第49卷 第20期 2025年10月25日
DOI：10.7500/AEPS20240701007
电力系统自动化
Automation of Electric Power Systems
Vol. 49 No. 20 Oct. 25，2025

考虑电动汽车参数一致性的虚拟电厂云边协同调度方法

胡安妮[1]，张天策[1]，李庚银[1]，陈为佳[2]，王剑晓[3]
（1. 新能源电力系统全国重点实验室（华北电力大学），北京市 102206；2. 国网北京城区供电公司，北京市 100032；
3. 大数据分析与应用技术国家工程实验室（北京大学），北京市 100871）

摘要：海量电动汽车的无序接入给电力系统优化调度带来了前所未有的挑战。虚拟电厂作为云端聚合边缘侧电动汽车、光伏等分布式资源参与输电网调度的解决思路，具有较大的应用潜力。然而，规模化同构电动汽车在充放电功率、效率、电池容量等参数上具有一致性，导致其响应虚拟电厂调控信号的边缘优化策略相同，虚拟电厂协同调度时易出现迭代不收敛甚至振荡问题。为此，文中构建了基于拉格朗日松弛的虚拟电厂云边协同优化调度框架与模型，揭示了规模化电动汽车参数一致性引发迭代振荡的机理，并提出一种基于扰动函数的收敛加速算法，在保持最优解不变的条件下打破参数一致性，从而实现海量电动汽车与虚拟电厂的高效协同优化。通过参数灵敏度分析，理论上证明了扰动极限的封闭形式，并基于中国深圳地区不同规模用户算例研究验证了所提方法的有效性和高效性。

关键词：虚拟电厂；电动汽车；拉格朗日松弛；扰动函数；云；边

0 引言

为构建清洁、低碳、高效的能源体系，分布式发电、电动汽车（electric vehicle，EV）等灵活性资源在面对能源转型和实现低碳排放方面发挥了重要作用[1-3]。截至2023年底，中国EV保有量超过2 000万辆，几乎占全球总量的一半，预计2030年EV数量将超过8 000万辆，EV革命将极大促进能源革命[4-5]。EV充电负荷具有时空分布特性，故其大规模无序接入给电力系统安全稳定运行带来了巨大压力[6-7]。针对上述问题，虚拟电厂（virtual power plant，VPP）与EV云边协同的模式受到了广泛关注。VPP能够聚合区域电网中包括EV在内的分布式资源[8]，通过与上级电网交互信息来调控EV的状态与充放电时间，促进电网与交通网之间的高效协同[9-10]。

EV优化调度控制方式主要包括集中式控制[11]和分散式控制[12]两大类。传统的集中式控制由调度中心直接处理用户数据并发送调度指令，但随着大规模EV的集中并网，未来可能面临传输处理时延、计算效率、安全隐私等问题，逐渐无法适应日益复杂场景的调度需求[13]。而基于VPP的云边协同分散调度为电力系统提供了从云端向用户端下沉的解决方案[14]，在分担主网对海量EV信息整合压力的同时，更加高效灵活地通过状态信息交互实现车网互动[15]。未来，EV大量集中并网将带来强随机性和时间变化波动特性，需要能精准反映电网实际运行状态的分散协同方式，减少因调度决策不准确而带来的精度损失及其对电网安全稳定的影响。

针对分散最优调度问题的求解方法，主要包括最优条件分解法[16]、交替方向乘子法[17]（alternating direction method of multipliers，ADMM）、拉格朗日松弛算法[18]等。最优条件分解法通过条件分解构建了各区域的对应子问题，由于每次迭代的改进都较小，导致求解效率高度依赖于问题的结构。协同过程中，ADMM各子模块间也存在信息传递，当单一模块受扰变化时，会直接影响其他模块的解。相比之下，拉格朗日松弛算法更具可靠性，在协同过程中没有彻底去集中化，通过与更高层模型交互信息来进行迭代求解[19]。

针对海量EV调度问题，其迭代收敛情况除了受迭代步长等求解算法因素影响外，还与子问题相同的特殊结构有关。在VPP与EV云边协同优化调度的过程中，由于海量EV在充放电功率、电池容

收稿日期：2024-07-01；修回日期：2025-01-17。
上网日期：2025-03-13。
甘肃省科技重大专项计划资助项目（22ZD6GA032）；国家资助博士后研究人员计划资助项目（GZC20230787）；中央高校基本科研业务费专项资金资助项目（2024MS007）。

量、充放电效率等参数上具有一致性，导致EV响应VPP调控信号的边缘优化策略趋同，求解时易出现迭代不收敛甚至振荡现象[20]。针对参数一致性结构对分布式优化产生的影响，文献[21]表明，相同结构系数会对优化模型求解产生负面影响；文献[22]利用不等式破坏参数一致性，消除部分由一致性引起的分支定界树的冗余；文献[23]采用改进对称群组的对应约束破坏参数一致性，实现计算效率的提升。上述方法虽然在其他领域的对称性问题中具有影响，但面对含有海量EV的复杂场景，其适用性有限。文献[24]通过参数分类集中调度等效机组来解决参数一致引起的迭代难以收敛问题，但由于海量EV具有时序与状态上的随机性，无法完全通过聚类实现调度。

针对上述问题，本文提出了一种基于拉格朗日松弛的VPP云边协同优化调度方法，以实现海量EV-VPP-输电网多级系统之间的高效协同优化。首先，建立了大规模EV接入的VPP云边协同优化调度框架与模型，揭示了EV参数一致性引发迭代振荡的机理；其次，针对云边信息交互过程中的迭代振荡问题，提出基于扰动函数的拉格朗日松弛算法，打破参数一致性，有效提升算法的收敛速度与计算精度；最后，通过参数灵敏度分析，从理论上证明了扰动算法的极限封闭形式，并横向对比不同参数扰动对模型性能及收敛速度的影响。

1　VPP与EV云边协同调度框架

针对海量EV-VPP-输电网调度中心多级系统，本文构建了VPP云边协同的分散调度框架，如图1所示。

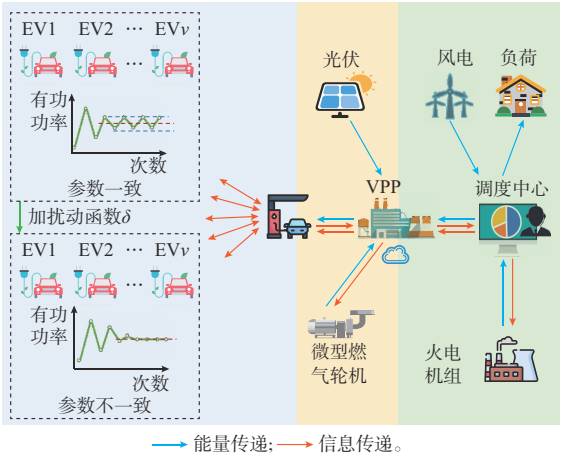

图1　VPP参与云边协同调度的框架

Fig. 1　Framework of VPP participating in cloud-edge collaborative scheduling

基于云边协同的已有架构，结合VPP的特定需求，探索其在应对未来大规模EV接入电网这一特定场景下的优化策略。云边协同能够将云端计算与边缘计算充分结合起来，在高效信息传输的前提下共同完成调度任务。VPP作为云端聚合边缘侧EV等分布式资源参与输电网调度，缓解了调度中心云计算面临的网络阻塞、传输时效、隐私安全等问题，利用边缘计算处理实时EV数据，与云端协同调控EV状态。云边协同模式促进了交互信息的传输迭代，同时极大缓解了电网调度中心的数据处理压力。

在云边协同框架下，VPP对其所在区域的基本负荷、微型燃气轮机、EV充电站和分布式光伏等资源进行调控管理。其中，EV充放电时间和微型燃气轮机利用情况由VPP发送调度信息来精准调控，同时，在边端就地计算并传输响应信号。在此基础上，协同过程中能够通过对参数进行微扰来打破参数一致性，有效加速振荡收敛过程，进而实现EV与VPP的高效协同优化。

