

电动汽车充电负荷预测及其优化控制

陈丽丹^{1,2} 张尧²

1. 华南理工大学电力学院, 广州市 510640

E-mail: chenld@gcu.edu.cn

2. 华南理工大学广州学院, 广州市 510800

E-mail: epyzhang@scut.edu.cn

摘要:电动汽车充电行为具有随机性,大量无序充电负荷接入电网将会给电网规划、运行带来较大影响。分析车辆一天出行,拟合简单链和复杂链的单个行程行驶里程及结束时间概率分布,考虑充电频率的影响因素,采用蒙特卡洛模拟方法计算电动汽车无序充电负荷,并以此为基础分析电动汽车不同渗透率下对原始负荷的冲击,再采取以优化起始充电时间控制量,负荷波动最小为目标的优化充电策略,采用自适应粒子群算法得出最优解。以某住宅小区负荷为算例,结果表明电动汽车无序充电将出现“峰上加峰”现象,提出的基于自适应粒子群算法优化电动汽车接入电网时间的充电控制策略能在满足用户使用需求前提下有效实现平抑电网负荷波动、起到移峰填谷的效果。

关键词: 电动汽车, 充电负荷, AMPSO算法, 优化控制

Modeling of Electric Vehicle Charging Load and Its Optimal Control Strategy

CHEN Lidan^{1,2}, ZHANG Yao²

1. School of Electric Power, South China University of Technology, Guangzhou, 510640

E-mail: chenld@gcu.edu.cn

2. Electrical Engineering Department, Guangzhou College of South China University of Technology, Guangzhou, 510800

E-mail: epyzhang@scut.edu.cn

Abstract: Electric vehicle charging behavior is random, a disorderly charging load access to network will impact the power grid planning and operation largely. Firstly, by the analysis of vehicles' day trip chains, the normal and lognormal distribution are used to fitting the single trip's ending time and driving distance, respectively. Then, the charging frequency are considered and the charging load is calculated by Monte Carol method, the impact of electric vehicles charging load under different penetration on the original power load will be analyzed subsequently. Followed by this section, the optimal control strategy based on AMPSO method is developed to solve the minimization of load variance problem. Finally, a residential is selected as an example, the results illustrate that electric vehicle charging disorderly will cause peak load, and the optimal control strategy will not only stabilize the load fluctuation and peak load shifting, but also meet the needs of electric vehicle users.

Key Words: Electric vehicle, Charging load, AMPSO method, Optimal control strategy

1 前言

能源环境问题的日益突出,电力用户对电能可靠性和质量要求的不断提升,近些年,世界各国和组织正着力于建设灵活、清洁、安全、经济、友好的智能电网^[1]。随着电池技术的持续进步和成本的不断下降^[2],电动汽车被认为是能够解决车用油等液体燃料消耗问题的途径之一,目前已有越来越多的用户选择使用,可能会在未来普及于人们的日常生活中。

由于电动汽车用户充电的随机性^[3-4],大量电动汽车接入电网无序充电的负荷,会对配电网产生一定的影响,可能加剧峰谷差,导致电压跌落、网损增加、配变及线路过载等问题^[5]。

文献[6]建立了考虑电动汽车日行驶里程和起始充电时刻为重要因素的充电负荷模型,文献[7]则从电池剩余荷电状态(state of charging, SOC)和起始充电时刻出发建立充电负荷模型。

研究表明,90%以上的乘用车量平均每天行驶1小时左右,95%的时间处于闲置状态^[8]。电动汽车可作为移动式分布储能单元为电网提供电力。车辆与电网的双向互动(Vehicle to Grid, V2G),是智能电网技术的重要组成部分^{[9][10]}。

由此,随着未来电动汽车的普及,研究电动汽车的充放电管理策略非常重要,针对电动汽车充放电调度问题,文献[11]建立以最小化配电系统网损和电压偏移为目标的电动汽车最优充电策略模型。本文首先建立了电动汽车充电负荷模型,并分析了无序充电对电网负荷的影响。针对电动汽车广泛随机接入电网充电带来的负面影响,提出以电动汽车充电起始时间为控制变量,建立

