

风电场风参数感知方法现状与展望

沈小军¹, 周冲成¹, 付雪姣¹, 雷川丽²

(1. 同济大学 电子与信息工程学院, 上海 201804; 2. 国网湖南省经济技术研究院, 湖南 长沙 410004)

摘要: 从实测感知和预测感知技术两条技术路线概述了传统风电场风参数感知方法的技术特点, 并从风参数获取的全面性、精确性、经济性、时间尺度及其应用模式等角度对比分析了传统方法的局限性. 在分析风传播特性、风电场风电机组布置和通信特点及风电机组间运行数据关联性的基础上, 提出了“实测-关联-共享-预测-校验”的风电场风速、风向、风密度等风参数复合感知新思路及架构, 并讨论了尚需解决的关键问题, 可为后续研究提供参考.

关键词: 风电场; 风参数; 实测感知; 预测感知; 复合感知
中图分类号: TM614 **文献标志码:** A

Review and Expectation of Wind Parameter Sensing Method for Wind Farm

SHEN Xiaojun¹, ZHOU Chongcheng¹, FU Xuejiao¹, LEI Chuanli²

(1. College of Electronics and Information Engineering, Tongji University, Shanghai 201804, China; 2. State Grid Hunan Economic Research Institute, Changsha 410004, China)

Abstract: This paper summarizes the technical characteristics of wind parameter sensing methods in the traditional wind farms from two perspectives: measured sensing and predictive sensing and analyzes the limitations of the traditional methods from the aspects of comprehensiveness, accuracy, economy, time scale, and application mode of wind parameters. Then, based on the analysis of wind propagation, layout, and communication characteristics of wind turbines, as well as the correlation of operation data among units, a new idea and framework for wind parameters, such as wind speed, wind direction, and wind density have been proposed for “measurement-association-share-prediction-verification”. Finally, the key issues that need to be resolved are discussed. It can provide reference for the follow-up study.

Key words: wind farm; wind parameter; measured sensing; prediction sensing; recombination sensing

随着风电技术的不断发展, 风能的高效利用和风电场的智能化运行已经成为风力发电的研究热点, 对风能的利用率提出了进一步提升的要求^[1]. 风速的精准感知不仅有利于风机发电的最大风能跟踪, 而且还能为风电机组的变桨距控制提供可靠的控制参数, 对于降低风机的疲劳载荷和极限载荷具有重要意义^[2-4]. 准确地获取风向可降低风电机组偏航系统的误动作次数, 在提高风能捕获效率的同时, 实现风电机组运行安全性和风机寿命的延伸^[5-7]. 风密度是决定风电机组的实际功率曲线的主要因素之一, 对风电机组发电控制性能优化具有重要意义^[8-9]. 可见, 精确、全面、高效经济的风参数感知不仅有利于提升风电场的发电经济效益, 而且对提高风电机组的运行安全和控制性能具有重要的意义.

风能固有的随机波动性、间歇性、矢量多变性等特征仍是风力发电优化控制和并网面临的主要挑战. 理论上, 超前预知风速、风向、风密度等参数可为解决该难题提供强有力的技术方案, 超前一定时间裕度的风参数预测不仅能降低风能的未知性给风力发电系统带来的风险, 在提高风能利用率增加风力发电效益的同时, 还能为风机控制性能的提升拓展空间^[10]. 比如分钟级时间裕度的风参数前瞻预测能实现风机的偏航预判、变桨及发电的前馈控制; 数小时及数天级时间尺度下的风参数预知可为风电场输出功率预测和并网调度计划提供指导. 显然, 精确高效的风参数感知预测技术对风电机组的智能优化控制及并网调度具有重要的指导意义和工程应用价值.

本文从风参数实测感知和风参数预测感知技术两条技术路线分别概述了当前风电场风参数感知技术, 并从全面性、准确性以及经济性角度讨论传统风参数感知技术的特点及其局限性, 提出并讨论了风

收稿日期: 2017-06-30

基金项目: 中央高校基本科研业务费专项资金(0800219312)

第一作者: 沈小军(1979—), 男, 副教授, 博士生导师, 工学博士, 主要研究方向为新能源高效利用与节能技术、电网实景三维重构及其应用、电力设备状态评估等. E-mail: sxj999000@tongji.edu.cn

电机群数据共享关联下风参数的复合感知新方法的技术路线及需解决的关键问题,为风电场风参数感知技术的发展提供参考。

1 风参数实测感知方法

目前风参数感知存在实测感知和预测感知两条技术路线,在风参数实测感知方面,又包含风电机组风速风向仪实测和激光雷达感测两种主要形式。

1.1 基于机舱风速风向仪的风参数实测感知

根据工作原理,机舱风速风向仪可分为机械式和超声波式,如图 1 所示。其中常见的机舱式机械风速风向仪主要由风向标和风杯式风速仪构成^[11]。

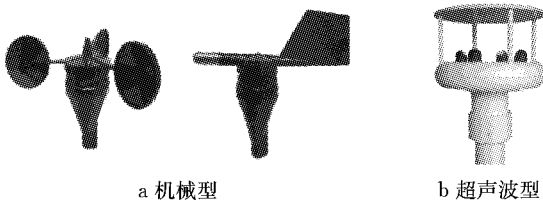


图 1 机舱式风速风向仪实物示意

Fig. 1 Wind speed and wind direction instrument representation picture fixed on wind turbine nacelle

风速测量是利用一个低惯性的风杯部件作为感应部件,在水平风力的驱动下风杯旋转,由霍尔磁敏元件即可计算出风速;风向测量是利用一个低惯性的风向标部件随风旋转,带动转轴下端的风向码盘,通过信号发生装置推算出实时风向。机械旋转式风速风向仪的结构简单、价格低廉,是目前风电场风速、风向测量的主要工具。但由于机械结构存在惯性延迟,在低风速(微风)时不工作,只能测量较高风速,所以测量精度不高,且存在磨损损耗,易受风沙、冰冻雨雪干扰,寿命较低。

