

文章编号:1671-6833(2019)05-0031-07

蓄电池储能运行控制对有源配电网影响研究

李 雪, 宋彦龙

(上海大学 机电工程与自动化学院, 上海 200072)

摘 要: 针对分布式发电及大量接入电动汽车对有源配电网功率和电压质量影响日益严峻的问题, 首先从储能容量及功率、日负荷曲线特性和单位时间角度分析了影响区间控制的因素, 提出了一种改进区间控制的储能出力模型来解决蓄电池储能电站一个周期内多次充放电问题; 进一步, 基于随机变量相关性的点估计概率潮流算法以分析分布式发电、电动汽车及储能电站接入配电网对电压水平的影响; 最后, 针对含蓄电池储能电站的改进 IEEE-33 节点有源配电网系统进行仿真分析, 实验结果验证了接入储能电站可以有效地降低系统功率及电压波动。

关键词: 蓄电池储能电站; 区间控制; 相关性; 概率潮流; 点估计

中图分类号: TM74

文献标志码: A

doi: 10.13705/j.issn.1671-6833.2019.05.015

0 引言

传统配电网开环运行导致线路末端电压普遍较低, 而且负荷在峰谷时段差异大导致通过母线的功率也具有较大的峰谷差。随着风电、光伏等分布式发电单元接入配电网, 使得配电网母线功率的峰谷差问题更加严重, 快速普及的电动汽车 (electric vehicle, EV) 也逐渐渗透到配电网, 这加剧了配电网的电压不稳定和波动。蓄电池储能电站 (battery energy storage station, BESS) 由于具有能量存储和快速响应的特性, 可以在负荷侧对电网的峰谷负荷及分布式发电的出力进行调节, 不但能够削峰填谷, 而且还可有效调节节点电压以降低电压波动、提高电压质量。

配电网各节点的负荷及分布式发电的出力均存在较大的波动性和不确定性, 若仅根据典型日负荷曲线和风速曲线固定储能的充放电时段和功率, 将导致储能容量不能够充分利用, 无法达到预期的削峰填谷效果。为充分发挥储能对负荷的调节作用, 亟需制定合适的储能出力控制策略。文献[1]提出了一种基于负荷预测的分时段匹配区间控制策略以平抑母线的功率波动, 并对负荷预测与实际负荷的偏差进行处理。为了应对风电出力波动, 文献[2]提出了一种可变的分时段蓄电池

储能充放电控制策略, 以提高调控精度并延长储能寿命。文献[3]提出了一种改进的风储系统定容及控制策略以平抑风电出力。文献[4]提出了分布式储能与电压动态补偿器联合补偿的控制模型, 对电压暂降进行补偿。储能控制策略确定后, 可以根据实际负荷数据得出各时段的充放电功率, 然后利用概率潮流进一步分析储能电站的接入对配电网的影响。

概率潮流^[5-6] (probabilistic load flow, PLF) 通常可采用蒙特卡罗模拟法 (monte carlo simulation, MCS) 和点估计法 (point estimate method, PEM)。MCS 算法精度高但计算量大, 常被用作评价其他算法的标准; PEM 计算量小但要求输入的随机变量间相互独立。文献[7]针对输入变量概率密度函数未知的情况, 提出了一种基于 PEM 和 Gram Charlie 展开的 PLF 实用算法。文献[8]考虑风速与负荷的相关性, 采用 PEM 方法进行计算, 并对线路容量的越限风险进行评估。文献[9]基于随机变量向量空间变换的点估计概率潮流计算方法, 分析了 3 种电动汽车充放电策略对有源配电网电压的影响。上述研究均未考虑储能的接入及储能与其他变量的相关性对配电网的影响。

笔者针对分布式发电及电动汽车接入配电网影响母线功率及电压质量的问题, 首先针对一个

收稿日期: 2018-11-17; 修订日期: 2019-01-21

基金项目: 国家自然科学基金资助项目 (61773253)

作者简介: 李雪 (1979—), 女, 河南平顶山人, 上海大学副教授, 博士, 主要从事电力系统优化与控制以及智能电网应用研究, E-mail: lixue@shu.edu.cn.