2　VPP聚合规模化EV模型

2.1　VPP参与电网调度模型

为实现输电网与VPP之间的优化调度，从目标函数和约束方面介绍所构建的输电网最优调度模型。在输电网中，采用考虑安全约束的机组组合模型，综合考虑火电机组出力约束、爬坡约束、功率平衡约束以及线路传输功率约束。通过优化机组出力，在满足各项约束条件的前提下，使发电成本最小。输电网优化调度模型的目标函数如式(1)所示。

$$\min\sum_{t=1}^{T}\sum_{g=1}^{N_G}\left(c_{u,g}u_{g,t}+c_{d,g}d_{g,t}+a_{th,g}p_{th,g,t}+b_{th,g}p_{th,g,t}^{2}\right) \tag{1}$$

式中：$c_{u,g}$和$c_{d,g}$分别为火电机组g的启、停成本；$u_{g,t}$和$d_{g,t}$分别为t时刻火电机组g的启、停变量；$a_{th,g}$、$b_{th,g}$为火电机组g的耗量特性系数；$p_{th,g,t}$为t时刻火电机组g的出力；T为调度时长；N_G为火电机组数量。

$$r_{g,t}P_{th,g}^{min}\leqslant p_{th,g,t}\leqslant r_{g,t}P_{th,g}^{max} \tag{2}$$

$$r_{g,t}-r_{g,t-1}=u_{g,t}-d_{g,t} \tag{3}$$

$$u_{g,t}+d_{g,t}\leqslant 1 \tag{4}$$

$$\sum_{\tau=t}^{T_S}(1-r_{g,\tau})\geqslant T_S(r_{g,t-1}-r_{g,t}) \tag{5}$$

$$|p_{th,g,t+1}-p_{th,g,t}|\leqslant s_{u,g} \tag{6}$$

$$\sum_{g}p_{th,g,t}+\sum_{w}p_{wind,w,t}=\sum_{i}p_{vpp,i,t}+\sum_{m}p_{load,m,t} \tag{7}$$

$$p_{l,t}=\sum F_l(p_{\mathrm{th},g,t}+p_{\mathrm{wind},w,t}-p_{\mathrm{load},m,t}-p_{\mathrm{vpp},i,t}) \quad (8)$$

$$-P_l^{\max}\leqslant p_{l,t}\leqslant P_l^{\max} \quad (9)$$

式中：$r_{g,t}$表示t时刻火电机组g的启停机状态；$P_{\mathrm{th},g}^{\max}$和$P_{\mathrm{th},g}^{\min}$分别为火电机组g出力的上、下限；T_{S}为最小关停机时间；$s_{\mathrm{u},g}$为火电机组g的爬坡约束；$p_{\mathrm{wind},w,t}$为t时刻风电机组w的出力；$p_{l,t}$为t时刻输电网支路l的传输功率；$p_{\mathrm{load},m,t}$为t时刻输电网对应负荷m的需求；$p_{\mathrm{vpp},i,t}$为t时刻VPPi的对外输出功率，该变量为VPP和上级电网之间的迭代交互量；F_l为输电网支路l对应的潮流转移分布因子；$P_l^{\max}$为输电网支路l的潮流传输上限。

由于VPP参与电网调度过程的迭代求解具有一定复杂性，故集中式与分布式协同方法在此过程中均有一定应用和前景。综合考虑VPP参与调度过程的安全隐私需求，本文建立分布式迭代算法框架进行求解，并通过收敛判据调整对此过程中的迭代进行抑制以满足实际电网调度需求。上级电网通过与VPP进行交互功率和电价信息的传输，进而优化VPP的调度策略，以实现整体效益的最大化。

2.2　计及规模化EV的VPP优化调度模型

在规模化EV参与VPP优化调度的过程中，假设本文计及的EV均可以与电网进行双向能量交换，以实现更灵活的能量管理和调度控制。对于EV用户，其个体优化的目标函数为在达到充电需求的前提下，用户充电经济成本F最低。

$$\min F=\sum_{t=T_{\mathrm{S}}}^{T}C_t(p_{v,t}^{\mathrm{cha}}-p_{v,t}^{\mathrm{dis}}) \quad (10)$$

式中：$P_{v,t}^{\mathrm{cha}}$和$P_{v,t}^{\mathrm{dis}}$分别为EVv在t时刻的充、放电功率；C_t为t时刻的实时电价系数，在本文模型中，实时电价系数被假设为主网的拉格朗日乘子，能够反映电网功率与价格之间的边际成本供需关系。

同时，EV的充电和放电功率满足如下约束：

$$0\leqslant P_{v,t}^{\mathrm{cha}}\leqslant\alpha_v^{\mathrm{c}}P_v^{\mathrm{cmax}} \quad (11)$$

$$0\leqslant P_{v,t}^{\mathrm{dis}}\leqslant\alpha_v^{\mathrm{d}}P_v^{\mathrm{dmax}} \quad (12)$$

$$\alpha_v^{\mathrm{d}}+\alpha_v^{\mathrm{c}}\leqslant 1 \quad (13)$$

式中：P_v^{cmax}和P_v^{dmax}分别为EVv的最大充、放电功率；α_v^{c}和α_v^{d}分别为EV充、放电的指示变量。此外，上级电网功率缺额或过多时，所有的单位个体的充放电趋势趋同，此时的0-1变量相当于被松弛掉，问题能够被简化为传统的线性规划问题。

EV相当于移动储能，其储能状态变量为EV中内部锂电池的电量，可以用EV的荷电状态（state of charge，SOC）反映EV中电池的剩余电量。此外，每辆车的初始SOC和离开充电站时的SOC应满足车主自身的要求，如下所示：

$$S_t=S_{t-1}+\frac{1}{E_v^{\max}}P_{v,t}^{\mathrm{cha}}\eta_v^{\mathrm{cha}}-\frac{1}{E_v^{\max}}\frac{P_{v,t}^{\mathrm{dis}}}{\eta_v^{\mathrm{dis}}} \quad (14)$$

$$S_{T_v^{\mathrm{arr}}}=S_v^{\mathrm{arr}} \quad (15)$$

$$S_{T_v^{\mathrm{d}}}\geqslant S_v^{\mathrm{d}} \quad (16)$$

$$0\leqslant S_t\leqslant S_{\max} \quad (17)$$

式中：S_t为t时刻的SOC；$E_v^{\max}$为EVv的电池容量；η_v^{cha}和η_v^{dis}分别为EVv的充、放电效率；T_v^{arr}和T_v^{d}分别为EVv到达和离开充电站的时刻；S_v^{arr}为EVv到达充电站所具有的电量；S_v^{d}为EV离开时必须拥有的最小电量限制；$S_{\max}$为车辆SOC的上限。

EV充电站也有其自身的容量限制，其充放电功率为站内所有EV充放电的总功率，如下所示：

$$\begin{cases}P_{z,t}^{\mathrm{scha}}=\sum_v P_{v,t}^{\mathrm{cha}}\\ P_{z,t}^{\mathrm{sdis}}=\sum_v P_{v,t}^{\mathrm{dis}}\end{cases} \quad (18)$$

$$\begin{cases}0\leqslant P_{z,t}^{\mathrm{scha}}\leqslant P_{z,\max}^{\mathrm{scha}}\\ 0\leqslant P_{z,t}^{\mathrm{sdis}}\leqslant P_{z,\max}^{\mathrm{sdis}}\end{cases} \quad (19)$$

式中：$P_{z,t}^{\mathrm{scha}}$和$P_{z,t}^{\mathrm{sdis}}$分别为t时刻EV充电站z的充、放电总功率；$P_{z,\max}^{\mathrm{scha}}$和$P_{z,\max}^{\mathrm{sdis}}$分别为EV充电站$z$的充、放电功率上限。

VPP是实现分布式电源、可控负荷、EV等分布式资源聚合和优化调度的协调管理系统，为上级电网提供管理和辅助服务。因此，调度过程中目标函数设置为用能成本最小：

$$\min F=\sum_{i=1}^{N}\sum_{t=T_{\mathrm{S}}}^{T}C_t p_{\mathrm{s},i,t} \quad (20)$$

