

基于双重粒子群算法的电动汽车参与配网优化调度

居佳琪,王琦,唐小波,姜宁秋,陆斌,陈良耳,薛松

(南京师范大学电气与自动化工程学院,江苏 南京 210042)

[摘要] 研究电动汽车参与含分布式光伏电源的配电系统的协同调度问题. 首先,建立了分布式光伏和电动汽车充电负荷的数学模型,给出了两种协同调度策略:电动汽车充电位置优化和电动汽车充电时段优化. 优化模型以配电系统网损最小为目标,分别就充电地址不固定和固定两种情况进行优化. 然后,使用蒙特卡洛法对电动汽车充电负荷情况进行模拟,使用双重粒子群算法对优化模型进行最优求解. 最后,用一个 33 节点系统作为算例系统对所提出的调度策略进行仿真验证,证明了优化策略能平抑电网波动,减少配电系统网损.

[关键词] 电动汽车,分布式光伏,配电网,有序充电,协同调度

[中图分类号] TM731 **[文献标志码]** A **[文章编号]** 1672-1292(2018)01-0011-13

Optimization Algorithm for Electric Vehicle Participation in Distribution Network Scheduling Based on Multiparticle Swarm

Ju Jiaqi, Wang Qi, Tang Xiaobo, Jiang Ningqiu, Lu Bin, Chen Lianger, Xue Song

(School of Electrical and Automation Engineering, Nanjing Normal University, Nanjing 210042, China)

Abstract: In this paper, we use the double particle swarm optimization algorithm to solve the two models for the coordinated operation of electric vehicle in distribution system with distributed photovoltaic power supply. This paper firstly establishes the mathematical model of the distributed load of photovoltaic and electric vehicle. Then two kinds of cooperative scheduling strategies are given: optimizing the charging position of electric vehicle and optimizing the dispatching strategy of electric vehicle charging time. The optimal model is based on the minimum loss of the distribution system, and the two cases are optimized for the fixed charging address and the fixed address, Monte Carlo method is used to simulate the charging load of electric vehicle. The optimal solution is optimized by using the double particle swarm optimization algorithm. At last, a 33-node system is used as an example to simulate the proposed scheduling strategy, and it is proved that the optimization strategy can stabilize the fluctuation of the power grid and reduce the network loss of the distribution system.

Key words: electric vehicle, distributed photovoltaic, distribution network, ordered charging, cooperative scheduling

能源短缺和环境恶化问题日趋严重,新能源代替不可再生能源发电成为解决问题的重要方法之一. 与传统的发电方式不同,新能源分布式发电如光伏和风力发电一般均靠近负载端,供电方式比较灵活,避免过多输电损耗,且效率高,投资成本较低. 电动汽车的使用不仅能减少不可再生能源的消耗,同时可以减少碳排放量,有助于解决日益恶化的环境问题^[1-2].

目前对分布式光伏出力和电动汽车充电负荷功率的建模研究较多. 有研究提出了对三相电压型 PWM 换流器在充放电时采用双闭环控制策略和恒功率控制策略,并在 PSCAD/EMTDC 中搭建 V2G 充放电装置仿真模型^[3]. 然而,由于充电负荷与人们的出行目的以及道路位置状况等有关,分析起来较为复杂. 有研究认为光照与风速等影响因素的随机性会使得光伏和风机出力的预测存在误差,说明了目前光伏和风机的预测误差一般是满足正态分布的,并仿真模拟出三条光伏和风机出力曲线^[4]. 文献[5-7]使用的是蒙特卡洛模拟法,选取了电动汽车的充电时间以及荷电状态的随机数,来计算出充电负荷,这个方法计算出来的结果是比较准确的,但效率不高. 电动汽车充电负荷和分布式电源对配电网也会产生影响,该影响主要可以分为稳态影响和暂态影响^[8]. 有研究分析了电动汽车对配电网的影响主要是电动汽车的普

收稿日期:2017-08-15.

基金项目:江苏省研究生科研创新计划项目(KYCX17_1079).

通讯联系人:王琦,博士,副教授,研究方向:新能源发电,电力系统,电动汽车,电力电子技术. E-mail: wangqi@njnu.edu.cn

及程度、类型、充电方式、充电时间和充电特性五个因素^[9]. 有文献分别就分布式光伏和电动汽车接入配电网的影响进行了研究^[10-11]. 文献[12]分析了电动汽车负荷对配电网的规划、电能质量以及运作的经济性方面的影响.

虽然分布式电源和电动汽车优点众多,但其发电能力不太稳定,有很强的间歇性,会造成负荷需求的峰谷差变大^[13]. 并且,随着电动汽车的大规模接入,将会增加社会的用电负荷,负荷叠加,造成峰上加峰影响,增加了配电网安全运行的风险,缩短电力设备的使用寿命. 因此,在建立分布式光伏和电动汽车数学模型的基础上,提出对接入配电网的电动汽车充电的位置和时间的优化调度,并用双重粒子群算法求最优解. 最后,使用一个 33 节点系统作为算例系统对所提出的调度策略进行仿真验证,证明方案的有效性和可行性.

1 光伏和电动汽车功率建模

1.1 分布式光伏建模

1.1.1 分布式光伏特性分析

本文选取了光伏电源作为分布式电源接入到配电网中进行研究. 光伏电源作为分布式电源的一种,也必然具备着分布式电源的特点. 其出力集中在白天,晚上没有功率输出. 此外,光伏电源输出的电能是直流电,如果负载是直流负载,则可以直接给负载供电,无需进行交直流变换,但若负载是交流负载,则需要通过逆变器再给负载供电.

1.1.2 模型条件基本假设

考虑到光伏电源的实际工作情况,为了便于计算和分析,现作如下假设:

- (1) 所研究时段中白天(7:00~18:00)一直有光照,无恶劣天气.
- (2) 光伏电源的输出实时接入到配电网中,不考虑蓄电池的储能.
- (3) 把光伏电源接入节点当做 PQ 节点处理,光伏电源不从配电网中获取电能.

目前有很多研究方法来预测光伏的出力,通常认为光伏预测的误差是满足正态分布的^[4]. 要得到光伏电源的出力,只需要得到光伏出力的期望值和标准差即可,再根据正态分布的误差可求解. 本文采用文献[4]的光伏电站出力的期望值和标准差,如图 1 所示.

得到光伏电站出力的期望值(即预测值)和标准差后,因为光伏出力预测值的误差满足正态分布,故:

$$\frac{x-\mu}{\sigma} \propto N(0,1^2). \quad (1)$$

式中, x 为光伏电站的出力值, μ 为期望值, σ 为标准差.

由式(1)可推出光伏电站的出力值

$$x = \mu + \sigma \text{rand } n. \quad (2)$$

式中,rand n 为服从正态分布的 0~1 之间的随机数.