储能运行周期(一般设为一天)内会存在多个充放电时段的情况,提出一种改进的区间控制储能出力模型,然后考虑风速、负荷及储能出力的相关性,运用 Nataf 变换,结合初等变换,将随机变量从相关非正态空间转换到独立正态空间,进而建立了概率潮流模型并采用 $2m+1$ 点估计法求解,最后分析了接入储能电站能够有效降低系统功率及电压的波动。

1 储能出力模型

针对储能出力的随机性,首先描述储能的区间控制策略,分析影响区间控制的因素,然后针对多峰谷的日负荷曲线提出改进区间控制模型及计算方法,进而建立各时段储能出力的概率模型。

1.1 储能控制方法

1.1.1 储能的区间控制策略

区间控制策略^[1]是根据预设的负荷区间来确定蓄电池储能电站不同时刻的工作状态:当负荷值处于区间内时,储能电站不工作;当负荷值高于区间上限时,储能电站向外放电,近似等效为分布式电源;当负荷值低于区间下限时,储能电站充电,可近似为负荷。该控制策略可以根据不同的日负荷曲线、储能容量及最大充放电功率得到不同的控制区间,进而得到各时段储能的充放电功率,最大限度地利用储能容量使负荷的峰谷差最小,这样既能保证储能电站起到削峰填谷的作用,又能避免频繁切换储能运行状态影响蓄电池寿命。文献[1]的区间控制策略仅考虑一个周期内存在单个充放电时间段(当储能电站连续多时刻处于充电状态或不工作状态时定义为一个充电时间段,放电时间段定义类似)的情况,由于区间上下限与储能容量和负荷曲线特性相关,当储能容量充足且负荷曲线在周期内的峰谷波动较为频繁时,必然出现一个周期内多次充放电的情况。

以《青海电网负荷分析与预测》中青海电网春季典型日负荷特性曲线为例,首先分析多个充放电时段对区间控制的影响,如图 1 所示,其中虚线为区间的上下限。根据预设区间及区间控制规则,BESS 于 1:00~5:00、16:00 及 24:00 处于充电状态,7:00、18:00~22:00 处于放电状态,其余时段不工作。在一个周期内存在 3 个充电时段和 2 个放电时段,若采用只考虑单个充放电时段的区间控制方法,会降低预设区间的可靠性,使充放电量比例失衡,从而影响储能电

站削峰填谷效果,因此,接下来分析影响区间控制的因素。

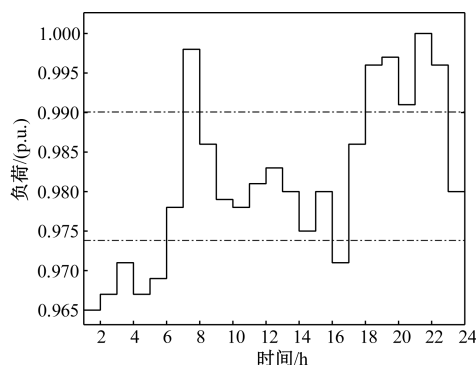


图 1 区间控制示意图

Fig.1 Diagram of interval controlling

1.1.2 影响区间控制的因素分析

区间控制下各时刻储能电站的工作模式、充放电功率均由区间上限 P_{d1} 和下限 P_{d2} 与原负荷的大小关系决定,而区间上下限值的确定则与储能电站容量、最大充放电功率、日负荷曲线特性以及单位时间长短相关。

(1) 储能容量及功率. BESS 的运行需满足容量及功率约束,任一时刻的 BESS 电量要处于防过充/过放区间内,且单位时间充放电功率也要小于 BESS 最大充放电功率,即

$$\begin{cases} \mu S_{\max} \leq S_i \leq \lambda S_{\max} \\ |P_i| \leq P_{\max} \end{cases}, \quad (1)$$

式中: λ 和 μ 分别为 BESS 防过充和过放的可靠系数; S_{\max} 和 P_{\max} 分别为 BESS 的最大容量和最大充放电功率。

当 BESS 的 S_{\max} 和 P_{\max} 增大时,单位时间内可充电或放电的功率增大,在负荷谷(峰)期可连续多时刻进行充(放)电工作,使得区间上下限的差值随之减小。当 S_{\max} 和 P_{\max} 足够大时,区间上下限差值接近零,即变为定边际负荷控制^[1]。

(2) 日负荷曲线特性. 在 BESS 参数相同的情况下,不同的日负荷曲线会得到不同的控制区间。日负荷曲线的峰谷差、峰谷出现时段等因素均会影响控制区间的确定。此外, BESS 的运行不仅要考虑容量和功率最大值的约束,还要考虑周期内充放电平衡问题以及充放电行为在时间上的约束(放电量需来自先前时刻的充电行为),因此日负荷曲线的峰谷期在周期内交替出现的次数同样会影响控制区间的确定,这也是笔者要着重解决的问题。

(3) 单位时间 Δt . 若 BESS 的工作周期为 24

h,将其均分为 n 个时段,BESS 工作的单位时间为 Δt ,则各充放电时段的充放电量可表示为:

$$\begin{cases} S_{C_i} = \sum_{t_{si}}^{t_{ei}} |P_{d2} - P_c| \cdot \Delta t, \\ S_{D_j} = \sum_{t_{sj}}^{t_{ej}} |P_D - P_{d1}| \cdot \Delta t, \end{cases} \quad (2)$$

