

## 基于 CSI 的井下人员行为识别方法

张雷<sup>1</sup>, 张跃<sup>2</sup>, 李明雪<sup>3</sup>, 史新国<sup>4</sup>, 翟勃<sup>4</sup>, 王卫龙<sup>4</sup>

(1. 徐州工程学院信息工程学院(大数据学院), 江苏 徐州 221000;

2. 中国矿业大学物联网(感知矿山)研究中心, 江苏 徐州 221000;

3. 中国矿业大学电气与动力工程学院, 江苏 徐州 221000;

4. 山东能源淄博矿业集团有限公司信息中心, 山东 淄博 225100)

**摘要:** 为了解决井下粉尘环境和遮挡条件下的人员行为识别问题, 促进煤矿安全生产, 提出了一种基于 Wi-Fi 信道状态信息(CSI, channel state information)的井下人员行为识别方法。该方法采用 Hampel 滤波结合中位数滤波处理 CSI 原始数据, 并通过线性校正方法利用相位信息。行为识别过程分为离线和在线两个阶段, 离线阶段通过采集人员的不同活动信息来建立判别模型, 在线阶段根据判别模型识别当前动作。在实验中设置了 8 个不同的人员活动, 实验结果表明, 该系统的识别准确率可达 95%。

**关键词:** 煤矿安全; 信道状态信息; 井下人员行为识别; Wi-Fi; 主成分分析

**中图分类号:** TD76

**文献标识码:** A

**doi:** 10.11959/j.issn.2096-3750.2020.00202

## CSI-based underground personnel behavior identification method

ZHANG Lei<sup>1</sup>, ZHANG Yue<sup>2</sup>, LI Mingxue<sup>3</sup>, SHI Xinguo<sup>4</sup>, ZHAI Bo<sup>4</sup>, WANG Weilong<sup>4</sup>

1. School of Information Engineering (School of Big Data), Xuzhou University of Technology, Xuzhou 221000, China

2. IoT (Perception Mine) Research Center, China University of Mining and Technology, Xuzhou 221000, China

3. School of Electrical and Power Engineering, China University of Mining and Technology, Xuzhou 221000, China

4. Information Center, Shandong Energy Zibo Mining Group Co., Ltd., Zibo 225100, China

**Abstract:** To solve the problem of personnel behavior identification under the condition of dust environment and shielding and to promote the coal mine safety production, a personnel identification method based on the Wi-Fi channel state information (CSI) was proposed. The system used Hampel filter and median filter to process the raw CSI data, and utilized the phase information through a linear correction method. The recognition process was divided into the offline stage and online stage. In the offline stage, different activities data was collected to establish the recognition model. While in the online stage, current actions were recognized according to the recognition model. 8 different human activities were set in the experiments and the result indicated that the recognition accuracy of this system could reach 95%.

**Key words:** coal mine safety, channel state information, underground personnel behavior identification, Wi-Fi, principal component analysis

### 1 引言

我国是煤炭型能源大国, 煤炭在我国能源构成中居于核心地位, 降低矿井事故发生概率是人们广

泛关注的焦点。关于井下发生的事故, 有些是人员错误行为造成的, 监测井下人员的行为可以有效加强人员管理, 促进煤矿安全生产。现存的行为识别方法大多依赖摄像头和激光红外线等, 煤矿井下存

收稿日期: 2020-06-21; 修回日期: 2020-10-08

通信作者: 张跃, 1332724403@qq.com

基金项目: 国家重点研发计划 (No.2017YFC0804400)

**Foundation Item:** The National Key R&D Program of China (No.2017YFC0804400)

在粉尘环境，无法完全满足摄像头的成像条件，而激光红外线覆盖范围较小，只在视距路径下才能得到准确的信息。所以，需要一种新的方法弥补上述缺陷，实现井下人员行为的精确监测。

由于 Wi-Fi 设备覆盖范围广，不受光线等条件影响，近年来许多学者利用 Wi-Fi 进行人员行为识别。早期的研究大多通过接收信号强度（RSSI, received signal strength indication）实现行为识别，文献[1]探索了人类活动对 RSSI 的影响，提出的融合算法的平均识别准确率达 75% 以上。文献[2]提出了 Wi-Gest 系统，通过构建手势簇实现手势识别。然而 RSSI 易受环境干扰，随距离增大而衰减的现象严重，基于 RSSI 的识别方法无法保证识别的稳定性和准确性<sup>[3]</sup>。

