

基于家庭 WiFi 的室内漏水检测

何 维,胡安琪,田增山,李 泽

(重庆邮电大学 移动通信技术重庆市重点实验室,重庆 400065)

摘要: 随着无线传感系统和无线网络技术的提高,使用无线信号进行人机交互、行为识别、非接触式感知检测在无线传感领域越来越受到重视。针对在家庭环境中经常发生漏水意外,提出一种使用商业 WiFi 信号进行实时检测漏水的系统。主要利用商业 WiFi 信号中的信道状态信息,通过接收信号捕获由物体的不同特性引起的信号变化,并进行三步处理:数据预处理、特征提取、机器学习分类,以达到能够实时检测漏水的目标,革新传统漏水检测系统。为了证明所提出的系统的分类模型适用于任意普通家庭环境,最后进行了实际测试并输出结果,验证了该系统的可行性。

关键词: 信道状态信息;液体检测;WiFi;SVM

中图分类号: TN98

文献标识码: A

DOI:10.16157/j.issn.0258-7998.200149

中文引用格式: 何维,胡安琪,田增山,等. 基于家庭 WiFi 的室内漏水检测[J]. 电子技术应用,2020,46(9):69-73.

英文引用格式: He Wei, Hu Anqi, Tian Zengshan, et al. Indoor water leakage detection based on home WiFi[J]. Application of Electronic Technique, 2020, 46(9): 69-73.

Indoor water leakage detection based on home WiFi

He Wei, Hu Anqi, Tian Zengshan, Li Ze

(Chongqing Key Laboratory of Mobile Communications Technology, Chongqing University of Posts and Telecommunications, Chongqing 400065, China)

Abstract: With the improvement of wireless sensing systems and wireless network technologies, human-computer interaction, behavior recognition, and non-contact sensing detection based wireless signals has received increasing attention in wireless sensing. Aiming at the condition that water leakage accidents in home environment, this paper proposes a system for detecting water leakage in real time based commercial WiFi signals. It mainly uses the channel state information in commercial WiFi signals, captures signal changes caused by different characteristics of objects by receiving signals, and completes the three-step processing: data preprocessing, feature extraction, and machine learning classification to achieve the goal of real-time detection of leaks, and innovate the traditional leak detection system. In order to prove that the proposed system's classification model is suitable for any ordinary home environment, this paper executes the test in real environment at the end, and the outputted results verify the feasibility of the system.

Key words: CSI; liquid detection; WiFi; SVM

0 引言

近年来,由于低成本、低功耗、小尺寸的传感设备的出现,无线传感系统和无线传感网络(Wireless Sensor Network, WSN)迅速发展,通过接收器通信,监视物理环境条件^[1-2]。无线感知是无线网络中一个新兴的尖端研究热点。通过使用无线信号(如 WiFi、雷达、声波、射频识别(Radio Frequency Identification, RFID)等)对人与环境进行非接触式感知,在健康监护、新型人机交互、行为识别等领域有着广泛应用,辅助系统智能化、人性化。

随着无线感知技术的出现,基于信道状态信息(Channel State Information, CSI)的无设备传感系统也受到重视,主要包括活动识别、跌倒检测和生命体征监测。WiFall^[3]和 RT-Fall^[4]分别利用 CSI 幅度和相位差检测跌倒动作

某些特征的衰减。PhaseBeat^[5]和 TensorBeat^[6]使用 CSI 来估计单个或多人的呼吸率。在最近的无线感知研究 Wi-Fire^[7]和 Wi-Metal^[8]中,分别使用 CSI 数据来检测火灾事件和金属物体及肿瘤。

漏水是家庭环境常发生的意外之一,经常给用户带来经济损失和额外的清理工作,当漏水与主电线接触,可能导致某些老化电线漏电短路跳闸,甚至引发人身安全事故,因此迫切需要研究一种高效灵活的漏水探测方法。针对上述问题,本文提出一种基于 WiFi 的室内漏水检测算法,利用现有商用 WiFi 网络成熟设备的广泛部署、成本低廉、易于部署的特点。其主要思想是基于液体对无线信号的吸收、折射和反射的原理。WiFi 信号的 CSI 包含无线信号的幅度和相位信息,可以用来捕获由物体

