

基于广义信息的供电企业系统性风险综合评估方法

毛志宇¹, 刘通¹, 温裕鑫¹, 李晨¹, 何思名¹, 李培强², 徐敏¹

(1. 南方电网科学研究院, 广州 510663; 2. 湖南大学电气与信息工程学院, 长沙 410082)

摘要: 针对供电企业风险评估维度不全、缺乏客观性、与事故样本耦合程度不足等问题, 提出了一种基于广义信息的供电企业系统性风险综合评估方法。首先, 系统梳理了供电企业面临的复杂交错的风险因素, 提出了基于广义信息的系统性风险综合评估体系, 实现了供电企业安全风险的多维度表征。在此基础上, 考虑评估维度与风险耦合差异性, 提出了结合事故树逻辑结构与专家经验的评估指标定权方法, 以准确刻画各评估维度的重要性。然后, 考虑评估指标特征周期对系统性风险的影响, 深度挖掘事故样本蕴含的数据特征, 提出了基于事故能量映射的风险动态辨识模型, 并提出改进灰狼算法求解以实现风险动态辨识。该算法融合了大规模事故样本驱动收敛的思路, 并引入混沌机制和余弦型动态寻优机制提升种群多样性和均衡不同求解阶段的全局搜索与局部寻优能力, 有效提升了求解效率和精度。最后, 以某供电企业为研究对象验证了所提方法的有效性。

关键词: 广义信息; 供电企业安全风险; 模糊权重; 事故能量映射; 改进灰狼算法

Systematic Risk Comprehensive Assessment Method of Power Supply Enterprise Based on Generalized Information

MAO Zhiyu¹, LIU Tong¹, WEN Yuxin¹, LI Chen¹, HE Siming¹, LI Peiqiang², XU Min¹

(1. Electric Power Research Institute, CSG, Guangzhou 510663, China; 2. College of Electrical and Information Engineering, Hunan University, Changsha 410082, China)

Abstract: To address the issues of insufficient dimensions, lack of objectivity, and weak coupling with incident data in current power supply enterprise risk assessments, a comprehensive systematic risk assessment method based on generalized information is proposed. Firstly, complex risk factors faced by power supply enterprise are systematically analyzed. A comprehensive systematic risk assessment framework based on generalized information is established, enabling a multi-dimensional characterization of safety risks. On the basis, considering the differences between assessment dimensions and risk inter-coupling, an indicator weighting method integrating fault tree logic structures and expert knowledge is proposed to accurately determine the importance weights of each dimension. Subsequently, recognizing the impact of assessment indicator characteristic cycles on systemic risk, data features embedded within incident samples are deeply mined. A risk dynamic identification model based on accident energy mapping is developed, and an improved grey wolf optimizer algorithm is proposed to solve the model. This enhanced algorithm incorporates a large-scale incident sample-driven convergence mechanism and introduces chaotic initialization along with a cosine-based dynamic optimization mechanism to improve population diversity and balance global exploration and local exploitation capabilities across different solution stages, which significantly enhances solution efficiency and precision. Finally, the effectiveness of the proposed method is validated through a case study on a regional power supply enterprise.

Key words: generalized information; power supply enterprise security risk; fuzzy weight; accident energy mapping; improved gray wolf algorithm

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(52377097); 国家重点研发计划资助项目(2023YFB2407605)。

Foundation item: Supported by the National Natural Science Foundation of China (52377097); the National Key Research and Development Program of China (2023YFB2407605).

0 引言

随着社会经济快速发展,电力行业的重要性日益凸显,供电企业作为电力供应的核心主体面临复杂多变的内外部环境,其安全关乎电力供应稳定与人员安全^[1-2]。供电企业员工长期从事高压操作、设备维护和紧急事故处理等高风险环节^[3-5],伴随突出的安全风险,全面、准确地评估供电企业风险以有效制定应对措施迫在眉睫。

国内外学者在供电企业风险评估领域开展相关研究。文献[6]针对安全帽佩戴规范问题提出了基于YOLOv3(you only look once version 3)的电网作业现场安全帽佩戴检测方法,以管控人员安全帽佩戴。文献[7]提出了基于YOLO v8-BoTNet(you only look once version 8-bottleneck transformer network)组合算法的人员目标检测方法,通过识别人员危险行为以预警作业风险。文献[8]构建了电力员工不安全行为致因模型,运用N-K模型分析了不安全行为因素间风险耦合水平及耦合规律,为现场作业人员行为风险管控提供理论指导。文献[9]考虑人为选择倾向现象对人身风险的影响,提出了基于Bootstrap法的变电站人身风险量化方法,可定量评估变电站人员行为风险。文献[10]提出了电力现场作业人身风险的量化评估方法,采用多元线性回归法对人身风险进行预测。文献[11]分析了电力现场作业人身安全风险因素,提出了人身安全风险量化评估模型以辨识作业人身安全风险。以上研究聚焦于人员不安全行为产生的风险,主要用于现场作业风险评估,未考虑供电企业多维度风险因素。

多维度风险综合评估方面,文献[12]从多维度分析电力作业历史数据,提出了基于模糊神经网络的电力作业风险评估方法。文献[13]提出了输配电线路建设与运维场景的触电风险评估体系,客观反映风险预防与成本之间的关系,为供电企业安全管控提供参考。文献[14]基于我国2015—2019年的208起电力人身事故样本建立了组合关联分析模型,分析得到违规行为是致使事故发生的最直接行为。文献[15]研究了电力企业事故失效模式,发现因失误和习惯性违章在事故原因中占比高达40%以上。文献[16]层层筛选导致电力安全事故的风险因素,得出违章操作、工器具缺陷、工作票不规范、作业不规范等因素对事故的诱发度较大的结论。文献

[17]系统分析了包括风险预控、作业环境、安监人员、安全技术、安全管理等的安全风险,并划分危险等级,构建了由辨识、评价、预控等环节组成的安全风险管理体系。文献[18]采用层次分析法全面分析与辨识供电企业安全生产过程中设备、人员、环境、管理等各环节,并建立了风险库和预控措施库,为供电企业作业风险管理提供参考。尽管以上研究分析了多维度因素对供电企业人身风险的影响,但仅考虑少数几种风险因素,评估维度不够全面,且通常聚焦于定性分析,未能提供清晰的层级评估体系和量化评估方法,难以精准辨识供电企业安全风险的薄弱领域和薄弱环节。

针对以上问题,本文提出了一种基于广义信息的供电企业系统性人身风险量化评估方法。首先,提出了基于广义信息的供电企业系统性风险评估指标体系,涵括人员配置、设备基础、环境因素、运维情况、隐患情况、事故事件等维度,实现了对供电企业安全风险的综合评估。然后,考虑不同评估维度对供电企业风险影响的差异性,将事故树逻辑结构融入专家经验以减少专家评分的主观性,创新提出了基于模糊事故树的指标定权方法,提高了评估指标定权准确性。最后,考虑评估指标特征周期对供电企业系统性风险的表征程度,以事故样本作为载体,提出了基于事故能量映射的风险动态辨识模型,并使用改进灰狼算法进行求解,有效提升了模型求解效率和精度。

