

计及用户响应电价关联与多主体共赢的 电动汽车充放电定价优化

董运昌¹, 刘世民², 曲朝阳^{1,3}, 宋佳骏⁴, 王 蕾¹, 薄小永¹

(1. 东北电力大学 电气工程学院, 吉林 吉林 132012;

2. 国网内蒙古东部电力有限公司信息通信分公司, 内蒙古 呼和浩特 010000;

3. 吉林省电力大数据智能处理工程技术研究中心, 吉林 吉林 132012;

4. 广东电网有限责任公司广州供电局, 广东 广州 510000)

摘要:针对电动汽车用户响应电价时存在的不确定行为,导致配电网负荷波动及运营商成本增加的问题,提出了一种计及用户响应电价关联与多主体共赢的电动汽车充放电定价优化方法。首先,根据用户对充放电电价的响应方式,分析了不同用户充放电转移与电价变化的关联关系;然后,定义了单位投入成本函数,以电网负荷峰谷差最小、运营商节省成本最大及用户用电满意度最大为优化目标,以电动汽车行驶里程、电池电量、充放电时间和车网互动放电电价为约束条件,构建了协调多主体利益的充放电定价多目标优化模型;最后,在人工鱼群算法的基础上,结合免疫算法和 Pareto 最优解集,提出了基于收缩空间的改进免疫鱼群算法对多目标优化模型进行求解。算例分析结果表明,所提定价优化方法在降低系统负荷峰谷差和运营商成本的同时,增强了对用户分时段有序接入电网的调控能力,验证了所提方法的有效性和优越性。

关键词:电动汽车;充放电定价;有序充放电;多目标优化;改进免疫鱼群算法

中图分类号:U 469.72

文献标志码:A

DOI:10.16081/j.epae.202202021

0 引言

面对能源危机与环境污染愈发严重的问题,电能推广将逐渐降低汽车领域对汽油、柴油等燃料的消耗,以缓解尾气排放带来的污染问题,使电动汽车(EV)成为未来交通领域的共同发展方向^[1]。而EV的能源主要来自电网,其大规模发展离不开电力系统的支撑。据中国汽车工程协会预测^[2],至2030年我国EV保有量将达到8 000万辆,如果平均配备60 kW·h的动力电池,则等效储能能量将达到 4.8×10^9 kW·h,而我国2016年的日上网电量仅为 1.6×10^{10} kW·h,无论是EV从系统吸收电能以满足能量需求,还是向系统释放电能,量级均是可观的。因此,合理的EV用户充放电行为优化管理,可在电能短缺时为电网提供电能补给,达到电力供需平衡,对提高电网的安全稳定运行具有重大的意义。

随着车网互动(V2G)技术的发展,EV通过A/D

和D/A装置既可以实现与电网的电能交换,也可以参与运营商充放电代理服务^[3],从而实现用户与电网、运营商之间能量和信息的友好互动^[4]。电网和运营商通过双向充放电装置配合电价优化策略与通信系统调控,使得EV用户在电网用电低谷时段选择充电以消纳电网过剩的电量,起到填谷的作用,并享受低谷时段低廉的电价^[5];在电网用电高峰时段,作为分散式储能设备向电网提供电能,起到削峰的作用,并获得基于峰谷电价差的放电报酬^[6]。因此,电网与运营商可以通过V2G技术优化EV用户的充放电行为,使更多的用户参与到电网调峰与调频、协调消纳新能源等服务中,为多个主体创造效益^[7]。

通过调整电价的方式可以合理引导EV用户分时段接入电网^[8],国内外学者开展了部分相关研究:文献[9]通过分析用户的充电时长及模式,构建了一种引导EV有序充电的实时定价方案;文献[10]利用价格弹性理论对用户响应充电电价的方式进行分析,并利用分时电价策略调控EV用户的充电行为;文献[11]考虑以充电电价浮动变化值和配电网电压安全期望值为约束,以充电站运营商期望收益最大化为目标对充电电价进行定价;文献[12]从电网经济利益角度出发,根据电网利益对EV的充放电定价进行优化;文献[13]结合对当前地区分时电价的划分,提出了一种两阶段有效充电策略方法。

目前已有较多关于EV充放电定价优化方面的研究,但仍存在一定的局限性,主要表现为以下方面:①在电价优化方面,从充电、放电2个维度兼顾

收稿日期:2021-08-30;修回日期:2021-12-23

在线出版日期:2022-02-21

基金项目:国家自然科学基金重点资助项目(51437003);吉林省科技发展计划项目(20200401097GX);国网内蒙古东部电力有限公司科技项目(SGMDXT00JSJS2000073)

Project supported by the Key Program of the National Natural Science Foundation of China(51437003), Jilin Province Science and Technology Development Plan Project(20200401097GX) and the Science and Technology Project of State Grid Inner Mongolia East Electric Power Co., Ltd.(SGMDXT00JSJS2000073)

多主体利益的研究较少;②在电价响应方面,对用户响应电价关联建模时,大多采用消费统计学或电力需求价格弹性分析进行关联建模,忽略了EV用户在响应电价时存在的响应饱和区及死区问题,难以体现不同消费用户在响应电价上的差异;③在多主体共赢方面,对峰谷充放电电价优化时大多强调引导用户降低电网负荷峰谷差以保证电网安全运行,忽略了用户满意度及运营商投入成本,导致用户响应电价的意愿不高涨及运营商成本增加的问题;④在多目标模型求解方面,针对定价优化模型的求解算法易陷入局部最优解,求解精度和效率有待进一步提高。

针对上述问题,本文计及用户响应与充放电电价的关联性,兼顾电网负荷峰谷差、用户满意度和运营商成本建立EV充放电定价多目标优化模型。首先,构建了不同响应程度用户充放电转移与电价变化的关联模型,为运营商调整电价以引导用户有序充放电提供理论依据;然后,定义了单位投入成本函数,分析单位充放电能变化导致运营商新增投入成本的情况,并设计了以电网负荷峰谷差最小化、运营商节省成本最大化及EV用户用电满意度最大化的多目标充放电定价优化模型,引导用户积极参与电网调控的充放电需求响应;最后,结合收缩空间和抗体适应度提出改进免疫鱼群算法,对定价模型进行优化求解,避免算法陷入局部早熟收敛,提高了最优解的精度和求解效率。

1 基于充放电负荷转移率曲线的用户响应电价关联分析

EV响应电价的行为主要体现在负荷变化上,当电网稳定运行受到波动时,运营商通过激励策略或电价优化方案调整用户的用电结构,从而减少某段时间内的充放电负荷。因此,用户对电价的响应程度是运营商制定电价的依据。

1.1 采用局部加权最小二乘法拟合用户充放电负荷转移率曲线

根据用户的消费心理^[13],将EV用户对电价的响应方式分为正常响应状态(即线性区)、响应饱和状态(即饱和区)、无响应截止状态(即死区)3种,每种响应方式都对应不同的负荷转移率曲线。为了解不同的响应方式下用户充放电负荷转移率曲线,需确定曲线的斜率、饱和区阈值、死区阈值。将某时段 a 至时段 b 的充放电负荷转移率曲线表示为:

$$\varphi(x) = \begin{cases} 0 & 0 \leq \Delta x_{ab} < l_{ab} \\ K_{ab}(\Delta x_{ab} - l_{ab}) & l_{ab} \leq \Delta x_{ab} < h_{ab} \\ \varphi_{\max} & \Delta x_{ab} \geq h_{ab} \end{cases} \quad (1)$$

式中: K_{ab} 为负荷转移率曲线的斜率; l_{ab} 为负荷转移率曲线的截距,即正常响应状态的阈值; h_{ab} 为响应饱和状态的阈值; $\varphi_{\max}$ 为用户的最大负荷转移率;