*此项工作得到华南理工大学广州学院优秀青年骨干教师基金资助(BR130505),电动汽车接入电网系统的研究(B09B113005)。

以平抑负荷波动为目标函数的最优化模型,通过自适应变异粒子群算法求解了优化充电控制策略。

2 电动汽车充电负荷模型

在对电动汽车进行控制或调度前需建立电动汽车负荷模型,车辆充电场所、充电起始时刻、行驶里程、充电频率等均为影响电动汽车充电负荷的重要因素。

2.1 车辆出行分析

本文建模着重于私家车辆,由于某一研究地区内,居民通常有较为规律的日常出行模式^[12],私家车辆往往从家出发,通过一天的活动后返回家里,因此家是车辆一天出行的起点和终点,在一天出行活动中,第一次和最后一次出行均为基‘家’出行,但因人们出行目的不同,其使用车辆出行的空间路径以及每部车的出发和结束时间也不尽相同。本文将居民出行目的地分为家(H)、工作场所(W)、购物吃饭场所(SE)、休闲娱乐场所(SR)和其他事务场所(O)等五大类,针对某一出行的特定车辆被认为可能是在这五个场所或其中几个场所之间行驶。出行驶车辆的时间和空间分布以“H-W-SE-H”出行链为例,车辆先从家(H)出发抵达工作场所(W)上班,下班后前去购物吃饭(SE)再返回家(H),如图1所示。

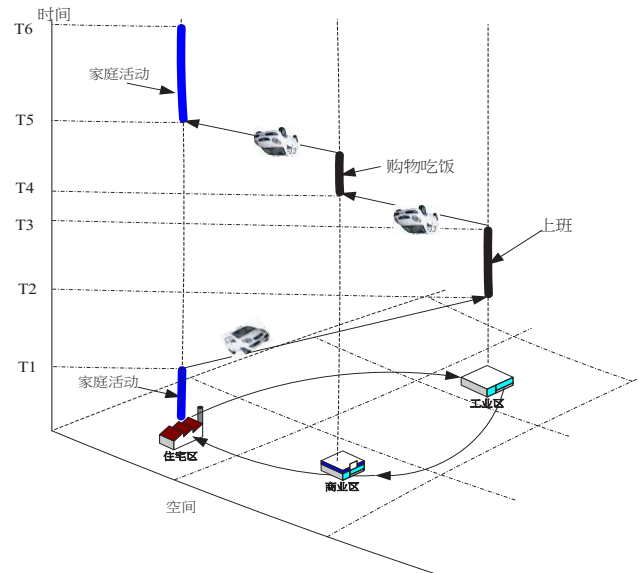


图1 车辆一天出行时空分布

Fig.1 Spatial and temporal distribution of vehicle

由图1可知该示例的车辆在一天行驶中有三段行程,分别为“H-W”、“W-SE”和“SE-H”,车辆停驻的场所有三处“W”、“SE”及“H”,即车辆可能在工作场所、商场及家里发生充电行为。

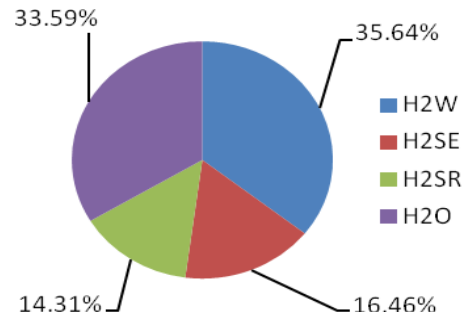


图2 第一行程出行目的地比例示意
Fig.2 the first trip purpose

图2为美国交通部2009年对全美家用车辆的出行调查(National Household Travel Survey, NHTS2009)^[13]数据统计分析车辆从家出发后前往各目的地比例。

按文献[13]统计车辆一天出行途径停驻场所,结果显示一天平均出行链长度为3.02。另考虑车辆电池寿命因素,用户并不会频繁充放电,即一些出行地点较多的车辆并不是在所有停驻点都充电,因此本文研究时考虑行程最多为3段的出行链,如图3所示,研究的出行类型共16种,如表1所示。

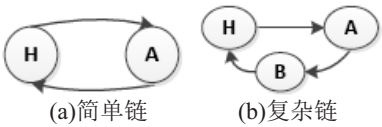


图3 一天出行链示意图

Fig.3 Daily trip chains

表 1 出行链类型

Tab. 1 Type of trip chains

类型	简单链		复杂链	
	H-W-H	H-W-SE-H	H-W-SR-H	H-W-O-H
	H-SE-H	H-SE-W-H	H-SE-SR-H	H-SE-O-H
	H-SR-H	H-SR-W-H	H-SR-SE-H	H-SR-O-H
	H-O-H	H-O-W-H	H-O-SR-H	H-O-SE-H