的不同特性引起的信号变化^[9]。

1 相关理论

电磁波在传播过程中,会在室内的墙体和其他家具等多条路径中反射,实际的电磁波的传播信道中存在多条传输路径。如图1所示,漏水形成的水体改变了现有WiFi环境的多径效应并导致了不同的无线信道。无线信号在两种介质交汇边界产生损耗,一部分穿透,一部分反射^[10-12]。

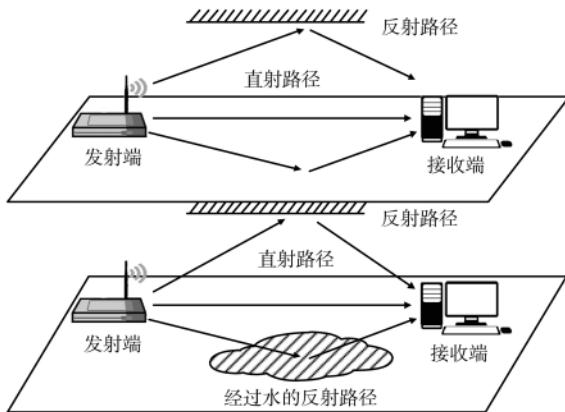


图1 室内复杂环境漏水改变现有的无线信道

当发射信号垂直入射水面时,入射功率为:

$$P_i = \operatorname{Re} \left\{ \frac{|\mathbf{E}_i|^2}{2\eta_0} \right\} \quad (1)$$

其中, \mathbf{E}_i 为入射电场, $\eta_0 = \sqrt{\frac{\mu_0}{\epsilon_0}}$ 为空气的固有阻抗。

进入水中后,信号传输功率为:

$$P_t = \operatorname{Re} \left\{ \frac{|\mathbf{E}_t|^2}{2\eta_1} \right\} \quad (2)$$

其中, \mathbf{E}_t 为传输电场, $\eta_1 = \sqrt{\frac{\mu_1}{\epsilon_0 \epsilon_r}}$ 为淡水固有阻抗, $\epsilon_r = \epsilon_r - j$ 为淡水相对复介电常数。

由波在空气-水界面反射导致的传输损耗为:

$$\alpha_i = 10 \lg \left(\operatorname{Re} \left(\frac{\eta_0}{\eta_1} \right) |T|^2 \right) \quad (3)$$

由电磁波在介质中传播的损耗表示为:

$$\alpha_p = 10 \lg (e^{-2\alpha d}) \quad (4)$$

$$\alpha = \omega \sqrt{\mu \epsilon} \left\{ \frac{1}{2} \left[\sqrt{1 + \left(\frac{\sigma}{\omega \epsilon} \right)^2} - 1 \right] \right\}^{\frac{1}{2}} \quad (5)$$

其中, α 为衰减系数, d 为水中的传播深度。

最终得到的总损耗率 α_{total} 为:

$$\alpha_{\text{total}} = \alpha_i + \alpha_p \quad (6)$$

基于上述理论,本文在室内环境下,使用商用WiFi设备、电脑和收发天线,在5 GHz频段采集所需数据,IEEE 802.11标准使用OFDM(Orthogonal Frequency Division Multiplexing)调制信号,并且将调制后的信号通过多个正交子载波进行传输,每秒发送1 000个包,采集普通

