



基于 Wi-Fi 的烟雾实时检测方法

吴哲夫¹, 唐万利¹, 陈骋², 方路平¹

(1. 浙江工业大学信息学院, 浙江 杭州 310023;

2. 华信咨询设计研究院有限公司, 浙江 杭州 310052)

摘要: 与火灾相关的烟雾实时检测方法是保障公共安全的重要手段之一。针对现有火灾传感器系统的高成本和视频探测的拍摄盲区等问题, 提出了一种基于 Wi-Fi 网络信道状态信息的火灾烟雾检测方法。该方法无需专用的火灾烟雾监测设备, 通过研究火灾烟雾对无线传输信号的影响, 提取信道状态信息中的烟雾特征参数并应用机器学习进行分类, 从而实现环境火灾实时监测的目的。实验结果表明, 基于 Wi-Fi 信道状态信息的环境烟雾检测准确率可达 98.06%。

关键词: 无线信道; 信道状态信息; 烟雾检测; 机器学习

中图分类号: TN929

文献标识码: A

doi: 10.11959/j.issn.1000-0801.2019150

Real-time detection method of smoke based on Wi-Fi

WU Zhefu¹, TANG Wanli¹, CHEN Cheng², FANG Luping¹

1. College of Information Engineering, Zhejiang University of Technology, Hangzhou 310023, China

2. China Comservice Huaxin Consulting Co., Ltd., Hangzhou 310052, China

Abstract: Fire-related smoke real-time detection method is one of the important means to ensure public safety. A fire smoke detection method based on channel state information of Wi-Fi network was proposed to avoid the high cost of existing fire sensor system or the blind spot of video detection. The method need not require a dedicated fire smoke monitoring device. By studying the influence of fire smoke on wireless transmission signals, the smoke characteristic parameters in the channel state information were extracted and classified by machine learning, thereby realizing the real-time monitoring of environmental fire. The experimental results show that the accuracy of environmental smoke detection based on Wi-Fi channel status information can reach 98.06%.

Key words: wireless channel, channel state information, smoke detection, machine learning

收稿日期: 2019-04-01; 修回日期: 2019-05-20

通信作者: 方路平, flp@zjut.edu.cn

基金项目: 浙江省自然科学基金资助项目 (No.LY18F010025, No.LY14F050004, No.LY13F010011)

Foundation Items: The Natural Science Foundation of Zhejiang Provincial of China (No.LY18F010025, No.LY14F050004, No.LY13F010011)

1 引言

火灾是严重威胁民众生命与财产安全的主要灾害之一。全世界每天发生火灾上万起,造成大量的人员伤亡和财产损失。2018年4月24日,广东某KTV失火,造成18人死亡;2018年8月25日,哈尔滨某酒店发生火灾,造成20人死亡和23人受伤;以上火灾案例仅仅是2018年国内诸多火灾案例中的一小部分,火灾不仅造成了巨大的经济损失,还威胁到民众的生命安全。火灾早期探测技术的研究具有十分重要的意义和社会价值。

与诸多自然灾害如海啸、台风、地震等不同,火灾带来的危害是可以设法降低甚至避免的。火灾往往突发性强、波及范围广,且很难处置。因此,对火灾的实时监控和及时预警显得尤为重要。尽早发现火情是减小损失的关键,因为一旦火势蔓延就很难控制。火灾发生初期往往伴随着烟雾的生成,此时火灾规模尚小,如果此时的烟雾能被及时检测并做出及时响应,一般可以将火灾造成的损失降至最小,甚至可以避免火灾发生^[1-2]。

传统的烟雾检测技术主要依靠分布式节点方式的烟火检测传感器来实现^[3],主要工作原理是在固定时间间隔内,对空气中的温度、湿度、微粒浓度等进行物理采样,如果得到的温度、湿度、微粒浓度超过了预设值,则进行报警提示。这类探测器由于价格便宜而被广泛采用,但在实际应用中却存在响应速度慢、容易误报等缺点,而且需要直接与燃烧物接触,所以这类探测器必须靠近着火点,否则难以有效工作。此外,由于器件长期与灰尘等物质接触,容易造成传感器失效,所以其覆盖和使用范围有限。随着计算机视觉和模式识别技术的发展,基于视频的火灾烟雾检测算法得到了许多研究学者的关注,它可以有效避免一些环境因素带来的影响,利用丰富的视频图像信息对火灾是否发生进行判断^[4-6]。但是,基于

