

一种利用风电机组风轮大转动惯量平抑功率波动的控制策略

杨欢红¹, 郑 颖¹, 贾大江²

(1. 上海电力大学电气工程学院, 上海 200090; 2. 中国水利水电科学研究院, 北京 100038)

摘 要: 针对现代大型风力发电机组在额定风速以下的输出功率波动问题, 提出一种利用风轮大转动惯量实现无储能系统的功率平抑策略。首先利用风电机组本身特性给出具有即时性的精确等效风速参与控制; 通过基于高气动效率区宽速比的叶片设计对每段风速设置转速上下限, 同时给出整个惯量控制过程, 实现风轮的能量储存和释放; 通过大数据构建多个基于风速脉动趋势斜率的预判模型, 实现转矩预判动作。最后, 在专业仿真软件Bladed和实际某风场中进行功率输出对比仿真和实验。其结果表明, 所采用的策略在不外加储能设备的情况下, 有效平稳了风力发电机组的输出功率。

关键词: 风电功率; 风速; 风轮叶片; 叶尖速比; 转动惯量; 大数据

中图分类号: TM614

文献标志码: A

0 引 言

近年来, 风电机组的电网穿透率逐年增加, 对电网稳定运行的影响越来越严重, 实际装机容量比例逐年增加导致风电机组运行产生新的稳定性问题^[1]。因此, 平滑风电功率输出波动对于扩大风电并网规模和保证风电可持续发展具有重要意义。目前, 通常采用各类储能系统如飞轮储能系统(flywheel energy storage system, FESS)^[2-3]来缓解风电功率波动。文献[4]建立足够量级的飞轮阵列来参与现代大型风电机组功率稳定的调控。显然, 传统单一储能系统已逐渐无法满足现代风电机组功率输出稳定性日益增长的复杂需求, 因此, 多尺度组合储能系统正不断受到重视。如飞轮和锂离子电池储能阵列组成的混合储能系统^[5]、风能-氢-超导磁储能系统协调配置^[6]等来平抑风电功率波动。文献[7]针对由电池与超级电容器构成的储能系统, 采用一种基于风电功率预测的控制策略。然而, 这些采取引入储能装置的策略不可避免地会增加风电系统的运维成本, 从经济角度看难以令人满意。

传统的最大功率点跟踪(maximum power point tracking, MPPT)控制策略中, 风电机组的转动惯量、慢动态特性和宽MPPT区间对于MPPT控制效果的影响愈发明显, 最终会造成MPPT失效现象^[8]。随着风能行业的快速发展, 大容量的大型风电机组已成为风力发电的主要趋势。现代大型风电

机组最显著的特征之一是有相对更大直径的风轮, 其质量是以叶片长度的二次方以上增加, 转动惯量则会以更大的数量级增加。例如风轮单只叶片长70~90 m, 3只叶片合计总质量约90 t以上, 转动惯量数值可达 $10^8 \text{ kg} \cdot \text{m}^2$ 级别。这使得风电机组在风速发生变化时难以做出反应, 加深了风电功率输出不稳定、波动大的影响。风电的MPPT控制策略一般有3种。最佳叶尖速比法通过控制一直处于最佳速比, 但实际难以获取精确的风速信号, 难以使用。爬山法通过设置功率扰动来接近最优功率点, 但不适用具有大转动惯量的大型风电机组。最优转矩法与功率反馈法原理类似, 根据实际转速控制电磁转矩沿最优转矩参考曲线变化, 但大型风电机组的慢动态性导致实际难以跟上最大功率跟踪^[9]。由于现代风电机组的风轮具有较大的转动惯量, 导致其转矩暂态到稳态的响应时间长, 加上湍流风的影响^[10], 转矩控制便会变得艰难。在应对风速变化的影响, 风电机组常用的PID控制又因其发散性使控制过程难以达到令人满意的效果, 特别在湍流风的条件下, 在MPPT转矩控制中存在的发散问题更为明显^[11]。文献[12]研究结果表明当风速低于额定风速时, 输出功率和发电机反力矩波动值较大, 同时机组处于桨距角 0° 。针对额定风速以下的风电输出功率波动问题, 文献[13]提出一种基于区间二型模糊逻辑的桨距角控制器; 文献[14]考虑加上辅助变桨系统参与MPPT控制, 搜寻最优路径。但一般驱动变桨距控制会大大削弱风能捕获效率, 频繁激活变桨距调节也

收稿日期: 2025-01-14

基金项目: 国家自然科学基金(52177100)

通信作者: 郑 颖(1999—), 男, 硕士研究生, 主要从事风力发电机组控制系统方面的研究。zhengying@mail.shiep.edu.cn

不可避免地会增加风电机组机械部件的应力和疲劳,故通常用于额定风速以上时来保持额定功率输出。文献[15]考虑了基于低通滤波器和模糊控制下,对转动惯量的利用,但却无法给出实际的精确风速来参与控制。针对大转动惯量风轮的慢动态特性难以跟上湍流风速多变的问题,则考虑加入风速预测。短期预测多使用组合模型如基于长短期记忆网络(long short-term memory, LSTM)结合多种混合方法的组合预测模型^[16-17]、基于粒子群优化的多尺度风电预测模型^[18]等策略。它们相对单一模型来说,预测精度得到一定提高。但均未考虑大转动惯量下该如何应对变化的风速及寻找控制中转速的提前变化量与风速波动之间的关系。

本研究旨在通过风电机组风轮的大转动惯量,发挥类似虚拟飞轮储能的效果,以实现风电功率输出稳定,达到功率平滑和提升电能质量的目标。鉴于风电机组转子动能可增加等效惯量支撑^[19-20],以及风轮的储能特性,风电机组最终能够向电网提供相对稳定的有功功率,并在一定程度上提升风电机组对电网的并网支撑能力。该策略的核心在于利用风电机组自身的现有资源,相较于储能系统,这些资源在投资成本上具有显著优势,并能最大化地利用风电机组的本身潜力,同时依靠大数据下的模型群实现风速波动下转速变化的提前预判。

1 利用风电机组本身特性求取前馈等效风速

风轮前的风速变化率可描述为:

$$\frac{dV}{dt} = \frac{\partial V_x}{\partial t} + \frac{\partial V_y}{\partial t} + \frac{\partial V_z}{\partial t} \quad (1)$$

式中: V ——气流速度, m/s; x ——风电机组轴向方向; y ——水平方向; z ——垂直方向。

其中,对风轮出力权重最大的部分是轴向风速,所以,水平轴风电机组的输出功率主要由轴向风速决定。

风是随机的、湍流的、脉动的,风速是多变的,且风速越大,其湍流的脉动幅值也随之越大。而追求最大风能捕获的控制过程又需要给出精确风速信号。

风电机组一般配有风速计来检测风速,但现在大型风力发电机组的风轮很大,其半径至少有 70 m,所以在风轮扫掠面积上不同区域的风速具有明显的差异性。其次,风速计一般安装于风轮的下风向,风电机组运行时叶片轴向和扫掠面上会产生强烈的扰动气流,同时风轮前后风的动能存在差异,所以实际风速计测出的风速并不能准确反映真实风速。

