

DOI:10.12158/j.2096-3203.2019.04.007

考虑电能替代负荷接入的配电网鲁棒重构优化

杨烁¹, 杨卫红², 刘艳茹², 王云飞², 侯佳², 姜世公²

(1. 国网北京电力科学研究院,北京 100075;2. 国网经济技术研究院有限公司,北京 102209)

摘要:为治理大气污染、保护环境,涵盖电采暖和电动汽车的电能替代负荷将越来越多地接入配电网中,配电网的供电能力受到显著影响,传统配电网运行优化方法须要改进。基于电采暖、电动汽车负荷的出力模型,采用拉丁超立方抽样、Cholesky分解和同步回代削减相结合的方法实现概率多场景的快速生成。基于生成的概率多场景,将鲁棒优化和随机规划方法相结合,采用场景分析方法,在满足鲁棒约束条件下,以网络损耗和负载均衡度为优化目标,建立考虑电能替代接入的配电网鲁棒重构优化模型,采用蚁群算法对模型进行求解。最后通过算例验证了文中重构方法能够有效提升含大规模电能替代负荷配电网的供电能力。

关键词:电能替代;拉丁超立方抽样;概率多场景;鲁棒重构优化;蚁群算法

中图分类号:TM76

文献标志码:A

文章编号:2096-3203(2019)04-0048-08

0 引言

电能替代是在终端能源消费环节,使用电能替代散烧煤、燃油的能源消费方式,如电采暖、地能热泵、电动汽车等^[1]。随着我国对大气污染治理、环境保护的日益重视,目前在大力推进“煤改电”工作^[2],同时努力发展新能源电动汽车行业,涵盖电采暖和电动汽车的电能替代负荷,将越来越多地接入配电网。然而,电能替代负荷的用电特性受设备类型、用电时间、地理位置等多方面因素的影响,表现出大功率、随机性、间歇性、分散性、集中并发等特点,直接影响到“煤改电”用户采暖效果和配电网电动汽车充电桩的规划与建设。

在传统配电网中,一般通过改变联络开关开合状态的网络重构来均衡线路间负载,实现配电网经济安全运行^[3-4]。随着随机性较强的可再生能源和新型负荷的发展,配电网重构方法也在进行改进以适应高渗透率可再生能源的接入^[5-8]。文献[9]考虑不确定性因素,基于两点估计法提出随机优化架构,以提升配电网可靠性为优化目标建立配电网重构模型,并提出自适应改进的克隆选择求解算法。文献[10]考虑智能配电网中分布式电源的随机性和负荷的时序变化特征,采用基于模糊逻辑的并行遗传算法求解配电网重构问题,实现了智能配电网动态重构的并行快速求解。

通过上述研究可以发现,目前的文献很少研究考虑电采暖和电动汽车等电能替代负荷^[11-13]大规模接入的配电网重构优化问题。然而在实际运行

中,电采暖设备和电动汽车负荷对配电网的供电能力有显著的影响^[14]。一方面是因为电动汽车和电采暖负荷的随机性强,时序特性明显,会加剧配电系统的峰谷差;另一方面电动汽车和电采暖负荷相比传统负荷来讲普遍功率较大,引起配变重载甚至过载,造成供电能力不足^[15-17]。因此,在接入规模化的电能替代负荷后,传统配电网重构方法须要改进。

为了提高电能替代负荷接入后配电网的供电能力,文中基于场景分析与鲁棒优化相结合的方法研究了配电网的重构问题。基于电采暖和电动汽车等电能替代负荷模型,采用拉丁超立方抽样生成概率多场景。针对生成的有限场景,将鲁棒优化和场景分析相结合,以网损和负载均衡度为优化目标建立 min-max 鲁棒重构优化模型,并采用蚁群算法对模型进行求解。针对所提出的模型和方法采用 IEEE 33 节点算例进行了验证。

1 电能替代负荷模型与概率多场景生成方法

目前解决配电网中由于随机性而引起的电压越限、供电能力不足问题主要有 2 种方法:一种是缩短控制周期,在实时尺度上对负荷进行预测并针对出现的问题及时处理,这要求配电网在信息和通信系统中有很大投入,并且也有一定限制;另一种是采用鲁棒优化控制方法,牺牲一些网损性能换得电压、供电能力约束的满足^[18-19]。考虑到配电网全局优化的时效性以及信息处理和通信系统的技术限制,采用鲁棒优化^[20]方法建立重构模型。但是鲁棒优化由于保守性较强而降低了优化方案的经济性,

收稿日期:2019-01-18;修回日期:2019-03-13

基金项目:国家电网有限公司科技项目(5202011600U4)

因此文中在建立鲁棒优化模型之前,首先建立电采暖和电动汽车的负荷模型,基于电能替代负荷模型采用拉丁超立方抽样^[21]、Cholesky 分解^[22]和同步迭代削减^[23]相结合的方法实现概率多场景的快速生成,从而提高鲁棒优化的运行效率。

1.1 电采暖负荷模型

电采暖负荷的可调节特性与建筑物热过程有关,根据建筑物传热原理,房间的热过程包括得热、散热和储热 3 个方面。综合考虑 3 个过程可通过下式得出时许室内温度^[24]:

$$T_{in,t} = [T_{in,t-1} - P_{gain,t}R - T_{out}]e^{-\frac{\Delta t}{CR}} + T_{out} + P_{gain,t}R \quad (1)$$

$$P_{gain,t} = i_{o,t}P \quad (2)$$

式中: P 为房间电采暖装机额定功率; t 为时间索引; Δt 为时间步长; $i_{o,t}$ 为电采暖装置的开关状态(1为开启,0为关闭); T_{in} 为室内温度,℃; T_{out} 为室外温度,℃;; P_{gain} 为房间得热功率,W; R 为热阻,℃/W; C 为房间热容,J/℃。

