

风电机组风速-功率特性曲线建模研究综述

杨 茂, 杨琼琼

(东北电力大学 电气工程学院, 吉林 吉林 132012)

摘要: 风速-功率特性曲线是风力发电机组设计的基础,也是考核机组性能、评估机组发电能力的一项重要指标。介绍风速-功率特性曲线的定义、概念和基本特点,分别从参数方法、非参数方法、离散方法、随机方法4个方面详细阐述风速-功率特性曲线建模的实现方法。分析建模精度的评价方法,提出目前风速-功率特性曲线建模遇到的问题以及需要进行深入研究的发展方向。

关键词: 风速-功率特性曲线;参数方法;非参数方法;离散方法;随机方法;建模

中图分类号: TM 614

文献标识码: A

DOI: 10.16081/j.issn.1006-6047.2018.02.005

0 引言

随着世界经济迅速发展,相应的能源需求也随之增长,传统的化石能源面临着能源枯竭的威胁。同时,环境污染越来越严重。为了应对传统化石能源的短缺及其带来的环境污染问题,绿色能源逐渐兴起,在我国的“十三五规划”中也提出了对能源的安全以及绿色生产方面的要求^[1-3]。作为绿色可再生能源,风力发电在世界范围内得到了较为广泛的应用和发展。据世界风能协会统计,截至2015年年底,全球风电总装机容量高达432.4 GW,其中2015年的新增装机容量达到63 GW。而中国是世界上风电装机容量最多、发展最为迅速的国家,截至2015年年底风电总装机容量达145.1 GW,约占我国总装机容量的2.5%,年增长率达到26.6%。

随着风电技术的不断发展以及风电场规模的不断扩大,风电场的功率波动现象对电网的影响日趋明显^[4-7]。在风电场并网分析中,若对风电场进行详细建模,将极大地增加计算复杂度和计算时间^[8-9]。因此,作为风电场控制的基础,风电场的等效建模已成为一个重要的研究课题^[10]。目前,针对风电场等值,一般采用同调等值方法对风电场内机组进行划分来等效整个风电场的功率输出^[11-12],或利用传递函数来简化机组模型,从而达到简化风电场模型的目的^[13];也可以通过建立能够表征风电场风速与风机出力之间关系的数学模型^[14],即风电场的风速-功率特性曲线。通过对风电场的风速-功率特性曲线分析可以为风机设计、风机的选址、考核机组性

能的优劣、评估机组发电能力的大小、估算机组的损失电量等一系列问题提供重要的参考。建立能有效表征风机出力整体行为的风速-功率曲线模型具有重要意义。

本文给出了风电场风速-功率特性曲线的定义、概念以及基本特点,阐述了使用参数方法、非参数方法、离散方法和随机方法建立风速-功率曲线模型的详细过程,重点对各方法在风速-功率特性曲线建模领域中的应用情况及其效果进行介绍。通过对现有方法的分析和讨论逐步梳理这些方法的问题和不足,并对其应用前景和主要发展方向进行了归纳总结,从而为今后建立高精度的风速-功率特性曲线模型提供理论依据。

1 风机的风速-功率特性曲线

风电机组输入的风速是影响其输出有功功率的主要因素^[15],因此风机的内部特性可以被忽略,仅考虑输入风速 V_w 和输出有功功率 P 的关系。

$$P = f(V_w) \quad (1)$$

其中, P 为风机输出的有功功率,单位为kW; V_w 为风速,单位为m/s。

这种描述风速与风力发电机组输出有功功率之间对应关系的曲线称为风机的风速-功率特性曲线。

风电机组的标准风速-功率特性曲线是以往风电场建模的主要依据,此曲线是按照IEC61400-12标准而得到的,该曲线表征的是风速与功率10 min平均值关系。然而,风电机组的实际运行环境与理想状态下的设计环境存在很大差别。如果直接使用厂商提供的标准风速-功率特性曲线进行建模分析会产生较大的误差,不利于模型精度的提高。

以国内某风电场为例,利用某台风电机组的技术参数以及厂家所提供技术手册中的风速-功率序

收稿日期:2017-02-28;修回日期:2017-11-22

基金项目:国家重点研发计划项目(2016YFB0900101)

Project supported by the National Key Research and Development Program of China(2016YFB0900101)

列对数据绘出了标准风速-功率曲线,同时将该台风机 2014 年 10 至 12 月份的实测风速、有功功率数据绘制成散点图,如图 1 所示。

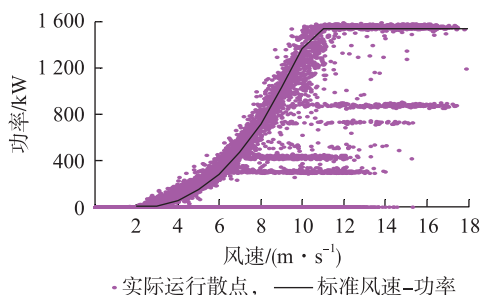


图1 机组实际运行散点图与厂家提供的标准

风速-功率特性曲线对比图

Fig.1 Comparison of actual unit operation scatter plot and standard wind speed-power characteristic curve provided by manufacturer

由图 1 可看出,标准风速-功率曲线是风速与输出功率之间的一一对应函数关系,而实际的功率点分布在一个较宽的范围内,且会出现因弃风限电等原因引起的大量堆积的沿风速轴横向分布的异常数据簇。这是因为在大型风电场中机组数目较多、占地面积较大,风速分布具有分散性,且风速和风向不断变化,致使风机的实际运转状况不是严格依据厂家提供的标准风速-功率特性曲线运行。为了能够真实反映风机的实际运行状态,构建风速-功率特性曲线是有必要的。

2 风速-功率特性曲线建模的基本方法

2.1 建模方法分类

文献[16]中给出了风电机组数学模型的建立方法评定性分析。文中提出了 2 种不同的模型,分别是基于风电机组功率曲线的公式模型和概念模型。文献[17]中使用公式模型进行风速-功率特性曲线建模,结果表明使用该模型计算过程较为复杂且模型拟合精度较低,实用价值不高,故在此不做详细阐述。而概念模型可给出较为准确的结果。所以对概念模型进行研究分析的文献较多,下面对涉及的相关文献进行详细阐述。基于概念模型的风速-功率特性曲线建模方法分类见图 2,共分为四大类,其中参数与非参数方法应用较为广泛。离散方法是用一种连续的过程近似代表离散过程,随机方法应用较少。

2.2 离散方法

离散方法是通过构建一个连续的过程近似代替离散过程。IEC61400-12-1 和 IEC61400-12-2 标准就是使用此类型的方法构建的。标准规定采用 bin 方

