

DOI: 10.19783/j.cnki.pspc.241543

# 面向供需侧多利益主体的电压暂降治理设备 定制化配置方法研究

张义坤, 何英杰, 刘进军

(西安交通大学电气工程学院, 陕西 西安 710049)

**摘要:** 针对当前配电网电压暂降治理方案难以协调供需侧多利益主体差异化诉求的问题, 提出面向多利益主体的动态电压恢复器(dynamic voltage restorers, DVR)与配电网静止同步补偿器(distribution static synchronous compensator, D-STATCOM)定制化配置方法。首先, 基于暂降事件的不均匀分布特性, 分析治理效果与投资成本之间存在的不可量化的非线性关系, 明确多目标优化配置方案的必要性。然后, 提出主体间治理-投资诉求差异化、主体内诉求统一化的配置策略, 并建立计及投资成本与治理效果的多目标暂降治理设备优化配置模型。其次, 针对所提模型高度非凸的特点, 提出基于精英反向学习策略的多目标蛇优化算法求解模型, 得到帕累托最优解集, 并利用模糊决策方法筛选配置方案。最后, 基于 IEEE34 节点系统进行算例分析, 结果表明所提方法能够有效整合各利益主体在治理与投资方面的差异化诉求, 协同定制暂降治理设备最优配置方案。

**关键词:** 电压暂降; 动态电压恢复器; 配电网静止同步补偿器; 优化配置; 多目标蛇优化算法; 精英反向学习

## Research on customized allocation method for voltage sag mitigation equipment considering multiple stakeholders on the supply and demand sides

ZHANG Yikun, HE Yingjie, LIU Jinjun

(School of Electrical Engineering, Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049, China)

**Abstract:** To address the challenge of aligning the diverse interests of multiple stakeholders on both the supply and demand sides in grid voltage sag mitigation strategies for distribution networks, this paper proposes a customized allocation method for dynamic voltage restorers (DVR) and distribution static synchronous compensators (D-STATCOM) oriented toward multiple stakeholders. First, based on the heterogeneous distribution characteristics of voltage sag events, the unquantifiable and nonlinear relationship between mitigation effectiveness and investment cost is analyzed, demonstrating the necessity of a multi-objective optimized configuration scheme. Second, an allocation strategy is then proposed to reconcile inter-stakeholder differences in mitigation-investment preferences while ensuring intra-stakeholder demand consistency. A multi-objective optimization model is developed that incorporates both investment cost and mitigation performance. Given the high non-convexity of the proposed model, a multi-objective snake optimization algorithm enhanced by an elite opposition-based learning strategy is employed to obtain the Pareto optimal solution set, and a fuzzy decision-making method is used to select the final configuration scheme. Finally, case studies are performed on the IEEE 34-bus system, and the results confirm that the proposed method effectively integrates the diverse interests of various stakeholders, enabling a coordinated and customized optimal configuration of voltage sag mitigation devices.

This work is supported by the National Natural Science Foundation of China (No. 51777158).

**Key words:** voltage sag; dynamic voltage restorer; distribution static synchronous compensator (D-STATCOM); optimal allocation; multi-objective snake optimization algorithm; elite opposition-based learning

基金项目: 国家自然科学基金项目资助(51777158); 陕西省科学家工程师项目资助(2024QCY-KXJ-138)

## 0 引言

新型工业中电压敏感设备的工作状态极易受到电压暂降的影响, 导致用户遭受巨额经济损失, 同时增大了供电方负担<sup>[1-4]</sup>。电压暂降已成为不容忽视的电能质量问题, 在电力市场主导的新型配电网中, 制定合理有效的治理方案涉及供需侧多方利益。配电网静止同步补偿器(distribution static synchronous compensator, D-STATCOM)与动态电压恢复器(dynamic voltage restorers, DVR)等电能质量治理设备在系统侧和用户侧得到广泛应用, 合理规划设备安装位置及容量是实现电压暂降治理方案降本增效的关键<sup>[5-7]</sup>。

当前部分研究通过在配电网中安装共享治理设备对节点电压进行补偿。文献[8-9]以电压暂降总体经济损失最小化为目标, 优化包括静止同步补偿器在内的柔性交流输电系统(flexible AC transmission systems, FACTS)设备配置方案, 对节点电压进行补偿。文献[10-11]将节点暂降严重度指数的电压暂降指标作为技术约束, 以优化 FACTS 设备的配置方案, 并在 295 节点配网系统上验证所提方法的可行性。然而, 仅配置系统侧 FACTS 设备可能产生大量冗余容量, 且无法解决各用户投资权益分配问题。因此有研究面向独立用户或工业园区用户实行就地治理策略, 优化如 DVR 等治理设备的配置方案, 在暂降事件得到完全治理的基础上, 最大程度地降低用户承担的总成本。文献[12]在多用户上游线路配置单台 DVR 实行集中治理, 未考虑用户间差异化治理需求, 仍可能存在容量冗余缺陷。文献[13]综合评估用户 DVR 投资成本和暂降损失, 搭建以经济最优为导向的单目标优化模型, 配置方案保障了所有敏感设备正常运行。然而在实际工程中, 获取每个用户的财务损失信息通常需要详细的数据和复杂的评估程序, 导致不同应用场景下的评估方法难以统一推广<sup>[14]</sup>。文献[15]探讨了系统不同区域用户对 DVR 安装容量的需求, 在保障所有敏感负荷正常工作的条件下, 以最小化多台 DVR 总容量作为优化目标最大程度地降低投资成本。文献[16]分析了工业园区各用户短时电压质量定量需求, 整合需求相近的工业过程集中补偿, 以完全治理为约束, 最小化 DVR 投资成本。从长远角度出发, 为应对极低概率的电压暂降事件而增加 DVR 安装容量, 并不能显著改善电能质量, 反而需要大量额外投资。另外从系统整体视角分析, 随着敏感用户不断增加, 各用户独立开展电压暂降就地治理将导致设备容量浪费。文献[17-18]将系统中所有用户视作一个利益主体, 分别以治理效果或投资成本为优化目标, 配

置不同类型治理设备在系统侧和用户侧的安装位置和容量。但系统中存在多方利益主体, 当前供需侧协同配置方案未考虑各主体在投资成本和治理效果方面的差异化诉求, 且无法解决各利益主体的权益划分问题。

在优化模型的求解方面, 众多元启发式寻优算法被广泛用于求解设备优化配置这种非线性规划模型。其中比较典型的算法如粒子群算法易陷入局部最优解, 无法探索整个解空间<sup>[19]</sup>。遗传算法的优势在于实现简单、全局搜索能力强大, 但对于参数设置比较敏感<sup>[20]</sup>。相比之下, 多目标蛇优化(multiple objective snake optimization, MOSO)算法具有灵活性高、全局搜索能力强、易于实现等优点, 适用于求解多目标优化配置模型。在电能质量治理设备优化配置模型中, 高维变量空间导致求解算法难以同时保障求解质量和计算稳定性<sup>[21]</sup>。精英反向学习策略(elite opposition-based learning, EOBL)是一种可以增强全局解空间搜索能力的优化策略, 其本质是将最优解信息反向传播到候选解集中, 以加快算法的收敛速度和增加解集的多样性, 可以有效提高算法的搜索能力<sup>[22]</sup>。

随着系统中电压敏感用户不断增多, 需要考虑供电方的总体规划与用户实际需求, 并根据各利益主体对投资成本和治理效果的差异化诉求, 统筹配置治理设备安装位置和容量。本文从供需侧多方利益主体联合规划的角度出发, 提出了一种面向配电网层级共享治理设备 D-STATCOM 与用户侧就地治理设备 DVR 安装位置及容量的优化配置模型, 避免就地治理时 DVR 容量浪费的问题, 并全面考量系统内各利益主体在投资成本和治理效果方面的差异化诉求开展多目标优化。提出改进的多目标蛇优化算法, 以求解模型的帕累托最优解集, 利用模糊决策方法定制同时满足系统中多方利益要求的配置方案。