1.1.3 光伏电源出力曲线

利用 MATLAB 仿真得到光伏电站的出力曲线,如图 2 所示. 从图 2 可以看到,光伏电站的工作时间是从早上 7 点到晚上 6 点,中午 12 点到 13 点之间光伏电站的出力是最大的,整体趋势为早上到中午逐渐增加,中

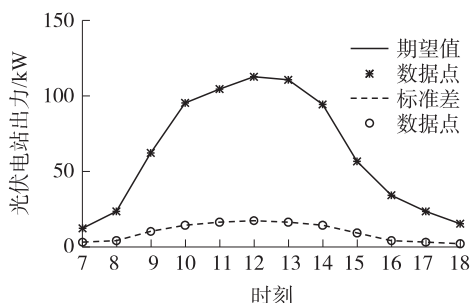


图 1 光伏电站出力期望值和标准差

Fig. 1 The expected value and standard deviation of the photovoltaic power station

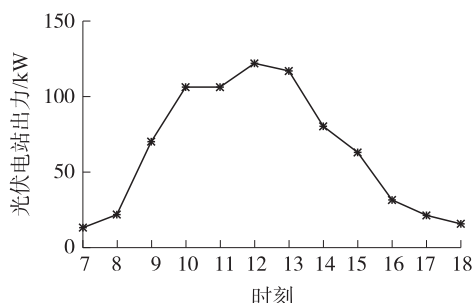


图 2 光伏电站出力曲线

Fig. 2 Power curve of photovoltaic power station

午到晚上逐渐减少的。

1.2 电动汽车充电负荷建模

1.2.1 电动汽车充电负荷影响因素

影响电动汽车充电负荷主要有以下 4 个因素:电动汽车所用电池的特性,日行驶里程,出行结束时刻和出行开始时刻^[14]。

(1) 电池的特性方面

电池特性主要包括电池类型、容量和充电功率 3 个方面。本文选择锂离子电池作为电动汽车电池来进行研究。与传统汽车相同,电动汽车电池的容量也是有差异的,一般在 $20 \text{ kW}\cdot\text{h} \sim 30 \text{ kW}\cdot\text{h}$ 范围内均匀分布:

$$f_Q(y) = \begin{cases} 1, & y \in [20, 30], \\ 0, & \text{其他.} \end{cases} \quad (3)$$

式中, $f_Q(y)$ 为电池容量的概率密度函数, y 为电池容量。

电池在恒流充电的条件下,电池的端电压也在不断变化,充电功率为

$$P_c = I_c \cdot U_c. \quad (4)$$

其中, I_c 为充电电流,数值恒定, U_c 为电池端电压, P_c 为充电功率。

因为充电开始时间比较短,相对于整个充电过程来说,可以忽略不计。所以本文使用简化的充电过程来代替实际充电过程,如图 3 所示。可见,将每辆电动汽车的充电功率取为 3 kW ,在充电过程中是认为恒定不变的。即每辆电动汽车的最大充电时间

$$T_m = Q/P_c. \quad (5)$$

式中, Q 为电池容量 ($\text{kW}\cdot\text{h}$), P_c 为充电功率 (kW), T_m 为最大充电时间 (h), 且 $T_m \in [6.7, 10]$ 。

(2) 日行驶里程

每辆车每日的行驶里程将影响到电动汽车车主每天需要多长时间的充电。电动汽车的日行驶里程满足的是对数正态分布,则其概率密度函数为

$$f_D(z) = \frac{1}{z\sigma_D\sqrt{2\pi}} \exp\left[-\frac{(\ln z - \mu_D)^2}{2\sigma_D^2}\right]. \quad (6)$$

式中, f_D 为日行驶里程的概率密度函数, z 为日行驶里程 (km), μ_D 是期望值,大小为 3.20 。 σ_D 为标准差,大小为 0.88 。

(3) 出行结束时刻

在电动汽车进行无序充电时,认为电动汽车车主结束一天的行程返回家中后立刻开始充电,即开始充电时刻等于最后一次出行结束时刻。出行结束时刻满足正态分布,其概率密度函数为^[15-17]:

$$f_S(w) = \begin{cases} \frac{1}{\sigma_S\sqrt{2\pi}} \exp\left[-\frac{(w - \mu_S)^2}{2\sigma_S^2}\right], & (\mu_S - 12) < w \leq 24, \\ \frac{1}{\sigma_S\sqrt{2\pi}} \exp\left[-\frac{(w + 24 - \mu_S)^2}{2\sigma_S^2}\right], & 0 < w \leq (\mu_S - 12). \end{cases} \quad (7)$$

式中, f_S 为出行结束时刻的概率密度函数, w 为出行结束时刻, μ_S 是期望值,大小为 17.6 。 σ_S 为标准差,大小为 3.4 。

(4) 出行开始时刻

出行开始时刻之后,电动汽车将不允许进行充电直到出行结束时刻。出行开始时刻满足的是正态分布,其概率密度函数为:

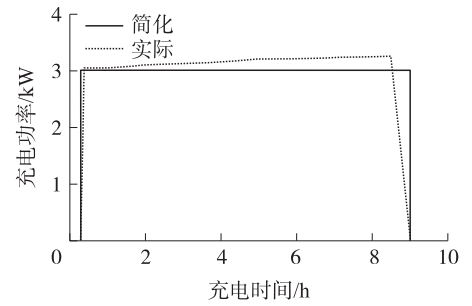


图 3 电动汽车简化充电过程

Fig. 3 The simplify charging process of electric vehicle

$$f_e(v) = \begin{cases} \frac{1}{\sigma_e \sqrt{2\pi}} \exp\left[-\frac{(v-\mu_e)^2}{2\sigma_e^2}\right] & 0 < v \leq \mu_e + 12, \\ \frac{1}{\sigma_e \sqrt{2\pi}} \exp\left[-\frac{(v-24-\mu_s)^2}{2\sigma_e^2}\right], & \mu_e + 12 < v \leq 24. \end{cases} \quad (8)$$

式中, f_e 为出行开始时刻的概率密度函数. v 为出行开始时刻. μ_s 是期望值, 大小为 8.92. σ_s 为标准差, 大小为 3.24.

1.2.2 模型条件基本假设与充电负荷计算

本文采用的是直接蒙特卡洛法, 根据上述的电池特性、日行驶里程、出行开始时刻和出行结束时刻 4 个因素的概率分布产生相应的随机数来得到电动汽车充电负荷.

- (1) 电动汽车 100 km 耗电量为 15 kW·h.
- (2) 电动汽车在出行结束后立刻开始充电.
- (3) 直至电量充满则停止充电.
- (4) 电动汽车电池特性、日行驶里程、出行开始时刻和出行结束时刻相互独立.
- (5) 电动汽车充电功率恒定为 3 kW.
- (6) 所有的时间量都取整.

将一整天划分为 24 个时段, 每个时段为 1 h, 例如 00:00~00:59 为时段 1. 假设第 i 个时段的电动汽车总的充电负荷为 L_i , 第 n 辆电动汽车在时段 i 的充电负荷为 $P_{n,i}$, 其中 $n=1, 2, \dots, N$, N 为电动汽车的总量. 那么, 第 i 个时段的电动汽车总的充电负荷表示为

$$L_i = \sum_{n=1}^N P_{n,i}. \quad (9)$$

式中, 若第 n 辆电动汽车正在充电, 则 $P_{n,i}$ 等于 3 kW, 否则 $P_{n,i}$ 等于 0.

