考虑电动汽车换电站调频特性及源-荷相关性的配网经济调度策略

赵锡正[1]，杨 楠[1]，李 佳[1]，王静萍[1]，黄 璜[1]，潘炜琪[1]，张圣祺[2]
(1.国网江苏省电力有限公司南京供电分公司，江苏 南京 210000；2.上海大学 机电工程与自动化学院电气工程系，上海 200444)

摘 要：为应对分布式新能源并网导致的配电网功率波动问题，文章提出一种考虑电动汽车换电站(BSS)调频能力与源-荷相关性的配电网经济调度策略。该策略以系统总成本最小为目标，统筹调度包括 BSS 在内的调频资源，在维持功率平衡的同时约束 BSS 充放电行为。首先，构建调频信号预测模型，采用长短期记忆神经网络预测新能源与负荷功率，并利用 Copula 函数刻画其相关性，推导调频信号的条件概率分布；其次，提出基于源-荷相关性预测驱动的经济调度策略，运用 Wasserstein 距离处理预测数据并构建模糊集，结合分布鲁棒优化与机会约束建立考虑二次调频成本的经济调度模型，进一步通过条件风险价值(CVaR)近似转化机会约束，并利用 Wasserstein 对偶性将模型转化为线性规划问题求解。仿真结果表明，所提策略在经济性上优于传统方法。

关键词：电动汽车换电站；神经网络；Copula 函数；分布鲁棒优化；二次调频控制
中图分类号：TK9 **文献标志码**：A **文章编号**：1671-5292(2025)12-1680-10

0 引言

随着新能源发电大规模接入配电网，系统正面临源-荷双重不确定性的挑战，维持功率平衡的难度显著增加[1,2]。虚拟电厂作为一种聚合分布式资源的新型模式，为应对这一挑战提供了可行路径。其中，由虚拟电厂聚合的电动汽车换电站响应速度快、控制精度高，被视为一种优质的快速调频资源，能够有效支撑电网的实时功率平衡[3,4]。

然而，新能源占比提升带来的系统惯性下降，推高了频率调节需求与调频服务成本。同时，换电站频繁充放电会加速电池老化，产生可观的隐性成本。因此，在经济调度中统筹考虑二次调频成本，对于实现配电网调频资源的经济优化调度具有重要意义。调频信号与区域内源-荷功率的平衡状况紧密相关，其随机性因新能源的接入而愈发显著。采用不确定性优化方法是应对该问题的有效手段。

文献[5-7]应用鲁棒优化处理经济调度中的不确定性问题，但未计及源-荷不确定性引发的二次调频成本。文献[8]利用 Wasserstein 距离构建了分布鲁棒优化模型，然而其同样忽略了二次调频成本。在调频信号预测方面，确定性预测方法(如 ARMA 模型[9,10])以点预测值代表未来信号，难以反映其随机性本质。为此，研究转向了区间预测[11]和分布鲁棒优化[12]等不确定性预测方法。但现有预测模型大多未能充分考虑调频信号与源-荷功率变化之间的内在相关性[13]，影响了预测精度。

针对上述研究空白，本文提出一种计及电动汽车换电站调频特性与源-荷相关性的配电网分布鲁棒经济调度策略。首先，构建一种融合源-荷相关性的调频信号预测模型，采用长短期记忆(Long Short Term Memory，LSTM)神经网络预测源-荷功率，并利用 Copula 函数建立其与调频信号的联合概率分布，进而求得调频信号的条件概率分布；其次，提出一种基于上述预测模型驱动并考虑二次调频成本的经济调度策略，基于 Wasserstein 距离构建模糊集，建立分布鲁棒优化模型，并利用条件风险价值(CVaR)近似和强对偶理论将其转化为可高效求解的线性规划问题。仿真结果表明，与传统策略相比，本文所提策略在经济性方面表现更优。

收稿日期：2025-03-25。
基金项目：国网江苏省电力有限公司科技项目(J2024196)。
作者简介：赵锡正(1992-)，男，硕士，工程师，主要从事电动汽车管理、配电网能效提升方面的研究。
通信作者：张圣祺(1988-)，男，博士，副教授，硕士生导师，主要从事新能源高渗透电网频率控制、电池储能多应用场景协同调度与控制等方面的研究。E-mail：shq_zhang@shu.edu.cn

1　考虑源-荷相关性的调频信号预测

二次调频信号随机性强，其不确定性直接影响经济调度计划的经济性。为此,需对其建立随机模型,以覆盖可能的扰动场景,从而求得概率最优决策,提升调度结果的统计经济性。

1.1　调频信号预测框架

在经济调度周期内，直接预测秒级调频信号极为困难。为此,本文引入由该信号导出的 4 个统计变量以构建预测框架:①累计调频能量,即周期内上行或下行调频能量的累计值；②累计调频里程，即所有资源的总调节里程；③调频幅度分位数,即调频信号幅度低于特定阈值的分位点;④调节率分位数，即调频信号变化速率低于特定阈值的分位点。各统计变量定义如式(1)~(4)所示。令 $\boldsymbol{\xi}_n^{\mathrm{AGC}}$ 为第 n 个调度周期内由上述统计变量组成的向量,其定义如式(5)所示。

$$E_n^{+/-}=\tau\cdot\sum_{(n-1)T<j\tau\leq nT}AGC_j^{+/-} \tag{1}$$

$$M_n=\sum_{(n-1)T<j\tau\leq nT}\left|AGC_j-AGC_{j-1}\right| \tag{2}$$

$$\sum_{(n-1)T<j\tau\leq nT}I\left[\left(AGC_j^{+/-}\leqslant MA_n^{+/-}\right)\frac{1}{X_n^{+/-}}\right]=\alpha_{MA} \tag{3}$$

$$\frac{\sum_{(n-1)T<j\tau\leq nT}I\left[AGC_{j/(j-1)}-AGC_{(j-1)/j}\leqslant RR_n^{+/-}\right]}{\sum_{(n-1)T<j\tau\leq nT}I\left[AGC_{j/(j-1)}-AGC_{(j-1)/j}>0\right]}=\alpha_{RR} \tag{4}$$

$$\boldsymbol{\xi}_n^{\mathrm{AGC}}\triangleq\left\{E_n^{+},E_n^{-},M_n,MA_n^{+},MA_n^{-},RR_n^{+},RR_n^{-}\right\} \tag{5}$$

