

基于消防物联网的配电柜早期 火灾智能预警研究

李 岩, 孔冬冬

(中国核电工程有限公司郑州分公司, 河南 郑州 450052)

摘要:核燃料元件厂电气火灾威胁核安全及关键系统运行。为提高配电柜早期火灾预警的准确率,减少误报漏报,实现消防安全管理的提质增效,对某厂房高低压变配电室新增电气火灾监控设备、柜内灭火及视频 AI 分析装置,构建智慧消防物联网系统。针对多参数融合火灾检测非线性关联及噪声强等特点,采用 KPCA 算法对数据进行了特征提取和降维降噪。针对密集簇和稀疏簇混合的数据分布特点,提出多参数自适应调整的改进 KFCM 算法。仿真实验中,利用感知层剩余电流探测器采集的线路电压和电流、剩余电流及线路温度参数,热解粒子探测器检测的 PM1.0 及 CO 浓度值作为特征输入,测试结果表明,KPCA - 改进 KFCM 方法的准确率均优于单一 KFCM 及 KPCA - KFCM 算法,且鲁棒性、收敛速度及适用性更优异。

关键词:智慧消防物联网;火灾早期预警;KPCA;改进 KFCM

中图分类号:X934;TP391

文章编号:1000-0682(2026)01-0103-06

文献标识码:A

DOI:10.19950/j.cnki.CN61-1121/TH.2026.01.019

Research on early fire intelligent warning of distribution cabinets based on fire Internet of Things

LI Yan, KONG Dongdong

(China Nuclear Power Engineering Co., Ltd. Zhengzhou Branch, Henan Zhengzhou 450052, China)

Abstract:In nuclear fuel element factories, the electrical fire threatens nuclear safety and operation of key systems. To improve the accuracy of early fire warning for distribution cabinets, reduce false alarms and missed alarms, and achieve quality and efficiency improvement in fire safety management, new electrical fire monitoring equipment, in-cabinet fire extinguishing, and video AI analysis devices were added to the high and low voltage distribution rooms of a certain factory to build a smart fire Internet of Things system. Aiming at the characteristics of nonlinear correlation and strong noise in multi-parameter fusion fire detection, the KPCA algorithm is used for feature extraction, dimensionality reduction, and denoising of data. Aiming at the data distribution characteristics of mixed dense clusters and sparse clusters, an improved KFCM algorithm with multi-parameter adaptive adjustment is proposed. In the simulation experiment, the line voltage and current, residual current, and line temperature parameters collected by residual current detectors in the perception layer, and the PM1.0 and CO concentration values detected by pyrolysis particle detectors are used as feature inputs. The test results show that the accuracy of the KPCA-improved KFCM method is better than that of single KFCM and KPCA-KFCM algorithms, and its robustness, convergence speed, and applicability are more excellent.

Keywords:smart fire Internet of Things; early fire warning; KPCA algorithm; improved KFCM algorithm

收稿日期:2025-09-19

第一作者:李岩(1982—),男,河南许昌人,硕士,高级工程师,注册电气工程师,主要研究方向为智慧消防、火灾自动报警系统设计等。E-mail:ncepu_ly@126.com

0 引言

随着我国核电装机容量逐步增加,燃料元件厂扩大生产线,同时提升数智化及安全水平。核燃料

元件厂的生产工艺过程伴随着辐射危害、化学毒性、临界风险并涉及大量甲乙类易燃易爆化学品。火灾事故引发的危害远大于一般工业,其中电气火灾的占比最高。主要成因有线路选型与布置不当、老化与过载、设备故障、接头故障及氧化以及环境因素影响等,具有隐蔽性强、初期难发现且易蔓延等特点。

目前,变电站火灾预警中,多传感器数据融合和视频图像检测分析技术应用广泛^[1]。开关柜与配电柜的火灾机理及特性,早期火灾的关键表征参数,防火灭火技术等研究取得一定进展^[2-3]。作为配电柜内早期电气火灾监控的重要手段,热解粒子探测器有效地缩短了预警时间^[4]。谢丹^[5]等采用弧光、火焰等多参数探测及七氟丙烷灭火剂,取得了良好的效果。贺胜^[6]等通过对剩余电流、线路温度等消防大数据的挖掘,实现了电气线路火灾风险的早期感知。

