第 41 卷 第 10 期 2017 年 5 月 25 日
电力系统自动化
Automation of Electric Power Systems
Vol.41 No.10 May 25,2017
DOI：10.7500/AEPS20170109002

关于利用空间相关性预测风速的评述

薛禹胜[1,2]，陈 宁[3,4]，王树民[5]，文福拴[6,7]，林振智[6]，汪 震[6]

（1. 南瑞集团公司(国网电力科学研究院)，江苏省南京市 211106；
2. 智能电网保护和运行控制国家重点实验室，江苏省南京市 211106；3. 东南大学电气工程学院，江苏省南京市 210096；
4. 新能源与储能运行控制国家重点实验室(中国电力科学研究院)，江苏省南京市 210003；
5. 中国神华能源股份有限公司，北京市 100011；6. 浙江大学电气工程学院，浙江省杭州市 310027；
7. 文莱科技大学电机与电子工程系，斯里巴加湾 BE1410，文莱）

摘要：归纳了空间相关性风速预测的现状；引入条件相关性及相应的可信相关度概念，以代替常规的相关性；基于大数据思维，提出将数据驱动与因果驱动相结合的预测框架。从历史数据中挖掘相关性，利用空间相关性增加风速预测的数据源，部分克服历史数据缺失的困难；利用大时滞的空间相关性，有助于预测下游风速的突变。最后，依托该框架展望了空间相关性风速预测的前景。

关键词：风速预测；空间相关性；动态特征；离线分类建模；在线特征匹配

0 引言

讨论可再生能源发电的强不确定性对电网运行的影响时，往往以风电为代表[1]。提高未来 4 h 内，时间分辨率为 15 min 的超短期风电功率的预测精度，可大大减少调频容量及旋转备用的成本[2]。风电预测涉及对风速(或风能)的预测及对风能转换为电能的预测。与风速预测不同，能量转换中的不确定性包含发电调度及设备检修等社会行为[3]。先预测风速，再预测风电转换，可以分开处理这两种不同机理的不确定性，有利于提高风电的预测精度。本文仅讨论风速的预测。

从科学研究范式看[4]，风速预测可分为一致性方法[5]、统计型方法[6]、因果型方法[7]和混合型方法[8]。

一致性方法假设 $t+\Delta t$ 时刻的风速与 t 时刻的实际风速相同，因此既不需要专门建模，也不需要历史样本[9]，可将其视为统计型方法中的时序数据窗宽为零时的特例。但是，由于不能反映变化趋势，故只能用于极短时段内或作为评估其他方法的参照。

统计型方法采用各类回归技术从历史数据时间序列中发现相关关系，建立用于预测的线性或非线性外推(映射)模型[9]。由于历史数据序列反映了全部实际因素的影响，故基于统计观点的外推模型可以回避对物理机理掌握不够的困难。从分类概念看，也可将一致性方法视为统计型方法的一个极端的例子。

统计型方法隐含的前提是：被测系统以缓慢而渐进的方式演化，即天气系统未来演化的统计规律与样本窗口内相同[10]。因此，统计预测模型一般用于超短期或短期预测，其误差随着预测时效的增加而迅速加大，而当系统结构或外部因素突变时，预测可能完全失效。即使在系统缓慢变化期间，统计方法也只能控制平均误差，而难以控制最大误差。这些原因都严重地影响常规外推法的适用性及强壮性。

当历史数据仅局限于单个空间位置时，统计方法只能处理时间序列风速数据的相关性，常用的方法包括时序外推法及人工神经网络[11]。如果具有来自不同空间位置的历史数据，就可以挖掘它们之间(可能带有不同时滞)的相关性，即空间相关性[12]。基于空间相关性的风速预测方法受到重视的原因包括[13-14]：①在目标风电场缺乏历史数据的情况下，可以利用目标风电场与那些历史数据丰富的空间相关风电场之间的关联关系建立预测模型；②有可能在一定程度上克服依靠时间序列数据预测风速突变时刻及变化幅度的本质性困难，较好地反映地形和气象等条件的影响[15]，或通过多个参考点数据的整合来提高预测精度[16]；③可与时序预测方法相互校验及融合。

收稿日期：2017-01-09；修回日期：2017-03-06。
上网日期：2017-03-28。
国家自然科学基金重点项目(61533010)；NSFC-NRCT(中泰)合作研究项目(51561145011)；国家电网公司科技项目。

因果型方法不依赖于历史统计数据，而是根据气象、地形、环境等信息建立详细的风速预测模型，适用于中长期预测。例如以数值天气预报为代表的物理方法根据流体力学和热力学模型，在已知的大气初值和边值条件下，逐个时段地求解天气演变过程[17]，再结合地形地貌信息，求取不同高度的风速、风向、气压、气温等信息。丹麦 Risø 国家实验室在 20 世纪 90 年代开发的预测系统 Predictor[18] 就是成功的例子。因果型方法的精度依赖于模型、参数及边界条件的精度，对大尺度空间的预测效果较好，当信息不足而用主观假设替代时，可能严重影响预测精度[19]。此外，计算量大也阻碍了因果型方法在超短期预测中的应用。文献[12]很好地归纳了数值天气预报方法，本文不再重复。

混合方法将数据驱动的统计型方法及模型驱动的因果型方法结合起来。但是两者优点互补的愿望却很可能受阻于融合技术各细节上的困难。

空间相关性风速预测既可应用于单个风电场内[20]，建立风电机组之间[21]，或风电机组与整个风电场之间的风速关系[22]，包括尾流效应和环境条件的影响[23-24]；也可应用于风电场群之间[25]，利用空间降尺度或升尺度方法建立风电场之间[26]，或风电场与风电场群之间的风速关系[27]。此外，空间相关性风速预测方法还可用于研究风电等效容量对系统可靠性的影响[28]。