式中:$E_n^{+/-}$ 为第 n 个经济调度周期内调频信号向上或向下调节的累计值;τ 为单个调频信号的时间跨度;T 为单个经济调度周期的时间跨度;j 为一个经济调度周期内第 j 个调频信号;$AGC_j^{+/-}$ 为上行或下行的调频信号值;M_n 为第 n 个经济调度时间内的累计调频里程;I 为一个判断函数,其具体含义为若其后括号内所接式子成立,则其值为 1,反之,则为 0,即 I(正确)=1,I(错误)=0;$MA_n^{+/-}$ 为上行或下行调频幅度分位数;$X_n^{+/-}$ 为第 n 个经济调度周期内调频信号序列中上行或下行信号个数;α_{MA} 为选择调频幅度分位数对应的比例值;$RR_n^{+/-}$ 为调节率分位数;α_{RR} 为选择的调节率分位数对应的比例值;$AGC_{j/(j-1)}$ 为调频信号第 j~j-1 个调节速率。

本文基于调频信号与负荷、新能源发电功率变化之间的相关性,构建调频信号预测模型,其框架如图 1 所示。模型构建流程如下:首先,基于历史数据计算调频信号统计变量及源-荷功率变化数据;其次,利用 Copula 函数建立二者相关性模型,得到调频信号统计变量的条件概率分布函数;同时,采用 LSTM 预测源-荷功率,并推算其未来变化值;最后,将预测的功率变化值代入前述条件概率分布函数，即可求得未来时刻调频信号统计变量的概率分布。

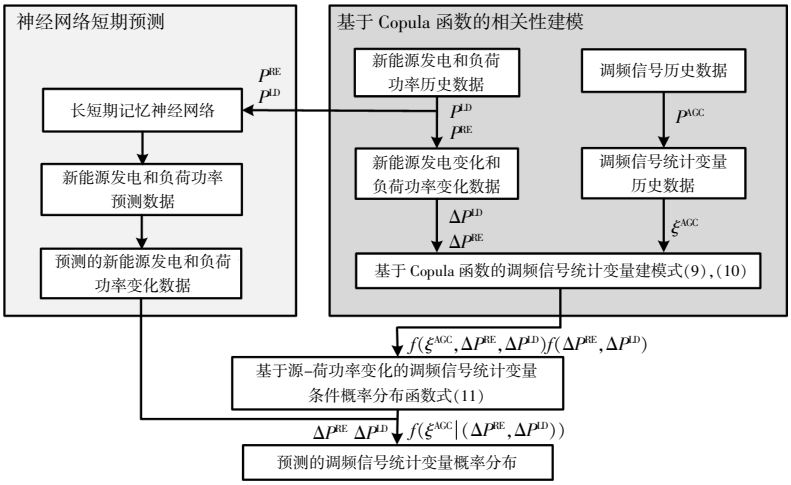


图 1　调频信号统计变量预测框架

Fig.1 Prediction framework for statistical variables of FM signals

1.2　源-荷短期预测

本文采用 LSTM 进行源-荷功率的短期预测[14,15]。LSTM 通过其独特的门控结构(遗忘门、输入门、输出门)实现对历史信息的选择性记忆,有

效提升了预测性能。模型预测精度采用平均绝对百分比误差(P_{MAE})进行评价,其计算式如式(6)所示。通常当 P_{MAE} 低于 15%时,即认为模型预测性能较为准确。

$$P_{\mathrm{MAE}}=\frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}\left[\frac{\left|P_i^{\mathrm{p}}-P_i^{\mathrm{m}}\right|}{P_i^{\mathrm{m}}}\times 100\%\right] \tag{6}$$

式中:N 为样本数量;P_i^{p} 为预测值;P_i^{m} 为实际测量值。

1.3 考虑源-荷相关性的调频信号模型

Copula 函数能有效刻画随机变量边缘分布间的相关性[16]。本文利用 Copula 函数构建调频信号统计变量与源-荷功率变化的联合概率分布,如式(7)所示。首先,基于历史数据,采用核分布估计法拟合各变量的边缘分布;然后,选取合适的 Copula 函数类型进行连接,并基于拟合优度评价指标确定最优模型。

$$F(\xi^{\mathrm{AGC}},\Delta P^{\mathrm{RE}},\Delta P^{\mathrm{LD}})=C_{\xi^{\mathrm{AGC}},\Delta P^{\mathrm{RE}},\Delta P^{\mathrm{LD}}}\cdot [F_{\xi^{\mathrm{AGC}}}(\xi^{\mathrm{AGC}}),F_{\Delta P^{\mathrm{RE}}}(\Delta P^{\mathrm{RE}}),F_{\Delta P^{\mathrm{LD}}}(\Delta P^{\mathrm{LD}})] \tag{7}$$

在此基础上,通过对联合分布求导得到联合概率密度函数[式(8)],再将其除以源-荷功率变化的联合概率密度函数,最终得到调频信号统计变量的条件概率密度函数[式(9)]。

$$f(\xi^{\mathrm{AGC}},\Delta P^{\mathrm{RE}},\Delta P^{\mathrm{LD}})=\frac{\partial F(\xi^{\mathrm{AGC}},\Delta P^{\mathrm{RE}},\Delta P^{\mathrm{LD}})}{\partial\xi^{\mathrm{AGC}}\partial\Delta P^{\mathrm{RE}}\partial\Delta P^{\mathrm{LD}}}= c_{\xi^{\mathrm{AGC}},\Delta P^{\mathrm{RE}},\Delta P^{\mathrm{LD}}}\cdot f_{\xi^{\mathrm{AGC}}}(\xi^{\mathrm{AGC}})\cdot f_{\Delta P^{\mathrm{RE}}}(\Delta P^{\mathrm{RE}})\cdot f_{\Delta P^{\mathrm{LD}}}(\Delta P^{\mathrm{LD}})] \tag{8}$$

$$f(\xi^{\mathrm{AGC}}\mid(\Delta P^{\mathrm{RE}},\Delta P^{\mathrm{LD}}))=\frac{f(\xi^{\mathrm{AGC}},\Delta P^{\mathrm{RE}},\Delta P^{\mathrm{LD}})}{f(\Delta P^{\mathrm{RE}},\Delta P^{\mathrm{LD}})}= \frac{c_{\xi^{\mathrm{AGC}},\Delta P^{\mathrm{RE}},\Delta P^{\mathrm{LD}}}}{c_{\Delta P^{\mathrm{RE}},\Delta P^{\mathrm{LD}}}}\cdot f_{\xi^{\mathrm{AGC}}}(\xi^{\mathrm{AGC}}) \tag{9}$$

