

考虑电动汽车用户意愿的滚动优化调度

王誉博, 龚庆武, 乔 卉, 刘 栋, 张劲弦

(武汉大学 电气与自动化学院, 湖北 武汉 430072)

摘要:大规模电动汽车(EV)接入电网后,其无序充放电行为会给电力系统带来极坏的影响,因此对EV进行聚合分类并引导其有序充放电变得非常重要。然而,不同EV用户的需求具有明显的个性化、多样化,为了给不同EV用户提供精准的服务,需要对EV用户的意愿进行响应。首先,提出了行为倾向函数,其中包含了EV的剩余电量、未来出行距离、上一时段的充放电状态、停车时长等信息,以评价EV用户对主动参与调度的意愿;然后,根据EV用户的行为倾向对EV进行分类;最后,建立考虑配电网网损、风电与负荷的匹配度以及负荷方差的多目标优化函数对分类后的EV进行滚动调度,以确定最优调度策略。以改进的IEEE 33节点系统为算例进行仿真分析,仿真结果表明,所提优化调度方法准确响应了EV用户的多样化需求,既满足了EV的用车需求,又提高了EV充放电的整体效益,同时有效降低了配电网网损及负荷方差,提高了风电与负荷的匹配度。

关键词:电动汽车;有序充放电;行为倾向;网损;匹配度;负荷方差;滚动调度

中图分类号:U 469.72;TM 734

文献标志码:A

DOI:10.16081/j.epae.202203028

0 引言

电动汽车(EV)的普及是实现碳中和的有效手段之一。随着电池价格的不断降低,电池的大规模应用已成必然趋势,会引起一场能源革命。EV用户的充放电需求各不相同,如果不进行合理的规划,则会导致无序充放电行为,其大规模接入电网时会对电网用户侧造成较大的冲击与影响^[1]。

目前,已有较多关于EV调度策略的研究:文献[2]综合考虑风力发电与EV两者的随机性,将系统的等效负荷方差作为优化目标来抑制负荷的波动并增加对夜间溢出风电的消耗,但并未考虑EV实际参与调度的意愿,且优化目标较单一;文献[3]采用蒙特卡罗仿真方法,在考虑不同EV渗透率下充电行为对配电网造成影响的基础上,给出了EV充放电功率曲线,并基于算例验证了EV在双向车网互动V2G(Vehicle-to-Grid)模式下的充放电行为能够对系统起到削峰填谷的作用,但并未给出导致EV渗透率差异的影响因素,未能体现EV参与调度的意愿;文献[4]建立了一个随机的经济调控模型,在充分考虑EV与风电出力随机性的情况下,以最小化系统总发电成本期望值为目标函数,并验证了所提模型能够减少发电成本,有效提高调度方案的经济性。上述研究主要从电网侧角度出发,对于EV用户的利益考虑较少。为了吸引EV用户主动参与调度,需要对

EV用户的经济性多加考虑。文献[5]考虑到未来EV数量庞大,论述了调度机构对EV进行直接控制的策略会增大优化问题的求解难度,为此提出了对EV充放电行为进行分层管理优化调度的理念。虽然分层管理可以有效优化EV调度问题,但是EV是否愿意被调度仍无法确定。若不考虑EV用户的需求,则会大幅影响实际可调度EV的数量。文献[6]以配电网区域的网损最小为目标函数,并综合考虑了电力系统经济运行等方面,通过算例仿真验证了所提方法不仅能够有效地降低配电网网损,还能够对负荷起到削峰填谷的作用,并有效改善系统的电压质量。但是在EV不断渗透的情况下,不能将优化目标仅局限于电网自身的运行状态,需要多关注EV这种特殊负荷的参与深度。文献[7]在综合考虑已有EV优化充放电调度策略的基础上,提出了配电网层面的未来EV充电调度策略需要考虑用户充电行为的随机性。虽然文献[7]中策略已初步考虑了EV参与调度的随机性,但是对于如何刺激用户主动参与调度还缺乏分析。文献[8]建立了一种多目标EV充电优化调度策略模型,以充电费用和蓄电池循环电量为多目标进行优化,并与“停车即开始充电”方案进行了仿真对比分析,验证了所提调度策略的优越性。文献[8]涉及了EV用户的经济需求,但是没有考虑EV用户的出行需求、参与意愿以及用车时间,且对于大量EV接入后如何保证电力系统稳定运行的问题仍缺乏深入研究。文献[9]采用层区分离的方法对EV进行充放电调度,选取负荷波动最小作为上层模型的目标函数,对电力系统及各EV代理商进行协调优化,合理分配各代理商在各时段的充放

收稿日期:2021-09-16;修回日期:2022-01-26

在线出版日期:2022-03-06

基金项目:国家重点研发计划项目(2020YFB0905905)

Project supported by the National Key R&D Program of China(2020YFB0905905)

电负荷;在下层模型中,通过调控可调度 EV 群体各时段电池的充放电状态,使各 EV 代理商能够完成调度任务。若在下层模型中进一步考虑 EV 用户的需求,则可以最大限度地吸引 EV 用户参与调度,即可以增大可调度 EV 的数量。

综上所述,已有研究对于 EV 用户参与调度的意愿考虑较少,为此本文研究主要通过考虑 EV 用户参与调度的意愿来吸引更多的 EV 用户主动参与调度。首先,建立 EV 模型,并提出行为倾向函数,其中包含了 EV 的当前状态、剩余电量、未来出行距离、上一时段的充放电状态、停车时长等信息,以此实现为 EV 用户提供精准服务;然后,根据 EV 用户的行为倾向对 EV 进行聚合分类,并针对每种类型 EV 设计独立的调度策略;最后,考虑 EV 双向互动参与下的配电网网损、风电与 EV 充电功率的匹配效果、充电时段内负荷方差的大小构建多目标优化调度策略,并在此基础上综合考虑每一辆 EV 的荷电状态 SOC (State Of Charge)、EV 用户的实际需求、配电网的功率与电压等约束条件,在全天时间尺度下对每种类型 EV 的充放电策略进行动态优化。

1 EV 模型及行为倾向函数

EV 在电网中作为一种特殊的负荷,既具有电源性质,又具有负荷性质,其灵活性可以为电网的运行带来诸多益处。EV 用户与调度中心的数据交互通过手机 APP 实现,由调度中心建立某种软件为 EV 用户提供服务,EV 用户可以在该软件上提交车辆是否处于行驶状态、是否愿意参与调度、剩余电量以及预计出行距离等信息。

