

doi: 10.16112/j.cnki.53-1223/n.2020.05.008

融合 RBF 神经网络和集对分析的 风电功率超短期预测

孙 勇¹ 李宝聚¹ 孙志博² 李振元¹ 张罗宾³

(1. 国网吉林省电力有限公司, 吉林 长春 130021;

2. 东北电力大学 现代电力系统仿真控制与绿色电能新技术教育部重点实验室, 吉林 吉林 132012;

3. 国网山东省电力公司日照供电公司, 山东 日照 276800)

摘要: 风电功率的随机波动性是制约风电功率预测精度提高的关键问题之一, 其中风速波动性以及风电转换不确定性是造成风电功率波动的两个主要原因。本文首先分析在风电功率预测中计及风电场状态的必要性; 其次以风机运行状态充当输入变量, 采用互信息理论修正外部 NWP 风速, 引入集对分析对风电场内部状态特征参量进行匹配预测, 构建计及风电场运行状态的以多种多输入-单输出的 RBF 神经网络为核心的风功率预测框架; 最后采用吉林省某风电场的实际数据进行分析。对比多种预测算法, 通过算例结果表明, 所提方法可以有效地提升风电功率预测的精度。

关键词: 风功率预测; 风电场态势预估; 风速修正; 秩次集对分析; RBF 神经网络

中图分类号: TM614 **文献标志码:** A **文章编号:** 1007-855X(2020)05-0049-10

Ultra-short-term Wind Power Forecasting Integrated RBF Neural Network and Set Pair Analysis

SUN Yong¹ LI Baoju¹ SUN Zhibo² LI Zhenyuan¹ ZHANG Luobin³

(1. State Grid Jilin Electric Power Company Limited, Changchun 130021, China; 2. Key Laboratory of Modern Power

System Simulation and Control & Renewable Energy Technology, Ministry of Education, Northeast Electric

Power University, Jilin 132012, China; 3. Rizhao Power Supply Company of State Grid

Shandong Electric Power Company, Rizhao 276800, China)

Abstract: The stochastic volatility is one of the key problems that restrict the improvement of wind power forecast precision. Wind speed volatility and non-determinacy of wind power conversion are the two principal reasons of power volatility. This paper analyzed the necessity of considering the state of the wind farm in the wind power forecast, introduced the set pair analysis to match and predict the characteristic parameters of the internal state of the wind farm, and constructed a multi input single output RBF neural network model for wind power forecast considering the running status of a wind farm. The operation state of the wind turbine was used as the input variable, and the mutual information theory was adopted to modify the external NWP wind speed. Finally, a real wind farm information in Jilin Province was analyzed, and a variety of forecast algorithms were compared. The results indicate that the proposed method can improve with effect the forecast precision.

Key words: wind power forecasting; condition assessment of wind farms; wind speed correction; rank set pair analysis; RBF neural network

收稿日期: 2020-06-29. 基金项目: 国家电网有限公司科技项目(52230020002J).

作者简介: 孙勇(1980-) 男, 博士, 正高级工程师. 主要研究方向: 电力系统调度运行、新能源调度运行与控制.

E-mail: 1072319705@qq.com

0 引言

高比例可再生能源并网是现代电力系统的演化趋势之一。以风电为代表的新能源日渐成为能源变革下的新生力量,但其出力的间歇性、不确定性仍需进一步剖析。风电功率预测是一种提高风电渗透率,保证系统功率平衡的有效途径,其中超短期预测(预测未来 0~4 h 的输出功率)在电力市场交易、制定日内滚动发电计划等方面发挥着重要作用,是制定最优电网调度策略的重要依据。

从输入的角度看,风电功率超短期预测主要分为:(1)以风速预测为先导的建模体系,考虑了数值天气预报(numerical weather prediction, NWP)信息,进而通过功率曲线或某种机器学习算法实现风电转换^[1];(2)以实测功率为训练样本,直接建立历史功率与未来输出之间的映射关系^[2]。从预测方法的角度看,主要分为:(1)以时序外推为基本思想的持续法、ARMA 模型、灰色预测法等,此类方法的预测精度随着时间尺度的增大而减小;(2)以输入-输出映射关系的训练为建模思路的支持向量机、神经网络法、随机森林法等,其中调参、输入的选取与前期处理是提升此类模型预测精度的关键。

相较于实测功率的单一维度输入,NWP 气象信息的引入弱化了预测结果的不确定性^[3],文献[4]设计了一种基于 Elman 网络的超短期风速预测模型,内嵌改进小波变换以提升网络的预测性能;文献[5]提出了一种利用 DBN 网络的风速分频概率预测方法;文献[6]以与风功率的关联度大小为筛选条件对多 NWP 变量进行选取,以强相关信息作为功率预测模型的输入;文献[7]对低频的 NWP 平稳风速进行线性化修正,以此提高超短期风速预测精度。但上述文献多集中于分析风速等外在因素的影响,忽略了风机/风电场运行状态等内部因素对整场输出功率的作用,鲜有文献考虑影响风电转换的风电场运行态势这一要素,故由此导致的预测误差难以克服。文献[8]通过随机矩阵理论对建模域的风电场状态进行评估,以此拓展功率预测输入维度,但未能进一步预测风电场未来运行特征参量。

针对现阶段的风电功率超短期预测进行多维度风电功率数据建模,可以实现多源信息挖掘下的数据融合。为进一步提高风电功率超短期预测,本文以 NWP 数据为基础,结合实时 SCADA 数据、风电场运行状态等信息,通过多源数据建模来有效评估及预测风电场运行的安全态势和未来时段出力,也是智慧能源大数据分析中的典型应用,本质是从内部和外部两部分输入进行功率预测修正。外部是对影响功率输出的 NWP 风速信息进行修正,内部则是计及风电场运行状态参量预测结果对风电转换的影响。

