第 50 卷 第 1 期：386-393 高电压技术 Vol.50, No.1: 386-393
2024 年 1 月 31 日 High Voltage Engineering January 31, 2024
DOI: 10.13336/j.1003-6520.hve.20221624

基于 SVC 的电动汽车集群并网鲁棒优化调度模型

李宏胜[1]，李　鹃[1]，汪　洋[1]，高　菲[2]，张　瑜[2]，谢宏福[3]
（1. 国网河北省电力有限公司营销服务中心，石家庄 050000;
2. 中国电力科学研究院有限公司，北京 100192;
3. 南京东博智慧能源研究院有限公司，南京 210000）

摘　要：针对电动汽车(electric vehicle，EV)入网时长和荷电状态(state of charge，SOC)的不确定性，提出基于支持向量聚类(support vector clustering，SVC)的电动汽车集群并网鲁棒优化调度模型。以 EV 的充放电功率作为决策变量，用户最小充电成本为目标函数，建立集群 EV 调度模型。利用 EV 历史充电数据，以包含所有样本数据的最小超球体作为不确定集形状，将广义直方图交叉核作为核函数，计算 EV 入网时间和充电时长参数的不确定集，建立基于 SVC 的集群 EV 鲁棒优化调度模型。算例分析结果表明，所提方法能更准确地描述 EV 充电的不确定性参数，所提模型在保证经济性的同时能迅速响应分时电价，具有较好的实用性。
关键词：电动汽车；不确定集；入网时长；荷电状态；支持向量聚类；鲁棒优化

Robust Optimal Scheduling Model of Grid-connected Electric Vehicle Clusters Based on SVC

LI Hongsheng[1], LI Kun[1], WANG Yang[1], GAO Fei[2], ZHANG Yu[2], XIE Hongfu[3]
(1. State Grid Hebei Electric Power Co., Ltd., Marketing Service Center, Shijiazhuang 050000, China;
2. China Electric Power Research Institute, Beijing 100192, China;
3. Nanjing Dongbo Smart Energy Research Institute, Nanjing 210000, China)

Abstract：Aiming at the uncertainty of electric vehicle (EV) grid connection time and charging time, we proposed a robust optimal scheduling model for grid-connected electric vehicle cluster based on support vector clustering (SVC). Taking the charging and discharging power of EV as the decision variable and the minimum charging cost of the user as the objective function, we established a cluster EV scheduling model. Using the EV historical charging data, and taking the smallest hypersphere containing all sample data as the shape of the uncertain set, and the generalized histogram cross-kernel as the kernel function, we calculated the uncertain sets of EV network access time and charging time parameters, and established. A rod optimization scheduling model of cluster EV based on SVC. The analysis of the final example shows that the method proposed in this paper can describe the uncertainty parameters of EV charging more accurately, and the model can quickly respond to the time-of-use electricity price while ensuring economy, and has good practicability.
Key words：electric vehicle; uncertain sets; network access duration; state of charge; support vector clustering; robust optimization

0　引言

随着新能源汽车技术的快速发展，电动汽车(electric vehicle，EV)的市场占有率逐年增大，预计 2025 年电动汽车销量占比将达到 25%[1]。电动汽车的充电具有时空不确定性，规模化集群并网后会改变电网的负荷水平，无序的充电可能造成“峰上加峰”的情况，影响电力系统的安全稳定运行[2-3]。EV 作为一种兼具电源与负荷特性的灵活性资源，如何对其充放电进行合理调度，减少电网负荷波动，降低用户充电成本，具有重要研究意义。

目前关于 EV 调度策略，国内外学者已有广泛的研究。EV 的调度优化本质上是考虑多种不确定条件下的优化问题，主要表现在入网位置、时间及充放电功率上的不确定性[4-5]。针对 EV 充电的不确定性，主要有随机规划[6-7]、机会约束规划[8-9]、鲁棒优化[10-13]3 类方法。

对于随机规划和机会约束规划方法，文献[14]基于随机规划的框架，建立了市场交易和 EV 充电功率随机性的多目标模型。文献[15]采用 2 阶段的

基金资助项目：国家自然科学基金(51877037)；国网河北省电力有限公司科技项目(SGHEYX00KHJS2000038)。
Project supported by National Natural Science Foundation of China (51877037), Science and Technology Project of State Grid Hebei Power Company Limited (SGHEYX00KHJS2000038).

随机规划算法，考虑风电出力和 EV 的不确定性，建立最优竞价策略模型。文献[16]在分布式光伏和 EV 一体化模型基础上，采用机会约束规划方法对模型的不确定性参数进行转化，充分挖掘 EV 的灵活性充电策略。上述方法主要通过概率分布对不确定性参数的随机性进行建模，可以适应不同阶段的决策过程，但该类方法需要统计历史数据来获得各个不确定性参数的分布，概率分布不一定准确。此外，模型通过取不确定参数的期望来求解，使得模型最终的解不一定能满足所有约束。对于 EV 参与的电力系统负荷调度，调度策略需要严格满足各类约束条件，以保证电力系统的稳定性，因此该类方法在电力系统调度中有一定局限性。

基于鲁棒优化方法，文献[17-18]都针对 EV 接入电网的负荷波动和时空不确定性，基于鲁棒优化理论，建立了相应的多面体不确定性集合。文献[19]将 EV 作为应急调度资源，建立了一个 3 层的鲁棒优化模型。文献[20]考虑 EV 充电站、风电、光伏的不确定性，建立了两阶段的鲁棒优化模型。文献[21]考虑了用户的偏好，以成本最小为目标，构建了集群 EV 的分布式鲁棒模型。上述方法通过不确定集构建优化模型，不需要获得不确定参数的概率分布，求取的解严格满足所有约束条件。但现有固定形状不确定集的参数确定具有主观性，模型计算的结果过于保守。基于数据驱动的鲁棒优化算法将可以利用不确定参数的历史数据，构建一个更加接近实际的不确定集合，解决常规鲁棒优化模型过于保守的问题[22-24]。针对目前常见的机器学习算法而言，基于历史数据所建立的不确定性集是一个无监督学习过程，该方法虽然能够描述数据的分布特征，然而容易生成难以处理的鲁棒对应模型。为此，针对高维不确定性模型构建问题，支持向量聚类(support vector clustering，SVC)方法在数据驱动的不确定集构建方面具有一定的应用前景，能够有效对抗不确定性的扰动，且问题的保守型能有所改善。