式中:$f(\xi^{\mathrm{AGC}},\Delta P^{\mathrm{RE}},\Delta P^{\mathrm{LD}})$ 为调频信号统计变量与新能源发电和负荷功率变化的联合概率密度函数;$c_{\xi^{\mathrm{AGC}},\Delta P^{\mathrm{RE}},\Delta P^{\mathrm{LD}}}$ 为 Copula 函数的概率密度分布;$f_{\xi^{\mathrm{AGC}}}(\xi^{\mathrm{AGC}})$,$f_{\Delta P^{\mathrm{RE}}}(\Delta P^{\mathrm{RE}})$ 和 $f_{\Delta P^{\mathrm{LD}}}(\Delta P^{\mathrm{LD}})$ 分别为调频信号统计变量、新能源发电功率变化和负荷功率变化的边缘概率密度函数;$f(\xi^{\mathrm{AGC}}\mid(\Delta P^{\mathrm{RE}},\Delta P^{\mathrm{LD}}))$ 为条件概率密度函数;$f(\Delta P^{\mathrm{RE}},\Delta P^{\mathrm{LD}})$ 为二维联合概率密度函数;$c_{\Delta P^{\mathrm{RE}},\Delta P^{\mathrm{LD}}}$ 为二维联合概率密度对应的 Copula 密度分布。

为选取最合适的 Copula 函数,本文采用贝叶斯信息准则(Bayesian Information Criterion,BIC)作为拟合优度的评价标准[式(10)]。BIC 在考虑模型似然度的同时,引入了样本量的惩罚项,能有效平衡模型复杂度与表达能力,避免过拟合。

$$I_{\mathrm{BC}}=k\ln(n')-2\ln(L) \tag{10}$$

式中:k 为模型参数个数;n' 为样本数量;L 为似然函数。

2 基于源-荷相关性预测驱动及考虑二次调频成本的经济调度策略

2.1 随机优化经济调度策略目标函数的构建

经济调度策略的目标函数如式(11)所示。相较于传统储能,电动汽车换电站中的用户对电池退化更为敏感。因此,在目标函数中需计及电池退化成本,以抑制过度充放电行为。目标函数中各项成本的详细计算式见式(12),具体包括换电站电池退化成本、电机发电成本、调度周期内电机平均输出功率成本以及调频里程成本。

$$\min\sum_{i=1}^{N}\left\{\begin{array}{l}\displaystyle\sum_{i\in S}\boldsymbol{\Phi}_{i,n}^{S}\left(P_{i,n}^{\mathrm{c}},P_{i,n}^{\mathrm{d}}\right)+\\ \mathbf{E}^{\mathrm{P}}\left[\displaystyle\sum_{i\in G}\boldsymbol{\Phi}_{i,n}^{G}\left(\overline{P_{i,n}^{G}}\right)+\displaystyle\sum_{i\in(G,S)}\boldsymbol{\Phi}_{i,n}^{R}(Mn,PF_{i,n})\right]\end{array}\right\} \tag{11}$$

$$\left\{\begin{array}{l}\boldsymbol{\Phi}_{i,n}^{S}\left(P_{i,n}^{\mathrm{c}},P_{i,n}^{\mathrm{d}}\right)=\phi_i^{S}\left(P_{i,n}^{\mathrm{c}}/\eta_i^{\mathrm{c}}+P_{i,n}^{\mathrm{d}}\eta_i^{\mathrm{d}}\right)\cdot T,\ \forall i\in S,n\\ \boldsymbol{\Phi}_{i,n}^{G}\left(P_{i,n}^{G}\right)=\max\limits_{k\leqslant K}\left(\phi_{i,k}^{G}P_{i,n}^{G}+\varphi_{i,k}^{G}\right)\cdot T,\ \forall i\in G,n\\ \overline{P_{i,n}^{G}}=P_{i,n}^{G}+\dfrac{PF_{i,n}\cdot\left(E_n^{+}-E_n^{-}\right)}{T},\ \forall i\in G,n\\ \boldsymbol{\Phi}_{i,n}^{R}(Mn,PF_{i,n})=\phi_i^{R}\cdot PF_{i,n}\cdot Mn,\ \forall i\in\{G,S\},n\end{array}\right. \tag{12}$$

式中:$\boldsymbol{\Phi}_{i,n}^{S}$ 为第 n 个经济调度周期换电站电池储能 S 的退化成本,i 为计数词;$\boldsymbol{\Phi}_{i,n}^{G}$ 为第 i 台传统电机 G 的发电成本;$P_{i,n}^{G}$ 为第 i 台电机的发电功率;$\overline{P_{i,n}^{G}}$ 为第 i 台传统电机在 n 时刻的平均输出功率;$\boldsymbol{\Phi}_{i,n}^{R}$ 为调频资源 R 的里程成本;Mn 为调节里程;$PF_{i,n}$ 为 n 时刻第 i 台设备的参与因子;ϕ_i^{S} 为换电站电池储能每 MW·h 的退化成本,假设退化成本与充放电能量成正比;η_i^{c} 和 η_i^{d} 分别为储能的充、放电效率;$\phi_{i,k}^{G}$ 和 $\varphi_{i,k}^{G}$ 分别为传统电机发电成本的