因此,在进行预测之前,一方面,需要对 NWP 风速序列进行修正,以期获得更接近于真实风速的信息;另一方面,对风电场状态进行预估,使其与预测时段相匹配。

1 风电场内蕴态势及其对功率输出的影响

1.1 特征量关联度辨识

风资源等输入条件多变、机组运行状态等内部参数复杂导致了风电场出力不确定性。鉴于此,综合气象因子与风机状态信息这两类指标对风电功率预测进行决策。但若将全部指标作为影响因子,则会牺牲运算时间,增加模型冗余度,为了体现不同信息对功率输出的作用差异度,引入皮尔逊系数进行信息筛选。

以吉林某风电场为研究对象,该风电场包含 33 台 1.5 MW 的风电机组,可用数据包含 SCADA 数据和 NWP 信息,数据分辨率为 15 min。其中,风机 SCADA 数据划分为风机内部电气量(有功功率等)、机械量(机组特性)、电网侧电气量(涉网特性)以及风速信息(风资源特性)等 4 类输入变量。首先,对缺失或异常值进行剔除、补齐,对 NWP 风向取正余弦值,为便于后续分析,对各风机状态参量取均值作为风电场状态特征变量;其次,对 NWP 信息、多个运行状态指标与输出功率进行相关性分析并排序;最后,“降维约简”处理,选取关联度大于 0.6 的参数投入下一阶段的运算,结果如表 1 所示。

由表 1 可知,与输出功率关联度最大的信息分别为 NWP 的 50 m 风速、150 m 风向以及风电场的四个特征参量。

表 1 输入 - 功率关联度评价结果

Tab. 1 Evaluation results of correlation degree between input and power

决策类型	排序	参数	关联度
强关联集合	NWP	1 50m 风速	0. 689
		2 风向	0. 415
	风电场特征参量	1 变桨电机扭矩	0. 924
		2 机侧半导体温度	0. 884
		3 发电机最大转速	0. 825
		4 发电机轴承温度	0. 807
弱关联集合	NWP	3 50m 温度	-0. 273
		4 50m 湿度	-0. 331

1. 2 风电场运行状态

随着 NWP 信息更新时间的提前,基于数值天气预报的风电功率预测框架已被广泛采用. 风速 - 功率曲线是反映风电转换机理和风机出力情况的有效手段. 理论上讲,输入风速与输出功率是唯一对应的静态单值关系,而实际风电转换规律却表现出两个特征: (1) 并不严格遵循标准功率曲线运行; (2) 各台机组的功率散点并不完全一致(如图 1). 抛开尾流效应及风向的影响,假设各台机组的风电转换效率一致,那么有理由认为,相同输入风速下的各机组输出功率也应该是较为接近的,但实测数据却显示出与之相悖的现象,如图 2 所示.

从图 2 可以看出,第 465 点至 470 点,两个风机风速序列值在 5. 2 m/s 左右,但二者输出有功功率的偏差为 307. 84 kW,尤其是第 465 个点,10 号风机与 13 号风机的风速均为 5. 0 m/s,功率差值达到了 257. 75 kW,占单机容量的 17. 2%. 这说明除了风速等气象因素,风电机组的内部运行状态也会影响功率输出.

忽略风向等模糊因素,绘制影响功率输出的 4 种风机运行状态参量如图 3 所示. 显然可以发现,在风速较为接近的情况下,10 号机组和 13 号机组的状态参量也存在较大差异. 如第 465 点至 470 点,两台机组的变桨电机 3 扭矩、机侧半导体温度、最大转速和驱动方向轴承温度平均偏差达到了 0. 79 Nm、8. 83 ℃、354. 03 r/min 和 0. 41 ℃. 受外部气象因素的影响,这种不同机组状态参量上的差异既是功率输出差异的内在表现,同时又反作用于未来的输出功率.

风电场运行态势是指整个风电场在目标时刻的安全状况及其变化趋势,其影响因素包括风速等强时变因素以及风电机组运行状况等弱时变因素. 对于不完美的 NWP 风速信息,将其与实测风速进行关联分析来修正;对于未来的风电场运行态势,利用相似时段匹配法对其进行预测,以此扩展并优化风功率预测的输入变量,将在下节详述.

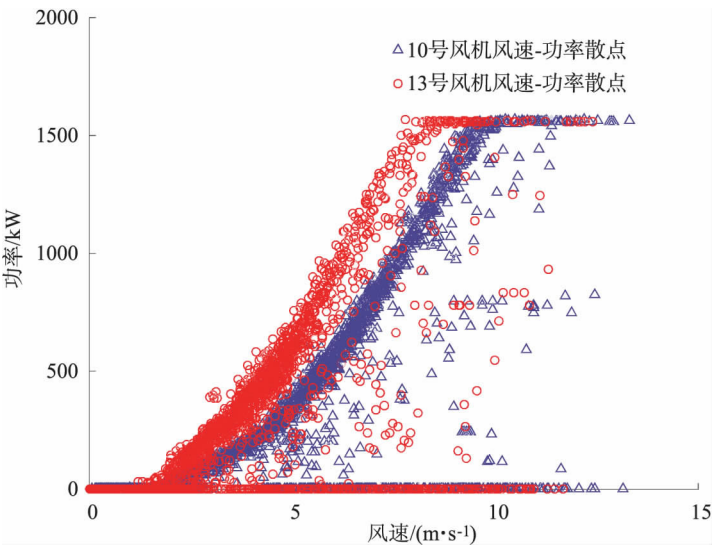


图 1 某风电场 10 号与 13 号风机实测功率曲线对比图

Fig. 1 Contrast of measured power curves of No. 10 and No. 13 wind turbines in a wind farm