综合上述分析，本文针对电动汽车(electric vehicle，EV)入网时长和剩余电量(state of charge，SOC)的不确定性，以 EV 的充放电功率作为决策变量，以所有用户最小充电成本为目标函数，构建集群 EV 调度模型。基于 EV 历史充电数据，采用 SVC 方法，以包含所有数据的最小超球体作为不确定集，将广义直方图交叉核作为核函数，计算了 EV 入网时间和充电时长的不确定集，建立集群 EV 鲁棒优化调度模型。基于边界支持向量计算不确定集的显示表达式，考虑最差情况下的不等式约束，采用拉格朗日乘子法将模型转换为线性规划模型，最后再次采用拉格朗日乘子法求解。

1　EV 充电场景与调度模型

1.1　EV 充电场景构建

为考虑 EV 不同时段充电的入网时长和剩余电量等参数不确定性，本文构建了一个如图 1 所示的集群电动汽车充电场景。设场景中充电站位置固定，EV 全天的活动场景固定在一个区域内。所有 EV 可由聚合商统一调度，聚合商可以控制 EV 的充放电功率。将 1 d 分为 24 个时间段，每个时间段为 1 h，在每个时间段内 EV 的入网时间和入网时的荷电状态 SOC 是不确定的。在本场景中，EV 聚合商作为调度主体，可线性调节 EV 的充放电功率，在满足用户充电需求的情况下，尽可能降低用户充电成本，同时响应分时电价，参与削峰填谷，辅助抑制电网负荷波动。

1.2　优化目标函数

本文将 EV 的充放电功率作为决策量，聚合商对 EV 进行统一管理，在考虑用户实际用车需求的情况下，响应分时电价，在低价时安排 EV 充电。因此以最小化成本作为集群 EV 的优化目标，对应的目标函数为：

$$F=\min\sum_{k=1}^{24}\sum_{i=1}^{N}P_{i,k}\Delta t_{i,k}v_k \tag{1}$$

式中：$P_{i,k}$、$\Delta t_{i,k}$ 分别为第 i 辆 EV 在第 k 个时间段内的充放电功率、充电时长；v_k 为第 k 个时间段的电价。

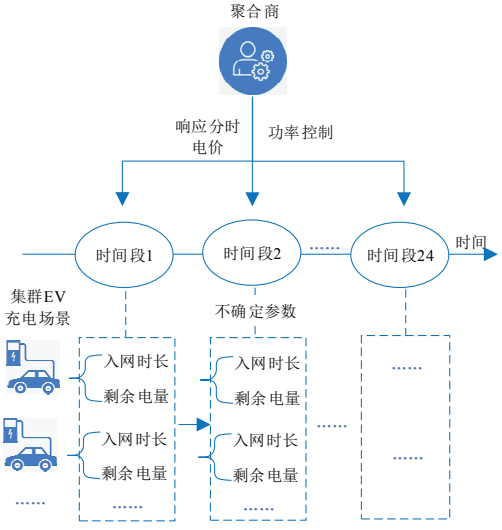


图 1　充电场景

Fig.1　Charging scene

1.3 约束条件

为了满足用户的行驶需求和充电安全，需满足EV剩余电量约束。充电需考虑用户的最低SOC，使用户能满足正常出行。过量充电会影响EV电池的安全和寿命，因此充电功率需要在EV的安全充电范围内，SOC不能超过EV的最大电池容量。第i辆EV的约束条件为：

$$S_{i,k}^{\mathrm{d}} = S_{i,k}^{\mathrm{a}} + \frac{P_{i,k}\Delta t_{i,k}\eta_i}{E_i} \tag{2}$$

$$S_{i,\min} \le S_{i,k}^{\mathrm{d}} \le S_{i,\max} \tag{3}$$

$$-P_{i,\mathrm{dmax}} \le P_{i,k} \le P_{i,\mathrm{cmax}} \tag{4}$$

式中：$S_{i,k}^{\mathrm{a}}$、$S_{i,k}^{\mathrm{d}}$分别为第i辆EV在第k个时间段入网时、离网时的SOC；η_i为第i辆EV的充放电效率；E_i为第i辆EV的容量；$S_{i,\min}$、$S_{i,\max}$分别为第i辆EV的最小和最大SOC；$P_{i,\mathrm{cmax}}$、$P_{i,\mathrm{dmax}}$分别为第i辆EV的最大充电功率和放电功率。

2 基于SVC的EV鲁棒优化模型

2.1 基于SVC的鲁棒优化不确定集

2.1.1 不确定集的表示形式

鲁棒优化中，经典的不确定集有盒形、多面体、椭球等，这些不确定集的几何结构是先验的，不一定满足真实分布情况，面对复杂的几何分布，有一定局限性。SVC是一种无监督学习方法，只需要凸优化，就可以对复杂的高维度不确定问题进行建模。在高维度空间下，通过SVC找到一个包含所有样本数据点的最小体积封闭球体来描述一个样本数据集合[24]。

设包含N个数据样本的集合$D=\left\{\boldsymbol{u}^{(i)}\right\}_{i=1}^{N}$，$i$在上标位置表示数据样本的索引，在下标位置表示向量维度。使用非线性映射函数$\phi(\boldsymbol{u}):R^n\to R^K$将数据样本映射到高维度空间$f$，这样寻找最小球体可转化为下述优化问题：

$$\begin{cases}\min\limits_{R,\ \xi}\left(R^2+\dfrac{1}{Nv}\sum\limits_{i=1}^{N}\xi_i\right)\\ \text{s.t.}\left\|\phi(\boldsymbol{u}^{(i)})-\boldsymbol{p}\right\|^2\le R^2+\xi_i,\ i=1,\cdots,N\\ \xi_i\ge 0,\ i=1,\cdots,N\end{cases} \tag{5}$$

