

DOI: 10.7667/PSPC171181

# 基于风速升降特性及支持向量机理论的异常数据重构算法

杨茂<sup>1</sup>, 翟冠强<sup>1</sup>, 李大勇<sup>2</sup>, 苏欣<sup>3</sup>, 翟玉成<sup>4</sup>

(1. 现代电力系统仿真控制与绿色电能新技术吉林省重点实验室(东北电力大学), 吉林 吉林 132012;  
2. 国网吉林省电力有限公司通化供电公司, 吉林 通化 130022; 3. 东北电力大学理学院, 吉林 吉林 132012;  
4. 国网吉林省长春市双阳区供电公司, 吉林 长春 130600)

**摘要:** 风电机组历史功率数据是进行风电研究的重要基础, 而风电机组实际采集到的数据中存在大量的异常数据, 这给风电功率预测研究带来许多不利影响。对历史数据的风速-功率对应关系进行研究, 识别并剔除异常数据。分析风速升降变化对功率的影响, 建立 SVM 数据重构模型。根据风速升降特性及强相关风电机组的出力特性对数据重构模型加以改进。以风电机组的实测数据为例进行仿真计算, 结果表明所述方法能够对异常数据进行有效地识别和重构。

**关键词:** 风电功率; 异常数据; 重构; SVM; 风速升降特性

## An algorithm of abnormal data reconstruction based on RISE-FALL-feature of the wind speed and support vector machine

YANG Mao<sup>1</sup>, ZHAI Guanqiang<sup>1</sup>, LI Dayong<sup>2</sup>, SU Xin<sup>3</sup>, ZHAI Yucheng<sup>4</sup>

(1. Modern Power System Simulation Control & Renewable Energy Technology, Jilin Province Key Laboratory (Northeast Electric Power University), Jilin 132012, China; 2. State Grid Jilin Electric Power Co., Ltd., Tonghua Power Supply Company, Tonghua 130022, China; 3. College of Science, Northeast Electric Power University, Jilin 132012, China; 4. Changchun Power Supply Company, State Grid Jilin Electric Power Co., Ltd., Changchun 130600, China)

**Abstract:** The historical power data of wind turbine is the important foundation for the study of wind power. However, amounts of data collected from wind farms usually contain abnormal data, which has adverse effects on the wind power prediction. First, the wind speed-power correspondence of historical data is studied, and the abnormal data is identified and eliminated. The influence of RISE-FALL-feature of the wind speed on the power is analyzed, and the SVM data reconstruction model is established. A data reconstruction model is improved based on the RISE-FALL-feature of the wind speed and the output characteristics of the correlation wind turbine. Taking the measured data of wind turbine as an example, the simulation results show that the method described in this paper can effectively identify and reconstruct the abnormal data.

This work is supported by National Key Research and Development project of China (No. 2018YFB0904200).

**Key words:** wind power; abnormal data; reconstruction; SVM; RISE-FALL-feature of the wind speed

## 0 引言

随着社会生产力的飞速发展, 能源和环境问题逐渐引起了人们的关注。大力推广可再生能源已成为我国能源发展战略的首要事宜, 也是我国提高能源安全、优化能源结构的重要手段<sup>[1-2]</sup>。风能具有清洁、方便等特点, 近年来我国风力发电技术不断发

展, 大规模的风电机组已并入电网<sup>[3-4]</sup>。

风电机组的历史功率数据是风电研究的重要工具<sup>[5-6]</sup>。然而, 风电机组实际采集到的数据中存在大量异常或缺失的数据<sup>[7]</sup>, 并不能反映实际风电机组的运行状况, 会影响对风电机组运行规律的判断, 得出错误的结论。

因此, 需对历史功率数据中的异常数据进行识别和重构, 为后续风电研究提供有效可靠的数据源。许多学者对风电功率异常数据的识别与修正进行了

基金项目: 国家重点研发计划项目课题资助(2018YFB0904200)

研究,常见的方法有 3-sigma 法和四分位法。文献[8]提出了结合聚类分析的四分位算法;文献[9]提出了基于组内最优方差的方法进行异常数据识别。文献[10]通过简单的数据范围检查和一致性检验对异常数据进行剔除。对于数据重构,常见的方法有三次样条差值、ARMA 算法等。文献[11]考虑风电场出力相关性,提出了基于临近风电场出力模式相关性的数据重构方法。文献[12]提出了双向 ARMA 模型的功率序列重构算法。而上述重构模型均忽略了风速与功率间的耦合关系,仅从功率序列的角度实现数据的重构,存在一定的局限性。