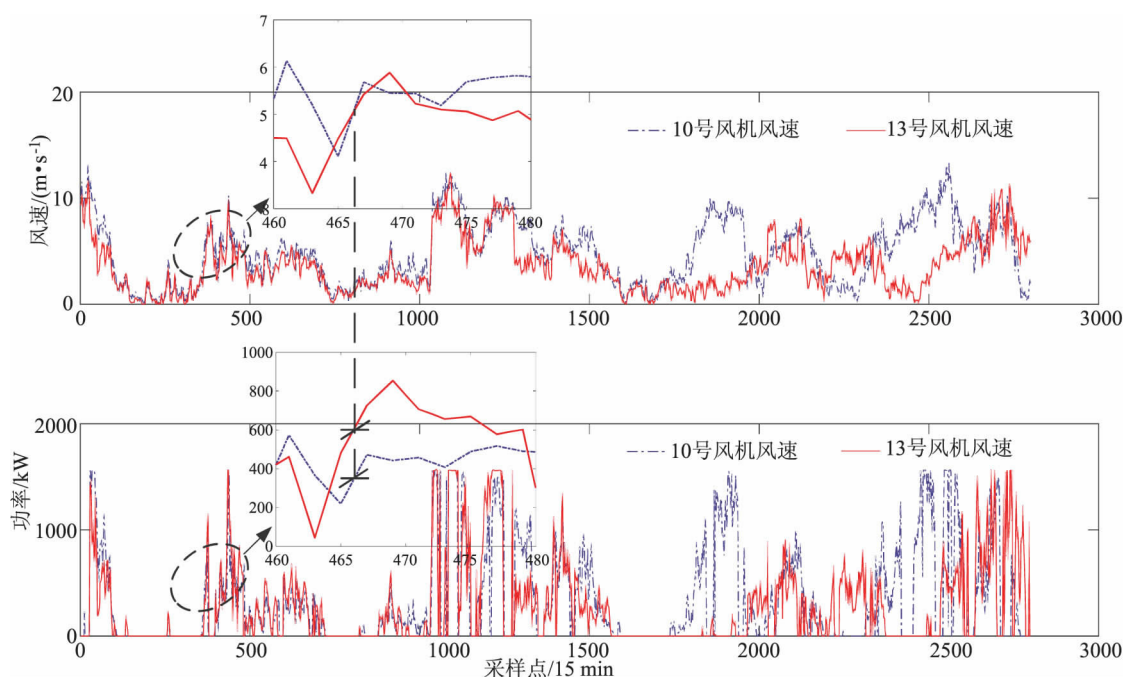


图2 某风电场10号与13号风机实测风速、功率序列对比图

Fig. 2 Contrast of measured wind speed and power sequences of No. 10 and No. 13 wind turbines in a wind farm

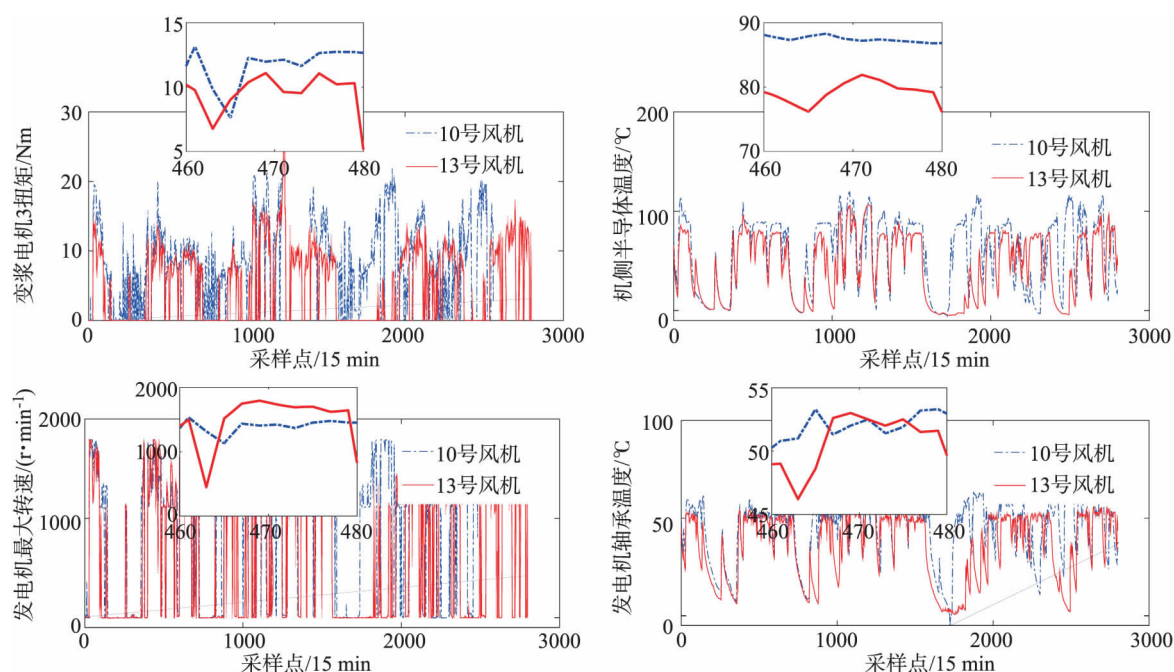


图3 某风电场10号与13号风机的4种运行状态参量序列对比图

Fig. 3 Sequence comparison of four operating state parameters of No. 10 and No. 13 wind turbines in a wind farm

2 内外特征量决策

2.1 基于互信息的 NWP 风速修正

在风电场实测数据中,实测风速信息受限于预测时刻,只能作为未来风速预测的建模域;NWP 风速是通过求解偏微分方程和修改边界条件对大气运动趋势进行降尺度预测,一般用于整场风速的趋势预测.在进行以风速为先导的风电功率预测时,历史风速和 NWP 风速信息均无法作为模型的最优输入,所以必须要

修正空间平均风速. 本文通过互信息对不同风速信息间的关联度进行挖掘, 建模域为实测风速和 NWP 风速信息. 模型机理为基于历史和未来信息权重分配的组合预测.