与 RSSI 相比，CSI 粒度更细，并且正交频分复用（OFDM, orthogonal frequency division multiplexing）技术可以有效减少多径效应带来的影响。文献[4]中的 Wi-Fall 利用 CSI 的时间稳定性和频率多样性进行跌倒检测，然而 Wi-Fall 只利用了 CSI 的幅度信息，并没有充分利用相位信息。文献[5]提出了 Wi-Chase 系统，利用全部 30 个子载波提取统计特征进行动作分类，但 Wi-Chase 系统仅针对少量简单活动进行识别，不适用于更加丰富的动作数据集。因此，本文提出了一种基于 CSI 的井下人员行为识别方法，该方法可以在井下粉尘环境和有遮挡情况下工作，不需要人员携带任何设备。本文通过线性校正方法有效利用 CSI 的相位信息，并设计了基于主成分分析（PCA, principal component analysis）方法的子载波选择算法，最终实现对多种人员行为的准确识别。

## 2 CSI

CSI 是物理层中的细粒度信息，它描述了通信链路的信道属性，包括散射、环境衰减、距离衰减等信息。OFDM 技术可以有效减少多径效应带来的影响，将收发设备间的信道响应信息通过 CSI 的形式从物理层解析出来<sup>[6]</sup>。

在窄带平坦衰落信道中，信道信息可以在频域表示为

$$\mathbf{y} = \mathbf{H}\mathbf{x} + \mathbf{n} \quad (1)$$

其中， $\mathbf{y}$  表示接收向量， $\mathbf{x}$  表示传输向量， $\mathbf{n}$  和  $\mathbf{H}$  分别表示噪声和信道矩阵。

在 OFDM 系统中，56 个子载波可以通过 20 MHz

带宽的信道进行数据传输。但是，Intel 5300 网卡只能获取其中的 30 个子载波，它们可以表示为

$$\mathbf{H} = [H_1, H_2, \dots, H_i, \dots, H_N] \quad (2)$$

其中， $N$  是子载波的个数，每个  $H_i$  都描述了一个 OFDM 子载波的幅度和相位信息，可以表示为

$$H_i = |\mathbf{H}| e^{j \sin \angle H_i} \quad (3)$$

其中， $\angle H_i$  与  $|\mathbf{H}|$  分别表示第  $i$  个子载波的相位和幅度。在多输入多输出（MIMO, multiple input and multiple output）系统中，CSI 矩阵可以表示为

$$\mathbf{H}_{\text{MIMO}} = \begin{bmatrix} H_{11} & H_{12} & \dots & H_{1N_r} \\ H_{21} & H_{22} & \dots & H_{2N_r} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ H_{N_t1} & H_{N_t2} & \dots & H_{N_tN_r} \end{bmatrix} \quad (4)$$

## 3 方法设计

### 3.1 信号预处理

由于收集的 CSI 原始数据含有大量噪声，所以先对 CSI 原始数据进行预处理，以供后续工作使用。CSI 原始数据包括相位信息和振幅信息，分别提取相位信息和振幅信息，然后用一系列信号预处理方法去除由人员行为之外因素引起的 CSI 变化。

#### 3.1.1 线性校正

虽然 CSI 已被广泛应用，但大多只考虑了 CSI 的振幅信息，没有足够重视相位信息，其原因是发射机与接收机之间的同步误差无法完全消除。接收端接收的 CSI 既包含载波频率同步的剩余误差，也包含时钟同步误差，对相位信息有很大的影响。因此，本节使用线性变换对原始相位数据进行处理，获得 CSI 可用相位信息<sup>[7]</sup>。第  $i$  个子载波的 CSI 相位表示为

$$\hat{\phi}_i = \phi_i - 2\pi \frac{k_i}{N} \delta + \beta + Z \quad (5)$$

其中， $\hat{\phi}_i$  和  $\phi_i$  分别代表第  $i$  个子载波的 CSI 相位测量值和真实值， $\delta$  代表发射机和接收机之间的时间差， $\beta$  为发射机和接收机中心频率不同步引起的相位偏差， $Z$  为高斯噪声， $k_i$  表示 30 个子载波的索引（-28~28）， $N$  是快速傅里叶变换（FFT, fast Fourier transform）的尺寸。CSI 相位信息分布如图 1 所示，CSI 原始相位如图 1(a) 所示，相位分布杂乱，无法使用。为了减少  $\beta$  和  $\delta$  对相位的影响，文献[8]使用