## 1 问题描述

### 1.1 治理设备与投资回报分析

本文以 D-STATCOM 和 DVR 为例, 研究面向供需侧电压暂降治理设备的定制化配置方案。DVR 通常由电力系统中的敏感用户根据需求安装在敏感负荷侧, 在同相位补偿策略下, DVR 补偿电压  $U_{DVR}$  等于负载电压  $U_{LN}$  与残余电压  $U_{sag}$  之差, 因此  $U_{sag}$  越小, 所需 DVR 补偿电压和容量越大, 则对应的投资成本越高。另外, 供电方为保障供电质量, 避免大负荷丢失, 在系统内部署 D-STATCOM 以稳定节点电压。考虑到未来系统中敏感负荷的不断增多, 统筹全局共享的 D-STATCOM 与用户侧 DVR 进行

协同优化配置,可以避免传统暂降治理方案中因用户独立配置 DVR 而产生的容量冗余。

此外,对电力系统中典型电压暂降事件的分布情况进行统计可以发现,负荷残余电压的幅值在不同水平上并非均匀分布。暂降事件集中发生在一定幅值范围内,而残余电压极低的事件发生概率较低。由于治理设备价格昂贵,确保每个敏感设备在所有电压暂降事件中都能正常运行需要巨额投资,所以配置问题的关键在于:电压暂降事件的残余电压和持续时间呈现非均匀分布特性,特别是对于极低概率的深暂降事件,大幅增加投资并不能显著改善电能质量,导致投资回报率较低。相反,如图 1 所示,在工程设计中忽略低概率深度暂降事件,可最大限度地减小治理设备的安装容量,从而大幅节约投资成本。

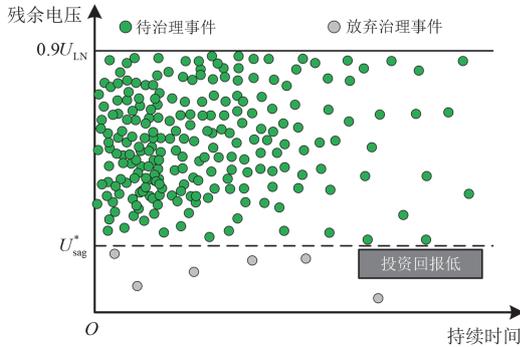


图 1 电压暂降事件分布

Fig. 1 Distribution of voltage sag events

事实上,用户对电压暂降治理方案的选择通常基于成本效益分析,而非追求完全消除所有暂降影响的理想化解决方案。因此,在搭建治理设备优化配置模型时,除经济目标外,还需要将抗暂降扰动能力作为子目标之一。通过优化系统电压暂降抗扰度指标,既可约束治理设备的安装位置,又能直观量化不同投资方案对应的治理效果,为投资方选择配置方案时提供可靠依据。

### 1.2 暂降治理效果评估方法

用户开展暂降治理的目标是降低敏感设备故障频率。因此本文利用改进的系统平均方均根值变动频率指标(system average RMS frequency index-curve, SARFI)来量化电压暂降严重度,其表示在一段时间内,整个系统或某个节点上的敏感负荷遭遇电压暂降事件后发生故障的频次,即越限设备耐受能力曲线(voltage tolerance curve, VTC)的频次<sup>[23]</sup>。

$$S_{\text{curve}} = \sum_{i=1}^{N_0} N_f^i \quad (1)$$

式中:  $S_{\text{curve}}$  为 SARFI 计算值;  $N_0$  为系统发生电压

暂降事件的次数;  $N_f^i$  表示在第  $i$  次电压暂降事件中敏感负荷发生故障的频次。

为准确计算暂降严重度指标 SARFI,本文对敏感负荷在电压暂降事件中的故障概率进行评估,以统计式(1)中  $N_f^i$ 。传统评估方法基于暂降事件与单一 VTC 的相对位置来粗略地评估设备是否将发生故障,若暂降事件在 VTC 正常工作范围内,则将故障概率简化为 0,反之为 1。将敏感负荷的故障概率视作发生故障的次数,则此时  $N_f^i$  为整数。但设备类型、安装位置和运行条件都会使敏感设备的电压耐受能力发生一定范围内的波动。因此敏感设备的工作状态可通过耐受能力的上下限两条特征曲线来表征,如图 2 所示。

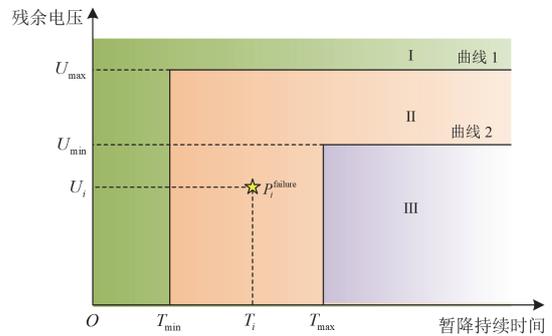


图 2 敏感设备耐受能力曲线

Fig. 2 Tolerance curve of sensitive equipment

在图 2 中,通过  $U_{\min}$  和  $T_{\max}$  定义了敏感设备在电压暂降时的耐受能力上限,  $U_{\max}$  和  $T_{\min}$  则定义了其耐受能力下限。如果暂降事件发生 I 区域,设备能够正常运行,如果发生在 III 区域,将导致设备出现故障。如果暂降事件出现在曲线 1 和曲线 2 之间的 II 区域,则无法直接确定设备运行状态,而需要评估其故障概率  $P_i$ <sup>[24]</sup>。

$$P_i = \int_0^{U_{\text{sag}}^i - U_{\min}} f(U_{\text{sag}}) dU_{\text{sag}} \times \int_0^{T_{\text{sag}}^i - T_{\min}} f(T_{\text{sag}}) dT_{\text{sag}} \quad (2)$$

式中:  $T_{\text{sag}}$  为暂降持续时间;  $U_{\max}$  表示暂降持续时间不少于  $T_{\min}$  时,敏感设备依然能够稳定运行的电压阈值,若残余电压高于该阈值,则设备可以正常工作;  $U_{\min}$  表示暂降持续时间超出  $T_{\max}$  时,敏感设备无法稳定运行的电压阈值,若残余电压低于该阈值,则设备必然发生故障;  $U_{\text{sag}}^i$  为第  $i$  次暂降事件的残余电压;  $T_{\text{sag}}^i$  为第  $i$  次暂降事件的持续时间;  $f(\cdot)$  表示设备故障的概率密度函数,其服从标准正态分布。

敏感设备在 I 区域暂降事件下的故障概率为 0,

III 区域为 1, II 区域每个暂降事件下的故障概率可通过式(2)计算得到。将该概率视作设备的历史故障次数, 进而对 SARFI 的计算方法进行修正, 如式(3)所示。

$$S_{\text{curve}} = \sum_{i=1}^{N_0} N_f^i = \sum_{i=1}^{N_0} \sum_{j=1}^{N_s} P_{ij} \quad (3)$$

式中:  $N_s$  为敏感设备的数量;  $P_{ij}$  为第  $i$  次电压暂降事件中第  $j$  个敏感设备发生故障的概率。

## 2 问题建立

### 2.1 目标函数

本文旨在最小化治理设备投资成本  $f_1$  的同时, 最大化电压暂降治理效果  $f_2$ 。因此采用两个相互对立的子目标构成多目标优化函数  $f$ , 表示为

$$\min_{\alpha} f = \min[f_1(\alpha), f_2(\alpha)] \quad (4)$$

式中:  $\alpha$  为待优化变量, 即治理设备安装容量和安装位置。

根据供电方和用户在规划过程中的需求, 将 D-STATCOM 安装在部分系统节点, DVR 安装在用户侧。考虑到用户间(如工业园区内各用户)往往在经济或治理需求方面存在关联性<sup>[14]</sup>, DVR 的候选安装位置涵盖两类场景: 单一用户的配电接入点和多用户的公共连接点。因此待优化变量的维度等于 D-STATCOM 和 DVR 候选安装位置的数量, 变量中各数值即安装容量均不小于 0, 数值若为 0, 则表示对应位置不安装治理设备。

设备购入成本  $C_{\text{device}}$  与安装容量、数量以及单价正相关, 定义为

$$C_{\text{device}} = \begin{cases} \sum_{r=1}^{N_1} p_{\text{dvr}}(S) S_{\text{dvr}}^r \\ \sum_{u=1}^{N_2} p_{\text{stat}}(Q) Q_{\text{stat}}^u \end{cases} \quad (5)$$

