

基于 NB-IoT 技术智慧消防在线监控系统 在电力隧道中的应用

张源[†]

(国网江苏省电力有限公司南京供电分公司,江苏 南京 210019)

摘 要:为了实现对电力隧道的状态监测,提升消防安全管理能力,设计了基于 NB-IoT 技术的智慧消防在线监控系统。该系统以 STM32L431 单片机为主控 CPU,靠传感器采集信息,通过 NB-IoT 和 LoRa 模块将数据传输到云平台进行数据处理,并运用粒子群算法(Particle Swarm Optimization, PSO)优化误差反向传播算法(Error Back Propagation, BP)的参数得到 PSO-BP 模型,能对隧道的异常状态及时预警。仿真实验表明,本文方法火灾预警的最短响应时间为 0.3 s,火情响应效率高,能监测到隧道内的环境指标触发报警装置,具有一定的现实意义。

关键词:智慧消防在线监控系统;STM32L431 单片机;NB-IoT;粒子群算法;PSO-BP 模型
中图分类号:TP37 **文献标识码:**A

Application of Intelligent Fire Online Monitoring System Based on NB-IoT Technology in Power Tunnel

ZHANG Yuan[†]

(State Grid Jiangsu Electric Power Co., Ltd., Nanjing Power Supply Company, Nanjing, Jiangsu 210019, China)

Abstract: In order to realize the status monitoring of the power tunnel and improve the ability of fire safety management, the research designed an intelligent fire online monitoring system based on NB-IoT technology. The system uses STM32L431 single chip microcomputer as the main control CPU, relies on sensors to collect information, and transmits data to the cloud platform through NB-IoT and LoRa modules for data processing, and uses particle swarm optimization(PSO) algorithm optimizes the parameters of error back propagation (BP) to obtain the PSO-BP model, which can timely warn the abnormal state of the tunnel. A large number of simulation experiments show that the shortest response time of the proposed method is 0.3 s, the fire response efficiency is high, and the environmental indicators in the tunnel can be monitored to trigger the alarm device, which has certain practical significance.

Key words: intelligent fire online monitoring system; STM32L431 MCU; NB-IoT; particle swarm optimization; PSO-BP model

随着智慧城市的建设,智慧消防也应运而生,地下电缆已成为城市的生命线,若管控不当,会造成人民生命财产损失。受众多因素的影响,电力隧道建设在地下 6~15 m,会出现积水过多、异物入侵、

电缆导体温度过高等问题,一旦发生故障很难在第一时间做出反应,因此本文建立了基于 NB-IoT (Narrow Band Internet of Things)技术智慧消防的在线监控系统,能够确保电力隧道安全可靠运行^[1]。

为了监测电力隧道的异常状态,文献[2]提出了基于增强向量机的电力隧道状态监控方法,先通过离散小波并融合低频因数得到隧道多混态特征,再利用粒子群算法优化支持向量机的参数得到状态识别模型,实现了对电力隧道的全过程监控,但粒子群算法容易陷入局部最优;文献[3]建立了非线性估计的电缆隧道状态预估模型,靠嵌入式监控设备采集隧道状态数据,利用 K 均值聚类方法区分火灾隐患数据并传输到主控终端,该方案提升了隧道的监控效果,但还需对电缆数据的采集和预处理做出进一步的研究。

文献[4]提出了基于物联网技术的电力隧道监控系统,以 LS385 芯片和 RM611 红外传感器为核心,设计了自动监控预警界面,该方案能够实现电力隧道的自动预警,触发报警的时间短,但在较低温度阈值下存在一定的误差;文献[5]设计了公路隧道火灾监测报警系统,以树莓派开发板、视频监控摄像头、声光报警器等为硬件结构,运用卷积神经网络建立了火灾识别模型,该方案能完成火灾远程报警,但模型训练识别时间较长。针对以上问题,利用 STM32L431 单片机将智慧消防在线监控系统物联网化,通过 NB-IoT 远距离收集数据和故障排查,及时上报发生火灾的区域,同时选择 PSO 算法改进 BP 神经网络模型,完成了对电力隧道环境指标的远程监控,可广泛应用于智慧消防的建设中。