了一种线性校正的方法。线性变换方程的斜率和截距分别定义为  $a$  和  $b$ 。

$$a = \frac{\hat{\phi}_n - \hat{\phi}_1}{k_n - k_1} = \frac{\phi_n - \phi_1}{k_n - k_1} - \frac{2\pi}{N} \delta \quad (6)$$

$$b = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n \hat{\phi}_j = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n \phi_j - \frac{2\pi\delta}{nN} \sum_{j=1}^n k_j + \beta \quad (7)$$

因为子载波的频率是对称的，所以  $\sum_{j=1}^n k_j = 0$ ，

且  $b$  可以被表示为  $b = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n \phi_j + \beta$ 。噪声  $Z$  是测量

误差，在多次测量时可以被忽略。然后可以通过计算  $\hat{\phi}_i - ak_i - b$  得到消除了  $\delta$  和  $\beta$  的  $\tilde{\phi}_i$  为

$$\tilde{\phi}_i = \hat{\phi}_i - ak_i - b = \phi_i - \frac{\phi_n - \phi_1}{k_n - k_1} k_i - \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n \phi_j \quad (8)$$

其中， $\hat{\phi}_i$  可以近似为真实相位的组合。与图 1(a) 相比，图 1(b) 所示的线性校正后的近似相位分布更符合预期。

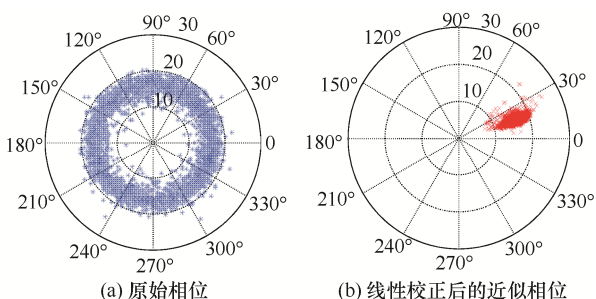


图 1 CSI 相位信息分布

### 3.1.2 滤波处理

收集的 CSI 数据总存在一些异常值，这些异常值明显不是人为活动引起的。即使从静态环境提取，原始 CSI 数据的振幅信息也包含很多异常值。同时，采集的数据也会受环境噪声的影响。为了解决以上问题，本文采用 Hampel 滤波器去除离群值<sup>[9]</sup>，同时采用中位数滤波器消除环境噪声的影响。CSI 幅度信息分布如图 2 所示，包含人员活动的 CSI 原始幅度如图 2(a) 所示，信号分布杂乱，无法直接使用。滤波处理后的幅度如图 2(b) 所示，曲线较平滑，有效去除了噪声的干扰。

### 3.2 子载波选择

每个 CSI 数据流包含 30 个子载波，这些子载波之间具有一定的相似性。如果将全部子载波用于特征提取，会存在大量冗余信息。因此，本文设计

了基于 PCA 的子载波选择算法，以子载波的贡献率作为选择标准，算法步骤如下。

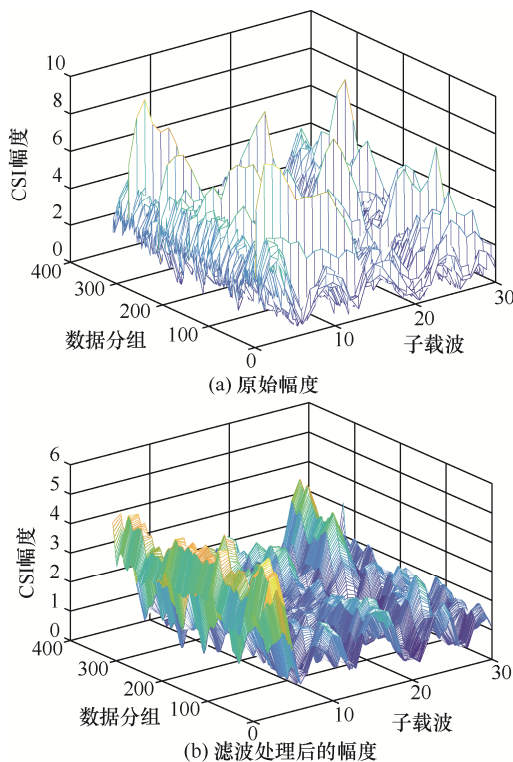


图 2 CSI 幅度信息分布

**步骤 1 样本数据中心化：**采样数据矩阵为  $\mathbf{X} = [\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2, \dots, \mathbf{x}_n]$ ，其中， $\mathbf{x}_i$  为采样数据，维度为  $m$ ，将每个样本减去其对应的均值为

$$\mathbf{x}_i = \mathbf{x}_i - \frac{1}{m} \sum_{i=1}^n \mathbf{x}_i \quad (9)$$