超声波式风速风向仪工作原理是利用超声波时差法来实现风速的测量^[12]。超声波在风电场中传播速度受风速的影响,监测不同角度超声波返回值,通过计算得到精确的风速和风向。超声波式测量精度较高,一般风速误差为 $1 \text{ m} \cdot \text{s}^{-1}$,另外可测量瞬时脉动风速且不受风速大小影响。相比传统机械式风速风向仪,超声波式风速风向仪无摩擦损耗带来的系列缺点,但成本高昂,同时易受恶劣天气影响。超声波式风速风向仪在现场得到了部分应用。

基于机舱风速风向仪的风参数感知技术简单可靠,并且获取的是实测数据,因而不用考虑风电场域内风机间复杂的尾流效应和复杂地形带来的湍流效

应。然而,风速风向仪测量精度低和测量时间滞后等问题限制了风力发电机变桨、发电、偏航控制性能的进一步提升。在风机的变桨距控制中,由于风速测量精度较低,会影响桨距角控制产生较大偏差,从而增加风电机组的疲劳载荷和极限载荷的风险;在风力机的发电控制中,机舱式风速风向仪实测感知技术没有提供风密度参数,加之风速测量精度的影响,使得风力发电系统不能实现最大风能跟踪,风能利用率有待提高;再者,风向实测值的准确性和时间上的滞后性不能为偏航系统提供准确的偏航指导,影响了偏航系统动作的有效性和风电机组运行的安全性。

1.2 基于机舱激光雷达的风参数感测

为克服传统风电机组风速风向仪存在风参数实测精度低、易受风沙雨雪影响、测量参数不全面、不能提供超前时间的预测信息等问题,近年来不少学者尝试将激光雷达感测技术应用于风电机组风参数感知获取。所谓激光雷达感测技术(light detection and ranging, LIDAR)是指采用先进的无线遥感技术,通过探测激光与被探测无相互作用的光波信号来遥感测量风速风向^[13]。激光雷达安装在风电机组上,与涡轮轴轴对齐,如图 2 所示。图 2 中 d 为风电机组叶片直径。

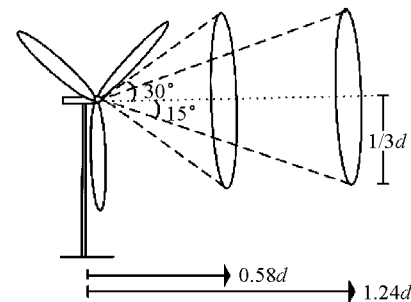
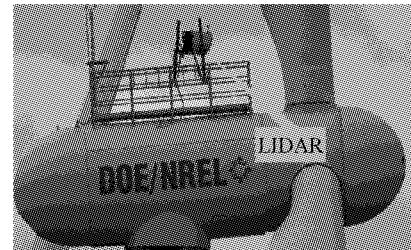


图 2 机舱式激光雷达测风示意图

Fig. 2 Schematic diagram of wind measurement of LIDAR fixed on wind turbine nacelle

当涡轮机转动时,激光雷达在转子平面楔扫描风场上游的区域,扫描的角度一般为 15° ,在风机叶片前方 $50 \sim 100 \text{ m}$ 的区域循环扫描,聚集的激光雷达形成 30° 角 $2/3$ 叶片半径的半锥形区域。相对于激光雷达的固定位置和方位角,从激光雷达的旋转楔

风扫描器中计算出所记录的风速风向信息. 激光雷达在风参数测量应用方面取得了很好地效果, 能为风电机组提供前方 50~100 m 的风速、风向 10 s 内的预测数据.

风电机组的激光雷达感测精度高, 风速测量误差最大不超过 3%^[13]; 在风参数获取的时间尺度方面, 激光雷达可提前 10 s 获取即将传播到达风能的风速、风向信息, 能为风力发电控制提供超短时间的预测参数, 吸引了大量专家学者对风力发电前馈控制领域的探索^[14-15].

激光雷达感测技术在风速、风向的超短时前瞻预测获取上具有显著优势, 为实现风力发电前馈控制奠定了基础. 但是激光雷达属于精密仪器, 价格高昂, 不适合广泛应用于大型风电场中. 并且, 激光雷达前馈风参数感知是建立在湍流冻结假设的基础上, 对风机前方的湍流效应和尾流效应考虑不足; 另外, 现有的激光雷达测风技术在低频段效果较好, 雷达观测信号通过低通滤波, 风力发电机控制器只在风电场风向低频变化时响应, 对风速风向突变的情况假设过于理想化, 需要建立风电场关联模型, 已有学者开展了相关探索研究^[16].

2 风参数预测感知方法

风参数实测感知方法是运用测量技术和先进探测技术来获取风速、风向等参数. 以统计分析为基础, 通过预测模型实现风参数的预测获取, 是风参数获取的另一重要手段. 风速、风向的实测感知技术为风电机组提供了控制参数, 但在精度和时间尺度上与要求日益严格的风电预测和并网要求不相匹配.

随着计算机技术和人工智能的不断发展, 对风电场风参数行为的预测是国内外专家学者研究的焦点和热点. 文献资料检索分析结果表明, 当前国内外研究重点主要是风速、风电场输出功率预测. 风参数的预测感知研究可分为统计学方法^[17-21]和智能算法两条技术路线^[22-28]. 其中, 统计学方法通过对历史运行数据的统计分析, 建立实际值与预测值之间的映射关系, 典型的方法有最小二乘法、自回归滑动平均模型 (auto-regressive and moving average model, ARMA)、时间序列法、小波分析法等; 智能算法以大量的风电场运行数据为研究对象, 通过模拟生物学或智能进化对数据集进行训练学习, 达到风参数预测的目的, 方法主要有神经网络法 (artificial neural network, ANN)、支持向量机 (support vector

machine, SVM)、卡尔曼滤波法等.