2.1.1 互信息理论

互信息可反映多个变量间的非线性关联度^[9]. 对于变量 (X, Y) , 二者的互信息 $MI(X, Y)$ 即为联合分布和边缘分布的相对熵:

$$MI(X, Y) = \sum_{x \in X, y \in Y} p(x, y) \log_2 \frac{p(x, y)}{p(x)p(y)} \quad (1)$$

式中: $p_{X,Y}(x, y)$ 为 (X, Y) 的联合概率密度分布函数, $p_X(x)$ 、 $p_Y(y)$ 分别为 X 、 Y 的边缘分布.

2.1.2 空间平均风速预测

空间平均风速由两部分组成: NWP 风速以及历史风速均值. 如果时段 T 的 NWP 风速为 v_{NWP}^T , 时段 T 之前的 NWP 历史风速为 v_{NWP}^{T-} , 求取其互信息 MI , 此时历史风速和 NWP 风速的关联度记为 R_1 ; 如果整场历史风速记为 v_{real}^T , 则相同时间窗内的 NWP 风速记为 v_{NWP}^T , 求取二者的灰色关联度 MI , 其值记为 R_2 . 由此构建融合相似风速匹配和 NWP 修正的空间平均风速预测模型如下:

$$V^T = \max(R_1) \times (1 - R_2) \times v_{NWP}^{T-} + R_2 \times v_{NWP}^T \quad (2)$$

式中, V^T 代表时段 T 的整场预测风速.

图 4 展示了相似风速匹配和 NWP 修正相结合的平均风速一天(96 个点)的预测结果, 所提风速预测方法的平均绝对误差比直接使用 NWP 50 m 风速降低了 1.02 m/s, 较为准确地修正了 NWP 风速.

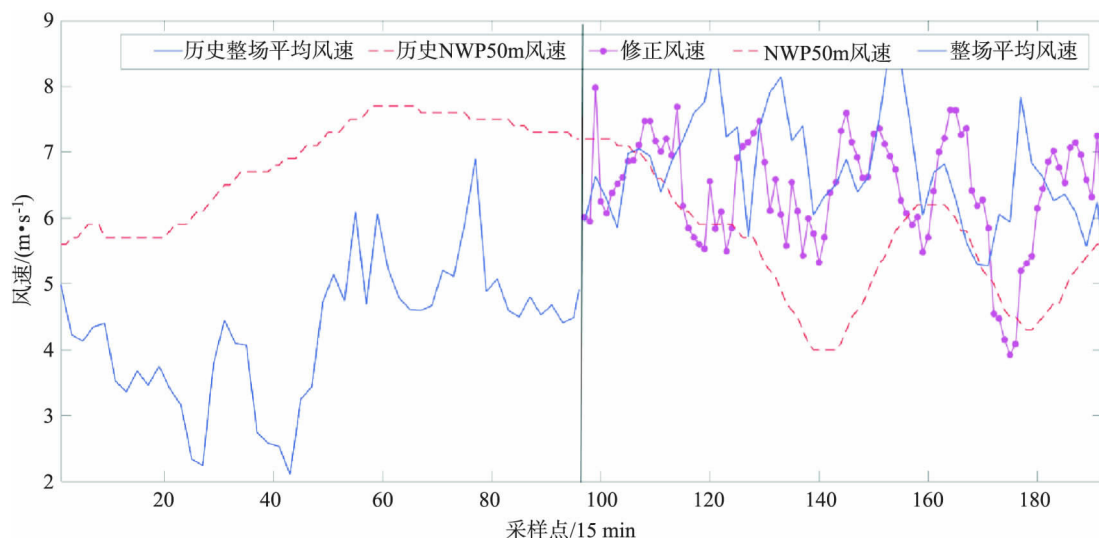


图 4 风电场平均风速修正(预测)结果

Fig. 4 Modified(prediction) result for average wind speed of wind farm

2.2 秩次集对分析驱动下的风机特征参量预测

风电机组内部参量的安全性和稳定性等特性一直是动态的, 因此整个风机的运行态势是一个时变量. 由 1.2 节可知, 反映风机运行状态的特征参量与输出功率之间具有较强的关联性, 为了在径向基神经网络中引入更多异质信息来修正功率预测值, 需对其提前进行预测. 采用现代综合决策方法对其进行预估, 既能从不确定性的角度反映风电场的运行态势, 还可以对其进行定量预测.

集对分析(set pair analysis, SPA) 主要运用于变压器故障诊断等电力系统状态评估、预测领域中^[10], 该理论将拥有同一性、差异性以及对立性的系统, 称之为同异反系统. 引入联系度概念, 对系统展开定量刻画:

$$\mu(A, B) = \frac{S}{N} + \frac{P}{N}j + \frac{F}{N}i \quad (3)$$

式中: $\mu(A, B)$ 为集合 A 和 B 所构成的集对 H 的联系度; S 为集对 H 中共同具有的特性数, 则 S/N 为同一

度; P 为相互对立的特性数, 则 P/N 为对立度; F 为既不相同亦不对立的特性数, 则 F/N 为差异度; N 为特征总数, 满足 $N = S + P + F$; j 为对立度系数, 一般取 -1 ; $i \in [-1, 1]$ 为差异度系数.