式中:  $S$  为 DVR 容量;  $p_{\text{dvr}}(S)$  为 DVR 容量单价, 单位为元/kVA;  $N_1$  为 DVR 安装数量;  $S_{\text{dvr}}^r$  为第  $r$  台 DVR 的安装容量;  $Q$  为 D-STATCOM 容量;  $p_{\text{stat}}(Q)$  为 D-STATCOM 容量单价, 单位为元/kvar;  $N_2$  为 D-STATCOM 安装数量;  $Q_{\text{stat}}^u$  为第  $u$  台 D-STATCOM 的安装容量。DVR<sup>[7]</sup>和 D-STATCOM<sup>[25]</sup>单价均与各自容量相关, 具体可通过式(6)和式(7)表示。

$$p_{\text{dvr}}(S) = \begin{cases} -\frac{276625}{S^2} + 850 + \frac{60100}{S}, S \geq 25 \text{ kVA} \\ \frac{68175}{S}, 0 < S < 25 \text{ kVA} \end{cases} \quad (6)$$

$$p_{\text{stat}}(Q) = \varepsilon(0.0002478Q^2 - 0.2261Q + 60) \quad (7)$$

式中:  $\varepsilon$  为人民币对英镑汇率。

除设备购入成本外, 考虑到暂降治理过程产生的综合运维成本, 投资成本  $f_1$  可定义为

$$f_1 = C_{\text{device}} + C_0 \quad (8)$$

式中:  $C_0$  为设备运维成本。考虑到 DVR 元件价格相对更高, 本文将 D-STATCOM 和 DVR 的运维成本分别取设备购入成本的 5%和 10%。

目前针对不同用户和应用场景的电压暂降经济损失评估方法难以实现标准化推广。考虑到各用户因电压暂降导致的损失规模主要与其敏感设备在暂降事件中的停运概率关联, 本文通过改进的暂降严重程度指标 SARFI 来衡量治理效果  $f_2$ 。传统方法使用节点性能指标(bus performance index, BPI)描述系统整体电压暂降严重程度, 所得配置方案使系统总体治理效果得到优化, 但对于某些未接入敏感负荷的节点, 其治理效果甚至可能比接入敏感负荷节点更好, 这并不符合利益相关方的诉求。本文将仅面向敏感负荷的暂降评估指标 SARFI 纳入所提模型的目标函数中, 能够确保配置方案符合用户的治理需求, 并进一步降低投资成本。

在实际工程中, 系统内各敏感用户会依据权益关联程度形成不同利益主体并参与配置规划, 进而对治理效果提出了差异化需求, 因此治理效果  $f_2$  应扩充描述为

$$f_2 = [f_{21}, f_{22}, \dots, f_{2k}, \dots, f_{2K}] \quad (9)$$

$$f_{2k} = S_{\text{curve}}^k \quad (10)$$

式中:  $f_{2k}$  为第  $k$  个利益主体在治理需求方面的子目标;  $S_{\text{curve}}^k$  表示该利益主体的暂降治理效果;  $K$  为利益主体总数。

同理, 投资成本  $f_1$  应根据各利益主体在投资成本中的分担比例进行扩展表述。

$$f_1 = [f_{11}, f_{12}, \dots, f_{1k}, \dots, f_{1K}] \quad (11)$$

$$f_{1k} = C_{\text{device}}^k + C_0^k \quad (12)$$

式中:  $f_{1k}$  为第  $k$  个利益主体在投资成本方面的子目标;  $C_{\text{device}}^k$  为该利益主体需要承担的设备购入成本;  $C_0^k$  为设备维护成本。

多目标优化配置策略能够协调供需侧利益主体的系统规划, 在保障用户治理需求的前提下最小化容量冗余度, 有效降低投资成本。同时, 还能够依据不同利益主体在投资成本和治理效果方面的差异化诉求定制满足各方需求的配置策略。

### 2.2 约束条件

D-STATCOM 为并联型治理设备, 通过注入无

功电流实现节点电压的快速支撑, 相当于一个受控电流源, 接入系统中的数学模型可以由式(13)表示。

$$\begin{bmatrix} V_1 \\ V_2 \\ \vdots \\ V_n \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} V_1^{\text{pre}} \\ V_2^{\text{pre}} \\ \vdots \\ V_n^{\text{pre}} \end{bmatrix} - \mathbf{Z} \begin{bmatrix} 0 \\ \mathbf{I}_f \\ \mathbf{I}_{\text{sh}} \\ 0 \end{bmatrix} \quad (13)$$

式中:  $[V_1 \ V_2 \ \dots \ V_n]^T$  为暂降故障发生时系统在 D-STATCOM 支撑下的节点电压;  $[V_1^{\text{pre}} \ V_2^{\text{pre}} \ \dots \ V_n^{\text{pre}}]^T$  为故障前节点电压;  $\mathbf{Z}$  为暂降故障发生时系统节点阻抗矩阵;  $\mathbf{I}_f$  为故障电流;  $\mathbf{I}_{\text{sh}}$  为 D-STATCOM 输出的补偿电流。

约束 D-STATCOM 通过注入电流对电网仅进行无功补偿, 且其输出电流需要满足式(14)的条件。

$$I_{\text{sh}}^u \leq Q_{\text{stat}}^u / U_{\text{stat}}^u \quad (14)$$

式中:  $I_{\text{sh}}^u$  为第  $u$  台 D-STATCOM 输出的补偿电流;  $Q_{\text{stat}}^u$  为系统中第  $u$  台 D-STATCOM 的容量;  $U_{\text{stat}}^u$  为其额定电压。

D-STATCOM 对节点电压的支撑能力计算方法参考文献[26]。若系统侧 D-STATCOM 注入电流不足以支撑节点电压满足用户侧需求, 则保持最大输出电流  $Q_{\text{stat}}^u / U_{\text{stat}}^u$  继续运行, 同时用户侧 DVR 对敏感负荷输出补偿电压保障其正常工作。

DVR 的安装容量与其最大输出补偿电压正相关, 忽略补偿过程中的功率损耗, 第  $r$  台 DVR 安装容量应满足式(15)所示约束。

$$S_{\text{DVR}}^r \geq U_{\text{DVR}}^r I_{\text{DVR}}^r \quad (15)$$

式中:  $S_{\text{DVR}}^r$  为第  $r$  台 DVR 的安装容量;  $U_{\text{DVR}}^r$  为其最大补偿电压;  $I_{\text{DVR}}^r$  为其最大输出电流。且  $I_{\text{DVR}}^r$  应满足下游负荷的需求, 如式(16)所示。

$$I_{\text{DVR}}^r = \sum_{h=1}^H \frac{\beta^{hr} S_L^h}{U_{\text{LN}}^h} \quad (16)$$

式中:  $H$  为某用户的敏感设备总数;  $S_L^h$ 、 $U_{\text{LN}}^h$  分别为第  $h$  个设备消耗的功率和额定电压;  $\beta^{hr}$  为指示变量, 取值 0 或 1,  $\beta^{hr} = 1$  表示第  $r$  台 DVR 的输出电压能够补偿第  $h$  个负荷的电压, 反之,  $\beta^{hr} = 0$  表示无法补偿, 这反映了系统的拓扑约束。

经过 D-STATCOM 和 DVR 补偿后的用户侧第  $h$  台负荷的电压  $U_L^h$  可表示为

$$U_L^h = U_{\text{sag}}^h + \sum_{r=1}^N \beta^{hr} U_{\text{DVR}}^r \quad (17)$$

式中:  $U_{\text{sag}}^h$  表示在系统侧 D-STATCOM 支撑作用下用户侧负荷残余电压。

### 3 求解算法

上述所提优化模型存在多个相互冲突的子目标, 因此无法找到一个唯一的最优解以同时满足所有子目标最优。本文提出基于精英反向学习策略的多目标蛇优化算法用于求解该模型, 并得到一组权衡各方治理效果与投资成本的帕累托最优解集。

#### 3.1 精英反向学习策略

反向学习策略的主要原理是生成和评估当前可行解的反向解以增强解集多样性, 防止算法进入“早熟”状态。精英反向学习受前者启发, 依赖解集中的精英解来生成反向解, 相较一般个体具有更丰富的有效信息。