实际上,剩余电流检测受负荷水平及三相不平衡度影响较大^[7],剩余电流式电气火灾探测器均存在个性及共性的系统误报^[8]。为降低误报率,张潜^[9]等提出了阈值自动调整、模糊逻辑、多参量信息融合及神经网络算法等研究趋势。

核主成分分析(kernel principal component analysis, KPCA)算法能够有效的对多参量非线性数据进行特征提取和降维降噪。谭启鹏^[10]等采用 KPCA - MTCN 提高了锂电池故障分类的准确率,赵文虎^[11]等利用 KPCA 融合 AdaBoost - IBOA - ELM 模型提升了计算效率及稳定性,张希望^[12]等通过 VMD - KPCA - LSTM 算法更好地用于应变异常数据的预测。聚类分析是数据挖掘中常用的无监督学习方法,核模糊 C 均值聚类(Kernel - based Fuzzy C - Means, KFCM)算法具有较强的非线性处理及抗干扰能力,成功应用于诸多数据挖掘分析、模式识别等领域^[13-15]。

该文通过构建核燃料元件厂智慧消防物联网系统,提出了 1 种融合 KPCA 和改进 KFCM 的配电柜早期火灾预警方法。仿真实验证明,该方法能有效地提高电气火灾预警的准确率及鲁棒性,有效的降低误报和漏报率。

1 智慧消防物联网系统设计

某核燃料元件厂生产车间为单层厂房,包含工艺用房、设备用房、检测分析区域、高低压变配电室、控制室及办公值班等房间。为确保核材料加工过程的安全性、产品质量稳定性及临界安全控制,工艺设

备对用电要求极高,任何供电事故或波动都可能引发安全风险或导致产品报废。元件厂火灾事故的发生概率远高于核事故。根据火灾危险性分析,车间内主要的火灾风险为电气火灾及部分危险源隐患。

图 1 所示为某车间内高低压变配电室的布置图。原厂房采用传统消防设计,变配电室内仅在顶棚处设置了烟感和温感,两路同时报警则联动高压细水雾灭火系统喷放。但对于变配电柜内的电气火灾,因其相对封闭、烟气受阻,当发生电气火灾时,烟气传输的物理途径较长,设置在顶部的烟感发出报警的时间滞后,等待温感报警的时间则更长;并且配电柜内未设自动灭火装置,往往在出现火灾事故时,应急处置的时间有限。如果能准确有效地检测到配电柜早期电气火灾并采取有效的灭火措施,就可以更好地防范和化解车间的火灾风险,将火灾隐患遏制在早期阶段。

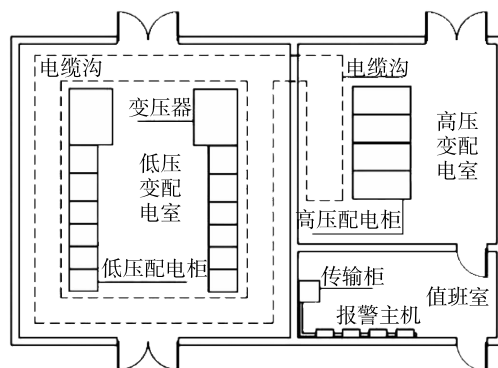


图 1 车间内高低压变配电室布置图

随着企业消防工作的数字化、智能化转型,利用生产现场的早期预警设备、消防传感设备、智能监控设备及灭火处置装置等,通过有线及无线网络,构建全方位的消防物联网系统及智能监测预警平台,并实现科学专项处置已成为重要的研究方向。车间日常消防安全的主要工作是对消防重点部位及重大危险源的监测。高低压变配电室的空间小、电气线路多且复杂,一旦发生火灾,燃烧猛烈,蔓延迅速,会释放出大量有毒气体,容易造成前往查看或应急处置人员中毒或窒息死亡;生产区域内的乙醇存放处、供氧装置区和存在爆炸性导电粉尘的房间等同样需要消防安全监测。为降低人员安全风险,节约巡查成本,对上述区域实施可视化监管,并实现消防早期预警与视频远程核警联动十分必要。

