

基于深度信念网络的低风速风电参与微电网频率优化控制

边晓燕¹, 印良云¹, 丁 炆², 赵 健¹, 周歧斌³, 李东东¹

(1. 上海电力大学 电气工程学院, 上海 200090; 2. 国网上海市电力公司检修公司, 上海 200122;
3. 上海大学 机电工程与自动化学院, 上海 200444)

摘要:低风速分散式风电接入微电网使得微电网能够利用低风速风资源为负荷供电,但其低惯量的特点也对微电网的频率稳定性提出了挑战。为了探究微电网中低风速风电机组(LWTG)如何有效参与抑制微电网频率波动,在LWTG中引入虚拟惯量控制、超速控制和下垂控制。针对风电机组最小转子转速限制,通过理论分析确定了合适的LWTG的参数;针对超速控制存在的盲区问题,利用深度信念网络来优化不同风速下的减载率以及虚拟惯量控制、下垂控制的控制参数;在低风速风况下验证了优化后的参数能够有效减少负荷波动引起的微电网动态频率跌落幅度,并获得较好的调频效果。

关键词:微电网;低风速;深度信念网络;调频;超速控制;风电机组

中图分类号:TM 727; TM 614

文献标志码:A

DOI:10.16081/j.epae.202005027

0 引言

在我国鼓励政策的推动下,低风速分散式风电发展方兴未艾^[1]。其中低风速风电机组LWTG(Low-wind-speed Wind Turbine Generator)接入微电网, 给其带来新的活力。但由于LWTG出力可调范围窄, 如何使其参与抑制微电网频率波动, 为提高微电网的频率抗扰动力提供功率支撑, 还有待研究。

目前, 针对LWTG参与微电网调频的研究还未见报道。国内外现有研究主要针对传统双馈风电机组DFIG(Doubly-Fed Induction Generator), 通过虚拟惯量控制、超速控制和下垂控制来实现DFIG参与系统调频。文献[2-4]利用虚拟惯量控制来释放DFIG转子转速中储存的部分动能, 从而增大DFIG出力, 并通过耦合电网频率与转子转速响应频率的变化。但由于虚拟惯量提供功率支撑的时间十分短暂, 并且需要通过吸收电磁功率使转速逐渐恢复至初始值, 此过程将导致DFIG出力跌落。文献[5-7]为了减小虚拟惯量控制引起的DFIG出力跌落的幅度, 在风速低于一定值时使风电机组运行在某一固定减载率的减载曲线上, 将预留出的备用容量用于

调频, 实现了超速控制。然而, 风电机组转子转速存在最大值, 使得超速控制的减载率受到限制而存在“盲区”, 这种“盲区”与风速大小有着极大的关联性, 现有针对传统DFIG的研究^[5-7]并没有在超速控制的实现过程中充分考虑到这一问题, 但对于通常运行在低风速风况下的LWTG而言, 超速控制的“盲区”应当受到更多的关注。

超速控制的“盲区”很大程度上受到减载率取值的影响。当风速低于风电机组额定风速时, 部分学者设置风电机组在固定的10%减载率下运行, 超过额定风速后可能导致转子转速越限, 借鉴文献[5-6]的思想, 当风速超过风电机组额定风速时, 可以利用变桨距角控制实现减载^[8]。但事实上, 当风速低于额定风速时, DFIG转速最大值的限制很有可能使得10%的减载需求难以得到实现, 随着风速的波动, 桨距角必须频繁变化以满足减载需求, 使风电机组机械损耗增加^[9], 容易缩短风电机组寿命。此外, 超速控制采用固定减载率策略存在明显的不足, 例如: ①无法根据风速变化实时调整风电机组参与调频的备用容量, 若减载率过小, 则调频效果差, 若减载率过大, 将造成严重的弃风现象; ②固定减载率策略压缩了超速控制的有效执行区间, 不利于调频。因此, 文献[7]提出了变减载率的超速控制法, 但其减载率的不同取值是通过试错法获得的, 难以保证所取减载率是适用于特定风速下的最优值。不仅如此, 在虚拟惯量控制以及下垂控制的参数选择方面, 部分学者根据不同控制参数作用下得到的系统动态频率偏差、转子转速恢复时间、DFIG有功出力跌落值来评价参数的优劣, 从而利用试错法总结出控制参数与风速的关系曲线。这一过程不仅工作量巨大, 而且难以保证最终曲线的精度。

基于此, 本文旨在以LWTG为研究对象, 针对不

收稿日期:2019-07-03; **修回日期:**2020-03-26

基金项目:国家自然科学基金资助项目(51907116); 上海市科学技术委员会“科技创新行动计划”青年科技英才扬帆计划项目(19YF1416900); 上海市科学技术委员会科技创新项目(17020500800)

Project supported by the National Natural Science Foundation of China(51907116), the “Science and Technology Innovation Action Plan” Young Science and Technology Talents Sailing Project of Shanghai Science and Technology Commission(19YF1416900) and the Science and Technology Innovation Project of Shanghai Science and Technology Commission(17020500800)

同风速下超速控制的减载率、虚拟惯量控制和下垂控制的控制参数,寻求一个更加完善的参数优化方式。一方面,通过计及超速控制存在的“盲区”问题,本文推导出能够满足给定减载率时的临界风速。这可以约束不同风速下减载率可行解的数量,使得量化减载率与风速之间关系的过程得以简化。另一方面,本文利用深度信念网络 DBN (Deep Belief Network) 来处理控制参数与调频效果之间复杂的非线性关系,将其应用于预测不同风速、不同控制参数、不同减载率下系统的动态频率偏差、转子转速恢复时间、LWTG有功出力跌落值,从而得到不同风速下最优的控制参数与减载率。

1 LWTG 频率控制

1.1 LWTG 风功率曲线

在低风速风况下,为了捕获更多的风能,从风能中“挤出”更多的能量,LWTG 具有风轮直径大、切入风速低、额定风速低等特点。本文针对这些特点,将普通风电机组与 LWTG 的区别体现在风功率曲线上,如图 1 所示。图中,有功功率为标么值。可见 LWTG 的风功率曲线更陡,其切入风速、额定风速都低于普通风电机组,因此可以在低风速风况下输出较大的有功功率。

