

考虑V2G模式的配电网风光-电动汽车协同调度优化研究

风光组合发电的自然间歇性与随机性给电网的安全稳定运行带来极大挑战,同时也制约了风、光发电产业的发展。为减小地区电网负荷峰谷差,增强对可再生能源的接纳能力,以地区电网等效负荷波动最小和用户充电成本最低为目标,建立考虑电动汽车与电网互动(Vehicle-to-Grid, V2G)模式并计及风电和光伏出力的多目标协同调度模型,以合理安排电动汽车的充放电行为。定义了各目标的隶属度函数,通过运用最大模糊满意度法,将该多目标优化问题转化为单目标非线性优化问题,并运用纵横交叉优化算法(CSO)进行求解,得到最优调度方案。算例结果验证了模型的有效性和求解方法的可行性。

王英民 邓景松 孙迪飞/广东电网有限责任公司惠州供电局
李 杰 晏寒婷/广州市奔流电力科技有限公司

0 引言

极具间歇性和波动性的分布式电源渗透率不断增大,给电力系统调度运行提出了极大的挑战^[1-3]。V2G技术的发展使电动汽车不仅作为负荷进行充电,也可作为储能设备向电网馈电^[4-8],因此结合电动汽车的V2G功能,对含有风、光发电的电力系统采取有效调度与控制策略,成为提高系统运行安全性、经济性及增强新能源的接纳能力的重要手段。

目前,众多学者对含电动汽车及风电、光伏发电的协同调度问题展开了相关研究。文献[9]建立了多时间尺度的电动汽车-风电协同调度模型以平滑系统负荷波动,但未考虑电动汽车的V2G功

能。文献[10]基于电动汽车和风电机组出力不确定性,建立了以系统总发电成本最小为目标的随机经济调度模型,但局限于单时段优化调度。文献[11]基于电动汽车的V2G功能,构建了以分布式能源有功出力波动最小为目标的随机协同调度模型,但并未顾及电动汽车用户的经济效益。

针对上述问题,本文提出了一种计及电动汽车V2G功能的含风、光发电的电力系统多时段多目标协同调度模型。该模型以同时降低系统负荷波动和电动汽车用户充电成本为目标,通过对多个目标的模糊化处理,将需求解的问题转化为单目标优化问题,并应用最新的纵横交叉优化算法^[12]进行求解,得到最优调度方案。最后以某地区电网的实际数据为算例验证模型和求解算法的有效性和可行性。

1 风、光伏发电与电动汽车协同调度模型

1.1 目标函数

协同调度参与方包括电网与电动汽车用户,考虑双方利益可建立以下目标函数。

1) 以等效负荷方差最小为目标函数,即

$$\min f_a = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T \left(\sum_{j=1}^{N_w} P_{j,t}^w + \sum_{k=1}^{N_g} P_{k,t}^s + \sum_{r=1}^{N_{EV}} P_{r,t}^{EV_dch} - P_t^L - \sum_{r=1}^{N_{EV}} P_{r,t}^{EV_ch} - P_{av} \right)^2 \quad (1)$$



王英民/高级工程师

关键词/Keywords

协同调度·
风光发电·
电动汽车·
模糊理论·
纵横交叉算法·

广东电网公司科技项目《适应新能源分散接入的智能配电网继电保护关键技术研究》GDKJXM20161944 (031300KK52160020)。

$$P_{av} = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T \left(P_t^L + \sum_{r=1}^{N_{EV}} P_{r,t}^{EV_ch} - \sum_{r=1}^{N_{EV}} P_{r,t}^{EV_dch} - \sum_{j=1}^{N_w} P_{j,t}^w - \sum_{k=1}^{N_s} P_{k,t}^s \right) \quad (2)$$