式中：R为最小球体半径；N为样本总数；ξ_i为松弛量；v为正则化系数；$\boldsymbol{p}$为球体中心。

2.1.2 支持向量和不确定集

对于式(5)的优化问题，引入拉格朗日乘子，得到拉格朗日方程为：

$$\begin{aligned}L(\boldsymbol{p},R,\boldsymbol{\xi},\boldsymbol{\alpha},\boldsymbol{\beta}) = R^2+\frac{1}{Nv}\sum_{i=1}^{N}\xi_i-\\ \sum_{i=1}^{N}\alpha_i\left(R^2+\xi_i-\left\|\phi(\boldsymbol{u}^{(i)})-\boldsymbol{p}\right\|^2\right)-\sum_{i=1}^{N}\beta_i\xi_i\end{aligned} \tag{6}$$

根据KKT(Karush-Kuhn-Tucker)条件可得：

$$\sum_{i=1}^{N}\alpha_i = 1 \tag{7}$$

$$\boldsymbol{p} = \sum_{i=1}^{N}\alpha_i\phi(\boldsymbol{u}^{(i)}) \tag{8}$$

$$\alpha_i+\beta_i = \frac{1}{Nv} \tag{9}$$

式中：α_i、β_i为拉格朗日乘子，将式(7)—式(9)代入式(6)转换为等式约束的对偶形式，即：

$$\begin{aligned}L(\boldsymbol{p},R,\boldsymbol{\xi},\boldsymbol{\alpha},\boldsymbol{\beta}) = \min_{\alpha}\sum_{i=1}^{N}\sum_{j=1}^{N}\alpha_i\alpha_j K(\boldsymbol{u}^{(i)},\boldsymbol{u}^{(j)})-\\ \sum_{i=1}^{N}\alpha_i K(\boldsymbol{u}^{(i)},\boldsymbol{u}^{(j)})\end{aligned} \tag{10}$$

式中：$K(\boldsymbol{u},\boldsymbol{u})=\phi(\boldsymbol{u})^{\mathrm{T}}\phi(\boldsymbol{u})$。

结合式(7)—式(9)分析计算可得到，当$\alpha_i>0$时，有$\left\|\phi(\boldsymbol{u}^{(i)})-\boldsymbol{p}\right\|^2\ge R^2$，此时$\boldsymbol{u}^{(i)}$在超球体外部，为支持向量，当$0<\alpha_i<\dfrac{1}{Nv}$时，$\left\|\phi(\boldsymbol{u}^{(i)})-\boldsymbol{p}\right\|^2=R^2$，$\boldsymbol{u}^{(i)}$在超球体上，为边界支持向量。因此分别定义支持向量、边界支持向量集合[24]为：

$$S=\left\{i\mid\alpha_i>0,\forall i\right\} \tag{11}$$

$$B=\left\{i\mid 0<\alpha_i<\frac{1}{Nv},\forall i\right\} \tag{12}$$

对于任意的数据样本，都在超球体的内部，因此数据驱动的不确定集合可表示为：

$$\begin{aligned}U(D)=\boldsymbol{u}\mid K(\boldsymbol{u},\boldsymbol{u})-2\sum_{i=1}^{N}\alpha_i K(\boldsymbol{u},\boldsymbol{u}^{(i)})+\\ \sum_{i=1}^{N}\sum_{j=1}^{N}K(\boldsymbol{u}^{(i)},\boldsymbol{u}^{(j)})\le R^2\end{aligned} \tag{13}$$

2.1.3 核函数

定义加权的广义交叉核函数[24]为：

$$K(\boldsymbol{u},\boldsymbol{v})=\sum_{k=1}^{n}l_k-\left\|\boldsymbol{Q}(\boldsymbol{u}-\boldsymbol{v})\right\|_1 \tag{14}$$

式中：$l_k=\overline{u}_k-\underline{u}_k$，$\overline{u}_k$、$\underline{u}_k$分别为样本的上下界；$\boldsymbol{Q}$为加权矩阵，其表达式可基于$N$个样本的协方差矩阵$\boldsymbol{\Sigma}$来构造，即：

$$\boldsymbol{Q}=\boldsymbol{\Sigma}^{-\frac{1}{2}} \tag{15}$$

其中：$\boldsymbol{\Sigma}=\dfrac{1}{N-1}\left(\sum\limits_{i=1}^{N}\boldsymbol{u}^{(i)}(\boldsymbol{u}^{(i)})^{\mathrm{T}}-\left(\sum\limits_{i=1}^{N}\boldsymbol{u}^{(i)}\right)\left(\sum\limits_{i=1}^{N}\boldsymbol{u}^{(i)}\right)^{\mathrm{T}}\right)$ (16)

参数l_k的选择与核函数矩阵的正定性以及对偶

问题的凸性相关，会影响模型的最终性能，因此需要满足：

$$l_k > \max_{1\le i\le N} \boldsymbol{q}_k^{\mathrm{T}}\boldsymbol{u}^{(i)} - \min_{1\le i\le N} \boldsymbol{q}_k^{\mathrm{T}}\boldsymbol{u}^{(i)} \tag{17}$$

式中：$\boldsymbol{q}_k$ 为加权矩阵 $\boldsymbol{Q}$ 的第 k 列。

2.2　EV 调度鲁棒优化模型

本文的不确定参数有每个时段 EV 的入网 SOC、入网充电时长。式(1)的 EV 调度优化目标函数中有不确定参数，因此需引入辅助决策量 c_k，重新整理式(1)—式(4)，得到如下鲁棒优化模型：

$$\begin{cases} \min\limits_{P_{i,k},c_k} \sum\limits_{k=1}^{24} c_k \\ \text{s.t.} \quad \sum\limits_{i=1}^{N} P_{i,k}\Delta t_{i,k} v_k - c_k \le 0 \\ \quad \dfrac{\Delta t_{i,k}\eta_i}{E_i} P_{i,k} + S_{i,k}^{a} \le S_{i,\max} \\ \quad -\dfrac{\Delta t_{i,k}\eta_i}{E_i} P_{i,k} - S_{i,k}^{a} \le -S_{i,\min} \\ \quad P_{i,k} \le P_{i,\mathrm{cmax}} \\ \quad -P_{i,k} \le P_{i,\mathrm{dmax}} \end{cases} \tag{18}$$