一次项和常数项系数;T 为一个经济调度周期;ϕ_i^R 为调频资源每 MW 的调频里程成本。

2.2　随机优化经济调度策略约束条件的构建

本文所提经济调度策略需计及功率平衡约束、二次调频运行的机会约束以及换电站电池储能约束。

①经济调度约束

经济调度模型的约束条件包括功率平衡约束、功率上下限约束、功率爬坡约束与线路容量约束,分别由式(13)~(16)表示。

$$\sum_{i\in G}P_{i,n}^{G}+\sum_{i\in S}P_{i,n}^{S}+\sum_{i\in RE}P_{i,n}^{\mathrm{RE}}=\sum_{b}P_{b,n}^{\mathrm{LD}},\ \forall n \tag{13}$$

$$P_{i,\min}\leqslant P_{i,n}^{G/S}\leqslant P_{i,\max},\ \forall i\in\{G,S\},n \tag{14}$$

$$-r_i\cdot T\leqslant P_{i,n}^{G/S}-P_{i,n-1}^{G/S}\leqslant r_i\cdot T,\ \forall i\in\{G,S\},n \tag{15}$$

$$-f_l\leqslant\sum_{b}SF_{l,b}\cdot\begin{pmatrix}\boldsymbol{B}_b^{G}\cdot P_n^{\mathrm{G}}+\boldsymbol{B}_b^{S}\cdot P_n^{\mathrm{S}}+\\ \boldsymbol{B}_b^{\mathrm{RE}}\cdot P_n^{\mathrm{RE}}-P_{b,n}^{\mathrm{LD}}\end{pmatrix}\leqslant f_l,\ \forall n,l \tag{16}$$

式中:$P_{i,n}^{S}$ 为第 i 台电池储能在 n 时刻的输出功率;$P_{b,n}^{LD}$ 为节点 b 在 n 时刻的负荷功率;$P_{i,\max}$ 和 $P_{i,\min}$ 分别为传统电机或电池储能输出功率的上、下限;$P_{i,n}^{G/S}$ 为第 i 个传统机组或电池储能在 n 时刻的输出功率;r_i 为调频资源的爬坡率;f_l 为线路 l 的容量;$SF_{l,b}$ 为线路 l 上节点 b 的转移因子;$\boldsymbol{B}_b^{G}$,$\boldsymbol{B}_b^{S}$,$\boldsymbol{B}_b^{RE}$ 分别为节点 b 中传统机组、电池储能以及新能源发电的向量值;P_n^{G},P_n^{S},P_n^{RE} 分别为传统机组、电池储能以及新能源发电的输出功率。

②二次调频运行的机会约束

针对经济调度周期内的二次调频运行,本文采用机会约束规划处理调频信号的随机性。相应的约束条件包括调频资源的功率输出范围、爬坡速率、爬坡率及参与系数,其具体表述如式(17)~(20)所示。

$$\begin{cases}\mathrm{P}\left(P_{i,n}^{G/S}+PF_{i,n}\cdot MA_n^{+}\leqslant P_{i,\max}\right)\geqslant\beta,\ \forall i\in\{G,S\},n\\ \mathrm{P}\left(P_{i,n}^{G/S}-PF_{i,n}\cdot MA_n^{-}\geqslant P_{i,\min}\right)\geqslant\beta,\ \forall i\in\{G,S\},n\end{cases} \tag{17}$$

$$\begin{cases}\mathrm{P}\left(PF_{i,n}\cdot R_n^{+}\leqslant r_i\right)\geqslant\beta,\ \forall i\in\{G,S\},n\\ \mathrm{P}\left(PF_{i,n}\cdot R_n^{-}\leqslant r_i\right)\geqslant\beta,\ \forall i\in\{G,S\},n\end{cases} \tag{18}$$

$$\begin{cases}\mathrm{P}\left(PF_{i,n}\cdot R_n^{+}+\dfrac{P_{i,n}-P_{i,n-1}}{T}\leqslant r_i\right)\geqslant\beta,\ \forall i\in\{G,S\},n\\ \mathrm{P}\left(PF_{i,n}\cdot R_n^{-}+\dfrac{P_{i,n}-P_{i,n-1}}{T}\leqslant r_i\right)\geqslant\beta,\ \forall i\in\{G,S\},n\end{cases} \tag{19}$$

$$\begin{cases}\sum\limits_{i\in\{G,S\}}PF_{i,n}=1,\ \forall n\\ 0<PF_{i,n}<1,\ \forall i,n\end{cases} \tag{20}$$

③换电站电池储能约束

在计算换电站电池储能的 SOC 时,需计及频率调节所消耗的能量。具体而言,根据调度周期内向上/向下调频信号的比例,结合电池的调节幅度,可计算出其平均输出功率,进而得到一个调度周期内的 SOC 变化,如式(21)所示。

$$\begin{cases}\mathrm{P}\left[\begin{matrix}S_{\mathrm{OC}i,n-1}-\dfrac{P_{i,n}^{S}T+PF_{i,n}\left(E_n^{+}-E_n^{-}\right)}{S_i}\cdot\\ \eta_i^{\mathrm{c}}\leqslant S_{\mathrm{OC}i}^{\max}\end{matrix}\right]\geqslant\beta,\ \forall i\in S,n\\ \mathrm{P}\left[S_{\mathrm{OC}i,n-1}-\left(\begin{matrix}\dfrac{P_{i,n}^{\mathrm{d}}T+PF_{i,n}E_n^{+}}{\eta_i^{\mathrm{d}}S_i}-\\ \dfrac{P_{i,n}^{\mathrm{c}}T+PF_{i,n}E_n^{-}}{S_i}\cdot\eta_i^{\mathrm{c}}\end{matrix}\right)\geqslant S_{\mathrm{OC}i}^{\min}\right]\geqslant\beta,\ \forall i\in S,n\end{cases} \tag{21}$$

式中:$S_{\mathrm{OC}i,n-1}$ 为第 i 台电池储能在前一时刻的 SOC 值;S_i 为第 i 台电池储能的容量;$S_{\mathrm{OC}i}^{\max}$,$S_{\mathrm{OC}i}^{\min}$ 分别为电池储能 SOC 值的上限、下限。

同时,换电站必须满足用户的换电需求。为此,规定在每个调度周期 T 内,站内需保有足够数量的电池专用于换电,且这些电池在该周期内不得参与调频服务。

此约束表示为

$$\begin{cases}N_n^{\mathrm{available}}\geqslant N_n^{\mathrm{demand}}\\ N_n^{\mathrm{available}}=\sum\limits_{i=1}1_{\{\mathrm{SOC}_{i,n}\geqslant 0.85\}},\ \forall i\in S,n\\ \left|P_{i,n}^{\mathrm{d}}\right|+\left|P_{i,n}^{\mathrm{c}}\right|=0,\ \forall i\in N_n^{\mathrm{demand}}\end{cases} \tag{22}$$