1 基于 NB-IoT 技术的智慧消防在线监控系统总体设计

由于电力隧道通道狭长,电磁环境复杂,在发生淹水、起火等异常情况后,消防抢修恢复工作难以快速展开,且面临隧道隐患监控不到位、故障报警处理不及时的问题。随着物联网、大数据等技术的日趋成熟,解决上述问题刻不容缓。目前电力隧道的远程在线监控技术发展迅速,为了掌握电缆设备的状态,对消防险情做出预警和自动上报,本文基于 NB-IoT 技术设计了智慧消防在线监控系统,总体架构如图 1 所示。

由图 1 可知,感知层负责数据的采集和命令的执行,由主控芯片、终端执行模块等组成,能实现节点信号的检测和响应;网络层包含 NB-IoT、LoRa (Long Range Radio)等多种网络,能够将感知层采集到的数据向上层传输,是整个消防物联网的核心;平台层采用云平台,能完成对数据的管理和保存;应用层是人机交互端,能够显示终端节点的信息。智慧消防系统以 NB-IoT 技术为载体,用于监控电力隧道的消防设施,能更好地预防火灾的发生。

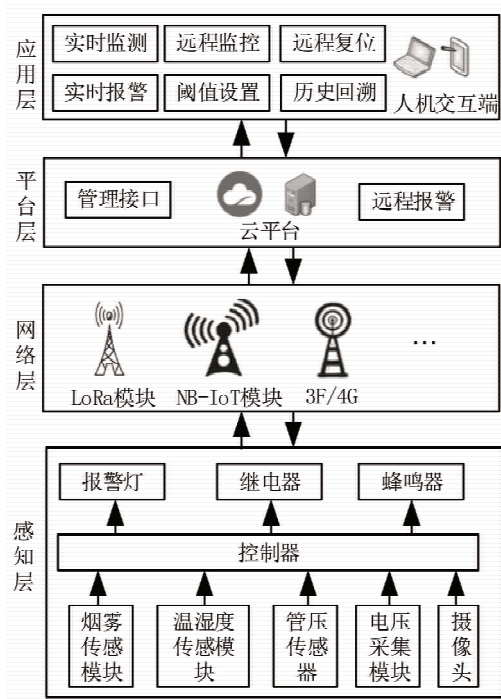


图 1 智慧消防在线框监控系统总体架构

为了实时监测电力隧道的温度、湿度等环境参数,对异常情况进行及时预警,本研究采用 PSO 算法优化 BP 神经网络算法值,完成了对隧道内火灾故障的识别,大大提高了火灾预警的准确性。BP 神经网络算法适用范围广,具有非线性处理和自适应能力,但收敛速度慢,容易陷入局部最小值;而 PSO 算法是智能启发式算法的一种,具有收敛快、精度高、易于实现的特点,能通过粒子寻优找到了 BP 神经网络的最优参数,从而减少训练时间^[6]。本研究基于 PSO 算法改进了 BP 神经网络模型,而 PSO-BP 算法流程如图 2 所示。

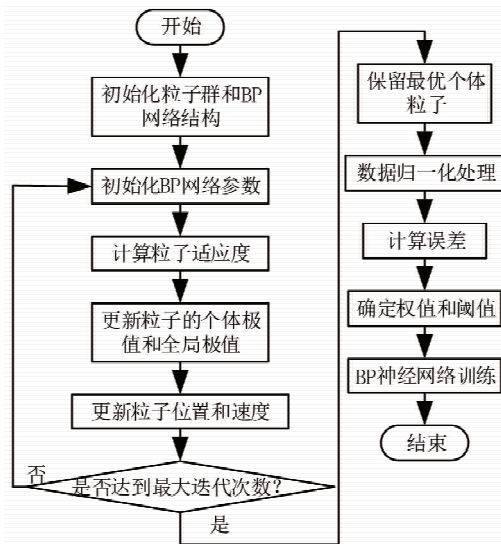


图 2 PSO-BP 算法流程

由图 2 可知,每个粒子都代表 BP 神经网络的参数,当算出适应度后就更新粒子位置和速度等指标,若达到最大迭代次数,就用最优参数训练 BP 神经网络,使 PSO-BP 算法更准确地对电力隧道的状态进行远程监控。