本文首先对风电功率数据进行分析,得出实际数据的风速-功率对应关系,考虑风速升降因子对风电机组输出功率的影响,根据历史数据中异常数据的特征,总结各类异常数据,提出基于风速升降特性的异常数据识别算法。基于 SVM 理论建立数据重构模型,根据风速升降特性分类和强相关风机出力条件概率置信区间对 SVM 模型加以改进,以风电场的实测数据为例,对数据重构结果进行分析,验证本文方法的有效性。

## 1 数据分析

### 1.1 风速补偿量

风力发电是将风能转化为电能的过程,图 1 为风电机组的实测风速-功率散点数据。黑色实线是拟合得到的风速-功率对应关系曲线,由图 1 可知,实际风电机组的运行数据并不满足静态对应关系,同一风速下的风电功率变化跨度较大<sup>[13]</sup>。

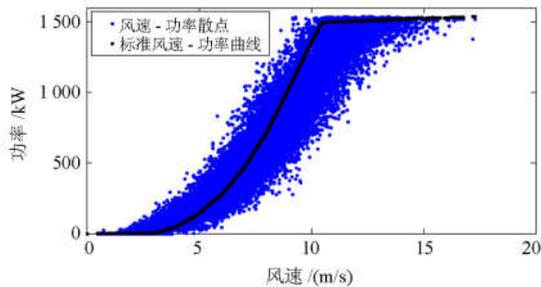


图 1 风速-功率散点图

Fig. 1 Wind speed-power scatter of a wind turbine

对实际数据的风速-功率对应关系作如下假设。

$$P_i = f(V_i + \Delta V_i) \quad (1)$$

$$\Delta V_i = f^{-1}(P_i) - V_i \quad (2)$$

式中:  $P_i$  和  $V_i$  表示实际的功率和风速;  $f$  表示由数据拟合得到的风速-功率关系曲线;  $\Delta V_i$  为风速补偿量,表示实际数据散点与风速-功率曲线之间的水平距离。同一风速下风电机组输出功率具有不确定性,

风速补偿可以用来刻画风速-功率散点的离散特性。图 2 为风速补偿量的示意图,其中  $\Delta V$  受多方面因素的影响,包括气象条件和风机运行状态等。

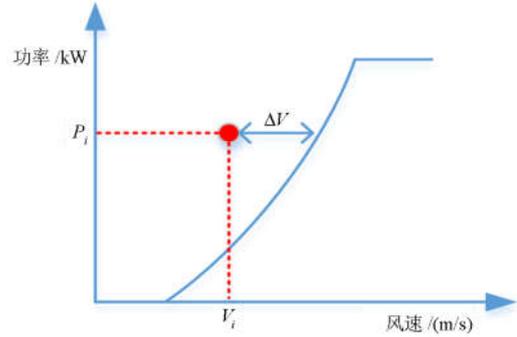


图 2 风速补偿量示意图

Fig. 2 Wind speed correction

### 1.2 风速升降因子

风电机组的运行原理是通过风带动风机叶片转动,再通过电机将机械能转换为电能,整个过程中,惯性作用不容忽视。当风速急剧变化时,风机自身存在的惯性会阻碍叶片转速的变化,往往表现为缓慢上升或下降,风机发出的功率也将缓慢变化,导致功率变化存在滞后性,使得该风速对应的实际功率偏离标准风速功率曲线。而风速变化较平缓时,滞后特征并不明显<sup>[4]</sup>。

为了更好地研究风速升降特性对风电机组输出功率的影响,现定义风速升降因子  $\varepsilon_i$ 。

$$\varepsilon_i = V_i - V_{i-1} \quad (3)$$

式中,  $V_i$  和  $V_{i-1}$  分别为  $i$  和  $i-1$  时刻的风速。由图 3 可知,风速升降因子与风速补偿量存在某种非线性关系,由于当风速升降因子  $\varepsilon_i$  取值相同时,风速补偿量  $\Delta V_i$  的取值跨度较大,为此,本文通过对风速