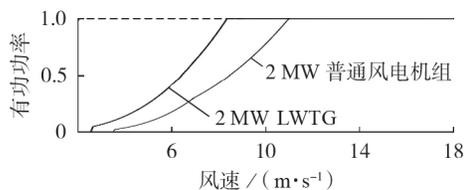


图1 LWTG与普通风电机组的风功率曲线

Fig.1 Wind power curves of LWTG and general wind turbine generator

1.2 虚拟惯量控制

同步发电机可以对系统的频率变化率 df/dt 做出快速响应,调节有功出力:

$$P = 2H\omega_r^* \frac{df}{dt} \quad (1)$$

其中, H 为惯性时间常数; ω_r^* 为发电机组转子转速标么值; f 为系统频率。

LWTG 虚拟惯量控制框图见图 2。图中,第一部分 P_{opt} 对应的是最大功率点跟踪 (MPPT) 输出的有功;第二部分是虚拟惯量控制(如虚线框所示),频率变化率与控制参数 K_{in} 相乘,在发生负荷扰动时产生额外有功 ΔP_{in} 帮助降低功率缺额,对系统频率变化率做出响应,减缓频率的变化。虚拟惯量控制参数 K_{in} 与风速 V_w 有关,即 $K_{in} = f(V_w)$ 。由图 2 可得,引入虚拟惯量后,DFIG 转子侧变流器输入的有功参考值变为:

$$P_{ref} = P_{opt} - K_{in} \frac{df}{dt} \quad (2)$$

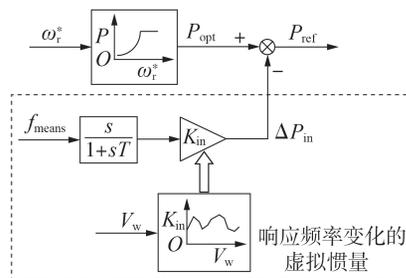


图2 LWTG 虚拟惯量控制框图

Fig.2 Virtual inertial control block diagram of LWTG

1.3 超速控制

DFIG 超速控制原理图如图 3 所示,图中 $P_{max} = 1.2$ p.u.。当风速小于 LWTG 额定风速 V_{rated} 时,正常情况下 LWTG 运行在最大风能追踪曲线上;在小于最大允许转速的前提下,转子转速随着风速的增大而增大,保证 LWTG 始终运行在最大风能利用系数 C_{pmax} 下,对应于图 3 中的曲线 ABC 。当给定减载率 d 时,超速控制转子转速偏离 MPPT 点,继续增大,运行在由超速点 A' 、 B' 构成的减载曲线上,LWTG 出力下降。当风速超过 V_{rated} 时,由于 LWTG 转子转速达到最大值,正常情况下 LWTG 通过变桨距实现转速恒定,随着风速增大,风电机组出力增大,对应于图 3 中的曲线 CD 。但在减载情况下,当风速小于额定风速的某一限值 V_{wlim} 时,LWTG 转子转速已经达到了最大值。此后,若风速继续增大,LWTG 将运行在曲线 $B'C'D'$ 上。

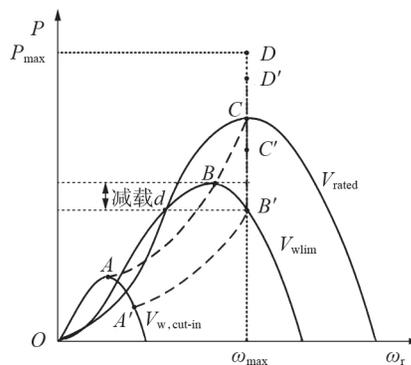


图3 DFIG 超速控制原理图

Fig.3 Over-speed control principle diagram of DFIG

因此,若给定减载率 d ,必然存在一个临界风速,当风速大于该临界风速时, d 的减载需求无法得到满足;若给定风速大于该临界风速,必然存在一个临界减载率,当所期望的减载率大于该临界减载率时,理论上是无法实现的。

假设给定减载率 d ,图 3 中曲线 BB' 对应临界风速 V_{wlim} ,则有:

$$\begin{cases} P_B = \frac{1}{2} \rho \pi R^2 V_w^3 C_{P_{\max}} \\ P_{B'} = \frac{1}{2} \rho \pi R^2 V_w^3 C_{P_{\text{del}}} \end{cases} \quad (3)$$

其中, R 为风轮半径; ρ 为空气密度; $C_{P_{\text{del}}}$ 为减载后的风能利用系数, 满足式(4)。

$$C_{P_{\text{del}}} = (1-d)C_{P_{\max}} \quad (4)$$

$C_{P_{\text{del}}}-\lambda$ 曲线如附录图 A1 所示, 其对应的叶尖速比 λ_{del} 满足:

$$\lambda_{\text{del}} > \lambda_{\text{opt}} \quad (5)$$

根据叶尖速比的定义(如式(6)所示), 可以得到临界风速 V_{wlim} 如式(7)所示。

$$\lambda = \frac{R\omega_r}{V_w} \quad (6)$$

$$V_{\text{wlim}} = \frac{R\omega_{\max}}{\lambda_{\text{del}}} = \frac{R\omega_{\max}}{F^{-1}(C_{P_{\text{del}}})} = \frac{R\omega_{\max}}{F^{-1}[(1-d)C_{P_{\max}}]} \quad (7)$$

其中, ω_{\max} 为 DFIG 转子转速最大值; F 为 $C_P-\lambda$ 的关系函数, F^{-1} 为其反函数。

随着风速增大超过 V_{wlim} , LWTG 的功率-转速曲线将向右上方移动, 点 B' 将趋向于点 B , 即 $C_{P_{\text{del}}}$ 将趋向于 $C_{P_{\max}}$ 。根据式(4)可知, 可实现的减载率 d 将逐渐减小并趋向于 0。

