据,以时间序列模型和支持向量机模型得到的预测误差为研究对象,对于混合 t Location-scale 分布模型,在拟合风电功率预测误差概率密度函数时,考虑模型复杂度以及模型精度,一般模型阶数小于 5 阶。

对风电场 A,不同阶数混合 t Location-scale 分布模型对时间序列法和支持向量机法的预测误差概率密度分布拟合效果如图 4~5 所示。

由图 4 可知,时间序列预测模型得到的误差呈现出“有偏”和“多峰”的特征,采用不同阶数的模型对其概率密度分布进行拟合,其评价指标如表 1 所示。

由表 1 可知,随着模型阶数的增加,拟合效果趋于最优,模型为 5 阶时,拟合效果最优,其绝对值平均误差为 0.122 2,均方根误差为 0.201 4,相关系数为 0.965 7。

由图 5 可知,支持向量机预测模型得到的误差呈现出“多峰”和“重尾”的特征,采用不同阶数的模

型对其概率密度分布进行拟合,其评价指标如表 2 所示。

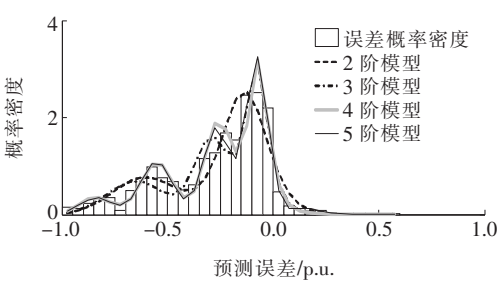


图 4 不同阶数混合模型对时间序列预测误差拟合效果对比

Figure 4 Comparison of the fitting effects of different order mixed models on time series prediction errors

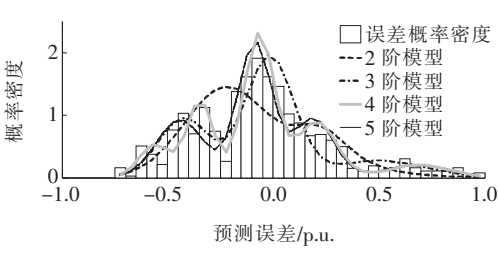


图 5 不同阶数混合模型对支持向量机预测误差拟合效果对比

Figure 5 Comparison of fitting effects of different order mixed models on SVM prediction error

表 1 不同阶数混合模型对时间序列预测误差拟合评价指标

Table 1 Fitting evaluation index of time series prediction error by mixed models of different orders

模型阶数	MAE	RMSE	R
2 阶	0.159 5	0.262 4	0.933 8
3 阶	0.174 9	0.243 5	0.945 9
4 阶	0.132 1	0.220 7	0.957 4
5 阶	0.122 2	0.201 4	0.965 7

表 2 不同阶数混合模型对支持向量机预测误差拟合评价指标

Table 2 Fitting evaluation index of SVM prediction error by mixed models of different orders

模型阶数	MAE	RMSE	R
2 阶	0.225 5	0.333 6	0.783 3
3 阶	0.156 0	0.234 5	0.901 6
4 阶	0.153 8	0.211 2	0.921 5
5 阶	0.152 7	0.215 6	0.921 7

由表 2 可知,随着模型阶数的增加,拟合效果愈优。5 阶模型较 3 阶模型,绝对值平均误差低 0.003 3,均方根误差低 0.018 9,相关系数高 0.020 1。

对风电场 B,不同阶数混合 t Location-scale 分布模型对时间序列法和支持向量机法的预测误差概率密度分布拟合效果如图 6、7 所示。

由图 6 可得,时间序列预测模型得到的误差呈现出“多峰”和“重尾”的特征,与风电场 A 分布相似,但“多峰”特点更加显著,此时采用不同阶数的模型对其概率密度分布进行拟合,其评价指标如表 3 所示。

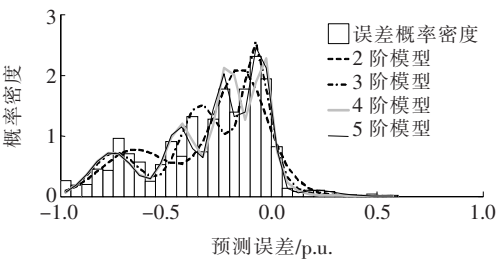


图 6 不同阶数混合模型对时间序列预测误差拟合效果对比

Figure 6 Comparison of fitting effects of different order mixed models on time series prediction error