设 2 个不确定参数的向量形式分别为 $\boldsymbol{S}^a=[S_{1,1}^a,\cdots,S_{N,24}^a]$、$\Delta\boldsymbol{t}=[\Delta t_{1,1},\cdots,\Delta t_{N,24}]$，则不确定性参数的一般形式为 $\boldsymbol{u}=[\boldsymbol{S}^a,\Delta\boldsymbol{t}]$，决策变量 $\boldsymbol{x}=[\boldsymbol{P},\boldsymbol{c}]$，其中 $\boldsymbol{P}=[P_{1,1},\cdots,P_{N,24}]$，$\boldsymbol{c}=[c_{1,1},\cdots,c_{N,24}]$，约束条件不等式右侧为常数 b。将式(18)转换为一般形式为：

$$\begin{aligned} &\min_{\boldsymbol{x}} \boldsymbol{c} \\ &\text{s.t.} \quad \max_{\boldsymbol{u}\in U(D)} \boldsymbol{u}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{x} \le b \end{aligned} \tag{19}$$

式中：a 为不确定参数；$U(D)$是由 N 个数据样本的集合 D 构成的不确定集。

2.3　不确定集构建

2.3.1　计算核函数

第 i 个数据样本 $\boldsymbol{u}^{(i)}$ 的维度和数据特征与不确定集 $\boldsymbol{u}$ 相同，一个样本 $\boldsymbol{u}^{(i)}$ 包含所有 EV 在不同时间段入网时的 SOC 值以及充电的时长。将数据集 D 代入式(15)、式(16)可得到加权矩阵 $\boldsymbol{Q}_{\mathrm{EV}}$。

对于参数 l_k，可根据式(17)选取合理的值，保证核矩阵的正定性。

将加权矩阵 $\boldsymbol{Q}_{\mathrm{EV}}$、参数 l_k、样本数据集 $\left\{\boldsymbol{u}^{(i)}\right\}_{i=1}^{N}$ 代入式(12)，构建核矩阵 $\boldsymbol{K}=\left\{K(\boldsymbol{u}^{(i)},\boldsymbol{u}^{(j)})\right\}$。

2.3.2　支持向量求解

将构建的核矩阵代入式(10)，计算得到使式(10)取最小值时的 $\boldsymbol{\alpha}$，即 $\boldsymbol{\alpha}=[\alpha_1,\alpha_2,\cdots,\alpha_N]$。根据 2.2 节的分析，构建支持向量集合 $\boldsymbol{u}_{\mathrm{s}}=\left\{\boldsymbol{u}^{(i)}\mid\alpha_i>0\right\}$，边界支持向量集合 $\boldsymbol{u}_{\mathrm{s}}'=\left\{\boldsymbol{u}^{(i)}\mid 0<\alpha_i<\dfrac{1}{Nv}\right\}$。

2.3.3　不确定集构建

对于在不确定集边界上的样本点 $\boldsymbol{u}^{(i')}$，满足：

$$\begin{aligned} R^2 = \left\|\boldsymbol{u}^{(i')}-\boldsymbol{p}\right\|^2 = K(\boldsymbol{u}^{(i')},\boldsymbol{u}^{(i')}) - 2\sum_{i=1}^{N}\boldsymbol{\alpha}_i K(\boldsymbol{u}^{(i')},\boldsymbol{u}^{(i)})\cdot \\ \sum_{i=1}^{N}\sum_{j=1}^{N}\boldsymbol{\alpha}_i\boldsymbol{\alpha}_j K(\boldsymbol{u}^{(i)},\boldsymbol{u}^{(j)}), i'\in B \end{aligned} \tag{20}$$

将式(14)、式(20)代入式(13)可得不确定集的显式表达形式为：

$$\begin{aligned} U(D) = \left\{\boldsymbol{u}\left|\begin{array}{l}\sum\limits_{i\in S}\alpha_i K(\boldsymbol{u},\boldsymbol{u}^{(i)}) \\ \ge \sum\limits_{i\in S}\alpha_i K(\boldsymbol{u}^{(i')},\boldsymbol{u}^{(i)}), i'\in B\end{array}\right.\right\} = \\ \left\{\boldsymbol{u}\left|\begin{array}{l}\sum\limits_{i\in S}\alpha_i \left\|\boldsymbol{Q}(\boldsymbol{u}-\boldsymbol{u}^{(i)})\right\|_1 \\ \le \sum\limits_{i\in S}\alpha_i \left\|\boldsymbol{Q}(\boldsymbol{u}^{(i')}-\boldsymbol{u}^{(i)})\right\|_1, i'\in B\end{array}\right.\right\} \end{aligned} \tag{21}$$

将步骤(1)中的核矩阵 $\boldsymbol{K}$ 代入式(21)可得 EV 优化调度模型的不确定集 $U(D)$。

2.4　EV 调度鲁棒模型求解

对于式(19)的约束条件左侧 $\max\limits_{\boldsymbol{u}\in U(D)}\boldsymbol{u}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{x}$，可引入辅助变量 $\boldsymbol{v}_i=\boldsymbol{Q}(\boldsymbol{u}-\boldsymbol{u}^{(i)})$，将问题转化为：

$$\begin{aligned} &\max_{\boldsymbol{u},\boldsymbol{v}_i} \boldsymbol{u}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{x} \\ &\text{s.t.} \sum_{i\in S}\boldsymbol{\alpha}_i\mathbf{1}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{v}_i \le \sum_{i\in S}\boldsymbol{\alpha}_i\left\|\boldsymbol{Q}(\boldsymbol{u}^{(i')}-\boldsymbol{u}^{(i)})\right\|_1 \\ &\quad -\boldsymbol{v}_i \le \boldsymbol{Q}(\boldsymbol{u}-\boldsymbol{u}^{(i)}) \le \boldsymbol{v}_i \end{aligned} \tag{22}$$