式中：$p_{\mathrm{s},i,t}$为t时刻VPPi与上级电网交互的功率；N为VPP总数。

VPP中的分布式光伏出力可以进行灵活调控，其功率不超过t时刻发电量$P_{\mathrm{APV},t}$，其出力范围如式(21)所示。微型燃气轮机出力限制如式(22)所示。

$$0\leqslant p_{\mathrm{pv},i,t}\leqslant P_{\mathrm{APV},t} \quad (21)$$

$$0\leqslant p_{\mathrm{MT},i,t}\leqslant P_{\mathrm{MT},t} \quad (22)$$

式中：$p_{\mathrm{pv},i,t}$为VPPi中分布式光伏在t时刻的出力；$p_{\mathrm{MT},i,t}$为VPPi中微型燃气轮机在t时刻的出力；$P_{\mathrm{MT},t}$为微型燃气轮机在t时刻出力上限。

VPP对外功率取决于各分布式资源的出力情况，且需要满足其交互功率约束，如下所示：

$$p_{\mathrm{vpp},i,t}=p_{\mathrm{sta},i,t}^{\mathrm{cha}}+p_{\mathrm{sta},i,t}^{\mathrm{load}}-p_{\mathrm{sta},i,t}^{\mathrm{dis}}-p_{\mathrm{pv},i,t}-p_{\mathrm{MT},i,t} \quad (23)$$

$$0\leqslant p_{\mathrm{vpp},i,t}\leqslant p_{\mathrm{limit}} \quad (24)$$

式中：$p_{\mathrm{sta},i,t}^{\mathrm{cha}}$和$p_{\mathrm{sta},i,t}^{\mathrm{dis}}$分别为VPP$i$中EV充电站在$t$时刻的充、放电功率；$p_{\mathrm{sta},i,t}^{\mathrm{load}}$为VPP$i$内$t$时刻不可控基

础负荷；p_{limit}为电网联络线的传输功率极限。

本文方法不仅适用于日前和日内滚动调度，更能有效应对实时调度的需求。特别是在大规模EV接入的电力系统中，该方法在日内实时调度场景下展现出显著优势，能够实时对负荷变动量进行精准再分配。具体而言，本文采用了一种高效的调度策略，该策略通过每小时对电力系统进行一次实时调度，确保在每个时段都能对功率进行精确决策。在电网调度运算过程中，VPP在遵循既定协议的基础上，能够快速决策其内部各个EV的充放电状态与功率输出。

2.3　EV参数一致性问题

参数一致性问题广泛存在于分散协同优化当中。若模型参数具有大规模一致性，各决策变量对目标函数贡献相同，则求解过程将产生等价最优基，即具有相同目标值的可行解。在分布式模型转化过程中，将会产生相同的等效子问题，导致迭代过程出现严重振荡，造成算力资源浪费。

在VPP与EV协同优化调度中，EV在各时段充放电效率、最大充放电功率、电池容量、价格系数等参数也存在一致性问题。当EV进入充电站时，若两个时刻对应的实时电价相同，充电计划对车辆用户目标函数的贡献相同，则VPP调度中心难以抉择EV何时进行充电。此外，若一个区域内有两辆相同的EV，任意充放电计划分配给这两辆EV均会得到对目标值贡献相同的可行解。因此，参数一致的EV越多，在求解过程中越容易造成迭代振荡现象。

为更加清晰直观地阐述振荡的原因，图2分析了参数对称和参数不对称两种情况下VPP面对系统功率短缺时的响应结果。功率缺额是指在特定时段内，发电资源与负荷需求之间不匹配时EV作为分布式储能资源，在适当的时候可以向VPP放电，获得较可观的经济收益，并在一定程度上缓解功率缺额的问题。

当VPP调节两个具有相同参数的EV同时响应一个功率缺额的信号时，其均向系统输出所缺功率，导致系统的总功率高出正常值，故VPP调整电价，并发出减少其功率输出的调度信号。然后，EV根据信号减少功率输出，导致系统中又出现了相同的功率短缺现象，即迭代振荡现象。图2(b)中EV参数不同，当系统出现功率缺额时，成本较低的EV增加输出功率响应，故没有产生振荡。

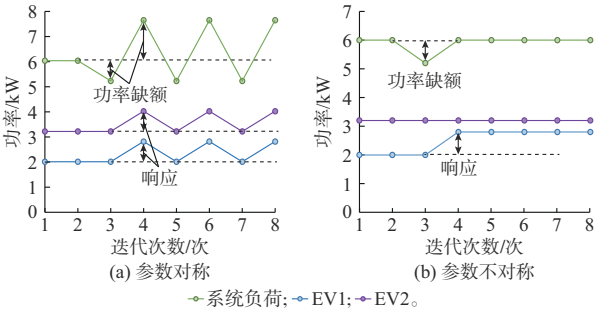

图2　振荡现象示意算例

Fig. 2　Schematic case of oscillation phenomenon

3　基于拉格朗日松弛的分散协同优化算法

针对VPP云边协同调度问题，本章通过拉格朗日松弛算法将EV-VPP-上级调度的多级模型分层求解。通过引入扰动函数打破参数一致性，实现高效协同运算。出于对用户隐私的保护，VPP通常不会将其内部的详细调度信息和模型公开给主网。拉格朗日松弛算法提供了一种在保护用户隐私前提下的优化方法。通过迭代更新拉格朗日乘子，主网和VPP可以在不直接交换用户敏感信息的情况下，协调各自的调度策略。

本文建立三层优化调度模型：主问题为系统与VPP之间的优化调度问题，以总系统成本最低为目标函数；子问题为VPP的优化迭代问题，对应目标函数为用能成本最低；次一层的子问题主体为EV用户，目标函数为单位用户购电成本最低。系统与VPP之间交互迭代的是电价与电量信息，VPP与EV用户交互的信息为拉格朗日乘子的更新迭代，如图3所示。

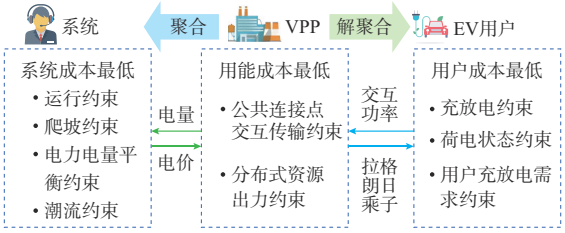

图3　VPP参与云边协同调度模型

Fig. 3　Model for VPPs participating in cloud-edge collaborative scheduling

VPP接收来自上级电网给出的电价信号，这些信号是基于电网的整体运行状态动态生成的。电价信号作为一种经济激励手段，引导VPP及其分布式能源调整其功率输出或需求。

3.1　拉格朗日松弛算法

拉格朗日松弛算法的基本思想是将导致求解困难的约束作为惩罚项吸收到目标函数中。根据拉格

朗日函数构造原则将约束在空间上解耦，VPP参与输电网调度模型的拉格朗日函数如式(25)所示。

$$\min F=\sum_t\sum_g(c_{\mathrm{u},g}u_{g,t}+c_{\mathrm{d},g}d_{g,t}+a_{\mathrm{th},g}p_{\mathrm{th},g,t}+b_{\mathrm{th},g}p_{\mathrm{th},g,t}^2)+\sum_i\sum_t c_{\mathrm{MT}}p_{\mathrm{MT},i,t}+\sum_t\lambda_t\left(\sum_i p_{\mathrm{vpp},i,t}-\sum_g p_{\mathrm{th},g,t}-\sum_w p_{\mathrm{wind},w,t}\right) \tag{25}$$

式中：c_{MT}为微型燃气轮机的价格系数，即微型燃气轮机每产生单位用电量所消耗的燃气成本；λ_t为拉格朗日乘子。

对拉格朗日函数式(25)化简得到拉格朗日对偶函数表达式$D(\Lambda)$，如下所示：

$$D(\Lambda)=L(P,\lambda)=\sum_t\sum_g(c_{\mathrm{u},g}u_{g,t}+c_{\mathrm{d},g}d_{g,t}+a_{\mathrm{th},g}p_{\mathrm{th},g,t}+b_{\mathrm{th},g}p_{\mathrm{th},g,t}^2-\lambda_t p_{\mathrm{th},g,t})-\sum_t\lambda_t\sum_w p_{\mathrm{wind},w,t}+\sum_h\sum_t V_{h,t}(\lambda_t) \tag{26}$$

式中：$V_{h,t}(\lambda_t)$为VPP在t时刻代理的能量交易成本，即VPP在购买和出售电能过程中所产生的购售电成本，随迭代量λ_t的迭代过程而改变。由此，目标函数的后半部分能够被分解成h个子问题，每个子问题独立求解。

