

文章编号:1674-7607(2021)04-0316-07

DOI:10.19805/j.cnki.jcspe.2021.04.009

基于风电机组控制原理的风功率 数据识别与清洗方法

梅 勇¹, 李 霄¹, 胡在春², 姚 惠², 刘 达³

(1. 国家电投集团能源科技工程有限公司, 上海 201100;

2. 国家电投集团广西电力有限公司, 南宁 530003; 3. 中国核科技信息与经济研究院, 北京 100048)

摘 要: 针对变速变桨距控制风电机组在风功率曲线拟合中所面临的非正常运行数据识别与清洗难题,提出了一种基于风电机组控制原理的风功率数据识别与清洗方法。从控制原理出发,首先通过有功功率和发电机转速对风功率散点进行预处理,然后分析功率时序分布,识别出限功率点,最后结合四分位法对叶尖速比散点和风功率散点进行清洗,在完成功率散点筛选的同时,识别出机组在不同风速下的运行状态。结果表明:本文方法对不同形态特征的风功率散点都具有很好的清洗效果,而且算法执行效率高。

关键词: 风功率; 控制原理; 叶尖速比; 四分位法

中图分类号: TK83

文献标志码: A

学科分类号: 470.30

Identification and Cleaning of Wind Power Data Methods Based on Control Principle of Wind Turbine Generator System

MEI Yong¹, LI Xiao¹, HU Zaichun², YAO Hui², LIU Da³

(1. SPIC Energy Technology & Engineering Co., LTD., Shanghai 201100, China; 2. SPIC Guangxi Electric Power Co., LTD., Nanning 530003, China; 3. China Institute of Nuclear Information and Economy, Beijing 100048, China)

Abstract: In view of difficulties encountered in abnormal data recognition and cleaning on wind power curve fitting for the variable-speed variable-pitch wind turbine, an effective algorithm based on control principle was proposed. Starting from wind turbine control principle, a data pretreatment of wind power scatters was adopted by active power and generator speed signals, and then the power limiting data was recognized by analyzing the time series distribution of power data. Finally, wind speed tip speed ratio scatters and wind power scatters were cleaned by the quartile method, while screening for power scatters was completed, the operation status of the unit under different wind speeds was identified. Results show that the algorithm developed has a good cleaning effect on wind power scatters with different morphological characteristics, which is of high execution efficiency.

Key words: wind power; control principle; tip speed ratio; quartile method

收稿日期:2020-06-02 修订日期:2020-09-22

作者简介:梅 勇(1989—),男,湖南石门人,工程师,博士,研究方向为机械故障诊断及大数据算法。电话(Tel.):13122302972;

E-mail:meiyong_168@163.com。

当前能源结构加速优化,风电作为新能源发电的一种重要形式,近年来发展迅速。随着技术的成熟和成本的进一步下降,我国风电装机规模逐年增大。据国家能源局权威数据显示,2019年我国新增并网风电装机2574万kW,累计并网装机21005万kW^[1]。这也带来了风电运维管理方面的问题,尤其是“平价上网”时代的到来,使得风电场必须具备更高的运维管理效率才能获得良好的经济效益。随着大数据时代的到来,风电行业也在尝试通过大数据技术实现风电场的智能运维管理,提高发电效益。而在实施过程中,数据成为可利用的关键资源,风功率数据作为展现风电机组性能最直观的数据,倍受相关人员的关注。

风功率曲线可以通过数据采集与监控系统(SCADA)运行数据拟合得到,其反映了机组输出功率与风速之间的函数关系。随着风电在整个发电行业中比重的增加,风功率曲线的获取尤为重要^[2],其在风场经济性分析活动中具有重要作用,不仅能验证风电机组运行状况是否在额定范围内,还可以横向对比各风电机组的运行数据,及时发现问题并加以排查,减少电量损失。而实际运行过程中,风功率数据在采集、测量、传输、转换等各个环节中都存在故障或干扰导致的数据异常或缺失,且国内普遍存在因风电接纳能力受限而“弃风”的现象,形成了人为因素造成的“限电”数据。以上两类数据都为非正常运行数据,不能用来进行风电机组性能和经济性分析,否则会影响结果的准确性与可靠性^[3]。

对于风功率特性的研究,目前主要集中在两方面:一是风功率曲线的建模方法研究^[2-7],二是对异常风功率数据的识别和清洗研究^[8-13]。Gill等^[6]提出采用Copula风功率曲线模型来清洗异常点,建立风功率曲线来对机组特性进行评估。Lydia等^[7]对包括Copula方法和神经网络方法在内的多种风功率曲线建模方法进行对比和分析,发现这些方法都存在改进空间,无法从机理上将风功率曲线的影响因素关联到风功率输出。赵永宁等^[8]提出了将四分位法和K-means聚类方法相结合的风功率数据清洗方法。姜建楼等^[9]提出了最优组内方差清洗算法。沈小军等^[10-11]提出了一种基于变点分组法和四分位法组合的异常数据识别清洗方法。上述方法有一定的适用性,但对位于风功率曲线右侧有大量异常点的情形无法达到较好的效果。杨茂等^[12]结合标准风速-功率的演变特性,依据正态分布和标准差提出黏滞区间的概念,对异常数据进行识别和清洗后获得了较好的清洗效果。胡阳等^[13]结合风机

运行原理与风速、风轮转速和功率三维关联性关系,依照风速精细化分段剔除异常数据,也进一步改善了数据清洗效果。

目前,对于异常风功率点的判断主要有2种方法:一是根据数据点集中程度或位置分布来判断某一点是否为异常点^[8-11];二是建立风功率曲线的数学模型来判断异常点^[5-6,12]。前者算法较为简洁,适用性有限;而后者算法相对复杂,效果优于前者,但两者基本是纯数学处理方法,清洗效果都有待改进。笔者针对风功率散点清洗中存在的问题,从风电机组控制原理出发,提出了一种简单可行、适用性强的清洗算法,并对该算法的有效性进行了验证。

1 变速变桨距风电机组控制

1.1 控制原理简介

风力发电机是一种将风能转化为叶轮的机械能,再通过叶轮带动发电机,将机械能转化为电能的装置。风轮吸收功表达式为:

$$P_a = \frac{1}{2} \rho \pi R^2 U^3 C_p \quad (1)$$

式中: P_a 为风轮吸收功,W; ρ 为空气密度, kg/m^3 ; U 为风轮面迎风风速, m/s ; R 为风轮半径, m ; C_p 为风轮的风能利用系数。

如图1所示,若忽略机械效率损失的影响,则

$$P_a = T_{\text{风轮}} \Omega \quad (2)$$

$$T_{\text{风轮}} \Omega = T_g \omega_g \quad (3)$$

式中: $T_{\text{风轮}}$ 为风轮转矩, $\text{N} \cdot \text{m}$; Ω 为风轮旋转角速度, rad/s ; T_g 为发电机转矩, $\text{N} \cdot \text{m}$; ω_g 为发电机旋转角速度, rad/s , $\omega_g = G \Omega$, G 为齿轮箱转速比,对于直驱风电机组,无齿轮箱则 $G=1$ 。