Δx_{ab} 为时段 a 至时段 b 的电价变化量。

因此,基于EV用户充放电峰转平负荷曲线、峰转谷负荷曲线、平转谷负荷曲线,拟合得到电价调整后含EV充放电负荷的电网日负荷 L_s 为:

$$L_s = \begin{cases} L_{t0} + \varphi_{pv} L_v + \varphi_{fv} L_f & t \in T_v \\ L_{t0} + \varphi_{pf} L_p - \varphi_{fv} L_f & t \in T_f \\ L_{t0} - \varphi_{pv} L_v - \varphi_{pf} L_p & t \in T_p \end{cases} \quad (2)$$

式中: L_{t0} 为电价调整前时段 t 含EV充放电负荷的电网日负荷; L_v 、 L_f 、 L_p 分别为谷、平、峰时段总负荷的平均值; T_v 、 T_f 、 T_p 分别为谷、平、峰时段集合; φ_{pf} 、 φ_{pv} 、 φ_{fv} 分别为峰时段到平时段、峰时段到谷时段、平时段到谷时段的负荷转移率。

为了求解用户充放电负荷转移率曲线的参数,本文采用最小二乘法,通过最小化充放电负荷的估计值与实际负荷间误差的平方和动态寻找充放电负荷转移率曲线的最佳拟合曲线参数,其拟合函数为:

$$\min \sum_{t \in T_p, T_f, T_v} (L_{t,k} - L'_{t,k})^2 \quad (3)$$

式中: $L_{t,k}$ 、 $L'_{t,k}$ 分别为第 k 次电价调整后时段 t 负荷的估计值、实际值。

基于此,可得第 k 次电价调整后,估计负荷转移率 $\varphi_k(x)$ 与实际负荷转移率 $\varphi(x)$ 的最小二乘拟合转移率参数模型为:

$$\min \sum_{k \geq 1} (\varphi_k(x) - \varphi(x))^2 \quad (4)$$

当EV用户规模较大时,采用最小二乘法计算将导致拟合目标函数扰动项的方差不全相等,存在异方差,使得拟合的参数值不是有效估计量,而是有偏的。为此,本文采用局部加权最小二乘法消除扰动项之间的异方差,使距离较近的点产生的影响大于距离较远的点产生的影响,加权因子 ω_k 可表示为:

$$\omega_k = \exp \left[-\frac{(\Delta x_{k,ab} - \Delta x_{ab})^2}{2} \right] \quad (5)$$

式中: $\Delta x_{k,ab}$ 为第 k 次电价调整后时段 a 至时段 b 的电价变化量。

基于局部加权最小二乘法的拟合负荷转移率参数模型可表示为:

$$\min \sum_{k \geq 1} \omega_k [\varphi_k(x) - (K_{ab} \Delta x_{k,ab} - l_{ab})]^2 \quad (6)$$

在电价调整之后反复拟合,得到充放电负荷转移率曲线的斜率、饱和区阈值、死区阈值,动态表征不同时段EV用户的负荷转移率与电价变化量之间的关系。

1.2 不同用户响应电价程度关联分析

由于用户的消费心理存在差异,调整充放电电价将改变当前时段用户对充放电模式的选择。因此,根据用户响应电价的方式,对响应充电电价用户、响应充放电电价用户、不响应电价用户的充放电

负荷转移情况进行分析。

1) 响应充电电价用户分析。

假设EV用户某天的行程被分为 m 段,其中第 $i(i=1,2,\dots,m)$ 段行程包含 n 个时段。在用户的每一段行程时段内都存在停驶和行驶过程,而用户会根据实际情况选择在停驶过程中的时段 $j(j=1,2,\dots,n)$ 对EV进行充放电。

在调整充放电电价后,响应充电电价的用户根据电价变化情况改变起始充电时刻和充电时长,并享受优惠电价。因此,在第 i 段行程中EV将时段 j 的充电需求转移至优惠充电电价时段 $j+1$ 的充电费用 $Q_{i,j+1}$ 可表示为:

$$Q_{i,j+1} = \eta(\mu_{i,j+1}^{\text{down}} \eta^{\text{down}} - \omega_d \lambda^{\text{down}} / 2) P_{i,j}^{\text{down}} t_{i,j}^{\text{down}} \quad (7)$$

式中: $P_{i,j}^{\text{down}}$ 为第 i 段行程中时段 j 的充电功率; $\mu_{i,j+1}^{\text{down}}$ 为第 i 段行程中时段 $j+1$ 的充电电价; ω_d 为电池损耗费用率; η 、 η^{down} 分别为电网电能转换效率、EV充电效率; λ^{down} 为EV电池的充电电量系数; $t_{i,j}^{\text{down}}$ 为第 i 段行程中时段 j 的充电时长。

对于响应充电电价的用户而言,电价调整后改变充电EV的数量,比如电价降低会引导更多的EV参与充电行为,则第 i 段行程中时段 j 转移至时段 $j+1$ 充电的EV数量 $N_{i,j+1}^a$ (即第 i 段行程中时段 j 响应充电电价用户数量)为:

$$N_{i,j+1}^a = \varphi(Q_{i,j+1} - Q_{i,j}) N_{i,j} \quad (8)$$

式中: $N_{i,j}$ 为第 i 段行程中时段 j 行驶的EV数量。

2) 响应充放电电价用户分析。

在调整充放电电价后,参与V2G放电的EV用户也会响应放电电价使得收益最大化。因此,对于响应充放电电价用户而言,在放电过程中需保证其电量能满足下一段行程需求,且其在前一充电时段的充电费用需要小于下一放电时段的收益。则EV用户在第 i 段行程中时段 $j+1$ 放电所获总利润 $Q_{i,j+1}^{\text{V2G}}$ 可表示为:

$$Q_{i,j+1}^{\text{V2G}} = \eta(\mu_{i,j+1}^{\text{up}} \eta^{\text{up}} - \omega_d \lambda^{\text{up}} / 2) P_{i,j}^{\text{up}} t_{i,j}^{\text{up}} \quad (9)$$

式中: $\mu_{i,j+1}^{\text{up}}$ 为第 i 段行程中时段 $j+1$ 的放电电价; η^{up} 为EV放电效率; λ^{up} 为EV电池的放电电量系数; $P_{i,j}^{\text{up}}$ 为第 i 段行程中时段 j 的放电功率; $t_{i,j}^{\text{up}}$ 为第 i 段行程中时段 j 的放电时长。

因此,对于响应充放电电价的用户而言,实施峰谷分时电价会吸引更多的用户进行放电,第 i 段行程中时段 j 参与充放电的EV数量 $N_{i,j}^b$ (即第 i 段行程中时段 j 响应充放电电价用户数量)可表示为:

$$N_{i,j}^b = \varphi(Q_{i,j+1}^{\text{V2G}} - Q_{i,j-1}) N_{i,j} \quad (10)$$

式中: $Q_{i,j-1}$ 为第 i 段行程中EV从时段 $j-1$ 开始充电至时段 j 开始放电过程中的充电费用。

由于用户存在放电利润要高于充电费用的心

理,所以在第 i 段行程中需满足时段 j 至时段 $j+1$ (时长为 $t_{i,j}$)放电所获利润不小于时段 $j-1$ 至时段 j (时长为 $t_{i,j-1}$)的充电费用,即:

$$Q_{i,j}^{\text{V2G}} \geq Q_{i,j-1} \quad (11)$$

3) 不响应电价用户分析。

在调整电价后,不响应电价用户既不改变充电时刻,也不参与V2G放电,其充放电行为与电价调整前并无区别。因此,不响应电价用户的充放电负荷变化与电价调整无关,对于不响应电价用户而言,如果其不响应充电电价,则一定不会响应放电电价。因此第 i 段行程中时段 j 不响应电价用户的数量 $N_{i,j}^c$ 为:

$$N_{i,j}^c = N_{i,j} - N_{i,j}^a \quad (12)$$

综上所述,可得到全天行程中任意时段不同EV用户响应的平均总负荷 L_{EV} 为:

$$L_{\text{EV}} = \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n \eta[\eta^{\text{down}}(P_{i,j}^{\text{down}} N_{i,j}^a + P_{i,j}^{\text{down}} N_{i,j}^c) - \eta^{\text{up}} P_{i,j}^{\text{up}} N_{i,j}^b] \quad (13)$$