视频的检测方法容易受到摄像头拍摄角度或遮挡等影响,使得监控点未必落入有效视频监控区域之内,因此存在着误报、漏报等情况。

随着移动互联网的发展和无线网络基础设施的推广,Wi-Fi信号的信道状态信息(channel state information, CSI)也被用于环境检测和活动识别。例如,WiFall^[7]和RT-Fall^[8]使用Wi-Fi信号进行跌倒动作的检测;Ali等人^[9]利用CSI来进行键盘敲击的字母识别;Wang等人^[10]和Lee等人^[11]采用CSI来检测人体呼吸计数。受到这些工作的启发,本文设计了一种基于Wi-Fi信号的火灾烟雾检测方法,其物理原理是烟雾中的颗粒对无线电磁波有一定的散射和吸收作用,从而影响到无线信道状态信息的幅度和相位。基于Wi-Fi的火灾技术存在许多技术挑战,首先,很难区分受影响的CSI值是由烟雾还是环境干扰引起的^[12];而且,烟雾造成的影响不明显,不能直接用原始数据作为特征值。为解决上述问题,本文针对几种不同的室内场景进行了火灾烟雾早期检测的实验,给出了具体的实验方法和数据分析,并通过实验结果验证了方法的可行性和有效性。

2 信道状态信息和火灾烟雾检测

2.1 信道状态信息

在室内环境中,信号很容易受到多种物体的反射影响,从而形成多径效应^[13]。无线信号的信道状态信息可以准确呈现这种环境影响,一般情况下其信道可表示为:

$$Y = Hx + n \quad (1)$$

其中, x 和 Y 分别表示接收和发射的信号矢量, n 表示信道噪声矢量, H 是描述当前通信链路的信道状态信息矩阵。

Wi-Fi标准在物理层中使用正交频分复用技术将其频带分成多个子载波,同时在多个子载波上传输数据,这极大地提高了系统效率。每个子



载波携带的无线状态信息具有幅度和相位特征,由 $h(k) = |h(k)|e^{j\sin\theta}$ 给出,其中 $|h(k)|$ 和 θ 分别表示振幅和相位。

$$\mathbf{H} = [h(k_1), h(k_2), \dots, h(k_N)] \quad (2)$$

2.2 火灾烟雾检测

无线信号在火灾烟雾中的衰减主要是因为烟颗粒对电磁波的散射和吸收^[14]。

火灾中产生的烟雾粒子直径基本为 $0.1 \sim 10 \mu\text{m}$, 因而烟雾粒子直径 d 相对于入射波长 λ 的特征尺度参数 $2\pi d$ 远小于 0.1 。根据 Rayleigh 散射近似计算烟雾粒子的散射截面,则烟雾粒子的散射强度可表示为:

$$E_{\text{sca}} = \frac{\pi^4 d^6}{8r^2 \lambda^4} Q(\varepsilon) (1 + \cos^2 \theta) E_0 \quad (3)$$

其中, d 为粒子半径, θ 为散射角, E_0 为入射波的电场强度, $Q(\varepsilon)$ 是关于复介电常数 ε 的关系函数。因此,如果已知入射波的频率、烟颗粒半径和介电特性等参数,则可以求出烟颗粒的散射强度。

电磁波在传播过程中,受环境或介质的影响使得电磁能转化为其他形式的能量,表现为电磁波损耗。任意传播介质的极化和导电特性都可用复介电常数 ε 来表示,即:

$$\varepsilon = \varepsilon' - j\varepsilon'' = \varepsilon' - j\frac{\sigma}{\omega} \quad (4)$$

它与传播信号的频率 ω 有关,实部 ε' 反映了介质的极化特性,虚部 ε'' 反映了介质的导电特性, σ 是介质电导率。当电磁波沿 x 轴方向传播时,任意频率条件下电磁波传播的解析解为:

$$E(x, t) = E_0 e^{-\alpha x} e^{j(\omega t - \beta x)} \quad (5)$$

其中, α 为电磁波传播的衰减常数,即:

$$\alpha = \omega \sqrt{\frac{\mu \varepsilon'}{2}} \left[\sqrt{1 + \left(\frac{\sigma}{\omega \varepsilon'} \right)^2} - 1 \right]^{\frac{1}{2}} \quad (6)$$