环境和漏水环境的数据,并从CSI中解析出子载波的信道测量信息^[13]。

如图2所示,可以看出无线信号原始数据的CSI幅度在有无漏水的环境中发生的变化,漏水环境下信号的幅度小于正常环境下信号的幅度。

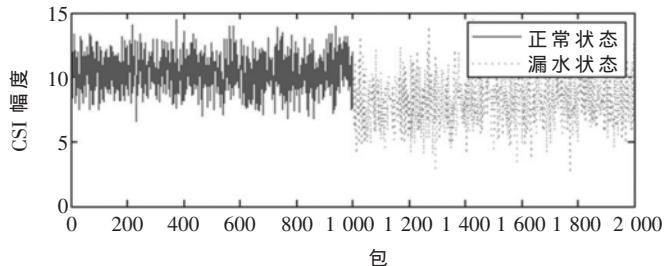


图2 同一天线不同子载波在有无漏水环境下的信号幅度

2 基于 WiFi 的室内漏水检测方法

2.1 方法流程

本文针对家庭环境中经常发生漏水意外,但无法高效灵活地探知报警的情况,提出一种使用商业 WiFi 信号的信道状态信息检测漏水的方法。该方法具体流程如图3所示,首先在环境复杂的实验室内采集不同状态的液体的数据,然后使用滤波对信号进行预处理,接着提取无线信号的CSI幅度值作为特征值进行特征提取,并使用机器学习的分类方法对室内环境是否有无漏水进行判断。

2.2 数据采集

本文使用CSI的信号,通过OFDM子载波测量可以细粒度地描述无线信号。本文使用商用WiFi设备获得信号,1根天线发送,3根天线接收,收发天线位于漏水区域的两端,如图3所示。在5 GHz频段采集所需数据,每秒发送1 000个包。

2.3 数据预处理

2.3.1 异常点去除

本文实验在室内场景下采集,从商用WiFi设备中获取真实CSI数据。由于环境本身存在的固有噪声和一系列电磁干扰,导致数据不稳定,得到30个子载波的3个数据流的CSI中通常存在一些异常值。在本文中,采用Hampel Identifier准则方法来检测和去除异常值。对于任何超出闭区间 $[\mu - \gamma \cdot \sigma, \mu + \gamma \cdot \sigma]$ 的值都识别为异常数据,其中 μ 和 δ 是中位数和中位数绝对偏差(MAD), γ 取决于应用。在所有30个子载波上应用Hampel标识符执行异常检测并替换有问题的数据。

2.3.2 滤波去噪

使用Kalman滤波器从一系列包含杂讯的测量中,估计动态系统的状态。通过输入的系统观测量估计随机信号,得到的估计值作为信号的输出,最终得到平滑的信号。为了不模糊CFR信号中可能出现的上升/下降沿,本文使用[14]中提出的小波滤波器,对每个CFR序列应用“db4”小波变换,并仅使用近似系数来“重构”滤波后的信号,变

