

doi: 10.7690/bgzd.2024.11.011

核电厂外围辐射环境监测数据异常自适应预警

孙小康

(江苏核电有限公司, 江苏 连云港 222300)

摘要: 针对核电厂周围的环境因素复杂多样和当前预警方法的虚警率较高的问题, 提出核电厂外围辐射环境监测数据异常自适应预警方法。根据核电厂外围辐射环境监测数据的属性分布对数据进行修正处理, 以提高数据的有效性。对于监测数据进行离散化分解, 以获取数据属性的一阶滞后变量, 结合数据之间的相似性度量识别数据的异常特征, 并构建数据异常自适应预警模型, 将模型输出的预警因子与预设值相比较, 以此实现数据异常预警。以某核电厂运维系统作为研究案例对所提方法的预警性能进行测试, 结果表明: 该方法可以有效实现监测数据的异常预警, 虚警率较低, 预警效果好。

关键词: 核电厂; 辐射环境; 监测数据异常; 自适应预警; 一阶滞后变量; 预警因子

中图分类号: X837 **文献标志码:** A

Nuclear Power Plant Periphery Radiation Environment Monitoring Data Abnormity Self-adapting Early Warnings

Sun Xiaokang

(Jiangsu Nuclear Power Co., Ltd, Lianyungang 222300, China)

Abstract: In view of the complexity of environmental factors around nuclear power plants and the high false alarm rate of current early warning methods, an adaptive early warning method for abnormal radiation environmental monitoring data around nuclear power plants is proposed. In order to improve the validity of the data, the data are corrected according to the attribute distribution of the radiation environment monitoring data in the periphery of the nuclear power plant. The monitoring data are discretized and decomposed to obtain the first-order lag variables of the data attributes. Combined with the similarity measure between the data, the abnormal characteristics of the data are identified, and the adaptive early warning model of abnormal data is constructed, and the early warning factors output by the model are compared with the preset values, so as to realize the early warning of abnormal data. Taking a nuclear power plant operation and maintenance system as a case study, the early warning performance of the proposed method is tested, and the results show that the method can effectively realize the abnormal early warning of monitoring data, with low false alarm rate and good early warning effect.

Keywords: nuclear power plant; radiation environment; monitoring data anomaly; adaptive warning; first-order lag variable; warning factor

0 引言

随着核能技术的广泛应用, 核电站的安全运行对保障能源供应和生态环境安全具有重要意义。然而, 核电站运行过程中产生的辐射会对周围环境产生一定影响, 并可能引发设备运行异常, 为此需要进行监测数据异常预警研究。

文献[1]提出基于改进 K -Means 和 DNN 算法的数据异常检测与预警方法。但该方法需要大量的计算和优化, 对于大规模数据集的处理速度较慢, 预警效率较低。文献[2]提出基于联邦学习的数据异常检测与预警方法。但该方法取决于预处理阶段的数据质量和特征提取效果。如果数据质量较差或特征提取不准确, 将影响相关的预警性能。文献[3]提出

基于物联网大数据空间、时间和属性相关性的数据异常检测与预警方法。但在收集和使用物联网数据的过程中, 可能涉及用户隐私信息, 因此利用该方法进行数据异常预警的虚警率较高。

鉴于以上分析, 笔者设计一种核电厂外围辐射环境监测数据异常自适应预警方法, 旨在提高核电站周围辐射环境监测的预警能力, 降低核事故风险为类似环境的监测和预警提供重要参考和指导^[4-5]。

1 核电厂外围监测数据异常自适应预警设计

1.1 监测数据修正

假设每个监测数据均包含 t 个属性, 则经过归一化处理后数据的功效系数可表示为:

收稿日期: 2024-06-02; 修回日期: 2024-07-20

第一作者: 孙小康(1990—), 男, 江苏人, 硕士。

$$X_x = v \times \sqrt{|g_x|} / (f_p \times \delta_0) \quad (1)$$

式中： v 为数据的扩展步长； g_x 为增益匹配系数； f_p 为狄拉克函数； δ_0 为朗德因子。

对监测数据进行离散化分解处理，获取数据属性的一阶滞后变量，计算公式如下：

$$r_y = \frac{X_x \times \lambda_w}{h(x) \times k_p} \quad (2)$$

式中： λ_w 为聚类集合数； $h(x)$ 为数据结构函数； k_p 为数据所在的值域。

由于监测数据大多是时间序列数据，因此使用滑动窗口对数据进行切片处理^[6]。计算方法如下：

$$F_i = \sum_{i=1}^N r_y \sqrt{x_i e^{-\ln u_c}} \quad (3)$$

式中： N 为数据个数； x_i 为滑动窗口长度； u_c 为频率点； e 为计算误差。

通过逆傅里叶变换，得到核电厂外围辐射环境监测数据新的平衡超参数 W'' 。为实现数据的一致性和标准化，采用极差-平移变换的方法处理原始数据，这一过程的表达式如下：