设种群  $\alpha = [\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_q, \dots, \alpha_W]$  由  $W$  个可行解组成。其中非支配解被称为精英解, 即帕累托最优解。某精英解  $\alpha_e = [\alpha_e^1, \alpha_e^2, \dots, \alpha_e^d, \dots, \alpha_e^D]$  ( $D$  为解空间维度) 的反向解为  $\hat{\alpha}_e = [\hat{\alpha}_e^1, \hat{\alpha}_e^2, \dots, \hat{\alpha}_e^d, \dots, \hat{\alpha}_e^D]$ , 则该精英反向解可定义为

$$\hat{\alpha}_e^d = \gamma(a^d + b^d) - \alpha_e^d \quad (18)$$

式中:  $\gamma$  为在(0,1)之间的动态系数;  $\alpha_e^d \in [a^d, b^d]$ ,  $a^d$  与  $b^d$  为动态边界,  $a^d = \min_{1 \leq q \leq W} (\alpha_q^d)$ ,  $b^d = \max_{1 \leq q \leq W} (\alpha_q^d)$ 。

若上述生成的  $\hat{\alpha}_e^d$  越过边界成为不可行解, 可采用式(19)在边界内进行随机重置。

$$\hat{\alpha}_e^d = \text{rand}(a^d, b^d) \quad (19)$$

#### 3.2 改进的多目标蛇优化算法 EMOSO

针对所提多目标优化模型, MOSO 算法能够生成一组兼具多样性和均衡性的优化方案, 但其前期探索过程收敛速度较慢, 后期开发阶段可能陷入局部最优。为改善 MOSO 算法的寻优精度和效率, 本文利用精英反向学习策略对 MOSO 进行改进, 并提出 EMOSO 算法。该算法在每次迭代时对种群中的精英个体执行反向学习生成精英反向解, 并参与进化竞争, 能够有效增强种群多样性, 避免算法陷入局部最优, 提高算法的搜索能力和收敛速度。EMOSO 算法的优化流程包含以下几个阶段。

##### 1) 初始化阶段

根据边界信息随机生成初始种群  $\alpha^{t=0}$ , 即包含了治理设备安装位置和相应容量的待优化变量, 种群由规模相同的雄性种群和雌性种群组成, 即  $\alpha^{t=0} = \{\alpha_m^{t=0}, \alpha_f^{t=0}\}$ 。并评估所有个体适应度值即式(9)和式(11)的子目标数值, 以确定个体间的支配关系, 令所有非支配解组成初始外部档案集  $A^{t=0}$ , 作为候选帕累托最优解集。同时, 创建与之对应的精英反向解集  $\hat{\alpha}_e^{t=0}$ 。

## 2) 探索阶段

EMOSO 首先通过当前食物数量  $Q_{\text{food}}$  选择不同的行为来驱动位置更新, 如式(20)所示。

$$Q_{\text{food}} = c_1 \times \exp[(t - T) / T] \quad (20)$$

式中:  $t$  为当前迭代次数;  $T$  为最大迭代次数;  $c_1$  为常数, 默认取值 0.5。

当食物匮乏, 即  $Q_{\text{food}}$  小于食物阈值  $\theta_1$  时, 雄性种群和雌性种群均通过觅食行为来更新位置信息。以雄性种群为例说明其觅食机理(雌性种群同理), 如式(21)所示。

$$\alpha_{q,m}^{t+1} = \alpha_{q,m}^t \pm c_2 \times \exp\left(\frac{-f_{\text{rand},m}^t}{f_{q,m}^t}\right) \times ((\alpha_{\text{max}} - \alpha_{\text{min}}) \times R + \alpha_{\text{min}}) \quad (21)$$

式中:  $\alpha_{q,m}^t$  为第  $t$  次迭代时雄性种群中第  $q$  个个体的位置信息;  $f_{q,m}^t$  为该个体的适应度值;  $f_{\text{rand},m}^t$  为雄性种群中任意随机个体的适应度值;  $\alpha_{\text{max}}$  和  $\alpha_{\text{min}}$  分别为解空间上、下边界信息;  $R$  为[0,1]内的随机数;  $c_2$  为常数, 默认取值 0.05。

## 3) 开发阶段

在完成探索阶段后, 算法转入对搜索空间中潜在解的开发阶段。当食物充足, 即  $Q_{\text{food}} \geq \theta_1$  时, 种群进入开发阶段。此时种群行为取决于环境温度  $T_{\text{temp}}$ , 表示为

$$T_{\text{temp}} = \exp\left(\frac{-t}{T}\right) \quad (22)$$

当  $T_{\text{temp}}$  大于温度阈值  $\theta_2$  时, 雄性种群和雌性种群均在温暖环境下通过进食行为, 即向食物(全局最优)移动来更新位置信息。以雄性种群为例说明其进食机理(雌性种群同理), 如式(23)所示。

$$\alpha_{q,m}^{t+1} = \alpha_{\text{best}} \pm c_3 \times T_{\text{temp}} \times R \times (\alpha_{\text{best}} - \alpha_{q,m}^t) \quad (23)$$

式中:  $\alpha_{\text{best}}$  为全局最优解;  $c_3$  为常数, 默认取 2。需要注意的是, 在本文建立的多目标优化问题中, 采用轮盘赌策略从外部档案集中选取一个非支配解作为全局最优解。

当  $T_{\text{temp}} \leq \theta_2$  时, 种群在寒冷环境下通过随机进行战斗或繁殖行为来更新位置信息。即当随机数  $R$  大于战斗/繁殖阈值  $\theta_3$  时, 进入战斗模式。以雄性种群为例说明其战斗机理(雌性种群同理), 如式(24)所示。

$$\alpha_{q,m}^{t+1} = \alpha_{q,m}^t \pm c_3 \times \exp\left(\frac{-f_{\text{best},m}^t}{f_{q,m}^t}\right) \times R \times (Q_{\text{food}} \times \alpha_{\text{best},m}^t - \alpha_{q,m}^t) \quad (24)$$

式中:  $\alpha_{\text{best},m}^t$  为通过轮盘赌策略从外部档案集中选取的某个非支配解, 作为雄性种群最优解;  $f_{\text{best},m}^t$  为

雄性种群最优解的适应度值。

当  $R \leq \theta_3$  时, 进入繁殖模式, 以雄性种群为例说明其繁殖机理(雌性种群同理), 如式(25)所示。

$$\alpha_{q,m}^{t+1} = \alpha_{q,m}^t \pm c_3 \times \exp\left(\frac{-f_{q,f}^t}{f_{q,m}^t}\right) \times R \times (Q_{\text{food}} \times \alpha_{q,f}^t - \alpha_{q,m}^t) \quad (25)$$

式中:  $\alpha_{q,f}^t$  为第  $t$  次迭代时雌性种群中第  $q$  个个体的位置信息;  $f_{q,f}^t$  为该个体的适应度值。

## 4) 精英反向学习阶段

评估并比较精英反向解集  $\hat{\alpha}^{t-1}$ 、外部档案集  $A^{t-1}$  以及当前迭代种群  $\alpha^t$  中所有个体的适应度值, 将非支配个体存储在  $A^{t-1}$  中实现外部档案集更新。为了控制计算成本, 同时保证解集的多样性, 采用多级网格存档算法控制外部档案中非支配解的数量不超过最大值  $N'$ 。并通过式(18)、式(19)对  $A^t$  中的非支配解执行精英反向学习, 得到  $|A^t|$  个反向个体组成的精英反向解集  $\hat{\alpha}^t$ 。将精英反向解随机均分为两份, 分别添加进雄性种群和雌性种群, 同时淘汰两种群中相同数量的被支配个体, 实现种群更新。

循环优化直至满足迭代终止条件, 输出外部档案集内存储的个体作为帕累托最优解集。基于上述所提 EMOSO 算法, 针对电压暂降治理设备的多目标优化配置模型求解过程如图 3 所示。

