

计及冬季预热需求的居民区电动汽车负荷调度策略

张新城¹, 刘志珍¹, 侯延进², 范书静¹

(1. 山东大学 电气工程学院, 山东 济南 250061; 2. 齐鲁工业大学(山东省科学院)
山东省科学院能源研究所 山东省生物质气化技术重点实验室, 山东 济南 250014)

摘要:针对电动汽车(EV)在低温环境下的预热需求,通过研究各种车辆的预热技术,结合电动汽车入网(V2G)技术,提出一种计及车辆预热需求的EV负荷调度策略。首先,将温度因素引入传统的EV负荷模型,使之更能准确反映在低温环境下的EV负荷需求;然后,结合用户在冬季的车辆充电需求和预热需求,对不同荷电状态下的车辆在不同时段做针对性的充放电安排,并利用改进后的模糊自适应粒子群优化算法对调度模型进行求解。以北京市某小区配电网为对象进行算例设计,通过仿真验证了所提策略在满足车辆用电需求的同时,可以充分发挥其储能特性,为电网提供“削峰填谷”的辅助功能。最后,通过建立EV电池组的热模型以监测具体车辆的荷电状态和温度变化,结果表明所提策略在调节电网峰谷属性的同时,有效地改善了车载电池组的出行温度。

关键词:电动汽车;预热需求;V2G;模糊自适应粒子群优化算法;削峰填谷;出行温度;调度策略

中图分类号:U 469.72

文献标志码:A

DOI:10.16081/j.epae.202007024

0 引言

随着大气污染以及世界能源危机等问题的逐步加剧,汽车产业亟需一场颠覆传统的能源供应革命。在此背景下,电动汽车EV(Electric Vehicle)因为具有零排放、不消耗化石能源的优势而受到了广泛的关注^[1]。

作为EV三大关键技术之一的电池技术,一直是限制EV发展的重要因素^[2]。在我国北方大部分地区的冬季,汽车长期面临着较恶劣的低温环境,即使是传统的燃油汽车也需要通过注入防冻液等措施来保证车辆的正常运行。EV车载电池在低温环境下更是面临着诸多问题,在低温条件下停放时间较长的EV甚至难以正常启动,这严重制约了我国EV的进一步发展和普及。因此,对低温环境下的车载电池进行有效预热对于EV的推广很有意义。

目前,关于车载电池预热技术的研究主要分为2类。一类预热技术是外部加热,即利用热传递的原理设计相应的加热装置对车载电池进行低温预热。文献[3]建立了车载电池的低温加热模型,对比分析了PTC(Positive Temperature Coefficient)加热器(以正温度系数较大的材料制成的加热器)和电热膜加热器2种方式的优劣,结果表明电热膜加热器的预热效果更优;文献[4]通过分析磷酸铁锂电池的热性能及衰老模型,在相应预热管理策略的基础上利用外部液体加热的方法将电池从-10℃加热至

2℃。另一类预热技术是内部加热,即利用电池在低温下内阻增大的特性,通过一定的充放电措施,利用其自身的内部产热对电池进行预热。文献[5]对比研究了内部加热和外部加热方式的优势、劣势,指出内部加热可以令电池受热更均匀且预热速度更快;文献[6]采用7A/1Hz的交流电对-20℃下的锂电池进行预热,成功地在较短的时间内将电池温度上升至5℃。考虑到目前市面上可购买的EV大多不搭载配套的电池预热装置,新能源汽车厂商给出的建议也大多为:在低温环境下,若在开车前不久车辆仍处于充放电状态,则可直接用车,无需再插枪预热或提前启动。故在此基础上,结合电动汽车入网V2G(Vehicle-to-Grid)技术^[7-8],通过控制车辆的充放电时段,在缓解配电网用电压力的同时,亦可达到车辆预热的目的。

现有的EV负荷调度研究较多地集中在对控制策略的优化,如文献[9]在分时电价的基础上,依据确定性分析方法,采用倒叙递推的原则安排EV进行充电,显著减小了电网的峰谷差率和用户的充电费用;文献[10]考虑不同类型车辆的行驶特性建立了EV与电网互动的机组模型,以火电机组成本最低为优化目标,得到了适应EV接入的机组最优组合;文献[11]以低压直流多接口充电设施为优化对象,采用序列二次规划算法和动态规划算法对调度模型进行求解,解决了住宅区内充电设施无法同时为多辆EV进行最优充电的问题;文献[12]通过需求侧管理方法对EV的充放电行为进行有效引导,达到了有序优化控制的目标。

上述研究的侧重点大多在于对调度策略的创

收稿日期:2019-12-26;修回日期:2020-05-28

基金项目:山东省重点研发计划项目(2019GGX104080)

Project supported by the Key R&D Program of Shandong Province(2019GGX104080)

新,但是较少地考虑不同环境下EV负荷的准确建模以及用户特殊的用车需求。实际上,在不同的环境条件下EV的具体能耗以及用户的用车习惯均会产生相应的变化。文献[13]依托带有温度模拟的实验仓对不同温度下空调开启与否的EV续航里程进行测试,分析了温度对EV续航里程的影响;文献[14]分析了不同温度下EV动力电池容量、效率以及功率特性等性能的变化;文献[15]论证了在冬季恶劣环境下用户对EV进行预热的必要性,并且介绍了相关的预热技术。因此有必要将温度因素引入EV负荷调度模型,探索利用调度策略实现车载电池预热的可行性。

为此,本文首先利用统计学原理,通过大量样本数据的匹配拟合,将温度因素引入EV负荷预测模型。同时结合EV用户在低温环境下的用电需求和预热需求,利用所提调度策略,并采用一种改进的模糊自适应粒子群优化(PSO)算法对EV的充放电时段进行寻优求解,在确保区域配电网安全、稳定运行的前提下,使车载锂电池达到理想的出行温度。为了验证所提策略的有效性,以北京市某小区为对象设计了相应的算例进行仿真验证,同时在Simulink中搭建车载锂电池组的热模型,观察调度后具体车辆电池的出行温度。本文旨在为EV的有序控制策略附加一种新的用户服务功能,同时也为EV的预热手段提供一种新思路。

1 低温下的EV负荷建模

由文献[13-14]的研究可以看出,温度对EV能耗的影响是一个涉及多方面的复杂问题,单从某一个或某几个方面对车辆能耗计算进行优化是不够完备的。因此,本文通过分析大量的相关样本数据,运用统计学原理直接获取车辆单位千米能耗与温度之间的具体联系,然后对车辆的相关参量进行扰动,获取不同温度下更符合实际的EV负荷模型。

