

基于改进隶属度函数的电动汽车充放电 多目标优化调度模型

潘 华, 肖雨涵, 梁作放, 薛强中

(上海电力大学经济与管理学院, 上海 200090)

摘 要:电动汽车充放电多目标优化调度要求兼顾电网与用户的利益,为此提出 V2G 模式下基于改进隶属度函数的电动汽车充放电多目标优化调度模型。以系统负荷总方差最小、车主充电费用最低为目标,同时引入分时电价引导车主对电动汽车进行有序地充放电,以减小系统负荷峰谷差并促进对风电的消纳。应用反 Sigmoid 函数替代传统的半降直线型函数,并作为改进隶属度函数,采用最大模糊满意度法将多目标优化问题转化为单目标问题;应用布谷鸟搜索算法对算例进行求解,并验证模型的可行性。最后,分析分时电价的波动、参与调度车辆的数量和电动汽车平均初始电量对优化结果的影响。

关 键 词: V2G; 风电消纳; 改进隶属度函数; 最大模糊满意度; 布谷鸟搜索算法

DOI:10.19781/j.issn.1673-9140.2021.06.010 中图分类号:TM73 文章编号:1673-9140(2021)06-0085-09

Multi-objective optimal scheduling of electric vehicle charging and discharging based on improved membership functions

PAN Hua, XIAO Yuhan, LIANG Zuofang, XUE Qiangzhong

(School of Economics and Management, Shanghai University of Electric Power, Shanghai 200090, China)

Abstract: The multi-objective optimal dispatching of electric vehicles charging and discharging need take into account the benefits of both grid and users. Under the background, based on the improved membership function in vehicle-to-grid (V2G) mode, a multi-objective optimal scheduling model for electric vehicles charging and discharging is proposed, which aims to minimize the total load variance and the cost of the vehicle users. At the same time, the introduction of time-of-use price guides vehicle owners to orderly charge and discharge electric vehicles to reduce system load peak-to-valley difference and promote the absorption of wind power. An improved membership function is proposed by using a reverse Sigmoid function to replace the traditional decreasing linear function, and the maximum fuzzy satisfaction method is utilized to convert the multi-objective optimization problem into a single-objective problem. Then, the problem is solved by the Cuckoo Search algorithm. Finally, the impact of different time-of-use price, the number and average initial charge of participating vehicles on the optimization result is analyzed.

Key words: V2G; the consumption of wind power; improved membership function; maximum fuzzy degree of satisfaction; cuckoo search algorithm

收稿日期:2018-07-09;修回日期:2018-09-27

基金项目:国家自然科学基金(71601109);教育部人文社科项目(17YJJCZH062);上海高校人文社科重点研究基地建设项目(WKJD15004)

通信作者:潘 华(1976-),男,硕士,副教授,主要从事电力信息化与决策支持、电力工程管理等研究;E-mail:stevepan2005@126.com

近年来由于传统能源的日益紧缺,风电等新能源发电越来越受到重视^[1]。但由于风能具有不确定性和间歇性,大规模风力发电并网后必然会对电力系统产生较大冲击。根据预测,到2030年风电总装机容量将占中国总装机容量的17.4%^[2]。同时近年来电动汽车以其清洁等优点得到了大力的推广,根据工业和信息化部预计到2030年中国电动汽车充电功率最多将占全国装机容量的25%^[3]。因此可以预见,大规模的风电入网和大量电动汽车无序充电将给电力系统的安全稳定运行带来新的问题和挑战^[4]。V2G(vehicle-to-grid)指的是电动汽车通过充放电设施在必要时向电网放电,可为电网运行提供调峰、调频等服务^[5]。通过V2G技术还可为用户创造效益,并可与新能源发电配合提高电网消纳间歇性新能源发电的能力,因而V2G技术在近些年受到了广泛关注和深入研究^[6]。但由于技术和政策的原因,中国对V2G技术的研究还处在探索阶段,大规模电动汽车与电网的互动研究需进一步加强。据统计,汽车每天的停驶率基本都在90%以上^[7]。因此,可以对具有V2G功能的电动汽车采取有效的调度策略,实现对系统负荷削峰填谷的目的且减小风电入网对系统造成的冲击,提高系统运行的安全性与经济性。

电动汽车优化调度的研究已引起国内外广大学者的关注。文献[8]运用V2G技术,以发电总成本最小为目标函数,建立了含入网电动汽车的机组组合模型,但未考虑风电入网对电力系统负荷波动的影响;文献[9]建立了计及需求响应的风电与电动汽车协同调度的多目标优化模型,通过价格机制引导电动汽车入网,但未考虑调度汽车的数量对优化效果的影响;文献[10]在V2G模式下对电动汽车与可再生能源进行协同调度以减小系统负荷的峰谷差,但未对不同的电价模式下的结果进行分析;文献[11]以抑制负荷波动为目标函数考虑风电消纳对电动汽车有序充电进行调度,但未考虑电动汽车用户利益。

基于上述研究,该文首先对电动汽车的出行特性进行分析,同时结合典型风电出力预测数据,对风电并网后对电力系统负荷波动所产生影响进行分析,提出基于V2G模式下以系统负荷总方差与电动