式中, T 为调度周期内的时段数(取 $T=24$); N_w 、 N_s 和 N_{EV} 分别为风电、光伏电站以及电动汽车的数量; $P_{j,t}^w$ 为 t 时段第 j 个风电机组的有功出力; $P_{k,t}^s$ 为 t 时段各光伏电站的有功出力; P_t^L 为 t 时段的常规负荷功率; $P_{r,t}^{EV_ch}$ 为 t 时段第 r 辆电动汽车的充电功率; $P_{r,t}^{EV_dch}$ 为 t 时段第 r 辆电动汽车的放电功率; P_{av} 为调度周期内的等效负荷平均值。

等效负荷方差小可理解为系统负荷波动小, 负荷曲线更为平缓。

2) 以电动汽车充电成本最低为目标, 即

$$\min f_b = \sum_{t=1}^T \sum_{r=1}^{N_{EV}} Q_r^{EV}(t) C_e(t) \quad (3)$$

式中, $Q_r^{EV}(t)$ 为车辆 r 在 t 时段获取的电量, 正值为充电、负为放电; $C_e(t)$ 为 t 时段分时电价。

电动汽车充电成本最低是以用户利益为核心的优化目标。

1.2 约束条件

电动汽车参与电网互动的约束条件主要有电动汽车充电需求约束、充电时间约束、电池约束和充电连续性约束四个方面。

(1) 电动汽车充电需求约束

电动汽车应满足用户的基本用车需求, 即电动汽车停止充电时的荷电状态(State of Charge, SOC)要达到用户要求, 第 n 辆车的约束表达式为

$$\sum_{k=\Gamma_n^s}^{\Gamma_n^e} P_{EV_ch}^k \eta_n \Delta t = (SOC_n^e - SOC_n^s) C_n^{Bat} \quad (4)$$

式中, Γ_n^s 为第 n 辆电动汽车接入充电站的时刻; Γ_n^e 为第 n 辆电动汽车离开充电站的时刻; $P_{EV_ch}^k$ 为第 n 辆电动汽车的充电效率(取值在0~1之间); SOC_n^s 为第 n 辆电动汽车进入充电站时电池的状态; SOC_n^e 为第 n 辆电动汽车离开充电站时的电池状态; C_n^{Bat} 为第 n 辆电动汽车电池的总电量。

(2) 充电时间约束

电动汽车的充放电时间应该在到达充电站与下次拟出发时段之间完成, 即

$$t_{act} \in [T_{arrive} + 1, T_{arrive} + T_{stay} - T_{ch_dch}] \quad (5)$$

式中, t_{act} 为充放电行为发生时刻; T_{arrive} 为电动汽车到达充电站时刻; T_{stay} 为电动汽车预计停留时长; T_{ch_dch} 为电动汽车需要的充放电时间。

(3) 电动汽车电池约束

为降低对电池的损害, 需对电动汽车的充放电功率进行约束。式(6)为电动汽车实际充放电功率约束; 式(7)为电动汽车实时荷电状态约束, 即

$$|P_{EV_ch}| \leq P_n^{\max} \quad (6)$$

$$SOC_{\min} \leq SOC \leq SOC_{\max} \quad (7)$$

式中, $P_n^{\max}$ 为第 n 辆电动汽车最大允许充放电功率; $SOC_{\min}$ 为电动汽车允许的最小SOC值; $SOC_{\max}$ 为电动汽车允许的最大SOC值。

(4) 电动汽车充电连续性约束

为保证电动汽车电池的寿命, 需要保证电池的充放电行为一次性完成。设在时段 t_i 第 j 辆电动汽车的充电状态, $t_i=0$ 表示未充电, $t_i=1$ 表示充电。

$$\prod_{t_i=T_j^s}^{T_j^s+T_{ch_dch}} X_j(t_i) = 1 \quad (8)$$

式中, T_j^s 为第 j 辆电动汽车的起始充电时刻。

2 协同调度模型求解

2.1 目标函数的处理

为避免对上述复杂多目标问题Pareto解集的求解, 引入模糊化的概念, 以隶属度大小来反映决策者对目标值的满意程度, 然后用最大模糊满意度法将系统优化目标和用户充电成本最低转化为单目标优化问题^[13]。选用降半直线型作为隶属度函数^[14], 如图1及式(9)、式(10)所示。