1.1 EV 调度及充放电模型建立

本文采用马尔可夫决策过程 MDP (Markov Decision Process) 构建 EV 充放电调度模型^[10]。MDP 可用一个四元组 $M=(S, A, p_{sa}, R)$ 表示,其中 S 为一组有限的状态集, A 为一组有限的行为集, p_{sa} 为状态转移概率, R 为回报函数。

t 时段风电与 EV 组成的系统状态空间 S_t 可表示为:

$$S_t = \{W_t, Y_{a,t}^k\} \quad (1)$$

式中: t 为当前时段, $t=1, 2, \dots, T$, T 为系统运行的总时段数; $k=1, 2, \dots, N$, N 为配电网区域内的 EV 数量; a 表示 EV 的状态模式(能够体现 EV 用户的充放电意愿), EV 处于充电模式时 $a=1$, EV 处于放电模式时 $a=2$; W_t 为 t 时段风力发电站的发电功率; $Y_{a,t}^k$ 为 t 时段第 k 辆 EV 在模式 a 下的停车事件,可用 L_t^k 、 E_t^k 、 $E_{cap,t}^k$ 这 3 个状态变量表示, L_t^k 、 E_t^k 、 $E_{cap,t}^k$ 分别为 t 时段第 k 辆 EV 在模式 a 下的剩余停车时间、所需电量、剩余电量。

t 时段系统的充放电行为空间 $A_{a,t}$ 可表示为:

$$A_{a,t} = \{y_{a,t}^1, y_{a,t}^2, \dots, y_{a,t}^k, \dots, y_{a,t}^N\} \quad (2)$$

式中: $y_{a,t}^k$ 为表征调度中心所给调度指令的状态变量,若 $y_{1,t}^k=1$ 则在 t 时段安排第 k 辆 EV 充电,若 $y_{1,t}^k=0$ 则在 t 时段不安排第 k 辆 EV 充电;若 $y_{2,t}^k=1$ 则在 t 时段安排第 k 辆 EV 放电,若 $y_{2,t}^k=0$ 则在 t 时段不安排第 k 辆 EV 放电。

基于上述系统的状态空间和充放电行为空间,可以得到状态转移方程,即当前时段 EV 的充放电事件与下一时段 EV 充放电事件之间的关系可以表示为:

$$L_{t+1}^k = \begin{cases} L_t^k - \Delta t & y_{1,t}^k=1, y_{2,t}^k=1 \\ l^k & (1-I_t^k)y_{a,t+1}^k=1 \\ 0 & (1-I_t^k)(1-I_{t+1}^k)=1 \end{cases} \quad (3)$$

$$E_{t+1}^k = \begin{cases} E_t^k - y_{a,t}^k P_c \Delta t & a=1 \\ E_t^k + y_{a,t}^k P_d \Delta t & a=2 \\ e_k & (1-I_t^k)y_{a,t+1}^k=1 \\ 0 & (1-I_t^k)(1-I_{t+1}^k)=1 \end{cases} \quad (4)$$

$$E_{cap,t+1}^k = \begin{cases} E_{cap,t}^k + y_{a,t}^k P_c \Delta t & a=1 \\ E_{cap,t}^k + y_{a,t}^k P_d \Delta t & a=2 \\ e_{cap,k} & (1-I_t^k)y_{a,t+1}^k=1 \\ 0 & (1-I_t^k)(1-I_{t+1}^k)=1 \end{cases} \quad (5)$$

式中: Δt 为时段间隔; P_c 、 P_d 分别为 EV 的充电、放电功率; I_t^k 为表征 t 时段第 k 辆 EV 停车状态的变量,若处于停车状态则取值为 1,否则取值为 0; l^k 为第 k 辆 EV 的初始停车时长; e_k 为第 k 辆 EV 下一次出行时所需的最小电量; $e_{cap,k}$ 为第 k 辆 EV 的初始剩余电量。式(3)~(5)中描述了 EV 正处于充电模式状态、EV 正处于放电模式状态、 t 时段 EV 处于行驶状态并在 $t+1$ 时段处于停车状态以及 EV 处于行驶状态这 4 种情形。需要说明的是,在单个时段内 EV 的状态不发生改变。以式(4)为例具体说明如下:若 t 时段以及 $t+1$ 时段第 k 辆 EV 都处于行驶状态,即 $I_t^k=0$ 且 $I_{t+1}^k=0$,则 $E_{t+1}^k=0$,表明 $t+1$ 时段所需电量为 0;若 t 时段第 k 辆 EV 处于行驶状态(即 $I_t^k=0$),但是在 $t+1$ 时段处于停车状态且既 not 安排充电也不安排放电(即 $y_{1,t+1}^k=0$ 或者 $y_{2,t+1}^k=0$),表明下一时段所需电量与上一时段所需电量相同, $E_{t+1}^k=E_t^k$;若 t 时段第 k 辆 EV 处于行驶状态(即 $I_t^k=0$),但在 $t+1$ 时段处于停车状态且安排充电(即 $y_{1,t+1}^k=1$),表明下一时段所需电量为上一时段所需电量加一次充电电量或所需的最小电量;若 t 时段第 k 辆 EV 处于行驶状态(即 $I_t^k=0$),但是 $t+1$ 时段处于停车状态且安排放电(即 $y_{2,t+1}^k=1$),表明下一时段所需电量为上一时段所需电量加一次放电电量或所需的最小电量。

恒流-恒压充放电模式是一种常用的电池充放

电方式,该模式可以使调度控制的实施更加方便,所以本文中的所有EV均采用恒流-恒压模式进行充放电。

t 时段第 k 辆EV的充电电量 $e_{c,t}$ 、放电电量 $e_{d,t}$ 可分别表示为:

$$e_{c,t} = y_{1,t}^k P_c \Delta t \quad (6)$$

$$e_{d,t} = y_{2,t}^k P_d \Delta t \quad (7)$$

由于本文利用EV的初始停车时间和停车时长 l^k 描述其停车事件,且与初始停车时间和所需充电电量相关,故假设模型中所有EV停车事件的停车时长 l^k 均服从截断高斯分布^[11]。

假设EV行驶距离服从自由度 ν 为3.4875的卡方分布,且耗电量与行驶距离成正比。因此,可以根据式(8)计算EV下一次出行时所需的最小电量 e_k 。

$$e_k = \omega d_k \quad (8)$$

式中: d_k 为第 k 辆EV的行驶距离; ω 为EV每行驶1 km的耗电量。

第 k 辆EV的初始剩余电量 $e_{cap,k}$ 服从均值为0.6、标准差为0.1的正态分布^[12],即可表示为:

$$e_{cap,k} = 60X \quad X \sim N(0.6, 0.1^2) \quad (9)$$

式中: X 为正态分布的随机变量。

1.2 考虑EV用户行为倾向的EV聚合分类

本文提出了一种评估函数用于评估EV用户的主观行为倾向,以此衡量EV停车接入充电桩后充放电行为的倾向,以便统计得到各时段参与电网调度的EV数量。通过计算实现EV分类,使得EV的充放电行为达到用户侧经济性最优,有效地减少EV电池状态频繁切换带来的电池损耗,同时满足用户下一次出行电量需求。