L_{EV} 与 $N_{i,j}^a$ 、 $N_{i,j}^b$ 、 $N_{i,j}^c$ 均相关,会直接影响多主体共赢多目标优化模型的构建。

2 计及用户电价响应的多主体共赢充放电定价多目标优化模型

在调整充放电电价后,EV用户会根据实际情况调整自身的充放电方式即充放电时间,以平衡充电费用与放电收益。但是,如果运营商在调整电价时只保证电网与运营商的利益最大化,则会影响用户参与响应电价的满意度,从而拒绝接纳优化方案,影响优化方案的正常实施;如果在调整电价时只考虑用户用电满意度最大化,则会提高运营商的投入成本,并增加电网负荷。因此,计及用户响应电价的不同情况,本文建立了考虑电网负荷峰谷差最小、运营商节省成本最大及用户用电满意度最大的充放电定价多目标优化模型。

2.1 优化目标

1) 电网负荷峰谷差最小化。

电网公司的利益目标为:在调整电价以改变用户充放电习惯时,能最小化系统的峰负荷及负荷峰谷差。用户响应电价的程度越高,则越容易调节电网负荷峰谷差。因此,电网公司的目标函数为:

$$\min G_1 = \max_{t=1,2,\dots,24} \{L_{\text{EV}} + L_{t0}^*\} \quad (14)$$

$$\min G_2 = \max_{t=1,2,\dots,24} \left\{ L_{\text{EV}} + L_{t0}^* - \min_{t=1,2,\dots,24} \{L_{\text{EV}} + L_{t0}^*\} \right\} \quad (15)$$

式中: G_1 为峰负荷; G_2 为负荷峰谷差; L_{t0}^* 为时段 t 不包含EV负荷的原日负荷。

2) 运营商节省成本最大化。

运营商的利益目标为把控投入成本,投入成本包括固定成本、可变成本,其中固定成本为充电站内充电桩的建设成本,可变成本为充放电过程中电能

损耗、电池寿命损耗的折算成本。在运营商固定成本不变的条件下,应尽量减少可变成本,从而减少运营商的总成本支出。一般意义上的电能损耗成本为电网在生产电能时需要消耗的成本,而本文定义EV在电网充放电过程中的单位电能损耗成本 c_e 为:

$$c_e = c_{EL} + \omega_d \quad (16)$$

$$c_{EL} = \mu_{i,j}^{\text{down}} \left(\frac{1}{\eta^{\text{down}} \eta^{\text{up}}} - 1 \right) \quad (17)$$

式中: c_{EL} 为在充放电过程中由于能量转换所导致的单位电能损耗成本。

电网负荷均方差反映了电网负荷的波动性情况,均方差越大,则波动性越大,其是影响电能损耗成本的重要指标。最小化日负荷均方差的目标函数可表示为:

$$\min G_3 = \sum_{t=1}^{24} (L_{EV} + L_{t0}^* - L_{av})^2 \quad (18)$$

$$L_{av} = \frac{1}{24} \sum_{t=1}^{24} (L_{EV} + L_{t0}^*) \quad (19)$$

式中: G_3 为日负荷均方差; L_{av} 为EV响应调度后的日平均负荷。

在调整峰谷充放电电价后,可减少EV在峰时段集中充放电导致的系统负荷波动和电能损耗成本,则运营商的目标函数可表示为:

$$\max C_{\text{cost}} = c_e \left[\left(\max_{t=1,2,\dots,24} \{L'_{EV}\} - \min_{t=1,2,\dots,24} \{L'_{EV}\} \right) - \min \{G_2\} \right] \quad (20)$$

式中: C_{cost} 为运营商节省成本; L'_{EV} 为电价调整后的EV平均总负荷,其与用户响应电价的程度紧密关联。

3) EV用户用电满意度最大化。

为了避免新增运行成本,充电站运营商与电网公司对峰谷充放电电价进行调整,但电价变化会引起用户用电方式发生较大幅度的改变,会影响用户用电舒适度,导致其满意度下降,从而降低用户响应电价的能力。因此,从用户角度出发,在调整电价的同时需要保证用户用电满意度最大,本文的用电满意度包括响应电价的满意度、用户参与充放电调度的等待时间。与响应电价前、后电网总负荷变化和等待时间相关的用户用电满意度目标函数为:

$$\max \theta = \sqrt{\left(1 - \frac{\sum_{j=1}^n |L_{sj} - L_{t0j}|}{\sum_{j=1}^n L_{t0j}} \right) \left(1 - \frac{\sum_{j=1}^n |t_{1j} + t_{2j} - t_{0j}|}{\sum_{j=1}^n t_{0j}} \right)} \quad n \in \{1, 2, \dots, 24\} \quad (21)$$

式中: θ 为用户用电满意度; L_{sj} 为调整电价后时段 j 含EV负荷的电网负荷; L_{t0j} 为调整电价前时段 j 的电网负荷; t_{1j} 、 t_{2j} 分别为调整电价后时段 j 的EV充电等待时长、放电等待时长; t_{0j} 为调整电价前时段 j 的EV

充放电等待时长。

2.2 约束条件

约束条件包含EV行程里程约束、电池电量状态约束、充放电时间约束、V2G放电电价约束。

1) EV行程里程约束。

EV在向电网放电后的剩余电量需满足下一段行程的电量需求,且放电量应介于电池容量的最大值和最小值之间,即满足:

$$S_{\min} C_B \leq S_s C_B - P_{i,j}^{\text{up}} t_{i,j}^{\text{up}} - W d_{i+1} \leq S_{\max} C_B \quad i = 1, 2, \dots, m \quad (22)$$

式中: S_s 为EV电池的荷电状态,为电池剩余电量与电池容量 C_B 的比值,取值范围为 $[0, 1]$; $S_{\max}$ 、 $S_{\min}$ 分别为EV电池荷电状态的最大值、最小值; d_{i+1} 为第 $i+1$ 段行程的行驶距离; W 为EV行驶1 km的电池平均耗电量。

2) 电池电量约束。

EV在进行充放电的过程中,应保持其充放电电量在电池的最大电量与最小电量之间,即需要满足:

$$P_{i,j}^{\text{down}} t_{i,j}^{\text{down}} + S_{\min} C_B \leq S_{\max} C_B \quad (23)$$

$$S_{\min} C_B \leq S_{\max} C_B - P_{i,j}^{\text{up}} t_{i,j}^{\text{up}} \quad (24)$$

3) 充放电时间约束。

在停驶过程中EV的充放电时间应不大于前一段行程的行驶时长与后一段行程的行驶时长之差,且充放电时长非负:

$$0 \leq t_{i,j}^{\text{down}} \leq t_{i,j+1} - t_{i,j} \quad (25)$$

$$0 \leq t_{i,j}^{\text{up}} \leq t_{i,j+1} - t_{i,j} \quad (26)$$

另外,用户可在某一时段选择对EV进行充电或放电,但充电过程与放电过程不能同时进行,即满足:

$$t_{i,j}^{\text{up}} t_{i,j}^{\text{down}} = 0 \quad (27)$$

4) V2G放电电价约束。

根据运营商的成本和放电收益,将EV参与放电的固定成本折算为单位电量成本 c_f ,则EV参与V2G放电的电价应满足:

$$\mu_{i,j}^{\text{up}} \geq c_f + \frac{\mu_{i,j}^{\text{down}}}{\eta^{\text{down}} \eta^{\text{up}}} + \omega_d \quad (28)$$