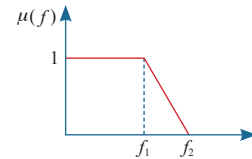


图1 降半直线型隶属度函数

$$\mu(f_a) = \begin{cases} 1 & f_a \leq f_{a1} \\ \frac{f_{a2} - f_a}{f_{a2} - f_{a1}} & f_{a1} \leq f_a < f_{a2} \\ 0 & f_a \geq f_{a2} \end{cases} \quad (9)$$

$$\mu(f_b) = \begin{cases} 1 & f_b \leq f_{b_1} \\ \frac{f_{b_2} - f_b}{f_{b_2} - f_{b_1}} & f_{b_1} \leq f_b < f_{b_2} \\ 0 & f_b \geq f_{b_2} \end{cases} \quad (10)$$

式中, $\mu(f_a)$ 为等效负荷方差目标函数隶属度函数; $\mu(f_b)$ 为电动汽车充电成本隶属度函数; f_{a_2} 、 f_{b_2} 为最大可接受等效负荷方差和充电成本, 可根据优化前的结果确定; f_{a_1} 、 f_{b_1} 为对应目标函数的期望值, 可由单一目标函数极值确定。

依据模糊集理论的最大最小法则^[15], 设 λ 为满意度, 为所有隶属度函数的最小值。可转化为满足所有约束条件的最大化问题, 即 $\max \lambda$ 问题, 数学描述为

$$\mu(WT_1) = \min \{ \mu(P_1^{WT_1}), \mu(P_2^{WT_1}), \dots, \mu(P_T^{WT_1}) \} \quad (11)$$

$$\mu(WT_2) = \min \{ \mu(P_1^{WT_2}), \mu(P_2^{WT_2}), \dots, \mu(P_T^{WT_2}) \} \quad (12)$$

$$\mu(PV) = \min \{ \mu(P_1^{PV}), \mu(P_2^{PV}), \dots, \mu(P_T^{PV}) \} \quad (13)$$

$$\mu(\text{Load}) = \min \{ \mu(\text{Load}_1), \mu(\text{Load}_2), \dots, \mu(\text{Load}_T) \} \quad (14)$$

$$\lambda_j = \min \{ \mu(f_a), \mu(f_b), \mu(WT_1), \mu(WT_2), \mu(PV), \mu(\text{Load}) \} \quad (15)$$

通过以上公式, 目标函数转化为求取 $\max \lambda$, 将确定性目标函数的极值求解转化为模糊函数的满意度指标求解。

2.2 基于CSO算法的求解方法

纵横交叉算法 (Crisscross Optimization, CSO) 是一种全新的智能优化算法。相比于粒子群算法 (PSO) 和遗传算法 (GA), 在解决高维非凸优化问题时具有求解准确度高、收敛速度快等特点。算法通过横向交叉、纵向交叉和竞争来实现种群迭代进化, 流程如图2所示, 所涉及的变量含义如表1所示。

(1) 横向交叉

横向交叉是在种群中任意两个粒子的所有维度之间进行的交叉。假设父代粒子 $X(i)$ 和 $X(j)$ 的第 d 维进行横向交叉, 则产生子代粒子为

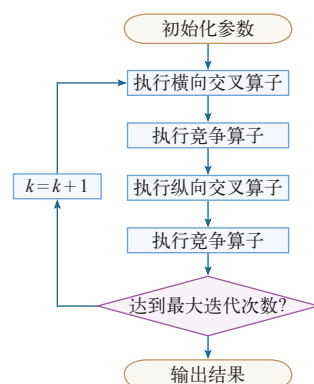


图2 CSO算法的流程图

表1 纵横交叉算法参数及其含义

参数	含义
X	种群矩阵
M	种群规模
D	解空间维数
$X(i, j)$	第 i 个个体粒子的第 j 维
$MS_{hc} (MS_{vc})$	横向 (纵向) 交叉得到的中庸解
$DS_{hc} (DS_{vc})$	中庸解经过竞争算子后得到的占优解

$$\begin{cases} MS_{hc}(i, d) = r_1 X(i, d) + (1 - r_1) X(j, d) + c_1 [X(i, d) - X(j, d)] \\ MS_{hc}(j, d) = r_2 X(j, d) + (1 - r_2) X(i, d) + c_2 [X(j, d) - X(i, d)] \end{cases} \quad (16)$$

