

DOI: 10.19783/j.cnki.pspc.241053

基于多目标蜉蝣算法的电动汽车充电站联合储能系统 最优规划方法

何国彬, 杨金新, 施铭涛, 苏睿, 黄元平, 李建云, 杨瑾

(云南电网有限责任公司大理供电局, 云南 大理 671000)

摘要: 电动汽车(electric vehicle, EV)保有量的不断提升带来了电动汽车充电站(electric vehicle charging station, EVCS)的大量铺设。EV 充电具有极高的随机性, 这使得 EVCS 的建设使用会给配电网的负荷稳定性带来一定的冲击。为了缓解 EV 充电负荷导致的配电网稳定性下降问题, 提出了一种基于电动汽车充电需求的 EVCS 联合电池储能系统(battery energy storage system, BESS)的多目标优化规划模型。该模型以最小化 EVCS 联合 BESS 综合成本(包括系统网损经济损失)、用户等待时间成本和系统电压波动为目标优化 EVCS 的规划方案, 以达到 EVCS 建设者、用户及电网公司的多方共赢。此外, 为了验证所提规划模型的有效性, 设计了基于扩展的 IEEE33 节点测试系统的仿真实验。实验结果表明, 采用多目标蜉蝣算法(multi-objective mayfly algorithm, MOMA)对目标进行配置, 能够有效提高配电网的稳定性与经济性。

关键词: 电动汽车充电桩; 最优规划; 储能系统; 网损; 负荷波动

Optimal planning of electric vehicle charging stations integrated with energy storage systems based on multi-objective mayfly algorithm

HE Guobin, YANG Jinxin, SHI Mingtao, SU Rui, HUANG Yuanping, LI Jianyun, YANG Jin
(Dali Power Supply Bureau, Yunnan Power Grid Co., Ltd., Dali 671000, China)

Abstract: The increasing ownership of electric vehicles (EVs) has led to the widespread deployment of electric vehicles charging stations (EVCS). However, the high randomness of EV charging behavior pose significant challenges to the load stability of distribution network. To alleviate the deterioration of distribution network stability caused by EV charging load, this paper proposes a multi-objective optimization planning model of EVCS integrated with battery energy storage systems (BESS) based on EV charging demand. The model aims to minimize the overall cost of the EVCS-BESS system, including economic losses due to network losses, user waiting time costs, and system voltage fluctuation, thus optimizing the installation of EVCS in distribution networks to achieve a win-win outcome for EVCS developers, users, and power grid operators. To verify the validity of the proposed planning model, a simulation experiment based on the extended IEEE33 node test system is designed. The experimental results show that using the multi-objective mayfly algorithm (MOMA) for optimization can effectively improve the stability and economic performance of the distribution network.

This work is supported by the Science and Technology Project of China Southern Power Grid (No. YNKJXM20230337).

Key words: electric vehicle charging station; optimal planning; energy storage system; network loss; load fluctuation

0 引言

随着汽车座舱的智能化发展以及全球环保意识

基金项目: 南方电网科技项目资助(YNKJXM20230337)“多能互补低碳园区综合能源系统关键技术研究与应用”

的增强, 传统燃油汽车正面临着前所未有的挑战。由于电动汽车(electric vehicle, EV)具有超越传统汽车的无可比拟的能效和减排效益, 并且能够带来更多智能化发展, 电动汽车的数量迅速激增^[1-6]。以中国为例, 截至 2023 年底, 可再生能源汽车保有量超过 2000 万辆, 其中纯电动汽车占可再生能源汽车总

量的76%。而支持换电方式的电动汽车在国内较少,并且充电站负荷相较于换电站是趋于动态的。为应对充电需求大幅增长、加快电动汽车充电站(electric vehicle charging station, EVCS)建设,建设完善的EVCS网络已势在必行。因此, EVCS的建设与规划问题得到了广泛关注^[7-8]。为了给EVCS规划提供数据支持,研究EV充电负荷需求预测方法具有重要意义。文献[9]通过分析公共EVCS数量、人均可支配收入、人均消费支出、私人EV保有量等因素对EV充电负荷进行预测。文献[10]分析了不同类型的EV所带来的不同层面的影响,并考虑了EV充电负荷的季节性特性,光伏出力和储能寿命之间的关系,利用蒙特卡洛法对EV充电负荷进行预测。文献[11]针对具有强随机性的EV充电负荷提出基于卷积神经网络-长短期记忆的负荷预测模型,提高了多重因素影响下的EV充电负荷预测的精准度。以上述文献为代表的大多数预测模型依赖于统计数据,无法充分描述EV充电固有的随机性,也可能没有考虑EV用户行为模式带来的不确定性。本文根据历史数据对车流量进行预测,并充分考虑EV用户可能存在的行为模式变化对充电需求的影响,从而得到EV充电负荷预测结果。

目前已有与EVCS最优规划相关的研究,文献[12]同时考虑EVCS建设者和用户使用成本,主要包含购地成本、投资和运维成本、用户充电成本、充电损耗等目标,利用自适应粒子群算法对EVCS进行最优位置的选择。文献[13]充分考虑充电站、用户、电网和交通等多个主体的利益,构建了充电站优化模型,并采用改进的多染色体遗传算法进行求解。文献[14]以EVCS的投资成本和用户充电成本最小为目标,利用改进粒子群算法与Voronoi图方法相结合对EVCS服务范围进行划分,并制定其最佳规划方案。

上述文献为了使用户和电网公司双方的利益达到满意度和经济性的平衡,目前的研究通常采用经济性指标和用户便利性作为EVCS规划的目标函数。这些研究忽视了EVCS配置带给电网的冲击以及如何提高电网稳定性的方法。储能系统(energy storage system, ESS)的应用有助于配电网实现削峰填谷、平抑负荷波动、提升新能源消纳能力,并减轻分布式电源(distributed generation, DG)接入带来的不利影响^[15-16]。在EVCS的规划问题中,EV充放电负荷多为短时负荷(小时级),配置拥有极高充放电效率的电池储能系统(battery energy storage system, BESS)有助于平衡充电高峰期或用电高峰期EVCS与配电网之间的供求关系。因此,本文提出