其中, P_c 和 P_D 分别为日负荷曲线中低于区间下限和高于区间上限的负荷值; t_{si} 和 t_{ei} 分别为各充放电时段开始和结束时刻。

当日负荷曲线各时刻的自相关性较强时(临近时刻的负荷值波动较小), Δt 的取值对区间值的影响较小。

1.2 改进区间控制模型及求取方法

1.2.1 改进的区间控制模型

针对日负荷曲线在单个周期存在多个充放电时段的问题,不仅要考虑每个时段的储能容量约束,还要考虑每个充放电循环后的充放电平衡约束,为此提出以下改进的区间控制模型:

$$\begin{cases} S_{C_i} + S_{R_{i-1}} \leq \lambda S_{\max}, & 1 \leq i \leq N, \\ S_{D_i} \leq (1 - \mu) \eta S_{\max}, & 1 \leq i \leq M, \end{cases} \quad (3)$$

$$\begin{cases} S_{R_{i-1}} \geq 0, & 1 < i \leq M \\ \eta \sum_{i=1}^M S_{C_i} = \sum_{i=1}^M S_{D_i} \end{cases}, \quad (4)$$

$$S_{R_{i-1}} = \sum_{i=1}^{i-1} S_{C_{i-1}} - \sum_{i=1}^{i-1} S_{D_{i-1}} / \eta, \quad (5)$$

式中: S_{C_i} 为第 i 个充电时段的总充电量; S_{D_i} 为第 i 个放电时段的总放电量; $S_{R_{i-1}}$ 表示先前时段总充电量与总放电量的差值,即当前时刻的剩余电量; η 为能量转换效率; N 和 M 分别为充、放电时段的个数。根据上述定义及日负荷曲线的特性分析可知,充电时段会优先出现且充放电时段交替出现,故充电时段个数 N 和放电时段个数 M 的关系为 $N = M$ 或 $N = M + 1$ 。

式(3)和(4)分别为容量和充放电平衡约束。式(3)中第一式表示任一时段的总充电量与剩余电量之和需满足储能电站的防过充约束;第二式表示任一时段的总放电量需满足储能电站的防过放约束。式(4)中第一式表示各时段的充电量与剩余电量之和需满足下一时段的放电需求;第二式表示周期内的总充电量和放电量需保持均衡,即经过一个运行周期后的储能电量需保持在工作前的初始电量,保证储能电站在下一个周期正常工作。

1.2.2 区间求取方法

储能电站充放电的时段及不同时刻的充放电

量均由预设区间决定,区间上限 P_{d1} 和下限 P_{d2} 可由以下迭代方法求取,具体迭代过程为:根据日负荷曲线求得日平均负荷值 P_d ,以 P_d 为中心,令 $P_{d1} = P_d + \Delta P$ 、 $P_{d2} = P_d - \Delta P$ 作为区间的上下限初值。

迭代过程可分为两部分。①满足储能容量约束。首先判断每一个充电时段的容量与剩余电量之和是否满足约束(式(3)中第一式),若不满足,则说明充电容量过大,令区间下限 P_{d2} 下移 ΔP 重新进行迭代校验,然后判断各放电时段的容量是否满足限值(式(3)中第二式),若不满足,则说明放电容量过大,令区间上限 P_{d1} 上移 ΔP 重新进行迭代校验,当式(3)的两个条件均满足时,取该时刻的区间上下限值进行下一轮的迭代。②满足充放电平衡约束。首先定义一个周期内总充电量和总放电量的差值为 k ,判断 k 的绝对值是否小于预设值 ε ,若不满足,则进一步判断 k 的正负, $k > 0$ 说明充电量大于放电量,由于上一步迭代令区间满足了容量约束,因此选择减少充电量,即 $P_{d2} = P_d - \Delta P$;若 $k < 0$ 说明放电量大于充电量,为满足容量约束选择减少放电量,即 $P_{d1} = P_d + \Delta P$,用修正的上下区间进行下一次迭代。除此之外,还需判断每个充电时段的充电量及上个时段的剩余电量之和是否满足下一放电时段的放电量(式(4)第一式),若不满足,则需要减少放电量,即 $P_{d1} = P_d + \Delta P$,当上述两个条件均满足时,迭代完成,此时的 P_{d1} 、 P_{d2} 即为区间的上、下限值。