式中:$N_n^{\mathrm{available}}$ 为换电站可用于换电的电池;N_n^{demand} 为换电站参与换电的电池。

2.3 基于 Wasserstein 距离分布鲁棒优化模型的构建

为有效应对配电网优化调度中的不确定性,本文将一个考虑二次调频成本的经济调度随机优化模型,转化为基于 Wasserstein 距离的分布鲁棒优化模型。

①模糊集的构建

通过 Wasserstein 距离定义了用户调频信号统计变量的模糊集。该模糊集是一个以经验分布 $\hat{\mathbf{P}}$ 为球心,ε 为半径的球体。模糊集定义如下:

$$\hat{P}=\left\{\mathbf{P}\in p(\Xi):W\left(\mathbf{P},\hat{\mathbf{P}}\right)\leqslant\varepsilon\right\}$$
$$\varepsilon=C\sqrt{\frac{1}{M}\log\left(\frac{1}{1-\sigma}\right)} \tag{23}$$

式中:$\mathbf{P}$ 为调频信号统计变量基于数据集 $p(\Xi)$ 上的概率分布;$\hat{\mathbf{P}}$ 为基于 Copula 联合分布模型中提取的样本估计的调频信号统计变量经验分布;M 为选取的样本数量;σ 为置信度,表示随机变量落在模糊集内的概率。

②基于 CVaR 转化的机会约束

为求解方便,本文将式(17)~(19)及式(21)中的机会约束统一为式(24),并利用条件风险价值(Condition Value at Risk,CVaR)对其进行重新表述。CVaR 通过量化超出置信水平的损失期望值,将机会约束转化为可求解的确定性形式,如式(25)所示。

$$\mathrm{P}[a(x)\xi^{\mathrm{AGC}}+b(x)\leqslant 0\ ]\geqslant\beta \tag{24}$$

$$V_{\mathrm{CaR}\beta}[a(x)\xi^{\mathrm{AGC}}+b(x)]=$$
$$\mathbf{E}^{\mathbf{P}}\max\left\{\alpha,\frac{1}{1-\beta}a(x)\xi^{\mathrm{AGC}}+\frac{b(x)-\beta\alpha}{1-\beta}\right\}=$$
$$\mathbf{E}^{\mathbf{P}}\max_{k=1,2}\left\{a_k'(x)\xi^{\mathrm{AGC}}+b_k'(x)\right\} \tag{25}$$

式中:$a(x)$ 和 $b(x)$ 由传统电机与储能的输出功率及其参与因子决定;$a_k'(x)\xi^{\mathrm{AGC}}+b_k'(x)$ 是关于不确定变量调频信号统计变量 ξ^{AGC} 的线性表达式;α 为调频运行机会约束的风险阈值。

③分布鲁棒优化模型的构建

考虑到该机会约束对二次调频性能的影响及运营商对频率指标的不同偏好,本文将 CVaR 转化后的机会约束乘以风险规避参数 ρ 并加入目标函数,从而使运营商可通过调整 ρ 在性能与成本间权衡。最终得到式(26)所示的简化模型。

$$\begin{cases}\min\left\{\begin{aligned}&A(x)+\max_{\mathbf{P}\in\hat{P}}\mathbf{E}^{\mathbf{P}}\max_{k\in K}\left[\boldsymbol{B}_k(x)\xi^{\mathrm{AGC}}+\boldsymbol{D}_k(x)\right]+\\&\max_{\mathbf{P}\in\hat{P}}\mathbf{E}^{\mathbf{P}}\boldsymbol{M}(x)\xi^{\mathrm{AGC}}+\\&\rho\max_{\mathbf{P}\in\hat{P}}\mathbf{E}^{\mathbf{P}}\max_{k=1,2}\left[a_k'(x)\xi^{\mathrm{AGC}}+b_k'(x)\right]\end{aligned}\right\}\\ \text{s.t.}\quad 式(13)\sim(16),式(20),式(22)\end{cases} \tag{26}$$

式中:$A(x)$ 为电池储能老化总成本;$\boldsymbol{B}_k(x)$ 为发电机发电成本一次项系数矩阵;$\boldsymbol{D}_k(x)$ 为发电机发电成本常数项系数矩阵;$\max_{\mathbf{P}\in\hat{P}}\mathbf{E}^{\mathbf{P}}\max_{k\in K}\left[\boldsymbol{B}_k(x)\xi^{\mathrm{AGC}}+\boldsymbol{D}_k(x)\right]$ 为发电机发电总成本;$\boldsymbol{M}(x)$ 为调频资源的调频成本系数矩阵;$\max_{\mathbf{P}\in\hat{P}}\mathbf{E}^{\mathbf{P}}\boldsymbol{M}(x)\xi^{\mathrm{AGC}}$ 为调频里程总成本。

该分布鲁棒优化模型目标函数中,所有涉及调频信号统计变量的期望项,均呈现为形式一致的分段线性仿射函数。因此,将 $u=\left\{\boldsymbol{B}_k(x),\boldsymbol{M}(x),a_k'(x)\right\}$ 与 $v=\left\{\boldsymbol{D}_k(x),0,b_k'(x)\right\}$ 代入式(26),可得新目标函数式(27)。由文献[17]可知,具备分段线性仿射函数特性的 Wasserstein 分布鲁棒模型可转化为式(28)所示的线性规划模型。

$$\begin{cases}\min\left\{A(x)+\max_{\mathbf{P}\in\hat{P}}\mathbf{E}^{\mathbf{P}}\sum_{h=1}^{3}\max_{k\in K}\left[u_h\xi^{\mathrm{AGC}}+v_h\right]\right\}\\ \min\left\{A(x)+\sum_{h=1}^{3}\left(\lambda_h\varepsilon+\frac{1}{J}\sum_{j=1}^{J}s_{h,j}\right)\right\}\end{cases} \tag{27}$$

$$\begin{cases}\text{s.t. } u_h\hat{\xi}_j^{\mathrm{AGC}^{\mathrm{T}}}+v_h+\gamma_{h,j}\left(\boldsymbol{d}-\boldsymbol{C}\hat{\xi}_j^{\mathrm{AGC}}\right)\leqslant s_{h,j}\\ \left\|\boldsymbol{C}\hat{\xi}_j^{\mathrm{AGC}^{\mathrm{T}}}-u_h\right\|_{\infty}\leqslant\lambda_h\\ \text{s.t.}\quad 式(13)\sim(16),式(20),式(22)\end{cases} \tag{28}$$

