

DOI: 10.19783/j.cnki.pspc.191439

大型风机风向补偿算法研究

张露江¹, 汤会增², 张利², 崔孟阳², 卢晓光³

(1. 国网河南综合能源服务有限公司, 河南 郑州 450052; 2. 国网河南省电力公司检修公司, 河南 郑州 450007;
3. 许昌许继风电科技有限公司, 河南 许昌 461000)

摘要: 为提高风电设备的风能转化率, 实现在不增加硬件成本条件下提高发电量, 研究了风向优化补偿算法。首先在研究尾流影响风向测量误差的过程中, 明确了偏航误差的层流成分和湍流成分, 建立了切向诱导因子补偿算法补偿层流成分误差, 同时引入了卡尔曼滤波算法补偿湍流成分误差。然后建立了算法效果验证方式和验证指标。最后依托项目组实验条件进行了算法验证。结果表明, 风向补偿算法在不增加硬件设备的情况下, 可提高风机对风准确率 30.36%, 提高最优发电工况发电量 2.82%。

关键词: 尾流效应; 卡尔曼滤波; 补偿算法; 偏航误差; 激光雷达; 风力发电机

Research on a wind direction compensation algorithm of a large wind turbine

ZHANG Lujiang¹, TANG Huizeng², ZHANG Li², CUI Mengyang², LU Xiaoguang³

(1. State Grid Henan Comprehensive Energy Service Co., Ltd., Zhengzhou 450052, China;
2. State Grid Henan Electric Power Corporation Maintenance Company, Zhengzhou 450007, China;
3. XJ-Wind Power Technology Company, Xuchang 461000, China)

Abstract: A study of a wind direction optimization compensation algorithm is carried out to improve power generation by enhancing the wind energy conversion rate of wind power equipment without increasing the hardware cost. First, the laminar flow component and turbulence component of yaw error are defined while studying the influence of wake flow on wind direction measurement error. A tangential induction factor compensation algorithm is established to compensate for the laminar flow component error, and the Kalman filter algorithm is introduced to compensate for the turbulence component error at the same time. After that, a method and an index value are established to verify the accuracy of the algorithm. Finally, the algorithm is tested and verified based on the experimental conditions of the project team. The test results show that the wind direction compensation algorithm could improve the accuracy of the turbine against the wind by 30.36% and the generating capacity of the optimal power generation condition by 2.82% without increasing hardware.

This work is supported by National Key Research and Development Program of China (No. 2018YFB0904000).

Key words: wake effect; Kalman filtering; compensation algorithm; yaw error; laser radar; wind turbine

0 引言

目前国内风电新增装机容量和累计装机容量均保持全球首位^[1-3], 风电发展已由规模化发展到精益化发展过度, 平价上网成为目前风电行业面临最大的挑战^[4-7]。基于此, 以不增加成本为前提, 通过算法优化提高设备风能转化率成为业界专家研发首要任务。

风机风向偏差 θ 与风机风能转化率 C_p 之间有 $C_p = \cos^3 \theta$ 的关系^[8-9], 由此关系式可知, 提高偏航对风精度, 对风能转化率的提升具有显著效果。目前部分学者利用激光测风提高对风精度^[10-14], 但是激光雷达设备昂贵, 有悖于目前趋势; 同样有学者研究风向的固定补偿系数及偏航策略优化^[15-19], 但因策略无自适应能力而改善效果有限。

偏航误差的主要来源为风机尾流^[20-21]。风机尾流成分非常复杂, 不仅包含量级相对大的层流成分, 还包括量级较小且不规则的湍流成分。要想取得很

基金项目: 国家重点研发计划项目资助(2018YFB0904000)

好的误差补偿效果, 需要分别处理两种成分, 对层流成分采取理论分析补偿的方法, 而湍流成分需用滤波算法进行消除。本文以切向诱导因子对风功率转化影响入手, 推导并提出了风向切向诱导因子补偿算法, 用于解决层流成分的误差; 并引入具有自校正预测功能的卡尔曼算法对风向测量值进行预测输出, 解决风向偏差中的湍流成分误差。在算法效果验证方面, 提出了检验指标及检验手段, 并借助项目组的力量, 协调多家单位对算法效果进行了工程应用检验与评估。