引入拉格朗日乘子 $\boldsymbol{\lambda}$、$\boldsymbol{\mu}$、η，根据 KKT 条件，转换为以下对偶问题：

$$\min_{\boldsymbol{\lambda}_i,\boldsymbol{\mu}_i,\eta} \sum_{i\in S}(\boldsymbol{\mu}_i-\boldsymbol{\lambda}_i)^{\mathrm{T}}\boldsymbol{Q}\boldsymbol{u}^{(i)} + \eta\sum_{i\in S}\boldsymbol{\alpha}_i\left\|\boldsymbol{Q}(\boldsymbol{u}^{(i')}-\boldsymbol{u}^{(i)})\right\|_1 \tag{23}$$

$$\begin{aligned} \text{s.t.} \quad & \sum_{i\in G}\boldsymbol{Q}(\boldsymbol{\lambda}_i-\boldsymbol{\mu}_i)+\boldsymbol{x}=0 \\ & \boldsymbol{\lambda}_i+\boldsymbol{\mu}_i=\eta\boldsymbol{\alpha}_i\cdot\mathbf{1} \\ & \boldsymbol{\lambda}_i>0,\boldsymbol{\mu}_i>0,\eta\ge 0 \end{aligned} \tag{24}$$

结合式(24)，可将式(23)化简为与 $\boldsymbol{x}$ 相关的函数，将其表示为 $f(\boldsymbol{x})$，得到 EV 调度模型的线性可求解形式：

$$\begin{aligned} &\min_{\boldsymbol{x}} \boldsymbol{c} \\ &\text{s.t.} \quad f(\boldsymbol{x}) \le b \end{aligned} \tag{25}$$

再次引入拉格朗日乘子 $\boldsymbol{\theta}$，根据 KKT 条件，求解式(26)，即可得最优决策变量 $\boldsymbol{x}$。整个求解流程如图 2 所示。

$$\begin{cases} \left[\mathbf{0}_{1\times 24N},\mathbf{1}_{1\times 24N}\right]^{\mathrm{T}} - \boldsymbol{\theta}f'(\boldsymbol{x}) = \mathbf{0} \\ b - f(\boldsymbol{x}) = 0 \end{cases} \tag{26}$$

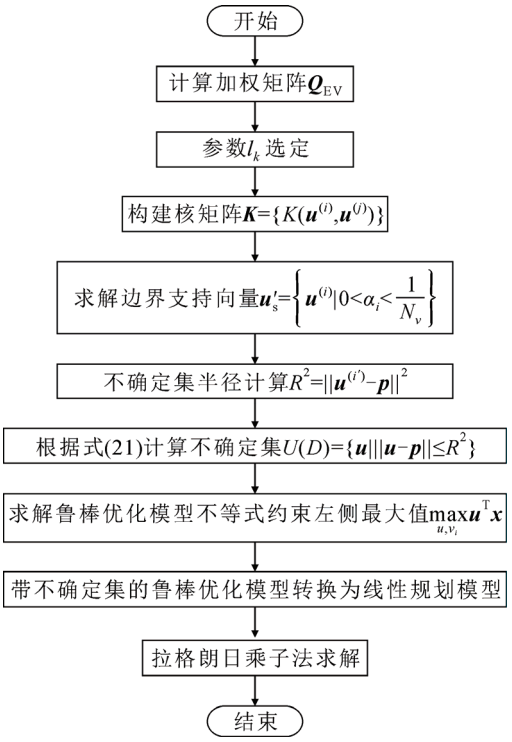


图 2 求解流程图

Fig.2 Solving process flow chart

3 算例分析

3.1 场景分析

设场景区域中有 20 辆 EV，时间段为 24 个，样本集的维度为 960，总样本数为 500。区域的分时电价如表 1 所示，场景内的基础负荷与分时电价成正相关，如图 3 所示，其中柱状图表示的是一天内不同时刻的电价，曲线表示的是一天内的负荷水平，且分时电价和负荷呈正相关关系。不同 EV 充电用户充电最低需求的 SOC 值、最大电池容量、EV 充电效率、分别满足 $N(0.6,0.1)$、$N(70,10)$、$N(0.8,0.1)$ 的正态分布。

对于基于 SVC 的分析方法而言，随着数据样本的增多，SVC 能对实际不确定参数的分布描述得更为准确，不需要与传统不确定集一样主观定义参数，可完全通过数据自适应调整形状，增加了调度模型的客观性，更符合实际情况。但当样本数量不足或异常样本过多时，不确定集准确度会较低，从而失去保守性，进而使得建立的策略不利于电力系统的稳定性。为更直观分析结果且不失一般性，文中取样本的 2 个维度，本文取第 1 辆 EV 在第 10 个时间段的充电时间和入网 SOC，样本分布如图 4 所示。

3.2 结果分析

按第 2 章方法求解不确定集，将本文方法建立

表 1 分时电价

Table 1 Time-of-use tariff

时段	电价/(元·kWh^{-1})
11:00—13:00, 16:00—18:00	1.5
10:00—11:00, 13:00—15:00, 18:00—22:00	1.4
07:00—10:00, 15:00—16:00, 22:00—24:00	0.9
24:00—07:00(次日)	0.4

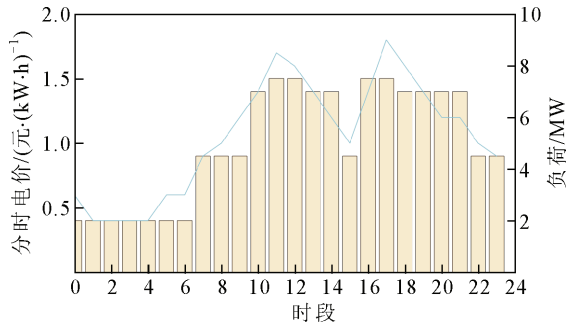


图 3 分时电价和负荷

Fig.3 Time-of-use tariff and load

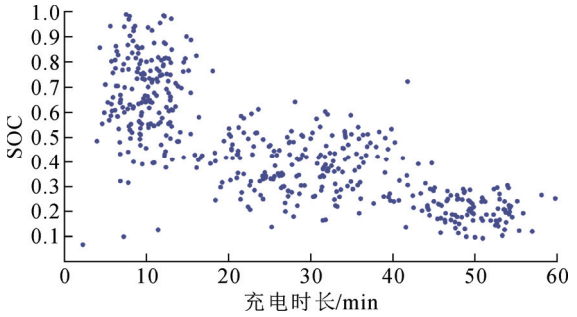


图 4 样本分布

Fig.4 Sample distribution

的不确定集与盒形、多面体、椭球体不确定集进行对比，对比结果如图 5 所示。从图 5 中可以看出，盒型不确定集最为保守，进行了多余覆盖，表明了 EV 在高 SOC 情况下，也会进行长时间充放电，导致模型优化结果中出现 EV 在自身 SOC 较高时，安排低功率过长时间充电的情况，从而影响用户经济性。

