

DOI:10.12158/j.2096-3203.2020.05.021

基于 SVR 残差修正的光伏发电功率预测模型

刘家庆¹, 张弘鹏¹, 郭希海¹, 孙羽¹, 徐峥¹, 张平²

(1. 国家电网有限公司东北分部, 辽宁 沈阳 110180;

2. 国电南瑞科技股份有限公司, 江苏 南京 211106)

摘要:近年来,大规模光伏并网对区域电网的安全稳定运行造成了严重影响。光伏功率超短期预测可为区域电力调度提供必要的支撑,促进新能源消纳,但光伏自身的波动特性使光伏功率预测的精度难以提高。因此,文中提出考虑功率修正、基于差分自回归移动平均 (ARIMA) 和支持向量回归 (SVR) 的光伏发电功率预测模型。首先,以光伏电站现场采集的功率时间序列建立 ARIMA 模型,对日发电功率进行初步预测;其次,利用前一个气象相似日的预测残差数据建立 SVR 模型,对预测日的 ARIMA 残差进行预测;最后,对初步预测结果进行修正。利用现场实测数据建立典型日的光伏发电预测模型,测试结果表明在残差修正后,预测精度明显提升。

关键词:光伏发电;功率预测;残差修正;支持向量回归 (SVR);差分自回归移动平均 (ARIMA)

中图分类号:TM615

文献标志码:A

文章编号:2096-3203(2020)05-0146-06

0 引言

当前,光伏发电系统发展迅速。截至 2018 年,全国光伏发电累计装机容量达 174 GW,新增装机容量 44 260 MW^[1],装机容量占电源比例达到 9.2%。大规模光伏并网是实现节能减排、保证能源供应安全和实现能源可持续发展的必由之路。但是,光伏并网也会给电网带来电能质量、节点电压及支路潮流波动、可靠性和稳定性等方面的问题^[2-3]。从时间尺度看,光伏功率预测分为中长期(>24 h)、短期(6~24 h)和超短期(0~6 h)。光伏功率短期预测是电网调度部门提前调整调度计划的依据,可以减少光伏系统并网对电网的负面影响,促进新能源消纳^[4]。

目前,精细化预测已经成为光伏发电功率预测技术的主要发展方向之一。通常,光伏功率预测方法可分为直接、间接和混合预测 3 类。直接预测是直接利用功率的时间序列数据,通过信号处理等手段进行分析预测^[5-7]。文献[8]提出了基于频域分解和长短期记忆神经网络的光伏功率预测方法。文献[9]提出了采用嵌入气象因素的改进奇异谱分析方法用于光伏短期出力预测。间接预测是先预测与光伏出力相关度较大的物理量(例如辐照度),再对光伏发电功率进行预测^[10-12]。文献[13]先通过差分自回归移动平均 (autoregressive integrated moving average, ARIMA) 模型预测了辐照度和温度,再进行功率预测。文献[14]建立了大气气溶胶光学厚度估计模型,进而计算光伏电池面板接收的辐

射强度,实现了计及雾霾影响因素的光伏发电超短期功率预测。近年来,随着人工智能技术兴起,基于神经网络、机器学习等人工智能的混合预测方法成为提升光伏预测精度的有效手段^[15-18]。文献[19]建立了天气分类和多元自适应回归样条的预报模型用于光伏功率预测。文献[20]利用 C-C 相空间重构和混沌-径向基函数建立光伏预测模型。

影响光伏功率预测精度的最主要因素在于光伏发电功率的波动性,来源于太阳光辐射受气象条件影响而产生的波动。不确定性和随机性的特征阻碍了光伏功率预测精度进一步提升。为此,文中提出一种考虑残差修正、基于 ARIMA 和支持向量回归 (support vector regression, SVR) 的光伏发电功率预测模型。相对于传统的直接预测方法,所提方法通过实测数据不断修正预测模型,具有更高的精度;相对于间接预测方法,所提方法无需辐照和温度等间接数据,且算法结构简单,有利于工程化推广。采用江苏某 2.8 MW 光伏电站数据对所提模型的有效性进行验证。