1.2.1 行为倾向评估函数构建

本文构建函数 F_{inc} 用于评估EV的充放电行为倾向,如式(10)所示。

$$F_{inc} = \begin{cases} y_{a,t-1}^k & I_t^k = 1, S_{cha} = 2, E_{cap,t}^k > E_t^k \\ 1 & I_t^k = 1, S_{cha} = 2, E_{cap,t}^k < E_t^k \text{ 或 } E_{cap,t}^k + P_c L_t^k \leq E_t^k \\ -1 & I_t^k = 1, S_{cha} = 2, E_{cap,t}^k = E_t^k \text{ 或 } E_{cap,t}^k = E_{cap} \\ 2 & I_t^k = 0 \\ \alpha y_{a,t-1}^k + \beta \frac{E_t^k - E_{cap,t}^k}{E_{cap}} + \gamma \frac{p_{rav} - p_t}{\max\{p_{rav} - p_t\}} & I_t^k = 1, S_{cha} \neq 2, E_{cap,t}^k + P_c L_t^k > E_t^k \end{cases} \quad (10)$$

式中: α 、 β 、 γ 为权重系数,满足 $\alpha + \beta + \gamma = 1$; E_{cap} 为EV车载电池的容量; p_{rav} 为每天的平均电价; p_t 为当前 t 时段的分时电价; S_{cha} 为EV停车后充放电状态切换次数。

1.2.2 EV聚合分类

由式(10)可知行为倾向评估函数 F_{inc} 的取值范

围为 $[-1, 1] \cup \{2\}$ 。为了便于调度方案的规划,遵循同类别内个体EV的状态不能相差过大的原则,本文根据一定的划分方式,将 F_{inc} 取值在 $(-1, 1)$ 范围内的EV划分为10种类型,这一部分EV的充放电状态是未定的,且 F_{inc} 取值越接近-1,该EV在当前时段内放电的倾向越高; F_{inc} 取值越接近1,该EV在当前时段内充电的倾向越高;当 F_{inc} 取值为0时,表示EV用户既不想充电也不想放电。因此,这10种类型EV接入电网后可以参与调度。而根据行为倾向评估函数自身含义的制约,当 F_{inc} 取值为-1、1、2时,EV的充放电状态是确定的,即:当 $F_{inc} = 1$ 时,EV处于充电状态;当 $F_{inc} = -1$ 时,EV处于放电状态;当 $F_{inc} = 2$ 时,EV处于不接入电网的状态。

由上述分析可知,除了充放电状态已经确定的3种类型EV之外,各时段真正参与电网优化调度的EV为 F_{inc} 取值在 $(-1, 1)$ 范围内的10种类型EV。本文采用均分EV数量的方法,即将所有EV的 F_{inc} 取值按照从小到大的顺序排序后统计EV数量,然后按照每种类型EV数量相等的原则进行分类,当分类结果出现非整数时,前9种类型EV数量的确定采用四舍五入的原则,剩余EV则划分为第10种类型。例如:若 F_{inc} 取值在 $(-1, 1)$ 范围内的EV共有503辆,则前9种类型EV数量分别为50辆,第10种类型EV数量为53辆;若 F_{inc} 取值在 $(-1, 1)$ 范围内的EV共有497辆,则前9种类型EV数量分别为50辆,第10种类型EV数量为47辆。根据上述方法进行EV聚合分类的优点在于可以保证每种类型EV的可调度总电量差异较小。

1.3 模型的约束条件

1) EV充放电功率约束。

t 时段第 k 辆EV所需电量应满足:

$$0 \leq E_t^k \leq E_{cap} \quad (11)$$

为了应对紧急情况的用电需求, t 时段第 k 辆EV的放电深度应不超过其电池容量的20%^[13-14],即满足:

$$20\% E_{cap} \leq E_{cap,t}^k \leq E_{cap} \quad (12)$$

2) 火电厂发电功率约束。

火电厂与风力发电站共同为负荷提供电能,以满足负荷用电需求。 t 时段火电厂发出的有功功率 P_t^G 、无功功率 Q_t^G 需分别满足如下约束:

$$P_{min}^G \leq P_t^G \leq P_{max}^G \quad (13)$$

$$Q_{min}^G \leq Q_t^G \leq Q_{max}^G \quad (14)$$

式中: P_{max}^G 、 P_{min}^G 分别为火电厂发电有功功率的上、下限值; Q_{max}^G 、 Q_{min}^G 分别为火电厂发电无功功率的上、下限值。

3) 潮流等式约束。

$$\begin{cases} P_t^{G,i} + P_t^{W,i} - P_t^{L,i} - V_t^i \sum_{j=1}^{N_{\text{node}}} V_t^j (G_{ij} \cos \theta_{ij}^t + B_{ij} \sin \theta_{ij}^t) = 0 \\ Q_t^{G,i} + Q_t^{W,i} - Q_t^{L,i} - V_t^i \sum_{j=1}^{N_{\text{node}}} V_t^j (G_{ij} \sin \theta_{ij}^t + B_{ij} \cos \theta_{ij}^t) = 0 \end{cases} \quad (15)$$

式中: $P_t^{G,i}$ 、 $Q_t^{G,i}$ 分别为 t 时段节点 i 处火电机组的有功出力、无功出力; $P_t^{W,i}$ 、 $Q_t^{W,i}$ 分别为 t 时段节点 i 处风电机组的有功出力、无功出力; $P_t^{L,i}$ 、 $Q_t^{L,i}$ 分别为 t 时段节点 i 的有功负荷、无功负荷; V_t^i 、 V_t^j 分别为 t 时段节点 i 、 j 的电压; θ_{ij}^t 为 t 时段节点 i 、 j 之间的电压相角差; G_{ij} 、 B_{ij} 分别为节点导纳矩阵中第 i 行第 j 列元素的实部、虚部; N_{node} 为系统节点数量。

4) 节点电压约束。

$$V_{\min}^i \leq V_t^i \leq V_{\max}^i \quad (16)$$

式中: $V_{\max}^i$ 、 $V_{\min}^i$ 分别为节点 i 电压幅值的最大值、最小值。

2 EV 滚动优化调度策略

在线调度是与静态离线调度相对的一种动态调度策略,为了计及风电和EV的不确定性,本文采用基于蒙特卡罗模拟^[15-16]的滚动调度策略在线更新优化调度方案。蒙特卡罗模拟方法的基本求解思路为:建立一个概率模型或随机过程,通过随机抽样获得近似解。本文中每辆EV的停车事件可以通过调度机构的大数据预测模型得到其概率分布,而EV的充电、放电模式选择行为是一个0-1离散变量,且在EV充放电模式选定的情况下,对EV进行充放电的动作指令也是一个0-1离散变量。

由于风电功率波动大,对其预测较困难,且精确到分秒的EV实时调度太过繁琐,为了减小调度方案的误差,及时有效地调度可用EV,本文选择以1h为时段间隔(即将1d分为24个时段进行调度),统计EV信息和风电机组的实时发电情况,每经过1h对数据进行1次采样,系统的状态也相应变化一次。

2.1 滚动调度策略的优化目标

1) 配电网网损最小化。

本文所考虑的风力发电站采用并网运行的方式,因此需要将配电网的输电成本考虑在目标函数之内,采用配电网区域内的有功网损进行衡量,如式(17)所示。

$$P_t^{\text{loss}} = \sum_{i=1}^{N_{\text{node}}} \frac{(P_t^i)^2 + (Q_t^i)^2}{(V_t^i)^2} R_{ij} \quad (17)$$