其中, μ 是介质磁导率。可见,如果介质内部 $\sigma \neq 0$,则电磁波在其中传播时必定会产生吸收损

耗。若已知烟雾的等效介电常数 ε' ,则可以定量地求出烟颗粒对电磁波的吸收。

无线传输中的信道状态信息是通信链路的信道属性,描述了信号在每条传输路径上的衰弱因子,如信号散射、环境衰弱和距离衰减等信息。因此,烟雾粒子对电磁波的散射和吸收都会改变 CSI,这为使用无线信号的信道状态信息检测火灾烟雾提供了理论基础。在实际的火灾烟雾中,烟颗粒的组成和介电常数变化复杂,基于电磁理论进行烟雾对微波信号衰减的数值计算只能在某些假设下给出近似值,因此本文并不通过直接计算研究烟雾颗粒的衰减值。

2.3 实验观察

火灾发生时,一般情况下伴随着烟雾的产生。烟雾是燃烧作用所产生的悬浮在大气中、可见的固体或液体颗粒、飞灰,这对电磁波传播有较明显的影响。图 1 表示无线信道状态信息的幅度受烟雾影响的变化,可知火灾中所产生的烟雾会影响 Wi-Fi 信号的传输。

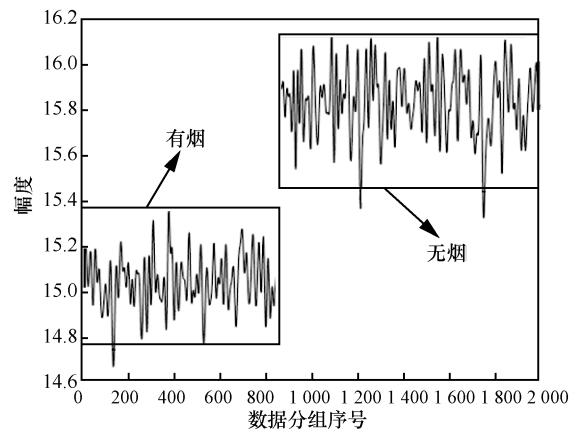


图 1 烟雾对无线信号幅度的影响

3 系统框架

本文的火灾烟雾检测系统结构如图 2 所示,该系统主要包含 3 个主要功能模块,即传感模块、数据处理模块和报警模块。

传感模块负责监测环境的变化,该模块主要

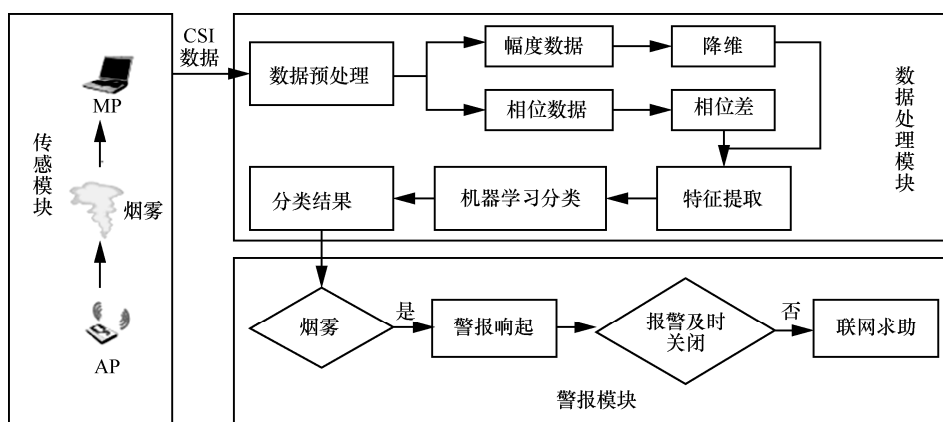


图2 系统结构

负责收集 CSI 数据；数据处理模块是系统的核心部分，该模块负责对原始数据进行预处理并从中提取分类特征，通过机器学习分类算法确定是否发生火灾烟雾；当数据处理模块确定环境内有烟雾时，触发报警模块，系统可以自动上报报警信息。