2.2 车辆返家时间

如果对电动汽车不进行控制,车辆用户通常会在最后一次行程结束后马上接入电网进行充电,即无序充电,其起始充电时间可认为是车辆最后一次返家时刻。由文献[13]数据统计工作日车辆最后一次返家时间,结果如图4所示。

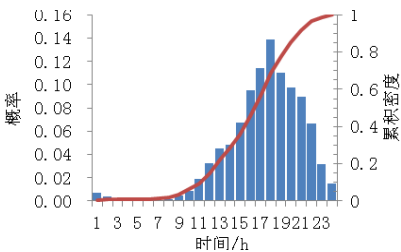


图4 车辆最后行程结束时间

Fig.4 Ending time of last trip

采用高斯正态概率分布拟合起始充电时刻^{[6][14]},即:

$$f_s(T_s) = \frac{1}{\sigma_s \sqrt{2\pi}} \exp \left[-\frac{(T_s - \mu_s)^2}{2\sigma_s^2} \right] \quad (1)$$

式中 μ_s 为起始充电时刻的分布均值; σ_s 为标准差。

2.3 每段行程的行驶里程与荷电状态

2.3.1 每段行驶里程分布

不同电动汽车的用户其行驶里程也不同,使得充电负荷也将不同。车辆单个行程行驶里程近似满足对数正态分布,如式(2)。

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

式中, μ_D 为某个行程行驶里程的期望值, σ_D 为标准差,单位均为 km 。

2.3.2 行程结束时的荷电状态

行驶里程代表了电动汽车电量消耗,行程结束时的电池荷电状态与之直接相关。电动汽车剩余荷电状态与其之前行驶的累积里程的关系可由(3)式表达:

$$SOC_0 = (SOC_1 - \frac{\sum l_i}{d_R}) \times 100\% \quad (3)$$

式中, SOC_0 为电动汽车当前剩余荷电状态, SOC_1 为上一次充电后剩余荷电状态, $\sum l_i$ 为自上次充电后到目前为止的累积行驶里程, d_R 为电动汽车的续航里程,由不同品牌汽车厂商的电动汽车参数确定。

2.4 充电持续时间

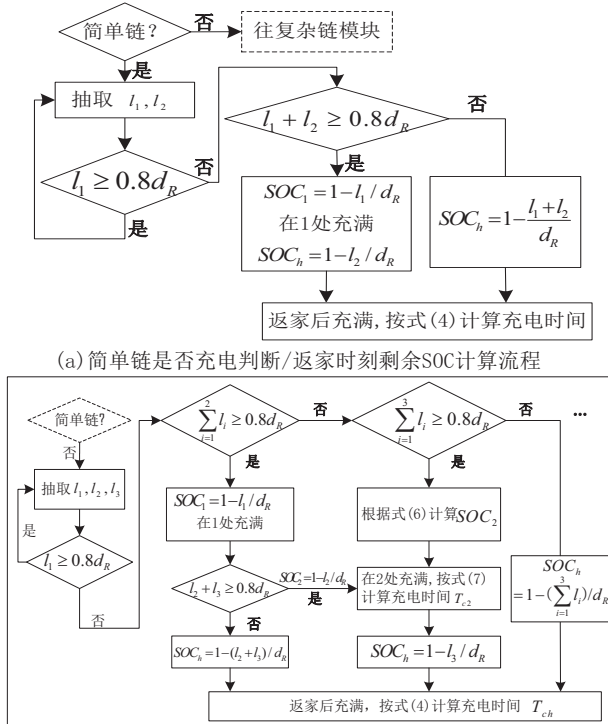
若停车场内充电桩的数量足够电动汽车的接入,则考虑充电场所的电动汽车充电功率水平已知情况下,充电持续时间与起始电池荷电状态和车辆电池容量有关,可得充电时长:

$$T_c = \frac{(\alpha - SOC_0)}{\eta \times P_c} \times E^k \quad (4)$$

其中, α 代表充电后的电池荷电状态, 电池充满则取1; η 为充电效率, 本文取0.9; P_c 为充电功率, 单位 kW ; E^k 为电池容量, 单位 kWh 。

2.5 车辆一天充电次数

车辆充电频率和其行驶里程及抵达某处时的剩余电量有关, 考虑电池寿命因素, 此处假设车辆电池剩余电量不应低于20%, 若当前电池剩余电量不够后续行程时用户将充电。因简单链和复杂链行驶途径不同、车辆出行每段距离不一, 充电次数采用如图5流程判断确定。