为客观地反映时间序列的波动趋势, 引入秩次法刻画联系度. 秩次就是元素在集合中相对大小的次序. 为了形成秩次集对, 需先将集合进行秩次变换, 通过秩次集对的次序对应关系描述原有集对, 从而得到原始集对的联系度^[11].

风电场运行特征数据具有弱突变性, 该组运行数据值可以视为若干维时间序列. 假设有运行数据时间序列 $c = \{c_{k,j} | c_{k,j} \in C, j = 1, 2, \dots, n\}$, C 为风电场运行特征数据的集合, 需通过序列的前 n 个值, 预测后续的风电场态势值, 可借鉴匹配思想对其进行预测, 由此提出一种基于秩次集对分析的风机参数态势预测模型. 风机态势感知及预测本质是一种在历史上找相似的预测方法. 设状态 k 的时间序列为 $\{c_{k,1}, c_{k,2}, \dots, c_{k,n}\}$, 且 $c_{k,j}$ 和 m 个相邻的历史值 $\{c_{k,j-1}, c_{k,j-2}, \dots, c_{k,j-m}\}$ 有关. 基于秩次集对分析的风机参数超短期预测步骤具体如下:

1) 以 m 为窗宽, 滑动生成 $n-m$ 个子集 $B_i = (c_{k,j}, c_{k,j+1}, \dots, c_{k,j+m-1})$, $i = 1, 2, \dots, n-m$, 并保留每个子集的后续值 $c_{k,j+m}$.

2) 将集合 $B_{n+1} = (c_{n-m+1}, c_{n-m+2}, \dots, c_{n-1}, c_n)$ 与 B_i 分别构成秩次集对, 计算二者的联系度.

3) 以联系度最大为约束找出与 B_{n+1} 相匹配的集合 B_k , 将 B_k 后面的点视为 x_{n+1} 的预测结果.

图 5 给出了 4 种风电场运行特征参量预测结果, 可以发现, 利用集对分析对风机态势进行预测, 能够更加准确地处理不同影响要素间蕴不确定的联系, 预测结果及趋势更加符合客观事实.

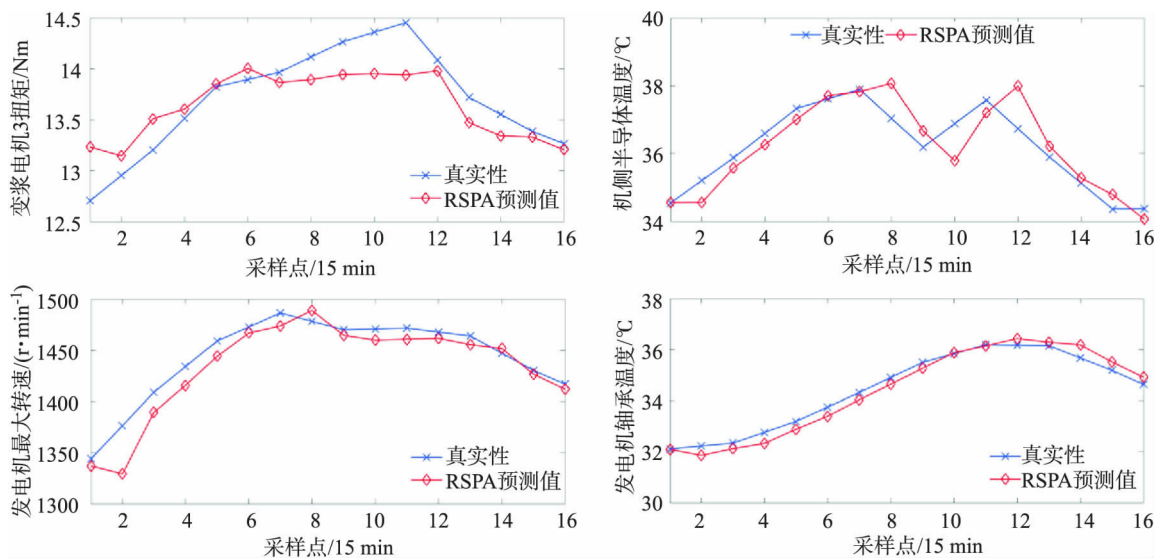


图 5 风电场运行特征参量预测结果

Fig. 5 Prediction results of wind farm operation characteristic parameters

3 预测框架

3.1 RBF 神经网络

RBF 神经网络是一种兼具多重功能的拓扑结构, 能够较好地快速逼近各输入之间的权重关系, 训练效率高, 适用于多源数据融合; 通过调整隐含层和输出层之间的权重, 来降低不同任务之间的相互影响, 能够在较小的网络资源耗费下并行处理数据, 可满足风电功率超短期预测的实时性上报要求^[12], 其用于风电功率预测的传统结构如图 6(a) 所示.

