

基于高低频循环神经网络的电气火灾风险预测系统

田逸丁¹, 吴武飞^{1,2*}, 赵庆敏^{1*}, 邹赛波¹, 孙 豪¹

¹南昌大学信息工程学院, 江西 南昌

²南昌大学先进信号处理与智能通信江西省重点实验室, 江西 南昌

收稿日期: 2024年12月14日; 录用日期: 2024年12月31日; 发布日期: 2025年2月28日

摘 要

在当今电气系统和设备日益普及的背景下, 电器故障和老化等因素引发的火灾事故频繁发生, 严重威胁着人们的生命安全和财产。现有的火灾预警方案多数依赖于电气参数与固定阈值的比较, 存在响应速度慢、准确性不足等问题, 无法有效应对复杂的电气故障情况。为了解决这种问题, 提出一种创新的电气火灾预警系统, 基于长短期记忆网络(LSTM)技术, 结合高频电气参数循环神经网络(HF-LSTM)和低频电气参数循环神经网络(LF-LSTM)进行研究。HF-LSTM深入挖掘线路的温升规律和超温故障特性, 而LF-LSTM则用于探索线路温度变化的周期性模式。通过这两种模型的结合, 使系统能够精确预测线路温度, 实现对电气火灾风险的早期识别和预警。该系统突破了传统模式只依赖某几个参量的数据特征对电气火灾危险性进行计算和研判, 忽略了参量间的物理关联, 本文采用基于LSTM的动态阈值调整机制, 增强了时间序列信息的连续性和相关性, 从而提高了预警准确性和响应速度。系统还引入了预警分位的概念, 实现了火灾风险的定量评估和分级管理。硬件电路实时采集电流、电压和温度信息, 并与物联网平台结合, 实现实时监控和自动响应。通过先进算法, 系统提高了对微弱信号的识别能力, 确保了早期风险感知和预防。实验数据表明, 该电气火灾预警系统在预测准确性和响应速度上均显著优于现有方案, 能够有效降低火灾发生率, 为保障生命和财产安全提供了高效可靠的解决方案。

关键词

长短期记忆网络, 硬件采集, 物联网, 火灾预警

Electrical Fire Risk Prediction System Based on High and Low Frequency Recurrent Neural Networks

Yiding Tian¹, Wufei Wu^{1,2*}, Qingmin Zhao^{1*}, Saibo Zou¹, Hao Sun¹

*通讯作者。

文章引用: 田逸丁, 吴武飞, 赵庆敏, 邹赛波, 孙豪. 基于高低频循环神经网络的电气火灾风险预测系统[J]. 嵌入式技术与智能系统, 2025, 2(1): 24-40. DOI: 10.12677/etis.2025.21003

¹School of Information Engineering, Nanchang University, Nanchang Jiangxi

²Jiangxi Provincial Key Laboratory of Advanced Signal Processing and Intelligent Communications, Nanchang University, Nanchang Jiangxi

Received: Dec. 14th, 2024; accepted: Dec. 31st, 2024; published: Feb. 28th, 2025

Abstract

In the context of the increasing prevalence of electrical systems and devices, fire incidents caused by electrical faults and aging factors are occurring frequently, posing serious threats to people's lives and property. Most existing fire warning systems rely on comparing electrical parameters with fixed thresholds, which suffer from slow response times and insufficient accuracy, making it difficult to effectively address complex electrical fault situations. To tackle this issue, an innovative electrical fire warning system is proposed, based on Long Short-Term Memory (LSTM) network technology, combining High-Frequency Electrical Parameter Recurrent Neural Network (HF-LSTM) and Low-Frequency Electrical Parameter Recurrent Neural Network (LF-LSTM) for research. HF-LSTM delves into the heating patterns of circuits and the characteristics of overheating faults, while LF-LSTM explores the periodic patterns of temperature changes in circuits. By integrating these two models, the system can accurately predict circuit temperatures, enabling early identification and warning of electrical fire risks. The system breaks through the traditional mode of relying only on the data characteristics of a few parameters to calculate and judge the electrical fire danger, ignoring the physical correlation between the parameters, and this paper adopts the dynamic threshold adjustment mechanism based on LSTM, which enhances the continuity and correlation of the time-series information and thus improves the accuracy and response speed of the early warning. The system also introduces the concept of warning quantiles, allowing for quantitative assessment and graded management of fire risks. The hardware circuit collects current, voltage, and temperature information in real-time, integrating with an Internet of Things (IoT) platform to achieve real-time monitoring and automatic response. Through advanced algorithms, the system enhances its ability to recognize weak signals, ensuring early risk perception and prevention. Experimental data indicate that this electrical fire warning system significantly outperforms existing solutions in terms of prediction accuracy and response speed, effectively reducing the incidence of fires and providing a reliable and efficient solution for safeguarding lives and property.

Keywords

Long Short-Term Memory Network, Hardware Data Acquisition, Internet of Things, Fire Warning

Copyright © 2025 by author(s) and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

1. 引言

在日常生活和工作中, 建筑物火灾对人们的生命和财产安全构成了重大威胁。据研究显示, 超过 95% 的建筑火灾起因于建筑内部的电气线路或设备故障[1]。这类火灾被称为电气火灾, 其具有高度的隐蔽性、较长的发展周期以及极高的危害性。与一般火灾相比, 电气火灾的扑救还伴随着触电和爆炸的风险, 可能导致严重的事故和巨大损失。然而, 电气火灾的发生发展过程极其复杂, 前期特征信号微弱, 难以被识别, 导致其难以量化描述[2]。此外, 中国正处于电气系统和设备改造升级的缓冲期, 这进一步加大

了电气火灾防控的难度[3], 有效识别和表征电气火灾始终是行业内的一大技术难题[4]。

传统的电气火灾预测方法仅通过电参数与固定阈值来比较判断线路风险, 将设定的阈值作为报警的唯一标准。这种方法忽视了线路长期接近阈值的高风险状态, 容易受到环境和噪声的影响, 导致短暂的过阈值而无法鉴别其背后是否存在真实的火灾风险, 进而产生误判。为了解决这些问题, 本文在[5]研究的基础, 提出了一种基于硬件平台采集数据并通过云平台和神经网络判断风险的电气火灾风险预测预警方法。该方法利用电气火灾的多种特征参数进行风险预测, 构建了基于高低频循环神经网络的电气火灾预警系统。

尽管温度可以通过硬件进行实时采集, 但温度预测依然至关重要。电气火灾的早期信号往往非常微弱, 温度变化可能不明显, 容易被忽视。温度的缓慢上升可能是正常工作负载的结果, 但在特定情况下, 如故障累积或线路老化, 可能会引发突然的过热甚至火灾。温度预测模型(如 LSTM)能够通过对历史数据的分析, 识别潜在的危险趋势, 即使当前温度在正常范围内, 预测模型也能揭示未来温度可能的急剧上升, 从而提供预警。此外, 预测结合历史数据和多种参数, 可以对异常进行更智能的判断, 减少误报。本研究引入了分位预警机制, 通过统计学方法定量评估预测结果的不确定性, 为预警提供风险等级划分, 期望为电气火灾风险的提前、动态感知提供一种新方法。