根据式(9)的计算方法, 本文设计出如下的计算步骤:

- (1) 初始化 i , 令 $i=1$, i 表示已经完成仿真的次数. 假设一共要进行 M 次仿真, 那么 $i=1, 2, \dots, M$.
- (2) 初始化 j , 令 $j=1$, j 代表正在计算的第 j 辆电动汽车的充电功率, 电动汽车一共有 N 辆, 那么 $j=1, 2, \dots, N$.

(3) 产生电池开始充电时刻的随机数 T . 在没有进行协调控制时, 电动汽车进行无序充电, 即车主出行结束后立刻开始充电, 开始充电时刻就是出行结束时刻, 故利用式(7)的概率密度可以产生一个随机数 T , 代表一辆电动汽车的开始充电时刻.

(4) 产生电池容量的随机数 Q . 电池的容量满足均匀分布, 故利用式(3)的概率密度函数式可以产生一个随机数 Q , 代表一辆电动汽车的电池容量.

(5) 产生出行开始时刻的随机数 T_e . 在出行开始时刻之后, 电动汽车将不再充电直到出行结束时刻. 利用式(8)的概率密度函数式可以产生一个随机数 T_e , 代表一辆电动汽车的出行结束时间.

(6) 产生日行驶里程的随机数 r . 电动汽车的日行驶里程决定了电动汽车的充电量的大小. 另外, 电动汽车的日行驶里程要小于该车电池容量所能支持的行驶里程, 故 r 必须满足式(10), 否则重新进行步骤(6).

$$r < Q/0.15. \quad (10)$$

可得一辆电动汽车的电量需求 E_j 的计算公式

$$E_j = 0.24r. \quad (11)$$

(7) 计算每辆电动汽车所需要的充电时长. 电动汽车充电时功率恒定为 3 kW, 而电动汽车的电量需求为 E_j , 故电动汽车的充电时长的计算公式为

$$T_e = E_j/4. \quad (12)$$

由于电动汽车在出行开始时刻之后就不能充电了, 因此电动汽车的充电时长必须满足式(13), 否则转到步骤(6).

$$T + T_e - 1 < T_e. \quad (13)$$

(8) 叠加多辆电动汽车的充电负荷. 得到在各个时刻每辆车的充电负荷, 即 $P_{j,i}$ 的表达式为

$$P_{j,i} = \begin{cases} 4, & i = T, T+1, \dots, T+T_c-1, \\ 0, & \text{其他.} \end{cases} \quad (14)$$

根据式(9)可得总的 N 辆电动汽车充电负荷的曲线.

(9)判断是否已经计算了 N 辆电动汽车的充电负荷. 当 $j < N$ 时,表明还没有计算完所有的电动汽车负荷,应回到步骤(3),更新 j ,使 $j=j+1$,继续计算电动汽车的充电负荷. 当 $j=N$ 时,表明所有电动汽车已经计算完成,应转到步骤(10).

(10)判断是否已经进行了 M 次仿真. 当 $i < M$ 时,表明仿真次数还没达到预定次数,应回到步骤(2). 更新 i ,使 $i=i+1$,继续进行仿真. 当 $i=M$ 时,表明仿真次数已经足够,结束仿真.

1.2.3 仿真计算结果及分析

现在假设系统中一共有 800 辆电动汽车,它们的电池特性、日行驶里程、出行开始时刻和出行结束时刻均满足上述的概率分布,使用蒙特卡洛法按照上面的计算步骤计算各时刻系统中的电动汽车的充电负荷分布. 由于随机性可能会对仿真结果造成一定的影响,本文设定每个时间点的样本数量为 10 000 个,仿真次数 M 为 5 次,仿真得到的充电功率结果如图 4 所示.

从图 4 中可以看出,从上午 10 点开始,逐渐有电动汽车开始充电,充电功率的峰值出现在 19:30 左右,然后充电功率开始下降,直到早晨 7 点左右充电功率基本为 0. 出现这种情况的主要原因是 18 点回到家开始充电的车主是最多的,而且充电时长至少是 1 h,因此会在 19:30 出现充电功率的最大值,而 24 点之后几乎不再有电动汽车结束出行开始充电,也就是说电动汽车基本是在 24 点前开始进行充电的,且电动汽车的充电时长最多不会超过 10 h,故 7 点之后的电动汽车充电功率基本为 0.

配电网系统中负荷的最大值一般会出现在 18 点到 20 点之间,因此如果一定规模的电动汽车接入到配电系统中进行无序充电,电动汽车充电功率的高峰可能会与原有负荷的高峰叠加起来,引起“峰上加峰”的风险. 因此,需要采取合适的协调控制方法来解决大规模电动汽车无序充电问题.

2 优化调度模型

2.1 充电位置优化模型

2.1.1 目标函数

本文选取配电网的网损作为含电动汽车和分布式电源的配电系统优化调度模型的目标函数^[18-20]. 若不考虑变压器等电力设备的功率损失,则网损为电阻和电导消耗的有功功率. 下面给出目标函数的数学表达式,

$$\min f_1 = \frac{1}{N_T} \sum_{t=1}^{N_T} P_{\text{loss}}(t). \quad (15)$$

式中, N_T 为一天内的可充电时段数,本文中为 24, $P_{\text{loss}}(t)$ 为 t 时刻整个配电网的网损值.

整个配电网的网损等于每条支路的网损之和,则其数学表达式为

$$P_{\text{loss}} = \sum_{n=1}^Z \Delta P(n). \quad (16)$$

式中, Z 为配电系统中的支路数, $\Delta P(n)$ 为每条支路的网损值.

根据电力系统分析的相关知识,电力系统中线路的有功损耗为

$$\Delta P = \frac{P^2 + Q^2}{U_j^2} \cdot R. \quad (17)$$

式中, R 为该条支路的电阻值, P 为该条支路末节点也就是功率流出节点的有功功率值, Q 为该条支路的功率流出节点的无功功率值, U_j 为该条支路功率流出节点的电压值.

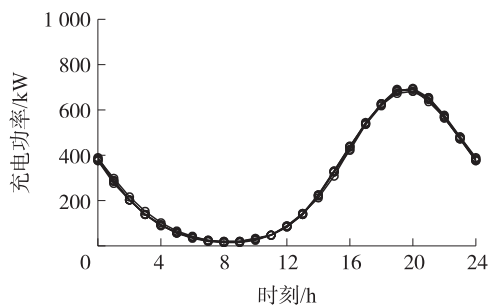


图 4 电动汽车充电负荷曲线

Fig. 4 Charging load curve of electric vehicle

2.1.2 约束条件

对于网损目标函数,配电系统的优化调度还需要一定的约束条件来对优化结果可行性和合理性进行限制,下面给出本文对于改变电动汽车充电位置的优化模型的约束条件.

(1) 当一天内所有可充电的时段结束后,应该让电动汽车电池的电量充到满电量,以满足车主的出行需要,即

$$\Delta t \sum_{t=1}^{N_T} P_c \cdot \eta_c = E \cdot (1 - S_{oc}^a). \quad (18)$$

式中, Δt 为每个可充电时段的时长, N_T 为可充电时段数, P_c 为电动汽车电池的充电功率,充电功率恒定为 3 kW, η_c 为电动汽车电池的充电效率,本文充电效率假设为 1, E 为电动汽车电池的额定容量, S_{oc}^a 为电动汽车出行结束时刻的电池荷电状态.