近年来, 随着大数据和数据挖掘技术的发展, 利用风电场之间空间相关性进行风速、风功率预测为风参数预测感知打开了新思路^[29-32]. 空间相关性方法采用来自不同空间位置风电场的多组历史运行数据, 考虑地理空间 (风机排布, 拓扑结构等)、环境条件 (如气压、温度等)、物理影响 (尾流效应、风电场地形、粗糙度) 等因素, 挖掘风电机组之间在不同时滞下的风速相关性, 建立基于空间相关性的关联预测模型, 实现风速预测.

利用统计学方法和智能算法进行风参数预测, 可获得满足风力发电优化控制和电网调度需求的预测风速、风功率参数, 对提高发电经济效益、降低风电波动性、提升风电并网的安全性和友好性具有重要的积极影响, 在面向风电并网调度和风功率预测应用中已取得了很好的效果. 但上述方法仍存在着诸多不足: 目前, 风参数预测感知主要对象为风电机组的风速、风功率预测, 由于风向的随机变化和风密度的测取难度大, 对于风向、风密度的预测研究鲜有开展; 预测模型不够精确导致风参数预测误差大, 误差可达到 25%~40%, 预测时间尺度多为超短时 (0~4 h) 和短时 (3 d), 时间分辨率为 15 min, 对风电机组智能控制指导意义有限; 智能算法存在模型复杂计算量过大、神经网络存在着最优网络结构难以确定和过度拟合等问题, 会耗费大量的训练时间和内存, 影响风电参数预测的时效性和风力发电的控制性能.

基于空间相关性的预测方法当前研究主要聚焦于邻近风电场之间风速及风功率在空间上的关联关系, 由若干已知区域的风速、功率值推算预测关联位置的未知风参数值, 即可应用于单个风电场内, 提高风电预测的精度, 也可应用于研究风电等效容量对电力系统可靠性的影响^[31], 提升大规模风电并网的安全性, 在风参数预测方面具有优势和应用前景. 当然, 空间相关性预测方法也会受到风速瞬变、风向动态变化的影响. 另外, 利用空间相关性方法还应注意其在不同的地形和粗糙度上的空间特征、不同季节和时辰的时间特征以及不同温度气压等气象条件下的外部特征^[32].

3 讨论与展望

3.1 传统风参数感知方法对比分析

风速、风向、风密度等参数的精确感知和预测对

提高风能利用率、降低风电机组疲劳载荷、优化风力发电控制具有重要意义。实测感知和预测获取是当前风参数感知的主要技术路线,从风参数感知的全

面性、精确性、经济性、时间尺度以及应用模式等维度的比较分析结果如表 1 所示。

表 1 不同风参数感知技术性能对比

Tab. 1 Performance comparison of different wind parameter sensing technologies

感知技术	性能指标				
	全面性	精确性	经济性	时间尺度	应用模式
基于风机风速风向仪的实测感知	风速、风向实测,风密度不可测	机械式精度低,低风速区无法测量;超声波式精度较高,全风速区实测	机械式价格低廉,故障率较高;超声波式价格较高,需定期维护	机械式惯性延时 2~3 s;超声波式瞬时响应,实测感知	单机本地服务,参与风机发电、变桨、偏航反馈控制
基于风电机组激光雷达实测感知	风速、风向感测,风密度不可测	感测精度很高,且不受风速段的影响	激光雷达设备精密,成本高昂	可提供 10 s 内风速风向前瞻预测	单机本地服务,可实现超短时风机发电、变桨前馈控制
风参数预测感知	主要风速、风功率预测,风向、风密度鲜有涉及	预测精度较差,误差因预测模型精度而异	硬件设备投入较少,经济性好	提前 0~4 h 或数天预测,预测时间分辨率为 15 min	风电并网调度服务,提供风功率预测和发电计划

(1) 风机风速风向仪的实测技术简单实用,技术经济性较好,支持风电机组的反馈控制,已广泛应用于风电机组的风速、风向量测中,是当前面向风电机组控制绝对主要的风参数感知方法;但其测量精度不高,不能为风电机组控制提供超前风参数信息。风电机组激光雷达感知技术精确性高,可提供 10 s 内的风速、风向超前信息,为风力发电的前馈控制奠定了基础;但其价格昂贵,投资成本大,当前主要应用在风参数和风电机组功率曲线校核上,仅在少量的风电机组上得到了示范应用,尚不具备每个风电机组均安装应用的技术经济性。另外,受当前的激光雷达性能参数的限制,风电机组激光雷达感知技术对于风电机组的偏航控制优化效果有限。传统实测感知技术不能提供面向风力发电并网调度时间尺度需求的风速/风功率参数。

(2) 风参数预测感知技术硬件投入少,经济性好,可为风电并网调度提供风速风功率预测,已经成为风电安全并网运行的重要支撑技术手段;但其预测误差受模型的影响较大,提高预测精度仍是该方法面临的主要挑战。现有的风参数预测感知技术尚不具备面向风电机组发电、偏航、变桨优化控制的预测时间尺度能力。

(3) 传统风参数感知方法都没有实现风密度的感测,风密度直接影响着风机的风功率曲线和风力发电的优化控制,需要予以重视和研究。由于地理条件和环境的影响,风电场域内空气密度有较大差异,会直接影响风电机组的功率曲线和输出功率。理论上,根据温度、气压理论上可计算出实时空气密度,但运算的误差放大效应会使风密度的理论计算值与实际值存在较大误差,不适合工程实际应用。工程应