1 层流误差成分的诱导因子补偿算法

1.1 风机尾流结构

水平轴风力机的尾流呈螺旋线分布, 叶尖的强涡流位于尾流的边缘, 叶根涡流主要位于风轮旋转轴的线性路径周围。每条螺旋线除了沿入流风向水平运动外, 还存在三种运动, 一是沿螺线自身旋转的涡流, 该涡流能够使螺线在一定时间内保持稳定; 二是沿螺线在风轮平面内投影圆周与风轮旋转方向相反的切线方向, 该运动是导致风机尾流旋转的原因; 三是沿螺线法向(风轮径向), 使得螺线直径不断扩大, 最终消散。

风速风向仪测得的风速和风向, 是尾流中螺线几种运动的合成。且风速风向仪的安装高度影响测量数据, 因此偏航角度补偿算法中应该包含该参数。

1.2 切向诱导因子补偿算法

尾流的几种运动形式中, 螺线的旋转运动对尾流中的风向即风速风向仪实测的风向影响最大。

假定风轮入流风速为 V_0 , 风轮面积为 A , 空气密度为 ρ , 风轮转速为 ω , 发电机功率为 P , 风机功率系数为 C_p , 风速风向仪的安装高度为 h , 轴向诱导因子为 a , 切向诱导因子为 a' , 风机尾流轴向风速为 V_a , 风机尾流中切向风速为 V_θ , 风机尾流合成风速即风速仪输出值为 V_c 。

如图1所示, 从正上方看风速风向仪所在位置的风速分解图与风速尾流运行方向延伸处有相同的三角关系。很明显角度 θ 即为风速风向仪测得的风向与实际风向的误差, 且满足式(1)。

$$\sin \theta = \frac{V_\theta}{V_c} = \frac{2a'\omega h}{V_c} \quad (1)$$

根据理想风机的动量理论, 轴向诱导因子与切向诱导因子满足关系(2)。

$$y^2 a'(1+a') = a(1-a) \quad (2)$$

式中, y 为参考风机叶尖速比定义过程。定义风向

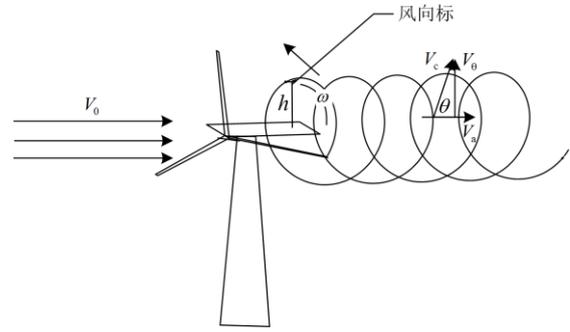


图1 尾流变化示意图

Fig. 1 Schematic diagram of wake change

仪高度处线速比为 $y = \frac{\omega h}{V_0}$, 根据式(2)可得

$$a' = \frac{\sqrt{y^2 + 4a(1-a)} - y}{2y} \quad (3)$$

将式(3)代入式(1)得

$$\sin \theta = (\sqrt{y^2 + 4a(1-a)} - y) \frac{V_0}{V_c} \quad (4)$$

令 x 为风向仪高度处测量线速比, $x = \frac{\omega h}{V_c}$; 令

k 为入流风速与测量风速之比: $k = \frac{V_0}{V_c}$; 则 $y = \frac{1}{k}x$,

代入式(4)得到

$$\sin \theta = \sqrt{x^2 + 4k^2 a(1-a)} - x \quad (5)$$

根据图1的几何关系可知: $V_c^2 = V_\theta^2 + V_a^2$, 即

$$V_c^2 = (2a'\omega h)^2 + (V_0(1-2a))^2 \quad (6)$$

将式(3)代入式(6), 得

$$V_c^2 = V_0^2 + 2\omega^2 h^2 \left(1 - \sqrt{1 + 4a(1-a)} \frac{V_0^2}{\omega^2 h^2}\right)$$

因此

$$\left(\frac{1}{k}\right)^2 = \frac{V_c^2}{V_0^2} = 1 + 2\omega^2 h^2 \left(\frac{1}{V_0^2} - \sqrt{\frac{1}{V_0^4} + 4a(1-a)} \frac{1}{\omega^2 h^2 V_0^2}\right) \quad (7)$$

结合式(7)的值域范围, 则

$$-0.5 < 2\omega^2 h^2 \left(\frac{1}{V_0^2} - \sqrt{\frac{1}{V_0^4} + 4a(1-a)} \frac{1}{\omega^2 h^2 V_0^2}\right) < 0 \quad (8)$$