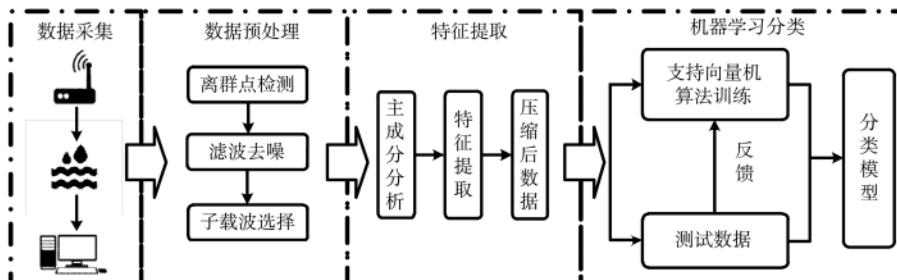


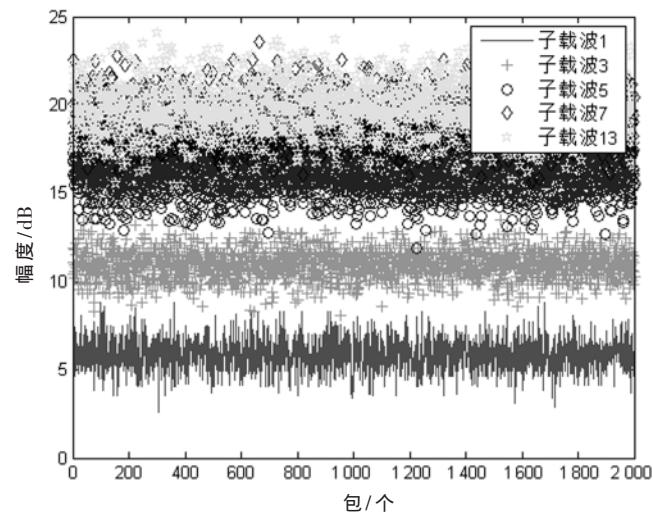
图 3 模型架构

换中使用小波滤波之前和之后的所有 30 个 CFR 序列。

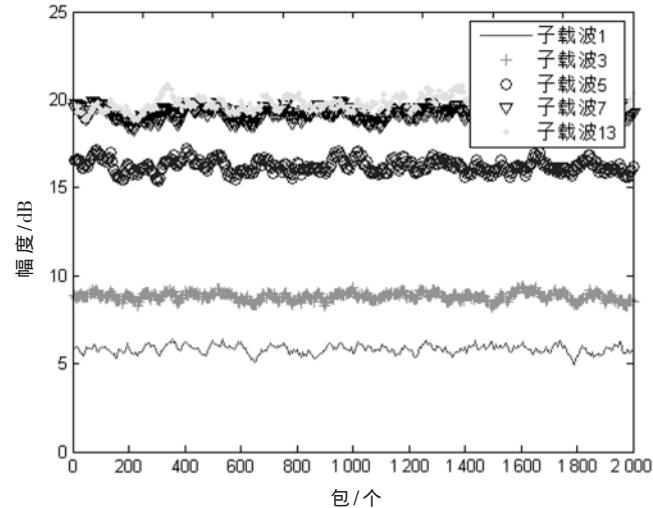
经过数据预处理, 得到的信号较原始信号更平滑清晰, 如图 4 所示, 挑选 1、3、5、7、13 号子载波为例, 相比于原始信号, 数据预处理后可以清晰地分辨出每个子载波信号的数据。

2.3.3 子载波选择

相比于家庭环境中大部分时间静止的其他物体,



(a) 原始信号子载波幅度

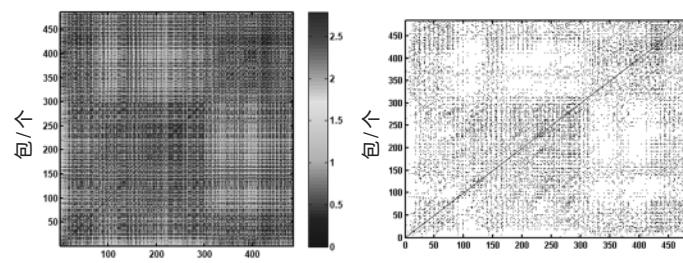


(b) 数据预处理后子载波 CSI 幅度

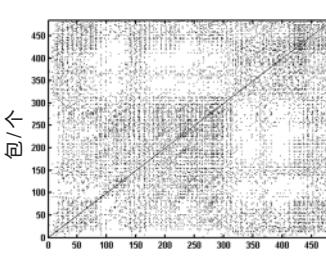
图 4 数据预处理前后的子载波 CSI 幅度变化

漏水水体在流动过程中, 水体表面呈现微弱的不规则周期震荡。使用递归图, 通过相空间可视化轨迹的周期性可以看出普通物体和漏水水体的区别。

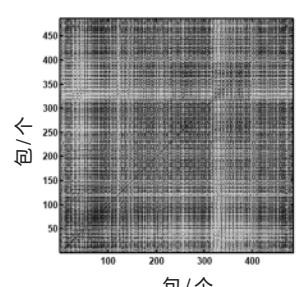
如图 5 所示, 每行为塑料、泡沫、绒布和流水信号, 每一列分别是信号阈值递归图和黑白递归图。根据时间延迟和关联维数计算延迟嵌入矩阵, 并画出阈值递归图, 它将显示距