式中, $d = 1, 2, \dots, N$; r_1 、 r_2 为 $[0, 1]$ 之间的随机数; c_1 、 c_2 为 $[-1, 1]$ 之间的随机数。

横向交叉得到中庸解 MS_{hc} , 通过竞争机制与父代种群 DS_{vc} 进行比较, 适应度更高的粒子才能被保留下来, 更新的结果保存在矩阵 DS_{hc} 中。

(2) 纵向交叉

纵向交叉是将种群中粒子的不同维进行交叉。由于粒子不同维的物理意义不尽相同, 在交叉前需要对粒子各个维度进行归一化处理。纵向交叉只产生一个子代, 目的是使局部最优的维摆脱出来且不破坏其他正常维。使用纵向交叉概率 P_{vc} 来控制种群参与纵向交叉的维的数量规模。假设父代粒子 $X(i, d_1)$ 和 $X(i, d_2)$ 将第 d_1 维和第 d_2 维经纵向交叉后产生的第 d_1 维子代代

$$MS_{vc}(i, d_1) = r X(i, d_1) + (1 - r) X(i, d_2) \quad (17)$$

$$i \in (1, M) \quad d_1, d_2 \in N(1, D)$$

式中, $r \in (0, 1)$, 纵向交叉操作的父代种群是横向

交叉后经过竞争算子保留下来的占优解 DS_{hc} ；采用竞争机制与父代对比从而更新 DS_{vc} 。

实际工程中，群智能算法的局部最优问题往往是由于种群的某些维停滞不前，称之为维局部最优。纵横交叉算法中纵向交叉就是通过种群中不同维进行算术交叉实现。根据纵向交叉概率 P_{vc} （通常取0.8）进行交叉不仅能使陷入停滞不前的维有机会摆脱出来，同时其变异方式能较好地维持种群多样性。

2.3 优化模型降维处理

由于电动汽车数目多且个体充电时间和充电需求随机性强，若直接对每辆电动汽车进行蒙特卡洛模拟产生充放电时间和充电需求，容易造成“维数灾”，需进行适当的降维处理。

本文的调度周期为24 h，时间间隔设置为60 min。一般认定，同一时段到达的电动汽车停留时长相近，将同一时段内电动汽车视为一个整体随机变量，能够有效降低求解维数。具体方法如下。

1) 采用蒙特卡洛模拟每个时间间隔（共24个）到达的电动汽车数量、每辆电动汽车的充电需求、预计停留时长以及各自的充电紧急度指标值等。

2) 计算各时段到达的电动汽车总充电需求电量。设同一时段的电动汽车的充电时长为整数个时间间隔，目的是尽可能保持充电功率的稳定性。根据总充电需求以及预计停留时长算出本时段电动汽车平均充电功率上、下限。

3) 通过以上两个步骤，粒子设置为24维。维度的定义为：假设第 d 维代表第 d 个时段到达的电动汽车的参数，其具体数值代表该时段电动汽车的平均充放电功率，其满足相应的上、下限约束。