1 基于 SVR 功率修正的 ARIMA 光伏发电功率预测模型

1.1 ARIMA 建模原理

光伏发电功率的波动性决定了其时间序列为 1 组非平稳数据,可采用 ARIMA 进行预测。ARIMA 一般表示为 $A(p, q, d)$ 。其中 p 为自回归项数; q 为移动平均项数; d 为阶数,即成为平稳序列所需的差分次数。通常,非平稳序列通过 1 次或者多次差分,得到平稳序列。ARIMA 建模精度取决于 p, q, d 的

取值。对于 d 次差分后的平稳时间序列 y_t , ARIMA 可表示为:

$$y_t = c + \varphi_1 y_{t-1} + \varphi_2 y_{t-2} + \cdots + \varphi_p y_{t-p} + u_t + \theta_1 u_{t-1} + \theta_2 u_{t-2} + \cdots + \theta_q u_{t-q} \quad (1)$$

式中: c 为常数; u_t 为白噪声序列; $\varphi_1, \varphi_2, \cdots, \varphi_p$ 为自回归系数; $\theta_1, \theta_2, \cdots, \theta_q$ 为移动平均系数。

ARIMA 建模过程如下:首先,对时间序列进行差分处理直至平稳,通过自相关系数和偏自相关系数检验序列的平稳性;其次,通过赤池信息准则 (Akaike information criterion, AIC) 定义 p, q 值;最后,由最小二乘估计法确定模型系数。

1.2 SVR 建模原理

SVR 是广泛应用于趋势预测的机器学习算法,其核心思想是将输入样本空间 (x_i, y_i) 映射到高维空间 $x \rightarrow \varphi(x)$ 实现线性回归,得到非线性回归函数用于预测。其中 $i = 1, 2, \cdots, l, x_i \in \mathbf{R}^n, \mathbf{R}^n$ 为 n 维实数集, $y_i \in \mathbf{R}$ 。SVR 来源于支持向量机 (support vector machine, SVM), SVM 要求构建超平面距离,使最近的样本与超平面之间的距离最大。SVR 则要求样本与回归曲线 $f(x) = \mathbf{w}^T \varphi(x) + \mathbf{b}$ 间的总偏差最小,其中 \mathbf{w} 为权值, \mathbf{b} 为偏置向量。其最优化问题表示为:

$$\min_{\mathbf{w}, \mathbf{b}} \frac{1}{2} \|\mathbf{w}\|^2 + C \sum_{i=1}^l (\xi_i + \xi_i^*) \quad (2)$$

式中: C 为惩罚参数; ξ_i, ξ_i^* 为松弛变量。

约束条件为:

$$\begin{cases} y_i - \mathbf{w} \varphi(x) - \mathbf{b} \leq \varepsilon + \xi_i & i = 1, 2, \cdots, l \\ -y_i + \mathbf{w} \varphi(x) + \mathbf{b} \leq \varepsilon + \xi_i^* & i = 1, 2, \cdots, l \\ \xi_i^*, \xi_i \geq 0 & i = 1, 2, \cdots, l \end{cases} \quad (3)$$

式中: ε 为回归误差。

利用拉格朗日乘子法求解式 (2) 的优化问题,通常采用高斯核函数实现高维空间映射。

1.3 SVR 功率修正流程

文中构建的 ARIMA+SVR 模型充分体现了 ARIMA 捕捉时间序列中的线性成分和 SVR 的非线性建模能力。利用光伏电站发电功率的实测时间序列进行建模,采取单步滚动方式逐步预测,预测步长与光伏电站功率的采样频率一致,根据实测数据不断修正 ARIMA 以达到更精确的趋势追踪。同时,为进一步提高预测精度,以历史功率残差建立 SVR 模型,计算预测日的功率残差并对 ARIMA 的预测值进行修正。

建模流程如图 1 所示。首先,采用预测日的实时采样数据建立 ARIMA 模型,并进行单步滚动静

态预测,得到初步预测值;其次,利用历史数据建立气象相似日的 ARIMA 模型,计算预测残差;然后,用相似日残差数据建立 SVR 模型,并用其计算预测日的残差;最后,用预测日残差修正初步预测值,得到最终的预测结果。

