

基于人工智能技术的电网基建安全状态自动估计研究

王孔耀, 安希胜, 陶修冬, 文雅弘, 蓝长盛

(广西电网有限责任公司来宾供电局, 广西 来宾 530000)

摘要: 为实时监控和全面管理电网基建现场的安全状况, 提出基于人工智能技术的电网基建安全状态自动估计方法。首先通过分类识别影响电网基建安全状态的风险因素, 对风险因素中的主要风险因素进行定级, 获取风险等级数据集, 然后将该数据集输入贝叶斯网络, 完成各主要风险因素评估及高风险因素控制, 并根据因素变化完成主要风险因素再评估, 实现电网基建安全状态自动估计, 实验结果表明: 选取的各主要风险因素覆盖度高, 代表性极佳; 不同样本数量的电网基建安全状态估计效果良好, 可以显著提升电网基建安全水平。

关键词: 人工智能技术; 电网基建; 安全状态; 自动估计; 贝叶斯网络; 风险因素

中图分类号: TP183 文献标识码: A 文章编号: 1003-7241(2025)03-0164-05

Research on Automatic Estimation of Power Grid Infrastructure Security State Based on Artificial Intelligence Technology

WANG Kong-yao, AN Xi-sheng, TAO Xiu-dong, WEN Ya-hong, LAN Chang-sheng

(Laibin Power Supply Bureau of Guangxi Power Grid Co., Ltd., Laibin 530000 China)

Abstract: In order to monitor and manage the security status of power grid infrastructure in real time, an automatic estimation method of power grid infrastructure security status based on artificial intelligence technology is proposed. Firstly, it identifies the risk factors affecting the safety state of power grid infrastructure by classification, ranks the main risk factors in the risk factors, obtains the risk level data set, then inputs the data set into Bayesian network to complete the evaluation of main risk factors and the control of high-risk factors, and completes the re evaluation of main risk factors according to the change of factors. Finally, the experimental results show that the selected main risk factors have high coverage and excellent representativeness. The estimation results of power grid infrastructure security state with different sample numbers are good, which can significantly improve the security level of power grid infrastructure.

Keywords: artificial intelligence technology; power grid infrastructure; safety status; automatic estimation; Bayesian network; risk factor

0 引言

在我国经济水平不断发展的背景下, 为提高人们生活质量, 国家日益重视对电网事业的投入, 使电网基建项目数量逐年上升。由于电网基建任务十分繁重, 且要求严格, 施工人员长时间超负荷工作, 导致火灾、设备短路、触电等事故频发, 甚至会造成严重的人身伤亡^[1], 根据相关分析报告, 2018年~2020年全国电力行业出现的人身伤亡事故累计超过125起, 电网基建伤亡事故占其中33%以上。经专业人员得出, 引发电网基建事故的主要原因表现在人的危险行为和物体的危险状态, 以及现场管理薄弱三方面, 因此需加强电网基建现场的安全管控, 规范及标准化施工环境, 为施工人员提供安全保障^[2-3]。目前电网基建现场的安全监督均以人工方式为主, 具有工作

量大、效率低、实时性差等缺陷, 难以实现安全状态的实时监控和全面管理, 因此促进电网基建安全状态估计向智能化方向发展, 提高现场管控能力尤为关键。

很多相关专家学者均致力于电网基建安全状态估计方法的研究, 如刘晓莉等人通过粒子滤波和卷积神经网络相结合完成电网基建安全状态估计^[4], 夏世威等人通过一致性理论完成电网基建安全状态估计^[5]。这两种方法的安全状态估计效果良好, 且鲁棒性有明显改善, 但建模复杂度较高, 易造成时间浪费。

人工智能技术是对模拟和延伸人的智能进行开发的一项技术科学, 在机器人、语言识别、评估决策等领域应用广泛, 因此提出基于人工智能技术的电网基建安全状态自动估计方法, 通过集人工智能、概率论等于一体的贝叶斯网络, 从不同主要风险因素出发, 估计电网基建安全状态, 提高基建现场安全水平。

*基金项目: 广西电网有限责任公司科技项目 (XKYS2019KJ0014)