2 基于 NB-IoT 技术的智慧消防在线监控系统具体实现

2.1 物联网技术选型

传统的供电与通信共缆的方式难以满足影像数据传输的要求,为了提升传输效率和容量,本文采用 NB-IoT 和 LoRa 技术对监控数据进行长距离传输。NB-IoT 技术是基于蜂窝连接的窄带物联网技术,被称为低功耗广域网(Low Power Wide Area,LPWA),具有传输距离长、功耗低、成本低、覆盖广等优点,但只能传输少量数据,在实际应用中会出现各类故障使通信中断;而 LoRa 是远距离无线电,完成了低功耗和远距离的统一,LoRa 网络由终端、网关、云、服务器组成,具有组网节点多、传输距离远等特点,被广泛应用于智慧消防中,但 LoRa 传输数据有字节限制,会出现一定的频谱干扰^[7]。此外还应该考虑到传输延迟的问题。由于网络拥塞、质量等因素的影响,数据传输的延迟可能会增加。尤其对于对实时性要求较高的应用来说,如在线游戏或视频会议,传输延迟的增加可能会带来用户体验的下降。因此,在选择数据传输方式时,我们需要综合考虑网络便利性与传输延迟对应用效果的影响,以达到最佳的数据传输体验。本文将 NB-IoT 和 LoRa 相结合用来传递信息,两者的性能对比如表 1 所示。

表 1 NB-IoT 和 LoRa 的性能对比

对比类型	NB-IoT	LoRa
技术特点	蜂窝	线性扩频
网络部署	与现有蜂窝基站复用	独立建网
频段	运营商频段	150 MHz 到 1 GHz
传输距离	远距离	远距离
速率	小于 100 kbps	0.3~50 kbps
连接数量	200 k/cell	200~300 k/Hub

2.2 消防智慧在线监控系统设计

电力隧道发生火灾时,会对电力系统造成巨大影响,因此本文基于 NB-IoT 技术设计了智慧消防在线监控系统,以 ST 公司的 STM32 芯片为核心,旨在及时探测火灾隐患,完成对预警信息的传输,系统硬件结构如图 3 所示。

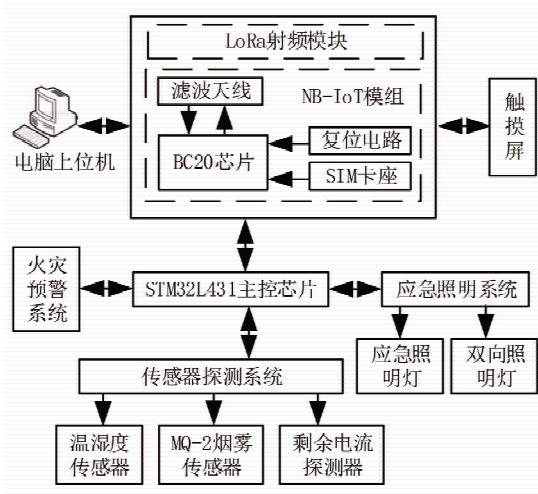


图 3 基于 NB-IoT 智慧消防监控系统硬件结构

在图 3 中,本文选择 32 位 Cortex-M4 内核 STM32L431 为主控逻辑芯片,该芯片能将传感器采集到的状态信息发送给 NB-IoT 模组,并接收云端下发的控制命令驱动蜂鸣器报警,具有超低的 8 nA 掉电模式和 28 nA 待机模式^[8]。为了数据的上传和命令下发,本研究选择 BC20 模块与运营商的设备进行通信,BC20 是 NB-IoT 系列通信模块,能通过 SIM 卡和 COPA 与基站进行通信,使用 AT 命令和 MCU 交互通信,波特率为 9600 bps。BC20 具有高性能、低功耗、多频段、尺寸小的特点,且支持 GNSS 定位功能。在系统中,MQ-2 烟雾传感器的电阻值与烟雾浓度成正比,火灾烟雾会与 MQ-2 烟雾传感器中的二氧化锡发生化学反应,从而使外部电路能检测到报警信号。DHT11 温度传感器能监测节点的温度,与 STM32L431 单片机之间使用一个 I/O 口通信,能保证数据传输的准确性。