针对实际中的不确定性因素,在模型中采用增加考虑温度波动扰动量区间的方法,在上式中的 $T_{in,t}$ 项中增加服从正态分布的不确定扰动项 ξ ,其上下边际根据用户对温度的效用值敏感度人为确定^[25]。

1.2 电动汽车负荷模型

在 2009 年,美国交通部对全美家用车辆进行了调查,其统计结果表明车辆的返回时刻符合正态分布,而日行驶里程满足对数正态分布^[26]:

$$f_s(x) = \begin{cases} \frac{1}{\sigma_s \sqrt{2\pi}} \exp\left[-\frac{(t - u_s)^2}{2\sigma_s^2}\right] & u_s - 12 < t < 24 \\ \frac{1}{\sigma_s \sqrt{2\pi}} \exp\left[-\frac{(t + 24 - u_s)^2}{2\sigma_s^2}\right] & 0 < t < u_s - 12 \end{cases} \quad (3)$$

$$f_D(x) = \frac{1}{x\sigma_D \sqrt{2\pi}} \exp\left[-\frac{(\ln x - u_D)^2}{2\sigma_D^2}\right] \quad (4)$$

式中: t 为车辆的充电起始时刻; $u_s = 17.47$,为充电起始时刻的均值; $\sigma_s = 3.41$,为充电起始时刻的标准差,代表充电起始时刻分布的离散程度; x 为车辆的日行驶里程; $u_D = 2.98$,为日行驶里程的对数均值; $\sigma_D = 1.14$,为日行驶里程的对数标准差,代表行驶里程分布的离散程度。

假设电动汽车每次出行结束时刻即开始充电,每次充电都充满,充电过程近似于恒功率特性,则根据电动汽车的每千米耗电量及行驶日里程,可得

到电动汽车的充电时长^[27-28]。

$$T_c = DW/P_{ev0} \quad (5)$$

式中: T_c 为充电时长; D 为日行驶历程; W 为每千米耗电量; P_{ev0} 为电动汽车的额定充电功率,取 3 kW。

通过式(3)一式(5),可获得每辆电动汽车的充电起始时刻、日行驶里程以及充电时长等数据,采用多次蒙特卡洛仿真,即能获得一个充电站内多台电动汽车的多条负荷功率预测曲线,由此可以估计充电站在此电动汽车规模下各时段充电负荷功率的期望值和波动范围。针对电采暖负荷模型的随机出力数据以及负荷电动汽车充电站负荷的波动数据,采用拉丁超立方抽样的方法生成概率多场景。

1.3 概率多场景快速生成

电能替代负荷的预测值及其误差概率分布是拉丁超立方抽样的必要条件,因此,首先基于 1.1 节和 1.2 节的电能替代负荷模型,通过概率估计、拟合和检验的方法,获得电能替代负荷预测误差的概率分布。拉丁超立方抽样的本质是基于逆函数转换的分层抽样,不同于场景树抽样的概率分布离散化处理,在不改变原始密度函数的前提下,将分布函数的取值范围分成 N 个互不重叠的等间隔子区间,在子区间中的抽样值再基于概率密度函数进行反函数变换,求出来的抽样结果既满足概率分布特征又能覆盖在整个分布区间,抽样效率高。抽样过程如图 1 所示^[21],具体流程为:首先生成样本矩阵 X ,图 1 横坐标所示;其次对抽样结果的正态分布函数 $P(X)$ 从中间值部分取半,分别对左、右部分抽样;再次,将正态分布函数的值域区间 $[0, R]$ 内等分为 N 个不重叠子区间,如图 1 的纵坐标所示 $[(R-1)/N, (R-U(0,1))/N]$ 以及 $[(R-U(0,1))/N, R/N]$ 即为正态分布函数的典型值域区间,在区间内依据随机抽样 $U(0,1)$ 得到采样值;然后,取概率分布函数的反函数得到实际采样值;最后,从剩余区间中继续抽样并重复上述步骤指导抽样结束为止。

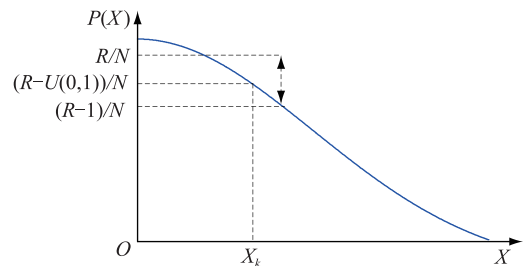


图 1 拉丁超立方抽样过程

Fig.1 A schematic of Latin hypercube sampling

场景生成的准确度不仅与采样值有关,还与每个不确定参量采样值之间的相关性有关,一般来说

较小的相关性将带来较高的准确度,采用 Cholesky 分解方法^[22]降低场景之间的相关性。为了满足拉丁超立方抽样的精度要求,生成的场景总数应足够大,样本总体才能更加接近不确定参量的概率密度分布情况,然而,如果将所有生成的场景用于鲁棒运行优化模型,将导致优化效率低下,不利于模型的实际应用。为了提高鲁棒运行优化效率,文中采用同步回代削减方法^[23],通过迭代削减的方式,削减“范数距离”最近的场景,直到场景的数量合适为止,削减后的样本总体仍满足概率分布。具体而言,首先确定需要削减的场景,考虑场景间的距离和概率,提高剔除不具有代表性场景的效率;其次改变场景总数,保证剩余场景概率之和为1;最后判断削减后的场景总数是否仍大于需要的场景总数,若大于则重复前2个步骤。