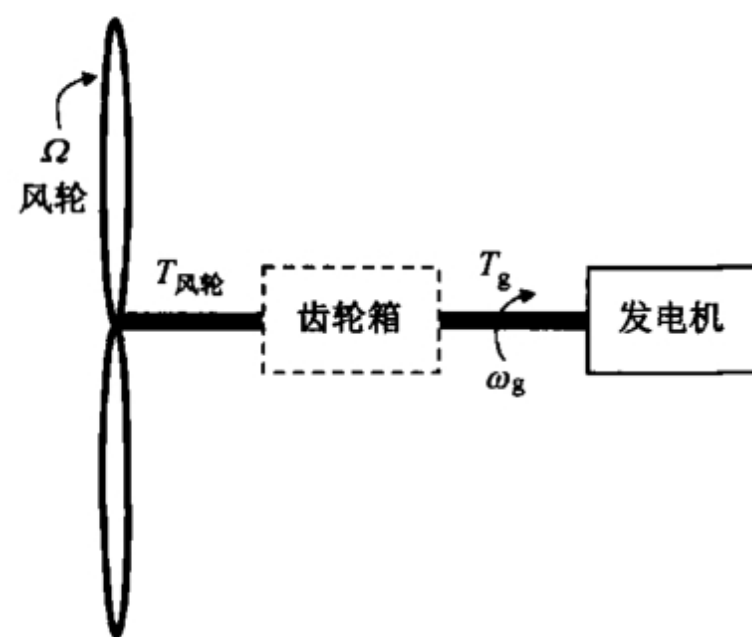


图1 风电机组发电原理简图

Fig. 1 Schematic diagram of wind turbine generating principle

结合式(1)~式(3)可得:

$$T_g = \frac{1}{2} C_p \rho \pi \frac{U^3 R^2}{\omega_g} \quad (4)$$

在讨论风力机的能量转换与控制时,引入叶尖速比 λ 这一特性系数,其表示风轮在不同风速下的

状态,用叶片的叶尖圆周速度与风速之比来衡量。

$$\lambda = \frac{\Omega R}{U} \quad (5)$$

图 2 给出了风能利用系数与叶尖速比的关系。由图 2 可知,随着叶尖速比的增大,风能利用系数先增大后减小,即存在一个最佳叶尖速比 $\lambda_{(opt)}$,可得到最大风能利用系数 $C_{P(max)}$ 。由于 $\Omega = \omega_g / G$,结合式(4)和式(5)可得:

$$T_g = \frac{1}{2} C_P \rho \pi \frac{\omega_g^2 R^5}{\lambda^3 G^3} \quad (6)$$

令 $K_\lambda = \rho \pi R^5 C_P / (2 \lambda^3 G^3)$,并将其定义为发电机励磁转矩增益^[13-14],则有

$$T_g = K_\lambda \omega_g^2 \quad (7)$$

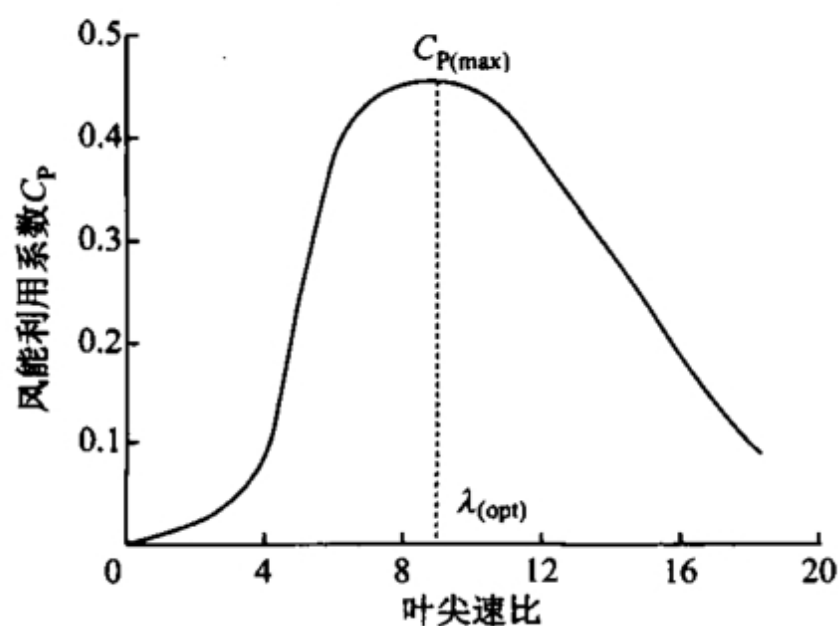


图 2 风能利用系数与叶尖速比的关系图
Fig. 2 Relationship between wind energy utilization coefficient and blade tip speed ratio

1.2 控制参数分析

变速变桨距风电机组的控制目标为低风速运行变转速,追求最佳 C_P ;高风速时桨距角变化,限制功率。如图 3 所示,实际运行中,由于机舱风速测量的不可靠,通常采用转速转矩控制的方式,控制过程可分为 4 个阶段^[15]。

第一阶段,由于受风电机组最低转速的限制,风电机组在低于发电机最小转速时都采用恒转速-PI 控制,此时由于风速小、转速大,风电机组在图 2 中高于最佳叶尖速比的区间内运行,随着风速增大,叶尖速比减小,逐渐接近最大风能利用系数。

第二阶段,在最小转速至额定转速之间,采用变转速控制,随着风速变化调节转速,保持叶尖速比维持在最佳值,因而能够维持在 $C_{P(max)}$ 点运行。

第三阶段,达到额定转速后,风电机组又采用恒转速-PI 控制,通过增大转矩调节输出功率,随着风速增大,发电机转速不再变化,叶尖速比减小,风电机组在图 2 中低于最佳叶尖速比的区间内运行, C_P 也逐渐减小。

第四阶段,如图 3 右上角的虚线所示,达到额定转矩后,在更高的风速中,转矩需求量保持基本不

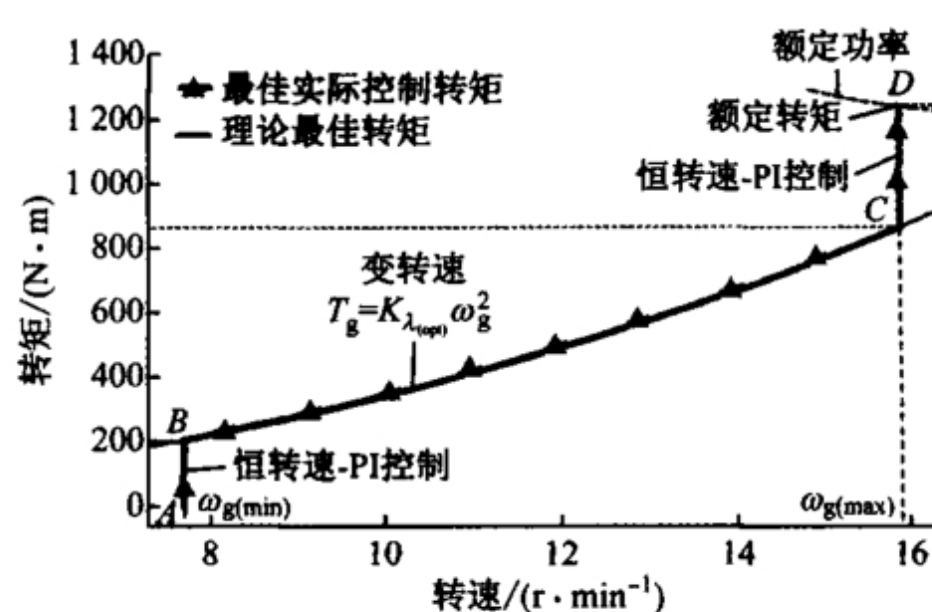
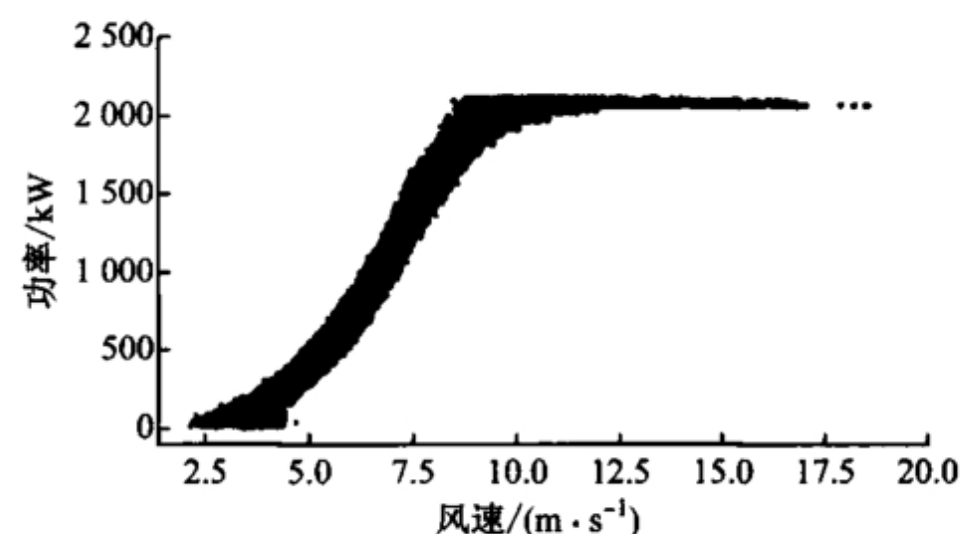


