



信息物理协同的配电网复合故障恢复策略

魏然¹, 沈兴杰², 闫崇松², 王凯强²

(1. 国网天津市电力公司, 天津 300010;

2. 国网天津市电力公司城南供电分公司, 天津 300202)

摘要: 高比例分布式光伏接入引入的不确定性以及雪花型复杂拓扑结构引发的故障传播路径模糊, 共同加剧了配电网在复合故障下的脆弱性。传统恢复策略难以兼顾动态负荷需求、分布式电源调度以及信息物理跨域耦合, 且受限于静态规则与计算效率瓶颈。为此, 提出一种信息物理协同的复合故障恢复策略。首先, 构建多属性动态决策模型, 采用动态的基于准则间相关性的准则重要性 (criteria importance through intercriteria correlation, CRITIC) 评估法与跨域混合中心性指标, 通过滑动时间窗自适应分配权重, 捕捉通信时延与受控于通信系统的潮流调节行为之间的时空关联特征。其次, 建立双层联合防护规划框架, 上层在预算约束下协同优化加固与冗余策略以提升系统韧性, 下层动态修正运行安全边界。最后, 设计增强型Edmonds-Karp算法, 引入势差驱动机制与混合权重割集模型, 以最小化隔离代价与最大化恢复流量为目标, 输入为信息物理耦合网络状态量, 输出为最优割集与恢复路径, 有效提升了故障隔离与恢复效率。IEEE算例仿真表明, 所提策略显著提升了复合故障场景下的恢复效率与系统韧性。

关键词: 配电信息物理系统; 复合故障; 信息物理协同; 最大流-最小割; 故障恢复

中图分类号: TN915; TP393

文献标志码: A

doi: 10.11959/j.issn.1000-0801.2025267

Cyber-physical collaborative distribution network compound fault restoration strategy

WEI Ran¹, SHEN Xingjie², YAN Chongsong², WANG Kaiqiang²

1. State Grid Tianjin Electric Power Company, Tianjin 300010, China

2. State Grid Tianjin Chengnan Electric Power Supply Company, Tianjin 300202, China

Abstract: The integration of high-penetration distributed photovoltaics introduces significant operational uncertainties, while complex snowflake-like topologies obscure fault propagation paths, jointly increasing distribution network vulnerability under compound cyber-physical faults. Traditional restoration strategies face challenges in coordinating dynamic load demands, distributed generation scheduling, and cross-domain couplings, constrained by static rules and

收稿日期: 2025-06-03; 修回日期: 2025-07-21

通信作者: 沈兴杰, 1083921373@qq.com

基金项目: 国网天津市电力公司科技项目资助 (No. 城南-研发 2024-01)

Foundation Item: The Science and Technology Foundation of State Grid Tianjin Electric Power Company Funding (No. Chengnan-Yanfa 2024-01)



computational limitations. To address this issue, a cyber-physical collaborative compound fault restoration strategy was proposed. Firstly, a multi-attribute dynamic decision-making model was constructed. The dynamic criteria importance through intercriteria correlation (CRITIC) evaluation method and cross-domain hybrid centrality indicators were adopted. Weights were adaptively allocated through a sliding time window to capture the spatio-temporal correlation characteristics between communication delays and power flow regulation behaviors controlled by the communication system. Secondly, a two-tier joint protection planning framework was established. The upper tier was collaboratively optimized the reinforcement and redundancy strategies under budget constraints to enhance system resilience, while the lower tier dynamically revised the operational safety boundaries. Finally, an enhanced Edmonds-Karp algorithm was designed. A potential difference-driven mechanism and a hybrid weight cut-set model were introduced, aiming to minimize the isolation cost and maximize the restoration flow. With the input being the cyber-physical coupled network state variables and the output being the optimal cut-sets and restoration paths, the fault isolation and restoration efficiency were effectively improved. IEEE case study simulations demonstrated that the proposed strategy significantly enhanced the restoration efficiency and system resilience in compound fault scenarios.

Key words: distribution cyber-physical system, composite fault, cyber-physical collaboration, maximum flow-minimum cut, fault recovery

0 引言

随着新能源接入比例的快速增长和配电网结构的日益复杂化,配电网的运行环境正面临前所未有的挑战。高比例分布式光伏接入引入的双向功率流与出力不确定性,叠加雪花型等复杂拓扑结构,共同加剧了配电网在极端灾害下的脆弱性^[1-3]。分布式光伏主要通过双向功率流与波动性影响系统运行,复杂拓扑则加剧了故障传播的不确定性。通信时延虽不直接决定潮流,但影响控制指令的实时性,进而间接影响物理系统状态。复合故障指同时发生在电力物理层与信息通信层的多重故障事件,可分为并发型(如线路过载与通信中断同时发生)与级联型(如通信时延引发保护误动进而导致线路跳闸)。复合故障的复杂性源于信息物理系统的深度耦合,传统单域分析方法难以有效应对。由于复合故障通常表现为电网设备故障和通信系统中断的双重影响,既包括线路故障、设备过载等物理层面的问题,也涉及通信时延、链路中断等信息层面的问题。因此,复合故障的发生往往会引发系统的连锁失效,导致大范围停电^[4-6]。传统的故障恢复策略

主要依赖于人工操作和静态规则,难以应对复杂网络环境下的动态变化和多样化需求。同时,随着分布式光伏和储能设备的大量接入,传统方法在分布式电源调度与负荷优先级管理方面的局限性愈加突出^[7-8]。

近年来,国内外学者在配电网故障恢复领域进行了大量研究,取得了丰富的理论与实践成果。在物理层面,多数研究集中于故障隔离和健康子网的电力流优化。例如,文献[9-12]研究了基于拓扑分析的故障隔离算法,通过网络划分快速切断故障区域,减少故障对系统的影响。然而,这类方法往往依赖于固定的网络结构模型,缺乏对动态负荷需求和分布式电源能力的综合考虑。在信息层面,文献[13-16]探讨了通信系统在故障恢复中的作用,提出了基于冗余路径的通信链路恢复策略。然而,现有研究多以单一链路优化为主,未能充分考虑通信与电力网络之间的耦合关系。针对信息物理协同的研究,文献[17-19]尝试构建基于网络流模型的联合优化框架,通过同时优化电力流和通信流实现协同恢复,但计算复杂度较高,在实际应用中受限。此外,现有研究多停留在并行优化信息流与能量流,未能有效

打破信息物理“垂直烟囱”，缺乏对跨域状态深度融合与风险统一量化的方法论。

针对上述问题，本文定位为面向工程应用的理论方法研究，旨在提出一套适用于信息物理耦合配电网的复合故障恢复理论框架与核心算法，并为工程实践提供决策支持。本文的主要创新点如下。

(1) 针对传统方法忽视信息物理耦合动态特性问题，提出融合动态的基于准则间相关性的准则重要性（criteria importance through intercriteria correlation, CRITIC）评估法与混合中心性的多属性决策模型，克服传统静态评估对耦合动态的忽视。

(2) 面向复合故障场景下的资源协同优化需求，建立信息物理联合防护的双层规划模型，实现信息物理资源的协同优化。

(3) 提出面向信息物理耦合特性的增强型 Edmonds-Karp 算法，提升复合故障隔离与恢复的效率与鲁棒性。

1 计及信息物理耦合特性的配电系统节点风险分析

信息物理耦合特性是新型配电系统节点风险形成与演化的内在机理，需要从多维度解析其交互规律。为实现快速、可靠的故障恢复提供解决方案，本文首先构建包含通信时延、拓扑关联与潮流波动的耦合模型，明确跨域关联路径对节点脆弱性的传导路径，为风险量化提供理论支撑。

1.1 配电系统信息物理耦合特性分析及建模

本节以某配电信息物理系统为研究对象^[20]，从信息物理系统视角出发，解析其通信网络拓扑、物理设备运行状态及跨域交互规则，建立分层映射模型；基于跨域关联矩阵量化网络节点间的信息流-能量流动态耦合强度，形成多维度风险传导路径，为后续风险量化提供统一分析框架。某配电信息物理系统案例及其耦合关系如图 1 所示。