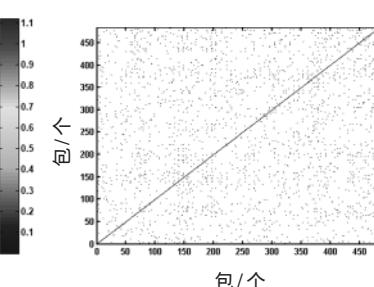
(a) 塑料接收信号的阈值回归图



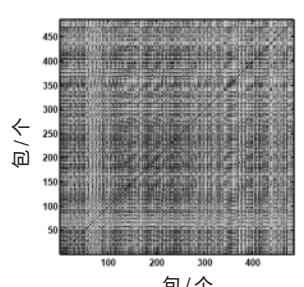
(b) 塑料接收信号的 RQA 递归图



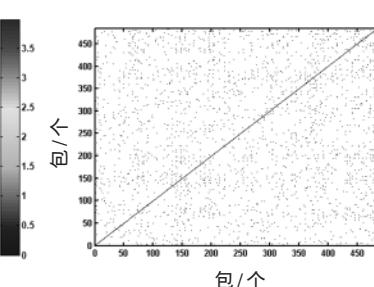
(c) 泡沫接收信号的阈值回归图



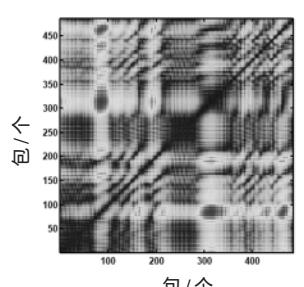
(d) 泡沫接收信号的 RQA 递归图



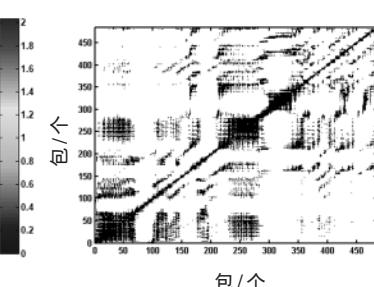
(e) 绒布接收信号的阈值回归图



(f) 绒布接收信号的 RQA 递归图



(g) 流水接收信号的阈值回归图



(h) 流水接收信号的 RQA 递归图

图 5 塑料、泡沫、绒布和流水接收信号的阈值回归图以及 RQA 递归图

离的颜色对应于递归图的坐标 (i, j) 中,如果该点颜色对应在色卡中的值越小,则这些点在幅度图中幅度大小彼此接近;如果该点颜色对应在色卡中的值越大,则这些点在幅度图中幅度大小彼此远离^[15]。通过 RP 图可以看出,前 3 种材料信号没有重复性,而流水信号具有不规则周期性,可以根据 RP 图从每个子载波中挑选周期明显且清晰的信号进行特征的提取和分类。

2.4 特征提取与分类

家庭环境中存在一部分设备和人员会对无线信号产生干扰。例如,电磁炉、微波炉等无线设备,人类和宠物在不同轨迹上的一系列运动对信号产生不同的特性。由于很难区分受影响的 CSI 是否是由漏水或环境干扰引起的,如何从原始信号中提取出这些微小差异是一大挑战。

2.4.1 特征提取

对于多个变量的大量数据的处理,为了减少需要分析的指标,同时减少原指标包含信息的损失,采用主成分分析(Principal Components Analysis,PCA)进行特征提取,减少输入数据维度^[16]。可以使用该方法计算每个 CSI 数据序列的 p 个主成分,获得尺寸为 $p \times \text{matrix}$ 的矩阵。

将 n 维特征映射到 k 维上($k < n$),这 k 维是全新的正交特征,称为主成分。对一组给定的数据 $\{z_1, z_2, \dots, z_n\}$ 的数据中心 μ ,对它数据中心化(坐标原点移到样本点中心点),得到新数据 $X = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ 。中心化后的数据在第一主轴 r_1 方向上分布散得最开,在主轴上投影的绝对值之和最大:

$$(r_1^T X X^T r_1)_{\max} \leq \sigma_1(X) \quad (7)$$

其中第一主成分 u_1 的方向就是 XX^T 的最大特征值对应的特征向量的方向。通过主成分分析,得到 CSI 幅度的特征值,通过选取提取出只包含由漏水引起的变化信息的特征值作为分类的原始数据。