汽车用户费用最低为目标函数的多目标调度模型,以电动汽车充放电功率和电池可用容量为约束对电动汽车充放电进行集中优化调度以达到减小系统负荷波动同时提高电动汽车车主效益的目的。该文利用模糊隶属度将原多目标规划转化为单目标规划,为了提高算法的鲁棒性使计算更为合理,采用在整个定义域范围内可导的反Sigmoid函数作为改进隶属度函数。最终应用布谷鸟算法进行求解,得到最优调度方案,并针对不同模式的分时电价、参与调度的电动汽车数量和电动汽车平均初始电量对优化结果的影响进行对比分析。

1 电动汽车出行特性

该文所研究的电动汽车为电动私家车,其出行与普通私家车无明显差异,因而可以认为它们具有相同的行驶特性。通过对汽车出行行为的调查,得到汽车在各时段平均出行距离占一天总出行距离的比例^[12],如图1所示。对汽车的日平均行驶里程数进行调查,调查表明汽车的日均行驶里程为40 km^[13]。根据以上调查结果数据可以得出一日24 h中每时间段单辆汽车平均出行里程数,如图2所示。

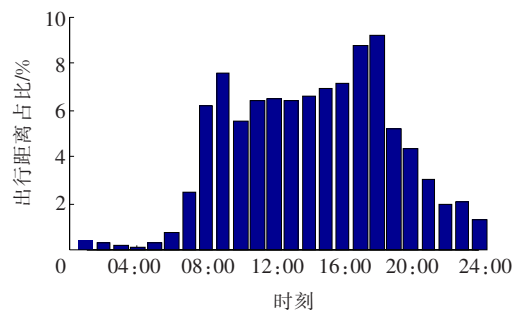


图1 一日各时刻汽车出行距离百分比

Figure 1 Percentage of vehicle trip miles per day

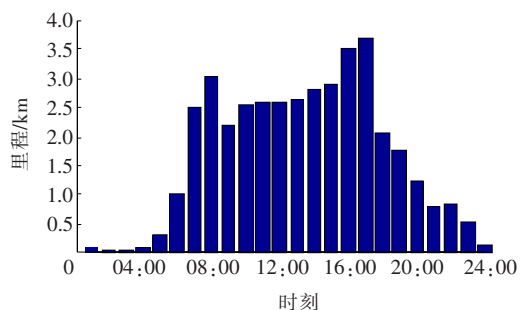


图2 一日各时刻汽车出行距离

Figure 2 Miles of vehicle trips per day

根据中心极限定理,将各小时单辆汽车平均出行里程数拟合六峰高斯分布函数:

$$f(x)_1 = \sum_{i=1}^6 a_i \cdot \exp(-((x-b_i)/c_i)^2) \quad (1)$$

式中 a_i 、 b_i 、 c_i 为高斯函数的参数。

拟合数值分别为 $a_1 = -10.17$ 、 $a_2 = 1.631$ 、 $a_3 = 4.504$ 、 $a_4 = 12.96$ 、 $a_5 = -3.27$ 、 $a_6 = 1.416$ ； $b_1 = 15.39$ 、 $b_2 = 16.62$ 、 $b_3 = 8.554$ 、 $b_4 = 15.22$ 、 $b_5 = 8.906$ 、 $b_6 = -21.16$ ； $c_1 = 5.472$ 、 $c_2 = 0.7709$ 、 $c_3 = 1.856$ 、 $c_4 = 5.621$ 、 $c_5 = 1.245$ 、 $c_6 = 6.464$ 。拟合优度(R-square)为 0.964 6,均方根误差(RMSE)为 0.005 986,误差项平方和(SSE)为 0.000 537 5,拟合结果较为接近数据分布,因此可根据拟合函数得出各时刻单辆汽车平均出行里程数。拟合得到的单辆汽车平均出行里程数曲线如图 3 所示。

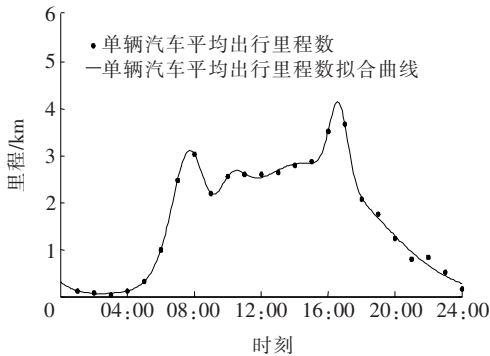


图 3 各时刻汽车出行距离拟合曲线

Figure 3 Fitted curves of vehicle trip miles

文献[10]对居民汽车的停驶规律进行了调查,得到电动汽车日典型停驶概率如图 4 所示。在通常情况下每个时段停驶的电动汽车数量即为该时段内可入网电动汽车数量的上限,可对其进行优化调度。