用中,多采用标准空气密度核算,风机的实际功率曲线与标准空气密度会存在较大差异,导致风机偏离最优化控制。

(4) 目前,风参数感知的技术路线主要分为实时观测和预测,单一的测风感知技术应用会存在信息滞后和误差较大的问题;通过不同技术之间的优势互补,在风电场场域内实现多种测风技术的复合应用是未来风参数感知的趋势。理论上,不同的感知技术组合应用,可实现实测、预测风参数之间的相互校验修正,输出更精确的不同时间尺度的风参数时间序列,以满足不同功能应用需求。

根据风电场风参数的工程应用功能,风电场风参数感知应用可分为风电机组行为控制和风电场并网调度,不同的应用对风参数的类别、精度及时间尺度需求存在差异性。面向风电场并网调度的风速/风功率感知技术的发展趋势及关键技术的研究讨论开展得较多,面向风电机组行为控制的风参数感知技术讨论开展得不多。随着风电的快速发展和风电并网装机容量不断扩大,风电机组运行的优化控制和风能的高效利用已逐渐成为风力发电研究的重点。风速、风向、风密度的精确预测可为风电机组优化控制提供超前一定时间裕度的风参数数据,对提升风电机组的控制性能和风电场风能利用率具有重要的理论意义和工程应用价值。比如为风电机组发电控制方面提供秒级的风速、风密度参数预测,可有效提升发电量;为风电机组偏航控制提供分钟级的风速、风向参数预测,并结合实测风向数据进行偏航校验修正,可提升偏航动作的有效性及风能利用率;为风电机组的变桨控制提供秒级的可靠风速、风向预测,可有效降低风电机组疲劳载荷。

3.2 “实测-共享-关联-预测-校验”风参数复合感知新方法探讨

相关研究表明,风能除具有随机波动性外,还具有传播路径空间上的时延性.风在通过风电机组风轮后速度会下降,存在“尾流效应”,需要经过一定的空间距离才能恢复.工程上为减少尾流效应带来的风能衰减,兼顾场区集电电缆等敷设及用地成本,在主风向上,风电机组的空间地理距离典型值为 8~10 倍的机组风轮直径,典型距离为 500~800 m 之间.统计表明,实际风场 90% 以上时间风速小于 $12 \text{ m} \cdot \text{s}^{-1}$,那么对于 $12 \text{ m} \cdot \text{s}^{-1}$ 以下的风,比如 $10 \text{ m} \cdot \text{s}^{-1}$ 的风,从上风位传到下梯次风位时间将不小于 50 s (对应 500 m 的行距),在时间尺度上可很好匹配与风电机组偏航、变桨、及发电控制的响应时间.因此,在预测感知时间尺度上完全满足风电机组的优化控制要求.

再者,风电机组上均装有风速、风向传感器,在风电场的空间上形成的广域密集型分布式传感器阵列.传感器在网络内进行信息交互,可实现风电机组间风参数数据的机群共享.风电场风电机组通过光纤与风电场控制中心直接连接在一起,形成了“风参数机联网”.基于光纤通信,控制室与各个风机的信息交互时间为毫秒级,相对于风传播时间可忽略不计.可见,风电场域内实现机联网信息共享的基础条件突出、投资成本低、经济性好,具备从单机独立就地测风应用到机群多地空间测风共享应用的物理硬件可行性.

图 3 所示是同一方向上两台邻近风电机组的风速二元概率密度图.

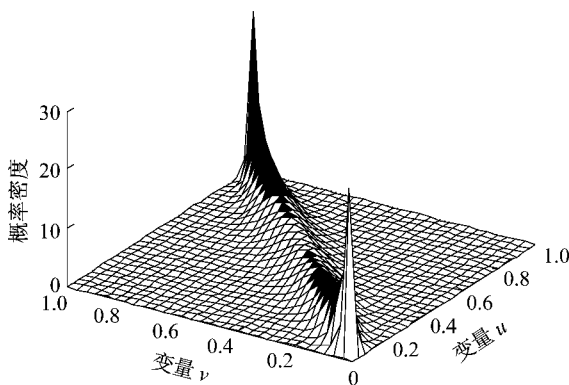


图 3 风速二元密度函数图

Fig. 3 Diagram of two-dimensional density function for wind speed

由图 3 可知,两台机组风速分布主要集中趋向于 45° 对角线上,通过 Pearson 线性相关系数量化测

度分析,两台风电机组的相关系数达到了 0.94. 可见,风电场中同一风向上相邻风电机组的风速具有显著的相关性特征,可有效地提高风参数预测的精度.相关学者的研究表明预测精度可提高 10% 以上^[30].

文献查阅表明,已经有学者关注到风电机组之间的风向相关性^[31].笔者统计分析了风速相关性较强风电机组之间的风向相关特性,绘制了风向二元频率直方图,如图 4 所示,其风向相关系数可达 0.86,显然风速相关性较强的风电机组在风向上一般也存在较强的相关性.

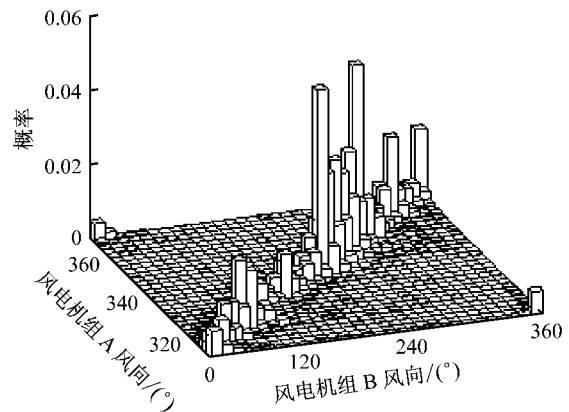


图 4 风向二元频率直方图

Fig. 4 Two-dimensional frequency histogram for wind direction

由此可见,风能传输存在的时延性,满足风力发电变桨、偏航控制、发电控制的时间尺度要求;在地域上,风电场内风机上的传感器形成了风参数密集型分布式传感器阵列,为风电机组间的信息交互共享提供天然平台;在通信上,全场域分布的光纤通信网络,既保证了风电机组风参数获取的时效性,又能准确地将大量的风电数据传输至控制中心;风电机组风参数的大数据分析表明,风电场域内地理位置相邻和主导风向上的风机之间存在显著地风速、风向相关特征.可见,以风电场的机联网信息交互共享机制为基础,考虑风电机组之间存在的风速、风向相关性特征,采用关联分组的预测模型,根据上游风机位实测,下游风机位“事前预测、事中修正”的思想,构建如图 5 所示的“实测-共享-关联-预测-校验”风参数复合感知方法,实现面向风电场智能发电和风机优化控制的高效、精确的风速、风向参数感知获取具有可行性.