1 供电企业系统性风险综合评估体系

1.1 基于广义信息的风险评估体系

电力生产过程中面临多维度的复杂风险,它们相互交织并呈现不同特征和影响程度。为综合评估供电企业潜在的安全风险,文献[19]提出了基于广义信息的系统性风险分层分级评估体系,涵盖“人、物、环、管”四大风险要素,通过分层分级架构理清风险关系,增强风险辨识的系统性与逻辑性。

对于可采集的数据评估指标,采用量化方法表征,描述型指标则通过重要度量化,所有指标归一化至0~1^[20]。风险评估指标体系如表1所示。

1.2 基于模糊事故树的指标定权方法

为表征不同评估指标对风险的影响,提出基于模糊事故树的指标定权方法,采用三重机制提升定权客观性。通过逻辑框架约束主观判断,采用事故

表 1 供电企业风险评估体系

Tab. 1 Risk assessment system of power supply enterprises

一级指标	二级指标	三级指标
供电企业系统 性风险评估	人力资源与人员 行为 C_1	总体人力资源配置 C_{11}
		安全监管人员配置 C_{12}
		员工持证上岗指数(特种作业) C_{13}
		安规考试成绩优秀率 C_{14}
		职业健康体检合格率 C_{15}
		作业违章率 C_{16}
		严重违章重复率 C_{17}
		严重违章查处效能 C_{18}
		配电自动化有效覆盖率 C_{21}
		中压线路运维管理指数 C_{22}
		配变运维管理指数 C_{23}
		工器具按期检测率 C_{24}
	设备与设施 C_2	紧急缺陷及时率 C_{25}
		隐患治理完成率 C_{26}
		隐患治理及时率 C_{27}
		设备故障率 C_{28}
		停电事件响应时间 C_{29}
		自然灾害发生频率 C_{31}
		停电频率 C_{32}
	环境与条件 C_3	人员作业环境安全指数 C_{33}
		工作场所安全设施完好率 C_{34}
		工作场所通风及照明合格率 C_{35}
		安全生产责任书签订率 C_{41}
	管理与制度 C_4	操作票合格率 C_{42}
		工作票合格率 C_{43}
		工作票回退率 C_{44}
		年度事故事件管理指数 C_{45}
		近 3 年事故事件管理指数 C_{46}
		重复原因发生的事故事件指数 C_{47}
		停电事故管理指数 C_{48}
		历史人身事故管理指数 C_{49}

树描述事件间因果关系, 然后限定专家评分需符合系统失效逻辑, 通过模糊化处理认知不确定性, 采用三角模糊数表征专家对概率的定性判断, 减少精确数值强制的认知偏差。

以系统性风险为辨识目标, 结合 1.1 节风险评估体系建立事故树结构。三级指标为基本事件^[21], 二级指标为引发顶上事件的风险类型, 一级指标为顶上事件^[22]。为提高权重分配客观性, 在结合熵权法和专家经验基础上引入层次分析法(analytic hierarchy process, AHP)进行权重交叉验

证。AHP 通过构造判断矩阵、计算一致性指标确保专家评分合理性, 并与熵权法计算的客观权重比对, 最终通过加权融合方法确定权重值。计算步骤如下。

步骤 1: 计算基本事件的熵值;

$$h_i = -\frac{\sum_{j=1}^N q_{ij} \ln q_{ij}}{\ln N} \quad (1)$$

式中: q_{ij} 为基本事件对顶上事件的贡献度; N 为基本事件数量; j 为顶上事件编号; h_i 为顶上事件的熵值, 用于量化基本事件贡献度的不确定性; i 为基本事件的遍历索引。

步骤 2: 对熵值进行归一化处理;

$$w'_i = \frac{1 - h_i}{N - \sum_{i=1}^N h_i} \quad (2)$$

式中 w'_i 为第 i 个基本事件的归一化熵权。

步骤 3: 采用 AHP 计算主观权重, 基于专家打分法构造判断矩阵;

$$A = \begin{bmatrix} 1 & a_{12} & a_{13} & \cdots & a_{1N} \\ \frac{1}{a_{12}} & 1 & a_{23} & \cdots & a_{2N} \\ a_{12} & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \frac{1}{a_{1N}} & \frac{1}{a_{2N}} & \frac{1}{a_{3N}} & \cdots & 1 \end{bmatrix} \quad (3)$$

式中: A 为判断矩阵; a_{ij} 为第 i 个因素相对于第 j 个因素的重要性比例标度; N 为判断矩阵的阶数。

然后计算特征向量, 并进行一致性检验, 计算一致性比率 γ 。

$$\gamma = \frac{\kappa}{\zeta}, \kappa = \frac{\lambda - N}{N - 1} \quad (4)$$

式中: λ 为判断矩阵的最大特征值; ζ 为随机一致性指数; κ 为一致性指标。调整评分至 $\gamma < 0.1$ 使判断矩阵通过一致性检验, 得到 AHP 计算的主观权重 w'' 。

步骤 4: 融合熵权法与 AHP 权重;

$$w_i = \alpha w'_i + (1 - \alpha) w'' \quad (5)$$

式中: w_i 为第 i 个基本事件的熵权; α 为调节系数, 用于平衡 AHP 和熵权法贡献。

步骤 5: 计算基本事件的模糊概率, 通过模糊数隶属度函数确定基本事件的发生概率如式(6)所示。然后计算顶上事件的模糊概率如式(7)所示;

$$\mu_{\hat{p}} = \begin{cases} 0, C < l \\ \frac{C-l}{p-l}, l \leq C < p \\ \frac{r-C}{r-p}, p \leq C < r \\ 0, C > r \end{cases} \quad (6)$$

式中： $\mu_{\hat{p}}$ 为模糊概率 $\hat{p}$ 的隶属度函数； p 为模糊数的峰值参数； C 为基本事件； l 、 r 分别为模糊数左、右分布参数。

$$\rho = 1 - \prod_{m=1}^M \left(1 - \prod_{C_i \in g_m} \hat{p}_i \right) \quad (7)$$

式中： ρ 为顶上事件的模糊概率； $\hat{p}_i$ 为第 i 个基本事件的模糊概率； M 为最小割集数量； g_m 为第 m 个最小割集； C_i 为第 i 个基本事件。

步骤6：计算敏感性指标。

$$Z_i = \frac{\rho - \rho_i}{\rho} \quad (8)$$

式中： Z_i 第 i 个基本事件的敏感性指标； ρ_i 为基本事件 C_i 不发生时的顶上事件模糊概率。

2 基于事故能量映射的供电企业系统性风险动态辨识

2.1 事故能量映射原理

事故能量映射用于表征供电企业系统性风险与风险评估指标周期特征之间关系，核心思想是将评估指标在特征周期内呈现的风险状态及对系统安全的重要性映射并累积为统一的量化指标。事故能量映射图如图1所示。