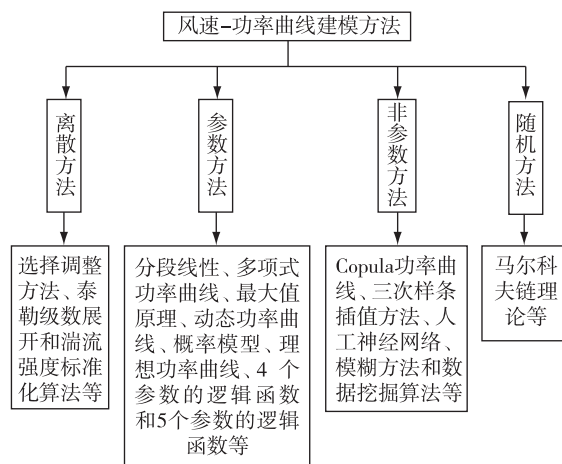


图2 风速-功率特性曲线建模方法分类

Fig.2 Classification of modeling methods for wind speed-power characteristic curve

法对功率曲线测量后的数据组进行处理,即把风速范围按照 0.5 m/s 间隔分成若干个 bin 区间,风速被离散化在 0.5 m/s 的 bin 区间内。在功率特性评估技术中,风速的轮毂高度和空气密度被认为是唯一的相关输入变量,功率为输出变量。Frandsen 和 Albers^[18]提出其他参数对功率曲线评估也是有影响的。Kaiser^[19]和 Albers^[20]提出了选择调整方法:Kaiser 使用泰勒级数展开的方法线性化风机输出功率与湍流强度之间的关系;Albers 提出湍流强度标准化算法。实验结果表明,风切变对风机功率特性曲线有影响。Wagner^[21]使用轮毂高度塔证明了增加风速测量的数量可显著提高风能输入与功率输出之间的相关性。

2.3 参数方法

参数方法以求解数学模型表达式为基础。实际的风力发电机的功率输出 P 可表示如下:

$$P(u) = \begin{cases} 0 & u < u_c, u > u_s \\ p(u) & u_c \leq u < u_r \\ p_r & u_r \leq u \leq u_s \end{cases} \quad (2)$$

其中, u 为风速; u_c 为切入速度; u_r 为额定速度; u_s 为切出速度; $p(u)$ 为切入风速和额定风速间的可变功率; p_r 为额定功率。

参数方法包括分段线性法、多项式功率曲线法、最大值原理法、动态功率曲线法、概率模型法、理想功率曲线法、4 个参数的逻辑函数法和 5 个参数的逻辑函数。

2.3.1 分段线性模型

文献[16,22-23]中给出图 3 所示的简单的分段线性模型,其中风速-功率特性曲线的分段近似可使用直线方程进行计算:

$$P = mu + c' \quad (3)$$

其中, m 为该段的斜率; c' 为常数。

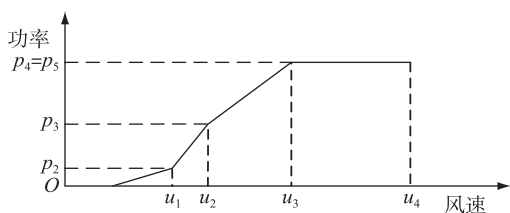


图 3 分段线性模型

Fig.3 Piecewise linear model

使用最小二乘法把数据分到线性段中,通过最小化残差平方和来估计系数。第 i 个数据点 r_i 的残差被定义为实际输出功率 $P_a(i)$ 与拟合输出功率 $P_e(i)$ 之间的差值,也称为数据相关性误差。残差的平方和 S 由下式给出:

$$S = \sum_{i=1}^N r_i^2 = \sum_{i=1}^N (P_a(i) - P_e(i))^2 \quad (4)$$

其中, N 为数据的总数。

最小二乘法中假设功率的读取或预测是毫无差错的,实际上这是不可能的。这个问题可以使用总体最小二乘法(TLS)的标准解决,功率和气象变量的噪声分量作为模型的参数估计^[24]。分段线性模型较为简单,模型精度较差。

2.3.2 多项式功率曲线

在不同的文献中,按照不同的要求,存在多种风速-功率特性曲线模型^[25]。在风电机组功率曲线的线性区域,存在 7 个不同的模型^[26]。对于 4 个常用的变速风电机组的功率曲线,即多项式功率曲线、指数功率曲线、三次方功率曲线和近似三次方功率曲线的审查已经完成^[27]。这 4 个方程已经被用于风速-功率特性曲线的线性区域建模。

a. 二次方功率曲线。

文献[27]采用二次多项式表达式建立风速-功率特性曲线模型。

$$P(u) = c_1 + c_2 u + c_3 u^2 \quad (5)$$

其中, c_1 、 c_2 和 c_3 为通过 u_c 、 u_s 和 p_r 确定的常数。

文献[16]根据最小二乘法得到风速-功率特性曲线模型,使用二次表达式表示线性区域。3 种不同的二次表达式被用于线性区域的建立,以提高精度。

$$P(u) = \begin{cases} c_{11}u^2 + c_{12}u + c_{13} & u_c \leq u < u_1 \\ c_{21}u^2 + c_{22}u + c_{23} & u_1 \leq u < u_2 \\ c_{31}u^2 + c_{32}u + c_{33} & u_2 \leq u \leq u_s \end{cases} \quad (6)$$

其中, c_{11} 、 c_{12} 、 c_{13} 、 c_{21} 、 c_{22} 、 c_{23} 、 c_{31} 、 c_{32} 和 c_{33} 为二次方程

式的系数; u_1 和 u_2 分别为高度 $h_1(\text{m})$ 和 $h_2(\text{m})$ 处的风速。

b. 三次方功率曲线。

文献[27]中给出三次多项式表达式的风速-功率特性曲线模型。

$$P(u) = \frac{1}{2} \rho A C_{p,eq} u^3 \quad (7)$$

其中, $c_{p,eq}$ 为一个恒定的功率系数。

文献[16]中给出了基于三次定律的风速-功率特性曲线模型。由于将风能转换为功率的能力取决于以下几个参数,如风速、涡轮机的旋转速度、功角、俯仰角、机械和电气效率,所以精度会下降。

c. 近似三次方功率曲线。

文献[27]通过求取功率系数的最大值,从而得出一种近似三次方功率曲线模型。

$$P(u) = \frac{1}{2} \rho A C_{p,max} u^3 \quad (8)$$

d. 指数功率曲线。

文献[27]中给出用指数方程来建立风速-功率特性曲线模型:

$$P(u) = \frac{1}{2} \rho A K_p (u^\beta - u_c^\beta) \quad (9)$$

其中, K_p 和 β 为常数。

相比于分段线性模型,多项式功率曲线建模精度有所提高,但对于不同的风电机组,其风速-功率特性曲线的设计是不同的。因此,多项式模型的最大缺点是,不会有一组可用于所有类型风电机组的广义特征方程。这对研究整场风机而言不太适合,较为复杂。