4) 根据粒子每一维度确立的充电功率值。

2.4 优化模型求解流程

1) 输入系统原始数据。包括各个时段负荷、风力发电和光伏发电的预测平均值，风光负荷的隶属度参数和目标函数的隶属度函数。

2) 确定各个时段到达的电动汽车的总需求电量，根据该时段电动汽车的停留时长确定该时段的电动汽车最大、最小平均充电功率。

3) 初始化种群

$$X = \begin{pmatrix} P_{1,1}^{EV} & P_{1,2}^{EV} & \cdots & P_{1,T}^{EV} \\ P_{1,1}^{Load} & P_{1,2}^{Load} & \cdots & P_{1,T}^{Load} \\ P_{1,1}^{WT} & P_{1,2}^{WT} & \cdots & P_{1,T}^{WT} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ P_{N_w,1}^{WT} & P_{N_w,2}^{WT} & \cdots & P_{N_w,T}^{WT} \\ P_{1,1}^s & P_{1,2}^s & \cdots & P_{1,T}^s \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ P_{N_s,1}^s & P_{N_s,2}^s & \cdots & P_{N_s,T}^s \end{pmatrix} \quad (18)$$

式中， $P_{1,t}^{EV}$ 为第 t 个时段到达充电站的汽车平均充放电功率； $P_{1,t}^{Load}$ 为第 t 个时段的负荷初始值； $P_{N_s,t}^s$ 为第 N_s 个光伏电站在时段 t 的输出有功； $P_{N_w,t}^{WT}$ 为第 N_w 个风电场在时段 t 的有功功率；风光发电的有功输出功率和负荷大小应在对应的 $[P_{w1}, P_{w4}]$ 范围内初始化。

4) 设定迭代次数 $k=1$ 。

5) 计算每个父代粒子对应的等效负荷方差的隶属度及各个风电场、光伏电站及负荷在每个时段的隶属度，并求出满意度指标 λ 。

6) 计算 p_{best} 和 g_{best} 。

7) 若 $k > k_{max}$ ，计算结束；否则，进入步骤8)。

8) 执行CSO算法的横向交叉产生子代保存在中庸解矩阵 MS_{hc} 中；采用竞争算子获取横向交叉占优解并保存至 DS_{hc} 中；注意子代若超过上、下限值以边界值取代。

9) 对 DS_{hc} 进行归一化操作，并进行纵向交叉产生子代，然后保存至中庸解矩阵 MS_{vc} 中；采用竞争算子获取纵向交叉占优解并保存至 DS_{vc} 中。

10) 令 $k=k+1$ ，转步骤5)。

3 算例分析

为验证该模型的可行性，假设某区域电网含有两个风电场、一个光伏电站和多个家庭小区充电站及工作区充电站。电动汽车选用Tesla Roadster进行模拟仿真，总规模为5 000辆，50%的电动汽车选择在家充电，在家充电中70%的车

主在07:00~24:00之间到家,30%的车主在0:00~07:00之间到家;50%的电动汽车选择在工作区充电。

3.1 数据参数

各时段风光出力及负荷预测的平均值如图3所示。本文采用文献[16]中的分时电价模式,参数如表2所示。电动汽车的相关数据如表3所示。

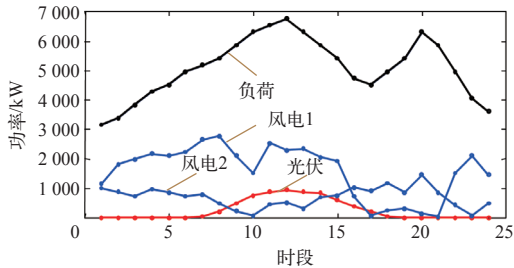


图3 风光出力及负荷预测值

表2 分时电价参数

时段	分时电价/(元/kW·h)
00:00~08:00	0.4
08:00~12:00	2.0
12:00~14:30	1.2
14:30~21:00	2.0
21:00~24:00	1.2

表3 电动汽车的电池参数

参数	Tesla Roadster
耗电量/(kW·h/km)	0.13
最长行驶距离/km	394
最高速度/(km/h)	201
充满电时长/h	3.5
全放电时长/h	3.5
充电规格/(V, A)	240, 70
电池容量/kW·h	53
可用容量/kW·h	47.7
电池类型	Li-ion
充电效率(%)	93
放电效率(%)	93