针对上述问题,将利用风电机组本身特性,将其视为一个风速计,再考虑已知的机组参数和可测量的功率、转速等数值,根据风力发电机组能量守恒可反推出前馈等效风速,即实时的精确风速信号。

风电机组从自然风中得到的单位时间能量公式(其风速为风轮前风速)为:

$$P = 0.5\rho\pi R^2 v^3 C_p(\lambda, \theta) \quad (2)$$

据此可得出能量守恒公式:

$$0.5\rho\pi R^2 v^3 C_p(\lambda, \theta) \eta_1 \eta_2 = P + J\omega \frac{d\omega}{dt} \quad (3)$$

式中: P ——发电机功率, W; ρ ——空气密度, kg/m³; R ——风轮半径, m; v ——风速, m/s; C_p ——风轮气动效率; λ ——叶尖速比; θ ——桨距角, (°); J ——转动惯量, kg·m²; ω ——风轮角速度, rad/s; $\frac{d\omega}{dt}$ ——风轮角加速度, rad/s²; η_1 ——变流器效率; η_2 ——电机效率。

在式(2)中,等式左边表示风轮从风中吸收的能量,等式右边表示风电机组发出的电功率和机组运行过程中的能量损耗。空气密度、风轮半径、转动惯量均已知;输出功率、风轮转动角速度可通过实际测量得到;角加速度是角速度对时间的微分; C_p 是关于叶尖速比和桨距角的函数。综上,只有风速 v 未知,这就可视为一个用迭代求解一元函数的过程。

不同桨距角下的 C_p 曲线可合成一个气动曲面,曲面数据可表示成二维数组形式。但本文只考虑风电机组在额定风速以下工作的情况,此时为捕获最大风能,风电机组处于桨距角 0°。这样只需考虑 0° 的 C_p 曲线。采用线性插值算法查找 C_p 值。将 λ 初始化得 λ_k ,并在桨距角数据库叶尖速比取值中逐个比较找到 λ_k 的位置,即找到区间 $[\lambda_{k-1}, \lambda_{k+1}]$ 。给定区间 $[\lambda_{k-1}, \lambda_{k+1}]$ 及端点函数值 $C_{P(k-1)}, C_{P(k+1)}$, 需求出线性插值多项式 $L(x)$, 使它满足:

$$\begin{cases} L(\lambda_{k-1}) = C_{P(k-1)} \\ L(\lambda_{k+1}) = C_{P(k+1)} \end{cases} \quad (4)$$

$$L(x) = \frac{\lambda_{k+1} - x}{\lambda_{k+1} - \lambda_{k-1}} C_{P(k-1)} + \frac{x - \lambda_{k-1}}{\lambda_{k+1} - \lambda_{k-1}} C_{P(k+1)} \quad (5)$$

确定 C_p 值:

$$C_{P(k)} = \frac{\lambda_{k+1} - \lambda_k}{\lambda_{k+1} - \lambda_{k-1}} C_{P(k-1)} + \frac{\lambda_k - \lambda_{k-1}}{\lambda_{k+1} - \lambda_{k-1}} C_{P(k+1)} \quad (6)$$

前馈等效风速程序设计步骤如下:

1) 初始化。获取当前转速、输出功率、桨距角等数据,令 $\lambda = 0.1$;

2) 将 $\lambda = \omega R/v$ 代入式(2),构建误差函数:

$$f(x) = P - 0.5\rho\pi R^2 v^3 C_p \eta_1 \eta_2 + J\omega \frac{d\omega}{dt} \quad (7)$$

设定误差函数值 ε 。

3) 根据前述插值求解 C_p 。 $J\omega(d\omega/dt)$ 是风轮转速变化的阻尼,对目标变距角来讲它吸收风轮力矩或吸收发电机反力矩。将所得 C_p 值代入式(7)中查看函数值是否满足设定误差。

4)若满足误差,根据 $v = \omega R \lambda$ 计算出等效风速 v ;若不满足误差,令 $\lambda = \lambda + 0.1$,更新功率、桨距角、转速等数据,重复步骤 4)不断迭代直到满足误差要求。程序流程如图 1 所示。