2.3.3 最大值原理方法

Rauh 提出最大值原理方法,用一种较简单的方法定义一种经验功率曲线^[28]。在给定的风速段中找出 P_i 的最大值。功率曲线由这些点 $\{u_j, P_{k(j)}\}$ 给出,其中 j 表示风速段, $k(j)$ 表示功率段:

$$N_k = \sum_i \Theta(P_i - P_k) \Theta(u_i - u_j) \quad (10)$$

$$N_{k(j)} \geq N_k$$

其中, $\Theta(x)$ 为 Heaviside 函数,其定义为:

$$\Theta(x) = \begin{cases} 1 & -\Delta/2 \leq x < \Delta/2 \\ 0 & \text{其他} \end{cases} \quad (11)$$

其中, Δ 为具体的区间宽度。

然而,事实证明 Rauh 的最大值原理方法在风速-功率特性曲线的过渡区到额定功率处过高地估计了该点的值,并且该方法的准确性也不好^[28]。

2.3.4 动态功率曲线

文献[28]中提出一种动态的方法对风速-功率

特性曲线进行建模,即 Langevin 模型。该方法主要将风力发电机功率输出处分成 2 个部分:确定部分和随机部分。确定部分对应于所述风力发电机的实际行为,随机部分对应于其他外部因素,例如风的湍流等。风力发电机的功率输出被描述为一个随机过程,这个随机过程满足 Markovian 性质,因此可以分离成偏移部分和扩散部分。

$$P(t) = P_{\text{stat}}(u) + p(t) \quad (12)$$

其中, $P(t)$ 为时间序列功率数据; P_{stat} 为依赖于风速 u 静止的功率值; $p(t)$ 为对应于周围短时波动引起的湍流值。

相比于 IEC 功率曲线和 Rauh 的最大值原理方法,动态功率曲线建模被认为是最准确的。动态功率曲线建模的优点是它可以用更好的准确度提取任何风力发电机的动态行为。

2.3.5 概率模型

使用多项式表达式建立的风速-功率特性曲线模型是由其本质决定的,因此由表达式给出的输出功率和输入风速的关系非常明显。文献[29]提出了一种风速-功率特性曲线概率模型如下:

$$P(u) = C_p u^3 + \varepsilon \quad (13)$$

在这个模型中,风力发电机的输出功率是一个随机数,其值由风速 u 和功率输出的变化值 ε 确定。该模型表示风力发电机在切入风速和额定风速之间的区域。风力发电机的功率服从正态分布,且具有不同的均值和标准差。该模型考虑了风机出力的随机性,但不能给出完整的表征风机出力整体行为的风速-功率特性曲线。

2.3.6 理想功率曲线

文献[30]中提到理想功率曲线,描述了风力发电机的固有性能,消除了现场湍流的隐蔽效果。理想功率曲线是在风力稳定、没有偏转误差及功率输出稳定等理想条件下得到的。理想功率曲线主要应用于试验现场风能的评估以及不同湍流程度下风电场功率曲线的延伸。它由泰勒展开式和理想功率系数的假设分析导出。泰勒展开式的收敛性已经通过 Shanks 的转化而提高。文献[30]中对理想功率曲线与 IEC 标准功率曲线进行了比较。在实验误差范围内,使用理想功率曲线对每年的风能计算估计精度优于 IEC 标准功率曲线。

2.3.7 四参数的逻辑函数

功率曲线的形状和 4 个参数的逻辑函数是相似的,在此基础上,文献[31]建立风速-功率特性曲线模型:

$$P = h(1 + me^{-u/\tau} + qe^{-u/\tau}) \quad (14)$$

该曲线的形状由逻辑函数的向量参数 $\mathbf{v}_1 = (h, m, q, \tau)$ 确定。逻辑函数的参数可由最小二乘法、最大似然法和演化规划方法估计^[31]。参数可采用遗传算法(GA)、粒子群优化(PSO)算法和差分算法(DE)获得^[32]。基于这些方法的功率曲线模型比非参数方法获得的模型精确度要高很多。

2.3.8 五参数的逻辑函数

5 个参数的逻辑函数最初被用于生物应用上,在文献[32]中首次将其应用于风力发电机的功率曲线模型上,模型如下:

$$P = d + (a - d) / \left[1 + \left(\frac{u}{c} \right)^b \right]^g \quad (15)$$

风速-功率特性曲线的参数化模型已经可使用 5 个参数逻辑表达式表达,该曲线的形状由逻辑函数的向量参数 $\mathbf{v}_2 = (a, b, c, d, g)$ 确定,其中 $c > 0, g > 0$ 。参数可使用 GA、PSO 算法和 DE 求出^[22]。

上述所有基于参数模型的方法各有利弊,例如分段线性模型最为简单,而 5 个参数的逻辑函数方程的功率曲线模型精度最高。

2.4 非参数方法

不同于参数方法在输入与输出数据之间建立数学表达式关系,非参数方法是在大量原始数据的基础上建立某种关系,更能体现风机的实际运行状态。非参数方法主要包括 Copula 功率曲线建模法、三次样条插值法、人工神经网络法、模糊法和数据挖掘算法等。Kusiak^[33]使用数据挖掘技术,例如前馈多层感知器、随机森林、提升树和 K 邻近算法(K-NN)去建立风速-功率特性曲线,他得出 K 邻近算法的拟合精度最高。神经网络算法在风电功率预测方面应用较为广泛,很少用于风电功率曲线建模。Francis Pelletier 等人使用人工神经网络法进行风速-功率曲线建模,同时可输入影响功率曲线的多个参数,具有较高的拟合精度。

2.4.1 Copula 功率曲线模型

Copula 函数是统计分布函数,用于描述随机变量独立性之间的依赖关系。文献[32,34]提出风电机组的 Copula 模型,该模型可估计功率的不确定性,可对不同风电场性能进行比较。风速-功率特性曲线的 Copula 功率曲线是一个双变量联合分布。为确保转化的变量均匀分布,风速和功率的精确估计是必不可少的,这就增加了建模的复杂度。

2.4.2 三次样条插值方法

插值和平滑样条是通过数据绘制一种简单且平滑的曲线,它是一种非参数拟合技术^[35]。插值是估

计 2 个已知数据值的过程。不同种类的插值方式包括线性插值、邻近插值、三次样条以及分段三次 Hermite 插值。文献[16]中使用了三次样条插值技术建立风速-功率特性曲线模型。对于具有平滑功率曲线的风力发电机,最小二乘法 and 三次样条插值法效果较好。