1.4 下垂控制

风电机组中加入下垂控制后, 能够使得转子转速跌落进一步加深, 从而给予足够的备用容量提供频率响应。并且其与虚拟惯量控制不同之处在于下垂控制不仅能够使得频率的动态偏差进一步减小, 而且能在一定程度上缩小频率的稳态偏差。虚拟惯量控制仅是一个阻尼频率快速变化、减小暂态频率偏差的暂态过程。当系统频率跌落或升高至极值点后, 虚拟惯量控制将不再起作用。

为进一步减小系统频率的动态偏差和稳态偏差, 有必要使得风电机组能够持续补偿额外的有功功率, 因此本文在 LWTG 中引入下垂控制。下垂控制使得风电机组能够模拟与柴油机参与一次调频类似的功率-频率关系。当频率跌落时, 风电机组增发的有功 ΔP 与频率偏差值 Δf 之间的关系为 $\Delta P = \Delta f / R_w$, 其中 R_w 为风电机组的调差系数。

在 LWTG 中加入虚拟惯量控制、超速控制和下垂控制后的协调控制框图如附录图 A2 所示。图中, K_d 为 LWTG 的功频静特性系数, 满足 $K_d = 1/R_w$; $f_{\text{ref}} = 50$ Hz。虚拟惯量控制、超速控制与下垂控制的协调配合能够减小系统频率的动态偏差, 在频率的稳态恢复阶段, 下垂控制能够显著减小系统频率的稳态偏差。

1.5 LWTG 参数选择

LWTG 具有大叶片的特点, 能够大幅提高风资

源利用率。但在低风速风况下, 其有功出力在满足微电网供需能量平衡的同时, 要能进一步地为负荷扰动下微电网的频率稳定提供支撑, 就对 LWTG 的选型提出了一定的要求。由于 DFIG 转子转速一般运行在 0.67~1.33 p.u. 之间^[10], 因此当风速很低导致转子转速低于 0.67 p.u. 时, 风电机组不能参与微电网调频。在虚拟惯量控制作用下, 系统频率跌落时风电机组转子转速下降, 部分学者为了防止转速下降得过低, 取最小转速 $\omega_{\min}^* = 0.67$ p.u., 当转子转速下降至低于 ω_{\min}^* 时, 风电机组不参与系统调频。因此, 根据式(6)可知, 必然存在一个对应于 ω_{\min}^* 的最小风速 V_{wmin} , 当风速低于 V_{wmin} 时, LWTG 无法参与系统调频。并且最小转速标幺值 ω_{\min}^* 与有名值之间的转换与风电机组参数有关, 因此本文推导出 V_{wmin} 与风电机组参数的关系式, 为选择具有较好调频效果的 LWTG 提供参考。

假设风电机组额定功率为 P_{rated} , 额定风速为 V_{rated} , 同步转速为 ω_s (单位为 r/min), 齿轮箱变比为 N , 转子转速最大值的标幺值 $\omega_{\max}^* = 1.2$ p.u., 则有:

$$\omega_{\max} = \frac{\omega_{\max}^* \times 2\pi\omega_s}{60} \quad (8)$$

$$V_{\text{rated}} = \frac{R\omega_{\max}}{N\lambda_{\text{opt}}} \quad (9)$$

$$P_{\text{rated}} = \frac{1}{2} \rho \pi R^2 V_{\text{rated}}^3 C_{P_{\max}} \quad (10)$$

联立式(8)~(10)可得:

$$\omega_s = \frac{31.498 N \lambda_{\text{opt}}}{\pi R} \sqrt[3]{\frac{P_{\text{rated}}}{\rho \pi R^2 C_{P_{\max}}}} \quad (11)$$

LWTG 最小转速的有名值为:

$$\omega_{\min} = \frac{\omega_{\min}^* \times 2\pi\omega_s}{60} \quad (12)$$

在超速控制的作用下, LWTG 运行在减载率为 d 的减载曲线上, 此时可求得 LWTG 最小转速对应的最小风速为:

$$V_{\text{wmin}} = \frac{R\omega_{\min}}{N\lambda_{\text{del}}} \quad (13)$$

将式(11)~(13)联立求解可得最小风速与风电机组参数的关系为:

$$V_{\text{wmin}} = \frac{0.7035 \lambda_{\text{opt}}}{\lambda_{\text{del}}} \sqrt[3]{\frac{P_{\text{rated}}}{\rho \pi R^2 C_{P_{\max}}}} \quad (14)$$

值得注意的是, 当减载率增大时, λ_{del} 增大, V_{wmin} 减小, 同时临界风速 V_{wlim} 也减小, 说明虚拟惯量与超速控制协调控制的作用区域向低风速区移动, 这也使得 LWTG 有了用武之地。

由于 λ_{del} 与风轮半径 R 之间存在复杂的耦合关系, 因此式(14)还无法为风电机组参数的确定提供明确的参考, 但考虑到式(5), 可得:

$$V_{wmin} < 0.7035 \sqrt[3]{\frac{P_{rated}}{\rho \pi R^2 C_{Pmax}}} \quad (15)$$

本文为了使得低风速风况下LWTG可以参与调频,设置 $V_{wmin}=5\text{ m/s}$ 。同时,取额定功率为2 MW、齿轮箱变比 $N=100$,并设置风能转换系数由式(16)进行评估。

$$\begin{cases} C_p = 0.22(116z - 0.4\beta - 5)e^{-12.5z} \\ z = \frac{1}{\lambda + 0.08\beta} - \frac{0.035}{1 + \beta^3} \end{cases} \quad (16)$$

其中, β 为桨距角。通过插值法求解可得 $C_{Pmax}=0.4382$, $\lambda_{opt}=6.325$ 。

根据式(15)可得 $R < 57.48\text{ m}$,因此本文取风轮半径 $R=57\text{ m}$,根据式(11)可得 $\omega_s = 795\text{ r/min}$ 。