多面体不确定集虽然减少了一部分多余的覆盖，但忽略了 EV 高 SOC 入网短时充电和低 SOC 入网长时间充电的情况。作为常见的两种充电情况，在模型优化结果中，高 SOC 的 EV 不参与入网充放电，低 SOC 的 EV 充电不足，导致 EV 用户经济性和满意度较差。椭球型不确定集相对盒型和多面体，包含范围进行了一定的平滑，但依然不能很好地覆盖数据样本。

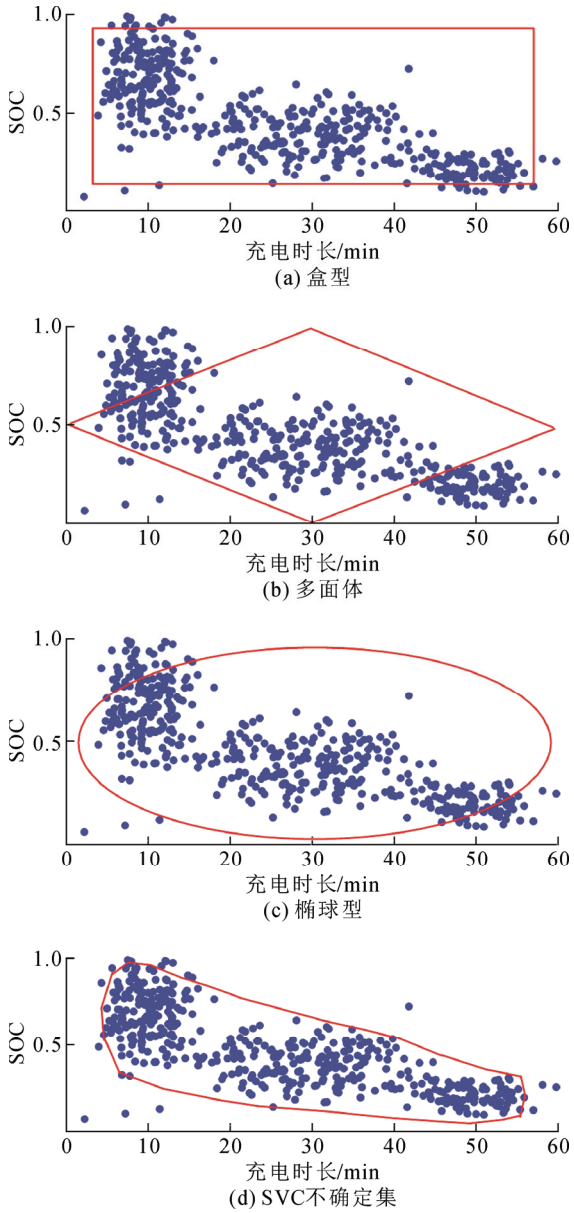


图 5　不确定集的对比

Fig.5　Contrast of uncertain sets

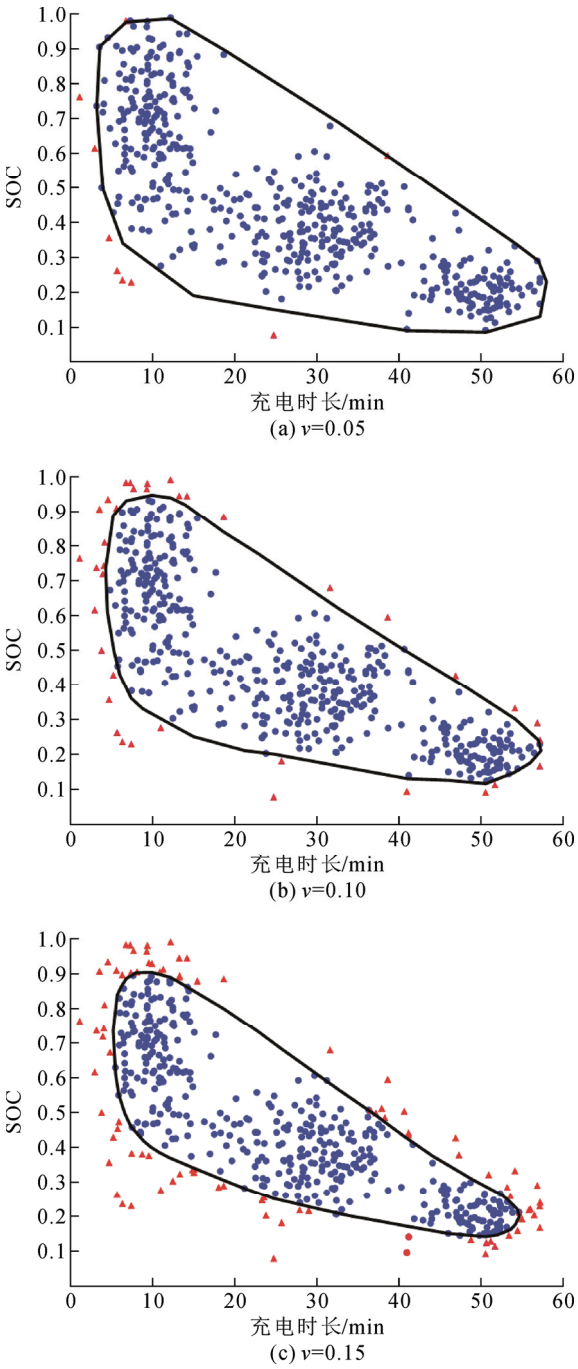


图 6　不同正则化参数下的不确定集

Fig.6　Uncertainty sets construction based on different regularization parameter.