图 3 变速变桨距风电机组转速转矩控制示意图

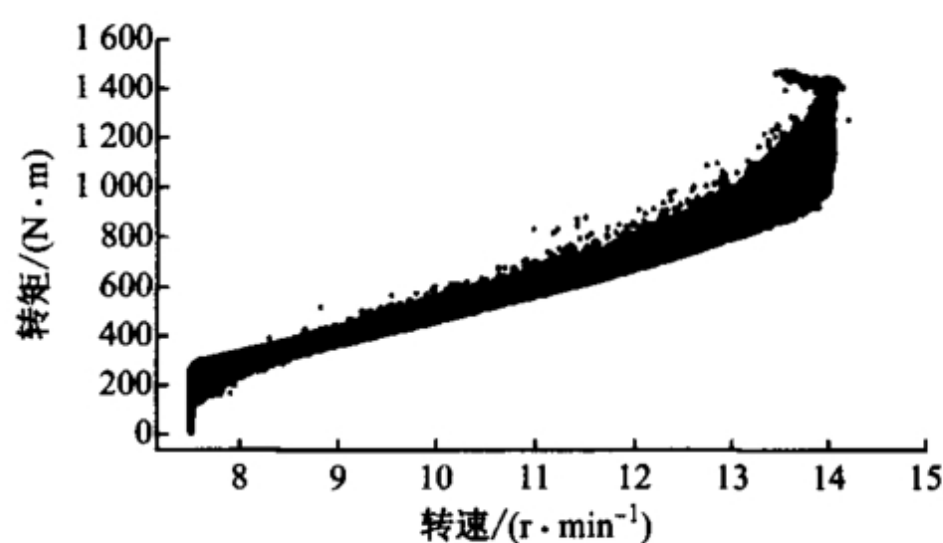
Fig. 3 Torque control diagram of variable-speed variable-pitch wind turbine

变,由桨距控制来调节叶轮转速,使功率维持在额定功率,此时的叶尖速比进一步减小。

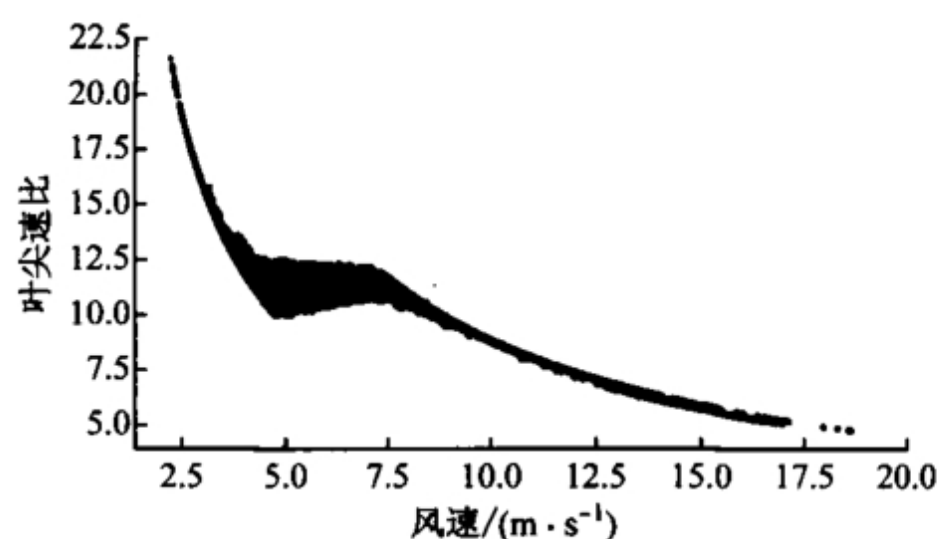
图 4 给出了理想运行状态下变速变桨距风电机组的风功率散点、转矩散点和叶尖速比散点图。从图 4(b)可以看出,风电机组的转矩变化与图 3 所示的理想控制状态基本吻合。而图 4(c)中叶尖速比散点的分布特征特点明显,基本可以分为 3 个区间,



(a) 功率



(b) 转矩



(c) 叶尖速比

图 4 风电机组运行参数示意图

Fig. 4 Schematic diagram of wind turbine operating parameters

第一个区间与图3中的AB段对应,其值分布非常集中,随风速变化逐渐减小,近乎集中在一条曲线上;第二个区间与图3中的BC段对应,为 $C_{P(\max)}$ 运行区间,叶尖速比基本维持在一个水平线两侧波动,分布也比较集中;第三个区间与图3中C点之后的运行区间对应,叶尖速比的特点与第一个区间类似,随风速变化基本集中在一条曲线上。根据风电机组控制原理,叶尖速比是整个控制过程中保证风电机组发电性能的重要指标,该值若偏离控制目标过大,必然对应着某种异常的发生,如测量参数异常导致的偏离或运行状态异常导致的偏离。基于叶尖速比的这些特性,笔者考虑对原始数据进行预处理后,对叶尖速比散点进行清洗,间接实现清洗功率散点的目的。

2 数据清洗算法

2.1 运行参数特性分析

如图5所示,一般风电机组的原始风功率散点根据其运行状态可以划分为四大类:主体部分代表的正常运行点、限功率点、异常点(主要由传感器问题或机组故障造成)和停机点。而风功率散点清洗的目的就是要保留正常运行点,去掉其他三类点。停机点的筛选相对简单,直接删除功率小于接近0的某个数即可,一般将这一值定为5 kW。

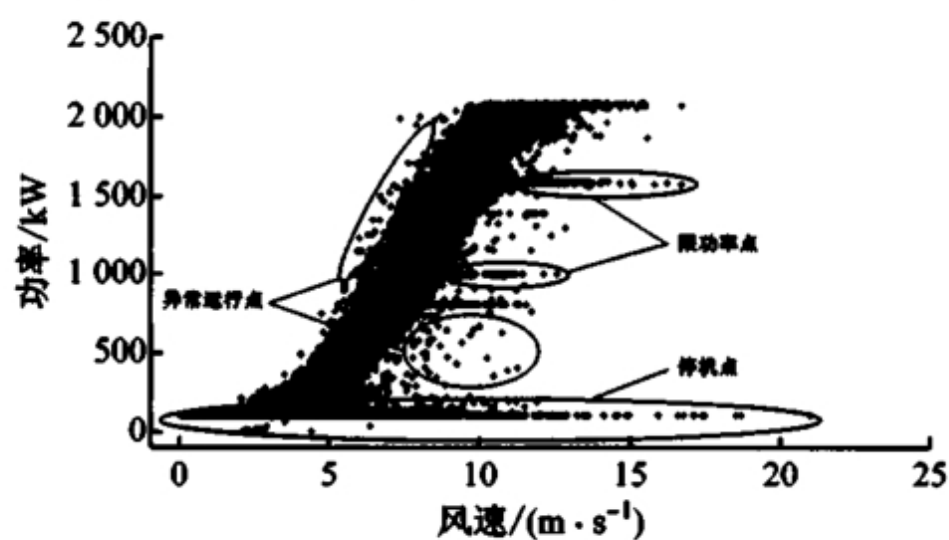


图5 风电机组运行点分类示意图

Fig. 5 Classification of wind turbine operation status scatters

图6为对图5所示的风功率散点进行数据预处理后,直接采用四分位法清洗叶尖速比散点后得到的结果。从图6可以看出,通过对叶尖速比散点的清洗确实能清洗掉大部分异常数据。但是,由于部分限功率点的叶尖速比散点没有表现出明显的异常特性,无法仅通过清洗叶尖速比散点得到彻底清洗限功率点的目的,所以需要结合风机运行原理设计合理的识别算法,以达到比较理想的清洗效果。