基于理论取值区间估计, 取中值-0.25代替上式, 具有较强适应性, 基于此:

$$k \approx 1.15 \quad (9)$$

k 值的真实值会受空气密度、地理地形等因素的影响, 在合理取值区间内变化, 现利用实际数据的统计辨识方法验证上述取值对北方丘陵型实验风

场的合理性。现机舱上加装激光雷达测风仪,用于测量风轮前方 50 m 的风速风向,并认为此测量风向即为来流风 V_0 。由雷达测风仪和风速风向仪实测的风速数据,用 180 天数据样本进行统计,绘制出两者比值的分布图如图 2 所示。可见,二者比值是数学期望近似为 1.02、方差为 0.26 的正态分布,与理论值 $k=1.15$ 相吻合。

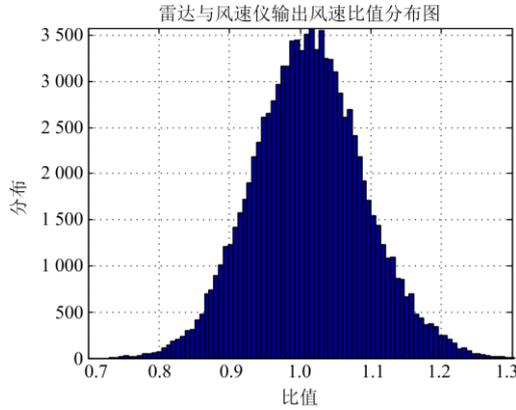


图 2 雷达测风仪与普通风向仪输出风向比值分布图

Fig. 2 Distribution diagram of output wind direction ratio for radar anemometer and common anemometer

由式(4)可知,计算偏差 θ 除了需要风轮转速 ω 和风速仪输出风速 V_c 外,还需要轴向诱导因子 a 。

根据功率因数 C_p 的定义和理想风机的动量理论,可知

$$C_p = \frac{P}{\frac{1}{2}\rho AV_0^3} = \frac{P}{\frac{1}{2}\rho k^3 AV_c^3} = 4a(1-a)^2 \quad (10)$$

根据贝茨极限, C_p 的理论最大值为 0.593,此时轴向诱导因子 a 等于 0.3,因此,在限定诱导因子 a 的区间为(0.1,0.3)后,可用三角函数式(11)拟合式(10)。

$$f(a) = 0.6\sin(5a) \quad (11)$$

由于反三角函数 $\arcsin x$ 用 Taylor 级数展开后可表示为式(12)。

$$\arcsin x = x + \frac{1}{6}x^3 + O(x^5) \quad (|x| < 1) \quad (12)$$

结合式(10)一式(12)可得

$$a = 0.15C_p^3 + 0.34C_p \quad (13)$$

而 C_p 由式(14)计算。

$$C_p = P / (\frac{1}{2}\rho k^3 AV_c^3) \quad (14)$$

至此,偏航误差切向诱导因子补偿算法推导已经完成。为使实时控制实现过程清晰,总结计算机实现过程如下。

1) 计算实时功率系数

$$C_p = \frac{1000P_{Gen}}{\frac{1}{2}\rho k^3 AV_c^3} \quad (15)$$

式中: P_{Gen} 为发电机功率,单位为 kW; k 取 1.15; V_c 为风速仪采集风速值。

2) 计算 x 取值

$$x = \frac{2\pi}{60} \cdot \frac{\omega_{Gen}}{V_c} \cdot \frac{h}{K_{GearBox}} \quad (16)$$