2 基于DBN的LWTG参数优化

2.1 DBN模型

DBN由Hinton于2006年在文献[11]中提出。它是一种概率生成模型,通过训练其神经元间的权重,可以使整个神经网络按照最大概率来生成训练数据。DBN的基本组成单元为受限玻尔兹曼机RBM(Restricted Boltzmann Machine),其结构如附录图A3所示。1个RBM由1个可见层和1个隐层构成,同一层级各神经元之间无连接,且层间连接是双向的。

用 v_i 表示可见层第 i 个神经元的状态,用 h_j 表示隐层第 j 个神经元的状态,并假设可见层和隐层的所有神经元都为二值变量,即对 $\forall i, j$,有 $v_i, h_j \in \{0, 1\}$ 。

定义RBM的参数为:

$$\theta = [a_i, b_j, W_{ij}] \quad (17)$$

其中, a_i 为可见层第 i 个神经元的偏置值; b_j 为隐层第 j 个神经元的偏置值; W_{ij} 为可见层神经元 i 和隐层神经元 j 之间的连接权重。

训练RBM的目的是给定 M 个样本数据,在满足最大化每个样本重现概率的前提下,求出参数 θ 。因此,可以最大化RBM在样本集上的对数似然函数。由于同层神经元之间的条件独立性,有:

$$\theta^* = \arg \max_{\theta} \sum_{i=1}^M \log P(v_i | \theta) \quad (18)$$

由于上式求解困难,一般通过基于马尔科夫链蒙特卡罗策略的Gibbs采样[12]来近似拟合出RBM输入数据所满足的分布。2002年Hinton提出基于对比散度CD(Contrastive Divergence)的RBM快速学习算法[13],使得训练RBM时Gibbs采样只需迭代一步即可。一般DBN是由多个RBM堆叠而成,因此CD的提出使得DBN的深层结构能够得到快速有效的训练。Hinton提出的DBN训练方法主要分为2步,如附录图A4所示。

第一步是自下而上的预训练过程,将上一个RBM训练得到的隐层神经元的激活概率作为下一个RBM的输入,依此类推,直到训练完所有RBM,可以得到每个RBM的权值矩阵 W_1, W_2, \dots, W_k 。此步骤不需要用到数据标签,是一种无监督学习,并且由于每个RBM的训练只需要单个步骤就可以接近最大似然学习,因此显著减少了整个DBN的预训练时间。第二步是利用数据标签自上而下进行微调的过程,可以设置DBN的顶层为BP网络,在反向网络权值微调的过程中,BP算法只需要对权值参数空间进行局部搜索,这比前向BP算法的效率更高。因此,整个DBN的训练过程可以看作对一个深层BP网络权值参数的初始化,不仅使DBN克服了BP网络因随机初始化权值参数而容易陷入局部最优的缺点,而且大幅缩短了训练时间。

2.2 基于DBN的参数优化思路

借鉴文献[14-15]中利用DBN进行电力负荷预测的思想,本文将DBN用于预测不同风速、不同控制参数、不同减载率下系统的动态频率偏差、LWTG有功出力跌落值、转子转速恢复时间、转子转速最小值,从而得到不同风速下最优的控制参数与减载率。根据上文分析,对于某一给定减载率 d ,当风速落在区间 $[V_{wmin}, V_{wlim}]$ 内时才能实现。为了显著区分不同减载率的影响,设置 d 为1%、3%、5%、7%、9%、11%,根据式(7)和式(14),得到对应的 V_{wmin}, V_{wlim} 见表1。

表1 不同减载率对应的 V_{wmin} 与 V_{wlim}

Table 1 Values of V_{wmin} and V_{wlim} corresponding to different load shedding ratios

$d/\%$	$V_{wmin}/(\text{m}\cdot\text{s}^{-1})$	$V_{wlim}/(\text{m}\cdot\text{s}^{-1})$	$d/\%$	$V_{wmin}/(\text{m}\cdot\text{s}^{-1})$	$V_{wlim}/(\text{m}\cdot\text{s}^{-1})$
1	4.68	8.38	7	4.18	7.48
3	4.45	7.69	9	4.08	7.30
5	4.30	7.69	11	3.99	7.14

当风速低于 V_{wmin} 时,LWTG无法参与调频,此时 d, K_{in} 和 K_d 均为0;当风速高于 V_{wlim} 时,无法满足 d 的减载需求,为了避免桨距角频繁动作,只采用虚拟惯量控制和下垂控制,即 $d=0$ 。不同风速下 K_{in}, K_d, d 的取值可以采用如表2所示的区间范围。当微电网

表2 不同风速下减载率与控制参数的取值范围

Table 2 Range of load shedding ratio and control parameters under different wind speeds

$V_w/(\text{m}\cdot\text{s}^{-1})$	$d/\%$	K_d	K_{in}
3	0	0	0
4	11	[0, 50]	[0, 50]
5	[1, 11]	[0, 50]	[0, 50]
6	[1, 11]	[0, 50]	[0, 50]
7	[1, 11]	[0, 50]	[0, 50]
8	1	[0, 50]	[0, 50]
9	0	[0, 50]	[0, 50]

运行在表2中4种参数的不同组合情况下时,本文试图得到不同风速下的最优 K_{in} 、 K_d 、 d ,但为了使得优化结果较接近全局最优解,应该包括尽可能多的组合情况。同时本文采用DBN,选择一部分情况作为训练集,从而能够避免在多种情况下进行逐次仿真,大幅缩短优化时间。

由表2可知,4个参数的不同组合共有54 622种,本文随机选取2000种组合进行仿真,将所得结果作为DBN的训练样本,通过DBN进行预测得到其他52 622种组合情况下的动态频率偏差 Δf 、LWTG有功出力跌落值 ΔP 、转子转速恢复时间 Δt_ω ,从而得到不同风速下的最优控制参数与减载率。

为了获得更显著的动态频率优化效果,本文在目标函数中赋予 Δf 更大的权重,目标函数如下:

$$\min \sum (0.8 \Delta f + 0.1 \Delta P + 0.1 \Delta t_\omega) = F(d, K_{in}, K_d) \quad (19)$$