2.4.2 基于机器学习的分类方法

使用支持向量机(Support Vector Machine, SVM)算法对特征提取后的信号 CSI 数据进行分类^[17]。将处理后的数据随机分成两组进行训练和测试,在 n 维数据空间中找到超平面。线性分类器的学习目标便是要在 n 维的数据空间中找到一个超平面(hyper plane),使用 $f(x)$ 作为分类函数,定义为:

$$f(x) = \text{sign}(\omega^T x + b) \quad (8)$$

其中, ω^T 和 b 是分类表面函数参数(ω^T 是法向量, b 是偏移量), x 是从 CSI 幅度或相位差数据中提取的 CSI 值。寻找两个边界端或极端分界线之间的最大间隔,获得最大边际超平面分类器:

$$f(x) = \text{sign} \left(\sum_{i=1}^n y_i \alpha_i \langle x^{(i)}, x \rangle + b \right) \quad (9)$$

该超平面有助于对两类数据点进行分类的决策边界,通过最大化边距距离,超平面不同侧的数据归类于不同的类别,由此构建漏水识别的模型。

3 实验结果与仿真分析

实验使用设备为商用台式电脑和 WiFi 网卡。该设备具体包括一台微星-7799 台式电脑,配备 2.8 GHz Intel® Celeron CPU 和 8 GB RAM 作为接收器,另一台式电脑作为发射器。两款电脑均使用 Ubuntu 12.04LTS 操作系统,并配备 Intel Link 5300 WiFi NIC 用来接收 CSI 信息。发射端使用 1 根定向天线,接收端使用 3 根全向天线。

发射数据分别使用 100 个/s、200 个/s、500 个/s 和 1 000 个/s,在室内环境下接收无漏水情况和漏水情况的数据,进行数据预处理,并对处理后的数据特征提取压缩。最后,使用 300 个样本来训练 SVM 分类器,其他样本用于测试。

如图 6 所示,每行分别是发包率为 100 个/s、200 个/s、500 个/s 和 1 000 个/s 数据经过机器学习算法训练的分类结果,每列为分类模型和分类模型平面数据点。由图 6 可以看出,随着发包率的升高,分类模型越准确,模型数据点越集中。对不同发包率的分类正确性做统计,并计算平均值。

如图 7 所示,当发包率为 100 个/s 时,分类正确率在 87%~93%;当发包率为 200 个/s 时,分类正确率在 86%~99%;当发包率为 500 个/s 时,分类正确率在 99%~100%;当发包率为 1 000 个/s 时,分类正确率在全部为 100%,平均分类正确率为 89.75%、98%、99.5% 和 100%,正确率随着发包速率的升高而增加。并验证了所提出的漏水检测系统可以使用 CSI 幅度实现室内复杂环境下场景的高分类精度。

4 结束语

基于 CSI 的无线感知是将 WiFi 信号运用于类型识别、活动监测和智能交互的重要应用,基于近年来无线设备的普及,该领域将具有很高的研究价值和广阔的应用前景。本文提出了一种使用商业 5300 网卡采集数据的漏水检测系统,基于 CSI 无线感知的一般步骤,先介绍了 CSI 信号的应用,分析了近几年使用无线感知进行的研究成果,提出使用家庭 WiFi 进行漏水检测的必要性以及应用前景。接下来介绍了基于 WiFi 室内漏水检测的系统设计,包括对 CSI 的提取以及对信号处理的 3 个步骤。最终实验结果证明了所提出的漏水检测系统的可行性。

参考文献

- [1] RUIZ-GARCIA L, LUNADEI L, BARREIRO P, et al. A review of wireless sensor technologies and applications in agriculture and food industry: state of the art and current trends[J]. Sensors, 2009, 9(6): 4728~4750.
- [2] CAPELLA J V, BONASTRE A, ORS R, et al. A step forward in the in-line river monitoring of nitrate by means of a wireless sensor network[J]. Sensors and Actuators B: Chemical, 2014, 195: 396~403.
- [3] HAN C, WU K, WANG Y, et al. WiFi fall detection by wireless networks[C]. IEEE INFOCOM 2014, Toronto, ON, Canada, 2014.