2.2 算法的设计与实现

为了实现对风功率散点数据清洗的目的,设计了如图7所示的清洗算法。在实施数据清洗前,需

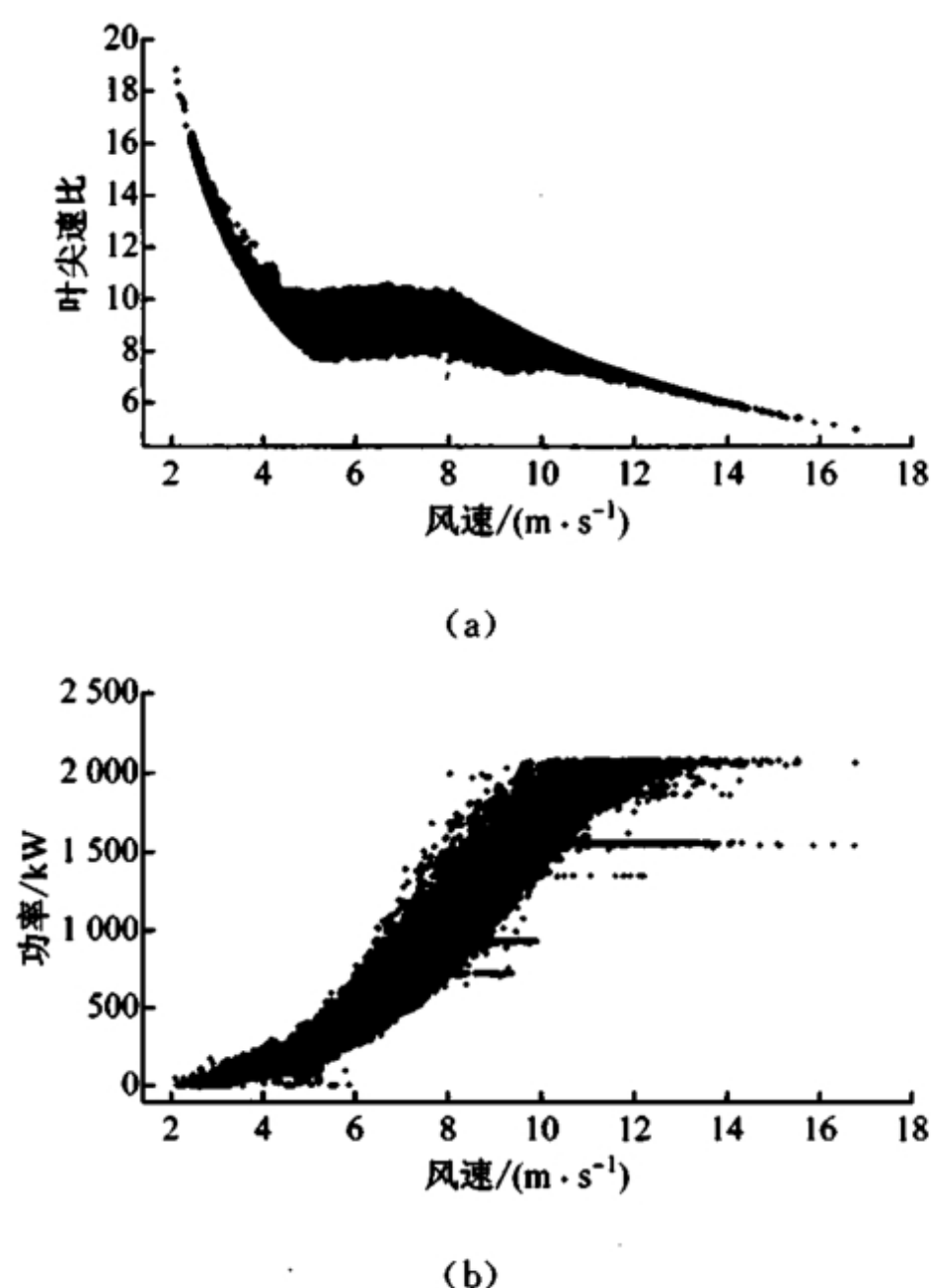


图6 风速-叶尖速比四分位法清洗效果图

Fig. 6 Cleaning effect of quartile method adopted on wind speed-blade tip speed ratio scatters

要准备的数据包括SCADA运行数据(风速、功率、风轮转速和发电机转速)和风电机组参数(风轮直径、风电机组额定功率、发电机转速范围),计算间隔为10 min。

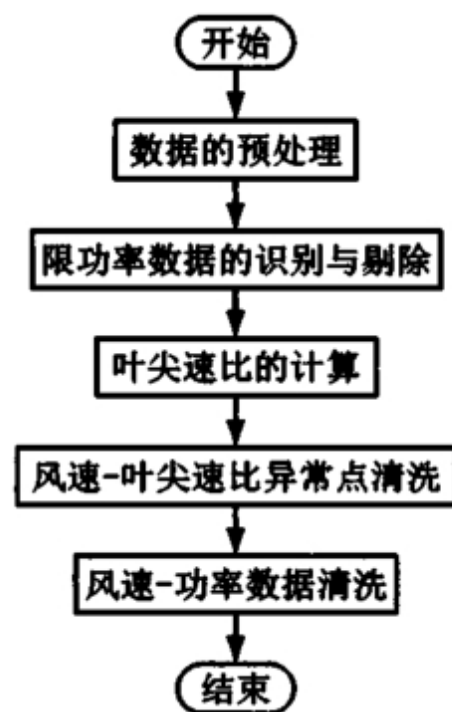


图7 风功率散点清洗算法示意图

Fig. 7 Schematic diagram of cleaning algorithm for wind power scatter

清洗数据时,需要先将原始SCADA进行预处理,预处理步骤如下:(1)删除停机数据;(2)删除发电机转速小于设计最小发电机转速 $k(k < 1)$ 倍的所有工况数据,因为根据风电机组的转速转矩控制原理,在远低于设计最小发电机转速范围内运行不属于正常运行状态。考虑到实际运行在设计最小发电机转速的动态波动工况,可取 $k=0.9$ 。

数据预处理完成后需要对限功率点数据进行识别。实际运行中,风速一般具有较大的波动性,其

10 min 均值很少在较长一段连续的时间内保持不变,所以在达到额定功率前无限功率的条件下,功率一般都会随风速波动。而限功率时,功率会在一段相对连续的时间内随风速的变化基本保持不变。根据限功率数据的这一特点,设计限功率数据识别算法:首先在最小功率和额定功率范围内,以一定的步长 ΔP (根据经验可取 5 kW) 将功率点划分区间;然后在每个区间分析功率点的时间特性,若某个区间内某一天存在超过一定时间长度(一般取 2 h)的功率点,则认为这一天的这些点为限功率点;这一步骤能找出绝大部分的限功率点,清洗这些散点后,已能满足后续进一步数据清洗的要求。

清洗完限功率点后,通过式(5)计算风电机组的叶尖速比,建立风速-叶尖速比散点关系,采用四分位法完成对叶尖速比的异常点的清洗。先将风速在最小值和最大值之间以 0.5 m/s 的区间进行划分,对每个区间内的叶尖速比进行排序 $\lambda_i = \{\lambda_{i1}, \lambda_{i2}, \dots, \lambda_{in}\}$,将排好序的功率点平均划分为四部分,则可得到 3 个功率划分点即为 3 个四分位数,其从小到大依次为 Q_1 、 Q_2 、 Q_3 ,定义四分位距 I_{QR} 为

$$I_{QR} = Q_3 - Q_1 \quad (8)$$

根据 I_{QR} 可以确定数据样本 λ_i 中异常值的内限 $[F_d, F_u]$,处于内限以外的数据都认为是异常值。

$$\begin{cases} F_d = Q_1 - k_l I_{QR} \\ F_u = Q_3 + k_h I_{QR} \end{cases} \quad (9)$$