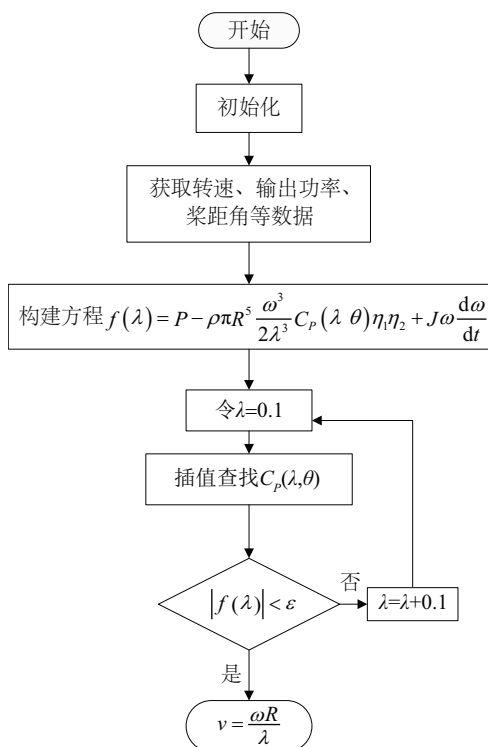


图 1 前馈等效风速流程

Fig. 1 Flow chart of feedforward equivalent wind speed

由以上方法获得有前馈特性的即时风速和当前 C_p 曲线

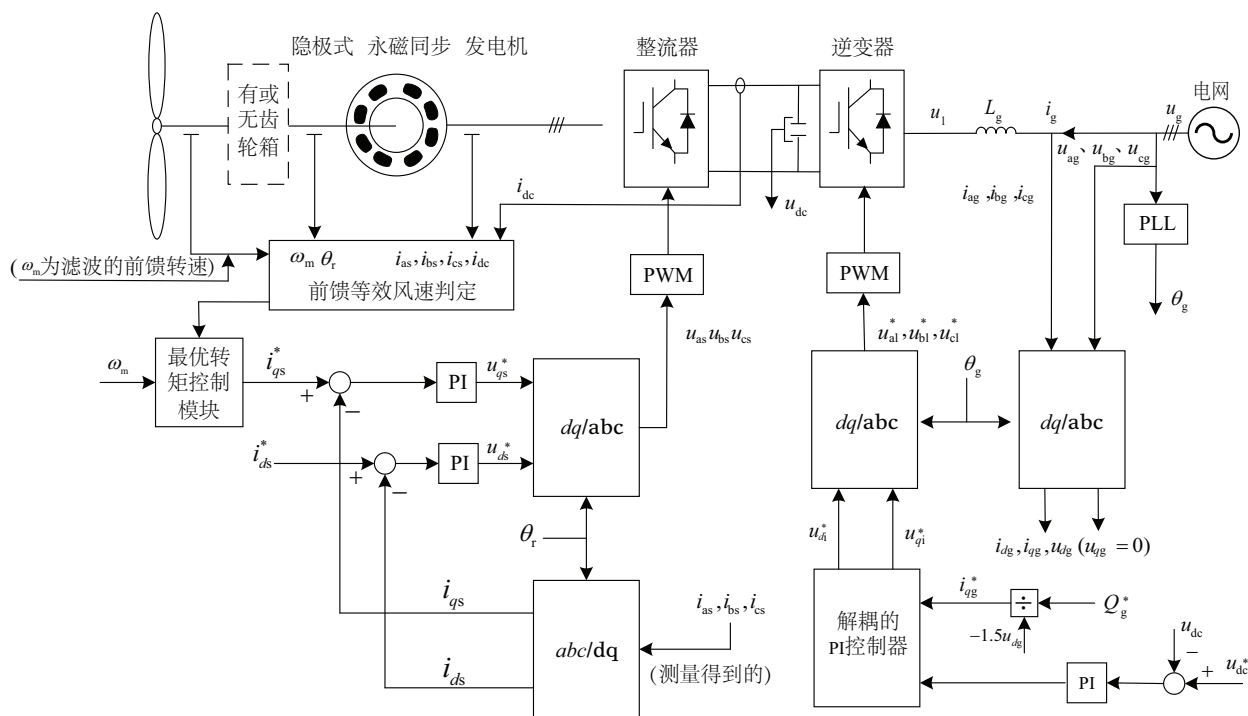


图 3 永磁同步发电机模型

Fig. 3 Model of permanent magnet synchronous generator

工作点,从而决定下一步控制方向。

需说明的是风轮转速是一个前馈性的滑动平均值,如永磁直驱风电机组风轮和电机轴直联,主轴转速可用制动盘测量,但应安装不少于 2 个传感器测量转速,形成多余度参数输入,通常用两个接近开关测量齿盘或孔盘的齿数及周期得到风轮转速。其外围缺口一般有 60 个或 120 个,如图 2 所示。



图 2 主轴制动器

Fig. 2 Main shaft brake

制动器的齿形口用来测量其周期以计算风轮转速,它永远是测量前面不少于 6 个的平均周期(用接近开关),那样所测得的风轮转速就必然有信号的提前特性。以实际需求对多个缺口的测定值进行滑动平均,得到的平均值是此时瞬时的、以前时刻的多个时刻的平均值,这正是所得量的前馈特性。而该方案风能式(1)中的风速本身并非风轮处的风速,而是风轮前的风速,这就证明计算的风速有一定的前馈特性,且滑动平均转速有滤波作用更利于控制系统的稳定性。

如图3所示,在永磁同步发电机机侧变流器和网侧变流器调制模型中,当风能输入后,发电机输出电能,经过变流器(考虑电机效率和变流器效率),最后通过电感滤波并入电网。在这个控制过程前加入前馈等效风速判定,可得到前馈精确风速信号和当前 C_p 曲线上的工作点。

同时现代风电机组的可编程逻辑控制器(programmable logic controller, PLC)具有很强大的内存,其可保证风电机组处于安全运行的状态,统一管理变桨控制的众多传感器、安全链,而用一台工业PC机经过通讯可进行随机数据管理和预测学习,得到可靠的模型就能控制转矩利用转动惯量存蓄和释放能量,可作为第3节中大数据处理的基础。

2 利用风轮大转动惯量实现储能

2.1 最优 C_p 区间

风电机组设计都是基于叶素-动量(blade element momentum)理论,它一直被用于研究风电机组气动特性。该理论通过迭代计算确定轴向诱导因子 a 和切向诱导因子 b 。

$$a = \frac{1}{\frac{F \sin^2 \varphi}{\sigma_r (C_D \sin \varphi + C_L \cos \varphi)} + 1} \quad (8)$$

$$b = \frac{1}{\frac{F \sin \varphi \cos \varphi}{\sigma_r (C_L \sin \varphi - C_D \cos \varphi)} - 1} \quad (9)$$

式中: F ——普朗特叶尖损失修正因子; φ ——入流角,rad; σ_r ——局部实度,叶片投影在风轮扫掠面上的面积与风轮扫掠面积的比值; C_L ——升力系数; C_D ——阻力系数。

得到 a 和 b 后,可求局部功率系数:

$$C_p = 4\lambda^2 b(1-a) \quad (10)$$

$$C_M = 4\lambda b(1-a) \quad (11)$$

然后按各叶素处叶素对风轮面积构成的环形面积的比例关系加权平均可得 C_p 。

多数风力发电机组一年中发电时间约有80%工作于额定风速以下,此时风电机组总是工作在 C_p (风能利用系数)曲线和 C_M (力矩)曲线上。

一个风轮面积越大,它扫略面上的风速不均匀性就越强,因为风具有湍流度,风轮的上下存在风剪切,且大型风电机组风轮半径很大。为适应这种情况,更好地追寻最大功率点输出,采用高效区宽速比风轮的设计思路, C_p 曲线呈馒头形,这可使叶面微元面对风速变化时,出力和功率相差很小,同时也要满足气动效率的高效和平稳。

采用高效区宽速比的设计思路可使风电输出功率被控制在一个最优 C_p 区间内。一般最优 C_p 区间叶尖速比取值约在8~10之间。该区间内的 C_p 值都应处在高效区,所以风电机组可不再追寻MPPT最大功率输出的一个速比点,而是运行在一个最优 C_p 区间,达到最大功率输出。

图4是一台风轮直径为152 m的永磁直驱风力发电机

组风轮的气动特性曲线。

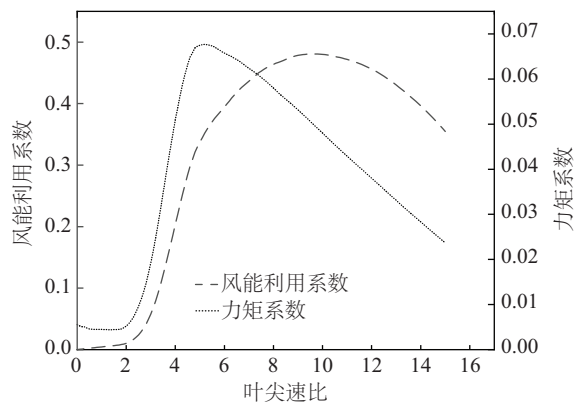


图4 风电机组气动特性曲线

Fig. 4 Aerodynamic characteristic curves of wind turbine

图4曲线通过Bladed仿真计算得到。该计算符合IEC-61400要求,以叶素-动量理论为核心。其最优 C_p 区间内 C_p 值在0.47上,对应速比在8.4~11.0之间,该速比对应下的力矩曲线线性好。该设计目标应使最优 C_p 区间下限 C_p 值越大,对应速比越宽。

如果设高效区叶尖速比取在 $\lambda_1 \sim \lambda_2$ 之间,而风速由第1节的前馈等效风速法可精确得到,根据叶尖速比表达式则可推出转速范围:

$$\omega = \frac{\lambda v}{R} \quad (12)$$

得到角速度后,就可给出转速上下限值:

$$n = \frac{30\omega}{\pi} \quad (13)$$

式中: n ——风轮转速,r/min。

表1列出风轮直径为152 m的永磁直驱风电机组额定风速下的各段风速对应的转速范围。

表1 转速范围

Table 1 Rotational speed range

风速/ (m/s)	转速范围/ (r/min)	风速/ (m/s)	转速范围/ (r/min)
4	4.224~5.531	8	8.448~11.063
5	5.280~6.914	9	9.504~12.445
6	6.334~8.297	10	10.560~13.828
7	7.392~9.680	11	11.616~15.211