对上述厂房实施的智慧消防物联网改造内容为:(1)新增电气火灾监控系统,在值班室内设置电气火灾监控主机、热解粒子报警主机。各配电柜中

设置剩余电流探测器、热解粒子探测器及柜内气溶胶灭火装置;(2)在高低压变配电室加装5台智能云台网络摄像机,在乙醇存放区、供氧装置区及有爆炸危险的房间分别加装2台智能枪机,主工艺车间内增加6台智能高速球机;(3)在原有高压细水雾灭火系统上新增无线液位采集设备、无线液压采集

设备及无线自动末端试水装置,通过无线网和4G网络采集并传输现场实时数据;(4)构建消防物联网传输平台,通过值班室内的消防传输屏柜将就地采集的各类感知层信息上传至厂级应用平台。图2所示为厂房智慧消防物联网系统示意图。

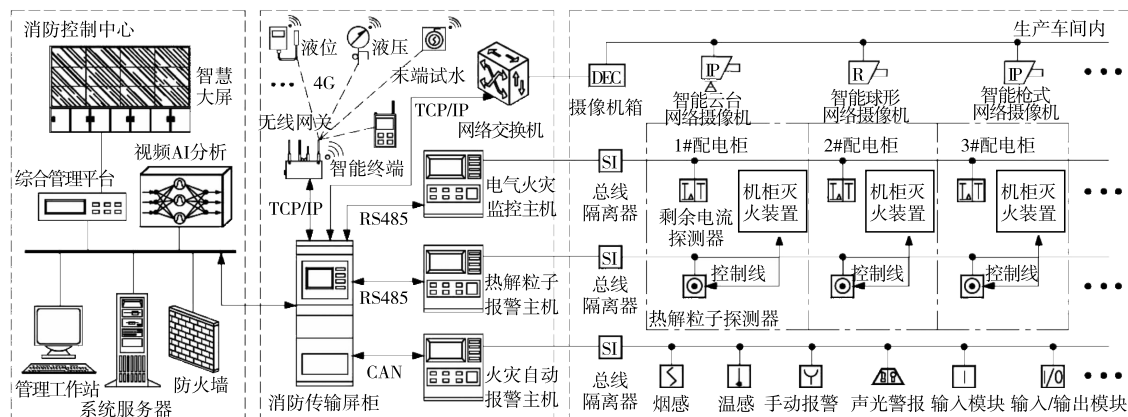


图2 智慧消防物联网系统示意图

厂区消防物联网采用国产主流网络安全设备及相关应用软件,在消防控制中心通信机房内设置防火墙、网络流量异常检测及各类系统服务器等。系统采用模块化综合管理平台,通过数据整合挖掘及关联性分析,利用三维BIM可视化模型,实现监控与报警、防火巡查、火警处置、事故后分析、运维管理、风险评估及应急辅助决策等功能。视频AI分析装置用于实现火焰及烟雾检测报警、火点定位、危险区域入侵、疏散通道堵塞以及危险行为感知等功能。

运行中存在的主要问题:(1)剩余电流探测器存在误报及漏报现象,直接影响系统预警功能,并带来显著的安全隐患和管理困扰;(2)热解粒子探测器易受配电柜密封性、探测器安装位置、环境变化及HVAC系统等影响而误报警。实际上,柜内气溶胶灭火装置未投自动,而采用远程手动控制方式启动。为解决上述问题,该文通过构建智能算法分析模型,开展多参数融合的配电柜早期火灾预警研究。

2 建立KPCA和改进的KFCM算法模型

2.1 核主成分分析

KPCA克服了主成分分析PCA的线性限制,通过核技巧将低维非线性数据映射到高维特征空间并实现非线性降维。配电柜早期火灾特征数据影响因素较多,非线性特征较明显,采用KPCA算法提取关键特征参数的步骤如下^[10-11]:

(1)选择核函数并构建核矩阵 \mathbf{K} ,将低维输入

空间的样本数据 $\mathbf{X}_k(k=1,2,\dots,m,\mathbf{X}_k\in\mathbf{R}^n)$ 通过非线性映射函数 Φ 映射到高维特征空间 \mathbf{R}^h , \mathbf{K} 是 $m\times m$ 的方阵,核函数选择高斯核。