$$S_j = \left[\frac{1}{n''} \sum_{y=1}^n F_i W'' \cdot U_y \right] \quad (4)$$

式中： n'' 为加权平均系数； U_y 为影响因子。

由此可采用下式对监测数据进行修正，即：

$$\psi = S_j \times p_j \times \varsigma_s \quad (5)$$

式中： p_j 为模糊相似矩阵； ς_s 为信息哈希函数。

根据核电厂周围辐射环境监测数据属性分布情况，对这些数据修正处理，以提高数据的有效性。

1.2 监测数据异常特征识别

利用中值滤波对原始数据进行去噪以及清晰化处理，表达式如下：

$$A' = A \times c_0 \sum_{u=1}^U \sqrt{(\psi \times y_u) / (2\theta_0)} \quad (6)$$

式中： A 为原始数据； c_0 为异常数据比例系数； ψ 为修正参数； y_u 为三态中值滤波值； θ_0 为滤波上限值； A' 为预处理后的监测数据。

为提高监测数据以及特征选择的质量，计算 4 个数据对象之间的欧几里得距离。计算公式如下：

$$D_{x,y} = Q_p \sqrt{\|A' / (\beta_0 \times j_0)\|^3} \quad (7)$$

式中： Q_p 为欧式空间； β_0 为数据维度； j_0 为欧式空间半径。

运用近邻定理定义数据对象的密度，公式如下：

$$\beta_x = Z_f \times \sum_{c=1}^C \frac{D_{x,y} \chi_c}{f_0 \cdot k_l} \quad (8)$$

式中： χ_c 为数据的邻域距离； f_0 为换阶函数； k_l 为取值函数的自变量参数； Z_f 为数据特征分布矩阵。

利用数据对象之间的相关性，获取待监测数据的异常特征向量 v ，表达式为：

$$v = \beta_x \exp(-\kappa_x / (S_t \cdot w_0)) \quad (9)$$

式中： κ_x 为数据映射序列； S_t 为数据采样率； w_0 为衰减常数。

1.3 数据异常预警因子计算

对监测数据中的异常点进行分类，并利用偏差度函数描述一个周期内数据的异常情况，表达式为：

$$V_k = D(t) \sqrt{v \cdot g_x} / F_d \quad (10)$$

式中： g_x 为一个周期内异常点出现的次数； F_d 为异常点的变异系数； $D(t)$ 为偏差度函数。

采用单值分类方法对异常目标点与非目标点进行区分。将超过球体半径的数据视作异常目标点，由此可得到异常数据的判定函数为：

$$P_c = V_k \cdot \lambda_0 / (B_0(c_p \cdot h_f)) \quad (11)$$

式中： λ_0 为正则化参数； c_p 为径向基函数； h_f 为异常数据的判定参数。

则第 z 个周期内数据分布状态的识别指标为：

$$C(k) = P_c \left| G_p \exp(-\rho_x / T_h) \right| \quad (12)$$

式中： G_p 为状态指标的置信度； ρ_x 为残差项； T_h 为属性约束。

根据统计学的区间估计理论，计算异常数据的置信上限，表达式如下：

$$U_g = \sum_{i=1}^n \frac{C(k) / V_i}{\sqrt{E(x)}} \quad (13)$$

式中： V_i 为数据重构误差； $E(x)$ 为数据信任度函数。

基于上式计算原始数据对应的主要周期值，即：

$$\omega_d = U_g \times t_c \times \sigma_r \quad (14)$$

式中： t_c 为向上取整操作； σ_r 为索引因子。

进而构建监测数据的异常预警模型，即：

$$\zeta = \omega_d \cdot q_u \left/ \sum_{r=1}^L \tau_r \right. \quad (15)$$

式中： q_u 为弹性模型量； τ_r 为平均粒度； ζ 为预警因子。

将核电厂外围环境辐射监测数据输入到预警模型中，将输出的预警因子与异常判定值 Ω 相比较，若超过判定值 Ω ，则作出预警。

2 实例论证分析

2.1 实验准备

本次实验以某核电厂运维系统采集的外围辐射环境监测数据构成样本集。该数据集的时间跨度为 2 h, 经过筛选后去除其中的重复数据, 共计得到 15 000 余条数据。采用所提方法对原始数据进行预处理操作, 以消除数据中的噪声干扰, 提高数据的纯度, 并识别其中的异常特征, 数据异常特征识别结果如图 1 所示。