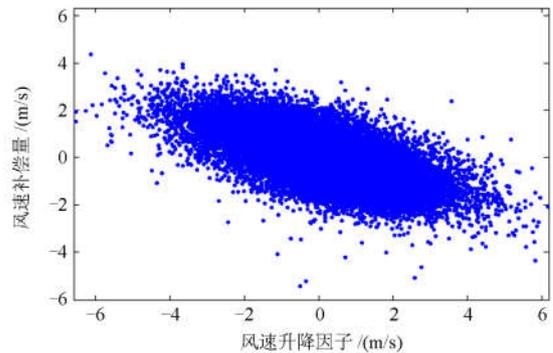


图 3 风速升降因子-风速补偿量对应关系

Fig. 3 Scatter of the wind speed correction-wind speed change factor

升降特征分类的方式作定性分析。提取历史数据中的风速和功率序列, 利用式(2)和式(3)得到风速补偿量  $\Delta V_i$  和风速升降因子  $\varepsilon_i$ , 求得各自的概率累计函数  $F_{\Delta V}(\Delta v)$  和  $F_{\varepsilon}(\varepsilon)$ , 通过 Copula 函数描述  $\Delta V_i$  和  $\varepsilon_i$  的二维随机变量条件概率分布<sup>[15]</sup>, 设定置信度为 95%, 求得当风速补偿量  $\Delta V_i$  的上下分位数过零点对应的风速升降因子  $\varepsilon_i$  的取值, 分别为  $m_a$  和  $m_b$  ( $m_a < m_b$ ), 以  $m_a$  和  $m_b$  作为阈值, 对数据进行分类。

若  $i$  时刻:

风速变化因子  $\varepsilon_i$  大于  $m_b$ , 对应数据的风速补偿量在 95% 的置信度下小于 0, 数据点在风速-功率曲线右侧, 为上升风;

风速变化因子  $\varepsilon_i$  小于  $m_a$ , 对应数据的风速补偿量在 95% 的置信度下大于 0, 数据点在风速-功率曲线左侧, 为下降风;

风速变化因子  $\varepsilon_i$  介于  $m_a$  和  $m_b$  之间, 数据点在风速-功率曲线两侧均有可能出现, 为平稳风。

风速升降特征分类的阈值  $m_a$  和  $m_b$  是根据历史数据的风速-功率数据的特征分析得到的, 不同风电机组的风速-功率关系都有所差异, 应对风电机组的历史数据进行分析, 得到相应的升降特征分类的阈值, 再根据风速升降特征将数据分类。

图 4 为上升风与下降风所对应的风速-功率散点图, 容易发现上升风与下降风散点所在的区域有明显的分层现象。由此可见, 风速的升降变化是造成风速-功率数据点离散特性的重要因素, 不同风速升降特性的数据的风速-功率对应关系差异较大。

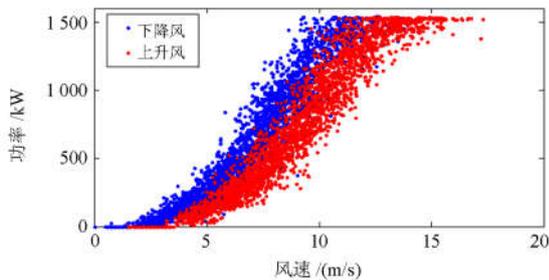


图 4 上升风、下降风数据对比

Fig. 4 Comparison of up-down wind power data

## 2 异常数据识别

### 2.1 异常数据特征分析

图 5 为某风电机组未经处理的原始测量数据, 其中大部分数据满足前文所述的带状风速-功率对应关系, 除此之外, 还有少量数据不满足上述对应关系。这些数据往往是由于弃风或是通信故障等原因, 并不能反映风电机组真实的运行状况。对历史

数据进行分析, 异常数据主要为以下三类。

类型一: 零值簇状异常数据。此类异常数据特征为风速大于切入风速, 且功率值为零。对应的风速-功率散点表现为在横轴上的数据簇。

类型二: 离群簇状异常数据。此类异常数据特征为当风速变化时, 功率值不变或变化较小, 且与标准的带状区域偏差较大, 对应的风速-功率散点表现为偏离中心带状区域数据的横向数据簇。