(2)对核矩阵 \mathbf{K} 进行中心化处理,即映射后样本均值为0。

$$\frac{1}{m} \sum_{k=1}^m \Phi(\mathbf{X}_k) = 0 \quad (1)$$

(3)求解中心化核矩阵 \mathbf{K}^* 的特征值 λ 和特征向量 \mathbf{w} ,设高维空间中协方差矩阵为 \mathbf{C} ,在 \mathbf{R}^h 中求解方程 $\lambda\mathbf{w} = \mathbf{C}\mathbf{w}$ 。

$$\mathbf{C} = \frac{1}{m} \sum_{k=1}^m \Phi(\mathbf{X}_k) \Phi(\mathbf{X}_k)^T \quad (2)$$

(4)将特征值 $\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \dots \geq \lambda_m$ 排序,并按式(3)选择主元数量,即前 p 个主元累计方差贡献率大于阈值 E ,文中取0.95;并构建低维特征矩阵 \mathbf{Y} (m 行 p 列)。

$$\left(\sum_{i=1}^p \lambda_i / \sum_{k=1}^m \lambda_k \right) > E \quad (3)$$

2.2 核模糊C均值聚类

KFCM算法类似KPCA,是把低维空间中的非线性数据核映射到高维空间后执行FCM聚类,具体步骤如下^[13]:

(1)选择核函数并设定聚类数 c ,模糊系数 $q > 1$,初始化隶属度矩阵 \mathbf{U} ,且每个样本的隶属度总和为1。将上述KPCA输出的低维特征矩阵 \mathbf{Y} 作为输入;为保证核映射逻辑一致,避免特征空间不匹配,仍采用高斯核函数。

(2) 求解目标函数并迭代更新。设 v_i 为第 i 个聚类的中心, u_{ij} 是第 j 个样本对第 i 类的隶属度, 则 KFCM 目标函数为:

$$J_q(U, v) = \sum_{i=1}^c \sum_{j=1}^m u_{ij}^q \| \Phi(x_j) - \Phi(v_i) \|^2 \quad (4)$$

定义核函数 $H(x, y)$, 满足 $H(x, y) = \Phi(x)^T \Phi(y)$ 。通过 Lagrange 系数法, 依据式(5)、式(6)求解目标函数最小值:

$$u_{ij} = \frac{(1/(H(x_j, x_j) + H(v_i, v_i) - 2H(x_j, v_i)))^{1/q-1}}{\sum_{i=1}^c (1/(H(x_j, x_j) + H(v_i, v_i) - 2H(x_j, v_i)))^{1/q-1}} \quad (5)$$

$$v_i = \sum_{j=1}^m u_{ij}^q H(x_j, v_i) x_j / \sum_{j=1}^m u_{ij}^q H(x_j, v_i) \quad (6)$$

(3) 设 $t = t + 1$, ε 为收敛容差, 迭代更新第 2 步骤, 直至满足式(7)的终止条件或达到 T_{max} , 输出聚类中心及隶属度矩阵。

$$\max \{ |u_{ij}^{(t+1)} - u_{ij}^{(t)}| \} < \varepsilon \quad (7)$$

2.3 自适应参数调整策略

KFCM 算法中模糊系数 q 用于平衡聚类的紧凑性与鲁棒性, 固定的 q 无法适应数据分布特性, 如密度、距离差异等。采用基于样本和中心距离的自适应模糊系数, 即距离聚类中心较近的样本采用较小的 q , 使其隶属度更集中; 反之则采用较大的 q , 使其隶属度更分散。对于每个样本 y_i 和类别 j , 分别计算样本与聚类中心的核距离 d_{ij} 并依据式(8)求得样本 i 对应第 j 个聚类中心的自适应 q_{ij} 。

$$q_{ij} = q_0 + \gamma \cdot \left(\frac{d_{ij} - \min(d_{ij})}{\max(d_{ij}) - \min(d_{ij}) + \eta} \right)^2 \quad (8)$$

式中: $q_0 = 2$, γ 为调节参数, 在 $(1.0 \sim 3.0]$ 内更适合存在密集簇和稀疏簇混合的数据分布特点, 文中取 2。 η 为极小值, 取 10^{-5} , 避免分母为 0 时, 程序计算错误。

同样, KFCM 算法中高斯核函数的固定宽度因

子 δ 难以适合多尺度簇混合的情况, 实际上, 密度高的样本适用较小的 δ , 密度低的样本适用较大的 δ 。采用基于样本局部密度的自适应 δ , 即对于样本 y_i , 依据式(9)计算与其对应的 δ_i , $k - NN(y_i)$ 表示距离 y_i 最近邻的 k 个样本集, α 为缩放因子。 $k = 5$, α 取 1.3 时, 测试效果最佳。

$$\delta_i = \frac{\alpha}{k} \sum_{j=1}^k \| y_i - y_j \|, (y_j \in k - NN(y_i)) \quad (9)$$