了一种基于电动汽车充电需求的EVCS联合BESS多目标优化规划模型。该模型根据EV用户行为特性和充电需求模型计算出充电需求量和每辆车充电时间。分别以最小化EVCS和BESS综合成本、配电网系统网损和负荷波动为目标建立多目标EVCS联合BESS的选址定容规划模型,全面考虑三方利益,使其达到三方共赢的最优规划。

1 EV充电需求模型

1.1 概率密度函数

1.1.1 EV日行驶里程概率分布

为了使EVCS安装位置和安装容量能够尽可能地满足EV用户的充电需求,需要对某个特定区域的EV出行计划进行预测。本文基于云南省昆明市大学城区域的历史EV流量,建立EV日行驶里程概率分布模型,概率密度函数如式(1)^[17-18]所示。

$$N(d) = \frac{1}{d\sigma\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{(\ln d - \mu)^2}{2\sigma^2}} \quad (1)$$

式中: μ 和 σ 分别为日行驶里程的均值和标准差,其值分别为3.3和0.88; d 为单辆EV的日行驶里程。

基于上述EV日行驶里程概率分布模型,采用蒙特卡洛模拟方法预测未来一月内的EV车流量。此外,依据蒙特卡洛模拟的预测结果和国内EV保有量,计算得到某特定区域中EV的数量、日行驶里程、起始行驶时刻和EV电池初始荷电状态(state of charge, SOC)为内容的单辆EV的行驶特性数据。

1.1.2 起始行驶时间

$$N(t_{EV}) = \frac{1}{\sigma_{t_{EV},1}\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{(t_{EV} - \mu_{t_{EV},1})^2}{2\sigma_{t_{EV},1}^2}} + \frac{1}{\sigma_{t_{EV},2}\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{(t_{EV} - \mu_{t_{EV},2})^2}{2\sigma_{t_{EV},2}^2}} \quad (2)$$

式中: t_{EV} 为单辆EV在当日内的出行时间; $\mu_{t_{EV},1}$ 和 $\mu_{t_{EV},2}$ 分别为第一个和第二个日行驶里程峰值的均值,其值分别为8和18; $\sigma_{t_{EV},1}$ 和 $\sigma_{t_{EV},2}$ 分别为第一个和第二个日行驶里程峰值的标准差,其值分别为3和2.25。

1.1.3 EV电池初始状态下的SOC概率分布

$$N(S_{EV}) = \frac{1}{\sigma_{S_{EV}}\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{(S_{EV} - \mu_{S_{EV}})^2}{2\sigma_{S_{EV}}^2}} \quad (3)$$

式中: S_{EV} 为单辆EV电池初始状态下的SOC; $\mu_{S_{EV}}$ 和 $\sigma_{S_{EV}}$ 分别为EV电池初始状态下的SOC的均值和标准差,其值分别为0.3和1.5。

本文将EV电池SOC状态作为EV充电策略的主要判断依据,具体策略如式(4)所示。

$$\begin{cases} P_{EV}^{cha} = (S_{max}^{EV} - S_{tr}^{EV}) \cdot E_{EV}, & \text{当EV不经过行驶就需充电} \\ P_{EV}^{cha} = (S_{max}^{EV} - S_{tr}^{EV}) \cdot E_{EV}, & \text{当EV经过行驶后充电} \\ P_{EV}^{cha} = 0, & \text{当EV经过行驶后仍无需充电} \end{cases} \quad (4)$$

式中: P_{EV}^{cha} 为 EV 所需的充电量; S_{max}^{EV} 为 EV 电池 SOC 的最大值; E_{EV} 为 EV 电池的容量; S_{tr}^{EV} 为 EV 电池在初始状态下剩余的 SOC; S_{tr}^{EV} 为 EV 经过一段行驶里程后电池剩余的 SOC, 其具体计算方式如式(5)所示。

$$S_{tr}^{EV} = S_{EV} - \left(\frac{D \cdot E_{EV}^{loss}}{E_{EV}} \right) \quad (5)$$

式中: D 为 EV 的行驶里程; E_{EV}^{loss} 为 EV 的百公里能耗。

1.2 储能系统模型

EV 充电主要为短时充电, 时间尺度较短。因此, 本文采用锂电池为存储介质的 BESS 为 EVCS 提供短期能源储备。该储能类型相较于能够长时间尺度存储能量的氢气储能系统成本更低, 响应速度更快。并且由于锂电池的自放电系数极小, 因此本文中 BESS 的自放电率可忽略不计, BESS 具体数学模型如式(6)^[19-21]所示。

$$\begin{cases} E_{BESS}(t+1) = E_{BESS}(t) + P_{BESS}^{cha}(t) \cdot \eta_{cha}, & \text{BESS充电时} \\ E_{BESS}(t+1) = E_{BESS}(t) - P_{BESS}^{dis}(t) \cdot \eta_{dis}, & \text{BESS放电时} \end{cases} \quad (6)$$

式中: $E_{BESS}(t)$ 为 t 时刻 BESS 的额定容量; $P_{BESS}^{cha}(t)$ 、 $P_{BESS}^{dis}(t)$ 分别为 t 时刻 BESS 的充、放电功率; η_{cha} 、 η_{dis} 分别为 t 时刻 BESS 的充、放电效率。