烟雾检测的算法伪代码如下：

算法 烟雾检测算法

输入：数据样本集 $N = \{N_1, N_2, \dots, N_m\}$ ，其中 $N_i = \{x_{1i}, x_{2i}, \dots, x_{mi}\}$ 为第 i 类标签下数据样本的子集；数据标签 $S = \{s_1, s_2, \dots, s_m\}$ ；

输出：检测准确率。

for 标签 i in N do

for 样本 j in N_i do

计算样本的烟雾浓度特征 F_j ；

$P_i \leftarrow [F_j : s_i]$ ；//将特征数据转换为 SVM

分组格式

end for

end for

$P \leftarrow [P_1; P_2; \dots; P_m]$ ；//将所有处理好的样本子

集合并成总的数据集 P

将数据集 P 分为训练数据集和测试数据集；

使用训练数据集训练 SVM 模型；

将测试数据集输入已训练好的 SVM 分类器中；

return 检测准确率

4 数据处理和机器学习分类

数据处理和机器学习分类阶段包括：过滤信号噪声、提取特征参数和数据分类。通过应用去异常值、巴特沃斯滤波器、PCA、CSI 相位差和 SVM 分类器等技术来实现。

4.1 异常值处理

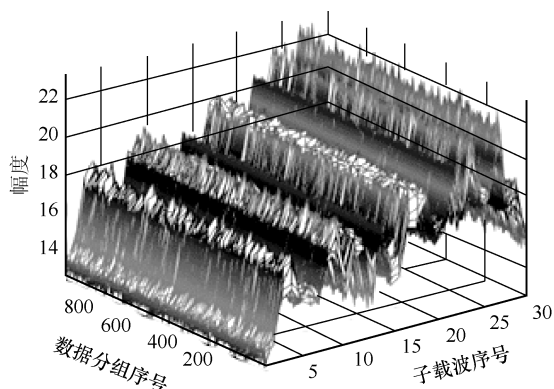
突发干扰或设备等因素都会导致异常值的出现。为了去除异常值，采用拉依达方法进行处理，该方法能检测出异常点并将其代替为样本均值。具体来说，将采集到数据的每个子载波值分别与其他样本的子载波均值作比较，如果差值大于 3 倍标准差，则可以判断该值为异常值，并用均值代替。

4.2 信号去噪处理

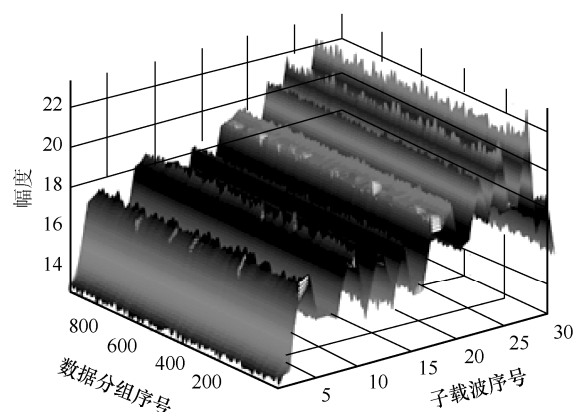
由于环境噪声的存在，经过异常值处理后的每个子载波值波动仍然较大，这可能会影响到后继特征的提取，因此需要对数据进行平滑处理。图 3 (a) 和图 3 (b) 分别为平滑滤波前后的 CSI 幅度图。

4.3 PCA 降维

PCA 主要用于在保持数据特征完整性同时减少数据的维度空间^[15]。在实验中，为了降低计算成本，首先对每个数据实例应用 PCA，以获得 P 个主成分，得到一个 $P \times N$ 的矩阵，其中 N 为每秒收集的数据实例数。该过程的步骤如下。