(2) 电动汽车电池在各个时段的电量与充电功率满足守恒条件

$$E \cdot S_{oc}(t+1) = E \cdot S_{oc}(t) + P_c(t) \cdot \Delta t \cdot \eta_c. \quad (19)$$

式中, $S_{oc}(t)$ 为 t 时段电池的荷电状态.

(3) 当分布式电源(光伏)以及电动汽车接入到配电系统中后,系统中各个节点的功率会发生变化,因此系统的潮流会发生改变,新的配电系统必须满足潮流方程. 其中, P_i 和 Q_i 分别是节点 i 的接入的有功功率和无功功率, V_i 是配电系统中节点 i 的电压, G_{ij} 是节点 i 和 j 之间的电导, B_{ij} 是节点 i 和 j 之间的电纳, θ_{ij} 为节点 i 和 j 之间的电压相角差.

(4) 电动汽车的日行驶里程必须小于电池的容量所能支持的最远行驶里程. 本文假设接入到配电系统中所有的电动汽车的百公里耗电量为 15 kW·h, 则

$$\begin{cases} \Delta P_i = P_i - V_i \sum_{j \in i} V_j (G_{ij} \cos \theta_{ij} + B_{ij} \sin \theta_{ij}), \\ \Delta Q_i = Q_i - V_i \sum_{j \in i} V_j (G_{ij} \sin \theta_{ij} - B_{ij} \cos \theta_{ij}). \end{cases} \quad i = 1, \dots, N_{bus}. \quad (20)$$

$$\begin{cases} P_i = P_{pv} - \sum_{n=1}^N P_c(n), \\ Q_i = Q_{pv} - \sum_{n=1}^N Q_c(n). \end{cases} \quad i = 1, \dots, N_{bus}. \quad (21)$$

因此该约束条件可表示为:

$$D < E/0.15. \quad (22)$$

式中, D 为电动汽车的日行驶里程,其分布符合前文所给出的对数正态分布规律.

(5) 根据所选取的配电系统拓扑结构,假设系统中的可接入电动汽车的节点数为 N_1 , 那么优化调度后得到的结果中电动汽车接入的节点号满足

$$1 \leq \text{num} \leq N_1. \quad (23)$$

式中, num 为电动汽车充电时接入到系统中的节点号.

(6) 对充电位置进行优化调度时,电动汽车充电时所接入的节点号为整数,因此 num 还须满足

$$\text{num} \in \mathbf{Z}. \quad (24)$$

以上(1)~(6)是以网损为目标函数,电动汽车充电位置为控制变量的优化模型的约束条件. 其中(1)~(3)是等式约束,(4)~(6)是不等式约束. 在后面的充电位置优化仿真部分里将使用这 6 个约束条件对优化过程进行限制.

2.2 充电时段优化模型

2.2.1 目标函数

充电位置优化模型的控制变量是电动汽车的充电位置或充电时接入的节点,而这个充电时段的优化模型是以每辆电动汽车的充电时段为控制变量,电动汽车在整个充电过程中所接入的节点是固定不变的^[21],需要对电动汽车的充电时段进行优化调度.

充电时段优化模型的目标函数与充电位置优化模型的目标函数一样,都是配电系统的平均总网损值,如式(15)所示.

2.2.2 约束条件

由于充电时段优化模型的控制变量变成了电动汽车的充电时段,控制变量本身的复杂程度提高了,因此模型所需要的约束条件也会有相应的变化。

下面给出对于充电时段优化模型所需要的约束条件:

(1) 当一天内所有可充电的时段结束后,应该让电动汽车电池的电量充到满电量,以满足车主的出行需要,如式(18)所示。

(2) 电动汽车电池在各个时段的电量与充电功率满足式(19)的守恒条件。

(3) 光伏以及电动汽车接入到配电系统中后,系统中各个节点的功率会发生变化,因此系统的潮流会发生改变,新的配电系统必须满足潮流方程,即式(20)和式(21)。

(4) 经过优化调度后,电动汽车的充电功率在整个可充电时段内只可能有两种情况,那就是充电功率为 $0 \text{ kW}\cdot\text{h}$ 和充电功率为 $3 \text{ kW}\cdot\text{h}$ 。用式(25)可以表示这一约束条件:

$$P_c(t) = \begin{cases} 0, & t \in T_1, \\ 3, & t \in T_0. \end{cases} \quad (25)$$

式中, t 为电动汽车在可充电时段内所处的时间段。 T_1 为可充电时段内电动汽车正在充电的时段。 T_0 为可充电时段内电动汽车不进行充电的时段。

(5) 电动汽车的日行驶里程必须小于电池的容量所能支持的最远行驶里程。本文假设接入到配电系统中所有的电动汽车的百公里耗电量为 $15 \text{ kW}\cdot\text{h}$,因此该约束条件可以用式(22)表示。

(6) 满足可充电时段的约束。根据每辆车不同的出行开始时刻和出行结束时刻,电动汽车优化调度后的充电应该在其可充电时段内进行,如式(26)所示:

$$t \in [T_a, T_d]. \quad (26)$$

式中, T_a 为电动汽车的出行结束时刻, T_d 为电动汽车的出行开始时刻。

以上约束条件(1)~(6)是以网损为目标函数,电动汽车充电时段为控制变量的优化模型的约束条件。其中(1)~(4)是等式约束,(5)和(6)是不等式约束。在后面的充电时间的优化仿真部分里将使用这6个约束条件对优化过程进行限制。

3 粒子群算法

3.1 基本粒子群算法

粒子群优化算法是一个粒子追随者群体中的最优粒子在解空间中不断向着最优解靠近的过程。即粒子群寻优算法需要一定量的初始解,然后通过迭代寻找到最优解。在每一次的迭代更新的过程中,粒子需要两个量更新,分别是个体的历史最优解即自身这么多次迭代更新以来最优和群体的历史最优解即所有粒子多次更新以来找到的最优的解^[22-25]。

现在,假设在一个 D 维的解空间中,群体一共由 N 个粒子所组成,其中第 i 个粒子的位置可以表示为一个维数是 D 的行向量

$$\mathbf{X}_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{iD}), \quad i = 1, 2, \dots, N. \quad (27)$$

第 i 个粒子的“速度”也可以用一个 D 维的行向量表示

$$\mathbf{V}_i = (v_{i1}, v_{i2}, \dots, v_{iD}), \quad i = 1, 2, \dots, N. \quad (28)$$

到最新的一次迭代为止,第 i 个粒子所搜寻到的最优的位置称为个体最优位置,可以记作

$$\mathbf{p}_{\text{best}} = (p_{i1}, p_{i2}, \dots, p_{iD}), \quad i = 1, 2, \dots, N. \quad (29)$$