收稿日期: 2024-06-04

1 基于人工智能技术的电网基建安全状态自动估计方法

1.1 贝叶斯规则

根据概率论,将证据和先验知识关联起来的一种统计方法,称为贝叶斯规则。设置两个随机变量,分别用 X 、 Y 表示,若想使用概率形式描述两者之间的关系,记作 $P(Y/X)$,则是在不清除两者关系的情况下。 Y 的先验和后验概率分别为 $P(Y)$ 、 $P(Y/X)$ 。通过变形可得到式(1)所示表达式:

$$P(Y/X) = \frac{P(X/Y)P(Y)}{P(X)} \quad (1)$$

式中; $P(X)$ 表示证据,即单个变量的结果。

1.2 贝叶斯网络及其算法

1.2.1 贝叶斯网络

贝叶斯网络(Bayesian Network, BN)是以上述规则为理论基础的一种人工智能技术,能通过可视化网络图对随机变量的概率联系进行描述,该网络属于有向无环图,包括网络节点、有向弧和条件概率表。

(1) 网络节点:它是需分析的变量集,用 $X=\{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ 描述,其中 x_n 既是变量,亦是相应模型内的网络节点^[6-7]。

(2) 有向弧:贝叶斯网络中的概率关系,可通过某节点指向另外节点的有向弧进行描述。两个节点分别用 x_i, x_j 描述,如果想表明 x_i 是 x_j 的父节点,则是在拥有 x_i 指向 x_j 的有向弧的条件下,与 x_i 的父节点相匹配的变量用 Pa_i 。如果想表明 x_i 和 x_j 相应的变量之间属于条件独立,则它们之间无有向弧。

(3) 条件概率表:局部条件概率分布信息用 $P(x_i)$ 描述,其包含于各节点 x_i 内。如果 x_i 取值的概率分布或者概率密度函数为 $P(x_i)$,那么 x_i 需满足无父节点;父节点为 Pa_i ,如果 x_i 和 Pa_i 的联合概率分布为 $P(x_i)$,那么 x_i 需满足拥有父节点。

1.2.2 贝叶斯网络的概率推导

贝叶斯网络除上述作用外,还能根据概率计算完成对应的概率推导。当给出先验信息时,贝叶斯网络可用于预测未知结论的变化情况,即前向预测。设置未知节点为 x_i ,其概率分布可通过概率的链式规则得到,具体用公式(2)描述:

$$P(X) = \prod_{i=1}^n P(x_i | x_1, x_2, \dots, x_{i-1}, x_{i+1}, \dots, x_n) \quad (2)$$

如果需要大量数据或不能获得充足的数据完成先验概率分布的判断,则是在各节点都包含若干概率状态的情况下^[8]。设置 $\pi_i \subseteq \{x_1, x_2, \dots, x_{i-1}, x_{i+1}, \dots, x_n\}$ 表示子集,当指定 π_i 时, x_i 和 $\{x_1, x_2, \dots, x_{i-1}, x_{i+1}, \dots, x_n\} / \pi_i$ 属于条件独立。 x_i 的父节点集 Pa_i 为与 x_i 相匹配的子集 π_i ,任意 x_i 均符合如下条件

$$P(x_i | x_1, x_2, \dots, x_{i-1}, x_{i+1}, \dots, x_n) = P(x_i | \pi_i) = P(x_i | Pa_i) \quad (3)$$

结合式(2)、式(3)和贝叶斯公式可得:

$$P(X) = \prod_{i=1}^n P(x_i | Pa_i) = \prod_{i=1}^n \frac{P(x_i)P(Pa_i | x_i)}{P(Pa_i)} \quad (4)$$

当指定尾部或中部节点状态时,贝叶斯网络也能完成父节点状态概率的推导,即反向预测,也称作概率诊断。

1.2.3 动态学习能力

将先验知识和样本数据相关联,生成用于实现先验概率分布与网络结构修正的新知识,以动态地提升贝叶斯网络的总体推导性能,即该网络的动态学习能力。 S^h 描述网络结构,当其指定时可得:

$$P(X | \Theta_s, S^h) = \prod_{i=1}^n P(Pa_i, \theta_i, S^h) \quad (5)$$

式中,先验概率分布参数用 θ_i 描述,且 $\Theta_s = \{\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_n\}$ 。设置 $D = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ 表示更新样本,当其数据齐全且分布参数之间具有独立性时,可得到:

$$P(\Theta_s | D, S^h) = \prod_{i=1}^n \prod_{j=1}^n P(\theta_{ij} | D, S^h) \quad (6)$$