(a) 滤波前CSI幅度图



(b) 滤波后CSI幅度图

图3 滤波前后对比

步骤 1 预处理：从每个子载波的 CSI 值中减去恒定的偏移量，以去除静态分量，得到一段时间内 CSI 幅度的平均值。

步骤 2 计算相关矩阵：计算每列的平均值，然后观察个体和平均值之间的偏差，得到相关矩阵。

步骤 3 计算特征向量：从相关矩阵中，通过特征分解得到特征向量。

步骤 4 重构信号：用相关矩阵和特征向量构造信号矩阵。

4.4 特征提取

直接采用原始数据的幅度和位相信息并不能被分类器有效识别，而且冗余度高，不利于存储，因此需要先从原始数据中提取由于烟雾导致 CSI 变化的特征参数。本文采用以下参数来作为分类特征：最大值、最小值、均值、标准差、偏度、

峰度及中位数绝对偏差。

4.5 机器学习分类

本文采用支持向量机 SVM 进行特征分类。由于本文涉及四分类问题，因此采用 LIBSVM 分类器。原始数据经过数据处理之后，抽取 70%的数据用作训练，30%的数据用作测试。

5 实验平台

5.1 实验设备

实验中所用的设备分为两部分：发射机（AP）和接收机（MP）。根据 Halperin 等人^[15]所提出的方法，使用两台笔记本电脑分别作为 AP 和 MP，并且都安装有 Intel 5300 网卡和 Ubuntu 14.04 LTS 操作系统。

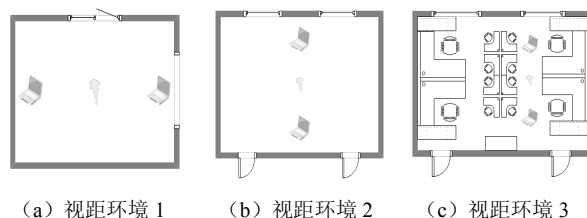
5.2 实验场景

实验在视距和非视距环境中进行，其中视距环境采用 3 个场景，非视距环境采用 2 个场景，实验场景参数见表 1。

表 1 实验场景参数

场景名称	面积	天线间距
视距环境 1	2 m×2 m	1.8 m
视距环境 2	6 m×6 m	0.5~3.5 m
视距环境 3	8 m×8 m	3 m
非视距环境 1	5 m×2 m	1 m
非视距环境 2	8 m×2 m	6 m

在视距情况下：第 1、2 个测试环境的环境皆为空旷的房间，无其他物品存在，多径干扰较少，如图 4（a）和图 4（b）所示，且测试环境 2 的面积较大；测试环境 3 为办公室环境，物品较多且有人干扰，环境嘈杂，如图 4（c）所示。



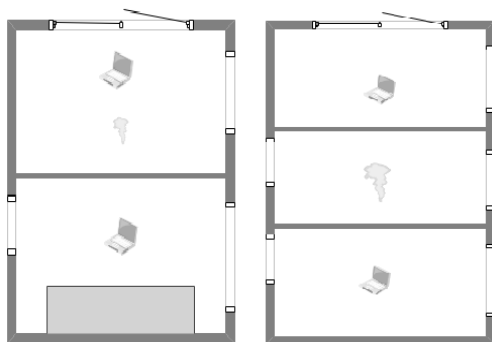
(a) 视距环境 1

(b) 视距环境 2

(c) 视距环境 3

图4 视距环境模拟

在非视距情况下：测试环境 1 中有一堵墙，如图 5 (a) 所示；测试环境 2 中有两堵墙，有较多无线信号衰减，如图 5 (b) 所示。



(a) 非视距环境 1 (b) 非视距环境 2

图 5 非视距环境模拟

5.3 数据收集

收集的数据分两种情况：第一种是在有烟雾和无烟雾场景下收集的数据，即二分类问题；第二种是在无烟雾、低浓度烟雾、中等浓度烟雾和高浓度烟雾 4 种场景下收集的数据。

6 实验结果及分析

6.1 基于不同距离的检测准确率

实验首先分别在 6 种不同的收发天线间距下进行了测试，在有烟雾和无烟的场景下分别进行数据采集 3 000 次，因此一共有 6 000 个样本，其结果如图 6 所示。