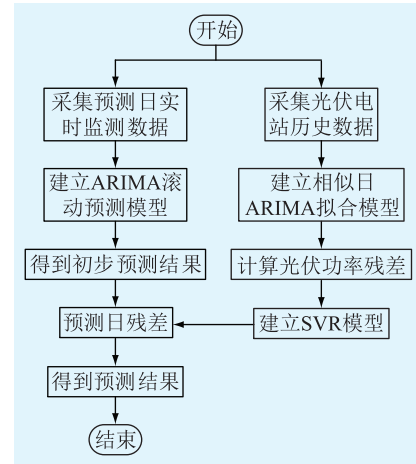


图 1 基于 ARIMA+SVR 的光伏发电功率预测流程

Fig.1 Photovoltaic power prediction process based on ARIMA+SVR

建模流程具体步骤为:

(1) 历史功率数据预处理。采用归一化方法,将数据归至区间 $[0, 1]$ 。

$$y^* = \frac{y - y_{\min}}{y_{\max} - y_{\min}} \quad (4)$$

式中: y 为原始数据; y^* 为标准化数据; y_{\max} 为序列最大值; y_{\min} 为序列最小值。

(2) 历史数据的 ARIMA 建模拟合与残差生成。选取若干典型气象条件 (如:晴天,多云,阴天,雨雪) 的单日 24 h 发电功率数据,按照 1.1 节建立 ARIMA 模型。预测采用滚动预测方式,例如,时间序列 y_1, y_2, \cdots, y_n 为某日前 n 个功率实测数据,预测 $n+1$ 时刻的功率数据 y'_{n+1} ,到达 $n+1$ 时刻后,以该时刻实测数据 y_{n+1} 加入到原始序列中,形成新序列 $y_1, y_2, \cdots, y_n, y_{n+1}$,重新构建 ARIMA,再预测下一时刻 $n+2$ 的功率数据 y'_{n+2} 。按照此模式,完成整天的发电功率预测。预测残差 y_{res} 即为预测值与实测值间的差值。

$$y_{\text{res}} = y'_t - y_t \quad (5)$$

(3) SVR 模型建立与残差预测。按照天气类型匹配,选择预测日之前最近的天气类型相似日光伏发电功率数据。例如:预测日为晴天,则训练数据也选择晴天数据。按照步骤 (2) 建立相应的 ARIMA 模型,得到其残差序列,并建立残差 SVR 模型。SVR 模型的输入为 1 组连续的时间序列向量,输出为下一时刻的发电功率。即:

$$Y_{in} = \begin{bmatrix} y_{res,1} & y_{res,2} & \cdots & y_{res,l} \\ y_{res,2} & y_{res,3} & \cdots & y_{res,l+1} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ y_{res,m-l} & y_{res,m-l+1} & \cdots & y_{res,m-1} \end{bmatrix} \quad (6)$$

$$Y_{out} = \begin{bmatrix} y_{res,l+1} \\ y_{res,l+2} \\ \vdots \\ y_{res,m} \end{bmatrix} \quad (7)$$

式中： Y_{in} 为SVR模型的输入矩阵； Y_{out} 为输出向量； m 为残差序列中元素的个数； l 为输入向量中元素的个数。

(4) 预测日 ARIMA 建模与预测。与步骤(2)的建模流程相似,对于预测日,选取前 n 个数据 y'_1, y'_2, \dots, y'_n 建立 ARIMA 模型,预测 $n+1$ 时刻的功率 y''_{n+1} ,再用该时刻实测数据 y'_{n+1} 反馈回模型进行重构,滚动完成当日的功率预测,得到初步预测结果。

(5) 预测日残差修正,最终预测结果生成。通过步骤(3)中建立的 SVR 模型,预测 $n+1$ 时刻的残差 y'_{res} ,与初步预测结果 y''_{n+1} 相加,得到最终的功率预测值。