## 4 算例

### 4.1 实验设置

在 IEEE34 节点系统上对本文提出的电压暂降治理设备优化配置方法进行测试<sup>[27]</sup>, 节点 3、5、8、11、23、33 上均设有敏感用户, 如图 4 所示。选择 6 种典型的电压暂降敏感设备: 交流接触器(AC contactor, ACC)、变频调速系统(adjustable speed drivers, ASD)、可编程逻辑控制器(programmable logic controller, PLC)、计算机(personal computer, PC)、荧光灯(fluorescent lamps, FL)、光伏逆变器(PV inverter)。设备的暂降耐受特性参数如表 1 所示<sup>[28-29]</sup>。软件平台使用 MATLAB 编码寻优算法, Simulink 实现系统时域仿真, 硬件平台配置为英特尔 i7-9700 处理器, 64 位 WIN10 操作系统, 内存为 32 GB, 显卡显存为 6 GB。

目标函数  $f_2$  通过 SARFI 指标表示当前治理方案下用户对暂降事件的抗扰能力。因此, 为了分别对当前治理现状和可行解进行评估, 采用文献[30]的蒙特卡罗法在 IEEE34 节点系统上模拟随机电压暂降事件。其中, 故障位置服从均匀分布, 故障电

阻和持续时间服从正态分布。本文考虑发生概率较大的4种短路故障,故障概率如表2所示。

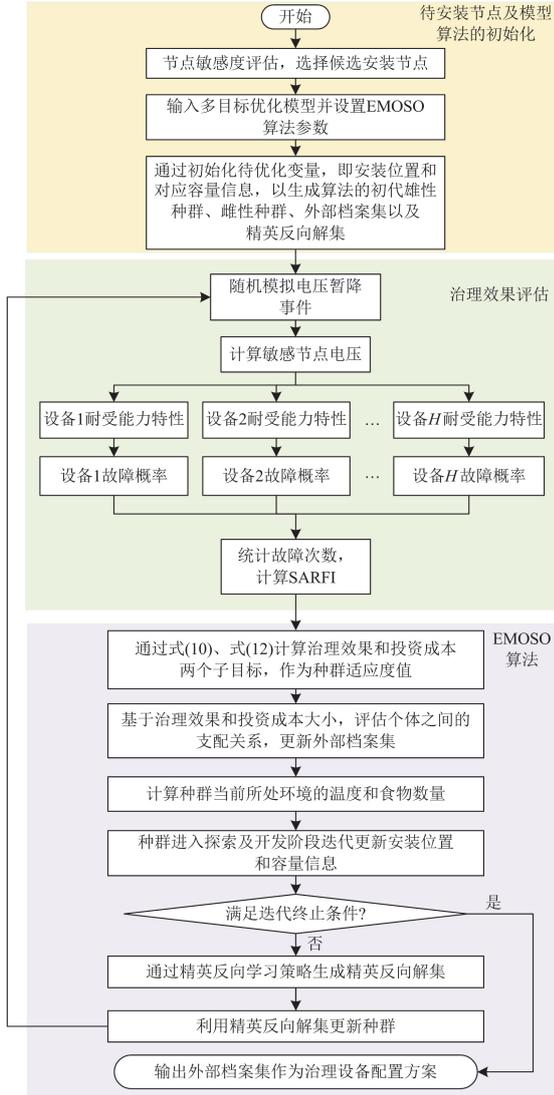


图3 基于EMOSO的治理设备多目标优化配置计算流程  
Fig. 3 Calculation process for multi-objective optimization configuration of governance equipment based on EMOSO

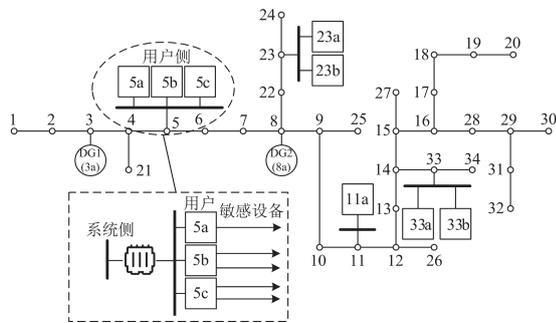


图4 包含电压暂降敏感负荷的IEEE34节点系统  
Fig. 4 IEEE 34-bus system with voltage sag sensitive load

表1 电压暂降敏感设备安装位置及耐受能力参数

Table 1 Locations and tolerance parameters of voltage sag sensitive equipment

设备类型	使用用户	残余电压/p.u.		持续时间/ms	
		$U_{min}$	$U_{max}$	$T_{min}$	$T_{max}$
PC	5a,5b,23a,33a,33b	0.48	0.63	50	110
ASD	5c,11a	0.71	0.89	5	20
PLC	5b,23b,33a,33b	0.46	0.76	30	380
FL	23a,33a,33b	0.22	0.62	10	55
ACC	5c,23a,23b,11a,33a	0.47	0.6	10	100
PV inverter	3a,8a	0.4	0.72	10	20

表2 不同故障类型的发生概率

Table 2 Occurrence probability of different fault types

故障类型	三相短路	两相接地	两相相间	单相接地
		短路	短路	短路
发生概率	0.04	0.17	0.06	0.73

对未安装治理设备的系统进行5000次随机暂降模拟,并记录每次暂降事件中节点5、11、23、33的残余电压和暂降持续时间。以节点5为例,图5展示了该节点在一定时间内遭遇各种电压暂降事件时残余电压和暂降持续时间的散点分布情况,以及各残余电压水平下暂降发生次数的直方图。在EMOSO算法的迭代优化过程中,基于各节点的暂降信息和敏感设备的耐受能力参数,每个可行方案下各用户的SARFI指标可以通过式(10)得到,若存在多个用户组成的利益主体,则以多用户SARFI之和代表该利益主体的治理需求,同理根据式(12)可得到各利益主体需要承担的成本。

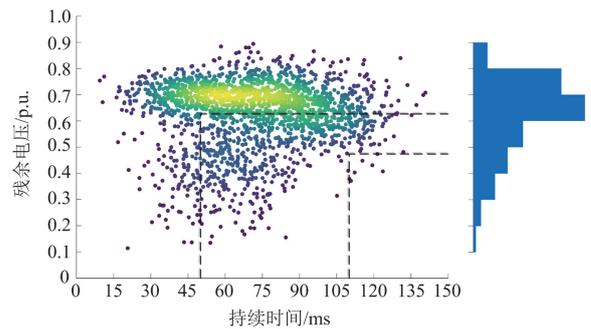


图5 节点5电压暂降分布

Fig. 5 Voltage sag distribution of bus 5

EMOSO算法相关参数详见表3。DVR最大安装容量为500MVA。

#### 4.2 治理设备优化配置结果

本文所提优化模型适用于现实中用户侧任意利益组合模式,为便于分析说明,暂将同一节点下

表 3 EMOSO 算法参数设置  
Table 3 Parameters setting for EMOSO

参数	取值
食物阈值	0.25
温度阈值	0.6
战斗/繁殖阈值	0.6
种群数量	1500
外部档案最大数量	100
迭代次数	500

的所有用户视作一个利益主体来承担 DVR 费用, 并预设治理需求, 供电方利益主体承担 D-STATCOM 费用, 并以全体敏感用户治理效果为规划目标, 主体内以统一的财务状况和治理诉求参与配置规划。另外, 使用 EMOSO 算法对敏感节点整体优化场景下的模型进行求解, 得到包含 100 个精英解的帕累托最优解集, 然后基于各利益主体对投资成本和治理效果的差异化诉求选择能够满足全体预期的配置方案。

为说明多目标优化策略的必要性以及改进 SARFI 的优势, 以用户 11a(利益主体之一)为例, 绘制其应用不同帕累托配置方案后的治理效果和对应投资成本, 如图 6 所示。

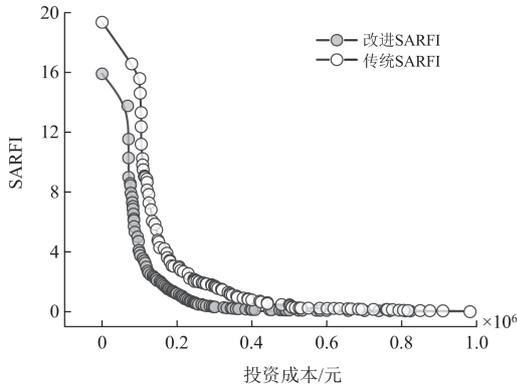


图 6 用户 11a 的投资成本及治理效果

Fig. 6 Investment cost and mitigation effect of user 11a

首先, 从图 6 可以看出, 随着投资的增加, 用户侧抗扰性能逐渐得到改善, 反映了治理设备投资成本与电压暂降治理效果之间的权衡关系。一般情况下, 暂降分布具有浅暂降事件密集而深暂降事件稀疏的特性。因此随着残余电压的减小, 需要治理的暂降事件逐渐减少, 继续扩大投资、增加治理设备安装容量并不会使 SARFI 指标得到显著改善, 用户投资意愿随之降低。因此有必要通过所提多目标优化策略为用户提供一系列参考方案, 进而定制符合其治理需求和投资能力综合满意度的配置方案。