到最新的一次迭代为止,这个粒子群所找到的最优位置称为群体最优位置,可记作

$$\mathbf{g}_{\text{best}} = (p_{g1}, p_{g2}, \dots, p_{gD}). \quad (30)$$

根据上面的定义,整个粒子群可以被描述为 $\{\mathbf{X}_1^{(k)}, \mathbf{X}_2^{(k)}, \dots, \mathbf{X}_N^{(k)}\}$ 。 k 代表粒子所在的迭代次数。在找到个体最优位置和群体最优位置这两个量后,粒子根据式(31)和(32)更新自身的速度和位置向量^[18]。

$$\mathbf{V}_i^{(k+1)} = \omega \cdot \mathbf{V}_i^{(k)} + c_1 \cdot r_1 \cdot (\mathbf{p}_{\text{best}}^{(k)} - \mathbf{X}_i^{(k)}) + c_2 \cdot r_2 \cdot (\mathbf{g}_{\text{best}}^{(k)} - \mathbf{X}_i^{(k)}), \quad (31)$$

$$\mathbf{X}_i^{(k+1)} = \mathbf{X}_i^{(k)} + \mathbf{V}_i^{(k+1)}. \quad (32)$$

式中, ω 叫做惯量因子, 一般取值为 1. c_1 和 c_2 叫做学习因子, 也常常叫做加速因子. r_1 和 r_2 是属于 $0 \sim 1$, 服从均匀分布的随机数. 基本粒子群算法流程图如图 5 所示.

3.2 双重粒子群算法

本文涉及的电动汽车优化调度问题其实是一种离散化的优化问题, 且由于约束条件较多, 在粒子群优化算法中粒子的位置和速度更新后很有可能出现不能满足约束条件的位置和速度向量. 在原有的粒子群优化算法中嵌套第二层粒子群优化算法以解决更新出来的位置和速度不能满足约束条件限制的问题.

根据算法的作用, 双层粒子群优化算法的第一层粒子群算法称为外层, 第二层粒子群算法称为内层, 基本计算流程如下:

(1) 对外层粒子群进行初始化, 包括粒子个数, 符合约束条件的每个粒子的位置向量以及速度向量.

(2) 根据各个外层粒子的位置向量来计算每个粒子对应的外层粒子群的适应度函数值.

(3) 对于每一个外层粒子, 将其适应度函数值与个体最优适应度函数值比较, 如果小于目前的个体最优适应度值, 则用该适应度函数值代替掉目前的个体最优适应度值, 否则保持不变.

(4) 对于每一个外层粒子, 将其适应度函数值与外层粒子群体最优适应度函数值比较, 如果小于目前的群体最优适应度值, 则用该适应度函数值代替掉目前的群体最优适应度值, 否则保持不变.

(5) 更新每个外层粒子的位置向量和速度向量.

(6) 对内层粒子群进行初始化, 包括粒子的个数, 每个粒子的位置向量以及速度向量. 同时, 所用到的个体最优用外层粒子的个体最优位置代入, 内层粒子群体最优用外层粒子群体最优位置代入计算.

(7) 根据各个内层粒子的位置向量来计算每个粒子对应的内层粒子群的适应度函数值.

(8) 对于每一个内层粒子, 将其适应度函数值与个体最优适应度函数值比较, 如果小于目前的个体最优适应度值, 则用该适应度函数值代替掉目前的个体最优适应度值, 否则保持不变. 对于每一个内层粒子, 将其适应度函数值与内层粒子群体最优适应度函数值比较, 如果小于目前的群体最优适应度值, 则用该适应度函数值代替掉目前的群体最优适应度值, 否则保持不变.

(9) 更新每个内层粒子的位置向量和速度向量. 如果内层适应度函数值已经达到模型的约束条件的要求, 或已经达到预先设定的内层粒子群的迭代次数, 退出内层粒子群的迭代更新的循环. 若是已经满足约束条件的情况, 则将内层粒子群优化算法得到的最优位置和速度向量作为外层粒子群粒子的更新结果. 若是达到迭代次数上限而退出内层粒子群循环的情况, 则外层粒子群粒子的位置和速度保持更新之前的值不变.

(10) 如果此时已经达到预先设定的外层粒子群的迭代次数或预先设定的误差范围, 则退出外层迭代更新, 得到问题的解, 否则回到流程(2).

根据上面对双层粒子群优化算法的分析以及双层粒子群算法的计算流程, 可见双层粒子群算法中外层粒子群的适应度函数与问题本身有关, 而内层粒子群的适应度函数是问题的约束条件的体现, 内层粒子群算法的作用是为了能够使得外层粒子更新得到的位置和速度向量符合约束条件的要求, 保证最后优化结果的合理性, 符合问题的要求.

4 算例与仿真结果

4.1 仿真场景设定

(1) 配电系统拓扑

本文选取的是 IEEE33 节点算例系统来研究电动汽车充电的优化调度问题^[26], 其拓扑结构如图 6 所示.

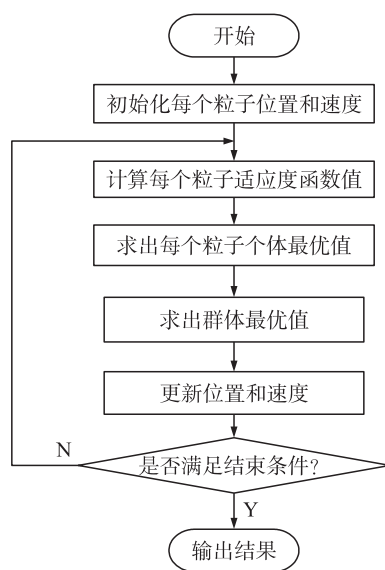


图 5 粒子群优化算法流程图

Fig. 5 Particle swarm optimization algorithm flow chart

该配电系统一共 33 个节点,32 条支路,5 条联络开关支路,其中 0 节点是电源接入节点,即 PV 型节点,其他节点都是 PQ 型节点,可接入负荷和分布式电源。系统线电压的基准值为 12.66 kV,三相功率的基准值为 10 MVA。节点 0 的电压标幺值为 1,其他负荷节点的额定电压标幺值也是 1。系统的功率因数假设为 1。

(2) 系统的参数设置

系统的参数包括系统的各时段的基本负荷,各节点的有功功率和无功功率,各支路的阻抗值。通过设置系统参数进行模拟得出一天 24 个时段内系统的基本负荷曲线(如图 7 所示)。

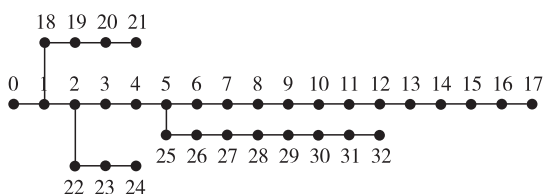


图 6 33 节点配电系统网络拓扑

Fig. 6 33 nodes distribution system network topology

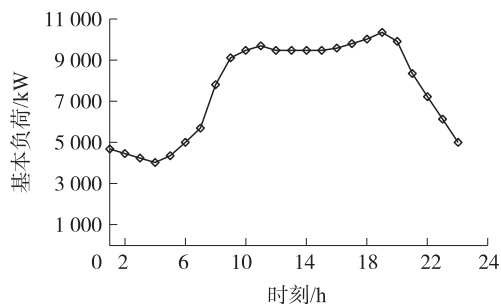


图 7 基本负荷曲线

Fig. 7 Basic load curve

从图 7 可见,配电系统的基本负荷曲线的最大值出现在 19 点左右,而凌晨 4 点是负荷曲线的低谷,从 7 点左右负荷开始快速增长,一直到 20 点之后才开始逐渐下降,因此与电动汽车充电负荷曲线综合看,确实会造成“峰上加峰”的问题。