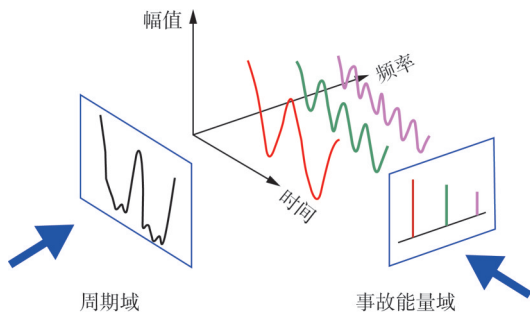


图1 事故能量映射图

Fig. 1 Accident energy mapping diagram

事故能量在此并非指物理意义上的能量，而是一个表征风险累积效应或风险势能水平的量化指标。单个风险因素事故能量 $E_i(t)$ 表示在特定时刻 t 第 i 个风险因素所蕴含可能引发事故的风险量值，

由该风险因素在当前时刻的状态 $X_i^*(t)$ 与影响事故发生的权重 w_i 共同决定。总事故能量 $E(T)$ 为时间段 T 内所有风险因素贡献总能量。事故能量反映系统偏离安全状态的程度。风险因素状态越差 $X_i^*(t)$ 越大或该因素越关键，即 w_i 越大，其贡献的事故能量 $E_i(t)$ 就越大。

以供电企业历史事故为基础，结合电网信息管理平台中风险因素采样值和事故发生时间断面，映射出各风险因素特征周期在该时间断面的能量值。首先，对风险因素采样值 $X_i(t)$ 进行归一化处理。

$$X_i^*(t) = \frac{X_i(t) - X_{\min}}{X_{\max} - X_{\min}} \quad (9)$$

式中： $X_i^*(t)$ 为风险因素采样值 $X_i(t)$ 的归一化处理结果； $X_{\min}$ 和 $X_{\max}$ 分别为该风险因素在周期内的最小、最大值。

然后，计算各风险因素的事故能量值 $E_i(t)$ 。

$$E_i(t) = w_i \cdot X_i^*(t) \quad (10)$$

式中 w_i 为该风险因素的权重系数，用于表征不同因素对事故发生的相对重要性。

在给定时间段 T 内系统总事故能量 $E(T)$ 可表示为：

$$E(T) = \sum_{i=1}^M \int_{T_0}^T E_i(t) dt \quad (11)$$

式中： M 为风险因素的数量； T_0 为初始时间。

为了建立事故能量与事故发生概率 $P(A)$ 之间的数学关系，采用概率统计方法，利用历史数据对 $P(A)$ 与 $E(T)$ 进行回归分析。假设事故发生服从泊松分布，则事故发生概率可表示为：

$$P(A) = 1 - e^{-\lambda E(T)} \quad (12)$$

式中： $P(A)$ 为顶上事件(事故) A 的发生概率； λ 为事故能量影响系数，通过历史事故拟合获得。事故发生概率随着事故能量的增加而非线性增长，当能量较小时事故发生概率接近0，而当事故能量较大时事故发生概率趋近于1。

2.2 供电企业人身风险动态辨识模型

采用历史事故样本辨识风险评估指标的特征周期。特征周期定义为第 c 类风险因素状态变化对供电企业系统性人身风险产生显著影响的时间窗口长度 T_c ，反映该风险因素的风险效应在时间维度上的持续性或滞后性特征。例如，某些设备状态指标的影响可能需要较长时间才能累积到引发事故的程度，而人员行为指标的影响可能更为即时。

辨识特征周期的核心思路是以历史上发生人身事故的时间点作为风险表征度理论上应达到最高的时间断面, 构建优化模型来反推各风险因素最能解释该事故发生的特征周期 T_c 。优化目标是调整 T_c 使得基于该 T_c 回溯计算得到的、在事故发生时刻的系统性人身风险的最大值。

考虑事故伤亡人数映射的事故能量差异, 采用模糊专家打分方法^[24-25]对不同伤亡人数的事故样本能量重要度进行计算。其中, 事故类型模糊域为 $\{(轻伤, PS), (重伤, PM), (死亡, PB)\}$, 伤亡程度模糊域为 $\{(1\sim 2, PS), (3\sim 4, PM), (5\sim 6, PB)\}$, 重要度程度模糊域为 $\{(0.2, PSS), (0.4, PS), (0.6, PM), (0.8, PB), (1.0, PBB)\}$ 。根据模糊专家经验确定模糊数图, 对时序事故报告样本进行模糊化, 得到事故能量重要度模糊输出和事故样本能量重要度。

事故能量重要度隶属度函数如图 2 所示, 事故能量包含风险评估指标权重、风险特征周期、风险因素基础数据, 定义如下。

$$E(t) = \beta \cdot \sum_{i=1}^{T_i} Y(t-i) \quad (13)$$

式中: $E(t)$ 为第 i 类风险因素事故样本 t 时间断面的映射能量; β 为事故能量重要度; $Y(t-i)$ 为信息管理平台第 i 类风险因素在时间 $t-i$ 的归一化采样值, 取值范围为 $[0, 1]$; T_i 为第 i 类风险因素待辨识的人身风险特征周期。

根据计算的事故样本映射能量, 采用大规模事故样本驱动能量收敛的思路, 提出以能量收敛为目标的时序事故样本数量确定方法, 其模型为:

$$U_{\Omega}(t) = \frac{1}{C_{\text{count}}(\Omega)} \cdot \sum_{\tau \in \Omega} E_{\tau}(t) \quad (14)$$

$$= \frac{1}{C_{\text{count}}(\Omega)} \cdot \sum_{\tau \in \Omega} \left(\beta \cdot \sum_{i=1}^{T_i} Y_{\tau}(t-i) \right) \quad (15)$$

式中: Ω 为事故集; $C_{\text{count}}(\Omega)$ 为事故集中事故样本的数量; 函数 $Y_{\tau}(\cdot)$ 为事故样本特定的归一化时间函数; $E_{\tau}(t)$ 为事故 τ 在时间断面 t 的事故能量; $U_{\Omega}(t)$ 为事故集 Ω 在时间断面 t 的平均事故能量; δ 为收敛判据。

为了避免事故样本类型和伤亡人数的选择对特征周期求解的影响, 如图 3 所示, 事故样本时序上

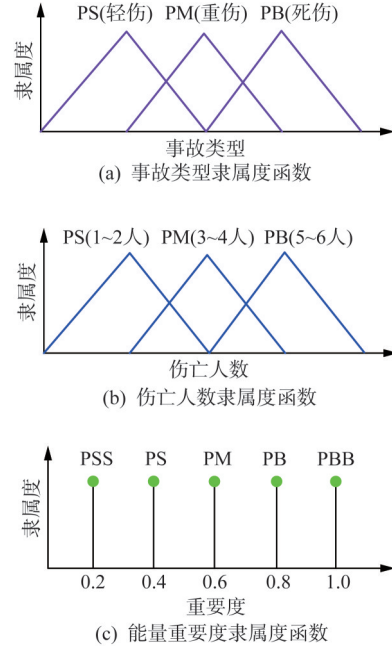


图 2 事故能量重要度隶属度函数

Fig. 2 Membership function of accident energy importance degrees

按发生时间进行排序, 通过如下步骤确定事故样本数量。

步骤 1: 设置阈值 $\delta=0.01$, 按式 (14) 计算样本集中平均事故能量, 然后转步骤 3;

