

DOI: 10.7667/PSPC171427

我国冬季风路径上风速与其影响因子的优化延迟相关性分析

杨正瓴¹, 吴炳卫¹, 赵强¹, 侯谨毅¹, 陈曦¹, 张军²

(1. 天津大学电气自动化与信息工程学院, 天津 300072;

2. 天津市过程检测与控制重点实验室(天津大学), 天津 300072)

摘要: 为提高超短期和短期风速预测的准确率和可靠性, 分析了我国冬季风主要路径上7个代表性地点的风速与气压、风向、气温等的相关性变化。首先, 根据相关性/距离指标的性质, 采用 Pearson 相关系数等来计算风速与其影响因子之间的相关性。采用样本交叉相关函数 SCCF 来分析各地风速之间的平均优化延迟时间。之后, 计算了时间窗口上风速与其影响因子第一主成分之间的相关性及其优化延迟时间。结果表明: 台湾海峡是特别适合空间相关性超短期预测的风能丰富区域。并且采用北京的气压、风速、风向和气温作为影响因子来预测澳仔的冬季风风速, 预测误差对最优延迟时间的依赖性并不明显。北京对澳仔的气压差值, 对预测误差的影响最为重要。

关键词: 风速; 预测; 空间相关性; 冬季风; 相关性/距离; 延迟时间

Analysis of the optimal lag time of wind speeds and their influence factors on the main path of China winter monsoon

YANG Zhengling¹, WU Bingwei¹, ZHAO Qiang¹, HOU Jinyi², CHEN Xi¹, ZHANG Jun²

(1. School of Electrical and Information Engineering, Tianjin University, Tianjin 300072, China;

2. Key Laboratory of Process Measurement and Control, Tianjin University, Tianjin 300072, China)

Abstract: In order to improve the accuracy and reliability of ultra-short term and short term wind speed prediction, the correlations among the wind speeds, air pressures, wind directions and air temperatures of seven typical locations on the main path of China winter monsoon are analyzed. First, based on the characteristics of correlation/distance indexes, the Pearson correlation coefficient is sorted out to calculate the correlation between the wind speed and its influence factors. The average optimal lag time between wind speeds are calculated by the Sample Cross Correlation Function (SCCF). Then, the correlation between the wind speed and the first principal component of influence factors and their optimal lag time are calculated on the time window. The results show that the Taiwan Strait is a wind energy resource-rich area that is particularly suitable for the use of spatial correlation for ultra-short-term prediction. If the Aozhi wind speeds are predicted by the air pressures, wind speeds, wind directions and air temperatures of Beijing, the prediction errors are insensitive to the optimal lag time. The air pressure difference between Beijing and Aozhi has the most important impact on prediction errors.

This work is supported by National Natural Science Foundation of China (No. 51625702).

Key words: wind speed; prediction; spatial correlation; winter monsoon; correlation/distance; lag time

0 引言

在我国 2016 年底公布的《能源发展“十三五”规划》等系列文件中, 明确指出加快开发中东部和南方地区风电, 切实提高风电消纳能力, 提高风电功率预测精度并加大考核力度。其中海上风电建设

重点推动的江苏、浙江、福建、广东等省以及积极推动的天津、河北、上海等地, 都处在冬季风主要路径上或其附近。为提高超短期和短期风电功率预测的效果, 文献[1-2]建议分两步走: 先可靠地预测风速等, 再可靠地提高功率转换环节准确率与自适应能力。同时, 风速和风电功率的空间相关性预测, 自 2014 年以来受到国内外较高的重视^[1-14]。利用我国得天独厚的季风现象^[15-18], 空间相关性预测的空

基金项目: 国家自然科学基金项目资助(51625702)

间距离可以超出 2 000 km，延迟时间超出 27 h。

空间相关性预测的基本含义，是利用被预测地点(目标站点，下文简称“本地”)周边地区的风速、风向和气压等信息来预测本地未来的风速与风向等。风速空间相关性预测有两个基本步骤：首先是本地上游地点的优选，包括上游风速与本地风速观测值之间的相关性及其优化延迟时间的优选。之后，是将历史和当前的观测值输入到预测模型以得到本地未来风速与风向等的预测值。综述文献[1, 3-4, 9-10]等已经很好地评述了空间相关性预测的研究进展，故这里不再进一步介绍。

尽管提高风速预测的准确率，并不直接等于提高风电功率预测的效果^[19-24]，但这无疑是提高风电功率预测的可靠基础^[1]。因此，结合冬季风特性来研究空间相关性风速预测，是本文的主要研究目的。具体表现为两个问题：1) 对我国冬季风主要路径上的典型地点，分析其上游风速、风向、气压和气温对本地风速的相关性。包括具体的定量相关性指标的优选，计算相关性的历史观测值时间窗口的优选等；2) 采用上游气象观测值预测本地风速，预测误差对优化延迟时间敏感性的分析。