类型三: 离群散点异常数据。此类异常数据特征为风速补偿量较大, 对应的风速-功率散点表现为偏离中心带状区域数据的离群散点。

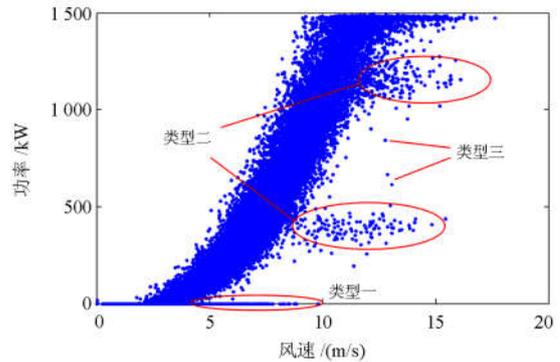


图 5 异常数据示意图

Fig. 5 Wind turbine abnormal data

### 2.2 基于风速升降特性的异常数据识别

对于上述三类异常数据, 其共性特征是都远离中心带状置信区域, 为此, 本文通过 Copula 函数建立风速-功率条件概率分布<sup>[16]</sup>。风速和功率为两个相关的随机变量, 利用风电机组的历史数据可以得出风速  $V$  和功率  $P$  的累积概率分布函数  $F_V(v)$  和  $F_P(p)$ 。通过 Copula 函数描述二维随机变量的条件概率分布, 在给定风速条件下, 可以求得某一置信度下条件概率分布的上下分位数对应的功率值, 形成最终的概率置信区间, 并以此作为异常数据识别准则<sup>[17]</sup>。

同一风速条件下, 不同风速升降特征数据的功率对应着不同的分布区域, 由此认为不同风速升降特性的数据有着不同的风速-功率条件概率分布, 所以在对异常数据识别时, 应分别处理, 针对实际数据中上升风、平稳风和下降风特性的数据分别建立风速-功率条件概率分布, 得到对应的置信概率区间, 分别求得各自特征下的异常数据。

## 3 异常数据重构

在风电功率历史数据中剔除异常数据后, 会破坏功率数据时序上的连续性, 不利于对功率序列特

征的研究。为此, 本文根据采集到的风速、风向等气象信息, 结合相关风机的功率数据建立数据重构模型, 对剔除异常数据后的缺失数据点或数据段进行重构。

### 3.1 支持向量机模型

支持向量机(SVM)是 Vapnik 等人提出的学习算法。该算法基于结构风险最小化原则, 在解决非线性问题时, 通过某种非线性变换, 将输入向量映射到高维特征空间, 变为高维特征空间的回归问题求解。为了取最优分类线, 引入 Lagrange 函数, 将最优化问题转化为凸二次规划寻优的对偶问题<sup>[18]</sup>。

对于回归问题, 首先构造目标函数如下。

$$\min \left\{ \frac{1}{2} \|w\|^2 + C \sum_{i=1}^l \xi_i \right\} \quad (4)$$

$$\text{s.t.} \begin{cases} y_i - [w \times \varphi(x_i)] - b \leq \varepsilon + \xi_i \\ \xi_i \geq 0 \end{cases}, i=1, \dots, l \quad (5)$$

式中:  $\xi_i$  为松弛因子;  $w$  与  $b$  为待估计参数;  $C$  为惩罚因子。支持向量机建模运算过程引入了核函数, 将非线性运算变为低维特征空间的点积运算, 克服了在高维空间求解可能带来的维数灾难, 既能有效解决非线性问题, 也能减小计算复杂度<sup>[19]</sup>。核函数的选取很大程度上决定了算法的泛化能力和计算性能, RBF 核函数适用范围广, 收敛域宽, 是最常用的核函数, 本文的研究也将选用 RBF 核函数进行研究。

图 6 为 SVM 数据重构算法的流程图, 风机的实际输出功率与风速直接相关, 因此, 利用风电机组采集到的气象信息构成支持向量机的输入空间。对应的实际功率作为输出空间, 选用已知的风电机组正常运行的数据作为训练集, 建立输入输出的对应关系。