2.4.3 人工神经网络法

人工神经网络(ANN)法是一种信息处理模型,模仿生物神经系统的运作状况。它具有从复杂的或不准确的数据中得出较为有效信息的能力,以及可以在模式提取和趋势的校验中发现可应用的程序,这种趋势由于过于复杂难以被人类识别^[36]。在正常情况下,风电场的等效稳态模型已经建立了 3 个不同的神经网络模型,即广义映射回归量(GMR)、前馈多层感知器(MLP)和广义回归神经网络(GRNN)^[37]。GMR 是一种新型增量自组织竞争力的网络。神经网络模型,如径向基网络和广义回归网络用于每年能源的估计^[25]。风速-功率特性曲线使用多层前反馈反向传播网络建模^[22]。

文献[38]提出使用多阶段人工神经网络方法建立风机功率曲线模型。使用多阶段技术应用前馈式神经网络(多层感知器)的反向传播算法。这种新提出的人工神经网络模型被证明可以输入 2 个以上的参数,该文已成功证明可输入 6 个参数,分别为风速、空气密度、湍流强度、风切变、风向和航偏误差,这些输入参数对功率曲线有重要影响,且可根据需要再添加参数;同时证明与 IEC 方法及其他新发展的方法相比,该方法可显著降低绝对误差与随机误差。

2.4.4 模糊方法

模糊逻辑基本上是一个多值逻辑的近似处理。在 Takagi-Sugeno 模型基础上的模糊逻辑被用来建立年度风能生产模型^[25]。采用基于模糊方法的风速-功率特性曲线建模包括模糊聚类中心的方法、模糊 c-means 聚类 and 减法聚类。

a. 模糊聚类中心的方法。

Ustunas 和 Sahin 提出模糊模型,基于聚类中心对风速-功率特性曲线模型进行估计^[39]。风力发电机发电的数据由集群和集群中心的算法来确定。簇的次数越多,技术的准确性越高。模糊聚类中心的方法性能优于最小二乘法。

b. 模糊 c-means 聚类。

风速-功率特性曲线已经使用模糊 c-means (FCM)聚类算法进行建模。不同于 k-means 集群,FCM 消除了隶属的影响。它以模糊方法为基础,进

行隶属度矩阵和识别聚类中心的计算^[41]。非参数技术的 FCM 已用于风力发电机的功率曲线建模^[22]。

c. 减法聚类。

文献[40]应用减法聚类算法模拟风速-功率特性曲线模型。该算法和模糊聚类非常相似,但密度函数的计算方法仅在每一个数据点,而不是每一个电网不同的从属关系。模糊聚类和相似性理论已被应用。对于减法聚类,由于数据点本身为群集中心,计算的次数显著降低。

模糊方法中提到的这 3 种建模方法,减法聚类计算速度最快,模糊聚类中心的方法可给出最佳的风速-功率特性曲线模型。

所有非参数建模方法中,人工神经网络法可将多个参数考虑到模型中,建模精度最高,但与其相关的文献较少,有待深入研究。

2.4.5 数据挖掘算法

数据挖掘是通过分析较大数据库中的数据来解决问题以及提取有意义的信息和模式。存储在风电场数据采集与监视控制(SCADA)系统的大量数据对风机技术数据挖掘算法的应用奠定了基础^[41]。

通过使用 5 种数据挖掘算法,即多层感知器(MLP)、随机森林、M5P 树、推动算法和 K 邻近算法,已建立了风速-功率特性曲线的非参数模型^[31]。4 个数据挖掘算法,即装袋、M5P、REP 树和 M5Rules 也已被用于建立风速-功率特性曲线模型^[22]。在这些算法中,使用 K 邻近算法建立的风速-功率特性曲线模型精度最高。

2.5 随机方法

Anahua^[42]、Boettcher^[43]和 Gottschall^[44]的许多文章中使用随机方法分析风电机组风速与功率之间的关系,使用马尔科夫链理论建立风速-功率特性曲线,通过输入(风速)变量使用马尔科夫链分析系统(风力发电机)的动态行为。这种方法导致功率曲线在某一湍流强度水平上是独立的。尽管该方法具有使风速-功率特性曲线在几天之内有效这一优点,但它除了风速和湍流强度这 2 个参数外未考虑其他参数。这一缺点使得此类型的模型不适合长期使用且精度有待提高。

3 模型精度评定方法

统一有效的模型评价指标有利于不同研究结果之间的比较。不同的性能指标已被不同的研究人员使用。明确指标的定义有利于对建模方法的优劣性

进行评价^[27]。最常见的指标如下所示。

在文献[32]中用平均绝对误差(MAE)、对称平均绝对误差百分比(sMAPE)和归一化的平均绝对误差百分比(NMAPE)作为性能指标^[37]。

$$MAE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |P_e(i) - P_a(i)| \quad (16)$$

$$sMAPE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \frac{|P_e(i) - P_a(i)|}{(|P_e(i)| + |P_a(i)|)/2} \times 100\% \quad (17)$$

$$NMAPE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \frac{|P_e(i) - P_a(i)|}{\max_{i=1}^N (P_a(i))} \times 100\% \quad (18)$$

其中, P_e 为估计的功率; P_a 为实际功率。

在文献[22]中用平均绝对误差和均方根误差(RMSE)作为性能指标。

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (P_e(i) - P_a(i))^2} \quad (19)$$

对于风速-功率特性曲线建模好坏评定最重要的准则是模型精度。现基于某风电场不同机组的实测运行数据,应用上述所提参数模型中的最大值原理方法及非参数方法中的减法聚类方法进行风速-功率特性曲线建模,与标准功率曲线进行对比,然后用模型精度评定方法评定分析。

本文以东北某含有33台风电机组的风电场为例,截取第33台机组2016年1月份的10 min级风速、功率数据进行分析,测试机组基本参数如下:额定功率为1500 kW,切入风速为2 m/s,切出风速为25 m/s,额定风速为10 m/s。应用上述方法进行风速-功率特性曲线建模,得到的功率曲线如图4所示。

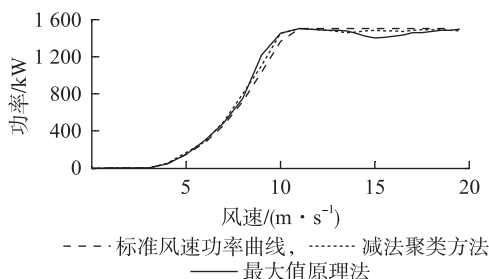


图4 各方法建模所得功率曲线

Fig.4 Power curves obtained by each method

图4显示当风速在额定风速之前,各种建模曲线基本重合,当风速在额定风速之后建模差异较明显。最大值原理法得到的功率曲线在额定风速处存在明显拐点,这可能是因为风机在到达额定风速时会自动控制输出限定在额定值附近,这本是一个平滑变化过程,但最大值原理法只考虑了各区间中风