1.2.3 改进区间控制策略的性能分析

经过上述迭代得到区间控制的上下限值后,根据初始负荷与区间上下限值的关系,计算出储能电站各时刻的工作模式以及充放电功率,区间控制的优化效果如图2所示。

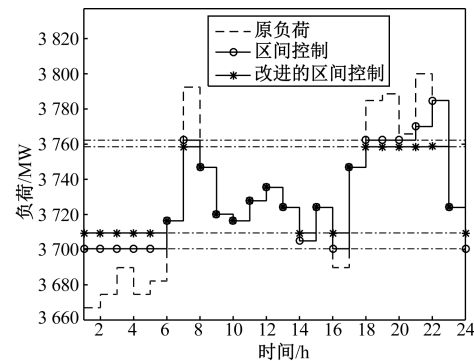


图2 区间控制优化效果

Fig.2 Results of interval controlling

从图2中可以看出,采用区间控制方式可以

根据储能电站的实际容量及日负荷曲线灵活地制定充放电工作模式,通过在负荷低谷期充电、高峰期放电将日负荷曲线控制在一个预设的区间内,从而实现削峰填谷.从图 2 对比文献[1]区间控制和本文改进区间控制的优化效果可知,文献[1]由于仅考虑单个充放电时段,采用一个周期内充/放电电量之和作为第一次迭代的约束条件,而实际情况下充放电工作模式交替出现,使得储能电站每次充电时段后的电量不断被消耗,各时刻的实际容量并没有越过容量上限,笔者改进后区间控制的预设区间更小,这是因为充分利用了储能电站的容量.同时,任意时刻的放电电量需在先前时段进行充电,而文献[1]默认一个周期内仅存在一个充放电循环,未考虑多个充放电时段的先后关系,导致 21:00~22:00 的剩余电量不足,储能电站无法放电,影响了实际的削峰填谷效果.

从图 2 中可以看出,在求得储能的控制区间后,BESS 各时段的工作模式及出力大小可由区间上下限值与原负荷的大小关系求得,假设各时段的储能出力均服从正态分布,即可得出各时段储能出力的概率分布.

为了更好地利用风能,平抑风电引起的负荷波动,需要加设消纳风电出力的储能电站.然而,与配电网的负荷相比,风速的波动性和不可预测性更大,因此不能采用基于预测数据的区间控制方法.可以通过比较日平均负荷曲线与风力发电的日平均出力曲线得出风储设备的充放电时段及功率.

2 EV、风速及负荷的概率模型

根据文献[10],电动汽车开始充电时刻服从正态分布,而日行驶里程服从对数正态分布.假设车主最后一次出行结束后便开始为电动汽车充电,且充电功率恒定.

考虑分布式发电和负荷的随机性,风速的概率分布采用两参数 Weibull 分布进行拟合^[11],且风机出力与风速满足三段式的线性关系^[12],即

$$P_w(v) = \begin{cases} 0, & v < v_{in}, v > v_{out} \\ \frac{v - v_{in}}{v_N - v_{in}} P_{w_N}, & v_{in} \leq v \leq v_N \\ P_N, & v_N \leq v \leq v_{out} \end{cases}, \quad (6)$$

其中, v_N 为额定风速; P_{w_N} 为风机额定功率; v_{in} 为

切入风速; v_{out} 为切出风速.

根据统计配电网节点负荷通常服从正态分布^[13].确定 EV、风速、负荷及储能出力的概率模型后,可通过概率潮流进一步分析接入储能对配电网系统的影响.运用 2m+1 点估计法计算时,要求输入的随机变量间相互独立,有源配电网中不同风机的风速、系统各节点负荷间均存在一定的相关性.储能电站各时段的工作方式及出力大小由原负荷与区间上下限的大小关系决定,而区间则由储能电站的容量和日负荷曲线等因素决定,因此,储能的出力与配电网的负荷功率也具有一定的相关性.为满足点估计概率潮流对输入变量的要求,需要对各随机变量间的相关性进行处理.

3 概率潮流

针对各变量间存在的相关性,首先通过向量空间变换对随机变量的相关性进行处理,然后利用 2m+1 点估计法进行概率潮流计算.

3.1 相关性处理

对于具有相关性的非正态随机变量,首先可利用 Nataf 变换^[14]将其从原空间转换为含相关性的标准正态空间,接着通过初等变换^[9]将其从相关正态空间转换为独立正态空间,然后在独立空间内采集所需的估计点,再通过初等变换和 Nataf 变换的逆变换将采集的估计点转换回原空间,最后进行 2m+1 点估计概率潮流计算.

(1) Nataf 变换. $\mathbf{X}_w = (\mathbf{X}_{w1}, \mathbf{X}_{w2}, \dots, \mathbf{X}_{wn})^T$ 是一组随机向量,随机变量的边际概率密度函数(probability density function, PDF)为 $f(\mathbf{x}_{wi})$ ($i = 1, 2, \dots, n$),其累积分布函数(cumulative distribution function, CDF)为 $F(\mathbf{x}_i)$ ($i = 1, 2, \dots, n$). $\mathbf{Y} = (\mathbf{w}_1, \mathbf{w}_2, \dots, \mathbf{w}_n)^T$ 为标准化正态分布后的随机向量,其随机变量的 CDF 为 $\Phi(\mathbf{x}_{wi})$ ($i = 1, 2, \dots, n$).根据等效边际概率变换原理可以得出:

$$\begin{cases} \Phi(y_{wi}) = F(\mathbf{x}_{wi}) \\ y_{wi} = \Phi^{-1}(F(\mathbf{x}_{wi})) \end{cases} \quad i = 1, 2, \dots, n. \quad (7)$$