2 目标函数

2.1 综合配置成本

$$\begin{cases} \min F_1 = C_{an}^{EVCS} + C_{LCC}^{BESS} \\ C_{an}^{EVCS} = \sum_{n=1}^{N_{EVCS}} (C_{land,n}^{EVCS} + C_{eq,n}^{EVCS} + C_{OM,n}^{EVCS}) \cdot \mu_{CRF}^{EVCS} \\ C_{LCC}^{BESS} = \sum_{n=1}^{N_{BESS}} (C_{TC,n}^{BESS} + C_{OM,n}^{BESS} + C_{RMC,n}^{BESS} + C_{RC,n}^{BESS}) \cdot \mu_{CRF}^{BESS} \end{cases} \quad (7)$$

式中: F_1 是以 EVCS 和 BESS 的年化总投资成本最小为目标的函数; C_{an}^{EVCS} 和 C_{LCC}^{BESS} 分别为 EVCS 和 BESS 的年化总投资成本; N_{EVCS} 和 N_{BESS} 分别为 EVCS 和 BESS 的数量; μ_{CRF}^{EVCS} 和 μ_{CRF}^{BESS} 分别为 EVCS 和 BESS 建设的资本回报系数; $C_{land,n}^{EVCS}$ 、 $C_{eq,n}^{EVCS}$ 和 $C_{OM,n}^{EVCS}$ 分别为单个 EVCS 的建设用地购买成本、设

备建设成本和运行维护成本; $C_{TC,n}^{BESS}$ 、 $C_{OM,n}^{BESS}$ 、 $C_{RMC,n}^{BESS}$ 和 $C_{RC,n}^{BESS}$ 分别为单个 BESS 的总投资成本、运行维护成本、设备更换成本和回收成本。各项成本的计算方式如式(8)^[22-23]所示。

$$\begin{cases} C_{land}^{EVCS} = C_{land} \cdot N_{CS} \cdot [(1 + \alpha) \cdot A_p + A_{cp}] \\ C_{eq}^{EVCS} = C_{fix} + C_{CS} \cdot N_{CS} + \beta \cdot E_{EVCS} \\ C_{OM}^{EVCS} = \gamma_{OM}^{EVCS} \cdot E_{EVCS} \end{cases} \quad (8)$$

式中: C_{land} 为 EVCS 建设位置的地价; N_{CS} 为单个充电站中含有的充电桩数量; A_p 为停车位的面积; A_{cp} 为设备占地面积; α 为车位面积折算系数; C_{fix} 为单个充电站的固定投资成本; C_{CS} 为单个充电桩设备成本; β 为充电桩容量投资系数; E_{EVCS} 为 EVCS 的安装容量; γ_{OM}^{EVCS} 为 EVCS 的维护系数。

$$\begin{cases} C_{TC}^{BESS} = C_{bat} \cdot E_{BESS,r} + C_{inv} \cdot P_{BESS,r} \\ C_{OM}^{BESS} = C_{TC}^{BESS} \cdot \gamma_{OM}^{BESS} \\ C_{RMC}^{BESS} = \sum_{h=1}^{N_{RM}} \left(\frac{1 - \theta}{1 + p} \right)^{h \cdot T_{RM}} \cdot C_{TC}^{BESS} \\ C_{RC}^{BESS} = \sum_{h=1}^{N_{RM}} \frac{\delta}{(1 + p)^{h \cdot T_{RM}}} \cdot C_{TC}^{BESS} \end{cases} \quad (9)$$

式中: C_{bat} 为 BESS 电池组的单位容量价格; C_{inv} 为单位功率价格; $E_{BESS,r}$ 为 BESS 的额定容量; $P_{BESS,r}$ 为 BESS 的额定功率; γ_{OM}^{BESS} 为 BESS 的运维系数; N_{RM} 为 BESS 关键部件的更换次数; T_{RM} 为 BESS 关键部件的更换周期; θ 为 BESS 年成本减少率; p 为 BESS 的贴现率; δ 为 BESS 关键部件的回收系数。

2.2 系统网损

$$\min F_2 = \frac{\sum_{t=1}^T \sum_{c=1}^{N_{line}} [R_c I_c^2(t)]}{4} \quad (10)$$

式中: F_2 是以系统网损最小为目标的函数; T 为总时刻数; N_{line} 为配置区域中配电网联络线总数; R_c 为联络线 c 的电阻; $I_c(t)$ 为 t 时刻联络线 c 上的电流。

2.3 负荷波动

为确保系统的运行稳定性、减小调峰压力, 配电网的负荷曲线应尽可能平滑, 如式(11)所示。

$$\min F_3 = \frac{\sum_{q=1}^{N_{node}} \sqrt{\sum_{t=1}^T [P_q(t+1) - P_q(t)]^2}}{4} \quad (11)$$

式中: F_3 是以负荷波动最小为目标的函数; N_{node} 为配置区域中配电网节点总数; $P_q(t)$ 为 t 时刻节点 q 的净负荷。

3 约束条件

3.1 EVCS 相关约束

为了使 EVCS 的配置更为合理, 本文建立了 EVCS 的服务区域约束和容量约束, 如式(12)所示。

$$\begin{cases} D_{EVCS}^{r,\min} \leq D_{EVCS}^d \leq D_{EVCS}^{r,\max} \\ E_{EVCS}^{\min} \leq E_{EVCS} \leq E_{EVCS}^{\max} \end{cases} \quad (12)$$

式中: D_{EVCS}^d 为相邻两个 EVCS 之间的距离; $D_{EVCS}^{r,\max}$ 和 $D_{EVCS}^{r,\min}$ 分别表示单个 EVCS 的服务范围的最大值和最小值; E_{EVCS} 为 EVCS 配置容量; E_{EVCS}^{\max} 和 E_{EVCS}^{\min} 分别为 EVCS 配置容量的最大值和最小值。