2. 系统方案设计

2.1. 电气火灾的探测与温度关系研究

电气火灾参量的探测感知

电气火灾的发生发展往往伴随电气线路、设备电压、电流、温度、烟气浓度、声光等信号的变化[6]。电信号的探测技术起源较早, 目前高性能芯片可以准确探测并改变电压、电流和频率等参量[7]。火灾信号的探测技术起步较晚, 常见的有感烟、感温、火焰和气体探测器[8]。经过长期技术改进, 高维度模糊算法、Boltzmann 滤波和 Bayes 推理等各类复杂的数学处理算法被集成于探测器[9]火源识别和精准定位[10]等方面的研究取得长足进步。电气火灾参量探测感知技术的发展确保了电气参数采集准确, 为电气火灾的分析提供了较高质量的原始数据支持。

2.2. 电气线路温度场研究

电气线路作为电能传输和分配的主要载体, 在商场等室内环境中, 由于用电负荷较大, 电气设备数量众多, 敷设规范常常难以保障。这种不规范的敷设会导致线路老化, 进而影响其性能, 产生过热现象, 增加火灾和爆炸等严重事故的风险, 给人身安全和财产造成严重威胁。因此, 对电气线路, 尤其是线芯温度的监测, 显得尤为重要。这不仅有助于预防电气火灾的发生, 还能确保电气线路的安全与可靠运行。

本章将以单芯聚氯乙烯绝缘铜导线为研究对象, 探讨其运行过程中的温度场特性, 为电气线路的温度监测提供理论支持。

2.2.1. 导线三维温度场导热数学模型

导线的温度场模型主要通过三维导热方程来描述。随着电流的流动, 导线因电阻效应而发热, 温度随之升高。热量通过线芯逐层向外传导, 形成稳定的温度场。在三维温度场模型中, 温度的分布和变化受导热方程控制[11], 具体为:

$$\rho c \frac{\partial T}{\partial \tau} = \frac{\partial}{\partial x} \left(\lambda_x \frac{\partial T}{\partial x} \right) + \frac{\partial}{\partial y} \left(\lambda_y \frac{\partial T}{\partial y} \right) + \frac{\partial}{\partial z} \left(\lambda_z \frac{\partial T}{\partial z} \right) + Q \quad (1)$$

其中, ρ 为材料的密度, c 为材料的比热容, λ_x 、 λ_y 、 λ_z 分别为传热介质在 x 、 y 、 z 方向上的导热系数, Q 为电气线路的热损耗。该公式通过分析电气线路中温度的时空分布, 提供了温度随时间变化的基础。

尤其在过载或短路情况下，导体中 Q 的值显著增加，导致温度急剧升高，进而使得电气火灾的风险加大。

在实际应用中，当导线在负载电流作用下产生电阻热时，温度场的分布在不同的环境温度和负荷条件下会有所变化。该模型不仅能用于预测电气线路温度的稳态分布，还可应用于动态热特性的分析，以便有效评估火灾风险。

2.2.2. 导线温度场的产生与传热原理

在前一节中，我们构建了电气线路的三维温度场导热数学模型，以便准确地获取研究对象的三维温度分布。为了更深入地理解电气线路温度场的形成及其传热机制，有必要进行详细探讨。

根据电气线路的运行特性，可以将其视为一个带有内部热源的导热体。在运行过程中，线路内部的导体会产生热量，并通过导热将热量传递到绝缘层。绝缘层的外表面则通过热辐射和对流两种方式与周围环境进行热量交换。

根据传热学的基本原理，电气线路的导热和散热过程受到多种因素的影响，这些因素包括绝缘层的导热系数、外表面的对流换热系数以及环境温度等。本节将基于电气线路的运行特性，探讨温度场的形成机制和导热原理。电气线路中的温度场形成过程主要涉及导体的发热及热量的传递。

$$Q = I^2 R \quad (2)$$

式中： I 为流过导线电流大小， R 为导线线芯单位长度电阻大小。

该热量产生的温度变化通过传导、对流和辐射等方式传递至周围环境。尤其是在大电流情况下，发热量显著增加，形成较高温度的局部区域。导线在通电过程中，热流量 Q 随温度梯度增加，且沿着径向传递。基于傅里叶定律，热流量可以表示为：

$$Q = -\lambda \frac{\partial T}{\partial x} \quad (3)$$

式中， $\frac{\partial T}{\partial x}$ 增为温度梯度。当电流 I 升高或电阻 R 增大时，热流量 Q 增加，导致局部温度升高。如果线路散热不足或绝缘受损，温度升高至材料极限，可能引发火灾。

2.2.3. 线芯与绝缘层的热传导与散热计算

电气线路的热量通过导线和绝缘层的传导散发至外部环境。导线线芯的热量首先传递到绝缘层，绝缘层则通过对流和辐射将热量散发出去[12]。三层传热过程可以简化为热传导模型，通过以下公式描述温度梯度：

$$Q = \frac{2\pi k (T_c - T_s)}{\ln\left(\frac{r_0}{r_i}\right)} \quad (4)$$

其中， T_c 表示线芯的温度， T_s 表示绝缘层的外表面温度， r_0 和 r_i 分别为线芯和绝缘层的半径， k 为材料的导热系数。该公式揭示了绝缘层温度梯度与导热效率的关系：当导线内部发热量较高时，温度逐层传递至表面，而传导系数和半径差影响了散热效率。

在环境温度较高或负载较大的情况下，绝缘层传导散热的速率可能不足以平衡电流带来的发热量，导致温度在绝缘层内部积聚，从而增大火灾风险。通过该传热模型，可以有效评估不同工况下导线的热累积情况。

2.2.4. 线芯温度计算模型

为准确评估导线的火灾风险，需要对线芯温度进行精确计算。在实际应用中，利用表面温度 T_s 和环境温度来估算线芯温度 T_c 是一种有效的方法。基于能量平衡原理，线芯温度的估算模型如下：

$$T_c = T_s + \frac{q_v}{2\pi k} \ln \left(\frac{r_0}{r_i} \right) \quad (5)$$

其中， T_c 为线芯温度， q_v 为单位体积发热量， k 为导热系数。此模型提供了一种简便的方法，用于在已知表面温度和环境温度的情况下估算线芯温度。特别是在线路发生短路或电流突变时，通过该模型可以预测温度的迅速升高，进而判断火灾风险。该温度计算模型为电气火灾的预防提供了理论支持，便于在不同运行条件下评估导线的温升情况。

2.2.5. 温度场影响因素分析

电气线路温度场的分布受多重因素影响，主要包括导线材料特性、电流强度、环境温度及对流换热系数。导线的电阻率随温度变化，通常在高温下电阻增大，进一步加剧发热，因此环境温度的高低对导线线芯温度影响不可忽视[13]。此外，电流 I 和环境温度 T_a 对线路温度变化的影响可通过以下公式描述：

$$T = T_a + \frac{I^2 R}{h} \quad (6)$$

其中， T 为导线表面温度， R 为导线的电阻， h 为对流换热系数。当电流较大时，导线的温度显著上升；若外部环境温度较高或散热条件较差，导线温度会进一步升高。当导线温度超过材料的耐热极限时，绝缘层可能出现老化或损坏，从而显著增加电气火灾的风险。