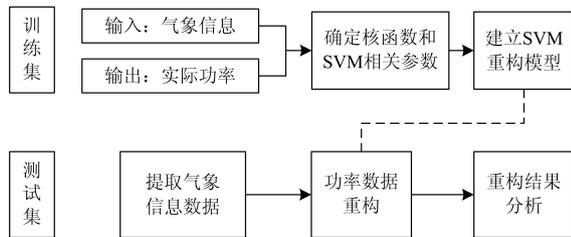


图 6 基于 SVM 模型的数据重构算法流程

Fig. 6 Data reconstruction algorithm flow based on SVM model

### 3.2 模型改进

上述方法为 SVM 数据重构方法的基本流程, 在此基础上, 本文还对基础模型进行以下改进。

#### 1) 基于风速升降特性的分类处理

对于上升风、平稳风和下降风的数据, 其各自

的风速-功率对应关系有所差异。图 7 为风速在 5.5~6.5 m/s 时, 对应的实测风速-功率散点, 红色和蓝色散点分别对应上升风和下降风特性的数据。对比可知, 在风速升降特性不同的条件下, 风电机组的输出特性有较大差异。

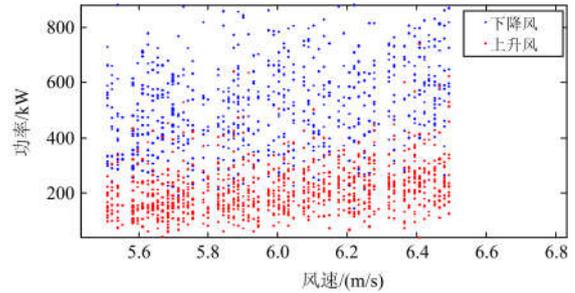


图 7 相同风速下上升风与下降风功率对比

Fig. 7 Comparison of power with RISE-FALL-feature at the same wind speed

因此在数据重构时, 也应区分对待。在选择训练集与测试集后, 对训练集中上升风、下降风和平稳风的特性数据, 分别建立 SVM 模型, 再对不同风速升降特性的测试数据进行数据重构实验分析。

#### 2) 基于空间相关性的重构结果修正

在大型风电场中, 相邻的风电机组的输出功率具有较强的相关性。风电机组 A 和 B 为某风电场具有强相关性的风电机组, 图 8 为两风电机组的实测输出功率, 两风电机组的输出功率数值相近, 且表现出相同的变化趋势, 认为强相关风电机组输出功率可作为数据重构的重要参考。根据强相关风电机组的输出功率建立条件概率分布, 修正重构结果。

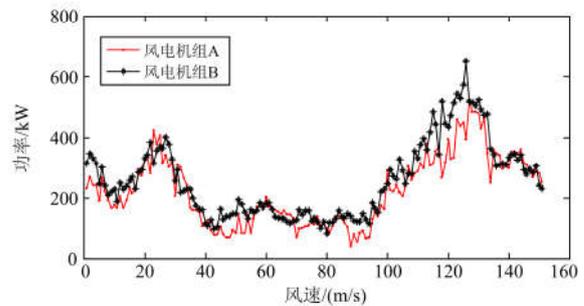


图 8 强相关风电机组输出功率

Fig. 8 Output power of wind turbines with strong correlation

假设风电机组  $i$  有  $k$  台强相关风电机组, 首先根据强相关风电机组无异常数据点的历史功率建立条件概率分布函数:  $F_{p_i|p_1, \dots, p_k}(p_i | p_1, \dots, p_k)$ , 由于仅考虑强相关风机, 维数  $m$  不高, 可直接建立条件概率分布模型。在对风机  $i$  在  $t$  时刻的异常数据进行重构时, 首先将强相关风机在  $t$  时刻的运行数据

$\hat{p}_1, \hat{p}_2 \dots, \hat{p}_k$  代入条件概率分布函数, 设定上下置信分位数, 求得条件概率置信区间, 判断 SVM 重构模型求得的功率是否在该置信区间内, 若不在, 则将重构结果修正为相邻的边界值, 得到最终结果。图 9 为改进的数据重构算法模型。