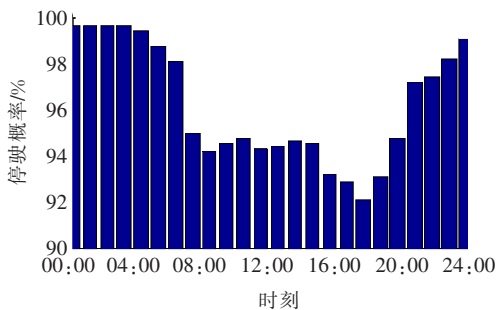


图 4 电动汽车停驶概率

Figure 4 Vehicle parking percentage for each hour

把各小时单辆汽车平均出行里程数拟合三峰高斯分布函数:

$$f(x)_2 = \sum_{i=7}^9 a_i \cdot \exp(-((x-b_i)/c_i)^2) \quad (2)$$

拟合数值分别为 $a_7 = -10.17$ 、 $a_8 = 1.631$ 、 $a_9 = 4.504$ ； $b_7 = 15.39$ 、 $b_8 = 16.62$ 、 $b_9 = 8.554$ ； $c_7 = 5.472$ 、 $c_8 = 0.7709$ 、 $c_9 = 1.856$ 。拟合优度(R-square)为 0.997 2,均方根误差(RMSE)为 0.127,误差项平方和(SSE)为 0.096 79,拟合结果较为接近数据分布,因此,可根据拟合函数得出各时刻电动汽车停驶概率。拟合得到的电动汽车停驶概率曲线如图 5 所示。

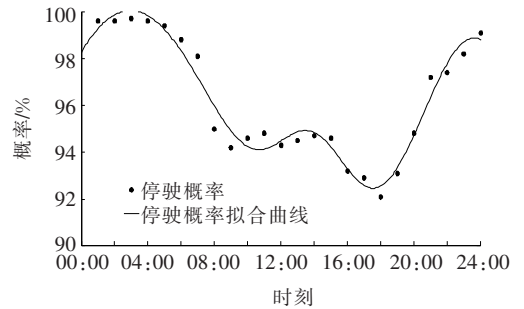


图 5 电动汽车停驶概率拟合曲线

Figure 5 Fitted curves of vehicle parking percentage

2 电动汽车充放电调度模型

2.1 目标函数

1)利用电动汽车的充放电减小风电给电力系统负荷带来的冲击,从电力系统的安全运行方面考虑,以负荷总方差最小为目标:

$$\min F_1 = \sum_{t=1}^{24} (P_{d,t} + P_{e,t} - P_{w,t} - P_{av})^2 \quad (3)$$

式中 $P_{d,t}$ 为 t 时段的常规用电负荷功率; $P_{e,t}$ 为 t 时段内参与调度的电动汽车充放电功率(充电为正,放电为负); $P_{w,t}$ 为 t 时段内的入网风电功率。其中

$$P_{av} = \frac{1}{24} \sum_{t=1}^{24} (P_{d,t} + P_{e,t} - P_{w,t}) \quad (4)$$

2)通过制定合理的充放电价格引导用户的充放电行为是实现 V2G 的有效途径之一^[14]。结合分时电价以电动汽车用户电费最低为目标:

$$\min F_2 = \Delta t \cdot \sum_{t=1}^{24} (k_1 C_{c,t} + k_2 C_{t,t}) P_{e,t} \quad (5)$$

式中 Δt 为单位时间; $C_{e,t}$ 、 $C_{i,t}$ 分别为 t 时段内充、放电电价。 $P_{e,t}$ 为正值时 $k_1=1, k_2=0$; $P_{e,t}$ 为负值时 $k_1=0, k_2=1$; F_2 为正值时表示充电费用, 为负值时表示放电收入。

2.2 约束条件

通常情况下, 电动汽车充放电调度策略受电动汽车额定充放电功率、电池可用容量及车辆可用时间和空间等多种因素的限制和影响。由于汽车每天的停驶率基本都在 90% 以上且电动汽车基础充电设施已经逐渐完善, 因此, 该文认为电动汽车的充电行为受时间和空间的约束较小可以不考虑。

1) 电动汽车充放电功率约束。

电动汽车充电及放电功率均不能超过其额定值, 即

$$\begin{cases} P_{e,t}^{\min} \leq P_{e,t} \leq P_{e,t}^{\max} \\ P_{e,t}^{\min} = -N_t P_{nf} \\ P_{e,t}^{\max} = N_t P_{nc} \end{cases} \quad (6)$$

式中 $P_{e,t}^{\min}$ 、 $P_{e,t}^{\max}$ 分别为 t 时段内电动汽车允许的最大放、充电功率; $-P_{nf}$ 、 P_{nc} 分别为电动汽车充、放电功率额定值; N_t 为 t 时段可调度的电动汽车数量。

2) 电动汽车电池电量约束。

设电池可用容量约束 S_t 为 t 时刻所有参与调度的电动汽车的剩余电量, 则在 $t+1$ 时刻有

$$\begin{cases} S_{t+1} = S_t + \eta P_{e,t} - S_{d,t} \\ S_{d,t} = D_t \cdot E \end{cases} \quad (7)$$

式中 η 为电动汽车充放电效率; $S_{d,t}$ 为 t 时段内所有电动汽车消耗的电能; D_t 为 t 时段内电动汽车行驶的里程数; E 为电动汽车行驶每公里消耗的电能。