约束条件为:

$$\begin{cases} \omega_{\min} \geq 0.67 \text{ p.u.} \\ V_{w\min} \leq V_w \leq V_{w\lim} \end{cases} \quad (20)$$

3 算例仿真

本文在DigSILENT/PowerFactory中搭建了如附录图A5所示的微电网系统。图中,柴油机为平衡节点,额定功率为16 MW,功率因数为0.8;光伏按恒功率模式运行,假设输出功率始终为2 MW;3台LWTG每台额定功率为2 MW,当风速在区间 $[V_{w\min}, V_{w\lim}]$ 内时LWTG按 d 减载曲线运行,否则按最大风能追踪模式运行。

3.1 基于DBN的参数优化结果

本文设置DBN的结构为4-50-20-10-4,采用附录图A6所示方法训练DBN并获得优化参数。

同时,本文将相同的训练样本用以训练BP神经网络,训练完成后神经网络的输出与实际输出的差值即为训练误差,附录图A7为BP神经网络与DBN的训练误差对比,横坐标表示2000组训练数据的编号。

由附录图A7可知,在 Δf 、 ΔP 、 ω_{\min} 、 Δt_ω 这4个指标的训练误差方面,DBN的表现都远优于BP神经网络。本文利用DBN在大数据回归预测上的优越性,最终得到LWTG在不同风速下的最优控制参数与减载率的取值,如图4所示。

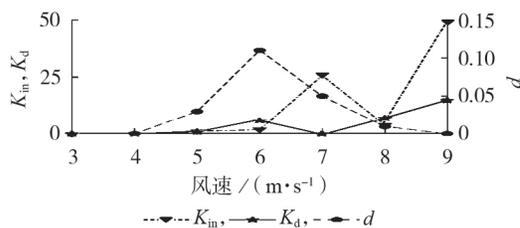
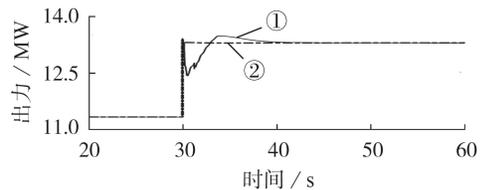


图4 DBN优化后的控制参数与减载率

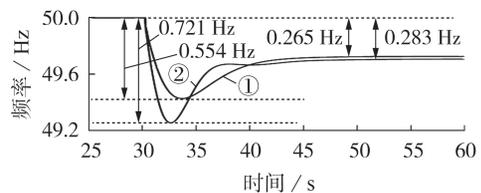
Fig.4 Control parameters and load shedding ratio optimized by DBN

3.2 参数优化后的调频效果分析

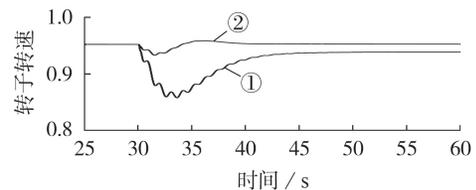
一方面,为了验证LWTG中引入的有功控制模块能够有效分担柴油机的调频压力,本文首先在6 m/s定风速下,设置30 s时投入2 MW临时负荷,观察柴油机出力,如图5(a)所示。另一方面,为了验证图4所示DBN优化后的参数能否实现较理想的调频效果,观察微电网频率变化与LWTG有功出力的变化,并与采用BP神经网络优化参数时的效果进行对比,如图5(b)~(d)所示。图中LWTG转子转速为标么值。由于减载率较大时,LWTG的运行点更加远离MPPT点,转速更大,必然能够获得更好的调频效果,会掩盖另外2个控制参数 K_{in} 、 K_d 在调频过程中的作用。为保证对比的科学性,图5(b)~(d)中设置DBN与BP优化参数这2种情况下的减载率均固定为7%。



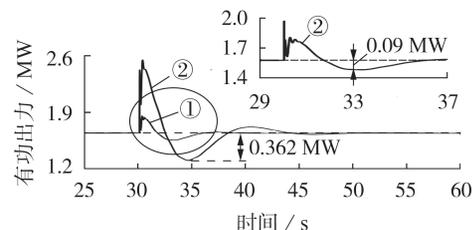
① LWTG 参与调频,② LWTG 不参与调频
(a) 柴油机有功出力变化曲线



① DBN 优化参数,② BP 优化参数
(b) 微电网的频率变化曲线



① DBN 优化参数,② BP 优化参数
(c) LWTG 转子转速的变化曲线



① DBN 优化参数,② BP 优化参数
(d) LWTG 有功出力的变化曲线

图5 6 m/s定风速下的调频效果对比

Fig.5 Comparison of frequency control effect at 6 m/s steady wind speed

若LWTG不参与微电网调频,则当微电网投入

临时负荷时,调频任务主要由柴油机组承担,如图5(a)所示。当LWTG参与调频时,调频任务由LWTG和柴油机共同承担,LWTG提供的有功支撑有效减少了柴油机所承担的出力压力。

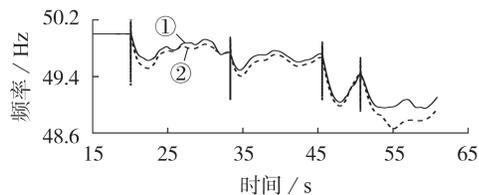
由图5(b)可以看出,DBN优化参数下动态频率跌落值为0.554 Hz,比BP优化参数下的0.721 Hz小,这是因为相同减载率下,采用DBN优化得到的虚拟惯量控制、下垂控制的控制参数取值更优,三者频率的暂态跌落过程中进行了有效的协调控制;BP优化参数下稳态频率跌落值为0.283 Hz,DBN优化参数下稳态频率跌落值为0.265 Hz。可以看出使用DBN优化参数能够有效减小频率的稳态跌落值,这是因为下垂控制的控制参数得到了更好的优化,能够在变风速下快速调整LWTG的有功出力,额外的有功出力使得系统恢复稳态后的静态频率值更接近于50 Hz。在动态频率跌落值方面,显然使用DBN优化得到的控制参数时频率跌落得更小;在稳态频率跌落值方面,同样是使用DBN优化得到的控制参数和减载率时其值更小,并且系统恢复稳态后的静态频率值更接近于50 Hz。