(a) 简单链是否充电判断/返家时刻剩余SOC计算流程
(b) 复杂链是否充电判断/返家时刻剩余SOC计算流程
图5 电动汽车返家时刻剩余荷电状态计算流程
Fig.5 Flowchart of EVs' SOC(h) calculating

2.6 充电负荷蒙特卡洛模拟

小区内电动汽车的数量可由传统汽车数量和电动汽车渗透率来估计, 如式(5):

$$N_{ev}(t) = N(t) \times \rho^0 \quad (5)$$

式中, N 为汽车数量总数, N_{ev} 为电动汽车数量。

地区电动汽车数量为已知量或规划数据, 关键因素为分析单辆电动汽车的充电随机特性, 小区 t 时刻电动汽车充电的总功率即为所有 t 时刻接入充电桩充电的单辆电动汽车充电功率之和, 假设电动汽车采用恒功率充电, 则电动汽车充电的总功率可表示为式(6):

$$P_{n,t} = \sum_{n=1}^{N_{ev}} P_c \cdot \gamma_{n,t} \quad (6)$$

式中, N_{ev} 为电动汽车数量, $P_{n,t}$ 为 t 时刻 n 辆电动汽车充电功率; P_c 为充电功率水平, 单位 kW ; $\gamma_{n,t}$ 表示电动汽车是否接入电网处于充电状态, 充电期间为1, 即当 $T_s < t < T_s + T_c$ 时, $\gamma_{n,t} = 1$, 否则为0。

基于上述分析, 采用蒙特卡洛随机抽样方法计算电动汽车充电功率, 仿真流程如图6所示, 系统输入信息包括仿真次数、预设精度、车辆总数、电动汽车渗透率、各类型行程链占比、车辆抵达停车场的时间概率分布、各行行程行驶里程的概率分布等。

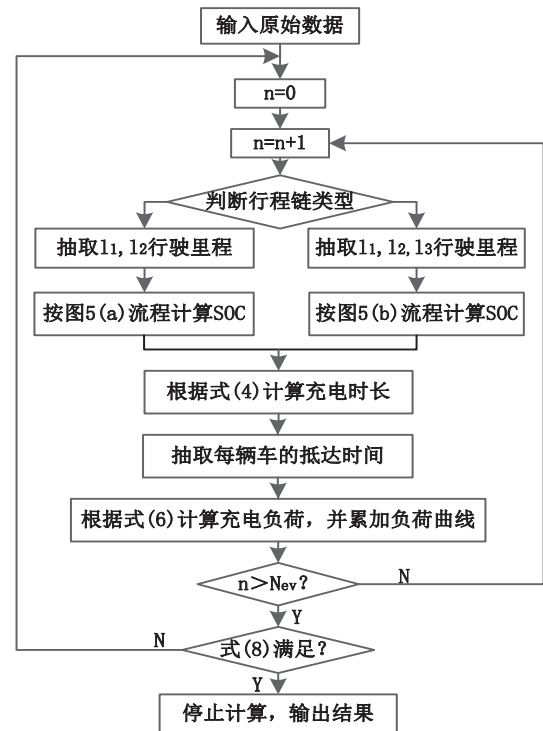


图6 充电负荷仿真计算流程

Fig.6 Simulation framework of charging load calculating

蒙特卡洛仿真设置至少运行 M 次, 则 t 时刻电动汽车的充电功率期望值可表示为:

$$\overline{P_{n,t}} = \frac{1}{M} \sum_{m=1}^M \sum_{n=1}^{N_{ev}} P_c \cdot \gamma_{n,t,m} \quad (7)$$

本文采用方差系数评判蒙特卡洛模拟法的精度^[7], 并以各时间点中方差系数最大值 β 作为判据, 如下:

$$\beta = \max(\beta_i) = \max \left\{ \frac{\sigma_i(\bar{P}_n)}{\sqrt{M \cdot P_{n,t}}} \right\} < \varepsilon \quad (8)$$

β_i 为第 i 时刻充电负荷方差系数; $\sigma_i(\bar{P}_n)$ 为充电负荷标准差; M 为计算次数; ε 为预先设定的精度。

3 基于AMPSO算法的优化控制策略

3.1 优化思路和目标

电网调度中心或电动汽车控制中心对电动汽车进行调度或控制,其前提是电动汽车处于未行驶状态,并已接入电网。因此,电动汽车停留时间长短、其所处时间段是调控策略的依据之一。为防止出现“峰上加峰”现象,避免变压器过负荷,控制中心可以合理利用停车场电动汽车响应小区域的负荷曲线,起到移峰填谷,提高电网负荷率,优化电网经济运行。