(2) 初等变换.通过 Nataf 变换到正态分布空间后,初等变换可以消除任意两个随机变量之间的相关性.根据三个引理^[9],可由式(8)将随机向量由相关正态空间转换到独立正态空间,即:

$$\mathbf{Z} = \mathbf{Y} \cdot \text{diag}(\sigma_{Y_1}^{-1}, \sigma_{Y_2}^{-1}, \dots, \sigma_{Y_n}^{-1}) \mathbf{Q}, \quad (8)$$

其中, $\sigma_{Y_i}^{-1} (i=1,2,\dots,n)$ 是随机变量 Y_i 的标准差倒数; $\text{diag}()$ 是对角矩阵; \mathbf{Q} 是随机向量 \mathbf{Y} 的特征向量矩阵。

3.2 点估计理论

通过变量相关变换得到 $2m+1$ 点估计法所需的随机输入变量后,采用 $2m+1$ 点估计法进行 PLF 计算。PLF 问题可以由输出随机变量与输入随机变量之间的关系来表述,即

$$\mathbf{Z} = F(\mathbf{X}), \quad (9)$$

式中: \mathbf{Z} 是与电压相关的输出变量; $\mathbf{X} = (X_1, X_2, \dots, X_n)^T$ 为输入变量。

$2m+1$ 点估计法通过采集 3 个估计点来估计随机变量,输出变量 \mathbf{Z} 的 j 阶矩为:

$$E(V^j) \cong \omega_0 [F(\mu_1, \mu_2, \dots, \mu_n)]^j + \sum_{i=1}^n \sum_{k=1}^2 \omega_{i,k} [F(\mu_1, \mu_2, \dots, X_{i,k}, \dots, \mu_n)]^j, \quad (10)$$

$$\sigma_V = \sqrt{E(V^2) - E(V)^2}, \quad (11)$$

式中: $X_{i,k}$ 为估计点; μ_i 为输入变量 X_i 的均值; ω 为权重。

3.3 算法流程

风速 \mathbf{X}_W 、EV 充电功率 \mathbf{X}_{EV} 、系统负荷 \mathbf{X}_L 以及储能出力 \mathbf{X}_{BESS} 组成概率潮流的输入向量 $\mathbf{X} = (\mathbf{X}_W, \mathbf{X}_{EV}, \mathbf{X}_L, \mathbf{X}_{BESS})$, 首先应用 Nataf 变换将 \mathbf{X}_W 由非正态相关空间转换到正态相关空间,再通过初等变换将正态变量由正态相关空间转换到正态独立空间,然后采集估计点 \mathbf{Z}_1 并通过逆变换将估计点变换回各自原空间,最后运用 $2m+1$ 点估计法进行概率潮流计算,算法流程如图 3 所示。

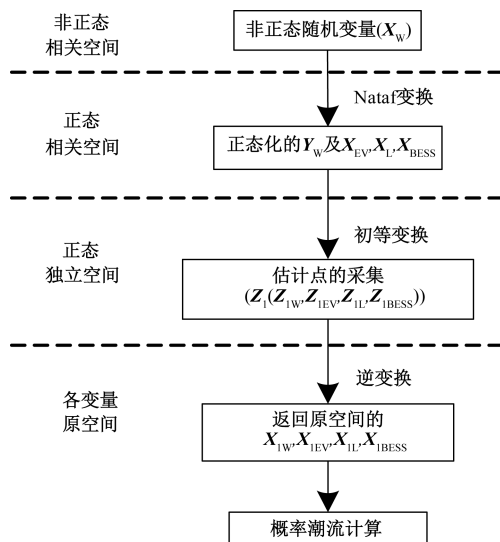


图3 向量空间变换流程图

Fig.3 Flow chart of vector space transformation

4 算例分析

笔者在改进的 IEEE-33 节点系统上进行实验,系统容量为 3715+j2 300 kVA,基准容量为 10 MVA,基准电压为 12.66 kV,松弛节点的电压值为 1(p.u.),负荷、电动汽车、风电和蓄电池储能电站作如下处理。

①设负荷服从正态分布,典型日负荷值作为期望,按 5%的期望设定标准差,各节点负荷的相关系数为 0.9。

②3 个风电场分别连接到节点 15、25 和 30。每个风电场由两个额定功率为 100 kW 的双馈感应风力发电机组成。3 个风电场的相关系数矩阵^[15]如下:

$$\rho = \begin{bmatrix} 1 & 0.88 & 0.87 \\ 0.88 & 1 & 0.85 \\ 0.87 & 0.85 & 1 \end{bmatrix}. \quad (11)$$