本文采用多输入单输出的 RBF 网络进行训练和预测: ①训练模块的学习样本为 h 维向量 ($Input, P$), 其中 $Input = (nwp_1, nwp_2, \dots, \epsilon_1, \epsilon_2, \dots)$ 为输入量, 包含 1 个历史 NWP 元素的气象输入向量 $nwp_i = (nwp_{i1}, nwp_{i2}, \dots, nwp_{in})^T$, 以及 $h-l-1$ 个历史风电场特征元素的状态输入向量 $c_i = (c_{i1}, c_{i2}, \dots, c_{in})^T$, $P = (p_1, p_2, \dots, p_n)^T$ 为期望输出量. 3 类信息均包含 3 个月的历史数据; ②中间内嵌 NWP 风速修正及基于集对分析的

状态预测调用模块; ③预测模块的每次输出为 16 个点的功率预测值, 改进的 RBF 网络具体结构如图 6 (b) 所示。

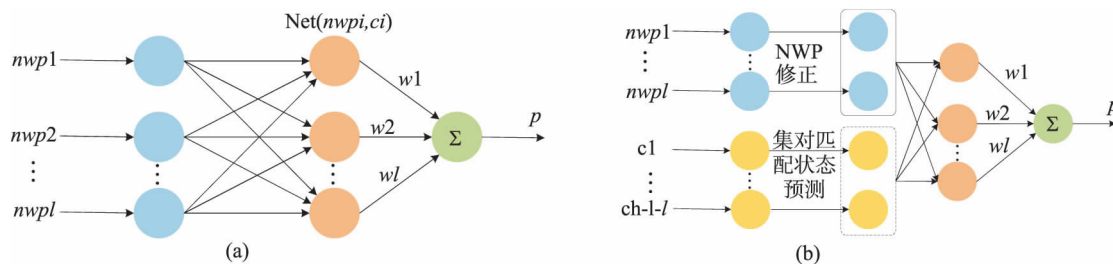


图 6 传统及改进 RBF 网络结构

Fig. 6 Traditional and improved RBF network structure

3.2 预测流程

本文总体预测框架如下:

步骤 1: 数据归一化、标准化;

步骤 2: 基于互信息关联度及相似片段法的 NWP 风速修正;

步骤 3: 集对分析驱动下的风机特征参数匹配预测;

步骤 4: 以上两步的输出值及历史实测功率值为基础, 形成多输入-单输出的 RBF 神经网络。

4 算例分析

4.1 数据描述

仍以上述吉林省某风电场的 3 个月多源数据为例, 采样跨度为 2013 年 10 月 1 日至 12 月 31 日, 分辨率为 15 min, 有效采样点为 8 801 个点, 缺失点通过三次样条插值补齐。对该风电场第 1 401 点至第 1 496 点进行 96 次功率超短期预测, 以前面的历史数据作为训练集, 其中 12 月份目标时段及其之前若干个点的整场输出功率如图 7 所示。

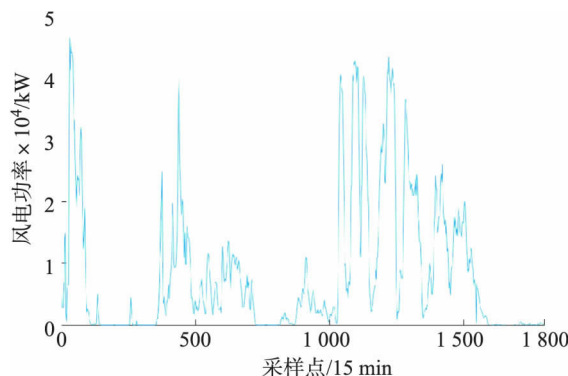


图 7 风电场 12 月份整场输出功率序列

Fig. 7 Output power sequence of wind farm in December

4.2 预测误差评价指标

本文选取《风电场功率预测预报管理暂行办法》中的评价手段进行误差分析, 具体计算公式如下:

预测计划曲线准确率 r_1 :

$$r_1 = \left[1 - \sqrt{\frac{1}{16} \sum_{k=1}^{16} \left(\frac{p_r(k) - p_f(k)}{Cap} \right)^2} \right] \times 100\% \quad (4)$$

预测计划曲线合格率 r_2 :

$$r_2 = \frac{1}{16} \sum_{k=1}^{16} h(k) \times 100\% \quad (5)$$

$$1 - \frac{|p_r(k) - p_f(k)|}{Cap} \geq 0.85 \quad h(k) = 1 \quad (6)$$

$$1 - \frac{|p_r(k) - p_f(k)|}{Cap} < 0.85 \quad h(k) = 0 \quad (7)$$

均方根误差 r_3 :

$$r_3 = \sqrt{\frac{1}{16} \sum_{k=1}^{16} (p_r(k) - p_f(k))^2} \quad (8)$$

平均绝对误差 r_4 :

$$r_4 = \frac{1}{16} \sum_{k=1}^{16} |p_r(k) - p_f(k)| \quad (9)$$

式中: $p_r(k)$ 为某次预测中第 k 个真实值 $p_f(k)$ 为某次预测中第 k 个预测值, C_{ap} 为风电场开机容量. 其中, r_3 体现了误差的平均幅值 r_4 计及了误差极大值的影响.

4.3 预测结果分析

利用本文所提的考虑风电场运行状态的 RBF 网络预测方法, 连续进行 96 次的功率预测, 同时采用持续法、BP 神经网络以及仅输入 NWP 信息的 RBF 神经网络作为对比方法, 其中记 RBF1 为不考虑运行状态的预测模型, 记 RBF2 为在 NWP 信息的基础上考虑运行状态的预测模型. 图 8(a) ~ 图 8(e) 依次展示了一天之中第 5 次、第 7 次、第 10 次、第 45 次、第 62 次的预测结果.

表 2 和表 3 列出了上述各次预测误差以及日平均预测误差.