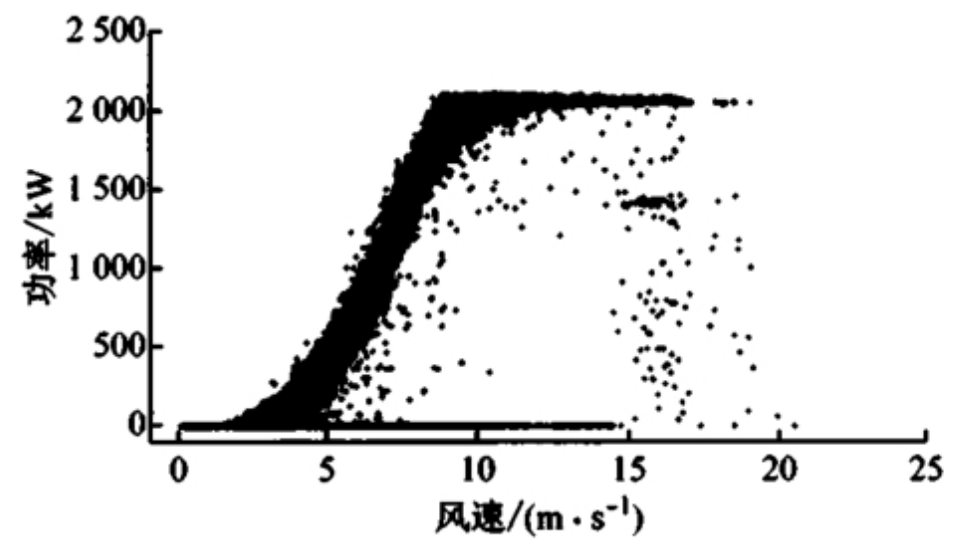
式中: k_l 和 k_h 分别为区间下边界和上边界的系数,可将 k_l 和 k_h 都取 1。

清洗完叶尖速比散点后,可能还会存在少数大风状态下未被清洗掉的异常点,需要再一次建立风速-功率散点关系,以 0.5 m/s 的风速区间划分功率散点,采用上述四分位法进行风速-功率散点清洗。通过以上步骤,即可获得正常运行的风功率散点。

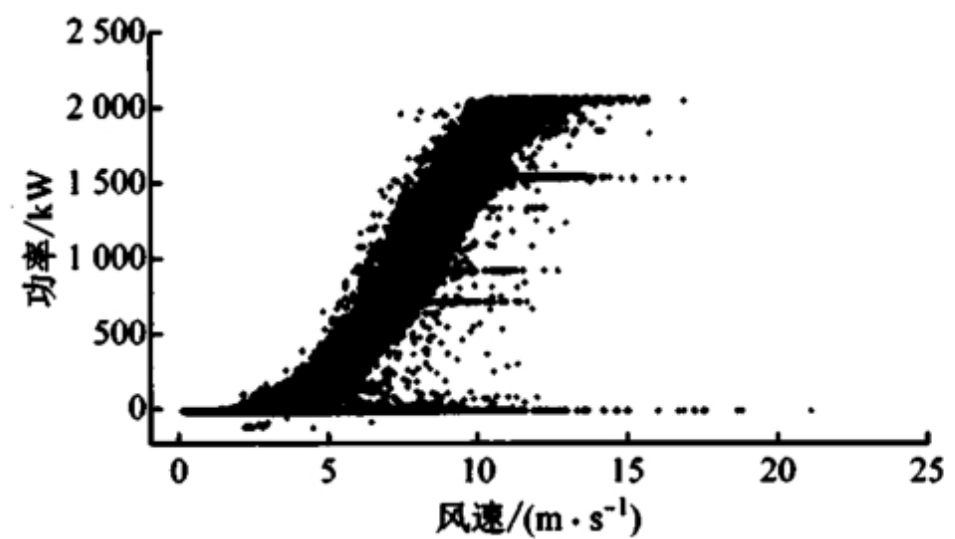
3 数据清洗效果分析

3.1 测试散点的选择

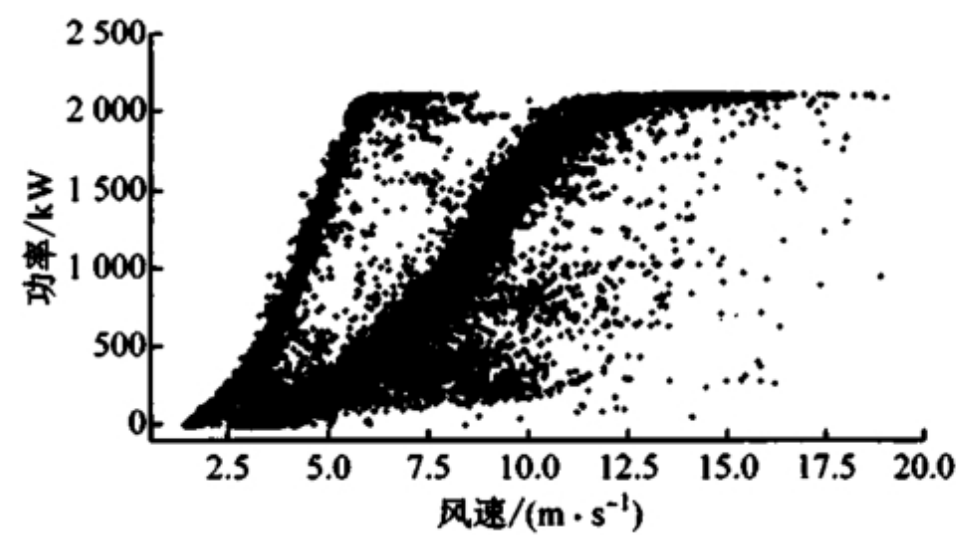
为了验证上述算法对于风功率散点清洗的有效性,选择变速变桨距风电机组的 3 种不同形态的功率散点进行测试,这 3 种形态的风功率散点基本能涵盖风场绝大部分风电机组运行情况。图 8 给出了 3 台不同风电机组一整年的风功率散点数据,取样间隔 10 min。图 8(a)中除了停机点外,只有少量的异常运行点;图 8(b)中除了停机点外,有大量的限



(a) 风电机组 1



(b) 风电机组 2



(c) 风电机组 3

图 8 3 种不同形态风功率散点形态图

Fig. 8 Three patterns of wind power scatters to be cleaned

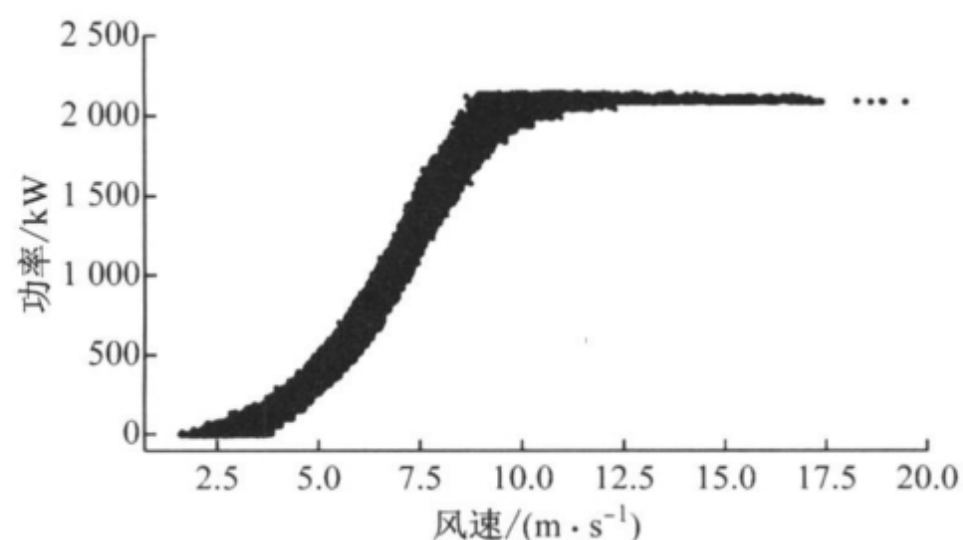
功率点和少量的异常运行点;图 8(c)中存在大量的异常运行点,其中左右两侧表现出不同的功率散点形态,根据分析,左侧的功率散点形态是由于风速仪测风异常引起的,数据清洗过程中需要将其剔除。