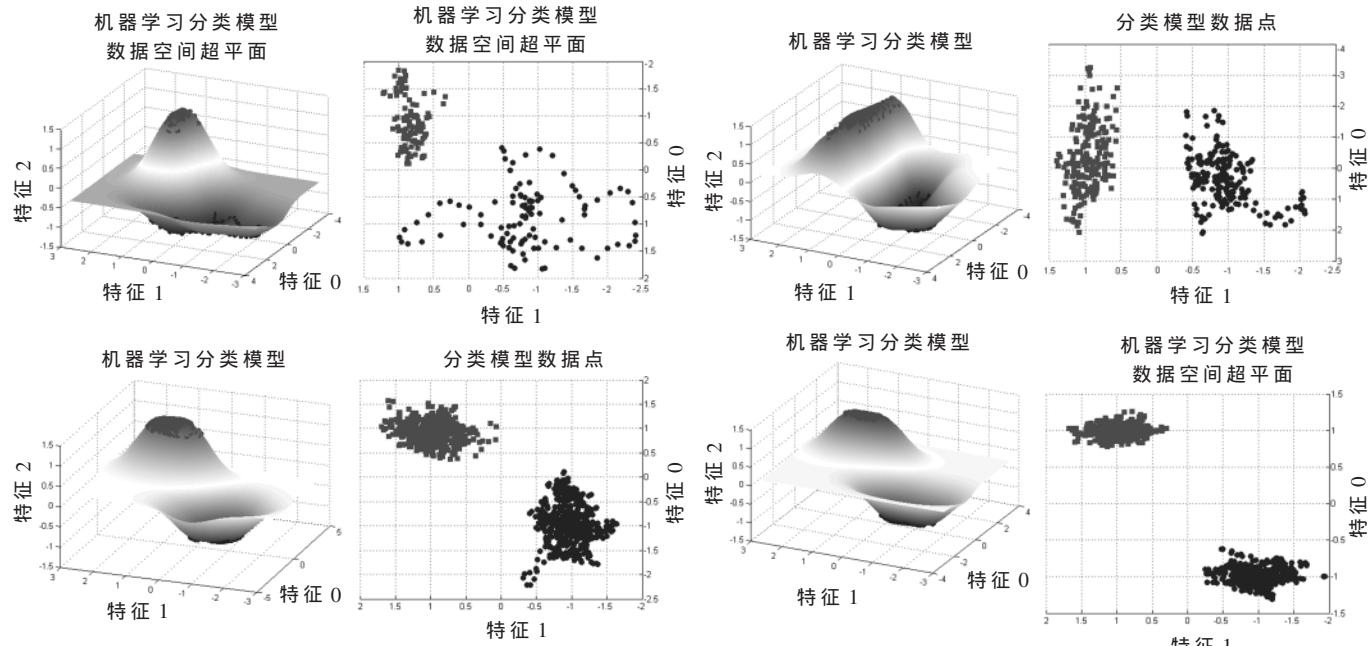


图 6 使用机器学习训练得到的分类结果

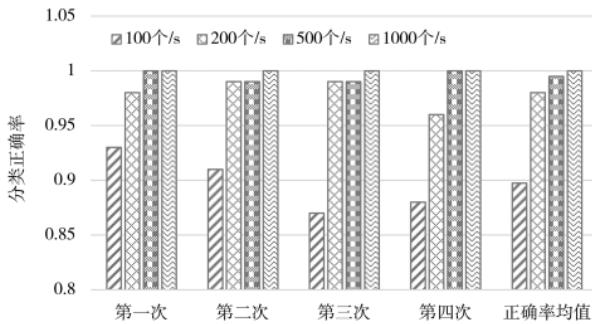


图 7 不同发包率下有无漏水分类正确率

- [4] WANG H, ZHANG D, WANG Y, et al. RT-fall: a real-time and contactless fall detection system with commodity WiFi devices[J]. IEEE Transactions on Mobile Computing, 2017, 16(2): 511–526.
- [5] WANG X, YANG C, MAO S. PhaseBeat: exploiting CSI phase data for vital sign monitoring with commodity WiFi devices[C]. 2017 IEEE 37th International Conference on Distributed Computing Systems(ICDCS). IEEE, 2017: 1230–1239.
- [6] WANG X, YANG C, MAO S. TensorBeat: tensor decomposition for monitoring multiperson breathing beats with commodity WiFi[J]. ACM Transactions on Intelligent Systems and Technology(TIST), 2017, 9(1): 8.
- [7] ZHONG S, HUANG Y, RUBY R, et al. Wi-fire: device-free fire detection using WiFi networks[C]. 2017 IEEE International Conference on Communications(ICC). IEEE, 2017: 1–6.
- [8] WU K. Wi-metal: detecting metal by using wireless networks[C]. 2016 IEEE International Conference on Communications, Kuala Lumpur, Malaysia, 2016.
- [9] XIAO J, WU K, YI Y, et al. FIMD: Fine-grained device-free motion detection[C]. 2012 IEEE 18th International Conference

- on Parallel and Distributed Systems. IEEE, 2012: 229–235.
- [10] JIANG S, GEORGAKOPOULOS S. Electromagnetic wave propagation into fresh water[J]. Journal of Electromagnetic Analysis and Applications, 2011, 3(7): 261–266.