③所有 EV 接到节点 7,充电功率服从正态分布,电动汽车的数量为 150 辆。

④共设 4 个蓄电池储能电站:其中 3 个采用改进的区间控制策略针对负荷进行削峰填谷,一个针对风电消纳风机出力。针对负荷的 BESS 中两个接入节点 18,另一个接入节点 33;用于消纳风能的 BESS 接到节点 32,根据典型日负荷曲线和风机的日平均出力曲线,规定其在每日的 2:00~6:00 时充电,在 11:00~12:00 及 16:00~18:00 两个高峰时段放电。BESS 的容量均为 500 kW·h,最大功率为 300 kW,防过充和过放的可靠系数 λ 、 μ 分别为 0.9、0.1^[16],能量转换效率 η 为 0.9。设不同时间段的储能出力均服从正态分布,表 1 为蓄电池储能电站的充放电功率与系统其他变量在不同时刻的相关系数(表 1 中的相关系数通过储能出力曲线与负荷曲线获得)。

表 1 储能出力与其他变量的相关系数

Tab.1 Correlation coefficients between BESS outputs and other variables

时刻	5:00	11:00	17:00	23:00
负荷	0.87	0.87	0.80	0.34
风速	0.30	0.76	0.71	—

4.1 储能接入对功率及电压的影响分析

为了分析分布式发电接入和蓄电池储能电站接入对系统电压和功率的影响,考虑如下 3 种场景:①仅考虑原始负荷;②考虑分布式发电及电动汽车的接入;③考虑分布式发电、电动汽车和储能

的接入。

(1) 储能接入对系统功率的影响

3 种场景下通过系统母线变压器的功率期望曲线如图 4 所示。从图 4 中可以看出峰谷差的期望分别为 42.35%、59.92%、32.67%。接入分布式发电整体上降低了通过配电网母线的功率,减少了发电机的备用容量,但由于风速时间分布不均导致风机在不同时刻的出力差异较大,加剧了系统的峰谷差。通过引入蓄电池储能电站有效地降低了系统的功率波动,可以看出应用改进的区间控制策略达到了明显的削峰填谷效果。

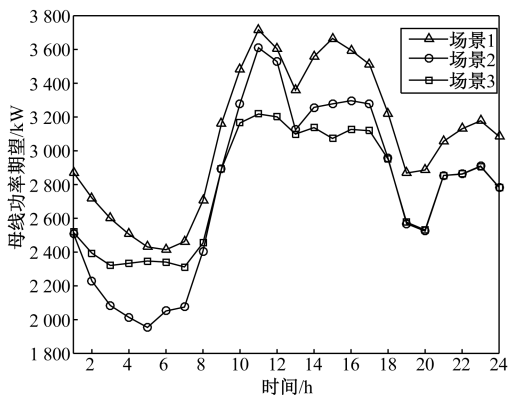


图 4 系统母线功率期望

Fig.4 Power expectation of the system bus

(2) 储能接入对系统电压的影响

基于以上数据,通过概率潮流分析各场景下的系统节点电压。图 5 为系统节点在日负荷高峰时段的电压期望值,由图 4 可知储能电站于负荷高峰期进行放电,等效于分布式发电,图 5 中高峰时期的系统各节点电压在并入分布式发电的基础上进一步提升,其中并入储能的末端节点电压提升效果最为明显。

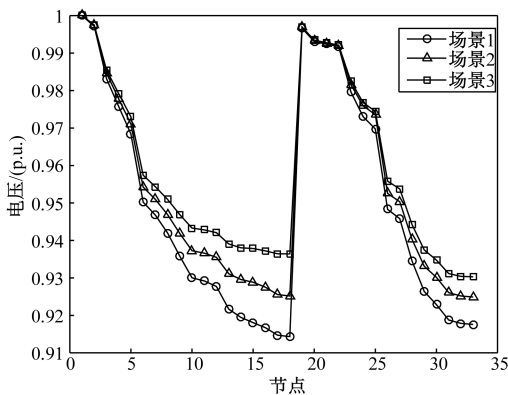


图 5 15 时节点电压期望

Fig.5 Expectation of node voltage in hour 15

图 6 为节点 18 的电压 PDF。从图 6 中可以

看出,接入分布式发电使电压的 PDF 整体右移,总体上对系统电压起到抬升作用,但也使 PDF 在横坐标上的跨度增大,增大了电压的波动性和不确定性。由于蓄电池储能电站在负荷高峰时段放电,等效于分布式发电,从而进一步提高了节点电压,降低了末端节点在负荷高峰期间越电压下限的风险,提高了系统的安全性。同时在负荷低谷时段作为负荷进行充电,降低了系统电压在时间上的波动,提高了系统的稳定性。