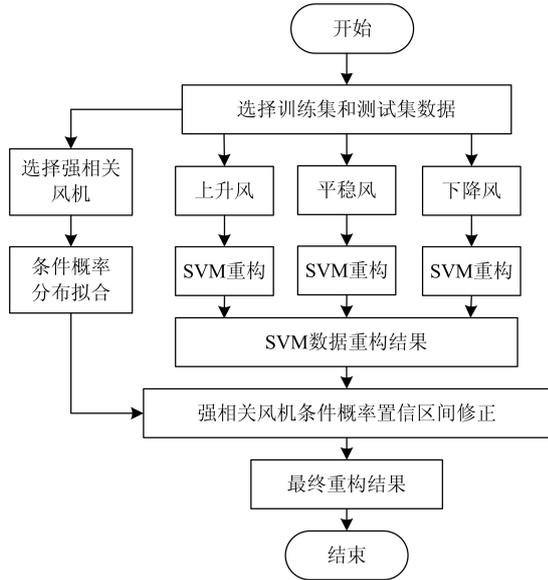


图 9 改进 SVM 重构算法

Fig. 9 Improved SVM-based data reconfiguration algorithm

## 4 算例分析

为了验证上述的异常数据识别与重构模型的有效性, 选用不同风电场的风电机组实测运行数据进行算例分析。风电场 A 共 177 台风电机组, 总装机容量为 265.5 MW; 风电场 B 共 33 台风电机组, 总装机容量为 49.5 MW。两风电场单台机组容量均为 1.5 MW, 采样间隔为 1 min。

### 4.1 数据识别

利用本文所述的异常数据识别方法对风电场 A 2012 年 8 月的实测数据进行仿真分析, 图 5 为原始数据, 图 10 为剔除异常数据后的结果, 由识别前后

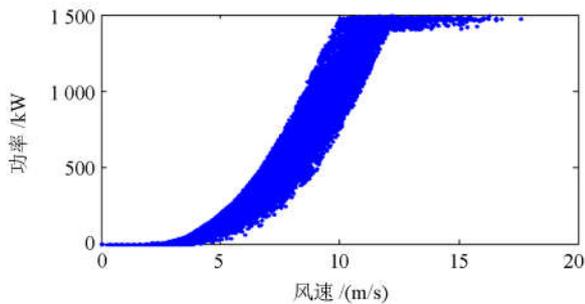


图 10 剔除异常数据后的风速-功率数据

Fig. 10 Wind speed-power data after removal of abnormal data

对比可知, 该方法能够有效识别数据中的各类异常数据, 能够剔除各类异常数据, 且能够保留正常运行的数据, 能够还原实际风电机组的风速-功率运行特性, 但由于异常数据的剔除, 使数据时序上的连续性遭到破坏, 因此, 要对剔除的异常数据加以重构, 恢复数据的完整性。

### 4.2 数据重构

从 A、B 两风电场各选 10 台风电机组的数据进行数据重构分析。在风电机组采集到的历史功率数据序列中, 删除部分功率采样数据, 模拟功率数据缺失情况, 对缺失的功率数据进行重构来验证本文方法的有效性。针对连续缺失 11、50 和 100 个功率数据点的情况进行分析, 采样间隔为 1 min。通过本文方法实现数据重构, 参照实际功率数据, 对比不同方法的数据重构结果, 分析重构误差, 得出结论。

本文选用平均相对误差  $e$  和重构准确率  $r$  作为数据重构的评价指标。

$$e = \frac{\sum |P_{ip} - P_i|}{nP_{cap}} \times 100\% \quad (6)$$

$$r = \left\{ 1 - \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left( \frac{P_{ip} - P_i}{P_{cap}} \right)^2} \right\} \times 100\% \quad (7)$$

式中:  $P_{ip}$  和  $P_i$  分别表示  $i$  时刻的重构功率和实际功率;  $P_{cap}$  表示风机的额定功率;  $n$  为重构数据个数。

首先通过异常数据识别提取正常运行的数据, 待重构点以前的数据作为重构模型的训练集, 待重构数据为测试集。根据 1.2 节中所述的方法求得风电机组的风速升降特性阈值  $m_a$  和  $m_b$ , 将数据分为上升风、平稳风与下降风, 分别建立 SVM 数据重构模型。根据待重构点的气象数据, 进行数据重构, 同时根据风电机组的历史功率数据确定强相关风机。本文采用秩相关系数作为强相关风机的评价标准。选择秩相关系数最大的 4 台风机作为强相关风机, 根据强相关风机的历史数据建立条件概率分布, 作为重构结果的修正参考。修正后得到最终的重构结果。

表 1 和表 2 为两风电场 10 台风电机组数据重构结果误差的平均值, 图 11 为单次数据重构结果。重构结果表明, SVM 数据重构方法优于直接用标准风速-功率曲线重构的结果。由于标准风速-功率曲线只表示理想条件下的风速-功率对应关系, 而实际值往往存在较大偏差, SVM 模型能够基于实测的气象和功率数据, 建立更符合实际的映射关系。