3.2 配电网相关约束

在联合配置 EVCS 和 BESS 前后, 配电网中的节点电压和功率需要满足如下约束条件。

$$U_q^{\min} \leq U_q \leq U_q^{\max} \quad (13)$$

$$P_{DN} = P_{\text{loss}} + P_{EV,\text{load}} + P_{BESS} \quad (14)$$

式中: U_q 为节点 q 的节点电压; U_q^{\max} 和 U_q^{\min} 分别为节点 q 电压的上限和下限; P_{DN} 为配电网注入的总功率; P_{loss} 为网损; $P_{EV,\text{load}}$ 为 EV 负荷; P_{BESS} 为配电网与 BESS 的交换功率。

3.3 BESS 相关约束

$$\begin{cases} S_{\min}^{\text{BESS}} \leq S^{\text{BESS}} \leq S_{\max}^{\text{BESS}} \\ P_{\text{BESS}}^{\text{cha},\min} \leq P_{\text{BESS}}^{\text{cha}} \leq P_{\text{BESS}}^{\text{cha},\max} \\ P_{\text{BESS}}^{\text{dis},\min} \leq P_{\text{BESS}}^{\text{dis}} \leq P_{\text{BESS}}^{\text{dis},\max} \end{cases} \quad (15)$$

式中: S^{BESS} 为 BESS 的 SOC; S_{\max}^{BESS} 和 S_{\min}^{BESS} 分别为 BESS 的 SOC 上限和下限; $P_{\text{BESS}}^{\text{cha},\max}$ 和 $P_{\text{BESS}}^{\text{cha},\min}$ 分别为 BESS 充电功率的上限和下限; $P_{\text{BESS}}^{\text{dis},\max}$ 和 $P_{\text{BESS}}^{\text{dis},\min}$ 分别为 BESS 放电功率的上限和下限。

4 基于多目标蜉蝣算法的模型求解

4.1 多目标蜉蝣算法

在多目标蜉蝣算法 (multi-objective mayfly algorithm, MOMA) 中, 每只不同的蜉蝣在搜索空间内的位置代表了优化问题的可行解, 共有雄蜉蝣和雌蜉蝣两种类型。

1) 雄蜉蝣运动过程

$$x_p^m(k+1) = x_p^m(k) + v_p^m(k+1) \quad (16)$$

式中: $x_p^m(k)$ 为第 k 次迭代下第 p 个雄蜉蝣在搜索空间中的位置; $v_p^m(k+1)$ 为第 $k+1$ 次迭代下第 p 个雄蜉蝣的飞行速度, 其速度更新机制为

$$v_p^m(k+1) = v_p^m(k) + \alpha_1 \cdot e^{-\beta' r_p^2} [p_{\text{best}}^p - x_p^m(k)] + \alpha_2 \cdot e^{-\beta' r_g^2} [g_{\text{best}}^p - x_p^m(k)] \quad (17)$$

$$v_p^m(k+1) = v_p^m(k) + z \cdot r \quad (18)$$

式中: p_{best}^p 和 g_{best}^p 分别为第 p 个雄蜉蝣历史最优位置和全局最优位置; α_1 和 α_2 分别为蜉蝣群体认知贡献和社会成分贡献吸引常数; β' 为可见性系数; r_p 为蜉蝣个体与历史最优位置之间的笛卡尔距离; r_g 为蜉蝣个体与全局最优位置之间的笛卡尔距离; z 为蜉蝣飞舞常数; r 为由区间 $[-1,1]$ 内随机数构成的矩阵。其中, 当第 p 个雄蜉蝣为群体中的最优个体时, 速度由式(17)进行更新。当第 p 个雄蜉蝣不为最优个体时, 速度由式(18)进行更新。

2) 雌蜉蝣运动过程

雌性蜉蝣会自主飞向雄性蜉蝣进行繁殖, 具体如式(19)所示。

$$x_p^f(k+1) = x_p^f(k) + v_p^f(k+1) \quad (19)$$

式中: $x_p^f(k)$ 为第 k 次迭代下第 p 个雌蜉蝣在搜索空间中的位置; $v_p^f(k+1)$ 为第 $k+1$ 次迭代下第 p 个雌蜉蝣的飞行速度。其速度更新机制如式(20)所示。

$$v_p^f(k+1) = \begin{cases} v_p^f(k) + \alpha_2 \cdot e^{-\beta' r_{\text{fm}}^2} \cdot [x_p^m(k) - x_p^f(k)] & \text{当 } f[x_p^m(k)] < f[x_p^f(k)] \\ v_p^f(k) + \zeta \cdot r & \text{当 } f[x_p^m(k)] \geq f[x_p^f(k)] \end{cases} \quad (20)$$

式中: r_{fm} 为雄性蜉蝣和雌性蜉蝣之间的笛卡尔距离; ζ 为随机游走系数。

3) 蜉蝣繁殖过程

父代蜉蝣之间的繁殖会产生两个子代蜉蝣, 以达到更新种群的目的, 具体如式(21)所示。

$$\begin{cases} x_{1,p}^{\text{off}} = L \cdot x_p^m + (1-L) \cdot x_p^f \\ x_{2,p}^{\text{off}} = L \cdot x_p^m + (1-L) \cdot x_p^f \end{cases} \quad (21)$$

式中: $x_{1,p}^{\text{off}}$ 和 $x_{2,p}^{\text{off}}$ 分别为两个子代蜉蝣; L 代表 $[0,1]$ 之间的随机数。

4.2 基于改进灰靶的折中解筛选

为了避免主观决策对最终结果的影响, 本文采用基于熵权法 (entropy weight method, EWM) 的改进灰靶决策 (improved grey target decision making, IGTDM) 方案, 将 Pareto 非支配解集中的折中解作为最优决策方案。