式中: P_t^{loss} 为 t 时段的配电网网损; P_t^i 、 Q_t^i 分别为 t 时段节点 i 的有功功率、无功功率; R_{ij} 为节点 i 和节点 j 之间的线路电阻。

2) 风电与负荷的匹配偏差度最小化。

为了最大化风能利用率以减少弃风现象的发生,在本文所提EV充放电调度策略中,需要考虑EV

作为负荷时其充电功率以及常规用电负荷与风力发电站所发功率之间的匹配问题。为了衡量匹配效果是否合理,本文定义了式(18)所示匹配偏差度 M_t 。风电与负荷之间的匹配度越高,则匹配偏差度越小,表明EV作为负荷较好地吸收了风力发电站提供的多余电能。

$$M_t = 1 - \frac{|W_t + P_{2,t}^{\text{EV}} - P_{1,t}^{\text{EV}} - P_{\text{day},t}|}{W_t + P_{2,t}^{\text{EV}} - P_{1,t}^{\text{EV}} - P_{\text{day},t}} \quad (18)$$

$$P_{1,t}^{\text{EV}} = P_c \sum_{k=1}^N \gamma_{1,t}^k \quad (19)$$

$$P_{2,t}^{\text{EV}} = P_d \sum_{k=1}^N \gamma_{2,t}^k \quad (20)$$

式中: $P_{\text{day},t}$ 为 t 时段配电网的常规用电负荷; $P_{1,t}^{\text{EV}}$ 为 t 时段配电网区域内EV的总充电功率; $P_{2,t}^{\text{EV}}$ 为 t 时段配电网区域内EV的总放电功率。

3) 负荷方差最小化。

为了防止EV聚集在某一时段充电造成新的负荷高峰,从而危害电网的运行安全,本文引入负荷方差作为优化目标函数之一,用以平滑负荷曲线。由于本文是基于多时间尺度下的分时段调度,可以通过预测未来接入电网的EV数量并结合其他用户的用电情况来实现负荷预测。总负荷方差 F_{Δ} 可以表示为:

$$F_{\Delta} = \frac{1}{T} \sum_{t=2}^T [P_{\text{day},t} + P_{1,t}^{\text{EV}} - (P_{\text{day},t-1} + P_{1,t-1}^{\text{EV}})]^2 \quad (21)$$

2.2 调度策略的目标函数

基于上述优化目标,综合考虑系统需求,建立 t 时段调度策略的优化目标函数 $C_t(S_t, A_{a,t})$ 为:

$$C_t(S_t, A_{a,t}) = \lambda_1 P_t^{\text{loss}} + \lambda_2 M_t + \lambda_3 F_{\Delta} \quad (22)$$

式中: λ_1 、 λ_2 、 λ_3 为优化目标的权重系数,满足 $\lambda_1 + \lambda_2 + \lambda_3 = 1$ 。

此外,为了使式(22)所示优化目标函数中包含的3个优化目标的数值处于同一数量级,采用最大最小值归一化方法进行处理。归一化处理后式(22)被修正为:

$$C_t^*(S_t, A_{a,t}) = \lambda_1 \frac{P_t^{\text{loss}} - P_{\min}^{\text{loss}}}{P_{\max}^{\text{loss}} - P_{\min}^{\text{loss}}} + \lambda_2 \frac{M_t - M_{\min}}{M_{\max} - M_{\min}} + \lambda_3 \frac{F_t - F_{\min}}{F_{\max} - F_{\min}} \quad (23)$$

式中: $C_t^*(S_t, A_{a,t})$ 为归一化目标函数值; $P_{\max}^{\text{loss}}$ 、 $P_{\min}^{\text{loss}}$ 分别为配电网网损的最大值、最小值; $M_{\max}$ 、 $M_{\min}$ 分别为匹配偏差度的最大值、最小值; F_t 为 t 时段的负荷方差; $F_{\max}$ 、 $F_{\min}$ 分别为所有路径下负荷方差的最大值、最小值。

综合上述内容可以看出,基于EV在当前时段的行为状态,根据式(23)能确定该时段内EV的充放电调度策略。

3 算例仿真

为了验证本文所提方法的有效性,以IEEE 33节点系统为算例进行测试。根据不同的情况获得配电网网损、匹配偏差度、负荷方差、充电费用等数据,并进行比较分析。

3.1 测试环境及相关参数

IEEE 33节点系统是一个三相平衡径向配电系统,本文选取节点1、9、18分别作为风力发电站、EV充电站、火电厂的接入节点,其余节点作为普通用户群节点。本文中的EV为比亚迪E6型EV,其车载电池的相关参数^[17]如下:电池容量为60 kW·h,充电、放电功率均为3 kW,单位耗电量为0.195 kW·h/km,循环使用次数一般大约为4000次。优化仿真的EV总数量为500辆。EV充电的峰谷分时电价参考文献[18]。

3.2 不同权重系数下的优化调度结果对比

由于本文的滚动优化调度方法涉及多个目标函数,不同的权重系数取值会产生不同的仿真结果:当 $\lambda_1=1$ 、 $\lambda_2=\lambda_3=0$,即仅考虑配电网网损时,所得优化调度结果如附录A表A1和图A1所示;当 $\lambda_2=1$ 、 $\lambda_1=\lambda_3=0$,即仅考虑匹配偏差度时,所得优化调度结果如附录A表A1和图A2所示;当 $\lambda_3=1$ 、 $\lambda_1=\lambda_2=0$,即仅考虑负荷方差时,所得优化调度结果如附录A表A1和图A3所示。

当 $\lambda_1=1$ 、 $\lambda_2=\lambda_3=0$ 时,以配电网网损最小为目标进行优化。由附录A表A1和图A1可知,此时的配电网网损最小,但负荷方差明显较大。这是因为:为了保持配电网网损最小,EV参与放电的总电量较小,EV群体表现出的负荷性质较多,而表现出的储能性质较少,导致系统的负荷方差较大。同时可以看出,此时的平均放电费用小于平均充电费用,导致EV用户在参与电网调度过程中所获收益减少,这是因为EV参与放电时段的电价不高,而充电时段的电价较高,且充电时长远大于放电时长,所以总充电费用远大于总放电费用,这会对EV用户主动参与调度的积极性产生影响。

当 $\lambda_2=1$ 、 $\lambda_1=\lambda_3=0$ 时,以匹配偏差度最小为目标进行优化。由附录A表A1和图A2可以看出:此时风电与负荷之间的匹配度最高,说明EV的参与使得风电功率与负荷功率之间的匹配性最好;此时的配电网网损有所增大,但负荷方差相比 $\lambda_1=1$ 、 $\lambda_2=\lambda_3=0$ 的情况有了明显的改善,这是因为系统为了保证风电功率与负荷功率有更好的匹配性,使得EV参与调度的容量明显增加,EV群体不仅表现出负荷性质,还表现出优质的储能性质,促使负荷发生转移。此时的平均放电费用大于平均充电费用,表明EV作为负荷的充电时段被转移至电价较低的时段。为了

满足EV用户的出行需求,必须保证EV的剩余电量充足,所以充电容量大于放电容量,导致总充电费用大于总放电费用。但是这种情况大幅降低了EV用户的总费用,这会促使EV用户积极主动地参与调度。