本文采用日本国土气象局发布的爱知县2012至2013年度原始气象数据以及经日本“浮动车信息共享”平台采集到的492辆EV车载记录仪全年的记录数据为基础样本^[16]。在本文所获得的样本数据中包含了该年度内每个小时的实时环境温度,此外通过分析EV的出行数据发现,超过99%的车辆出行时间在1h以内,而从温度数据来看,在这种较短的时间内,气温的变化几乎可以忽略不计。因此,本文将车辆的出行温度作为出行期间的环境温度,以简化样本的匹配难度。经整理后的样本数据如附录中表A1所示。样本的具体概率分布如附录中图A1和图A2所示。

通过分析以上数据可以发现,爱知县的气候温

度与我国北方城市比较接近,年气温在-5~37℃之间,四季分明且温度范围比较宽泛,因此爱知县的数据适合作为分析我国北部城市的替代样本;EV的平均能耗水平约为0.1496 kW·h/km,且其能耗分布接近于满足正态分布,在一定的数值范围之内均有比较高的取值概率,因此找出能耗随环境温度变化的具体联系对于EV负荷的精确估计更加有利。

根据获取数据中EV的平均能耗 E_i 与环境温度 T_i 之间的分布关系,采用最小二乘法曲线拟合原理^[17],将已知的若干个点 (T_i, E_i) 作为基础数据,求解与其距离平方和最小的曲线 $E=f(T)$,以表征平均能耗随环境温度的具体变化关系。不同环境温度下车辆能耗分布曲线拟合结果如附录中图A3所示,可见数据整体呈不对称的“U”形分布。首先分别对样本数据进行1—4次函数拟合,可以获得拟合后的 R^2 值(统计学决定系数,其值越大,表明拟合效果越好)分别为0.136、0.479、0.637、0.653,可以看出:在将拟合曲线的次数从1逐渐增加至3后,曲线的拟合效果得到了较为明显的改善,但若继续提高曲线的拟合次数,改善效果变得不再明显。综合考虑函数的拟合效果和后续的计算复杂程度,本文最终选择对 $E=f(T)$ 进行3次函数拟合,得到 E_i 与 T_i 之间的函数关系如式(1)所示。

$$E_i = \lambda_0 + \lambda_1 T_i + \lambda_2 T_i^2 + \lambda_3 T_i^3 \quad (1)$$

其中, λ_0 — λ_3 为影响因子,经拟合后可得 $\lambda_0=0.226$ 、 $\lambda_1=-0.0077$ 、 $\lambda_2=-0.000084$ 、 $\lambda_3=0.00000295$ 。

电池的充电电量是EV负荷模型的关键因素,通常由其具体的荷电状态(SOC)水平决定。电池的SOC通常表示为电池的当前电量与额定容量的比值,故EV的常规充电需求 Q_{need} 可以表示为:

$$Q_{\text{need}} = (1 - S_{\text{SOC},q}) Q_e \quad (2)$$

其中, $S_{\text{SOC},q}$ 为EV接受充电时的起始SOC; Q_e 为电池的额定容量。

由式(2)可以看出,EV的起始SOC对车辆的常规充电需求起着决定性的作用。青岛特锐德股份有限公司对青岛市5、6月(标准温度约为20℃)用户车辆接入时电池的初始SOC进行了调研,数据分布情况见附录中图A4^[18]。

如前文所述,不同的环境温度会从多方面影响EV的具体能耗,从而使其在不同温度下呈现不同的初始SOC分布。结合SOC的定义,以车辆在不同环境温度下的平均行驶里程不变为前提,以标准温度下的SOC分布为基准,可以得到不同温度下车辆初始SOC的分布期望值为:

$$\mu_{\text{SOC},T} = 1 - (1 - \mu_{\text{SOC},s}) \frac{E_T}{E_s} \quad (3)$$

其中, $\mu_{\text{SOC},T}$ 为环境温度为 T (单位为℃)时的SOC分

布期望; $\mu_{\text{soc},s}$ 为标准温度下的 SOC 分布期望; E_T 、 E_s 分别为经式(1)计算所得温度为 T 和 $20\text{ }^\circ\text{C}$ 时 EV 的平均能耗。

此外,结合车辆的单日行驶里程,可以获得在不同环境温度下每辆 EV 所需的具体充电时长 t_c 为:

$$t_c = \frac{dE_i}{P_c} = \frac{d(\lambda_0 + \lambda_1 T_i + \lambda_2 T_i^2 + \lambda_3 T_i^3)}{P_c} \quad (4)$$

其中, d 为车辆当日的行驶里程; P_c 为充电桩的实际充电功率。

本文采用蒙特卡洛算法对 EV 的负荷功率进行模拟,设置最大迭代次数为 20000,以方差系数小于 1% 为最终收敛条件,将出行温度、EV 数量等作为基础参数,以美国家庭出行调查数据为基础数据对 EV 行驶里程和充放电起止时刻进行抽样。将当前环境温度和标准温度下的初始 SOC 代入式(3)以确定车辆的实际起始 SOC,再根据式(4)确定车辆的具体充电时长需求,同时所有接入的车辆均将其按长时间停放处理。在确定单辆 EV 功率需求的基础上,通过负荷曲线的累加获得 EV 的总体功率需求。具体建模流程如图 1 所示。

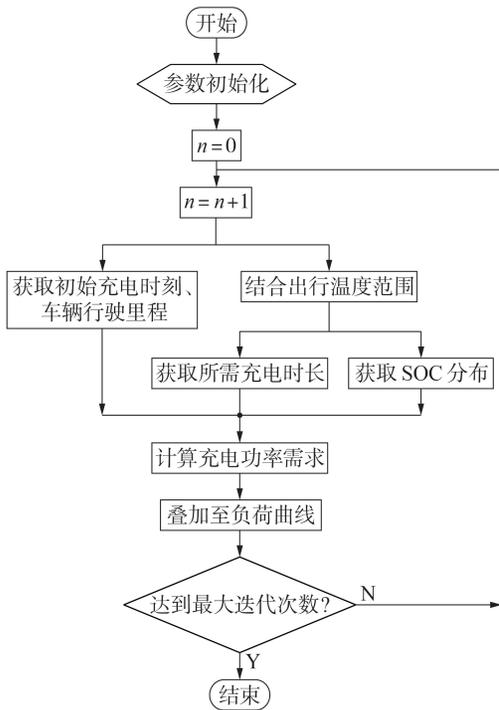


图 1 基于蒙特卡洛算法的 EV 功率需求建模流程
Fig.1 Flowchart of EV power demand modeling based on Monte Carlo algorithm