考虑到过度充放电会缩短电动汽车电池的寿命, 提高用电成本, 故电动汽车不宜过度充放电^[15]。调度过程中电池电量下限通常设置为 20%, 上限通常设置为 90%^[16]。

$$\begin{cases} S_{\min} \leq S_t \leq S_{\max} \\ S_{\min} = 20\% NS_{dmax} \\ S_{\max} = 90\% NS_{dmax} \end{cases} \quad (8)$$

式中 S_{\min} 、 S_{\max} 分别为电动汽车电池电量的下限与上限; N 为电网中电动汽车总数; S_{dmax} 为电动汽车的电池容量。

3 调度模型的求解

3.1 布谷鸟搜索算法

因电动汽车充放电调度模型属于高维、非线性、多约束的优化问题, 求解较为复杂, 目前求解此问题多采用智能优化算法, 如粒子群优化算法^[17]、遗传算法^[18]等。这些算法多是模拟自然界某种现象或某种动物行为的算法, 已经广泛应用于电力系统调度当中。

该文采用 Xin-She Yang 教授于 2009 年提出的布谷鸟搜索算法, 该算法简单易行、参数少、随机搜索路径和寻优能力强, 处理优化问题时无须为特殊问题重新匹配参数^[19], 比较适合该文所建立的模型。布谷鸟搜索算法是模拟布谷鸟借巢下蛋行为, 并将莱维飞行模式结合在一起的一种元启发式智能优化算法^[20], 算法流程如图 6 所示。

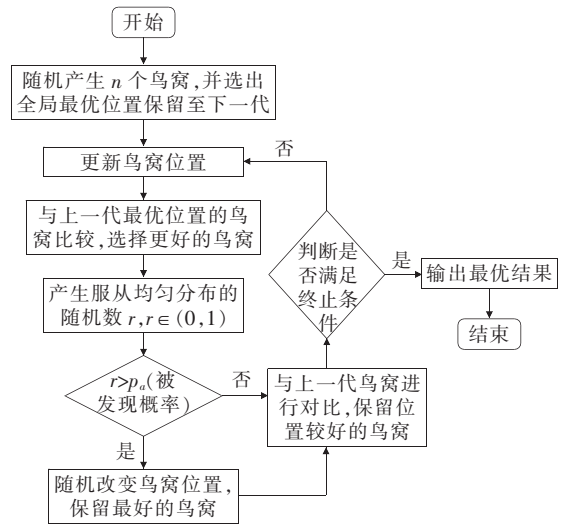


图 6 布谷鸟算法流程

Figure 6 Flow chart of cuckoo search algorithm

3.2 模型处理

布谷鸟搜索算法是基于无约束的全局最优化算法^[21], 因此, 该文采用罚函数法将约束条件引入到目标函数中, 将约束优化问题转化为简单约束优化问题。适应度函数为

$$F(i) = F_i + \sigma \cdot \max \cdot \left\{ \begin{aligned} & \left[0, \max_{i=1,2,\dots,N} [S_t - S_{t+1} + P_{e,t} - S_{d,t}], \right] \\ & \left[\max_{i=1,2,\dots,N} [S_t - S_{\max}], \max_{i=1,2,\dots,N} [S_{\min} - S_t] \right] \end{aligned} \right\} \quad (9)$$

式中 $F(i)$ 为 F_i 的适应度函数值, $i=1,2$; σ 为罚常数。

为了使多目标规划更全面地反映决策的需求, 该文采用模糊决策法对多目标函数进行转换。通过确定各目标函数的隶属度函数将多目标规划进行模糊化, 通过所求隶属度的值来反映各目标的权重。

多目标模糊优化模型建模的关键在于确定各目标的隶属度函数。该文所建立的模型要求电动汽车负荷方差和车主费用皆为越小越好, 此情况大多数文献采用降半直线形函数作为隶属度函数, 如图 7 中曲线 1, 其隶属度函数 μ 表达式为

$$\mu[f(x)] = \begin{cases} 1, & f(x) \leq c_0 \\ \frac{c_0 + \delta_0 - f(x)}{\delta_0}, & c_0 < f(x) \leq c_0 + \delta_0 \\ 0, & f(x) > c_0 + \delta_0 \end{cases} \quad (10)$$

式中 c_0 、 δ_0 为曲线特征参数, 其中 c_0 为 $f(x)$ 最优值、 $f(x) = c_0$ 最大可接受范围为 $(0, c_0 + \delta_0)$ 。

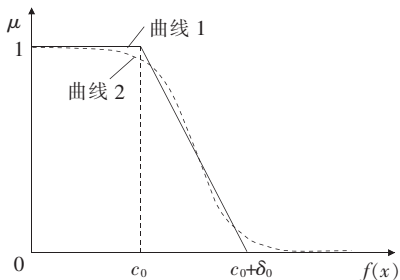


图 7 降半直线型和反 Sigmoid 函数

Figure 7 Decreasing linear function and reverse Sigmoid function

图 7 中的降半直线型曲线 1 在 $f(x) = c_0$ 与 $f(x) = c_0 + \delta_0$ 不可导。为了加强算法的鲁棒性, 可采用连续可导的反 Sigmoid 函数取代原来的降半直线型函数作为隶属度函数^[22], 如图 7 中曲线 2。反 Sigmoid 函数表达式为