原始负荷曲线可通过日前负荷预测得到,本文针对如何合理安排辖区内每一辆电动汽车接入电网的时间展开研究。并认为车主抵达和离开停车场之间的这段时间为可控时间段,如图1中蓝色粗线所示,图7中虚线段之间则代表优化后的充电时间。

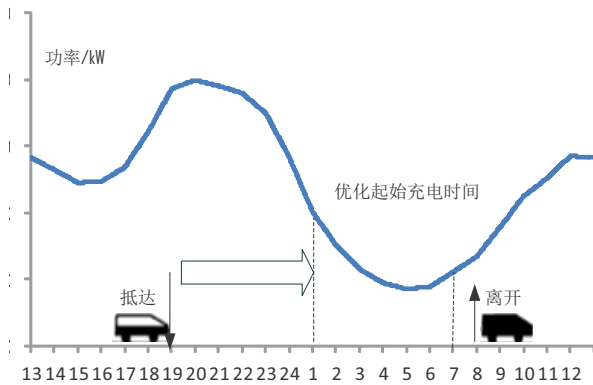


图7 电动汽车停留时间和充电可调时间段示意

Fig.7 The stayed and controlled charging time of EV

假设电动汽车最后一次出行返家时刻即开始充电,则在图7示例中的电动汽车将在19点接入电网开始充电,其充电过程持续数小时,其充电部分负荷将叠加至系统原始峰荷。采取控制策略后,即在满足用户充电需求的前提下,优化起始充电时间,图7中优化后的充电起始时间调整为凌晨1点。由图可知,在车辆离开停车场之前,采取优化后的充电持续时间仍然能得到保证。

建立以平抑负荷波动为目标的优化模型,即以负荷曲线的均方差最小作为调控策略优化的目标函数:

$$\min f = \frac{\sum_{t=1}^T (P_{e,t} - P_{av})^2}{T} \quad (9)$$

$$\begin{cases} P_{e,t} = P_{b,t} + P_{n,t} \\ P_{av} = \frac{1}{T} \times \sum_{t=1}^T (P_{b,t} + P_{n,t}) \end{cases} \quad (10)$$

式中 $P_{e,t}$ 为等效负荷; $P_{b,t}$ 为区域电网不含充电负荷的 t 时段负荷; P_{av} 为调整前的日平均负荷; $P_{n,t}$ 为电动汽车充电功率; n 为电动汽车数量。

另外,电动汽车起始充电的时间应处于抵达以后、离开之前;且充电完成时间应早于车辆离开时间,即充电起始时间和结束时间应满足以下约束条件:

$$\begin{cases} T_a \leq T_s \leq T_l \\ T_e = T_s + T_c \leq T_l \end{cases} \quad (11)$$

T_a, T_l 表示抵达和离开时间, T_s, T_e 分别代表充电起始和结束时间;其中, T_c 可由式(7)计算得到。

3.2 求解方法

通过优化每一辆电动车接入电网的时刻,使目标函数最小,然而由式(9)、(10)和式(11)描述的问题是一个高维、多约束的复杂优化问题。为提高寻优速度和精度,本文引入自适应变异的粒子群优化算法(AMPSO)进行模型求解^[15-17]。

该问题中粒子维数为 n , 其中 n 是车辆数,则粒子的位置为: $x = [T_{1,1} \ T_{1,2} \ \dots \ T_{1,n}]$, 表示 n 辆电动汽车的起始充电时间。

AMPSO算法流程如图8,具体流程为:

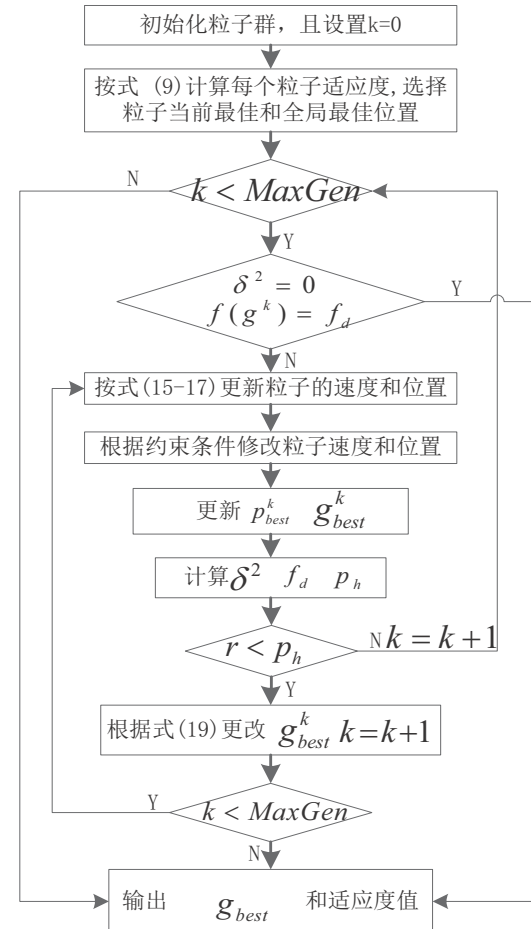


图8 自适应变异粒子群算法的流程

Fig.8 Diagram of AMPSO algorithm

1) 设置算法中的各种参数值, 并初始化所有粒子的位置 $x^0(i, j)$ 和速度 $v^0(i, j)$, 迭代次数 $k=0$ 。

$$x^0 = \begin{bmatrix} T_{1,1} & T_{1,2} & \dots & T_{1,n} \\ T_{2,1} & T_{2,2} & \dots & T_{2,n} \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ T_{N_s,1} & T_{N_s,2} & \dots & T_{N_s,n} \end{bmatrix} \quad (12)$$

$T_{i,j}$ 为可能的起始充电时间。

2) 根据约束条件(11)修改粒子的位置, 按(9)和(10)计算粒子群的适应度(目标函数值), 记录粒子最好位置 p_{best} 和群体最好位置 g_{best} 。

3) 利用式(13)、(14)判断算法收敛条件是否满足: $\delta^2 = 0, f(g^k) = f_d$, 若满足, 转向9), 输出最优解; 否则, 进入步骤4)。

$$\delta^2 = \sum_{i=1}^n \left(\frac{f_i - f_{avg}}{f} \right)^2 \quad (13)$$

$$f = \begin{cases} \max\{|f_i - f_{avg}|\}, \max\{|f_i - f_{avg}|\} > 1 \\ 1, \text{ otherwise} \end{cases} \quad (14)$$

$$\text{其中, } f_{avg} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n f_i$$

式中 n 表示粒子群中粒子个数; f_i 表示粒子 i 对应的适应度; f_{avg} 表示粒子群中当前所有粒子的平均适应度; σ^2 表示当前迭代下群体中所有粒子对应适应度与平均适应度的偏差。

4) 对粒子群中的所有粒子, 执行如下操作:

①根据式(15)、(16)和式(17)更新粒子速度和位置。

$$v_i^{k+1} = w^k \times v_i^k + c1 \times rand \times (g_{best}^k - x_i^k) + c2 \times rand \times (p_{best}^k - x_i^k) \quad (15)$$

$$x_i^{k+1} = x_i^k + v_i^{k+1} \quad (16)$$

式中, $c1, c2$ 是学习因子, 通常 $c1 = c2 = 2$; $rand$ 是 $[0, 1]$ 之间的随机数, x_i^k 是粒子在第 k 次迭代中第 i 维的当前位置; p_{best}^k 是个体极值, 为粒子本身所找到的最优解, g_{best}^k 是整个粒子群目前找到的最优解, 为全局极值。 w 为惯性权重系数, 取值范围常为 $0.4 \sim 0.95$ 之间, 考虑改善算法的收敛性能, 本文 w 的取值采用如式(17)线性递减策略^[18]:

$$w^k = w_{max} - k \times \frac{w_{max} - w_{min}}{MaxGen} \quad (17)$$

w_{max}, w_{min} 为最大和最小加权系数, k 为当前迭代次数, $MaxGen$ 为算法迭代次数。

②检查速度是否超过限值, 如果超出限值范围, 将速度限制为该限值, 并重复2)

③如果粒子适应度优于 p_{best}^k 的适应度, p_{best}^k 设置为新位置。

④如果粒子适应度优于 g_{best}^k 的适应度, g_{best}^k 设置为新位置。

5) 计算群体适应度方差, 并计算 $f(g^k)$ 。

6) 根据如下式(18)计算变异概率。

$$p_h = \begin{cases} s, \delta^2 < \delta_d^2 \text{ and } f(g^k) > f_d \\ 0, \text{ otherwise} \end{cases} \quad (18)$$

s 可以取 $[0.1, 0.3]$ 之间的任意数值。

7) 产生随机数 $r \in [0, 1]$, 若 $r < p_h$, 则按式(19)执行变异操作; 否则转向8)。

$$g_{best}^k = g_{best}^k \cdot (1 + 0.5 \cdot \zeta), \zeta \in N(0, 1) \quad (19)$$