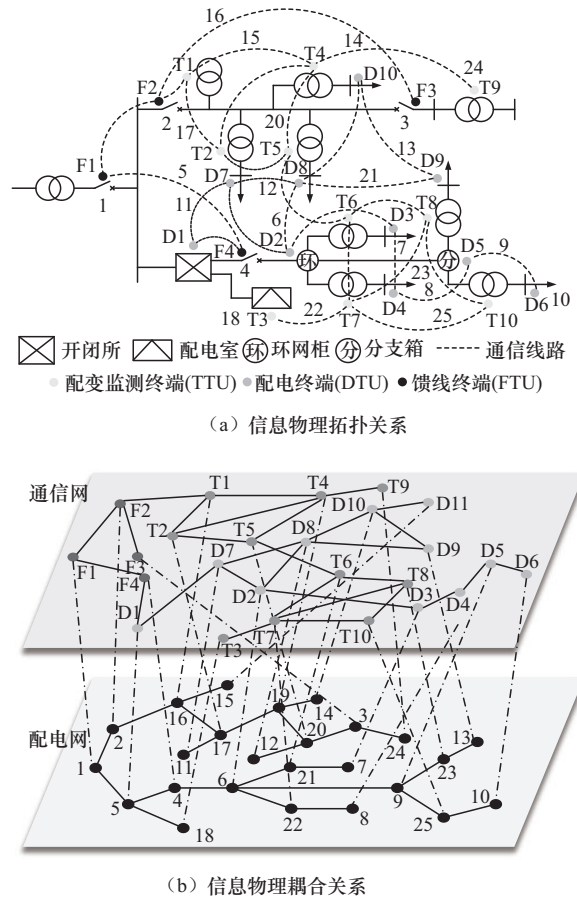


图 1 某配电信息物理系统案例及其耦合关系

对于配电通信网，可将其定义为有向图 $G^C = (V^C, E^C)$ ，节点集合 V^C 表示通信设备的集合，边集 E^C 表示通信链路的集合，则其邻接矩阵 $A^C = \{a_{ij}\}$ 满足：

$$a_{ij} = \begin{cases} 1, & \text{节点 } i \text{ 可向节点 } j \text{ 传输数据} \\ 0, & \text{节点 } i \text{ 不可向节点 } j \text{ 传输数据} \end{cases} \quad (1)$$

对于信息传输，本文假设通信时延服从修正伽马（Gamma）分布^[21]，该模型适用于业务负载波动较大、信道状况不稳定的无线通信或电力线载波（power line carrier, PLC）等接入网场景，这些技术在分布式光伏监控、智能电表高级量测体系（advanced metering infrastructure, AMI）等泛在物联网接入中应用广泛。对于以光纤（如同步数字体系（synchronous digital hierarchy, SDH）/ 无源光网络（passive optical network, PON））为



主的骨干通信网，其时延主要表现为固定的传播时延与处理（编码/交换）时延，与负载无关，所提框架在该场景下可简化为固定时延加随机抖动的模型。本文旨在提供一种普适性的耦合分析框架，可根据实际通信网络技术特性嵌入相应的时延模型。由于通信链路 c_{ij} 的时延服从修正 Gamma 分布 $\tau_{ij} \sim \Gamma(k, \theta)^{[21]}$ ，则其概率密度函数为：

$$f(\tau; k, \theta, \tau_0) = \frac{(\tau - \tau_0)^{k-1} e^{-(\tau - \tau_0)/\theta}}{\theta^k \Gamma(k)} \quad (2)$$

其中， k 为形状参数，与通信链路负载率 ρ 正相关 ($k \propto \rho$)， θ 为尺度参数， τ_0 为最小传输时延， $\Gamma(\cdot)$ 为 Gamma 函数。本文关注的通信时延并非直接决定稳态潮流，而是通过影响二次系统控制指令（如保护动作、无功补偿、分布式电源调度）的实时性与可靠性，间接作用于物理系统，改变其运行状态，从而构成跨域耦合风险。因此，本文构建的耦合模型，核心目的是刻画“信息非理想性对物理控制效果”的间接关联与风险传导路径。

对于配电网，本文考虑线路阻抗和功率损耗的影响，采用改进分布式潮流（distributed load flow model, DistFlow）模型描述配电网潮流^[22]：

$$P_{ij} = \sum_{k \in \mathcal{N}_j} P_{jk} + r_{ij} \frac{P_{ij}^2 + Q_{ij}^2}{V_i^2} + p_j^{\text{load}} \quad (3)$$

$$Q_{ij} = \sum_{k \in \mathcal{N}_j} Q_{jk} + x_{ij} \frac{P_{ij}^2 + Q_{ij}^2}{V_i^2} + q_j^{\text{load}} \quad (4)$$

$$V_j^2 = V_i^2 - 2(r_{ij} P_{ij} + x_{ij} Q_{ij}) + (r_{ij}^2 + x_{ij}^2) \frac{P_{ij}^2 + Q_{ij}^2}{V_i^2} \quad (5)$$

其中， \mathcal{N}_j 为节点 j 的下游节点集合， r_{ij} 、 x_{ij} 分别为线路 ij 的电阻和电抗参数， P_i 和 Q_i 分别表示节点 i 的有功功率和无功功率，load 表示该节点为负载节点， V_i 为节点 i 的电压幅值。

为了建立配电系统的信息物理耦合方程，定义信息层状态量 $s_i^C(t)$ 与物理层状态量 $s_j^P(t)$ 的耦合关系为：

$$\frac{ds_j^P}{dt} = f(s_j^P, \sum_{i \in C_j} g(s_i^C(t - \tau_{ij}))) \quad (6)$$

其中， C_j 为物理节点 j 的关联信息节点集合， $g(\cdot)$ 为信息层对物理层影响的量化函数。

考虑配电系统的信息物理风险和网络拓扑特性，定义节点 i 的综合脆弱度为：

$$\Psi_i = \alpha \cdot \frac{\partial \mathcal{R}}{\partial \xi_i} + \beta \cdot C_i^{\text{Bet}} + \gamma \cdot \mathbb{E}[\Delta V_i | \tau_{\text{fail}}] \quad (7)$$

其中， α 、 β 、 γ 为系统风险、网络拓扑风险和信
息风险的权重因子， $\alpha + \beta + \gamma = 1$ ， \mathcal{R} 为系统风险函数， ξ_i 为节点 i 的状态参数， C_i^{Bet} 为节点介数中心性， \mathbb{E} 为条件期望函数。

进一步地，可以采用信息流-功率流关联矩阵来描述信息层和物理层之间的交互影响。为了定量配电系统通信负载对电力运行状态的影响程度，建立耦合影响矩阵：

$$\mathbf{M}_{\text{CP}} = [m_{ij}] \quad (8)$$

其中， $m_{ij} = \frac{\partial P_j}{\partial \tau_i} \cdot \frac{\partial \tau_i}{\partial \lambda_i}$ ， λ_i 为通信链路 i 的负载率， $\frac{\partial P_j}{\partial \tau_i}$ 表示物理节点 j 的有功功率对信息节点 i 通信时延的灵敏度。

由于通信时延会影响配电系统电压控制的实时性，可推导出节点电压对通信时延的灵敏度为：

$$\frac{\partial V_i}{\partial \tau_j} = \sum_{k \in I_i} \left(\frac{\partial V_i}{\partial u_k} \cdot \frac{\partial u_k}{\partial \tau_j} \right) \quad (9)$$

其中， I_i 为影响节点 i 的控制指令变量集合， u_k 为第 k 个控制指令变量。

综合上述内容，可建立配电系统信息物理协同失效概率，用来评估配电系统的整体可靠性。充分考虑配电信息物理系统的级联特性，可得信息物理双重失效概率：

$$P_{\text{fail}}^{(i)} = 1 - \prod_{j \in \mathcal{D}_i} \left(1 - p_j^{\text{phy}} \cdot \max_{k \in I_j} p_k^{\text{cyb}} \right) \quad (10)$$