式中: ω_{Gen} 为发电机转速,单位为 rpm; $K_{GearBox}$ 为齿轮箱变比; h 为风速仪实际安装高度。

3) 计算轴向诱导因子

$$a = 0.15C_p^3 + 0.34C_p \quad (17)$$

4) 计算获得需补偿的瞬时风向偏差

$$\theta = \frac{180}{\pi} \arcsin(\sqrt{x^2 + 4k^2 a(1-a)} - x) \quad (18)$$

1.3 算法误差影响因素分析

影响风向补偿偏差的因素有风速风向仪的风速误差、大气压力误差和环境温度误差^[15]。

1) 风速仪风速误差

风速风向仪测量的风速误差通过功率因数影响轴向诱导因子,进而影响风向补偿偏差。风速仪的个体测量差异同样会引入系统,导致补偿算法的计算偏差扩大。

2) 大气压力误差

大气压力通过空气密度影响功率因数。而不同海拔、不同季节甚至一天中的不同时刻,大气压会有所改变。故此算法应用需根据特定风场进行参数微调。

3) 环境温度误差

环境温度通过空气密度影响功率因数。基于此,算法应用同样要根据特定风场及不同季节进行参数微调。

以上三种导致算法误差产生原因中,关系最大的是风场空气密度的变化,空气密度变化规律可由式(19)的函数关系表示。

$$\rho = 1.293 \frac{p}{101.3} \cdot \frac{1}{1 + \frac{T}{273.15}} \quad (19)$$

式中: p 为风机所在位置的大气压,单位为 kPa; T 为环境温度,单位为 $^{\circ}\text{C}$ 。

2 偏航误差湍流成分的卡尔曼滤波算法

Kalman 滤波是 Bayesian 滤波的一种实现,可以有效地消除高斯噪声的干扰^[22-26]。在风机偏航补偿算法中,用 Kalman 滤波来消除湍流和风速风向仪系统误差带来的干扰。

假设系统状态变量为 \mathbf{X} , 满足数学期望为 μ 、方差为 Σ 的正态分布为

$$N(\mu, \Sigma)(\mathbf{X}) = \alpha \exp\left(-\frac{1}{2}(\mathbf{X} - \mu)^T \Sigma^{-1}(\mathbf{X} - \mu)\right)$$

在已知 t 时刻状态变量 \mathbf{X}_t 的前提下, t 时刻观测(即传感器输出) Z_t 和 $t+1$ 时刻状态变量的估计值 \mathbf{X}_{t+1} 分别满足方差为 Σ_z 和 Σ_x 的正态分布:

$$P(\mathbf{X}_{t+1} | \mathbf{X}_t) = N(\mathbf{F}\mathbf{X}_t, \Sigma_x)(\mathbf{X}_{t+1}) \quad (20)$$

$$P(Z_t | \mathbf{X}_t) = N(\mathbf{H}\mathbf{X}_t, \Sigma_z)(Z_t) \quad (21)$$

式中: \mathbf{F} 为状态转移矩阵; \mathbf{H} 为观测矩阵即传感器; 则状态变量在 $t+1$ 时刻的数学期望 μ_{t+1} 和方差 Σ_{t+1} 满足如下迭代关系。

$$\mu_{t+1} = \mathbf{F}\mu_t + \mathbf{K}_{t+1}(Z_{t+1} - \mathbf{H}\mathbf{F}\mu_t) \quad (22)$$

$$\Sigma_{t+1} = (\mathbf{I} - \mathbf{K}_{t+1}\mathbf{H})(\mathbf{F}\Sigma_t\mathbf{F}^T + \Sigma_x) \quad (23)$$

$$\mathbf{K}_{t+1} = (\mathbf{F}\Sigma_t\mathbf{F}^T + \Sigma_x)\mathbf{H}^T(\mathbf{H}(\mathbf{F}\Sigma_t\mathbf{F}^T + \Sigma_x)\mathbf{H}^T + \Sigma_z)^{-1} \quad (24)$$

式中: \mathbf{K} 为 Kalman 增益矩阵; \mathbf{I} 为单位矩阵。式(20)一式(24)即为 Kalman 滤波的 5 个基本公式。

风向是一维变量, 且转移矩阵 \mathbf{F} 和观测矩阵 \mathbf{H} 为 1, 增益阵转化为一维系统增益变量, 以 K_g 表示。Kalman 滤波基本公式的向量形式可以完全用变量取代, 根据风速数据统计信息, 得系统误差 Σ_x 为 0.8^2 , 风向仪测量误差 Σ_z 为 12^2 , 设风向模型时间序列为 $V_d(n)$, 由切向诱导因子补偿算法计算结果给出, 则 Kalman 滤波算法为

$$x(n+1) = x(n) + K_g[V_d(n+1) - x(n)] \quad (25)$$

$$\Sigma(n+1) = \frac{\Sigma_z[\Sigma(n) + \Sigma_x]}{\Sigma(n) + \Sigma_z + \Sigma_x} \quad (26)$$

$$K_g = \frac{\Sigma(n) + \Sigma_x}{\Sigma(n) + \Sigma_z + \Sigma_x} \quad (27)$$

