论文

September 1, 2023

1 介绍

交通运输电气化是实现碳排放减少和可持续发展的关键解决方案。电动汽车的推广将引领绿色智能交通系统在物流和能源领域的发展。在本文中，所提及的电动汽车均指纯电动汽车，其使用电能而几乎不产生污染物排放，因此是一种生态友好型的车辆。因此，电动汽车提供了一种清洁交通系统的选择，并具有巨大的可持续交通发展潜力。此外，电动汽车更容易与智能交通系统融合，从而增强了智能交通服务的效能。电动汽车可以通过智能充电设施进行充电，并与智能手机等设备连接，实现远程监控和管理，为充电提供智能化解决方案。同时，电动汽车还可以与其他交通工具和基础设施进行信息共享和协同，以实现交通系统的整体优化和智能化调度。通过与智能交通系统的结合，电动汽车可以参与智能导航、实时路况监测和拥堵缓解等功能，提高交通系统的效率和可持续性。因此，电动汽车在推动绿色智能交通系统的发展方面扮演着重要的角色，并为未来交通运输的可持续发展提供了新的可能性。

1.1 文献综述

2 问题描述

本研究旨在开发一种能够实现分布式电网削峰填谷的协调方法。在电动汽车充电调度过程中，电动汽车聚合器负责收集充电信息并进行调度。当电动汽车接入电网后，车主会设置充电相关信息并发送给电动汽车聚合器。这些信息包括电动汽车连接到微电网时的到达时间和离开时间，以及电池的充电状态（SOC）。同时还包括充电需求的最低SOC和电池安全的最高SOC。在该模型中，电动汽车用户在将电动汽车接入充电桩时，会向聚合器上传充电需求信息。然后聚合器会向每辆电动汽车用户发送充电计划。充电需求信息中包括到达时间（tic）和出发时间（tid）等信息。电动汽车到达时间tc 和出发时间td 服从正态分布，可表示为:

$$f(t_c)=\begin{cases}\frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_{t_c}}exp(-\frac{(t_c+24-\mu_{t_c})^2}{2\sigma_{t_c}^2}),\\ 0<t_c\le\mu_{t_c}-12;\\ \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_{t_c}}exp(-\frac{(t_c-\mu_{t_c})^2}{2\sigma_{t_c}^2}),\\ \mu_{t_c}-12<t_c\le 24;\end{cases} \tag{2.1}$$

$$f(t_{dis})=\begin{cases}\frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_{t_{dis}}}exp(-\frac{(t_{dis}-\mu_{t_{dis}})^2}{2\sigma_{t_c}^2}),\\ 0<t_{dis}\le\mu_{t_{dis}}+12;\\ \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_{t_{dis}}}exp(-\frac{(t_{dis}-24-\mu_{t_{dis}})^2}{2\sigma_{t_c}^2}),\\ \mu_{t_{dis}}+12<t_{dis}\le 24;\end{cases} \tag{2.2}$$

其中 $\mu_{t_c}=18, \sigma_{t_c}=3.3, \mu_{t_{dis}}=8,$和$\sigma_{t_{dis}}=3.24$

2.1 时间划分

在调度过程中，调度计划通常以时间段为单位执行，以提高执行效率。将调度时间划分为多个时间段。在提出的电动汽车充电调度模型中，将一天离散为96 个时隙，每个时隙的长度为15min，则每辆电动汽车的到达时间和出发时间表示为：

$$J_i^c=[\frac{t_i^c}{\Delta T}], i=1,2,...,N. \tag{2.3}$$

$$J_i^{dis}=[\frac{t_i^{dis}}{\Delta T}], i=1,2,...,N. \tag{2.4}$$

其中N表示为EV数量，i时EV的指数，i=1,2,...,N.j是一天的时间指数,且j=1,...,96.J_i^c 和J_i^{dis}表示时隙的序号当电动汽车分别接入分布式电网和断开分布式电网。t_i^c和t_i^{dis}表示第i辆电动汽车到达时间和出发时间，ΔT 表示时间步长。

3 充电调度模型

3.1 目标函数

在本节中建立一个协调调度充电模型来控制电动汽车充电,令$\boldsymbol{p}_n \triangleq (p_{n,t}; t\in\mathcal{T})\in\mathbb{R}^T, \boldsymbol{p}=(\boldsymbol{p}_1,\cdots,\boldsymbol{p}_N)$.

