

考虑阈值约束的电力供应链风险多维度 预警方法

许田阳 李文转 武小雯 毕志为 成慧娟

(国网山西省电力公司营销服务中心)

摘要：电力供应链安全性直接关系到电力供应的连续性和可靠性，是保障社会经济生活正常运转的关键因素。为了避免或减少电力供应链中断或故障发生，确保电力供应稳定性，在考虑阈值约束的基础上，提出电力供应链风险多维度预警方法。建立电力供应链多维度指标体系，结合深度学习构建电力供应链风险预警模型，设定层级阈值约束完成模型训练。以电力发电、输电、配电、售电等作为依据，将电力供应链风险预警界限设定为极大型变量、极小型变量和区间型变量，通过计算完成电力供应链风险多维度预警。实验结果表明，所提方法数据离散度较小，预警成功率较高。

关键词：电力供应链；阈值约束；深度学习；风险预警模型；多维度预警

0 引言

随着电力行业的快速发展和能源结构的变革，电力供应链作为保障电力供应安全稳定的关键环节，其复杂性和不确定性日益凸显^[1]。电力供应链涵盖发电、输电、配电、售电等多个环节，涉及设备制造、能源采购、运维管理等多个方面，任何环节的失误或风险都可能对整个供应链的稳定性产生严重影响^[2]。然而，近年来，由于自然灾害^[3]、设备故障^[4]、人为破坏^[5]等多种因素的影响，电力供应链风险事件频发，给电力供应带来了严重挑战。因此，对电力供应链风险进行多维度预警，具有重要的现实意义和理论价值。

张珠君等^[6]对智慧供应链风险评估与预警机制进行研究，通过信息协同、智能控制、可视监测等方式

建立及时发现并响应风险的预警机制，通过设定风险预警阈值完成供应链风险评估。但是该方法整体数据分布不稳定。王骊等^[7]提出基于大数据分析的电网物资供应链风险识别与监控，在构建数学模型的基础上挖掘电力风险分析数据，识别电网物资供应链风险，完成电网物资供应链风险监控。但是该方法数据离散度过高。Sharma等^[8]提出制造业供应链脆弱性评估方法，将供应链脆弱性分解为供应商稳定性、物流效率、需求波动等多个维度，在每个维度下进一步细化脆弱性因素。利用AHP法构建多层次评估模型，通过历史数据等方式对每一层次脆弱性因素进行比较，确定相对权重，完成供应链评估。但是该方法数据安全性较差。

阈值约束是指设定一系列的风险指标标准或临界值，当风险指标超过阈值时，预警系统会触发相应的警报机制。阈值约束有助于区分正常波动和风险事件。在电力供应链运作过程中，通过设置合理阈值，预警系统能够区分可能引发供应链中断或损失的风险事件，从而避免过度反应。因此，本文在考虑阈值约束的基础上提出一种新的供应链风险多维度预警方法。

1 电力供应链风险多维度预警方法

1.1 建立电力供应链多维度指标体系

电力供应链的规模和复杂度决定了风险种类和程度，因此针对不同规模和复杂度的供应链，需要确定不同的多维度指标，以确保全面覆盖潜在的风险因素^[9]。具体内容如表1所示。

表1 电力供应链风险多维度指标体系表

一级指标	二级指标	三级指标
发电	能源供应稳定性	燃料价格波动
		燃料供应中断风险
	发电设备可靠性	设备故障率
		设备老化程度
	发电效率	热效率
		电能转换效率
输电	输电线路运行	线路故障率
		线路维修率
		线路利用率
	输电损耗	输电损耗率
		调度准确率
	调度与监控	监控覆盖率
配电	配电网稳定性	网络故障率
		网络负载均衡
	配电设施安全	设施老化程度
		设施防护能力
	应急响应	应急预案完善性
		应急响应速度
售电	市场需求波动	电力消费趋势
		用户投诉率
	客户满意度	电价调整弹性
		服务中断赔偿风险