在文献[29]对时间序列相关性(以下简称为时序相关性)讨论的基础上，本文讨论了空间相关性及其在风速预测中的思路、模型及应用，并探讨了一种基于特征提取和类型匹配的空间相关性风速预测方法的新框架。

1　利用空间相关性的风速预测

1.1　时空相关性

空间各点的风速可用一个三维向量势(风向)与一个标量(速率)组成的时变函数表示，而整个风电场的风速向量场就由这些空间分布的时变函数共同构成。由于除了在个别时间断面上的个别空间点或曲面以外，风速的时空函数是连续的，故不论是时间维还是空间维，基于统计数据的风速预测的平均误差一般不会太大。但是，由于风速的时空函数往往具有较强的时变性，故很难控制预测的最大误差，特别是遇到上述个别的奇异点或奇异面时，预测甚至可能完全失效。

当风速场函数的时变性及其在空间分布上的变化不太强时，风速相关性可以被用来改进预测效果[30]。风速相关性包括：①同一空间点处的时序相关性[29]；②不同空间点处的空间相关性(没有时滞)[31]；③不同空间点处的空间相关性(允许有时滞)[32]，本文提出其研究框架，并以另文详述。

1.2　问题的描述

1.2.1　要素

问题的要素包括以下几种。

1)状态空间与模型的选择。

状态空间除了参考点与目标点的风速外，还可以包括季节、时辰及其他气象信息，但也增加了处理历史数据的计算量。

模型的选择包括：采用统一的还是分类的模型[33]，是否考虑不确定性[1]，是否能计及实际存在的局部因果关系，是否能计及使用者对误差概率分布或风险的主观态度[34]。分类模型按各自特性分别建模，并有针对性地采用，从而赋予预测方法一定程度的自适应性[35]。此时，分类特征的选择也就成为其成败的关键。

不确定性包括随机性(即偶然性)和模糊性(即非明晰性)两方面。随机性由模型不精准或场景信息不完整引起，以致结果与场景之间缺乏不变的对应关系，又可分为本质型与激励型两类。本质型随机性是多维非线性动力系统在没有任何随机因素作用下也会表现出来的随机性，例如 Lorenz 吸引子；激励型随机性则来自随机因素。模糊性是由对机理认识的缺失及衡量事物的尺度不清楚而引起。随机性和模糊性往往共生，而传统的统计回归方法只能处理随机性，而不能应对模糊性。预测方法的不完善和主观判断的随意都会增加预测误差。

虽然在同一地点的风速时序相关性研究中很难找到因果关系，但当空间相关性很强时，则往往潜在着一定的因果关系[36]。若能发现并在统计分析中利用它们，将大大提高预测质量。例如：在狭长的山谷地带，当风向顺其走向时，上下游的风速之间存在较强的时滞关系[37]。

2)在线跟踪的时间窗口宽度。太短就难以正确反映风速的动态模式；太长则会失去相关性，大大增加分类的难度。

3)模型参数识别中采用的学习样本集，包括在空间及时间上所覆盖的尺度与分布。

1.2.2　风速预测模型

与时序相关性预测建模相似，空间相关性风速预测的建模方法可分为统计法、智能法、分类法和概率法。

统计法通过分析不同空间位置风速历史数据样本及预测误差样本[38]的统计规律，建立风速样本之间的映射关系，包括时间序列法[39]、克里金

(Kriging)插值法[40]、扩展克里金(augmented Kriging)插值法[41]、利用聚类分析[42]、冯·米泽斯(von Mises)分布[43]等方法。

智能法借助仿生学或自然规律,建立不同空间位置的风速关系,包括模糊专家系统[3]、传统人工神经网络[15]、快速训练神经网络[44]、自适应广义回归神经网络[45]、循环神经网络[46]等。

分类法选择特征量构造分类判据,采用传统的统计方法分析最小误差特征[47]或广义的主成分分析(generic principal component analysis, GPCA)[48]等方法分析风速历史数据的时序特征和相似性,提取并建立风速的空间相关性模型。

概率法通过对预测误差和相关信息的概率分析[49],给出典型风速分布概率密度函数及选取准则[50],降低预测风险。文献[51-52]利用基本概率理论建立了风速概率表,以求取相关风速序列对风速概率密度的卷积。基于冯·米泽斯概率分布的有限元方法被用于建立风速和风向概率分布模型[53],并对分布参数进行估计[54],进而预测风速。文献[55]考虑了空间相关风速预测的非线性,引入确定性混沌理论,分析目标点周围多点气象数据的混沌特性,并据此建立了目标点的风速预测模型。

1.3　已有方法的思路

按空间相关性预测风速的文献所采用的假设包括:风向与风电场连线方向一致,风速在传播过程中保持不变,其时滞由风电场距离和风速等决定[14]。笔者将其共同的思路归纳在图1中。

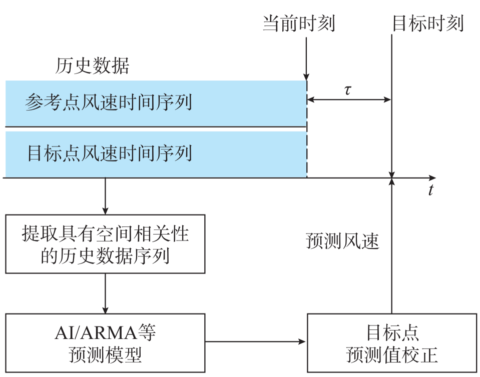

图1　利用空间相关性预测风速的思路
Fig.1　Spatial correlation based wind speed forecasting

一般应用采样交叉相关函数(sample cross correlation function, SCCF)来计算参考点与目标点在当前时刻之前一段窗口内的实测风速之间的相关系数[15]。对于一对风速时间序列(X_t, Y_t),当延时为k时,SCCF可表示为:

$$r_{xy}=\frac{C_{xy}(k)}{\sqrt{C_{xx}(0)C_{yy}(0)}} \tag{1}$$

$$C_{xy}(k)=\frac{1}{n}\sum_{t=1}^{n-k}(X_t-X_M)(Y_{(t+k)}-Y_M) \tag{2}$$

式中:$C_{xx}(0)$或$C_{yy}(0)$表示当$k=0$时,分别使$y=x$或$x=y$时,相关系数$C_{xy}(k)$的值;n为时间序列的长度;X_M和Y_M分别为X_t和Y_t的平均值。