按照各支路的分类方式,导入 33 节点系统中各节点的典型负荷(kVA)以及各支路的阻抗(Ω)。根据 IEEE33 节点系统的典型负荷值和阻抗值,系统总的典型有功功率负荷为 3 715 kW。本文根据图 7 给出的基本负荷曲线,得到每个时刻系统总的基本负荷,再根据各个节点典型负荷值与总的典型负荷值之间的比例关系,分配系统的基本负荷为

$$P(n,t) = P_B(t) \cdot \frac{P_0(n)}{\sum_{n=1}^{32} P_0(n)} \quad (33)$$

式中, $P(n,t)$ 为本文的配电系统中 t 时刻第 n 个节点的基本有功负荷, $P_B(t)$ 为 t 时刻配电系统总的基本有功负荷, $P_0(n)$ 为配电系统中第 n 个节点的典型负荷值。

另外,本文设定整个配电系统中接入的电动汽车总数为 800 辆,均匀分配到节点 1 到节点 32 中,每个节点充电的电动汽车数量为 25 辆。光伏电源的接入节点设定为节点 6 和节点 7,两个节点各自平均分配光伏电站的出力。

4.2 充电位置优化仿真

本文使用 MATLAB 软件对上文提出的充电位置优化模型进行仿真计算。该模型中假定所有接入到算例系统中的电动汽车在其可充电时段内的充电功率分布是固定不变的,需要优化的是各个电动汽车接入到算例系统中的节点位置。充电位置优化模型的目标函数是算例系统的总网损值,约束条件如上文所示,使用标准粒子群优化算法对目标函数进行优化。

4.2.1 仿真参数设定

在仿真开始前,还需要对仿真参数进行设置,包括电动汽车和光伏电源的参数以及标准粒子群优化算法的参数。

(1) 电动汽车参数设定。接入到系统中的电动汽车数量为 800 辆,每辆电动汽车充电时的功率大小都是 3 kW。电动汽车的出行开始时刻、出行结束时刻和充电时长都是整数。

(2) 光伏电源参数设定。光伏电源从节点 6 和节点 7 接入到算例系统中,两个节点的接入功率分别为光伏出力的 50%。

(3) 标准粒子群优化算法参数设定。粒子数设为 80 个,最大迭代次数为 20 次,学习因子 c_1 和 c_2 都设定为 1.5。

4.2.2 仿真结果分析

程序运行完成后,得到了适应度函数值即网损值的优化结果(如图 8 所示).从图 8 可知,经过 15 次迭代后,网损值从初始的 $548.5 \text{ kW}\cdot\text{h}$,不断优化一直降低到 $545.8 \text{ kW}\cdot\text{h}$,从第 15 次迭代之后,标准粒子群优化开始收敛,网损值的优化量为 1.7%.由优化结果可见,标准粒子群优化算法的收敛速度较快,运算所需要的时间较短,优化效果较好,适用于约束条件相对简单的优化问题的求解.

经过标准粒子群优化算法优化后,得到的群体最优粒子的位置向量,可以得出每辆电动汽车接入到算例系统中的节点位置,本文将 800 辆电动汽车的接入情况作统计,以接入的系统节点标号为横坐标,接入的电动汽车数量为纵坐标,根据优化仿真数据,绘制如图 9 所示的统计图,并且也给出了初始随机接入时的情况(如图 10 所示).

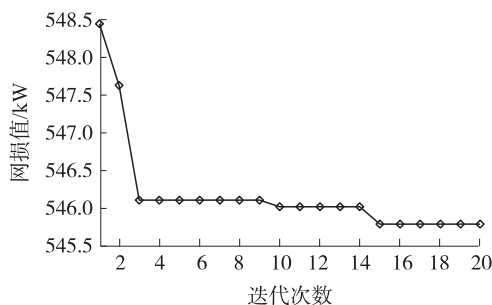


图 8 充电位置优化结果

Fig. 8 Optimization result of charging position

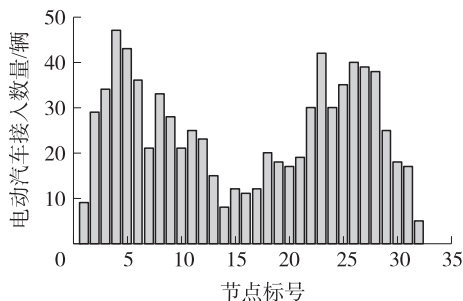


图 9 优化后电动汽车接入情况

Fig. 9 Optimized electric vehicle car charging access

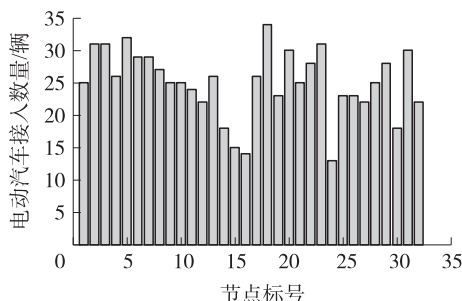


图 10 优化前电动汽车接入情况

Fig. 10 Unoptimized electric vehicle car charging access

从图 10 可见,初始的电动汽车接入到算例系统中的分布是比较平均的,每个节点接入量相差不大,但经过标准粒子群优化算法的优化后,由图 9 可见,相对于算例系统中其他节点,电动汽车在节点 1 到节点 10 以及节点 22 到节点 29 这些节点分布比较多.这是因为节点 1 到节点 10 以及节点 22 到节点 29 中基本上都是各条支路的靠近输入端的节点,即这些节点离电源节点 0 比较近.当负荷靠近系统中的电源节点时,整个系统的功率损耗会相对减小.因此,初始的电动汽车接入到算例系统中的位置经过优化之后,呈现出图 9 的分布情况.

本次仿真是对电动汽车充电时接入到配电系统中节点位置的优化仿真,是一种充电位置调度策略的求解.因此,电动汽车车主在可充电时段内的充电功率分布习惯并没有改变,只是单纯的对充电接入位置的调度,车主的充电行为习惯并未受到影响.实际上,该仿真结果主要是面对供电方的,供电相关部门在建立新型智能配电网时做出合理的规划,对使用电动汽车的用户合理分配充电设施,以减小智能配电系统运行的损耗,让系统安全、高效、经济地运行.

用户合理分配充电设施,以减小智能配电系统运行的损耗,让系统安全、高效、经济运行.由于电动汽车车主在可充电时段内的充电功率分布并未发生改变,电动汽车进行的还是属于无序充电,因此系统的网损还有很大的可优化空间.下面将继续对电动汽车的充电时段进行优化仿真,使电动汽车进行有序充电.

4.3 充电时段优化仿真

现使用 MATLAB 软件对上文提出的充电时段优化模型进行优化仿真.该模型中假定所有接入到算例系统中的电动汽车的充电位置分布是固定不变的,需要优化的是各个电动汽车接入到算例系统中后在可充电时段内的充电功率分布.使用双层粒子群优化算法对目标函数进行优化.