$$f(x) = 1 - [1 + e^{-a(x-b)}]^{-1} \quad (11)$$

式中 a 、 b 为 Sigmoid 函数形状参数。

为了使反 Sigmoid 函数形状充分接近原降半直线形函数曲线, 需要对 a 、 b 参数进行合理设定。首先, 应保持曲线 1、2 在 $\mu = 0.5$ 处重合, 同时, 该文还将 $\mu = 0.9$ 处设为重合点, 根据这 2 个重合点可得:

$$\begin{cases} x = c_0 + \frac{\delta_0}{2} \\ f(x) = 1 - [1 + e^{-a(x-b)}]^{-1} = 0.5 \end{cases} \quad (12)$$

$$f(x) = 1 - [1 + e^{-a(x-b)}]^{-1} = 0.5$$

$$\begin{cases} x = c_0 + \frac{\delta_0}{10} \\ f(x) = 1 - [1 + e^{-a(x-b)}]^{-1} = 0.9 \end{cases} \quad (13)$$

$$f(x) = 1 - [1 + e^{-a(x-b)}]^{-1} = 0.9$$

由式(12)、(13)可解得:

$$\begin{cases} a = \frac{5 \ln 3}{\delta_0} \\ b = c_0 + \frac{\delta_0}{2} \end{cases} \quad (14)$$

令 c_{oi} 、 δ_{oi} ($i=1,2$) 分别为第 i 个单目标函数的最优值与可接受的最大偏差范围, 由此可以得出 2 个目标函数的隶属度函数为

$$\mu(F_i) = 1 - \left[1 + \exp\left(-\frac{5 \ln 3}{\delta_{oi}}(F_i - c_{oi} - \frac{\delta_{oi}}{2})\right) \right]^{-1}, \quad i=1,2 \quad (15)$$

通过单独求解 2 个单目标问题最优值可分别得到 c_{oi} 、 δ_{oi} , 具体步骤如下。

1) 求解第一个单目标问题的最值 c_{o1} , 用此决策的结果求解另外一个单目标函数问题的结果值为 c'_{o2} , 此结果必然不会是这个目标的最值。同理可求出 c_{o2} 、 c'_{o1} , 可得:

$$\begin{cases} c_{oi} = \min F_i, i=1,2 \\ \delta_{oi} = |c'_{oi} - c_{oi}|, i=1,2 \end{cases} \quad (16)$$

此处的 δ_{oi} 不是固定的, 可以根据实际进行适当的调整。调整方法为

$$0 < \delta_{oi} < c_{oi} + \delta_{oi}, i=1,2 \quad (17)$$

2) 根据模糊理论最大最小法则^[23] 将多目标问题结合隶属度函数转化成单目标问题。令 λ 为 2 个目标函数的隶属度函数中的最小值, 即

$$\lambda = \min\{\mu(F_1), \mu(F_2)\} \quad (18)$$

由此, 原多目标问题即可转化为满足所有约束求最大满意度 λ 的问题, 即 $\max \lambda$ 的问题。

4 算例分析

4.1 风电并网分析

该文将 1 d 分为 96 个调度周期(相邻节点时间间隔为 15 min)对某个典型城市负荷进行风电并网

分析,通过 MATLAB 绘制出风电入网后的日等效负荷功率预测曲线,如图 8 所示,第 1~30 时段城市正处于用电低谷,一般情况下此阶段风速较大使得风机出力较大,因此,容易造成“弃风”现象进一步加深用电低谷;第 69~89 时段城市处于用电高峰阶段,而此时的风电出力并不大。通过计算可得图 8 中原系统负荷峰谷差率为 0.782,风电并网后系统负荷峰谷差率进一步扩大至 0.894,从中不难看出风电具有明显的反调峰性。

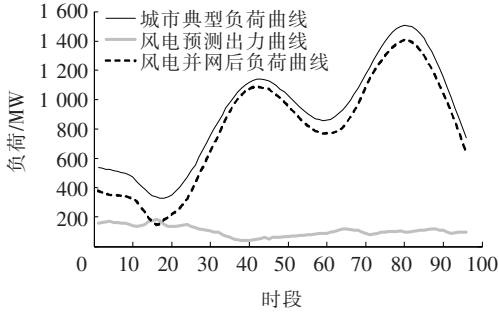


图 8 风电入网的日等效负荷预测曲线

Figure 8 Daily equivalent forecasting load power curves superimposing wind power

4.2 电动汽车调度算例分析

该算例中的地区共有电动汽车 2 万辆参与调度,电动汽车每百公里消耗 $20 \text{ kW} \cdot \text{h}$,充放电功率为 5 kW ,充放电效率为 85% ,电动汽车电池额定容量为 $20 \text{ kW} \cdot \text{h}$,假设该算例中所有电动汽车的平均初始电量为额定容量的 50% 。分时电价采取基础电价即平时段电价 $0.750 \text{ 元}/(\text{kW} \cdot \text{h})$ 上下波动 30% 制定,即高峰时段电价为 $0.975 \text{ 元}/(\text{kW} \cdot \text{h})$,低谷时段电价为 $0.525 \text{ 元}/(\text{kW} \cdot \text{h})$ 。