按给定的相关系数阈值,识别出满足相关性的地点及时段后,采用人工智能(AI)算法或自回归移动平均(auto-regressive and moving average, ARMA)法等统计方法建立不同风电场的风速之间带时滞的预测模型。在线应用时,就可以根据参考点的风速预测值,按该模型来预测目标点的风速。其中的时滞τ为:

$$\tau=\frac{d}{v_{ref}} \tag{3}$$

式中:d为风电场之间的距离;v_{ref}为参考点的预测风速[13]。

地形复杂时,传统的相关性计算可能不适用,可以尝试采用定向点累积的半变异函数(directional point cumulative semi-variogram, DPCSV)[56]或空间平移法[57]等来评估其空间相关性。

1.4　已有方法的局限性

空间相关性风速预测已有方法的应用受到下述限制。

1)仅以当前时刻之前有限一段窗口的实测数据为基础,难以全面反映空间相关性。图2给出甘肃某两个风电场在2011年10月31日的风速实测曲线。其相关性在前半天内较差,而后半天内很好。若按常规算法,在中午时刻预测空间相关性风速,效果必然很差。

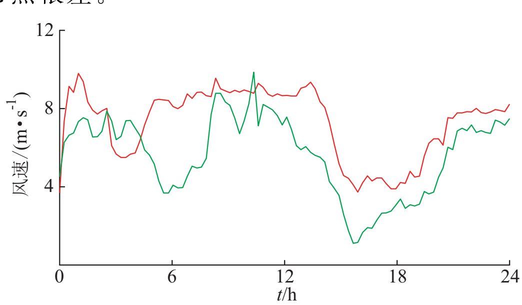

图2　2011年10月31日甘肃两个风电场的风速
Fig.2　Wind speed of two wind farms in Gansu Province on October 31, 2011

2)即使目标点与参考点在很多情况下相关,但在特定时间段内却可能并不相关。因此,不能盲目地将邻近的时间段作为学习样本。

3)若未能从历史数据中挖掘出影响相关性的特

征量，所建模型就必须顾及外部条件不同的各种情况而进行折中，这不但降低了针对性，无法引入相关性可信度指标的概念，而且在预测时也无法根据实际的外部条件来提高模型的适用性。

4）未充分利用本地数据序列在不同时间窗口之间的相关性，难以与传统的时间相关风速预测方法深度融合。

2 空间相关性应用于风电预测的框架

2.1 基本思路

2.1.1 大数据思维的启示

不同空间位置风电场风速相关性受到的影响因素包括：①强时变的气象因素，一般只能靠统计方法获取其相关关系；②弱时变的背景因素（如季节与时辰），可按其将数据样本分类，以增加统计分析的针对性；③短时间内相对固定的背景因素（如空间位置、地形与地貌），隐含着空间相关性的某种因果关系。

当前的研究都在相当程度上受限于物理系统中的藩篱或信息系统中的孤岛。传统的时序外推预测方法单纯采用统计的思维方法，即采用全部样本来拟合风速时间序列的共同规律，而未能充分利用影响风速相关性的因果数据。

大数据思维不但破除了数据之间的藩篱，也主张综合利用统计型分析与因果型分析等不同的科学研究范式，从各种数据中挖掘知识[58]。若能深度挖掘动态轨迹的空间相关特征，就可离线按之对风速时间序列分类，并对不同的分类样本集建立差异化的预测模型，并优化模型参数[4]。

此外，数值天气预报基于模型推算，对历史数据的依赖性小，与统计方法有很好的互补性[2]。

2.1.2 时序外推方法新进展的启示

文献[29]借鉴了电力系统安全稳定分析领域应用轨迹动力学的成功经验，从时间维度探索了超短期风速预测的新思路。风速的时间序列完整地反映了所有相关因素对风速的影响，若能正确提取出观察时窗内的轨迹特征，并据此划分轨迹态势的模式，就可以在离线环境下分别建立对应的风速时间序列预测模型。在线环境下，根据近期窗口内轨迹的特征值确定当时所处的态势模式，从而选配对应的预测模型，并预测超短期风速。

2.1.3 空间相关预测方法

上述思路也可用于利用空间相关性的风速预测。在离线环境下，根据历史上不同位置点的时序数据建立空间相关性的分类模型；在线环境下，根据参考点近期窗口的时序相关性预测结果给出目标点的预测风速及对应的时滞 τ 的值。

为此，一方面需要将时序相关性的处理应用到有关的各空间点。包括：从历史数据的时间序列中挖掘时序相关特征量，选择阈值，将参考点及目标点在各窗口内的序列划分为不同形态的子集；然后在离线环境下，分别按对应的训练样本优化各形态子集专用的预测模型及参数。另一方面，提出有条件的空间相关性概念及相应的可信相关度，即识别风电场之间具有空间相关性的时段，并挖掘出对空间相关性起到主导影响的因素（称为空间相关特征量），例如风向、季节及时辰等。

在线应用时，将参考点当时之前的一个窗口内的风速序列归类为上述演化形态之一，如果此时空间相关特征量满足相关条件，即可调用相应的预测模型。由于预测模型及参数已经针对不同演化形态分别优化，被识别为空间相关性时段的风速预测精度被大大提高。