针对VPP与EV之间的分散协调过程，构造拉格朗日函数$D(\mu)$如下：

$$D(\mu)=\sum_i\sum_t S_{i,t}-\sum_t\mu_t(p_{\mathrm{sta},i,t}^{\mathrm{cha}}+p_{\mathrm{sta},i,t}^{\mathrm{load}}-p_{\mathrm{sta},i,t}^{\mathrm{dis}}-p_{\mathrm{pv},i,t}) \tag{27}$$

$$S_{i,t}=\min(C_t p_{\mathrm{vpp},i,t}+\mu_t p_{\mathrm{vpp},i,t}) \tag{28}$$

式中：$S_{i,t}$为用户在t时刻的实际成本；μ_t为拉格朗日乘子。对偶问题就是使上述对偶函数最大化，即$\max D(\mu)$。

对偶函数在部分点上可能是不可微的，故求解这类问题时，可以考虑采用非光滑优化的相关方法。其中，次梯度法是一种经典的迭代求解拉格朗日乘子的方法，在某一点沿次梯度方向搜索即可找到函数极值点。采用次梯度法对拉格朗日乘子λ进行更新：

$$\lambda(k+1)=\max\left\{\lambda(k)+\alpha'(k)\frac{\xi(k)}{\|\xi(k)\|_1},0\right\} \tag{29}$$

式中：k为迭代次数；ξ为选择的次梯度；α'为迭代步长。

为保证算法的收敛性，步长需满足以下条件：

$$\begin{cases}\lim\limits_{k\to\infty}\alpha'(k)\to 0\\ \sum\limits_{k=1}^{\infty}\alpha'(k)\to\infty\end{cases} \tag{30}$$

基于上述条件，本文选取的步长如式(31)所示。

$$\alpha'(k)=\frac{1}{w_1k+w_2} \tag{31}$$

式中：w_1、w_1为步长参数。

本文将连续两次得到的目标函数值差值作为判断是否满足收敛条件的依据，若两次差值均小于集合精度ϵ，则满足收敛条件，终止迭代。通过上述拉格朗日松弛算法求解寻优，算法流程如图4所示。

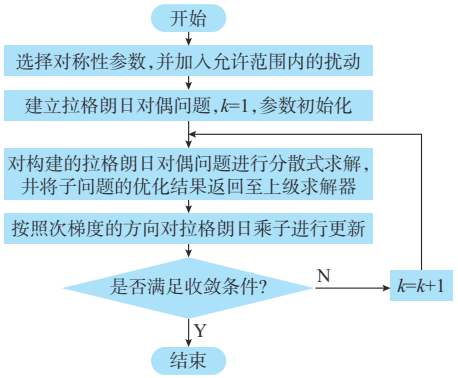

图4　分散协同算法流程图
Fig. 4　Flow chart of decentralized coordination algorithm

3.2　扰动函数法

在VPP聚合EV参与上级电网的多级调度模型中，大规模EV的集中接入使得各类调度模式下由参数一致性导致的振荡难以收敛问题突出。而由于VPP聚合各类分布式资源情况不同，导致参数差异较大，在与上级电网交互模型中不存在一致性问题。因此，本节着重解决VPP与EV之间调度的迭代振荡问题。

针对VPP参与的EV优化调度问题旨在通过一次求解确定扰动范围，实际运行过程中在远小于此基准的前提下增加扰动。通过理论推导，确定一个合理的扰动区间，使得在此区间内对EV充放电效率等参数的扰动不会显著改变系统的最优解结构。以此扰动范围生成微扰参数，从而在不破坏系统最优基结构的前提下，对问题进行求解。

3.2.1　扰动函数范围

为提高协同效率、加快算法求解速度，需要对模型中的关键参数进行小幅度扰动，以打破参数一致性。针对求解结果的可行性问题，为使参数在扰动下尽量小地影响优化结果，需要保证优化问题的最

优基或最优解不变，在此基础上求解参数扰动范围。在该范围内，即使对充放电效率进行扰动，也不会改变最优基，即各EV的充放电情况不会因扰动而发生本质变化，从而保证了模型求解结果的可行性。

由于电价的高低间接反映了电网对电力的供需状况，即便采用分时电价的形式，也可能会出现某时刻负荷大于当前系统可调度功率上限，即交易中心同时发布价格与功率缺额的情况。上级电网功率缺额或过多时，不同时段的价格信号受供需影响会产生不同的电价，导致所有的单位个体的充放电趋势趋同。此时，关于优化模型中充放电指示的0-1变量相当于被松弛掉，本文模型问题能够被简化为线性规划问题。尽管本文模型研究的是一个分布式优化问题，但每个子问题的求解本质上都是一个独立的线性规划问题。为简化分析过程，将EV优化调度问题表示为：

$$\begin{cases}\min f=\boldsymbol{c}\boldsymbol{x}\\ \text{s.t.}\quad \boldsymbol{A}\boldsymbol{x}=\boldsymbol{b}\\ \qquad \boldsymbol{x}\geqslant 0\end{cases}\tag{32}$$

$$[\,\boldsymbol{B}\quad \boldsymbol{N}'\,]\begin{bmatrix}\boldsymbol{x}_B\\ \boldsymbol{x}_{N'}\end{bmatrix}=\boldsymbol{b}\tag{33}$$

式中：$\boldsymbol{c}$为价值系数向量；$\boldsymbol{A}$为系数矩阵；$\boldsymbol{x}$为决策变量；$\boldsymbol{b}$为资源向量；$\boldsymbol{B}$为基向量；$\boldsymbol{N}'$为非基向量；$\boldsymbol{x}_B$和$\boldsymbol{x}_{N'}$分别为基向量和非基向量所对应的变量。由于$\boldsymbol{x}_{N'}=0$，则基变量$\boldsymbol{x}_B=\boldsymbol{B}^{-1}\boldsymbol{b}$，相应的目标函数值为$\boldsymbol{c}_B\boldsymbol{B}^{-1}\boldsymbol{b}$。其中，$\boldsymbol{c}_B$为基向量所对应的价值系数向量。

1)改变目标函数中的价值系数$\boldsymbol{c}$

目标函数系数对应模型中的实时电价，而系数向量表示模型在运行过程中的起作用约束。确定保持最优解不变的价值系数的变化范围，就是要保证检验数满足$z_j-c_j=\boldsymbol{c}_B\boldsymbol{B}^{-1}\boldsymbol{P}_j-c_j$。其中，$j$为非基变量下标；$\boldsymbol{P}_j$为系数矩阵中对应的非基变量$x_j$的列向量；$c_j$为对应的非基本变量的实时电价；$z_j$为对应的机会成本。

当非基变量x_j的价值系数c_j变为$c_j'=c_j+\Delta c_j$，且变化量$\Delta c_j\geqslant z_j-c_j$时，最优基不变，检验数变为：

$$z_j'-c_j'=\boldsymbol{c}_B\boldsymbol{B}^{-1}\boldsymbol{P}_j-c_j'=z_j-c_j+(c_j-c_j')\leqslant 0\tag{34}$$

式中：z_j'为变化后的机会成本。

基变量x_r的价值系数变为$c_r'=c_r+\Delta c_r$，其中，r为基变量下标，检验数如式(35)所示。

$$z_j'-c_j'=(\boldsymbol{c}_B+\Delta\boldsymbol{c}_B)\boldsymbol{B}^{-1}\boldsymbol{P}_j-c_j'\tag{35}$$

式中：$\Delta\boldsymbol{c}_B$为基向量所对应的价值系数变化量。

若$j\neq r$，令$\boldsymbol{y}_j=\boldsymbol{B}^{-1}\boldsymbol{P}_j$，非基变量的检验数变为$z_j-c_j+\Delta c_r y_{jr}\leqslant 0$。其中，$y_{jr}$为$\boldsymbol{y}_j$第$r$列的元素。

因此，为保证加入扰动函数后的最优解不变，价值系数扰动量ΔC_t的范围如式(36)所示，扰动范围限制与原最大充放电效率和对应约束系数相关。

$$\max\left\langle\frac{c_j-z_j}{y_{jr}}\middle|\,y_{jr}<0\right\rangle\leqslant\Delta C_t\leqslant\min\left\langle\frac{c_j-z_j}{y_{jr}}\middle|\,y_{jr}>0\right\rangle\tag{36}$$