式中:h 为线性仿射函数索引;k 为在第 h 个仿射函数中分段线性函数索引;λ_h,$s_{h,j}$ 和 $\gamma_{h,j}$ 为转化过程中生成的对偶变量;$\boldsymbol{d}$ 和 $\boldsymbol{C}$ 分别为多面体的右端向量和系数矩阵,假设调频信号不存在边界,则设定其值为 0;j 和 J 分别为样本索引和选取样本总数;$\hat{\xi}_j^{\mathrm{AGC}}$ 为不确定变量调频信号统计变量的第 j 个样本;$\|\cdot\|_{\infty}$ 为无穷范数。

因此,原基于 Wasserstein 距离的分布鲁棒机

会约束模型被转化为式(27)所示的线性规划模型,并可采用成熟的 Gurobi 求解器,在 YALMIP 环境下进行高效求解。

3　仿真验证与分析

为验证本文所提计及电动汽车换电站及源-荷相关性调度策略的可行性与优越性,在 Matlab 环境中搭建了经济调度仿真模型,并采用经处理的美国 PJM 市场数据作为样本进行测试。

3.1　考虑源-荷相关性的调频信号预测模型的验证

①LSTM 神经网络预测与分析

LSTM 神经网络参数如表 1 所示。模型训练采用 Adam 优化器,以缓解过拟合。

表 1　LSTM 网络参数

Table 1 LSTM network parameters

参数	数值
隐含层数	1
神经元个数	200
学习率	0.01
迭代次数	150

为验证本文所建 LSTM 模型在超短期预测中的性能,采用某地 1 月 1-30 日、时间间隔为 5 min 的风力发电数据作为训练集。训练集数据及其预测结果如图 2 所示。

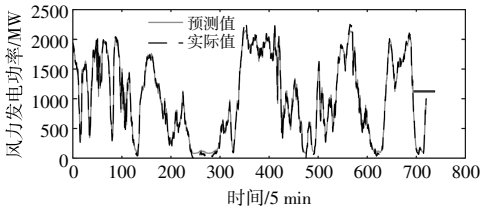


图 2　LSTM 神经网络训练集数据及其预测结果

Fig.2 LSTM neural network training set data and its prediction results

将 1 月 31 日的风力发电数据作为测试集输入 LSTM 模型,其预测结果如图 3 所示。为评估性能,同时搭建了与 LSTM 神经网络参数一致的 RNN 模型作为基准,使用相同数据进行训练与预测,并将两者的测试结果进行对比。

如图 3 所示,LSTM 预测结果除在少数极值点存在误差外,整体与实际出力吻合良好,其拟合效果在大部分区间优于 RNN。从 MAPE 指标看,LSTM(4.07%)也优于 RNN(6.35%),这表明 LSTM 具有更优的泛化能力和预测精度。

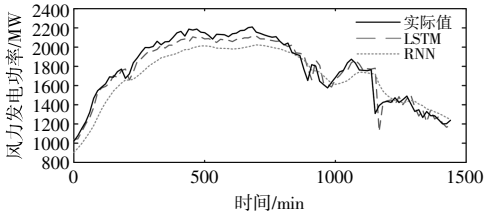


图 3　LSTM 神经网络测试集预测结果对比

Fig.3 Comparison of LSTM neural network test set prediction results

②考虑源-荷相关性的调频信号预测可行性分析

本文从椭圆簇和阿基米德簇中选取了 5 种 Copula 函数(Gaussian,t,Clayton,Frank,Gumbel)以构建调频信号统计变量的条件概率分布模型,并采用贝叶斯信息准则(BIC)指标评估其拟合优度(表 2)。由表 2 可知,Gaussian Copula 的 BIC 值最低,表明其拟合效果最佳,因此被最终采纳用于建立调频信号的相关性模型。

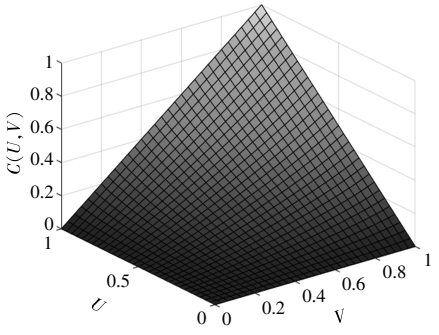
表 2　不同 Copula 模型的 BIC 指标

Table 2 BIC indicators for different Copula models

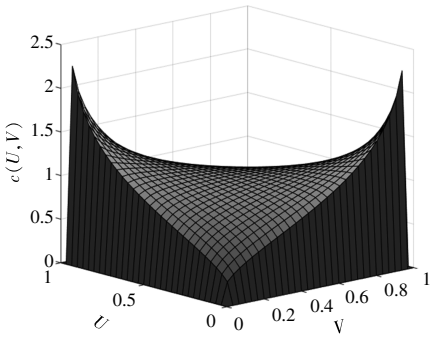
Copula 函数类型	Gaussian Copula	t- Copula	Clayton Copula	Frank Copula	Gumbel Copula
BIC	-1.169 0	3.723 7	4.054 1	4.249 6	4.052 9

本文以新能源与负荷功率变化的核密度估计分布作为输入,采用最大似然估计法标定 Gaussian Copula 的参数,并据此绘制了源-荷功率变化的联合概率分布与密度图,如图 4 所示。图 4 中,U 与 V 分别为新能源与负荷功率变化的概率分布,$C(U,V)$与 $c(U,V)$分别为其联合概率分布与密度函数。结果表明,源-荷功率变化之间存在对称的尾部相关性。

为验证基于 Gaussian Copula 的调频信号预测模型[式(11)]的有效性,将其与基于真实数据



(a)联合分布函数



(b)联合概率密度

图 4 基于 Gaussian Copula 的源–荷功率变化联合概率分布

Fig.4 Probability distribution of source and load power variation based on Gaussian Copula

分布估计的条件概率密度模型进行对比。以调节幅度上分位数为例,在新能源发电功率为[–23.887, 110.235] MW 与负荷功率为[–25.183,14.908] MW 内,两者的条件概率密度对比如图 5 所示。