其次, 为验证所提改进 SARFI 可有效提升模型优化精度, 本文将未考虑设备故障概率评估的传统 SARFI 作为子目标, 其他子目标和约束条件等设置不变, 同样得到 100 个治理设备配置方案, 应用这些方案后评估用户 11a 的投资成本和改进 SARFI, 并绘制其帕累托前沿。由于传统 SARFI 评估方法未考虑设备耐受能力的弹性范围, 可能存在运行状态误判情况, 从而影响模型计算精度, 因此基于传统 SARFI 方法所得到的帕累托前沿解均被本文方法所得解支配。

为了能够依据各利益主体诉求确定 DVR 和 D-STATCOM 最终配置方案, 并说明供需侧协同优化配置策略的优势, 本文采用模糊决策方法来选取同时兼顾多目标函数的折衷解。对于每个非支配解, 使用线性函数评估其模糊满意度  $\mu_{f_y}(\alpha)$ , 表示为

$$\mu_{f_y}(\alpha) = \frac{f_{y\max} - f_y}{f_{y\max} - f_{y\min}} \quad (26)$$

式中:  $f_y$  为第  $y$  个目标函数的值;  $f_{y\max}$  为目标函数最大值;  $f_{y\min}$  为目标函数最小值; 模糊满意度  $\mu_{f_y}(\alpha) \in [0, 1]$ , 其值越大, 说明利益主体对该可行解的满意程度越高。

出于工程决策的保守性考量, 仅对所有子目标的模糊满意度和相应利益主体预设满意度之间偏差的最大值进行限制, 选择使该值最小的解作为最终解  $\alpha_f$ , 如式(27)所示。

$$\alpha_f = \min \left\{ \max \left[ \mu_{r_y} - \mu_{f_y}(\alpha_c) \right] \right\} \quad (27)$$

式中:  $\mu_{r_y}$  为对目标  $f_y$  的参考满意度。

假设各利益主体结合自身诉求并参考帕累托最优解集所有可行方案后, 对各利益主体的投资成本和治理效果预设满意度  $\{\mu_{r_1}^k, \mu_{r_2}^k\}$ , 然后采用模糊决策方法定制最终配置方案, 各主体投资成本及治理效果如表 4 所示, 具体配置方案如表 5 所示。

表 4 各利益主体投资成本及治理效果

Table 4 Investment costs and mitigation effects of different benefits agents

利益主体	$\mu_{r_1}^k$	$\mu_{r_2}^k$	$f_{ik}/\text{元}$	$f_{2k}$
{3a}	0.1	0.9	238 878	0.24
{5a, 5b, 5c}	0.3	0.7	777 330	0.79
{8a}	0.1	0.9	228 699	0.35
{11a}	0.2	0.8	322 480	0.66
{23a, 23b}	0.1	0.9	370 921	0.19
{33a, 33b}	0	1	356 010	0.04
供电方	0	1	752 112	2.27

表 5 权衡投资成本和治理需求的综合配置方案  
Table 5 Comprehensive allocation scheme that balances investment costs and mitigation needs

安装位置	设备类型	容量
3a	DVR	183 kVA
5a	DVR	126 kVA
5b	DVR	239 kVA
5c	DVR	249 kVA
8a	DVR	172 kVA
11a	DVR	273 kVA
{23a, 23b}上游	DVR	325 kVA
{33a, 33b}上游	DVR	309 kVA
节点 12	D-STATCOM	0.8 Mvar
节点 16	D-STATCOM	0.9 Mvar

仍以用户 11a 为例说明多目标优化策略的优越性。未开展治理时该用户 SARFI 为 15.94，以预设满意度为{0.2, 0.8}参与治理设备规划后，安装 DVR 容量为 273 kVA，投资 322 480 元，对应 SARFI 为 0.66，较未治理时改善了 95.85%。但如果用户继续增加投资直至 SARFI 降低至 0.003，需要投资 982 481 元，此时投资成本增加 205%，但治理效果相较前者仅提升 4.13%，投资回报效果不好。出于财务状况和实际治理需求的考虑，投资方对后者投资意愿较低。综上，基于本文所提方法，可根据用户在治理需求和投资意愿方面的不同诉求定制最合适的治理设备配置方案。

### 4.3 模型对比

为了证明基于共享治理设备和就地治理设备协同优化配置的应用价值，设置对照组实验：在不考虑安装 D-STATCOM 的情况下，对原各利益主体单独进行 DVR 多目标优化配置研究，彼此不存在配网共享治理层面的耦合关系。经过优化计算得到 4 组帕累托最优解集，各主体治理效果预期分别参考表 4 中  $f_{2k}$  对应值，筛选得到相应投资成本和配置方案。将各主体投资成本与本文方法所得结果进行比较，如图 7 所示。

由图 7 可知，相较于传统的系统内各用户自主安装 DVR 的就地治理策略，本文所提方法能够有效联合各利益主体的治理需求，通过在系统侧安装共享治理设备 D-STATCOM 缩小同一配电网中多台 DVR 安装容量，显著降低用户侧 DVR 投资成本。若根据 D-STATCOM 对节点电压的支撑水平计算其对各利益主体电压支撑贡献度，并将成本摊分给用户，各方需要承担的成本依然低于独立就地治理配置方案所需成本。

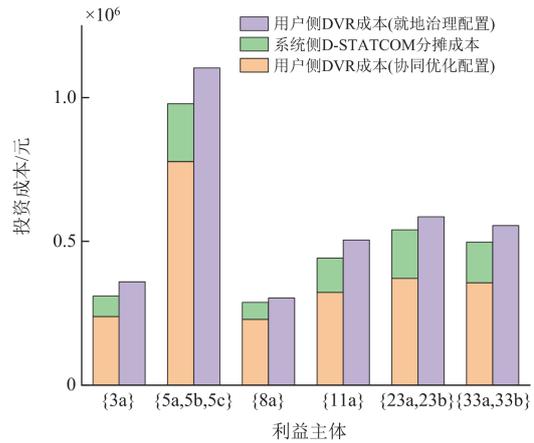


图 7 本文方法与传统就地治理方法投资成本对比

Fig. 7 Comparison between the investment costs of the proposed method and traditional local mitigation methods

此外，为进一步验证所提多目标优化模型和改进 SARFI 的优越性，将本文方法与文献[10-11]中两种单目标优化模型进行对比。模型 1 以最小化暂降严重度指标 SARFI 为优化目标。模型 2 通过惩罚因子和暂降损失评估值将 BPI 转换为经济损失，结合暂降治理设备投资成本计算出的综合经济损失，以综合损失最小化作为优化目标，其中惩罚因子由治理效果的预期值和实际值的偏差决定(设定 BPI 预期值为 0.5)。为了方便比较，统一使用本文所提改进 SARFI 和综合投资成本来分析最终方案的成效。

优化结果如表 6 所示，相较于两种单目标优化模型，本文所提方法可以提供一组平衡治理效果和投资成本的帕累托最优解集供投资方灵活选择。此处从帕累托解集中选择与其他两种优化方案的治理效果  $f_2$  相似的解，并对比投资成本  $f_1$ 。

表 6 不同配置策略对比

Table 6 Comparison of different allocation schemes

配置策略	SARFI	投资成本/元
模型 1	2.08	5 194 823
本文方法	1.96	2 902 834
模型 2	5.37	2 503 948
本文方法	3.18	2 492 840

其中模型 1 以治理效果为单一优化目标，虽然治理效果优于模型 2，但由于未约束投资成本最小化，导致投资金额过高，投资方难以承受。模型 2 以最小化暂降经济损失和 DVR 投资成本为目标，通过对治理效果上限进行约束，有效避免了模型 1 中存在的财务可行性缺陷，但由于模型 2 在财务评估过程中存在较大主观误差且未考虑各用户差异化治理需求，导致优化方案对应的 SARFI 和投资成本