2 基于场景分析的配电网鲁棒运行优化模型及求解算法

2.1 目标函数

传统的鲁棒优化考虑不确定参数的集合,为满足不确定参量最劣情况下的节点电压约束,要牺牲一定的运行经济性。文中由于电采暖、电动汽车等负荷大规模接入,不确定参数很多,集合的取值范围很大,当不确定参量较多且随机波动性较大时,鲁棒优化的经济性恶化严重,同时也大大降低了求解效率。将鲁棒优化和场景分析方法相结合,通过概率分布快速生成有限的多个场景,在这些有限的场景内选取最差场景进行鲁棒优化,能够有效提升鲁棒优化的经济性和求解的效率。针对含有大规模电能替代负荷的配电网重构问题,建立 min-max 鲁棒优化模型。首先,在含有不确定变量(电采暖负荷 $\tilde{p}_{h,t}$, 电动汽车负荷 $\tilde{p}_{ev,t}$) 的有限个场景内,寻找使得配电网网损费用最大的某个场景,定义该场景为极端场景。然后,在极端场景下,以负荷不均衡度最小为优化目标,对 24 h 的开关状态进行优化,得到开关状态的最优解,实现对配电网供电能力的提升。优化目标为:

$$f = \min \left[\sum_{t=1}^T \sum_{k=1}^N \alpha_k \left| \frac{S_{k,t}}{S_{kmax}} \right|^2 + \max \left(\sum_{t=1}^T c_{ep,t} P_{loss,t} \Delta t \right) \right] \quad (6)$$

式中: $c_{ep,t}$ 为时段 t 的电价; $P_{loss,t}$ 为时段 t 内的功率损耗; Δt 为每个时段的时间间隔; T 为一天内的总时段数; N 为支路总数; c_{swi} 为开关操作一次的费用; α_k 为支路 k 的均衡度权重系数,该权重系数采用熵权法^[29]进行计算; $S_{k,t}$ 为时段 t 流过支路 k 的视在

功率; S_{kmax} 为支路 k 的最大功率。

2.2 约束条件

(1) 系统的功率平衡约束。

$$P_{L,i} - U_i \sum_{j=1}^K U_j (G_{ij} \cos \delta_{ij} + B_{ij} \sin \delta_{ij}) = 0 \quad (7)$$

$$Q_{L,i} - U_i \sum_{j=1}^K U_j (G_{ij} \sin \delta_{ij} - B_{ij} \cos \delta_{ij}) = 0 \quad (8)$$

式中: $P_{L,i}$, $Q_{L,i}$ 分别为节点 i 的有功负荷和无功负荷; U_i , U_j 分别为节点 i 和节点 j 的电压幅值; G_{ij} , B_{ij} 分别为支路 ij 的电导和电纳; δ_{ij} 为节点 i 和节点 j 电压相角之差。

(2) 支路容量约束。

$$S_{kmin} \leq S_k \leq S_{kmax} \quad (9)$$

式中: S_{kmin} 为支路 k 的最小功率。

(3) 节点电压约束。

$$U_{imin} \leq U_i \leq U_{imax} \quad (10)$$

式中: U_{imin} 为节点 i 最低允许电压; U_{imax} 为节点 i 最高允许电压。

(4) 配电网辐射运行约束。

$$g \in G \quad (11)$$

式中: g 为重构后的网络拓扑结构; G 为网络辐射状拓扑结构的集合。

(5) 开关动作次数的限制。由于开关的制作工艺、承受电流及容量的不同,开关动作次数是有限的。因此,在动态重构过程中,除了要满足潮流约束、支路容量约束、节点电压约束和网络拓扑约束外,还必须满足开关动作次数约束,如下式所示:

$$\begin{cases} \sum_{l=1}^M |s_{kl} - s_{k(l-1)}| \leq W_{kmax} \\ \sum_{k=1}^N \sum_{l=1}^M |s_{kl} - s_{k(l-1)}| \leq W_{max} \end{cases} \quad (12)$$

式中: M 为时段划分后的时段数; s_{kl} 为支路 k 上开关在时段 l 的状态,为 0 表示断开,为 1 表示闭合; W_{kmax} 为单个开关的最大动作次数; W_{max} 为所有开关的最大动作次数。为了便于求解动态重构问题,根据系统负荷预测曲线对总时段进行初步划分,使连续过程离散化后利用静态重构方法进行优化^[30]。

2.3 模型求解

针对配电网的辐射性特点,使用蚁群算法来解决配电网网络重构问题。蚂蚁的一次游程以某种随机策略得到一棵生成树(即一个新的满足辐射性和连通性约束的重构方案),这样可以保证每个方案中网络拓扑都是辐射型的,避免了辐射型检查过程,提高可行解的数量和算法效率。

算法流程如图 2 所示,具体如下:

(1) 设置系统参数,给定初始网络拓扑结构;