在系统的软件设计中,为了方便后期拓展,智慧消防在线监测系统采用 RS485 接口,根据监测信号的不同,设计了灭火设备、火灾防排烟设施监测模块、消防照明监测模块。数据采集终端在读取监测模块串口数据后,通过 BC20 发送给云服务器,主要实现流程如图 4 所示。

由图 4 可知,数据需要进行统一编码封装。在电力隧道中,当消防险情出现时为了快速响应,本文基于 Docker 技术搭建了云平台。云平台主要负责调度、分配物理资源,云端底层物理设备由服务(IaaS)平台提供。Docker 技术具有系统性强、占有空间小的特点,能够使资源得到合理利用,让平台的运行效率得到提升^[9]。云平台 and 现场终端层通过传输层传输,IoT 节点基于 MQTT 协议开发,电力隧道的相关状态和信息都会被采集。智慧消防

在线监控系统的云端和现场终端基于 NB-IoT 和 LoRa 传输,具有实时监测、消防设备管理、辅助决策等功能。云平台采用前后端分离的架构设计,前端 Web 页面主要负责对进行统计数据显示,后端以 Nginx 为 http 服务器,负责接收和存储数据。

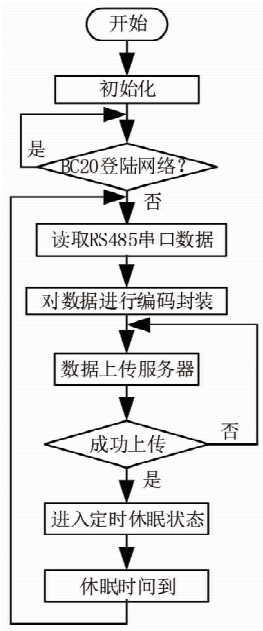


图 4 数据采集终端实现流程

3 改进的 BP 神经网络模型建立

为了减小火灾发生的概率,满足电力隧道的监控要求,给灭火救援提供数据支撑,本研究将 PSO 算法融入到 BP 神经网络模型中,使得 PSO-BP 算法有更好的映射能力,有效融合环境参数,精确地判断出电力隧道的多种状态。BP 神经网络包含输入层、隐含层、输出层,网络结构如图 5 所示。

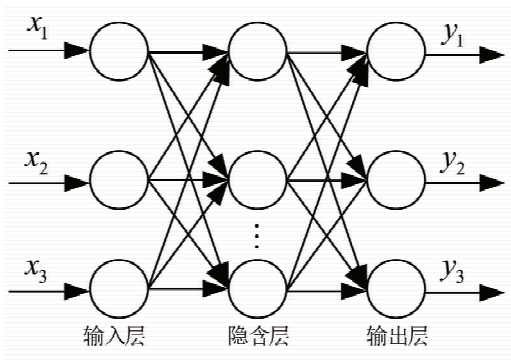


图 5 BP 神经网络结构图

训练 BP 神经网络的步骤为先计算所有隐含层节点和输出层节点的输出在,再训练全局误差值^[10]。隐含层节点个数 h 如式(1)所示。

$$h = 2 \times p + 1 \quad (1)$$

式中, p 为输入层的节点个数,隐含层节点输出值如式(2)所示。

$$\text{net}_i = \sum_{j=1}^p \omega_{ij} x_j + \theta_i, \quad y_i = f(\text{net}_i) \quad (2)$$

式中, $j = 1, 2, \dots, p$, $i = 1, 2, \dots, h$, ω_{ij} 为神经元 i 到 j 的权值, θ_i 、 y_i 和 f 分别为节点 i 的偏置值、输出值,和激活函数。输出层的激活函数是线性的,BP 神经网络算法的最小化全局误差如式(3)所示。

$$E = \frac{1}{2} \sum (y_t - \hat{y}_t)^2 \quad (3)$$

式中, y_t 为真实输出结果, $\hat{y}_t$ 为预测输出结果。本文将 BP 神经网络的神经元的权值和自身偏置作为 PSO 算法的粒子,训练误差作为适应度函数,不断更新神经元的权重和偏置,直到找到最优位置对 BP 神经网络进行训练。PSO 算法是基于位置-速度搜索的模型,假设在 D 维空间有 n 个粒子,粒子 i 的位置 x_i 和速度 v_i 如式(4)所示。

$$\begin{cases} x_i = [x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{iD}] \\ v_i = [v_{i1}, v_{i2}, \dots, v_{iD}] \end{cases} \quad (4)$$