4.2.1 建立样本矩阵

将所有解的归一化适应度函数 F 作为评价指

标之一, 建立包含欧氏距离(Euclidean distance, ED)和马氏距离(Mahalanobis distance, MD)的样本矩阵。样本矩阵表示为

$$[F, E_d, M_d] = (x_j^i)_{n(m+2)} = \begin{bmatrix} F_1^1 & \cdots & F_m^1 & E_d^1 & M_d^1 \\ F_1^2 & \cdots & F_m^2 & E_d^2 & M_d^2 \\ \vdots & & \vdots & \vdots & \vdots \\ F_1^n & \cdots & F_m^n & E_d^n & M_d^n \end{bmatrix} \quad (22)$$

$$F_j^i = (F_j^{\max} - F_j^{\min}) \cdot \frac{(f_j^i - f_j^{\min})}{(f_j^{\max} - f_j^{\min})} + F_j^{\min} \quad (23)$$

$$E_d^i = \sqrt{\sum_{j=1}^{m+2} (F_j^i - Y_j)^2} \quad (24)$$

$$M_d^i = \sqrt{\sum_{j=1}^{m+2} (F_j^i - u_j)^T \sum_{j=1}^{-1} (F_j^i - u_j)} \quad (25)$$

式中: E_d 、 M_d 分别为欧氏距离和马氏距离; x_j^i 为第 i 个解的第 j 个适应度函数评价指标; m 、 n 分别为目标函数个数和解的个数; f_j^i 为第 i 个解的第 j 个适应度函数; F_j^{\max} 和 F_j^{\min} 分别为第 j 个目标函数理想最大值和最小值; f_j^{\max} 和 f_j^{\min} 分别为第 j 个目标函数适应值的最大、最小值; E_d^i 为第 i 个解的欧氏距离; M_d^i 为第 i 个解的马氏距离; F_j^i 为归一化后第 i 个解的第 j 个适应度函数; Y_j 为第 j 个目标函数的理想点; u_j 为第 j 个目标函数的均值; \sum^{-1} 是协方差矩阵。

4.2.2 计算靶心

q_j 为无量纲化算子, 如式(26)所示。

$$q_j = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_j^i), j=1, 2, \dots, m+2 \quad (26)$$

决策矩阵 B 如式(27)所示。

$$B = (b_j^i)_{n(m+2)} = \frac{q_j - x_j^i}{\max\{\max_{1 \leq i \leq n} \{x_j^i\} - q_j, q_j - \min_{1 \leq i \leq n} \{x_j^i\}\}} \quad (27)$$

式中: b_j^i 为决策矩阵中第 i 行、第 j 列的元素, 并且选定的靶心为 $b_j^{\text{best}} = \min\{b_j^i | 1 \leq i \leq n\}$ 。

4.2.3 建立权重与马氏距离

权重 ω_j 和熵值 E_j 计算如下。

$$\omega_j = \frac{x_j^i}{\sum_{i=1}^n (x_j^i)}, x_j^i \geq 0 \quad (28)$$

$$E_i = -\frac{1}{\ln n} \sum_{i=1}^n (x_j^i \ln \omega_j^i) \quad (29)$$

$$\omega_j = \frac{(1 - E_j)}{\sum_{j=1}^{m+2} (1 - E_j)} \quad (30)$$

式中: ω_j^i 为第 i 个解的第 j 个目标的权重。

每个解到靶心的马氏距离 M_d^i 可以表示为

$$M_d^i = |b^i - b^{\text{best}}| = \sqrt{\sum_{j=1}^{m+2} \omega_a (F_j^i - u_j)^T \sum_{j=1}^{-1} (F_j^i - u_j)} \quad (31)$$

式中: b^i 和 b^{best} 分别为第 i 个解的值和理想最佳解的值。

根据 M_d 对非支配解进行排序。归档集中的每组解都被认为是一个独立的决策方案。选取最接近靶心的解作为最优决策解。基于 MOMA-IGTDM 的 EVCS 联合 BESS 选址定容模型求解流程如图 1 所示, 图中 k_{\max} 为最大迭代次数。

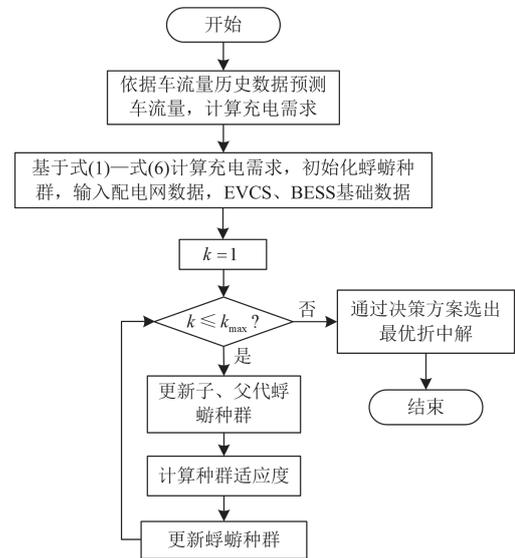


图 1 基于 MOMA-IGTDM 的 EVCS 联合 BESS 选址定容模型求解流程

Fig. 1 Flow chart of EVCS joint BESS location capacity model based on MOMA-IGTDM

5 算例分析

5.1 测试模型

在本节中设计了基于 IEEE33 节点的仿真测试模型, 该模型用于验证本文提出的 EVCS 联合 BESS 综合配置模型的有效性。图 2 为扩展的 IEEE33 标准测试节点拓扑图。此外, 共有 2000 辆 EV 参与仿真实验, 并且在本文的配置方法中, 由于 BESS 安装在 EVCS 内, 二者处于同一节点。在仿真实验中, 为保证对比的公平性, 各个优化算法的最大迭代次数、种群数、外部归档集的数量均分别设置为 250、50、100, 且所有仿真实验均是在 Matlab R2023a 平台上完成,