此外，电气线路的散热效率还受到周围空气流速、温湿度条件等因素影响。换热系数较低的环境(如封闭空间)容易导致导线温度上升较快，积热难以散发。通过对这些影响因素的分析，可以在设计和运行中加强针对性的温度管理，降低火灾发生的可能性。

2.2.6. 小结

综上所述，电气线路的温度场分布通过三维导热模型、传热原理、热传导与散热过程、温度计算模型及其影响因素得到系统分析。通过温度场的建立，能够有效预测电气线路的火灾风险。线路温度的升高不仅取决于电流负荷和材料特性，还与环境温度、散热条件密切相关。温度模型中的关键公式为线路的实时监测和火灾预防提供了理论支持，为电气设备的设计和运行优化提供了重要依据。这一分析为预测和控制火灾风险提供了可行的技术手段，有助于提升电气线路的安全性。

2.3. 系统总体方案

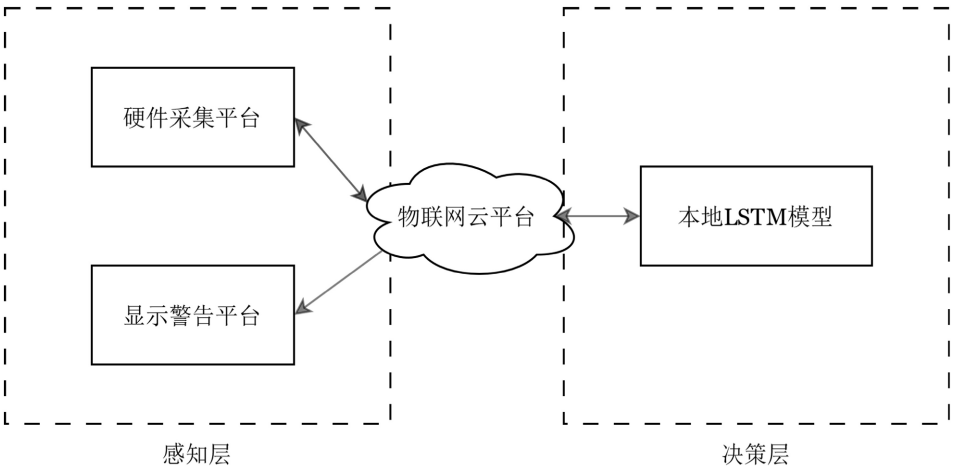


Figure 1. Overall system scheme design
图 1. 系统总体方案设计

本系统旨在通过闭环流程实现电气火灾风险的高效预测与预警。系统由前端探测器、4G 模块、云平台 and 深度学习模型组成。探测器实时监测电气参数，并通过 4G 模块将数据上传至云平台。云平台负责数据存储、处理和回传。经过特征提取的数据被送至 HF-LSTM 和 LF-LSTM 网络，分析电气参数变化，提取关键特征。系统利用 30 天连续数据训练深度学习模型，实时预测温度并评估风险。风险评估结果通过云平台发送至硬件平台，控制线路开关，并使用 OLED 和移动应用通知用户风险等级。系统设计方案如图 1 所示。

2.4. 硬件采集设计

2.4.1. 硬件架构设计

硬件采集主要由主控模块、信息采集模块、4G Cat1 通信模块、显示模块和电路保护部分等构成，硬件架构设计框图如图 2 所示。采用 STM32F103C8T6 作为监测节点的主控制器，该款芯片主频可达 72 MHz，有待机、停止、睡眠 3 种可选工作模式，有利于硬件采集低功耗的设计，同时存储容量可达 64 Kb，有利于电路简化而不用扩展。STM32 主控负责控制系统运行，实时采集电流、功率和温度数据，通过 4G Cat1 模块利用 MQTT 协议将信息传输至阿里云平台。OLED 显示屏和 RGB 灯实时显示电路状态，增强用户体验。电路保护部分则通过继电器控制电源，确保系统在异常情况下的安全性。整体设计确保了高效的数据采集与传输，同时保障了系统的稳定性和安全性。

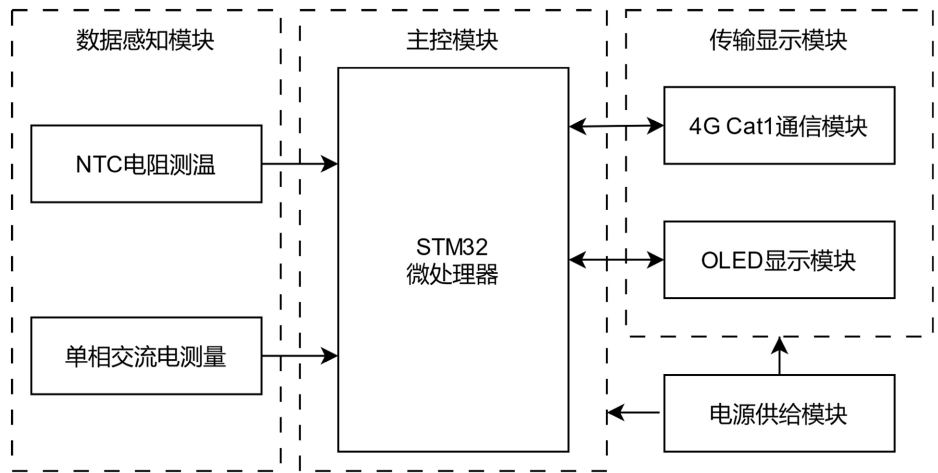


Figure 2. Hardware architecture design block diagram

图 2. 硬件采集架构设计框图

2.4.2. 4G Cat1 通信模块

Air780E 是合宙通信推出的 LTE Cat.1 bis 通信模块，采用移芯 EC618 平台，支持 LTE 3GPP Rel.13 技术。支持 4G 全网通，可适应不同的运营商和产品，确保应用的最大灵活性。其不仅通信距离远、信号收发灵敏度高，而且误码率低、抗干扰能力强。

2.4.3. 单相交流电测量部分

电能计量部分负责采集电路的电流、功率等参数，主要由电流互感器、电压互感器和电能计芯片组成。我们把单相交流电测量部分封装为模块，不同用户可以根据需要选择不同的量程。本方案中的电压量程为 1~380 V，电流量程为 0.1~50 A，可以满足大部分的测量范围。电能芯片经过信号放大、滤波、模数转换后读取电压、电流互感器的值，再通过 MODBUS-RTU 协议传输给 MCU。原理图如图 3 所示。