分别对 F_1 、 F_2 这 2 个单目标进行求解,得到最优值。同时,根据单目标优化的结果确定各模糊参数,并得到最终多目标模糊后的决策,如表 1 所示。

通过计算得出多目标模糊化后的决策结果:总方差为 $1.11 \times 10^7 \text{ MW}^2$ 、总收入为 $7.58 \times 10^4 \text{ 元}$ 。将多目标模糊化结果与各单目标优化结果进行对

表 1 单目标优化结果

目标函数	F_1/MW^2	$F_2/\text{元}$
c_{oi}	1.09×10^7	-6.15×10^4
c'_{oi}	1.14×10^7	-9.87×10^4
δ_{oi}	4.16×10^5	3.72×10^4

比;模糊化负荷总方差比单目标最小总负荷方差增加了 1.85% ,比单目标最小负荷总方差减小了 1.88% ,模糊化用户总收益比单目标最高总收益减小了 23.2% ,同时比单目标最高总收益增大了 23.5% 。通过对比可以看出,2 个目标都做出了一定的权衡,该文所采用的基于改进隶属度的多目标模糊优化模型能够较为综合地兼顾 2 个目标函数的要求,更加准确地反映现实需求,比单目标优化调度模型更具优势,优化后的负荷曲线如图 9 所示。

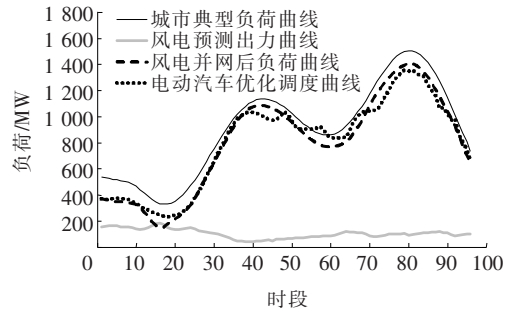


图 9 优化后日等效负荷曲线

Figure 9 Daily equivalent load curve after optimization

从多目标优化后的负荷曲线可以看出,电动汽车在用电高峰期向电网放电,在负荷低谷时进行充电,这样不仅降低了电网负荷峰谷差,也减小了风电的反调峰性对电网造成的冲击。同时结合分时电价给参与调度的车主带来一定的效益。

在价格杠杆效应下,为了验证电动汽车车主对于不同分时电价模式有着不同的充放电响应,有必要考虑分时电价浮动对优化结果的影响。为了便于形成更加完善的电价政策理论,该文对分时电价浮动进行敏感性分析,按基础电价即平时段电价上、下分别浮动 40% 、 50% 、 60% ,并与浮动 30% 的模式进行对比分析,4 种模式下的分时电价如表 2 所示。

不同模式的分时电价下负荷总方差与用户充放电总收益优化结果如图 10 所示。结果表明:分时电

表 2 4 种分时电价模式

Table 2 Four modes of time-of-use price

模式	电价/(元/(kW·h))		
	谷时段	平时段	峰时段
1	0.525	0.750	0.975
2	0.450	0.750	1.050
3	0.375	0.750	1.125
4	0.300	0.750	1.200

价浮动越大,从自身的利益出发车主会更加主动地避免在负荷高峰期充电,将充电行为适当地转移至深夜等用电低谷时期。这样不仅降低了城市负荷的峰谷差,同时可以消纳夜间多余的风电,还缓解了电动汽车无序充电给系统带来的冲击。

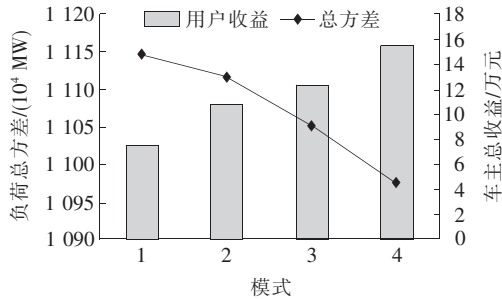


图 10 不同电价模式下优化结果

Figure 10 Optimization results under different electricity price modes

为验证参与调度的电动汽车数量对系统负荷波动和充电收益的影响,在模式 1 分时电价的基础上,分别选取 2.5、3.0、3.5 万辆电动汽车进行多目标模糊仿真分析,并与 2 万辆汽车的优化结果进行对比,优化结果如图 11 所示,可以看出,随着参与调度的电动汽车数量增加负荷总方差越小,负荷波动程度会逐渐趋于平缓,同时用户总收益也得到增加。因此,从电网的角度来看,可以在资金允许的情况下适度鼓励更多电动汽车参与调度以提高系统的稳定性。

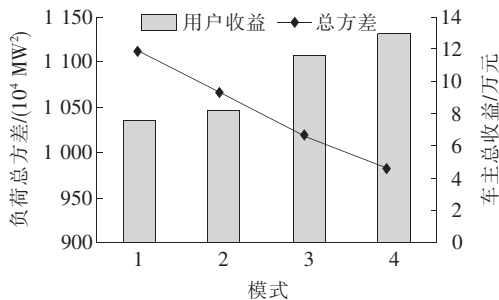


图 11 不同电动汽车数量优化结果

Figure 11 Optimization results for different numbers of EVs

另外,考虑到电动汽车的平均初始电量会影响优化结果,因此,将所有电动汽车的平均初始电量分别设置为额定容量的 30%、40%、60%、70% 进行优化调度,并与 50% 初始电量进行比较,优化结果如图 12 所示,可以看出,当剩余电量越少时负荷总方差越小,同时也降低了电动汽车车主的收入。其原因