2.4 融合 KPCA 和改进 KFCM 的算法流程

利用消防物联网中剩余电流探测器输出的线路电压、线路电流、剩余电流和线路温度 4 个参数, 以及热解粒子探测器检测的 PM1.0 浓度值和 CO 浓度值 2 个核心参数开展数据分析。融合 KPCA 和改进 KFCM 的算法流程如图 4 所示。

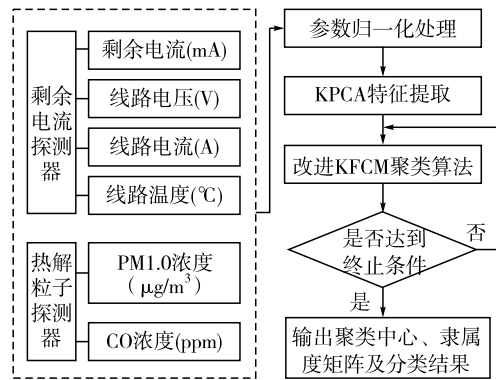


图 3 融合 KPCA 和改进 KFCM 的算法流程图

3 算法测试与结果分析

根据现场配电柜中剩余电流探测器、热解粒子探测器报警的判别规则并结合实际运行经验, 选取 85 组数据做为测试样本, 包含部分干扰项。其中, 正常运行数据 36 组, 应判别为低风险 I 级报警的数据有 31 组、高风险级别的 II 级报警数据 18 组。表 1 所示为上述 85 组归一化后的部分测试数据集。

表 1 归一化后的部分测试数据集

序号	剩余电流/mA	线路电压/V	线路电流/A	线路温度/°C	PM1.0 浓度/(µg/m³)	CO 浓度/ppm	火情类别
1	0.21	0.36	0.34	0.25	0.10	0.09	正常
2	0.38	0.32	0.45	0.28	0.18	0.14	正常
36	0.39	0.41	0.47	0.26	0.19	0.25	正常
37	0.37	0.39	0.42	0.50	0.23	0.21	I 级报警
38	0.46	0.59	0.54	0.43	0.29	0.30	I 级报警
67	0.50	0.65	0.57	0.54	0.22	0.34	I 级报警
68	0.53	0.61	0.55	0.49	0.42	0.57	II 级报警
69	0.68	0.73	0.62	0.70	0.59	0.65	II 级报警
85	0.87	0.90	0.88	0.92	0.76	0.82	II 级报警

3.1 KPCA 特征提取

首先,对 85×6 的归一化数据进行 KPCA 降维降噪,核函数类型选择 RBF 高斯核,宽度因子取 0.8;然后计算核矩阵 K 并进行中心化处理,分解并求得反映主成分信息贡献度的特征值,降序排序;最后计算累计贡献率,大于 95% 时,提取前 p 个主成分的特征向量并得到降维后的数据矩阵。

图 4 所示为前 10 个主成分的贡献率,图 5 所示为 KPCA 累计贡献率曲线,可见 $p = 3$ 时,累计贡献率为 95.8%。提取前 3 个主成分,降维后的数据维度为 85×3 ,表 2 所示为表 1 中对应序号数据降维后的数据。

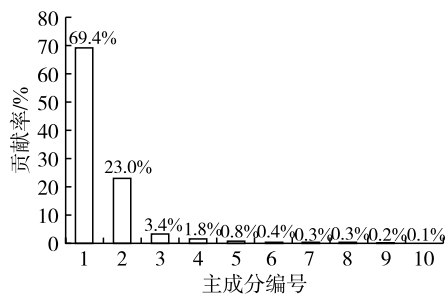


图 4 KPCA 主成分贡献率(前 10 个)