3.1.1 充电总成本

$$f_n(p_{n,t})=\sum_{t\in\mathcal{T}}E_t p_{n,t}\Delta t \tag{3.1}$$

它代表第n辆电动汽车的充电总成本,其中,E_t 为t 时间段的电价,$p_{n,t}$ 为电动汽车t时间段的充电功率,Δt 为时间间隔.

Table 1: 符号表示

$\mathcal{N}$	电动汽车个数集合:$\mathcal{N}=\{1,...,N\}$
$\mathcal{T}$	离散时间集合:$\mathcal{T}=\{1,...,T\}$
$\mathcal{L}$	馈线集合:$\mathcal{L}=\{1,...,L\}$
$p_{n,t}$	在 t 时刻第 n 辆电动汽车的充电速率
$\mathcal{N}_l$	通过馈线 l 供电的电动汽车的集合
$\mathcal{N}_m$	在节点 m 充电的电动汽车的集合
C_n	电动汽车的电车容量
d_t	在 t 时刻总基本需求

3.1.2 满意度

$$g_n(\sum_{t\in\mathcal{T}} p_{nt}) = -(\sum_{t\in\mathcal{T}} p_{nt} - \Gamma_n)^2. \tag{3.2}$$

表示充电周期内的总能量的满意函数, 并且由(3.2)可知,$EV\, n\in\mathcal{N}$ 不随时间 $t\in\mathcal{T}$,电动汽车用户希望尽可能增加配电网提供的电量，直到在期望周期内达到所需能量为止.

3.1.3 $\|\boldsymbol{p}\|_0$

$\|\boldsymbol{p}\|_0$ 表示 $EV\, n$ 用户的充电计划 $\boldsymbol{p}_n$ 的基数最小化,在一定程度上考虑了EV用户的舒适度.一方面,用于尽量减少充电次数,保护电池健康.另一方面,EV 用户希望尽可能地完成任务,因为他们希望尽量减少中断或重新启动 EV 充电,等待更长的时间来完成任务对大多数用户来说是不可接受的，因此,通过引入稀疏充电计划，可以统一衡量用户满意度的目标

3.1.4 削峰填谷

$$h = (\sum_{n\in\mathcal{N}} (p_{n,t} + B_{n,t}) - \overline{p+B})^2 \tag{3.3}$$

表示削峰填谷,也表示配电网对总电力需求的功率损耗 $\sum_{n\in\mathcal{N}} p_{n,t} - \overline{p}, \omega_n \in (0,\omega^{max})$ 为权重参数,反映了减少快速充电行为对电网不利影响的相对趋势.且 $\overline{p} = (\sum_{t\in\mathcal{T}}\sum_{n\in\mathcal{N}} p_{n,t})/N$

根据以上各种指标介绍,建立电动汽车用户的充电协调优化目标函数

$$\mathcal{J}_0(\boldsymbol{p}) \triangleq \sum_{n\in\mathcal{N}} \left\{ f_n(p_{nt}) + g_n(\sum_{t\in\mathcal{N}} p_{nt}) + \|\boldsymbol{p}_n\|_0 \right\} + \sum_{t\in\mathcal{T}} h_n(\sum_{t\in\mathcal{T}} p_{nt}) \tag{3.4}$$

3.2 约束

3.2.1 电动汽车充电策略约束

充电策略是影响电网投资的最重要因素,为保证电网安全,我们有如下不等式成立:

$$p_n^{min} \le p_{n,t} \le p_n^{max} \tag{3.5}$$

其中 p_n^{min} 和 p_n^{max} 分别是 $EV\, n$ 的最大和最小充电功率

3.2.2 电网状态约束

通过决定电动汽车在每个时隙中是否充电,实现了电动汽车的协调充电调度,第 n 个 EV 充电状态如下:

$$x_{n,t} = \begin{cases} 1 & \text{如果电动汽车在充电,} \\ 0 & \text{其它.} \end{cases} \tag{3.6}$$

约束满足以下形式:

$$(1 - x_{n,t})p_{n,t} = 0 \tag{3.7}$$

3.2.3 离开时对SOC的约束

有迫切充电需求的电动汽车由于连接时间短,可能无法获得足够的电量,因此其离开 SOC_n^{end} 时的 SOC 可能与 SOC_n^d 不同。

$$SOC_n^{end} = min\{SOC_i^C + \frac{p_{n,t}\cdot\triangle t \times \eta_n}{C_n}, SOC_i^d\} \tag{3.8}$$

$$SOC_n^{min} \le SOC_{n,t} \le SOC_N^{max} \tag{3.9}$$

其中 η 表示 EVn 充电能量转换效率，为了延长电池寿命，建议 SOC_{min} 和 SOC_{max} 的值分别为15%和90%.