1 冬季风空间相关性风速预测的潜在优势

1.1 冬季风具有大范围的空间相关性

季风是一种大范围盛行的、风向有明显季节变化的风系^[15-16]。欧美没有典型的季风，特别是美国连扩展季风都很少。我国的季风分为冬季风和夏季风。从 10 月到次年 3 月为冬季风活动时期，典型冬季风时间约为 4 个月^[15-16]。图 1 为 1948 年以来近 70 年冬季风的方向示意图，该图片中的风向来自美国国家海洋和大气管理局(NOAA)。正如文献[1, 18]所述，我国东南沿海地区是适合采用风速空间相关性预测的区域。

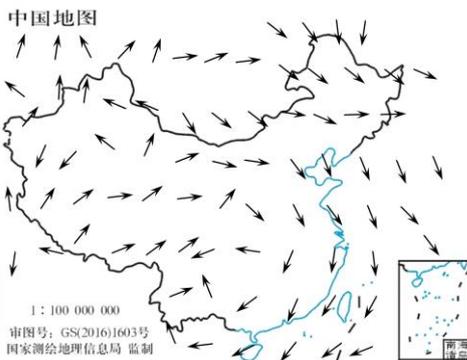


图 1 我国典型冬季风的风向与主要路径
Fig. 1 Wind direction on the main path during typical China winter monsoon

从文献[1-4]可知，采用统计学模型对冬季风进行风速预测，具有下述特点：1) 有利于提高对风速突变预测的效果，进而提高对某些风电功率爬坡预测的效果；2) 由于不使用 NWP 的预报结果，所以可以和 NWP 预报的结果相互校验；3) 我国冬季风的延迟时间可超出 27~35 h，对应的风电功率预测可以从“超短期”进入“短期”预测。

1.2 有利于提高大风预测的效果

实际中风机的“风速-功率”转换关系可以写为

$$P \approx k \cdot v^3 \tag{1}$$

式中： k 通常是一个常数； v 是风速^[25]。因此，当风速 v 发生变化 dv 时，有

$$dP \approx 3kv^2 dv \tag{2}$$

可见， dP 的大小不仅与 dv 有关，还与 v^2 有关。因此，提高大风预报的准确率，显然更有利于提高风电功率预测的准确率。如图 2 与式(2)。

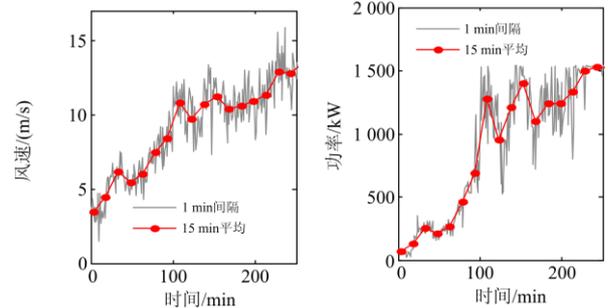


图 2 某风机的风速-风电功率的对应时间序列
Fig. 2 Wind speed and power time series of a wind turbine generator

图 2 是某风机的风速-功率时间序列。可见，当风速刚超过切入风速时，风速的波动引起的风机出力(风电功率)明显较小；反之，当风速接近额定风速时，风速的波动引起的风机出力波动明显增大。在 1 min 和 15 min 统计间隔的时间序列里，都可以明显地看到这个现象。在文献[26]中图 2 和图 3，也可以明显地看到这个现象。

2 相关性定量指标的不同性质与优选

当前大数据挖掘、模式识别、机器学习中定量计算不同样本之间相似性的“相似性/距离”指标^[27]有：Pearson 相关系数、夹角余弦、欧氏距离、曼哈顿距离、切比雪夫距离、斯皮尔曼秩相关系数、互信息以及动态时间弯曲距离(DTW)^[28]等。

2.1 对样本变化趋势的反映与置信区间

上述各定量指标，对样本未来变化趋势的反映能力不同。其中，相关系数、夹角余弦以及斯皮尔曼秩相关系数，能够反映变化趋势。相反，欧氏距

离、曼哈顿距离、切比雪夫距离、互信息以及动态时间弯曲距离, 一般不适合用于描述未来的变化趋势。例如, 对风速时间序列 A 、 B 和 C , 其中风速 B 上升, 风速 C 下降。用相关系数可以方便地反映这种不同, 但 A 和 B 、 A 和 C 之间可能具有相同的欧氏距离。

2.2 点估计的置信区间

在相关系数、夹角余弦以及斯皮尔曼秩相关系数等适合反映未来变化趋势的指标里, 对于有限的样本容量 $S=1, 2, 3, \dots$, 不同指标的有效性还存在差异。一般而言, 点估计置信区间窄的指标, 该点估计的数值更接近真值, 因此具有更好的有效性。图 3 是相关系数、夹角余弦的置信区间在 $S=[3,150]$ 的示意图。图 3 中 \bar{A} 、 \bar{B} 为变量 A 、 B 的均值。