3.2 测试结果对比

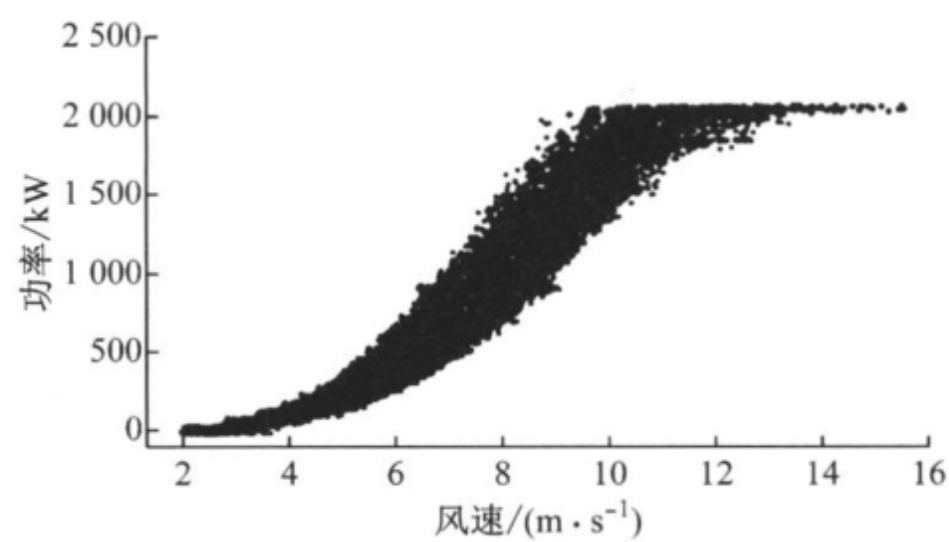
采用所提出的风功率数据清洗方法对上述 3 台风电机组的风功率点进行清洗,结果如图 9 所示。从图 9 可以看出,该方法对 3 台风电机组的功率散点都具有很好的清洗效果,尤其是对限功率点和风速异常点的清洗都具有很好的适用性。不考虑功率小于 5 kW 的停机点,对剩余的功率散点每 100 kW 整数点划分一个区间,得到每个区间的功率概率分布图(见图 10),对比清洗功率散点前后的概率分布情况。可以看出,清洗前后功率数据的概率分布整体上差异不大,说明本文清洗方法具有良好的可靠性。

将本文清洗方法与文献[9]中的最优组内方差

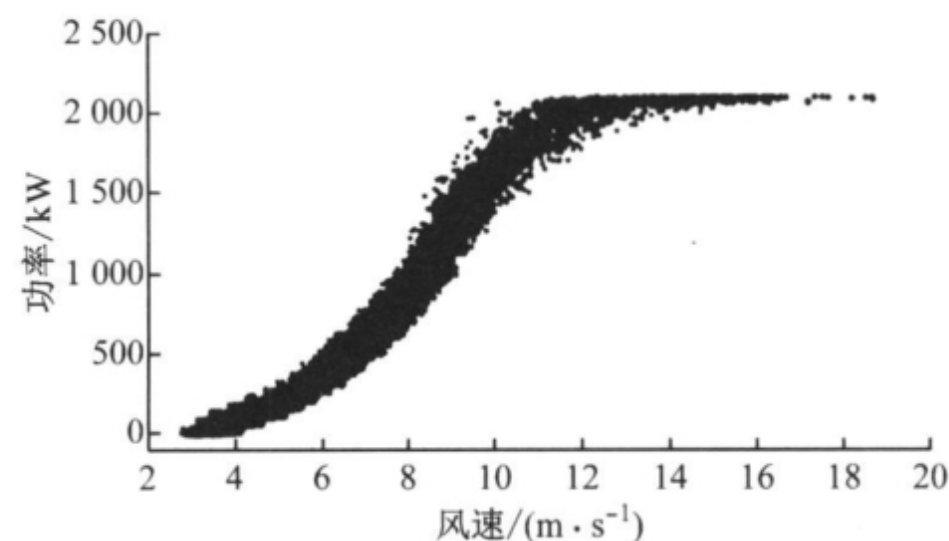
法(OIV)与文献[10]中的变点分组-四分位法清洗结果进行对比,选择图 8(b)所示的功率散点进行测试。图 11(a)中,采用最优组内方差法同样对左上方的异常数据清洗效果甚微,而右下方的部分限功率点未能被彻底清洗。图 11(b)中,采用变点分组-四分位法能得到相对集中的风功率散点,但位于右下方的点被过多地清洗掉了。表 1 给出了 3 种算法的数据特征对比,其中有效数据比指清洗后数据占非停机数据的比例。可以看出,本文方法不仅能将功率散点清洗干净,而且清洗后剩余的有效数据比高,超过 80%,表 1 中还给出了同样条件下各算法 10 次运行的平均耗时,可以看出本文方法运行耗时最短,比文献[9]的最优组内方差法耗时缩短 40%。因此本文方法不仅鲁棒性好,能适用于多种形态分布的风功率散点情形,而且避免了过度清洗的问题,保留的散点分布可较好地体现机组控制特性。