2)改变约束条件的限额系数(右手项系数)

右手项系数$\boldsymbol{b}$对应模型中的最大充放电功率。当某限额系数b_r改变Δb_r后，右手项变为$b_r'=b_r+\Delta b_r$。最优基表达式变为$\boldsymbol{B}^{-1}\boldsymbol{b}'=\boldsymbol{B}^{-1}\boldsymbol{b}+\boldsymbol{B}^{-1}[0,\cdots,0,\Delta b_r,0,\cdots,0]^{\mathrm{T}}$。若使最优基保持不变，对于任意第$s$行的约束均满足式(37)。

$$(\boldsymbol{B}^{-1}\boldsymbol{b})_s+(\boldsymbol{B}^{-1})_{sr}\Delta b_r\geqslant 0\tag{37}$$

令$(\boldsymbol{B}^{-1}\boldsymbol{b})_s=\bar{b}_s$，可以得到限制系数的扰动范围如式(38)所示，扰动范围限制与原最大充放电效率与对应约束系数相关。

$$\max\left\langle-\frac{\bar{b}_s}{(\boldsymbol{B}^{-1})_{sr}}\middle|\,(\boldsymbol{B}^{-1})_{sr}>0\right\rangle\leqslant\Delta b_r\leqslant\min\left\langle-\frac{\bar{b}_s}{(\boldsymbol{B}^{-1})_{sr}}\middle|\,(\boldsymbol{B}^{-1})_{sr}<0\right\rangle\tag{38}$$

3)改变约束条件的技术系数

技术系数对应模型中的充放电效率的倒数。当技术系数发生改变时，对线性规划最优解结构影响比较复杂，需要考虑资源是否用尽。由于每辆EV的所对应的决策变量均为等价基，认为EV可调度资源未用尽。

系数矩阵中第i'行、第j列元素$a_{i'j}$变化了$\Delta a_{i'j}$。当$\Delta a_{i'j}>0$，且某一非基变量的技术系数增大时，不会破坏最优解；当$\Delta a_{i'j}<0$，且某一非基变量的技术系数减小时，要使原线性规划最优解结构不变的条件为保证该非基变量的检验数仍通过。

$$\sigma_j'=\boldsymbol{c}_B\boldsymbol{B}^{-1}\boldsymbol{P}_j'-c_j=\sigma_j+(\boldsymbol{c}_B\boldsymbol{B}^{-1})_r\Delta a_{i'j}\tag{39}$$

式中：σ_j和σ_j'分别为原始检验数和变化后的检验数。

设x_j为非基变量，则其机会成本用资源的影子价格为$z_j=\sum_{i'}a_{i'j}q_{i'}$。其中，$q_{i'}$为实际影子价格。当非基变量对第$o$种资源的技术消耗系数从$a_{i'j}$变化$\Delta a_{i'j}$时，其机会成本用影子价格的表示形式变化如式(40)所示。

$$z_j+\Delta z_j=\sum_{i'}(a_{i'j}+\Delta a_{oj})q_{i'}=z_j+\Delta a_{oj}q_o \quad (40)$$

因此，最优解结构不变的范围如式(41)所示，扰动范围限制与机会成本即资源的影子价格有关，同时也受约束变量系数影响。

$$\max\left\langle\frac{c_j-z_j}{q_o}\middle|q_o>0\right\rangle\leqslant\Delta a_{i'j}\leqslant\min\left\langle\frac{c_j-z_j}{q_o}\middle|q_o<0\right\rangle \quad (41)$$

3.2.2　扰动量设置

扰动函数法能够利用模型系数之间的微小差异来加快收敛进程、提高计算效率。同时，扰动变量应当满足时域变化与空间变化的随机性与平均性，保证对电网调度过程的公平性。因此，通过引入时空维度上变量的随机性取值机制，确保其加和等于1，以保证求解结果在用户之间的公平性，平衡各EV的充放电次数，避免某一用户承担过多负担。因此，随机扰动函数δ应满足的限制如式(42)所示。

$$\begin{cases}\sum_t\delta(v,t)=0\\ \sum_v\delta(v,t)=0\end{cases} \quad (42)$$

选择δ在上述范围内扰动可以保证最优解不变，根据协同调度模型建立对电价系数C_t、最大充放电功率、EV充放电效率的扰动。

以扰动电价系数为例，扰动后变量的具体表达式如式(43)所示。

$$\begin{cases}C_{\text{new},t}=C_t+\delta(v,t)_{\sigma_{Ct}}\\ \text{s.t. }\min\{|\bar{\delta}|,|\delta(v,t)_{\sigma_{Ct}}|\}\leqslant\rho C_t\end{cases} \quad (43)$$

式中：$C_{\text{new},t}$为目标函数中的实时电价；σ_{Ct}为扰动函数方差；$\bar{\delta}$为允许偏差极限；ρ为偏离程度。

上述其他系数的扰动形式与C_t扰动相同，但由于扰动位置不同，扰动对应产生的振荡抑制效果可能不同。对目标函数系数C_t扰动时，由于目标函数受拉格朗日乘子影响存在变化项，扰动项的存在可能会影响迭代更新，导致价值变动。对于右手项系数(最大充放电功率)的扰动，由于EV的灵活性调度，导致在绝大多数情况下约束不能触限，对扰动的抑制作用较小。EV充放电效率扰动能够充分打破EV的参数一致性，同时对拉格朗日乘子迭代不会产生外部影响。因此，对充放电效率增加扰动函数能更有效地加速振荡收敛，提高模型协同效率。

4　算例分析

4.1　算例设置

为阐述所提方法的有效性和高效性，根据本文提出的模型与方法对VPP调度EV集群与参与输电网调度运行进行验证。本文以改进的IEEE 30节点输电网为例进行算例验证。输电网总装机容量为335 MW，风电装机容量为50 MW，共配置3个VPP，最大负荷为24 MW，光伏总容量为35 MW。不同配电网的EV渗透情况与燃气轮机设置情况见附录B。本算例中EV进出站及充放电情况的数据基于中国深圳地区不同规模充电桩的实际情况[25]，并根据各算例的EV规模需求进行了相应的改进。由于EV可调度情况和分布式电源出力存在不确定性，只能对日前数据进行预处理，综合考虑极端场景情况，参与优化调度决策。充放电功率系数η被设定为0.95，这一数值基于广泛的行业经验和技术标准。车辆SOC的安全上限取为1。同时，考虑到EV电池容量的多样性，本文根据深圳地区EV数据集样例，为不同型号的EV设定了电池容量值，充放电功率的具体取值则根据各个电站充电桩的实际情况设定运算。

在算例中，本文模拟一个24 h的调度场景，可以面向15 min等不同时间尺度划分。为了便于展示其日内动态变化规律，本节选取1 h作为时间尺度进行算例分析。在这一场景中，VPP能够根据电网的实时负荷变化和EV的充放电需求，动态调整其充放电计划，从而实现对负荷变动量的实时再分配。这种实时调度策略不仅提高了电力系统的运行效率，还有效减少了因负荷波动对电网稳定性造成的不利影响。仿真过程中，单位时间间隔设为1 h，精度设置为$\epsilon=10$，扰动函数选取高斯分布随机数，具体算例设置可根据相应实际计算场景进行调整。

4.2　扰动函数对分散协同调度的影响

基于前文分析，本节通过对EV充放电效率添加扰动函数进行算例验证。首先，将最大充放电功率和价格系数这两个参数加入扰动函数。图5(a)和(b)分别显示了在价格系数和最大充放电功率中加入扰动函数的效果。在对最大充放电功率加以扰动函数的情况下，能够看出目标函数曲线仍然存在小规模振荡情况，难以收敛出最优解。而对目标函数系数因子加以扰动时，收敛速度有所提升，说明其对扰动具有一定的抑制效果，但由于扰动位置的原因，会对一定情况下目标函数振荡产生影响，对振荡抑制起负面作用。