设 $\boldsymbol{p} \triangleq (\boldsymbol{p}_n; n\in\mathcal{N})$ 代表电动汽车集群的充电策略。EVn 的可允许充电策略用 $\mathcal{X}_n$ 表示，所有电动汽车可允许充电策略用 $\mathcal{X}$ 表示，为

$$\mathcal{X} \triangleq \mathcal{X}_1 \times \cdots \times \mathcal{X}_N \tag{3.10}$$

3.3 优化问题

使用 l_1 范数逼近 l_0 范数。我们将(3.4)重新建模为以下稀疏促进充电控制模型

$$\mathcal{J}_1(\boldsymbol{p}) \triangleq \sum_{n\in\mathcal{N}} \left\{ f_n(p_{nt}) + g_n(\sum_{t\in\mathcal{N}} p_{nt}) + \|\boldsymbol{p}_n\|_1 \right\} + \sum_{t\in\mathcal{T}} h_n(\sum_{t\in\mathcal{T}} p_{nt}) \tag{3.11}$$

注意:

以下假设适用于整个文章:

(1) 对任意的 x,$h(\cdot)$ 是递增的,严格凸的,和可微的,且 $h^{''}\cdot \le \varphi$

(2) 对于所有的$n \in \mathcal{N}$和所有的x,$f_n(\cdot)$是递增的,严格凸,可微的且$f^{''}x \le \phi$.

(3) 对于所有$n \in \mathcal{N}$和所有x,$g_n(\cdot)$是非递减、凹的和可微的,$g_n^{''}x \ge \psi$.

将集中式电动汽车快速充电协调制定为以下优化问题:

$$\min_{\boldsymbol{p}\in\mathcal{X}} \quad \mathcal{J}_1(\boldsymbol{p}) \tag{3.12}$$

4 基于$Jacobi-ProximalADMM$的电动汽车充电框架

$Jacobi-Proximal\ ADMM$ 对于稀疏性问题保持了很好的性质。在每次迭代中，该方法使用软阈值操作来更新变量，这可以促进解在稀疏表示下的稀疏性，即保持或增强变量的稀疏性质,该算法扩展了乘法器交替方向法(ADMM)，将原问题分解为N个较小的子问题，并在每次迭代时并行求解。在问题(3.12)的目标中的最后一项耦合了所有的变量$p_{n,t}\ n \in \mathcal{N}$，为了解耦这个项，我们引入了一个辅助变量

$$\boldsymbol{p}_{N+1} = (p_{N+1,1}, \cdots, p_{N+1,T})^T \in \mathbb{R}^T$$

设$p_{N+1,t} = \sum_{n=1}^{N} p_{n,t}$, $\forall t \in \mathcal{T}$,因此问题(3.12) 能够等价地写成如下的形式:

$$\min_{\boldsymbol{p}\in\mathcal{X}} \quad \sum_{n=1}^{N+1} f_n(\boldsymbol{p}_n) \tag{4.1}$$

$$\text{s.t} \qquad \boldsymbol{p}_{N+1} = \sum_{n=1}^{N} \boldsymbol{p}_n \tag{4.2}$$

这里

$$\mathcal{J}_1(\boldsymbol{p}) = \sum_{n=1}^{N+1} f_n(\boldsymbol{p}_n)$$

$$f_n(\boldsymbol{p}_n) = \sum_{t\in\mathcal{T}} E_t p_{1,t}\Delta t + (\sum_{t\in\mathcal{T}} p_{1,t} - \Gamma_1)^2 + \|\{p_{1,t}\}_{t=1}^{T}\|_0$$

$$f_{N+1} = (\boldsymbol{p}_{N+1}) \sum_{t\in\mathcal{T}} (p_{N+1,t} - \overline{p})^2$$

为了使用$Jacobi-Proximal\ ADMM$,定义

$$\boldsymbol{P} = \{\boldsymbol{p}_1, ..., \boldsymbol{p}_N, \boldsymbol{p}_{N+1}\}^T \in \mathcal{R}^{(N+1)\times T} \tag{4.3}$$

也可以写成 $\boldsymbol{P} = (\boldsymbol{p}_1, ..., \boldsymbol{p}_T) \in \mathbb{R}^{(N+1)\times T}$, 其中

$$\boldsymbol{p}_t = (p_{1,t}, ..., p_{N+1,t}) \in \mathbb{R}^{N+1},\ t \in \mathcal{T}. \tag{4.4}$$