第一步,以风电场实际运行历史数据为依据,建立风电机组风速、风向等风参数数据库.一方面,风参数数据库为共享关联的传感器机联网建设提供了

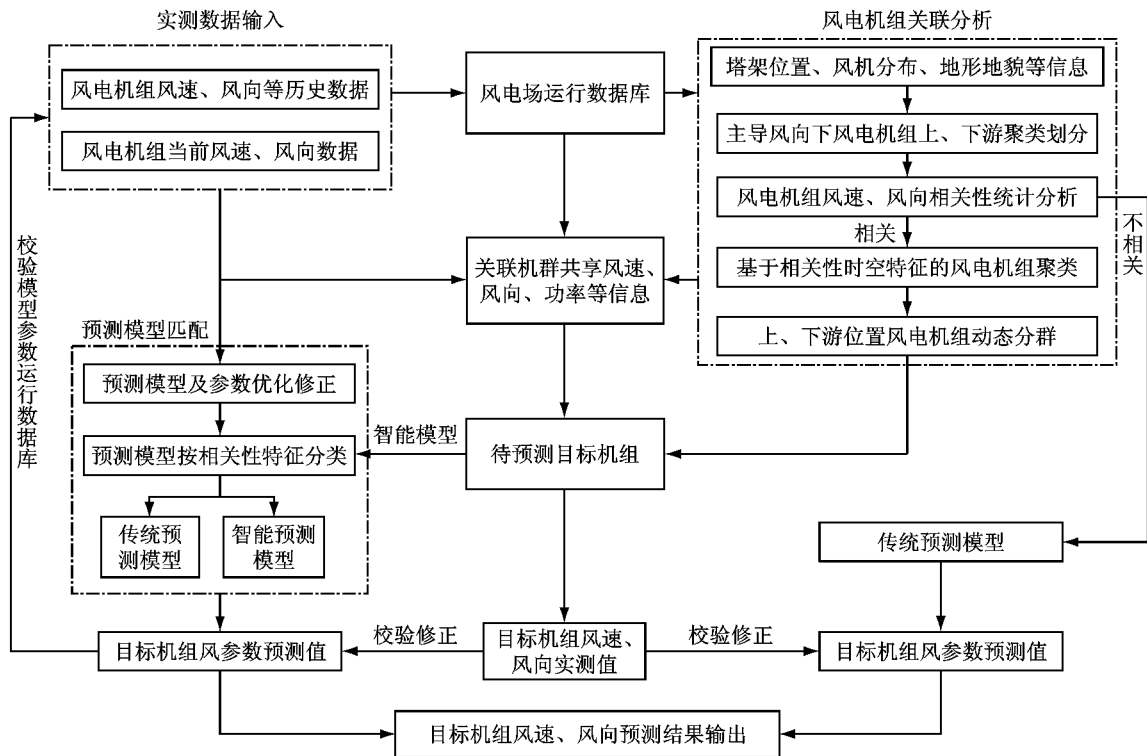


图 5 “实测-共享-关联-预测-校验”风电场风参数复合感知架构

Fig. 5 Wind parameter ‘sharing-correlation-prediction-verification’ recombination sensing framework

基础数据来源;另一方面,利用数据统计方法分别从风速、风向等维度分析风电机组之间的相关性,为风电机组的机组分群提供依据。

第二步,将风电场内各风电机组装设的风速、风向传感器作为单个风参数传感节点,根据风电场的风机地理分布拓扑结构和整个场域的通信传输网络,构建分布于整个风电场的风参数传感器机联网,实现每台风电机组的风速、风向参数向全场域风机共享,为后续预测校验提供风电机组实测风参数数据;另外,不同应用场景下的风参数预测,不仅要考虑风速、风向等参数,还需关注风参数在机组间共享传递的时序及其上、下游关系。因而,在对风电机组分组时,应根据风电机组在场域的上、下游地理位置关系,筛选出风速、风向相关性较强的机组,完成风电机组集类的快速识别与划分,从而对风电机组进行动态分群。

第三步,在经过关联分析和集类划分的风电机组群中,划出待预测目标机组的所有上风位机组,共享这些上风位关联机组的所有风参数历史数据并进行模型训练。利用经参数修正后的预测模型和上风位机组的实测数据,预测目标机组多时间尺度下的风速、风向以及到达时间。

第四步,不同应用场景下由实测风速、风向数据完成目标风电机组的风参数关联预测感知,为风电

机组在风力发电、偏航、变桨控制等多场景提供不同时间尺度、精确的风参数。

另外,与风速、风向不同,风密度无法通过传感器直接感测获取。风密度的精确获取直接影响着风电机组风功率曲线的准确性和风能捕获的效率。当前的风密度一般采用标准空气密度,误差大且实时性差。根据同环境同条件下类比思想,处于相同风况下的关联风电机组,风机轮毂处的风速大小、风机输出的实时功率都存在很强的相似性,以一台机组为样本机组,通过风电功率和风速反推出瞬时风密度,传递到下游关联机组以达到最优发电控制。风密度计算公式如式(1)所示。

$$\rho = \frac{2P_{\text{turb}}}{C_p(\beta, \lambda)A_T v^3} \quad (1)$$

式中: ρ 为风密度; P_{turb} 为捕获风能功率; A_T 为叶轮扫风面积; v 为风速; C_p 为风机的风能利用系数; $C_p(\beta, \lambda)$ 是叶尖速比和桨距角的非线性函数。