当 $\lambda_3=1$ 、 $\lambda_1=\lambda_2=0$ 时,以负荷方差最小为目标进行优化。由附录A表A1和图A3可知,此时的负荷方差值最小,风电与负荷之间的匹配度较高,与 $\lambda_2=1$ 、 $\lambda_1=\lambda_3=0$ 情况的优化结果相差无几。这说明EV参与负荷调整的同时也可以使风电功率与负荷功率具有很好的匹配性。从平均充电费用较低而平均放电费用较高可以看出,EV的充电时段均安排在电价较低的时段,而放电时段被安排在电价较高的时段。而电价较低的时段恰是普通负荷用电较少的时段,此时EV表现出负荷性质;电价较高的时段是普通负荷用电较多的时段,此时EV体现出储能性质。这种错峰充放电的安排使得峰值负荷得到了有效转移,因此此时的负荷方差最小。但是由于EV的放电电量有限,这导致总放电费用较总充电费用低,致使EV用户在参与调度时获得的收益有限。

多目标优化下权重系数的取值情况较多,以下给出了3种常见情况:当 $\lambda_1=0.6$ 、 $\lambda_2=0.1$ 、 $\lambda_3=0.3$ 时,优化调度结果如附录A表A2和图A4所示;当 $\lambda_1=0.2$ 、 $\lambda_2=0.7$ 、 $\lambda_3=0.1$ 时,优化调度结果如附录A表A2和图A5所示;当 $\lambda_1=0.3$ 、 $\lambda_2=0.2$ 、 $\lambda_3=0.5$ 时,优化调度结果如附录A表A2和图A6所示。从上述结果中可以看出:相较于单目标优化,多目标优化下的结果中没有极端数据出现;对于EV用户而言,多目标优化下的收益较高,这对EV用户主动参与调度有更大的吸引力。但是上述情况并不是多目标优化的最优情况。

通过多次对比测试发现,当 $\lambda_1=0.2$ 、 $\lambda_2=0.4$ 、 $\lambda_3=0.4$ 时,所得优化调度结果最优,将此时的权重系数称为最优权重系数。最优权重系数下的优化调度结果如表1和图1所示。图中:总充电功率和总放电功率分别为10种类型EV的充电功率(为正值)和放电功率(为负值)之和;总充放电功率为总充电功率与总放电功率之和。由于需要尊重EV用户的意愿,所以每一种类型EV都有独立的充放电策略,这会导致某些时段某几种类型EV正在充电,而某几种类型

表1 最优权重系数下的优化调度结果

Table 1 Optimal scheduling results under optimum weight coefficients

参数	取值	参数	取值
总充电费用/元	3919.7	总匹配偏差度	0.5937
总放电费用/元	2685.5	配电网网损/kW	1.3691
平均充电费用/[元·(kW·h) ⁻¹]	0.5541	总负荷方差	50692
平均放电费用/[元·(kW·h) ⁻¹]	0.6128		

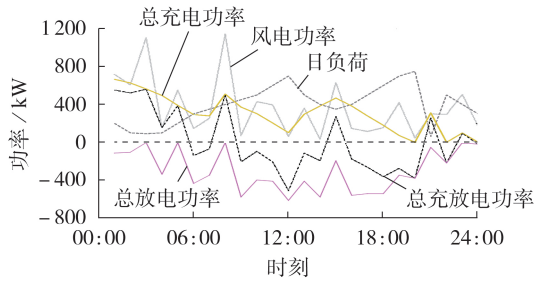


图1 最优权重系数下的优化调度结果

Fig.1 Optimal scheduling results under optimum weight coefficients

EV正在放电的情况。

由表1和图1可以看出,最优权重系数下的总匹配偏差度、配电网网损和总负荷方差结果均不是最优的,但最优权重系数下的总匹配偏差度与仅考虑匹配偏差度的单目标优化结果相差很小,最优权重系数下的配电网网损仅比仅考虑配电网网损的单目标优化结果稍高,最优权重系数下的负荷方差比仅考虑负荷方差的单目标优化结果高25%左右。与其他多目标优化情况相比,最优权重系数情况所得结果都较好,而且此时的总充电费用与总放电费用的差值最小,这意味着EV用户在参与调度时可以最大限度地获得利益。该情况可以非常高效地吸引EV用户主动参与调度。

3.3 传统调度策略与本文调度策略对比

为了证明本文所提多次预测滚动优化调度策略在全天时间尺度下优化结果相较于传统调度策略的优越性,采用控制单变量方法以便进行直观的比对,分别以配电网网损、总匹配偏差度、总负荷方差最优为目标,得到某7天的调度结果如表2所示。

表2 2种调度策略的单目标优化调度结果对比

Table 2 Comparison of single objective optimal scheduling results between two scheduling strategies

时间 / d	配电网网损 / kW		总匹配偏差度		总负荷方差	
	传统调度策略	本文调度策略	传统调度策略	本文调度策略	传统调度策略	本文调度策略
1	1.3384	1.2509	0.5792	0.6974	112790	53352
2	1.3474	1.2591	0.6759	0.7037	106230	50359
3	1.2279	1.2172	0.5518	0.5582	91801	36622
4	1.3182	1.2822	0.4514	0.6499	106360	43777
5	1.3567	1.2323	0.4368	0.5639	123356	56932
6	1.4002	1.2358	0.5632	0.7326	113656	45635
7	1.3699	1.1989	0.5689	0.7986	96385	36985

在传统调度策略下,每个调度时段的寻优往往只保证当前时段的结果最优,这样会使得全天的调度结果不一定是最优的;而本文所提多次预测滚动优化调度策略因加入了日前预测以及实时的未来预测,从而可以从全局的角度出发确保全天调度结果最优。由表2可见,从全天的角度来看,本文调度策

略的优化调度结果明显优于传统调度策略。

多目标优化调度策略与单目标优化调度策略有所不同,因为多目标优化调度策略需要兼顾3个影响因素,所以其优化结果的优势并不一定非常明显。2种调度策略的多目标优化调度结果对比如表3所示。由表可知,相较于传统调度策略,本文调度策略下每个优化目标的结果都有一定的优势,虽然提升的空间不够大,但是从全天时间尺度的结果而言仍具有一定的优势。这说明本文调度策略能够在保证配电网网损处于较低水平的同时,平滑负荷曲线并提升EV就地消纳风电的能力,从而验证了所提策略是切实、有效的。

表3 2种调度策略的多目标优化调度结果对比

Table 3 Comparison of multi-objective optimal scheduling results between two scheduling strategies

时间 / d	配电网网损 / kW		总匹配偏差度		总负荷方差	
	传统调度策略	本文调度策略	传统调度策略	本文调度策略	传统调度策略	本文调度策略
1	1.6275	1.5231	0.6411	0.7037	50691	39519
2	1.6389	1.5228	0.4996	0.7029	50770	43522
3	1.6374	1.5548	0.5007	0.6420	50444	41035
4	1.6343	1.5877	0.5652	0.6666	49945	39659
5	1.7232	1.5693	0.5690	0.7323	50362	41236
6	1.6352	1.5330	0.4639	0.6325	51931	43562
7	1.6895	1.4996	0.4529	0.7963	50635	39685