1.2 构建电力供应链风险预警模型

电力供应链风险预警涉及的数据类型复杂多样，

包括数值型数据、时间序列数据、文本数据等。深度学习具有强大的特征提取和模式识别能力，能够通过逐层抽象和变换，自动提取出电力供应链数据中的高级抽象特征，进而更准确地捕捉风险信号的细微变化^[10-12]。相较于传统的统计分析方法，深度学习更能处理大规模、高维度的复杂数据，并在其中发现潜在的规律和关联。采用前向三层的拓扑结构作为模型内部网络结构连接方式，将电力供应链一级指标作为网络输入节点，以风险预警结果作为输出节点。具体计算公式为：

$$r < \sum_{i=1}^n s(n_i) \quad (1)$$

$$n_1 = \sqrt{n+m} + z \quad (2)$$

$$z = \lg 2^n \quad (3)$$

式中， z 为常数； r 为样本数； n 为输入神经元数； n_1 为隐单元数； m 为输出神经元数； s 为隐藏节点数^[13]。

在完成模型三层结构设计后，对模型进行训练，归一化处理多维度风险指标，从区间中[-1,1]随机选择数值，赋值到各层单元，同时设定各层级之间的阈值约束。设定 x_k 为模型输入； y_k 为模型输出；学习样本模式为 (x_k, y_k) ；设定隐含层单元的阈值为 β_j ；输出层阈值为 α_k ，两层结构激活值计算公式为：

$$h_j = f\left(\sum_{i=1}^n \lambda_{ij} z_i + \beta_j\right) \quad (4)$$

$$s_k = f\left(\sum_{i=1}^n \omega_{ki} z_k + \alpha_k\right) \quad (5)$$

式中， f 为 s 型转换函数； λ_{ij} 和 ω_{ki} 分别为输入层到隐含层的连接权值和隐含层到输出层的连接权值。

以激活值作为依据，计算二者之间的一般化误差，构建误差函数并求解，得到最优解，用于风险预警模型结构调整^[14-15]。具体计算公式为：

$$\varepsilon_k = \sum_{i=1}^n \frac{(\alpha_j - s_k)^i}{2} \quad (6)$$

$$\varepsilon_j = h_j (1 - h_j) \sum_{i=1}^n \omega_{ki} \quad (7)$$

$$\zeta_k = s_k (1 - s_k) (\alpha_k - s_k) \quad (8)$$

式 (6) 为误差函数, 式 (7) 为隐含层一般化误差, 式 (8) 为输出层单元一般化误差。

根据上述计算结果调整各层之间阈值:

$$\Delta \omega_{kj} = z_i \varepsilon_j \zeta_k \quad (9)$$

式中, z_i 为学习率, 取值在 0~1 之间; i, j, k 均为常数。在全部阈值调整完成后, 模型训练完成, 可用于供应链风险预警。

1.3 电力供应链风险多维度预警

以电力发电、输电、配电、售电等作为依据, 确定电力供应链风险预警界限。将多维度指标划分为定性指标和定量指标, 根据风险预警模型输出变量确定预警界限, 分为极大型变量、极小型变量和区间型变量, 具体设定如图 1 所示。



图 1 电力供应链风险多维度预警界限

在电力供应链运营运行中, 利用电力供应链风险预警模型调节整个运转过程, 将阈值与辅助决策模型框架结合, 设计综合预警界限。设定预警界限值变化区间为 [0,100], 并按照预警等级划分五个区域, 分别为正常区域 [0,20], 防范区域 [20,40], 警觉区域 [40,60], 危险区域 [60,80], 高危区域 [80,100]。按照上述对电力供应链风险综合预警界限划分, 设置正常警报以及一级~四级警报, 以便及时对电力供应链风险做出响应。

预警界限的确定为电力供应链平衡提供了依据, 有助于实现电力行业的有序管理和运营。至此, 完成考虑阈值约束的电力供应链风险多维度预警方法设计。

2 实验与分析

2.1 实验参数设定

以国网甘肃省电力公司可公开数据作为实验对象, 利用实验模拟周期内数据, 在排除社会偏见等因素的影响后, 使用所提方法、文献 [7] 方法和文献 [8] 方法对实验数据进行风险分析、作出预警。

实验中, 为了保证各个风险预警方法实验结果的可靠性, 避免随机误差影响实验效果, 设定统一的风险属性参数。假设电力公司处于一条多级供应链中, 其供应链在一个周期内存在多种不同风险事件, 通过实验模拟风险事件并设置对应发生系数, 具体参数设置如表 2 所示。

表 2 风险事件与发生系数表

风险类型		发生系数	未发生系数
内在风险	信息传递风险	20%	$v \times 10\%$
	电力运作风险	15%	$v \times 7.5\%$
	生产组织风险	5%	$v \times 2.5\%$
外在风险	市场需求风险	20%	$v \times 10\%$
	经济周期风险	10%	$v \times 5\%$
	环境风险	30%	$v \times 15\%$