2 光伏发电功率预测实验验证

采用江苏某光伏电站发电功率实测数据作为建模数据来源,光伏电站总容量为 2.8 MW,数据记录时间从 2017 年 9 月至 2018 年 9 月,采样间隔为 15 min。为验证文中方法的有效性,选取 4 种典型气象条件进行测试,分别为 2018 年 9 月 13 日(多云),2018 年 7 月 15 日(晴天),2018 年 5 月 17 日(雨天)和 2017 年 10 月 18 日(阴天)。按照 1.3 节的建模步骤分别建立 ARIMA 时间序列模型和 SVR 残差模型。

通过平稳性和 AIC 检测,确定模型参数 $p = q = d = 1$,即采用 $A(1,1,1)$ 模型。图 2 为 4 种天气类型 ARIMA 的初步预测结果。每日均从第 30 个采样点开始预测,并以实测值代入模型实现滚动预测。

由图 2 初步预测结果可知,通过滚动预测方式,ARIMA 能够有效跟踪发电功率的波动,但与实测数据相比,仍存在一定误差,原因为存在一定程度的延时,延时时间与光伏监测设备采样间隔有关。

按照图 1 流程,建立相似日的 SVR 残差模型。以 2018 年 9 月 13 日(多云)为例,搜索预测日之前的天气类型,选择最近相同的天气类型作为训练数据来源。根据实际天气,选取 2018 年 9 月 12 日(多云)的发电功率数据进行 ARIMA 建模,并计算其残差。2018 年 9 月 12 日的拟合残差如图 3(a)所示。

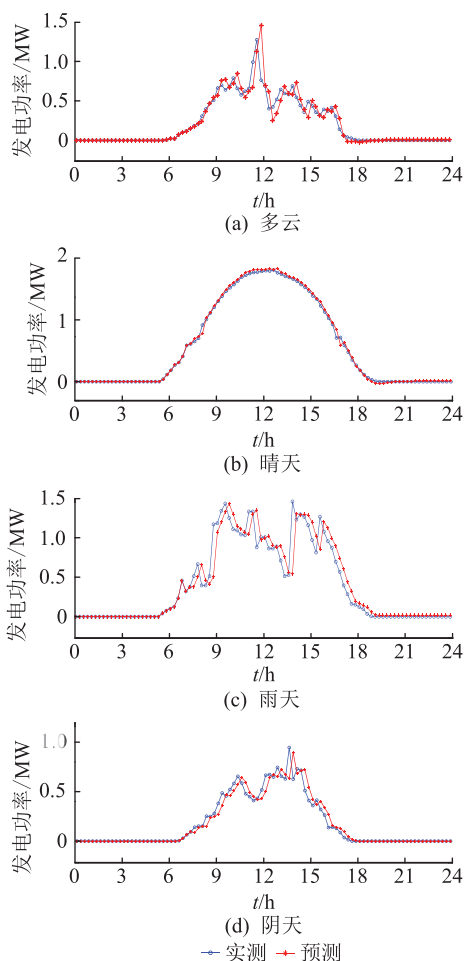


图 2 光伏发电 ARIMA 模型初步预测结果

Fig.2 Preliminary prediction results of photovoltaic power ARIMA model

利用其作为训练数据,按照 1.3 节步骤(3)训练 SVR 模型,残差序列元素个数 m 为 96,输入向量元素个数 l 为 3。随后,预测 2018 年 9 月 13 日的 SVR 残差,如图 3(b)所示。最后,用预测的 SVR 残差对 2018 年 9 月 13 日 ARIMA 的初步预测结果进行修正,结果如图 3(c)所示。

同样,对 2018 年 7 月 15 日(晴天),2018 年 5 月 17 日(雨天),2017 年 10 月 18 日(阴天)的发电功率数据进行 ARIMA 建模,并计算其残差。选取 2018 年 7 月 14 日(晴天),2018 年 5 月 12 日(雨天),2017 年 10 月 3 日(阴天)的发电功率数据分别建立 ARIMA 模型以获取 3 个相似日的预测残差,通过 3 个相似日的残差数据建立各自的 SVR 模型,分别得到 3 个预测日的 SVR 预测残差,最后对预测日的 ARIMA 初步预测结果进行修正。晴天、雨天和阴天的光伏发电功率预测结果分别如图 4—图 6 所示。