4.3.1 仿真参数设定

在仿真开始前,还需要对仿真参数进行设置,包括电动汽车和光伏电源的参数以及双层粒子群优化算法的参数.

(1)电动汽车参数设定.接入到系统中的电动汽车数量为 800 辆,每辆电动汽车充电时的功率大小都

是 3 kW. 电动汽车的出行开始时刻、出行结束时刻和充电时长都是整数. 每个节点按照顺序接入 25 辆电动汽车.

(2) 光伏电源参数设定. 光伏电源从节点 6 和节点 7 接入到算例系统中,两个节点的接入功率分别为光伏出力的 50%.

(3) 双层粒子群优化算法参数设定. 第一层粒子群的粒子数设为 80 个,最大迭代次数为 15 次,学习因子 c_1 和 c_2 都设定为 1.5. 第二层粒子群的粒子数设为 40 个,最大迭代次数为 20 次,学习因子 c_1 和 c_2 都设定为 1.5.

4.3.2 仿真结果分析

由于双层粒子群的结构和充电时段优化模型的约束条件比较复杂,数据计算量比较大,因此程序的运行时间也比较长,一共需要 2 h 7 min. 得到的网损值的优化结果如图 11 所示.

由图 11 可见,经过 8 次迭代后,网损值从初始的 550.72 kW·h,不断优化一直降低到 539 kW·h,从第 9 次迭代之后,双层粒子群优化开始收敛,网损值的总的优化量为 2.13%. 从得到的优化结果看,双层粒子群的收敛速度较快,优化效果较明显,适用于约束条件比较复杂的优化模型的求解,但随着数据量的增加,计算时间也会增加较明显.

经过双层粒子群优化算法对电动汽车的充电时段进行优化后,得到 800 辆电动汽车充电功率分布的最优解和配电系统 24 个时段的总负荷曲线,并且与优化前的无序充电时系统的总负荷曲线作对比,如图 12 所示.

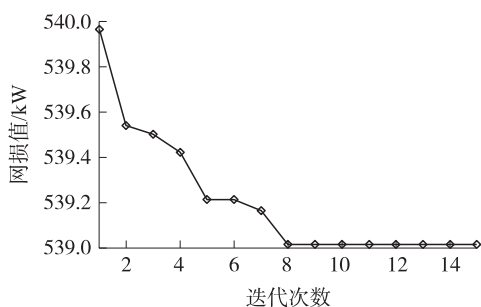


图 11 充电时段优化结果

Fig. 11 Optimization result of charging time

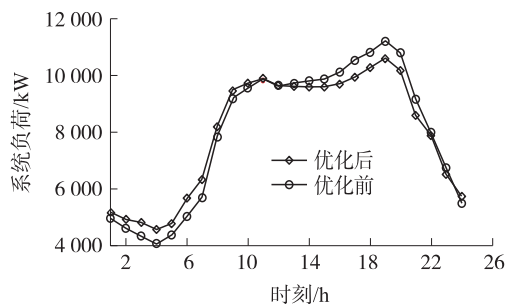


图 12 充电时段优化前后系统负荷曲线

Fig. 12 The load curve before and after optimization

由图 12 可见,优化前,接入到算例中的 800 辆电动汽车的充电方式都是无序充电,因此与图 12 给出的基本负荷曲线叠加后,会使原曲线的最大值增加,产生“峰上加峰”的影响. 基本负荷曲线的最大值出现在 19 点左右,大概是 10.3×10^3 kW,加入了电动汽车和光伏电源之后,系统负荷曲线的最大值增加到 11.2×10^3 kW 左右,增大了负荷曲线的峰谷差,负荷波动也就变大了. 经过双层粒子群优化算法对电动汽车的充电时段进行优化之后,系统负荷的最大值减小到 10.5×10^3 kW 左右,大幅减小了系统的负荷峰值. 与此同时,系统的低谷负荷值增大,这是因为系统高峰时的负荷有一部分转移到了负荷低谷,使得负荷曲线的峰谷差减小,负荷波动变小. 可见,充电时段的优化合理调整了电动汽车的充电功率分布,无序充电变为有序充电,在接入了光伏电源的情况下实现了对负荷曲线的削峰填谷,使曲线更加平滑.

5 结语

本文针对含有电动汽车和光伏电源的配电系统协同调度问题,建立了光伏电源出力和电动汽车充电负荷的计算模型,以系统的网损为判定系统运行状态的指标,给出了两种调度策略,分别以电动汽车充电位置和充电时段为优化变量,以配电系统和电动汽车运行规则为约束条件,然后分别用标准粒子群优化算法和双重粒子群优化算法得到两种优化调度结果.

[参考文献] (References)

- [1] 李含怡,赵彩虹,陈笑,等. 电动汽车充放电模式对电网日负荷的影响[J]. 南京师范大学学报(工程技术版),2015,15(3):11-17.