式中, Pa_i^j 表示父节点状态组合, θ_{ij} 表示 x_i 在其内的分布参数。

在 x_i 为离散变量,且所包含的可能状态数量为 r_i 的假设下, $Dir(\theta_{ij} | a_{ij1}, a_{ij2}, \dots, a_{ijr_i})$ 描述 θ_{ij} 的先验分布,通过 D 完成修正的概率分布表达式:

$$P(\theta_{ij} | D, S^h) = Dir(\theta_{ij} | a_{ij1} + N_{ij1}, \dots, a_{ijr_i} + N_{ijr_i}) \quad (7)$$

式中,在更新样本 D 内,既满足 $x_i = x_i^k$,又满足 $Pa_i = Pa_i^j$ 的样本个数为 N_{ijk} 。

一般情况下,如果 D 不齐全,概率学习会通过蒙特卡罗、高斯估计等方式完成。

1.3 基于贝叶斯网络的电网基建安全状态自动估计

贝叶斯网络可根据实践经验修正网络结构参数,因此引入该网络实现电网基建安全状态自动估计,下述为具体应用过程。

表1 电网基建安全状态的主要风险因素

风险要素类型	序号	主要风险要素	风险要素类型	序号	主要风险要素
资产装备	a1	配置和质量情况	管理	d1	安全标准、职责
	a2	仓库管理		d2	安全管理水平
	a3	匹配程度		d3	安全积分
	a4	装备检定		e1	历史业绩
环境	b1	作业种类与等级	施工业绩	e2	目前业绩
	b2	作业空间		e3	施工质量
	b3	温湿度		e4	施工进度
	b4	天气情况		e5	施工管理
队伍	c1	规模	队伍		
	c2	人员配备情况			
	c3	技能等级			
	c4	人员保障			
	c5	施工经验			
	c6	有效工作时长			

(1) 要素分类识别。该环节需分类识别影响电网基建安全状态的风险因素,将电网基建的以往数据和参考文献当作基础,研究基建时具有的风险因素,经专家讨论判断其类型、出现的概率以及损失程度^[9-11],主要风险因素可通过风险要素等级公式确定得到,所得高风险因素即为最终结果。使用表1描述电网基建安全状态的主要风险因素。

(2) 风险要素评估。为方便贝叶斯网络对电网基建安全状态的自动估计,需使用式(8)所示计算过程实现上述步骤中各风险要素的定级,从而得出风险要素等级数据集:

$$R_{risk} = DL \times PO \quad (8)$$

式中, R_{risk} 描述风险要素等级;发生几率用 PO 描述;损失程序用 DL 描述。将获得的风险要素等级数据集进行标准化操作^[12],并用于贝叶斯网络中。

(3) 贝叶斯网络构建。利用结构性学习和分析软件GeNIe Ver2.0构建贝叶斯网络,用以对风险要素的联系进行估计。使用参数学习能够获得各风险要素发生的几率, e_n 代表安全生产指标,且 $n=1,2,3,\dots$;风险因素用 H 描述,其可能性为 p_n ,可得 $P(H|e_1=P1), P(H|e_2=P2), \dots, P(H|e_n=Pn)$,因此 H 发生的几率描述为 $P(H|a_1, a_2, \dots, a_n)$,这样可得

$$\begin{aligned} P(H|a_1, a_2, \dots, a_n) &= \frac{P(a_1, a_2, \dots, a_n, H)}{P(a_1, a_2, \dots, a_n)} \\ &= \frac{P(H|a_1)P(H|a_2)\dots P(H|a_n)}{P(H)^{n-1}} = \frac{P_1 P_2 \dots P_n}{P(H)^{n-1}} \end{aligned} \quad (9)$$

式中, $P(H)$ 表示 H 的风险出现几率。

贝叶斯网络基本节点为表1中描述的电网基建安全状态的主要风险因素,利用专家讨论、问卷调查等方式可以获得每个节点之间的联系及条件概率分布^[13-14]。

(4) 因素控制。使用式(8)得到各主要风险因素的 R_{risk} 后,将其导入至贝叶斯网络,每个影响电网基建安全状态的风险估计,可利用贝叶斯网络分析软件计算其他节点的概率,获得残留节点的边缘概率分布实现。通过历史数据和之后的实验数据训练且不断更新贝叶斯网络,以获得网络结构不同节点参数。如果某因素的风险等级较高,需要采取有效措施控制该因素^[15]。