2 有序充放电控制模型

2.1 小区智能 V2G 系统

图 2 为一个小区智能 V2G 系统方案的概念图。图中, N 为充电桩的数量。充电桩通过 CAN 总线通

信获取接入 EV 的具体信息,包括接入时刻、初始 SOC 以及预计离开时刻等;调度中心的数据终端通过智能电量传感器收集来自小区配电变压器低压侧的电压以及电流信息,实时计算并存储包括 EV 充放电负荷和用户基础负荷在内的全部负荷;调度中心的控制终端根据相应算法计算得到有序充放电计划,并将其下达至每个充电桩,充电桩每隔一定的时间向调度中心汇报自身当前的工作状态并做记录保存。

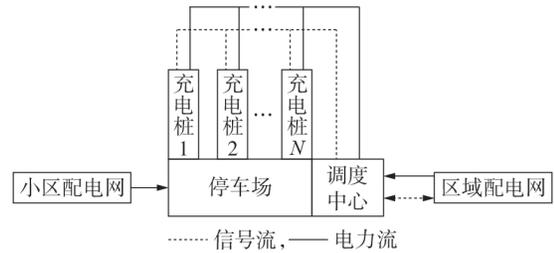


图 2 小区智能 V2G 系统概念图
Fig.2 Concept diagram of community intelligent V2G system

2.2 计及预热需求的负荷调度策略

当车辆接入充电桩后,系统获取该车辆的实时信息集合 V 为:

$$V = \{k, t_{k_arrive}, t_{k_leave}, S_{\text{SOC},k_init}, T_{\text{temp},k_init}, f_{\text{flag},k}\} \quad (5)$$

其中, $k = 1, 2, \dots, K$ 为 EV 的编号, K 为 EV 的数量; t_{k_arrive} 为 EV _{k} 的接入时刻; t_{k_leave} 为 EV _{k} 的预计离开时刻; S_{SOC,k_init} 、 T_{temp,k_init} 分别为 EV _{k} 接入时的初始 SOC、电池的初始温度; $f_{\text{flag},k}$ 为检测 EV _{k} 初始 SOC 后为其设置的类别标志,其具体取值情况如式(6)所示。

$$f_{\text{flag},k} = \begin{cases} 1 & 0 \leq S_{\text{SOC},k_init} \leq 0.4 \\ 2 & 0.4 < S_{\text{SOC},k_init} < 0.8 \\ 3 & 0.8 \leq S_{\text{SOC},k_init} \leq 1 \end{cases} \quad (6)$$

当车辆的 SOC 位于 $[0, 0.4]$ 范围内时,将该 EV 归为类别 1,表明其充电需求较为迫切;当车辆的 SOC 位于 $(0.4, 0.8)$ 范围内时,将该 EV 归为类别 2,表明其在满足充电需求的前提下可以适当参与放电调峰;当车辆的 SOC 位于 $[0.8, 1]$ 范围内时,将该 EV 归为类别 3,表明其很适合作为分布式调峰电源参与调度。

在低温环境下, EV 电池温度下降的主要原因是:内、外温度差导致的热传递现象使得电池温度快速向环境中流失。简化后的牛顿冷却定律如式(7)所示。

$$T_{\text{temp}}(t) = H + (T_{\text{temp}}(t_0) - H)e^{-\beta(t-t_0)} \quad (7)$$

其中, $T_{\text{temp}}(t)$ 为 t 时刻物体的实时温度; $T_{\text{temp}}(t_0)$ 为物体的初始温度, t_0 为初始时刻; H 为环境温度; β 为冷却系数。为了简化计算,可将冬季城市的环境温度

设为0,则上述式(7)可简化为:

$$T_{\text{temp}}(t) = T_{\text{temp}}(t_0)e^{-\beta(t-t_0)} \quad (8)$$

为了获取冷却系数 β 的具体取值,本文在Simulink中搭建了T. Huria等人提出的具有热特性的EV锂电池组模型^[19](见附录中图A5)。将外部环境温度设为0后,设置不同的初始温度和时长,将获得的冷却温度一并代入式(8),利用取平均值的方法计算得到 $\beta=0.8$ 。

此外利用该模型对电池组进行不同时长的充放电处理,可以获得其温度变化与充放电时长之间的关系为:

$$\Delta T_{\text{temp}} \approx 1.75 \Delta t \quad (9)$$

其中, ΔT_{temp} 为电池模型的温度变化值; Δt 为实际充放电时长。

结合式(8)和式(9)可以获得EV_k接入后的电池实时温度为:

$$T_{\text{temp}k}(t) = T_{\text{temp}k\text{-init}}(1 - e^{-0.8\Delta t}) + 1.75 \Delta t \quad (10)$$

据此,可实现在调度模型中对车载电池温度的实时监测和粗略估计,并通过设置合理的约束条件确保每辆EV的预热效果。

本文以调查问卷的形式随机采访了100位私家EV车主,如果考虑到EV在冬季的预热问题,超过80%的车主会选择将EV的充电时间设置在距离出发前4~5 h,以保证车载电池拥有理想的出行温度,因此大约在02:00—06:00时段将会出现一个EV充电负荷高峰。

为此,本文对不同EV类别 $f_{\text{flag}k}$ 下的车辆采用不同的调度时段安排,如图3所示。对于类别1中的EV,由于其迫切的充电需求和较长的充电时长,安排其在各时段下只进行充电。对于类别2中的初