因为当初始电量较低时为了满足当日的出行,电动汽车对电能的需求会增加,在用电低谷时可以消耗更多的电能使得“填谷”的效果更佳,同时导致了充电费用的增加以至于收益降低。因此,若从电网企业方面考虑,初始电量越低对其越有利。

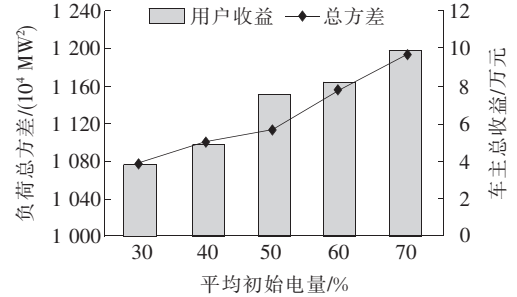


图 12 不同平均初始电量优化结果

Figure 12 Optimization results for different average initial charge

5 结语

结果表明,V2G 模式下基于改进隶属度函数的电动汽车充放电多目标优化调度模型较好地兼顾了电网与电动汽车用户的利益,既有效降低电网等效负荷波动以到达“削峰填谷”的目的,同时给参与调度的车主带来一些利益,还兼顾了促进可再生能源消纳和提高车主积极性的需求。通过对隶属度函数的改进使隶属度函数在整个定义域上可导,提高了算法的鲁棒性,使计算结果更好地权衡双方利益。通过分析还表明了随着分时电价波动增大与参与调度的电动汽车数量增加,优化效果更佳,始电量越低对电网企业越有利,通过权衡双方利益对较为清洁的电动汽车的普及也起到进一步的推动作用。

参考文献:

- [1] 池喜洋,竺炜,刘长富,等. 含大型风电场的电网安全经济优化调度[J]. 电力科学与技术学报, 2018, 33(1): 125-131.
- [2] CHI Xiyang, ZHU Wei, LIU Changfu, et al. Security and economic optimization diaphath for power grid integrating largr-scale wind farm[J]. Journal of Electric Power Science and Technology, 2018, 33(1): 125-131.
- [2] 王晞,徐浩,王海燕,等. 考虑风电和电动汽车不确定性

- 的综合能源系统日前经济调度[J]. 电力建设, 2020, 41(12): 80-89.
- WANG Xi, XU Hao, WANG Haiyan, et al. Day-ahead economic dispatch of integrated energy system considering uncertainties of wind power and electric vehicles[J]. Electric Power Construction, 2020, 41(12): 80-89.
- [3] 王睿, 高欣, 李军良, 等. 基于聚类分析的电动汽车充电负荷预测方法[J]. 电力系统保护与控制, 2020, 48(16): 37-44.
- WANG Rui, GAO Xin, LI Junliang, et al. Electric vehicle charging demand forecasting method based on clustering analysis[J]. Power System Protection and Control, 2020, 48(16): 37-44.
- [4] 徐佳夫, 王旭红, 李浩, 等. 无序充电模式下电动汽车对住宅区配电网谐波影响研究[J]. 电力科学与技术学报, 2019, 34(2): 61-67.
- XU Jiafu, WANG Xuhong, LI Hao, et al. Research on the harmonic effect of electric vehicles on distribution network in residential areas under the disordered charging mode[J]. Journal of Electric Power Science and Technology, 2019, 34(2): 61-67.
- [5] 师瑞峰, 李少鹏. 电动汽车 V2G 问题研究综述[J]. 电力系统及其自动化学报, 2019, 31(6): 28-37.
- SHI Ruifeng, LI Shaopeng. Review on studies of V2G problem in electric vehicles[J]. Proceedings of the CSU-EPSA, 2019, 31(6): 28-37.
- [6] 项顶, 胡泽春, 宋永华, 等. 通过电动汽车与电网互动减少弃风的商业模式与日前优化调度策略[J]. 中国电机工程学报, 2015, 35(24): 6293-6303.
- XIANG Ding, HU Zechun, SONG Yonghua, et al. Business model and day-ahead dispatch strategy to reduce wind power curtailment through vehicle-to-grid[J]. Proceedings of the CSEE, 2015, 35(24): 6293-6303.
- [7] 李晓辉, 李磊, 刘伟东, 等. 基于动态交通信息的电动汽车充电负荷时空分布预测[J]. 电力系统保护与控制, 2020, 48(1): 117-125.
- LI Xiaohui, LI Lei, LIU Weidong, et al. Spatial-temporal distribution prediction of charging load for electric vehicles based on dynamic traffic information[J]. Power System Protection Control, 2020, 48(1): 117-125.
- [8] Saber A Y, Venayagamoorthy G K. V2G scheduling—a modern approach to unit commitment with vehicle-to-grid using particle swarm optimization[J]. IFAC Proceedings Volumes, 2009, 42(9): 261-266.
- [9] 黄景光, 陈波, 林湘宁, 等. 基于乌鸦搜索算法的孤岛微网多目标优化调度[J]. 高压电器, 2020, 56(1): 162-168.
- HUANG Jingguang, CHEN Bo, LIN Xiangning, et al. Multi-objective optimal operation of islanded microgrid based on crow search algorithm[J]. High Voltage Apparatus, 2020, 56(1): 162-168.
- [10] 张钰, 张玥, 韩新阳, 等. 碳排放最小化条件下电动汽车有序充电策略研究[J]. 中国电力, 2020, 53(4): 147-154.
- ZHANG Yu, ZHANG Yue, HAN Xinyang, et al. Research on electric vehicle smart charging strategy on carbon emission minimization[J]. Electric Power, 2020, 53(4): 147-154.
- [11] 陈中, 段然, 黄学良, 等. 计及电动汽车主动充电管理的配电网与充电站协同规划[J]. 电测与仪表, 2019, 56(20): 17-23.
- CHEN Zhong, DUAN Ran, HUANG Xueliang, et al. Collaborative planning of distribution network and EV charging stations considering active charging management[J]. Electrical Measurement & Instrumentation, 2019, 56(20): 17-23.
- [12] Kristien C N, Edwin H, Johan D. The impact of charging plug-in hybrid electric vehicles on a residential distribution grid[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2010, 25(1): 371-380.
- [13] Green R C, Wang L, Alam M. The impact of plug-in hybrid electric vehicles on distribution networks; a review and outlook[C]//IEEE Power and Energy Society General Meeting, Minneapolis, MN, USA, 2010.
- [14] 王冠男, 杨镜非, 王硕, 等. 考虑 EV 换电站调度和区块链数据存储的电网分布式优化[J]. 电力系统自动化, 2019, 43(8): 110-116+182.
- WANG Guannan, YANG Jingfei, WANG Shuo, et al. Distributed optimization of power grid considering dispatching of electric vehicle battery swapping station and data storage of blockchain[J]. Automation of Electric Power Systems, 2019, 43(8): 110-116+182.
- [15] Ting Gao, Ruiye Liu, Ke Hilla. Dispatching strategy optimization for orderly charging and discharging of elec-