式中, $i = 1, 2, \dots, n$ 。更新粒子的位置和速度,如式(5)所示。

$$\begin{cases} v_{id}(t+1) = \omega v_{id}(t) + c_1 r_1 [p_{id} - x_{id}(t)] \\ \quad + c_2 r_2 [p_{gd} - x_{id}(t)] \\ x_{id}(t+1) = x_{id}(t) + v_{id}(t+1) \end{cases} \quad (5)$$

式中, c_1 、 c_2 为加速度因子, ω 为惯性因子, p_{id} 和 p_{gd} 粒子最优值和全局最优值, r_1 为个体经验因子,用来控制粒子通过个体经验来更新速度和位置, r_2 为社会经验因子,用来控制粒子通过全局经验来更新速度和位置。

为了使 PSO-BP 模型更具自学习能力,本文对输入、输出值进行归一化处理,如式(6)所示。

$$x'_t = \frac{2(x_t - x_{\min})}{x_{\max} - x_{\min}} - 1 \quad (6)$$

式中, $x_{\max}$ 和 $x_{\min}$ 分别为输入变量的最大值和最小值, x_t 、 x'_t 为样本归一化前后的值。本文以均方误差 MSE 为衡量指标,评价 PSO-BP 算法对电力隧道状态的监控效果,如式(7)所示。

$$\text{MSE} = \frac{1}{N} \sum_{q=1}^N (y_q - \hat{y}_q)^2 \quad (7)$$

式中, N 为训练样本的总组数, y_q 和 $\hat{y}_q$ 分别为第 q 组评价数据的真实值和预测值。

PSO-BP 模型能感知判断环境数据,实现对火灾的早期预测,进而提高消防管理水平和信息传递的效率,对电力隧道的安全监控有着现实意义^[11]。

4 实验分析

为了测试基于 NB-IoT 技术智慧消防在线监控系统的性能,本研究选择 1.80 GHz CPU,8 GB 内存,64 位 Windows10 操作系统的计算机进行实验,结合 MATLAB 仿真软件对 PSO-BP 算法进行分析,实验环境如图 6 所示。

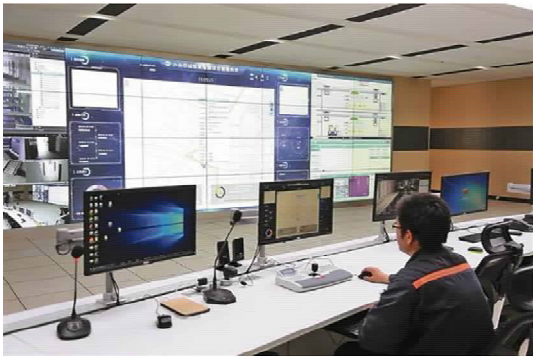


图 6 实验环境

当温度变化异常时,智慧消防监控系统会发出报警声,向其他终端发送警报,通过 NB-IoT 网络把周围的温度情况传送给云平台。设电力隧道的标准温度为 40℃,超过 40℃报警,通过调节隧道的温度值进行测试,结果如表 2 所示。

表 2 实验结果

隧道温度/℃	标准温度/℃	是否触发报警	触发时间
41	40	是	0.4s
39	40	否	无
42	40	是	0.5s
48	40	是	0.3s
28	40	否	无
35	40	否	无
51	40	是	0.5s

由表 2 可知,超出标准温度后本文系统能发出预警,灵敏性比较高,性能良好。在监测电力隧道时,本文对湿度情况情况进行了实时在线监控,如图 7 所示。

由图 7 可知,本文方法监测出隧道内湿度呈上升趋势,处于低级风险,需要尽快进行除湿处理。为了验证 PSO 算法的寻优性能,本文设定种群数量为 12,最大迭代次数为 120,得到 PSO 算法的适应度曲线,如图 8 所示。