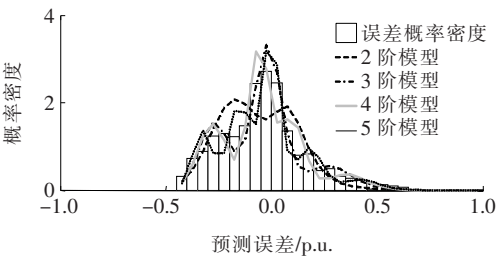


图 7 不同阶数混合模型对支持向量机预测误差拟合效果对比

Figure 7 Comparison of fitting effects of different order mixed models on SVM prediction error

表 3 不同阶数混合模型对时间序列预测误差拟合评价指标

模型阶数	MAE	RMSE	R
2 阶	0.185 7	0.276 2	0.905 1
3 阶	0.156 2	0.241 8	0.930 5
4 阶	0.166 4	0.239 4	0.934 3
5 阶	0.125 2	0.186 8	0.959 6

由表 3 可知,随着模型阶数的增加,拟合效果趋于最优,3 阶和 4 阶模型拟合效果比较接近,5 阶模型拟合指标最优,其绝对值平均误差为 0.125 2,均方根误差为 0.186 8,相关系数为 0.959 6。这是由于时间序列的误差概率密度分布呈现“多峰”性,且波峰数量为 5 个,因此 5 阶模型表现出比较好的拟合效果。

由图 7 可知,支持向量机预测模型得到的误差呈现出大致对称的特征,相比风电场 A,尾部变短,采用不同阶数的模型对其概率密度分布进行拟合,其评价指标如表 4 所示。

由表 4 可知,随着模型阶数的增加,拟合效果呈现出先增加后减小的趋势,模型阶数为 3 阶时,拟合效果最优,其绝对值平均误差为 0.133 4,均方根误差为 0.199 5,相关系数为 0.974 7。混合模型具有灵活性,对不同特征的预测误差概率密度分布、不同阶数的混合模型均效果不一,因此需要结合误差分布特性,选取合适阶数的混合模型,才能有效地提高拟合精度。

表 4 不同阶数混合模型对支持向量机预测误差拟合评价指标

模型阶数	MAE	RMSE	R
2 阶	0.257 8	0.397 9	0.871 1
3 阶	0.133 4	0.199 5	0.974 7
4 阶	0.180 6	0.294 4	0.936 0
5 阶	0.175 5	0.283 5	0.939 7

4.4 混合 t Location-scale 模型普适性分析

采用正态分布、混合高斯分布、 t Location-scale 和混合 t Location-scale 分布模型分别表征预测误差的概率密度分布。根据模型参数估计结果,绘制出概率密度分布图,并计算各评价指标值。综合考虑混合模型的复杂性和准确性,在此采用 3 阶混合 t Location-scale 分布模型。

对风电场 A,使用不同分布模型对预测误差的概率密度分布直方图进行拟合,其效果如图 8~9 所示。

由图 8~9 中可知,不同预测方法所呈现的预测误差,分布特性不同,其中时间序列法的预测误差呈现不对称性分布,且尾部有部分凸起;支持向量机法

的预测误差峰值出现在 0, 相对于时间序列法的预测误差呈对称分布。

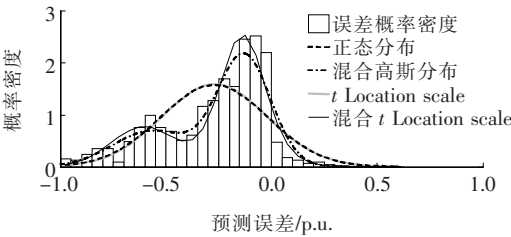


图 8 时间序列法预测误差各分布模型的拟合效果对比
Figure 8 Comparison of the fitting effects of the distribution models of the time series prediction error

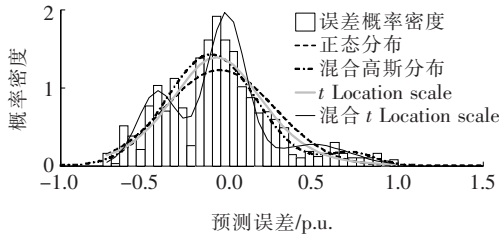


图 9 支持向量机预测误差各分布模型的拟合效果对比
Figure 9 Comparison of the fitting effects of the distribution models of SVM prediction error