由图5(c)可以看出,DBN优化参数下LWTG转子转速下降了约0.095 p.u.,转速跌落得更深,释放了更多转子储存的动能转化为LWTG有功出力来提供频率响应。同时与BP优化参数下的转速变化情况相比,转速的恢复时间近似相同。由图5(d)可以看出,BP优化参数下LWTG的有功跌落值达到了0.362 MW,而DBN优化参数下的LWTG的有功跌落值仅为0.09 MW。显然,DBN能够克服BP网络容易陷入局部最优的缺点,并且能够深度学习数学特征,从而在回归预测方面达到更好的效果。

随后本文计及了低风速的波动性,观察变风速下DBN优化参数的效果。设置风速如附录图A8所示实时变化,且平均风速为5.9 m/s,属于低风速风况。

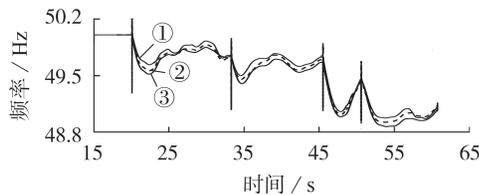
分别在20、33、45、50 s时投入1.5 MW的临时负荷,对应的风速分别为5、6、8、7 m/s。为了避免频率下降过大导致系统崩溃,将10 kV母线所接固定负荷减小为12 MW。微电网频率变化情况如图6所示。

图6(a)中,DBN同样与BP神经网络优化所得参数进行对比,观察2种优化方式下的微电网频率。可见,在5~8 m/s的低风速下,每次发生负荷扰动时,DBN优化参数下的动态频率跌落值都更小。并且随着负荷加重,在50 s时BP优化参数下的频率跌落值非常大,不利于微电网的频率稳定。图6(b)中,一方面设置了LWTG按7%固定减载率运行,其控制参数 K_m 、 K_d 仍然采用DBN优化后的参数;另一方面设置不加入频率控制,LWTG按MPPT运行。可见,



① DBN 优化参数,② BP 优化参数

(a) DBN与BP优化参数下微电网的频率变化曲线



① 变减载率,② 7%固定减载率,③ 未加入控制

(b) 变减载率、固定减载率情况下微电网的频率变化曲线

图6 变风速时不同调频参数下的调频效果对比

Fig.6 Comparison of frequency control effects with different control parameters under variable wind speed

LWTG按固定减载率运行时,频率跌落值虽然比未加入控制时有所减少,但与DBN优化后的变减载率运行方式相比,显然后者控制效果更佳。

4 结论

本文探究了微电网中低风速分散式风电参与的频率控制优化方法。首先通过分析LWTG最小转速限制以及超速控制存在的“盲区”问题,提出了一种LWTG的参数选择方法,使其能够在低风速风况下参与微电网调频。另外,本文设置LWTG变减载率运行,并利用DBN来优化不同风速下的减载率以及虚拟惯量、超速控制的控制参数。结果表明,LWTG变减载率运行比固定减载率运行的调频效果更好,并且深度学习能够克服传统BP神经网络易陷入局部最优的缺点,所得优化参数相比于BP网络优化参数更有益于微电网的频率控制。

本文所提的LWTG控制优化方案能有效应对独立微电网的频率调整,后续工作将围绕多微电网、多风电机组间基于智能算法的功率分配与参数的协调优化问题展开,进一步完善LWTG的控制以应对频率波动。

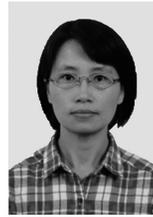
附录见本刊网络版(<http://www.epae.cn>)。

参考文献:

- [1] 秦海岩. 多措并举扫清障碍 分散式风电迎来春天——《分散式风电项目开发建设暂行管理办法》解读[J]. 中国电力企业管理,2018(13):46-48.
- [2] KEUNG P K,LI P,BANAKAR H. Kinetic energy of wind-turbine generators for system frequency support[J]. IEEE Transactions on Power Systems,2009,24(1):279-287.
- [3] ARANI M F M,EL-SAADANY E F. Implementing virtual inertia in DFIG-based wind power generation[J]. IEEE Tran-