由图 8 可知,本文方法在迭代 30 次后,适应度接近 99%,迭代 50 次准备收敛,说明 PSO 算法的

适应度高,PSO 算法的 MATLAB 仿真如图 9 所示。



图 7 电力隧道湿度监控情况

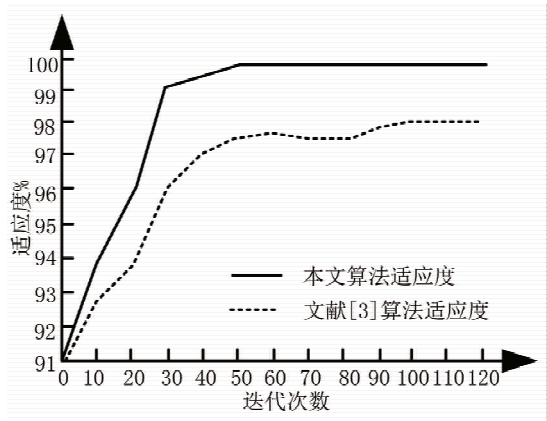


图 8 PSO 算法适应度曲线

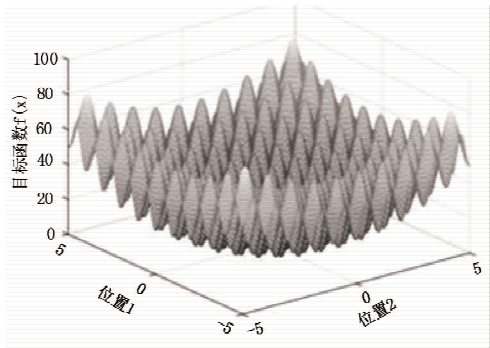


图 9 PSO 算法的 MATLAB 仿真

由图 9 可知,PSO 算法的寻优速度快,能快速找到 BP 神经网络模型的最优权值和阈值^[12]。为了测试本文系统火灾预警的有效性,对比不同方法的响应火灾的时间,响应时间对比如图 10 所示。

由图 10 可知,本文系统火灾预警响应时间最短为 0.3 s,文献[3]的响应时间最短为 3 s,文献[4]的响应时间在 2~5 s 波动。因此本文方法对

火灾预警有较好的时效性。本文选取 5 组样本数据评估火灾预测的误差,如表 3 所示。

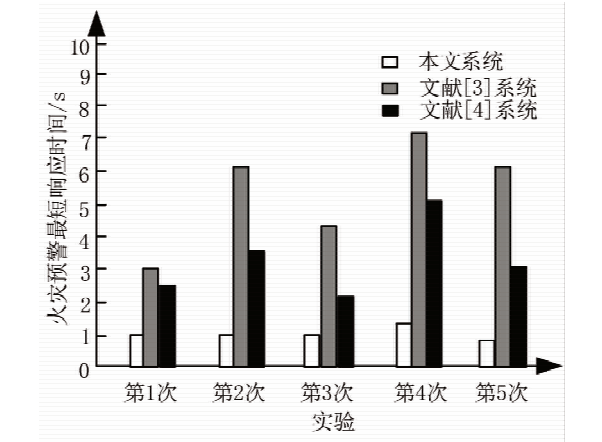


图 10 响应时间对比

表 3 消防安全火灾预测结果误差				
序号	期望输出	BP 网络输出	PSO-BP 输出	改进误差 %
1	65.13	64.90	64.97	0.33
2	75.25	75.70	75.56	0.41
3	79.91	80.23	80.09	0.23
4	85.38	85.56	85.44	0.07
5	70.08	69.86	70.17	0.13

由表 3 可知,在对电力隧道进行火灾预测时,经过 PSO 算法寻优前后 BP 神经网络的误差不同,对比如图 11 所示。

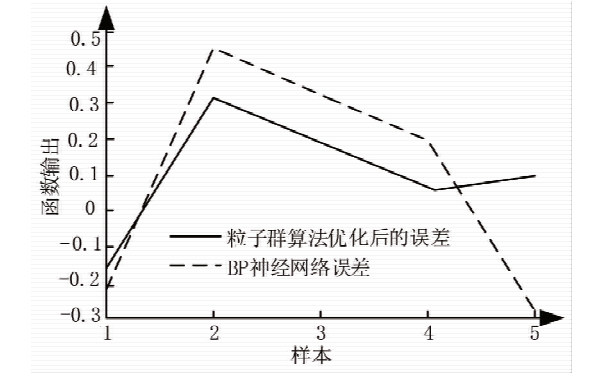


图 11 粒子群优化 BP 神经网络前后误差对比

由图 11 可知,与 BP 算法相比,PSO-BP 算法的误差比较小,更接近真实值,预测火灾的准确性高。

为了分析本文方法在火灾预警中的误报率,选择某天 24 h 进行监测,在该时间段内记录本文方法和文献[4]、文献[5]系统的火灾预警次数和实际火灾事件的发生次数,对比结果如图 12 所示。