针对上述现象及前文所述理论推导分析，本文选择对充放电系数添加扰动因子。在VPP与EV协同调度过程中，目标函数值与迭代次数的关系如

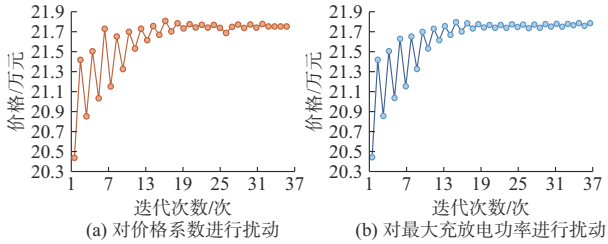

图5　其他扰动方式分散协同调度结果
Fig. 5　Results of decentralized collaborative scheduling under other disturbance modes

图6(a)所示。当不加扰动函数时,目标函数值波动,并且在开始时振荡明显。随着迭代次数的增加,仍存在一定振荡现象,具有减速趋势但未达到收敛条件。在扰动函数作用下,目标函数振荡幅度与未加扰动情况相比有一定的减小。随着迭代次数的增加,目标函数值逐渐趋于稳定,直至计算精度满足收敛需求,结束迭代过程。通过对比得出扰动函数对加速目标函数收敛、减小振荡程度具有重要作用。

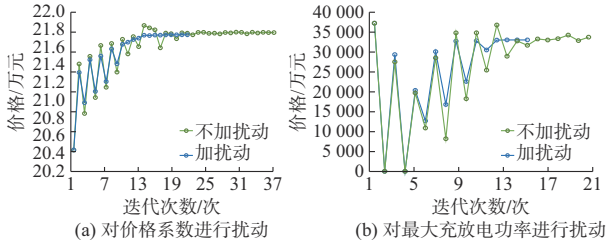

图6　分散协同调度结果
Fig. 6　Results of decentralized collaborative scheduling

在VPP参与输电网调度过程中,加入扰动函数能够通过VPP调度影响主函数收敛,提高收敛速度,如图6(b)所示。同时,为验证所提方法在大规模电力系统中的实用性与有效性,对配置7个VPP的IEEE 79节点输电网进行算例验证。比较不同规模下扰动函数对分散协同调度运行情况的影响。表1给出了不同系统规模下各类算法达到相同收敛精度所需的时间。

表1　各类算法对比
Table 1　Comparison of various algorithms

算例	分散协同调度时间/s		含扰动变量的分散调度时间/s	
	EV协同	输电网	EV协同	输电网
IEEE 30节点系统	94.055	1 056.348	51.107	486.121
IEEE 79节点系统	149.414	3 768.555	68.682	845.353

相比于未加扰动函数的情况,加入扰动函数后,各规模算例优化结果均能够处于允许误差范围内且收敛速度大幅度提升。在VPP和车辆数量都增加的情况下,扰动函数仍能显著提高收敛速度,对未来EV大规模并网具有一定的普适性。

针对大规模EV参数一致性问题,除通过扰动函数提升迭代效率外,还有按可调节功率或能量等比例的两种分配方式。因此,针对VPP内EV有序充电调控方式,设置算例进行研究分析,如图7所示。

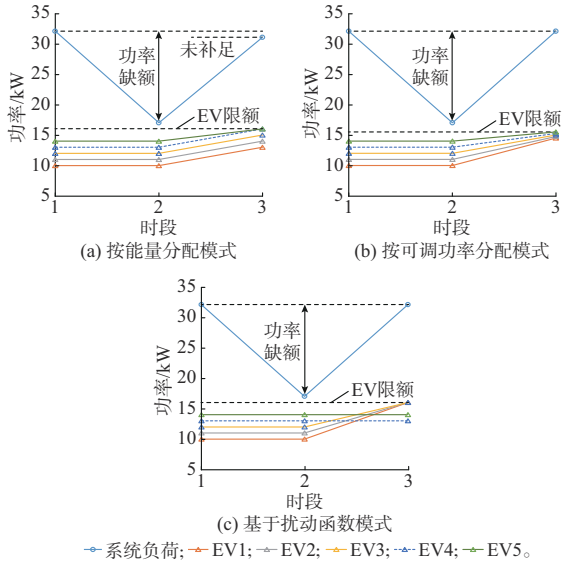

图7　不同模式下有序充电调控情况
Fig. 7　Regulation of orderly charging under various modes

在按能量等比例分配时,易出现可调度容量不足的问题,从而影响分配的可行性,如图7(a)所示。此外,由于EV参数或充放电效率的差异,同一时段不同车辆充电的经济性也会有所不同,这可能导致无法获得全局最优解。

同时,在实际应用中,EV用户的电池充放电循环次数是一个重要的考虑因素。图7(b)展示了在具有同样可调功率范围时的调度策略。可以看出,与图7(c)的策略相比,这种分配模式下会调动更多EV充电。为减少充放电次数、延长电池使用寿命,在制定调度策略时应尽可能减少不必要的充放电操作作为前置条件。因此,基于扰动函数打破参数一致性的求解方式更能在尽可能少地调用EV的前提下,加速迭代收敛,保证了VPP聚合EV参与上级电网调度的经济性和可行性。

4.3　输电网-VPP-EV云边协同调度结果

EV充电时间根据用户的生活方式而定,故EV在用电高峰期充电就会导致“峰对峰”现象,甚至过载,从而进一步加大电网用电高峰时段的压力。

图8展示了有序充电情况下VPP对EV1、EV2的调度情况，EV3则表示EV进站后无序充电的情况。

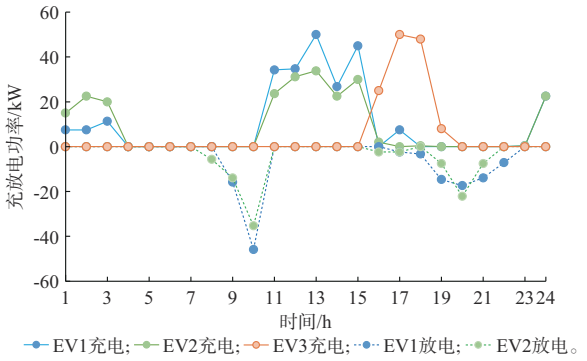

图8　EV日充放电情况

Fig. 8　Daily charging and discharging situation of EVs

通过VPP调度使得EV集群在电价较低的凌晨或光伏输出功率较大的午间时段对EV进行充电，其余时间响应用电需求进行放电。在保证自身出站电量的情况下协助电网“削峰填谷”。而在不加干预的无序充电情况下，多为“即用即充”情况，大量用户进站同时充电，加大了晚间用电高峰时段的负荷压力。因此，VPP对大规模EV有序充电的调控能够有效缓解电网夜间用电压力，既减小了峰谷差，又提高了电网运行经济性。

图9针对不同特点的VPP，进一步比较了EV有序充电对电网运行的影响。VPP2相比于VPP1，具有微型燃气轮机参与较多而EV渗透较少的特点。VPP3的大规模EV集群较多，可调度资源更丰富。图9中分别展示了相应VPP的光伏与交互功率（P_1、P_2、P_3）情况，仿真运行得出在同样的光伏出力下，VPP3具有较高的新能源利用率。由于EV有序充电行为能够将部分过剩光伏存储，在晚间用电高峰时遵从调度放电。因此，EV规模的不同导致3个VPP在凌晨与傍晚时分的交互功率需求不同。同时，根据火电机组边际成本与电价机制，EV有序充电对功率的平衡调节也能够产生一定的经济效益。电网调度和EV的充放电控制往往需要更短的调度周期，以应对快速变化的负荷需求和车辆接入情况。图10展示了15 min尺度下的交互功率情况，通过更加精确的时间尺度划分，提高了含EV的VPP的响应速度。