均大于所提方法。综上, 相较于现有研究无法精准满足用户在治理效果或投资成本上的需求, 以及避免自主就地治理导致容量浪费的缺陷, 本文所提方法从供需侧综合治理角度出发, 采用多目标优化方法权衡治理效果和投资成本, 得到适配多方需求的定制化配置方法。

#### 4.4 算法对比

为验证所提 EMOSO 算法的优越性, 与多目标蛇优化算法(multi-objective snake optimizer, MOSO)、多目标遗传算法(multi-objective genetic algorithm, MOGA)和多目标粒子群算法(multi-objective particle swarm optimization, MOPSO)进行对比, 采用 C 指标量化分析各算法的求解性能<sup>[31]</sup>, C 指标用于评价两个帕累托解集的支配关系, 从而体现出配置方案的优劣。设  $\alpha^1$  和  $\alpha^2$  为两组帕累托前沿, 则 C 指标的计算方法如式(28)所示。

$$C(\alpha^1, \alpha^2) = \frac{|\{\alpha_a^1 \in \alpha^1; \exists \alpha_b^2 \in \alpha^2; \alpha_b^2 \prec \alpha_a^1\}|}{|\alpha^2|} \quad (28)$$

式中:  $C(\alpha^1, \alpha^2)$  为解集  $\alpha^1$  对于  $\alpha^2$  的 C 指标计算值, 表示解集  $\alpha^2$  被  $\alpha^1$  中的解所支配的比例;  $\alpha_a^1$  为解集  $\alpha^1$  中任意可行解;  $\alpha_b^2$  为解集  $\alpha^2$  中任意可行解;  $\alpha_b^2 \prec \alpha_a^1$  表示可行解  $\alpha_a^1$  被  $\alpha_b^2$  所支配;  $|\alpha^2|$  为  $\alpha^2$  中解的数量。C 值越大, 表明  $\alpha^1$  的解越优, 若  $C(\alpha^1, \alpha^2) = 1$  即表示解集  $\alpha^1$  完全支配  $\alpha^2$  中的所有解。

分别使用 EMOSO 算法、MOSO 算法、MOGA 算法以及 MOPSO 算法运行 50 次优化程序, 得到 4 组对应的帕累托前沿  $\alpha^1$ 、 $\alpha^2$ 、 $\alpha^3$ 、 $\alpha^4$ 。通过式(28)计算得到  $C12(\alpha^1, \alpha^2)$ 、 $C13(\alpha^1, \alpha^3)$ 、 $C14(\alpha^1, \alpha^4)$  值以及反向支配时的 C 指标值, 分布情况如图 8 所示。

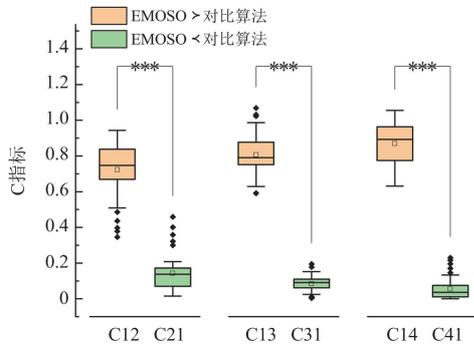


图 8 C 指标分布对比

Fig. 8 Comparison of C-index distribution

由图 8 中 C 指标量化统计情况可知, EMOSO 算法求得的帕累托前沿对于 MOSO、MOGA 和 MOPSO 算法所得帕累托前沿表现出显著的支配关系。箱线图中少数异常值是由计算过程中的初始化设置和随机化操作等造成。因此与其他方法相比, 所提 EMOSO 算法在 C 指标上表现出更优越的性能, 差异具有统计学意义。所提 EMOSO 算法的优势在于通过其精英反向学习机制在最优解的反方向进行搜索, 增强了全局探索和维持多样性的能力, 能够保障配置方案的准确性和稳定性。

此外, 4 种算法运行时间如表 7 所示, 其中 EMOSO 算法在不同种群规模下均保持了更高的寻优效率。这是因为精英反向学习机制有助于算法摆脱局部最优解, 扩大搜索空间, 快速找到全局最优解, 从而实现更高的计算效率。

表 7 算法运行时间对比

种群规模	运行时间/s			
	EMOSO	MOSO	MOGA	MOPSO
1500	98.24	159.63	159.58	124.46
2500	128.73	177.59	168.46	149.83
3500	143.64	238.44	204.79	172.49

## 5 结论

本文在 D-STATCOM 和 DVR 协同治理电压暂降的基础上, 同时考虑了各投资方在财务和治理效果方面的差异化诉求, 提出面向供需侧治理设备的多目标协同优化配置方法, 主要结论如下。

1) 考虑到配网中存在较多敏感用户, 从系统整体视角分析, 若各用户独立配置治理设备则易导致容量浪费。所提方法整合系统中多个利益主体参与配网层共享治理设备 D-STATCOM 和用户侧就地治理设备 DVR 的协同优化配置, 有效降低了系统内每个利益相关方的投资成本。

2) 提出具有广泛普适性的改进 SARFI 指标, 直观地体现敏感用户电压暂降治理的效果, 并结合系统内各方利益主体所承担的投资额, 提出多目标优化模型, 以精准匹配各方差异化诉求来定制治理方案。