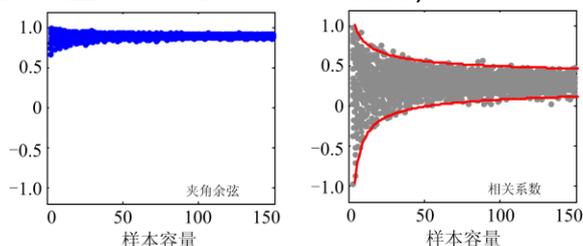
一般地, ρ 表示相关系数的总体参数, r 为有限样本容量下的“样本相关系数”。

可以采用 3 个相互独立的正态分布随机变量 Z_1 、 Z_2 、 Z_3 构造出两个新的具有指定相关系数的正态分布随机变量 A 、 B 。即

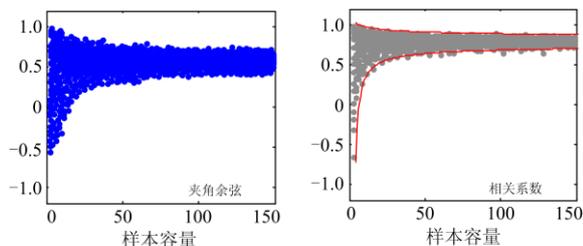
$$\begin{cases} A = aZ_1 + Z_2 \\ B = aZ_1 + Z_3 \end{cases} \quad (3)$$

这里实系数 $a = \sqrt{\frac{\rho}{1-\rho}}$, 则两个新的正态分布

随机变量 A 、 B 之间的相关系数为 ρ 。



(a) $\rho = 0.3, \bar{A} = 0.5, \bar{B} = 3.5$



(b) $\rho = 0.8, \bar{A} = 0.5, \bar{B} = 3.5$

图 3 相关系数、夹角余弦在有限样本容量下的置信区间示意图

Fig. 3 Schematic diagram of the confidence intervals of correlation coefficient and cosine similarity in the finite sample size

进一步的仿真表明, 在较小的样本容量下, 当两个风速样本 A 、 B 之间的相关系数较大时, 相关系数、斯皮尔曼秩相关系数的置信区间往往较窄(更准确); 反之, 夹角余弦的置信区间较窄(更准确)。

2.3 优选

在定量计算不同地点风速之间的“相关性”时, 尽管相关系数类指标比欧式距离类指标更能反映风速未来变化的一致性, 但这类指标在数据量较少时(样本容量小), 置信区间往往较大。所以, 当要求“相关性”高的时候, 可以先用相关系数类指标优选, 之后再用欧氏距离类指标进行二次优选。

为具体对照这些相关性指标的性质, 下文将给出所有指标对“相关性”的计算结果。

3 冬季风主要路径上的相关性分析(离线)

对照图 1, 本文示例采用的是 1 h 统计间隔的北京 10 m、天津 10 m、大连 10 m、上海 10 m、福建霞浦县长春镇(下文简称“福长”)40 m、长江澳 50 m、澳仔 40 m、湛江 20 m 高度的风速、风向、气压和气温, 在近年某年 12 月前后 3 个月的观测值(对应典型冬季风时期)。以此进行冬季风主要路径上各地风速及其影响因子之间延迟相关性的离线分析, 以得到最大延迟相关性及其对应的优化延迟时间的平均值。在线预测时, 时间窗口上的优化延迟时间与延迟相关性, 将围绕着这些平均值不断波动。

3.1 冬季风风速的基本变化性质

从上述各地风速时间序列的功率谱、交叉小波变换图等可见, 周期在 24 h 以上的风速成分, 具有很强的延迟相似性。周期在 24 h 以内的“昼夜变化”, 占据了风速变化的可观比例。这保证了冬季风的空间相关性预测具有较高的稳定的效果。图 4 是北京和澳仔风速间的交叉小波变换图。

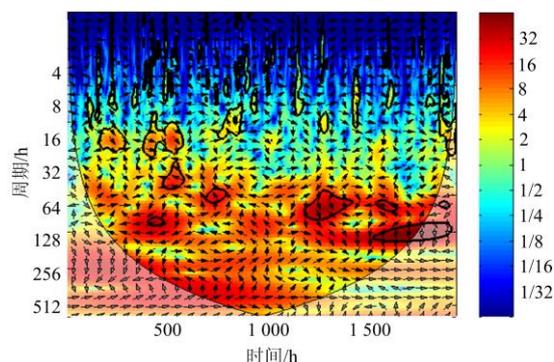


图 4 北京和澳仔风速间的交叉小波变换图

Fig. 4 Cross wavelet transform between the wind speeds of Beijing and Aozhi

计算表明：沿海地区的风速“昼夜变化”的比重比内地更大。各地风速扣除“昼夜变化”之后残差序列的方差，大约在风速平均值的一半左右。采用“风速 = 昼夜变化 + 残差”形式的时间序列分解，只需要对“残差”进行预测，这样可以更好地保证风速预测的效果。