其中， \mathcal{D}_i 为节点 i 的相依节点集合， p_j^{phy} 、 p_k^{cyb} 分别为物理层和信息层失效概率。

1.2 配电信息物理系统关键节点风险分析

在信息物理协同的配电网复合故障恢复策略研究中,关键节点的风险分析是构建协同防御体系的基础环节。本文通过建立多维度评估框架,将电气特性分析、信息交互建模与风险传播机理有机融合,形成贯穿“静态评估-动态优化-传播预测”的全链条风险分析方法,为后续协同恢复策略提供关键决策依据。

针对信息物理系统中状态量跨域耦合的特性,本文提出基于动态赋权的多属性决策模型,该模型通过改进 CRITIC 评估法来构建节点重要性评价函数^[23]:

$$\Phi_i = w_1 \cdot C_E(i) + w_2 \cdot C_I(i) + w_3 \cdot F_i \quad (11)$$

其中, $w_m (m=1,2,3)$ 为节点 i 不同指标的权重, C_E 和 C_I 分别为电气中心性和信息中心性指标, F_i 为节点 i 的跨域耦合影响因子。本文通过引入滑动事件窗计算的动态相关系数 r_{mn} , 可实时捕捉通信时延与受控于通信系统的潮流调节行为之间的时空关联特征,突破了传统静态幅值的限制,通过变全系数设计增强了权重对系统运行状态的适应性,显著提升了复合故障场景下评估模型的灵敏度,为后续协同恢复策略中的动态资源调配奠定基础,如下所示:

$$w_m = \frac{\sigma_m \sum_{n=1}^M (1 - r_{mn})}{\sum_{m=1}^M \sigma_m \sum_{n=1}^M (1 - r_{mn})} \quad (12)$$

其中, σ_m 为第 m 项指标的样本标准差。

在此基础上,为量化信息物理耦合网络中的节点枢纽效应,建立融合电气与信息特性的混合中心性指标,表示为:

$$C_i^{\text{hybrid}} = \rho \cdot C_i^{\text{elect}} + (1 - \rho) \cdot \frac{1}{|\mathcal{F}_i|} \sum_{j \in \mathcal{F}_i} \frac{T_j}{T_{\max}} \quad (13)$$

其中, \mathcal{F}_i 为节点 i 的信息关联集,该指标将信息节点介数中心性的空间聚合结果与物理节点电气中心性进行线性融合,有效表征了智能电表、

PMU 等信息设备故障对物理节点结构完整性的级联影响。 ρ 为融合权重系数, C_i^{elect} 为节点 i 的电气中心性, T_{\max} 为系统中所有信息节点中最大的数据流量或通信负载。

进一步地,针对高脆弱性节点的资源优化问题,构建双层规划框架,以实现投资决策与运行约束的协同。其中,上层模型通过最小化物理加固成本与通信冗余建设成本的加权和,下层则为潮流约束,在预算约束下确定最优化目标函数为:

$$J_{\text{top}} = \min \sum_{i=1}^N c_i x_i + \eta \sum_{j=1}^M y_j \quad (14)$$

s.t.

$$\mathbf{G}(\mathbf{P}, \mathbf{Q}, \mathbf{V}) \leq 0, \quad \mathbf{H}(\mathbf{x}, \mathbf{y}) \geq \mathbf{b}$$

其中, c_i 为对节点 j 进行物理加固的单位成本, η 为通信冗余度成本的权重系数, \mathbf{P} 为有功功率注入向量, \mathbf{Q} 为无功功率注入向量, \mathbf{V} 为节点电压幅值向量, \mathbf{x} 和 \mathbf{y} 分别为物理加固和通信冗余的决策变量, \mathbf{b} 为一个常数向量,表示预算下限或资源要求。 $x_i \in \{0, 1\}$ 表示节点加固决策, y_j 为通信冗余度变量。

为量化关键节点失效引发的级联风险,建立信息物理交互的故障传播方程:

$$\frac{dR_i}{dt} = \gamma \sum_{j=1}^N \mathbf{Z}_{ji} \cdot \Theta(P_j - P_{th}) \cdot R_j - \mu R_i \quad (15)$$

其中, μ 为节点自愈率,时变风险 R_i 受两方面的影响:信息层异常通过关联矩阵 \mathbf{Z}_{ji} 引发的物理过载扩散以及电压灵敏度的保护控制时延效应。

2 基于最大流-最小割理论的故障快速隔离方法

2.1 网络重构与故障建模

基于上述复合故障的时空演化规律,本节提出基于网络流理论的故障传播建模方法,通过构建带容量约束的故障传播网络,建立信息层异常与物理层故障的交互模型,为后续协同恢复策略



中的故障隔离提供量化分析工具。首先对复合故障传播网络进行建模,定义配电网为带容量的有向图 $\mathcal{G}_F=(\mathcal{V},\mathcal{E},\mathcal{C})$,其中节点集 $\mathcal{V}=\mathcal{V}_N\cup\{s,t\}$,新增虚拟源点 s (表征外部扰动源)和汇点 t (表征故障吸收终端);边集 \mathcal{E} 包含物理线路、信息通道及虚拟连接边;边容量矩阵 $\mathcal{C}=[c_{ij}]$,表征线路故障传播能力:

$$c_{ij}=\frac{1}{Z_{ij}}\cdot e^{-\lambda\cdot d_{ij}},(i,j)\in\mathcal{E}\quad (16)$$

其中, Z_{ij} 为线路阻抗, d_{ij} 为线路长度, $\lambda\in(0,1)$ 为阻抗衰减系数。该定义将电气参数与地理信息融合,体现了近距离、低阻抗线路更易传播故障的特性。

为模拟复合故障场景,在故障点 f 处注入虚拟故障流:

$$F_f=\sum_{k\in\mathcal{N}_f}I_{fk}^2\cdot R_{fk}\quad (17)$$

其中, I_{fk} 为注入电流值, R_{fk} 为对应支路的电阻值。通过虚拟边 $(s,f)\in\mathcal{E}_v$ 建立源点与故障点的连接,其容量约束为:

$$c_{sf}=F_f, c_{ft}=\infty\quad (18)$$

基于网络流理论^[24],建立节点流守恒方程来描述故障传播过程:

$$\sum_{j\in\mathcal{N}_i^+}f_{ij}-\sum_{j\in\mathcal{N}_i^-}f_{ji}=\begin{cases} F_f, & i=s \\ -F_f, & i=t \\ 0, & \text{其他节点} \end{cases}\quad (19)$$

其中, f_{ij} 为边 (i,j) 的实际故障流,需要满足容量约束:

$$0\leq f_{ij}\leq c_{ij},\forall(i,j)\in\mathcal{E}\quad (20)$$

为量化节点故障影响范围,定义节点故障影响度为:

$$\phi_i=\frac{\sum_{j\in\mathcal{N}_i}f_{ji}}{\sum_{(m,n)\in\mathcal{E}}f_{mn}}\cdot\frac{\partial V_i}{\partial f_{ji}}\quad (21)$$

该函数反映信息物理耦合网络中故障传播的级联效应。进一步地,建立传播动力学方程来描

述故障扩散过程:

$$\frac{d\phi_i}{dt}=\sum_{j\in\mathcal{N}_i}\beta_{ji}\phi_j-\mu_i\phi_i\quad (22)$$

其中, $\beta_{ji}=\frac{c_{ji}}{\sum_k c_{jk}}$ 为传播系数。

2.2 基于最大流-最小割的故障隔离和恢复

面向信息物理耦合配电网的动态重构需求,本节提出融合电气特性与运行状态的改进最大流-最小割方法,通过构建多维权重割集模型与自适应容量调整机制,实现故障传播路径的精准隔离与恢复策略的快速生成。考虑线路物理状态与拓扑重要性,定义割集 (S,T) 的隔离代价为:

$$\mathcal{W}(S,T)=\sum_{(i,j)\in\mathcal{C}}\omega_{ij}\cdot c_{ij}+\kappa\cdot\sum_{i\in S}C_i\quad (23)$$