速最大时的功率,很有可能漏掉这一平滑过程。而减法聚类方法避免了这一点,较为平滑。标准风速功率曲线则在额定风速之后功率恒定。

为了更加清晰准确地了解各方法建模精度的大小,可使用上述提到的模型精度评定方法进行评定。评定结果如表1所示。

表1 不同方法建模误差

Table 1 Modeling errors for different methods

方法	MAE/kW	sMAPE/%	NMAPE/%	RMSE/kW
标准风速功率曲线	23.412	1.58	1.56	42.593
最大值原理法	19.647	1.35	1.31	22.255
减法聚类法	15.059	1.02	1.00	23.255

由表1可看出各建模方法的误差基本是按照标准风速功率曲线、最大值原理法、减法聚类法的顺序依次递减,故可得到对于该机组而言,使用减法聚类法建模精度优于其他2种方法。同时可看出平均绝对误差百分比与归一化的平均绝对误差百分比比较接近,故进行模型精度评价时可取其中一个即可。

4 风速-功率特性曲线建模的发展方向

现有的风速-功率曲线建模方法存在的问题主要包括以下几点:一般的风速-功率曲线模型为确定性模型,而由于风速、风向的不断变化,风机输出功率具有不确定性,确定性模型不能精确描述风机出力的整体行为。在使用风速数据进行建模时,未考虑测风塔不同高度处的风速、风剪差等因素,且无法同时考虑影响风机输出功率的诸多重要因素。因此,未来对风速-功率曲线建模的发展方向如下。

(1)考虑结合不确定性与模糊性的建模方法。风的不确定性使得联网风机经常在持续动态的条件下运行,受到风机控制系统运行不确定性因素的影响,风功率不严格按照确定性功率曲线运行,而是在一定区域内随机波动,现有的一些考虑不确定性的模型拟合精度较差,这方面的研究具有较大的提升空间,今后可考虑将模糊性与不确定性相结合用于风速-功率曲线建模。可参考的描述不确定性的方法主要有以下几点。

a. 云模型。

云模型^[45]是由李德毅教授在结合概率论和模糊数学理论两者的基础上,通过赋予样本点以随机确定度来刻画概念中的随机性、模糊性及其关联性。它使用期望、熵以及超熵这3个数字特征来描述一个定性的观念,并经过特定的算法形成用数字特征表示的某个定性观念与其定量表示之间的不确定性转换模型,主要表征客观世界中人类知识或事物中

观念的 2 种不确定性:模糊性和随机性,并把两者联合在一起,构成定性概念和定量数据相互间的转换,深刻揭示了客观对象具有的模糊性和随机性。

b. 可能性理论。

Zadeh 提出了一种基于模糊集的可能性理论^[46],它是处理模糊命题的理论,包括 2 个方面。一方面是基于规则模糊集的可能性理论,所谓的规则模糊集,就是隶属度函数的高度为 1 的模糊集,可能性度量就是从模糊集上的可能性分布和可能性分布函数得到,模糊集理论和可能性理论的关系对应于概率度量和概率论的关系。模糊集理论提供了可能性理论所需要的分布,可能性分布函数的获取就是相应的模糊集隶属度函数的获取。另一方面是在单调度量基础上提出的可能性理论,它把可能性度量分为 2 个半连续的可能性度量,分别为可能性度量(下半连续)和必要性度量(上半连续)。给定论域 Ω , 2 个测度表征为一种映射: $P(\Omega) \rightarrow [0, 1]$, 它们是从给定论域的 ample 域到一个完整格的映射。

c. D-S 证据理论。

关于不确定信息的处理,证据理论^[47]的应用较为普遍,已被用于模式识别和军事领域等方面。证据理论作为一种表征不确定性的方法,具有条件低、可直接表达不确定性的特点,采用概率区间的形式来描述信息的不确定性,较为客观、数学化地表达不确定信息的程度。

d. 粗糙集理论。

利用粗糙集理论^[48]可以有效地解析和推导多源的不确定和不完全信息,还可以从中发现潜藏的一些知识,揭示对象内部的潜在规律。将该理论应用于人工神经网络的建模过程中,可有效地减少训练样本,消除冗余的数据,保留重要信息;可减少输入层神经元的个数,使得网络结构更加简单,大幅提高训练的效率和精度。

(2) 单台风机到多台风机的转化。在风力发电技术中,对于单台风电机组的风速功率特性曲线的研究已经比较深入,但由于在电力系统中,风电的接入以风电基地为单位,而每个风电基地包含多个风电场,每个风电场又包含多台风电机组,所以如果单纯以风电机组建模,那将是一项非常繁琐的工作。由于风的不确定性、湍流性以及尾流效应,对于一个风电场而言,每台风机的风速是不同的,风速分散性普遍存在。即便同类型的不同机组其实际风速-功率特性曲线也有可能不相同,所以风机的实际风速-功率特性曲线也存在分散性。那么如何通过单台风速功率特性曲线来进行全场功率的计算,建立整个

风电基地的风速功率模型,将会是以后研究的重点内容。而风速功率特性曲线分散性的存在,使得必须考虑分散性对全场计算功率的影响以及误差分析,具体如下。

风电场的总功率是由各机组功率累加而成的。设已知 t 时刻各风电机组的风速 $v_i(t)$, 则此刻风电场实际发出的总功率为:

$$P_{\Sigma}^{\text{real}}(t) = \sum_{i=1}^n f_i^*(v_i(t)) \quad (20)$$

其中, $P_{\Sigma}^{\text{real}}(t)$ 为 t 时刻风电场实际发出的总功率; n 为风电场中实际运行风电机组台数; $f_i^*(\cdot)$ 为风电机组的实际风速-功率特性曲线。

由于风电机组的实际风速-功率特性曲线(散点图)具有多值性,故此公式只能用来表示风电场 t 时刻总风电功率的构成关系,而不能据此计算全场风电功率。

假设风电机组 i 的风速-功率传变特性可以拟合为风速-功率的单值函数,记为:

$$P_i^{\text{curve}}(t) = f_i^{\text{curve}}(v_i(t)) \quad (21)$$

由拟合曲线 $f_i^{\text{curve}}(\cdot)$ 替代散点图 $f^*(\cdot)$ 产生的机组 i 特性曲线化误差为:

$$\varepsilon_i^{* \text{curve}}(v_i(t)) = f_i^*(v_i(t)) - f_i^{\text{curve}}(v_i(t)) \quad (22)$$