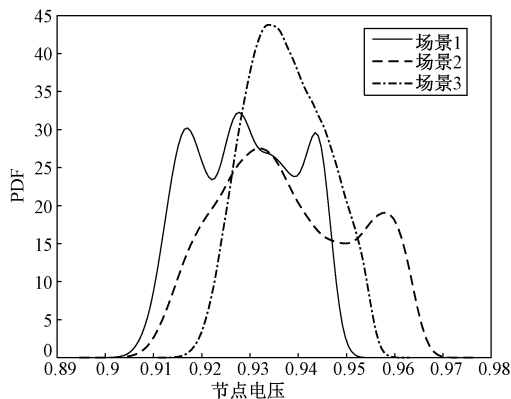


图 6 节点 18 的电压幅值 PDF

Fig.6 Voltage amplitude PDF of node 18

4.2 PEM 精度分析

通过将 PEM 结果与 MCS 对比进一步来验证采用改进区间控制后考虑 BESS 相关性的 PEM 精度,表 2 列出了这两种方法在不同时刻部分节点的电压计算结果。从表 2 中可以看出,与 MCS 相比,PEM 的均值误差小于 0.5%,标准差误差小于 8%,可见采用 2m+1 点估计法进行概率潮流计算的结果可靠,相对 MCS 法节省了大量的计算时间。

5 结论

笔者提出了一种改进的储能区间控制方法以解决 BESS 一个周期内多次充放电问题,运用 Nataf 变换和 ET 变换处理变量相关性并采用 2m+1 点估计概率潮流进一步分析 BESS 接入对电压水平的影响。在改进的 IEEE-33 系统上进行实验验证,结果表明,运用改进区间控制方法的 BESS 接入不仅可以减小通过母线功率的峰谷差,还可以减小电压波动性,提高有源配电网运行的稳定性和可靠性。同时,考虑变量相关性的 2m+1 PEM 与 MCS 相比结果更精确有效。

表 2 不同时段部分节点的电压均值及标准差

Tab.2 Voltage mean value and standard deviation of some nodes at different times

节点	参数	时段 5		时段 11		时段 17		时段 23	
		PEM	MCS	PEM	MCS	PEM	MCS	PEM	MCS
2	μ	0.998 2	0.998 2	0.997 4	0.997 4	0.997 5	0.997 5	0.997 7	0.997 7
	σ	0.000 1	0.000 1	0.000 1	0.000 1	0.000 1	0.000 1	0.000 1	0.000 1
12	μ	0.954 3	0.954 2	0.939 5	0.939 4	0.938 1	0.938 2	0.943 2	0.943 2
	σ	0.003 9	0.003 9	0.003 0	0.003 0	0.003 9	0.003 8	0.003 9	0.003 8
22	μ	0.994 7	0.994 7	0.992 0	0.992 0	0.992 3	0.992 3	0.993 0	0.993 0
	σ	0.000 2	0.000 2	0.000 2	0.000 2	0.000 3	0.000 3	0.000 3	0.000 3
32	μ	0.945 5	0.954 2	0.931 7	0.939 4	0.930 0	0.938 2	0.934 4	0.943 2
	σ	0.003 5	0.003 4	0.002 5	0.002 4	0.004 6	0.004 5	0.003 9	0.003 8

储能的接入不仅可以提高系统母线功率及电压稳定性,还会对系统运行的经济性产生影响,因此考虑系统运行稳定性及经济性,利用概率潮流进行储能电站的选址定容是今后非常有价值的研究方向。

参考文献:

[1] 尚璿, 邵能灵, 刘琦, 等. 采用区间控制的蓄电池储能电站调峰运行控制策略[J]. 电工技术学报, 2015, 30(16): 221-229.

[2] CHAI W, LI Z, CAI X. Variable charge/discharge time-interval control strategy of BESS for wind power dispatch[J]. Turkish Journal of Electrical Engineering and Computer Sciences, 2015, 23(6): 1645-1659.

[3] ZHANG F, WANG G B, MENG K, et al. Improved cycle control and sizing scheme for wind energy storage system based on multiobjective optimization [J]. IEEE Transactions on Sustainable Energy 2017, 8(3): 966-977.

[4] 马兴, 李俊杰, 黎博, 等. 分布式储能参与电压暂降补偿的优化配置与控制策略[J]. 郑州大学学报(工学版), 2018, DOI: 10.13705/j.issn.1671-6833.2019.02.023.

[5] PRUSTY B R, JENA D. A critical review on probabilistic load flow studies in uncertainty constrained power systems with photovoltaic generation and a new approach[J]. Renewable & Sustainable Energy Reviews, 2017, 69: 1286-1302.

[6] JORDEHI A R. How to deal with uncertainties in electric power systems? A review[J]. Renewable & Sustainable Energy Reviews, 2018, 96: 145-155.