采用平均百分比误差(mean absolute percentage error, MAPE)和均方根误差(root mean square error,

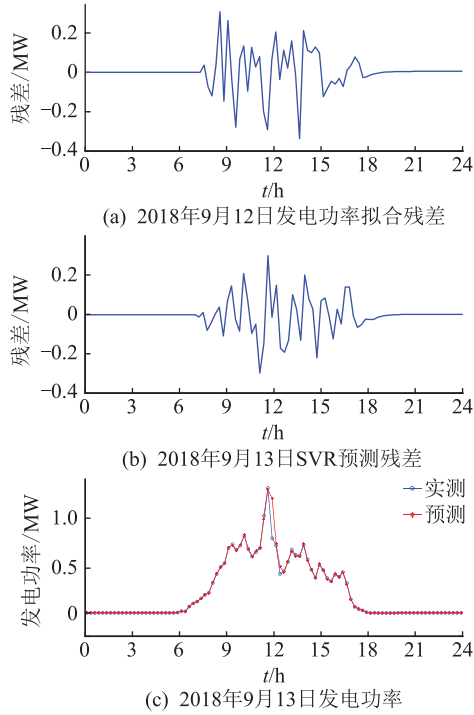


图3 多云天气光伏发电功率预测

Fig.3 Photovoltaic power prediction (cloudy)

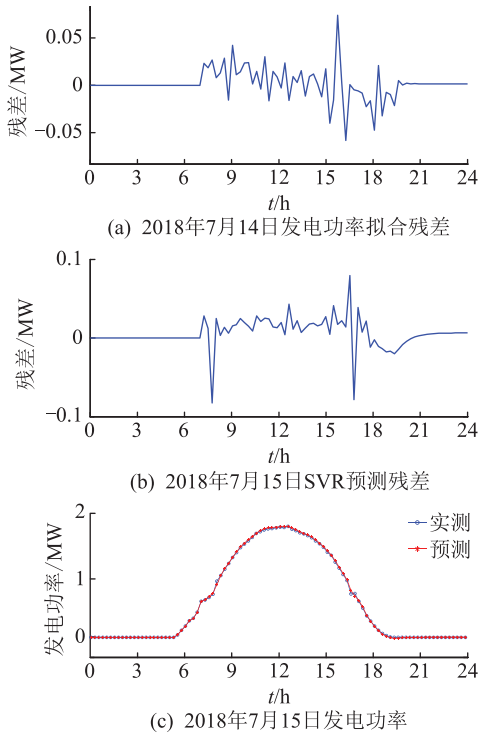


图4 晴天天气光伏发电功率预测

Fig.4 Photovoltaic power prediction (sunny)

RMSE)来评价发电功率预测与真实测量结果间的偏离程度。

$$e_{MAPE} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |(y_i - y'_i)/y_i| \times 100\% \quad (8)$$

$$e_{RMSE} = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - y'_i)^2} \quad (9)$$

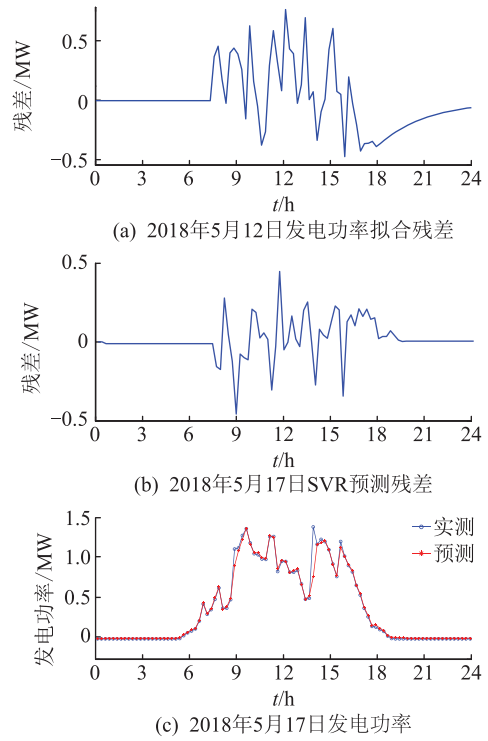


图5 雨天天气光伏发电功率预测

Fig.5 Photovoltaic power prediction (rainy)