以往的风电机组采用PID算法,由于风速的脉动性,风存在相当的湍流度,会导致PID控制的发散。而给予转速的上下限,便可很好地限制其发散。最重要的是,留有转速变化裕量,可在风速变化时,调节上网电流的大小减小转矩的波动,使转速保持在一定的范围内,风电输出更加稳定。随着风速变化风电机组原来只能工作于 C_p 曲线的一个点上,而按本文设计思路其转速则会被控制在一个区间内。这样

风电输出功率可更平稳地跟随风速变化而减小脉动。

2.2 转动惯量调节过程

考虑到风电机组出力 P 和转矩 T 之间的关系, $P = [\omega]T$, 可得到风能所产生的气动力矩表达式:

$$M_N = \frac{P}{\omega} = \rho A C_M \frac{v^2}{2\omega} = \rho A C_P \frac{v^3}{2\omega} \quad (14)$$

式中: M_N ——风能所产生的气动力矩, $N \cdot m$; A ——风轮面积, m^2 ; C_M ——力矩系数。

因为永磁直驱风电机组无齿轮箱, 风轮上的转速可视为发电机转子转速 Ω 。

发电机实际电磁扭矩, 即电功率扭矩可视为风能的反力矩, 即阻力矩:

$$M_e = \frac{9550 P_e}{\Omega} \quad (15)$$

$$M_n = J\omega' = J \frac{d\omega}{dt} \quad (16)$$

由动力学可得永磁同步风电机组的总扭矩平衡式:

$$M_e = M_N - M_n \quad (17)$$

式中: P_e ——电功率, kW ; M_e ——电磁力矩, $N \cdot m$; M_n ——风轮扭矩, $N \cdot m$; Ω ——发电机转子转速, r/min 。

如果风速此时由原来的 v_2 变化到 v_1 , 将式(14)和式(15)代入可得转动惯量储能调节值 ω' :

$$\omega' = \frac{\rho A C_P}{2J\omega} \left(v_2^3 - \frac{955}{3} \pi \mu v_1^3 \right) \quad (18)$$

风电机组的转速都要控制在一个安全范围内, 即 $n_{\min} \leq n \leq n_{\max}$ 。然后再随着风速变化将转速控制在表 1 所列的转速范围内。所以风轮的转动惯量储能值 ΔW 可由式(19)计算:

$$\Delta W = \int J\omega d\omega = \frac{J}{2R^2} (v_2^2 \lambda_2^2 - v_1^2 \lambda_1^2) \quad (19)$$

风轮具有巨大的转动惯量, 因此可视其为一个虚拟飞轮利用其转动惯量来达到稳定功率的目的。将风轮限定在一定的转速范围, 且其气动效率变化微小, 都能在最优 C_P 区间。再利用 $J\omega'$ 的正负值能使扭矩变化来吸收能量和输出能量, 来控制变流器的电流变化量 Δi , 使其变小。 i 一般是跟随风速变化而变化, 而实际上的 i 是由风电机组内部的程序控制输出在变流器端, 滞后跟踪风速, 也就是说实际可做到人工主动预设 i 值, 给定的 Δi 相当于给定力矩, 通过调整 i 来影响 $J\omega'$ 。

当风速增大时, 给定适当的 i 值, 由于之前预留了转速变化范围, 为维持扭矩平衡, 可使 $J\omega'$ 适当增大, 这样就将增大的风能储存在 $J\omega'$, 即风轮上。当风速变小时, 保持适当的 i 值不变或使其变化率适当降低, 这里的能量需求就由风轮上的转动惯量储能提供。而直流母线受网侧变流器控制, 并达到基本稳定, 控制 i 适当的变化值则使功率输出变化率变小, 达到稳定功率输出的目的。

风力发电机组的机械转矩源于风轮的空气动力。基于最优转矩的控制, 就是用发电机系统向电网输出适当的电流

i , 使机械转矩和电磁转矩达到动态平衡。那么影响转矩变化的最主要因素是输出电流的变化 di/dt 。优化方法的核心是追求气动效率工作在 C_P 曲线的一段高效区内, 而不是 C_P 曲线的一个点。这就不用快速变动电磁力矩去追寻那一个点, 可通过转动惯量吸收和释放能量来减少电磁力矩和风电机组向电网输出有功的波动。风力发电机组的机械转矩和发电机电磁转矩耦合。这个耦合的转矩源于风轮叶片的空气动力, 且转矩主要由叶片的升力提供, 现代风电机组叶片的工作升阻比一般在 100 以上、攻角约在 6° 。转矩的波动减少, 叶片的载荷变化频次也会减少, 风电机组部件的应力变化频次也会减少, 这样有利于降低风电机组振动, 改善风电机组的疲劳寿命。

整个转动惯量控制示意如图 5 所示。当风速增大时, 气动功率增加, 此时多余的能量以动能的形式存储在风轮中。当风速减少时, 气动功率减少, 储存在风轮的能量释放, 最终维持有功输出平稳, 消除跟随风速变化的脉动达到实现功率输出稳定。

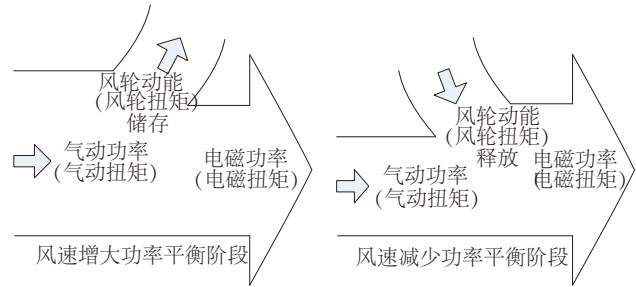


图5 风轮惯量控制过程

Fig. 5 Control process of wind turbine inertia

2.3 全连接神经网络

本文采用全连接神经网络模型, 构建 4 层次的网络结构。模型上一层为下一层的输入层, 各层之间神经元采用全连接方式, 同一层的神经元互不连接。每层的神经元节点都包含输入、输出、权值、偏置函数和激活函数, 最后通过权值分配完成相应的计算过程。当该模型的网络结构越复杂, 其训练计算能力也越强。

如图 6 所示, 该神经网络的输入神经节点就是风力发电机组必须具备的 10 个传感器值。神经网络中首先要有时刻, 即年、月、日、时、分、秒, 这是因为风力发电机组是利用自然界的风, 其必然和季节相关, 而且一天内时间不同也会产生变化。其中地理位置也会有不同的结果。最后输出上网功率, 同时基于一定输入也可给出风电机组工作状态。

举一个示例, 在温度在 $0 \sim -15^\circ C$ 以上时, 风速小于 $10 m/s$, 湿度指数大于 80% , 振动加速度 g 大于平常对应运行值的 20% , 最终风电机组工作状态可输出叶片结冰化的结果指示。如果要利用风轮的惯性平稳输出有功就会与很多因素相关,