图11对协同过程中输电网机组（G1至G6）出力情况进行阐述。从图中可以看出，负载峰值出现在午间与傍晚时分，由于此时风电输出相对较小，故

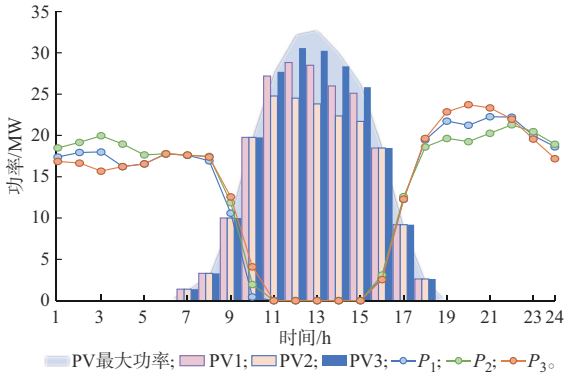

图9　交互功率与光伏利用率

Fig. 9　Interactive power and photovoltaic utilization rate

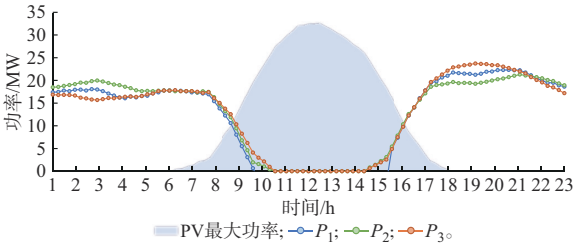

图10　15 min时间尺度下的交互功率

Fig. 10　Interactive power on 15-minute time scale

需要依靠火电机组的出力来满足负荷需求。火电机组晚间出力高于午间，由于午间光伏大发，VPP调度分布式资源进行调节能够满足自身负荷需求，不需要向主网购电。而晚间时分火电机组还需要承担除输电网自身负荷以外的配电网供电，故出力更大。夜间清晨时段，用户处于休息状态，基本负荷相对较小。然而，由于此时缺乏光伏出力，存在功率缺口，仍需要迭代求解效益最大化下的交互功率。

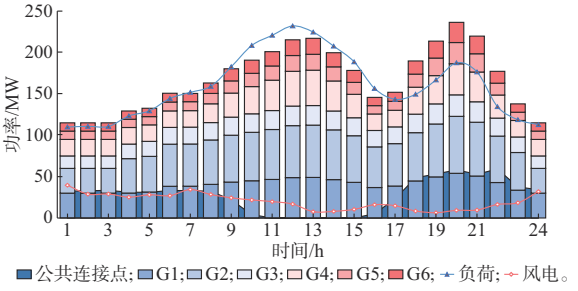

图11　输电网机组出力情况

Fig. 11　Unit output situation of transmission network

4.4　灵敏度分析

为验证优化模型发生变化时，加入扰动函数仍能保证较好的计算收敛性和计算精度，本节通过改变扰动函数的取值与不同规模下扰动参数的选取来分析该方法的灵敏度。

由于扰动函数的加入可以影响振荡的收敛速度

与效果，故通过对扰动函数的取值进行调整，以验证方法的稳定性与有效性。基于得到的极限微扰动范围，可以选择范围内不同的扰动形式，包括扰动函数及标准差的取值。具体而言，在确保各个时间不同车辆的实际扰动值具有随机性的同时，始终保证扰动量被限制在理论推导所得的微扰动极限范围之内。进一步，设定的标准差远小于此极限值，以确保对模型的影响与实际系统相比尽可能小，模型运算结果如图12所示。图中对应的4种扰动类型分别为扰动函数δ选取标准差为10和5的情况下随机分布与均匀分布的效果。可以看出，不同扰动函数下即使收敛形式与收敛位置不完全一致，也均具有加快收敛速度的效果。

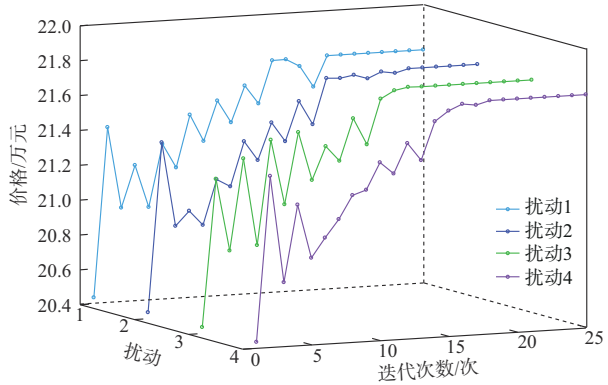

图12　不同扰动下的振荡收敛曲线
Fig. 12　Oscillation convergence curves under various disturbances

为探究随EV规模的增大，在不同参数处加入扰动函数对模型收敛情况的影响，本算例将收敛判据适当松弛，得到不同系数扰动的迭代情况，如图13所示。不同EV规模下，加入扰动函数与未加入扰动函数均能够加快收敛速度。但随着EV规模的增大，调整充放电功率上限$P_{\max}$与目标函数系数C_t对振荡的抑制效果不再明显，而对充放电效率增加扰动函数仍具有较快的收敛性，能够有效加速迭代。

结合上述分析，在本文提出的分散优化模型扰动函数发生一定变化或EV规模增大时，所提方法仍能较好地保证计算收敛性与精度。此外，系数扰动对收敛情况的影响主要取决于系数扰动的位置而非扰动函数的形式，扰动量仅需保证处于极限区间范围内即可实现最优基不变。

5　结语

本文主要研究了基于拉格朗日松弛算法的VPP云边协同优化调度问题，并通过加入扰动函数

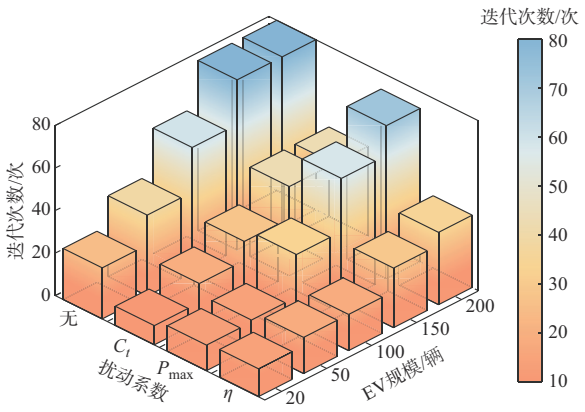

图13　不同扰动系数的迭代情况
Fig. 13　Iterations of different disturbance coefficients

提高了相同精度下模型的收敛速度。主要结论如下：

1）针对EV参数一致性引起的迭代振荡问题，提出扰动函数法，在保证最优解不变的情况下单次迭代收敛速度提高40%以上。

2）通过分析参数一致性引起迭代振荡的机理，能够发现相比于扰动价值系数与最大充放电功率，对充放电效率参数进行扰动能够显著加快收敛速度。

3）通过灵敏度分析表明，改变扰动函数类型不会显著影响迭代振荡的抑制速度，但改变参数扰动位置则会明显导致收敛速度的不同。同时，随着EV渗透率逐渐攀升，本文提出的方法具有良好的泛化性。

在后续研究工作中，仍然有以下问题值得研究：1）拉格朗日算法的步长能够影响算法收敛速度，故可以针对采用启发式算法自动优化步长进行研究；2）随着车网互动的不断发展，未来可对VPP参与多层级调度进行研究。

附录见本刊网络版（http://www.aeps-info.com/aeps/article/abstract/20240701007），扫英文摘要后二维码可以阅读网络全文。

参考文献

[1] 胡泽春，邵成成，何方，等. 电网与交通网耦合的设施规划与运行优化研究综述及展望[J]. 电力系统自动化，2022，46(12)：3-19.
HU Zechun，SHAO Chengcheng，HE Fang，et al. Review and prospect of research on facility planning and optimal operation for coupled power and transportation networks[J]. Automation of Electric Power Systems，2022，46(12)：3-19.
[2] WANG J，ZHONG H，YANG Z，et al. Exploring the trade-

offs between electric heating policy and carbon mitigation in China [J]. Nature Communications, 2020, 11(1): 6054.

[3] 周亦洲，吴俊钊，孙国强，等.面向多级电-碳耦合市场的虚拟电厂两阶段鲁棒交易策略[J].电力系统自动化，2024，48(18)：38-46.
ZHOU Yizhou, WU Junzhao, SUN Guoqiang, et al. Two-stage robust trading strategy for virtual power plant in multi-level electricity-carbon coupling market [J]. Automation of Electric Power Systems, 2024, 48(18): 38-46.

[4] 郭剑锋，张雪美，曹琪，等.电动汽车助力我国能源安全与"碳达峰、碳中和"协同推进[J].中国科学院院刊，2024，39(2)：397-407.
GUO Jianfeng, ZHANG Xuemei, CAO Qi, et al. Electric vehicles contribute to China's energy security and carbon peaking and carbon neutrality [J]. Bulletin of Chinese Academy of Sciences, 2024, 39(2): 397-407.