潮流计算由 Matpower 7.1 工具包计算完成。

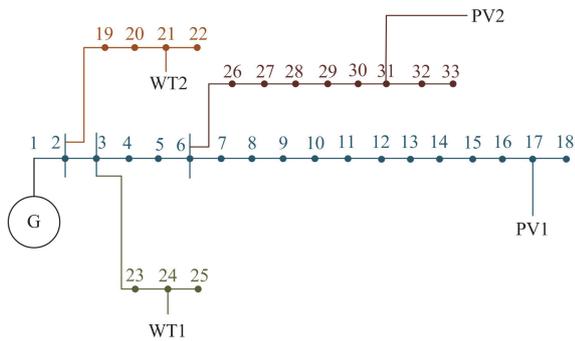


图 2 扩展的 IEEE33 标准测试节点

Fig. 2 Extended IEEE33 standard test node

5.2 配置结果分析

表 1 给出了在 IEEE33 标准测试节点中 MOMA 和多目标粒子群优化(mul-objectives particle swarm optimization, MOPSO)算法的配置结果。在单独配置 EVCS 而不配置 BESS 的情况下, 由于大量的 EV 充电负荷接入配电网, 并且该充电负荷的随机性较强, 导致配电网的负荷波动有明显的上升。随着不同时间下 EV 选用的充电桩的节点位置不同, 造成源荷之间的距离改变, 同时配电网传输功率也有增加, 使得网损有着明显的上升。但是, 当在配置 EVCS 的同时配置 BESS, 相比于不配置 BESS 的情况, 网损仅有轻微的上升, 而负荷波动则有了明显的下降。由于在配电网中进一步配置了 BESS, 虽然 BESS 能够有效对负荷进行削峰填谷, 但是存在大量功率吞吐的情况, 造成了网损的轻微增加。通过对比表 1 中 MOMA 和 MOPSO 算法的结果可以得到, 相比于不配置 BESS, 在 MOMA 的配置结果中负荷波动降低了 6.8045 MW(40.60%), 网损增加了 0.0169 MWh(0.72%)。而 MOPSO 得到的配置方案虽然成本更低, 但其负荷波动指标和系统网损更高。同时, 观察表 2 中的数据可以发现, MOMA 配置的 EVSC 和 BESS 容量更加均匀。图 3 展示了 MOMA 对 EVCS 和 BESS 联合优化结果的 Pareto 解集分布图, 从该图中可以看出, MOMA 能够得到一个分布均匀的 Pareto 解集, 同时本文的决策方法也能够得到一个合理的最佳折中解。在实际工程问题中, 各目标函数之间关系复杂, 含有较多的决策变量, 使得优化算法得到的 Pareto 前沿分布不能够完全集中在理想的 Pareto 前沿分布上。但通过该分布图可以看出, 各目标已经呈现出收敛趋势, 这表明使用 MOMA 优化算法能够有效求解本文所提出的 EVCS 联合 BESS 优化配置模型。

表 1 目标函数结果

Table 1 Objective function result

算法	网损/MWh	负荷波动/MW	价格/万元
初始状态	0.9145	7.726	—
MOMA(无 BESS)	2.3293	16.7615	—
MOMA(有 BESS)	2.3462	9.957	488.49
MOPSO(无 BESS)	3.6337	22.109	—
MOPSO(有 BESS)	3.6749	20.107	457.78

表 2 配置结果

Table 2 Configuration result

算法	配置节点位置	配置充电站容量/kW	配置储能容量/kW
MOMA	3	442.9307	1464.7302
	19	401.2495	2505.2390
	21	410.6055	579.2461
	25	402.6930	1542.0678
	5	401.2857	1402.3340
MOPSO	22	417.7970	1229.5917
	33	360	374.3783
	25	735.5379	487.5964
	2	360	360.4046
	21	1138.8664	360
	23	360	360
	19	369.6696	407.5799

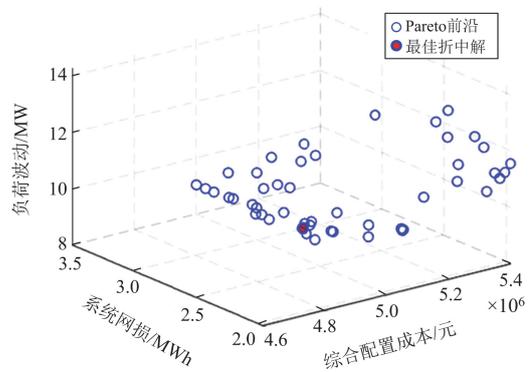


图 3 MOMA 的 Pareto 分布图

Fig. 3 Pareto distribution map of MOMA

此外, 图 4 展示了 IEEE33 标准测试节点下配置 BESS 前后负荷波动变化情况。图 5 为由 MOMA 得到的 6 台 BESS 充放电功率曲线。从图 4 中可以看出, 配置 BESS 前后, 系统负荷的峰谷差有明显的降低, 这验证了表 1 中的数据。图 5 则证明了依据本文方法配置的 BESS 能够正常且积极地进行功率的充放, 表明了本文所提配置方案的有效性, 也从侧面验证了图 4(a)中负荷曲线得到平抑是合理的。综上, 从多方面验证了本文所设计的方案能够有效提高系统运行的稳定性和经济性。