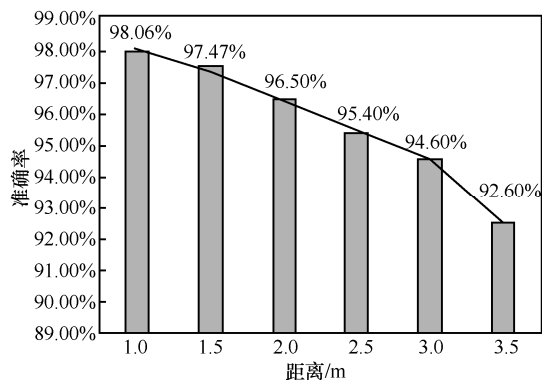


图 6 不同天线间距下的分类准确率

可以看出，分类的准确率随着天线间距的增

加而下降。在天线相距 1 m 的情况下，准确率可以达到 98.06%，但这个距离实用性并不高，检测的范围偏小；在天线距离为 3.5 m 的情况下，实验准确率下降到了 92.6%，但这个检测精度仍然很高。实验结果表明，本文方法具有一定实际应用价值，即具备烟雾检测的可行性。

6.2 基于不同烟雾浓度的检测

由第 6.1 节可知，在有烟/无烟环境下的两分类烟雾检测总体效果较好。考虑到实际情况中可能受到非火灾烟雾（如香烟烟雾等）的影响，因此需要进一步根据烟雾的浓度进行多分类检测。实验将烟雾浓度分为无烟 (N)、低烟 (L)、中烟 (M) 和浓烟 (H) 4 种情况，主要通过增加燃烧物的份量来控制所产生的烟雾浓度大小。视距环境 1 的分类结果如图 7 所示。

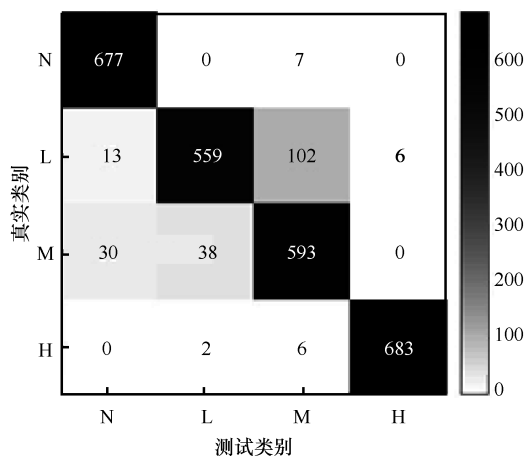


图 7 视距环境 1 的分类结果

实验分别在视距环境 1 和视距环境 3 中，基于 4 种不同烟雾浓度的场景共采集了 4 000 个样本。在视距环境 1 中，准确率为 92.48%，对比图 6 相同距离下两分类情况的准确率为 92.60%，这表明增加分类标签对实验结果的影响并不大，甚至可以忽略不计。视距环境 3 中的分类结果如图 8 所示，其准确率为 89.50%，这相对同样距离二分类情况下的准确率 94.50%而言下降幅度明显。可见，在环境复杂和人类活动的影响下，即存在较多干扰和多径效应情况下，最终的分类精度还是



受到了明显影响,因此本文方法可能更适用于无人情况下的室内消防环境监控。

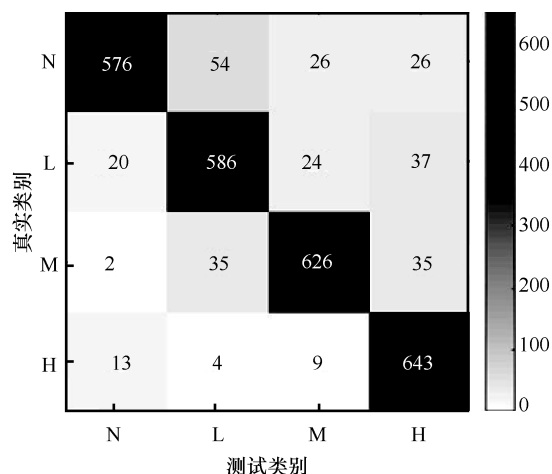


图8 视距环境3中的分类结果

6.3 非视距环境下的检测

通常将无线通信系统的传播环境分成视距 LOS 和非视距 NLOS 两种,在第 6.2 节展示了在 LOS 环境下的实验结果,本节进一步研究 NLOS 环境下的检测准确性。