步骤 2: $\Omega = \Omega + 1$, 然后按式 (14) 计算样本集中平均事故能量;

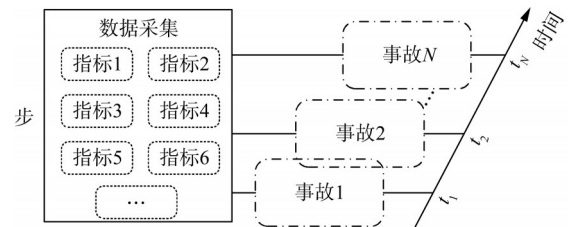


图 3 时序事故样本示例图

Fig. 3 Sample diagram of timing accidents

步骤 3: 判断是否满足式 (15), 若满足说明事故样本数量可满足计算特征周期的要求; 若不满足则转步骤 2。

结合时序事故样本确定方法, 基于电网信息平台的各风险因素收敛能量值, 将其作为事故样本的有效映射事故能量值, 构建基于供电企业系统性风险表征的评估指标特征周期辨识模型如式 (16) 所示。该模型以发生事故时间断面的供电企业风险表征能力(风险值)最大为目标, 以满足能量收敛为

约束,以信息管理平台风险特征周期为控制变量。

$$\begin{cases} \max J = \sum_{k=1}^F \sum_{c=1}^{\phi} U_{\Omega}(t, l, k) \\ = \sum_{k=1}^F \left[w_k \cdot \sum_{c=1}^{\phi} \frac{1}{C_{\text{count}}(\Omega)} \cdot \sum_{j \in \Omega} \left(\beta \cdot \sum_{i=1}^{T_c} Y_i(t_k - i, c, k) \right) \right] \\ \text{s.t. } U_{\Omega+1}(t) - U_{\Omega}(t) < \delta \end{cases} \quad (16)$$

式中: J 为最大化目标; T_c 为第 c 类风险因素的待辨识特征周期; w_k 为第 k 个事故样本的权重; ϕ 为信息管理平台风险因素的集合; F 为所有事故样本集合; l 为迭代次数索引; $Y_i(t_k)$ 为第 k 个事故样本发生时,第 c 类风险因素中第 i 个具体风险指标在信息管理平台中记录的、经过归一化处理后的数值,是模型的基础输入数据; i 为具体风险指标(三级指标)的索引; c 为风险因素大类(一级指标)的索引; k 为事故样本的索引。

2.3 求解算法

针对灰狼算法^[23]求解过程中收敛速度与全局搜索能力不足使用改进灰狼算法进行求解,引入混沌机制提升初始种群多样性,基于余弦型收敛因子的寻优动态调整机制以均衡不同求解阶段的全局搜索与局部寻优能力,提高求解效率和精度。

2.3.1 灰狼算法原理

灰狼算法是一种群体智能优化算法,设灰狼种群为 N , α 狼为领导者, β 狼、 δ 狼为中层领导,其他为 ω 狼。将灰狼算法应用于所提的风险特征周期辨识模型求解,则 α 、 β 、 δ 分别对应最优解、次优解、第三优解。灰狼种群优化过程可表示为:

$$\begin{cases} X_{i,t+1} = X_{p,t} - A \cdot D_{i,t} \\ D_{i,t} = |C \cdot X_{p,t} - X_{i,t}| \\ A = 2a \cdot \text{rand}(0, 1) - a \\ C = 2 \cdot \text{rand}(0, 1) \\ a = 2 - 2 \cdot \frac{t}{K} \end{cases} \quad (17)$$

式中: t 为当前迭代数量; K 为最大迭代数量; $X_{i,t}$ 为第 i 只灰狼在 t 代的位置向量; $X_{p,t}$ 为猎物 p 在 t 代的位置向量; $D_{i,t}$ 为第 i 只灰狼与猎物 p 在 t 代的相对距离向量; A 和 C 为系数向量; a 为收敛因子; $\text{rand}(0, 1)$ 为区间 $[0, 1]$ 上均匀分布的随机数。

灰狼群体优化过程中由 α 狼领导最靠近猎物的 β 狼和 δ 狼协同攻击,其他灰狼 ω 根据 α 、 β 、 δ 狼的

位置来确定向猎物移动的方向和步长,从而在优化求解过程中利用灰狼群体围猎的过程逐步逼近最优解。灰狼种群的更新过程可表示为:

$$\begin{cases} \Delta D_{\alpha-i,t} = C_{\alpha,i} \cdot X_{\alpha,t} - X_{i,t} \\ \Delta D_{\beta-i,t} = C_{\beta,i} \cdot X_{\beta,t} - X_{i,t} \\ \Delta D_{\delta-i,t} = C_{\delta,i} \cdot X_{\delta,t} - X_{i,t} \\ X_{\alpha-i,t} = X_{\alpha,t} - A_{\alpha,i} \cdot \Delta D_{\alpha-i,t} \\ X_{\beta-i,t} = X_{\beta,t} - A_{\beta,i} \cdot \Delta D_{\beta-i,t} \\ X_{\delta-i,t} = X_{\delta,t} - A_{\delta,i} \cdot \Delta D_{\delta-i,t} \\ X_{i,t+1} = \frac{X_{\alpha-i,t} + X_{\beta-i,t} + X_{\delta-i,t}}{3} \end{cases} \quad (18)$$

式中: $\Delta D_{\alpha-i,t}$ 、 $\Delta D_{\beta-i,t}$ 、 $\Delta D_{\delta-i,t}$ 分别为 α 、 β 、 δ 狼与第 i 只狼的位置; $X_{\alpha-i,t}$ 、 $X_{\beta-i,t}$ 、 $X_{\delta-i,t}$ 分别为第 i 只狼向 α 、 β 、 δ 狼前进方向和步长; $X_{i,t+1}$ 为第 i 只狼移动后的位置; $A_{\alpha,i}$ 、 $A_{\beta,i}$ 、 $A_{\delta,i}$ 、 $C_{\alpha,i}$ 、 $C_{\beta,i}$ 、 $C_{\delta,i}$ 为系数向量。

2.3.2 混沌机制初始化

灰狼种群初始化通常采用随机数生成方法,种群多样性缺乏,易陷入局部最优。为解决该问题,引入具有随机性与遍历性特点的混沌机制来改进灰狼算法的种群初始化过程,以增强其初始优化阶段的全局探索广度,减少陷入局部最优的可能。本文采用 Fuch 映射原理构建混沌机制对灰狼种群进行初始化,其公式为:

$$\begin{aligned} X_{i,0} &= X_{i,0,\min} + \text{mod}(\theta_i, 1) \cdot (X_{i,0,\max} - X_{i,0,\min}) \quad (19) \\ \theta_i &= \begin{cases} \text{rand}(0, 1), & i = 0, \theta_i \neq 0 \\ \cos\left(\frac{1}{\theta_{i-1}^2}\right), & i \geq 1 \end{cases} \quad (20) \end{aligned}$$