**步骤 2 计算协方差矩阵：**利用协方差公式求解协方差矩阵

$$\mathbf{C} = \frac{1}{m} \mathbf{X}^T \mathbf{X} = \frac{1}{m} \begin{bmatrix} \text{cov}(\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_1) & \dots & \text{cov}(\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_n) \\ \dots & \dots & \dots \\ \text{cov}(\mathbf{x}_m, \mathbf{x}_1) & \dots & \text{cov}(\mathbf{x}_m, \mathbf{x}_n) \end{bmatrix} \quad (10)$$

**步骤 3 协方差矩阵分解：**通过特征分解方法分解协方差矩阵，得到相应的特征值，将排序后的特征值表示为  $\{v_1, v_2, \dots, v_n\}$ ，对应的特征向量为  $\{\mathbf{u}_1, \mathbf{u}_2, \dots, \mathbf{u}_n\}$ 。根据贡献率获取前  $k$  个特征向量，并构成投影矩阵  $\mathbf{U}$ 。贡献率和  $\mathbf{U}$  分别为

$$\text{贡献率} = \frac{\text{所选子载波方差}}{30 \text{个子载波累计方差}} \quad (11)$$

$$\mathbf{U} = \{\mathbf{u}_1, \mathbf{u}_2, \dots, \mathbf{u}_k\} \quad (12)$$

**步骤 4 输出结果：**根据贡献率求出方差最大

的特征向量

$$Y = XU \quad (13)$$

基于 PCA 的子载波选择算法的具体结果如图 3 所示，原始 CSI 波形的 30 个子载波波形有一定相似性，经过子载波选择后，选出前 5 个主成分（贡献率为 90%），这 5 个子载波可以代表原来的大部分信息，避免了数据冗余。

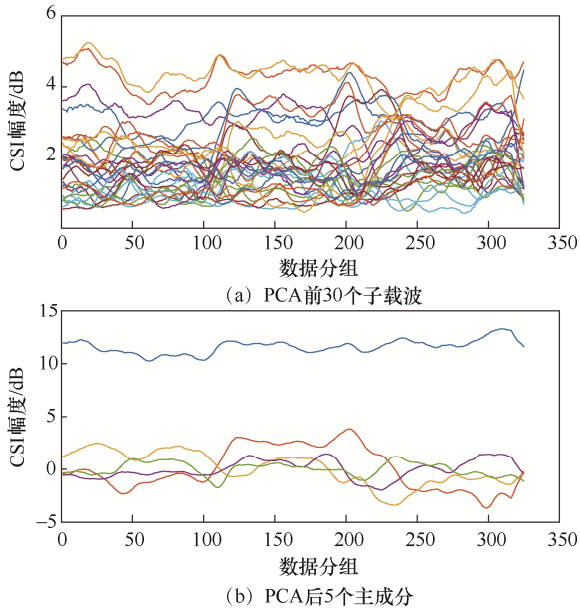


图 3 基于 PCA 的子载波选择算法的具体结果

### 3.3 活动识别

在活动识别部分，本文将从选取的子载波中提取多个特征构建特征矩阵，特征的选取包括多个统计特征、信息熵、人体活动持续时间和信号强度偏移量，动作识别特征向量如表 1 所示。特征矩阵将作为机器学习算法的输入，从而实现人员活动识别。

表 1 动作识别特征向量

| 序号 | 特征       |
|----|----------|
| 1  | 标准差      |
| 2  | 绝对中位差    |
| 3  | 四分位数     |
| 4  | 信息熵      |
| 5  | 人体活动持续时间 |
| 6  | 信号强度偏移量  |