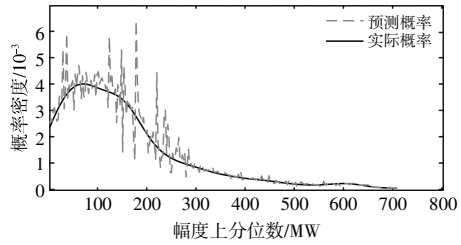


图 5 调频信号幅度上分位数的条件概率密度分布

Fig.5 Conditional probability density distribution of the upper quartile of the frequency modulation signals

图 5 结果表明,基于 Copula 模型估计的条件概率密度与实际数据高度一致,验证了所提出的源–荷相关性调频信号预测模型的有效性。

3.2 基于源–荷预测驱动的经济调度策略验证

仿真基于 IEEE 33 节点配网系统,新能源发电、负荷及调频信号数据源自 PJM。传统机组与换电站电池储能参数分别见表 3 与表 4。为提升计算效率,将电动汽车电池以 100 个为单位聚合为一个充放电单元,并确保每个调度周期内至少有一个单元可供换电。

表 3 传统机组参数

Table 3 Traditional unit parameters

编号	爬坡率/MW·h^{-1}	调频成本/$·MW^{-1}
G_1	±150	3
G_2	±250	5
G_3	±350	10

表 4 换电站电池储能参数

Table 4 Battery storage parameters of battery swap station

名称	功率范围/kW	爬坡范围/MW/h	额定容量/kW·h	老化成本/$/(MW·h)	调频成本/$/MW	SOC上/下限	电池数量
电动汽车电池	±200	±2×10^5	100	200	10	0.9/0.1	400

为验证本文所提策略的可行性,将其与传统经济调度策略进行对比。两种策略的具体描述如下。

①考虑二次调频成本的经济调度策略:基于预测模型获得调频信号统计变量的概率分布后,在每个经济调度周期内选取 30 个数据样本,并采用 Wasserstein 距离构建模糊集。模糊集半径根据式(24)计算,经调整后确定为 0.3。机会约束的置信水平设为 0.95,风险规避参数设为 15。

②传统经济调度策略:不考虑二次调频成本及相关约束,调频资源的参与系数依据其调节能力占比计算得到。

采用上述两种方法依次对经济调度的发电基本出力和频率调节参与因子进行优化。设定经济调度周期为 5 min,滚动优化范围为 30 min,即包含 6 个连续调度周期。两种方案的优化结果对比如图 6 所示。

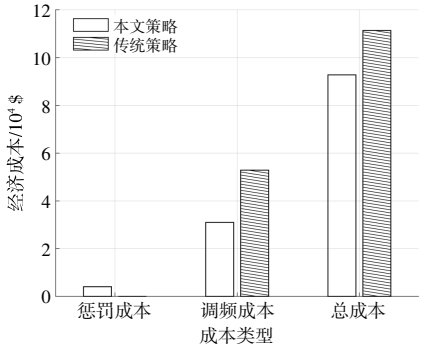


图 6 所提策略与传统经济调度策略成本构成对比

Fig.6 Comparison of cost composition between the proposed strategy and traditional economic dispatch strategies

图 6 结果表明,本文所提策略在调频成本与总成本上均低于传统经济调度,发电成本也略有降低。在求解时间方面,所构建的分布鲁棒模型为 6.682 s,而传统策略因其模型简单、考虑因素不全,仅需 0.291 s。尽管本文策略的求解时间较长,但其模型更为全面合理,且 6.682 s 的时长远低于 5 min 的经济调度周期,完全能够满足实际调度的

时间要求。综上所述,在经济调度中考虑二次调频成本是十分必要的。

为分析数据样本量对算法求解效率及分布鲁棒优化模型结果的影响，在每个实时经济调度周期内分别选取 30,50 和 80 个调频信号统计变量样本，不同样本数量下的求解时间与经济成本如表 5 所示。

表 5　不同数据样本数量的求解时间和经济成本

Table 5 Computation time and total cost for different sample sizes

样本数量	30	50	80
求解时间/s	6.682	10.804	16.711
总成本/$	92 745	91 792	91 763

由表 5 可知,随着样本数量增加,分布鲁棒优化模型的求解时间相应增加，而总成本则有所降低。例如,样本数量从 30 增至 80 时,求解时间从 6.682 s 升至 16.711 s,总成本从 92 745 $降至 91 763 $。这一变化表明,在算例规模扩大时,求解时间的增长处于可控范围内，算法具备良好的计算效率。

产生上述变化的原因在于：随着样本数据增加,模型中需要处理的约束和变量数量增多,导致求解时间延长;同时,样本量的增加使模糊集所描述的概率分布更接近真实分布，从而优化结果更为准确,总成本得以降低。

为探究机会约束置信水平对分布鲁棒经济调度模型优化结果的影响，在保持其他参数不变的情况下进行仿真,结果如图 7 所示。

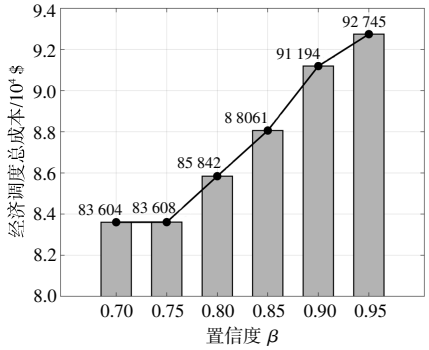


图 7　不同置信度水平对经济调度成本的影响

Fig.7 Impact of different confidence levels on economic dispatch costs

图 7 结果显示,所选取的置信度水平越低,经济调度的总成本也相应降低。这是因为置信度水平下降后,机会约束的条件变得更为宽松,降低了整体优化方案的保守性,从而使得经济成本下降。为验证系统操作员可通过调整该参数来控制其风险偏好,本文在其他仿真条件不变的情况下,设置了不同的风险规避参数(5,15 和 30)进行仿真验证,结果如图 8 所示。