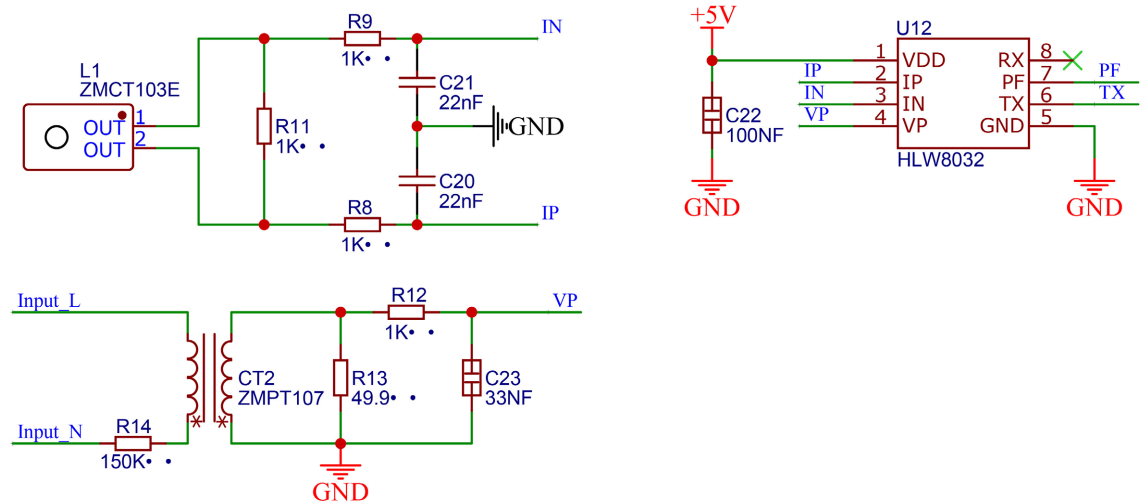


Figure 3. Schematic diagram of single-phase AC power measurement module
图 3. 单相交流电测量模块原理图

2.4.4. 电路保护部分

瞬态火灾防护采用自恢复保险丝，提高了实用性降低了成本。渐变态火灾多为老化、长期过负荷等，通常表现为线缆或设备温度长期异常，这部分与本地模型预测联动可以很好预防，当预测电路有渐变态火灾风险时，可以远程控制或者主板自动设置继电器关闭整个电路保护安全，排查风险。原理图如图 4 所示。

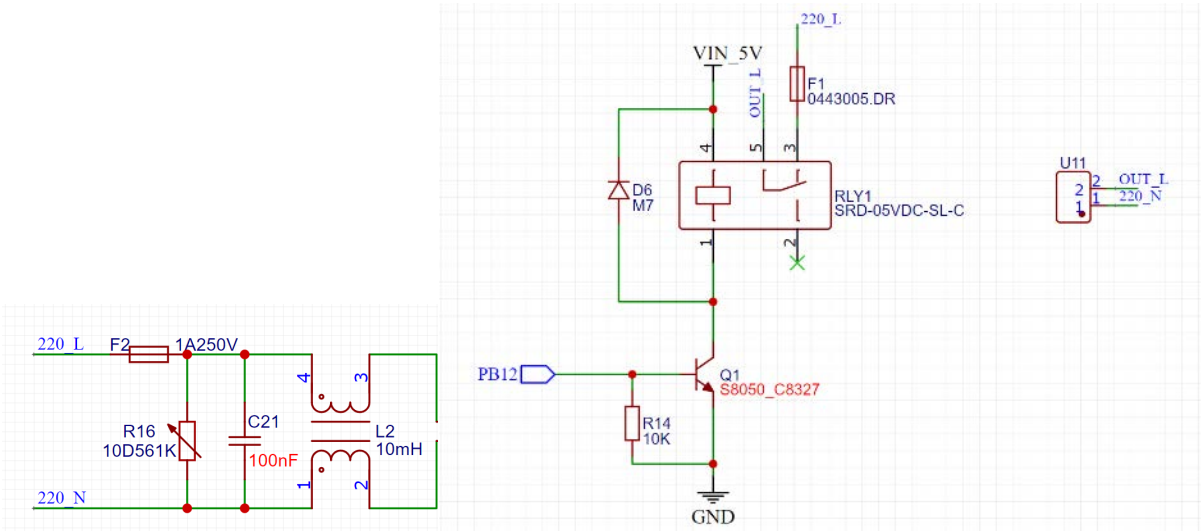


Figure 4. Circuit protection schematic diagram
图 4. 电路保护部分原理图

2.5. 预测模型框架设计

在实际情况下，电气线路温度的振荡规律由用电行为、电气系统状态和环境等多种复杂因素共同决定，预测参数及其影响因素具有显著的时序特性。循环神经网络(recurrent neural network, RNN)对这类预测问题的处理效果较好。我们选择 RNN 其中的 LSTM 网络，因为其在非常适合处理和预测时间序列中

间隔和延迟非常长的事件,可以构建低频电气参数的循环神经网络(LF-LSTM)和高频电气参数的循环神经网络(HF-LSTM),分别研究电气线路温度随电气参数变化的周期特性和线路的温升特性。

2.5.1. 高低频循环神经网络训练原理

低频循环神经网络(LF-LSTM)是将历史低频电气参数数据作为输入所训练出来的模型,其主要作用是监测长期用电器的使用状态和对用电规律和温度变化进行周期性分析。历史低频电气参数数据是指以采样频率为3分钟一次,连续采集过去三十天用户电气线路当中电流、功率和温度数据。

高频循环神经网络(HF-LSTM)是线路快速温升时采集的高频数据训练出的模型,其能更好反应气线路的温升特性与电气参数的关系,挖掘线路的温升规律和故障机制。历史高频电气参数数据是线路故障温升时采样频率为一秒一次的高频电气参数数据。

上述两种循环神经网络结构相似,不同之处在于输入的参数不同,分别研究电气线路温度随电气参数变化的周期特性和线路的温升特性。

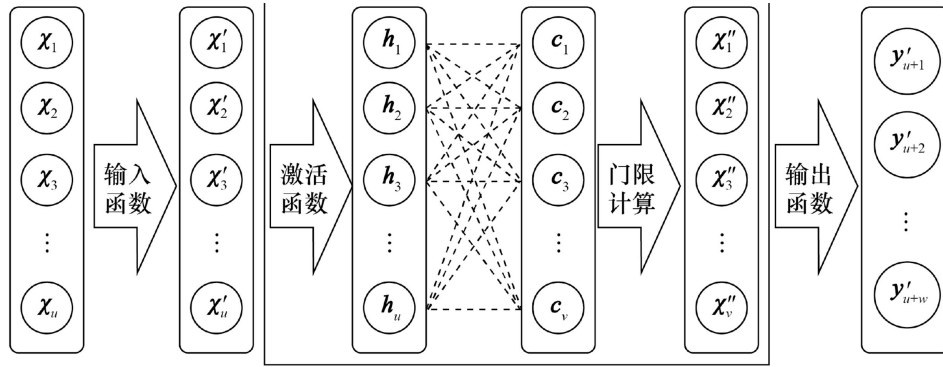


Figure 5. RNN unit structure diagram

图 5. RNN 单元结构示意图

如图 5 所示,矩形框包含一个基本的 RNN 单元。图中, χ 表示每个单元的输入向量,包含多维电气参数组,包括电压 U 、电流 I 、温度 T 。输入向量的维度为 u ,输出向量的维度为 w ,隐藏层的维度为 v 。每个时刻 t 下的参数组合表示为:

$$X_t = [I_t, U_t, T_t] \quad (7)$$

经过归一化处理后,输入 RNN 单元得到 χ' ,然后通过激活函数计算得到无量纲的激活值 h 。接着,利用权重矩阵 $W_{u \times v}$ 将激活值转换为隐藏层 c ,表示为:

$$[c_1, c_2, \dots, c_v] = [h_1, h_2, \dots, h_u] \cdot W_{u \times v} \quad (8)$$