3.2 风速影响因子的优选

影响本地风速的上游地点气象因子有风速、风向、气压、气温等。对于我国冬季风，通过这些上游气象因子的第一主成分对本地风速的延迟相关性计算，以及采用线性回归LR、偏最小二乘回归PLSR对本地风速进行回归分析等，发现上游的风速以及上游气压对本地气压的差值(下文简称“压差”)，对于本地风速具有很强的延迟相关性，而气温、风向的影响明显较小。

例如，采用优化的延迟时间，北京的4个气象因子对澳仔的风速进行回归，LR、PLSR的残差一般都能通过正态性卡方检验，残差的标准差都在0.6 m/s上下。采用离差标准化(Min-max normalization)后的回归系数和主成分分析，都表明风向是最次要的影响因子；而风速、压差是最重要的2个影响因子。如果只采用北京风速、压差对澳仔风速进行回归，则LR、PLSR的残差多数都能通过正态性卡方检验，其标准差只增大到0.7 m/s上下。

3.3 风速样本交叉相关函数

采用样本交叉相关函数(Sample Cross Correlation Function, SCCF)来计算各地风速之间的优化延迟相关性^[1]。结果表明：采用风速时间序列分解(除去“昼夜变化”之后的残差序列)，才能得到合理的优化延迟时间与相关性。SCCF的具体数值见表1和表2。

表1 SCCF 最优延迟时间

Table 1 Optimal lag times calculated by SCCF

上游地	对本地的优化延迟时间平均值/h						
	天津	大连	上海	福长	长江澳	澳仔	湛江
北京	2	4	17	26	25	27	35
天津	—	2	16	21	21	28	33
大连	—	—	10	18	26	27	38
上海	—	—	—	10	13	19	27
福长	—	—	—	—	3	6	20
长江澳	—	—	—	—	—	3	13
澳仔	—	—	—	—	—	—	9

从表1可见，SCCF能提供优化延迟时间的平均值。个别数值的异常(如大连对长江澳和湛江)，应该是由辽东半岛、台湾岛和雷州半岛地形的突起对风的影响所致。

表2 SCCF 极大值

Table 2 Local maximum of SCCF

上游地	对本地的SCCF平均值						
	天津	大连	上海	福长	长江澳	澳仔	湛江
北京	0.641	0.306	0.224	0.306	0.339	0.331	0.214
天津	—	0.301	0.206	0.230	0.203	0.203	0.130
大连	—	—	0.255	0.300	0.248	0.237	0.138
上海	—	—	—	0.300	0.144	0.124	0.172
福长	—	—	—	—	0.681	0.646	0.423
长江澳	—	—	—	—	—	0.802	0.450
澳仔	—	—	—	—	—	—	0.507

从图4、表1和表2中可知：1) 冬季风具有很强的空间相关性，其优化延迟时间可以从超短期进入短期预测的时间尺度；2) 特别地，由福建、浙江沿海地区的地形和台湾岛形成的台湾海峡，形成了一个长度超过400 km接近平行的海面，因此该区域不仅风能资源丰富，还特别适合空间相关性预测。例如，从福建的长春到澳仔，整个冬季风时期的SCCF为0.646，其对应的优化延迟时间为6 h，已经超出了“超短期”风电功率预测的时间尺度。

4 移动时间窗口上的相关性分析(在线)

由于地理条件复杂、气候与地理特征等因素，我国的天气预报难度往往超过欧洲。主要表现为我国多数地区的风速、风向变化更复杂^[1-2]。所以，较短的时间窗口上(即“给定时段内”)不同地点风速的“相关性的定量评估”指标的优选，是空间相关性预测的重要组成部分。