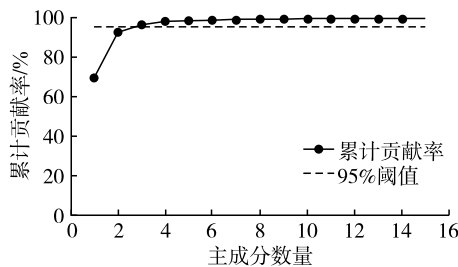


图 5 KPCA 累计贡献率曲线

表 2 表 1 中数据的 KPCA 降维结果

序号	主成分 1	主成分 2	主成分 3
1	0.396 0	-0.053 2	0.026 1
2	0.244 9	0.119 3	0.077 3
36	0.256 6	0.115 9	0.104 8
37	0.075 6	0.201 4	-0.029 5
38	-0.164 2	0.271 9	0.010 4
67	-0.184 4	0.274 9	0.088 4
68	-0.515 5	0.041 8	-0.271 6
69	-0.689 8	-0.096 2	-0.087 4
85	-0.799 8	-0.503 1	0.223 5

3.2 改进的 KFCM 算法聚类分析

改进的 KFCM 算法中聚类数量 $c = 3$,将表 2 中的数据作为输入,模糊系数 q 依据式(8)自适应调整,高斯核函数的宽度因子 δ 根据样本局部密度按式(9)计算。设定最大迭代次数 $T_{max} = 50$,收敛容差

$\varepsilon = 10^{-5}$ 。初始化隶属度矩阵 U 并计算聚类中心 v_i ,依据式(4)计算目标函数值,更新隶属度矩阵并检查是否收敛。图 6 所示为改进的 KFCM 聚类目标函数收敛曲线,图 7 所示为该方法的聚类结果。

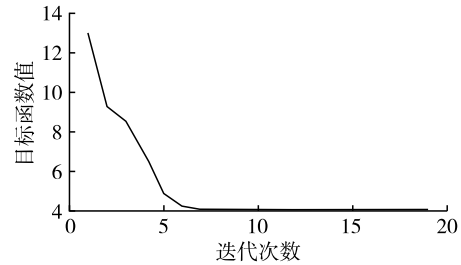


图 6 改进的 KFCM 聚类目标函数收敛曲线

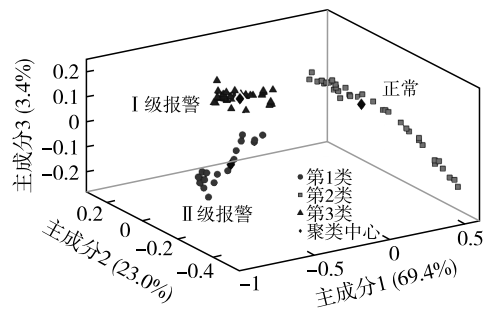


图 7 改进的 KFCM 聚类结果(3 个主成分)

从图 7 可以得出,正常类别的样本分布较为稀疏,而 I 级报警和 II 级报警的数据较为集中。上述 3 类样本的聚类中心分别为 $[0.406 7 \quad -0.129 1 \quad 0.009 4]$, $[-0.064 7 \quad 0.237 3 \quad -0.000 2]$ 和 $[-0.728 4 \quad -0.256 1 \quad 0.011 9]$ 。表 3 所示为表 2 中对应序号数据的隶属度矩阵及所属类别判断结果。仿真结果表明,该方法对 85 个样本数据集的分类正确率为 100%。

表 3 表 2 数据的隶属度矩阵及判别结果

序号	第 1 类 隶属度	第 2 类 隶属度	第 3 类 隶属度	火情类别
1	0.007 3	0.970 6	0.022 2	正常
2	0.063 8	0.518 3	0.417 9	正常
36	0.065 5	0.542 6	0.391 9	正常
37	0.030 5	0.093 9	0.875 5	I 级报警
38	0.022 4	0.026 3	0.951 3	I 级报警
67	0.042 4	0.046 3	0.911 4	I 级报警
68	0.502 8	0.145 3	0.351 9	II 级报警
69	0.881 3	0.041 7	0.077 0	II 级报警
85	0.794 2	0.092 7	0.113 1	II 级报警

图 8 所示为采用单一 KFCM 和 KPCA - KFCM 算法模型的聚类结果混淆矩阵,通常漏报警的危害要高于误报警。当采用单一 KFCM 算法时,由于数据维度较高及部分干扰项因素,误报警有 5 组,漏报

警有 4 组,总体准确率为 89.4%。当采用 KPCA 结合标准 KFCM 聚类时,误报警 1 组,漏报警 2 组,总体准确率为 96.5%。对比测试表明,该文方法具有更高的准确率和抗噪能力。