- sactions on Power Systems, 2013, 28(2):1373-1384.
- [4] KAYIKCI M, MILANOVIĆ J V. Dynamic contribution of doubly-based wind plants to system frequency disturbances[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2009, 24(22):859-867.
- [5] 张昭遂, 孙元章, 李国杰, 等. 超速与变桨协调的双馈风电机组频率控制[J]. 电力系统自动化, 2011, 35(17):20-25.
ZHANG Zhaosui, SUN Yuanchang, LI Guojie, et al. Frequency regulation by doubly fed induction generator wind turbines based on coordinated over-speed control and pitch control[J]. Automation of Electric Power Systems, 2011, 35(17):20-25.
- [6] 赵琪. 双馈风电机组减载能力分析及其一次调频协调控制研究[D]. 西安:西安理工大学, 2017.
ZHAO Qi. Analysis of de-loading capacity and research on coordinated control of primary frequency of doubly-fed wind turbine[D]. Xi'an: Xi'an University of Technology, 2017.
- [7] 边晓燕, 姜莹, 赵耀, 等. 高渗透率可再生能源微电网的风柴荷协调调频策略[J]. 电力系统自动化, 2018, 42(15):102-109.
BIAN Xiaoyan, JIANG Ying, ZHAO Yao, et al. Coordinated frequency regulation strategy of wind, diesel and load for microgrid with high-penetration renewable energy[J]. Automation of Electric Power Systems, 2018, 42(15):102-109.
- [8] 杨文韬, 耿华, 肖帅, 等. 大型风电机组的比例-积分-谐振独立变桨距控制策略[J]. 电力自动化设备, 2017, 37(1):87-92.
YANG Wentao, GENG Hua, XIAO Shuai, et al. PI-R individual pitch control for large-scale wind turbine[J]. Electric Power Automation Equipment, 2017, 37(1):87-92.
- [9] 黄伟, 陈炜, 吴军, 等. 基于功率平衡控制原理的双馈风电机组辅助调频方法[J]. 电力自动化设备, 2019, 39(1):66-72.
HUANG Wei, CHEN Wei, WU Jun, et al. Auxiliary frequency modulation method of DFIG-based wind turbine based on principle of power balance control[J]. Electric Power Automation Equipment, 2019, 39(1):66-72.
- [10] WANG Y, DELILLE G, BAYEM H, et al. High wind power penetration in isolated power systems-assessment of wind inertial and primary frequency responses[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2013, 28(3):2412-2420.
- [11] HINTON G E, SALAKHUTDINOV R R. Supporting online material for reducing the dimensionality of data with neural networks[J]. Science, 2006, 313(5786):504-507.
- [12] LIU J S. Monte Carlo strategies in scientific computing[M]. New York, USA: Springer, 2001:129-151.
- [13] HINTON G E. Training products of experts by minimizing contrastive divergence[M]. New York, USA: MIT Press, 2002:3-5.
- [14] 孔祥玉, 郑锋, 鄂志君, 等. 基于深度信念网络的短期负荷预测方法[J]. 电力系统自动化, 2018, 42(5):133-139.
KONG Xiangyu, ZHEN Feng, E Zhijun, et al. Short-term load forecasting based on deep belief network[J]. Automation of Electric Power Systems, 2018, 42(5):133-139.
- [15] QIU X, ZHANG L, REN Y, et al. Ensemble deep learning for regression and time series forecasting[C]//2014 IEEE Symposium on Computational Intelligence in Ensemble Learning. Orlando, Florida, USA: IEEE, 2014:1-6.

作者简介:



边晓燕

边晓燕(1976—),女,上海人,教授,博士,主要研究方向为新能源并网、电力系统稳定与控制、柔性交流输电系统(E-mail: kuliz@163.com);

印良云(1995—),男,江苏连云港人,硕士研究生,主要研究方向为新能源并网的有功无功控制优化(E-mail: 15221085889@163.com);

赵健(1990—),男,浙江绍兴人,副教授,博士,通信作者,研究方向为配电网复杂建模理论、优化运行管理、物联代理技术(E-mail: zhaojiannee@foxmail.com)。

(编辑 李玮)

Frequency optimization control of microgrid with LWTGs based on deep belief network

BIAN Xiaoyan¹, YIN Liangyun¹, DING Yang², ZHAO Jian¹, ZHOU Qibin³, LI Dongdong¹

(1. College of Electric Power Engineering, Shanghai University of Electric Power, Shanghai 200090, China;

2. State Grid Shanghai Maintenance Company, Shanghai 200122, China;

3. School of Mechatronic Engineering and Automation, Shanghai University, Shanghai 200444, China)

Abstract: The access of low-wind-speed dispersed wind farms into microgrid makes it possible that the low-wind-speed wind resources supply power for load. However, the frequency stability of microgrid has been challenged due to the low inertia characteristic of LWTGs (Low-wind-speed Wind Turbine Generators). In order to explore how LWTGs can effectively participate in suppressing the frequency fluctuation of microgrid, the virtual inertia control, over-speed control and droop control are introduced into LWTGs. In view of the limitation of minimum rotor speed for wind turbines, the appropriate parameters of LWTGs are determined by theoretical analysis. For the blind zone problem of over-speed control, the de-loading ratio, along with the control parameters of virtual inertia control and droop control under different wind speeds are all optimized with deep belief network. It is verified that the optimized parameters can effectively reduce the dynamic frequency drop of microgrid caused by load fluctuation under low-wind-speed condition, and obtain better frequency regulation effects.

Key words: microgrid; low-wind-speed; deep belief network; frequency regulation; over-speed control; wind turbine generators