- tric vehicle battery charging and swapping station [C]//The 5th international conference on Electric Utility Deregulation and Restructuring and Power Technologies, Changsha, China, 2015.
- [16] 徐海明. 电动汽车充电站运行与维护技术[M]. 北京: 中国电力出版社, 2012: 51-68.
- [17] 赵德仁, 丁雷, 徐立华, 等. 面向新能源消纳的主动配电网电动汽车充放电功率和网络重构协调优化调度[J]. 电力系统及其自动化学报, 2019, 31(8): 94-101.
ZHAO Deren, DING Lei, XU Lihua, et al. Coordinated optimal dispatching of ev charging/discharging power and network reconfiguration in active distribution network for renewable energy accommodation [J]. Proceedings of the CSU-EPSA, 2019, 31(8): 94-101.
- [18] 邢紫佩, 王守相, 梅晓辉, 等. 考虑电动汽车充放电全程功率变化率和用户舒适度的 V2H 调度策略[J]. 电力自动化设备, 2020, 40(5): 70-77.
XING Zipei, WANG Shouxiang, MEI Xiaohui, et al. V2H scheduling strategy considering charging and discharging power change rate of electric vehicles and users' comfort level[J]. Electric Power Automation Equipment, 2020, 40(5): 70-77.
- [19] 林海英, 郭正雄, 宋宝松, 等. 电动汽车充电服务一体化平台研发与应用[J]. 供用电, 2019, 36(3): 32-36.
LIN Haiying, GUO Zhengxiong, SONG Baosong, et al. Development and application of integrated platform for electric vehicle charging service[J]. Distribution & Utilization, 2019, 36(3): 32-36.
- [20] 许翔泰, 张仰飞, 陈光宇, 等. 计及光伏发电的电动汽车充电优化调度研究[J]. 智慧电力, 2019, 47(10): 44-50.
XU Xiangtai, ZHANG Yangfei, CHEN Guangyu, et al. Optimal scheduling of charging for electric vehicle considering photovoltaic power generation[J]. Smart Power, 2019, 47(10): 44-50.
- [21] 潘华, 梁作放, 李永奎, 等. 考虑电动汽车用户行为特性的电力系统经济调度[J]. 电力科学与技术学报, 2020, 35(1): 96-101.
PAN Hua, LIANG Zuofang, LI Yongkui, et al. Power system economic dispatch considering the behavior characteristics of electric vehicle users[J]. Journal of Electric Power Science and Technology, 2020, 35(1): 96-101.
- [22] 吴杰康, 祝宇楠, 韦善革. 采用改进隶属度函数的梯级水电站多目标优化调度模型[J]. 电网技术, 2011, 35(2): 48-52.
WU Jiekang, ZHU Yunan, WEI Shange. Multi-objective optimal scheduling for cascaded hydroelectric power plant based on improved membership functions[J]. Power System Technology, 2011, 35(2): 48-52.
- [23] 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: 36-38.