所以本文在基于大数据下,利用机器学习达到建立大模型目的。

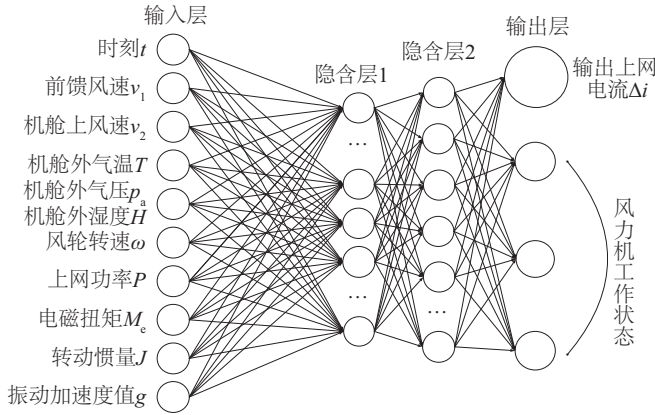


图6 全连接神经网络

Fig. 6 Fully connected neural network

3 基于大数据回归模型群实现跟随风速变化的转矩预判动作

3.1 基于大数据下的模型群

利用风场中风力发电机组在运行中产生和获得的大量数据来建立起模型群,通过计算机根据过往的模型来判断、预判风速的变化,可能的有功输出变化,让机器通过以上的学习提高其预判的准确性。基于大数据,从风电机组的适用性出发,最少一年的数据量才有机器学习价值,随着学习时间的增加才能提高学习结果预测的准确性,而对应的各种组合和运算工作量很大,目前着眼于研究额定工况前、无变距动作前的有功输出稳定,但计算量也很大。

风力发电机组在一年中可运行约 6000 h,以一般气象学和国际电工委员会(International Electrotechnical Commission, IEC)国际标准的要求至少以 10 min(600 s)为统计单元,形成一个数据集。那么 6000 h 就有 36000 个数据集,而一个数据集以秒为一个统计单位,即以 1 s 的间隔取得一组对应当时的温度、湿度、风速(前馈平均风速)、有功、电机定子温度、风轮转速等……如前神经网络中介绍形成所需的相关数组。

在大数据下,要让风力发电机组进行学习,通过对比和数据回归的方法、进行数据预判,使风力发电机组能在风速波动时利用风轮转动惯量的惯性消除输出功率的波动,风轮此时就像一个飞轮,也可视为虚拟飞轮。

评估方法:

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{n=1}^m (\hat{y}_n - y_n)^2}{\sum_{n=1}^m (y_n - \bar{y})^2} \quad (20)$$

式中: R^2 ——决定系数; y ——数据样本; $\hat{y}$ ——预测值; $\bar{y}$ ——平均值。

式(20)等式里分式的分子为残差平方和,分母为总离差平方和。如果结果是 1,就是误差最小,那么这些数据的判别结果和以前数据的一致性良好,可用于给出的 Δi 以及有功输出和对应的电流。而在问题处理过程中,可据此将一些非线性问题变成多个线性表达,使非线性问题线性化,因为所处理的问题都是矢量,就可把问题变成多矩阵的问题。

风电机组在一年的工作中可学习 36000 个数据集,也可说是相同数量下的矩阵,风电机组就可用 CPU 经学习后对 36000 个矩阵进行分析,就可得到若干个模型用以帮助对风速变化进行预判,若能满足结果误差,则完成了问题的回归。比如对某一段变化预判 $R^2 \approx 1$,若决定系数为 0.99,就可认为足够准确。

如图 7 所示,在此所面对的是多变量问题,可在 Python 环境下使用机器学习对风速、速比、功率输出等总结出可使用的模型以应对力矩给定的预测和预处理,并得到误差的形式以及多自变量矢量的函数。比如 152 m 风轮可使用最佳速比区域为 8~12,在风速为 8 m/s 时, $\lambda = 8$ 时转速为 8.05 r/min, $\lambda = 10$ 时转速为 10.05 r/min, $\lambda = 12$ 时转速为 12 r/min,则风电机组可从 8 r/min 工作到 12 r/min 且必须服从 13.5 r/min 的最高红线。

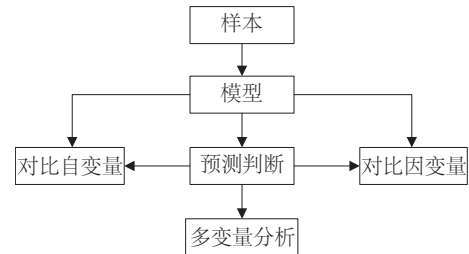


图7 模型建立过程

Fig. 7 Process of model establishment

3.2 基于风电机组学习能力的回归预判

目前风力发电机组对功率输出一般采取最大功率跟踪的方法,就是把力矩和风轮转速的关系由原来逼近二次方程关系进行分段的线性化处理,一般分为 10 段直线来近似二次方的曲线,使风力发电机组能工作在最高点,比如 C_p 曲线的 $\lambda=10$ 处,这样就会导致功率输出波动变大,这是因为风是多变的,是随机的自然因素。

输出功率:

$$P = 0.5A\rho v^3 C_p \mu + J\omega' \omega \quad (21)$$

一般的 PID 算法不能很好地解决输出功率的稳定性,这种算法能解决很多随机的非线性问题,但发散性强,使输出功率的脉动问题得不到解决。随着风轮直径增加,前馈风速算法对风轮各处扫掠面积内风速的不一致进行有效拟合的时考虑了转速的平滑和前移的影响,而且考虑了 $J\omega\omega'$ 项自

影响,它是一个可正可负的矢量,它对功率输出产生了一定的被动平滑作用。

目前的永磁风力发电是使用全解耦的变流器,它是能量双向流动的四象限工作,机侧变流器总调度无特别要求时一般工作在直流电流 i_d 趋向于 0,单位功率因数为 1 的状态。在向电网输出功率时,风力发电机组主控可指挥变流器主动给定当前的上网电流 i ,对机组电机产生反力矩,对风轮的尖速比和转速进行控制,但风是随机的、多变的,有一定湍流度的且面对不同的风力发电机组、不同风场都不同。这就需控制过程加入预判,对以往风电机组得到的大量数据进行总结学习。这些大量的数据就需计算机用人工智能对大数据进行归类、学习,即机器学习。目前风力发电机组主控 PLC 都是双 CPU,对大数据进行学习可回归出若干个可使用模型,与过往的模型进行对比就可得用于预测的力矩(上网电流、有功输出)使其工作于一定叶尖速比范围内,如上例 λ 为 8~12 时。利用风轮的惯性(转动惯量 J)适当的吸收能量或释放能量($J\omega\omega'$),该过程有很多人工智能的程序可用,就是从以往的数据群中找到误差小的预判模型,这就是机器学习,找到模型的残差平方和越小,分式的比值就越小,越趋向于零侧,模型就越符合预测值。