(a) 风电机组 1



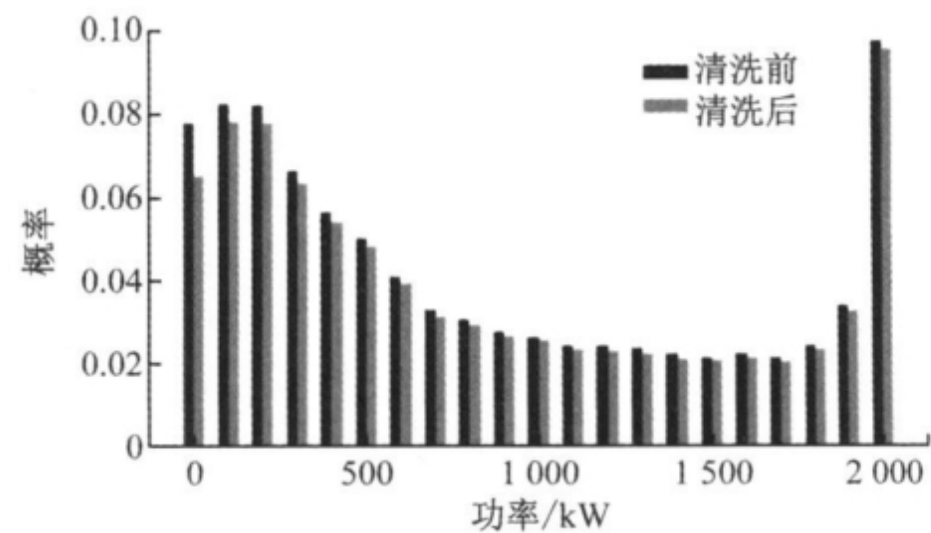
(b) 风电机组 2



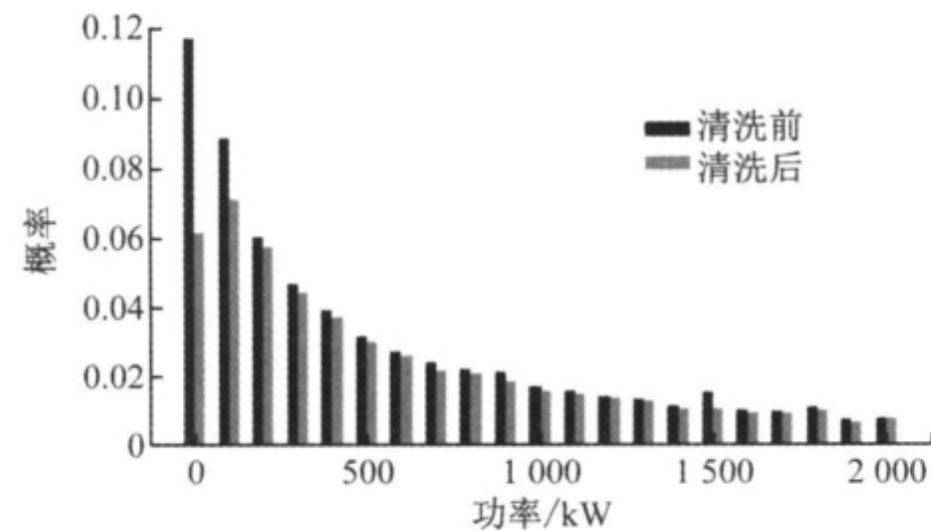
(c) 风电机组 3

图 9 3 种不同形态风功率散点清洗后的效果图

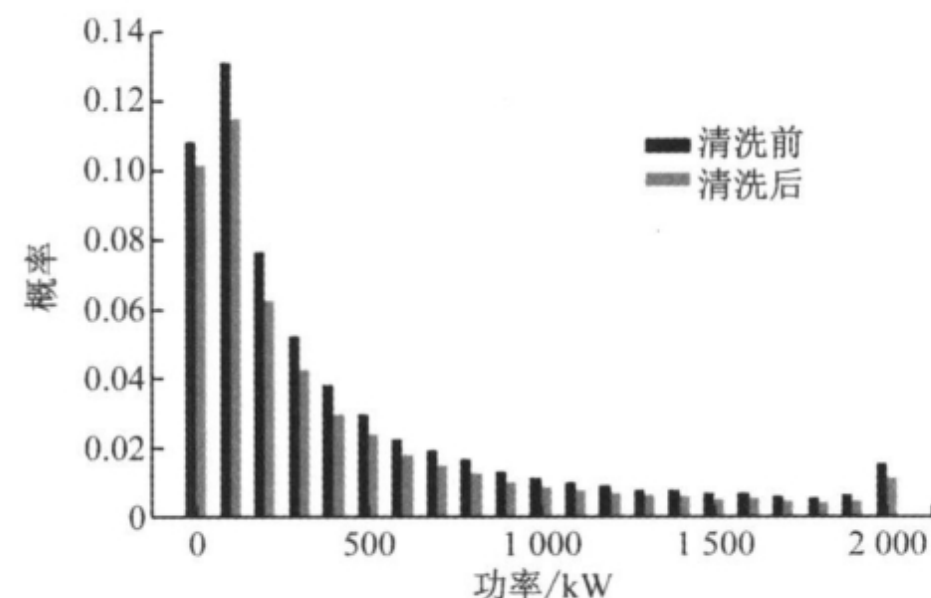
Fig. 9 Diagram of the three different wind power scatter patterns after cleaning



(a) 风电机组 1



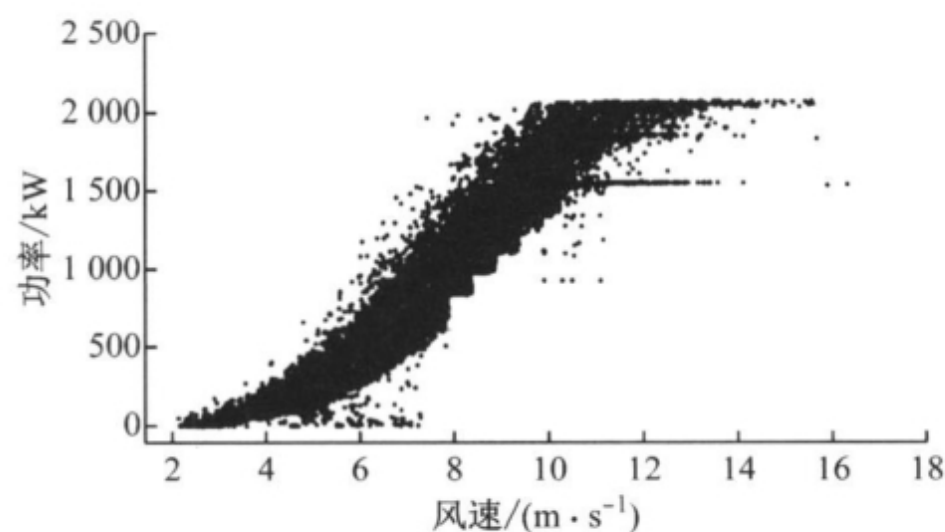
(b) 风电机组 2



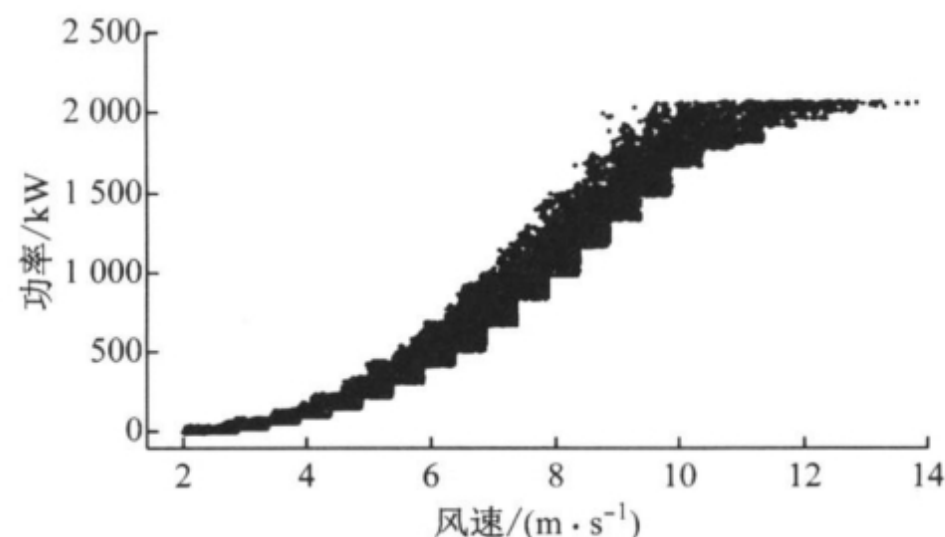
(c) 风电机组 3

图 10 3 种不同形态风功率散点清洗前后的功率概率分布对比

Fig. 10 Comparisons of power probability distribution before and after data cleaning for the three different wind power scatter patterns



(a) 文献[9]算法



(b) 文献[10]算法

图 11 不同算法风功率散点清洗效果

Fig. 11 Comparison of the cleaning effects for different algorithms adopted to wind power scatters

表1 不同算法对功率散点的清洗效果对比

Tab. 1 Comparison of cleaning effects for different algorithms adopted to wind power scatters

算法	数据总量	停机数 据量	清洗后数 据量	有效 数据比	耗时/ s
本文	50 962	19 835	25 981	0.835	5.047
文献[9]	50 962	19 835	26 856	0.863	9.129
文献[10]	50 962	19 835	16 645	0.535	9.578

4 结 论

(1) 在整个控制过程中,叶尖速比随风速变化呈现3种变化状态:低于最低发电机转速对应的风速下沿一条下降曲线的形态分布;在最低发电机转速和额定转速对应的风速区间沿一条水平线两侧分布,分布带较宽,均值基本不变;在发电机额定转速对应的风速以上区间,叶尖速比随风速变化与第一个风速区间类似。

(2) 基于风电机组的运行原理,结合叶尖速比的分布特点,提出了基于风速-叶尖速比散点四分位清洗的功率散点清洗方法,对各种不同形态特征的功率散点都具有较好的清洗效果。

(3) 将所提出的风功率散点清洗方法与文献中的算法进行对比,发现本文方法不仅能保留更多的有效数据,而且算法耗时较短,具有很好的实用性。

参考文献:

- [1] 北极星风力发电网. 2019年风电行业深度报告[R/OL]. 2020. (2020-03-09). <http://news.bjx.com.cn/html/20200309/1052151.shtml>.
- [2] 黎孟岩,刘兴杰,米增强. 风力发电机组功率曲线建模方法研究[J]. 云南电力技术, 2012, 40(3): 1-5.
LI Mengyan, LIU Xingjie, MI Zengqiang. Study of multiple power curve modelling methods[J]. Yunnan Electric Power, 2012, 40(3): 1-5.
- [3] 刘琳,郭鹏. 基于改进决策树的多变量功率曲线建模方法[J]. 动力工程学报, 2019, 39(8): 647-653.
LIU Lin, GUO Peng. Wind turbine power curve modelling based on improved decision tree considering multiple input variables[J]. Journal of Chinese Society of Power Engineering, 2019, 39(8): 647-653.
- [4] 张东英,李伟花,刘燕华,等. 风电场有功功率异常运行数据重构方法[J]. 电力系统自动化, 2014, 38(5): 14-18.
ZHANG Dongying, LI Weihua, LIU Yanhua, et al. Reconstruction method of active power historical operating data for wind farm[J]. Automation of Electric Power Systems, 2014, 38(5): 14-18.
- [5] 李闯,申焯,孟凯锋,等. 基于偏度指标的风机功率曲线拟合数据滤波方法[C]//2013年中国电机工程学会年会论文集. 成都:中国电机工程学会, 2013: 1-5.
- [6] 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.
- [7] LYDIA M, KUMAR S S, SELVAKUMAR A I, et al. A comprehensive review on wind turbine power curve modeling techniques[J]. Renewable and Sustainable Energy Reviews, 2014, 30: 452-460.
- [8] 赵永宁,叶林,朱倩雯. 风电场弃风异常数据簇的特征及处理方法[J]. 电力系统自动化, 2014, 38(21): 39-46.
ZHAO Yongning, YE Lin, ZHU Qianwen. Characteristics and processing method of abnormal data clusters caused by wind curtailments in wind farms[J]. Automation of Electric Power Systems, 2014, 38(21): 39-46.
- [9] 姜建楼,胥佳,陆恒,等. 基于功率曲线的风电机组数据清洗算法[J]. 电力系统自动化, 2016, 40(10): 116-121.
LOU Jianlou, XU Jia, LU Heng, et al. Wind turbine data-cleaning algorithm based on power curve[J]. Automation of Electric Power Systems, 2016, 40(10): 116-121.
- [10] 沈小军,付雪姣,周冲成,等. 风电机组风速-功率异常运行数据特征及清洗方法[J]. 电工技术学报, 2018, 33(14): 3353-3361.
SHEN Xiaojun, FU Xuejiao, ZHOU Chongcheng, et al. Characteristics of outliers in wind speed-power operation data of wind turbines and its cleaning method[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2018, 33(14): 3353-3361.
- [11] SHEN Xiaojun, FU Xuejiao, ZHOU Chongcheng. A combined algorithm for cleaning abnormal data of wind turbine power curve based on change point grouping algorithm and quartile algorithm[J]. IEEE Transactions on Sustainable Energy, 2019, 10(1): 46-54.
- [12] 杨茂,江博. 风电功率弃风数据特征识别方法研究[J]. 中国电力, 2017, 50(5): 95-100.
YANG Mao, JIANG Bo. Recognition method of wind curtailment data characteristics[J]. Electric Power, 2017, 50(5): 95-100.

- pirical wavelet transform[J]. **Journal of Vibroengineering**, 2018, 20(4): 1603-1618.
- [14] 马增强, 李亚超, 刘政, 等. 基于变分模态分解和Teager能量算子的滚动轴承故障特征提取[J]. **振动与冲击**, 2016, 35(13): 134-139.
MA Zengqiang, LI Yachao, LIU Zheng, et al. Rolling bearings' fault feature extraction based on variational mode decomposition and Teager energy operator[J]. **Journal of Vibration and Shock**, 2016, 35(13): 134-139.
- [15] 钟先友, 赵春华, 陈保家, 等. 基于改进的本征时间尺度分解和基本尺度熵的齿轮故障诊断方法[J]. **中南大学学报(自然科学版)**, 2015, 46(3): 870-877.
ZHONG Xianyou, ZHAO Chunhua, CHEN Baojia, et al. Gear fault diagnosis method based on IITD and base-scale entropy[J]. **Journal of Central South University (Science and Technology)**, 2015, 46(3): 870-877.
- [16] 孙灿飞, 王友仁, 沈勇, 等. 基于参数自适应变分模态分解的行星齿轮箱故障诊断[J]. **航空动力学报**, 2018, 33(11): 2756-2765.
SUN Canfei, WANG Youren, SHEN Yong, et al. Fault diagnosis of planetary gearbox based on adaptive parameter variational mode decomposition[J]. **Journal of Aerospace Power**, 2018, 33(11): 2756-2765.
- [17] SHENG S. Wind turbine gearbox vibration condition monitoring benchmarking datasets[R]. Boulder, CO, USA: NREL National Wind Technology Center, 2012.
- [18] 吴小涛, 杨锰, 袁晓辉, 等. 基于峭度准则EEMD及改进形态滤波方法的轴承故障诊断[J]. **振动与冲击**, 2015, 34(2): 38-44.
WU Xiaotao, YANG Meng, YUAN Xiaohui, et al. Bearing fault diagnosis using EEMD and improved morphological filtering method based on kurtosis criterion[J]. **Journal of Vibration and Shock**, 2015, 34(2): 38-44.
- [19] 陈建国, 王珍, 李宏坤. 基于相空间独立分量分析及峭度贡献系数的早期故障分析方法研究[J]. **振动与冲击**, 2016, 35(12): 155-159.
CHEN Jianguo, WANG Zhen, LI Hongkun. The study of an incipient fault diagnosis method based on phase space independent component analysis and contribution coefficient of kurtosis[J]. **Journal of Vibration and Shock**, 2016, 35(12): 155-159.
- [20] ZHU Keheng, CHEN Liang, HU Xiong. Rolling element bearing fault diagnosis based on multi-scale global fuzzy entropy, multiple class feature selection and support vector machine[J]. **Transactions of the Institute of Measurement and Control**, 2019, 41(14): 4013-4022.
- ~~~~~
- (上接第315页)
- YE Lin, LIU Peng. Combined model based on EMD-SVM for short-term wind power prediction[J]. **Proceedings of the CSEE**, 2011, 31(31): 102-108.
- [17] 周栋华. 基于EMD算法的太阳活动指数预报研究[D]. 南京: 南京信息工程大学, 2013.
- [18] YU Chuanjin, LI Yongle, BAO Yulong, et al. A novel framework for wind speed prediction based on recurrent neural networks and support vector machine[J]. **Energy Conversion and Management**, 2018, 178: 137-145.
- [19] 王铮, PESTANA R, 冯双磊, 等. 基于权重系数动态修正的短期风电功率组合预测方法[J]. **电网技术**, 2017, 41(2): 500-507.
WANG Zheng, PESTANA R, FENG Shuanglei, et al. Short-term wind power combination forecasting method based on dynamic coefficient updating[J]. **Power System Technology**, 2017, 41(2): 500-507.
- ~~~~~
- (上接第322页)
- [13] 胡阳, 乔依林. 基于置信等效边界模型的风功率数据清洗方法[J]. **电力系统自动化**, 2018, 42(15): 18-23, 149.
HU Yang, QIAO Yilin. Wind power data cleaning method based on confidence equivalent boundary model[J]. **Automation of Electric Power Systems**, 2018, 42(15): 18-23, 149.
- [14] 宋海辉. 低风速风电机组风轮气动优化设计及优化控制研究[D]. 北京: 华北电力大学, 2014.
- [15] 叶杭冶. 风力发电机组的控制技术[M]. 2版. 北京: 机械工业出版社, 2006.