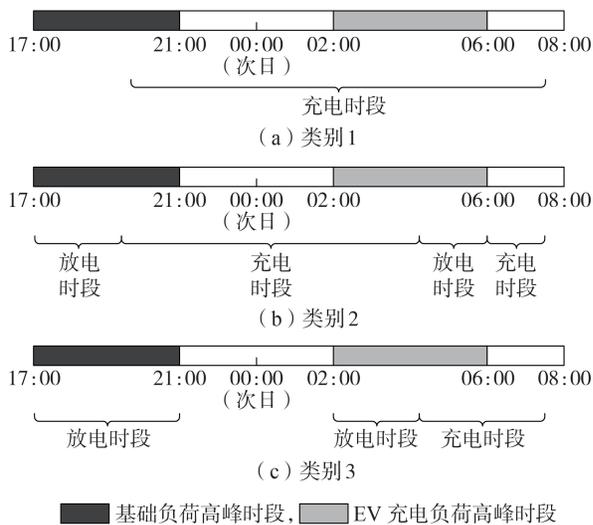


图3 不同类别EV的调度时段安排

Fig.3 Arrangement of scheduling period for different types of EVs

始SOC较高的EV,其可在小区的用电晚高峰时段17:00—21:00向电网馈电,以实现其作为分布式电源的辅助调峰功能,基础负荷峰值后再安排其进行充电;此外,在02:00—06:00的EV预热负荷高峰时段安排部分提前完成充电任务的车辆进行放电,以缓解当前配电网的用电压力,然后在适当的时间再将其电量补足。对于类别3中的EV,由于其自身已经具备很充足的电量,故利用其储能特性在2个负荷高峰时段向电网馈电,然后综合其SOC下降状况和预计离开时刻为其补足电量。关于不同类别EV在各个时段下的具体充放电功率,则需要根据最终的优化目标和约束条件,做出合理的非线性寻优安排。

通常采用负荷方差表征系统的负荷波动情况,方差值越小,则表明负荷曲线越平稳。因此本文选取系统负荷方差最小为优化目标函数:

$$\begin{cases} f = \min \sum_{j=1}^{N_{\text{total}}} \left(P_j + \sum_{k=1}^K P_{\text{EV}k}^j - P_{\text{ave}} \right)^2 \\ P_{\text{ave}} = \frac{1}{N_{\text{total}} - 1} \sum_{j=1}^{N_{\text{total}}} \left(P_j + \sum_{k=1}^K P_{\text{EV}k}^j \right) \end{cases} \quad (11)$$

其中, P_j 为 j 时段的居民基础负荷值; $P_{\text{EV}k}^j$ 为 j 时段EV_k的实际充放电功率,充电时其值为正,放电时其值为负; P_{ave} 为小区一天内整体负荷的平均值; N_{total} 为一天的时段总数,本文将一天分为96个时段(每个时段的时长为15 min)。

本文考虑的约束条件设置如下。

(1)EV最大放电时长限制。

考虑到类别2和类别3中EV自身的充电需求与提供放电服务之间的矛盾属性,在其放电过程中需设定一时刻阈值,当达到时刻阈值时必须强制停止其放电行为,转为停充等待或充电状态。

$$t_{k\text{-leave}} - t_{k\text{-current}} \geq \frac{Q_c(1 - S_{\text{SOC},k\text{-current}})}{P_c} \quad (12)$$

其中, $t_{k\text{-current}}$ 为当前的实时时刻; $S_{\text{SOC},k\text{-current}}$ 为EV_k当前的SOC。

(2)电池温度限制。

为了保证每辆EV的车载电池尽量拥有理想的出行温度,设置最终停止充/放电时的电池温度不小于10℃,即:

$$T_{\text{temp}k\text{-end}} \geq 10 \quad (13)$$

其中, $T_{\text{temp}k\text{-end}}$ 为EV_k最终停止充/放电时的电池温度。

(3)EV最终停止充/放电时刻限制。

设置每辆EV的停止充/放电时刻距离离开时刻不超过0.5 h,即:

$$t_{k\text{-leave}} - t_{k\text{-end}} \leq 0.5 \quad (14)$$

其中, $t_{k\text{-end}}$ 为EV_k的最终停止充/放电时刻。将时间

裕度取为 0.5 h 的原因是:若 EV 在离开前 0.5 h 停充,且电池温度恰好为临界值 10 ℃,此时将 0.5 h 代入式(8)求得其最大下降温度约为 3.3 ℃,在可接受范围之内,表明取值合理。

(4) EV 电池组充放电过程 SOC 限制。

$$S_{\text{SOC},\min} \leq S_{\text{SOC},k}^j \leq S_{\text{SOC},\max} \quad (15)$$

其中, $S_{\text{SOC},k}^j$ 为 j 时段 EV_k 的 SOC; $S_{\text{SOC},\max}$ 、 $S_{\text{SOC},\min}$ 分别为 EV 电池 SOC 的上、下限,本文设置 SOC 上限为 1、下限为 0。

(5) 变压器最大带负荷能力限制。

$$P_j + \sum_{k=1}^K P_{\text{EV}k}^j \leq P_{\max}^T \quad (16)$$

其中, P_{\max}^T 为居民区配电变压器的最大运行功率限制。

3 模型求解算法

粒子群优化算法因具有计算迅速和易于实现的特点,获得了广泛的关注和应用^[20]。本文引入模糊算法对进化公式中的惯性权重参数 ω 进行调整,优化粒子更新过程中的自身选择属性,确保粒子在前期的搜索能力及后期的收敛精度。

首先按照每个粒子当前的适应度值大小 p_m 降序排列形成一个新的有序集合 $\{f_1, f_2, \dots, f_I\}$, 其中 I 为种群的规模。那么显然位于集合首位的粒子就是适应度值最大的粒子,将之定义为新集合中的“最优粒子”。而相应地,在新集合中的第 i 个粒子 f_i 的位置可定义为相较于“最优粒子”的“最优粒子偏差”,记为 s_i 。隶属度函数是模糊集合理论在具体应用中的一个前提,本文通过引入“最优粒子偏差”的概念,构造式(17)所示隶属度函数 $u(s_i)$ 。

$$u(s_i) = \begin{cases} 1 + \phi & s_i < D_1 I \\ 1 & D_1 I \leq s_i \leq D_2 I \\ 1 - \varphi & s_i > D_2 I \end{cases} \quad (17)$$

其中, D_1 、 D_2 为控制因子, ϕ 、 φ 为调整因子,各因子均分布在 $(0, 1)$ 范围内。

基于上述隶属度函数搭建模糊映射关系,可以确定每个粒子在新集合中的隶属度,从而构建惯性权重 ω 的自适应函数,如式(18)所示。

$$\omega(i) = u(s_i) \left[\omega_s + (\omega_e - \omega_s) \frac{d_{\text{iter}}}{M_{\text{iter}}} \right] \quad (18)$$