式中: $X_{i,0}$ 为第 i 只狼的初始位置; $X_{i,0,\max}$ 、 $X_{i,0,\min}$ 分别为第 i 只狼的初始位置范围上下限; $\text{mod}(\cdot)$ 为取余函数; 混沌值 θ_i 通过取余运算 $\text{mod}(\theta_i, 1)$ 被约束在 $[0, 1]$ 区间内,进而用于在给定上下限内生成初始位置。

2.3.3 动态调整机制

算法初始寻优探索阶段应以全局搜索为主,而后期以局部搜索为主。式(12)中 $|a|$ 值的变化能够表达全局与局部搜索的时期变化,但该式中收敛因子 a 线性变化,使算法优化前期全局搜索能力与后期局部搜索能力不足,可能无法找到最优解。为此提出了一种余弦型收敛因子的寻优探索动态调整机制,能够根据迭代次数和适应度变化动态调整局部搜索和全局搜索的占比以平衡两者。余弦型收敛

因子表达式为:

$$a' = \begin{cases} a_e + (a_s - a_e) \cdot \cos^2 \left[\frac{(t-1)\pi}{2(T-1)} \right], & 0 < t \leq \frac{T}{2} \\ a_s - \left[a_e + (a_s - a_e) \cdot \sin^2 \left(\frac{(t-1)\pi}{2(T-1)} \right) \right], & \frac{T}{2} < t \leq T \end{cases} \quad (21)$$

式中: a' 为改进灰狼优化算法中采用的余弦型动态收敛因子; a_s 、 a_e 分别为初值和终值。

寻优初始阶段, 收敛因子 a' 降低速度缓慢, $|A|$ 呈现相同的缓慢趋势, 确保算法前期优化过程中具有更强的全局搜索能力。寻优后期, 收敛因子 a' 快速降低到较小值, 将搜索聚焦于局部搜索以获取最优解, 提升了灰狼算法的整体求解性能。

综上所述, 基于改进型灰狼算法的风险评价指标风险特征周期辨识模型的求解过程如图 4 所示。

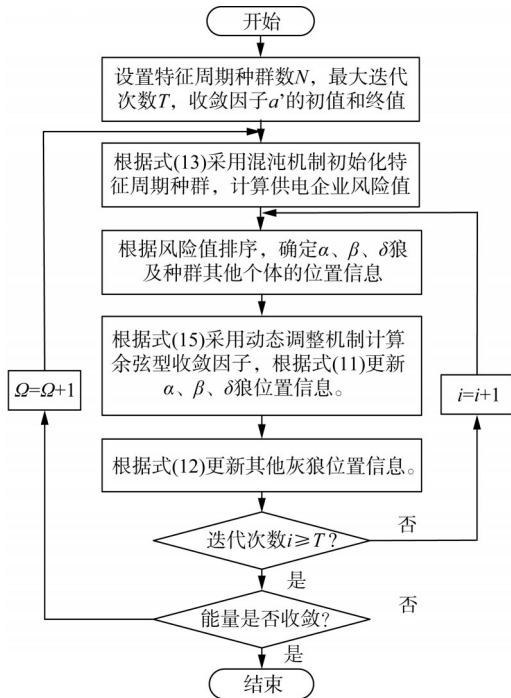


图 4 改进型灰狼算法求解流程

Fig. 4 Solution flowchart of improved gray wolf algorithm

3 算例分析

3.1 算例设置

以某县区供电企业为研究对象, 选取该企业历史人身事故和相关风险因素数据, 作为模型的训练

集和测试集。训练集为 2008—2018 年期间企业发生的典型事故样本数据, 共计 100 组, 每组数据包含事故类型、发生时间、人员伤亡等数据。测试集为 2018—2023 年发生的事故(非事故)样本和相关风险因素数据, 共计 7 组, 用于验证所提方法的有效性。相比于公开事故数据库, 采用供电企业内部数据更具针对性和适用性, 包含设备状态、环境因素、操作规程等详细信息(公开数据中较为缺乏), 更贴合实际生产环境, 以确保研究结论可推广性。其时效性较高, 能准确反映近年来事故趋势, 使模型训练结果具有现实指导意义。

3.2 风险评估体系验证

首先对所提模糊事故树权重确定过程进行分析, 如图 5 所示, 基于模糊事故树, 结合专家经验可得到供电企业系统性风险的模糊数图, 包含 7 个风险等级。基于模糊事故树权重分布计算各评估指标的模糊概率, 如表 2 所示, 以表征不同评估指标对供电企业系统性风险的影响程度。

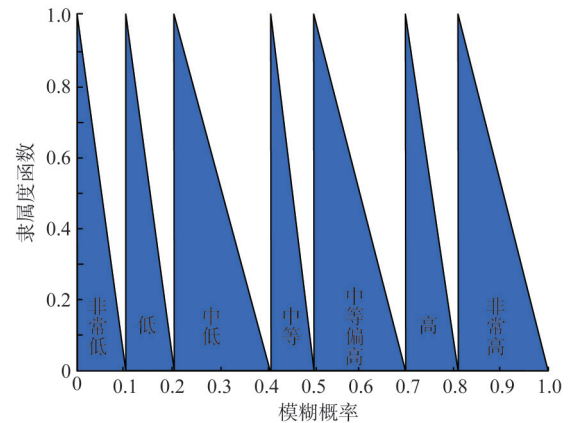


图 5 供电企业系统性风险辨识的模糊数图确定结果

Fig. 5 Determination results of fuzzy digital map for systematic risk identification of power supply enterprises

如图 6 所示为采用所提方法计算各基本事件的敏感性, 表 3 为本文方法计算供电企业系统性风险辨识指标的权值及该供电企业历史事故样本中评估指标频次的归一化值。分析可知, 本文方法得到的各风险评估指标的权值与该供电企业内所有历史事故样本中包该指标的频次归一化值趋势一致且接近, 能够较好表征其对供电企业系统性风险的影响。