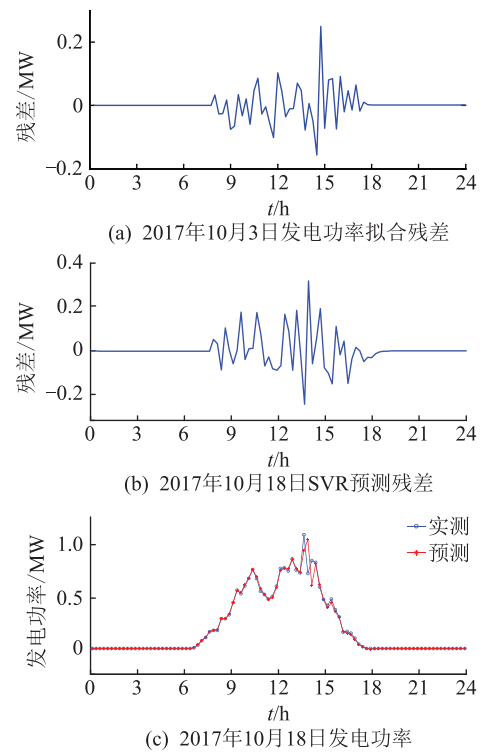


图6 阴天天气光伏发电功率预测

Fig.6 Photovoltaic power prediction (overcast)

式中: y_i, y'_i 分别为光伏发电功率的实测和预测值。

表1为残差修正前后的预测误差比较。ARIMA模型为残差修正前, ARIMA+SVR模型为残差修正后。可见,通过残差功率修正后, ARIMA+SVR模型的预测精度相对于ARIMA模型在各类气象条件下

都显著提升。

表 1 修正前后预测误差比较

Table 1 Prediction errors comparison before and after correction

天气	$e_{MAPE} / \%$		e_{RMSE} / MW	
	ARIMA+SVR	ARIMA	ARIMA+SVR	ARIMA
2018年9月13日(多云)	6.59	15.78	0.036 7	0.098 2
2018年7月15日(晴天)	1.95	4.79	0.014 6	0.036 0
2018年5月17日(雨天)	11.30	25.21	0.045 3	0.230 7
2017年10月18日(阴天)	6.39	15.35	0.050 8	0.388 5

3 结论

提出基于 ARIMA 和 SVR 的光伏电站发电功率预测方法。以现场实测数据作为建模数据来源,充分结合 ARIMA 对线性规律的追踪能力和 SVR 模型的非线性拟合能力,提升光伏发电功率的预测精度。结论为:

(1) ARIMA 采用单点滚动预测模式,以实测数据不断更新 ARIMA,可达到更好地跟踪变化趋势的效果;

(2) 利用相似日的拟合残差建立 SVR 残差预测模型,并以预测残差对 ARIMA 的预测结果进行修正,有效提升预测精度。

本文得到江苏省省级战略性新兴产业发展专项基金(2017-320156-38-03-618989),国家电网有限公司东北分部科技项目“基于移动物联网的海量分布式新能源低成本管理关键技术研究”(529926180-09Q)资助,谨此致谢!

参考文献:

[1] 国家能源局. 2018 年光伏发电统计信息[EB/OL]. (2019-03-19). http://www.nea.gov.cn/2019-03/19/c_1379074-28.htm.
National Energy Board. 2018 photovoltaic power generation statistics[EB/OL]. (2019-03-19). http://www.nea.gov.cn/2019-03/19/c_137907428.htm.

[2] 陈炜,艾欣,吴涛,等. 光伏并网发电系统对电网的影响研究综述[J]. 电力自动化设备,2013,33(2):26-32.
CHEN Wei, AI Xin, WU Tao, et al. Influence of grid-connected photovoltaic system on power network[J]. Electric Power Automation Equipment, 2013, 33(2): 26-32.