其中, ω_s 、 ω_e 分别为开始和结束时刻的惯性权重; d_{iter} 、 M_{iter} 分别为当前迭代次数和最大迭代次数。

根据式(18)生成的惯性权重 ω 调整粒子对局部和整体的搜索倾向,重新更新其速度和位置,实现粒子更新过程中的更佳方案选择。

当采用模糊自适应粒子群优化算法求解调度模型时,充电桩在任一时段与电网的交换功率可以视

为粒子搜索的 1 个维度,故对于共有 K 辆 EV 接入的情况,可能出现的最大搜索维度为 $96K$, 维度向量如式(19)所示。搜索空间中每个粒子的位置信息应包含每辆 EV 的初始 SOC、入网时刻等,其更新速度也会受到前文提及的各种约束条件的限制。

$$X_K = [P_{1,1}, P_{1,2}, \dots, P_{1,96}, \dots, P_{K,1}, P_{K,2}, \dots, P_{K,96}] \quad (19)$$

其中, $P_{k,j}$ ($k = 1, 2, \dots, K; j = 1, 2, \dots, 96$) 为 j 时段 EV_k 所接充电桩与电网进行的功率交换。

4 算例分析

4.1 仿真参数设置

为了验证本文所提方法的有效性,以北京市某居民区为例进行仿真验证,该居民区共有 200 个住户,每户居民都拥有 1 辆私家车,小区总负荷包括居民日常用电的基础负荷和 EV 的充放电负荷。停车场内 EV 采用常规交流慢速充电,充放电功率大小为 3.6 kW,充放电电流为 10 A。为了简化计算,假设所有 EV 电池的额定容量均为 30.4 kW·h。

通过观察北京市的历史温度数据可以发现,其冬季气温大致在 $-5 \sim 5$ ℃ 之间呈均匀分布,故取其平均气温为 0,某冬季典型日下小区配电网的基础负荷曲线见附录中图 A6。利用蒙特卡洛算法进行抽样,同时结合美国家庭出行调查数据以及本地居民用车需求特性抽取 EV 的接入时刻、离开时刻等数据,依据图 1 所示的建模流程对 EV 进行冬季典型日下更精确的负荷建模。

4.2 仿真曲线分析

通过蒙特卡洛算法分别模拟接入 20~100 辆 EV 时的充放电情况,根据 2.2 节的调研结果,设置如下 3 种充电情景:

(1) 情景 1, EV 用户在返程回家后立即将车辆接入电网,进行即时的无序充电(典型的即插即充式接入);

(2) 情景 2, 将 80% 用户自发设定的预热充电时间设置在出行时刻的 4 h 前,这样既顾及了用户的预热需求,又将大量的 EV 负荷移至凌晨的居民基础负荷谷时段(EV 移峰接入);

(3) 情景 3, 依据 SOC 分类别调度策略对接入的 EV 进行优化控制(EV 分类控制接入)。

最终得到不同数量 EV 在 3 种情景下接入时的配电网整体负荷曲线,见附录中图 A7。3 种充电情景下的配电网整体负荷均方差如表 1 所示。分析仿真结果可得如下结论。

(1) 在即插即充式无序接入充电情景(情景 1)下,用户在夜间回家后立即将 EV 接入电网开始充电,这也是大多数用户不考虑额外用车需求时最常见的充电行为。这就导致大量 EV 负荷集中在傍晚

表1 3种充电情景下的负荷均方差对比

Table 1 Comparison of load mean squared error among three charging situations

EV数量/辆	负荷均方差/kW ²		
	情景1	情景2	情景3
20	176.8	153.6	130.6
40	213.6	171.7	118.3
60	268.1	190.8	101.1
80	292.5	212.5	82.1
100	357.5	226.3	64.5

时段,而该时段也是用户回家后开启大功率用电设备的基础负荷高峰时段。这种峰上加峰的现象就会导致该时段出现一个陡峭的负荷尖峰,极大地加剧了系统的负荷峰谷差与波动方差,严重威胁了配电网的稳定运行。

(2)当计及预热需求时,在EV移峰接入充电情景下,即插即充的部分EV负荷会与小区基础负荷的夜间峰值产生叠加,造成负荷峰值的进一步增大;此外,考虑热车需求,大部分车主的充电时间会设置在凌晨,这在一定程度上转移了晚高峰时段的部分峰值负荷,并实现了为配电网进行“填谷”的效果。但由于用户自设充电时间的集中性,大约会在04:00时刻出现新的EV充电负荷尖峰,且随着EV接入数量的增加,新的负荷峰值甚至会超过原本的晚高峰峰值。由表1可知,在充电情景2下,随着EV渗透率的攀升,小区配电网的负荷均方差也开始呈现增长趋势。可见,这种将EV负荷完全移峰接入的充电方式虽然具有“移峰填谷”的优势,但由于充电安排的不完全合理以及放电应用的欠缺,仍需进行一定的控制改进。

(3)当计及预热需求且EV分类控制接入时,采用本文所提调度策略对接入EV的充放电行为进行有序控制,小区配电网的整体负荷波动情况得到了明显的改善,不仅满足了用户的日常用电需求,同时起到了良好的“削峰填谷”功能。从图A7中可以明显看出,由于EV放电功能的引入,相较于充电情景1、2,情景3中EV整体从电网吸收的电能减少甚多。且随着接入EV数量的增多,高SOC的EV逐渐规模化,EV整体向电网馈电就越多,表现在负荷曲线上即整体的负荷幅值就越低。此外,通过合理分布不同类别EV的充放电时长,在凌晨的EV充电高峰时段也能保持整体负荷曲线的平坦稳定。

由表1可以看出,经EV充放电控制后的配电网负荷均方差相较于控制前大幅下降,且随接入EV数量的增多呈减小趋势,确保了配电网的安全、经济运行。

4.3 电池组SOC与温度的具体变化分析

为了观察本文所提策略的预热效果,根据调度

后的具体安排,在Simulink中搭建电池组模型进行相应的充放电行为仿真。将环境温度设置为0,锂电池初始温度设置为15℃,观察电池组SOC和温度的具体变化情况。由于前文已假设EV的整体停放时长类似,故只需从3种EV类别中分别选取1辆随机车辆作为观测对象即可。其在接入期间的SOC变化情况和相应电池组整体温度的变化趋势如图4所示。