用于在线风速预测的时间窗口上的本地风速与其影响因子之间延迟相关性分析的流程，见图5。

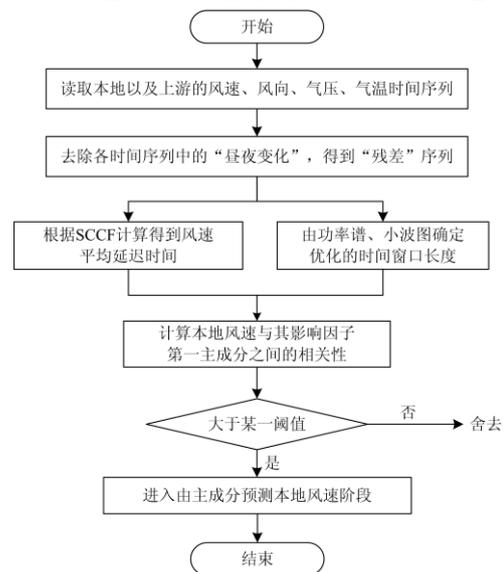


图5 时间窗口上的延迟相关性分析流程

Fig. 5 Flow chart of correlation analysis on the time window

4.1 时间窗口长度的优选

从冬季风主要路径上多个地点的风速功率谱、小波图可见, 周期在 6~13 h 之间有较为明显的平台。即计算不同地点风速的延迟相关性的时间窗口, 应该处在 6~13 h 之间。从文献[17]的示例看, 冬季风采用 3~6 h 时间窗口的最近风速观测值进行预测, 得到的预测误差差别不大; 并且有时间窗口增大, 预测误差轻微增加的趋势。同时, 消除“昼夜变化”之后的各地风速残差序列之间的相关性, 一般随着时间窗口的长度增大而降低。

4.2 本地风速的影响因子优选

实际中的风机出力, 主要由风机轮毂的风速决定, 并且还受到风向、机舱角度、气压、气温等多种因素的影响。采用时间窗口上的主成分分析和线性回归等分析表明, 冬季风风速预测影响因子重要性降低的顺序为: 气压、风速、气温、风向。

4.3 移动时间窗口上相关性分析示例: 北京对澳仔

以北京的风速、风向以及北京对澳仔的压差、

温差为影响因子, 在消除“昼夜变化”之后的残差序列里, 澳仔风速与其影响因子主成分分析得到的第一主成分之间的计算结果, 见表 3、表 4 和图 6。

表 3 北京对澳仔: 最大延迟相关性

Table 3 Beijing to Aozi: the maximal lag correlations		
指标	相关系数平均值	延迟时间平均值/h
相关系数	0.937 9	29.356 0
斯皮尔曼秩相关系数	0.947 2	25.138 7
夹角余弦	0.860 1	29.486 1

表 4 北京对澳仔: 最小延迟距离

Table 4 Beijing to Aozi: the minimal lag distances		
指标	距离平均值	延迟时间平均值/h
欧氏距离	10.260 7	28.333 7
切比雪夫距离	5.050 4	29.053 9
曼哈顿距离	24.662 9	28.206 2
动态时间弯曲距离	135.159 3	28.326 3