3) 提出 EMOSO 算法求解优化模型, 利用精英反向学习策略摆脱局部最优解, 扩大搜索空间, 提升了 MOSO 的全局搜索能力和计算效率。

4) 除电压暂降治理目标外, 综合考虑系统无功优化等其他治理目标并合理分配各利益主体的投资成本是后续研究重点。

## 参考文献

- [1] 张逸, 吴逸帆, 李传栋, 等. 基于仿真与实测数据融合的电压暂降风险评估[J]. 电力系统自动化, 2023, 47(10): 174-185.  
ZHANG Yi, WU Yifan, LI Chuandong, et al. Voltage sag risk assessment based on fusion of simulated and measured data[J]. Automation of Electric Power Systems, 2023, 47(10): 174-185.
- [2] 马莉, 陈应雨, 田钉荣, 等. 基于改进层次分析法的多级电压暂降严重程度评估[J]. 电力系统保护与控制, 2023, 51(17): 49-57.  
MA Li, CHEN Yingyu, TIAN Dingrong, et al. Severity evaluation of multistage voltage sag based on an improved analytic hierarchy process[J]. Power System Protection and Control, 2023, 51(17): 49-57.
- [3] 林志超, 罗步升, 宋志坚. 基于非参数估计的电压暂降下敏感设备故障率评估[J]. 电测与仪表, 2023, 60(5): 86-95.  
LIN Zhichao, LUO Busheng, SONG Zhijian. Fault rate assessment of voltage sag sensitive equipment based on nonparametric assessment[J]. Electrical Measurement & Instrumentation, 2023, 60(5): 86-95.
- [4] 肖先勇, 宋桂山, 胡文曦, 等. 有源配电网电压暂降评估方法的挑战与展望[J]. 供用电, 2024, 41(8): 25-34.  
XIAO Xianyong, SONG Guishan, HU Wenxi, et al. Challenges and prospects of voltage sag assessment method in active distribution networks[J]. Distribution & Utilization, 2024, 41(8): 25-34.
- [5] 吴娜, 赵成勇, 许建中. 储能型 STATCOM 的优化电压支撑控制策略[J]. 电力系统保护与控制, 2024, 52(1): 145-155.  
WU Na, ZHAO Chengyong, XU Jianzhong. Optimized voltage support control strategy for energy storage STATCOM[J]. Power System Protection and Control, 2024, 52(1): 145-155.
- [6] ZHONG Q, HE Q, WANG G, et al. Optimal sizing and placement method for dynamic voltage restorers with mitigation expectation index[J]. IEEE Transactions on Power Delivery, 2021, 36(6): 3561-3569.
- [7] 刘曼佳, 凌在汛, 熊亮雳, 等. 面向工业园区电压暂降治理的构网型储能逆变器控制策略研究[J]. 供用电, 2023, 40(8): 34-42.  
LIU Manjia, LING Zaixun, XIONG Liangli, et al. Research on the control strategy of grid-forming inverter for voltage sag control in industrial parks[J]. Distribution & Utilization, 2023, 40(8): 34-42.
- [8] LIAO H, MILANOVIC J V. On capability of different FACTS devices to mitigate a range of power quality phenomena[J]. IET Generation Transmission & Distribution, 2017, 11(5): 1202-1211.
- [9] GHIASI M. Technical and economic evaluation of power quality performance using FACTS devices considering renewable generations[J]. Renewable Energy Focus, 2019, 29: 49-62.
- [10] LIAO H, ABDELRAHMAN S, MILANOVIC J. Zonal mitigation of power quality using FACTS devices for provision of differentiated quality of electricity supply in networks with renewable generation[J]. IEEE Transactions on Power Delivery, 2017, 32(4): 1975-1985.
- [11] KHANH B Q. On optimally positioning a multiple of dynamic voltage restorers in distribution system for global voltage sag mitigation[C] // IEEE Asia Power and Energy Engineering Conference (APEEC), March 29-31, 2019, Chengdu, China: 137-143.
- [12] GHIASI M, ESMAEILNAMAZI S, GHIASI R, et al. Role of renewable energy sources in evaluating technical and economic efficiency of power quality[J]. Technology and Economics of Smart Grids and Sustainable Energy, 2020, 5(1).
- [13] 张小庆, 彭书涛, 唐正聪, 等. 基于新型负荷故障概率模型的用户电压暂降损失评估方法和 DVR 规划配置方案[J]. 电力电容器与无功补偿, 2021, 42(3): 112-117.  
ZHANG Xiaoqing, PENG Shutao, TANG Zhengcong, et al. User-side voltage sag loss assessment method and DVR planning and configuration scheme based on new load failure probability model[J]. Power Capacitor & Reactive Power Compensation, 2021, 42(3): 112-117.
- [14] 肖先勇, 肖宇, 汪颖. 基于用户生产场景辨识的电压暂降经济损失评估[J]. 电网技术, 2024, 48(8): 3427-3437.  
XIAO Xianyong, XIAO Yu, WANG Ying. Economic loss assessment of voltage sag based on customer production scenario identification[J]. Power System Technology, 2024, 48(8): 3427-3437.
- [15] 盛晓光, 韦统振, 马明, 等. 配电网中多台动态电压恢复器的优化配置研究[J]. 电网技术, 2013, 37(10): 2991-2996.  
SHENG Xiaoguang, WEI Tongzhen, MA Ming, et al. Optimal configuration of multiple DVRs in distribution network[J]. Power System Technology, 2013, 37(10): 2991-2996.
- [16] 刘阳, 肖先勇, 刘旭娜, 等. 考虑用户定量需求的优质电力园区 DVR 优化配置[J]. 电网技术, 2015, 39(3): 823-828.  
LIU Yang, XIAO Xianyong, LIU Xuna, et al. optimal configuration of DVR in premium power park

- considering customers' quantitative demand[J]. *Power System Technology*, 2015, 39(3): 823-828.
- [17] 冯兴田, 孙添添, 马文忠. 一种基于智能改进算法的定制电力设备优化配置策略[J]. *电力系统保护与控制*, 2016, 44(21): 16-21.  
FENG Xingtian, SUN Tiantian, MA Wenzhong. Optimal configuration strategy of custom power devices based on intelligent improved algorithm[J]. *Power System Protection and Control*, 2016, 44(21): 16-21.
- [18] 涂春鸣, 孙勇, 郭祺, 等. 适用于动态电压恢复器的最小能量柔性切换控制策略[J]. *电工技术学报*, 2019, 34(14): 3035-3045.  
TU Chunming, SUN Yong, GUO Qi, et al. The minimum energy soft-switching control strategy for dynamic voltage restorer[J]. *Transactions of China Electrotechnical Society*, 2019, 34(14): 3035-3045.
- [19] WU Shutun, WANG Qi, CHEN Qichao, et al. Cyber-physical integrated planning of distribution networks considering spatial-temporal flexible resources[J]. *Protection and Control of Modern Power Systems*, 2024, 9(3): 142-156.
- [20] 苟竞, 刘方, 刘嘉蔚, 等. 考虑高铁负荷和风光不确定性的输电网规划方法研究[J]. *电力系统保护与控制*, 2023, 51(9): 156-164.  
GOU Jing, LIU Fang, LIU Jiawei, et al. A transmission network planning method considering high-speed railway load and wind and solar uncertainty[J]. *Power System Protection and Control*, 2023, 51(9): 156-164.
- [21] HASHIM F A, HUSSIAN A G. Snake optimizer: a novel meta-heuristic optimization algorithm[J]. *Knowledge-Based Systems*, 2022, 242.
- [22] 肖子雅, 刘升. 精英反向黄金正弦鲸鱼算法及其工程优化研究[J]. *电子学报*, 2019, 47(10): 2177-2186.  
XIAO Ziya, LIU Sheng. Study on elite opposition-based golden-sine whale optimization algorithm and its application of project optimization[J]. *Acta Electronica Sinica*, 2019, 47(10): 2177-2186.
- [23] IEEE guide for voltage sag indices[J]. *IEEE Standard 1564-2014*, 2014.
- [24] HE Hanyang, ZHANG Wenhai, WANG Ying. A sensitive industrial process model for financial losses assessment due to voltage sag and short interruptions[J]. *IEEE Transactions on Power Delivery*, 2021, 36(3): 1293-1301.
- [25] LI S, LI Y, CAO Y, et al. Capacity optimisation method of distribution static synchronous compensator considering the risk of voltage sag in high-voltage distribution networks[J]. *IET Generation, Transmission & Distribution*, 2015, 9(16): 2602-2610.
- [26] REZAEIAN-MARJANI S, GALVANI S, TALAVAT V, et al. Optimal allocation of D-STATCOM in distribution networks including correlated renewable energy sources[J]. *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, 2020, 122: 106178-106192.
- [27] CIRIC R M, PADILHA-FELTRIN A, DENIS I F E D. Observing the performance of distribution systems with embedded generators[J]. *European Transactions on Electrical Power*, 2004, 14(6): 347-359.
- [28] OTCENASOVA A, BODNAR R, REGULA M, et al. Methodology for determination of the number of equipment malfunctions due to voltage sags[J]. *Energies*, 2017, 10(3).
- [29] 汪颖, 任杰, 许中, 等. 光伏逆变器电压暂降耐受能力刻画与测试[J]. *中国测试*, 2018, 44(1): 95-100.  
WANG Ying, REN Jie, XU Zhong, et al. Characterization and test of PV inverter for voltage sag tolerance[J]. *China Measurement & Test*, 2018, 44(1): 95-100.
- [30] 王建勋, 张逸, 陈晶腾, 等. 省级电网电压暂降评估与工业用户潜在供电点优选[J]. *电力自动化设备*, 2021, 41(8): 201-207, 224.  
WANG Jianxun, ZHANG Yi, CHEN Jingteng, et al. Evaluation of provincial power grid voltage sag and optimal selection of potential power supply points for industrial users[J]. *Electric Power Automation Equipment*, 2021, 41(8): 201-207, 224.
- [31] 李智欢, 段献忠. 多目标进化算法求解无功优化问题的对比分析[J]. *中国电机工程学报*, 2010, 30(10): 57-65.  
LI Zhihuan, DUAN Xianzhong. Comparison and analysis of multiobjective evolutionary algorithm for reactive power optimization[J]. *Proceedings of the CSEE*, 2010, 30(10): 57-65.

收稿日期: 2024-11-19; 修回日期: 2025-03-18

作者简介:

张义坤(1996—), 男, 博士研究生, 研究方向为电能质量分析与治理; E-mail: 1026787761@qq.com

何英杰(1978—), 男, 副教授, 博士生导师, 研究方向为电能质量及其控制技术、电力电子在电力系统中的应用、多电平变流器及其应用; E-mail: yjhe@mail.xjtu.edu.cn

刘进军(1970—), 男, 教授, 博士生导师, 研究方向为电力电子变流器与电子化电能系统的建模、控制与设计方法, 电力电子技术在电能质量控制与输配电系统中的应用。E-mail: jjliu@mail.xjtu.edu.cn

(编辑 许威)