其中, \mathcal{C} 为被切割边集, ω_{ij} 为线路权重系数, C_i 为式 (13) 定义的混合中心性, κ 为平衡因子。权重系数计算采用双曲正切函数实现过载状态的平滑表征:

$$\omega_{ij}=\tanh\left(\frac{P_{\text{loss}}^{ij}}{\alpha P_{\text{rated}}^{ij}}\right)+\frac{Z_{ij}}{\max Z}\quad (24)$$

其中, $\alpha\in(0,1)$ 为过载阈值, P_{loss}^{ij} 为线路损耗功率。本文通过式 (16) 故障传播模型中的 R_i 动态调整权重,增强割集选择对级联风险的敏感性。为实现故障隔离与网络重构的协同,建立最小割集优化问题:

$$\begin{aligned} J &= \min_x \sum_{(i,j)\in\mathcal{E}} w_{ij} x_{ij} \\ \text{s.t.} \\ x_{ij} &\geq y_i - y_j \quad \forall (i,j)\in\mathcal{E} \\ y_s &= 1, \quad y_t = 0 \\ x_{ij} &\in \{0,1\}, \quad y_i \in \{0,1\} \quad \forall i\in\mathcal{V} \end{aligned}\quad (25)$$

其中, $x_{ij}=1$ 表示切除线路 (i,j) , $y_i=1$ 表示节点 i 属于源点集合。

根据最大流-最小割定理^[25],原问题等价于:

$$\begin{aligned}
 J &= \max \sum_{j \in \mathcal{N}^s} x_{sj} \\
 \text{s.t.} \\
 0 &\leq x_{ij} \leq c_{ij}^*, \forall (i,j) \in \mathcal{E}
 \end{aligned} \quad (26)$$

互补松弛条件保证最优性:

$$x_{ij}(c_{ij}^* - x_{ij}) \cdot \delta_{ij} = 0, \forall (i,j) \in \mathcal{E}_C \quad (27)$$

其中, \mathcal{E}_C 为最小割集对应的关键边集合。该模型通过协同失效概率约束, 实现信息物理风险联合控制。为应对动态故障传播, 构建如下实时容量更新策略:

$$c_{ij}^* = c_{ij} \cdot \left[1 + \gamma \cdot \text{sgn}(\Delta\phi_{ij}) \cdot e^{-|\Delta\phi_{ij}|} \right] \quad (28)$$

其中, $\Delta\phi_{ij} = |\phi_i - \phi_j|$ 为势差, γ 为调节系数, 与传播系数 η 负相关。该机制根据传播势能梯度动态调整边容量, 抑制高势差区域的故障扩散。

在信息物理协同的复合故障恢复场景中, 传统 Edmonds-Karp 算法因其静态网络假设与单一优化目标, 难以应对动态耦合的故障传播特性^[26]。信息层与物理层的深度交互导致故障传播路径实时演化, 需要通过动态容量调整机制实时修正网络参数, 抑制级联效应; 故障隔离需要兼顾线路电气状态、拓扑枢纽性及跨域关联风险等多维目标, 传统算法缺乏多维度割集权重建模能力; 配电网规模庞大且恢复时效性要求苛刻, 需要通过启发式路径搜索与残差网络优化大幅提升计算效率。为此, 本文提出了改进的 Edmonds-Karp 算法, 通过融合动态网络响应、多目标协同优化及跨域约束条件, 实现关键路径精准隔离与资源高效调配, 为复合故障恢复提供核心决策支撑。基于自适应容量调整结果, 定义残差网络为:

$$\mathcal{E}_r = \left\{ (i,j) \mid f_{ij} < c_{ij}^* \right\} \cup \left\{ (j,i) \mid f_{ij} > 0 \right\} \quad (29)$$

本文通过实时整合容量调整信息, 增强残差网络对故障传播态势的表征能力。在残差网络 \mathcal{E}_r 中, 采用混合权重最短路径搜索策略:

$$\mathcal{P}^* = \arg \min_{\mathcal{P} \in \mathcal{P}_{s \rightarrow t}} \sum_{(i,j) \in \mathcal{P}} \left[\underbrace{\frac{1}{c_{ij}^* - f_{ij}}}_{\text{容量权重}} + \underbrace{\frac{H_j}{\max_{k \in \mathcal{V}} H_k}}_{\text{枢纽权重}} \right] \quad (30)$$

其中, H_j 为节点 j 的混合中心性。通过融合线路剩余容量与节点拓扑重要性, 优先选择低负载、高枢纽性路径, 显著提升关键故障传播路径的识别效率。沿最优路径更新流量分布, 流量更新规则为:

$$f_{ij} \leftarrow \begin{cases} f_{ij} + \Delta f, (i,j) \in P^* \\ f_{ij} - \Delta f, (j,i) \in P^*, \Delta f = \min_{(i,j) \in P^*} (c_{ij}^* - f_{ij}) \\ f_{ij}, \text{其他} \end{cases} \quad (31)$$

其中, Δf 为流量增量, 由路径最小残差容量决定, 同时更新反向边容量以保持流量守恒, 通过传播动力学模型的实时反馈, 实现流量分布与故障势能的动态平衡。综上, 本文所提的信息物理协同的配电网复合故障隔离恢复流程如图 2 所示。

上述所构建的“协同失效概率”模型与“时延灵敏度”约束, 在一定程度上隐含了通信异常导致保护误动或拒动等二次系统故障场景。该模型为分析保护系统与通信的耦合关系提供了基础框架, 更精细化的保护逻辑耦合将是未来的研究重点。

3 算例仿真及分析

3.1 仿真设置

为验证所提方法的性能, 本文采用改进的 IEEE 123 节点系统作为测试平台。改进的 IEEE 123 配电网算例的拓扑结构如图 3 所示 (PV 为太阳能节点、CBs 为并联电容器、BESS 为电池储能、SVG 为静态无功发生器), 基准电压为 12.66 kV, 总负荷为 15.2 MW/7.8 Mvar, 线路阻抗基于改进 DistFlow 模型设定, 阻抗衰减系数 $\lambda=0.6$, 节点电