将此框架归纳为“离线分类优化模型，在线确认空间相关性并匹配预测模型”。它与时序相关性风速预测框架一样，有助于预测模型的精细化，并赋予空间相关性预测方法一定的自适应能力。而与时序相关性风速预测框架不同之处，则在于增加了“离线识别空间相关特征量，在线确认”的环节。

空间相关性风速预测以不同空间位置的时序相关性风速分析为基础。可先研究单个风电场内的不同风机位置，再研究多个风电场之间的相关性。图3给出上述空间相关性风速预测方法的框架。

框架分为离线分类建模和在线模型匹配两个环节。离线环节以参考点和目标点可用的全部历史风速和气象等数据样本的时间序列为输入，抽取影响其风速空间相关特征量，据此将各样本分类，分别建立与各类样本对应的特征库，并优化预测模型。在线环节根据近期数据窗口内，参考点的预测数据和主导特征信息，判断是否符合空间相关性判据，并据此选取合适的预测模型和参数。然后，与目标点本地时序预测互校修正后，给出目标点的风速预测。

2.2 数据需求

输入数据包括参考点和目标点的背景数据、历史数据及时效窗口内的近期数据[29]。背景数据在一段时间内固定；历史数据和近期数据的来源包括测风塔和数值天气预报，两者的空间范围及分辨度不同，可相互补充。

2.3 离线环境下的风速动态模式的分类与建模

风速空间相关性分析不仅涉及时不变的背景因素和弱时变的背景因素，也与强时变的气象因素密切相关。历史数据是否充足，会影响特征集及预测模型库的强壮性。

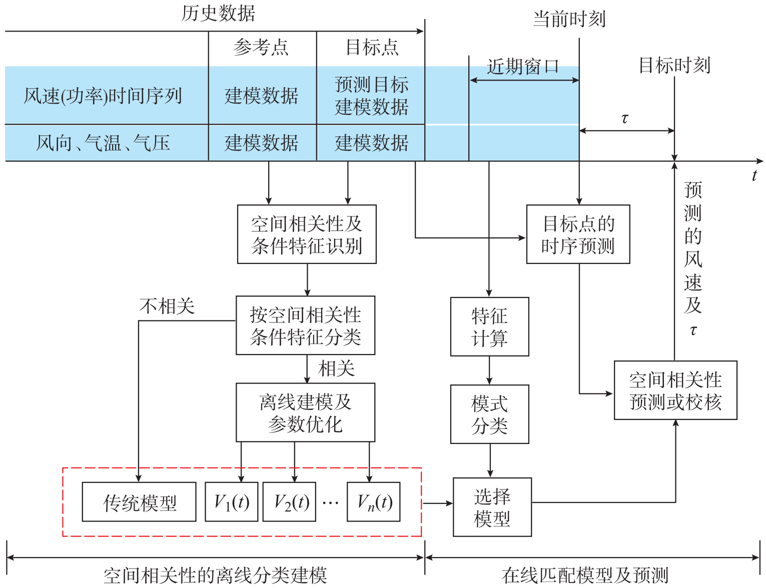

图 3　空间相关性风速预测的新框架

Fig.3　A new framework for spatial correlation based wind speed forecasting

在空间相关性预测的建模中，需要排除不符合空间相关性的样本。这需要局部因果关系的支撑，例如时间窗口内的风向和风速都会显著影响两个地点风速之间的相关性。显然，若同时考虑上述背景信息及气象因素，就可能在以统计型分析为主的预测方法中合理地植入因果型分析的元素。据此可以指导对空间相关特征量的选择，以及按空间相关性的不同对数据样本的分组，形成对应的特征集及预测模型库。

2.4　在线特征匹配与模型选取

在线预测目标点的风速时，选取与预测时刻临近的时效窗口内[29]参考地点的实测数据为参考。窗口宽度根据需要预测的时间确定，通常超短期功率预测时长为 4 h。由于风速预测所需的计算时间 t_c 很小，与 τ 相比可以忽略，临近时效窗口可以从当前时刻开始后推。结合其他可用数据，计算特征信息并按匹配结果选用对应的预测模型及参数。

在临近时效窗口内的风速形态无法可靠识别时，则放弃空间相关性预测，而采用时序相关性预测方法或沿用目前被认可的其他预测方法。

2.5　时空预测结果的校验

风速的时序相关性与空间相关性相互既有互相独立的因素，又有耦合的因素。可以通过两者的相互校验，提高基于相关性的风速预测方法的可靠性。

3　空间相关性的适用性分析

3.1　空间相关性的适用性

在利用空间相关性时，一般将不同地理位置处的风速视为无条件的关联关系。文献[59-60]分别以 1980—2009 年全球风资源数据和 2000 年美国 1 400 多个测点的风速数据为基础，比较了不同地区的风速在不同时间尺度上的分布，指出其相关性仅在一定的日历与时辰条件下才较强。因此，必须针对具体的地形、地表粗糙度、位置、季节、时辰、气象、风向等条件来讨论空间相关性[61-62]。地形、地表粗糙度和位置在短时间内基本不变，但气象等因素则可能使风速的空间相关性具有时变性。特别是风向和风速的不确定性，更使空间相关性呈现出强烈的不确定性。

为了更合理地利用空间相关性来改进风速预测方法，有必要引入有条件的空间相关性的概念。即当且仅当算例满足一定的约束条件时，才可确认其空间相关性。若能有效地识别出若干组不同的约束条件，使其对应的组分能覆盖住大部分不确定性空间，风速预测就可以充分地应用其空间相关性。

各组分对应的约束条件由强时变性的主导因素构成。相应的核心技术包括：主导因素的识别、各组分的约束条件的建立、参数及阈值的设定。为此，需要在计算量与有效性之间协调优化。