4 结论

未来EV大量普及,这既是电网发展的一个机遇,也是一个挑战。本文所提滚动优化调度策略综合考虑了EV的移动储能特性以及新能源风电出力的不确定性,在分析EV各时段充放电行为倾向的前提下,从全天时间尺度对EV充放电行为进行优化调度。基于算例结果可得如下结论:

1)提出了EV充放电行为倾向评估函数,对各时段的EV进行聚合调度并规定其可选择的充放电状态,保证了充放电策略在用户视角下的经济性;

2)以各时段配电网网损、匹配偏差度、负荷方差最小为优化目标,综合规划调度策略,并利用负荷方差的约束作用有效地抑制了EV充电行为可能带来的负荷高峰;

3)提出了一种基于日前预测的在线滚动调度策略用于筛选最优策略,考虑当前时段的充放电行为对未来系统状态的影响,滚动更新实时数据,给出当前时段的EV调度策略;

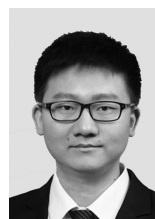
4)以IEEE 33节点配电网系统为算例,分析了不同调度策略下的优化调度结果,验证了本文所提调度策略的有效性,表明在本文所提策略下以配电网网损、匹配偏差度以及负荷方差联合作为优化目标,不仅能够较好地消纳风能,还能防止出现新的负荷高峰,有效降低系统网损。

附录见本刊网络版(<http://www.epae.cn>)。

参考文献:

- [1] 李怡然,张妹,肖先勇,等. V2G模式下计及供需两侧需求的电动汽车充放电调度策略[J]. 电力自动化设备, 2021, 41(3): 129-135, 143.
LI Yiran, ZHANG Shu, XIAO Xianyong, et al. Charging and discharging scheduling strategy of EVs considering demands of supply side and demand side under V2G mode[J]. Electric Power Automation Equipment, 2021, 41(3): 129-135, 143.
- [2] 于大洋,宋曙光,张波,等. 区域电网电动汽车充电与风电协同调度分析[J]. 电力系统自动化, 2011, 35(14): 24-29.
YU Dayang, SONG Shuguang, ZHANG Bo, et al. Synergistic dispatch of PEVs charging and wind power in Chinese regional power grids[J]. Automation of Electric Power Systems, 2011, 35(14): 24-29.
- [3] 王辉,文福拴,辛建波. 电动汽车充放电特性及其对配电系统的影响分析[J]. 华北电力大学学报(自然科学版), 2011, 38(5): 17-24.
WANG Hui, WEN Fushuan, XIN Jianbo. Charging and discharging characteristics of electric vehicles as well as their impacts on distribution systems[J]. Journal of North China Electric Power University (Natural Science Edition), 2011, 38(5): 17-24.
- [4] 陈中,刘艺,陈轩,等. 考虑移动储能特性的电动汽车充放电调度策略[J]. 电力系统自动化, 2020, 44(2): 77-85.
CHEN Zhong, LIU Yi, CHEN Xuan, et al. Charging and discharging dispatching strategy for electric vehicles considering characteristics of mobile energy storage[J]. Automation of Electric Power Systems, 2020, 44(2): 77-85.
- [5] 姚伟锋,赵俊华,文福拴,等. 基于双层优化的电动汽车充放电调度策略[J]. 电力系统自动化, 2012, 36(11): 30-37.
YAO Weifeng, ZHAO Junhua, WEN Fushuan, et al. A charging and discharging dispatching strategy for electric vehicles based on bi-level optimization[J]. Automation of Electric Power Systems, 2012, 36(11): 30-37.
- [6] 占恺桥,宋永华,胡泽春,等. 以降损为目标的电动汽车有序充电优化[J]. 中国电机工程学报, 2012, 32(31): 11-18, 213.
ZHAN Kaiqiao, SONG Yonghua, HU Zechun, et al. Coordination of electric vehicle charging to minimize active power losses[J]. Proceedings of the CSEE, 2012, 32(31): 11-18, 213.
- [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.
WANG Xifan, SHAO Chengcheng, WANG Xiuli, et al. Survey of electric vehicle charging load and dispatch control strategies[J]. Proceedings of the CSEE, 2013, 33(1): 1-10.
- [8] 路欣怡,刘念,陈征,等. 电动汽车光伏充电站的多目标优化调度方法[J]. 电工技术学报, 2014, 29(8): 46-56.
LU Xinyi, LIU Nian, CHEN Zheng, et al. Multi-objective optimal scheduling for PV-assisted charging station of electric vehicles[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2014, 29(8): 46-56.
- [9] 熊膺成. 基于多尺度空间层次聚类的电动汽车充放电优化调度[D]. 长沙:长沙理工大学, 2013.
XIONG Luo Cheng. Charging and discharging optimal scheduling of EVs based on SSHC[D]. Changsha: Changsha University of Science & Technology, 2013.
- [10] 朱晓荣,王羽凝,金绘民,等. 基于马尔科夫链蒙特卡洛方法的光伏电站可靠性评估[J]. 高电压技术, 2017, 43(3): 1034-1042.
ZHU Xiaorong, WANG Yuning, JIN Huimin, et al. Reliability evaluation of photovoltaic power plant based on Markov chain Monte Carlo method[J]. High Voltage Engineering, 2017, 43(3): 1034-1042.
- [11] 尹德鹏,成卫,雷建明. 基于截断高斯分布的异质自行车离散模型[J]. 交通科学与工程, 2020, 36(1): 104-110.
YIN Depeng, CHENG Wei, LEI Jianming. Discrete model of hybrid bicycle based on truncated Gaussian distribution[J]. Journal of Transport Science and Engineering, 2020, 36(1): 104-110.
- [12] 张潇,栗然,马涛,等. 基于主从博弈和贪心策略的含电动汽车主动配电网优化调度[J]. 电力自动化设备, 2020, 40(4): 103-110.
ZHANG Xiao, LI Ran, MA Tao, et al. Stackelberg game and greedy strategy based optimal dispatch of active distribution network with electric vehicles[J]. Electric Power Automation Equipment, 2020, 40(4): 103-110.
- [13] GONG Q W, WANG Y B, FANG J T, et al. Optimal configuration of the energy storage system in ADN considering energy storage operation strategy and dynamic characteristic[J]. IET Generation, Transmission & Distribution, 2020, 14(6): 1005-1011.
- [14] GONG Q W, WANG Y B. Economic dispatching strategy of double lead-acid battery packs considering various factors[J]. Journal of Electrical Engineering & Technology, 2021, 16(1): 191-203.
- [15] 崔杨,姜涛,仲悟之,等. 电动汽车与热泵促进风电消纳的区域综合能源系统经济调度方法[J]. 电力自动化设备, 2021, 41(2): 1-7.
CUI Yang, JIANG Tao, ZHONG Wuzhi, et al. Economic dispatch approach of RIES for electric vehicle and heat pump to promote wind power accommodation[J]. Electric Power Automation Equipment, 2021, 41(2): 1-7.
- [16] TANG X P, ZOU C F, YAO K, et al. Aging trajectory prediction for lithium-ion batteries via model migration and Bayesian Monte Carlo method[J]. Applied Energy, 2019, 254: 113591.
- [17] 李伟. 比亚迪E6纯电动汽车系统结构原理(二)[J]. 汽车维修与保养, 2018(9): 70-72.
- [18] 李军徽,张嘉辉,李翠萍,等. 参与调峰的储能系统配置方案及经济性分析[J]. 电工技术学报, 2021, 36(19): 4148-4160.
LI Junhui, ZHANG Jiahui, LI Cuiping, et al. Configuration scheme and economic analysis of energy storage system participating in grid peak shaving[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2021, 36(19): 4148-4160.