表 1 重构结果对比(风电场 A)

Table 1 Effect comparison of different reconstruction methods

重构方法	重构 11 采样点		重构 50 采样点		重构 100 采样点	
	$e/\%$	$r/\%$	$e/\%$	$r/\%$	$e/\%$	$r/\%$
标准风速-功率曲线对应法	1.97	95.7	2.01	93.21	4.84	93.43
SVM 方法	1.45	96.13	1.77	94.89	3.41	94.12
本文方法	1.12	97.79	1.43	97.50	1.50	97.14

表 2 重构结果对比(风电场 B)

Table 2 Effect comparison of different reconstruction methods

重构方法	重构 11 采样点		重构 50 采样点		重构 100 采样点	
	$e/\%$	$r/\%$	$e/\%$	$r/\%$	$e/\%$	$r/\%$
标准风速-功率曲线对应法	4.63	92.05	4.01	92.79	4.37	92.76
SVM 方法	3.28	93.19	2.58	93.31	3.30	93.22
本文方法	2.27	96.98	1.94	95.62	2.51	95.39

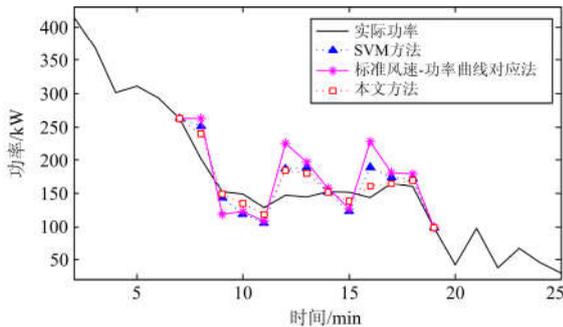


图 11 不同方法的数据重构结果(风电机组 1 重构 11 个采样点)  
Fig. 11 Data reconstruction results of different methods (wind turbine 1 reconstructs 11 sampling points)

本文方法在基础 SVM 方法上加以改进, 考虑了不同风速升降特性对数据的影响, 将原始数据集分类进行讨论, 并根据强相关风机历史功率数据的条件概率分布, 形成条件概率置信区间, 修正重构结果, 相比于基础 SVM 模型, 数据重构的准确率提高了 2%~4%。

### 5 结论

风电场采集的功率数据中存在大量的异常数据, 这对风电功率预测、风电并网等研究带来极为不利的影 响。本文基于实测数据进行分析, 提出了异常数据识别与重构的方法, 并得出以下结论:

1) 由风电机组的实测数据可知, 异常数据往往表现为离群散点、离群数据簇或是高风速零功率数据, 这些数据是由于通信故障、风机脱网或是弃风等原因造成的。

2) 不同风速升降特征数据的风速-功率条件概率分布不同, 数据识别时将不同风速升降特性的数据区分识别, 能够提高数据识别的准确性。

3) SVM 模型能够有效建立气象条件与功率之间的对应关系, 实现对缺失数据的重构, 在此基础上提出的基于风速升降特性和强相关风机出力特性的改进算法能有效改善数据重构效果, 提高了重构的准确率。

### 参考文献

[1] 蒋程, 刘文霞, 张建华, 等. 含风电接入的发电输电系统风险评估[J]. 电工技术学报, 2014, 29(2): 260-270.  
JIANG Cheng, LIU Wenxia, ZHANG Jianhua, et al. Risk assessment of generation and transmission systems considering wind power penetration[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2014, 29(2): 260-270.

[2] 吴金浩, 杨秀媛, 孙骏. 基于主成分分析法的风电功率短期组合预测[J]. 电气技术, 2016, 17(7): 41-47.  
WU Jinhao, YANG Xiuyuan, SUN Jun. Short term combined forecasting of wind power based on principal component analysis[J]. Electrical Engineering, 2016, 17(7): 41-47.

[3] 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.

[4] 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 Dianli University, 2015, 35(3): 44-49.

[5] 边晓燕, 王本利, 陈建平, 等. 改进的 DFIG 与 VSC-HVDC 协调控制改善风电场低电压穿越能力[J]. 电力系统保护与控制, 2016, 44(1): 9-16.