## 4 实现流程与实验分析

### 4.1 实现流程

本文设计的井下人员行为识别方法主要由数

据采集、数据预处理、子载波选择和活动识别 4 个模块组成，系统框图如图 4 所示。首先，数据采集模块通过普通商用 Wi-Fi 设备提取原始 CSI 信号，再经过数据预处理获得滤波后的相位信息和幅度信息，然后通过基于 PCA 的选择算法获取多个子载波进行特征提取并构建特征矩阵，最后用机器学习算法实现行为分类。

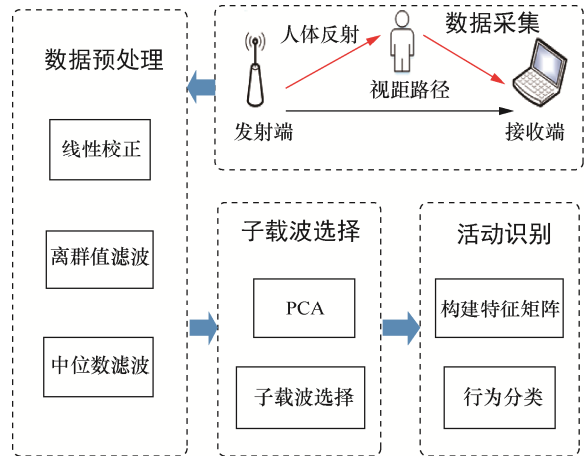


图 4 系统框图

### 4.2 实验设置

为了验证系统的可行性，在模拟罐笼进行实验，动作识别实验部署如图 5 所示。采用的设备为一台笔记本电脑（配备 Intel 5300 网卡，操作系统为 Ubuntu 14.04）和一个商用无线路由器（D-Link DIR-859），通过 CSI-TOOL 解析网卡中的 CSI 数据。设备运行在 5 GHz 频段，避免了其他信号的干扰。为了充分捕捉包含人员行为的 CSI 信号，采样频率被设置为 100 Hz。共有 5 名不同性别、年龄、身材的志愿者参与实验，每个人执行 8 种不同的动作，每个动作重复 20 次，收集的信息作为实验数据。

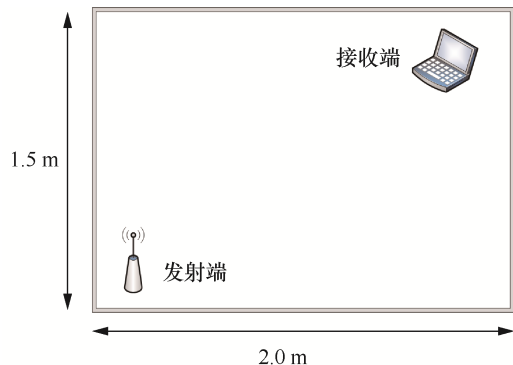


图 5 动作识别实验部署

### 4.3 结果分析

分类结果的混淆矩阵如图 6 所示，图 6 展示了实验中对 8 个动作的识别结果。矩阵中的每一行表示活动的真实类别，每一列表示该方法预测的类别。该方法对不同动作的识别准确率均为 86% 以上，其中准确率较高的动作为睡觉和扔杂物，准确率分别达 98% 和 96%，其原因是这两种活动都有特殊的执行方式。相反地，识别准确率最低的动作是走动和跑动，准确率分别为 87% 和 86%，因为这两种活动执行模式相同，可能会互相混淆。

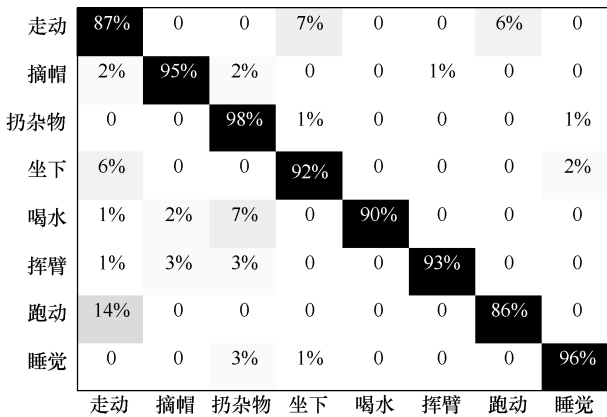


图 6 分类结果的混淆矩阵

此外，在相同的场景下将本文的实验方法与 Wi-Fall 和 Wi-Chase 进行比较，采用准确率、召回率和 F1-Score 作为评判指标。系统评价指标如图 7 所示，本文所提系统的 3 种指标值均为 95% 左右，优于 Wi-Chase 和 Wi-Fall 的结果。本文是在这两个系统的基础上，针对井下场景设计，有效利用相位信息，通过子载波选择算法提高了分类精度。