- [11] GOLDINA N D. Calculation of the reflection coefficient of metal–dielectric structures in frustrated total internal reflection[J]. Optoelectronics, Instrumentation and Data Processing, 2009, 45(6): 571–575.
- [12] HARRIS L, BEASLEY J K, LOEB A L. Reflection and transmission of radiation by metal films and the influence of nonabsorbing backings[J]. Journal of the Optical Society of America, 1951, 41(9): 604.
- [13] 田广东, 杨品章, 王珊, 等. 基于 Kmeans 聚类的 CSI 室内定位[J]. 电子技术应用, 2016, 42(12): 62–64.
- [14] VILLASENOR J D, BELZER B, LIAO J. Wavelet filter evaluation for image compression[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 1995, 4(8): 1053–1060.
- [15] Yang Hui. Multiscale recurrence quantification analysis of spatial cardiac vectorcardiogram signals[J]. IEEE Transactions on Biomedical Engineering, 2011, 58(2): 339–347.
- [16] WANG C, ZHENG X, CHEN Y, et al. Locating rogue access point using fine-grained channel information[J]. IEEE Transactions on Mobile Computing, 2017, 16(9): 2560–2573.
- [17] SUYKENS J A, VANDEWALLE J. Least squares support vector machine classifiers[J]. Neural Processing Letters, 1999, 9(3): 293–300.

(收稿日期: 2020-02-26)

作者简介:

何维(1980-), 男, 硕士, 副教授, 主要研究方向: 移动通信、定位技术和通信软件等。

版权声明

经作者授权，本论文版权和信息网络传播权归属于《电子技术应用》杂志，凡未经本刊书面同意任何机构、组织和个人不得擅自复印、汇编、翻译和进行信息网络传播。未经本刊书面同意，禁止一切互联网论文资源平台非法上传、收录本论文。

截至目前，本论文已经授权被中国期刊全文数据库（CNKI）、万方数据知识服务平台、中文科技期刊数据库（维普网）、DOAJ、美国《乌利希期刊指南》、JST 日本科技技术振兴机构数据库等数据库全文收录。

对于违反上述禁止行为并违法使用本论文的机构、组织和个人，本刊将采取一切必要法律行动来维护正当权益。

特此声明！

《电子技术应用》编辑部

中国电子信息产业集团有限公司第六研究所