本文采用基于 SVC 的不确定集建立了一个不对称的包络形状，紧凑地覆盖样本集。本质上该不确定集也是一个多面体，但形状更为复杂，能适应复杂的数据分布，符合 EV 实际运行规律。综合上述分析，本文建立的基于 SVC 的集群 EV 鲁棒调度模型相比传统鲁棒优化模型，能主动适应实际数据，解决经典不确定集过于保守的问题。

SVC 不确定集可以通过调整正则化系数 v 来改变不确定集大小。不同 v 值对应的不确定集如图 6 所示，其中圆形表示包络线内的点，三角形表示包络线外部的点。

由于不确定集的结果直接影响本文的调度策略，因此从图 6 可以看出，当 v 增大时，包络范围减小，识别的异常样本越多，调度策略保守性降低。对于不同地区层级电网的调度需求，调整正则化参数就可以直接控制最终策略的保守程度。此外，对于严重偏差的样本，本文的方法可以有效地分辨并剔除，当支持向量随着 v 的增大逐渐增多时，不确定集的边界也越来越平滑，说明调度模型的复杂度可以自适应数据并进行调整，避免了主观判断带来的误差。

上述 4 种不确定集下计算得到的集群 EV 鲁棒优化调度模型，平衡负荷后的效果如图 7 所示，经济性对比如表 2 所示。

从图 7 中可以看出，相比于无调度方案的负荷水平，基于经典不确定集和 SVC 不确定集的 EV 鲁棒优化调度模型都能在一定程度上降低负荷高峰，填补负荷低谷。基于 SVC 不确定集下的调度方案减小峰谷差的幅度最大，在到达峰值和估值区间时，曲线变化率最大，表明模型响应灵敏迅速。基于经典不确定集下的调度方案，虽然也有平抑负荷波动的效果，但在峰值和估值区间，调节效果不明显且响应速度慢。结合图 5 的分析，造成这种现象的原因在于，经典不确定集中都会出现 EV 入网时 SOC 值较高却采取低功率长时间充电的方案，导致 EV 响应分时电价力度小。

从表 2 中可以看出，基于多面体不确定集的调度方案总体充电成本最高，盒型与椭球多面体下的调度方案成本相当，本文提出的方法总充电成本最低。结合图 5 分析，多面体不确定集未能包络部分实际样本，导致调度策略在电价高峰时进行大功率快速充电，增加了 EV 用户充电成本，因此成本最高。而本文的不确定集准确地描述了数据样本，剔除了异常情况，能根据 EV 入网情况合理安排充放电，从而降低了成本。

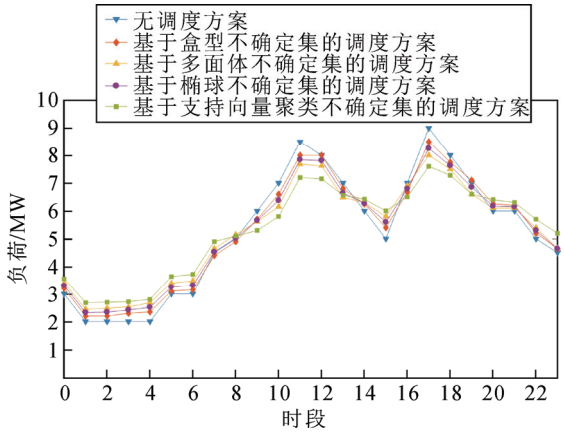


图 7 不同调度方案下的负荷水平

Fig.7 Loads under different scheduling schemes

表 2 充电成本

Table 2 Charging cost

不确定集类型	充电成本/元
盒型	1342
多面体	1514
椭球	1320
SVC	984

4 结论

1）基于 SVC 算法构建的不确定集能更准确地描述集群 EV 调度模型中的不确定参数和主动适应实际数据，可解决经典不确定集过于保守的问题，且调度模型的复杂度可以自适应数据并进行调整，避免了主观判断带来的误差。

2）基于 SVC 不确定集下的调度方案能够更为有效地减小峰谷差幅度，在到达峰值和估值区间时的曲线变化率最大，具有更为灵敏的模型响应效果，在保证较低调度成本的同时，也能积极响应分时电价，有助于减小电力系统负荷波动。

参考文献 References

[1] 工信部发布《新能源汽车产业发展规划(2021—2035 年)》(征求意见稿)[J]. 汽车与配件，2019(23)：16.
The ministry of industry and information technology issued the “new energy vehicle industry development plan (2021—2035)” (draft for comments)[J]. Automobile & Parts, 2019(23): 16.

[2] DAS H S, RAHMAN M M, LI S, et al. Electric vehicles standards, charging infrastructure, and impact on grid integration: a technological review[J]. Renewable and Sustainable Energy Reviews, 2020, 120: 109618.

[3] MANRÍQUEZ F, SAUMA E, AGUADO J, et al. The impact of electric vehicle charging schemes in power system expansion planning[J]. Applied Energy, 2020, 262: 114527.

[4] 宋晓通，吕倩楠，孙 艺，等. 基于电价引导的电动汽车与综合能源系统交互策略[J]. 高电压技术，2021，47(10)：3744-3754.
SONG Xiaotong, LÜ Qiannan, SUN Yi, et al Interactive strategy of electric vehicles and integrated energy system based on electricity price guidance[J]. High Voltage Engineering, 2021, 47(10): 3744-3754.

[5] 高红均，郭明浩，刘挺坚，等. 新型电力系统电力电量平衡分析研究综述[J]. 高电压技术，2023，49(7)：2683-2696.
GAO Hongjun, GUO Minghao, LIU Tingjian, et al. Review on electric power and energy balance analysis of new-generation power system[J]. High Voltage Engineering, 2023, 49(7): 2683-2696.

[6] 程 杉，傅 桐，赵子凯，等. 考虑电动汽车随机转移特性的充储电站群两阶段优化调度[J]. 高电压技术，2023，49(10)：4257-4266.
CHENG Shan, FU Tong, ZHAO Zikai, et al. Two-stage optimal scheduling of charging and storage station clusters considering the random transfer characteristics of electric vehicles[J]. High Voltage Engineering, 2023, 49(10): 4257-4266.