2.3 多目标优化模型

综上所述,基于EV用户响应电价的情况,在满足EV充放电习惯及电池特性的约束条件下,综合考虑电网负荷峰谷差最小化、运营商节省成本最大化和用户用电满意度最大化,建立协调用户、电网与运营商之间利益的充放电定价多目标优化模型,如式(29)所示。

$$\begin{cases} F(\mathbf{x}) = \{ \min G_1, \min G_2, \min G_3, \max C_{\text{cost}}, \max \theta \} \\ \text{s.t. } U_k(\mathbf{x}) \leq 0 \quad k = 1, 2, \dots, q \end{cases} \quad (29)$$

式中: $F(\mathbf{x})$ 为多目标优化目标函数; $\mathbf{x}$ 为优化变量向量; $U_k(\mathbf{x})$ 为不等式约束条件函数; q 为不等式约束条件数量。

3 基于收缩空间的免疫鱼群算法求解模型

在保证电网负荷峰谷差、峰负荷最小化的目标下,要使用户用电满意度最大化和运营商节省成本最大化,显然这3个目标函数之间存在互斥矛盾关系,而多目标优化是均衡各目标函数的解以找到满足条件的最优解。因此,在解决多目标优化问题时,本文设计了基于收缩空间的多目标免疫鱼群算法(CSMOIFSA)。凭借人工鱼群算法动态求解收敛速度快的优势对充放电定价多目标优化模型进行求解,并引入免疫算法解决算法容易早熟收敛至局部劣解的问题。

3.1 CSMOIFSA

1) 基于收缩空间的免疫抗体浓度计算。

采用距离矢量的方法减小搜索空间,规避了信息的重复计算,相邻点存储了到当前点的最优距离解,避免在迭代求解时重新计算已经迭代过的点,降低了信息计算的复杂度。计算过程见附录A式(A1)~(A6)。

2) 结合免疫抗体适应度的鱼群寻优方法。

由于人工鱼群算法在优化求解后期会出现鱼群趋同导致优化结果陷入局部解的问题,本文引入免疫算法产生多种抗体以保持进化群体的多样性,避免算法早熟收敛至局部劣解。计算过程见附录A式(A7)~(A9)。

3.2 充放电定价多目标优化模型的求解步骤

CSMOIFSA是在原有算法所得多个解中寻找更优的Pareto解集,使得在其他目标下非劣最优解函数构成非劣最优目标域,从而解决多个目标函数相互制约的问题。多目标优化模型的求解步骤如下。

步骤1:初始化参数。输入EV电池参数、用户充放电负荷转移率曲线参数的初始值。

步骤2:初始化多目标免疫鱼群算法。在求解空间内随机初始化 H 个抗体(即个体人工鱼),设定个体人工鱼的维度为峰平谷充放电电价,每条个体人工鱼对应不同时段的充放电电价,生成人工鱼群规模 M 、最大迭代次数 K 。

步骤3:确定目标函数。将充放电定价多目标优化模型的目标函数 $F(\mathbf{x})$ 与不等式约束条件函数 $U_k(\mathbf{x})$ 作为抗原,并采用分层聚类法对种群进行分层,将每一层中所有个体人工鱼赋值到初始Pareto解集公告板上。

步骤4:寻优过程。通过模拟人工鱼的生物行为,选择在人工鱼群觅食过程中行为最优的人工鱼,更新个体鱼。

1) 觅食行为。在第 i 条人工鱼当前位置 $\mathbf{x}_i$ 的随机视野范围内的另一位置 $\mathbf{x}_j$ (即 $\|\mathbf{x}_i - \mathbf{x}_j\|_2 < V$, V 为视野范围),判断是否满足 $Y_j > Y_i$ (Y_i 、 Y_j 分别为位置 $\mathbf{x}_i$ 、 $\mathbf{x}_j$

处的食物浓度),若满足,则人工鱼个体向位置 $\mathbf{x}_j$ 移动;否则,再次随机选择下一位置 $\mathbf{x}_i$ 。反复判断下一位置是否满足移动条件,如果仍不满足移动条件,则随机向前移动。

2) 追尾行为。计算在第 i 条人工鱼当前位置 $\mathbf{x}_i$ 的随机视野范围内的伙伴数量 n_i ,找到伙伴中寻食的最优位置 $\mathbf{x}_{best}$,若满足 $Y_{best}/n_i > \delta Y_i$ (Y_{best} 为最佳位置的食物浓度, δ 为拥挤因子),则说明处于位置 $\mathbf{x}_{best}$ 处鱼群的拥挤程度低且周围食物的浓度高,向位置 $\mathbf{x}_{best}$ 方向移动;否则,执行觅食行为。

3) 聚群行为。计算在第 i 条人工鱼当前位置 $\mathbf{x}_i$ 的随机视野范围内的伙伴数量 n_i 及其中心位置 $\mathbf{x}_{center}$,若满足 $Y_{center}/n_i > \delta Y_i$ (Y_{center} 为中心位置的食物浓度),则向中心位置 $\mathbf{x}_{center}$ 方向移动;否则,执行觅食行为。

步骤5:评价所有抗原与抗体(人工鱼)之间的亲和度,选取亲和度最高的个体鱼赋给公告板,更新Pareto最优解外部公告板。

步骤6:判断是否满足最大迭代次数,若满足,则输出最优峰谷充放电电价解集,停止迭代;否则,转至步骤3。

4 实验算例与分析

4.1 实验数据与参数设置

1) EV电池参数。

由于EV电池种类较多,本文主要以车载动力电池占比较高的尼桑与比亚迪EV分别采用的锂离子电池和磷酸锂铁电池(分别记为NS电池和BYD电池)为基础进行分析,其主要参数^[14-15]见附录B表B1。在EV充放电过程中,设定其电池的最小荷电状态 $S_{min} = 15\%$,最大荷电状态 $S_{max} = 95\%$;电池的充电效率 η^u 、放电效率 η^{down} 均为97%;电网电能转换效率 $\eta = 85\%$;电池的充电电量系数 λ^{down} 、放电电量系数 λ^u 均为0.1。根据目前比亚迪和尼桑EV的占有量^[16],设定2种类型EV的数量之比为0.57:0.43,按照该比例抽取不同类型EV数量进行仿真,EV放电功率 P^u 、充电功率 P^{down} 均为6.75 kW, $C_B = 40.5 \text{ kW} \cdot \text{h}$, $W = 0.182 \text{ kW} \cdot \text{h} / \text{km}$ 。

2) 初始充放电电价及负荷数据。

历史负荷数据采用PJM美国能源市场某一天的实时负荷数据^[17],电价采用加州电网的峰谷分时电价数据^[18],当天的历史负荷数据及分时充放电电价分别如附录B表B2和表B3所示。由于本文多提定价模型需要基于海量用户的实时响应情况,在实际运营过程中需要考虑较为复杂的数据体量,根据目前美国加州623.4万辆的私家车保有量^[19],假设加州地区EV的接入数量为300万辆。