经过一系列门限计算,得到隐藏层的保留值 χ'' 。然后,通过输出函数预测下一个时间节点的归一化结果 y'_{t+1} ,完成一个 RNN 单元的计算。

随后,按照滑动窗口方法,依次处理数据集中的所有组合,从而得到各个时刻的预测值,每个单元的隐藏层保留值都会参与下一个 RNN 单元的计算,以便保留多个时刻的温度变化特征。通过预测温度与实际温度计算出均方根误差 RMSE (root mean square error)和损失函数 Loss,计算公式如下:

$$\text{Loss} = 1/2 \sum_{i=1}^Q (y - y')^2 \quad (9)$$

$$\text{RMSE} = \sqrt{\frac{1}{Q} \sum_{i=1}^Q (y - y')^2} \quad (10)$$

Q 表示单次迭代计算的单元总数。

初始阶段, 模型参数进行初始化, 随后模型通过多轮迭代过程进行训练, 每一轮中模型都会进行前向传播以生成预测值, 并通过计算预测值与真实值之间的 Loss 及 RMSE 来评估性能。这些指标用于指导后续的反向传播算法调整模型参数, 以减少预测误差。整个训练过程重复进行, 直到损失函数的值不再显著下降或达到设定的迭代次数, 最终模型的性能通过计算其 RMSE 和相关性能指标来确定。此过程典型地展示了使用梯度下降法优化 RNN 参数的方法, 并通过连续的性能评估确保模型逐步优化。

通过上述模型优化原理, 将历史低频电气数据和历史高频电气数据, 即过去 30 天的高低频数据作为输入训练得到 LF-LSTM 和 HF-LSTM。

在基于 LF-LSTM 和 HF-LSTM 的温度预测方法中, 我们首先通过 LF-LSTM 模型得到低频预测结果, 通过 HF-LSTM 模型得到高频预测结果。最终的预测温度通过加权计算得到, 公式如下:

$$T = W_H T_H + W_L T_L \quad (11)$$

其中, W_H 和 W_L 分别是高频预测结果和低频预测结果的权重。

权重的计算基于低频模型的真实温度值和历史低频电气参数数据中的温度最大值, 以体现当前温度的风险低频预测结果权重 W_L :

$$W_L = (T_{\max} - T_{t_L}) / T_{\max} \quad (12)$$

高频预测结果权重 W_H :

$$W_H = 1 - W_L \quad (13)$$

式中, T_{t_L} 是指 t 时刻低频模型的真实温度值。 T_{\max} 是指 t 时刻之前历史低频电气参数数据中的温度最大值。

这种权重计算方式能够很好地反映出当低频模型预测结果 T_{t_L} 在上升时, 线路处在高风险状态。具体而言, 当 T_{t_L} 增大时, 对应的 W_L 减小, 而 W_H 增大, 这样可以使得高频预测结果对最终预测温度的影响增加, 从而提高预测的准确性。

2.5.2. 线路安全系数

本实验采用的是分位报警的方法, 将预警 n 分位是指对预测结果总体进行多次抽样, 并计算出相应的统计结果, 那么在%的情况下, 预测结果都会在该区间内, 分为 70%, 80%, 90%, 99%。预警分位是由预测温度与实际温度误差的标准差与概率分布所计算出来的区间, 计算公式如下:

$$Confidence_Interval_n = T \pm A_n * Residuals_std \quad (14)$$

$Confidence_Interval_n$ 是温度预警 n 分位, T 是预测温度, A_n 是 n 分位所对应的临界值, 本实验是基于 t 分布, 所以临界值可以通过 t 分布表查询, $Residuals_std$ 是预测误差的标准方差。

温度预警分位和真实温度得到线路安全系数, 当真实值低于预测温度预警 70% 分位, 则线路安全系数为良, 处于 70% 分位至 80% 分位之间为中, 处于 80% 分位至 90% 分位之间则为差, 处于 90% 分位至 99% 分位之间为及格, 超过 99% 分位则报警。

3. 系统软件设计

基于高低频循环神经网络的电气火灾预警实施的具体步骤如下:

步骤 1, 电气参数数据采集模块在过去 30 天, 以 3 min/次的低频不间断采集家庭线路的电流、功率和温度得到历史低频电气参数数据, 当大于 0.5 时, 采集模块以 1 s/次的高频采集电参数得到历史高频电气参数数据。步骤 2, 将得到的历史高频电气参数数据和历史低频电气参数数据输入循环神经网络, 训练

分别得到 HF-LSTM 和 LF-LSTM。步骤 3, 分别由 HF-LSTM 和 LF-LSTM 得到第 31 天的高频预测结果 TH 和低频预测结果 TL。步骤 4, 由第 31 天中 t 时刻的 TL 和过去 30 天历史低频电气参数数据中温度最大值计算出 t 时刻 TH 所对应的权重 WH, 并计算出高低频结合预测温度 T 。步骤 5, 根据预测温度 T 与真实值误差和统计学中置信区间的计算公式得出温度预警分位, 并比较真实值与温度预警分位的关系, 得到线路火灾安全系数。从而实现火灾提前报警。

3.1. 高低频循环神经网络设计

电气参数数据是由采集模块按照不同频率采集而来, 在采集的过程中会受到环境的干扰, 并且数据总量极大, 所以异常数据在模型训练中不容忽视。本实验采用 Hampel 过滤器的方法处理异常数据, 其原理基于中位数绝对偏差的概念。通过实验表明, 定义窗口大小为 7, 阈值倍数为 3 时, 能够很好的过滤异常数据。

实验结果表明, 采用 2 层 LSTM 构建的循环神经网络, 第一层隐藏层节点数为 20, 第二层隐藏层节点数为 25, 时间步长为 30, 模型学习率为 0.01, 批量处理大小为 32, 训练轮次为 40, 激活函数为 ReLU, 模型具有较好的预测能力。

火灾预警时, 线路温度的预测至关重要, 如果只是单一地采用低频模型进行预测对于线路快速温升所产生的火灾预测能力较弱, 不能及时分析出线路异常温升的原因, 存在一定的延时性, 反之, 如果始终采用高频模型进行预测, 那么需要庞大的数据量, 这会加大数据处理难度和增加方案实施的成本, 所以我们提出了高低频结合预测的方法有效的解决了上诉问题, 实现对线路温度的精准预测。

在传统的火灾预警方法中, 尽管预测出所需要的参数值后也无法直观反应出火灾危险等级, 这将导致电气火灾预测出的信息出现孤岛效应, 为克服这一问题, 我们提出了分位预警的方法。预警分位通过实际值与预测值之间误差来体现, 提升了电气火灾风险评估的动态性和风险预测结果的可操作性。

3.2. 硬件部分软件流程与设计

主控 STM2F103C8T6 通过 MODBUS-RTU 协议与单相交流电测量模块通信, 通过规定的协议读取不同线圈的参数可以得到单相交流电测量模块测量的电流、电压、功率的值, 读取 ADC 的值得到 NTC 电阻上的电压值, 进而计算出此时 NTC 的阻值得到相应的温度。系统刚运行时先按照不同的采样频率(低频 3 分钟/次或高频 1 秒/次)对电路参数进行采集然后按照一定的格式将数据通过串口传递给 Air780 模块进行上传到物联网云平台, 决定采样频率由本地模型预测得出的危险系数。本地深度学习模型也是通过 MQTT 协议将数据传递给物联网平台, 物联网云平台再云流转后通过 MQTT 发送给 Air780E 模块, 实现硬件与软件模型的联通。硬件模块 Air780E 4G、阿里云物联网平台、本地模型 MQTT 部署。硬件模块 Air780E 4G 支持 LuatOS, 可通过 Lua 语言进行二次开发。主要任务包括: 通过阿里云物联网平台提供的三元组(设备名称、设备 ID、设备密钥)实现设备与云平台的安全连接; 接收 MCU 发送的电路信息, 实现有效信息交换; 按预设频率上传采集数据(如传感器读数)到指定发布地址。