影响供电企业系统性风险的因素中, 人员作业环境安全、自然灾害发生频率和停电频率 3 个基本

表 2 基本事件的模糊概率计算结果

Tab. 2 Results of fuzzy probability calculation of basic events

基本事件	模糊概率		
	左分布参数	核	右分布参数
总体人力资源配置 C_{11}	0.002 50	0.005 00	0.005 25
安全监管人员配置 C_{12}	0.010 00	0.020 00	0.021 00
员工持证上岗指数(特种作业) C_{13}	0.020 00	0.040 00	0.042 00
安规考试成绩优秀率 C_{14}	0.015 00	0.030 00	0.031 50
职业健康体检合格率 C_{15}	0.002 00	0.004 00	0.004 20
作业违章率 C_{16}	0.010 00	0.020 00	0.021 00
严重违章重复率 C_{17}	0.002 00	0.004 00	0.004 20
严重违章查处效能 C_{18}	0.002 50	0.005 00	0.005 25
配电自动化有效覆盖率 C_{21}	0.010 00	0.020 00	0.021 00
中压线路运维管理指数 C_{22}	0.010 00	0.020 00	0.021 00
配变运维管理指数 C_{23}	0.020 00	0.040 00	0.042 00
工器具按期检测率 C_{24}	0.015 00	0.030 00	0.031 50
紧急缺陷及时率 C_{25}	0.010 00	0.020 00	0.021 00
隐患治理完成率 C_{26}	0.015 00	0.030 00	0.031 50
隐患治理及时率 C_{27}	0.001 00	0.002 00	0.002 10
设备故障率 C_{28}	0.005 00	0.010 00	0.011 00
停电事件响应时间 C_{29}	0.003 00	0.006 00	0.006 50
自然灾害发生频率 C_{31}	0.000 22	0.000 43	0.000 45
停电频率 C_{32}	0.004 00	0.008 00	0.008 50
人员作业环境安全指数 C_{33}	0.010 00	0.020 00	0.021 00
工作场所安全设施完好率 C_{34}	0.010 00	0.020 00	0.021 00
工作场所通风及照明合格率 C_{35}	0.020 00	0.040 00	0.042 00
安全生产责任书签订率 C_{41}	0.200 00	0.400 00	0.420 00
操作票合格率 C_{42}	0.001 00	0.002 00	0.002 10
工作票合格率 C_{43}	0.015 00	0.030 00	0.031 50
工作票回退率 C_{44}	0.010 00	0.020 00	0.021 00
年度事故事件管理指数 C_{45}	0.001 00	0.002 00	0.002 10
近 3 年事故事件管理指数 C_{46}	0.015 00	0.030 00	0.031 50
重复原因发生的事故事件指数 C_{47}	0.004 00	0.008 00	0.011 00
停电事故管理指数 C_{48}	0.004 00	0.008 00	0.011 00
历史人身事故管理指数 C_{49}	0.005 00	0.010 00	0.011 00
总体人力资源配置 C_{11}	0.003 00	0.006 00	0.006 50

事件的敏感性指标最高,即风险等级高,将直接影响电力安全生产事故发生的概率,反映了外部环境和作业条件的严峻性。设备故障和停电事件响应时间的风险等级较高,影响供电稳定性和及时应对突发事件的能力,强调了设备维护和故障处理的重要性。隐患治理及时率、作业违章和安规考试成绩优秀率的风险等级为中等偏高,表明尽管在安全管理上有所成效,但仍需加强监管和培训以降低事故风

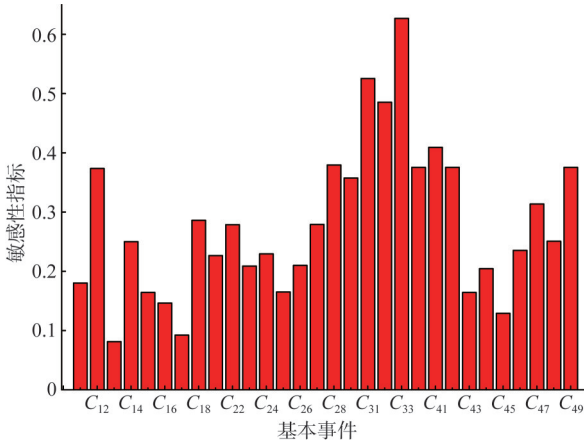


图 6 供电企业系统性风险初步辨识结果

Fig. 6 Preliminary identification results of systemic risk in power supply enterprises

险。电力需求变化指数的风险等级为中等,表明需求波动可能导致资源配置不均衡,从而影响供电企业安全。其他指标如总体人力资源配置、配电自动化有效覆盖率、中压线路运维管理和近 3 年事故事件管理的风险等级为中低,说明这些方面相对稳定,但仍需持续关注以防风险升高。其他基本事件风险等级为低和非常低,表明在当前评估框架下这些因素对系统性风险的影响较小。整体来看,风险等级分布与各项指标重要性及其对安全管理的直接影响密切相关。

3.3 供电企业系统性风险动态辨识结果分析

如图 7 所示为风险辨识模型优化结果,本文模型能够较好的表征供电企业风险,在事故样本发生时段的风险值高。随着迭代次数的增加,事故样本的风险值逐渐接近于 1,且随着时序事故样本数量的增加,事故能量逐渐收敛,也即供电企业安全风险值趋向于接近 1 稳定值,与理论分析结果一致。验证了本文模型的有效性。

如图 9 和表 4 为采用测试集事故样本、未遂事故样本和非事故样本得到的系统性风险值。分析可知,事故样本风险值最高,未遂事故样本风险值次之,非事故样本风险值相对较低,且严重违章数量越多,样本风险值升高,基本趋势符合评估指标与系统性风险的规律,说明所提方法对于供电企业风险具有较强的描述能力。

3.4 算法性能分析

不同求解算法优化过程及性能指标如图 9 和表 5 所示。分析可知,所提改进灰狼算法在求解精度

表 3 权值计算结果以及频次归一化值对比结果

Tab. 3 Weight calculation results and comparison results of normalized frequency values

三级指标	权值	归一化频次值
总体人力资源配置 C_{11}	0.12	0.14
安全监管人员配置 C_{12}	0.23	0.25
员工持证上岗指数(特种作业) C_{13}	0.08	0.09
安规考试成绩优秀率 C_{14}	0.15	0.14
职业健康体检合格率 C_{15}	0.11	0.09
作业违章率 C_{16}	0.09	0.12
严重违章重复率 C_{17}	0.06	0.07
严重违章查处效能 C_{18}	0.16	0.19
配电自动化有效覆盖率 C_{21}	0.14	0.16
中压线路运维管理指数 C_{22}	0.17	0.14
配变运维管理指数 C_{23}	0.13	0.12
工器具按期检测率 C_{24}	0.15	0.18
紧急缺陷及时率 C_{25}	0.11	0.08
隐患治理完成率 C_{26}	0.13	0.14
隐患治理及时率 C_{27}	0.17	0.19
设备故障率 C_{28}	0.20	0.22
停电事件响应时间 C_{29}	0.19	0.17
自然灾害发生频率 C_{31}	0.28	0.24
停电频率 C_{32}	0.25	0.20
人员作业环境安全指数 C_{33}	0.31	0.27
工作场所安全设施完好率 C_{34}	0.17	0.18
工作场所通风及照明合格率 C_{35}	0.24	0.25
安全生产责任书签订率 C_{41}	0.17	0.16
操作票合格率 C_{42}	0.11	0.13
工作票合格率 C_{43}	0.09	0.07
工作票回退率 C_{44}	0.13	0.11
年度事故事件管理指数 C_{45}	0.14	0.15
近 3 年事故事件管理指数 C_{46}	0.18	0.16
重复原因发生的事故事件指数 C_{47}	0.15	0.15
停电事故管理指数 C_{48}		
历史人身事故管理指数 C_{49}	0.20	0.18
总体人力资源配置 C_{11}	0.10	0.10

方面表现最佳, 达到 95.7%, 远高于经典灰狼算法(学习因子 0.5)的 88.5%、粒子群优化算法(学习因子 0.6, 惯性权重 0.8)以及遗传算法(交叉概率 0.7, 变异概率 0.05), 说明改进算法能更精确地辨识风险评价指标特征周期, 为决策提供更加可靠的依据。