机器学习过程即对比原有历史值和预判值的拟合度。总控 PLC 中的一个 CPU 作为风电机组安全运行平台的主控,它对变桨控制众多传感器及安全链等作统一管理,也对风轮的最高转速做出限制,犹如一条不可逾越的红线。而另一个可进行随机数据管理并和通讯的外挂工业 PC 进行预学习,得到可靠的模型就能进行惯量蓄放能管理,该模型并非单一可用模型,而是可能包含成百上千个模型的集合,通过对比历史数据,实现对应场景下的应用,这一过程即为回归分析。虽处理数据时所面对的并不一定是线性问题,但最终都可线性化,就像二次方程曲线可用多段折线代替,这就完成了线性回归。

3.3 基于风速脉动趋势斜率的控制方法

在不影响原风力发电机组(即第 4 节所用的风电机组)的运行,采用如下硬件、结构:原风力发电机组是用倍福中等 PLC 控制平台,它是 32 位 CPU,工作频率为 1 GHz,有多个以太网口,本文采用外挂倍福工业 PC,用其以太网和原机的以太网通信,工业 PC 为 C6650,配备两个硬盘托架,可配合存储大量的数据。

本文的控制思路是,寻求预测变动风速:

$$P_1 + f(k) \cdot P_2 = P_3 \quad (22)$$

$$f(k) \cdot P_2 = \Delta P \quad (23)$$

式中: P_1 ——目前有功输出, W; P_2 ——惯量可吸收或释放的有功脉动, W; P_3 ——最终有功输出, W; ΔP ——有功输出的增量或减少, W。

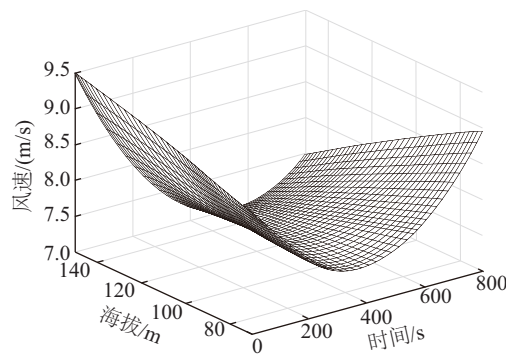
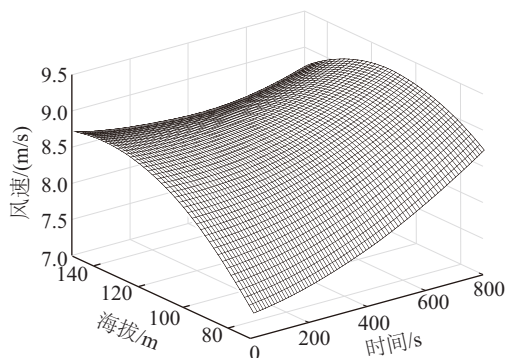
P_1 、 P_3 、 ΔP 都是随时间的变量。通过 P_2 来减少有功脉动。 $f(k) \cdot P_2$ 可通过机器学习获得。其中, $f(k)$ 可以是一个连续变化的对应于时间的函数也可能是一个斜率 k , 即脉动趋势斜率。它要靠长时间、大量数据得到的多参数多维度模型进行选取。

若当一个 k 值从 0° 开始以 0.5 的变化幅度增加到 45° 或减少到 -45° , 就可能出现 180 个脉动趋势斜率, 若对应 P_2 (变化幅度以焦耳为单位) 存在 200 个模型, 就可能组合 36000 个模型。不同的风惯量储存不同, 风轮本身也有惯性阻尼特性, 加上利用风轮惯性稳定机组的有功输出, 放宽速比的可工作范围, 以及图 6 所示的 10 个输入神经元, 最后必须满足机器学习对比预测的准确性, 即决定系数达到 0.99, 即可投入给定输出 P_3 的有功值。

4 仿真验证

选取上海某风场中 1 a 风速数据为研究对象, 由风力发电机组的 PLC 可编程控制器记录且可随时提取到的曲线, 取样间隔为秒。考虑到大型风电机组风速在垂直方向的变化, 同时为更直观反应风速变化, 在不同高度下, 选取 800 s, 建立若干个风速三维模型, 最终选取 9、12、4、5 和 6 月份的典型图示建立如图 8 所示。

由图 8 可知, 风速变化具备一定规律, 且与一年所处的时刻相关。如 9、5 和 6 月份的风速是随时间不断变大的, 而 k 值是上升的。而在不同高度下 4 月份的风速变化趋势截然不同, 高处的 k 值是先上升再下降的, 类似于 12 月分的风速



b. 12月份

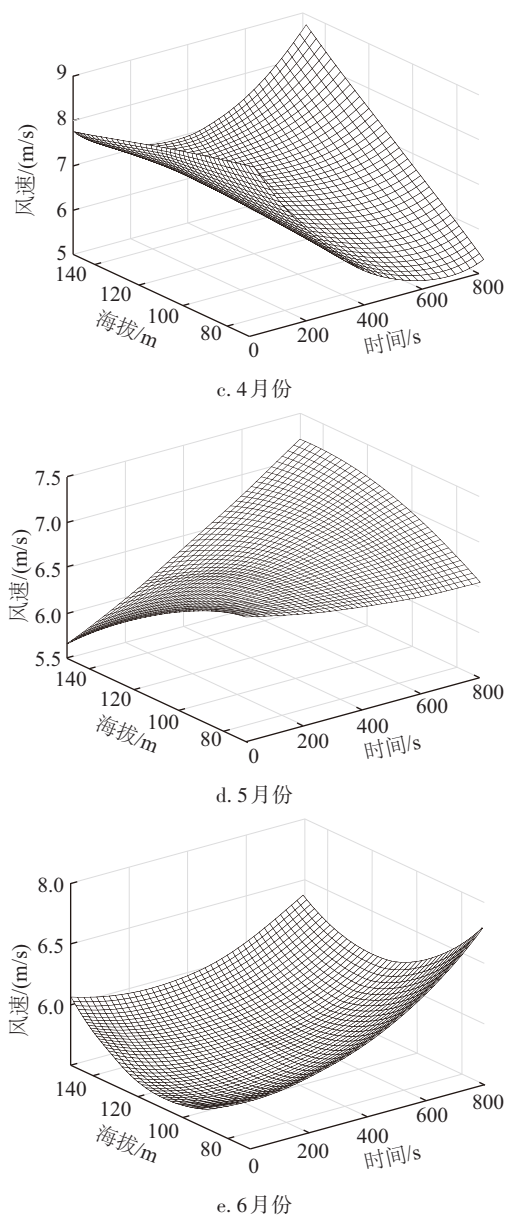


图8 风速三维模型

Fig. 8 Three-dimensional model of wind speed

变化,但低处的 k 值又是下降的。总之,风速是连续波动,在一段时间波动可是上升或下降的,所以整个过程可线性化多段模型:

$$\begin{cases} y = V_0 + kV_x \\ y_1 = V_1 + k_1V_{x_1} \\ y_2 = V_2 + k_2V_{x_2} \\ \dots \end{cases} \quad (24)$$