在阿里云物联网平台上, 设备通过三元组认证并连接到云平台。平台简化了设备管理和数据处理流程[14]。开发者可以创建设备, 获取唯一三元组信息, 配置合适的 Topic, 通过这些 Topic 进行数据上传和指令下发, 实现设备通信的精细控制。本地模型的 MQTT 部署采用开源的 Paho MQTT 库实现本地数据处理和模型推理。通过配置的 MQTT 客户端连接到阿里云物联网平台的 MQTT 服务器, 实现消息收发; 发布设备属性数据, 订阅特定 Topic 的消息, 并进行相应的业务处理; 接收数据后, 通过本地模型推理或分析, 并将结果发布或传递回云平台实现环路通信。通过以上三部分的协同工作, 构建了一个完整的物联网系统, 能够高效地进行数据采集、传输和处理, 实现硬件设备与云平台的无缝连接及本地智能处理。硬件系统流程图如图 6 所示。

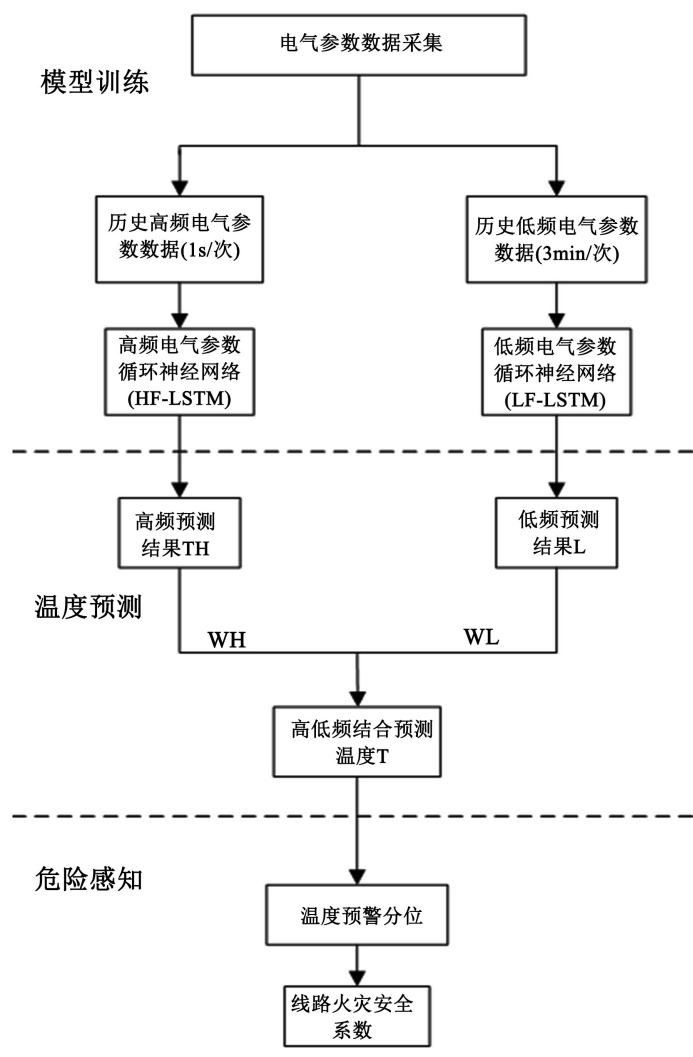


Figure 6. Hardware system flow chart

图 6. 硬件系统流程图

4. 系统测试与数据分析

在测试之前，首先要对前端硬件采集部分进行部署，将多个大功率电器连接到硬件采集电路上，并长时间运行，模拟电路故障情况。运行采集电路，连接到阿里云，将采集数据上传到阿里云。如图 7 所示。



Figure 7. Experimental scene diagram

图 7. 实验场景图

4.1. 硬件采集上传数据功能验证

在阿里云平台的监控平台，通过预设的物理模型，可以实时查看电流、电压、功率、温度四个信息，如图 8 所示。



Figure 8. Alibaba Cloud platform receives hardware upload data

图 8. 阿里云平台接收硬件上传数据

4.2. 本地模型与阿里云互联功能验证

运行本地模型，可以看到本地模型接收到阿里云平台流转过来的硬件采集到的数据并打印出来，如图 9 所示。

```
时间: 2024-06-13 14:26:22
实际值温度: 29.5
功率值: 102.1W
电流值: 0.6A
预测值: 29.1
切换系数: 0.34
温度预警99%分位: 33.1
安全等级: 优
安全分数: 90
Grade 90
```

Figure 9. The local model receives IOT data

图 9. 本地模型接收物联网数据

4.3. 电气线路温度预测结果准确性验证

以在实验室采集的 30 天数据为例进行展示，对电气线路温度进行预测，训练数据选取的时间范围为第 17 到 30 天，采用 2 d 的数据预测下一个时间节点的参数，预测时间范围为第 19 到 20 天。本文选取典型温度变化特征的预测结果进行展示，结果如图 10 所示。采用 LF-LSTM 和 HF-LSTM 相结合的方式可以较准确地预测电气线路温度剧烈变化的时间范围，但温度预测值也较为准确，测量结果的 RMSE 值均在 0.5℃ 以下，较为精准。

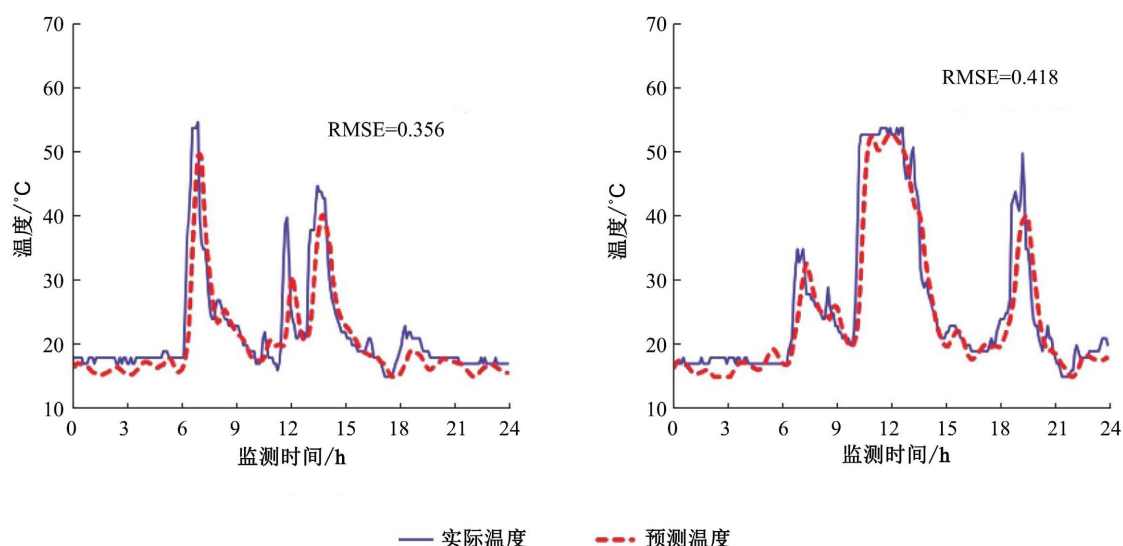


Figure 10. Comparison of predicted and actual electrical line temperature
图 10. 电气线路温度预测值与实际值的对比