[3] SHEN Y, ZHANG J, GUO P, et al. Impact of solar radiation variation on the optimal tilted angle for fixed grid-connected PV array—case study in Beijing[J]. Global Energy Interconnection, 2018, 1(4): 460-466.

[4] 黎敏,林湘宁,张哲原,等. 超短期光伏出力区间预测算法及其应用[J]. 电力系统自动化,2019,43(3):10-16.
LI Min, LIN Xiangning, ZHANG Zheyuan, et al. Interval prediction algorithm for ultra-short-term photovoltaic output and its application[J]. Automation of Electric Power Systems, 2019, 43(3): 10-16.

[5] 殷豪,陈云龙,孟安波,等. 基于二次自适应支持向量机的光伏输出功率预测[J]. 太阳能学报,2019,40(7):1866-1873.
YIN Hao, CHEN Yunlong, MENG Anbo, et al. Forecasting photovoltaic power based on quadric self-adaptive SVM model[J]. Acta Energetica Solaris Sinica, 2019, 40(7): 1866-1873.

[6] 丁明,刘志,毕锐,等. 基于灰色系统校正-小波神经网络的光伏功率预测[J]. 电网技术,2015,39(9):2438-2443.
DING Ming, LIU Zhi, BI Rui, et al. Photovoltaic output prediction based on grey system correction-wavelet neural network[J]. Power System Technology, 2015, 39(9): 2438-2443.

[7] EHSAN R M, SIMON S P, VENKATESWARAN P R. Day-ahead forecasting of solar photovoltaic output power using multi-layer perceptron[J]. Neural Computing & Applications, 2017, 28(12): 3981-3992.

[8] 张倩,马愿,李国丽,等. 频域分解和深度学习算法在短期负荷及光伏功率预测中的应用[J]. 中国电机工程学报,2019,39(8):2221-2230.
ZHANG Qian, MA Yuan, LI Guoli, et al. Applications of frequency domain decomposition and deep learning algorithms in short-term load and photovoltaic power forecasting[J]. Proceedings of the CSEE, 2019, 39(8): 2221-2230.

[9] 黎静华,赖昌伟. 考虑气象因素的短期光伏出力预测的奇异谱分析方法[J]. 电力自动化设备,2018,38(5):50-57.
LI Jinghua, LAI Changwei. Singular spectrum analysis method for short-term photovoltaic output prediction considering meteorological factors[J]. Electric Power Automation Equipment, 2018, 38(5): 50-57.

[10] 李燕青,杜莹莹. 基于双维度顺序填补框架与改进 Kohonen 天气聚类的光伏发电短期预测[J]. 电力自动化设备,2019,39(1):60-65.
LI Yanqing, DU Yingying. Short-term photovoltaic power forecasting based on double-dimensional sequential imputation framework and improved Kohonen clustering[J]. Electric Power Automation Equipment, 2019, 39(1): 60-65.

[11] 管霖,赵琦,周保荣,等. 基于多尺度聚类分析的光伏功率特性建模及预测应用[J]. 电力系统自动化,2018,42(15):24-30.
GUAN Lin, ZHAO Qi, ZHOU Baorong, et al. Multi-scale clustering analysis based modeling of photovoltaic power characteristics and its application in prediction[J]. Automation of Electric Power Systems, 2018, 42(15): 24-30.

[12] MARQUEZ R, COIMBRA C F M. Intra-hour DNI forecasting based on cloud tracking image analysis[J]. Solar Energy, 2013(91): 327-336.