由图 12 可知,与文献[4]、文献[5]方法相比,本文方法的误报率明显较低,且较为稳定均不超过

0.5%,进一步验证了本文系统的准确性和可靠性。

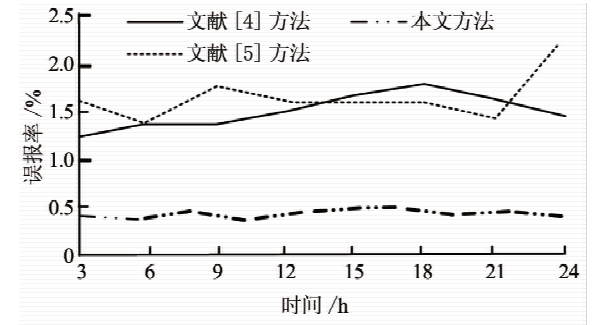


图 12 误报率对比结果

5 结 论

为了提高电力隧道的火灾预防能力,掌握电力隧道的运行状态,基于 NB-IoT 技术设计了智慧消防在线监控系统,该系统以 STM32 为主控单元,对传感器探测到的信息进行分析,并采用 BC20 芯片将数据传送至火灾预警系统,完成了火灾的预报警;通过 PSO-BP 算法有效、准确地算法监测隧道的多种状态。与其他方法相比,本研究能对火灾等各种突发情况做出实时防范,提升了远程数据的交互能力。但监控系统受到外界误差影响量的分析,还存在很多问题,本文还需对其做出进一步的研究。

参考文献

[1] 张振国. 窄带物联网在“智慧消防”模式构建中的应用研究[J]. 消防科学与技术,2020,39(12):1739—1742.

[2] 刘滨,刘春,邵必飞,等. 基于增强支持向量机的电力隧道多状态全过程监控方法[J]. 计算技术与自动化,2023,42(4):41—46.

[3] 赵洋,周弋,王金双,等. 基于非线性状态估计的电缆隧道火灾隐患监控预警方法[J]. 电力信息与通信技术,2022,20(3):104—109.

[4] 曹举文. 物联网技术在电力隧道自动预警系统中的应用[J]. 电子测试,2022(6):69—71.

[5] YI L, SHUAI L, FANG T, et al. Studies and prospects of technologies for monitoring highway tunnel fire [J]. IOP Conference Series: Earth and Environmental Science, 2021, 634 (1): 012099.

[6] 牛景太. 基于奇异谱分析与 PSO 优化 SVM 的混凝土坝变形监控模型[J]. 水利水电科技进步,2020,40(6):60—65+77.

[7] 杨春雷. 基于 LoRa 技术的物联网智能监控系统设计[J]. 机械制造与自动化,2023,52(1):215—218.

[8] 甘韦飞,郑鹏辉. 基于 STM32 监控系统中无人机的设计[J]. 电子设计工程,2020,28(21):188—193.

[9] 谢兆贤,倪冰雪,王若冰. 基于异常检测 Docker 容器的监控系统研究[J]. 计算机技术与发展,2022,32(6):131—137.

[10] 许德立,皇甫森森,李澍源. 基于多数据融合+BP 神经网络的农业温室大棚环境监控系统的研究[J]. 湖北农业科学,2023,62(1):167—171+176.

[11] 陈远玲,侯怡,李尚平,等. 基于 PSO-BP 的甘蔗施肥监控系统设计与试验[J]. 农业工程学报,2022,38(22):23—31.

[12] 李鹏. 基于改进 PSO-BP 算法的机器人目标位姿识别方法[J]. 国外电子测量技术,2023,42(1):7—12.