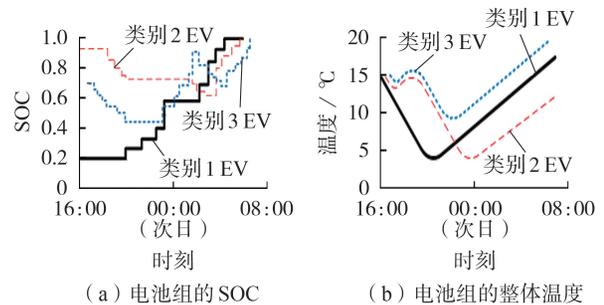


图4 电池组SOC和整体温度的变化趋势

Fig.4 Change trend of battery packs' SOC and bulk temperature

由图4可以看出,经过本文所提策略的有序控制后,各种类别的EV在满足自身充电需求的基础上,电池的出行温度也能大致保持在10℃以上的较理想温度。

5 结论

(1)本文将温度因素引入EV负荷建模过程,通过对样本数据的拟合分析,获取EV能耗与环境温度之间的具体联系,从而建立在低温环境下更能反映现实情况的EV负荷模型。

(2)为了兼顾冬季典型日下小区配电网的稳定运行要求和用户的EV预热需求,本文提出一种分类别安排的负荷调度策略。以北京市某居民区为对象设计算例,采用模糊自适应粒子群优化算法对模型进行求解,对比分析了即插即充式EV无序接入、计及预热需求时EV移峰接入和计及预热需求时EV分类别控制接入3种情景下电网的运行情况。仿真结果表明本文所提策略可以明显地改善EV叠加后的配电网总体负荷波动属性,同时兼顾了用户的充电需求。

(3)通过搭建Simulink仿真模型验证了所提策略对车辆预热的有效性。但仿真模型具有局限性,尚无法准确观测电池组温度的各局部详细变化,只能获得其整体的大致变化趋势。同时,由于合适的样本数据来源难寻,各种数据的来源地存在不匹配的问题,这给本文的研究成果带来一定的局限性。此外,关于EV电池损耗和用户所获放电收益的具体关联研究,仍需开展大量更加细致深入的工作。

附录见本刊网络版(<http://www.epae.cn>)。

参考文献:

- [1] 唐葆君,刘江鹏. 中国新能源汽车产业发展展望[J]. 北京理工大学学报(社会科学版),2015,17(2):1-6.
TANG Baojun,LIU Jiangpeng. Prospects of China's new energy vehicle industry[J]. Journal of Beijing Institute of Technology(Social Sciences Edition),2015,17(2):1-6.
- [2] 南琼,应保胜,吴强,等. 基于关键技术视角下的地方新能源汽车发展研究[J]. 汽车科技,2016(4):71-77.
NAN Qiong,YING Baosheng,WU Qiang,et al. Local new energy vehicle industry development based on the perspective of core technology[J]. Automobile Science and Technology,2016(4):71-77.
- [3] 刘存山,张红伟. 汽车动力电池低温加热方法研究[J]. 电源技术,2015,39(8):1645-1647,1701.
LIU Cunshan,ZHANG Hongwei. Research on heating method at low temperature of electric vehicle battery[J]. Chinese Journal of Power Sources,2015,39(8):1645-1647,1701.
- [4] ZHU T,MIN H T,YU Y B,et al. An optimized energy management strategy for preheating vehicle-mounted Li-ion batteries at subzero temperatures[J]. Energies,2017,10(2):243.
- [5] 袁昊,王丽芳,王立业. 基于液体冷却和加热的电动汽车电池热管理系统[J]. 汽车安全与节能学报,2012,3(4):371-380.
YUAN Hao,WANG Lifang,WANG Liye. Battery thermal management system with liquid cooling and heating in electric vehicles[J]. Journal of Automotive Safety and Energy,2012,3(4):371-380.
- [6] ZHANG J B,GE H,LI Z,et al. Internal heating of lithium-ion batteries using alternating current based on the heat generation model in frequency domain[J]. Journal of Power Sources,2015,273:1030-1037.
- [7] 翁国庆,黄飞腾,张有兵,等. 电动公交汽车电池集群参与海岛微网能量调度的V2G策略[J]. 电力自动化设备,2016,36(10):31-37.
WENG Guoqing,HUANG Feiteng,ZHANG Youbing,et al. V2G strategy for energy dispatch of island microgrid with EBBG[J]. Electric Power Automation Equipment,2016,36(10):31-37.
- [8] 张怡冰,刘其辉,洪晨威,等. 基于模糊控制的区域电动汽车入网充放电调度策略[J]. 电力自动化设备,2019,39(7):147-153.
ZHANG Yibing,LIU Qihui,HONG Chenwei,et al. Charging and discharging dispatch strategy of regional V2G based on fuzzy control[J]. Electric Power Automation Equipment,2019,39(7):147-153.
- [9] 刘志珍,杨勇,屈东明,等. 基于分时电价的电动汽车群有序充电策略研究[J]. 电机与控制学报,2017,21(10):1-7.
LIU Zhizhen,YANG Yong,QU Dongming,et al. Coordinated charging strategy for electric vehicle aggregator based on time-of-use price[J]. Electric Machines and Control,2017,21(10):1-7.
- [10] 葛晓琳,裴晨皓. 考虑电动汽车随机特性的机组组合问题研究[J]. 电力自动化设备,2018,38(9):77-84.
GE Xiaolin,PEI Chenhao. Study on unit commitment problem considering stochastic characteristics of electric vehicles[J]. Electric Power Automation Equipment,2018,38(9):77-84.
- [11] 李敏,苏小林,阎晓霞,等. 多目标分层分区的电动汽车有序充电优化控制[J]. 电网技术,2015,39(12):3556-3562.
LI Min,SU Xiaolin,YAN Xiaoxia,et al. Coordinated charging and discharging of plug-in electric vehicles based on multi-layered and multi-regional optimization[J]. Power System Technology,2015,39(12):3556-3562.
- [12] 孙近文,万云飞,郑培文,等. 基于需求侧管理的电动汽车有序充放电策略[J]. 电工技术学报,2014,29(8):64-69.
SUN Jinwen,WAN Yunfei,ZHENG Peiwen,et al. Coordinated charging and discharging strategy for electric vehicles based on demand side management[J]. Transactions of China Electrotechnical Society,2014,29(8):64-69.
- [13] 解难,胡月昆,杨帆,等. 环境温度对电动汽车续航里程影响的试验研究[J]. 重庆理工大学学报(自然科学),2018,32(6):21-25.
XIE Nan,HU Yuekun,YANG Fan,et al. Reserch on the influence of ambient temperature on the driving mileage of electric vehicles[J]. Journal of Chongqing University of Technology(Natural Science),2018,32(6):21-25.
- [14] 吕山. 纯电动汽车动力电池热管理系统优化研究[D]. 重庆:重庆大学,2018.
LÜ Shan. Study on optimization of the power battery thermal management system for battery electric vehicle[D]. Chongqing:Chongqing University,2018.
- [15] 王茂美,夏征,牛雅丽,等. 汽车预热系统技术研究[J]. 汽车实用技术,2017(8):58-59,70.
WANG Maomei,XIA Zheng,NIU Yali,et al. Study on vehicle preheating system[J]. Automobile Applied Technology,2017(8):58-59,70.
- [16] WANG J B,LIU K,YAMAMOTO T,et al. Improving estimation accuracy for electric vehicle energy consumption considering the effects of ambient temperature[J]. Energy Procedia,2017,105:2904-2909.
- [17] 陶本草,邱卫宁. 误差理论与测量平差[M]. 武汉:武汉大学出版社,2012:90-96.
- [18] 杨勇. 小区电动汽车群有序充电策略优化[D]. 济南:山东大学,2016.
YANG Yong. Strategy optimization of electric vehicle aggregator coordinated charging in residential community[D]. Jinan:Shandong University,2016.
- [19] HURIA T,CERAOLO M,GAZZARRI J,et al. High fidelity electrical model with thermal dependence for characterization and simulation of high power lithium battery cells[C]//2012 IEEE International Electric Vehicle Conference. Greenville,SC,USA:IEEE,2012:1-8.
- [20] 高尚,杨静宇. 群智能算法及其应用[M]. 北京:中国水利水电出版社,2006:21-25.