式中: $x(n)$ 为滤波器输出序列; $\Sigma(n)$ 为时刻 n 滤波器输出值与真值误差的方差, 初始值为 0。

3 算法验证实验及数据分析

3.1 验证场景搭建

验证试验借助激光雷达测风仪的测量风向进行算法效果评价。激光雷达测风仪采用机舱式雷达, 安装在风机机舱上, 偏航时随机舱一起动作, 测点选择始终为风轮正前方 50 m 处风向数据。激光雷达测风仪利用测风原理为: 设备打出的激光束经运动气流中的气溶胶反射, 反射光线被设备重新接受到, 因光线速度合成了气溶胶的速度矢量, 其波长产生多普勒红移效应, 经干涉仪分辨, 可准确测量

被测点的气流移动矢量。因测风设备测量点为风轮前端, 故此测量值不会受到风机尾流影响。可以假定激光雷达测风仪测量风向为真实风向值^[27-29]。验证试验使用激光雷达测风仪和风速风向仪同时测量风向、风速数据进行比较获得。

激光雷达测风仪测量风向数据只是检验数据, 并非算法的控制量输入数据。激光雷达测风仪测量风向直接用于风向校正控制, 同样可以达到偏航补偿算法的控制效果^[30], 但是, 目前单台激光雷达测风仪的价格在 70 万元人民币左右, 每台风机配置一台激光雷达测风仪有悖于项目初衷。

3.2 验证数据处理过程

补偿算法使用的风向和风速数据为原始风速风向仪的测量输出, 命名为 WindDir001。对比数据为机舱位置偏差, 即风机实际偏航控制器的输入偏差, 命名为 NacError。为了在相同的层面比较, 将激光雷达的测量风向、算法补偿过的风向、机舱位置偏差, 三者应用同样滤波算法处理后进行比较。

1) 算法风向数据处理流程

风速风向仪输出风向数据 WindDir001, 经 Kalman 滤波消除随机噪声干扰得 WindDir002; 然后其输出加上切向诱导因子补偿算法的补偿值得 WindDir003。最后经过系数为 [0.998 0.002] 的一阶低通滤波器滤波获得最终的算法比较风向, 命名为 KF_Filter。

2) 激光雷达输出风向数据处理流程

激光雷达采集风向经过系数为 [0.998 0.002] 的一阶低通滤波器滤波获得最终的激光雷达测量比较风向, 命名为 Lider_Filter。

风机控制器输入偏差 NacError 在应用时, 终端已经有系数为 [0.998 0.002] 的一阶低通滤波器滤波, 故此直接应用于比较。

3.3 评价指标

定义算法的对风误差为一定时间内算法的输出值与雷达测风仪输出风向差的有效值。本次仿真实验中采用的时间区间为 2.8 h, 即每组数据采集时长为 2.8 h。

假定两种算法 A1 和 A2 的对风误差分别为 E_1 和 E_2 , 则定义对风准确率 R_{12} 为

$$R_{12} = -\frac{E_1 - E_2}{E_1} \times 100\% \quad (28)$$

如果 $R_{12} > 0$ 说明算法 A1 优于算法 A2, 反之说明算法 A2 优于算法 A1。

3.4 数据验证

分析数据取自张北实验基地 2018 年 3 月数据,

环境温度和大气压强取自第三方安装的测风塔采集的当前时刻数据的平均值。激光测风设备为来维塞尔 Wind Iris2 型雷达, 为机舱式激光雷达, 其安装中雷达中线与机舱中线重合, 测量输出值即为风向偏差。风机测风仪为机械型测风仪, 风机设备参数数据及环境数据见表 1。其中: k 为入流风速与测量风速之比; 温度为整个测试历程环境平均温度; h 为实验风速风向仪安装高度; 风机型号为风轮直径 93 m 的额定功率 2 000 kW 风机。

表 1 设备及环境参数表

Table 1 Equipment and environmental parameters

k	气压/kPa	温度/(°C)	直径/m	齿轮变比	h/m
1.15	85	5	93	115	3.5

验证结果分析:

1) 在去除机组停机状态的无效数据文件后, 共处理了 1 500 组有效数据文件, 来自 4 台典型地形特征风机, 取每 100 组数据做为一个对风误差统计样本序列, 确保每一序列涵盖整个风机转速区间。然后对每个样本序列进行常规对风误差 E_1 、诱导因子 Kalman 滤波误差补偿后的对风误差 E_2 的计算, 并利用式(28)计算出对风准确率 R_{12} 的值, 其中误差衡量标准为激光测风仪测量风向。最后取所有统计数据的均值进行比较。评估结果表明, 补偿过的 Kalman 滤波算法对风误差平均为 7.56°; 风机中实际采用的补偿算法的对风误差平均为 11.00°; 新算法的对风准确率提高了 30.67%, 对比结果见表 2。此对风准确率可提高最优发电工况发电量 2.82%。