表 2 中, v 为风险事件发生造成的成本。在确定风险系数后, 为了保证实验公平公正, 假设风险事件发生属性和风险等级。从模拟需求出发, 将发生风险事件属性记为 1, 未发生风险事件属性记为 0。

2.2 实验假设

在整个实验中, 设定风险事件发生属性为 a , 造成的成本为 v , 等级为 b , 由此构造假设函数:

$$f(a) = \begin{cases} 70\% \times 1, v=1 \\ 30\% \times 0, v=0 \end{cases} \quad (10)$$

$$f(v) = \begin{cases} q_1, a=1 \\ q_2, a=0 \end{cases} \quad (11)$$

$$f(b) = \int f(\tau) d\tau \quad (12)$$

$$f(x) = \begin{cases} v \times f(a) \times f(v) \times f(b), x < 0 \\ q_1, x \geq 0 \end{cases} \quad (13)$$

式中, $f(a)$ 和 $f(v)$ 均为风险事件发生函数, 其中包含风险属性和可能性; q_1 和 q_2 分别为风险事件的发生系数和未发生系数; $f(x)$ 为当风险事件发生时, 所造成的成本函数; $f(b)$ 为后续实验预设的风险等级函数。

汇总上述风险数据和公式, 获得风险的状态函数:

$$f(y) = \begin{cases} W_a (\text{低风险状态}), 0 < f(x) < 1000 \\ W_b (\text{中风险状态}), 1000 < f(x) < 2000 \\ W_c (\text{高风险状态}), 2000 < f(x) \end{cases} \quad (14)$$

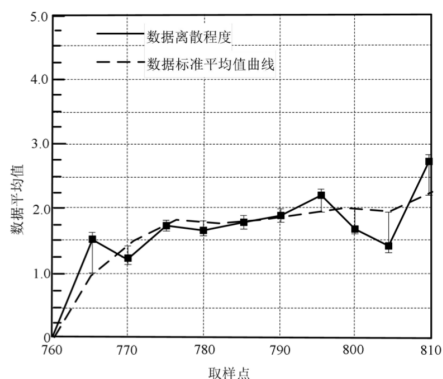
根据上述假设的风险等级、风险事件发生系数、风险事件发生概率等内容, 利用计算机模拟风险预警方法实验, 产生大量实验数据用于后续实验研究。

2.3 实验结果与分析

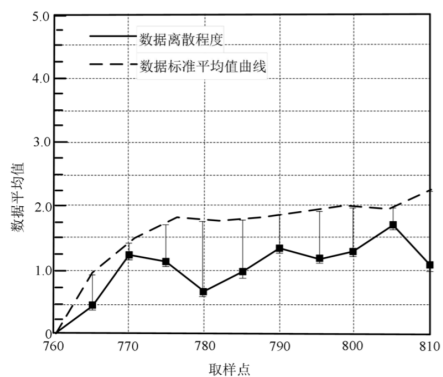
2.3.1 数据离散度实验

在实验假设内容的支持下, 使用生成的数据样本进行实验。利用所提方法、文献 [7] 方法和文献 [8] 方法处理数据分析风险, 随机选择多个取样点, 计算数据的平均值, 输出平均值曲线。将不同方法输出的平

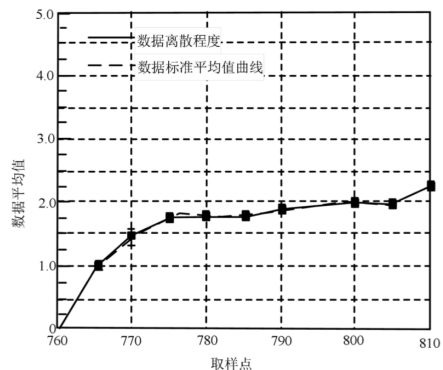
均值曲线与实验假设标准曲线对比, 计算离散度并输出到同一图像中, 具体结果如图 2 所示。



(a) 文献 [7] 方法的数据离散度结果



(b) 文献 [8] 方法的数据离散度结果



(c) 所提方法的数据离散度结果

图 2 不同方法的数据离散度结果

由图 2 可知，在三组实验结果中，所提方法数据离散度最小，输出的平均值曲线与标准曲线十分接近。文献 [7] 方法和文献 [8] 方法结果中的数据离散度较明显，输出平均值曲线与标准曲线相差较大。综上所述，所提方法数据离散度更小，数据更稳定有效。