作者简介:



张新城

张新城(1995—),男,山东青岛人,硕士研究生,主要研究方向为电动汽车并网技术的应用(**E-mail**:zhangxincheng0708@163.com);

刘志珍(1967—),男,山东青岛人,教授,博士,主要研究方向为电动汽车优化控制、电气设备控制与设计(**E-mail**:liuzhizhen@sdu.edu.cn)。

(编辑 陆丹)

(下转第 137 页 continued on page 137)

Energy transaction method of microgrid based on blockchain

QIN Jinlei^{1,2},SUN Wenqiang^{1,2},ZHU Youchan^{1,2},LI Zheng^{1,2}

(1. Department of Computer,North China Electric Power University,Baoding 071003,China;

2. Engineering Research Center of Intelligent Computing for Complex Energy Systems,
Ministry of Education,North China Electric Power University,Baoding 071003,China)

Abstract: With the increasing penetration rate of distributed generation in microgrid and the growing maturity of its technology, the participation of a large number of proconsumers brings new opportunities and challenges to the energy transaction in microgrid. In the new form, the traditional centralized energy transaction method has the problems of low transaction efficiency, high maintenance cost, low privacy, low information security coefficient, low information transparency and so on. Therefore, an energy transaction method of microgrid based on blockchain technology is proposed. Firstly, the exchange method of microgrid energy ownership and tokens based on blockchain system is used to guarantee the information privacy and transaction data security of both parties. In the blockchain information system, the proconsumers and consumers trade energy ownership and tokens, and their rights and interests are protected by smart contracts. Then, a consensus mechanism based on credit is proposed, which takes the credit value as the basic attribute of microgrid nodes and takes the mining reward probability of the credit value impact nodes to restrict the behavior of nodes in microgrid. Finally, the auction mechanism-based energy matching method and consumer's bidding strategy are put forward. Proconsumers within the microgrid sell surplus electricity and consumers initiate bidding for proconsumers' electricity according to their own needs. The auction mechanism and valuation strategy are used to stimulate rational bidding of consumers, so as to improve the internal consumption of microgrid and maintain the balance between supply and demand within the microgrid. The example results show that the proposed energy transaction method can be used to conduct multilateral bidding transactions, improve the self-consumption within the microgrid effectively, ensure the economic benefits of the microgrid, and guarantee the safe operation of transactions.

Key words: blockchain; microgrid; auction algorithm; energy transaction; smart contracts

(上接第 121 页 continued from page 121)

Scheduling strategy of electric vehicle load in residential community considering preheating demands in winter

ZHANG Xincheng¹, LIU Zhizhen¹, HOU Yanjin², FAN Shujing¹

(1. School of Electrical Engineering, Shandong University, Jinan 250061, China;

2. Shandong Provincial Key Laboratory of Biomass Gasification Technology, Energy Institute of Shandong Academy of Sciences, Qilu University of Technology (Shandong Academy of Sciences), Jinan 250014, China)

Abstract: Aiming at the preheating demands of EVs (Electric Vehicles) in low temperature environment, a scheduling strategy of EV load considering preheating demands is proposed by studying the preheating technologies of various vehicles and combining the V2G (Vehicle-to-Grid) technology. Firstly, the temperature factor is introduced into the traditional EV load model to reflect the EV load demand at low temperature more accurately. Then, according to users' charging and preheating demands in winter, specific charging and discharging arrangements are made for EVs under different SOC (State Of Charge) in different time periods, and the scheduling model is solved by using the improved fuzzy adaptive particle swarm optimization algorithm. Taking the distribution network of a residential area in Beijing as an example, the simulation verifies that the proposed strategy can give full play to EVs' energy storage characteristics while meeting the electricity demand, and provide auxiliary function of peak load shifting for the power grid. Finally, the thermal model of EV battery packs is established to monitor the SOC and temperature change of specific EVs, and results show that the proposed strategy can effectively improve the travel temperature of vehicle-mounted battery packs while adjusting the peak and valley properties of power grid.