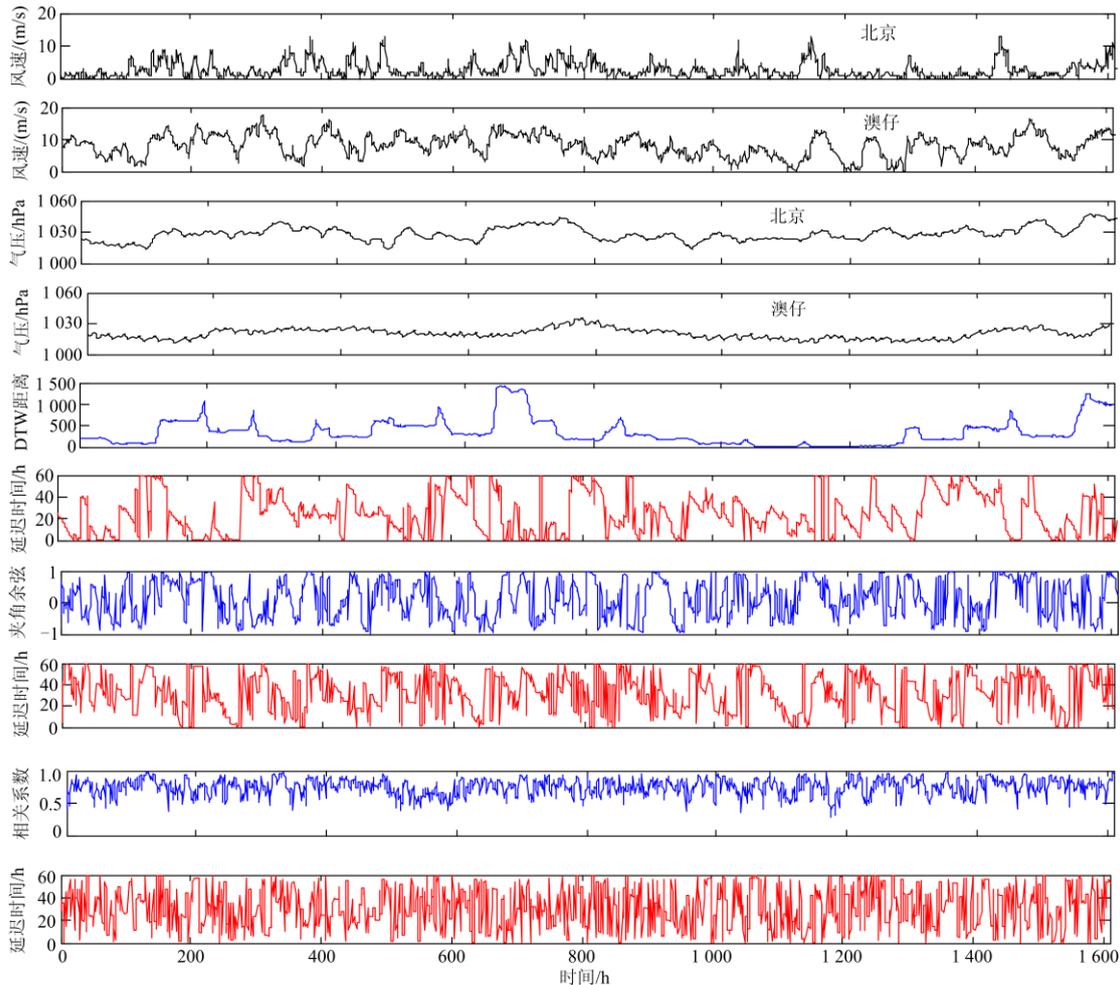


图 6 北京对澳仔: 移动时间窗口上的最大延迟相关性/距离

Fig. 6 Beijing to Aozi: the maximal lag correlations/distances on the moving time window

由上可见：1) 正如文献[1]所述，时间窗口上的风速和影响因子之间的相关性在不断变化，需要实时优选；2) 必须使用压差，而风向的作用最小；3) 移动时间窗口上优化延迟时间的平均值，与风速 SCCF 的计算结果较为一致；4) 时间窗口越短，则相关性越高。非平稳时间序列预测的“近大远小”现象仍然存在；5) 尽管欧式距离类指标不利于反映未来的风速变化，但对优选时间窗口上的相关性仍然有一定的参考价值。可靠的相关性计算结果，应该是多种指标的综合使用。

需要注意的是，类似文献[18]中的图 5，对于冬季风，互信息不是计算时间窗口上相关性的有效指标。这可能与我国冬季风的性质，移动时间窗口上数据的样本容量太小，以及互信息只反映不同样本之间“概率密度”的相关性有关，而与变量(如风速)数值之间的相关性等无关。在本示例中，互信息得到的时间窗口上的优化时间，明显不同于表 3、表 4 中的其他指标，因此没有列出。

5 冬季风预测误差与优化延迟时间

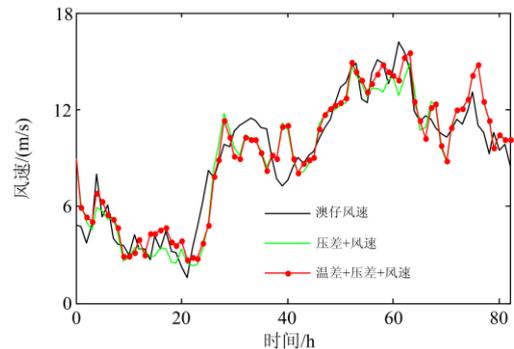
结合大气运动基本方程及其边界条件和初始条件等知识，可知：除上游风速之外，上游对本地的压差、温差是决定本地风速的主要因素。对消去“昼夜变化”之后的澳仔风速进行提前一点的预测，以表 5 中各影响因子的第一主成分为输入量，并考虑移动窗口上的优化延迟时间，采用 PLSR 对 3 天 72 点预测误差的统计见表 5。表中 e_{ME} 、 e_{RMSE} 和 e_{MAE} 分别为风速预测的平均误差、均方根误差和平均绝对误差。

表 5 澳仔风速预测的误差统计

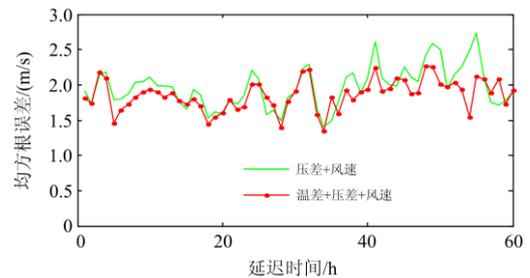
Table 5 Predictive error statistics of Aozi wind speed

影响因子	预测误差/(m/s)		
	e_{ME}	e_{RMSE}	e_{MAE}
风速	0.219 4	1.499 9	1.205 6
压差+温差+风向+风速	0.151 8	1.493 8	1.175 7
气温+风速	-0.089 6	1.452 8	1.107 1
气压+风速	0.132 9	1.441 9	1.124 3
压差+风速	0.074 8	1.399 5	1.120 4
气压+气温+风速	-0.005 2	1.392 0	1.155 3
压差+温差+风速	-0.165 4	1.342 9	1.061 3