- (2) 不确定参量的波动范围和误差概率分布;
- (3) 基于拉丁超立方抽样获得概率多场景;
- (4) 将每个场景分别计算网络损耗,选取网损最差的场景再采用蚁群算法优化网络结构。确定最大蚂蚁数 M , 蚂蚁组数 N , 迭代次数 K , 当前蚂蚁 $i = 1, n = 1, k = 1$;
- (5) 从第 i 只蚂蚁开始, 利用生成树的策略搜索得到辐射状网络;
- (6) 判断是否达到最大蚂蚁数, 如果是, 则计此时的目标函数; 否则, $i = i + 1$, 返回(5);
- (7) 判断是否达到最大蚂蚁组数, 如果是, 信息素更新并保留最优解; 否则, $n = n + 1$, 返回(5);
- (8) 判断是否达到最大迭代次数, 如果是, 则输出此时的最优结果; 否则, $k = k + 1$, 返回步骤(5)。

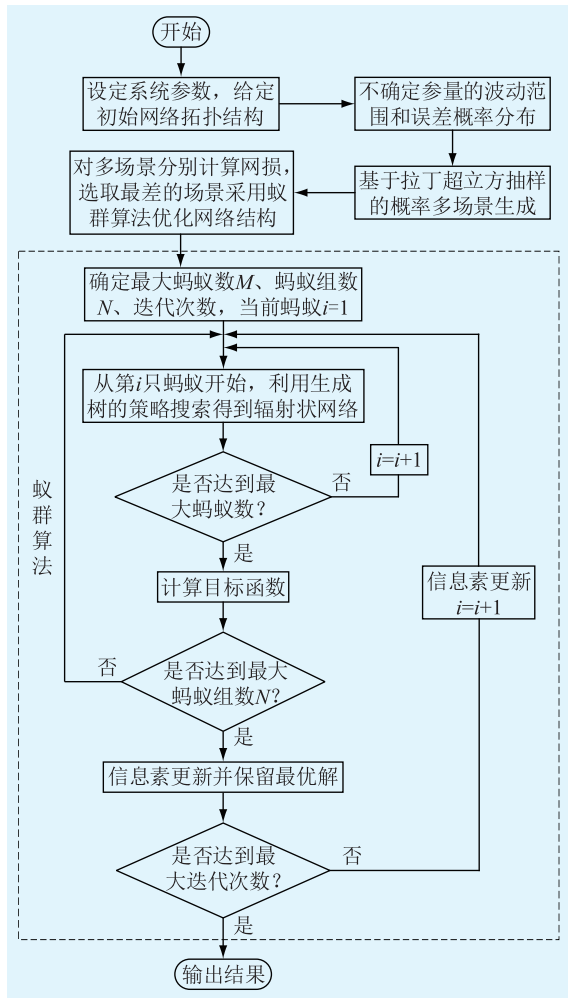


图2 算法流程

Fig.2 Algorithm flow chart

3 算例分析

3.1 算例参数

采用 IEEE33 节点配电网数据来验证该算法的可行性。该配电网的接线如图 3 所示, 电压等级为

12.66 kV, 有 1 个电源点、33 个节点、3 条支路, 联络支路为 7—20、8—14、11—21、17—32、24—28, 其余为分段开关。在节点 7、13、23、30 接入电动汽车充电站, 其负荷类型为电动汽车充电负荷, 其余各个节点接入负荷类型为空气泵热源负荷。

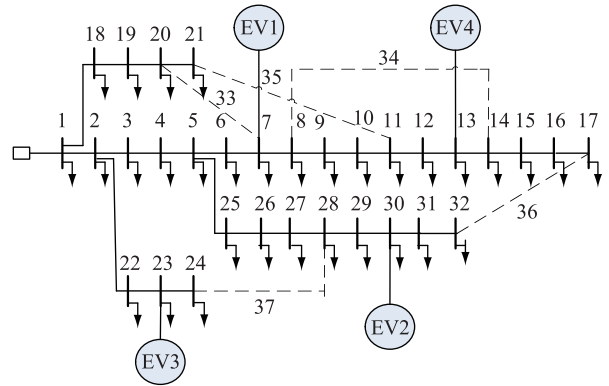


图3 算例系统结构

Fig.3 Example system diagram

12.66 kV, 有 1 个电源点、33 个节点、3 条支路, 联络支路为 7—20、8—14、11—21、17—32、24—28, 其余为分段开关。在节点 7、13、23、30 接入电动汽车充电站, 其负荷类型为电动汽车充电负荷, 其余各个节点接入负荷类型为空气泵热源负荷。负荷的预测误差概率分布服从正态分布, 其负荷误差的最大值为原负荷的 10%。基于拉丁超立方抽样的场景生成数量设为 1 000 个, 约简后的场景数量设为 50 个, 与基于场景树抽样的场景生成方法的精度相近。测试系统的硬件环境为英特尔四核 i5-3230 M CPU 2.60 GHz, 8 GB 内存, 操作系统为 WIN 10 64 bit, 开发环境为 MATLAB R2016a。

3.2 仿真结果分析

首先进行概率多场景的生成, 其核心是拉丁超立方抽样, 以节点 21 的负荷数据为例进行抽样, 抽样的场景数量为 1 000 个, 利用直方图统计抽样数据, 再采用 MATLAB cf tool 工具箱对抽样数据进行误差概率分布拟合, 结果如图 4 所示。将拟合结果与原概率分布进行比较, 说明了拉丁超立方抽样在概率多场景生成方面具有良好的精度和可靠性, 抽样结果覆盖于整个分布区间。