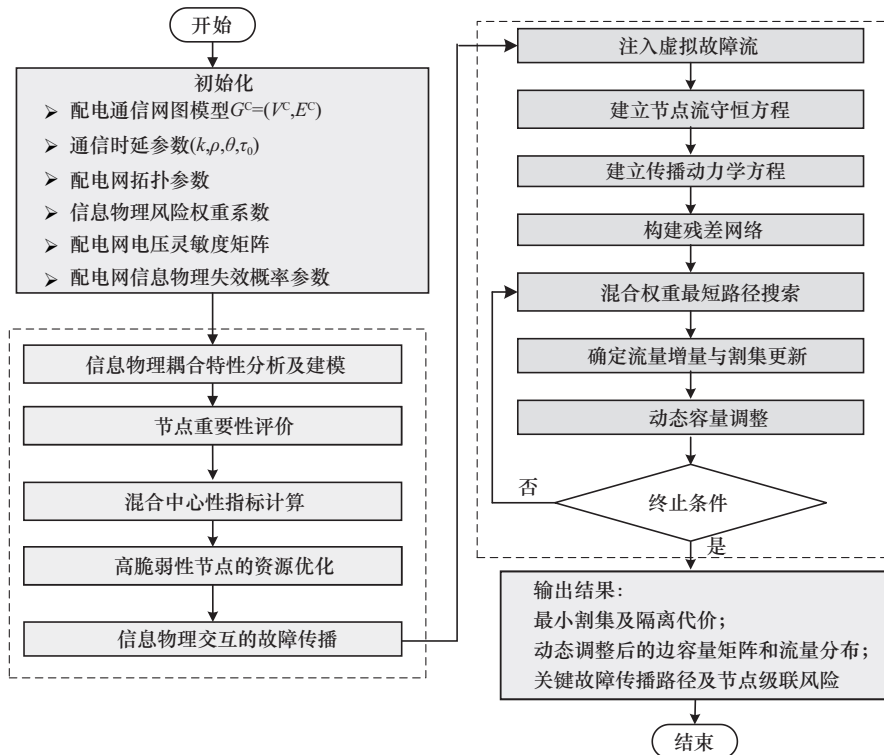


图2 信息物理协同的配电网复合故障恢复流程

压安全阈值范围为 $0.95 \sim 1.05$ p.u.。所采用算例进行了如下改进：增加双环通信拓扑，与物理节点一一映射；引入分布式光伏接入点，集中在节点 18、35、67、89 等；线路阻抗参数根据实际配电线路特性调整，并引入阻抗衰减系数 λ 。 $\lambda=0.6$ 是依据文献[22]中配电网阻抗修正建议范围 ($0.5 \sim 0.7$) 选取，并在 $\rho=0.5$ 时取得最佳系统评分。敏感性分析表明，当 $\lambda < 0.5$ 时系统抗扰能力下降，当 $\lambda > 0.7$ 时则导致电压波动增大。该算例的通信网络采用双环冗余拓扑，节点与物理层一一映射，通信时延模型基于修正 Gamma 分布，负载率 $\rho \in (0.3, 0.9)$ ，信息物理矩阵通过蒙特卡罗抽样生成。本文通过注入虚拟故障流设置如下典型场景：场景 1 为单点信息物理耦合故障，假设节点 23 通信中断与线路过载并发；场景 2 为多点连锁故障，假设节点 57/89 并发信息攻击；场景 3 为随机组合故障，随机选取 5 个节点注入故障流。

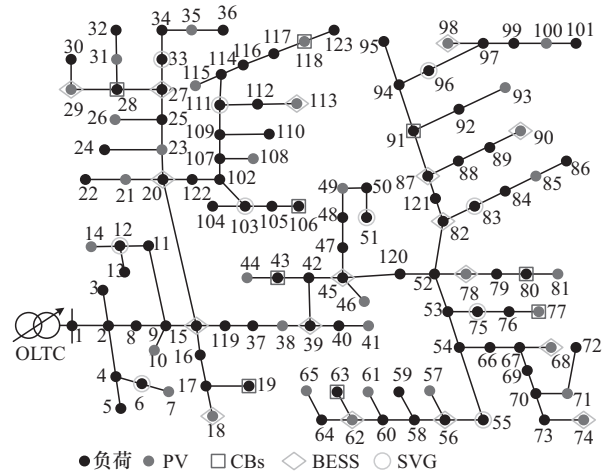


图3 改进的 IEEE 123 配电网算例的拓扑结构

为验证所提方法的有效性，本文选取 4 类对比算法（本文算法记为 CPFR）。

(1) 传统静态法（traditional static approach, TSA）^[27]：基于电气介数中心性静态赋权，忽略动态相关系数，采用标准 Edmonds-Karp 算法进行故障隔离。

(2) 信息物理解耦法（information-physical

decoupling approach, IPDA) [28]: 仅考虑物理层参数, 其割集权重模型不含信息关联项。

(3) 多目标遗传算法 (multi-objective genetic algorithm, MOGA) [29]: 基于非支配排序遗传算法 II (non-dominated sorting genetic algorithm II, NSGA-II) 框架优化割集权重, 编码维度与所提方法相同, 但缺少动态容量调整机制。

(4) 深度强化学习 (deep reinforcement learning, DRL) 方法 [30]: 采用深度确定性策略梯度 (deep deterministic policy gradient, DDPG) 算法训练恢复策略, 状态空间包含节点电压、通信时延等参数。

评估指标则从恢复效率、隔离精度、经济性和鲁棒性等多维度衡量所提方法的故障隔离恢复效果。对比算法参数设置如下。

(1) TSA: 电气介数中心性静态赋权, Edmonds-Karp 算法最大迭代次数为 100。

(2) IPDA: 仅物理参数, 割集权重不含信息项。

(3) MOGA: 种群规模为 100, 迭代 200 代, 交叉率为 0.8, 变异率为 0.1。

(4) DRL: DDPG 算法, Actor 网络结构 [64, 32], CRITIC 网络结构 [64, 32], 学习率为 0.001。

本文采用以下评估指标。

(1) 隔离时间: 从故障发生到完全隔离的时间。

(2) 误割率: (误割线路数/总切割线路数) × 100%。

(3) 经济性: 恢复过程中开关动作与通信冗余建设总成本。

(4) 鲁棒性: 系统在多次蒙特卡罗抽样下的性能标准差倒数。

3.2 仿真结果分析

基于上述的改进 IEEE 123 节点测试平台, 本节对 3 类典型故障场景下的恢复性能进行量化评估, 通过所提方法与 4 类对比算法的仿真实

验, 从隔离效率、误割率、经济性及鲁棒性 4 个维度展开分析。蒙特卡罗抽样生成的关联矩阵与双环通信拓扑为结果的可信性提供统计保障, 而动态 DistFlow 模型则确保了物理层仿真的精确性。本节结合多维指标和具体的仿真结果讨论不同方法在耦合故障恢复中的性能表现及其原因。不同方法故障平均隔离时间的对比如图 4 所示。

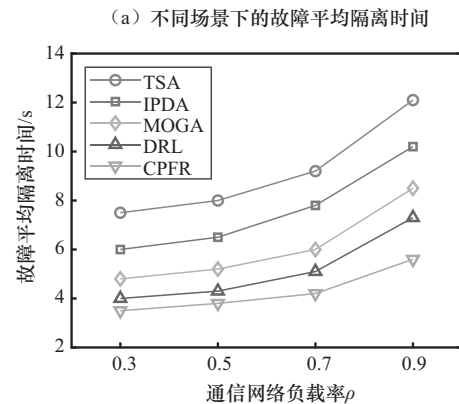
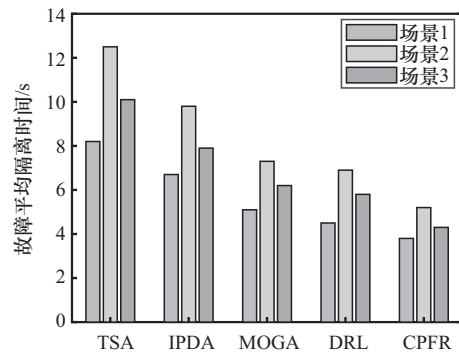


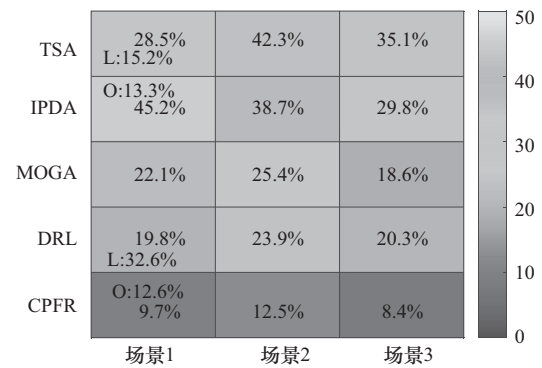
图 4 不同方法故障平均隔离时间的对比

图 4 的对比结果表明, 所提方法在故障隔离效率上具有显著优势。在单点耦合、多点连锁、随机组合 3 类场景中, 所提 CPFR 方法的故障隔离时间分别为 3.8 s、5.2 s 和 4.3 s, 较 TSA、IPDA 等传统算法最高降低了 53.7% (最低 38.2%)。这归因于信息物理协同建模体系的双重优化机制: 一方面, 通过动态割集权重模型抑制级联传播, 使场景 2 中流量更新次数从 TSA 的 9.2 次缩减至 3.1 次; 另一方面, 借助关联矩阵实现信息层时