[5] ZHANG T C, WANG J X, LI G Y, et al. Characterizing temporal-coupled feasible region of active distribution networks [J]. IEEE Transactions on Industry Applications, 2022, 58(5): 5687-5696.

[6] DING Z H, YU K Y, WANG C, et al. Transmission line overload risk assessment considering dynamic line rating mechanism in a high-wind-penetrated power system: a data-driven approach[J]. IEEE Transactions on Sustainable Energy, 2022, 13(2): 1112-1122.

[7] 裴振坤，王学梅，康龙云.电动汽车参与电网辅助服务的控制策略综述[J].电力系统自动化，2023，47(18)：17-32.
PEI Zhenkun, WANG Xuemei, KANG Longyun. Review on control strategies for electric vehicles participating in ancillary services of power grid [J]. Automation of Electric Power Systems, 2023, 47(18): 17-32.

[8] 康重庆，陈启鑫，苏剑，等.新型电力系统规模化灵活资源虚拟电厂科学问题与研究框架[J].电力系统自动化，2022，46(18)：3-14.
KANG Chongqing, CHEN Qixin, SU Jian, et al. Scientific problems and research framework of virtual power plant with enormous flexible distributed energy resources in new power system [J]. Automation of Electric Power Systems, 2022, 46(18): 3-14.

[9] 肖浩，裴玮，孔力.含大规模电动汽车接入的主动配电网多目标优化调度方法[J].电工技术学报，2017，32(增刊2)：179-189.
XIAO Hao, PEI Wei, KONG Li. Multi-objective optimal scheduling method for active distribution network with large-scale electric vehicle access[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2017, 32(S2): 179-189.

[10] WANG Y, XU Y, HE J H, et al. Overview of collaborative response between the power distribution network and urban transportation network coupled by electric vehicle cluster under unconventional events[J]. Energy Conversion and Economics, 2022, 3(6): 360-367.

[11] ZHOU M, WU Z Y, WANG J X, et al. Forming dispatchable region of electric vehicle aggregation in microgrid bidding [J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2021, 17(7): 4755-4765.

[12] 潘建辉，张宁，雍培，等.面向海量灵活性资源的两阶段分布式协同调度方法[J].电力系统自动化，2023，47(15)：67-79.
PAN Jianhui, ZHANG Ning, YONG Pei, et al. Two-stage distributed collaborative dispatching method for massive flexible resources[J]. Automation of Electric Power Systems, 2023, 47(15): 67-79.

[13] ZHAO Y, ZHU Z Q, CHEN B, et al. Toward parallel intelligence: an interdisciplinary solution for complex systems [J]. The Innovation, 2023, 4(6): 100521.

[14] 马雨彤，张春雁，窦真兰，等.共享型虚拟电厂风险调度与电能共享机制[J].电力系统自动化，2024，48(18)：104-114.
MA Yutong, ZHANG Chunyan, DOU Zhenlan, et al. Risk scheduling and power sharing mechanism for sharing-based virtual power plant[J]. Automation of Electric Power Systems, 2024, 48(18): 104-114.

[15] KE S, CHEN L, YANG J, et al. Vehicle to everything in the power grid (V2eG): a review on the participation of electric vehicles in power grid economic dispatch [J]. Energy Conversion and Economics, 2022, 3(5): 259-286.

[16] GAO H, LI Z S. A Benders decomposition based algorithm for steady-state dispatch problem in an integrated electricity-gas system[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2021, 36(4): 3817-3820.

[17] 宋梦，经昕怡，蔡昀峰，等.基于产消者能量-备用联合共享的虚拟电厂优化运营方法[J].电力系统自动化，2024，48(18)：3-13.
SONG Meng, JING Xinyi, CAI Yunfeng, et al. Optimal operation method for virtual power plant based on joint sharing of energy and reserve of prosumers[J]. Automation of Electric Power Systems, 2024, 48(18): 3-13.

[18] 罗天，汪可友，李国杰，等.基于拉格朗日对偶松弛的多区域柔性直流互联电网无功优化[J].电力系统自动化，2019，43(11)：68-76.
LUO Tian, WANG Keyou, LI Guojie, et al. Reactive power optimization in multi-area VSC-HVDC interconnected power grids based on Lagrangian dual relaxation [J]. Automation of Electric Power Systems, 2019, 43(11): 68-76.

[19] BAO Z Y, LI J P, BAI X H, et al. An optimal charging scheduling model and algorithm for electric buses[J]. Applied Energy, 2023, 332: 120512.

[20] LU C, WU J H, DENG Z B, et al. A fast global algorithm for singly linearly constrained separable binary quadratic program with partially identical parameters [J]. Optimization Letters, 2023, 17(3): 613-628.

[21] LIBERTI L, OSTROWSKI J. Stabilizer-based symmetry breaking constraints for mathematical programs [J]. Journal of Global Optimization, 2014, 60(2): 183-194.

[22] LIMA R M, NOVAIS A Q. Symmetry breaking in MILP formulations for unit commitment problems [J]. Computers & Chemical Engineering, 2016, 85: 162-176.

[23] OSTROWSKI J, ANJOS M F, VANNELLI A. Modified orbital branching for structured symmetry with an application to unit commitment [J]. Mathematical Programming, 2015, 150(1): 99-129.

[24] KNUEVEN B, OSTROWSKI J, WATSON J P. Exploiting identical generators in unit commitment[J]. IEEE Transactions

on Power Systems, 2018, 33(4): 4496-4507.
[25] QU H H, KUANG H X, LI Jun, et al. A physics-informed and attention-based graph learning approach for regional electric vehicle charging demand prediction[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2024, 25(10): 14284-14297.

胡安妮(2001—),女,博士研究生,主要研究方向:新能源电力系统优化运行、电力交通融合。E-mail:huannimyy@163.com

张天策(1995—),男,通信作者,博士,讲师,主要研究方向:新能源电力系统优化运行、电力市场等。E-mail:ncepuztc@ncepu.edu.cn

李庚银(1964—),男,博士,教授,博士生导师,主要研究方向:新能源电力系统分析与控制、新型输配电技术、电力经济等。E-mail:ligy@ncepu.edu.cn

(编辑　王梦岩)

Cloud-Edge Collaborative Scheduling Method for Virtual Power Plants Considering Consistency of Electric Vehicle Parameters

HU Anni[1], *ZHANG Tiance*[1], *LI Gengyin*[1], *CHEN Weijia*[2], *WANG Jianxiao*[3]

(1. State Key Laboratory of Alternate Electrical Power System with Renewable Energy Sources (North China Electric Power University), Beijing 102206, China; 2. State Grid Beijing Urban Power Supply Company, Beijing 100032, China; 3. National Engineering Laboratory for Big Data Analysis and Application Technology (Peking University), Beijing 100871, China)

Abstract: The disorderly integration of a large number of electric vehicles poses unprecedented challenges to the optimization scheduling of the power system. The virtual power plant (VPP), as a solution that aggregates distributed resources such as electric vehicles and photovoltaics at the edge of the cloud for participation in the scheduling of the transmission network, has great application potential. However, the large-scale homogeneous electric vehicles have consistency in parameters such as charging and discharging power, efficiency, and battery capacity, resulting in the same edge optimization strategies for responding the control signals of the VPP. During the collaborative scheduling of the VPP, problems such as non-convergence of iterations and even oscillations are prone to occur. Therefore, this paper constructs a cloud-edge collaborative optimization scheduling framework and model for VPPs based on Lagrangian relaxation, reveals the mechanism of iteration oscillation caused by the consistency of parameters of large-scale electric vehicles, and proposes a convergence acceleration algorithm based on the disturbing function. By breaking the parameter consistency in the condition of maintaining the optimal solution unchanged, it achieves efficient collaborative optimization of a large number of electric vehicles and the VPP. Through parameter sensitivity analysis, the closed form of the disturbance limit is theoretically proved, and the effectiveness and efficiency of the proposed method are verified based on the case of the users with various scales in Shenzhen, China.

This work is supported by Gansu Provincial Science and Technology Major Special Program (No. 22ZD6GA032), State-funded Postdoctoral Researcher Program (No. GZC20230787) and Fundamental Research Funds for the Central Universities (No. 2024MS007).

Key words: virtual power plant (VPP); electric vehicle; Lagrangian relaxation; disturbing function; cloud; edge