附录

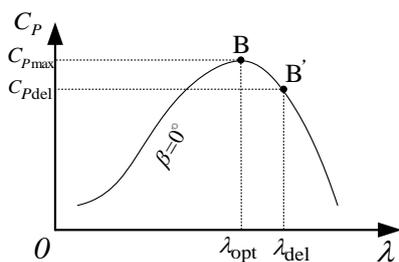


图 A1 $C_p - \lambda$ 曲线

Fig.A1 Curve of $C_p - \lambda$

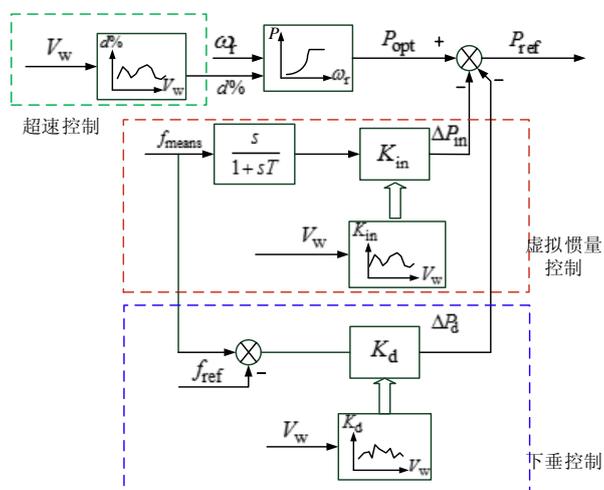


图 A2 LWTG 频率控制模块

Fig.A2 Frequency control blocks of LWTG

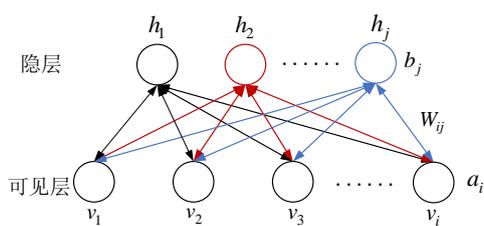


图 A3 RBM 的结构

Fig.A3 Structure of RBM

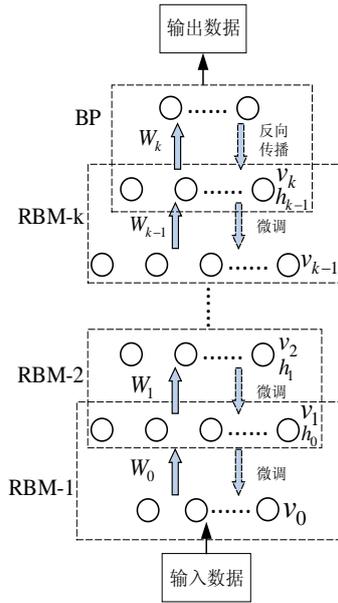


图 A4 DBN 的结构

Fig.A4 Structure of DBN

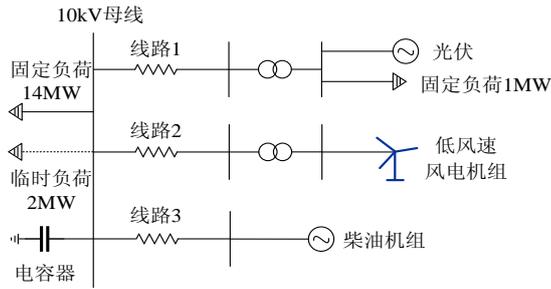


图 A5 微电网结构图

Fig.A5 Structure diagram of microgrid

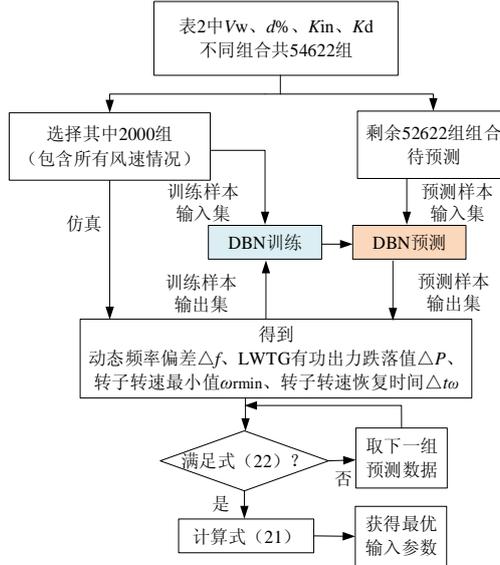
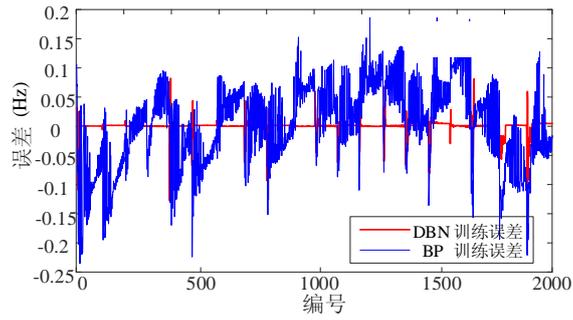
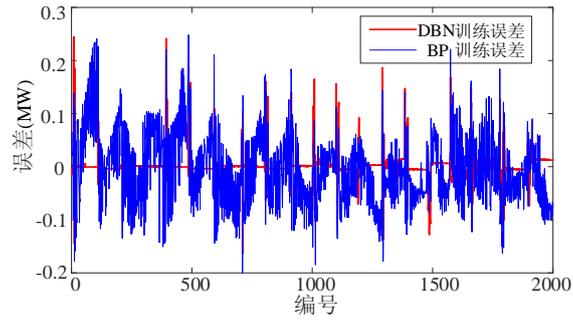


图 A6 DBN 参数优化流程图

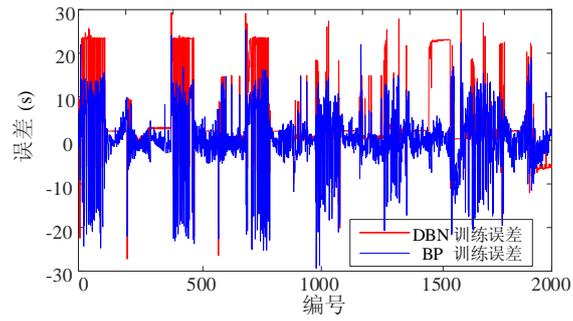
Fig.A6 Flowchart of parameter optimization by DBN



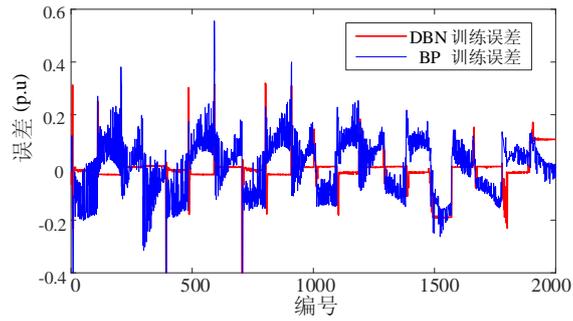
(a)动态频率偏差的预测误差对比



(b)LWTG 有功跌落值的预测误差对比



(c)转子转速恢复时间的预测误差对比



(d)转子转速最小值的预测误差对比

图 A7 DBN 与 BP 神经网络的输出变量预测误差对比

Fig.A7 Comparison of prediction error of output variables between DBN and BP neural network

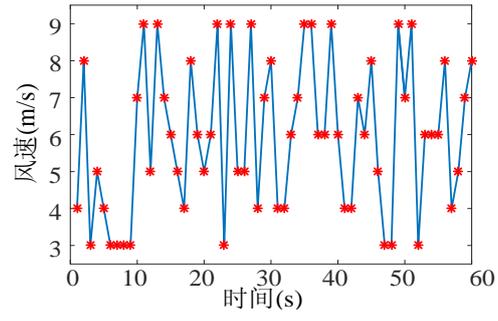


图 A8 低风速风况

Fig.A8 Curve of low wind speed