3.2　空间的条件特征

文献[63]基于新西兰 21 个地面测量站和 3 个高空测量站在 6 个月内的风速数据，分析山坡、山谷、机场、牧场和房屋等地形条件对风速相关性的影响，指出地表风速的相关性随着山地及地表粗糙度的增加而降低。

文献[31]针对加拿大的风资源数据，分析了海

岸、起伏地形、草原与森林交界处、峡谷和山地等不同地形对空间风速相关性、风向相关性和大气稳定性的影响。其结论为:①风速相关性在海岸处最强,在山地最弱;②风向的一致性在海岸处最高,在山地最差;③大气稳定性在海岸处最好,在草原与森林交界处最差。

可将不同风电场之间的地形归纳为:①风速强相关的地形,即地势较平坦,且无遮挡物,如海岸;②有条件的风速强相关地形,如峡谷;③风速弱相关的地形,包括地表遮挡物较多、粗糙度较高,如山地;④其他地形,即风速相关性不确定的地形。不同地点之间的距离加大,或地理差异增加,或平均风速减小,或风速变化加快,都会降低其风速的相关性及预测误差的相关性。

3.3 时间的条件特征

研究表明,在年份、季节、月份及日等不同日历时辰条件下,不同空间位置风速会呈现不同的分布及变化趋势,其相关性也存在较大差异。将这些因素作为可信度指标的日历时辰特征,有助于空间相关性的应用。

文献[16]利用卫星在1999年12月至2012年12月间采集的遥感风速数据评估Brittany地区南部和北部之间的风速变化,指出其风速仅在月时间尺度上的相关性才较显著。

文献[32]以美国内布拉斯加州的风速数据分析该州风速变化情况。发现:该州的日平均风速分布呈对数正态分布,并随大气环流变化;在月时间尺度上的相关性较高;而年变化趋势则受到气候变化的显著影响。

文献[64]利用卫星遥感数据和现场测量数据分析北欧浅海若干地区近地表的风速特性,发现这些地区的风速在季节时间尺度具有显著的相关性。

季风覆盖中国一半以上的国土,年均出现7个月,因此利用季风的风向稳定性可明显提高预测效果[65]。

3.4 气象的条件特征

风速和风向等气象因素是分析不同空间位置风速相关的关键因素[66]。对于风速,在其动态模式相似、速率大,并且变化平缓的条件下,空间相关性分析的可信度较高。对于风向,若平坦地区内的不同空间点的风向一致性较好,则空间相关性也较好;山谷等地形处,目标点与参考点之间的空间相关性对于风向很敏感。因此,可将风速范围、变化趋势、风向作为判断空间相关性的气象条件特征。

4 空间相关性风速预测的展望

为了提高空间相关性风速预测的强壮性和实用性,需要深入研究风速及其他数据的关联、分类特征量、预测模型、时空协调,包括以下几个方面。

1)提高数据的完整性及有效性,增加数据来源的多样性。

2)不同位置风电场的风速动态轨迹形态千差万别,需要改进对给定时段内的空间相关度的定量评估准则,以及将具有相似动态变化规律的数据序列样本分类的准则,以提高预测模型和参数的精细化。

3)从与风速动态相关的大数据中挖掘风速相关性的特征和规律,提高预测模型及参数对不同动态过程的自适应性。考虑诸如塔架、风剪差及湍流等因素的影响;不但关注风速预测的平均误差,而且要力求降低最大误差。

4)减小模糊性对风速态势模式在线匹配的影响;改进预测结果的置信度评估。

5)同一位置的风速动态中的时序相关性,不同位置的风速动态之间的空间相关性,数值天气预报这三者之间的协调优化。

5 结语

相对于基于时序相关性的方法,基于空间相关性的风速预测方法对数据样本的依赖性较小,而与地形地貌的因果关系则强得多。这在应对强非平稳的风速预测中具有一定的优势。本文从研究思路、建模及应用等方面评述了其研究现状及局限性,指出由于环境等因素的时变性影响,绝对的空间相关性并不适用。为此提出了有条件的空间相关性概念,即在且仅在一定的条件下,风速的空间分布才具有相关性。将不同空间位置上的风速时间序列按季节时辰及风向等气象特征分类,分别得到各种特征条件下的关联关系。应用大数据思维及时序相关性风速预测框架,结合离线特征分析与分类建模,在线提取空间相关特征和时间断面数值天气预报相关特征,匹配选取预测模型的思路,可有效提高空间相关风速预测方法的实用性。对于不满足空间相关性条件的场合,则需要基于时序相关性来预测风速。

参考文献

[1] 薛禹胜,雷兴,薛峰,等.关于风电不确定性对电力系统影响的评述[J].中国电机工程学报,2014,34(29):5029-5040.
XUE Yusheng, LEI Xing, XUE Feng, et al. A review on impacts of wind power uncertainties on power system [J]. Proceedings of the CSEE, 2014, 34(29): 5029-5040.

[2] 薛禹胜,郁琛,赵俊华,等.关于短期及超短期风电功率预测的评述[J].电力系统自动化,2015,39(6):141-151.DOI:10.7500/AEPS20141218003.
XUE Yusheng, YU Chen, ZHAO Junhua, et al. A review on short-term and ultra-short-term wind power prediction [J].

Automation of Electric Power Systems, 2015, 39(6): 141-151. DOI: 10.7500/AEPS20141218003.

[3] DAMOUSIS I G, DOKOPOULOS P. A fuzzy expert system for the forecasting of wind speed and power generation farms[C]// IEEE Power and Energy Society International Conference on Innovative Computing for Power-Electric Energy Meets and Market, May 20-24, 2001, Sydney, Australia.