8) 判断是否达到最大迭代次数, 如果满足, 执行9); 否则返回4)。

9) 输出结果, 算法运行结束。

4 算例分析

以一天作为一个调度周期(24小时), 电动汽车参数设置^[19]: 容量 24kWh , 续航里程 160km , 充电功率 3.5kW 。自适应变异粒子群算法参数设置: 粒子数为 $N_s = 20$, 惯性权重系数取 $w_{max} = 0.95$, $w_{min} = 0.4$; 速度阈值取 $v_{max} = 30$, $v_{min} = 0$; $c_1 = 2$, $c_2 = 2$ 。迭代次数1000次。假设某住宅小区有320户住户, 表2为该小区一天内的负荷情况。以每户居民平均拥有一辆汽车为基准, 分析电动汽车渗透率为0%、30%、50%和75%时, 采用第2节所述方法模拟电动汽车无序充电负荷, 并分析其对原始电网负荷的影响, 结果如图9所示。

表 2 某住宅小区日负荷功率
Tab. 2 Daily load curve of residential

时段	1	2	3	4	5	6
功率/kW	803	731	690	671	679	723
时段	7	8	9	10	11	12
功率/kW	769	858	950	1005	1071	1065
时段	13	14	15	16	17	18
功率/kW	1029	990	994	1037	1144	1272
时段	19	20	21	22	23	24
功率/kW	1298	1280	1259	1199	1068	902

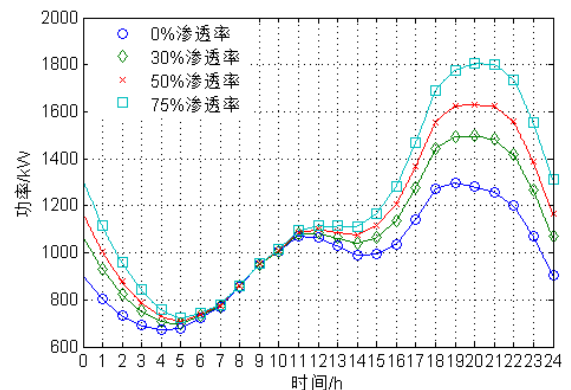


图9 无序充电时系统日负荷曲线
Fig.9 Daily load curve without control strategy

可知,电动汽车无序充电造成“峰上加峰”现象,充电负荷高峰与居民用电峰荷叠加,使得系统负荷在19-20时附近显著增加,可能引起变压器过负荷,同时导致系统峰谷差进一步拉大。

在表2的基本负荷基础上,图10给出了电动汽车渗透率为30%时随机接入充电和采用本文提出优化控制算法的负荷曲线结果。

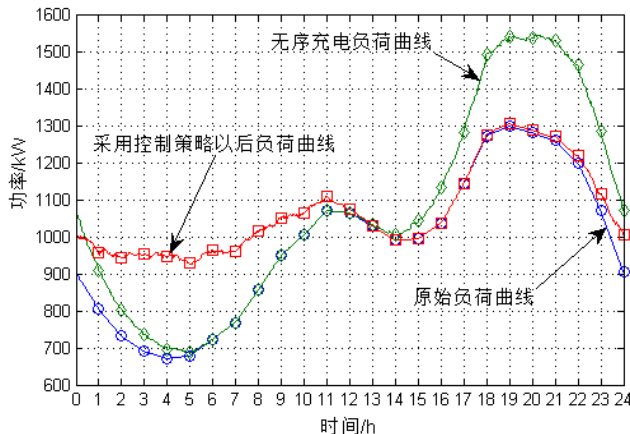


图10 充电负荷与总负荷的对比情况
Fig.10 Variation of charging load and total load

由图10可看出,算例条件下,当电动汽车渗透率为30%时随机接入配网充电,负荷峰值提高了19.15%。通过采取优化控制电动汽车充电接入时间,小区峰谷差率明显减小,有效避免了电动汽车随机充电对电网“峰上加峰”的负面影响。

结语

本文运用自适应变异的粒子群算法求解电动汽车有序充电优化控制模型,该模型以负荷曲线的均方差最小为目标,以电动汽车接入电网充电的起始时间和满足用户需求为约束条件。从算例结果可以看出,该模型不仅可以满足使用用户的充电需求,还可以减小负荷的峰谷差、降低电网负荷率。但该模型未考虑电动汽车的放电情况,在后期工作中有待进一步研究。