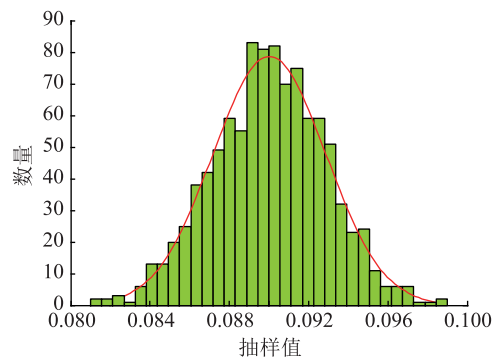


图4 节点 21 的负荷抽样结果

Fig.4 Load sampling results at node 21

然后对抽样的场景重新排序并约简到 50 个, 将

约简后的场景参数代入到模型中,再采用蚁群算法进行求解,迭代 50 余代,均成功达到收敛,收敛过程以目标函数值的收敛曲线来表示,选取典型收敛曲线如图 5 所示,通过鲁棒优化,最终优化的重构结果如表 1 所示。同时,采用确定性重构优化模型^[14]对一天的开关状态进行优化,重构优化结果同样如表 1 所示。表 1 中给出的支路表示该线路上的开关处于开断状态,其余线路上的开关均为闭合状态。为了分析本文鲁棒重构模型在不同场景下的总体效果,考虑电动汽车负荷和电采暖负荷的不确定性,采用蒙特卡洛方法随机产生 2 000 个场景,将确定性模型和鲁棒模型的优化结果分别带入这 2 000 个场景中进行潮流计算,统计结果表 2 所示。

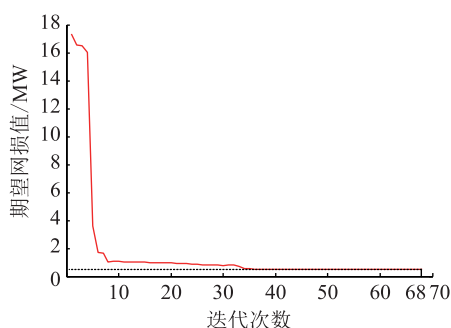


图 5 典型收敛曲线

Fig.5 Typical convergence curve

表 1 重构优化结果

Table 1 The solution of network reconfiguration

优化场景	时间	线路中断开的支路					
重构前	00:00~24:00	7—20	8—14	11—21	17—32	24—28	
确定性 重构优化	00:00~05:00	7—20	8—14	11—21	17—32	27—28	
	06:00~15:00	7—20	11—12	11—21	16—17	27—28	
	16:00~23:00	6—7	13—14	9—10	16—17	24—28	
鲁棒重 构优化	00:00~07:00	16—17	13—14	7—20	11—10	24—28	
	08:00~14:00	16—17	12—13	7—20	7—8	24—28	
	15:00~23:00	15—16	12—13	7—20	5—6	24—28	

表 2 统计优化结果

Table 2 The statistical results

模型	电压越限 场景数	电压越限 场景比例/%	网损期 望值/MW
确定性重构优化模型	347	17.34	0.439 2
鲁棒重构优化模型	0	0	0.452 3

由表 2 可以看出在鲁棒模型中,各种场景下均未出现节点电压越限的情况。而在确定性模型中,电压越限场景高达 17.34%。产生越限的主要原因是确定性重构模型是在一个确定负荷场景下通过优化获得的重构方案,因此该方案仅能适应一个负荷场景,当采用 2 000 个不同场景对此重构方案进

行验证时,就可能会出现一些越限情况。上述对比可见,文中提出的鲁棒重构优化模型通过概率多场景方法能够最大程度避免系统出现电压越限风险,保证系统安全;在网损经济性方面,鲁棒重构优化模型稍差于确定性模型,但保证了节点电压的安全性。

3.3 鲁棒重构优化模型对于配电网供电能力提升效果分析

为了充分验证电能替代负荷对于配电网供电能力的影响以及文中方法对于提升供电能力的作用,从实际工程角度出发,在参考 Q/GDW 565—2010 的基础上,结合现有供电能力(TSC)指标^[31—34],选取中压线路损耗率、中压线路功率因数合格率、中压线路负载率合格率、中压联络线路负荷转供合格率这 4 个指标对线路的供电能力进行评价。针对评价指标建立其满意度评价函数,进而计算出中压线路供电能力的满意度。采用熵权法计算各个评价指标的权重,以各运行状态指标满意度加权和最大为目标函数建立中压线路供电能力评价模型。

$$\max f = \sum_{i=0}^m W_i F_i \quad (13)$$

式中: W_i 为在某一运行状态下第 i 个评价指标的指标权重; F_i 为在某一运行状态下第 i 个评价指标的满意度; m 为在该运行状态下评价指标的数量。

文中分别对接入电能替代负荷前、接入电能替代负荷后以及优化后的配电网供电能力进行评价,其中接入电能替代前后的总负荷是一致的,将部分传统负荷替换为电能替代负荷。在接入电能替代回迁,中压线路供电能力评价得分为 0.85;在接入电能替代后,如果不优化联络开关,得分降至 0.63;若对联络开关进行优化,供电能力提升至 0.83。由此可以看出,接入电能替代负荷以后对于配电网整体的供电能力影响很大。联络开关配合其他开关设备在配电线路正常运行过程中调整运行方式可以有效地提升配电线路的供电能力,证明了文中供电能力优化思路的正确性和有效性。