3) 用户转移率初始化参数。

根据用电用户的调查情况^[20-21],设定用户转移率曲线初始值参数如附录B表B4所示,并通过优化更新用户转移率参数。

4) EV用户出行习惯数据。

根据文献[22]所提EV充电功率需求的统计学建模方法可知,EV用户起始出行时刻分布 $f_s(\tau)$ 满足正态分布 $\tau \sim N(17.47, 3.4122)$,而EV用户的日行驶里程 $f_D(s)$ 满足对数正态分布 $\ln s \sim N(3.46, 1.1422)$,起始荷电状态满足正态分布 $N(0.4, 0.12)$ 。计算第 i 段行程中时段 j 到下一时刻 k 行驶距离为 l (单位为km)时进行充电或放电的EV数量为:

$$N_{i,j} = \int_0^l \int_j^k N f_s(\tau) f_D(s) d\tau ds \quad (30)$$

式中: N 为当前EV的总数量。

第 i 段行程中时段 j 的EV充电时长 $t_{i,j}^{\text{down}}$ 、放电时长 $t_{i,j}^{\text{up}}$ 分别为:

$$t_{i,j}^{\text{down}} = \frac{d_i W \lambda_{i,j}^{\text{down}}}{100 P_{i,j}^{\text{down}}}, \quad t_{i,j}^{\text{up}} = \frac{d_i W \lambda_{i,j}^{\text{up}}}{100 P_{i,j}^{\text{up}}} \quad (31)$$

根据上述关系,采用文献[22]所提EV充电负荷计算方法进行蒙特卡罗随机抽取,生成单个EV用户一的充放电计划(包括一天内的行驶里程、起始出行时刻、荷电状态),计算单个用户的充放电负荷,进行叠加可得到规模化EV的充放电负荷曲线。

4.2 CSMOIFSA验证

为了测试CSMOIFSA的性能,本文选取ZDT测试函数集进行测试验证。ZDT测试函数在评价多目标算法时具有较好的分布性与收敛性,选取带有2类目标函数,且每个Pareto解集前沿均已知,其测试函数见附录B式(B1)和式(B2)。对多目标人工鱼群算法(MOAFSA)和本文所提CSMOIFSA最优解的收敛性、均匀性和误差比进行定量分析,3个指标的计算公式分别见附录B式(B3)~(B5)。

仿真初始化参数设置如下:视野范围 $V=0.5$,鱼群规模 $M=100$,最大迭代次数为100,拥挤因子 $\delta=0.25$ 。算法在仿真计算过程中存在随机性,使得模拟结果之间存在偏差,因此在仿真过程中每个计算过程均单独运行30次,取其平均值,记录运行结果。2种算法的3个指标计算结果分别如附录B表B5—B7所示。由表可知:2种算法的Pareto最优解的收敛性相差不大;CSMOIFSA的均匀性指标结果明显优于MOAFSA,其均匀性指标值下降了18.39%;相较于MOAFSA,CSMOIFSA的平均误差减少了11.9%。可见,2种算法在收敛性上相差不大,但是CSMOIFSA拥有更好的Pareto前沿解分布,且其误差比更小,更接近真实值。

4.3 多目标优化模型结果分析

在Python3.8平台进行仿真验证,算法参数设置同4.2节。采用CSMOIFSA对EV充放电定价多目标

优化模型进行求解,每次优化后根据EV响应与电价关联模型计算调整电价后用户的负荷变化情况。运营商的节省成本与电网负荷峰谷差随用户用电满意度的变化曲线如图1所示。

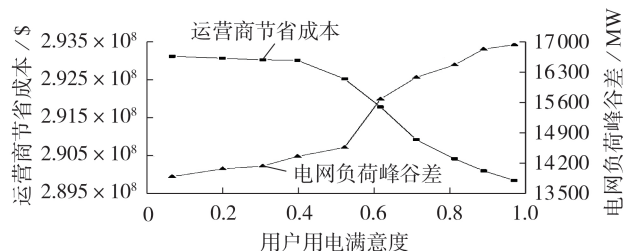


图1 运营商节省成本与电网负荷峰谷差随用户用电满意度的变化曲线

Fig.1 Change curves of cost saving of operators and peak-valley load difference of power grid vs. power consumption satisfaction degree of users

由图1可知,运营商节省成本、电网负荷峰谷差与运营商和电网公司的利益有关,运营商节省成本随着用户用电满意度的增加逐渐减少,电网负荷峰谷差随着用户用电满意度的增加逐渐增大,这是因为:在没有调整电价的情况下,用户的行为习惯没有发生改变,用户不会通过响应充放电电价来平缓电网负荷峰谷差;而当优化运营商节省成本和电网负荷峰谷差时,会对用户用电满意度产生影响。当用户用电满意度在0.65~0.85范围内时,运营商节省成本与电网负荷峰谷差的调节程度最大,因此在该范围内的Pareto解使得用户响应电价的能力较高。对比单一目标优化模型,将电网负荷峰谷差最小作为优化的共同目标,分别以用户用电满意度最大和运营商节省成本最大为目标,在Pareto解集中搜索极端解,结果如表1所示。

表1 Pareto解集中的极端解

Table 1 Extreme solutions in Pareto solution sets

优化目标	θ	$C_{\text{cost}} / \$$	负荷峰谷差 / MW	峰负荷 / MW	负荷均方差 / MW ²
用户用电满意度最大	0.91	2.8695×10^8	14214.9	92635.2	2489481.4
运营商节省成本最大	0.47	3.0248×10^8	15874.2	94389.4	2624796.6

由表1可知:若仅以用户用电满意度最大为目标,则会增加运营商的投入成本;若仅以运营商节省成本最大为目标,则会降低用户用电满意度,进而降低其响应电价的能力,使得电网负荷峰谷差加大。计算极端解下不同响应用户的充放电负荷变化情况,结果如图2所示。

由图2可知:在以用户用电满意度最大为目标的情况下,EV用户根据自身的利益需求进行充放电,使得用户都集中在峰时段与谷时段向电网充放

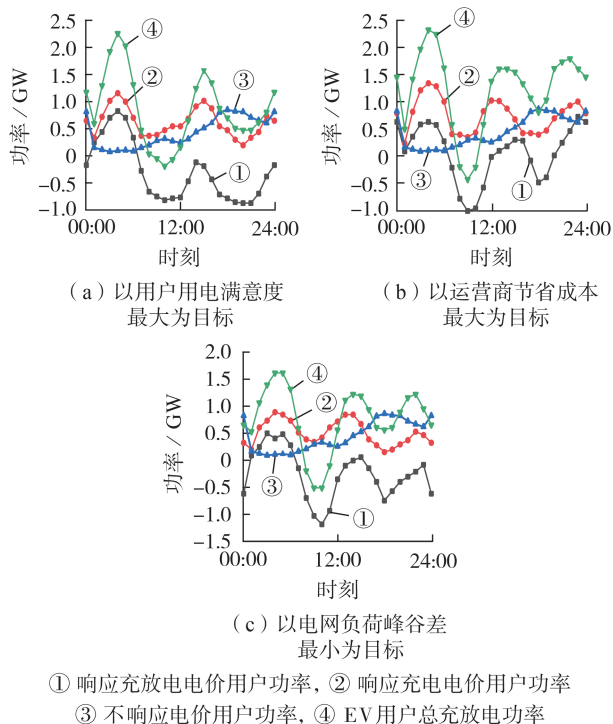


图2 极端解下不同响应用户的充放电负荷变化情况

Fig.2 Charging and discharging load changes of different response users under extreme solutions

电,增加了峰谷时段电网安全运行的压力;而在以运营商节省成本最大为目标的情况下,运营商为了调节负荷,减少负荷峰谷差与投入成本,大幅调整峰、谷时段的电价以吸引用户充放电,使得响应充电电价的用户向平时段和谷时段转移,响应充放电电价的用户集中在峰时段放电,导致用户的充放电方式发生大幅度变化,但此时的用户用电满意度较低;在以电网负荷峰谷差最小为目标的情况下,积极引导用户进行有序充放电,用户的充放电习惯容易受到影响而导致用电满意度不高,且在进行充放电行为交互过程中运营商投入成本也相应增加。