2.3.2 预警成功率实验

以数据离散度实验结果作为依据，将上述实验中的对象作为实验对象，采用所提方法、文献 [7] 方法和文献 [8] 方法测试在风险数量不定情况下，不同方法的预警成功率，具体结果如表 3 所示。

表 3 各个风险预警方法预警成功率实验结果

方法	风险数量	成功率/%
文献[7]方法	20	94.66
	50	93.18
	80	92.33
	100	91.66
	120	90.48
文献[8]方法	20	97.51
	50	95.01
	80	94.19
	100	92.92
	120	91.04
所提方法	20	98.61
	50	97.47
	80	96.21
	100	96.19
	120	95.02

由表 3 可知，随着风险数量增加，所提方法、文献 [7] 方法和文献 [8] 方法的预警成功率均存在不同程度下降。当风险数量达到 120 时，所提方法的成功率为 95.02%，文献 [7] 方法的成功率为 90.48%，文献 [8] 方法的成功率为 91.04%。从整体上看，对比方法在实验中没有达到 95% 以上的成功率。由此证明，所提方法面对不同风险数量的成功率变化比较小，数据安全性较高，能够满足风险预警需求。

3 结束语

本文以电力供应链风险预警作为研究重点，在考虑阈值约束下，从多维度分析电力供应链存在的风险，设计风险多维度预警方法，为电网稳定运行提供可靠保障。利用计算机模拟电力供应链风险数据，通过数据离散度实验和预警成功率实验证明所提方法具有更好的数据安全性，有利于电力供应链健康发展和管理。但是，部分电力供应链数据具有保密性，在后续研究中，将更加深入地研究预警方法在实际项目中的适用性和可操作性。

参考文献

[1] 徐雪莲, 李建设, 韩超群. 电力供应链碳减排投资决策及激励契约研究[J]. 电力系统装备, 2023, 21(1): 172-174.

[2] 孟贤, 刘吉成, 陈曦, 等. 基于电力大数据挖掘的供应商精准画像研究[J]. 信息技术, 2023, 23(12): 102-109, 115.

[3] 马冲, 冯兴, 罗文雲, 等. 贵州电网防灾综合能力提升研究[J]. 电力设备管理, 2023, 8(12): 218-220.

[4] 李文航, 陈少敏, 戴争干, 等. 基于大数据的电网设备供应商管理评价方法[J]. 微型电脑应用, 2023, 39(1): 104-107.

[5] 邵志敏, 黄振, 张凯, 等. 基于数据主人制的电力数据供应链建设研究[J]. 电力设备管理, 2023, 8(2): 233-235.

[6] 张珠君, 底伟鹤, 范伟. 智慧供应链风险评估与预警机制研究[J]. 保密科学技术, 2023, 14(10): 27-32.

- [7] 王骊, 胡晓哲. 基于大数据分析的电网物资供应链风险识别与监控研究 [J]. 现代管理, 2023, 13 (5): 634-641.
- [8] Sharma S K, Srivastava P R, Kumar A, et al. Supply chain vulnerability assessment for manufacturing industry [J]. Annals of Operations Research, 2023, 326 (2): 653-683.
- [9] 徐德义, 王迪, 李军辉, 等. 新发展格局下战略性新兴产业矿产资源产业链供应链安全内涵及指标体系研究 [J]. 华中师范大学学报 (自然科学版), 2023, 57 (1): 1-12.
- [10] 谢小鹏. 深度学习算法在电力负荷预测中的应用研究 [J]. 广西电力, 2023, 46 (2): 48-55.
- [11] 程超, 葛维, 郭兰柯, 等. 基于深度学习的新型电力智能交互平台多任务集成模型研究 [J]. 电测与仪表, 2023, 60 (6): 81-85, 109.
- [12] 苗磊, 李擎, 蒋原, 等. 深度学习在电力系统预测中的应用 [J]. 工程科学学报, 2023, 45 (4): 663-672.
- [13] 杜哲宇, 季天瑶, 龙志豪, 等. 集中式电力市场下基于数据驱动的枢纽节点数量设计方式 [J]. 电网技术, 2023, 47 (11): 4545-4555.
- [14] 李振坤, 张天翼, 田飞, 等. 基于时间卷积网络和误差函数的光伏电站有功功率优化分配 [J]. 电力系统自动化, 2023, 47 (6): 142-149.
- [15] 徐询, 谢丽蓉, 梁武星, 等. 考虑风电预测误差时序性及风电可信度的双层优化模型 [J]. 电工技术学报, 2023, 38 (6): 1620-1632, 1661.

(收稿日期: 2024-08-05)