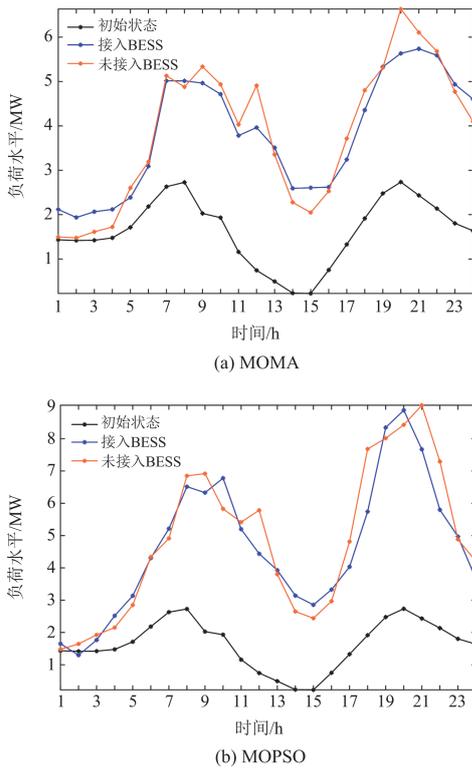


图4 IEEE33 测试下的负荷波动

Fig. 4 Load fluctuation under IEEE33 test

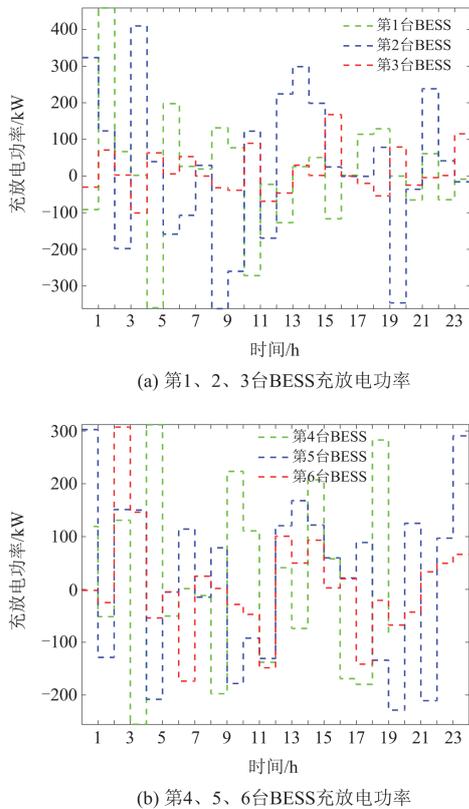


图5 6台 BESS 充放电功率曲线

Fig. 5 Charge and discharge power curves of BESSs

6 结论

本文提出了一种基于电动汽车充电需求的 EVCS 联合 BESS 多目标优化规划模型。该模型考虑不同的用户行为初始化各 EV 的起始 SOC、行驶时间和日行驶里程, 预测 EV 的充电需求。并以 EVCS 和 BESS 的综合成本、配电网系统网损和负荷波动为目标函数, 建立了 EVCS 联合 BESS 的最优选址定容模型。采用 MOMA 算法对基于 IEEE33 标准测试节点进行仿真实验, 结果显示, 基于 MOMA 算法得到的规划方案, 在 IEEE33 测试环境下得到了有效的结果。同时, MOMA 能够获得均匀分布的 Pareto 解集, 并得到比 MOPSO 更加优秀的配置方案。该 EVCS 联合 BESS 的优化配置方案能够有效降低配电网系统网损和负荷波动, 有效提高配电网的稳定性与经济性。本文研究仅考虑了 EV 用户行为这一因素, 在未来的研究中, 还将考虑路网中可能存在的充电桩排队及堵车问题, 以更全面合理地优化 EVCS 的配置。

参考文献

- [1] 徐博涵, 向月, 潘力, 等. 基于深度强化学习的含高比例可再生能源配电网就地分散式电压管控方法[J]. 电力系统保护与控制, 2022, 50(22): 100-109.
XU Bohan, XIANG Yue, PAN Li, et al. Local decentralized voltage management of a distribution network with a high proportion of renewable energy based on deep reinforcement learning[J]. Power System Protection and Control, 2022, 50(22): 100-109.
- [2] 程杉, 傅桐, 李泮洋, 等. 含高渗透可再生能源的配电网灵活性供需协同规划[J]. 电力系统保护与控制, 2023, 51(22): 1-12.
CHENG Shan, FU Tong, LI Fengyang, et al. Flexible supply demand collaborative planning for distribution networks with high penetration of renewable energy[J]. Power System Protection and Control, 2023, 51(22): 1-12.
- [3] 卢慧, 谢开贵, 胡博, 等. 混合交通流下计及储能型柔性开关影响的交通-配电网联合规划[J]. 电力系统保护与控制, 2023, 51(22): 108-119.
LU Hui, XIE Kaigui, HU Bo, et al. Coordinated planning of transportation and distribution networks with mixed traffic flow and E-SOP[J]. Power System Protection and Control, 2023, 51(22): 108-119.
- [4] CUI Z H, CHANG Y, ZHANG J J, et al. Improved NSGA-III with selection-and-elimination operator[J]. Swarm and Evolutionary Computation, 2019, 49: 23-33.
- [5] YANG B, LI J L, SHU H C, et al. Recent advances of optimal sizing and location of charging stations: a critical overview[J]. International Journal of Energy Research, 2022, 46(13): 17899-17925.
- [6] 张美霞, 张倩倩, 杨秀, 等. 基于交通-电力均衡耦合的电动汽车快充站与配电网联合规划[J]. 电力系统保护与控制, 2023, 51(11): 51-63.