图 6 所示为风电机组的风密度感知示意图。根据“等值类比,参数交互”的思想,风密度感知的原理思路如下所示:

首先,风密度的预测是在同一风向区内的上、下游风电机组之间交互传递的,因此根据风电机组的历史数据按照 16 个风向区对风电机组进行区域划分。

其次,在同风向区内,通过风电机组运行数据统计分析各风电机组间的风速相关性,结合风电机组在地理位置上的排布拓扑进行风机关联分群。

再次,针对关联机群内各目标风电机组的风密度预测,需要筛选出风密度参数数值反演和传递的交互机组,具体操作办法是选择最毗邻目标机组的上风位机组,根据这些风机的实时风速、风功率数据,通过风密度的计算公式获取各交互机组的风密度时序参数。由于交互机组与目标机组的相关性存在差异,因此通过风速相关系数确定个交互机组风密度参数传递的动态权重。进一步,通过交互机组的风密度动态权重比,获得目标机组的风密度预测值。

最后,通过交互机组的交替、筛选和风密度参数的数值反演和迭代,在整个风向区内完成所有关联机群下风机的风密度感知预测。将风密度预测值代入风功率输出计算公式,与目标时刻的实际风功率输出值对比校核,分析风密度预测对风功率输出的提升性能。

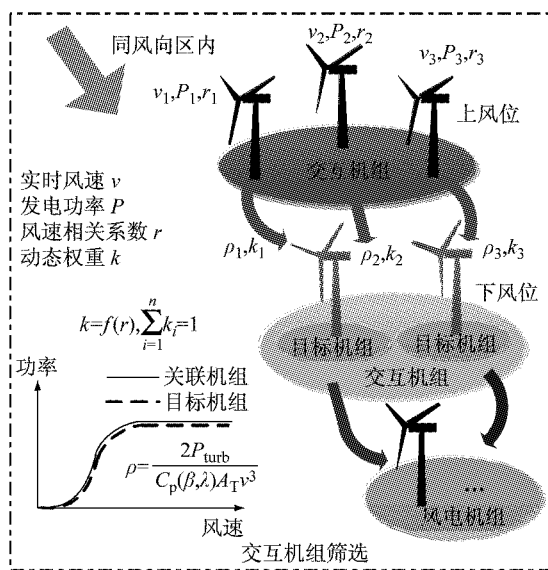


图 6 风密度感知示意图

Fig. 6 Sketch map of wind density sensing

综上所述,“共享-关联-预测-校验”风参数复合感知方法为全面、可靠、精确、经济的风参数获取提供了新的技术解决方案。理论上该方法能实现风速、风向、风密度等风参数的集群获取和精确全面感知,可满足不同时间尺度下的风参数预测需求,特别是面向风电机组变桨、偏航及发电优化控制需要的小时间尺度的风参数动态实时精确感知具有明显的优势,可有效提高风能捕获效率、减少风电机组疲劳载荷,让变桨、偏航控制预判成为可能。

风参数复合感知方法的核心是“共享预测”与

“多点实测”的融合,风参数复合感知方法的应用不仅需要移植借鉴传统风电场参数感知与预测相关领域取得的成果,更需要在传感网的运行机制与信息交互方法、面向风参数感知的数据挖掘技术、风电机组聚类的自动快速识别与分组方法、风参数预测模型与预测算法等诸多问题开展研究。

(1) 风机传感网的运行机制与信息交互方法

风电场域内各风电机组所处位置的风速、风向、风密度等信息存在差异性和关联性,如何实现不同机组传感器的风参数信息在全域内的共享、交互是实现风参数集群化获取、提高风能捕获效率和风电机组控制性能优化的基础。在信息交互模式上,在全域内的共享关联、传递交互,和区域内分级传递、迭代反演两种模式在不同的风参数感知的应用选择上也至关重要。

(2) 面向风参数感知的数据挖掘技术

风电机组的风速、风向、输出功率等历史运行数据在一段时间内即会呈现出数据量庞大、数据类型多样化、强时效性等大数据特征。如何在风电机组控制时间尺度内完成海量风参数数据的快速分析和价值挖掘,将无规律的数据源变成可用的风参数感知知识源就显得尤为重要。

(3) 风电场机群聚类的自动识别与分群方法

风电机组快速聚类、分群是风参数机群获取的前提条件。根据风参数感知应用场景的不同,风电机组分群不仅仅关注风参数之间的关联性,还需考虑其时序性和风电机组间的上、下游关系。传统的风机分组方法时效性差、随机性大,对上、下游地理位置关系考虑不足,亟需一种自动、快速识别、考虑空间和时序分群的风电机组聚类方法。大数据为风电机组关联分析提供了一种新思路,通过对历史数据库的数据分析与挖掘,探究上、下游地理位置上的风电机组之间风速、风向的相关性,以关联性为依据实现风电机组的快速聚类识别与关联分群。

(4) 风参数预测模型与算法

当前建立的预测模型多用于风速或者风功率预测,涉及到风向矢量以及风密度方面的预测模型还较少,在时间尺度上不能满足风力发电的发电、偏航、变桨优化控制的需求,需建立一种全面、多时间尺度、精确预测模型。面向不同风参数的预测,可在预测模型组合与预测模式方面进行探索。对于风速预测可根据相关性分析对当前成熟的预测模型进行适当改进,从而满足发电控制需求的时间裕度;对于风向充分考虑风向的矢量性,并给出置信区间和可