参考文献

- [1] 张文亮, 武斌, 李武峰, 等. 我国纯电动汽车的发展方向及能源供给模式的探讨[J]. 电网技术, 2009, 33(4): 1-5.
Zhang Wenliang, Wu Bin, Li Wufeng et al. Discussion on development trend of battery electric vehicles in China and its energy supply mode[J]. Power System Technology, 2009, 33(4): 1-5.
- [2] 陆凌蓉, 文福拴, 薛禹胜, 等. 电动汽车智能网络控制系统及其通信机制设计[J]. 电力系统自动化, 2012, 36(20): 44-49.
Lu Lingrong, Wen Fushuan, Xue Yusheng, et al. An Intelligent Network Control System for Plug-in Electric Vehicles and the Associate Communication Mechanism [J]. Automation of Electric Power Systems, 2012, 36(20): 44-49.
- [3] Darabi Z, Ferdowsi M. Aggregated impact of plug-in hybrid electric vehicles on electricity demand

- profile[J]. IEEE Trans. on Sustainable Energy, 2011, 2(4): 501-508.
- [4] Wu Di, Aliprantis D C, Gkritza K. Electric energy and power consumption by light-duty plug-in electric vehicles[J]. IEEE Trans. on Power Systems, 2011, 26(2): 738-746.
- [5] TUCKER H, BACHE S, CHATROUX D. Impact of plug-in hybrid electric vehicles (PHEVs) on the French electric grid [C].//Innovative Smart Grid Technologies Conference, 2010: 1-8.
- [6] 田立亭, 史双龙, 贾卓, 等. 电动汽车充电需求的统计学建模方法[J]. 电网技术, 2010, 34(11): 126-130.
Tian Liting, Shi Shuanglong, Jia Zhuo. A statistical model for charging power demand of electric vehicles[J]. Power System Technology, 2010, 34(11): 126-130.
- [7] 罗卓伟, 胡泽春, 宋永华, 等. 电动汽车充电负荷计算方法[J]. 电力系统自动化, 2011, 35(14): 36-43.
Luo Zhuowei, Hu Zechun, Song Yonghua, et al. Study on plug-in electric vehicles charging load calculating[J]. Automation of Electric Power Systems, 2011, 35(14): 36-42.
- [8] 韩海英, 和敬涵, 王小君, 等. 基于改进粒子群算法的电动车参与负荷平抑策略[J]. 电网技术, 2011, 35(10): 165-169.
- [9] 李瑾, 杜成刚, 张华. 智能电网与电动汽车双向互动技术综述[J]. 供用电, 2010, 27(3): 12-14.
- [10] 薛飞, 雷宪章, 张野鹰, 等. 电动汽车与智能电网从 V2G 到 B2G 的全新结合模式[J]. 电网技术, 2012, 36(2): 29-34.
- [11] CLEMENT-NYNS K, HAESSEN E, DRIESEN J. The impact of charging plug-in hybrid electric vehicles on a residential distribution grid[J]. IEEE Trans. on Power Systems, 2010, 25(1): 371-380.
- [12] 杨敏. 基于活动的出行链特征与出行需求分析方法研究[D]. 博士学位论文, 东南大学, 2007, 江苏南京.
Yang min. Research on activity-based travel chain characteristics and travel demand analysis[D]. a doctoral dissertation, Southeast University, 2007, Jiangsu, Nanjing.
- [13] Federal Highway Administration, U.S. Department of Transportation. 2009 national household travel survey [EB/OL]. [2011-09-15]. <http://nhts.ornl.gov>.
- [14] 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: IEEE, 2009: 1-6.
- [15] 纪震, 廖惠连, 吴青华. 粒子群算法及应用[M]. 北京: 科学出版社, 2009.
- [16] 吕振肃, 侯志荣. 自适应变异的粒子群优化算法[J]. 电子学报. 2004, 32(3): 416-420.
- [17] M. A. Abido, Particle Swarm Optimization for Multi-machine Power System Stabilizer Design[C].//IEEE Power & Energy Society Summer Meeting, Vancouver, Canada: IEEE, 2001: 1346-1351.
- [18] R. Eberhart, Y. Shi, and J. Kennedy, Swarm Intelligence, San Mateo, CA, Morgan Kaufmann, 2001.
- [19] <http://www.nissanusa.com/electric-cars/leaf/>