3.2 不同求解算法的影响分析

对降半直线隶属度函数表示的满意度指标分别使用PSO和CSO算法求解,结果如图4所示。

从图4中可得,在迭代至140代附近时,PSO算法开始陷入局部最优,而CSO算法在140代左右达到了全局最优。从中可知,粒子中会有一定比例

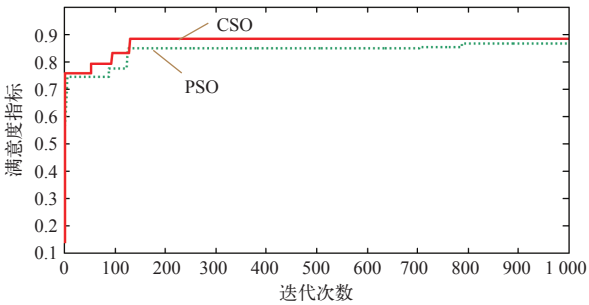


图4 PSO和CSO算法的对比

的粒子会陷入局部最优,而纵向交叉的作用能使可能陷入局部最优的粒子跳出局部最优,从而提高算法全局搜索的能力。算例中纵向交叉的概率 P_{vc} 设置为0.7,相当于有30%的粒子参与了纵向变异。

3.3 最优协调调度策略仿真分析

表4给出的是各时段起始的平均充电功率,上标表示需要连续多个时段充电时对应的时段数。满意度指标最优时各时段对应的充电功率如图5所示。对电动汽车进行调度不仅要满足各时段充电功率,还需满足电动汽车的充电时长约束。图5柱状图中各时段充电功率值即为本时段到达的电动汽车的起始充电功率与之前时段延续的充电功率之和。

表4 各时段电动汽车平均充电功率

到达时段	平均充电功率/kW	到达时段	平均充电功率/kW
1	599.194 2 ^[1-2]	13	79.664 76 ^[13-16]
2	404.917 9 ^[2]	14	180.315 76 ^[14-15]
3	235.155 3 ^[3]	15	418.083 76 ^[15]
4	186.839 ^[4]	16	579.411 66 ^[16]
5	84.797 47 ^[5]	17	414.129 1 ^[17]
6	18.011 34 ^[6]	18	497.702 9 ^[18]
7	17.37 ^[7]	19	341.033 9 ^[19-21]
8	108.045 ^[8]	20	928.452 2 ^[20]
9	2 790.207 ^[9]	21	1 309.416 ^[21]
10	1 494.77 ^[10-11]	22	536.604 ^[22]
11	1 539.013 34 ^[11-16]	23	120.986 7 ^[23-3]
12	1 572.440 7 ^[12]	24	543.603 2 ^[24]

一般情况下,调度周期的前期阶段可能会存在上一周期遗留下来的电动汽车。以第23个时段到达的电动汽车为例,根据优化的结果,该时段的电动汽车应该分成五个时段进行充电,平均充电功率为120.986 7 kW,后三个时段则为下一周期