表 2 数据评估结果

Table 2 Data evaluation results

序号	$E_1/(°)$	$E_2/(°)$	R_{12}
1	6.13	12.76	51.95
2	8.66	10.83	20.02
3	8.01	11.84	32.36
4	6.19	9.19	32.58
5	4.80	7.33	34.45
6	4.78	7.22	33.89
7	4.64	7.89	41.18
8	4.38	9.82	55.43
9	12.32	17.46	29.41
10	11.17	14.79	24.50
11	13.64	16.53	17.46
12	6.49	7.50	13.44
13	6.02	11.72	48.64
14	9.69	7.99	-21.16
15	6.53	12.08	45.94
均值	7.56	11.00	30.67

2) 验证数据时域分析可知, 补偿算法在机组功率平稳的情况下, 与激光雷达测得的风向值高度吻合, 而风机中实际使用的算法风向偏差却与激光雷达测得风向偏差较大, 如图 3 所示。由此可知, 补偿算法对误差层流成分修正效果明显。同时发现, 机组功率平稳时, 补偿算法风向变化输出比激光测风输出更贴合功率的波动, 证明卡尔曼滤波对湍流成分的过滤是有效的。

分析机组功率快速波动情况下的数据显示, 补偿算法、风机中实际使用的算法和激光雷达测得数据三者相差不大, 这与风速变化过程中偏航误差对功率的影响因素退居次要地位吻合, 非算法的失灵。

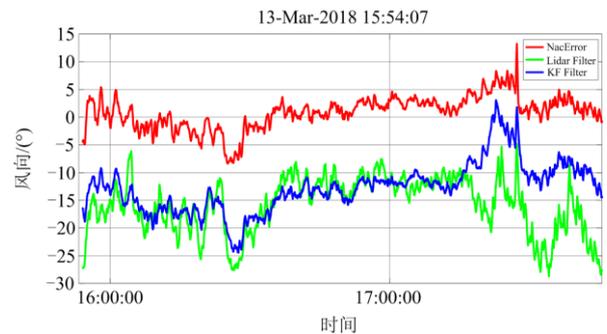


图 3 风向偏差实时数据对比

Fig. 3 Real time data comparison of wind direction deviation

4 结论

本文在风电平价上网的大背景下, 基于不增加设备成本的前提, 通过算法的优化提高风电设备的风能利用率。分析了风机尾流影响风向测量的过程, 得到了风机对风误差中的层流成分误差解决办法, 建立了切向诱导因子补偿算法及其实现流程; 在解决测风误差的湍流成分过程中, 建立了卡尔曼滤波校正算法, 使整个风向偏差补偿算法得以完成。

在算法有效性验证过程中, 提出了算法验证的评价指标, 建立了算法效果验证的检测方法; 最后依托项目组提供的实验条件进行了算法验证。经提取数据库数据进行大量统计分析得到: 大型风机风向偏差补偿算法可提高风机对风准确率 30% 以上, 提高最优发电工况发电量 2.8% 以上, 且不增加额外改造成本, 只需对风机风向数据处理程序进行升级即可。

参考文献

[1] 池喜洋, 竺炜, 刘长富, 等. 含大型风电场的电网安全经济优化调度[J]. 电力科学与技术学报, 2018, 33(1): 125-131.