因此,为了协调电网公司、充电站运营商和用户三方的利益,在其他目标不为局部劣解的情况下,采用CSMOIFSA求解式(29),本文根据文献[23]的模糊隶属度函数计算Pareto解集中的用户用电满意度,选择用户用电满意度最大的解作为最优折中解,结果为: $\theta=0.82$, $C_{\text{cost}}=\$2.8685\times10^8$, $G_1=14021.5\text{ MW}$, $G_2=91213.7\text{ MW}$, $G_3=2009690.6\text{ MW}^2$ 。最优折中解下的充放电电价如表2所示。

表2 最优充放电电价

Table 2 Optimal charging and discharging prices

单位: $\text{¢}/(\text{kW}\cdot\text{h})$

时段	充电电价	放电电价
峰	36.43	40.42
平	9.57	16.28
谷	4.46	9.32

根据最优折中解计算调整电价前、后电网日负荷、运营商投入成本、用户用电满意度,结果如图3所示。由图可知:相较于调整电价前,调整电价后的电网峰负荷减少了1719.45 MW,负荷峰谷差减少了3564.31 MW;对EV充放电电价进行调控后,运营商节省了投入成本,最大节省成本达到 $\$2.9887\times10^8$,最小节省成本为 $\$2.8666\times10^8$;调整电价后,用户用电满意度得到提高,且用户用电满意度变化趋势与运营商节省投入成本反相关,即运营商节省成本越大,则用户用电满意度越小。

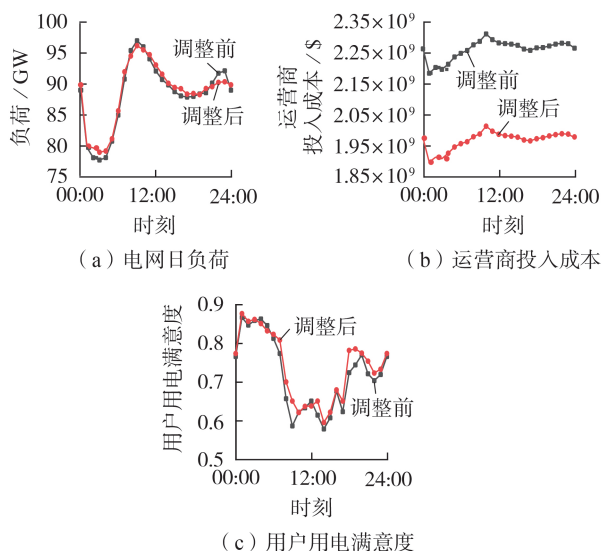


图3 调整电价前、后的结果对比

Fig.3 Comparison of results before and after adjusting electricity price

多目标优化下不同响应用户的负荷曲线如图4所示。由图可知,多目标优化后峰时段负荷减少,选择峰时段充电的用户开始向平时段和谷时段转移,使得系统负荷波动性变缓,负荷峰谷差减小。响应放电电价用户在系统负荷高峰时段向电网放电,缓解了EV接入后对充电负荷的需求,且响应充电电价用户在谷时段和平时段改变自身的充电时刻,减少了高峰时段的充电负荷需求压力。

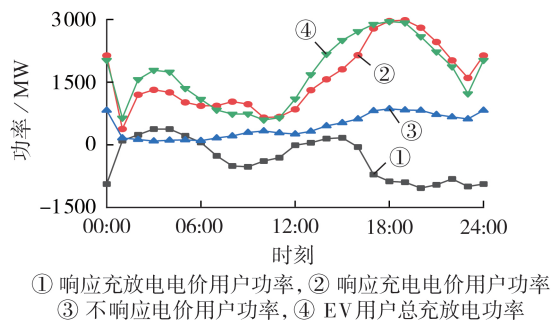


图4 多目标优化下不同响应用户的负荷曲线

Fig.4 Load curves of different response users under multi-objective optimization

综上所述,若在求解充放电电价时只保证其中一个目标最优,则将导致其他目标陷入劣解。而在充放电电价多目标优化模型下,电网公司、充电站运营商和用户三方利益得到协调,在满足电网峰负荷和峰谷差最小的条件下,运营商投入成本减少,用户用电满意度增加,使得更多的用户参与电价优化过程,最终实现了基于充放电电价多目标优化方法引导用户有序充放电,达到“削峰填谷”的目的。

5 结论

针对EV用户响应充放电电价时存在的不确定行为,本文提出了计及用户响应电价关联和多主体共赢的EV充放电定价多目标优化方法,基于算例仿真分析得到以下结论:

1)同时考虑引导用户行为的分时段充电和放电电价,设计峰平转移率、峰谷转移率和平谷转移率下的响应充放电策略更为合理;

2)通过用户响应电价下的多目标优化模型,可以实现电网负荷峰谷差、运营商节省投入成本和用户用电满意度的均衡优化,达到多主体共赢的目的;

3)所提CSMOIFSA提高了模型的求解精度,通过美国加州地区大规模EV的算例分析验证了改进算法适用于求解较大EV规模的实时调度决策问题。

附录见本刊网络版(<http://www.epae.cn>)。

参考文献:

- [1] 陈中,刘艺,周涛,等.考虑移动特性的电动汽车最优分时充电定价策略[J].电力自动化设备,2020,40(4):96-102.
CHEN Zhong, LIU Yi, ZHOU Tao, et al. Optimal time-of-use charging pricing strategy of EVs considering mobile characteristics[J]. Electric Power Automation Equipment, 2020, 40(4): 96-102.
- [2] 洪奕,刘瑜俊,徐青山,等.基于积分制和分时电价的电动汽车混合型精准需求响应策略[J].电力自动化设备,2020,40(11):106-116.
HONG Yi, LIU Yujun, XU Qingshan, et al. Hybrid targeted demand response strategy of electric vehicles based on integral system and time-of-use electricity price[J]. Electric Power Automation Equipment, 2020, 40(11): 106-116.
- [3] 杨景旭,周来,张勇军,等.“专变共享”模式下考虑时变电价和转移概率的EV有序充电[J].电力自动化设备,2020,40(10):173-180,193.
YANG Jingxu, ZHOU Lai, ZHANG Yongjun, et al. Ordered charging of EVs considering time-varying electricity price and transition probability under “dedicated transformer sharing” mode[J]. Electric Power Automation Equipment, 2020, 40(10): 173-180, 193.
- [4] 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 Xianrong, 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.

- [5] BAN M F, YU J L, SHAHIDEHPOUR M, et al. Electric vehicle battery swapping-charging system in power generation scheduling for managing ambient air quality and human health conditions[J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2019, 10(6): 6812-6825.
- [6] 张谦,丁铸玮,谭维玉,等.计及多代理的电动汽车放电电价两阶段谈判策略[J].电工技术学报,2018,33(增刊2):616-627.
ZHANG Qian, DING Zhuwei, TAN Weiyu, et al. A two-stage negotiation strategy of discharging price for electric vehicle considering multi-agent[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2018, 33(Supplement 2): 616-627.
- [7] WANG X L, NIE Y Q, CHENG K W E. Distribution system planning considering stochastic EV penetration and V2G behavior[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2020, 21(1): 149-158.
- [8] 杨景旭,张勇军.基于有序充电启动机制和补贴机制的充电负荷接纳能力优化[J].电力自动化设备,2020,40(11):122-130.
YANG Jingxu, ZHANG Yongjun. Optimization of charging load acceptance capacity based on ordered charging start-up mechanism and subsidy mechanism[J]. Electric Power Automation Equipment, 2020, 40(11): 122-130.
- [9] SOLANKE T U, RAMACHANDARAMURTHY V K, YONG J Y, et al. A review of strategic charging-discharging control of grid-connected electric vehicles[J]. Journal of Energy Storage, 2020, 28: 101193.
- [10] PASETTI M, RINALDI S, FLAMMINI A, et al. Assessment of electric vehicle charging costs in presence of distributed photovoltaic generation and variable electricity tariffs[J]. Energies, 2019, 12(3): 499.
- [11] 杨健维,黄宇,王湘,等.基于动态概率潮流的住宅区电动汽车代理商定价策略[J].中国电机工程学报,2016,36(21):5822-5830,6025.
YANG Jianwei, HUANG Yu, WANG Xiang, et al. A pricing strategy for electric vehicle aggregator in residential area based on dynamic probability power flow[J]. Proceedings of the CSEE, 2016, 36(21): 5822-5830, 6025.
- [12] 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.
- [13] SHI L F, LV T, WANG Y D. Vehicle-to-grid service development logic and management formulation[J]. Journal of Modern Power Systems and Clean Energy, 2019, 7(4): 935-947.
- [14] ZENG X Q, LI M, ABD EL-HADY D, et al. Commercialization of lithium battery technologies for electric vehicles[J]. Advanced Energy Materials, 2019, 9(27): 1900161.
- [15] SUN Y, CUI Y. Evaluating the coordinated development of economic, social and environmental benefits of urban public transportation infrastructure: case study of four Chinese autonomous municipalities[J]. Transport Policy, 2018, 66: 116-126.
- [16] XIANG Y, HU S, LIU Y B, et al. Electric vehicles in smart grid: a survey on charging load modelling[J]. IET Smart Grid, 2019, 2(1): 25-33.
- [17] ARTEAGA J, ZAREIPOUR H. A price-maker / price-taker model for the operation of battery storage systems in electricity markets[J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2019, 10(6): 6912-6920.
- [18] TRONCHIN L, MANFREN M, NASTASI B. Energy efficiency, demand side management and energy storage technologies: a critical analysis of possible paths of integration in the built