该误差项反映了散点图 $f^*(\cdot)$ 偏离拟合曲线 $f_i^{\text{curve}}(t)$ 的程度。

于是风电机组 i 实际发出的风电功率为:

$$P_i^{\text{real}}(t) = f_i^{\text{curve}}(v_i(t)) + \varepsilon_i^{* \text{curve}}(v_i(t)) \quad (23)$$

定义 $f_i^{\text{curve}}(\cdot)$ 与 $f^{\text{std}}(\cdot)$ 之间的误差为:

$$\varepsilon_i^{\text{std-curve}}(v_i(t)) = f_i^{\text{curve}}(v_i(t)) - f^{\text{std}}(v_i(t)) \quad (24)$$

其中, $f^{\text{std}}(\cdot)$ 为标准风速-功率特性曲线。

对于已知的拟合功率特性 $f_i^{\text{curve}}(\cdot)$ 与标准功率特性 $f^{\text{std}}(\cdot)$, 若给定风速 $v_i(t)$, 则 2 种功率特性间的误差是可以精确计算的。

计及和不计机组传变特性分散性的 2 种计算功率之间的关系如下:

$$P_{\Sigma}^{\text{cal, curve}}(t) = P_{\Sigma}^{\text{cal, std}}(t) + \sum_{i=1}^n \varepsilon_i^{\text{std-curve}}(v_i(t)) \quad (25)$$

进一步由式(26)所示 2 种计算功率与实测功率的关系以及式(27)可得式(28), 此式揭示了几种误差间的相互关系。

$$\begin{aligned} P_{\Sigma}^{\text{real}}(t) &= P_{\Sigma}^{\text{cal, curve}}(t) + \sum_{i=1}^n \varepsilon_i^{* \text{curve}}(v_i(t)) = \\ &P_{\Sigma}^{\text{cal, std}}(t) + \sum_{i=1}^n \varepsilon_i^{\text{std-curve}}(v_i(t)) + \sum_{i=1}^n \varepsilon_i^{* \text{curve}}(v_i(t)) \end{aligned} \quad (26)$$

$$P_{\Sigma}^{\text{real}}(t) = P_{\Sigma}^{\text{cal, std}}(t) + \sum_{i=1}^n \varepsilon_i^{* \text{std}}(v_i(t)) \quad (27)$$

$$\sum_{i=1}^n \varepsilon_i^{* \text{std}}(v_i(t)) = \sum_{i=1}^n \varepsilon_i^{\text{std-curve}}(v_i(t)) + \sum_{i=1}^n \varepsilon_i^{* \text{curve}}(v_i(t)) \quad (28)$$

(3) 风速-功率特性曲线建模涉及大量数据、多变量以及复杂的时空变化过程,故需要考虑以下问题。

a. 对大数据的分析与处理要求较高,一般整个处理流程可以概括为4步,分别是数据采集、数据导入和预处理、数据统计和分析,以及数据挖掘。对于风速-功率特性曲线建模最重要的是数据预处理,风电机组实测功率数据分布杂乱无规律,无法直接用于机组性能分析,只有经过数据预处理后的功率曲线才能准确反映风电机组的实际运行性能。应用较为广泛的数据预处理方法有聚类、统计模型等,但这些方法的处理过程较为繁琐、通用性较差。急需找出一种高效且通用性强的数据预处理方法。

b. 如果要提高风电机组曲线建模精度,对计算机的硬件配置和处理能力有更高的要求。因此,有必要开发用于风速-功率特性曲线建模的高性能计算平台,探索更优的数据处理技术和算法模型,为功率曲线建模提供坚强的支撑。

5 结论

本文从风速-功率特性曲线的基本概念着手,较为全面地介绍了风电机组的风速-功率特性曲线建模的方法。离散方法和随机方法应用较少,参数方法与非参数方法应用较为广泛,且非参数方法较参数方法拟合效果更好,特别是非参数方法中的人工神经网络方法精度最高,最能反映风电场的实际运行状况。然后,介绍了模型精度评定的相关标准。最后,针对风速-功率特性曲线建模存在的问题,阐述了今后的发展方向和需要进一步探索的研究内容。

参考文献:

- [1] 杨秀媛,梁贵书. 风力发电的发展及其市场前景[J]. 电网技术, 2003, 27(7): 78-79.
YANG Xiuyuan, LIANG Guishu. The development of wind power and its market prospect[J]. Power System Technology, 2003, 27(7): 78-79.
- [2] GILL S, STEPHEN B, GALLOWAY S. Wind turbine condition assessment through power curve Coupula modeling[J]. IEEE Transactions on Sustainable Energy, 2012, 3(1): 94-101.
- [3] 郎斌斌,穆钢,严干贵,等. 联网风电机组风速-功率特性曲线的

研究[J]. 电网技术, 2008, 32(12): 70-74.

- LANG Binbin, MU Gang, YAN Gangui, et al. Research on wind speed vs output power characteristic curve of wind power generator interconnected with power grid[J]. Power System Technology, 2008, 32(12): 70-74.
- [4] 刘开俊. 风电并网对电网的影响分析及解决方案[J]. 中国电力, 2012, 46(9): 7-10.
LIU Kaijun. Impacts and solutions of wind power integration on grids[J]. Electric Power, 2012, 46(9): 7-10.
- [5] 乔嘉廉,鲁宗相,闵勇,等. 风电场并网的新型实用等效方法[J]. 电工技术学报, 2009, 24(4): 199-213.
QIAO Jiageng, LU Zongxiang, MIN Yong, et al. New dynamic equivalence method for grid-connected wind farm[J]. Transactions of China Electricechnical Society, 2009, 24(4): 199-213.
- [6] 兰华,尹鹏,蔡国伟,等. 风电场中静止同步补偿器的输入-输出反馈线性化控制[J]. 电网技术, 2009, 33(17): 141-145.
LAN Hua, YIN Peng, CAI Guowei, et al. Input-output feedback linearization control for static synchronous compensator in wind farm[J]. Power System Technology, 2009, 33(17): 141-145.
- [7] 杨茂,季本明. 基于局域一阶加权法的风电功率超短期预测研究[J]. 东北电力大学学报, 2015, 35(5): 6-10.
YANG Mao, JI Benming. The ultra-short-term forecasting of wind power based on local one-order weighted method[J]. Journal of Northeast Electric Power University, 2015, 35(5): 6-10.
- [8] 刘红柳,杨茂. 基于小波变换和支持向量机的风电功率爬坡事件识别与预测[J]. 东北电力大学学报, 2016, 36(6): 30-35.
LIU Hongliu, YANG Mao. An approach for wind power climbing event identification and prediction based on wavelet and SVM[J]. Journal of Northeast Electric Power University, 2016, 36(6): 30-35.
- [9] 杨德友,蔡国伟. 基于因散经验模式分解与最小二乘支持向量机的风电场短期风速预测[J]. 东北电力大学学报, 2015, 35(3): 44-49.
YANG Deyou, CAI Guowei. The short-term wind speed forecasting for wind farm based on EEMD and LS-SVM[J]. Journal of Northeast Electric Power University, 2015, 35(3): 44-49.
- [10] 杨茂,吕天峰,季本明. 混沌理论在电力系统负荷预测中应用综述[J]. 东北电力大学学报, 2015, 35(3): 18-21.
YANG Mao, LÜ Tianfeng, JI Benming. A review of chaos theory in power system load prediction[J]. Journal of Northeast Electric Power University, 2015, 35(3): 18-21.
- [11] 刘波,贺志佳,金昊. 风力发电现状与发展趋势[J]. 东北电力大学学报, 2016, 36(2): 7-13.
LIU Bo, HE Zhijia, JIN Hao. Wind power status and development trends[J]. Journal of Northeast Electric Power University, 2016, 36(2): 7-13.
- [12] 蔡国伟,孙正龙,孔令国,等. 基于两步聚类法的受扰机群同调性分析[J]. 中国电力, 2013, 46(2): 46-49.
CAI Guowei, SUN Zhenglong, KONG Lingguo, et al. Coherency analysis of disturbed generator groups based on two step cluster[J]. Electric Power, 2013, 46(2): 46-49.
- [13] 蒙晓航,叶林,赵永宁. 永磁直驱同步风电场多机动态等值模型[J]. 电力系统保护与控制, 2013, 41(14): 25-32.
MENG Xiaohang, YE Lin, ZHAO Yongning. Dynamic multi-machine equivalent model of direct drive permanent magnet synchronous generators of wind farm[J]. Power System Protection and