式中: V_0 ——平均风速或起始风速, m/s; k ——脉动趋势斜率; V_x ——对应时间下的风速, m/s。

在不同时刻条件下,初始风速和 k 值不同,就会形成若干个模型,因为风速是连续的,功率输出也是连续的,所以永远存在一个起始点 a ,这就有了起始风速 V_0 ,风电机组依靠 1 a

的大数据训练可得对应量级(≈ 1000 个)的模型,这样就有了不同工况下的 k 值。

机组的 PLC 可设定条件线性化处理,有监督的关注变量如 V_x (风速的增减)、电功率、输出电流变化,并关注自变量因变量的关系,从中找预判自变量的变化规律及连续性。找到 $V_{x_1}, V_{x_2} \dots V_{x_n}$,由 Δt 到 Δv ,到 Δi 之间变化的关系,得到一致性好的连续的预判模型。比如条件可设相近的等效风速,气温和空气密度等条件,输入神经网络以达成一致性好的结果。根据如上所述风电机组就会给出一个时刻变化但相对平稳的功率。

针对大转动惯量下的风湍流情况,应用 Bladed 仿真软件。这里采用 5 MW 永磁直驱风电机组的模型,其风轮直径 152 m。根据上述控制策略,在 VC Code 的环境中以 C 语言为基础,采用 DLL 动态链接库方式编写自定义控制器,最终实现风电机组运行的仿真。

为实现最大功率跟踪,在最优速比下,利用该风电机组模型计算出不同转速下对应的最优力矩系数,如图 9,将此曲线输入 Bladed 软件中。

这里以 6 月份的风速模型为例,计算在该风电机组下所得等效风速,这是一个具有提前特性,在大风轮面积下的平均风速,求取该风速模型后,将其输入 Bladed 软件中。仿真过程设置:调用频率为 0.02,仿真时间为 800 s。

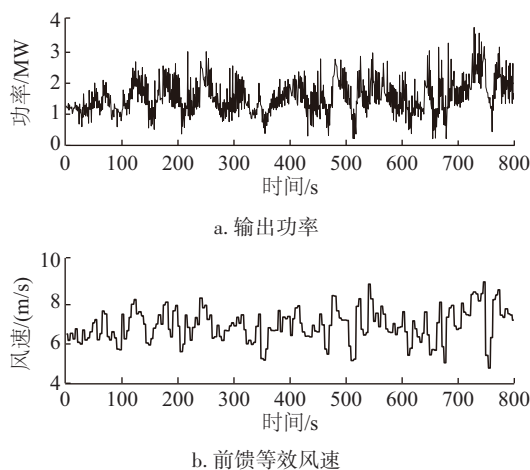


图9 输出功率和前馈等效风速曲线

Fig. 9 Equivalent wind speed and output power curves

仿真结果如图 9 所示。图 9a 风电机组模型的输出功率,图 9b 则是与之对应的等效风速。可看到功率随着风速波动大,不稳定。

该实验机组为海湾风场 6 号风力发电机组。在相同的风速模型下,依靠风电机组给出 k 值,参与预判 Δi 的增量(正负),在各变量输入神经网络后得到一致性好的模型,实现风轮惯量适当的蓄放能量。

功率曲线对比如图 10 所示。从图 10 很明显可看出,原本为了满足最大功率跟踪,会使功率输出随着风速变化而波

动,采用本文控制策略,在不外加储能设备下,可有效降低风速波动引起的输出功率波动,同时,功率输出的能量有效地储存在风轮中,如该 5 MW 永磁直驱风电机组在平均风速为 8 m/s 时,经计算风轮 100 s 里可实现最大能量 10^6 J 的存储和释放。风电机组仍跟随风速变化,但最终功率输出更为平缓,效果更好。

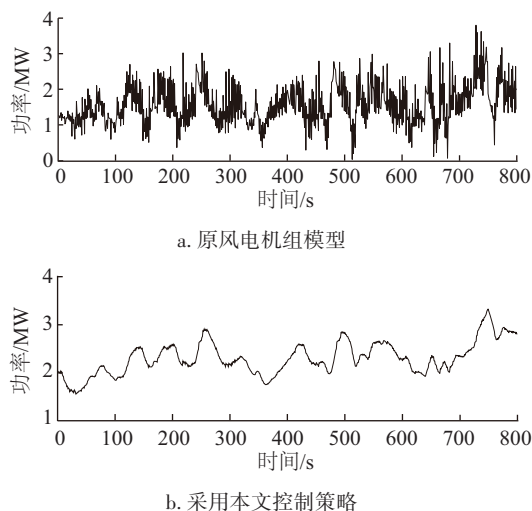


图 10 功率曲线对比

Fig. 10 Comparison of power curves

5 结 论

为解决大转动惯量及高湍流风引起的功率波动问题,提出一种利用风轮大转动惯量的控制策略。经仿真和实验验证,主要研究结论如下:

1) 利用风电机组本身特性,提出一种不依赖风速计给出在风轮前和风轮面积区域下的平均风速,具备超前实时的精确等效风速。

2) 基于叶素动量理论,设计出具备宽速比且高效的叶片,提出最优 C_p 区间。同时使每段风速下的转速存在可改变的范围,实现风轮惯量的能量储存和释放。这不仅使得风电机组在不依赖于外加储能设备,实现额定风速下的功率输出稳定,也能限制 PID 控制为跟随湍流风变化而引起的发散问题。

3) 提出基于风速脉动趋势斜率的大数据下的预判模型,依靠风电机组本身的学习能力和累积的数据不断建立大量模型群,寻求从风速脉动趋势斜率到依靠风轮惯量储能的转速变化量的关系,实现超前的转矩预判动作,使大惯量风轮跟上湍流风的变化趋势。

本文所提策略,在不外加储能设备的情况下,利用风轮转动惯量稳定机组的有功输出,有效改善了风电机组的输出功率平稳。但本文控制策略并不能保证在风速大幅变化时达到并列飞轮储能系统所能提供的输出有功的稳定程度。另外此过程中不涉及原风电机组的安全链和其他,况且风电

机组大多数工作在额定工况以下,本文就不再研究变距下的工况。如果涉及变距将更为复杂,而变距参与组合控制会是今后的研究目标。

[参考文献]