[7] 艾小猛, 文劲宇, 吴桐, 等. 基于点估计和 Gram-Charlier 展开的含风电电力系统概率潮流实用算法[J]. 中国电机工程学报, 2013, 33(16): 16-22.

[8] LI X, ZHANG X, WU L, et al. Transmission line

overload risk assessment for power systems with wind and load-power generation correlation[J]. IEEE Trans. on Smart Grid, 2015, 6(3): 1233-1242.

[9] 李雪, 陈豪杰, 杜大军. 多时段及变量相关情形下电动汽车充/放电对有源配电网电压水平影响研究[J]. 中国电机工程学报, 2018, 38(2): 526-536.

[10] QIAN K J, ZHOU C K, ALLAN M. Modelling of load demand due to EV battery charging in distribution systems[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2011, 26(2): 802-810.

[11] CAO Y J, ZHANG Y, ZHANG H X, et al. Probabilistic optimal PV capacity planning for wind farm expansion based on NASA data[J]. IEEE Transactions Sustainable Energy, 2017, 8(3): 1291-1300.

[12] 李雪, 单炜璐, 杜大军, 等. 考虑需求侧管理和 DG 渗透率的主动配电网网架双层规划研究[J]. 中国科学(信息科学), 48(10): 1333-1347.

[13] RAN X H, MIAO S H. Three-phase probabilistic load flow for power system with correlated wind, photovoltaic and load [J]. IET Generation Transmission & Distribution, 2016, 10(12), 3093-3101.

[14] CHEN Y, WEN J Y, CHENG S J, et al. Probabilistic load flow method based on Nataf transformation and latin hypercube sampling[J]. IEEE Trans on Sustainable Energy, 2013, 4(2): 294-301.

[15] AKBARI M A, AGHAEI J, BARANI M. New metrics for evaluating technical benefits and risks of DGs increasing penetration [J]. IEEE Trans. Smart Grid, 2017, 8(6): 2890-2902.

[16] 罗煜, 黄梅, 鲍彦, 等. 基于储能 SOC 优化控制的风储电站实时跟踪发电计划控制策略[J]. 电工技术学报, 2016, 31(z1): 214-220.

- [16] 胡婕,张俊驰.双向循环网络中文分词模型[J].小型微型计算机系统,2017,38(3):522-526.
- [17] 杨文柱,刘晴,王思乐,等.基于深度卷积神经网络的羽绒图像识别[J].郑州大学学报(工学版),2018,39(2):11-17.
- [18] 毛晓波,张群,梁静,等.基于 PSO-RBF 神经网络的雾霾车牌识别算法研究[J].郑州大学学报(工学版),2017,38(4):46-50.

Research on Temperature Prediction Method for Main Bearing of Wind Turbine Based on Bi-RNN

YIN Shi^{1,2}, HOU Guolian¹, YU Xiaodong¹, LI Ning¹, WANG Qile², GONG Linjuan¹

(1.School of Control and Computer Engineering, North China Electric Power University, Beijing 102206, China; 2.ZhongNeng Power-Tech Development Co,LTD, Beijing 100034, China)

Abstract: The main bearing was the key equipment for energy transmission of wind turbines. In this paper, the main bearing of doubly fed wind turbines were examined. Firstly, the working conditions of wind turbines were identified by using Gauss mixture method. Secondly, the temperature model of main bearing of wind turbines based on Bi-directional Recurrent Neural Network (Bi-RNN) was established in each sub-working condition space. Thirdly, random forest was used to establish and predict residual temperature model of main bearing, so as to realize the fault warning of main bearing of wind turbines. Finally, algorithm model were used to carry out and simulate in a large wind farm. The results showed that the Bi-RNN neural network based on conditions identification which combined with random forest algorithm had strong practicability and high accuracy for main bearing early warning.

Key words: wind turbine; main bearing; condition identification; Bi-RNN; random forest

(上接第 37 页)

Study on the Influence of Battery Energy Storage Operation Control on Active Distribution Network

LI Xue, SONG Yanlong

(School of Mechatronic Engineering and Automation, Shanghai University, Shanghai 200072, China)

Abstract: With the massive integration of distributed generation and electric vehicles, the problems of power and voltage quality in active distribution network were increasingly shown. Aiming at this issue, the factors affecting the interval control were analyzed in terms of energy storage capacity and power, daily load curve characteristics and unit time firstly. An improved interval control method for energy storage output model was then proposed to solve the problem of multiple charging/discharging operation in one cycle. Considering the correlation of random variables, probabilistic load flow using point estimate method was analyzed to state the influence of distributed generation, electric vehicles and energy storage station on voltage level. Finally, simulation analysis was operated on the improved IEEE-33 node active distribution network system with battery energy storage station. The results showed that the integration of energy storage station could effectively reduce the fluctuation of system power and voltage.

Key words: battery energy storage station; interval control; correlation; probabilistic load flow; point estimation method