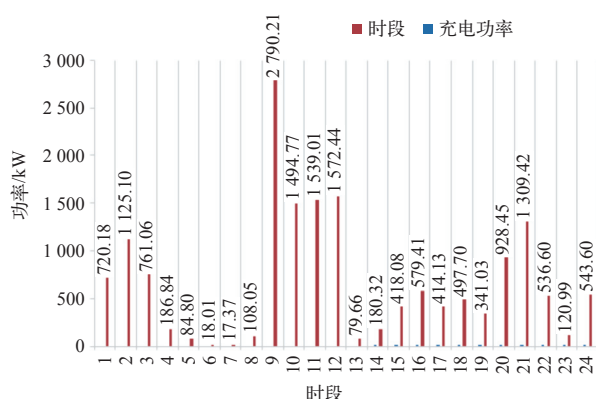


图5 满意度指标最优时各时段充电功率

起始的充电功率。因此，图5中第一个数值即为本周周期第一时段的充电功率与前一周期延续充电时段的充电功率之和。

图6为优化前后等效负荷曲线对比。优化前，假设所有电动汽车充电后的目标SOC均为 SOC_{max} （最大允许荷电状态，本文取0.95），因此在随机充放电状态时并不考虑电动汽车向电网馈电。采用协同调度策略时，假设电动汽车到达充电站后，离开时的SOC在 $[0.65, 0.95]$ 之间均匀分布，因此对于到达时的SOC如果大于离开时所需要的SOC，则该电动汽车可以参与向电网的馈电行为。

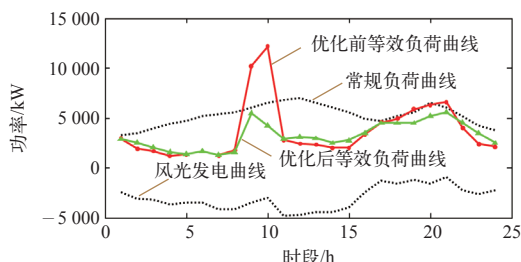


图6 优化前后的等效负荷曲线

由图6可得，由于在09:00左右电动汽车集聚工作区充电站，导致用电负荷曲线急剧上升，此时需要短时间内增加响应速度更快的机组出力。但是由于高峰负荷持续时间较短，频繁地起停机组将额外增加发电成本，并不利于电力系统的经济运行。采用所提出的协同调度策略，在满足车主用车需求的前提下将早高峰期的负荷较为平缓地转移到早高峰以后，达到削峰填谷的目的。同样19:00之后电动汽车陆续到家，出现充电晚高峰，协同调度策略将晚高峰部分负荷调整到21:00点至凌晨之间。

优化前后曲线之间的空白面积可理解为增加或减少的充电电量，根据“等面积原则”，优化前应该为零。而实际优化后削减的充电电量（优化前曲线比优化后曲线高的部分）大于增加的充电电量（优化前曲线比优化后曲线低的部分），这与电动汽车的放电行为以及离开时相对较低的SOC有关。由于用户在自由充电模式时，并不会将多余的电能主动向电网释放，而在协调调度模式中，调度中心根据用户离开时的电量需求与当前储存电量，对有放电潜力的电动汽车进行放电，可有效地缓解用电高峰负荷。通过对比优化前后的等效负荷曲线可以看到，优化后的曲线总体趋于平稳，避免了急速增加或减少大负荷的情况，有效地增加了系统的运行经济性和安全性。

4 结束语

1) 构建了计及V2G功能的电动汽车、风-光发电的电力系统多目标协同调度模型，以等效负荷方差最小和车主用电成本最低为目标，利用CSO算法得出最优的调度方案。

2) 首先通过模糊化处理得到风光曲线和负荷曲线，然后运用最大模糊满意度法将多目标问题转化为单目标问题，最后通过CSO算法确定电动汽车的最优充电功率，进而得出最优调度策略。

3) 以各时段电动汽车的平均充电功率作为粒子的维度来优化模型控制变量，避免直接对每一辆电动汽车建模，该处理方法极大地降低了优化模型的维数、减少了求解时间以及增加求解的收敛速度，避免造成“维数灾”或局部最优问题，具有很好的实用性与高效性。

4) 仿真算例一方面验证了CSO算法相对于PSO和GA智能算法具有更好的优化能力；另一方面证明了所提出的协同调度模型能有效平抑地区电网负荷峰谷差以减小分布式电源出力波动对电网的冲击，同时也能为电动汽车用户带来经济效益。

参考文献

- [1] Wang J, Shahidehpour M. Security-constrained unit commitment with volatile wind power generation [J].