- [1] TANG M N, WANG W J, ZHEN X F, et al. Robust control of wind turbines to reduce wind power fluctuation [J]. *Energy science & engineering*, 2024, 12(5): 1818-1834.
- [2] 周皓, 李军徽, 葛长兴, 等. 改善风电并网电能质量的飞轮储能系统能量管理系统设计[J]. *太阳能学报*, 2021, 42(3): 105-113.
ZHOU H, LI J H, GE C X, et al. Research on improving power quality of wind power system based on energy management system of flywheel energy storage system [J]. *Acta energiae solaris sinica*, 2021, 42(3): 105-113.
- [3] 聂永辉, 张丽丽, 张立栋, 等. 一种基于 VSG 的风电机组与飞轮储能协调控制方法[J]. *太阳能学报*, 2021, 42(8): 387-393.
NIE Y H, ZHANG L L, ZHANG L D, et al. A VSG-based coordinated control method for wind turbine and flywheel energy storage [J]. *Acta energiae solaris sinica*, 2021, 42(8): 387-393.
- [4] 陈玉龙, 武鑫, 滕伟, 等. 用于风电功率平抑的飞轮储能阵列功率协调控制策略[J]. *储能科学与技术*, 2022, 11(2): 600-608.
CHEN Y L, WU X, TENG W, et al. Power coordinated control strategy of flywheel energy storage array for wind power smoothing [J]. *Energy storage science and technology*, 2022, 11(2): 600-608.
- [5] 武鑫, 李洋涛, 马志勇, 等. 基于改进小波包分解的混合储能系统容量配置方法[J]. *太阳能学报*, 2023, 44(8): 23-29.
WU X, LI Y T, MA Z Y, et al. Capacity configuration method of hybrid energy storage system based on improved wavelet packet decomposition [J]. *Acta energiae solaris sinica*, 2023, 44(8): 23-29.
- [6] WANG X, ZHOU J S, QIN B, et al. Coordinated power smoothing control strategy of multi-wind turbines and energy storage systems in wind farm based on MADRL [J]. *IEEE transactions on sustainable energy*, 2024, 15(1): 368-380.
- [7] WAN C, QIAN W T, ZHAO C F, et al. Probabilistic forecasting based sizing and control of hybrid energy storage for wind power smoothing [J]. *IEEE transactions on sustainable energy*, 2021, 12(4): 1841-1852.
- [8] 殷明慧, 蒯狄正, 李群, 等. 风机最大功率点跟踪的失效现象[J]. *中国电机工程学报*, 2011, 31(18): 40-47.

- YIN M H, KUAI D Z, LI Q, et al. A phenomenon of maximum power point tracking invalidity of wind turbines [J]. *Proceedings of the CSEE*, 2011, 31(18): 40-47.
- [9] 陈佳, 岑丽辉, 曹安康, 等. 一种考虑风力机实际大转动惯量的改进最优转矩法[J]. *太阳能学报*, 2021, 42(6): 297-303.
- CHEN J, CEN L H, CAO A K, et al. An improved optimal torque control of wind turbine considering actual large rotational inertia [J]. *Acta energiae solaris sinica*, 2021, 42(6): 297-303.
- [10] 韩花丽, 张根保, 杨微. 湍流强度对风电机组测量功率曲线的影响及修正[J]. *太阳能学报*, 2015, 36(6): 1442-1447.
- HAN H L, ZHANG G B, YANG W. Influence and adjustment of turbulence intensity on measured power curve of wind turbine [J]. *Acta energiae solaris sinica*, 2015, 36(6): 1442-1447.
- [11] 周连俊, 殷明慧, 杨炯明, 等. 考虑变化湍流风速条件的风电机组改进自适应转矩控制[J]. *电力系统自动化*, 2021, 45(1): 184-191.
- ZHOU L J, YIN M H, YANG J M, et al. Improved adaptive torque control for wind turbine considering varying turbulence conditions [J]. *Automation of electric power systems*, 2021, 45(1): 184-191.
- [12] ERDENEBAT M, MOON C J, BAYASGALAN Z. Wind turbine power control for turbulence wind speed[C]//2020 IEEE Region 10 Symposium (TENSYP). Dhaka, Bangladesh, 2020: 539-542.
- [13] NAIK K A, GUPTA C P, FERNANDEZ E. Wind power smoothing in partial load region with advanced fuzzy-logic based pitch-angle controller[J]. *Wind engineering*, 2022, 46(1): 52-68.
- [14] 赵骞, 邵一川, 姚兴佳, 等. 风电机组基于最优跟踪路径的改进型MPPT控制[J]. *中国电机工程学报*, 2020, 40(1): 282-289.
- ZHAO Q, SHAO Y C, YAO X J, et al. Improved MPPT control of wind turbine based on optimal tracking path [J]. *Proceedings of the CSEE*, 2020, 40(1): 282-289.
- [15] ZHU Y, WANG Z C, GUO X B, et al. An improved kinetic energy control strategy for power smoothing of PMSG-WECS based on low pass filter and fuzzy logic controller [J]. *Electric power systems research*, 2023, 214: 108816.
- [16] 朱菊萍, 魏霞, 谢丽蓉, 等. 基于VMD和改进BiLSTM的短期风电功率预测[J]. *太阳能学报*, 2024, 45(6): 422-428.
- ZHU J P, WEI X, XIE L R, et al. Short-term wind power prediction based on VMD and improved BiLSTM [J]. *Acta energiae solaris sinica*, 2024, 45(6): 422-428.
- [17] HU W C, CHENG B L, YANG Q S, et al. A novel two-layer hybrid model for ultra-short-term wind speed prediction based on SSP and BO-LSTM [J]. *Wind and structures*, 2023, 36(5): 293-305.
- [18] ZHANG Z, WANG Y S, XU Z W, et al. Multiscale ultra-short-term wind power prediction model based on GD-IFEM-PSO and VMD-BP [J]. *Energy science & engineering*, 2023, 11(12): 4700-4721.
- [19] 李少林, 王伟胜, 张兴, 等. 风力发电对系统频率影响及虚拟惯量综合控制[J]. *电力系统自动化*, 2019, 43(15): 64-70.
- LI S L, WANG W S, ZHANG X, et al. Impact of wind power on power system frequency and combined virtual inertia control [J]. *Automation of electric power systems*, 2019, 43(15): 64-70.
- [20] 蔡国伟, 钟超, 吴刚, 等. 考虑风电机组超速减载与惯量控制的电力系统机组组合策略[J]. *电力系统自动化*, 2021, 45(16): 134-142.
- CAI G W, ZHONG C, WU G, et al. Unit commitment strategy of power system considering overspeed load reduction and inertia control of wind turbine [J]. *Automation of electric power systems*, 2021, 45(16): 134-142.

CONTROL STRATEGY FOR STABILIZING POWER FLUCTUATIONS BY UTILIZING LARGE ROTATIONAL INERTIA OF WIND TURBINE BLADE

Yang Huanhong¹, Zheng Ying¹, Jia Dajiang²

(1. *School of Electrical Engineering, Shanghai University of Electric Power, Shanghai 200090, China;*

2. *China Institute of Water Resources and Hydropower Research, Beijing 100038, China*)

Abstract: A power smoothing strategy without energy storage system by utilizing the large rotational inertia of the wind turbine rotor to achieve power smoothing is proposed to solve the problem of output power fluctuations of modern large-scale wind turbines under rated wind speed. Firstly, the inherent characteristics of the wind turbines are employed to provide an immediate and accurate equivalent wind speed for control participation. Secondly, the upper and lower limits of the rotational speed are set for each wind speed segment based on high aerodynamic efficiency zone and wide speed-ratio design, and the entire inertia control process is given simultaneously to achieve the energy storage and release of the wind turbine rotor. Subsequently, multiple prediction models based on the slope of the wind speed pulsation trend are constructed via big data sources to realize the predictive action of the torque. Finally, the comparative simulation experiments of the power output of the wind turbine are carried out by BLADED simulation software and a certain actual wind farm. The results show that the adopted strategy stabilizes the output power effectively without the additional energy storage devices.

Keywords: wind power; wind speed; wind turbine blades; tip-speed ratio; rotational of inertia; big data