由图 9 知,混合高斯分布模型和混合 t Location-scale 分布模型均能描述误差概率密度分布的整体趋势,但在分布“凸起”部分,混合 t Location-scale 分布模型拟合效果优于混合高斯分布模型。同理,对支持向量机预测误差概率分布拟合效果中,混合 t Location-scale 分布模型对具有“多峰”和较对称特点的误差概率分布进行描述同样具有较明显的优势。

表 5 为各分布模型采用 4 种概率分布模型对时间序列法的预测误差进行拟合时各评价指标的统计,分别从绝对值平均误差、均方根误差和相关系数来评价各个模型的性能。

从表 5 评价指标值可看出,混合 t Location-scale 分布模型的拟合效果要优于其他 3 个模型,与混合高

表 5 时间序列法预测误差下各模型评价指标统计

Table 5 Statistics of each model evaluation index under time series prediction error			
分布模型	MAE	RMSE	R
正态分布	0.313 1	0.474 6	0.759 1
混合高斯分布	0.160 0	0.248 7	0.941 2
t Location-scale	0.313 0	0.472 9	0.761 0
混合 t Location-scale	0.159 5	0.243 5	0.945 9

斯分布模型相比,绝对值平均误差相差 0.000 5,均方根误差相差 0.005 2,相关系数相差 0.004 7。

表 6 为各分布模型采用 4 种概率分布模型对支持向量机法的预测误差进行拟合时各评价指标的统计。

表 6 支持向量机法预测误差下各模型评价指标统计

Table 6 Statistics of each model evaluation index under the prediction error of SVM method			
分布模型	MAE	RMSE	R
正态分布	0.206 2	0.269 5	0.858 5
混合高斯分布	0.156 9	0.245 7	0.883 2
t Location-scale	0.172 7	0.245 0	0.884 2
混合 t Location-scale	0.156 0	0.234 5	0.901 6

从表 6 中绝对值平均误差、均方根误差和相关系数评价指标值可看出,混合分布模型要好于单一分布模型,混合分布模型中,混合 t Location-scale 分布模型拟合效果要好于混合高斯分布模型,其评价指标较混合高斯分布模型绝对值平均低 0.000 9,均方根误差低 0.011 2,相关系数高 0.018 4。因此,混合 t Location-scale 分布模型也适合描述具有“重尾”特点的误差分布。

对风电场 B,使用不同分布模型对预测误差的概率密度分布直方图进行拟合,其效果如图 10~11 所示。

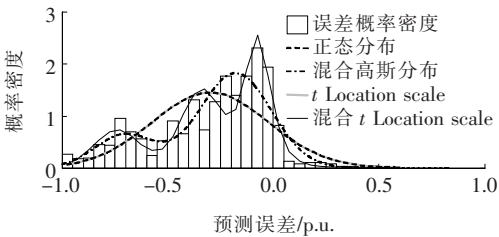


图 10 时间序列法预测误差各分布模型的拟合效果对比
Figure 10 Comparison of the fitting effects of the distribution models of the time series prediction error

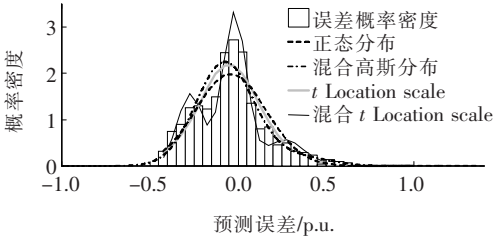


图 11 支持向量机预测误差各分布模型的拟合效果对比
Figure 11 Comparison of fitting effects of various distribution models of support vector machine prediction errors

从图 10~11 中可得知不同预测方法所呈现的预测误差其分布特性不同,其中时间序列法的预测误差呈现不对称性分布,且尾部有部分凸起;支持向量机法的预测误差呈现高峰值性,相对于时间序列法的预测误差要偏“瘦高”。

分别采用正态分布模型、混合高斯分布模型、 t Location-scale 分布模型和混合 t Location-scale 分布模型对 2 种预测方法得到的预测误差概率密度分布进行拟合,对时间序列法的预测误差拟合效果中,正态分布模型的拟合效果最差,混合高斯分布模型、 t Location-scale 分布模型和混合 t Location-scale 分布模型均能较好描述误差概率分布的整体趋势,但在分布“凸起”的地方,混合 t Location-scale 分布模型体现出显著的优势。同理,在支持向量机预测误差概率分布拟合效果中,对具有“瘦高”特点的误差概率分布,混合 t Location-scale 分布模型同样适用,且优势显著。采用 4 种概率分布模型对时间序列法和支持向量机法的预测误差进行拟合时,各模型评价指标如表 7、8 所示。