- BIAN Xiaoyan, WANG Benli, CHEN Jianping, et al. Improvement of low voltage ride through capability of wind farm using coordinated control of the improved DFIG and VSC-HVDC[J]. Power System Protection and Control, 2016, 44(1): 9-16.
- [6] 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 Dianli University, 2015, 35(5): 6-10.
- [7] 吕泉, 王伟, 韩水, 等. 基于调峰能力分析的电网弃风情况评估方法[J]. 电网技术, 2013, 37(7): 1-8.
- LÜ Quan, WANG Wei, HAN Shui, et al. A new evaluation method for wind power curtailment based on analysis of system regulation capability[J]. Power System Technology, 2013, 37(7): 1-8.
- [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] 娄建楼, 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] SCHLECHTINGEN M, SANTOS I F, ACHICHE S. Using data-mining approaches for wind turbine power curve monitoring: a comparative study[J]. IEEE Transactions on Sustainable Energy, 2013, 4(3): 671-679.
- [11] 朱倩雯, 叶林, 赵永宁, 等. 风电场输出功率异常数据识别与重构方法研究[J]. 电力系统保护与控制, 2015, 43(3): 38-45.
- ZHU Qianwen, YE Lin, ZHAO Yongning, et al. Methods for elimination and reconstruction of abnormal power data in wind farms[J]. Power System Protection and Control, 2015, 43(3): 38-45.
- [12] 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, 24.
- ZHANG Dongying, LI Weihua, LIU Yanhua, et al. Photovoltaic generation forecast based on multidimensional time-series local support vector regression in microgrids[J]. Automation of Electric Power Systems, 2014, 38(5): 14-18, 24.
- [13] 杨茂, 孙涌, 孙兆键, 等. 风电场大规模数据管理系统设计与研发[J]. 东北电力大学学报, 2014, 34(2): 27-31.
- YANG Mao, SUN Yong, SUN Zhaojian, et al. Design and development of large-scale data management system of wind farm[J]. Journal of Northeast Dianli University, 2013, 34(2): 27-31.
- [14] 叶小岭, 陈浩, 郭晓杰, 等. 基于风速升降特性的短期风电功率预测[J]. 电力系统保护与控制, 2016, 44(19): 56-62.
- YE Xiaoling, CHEN Hao, GUO Xiaojie, et al. Short-term wind power prediction based on the UP-DOWN-features of wind speed[J]. Power System Protection and Control, 2016, 44(19): 56-62.
- [15] 邱宜彬, 欧阳誉波, 李奇, 等. 考虑多风电场相关性的场景概率潮流计算及无功优化[J]. 电力系统保护与控制, 2017, 45(2): 61-68.
- QIU Yibin, OUYANG Yubo, LI Qi, et al. Scenario probabilistic load flow calculation and reactive power optimization considering wind farms correlation[J]. Power System Protection and Control, 2017, 45(2): 61-68.
- [16] 徐玉琴, 陈坤, 李俊卿, 等. Copula 函数与核估计理论相结合分析风电场出力相关性的一种新方法[J]. 电工技术学报, 2016, 31(13): 92-100.
- XU Yuqin, CHEN Kun, LI Junqing, et al. A new method analyzing output correlation of multi-wind farms based on combination of copula function and kernel estimation theory[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2016, 31(13): 92-100.
- [17] 龚莺飞, 鲁宗相, 乔颖, 等. 基于 Copula 理论的光伏功率高比例异常数据机器识别算法[J]. 电力系统自动化, 2016, 40(9): 16-22, 55.
- GONG Yingfei, LU Zongxiang, QIAO Ying, et al. Copula theory based machine identification algorithm of high proportion of outliers in photovoltaic power data[J]. Automation of Electric Power Systems, 2016, 40(9): 16-22, 55.
- [18] 叶林, 刘鹏. 基于经验模态分解和支持向量机的短期风电功率组合预测模型[J]. 中国电机工程学报, 2011, 31(31): 102-108.
- 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.
- [19] 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.

收稿日期: 2017-08-07; 修回日期: 2017-10-02

作者简介:

杨茂(1982—), 男, 博士, 副教授, 主要研究方向为电力系统负荷预测和新能源发电; E-mail: yangmao820@163.com

翟冠强(1992—), 男, 硕士研究生, 研究方向为电力系统分析与风力发电技术。E-mail: 374421104@qq.com

(编辑 魏小丽)