信度评价,实现概率区间风向预测;风密度的研究要立足于相关性较大的机组之间的信息传递与交互,从而达到关联预测的效果。

4 结语

(1) 精确、全面、经济地感知风电场风参数对进一步提升风电机组的运行安全性和风能利用率具有重要的价值。传统风速风向仪实测感知技术简单、经济性好,但属于事中测量,限制了风电机组控制优化的拓展提升;机舱式激光雷达感测技术可快速、精准地实现风速风向的超短时提前感知,但成本高昂,技术经济性有待提升;传统风参数预测感知技术虽可实现风速、风功率的多时间尺度预测,受误差和时间尺度影响对风电机组优化控制指导意义有限。

(2) 基于“互联网+事前预测,事中修正”的思想的构建“实测-共享-关联-预测-校验”风参数复合感知技术路线,具备实现多时间尺度下的风速、风向、风密度等参数的高效、精确的感知获取的理论和工程可行性。

(3) 初步构建了“实测-共享-关联-预测-校验”风电场风参数复合感知架构,风参数复合感知技术涉及的风机传感网的运行机制与信息交互方法、面向风参数感知的大数据技术、风电机组群集类的自动快速识别与分组方法、风参数预测模型与预测算法及不同场景下的风参数复合感知应用策略等问题研究有待开展。

参考文献:

- [1] BOUTOUBAT M, MOKRANI L, MACHMOUM M. Control of a wind energy conversion system equipped by a DFIG for active power generation and power quality improvement [J]. *Renewable Energy*, 2013, 50(3): 378.
- [2] 周志超,王成山,郭力,等. 变速变桨距风电机组的全风速限功率优化控制[J]. *中国电机工程学报*, 2015, 35(8):1837. ZHOU Zhichao, WANG Chengshan, GUO Li, *et al.* Output power curtailment control of variable-speed variable-pitch wind turbine generators[J]. *Proceedings of the CSEE*, 2015, 35(8):1837.
- [3] 刘皓明,唐俏俏,张占奎,等. 基于方位角和载荷联合反馈的独立变桨距控制策略研究[J]. *中国电机工程学报*, 2016, 36(14):3798. LIU Haoming, TANG Qiaoqiao, ZHANG Zhankui, *et al.* Study of individual pitch control based on azimuth angle and load feedback[J]. *Proceedings of the CSEE*, 2016, 36(14):3798.
- [4] NAVALKAR S T, VAN SOLINGEN E, VAN WINGERDEN J. Wind tunnel testing of subspace predictive repetitive control for variable pitch wind turbines[J]. *IEEE Transactions on Control Systems Technology*, 2015, 23(6):1.
- [5] 张小莲,郝思鹏,李军,等. 基于灰色关联度的风机 MPPT 控制影响因素分析[J]. *电网技术*, 2015, 39(2):445. ZHANG Xiaolian, HAO Sipeng, LI Jun, *et al.* Grey correlation based analysis on impacting factors of maximum power point tracking control of wind power generating unit[J]. *Power System Technology*, 2015, 39(2):445.
- [6] 沈小军,杜万里. 大型风力发电机偏航系统控制策略研究现状及展望[J]. *电工技术学报*, 2015, 30(10):196. SHEN Xiaojun, DU Wangli. Expectation and review of control strategy of large wind turbines yaw system[J]. *Transactions of China Electrotechnical Society*, 2015, 30(10):196.
- [7] 殷明慧,张小莲,叶星,等. 一种基于收缩跟踪区间的改进最大功率点跟踪控制[J]. *中国电机工程学报*, 2012, 32(27):24. YIN Minghui, ZHANG Xiaolian, YE Xing, *et al.* Improved MPPT control based on the reduction of tracking range[J]. *Proceedings of the CSEE*, 2012, 32(27):24.
- [8] 王勃,冯双磊,刘纯. 考虑预报风速与功率曲线因素的风电功率预测不确定性估计[J]. *电网技术*, 2014, 38(2):463. WANG Bo, FENG Shuanglei, LIU Chun. Uncertainty evaluation of wind power prediction considering impacts of power curve and predicted wind speed [J]. *Power System Technology*, 2014, 38(2):463.
- [9] VILLANUEVA D, FEIJOO A. Normal-based model for true power curves of wind turbines [J]. *IEEE Transactions on Sustainable Energy*, 2016, 7(3):1.
- [10] 杨贺钧,谢开贵,胡博,等. 计及多重相关性的风矢量生成模型及其应用[J]. *电力系统自动化*, 2014, 38(15):12. YANG Hejun, XIE Kaigui, HU Bo, *et al.* Wind vector generation model considering multiple correlations and its application [J]. *Automation of Electric Power Systems*, 2014, 38(15):12.
- [11] 梁宇飞. 风电机组风速风向仪未来发展趋势研究[J]. *风能*, 2013(12):217. LIANG Yufei. Research on development trend of wind direction and wind speed sensor of wind turbine[J]. *Wind Energy*, 2013(12):217.
- [12] 郑玲玲,许刚,刘芳,等. 基于时差法的超声波测风系统的研究[J]. *电子测量技术*, 2012(12):31. ZHENG Lingling, XU Gang, LIU Fang, *et al.* Research on the system of ultrasonic wind measurement based on time difference method [J]. *Electronic Measurement Technology*, 2012(12):31.
- [13] BOSSANYI E. Un-freezing the turbulence: application to LiDAR-assisted wind turbine control [J]. *IET Renewable Power Generation*, 2013, 7(4):321.
- [14] WANG N, JOHNSON K, WRIGHT D. FX-RLS-based feed forward control for LIDAR-enabled wind turbine load mitigation [J]. *IEEE Transactions on Control System Technology*, 2012, 20(5): 1212.
- [15] BOTTASSO C L, PIZZINELLI P, RIBOLDI C E D, *et al.* LiDAR-enabled model predictive control of wind turbines with real-time capabilities [J]. *Renewable Energy*, 2014, 71(71):442.
- [16] WANG N, JOHNSON K E, WRIGHT A D. Comparison of strategies for enhancing energy capture and reducing loads