[13] MEI Fei, PAN Yi, ZHU Kedong, et al. A hybrid online forecasting model for ultrashort-term photovoltaic power generation

- [J]. Sustainability, 2018, 10(3):820.
- [14] 刘卫亮,刘长良,林永君,等. 计及雾霾影响因素的光伏发电超短期功率预测[J]. 中国电机工程学报, 2018, 38(14):4086-4095.
- LIU Weiliang, LIU Changliang, LIN Yongjun, et al. Super short-term photovoltaic power forecasting considering influence factor of smog[J]. Proceedings of the CSEE, 2018, 38(14):4086-4095.
- [15] 潘明明,孙晓辉,于建成. 基于改进Kalman滤波块状态估计方法的分布式光伏发电预测[J]. 供用电, 2019, 36(2):56-60.
- PAN Mingming, SUN Xiaohui, YU Jiancheng. A distributed photovoltaic generation prediction based on improved Kalman filter block state estimation method[J]. Distribution & Utilization, 2019, 36(2):56-60.
- [16] 王继东,冉冉,宋智林. 基于改进深度受限玻尔兹曼机算法的光伏发电短期功率概率预测[J]. 电力自动化设备, 2018, 38(5):43-49.
- WANG Jidong, RAN Ran, SONG Zhilin. Probability forecast of short-term photovoltaic power generation based on improved depth restricted Boltzmann machine algorithm[J]. Electric Power Automation Equipment, 2018, 38(5):43-49.
- [17] 李练兵,张佳,韩靖楠,等. 基于Elman算法的光伏阵列的短期功率预测研究[J]. 太阳能学报, 2017, 38(6):1560-1566.
- LI Lianbing, ZHANG Jia, HAN Jingnan, et al. Short-term power forecast research of PV array based on Elman algorithm[J]. Acta Energetica Solaris Sinica, 2017, 38(6):1560-1566.
- [18] ZHANG Xiaoning, FANG Fang, LIU Jizhen. Weather-classification-MARS-based photovoltaic power forecasting for energy imbalance market[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2019, 66(11):8692-8702.
- [19] WANG F, ZHEN Z, MI Z Q, et al. Solar irradiance feature extraction and support vector machines based weather status pattern recognition model for short-term photovoltaic power forecasting[J]. Energy and Buildings, 2015(86):427-438.
- [20] 王育飞,付玉超,孙路,等. 基于混沌-RBF神经网络的光伏发电功率超短期预测模型[J]. 电网技术, 2018, 42(4):1110-1116.
- WANG Yufei, FU Yuchao, SUN Lu, et al. Ultra-short term prediction model of photovoltaic output power based on chaos-RBF neural network[J]. Power System Technology, 2018, 42(4):1110-1116.

作者简介:



刘家庆

刘家庆(1963),男,硕士,高级工程师,从事大电网安全调度运行工作(E-mail:liujiaqing@ne.sgcc.com.cn);

张弘鹏(1975),男,博士,教授级高级工程师,从事新能源并网及消纳工作;

郭希海(1970),男,硕士,高级工程师,从事水电及新能源调度工作。

Prediction model of photovoltaic power generation based on SVR residual correction

LIU Jiaqing¹, ZHANG Hongpeng¹, GUO Xihai¹, SUN Yu¹, XU Zheng¹, ZHANG Ping²

(1. Northeast Branch of State Grid Corporation of China, Shenyang 110180, China;

2. NARI Technology Co., Ltd., Nanjing 211106, China)

Abstract: In recent years, large-scale photovoltaic (PV) grid connection has seriously affected the safe and stable operation of regional power grid. Ultra-short-term prediction of PV power can provide necessary data support for regional power dispatching and promote the realization of new energy consumption goal. However, the fluctuation characteristics of PV power make it difficult to improve the accuracy of power prediction. Therefore, PV power prediction model based on autoregressive integrated moving average (ARIMA) and support vector regression (SVR) considering power correction is proposed. Firstly, the ARIMA model is established using time series power data collected by PV power monitoring system, and preliminary prediction results can be obtained. Secondly, the prediction residuals of the previous meteorological similar day are used to establish SVR model to obtain the residuals of the prediction day. Finally, the preliminary prediction results are revised by prediction residuals. The typical PV power prediction models of different weather conditions are established by using the measured data. Test results show that the prediction accuracy is obviously improved after the residual error correction.

Keywords: photovoltaic power generation; power prediction; residual correction; support vector regression (SVR); autoregressive integrated moving average (ARIMA)

(编辑 吴楠)