作者简介:



王誉博

王誉博(1990—),男,博士研究生,主要研究方向为电力系统运行与控制、储能应用等(E-mail: 455543479@qq.com);

龚庆武(1967—),男,教授,博士,通信作者,主要研究方向为电力系统运行与控制、电力系统仿真、储能应用等(E-mail: qwgong@whu.edu.cn);

乔卉(1977—),女,讲师,博士,主要研究方向为电力系统运行与控制、电力系统仿真及虚拟仿真在电力系统中的应用等(E-mail: 630881901@qq.com);

刘栋(1979—),男,讲师,博士,主要研究方向为电力系统运行与控制(E-mail: dongliu@whu.edu.cn);

张劲弦(1993—),男,硕士研究生,主要研究方向为电力系统运行与控制及行波故障定位(E-mail: zhang2jx@whu.edu.cn)。

(编辑 陆丹)

Rolling optimal scheduling considering electric vehicle users' willingness

WANG Yubo, GONG Qingwu, QIAO Hui, LIU Dong, ZHANG Jinxian

(School of Electrical Engineering and Automation, Wuhan University, Wuhan 430072, China)

Abstract: After the grid-connection of large-scale EVs (Electric Vehicles), their disordered charging and discharging behaviors will bring extremely bad effects on the power system. Therefore, it is very important to aggregate and classify EVs and guide their ordered charging and discharging. However, the demands of different EV users are obviously personalized and diversified. In order to provide accurate services to different EV users, it is necessary to respond to EV users' willingness. Firstly, the behavioral tendency function is proposed, which contains the information of EVs' remaining capacity, future travel distance, charging and discharging status in the previous period, stop time, and so on, so as to evaluate the willingness of EV users to actively participate in scheduling. Then, EVs are classified according to the behavioral tendencies of EV users. Finally, the multi-objective optimization function considering the distribution network loss, the matching degree between wind power and load as well as load variance is established to carry out rolling scheduling for classified EVs, so as to determine the optimal scheduling strategy. The improved IEEE 33-bus system is taken as the example for simulation analysis, and the simulative results show that the proposed method can accurately response to EV users' diversified demands, not only meets the transport needs of EVs, but also improves the whole efficiency of EV charging and discharging, and effectively reduces the distribution network loss and load variance, and improves the matching degree between wind power and load.

Key words: electric vehicles; ordered charging and discharging; behavior tendency; network loss; matching degree; load variance; rolling scheduling

(上接第 20 页 continued from page 20)

Adaptive adjustment mechanism of electric vehicle charging service fee based on smart contract

GUO Weijia¹, LIU Dunnan¹, WANG Wen², HAN Jinshan¹, LIU Mingguang¹,
SU Shu², ZHANG Yue¹, ZOU Mengjiao¹, YANG Ye²

(1. School of Economics and Management, North China Electric Power University, Beijing 102206, China;

2. State Grid Electric Vehicle Service Co., Ltd., Beijing 100032, China)

Abstract: In order to solve the problem that the traditional centralized unified pricing of electric vehicle charging service fee is difficult to meet the accuracy and flexibility requirements of the new-type power system, an adaptive adjustment mechanism of electric vehicle charging service fee based on smart contract is proposed. By establishing the optimization model of charging service fee considering the benefits of both buyers and sellers, the charging service fee is optimized from two aspects of the benefits of both buyers and sellers and the load guidance demand. At the same time, the smart contract technology is used to formulate a more accurate and targeted charging service fee adjustment strategy for a single charging station. The simulative results show that compared with the traditional pricing mode, the proposed adaptive pricing mode has significant advantages in load guidance ability and benefit level of both parties.

Key words: electric vehicles; charging service fee; pricing optimization; smart contract; particle swarm optimization algorithm

附录 A

表 A1 单目标优化的调度结果

权重系数	总充电费用/元	总放电费用/元	平均充电费用/ [元·(kW·h) ⁻¹]	平均放电费用/ [元·(kW·h) ⁻¹]	总匹配偏差度	配电网网损/kW	负荷方差
$\lambda_1 = 1, \lambda_2 = \lambda_3 = 0$	3279.3	445.7709	0.6045	0.5920	0.5811	1.2598	98653
$\lambda_2 = 1, \lambda_1 = \lambda_3 = 0$	4808.6	3306.8	0.5658	0.5958	0.5996	1.6348	53018
$\lambda_3 = 1, \lambda_1 = \lambda_2 = 0$	4387.8	1000.5	0.5274	0.6053	0.5983	1.2773	40451

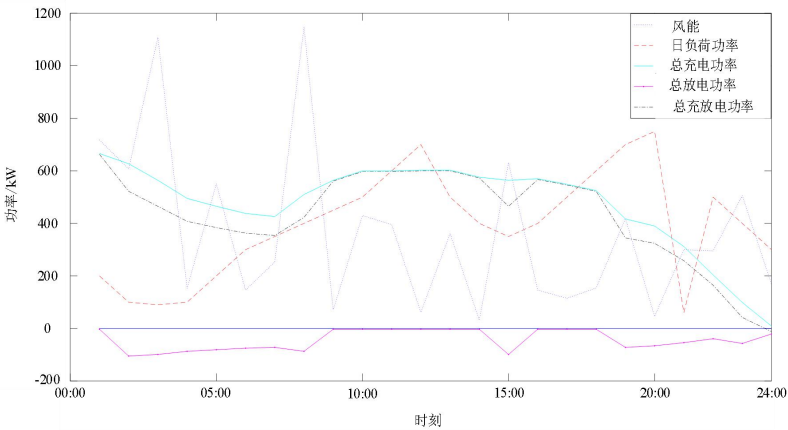


图 A1 仅考虑网损时的调度结果
Fig.A1 Scheduling results when only considering network loss

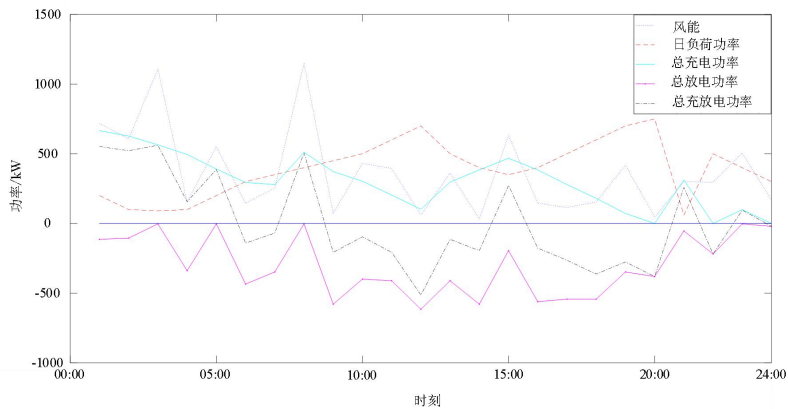


图 A2 仅考虑匹配度时的调度结果
Fig.A2 Scheduling results when only considering matching degree