3.4 场景生成方法对模型求解效率的贡献

为了验证基于拉丁超立方抽样的场景生成方法相比于基于场景树抽样的场景生成方法在提高模型计算效率方面的优越性,与文献[35]对比模型求解时间。为控制单一变量,需保证抽样精度相近,在场景树抽样中,每个随机变量对应 5 种抽样状态,此时,抽样精度为 8%左右(抽样值与实际拟合值的误差精度),文中提出的拉丁超立方抽样方法

的抽样精度与每个随机变量的样本数 N 有关,调节样本数 N 使得抽样精度为 8% 左右,记录样本数 N 为 1 000,该样本数 N 即为初始场景数量。改变随机变量的个数,记录初始场景数量和模型求解时间,结果如表 3 所示。

表 3 模型求解时间对比

Table 3 The comparison of model solving time

随机变量个数	拉丁超立方抽样		场景树抽样	
	初始场景数量	求解时间/s	初始场景数量	求解时间/s
1	1 000	5.24	5	0.28
2	1 000	6.33	25	1.37
3	1 000	7.34	125	2.64
4	1 000	7.78	625	3.76
5	1 000	8.22	3 125	8.39
6	1 000	8.64	15 625	74.6

表 3 结果显示,随着随机变量个数的增加,基于拉丁超立方抽样的模型求解时间从 5.24 s 上升到 8.64 s,变化不大,计算效率较高;而基于场景树抽样的模型求解时间从 0.28 s 上升到 74.6 s,呈指数增长的趋势,这是场景树抽样的“维数灾”现象。当不确定参量个数大于 5 时,基于拉丁超立方抽的场景生成方法的模型求解效率的优势更加明显。

4 结论

面向大规模电能替代负荷接入的配电网,考虑电采暖设备以及电动汽车负荷对于配电网供电能力的影响,提出了基于拉丁超立方抽样的场景生成方法,基于概率多场景构建鲁棒重构优化模型在确保系统节点电压安全的同时较好地实现了配电网经济性和供电能力的平衡。具体结论如下:

(1) 采用拉丁超立方抽样、Cholesky 分解和同步回代削减相结合的多场景快速生成方法,可以在不确定参量较多的情况下大幅度上提升鲁棒模型的经济性与计算效率。

(2) 考虑电能替代接入的配电网鲁棒重构优化模型具有很好的实用性,能够有效应对电采暖和电动汽车负荷时序性和随机性的特点,提升配电系统的供电能力。

文中不足之处在于对电动汽车和电采暖负荷误差处理上比较粗糙,后续需要基于采集和预测数据的概率统计进行深入建模研究。

参考文献:

[1] 刘国静, 谈健, 李璇, 等. 基于 Logistic 模型的电能替代电量预测[J]. 电力工程技术, 2018, 37(6): 39-43.
LIU Guojing, TAN Jian, LI Hu, et al. Forecast of electric ener-

gy substitution based on logistic model[J]. Electric Power Engineering Technology, 2018, 37(6): 39-43.

- [2] 张晓毅, 贺惠民, 魏巍, 等. “电能替代”是治理城市雾霾的重要途径探讨[J]. 环境科学与管理, 2016, 41(12): 84-88.
ZHANG Xiaoyi, HE Huimin, WEI Wei, et al. "Electric power replacement" — a key way for urban pollution haze control[J]. Environmental Science and Management, 2016, 41(12): 84-88.
- [3] 高松, 黄河, 姜念, 等. 基于落地机制的配电网“单元制”规划体系实施全过程研究[J]. 供用电, 2018, 35(7): 59-66.
GAO Song, HUANG He, JIANG Nian, et al. Research on the whole process of the implementation of "unit system" planning system for distribution network based on grounding mechanism [J]. Distribution & Utilization, 2018, 35(7): 59-66.
- [4] 李建芳, 丛鹏伟, 孟晓丽, 等. 基于自适应粒子群算法的主动配电网日前有功调度[J]. 南方电网技术, 2015, 9(11): 85-91.
LI Jianfang, CONG Pengwei, MENG Xiaoli, et al. Day-ahead active power scheduling of active distribution network based on adaptive particle swarm algorithm [J]. Southern Power System Technology, 2015, 9(11): 85-91.
- [5] 丛鹏伟, 唐巍, 张璐, 等. 基于机会约束规划考虑 DG 与负荷多状态的配电网重构[J]. 电网技术, 2013, (9): 2573-2579.
CONG Pengwei, TANG Wei, ZHANG Lu, et al. Chance-constrained programming based distribution network reconfiguration considering multi-states of distributed generation and load [J]. Power System Technology, 2013(9): 2573-2579.
- [6] 董凯达, 蔡燕春, 金震. 小电阻接地配电网断线保护的应用研究[J]. 供用电, 2018, 35(8): 14-20.
DONG Kaida, CAI Yanchun, JIN Zhen. Application research on breaking protection of low resistance grounding distribution network [J]. Distribution & Utilization, 2018, 35(8): 14-20.
- [7] 马洲俊, 樊飞龙, 王勇, 等. 基于多源异构数据的配电网故障信息挖掘与诊断[J]. 供用电, 2018, 35(8): 31-39.
MA Zhoujun, FAN Feilong, WANG Yong, et al. Distribution network fault information mining and diagnosis based on multi-source heterogeneous data [J]. Distribution & Utilization, 2018, 35(8): 31-39.
- [8] 易海川, 张彼德, 王海颖, 等. 提高 DG 接纳能力的配电网动态重构方法[J]. 电网技术, 2016, 40(5): 1431-1436.
YI Haichuan, ZHANG Bide, WANG Haiying, et al. Distribution network dynamic reconfiguration method for improving distribution network's ability of accepting DG [J]. Power System Technology, 2016, 40(5): 1431-1436.
- [9] KAVOUSI-FARD A, NIKNAM T. Optimal distribution feeder reconfiguration for reliability improvement considering uncertainty [J]. IEEE Transactions on Power Delivery, 2014, 29(3): 1344-1353.
- [10] ASRARI A, LOTFIFARD S, ANSARI M. Reconfiguration of smart distribution systems with time varying loads using parallel computing [J]. IEEE Transactions on Smart Grid,