(5) 因素再评估。完成因素控制操作后,由于电网基建安全状态会随着风险要素变化发生改变,需及时修正网络结构参数,从而改变网络中变量的概率分布,并再次评估风险因素。

2 具体应用实例分析

将某省某电网基建项目作为实验对象,使用本方法从表1描述的各主要风险因素出发,完成该实验对象的安

全状态自动估计,以验证该方法能力。

使用1~22数字分别表示表1内各主要风险因素,并选择施工前两个月总体基建数据中的25 600条数据进行测试,利用覆盖度衡量本方法的电网基建安全状态影响因素选取效果,结果用图1描述。分析图1可以看出,不同主要风险因素对应的覆盖度均在90%~98%范围内变化,各主要风险因素的整体覆盖度水平较高;3号主要风险因素(资产装备的匹配程度)的覆盖度处于最低数值,约为91%,表明该主要风险因素的重要性相对较小;14号主要风险因素(队伍的有效工作时长)的覆盖度最高,十分接近98%,表明该指标的重要性相对最大。以上结果可得,本方法的电网基建安全状态影响因素选取效果优异,各主要风险因素具有很强的代表性,可为后续安全状态估计提供可靠的数据支持。

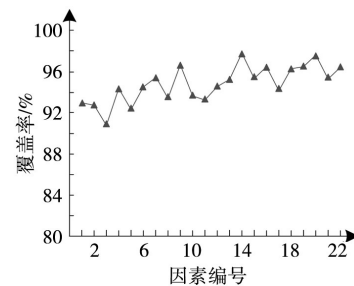


图1 不同主要风险因素的覆盖度结果

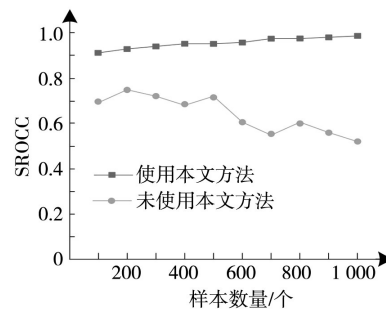


图2 本文方法使用前后的SROCC结果

引入斯皮尔曼序列相关系数SROCC,衡量方法训练的实际估计结果与方法测试的输出估计结果之间的关系,SROCC值越大,两者吻合度越高,估计结果越准确。不同样本数量下,本方法使用前后的SROCC结果用图2描述。分析图2可得,随着样本数量持续增加,本方法使用前的SROCC值在0.5~0.8区间内起伏剧烈,并呈现出显著下降趋势,最大和最小SROCC值分别为0.75、0.55左右,估计结果存在较大误差,且不稳定;本方法使用后的SROCC值随样本数量增加始终保持在0.9以上,并呈现出缓慢上升趋势,当样本数量增加至1 000时,所得SROCC值与1.0非常接近。对比这些数据可知,本方法使用后的输出估计结果与实际估计结果吻合度极高,具备良好的电网基建安全状态估计效果。

火灾是电网基建过程中最常见的事故之一,在易燃易爆物品存放合理与不合理的情况下,测试不同因素引发火灾的概率,以验证本方法所得估计结果对火灾事故的抑制作用,结果用表2描述。从表2可以发现,当易燃易爆物品存放合理时,不同因素引发火灾的概率值均保持在15%以下,其中,人为误操作是引发火灾可能性最大的因素,概率值为14.2%,引发火灾可能性最小的因素为不可抗力,概率值为9.7%;当易燃易爆物品存放不合理时,不同因素引发火灾的概率值均有所上升,但始终低于19%,引发火灾概率最大和最小的因素分别为天气、线路敷设不当,相应概率值分别为18.1%、12.9%。以上结果可得,不同物品存放情况下的各因素引发火灾的概率都处于较低数值,表明本文方法具有较理想的电网基建安全状态自动估计效果,即使易燃易爆物品出现不合理存放,本方法仍能起到很好的火灾事故抑制作用。