- Control, 2013, 41(14): 25-32.
- [14] 李立成, 叶林. 永磁直驱风电机组的风电场动态等效方法[J]. 电力系统保护与控制, 2013, 41(1): 204-210.
- LI Licheng, YE Lin. Dynamic equivalencing method for wind farms with permanent magnet direct-drive wind turbines [J]. Power System Protection and Control, 2013, 41(1): 204-210.
- [15] 甘迪, 柯德平, 孙元章, 等. 考虑爬坡特性的短期风电功率概率预测[J]. 电力自动化设备, 2016, 36(4): 145-150.
- GAN Di, KE Deping, SUN Yuanzhang, et al. Short-term probabilistic wind power forecast considering ramp characteristics [J]. Electric Power Automation Equipment, 2016, 36(4): 145-150.
- [16] THAAPAR V, AGNIHOTRI G, SETHI V K. Critical analysis of methods for mathematical modeling of wind turbines[J]. Renewable Energy, 2011, 36(1): 3166-3177.
- [17] 林鹏, 赵书强, 谢宇琪, 等. 基于实测数据的风电功率曲线建模及不确定估计[J]. 电力自动化设备, 2015, 35(4): 90-95.
- LIN Peng, ZHAO Shuqiang, XIE Yuqi, et al. Wind power curve modeling based on measured data and uncertainty estimation [J]. Electric Power Automation Equipment, 2015, 35(4): 90-95.
- [18] CARMONA M, SANZ-BOBI M A. Normal power generation area of wind turbines for the detection of abnormal performance, in European [C] // IEEE International Conference on Renewable Energy Research and Applications. [S.l.]: IEEE, 2016: 335-340.
- [19] 凌武能, 杭乃善, 李如琦. 基于云支持向量机模型的短期风电功率预测[J]. 电力自动化设备, 2013, 33(7): 34-38.
- LING Wuneng, HANG Naishan, LI Ruqi. Short-term wind power forecasting based on cloud SVM model [J]. Electric Power Automation Equipment, 2013, 33(7): 34-38.
- [20] ALBERS A. Turbulence and shear normalisation of wind turbine power curve [C] // European Wind Energy Conference. Warsaw, Poland: [s.n.], 2010: 4116-4123.
- [21] 欧阳庭辉, 查晓明, 秦亮, 等. 含核函数切换的风电功率短期预测新方法[J]. 电力自动化设备, 2016, 36(9): 80-86.
- OUYANG Tinghui, ZHA Xiaoming, QIN Liang, et al. Short-term wind power prediction based on kernel function switching [J]. Electric Power Automation Equipment, 2016, 36(9): 80-86.
- [22] LYDIA M, SELVAKUMAR A I, KUMAR S S, et al. Advanced algorithms for wind turbine power curve modeling [J]. IEEE Transactions on Sustainable Energy, 2013, 4(3): 827-835.
- [23] KHALFALLAH M G, KOLIUB A M. Suggestions for improving wind turbine power curves [J]. Desalination, 2007, 29(1): 221-299.
- [24] PINSON P, MADSEN H. Adaptive modelling and forecasting of off-shore wind power fluctuations with Markov-switching autoregressive models [J]. Journal of Forecasting, 2012, 31(4): 281-313.
- [25] JAFARIAN M, RANJBAR A M. Fuzzy modeling techniques and artificial neural network to estimate annual energy output of a wind turbine [J]. Renewable Energy, 2010, 35(9): 2008-2014.
- [26] AKDAG S A, GULER O. Comparison of wind turbine models [C] // IEEE Electrical Power and Energy Conference. [S.l.]: IEEE, 2010: 215-219.
- [27] CARRILLO C, OBANDO M A F, CIDRÁS J, et al. Review of power curve modeling for wind turbines [J]. Renewable & Sustainable Energy Reviews, 2013, 21(5): 572-581.
- [28] GOTTSCHALL J, PEINKE J. How to improve the estimation of power curves for wind turbines [J]. Environmental Research Letters, 2008, 3(1): 1505-1507.
- [29] HSU C W, LIN C J. A comparison of methods for multi-class support vector machines [J]. IEEE Transactions on Neural Networks, 2002, 13(2): 415-425.
- [30] TRIVELLATO F, BATTISTI L, MIORI G. The ideal power curve of small wind turbines from field data [J]. Journal of Wind Engineering & Industrial Aerodynamics, 2012, 107(8): 263-273.
- [31] KUSIAK A, ZHENG H, SONG Z. On-line monitoring of power curves [J]. Renewable Energy, 2009, 34(6): 1487-1493.
- [32] GILL S, STEPHEN B, GALLOWAY S. Wind turbine condition assessment through power curve Copula modeling [J]. IEEE Transactions on Sustainable Energy, 2012, 3(1): 94-101.
- [33] 江岳文, 温步瀛. 结合风电功率超短期预测值偏差的实时市场调度[J]. 电力自动化设备, 2015, 35(3): 12-17.
- JIANG Yuewen, WEN Buying. Real-time market dispatch based on ultra-short-term forecast error of wind power [J]. Electric Power Automation Equipment, 2015, 35(3): 12-17.
- [34] STEPHEN B, GALLOWAY S J, MCMILLAN D, et al. A copula model of wind turbine wind turbine performance [J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2011, 26(2): 965-966.
- [35] THAPAR V, AGNIHOTRI G, SETHI V K. Critical analysis of methods for mathematical modeling of wind turbines [J]. Renew Energy, 2011, 36(11): 3166-3177.
- [36] KHALFALLAH M C, KOLIUB A M. Suggestions for improving wind turbines power curves [J]. Desalination, 2007, 29(1): 221-229.
- [37] MARVUGLIA A, MESSINEO A. Monitoring of wind farms' power curves using machine learning techniques [J]. Applied Energy, 2012, 98(4): 574-583.
- [38] FRANCIS P, CHRISTIAN M. Wind power curve modelling using artificial neural network [J]. Renewable Energy, 2016, 89(1): 207-214.
- [39] USTUNTAS T, SAHIN A D. Wind turbine power curve estimation based on cluster center fuzzy logic modeling [J]. Journal of Wind Engineering & Industrial Aerodynamics, 2008, 96(5): 611-620.
- [40] RAJ M, ALEXANDER M, LYDIA M. Modeling of wind turbine power curve [C] // 2011 IEEE PES Innovative Smart Grid Technologies-India. [S.l.]: IEEE, 2011: 144-148.
- [41] SUHUA L, ZHIHENG L, YAOWU W. Clustering analysis of the wind power output based on similarity theory [C] // International Conference on Electric Utility Deregulation & Restructuring & Power Technologies. [S.l.]: IEEE, 2008: 2815-2819.
- [42] WANG X C, GUO P, HUANG X B. A review of wind power forecasting model [J]. Energy Procedia, 2011, 12(39): 770-778.
- [43] KUSIAK A, ZHENG H, SONG Z. Models for monitoring wind farm power [J]. Renewable Energy, 2009, 34(3): 583-590.
- [44] 付亮, 韩华玲, 陈宁, 等. 基于模糊滑模控制的风电机组最大风能追踪策略[J]. 电力自动化设备, 2012, 32(12): 74-79.
- ZHAO Liang, HAN Hualing, CHEN Ning, et al. Maximum wind energy tracking based on fuzzy sliding mode control [J]. Electric Power Automation Equipment, 2012, 32(12): 74-79.
- [45] 付斌, 李道国, 王慕快. 云模型研究的回顾与展望[J]. 计算机应用研究, 2011, 28(2): 420-426.
- FU Bin, LI Daoguo, WANG Mukuai. Review and prospect on re-