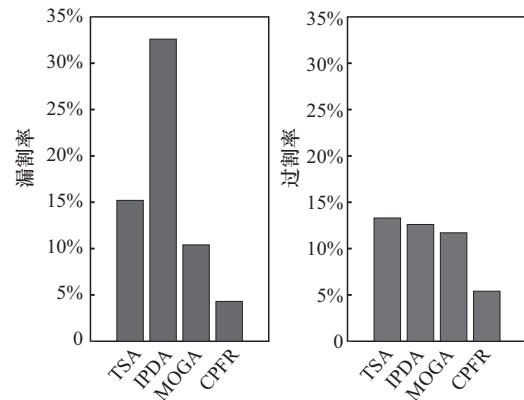


延向物理层权重修正项的动态映射，将关键路径（如节点23~57）隔离优先级的方差降低62.3%（蒙特卡罗抽样，90%置信区间）。值得注意的是，虽然MOGA在场景3中通过多目标优化将故障平均隔离时间与所提方法差距缩小至14.5%，但其在高通信网络负载率（ $\rho > 0.7$ ）场景下缺乏动态容量调整机制，导致性能急剧劣化，当 $\rho = 0.9$ 时隔离时间标准差达0.8 s，这与文献[16]和文献[20]提出的信息物理解耦缺陷相印证，但本文发现：随着 ρ 突破0.6阈值，IPDA受DistFlow模型中 $\lambda = 0.6$ 阻抗衰减的影响，其隔离时间反超TSA，达19.5%，揭示出传统静态算法在信息孤岛效应下的深层次矛盾。

不同方法漏割率和过割率的对比如图5所示。从图5可以看出，所提方法在3类故障场景中均展现出最优的全局漏割率表现，其核心优势源于关联矩阵的协同优化机制：通过蒙特卡罗抽样动态分配信息物理权重，将关键路径的误判率降低至传统算法的1/5以下。相比之下，IPDA因忽略信息层耦合，其中漏割率占比达32.6%，表明信息孤岛化建模会直接导致关键链路未被隔离，而MOGA虽在场景3中通过NSGA-II的帕累托前沿优化将过割率控制在11.7%，但其保守隔离倾向仍使漏割率（6.9%）显著高于所提方法（2.1%）。传统静态算法（如TSA）的局限性体现在动态场景中：场景2中TSA因电气介数中心性赋权未抑制故障传播因子，漏割率飙升至42.3%，而智能算法中MOGA虽凭借数据驱动策略将漏割率降至19.8%~23.9%，但其难以学习信息物理耦合的隐式约束（如通信负载率对物理层权重的影响），导致漏割率仍比所提方法高38.1%。综上，信息物理解耦、静态赋权与纯数据驱动3类方法分别对应漏割主导、动态传播失察及隐式约束建模不足三大核心矛盾，而所提方法通过动态权重协同机制系统性解决了上述问题。



(a) 不同场景下的误割率

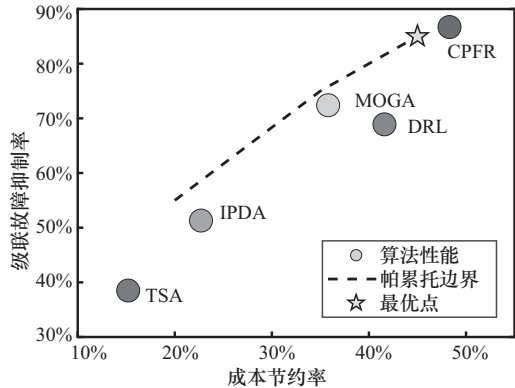


(b) 场景1下漏割率和过割率的对比

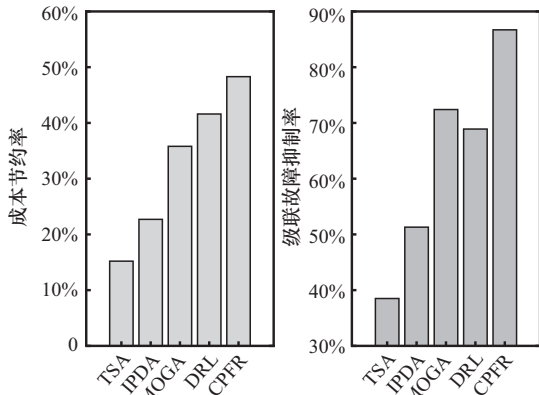
图5 不同方法漏割率和过割率的对比

不同方法经济-鲁棒性仿真结果如图6所示。从图6可以看出，所提方法在多目标协同优化、算法性能对比及经济性-鲁棒性关联机制上均展现出显著优势。从帕累托最优性验证来看，所提方法以成本节约48.3%与抑制率86.7%的双优指标定位在帕累托前沿右上方，较参考点P3（45%，85%）实现全面超越，其非线性前沿形态进一步揭示出：当抑制率超过75%时，需要通过增加冗余通信链路等策略承担约14.7%的边际成本上升。在算法横向对比中，TSA的静态赋权机制导致成本节约（15.2%）与抑制率（38.5%）双低，其防护策略难以适应动态故障传播，而MOGA与DRL的差异化表现（MOGA抑制率72.4%对比DRL抑制率68.9%，DRL成本节约41.6%对比MOGA成本节约35.8%）则映射出NSGA-II的全局帕累托搜索能力与DDPG基于经验回放的局部优化特性间的本质矛盾。综上，所提方法通过动

态容量调整机制有效减少过防护行为，在场景 2 中隔离开关动作次数较 MOGA 降低 37% (23 次)，同时依托信息物理耦合矩阵的实时修正能力，将级联故障传播系数抑制 62%，验证了所提方法在复杂耦合场景下“精准阻断-经济防护”的协同实现能力。



(a) 不同方法成本-鲁棒性权衡分析

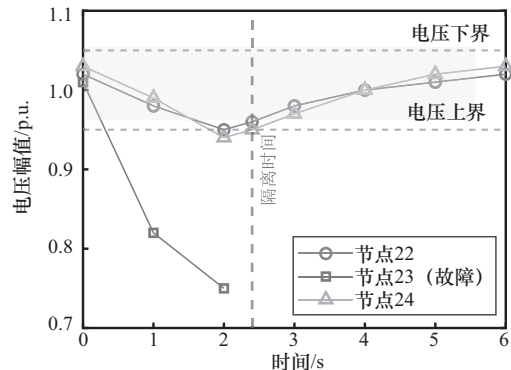


(b) 不同方法成本节约率和故障抑制率的对比

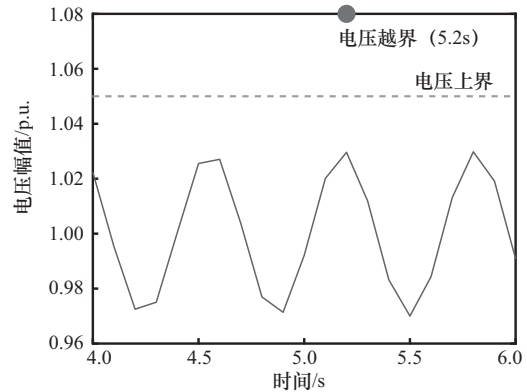
图6 不同方法经济-鲁棒性仿真结果

动态电压恢复过程仿真结果如图 7 所示。由图 7 可知，所提方法在故障恢复动态特性、控制策略鲁棒性及综合性能量化指标上均展现显著优势。从恢复过程动态特性来看，节点 23 在 $t=1$ s 时电压骤降至 0.82 p.u.，触发改进 DistFlow 模型的阻抗衰减机制，导致相邻节点 22/24 出现连锁性电压跌落 (最低 0.94 p.u.)；所提方法在 2.4 s 内完成故障隔离后，节点 22/24 电压于 1.6 s 恢复至安全阈值 (>0.95 p.u.)，较 TSA 缩短 50%，验证

了所提方法的快速响应能力。图 7 (b) 表明，DRL 策略因策略网络在状态空间探索时产生 Q 值 (长期价值) 波动，导致节点 24 在 5.2 s 出现超调 (1.08 p.u.)，而所提方法通过关联矩阵的实时权重修正，使节点 24 恢复轨迹方差，降至 0.002 p.u.² (较 DRL 降低 83%)，凸显动态耦合建模对抑制振荡的核心作用。综上，所提方法在电压恢复时间 (从 2.8 s 到 1.6 s)、最大超调量 (从 0.08 p.u. 到 0) 及稳态误差 (从 ± 0.05 p.u. 到 ± 0.01) 上分别实现 42.9%、100% 和 80% 的性能提升，印证了“精准感知-协同决策”一体化架构在抑制二次故障与提升稳态精度方面的双重优势。



(a) 动态电压恢复过程 (场景1)