求解速度方面, 改进灰狼算法平均收敛速度为 45 次, 低于经典灰狼算法的 65 次, 其原因在于算法改进后能平衡全局搜索与局部搜索, 以最有效的

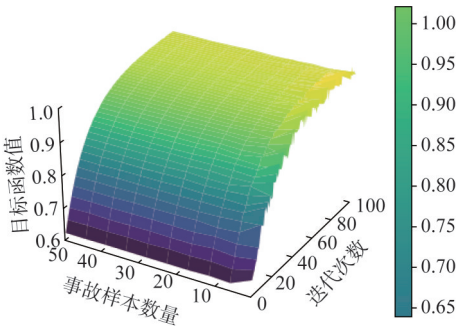


图 7 供电企业风险特征周期优化结果

Fig. 7 Optimization results of risk characteristic cycles of power supply enterprises

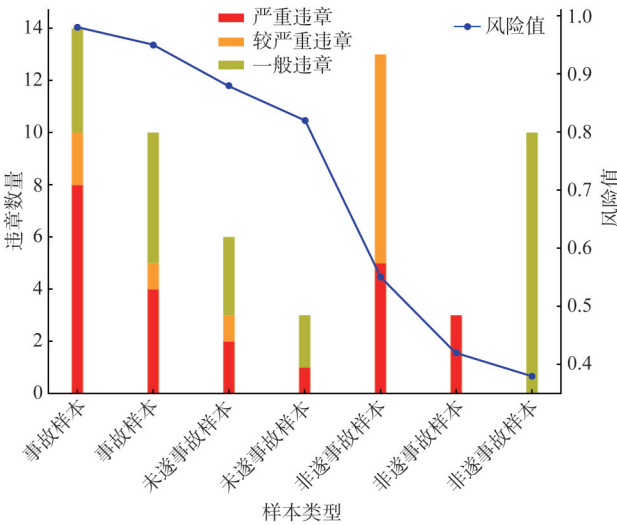


图 8 供电企业风险值与违章数量分析

Fig. 8 Analysis of risk values and violation quantities of power supply enterprises

表 4 供电企业风险值计算结果

Tab. 4 Calculation results of risk values of power supply enterprises

样本类型	违章数量(严重/较严重/一般)	归一化风险值
事故样本	8(严重)/2(较严重)/4(一般)	0.98
事故样本	4(严重)/1(较严重)/5(一般)	0.95
未遂事故样本	2(严重)/1(较严重)/3(一般)	0.88
未遂事故样本	1(严重)/0(较严重)/2(一般)	0.82
非事故样本	5(严重)/8(较严重)/0(一般)	0.55
非事故样本	3(严重)/0(较严重)/0(一般)	0.42
非事故样本	0(严重)/0(较严重)/10(一般)	0.38

方式找寻最优解。

3.5 方法对比与验证

为了全面评估所提供电企业系统性风险模型(global integrated disaster-risk evaluation, GID-RE)的优势, 与 4 类代表性方法进行对比: 基于概率统

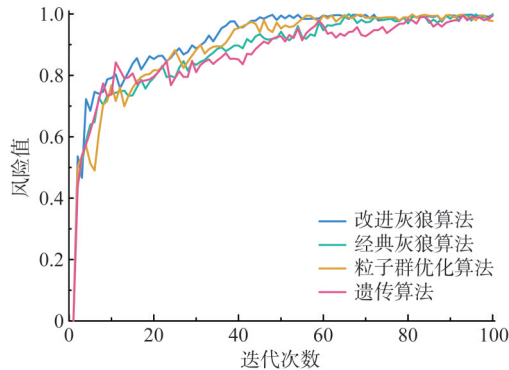


图9 不同求解算法迭代次数变化

Fig. 9 Changes in the numbers of iterations of different solving algorithms

表5 求解算法性能对比

Tab. 5 Performance comparison of solving algorithms

算法	求解精度/%	求解时间/s	迭代次数
改进灰狼算法	95.7	2.4	45
经典灰狼算法	88.5	5.3	65
粒子群算法	90.2	5.1	55
遗传算法	85.4	7.1	80

计的传统方法(probabilistic statistical method, PSM)、基于支持向量机的风险预测(support vector machine-risk evaluation, SVG-RE)、仅考虑人员不安全行为的评估方法(personnel behavior model, PBM),以及基于历史事故频率的统计方法(historical frequency statistical method, HFS)。案例所用数据为上述测试集,从模型收敛性和预测准确性两个维度进行综合评估。

如图10所示,不同方法在训练过程中的损失函数变化呈现显著差异。PSM方法无法进行迭代优化,损失值保持不变;PBM方法和SVG-RE方法收敛速度较慢。所提方法在35轮训练后即达到稳定状态,且最终损失值最低,相较SVG-RE方法低40%。表明所提方法能更高效学习事故风险的复杂特征。

如表6所示,在预测性能指标对比中,所提方法综合性能最优,在准确率、召回率和F1分数上均显著领先于其他方法。相较SVG-RE方法准确率提高5.6%,相较PBM方法提高12.3%。在事故样本识别方面,召回率达到95.8%,表明漏报率最低。

如图11所示,通过ROC曲线对比进一步验证所提方法的优越性。其曲线AUC值达0.963,显著

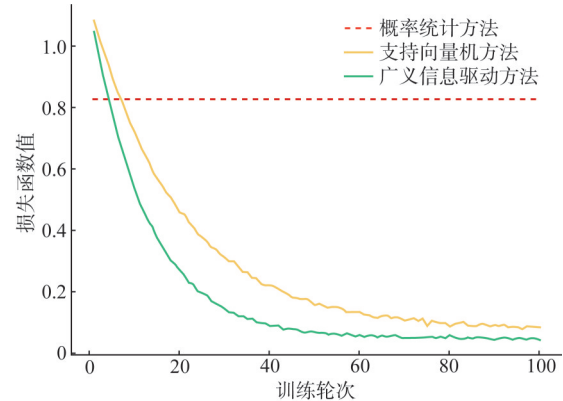


图10 不同方法的损失函数收敛曲线对比

Fig. 10 Comparison of loss function convergence curves for different methods

表6 风险评估方法性能对比结果

Tab. 6 Comparative results of performance metrics for risk assessment methods

评估方法	准确率	召回率	F1分数
GID-RE(本文)	0.86	0.867	0.864
SVM-RE	0.78	0.800	0.791
PBM	0.72	0.767	0.739
HFS	0.60	0.700	0.646

高于SVG-RE的0.762,PSM为0.715)。这表明所提方法在区分事故样本与非事故样本方面具有最强的判别能力,能够更早发现高风险状态,为供电企业提供更有有效的风险预警。