- search of cloud model [J]. Application Research of Computers, 2011, 28(2): 420-426.
- [46] 杨莉. 基于可能性理论的发电公司报价策略研究[D]. 杭州:浙江大学, 2003.
- YANG Li. Generation companies bidding strategy based on possibility theory research [D]. Hangzhou: Zhejiang University, 2003.
- [47] 王永杰. 电网故障模型中贝叶斯网络和 DS 证据理论的应用 [J]. 企业技术开发, 2011, 30(3): 20-21.
- MA Yongjie. Power grid failure model of the application of bayesian network and DS evidence theory [J]. Technology Development, 2011, 30(3): 20-21.
- [48] 林治, 张璇. 粗糙集理论的应用探析 [J]. 邢台职业技术学院学报, 2011, 28(3): 61-63.

LI Ye, ZHANG Xun. Analysis of the application of rough set theory [J]. Journal of Xingtai Vocational and Technical College, 2011, 28(3): 61-63.

作者简介:



杨 茂

杨 茂 (1982—), 男, 吉林吉林人, 副教授, 博士, 研究方向为新能源并网及电力系统稳定性分析等 (E-mail: yangmao820@163.com);

杨琼琼 (1992—), 女, 陕西咸阳人, 硕士研究生, 主要研究方向为风电功率预测 (E-mail: 1025093444@qq.com)。

Review of modeling of wind speed-power characteristic curve for wind turbine

YANG Mao, YANG Qiongqiong

(School of Electrical Engineering, Northeast Electric Power University, Jilin 132012, China)

Abstract: The wind speed-power characteristic curve is the basis for the design of wind turbine, and it is also an important indicator for assessing the unit performance and generation ability. The definition, concept and basic features of wind speed-power characteristic curve are introduced, and the modeling methods for the curve are elaborated from four aspects, i. e. parameter method, nonparametric method, discrete method, and random method. The evaluation method for modeling accuracy is analyzed and also the problems currently faced during modeling and the development directions needed to be deeply researched are proposed.

Key words: wind speed-power characteristic curve; parameter method; nonparametric method; discrete method; random method; model building

(上接第 26 页 continued from page 26)

作者简介:



肖 峻

肖 峻 (1971—), 男, 四川成都人, 教授, 博士, 通信作者, 主要研究方向为城市电网规划、评估与微网规划 (E-mail: xiaojun@tju.edu.cn);

龙梦皓 (1992—), 男, 天津人, 硕士研究生, 主要研究方向为电网安全域、智能电

网 (E-mail: longmenghao@sina.com);

程 敏 (1992—), 男, 广西南宁人, 硕士研究生, 主要研究方向为电力系统故障诊断与系统恢复、电力市场 (E-mail: zju_mincheng@163.com);

祖国强 (1989—), 男, 黑龙江齐齐哈尔人, 博士研究生, 研究方向为智能配电系统规划与运行 (E-mail: zuguoqiang_tju@163.com)。

Calculation and analysis of total supply capability of distribution network considering connection mode at low voltage side of substation

XIAO Jun¹, LONG Menghao¹, CHENG Min², ZU Guoqiang¹

(1. Key Laboratory of Smart Grid of Ministry of Education, Tianjin University, Tianjin 300072, China;

2. College of Electrical Engineering, Zhejiang University, Hangzhou 310027, China)

Abstract: Aiming at the problems of the existing TSC (Total Supply Capacity) model which can not reflect different connection modes at the low voltage side of substation and the priority transfer of main transformer after $N-1$, a TSC algorithm for distribution network is proposed based on $N-1$ simulation approximation, which considers the connection mode at the low voltage side of substation. A distribution network case is built according to the typical connection modes at the 10 kV low voltage side of high voltage distribution substation, the variation rule of TSC along with different connection modes at the low voltage side and the influence mechanism of the connection modes on TSC are researched. Simulative results verify that the TSC obtained by the proposed method is of higher accuracy.

Key words: total supply capability; distribution network; electric substations; connection mode at low voltage side; $N-1$ approximation algorithm