- using LIDAR and feed forward control[J]. IEEE Transactions on Control Systems Technology, 2013, 21(4):1129.
- [17] 王贺, 胡志坚, 张翌晖, 等. 基于聚类经验模态分解和最小二乘支持向量机的短期风速组合预测[J]. 电工技术学报, 2014, 29(4):237.
WANG He, HU Zhijian, ZHANG Yihui, *et al.* A hybrid model for short-term wind speed forecasting based on ensemble empirical mode decomposition and least squares support vector machines[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2014, 29(4):237.
- [18] 孙国强, 卫志农, 翟玮星. 基于RVM与ARMA误差校正的短期风速预测[J]. 电工技术学报, 2012, 27(8):187.
SUN Guoqiang, WEI Zhinong, ZHAI Weixing. Short term wind speed forecasting based on RVM and ARMA error correcting [J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2012, 27(8):187.
- [19] 杨秀媛, 肖洋, 陈树勇. 风电场风速和发电功率预测研究[J]. 中国电机工程学报, 2005, 25(11):1.
YANG Xiuyuan, XIAO Yang, CHEN Shuyong. Wind speed and generated power forecasting in wind farm[J]. Proceedings of the CSEE, 2005, 25(11):1.
- [20] 赵永宁, 叶林. 区域风电场短期风电功率预测的最大相关-最小冗余数值天气预报特征选取策略[J]. 中国电机工程学报, 2015, 35(23):5985.
ZHAO Yongning, YE Lin. A numerical weather prediction feature selection approach based on minimal-redundancy-maximal-relevance strategy for short-term regional wind power prediction[J]. Proceedings of the CSEE, 2015, 35(23): 5985.
- [21] AK R, FINK O, ZIO E. Two machine learning approaches for short-term wind speed time-series prediction [J]. IEEE Transactions on Neural Networks & Learning Systems, 2015, 27(8):1.
- [22] AK R, VITELLI V, ZIO E. An interval-valued neural network approach for uncertainty quantification in short-term wind speed prediction[J]. IEEE Transactions on Neural Networks & Learning Systems, 2015, 26(11):2787.
- [23] 范高峰, 王伟胜, 刘纯, 等. 基于人工神经网络的风电功率预测[J]. 中国电机工程学报, 2008, 28(34):118.
FAN Gaofeng, WANG Weisheng, LIU Chun, *et al.* Wind power prediction based on artificial neural network [J]. Proceeding of the CSEE, 2008, 28(34): 118.
- [24] WAN C, XU Z, PINSON P, *et al.* Probabilistic forecasting of wind power generation using extreme learning machine[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2014, 29(29):1033.
- [25] YANG L, HE M, ZHANG J, *et al.* Support-vector-machine-enhanced markov model for short-term wind power forecast [J]. IEEE Transactions on Sustainable Energy, 2015, 6(3):1.
- [26] 王成福, 王昭卿, 孙宏斌, 等. 考虑预测误差时序分布特性的含风电机组组合模型[J]. 中国电机工程学报, 2016, 36(15):4081.
WANG Chengfu, WANG Zhaoqing, SUN Hongbin, *et al.* Model of unit commitment with wind farm considering time series characteristic of wind power forecast error [J]. Proceedings of the CSEE, 2016, 36(15): 4081.
- [27] 彭小圣, 熊磊, 文劲宇, 等. 风电集群短期及超短期功率预测精度改进方法综述[J]. 中国电机工程学报, 2016, 36(23):6315.
PENG Xiaosheng, XIONG Lei, WEN Jinyu, *et al.* A summary of the state of the art for short-term and ultra-short-term wind power prediction of regions[J]. Proceedings of the CSEE, 2016, 36(23): 6315.
- [28] 修春波, 任晓, 李艳晴, 等. 基于卡尔曼滤波的风速序列短期预测方法[J]. 电工技术学报, 2014, 29(2):253.
XIU Chunbo, REN Xiao, LI Yanqing, *et al.* Short-term prediction method of wind speed series based on kalman filtering fusion [J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2014, 29(2):253.
- [29] 薛禹胜, 陈宁, 王树民, 等. 关于利用空间相关性预测风速的评述[J]. 电力系统自动化, 2017, 41(10): 161.
XUE Yusheng, CHEN Ning, WANG Shuming, *et al.* Review on wind speed prediction based on spatial correlation [J]. Automation of Electric Power Systems, 2017, 41(10): 161.
- [30] 陈宁, 薛禹胜, 丁杰, 等. 利用空间相关性的超短期风速预测[J]. 电力系统自动化, 2017, 41(12):124.
CHEN Ning, XUE Yusheng, DING Jie, *et al.* Ultra-short term wind speed prediction using spatial correlation [J]. Automation of Electric Power Systems, 2017, 41(12):124.
- [31] 叶林, 赵永宁. 基于空间相关性的风电功率预测研究综述[J]. 电力系统自动化, 2014, 38(14):126.
YE Lin, ZHAO Yongning. A review on wind power prediction based on spatial correlation approach [J]. Automation of Electric Power Systems, 2014, 38(14): 126.
- [32] 韩兵, 周腊吾, 陈浩, 等. 大型风电机组激光雷达辅助模型预测控制方法[J]. 中国电机工程学报, 2016, 36(18):5062.
HAN Bing, ZHOU Lawu, CHEN Hao, *et al.* Approach to model predictive control of large wind turbine using light detection and ranging measurements[J]. Proceedings of the CSEE, 2016, 36(18): 5062.