- economic optimization dispatch for power grid integrating large-scale wind farm[J]. *Journal of Electric Power Science and Technology*, 2018, 33(1): 125-131.
- [2] 张露江, 张利, 杨要伟, 等. 基于改进贝叶斯网络的风机齿轮箱自动诊断策略研究[J]. *电力系统保护与控制*, 2019, 47(19): 145-151.
ZHANG Lujiang, ZHANG Li, YANG Yaowei, et al. Research on automatic diagnosis strategy of wind turbine gearbox based on improved Bayesian network[J]. *Power System Protection and Control*, 2019, 47(19): 145-151.
- [3] 李军, 於阳. 基于稀疏编码的短期风电功率时间序列预测[J]. *电力系统保护与控制*, 2018, 46(12): 16-23.
LI Jun, YU Yang. Short-term wind power time series prediction based on sparse coding method[J]. *Power System Protection and Control*, 2018, 46(12): 16-23.
- [4] 陈昊, 张建忠, 许超, 等. 基于多重离群点平滑转换自回归模型的短期风电功率预测[J]. *电力系统保护与控制*, 2019, 47(1): 73-79.
CHEN Hao, ZHANG Jianzhong, XU Chao, et al. Short-term wind power forecast based on MOSTAR model[J]. *Power System Protection and Control*, 2019, 47(1): 73-79.
- [5] 薛静玮, 吴晓升, 叶荣, 等. 大规模风电接入输电网的源网联合规划[J]. *电网与清洁能源*, 2019, 35(3): 68-74.
XUE Jingwei, WU Xiaosheng, YE Rong, et al. Source-network joint planning for large-scale wind power connected to transmission grid[J]. *Power System and Clean Energy*, 2019, 35(3): 68-74.
- [6] 任德江, 吴杰康, 毛骁, 等. 考虑功率分布特性的微网风电功率预测模型[J]. *智慧电力*, 2018, 46(12): 56-62, 96.
REN Dejiang, WU Jiekang, MAO Xiao, et al. Prediction model of micro-grid wind power considering power distribution characteristics[J]. *Smart Power*, 2018, 46(12): 56-62, 96.
- [7] 叶昭良, 王晓东, 尹佐明, 等. 偏航过程中风轮非定常尾流特性研究[J]. *可再生能源*, 2019, 37(3): 445-450.
YE Zhaoliang, WANG Xiaodong, YIN Zuoming, et al. Investigations on the unsteady wake characteristics of a wind turbine under yawing process[J]. *Renewable Energy Resources*, 2019, 37(3): 445-450.
- [8] 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.
- [9] 曹晓冬, 杨世海, 支亚薇, 等. 基于预测虚拟转矩控制的DFIG并网逆变技术[J]. *电力工程技术*, 2019, 38(2): 32-37, 98.
CAO Xiaodong, YANG Shihai, ZHI Yawei, et al. The predictive virtual torque control method for distributed DFIG grid connected inverter system[J]. *Journal of Electric Power Science and Technology*, 2019, 38(2): 32-37, 98.
- [10] 陶玉波, 陈昊, 秦晓辉, 等. 短期风电功率预测概念和模型与方法[J]. *电力工程技术*, 2018, 37(5): 7-13.
TAO Yubo, CHEN Hao, QIN Xiaohui, et al. A review of the short-term wind power forecasting theory, model and approach[J]. *Journal of Electric Power Science and Technology*, 2018, 37(5): 7-13.
- [11] 卢晓光, 岳红轩, 吴鹏, 等. 大型风机偏航状态力学分析及偏航控制策略研究[J]. *可再生能源*, 2014, 32(7): 973-977.
LU Xiaoguang, YUE Hongxuan, WU Peng, et al. Mechanical analysis and control strategy of yaw for large-scale wind turbine[J]. *Renewable Energy Resources*, 2014, 32(7): 973-977.
- [12] 卢晓光, 李风格, 许明. 基于激光测风的阵风控制研究[J]. *机械与电子*, 2016, 34(11): 69-73.
LU Xiaoguang, LI Fengge, XU Ming. Research on gust control system based on laser wind measurement[J]. *Shaanxi Electric Power*, 2016, 34(11): 69-73.
- [13] KLAAS T, PAUSCHER L, CALLIES D. LiDAR-mast deviations in complex terrain and their simulation using CFD[J]. *Meteorologische Zeitschrift*, 2015, 24(6): 591-603.
- [14] 顾波, 张洋, 任岩, 等. 风电场尾流分布计算及场内优化控制方法[J]. *电力系统自动化*, 2017, 41(18): 124-129.
GU Bo, ZHANG Yang, REN Yan, et al. Wake distribution calculation and optimization control method for wind farms[J]. *Automation of Electric Power Systems*, 2017, 41(18): 124-129.
- [15] 吴亚联, 郭潇潇, 苏永新, 等. 机组间偏航和有功功率综合协调的海上风电场增效方法[J]. *电力系统自动化*, 2017, 41(7): 74-80.
WU Yalian, GUO Xiaoxiao, SU Yongxin, et al. Effective optimization method for offshore wind farm considering comprehensive coordination of yaw and active power among wind turbines[J]. *Automation of Electric Power Systems*, 2017, 41(7): 74-80.
- [16] BARLAS E, ZHU W J, SHEN W Z, et al. Effects of wind turbine wake on atmospheric sound propagation[J]. *Applied Acoustics*, 2017, 122: 51-61.
- [17] JOHNSON K, FRITSCH G. Assessment of extremum seeking control for wind farm energy production[J]. *Wind Engineering*, 2012, 36(6): 701-716.