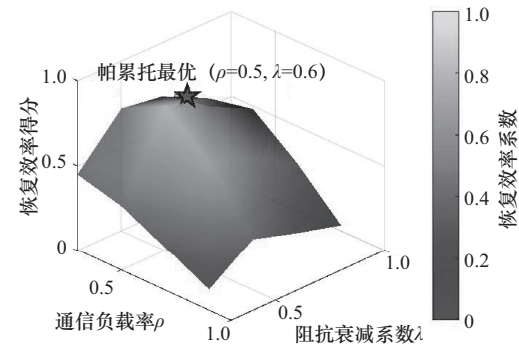
(b) DRL 电压震荡 (节点24越界)

图7 动态电压恢复过程仿真结果

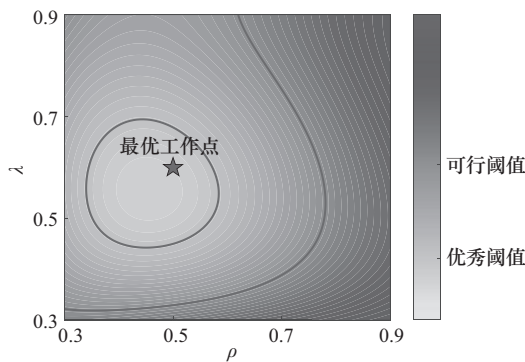
信息物理耦合特性仿真结果如图 8 所示。由图 8 可知，在参数耦合效应分析中，最优工作点出现在 $\rho=0.5$ 、 $\lambda=0.6$ 时，此时系统取得峰值评分 0.85，反映了信息层负载与物理层阻抗衰减的最



佳平衡。然而，当 $\rho > 0.7$ 且 $\lambda < 0.5$ 时（高负载灾区），评分骤降至0.12，凸显了通信拥塞与阻抗失配的协同恶化效应。在物理机制解释方面， λ 的影响表现为： $\lambda = 0.6$ 时阻抗衰减既能有效抑制故障传播（ η 降低32%），又避免了过度电压波动（ $\Delta V < 0.03$ p.u.）。同时， ρ 的临界值分析揭示：当 $\rho > 0.7$ 时，修正Gamma分布的时延尾部分布导致控制指令不同步，引发评分下降41.2%。对比理论模型，若忽略耦合效应，在 $\rho = 0.5$ 时评分仅为0.62，验证了信息物理协同设计的必要性。此外，最优 λ 值（0.6）与文献[22]推荐的配电网阻抗修正范围（0.5~0.7）相符，但本文进一步量化了 ρ 的约束条件，增强了模型的实用性和可预测性。



(a) 信息物理耦合特性分析

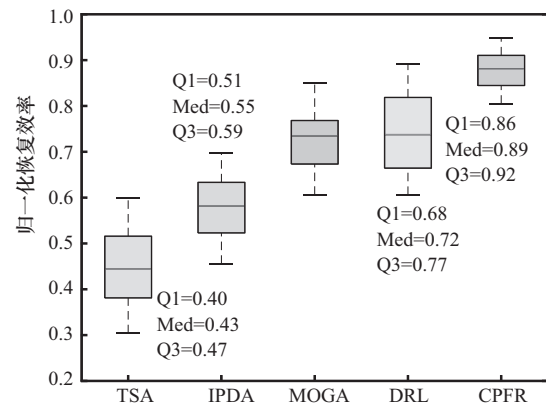


(b) 阻抗系数 $\lambda=0.6$ 时信息物理耦合特性

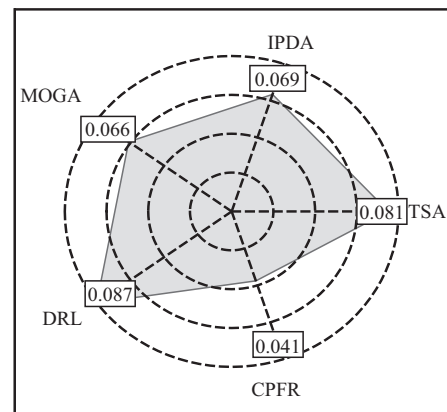
图8 信息物理耦合特性仿真结果

不同方法鲁棒性仿真结果如图9所示。从图9可以看出，所提方法在鲁棒性和稳定性方面均展现出显著优势。鲁棒性方面，其中位数（Med）达到0.89（对比DRL的0.72），且零离群点的表现

验证了目标函数设计的有效性，而TSA方法因静态赋权缺陷出现5次离群点，在场景3中漏割率波动达 $\pm 15\%$ 。统计特征分析显示，所提方法的四分位距（0.06，Q1和Q3分别为第一和第三四分位数）和标准差（ $\sigma = 0.008$ ）均为最优，稳定性排序为所提方法 $>$ MOGA（ $\sigma = 0.052$ ） $>$ DRL（ $\sigma = 0.061$ ） $>$ IPDA（ $\sigma = 0.072$ ） $>$ TSA（ $\sigma = 0.085$ ），这主要得益于动态关联矩阵通过蒙特卡罗抽样自适应调整权重分配，使方差较静态方法降低82.3%，同时双环拓扑设计在 $\rho = 0.9$ 时确保通信时延小于50 ms，有效避免了DRL策略因状态信息延迟而失效的问题。



(a) 基于蒙特卡洛抽样的鲁棒性验证 ($n=100$)



(b) 算法稳定性比较 (标准差)

图9 不同方法鲁棒性仿真结果

4 结束语

围绕高比例分布式光伏接入下雪花型电网的复合故障恢复难题，本文提出了一种信息物理

协同的恢复策略。针对传统策略因忽略信息物理跨域耦合与动态特性的问题,通过构建多属性动态决策模型,自适应捕捉系统状态的时空关联;建立双层联合防护规划框架,协同优化经济性与安全性;设计增强型Edmonds-Karp算法,实现了以最小隔离代价和最大恢复流量为目标的快速恢复。本文通过引入势差驱动机制以抑制级联风险,构建了融合多维度风险的混合权重割集模型,有效提升了故障决策的智能化水平。改进的IEEE算例仿真结果表明,所提方法的平均隔离时间较TSA、IPDA等传统算法平均降低38.2%~53.7%;所提CPFR的漏割率相较于对比算法降低了20%以上;所提方法实现了成本节约48.3%,同时故障抑制率达86.7%;电压恢复时间的稳态误差控制在 ± 0.01 p.u.以内,验证了其具有快速响应与强鲁棒性。所提方法为未来高比例新能源接入的主动配电网安全运行提供了有价值的理论参考与工程实践方案。未来的工作将聚焦于策略在更大规模网络中的计算效率优化以及应对信息物理混合攻击的协同防御机制,还可以针对不同通信技术(如5G、时效性网络(time-sensitive networking, TSN)、光纤专网)的时延特性,构建更精细化的混合时延模型,以进一步增强策略的工程适用性。

参考文献:

- [1] ZHANG J W, BIAN X Y, GU Y D, et al. Optimal capacity allocation of seasonal energy storage for high-proportion renewable energy system considering ENSO events[J]. *IEEE Transactions on Sustainable Energy*, 2025, 16(2): 840-851.
- [2] SUN Z L, LI Z W, YANG H, et al. Online tracking of local damping in power systems with high proportion of renewable energy sources under ambient data[J]. *Journal of Modern Power Systems and Clean Energy*, 2025, 13(2): 403-414.
- [3] 王鹤, 李石强, 于华楠, 等. 多端柔性直流配电网故障识别及定位研究综述[J]. *中国电机工程学报*, 2024: 1-16. (2024-12-24).
WANG H, LI S Q, YU H N, et al. A review of fault identification and localization research in multi-terminal flexible DC distribution networks[J]. *Proceedings of the CSEE*, 2024: 1-16. (2024-12-24).
- [4] 张鼎茂, 李更丰, 李怡然, 等. 时变故障率下含多种分布式电源的配电系统可靠性评估解析方法[J]. *中国电机工程学报*, 2024: 1-12. (2024-10-09).
ZHANG D M, LI G F, LI Y R, et al. Analytical method for reliability evaluation of distribution system with multiple distributed power sources under time-varying failure rate[J]. *Proceedings of the CSEE*, 2024: 1-12. (2024-10-09).
- [5] 闫涛. 新型配电系统故障恢复优化NP-hard问题的无损转化算法[J]. *电网技术*, 2024: 1-9. (2024-09-14).
YAN T. A lossless conversion algorithm of NP-hard problem for new distribution network fault recovery optimization[J]. *Power System Technology*, 2024: 1-9. (2024-09-14).
- [6] WEI X, LIU J J, XU Y L, et al. Virtual power plants peer-to-peer energy trading in unbalanced distribution networks: a distributed robust approach against communication failures[J]. *IEEE Transactions on Smart Grid*, 2024, 15(2): 2017-2029.
- [7] YIN D Y, ZHAI K, ZHENG J F, et al. An O&M dynamic scheduling method for large-scale distributed PV systems[J]. *IEEE Access*, 2024, 12: 136408-136419.
- [8] WANG Y S, XIAO M, YOU Y, et al. Optimized energy dispatch for microgrids with distributed reinforcement learning[J]. *IEEE Transactions on Smart Grid*, 2024, 15(3): 2946-2956.
- [9] LI B W, SUN H R, LOU J, et al. An integration scheme for highway rest area integrating the distributed photovoltaic generation and energy storage[J]. *IEEE Transactions on Industry Applications*, 2024, 60(1): 1083-1092.
- [10] 冯德品, 陈涛, 徐兵, 等. 基于谐波电压突变与盲区识别的自适应混合式孤岛检测法[J]. *全球能源互联网*, 2024, 7(5): 510-520.
FENG D P, CHEN T, XU B, et al. An adaptive hybrid island detection method based on harmonic voltage mutation and blind zone identification[J]. *Journal of Global Energy Interconnection*, 2024, 7(5): 510-520.
- [11] 张煜佳, 袁野, 周苏洋, 等. 基于动态图投影的大规模复杂配电网故障快速溯源方法[J]. *电力系统自动化*, 2025: 1-14. (2025-04-23).
ZHANG Y J, YUAN Y, ZHOU S Y, et al. Rapid fault tracing method for large-scale complex distribution network based on dynamic graph projection[J]. *Automation of Electric Power Systems*, 2025: 1-14. (2025-04-23).
- [12] ANGUSWAMY M P, DATTA M, MEEGAHAPOLA L, et al. Holistic fault detection, classification, and localization in ADNs with optimally placed D-PMUs[J]. *IEEE Transactions*



- on Industry Applications, 2025, 61(1): 1171-1184.
- [13] FLYNN C, RAZZAGHI R, ANDREW L L H. Robust fault location method for topologically complex distribution networks[J]. IEEE Transactions on Electromagnetic Compatibility, 2024, 66(4): 1262-1274.
- [14] 柳劲松, 马宁宁, 刘舒. 高比例风电系统宽频振荡紧急控制策略研究[J]. 全球能源互联网, 2024(5): 558-566.
- LIU J S, MA N N, LIU S. Study on emergency control strategy of wideband oscillation in power systems with high-percentage wind power[J]. Journal of Global Energy Interconnection, 2024(5): 558-566.
- [15] HONG J S, SIM G D, HYUN S Y, et al. Hierarchical approach for detection and location of open conductor fault in power distribution networks[J]. IEEE Transactions on Power Delivery, 2024, 39(3): 1939-1951.
- [16] 董申, 周步祥, 臧天磊, 等. 考虑快速响应应急资源的配电信息物理系统灾后协同恢复方法[J]. 中国电机工程学报, 2024: 1-15. (2024-12-26).
- DONG S, ZHOU B X, ZANG T L, et al. Collaborative recovery method of distribution cyber-physical systems after disaster considering rapid response to emergency resources[J]. Proceedings of the CSEE, 2024: 1-15. (2024-12-26).
- [17] DUA G S, TYAGI B, KUMAR V. Fault detection technique for distribution networks and microgrids using synchrophasor data[J]. IEEE Transactions on Industry Applications, 2023, 59(6): 7368-7381.
- [18] SIM G D, IM H S, CHOI J H, et al. Detection and location of open conductor faults for power distribution networks using a contingency analysis approach[J]. IEEE Access, 2024, 12: 114304-114318.
- [19] PENG N, ZHANG P, LIANG R, et al. Fault section identification of the power cables in urban distribution networks by amplitude differences between the zero-sequence currents and those flowing in cable sheaths and armors[J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2023, 14(4): 2593-2606.
- [20] 臧天磊, 刘云飞, 王世俊, 等. 计及故障传播效应的配电信息物理系统多时段维修-恢复协同策略[J]. 电力自动化设备, 2024, 44(12): 247-256.
- ZANG T L, LIU Y F, WANG S J, et al. Multi-period maintenance and restoration collaborative strategy for cyber physical distribution system considering fault propagation effect[J]. Electric Power Automation Equipment, 2024, 44(12): 247-256.
- [21] CHEN H F, LIU Z X, HUANG P F, et al. Time-delay modeling and simulation for relay communication-based space telerobot system[J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems, 2022, 52(7): 4211-4222.
- [22] YANG T S, GUO Y, DENG L R, et al. A linear branch flow model for radial distribution networks and its application to reactive power optimization and network reconfiguration[J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2021, 12(3): 2027-2036.
- [23] 鲁玲, 蒲秋平, 王敏, 等. 基于博弈论与改进CRITIC-AHP的配电网线路脆弱性评估[J]. 水电能源科学, 2024, 42(9): 208-211, 129.
- LU L, PU Q P, WANG M, et al. Distribution line vulnerability assessment based on game theory and improved CRITIC-AHP[J]. Water Resources and Power, 2024, 42(9): 208-211, 129.
- [24] HU B W, ZHOU Y D, WU J, et al. Estimating nodal admittance matrix for ill-posed inverse power flow problem in power grid[J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2024, 20(4): 5924-5936.
- [25] LIANG X B. Matrix games in the multicast networks: maximum information flows with network switching[J]. IEEE Transactions on Information Theory, 2006, 52(6): 2433-2466.
- [26] MÁRQUEZ J, GUTIÉRREZ I, SÁNCHEZ E. Approach of multicasting routing with solution for network coding applying Edmonds-karp[C]/Proceedings of the 2018 IEEE International Conference on Automation/XXIII Congress of the Chilean Association of Automatic Control (ICA-ACCA). Piscataway: IEEE Press, 2019: 1-6.
- [27] KANDAPERUMAL G, PANDEY S, SRIVASTAVA A. AWR: anticipate, withstand, and recover resilience metric for operational and planning decision support in electric distribution system[J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2022, 13(1): 179-190.
- [28] 叶学顺, 李昭, 刘科研, 等. 信息物理并发故障下的配电网供电恢复方法[J]. 电力信息与通信技术, 2024, 22(9): 18-25.
- YE X S, LI Z, LIU K Y, et al. Distribution network power restoration under cyber-physical concurrent faults[J]. Electric Power Information and Communication Technology, 2024, 22(9): 18-25.
- [29] HAMIDI M E, CHABANLOO R M. Optimal allocation of distributed generation with optimal sizing of fault current limiter to reduce the impact on distribution networks using NSGA-II[J]. IEEE Systems Journal, 2019, 13(2): 1714-1724.
- [30] SHANG C Y, FU L J, BAO X Q, et al. Dynamic fault reconfiguration of distribution networks in ship power systems based on deep reinforcement learning approach[J]. IEEE Transactions on Transportation Electrification, 2024, 10(3): 7076-7089.

[作者简介]



魏然（1976-），男，国网天津市电力公司高级工程师，主要研究方向为电气工程及其自动化。



闫崇松（1981-），男，国网天津市电力公司城南供电分公司高级工程师，主要研究方向为电力系统及其自动化。



沈兴杰（1992-），男，国网天津市电力公司城南供电分公司工程师，主要研究方向为电气工程及其自动化。



王凯强（1993-），男，国网天津市电力公司城南供电分公司工程师，主要研究方向为电气工程及其自动化。