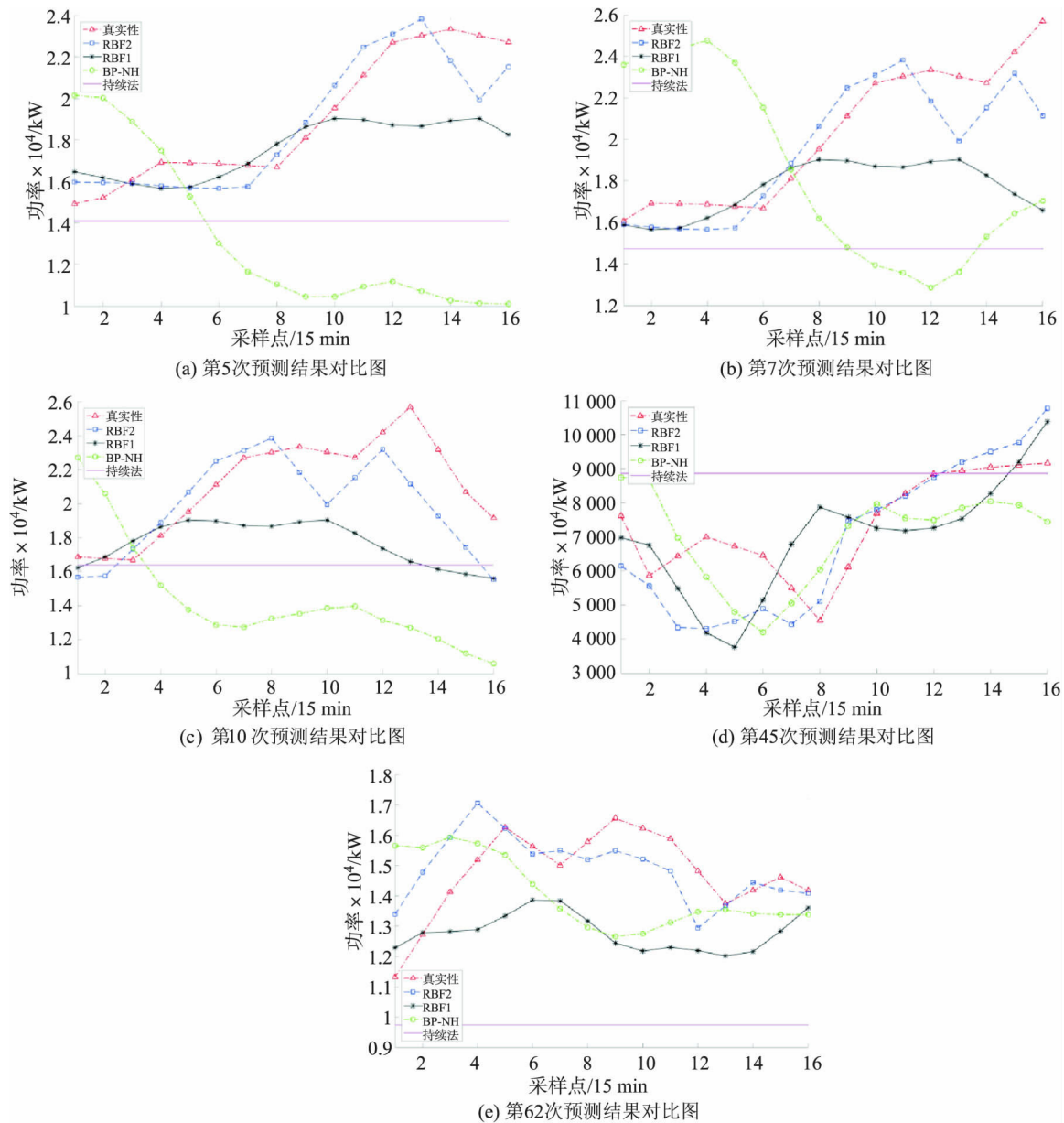


图 8 某风电场 12 月份某天的若干次预测结果

Fig. 8 Several prediction results of a wind farm on a certain day in December

表2 单次预测结果分析比较

Tab. 2 Analysis and comparison of single prediction results

次数	持续法				BP - NN				RBF1				RBF2(本文方法)			
	$r_1/\%$	$r_2/\%$	r_3/MW	r_4/MW	$r_1/\%$	$r_2/\%$	r_3/MW	r_4/MW	$r_1/\%$	$r_2/\%$	r_3/MW	r_4/MW	$r_1/\%$	$r_2/\%$	r_3/MW	r_4/MW
5	84.89	78.50	1.34	4.40	75.94	73.75	2.13	5.76	90.82	86.76	0.64	1.43	91.47	90.04	0.31	0.24
7	83.22	77.28	1.49	5.00	78.75	75.21	1.88	4.83	89.29	86.50	0.95	1.58	91.24	89.57	0.42	0.70
10	85.85	79.34	1.25	4.16	75.65	74.75	2.16	6.70	87.52	81.25	1.10	3.38	90.64	88.91	0.56	1.19
45	87.99	82.87	0.62	2.03	89.98	86.39	0.36	0.34	89.36	86.11	0.41	0.36	91.27	90.13	0.24	0.15
62	86.67	80.99	1.18	4.52	89.58	85.13	0.57	0.71	89.25	85.05	0.60	1.97	91.62	89.87	0.30	0.13

表3 全天预测结果对比

Tab. 3 Comparison of all day forecast results

评价指标	持续法	BP - NN	RBF1	RBF2(本文方法)
准确率/%	86.60	87.51	89.83	91.20
合格率/%	81.55	82.45	83.27	89.32
RMSE/MW	1.24	1.13	1.00	0.78
MAE/MW	3.41	3.26	3.15	2.44