从图 7 可见，预测误差随延迟时间的波动并不明显，且便于控制大风预测的误差。这是冬季风的重要特性之一，从交叉小波变换图(图 4)也可以看到长周期分量之间的高度相关性。更多预测的算例表明：以北京作为上游，对冬季风主要路径上的福建长春、长江澳、澳仔、湛江等地进行本地风速预测，



(a) 澳仔风速观测值与预测值



(b) 澳仔风速预测误差对延迟时间不敏感

图 7 澳仔风速预测结果

Fig. 7 Prediction of Aozi wind speed

预测误差对优化延迟时间的依赖性并不十分明显。

进一步采用历史观测值的 k -近邻(k -nearest neighbors)预测以及其他先进的预测模型^[29]，或将计算流体力学方法^[6]、大气运动方程组里的某些方程引入到上游对本地的预测，都可望得到更好的本地风速预测效果。

6 结论

采用空间相关性进行风速预测，相关性定量指标的优选及其计算采用的时间窗口长度，是其核心步骤之一。本文通过对数据挖掘中常见的相似性/距离定量指标基本性质的分析，发现 Pearson 相关系数、夹角余弦等更有利于反映风速未来的变化趋势，比欧式距离等更适合用于风速的相关性预测。当风速之间的相关性要求更高时，可以先采用相关系数、夹角余弦等做第一轮的变化趋势优选；再用欧式距离等做第二轮优选。

以此对我国冬季风主要路径上的北京、天津、大连、上海、福建长春、长江澳、澳仔和湛江之间的风速进行相关性分析，发现以下三点。

1) 各地风速都包含较为明显的“昼夜变化”成分。从原始风速中消去本地的“昼夜变化”之后，才能得出合理的上游影响因子与本地风速之间的优化延迟时间。从北京到湛江的优化延迟时间平均值

为 35 h。因此, 采用空间相关性预测的时间尺度可以从超短期进入短期。

2) 由于地形的作用, 我国台湾海峡区域不仅风能丰富, 还特别适合风速的空间相关性预测。从福建长春到澳仔的优化延迟时间超过 4 h。

3) 必须使用上游和本地的气压差值。气压差与风速, 是保证本地未来风速预测的基本变量, 当空间距离较大时, 还建议使用气温的差值。

参考文献

- [1] 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): 161-169.
XUE Yusheng, CHEN Ning, WANG Shumin, et al. Review on wind speed prediction based on spatial correlation[J]. Automation of Electric Power Systems, 2017, 41(10): 161-169.
- [2] 乔颖, 鲁宗相, 闵勇, 等. 提高风电功率预测精度的方法[J]. 电网技术, 2017, 41(10): 3161-3169.
QIAO Ying, LU Zongxiang, MIN Yong, et al. Research & application of raising wind power prediction accuracy[J]. Power System Technology, 2017, 41(10): 3161-3169.
- [3] 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.
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.
- [4] JUNG J, BROADWATER R P. Current status and future advances for wind speed and power forecasting[J]. Renewable and Sustainable Energy Reviews, 2014, 31: 762-777.
- [5] 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): 124-130.
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): 124-130.
- [6] YE Lin, ZHAO Yongning, ZENG Cheng, et al. Short-term wind power prediction based on spatial model[J]. Renewable Energy, 2017, 101: 1067-1074.
- [7] 叶燕飞, 王琦, 陈宁, 等. 考虑时空分布特性的风速预测模型[J]. 电力系统保护与控制, 2017, 45(4): 114-120.
YE Yanfei, WANG Qi, CHEN Ning, et al. Wind forecast model considering the characteristics of temporal and spatial distribution[J]. Power System Protection and Control, 2017, 45(4): 114-120.
- [8] ZHANG Jinliang, WEI Yiming, TAN Zhongfu, et al. A hybrid method for short-term wind speed forecasting[J]. Sustainability, 2017, 9(4): 1-10.
- [9] GRAABAK I, KOPAS M. Variability characteristics of European wind and solar power resources-a review[J]. Energies, 2016, 9(6): 11-20.
- [10] SSEKULIMA E B, ANWAR M B, AL H A, et al. Wind speed and solar irradiance forecasting techniques for enhanced renewable energy integration with the grid: a review[J]. IET Renewable Power Generation, 2016, 10(7): 885-898.
- [11] SAFTA C, CHEN R L-Y, NAJM H N, et al. Efficient uncertainty quantification in stochastic economic dispatch[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2017, 32(4): 2535-2546.
- [12] ARCHER C L, SIMAO H P, KEMPTON W, et al. The challenge of integrating offshore wind power in the US electric grid, part I: wind forecast error[J]. Renewable Energy, 2017, 103: 346-360.
- [13] LAHOUAR A, SLAMA J, BEN H. Hour-ahead wind power forecast based on random forests[J]. Renewable Energy, 2017, 109: 529-541.
- [14] TASCIKARAOGLU A, SANANAJI B M, POOLLA K, et al. Exploiting sparsity of interconnections in spatio-temporal wind speed forecasting using wavelet transform[J]. Applied Energy, 2016, 165: 735-747.
- [15] 陈隆勋, 朱乾根, 罗会邦, 等. 东亚季风[M]. 北京: 气象出版社, 1991: 304-347.
- [16] WANG Bin. The Asian monsoon[M]. UK: Praxis Publishing Ltd., 2006: 89-128.
- [17] 杨正瓴, 刘阳, 张泽, 等. 采用最近历史观测值和 PLSR 进行空间相关性超短期风速预测[J]. 电网技术, 2017, 41(6): 1815-1822.
YANG Zhengling, LIU Yang, ZHANG Ze, et al. Ultra-short-term wind speed prediction with spatial correlation using recent historical observations[J]. Power System Technology, 2017, 41(6): 1815-1822.
- [18] 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.