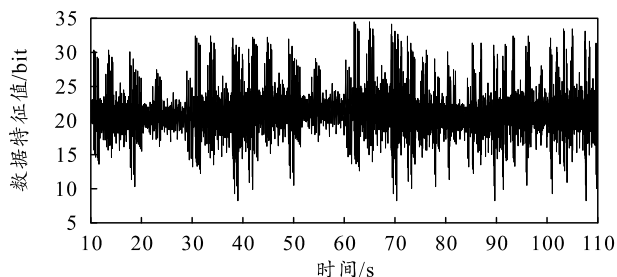


图 1 数据异常特征识别

将预处理后的数据作为本次实验的研究数据。

2.2 监测数据异常预警结果与分析

基于以上实验准备与相关参数的设置, 将本文中设计的方法应用于该核电厂外围辐射环境监测数据异常自适应预警中, 并求取异常预警因子, 将其与实际值相比较, 进而分析本文中方法的实际应用效果。实验结果如图 2 所示。

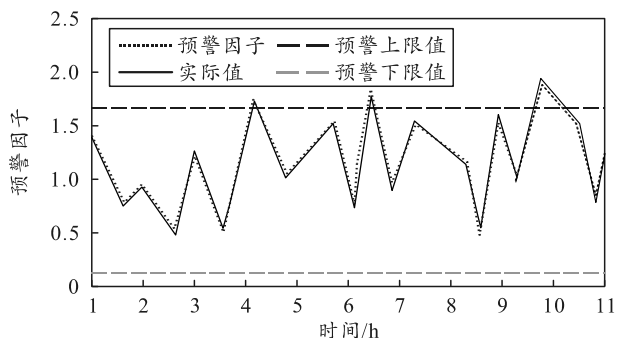


图 2 监测数据异常自适应预警结果

分析上图可知, 应用本文中方法对该核电厂外围辐射环境监测数据异常进行预警, 得到的预警因子与实际检测值的吻合程度较高, 由此可以说明本文中提出的方法在检测数据异常预警效果更好。

2.3 对比实验分析

实验中引入数理统计方法(方法 1)、他和小波分解方法(方法 2)作为本文中方法的对比方法。分

别采用 3 种方法对该检测数据进行异常预警。对比不同方法的虚警率结果如图 3 所示。

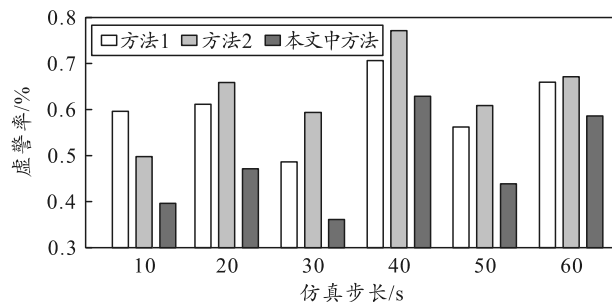


图 3 不同方法的虚警率结果对比

由上图可以明显看出: 应用本文中方法对监测数据的异常情况进行预警过程中, 其得到的虚警率显著低于对照组方法, 表明本文中方法对于监测数据的异常预警具有较高的预警精度, 可以满足实际应用需求。

3 结论

深入探讨了核电站外围辐射环境监测数据自适应预警方法。通过实验验证, 该方法在异常预警中显示出良好的准确性和稳定性, 为核电站的安全运行提供了有力保障。未来, 将进一步优化算法性能, 降低计算复杂度, 提高模型的泛化能力, 为该领域的可持续发展提供更多技术支持。

参考文献:

- [1] 常荣, 徐敏. 基于改进 K -Means 和 DNN 算法的电力数据异常检测[J]. 南京理工大学学报, 2023, 47(6): 790-796, 858.
- [2] 倪宪汉, 陈浙梁, 李欢, 等. 基于联邦学习的水文遥测数据异常识别与修复[J]. 浙江工业大学学报, 2023, 51(6): 610-618.
- [3] VEERA B M, GOPIKRISHNAN S. NODSTAC: Novel Outlier Detection Technique Based on Spatial, Temporal and Attribute Correlations on IoT Bigdata[J]. The Computer Journal, 2023, 56(20): 154-156.
- [4] QI C F, XIA Y, BI C R, et al. Line Loss Outlier Detection and Correlation Analysis Between Low-voltage Distributed PV Loads: An Empirical Study[J]. 2022 Asia Power and Electrical Technology Conference (APET), 2022(10): 434-439.
- [5] 黄颖祺. 基于机器学习的用户侧异常数据诊断研究[J]. 制造业自动化, 2023, 45(8): 49-55.
- [6] 李思汉, 黄倩, 付强, 等. 基于生成对抗网络的离心泵时序数据异常检测[J]. 机电工程, 2023, 40(12): 1957-1964.