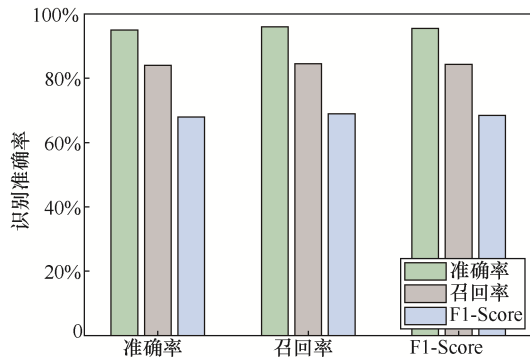


图 7 系统评价指标

#### 4.3.1 相位信息对分类精度的影响

不同分类算法和不同信号指标下的识别准确率如表 2 所示。为了验证相位信息的有效性，比较

了仅使用振幅、仅使用相位和同时使用振幅和相位 3 种情况下的分类精度。同时比较了支持向量机 (SVM, support vector machine)、随机森林 (RF, random forest) 和  $k$  近邻 (KNN,  $k$ -nearest neighbor) 这 3 种分类算法的分类性能，其中，SVM 算法的识别准确率高于其他算法。在使用 SVM 算法进行分类时，仅使用幅度或相位就可以达到 90% 和 67% 的准确率，而同时使用幅度和相位可以达到 95% 的准确率。由此可见，相位的加入可以提高系统的分类精度。

表 2 不同分类算法和不同信号指标下的识别准确率

| 算法  | 仅使用幅度 | 仅使用相位 | 同时使用幅度和相位 |
|-----|-------|-------|-----------|
| SVM | 90%   | 67%   | 95%       |
| RF  | 63%   | 77%   | 80%       |
| KNN | 70%   | 73%   | 88%       |

#### 4.3.2 PCA 对分类精度的影响

本文利用 PCA 方法进行子载波选择，提高了分类精度。为了证明 PCA 方法的有效性，得到使用 PCA 和不使用 PCA 下识别每个活动的准确率，PCA 对分类精度的影响如图 8 所示，在不使用 PCA 的情况下，系统的识别准确率有所下降。此外，子载波数目对分类精度的影响如图 9 所示，在选取前 5 个主成分时，系统达到较高准确率，但是，继续增加主成分的数量并不会明显提升准确率，甚至会导致系统计算量增大。

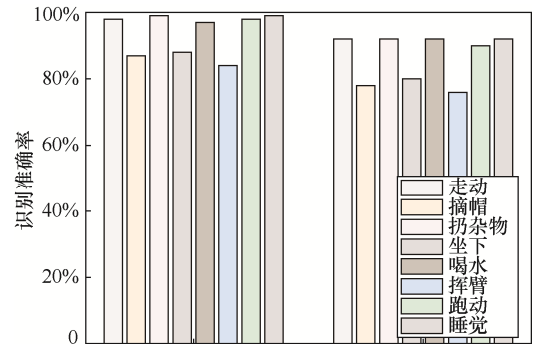


图 8 PCA 对分类精度的影响

#### 4.3.3 不同人员的分类结果

为了验证本文所提出的方法对不同人员的判断效果，实验采集了 5 名不同年龄、身高和体重的志愿者的行为数据。识别不同志愿者的准确率如图 10 所示，对不同人员的行为进行识别的准确率都达到较高水平，准确率都为 85% 以上，可以体现该方法对于不同用户的适用能力。