Key words: electric vehicles; preheating demands; V2G; fuzzy adaptive particle swarm optimization algorithm; peak load shifting; travel temperature; scheduling strategy

附录

表 A1 样本数据
Table A1 Sample data

变量	样本量	均值	标准差	最小值	最大值
环境温度/ $^{\circ}\text{C}$	39685	18.35	9.4101	-5.5	36.6
出行能耗/ $(\text{kW}\cdot\text{h})$	39685	0.752	0.5805	0.0525	11.44
每千米能耗/ $(\text{kW}\cdot\text{h}\cdot\text{km}^{-1})$	39685	0.149	0.0595	0.0077	2.2031

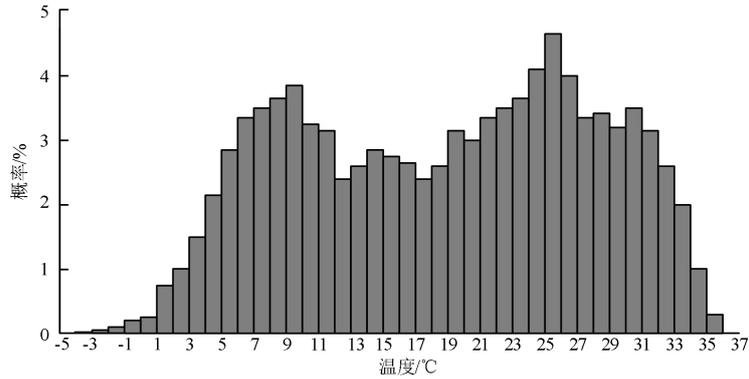


图 A1 环境温度的概率分布
Fig.A1 Probability distribution of ambient temperature

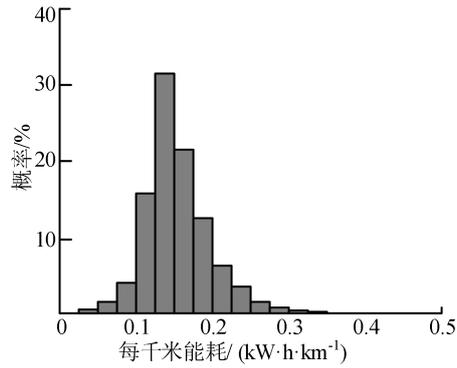


图 A2 EV 每千米能耗的概率分布
Fig.A2 Probability distribution of EV energy of per kilometer

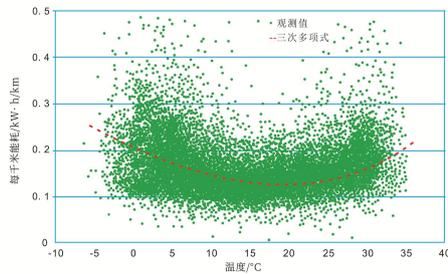


图 A3 不同环境温度下 EV 能耗分布拟合曲线
Fig.A3 Fitting curve of EV energy consumption distribution at different ambient temperatures

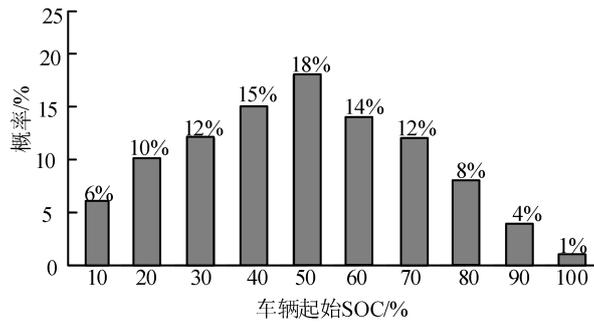


图 A4 EV 起始 SOC 分布情况
Fig.A4 Distribution of EV initial SOC

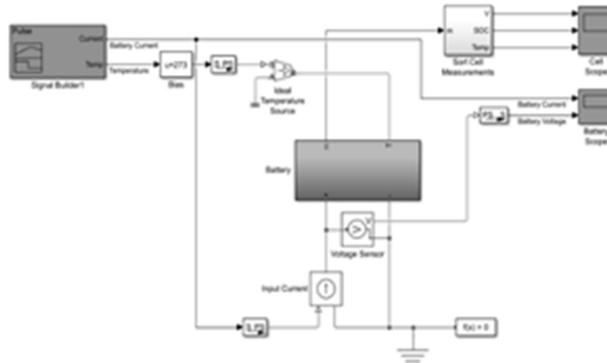
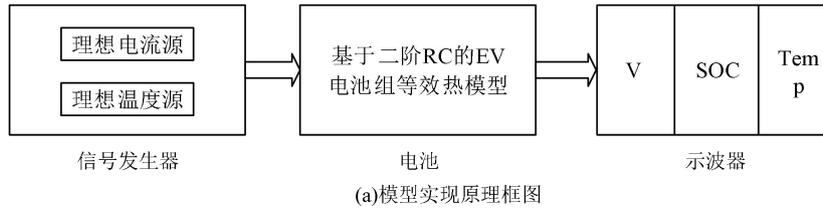


图 A5 具有热特性的 EV 锂电池模型
Fig.A5 EV lithium battery model with thermal characteristics

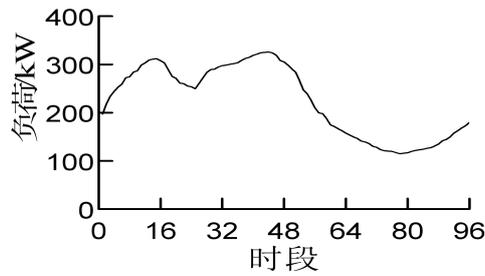
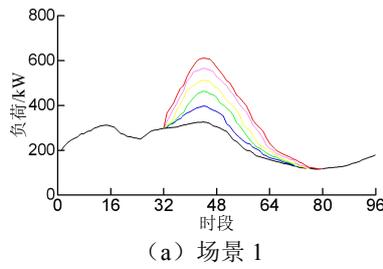
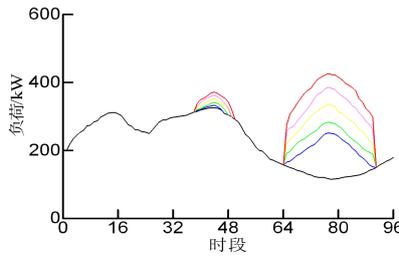
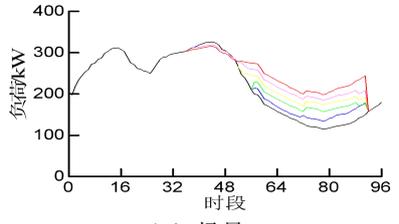


图 A6 小区配电网基础负荷曲线
Fig.A6 Basic load curve of residential distribution network





(b) 场景 2



(c) 场景 3

- 基础负荷
- 20辆EV
- 40辆EV
- 60辆EV
- 80辆EV
- 100辆EV

图 A7 不同场景下的小区配电网负荷曲线
Fig.A7 Load curves of residential distribution network under different situations