- environment[J]. Renewable and Sustainable Energy Reviews, 2018, 95: 341-353.
- [19] LUO C, HUANG Y F, GUPTA V. Stochastic dynamic pricing for EV charging stations with renewable integration and energy storage[J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2018, 9(2): 1494-1505.
- [20] 郝然, 艾芊, 姜子卿. 区域综合能源系统多主体非完全信息下的双层博弈策略[J]. 电力系统自动化, 2018, 42(4): 194-201.
HAO Ran, AI Qian, JIANG Ziqing. Bi-level game strategy for multi-agent with incomplete information in regional integrated energy system[J]. Automation of Electric Power Systems, 2018, 42(4): 194-201.
- [21] 黄小庆, 陈颖, 谢放波, 等. 用户充电选择对电网充电调度的影响[J]. 电工技术学报, 2018, 33(13): 3002-3011.
HUANG Xiaoqing, CHEN Jie, XIE Qibo, et al. The influence of users' charging selection on charging schedule of power grid[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2018, 33(13): 3002-3011.
- [22] 何晨可, 韦钢, 朱兰, 等. 电动汽车充换放储一体化电站选址定容[J]. 中国电机工程学报, 2019, 39(2): 479-489, 645.
HE Chenke, WEI Gang, ZHU Lan, et al. Locating and sizing of electric vehicle charging-swapping-discharging-storage integrated station[J]. Proceedings of the CSEE, 2019, 39(2): 479-489, 645.
- [23] 刘文颖, 文晶, 谢昶, 等. 考虑风电消纳的电力系统源荷协调多目标优化方法[J]. 中国电机工程学报, 2015, 35(5): 1079-1088.
LIU Wenyong, WEN Jing, XIE Chang, et al. Multi-objective optimal method considering wind power accommodation based on source-load coordination[J]. Proceedings of the CSEE, 2015, 35(5): 1079-1088.

作者简介:



董运昌

董运昌(1994—),男,博士研究生,主要研究方向为电动汽车优化调度策略、电力信息物理系统安全防御(E-mail: 595245700@qq.com);

刘世民(1972—),男,高级工程师,硕士,主要研究方向为电动汽车充放电管理策略、电力信息物理社会系统(E-mail: 153669040@qq.com);

曲朝阳(1964—),男,教授,博士生导师,博士,主要研究方向为电动汽车定价策略及选址定容、综合能源系统(E-mail: qzywww@neepu.edu.cn)。

(编辑 陆丹)

Charging and discharging pricing optimization of electric vehicles considering correlation of user response to electricity price and win-win results of multi-stakeholder

DONG Yunchang¹, LIU Shimin², QU Zhaoyang^{1,3}, SONG Jiajun⁴, WANG Lei¹, BO Xiaoyong¹

(1. School of Electrical Engineering, Northeast Electric Power University, Jilin 132012, China;

2. Information and Communication Branch of State Grid Inner Mongolia East Electric Power Co., Ltd., Hohhot 010000, China;

3. Jilin Engineering Technology Research Center of Intelligent Electric Power Big Data Processing, Jilin 132012, China;

4. Guangzhou Power Supply Bureau of Guangdong Power Grid Co., Ltd., Guangzhou 510000, China)

Abstract: Aiming at the problem that the uncertain behavior of electric vehicle users in response to electricity price leads to the load fluctuation of distribution network and the increase of operators' costs, a charging and discharging pricing optimization method of electric vehicles considering the correlation of user response to electricity price and the win-win results of multi-stakeholder is proposed. Firstly, according to the response mode of users to the charging and discharging price, the correlation relationship between the charging and discharging transfer of different users and the change of electricity price is analyzed. Then, the unit input cost function is defined, and the multi-objective optimization model of charging and discharging pricing to coordinate the interest of multi-stakeholder is established, taking the minimum peak-valley load difference of power grid, the maximum cost saving of operators and the maximum power consumption satisfaction degree of users as the optimization objectives, and taking the electric vehicles' mileage, battery energy, charging and discharging time and vehicle-to-grid discharging price as the constraint conditions. Finally, on the basis of artificial fish swarm algorithm, combining with immune algorithm and Pareto optimal solution set, an improved immune fish swarm algorithm based on contraction space is proposed to solve the multi-objective optimization model. The results of an example show that the proposed pricing optimization method can not only reduce the peak-valley load difference of system and the operators' cost, but also enhance the ability to regulate and control users' ordered access to power grid in different time periods, which verifies the effectiveness and superiority of the proposed method.

Key words: electric vehicles; charging and discharging pricing; ordered charging and discharging; multi-objective optimization; improved immune fish swarm algorithm

附录 A

设优化的适应度函数 $f(\mathbf{x}_i)$ 和目标函数分别对应免疫算法的抗体和抗原， N 个抗体组成一个非空集合 X 。将 N 个抗体聚类分层为 m 层，所有抗体的适应度函数为：

$$f(\mathbf{x}_i) = N - \frac{(i-1)m}{N} \quad (\text{A1})$$

距离矢量 $d(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_k)$ 是节点 $\mathbf{x}_i$ 经过 $\mathbf{x}_k$ 到达 $\mathbf{x}_j$ 的距离，等于 $\mathbf{x}_i$ 到相邻点 $\mathbf{x}_k$ 的距离加上 $\mathbf{x}_k$ 到 $\mathbf{x}_j$ 的最短距离，可表示为：

$$d(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j) = d(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_k) + d(\mathbf{x}_k, \mathbf{x}_j) = \sqrt{(f(\mathbf{x}_i) - f(\mathbf{x}_k))^2 + (\mathbf{x}_i - \mathbf{x}_k)^2} + \sqrt{(f(\mathbf{x}_k) - f(\Delta\mathbf{x}))^2 + (\mathbf{x}_k - \Delta\mathbf{x})^2} \quad (\text{A2})$$

式中： $\Delta\mathbf{x}$ 为距离矢量的收敛步长。

设抗体 $f(\mathbf{x}_i)$ 在集合 X 上的距离为：

$$d(\mathbf{x}_i, X) = \sum_{j=1}^N |f(\mathbf{x}_i) - f(\mathbf{x}_j)| \quad (\text{A3})$$