表2 不同因素引发火灾的概率结果

物品存放情况	引发火灾的因素	发生火灾的概率/%
易燃易爆物品存放合理	电气设备	12.8
	施工明火	10.5
	天气	13.6
	游火	11.4
	线路敷设不当	10.9
	用电管理不善	12.6
	人为误操作	14.3
	不可抗力	9.7
易燃易爆物品存放不合理	电气设备	14.2
	施工明火	15.6
	天气	18.1
	游火	13.7
	线路敷设不当	11.2
	用电管理不善	16.3
	人为误操作	17.9
	不可抗力	12.9

使用危险度R衡量表1中不同主要风险因素的严重程度,可通过事故出现的概率和事故后果损害程度的累积进行描述。将本方法在实验项目中试运行4个月,从2019年5月~8月,选择其中前三个月的15 000条电网基建数据进行测试,不同月份下,各主要风险因素的危险度分值用图3描述。分析图3可以发现,不同主要风险因素的危险度分值在5月份始终处于最高值,特别是20号主要风险因素(施工质量)的危险度分值高达475左右,表明该月份的电网基建安全水平较低,需重点加强施工质量管理;在6月份时,不同主要风险因素的危险度分值大幅度下降,最大值约为350,相较于5月份的最大值约降低26%,表明本方法的应用已取得明显成效;当本方法试运行3个月时,不同主要风险因素的危险度分值始终低于200,相较于7月份的最大值降低64%左右。综合以上结

果可得,本方法通过良好的电网基建安全状态自动估计能力,对提高电网基建安全水平具有重要作用,且随着时间推移,应用效果更优异。

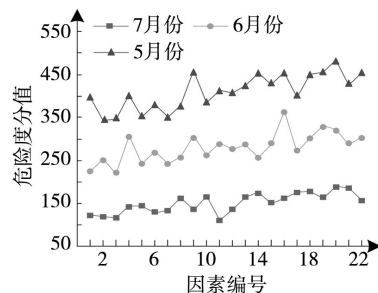


图3 不同主要风险因素的危险度分值结果

3 结束语

伴随电网行业的迅猛发展,电网基建项目数量日益扩大,在其建设过程中,规范化及标准化的安全状态估计对电网基建工程的安全运行和基建企业的可持续发展具有重大意义,因此研究基于人工智能技术的电网基建安全状态自动估计方法,通过贝叶斯网络原理分析、主要风险因素分类、因素评估、网络构建、因素控制和因素再评估,实现电网基建安全状态自动估计,并能根据因素变化实时调整模型参数。该方法选取的各主要风险因素覆盖度较高,估计结果与实际结果具有极高的吻合度,并能有效提升电网基建安全水平,可为基建企业安全生产和现场施工提供科学指导。

参考文献:

- [1] 袁斌,张皓维,崔萌萌.基于深度学习的电力基建现场安全管控系统[J].电网与清洁能源,2020,36(9):30-36.
- [2] 唐文虎,牛哲文,赵柏宁,等.数据驱动的人工智能技术在电力设备状态分析中的研究与应用[J].高电压技术,2020,46(9):2985-2999.
- [3] 吴争荣,俞小勇,董旭柱,等.基于状态估计的配电网实时态势感知与评估[J].电力系统及其自动化学报,2018,30(3):140-145.
- [4] 刘晓莉,曾祥晖,黄翊阳,等.联合粒子滤波和卷积神经网络的电力系统状态估计方法[J].电网技术,2020,44(9):185-191.
- [5] 夏世威,张茜,余璟,等.基于一致性理论的多区域电力系统分布式状态估计[J].电力自动化设备,2019,39(12):146-153.
- [6] 谢斌,彭晨,张浩,等.基于网络攻击节点可信度的电力系统状态估计[J].仪器仪表学报,2018,39(3):157-166.
- [7] 金静,方园,费洋,等.模式聚类与周期分解的能耗监测及异常检测方法[J].电测与仪表,2023,60(11):151-157.
- [8] 陈卫东,梁朔,肖园园,等.基于模糊最小二乘支持向量机的微电网群状态评估方法[J].电力系统自动化,2019,43(2):108-114.
- [9] 李刚,黄沛烁,陈怡潇,等.考虑威胁传播特性的电力CPS安全态势评估方法[J].电力建设,2019,40(5):29-37.
- [10] 邵美阳,吴俊勇,李宝琴,等.基于两阶段集成深度置信网络的电力系统暂态稳定评估[J].电网技术,2020,44(5):204-215.

(下转第175页)