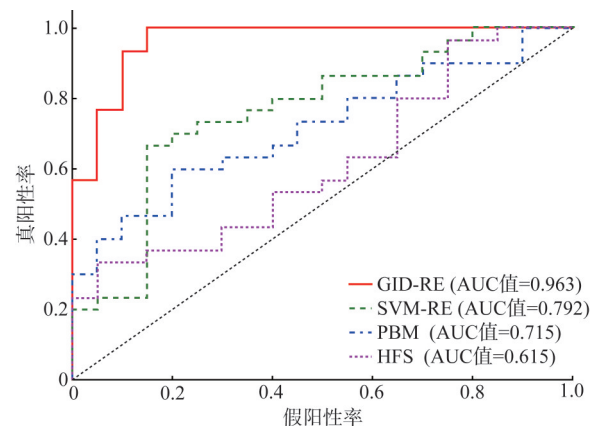


图11 不同方法的ROC曲线对比

Fig. 11 Comparison of ROC curves for different methods

综合实验结果表明,所提GID-RE方法在事故风险辨识的收敛速度、预测精度和预警能力方面均显著优于传统方法。主要原因在于:1)广义信息驱动机制融合多源数据;2)改进灰狼算法提升求解效

率;3)风险辨识模型精确量化风险累积效应,为供电企业安全风险管控提供更可靠的理论指导。

4 结论

针对供电企业安全风险考虑因素单一、评估维度不全、表征度不高等问题,提出了基于广义信息驱动的供电企业系统性人身风险量化评估方法。通过案例分析得到以下结论。

1)所提风险辨识方法涵盖“人、物、环、管”的多维度风险要素,能表征供电企业系统性风险,且能有效降低专家评分主观性,实现各维度评价指标重要度精确表征。同时较好地表征了各指标周期变化特性与事故风险的耦合关系,能准确动态辨识供电企业潜在的安全风险。

2)所提改进型灰狼算法能够平衡在不同求解阶段的全局搜索与局部寻优能力,有效提升了算法的求解效率与寻优精度,确保供电企业系统性风险的综合表征能力。

随电网数字化建设的完善,供电企业将积累海量可供采用的数据,将进一步完善风险评估体系,以支撑供电企业安全生产数字化、智能化转型。

参考文献

- [1] 沈培锋,王徐延,张昊亮,等.考虑规模化快充负荷的低压互联配电台区风险评估[J].中国电力,2021,54(5):56-64.
SHEN Peifeng, WANG Xuyan, ZHANG Haoliang, et al. Risk assessment of low-voltage interconnected distribution districts considering large-scale fast charging load[J]. Electric Power, 2021, 54(5): 56-64.
- [2] VOLBERG V, FORDYCE T, LEONHARD M, et al. Injuries among electric power industry workers, 1995 - 2013 [J]. Journal of Safety Research, 2017(60):9-16.
- [3] LOOMIS D, DUFORT V, KLECKNER R C, et al. Fatal occupational injuries among electric power company workers [J]. American Journal of Industrial Medicine, 1999, 35(3):302-309.
- [4] HALUIK A. Risk perception and decision making in hazard analysis: improving safety for the next generation of electrical workers [C]//2016 IEEE IAS Electrical Safety Workshop (ESW). March 06 - 11, 2016, Jacksonville, FL, USA. New York:IEEE, 2016:1-8.
- [5] GIDIAGBA J O, LEONARD J, OLURIN J O, et al. Protecting energy workers: a review of human factors in maintenance accidents and implications for safety improvement [J]. Advances in Industrial Engineering, 2024, 15(2): 123-145.
- [6] 屈文谦,邱志斌,廖才波,等.基于YOLOv3的电网作业人员安全帽佩戴检测[J].中国安全生产科学技术,2022,18(2):214-219.
QU Wenqian, QIU Zhibin, LIAO Caibo, et al. Detection on safety helmet wearing of power grid operators based on YOLOv3 [J]. China Work Safety Science and Technology, 2022, 18(2): 214-219.
- [7] FENG R, MIAO Y, ZHENG J. A YOLO-based intelligent detection algorithm for risk assessment of construction sites [J]. Journal of Intelligent Construction, 2024, 2(4): 1-18.
- [8] 常丁懿.电力员工不安全行为影响因素识别、预警及防控研究[D].天津:天津理工大学,2023.
- [9] 蒋毅,段芳铮,潘志敏,等.基于行为倾向的变电站人身风险量化方法[J].电力科学与技术学报,2021,36(4):37-43.
JIANG Yi, DUAN Fangzheng, PAN Zhimin, et al. A method of quantifying substation personal risks based on behavioral tendencies [J]. Journal of Electric Power Science and Technology, 2021, 36(4): 37-43.
- [10] 魏秀宁,杨悦群,王淦彪,等.供电作业人身安全风险评估与控制[J].电力系统及其自动化学报,2016,28(8):105-110.
WEI Xiuning, YANG Yuequn, WANG Ganbiao, et al. Personal safety risk assessment and control in power supply operations [J]. Journal of Electric Power Systems and Automation, 2016, 28(8): 105-110.
- [11] 杨悦群.电力作业人身风险量化评估模型[D].广州:华南理工大学,2015.
- [12] 童国庆.电力作业风险评估方法及应用研究[D].长沙:湖南大学,2022.
- [13] ALBERT A, HALLOWELL M R. Research on the risk assessment method and application of power operation [J]. Safety Science, 2013, 51(1):118-126.
- [14] 赵楚凡,米传民,周志鹏,等.基于组合关联分析模型的电力人身事故关键致因链筛选[J].中国安全科学学报,2022,32(4):99-106.
ZHAO Chufan, MI Chuanmin, ZHOU Zhipeng, et al. Key cause chains selection of electric personal accidents based on combinatorial association analysis model [J]. China Safety Science Journal, 2022, 32(4): 99-106.
- [15] 孙志春,官广正,张艳亮,等.基于失效模式的电力企业事故分析系统构建[J].中国安全科学学报,2021,31(S1):1-7.
SUN Zhichun, GONG Guangzheng, ZHANG Yanliang, et al. Framework development of power enterprises' accident analysis system based on failure mode [J]. China Safety Science Journal, 2021, 31(S1): 1-7.
- [16] 陈碧云,丁晋,陈绍南.基于关联规则挖掘的电力生产安全事故事件关键诱因筛选[J].电力自动化设备,2018,38(4):68-74.
CHEN Biyun, DING Jin, CHEN Shaonan. Selection of key incentives for power production safety accidents based on association rule mining [J]. Electric Power Automation Equipment, 2018, 38(4): 68-74.
- [17] 王永超.供电公司安全风险管理体系的研究[D].北京:华北电力大学,2012.
- [18] 吕猛,徐玉琴,周庆捷.基于AHP的供电企业现场作业安全风险研究[C]//中国高等学校电力系统及其自动化第26届年会,2010年10月15日-18日,上海,中国.
- [19] MARHAVILAS P K, KOULOURIOTIS D E, MITRAKAS C. On the development of a new hybrid risk assessment process using occupational accidents' data: application on the greek public electric power provider [J]. Journal of loss prevention in the process industries, 2011, 24(5):671-687.
- [20] 徐利美,赵金,李裕民,等.考虑多变量建模的中期负荷预测模型[J].南方电网技术,2024,18(11):79-87.

(下转第82页 Continued on Page 82)