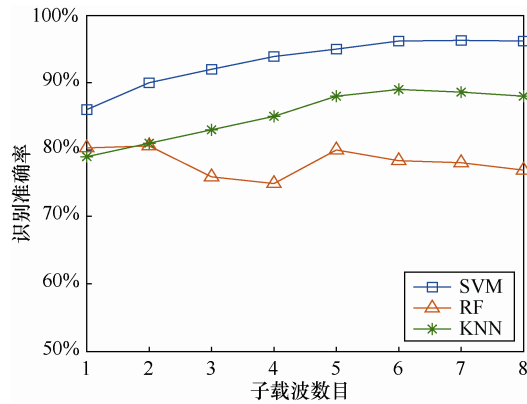


图9 子载波数目对分类精度的影响

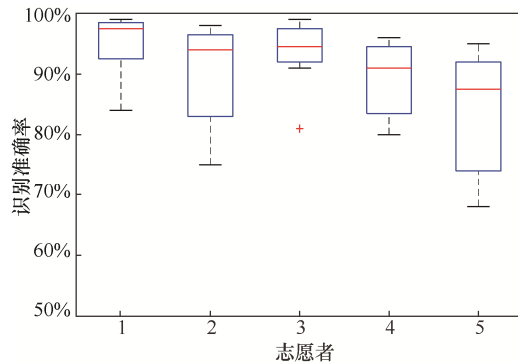


图10 识别不同志愿者的准确率

## 5 结束语

本文设计了基于 CSI 的井下人员行为识别系统,解决了井下粉尘环境或有遮挡情况下的人员行为识别问题。通过线性校正方法有效利用 CSI 相位信息,提高了分类精度。此外,设计了子载波选择算法,通过贡献率选取信息最丰富的子载波进行特征提取,去除了部分冗余信息。为了验证系统的实用性,在模拟场景对 8 个不同动作进行实验,达到了 95% 的准确率。但是,本文的方法主要针对单人或其他人员静止的场景。未来会进一步研究有其他人员干扰的场景,并设计活动分割算法来实现连续动作的实时检测。

## 参考文献:

- [1] GU Y, QUAN L H, REN F J. WiFi-assisted human activity recognition[C]//2014 IEEE Asia Pacific Conference on Wireless and Mobile. IEEE, 2014: 60-65.
- [2] ABDELNASSER H, HARRAS K A, YOUSSEF M. WiGest demo: a ubiquitous WiFi-based gesture recognition system[C]//2015 IEEE Conference on Computer Communications Workshops (INFOCOM

WKSHPs). IEEE, 2015: 17-18.

- [3] YANG Z, ZHOU Z M, LIU Y H. From RSSI to CSI: indoor localization via channel response[J]. ACM Computing Surveys, 2013, 46(2): 1-32.
- [4] WANG Y X, WU K S, NI L M. WiFall: device-free fall detection by wireless networks[J]. IEEE Transactions on Mobile Computing, 2017, 16(2): 581-594.
- [5] ARSHAD S, FENG C H, LIU Y H, et al. Wi-chase: a WiFi based human activity recognition system for sensorless environments[C]//2017 IEEE 18th International Symposium on A World of Wireless, Mobile and Multimedia Networks (WoWMoM). IEEE, 2017: 1-6.
- [6] HALPERIN D, HU W J, SHETH A, et al. 802.11 with multiple antennas for dummies[J]. ACM SIGCOMM Computer Communication Review, 2010, 40(1): 19-25.
- [7] QIAN K, WU C S, YANG Z, et al. PADS: Passive detection of moving targets with dynamic speed using PHY layer information[C]//2014 20th IEEE International Conference on Parallel and Distributed Systems (ICPADS). IEEE, 2014: 1-8.
- [8] SEN S, RADUNOVIC B, CHOUDHURY R R, et al. You are facing the Mona Lisa[C]//The 10th International Conference on Mobile Systems, Applications, and Services. ACM, 2012: 183-196.
- [9] DAVIES L, GATHER U. The identification of multiple outliers[J]. Journal of the American Statistical Association, 1993, 88(423): 782-792.

## [作者简介]



张雷 (1987-), 男, 江苏徐州人, 博士, 徐州工程学院讲师, 主要研究方向为井下人员定位和行为识别。

张跃 (1996-), 男, 江苏徐州人, 中国矿业大学物联网(感知矿山)研究中心工程师, 主要研究方向为无线网络感知和机器学习等。

李明雪 (1996-), 女, 江苏徐州人, 中国矿业大学电气与动力工程学院硕士生, 主要研究方向为电力电子变换器及其控制系统等。

史新国 (1972-), 男, 山东泰安人, 山东能源淄博矿业集团有限公司信息中心高级工程师, 主要研究方向为煤矿信息化。

翟勃 (1970-), 男, 山东淄博人, 山东能源淄博矿业集团有限公司信息中心高级工程师, 主要研究方向为煤矿信息化。

王卫龙 (1988-), 男, 陕西商洛人, 山东能源淄博矿业集团有限公司信息中心工程师, 主要研究方向为煤矿信息化。