4.4. 电气火灾与温度关系的验证

通过实验室模拟电气线路运行过程, 改变导线运行电流, 模拟不同负载下线路情况, 利用控制变量法进行对照试验, 研究不同电流下、不同温度下, 探讨电气线路(以聚氯乙烯绝缘铜导线为研究对象)在不同负载和环境温度条件下的温度场特性, 分析其对电气火灾风险的影响。

实验使用的导线为 BV2.5 聚氯乙烯绝缘单芯铜导线其特征参数可查, 查阅 BV2.5 聚氯乙烯绝缘铜导线的工作手册可知长时间运行最大电流为 30 A, 表面最高限定温度 70℃。环境温度利用温度计直接测量, 实验过程中利用空调保持环境温度恒定。

实验测试取电流 5 A、10 A、15 A、20 A、25 A、30 A、35 A 经行实验研究, 测试导线在恒定室温 20 摄氏度和 26 摄氏度下不同电流作用下的表面温度和形变情况, 重点观察有无温度突变情况, 以及在什么情况下发生突变。实验采用一台能产生低压大电流的恒流源, 可以直接将导线加载到回路中。实验图如图 11 所示。

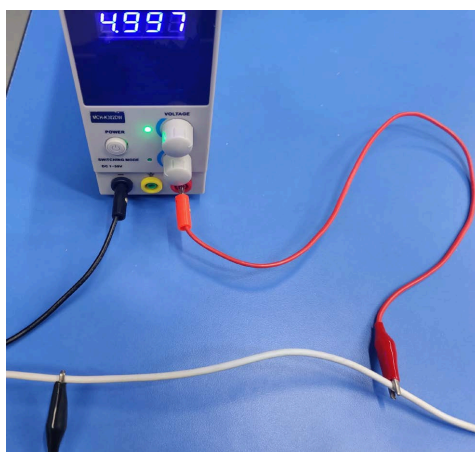


Figure 11. Experimental process diagram
图 11. 实验过程图

电气线路通电运行一小时后，电缆温度场的变化缓慢，温升较小，电缆温度场逐步趋于稳定；运行两小时后，导线温度场处于稳定状态，基本无变化因此实验过程中保持导线运行两小时后再进行导线温度等数据测量。使用 NTC 测温仪测量表面温度 10 组，求平均值为表面温度的实测值。测量数据见表 1。

Table 1. Measured temperature result data

表 1. 测量温度结果数据

环境温度(℃)	电流(A)	表面温度(℃)	形变情况
20	5	20.70	正常
20	10	22.59	正常
20	15	28.02	正常
20	20	34.68	略微形变
20	25	42.87	略微形变
20	30	64.15	形变严重
20	35	74.44	形变严重
26	5	26.8	正常
26	10	30.1	正常
26	15	32.5	正常
26	20	37.9	略微形变
26	25	54.3	略微形变
26	30	70.4	形变严重
26	35	81.80	形变严重

实验结果详细揭示了环境温度与电流负载对聚氯乙烯(PVC)绝缘导线表面温度的显著影响。在不同条件下，随着电流增大和环境温度升高，导线表面温度呈显著上升趋势，尤其在电流达到 20 A 时，温度变化速率加快，导致明显的温度突增现象。在 20℃ 环境下，导线表面温度最高可达 74℃；而在 26℃ 环境下，表面温度最高测得 81℃，超出安全温度范围，且导线发生了明显的形变。在高负载电流和高环境温度条件下，导线温度场变化显著，进一步增加了电气火灾的潜在风险。

根据《北京市地方标准电气防火检测技术规范》(DB11/065-2010)规定，PVC 绝缘导线的线芯长期运行温度最高不应超过 70℃。然而实验结果表明，在高负载和高环境温度的共同作用下，导线温度持续超出该限值，表现出过热现象。导线温度长期处于高位不仅会导致导线材料老化、绝缘层受损，进而影响导线的电气性能，还会导致绝缘层软化、熔化甚至燃烧，从而引发电气火灾。

进一步分析实验结果可以看出，当电流接近最大额定值 30 A 且环境温度升至 26℃ 时，导线表面温度快速接近极限值，在极端情况下可能超出导线材料的耐温能力。导线长期处于高温状态将引发绝缘材料的降解，加速绝缘层的老化，并增加火灾隐患。此外，导线的形变也是值得关注的安全问题，其一旦超过安全负荷，可能导致机械性能下降或断裂，进一步加剧火灾风险。

4.5. 预测结果准确性验证

为深入验证分位预警功能在电气线路温度变化预测及其火灾风险评估中的准确性与有效性，我们对第 19 天至第 20 天期间的温度数据进行了系统性收集与分析。这一过程包括生成温度预测值的累积概率分布曲线，以便更好地理解温度变化的趋势和潜在风险。通过对比温度预测与实际测得的温度数据，我

们观察到多条温度预测的累积概率分布函数(F 曲线)能够有效覆盖实际温度的变化范围,显示出较高的拟合度。

在电路满负荷运转 46 分钟后,发现温度出现了显著的快速上升现象,实际温度值超出了 99%预测曲线的范围。这一异常情况明确指示出存在较高的火灾风险,电路系统因此迅速触发了报警机制,以保障设备的安全运行。同时硬件电路通过继电器切断电源,蜂鸣器发出声音起到提醒作用, OLED 屏幕显示当前线路为危险,如图 12 所示。



Figure 12. Hardware circuit alarm cut off circuit
图 12. 硬件电路报警切断电路

这些实验结果充分验证了分位预警功能在识别温度变化及预测火灾风险方面的有效性与准确性。图 13 展示了实际温度与预测温度的分位曲线图,而图 14 则为快速升温点的放大视图。综上所述,电气线路实际温度所处的预警分位及分位的上升速率可以很好地衡量电气线路的火灾。