- LI H Y, ZHAO C H, CHEN X, et al. Impact of charging-discharging modes of electric vehicles on daily load of power grid[J]. Journal of Nanjing normal university(engineering and technology edition), 2015, 15(3): 11-17. (in Chinese)
- [2] 谈丽娟, 赵彩虹, 刘笠, 等. 计及电动汽车自由充电的负荷需求[J]. 南京师范大学学报(工程技术版), 2014, 14(1): 18-21.
- TAN L J, ZHAO C H, LIU L, et al. Load demand by considering the free charge of electric vehicles[J]. Journal of Nanjing normal university(engineering and technology edition), 2014, 14(1): 18-21. (in Chinese)
- [3] 张迈, 赵彩虹, 唐小波, 等. 基于PSCAD的电动汽车V2G充放电装置仿真研究[J]. 南京师范大学学报(工程技术版), 2013, 13(2): 7-12.
- ZHANG M, ZHAO C H, TANG X B, et al. Research on charge and discharge equipment of V2G technology based on PSCAD simulation[J]. Journal of Nanjing normal university(engineering and technical edition), 2013, 13(2): 7-12. (in Chinese)
- [4] 高亚静, 李瑞环, 梁海峰, 等. 考虑间歇性电源与负荷不确定性情况下基于多场景技术的主动配电系统两步优化调度[J]. 中国电机工程学报, 2015, 35(7): 1 657-1 665.
- GAO Y J, LI R H, LIANG H F, et al. Two step optimal dispatch based on multiple scenarios technique considering uncertainties of intermittent distributed generations and loads in the active distribution system[J]. Proceedings of the CSEE, 2015, 35(7): 1 657-1 665. (in Chinese)
- [5] 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): 36-42.
- LUO Z W, HU Z C, SONG Y H, et al. Study on plug-in electric vehicles charging load calculating[J]. Automation of electric power systems, 2011, 35(14): 36-42. (in Chinese)
- [6] 唐小波, 赵彩虹, 吴薛红, 等. 智能电网中电动汽车快速有序充电实时电价优化方法[J]. 南京师范大学学报(工程技术版), 2013, 13(4): 13-18.
- TANG X B, ZHAO C H, WU X H, et al. Optimization of spot power price in coordinated fast charging model of electric vehicles[J]. Journal of Nanjing normal university(engineering and technology edition), 2013, 13(4): 13-18. (in Chinese)
- [7] 徐立中, 杨光亚, 许昭, 等. 电动汽车充电负荷对丹麦配电系统的影响[J]. 电力系统自动化, 2011, 35(14): 18-23.
- XU L Z, YANG G Y, XU Z, et al. Impacts of electric vehicle charging on distribution networks in Denmark[J]. Automation of electric power systems, 2011, 35(14): 18-23. (in Chinese)
- [8] 姜楠, 王琦, 王恩荣, 等. 分布式光伏电源接入对配电网可靠性的影响研究[J]. 南京师范大学学报(工程技术版), 2016, 16(2): 1-9.
- JIANG N, WANG Q, WANG E R, et al. Research on influence of the distributed photovoltaic supply on distributed network reliability[J]. Journal of Nanjing normal university(engineering and technology edition), 2016, 16(2): 1-9. (in Chinese)
- [9] 罗雯清. 计及风光储发电和电动汽车的配电网规划[D]. 上海: 上海交通大学, 2012.
- LUO W Q. Distribution network planning with wind turbine, photovoltaic system, storage system and electric vehicles[D]. Shanghai: Shanghai Jiao Tong University, 2012. (in Chinese)
- [10] 陈学有, 文明浩, 陈卫, 等. 电动汽车接入对电网运行的影响及经济效益综述[J]. 智慧电力, 2013, 20(9): 20-28.
- CHEN X Y, WEN M H, CHEN W, et al. A review of impact and economic benefits of electric vehicles integration into grid[J]. Smart power, 2013, 20(9): 20-28. (in Chinese)
- [11] 马玲玲, 杨军, 付聪, 等. 电动汽车充放电对电网影响研究综述[J]. 电力系统保护与控制, 2013, 41(3): 140-148.
- MA L L, YANG J, FU C, et al. Review on impact of electric car charging and discharging on power grid[J]. Power system protection and control, 2013, 41(3): 140-148. (in Chinese)
- [12] MA Y, HOUGHTON T, CRUDEN A, et al. Modeling the benefits of vehicle-to-grid technology to a power system[J]. IEEE transactions on power systems, 2012, 27(2): 1 012-1 020.
- [13] 杨晓东, 任帅杰, 张有兵, 等. 电动汽车可调度能力模型与日内优先调度策略[J]. 电力系统自动化, 2017, 41(2): 84-93.
- YANG X D, REN S J, ZHANG Y B, et al. Analysis of tight-strong coupling mode for dynamic wireless charging of electric vehicle[J]. Automation of electric power systems, 2017, 41(2): 84-93. (in Chinese)
- [14] 杨冰, 王丽芳, 廖承林, 等. 电动汽车与分布式电源协同有序控制研究[J]. 电工技术学报, 2015, 30(14): 419-426.
- YANG B, WANG L F, LIAO C L, et al. Study of coordinated charging control for electric vehicles in correlation with distributed power source[J]. Transactions of China electrotechnical society, 2015, 30(14): 419-426. (in Chinese)
- [15] 田立亨, 史双龙, 贾卓. 电动汽车充电功率需求的统计学建模方法[J]. 电网技术, 2010, 34(11): 126-130.
- TIAN L T, SHI S L, JIA Z. A statistical model for charging power demand of electric vehicles[J]. Power system technology, 2010, 34(11): 126-130. (in Chinese)

- [16] 刘鹏,刘瑞叶,白雪峰,等. 基于扩散理论的电动汽车充电负荷模型[J]. 电力自动化设备,2012,32(9):30-34.
LIU P,LIU R Y,BAI X F,et al. Charging load model based on diffusion theory for electric vehicles[J]. Electric power automation equipment,2012,32(9):30-34.(in Chinese)
- [17] 高赐威,张亮. 电动汽车充电对电网影响的综述[J]. 电网技术,2011,35(2):127-131.
GAO W,ZHANG L. A Survey of influence of electric vehicle charging on power grid[J]. Power system technology,2011,35(2):127-131.(in Chinese)
- [18] 葛少云,连恒辉,刘洪,等. 电动汽车时序响应能力模型与控制策略[J]. 电力系统自动化,2016,40(3):33-38.
GE S Y,LIAN H H,LIU H,et al. Timing response capability model and control method of electric vehicle[J]. Automation of electric power systems,2016,40(3):33-38.(in Chinese)
- [19] SINGH M,KAR I,KUMAR P. Influence of EV on grid power quality and optimizing the charging schedule to mitigate voltage imbalance and reduce power loss[C]//14th International Power Electronics and Motion Control Conference. Orhid,2010:196-203.
- [20] 刘伟佳,吴秋伟,文福拴,等. 电动汽车和可控负荷参与配电系统阻塞管理的市场机制[J]. 电力系统自动化,2014,38(24):26-33.
LIU W J,WU Q W,WEN F T,et al. A market mechanism for participation of electric vehicles and dispatchable loads in distribution system congestion management[J]. Automation of electric power systems,2014,38(24):26-33.(in Chinese)
- [21] 魏大钧,张承慧,孙波,等. 基于分时电价的电动汽车充放电多目标优化调度[J]. 电网技术,2014,38(11):2 972-2 977.
WEI D J,ZHANG C H,SUN B,et al. A time-of-use price based multi-objective optimal dispatching for charging and discharging of electric vehicles[J]. Power system technology,2014,38(11):2 972-2 977.(in Chinese)
- [22] 黄宇,杨健维,何正友. 基于双层离散粒子群优化的智能小区车辆与家庭互动调度策略[J]. 电网技术,2015,39(10):2 690-2 696.
HUANG Y,YANG J W,HE Z Y. A dispatching strategy for V2H of intelligent community based on bilayer discrete particle swarm optimization[J]. Power system technology,2015,39(10):2 690-2 696.(in Chinese)
- [23] 张良,严正,冯冬涵,等. 采用两阶段优化模型的电动汽车充电站内有序充电策略[J]. 电网技术,2014,38(4):967-973.
ZHANG L,YAN Z,FENG D H,et al. Two-stage optimization model based coordinated charging for EV charging station[J]. Power system technology,2014,38(4):967-973.(in Chinese)
- [24] 葛少云,李荣,韩俊,等. 考虑电动出租车随机概率行为特性的充电站规划[J]. 电力系统自动化,2016,40(4):50-58.
GE S Y,LI R,HAN J,et al. Charging station planning considering probability behavior characteristic of electric taxi[J]. Automation of electric power systems,2016,40(4):50-58.(in Chinese)
- [25] 潘峰,李位星,高琪,等. 粒子群优化算法与多目标优化[M]. 北京:北京理工大学出版社,2013:15-19.
PAN F,LI B X,GAO Q,et al. Particle swarm optimization algorithm and multi-object optimization[M]. Beijing:Beijing Institute of Technology Press,2013:15-19.(in Chinese)
- [26] 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,2012,32(4):1-10.
HU Z C,SONG Y H,XU Z W,et al. Impacts and utilization of electric vehicles integration into power systems[J]. Proceedings of the CSEE,2012,32(4):1-10.(in Chinese)

[责任编辑:陈 庆]