[4] 薛禹胜,赖业宁.大能源思维与大数据思维的融合:(二)应用及探索[J].电力系统自动化,2016,40(8):1-13.DOI:10.7500/AEPS20160311004.

XUE Yusheng, LAI Yening. Integration of macro energy thinking and big data thinking: Part two applications and explorations[J]. Automation of Electric Power Systems, 2016, 40(8): 1-13. DOI: 10.7500/AEPS20160311004.

[5] POTTER C W, NEGNEVITSKY M. Very short-term wind forecasting for Tasmanian power generation[J]. IEEE Trans on Power Systems, 2006, 21(2): 965-972.

[6] CADENAS E, JARAMILLO O A, RIVERA W. Analysis and forecasting of wind velocity in Chetumal, Quintana Roo, using the single exponential smoothing method [J]. Renewable Energy, 2010, 35(5): 925-930.

[7] LANGE M, FOCKEN U. New developments in wind energy forecasting [C]// IEEE Power and Energy Society General Meeting, July 20-24, 2008, Pittsburgh, USA.

[8] CHANG P S, LI L. Ocean surface wind speed and direction retrievals from the SSM/I[J]. IEEE Trans on Geoscience and Remote Sensing, 1998, 36(6): 1866-1871.

[9] WU Yuankang, HONG Jingshan. A literature of wind forecasting technology in the world[C]// IEEE Lausanne Power Tech, July 1-5, 2007, Lausanne, Switzerland.

[10] CADENAS E, RIVERA W. Wind speed forecast in the south coast of Oaxaca, Mexico [J]. Renewable Energy, 2007, 32(12): 2116-2128.

[11] TASTU J, PINSON P, JULIEN P, et al. Probabilistic forecasts of wind power generation accounting for geographically dispersed information[J]. IEEE Trans on Smart Grid, 2014, 5(1): 480-489.

[12] 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): 126-135. DOI: 10.7500/AEPS20130911004.

YE Lin, ZHAO Yongning. A review on wind power prediction based on spatial correlation approach [J]. Automation of Electric Power Systems, 2014, 38(14): 126-135. DOI: 10.7500/AEPS20130911004.

[13] DAMOUSIS I G, ALEXIADIS M C, THEOCHARIS J B, et al. A fuzzy model for wind speed prediction and power generation in wind parks using spatial correlation [J]. IEEE Trans on Energy Conversion, 2004, 19(2): 352-361.

[14] ALEXIADIS M C, KROGSTAD P A, SAHSAMANOGLOU H S. Wind speed and power forecasting based on spatial correlation models [J]. IEEE Trans on Energy Conversion, 1999, 14(3): 836-842.

[15] DIMITRIOS A B, PANAGIOTIS D S. Correlation of wind speed between neighboring measuring stations[J]. IEEE Trans on Energy Conversion, 2004, 19(2): 400-406.

[16] ABDERRAHIM B, DENIS C. Spatial and temporal characteristics of wind and wind power off the coast of Brittany [J]. Renewable Energy, 2014, 66(3): 670-679.

[17] CANDY B, ENGLISH S J, KEOGH S J. A comparison of the impact of QuikScat and WindSat wind vector products on met office analyses and forecasts[J]. IEEE Trans on Geoscience and Remote Sensing, 2009, 47(6): 1632-1640.

[18] LANDBERG L. Short-term prediction of the power production from wind farms [J]. Journal of Wind Engineering and Industrial Aerodynamics, 1999, 80(1): 207-220.

[19] CARTA J A, VELÁZQUEZ S, CABRERA P. A review of measure-correlate-predict (MCP) methods used to estimate long-term wind characteristics at a target site[J]. Renewable and Sustainable Energy Reviews, 2013, 27(6): 362-400.

[20] MIGUEL G L, ISMAEL S. Regional wind power forecasting based on smoothing techniques, with application to the Spanish Peninsular system[J]. IEEE Trans on Power Systems, 2012, 27(4): 1990-1997.

[21] MUHAMMAD K, ANDREY V S. A method for short-term wind power prediction with multiple observation points[J]. IEEE Trans on Power Systems, 2012, 27(2): 579-586.

[22] DIAZ G, CASIELLES P G, COTO J. Simulation of spatially correlated wind power in small geographic areas-sampling methods and evaluation [J]. Electrical Power and Energy Systems, 2014, 63: 513-522.

[23] ZHOU H, JIANG J X, HUANG M. Short-term wind power prediction based on statistical clustering[C]// IEEE Power and Energy Society General Meeting, July 24-29, 2011, San Diego, CA, USA.

[24] CHEN X, LIU T, WANG F, et al. Wind power prediction considering the layout of the wind turbines and wind direction [C]// Asia-Pacific Conference on Power and Energy Engineering, March 27-29, 2012, Shanghai, China.

[25] LI P, WU J, GUAN X, et al. Probability forecasting of aggregated generation for regional wind farms with geographical dynamic model[C]// IEEE Power and Energy Society General Meeting, July 22-26, 2012, San Diego, CA, USA.

[26] 雷若冰,徐箭,孙辉,等.基于相关性分析的风电场群风速分布预测方法[J].电力自动化设备,2016,36(5):134-140.

LEI Ruobing, XU Jian, SUN Hui, et al. Wind speed distribution forecasting based on correlation analysis for wind farm group[J]. Electric Power Automation Equipment, 2016, 36(5): 134-140.

[27] STEVE J R, RICHARD T. Correlation of real and model wind speeds in different terrains [J]. Weather and Forecasting, 2001, 16(5): 620-627.

[28] FRANÇOIS V, JACQUES L, OLIVIER D. Impact of the wind geographical correlation level for reliability studies[J]. IEEE Trans on Power Systems, 2007, 22(4): 2232-2239.

[29] 郁琛,薛禹胜,文福拴,等.按时序特征优化模型后在线选配的超短期风电预测[J].电力系统自动化,2015,39(8):5-11.DOI:10.7500/AEPS20141230007.