表 7 时间序列法预测误差下各模型评价指标统计

Table 7 Statistics of each model evaluation index under time series prediction error

分布模型	MAE	RMSE	R
正态分布	0.292 7	0.422 9	0.754 5
混合高斯分布	0.178 7	0.280 6	0.900 1
t Location-scale	0.292 8	0.244 8	0.851 5
混合 t Location-scale	0.156 2	0.241 8	0.930 5

表 8 支持向量机法预测误差下各模型评价指标统计

Table 8 Statistics of each model evaluation index under SVM prediction error

分布模型	MAE	RMSE	R
正态分布	0.183 9	0.277 0	0.936 8
混合高斯分布	0.160 8	0.257 2	0.945 5
t Location-scale	0.167 0	0.244 8	0.950 8
混合 t Location-scale	0.133 4	0.199 5	0.974 7

从表 7 中评价指标值可看出,混合 t Location-scale 分布模型的拟合效果要好于其他 3 种模型,与混合高斯分布模型相比,绝对值平均误差低 0.022 5,均方根误差低 0.038 8,相关系数高 0.030 4。由表 8 可知,混合 t Location-scale 分布模型的拟合效果最优,其绝对值平均误差为 0.133 4,均方根误差为 0.199 5,相关系数为 0.974 7。

综上所述,不同预测模型得到的预测误差呈现出的特点存在差异,且使用同种预测方法对不同装机容量风电场进行预测,得到的预测误差同样不尽相同。该文提出的混合 t Location-scale 分布模型对于不同预测方法下的预测误差分布特性描述从评价指标对比来看具有准确性和适用性,且在拟合效果图中可以看到,对于误差概率密度分布“多峰”和“有偏”的特点就能较好地进行拟合,可以根据误差分布特点选取合适阶数的模型,可有效提高准确率。

5 结语

该文针对具有“多峰”性和“有偏”性等特点的风电功率实时预测误差分布,提出混合 t Location-scale 分布模型,利用改进 K -means 聚类算法确定模型的相关参数,通过分析不同装机容量的 2 个风电场,分别采用时间序列法和支持向量机法对风电功率进行实时预测,并统计分析预测误差的分布特性,得到结论:

1)不同预测方法产生的预测误差呈现出不同的分布特点,时间序列法的预测误差呈现出“多峰”性和“有偏”性,支持向量机法则呈现出近似对称性;

2)2 阶混合 t Location-scale 分布模型在描述不同特点的预测误差分布特性效果较差,3 阶模型以较低模型复杂度和较好的拟合精度,与 5 阶模型相比,计算效率高,且具有较好的适用性,此外,可以根据误差分布的特点选取合适阶数的模型,拟合形状灵活;

3)与单一分布模型和混合高斯分布模型相比,在拟合效果和模型评价指标上,均具有显著优势,且精度高。

参考文献:

[1] 何廷一,田鑫萃,李胜男,等. 基于蜂群算法改进的 BP 神经网络风电功率预测[J]. 电力科学与技术学报, 2018,33(4): 22-28.
HE Tingyi, TIAN Xincui, LI Shengnan, et al. Improved BP neural network based on artificial bee colony algorithm for wind power prediction[J]. Journal of Electric Power Science and Technology, 2018, 33(4): 22-28.
[2] 刘强,胡志强,周宇,等. 基于 CEEMD 和随机森林算法的短期风电功率预测[J]. 智慧电力 2019, 47(6): 71-76+94.
LIU Qiang, HU Zhiqiang, ZHOU Yu, et al. Short-term