则抗体的浓度可表示为：

$$D(\mathbf{x}_i) = \frac{1}{d(\mathbf{x}_i, X)} = \frac{1}{\sum_{j=1}^N |f(\mathbf{x}_i) - f(\mathbf{x}_j)|} \quad (\text{A4})$$

因此，从当前点 $\mathbf{x}_i$ 到通过最优距离到达 $\mathbf{x}_j$ 的抗体浓度概率选择为：

$$P_s(\mathbf{x}_i) = \frac{d(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j)}{\sum_{j=1}^N |f(\mathbf{x}_i) - f(\mathbf{x}_j)|} \quad (\text{A5})$$

计算抗体与抗原的亲和度，表示抗体对抗原的识别程度，其亲和度为：

$$M_i = \frac{1}{1 + O_i(\mathbf{x})} \quad (\text{A6})$$

式中： $O_i(\mathbf{x})$ 为所求问题的目标函数，即抗原。

将改进鱼群算法的抗体浓度概率选择作为人工鱼游向当前食物的选择概率，设第 i 条鱼的位置为 $\mathbf{x}_i$ ，即为第 i 个抗体，其当前位置的食物浓度 Y_i 度设为该位置抗体的适应度值 $f(\mathbf{x}_i)$ ，人工鱼从一个位置游到另外一个位置，即产生新的免疫抗体。

1) 觅食行为。

$$\mathbf{x}_{\text{inext}} = \begin{cases} \mathbf{x}_i + \frac{\mathbf{x}_i - \mathbf{x}_j}{\|\mathbf{x}_i - \mathbf{x}_j\|} VP_s(\mathbf{x}_i) & Y_i > Y_j \\ \mathbf{x}_i + r_{\text{rand}} P_s(\mathbf{x}_i) & Y_i < Y_j \end{cases} \quad (\text{A7})$$

式中： V 为人工鱼的随机视野范围； $\mathbf{x}_{\text{inext}}$ 为第 i 条人工鱼游动的下一位置； $P_s(\mathbf{x}_i)$ 为人工鱼选择游向当前食物的选择概率； r_{rand} 为第 i 条人工鱼游动的随机变量，取值范围为 0~1； $\mathbf{x}_j$ 为第 i 条人工鱼随机视野范围内另一位置，该位置的食物浓度为 Y_j 。

2) 聚群行为。

$$\mathbf{x}_{\text{inext}} = \mathbf{x}_i + \frac{\mathbf{x}_{\text{center}} - \mathbf{x}_i}{\|\mathbf{x}_{\text{center}} - \mathbf{x}_i\|} VP_s(\mathbf{x}_i) \quad \frac{Y_{\text{center}}}{n_i} > \delta Y_i \quad (\text{A8})$$

式中： δ 为拥挤因子； n_i 为视野范围内个体鱼数量； $\mathbf{x}_{\text{center}}$ 为鱼群游动时的中心位置，该位置的食物浓度为 Y_{center} 。

3) 追尾行为。

$$x_{\text{next}} = x_i + \frac{x_{\text{best}} - x_i}{\|x_{\text{best}} - x_i\|} IP_s(x_i) \quad \frac{Y_{\text{best}}}{n_f} > \delta Y_i \tag{A9}$$

式中： x_{best} 为第*i*条人工鱼寻食最优位置，该位置的食物浓度为 Y_{best} 。

将抗体浓度概率作为人工鱼选择游向当前食物的选择概率，使得算法在模拟人工鱼群觅食求解时减少了到目标位置距离的冗余计算，并保证了从不同点觅食到最优解的矢量路径具有唯一性。

附录 B

表 B1 EV 电池参数
Table B1 Battery parameters of EVs

电池类型	$C_b / (\text{kW} \cdot \text{h})$	充放电功率/kW	$\omega_b / [\text{€} \cdot (\text{kW} \cdot \text{h})^{-1}]$	$W / (\text{kW} \cdot \text{h} \cdot \text{km}^{-1})$
BYD	57	9.5	4.0	0.215
NS	24	4.0	4.0	0.149

表 B2 实时负荷数据
Table B2 Real-time load data

时段	负荷/MW	时段	负荷/MW
1	79661	13	88967
2	78048	14	87452
3	77471	15	86096
4	78000	16	84853
5	80391	17	83971
6	84585	18	83608
7	89787	19	83958
8	93986	20	84876
9	95693	21	86540
10	94946	22	88573
11	92908	23	89579
12	90774	24	86942

表 B3 初始充放电电价
Table B3 Initial charging and discharging price

时段	初始充电电价/ $[\text{€} \cdot (\text{kW} \cdot \text{h})^{-1}]$	初始放电电价/ $[\text{€} \cdot (\text{kW} \cdot \text{h})^{-1}]$
谷 02:00—06:00, 13:00—16:00	6	11.58
平 01:00—02:00, 06:00—07:00, 09:00—13:00, 20:00—24:00	11	16.89
峰 07:00—09:00, 16:00—20:00	30	37.08

表 B4 用户转移率初始值
Table B4 Initial value of user transfer rate

转移率类型	斜率 K_{ab}	死区计算值 l_{ab}
峰平转移率	0.06	0.11
峰谷转移率	0.08	0.12
平谷转移率	0.04	0.09

$$\begin{cases} \min f_1(x) = x_1 \\ \min f_2(x) = g\left(1 - \sqrt{f_1(x)/g(x)}\right) \end{cases} \quad (\text{B1})$$

$$g(x) = 1 + 9 \sum_{i=2}^Z x_i / (Z - 1) \quad Z \text{ 为正整数} \quad (\text{B2})$$

收敛性、均匀性和误差比指标的计算方法如下。

1) 收敛性指标——世代距离 G ：表示所求解与实际 Pareto 前沿之间的距离，世代距离值越小越好，说明所求 Pareto 前沿接近于实际值，计算式如式 (B3) 所示。

$$G = \frac{\sum_{i=1}^{|q|} d_i}{|q_s|} \quad (\text{B3})$$

式中： q_s 为所求 Pareto 前沿的数据集合； d_i 为所求解与实际 Pareto 前沿之间的欧氏距离。

2) 均匀性指标——空间分布量度 S_p ：反映所求 Pareto 前沿解的分布性，若空间分布量度的值越小，说明解的分布性越好，计算式如式 (B4) 所示。

$$S_p = \sqrt{\frac{1}{|q_s|} \sum_{i=1}^{|q_s|} (\bar{d} - d_i)^2} \quad (\text{B4})$$

式中： $\bar{d}$ 为所求解与实际 Pareto 前沿之间欧氏距离的平均数值。

3) 误差比 E_R ：即所求数据到最远端解之间占有的比例，误差比的值越小越好，说明所求解与实际解之间变差较小，计算式如式 (B5) 所示。

$$E_R = \frac{\sum_{i=1}^Q e_i}{Q} \quad (\text{B5})$$

式中： Q 为非支配解的个数； e_i 为二进制变量，当解不在 Pareto 最优前端内时值为 1，当解在 Pareto 最优前端内时值为 0。

表 B5 Pareto 解的收敛性指标结果
Table B5 Convergence index results of Pareto solution

算法	最优解	最劣解	均值	标准差
MOAFSA	0.0002	0.0030	0.0017	0.0013
CSMOIFSA	0.0003	0.0029	0.0015	0.0014

表 B6 Pareto 解的均匀性指标结果
Table B6 Uniformity index results of Pareto solution

算法	最优解	最劣解	均值	标准差
MOAFSA	9.2×10^{-4}	0.0203	0.0078	0.0044
CSMOIFSA	7.13×10^{-5}	0.0181	0.0061	0.0031

表 B7 Pareto 解的误差比指标结果
Table B7 Error ratio index results of Pareto solution

算法	最优解	最劣解	均值	标准差
MOAFSA	0.0015	0.0921	0.0517	0.0289
CSMOIFSA	0.0010	0.0811	0.0425	0.0259