- [18] SCHOTTLER J, BARTL J, MÜHLE F, et al. Wind tunnel experiments on wind turbine wakes in yaw: redefining the wake width[J]. *Wind Energy Science Discussions*, 2018(3): 257-273.
- [19] LI Zhi, YE Lin, ZHAO Yongning, et al. Short-term wind power prediction based on extreme learning machine with error correction[J]. *Protection and Control of Modern Power Systems*, 2016, 1(1): 9-16. DOI: 10.1186/s41601-016-0016-y.
- [20] 程亚丽, 王致杰, 江秀臣. 一种用于风电机组爬坡风险评估的风险系数计算模型[J]. *电力科学与技术学报*, 2018, 33(4): 35-41.
CHENG Yali, WANG Zhijie, JIANG Xiuchen. Risk coefficients calculation model for the assessment of wind turbine ramp risk[J]. *Journal of Electric Power Science and Technology*, 2018, 33(4): 35-41.
- [21] 胡林静, 李培培, 于士航, 等. 基于 RTDS 小步长算法的并网双馈风力发电系统故障仿真研究[J]. *电网与清洁能源*, 2018, 34(3): 63-70.
HU Linjing, LI Peipei, YU Shihang, et al. Fault analysis of grid connected doubly fed wind power generation system based on RTDS small step length algorithm[J]. *Power System and Clean Energy*, 2018, 34(3): 63-70.
- [22] 卢晓光, 李风格, 许明, 等. 基于卡尔曼滤波的风机控制系统优化[J]. *电气自动化*, 2016, 38(1): 42-43, 51.
LU Xiaoguang, LI Fengge, XU Ming, et al. Optimization of the wind turbine control system based on Kalman filtering[J]. *Electrical Automation*, 2016, 38(1): 42-43, 51.
- [23] 裴超, 王大磊, 冉孟兵, 等. 基于自适应扩展卡尔曼滤波法的储能电池荷电状态估计研究[J]. *智慧电力*, 2019, 47(5): 84-89, 96.
PEI Chao, WANG Dalei, RAN Mengbing, et al. State of charge estimation of energy storage batteries based on adaptive extended Kalman filter method[J]. *Smart Power*, 2019, 47(5): 84-89, 96.
- [24] 陈建强, 洪彬倬, 文波. 基于扩展卡尔曼滤波算法的电网动态状态估计[J]. *广东电力*, 2017, 30(10): 92-98.
CHEN Jianqiang, HONG Binzhao, WEN Bo. Dynamic state estimation in power system based on the extended Kalman filter[J]. *Guangdong Electric Power*, 2017, 30(10): 92-98.
- [25] LAPIRA E, BRISSET D, ARDAKANI H D, et al. Wind turbine performance assessment using multi-regime modeling approach[J]. *Renewable Energy*, 2012, 45(3): 86-95.
- [26] SCHLECHTINGEN M, SANTOS I F, ACHICHE S. Using data-mining approaches for wind turbine power curve monitoring: a comparative study[J]. *IEEE Transactions on Sustainable Energy*, 2013, 4(99): 671-679.
- [27] KANNA B, SINGH S N. Towards reactive power dispatch within a wind farm using hybrid PSO[J]. *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, 2015, 32(5): 232-240.
- [28] YUAN Hui, XIN Huanhai, HUANG Linbin, et al. Stability analysis and enhancement of type-4 wind turbines connected to very weak grids under severe voltage sags[J]. *IEEE Transactions on Energy Conversion*, 2019, 34(2): 838-848.
- [29] KUO J Y J, ROMERO D A, AMON C H. A mechanistic semi-empirical wake interaction model for wind farm layout optimization[J]. *Energy*, 2015, 93: 2157-2165.
- [30] GEBRAAD P M O, TEEUWISSE F W, WINGERDEN J W, et al. Wind plant power optimization through yaw control using a parametric model for wake effects—a CFD simulation study[J]. *Wind Energy*, 2016, 19(1): 95-114.

收稿日期: 2019-11-18; 修回日期: 2020-03-31

作者简介:

张露江(1977—), 男, 硕士, 高工, 主要从事电力系统变电运维工作;

卢晓光(1983—), 男, 通信作者, 硕士, 高工, 主要从事机电一体化方向设计与研发工作。E-mail: luxiaoguang326@163.com

(编辑 周金梅)