- IEEE Transactions on Power Systems, 2008, 23 (3): 1319-1327.
- [2] Herrtzer J, Yu D C, Bhattarai K. An economic dispatch model incorporating wind power [J]. IEEE Transactions on Energy Conversion, 2008, 23 (2): 603-611.
- [3] Vlachogiannis S. Probabilistic constrained load flow considering integration of wind power generation and electric vehicles [J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2009, 24 (4): 1808-1817.
- [4] Mwasi F, Justoj J J, Kim E K, et al. Electric vehicles and smart grid interaction: a review on vehicle to grid and renewable energy sources integration [J]. Renewable and Sustainable Energy Reviews, 2014 (34): 501-516.
- [5] 韩海英, 和敬涵, 王小君, 等. 基于改进粒子群算法的电动汽车参与负荷平抑策略 [J]. 电网技术, 2011, 35 (10): 165-169.
- [6] 赵俊华, 文福拴, 杨爱民, 等. 电动汽车对电力系统的影响及其调度与控制问题 [J]. 电力系统自动化, 2011, 35 (14): 2-10.
- [7] 王锡凡, 邵成成, 王秀丽, 等. 电动汽车充电负荷与调度控制策略综述 [J]. 中国电机工程学报, 2013, 33 (1): 1-10.
- [8] 骆济寿, 张川. 电力系统优化运行 [M]. 武汉: 华中理工大学出版社, 1990.
- [9] 于大洋, 宋曙光, 张波, 等. 区域电网电动汽车与风电协同调度的分析 [J]. 电力系统自动化, 2011, 35 (14): 24-29.
- [10] 赵俊华, 文福拴, 薛禹胜, 等. 计及电动汽车和风电出力不确定性的随机经济调度 [J]. 电力系统自动化, 2010, 34 (20): 22-29.
- [11] 王贵斌, 赵俊华, 文福拴, 等. 配电系统中电动汽车与可再生能源的随机协同调度 [J]. 电力系统自动化, 2012, 36 (19): 22-29.
- [12] Meng A, Chen Y, Yin H, et al. Crisscross optimization algorithm and its application [J]. Knowledge-Based Systems, 2014, 67 (3): 218-229.
- [13] Liang R H, Liao Jiaoliao. A fuzzy-optimization approach energy for generation scheduling with wind and solar energy systems [J]. IEEE Transactions on Power System, 2007, 22 (1): 1665-1674.
- [14] 陈道君, 龚庆武, 张茂林, 等. 考虑能源环境效益的含风电场多目标优化调度 [J]. 中国电机工程学报, 2011, 31 (13): 10-17.
- [15] 李士勇. 工程模糊数学及应用 [M]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学出版社, 2004.
- [16] 孙晓明, 王玮, 苏粟, 等. 基于分时电价的电动汽车有序充电控制策略设计 [J]. 电力系统自动化, 2013, 37 (1): 191-195.

(收稿日期: 2018-01-16) **EA**

(上接第21页)

- [5] 于汀, 刘广一, 蒲天骄, 等. 计及柔性负荷的主动配电网多源协调优化控制 [J]. 电力系统自动化, 2015, 39 (9): 95-100.
- [6] 刘一兵, 吴文传, 张伯明, 等. 基于混合整数二阶锥规划的主动配电网有功-无功协调多时段优化运行 [J]. 中国电机工程学报, 2014, 34 (16): 2575-2583.
- [7] 韩学军, 张吉, 贺兴宇, 等. 含双馈感应风电机组的配电网无功优化 [J]. 电网与清洁能源, 2013, 29 (10): 74-79, 90.
- [8] 翁嘉明, 刘东, 何维国, 等. 基于层次分析法的配电网运行方式多目标优化 [J]. 电力系统自动化, 2012, 36 (4): 56-61.
- [9] 姚良忠, 朱凌志, 周明, 等. 高比例可再生能源电力系统的协同优化运行技术展望 [J]. 电力系统自动化, 2017, 41 (9): 36-43.
- [10] 马钊, 梁惠施, 苏剑. 主动配电系统规划和运行中的重要问题 [J]. 电网技术, 2015, 39 (6): 1499-1503.

(收稿日期: 2017-06-20) **EA**