- 2016, 7(6): 2713-2723.
- [11] 胡泽春,宋永华,徐智威,等. 电动汽车接入电网的影响与利用[J]. 中国电机工程学报,2012,(4):1-10.
HU Zechun,SONG Yonghua,XU Zhiwei, et al. Impacts and utilization of electric vehicles integration into power systems[J]. Proceedings of the CSEE, 2012, (4): 1-10.
- [12] 管永高,牛涛,倪盼盼. 电动汽车直流充电桩接入对电网谐波的影响分析[J]. 电力需求侧管理,2017,19(3):10-14.
GUAN Yonggao,NIU Tao,NI Panan. Study on the impact of electric vehicle DC chargers on power grid harmonics [J]. Power Demand Side Mangment, 2017,19(3):10-14.
- [13] CHEN S, HU W, CHEN Z. Comprehensive cost minimization in distribution networks using segmented-time feeder reconfiguration and reactive power control of distributed generators [J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2016, 31(2): 983-993.
- [14] 王志强,王珊,张馨月,等. 计及用户响应行为差异性的区域电采暖负荷特性建模[J]. 电力系统自动化,2019,43(07):67-79.
WANG Zhiqiang, WANG Shan, ZHANG Xinyue, et al. Load characteristics modeling of regional electric heating system considering difference of users response behaviors [J]. Automation of Electric Power Systems, 2019, 43(07): 67-79.
- [15] 李荣,王拓. 城市电动汽车快充站网络建设管理探讨[J]. 电力需求侧管理,2017,19(4):50-53.
LI Rong, WANG Tuo. Discussion on network construction management of urban electric vehicle fast charging station [J]. Power Demand Side Mangment, 2017,19(4): 50-53.
- [16] 宋惠忠,顾华忠,顾韬,等. 基于多源数据挖掘的低压配电网线损智能诊断模型[J]. 浙江电力,2017,36(12):57-62.
SONG Huizhong, GU Huazhong, GU Tao, et al. Intelligent diagnostic model for line losses of distribution networks based on multi-source data mining [J]. Zhejiang Electric Power, 2017, 36(12): 57-62.
- [17] 朱金卫,郑正仙,苏芳,等. 储能型电动汽车充电站研究进展[J]. 浙江电力,2017,36(10):7-10.
ZHU Jinwei, ZHENG Zhengxian, SU fang, et al. Research on the development of electric vehicle charging station with energy storage [J]. Zhejiang Electric Power, 2017, 36(10): 7-10.
- [18] 卫志农,陈胜,孙国强,等. 含多类型分布式电源的主动配电网分布式三相状态估计[J]. 电力系统自动化,2015,39(9):68-74.
WEI Zhinong, CHEN Sheng, SUN Guoqiang, et al. Distributed three-phase state estimation for active distribution network integrated with different types of distributed generators [J]. Automation of Electric Power Systems, 2015, 39(9): 68-74.
- [19] BERTSIMAS D, SIM M. The price of robustness [J]. Operations Research, 2004, 52(1): 35-53.
- [20] GUAN Y, WANG J. Uncertainty sets for robust unit commitment [J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2014, 29(3): 1439-1440.
- [21] MCKAYM D, BECKMAN R J, CONOVER W J. A comparison of three methods for selecting values of input variables in the analysis of output from a computer code [J]. Technometrics, 2000, 42(1): 55-61.
- [22] ZHEN S, JIRUTITIJAROEN P, SILVA A M L D, et al. Accelerated state evaluation and latin hypercube sequential sampling for composite system reliability assessment [J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2014, 29(4): 1692-1700.
- [23] DUPACOVA J, GROWE-KUSKA N, ROMISCH W. Scenario reduction in stochastic programming: an approach using probability metrics [J]. Mathematical Programming, 2003, 95(2): 493--511.
- [24] 杨玉龙,王彤,赵磊洋,等. 分布式电采暖负荷群建模及备用优化 [J/OL]. 电测与仪表:1-8 [2019-07-03]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/23.1202.TH.20181227.1657.005.html>.
YANG Yulong, WANG Tong, ZHAO Leiyang et al. Distributed electric heating load group modeling and standby optimization [J/OL]. Electrical Measurement & Instrumentation: 1-8 [2019-07-03]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/23.1202.TH.20181227.1657.005.html>.
- [25] 范帅,郑琨琪,郭炳庆,等. 分散式电采暖负荷协同优化运行策略 [J]. 电力系统自动化,2017,41(19):20-29.
FAN Shuai, Jia Kunqi, Guo Binqing, et al. Collaborative optimal operation strategy for decentralized electric heating loads [J]. Automation of Electric Power Systems, 2017, 41(19): 20-29.
- [26] TAYLOR M J, ALEXANDER A. Evaluation of the impact of plug-in electric vehicle loading on distribution system operations [C] // IEEE Power & Energy Society General Meeting, Calgary, Canada, 2009, 1-6.
- [27] 卢艺,梁俊文,程韧俐,等. 考虑光伏和电动汽车不确定性的配电网鲁棒经济调度 [J]. 电工电能新技术, 2018, 37(9): 42-50.
LU Yi, LIANG Junwen, CHENG Renli, et al. Robust economic dispatching of distribution network including photovoltaic and electric vehicles [J]. Advanced Technology of Electrical Engineering and Energy, 2018, 37(9): 42-50.
- [28] 杨扬,秦桑,郑锋,等. 电动汽车充电站的充电定价策略研究 [J]. 浙江电力,2018,37(6):58-62.
YANG Yang, QIN Sang, ZHENG Feng, et al. Research on charging pricing strategy of electric vehicle charging station [J]. Zhejiang Electric Power, 2018, 37(6): 58-62.
- [29] 施萱轩,孟军,梁浩,等. 配电网故障抢修质量与效率评价体系研究 [J]. 电力工程技术, 2018, 37(5): 143-147, 154.
SHI Xuanxuan, MENG Jun, LIANG Hao, et al. Quality and efficiency evaluation system of distribution network fault repair [J]. Electric Power Engineering Technology, 2018, 37(5): 143-147, 154.
- [30] 江东林,刘天琪,李樊. 采用时段动态划分和分层优化策略的配电网重构 [J]. 电网技术, 2012, 36(2): 153-157.
JIANG Donglin, LIU Tianqi, LI Fan. Dynamic distribution network reconfiguration based on dynamic partition of time intervals and hierarchical optimization [J]. Power System Technology, 2012, 36(2): 153-157.