- ZHANG Meixia, ZHANG Qianqian, YANG Xiu, et al. Joint planning of electric vehicle fast charging stations and distribution network based on a traffic-electricity equilibrium coupling model[J]. Power System Protection and Control, 2023, 51(11): 51-63.
- [7] 王华莹, 李勇, 朱辉, 等. 考虑配电网负荷的电动汽车充电站规划[J]. 电力系统及其自动化学报, 2022, 34(11): 134-141.
- WANG Huaying, LI Yong, ZHU Hui, et al. Planning of electric vehicle charging stations considering distribution network load[J]. Proceedings of the CSU-EPSA, 2022, 34(11): 134-141.
- [8] 沈鑫, 严松, 李妍. 考虑交通流量的电动汽车充电站优化规划方法[J]. 智慧电力, 2023, 51(7): 74-79.
- SHEN Xin, YAN Song, LI Yan. Optimal planning method of electric vehicle charging station considering traffic flow[J]. Smart Power, 2023, 51(7): 74-79.
- [9] 雷国平, 邓立, 蔡黎, 等. 考虑多影响因素的电动汽车充电负荷预测[J]. 制造业自动化, 2024, 46(5): 128-133.
- LEI Guoping, DENG Li, CAI Li, et al. Multiple influencing factors based charging load forecasting of electric vehicle[J]. Manufacturing Automation, 2024, 46(5): 128-133.
- [10] 马永翔, 韩子悦, 闫群民, 等. 考虑电动汽车充电负荷及储能寿命的充电站储能容量配置优化[J]. 电网与清洁能源, 2024, 40(4): 92-101.
- MA Yongxiang, HAN Ziyue, YAN Qunmin, et al. Optimization of storage capacity allocation at charging stations considering EV charging load and storage lifetime[J]. Power System and Clean Energy, 2024, 40(4): 92-101.
- [11] 赵子璠, 彭清文, 邓铭, 等. 考虑多因素影响与误差修正的充电站负荷预测[J]. 浙江电力, 2024, 43(4): 21-28.
- ZHAO Zijun, PENG Qingwen, DENG Ming, et al. Load forecasting for charging stations considering multiple influencing factors and error correction[J]. Zhejiang Electric Power, 2024, 43(4): 21-28.
- [12] 江晋剑, 朱纬纲. 基于自适应粒子群算法的电动汽车充电桩布局优化[J]. 安庆师范大学学报(自然科学版), 2023, 29(4): 47-51.
- JIANG Jinjian, ZHU Weigang. Optimization of charging pile layout for electric vehicles based on adaptive particle swarm optimization[J]. Journal of Anqing Normal University (Natural Science Edition), 2023, 29(4): 47-51.
- [13] 屈克庆, 赵登辉. 考虑时空负荷分布的电动汽车充电站优化配置[J]. 上海电力大学学报, 2023, 39(5): 453-458, 466.
- QU Keqing, ZHAO Denghui. Optimal configuration of electric vehicle charging stations considering load spatiotemporal distribution[J]. Journal of Shanghai University of Electric Power, 2023, 39(5): 453-458, 466.
- [14] 刘俊壕, 杨世勇, 李黄强, 等. 基于充电需求时空分布预测的电动汽车充电站规划[J]. 中外能源, 2024, 29(5): 18-26.
- LIU Junhao, YANG Shiyong, LI Huangqiang, et al. Planning of charging stations for electric vehicles based on spatiotemporal distribution prediction of charging demand[J]. Sino-Global Energy, 2024, 29(5): 18-26.
- [15] 范培潇, 胡文平, 温裕鑫, 等. 基于可进化 PID 的电动汽车孤岛微电网负荷频率控制策略[J]. 全球能源互联网, 2023, 6(3): 258-265.
- FAN Peixiao, HU Wenping, WEN Yuxin, et al. A load frequency control strategy of island microgrid with V2G based on evolutionary-PID[J]. Journal of Global Energy Interconnection, 2023, 6(3): 258-265.
- [16] YANG B, WANG J, CHEN Y, et al. Optimal sizing and placement of energy storage system in power grids: a state-of-the-art one-stop handbook[J]. Journal of Energy Storage, 2020, 32.
- [17] GUO C, LIU D, GENG W, et al. Modeling and analysis of electric vehicle charging load in residential area[C] // 2019 4th International Conference on Power and Renewable Energy (ICPRE), September 21-23, 2019, Chengdu, China: 394-402.
- [18] GAO Q, ZHU T, ZHOU W, et al. Charging load forecasting of electric vehicle based on Monte Carlo and deep learning[C] // 2019 IEEE Sustainable Power and Energy Conference (ISPEC), November 21-23, 2019, Beijing, China: 1309-1314.
- [19] LI J, YANG B, GUO Z, et al. Optimal planning of electricity-hydrogen hybrid energy storage system considering demand response in active distribution network[J]. Energy, 2023, 273.
- [20] YANG Y, BREMNER S, MENICTAS C, et al. Modelling and optimal energy management for battery energy storage systems in renewable energy systems: a review[J]. Renewable and Sustainable Energy Reviews, 2022, 167.
- [21] CHEN H, CONG T, YANG W, et al. Progress in electrical energy storage system: a critical review[J]. Progress in Natural Science, 2009, 19(3): 291-312.
- [22] 姜惠兰, 安星, 王亚微, 等. 基于改进 NSGA2 算法的考虑风机接入电能质量的多目标电网规划[J]. 中国电机工程学报, 2015, 35(21): 5405-5411.
- JIANG Huilan, AN Xing, WANG Yawei, et al. Improved NSGA2 algorithm based multi-objective planning of power grid with wind farm considering power quality[J]. Proceedings of the CSEE, 2015, 35(21): 5405-5411.
- [23] 李嘉乐, 杨博, 胡袁炜骥, 等. 考虑需求侧响应的电-氢混合储能系统选址定容[J]. 电网技术, 2023, 47(9): 3698-3714.
- LI Jiale, YANG Bo, HU Yuanweiji, et al. Location and capacity planning of electricity hydrogen hybrid energy storage system considering demand response[J]. Power System Technology, 2023, 47(9): 3698-3714.

收稿日期: 2024-08-07; 修回日期: 2024-09-08

作者简介:

何国彬(1984—), 男, 高级工程师, 主要研究方向为配电网规划; E-mail: 51250027@qq.com

杨金新(1988—), 男, 工程师, 研究方向为智能配电网规划; E-mail: astropayment@163.com

苏睿(1994—), 女, 通信作者, 硕士, 工程师, 研究方向为配电网规划。E-mail: 357272999@qq.com

(编辑 魏小丽)