图8(a)给出了对风电功率爬坡的预测结果,由于对状态进行了预测并将其作为功率预测模型的输入变量,因而能够较好地提前感知风电功率的爬坡行为,所提RBF2模型的预测精度 r_1 、 r_2 比持续法、BP-NN、RBF1平均提高了7.58%、10.37%,同时 r_3 、 r_4 平均降低了1.06 MW和3.62 MW。由图8(b)~图8(c)可以看出,当风电场出力位于中高水平时,RBF1、RBF2预测模型,甚至更适用于单步预报的持续法预测误差都在可接受的范围内。这是因为当风电场出力较高时,实际上比较容易把握风电功率的波动性,但由于这种相对波动率在幅值大小上被放大,增加了预测偏差较大的可能性,因而多数方法的预测精度均难以达到最佳,所提模型的预测精度 r_1 、 r_2 较对比方法平均提高了7.56%、10.18%,而 r_3 、 r_4 则平均降低了0.33 MW和1.1 MW。

由图8(d)可知,当风电场输出功率出力较小或者波动性较小时,易于掌握风电功率序列的趋势性,且由于风电功率本身幅值较小,风功率预测值与真实值的偏差一般不会过大。其中所提RBF2模型的单次预测误差 r_1 、 r_2 、 r_3 、 r_4 达到了91.27%、90.13%、0.24 MW、0.15 MW,而持续法、BP-NN和RBF1的预测精度也分别平均达到了89.11%、85.12%、0.46 MW和0.91 MW。虽然RBF2相比其他三种方法仅平均提高了2.16%、5.00%,同时平均降低了0.22 MW和0.76 MW,预测精度提升效果不如其他出力情况,究其原因,是由于各种方法均取得了较好的预测效果,印证了此时的风电功率可预测性较强。图8(e)表明:当风电场输出功率的波动性较大时,RBF1和BP-NN的预测趋势较为平缓,预测精度均存在不同程度的下降,而RBF2的预测结果则可以在总体上跟踪实测功率的波动行为。

以第5次风电功率预测为例,从图8可以看出,这4种强相关状态的总体趋势值都是先增大后减小,这与对应时段实测风电功率序列的前面趋势基本相同。后面的状态值出现了下降趋势,这在风电功率时间序列中并未立刻体现出来,说明了风电功率的行为序列相对于风机(风电场)状态序列而言具有滞后性。风机的变桨电机扭矩3在第11个采样点达到极大值,此种时滞特征在经历了7个采样点($7 \times 15 \text{ min}$)的时间段后,才在风电功率时间序列中表现出来,如第10次风电功率预测的极值点所示,即风电场状态的变化行为一般会经过某个延时才会传递给风机输出功率。

5 结论

本文针对风电功率的随机波动性,提出了一种融合径向基神经网络和集对分析的风电功率预测方法,通过算例分析得到以下结论:

- 1) 对于气象因子及风机状态信息等众多参量,按照其对功率输出的贡献率大小,筛选出模型的最优

输入特征,即风速与风电场状态参量。

2) 在风电功率的预测中引入了风电场运行态势信息,外部通过互信息理论对影响功率输出的 NWP 风速信息进行修正;内部则引入秩次集对分析对风电场状态特征参量进行匹配预测。

3) 将风速修正结果、风电场状态预测值作为最优输入样本,构建了一种多输入-单输出的 RBF 神经网络超短期功率预测模型。以实际风电场数据为研究对象,相较于持续法、BP 神经网络和仅以风速为输入的 RBF 模型,考虑风电场状态的 RBF 预测模型的准确率、合格率平均提高了 3.22%、6.90%,均方根误差及平均绝对误差平均降低了 0.34 MW、0.83 MW,验证了所提基于集对分析和 RBF 网络的风功率超短期预测模型的有效性和可行性。

参考文献:

- [1] Chu Jingchun, Yuan Ling, Pan Lei, et al. NWP combination correction model based on variable-weight stacking algorithm [J]. Energy Procedia, 2019, 158(1): 6309-6314.
- [2] 杨茂,刘慧宇,崔杨. 基于原子稀疏分解和混沌理论的风电功率超短期多步预测[J]. 昆明理工大学学报(自然科学版), 2019, 44(4): 64-71.
- [3] 杨茂,黄宾阳,江博,等. 基于卡尔曼滤波和支持向量机的风电功率实时预测研究[J]. 东北电力大学学报, 2017, 37(2): 45-51.
- [4] Yu C, Li Y, Zhang M. An improved wavelet transform using singular spectrum analysis for wind speed forecasting based on el-man neural network [J]. Energy Conversion & Management, 2017, 148: 895-904.
- [5] Wang H Z, Wang G B, Li G Q, et al. Deep belief network based deterministic and probabilistic wind speed forecasting approach [J]. Applied Energy, 2016, 182: 80-93.
- [6] 朱乔木,李弘毅,王子琪,等. 基于长短期记忆网络的风电场发电功率超短期预测[J]. 电网技术, 2017, 41(12): 3797-3802.
- [7] Dong Lei, Ren Liang, Gao Shuang, et al. Studies on wind farms ultra-short-term NWP wind speed correction methods [A]. 25th Chinese Control and Decision Conference (CCDC) [C]. Guiyang: Control and Decision, 2013: 1576-1579.
- [8] 杨茂,周宜. 计及风电场状态的风电功率超短期预测[J]. 中国电机工程学报, 2019, 39(5): 1259-1268.
- [9] 李大中,李昉,张克延. 一种利用混合算法选择变量的天牛须优化神经网络风速预测方法[J]. 电力科学与工程, 2019, 35(12): 28-33.
- [10] 周淦,徐清鹏,李剑,等. 融合集对分析和证据理论的风电机组运行状态评估[J]. 电力自动化设备, 2017, 37(7): 38-45.
- [11] 肖白,张婕,姜卓,等. 基于秩次集对分析理论的空间负荷预测方法[J]. 电力自动化设备, 2020, 40(4): 153-158.
- [12] 陈小华,李志华. 基于 RBF 神经网络和遗传算法的 MPPT 方法[J]. 可再生能源, 2013, 31(1): 93-96.