实际类别	正常	32	4	0
	I 级	2	28	1
	II 级	0	2	16
		正常	I 级	II 级

(a) KFCM 算法的聚类结果混淆矩阵

实际类别	正常	35	1	0
	I 级	1	30	0
	II 级	0	1	17
		正常	I 级	II 级

(b) KPCA-KFCM 算法的聚类结果混淆矩阵

图 8 采用 KFCM、KPCA-KFCM 算法的聚类结果混淆矩阵

4 结语

核燃料元件厂涉及放射性物质、易燃易爆化学品以及高温高压设备,火灾风险具有特殊性,智慧消防在此类场所的应用具有不可替代的重要性,其电气火灾的预警需兼顾高准确度和高可靠性。该文通过构建消防物联网平台,对某生产车间高低压变配电室内的配电柜增设剩余电流探测器、热解粒子探测器及柜内气溶胶灭火装置,并采用视频 AI 分析装置远程核警。为提高电气火灾预警的准确率、减少误报和漏报,利用多参数监测数据,并结合分布特点,提出一种融合 KPCA 和改进 KFCM 的智能预警算法。实验测试及分析表明,本文方法的准确率均优于单一 KFCM 及 KPCA-KFCM 算法,且鲁棒性、收敛速度及适用性更好,能够有效处理复杂非线性、含噪声数据的特征提取与聚类分析。

参考文献:

[1] 冯子毅,马恒瑞,王红霞,等. 基于多类型传感器的变电站火灾预警技术研究综述[J]. 智慧电力,2024,52(10): 103-111.

[2] 汪嘉俊,倪顺江. 电力设备火灾危险性分析与防控技术[J]. 中国安全生产科学技术,2022,18(9):189-194.

[3] 何勇军,易欣,王伟峰,等. 煤矿井下电气火灾智能监控与灭火技术综述[J]. 煤矿安全,2022,53(9):55-64.

[4] 邢国新,赵海龙,吴志强. 热解粒子式电气火灾探测器在地铁中的应用[J]. 消防科学与技术,2021,40(11):1695-1698.

[5] 谢丹,李越,洪伟艺,等. 变电站电气柜火灾探测及分散式气体灭火装置设计[J]. 消防科学与技术,2023,42(8):1126-1130.

[6] 贺胜,疏学明,胡俊,等. 基于消防大数据的电气火灾风险预测预警方法[J]. 清华大学学报(自然科学版),2024,64(3):478-491.

[7] 吕新东,单强,刘辉,等. 三相不平衡对剩余电流保护器误动的影响分析[J]. 工业仪表与自动化装置,2022(2):81-85.

[8] 严亚波. 城市轨道交通车站剩余电流式电气火灾监控探测器误报原因分析[J]. 城市轨道交通研究,2022(6):200-202.

[9] 张潜,徐少红,薛宏佳. 降低地铁列车火灾报警系统误报率策略研究[J]. 城市轨道交通研究,2025(5):63-66.

[10] 谭启鹏,李勇琦,陈满,等. 基于 KPCA-MTCN 的锂离子电池故障诊断方法[J]. 工程科学学报,2024,46(12):2297-2306.

[11] 赵文虎,蔡生宏,王文. 基于 KPCA 融合 AdaBoost-IBOA-ELM 模型的 TE 过程故障诊断[J]. 工业仪表与自动化装置,2024(4):102-109.

[12] 张希望,朱前坤,王宪玉,等. 基于 VMD-KPCA-LSTM 的桥梁监测应变数据预测[J]. 应用基础与工程科学学报,2025,33(1):76-86.

[13] XU Y, GAO Y, CHENG Y, et al. Substation clustering based on improved KFCM algorithm with adaptive optimal clustering number selection[J]. Global Energy Interconnection,2023,6(4):505-516.

[14] 张友鹏,张迪,杨妮,等. 基于 CEEMDAN 与 KFCM 聚类的转辙机退化状态识别方法[J]. 中国铁道科学,2023,44(1):194-201.

[15] 马莉,霍耀佳,吴杨,等. 基于 VMD 和 KFCM-SVM 的高压断路器声振联合故障诊断方法[J]. 高压电器,2024,8(16):53-62.