YU Chen, XUE Yusheng, WEN Fushuan, et al. An ultra-short-term wind power prediction method using "offline classification and optimization online model matching" based on time series features [J]. Automation of Electric Power Systems, 2015, 39(8): 5-11. DOI: 10.7500/AEPS20141230007.

[30] MOHAMED A M, SHAFIQUR R, SYED M R. Spatial estimation of wind speed[J]. International Journal of Energy Research, 2012, 36(4): 545-552.

[31] JAMES R S, JOHN L W. A two-site correlation model for wind speed, direction and energy estimates[J]. Journal of Wind Engineering and Industrial Aerodynamics, 1999, 79(3): 233-268.

[32] TAHIR C A, HIDIR S N. Wind speed correlation between neighboring measuring stations[J]. Arabian Journal for Science and Engineering, 2012, 37(4): 1007-1019.

[33] HU Q, SU P, YU D, et al. Patter-based wind speed prediction based on generalized principle component analysis[J]. IEEE Trans on Sustainable Energy, 2014, 5(3): 866-874.

[34] 叶希,鲁宗相,乔颖,等.集群风电虚拟机组时变概率模型及调度性能指标:(一)时变概率模型[J].中国电机工程学报,2015,35(20):5135-5146.

YE Xi, LU Zongxiang, QIAO Ying, et al. Time-varying probabilistic model and dispatch performance indices for wind farm cluster virtual power generator: Part Ⅰ time-varying probabilistic model [J]. Proceedings of the CSEE, 2015, 35(20): 5135-5146.

[35] GEORGE P, PIERRE P. Modeling of spatial dependence in wind power forecast uncertainty[C]// Proceedings of the 2008 Probabilistic Methods Applied to Power Systems, May 25-29, 2008, Mayagüez, Puerto Rico.

[36] EL-FOULY T H M, EL-SAADANY E F, SALAMA M M A. One day ahead prediction of wind speed using annual trends [C]// 2006 IEEE Power Engineering Society General Meeting, June 18-22, 2006, Montreal, Canada.

[37] GUO Z, ZHAO J, ZHANG W, et al. A corrected hybrid approach for wind speed prediction in Hexi Corridor of China [J]. Energy, 2011, 36(3): 1668-1679.

[38] DING Y, ZHOU H, TAN Z, et al. The influence of wind direction on short-term wind power prediction: a case study in North China[C]// The IEEE PES Conference on Innovative Smart Grid Technologies-Asia, May 21-24, 2012, Tianjin, China.

[39] ULRICH F, MATTHIAS L, KAI M, et al. Short-term prediction of the aggregated power output of wind farms—a statistical analysis of the reduction of the prediction error by spatial smoothing effects[J]. Journal of Wind Engineering and Industrial Aerodynamics, 2002, 90(3): 231-246.

[40] CELLURA M, CIRRINCIONE G, MARVUGLIA A. et al. Wind speed spatial estimation for energy planning in Sicily: introduction and statistical analysis [J]. Renewable Energy, 2008, 33(6): 1237-1250.

[41] JIN H, ROSS B. Spatial prediction of wind farm outputs using the augmented Kriging-based model[C]// IEEE Power and Energy Society General Meeting, July 24-29, 2011, San Diego, CA, USA.

[42] KUSIAK A, LI W. Short-term prediction of wind power with a clustering approach[J]. Renewable Energy, 2010, 35(10): 2362-2369.

[43] CARTA J A, BUENO C, RAMÍREZ P. Statistical modeling of directional wind speeds using mixtures of von Mises distribution: case study [J]. Energy Conversion and Management, 2008, 49(5): 897-907.

[44] SAAVEDRA-MORENO B, SALCEDO-SANZ S, CARRO-CALVO L, et al. Very fast training neural-computation techniques for real measure-correlate-predict wind operations in wind farms[J]. Journal of Wind Engineering and Industrial Aerodynamics, 2013, 116(5): 49-60.

[45] SYLVAIN R, LORIS F, MIKHAIL K. Spatial prediction of monthly wind speeds in complex terrain with adaptive general regression neural networks [J]. International Journal of Climatology, 2013, 33(7): 1793-1804.

[46] BARBOUNIS T G, THEOCHARIS J B. Locally recurrent neural networks optimal filtering algorithms: application to wind speed prediction using spatial correlation [C]// International Joint Conference on Neural Networks, July 31-August 4, 2006, Montreal, Canada.

[47] AGUERA A, RAMIRO J G, MELGAR J, et al. Categorization of minimum error forecasting zones using a geostatistic wind speed model[C]// International Conference on Clean Electrical Power, June 9-11, 2009, Capri, Italy.

[48] JUAN-IGNACIO L, MARTIN B. Spatial predictions of extreme wind speeds over Switzerland using generalized additive models [J]. Journal of Applied Meteorology and Climatology, 2010, 49(9): 1956-1970.

[49] THOMANN G C, BARFIELD M J. The time variation of wind speeds and wind farm power output in Kansas[J]. IEEE Trans on Energy Conversion, 1988, 3(1): 44-49.

[50] BRUCE S, STUART G, DAVID M, et al. Statistical profiling of site wind resource speed and directional characteristics[J]. IET Renewable Power Generation, 2013, 7(6): 583-592.

[51] KARKI S H, CHEDID R B, RAMADAN R. Probabilistic performance assessment of wind energy conversion systems[J]. IEEE Trans on Energy Conversion, 1999, 14(2): 217-224.

[52] KARKI S H, CHEDID R B, RAMADAN R. Probabilistic performance assessment of autonomous solar-wind energy conversion systems[J]. IEEE Trans on Energy Conversion, 1999, 14(3): 766-772.