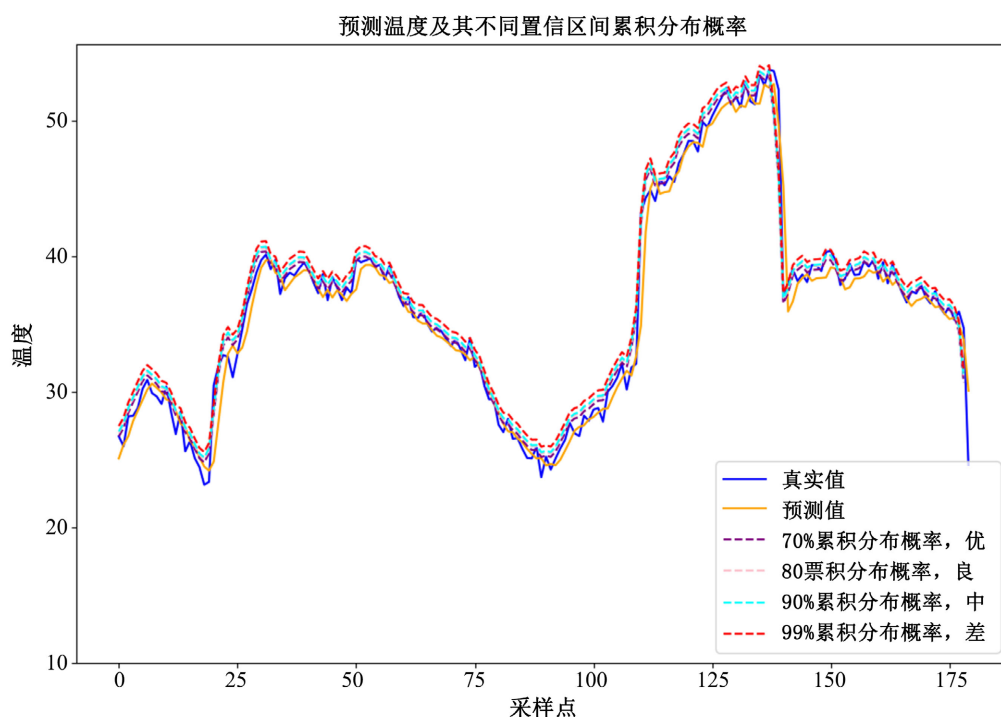


Figure 13. Temperature quartile graph
图 13. 温度分位曲线图

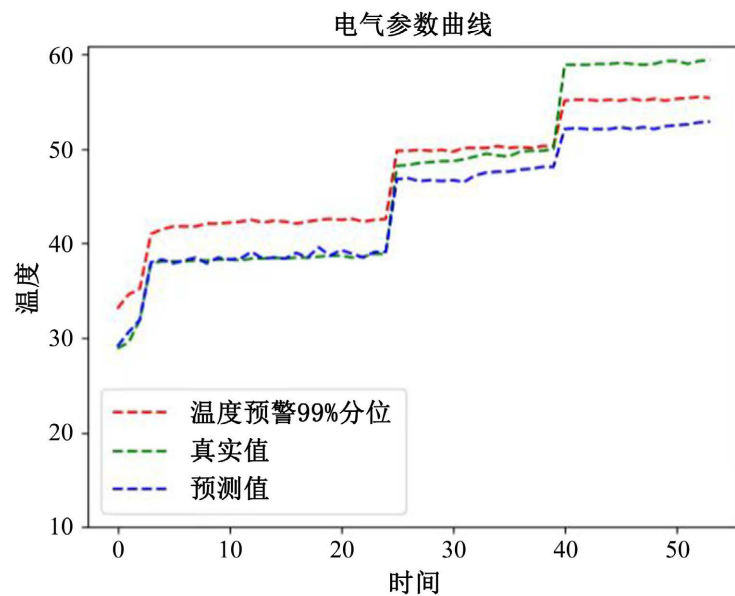


Figure 14. An enlarged view of the rapid heating point
图 14. 快速升温点的放大图

5. 结语

为实现电器火灾的早期预警与高效识别, 本方案采用硬件采集 + 物联网平台 + 本地神经网络模型的模式可以有效解决中国电气火灾防控技术难题。硬件采集安装电气火灾本质安全保护装置, 能迅速切断瞬态电气火灾的发展路径。同时, 硬件采集变频采样并实时回传数据至本地模型, 通过模型的强大数据挖掘和处理能力计算渐变态电气火灾风险并进行预警。这种方法结合了两种方式, 为中国电气火灾防治提供了新模式, 并为消费物联网给出了底层硬件的创新解决方案, 提供了一种新的火灾预警技术和硬件。

将本文所述的温度预测方法置于物联网平台的云端综合处理软件内, 利用平台存储的电气线路关键参数进行电气火灾风险的预测预警。平台维护期间, 通过采集的电气参数, 挖掘电气线路温度变化的周期性规律和故障特征, 对预测模型进行训练, 使其具备不同场景的定量表征能力。平台工作期间, 实时回收关键电气参数, 利用训练模型对电气线路温度进行预测和分位预警, 实现对渐变态电气火灾风险的提前、动态感知。

参考文献

- [1] 张玉涛, 马婷, 林姣, 等. 2007-2016 年全国重特大火灾事故分析及时空分布规律[J]. 西安科技大学学报, 2017, 37(6): 829-836.
- [2] Su, L., Yang, F., Shen, Y. and Yang, Z. (2022) Electrical Fire Risk Assessment of High-Rise Buildings Based on Hybrid Decision Model Considering Asymmetric Proximity. *Fire and Materials*, **47**, 285-293. <https://doi.org/10.1002/fam.3096>
- [3] 咎浩, 王欣, 刘故帅, 等. 以智能预警为导向的变电站电气火灾防控管理[J]. 山东电力技术, 2020, 47(5): 51-55.
- [4] 杨凯, 张认成, 杨建红, 等. 基于分形维数和支持向量机的串联电弧故障诊断方法[J]. 电工技术学报, 2016, 31(2): 70-77.
- [5] 疏学明, 颜峻, 胡俊, 等. 基于 Bayes 网络的建筑火灾风险评估模型[J]. 清华大学学报(自然科学版), 2020, 60(4): 321-327.
- [6] Lee, M. (2021) Subjective Response to the Conditions of Audible Fire Alarm Signals through a Jury Evaluation Test. *Fire Technology*, **58**, 1039-1060. <https://doi.org/10.1007/s10694-021-01186-y>

- [7] 季力. 基于 STM32 芯片的电参数测量与数据传输[J]. 自动化与仪器仪表, 2010(3): 137-139.
- [8] 谢春红. 火灾自动报警系统中的探测器分析[J]. 电子技术, 2022, 51(10): 216-217.
- [9] Gottuk, D.T., Peatross, M.J., Roby, R.J. and Beyler, C.L. (2002) Advanced Fire Detection Using Multi-Signature Alarm Algorithms. *Fire Safety Journal*, **37**, 381-394. [https://doi.org/10.1016/s0379-7112\(01\)00057-1](https://doi.org/10.1016/s0379-7112(01)00057-1)
- [10] 陈涛, 袁宏永, 苏国锋, 等. 基于 CCD 图像的火灾空间定位方法[J]. 光学技术, 2003, 29(3): 292-294.
- [11] 俞昌铭. 热传导及数值分析[M]. 北京: 清华大学出版社, 1982.
- [12] 陈晓军, 杨立中, 邓志华, 等. 电气线路红外热像检测和诊断[J]. 红外与毫米波学报, 2000(6): 463-466.
- [13] 赵纯领. 基于红外热像技术的船用电缆三维温度场仿真研究[D]: [硕士学位论文]. 哈尔滨: 哈尔滨工程大学, 2013.
- [14] 毛舒诚, 何风, 谢沁洋, 等. 基于 STM32 的无线健康监测仪的设计与应用[J]. 电脑知识与技术, 2022, 18(34): 81-84+87.