- [31] XIAO J, LI F, GU W Z, et al. Total supply capability and its extended indices for distribution systems; definition, model calculation and applications [J]. *Iet Generation Transmission & Distribution*, 2011, 5(8): 869-876.
- [32] 葛少云, 韩俊, 刘洪, 等. 计及主变过载和联络容量约束的配电系统供电能力计算方法 [J]. *中国电机工程学报*, 2011, 31(25): 97-103.
GE Shaoyun, HAN Jun, LIU Hong, et al. Power supply capability determination considering constraints of transformer overloading and feeder links capacity [J]. *Proceedings of the CSEE*, 2011, 31(25): 97-103.
- [33] 肖峻, 贺琪博, 白临泉, 等. 实现最大供电能力的配电网馈线与主变压器容量匹配 [J]. *电力系统自动化*, 2016, 40(19): 53-58.
XIAO Jun, HE Qibo, BAI Linquan, et al. Optimal capacity ratio between feeders and main transformers to implement total supply capacity [J]. *Automation of Electric Power Systems*, 2016, 40(19): 53-58.
- [34] 徐凌逊, 范韩璐, 祁宇, 等. 一种配电网量测系统设计及优化方案 [J]. *电力工程技术*, 2017, 36(5): 143-148.
- XU Lingxun, FAN Hanlu, QI Yu, et al. Design and optimization of distribution network measurement system [J]. *Electric Power Engineering Technology*, 2017, 36(5): 143-148.
- [35] 王永杰, 吴文传, 张伯明. 考虑负荷量测和光伏不确定性的主动配电网鲁棒电压控制 [J]. *电力系统自动化*, 2015, 39(9): 138-144.
WNAG Yongjie, WU Wenchuan, ZHANG Boming. Robust voltage control model for active distribution network considering load and photovoltaic uncertainties [J]. *Automation of Electric Power Systems*, 2015, 39(9): 138-144.

作者简介:



杨烁

杨烁(1990),男,硕士,工程师,从事电网优化运行与规划工作(E-mail: tchau2017@163.com);

杨卫红(1972),女,博士,高级工程师,从事配电网规划工作;

刘艳茹(1985),女,硕士,高级工程师,从事配电网诊断、规划工作。

Robust network reconfiguration optimization in distribution network with power energy alternatives integration

YANG Shuo¹, YANG Weihong², LIU Yanru², WANG Yunfei², HOU Jia², JIANG Shigong²

(1. State Grid Beijing Electric Power Research Institute, Beijing 100075, China;

2. State Grid Economic and Technological Research Institute Co., Ltd., Beijing 102209, China)

Abstract: In order to control air pollution and protect the environment, more and more power energy alternatives covering electric heating and electric vehicles, emerge in distribution networks. Power supply capability of distribution network receives a significant effect and the traditional distribution network operation optimization method needs to be improved. According to the randomness characteristics of electric heating and electric vehicles, the methods of Latin super cube sampling, Cholesky decomposition and synchronous back generation reduction are adopted to realize the rapid generation of probability multiple scenes. Based on the probability multiple scenes, combining robust optimization and stochastic programming method, the scenario analysis method is accepted. With satisfying robust constraints, taking the optimal expectation values of running cost and load balancing degree as objectives, robust network reconfiguration model in distribution network with power energy alternatives integration is built. Ant colony algorithm is used to solve the model. Finally, a case study is given to verify that the proposed method can effectively improve the power supply capacity of the distribution network with large scale power energy alternatives integration.

Keywords: power energy alternatives; Latin hypercube sampling; probabilistic multi-scene; robust network reconfiguration optimization; ant colony algorithm

(编辑 钱悦)