- [19] LYDIA M, KUMAR S S, SELVAKUMAR A I, et al. Linear and non-linear autoregressive models for short-term wind speed forecasting[J]. Energy Conversion and Management, 2016, 112: 115-124.
- [20] 尹子中, 陈众, 黄健, 等. 基于改进 EMD 和 RBFNN 的短期风速预测模型[J]. 广东电力, 2016, 29(4): 35-38. YIN Zizhong, CHEN Zhong, HUANG Jian, et al. Prediction model for short-term wind speed based on improved EMD and RBFNN[J]. Guangdong Electric Power, 2016, 29(4): 35-38.
- [21] 张国维, 王丙乾. 基于特征选择谱聚类和优化支持向量机的短期风速预测[J]. 陕西电力, 2016, 44(2): 9-14. ZHANG Guowei, WANG Bingqian. Short-term wind speed forecasting using spectral clustering with feature selection and optimized support vector machine[J]. Shaanxi Electric Power, 2016, 44(2): 9-14.
- [22] 刘阳, 杨正瓴, 张泽, 等. 采用变系数模型改进空间相关性风速预测[J]. 广东电力, 2017, 30(6): 50-54. LIU Yang, YANG Zhengling, ZHANG Ze, et al. Improvement of spatial correlation wind speed prediction based on variable coefficient model[J]. Guangdong Electric Power, 2017, 30(6): 50-54.
- [23] 王敏, 潘永春, 李想, 等. 基于改进相似性搜索算法的短期风速预测[J]. 陕西电力, 2017, 44(3): 1-5. WANG Min, PAN Yongchun, LI Xiang, et al. Short-term wind speed forecasting based on improved similarity search algorithm[J]. Shaanxi Electric Power, 2017, 44(3): 1-5.
- [24] ZHENG Dehua, ESEYE A T, ZHANG Jianhua, et al. Short-term wind power forecasting using a double-stage hierarchical ANFIS approach for energy management in microgrids[J]. Protection and Control of Modern Power Systems, 2017, 2(2): 136-145. DOI: 10.1186/s41601-017-0041-5.
- [25] VLAD C, BARBU M, VILANOVA R. Intelligent control of a distributed energy generation system based on renewable sources[J]. Sustainability, 2016, 8(8): 1-10.
- [26] 赵瑜, 周玮, 于芑, 等. 风电有功波动功率调节控制研究[J]. 中国电机工程学报, 2013, 33(13): 85-91. ZHAO Yu, ZHOU Wei, YU Peng, et al. Study on regulation and control of active wind power fluctuations[J]. Proceedings of the CSEE, 2013, 33(13): 85-91.
- [27] HAN Jiawei, KAMBER M, PEI Jian. Data mining: concepts and techniques[M]. Third Edition. USA: Elsevier Inc., 2012: 30-62.
- [28] LIU Bo, LUAN Wenpeng, YU Yixin. Dynamic time warping based non-intrusive load transient identification[J]. Applied Energy, 2017, 195: 634-645.
- [29] EFRON B, HASTIE T. Computer age statistical inference[M]. UK: Cambridge University Press, 2016: 108-128.

收稿日期: 2017-09-24; 修回日期: 2018-01-10

作者简介:

杨正瓴(1964—), 男, 通信作者, 博士, 副教授, 研究方向为电力负荷、风电功率预测; E-mail: zlyang@tju.edu.cn

吴炳卫(1994—), 男, 硕士研究生, 研究方向为风电场风速与风电功率预测; E-mail: wubingwei1994@126.com

赵强(1992—), 男, 硕士研究生, 研究方向为风电场风速与风电功率预测。E-mail: zhaoqiangtju@163.com

(编辑 姜新丽)