[7] YUE D J, YOU F Q. Optimal supply chain design and operations under multi-scale uncertainties: nested stochastic robust optimization modeling framework and solution algorithm[J]. AIChE Journal, 2016, 62(9): 3041-3055.

[8] LIU X, KÜÇÜKYAVUZ S, LUEDTKE J. Decomposition algorithms for two-stage chance-constrained programs[J]. Mathematical Programming, 2016, 157(1): 219-243.

[9] YUE D J, YOU F Q. Planning and scheduling of flexible process networks under uncertainty with stochastic inventory: MINLP models

and algorithm[J]. AIChE Journal, 2013, 59(5): 1511-1532.

[10] BERTSIMAS D, BROWN D B, CARAMANIS C. Theory and applications of robust optimization[J]. SIAM Review, 2011, 53(3): 464-501.

[11] LORCA Á, SUN X A, LITVINOV E, et al. Multistage adaptive robust optimization for the unit commitment problem[J]. Operations Research, 2016, 64(1): 32-51.

[12] LAPPAS N H, GOUNARIS C E. Multi-stage adjustable robust optimization for process scheduling under uncertainty[J]. AIChE Journal, 2016, 62(5): 1646-1667.

[13] BARINGO A, BARINGO L. A stochastic adaptive robust optimization approach for the offering strategy of a virtual power plant[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2017, 32(5): 3492-3504.

[14] 黄　淼，陈　鑫，文　旭，等. 计及市场风险的含电动汽车风光互补微电网随机规划调度模型[J]. 电网技术，2020，44(8)：2883-2890.
HUANG Miao, CHEN Xin, WEN Xu, et al. Stochastic programming dispatching model for wind and photovoltaic microgrid integrated with electric vehicles considering market risk[J]. Power System Technology, 2020, 44(8): 2883-2890.

[15] 周　博，吕　林，高红均，等. 基于两阶段随机规划的虚拟电厂优化交易策略[J]. 电力建设，2018，39(9)：70-77.
ZHOU Bo, LÜ Lin, GAO Hongjun, et al. Optimal bidding strategy based on two-stage stochastic programming for virtual power plant[J]. Electric Power Construction, 2018, 39(9): 70-77.

[16] 徐杨杨，张新松，陆胜男，等. 多重随机特性下的电动汽车充电网络机会约束规划[J]. 电力系统保护与控制，2021，49(6)：30-39.
XU Yangyang, ZHANG Xinsong, LU Shengnan, et al. Chance constrained optimization of an electric vehicle charging network with multiple stochastic characteristics[J]. Power System Protection and Control, 2021, 49(6): 30-39.

[17] 卢志刚，王荟敬，赵　号，等. 含 V2G 的虚拟电厂双层逆鲁棒优化调度策略[J]. 电网技术，2017，41(4)：1245-1252.
LU Zhigang, WANG Huijing, ZHAO Hao, et al. Strategy of bilevel inverse robust optimization dispatch of virtual power plant containing V2G[J]. Power System Technology, 2017, 41(4): 1245-1252.

[18] 孙国强，袁　智，耿天翔，等. 含电动汽车的虚拟电厂鲁棒随机优化调度[J]. 电力系统自动化，2017，41(6)：44-50，79.
SUN Guoqiang, YUAN Zhi, GENG Tianxiang, et al. Robust stochastic optimal dispatching of virtual power plant containing plug-in electric vehicles[J]. Automation of Electric Power Systems, 2017, 41(6): 44-50, 79.

[19] 陈　玮，周贤正，李晏君，等. 考虑电动汽车配置的主动配电网鲁棒孤岛恢复[J]. 中国电机工程学报，2018，38(增刊 1)：58-67.
CHEN Wei, ZHOU Xianzheng, LI Yanjun, et al. A robust islanding restoration policy for active distribution network considering optimal allocation of emergency electric vehicles[J]. Proceedings of the CSEE, 2018, 38(Supplement1): 58-67.

[20] 袁洪涛，韦　钢，张　贺，等. 计及充换储一体站的主动配电网鲁棒优化调度[J]. 中国电机工程学报，2020，40(8)：2453-2467.
YUAN Hongtao, WEI Gang, ZHANG He, et al. Robust optimal scheduling of active distribution network considering with the charging-swapping-storage integrated station[J]. Proceedings of the CSEE, 2020, 40(8): 2453-2467.

[21] 石文超，吕　林，高红均，等. 考虑需求响应和电动汽车参与的主动配电网经济调度[J]. 电力系统自动化，2020，44(11)：41-51.
SHI Wenchao, LÜ Lin, GAO Hongjun, et al. Economic dispatch of active distribution network with participation of demand response and electric vehicle[J]. Automation of Electric Power Systems, 2020, 44(11): 41-51.

[22] 李雨佳，殷文倩，龙覃飞，等. 多元不确定性环境下含海量资源电力系统的弹性提升技术[J]. 高电压技术，2022，48(9)：3484-3496.
LI Yujia, YIN Wenqian, LONG Qinfei, et al. Review on resilience enhancement strategies for power systems with massive resources under multi-source uncertainties[J]. High Voltage Engineering, 2022, 48(9): 3484-3496.

[23] NING C, YOU F Q. Data-driven decision making under uncertainty integrating robust optimization with principal component analysis and kernel smoothing methods[J]. Computers & Chemical Engineering, 2018, 112: 190-210.

[24] SHANG C, HUANG X L, YOU F Q. Data-driven robust optimization based on kernel learning[J]. Computers & Chemical Engineering, 2017, 106: 464-479.



李宏胜(通信作者)
1977—，男，硕士，高工
研究方向为电力营销和数据应用研究
E-mail: 13903112183@139.com

LI Hongsheng
Senior engineer
Corresponding author



李　鹃
1977—，女，硕士，高工
研究方向为电力营销和数据应用
E-mail: 150763358@qq.com

LI Kun
Senior engineer



汪　洋
1982—，男，硕士，高工
主要研究方向为电力营销和电力服务研究
E-mail: 9177065@qq.com

WANG Yang
Senior engineer

收稿日期　2022-09-27　修回日期　2023-08-10　　编辑　何秋萍