实验分别在两种非视距环境下进行,在 4 种不同浓度的场景中分别收集了 3 000 个样本。非视距环境 1 中的分类结果如图 9 所示,非视距环境 1 的分类准确率为 96.28%,相比同距离下二分类的准确率为 98.06%,这说明非视距环境 1 由于隔墙的阻挡,信号幅度有一定衰减,效果略微降低;而且分类情况更复杂,给实验效果带来了一定影响。非视距场景 2 的分类准确率为 87.81%,非视距环境 2 中的分类结果如图 10 所示,相同距离的二分类准确率为 94.50%,准确率的下降应该是受到了信号衰减和分类复杂度的影响。

6.4 分类器选取对实验结果的影响

此外,考虑到火灾烟雾检测的实时性要求,还比较了几种典型分类器在视距环境 3 下的检测精度和检测时间,结果见表 2。其中,BP 神经网络的准确度相对较高,但所需的时间也最多,是其他分类器所需时间的几十倍以上,主要原因是

BP 神经网络的训练复杂,时间消耗较多。SVM 分类器在时间和准确度方面的表现都比较好,因此本文选取了 SVM 分类器进行实验。

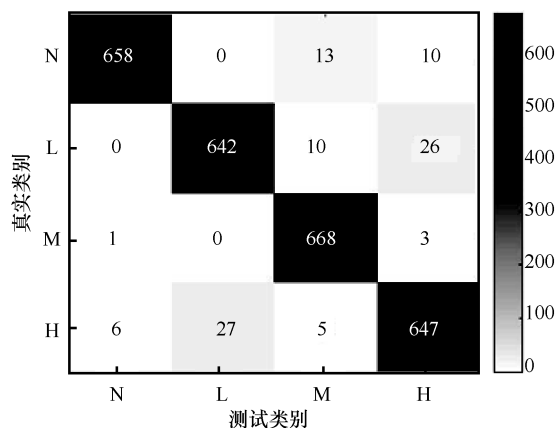


图9 非视距环境1中的分类结果

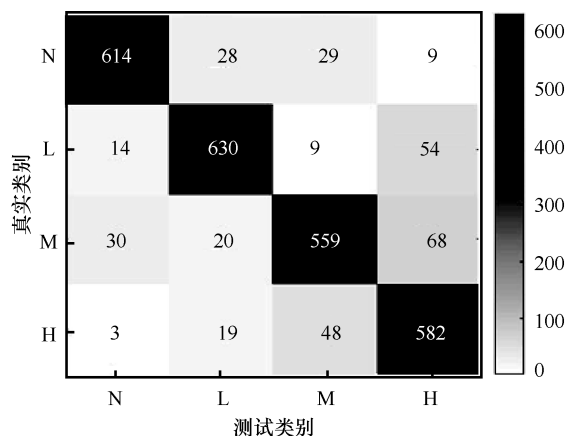


图10 非视距环境2中的分类结果

表2 使用不同分类器的准确度和运行时间

分类器	KNN	NB	SVM	BP
分类精度	83.1%	84.46%	89.43%	93.51%
时间/s	0.29	0.20	1.5	72.40

7 结束语

本文基于商用 Wi-Fi 网络提出了使用无线信道状态信息进行火灾烟雾检测的新方法,并搭建了测试平台进行了验证,实验表明其对于早期火灾烟雾的最高检测精度可达 98.06%。鉴于室内 Wi-Fi 网络分布的广泛性,本文方法可以应用于办

公大楼、商业中心和大型楼宇等室内场所的辅助火灾早期检测预警系统。目前如何提高本文方法的抗干扰能力和实时性仍然是研究重点和实用性难点,如引入深度学习算法加强方法的顽健性等。同时,本方法拓展了无线通信网络进行无线传感应用的新方向。

参考文献:

- [1] 袁飞阁. 基于烟雾浓度的火灾视频检测方法[D]. 武汉: 华中科技大学, 2013.
YUAN F G. Smoke detection method based on smoke density with video[D]. Wuhan: Huazhong University of Science and Technology, 2017.
- [2] 相徐斌. 基于视频的烟雾检测算法研究[D]. 杭州: 浙江大学, 2017.
XIANG X B. The research of smoke detection algorithm on video[D]. Hangzhou: Zhejiang University, 2017.
- [3] 程文彬, 杜磊, 刘依依. 无线多传感器数据融合的家庭火灾检测系统设计[J]. 电信科学, 2017, 33(9): 174-181.
CHENG W B, DU L, LIU Y Y. Design of home fire detection system based on wireless multi-sensor data fusion [J]. Telecommunications Science, 2017, 33(9): 174-181.
- [4] KAAABI R, FRIZZI S, BOUCHOUICHA M, et al. Video smoke detection review: state of the art of smoke detection in visible and IR range[C]//International Conference on Smart, Monitored and Controlled Cities, Feb 17-19, 2017, Kerkennah Islands, Tunisia. Piscataway: IEEE Press, 2017: 81-86.
- [5] BORGES P V, IZQUIERDO E. A probabilistic approach for vision-based fire detection in videos[J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology, 2010, 20(5): 721-731.
- [6] FOGGIA P, SAGGESE A, VENTO M, et al. Real-time fire detection for video-surveillance applications using a combination of experts based on color, shape, and motion[J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology, 2015, 25(9): 1545-1556.
- [7] WANG Y, WU K, NI L M, et al. WiFall: device-free fall detection by wireless networks[J]. IEEE Transactions on Mobile Computing, 2017, 16(2): 581-594.
- [8] WANG H, ZHANG D, WANG Y, et al. RT-fall: a real-time and contactless fall detection system with commodity Wi-Fi devices[J]. IEEE Transactions on Mobile Computing, 2017, 16(2): 511-526.
- [9] ALI K, LIU A X, WANG W, et al. Recognizing keystrokes using Wi-Fi devices[J]. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 2017, 35(5): 1175-1190.
- [10] WANG X, YANG C, MAO S, et al. Phasebeat: exploiting CSI phase data for vital sign monitoring with commodity

Wi-Fidevices[C]//The 37th IEEE International Conference on Distributed Computing Systems, June 5-8, 2017, Atlanta, GA, USA. Piscataway: IEEE Press, 2017: 1230-1239.

- [11] LEE S, PARK Y D, SUH Y, et al. Design and implementation of monitoring system for breathing and heart rate pattern using Wi-Fi signals[C]//15th IEEE Annual Consumer Communications & Networking Conference, Jan 12-15, 2018, Sfax, Tunisia. Piscataway: IEEE Press, 2018: 1-7.
- [12] WU K, XIAO J, YI Y, et al. CSI-based indoor localization[J]. IEEE Transactions on Parallel and Distributed Systems, 2013, 24(7): 1300-1309.
- [13] 孙君, 谢利娟, 许晖, 等. 15 GHz 频段下会议室室内信道大尺度衰落特性测量与分析[J]. 电信科学, 2016, 32(2): 13-19.
SUN J, XIE L J, XU H, et al. Measurement and analysis on channel large scale fading characteristics of conference room at 15 GHz[J]. Telecommunications Science, 2016, 32(2): 13-19.
- [14] 韩玲, 张永明, 方俊, 等. 室内火灾烟雾对微波衰减的影响研究[J]. 火灾科学, 2016, 25(1): 47-52.
HAN L, ZHANG Y M, FANG J, et al. Effect of indoor fire smokes on microwave attenuation[J]. Fire Safety Science, 2016, 25(1): 47-52.
- [15] HALPERIN D, HU W J, SHETH A, et al. Tool release: gathering 802.11n traces with channel state information[J]. ACM SIGCOMM Computer Communication Review, 2011, 41(1): 53.

作者简介



吴哲夫(1971—), 男, 浙江工业大学信息学院副教授、硕士生导师, 主要研究方向为无线通信技术、传感网络应用等。



唐万利(1995—), 女, 浙江工业大学信息学院硕士生, 主要研究方向为无线网络烟雾检测技术。

陈骋(1991—), 男, 华信咨询设计研究院有限公司通信工程师, 主要研究方向为无线传输网络研究和规划设计。

方路平(1968—), 男, 浙江工业大学信息学院教授、硕士生导师, CCF 会员, 主要研究方向为计算机网络、深度学习等。