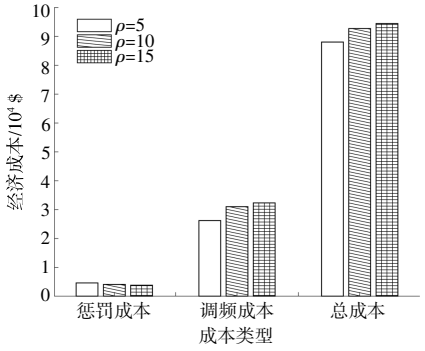


图 8　不同风险规避参数下分布鲁棒优化模型结果

Fig.8 Optimization results of the DRO model under different values of the parameter ρ

图 8 结果表明,随着风险规避参数的增加,调频运行的惩罚成本随之减少，而调频成本则相应增加。这一结果证明,通过调整风险规避参数,可以有效权衡系统的频率调节性能与调节成本。

4　结论

本文针对源-荷功率双重不确定性场景,研究了利用电动汽车换电站作为配电网调频资源的调控策略。为解决高比例新能源渗透下二次调频辅助服务成本攀升的问题,以经济性最优为目标,构建了融合经济调度与二次调频控制的协同策略，实现了配电网调频资源的合理分配与功率平衡。仿真结果验证了所提策略具有以下优势：

①所构建的调频信号预测模型充分考虑了调频信号与源-荷功率变化之间的相关性;

②与传统确定性预测方法相比，基于Copula函数的概率分布预测能够更全面地刻画调频信号统计变量的潜在取值范围;

③所提出的考虑二次调频成本及约束的经济调度模型，在经济效益上显著优于传统经济调度方法。

参考文献：

[1] 李鹏,王加浩,黎灿兵,等.计及源荷不确定性与设备变工况特性的园区综合能源系统协同优化运行方法[J].中国电机工程学报,2023,43(20):7802-7812.

[2] 李庆波,罗锐,翟旭京,等.基于多源协同的主动配电网优化控制策略[J].沈阳工业大学学报,2022,44(6):601-606.
[3] 李雪亮,吴奎华,杨波,等.多约束的区域电动汽车用能特性分析方法[J].中国测试,2020,46(7):108-114.
[4] 阙凌燕,蒋正威,杨力强,等.基于改进遗传算法的源网荷储协同控制方法[J].沈阳工业大学学报,2023,45(6):612-618.
[5] Shi Y,Guo C,Dong S,et al. Enhancing the flexibility of storage integrated power system by multi-stage robust dispatch [J]. IEEE Transactions on Power Systems,2021,36(3):2314-2322.
[6] 沙强益,王维庆,苟轩.基于矩不确定的交流潮流约束分布鲁棒机组组合[J].中国测试,2020,46(11):102-108.
[7] 徐艳春,章世聪,张涛,等.基于混合两阶段鲁棒的多微网合作优化运行[J].电网技术,2024,48(1):247-267.
[8] 文艺林,胡泽春,宁剑,等.基于分布鲁棒机会约束的充电运营商参与调峰市场投标策略[J].电力系统自动化,2022,46(7):23-32.
[9] Zhang X,Hug G,Kolter Z,et al. Demand response of ancillary service from industrial loads coordinated with energy storage [J]. IEEE Transactions on Power Systems,2018,33(1):951-961.
[10] 岳勇,陈雯婷,聂伟.LMD 和 ARMA 组合风速预测方法[J].中国测试,2020,46(8):126-130.
[11] Wang Y,Wan C,Zhou Z,et al. Improving deployment availability of energy storage with data-driven AGC signal models[J]. IEEE Transactions on Power Systems,2018,33(4):4207-4217.
[12] Zhang H,Hu Z,Munsing E,et al. Data-driven chance-constrained regulation capacity offering for distributed energy resources [J]. IEEE Transactions on Smart Grid,2019,10(3):2713-2725.
[13] Chavez H,Lee D,Baldick R. CPS1-compliant regulation using a PSD analysis of wind expansion in a single balancing authority [J]. IEEE Transactions on Sustainable Energy,2015,6(3):976-983.
[14] 陈胜,刘鹏飞,王平,等.基于 LSTM 人工神经网络的电力系统负荷预测方法[J].沈阳工业大学学报,2024,46(1):66-71.
[15] Hou Luting,Gao Junwei. Forecasting of short-term load based on LMD and BBO-RBF Model [J]. International Journal of Plant Engineering and Management,2019,24(2):101-108.
[16] 李智轩. 基于 Copula 函数的风电功率区间预测研究[D].西安:西安理工大学,2020.
[17] Esfahani P M,Kuhn D. Data-driven distributionally robust optimization using the wasserstein metric: performance guarantees and tractable reformulations[J]. Mathematical Programming,2018,171(1/2):115-166.

Economic dispatch strategy for distribution networks considering the frequency regulation characteristics of electric vehicle battery swapping stations and the source–load correlation

Zhao Xizheng[1], Yang Nan[1], Li Jia[1], Wang Jingping[1], Huang Huang[1], Pan Weiqi[1], Zhang Shengqi[2]
(1.State Grid Jiangsu Electric Power Co.,Ltd. Nanjing Power Supply Branch, Nanjing 210000,China; 2.School of Mechatronics Engineering and Automation, Shanghai University, Shanghai 200444, China)

Abstract: To address the power fluctuations in the distribution network caused by the integration of distributed new energy, this article proposes an economic dispatch strategy for the distribution network that considers the frequency regulation capability and source load correlation of electric vehicle battery swapping stations (BSS). This strategy aims to minimize the total system cost, coordinate and schedule frequency modulation resources including BSS, and constrain BSS charging and discharging behavior while maintaining power balance. Firstly, a frequency modulation signal prediction model is constructed: a long short-term memory neural network is used to predict new energy and load power, and the Copula function is used to characterize their correlation, deriving the conditional probability distribution of the frequency modulation signal. Secondly, a prediction driven economic dispatch method based on source load correlation is proposed: Wasserstein distance is used to process the predicted data and construct a fuzzy set, combined with distribution robust optimization and opportunity constraints to establish an economic dispatch model considering the cost of secondary frequency modulation; Further transform the opportunity constraint through conditional value at risk (CVaR) approximation, and use Wasserstein duality to transform the model into a linear programming problem for solution. The simulation results show that the proposed strategy is economically superior to traditional methods.

Keywords: EV battery swap station; neural network; Copula function; distributed robust optimization; secondary frequency modulation control