- wind power forecasting based on CEEMD and random forest algorithm[J]. *Smart Power*, 2019, 47(6): 71-76+94.
- [3] 卢鹏铭, 温步瀛, 江岳文. 基于多时间尺度协调机组组合的含风电系统旋转备用优化研究[J]. *电力系统保护与控制*, 2015, 43(5): 94-100.
- LU Pengming, WEN Buying, JIANG Yuewen. Study on optimization of spinning reserve in wind power integrated power system based on multiple timescale and unit commitment coordination[J]. *Power System Protection and Control*, 2015, 43(5): 94-100.
- [4] 齐尚敏, 李凤婷, 何世恩, 等. 具有低电压穿越能力的集群接入风电场故障特性仿真研究[J]. *电力系统保护与控制*, 2015, 43(14): 55-62.
- QI Shangmin, LI Fengting, HE Shien, et al. Research on fault characteristics of grid-connected large scale wind farms with LVRT capability[J]. *Power System Protection and Control*, 2015, 43(14): 55-62.
- [5] 范高峰, 王伟胜, 刘纯, 等. 基于人工神经网络的风电功率预测[J]. *中国电机工程学报*, 2008, 28(34): 118-123.
- FAN Gaofeng, WANG Weisheng, LIU Chun, et al. Wind power prediction based on artificial neural network[J]. *Proceedings of the CSEE*, 2008, 28(34): 118-123.
- [6] 丁志勇, 杨苹, 杨曦, 等. 基于连续时间段聚类的支持向量机风电功率预测方法[J]. *电力系统自动化*, 2012, 36(14): 131-135+149.
- DING Zhiyong, YANG Ping, YANG Xi, et al. Wind power prediction method based on sequential time clustering support vector machine[J]. *Automation of Electric Power Systems*, 2012, 36(14): 131-135+149.
- [7] 廖志伟, 刘迁, 陈思思. 基于改进 FastICA 和 Prony 算法的同步电机参数辨识[J]. *智慧电力*, 2019, 47(8): 127-132.
- LIAO Zhiwei, LIU Qian, CHEN Sisi. Synchronous generator parameters identification based on improved FastICA and Prony algorithms[J]. *Smart Power*, 2019, 47(8): 127-132.
- [8] 杨茂, 杜刚. 基于 t Location-Scale 分布的风电功率概率预测研究[J]. *中国电力*, 2017, 50(1): 140-145.
- YANG Mao, DU Gang. Wind power probability prediction based on tlocation-scale distribution[J]. *Electric Power*, 2017, 50(1): 140-145.
- [9] Bruninx K, Delarue E. A statistical description of the error on wind power forecasts for probabilistic reserve sizing[J]. *IEEE Transactions on Sustainable Energy*, 2014, 5(3): 995-1002.
- [10] 刘斌, 周京阳, 周海明, 等. 一种改进的风电功率预测误差分布模型[J]. *华东电力*, 2012, 40(2): 286-291.
- LIU Bin, ZHOU Jingyang, ZHOU Haiming, et al. An improved model for wind power forecast error distribution[J]. *East China Electric Power*, 2012, 40(2): 286-291.
- [11] 刘燕华, 李伟花, 刘冲, 等. 短期风电功率预测误差的混合偏态分布模型[J]. *中国电机工程学报*, 2015, 35(10): 2375-2382.
- LIU Yanhua, LI Weihua, LIU Chong, et al. Mixed skew distribution model of short-term wind power prediction error[J]. *Proceedings of the CSEE*, 2015, 35(10): 2375-2382.
- [12] Bludszuweit H, Dominguez-Navarro J A, Llombart A. Statistical analysis of wind power forecast error[J]. *IEEE Transactions on Power Systems*, 2008, 23(3): 983-991.
- [13] 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.
- [14] 杨茂, 董骏城. 基于混合高斯分布的风电功率实时预测误差分析[J]. *太阳能学报*, 2016, 37(6): 1594-1602.
- YANG Mao, DONG Juncheng. Real-time prediction error analysis of wind power based on Gaussian mixture distribution model[J]. *Acta Energaie Solaris Sinica*, 2016, 37(6): 1594-1602.
- [15] 张宇童, 汪樟珪, 雷怡菲, 等. 考虑自组织临界条件的区域电网风电极限渗透功率评估方法[J]. *电力系统保护与控制*, 2019, 47(2): 9-15.
- ZHANG Yutong, WANG Zhangyao, LEI Yifei, et al. An evaluation method for the maximum penetration of wind power of district power grid based on the self-organization criticality[J]. *Power System Protection and Control*, 2019, 47(2): 9-15.
- [16] 陈华友. 基于预测有效度的组合预测模型研究[J]. *预测*, 2001, 20(3): 72-74+68.
- CHEN Huayou. Research on combination forecasting model based on effective measure of forecasting methods[J]. *Forecasting*, 2001, 20(3): 72-74+68.
- [17] 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.