[53] MCWILLIAMS B, NEWMANN M M, SPREVAK D. The probability distribution of wind velocity and direction[J]. Wind Energy, 1979, 3: 269-273.

[54] MCWILLIAMS B, SPREVAK D. The estimation of the parameters of the distribution of wind speed and direction[J]. Wind Energy, 1980, 4: 227-238.

[55] HAYASHI M, KEN N. Wind speed prediction and determination of wind power output with multi-area weather data by deterministic chaos[C]// International Conference on Advanced Mtchatronic Systems, August 10-12, 2014, Kumamoto, Japan.

[56] SAHIN A D, SEN Z. Wind energy directional spatial correlation function and application for prediction[J]. Wind Engineering, 2000, 24(3): 223-231.

[57] 李文良，卫志农，孙国强，等.基于改进空间相关法和径向基神经网络的风电场短期风速分时预测模型[J].电力自动化设备，2009，29(6)：89-92.
LI Wenliang, WEI Zhinong, SUN Guoqiang, et al. Multi-interval wind speed forecast model based on improved spatial correlation and RBF neural network [J]. Electric Power Automation Equipment, 2009, 29(6): 89-92.

[58] 薛禹胜，赖业宁.大能源思维与大数据思维的融合：(一)大数据与电力大数据[J].电力系统自动化，2016，40(1)：1-8. DOI: 10.7500/AEPS20151208005.
XUE Yusheng, LAI Yening. Integration of macro energy thinking and big data thinking: Part one big data and power big data[J]. Automation of Electric Power Systems, 2016, 40(1): 1-8. DOI: 10.7500/AEPS20151208005.

[59] ISTVAN B, ISTVAN M. Estimating daily wind speed under climate change[J]. Solar Energy, 1996, 57(3): 239-248.

[60] CRISTINA L A, MARK Z J. Spatial and temporal distributions of U.S. winds and wind power at 80 m derived from measurements [J]. Journal of Geophysical Research, 2003, 108(D9): 4289-4308.

[61] XYDIS G. Wind-direction analysis in coastal mountainous sites: an experimental study within the gulf of Corinth, Greece [J]. Energy Conversion and Management, 2012, 64(12): 157-169.

[62] PRASAD R D, BANSAL R C, SAUTURAGA M. Some of the design and methodology considerations in wind resource assessment [J]. IET Renewable Power Generation, 2009, 3(1): 53-64.

[63] ZHOU Y, STEVEN J S. Spatial and temporal patterns of global onshore wind speed distribution [J]. Environmental Research Letters, 2013, 8(8): 1-8.

[64] IOANNA K, MERETE B, ANDREA N H, et al. Spatial and temporal variability of winds in the Northern European seas [J]. Renewable Energy, 2013, 57(3): 200-210.

[65] 杨正瓴，杨钊，张玺，等.基于季风提高空间相关性预测的优化延迟时间[J].电力系统保护与控制.2016，44(15)：33-38.
YANG Zhengling, YANG Zhao, ZHANG Xi, et al. Improving optimal lag time of spatial correlation prediction by characteristics of monsoon[J]. Power System Protection and Control, 2016, 44(15): 33-38.

[66] JENS J C, PIERRE J G, ANDRY W R. Wind conditions in a Fjordlike Bay and predictions of wind speed using neighboring stations employing neural network models [J]. Journal of Applied Meteorology and Climatology, 2014, 53: 1525-1537.

薛禹胜(1941—)，男，通信作者，中国工程院院士，博士生导师，主要研究方向：电力系统自动化。E-mail: xueyusheng@sgepri.sgcc.com.cn

陈　宁(1983—)，男，博士研究生，高级工程师，主要研究方向：新能源发电并网分析与运行控制。E-mail: chen_ning@epri.sgcc.com.cn

王树民(1962—)，男，教授级高级工程师，主要研究方向：热能动力、新能源技术。E-mail: wangshumin@shenhua.cc

（编辑　章黎）

Review on Wind Speed Prediction Based on Spatial Correlation

XUE Yusheng[1,2], *CHEN Ning*[3,4], *WANG Shumin*[5], *WEN Fushuan*[6,7], *LIN Zhenzhi*[6], *WANG Zhen*[6]

(1. NARI Group Corporation (State Grid Electric Power Research Institute), Nanjing 211106, China;
2. State Key Laboratory of Smart Grid Protection and Control, Nanjing 211106, China;
3. School of Electrical Engineering, Southeast University, Nanjing 210096, China;
4. State Key Laboratory of Operation and Control of Renewable Energy & Storage Systems (China Electric Power Research Institute), Nanjing 210003, China;
5. China Shenhua Energy Company Limited, Beijing 100011, China;
6. School of Electrical Engineering, Zhejiang University, Hangzhou 310027, China;
7. Department of Electrical & Electronic Engineering, Universiti Teknologi Brunei, Bandar Seri Begawan BE1410, Brunei)

Abstract: The state-of-the-art development of spatial correlation based wind speed prediction is reviewed. And the concepts of conditional correlation and its corresponding confidence correlation are introduced to improve traditional spatial correlation. Based on big-data thinking, a framework of integrating data-driven with causality-driven wind speed prediction is proposed. In the framework, correlation is mined from historical data for wind speed prediction. Spatial correlation is employed to import data sources for wind speed prediction to overcome the shortage of historical data in part. Furthermore, spatial correlation with long time lag can be used to predict drastic and sudden change in downstream wind speed. Finally, suggestions for future research under the proposed framework can be made with confidence.

This work is supported by the State Key Program of National Natural Science Foundation of China (No. 61533010), NSFC-NRCT (Sino Thai) Cooperation Research Project (No. 51561145011) and State Grid Corporation of China.

Key words: wind speed prediction; spatial correlation; dynamic features; offline modeling by classification; online feature matching