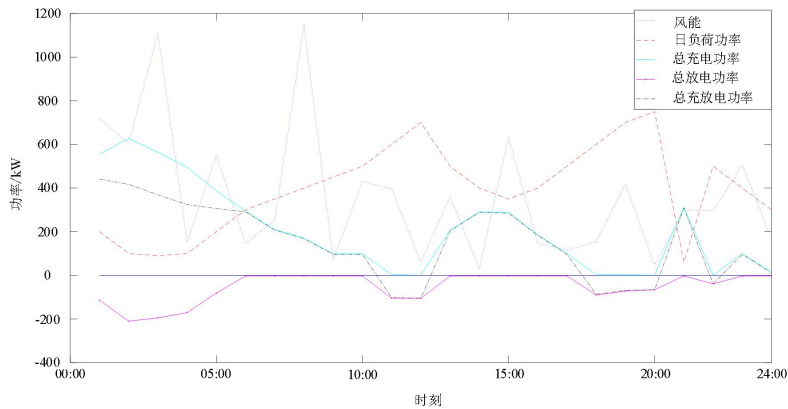


图 A3 仅考虑负荷方差时的调度结果
Fig.A3 Scheduling results when only considering load variance

表 A2 多目标优化的调度结果
Table A2 Scheduling results of multi-objective optimization

权重系数	总充电费用/元	总放电费用/元	平均充电费用/ [元·(kW·h) ⁻¹]	平均放电费用/ [元·(kW·h) ⁻¹]	总匹配偏差度	配电网 网损/kW	负荷方差
$\lambda_1 = 0.6, \lambda_2 = 0.1, \lambda_3 = 0.3$	3182.7	1243.5	0.5812	0.5231	0.5877	1.3073	74529
$\lambda_1 = 0.2, \lambda_2 = 0.7, \lambda_3 = 0.1$	5766.3	3991.8	0.5714	0.5985	0.5971	1.5932	57584
$\lambda_1 = 0.3, \lambda_2 = 0.2, \lambda_3 = 0.5$	4431.6	2916.9	0.5613	0.6013	0.5941	1.4184	54729

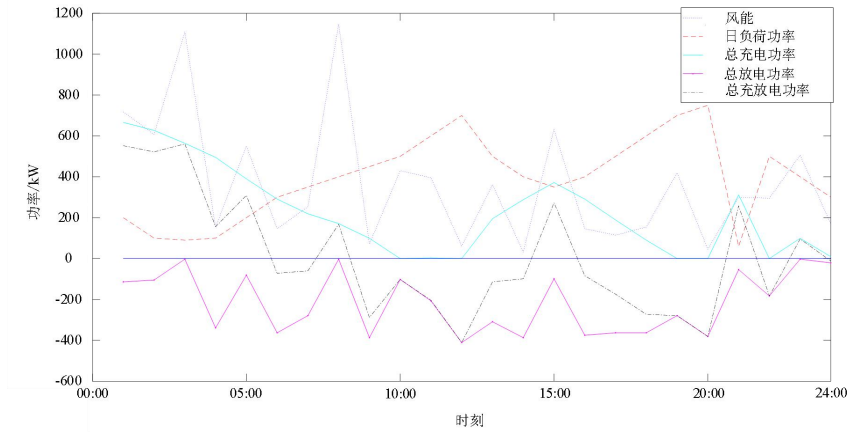


图 A4 $\lambda_1 = 0.6$ 、 $\lambda_2 = 0.1$ 、 $\lambda_3 = 0.3$ 时的调度结果

Fig.A4 Scheduling results when $\lambda_1 = 0.6$, $\lambda_2 = 0.1$ and $\lambda_3 = 0.3$

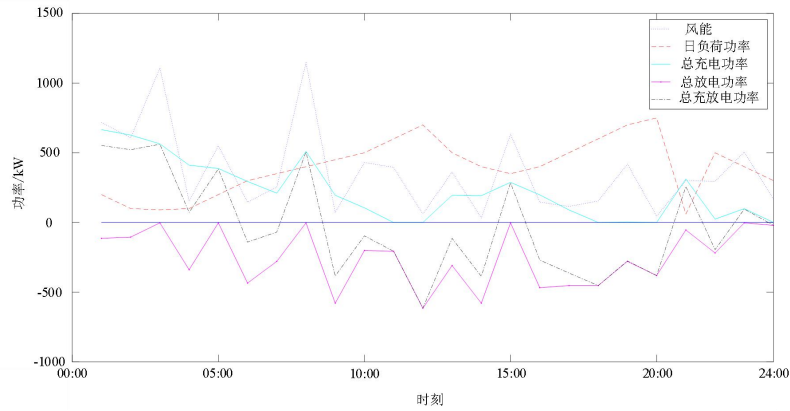


图 A5 $\lambda_1 = 0.2$ 、 $\lambda_2 = 0.7$ 、 $\lambda_3 = 0.1$ 时的调度结果

Fig.A5 Scheduling results when $\lambda_1 = 0.2$, $\lambda_2 = 0.7$ and $\lambda_3 = 0.1$

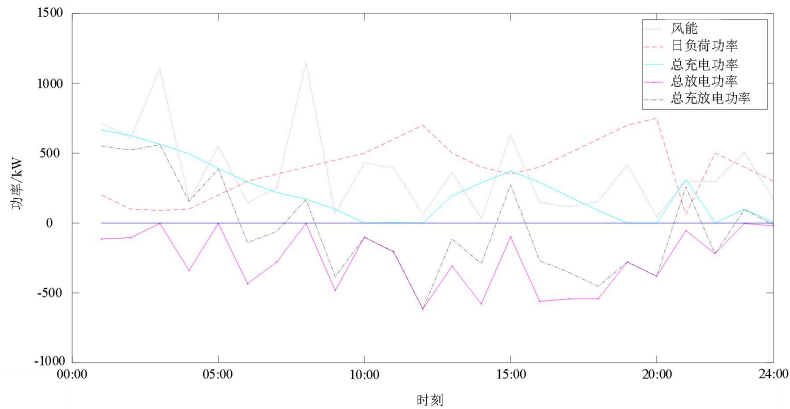


图 A6 $\lambda_1 = 0.3$ 、 $\lambda_2 = 0.2$ 、 $\lambda_3 = 0.5$ 时的调度结果

Fig.A6 Scheduling results when $\lambda_1 = 0.3$, $\lambda_2 = 0.2$ and $\lambda_3 = 0.5$