定义

$$\mathcal{X}_t^{(2)} = \{\boldsymbol{p}_t | \boldsymbol{p}_t \text{ 满足 } (\textbf{??})\ and\ (\textbf{??})\} \tag{4.5}$$

且

$$\mathcal{X}_t^{(2)} = \mathcal{X}_1^{(2)} \times \cdots \times \mathcal{X}_t^{(2)} \times \cdots \times \mathcal{X}_T^{(2)} \tag{4.6}$$

其拉格朗日量为:

$$\mathcal{L}_\rho(\boldsymbol{p}, u) = \sum_{n=1}^{N+1} f_i(\boldsymbol{p}_i) + \frac{\rho}{2}\| \sum_{i=1}^{N} p_i - p_{N+1} + u\|_2^2 \tag{4.7}$$

其中$\rho > 0$为标准惩罚参数,u称为缩放对偶变量或缩放拉格朗日乘子. 变量p 和u同时通过添加额外的近似项进行更新,具体更新方式如下:

Algorithm 1 Jacobi-Proximal ADMM

Input: $\mathbf{p}_n^0 (n = 1, ..., N+1)$, Λ^0
Output: $\mathbf{p}_n^k (n = 1, ..., N+1)$

1: **for** k=0,1,... **do**
2: Update $\mathbf{p}_n$ for $n = 1, ..., N+1$ in parallel by:
3: $\mathbf{p}_n^{k+1} = \text{argmin}\ \{f_n(\mathbf{p}_n) + \frac{\rho}{2}\|A_n\mathbf{p}_n + \sum_{j\neq n} A_j\mathbf{p}_j^k - c - \frac{\Lambda^k}{\rho}\|_2^2 + \frac{1}{2}\|\mathbf{p}_n - \mathbf{p}_n^k\|_\Psi^2\}$
4: Update Λ by:
5: $\Lambda^{k+1} = \Lambda^k - \gamma\rho(\sum_{n=1}^{N} A_n\mathbf{p}_n^{k+1} - c)$
6: **if** $\sum_{n=1}^{N+1} \|\mathbf{p}_n^{k+1} - \mathbf{p}_n^k\|_F \le \varepsilon^{pri}$ **then**
7: Break.
8: **end if**
9: **end for**

Definition 4.1. 如果选择 $\delta_i > 0$ 使得参数 ρ, ζ, Φ, Ψ 满足以下的情况:

$$\begin{cases} \Phi \succ \rho(\frac{1}{\delta_1} - 1)I, \\ \Psi \succ \rho(\frac{1}{\delta_2} - 1)I, \\ \delta_1 + \delta_2 < 2 - \zeta, \end{cases}$$

选择参数ρ, ζ, Φ, Ψ的方法多种多样, 本文采用一个简单的选择$\Phi = \phi I, \Psi = \psi I$ 使得

$$\begin{cases} \phi \succ \rho(\frac{1}{\delta_1} - 1), \\ \psi \succ \rho(\frac{1}{\delta_2} - 1), \\ \delta_1 + \delta_2 < 2 - \zeta, \end{cases}$$

Theorem 4.2. *aaaa*

算法收敛的表证如下：

$$\boldsymbol{r}^{k+1} = \|\boldsymbol{P}^{k+1} - \boldsymbol{Y}^{k+1}\|_F$$

$$\boldsymbol{s}^{k+1} = \|\rho(\boldsymbol{Y}^{k+1} - \boldsymbol{Y}^k)\|_F$$

一个合理的终止标准是原始残差和对偶残差要足够小, 如下:

$$\|\boldsymbol{r}^k\|_2 \leq \varepsilon^{pri} \quad \|\boldsymbol{s}^k\|_2 \leq \varepsilon^{dual}$$

where $\varepsilon^{pri} > 0$ 和 $\varepsilon^{dual} > 0$ are feasibility tolerances for the primal and dual feasibity conditions () and ().These tolerances can be chosen using an absolute and relative criterion,such as

$$\varepsilon^{pri} = \sqrt{N}\varepsilon^{abs} + \varepsilon^{rel} max\{\|p\|_2, \|-x\|_2\},$$
$$\varepsilon^{dual} = \sqrt{N}\varepsilon^{abs} + \varepsilon^{rel}\|\mu^k\|_2$$

where $\varepsilon^{abs} > 0$ is an absolute tolerance and $\varepsilon^{rel} > 0$ is a relative tolerance.A reasonable value for the relative stopping criterion might be 10^{-3} or 10^{-4}. A pseudocode for the proposed Prox-JADMM is then give in Algorithm 1.

5 实验结果